



**T.C.
BURSA ULUDAĞ ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ
EKONOMETRİ ANABİLİM DALI
İSTATİSTİK BİLİM DALI**

**DOĞRUSAL VE DOĞRUSAL OLMAYAN ZAMAN SERİLERİ
ANALİZİNİN SEÇİLMİŞ BAZI MAKROEKONOMİK
DEĞİŞKENLER ÜZERİNE UYGULAMASI**

DOKTORA TEZİ

HAKAN ÖNDES

BURSA 2022



**T.C.
BURSA ULUDAĞ ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ
EKONOMETRİ ANABİLİM DALI
İSTATİSTİK BİLİM DALI**

**DOĞRUSAL VE DOĞRUSAL OLMAYAN ZAMAN SERİLERİ
ANALİZİNİN SEÇİLMİŞ BAZI MAKROEKONOMİK
DEĞİŞKENLER ÜZERİNE UYGULAMASI**

DOKTORA TEZİ

Hakan ÖNDES

**Danışman:
Prof. Dr. Erkan İŞİĞİÇOK**

BURSA 2022

T. C.
BURSA ULUDAĞ ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ MÜDÜRLÜĞÜNE

Ekonometri Anabilim Dalı, İstatistik Bilim Dalı'nda 711717004 numaralı Hakan ÖNDES'in hazırladığı "Doğrusal ve Doğrusal Olmayan Zaman Serileri Analizinin Seçilmiş Bazı Makroekonomik Değişkenler Üzerine Uygulaması" konulu Doktora Tezi ile ilgili tez savunma sınavı, 21/07/2022 günü 12:00-13:30 saatlerini arasında yapılmış, sorulan sorulara alınan cevaplar sonunda adayın tezinin başarılı olduğuna OYBİRLİĞİ ile karar verilmiştir.

Üye
(Sınav Komisyonu Başkanı)
Prof. Dr. Kadir Yasin ERYİĞİT
Bursa Uludağ Üniversitesi

Üye
(Tez Danışmanı)
Prof. Dr. Erkan İŞİĞİÇOK
Bursa Uludağ Üniversitesi

Üye
Prof. Dr. Metehan YILGÖR
Bandırma Onyediy Eylül Üniversitesi

Üye
Doç. Dr. Murat Ozan BAŞKOL
Bursa Uludağ Üniversitesi

Üye
Dr. Öğr. Üyesi Özlem GÖKTAŞ
İstanbul Üniversitesi

21/07/ 2022

Yemin Metni

Doktora Tezi olarak sunduđum “Dođrusal ve Dođrusal Olmayan Zaman Serileri Analizinin Seilmiř Bazı Makroekonomik Deđiřkenler Üzerine Uygulaması” bařlıklı alıřmanın bilimsel arařtırma, yazma ve etik kurallarına uygun olarak tarafımdan yazıldıđına ve tezde yapılan bütn alıntılarının kaynaklarının usulne uygun olarak gsterildiđine, tezimde intihal rn cmle veya paragraflar bulunmadıđına řerefim zerine yemin ederim.

21.07.2022

Adı Soyadı: Hakan NDES

đrenci No: 711717004

Anabilim Dalı: Ekonometri

Programı: İstatistik

Tezin Tr: Yksek Lisans / Doktora

/ Sanatta Yeterlilik



SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ
DOKTORA İNTİHAL YAZILIM RAPORU
BURSA ULUDAĞ ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ
EKONOMETRİ ANABİLİM DALI BAŞKANLIĞI'NA

Tez Başlığı/Konusu: “Doğrusal ve Doğrusal Olmayan Zaman Serileri Analizinin Seçilmiş Bazı Makroekonomik Değişkenler Üzerine Uygulaması”

Yukarıda başlığı gösterilen tez çalışmamın a) kapak sayfası, b) Giriş, c) Ana bölümler ve d) Sonuç kısımlarından oluşan toplam 201 sayfalık kısmına ilişkin, 30 / 06 / 2022 tarihinde şahsım tarafından Turnitin adlı intihal tespit programından (Turnitin)* aşağıda belirtilen filtrelemeler uygulanarak alınmış olan özgünlük raporuna göre, tezimin benzerlik oranı % 16’dır.

Uygulanan filtrelemeler:

1. Kaynakça hariç
2. Alıntılar **haric**/ dâhil
3. 5 kelimedenden daha az örtüşme içeren metin kısımları hariç

Bursa Uludağ Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Tez Çalışması Özgünlük Raporu Alınması ve Uygulanma Esasları’nı inceledim ve bu Uygulama Esasları’nda belirtilen azami benzerlik oranlarına göre tez çalışmamın herhangi bir intihal içermediğini; aksinin tespit edileceği muhtemel durumda doğabilecek her türlü hukuki sorumluluğu kabul ettiğimi ve yukarıda vermiş olduğum bilgilerin doğru olduğunu beyan ederim. Gereğini saygılarımla arz ederim.

21.07.2022

Adı Soyadı: Hakan ÖNDES

Öğrenci No: 711717004

Anabilim Dalı: Ekonometri

Programı: İstatistik

Statüsü: Doktora

Danışman:

Prof. Dr. Erkan IŞIĞIÇOK

*Turnitin programına Bursa Uludağ Üniversitesi Kütüphane web sayfasından ulaşılabilir.

ÖZET

Yazar Adı Soyadı : Hakan ÖNDES
Üniversite : Bursa Uludağ Üniversitesi
Enstitü : Sosyal Bilimler Enstitüsü
Anabilim Dalı : Ekonometri
Bilim Dalı : İstatistik
Tezin Niteliği : Doktora Tezi
Sayfa Sayısı : XIX+223
Mezuniyet Tarihi : 21/07 / 2022
Tez Danışmanı : Prof. Dr. Erkan IŞIĞIÇOK

DOĞRUSAL VE DOĞRUSAL OLMAYAN ZAMAN SERİLERİ ANALİZİNİN SEÇİLMİŞ BAZI MAKROEKONOMİK DEĞİŞKENLER ÜZERİNE UYGULAMASI

Günümüzde iktisadi değişkenlerin seyrinin belirlenmesi ve ileriye yönelik gösterecekleri değişimin yönü, karar alıcılar ve politika belirleyicileri için oldukça önem kazanmıştır. Oluşturulacak hedeflerin veya planlamalarının öngörüsünde doğruluk ve tutarlılık gerekmektedir. Son dönemde kullanımı yaygınlaşan Yapay Sinir Ağları ve Yapay sinir ağlarına dayalı hibrit modelleme teknikleri, bu anlamda başarılı bir analiz aracı olarak karşımıza çıkmaktadır. Geleneksel zaman serisi modelleri, otoregresif koşullu değişen varyans modelleri, Markov rejim değişimi modelleri, eşik ve geçiş modelleri tek başına değişkenlerin öngörülmesinde hibrit yapılara göre yetersiz kalmaktadır. Bu doğrultuda tezde ispatlanmak istenen hipotez, “makroekonomik değişkenlerin öngörülmesinde hibrit tekniklerin en güvenilir ve tutarlı sonuçlar üreteceği” yönünde olmuştur.

Bu tez çalışmasında, Türkiye ekonomisinin zaman serilerinin farklı özelliklerini içeren 7 makroekonomik değişkeni analiz edilmiştir. Çalışma dönemi 01/01/1997-31/10/2020 için ele alınmış ve tahminler gerçekleştirilmiştir. 01/01/2020-31/10/2020 dönemi için gerçekleştirilen öngörü değerleri gerçek seri değerleri ile karşılaştırılmıştır.

Çalışma üç ana başlıkta ele alınmıştır. İlk bölümde zaman serilerinin özellikleri ve yapay sinir ağı teorisinden bahsedilmiştir. İkinci bölümde yukarıdan bahsedilen modellere ilişkin teorik yapılar ele alınmıştır. Son bölümde de BIST 100 Endeks getirisi, işsizlik oranı, enflasyon, reel para arzı, reel efektif döviz kuru, ihracat ve net dış borç stoku değişkenleri için gerekli tahminler ve karşılaştırmalar yapılmıştır. Çalışmada ele alınan tüm seriler için hibrit model sonuçları; serinin yapısına bağlı gerçekleştirilen model tahminleri ve yapay sinir ağına dayalı model sonuçlarından daha başarılı olmuş olup gerçeğe en yakın değerleri elde etmiştir. Bu anlamda, karar vericiler için yapay sinir ağlarına dayalı hibrit modellerin makroekonomik değişkenlerin öngörü performansını arttıracak şekilde kullanılabileceği belirlenmiştir.

Anahtar Sözcükler: Doğrusal ve Doğrusal Olmayan Zaman Serileri, Makroekonomik Değişkenler, Türkiye Ekonomisi, Hibrit Modeller

ABSTRACT

Name and Surname : Hakan ÖNDES
University : Bursa Uludağ University
Institution : Social Science Institution
Field : Econometrics
Branch : Statistics
Degree Awarded : PhD
Page Number : XIX+223
Degree Date : 21 / 07 / 2022
Supervisor : Prof. Dr. Erkan IŞIĞIÇOK

APPLICATION OF LINEAR AND NONLINEAR TIME SERIES ANALYSIS ON SOME SELECTED MACROECONOMIC VARIABLES

Nowadays, the determination of the movement of economic variables and the direction of the change they will show in the future have gained importance for decision and policy makers. Accuracy and consistency are required in the prediction of the goals or plans to be created. In this respect, reliability gains importance in the forecasting of macroeconomic variables. Artificial Neural Networks and hybrid modeling techniques based on artificial neural networks, which have become widespread recently, appear as a successful analysis tool in this sense. Traditional time series models, autoregressive conditional heteroscedasticity models, Markov regime switching models, threshold and transition models alone are insufficient in predicting variables compared to hybrid structures. The hypothesis of the thesis is that "hybrid techniques will produce the most reliable and consistent results in predicting macroeconomic variables".

In this thesis, seven macroeconomic variables including different features of time series were analyzed for the Turkish economy. The working period was discussed for 01/01/1997-31/10/2020 and predictions were made. Forecasting values for the period 01/01/2020-31/10/2020 were compared with the actual serial values.

The study has been handled under three main headings. In the first chapter, the properties of time series and artificial neural network theory are mentioned. In the second part, the theoretical structures of the above-mentioned models are discussed. In the last section, necessary estimations and comparisons are made for the variables of BIST 100 Index return, unemployment rate, inflation, real money supply, real effective exchange rate, exports and net external debt stock. Hybrid model results for all series discussed in the study; the model predictions based on the structure of the series and the model results based on the artificial neural network were more successful and obtained the closest values to the truth. In this sense, it has been determined that hybrid models based on artificial neural networks can be used to increase the forecasting performance of macroeconomic variables for decision makers.

Keywords: Linear and Nonlinear Time Series Analysis, Macroeconomic Variables, Turkey's Economics, Hybrid Models

ÖNSÖZ

Makroekonomik deęişkenlerin farklı özellikleri açısından zaman serileri, yapay sinir aęları ve hibrit modeller ile öngörülerinin karşılaştırıldığı bu tez çalışmasında, birlikte çalışmaktan onur duyduğum, tezin yazım sürecinde bilgi, tecrübe ve yardımlarını hiçbir zaman esirgemeyen değerli hocam, kıymetli danışmanım Prof. Dr. Erkan İŞİĞİÇOK'a teşekkür etmeyi bir borç bilirim. Ayrıca tez ile ilgili görüş ve düşüncelerini bildirerek savunmama yardımcı olan jüri başkanı Prof. Dr. Kadir Yasin ERYİĞİT, bölüm başkanım Prof. Dr. Metehan YILGÖR, Doç. Dr. Murat Ozan BAŞKOL ve Dr. Öğr. Üyesi Özlem GÖKTAŞ'a teşekkür ederim.

Öğrenciliğim süresince ders aldığım ve öğrencileri olmanın mutluluğunu yaşadığım tüm hocalarım ve bu süre içerisinde sorularımı nezaketle cevaplayan tüm meslektaşlarıma şükranlarımı sunarım. Son olarak uzun süren tez yazım sürecinde kendilerini ihmal etmeme rağmen sürekli yanımda bulunan ve en büyük destekçim olan eşim Sevcan ÖNDES'e ve mutluluk kaynağım oğlum Miraç Ekrem'e teşekkür ederim.

Hakan ÖNDES

BURSA, 2022.

İÇİNDEKİLER

	Sayfa No.
ÖZET.....	I
ABSTRACT	II
ÖNSÖZ.....	III
İÇİNDEKİLER.....	IV
ŞEKİLLER.....	IX
TABLolar.....	XI
KISALTMALAR	XVI
GİRİŞ	1
BİRİNCİ BÖLÜM: ZAMAN SERİSİNİN ÖZELLİKLERİ.....	5
1.1. STOKASTİK SÜREÇLER.....	5
1.1.1. Durağan Stokastik Süreçler	6
1.1.2. Durağan Dışı Stokastik Süreçler.....	8
1.1.2.1. Pür Rassal Yürüyüş Süreci	9
1.1.2.2. Kayan Rassal Yürüyüş Süreci	10
1.2. TREND	10
1.2.1. Gecikme Yapısının Tespiti	12
1.2.2. Zaman Serilerinde Doğrusal Birim Kök Testleri	12
1.3. MEVSİMSELLİK.....	20
1.4. YAPISAL KIRILMA	27
1.5. OYNAKLIK.....	39
1.6. ZAMAN SERİLERİNDE DOĞRUSALLIK.....	42
1.7. REJİM DEĞİŞİMİ VE MARKOV YAKLAŞIMI.....	48
1.7.1. Rejim Değişimi Kavramı.....	48

1.7.2. <i>Rejim Değişimi ile Yapısal Kırılmanın Karşılaştırılması</i>	49
1.7.3. <i>Rejim Değişimini Dikkate Alan Birim Kök Testleri</i>	50
1.7.4. <i>Markov Rejim Değişimi Yaklaşımı</i>	55
1.7.5. <i>Markov Zinciri</i>	56
1.7.6. <i>Markov Durumlarının Sınıflandırılması</i>	57
1.7.7. <i>Markov Zincirlerinin Sınıflandırılması</i>	58
1.7.8. <i>Homojenlik</i>	58
1.7.9. <i>Kapalı Küme, Yutucu Durum ve İndirgeneme</i>	59
1.7.10. <i>Periyodiklik ve Ergodiklik</i>	59
1.7.11. <i>Markov Zincirinin AR(1) Yapısı</i>	60
1.8. YAPAY SİNİR AĞLARI	61
1.8.1. <i>Yapay Sinir Ağlarının Yapısı ve Elemanları</i>	62
1.8.2. <i>Yapay Sinir Ağlarının Avantajları ve Dezavantajları</i>	65
1.8.3. <i>Yapay Sinir Ağlarında Katmanlar</i>	66
1.8.4. <i>Yapay Sinir Ağı Çeşitleri</i>	67
1.8.4.1. <i>Ağ Yapısı Gereğince Yapay Sinir Ağı Türleri</i>	67
1.8.4.2. <i>Öğrenme Algoritmaları Gereğince Yapay Sinir Ağı Türleri</i>	69
1.8.4.3. <i>Öğrenme Zamanı Gereğince Yapay Sinir Ağı Türleri</i>	70
1.8.5. <i>Yapay Sinir Ağlarında Öğrenme Kuralları</i>	70
İKİNCİ BÖLÜM : ZAMAN SERİSİNİN MODELLENMESİ	73
2.1. DURAĞAN STOKASTİK SÜREÇ MODELLERİ	73
2.1.1. <i>Otoregresif Modeller</i>	73
2.1.2. <i>Hareketli Ortalama Modelleri</i>	74
2.1.3. <i>Otoregresif Hareketli Ortalama Modelleri</i>	75
2.2. DURAĞAN DIŞI STOKASTİK SÜREÇ MODELLERİ	75

2.3. MEVSİMSSEL OTOREGRESİF VE HAREKETLİ ORTALAMA MODELLERİ	78
2.3.1. <i>Mevsimsel Otoresif Modeli</i>	78
2.3.2. <i>Mevsimsel Hareketli Ortalama Modeli</i>	79
2.3.3. <i>Mevsimsel Otoresif Hareketli Ortalama Modeli</i>	79
2.3.4. <i>Mevsimsel Bütünleşik Otoresif Hareketli Ortalama Modeli</i>	80
2.4. OYNAKLIK (VOLATİLİTE) MODELLERİ	80
2.4.1. <i>ARCH Modeli</i>	80
2.4.2. <i>GARCH Modeli</i>	83
2.4.3. <i>IGARCH Modeli</i>	84
2.4.4. <i>EGARCH Modeli</i>	85
2.4.5. <i>TGARCH Modeli</i>	86
2.4.6. <i>PARCH Modeli</i>	87
2.4.7. <i>ARCH-M Modeli</i>	87
2.4.8. <i>GARCH-M Modeli</i>	88
2.4.9. <i>GJR-GARCH Modeli</i>	88
2.4.10. <i>AVGARCH Modeli</i>	88
2.4.11. <i>APARCH ve APGARCH Modeli</i>	89
2.5. MARKOV REJİM DEĞİŞİM MODELLERİ	89
2.5.1. <i>Hamilton'un Markov Rejim Değişim Modeli</i>	90
2.5.2. <i>MS-ARMA Modeli</i>	90
2.5.3. <i>MSGARCH Modeli</i>	91
2.6. EŞİK VE GEÇİŞ MODELLERİ	93
2.6.1. <i>TAR Modeli</i>	93
2.6.2. <i>SETAR Modeli</i>	97

2.6.3. STAR Modeli.....	99
2.6.4. LSTAR Modeli.....	101
2.6.5. ESTAR Modeli.....	102
2.7. YAPAY SİNİR AĞI MODELLERİ	103
2.7.1. McCulloch-Pitts Algılayıcı Modeli.....	103
2.7.2. Rosenblatt Algılayıcı Modeli (RPM)	104
2.7.3. Tekrarlayan Yapay Sinir Ağları (RNN)	105
2.7.4. Radyal Tabanlı Yapay Sinir Ağları Modeli (RTYSA).....	106
2.7.5. Yapay Sinir Ağlarında Yer Alan Süreçler ve Algoritma Yapıları	106
2.7.5.1. Normalleştirme Yöntemleri	106
2.7.5.1.1. Normalizasyon	107
2.7.5.1.2. Z Skoru Standardizasyonu	107
2.7.5.2. Algoritma Yapıları	107
2.7.5.2.1. Levenberg-Marquart (LM).....	107
2.7.5.2.2. Bayesyen Düzenlemesi	108
2.7.5.2.3. Ölçekli Eşlenik Gradyan (SCG).....	108
2.7.5.2.4. Fletcher-Powell Yinelemesi ile Geri Yayılımlı Gradyan (DFP)	109
2.8. HİBRİT MODELLER	109
2.8.1. Zhang'ın Hibrit Modeli	110
2.8.2. Khashei ve Bijari'nin Hibrit Modeli	110
2.8.3. Roh'un Hibrit Modeli	110
2.8.4. Bildirici ve Ersin'in Modeli	111
2.9. ÖNGÖRÜ	111
2.10. HİBRİT MODELLERE YÖNELİK ÇALIŞMALAR	113

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM : TÜRKİYE EKONOMİSİNDE FARKLI ZAMAN SERİSİ ÖZELLİKLERİ GÖSTEREN MAKROEKONOMİK DEĞİŞKENLERİN HİBRİT YAPIYA DAYALI ÖNGÖRÜ PERFORMANSLARININ KARŞILAŞTIRILMASI.....	119
3.1. YÖNTEM	119
3.2. BIST 100 ENDEKS GETİRİSİ İÇİN OYNAKLIK MODELLEMESİ	121
3.3. NET DIŞ BORÇ STOKU İÇİN ZAMAN SERİSİ MODELLEMESİ.....	132
3.4. İŞSİZLİK ORANI SERİSİNİN MODELLENMESİ.....	143
3.5. İHRACAT SERİSİNİN MODELLENMESİ.....	159
3.5. ENFLASYON SERİSİNİN MODELLENMESİ	167
3.6. REEL EFEKTİF DÖVİZ KURUNUN MODELLENMESİ.....	174
3.7. REEL PARA ARZI SERİSİNİN MODELLEMESİ.....	188
SONUÇ.....	196
KAYNAKÇA.....	201
ÖZGEÇMİŞ	220

ŞEKİLLER

Sayfa No.

ŞEKİL 1: BİYOLOJİK SİNİR HÜCRESİNİN YAPISI	63
ŞEKİL 2: YAPAY SİNİR HÜCRESİ	64
ŞEKİL 3: ÇOK KATMANLI İLERİ BESLEMELİ AĞ	67
ŞEKİL 4: ÇOK KATMANLI GERİ BESLEMELİ AĞ	68
ŞEKİL 5: İLERİ BESLEMELİ VE GERİ YAYILIMLI SİNİR AĞI	68
ŞEKİL 6: TEKRARLAYAN YAPAY SİNİR AĞI	106
ŞEKİL 7: ÖNGÖRÜ İLE İLGİLİ BAZI KAVRAMLAR.....	112
ŞEKİL 8: GETİRİ SERİSİ	122
ŞEKİL 9: GETİRİ SERİSİ KORELOGRAMI	123
ŞEKİL 10: BIST 100 ENDEKS GETİRİSİ İÇİN OYNAKLIKTA BELİRLENEN VARYANS KIRILMA TARİHLERİ	129
ŞEKİL 11: GERÇEK VE ÖNGÖRÜ GETİRİ DEĞERLERİ	132
ŞEKİL 12: NET DIŞ BORÇ STOKU SERİSİ	133
ŞEKİL 13: NET DIŞ BORÇ STOKU SERİSİ KORELOGRAMI	134
ŞEKİL 14: NET DIŞ BORÇ STOKU İÇİN OYNAKLIKTA BELİRLENEN VARYANS KIRILMA TARİHLERİ	141
ŞEKİL 15: NET DIŞ BORÇ STOKU GERÇEK VE ÖNGÖRÜ DEĞERLERİ	143
ŞEKİL 16: İŞSİZLİK ORANI SERİSİ	144
ŞEKİL 17: İŞSİZLİK ORANI SERİSİ KORELOGRAMI	146
ŞEKİL 18: İŞSİZLİK ORANI İÇİN MARKOV REJİM DEĞİŞİM GRAFİĞİ	156
ŞEKİL 19: İŞSİZLİK ORANI GERÇEK VE ÖNGÖRÜ DEĞERLERİ	158
ŞEKİL 20: İHRACAT SERİSİ	159
ŞEKİL 21: İHRACAT SERİSİ KORELOGRAMI.....	160
ŞEKİL 22: İHRACAT GERÇEK VE ÖNGÖRÜ DEĞERLERİ.....	166
ŞEKİL 23: ENFLASYON SERİSİ	167
ŞEKİL 24: ENFLASYON SERİSİ KORELOGRAMI	169
ŞEKİL 25: ENFLASYON DEĞİŞKENİ GERÇEK VE ÖNGÖRÜ DEĞERLERİ.....	173
ŞEKİL 26: TÜKETİCİ FİYAT ENDEKSİ GERÇEK VE ÖNGÖRÜ DEĞERLERİ.....	174
ŞEKİL 27: REEL EFEKTİF DÖVİZ KURU SERİSİ.....	175
ŞEKİL 28: REEL EFEKTİF DÖVİZ KURU SERİSİ KORELOGRAMI	176
ŞEKİL 29: REEL EFEKTİF DÖVİZ KURU MARKOV REJİM DEĞİŞİM GRAFİĞİ	185
ŞEKİL 30: REEL EFEKTİF DÖVİZ KURU GERÇEK VE ÖNGÖRÜ DEĞERLERİ	187

ŞEKİL 31: REEL PARA ARZI	189
ŞEKİL 32: REEL PARA ARZI SERİSİ KORELOGRAMI	190
ŞEKİL 33: REEL PARA ARZI GERÇEK VE ÖNGÖRÜ DEĞERLERİ	195

TABLolar

Sayfa No.

TABLO 1 : ÖNGÖRÜ PERFORMANS ÖLÇÜTLERİ.....	113
TABLO 2: KULLANILAN MAKROEKONOMİK DEĞİŞKENLERİN ÖZELLİKLERİ	120
TABLO 3: GETİRİ SERİSİ İÇİN STOKASTİK VE DETERMİNİSTİK TREND DENKLEMLERİ.....	122
TABLO 4: GETİRİ SERİSİ İÇİN ADF, PP VE KPSS BİRİM KÖK TESTİ SONUÇLARI ...	123
TABLO 5: GETİRİ SERİSİ İÇİN ZİVOT-ANDREWS YAPISAL KIRILMALI BİRİM KÖK TESTİ	124
TABLO 6: GETİRİ SERİSİ İÇİN LEE-STRAZÍCÍCH YAPISAL KIRILMALI BİRİM KÖK TESTİ	124
TABLO 7: GETİRİ İÇİN CARRİON-İ SİLVESTRE V.D. (2009) ÇOKLU KIRILMALI YAPISAL KIRILMALI BİRİM KÖK TESTİ	124
TABLO 8: GETİRİ İÇİN DOĞRUSALLIK TESTLERİ.....	125
TABLO 9: GETİRİ SERİSİ İÇİN ARMA MODEL TAHMİNLERİ	125
TABLO 10: GETİRİ İÇİN OTOREGRESİF KOŞULLU DEĞİŞEN VARYANS MODELLERİ TAHMİN SONUÇLARI.....	126
TABLO 11: GETİRİ SERİSİ İÇİN MARKOV REJİMİNE DAYALI OTOREGRESİF KOŞULLU DEĞİŞEN VARYANS MODELLERİ TAHMİNİ.....	127
TABLO 12: GETİRİ İÇİN YAPAY SİNİR AĞLARI TAHMİNLERİ	130
TABLO 13: GETİRİ İÇİN HİBRİT MODEL TAHMİNLERİ	131
TABLO 14: GETİRİ SERİSİ İÇİN ÖNGÖRÜ PERFORMANSI KARŞILAŞTIRMA.....	131
TABLO 15: GETİRİ DEĞİŞKENİ İÇİN GERÇEK VE HİBRİT ÖNGÖRÜ DEĞERLERİ....	132
TABLO 16: NET DIŞ BORÇ STOKU İÇİN STOKASTİK VE DETERMİNİSTİK TREND DENKLEMLERİ.....	134
TABLO 17: NET DIŞ BORÇ STOKU İÇİN ADF, PP VE KPSS BİRİM KÖK TESTİ SONUÇLARI	134
TABLO 18: NET DIŞ BORÇ STOKU İÇİN ZİVOT-ANDREWS YAPISAL KIRILMALI BİRİM KÖK TESTİ	135
TABLO 19: NET DIŞ BORÇ STOKU İÇİN LEE-STRAZÍCÍCH YAPISAL KIRILMALI BİRİM KÖK TESTİ	136
TABLO 20: NET DIŞ BORÇ STOKU İÇİN CARRİON-İ SİLVESTRE V.D. (2009) ÇOKLU KIRILMALI YAPISAL KIRILMALI BİRİM KÖK TESTİ	136
TABLO 21: NET DIŞ BORÇ STOKU İÇİN DOĞRUSALLIK TESTLERİ.....	137

TABLO 22: NET DIŞ BORÇ STOKU İÇİN ARIMA MODEL TAHMİNLERİ	137
TABLO 23: NET DIŞ BORÇ STOKU İÇİN OTOREGRESİF KOŞULLU DEĞİŞEN VARYANS MODELLERİ TAHMİNİ.....	138
TABLO 24: NET DIŞ BORÇ STOKU İÇİN MARKOV REJİMİNE DAYALI OTOREGRESİF KOŞULLU DEĞİŞEN VARYANS MODELLERİ TAHMİNİ.....	139
TABLO 25: NET DIŞ BORÇ STOKU İÇİN YAPAY SİNİR AĞLARI TAHMİNLERİ	141
TABLO 26: NET DIŞ BORÇ STOKU İÇİN HİBRİT MODEL TAHMİNLERİ	142
TABLO 27: NET DIŞ BORÇ STOKU İÇİN ÖNGÖRÜ PERFORMANSI KARŞILAŞTIRMA	142
TABLO 28: NET DIŞ BORÇ STOKU DEĞİŞKENİ GERÇEK VE ÖNGÖRÜ DEĞERLERİ	143
TABLO 29: İŞSİZLİK ORANI İÇİN STOKASTİK VE DETERMİNİSTİK TREND DENKLEMLERİ.....	145
TABLO 30: İŞSİZLİK ORANI İÇİN ADF, PP VE KPSS BİRİM KÖK TESTİ SONUÇLARI	146
TABLO 31: İŞSİZLİK ORANI İÇİN ZİVOT-ANDREWS YAPISAL KIRILMALI BİRİM KÖK TESTİ	146
TABLO 32: İŞSİZLİK ORANI İÇİN LEE-STRAZÍCÍCH YAPISAL KIRILMALI BİRİM KÖK TESTİ	147
TABLO 33: İŞSİZLİK ORANI İÇİN CARRİON-İ SİLVESTRE V.D. (2009) ÇOKLU KIRILMALI YAPISAL KIRILMALI BİRİM KÖK TESTİ	148
TABLO 34: İŞSİZLİK ORANI İÇİN BM BİRİM KÖK TESTİ.....	148
TABLO 35: İŞSİZLİK ORANI İÇİN CH BİRİM KÖK TESTİ.....	149
TABLO 36: İŞSİZLİK ORANI İÇİN DETERMİNİSTİK MEVSİMSELLİK MODELİ (KAVUSSANOS VE ALÍZADEH-M TESTİ)	150
TABLO 37: İŞSİZLİK ORANI İÇİN DOĞRUSALLIK TESTLERİ.....	151
TABLO 38: İŞSİZLİK ORANI İÇİN DOĞRUSAL OLMAYAN BİRİM KÖK TESTLERİ ..	151
TABLO 39: İŞSİZLİK ORANI İÇİN PERİYODİK OTOREGRESİF MODEL TAHMİNİ	152
TABLO 40: İŞSİZLİK ORANI İÇİN EŞİK DEĞER TESTİ.....	153
TABLO 41: İŞSİZLİK ORANI İÇİN EŞİK DEĞERLİ REJİM DEĞİŞİM MODELLERİ.....	153
TABLO 42: İŞSİZLİK ORANI İÇİN MARKOV REJİM DEĞİŞİM MODELİ.....	155
TABLO 43: İŞSİZLİK ORANI İÇİN YAPAY SİNİR AĞLARI TAHMİNLERİ	157
TABLO 44: İŞSİZLİK ORANI HİBRİT MODEL TAHMİNLERİ	157
TABLO 45: İŞSİZLİK ORANI ÖNGÖRÜ PERFORMANSI KARŞILAŞTIRMA	158
TABLO 46: İŞSİZLİK ORANI DEĞİŞKENİ İÇİN GERÇEK VE ÖNGÖRÜ DEĞERLERİ .	158

TABLO 47: İHRACAT İÇİN STOKASTİK VE DETERMİNİSTİK TREND DENKLEMLERİ	160
TABLO 48: İHRACAT İÇİN ADF, PP VE KPSS BİRİM KÖK TESTİ SONUÇLARI.....	160
TABLO 49: İHRACAT İÇİN ZİVOT-ANDREWS YAPISAL KIRILMALI BİRİM KÖK TESTİ	161
TABLO 50: İHRACAT İÇİN LEE-STRAZÍCÍCH YAPISAL KIRILMALI BİRİM KÖK TESTİ	161
TABLO 51: İHRACAT İÇİN CARRİON-İ SİLVESTRE V.D. (2009) ÇOKLU KIRILMALI YAPISAL KIRILMALI BİRİM KÖK TESTİ	162
TABLO 52: İHRACAT İÇİN BM BİRİM KÖK TESTİ	162
TABLO 53: İHRACAT İÇİN CANOVA-HANSEN BİRİM KÖK TESTİ	163
TABLO 54: İHRACAT İÇİN DETERMİNİSTİK MEVSİMSELLİK MODELİ (KAVUSSANOS VE ALİZADEH-M TESTİ)	163
TABLO 55: İHRACAT İÇİN DOĞRUSALLIK TESTLERİ	164
TABLO 56: İHRACAT İÇİN SARMA MODEL TAHMİNLERİ	164
TABLO 57: İHRACAT DEĞİŞKENİ YAPAY SİNİR AĞLARI TAHMİNLERİ	165
TABLO 58: İHRACAT İÇİN HİBRİT MODEL TAHMİNİ	166
TABLO 59: İHRACAT İÇİN ÖNGÖRÜ PERFORMANSI KARŞILAŞTIRMA	166
TABLO 60: İHRACAT DEĞİŞKENİ İÇİN GERÇEK VE ÖNGÖRÜ DEĞERLERİ.....	166
TABLO 61: ENFLASYON DEĞİŞKENİ İÇİN STOKASTİK VE DETERMİNİSTİK TREND DENKLEMLERİ.....	168
TABLO 62: ENFLASYON İÇİN ADF, PP VE KPSS BİRİM KÖK TESTİ SONUÇLARI....	169
TABLO 63: ENFLASYON İÇİN ZİVOT-ANDREWS YAPISAL KIRILMALI BİRİM KÖK TESTİ	169
TABLO 64: ENFLASYON İÇİN LEE-STRAZÍCÍCH YAPISAL KIRILMALI BİRİM KÖK TESTİ	170
TABLO 65: ENFLASYON DEĞİŞKENİ İÇİN CARRİON-İ SİLVESTRE V.D. (2009) ÇOKLU KIRILMALI YAPISAL KIRILMALI BİRİM KÖK TESTİ	170
TABLO 66: ENFLASYON DEĞİŞKENİ İÇİN DOĞRUSALLIK TESTLERİ	170
TABLO 67: ENFLASYON DEĞİŞKENİ İÇİN GELENEKSEL BOX-JENKİNS MODEL TAHMİNLERİ	171
TABLO 69: ENFLASYON DEĞİŞKENİ İÇİN YAPAY SİNİR AĞLARI TAHMİNLERİ....	172
TABLO 70: ENFLASYON DEĞİŞKENİ İÇİN HİBRİT MODEL TAHMİNLERİ.....	172
TABLO 71: ENFLASYON DEĞİŞKENİ İÇİN ÖNGÖRÜ PERFORMANSI KARŞILAŞTIRMA.....	173

TABLO 72: TÜKETİCİ FİYAT ENDEKSİ DEĞİŞKENİ İÇİN GERÇEK VE ÖNGÖRÜ DEĞERLERİ.....	174
TABLO 73: REEL EFEKTİF DÖVİZ KURU İÇİN STOKASTİK VE DETERMİNİSTİK TREND DENKLEMLERİ.....	176
TABLO 74: REEL EFEKTİF DÖVİZ KURU İÇİN ADF, PP VE KPSS BİRİM KÖK TESTİ SONUÇLARI.....	177
TABLO 75: REEL EFEKTİF DÖVİZ KURU İÇİN ZİVOT-ANDREWS YAPISAL KIRILMALI BİRİM KÖK TESTİ.....	177
TABLO 76: REEL EFEKTİF DÖVİZ KURU İÇİN LEE-STRAZİCİCH YAPISAL KIRILMALI BİRİM KÖK TESTİ.....	177
TABLO 77: REEL EFEKTİF DÖVİZ KURU İÇİN CARRİON-İ SILVESTRE V.D. (2009) ÇOKLU KIRILMALI YAPISAL KIRILMALI BİRİM KÖK TESTİ.....	178
TABLO 78: REEL EFEKTİF DÖVİZ KURU DEĞİŞKENİ İÇİN BM BİRİM KÖK TESTİ..	178
TABLO 79: REEL EFEKTİF DÖVİZ KURU DEĞİŞKENİ İÇİN CANOVA-HANSEN BİRİM KÖK TESTİ.....	179
TABLO 80: REEL EFEKTİF DÖVİZ KURU SERİSİ İÇİN DETERMİNİSTİK MEVSİMSELLİK MODELİ(KAVUSSANOS VE ALİZADEH-M TESTİ).....	179
TABLO 81: REEL EFEKTİF DÖVİZ KURU DEĞİŞKENİ İÇİN DOĞRUSALLIK TESTLERİ.....	180
TABLO 82: REEL EFEKTİF DÖVİZ KURU DEĞİŞKENİ İÇİN DOĞRUSAL OLMAYAN BİRİM KÖK TESTLERİ.....	180
TABLO 83: REEL EFEKTİF DÖVİZ KURU İÇİN EŞİK DEĞER TESTİ.....	181
TABLO 84: REEL EFEKTİF DÖVİZ KURU İÇİN EŞİK DEĞERLİ REJİM DEĞİŞİM MODELLERİ.....	182
TABLO 85: REEL EFEKTİF DÖVİZ KURU İÇİN MARKOV REJİM DEĞİŞİM MODELİ	184
TABLO 86: REEL EFEKTİF DÖVİZ KURU İÇİN YAPAY SİNİR AĞLARI TAHMİNLERİ.....	186
TABLO 87: REEL EFEKTİF DÖVİZ KURU İÇİN HİBRİT MODEL TAHMİNLERİ.....	186
TABLO 88: REEL EFEKTİF DÖVİZ KURU İÇİN ÖNGÖRÜ PERFORMANSI KARŞILAŞTIRMA.....	187
TABLO 89: REEL EFEKTİF DÖVİZ KURU DEĞİŞKENİ İÇİN GERÇEK VE ÖNGÖRÜ DEĞERLERİ.....	188
TABLO 90: REEL PARA ARZI İÇİN STOKASTİK VE DETERMİNİSTİK TREND DENKLEMLERİ.....	190

TABLO 91: REEL PARA ARZI İÇİN ADF,PP VE KPSS BİRİM KÖK TESTİ SONUÇLARI	191
TABLO 92: REEL PARA ARZI İÇİN ZİVOT-ANDREWS YAPISAL KIRILMALI BİRİM KÖK TESTİ	191
TABLO 93: REEL PARA ARZI İÇİN LEE-STRAZİCİCH YAPISAL KIRILMALI BİRİM KÖK TESTİ	192
TABLO 94: REEL PARA ARZI İÇİN CARRİON-İ SİLVESTRE V.D. (2009) ÇOKLU KIRILMALI YAPISAL KIRILMALI BİRİM KÖK TESTİ	192
TABLO 95: REEL PARA ARZI İÇİN DOĞRUSALLIK TESTLERİ.....	192
TABLO 96: REEL PARA ARZI İÇİN ARMA MODEL TAHMİNLERİ.....	193
TABLO 97: REEL PARA ARZI İÇİN YAPAY SİNİR AĞLARI TAHMİNLERİ	193
TABLO 98: REEL PARA ARZI İÇİN HİBRİT MODEL TAHMİNİ.....	194
TABLO 99: REEL PARA ARZI İÇİN ÖNGÖRÜ PERFORMANSI KARŞILAŞTIRMA	194
TABLO 100: REEL PARA ARZI DEĞİŞKENİ İÇİN GERÇEK VE ÖNGÖRÜ DEĞERLERİ	195

KISALTMALAR

Bibliyografik Bilgiler	Uluslararası	Türkçe
YSA	Artificial Neural Network	Yapay Sinir Ağları
BIST	-	Borsa İstanbul
COV	Covariance	Kovaryans
VAR	Variance	Varyans
OLS-OEKK	Ordinary Least Squares	Olağan En Küçük Kareler
LS- EKK	Least Squares	En Küçük Kareler
GLS-GEKK	Generalized Least Squares	Genelleştirilmiş En Küçük Kareler
AR	Autoregressive	Otoregresif
MA	Moving Averages	Hareketli Ortalamalar
DSP	Difference Stationary Processes	Fark Durağan Süreç
TSP	Trend Stationary Processes	Trend Durağan Süreç
DF	Dickey Fuller	Dickey Fuller
ADF	Augmented Dickey Fuller	Genişletilmiş Dickey Fuller
PP	Phillips-Perron	Phillips-Perron
KPSS	Kwiatowski-Phillips-Schmidt-Shin	Kwiatowski-Phillips-Schmidt-Shin
LM	Lagrange Multipliers	Lagrange Çarpanları
DF-GLS	Dickey Fuller Generalized Least Squares	Dickey Fuller Genelleştirilmiş En Küçük Kareler
ARMA	Autoregressive-Moving Average Model	Otoregresif Hareketli Ortalamalar
ARIMA	Autoregressive Integrated Moving Averages	Otoregresif Entegre Hareketli Ortalamalar
SAR	Seasonal Autoregressive	Mevsimsel Otoregresif
SMA	Seasonal Moving Averages	Mevsimsel Hareketli Ortalamalar
SARMA	Seasonal Autoregressive-Moving Average Model	Mevsimsel Otoregresif Hareketli Ortalamalar
SARIMA	Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average Model	Mevsimsel Otoregresif Entegre Hareketli Ortalamalar
DHF	Dickey Hasza Fuller	Dickey Hasza Fuller
HEGY	Hylleberg-Engle-Granger-Yoo	Hylleberg-Engle-Granger-Yoo
BM	Beaulieu-Miron	Beaulieu-Miron
CH	Canova Hansen	Canova Hansen
ZA	Zivot-Andrews	Zivot- Andrews
LP	Lumsdaine Papell	Lumsdaine Papell
CS	Carrion-i Silvestre	Carrion-i Silvestre
SSR	Sum Squares Resid	Kalıntı Kareler Toplamı
ARCH	Autoregressive Conditional Heteroskedasticity	Otoregresif Koşullu Değişen Varyans
GARCH	Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity	Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişen Varyans
IGARCH	Integrated Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity	Tümleşik Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişen Varyans
EGARCH	Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity	Üstel Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişen Varyans
TGARCH	Threshold Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity	Eşik Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişen Varyans

ARCH-M	Autoregressive Conditional Heteroskedasticity- in mean	Ortalamada Otoregresif Koşullu Değişen Varyans
GARCH-M	Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity-in mean	Genelleştirilmiş Ortalamada Otoregresif Koşullu Değişen Varyans
PARCH	Power Autoregressive Conditional Heteroskedasticity	Üslü Otoregresif Koşullu Değişen Varyans
GJR-GARCH	Glosten, Jaganathan and Runkle Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity	Glosten, Jaganathan ve Runkle Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişen Varyans
AVGARCH	Absolute Value Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity	Mutlak Değer Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişen Varyans
APARCH	Asymmetric Power Autoregressive Conditional Heteroskedasticity	Asimetrik Üslü Otoregresif Koşullu Değişen Varyans
APGARCH	Asymmetric Power Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity	Asimetrik Üslü Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişen Varyans
BDS	Brock Dechert Scheinkman	Brock Dechert Scheinkman
TAR	Threshold Autoregressive	Eşik Otoregresif
HLX	Harvey Leybourne Xiao	Harvey Leybourne Xiao
KKT		Kalıntı Kareler Toplamı
MTAR	Momentum Threshold Autoregressive	Momentum Eşik Otoregresif
STAR	Smoothing Threshold Autoregressive	Yumuşak Geçişli Eşik Otoregresif
ESTAR	Exponential Smoothing Threshold Autoregressive	Üstel Yumuşak Geçişli Eşik Otoregresif
SETAR	Self-Exciting Threshold Autoregressive	Kendinden Uyarlamalı Eşik Otoregresif
LSTAR	Logistic Smoothing Threshold Autoregressive	Lojistik Yumuşak Geçişli Eşik Otoregresif
KSS	Kapetanious, Shin and Snell	Kapetanious, Shin ve Snell
AESTAR	Asymmetric Exponential Smoothing Threshold Autoregressive	Asimetrik Üstel Yumuşak Geçişli Eşik Otoregresif
CHLL	Chong, Hinich, Liew and Lim	Chong, Hinich, Liew ve Lim
IID	Independent Identically Distributed	Bağımsız Özdeş Dağılan
ACF	Autocorrelation Function	Otokorelasyon Fonksiyonu
PACF	Partial Autocorrelation Function	Kısmi Otokorelasyon Fonksiyonu
AIC	Akaike Information Criterion	Akaike Bilgi Kriteri
SIC	Schwarz Information Criterion	Schwarz Bilgi Kriteri
BIC	Bayesian Information Criterion	Bayes Bilgi Kriterleri
HQ	Hannan and Quinn	Hannan ve Quin
MS-AR	Markov Switching- Autoregressive	Markov Rejimi- Otoregresif
MSI	Markov Switching Intercept	Markov Rejimi- Sabit Terim
MSM	Markov Switching Mean	Markov Rejimi- Ortalama
MS-ARMA	Markov Switching Autoregressive Moving Averages	Markov Rejimine Dayalı Otoregresif Hareketli Ortalamalar
MSIH	Markov Switching Intercept Heterogeneity	Heterojen Markov Rejimi- Sabit Terim
MSIAH	Markov Switching Intercept Autoregressive Heterogeneity	Otoregresif Heterojen Markov Rejimi- Sabit Terim
MCMC	Monte Carlo Markov Chain	Monte Carlo Markov Zinciri

MSGARCH	Markov Switching Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity	Markov Rejimine Dayalı Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişen Varyans
MSEGARCH	Markov Switching Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity	Markov Rejimine Dayalı Üstel Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişen Varyans
MSTGARCH	Markov Switching Threshold Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity	Markov Rejimine Dayalı Eşik Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişen Varyans
MSGJRGARCH	Markov Switching Glosten, Jaganathan and Runkle Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity	Markov Rejimine Dayalı Glosten, Jaganathan ve Runkle Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişen Varyans
ML	Maximum-Likelihood	Maksimum Olabilirlik
QML	Quasi Maximum-Likelihood	Yarı Maksimum Olabilirlik
BEKK	Baba-Engle-Kraft-Kroner	Baba-Engle-Kraft-Kroner
EVDS		Elektronik Veri Dağıtım Seti
TÜİK		Türkiye İstatistik Kurumu
BDDK		Bankacılık Düzenleme ve Denetleme Kurumu
NARX	Nonlinear Autoregressive Exogenous	Doğrusal Olmayan Dışsal Girdili Otoregresif Ağ
RPM	Rosenblatt Perceptron Model	Rosenblatt Algılayıcı Modeli
RTYSA		Radyal Tabanlı Yapay Sinir Ağları
RNN	Recurrent Neural Network	Tekrarlayan Sinir Ağı
LM	Levenberg-Marquardt	Levenberg-Marquardt
SCG	Scaled Conjugate Gradyen	Ölçekli Eşlenik Gradyan
DFP	Davidon Fletcher-Powell	Davidon Fletcher-Powell
MAE	Mean Absolute Error	Ortalama Mutlak Hata
MAPE	Mean Absolute Percentage Error	Ortalama Mutlak Yüzde Hata
MSE	Mean Square Error	Hata Kareler Ortalaması
RMSE	Root Mean Square Error	Hata Kareler Ortalaması Kökü
SARIMABP	Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average Model Back Propagation	Geri Yayılımlı Mevsimsel Otoregresif Entegre Hareketli Ortalamalar
MSFIGARCH	Markov Switching Fractionally Integrated Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity	Markov Rejimine Dayalı Fraksiyonel Tümlleşik Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişen Varyans
MSFIAPGARCH	Markov Switching Fractionally Integrated Asymmetric Power Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity	Markov Rejimine Dayalı Fraksiyonel Tümlleşik Asimetrik Üslü Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişen Varyans
MLSTAR	Multi Layer Smoothing Threshold Autoregressive	Çok Katmanlı Yumuşak Geçişli Eşik Otoregresif
MLSTAR-SANN	Multi Layer Smoothing Threshold Autoregressive- Stochastic Artificial Neural Network	Çok Katmanlı Yumuşak Geçişli Eşik Otoregresif- Stokastik Yapay Sinir Ağları
TCMB		Türkiye Cumhuriyeti Merkez Bankası
LFD		Logaritmik Net Dış Borç Stoku
ICSS	Iterated Cumulative Sums of Squares	Yinelenen Kümülatif Kareler Toplamı
UNER		İşsizlik Oranı

LTUFE		Logaritmik Tüketici Fiyat Endeksi
R		Getiri
LS	Lee- Strazicich	Lee- Strazicich
TUFE		Tüketici Fiyat Endeksi
LİHR		Logaritmik İhracat
SGP		Satın Alma Gücü Paritesi
LREK		Logaritmik Reel Efektif Döviz Kuru
LRPA		Logaritmik Reel Para Arzı
PAR	Periodic Autoregressive	Periyodik Otoregresif
HKO		Hata Kareler Ortalaması
IMF	International Monetary Fund	Uluslararası Para Fonu

GİRİŞ

Günümüz dünyasında meydana gelen hızlı değişimler karşısında günlük hayatımızda oluşan belirsizlikler, geleceğin güvenli ve doğru şekilde öngörülmesi açısından oldukça önemlidir. Öngörü kelime anlamı olarak gelecekte ne olabileceğini ya da neye ihtiyaç duyulabileceğini tahmin etme eylemidir. Kuşkusuz bu durum insanoğlunun geleceği ve kararları için önem arz etmektedir. Bireylerin yaşamlarını belirsizlikten kurtararak doğru ve güvenilir kararlar vererek kendini bir nevi güvenceye alması öngörünün önemini arttırmaktadır. Yapılan araştırmalarda insanoğlunun çoğu düşüncesinin gelecek kaygısı taşıdığı yönündedir. Mevcut teknolojide tahminleri sürekli yenilemek ya da iyileştirmek bir çözüm ise de, küresel etkileşimde öngöründe bulunmak ve belirsizlikleri minimize etmek kolay olmamaktadır. Bu nedenle, gelecek için oluşturulacak hedeflerin ya da planların tahmin edilmesinde tutarlılık gerekmektedir. Ekonomi alanında karar vericiler için planlarını oluşturmada, makroekonomik serilerin öngörülmesindeki güvenilirlik, bu tez çalışmasının ana çıkış kaynağıdır. Bu doğrultuda, son dönemde kullanımı yaygın hale gelen Yapay Sinir Ağı Modelleri (YSA) ve ana ekseninde Yapay Sinir Ağı Modellerinden hareketle oluşturulan hibrit modelleme teknikleri, başarılı ve tutarlı bir öngörü aracı olarak karşımıza çıkmaktadır. Yapay Sinir Ağı Modelleri ve buna bağlı hibrit modelleme tekniklerinin klasik ekonometrik yaklaşımının aksine, veri kümesine ilişkin dağılıma, parametre tahminleri öncesi doğrusallık varsayımı gerektirmemesi, farklı öğrenme algoritmalarıyla çalışabilme, eş zamanlı çok sayıda hücre ile çalışarak karmaşık ilişkileri yakalayabilme, yüksek örüntü yakalama ve sınıflandırma yapabilme, eksik veya belirsiz bilgi ile çalışabilme gibi, oldukça önemli avantajları bulunmaktadır. Özellikle hibrit modelleme teknikleri YSA'ya dayalı çıktılarla öngöründe oldukça güvenilir sonuçlar vermektedir. Bununla birlikte, elde edilen çıktılara ilişkin parametre yorumlarının yapılmaması, ağ yapısının belirlenmesinde belirli bir kural olmaması, ağ eğitim süresinin belirsizliği ve işlemlerin bilgisayarın kapasitesine bağlı olması, bu model türleri için dezavantaj olarak görülmektedir.

Bu tez çalışmasında, “makroekonomik değişkenlerin öngörülmesinde zaman serileri ve yapay sinir ağlarına dayalı modeller çerçevesinde oluşturulan hibrit modelleme tekniklerinin en güvenilir ve tutarlı analiz aracıdır” hipotezi ele alınmıştır. Tez kapsamında ele alınan sorun aslında değişkenlerin öngörüsünde tek bir modelin bir başına

yetememesidir. Günümüzde makroekonomik değişkenlerin seyri dönemden döneme yıldan yıla aydan aya günden güne hatta dakikadan dakikaya farklı özellikler gösterdiğinden ne klasik zaman serisi modelleri ne doğrusal olmayan zaman serisi modelleri ne de yapay sinir ağı modelleri tek başına bu değişkenleri ele almada ve öngörmede yeterli olamamaktadır. Analiz kapsamında, Türkiye ekonomisinden BIST 100 Endeks getirisi, net dış borç stoku, işsizlik oranı, ihracat, enflasyon, reel efektif döviz kuru ve reel para arzı olmak üzere, 7 makroekonomik değişkene yer verilmiş olup, zaman serileri tekniklerinden hareket edilmiştir. Zaman serileri analizinde öngörü tekniklerinin son yıllarda çeşitlilik gösterip gerçek değerleri elde etmedeki başarısı bu tez konusunun belirlenmesinde önemli bir faktör olmuştur. Yabancı literatürde çalışmalar olmakla birlikte, ulusal literatürde özellikle mühendislik ve tıp alanında hibrit öngörü tekniklerine yer verilmesi açısından çalışmanın iktisadi değişkenler bazında değerlendirildiğinde bu alanda literatüre katkı koyması düşünülmüştür. İlgili iktisadi literatür incelendiğinde zaman serilerinin her bir özelliğine ilişkin analize dayalı çalışmalar mevcut olsa da bu çalışma değişkenlerin mevcut zaman serisi özelliklerini kapsamlı bir şekilde ele alarak oluşturabilecek tüm farklı model teknikleri ile irdelenmiştir. Her bir farklı zaman serilerine ilişkin özellikler tek bir yapıya indirgenememekte bazen serilerde hem oynaklık hem kırılmalara bağlı durağan dışılık ya da hem durağan dışılık hem de doğrusal olmayan yapılar söz konusu olabilmektedir. Söz konusu bu durumlarda zaman serisinin geleneksel model tahminleri yetersiz kalmaktadır. Seri değerlerinin öngörülerine ilişkin hatayı minimize etme açısından olabildiğince farklılık minimum seviyede tutulmak istenmektedir. Bu aşamada devreye hibrit model teknikleri girmektedir. Bu çalışmada amaç zaman serisinin her bir farklı özelliğinin çeşitli zaman serisi modelleri ile (tek bir özelliğin ya da aynı anda birkaç farklı özelliğin) derinlemesine irdelleyerek ve hibrit model teknikleriyle serilerin değerlerini öngörmede tekdüze model kalıbından kurtararak daha güvenilir ve tutarlı sonuçlar elde etmektir. Böylece iktisadi alanında güncel hibrit tekniklerle öngörü gerçekleştirerek literatüre bu alandan katkı yapması düşünülmüştür. Bu sayede belirsizlik en aza indirgenmiş olacak ve politika belirleme konusunda karar alıcılar için bir avantaj oluşacaktır. Örneğin dış borcun sürdürülebilirliği, işsizlik için bir histeri oluşumunun olup olmadığı, döviz kuru için satın alma gücü paritesinin geçerliliği tez kapsamında test edilmiştir. Söz konusu değişkenlerin bu özelliklerden etkilenip

etkilenmemesi durumunda elde edeceği değerler olabildiğince tutarlı ve güvenli bir şekilde öngörülmüştür.

Genel bir şekilde özetlemek gerekirse, bu tez çalışmasında her biri zaman serisinin farklı özelliklerini içeren (trend, mevsimsellik, yapısal kırılma, volatilité ve doğrusallık) yedi makroekonomik değişken Türkiye ekonomisi için gerekli analiz teknikleriyle ele alınmıştır. Çalışmanın dönemi 01/01/1997-31/10/2020 olmak üzere, aylık olarak belirlenmiş olup 01/01/2020-31/10/2020 dönemi öngörü için kullanılmıştır. Değişkenler öncelikle zaman serisi bileşenlerinden hangisine sahip olduğu analizler ile belirlendikten sonra durağanlık, doğrusallık testleri sonrasında geleneksel Box-Jenkins modelleri, otoregresif koşullu değişen varyans modelleri, Markov rejim değişim modelleri, eşik ve geçiş modelleri ve Yapay sinir ağları modelleri ve bu modellerin hibrit yapıları tahmin edilmiş olup öngörü değerleri elde edilmiş ve öngörü performansları karşılaştırılmıştır. Bu çalışmada Matlab, Eviews, R Studio, Gauss ve WinRats programları kullanılarak veriler analiz edilmiştir. Analiz sonucunda ele alınan makroekonomik değişkenler açısından her bir farklı yapay sinir ağı mimarisi ve farklı öğrenme algoritmalarına bağlı olarak hibrit modellerin güvenilirliği elde edilmiştir. Bu güvenilirlik öngörü performans ölçütlerine tabi olarak tespit edilmiştir.

Zaman serileri analizlerinde, serinin sahip olduğu özelliklere göre model tahminlerinin oluşturulması her zaman yeterli olmayabilir. Bahsi geçen değişkenler için oynaklığa sahip olan değişkenin her zaman otoregresif koşullu değişen varyans modelleri ile en doğru ve güvenilir tahminler vereceği kesinlik göstermez. Nitekim bu çalışma ilgili modellerin yetersiz olduğu durumda hangi modellere başvurulacağı ve aslında birden fazla modelin avantajını kullanarak serinin gerçek değerlerine ne derece yaklaştığını göstermektedir. Yine mevsimsellik özelliği olan bir serinin aynı zamanda durağan olmayan bir yapı göstermesi durumunda serinin zaman patikasında elde edilecek değerlerinin mevsimsel bir hibrit modelden mi yoksa doğrusal olmayan bir hibrit modelden mi daha çok etkileneceğini ortaya koymaktadır. Bu doğrultuda aslında zaman serileri içerebileceği tüm özellikler ışığında farklı özellikler içeren model kalıplarıyla ele alınarak en geniş ve kapsamlı analizler ile incelenmektedir. Söz konusu bu inceleme klasik zaman serisi ile yeterli tutulmamakta yapay sinir ağlarının her bir farklı ağ tipleriyle ele alınmaktadır. Zaman serisinin bünyesindeki özellik kimi zaman klasik modeldeki yapıdan kimi

zamanda yapay sinir ađlarına dayalı yapıdan daha gerçekçi sonuçlar verse de günümüz literatürde en gerçekçi sonuçlar hibrit teknikler üzerinde yoğunlaşmaktadır. Kuşkusuz çalışma kapsamında farklı zaman serileri özelliklerinin ele alınması ve farklı modeller tahmin edilmesi tezin hacminin biraz geniş tutulmasına neden olmuştur.,

Tezin başlangıç aşamasında serilerin simülasyonu yoluyla öngörüsünün yapılması düşünülmüş olsa da ele alınan serilerin makroekonomi boyutundaki önemi daha ağır basmıştır. Simülasyon yoluyla gerçek serinin tam anlamıyla elde edilip edilemeyeceđi sorunsalı beraberinde öngörüde sapmalar oluşturabilir düşüncesiyle serilerin kendi değerlerinin analizde kullanılmasını gerektirmiştir. Bu durum çalışmanın kısıtlamasını oluşturmaktadır. Ek olarak ele alınan yedi makroekonomik deđişken dışında devlet iç borçlanma senetleri, gayri safi yurt içi hasıla, ithalat, doğrudan yabancı yatırımlar, dolaylı vergilerin dolaysız vergilere oranı gibi daha fazla sayıda makroekonomik seriler ele alınmış olmakla birlikte serilerin özelliklerinde tekrara düşmemek açısından tez kapsamı dışında tutulmuş olup çalışmanın bir diđer sınırlılıđını oluşturmuştur. Öte yandan ele alınan seriler ileride tez kapsamı dışında ilişki analizlerinde kullanılması düşüncesiyle ortak zaman boyutunda değerlendirilmiştir. Bu da çalışmanın bir başka kısıtlamasını içermektedir.

Çalışma üç ana bölümden oluşmaktadır. Çalışmanın birinci bölümünde zaman serisinin yukarıdan bahsedilen özellikleri ve yapay sinir ađları teorisinden bahsedilmiştir. Çalışmanın ikinci bölümünde zaman serisinde ele alınan modelleme tekniklerinin teorik yapısı incelenmiştir. Hibrit model kavramından bahsedilmiştir. Son bölümde seçilmiş makroekonomik deđişkenlerin ilgili dönem boyunca elde edilen tahmin ve öngörü sonuçlarına yer verilerek, deđişkenler ve modeller hem iktisadi hem istatistiksel hem de ekonometrik açıdan ele alınmıştır. Elde edilen sonuçlar literatürde yer alan çalışmalar ile karşılaştırılmıştır.

BİRİNCİ BÖLÜM

ZAMAN SERİSİNİN ÖZELLİKLERİ

1.1. STOKASTİK SÜREÇLER

Günlük yaşamda veya iş hayatında zamanın önemi vardır. Birçok olgu ya da olay zaman içinde değişmektedir. İlgili değişimleri incelemek için ilgili değişkenin zaman serisi şeklinde derlenmiş olması gerekir. Şıkları zaman vasfı itibarıyla derlenen değişken zaman değişkeni adını alır iken, elde edilen seri zaman serisi şeklinde adlandırılır. Zaman serilerinin analiz edilmesi, ilgilenilen olayın veya konunun dinamik olarak irdelenmesi anlamını taşır.

Zaman serilerinde olasılıklı tahminler, stokastik süreçler olarak da adlandırılır. Günümüzde pek çok fiziksel süreç içerisinde rassal ya da stokastik yapı vardır. Stokastik süreç; literatürde reel fiziksel süreç veya ilgili sürecin bir matematiksel yapısı olarak ele alınır (Chatfield, 1980: 33). Teorik bir süreç, stokastik süreç olarak adlandırılır iken, bu teorik stokastik sürecin gerçekleşmesi gözlemlenen Y_t serisi şeklinde ifade edilir. O halde, anakütle ve örneklem kavramlarının zaman serileri analizindeki karşılığı, sırasıyla teorik stokastik süreç ve gerçekleşme (gözlemlenen seri) şeklindedir (Işığışık, 1994: 45).

Gözlemlenen zaman serisi $Y_t, t = 1, 2, \dots, T$; stokastik süreç olarak tanımlanan bir yapının gerçekleşmesi olarak düşünülür. Stokastik süreçteki her değer Y_1, Y_2, \dots, Y_t bir olasılık dağılımından tesadüfi olarak elde edildiğinden, rassal vasıf olarak ele alınır ve gözlemlerin olasılık dağılımlarının belirli bir dağılıma uygun olduğu varsayılmaktadır (Pindyck ve Rubinfeld, 1991: 440). Böylece stokastik süreç, matematiksel açıdan zaman aralıklarına göre oluşturulmuş rassal değişkenlerin anakütlesi şeklinde ifade edilir. Bu bakımdan değerlendirildiğinde, istatistikte yer alan anakütle-örneklem ilişkisinden hareketle yapılan çıkarımda olduğu gibi, stokastik süreç hakkında da benzer şekilde çıkarımda bulunmak, zaman serisinin temel amacıdır.

Zaman içinde sıralanan rassal değişkenlerin birikimini oluşturan stokastik süreçte, vasıfların kesikli veya sürekli yapısına göre, süreç değişkenleri farklı sembollerle gösterilebilir. Sürecin temsili sürekli değişken ile sağlanıyor ise rassal değişken $Y(t)$;

buna karşılık temsil edilen süreç kesikli bir değişkene bağlı ise Y_t şeklinde ifade edilmektedir (Sevüktekin ve Nargeleçekenler, 2007: 54).

Bir stokastik yapının belirlenmesinin en temel yollarından biri, yapının momentlerini elde etmektir. Özellikle birinci ve ikinci momentler olarak belirtilen ortalama, varyans ve otokovaryans eşitlikleri oluşturulur (Chatfield, 1980: 34). Bu açıdan Y_t değişkeninin ortalama ve varyansı aşağıdaki gibidir:

$$\text{Ortalama : } \mu_t = E(Y_t) \quad (1.1)$$

$$\text{Varyans : } \sigma_t^2 = \text{Var}(Y_t) \quad (1.2)$$

Buna göre, (1.1) ve (1.2) no.lu denklemlerden hareketle, Y_{t1} ve Y_{t2} arasındaki kovaryans;

$$\text{Otokovaryans : } \text{Cov}(Y_{t1}, Y_{t2}) = E[(Y_{t1} - \mu_{t1})(Y_{t2} - \mu_{t2})] \quad (1.3)$$

şeklinde oluşturulur. Kovaryans tanımını genişleterek Y_t ile k sayıda gecikmeli değeri şu şekilde gösterebiliriz:

$$\gamma_k = \text{Cov}(Y_t, Y_{t+k}) = E\{[Y_t - E(Y_t)][Y_{t+k} - E(Y_{t+k})]\} \quad (1.4)$$

Burada γ_k otokovaryans olarak adlandırılır. Bir başka nokta ise durağanlık süreci altında sürecin varyansının

$$\gamma_0 = \text{Cov}(Y_t, Y_t) = \text{Var}(Y_t) \quad (1.5)$$

şeklinde oluşturulmasıdır.

Genel bir ifadeyle, ilgili stokastik sürecin dağılımı, vasfin birinci ve ikinci momentleri ile belirlenebilir.

1.1.1. Durağan Stokastik Süreçler

Ortalama ve varyans açısından bir zaman serisi adına (1.1) ve (1.2) no.lu denklemlerde belirtildiği gibi sistemsel değişim olmaması ve düzenli yapıda periyodik değişimler gözlemlenmiyorsa, serinin durağan olduğu söylenir. Durağan bir yapıya sahip seride, stokastik sürecin karakteristikleri zamana bağlı olarak değişmemektedir. İki döneme ait hesaplanan kovaryans, hesaplanan dönem için değil iki dönem arasındaki uzaklığa bağlıdır (Gujarati, 1995:711).

Zaman serisi modellerini geliştirebilmek adına, ilgili stokastik sürecin zamana dayalı olarak değişip değişmediği bilgisine sahip olmak gerekmektedir. Bu da sürecin durağan

olup olmadığının araştırılmasını gerektirir. Sürecin durağan olması durumunda bu sürece dayanarak oluşturulacak modeller sorun yaratmadan kullanılabilir. Buna karşılık; sürecin durağan dışı olması durumunda, seriye ilişkin model oluşturmak ya da seriyi durağan dışı yapısıyla bir model içinde kullanmak hatalı olacaktır.

Durağanlık kavramını zayıf durağanlık, güçlü durağanlık ile kesin durağanlık şeklinde üç grupta değerlendirmek mümkündür. Stokastik sürecin rassal değişkenleri Y_t , $t = 1, \dots, T$ için birleşik dağılımını tanımlamanın güç olması nedeniyle, sürecin ortalaması, varyansı ve kovaryansının sabit olduğunun belirtilmesiyle yetinilmektedir:

- i) Ortalama : $E(Y_t) = \mu_Y$ (tüm t'ler için sabit)
- ii) Varyans : $Var(Y_t) = \sigma_Y^2 = \gamma_0$ (tüm t'ler için sabit)
- iii) Kovaryans : $Cov(Y_t, Y_{t+k}) = \gamma_k$ (tüm t'ler için sabit ve k sıfırdan farklı)

Durağanlığın bu tanımı zayıf durağanlık (kovaryans durağan) olarak adlandırılır. Görüldüğü gibi zayıf durağanlıkta; ortalama, varyans ve kovaryans zamandan bağımsızdır. Nitekim, zayıf durağan bir yapıda Y_t ile Y_{t+k} arasındaki kovaryansın t'ye değil, k gecikme uzunluğuna bağlı olduğu ifade edilebilir. γ_k ve γ_{-k} değerlerinin aynı hassasiyete sahip olması ve $\gamma_k = \gamma_{-k}$ nedeniyle, kovaryans durağan yapının simetrik özelliği taşıdığı söylenebilir (Hamilton, 1994: 45).

Zayıf durağanlık özelliklerine ek olarak, Y_t rassal değişkeninin dağılımının da zamana bağlı olarak değişmemesi durumunda, ilgili zaman serisinin güçlü durağan yapıda olduğu ifade edilir. Stokastik bir süreç, eğer n sayıda gözlemin (Y_{t1}, \dots, Y_{tn}) herhangi bir bölümünün bileşik dağılımı, k adet gecikmesi göz önünde bulundurulduğunda, tüm n ve k değerleri için $Y_{t1+k}, \dots, Y_{tn+k}$ setinin bileşik dağılımı ile aynı olması durumunda, ilgili zaman serisinin veya sürecin kesin durağanlık yapısına sahip olduğu belirtilir. Kesin durağan bir zaman serisi için Y_t 'nin dağılımı t'den (zamandan) bağımsızdır. Eğer stokastik süreç yapısı, kesin durağan ise, bu durum zayıf durağanlığı da içerir. Ancak bunun tersi geçerli değildir. Diğer bir deyişle, zayıf durağan olan bir stokastik süreç, ortalamaların ve otokovaryansların zamana bağlı olmamaları nedeniyle, aynı zamanda kesin durağan olamaz (Akgül, 2003:7).

Diğer taraftan, kesikli rassal süreç yapısına sahip olan bir zaman serisi, bağımsız ve özdeş dağılan rassal değişkenlerin bir birikimini içeriyor ise pür rassal süreç olarak tanımlanır. Pür rassal sürece ilişkin değişkenler sabit ortalama ve varyans içermektedir. Diğer bir

deyişle; Ortalama : $E(\varepsilon_t) = 0$; Varyans : $Var(\varepsilon_t) = \sigma^2$ ve Kovaryans : $Cov(\varepsilon_t, \varepsilon_{t+k}) = 0$ olacaktır. Diđer yandan, pür rassal sürecin otokovaryans ve otokorelasyon fonksiyonları aşığıdaki gibidir:

$$Otokovaryans : \gamma_k = Cov(\varepsilon_t, \varepsilon_{t+k}) = 0 \quad k \neq 0 \text{ için} \quad (1.6)$$

$$Otokorelasyon : \rho(k) = \begin{cases} 1 & k = 0 \text{ ise} \\ 0 & k \neq 0 \text{ ise} \end{cases} \quad (1.7)$$

Sıfır ortalama ile sabit varyans özelliđi gösteren bağımsız özdeş dağılan rassal deđişkenin dağılımı:

$$\varepsilon_t \sim IID(0, \sigma^2) \quad (t=1,2,\dots,T) \quad (1.8)$$

şeklinde belirtilir ve deđişkenlerin durađan olduđu kabul edilir. Bu yönden deđerlendirildiđinde, serinin ortalama ve varyansı zamana bađlı deđildir. Bu yapı serinin zayıf durađan bir sürece sahip olduđunu gösterir (Lütkepohl,2005:36). Diđer yandan, ε_t 'nin dağılımının normal olması, sürecin aynı zamanda kesin durađan yapıya sahip olduđunu ifade eder. İstatistiksel açıdan pür rassal süreç sıfır ortalamalı, sabit varyanslı ile bağımsız normal dağılan bir süreç olarak belirtilir.

1.1.2. Durađan Dışı Stokastik Süreçler

Daha önce de belirtildiđi gibi, zaman serileri analizinin uygulanabilmesi için serinin veya sürecin durađan olması gerekir. Ancak, ekonomi alanındaki pek çok zaman serisinin durađan-dışı yapıya sahip olduđu da bilinmektedir. Zaman serilerinin ortalamasının ve varyansının sabit bir dağılım göstermemesi veya stokastik sürecin karakteristiklerinin zamana bađlı olarak deđişmesi, söz konusu zaman serisinin durađan-dışı olarak adlandırılmasını sağlar. O halde durađan olmayan veya aynı anlama gelmek üzere, durađan dışı yapıdaki serilerin durađan hale getirilmeleri için trend veya mevsim etkilerinden arındırılmaları gerekir. Bu işleme trend durađanlık veya mevsimsel durađanlık adı verilir. Bu amaç doğrultusunda, Box-Jenkins (1976) tarafından, deterministik veya stokastik olması farketmeksizin trend durađanlık ve mevsimsel durađanlık için fark alma işlemi önerilmiştir. Durađan dışı bir zaman serisinin modeli şöyledir:

$$Y_t = \mu_t + \varepsilon_t \quad (1.9)$$

Burada, ortalama μ_t zamanın bir fonksiyonu iken, ε_t zayıf durađan bir dizidir.

Bir seri en az bir sayıda fark alma süreci sonucunda durađan hale geliyor ise, durađan-dışı serinin homojen olduđu söylenir. O halde, homojenlik derecesi, serinin fark alma

sayısını gösterir. Şimdi, durağan dışı yapılara sahip olan pür rassal yürüyüş süreci ile kayan rassal yürüyüş süreci hakkında bilgi verelim.

1.1.2.1. Pür Rassal Yürüyüş Süreci

Birinci-derece durağan dışı sürecin bir örneğini ifade eden basit rassal yürüyüş süreci:

$$Y_t = Y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (1.10)$$

şeklinde yazılabilir. Burada $\{\varepsilon_t\}$, ortalaması μ_t ve varyansı σ^2 ile pür rassal bir seridir. Y_t 'nin ortalaması : $E(Y_t) = E(Y_{t-1} + \varepsilon_t) = E(Y_{t-1}) + E(\varepsilon_t)$ şeklinde olup, $E(\varepsilon_t) = 0$ ve $E(Y_t) = E(Y_{t-1})$ olduğundan şu sonuca ulaşılır:

$$E(Y_t) = \mu_t \quad (1.11)$$

Elde edilen sonuç, Y_t 'nin ortalamasının zaman boyunca değişmediğini göstermiştir. Buna karşılık

$$\begin{aligned} Y_t \text{'nin varyansı} : E(Y_t^2) &= E[(Y_{t-1} + \varepsilon_t)^2] = E(Y_{t-1}^2) + \sigma_\varepsilon^2 \\ &= E[(Y_{t-2} + \varepsilon_t)^2] = E(Y_{t-2}^2) + 2\sigma_\varepsilon^2 \\ &= \dots \\ &= E[(Y_{t-k} + \varepsilon_t)^2] = E(Y_{t-k}^2) + k\sigma_\varepsilon^2 \\ &= \gamma_0 \end{aligned} \quad (1.12)$$

şeklinde verilir. Bu eşitlikten varyansın sınırının olmadığı ve bu nedenle tanımsız olduğu söylenebilir. Aynı sonuç kovaryanslar için de oluşturulabilir.

$$\begin{aligned} Y_t \text{'nin kovaryansı} : E(Y_t Y_{t-1}) &= E[Y_{t-1}(Y_{t-1} + \varepsilon_t)] \\ &= E(Y_{t-1}^2) \\ &= \gamma_1 \end{aligned} \quad (1.13)$$

Görüldüğü üzere, Y_t 'nin varyansı ve kovaryansı zaman boyunca değişim göstermektedir. Bu nedenle, Y_t zaman serisinin durağan-dışı süreç gösterdiği söylenebilir. Bu duruma ek olarak fark alınırsa şu sonuca ulaşılır:

$$Y_t - Y_{t-1} = Y_{t-1} - Y_{t-1} + \varepsilon_t \text{ ve } \Delta Y_t = \varepsilon_t \quad (1.14)$$

Farkı alma ile oluşturulan serinin durağan olduğu söylenebilir. ε_t zamandan bağımsız ve temiz dizi olduğundan, sürecin durağan olduğu kabul edilir. Kısaca, rassal yürüyüş süreci durağan-dışı bir yapıya sahip iken, birinci farkın alınmasıyla durağan hale gelmiştir. Bu nedenle, pür rassal yürüyüş sürecinin birinci derecen homojen yapıda olduğu ve I(1) şeklinde gösterildiği söylenebilir.

1.1.2.2. Kayan Rassal Yürüyüş Süreci

Kayan rassal yürüyüş süreci, pür rassal yürüyüş sürecinin sıfırdan farklı kesme terimini içeren durumu olup şöyle yazılır:

$$Y_t = \mu + Y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (1.15)$$

Görüldüğü gibi, denklem (1.10) ile denklem (1.15) arasındaki fark, denklem (1.15)'e kesme teriminin dahil edilmesidir. Denklem (1.15)'te $\mu \neq 0$ ve ε_t temiz bir dizi sürecidir. Kayan rassal yürüyüş sürecinin birinci farkları alındığında ve sadeleştirildiğinde:

$$Y_t - Y_{t-1} = \mu + \varepsilon_t \quad (1.16)$$

Kuşkusuz, bu ifadenin $\Delta Y_t = \mu + \varepsilon_t$ şeklinde yazılması da mümkündür. Elde edilen denklemde kesme teriminin işaretine göre, Y_t artı veya eksi yönde seyir izleyecek ve kayan rassal yürüyüş süreci, durağan-dışı bir yapı sergileyecektir. Kayan rassal yürüyüş sürecinin ortalaması:

$$\begin{aligned} E(Y_t) &= E(\mu + Y_{t-1} + \varepsilon_t) = \mu t + E(Y_{t-1}) + E(\varepsilon_t) \\ E(Y_t) &= \mu t + E(Y_{t-1}) \\ E(Y_t) &= \mu t + \mu t \end{aligned} \quad (1.17)$$

şeklinde olup, doğrusal bir trendi temsil etmektedir. Sürecin varyansı ise:

$$E(Y_t^2) = t\sigma^2 \quad (1.18)$$

olarak gösterilir. Dolayısıyla kovaryans ve varyans zamana bağlı olup, sabit olmadıkları için, Y_t serisi durağan dışı bir yapıya sahiptir (Seddighi v.d., 2000: 255).

1.2. TREND

Zaman serilerinde uzun dönemde yaşanan artışlar ya da azalışlar trend olarak adlandırılır. Trend, zaman serisinin uzun dönemdeki eğilimi gösterdiğinden, trendin seyrinde en az 2 veya 3 konjonktür dalgalanmasının meydana gelmesi gerekmektedir (Sevüktekin ve Nargeleçekenler, 2007: 13). İktisadi büyüklüklerin sürekli artma eğiliminde olması nedeniyle, iktisadi zaman serilerinde yaygın olarak pozitif (artan) trend ile karşılaşılır. Zaman serilerinin önemli bir bileşeni olan trend kavramını aşağıdaki model ile inceleyebiliriz.

$$Y_t = \mu + \phi_1 Y_{t-1} + \beta t + \varepsilon_t \quad (1.19)$$

İlgili model, trend yapısının durağan ve durağan-dışı özelliklerinin genelini yansıtmaktadır. Birinci özellik olarak, $\phi_1 = 1$ ve $\beta = 0$ ise model:

$$Y_t = \mu + Y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (1.20)$$

yazılabilir. Burada μ 'nin işaretine bağlı olarak Y_t aşağıya ya da yukarıya yönelik ivme yapar. Modelde yer alan trend, stokastik trend ya da daha önce değinilen kayan rassal yürüyüş süreci olarak bilinir ve seri durağan-dışı yapıdadır. Eğer $\mu = 0$, $\phi = 1$ ve $\beta = 0$ ise model:

$$Y_t = Y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (1.21)$$

elde edilir. Bu model ise yine daha önce değinilen pür rassal yürüyüş sürecidir. Y_t serisi durağan-dışı yapıya sahiptir. Serinin farkı alınarak seri durağan hale getirilecektir. Öte yandan $\mu \neq 0$, $\phi_1 = 0$ ve $\beta \neq 0$ ise süreç aşağıdaki model ile açıklanır.

$$Y_t = \mu + Bt + \varepsilon_t \quad (1.22)$$

Bu kez β 'nin işaretine göre Y_t aşağıya ya da yukarıya doğru eğilim gösterecektir. Böyle bir trend deterministik trend olarak tanımlanır. Bu sürece ek olarak eğer $|\phi_1| < 1$ ise Y_t serisi deterministik trendin varlığında I(0) yapısında durağan bir sürece sahip olacaktır.

Son durumda ise $\mu \neq 0$, $\phi_1 = 1$ ve $\beta \neq 0$ iken sürecin en genel haline aşağıdaki denklemde yer verilmiştir.

$$Y_t = \mu + Y_{t-1} + \beta t + \varepsilon_t \quad (1.23)$$

μ ve β 'nin birlikte oluşturacağı etkiye göre, Y_t farklı eğilim gösterecektir. Trendin bu türü stokastik ve deterministik trend olarak adlandırılır.

Stokastik trend, Y_t 'deki durağan-dışılığı zaman serisinin birinci farkı alınarak ortadan kaldırıldığından fark durağan süreç (DSP) olarak ifade edilir. Buna karşılık, deterministik trendde Y_t 'deki durağan-dışılığı zaman serisinden trendi arındırarak ortadan kaldırmak mümkün olduğundan, trend durağan süreç (TSP) olarak ifade edilir (Kantz ve Thomas, 1994: 110).

1.2.1. Gecikme Yapısının Tespiti

p. dereceden bir otoregresif denklem oluşturulmak istensin:

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (1.24)$$

Bu model üzerinden AR(1) yapısı ele alındığında:

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (1.25)$$

olur. Buradaki hata terimi temiz-dizi süreç özelliğini kaybederek korelasyonlu bir yapı gösterir.

$$\varepsilon_t = \phi_2 Y_{t-2} + \phi_3 Y_{t-3} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + v_t \quad (1.26)$$

Teorik bilgi kriterlerinden yararlanarak ya da genelden özele veya özelden genele yöntemiyle kalıntılardaki otokorelasyon ortadan kaldırılabilir.

Teorik bilgi kriterleri ile gecikme yapısının derecesi tespit edilirken, bir kısıt fonksiyonu yardımıyla fonksiyonel gecikmelerin miktarı olabildiğince minimize edilir. Hali hazırda, daha sonra sunulacak olan Akaike (AIC) ve Schwarz (SIC) bilgi kriterlerinden elde edilen değerlerin, anlamlılık düzeyleri kullanılarak kalıntılarda serisel korelasyonun olup olmadığı test edilebilir (Gonzalo ve Pitarakis, 1998: 323).

Genelden özele veya özelden genele yönteminde ise sırasıyla birisi m ve diğeri m+n gecikmeli iki modelden son n gecikmenin bütün olarak sıfıra eşitliğini ifade eden yokluk hipotezi Wald testi ile sınanmıştır. Özelden genele stratejisinde ise, gecikme boyutunun tespitinde n=1 kabul edilerek ve birer birer artırılarak t sınaması yardımıyla modele dahil edilen son gecikmenin anlamlılığı test edilir (Sevüktekin ve Nargeleçkenler, 2007, s.325).

1.2.2. Zaman Serilerinde Doğrusal Birim Kök Testleri

Dickey ve Fuller'in (1979) ortaya koyduğu Dickey Fuller (DF) Birim Kök Testi, zaman serilerine ilişkin durağanlığı test etmek adına geliştirilen birim kök sınamalarının temelini oluşturmaktadır. Dickey ve Fuller, T gözlemden oluşan Y_t zaman serisini otoregresif bir yapı olarak aşağıdaki şekilde ele almıştır:

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \varepsilon_t$$

Tanımlı denklemde iki taraftan da Y_{t-1} çıkarıldığında Y_t 'nin farkı alınmış olur ve model:

$$Y_t - Y_{t-1} = \phi_1 Y_{t-1} - Y_{t-1} + \varepsilon_t \rightarrow \Delta Y_t = (\phi_1 - 1)Y_{t-1} + \varepsilon_t$$

$$\Delta Y_t = \delta Y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (1.27)$$

şekline dönüşür.

Oluşturulan modelde stokastik trendin mevcudiyetinin sınanması esasında sıfır hipotez açısından otoregresif parametrenin 1'e eşit olmasının sınanması ile aynıdır ve alternatif hipotezin de 1'den küçük olacak biçimde ele alınması serinin trend durağanlığını ifade eder (Phillips ve Xiao, 1998: 438).

Böylece, DF sınamasında, yokluk ve alternatif hipotezler aşağıdaki gibidir.

$$H_0: \delta = 0 \quad (\phi_1 = 1)$$

$$H_1: \delta < 0 \quad (\phi_1 < 1)$$

Birim kök sınaması uygulanırken, oluşturulan model en küçük kareler tekniğiyle tahmin edilir ve $\hat{\delta}$ parametresinin 0'a eşit olup olmadığı, t testine benzer bir test ile sınanır. Buna \hat{t} test istatistiği adı da verilir. ϕ_1 sifıra ne derece yakın ise serinin o derece hızlı durağanlaşacağı beklenir. Ek olarak, alternatif hipotezin tek taraflı oluşturulmasının sebebi ise testin gücünü maksimum seviyeye çıkartmaktır. Tahmin edilen $\hat{\delta}$ parametresi için t istatistiğinde hesaplanan \hat{t} test istatistiğinin karşılaştırılacağı kritik değerler, student t dağılımına göre sağa çarpıklık belirttiği için DF sınaması kritik değer tablosundan elde edilen değerle karşılaştırılır (Rudebusch, 1992: 664). Ancak, serinin sabit terim ya da deterministik trend içermesi durumunda oluşturulan regresyona trendlerin dahil edilmesi ile tahmin yapılması gerekmektedir. Bu sayede sırasıyla kesme terimi dahil edilmiş modelde \hat{t}_μ ve deterministik trend dahil edilmiş modelde ise \hat{t}_B test istatistikleri kullanılır.

Dickey Fuller birim kök sınamasında otokorelasyon sorunu ihmal edilmiştir. Daha sonra geliştirilen Dickey ve Fuller (1981) birim kök testinde ise modelde yer alan hata terimlerinin otokorelasyonlu olduğu kabul edilir ve otokorelasyon sorununu gidermek adına, bağımlı değişkenin gecikmeli terimleri modele dahil edilir. Genişletilmiş (artırılmış) Dickey ve Fuller birim kök testinde (ADF) de, Dickey ve Fuller (1979) (DF) birim kök testinde kullanılan kritik değerler ve hipotezler kullanılmaktadır. ADF testinde

uygun gecikmeli terim sayısına karar vermek için Akaike bilgi kriteri veya Schwarz bilgi kriterinden yararlanılır. Oluşturulan model şu şekildedir:

$$\Delta Y_t = \mu + \beta(t - 1/2(n - p + 1)) + \delta Y_{t+p-1} + \sum_{j=1}^p \phi_j \Delta Y_{t-j} + \varepsilon_{t+p} \quad (1.28)$$

Phillips ve Perron (PP) (1988), zaman serilerinin durağanlığının analizinde DF ve ADF testinin eksik yönlerine karşı geliştirilmiş bir birim kök testidir. PP testi, trend içeren zaman serisi durağanlık analizlerinde DF ve ADF birim kök sınamalarına göre daha güçlü neticeler veren parametrik olmayan bir testtir. PP testinde modeller, otoregresif hareketli ortalama süreci (ARMA) kullanılarak oluşturulmuştur. PP testi için şu iki denklem oluşturulmuştur:

$$Y_t = \tilde{\mu} + \hat{\phi} Y_{t-1} + \hat{\varepsilon}_t \quad (1.29)$$

$$Y_t = \tilde{\mu} + \tilde{\beta}(t - 1/2T)\hat{\phi} Y_{t-1} + \hat{\varepsilon}_t \quad (1.30)$$

Denklemlerde T gözlem sayısını, $\hat{\varepsilon}_t$ hata terimini ve $(\tilde{\mu}, \tilde{\beta}, \hat{\phi})$ en küçük kareler (EKK) regresyonu katsayılarını göstermektedir. Denklem (1.20) ve (1.21)'de verilen modellere sıfırdan farklı bir sabit eklendiğinde veri oluşturma süreci, t-istatistikleri ve katsayılar benzer şekilde olacağı için aşağıdaki şekilde genellenebilir:

$$Y_t = \mu + \phi_1 Y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (t=1,2,\dots). \quad (1.31)$$

Phillips ve Perron (1988), parametre bağımlılığı problemini asimptotik olarak ortadan kaldırmak için (1.29) ve (1.30) nolu regresyonlardan elde edilen geleneksel test istatistikleri Z istatistiklerine dönüştürülmüştür. (1.29) numaralı model için elde edilen test istatistikleri şöyledir:

$$Z(\hat{\phi}) = T(\hat{\phi} - 1) - \hat{\lambda}/\bar{m}_{YY}, \quad Z(t_{\hat{\phi}}) = (\hat{s}/\hat{\sigma}_{T1})t_{\hat{\phi}} - \hat{\lambda}'\hat{\sigma}_{T1}/\bar{m}_{YY}^{1/2} \quad (1.32)$$

$$Z(t_{\hat{\mu}}) = (\hat{s}/\hat{\sigma}_{T1})t_{\hat{\mu}} - \hat{\lambda}'\hat{\sigma}_{T1}m_Y/\bar{m}_{YY}^{1/2}m_{YY}^{1/2} \quad (1.33)$$

(1.30) numaralı model için elde edilen test istatistikleri şöyledir:

$$Z(\hat{\phi}) = T(\hat{\phi} - 1) - \hat{\lambda}/M, \quad Z(t_{\hat{\phi}}) = (\hat{s}/\hat{\sigma}_{T1})t_{\hat{\phi}} - \hat{\lambda}'\hat{\sigma}_{T1}/M^{1/2} \quad (1.34)$$

$$Z(t_{\hat{\mu}}) = (\hat{s}/\hat{\sigma}_{T1})t_{\hat{\mu}} - \hat{\lambda}'\hat{\sigma}_{T1}m_Y/M^{1/2}(M + m_Y^2)^{1/2} \quad (1.35)$$

$$Z(t_{\hat{\beta}}) = (\hat{s}/\hat{\sigma}_{T1})t_{\hat{\beta}} - \hat{\lambda}'\hat{\sigma}_{T1}(1/2m_Y - m_{tY})/M/12^{1/2}\bar{m}_{YY}^{1/2} \quad (1.36)$$

Burada;

$$m_{YY} = T^{-2} \sum Y_t^2 \quad (1.37)$$

$$\bar{m}_{YY} = T^{-2} \sum (Y_t - \bar{Y})^2 \quad (1.38)$$

$$m_Y = T^{-3/2} \sum Y_t \quad (1.39)$$

$$m_{tY} = T^{-5/2} \sum tY_t \quad (1.40)$$

$$M = (1 - T^{-2})m_{YY} + 12m_{tY}^2 + 12(1 + T^{-1})m_{tY}m_Y - (4 + 6T^{-1} + 2T^{-2})m_Y^2 \quad (1.41)$$

$$\hat{\lambda} = 1/2(\hat{\sigma}_{T1}^2 - \hat{s}^2) \quad (1.42)$$

$$\hat{\lambda}' = \hat{\lambda}/\hat{\sigma}_{T1}^2 \quad (1.43)$$

$$\tilde{\lambda} = 1/2/(\tilde{\sigma}_{T1}^2 - \tilde{s}^2) \quad (1.44)$$

$$\tilde{\lambda}' = \tilde{\lambda}/\tilde{\sigma}_{T1}^2 \quad (1.45)$$

Philips – Perron testi, DF testi ile aynı limit dağılımını içerdiğinden Z istatistikleri adına DF kritik değerleri ile hipotezlerinden yararlanır.

$H_0: \delta = 0$ ($\phi_1 = 1$) (Seri durağan değildir, birim kök vardır).

$H_1: \delta < 0$ ($\phi_1 < 1$) (Seri durağandır, birim kök yoktur).

Durağanlığın araştırılmasında kullanılan bir diğer test de KPSS testidir. Kwiatkowski, Phillips ve Schmidt ve Shin (1992) ortaya koydukları araştırmalarında, standart birim kök sınamalarının sıfır hipotezinin reddedilmesi ile alternatif hipotezin uygun görülmesinin geçerli bir kanıt tespit edilmedikçe mümkün olmadığını ifade etmişlerdir. Bu sebeple, sıfır hipotezinin reddedilme hususundaki yaygın yanılgının sebebini, standart birim kök sınamalarında meydana getirilen hipotezlere bağlamışlardır.

KPSS testinde dikkate alınan model şu şekildedir:

$$Y_t = \xi_t + r_t + \varepsilon_t \quad (1.46)$$

Eşitlikte, ε_t durağan bir temiz dizi süreci, t deterministik trend ve $r_t = r_{t-1} + u_t$ biçimindeki rassal yürüyüş sürecini gösteren değişkendir. KPSS testinin hipotezleri DF, ADF ve PP testlerinin tam tersi olup şu şekildedir:

$H_0 : \sigma_u^2 = 0$ (Seri durağandır)

$H_0 : \sigma_u^2 \neq 0$ (Seri durağan değildir)

Hipotezlerde yer alan σ_u^2 , u_t hata teriminin varyansıdır. Boş hipotez reddedilemediğinde, bir başka ifadeyle hata teriminin varyansı sifıra eşit olduğunda, r_t ve Y_t durağan olacaktır. KPSS testinin hipotezlerini sınamak için yararlanılan kritik değerler, Lagrange çarpanından faydalanılarak üretilmiştir. Test istatistiği aşağıdaki şekilde elde edilir. Hatalar, zaman trendi ile sabit üzerine regres edilen Y regresyonundan elde edilir. $e_t = 1, 2, \dots, T$ şeklinde oluşturulur. Bu regresyondan elde edilen hata varyansının tahmini $\hat{\sigma}_e^2$ olarak gösterilir. Hatalara ilişkin eşitlik şu şekildedir:

$$S_t = \sum_{i=1}^t e_i \quad t=1, 2, \dots, T \quad (1.47)$$

LM test istatistiği ise aşağıdaki gibi oluşturulur:

$$LM = \sum_{t=1}^T S_t^2 / \hat{\sigma}_e^2 \quad (1.48)$$

LM test istatistiği hata terimlerinin birbirinden bağımsız ve özdeş dağılım gösterdiği varsayımının geçerli olduğu durumlarda kullanılır. Bu varsayımın sağlanmadığı durumlarda $\hat{\sigma}_e^2$ yerine σ^2 kullanılır.

$$\sigma^2 = \lim_{T \rightarrow \infty} T^{-1} E(S_T^2) \quad (1.49)$$

$s^2(l)$ ise:

$$s^2(l) = T^{-1} \sum_{t=1}^T e_t^2 + 2T^{-1} \sum_{s=1}^l w(s, l) \sum_{t=s+1}^T e_t e_{t-s} \quad (1.50)$$

Burada, l gecikmeyi ve $w(s, l)$ ise ağırlık fonksiyonunu göstermektedir. Test istatistiği ise aşağıdaki şekildedir:

$$\hat{\eta} = T^{-2} \sum \frac{s_t^2}{s^2(l)} \quad (1.51)$$

KPSS testi, standart birim kök sınamalarının gerçekleştirdiği zaman serilerinde birim kökün varlığını ortaya koymak yerine; durağanlığı test etmeyi seçmişlerdir. Test istatistiği değerinin, kritik değerden küçük olduğunda boş hipotez reddedilememekte ve serinin durağan olduğuna karar verilmektedir.

Durağanlığın test edilmesinde kullanılan beşinci test ise Elliot, Rothenberg, Stock Point, Optimal testidir. Elliott v.d. (1996) küçük örneklemelerde serinin bilinmeyen bir ortalama ya da doğrusal bir eğilim göstermesi durumunda, Dickey-Fuller t sınavasının farklı bir

versiyonu olarak daha güçlü bir test geliştirmişlerdir. Testin gücünü Monte Carlo simülasyonu ile değiştirilmiş testin küçük örneklerinde deneyerek gerçekleştirmişlerdir. DF-GLS (Dickey Fuller Generalized Least Square) birim kök testi ile seride deterministik trend ya da sabit bulunduğu durumlarda uygulama yapılabilmektedir. Testin uygulanabilmesi adına öncelikle seride trend arındırma işlemi yapılmalıdır. Testin algoritma aşamaları şöyledir:

$$Y_t = B_t + u_t \quad (1.52)$$

$$u_t = \alpha u_{t-1} + v_t \quad (1.53)$$

Modellerde B_t deterministik trendi gösterirken; v_t sıfır ortalamaya sahip, durağan ve sıfır frekansında pozitif spektral yoğunluk fonksiyonlu hata sürecini göstermektedir. Temel ve alternatif hipotezler şöyledir:

$$H_0 : \alpha = 1 \text{ (Birim kök vardır)}$$

$$H_1 : |\alpha| < 1 \text{ (Birim kök yoktur)}$$

Burada, $\tilde{\alpha} = 1 + \bar{c}/T$ formülüyle elde edilmektedir. Seride yalnızca sabit terim varsa sabit ortalama için $\bar{c} = -7.0$; sabit terim ve trend varsa doğrusal eğilim durumu için $\bar{c} = 13.5$ alınır. DF-GLS birim kök sınavının uygulanabilmesi adına serinin kesme ve trendden arındırılması işlemi yapılmalıdır. B_t terimi bilinirken u_t gözlemlenebilir ve logaritmik olabilirlik fonksiyonu şöyledir:

$$L(\alpha) = [\Delta u - (\alpha - 1)u_{-1}]' \Sigma^{-1} [\Delta u - (\alpha - 1)u_{-1}] \quad (1.54)$$

Modelde $\Delta u = (u_1, u_2 - u_1, \dots, u_T - u_{T-1})'$, $u_{-1} = (0, u_1, \dots, u_{T-1})'$ ve Σ, v_1, \dots, v_t için tekil olmayan varyans kovaryans matrisini göstermektedir. Burada temel hipotez $\alpha = 1$ 'e karşın $\alpha = \bar{\alpha}$ alternatif hipotezi sınanmaktadır. $L(\bar{\alpha}) - L(1)$ işlemi benzerlik oran istatistiğini vermektedir. Böylece bozulma olmayan dağılım elde etmek adına uygun oran T^{-1} 'dir. $c = T(\alpha - 1)$ şeklinde ifade edilir; böylece $\bar{c} = T(\bar{\alpha} - 1)$ olur.

$$L(\bar{\alpha}) - L(1) = \bar{c}^2 T^{-2} u_{-1}' \Sigma^{-1} u_{-1} - 2\bar{c} T^{-1} u_{-1}' \Sigma^{-1} \Delta u \quad (1.55)$$

Y_t serisi yerine trendden arındırılmış Y_t^d serisi kullanılmıştır. DF-GLS sınavı yapılırken $Y_t^d = Y_t - B'Z_t$ olmak üzere, $Z_t = (1, t)'$ şeklinde hesaplanır ($Z_t, 1$ 'ler ve deterministik trendden oluşan vektörü göstermektedir). Seride trendin olmadığı sadece kesmenin

olduğu durumda, bu vektör $Z_t = (1)'$ şeklindedir. Olağan En Küçük Kareler (OEKK) yöntemi ile tahmin edilen model aşağıdaki gibidir:

$$\tilde{Y}_t = Y_t - B'Z_t \quad (1.56)$$

DF-GLS testinde $S(\bar{\alpha})$ kalıntı kareleri toplamını temsil etmek üzere model şöyledir:

$$P_t = [S(\bar{\alpha}) - \bar{\alpha}S(1)]/S_{AR}^2 \quad (1.57)$$

Modelde $S(1), \alpha = 1$ temel hipotezi tahmin edildikten sonra oluşturulan kalıntı kareleri toplamını ifade etmektedir. B' 'yi bulmak için \tilde{Y}_t üzerine \tilde{Z}_t regres edilmektedir. \tilde{Y}_t ve \tilde{Z}_t şöyle tanımlanmaktadır:

$$\begin{aligned} (\tilde{Y}_1, \tilde{Y}_2, \dots, \tilde{Y}_t) &= Y_1, (1 - \tilde{\alpha}L)Y_2, \dots, ((1 - \tilde{\alpha}L)Y_t) \\ (\tilde{Z}_1, \tilde{Z}_2, \dots, \tilde{Z}_t) &= Z_1, (1 - \tilde{\alpha}L)Z_2, \dots, ((1 - \tilde{\alpha}L)Z_t) \end{aligned} \quad (1.58)$$

Trendden ve kesmeden arındırılmış seriye Y_t^d standart DF testi yapılır (Elliott v.d., 1996).

Diğer taraftan, Philips-Perron (1988) testinde meydana gelen boyut bozukluğunu düzeltmek ve testin gücünü artırmak için Ng ve Perron yeni bir test ortaya koymuşlardır. PP testinde, serilerde negatif hareketli ortalama süreci yer aldığı sıklıkla hata teriminde boyut dağılım çarpıklığı meydana gelmektedir. Fakat Dickey-Fuller birim kök testlerinde bu durum önemli bir sorun oluşturmamaktadır.

Testte; $u_t, (0, \sigma_u^2)$ ile birbirinden bağımsız ve aynı dağılım göstermek üzere veri oluşturma algoritması şöyledir:

$$Y_t = \alpha Y_{t-1} + u_t \quad (1.59)$$

Normalleştirilmiş en küçük kareler istatistiğini White (1958)'de $T(\hat{\alpha} - 1)$ şeklinde göstererek; $\hat{\alpha}$ için test istatistiğini şöyle oluşturmuştur:

$$t_{\hat{\alpha}} = (\hat{\alpha} - 1)/[s_u(\sum_{t=1}^T Y_{t-1}^2)^{-1/2}], \quad (1.60)$$

$$s_u^2 = T^{-1} \sum_{t=1}^T \hat{u}_{t-1}^2 \quad (1.61)$$

Perron ve NG (1996); Phillips (1987) ile Phillips ve Perron (1988) çalışmalarındaki test istatistiklerini dönüştürerek elde ettikleri ve M testleri olarak tanımladıkları aşağıdaki test istatistiklerini geliştirmişlerdir:

$$MZ_{\alpha} = (T^{-1}Y_T^2 - s^2)(2T^{-2} \sum_{t=1}^T Y_t^2)^{-1} \quad (1.62)$$

(1.62) nolu model aşağıdaki gibi de gösterilebilir:

$$MZ_\alpha = Z_\alpha + (T/2)(\hat{\alpha} - 1)^2 \quad (1.63)$$

$$MZ_t = Z_t + (1/2)(\sum_{t=1}^T Y_{t-1}^2 / s^2)^{1/2} (\hat{\alpha} - 1)^2 \quad (1.64)$$

Standart varsayımlar ışığında Z_α ve MZ_α ; Z_t ve MZ_t asimptotik olacak şekilde birbirine eşit olmasından dolayı ilgili istatistiklerin asimptotik kritik değerleri birbirleriyle aynıdır. Bir diğer istatistik ise Perron ve NG (1996), Sargan ve Bahargava (1983) ve Bhargava (1986)'nın geliştirdikleri test istatistiğini ele alarak MSB istatistiğini oluşturmuşlardır:

$$MSB = (T^{-2} \sum_{t=1}^T Y_{t-1}^2 / s^2)^{1/2} \quad (1.65)$$

PP test istatistikleri ve MSB test istatistikleri arasındaki bağlantı şu şekildedir:

$$Z_t = MSB \cdot Z_\alpha \quad (1.66)$$

Perron ve NG (1996) mevcut bu bağlantıya dayalı oluşturdukları M testleri adına aşağıdaki ilişkiyi vermişlerdir:

$$MZ_t = MSB \cdot MZ_\alpha \quad (1.67)$$

Dönüştürülmüş bu test istatistiklerinin sonrasında, NG ve Perron (2001) gerçekleştirdikleri araştırmada MP_T^{GLS} olarak adlandırdıkları test istatistiklerini oluşturmuşlardır. Seride sadece sabit veya sabit ve trendin birlikte bulunması halinde test istatistiği şöyledir:

Seride sadece sabit terim bulunduğu model:

$$MP_T^{GLS} = [\bar{c}^2 T^{-2} \sum_{t=1}^T \tilde{Y}_{t-1}^2 \bar{c} T^{-1} \tilde{Y}_T^2] / S_{AR}^2 \quad (1.68)$$

Seride sabit ve trendin birlikte bulunması halinde model:

$$MP_T^{GLS} = [\bar{c}^2 T^{-2} \sum_{t=1}^T \tilde{Y}_{t-1}^2 (1 - \bar{c}) T^{-1} \tilde{Y}_T^2] / S_{AR}^2 \quad (1.69)$$

Modellerde;

$$s_{AR}^2 = \hat{\sigma}_k^2 / (1 - \hat{\beta}(1))^2,$$

$$\hat{\sigma}_k^2 = (T - k)^{-1} \sum_{t=k+1}^T \hat{e}_{tk}^2 \text{ ve } \hat{\beta}(1) = \sum_{i=1}^k \hat{\beta}_i \text{ 'dir.} \quad (1.70)$$

Modellerdeki $\hat{\sigma}_k^2$ ve $\hat{\beta}_i$ aşağıdaki denklemden elde edilen EKK tahmincileri ve d_t deterministik bileşendir.

$$\Delta Y_t = d_t + \beta_0 Y_{t-1} + \sum_{j=1}^k \beta_j \Delta Y_{t-j} + e_{tk} \quad (1.71)$$

Gerçekleşen M sınamaları için NG-Perron testinde temel hipotezler MZ_t ve MZ_α için durağanlığın olmadığı MSB ve MP_t test istatistikleri adına da durağan olduğunu belirtmektedir. NG ve Perron (2001), Akaike ile Schwarz bilgi kriterlerini geliştirerek aşağıdaki biçimde yeni bir bilgi kriteri ortaya koymuşlardır:

$$MIC(k) = \ln(\hat{\sigma}_k^2) + \frac{c_T(\tau_T(k)+(k))}{T-k_{max}} \quad (1.72)$$

Modelde $\tau_T(k) = (\hat{\sigma}_k^2)^{-1} \hat{\beta}_0^2 \sum_{t=k_{max}}^{T-\Sigma} \hat{Y}_{t-1}^2$ ve

$$\hat{\sigma}_k^2 = (T - k) \sum_{t=k_{max}}^{T-\Sigma} \hat{e}_{tk_{max}}^2, \quad k_{max} = \text{int}\left(12 \left(\frac{T}{100}\right)^{\frac{1}{4}}\right)$$

olarak gösterilmiştir. Schwarz bilgi kriteri adına gerçekleşen dönüşüm MBIC ve Akaike bilgi ölçütü adına oluşturulan değişim MAIC olarak adlandırılmıştır. Yukarıda anlatılan durağanlık testlerinden tezin uygulama kısmında ADF, PP ve KPSS testlerine değinilmiştir.

1.3. MEVSİMSELLİK

İncelenen zaman serisi ardışık yılların aynı aylarında tekrar eden benzer hareketler gösteriyorsa, söz konusu serinin mevsimsel zaman serisi olduğu, göstermiyorsa mevsimsel olmayan zaman serisi olduğu söylenir. Bir zaman serisinin sergilediği mevsimsel yapıyı sınamak adına ilk olarak serinin deterministik mevsimsellik ya da stokastik mevsimsellik özelliği gösterdiğinin belirlenmesi gerekir. Deterministik mevsimsellik uzun dönemde geçerlidir. Serilere ilişkin şokların boyutu uzun dönemde ortadan kalkmaktadır. Ancak, stokastik mevsimsellikte şoklar süreklilik gösterir ve stokastik mevsimselliğin yer aldığı bir zaman serisinde cari dönemde verilen şok, serinin yalnızca ilgili dönemdeki değerini değil, bununla birlikte daha sonraki dönemlere ilişkin değerlerini de etkilemektedir. Deterministik mevsimsellik, mevsimsel kukla değişkenlerle modellenabilmektedir (Poo,2003:266). Bu yöntemde, serideki mevsimsel bileşenlerin her dönem aynı olduğu ve serinin bu açıdan mevsimsel durağan olduğu belirtilmektedir.

Zaman serisi tahminlerinde mevsimsellikten arındırılmış serileri analiz aşamasında kullanmak en sık başvurulan yöntemlerdendir. Bu aşamada ise X-11 tipi filtre temelli

yaklaşımlardan yararlanılmaktadır. Bu işlem bir dizi aşamayı gerektirmektedir. İlk olarak, hareketli ortalama ile seriye ilişkin trend tahmin edilerek, elde edilen trend seriden arındırılır. Sonrasında, trendden arındırılmış seride var olan mevsimsel bileşen yine hareketli ortalama yöntemi ile seriden alınır. Ancak, seriden tam olarak arındırılmayan trend var olduğunda, mevsimsel bileşen kesin olarak belirlenemez. Bu sebeple, X-11 tekniği iteratif bir yapı olarak uygulanır (Kenny ve Durbin, 1982:16).

Bazı durumlarda ise, seriden dışlanan bileşenlere politika üretmede ve geliştirmede ya da mevcut politikaların uygulanması anında ihtiyaç duyulabilmektedir. Bu durumda, ARIMA modelleme yapısının bir uzantısı olan mevsimsel modelleme yapısı olan SARIMA modelleri modelleme aracı olarak önerilmektedir.

Mevsimsel dalgalanmalar içeren zaman serilerinde, değişkenlerin aylık ya da üçer aylık olmasına göre uygulanan birim kök sınamaları geliştirilmiştir. Bu sınamaların olumlu bir yönü, frekansların bir kısmında ya da tamamında birim kökleri olup olmadığı gözlemlenmez; her bir frekansta ayrı ayrı birim kökleri test edebilmeleridir (Ghysels v.d.,1994:417).

Mevsimsel durağanlık sınamasında, çeyrek dönemlik seriler için $(1-B^4)$ ve aylık seriler için $(1-B^{12})$ ile ifade edilen mevsimsel filtreleme (fark alma) kullanılmaktadır. Sıfır frekansında birim kökün varlığında, seride yer alan herhangi bir şokun etkisi, serinin düzey değerinde kalıcı olmaktadır. Benzer durumda mevsimsel birim köke ilişkin seriye verilen bir şok, serinin mevsimsel seyrinde kalıcı etkiye neden olacaktır (Leong, 1997:415).

Mevsimsel birim kök analizi, aylık ve çeyrek dönemlik seriler adına mevsimsel frekanslarda durağanlığın varlığının incelenmesidir. Bir başka ifadeyle, mevsimsel zaman serilerinin sıfır frekansının yanı sıra farklı frekanslarda da durağanlığın incelenmesine dayanır (Gürüş ve Çağlayan, 2007: 59). Bu yöntemle ilişkin geliştirilen testlerden bazıları Dickey-Hazsa-Fuller (DHF), Hylleberg-Engle-Granger-Yoo (HEGY), Beaulieu-Miron (BM), Canova-Hansen (CH) ve periodogram birim kök testleridir.

Dickey-Hazsa-Fuller (1984) tarafından önerilen DHF yöntemi DF birim kök sınamasının mevsimsellik adına geliştirilmiş şeklidir ve dayanak noktası simetrik olarak EKK tahmin edicisinin dağılımıdır. DHF testinde birim kökün frekans olarak nerede olduğu ile

ilgilenilmemiş yalnızca seride mevsimsel durağanlık olup olmadığı incelenmiştir. $\varepsilon_t \sim WN(0, \sigma^2)$ olmak üzere:

$$Y_t = \phi_d Y_{t-d} + \varepsilon_t \quad (t=1,2,3,\dots) \quad (1.73)$$

olarak verilen zaman serisi modelinde, aylık seriler için $d=12$, üçer aylık seriler için $d=4$ olarak alınır. DHF testinde mevsimsel birim kök testi, $\tilde{\phi}_d$ katsayısının tahmin edilip aşağıda verilen hipotezin sınamasıyla sonuçlanmaktadır.

$$H_0: \phi_d = 1 \quad \text{ve} \quad H_1: \phi_d < 1 \quad (1.74)$$

Boş hipotez reddedilmezse seride mevsimsel birim kökün varlığı kabul edilecektir. Monte Carlo simülasyonuna dayanarak kritik değerler bulunmuştur. (Dickey v.d., 1984:357).

$\tilde{\phi}_d$ 'ye ilişkin en küçük kareler tahmincisi:

$$\tilde{\phi}_d = (\sum_{t=1}^n Y_{t-d}^2)^{-1} \sum_{t=1}^n Y_{t-d} Y_t \quad (1.75)$$

şeklinde olacaktır. Başlangıç koşulları sabit ve ε_t normal dağılım gösterirse, $\tilde{\phi}_d$ en çok olabilirlik tahmin edicisidir. Yokluk hipotezinde mevsimsel birim kökü sınamak adına $\tilde{\phi}_d$ 'nin dağılımı kullanılabilir gibi t benzeri istatistiğin dağılımı da kullanılabilir. Yokluk hipotezini test etmek için kullanılan t benzeri istatistik:

$$\tilde{\tau}_d = [(\sum_{t=1}^n Y_{t-d}^2)^{-1} S^2]^{-1} (\tilde{\phi}_d - 1) \quad (1.76)$$

olarak verilmektedir. Burada:

$$S^2 = (n - 1)^{-1} \sum_{t=1}^n (Y_t - \tilde{\phi}_d Y_{t-d})^2 \quad (1.77)$$

şeklinde açıklanmaktadır. ϕ_d için alternatif bir tahmin edici de simetrik en küçük kareler tekniğidir. Y_t 'nin Y_{t-d} ve Y_{t+d} üzerine regresyonu beraber düşünüldüğünde:

$$\tilde{\phi}_d = \frac{2 \sum_{t=1}^n Y_t Y_{t-d}}{\sum_{t=1}^n (Y_t^2 + Y_{t-d}^2)} \quad (1.78)$$

biçimindedir. Buna bağlı olarak t benzeri istatistik:

$$\tilde{\tau}_d = 2^{1/2} [(\sum_{t=1}^n (Y_t^2 + Y_{t-d}^2))^{-1} S^2]^{-1/2} (\tilde{\phi}_d - 1) \quad (1.79)$$

olacaktır. Eşitlikte:

$$S^2 = (2n - 1)^{-1} \sum_{t=1}^n [(Y_t - \tilde{\phi}_d Y_{t-d}) + (Y_{t-d} - \tilde{\phi}_d Y_t)^2] \quad (1.80)$$

olmaktadır. Ayrıca $\tilde{\tau}_d$ istatistiği $\tilde{\phi}_d$ 'nin bir fonksiyonu olup, yokluk hipotezini test etmek için $\tilde{\tau}_d$ 'ye bağlı olarak elde edilen test ile $\tilde{\phi}_d$ 'ye bağlı olarak elde edilen testler aynıdır.

Mevsimsel durağanlık için kullanılan bir diğer test de HEGY testidir. Hylleberg-Engle-Granger-Yoo (1990) testinde, üçer aylık veriler için Box-Jenkins yönteminden yararlanarak polinomial kullanılmıştır (Çağlayan, 2003:412). Üçer aylık seriler için $(1 - B^4)$ şu şekilde ifade edilir:

$$(1 - B^4) = (1 - B)(1 + B)(1 - iB)(1 + iB) = (1 - B)(1 + B)(1 + B^2) \quad (1.81)$$

Mevcut yapıda dört adet kök bulunmaktadır. +1 kökü 0 frekansa, -1 kökü ½ frekansa, +i kökü ¼ frekansa ve -i kökü de ¾ frekansa karşılık gelen kökleri ifade etmektedir. HEGY testini uygulamak için:

$$\begin{aligned} Y_{1,t} &= (1 + B + B^2 + B^3)Y_t \\ Y_{2,t} &= -(1 - B + B^2 - B^3)Y_t \\ Y_{3,t} &= -(1 - B^2)Y_t \\ Y_{4,t} &= (1 - B^4)Y_t \end{aligned} \quad (1.82)$$

dönüşümleri kullanılır. Buradan da

$$Y_{4,t} = \phi_1 Y_{1,t-1} + \phi_2 Y_{2,t-1} + \phi_3 Y_{3,t-2} + \phi_4 Y_{3,t-1} + \varepsilon_t \quad (1.83)$$

yardımcı regresyon modeli yazılır. Bu denklem EKK yöntemi ile tahmin edilir ve hata terimleri durağan hale gelinceye kadar, bağımlı değişkenin gecikmeli değerleri modele dahil edilir (Hylleberg v.d., 1990: 224). Buradaki parametrelere farklı yorumlamalar getirilmiştir. Burada $Y_{1,t} = (1 + B + B^2 + B^3)Y_t$, $\theta = 1/4, 1/2, 3/4$, frekanslarındaki birim kökten arındırılmış bileşen; $Y_{2,t} = -(1 - B + B^2 - B^3)Y_t$, $\theta = 0, 1/4, 3/4$ frekanslarındaki birim kökten arındırılmış bileşen; $Y_{3,t} = -(1 - B^2)Y_t$, $\theta = 0, 1/2$ frekanslarındaki birim kökten arındırılmış bileşenlerdir (Engle v.d., 1993:281). Regresyon denkleminde açıklayıcı değişkenler olarak yer alan bu bileşenler birim kökün frekansının belirlenmesinde önemli rol oynamaktadır. Regresyon denklemindeki $Y_{1,t}$ değişkeninin katsayısı için $H_0: \phi_1 = 0$ hipotezine karşılık $H_1: \phi_1 < 0$ hipotezinin kabul edilmesi, serinin 0 frekansta birim köke sahip olduğunu göstermektedir. Benzer durumda $Y_{2,t}$ değişkeninin katsayısı için $H_0: \phi_2 = 0$ hipotezine karşılık $H_1: \phi_2 < 0$ hipotezin kabul

edilmesi, serinin $\frac{1}{2}$ frekansında birim kök içerdiği kabul edilir. Kompleks iki kökün varlığında ϕ_3 ve ϕ_4 parametrelerinin birlikte sıfıra eşit olup olmadığı sınanmaktadır. $H_0: \phi_2 = 0$ ve $H_0: \phi_3 = \phi_4 = 0$ hipotezlerinin reddedilememesi, mevsimsel birim kökün varlığını işaret etmektedir (Hylleberg v.d., 1990: 229). Regresyon denkleminde, bağımlı değişken $(1 - B^4)Y_t$ 'nin gecikmeli değerlerinin katılması, dağılım için herhangi bir etki oluşturmamaktadır. Regresyon denklemine sabit terim, mevsimsel kukla değişken ve deterministik trend de eklenebilmektedir. Bu durumda dağılımın kritik değerleri değişmektedir.

Öte yandan $\phi_2 = \phi_3 = \phi_4 = 0$ varsayımına dayalı $H_0: \phi_1 = 0$ hipotezinin test edilmesi halinde, model $Y_{1,t} = (1 + \phi_1)Y_{1,t-1} + \varepsilon_t$ şeklini alacağından DF testine karşılık gelmiş olacaktır.

Mevsimsel durağanlık için kullanılan bir diğer test de BM testidir. Beaulieu ve Miron (BM) (1993) çeyreklik veri için hazırlanan HEGY yöntemini 12 frekanslı aylık veri için de kullanılabilir hale getirmişlerdir. BM mevsimsel birim kök testinde sıfır hipotezi mevsimsel birim kökün olduğu (mevsimsel durağanlığın olmadığı) şeklinde kurulur iken, alternatif hipotez mevsimsel birim kökün olmadığı (mevsimsel durağanlığın olduğu) şeklinde ifade edilir. BM testinde veri oluşturma süreci:

$$\phi(B)Y_t = \varepsilon_t \quad (1.84)$$

olarak tanımlanmıştır. Veri oluşturma sürecinde $\phi(B)$ gecikme operatörü polinomu ve ε_t beyaz gürültü (temiz dizi) sürecidir. Test prosedürü $\phi(B)$ polinomunun sıfır frekansı ve geri kalan 11 birim kök etrafında doğrusallaştırılmasına dayanmaktadır. Doğrusallaştırma işleminden sonra oluşturulan nihai denklem aşağıdaki gibidir:

$$\phi(B)Y_{13t} = \sum_{k=1}^{12} \pi_k Y_{k,t-1} + \varepsilon_t \quad (1.85)$$

BM sınaması; model içerisinde sabit terim, mevsimsel kukla değişkenleri ile trend olacak biçimde genişletilebilir:

$$\phi(B)Y_{13t} = \sum_{k=1}^{12} \pi_k Y_{k,t-1} + m_0 t + m_1 + \sum_{k=2}^{12} m_k S_{k,t} + \varepsilon_t \quad (1.86)$$

Mevsimsel durağanlığı sıyan bir başka test ise CH testidir. Canova ve Hansen (1995) geliştirdikleri test için değişen mevsimsel yapı taşıyan aşağıdaki modeli önermişlerdir:

$$Y_t = \mu + X_t' \beta + S_j + \varepsilon_t \quad (1.87)$$

Yukarıdaki denklemde Y_t reel değerler, X_t' ise $k \times 1$ boyutlu açıklayıcı değişkenler vektörüdür. S_j ise reel-değerli deterministik mevsimsel bileşen olmak üzere $S_j = \sum_{t=1}^q f_{jt}' \gamma_t$ olarak tanımlanmıştır. S_j mevsimsel bileşenindeki Y_t ifadesi:

$$Y_t = Y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (1.88)$$

olarak modellenmiş ve modelde γ_0 sabit ve ε_t iid'dir.

$f_t = (f_{1t} \dots f_{qt})'$ ve $\gamma_t = (\gamma_{1t} \dots \gamma_{qt})'$ vektörleri, s serinin frekansı olmak üzere $q=s/2$ uzunluğundadır ve f_t vektörünün herhangi bir elemanı:

$$f_{jt}' = \left(\cos\left(\frac{j\pi t}{q}\right), \sin\left(\frac{j\pi t}{q}\right), (-1)^t \right) \quad (j=1,2,\dots,q) \quad (1.89)$$

olarak ifade edilmiştir (Canova ve Hansen, 1995). CH birim kök sınaması durağanlığı kabul eden sıfır hipotezine karşılık olarak birim kök içeren alternatif hipotezi test etmektedir. Bu amaçla, Hannan (1970) prosedürü kullanılmaktadır. Bu işleme göre, Eşitlik (1.89)'da oluşturulan Y_t vektörü içinde test edilmek istenen elemanları kapsayan bir W matrisi çerçevesinde ilgili denklem aşağıdaki gibi değiştirilebilir:

$$W' \gamma_t = W' \gamma_{t-1} + \varepsilon_t \quad (1.90)$$

$G = (W' \Omega^f W)^{-1}$ olmak üzere yukarıda yer alan denklemde ε_t 'nin kovaryans matrisi $E(\varepsilon_t \varepsilon_t') = \tau^2 G$ biçimindedir. Canova ve Hansen (1995) kovaryans matrisindeki τ^2 terimini kullanarak, durağanlık yokluk hipotezini $H_0: \tau^2 = 0$ ve alternatif hipotezini $H_0: \tau^2 > 0$ şeklinde oluşturmuşlardır. Canova ve Hansen, söz konusu hipotezi sınamak adına Lagrange Çarpanı istatistiğini kullanmaktadır. Test istatistiği, $\hat{\varepsilon}_t$ denklem (1.88)'deki EKK artıkları iken, $\hat{F}_t = \sum f_t \hat{\varepsilon}_t$ ve $\hat{\Omega}^f$ terimi $f_t \varepsilon_t$ 'nin uzun dönem kovaryansı olmak üzere test istatistiği:

$$L = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n \hat{F}_t' W (W' \hat{\Omega}^f W)^{-1} W' \hat{F}_t = \frac{1}{n^2} \text{tr}(((W' \hat{\Omega}^f W)^{-1} W' \sum_{i=1}^n \hat{F}_t \hat{F}_t' W)) \quad (1.91)$$

Yukarıdaki denklemde yer alan L , asimptotik LM veya GLS kriter fonksiyonundan elde edilen LM tipi bir istatistik şeklinde yorumlanabilir. Temel hipotezin mevsimsel birim kök yoktur varsayımının gücünü koruyan bir istatistiktir. Test istatistiği, tüm frekanslar

adına ve spesifik frekanslar için W vektörü uygun şekilde seçilerek değişikliğe uğramaktadır.

Periodogramlar, spektral yoğunluk fonksiyonlarına dayalı tahminin gerçekleştirilmesi, seriye ilişkin periyodun saptanması gibi durumlarda kullanılmaktadır. Y_t serisinin periodogramı,

$$a_k = \frac{2}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t - \mu_d) \cos(w_k t)$$

$$b_k = \frac{2}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t - \mu_d) \sin(w_k t)$$

olacak şekilde:

$$I_n(w_k) = \frac{n}{2} (a_k^2 + b_k^2) \quad (1.92)$$

tanımlanabilir. Buradaki a_k ve b_k tahmin edicileri Fourier katsayıları şeklinde tanımlanmaktadır. μ_d ise serinin ortalamasını ifade etmektedir. $k=1,2,3,\dots,[n/2]$ için, $w_k = 2\pi k/n$ olmak üzere; $k>0$ için $\sum_{t=1}^n \cos(w_k t) = \sum_{t=1}^n \sin(w_k t) = 0$ olduğundan;

$$a_k = \frac{2}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t - \bar{Y}_d) \cos(w_k t) = \frac{2}{n} \sum_{t=1}^n Y_t \cos(w_k t)$$

$$b_k = \frac{2}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t - \bar{Y}_d) \sin(w_k t) = \frac{2}{n} \sum_{t=1}^n Y_t \sin(w_k t)$$

şeklinde elde edilir. Dolayısıyla, ortalamaya göre incelendiğinde Fourier katsayıları aynı kalmaktadır. Akdi ve Dickey (1998) tarafından periodogramlar açısından seride birim kökün var olup olmadığını test etmek için bir teknik geliştirilmiştir. Eğer $f(w_k) = \frac{(1+p^2-2p \cos(w_k))}{\sigma^2}$ birim kök içermeyen serinin spektral yoğunluk fonksiyonunu belirtiyor ise:

$$\frac{I_n(w_k)}{f(w_k)} \xrightarrow{D} \chi^2_2 \quad (1.93)$$

dağılımı göstermektedir. Ayrıca, $\lim_{n \rightarrow \infty} E(\hat{f}_n(w_k)) = f(w_k)$ olup, durağanlığa bağlı olarak $k \neq l$ için $Cov(I_n(w_k), I_n(w_l)) = 0$ 'dır. Seride periyodiklik olacağı varsayılır ise serilere ilişkin olarak:

$$Y_t = \hat{\mu} + a \cos(w_k t) + b \sin(w_k t) + \varepsilon_t \quad (t=1,2,\dots,n) \quad (1.94)$$

şeklinde bir model düşünülebilir. Periodogramlar veride muhtemel periyodikliklerin araştırılmasında kullanılmaktadır. Yukarıda yer alan regresyon modelinde eğer $H_0 : a = b = 0$ sıfır hipotezi kabul edilmezse, seride periyodik yapı mevcuttur. Söz konusu hipotezin sınanması adına F testi uygulanabilir gibi görünse de, w_k ile ilgili sıklıklara ilişkin herhangi bir mevcut olmadığından F testinin uygulanması anlamlı olmayacaktır (Wei, 2006: 293).

Durağan durumunda bulunan bir zaman serisi için k sıklığındaki $I_n(w_k)$ periodogram değerleri hesaplanır. $I_n(w_1)$ maksimum periodogram değerini, m de $n/2$ 'nin tam kısmı ($m = [n / 2]$) olmak üzere:

$$V = I_n(w_{(1)}) [\sum_{k=1}^m I_n(w_k)]^{-1} \quad (1.95)$$

istatistiği elde edilir. Herhangi bir periyodik bileşen olmadığı varsayımı altında ($H_0 : a = b = 0$) V istatistiği için:

$$P(V > c_\alpha) = \alpha \cong m(1 - c_\alpha)^{m-1} \quad (1.96)$$

olmaktadır (Wei, 2006: 295). Burada belirlenen rassal α önem düzeyi için c_α kritik değeri de:

$$c_\alpha = 1 - (\alpha/m)^{1/(m-1)} \quad (1.97)$$

ile hesaplanmaktadır. Eğer $V > c_\alpha$ ise $H_0 : a = b = 0$ yokluk hipotezi kabul edilmez ve seriye ilişkin olarak periyodik yapının varlığı tespit edilmiş olur.

1.4. YAPISAL KIRILMA

Zaman serileri toplumların yaşamını etkileyen önemli değişimler (politika değişimleri, savaşlar, krizler, kurumsal değişimler, doğal afetler v.b.) karşısında önemli farklılaşmalar göstermesi yapısal kırılma kavramının incelenmesini gerekli kılmıştır. Zaman serilerini etkileyen bu önemli değişimler serilerin seyrinde kalıcı değişikliklere yol açtığı için yapısal kırılma olarak adlandırılmıştır. Yapısal kırılmalar, başka bir tarihte anakütle regresyon katsayılarında ortaya çıkan kesikli bir değişimden ya da uzun zaman periyodu boyunca katsayıların kademeli şekilde değişme göstermesi nedeniyle ortaya çıkar.

Ekonometride parametrelerin sabit olması, politika analizlerini gerçekleştirmek ve zaman serilerinde tutarlı tahminler oluşturmak açısından gerekli bir şarttır (Chu ve White, 1992: 289). Yapısal kırılmaların göz önünde bulundurulmadığı hallerde gerçekleşen tahminlere

ilişkin sonuçlar sapmalı çıkacaktır. Serilerin durağanlığını kaybetmesi ve veri setinin homojenlik yapısını bozması nedeniyle, yapısal kırılmalar ciddi bir problem olarak görülmektedir (Aktan, 2007: 21).

Birim kök testi yapılırken şimdiye kadar anlatılan beş tane birim kök testinin yapılması yeterli değildir. Serilerin yapısal kırılma içerip içermediği ve yapısal kırılma altında durağan olup olmadığının da incelenmesi gerekir. Gerçekte seride yapısal kırılma var iken, yapısal kırılmayı göz önünde bulundurmeyen birim kök sınamalarına başvurulduğunda, durağan olmayan bir seri durağan özellikler gösterebilir. Bu durumda, zaman serilerinde kırılmaların varlığının test edilmesinde, yapısal kırılmaları göz önünde bulunduran birim kök sınamalarına başvurulması önem taşımaktadır.

Yapısal kırılma testi ilk olarak Perron (1989) testi ile gündeme gelmiştir. Bu test zaman serisinin birçoğunun stokastik durağan olmayan süreçleri barındırdığını belirtmektedir. Ayrıca, Perron (1989) süreç içerisindeki rassal şokların etkisinin kalıcı olduğunu belirten hipotezlere karşıt olarak; dalgalanmaların kalıcı olmadığını belirtmiştir. Perron, sadece iki olayın farklı ekonomik zaman serileri açısından kalıcı bir etkisinin olacağını düşünmüş ve söz konusu olayların 1929 Büyük Buhran ile 1973 Petrol Krizi olduğunu belirtmiştir. Bu iki olayın veri oluşturma sürecinden kaynaklanmadığını belirten Perron (1989), bu nedenden ötürü ilgili testte şokları dışsal olarak belirlemektedir. Perron'a göre, Büyük Buhran değişkenlerin ortalamasında meydana gelen azalmayı belirtirken, Petrol Krizinin ise trendin eğiminde değişime sebep olduğunu ifade etmiştir. Perron'un nihai hedefi, ilgili şokların tesirinin ortadan kaldırılarak serilerin trend durağan yapıya hakim olduğunu belirtmektir (Perron, 1989: 1362).

Perron (1989)'un söz konusu yapısal kırılma için ortaya koyduğu birim kök sınaması, kırılma anının tek olduğu ve kırılma zamanının bilindiği iddiasına dayanmaktadır. Fakat bu sınama, kırılmanın birden fazla meydana geldiği, kırılma noktasının test dışında bilinmediği ve trend fonksiyonu için doğrusal dışı olduğu hallerde kullanılmamaktadır.

Perron (1989) sınamasında yokluk hipotezi için $\{Y_t\}_0^T$ gibi bir serinin meydana gelmesi tek birim kök yapısıyla gerçekleşmektedir. Bu durum $T_B(1 < T_B < T)$ seride meydana gelen tek kırılma ile genelleştirilmektedir. Perron (1989) yokluk hipotezi ışığında üç farklı modeli incelemektedir:

$$\text{Model A: } Y_t = \mu + dD(TB)_t + Y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (\text{Düzey Değişimli Model}) \quad (1.98)$$

$$\text{Model B: } Y_t = \mu_1 + Y_{t-1} + (\mu_2 - \mu_1)DU_t + \varepsilon_t \text{ (Eğim Değişimli Model)} \quad (1.99)$$

$$\text{Model C: } Y_t = \mu_1 + Y_{t-1} + dD(TB)_t + (\mu_2 - \mu_1)DU_t + \varepsilon_t \quad (1.100)$$

(Düzey ve Eğim Değişimli Model)

Sabitte kırılmayı belirten kukla değişken $D(TB)$ eğer $t=T_B+1$ ise 1 değerine karşılık gelirken, aksi durumlarda 0 değerine denk gelmektedir. Trendde kırılmayı ifade eden kukla değişken DU eğer $t>T_B$ ise 1 değerine karşılık gelirken, aksi durumlarda 0 değerini denk gelir.

Perron (1989) zaman serisinin zamandan bağımsız parametrelerle deterministik trend için birim kök içermediğini belirten alternatif hipotezler yerine aşağıda sunulan hipotezleri ele almaktadır. Alternatif hipotezler:

$$\text{Model A: } Y_t = \mu_1 + \beta t + (\mu_2 - \mu_1)DU_t^* + \varepsilon_t \quad (1.101)$$

$$\text{Model B: } Y_t = \mu + \beta_1 t + (\beta_2 - \beta_1)DT_t^* + \varepsilon_t \quad (1.102)$$

$$\text{Model C: } Y_t = \mu_1 + \beta_1 t + (\mu_2 - \mu_1)DU_t^* + (\beta_2 - \beta_1)DT_t^* + \varepsilon_t \quad (1.103)$$

Kukla değişkenler DU_t^* , $t-T_B$ koşulunda ve DT_t^* , $t>T_B$ şartında 1 değerine eşit iken, öteki durumlarda 0'a eşit olmaktadır. değerini almaktadırlar. Burada kırılma dönemi T_B ile gösterilmektedir. Perron (1989) uygulama anında kırılma zamanını (T_B) 1929 olarak kabul eder ve $\mu_2 < \mu_1$ olarak belirtir.

Perron (1989) aşağıdaki regresyon eşitliğine kukla değişkenleri ilave ederek Dickey-Fuller test yapısını genişletmiştir (Perron, 1989: 1365).

$$Y_t = \tilde{\mu} + \tilde{\beta}t + \tilde{\varphi}Y_{t-1} + \sum_{i=1}^k \tilde{c}_i \Delta Y_{t-i} + \tilde{\varepsilon}_t \quad (1.104)$$

Perron (1989) yokluk ve alternatif hipotezler ışığında A, B ve C modellerine ilişkin ilgili modelleri bir araya getirerek aşağıdaki regresyon denklemlerini elde etmiştir:

$$Y_t = \hat{\mu}^A + \hat{\varphi}^A DU_t + \hat{\beta}^A t + \hat{d}^A D(TB)_t + \hat{\varphi}^A Y_{t-1} + \sum_{i=1}^k \hat{c}_i \Delta Y_{t-1} + \hat{\varepsilon}_t \quad (1.105)$$

$$Y_t = \hat{\mu}^B + \hat{\varphi}^B DU_t + \hat{\beta}^B t + \hat{\gamma}^B DT_t^* + \hat{\varphi}^B Y_{t-1} + \sum_{i=1}^k \hat{c}_i \Delta Y_{t-1} + \hat{\varepsilon}_t \quad (1.106)$$

$$Y_t = \hat{\mu}^C + \hat{\varphi}^C DU_t + \hat{\beta}^C t + \hat{\gamma}^C DT_t^* + \hat{d}^C D(TB)_t + \hat{\varphi}^C Y_{t-1} + \sum_{i=1}^k \hat{c}_i \Delta Y_{t-1} + \hat{\varepsilon}_t \quad (1.107)$$

Perron (1989) testinin uygulama aşamaları değerlendirildiğinde, alternatif hipotezin tahmini gerçekleştirilerek seri trendden kurtarılır ve modele ilişkin kalıntılar elde edilir. Bu kalıntılara ilişkin aşağıdaki regresyon denklemi kurulur ve sonuçları elde edilir.

$$\hat{\varepsilon}_t = \phi_1 \hat{\varepsilon}_{t-1} + e_t \quad (1.108)$$

Perron (1989) testinde, kalıntıların aralarında korelasyon olmaması ve benzer dağılım göstermesi durumunda ϕ_1 'in dağılımının kırılmadan önce meydana gelen gözlemlerin oranına bağlıdır. Bu oran $\lambda = \tau/T$ şeklinde elde edilir. Toplam gözlem sayısı T ile kırılma öncesi gözlem sayısı ise τ ile gösterilmektedir. Hipotezler:

$$H_0: \phi_1 = 1$$

$$H_1: \phi_1 < 1$$

Hesaplanacak test istatistiği ise:

$$\tau_h = \frac{\hat{\phi}_1 - 1}{S_{\hat{\phi}_1}} \quad (1.109)$$

Hesaplanan test istatistiği, λ değeri de göz önünde bulundurularak Perron (1989) tablo (kritik) değeri ile mukayese edilir. Hesaplanan test istatistiği kritik değerden büyük ise birim kök sıfır hipotezi reddedilir. Diğer bir deyişle, $\tau_h > \tau_c$ ise birim kök sıfır hipotezi reddedilerek, serinin trend durağan yapı gösterdiğini savunan alternatif hipotez kabul edilir (Enders, 1995: 247).

Perron (1990) testi, serinin ortalama düzeyinde bir yapısal kırılmanın meydana geldiği durumda kullanılacak birim kök testidir (Perron,1990:155). Temel hipotez altında;

$$Y_t = \gamma D(TB)_t + Y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (t=1,2,3,\dots,T) \quad (1.110)$$

$$D(TB)_t = \begin{cases} 1 & t = T_B + 1 \\ 0 & t \neq T_B + 1 \end{cases}$$

şeklinde olacaktır. Burada D(TB) kukla değişken, $Y_0=Y(0)$ ya sabit ya da tesadüfi bir değişkendir. ε_t ise sonlu dereceden ARMA(p,q) yapısından elde edilmiştir. Y_t serisinin ortalaması T_B zamanına kadar Y_0 , daha sonrasında ise $Y_0 + \gamma$ 'ya eşittir.

Alternatif hipotez altında seri durağan haldedir ve model aşağıdaki gibidir:

$$Y_t = \mu + \gamma DU_t + \varepsilon_t \quad (t=1,\dots,T) \quad (1.111)$$

$$DU_t = \begin{cases} 1 & t > T_B \\ 0 & t \leq T_B \end{cases}$$

Burada DU_t kukla değişken ve ε_t , ARMA(p+1,q) sürecini temsil etmektedir.

Perron (1990), zaman serisinin ortalamasında kırılmayı kabul eden bir test yapısı geliştirmiştir. $\{\tilde{Y}_t\}$, (1.112) numaralı regresyondan elde edilen kalıntılardır. $\tilde{\phi}$, ϕ nin en küçük kareler tahmin edicisi ise:

$$\tilde{Y}_t = \tilde{\phi}\tilde{Y}_{t-1} + \tilde{\varepsilon}_t \quad (t=1, \dots, T) \quad (1.112)$$

denklemini elde edilir. Perron (1990) ortaya koyduğu test yaklaşımında birim kök yapısına ilişkin tek bir sapan gözlemin varlığını onaylamış ve bu varlığın durağanlık esnasında serinin düzeyinde kalıcı değişikliğe neden olacağını belirtmiştir. Birim kök sürecinde, T_B zamanında serinin düzeyini ani olarak değiştiren sapan gözlem mevcuttur.

Bir diğer test ise Zivot-Andrews (ZA) (1992) testidir. ZA testi, ekonomideki ani şokların trendi içeren serilere uzun zaman dönemin tepki gösterdiği varsayımına dayanmaktadır. Zivot-Andrews (1992), Perron (1989)'un kırılma noktasının dışsal belirlenmesi varsayımına karşı gelerek, bir dönem kırılmaya müsaade eden yeni bir birim kök sınaması geliştirmiştir.

Zivot-Andrews (1992) kırılma dönemlerinin içsel olduğu varsayımıyla doğru birim kök sınaması prosedürü adına, Perron (1989)'un regresyonundaki kırılmaların veriden dolayı gerçekleştiğini dikkate almıştır. İlgili durum için birim kök sınaması yokluk hipotezi herhangi bir yapısal değişiklik taşımayan bir birim kök sürecidir ve Eşitlik (1.113)'te belirtilmiştir. Trend fonksiyonunda tek kırılmaya müsaade eden trend durağan yapı alternatif hipotezi oluşturur. Alternatif hipotez ışığında Zivot-Andrews (1992) kırılmanın yaşandığı dönemin net olarak bilinemeyeceğini iddia etmektedir.

Zivot-Andrews (1992) çalışmalarında, Perron (1989) test yaklaşımını baz almışlardır. Perron (1989), ADF tipi birim kök sınaması prosedürünü kullanmaktadır. Perron (1989) sınamasında A, B ve C tipi modellere ilişkin hata terimlerindeki otokorelasyon problemini ortadan kaldırmak adına gecikmeli değişkenlerle ifade edilmektedir.

Perron (1989) testinde yapısal kırılma dışsal iken, Zivot-Andrews (1992) kırılma içsel olarak ele alınmaktadır. Buna göre, Zivot-Andrews (1992) sıfır hipotezi şu şekilde ele almıştır:

$$Y_t = \mu + Y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (1.113)$$

Alternatif hipotezde ise amaç en çok ağırlığı bulunan kırılma noktasının tahmin edilmesidir (İşlek, 2017:32). Zivot-Andrews (1992) kırılma noktasının seçiminde, tek

tarafli t istatistiğini minimize eden λ kırılma noktası kullanılmaktadır. Teste ilişkin olarak kırılma tarihi model içerisinde belirlendiğinden, tüm olası kırılma dönemleri adına araştırma gerçekleştirilir ve en küçük test istatistiğine sahip olanı dikkate alınır. Bu nedenle, Perron (1989) testindeki $D(TB)_t$ kırılma kukla değişkeni, ZA testinde yer almamaktadır. ZA birim kök testine ilişkin regresyon denklemleri aşağıdaki gibidir.

$$Y_t = \hat{\mu}^A + \hat{\phi}^A DU_t(\hat{\lambda}) + \hat{\beta}^A t + \hat{\varphi}^A Y_{t-1} + \sum_{i=1}^k \hat{c}_i \Delta Y_{t-1} + \hat{\varepsilon}_t \quad (1.114)$$

$$Y_t = \hat{\mu}^B + \hat{\beta}^B t + \hat{\gamma}^B DT_t^*(\hat{\lambda}) + \hat{\varphi}^B Y_{t-1} + \sum_{i=1}^k \hat{c}_i \Delta Y_{t-1} + \hat{\varepsilon}_t \quad (1.115)$$

$$Y_t = \hat{\mu}^C + \hat{\phi}^C DU_t(\hat{\lambda}) + \hat{\beta}^C t + \hat{\gamma}^C DT_t^*(\hat{\lambda}) + \hat{\varphi}^C Y_{t-1} + \sum_{i=1}^k \hat{c}_i \Delta Y_{t-1} + \hat{\varepsilon}_t \quad (1.116)$$

Kukla değişkenlere ilişkin tanımlamalar; $t > T\lambda$ ise $DU_t(\lambda) = 1$ değerini alırken, öteki durumlarda 0 değerini almaktadır. Benzer olarak, $t > T\lambda$ ise $DT_t^*(\lambda) = t - T\lambda$ değerini alırken, öteki durumlarda 0 değerine karşılık gelmektedir.

$\lambda = T_B/T$ kırılma noktası ile denklemlere Olağan En Küçük Kareler tekniğinin uygulanmasıyla, minimum t istatistiği elde edilir. T-2 adet regresyon gerçekleştirilerek, t istatistikleri hesaplanır ve kırılma dönemi en düşük t istatistiğine karşılık gelen yıl olarak tespit edilir. Birim kök testine ilişkin sıfır hipotezi reddedildiğinde, serinin trend durağan yapı gösterdiği belirtilir.

Zivot-Andrews (1992) sınamasında öncelikle model C tahmin edilir. Sonrasında DU ve DT kukla değişkenlerinin parametrelerinin anlamlı olup olmadığına göre, nihai model belirlenir. Kukla değişkenlerin ikisi birden istatistiksel olarak anlamlı ise C modeli kullanılacaktır. Sadece DU kukla değişkeninin anlamlı olması model A'nın ve yalnızca DT kukla değişkeninin anlamlı olması ise model B'nin kullanımını gerektirmektedir.

Diğer taraftan, Lumsdaine-Papell (LP) (1997) sınaması yapısal kırılma döneminin içsel olarak tespit edildiği uygulamalarda, tek kırılmayı kabul eden alternatif hipoteze karşılık birim kökün mevcudiyetini belirten sıfır hipotezine odaklanıldığını, ancak tek kırılmanın uzun dönemde makro iktisadi serilerin karakteristiğini yansıtmada başarısız kaldığını belirtmektedir (Lumsdaine ve Papell, 1997: 212). Lumsdaine-Papell (1997) içsel kırılmayı iki kırılmaya kadar müsaade edecek biçimde genişletmiş ve mevcut iki kırılmayla birlikte trend durağan alternatif hipoteze karşın birim kök yokluk hipotez

sınamasını geliřtirmişlerdir. Lumsdaine-Papell (1997), Dickey-Fuller t sınamasını göz önünde bulundurarak durađanlık testi gerekleřtirmektedir.

Deterministik trendde birbirinden farklı ve önceden bilinmeyen zamanlarda iki kırılmaya müsaade eden Lumsdaine-Papell test istatistiđinin elde edilmesinde tüm örneklemden yararlanılmaktadır. Lumsdaine-Papell (1997) ařađıdaki modeli önermektedir:

$$\Delta Y_t = \mu + \beta t + \phi DU1_t + \omega DT1_t + \alpha DU2_t + \delta DT2_t + \varphi Y_{t-1} + \sum_{i=1}^k c_i \Delta Y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (1.117)$$

(t=1,2,...,T)

Kukla deđişkenler $DU1_t$ ve $DU2_t$ ile gösterilirken, kırılma dönemlerinde ortalamada gerekleşen kırılmalar $TB1$ ve $TB2$ ile adlandırılmaktadır. Trendde gerekleşen kırılmalar ise $DT1_t$ ve $DT2_t$ kukla deđişkenleri ile belirtilmektedir.

$DU1_t$, $t > TB1$ iken 1, diđer durumlarda 0; $DU2_t$, $t > TB2$ iken 1, diđer durumlarda 0; $DT1_t$, $t > TB1$ iken $t - TB1$ diđer durumlarda 0 ve son kısmında $DT2_t$ ise $t > TB2$ öteki durumlarda 0'a karřılık gelen kukla deđişkenlerdir.

Modeller ve test istatistikleri $k_0 = [T, \eta_0]$, $k_1 \neq k_2$ ve $k_1 \neq k_2 + 1$ řartlarını sađlamak üzere $k_1 = k_0, k_0 + 1, \dots, T - k_0$ ve $k_2 = k_0, k_0 + 1, \dots, T - k_0$ için farklı k_1 ve k_2 çiftlerini hesaplayarak elde edilir. Burada T örnek boyutunu, η_0 ise regresyonu kurmak için örnek boyutunun bařlangı parasını temsil etmektedir (Lumsdaine ve Papell, 1997 :213). $\eta_1 = TB1/T$ ve $\eta_2 = TB2/T$ oranları serinin kırıldıđı paraları göstermektedir. $0 < \eta_0 \leq \eta_1, \eta_2 \leq (1 - \eta_0) < 1$ kısıtlamasına tâbi olarak, katsayılardaki deđişikliđin örneklemin uç paralarında bulunması engellenir. η_0 'ın deđeri 0.01 olarak belirlenirken, kırılma deđeri de $k_0 = [T, \eta_0]$ olarak seçilir.

Lumsdaine-Papell (1997) birim kök hipotezini $\phi = 0$ olarak test etmektedir. İlgili test istatistiđi bu hipotezle iliřkili t istatistiđidir. Lumsdaine-Papell (1997) regresyon denkleminde $DU2_t$ ve $DT2_t$ kukla deđişkenleri ıkarıldıđında, Zivot-Andrews (1992) C modeli ile aynı olmaktadır. Buna ek olarak $DT1_t$ kukla deđişkeni ıkarıldıđında A modeli ya da $DU1_t$ sadece ıkarılırsa B modeli elde edilmektedir. Lumsdaine-Papell (1997), bu kuralı kendi modellerine uygulamıştır. Model CC olarak adlandırılan denklemden $DT1_t$ ve $DT2_t$ kukla deđişkenlerinin ıkarılmasıyla model AA ya da sadece $DT2_t$ kukla deđişkeni ıkarılmasıyla model CA elde edilmektedir. İlgili denklemlere ařađıda yer verilmiştir:

Model AA:

$$\Delta Y_t = \mu + \beta t + \phi DU1_t + \alpha DU2_t + \varphi Y_{t-1} + \sum_{i=1}^k c_i \Delta Y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (1.118)$$

Model CA:

$$\Delta Y_t = \mu + \beta t + \phi DU1_t + \omega DT1_t + \alpha DU2_t + \varphi Y_{t-1} + \sum_{i=1}^k c_i \Delta Y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (1.119)$$

Model CC:

$$\Delta Y_t = \mu + \beta t + \phi DU1_t + \omega DT1_t + \alpha DU2_t + \delta DT2_t + \varphi Y_{t-1} + \sum_{i=1}^k c_i \Delta Y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (1.120)$$

Lumsdaine-Papell (1997) testi, negatif bir şokun ardından pozitif bir şoku ya da tersi bir durumu göz önünde bulundurmaz. Diğer bir deyişle, iki kırılmanın ardışık olma olasılığını bu şekilde ortadan kaldırmaktadır.

Yapısal kırılmalı birim kök testlerindeki diğer önemli bir aşama da Lee-Strazicich (2003-2004)'in çalışmalarında belirttiği birim kök sıfır hipotezi altında kırılmanın olmadığı içsel kırılma sınamalarının yoğun olduğu ve ilgili varsayım adına kritik değerlerin belirlenmesidir. Lee ve Strazicich (2003, 2004) daha önce kullanılan birim kök sınamalarında alternatif hipotez için “yapısal kırılmalı durağan” olmamasına ilişkin görüşü savunmuşlardır. Bunun nedeni, alternatif hipotez yer alan yapısal kırılmaların varlığı biçiminde yorumlanabilir. Böylece ele alınan seride yapısal kırılmalı birim kökün varlığına işaret etmektedir. Diğer bir deyişle; temel hipotezi kabul etmeyerek, durağan dışı yapının reddedilmesinin doğru olmadığı, buna karşılık yapısal kırılma içermeyen durağan dışı yapının reddedilmesinin daha doğru olacağını ifade etmişlerdir. Bu sonuç, araştırmacıların yanlışlıkla serilerin kırılmalarıyla birlikte fark durağan bir yapıya sahip iken; yapısal kırılmalı trend durağan yargısına varmalarına neden olabilir. Lee-Strazicich (2003,2004) bu sorunu ortadan kaldırmak adına tek ve iki kırılmalı Lagrange Çarpanları (LM) birim kök sınamalarını geliştirmiştir. Tek kırılmalı LM birim kök testi aşağıdaki regresyonu ele alır:

$$Y_t = \eta Z_t + \varepsilon_t \quad \varepsilon_t = \theta \varepsilon_{t-1} + e_t \quad (1.121)$$

Burada Z_t dışsal değişkenleri içeren vektörü gösterirken, $\varepsilon_t \sim \text{iid } N(0, \sigma^2)$ özelliğine dayalı kalıntıları ifade etmektedir. Düzey değerinde tek kırılmaya müsaade eden birim kök sınaması için model A, $D_t, t \geq T_B + 1$ iken 1, aksi durumlarda 0'a karşılık gelen kukla değişkeni ifade etmek üzere, (1.121) numaralı modelde Z_t yerine $[1, t, D_t]'$ konulması ile

elde edilebilir. T_B , kırılma dönemini belirtmektedir. Düzeyde iki kırılmaya müsaade eden birim kök sınaması adına model AA, D_{jt} , $j=1,2$ için $t \geq T_{Bj} + 1$ iken 1, aksi durumlarda 0'a karşılık gelen kukla değişkeni simgelemek üzere, Z_t yerine $[1, t, D_t, DT_t]'$ yazılması koşuluyla oluşturulur. Aynı anda düzeyde ve eğimde tek kırılmaya müsaade eden model C, DT_t , $t \geq T_B + 1$ iken $t-T_B$, aksi durumlarda 0'a karşılık gelen kukla değişkenini temsil etmek üzere, Z_t yerine $[1, t, D_t, DT_t]'$ eklenmesi ile sağlanır. Hem sabit terimde hem de trendde iki kırılmaya müsaade eden model CC'yi elde edilmesi için $j=1,2$ olmak üzere, DT_{jt} , $t \geq T_{Bj} + 1$ iken $t-T_{Bj}$, aksi durumlarda 0'a karşılık gelen kukla değişkeni belirtmek şartıyla, Z_t yerine $[1, t, D_{1t}, D_{2t}, DT_{1t}, DT_{2t}]'$ konulur (Yılancı, 2009:330). Aşağıda yer alan regresyonda, iki kırılmalı LM birim kök sınaması istatistiğine yer verilmiştir:

$$\Delta Y_t = \eta' \Delta Z_t + \phi \tilde{S}_{t-1} + u_t \quad (1.122)$$

Eşitlikte, $\tilde{S}_{t-1} = Y_t - \tilde{\psi}_X - Z_t \tilde{S}_{t-1}$, $t=2, \dots, T$ olarak gösterilir. $\tilde{\eta}$, ΔY_t 'nin ΔZ_t üzerine regrese edilmesiyle hesaplanan katsayılarıdır. Farklı bir eşitlikte $\tilde{\psi}_X = Y_1 - Z_1 \eta$ şeklindedir. LM test sınaması birim kök sıfır hipotezini sıyanan t istatistiği olan $\tilde{\tau}$ ile elde edilir. Kırılma zamanlarını tespit etmek için $\tilde{\tau}$ test istatistiğinin en düşük olduğu noktalar alınır:

$$LM_{\tilde{\tau}} = \inf_{\lambda} \tau(\lambda) \quad (1.123)$$

T gözlemleri, $j=1, 2$ için T_{Bj} kırılma noktasını göstermek üzere $\lambda_j = T/T_{Bj}$ şeklindedir. Kırılmaların uç noktalara gelmemesi için budama yapılmaktadır. Yapısal kırılma döneminin belirlenmesi, kırılma bölgesinde $(0.15 \cdot T - 0.85 \cdot T)$ gerçekleştirilir. Hesaplanan test istatistiğinin kritik değerden büyük çıkması durumunda, yapısal kırılma içeren birim kök sıfır hipotezi kabul edilemez.

Kapetanios (2005) tarafından ele alınan birim kök sınaması, Zivot-Andrews (1992) tarafından ortaya konan tek kırılmalı ve Lumsdaine- Papell (1997)'in geliştirdiği iki kırılmalı birim kök sınamasının ilerlemiş versiyonudur. Bu testte, LP birim kök sınamasının varsaydığı yapısal kırılmanın ikiden daha fazla ve belirsiz sayıdaki kırılmaları göz önünde bulunduracak biçimde geliştirilmiştir. Buna göre dönemi önceden bilinmeyen, sayısı belirsiz yapısal kırılma, birim kök sınaması sürecine dâhil edilmektedir. Kapetanios (2005) birim kök sınamasında, belirlenen en yüksek yapısal

kırılma sayısına (m) eşit ya da daha az sayıdaki yapısal kırılmalar göz önünde tutulmaktadır (Kapetanios, 2005: 123-124).

Kapetanios (2005), Zivot-Andrews metodolojisinde olduğu gibi, model A, model B ve model C'yi göz önünde bulunduran üç yapısal kırılma modelini önermektedir. Ancak, Sen (2003)'in gerçekleştirdiği Monte-Carlo simülasyonları ile üç model içerisinde kırılma tarihlerinin önceden bilinmediği varsayımı geçerli iken, model C'nin daha güvenilir sonuçlar verdiğine ilişkin bulgular elde edilmiştir. Model C'ye göre, m yapısal kırılmanın adedini, t trendi ve ε beyaz gürültü hata terimini belirtmek üzere, Kapetanios (2005)'in temel modeli şöyledir:

$$Y_t = \mu_1 + \beta_1 t + \varphi_1 Y_{t-1} + \sum_{i=1}^k c_i \Delta Y_{t-1} + \sum_{i=1}^m \phi_i DU_{i,t} + \sum_{i=1}^m \psi_i DT_{i,t} + \varepsilon_t \quad (1.124)$$

Model hem sabit terimde hem de eğimde kırılmaya müsaade eden model C olarak tanımlanmaktadır. Sabit ve trend kırılma kukla değişkenleri $DU_{i,t}$ ve $DT_{i,t}$ ile ifade edilmektedir. Bu değişkenler; $DU_{i,t} = 1(t > T_{B,i})$ ve $DT_{i,t} = t - T_{B,i} (t > T_{B,i})$ değerlerini, diğer durumlar için ise 0 değerini almaktadır. $T_{B,i}$ değeri, i.kırılma zamanını belirtir.

Kapetanios (2005) Y_t serisinin Denklem (1.124)'e göre $\mu_1 = \phi_1 = \dots = \phi_m = \psi_1 = \dots = \psi_m = 0$ ve $\phi = 1$ şartlarıyla oluşturulması gerektiğini önermektedir. Bu şartlara göre, verilen kırılma kesitleri için ϕ katsayısının t-istatistiğinin asimptotik dağılımını elde etmek kolaylaşır (Kapetanios, 2005: 124-125). Kapetanios testinin hipotezleri şunlardır:

$$H_0 : \phi = 1, \mu_1 = \phi_1 = \dots = \phi_m = \psi_1 = \dots = \psi_m = 0$$

$$H_A : \phi < 1, \phi_{i+1} = \dots = \phi_m = \psi_{i+1} = \dots = \psi_m = 0, \quad i = 1, \dots, m - 1$$

Burada temel hipotez birim kök içerdiğini, alternatif hipotez ise m kırılmalı durağanlık sürecini gösterir. Testin tutarlılığı, kırılma tarihlerinin ve Bai-Perron (1998) tarafından oluşturulan yapısal kırılmalı alternatif hipotez kapsamındaki diğer katsayıların tutarlı tahminleriyle kontrol edilmektedir. Kapetanios (2005) En Küçük Kareler tekniği ile elde edilen t istatistiklerini kullanarak, elverişli ve hesaplama yoğunluğunun az olduğu bir araştırma sürecini dikkate almaktadır. Bu araştırma sürecinde en yüksek kırılma sayısı (m) için tek bir kırılma araştırılır ve tüm örnekleme ilişkin olası kırılma noktaları adına t istatistikleri elde edilir. Kırılma zamanı kalıntı kareler toplamının minimum olduğu tarih

olarak belirlenir. Gecikme sayısı k 'nın bilindiği varsayılır. Tahmin edilen kırılma tarihi örnekleme dâhil edilerek, sonraki kırılma tarihi benzer yapıda bütün olası kırılma tarihleri dikkate alınarak araştırılır. Tüm olası kırılma durumları için test istatistikleri elde edilir. Önceki tahmin edilen kırılma gibi, kalıntı kareler toplamı (SSR) en küçük olan kırılma seçilir. Bu adımlar, m tane kırılma tahmin edilene kadar tekrarlanır.

Kapetanios (2005) çalışmasında, kritik değerleri beş kırılma için belirlemiştir. Kritik değerler simülasyonlarla hesaplanmıştır. Bu simülasyonlar, Standart Rassal Yürüyüş modeline göre düzenlenmiş ve her bir durum için ilgili modelin tahmin edilmesinde kullanılmıştır (Kapetanios, 2005: 128). Kapetanios (2005), daha fazla kırılmanın veri üretim süreçlerine eklenmesiyle, testin gücünün azaldığını ve çoğunlukla Dickey-Fuller testinin kırılma olduğu varsayılan testlerden daha güçlü olduğunu belirtmiştir. Ancak Kapetanios (2005), kırılma olduğu varsayılan testlerin daha küçük örneklem büyüklükleri için daha güçlü olduğunu vurgulamıştır (Kapetanios, 2005: 128-131).

Diğer taraftan, Carrion-i-Silvestre vd. (2009) (CS) testinde, kırılma tarihlerinin içsel olarak belirlendiği beş tane yapısal kırılmaya müsaade eden birim kök testini geliştirmişlerdir (Carrion-i-Silvestre vd., 2009: 1756-1757). Carrion-i Silvestre vd. (2009), çalışmalarında trend fonksiyonunun düzey ve eğiminde meydana gelen kırılmaya izin vermektedir. Bu testte yararlanılan Y_t stokastik veri üretme aşaması:

$$Y_t = B_t + \varepsilon_t \quad (1.125)$$

$$\varepsilon_t = \theta \varepsilon_{t-1} + v_t \quad (t=0,1,2,\dots,T) \quad (1.126)$$

Burada B_t deterministik trend, ε_t gözlenemeyen 0 ortalamalı bir hata sürecidir. Carrion-i Silvestre vd. (2009), üç modeli dikkate almıştır. Bunlardan ilki sabitte kırılmaya izin veren model I, ikincisi eğimde kırılmayı dikkate alan model II ve üçüncüsü ise sabitte ve eğimde kırılmayı dikkate alan model III olarak adlandırılan modellerdir. Kırılma kukla değişkenleri $t > T_j^0$ durumunda $DU_t(T_j^0) = 1$ değerini alırken $DT_t^*(T_j^0) = t - T_j^0$ değerini almaktadır. Diğer durumlarda ise gölge değişkenlerin ikisi de sıfır değerini almaktadır. $T_j^0 = [T\lambda_j^0]$ değeri kırılma dönemini göstermektedir. $\lambda_j^0 = T_j^0/T \in (0,1)$ ise kırılma kesit parametresidir. m sayıda kırılma kesit parametresi $\lambda^0 = (\lambda_1^0, \dots, \lambda_m^0)'$ vektöründe toplanmaktadır (Carrion-i Silvestre v.d., 2009: 1756). Stokastik veri üretme sürecindeki deterministik bileşen:

$$B_t = Z_t'(T_0^0)\psi_0 + Z_t'(T_1^0)\psi_1 + \dots + Z_t'(T_m^0)\psi_m = Z_t'(\lambda^0)\psi \quad (1.127)$$

$$Z_t(\lambda^0) = [Z_t'(T_0^0), \dots, Z_t'(T_m^0)]' \quad (1.128)$$

$$\psi = (\psi_0', \dots, \psi_m') \quad (1.129)$$

Deterministik bileşenler ve ilişkili katsayılar $Z_t(T_0^0) \equiv Z_t^0 = (1t)'$ ve $\psi_0 = (\mu_0, \beta_0)'$ olarak tanımlanmıştır. Kukla değişkenler ise; $1 \leq j \leq m$ için:

$$Z_t(T_j^0) = \begin{cases} DU_t(T_j^0), \\ DT_t^*(T_j^0), \\ (DU_t(T_j^0), DT_t^*(T_j^0))', \end{cases} \quad (1.130)$$

şeklinde ifade edilmektedir. Model I'de $\psi_j = \mu_j$, Model II'de $\psi_j = B_j$ ve Model III'de $\psi_j = (\mu_j, B_j)'$ eşittir (Carrion-i-Silvestre v.d., 2009: 1757-1758).

Carrion-i-Silvestre vd. (2009) sınamasında; yapısal kırılma dönemleri, Bai-Perron (2003) ve Perron-Qu (2006)'da belirtilen dinamik programlama algoritmasından yararlanarak, Elliott v.d. (1996) tarafından ortaya konan quasi-GLS (Yarı - Genelleştirilmiş En Küçük Kareler) detrending (trendden arındırma) tekniğinin hata kareler toplamının minimize edilmesiyle sağlanmaktadır. GLS-detrend (Genelleştirilmiş En Küçük Kareler-trendden arındırma) modeli hata kareleri toplamının minimize edilmesi vasıtasıyla kırılma dönemlerini tespit etmeyi içermektedir. Diğer bir deyişle, $\hat{\lambda} = \operatorname{argmin}_{\lambda \in \Lambda(\epsilon)} S(\bar{\phi}, \lambda)$ olur. Böylece:

$$S(\bar{\phi}, \hat{\lambda}) = \min_{\lambda \in \Lambda(\epsilon)} S(\bar{\phi}, \lambda) \quad (1.131)$$

Carrion-i-Silvestre vd. (2009), çoklu kırılmalara müsaade eden Ng-Perron (2001)'de analizi gerçekleştirilen aşağıdaki M-sınıfı testlerden yararlanmaktadır. Carrion-i-Silvestre vd. (2009), birim kök sınamasında beş farklı test istatistiği oluşturmaktadır.

$$P_T^{GLS}(\lambda^0) = \{S(\bar{\phi}, \lambda^0) - \bar{\phi}S(1, \lambda^0)\}/s^2(\lambda^0) \quad (1.132)$$

$$MZ_{\bar{\phi}}^{GLS} = (T^{-1}\bar{Y}_T^2 - s(\lambda^0)^2)(2T^{-2}\sum_{t=1}^T \bar{Y}_{t-1}^2)^{-1} \quad (1.133)$$

$$MSB^{GLS}(\lambda^0) = (s(\lambda^0)^{-2}T^{-2}\sum_{t=1}^T \bar{Y}_{t-1}^2)^{1/2} \quad (1.134)$$

$$MZ_t^{GLS}(\lambda^0) = (T^{-1}\bar{Y}_T^2 - s(\lambda^0)^2)(4s(\lambda^0)^2T^{-2}\sum_{t=1}^T \bar{Y}_{t-1}^2)^{-1/2} \quad (1.135)$$

$$MP_t^{GLS}(\lambda^0) = [c^{-2}T^{-2}\sum_{t=1}^T \bar{Y}_{t-1}^2 + (1 - \bar{c})T^{-1} - \bar{Y}_T^2]/S(\lambda^0)^2 \quad (1.136)$$

Bu denklemlerde, $s^2(\lambda^0)$, hata terimi v_t 'nin sıfır frekansındaki spektral yoğunluğunun bir tahminidir. $\tilde{Y}_t = Y_t - \hat{\psi}'Z_t(\lambda^0)$ eşitliğe sahip tahmini gerçekleştirilen bağımlı değişken değeridir. $\lambda^0 = (\lambda_1^0, \dots, \lambda_m^0)'$ vektöründe m kırılma parametresini ifade etmektedir. $\bar{\phi}$ ise, Gauss optimum nokta istatistiğine ilişkin parametredir (Carrion-i-Silvestre vd., 2009: 1757-1769).

P_T^{GLS} , Perron ve Rodriguez (2003) tarafından ortaya konan optimal nokta test istatistiği; MP_t^{GLS} , Ng-Perron (2001)'de geliştirilen optimal test istatistiği; MZ_ϕ^{GLS} , MZ_t^{GLS} ve MSB^{GLS} ise Ng-Perron (2001) ve Perron-Rodriguez (2003) tarafından ortaya konan çoklu yapısal kırılmalara müsaade eden M-sınıfı (Multiple Structural Breaks: Çoklu Yapısal Kırılmalı) test istatistikleridir. Carrion-i-Silvestre vd. (2009) sınavında hipotez testi adına bootstrap tekniği ile asimptotik kritik değerler hesaplanmaktadır. Hesaplanan test istatistiği, kritik değerden küçük ise sıfır hipotezi reddedilemez. Diğer bir deyişle, seride yapısal kırılmalar ışığında birim kök içermediği yani serinin durağan olduğu söylenmektedir (Göçer, 2013: 11-12).

1.5. OYNAKLIK

Oynaklık (volatilité); bir zaman serisine ait gözlemlerin belirli bir ortalama değer civarında artışlar ve/veya azalışlar belirtmesi olarak tanımlanmaktadır. Özellikle, finans alanında oldukça kullanılan bir kavram olan oynaklık, piyasanın tamamı veya herhangi bir menkul kıymetin değerinde meydana gelen dalgalanma özelliğini gösterir.

Oynaklık, yaygın olarak riskle ilişkilendirilir ve ilgili ekonomik değişkenin muhtemel ivmesine veya değişkenliğine dayalı ölçümlene sağlar. Bu açıdan sıklıkla rassal bir vashın geçmiş dönemdeki değerlerine dayalı olarak tahmin edilir (Aizenman ve Pinto, 2005: 2). Bununla birlikte, oynaklık ile risk birebir aynı kavramı ifade etmez. Risk, arzu edilmeyen veya olumsuz sonuçlarla ilgili iken; oynaklık, belirsizliği de kapsayan ölçüm ile ilişkilidir. Diğer bir deyişle, oynaklıkta olumlu ya da olumsuz sonuçlar mümkündür (Poon, 2005:1).

Finansal piyasalar incelendiğinde, oynaklık uygulamalarından bahsedilirken sıklıkla standart sapma dikkate alınır (Sinclair; 2008: 16). Standart sapma ve varyansa ilişkin hesaplamalara aşağıda yer verilmiştir.

$$\sigma^2 = \frac{1}{T-1} \sum_{t=1}^T (r_t - \mu)^2 \quad (1.137)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{T-1} \sum_{t=1}^T (r_t - \mu)^2} \quad (1.138)$$

r_t : t. gündeki getiri, μ : T günlük dönemdeki ortalama getiriye göstermektedir. Oynaklık, genellikle geçmiş verileri kapsayacak şekilde standart sapma ile ölçülmesine karşılık, standart sapmanın karesi olan varyans da oynaklık ölçümünde gerekli olan bir hesaplama (Aizenman ve Pinto, 2005: 3). Finansal piyasalarda oynaklık ölçümünde standart sapmanın daha yaygın kullanılmasının bir başka sebebi de hesaplanan parametreler ile aynı birime sahip olmasıdır.

Oynaklık kavramının önem kazanmasının birtakım nedenleri bulunmaktadır. Bunlardan ilki, finansal piyasalara ilişkin riskin ölçülmesinde kullanılabilir olmasıdır (Yu, 2002: 193). İkincisi, özellikle hisse senedi piyasasındaki oynaklığın ilgili piyasanın geçmişine nazaran daha fazla artış eğiliminde bulunduğu tespit edilmiş olmasıdır. Üçüncüsü; hisse senetleri piyasasındaki oynaklık, türev araçlarının fiyatlandırılmasında esas kaynaklardan birini oluştururken, pek çok riske maruz değer modeli adına da çok gerekli bir unsurdur. Dördüncü olarak, özellikle 1960'lı yıllardan itibaren piyasalardaki oynaklık kümelenme eğilimleri gözlenmektedir. Bu eğilimler Engle (1982) ARCH ve Bollerslev (1986) GARCH modellerinin ortaya konması akabinde finansal verilerin ikinci ve daha yüksek dereceden momentlerinin ekonometrik analizler gerçekleştirilerek model çerçevesinde ele alınması sağlanmıştır (McMillan v.d., 2000: 435). Beşinci olarak, oynaklığın beraberinde getirdiği gelecek öngörüsü, öngörü sahibine direkt olarak kazanç oluşturmanı imkanı vermektedir (Brooks, 1998: 59). Son olarak, finansal piyasalarda bilgi akış hızı piyasalararası etkileşimin artmasına sebep olmakta ve böylece oynaklığa daha fazla önem kazandırmaktadır.

Finansal piyasalardaki oynaklık, süreklilik ve kümelenme eğilimi taşımaktadır. Oynaklık kümelenmesi, finansal piyasalardaki oynaklığın öbekler şeklinde yer alması durumudur. Özellikle hisse senedi piyasasındaki seriler incelendiğinde, büyük dalgalanmaların ve küçük dalgalanmaların bulunduğu alt kümeler, genellikle rastlanılan bir olay olarak karşılaşırlar ve bu durum oynaklık kümelenmesi olarak adlandırılır (Gujarati, 2003: 856). Oynaklık kümelenmesi, piyasadaki şokların kalıcılığına işaret ederek, cari ve geçmişteki oynaklığın kullanılması yoluyla, oynaklık öngörülerinin gerçekleştirileceğini göstermektedir (Aydemir, 1998: 4). Bu husus ekonometrik açıdan incelendiğinde, hata terimlerinin varyans değerleri arasında otokorelasyon sorununa neden olmaktadır.

Ayrıca, serilerin varyanslarının dağılımındaki daha kalın kuyruklar ve durağan dışılık, veri setlerindeki oynaklık kümelenmesinden oluşmakta, böylece getiri oranlarının oynak (volatil) ve durgun dönemler sayesinde şekillendirilmesiyle meydana gelmektedir (Giannopoulos, 2000: 45).

Finansal piyasalarda menkul kıymetin getirisi ile oynaklık arasında negatif korelasyon bulunmaktadır. Bununla birlikte, bu bağ asimetric bir niteliğe sahiptir. Diğer bir deyişle, finansal piyasa oynaklığının iyi ya da kötü şoklara karşı asimetric tepki verme eğiliminde olduğu ifade edilebilir (Kovacic, 2008: 184). Bu durum, geçmiş dönemde izlenen benzer boyuttaki pozitif ya da negatif getirilerin cari oynaklık üzerindeki etkisinin aynı olmayacağı şeklinde de açıklanabilir.

Finans piyasalarındaki asimetri için kaldıraç etkisi varsayımına ilişkin, hisse senedi fiyatında meydana gelen azalma (negatif getiri), finansal kaldıraç arttırarak hisse senedini riskini ve buna karşılık hisse senedinin oynaklığını yükseltir (Black, 1976; Christie, 1982). Oynaklığın her iki yönü de aynı şiddette meydana gelmek üzere; kaldıraç etkisi, negatif şokların pozitif şoklara nazaran daha fazla artış eğiliminde olduğunu belirtir (Brooks, 2008: 380). Bu durumda, hisse senedi fiyatlarındaki azalış ya da artış, kaldıraç seviyesini ve buna karşın hisse senedi sahiplerinin riskini artırır ya da azaltır. Bununla birlikte, hisse senedinin oynaklığı artar ya da azalır.

Finansal piyasalarda yaşanan bu durum; ekonometrik açıdan değerlendirildiğinde, seride değişen varyans olması durumu, modelleme ve öngörü açısından dezavantaj oluşturmaktadır. Otoregresif koşullu değişen varyans (ARCH) modelleri; varyansa; öngörü hatalarının karelerinin bir fonksiyonu olarak yaklaşması açısından değişim serbestliği getirmektedir. Bu durumu aşağıdaki AR(1) yapısı ile ele alırsak:

$$Y_t = \alpha_0 + \phi_1 Y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (1.139)$$

$\varepsilon_t \sim N(0, \sigma_\varepsilon^2)$ olmak üzere, Y_t 'nin koşulsuz ortalaması sıfır ve koşullu ortalaması $\phi_1 Y_{t-1}$ iken, koşullu varyansı σ_ε^2 ve koşulsuz varyansı da $\frac{\sigma_\varepsilon^2}{1-\phi_1^2}$ olmaktadır (Engle, 1982: 987).

Böylece, ϕ_1 'in alabileceği değerler $0 < \phi_1 < 1$ olması sebebiyle, koşulsuz varyans koşullu varyansa göre daha büyük değere sahip olacaktır. Çalışma kapsamında ARCH modelleri ve türevlerine oynaklık modellemesi içeriğinde ikinci bölümde yer verilecektir.

1.6. ZAMAN SERİLERİNDE DOĞRUSALLIK

Zaman serileri analizinde gerçekleştirilen istatistiksel ile ekonometrik methodlar doğrusallık varsayımı açısından çoğu kez iktisat teorisinin arka planında bulunan doğrusal olmayan ilişkileri göz ardı etmektedir. Örneğin, ekonominin olumlu seyir gösterdiği dönemlerde işsizlik oranının düşüşündeki yavaşlamaya karşın, daralma dönemlerinde işsizlik oranındaki artışın daha hızlı olması, doğrusal modelleme yöntemleriyle yapıldığında bu doğrusal olmayan ilişki göz ardı edilmektedir. Bu durum, sadece modelin yapısının yanlış kurulmasıyla sınırlı kalmayabilir. Doğrusal dışılık yapısının tek bir formu bulunmamaktadır. Bu açıdan hipotezlerin kurulum aşamasında, doğrusal ya da doğrusal dışılıktan ziyade hangi türde bir doğrusal dışı yapının olduğunun bilinmesi oldukça önemlidir. Doğrusal dışılığın doğru belirlenip, doğru olan modelin ele alınmasıyla en tutarlı ve başarılı öngörü değerlerinin elde edileceği açıktır (Kantz ve Schreiber, 2003:4). Doğrusallık testlerine geçmeden önce, genel olan iki doğrusal dışı model Genelleştirilmiş Otoregresif Model (GAR) ve Bilinear Modeldir (BL). GAR modeli, AR modelindeki otoregresif gecikmeli vasıfların farklı kuvvetlerini ve birbirleriyle etkileşimlerini içermektedir. Modelin çok sayıda parametre içermesi en büyük dezavantajdır. Örneğin bir GAR(2) modeli:

$$Y_t = \phi_0 + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \phi_3 Y_{t-1} Y_{t-2} + \phi_4 Y_{t-1}^2 + \phi_5 Y_{t-2}^2 + \phi_6 Y_{t-1}^2 Y_{t-2} + \phi_7 Y_{t-1} Y_{t-2}^2 + \varepsilon_t \quad (1.140)$$

şeklinindedir. İlgili model EKK yöntemi ile tahmin edildiğinden tercih edilmektedir (Rothman,1998:167). Modelin geçerliliğinin sınaması, GAR modelindeki katsayıların (ϕ_i) geçerliliğinin testidir. Katsayılardan biri dahi anlamsız ise model geçerliliğini yitirir ve standart doğrusal AR model geçerli model olarak kabul edilir.

GAR modelindeki eleştirilere karşılık olarak, yüksek kuvvetteki AR yapısına, çok daha sınırlı ARMA modelleriyle yakınsama sağlanabileceği fikrinden hareketle, modelde yer alan MA terimleri ile AR terimlerinin etkileşimlerine müsaade edildiği takdirde BL modeli elde edilir. Temel olarak BL modeli:

$$Y_t = \phi_0 + (\phi_1 + c_1 \varepsilon_{t-1}) Y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (1.141)$$

şeklinindedir. İlgili modelin elde edilmesi en çok olabilirlik yöntemiyle yapılır. Modelin geçerliliğinin sınaması Lagrange çarpanları methoduyla gerçekleştirilir. Yukarıdaki

model adına ilk olarak AR(1) modeli elde edilir. Bu modelin kalıntıları (e_t) elde edilerek aşağıdaki regresyon kurulur:

$$e_t = \alpha_0 + \alpha_1 Y_{t-1} + c_1 \varepsilon_{t-1} Y_{t-1} + v_t \quad (1.142)$$

Eşitlikten T gözlem sayısını ifade üzere, TR^2 istatistiği elde edilir. TR^2 istatistiği, yukarıda belirtilen model için, $\chi^2_{(3)}$ değerini aşarsa, seriye ilişkin doğrusallığı belirten sıfır hipotezi red edilip BL modeli geçerli olacaktır.

Doğrusal olmayan zaman serisi modellemesi gerçekleştirilmeden önce gerekli koşullardan birisi serinin doğrusal olup olmadığını belirlemektir. Doğrusal dışılığa ilişkin yeterli kanıt elde edilememişse, klasik doğrusal yaklaşımlar kullanılmalıdır.

McLeod ve Li (1983) testinde doğrusal bir denklemden elde edilen kalıntıların karesinde istatistiksel olarak anlamlı otokorelasyon katsayılarının olup olmadığını ortaya konmaktadır. ARMA modellerinden elde edilen kalıntıların karelerine ilişkin otokorelasyonun, lineer olmayan zaman serisinin yapısını tespit etmede yararlı olduğu düşünülmüştür. Bu açıdan, karesi alınan kalıntıların otokorelasyon düzeyinin kuvvetli olması halinde, zaman serisi özelliklerinin lineer olmayan zaman serisi teknikleri ile modellenebileceği belirtilmiştir. Uygulamada, McLeod-Li testi ve Engle'in LM sınavasının varyansta doğrusal dışılık göstermesi halinde kullanılabileceği belirlenmiştir (Patterson ve Ashley,1999:39). McLeod-Li testinin aşamaları şöyledir: İlk olarak seriye ilişkin doğrusal model oluşturulur. Modelin EKK ile tahmin edilmesi sonucu kalıntılar elde edilir. Kalıntılar yardımıyla, $\hat{\varepsilon}_t^2$ ile $\hat{\varepsilon}_{t-i}^2$ arasındaki örnek otokorelasyon katsayısını gösteren ρ_i katsayısı hesaplanır. Kalıntıların karesi arasında ilişkinin varlığını tespit etmek adına Ljung-Box- Q^* test istatistiği kullanılır. Ljung-Box- Q^* test istatistiği:

$$Q^* = T(T + 2) \sum_{i=1}^M \rho_i / (T - i) \quad (1.143)$$

formülünden yararlanılarak hesaplanır. Test istatistiği, serbestlik derecesi M olacak şekilde asimptotik χ^2 dağılımına sahiptir. Sıfır hipotezinin reddedilmesi, kalıntı karelerinin ardışık terimleri arasında ilişkinin kabul edilmesiyle, modelin doğrusal olmadığı sonucuna varılır.

McLeod-Li testinin en önemli eleştirisi, lineer olmayan yapının şekli ile alakalı herhangi bir bilgi vermemesidir. McLeod ve Li, yaptıkları Monte Carlo simülasyonunda 200'den fazla örneklem için testin başarısının arttığını belirtmişlerdir.

Doğrusallık testlerinden bir diğeri BDS testi, Brock vd. (1987)'nin ortaya koyduğu, serilerin doğrusallığının sınanması amacıyla, literatürde yoğun olarak hesaplanan portmanto tabanlı bir testtir. Test süreci, sıfır hipotezinde serinin doğrusallığından hesaplanan hata terimlerinin birbirinden korelasyonsuz olduğu ve özdeş dağıldığı (iid) varsayımına karşın, alternatif hipotezde doğrusal olmama halini sınar. BDS testine ilişkin hipotezlere aşağıda yer verilmiştir.

H_0 : Hata terimleri bağımsız ve özdeş dağılıma sahiptir.

H_A : Hata terimleri bağımsız ve özdeş dağılıma sahip değildir.

BDS sınavasının uygulanabilmesi adına öncelikle serilere uygun bir doğrusal modelin oluşturulması gerekir. Doğrusal modelden elde edilen hata terimleri, sıfır hipotezi altında test edilir. Sıfır hipotezinin reddedilmesi, hata terimlerinin birbirleriyle bağlantılı olduğu ve bağlantının doğrusal olmadığını gösterir. BDS test istatistiği, korelasyon integraline dayanır. Bu integral seride yer alan ve tekrar eden düzensiz hareketlerin sıklıklarını ölçmek için kullanılır. X_t zaman serisi verildiğinde ve bu serinin m adet zaman dönemi, $X_t^m = (X_t, X_{t-1}, \dots, X_{t-m+1})$ şeklinde tanımlandığında, m boyutlu korelasyon integrali aşağıdaki gibi hesaplanır:

$$C_{m,n}(\varepsilon) = \frac{1}{\binom{n}{2}} \sum_{t < s} I_t(X_t^m, X_s^m) \quad (1.144)$$

Bu bağlamda korelasyon integrali herhangi m geçmişteki iki noktanın ε terimine olan uzaklığının olasılığını hesaplamaktadır. Olasılık fonksiyonu aşağıdaki gibi gösterilir:

$$\Pr(|X_t - X_s| < \varepsilon, |X_{t-1} - X_{s-1}| < \varepsilon, \dots, |X_{t-m+1} - X_{s-m+1}| < \varepsilon) \quad (1.145)$$

Eğer X_t normal ve özdeş dağılıyorsa, yukarıdaki fonksiyon aşağıdaki limit fonksiyonuna eşit olmaktadır.

$$C_{1,n}^m(\varepsilon) = P(|X_t - X_s| < \varepsilon)^m \quad (1.146)$$

Bu denklemden sonra BDS istatistiği aşağıdaki gibi gösterilir:

$$V_{m,\varepsilon} = \sqrt{T} \frac{C_{m,\varepsilon} - C_{1,\varepsilon}^m}{s_{m,\varepsilon}} \quad (1.147)$$

Eşitlikte belirtilen $s_{m,\varepsilon}$ normal dağılım altında aşağıdaki istatistiksel özelliklere sahiptir:

$$V_{m,\varepsilon} \xrightarrow{d} N(0,1) \quad (1.148)$$

Teste ilişkin sıfır hipotez olan normal ve özdeş dağılım hipotezi, %5 anlamlılık seviyesinde, $|V_{m,\varepsilon}| > 1.96$ olduğu zaman reddedilmektedir.

BDS testinin dezavantajı, sıfır hipotezinin reddedilmesi halinde, test sürecinin serinin doğrusal olmama durumunun stokastik veya deterministik olup olmasını, toplamsal veya çarpımsal olup olmasını ayıramamasıdır (Lim vd., 2003).

Tsay (1986) tarafından tanıtılan doğrusallık testi, Keenan (1985) testinden geliştirilmiştir. Serideki karesel bağımlılığın ölçüldüğü özel bir test olan Tsay testi, Eşik Otoregresif (TAR) sürecine dair verinin etkisini hesaplar. Tsay sınaması durağan olan zaman serisi Y_t için şöyledir:

$$Y_t = \mu + \sum_{i=-\infty}^{\infty} \beta_i \cdot \varepsilon_{t-i} + \sum_{i,j=-\infty}^{\infty} \beta_{ij} \cdot \varepsilon_{t-i} \cdot \varepsilon_{t-j} + \sum_{i,j,k=-\infty}^{\infty} \beta_{ijk} \cdot \varepsilon_{t-i} \cdot \varepsilon_{t-j} \cdot \varepsilon_{t-k} + \dots \quad (1.149)$$

Oluşturulan modele ilişkin katsayılarından herhangi birinin $\{\beta_{ij}\}, \{\beta_{ijk}\}$, sıfırdan farklı olması durumunda, seri doğrusal olmayacaktır. Buna ilişkin olarak Tsay testinin adımları şu şekildedir: Bir gecikme uzunluğu belirlenir (M) ve doğrusallığı sınanacak seri, ilgili gecikme uzunluğuna dek yer alan serilerin meydana getirdiği bağımsız değişken seti ile $W = (1, Y_{t-1}, \dots, Y_{t-M})$ regresyona tabi tutulur. Regresyon denklemi ise şöyledir:

$$Y_t = W_t \Phi + \varepsilon_t \quad (t=M+1, \dots, n) \quad (1.150)$$

Burada parametre vektörü $\Phi = (\Phi_0, \Phi_1, \dots, \Phi_M)^T$ şeklindedir. Yukarıdaki denklem EKK methodu ile hesaplanan kalıntılar $\{\hat{\varepsilon}_t\}$ olsun. Sonraki adımda Z_t serisinin yukarıda tanımlanan W_t değişken kümesi ile regresyona sokulmasıdır. Tahmin edilen ikinci model şu şekildedir:

$$Z_t = W_t \theta + e_t \quad (t=M+1, \dots, n) \quad (1.151)$$

İlgili regresyon modelinde EKK methodu ile hesaplanacak kalıntılar $\{\hat{e}_t\}$ olsun. Z_t serisi $U_t = \{Y_{t-1}, \dots, Y_{t-M}\}$ olacak biçimde, $U_t' U_t$ çarpımının ana köşegeninin altında yer alan vektörlerin alt alta birleştirilmesi suretiyle meydana getirilmiş bir vektördür.

Testin son adımında ise yukarıda tahmin edilen regresyondan elde edilen kalıntılar $\{\hat{\varepsilon}_t\}$ ve $\{\hat{e}_t\}$ regresyona tabi tutulup bu denklem üzerinde F testi yapılır. F testi uygulanacak denklem:

$$\hat{\varepsilon}_t = \hat{e}_t\beta + v_t \quad (1.152)$$

şeklinde oluşturulur. $\{Y_t\}$ serisinin durağan bir seri olması durumunda (1.152) eşitliğinden hesaplanan test istatistiği F dağılımını gösterecektir (Tsay, 1986:463).

Literatürde incelenen doğrusallık testlerinin çoğu, durağanlık varsayımı içermektedir. Bununla birlikte, Harvey v.d.(2008) (HLX testi) tarafından literatüre kazandırılan bu sına, serilerin durağanlık yapıları aracılığıyla herhangi bir varsayım oluşturmadan ele alınan serinin doğrusallığını sınavabilmektedir. HLX sınaması birbirinden farklı iki doğrusallık testinin ağırlıklı ortalamasını elde etmek şartı ile uygulanmaktadır:

$$W_\lambda = \{1 - \lambda\}W_S + \lambda W_U \quad (1.153)$$

Bu testlerden ilki (W_S), ele alınan serinin birim kök içermediği varsayımıyla, serinin doğrusallığını test ederken, ikincisi (W_U) ele alınan serinin birim kök içerdiği varsayımıyla bu araştırmayı gerçekleştirmektedir. Eşitlikte yer alan λ ise aşağıdaki formülle elde edilen ağırlığı göstermektedir:

$$\lambda(U, S) = \exp\left(-g\left(\frac{U}{S}\right)^2\right) \quad (1.154)$$

Eşitlikte g pozitif sabiti temsil etmektedir. Harvey vd. (2008) araştırmalarında, ilgili değer 0.1 olacak şekilde alınmasını önermiştir. U, ele alınan seriye ilişkin hesaplanan birim kök test istatistiğini, S de durağanlık sına istatistiğini göstermektedir. Hesaplanacak herhangi bir durağanlık ve birim kök testi geçerli olabilmektedir. Seri durağan ise $(U/S)^2$, λ 'nın 0'a doğru yaklaşmasını, durağan değilse $(U/S)^2$, λ 'nın 1'e yaklaşmasını sağlayacaktır.

Denklem (1.147)'de yer alan W_S test istatistiğini hesaplamak adına, birim kök içermeyen zaman serisinin lineer olmayan birinci mertebeden otoregresif bir modelin, Taylor açılımıyla düzenlenmiş yapısı şu şekilde ele alınır: $Y_t = \mu + v_t$

$$v_t = \delta_1 v_{t-1} + \delta_2 v_{t-1}^2 + \delta_3 v_{t-1}^3 + \varepsilon_t \quad (1.155)$$

Burada doğrusallık temel hipotezini ($H_{0,S} : \delta_2 = \delta_3 = 0$), doğrusal olmama alternatif hipotezine ($H_{1,S} : \delta_2 \neq 0$ ve/veya $\delta_3 \neq 0$) karşın sınavabilmek adına, yukarıdaki açılımı Y_t serisi cinsinden şu şekilde yazabiliriz:

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 Y_{t-1} + \beta_2 Y_{t-1}^2 + \beta_3 Y_{t-1}^3 + \varepsilon_t \quad (1.156)$$

Eşitlikteki modele ilişkin doğrusallık temel hipotezi ($H_{0,S} : \beta_2 = \beta_3 = 0$) doğrusal olmama alternatifine karşın ($H_{1,S} : \beta_2 \neq 0$ ve/veya $\beta_3 \neq 0$) Wald istatistiğinden yararlanarak sınavabilir:

$$W_S = T \left(\frac{KKT_S^r}{KKT_S^u} - 1 \right) \quad (1.157)$$

Formül (1.157)'de bulunan KKT_S^r temel hipotezde yer alan kısıtın uygulanmasıyla elde edilen regresyon modelinin kalıntı kareler toplamını (KKT), KKT_S^u ise kısıtsız modelden elde edilen KKT'yi göstermektedir. T gözlem sayısıdır. W_S istatistiği iki serbestlik dereceli χ^2 dağılıma sahiptir.

(1.153) numaralı eşitlikte bulunan W_U sınav istatistiğini elde etmek adına, birinci farkında durağan hale gelen I(1) zaman serisi için, doğrusal dışı yapıdaki AR(1) modelinin ikinci mertebeden Taylor açılımı ile düzenlemiş yapısı değerlendirilir:

$$Y_t = \mu + v_t$$

$$\Delta v_t = \zeta_1 \Delta v_{t-1} + \zeta_2 (\Delta v_{t-1})^2 + \zeta_3 (\Delta v_{t-1})^3 + \varepsilon_t \quad (1.158)$$

Δ , alınan birinci dereceden farkları göstermektedir. Doğrusallık ($H_{0,U} : \zeta_2 = \zeta_3 = 0$) temel hipotezini test edebilmek adına, yukarıdaki açılım Y_t serisi cinsinden şöyledir:

$$\Delta Y_t = \zeta_1 \Delta Y_{t-1} + \zeta_2 (\Delta Y_{t-1})^2 + \zeta_3 (\Delta Y_{t-1})^3 + \varepsilon_t \quad (1.159)$$

Bu eşitlikten yararlanarak, $H_{0,U} : \zeta_2 = \zeta_3 = 0$ temel hipotezi, $H_{1,U} : \zeta_2 \neq 0$ ve/veya $\zeta_3 \neq 0$ alternatif hipotezine karşılık, Wald sınav istatistiğinden yararlanılarak hesaplanabilir:

$$W_U = T \left(\frac{KKT_U^r}{KKT_U^u} - 1 \right) \quad (1.160)$$

Bu formülde bulunan KKT_U^r temel hipotezde yer alan kısıtlı modelden bulunan KKT'yi, KKT_U^u ise (1.153) eşitlikteki modelde hesaplanan KKT'yi ifade etmektedir. W_U istatistiği,

2 serbestlik derecesine sahip χ^2 dağılımı gösterir. Hesaplanan bu 2 test istatistiğinin ağırlıklı ortalamasıyla bulunan W_λ test istatistiği, 2 serbestlik dereceli χ^2 dağılıma sahiptir.

1.7. REJİM DEĞİŞİMİ VE MARKOV YAKLAŞIMI

Bu başlık altında rejim değişimi kavramı ile başlanacak, rejim değişimi ile yapısal kırılmanın karşılaştırılması, rejim değişimini dikkate alan birim kök testleri, Markov rejim değişimi yaklaşımı, Markov Zinciri, Markov durumlarının sınıflandırılması, Markov zincirlerinin sınıflandırılması, homojen olma, kapalı küme, yutucu durum ve indirgenememe, periyodiklik ve ergodiklik ile Markov zincirinin AR(1) yapısı alt başlıkları irdelenecektir.

1.7.1. Rejim Değişimi Kavramı

İktisadi zaman serilerinde yer alan asimetrik etkiler rejim değişimi kavramının temelini oluşturmaktadır. Bu durumu Keynes (1936), makro iktisadi serilerin genişleme ve daralma döneminde yaşadıkları eğilimlerin şiddetinin aynı olmadığı şeklinde belirtmiştir. Bu davranış farklılığı, bütün zaman periyodu adına tek seferde meydana geliyorsa yapısal kırılma; buna karşın gerçek davranış eğilimine dönene dek dönem farklılaşması veya yeni bir davranış eğilimine dönüşüyorsa rejim değişimi adını almaktadır (Brooks, 2008:451).

İlk olarak Tong (1978), daha sonra Tong ve Lim (1980) ile Tong (1983) çalışmalarında, zaman serileri analizinde rejim değişimi ve asimetrik etkiyi dikkate alan Eşik Otoregresif Modeller ve Eşik Regresyon Modellerine değinmişlerdir. Bu modellerin temel çalışma şekli, belli bir değere ilişkin doğrusal olmayan yapıyı parça parça tahmin ederek açıklamaya çalışır. Yapısal kırılmada, veri kümesi kırılma zamanına göre bölünmekte iken, rejim değişiminde veri kümesi belli bir değişkenin değerine göre bölünmekte ve parçalanmış her veri kümesi regresyona tabi tutulmaktadır.

Eşik regresyon modellerine ilişkin tahmin aşaması, eşik değişken ve eşik değerin bilinip bilinmemesi durumuna istinaden değişiklik göstermektedir. Ortak özellik olarak her iki yapıda da EKK tekniğinden yararlanılır. Eşik değişken ve eşik değerin dışsal olarak belirlenmesi durumunda, gösterge fonksiyonu oluşturulması ve buna göre EKK tekniği ile tahmin edilmesi gereklidir. Rejim değişimi modellerinde eşik değişken ve/veya eşik

değerin bilinmemesi durumunda ise modele ilişkin tahmin aşaması bir algoritma sürecini içermektedir. Chan (1993) tarafından ortaya konan bu algoritma bir dizi adımı kapsar.

İlk olarak oluşturulan rejim değişim modelinde bulunan tüm bağımsız değişkenler birer eşik değişken adayıdır. İlk açıklayıcı değişkeni eşik değişken şeklinde kabul ederek, algoritma süreci başlamış olur. İlgili aday eşik değişken, küçükten büyüğe sıralanır. Sıralamadan sonra değişkenin en küçük değerlerinin %15'i ve en büyük değerlerin %15'i ilgili seriden çıkarılır. Geriye kalan gözlemler sıra ile eşik değer olarak dikkate alınır. Serinin en küçük değeri aday eşik değer olarak kabul edilir. İkinci safhada belirlenen eşik değere ilişkin gösterge fonksiyonu oluşturulur. Sonraki aşamada rejim değişim modeli tahmin edilir. Hesaplanan modelin hata kareler toplamı dikkate alınır. Sonraki aşamada modelin geriye kalan tüm açıklayıcı değişkenlerine aynı aşama uygulanır. Son aşamada en küçük hata kareler toplamına sahip olan açıklayıcı değişken eşik değişken, eşik değişken için önceki adımlarda tespit edilen en küçük gözlem değeri nihai olarak eşik değer için kabul edilir.

Chan (1993) algoritması, bu sayede iki parametre tahminini gerçekleştirmektedir. Öncelikle eşik değişken tahmin edilmektedir. Daha sonrasında ilgili değişkene bağlı eşik değer parametresi belirlenmektedir.

1.7.2. Rejim Değişimi ile Yapısal Kırılmanın Karşılaştırılması

Rejim değişimi, rassal zaman noktalarında genellikle sık değişimlere imkan sağlarken; yapısal kırılma modelleri yalnızca belirli durumlarda dışsal değişmelere izin vermektedir. Bununla birlikte yapısal kırılmada model parametrelerinin dağılımı değişikliğe uğrarken, rejim değişimi halinde parametrelerin kendisi değişmektedir.

Rejim değişikliğinin seride net bir biçimde tespit edilmesi halinde, serinin gösterdiği iki değişik davranış şekli farklı türde iki model ile ele alınabilmektedir. Örnek vermek gerekirse, serinin 100. gözleminde sonra ortalama rejiminde bir farklılık meydana geliyorsa:

$$Y_t = \mu_1 + \phi_1 Y_{t-1} + \varepsilon_{1t} \quad 100. \text{ gözlemden önce} \quad (1.161)$$

$$Y_t = \mu_2 + \phi_2 Y_{t-1} + \varepsilon_{2t} \quad \mu_2 > \mu_1 \quad 100. \text{ gözlemden sonra} \quad (1.162)$$

olacak biçiminde iki farklı denklem ile gözlemleri ayırmak, bütün gözlemlerin aynı modelde ele alınmasına nazaran, daha az gözlem içermesi nedeniyle bir etkinlik kaybı oluşturur (Brooks, 2008: 451).

Buradaki değişim, stokastik bir yapı olarak ele alınmalıdır. Bu bakımdan gerekli olan, model oluşturmak adına bütün gözlemleri kullanan ve modelin değişik zaman dönemlerinde farklı davranış biçimlerinin gerçekleşmesini önemli ölçüde kabul edebilen bir modeldir.

1.7.3. Rejim Değişimini Dikkate Alan Birim Kök Testleri

Bu bölümde, öncelikle Enders ve Granger (1998)'in ortaya çıkardığı, yine Enders ve Siklos (2001) tarafından geliştirilmiş bir MTAR tipi birim kök testi ele alınmıştır. Enders ve Granger (1998) eşik birim kök sınaması, DF (1979) birim kök testini baz alır.

$$Y_t = \phi Y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (1.163)$$

Enders ve Granger (1998), DF birim kök testinin yardımıyla aşağıdaki denklemi elde etmişlerdir.

$$\Delta Y_t = I_t \rho_1 Y_{t-1} + (1 - I_t) \rho_2 Y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (1.164)$$

Burada I_t gösterge fonksiyonudur. Y_t ortalamadan veya trendden arındırılmış seridir. I_t gösterge fonksiyonu aşağıdaki şekilde tanımlanır:

$$I_t = \begin{cases} 1, & \Delta Y_{t-1} \geq 0 \text{ ise} \\ 0, & \Delta Y_{t-1} < 0 \text{ ise} \end{cases} \quad (1.165)$$

Enders ve Granger (1998) doğrusal olmayan birim kök testinin hipotezleri şu şekildedir:

$$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = 0 \quad (\text{Birim kök vardır})$$

$$H_1 : \rho_1 \neq \rho_2 \neq 0 \quad (\text{Birim kök yoktur})$$

Testi gerçekleştirmek için F istatistiği kullanılır. Elde edilen F istatistiği, hesaplanmış kritik değerlerden büyükse sıfır hipotezi reddedilerek, birim kök olmadığına ve serinin durağan olduğuna karar verilir.

Doğrusal olmayan bir diğer birim kök testi, Caner ve Hansen (2001)'in geliştirdiği SETAR tipi testtir. Bu test hem birim kök hem de eşik etkisinin aynı anda sınanması için geliştirilmiştir. SETAR tipi testin MTAR tipi testten farkı, asimetric uyarlamının varlığının önceden testidir. Asimetric uyarlamayı Caner ve Hansen, eşik değer etkisi

şeklinde tanımlamıştır. Eşik değeri için Wald testi, birim kök sınaması için de Wald sınaması ve t-testinden yararlanılmıştır. Caner ve Hansen (2001) birim kök testi şu modele dayanır:

$$\Delta Y_t = \theta_1' X_{t-1} I_{(Z_{t-1} < \lambda)} + \theta_2' X_{t-1} I_{(Z_{t-1} \geq \lambda)} + \varepsilon_t, \quad t=1, \dots, T \quad (1.166)$$

Burada $X_{t-1} = (Y_{t-1}, r_1' \Delta Y_{t-1}, \dots, \Delta Y_{t-k})'$, I_0 gösterge fonksiyonu, ε_t hata terimi, $Z_t = Y_t - Y_{t-m}$ deterministik unsurları, λ ise eşik değeri gösterir. I_0 gösterge fonksiyonunun tanımı ise aşağıdaki gibidir:

$$I_0 = \begin{cases} 1, & Z_{t-1} < \lambda \\ 0, & Z_{t-1} \geq \lambda \end{cases} \quad (1.167)$$

Eşik değeri λ bilinmemektedir. $P(Z_t \leq \lambda_1) = \pi_1 > 0$ ve $P(Z_t \leq \lambda_2) = \pi_2 < 0$ olasılıkları ile değeri almaktadır. π_1 ve π_2 değerinin seçimi çalışmacıya aittir. Analizde θ_1 ve θ_2 parametrelerine ilişkin vektörler aşağıdaki şekilde oluşturulmuştur:

$$\theta_1 = \begin{pmatrix} \rho_1 \\ \beta_1 \\ \alpha_1 \end{pmatrix}, \theta_2 = \begin{pmatrix} \rho_2 \\ \beta_2 \\ \alpha_2 \end{pmatrix} \quad (1.168)$$

ρ_1 ve ρ_2 eğim katsayılarını, β_1 ve β_2 deterministik bileşenlerin eğim parametreleri, α_1 ve α_2 ise iki rejimdeki $(\Delta Y_{t-1}, \dots, \Delta Y_{t-k})$ üzerindeki eğim katsayılarını gösterir. SETAR modelinin EKK ile tahmini şu şekildedir:

$$\Delta Y_t = \theta_1'(\lambda)' X_{t-1} I_{(Z_{t-1} < \lambda)} + \theta_2'(\lambda)' X_{t-1} I_{(Z_{t-1} \geq \lambda)} + \varepsilon_t(\lambda) \quad (1.169)$$

σ^2 'nin EKK tahmini ise şöyle olur:

$$\hat{\sigma}^2(\lambda) = T^{-1} \sum_{t=1}^T \hat{\varepsilon}_t(\lambda)^2 \quad (1.170)$$

Eşik değeri parametresinin EKK tahmini, $\hat{\sigma}^2(\lambda)$ değerinin minimizasyonu ile bulunmaktadır (Bildirici v.d., 2010:213).

$$\hat{\lambda} = \underset{\lambda}{\operatorname{arg\,min}} \sigma^2(\lambda) \quad (1.171)$$

Eşik etkisi ve doğrusallığın sınındığı temel hipotez şu şekildedir:

$$H_0: \theta_1 = \theta_2$$

Hipotezin sınaması, standart Wald istatistiği ile (1.164) numaralı denklem kullanılarak yapılmaktadır. Wald istatistiği şu şekildedir:

$$W_T = T\left(\frac{\hat{\sigma}_0^2}{\hat{\sigma}^2} - 1\right) \quad (1.172)$$

Denklemden $\hat{\sigma}^2$, tahmini gerçekleşen modele ilişkin kalıntı varyansdır ve $\hat{\sigma}_0^2$ ise doğrusal modelin EKK tahmininden ortaya çıkan kalıntı varyansdır. Durağanlığın tespiti için kullanılan temel hipotez şöyledir:

$$H_0: \rho_1 = \rho_2 = 0$$

Temel hipotez, sürecin durağan dışı olduğunu belirtir iken, sürecin birim kök içermediğini belirten alternatif hipotez aşağıdaki gibidir:

$$H_1: \rho_1 < 0, \rho_2 < 0$$

Bu duruma ek olarak üçüncü bir aşamada mevcuttur:

$$H_2: \begin{cases} \rho_1 < 0 \text{ ve } \rho_2 = 0 \\ \text{veya} \\ \rho_1 = 0 \text{ ve } \rho_2 < 0 \end{cases}$$

H_2 hipotezi, ilgili sürecin birim kök içerdiğini belirtir, ancak klasik durağanlık testine nazaran değişik yönleri mevcuttur. H_0 hipotezine karşılık H_1 hipotezinin testi adına tek yönlü Wald istatistiğinden yararlanır.

$$R_{1T} = t_1^2 I_{(\hat{\rho}_1 < 0)} + t_2^2 I_{(\hat{\rho}_2 < 0)} \quad (1.173)$$

H_2 hipotezinin sınamasında ise çift yönlü Wald istatistiğinden yararlanır. Çift yönlü Wald istatistiğinin gücü tek yönlüye nazaran daha azdır (Caner ve Hansen, 2001:1568).

$$R_{2T} = t_1^2 + t_2^2 \quad (1.174)$$

Bu denklemde t_1 ve t_2 EKK denkleminde elde edilen $\hat{\rho}_1$ ve $\hat{\rho}_2$ parametrelerine ilişkin t istatistikleridir.

Caner ve Hansen (2001) araştırmalarında eşit etkinin bilinip bilinmemesi durumuna göre iki farklı bootstrap dağılımını geliştirmiştir. Tanımlanamayan eşit etkisinde kısıtlı bootstrap yöntemi adına kısıtlar, $\theta = \theta_1 = \theta_2$ (eşik etkisinin olmaması) ve $\rho = 0$ 'dır. İkinci durum ise tanımlanabilen eşik etkisidir. Caner ve Hansen gerçekleştirdikleri testin, ADF birim kök sınamasına nazaran gücünün daha fazla olduğunu kanıtlamışlardır.

Bir başka doğrusal olmayan birim kök testi de Kapetanious, Shin ve Snell (KSS-2003)'in ortaya koyduğu testidir. Üstel düzgün geçişli otoregresif modele (ESTAR) dayalı bir test

incelenmiştir. Rejimler arası geçişler Caner ve Hansen (2001) testine göre daha yumuşaktır. STAR tipi modele dayanan birim kök testi olduğu için, geçiş fonksiyonu 0 ile 1 arasında değer alır ve bu durum geçişi yumuşatır.

Y_t serisi için ESTAR süreci aşağıdaki gibidir.

$$\Delta Y_t = \phi Y_{t-1} [1 - \exp(-\theta Y_{t-1}^2)] + \varepsilon_t \quad (1.175)$$

Burada Y_t ortalamadan ve trendden arındırılmış seriyi temsil eder. ε_t , dağılımı normal, ortalaması sıfır ve varyansı sabit bir hata terimidir. θ ise ESTAR modeline ilişkin geçiş parametresidir.

İlgili teste ilişkin temel hipotez ve alternatif hipotez şöyledir:

$$H_0: \theta = 0 \quad (\text{birim köklü olma durumu})$$

$$H_1: \theta > 0 \quad (\text{doğrusal olmayan, ortalamaya dönen durum})$$

ϕ parametresinin denklemde olduğu gibi, tahmin edilmesi mümkün olmadığından, sıfır hipotezini sınamak kullanışlı olmamaktadır. Bu sebeple; KSS, Taylor serisi kuramından hareketle denklemi bir kez daha oluşturmuştur. Yenilenen bu denklem hata terimlerinin otokorelasyona sahip olacağı düşünülerek, düzeltme terimi ile birlikte aşağıdaki gibidir:

$$\Delta Y_t = \delta Y_{t-1}^3 + \sum_{j=1}^p \Delta Y_{t-j} + u_t \quad (1.176)$$

Hipotezler şöyledir:

$$H_0: \delta = 0 \quad \text{ve} \quad H_1: \delta < 0$$

Temel hipotezin testinde kullanılacak istatistik ise şöyledir:

$$t_{NL} = \frac{\hat{\delta}}{s.e.(\hat{\delta})} \quad (1.177)$$

$\hat{\delta}$ parametrenin EKK tahmini iken, $s.e.(\hat{\delta})$ ise parametrenin standart hatasıdır. İlgili parametre adına t istatistik değeri, tablo değeri ile karşılaştırılır. Sıfır hipotez kabul edilmezse, serinin yumuşak yapısal kırılmalar altında birim kök içermediği tespit edilir.

Bir diğer test ise Chong v.d. tarafından oluşturulan CHLL (2008) testi olup, Kapetanious, Shin ve Snell (KSS) sınaması genişletilmesinden meydana gelen aşağıdaki modele dayanır.

$$\Delta X_t = \sum_{j=1}^{\rho} \rho_j \Delta X_{t-j} + \delta X_{t-1}^3 + v_t \quad (1.178)$$

$$X_t = Z_t - \hat{\alpha} - \hat{\beta}_t \quad (1.179)$$

$\hat{\alpha}$ ortalamada durağan olup trendden arındırılmış seridir. $\hat{\beta}_t$, EKK tahmincisidir. Z_t , sabit ve trendi ifade eder. Teste ilişkin sıfır ve alternatif hipotez şu şekildedir:

$$H_0: \delta = 0 \text{ ve } H_1: \delta < 0$$

CHLL testi KSS sınamasına farklı bir açıdan yaklaşım göstererek modelde trendi arındırma yerine trendin modele dahil edilmesini seçmiştir.

$$\Delta Y_t = \mu + \sum_{j=1}^{\rho} \rho_j \Delta Y_{t-j} + \delta Y_{t-1}^3 + \phi G(\text{trend}) + \zeta_t \quad (1.180)$$

Bir başka STAR tipi birim kök testi de asimetrik üstel yumuşak geçişli otoregresif (AESTAR) modeline dayanan Sollis (2009) testidir. Sollis testi, ESTAR sürecinde asimetrik davranışların da yer alabileceği varsayımıyla ortaya çıkmıştır. Geçiş değişkeni Y_{t-1} olmak üzere:

$$\Delta Y_t = G_t(\phi_1, Y_{t-1}) \{S_t(\phi_1, Y_{t-1}) \rho_1 + (1 - S_t(\phi_1, Y_{t-1})) \rho_2\} Y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (1.181)$$

$$G_t(\phi_1, Y_{t-1}) = 1 - \exp(-\phi_1 (Y_{t-1}^2)), \phi_1 \geq 0 \quad (1.182)$$

$$S_t(\phi_2, Y_{t-1}) = [1 + \exp(-\phi_2 Y_{t-1})]^{-1}, \phi_2 \geq 0 \quad (1.183)$$

Hata terimi ε_t normal dağılımlıdır. Sıfır ortalama durumunda denklem $H_0: \phi_1 = 0$ hipotezi altında test edilir. Hipotezde bazı parametreler (ϕ_1, ρ_1, ρ_2) için EKK tahmini kullanılmadığından, yardımcı bir regresyondan yararlanır. Birinci sıra Taylor yaklaşımı $\phi = 0$ etrafında gerçekleşirse, sınama adına yardımcı regresyon uygulanabilir hale gelir. Sollis, denklem ve hipotezleri aşağıdaki şekilde tanımlamıştır:

$$\Delta Y_t = \beta_1 Y_{t-1}^3 + \beta_2 Y_{t-1}^4 + \sum_{i=1}^k \alpha_i \Delta Y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (1.184)$$

Yukarıdaki eşitlik, ortalamadan ve trendden arındırılmış seri adına kullanılabilir. Test edilecek hipotez şu şekildedir:

$$H_0: \beta_1 = \beta_2 = 0$$

F-istatistik tablo değerlerini Sollis (2009) oluşturmuştur. AESTAR testinin önemi, KSS testlerinden daha iyi sonuçlar vermesidir.

Son olarak Kruse (2011) testi, Taylor yaklaştırma tekniğini kullanarak yumuşak geçişli modelin aşağıdaki yaklaşıklığını elde etmiştir.

$$\Delta Y_t = \beta_1 Y_{t-1}^3 + \beta_2 Y_{t-1}^2 + \sum_{i=1}^k \phi_j \Delta Y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (1.185)$$

Sıfır ve alternatif hipotezler aşağıdaki şekilde tanımlanmaktadır.

$$H_0: \beta_1 = \beta_2 = 0 \text{ (Birim kök vardır)}$$

$$H_0: \beta_1 < 0, \beta_2 \neq 0$$

Test etmek için Kruse (2011) Wald testinin değiştirilmiş versiyonu olan τ testini kullanmıştır.

1.7.4. Markov Rejim Değişimi Yaklaşımı

İktisadi zaman serileri konjonktürel dalgalanmalar, finansal krizler, savaşlar ve hükümet politikalarındaki önemli değişiklikler nedeniyle önemli kırılmalar gösterirler. Zaman serilerinin yapısında meydana gelen ani değişimler, tek bir Y_t değişkeni üzerinden Hamilton'ın (1993, 1994, 2005) çalışmaları ile literatürde yerini almıştır. Hamilton yaklaşımının temelinde, ekonomide meydana gelen daralma ve genişleme dönemlerinin birbirinden farklı yapıdaki rejimler olarak uygun görülmesi ve ilgili rejimler arasındaki geçişin ihtimali şeklinde belirtilmesi yatmaktadır.

Markov yaklaşımı, sürecin belleği ile ilişkilidir. Diğer bir deyişle, zamanın belirli bir diliminde sistemin yaşadığı rejimin sadece bir önceki zaman dönemine bağlı olmasıdır (Hsu v.d. :2008:412). Markov zinciri, cari değer ile oluşturulan koşula dayanan dağılımın zaman boyunca sabit olduğunu kabul eden stokastik süreci tanımlamaktadır (Jorion, 1988:440). Markov rejim değişim modelleri, gözlenen zaman serisinin gerçekleşen rejime dayalı olarak farklı özellikler göstermesine olanak sağlamaktadır. Her bir rejim, gözlemlenemeyen 1. Mertebeden Markov süreci şeklinde ele alınmakta ve gözlemlenen zaman serisi kullanarak rejim hakkında önsel bilgi sağlanmaktadır. Bu kapsamda zaman serilerinde gözlemlenen rassal yürüş modelinin bir Markov yapısı gösterdiği varsayılmaktadır. Y_t serisini ele alırsak:

$$Y_t = \mu_{s_t} + \phi(Y_{t-1} - \mu_{s_{t-1}}) + \varepsilon_t \quad (1.186)$$

Denklemden, Y_t serisindeki rejim değişikliği, s_t rejim veya durum değişkeni olarak tanımlanan ve gözlemlenemeyen bir rassal değişken tarafından açıklanmaktadır. s_t 'nin

gözlemlenebilir vasıf özelliği sergilemesi halinde, model gölge değişkenler yardımıyla yapısal kırılma modelleri ile tahmin edilebilir. $s_t = 1$ ise sürecin ortalaması μ_1 , $s_t = 2$ ise sürecin ortalaması μ_2 değerini almaktadır.

1.7.5. Markov Zinciri

Gözlemlenemeyen s_t değişkeni adına ilgili zaman serisi sürecinin belirlenmesi gerekmektedir. s_t değişkeni yalnızca (1,2,...,k) olacak şekilde kesikli sayılar içermektedir. Kesikli değerler içeren rassal değişken adına Markov zinciri en temel zaman serisi modeli olarak ifade edilir. Markov zinciri öncelikle rejimin dönemini tespit ederek direkt olarak gözlemlenemeyen durum değişkeninin veya değişkenlerinin birleşiminin davranışını modellemek adına kullanılmaktadır.

Markov süreci, ardışık olasılıklara dayanan stokastik süreci ifade etmektedir. Bu zincirlerdeki esas yaklaşım, zincirin mertebesine dayanarak, ilgilenilen değişkenin zaman döneminde önceki değerleri ile ilişkili olmasıdır. Birinci mertebeden bir Markov zinciri yapısı şu şekildedir:

$$Pr(s_t | s_{t-1}, s_{t-2}, \dots, s_0) = Pr(s_t | s_{t-1}) \quad (1.187)$$

Buna ilişkin, bir zaman serisinin olasılığı şöyledir:

$$Pr(s_t, s_{t-1}, \dots, s_0) = Pr(s_0) Pr(s_1 | s_0) \dots Pr(s_t | s_{t-1}) \quad (1.188)$$

Bu ifadeyi genelleştirmek gerekirse şöyle yazılabilir:

$$Pr(s_0, s_1, \dots, s_t) = Pr(s_0) \prod_{i=1}^t Pr(s_i | s_{i-1}) \quad (1.189)$$

Burada, $Pr(s_0)$ koşulsuz olasılığı başlangıç olasılığını, $Pr(s_t | s_{t-1})$ koşullu olasılığı da geçiş olasılığını ifade etmektedir. N durumuna sahip Markov yapısında, ardışık zaman dönemi t ve t-1 adına, N*N adet geçiş olasılığı mümkündür. Geçiş olasılıkları $\rho_{ij} = Pr(s_t = j | s_{t-1} = i)$ ile ifade edilen bir Markov zinciri izlemektedir. Geçiş olasılıkları ρ_{ij} , i rejiminden j rejimine geçme ihtimalini ifade eder. Geçiş olasılıklarını, (N*N) boyutundaki bir geçiş olasılıkları matrisinde gösterirsek:

$$P = \begin{bmatrix} \rho_{11} & \rho_{21} & \dots & \rho_{N1} \\ \rho_{12} & \rho_{22} & \dots & \rho_{N2} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ \rho_{1N} & \rho_{2N} & \dots & \rho_{NN} \end{bmatrix} \quad (1.190)$$

Matriste, $\rho_{11} + \rho_{12} + \dots + \rho_{1N} = 1$ olacak şekilde tüm sütunların toplamı bire eşit olmaktadır. $\rho_{11} + \rho_{22} > 1$ olduğunda şimdiki rejim kalıcı olmaya meyilli iken, $\rho_{11} + \rho_{22} < 1$ olduğunda rejimler arası geçiş olasılığı daha yüksek olmaktadır.

Matriste; j satır elemanı, i sütun elemanı ise p_{ij} ise geçiş olasılığını göstermektedir. Örneğin, 1. sütun, 2. satır; rejim 1'in rejim 2 tarafından izlenme olasılığını belirtmektedir. p_{ij} değerlerinin 1 değerine uzak çıktığı hallerde, yapısal parametreler yoğun değişime maruz kalmakta; 1 değerine yakın çıktığı durumlarda ise süreç çabuk değerlendirme fırsatı bulmuş olup yalnızca birkaç rejim değişiminin meydana gelebileceği belirtilmektedir. Geçiş olasılıkları, pozitif olmakta ($0 \leq p_{ij} \leq 1$) ve olasılıkların nihai toplamı bir olmalıdır. Rejimler arası geçiş olasılıkları aşağıdaki şekilde de gösterilebilmektedir.

$$P = (s_t = 1 | s_{t-1} = 1) = \rho \quad (1.191)$$

$$P = (s_t = 0 | s_{t-1} = 1) = 1 - \rho \quad (1.192)$$

$$P = (s_t = 0 | s_{t-1} = 0) = q \quad (1.193)$$

$$P = (s_t = 1 | s_{t-1} = 0) = 1 - q \quad (1.194)$$

1.7.6. Markov Durumlarının Sınıflandırılması

Durumların sınıflandırılması Markov zincirlerine ilişkin teoremin başlangıç noktasıdır. Markov zincirine ilişkin durumlar, zincirin h-adım sonra tekrar başlangıç durumunda bulunma olasılıklarını dikkate alarak, ya tekrar oluşumlu durum ya da geçişli durum olmak üzere ikiye ayrılmaktadır. Markov zincirinin herhangi bir i. durumdan başlaması halinde, h-adım sonra aynı duruma ilk geçiş ya da birinci dönüş olasılığı:

$$f_{ii}^{(h)} = Pr(s_h = i, s_v \neq i (v = 1, 2, \dots, h-1) | s_0 = i) \quad (1.195)$$

biçiminde tanımlanabilir. Ayrıca i ve j gibi iki farklı durum söz konusu olduğunda da i durumundan j durumuna h-adımında ilk geçiş olasılığı benzer şekilde tanımlanarak şöyle yazılabilir:

$$f_{ij}^{(h)} = Pr(s_h = i, s_v \neq j (v = 1, 2, \dots, h-1) | s_0 = i) \quad (1.196)$$

Zincirin herhangi bir başlangıç durumunun tüm adımlar sonunda aynı duruma geri dönebilmesi olasılığı ise aşağıdaki gibidir:

$$f_{ii}^{(h)} = f_i = \sum_{h=1}^{\infty} f_{ii}^{(h)} \quad (1.197)$$

Tekrar oluşumlu bir durum için olasılık dağılımının ortalaması:

$$\mu_i = \sum_{h=1}^{\infty} h \cdot f_{ii}^{(h)} \quad (1.198)$$

şeklindedir. Ortalama, tekrar oluşum zamanını göstermektedir. Bir başka deyişle, aynı duruma ilk geçiş için beklenen adım sayısını verir. Bu açıdan $f_i = 1$ ise, yani i durumundan başlayan zincirin i durumuna geri dönmesi kesin ise, i durumuna tekrar oluşumlu durum denir. Eğer bu koşul sağlanmazsa ($f_i < 1$), i durumuna geçiş durumu denir (Nelson, 1995:186). Tekrar oluşumlu durumlarda, ortalama tekrar oluşum zamanı göz önünde bulundurularak da sınıflandırma yapılır. Tekrar oluşumlu durum, $\mu_i < \infty$ ya da sonlu ise pozitif tekrar oluşumlu durum; $\mu_i \rightarrow \infty$ ise etkisiz tekrar oluşumlu durum şeklinde tanımlanır (Brzezniak ve Zastawniak, 1999: 95).

1.7.7. Markov Zincirlerinin Sınıflandırılması

$h \geq 0$ olduğu tamsayı değerleri için $\rho_{ij}^{(h)} > 0$ ise j durumuna i durumundan erişilebilir olduğu söylenir ve bu durum $i \rightarrow j$ sembolüyle gösterilir. j durumuna i durumundan erişilebilir iken, i durumuna da j durumundan erişilebilir ise, bu duruma ilişkili durum denir ve $i \leftrightarrow j$ sembolüyle ifade edilir (Lefebvre, 2007:26). İlişkili durumun sahip olduğu bazı özellikler vardır. Eğer, $i \leftrightarrow i$ ise yansıma özelliği; $i \rightarrow j$ ve $j \rightarrow i$ ise simetri özelliği ($i \leftrightarrow j$); $i \leftrightarrow j$ ve $j \leftrightarrow k$ ise geçişme özelliği ($i \leftrightarrow k$) sağlanmış olur (Lawler, 2006:14).

İlişki bağıntısı bu özellikleri içerdiğinde, denklik bağıntısı meydana gelir ve ilgili çerçevede ilişkili bütün durumların oluşturduğu sınıfa da denklik sınıfı adı verilir. Bu açıdan zincire ilişkin durum uzayı tek bir denklik sınıfından oluşuyorsa, bir başka ifadeyle $i \leftrightarrow j$ mevcut ise Markov zincirinin indirgenemez olduğu belirtilir.

1.7.8. Homojenlik

Markov zincirinin geçiş olasılıkları zamana bağımlı değilse veya geçiş olasılıkları zamanla değişmemekle birlikte sabit ise de bu durumda ilgili zincir homojen bir Markov zinciri olarak tanımlanır.

$$\rho_{ij} = Pr(s_{t+1} = i | s_t = j) Pr(s_t = i | s_{t-1} = j) = Pr(s_1 = j | s_0 = i) \forall t \in T, \forall i, j \in S \quad (1.199)$$

Homojen Markov zincirleri, geiş olasılığını t_0 ve t_1 yerine, sadece $t_1 - t_0$ farkına dayalı olarak incelemekte ve zincirin durađan geiş olasılıklarına sahip olduđu bilinmektedir (Bhat, 1984:163). Homojen olmayan Markov zincirinde ise ρ_{ij} zamanla deđiřmektedir.

1.7.9. Kapalı Kme, Yutucu Durum ve İndirgenememe

C, Markov zincirine dayalı durum uzayının alt kmesini ifade etmek zere; C kmesindeki herhangi bir durumdan, C'nin dıřındaki herhangi bir duruma eriřilemiyorsa, C'deki her bir durum yine yalnızca C'deki diđer durumlar ile bađlantılı ise, C kmesi kapalı kme olarak tanımlanır (Hoel v.d., 1972:68). Markov zinciri, kapalı alt kmelere sahip ise indirgenebilir olarak adlandırılır. Bununla birlikte, zincirdeki durumların tm aynı sınıftan ya da trden ise; bir bařka ifade ile zincirdeki durumlar arası geiş imkanı mevcut ise bu Markov zincirine indirgenemez zincir denir. Hamilton (1994)'un ifade ettiđi gibi, iki durumlu bir zincir iin $\rho_{11} < 1$ ve $\rho_{22} < 1$ ise zincir indirgenemezdir.

Kapalı kmede C gibi yalnızca bir durum mevcut ise, ilgili durum yutucu durum řeklinde adlandırılır. Yutucu durum, bu hali ile kapalı kmenin zel bir halidir. $i \neq j$ iin h-adım geiş olasılıđının $\rho_{ij}^{(h)} = 0$ olması ya da i durumundan itibaren ele alınan zincirin srecin nihayetinde, $h \rightarrow \infty$ 'a giderken, i durumuna tekrardan dnme olasılıđının bir olması, yutucu durum olarak ifade edilir. Bu duruma iliřkin zincirler indirgenebilir Markov zincirleri olarak adlandırılır.

1.7.10. Periyodiklik ve Ergodiklik

Markov zincirinin herhangi bir i durumuyla ele alınmasıyla birlikte bařladıđı i durumuna sadece $t, 2t, 3t, \dots$ ($t > 1$ ve tam sayı olmak zere) zamanlarında geri dnmesi olanaklıysa i durumuna d periyodu ile periyodiktir denir. $d=1$ olması i durumuna periyodiklik iermeyen durum adı verilir. Kesikli bir stokastik sistemde, drt durumun ele alındıđı yapıda $s_0 = 2$ iken s_1 durumu, 1 ya da 3 deđerini alan ve bunun devamında s_2 durumu ise 2 ya da 4 deđerlerini alan bir sreci tanımlamak isteyelim. Sz konusu yapıda, durum 1'den durum 2 ya da durum 4'e, durum 2'den durum 1 ya da durum 3'e, durum 3'ten durum 2 ya da durum 4'e ve durum 4'ten de durum 1 ya da durum 3'e geiş mmkn olacaktır.

Ele alınan bu sre $t = 0$ anında, 1 ya da 3 durumundan bařlarsa, t'nin tek sayı deđerleri adına 2 veya 4 durumunda ve t'nin ift sayı deđerleri iin 1 ya da 3 durumunda olacaktır.

Bu şekilde ilgili Markov zinciri, 2 periyodu ile periyodik olarak adlanacaktır. İndirgenemez pozitif tekrar oluşumlu ve periyodiklik içermeyen Markov zinciri ergodik Markov zinciri şeklinde tanımlanmaktadır (Parzen,1999:47). m-durumlu indirgenemeyen ilgili Markov zincirinde P geçiş olasılıkları matrisinin maksimum öz değeri 1 ve diğer tüm öz değerleri 1'den küçük ise, ilgili Markov zincirinin ergodik olduğu ifade edilir (Hamilton, 1994:313, Gallager, 1996:107).

Ergodik bir zincirin (M^*1) boyutlu ergodik olasılıklar vektörü $\pi = (\pi_i)$ ile gösterilir. π vektörü geçiş olasılıkları matrisi P 'nin 1 öz değerine karşılık gelen değerdir. Ergodik olasılıklar vektörü π elemanlarının toplamı 1'e eşit olacak biçimde normalize edilir ve bu öz vektör $P\pi = \pi^*$ eşitliğini ifade eder. Rejim değişkeni ζ_t 'nin koşullu olmayan beklentisini içeren π için $\pi = E(\zeta_t)$ eşitliği tanımlanır. Durağanlık varsayımından hareketle, $\pi = P\pi$ eşitliği elde edilir. Dolayısıyla, homojen bir Markov yapısı ergodik ise süreç ne şekilde başlatılırsa başlatılsın, belirli bir zaman sonrasında durağan olacaktır.

Koşulsuz olasılıkları gösteren ergodik olasılıklar, rejimlerin filtrelenmiş ve düzleştirilmiş olasılıklarının oluşturulmasında ve yine örneklem dönemi içinde herhangi bir gözlem değerinin belirli bir durumda bulunma olasılığının elde edilmesinde kullanılmaktadır. Ergodik olasılıklar için denklemler aşağıdaki gibi elde edilmektedir. Seçilen bir gözlemin $s_t = 1$ ' de olma olasılığı şöyledir:

$$Prob(s_t = 1) = \frac{1-\rho_{22}}{2-\rho_{11}-\rho_{22}} \quad (1.200)$$

Seçilen bir gözlemin $s_t = 2$ ' de olma olasılığı şöyledir:

$$Prob(s_t = 2) = \frac{1-\rho_{11}}{2-\rho_{11}-\rho_{22}} \quad (1.201)$$

1.7.11. Markov Zincirinin AR(1) Yapısı

Birinci dereceden bir Markov zinciri, derecesi bir olan otoregresif süreci temsil eder. Birinci mertebeden iki durumlu bir Markov zincirinde, durum vasfı 0 veya 1 değerini alan Bernoulli dağılımlı değişkendir. Cari dönemdeki durumların meydana gelme ihtimalleri, ardışık duruma dayalı olarak değişecektir. Böylece iki durumu ifade eden 2^*1 boyutlu ζ_t vektörü şöyle oluşturulur:

$$\zeta_t = \begin{bmatrix} \zeta_{1t} \\ \zeta_{2t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \zeta_{1t} \\ 1 - \zeta_{1t} \end{bmatrix} \quad (1.202)$$

Eşitlikte ζ_{1t} , $s_t = 1$ olduğunda 1, aksi hallerde 0'a karşılık gelen rassal bir değişkendir. ζ_{2t} ise olasılıklar toplamı gereği $1 - \zeta_{1t}$ 'e eşit olacaktır. Dolayısıyla,

$$s_t = 1 \text{ ise } \zeta_{1t} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} \quad \text{ve } s_t = 0 \text{ ise } \zeta_{1t} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1.203)$$

bulunur. Ayrıca, ζ_t 'nin AR(1) biçimi olan $\zeta_{t+1} = P\zeta_t + v_{t+1}$ 'in matris gösterimi şöyledir:

$$\begin{bmatrix} \zeta_{1,t+1} \\ 1 - \zeta_{1,t+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \rho_{11} & 1 - \rho_{22} \\ 1 - \rho_{11} & \rho_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \zeta_{1t} \\ 1 - \zeta_{1t} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_{1,t+1} \\ v_{2,t+1} \end{bmatrix} \quad (1.217)$$

$s_t = 1$ olduğunda, eşitliğe ilişkin ilk satır şu şekilde olmaktadır.

$$\zeta_{1,t+1} = (1 - \rho_{22}) + (\rho_{11} + \rho_{22} - 1)\zeta_{1t} + v_{1,t+1} \quad (1.204)$$

Yukarıdaki AR(1) süreci, $\rho_{11} + \rho_{22} > 1$ olması koşulunda, cari durumunda kalıcılık durumu göstermeye dayalı iken, $\rho_{11} + \rho_{22} < 1$ olduğunda bir durumda kalmamakta ve diğer duruma geçiş olasılığı daha yüksek olmaktadır. İlk yapı için ζ_{1t} pozitif ardışık bağımlı, ikinci yapıda negatif ardışık bağımlı olacaktır.

1.8. YAPAY SİNİR AĞLARI

Yapay sinir ağlarının başlangıcı, 1800'lü yılların sonlarına doğru yapılan çalışmalara dayanır. William James'in (1890) yayınladığı "Psychology (Briefer Course)" adlı eser, insan beynine ilişkin fonksiyonları ve yapıyı inceleyen ilk çalışmadır. 1911 yılında insan beyninin nöronlardan meydana geldiği fikri kabul görmüştür. 1943 yılında neurophysiologist Warren Mc. Culloch ve matematikçi Walter Pitts, gerçekleştirdikleri çalışmada elektrik devrelerinden hareketle temel yapıda sinir ağı modellemişlerdir. Modellenen bu ağ, bilgisayarların çalışma prensiplerini ortaya koymaktadır. 1957 yılında Frank Rosenblatt'ın perceptron'u geliştirmesiyle, yapay sinir ağları (YSA) çalışmaları ivme kazanmıştır. 1960 senesinde, Bernard Widrow ve Marcian Hoff, MADALINE şeklinde ifade edilen model geliştirmiştir. MADALINE, içerik olarak telefon hatlarında yer alan ekoları elimine etmek adına bir filtre üretiminde kullanılmıştır.

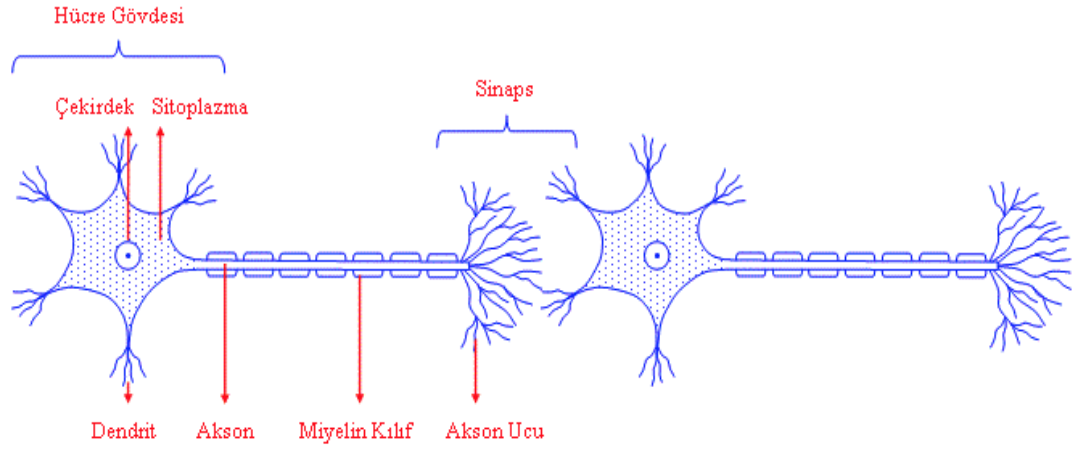
Minsky ve Papert'in (1969) yayınladıkları "Algılayıcılar" adlı kitapta, algılayıcıların lineer olmayan sorunlara çözüm sunamayacağı neticesinde geliştirilmiştir. 80'lerde bilgisayar teknolojisinin gelişimi ile beraber, yeni ilgi alanları ortaya çıkmıştır. Özellikle

John Hopfield'in "Neural Networks and Physical Systems with Emergent Collective Computational Abilities" isimli çalışmasında, yapay sinir ağlarının çalışma biçimi ve temeline ilişkin matematiksel süreçler ile çok katmanlı ağları eğitmede yararlanılan geri yayılım algoritmasının ortaya konulması sağlanmıştır. 1984'te Kohonen denetimsiz öğrenme ağlarını ortaya çıkarmış ve 1986'da Rumelhart ile McClelland çalışmalarında karmaşık yapıda ve çok katmanlı ağlar adına geri yayılmalı öğrenme algoritmasını geliştirmişlerdir. Geriye yayılım algoritması ile çok katmanlı algılayıcıların uygulama alanının genişlemesiyle beraber; 1988 yılında radyal tabanlı fonksiyon modelleri, 1989'da olasılıksal sinir ağları ve 1991 senesinde genelleştirilmiş regresyon sinir ağları modelleri geliştirilmiştir.

Günümüzde yapay sinir ağlarının özellikle yüksek derecede ekonomi ve finans sektöründe ele alınmasının iki önemli nedeni vardır. Bu nedenlerin ilki, yapay sinir ağlarında tahmin edilecek parametrelere doğrusallıkla ilgili herhangi bir sınırlama gerektirmemesidir. İkinci önemli sebep de yapay sinir ağı modellerinin uygulanacağı zaman serilerinin sahip olduğu dağılım üzerinde herhangi bir varsayımda bulunmamasıdır. Böylece; yapay sinir ağları, karmaşıklığın yüksek olduğu yapılarda modelleme aracı olarak çok rahat bir şekilde kullanılmaktadır. Genel anlamda yapay sinir ağları ile öngörü, sınıflandırma, veri birleştirilmesi, veri kavramlaştırılması ve veri süzülmesi alanları başta olmak üzere, pek çok uygulama yapılmış ve halen birçok çalışma yapılmaya devam edilmektedir.

1.8.1. Yapay Sinir Ağlarının Yapısı ve Elemanları

İnsan beyni ve sinir sisteminin en temel elemanı olan nöron(lar), bağlantılara biçimsel ve işlevsel olarak benzeyen, biyolojik olarak sinir sistemine ilişkin matematiksel model şeklinde işlev gören yapı yapay sinir ağları olarak adlandırılır. Yapay sinir ağları, ilişkili hücrelerin meydana getirdiği bir sistem ile biyolojik sinir sistemine ilişkin bilgiyi depolama, kullanma ve işleme kabiliyetlerini simule etmeyi ve robotik olarak insan gibi karar verme yeteneğine sahip sistemler elde etmeyi amaçlamaktadır. İnsan beyni, nöron olarak adlandırılan yaklaşık 10^{11} hesap elemanından oluşmaktadır. Şekil 1'de sinir hücresine ilişkin biyolojik yapı yer almaktadır.

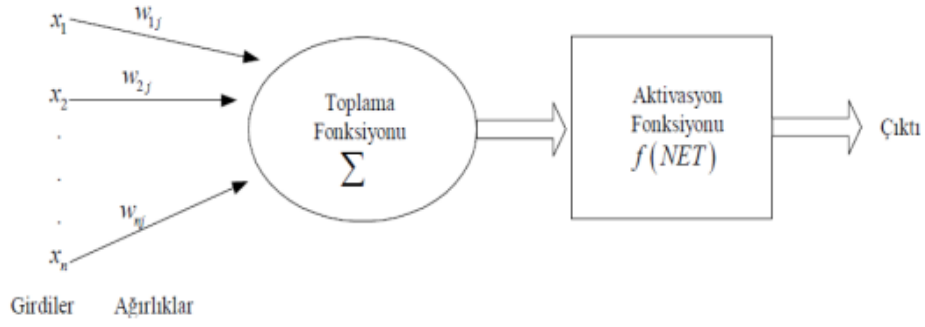


Şekil 1: Biyolojik Sinir Hücresinin Yapısı (Kahraman, 2018)

Şekil 1’de gösterildiği üzere, sinir hücresine ilişkin biyolojik yapı hücre gövdesi, dendrit, sinaps ve aksondan oluşmaktadır. Bir hücreden diğerine sinapslarla gelen sinyal, girdi kanalları olarak tanımlanan dendritten geçirilir. Böylece sinyal çekirdek aracılığıyla işlemde geçirilerek çıktı haline gelir. Yeni sinyal, akson sayesinde dendritlere ve oradan da sinapslara aktarılır. Bu şekilde sinir hücresine ilişkin son sinapsların desteğiyle bir diğer sinir sisteminin girdisini oluşturacak biçimde ağa katılır.

Yapay sinir ağları (YSA), sinir hücrelerinin taklidine dayanarak gelen girdi bilgilerinden yararlanıp çıktılara dayalı yeni bilgi oluşturan algoritmalarıdır. YSA’da yer alan ağırlıkların eğitimi, test ve eğitim kümelerinde bulunan bilgilerin en iyi düzeyde geliştirilerek eğitilmiş olmasına bağlıdır. Bu sayede YSA’da girdi ve çıktılara dayalı tahmin sistemi geliştirilmiş olur.

Yapay sinir ağları; zaman serilerini öngörebilmenin, öğrenebilmenin, genelleme yapabilmenin yanı sıra verilere ilişkin optimizasyon, örüntü oluşturma ve sınıflandırma işlemlerinde de başarı sağlamaktadır. Şekil 2’de yer aldığı üzere, yapay sinir hücresi; girdiler, ağırlıklar, toplama fonksiyonu ve transfer (aktivasyon) fonksiyonu ile çıktılar olmak üzere beş elemandan oluşur.



Şekil 2: Yapay Sinir Hücresi (Örkü, 2009)

Girdiler: (x_i ($i = 1, 2, \dots, n$)), olmak üzere yapay sinir hücresine dışarıdan sağlanan bilgilerdir. Girdiler, ele alınan model ve sinir hücresinin yer aldığı katman gereğince örneklemeden, diğer bir sinir hücresinden veya direkt olarak sinir hücresinin kendisinden oluşabilir. Bir kümenin kesikli değerleri ya da gerçek sayı da olması mümkündür (Shachmurove, 2002:12).

Ağırlıklar: Nöronlar arasında bulunan bağlantılara ilişkin kuvveti verir. w_{ij} gösterimi gereğince, j. girdi ile i. girdi arasındaki bağlantının kuvvetini göstermektedir. Yapay sinir ağlarında bağlantıların işlevini yerine getirebilmesi için bir eşik değerine (threshold-bias) ihtiyaç vardır. Bu değer, ekonometrik modeldeki kestirim terimi rolünü üstlenen bir nöron sayesinde ağa entegre olur ve nörona ait net girdi toplamına eklenen bir başlangıç değeridir. Eşik değer, 1 değerine sahip sabit aktivasyon değerleriyle işlem gören bir araçtır. Ağa dahil edilen eşik (bias) değeri, ağın öğrenme hızını sıklıkla olumlu şekilde etkiler.

Toplama Fonksiyonu: Bu fonksiyon hücrenin net girdisini tahmin eder. En basit toplama fonksiyonu şu şekildedir:

$$\text{Net Girdi}_i = \sum_{j=1} w_{ij} x_j \quad (1.205)$$

Eşitliğe göre, ağa gelen her girdi değeri ağırlığı ile çarpılarak toplanır. Bu sayede, ağda yer alan net girdi saptanmış olur. Öte yandan, girdilerin kendi ağırlıkları ile çarpılıp sonrasında birbirleri ile çarpıldığı, ağırlıklandırma işleminden sonra ağırlığı en küçük ya da en büyük girdinin net girdi olacak şekilde tespit edilmesi ve net girdinin pozitif ya da negatif olanlardan seçilmesi gibi işlem gören toplama fonksiyonlarının da mevcut olduğu yapay sinir hücreleri vardır.

Aktivasyon (Transfer) Fonksiyonu: Hücreye gelen net girdi ele alınarak, net girdiye karşın hücrenin üreteceği çıktı belirlenir. j. girdi nöronu için ve k. çıktı nöronu için sırasıyla şöyle hesaplanır:

$$net_j^n = \sum_{i=1}^{n+1} w_{ji} \cdot x_i \quad \text{ve} \quad y_j = f(net_j^n) \quad (1.206)$$

$$net_k^h = \sum_{j=1}^{h+1} v_{kj} \cdot y_j \quad \text{ve} \quad z_k = f(net_k^h) \quad (1.207)$$

En fazla tercih edilen aktivasyon fonksiyonları, eşik değer ve lojistik fonksiyonlardır (Warner ve Mısra, 1996:287). Eşik fonksiyonunda α , β ve θ değerleri gerçekleştirilen çalışmaya göre, $\theta = 0$ olacak şekilde, $\alpha = 1$ ve $\beta = 0$ ya da $\alpha = 1$ ve $\beta = -1$ şeklinde seçilebilir. Bu durumda aktivasyon fonksiyonu şöyle olacaktır:

$$f(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \text{ ise} \\ 0, & x < 0 \text{ ise} \end{cases} \quad \text{veya} \quad f(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \text{ ise} \\ -1, & x < 0 \text{ ise} \end{cases} \quad (1.208)$$

Çıktı(lar): Çıktılar aktivasyon fonksiyonundan sağlanılan değerlerdir. Bir nöronun birden fazla girdisi fakat yalnız bir çıktısı olmaktadır. Ağ şeklinde gösterildiğinde, bir hücrenin birden fazla çıktısının görülmesi, aynı değer birden fazla hücreye girdi olarak gitmesinden kaynaklanmaktadır (Balaban ve Kartal, 2015:40).

1.8.2. Yapay Sinir Ağlarının Avantajları ve Dezavantajları

Yapay sinir ağlarının avantajları aşağıdaki gibi sıralanabilir:

- i. Yapay sinir ağları, pek çok hücreden oluşmakla birlikte, bu hücrelerden herhangi biri işlevsiz hale gelse bile sistem güvenilirliğini kaybetmez.
- ii. Problemin çözümü için ağın eğitimi sırasında alınan bilgilerin çözüm adına genel özellikleri içermesi nedeniyle, eğitim esnasında verilmeyen veriler için de sistem öngöründe bulunabilir.
- iii. Ağ örnekler sayesinde eğitilir ve eğitim sırasında seçilen örneklerin doğruluğu ağın ileride maruz kalacağı problemlerde çıktının doğruluğuna da aynı yönde etkiler.
- iv. Örüntü ilişkilendirme ve sınıflandırma yapabilirler.
- v. Ağları meydana getiren hücreler doğrusal olmadığı zaman, sistem doğrusal olmayan sorunların çözümü için de mümkündür.
- vi. Hücreler problemin tamamına değil, bir kısmına odaklanır. Böylece, karmaşık problemlerin çözümü sağlanır.

Bununla birlikte, YSA'nın bazı dezavantajları vardır. Bunlar aşağıdaki gibi sıralanabilir:

- i. Her seferinde nihai kararın doğru olacağını garanti etmez.
- ii. Probleme uygun ağ yapısı, deneme yanılma ile belirlenir. Bulunan yapının doğruluğunu sorgulayacak bir mekanizma yoktur.
- iii. Ağın girdi parametrelerinin belirlenmesinde bir kural bulunmamaktadır.
- iv. Eğitimin bitirilme zamanında net bir durum söz konusu değildir. Ek olarak, hata değeri belli değere ulaştıkça işlemin sonlandırılmasının yeterli görülmesi öğrenmenin uygun düzeyinin bozulmasına neden olur. Bununla birlikte; geç tamamlanan eğitim, ağın ezberleme gücünü geliştirdiği için örnekleri hafızada tutan ağ yenileri ile karşılaştığında sapmalı sonuçlar çıkarabilir.

1.8.3. Yapay Sinir Ağlarında Katmanlar

Girdi katmanı (input layer), gizli katman (hidden layer) ve çıktı katmanı (output layer) yapay sinir ağının katmanlarını oluşturur. Bilginin ağa ilk tanıtıldığı bölümü oluşturan girdi katmanı, ağın dış kaynak ile bağlantıyı sağlar. Girdiler, normalize edildikten sonra işleme konular. Girdi katmanında bulunacak nöron sayısı, ele alınan bağımsız değişken sayısı kadardır. Yukarıda bahsedilen eşik değerde, yan nöron kimliğinde bir nöron daha eklenerek oluşturulur. Yan değeri ya da bağımsız değişken değerleri, girdi katmanı nöronlarınca işlem görmeyen kısımlardır (Akbiğiç, 2011: 21).

Girdi katmanından aktarılan bilgiler gizli katmanda işlenir. Gizli katman tek veya birden çok alt katmandan meydana gelebilir. Bu kısımda araştırmacının seçimine göre gizli katmandaki alt katman sayısı ve her katmanda yer alacak nöron sayısı netleştirilir. Çoğunlukla uygun sonucu veren değerler deneme-yanılma yolu ile sağlanır. Gizli katmanda yer alan nöronlar bilgileri, aktivasyon (transfer) fonksiyonları vasıtasıyla işlerler. Burada aktivasyon fonksiyonunun belirlenmesi yine araştırmacı tarafından gerçekleşen ve ağın başarısını oldukça önemli derecede etkileyen parametrelerin başında gelmektedir. Gizli katman aynı zamanda, sinir ağında doğrusal olmayan bağıntılar için model oluşturma gücünü sağlayan katmandır.

Son olarak; biyolojik nöron yapısında aksona denk gelen çıktı katmanı ise, gizli katmandan veriyi işleyerek çıktıyı ortaya çıkarır ve dış kullanıcıya aktarır. Ağın çıktısı için dış kullanıcıya iletilen bilgi gizli katmandaki bağlantılar ile gerçekleşir. Çıktı katmanında yer alacak nöron sayısı modelde ele alınan bağımlı değişken sayısı kadardır.

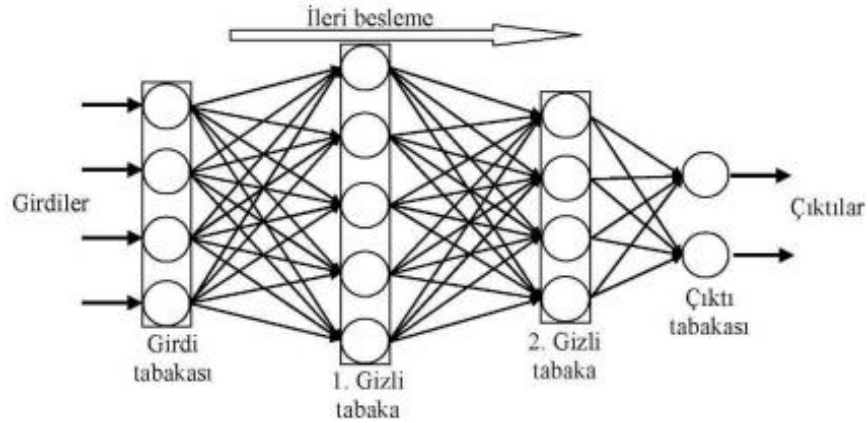
1.8.4. Yapay Sinir Ağı Çeşitleri

Yapay sinir ağı modelleri yararlanılan veri gereğince; ağın yapısına, öğrenme algoritmalarına ve öğrenme zamanına göre üç ana yapıda farklılık belirtmektedir.

1.8.4.1. Ağ Yapısı Gereğince Yapay Sinir Ağı Türleri

Ağ yapısına göre yapay sinir ağları ileri beslemeli (feed-forward) ve geri beslemeli (feedback) olacak şekilde incelenmektedir. Ayrıca, ağ çıkışındaki oluşabilecek hata seviyesine dayalı ağda bulunan her katmandaki ağırlıkları tekrardan tahmin etmek için geri yayımlı öğrenme kuralının (back-propagation) işleme alındığı ileri beslemeli yapay sinir ağları yoğun kullanım görmektedir.

Girdi katmanı ile çıktı katmanı arasındaki sinyallerin yönünün tek ve ileriye doğru olması ileri beslemeli ağlar şeklinde ifade edilir. Bütün hücreler ardışık katman ile ilişkili iken; aynı katman içerisinde bağlantıları bulunmamaktadır. Bir sinir ağı, tek gizli katmana sahip ise tek katmanlı ileri beslemeli ağlar ve daha çok sayıda gizli katmana sahip ise çok katmanlı ileri beslemeli ağlar şeklinde isimlendirilir. Şekil 3'te çok katmanlı ileri beslemeli ağlar gösterilmiştir.

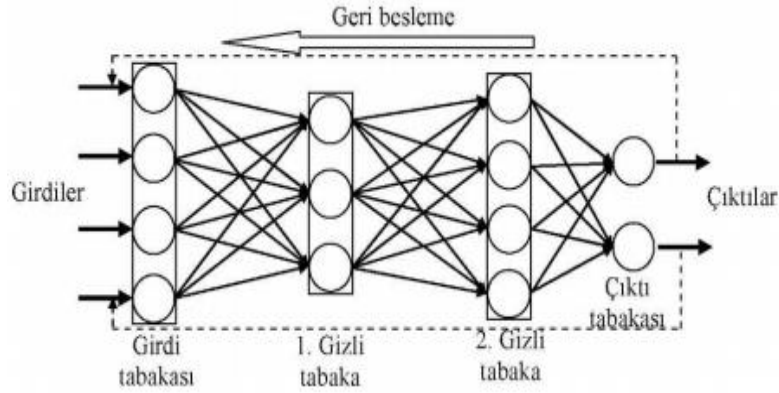


Şekil 3: Çok Katmanlı İleri Beslemeli Ağ (Balaban ve Kartal, 2015:42)

İleri beslemeli yapıda, girdi değerleri ağın giriş katmanına verilir. Bu katmanda yer alan nöronlar çıktılarını oluşturup ardışık katmana girdi olarak iletirler. Sırasıyla bu işlemler tekrarlandıktan sonra, çıktı katmanında oluşturulan değerler üretilerek ağ sonuçlanır.

Geri beslemeli yapay sinir ağı ise, çıktı ve gizli tabakalardaki birimlerin, geriye doğru olacak şekilde girdi birimlerine ya da önceki gizli katman(lar)a iletilen bir ağ yapısıdır.

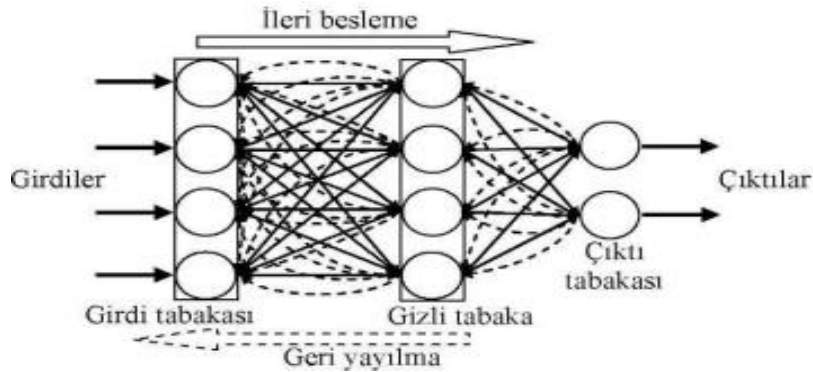
Bu şekilde, sinyaller ileri ve/veya geri yönde aktarılabilmektedir. Çok katmanlı geri beslemeli sinir ağının yapısı Şekil 4’te gösterilmiştir.



Şekil 4: Çok Katmanlı Geri Beslemeli Ağ (Balaban ve Kartal, 2015:44)

Geri beslemeli sinir ağlarının anlık çıktısı, hem o andaki hem de önceki girişleri yansıtır. Bu özellikleri ile öngörü problemlerinde sıkça kullanılır.

İleri beslemeli geri yayımlı yapay sinir ağında ise, ağ içinde yaşanacak hata miktarını baz alarak, her bir katmandaki ağırlıkları yeniden gözden geçirmede kullanılmaktadır. Katmanda yer alan her sinir hücresi, ardışık katmanda bulunan her sinir hücresine ayrı olarak bağlıdır ve bunlar giriş değerini verir. İleri besleme ve geriye yayımlı yapay sinir ağları, daha dirençli ve çabuk eğitilebilir yapıdadır. İleri beslemeli geri yayımlı sinir ağı için çok katmanlı yapıya Şekil 5’te yer verilmiştir.



Şekil 5: İleri Beslemeli ve Geri Yayımlı Sinir Ağı (Balaban ve Kartal, 2015:45)

Geri beslemeli ağ yapısının özel bir durumu da Elman tipi geri beslemeli ağlardır. Elman YSA’da (1990), bir bağlam (context) tabakası bulunmaktadır. Bu tabaka gizli tabaka çıktılarına ağırlık kazandırarak, yeniden gizli tabakaya girdi olarak verilmesine olanak tanır.

1.8.4.2. Öğrenme Algoritmaları Gereğince Yapay Sinir Ağı Türleri

Öğrenme algoritmaları gereğince ağ çeşitleri incelemeden önce öğrenme sürecinin aşamaları gözden geçirilmelidir. İki tip aşama vardır. Bu aşamalardan ilkinde, ağa tanıtılan örnek için ağın vereceği çıktı belirlenir. Dış ortamdaki alınan girdiler, aktivasyon fonksiyonundan geçirilerek bir çıktı haline getirilir. İlgili çıktı, dış kaynakta yer alan çıktıyla karşılaştırılarak hata elde edilir. Öğrenme algoritmaları ile bu hata minimum seviyeye çekilip, gerçek çıktıya yaklaşılmaya çalışılır. İkinci aşamada ise elde edilen çıktının gerçeklik derecesine göre, bağlantıların ağırlıkları değiştirilir ve ağ ağırlıkları her bir döngüde kendini yenileyerek hatayı minimize eder. Hatayı minimize eden ağırlık değerleri saklanır. Yapay sinir ağlarında, sinirlerin ağırlıklarının en uygun seviyede tutulmasına ağın eğitilmesi denir. Ağın eğitimi tamamlandıktan sonra, performansını ölçmek için yapılan denemelere ise, ağın test edilmesi denmektedir. Test etmek adına ağın eğitimde kullanılan örnek kümeyle eğitim kümesi, test için yararlanılan kümeyle de test kümesi adı verilir.

Yapay sinir ağları için öğrenme yöntemlerine göre, gözetimli (supervised, denetimli, danışmanlı) öğrenme ve gözetimsiz (unsupervised, denetimsiz, danışmansız) öğrenme olarak iki gruba ayrılır.

Gözetimli öğrenmede girdi ve çıktı değerlerinin ikisi de ağa verilir. Girdide bulunan bilgiler ağ tarafından hesaplanarak çıktı değeri ulaşılmaya çalışılan değer ile mukayese edilir. Oluşabilecek fark için ağırlıklar tekrardan ele alınır. Bir sonraki aşamada yine çıktı değeri ile ulaşılmak istenen değer mukayese edilerek, tekrar hata değeri daha da düşürülmek amacıyla ağırlıklar güncellenir. Hata istenen seviyeye ulaştıysa tüm ağırlıklar belirlenerek eğitim bitirilir. Gözetimli öğrenme kurallarına; çok katmanlı perceptron (multilayer perceptron), delta öğrenme kuralı (Widrow-Hoff veya en küçük kareler ortalaması (least mean square)-ADALINE) ve geri yayımlı öğrenme (back-propagation) örnek olarak verilebilir.

Gözetimsiz öğrenmede ise ağa yalnızca girdiler iletilir, istenilen çıktı değerleri iletilmez. Bu yapıda hata dikkate alınmaz, yani ağ kendini türeterek ağı öğrenmektedir. Ağ, girdileri gruplara ayırmak adına yapacağı değişimlere kendi onay vermektedir. Sınıflandırma problemleri için sıklıkla kullanılmaktadır. Gözetimsiz öğrenme kurallarına; Kohonen'in

Öz Örgütlemeli Harita Ağları (Self-Organizing Maps), Adaptif Rezonans Teorisi, Hopfield Ağı ve Kohonen Ağı örnek olarak verilebilir.

Bir tür gözetimli öğrenme yöntemi olarak kullanılan takviyeli öğrenmede ise, hedef çıktıyı vermek için bir gözetim (danışman) yerine, yapay sinir ağına bir çıkış verilmemekte, elde edilen çıkışın verilen girişe karşılık olumlu veya olumsuz olarak değerlendiren bir kriter kullanılmaktadır. Hilton ve Sejnowski tarafından geliştirilen “Boltzman Kuralı”, takviyeli öğrenmeye örnek olarak verilebilir.

1.8.4.3. Öğrenme Zamanı Gereğince Yapay Sinir Ağı Türleri

Yapay sinir ağları öğrenme zamanı gereğince, statik ve dinamik öğrenme olmak üzere ele alınır. Statik öğrenme kuralıyla oluşturulan yapay sinir ağları, kullanılmadan önce eğitilir. Eğitimin bitirilmesiyle ağ istenilen biçimde işlenir. Statik öğrenme esansında ağın sahip olduğu ağırlıklar değişikliğe uğramaz. Dinamik öğrenme ise yapay sinir ağlarının çalıştığı müddetçe öğrenme sürer. Yapay sinir eğitim sürecini bitirdikten sonra, ileriki kullanımlarında çıktılarının doğrulanması gereğince ağırlıklar farklılaştırılarak çalışma sürdürülür.

1.8.5. Yapay Sinir Ağlarında Öğrenme Kuralları

Eğitim aşamasında hedef, beklenen sonuçlara en yakın çıktıyı bulabilmektir. Ağ, ele alınan girdiler gereğince kendi yapısına müsait bir biçimde hesaplama yaptıktan sonra çıktıyı elde eder. Çıktı ile gerçek değerler farklılığı uygun seviyeye gelesiye kadar işlem sürer. Ağın yapısı, aktivasyon fonksiyonu, öğrenme yöntemi ve tekrar sayısı oluşturulurken optimizasyon dikkatlice yapılmalıdır. Bu çalışmada öğrenme kuralları kapsamında geri yayılım algoritması incelenmiştir.

Geri yayılım algoritması, çok katmanlı ağ yapılarında yararlanan bir algoritmadır. Bir katmandaki düğüm kendi katmanında yer alan farklı bir düğümle ilişkide değildir. Her katmanın çıktı değeri, bir sonraki katmanın girdi değeridir. Geriye yayılım öğrenme kullanıldığında, çıktı katmanında elde edilen hatalar ile nihai gizli katman ve çıktı katmanı arasındaki ağırlıklar ayarlanır. Benzer biçimde, ilgili hesaplamalar ilk gizli katmana dek yinelenir. Tüm katmanlardaki ağırlıklar tekrar ele alınarak, toplam hata minimuma indirilmek istenir. Geri yayılım algoritmasının aşamaları şu şekildedir:

1. Adım: j . çıktı hücresi adına n 'inci eğitim değeri sonrası, $d_j(n)$ beklenen değer kabul edilerek hata tanımı yapılır: $e_j(n) = d_j(n) - y_j(n)$
2. Adım: Çıktı katmanındaki toplam hata şöyle ifade edilir:

$$E(n) = \frac{1}{2} \sum_{j \in C} e_j^2(n)$$

C kümesi, çıktıda yer alan tüm nöronları kapsamaktadır. Burada $E(n)$, minimum seviyeye getirilmeye çalışılır.

3. Adım: Çıktı katman hücresinde bulunan girdiler toplamı şöyle ifade edilir:

$$v_j(n) = \sum_{i=0}^m w_{ji}(n) x_i(n)$$

4. Adım: $X = (x_1, \dots, x_n)$, j . nörona ilişkin m girdi değerini, w_j , x_i girdisinin ağırlığını ve f aktivasyon fonksiyonunu ifade etmektedir. Ağın çıktı hücrelerinin ürettiği sonuç şu formül ile hesaplanır: $y_j(n) = f(v_j(n))$

5. Adım: Ağın gradyanı, hata fonksiyonu ağırlıkları gereğince türevi alınarak hesaplanabilir. Zincir kuralıyla, gradyan ve ilgili türev aşağıdaki şekilde ifade edilebilir:

$$\frac{\partial E(n)}{\partial w_{ij}(n)} = \frac{\partial E(n)}{\partial e_j(n)} \frac{\partial e_j(n)}{\partial y_j(n)} \frac{\partial y_j(n)}{\partial v_j(n)} \frac{\partial v_j(n)}{\partial w_{ij}(n)}$$

$$\frac{\partial E(n)}{\partial w_{ij}(n)} = -e_j(n) f'(v_j(n)) x_i(n)$$

6. Adım: Ağırlık düzeltme miktarı, $\Delta W_{ji}(n)$ delta kuralına göre uygulanır.

$$\Delta W_{ji}(n) = -\eta \frac{\partial E(n)}{\partial w_{ji}(n)}$$

η öğrenme oranıdır. Bu şekilde geriye yayılma algoritması adına ağırlık düzeltme miktarı, şöyle ifade edilir: $\Delta W_{ji}(n) = \eta \delta_j(n) x_i(n)$

7. Adım: Yerel gradyan $\delta_j(n)$ da şöyle ifade edilir: $\delta_j(n) = e_j(n) f'(v_j(n))$
8. Adım: Gizli katmanda yer alan herhangi bir j nöronu adına, istenen çıktı değeri gösterilmemiştir. Bu nedenle, gizli bir j nöronunun hata değeri, o nöronun direkt ilişkili olduğu bütün nöronların hata değerinden geriye dönük olacak şekilde etkilenecektir. Gizli katmanda yer alan bir j nöronu için, yerel gradyan $\delta_j(n)$ aşağıdaki gibidir:

$$\delta_j(n) = f'(v_j(n)) \sum_{j=0}^t \delta_j(n) w_{ji}(n)$$

9. Adım: Geriye yayılım algoritmasının ağırlık güncelleme denklemine, α momentum terimi eklenerek, ağırlık yerel minimuma takılması ihtimali düşürülmüştür. Momentum terimi dahil edilerek ağırlık güncelleme eşitliği şu şekilde oluşturulur:

$$w_{ji}(n+1) = w_{ji}(n) + \Delta w_{ji}(n)$$

$$\Delta w_{ji}(n) = \eta \delta_j(n) x_i(n) + \alpha \Delta w_{ji}(n)$$

İKİNCİ BÖLÜM

ZAMAN SERİSİNİN MODELLENMESİ

2.1. DURAĞAN STOKASTİK SÜREÇ MODELLERİ

Durağan stokastik süreç modellerinin amacı, zaman serilerinin seyrini açıklamakla birlikte, zaman serilerinin ileriye yönelik kısmının öngörülmesi amacıyla da kullanılmaktadır. ARMA modellerinde temel fikir, ele alınan değişkenin cari değerinin, geçmiş değerler ve ortaya çıkan rassal şokların bileşiminden meydana geldiğidir.

2.1.1. Otoregresif Modeller

Bir serinin dönem içi değerlerinin geçmiş dönemlerdeki değerleri ile olan ilişki doğru belirlendiğinde, sürecin kalıntıları rassal değişken niteliğinde olacaktır. Bu süreç otoregresif süreç olarak adlandırılmaktadır. Sıfır ortalamalı ve σ^2 varyanslı olan pür rassal sürecin kesikli yapıda olduğu düşünüldüğünde Y_t süreci şu şekildedir:

$$Y_t = \mu + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (2.1)$$

şeklinde belirtilen süreç, p'inci mertebeden otoregresif süreç şeklinde ifade edilir ve AR(p) olarak gösterilir.

Bu doğrultuda p'inci dereceden otoregresif modelde; AR(p) değişkeninin dönem değeri, serinin p-dönem geçmiş değerlerinin ağırlıklandırılmış toplamına ve hata terimine bağlıdır. μ , AR(p) sürecinin ortalamasına dayanan sabit bir terim olup ortalama parametresi şeklinde ifade edilir. Denklemden bulunan $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$ parametreleri ise ağırlıkları belirtmektedir. AR(p) süreci, $BY_t = Y_{t-1}$, $B^2 Y_t = Y_{t-2}$ olmak üzere uygulanan geriye kaydırma işlemcisi (Back shift) uygulandığında ($\delta = 0$) şu iki şekilde gösterilir:

$$(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p) Y_t = \varepsilon_t \quad (2.2)$$

$$\phi(B) Y_t = \varepsilon_t \quad (2.3)$$

AR modellerinde durağanlıktan söz edilebilmesi için ϕ_i ile gösterilen katsayılar toplamının birden küçük olması şartı aranmaktadır. Bu ifade tüm i'ler için

$$\sum_{i=1}^p \phi_i < 1 \quad (2.4)$$

olarak ifade edilir. Durağanlık koşulu olarak adlandırılan bu yapı oluşturulduğunda, serinin yakınsayacağı kabul edilmektedir. Oto regresif sürecin durağanlığı kesin olmasa da her zaman tersine çevrilebilir özelliğe sahiptir. AR sürecini oluşturma da MA(q) modeline alternatif olarak düşünülmektedir. AR modelinin çevrilebilirlik özelliği

$$Y_t = \mu + \varepsilon_t - \theta\varepsilon_{t-1} \quad (2.5)$$

olarak oluşturulan MA(1) modelinden hareketle gösterilebilir. Geri kaydırma simgesi ile

$Y_t = \mu + (1 - \theta B)\varepsilon_t$ olarak elde edilir ve her iki taraf $(1 - \theta B)$ 'ye bölünürse;

$\frac{Y_t}{(1-\theta B)} = \varepsilon_t + \frac{\mu}{(1-\theta B)}$ şeklinde oluşturulup genellenirse:

$$\frac{Y_t}{(1-\theta B)} = \frac{\mu}{(1-\theta B)} + \theta Y_{t-1} + \theta^2 Y_{t-2} + \varepsilon_t \quad (2.6)$$

eşitliği elde edilir. MA(1) süreci bu şekilde AR(p) süreci olarak gösterilebilir (Akgül, 2003: 39).

2.1.2. Hareketli Ortalama Modelleri

Hareketli ortalama modellerinde, oto regresif modeller gibi hata terimlerinin zaman içinde bağımsız ve rassal yapıya sahip olduğu ve temiz dizi süreç sergilediği varsayılmaktadır. MA(q) süreci, incelenen zaman serisine bağlı değişkenin cari değerini, temiz dizi sürecinin cari ve q-dönem öncesindeki geçmiş değerlerinin ağırlıklı toplamı ile tanımlayan modellerdir (Akgül, 2003: 67).

MA(q) modeli, q dönem durağan temiz dizi serisinin ortalaması olduğundan, MA(q) süreçleri durağan olarak tanımlanır. Buna karşılık MA(q) süreçlerinin çevrilebilir özelliğinin araştırılması gerekir. Ortalama parametresinin model içerisinde olup olmadığı durumlardan hareket edersek, şu iki model yazılabilir:

$$Y_t = \mu + \varepsilon_t - \theta_1\varepsilon_{t-1} - \theta_2\varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q\varepsilon_{t-q} \quad (2.7)$$

$$Y_t = \varepsilon_t - \theta_1\varepsilon_{t-1} - \theta_2\varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q\varepsilon_{t-q} \quad (2.8)$$

Eşitliklerde Y_t durağan seriyi, θ_i hatalara ilişkin katsayıları oluşturan ağırlıkları, $\varepsilon_{t-1}, \varepsilon_{t-2}, \dots, \varepsilon_{t-q}$ geçmiş dönem öngörü hatalarını ve μ ile sabit terim ifade edilmektedir. Modele ilişkin B geri kaydırma işlemcisi kullanıldığında ($\mu = 0$):

$$Y_t = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q)\varepsilon_t \quad (2.9)$$

ya da kısa bir gösterim ile:

$$Y_t = (\theta B)\varepsilon_t \quad (2.10)$$

olmaktadır (Akgül, 2003: 68). MA(q) süreci adına tersine çevrilebilirlik koşulu:

$$\varepsilon_t = \theta^{-1}B(Y_t) \quad (2.11)$$

şeklinde ifade edilmektedir. Mevcut koşul, oluşturulan denklemin köklerinin toplamının birden küçük olmasıyla meydana gelmektedir. $Y_t = (1 - \theta_1 B)\varepsilon_t$ ile ifade edilen MA(1) süreci için tersine çevrilebilirlik şartı, $\theta_i < 1$ şeklinde iken süreç genelleştirildiğinde:

$$\sum_{i=1}^q \theta_i < 1 \quad (2.12)$$

biçiminde gösterilir.

2.1.3. Otoregresif Hareketli Ortalama Modelleri

Birim kök içermeyen zaman serileri yalnızca otoregresif veya hareketli ortalama süreçlerine bağlı olmayıp, her iki sürecin özelliklerini de aynı anda taşıyabilir. Bu seriler otoregresif hareketli ortalama modelleri ARMA(p,q) olarak ifade edilmektedir. ARMA(p,q) modelleri, geçmiş gözlemler ile hata terimlerinin doğrusal bir fonksiyonudur. ARMA(p,q) modeli ortalama parametresinin modelde bulunup bulunmamasına göre aşağıdaki iki şekilde oluşturulur:

$$Y_t = \mu + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (2.13)$$

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (2.14)$$

ARMA(p,q) geri kaydırma işlemcisi B ile yine aşağıdaki iki eşitlikte gösterilmiştir:

$$(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p)Y_t = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q)\varepsilon_t$$

$$\phi(B)Y_t = \theta(B)\varepsilon_t \quad (2.15)$$

2.2. DURAĞAN DIŞI STOKASTİK SÜREÇ MODELLERİ

Zaman serilerinin büyük bir kısmında ortalama ve (veya) varyansta zamana dayalı bir değişim meydana gelmektedir. Serilerin sabit bir ortalama civarında dağılım göstermemesi veya zamana bağlı olarak değişmesi nedeniyle, durağan olmayan seriler oluşmaktadır. Serilerin durağan hale dönüştürülmesi gerekmekte ve çoğunlukla ilgili serilere fark alma işlemi gerçekleştirilmektedir.

Farkı alınarak durağan hale getirilen serilere uygulanan modellere durağan olmayan stokastik modeller ya da entegre modeller adı verilmektedir. Entegre modeller belirli dereceden farkı alınmış serileri içeren AR ve MA modellerinin kombinasyonudur. AR modelinin mertebesi p, MA modelin mertebesi q ve serinin d defa farkı alınmış ise ilgili model (p,d,q) dereceden otoregresif entegre hareketli ortalama modeli olarak ifade edilir ve ARIMA (p,d,q) biçiminde gösterilir.

Sonuç olarak ARIMA modelleri; d fark derecesine dayanan, AR mertebesi p ile MA mertebesi q'nun eklenmesiyle meydana gelmekte ve bu üç değer tespiti ARIMA modelleri için en önemli adım olmaktadır (Akgül, 2003: 110).

ARIMA modellerinin oluşturulmasında uygulanan en temel yöntem Box-Jenkins (1976) yaklaşımıdır. Box-Jenkins yaklaşımında öncelikle durağanlığı sağlayabilmek adına serilerin yeterli derecede farkları alınır. Farkı alınan serilere ilişkin model oluşturulur ve bu model üzerinde tahmin yapılır. Sonrasında ayırt edici kontrol gerçekleştirilir. Model yetersizliği durumunda alternatif modeller dikkate alınır. Nihai model üzerinde öngörü ve kontrol yapılır.

Box-Jenkins tahmin modelleri otokovaryans, otokorelasyon ile kısmi otokorelasyon fonksiyonları ve korelogram araçlarına ihtiyaç duyar. Otokovaryans fonksiyonu zaman serilerinde, serilerin yapılarını ve karakteristiklerini açıklayan ve bu nedenle, analiz aşamasında uygun model seçiminde önemli bir araç görevini üstlenmektedir.

Bir zaman serisinin Y_t ile Y_{t+k} gibi belirlenen k zaman aralığında birbirinden değişik iki değer arasındaki bağıntıya otokovaryans, bağıntının şiddetini ölçen ve $\gamma(k)$ ile ifade edilen katsayıya da otokovaryans katsayısı denilmektedir. Otokovaryans katsayılarını k gecikmesine bağlayan fonksiyon ise otokovaryans fonksiyonu olarak adlandırılmaktadır.

Otokovaryans katsayısı k gecikmesi için:

$$\gamma(k) = Cov(Y_t - Y_{t+k}) = \sum[(Y_t - \sum(Y_t))(Y_{t+k} - \sum(Y_{t+k}))] \quad (2.16)$$

şeklindedir. k = 0 olduğunda, kovaryans varyansa eşittir:

$$\begin{aligned} \gamma(0) = Cov(Y_t Y_t) &= \sum [(Y_t - \mu) (Y_t - \mu)] = \sum (Y_t - \mu)^2 \\ &= \sigma_Y^2 \end{aligned} \quad (2.17)$$

Bu durumda otokovaryans fonksiyonu $\gamma(k) = \gamma(-k)$ şeklinde simetriktir:

Otokovaryans fonksiyonu, farklı ölçü birimleriyle tanımlanmış ya da terimleri farklı büyüklüklerde olan serilerin mukayese edilmesinde yetersiz olabilmektedir. Bu aşamada $\gamma(k)$ 'ların standartlaştırılması, yani $\gamma(0) = \sigma_Y^2$ değerine bölünmesi ile gerçekleştirilebilir. Böylece otokorelasyon fonksiyonu elde edilmiş olur.

Zamana bağlı ardışık olarak oluşturulmuş gözlemlere ilişkin farklı zaman aralıklarına dayalı seriler arasındaki ilişkinin belirlenmesinde yararlanılan katsayı otokorelasyon katsayısı olarak ifade edilir ve $\rho(k)$ ile gösterilir. Değişik değerlerdeki k gecikmeleri ($k = 0, 1, 2$) adına tahmin edilen $\rho(k)$ 'ları k gecikmeleri ile ilişkilendiren fonksiyona otokorelasyon fonksiyonu adı verilir. k gecikmesi adına otokorelasyon katsayısı $\rho(k)$ aşağıdaki gibi hesaplanır:

$$\rho_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (Y_t - \mu)(Y_{t+k} - \mu)}{(Y_t - \mu)^2} = \frac{\gamma(k)}{\sigma_Y^2} \quad (2.18)$$

Durağan bir süreçte k gecikmeye dayalı otokorelasyon katsayısı şu şekilde elde edilir:

$$\rho(k) = \frac{\gamma(k)}{\gamma(0)} \quad (2.19)$$

Ele alınan zaman serisi adına elde edilen otokorelasyon katsayısına örneklem otokorelasyon katsayısı adı verilmektedir ve $r(k)$ ile gösterilir:

$$r(k) = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (Y_t - \bar{Y})(Y_{t+k} - \bar{Y})}{\sum_{t=1}^n (Y_t - \bar{Y})^2} \quad (2.20)$$

Farklı gecikmeler adına elde edilen örneklem otokorelasyon katsayılarının değerleri $\pm \frac{Z_c}{\sqrt{n}}$ sınırları içinde olduğunda otokorelasyon katsayıları sıfır olmakta ve serinin rassal olduğuna karar verilmektedir. Z_c , verilen olasılık seviyesindeki kritik değeri ifade etmektedir, $\pm \frac{Z_c}{\sqrt{n}}$ sınırlarının dışında yer alan otokorelasyon katsayıları bazı Box-Jenkins modellerinin mertebesinin tespitinde kullanılır. Otokorelasyon katsayıları zaman serilerinin birim kök içerip içermediği hakkında önemli bilgi verir. Birkaç gecikmeden sonra otokorelasyon katsayıları sıfıra yaklaşıyorsa seri durağan olup mevcut sınır değerleri içerisinde yer alır. Aksi halde seri durağan dışı bir yapıya hakim olacaktır.

Kısmi otokorelasyon ise, diğer gecikmeli değişkenler sabit kalmak koşuluyla, bir Y değişkeni ile bu değişkenin gecikmeli değerleri olan Y_{t+1} , Y_{t+2} , Y_{t+3} ... değişkeni arasındaki ilişkiyle alakalıdır. Bu ilişkinin gücünü belirleyen ölçüt de kısmi

otokorelasyon katsayısıdır. Gecikmeli olacak şekilde elde edilen kısmi otokorelasyon katsayıları $k=1,2,3\dots$ değerleri adına $\phi_{11}, \phi_{22}, \dots, \phi_{kk}$ simgeleriyle gösterilir.

$$\rho_j = \phi_{k1}\rho_{j-1} = \dots + \phi_{k(k+1)}\rho_{j-k+1} + \phi_{kk}\rho_{j-k} \quad (j=1,2,3,\dots,k \text{ için}) \quad (2.21)$$

Uygulamada aşamasında kısmi otokorelasyon fonksiyonunun elde edilebilmesi adına çoğunlukla bilinmeyen ρ_j 'lerin yerine tahmin değerleri r_j 'ler yer alır. ρ_j yerine r_j yazılırsa:

$$r_j = \phi_{k1}r_{j-1} = \dots + \phi_{k(k-1)}r_{j-k+1} + \phi_{kk}r_{j-k} \quad (2.22)$$

AR modellerinin derecesi kısmi otokorelasyon katsayıları tarafından belirlendiği için, AR modelleri için büyük öneme sahiptir. AR modellerinin derecesini saptayabilmek adına elde edilen kısmi otokorelasyon katsayıları için hangi gecikmeden sonra sıfırdan farklı olmayan değerler gösterdiği saptamak gerekmektedir.

2.3. MEVSİMSEL OTOREGRESİF VE HAREKETLİ ORTALAMA MODELLERİ

Bu başlık altında mevsimsel otoregresif modeli, mevsimsel hareketli ortalama modeli, mevsimsel otoregresif hareketli ortalama modeli ve mevsimsel bütünleşik otoregresif hareketli ortalama modeli irdelenecektir.

2.3.1. Mevsimsel Otoregresif Modeli

Durağan bir zaman serisinin cari dönemindeki gözlemlerinin, t-1 dönemine karşılık gözlemleri için pozitif yöndeki rassal şokun doğrusal bir fonksiyonu şeklinde belirtildiği durumdaki süreç, mevsimsel otoregresif süreç olarak adlandırılır. Mevsimsel otoregresif süreç, mevsimsel AR parametresi ϕ_1 , durağan zaman serisi Y_t , mevsim dönemi sayısı s , geçmiş döneme ilişkin öngörü hataları ε_t olmak üzere, şu şekilde yazılır:

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-s} + \varepsilon_t \quad (2.23)$$

Eşitlikte yer alan model “mevsimsel otoregresif model” olarak tanımlanmakta ve kısaca $AR(p)_s$ ya da $SAR(p)$ şeklinde gösterilmektedir. Geri kaydırma notasyonuyla

$$(1 - \phi_1 B^s)Y_t = \varepsilon_t \quad (2.24)$$

ya da

$$(\phi B^s)Y_t = \varepsilon_t \quad (2.25)$$

şeklinde gösterilmektedir. Burada yer alan (ϕB^s) polinomunun açılımı mevsimsel AR parametresi p iken aşağıdaki gibidir (Akgül, 2003:188):

$$\phi B^s = 1 - \phi_1 B^s - \phi_2 B^{2s} - \dots - \phi_p B^{ps} \quad (2.26)$$

2.3.2. Mevsimsel Hareketli Ortalama Modeli

Durağan bir zaman serisinin cari dönemdeki gözlemlerine ait rassal şokun, s dönem önceki şoklar ile doğrusal bir fonksiyon şeklinde adlandırılması durumundaki süreç, mevsimsel hareketli ortalama süreci olarak ifade edilmektedir. Serilere ilişkin ele alınan modeller mevsimsel hareketli ortalama modelleri olarak adlandırılır. Mevsimsellik özelliği barındıran zaman serileri adına temiz dizi özeliğine sahip olan hata terimi ε_t , mevsimsel MA parametreleri θ_i , durağan zaman serisi Y_t iken gözlemler arasındaki ilişki şu şekildedir:

$$Y_t = \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-s} \quad (2.27)$$

Burada yer alan $\theta(B^s)$ polinomunun açılımı mevsimsel MA parametresi Q iken:

$$\theta(B^s) = 1 - \theta_1 B^s - \theta_2 B^{2s} - \dots - \theta_Q B^{Qs} \quad (2.28)$$

biçimde gösterilmektedir. Bu modeller mevsimsel MA modelleri olarak adlandırılmakta ve kısaca $MA(Q)_s$ veya $SMA(Q)$ şeklinde gösterilmektedir (Akgül, 2003:192).

2.3.3. Mevsimsel Otoregresif Hareketli Ortalama Modeli

Mevsimsel bir seride mevsimsel AR ve mevsimsel MA süreçlerinin ikisinin de etkisi mevcut ise zaman serisi modelleri, mevsimsel karma modeller veya mevsimsel ARMA(P,Q) olarak tanımlanmakta ve $ARMA(P,Q)_s$ veya $SARMA(P,Q)$ şeklinde ifade edilmektedir. P, mevsimsel AR derecesini ve Q ise mevsimsel MA derecesini ifade eder. $SARMA(P,Q)$ modeli aşağıdaki gibi gösterilir:

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-s} + \phi_2 Y_{t-2s} + \dots + \phi_p Y_{t-ps} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-s} + \theta_2 \varepsilon_{t-2s} + \dots + \theta_Q \varepsilon_{t-Qs} \quad (2.29)$$

$SARMA(P,Q)$ modeli geri kaydırma işlemcisi B yardımıyla şu şekillerde yazılır:

$$(1 - \phi_1 B^s - \phi_2 B^{2s} - \dots - \phi_p B^{ps}) Y_t = (1 - \theta_1 B^s - \theta_2 B^{2s} - \theta_Q B^{Qs}) \varepsilon_t$$

$$\phi_p(B^s) Y_t = \theta_Q(B^s) \varepsilon_t \quad (2.30)$$

Burada, $\phi_p(B^s)$ ve $\theta_Q(B^s)$; P ve Q mertebelerinde B^s nin polinomlarını temsil etmektedir (Akgül, 2003:197).

2.3.4. Mevsimsel Bütünleşik Otoregresif Hareketli Ortalama Modeli

Bir zaman serisi mevsimsel AR ve MA süreçlerine durağan olmayan yapı söz konusu iken sahip ise oluşturulan modeller, SARIMA(P,D,Q) veya ARIMA(P,D,Q)_s şeklinde belirtilmektedir. Burada yer alan P,D,Q simgeleri sırasıyla; mevsimsel AR derecesini, mevsimsel fark alma derecesini ve mevsimsel MA derecesini göstermektedir. P,D,Q derecelerinde mevsimsel ARIMA modeli (SARIMA(P,D,Q)) geri kaydırma işlemcisi B yardımı ile şu şekilde yazılır:

$$\phi_p(B^s)\Delta_s^D Y_t = \theta_Q(B^s)\varepsilon_t \quad (2.31)$$

Modelde bulunan Δ_s^D mevsimsel fark operatörünü, s mevsimsel dönemleri göstermekte iken; Δ^D ifadesi serinin D kez mevsimsel farkının alındığını ifade eder. Tüm işlemciler ile gerçekleştirilen dönüşümler sonrasında serinin durağanlığı sağlanmakta olup, durağan dışı seri Δ_s^D mevsimsel fark alma hesaplamaları sonucunda durağan seri şeklinde tanımlanmaktadır. Durağan dışı Y_t serisi adına mevsimsel ARIMA modeli şöyledir:

$$\Delta_s^D Y_t = \frac{\phi_p(B^s)}{\theta_Q(B^s)} \varepsilon_t \quad (2.32)$$

Mevsimsel ARIMA(P,D,Q) modelinin genel gösterimi, mevsimsel MA parametresi θ_Q ve mevsimsel AR parametresi ϕ_p olmak üzere, (2.32) modeli için şeklindedir (Akgül, 2003:203):

$$(1 - B^s)^D Y_t = \frac{(1 - \theta_1 B^s - \theta_2 B^{2s} - \dots - \theta_Q B^{Qs})}{(1 - \phi_1 B^s - \phi_2 B^{2s} - \dots - \phi_P B^{Ps})} \varepsilon_t \quad (2.33)$$

2.4. OYNAKLIK (VOLATİLİTE) MODELLERİ

Oynaklık modellemesinde ARCH modeli, GARCH modeli, IGARCH modeli, EGARCH modeli, TGARCH modeli, PARARCH modeli, ARCH-M modeli, GARCH-M modeli, GJR-GARCH modeli, AVGARCH modeli, APARCH ve APGARCH modeli çalışma kapsamında ele alınmıştır. Bu aşamada bu modeller hakkında bilgi verilecektir.

2.4.1. ARCH Modeli

Ekonometrik model tahminlerinde sabit varyans varsayımının çoğu zaman serisinde etkisini yitirmesi, koşullu değişen varyans modellerine müsaade eden ve ARCH modeli olarak isimlendirilen modellerin kullanımını sık hale getirmiştir. Engle 1982'de ARCH modellerini ortaya koymuş ve ARCH modelleri, model uygulama safhasında değişen

varyansı regresyonla birleştirmiştir. Rassal değişken Y_t koşullu yoğunluk fonksiyonu $f(Y_t|Y_{t-1})$ tarafından elde edildiği durumda, geçmiş bilgilere dayalı olarak bugünkü değer tahmini $E(Y_t|Y_{t-1})$, varyansı ise $V(Y_t|Y_{t-1})$ olacaktır. Engle (1982), birinci dereceden otoregresif AR(1) sürecini ana denklem şeklinde şöyle belirlemiştir:

$$Y_t = \phi Y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (2.34)$$

ε_t , ortalaması sıfır ve varyansı sabit bir hata terimidir. Y_t 'nin koşulsuz ortalaması sıfır iken, koşullu ortalaması ϕY_{t-1} 'dir. Y_t 'nin koşullu varyansı:

$$E[Y_t | (Y_{t-1} - \phi Y_{t-1})^2] = E[\varepsilon_t^2 | \varepsilon_{t-1}^2] = \sigma^2 \quad (2.35)$$

iken; Y_t 'nin koşulsuz varyansı şöyledir.

$$V(Y_t) = \sigma_Y^2 = V(\phi Y_{t-1} + \varepsilon_t) = \phi^2 V(Y_{t-1}) + V(\varepsilon_t) = \phi^2 \sigma_Y^2 + \sigma_\varepsilon^2$$

$$\sigma_Y^2 = \frac{\sigma_\varepsilon^2}{1 - \phi^2} \quad (2.36)$$

Değişen varyansın standart yaklaşımı, varyans öngören bir X_t dışsal değişkenini tanıtmaktadır. Sıfır ortalamaya sahip model şöyle yazılır:

$$Y_t = \varepsilon_t X_{t-1} \quad (2.37)$$

Dışsal değişken ardışık olarak sabit ve Y_t ardışık ise model varyansı sabit bir beyaz gürültü sürecini kapsayacaktır. Eğer, X_t ardışık olarak eşit değil ise, Y_t 'nin X_t 'ye koşullu olarak varyansı, $\sigma^2 X_{t-1}^2$ 'dir. Bu sebeple, öngörü aralığı dışsal değişkenin durumuna bağlı olmaktadır. Bu sorun adına ortaya konan çözüm yetersiz gibi görünse de, varyans değişimlerinin analizi ayrı bir spesifikasyonu gerektirir. Granger ve Andersen serilerin geçmişte meydana gelen değerlerine dayalı koşullu varyansı sağlayan şu modeli tanımlamıştır:

$$Y_t = \varepsilon_t Y_{t-1} \quad (2.38)$$

Buna bağlı olarak koşullu varyans $\sigma^2 Y_{t-1}$ 'dir. Bu durumda, koşulsuz varyans ya sıfır, ya da koşulsuzluk durumu geçerlidir. Bu ise formülasyonu verimsizleştirir. Bu nedenle daha uygun olan bir model şöyle yazılır:

$$Y_t = \varepsilon_t h_t^{1/2} \quad (2.39)$$

Burada, $V(\varepsilon_t) = 1$ olarak yazılabilir. Bu model otoregresif koşullu değişen varyans (ARCH) şeklinde adlandırılır. Normallik varsayımı eklendiğinde, ψ_t , direkt olarak ifade edilebilir. Koşullu yoğunluklardan yararlanarak;

$$Y_t | \psi_{t-1} \sim N(0, h_t)$$

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 Y_{t-1}^2 \quad (2.40)$$

elde edilir. ARCH(1) olarak tanımlanan bu fonksiyonun daha genel hali olan ARCH(p) için:

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_p \varepsilon_{t-p}^2$$

$$h_t = h(Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_{t-p}, \alpha) \quad (2.41)$$

olmaktadır. p , ARCH sürecinin derecesini; α da bilinmeyen parametreler vektörünü göstermektedir (Engle, 1982:756). (2.41) eşitliğindeki model, öngörü varyansının değişmesine olanak sağlayarak daha iyi bir öngörü aralığının oluşmasını da sağlayabilmektedir. Varyans fonksiyonu, cari ve gecikmeli değerleri de kapsadığı için daha basit gösterimi $h_t = h(\psi_{t-1}, \alpha)$ olmaktadır.

ARCH(p) regresyon modelinin anlamlılığı açısından bazı koşulları (kısıtlamaları) sağlaması gerekmektedir. Bu kısıtlamalar, koşullu varyans h_t 'nin ε_t 'nin gerçekleşen tüm değerleri için pozitif olması ve koşullu varyans denklemindeki bütün α parametrelerinin pozitif olmasıdır. Ek olarak parametrelerin toplamının 1'den küçük olması da gerekir. Tüm bu durumlar ışığında seriye ARCH modeli uygulamadan önce ilgili zaman serisinde ARCH etkisinin olup olmadığı incelenmelidir. ARCH etkisini belirlemede en çok kullanılan sınıma LM testi olup şu adımlardan oluşur:

İlk olarak $Y_t = \phi_0 + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t$ modeli en küçük kareler (EKK) methoduyla elde edilir. İlgili modele ilişkin hatalar elde edilerek, hata kareleri bulunur. Hataların kareleri adına, p gecikmeli AR(p) modeli oluşturularak yardımcı regresyon denklemi kurulur:

$$\varepsilon_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_p \varepsilon_{t-p}^2 + u_t \quad (2.42)$$

Anlamlılık testi uygulanan yardımcı regresyon parametreleri sonrasında;

$$H_0: \alpha_1 = \alpha_2 = \dots = \alpha_p$$

$$H_A: \text{En az biri farklı } (\alpha_i \neq 0) \quad i= 1, 2, \dots, p$$

yokluk hipotezinde ARCH etkisinin olmadığı yönündeki hipotez yer alır iken, karşıt hipotez ARCH etkisinin olduğunu belirtir. Yardımcı regresyon modelinde tespit edilen belirlilik katsayısı (R^2) yardımı ile sınama istatistiği şöyledir:

$$LM = (T-p)R^2 \quad (2.43)$$

Eşitlikte gözlem değeri T, gecikme uzunluğu ise p olarak gösterilir. LM test istatistiği, asimptotik olarak p serbestlik dereceli χ^2 dağılımı gösterir. LM sınama istatistiği elde edilerek, tablo değeri ile karşılaştırılıp hipotez hakkında sonuca varılır. Test değeri tablo değerinden büyükse modelde ARCH etkisi söz konusu olacaktır. ARCH modeli, koşullu varyansı tanımlamada olanak sağlamasına karşın, aşırı dalgalanmaların nedenini tespit etmede yardımcı olmaz. Bu noktada ARCH modeli, GARCH modeline dönüştürülür.

2.4.2. GARCH Modeli

ARCH modeli basit olmasına karşın, oynaklık yapısını açıklamada fazla parametreye gereksinim duymaktadır. Uygulamada ise fazla gecikme sayısının negatif parametrelere neden olduğu tespit edilmiştir. Bu sebeple, 1986 yılında Bollerslev GARCH modelini geliştirmiştir. GARCH modeli açısından koşullu varyans, geçmiş dönem hata karelerinin gecikmeli değerlerine ve bağımlı değişkenin geçmiş dönem koşullu varyansının geçmiş dönem değerlerine bağlıdır. Söz konusu koşullu varyans ARMA sürecine benzeyen bir yapı ile modellenmiştir. Böylece modelde daha sınırlı sayıda parametre olacaktır. p, hata karelerine ait q da otoregresif kısma ait gecikme uzunluklarını göstermek üzere genel bir GARCH(p, q) modeli aşağıdaki gibi oluşturulur:

$$Y_t | \psi_{t-1} \sim N(X_t \beta, h_t)$$

$$h_t = \alpha_0 + \sum \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum \beta_j h_{t-j}$$

$$\varepsilon_t = Y_t - X_t \beta$$

$$h_t = \alpha_0 + \sum \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum \beta_j h_{t-j} = \alpha_0 + \alpha_i(L) \varepsilon_{t-i}^2 + \beta(L) h_{t-j} \quad (2.44)$$

α_0 sabit terimi, α_i ARCH parametresini, β_i GARCH parametresini belirtmektedir. GARCH modelinde p ile q gecikme uzunlukları, AIC ve SIC bilgi kriterleri kullanılarak tespit edilir. ARCH modelinde bulunan parametrelere ilişkin kısıtlamaların benzerleri GARCH modeli için de geçerlidir. Parametreler ilişkin yer alan kısıtlamalar,

$$p \geq 0, q > 0; \quad \alpha_0 > 0, \alpha_i \geq 0 \quad (i=1,2,\dots,p); \quad \beta_j \geq 0 \quad (j=1,2,\dots,q)$$

$$\sum_{i=1}^p \alpha_i + \sum_{j=1}^q \beta_j < 1; \quad E(\varepsilon_t) = 0;$$

$$var(\varepsilon_t) = \frac{\alpha_0}{1 - \sum_{i=1}^p \alpha_i - \sum_{j=1}^q \beta_j}$$

$$cov(\varepsilon_t, \varepsilon_s) = 0 \quad t \neq s \quad (2.45)$$

olarak belirtilir (Bollerslev, 1987:18). Yukarıdaki eşitlikleri açıklamak gerekirse, GARCH sürecinde koşullu varyansın parametreleri hem pozitif hem de varyans sonlu bulunmalıdır. Koşullu varyans denkleminde ilişkin parametre değerlerinin toplamının 1'den küçük olması şartı gerçekleşirse modele ilişkin sonlu varyansın elde edilebilmesini sağlamaktadır (Greene, 1993:146).

GARCH sürecinin en önemli karakteristiği, Y_t değişkenine ilişkin kalıntıların koşullu varyansının, ARMA yapısını temsil etmesidir. Bundan dolayı, ARMA modelinden hesaplanan kalıntıların GARCH yapısını temsil etmesi beklenir. Uygun model tespit edilmişse, Y_t değişkenine ilişkin kalıntıların otokorelasyon (ACF) ve kısmi otokorelasyon fonksiyonları (PACF) beyaz gürültü sürecini belirtmektedir. Böylece otokorelasyon fonksiyonu, GARCH sürecinin sırasının tespitinde önemli rol oynamaktadır (Enders, 2003:44). GARCH etkisinin varlığını belirlemek adına takip edilen yöntem şu şekildedir: Başlangıçta, hata terimlerinin saf hata terimi karakteristiklerine sahip olduğunu belirten yokluk hipotezine karşılık, hataların saf hata terimi karakteristiği göstermediğini belirten alternatif hipotez şöyle kurulur.

$$H_0: \alpha_1 = \alpha_2 = \dots = \alpha_p = \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_q$$

$$H_A: \text{En az birisi farklı } (\alpha_i \neq 0, \beta_j > 0) \quad (i=1,2,\dots,p \text{ ve } j=1,2,\dots,q)$$

İkinci safhada LM=TR² sınama istatistiği elde edilir. Test istatistiğinin dağılımı χ_p^2 dağılımı gösterir. TR² < χ_p^2 olması durumunda temel hipotez reddedilemez ve hata terimlerine ilişkin GARCH etkisinin olmadığı, tersi durumda ise alternatif hipotez uygun olacağından GARCH etkisinin geçerli olduğu sonucuna varılacaktır.

2.4.3. IGARCH Modeli

GARCH(p,q) modelinin AR polinomunda birim kökün bulunması durumu şöyledir:

$$\sum_{i=1}^p \alpha_i + \sum_{j=1}^q \beta_j = 1 \quad (2.46)$$

Böyle bir durumda, Engle ve Bollerslev'in (1986) makalesinde tanımlanan ve Nelson (1990) tarafından geliştirilen Tümlleşik GARCH (IGARCH: Integrated GARCH) modeli kullanılır. O halde; IGARCH modeli, birim köklü GARCH modelidir. IGARCH modelinin en önemli karakteristiği, karesi hesaplanan şokların etkisinin sürekli olmasıdır (Tsay, 2005:65). IGARCH modelinde durağanlık şartı için, sonsuz bir ikinci moment aracılığıyla veri üretme aşaması tasarlanmaktadır ve ilgili şokların oynaklık üzerinde değişmez etkisi bulunmaktadır. Buna göre IGARCH(1,1) modeli şöyledir:

$$h_t = \alpha_0 / (1 - \beta_1) + (1 - \beta_1) \sum_{j=0}^{\infty} \beta_1^j \varepsilon_{t-1-j}^2 \quad (2.47)$$

Parametre tahminleri GARCH modeline benzerlik göstermektedir (Enders, 2003:88). $\alpha_0 = 0$ iken, koşullu varyans martingale şeklinde ifade edilir. Doğrusal modellerde $\alpha_0 = 0$ ve $\alpha > 0$ şartlarında IGARCH(1,1) modeli, sapmasız ve rassal yürüyüşe benzerlik gösterir. Nelson (1991)'e göre, $\alpha_0 = 0$ olması durumunda tüm oynaklık öngörülleri, $\sigma_h^2(1)$ 'dir. Varyansta bütünleşmenin derecesi d'dir. IGARCH tahmininde, parametrelerin pozitif olması ve istikrar koşullunda bulunulması beklenmektedir. IGARCH sürecinin seçiminde, modelin koşulsuz varyansı sonsuz olmaktadır. Modelin bu özelliği birim kök içeren bir yapıyı karşımıza çıkarmaktadır.

2.4.4. EGARCH Modeli

EGARCH (Üstel Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişen Varyans Modeli) modeli, Daniel B.Nelson'un 1991 yılındaki çalışmasıyla literatürde yerini almıştır. Özellikle finans piyasaları üzerine çalışma yapan araştırmacılar, cari getiri ile gelecek getiri oynaklığı arasındaki bağıntıyı test etmek istediklerinde, GARCH modeli yetersiz kalmıştır. GARCH modelinin çok sayıda parametre kısıtlaması taşıması nedeniyle, tahmin edilen parametreler aracılığıyla sıkça kısıtlamaların karşılanamadığı görülür. Ayrıca GARCH modelinde, simetrik dağılıma sahip olan hata terimleri, negatif ya da pozitif yöndeki asimetriyi tespit edemeyecektir. Ek olarak, koşullu varyansı etkileyen şokların sürekli olup olmadığını belirlemek de GARCH modelinin zayıf yönüdür. EGARCH modeli, GARCH modelinin bu dezavantajlarını ortadan kaldırmaktadır. Nelson EGARCH modelini aşağıdaki şekilde ifade etmektedir (Nelson,1991:350):

$$\log \sigma_t^2 = \alpha_t + \sum_{k=1}^q \beta_k g(z_{t-k}) \quad (2.48)$$

Yukarıdaki denklemde $z_t = \varepsilon_t/\sqrt{h_t}$ olarak hesaplanan normalize edilmiş hataları ifade etmektedir. Modelde $g(\cdot)$ fonksiyonu ise:

$$g(z_t) = \theta z_t + \gamma\{|z_t| - E(|z_t|)\} \quad (2.49)$$

şeklinde formüle edilmektedir. Burada θz_t pozitif veya negatif ε_t etkisini göstermektedir. $\gamma\{|z_t| - E(|z_t|)\}$ fonksiyonu da ε_t 'nin değerini modele dahil eder. EGARCH modelinde oynaklığın yönü ele alınmaktadır. EGARCH modelinin genel gösterimi şöyledir:

$$\log h_t = \alpha_0 + \beta \log h_{t-1} + \delta_1 \left| \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sqrt{h_{t-1}}} \right| + \delta_2 \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sqrt{h_{t-1}}} \quad (2.50)$$

Modelde δ_1 ve δ_2 parametreleri oynaklığın yönünü belirtir iken, β parametresi şokların kalıcılığını temsil etmektedir. h_t ise, gecikmeli hataların büyüklüğüne ve işaretine göre değişiklik göstermektedir. $\delta_2 \neq 0$ olduğunda model asimetrik olacaktır (Altındış, 2005:35). Modelde logaritmik dönüşümlerin yer alması, h_t 'nin daima pozitif olmasını sağlar ve bu sayede parametrelerin işaretleri üzerinde herhangi bir kısıtlama yapılmaz.

2.4.5. TGARCH Modeli

TGARCH (Threshold (Eşik) GARCH) modeli, kaldıraç değişkeninin koşullu varyans denklemine dahil edilmesi ile çözümlenmektedir (Zakoian, 1994:936). Modelde koşullu varyans denkleminin gösterimi şöyledir:

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \gamma \varepsilon_{t-1}^2 d_{t-1} + \beta h_{t-1} \quad (2.51)$$

Denklemde γ parametresi kaldıraç etkisini ifade etmektedir. Modelde kaldıraç etkisinin varlığı için d_{t-1} kukla değişkeni eklenmiş ve bu kukla değişken $\varepsilon_{t-1} \geq 0$ için $d_{t-1} = 0$ ve $\varepsilon_{t-1} < 0$ için $d_{t-1} = 1$ değerini alır. Kuşkusuz, γ parametresinin anlamlı ve sıfırdan büyük olması, kaldıraç etkisinin varlığını göstermektedir. α ARCH etkisini ve β GARCH etkisini ifade etmektedir.

TGARCH modelinde, seride ani bir sıçrama olumlu bir haber şeklinde algılanır ve modelde koşullu varyans α parametresi ile etkilenir. Meydana gelen bir düşüş de olumsuz bir haber olarak kabul edilir ve α ile γ parametreleri ile koşullu varyans etkilenir. Finansal piyasalarda, oynaklık pozitif şoklardan (iyi haberlerden) ziyade, negatif şoklardan (kötü haberlerden) daha çok artış göstermektedir. Getirilerde kaldıraç etkisini hesaplayan bu kavram TGARCH modeli ile ortaya konur ve koşullu varyans denkleminde γ parametresinin sıfırdan büyük olması halinde kaldıraç etkisi gerçekleşmektedir.

2.4.6. PARCH Modeli

Geleneksel modellerde seriyeye uygulanan dönüşümde serinin mutlak değeri veya karesini almaktansa, serinin kaçınıcı kuvveti ile olduğunu test etmek adına Ding, Granger ve Engle (1993) tarafından ARCH modellerinin devamı özelliğinde üslü ARCH (PARCH: Power ARCH) modeli geliştirilmiştir. PARCH modeli genel olarak:

$$h_t^d = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i (|\varepsilon_{t-i}| + \gamma_i \varepsilon_{t-i})^d + \sum_{j=1}^q \beta_j h_{t-j}^d \quad (2.52)$$

ile gösterilmektedir. Burada, α_i ve β_j standart GARCH parametreleri, γ_i kaldıraç parametresi ve d kuvvet parametresini ifade eder (Telatar ve Binay; 2002:118). PARCH modelinde, üssü ifade eden d parametresi model içerisinde hesaplanmaktadır. Simetrik PARCH modelinde ise asimetri parametresi şeklinde ifade edilen γ , bütün i değerleri adına sıfıra eşittir.

2.4.7. ARCH-M Modeli

1987 senesinde Engle, Lilién ve Robins tarafından ortaya konan ARCH-M modeli, koşullu varyans h_t 'nin veya koşullu standart sapmanın ortalama modeline dahil edilmesi ile oluşturulur. ARCH ve GARCH yapılarında sürecin ortalaması koşullu varyanstan bağımsızdır. ARCH-M yapısında ise koşullu varyans ortalama modeli içerisinde yer alır. Farklı bir ifadeyle, ortalama koşullu varyanstan etkilenir. Buna bağlı olarak ARCH-M modelinde t zamanında oynaklığın bağımlı değişken ve ortalamaya etkisi de dikkate alınmaktadır.

Koşullu ortalama modeli aşağıdaki şekilde gösterilmektedir:

$$\begin{aligned} \varepsilon_t | \Pi_{t-1} &\sim N(0, h_t) \\ Y_t &= X_t \gamma + h_t \gamma + \varepsilon_t \end{aligned} \quad (2.53)$$

ARCH-M modeli ise şu şekilde oluşturulur:

$$\begin{aligned} Y_t | \Psi_{t-1} &\sim N(X_t \beta + \gamma h_t, h_t) \\ h_t &= \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_p \varepsilon_{t-p}^2 + v_t \\ \varepsilon_t &= Y_t - X_t \beta \end{aligned} \quad (2.54)$$

2.4.8. GARCH-M Modeli

Bollerslev'in 1987'de geliřtirdiđi GARCH-M modeli, kořullu varyans h_t 'nin veya kořullu standart sapmanın ortalama modeline dahil edilmesi ile oluřturulur. GARCH-M modeli 1. gecikme iin řoyale yazılabilir:

$$Y_t = \gamma_0 + \gamma_1 X_t + \gamma_2 g(\sigma_t^2) + \varepsilon_t$$
$$\sigma_t^2 = \beta_0 + \sum \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \sum \beta_1 \sigma_{t-1}^2 \quad (2.55)$$

$$\varepsilon_t | \Phi_{t-1} \sim N(0, \sigma_t^2)$$

GARCH- M modeli zaman serilerinin ortalama ve varyanslarında eřanlı yařanan deđiřimleri gostermektedir. Bu modelde de, ARCH-M modeline benzer řekilde kořullu varyansın kořullu ortalamayı etkilemesine muisaade edilir.

2.4.9. GJR-GARCH Modeli

Glosten, Jaganathan ve Runkle (1993) tarafından geliřtirilen GJR-GARCH modeli temel GARCH kořullu varyans modeli uzerine kurulmuřtur. Model oynaklıđın ε_{t-1}^2 parametresindeki řokların iřaretlerine odaklanmaktadır.

$$h_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \gamma \varepsilon_{t-1}^2 d_{t-1} + \sum_{j=1}^q \beta_j h_{t-j}^2 \quad (2.56)$$

Yukarıdaki denklem GJR diye adlandırılan modeli gostermektedir. Buradaki varyans denklemindeki bulunan kukla deđiřken (d_t), $\varepsilon_t < 0$ olduđunda 1, aksi hallerde ise 0 deđerine eřit olmaktadır. Bu sebeple, asimetri parametresi γ , kukla deđiřken 1'e eřit olduđunda anlamlı olmaktadır. Bu modelde, sırasıyla iyi ve kütu haberlerin kořullu varyans uzerindeki etkileri, α ve $(\alpha + \gamma)$ olarak gosterilmektedir. Modelde $\gamma > 0$ olması halinde, kaldıra etkisinin geerli olduđu ve olumsuz haberlerin oynaklıđı artırdıđı ifade edilebilir.

2.4.10. AVGARCH Modeli

Taylor (1986) ve Schwert (1990) tarafından mutlak deđer GARCH (AVGARCH) modeli ortaya atılmıřtır. Modelin genel gosterimi ařađıdaki biimdedir:

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i h_{t-i} (|\varepsilon_{t-i} - \eta_{21}| + \eta_{11} (\varepsilon_{t-i} - \eta_{21})) + \sum_{j=1}^q \beta_j h_{t-j} \quad (2.57)$$

Burada $\alpha_0 > 0$, $\alpha_i > 0$, $\beta_j > 0$ ve $(\alpha_i + \beta_j) < 1$ kısıtlamaları mevcuttur. Bu modelde koşullu varyans hata terimi, geçmiş dönem değerinin mutlak değeri ile ve koşullu varyansın geçmiş dönem değerleri ile açıklanmaktadır.

2.4.11. APARCH ve APGARÇH Modeli

Ding, Granger ve Engle (1993)'in geliştirdiği APGARÇH modeli şöyledir:

$$h_t^\delta = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i (|\varepsilon_{t-i}| + \gamma \varepsilon_{t-i})^\delta + \sum_{j=1}^q \beta_j h_{t-j}^\delta \quad (2.58)$$

δ güç terimi ve γ ise asimetri parametresidir. Eşitlikte $\alpha_0 > 0$, $\alpha_i \geq 0$, $\beta_j > 0$, $\delta > 0$ ve $-1 < \gamma < 1$ kısıtlamaları mevcuttur. Modele $\beta_j = 0$ kısıtlaması yapıldığında, model APARCH modeline dönüşür.

2.5. MARKOV REJİM DEĞİŞİM MODELLERİ

En genel ifadeyle Markov değişimi modeli, Box- Jenkins'in sabit parametrelili, doğrusal zaman serisi modelleme yapısına bir alternatif olarak önerilmiştir (Krolzig, 2000:4). Krolzig(1997) ve Hondroyiannis ile Papapetrou (2006)'ın vurguladığı şekilde, Markov değişim modelleri parçalı doğrusal modeller kategorisinde yer alır. Bunun nedeni, veriyi oluşturan yapı her bir rejimde doğrusaldır. Mevcut her bir rejimdeki cari süreç doğrusal kalmakla birlikte, sürecin entegrasyonu doğrusal olmayan yapıdadır.

Markov değişim modelinde $t=1,2,\dots,T$ olmak üzere, Y_t zaman serisi gözlemlenebilirken, rejimi ifade eden s_t doğrudan gözlemlenmemektedir. Bu açıdan ekonominin her bir t periyodunun içinde bulunduğu süreç, s_t rejimine bağlı olduğu varsayılan Y_t zaman serisinin gözlemlerinden yararlanılarak, olasılıksal olarak elde edilir. Zaman serisi ve rejim arasındaki ilişki şu şekilde belirtilir:

$$\begin{aligned} Y_0 \rightarrow Y_1 \rightarrow Y_2 \rightarrow Y_3 \rightarrow \dots \rightarrow Y_{t-1} \rightarrow Y_t \rightarrow \\ s_0 \rightarrow s_1 \rightarrow s_2 \rightarrow s_3 \rightarrow \dots \rightarrow s_{t-1} \rightarrow s_t \rightarrow \end{aligned} \quad (2.59)$$

Söz konusu süreçte $t=0$ anında ekonominin durumu s_0 , durağan olasılıklar $Pr(s_t = 0)$ ya da $Pr(s_t = 1)$ olarak belirlenir. Bir periyot sonraki ekonominin durumunu belirten s_1 geçiş olasılığına bağlı olarak elde edilir.

Markov rejim değişimi modelleri ile gerçekleştirilecek uygulamalı çalışmalarda gerçekleşen rejim sayısına, rejim değişiminin sabitte mi, ortalamada mı, varyansta mı

yoksa AR parametresinde mi olduğuna ve AR gecikme değerlerine karar verilmelidir (Taştan ve Yıldırım, 2008:319).

2.5.1. Hamilton'un Markov Rejim Değişim Modeli

Markov rejim değişim otoregresyon modeli (MS-AR), Hamilton'ın çalışmalarıyla günümüzde farklı konulardaki ekonometrik tahminlerde kullanılmaktadır. MS-AR yaklaşımının tek değişkenli yapısı ile rejimler arasındaki geçişin sabit olması modelin kısıtlamalarıdır. Hamilton'ın yaklaşımında ekonominin genişleme ve daralma dönemleri için rejimlerin farklı olarak oluşturulması ve rejimler arası geçişlerin olasılıksal olarak belirtilmesi esastır. Hamilton (1989) modeli, AR(4) yapısı içermektedir ve şu şekilde modellenir:

$$\Delta Y_t = \mu(s_t) + \phi_1(\Delta Y_{t-1} - \mu(s_{t-1})) + \dots + \phi_4(\Delta Y_{t-4} - \mu(s_{t-4})) + \varepsilon_t \quad (2.60)$$

$\varepsilon_t \sim NID(0, \sigma^2)$ ve $\mu(s_t)$ koşullu ortalaması iki rejim arasında değişmektedir. Burada μ büyüme oranı olup rejime bağlıdır. Hata teriminin varyansı tüm rejim dönemleri için aynıdır. Hamilton (1989) çalışması, MS(M)-AR(p) olarak ifade edilmektedir. İstatistiksel ve iktisadi kısıtlamalar oluşturulduğu takdirde, modeldeki rejim sayısının artması mümkün olabileceği gibi, AR parametreleri ve varyans, s_t rejimine koşullu olabilir. Bu durumda ilgili model MSMAH-AR(p) yapısını alacaktır. Rejim değişimi sadece ortalamada meydana geliyor ise MSM, sadece sabit terimde etki oluşturuyor ise MSI modeli oluşmaktadır. Hem varyansta hem sabit terimde rejim değişikliği meydana geliyor ise süreç MSIH, ortalama dışında diğer parametreler rejim değişiminden etkileniyorsa model MSIAH adını almaktadır.

2.5.2. MS-ARMA Modeli

MS-ARMA (Markov Rejim Değişimi Otoregresif Hareketli Ortalama) Modeli, ARMA (Otoregresif Hareketli Ortalama) yapısının doğrusal olmayan yapıya dönüştürülmüş şeklidir. Model yapısı incelendiğinde öncelikle rejim değişimleri MS-AR modelleri ile sağlanmış ardından MA sürecinin de eklendiği ARMA modeli rejim değişimine uygulanmıştır. Uygulama açısından getiri serisi olan R_t 'nin p. dereceden bir otoregresif süreç AR(p) izlediğini düşünürsek denklem aşağıdaki gibi olmaktadır:

$$R_t = \mu + \sum_{i=1}^p \phi_i R_{t-i} + \varepsilon_t \quad (2.61)$$

Otoregresif süreçte R_t değişkenin şimdiki değerleri, sadece ilgili değişkenin geçmiş dönemde aldığı değerlere ve hata terimi ε_t 'ye dayanmaktadır. Buradaki hata teriminin ilgili tüm değerlerinin ortalaması sıfır ve varyansı sabit beyaz gürültülü sürece sahip olduğu belirtilir.

MA sürecinde ise getiri serisinin cari değerleri, beyaz gürültülü ε_t hata teriminin cari ve geçmiş değerlerine dayanmaktadır. R_t getiri serisi MA(q) süreci izlediğinde denklem aşağıdaki gibi olmaktadır:

$$R_t = \mu + \sum_{i=1}^q \theta_i \varepsilon_{t-i} + \varepsilon_t \quad (2.62)$$

ARMA(p,q) otoregresif hareketli ortalama modelinde ise R_t 'nin cari değeri hem kendi geçmiş değerlerine hem de hata terimi ε_t 'nin cari ve geçmiş değerlerinin birleşiminden etkilenmektedir. ARMA(p,q) modelinin R_t finansal getiri serisi için ifadesi şu şekildedir:

$$R_t = \mu + \sum_{i=1}^p \phi_i R_{t-i} + \sum_{i=1}^q \theta_i \varepsilon_{t-i} + \varepsilon_t \quad (2.63)$$

Doğrusal ARMA(p,q) modellerinden doğrusal olmayan rejim değişimine geçiş için öncelikle AR modelinde rejim değişimine izin verilmesi gerekmektedir. 2 rejimli p. dereceden AR(p) Markov rejim değişimi otoregresif modeli MS-AR(2) denklemi şu şekildedir:

$$R_t = \mu(s_t) + \sum_{i=1}^p \alpha_i R_{t-i} + \varepsilon_t \quad (2.64)$$

Denklemden, hata terimi $\varepsilon_t \sim$ i.i.d $(0, \sigma, (s_t))$ ve gözlemlenemeyen rejim değişkeni $s_t = j, s_{t-i} = i$ olmak üzere $i, j \sim N(1, 2)$ değerlerini almaktadır. Hareketli ortalamalara da rejim değişiminin dahil edilmesiyle model aşağıdaki gibi olur:

$$R_t = \mu(s_t) + \sum_{i=1}^p \alpha_i(s_t) R_{t-i} + \sum_{j=1}^q \psi_j(s_t) \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t \quad (2.65)$$

Denklemden belirtildiği şekilde hem AR hem de MA yapısında t gözlemlenemeyen rejim vasfı ile katsayılar rejim değişimi dahil edilmiştir.

2.5.3. MSGARCH Modeli

GARCH modelinde yaşanan varyans değişikliğine karşın rejim değişiminin yakalanamaması ve yüksek oynaklık sürekliliği araştırmacıları arayışa itmiştir. Zamanla değişen oynaklık devamlılığını modellemenin bir yolu, farklı oynaklık rejimlerinde oynaklık sürekliliğinin farklı değerler almasına müsaade etmektir. Buna bağlı olarak Cai

(1994), Hamilton ve Susmel (1994) ve Gray (1996) çalışmalarını genişleterek, MSGARCH modelini oluşturmuştur. Bu model sadece GARCH modeli için değil, GARCH yapısı gösteren diğer modellerde de Markov rejim değişimi tahminlerinin gerçekleştirilmesini sağlamıştır.

Süresiz rejim bağımlılığı sorunundan kaçınmak adına otoregresif koşullu değişen varyans modellerinde rejim değişimi dahil edilir. MSGARCH modeli; ortalama, rejim süreci, varyans ve dağılım olmak üzere, dört temel öğeden oluşmaktadır. Özellikle rejim sürecinin ve varyansın uygulamalı çalışmaların sonuçlarında yorumlanması oldukça önem taşımaktadır. Böylece standart GARCH modelleri ile Markov rejim değişimine dayanan GARCH modelleri arasındaki fark belirgin hale gelecektir. MSGARCH modelinin genel yapısı aşağıdaki gibidir:

$$r_t/\zeta_{t-1} \sim \begin{cases} f(\theta_t^{(1)})w.p.p_{1,t} \\ f(\theta_t^{(2)})w.p.(1-p_{1,t}) \end{cases} \quad (2.66)$$

Burada, $f(\cdot)$, mümkün bir koşullu olasılık dağılımını ifade etmektedir. $\theta_t^{(i)}$, i . rejimde dağılımı belirten parametrelerin vektörüdür. $p_{1,t}$ başlangıç olasılığını, ζ_{t-1} ise $t-1$ zamanındaki bilgi kümesini temsil etmektedir. Spesifik bir şekilde, zamana bağımlı olarak değişen parametrelerin vektörü üç bileşenden oluşmaktadır:

$$\theta_t^{(i)} = (\mu_t^{(i)}, h_t^{(i)}, v_t^{(i)}) \quad (2.67)$$

$\theta_t^{(i)}$ vektöründe $\mu_t^{(i)} = E(r_t|\zeta_{t-1})$ koşullu ortalama veya konum parametresini, $h_t^{(i)} = Var(r_t|\zeta_{t-1})$ koşullu varyansı veya eğim parametresini ve $v_t^{(i)}$ de koşullu dağılımın biçim (shape) parametresini ifade eder. Formüldeki (i)'ler de ilgili zaman döneminde içinde yer aldığı rejimi ifade etmektedir. Koşullu ortalama denklemi kayan ya da pür rassal yürüyüşe sahip olarak modellenmektedir. Modelin en basit hali:

$$r_t = \mu_t^{(i)} + \varepsilon_t = \delta^{(i)} + \varepsilon_t \quad (2.68)$$

Burada, $i = 1,2$ iken, hata terimi $\varepsilon_t = \eta_t\sqrt{h_t}$ denklemi ile açıklanır ve η_t ortalaması sıfır ve varyansı birim süreci ifade eder. r_t 'nin koşullu varyansı ise tüm rejim $\tilde{s}_t = (s_t, s_{t-1}, \dots)$ elde edildiğinde $h_t^{(i)} = V[\varepsilon_t|\tilde{s}_t, \zeta_{t-1}]$ şeklinde ifade edilmektedir. Bu koşullu varyansın GARCH(1,1) biçimi aşağıdaki gibidir:

$$h_t^{(i)} = \alpha_0^{(i)} + \alpha_1^{(i)} \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1^{(i)} h_{t-1} \quad (2.69)$$

Denklemden, h_{t-1} rejim ile ilişkili olmayan geçmiş koşullu varyansların bir ortalamasıdır. Koşullu varyans denkleminde GARCH bileşenleri, model tahminini karmaşık bir yapıya çevirmektedir. Rejim ile ilişkili geçmiş koşullu varyansların modelde bulunması durumunda, koşullu varyans yalnızca gözlemlenemeyen bilgi kümesi ζ_{t-1} ve cari rejimi gösteren s_t 'ye değil, tüm geçmiş rejimlere \tilde{s}_{t-1} bağlı olmaktadır. Cari koşullu varyans, bütün geçmiş dönem koşullu varyanslarına ek olarak t zaman dönemine değin tüm gözlemlenemeyen rejim dizilerine bağlıdır.

Rejim değişimine müsaade eden MSGARCH modellerinin uygulama başarısında parametre tahmincilerine ilişkin güvenilirlik büyük önem taşımaktadır. Süreçte GARCH terimleri mevcut olduğunda, rejime bağlılığı ve olabilirlik (likelihood) fonksiyonunu işlevsiz hale getirmektedir. GARCH yapısına rejim sürecinin ilave edilmesi ile katsayılar, Maximum Likelihood (ML) ile tahmin edilemediğinden Henneke v.d. (2011), rejim değişim modelini Bayesyen yapıda MCMC ile tahmin ederek istenilen başarıyı elde etmişlerdir. MCMC'nin haricinde MSGARCH çözümlerinde Quasi-Maximum Likelihood (QML) ve BEKK (Baba-Engle-Kraft-Kroner) tahmincilerinden de yararlanılmaktadır.

MSGARCH modelleri, parametrelerin farklı oynaklık dönemleri içerisinde değişimine müsaade etmektedir. Finansal zaman serilerinin uygulamalı modellerinde MSGARCH modeli, genel GARCH modeline nazaran düşük süreklilik göstermektedir.

2.6. EŞİK VE GEÇİŞ MODELLERİ

Eşik ve geçiş modellerinde; TAR modeli, SETAR modeli, STAR modeli, LSTAR modeli, ESTAR modeli, yer almaktadır. Şimdi sırasıyla bu modelleri irdeleyelim.

2.6.1. TAR Modeli

İlk olarak Tong'un 1978 çalışması ile ortaya konan TAR modeli, Tong ve Lim (1980) ile Tong (1983) çalışmaları ile geliştirilmiştir. AR modeli, eşik değerlerinin koşullu değişken olarak bağıntısı ile tanımlanır. Modellerde geçiş değişkeninin, model dışından bir değişken olması durumunda TAR olarak adlandırılır. Doğrusal olmayan TAR modeli haricindekiler, EKK ile tahmin edilememekte, bu sebeple doğrusal olmayan en küçük

kareler (NLS) ya da maksimum olabilirlik (ML) tahmin yöntemlerinin kullanımını gerektirmektedir.

Rejimin değişimi bağımlı değişkenin gecikmeleri haricinde başka bir değişken tarafından ortaya çıkıyorsa, söz konusu olan model TAR modelidir ve iki rejim için aşağıdaki gibidir:

$$Y_t = (\phi_{1,0} + \phi_{1,1}Y_{t-1} + \dots + \phi_{1,p}Y_{t-p})I(s_{t-1} \leq \gamma) + (\phi_{2,0} + \phi_{2,1}Y_{t-1} + \dots + \phi_{2,p}Y_{t-p})I(s_{t-1} > \gamma) + \varepsilon_t \quad (2.70)$$

Modelde ε_t hata teriminin koşullu değişen varyansa sahip olması beklenirken, $\varepsilon_t \sim i. i. d. (0, \sigma^2)$ olduğu kabul edilmektedir. ε_t hata terimi, Y_t değişkeninin geçmiş değerlerine dayanan Martingale fark dizisidir. Denklemde $I(\cdot)$ fonksiyonu, gösterge fonksiyonu ve s_{t-1} serinin geçiş değişkenidir. AR derecesi $p \geq 1$ ve γ eşik parametresidir. $\phi_{1,j}$, $s_{t-1} \leq \gamma$ durumunda otoregresif eğim parametresini, $\phi_{2,j}$, $s_{t-1} > \gamma$ olması halinde gerçekleşen eğim parametresini ifade etmektedir.

TAR modellerinin tahmininde literatürde en çok Tsay (1989), Chan (1993) ve Hansen (1997) tarafından geliştirilen yöntemler kullanılmaktadır. Tsay (1989) yönteminin hipotezleri aşağıdaki gibi oluşturulur:

$$H_o: Y_t = \phi_0 + \sum_{i=1}^p \phi_i Y_{t-1} + \varepsilon_t$$

$H_a: Y_t$ TAR süreci izler.

Bunlarda yokluk hipotezi ile doğrusallık süreci ifade edilmektedir. Test sonucunda serinin TAR sürecini izlediği belirlendiğinde model aşağıdaki gibidir:

$$Y_t = \begin{cases} \phi_{1,0} + \sum_{i=1}^p \phi_{1,i} Y_{t-1} + \varepsilon_{1,t} & \text{Model I} \\ \phi_{2,0} + \sum_{i=1}^p \phi_{2,i} Y_{t-1} + \varepsilon_{2,t} & \text{Model II} \end{cases} \quad (2.71)$$

TAR modelindeki Tsay yönteminin adımları şu şekildedir:

1. Adım: Sıralı otoregresyon yapılıdır. Bu aşamaya ilişkin geçiş değişkeni, eşik değeri ve gecikme uzunluğunun, sırasıyla s, γ, p 'nin bilinmiyor olmasıdır. Bu nedenle, gecikme uzunluğu (p) mümkün olduğunca büyük seçilir. Aşamının daha kolay anlaşılması için 1 gecikmeli bir model yapısı oluşturulmak istensin. Bağımlı değişkenin bir dönem gecikmeli değeri olan eşik değerin, altında ya da üstünde bulunan değerlere ilişkin iki farklı model oluşturulur. (2.71)'deki model dikkate alındığında, geçiş değişkeni değerinin eşik değerinin altında yer alması durumunda Model I'in, üstünde yer alması

durumunda ise Model II'nin kullanılacağı ifade edilmektedir. Geçiş değişkeni 1'den başlanarak gecikme uzunluğu (p) kadar tüm değerler için denenmektedir. Geçiş değişkeni Y_{t-1} küçükten büyüğe doğru sıralanır. Bu işlem yapılırken diğer değişkenler de Y_{t-1} 'e göre sıralanır. Bu aşamadan sonra tahmin yapılabilecek en küçük sayıda gözlem ile tahmine başlanır. Bu sayı ise AR yapısına bağlı olarak değişmektedir. Bu bağlamda AR sürecinin belirlenmesi aşamasında bilgi kriterlerine bakılması uygun olacaktır. Geçiş değişkenine göre sıralanan seri, ardışık artıklar yardımıyla tahmin edilir. Örneğin, TAR süreciyle modellenmesi yapılacak olan seri 100 gözlemden oluşsun. Parametreleri tahmin edecek en küçük gözlem sayısı ile tahmine başlanır. Bu sayının 30 olduğunun varsayılması durumunda, 30 gözlem için parametre değerleri ve t-istatistikleri tahmin edilir. Aynı işlem 31. gözleme eklenerek yapılır ve bu sürece tüm gözlemler bitinceye kadar devam edilir. Seride yapısal bir değişim olmaması durumunda parametre değerleri ve t-olasılıkları bir noktaya yakınsayacaktır. Tersi bir durumda belli bir gözleme (eşik değerine) kadar bir değere, belli bir noktadan sonra başka bir değere yakınsayacaktır.

- 2. Adım:** Olası eşik değeri için 100 gözlem varsa, eşik değerinin ortalarda yer alması istenir. Uç değerlerden modelin etkilenmemesi için baştan ve sondan %15 gözlem atılır. Geçiş değişkenine göre seriler sıralandıktan sonra AR modeli kurulur. Bütün katsayı ve t-olasılık değerleri bir yere kaydedilir.
- 3. Adım:** Ardışık EKK yöntemini kullanarak yukarıda bahsedilen model tahmin edilir. (2.71'in genelleştirilmiş hali).
- 4. Adım:** Adım 3'te belirtilen işlemler tüm gözlemler bitene kadar tekrarlanır.
- 5. Adım:** Standardize edilmiş artıklar, bağımlı değişken olacak şekilde sabit terim ve diğer değişkenler (Y_t 'nin tüm gecikmeli değerleri) bağımsız değişken olmak üzere modellenerek tahmin edilir.
- 6. Adım:** Gecikmeli değişkenlerin katsayılarının birlikte anlamlılığı F testi ile sınanır. Herhangi bir yapısal değişim yoksa (doğrusal olmama) modelden elde edilen artıklar bağımsız olacaktır. Doğrusallığı belirten yokluk hipotezinin reddi, katsayıların sıfırdan farklı olduğunu ve yapısal bir değişimin olduğunu ortaya koyar.
- 7. Adım:** Tüm olası geçiş değişkenleri (tüm s değerleri) için Adım 1 tekrar uygulanır. F-test istatistiğinin en güçlü reddedildiği s değeri için Y_{t-s} geçiş değişkeni olacaktır.

Birden fazla güçlü reddedilmiş F değerleri olması halinde, birden fazla geçiş değişkeni adayı olacağından her birini denemek gerekir.

8. Adım: Geçiş değişkeni elde edildikten sonra eşik değerinin bulunması aşamasına geçilir. Ardışık tahminlerden elde edilen otoregresyon katsayıları ile otoregresyon grafiği çizilir. Katsayıların t istatistiklerinin yavaş ve yumuşak biçimde sabit bir değere yakınsaması ve yapısal dönüşümün olduğu değerden uzaklaşması, doğru eşik değerinin bulunduğu göstergesi olarak kabul edilir.

Chan'ın (1993) yönteminde ise hata kareleri toplamının eşik parametresinin bir fonksiyonu olduğu esasına dayanarak, doğru eşik değeri tespit edildiğinde hata kareler toplamının (SSR) minimum olacağı temeline dayanmaktadır. Chan yönteminin adımları aşağıdaki gibidir:

1. Adım: AR regresyonu yapılarak geçiş değişkeni belirlenir. Geçiş değişkeninin bilinmemesi nedeniyle, rassal olarak seçilir. Tüm olası geçiş değişkenleri belirlenir ve tek tek denenirler. Sıralanmış otoregresyondan başta ve sonda bulunan %15'lik gözlem, olası uç değerlerden kaçınmak amacıyla atılır.

2. Adım: Geriye kalan her bir gözlem için TAR modeli tahmin edilir.

Chan yönteminin işleyişini belirtmek için örneğin, 200 gözleme sahip seri için öncelikle geçiş değişkeni belirlenir. Geçiş değişkenine göre otoregresyon yapılır. Baştan ve sondan %15 gözlem atılır. Geriye kalan 170 gözlemlerle her bir gözlem için ayrı ayrı TAR modeli kurulur. 170 ayrı model minimum SSR'ların olduğu nokta eşik değerini verir. Bu aşamada LR testi yapılır ve kurulan doğrusal modele karşılık TAR modeli test edilir. Aralarından minimum SSR'a sahip olan model en iyi model olarak seçilir. Daha sonra model, eşik değerinin öncesi ve sonrası ayrı ayrı doğrusal olarak tahmin edilir.

Buna karşılık Hansen (1997) yöntemi, diğer iki yöntemden farklı olarak, bootstrap yönteminden yararlanarak TAR modelini tahmin etmiştir. Bununla birlikte, iki yöntemi de eleştirmiştir. Bu eleştirilerden ilki, eşik değerinin doğrusallık temel hipotezi içinde tanımlı olmaması nedeniyle, yokluk hipotezini TAR alternatifine karşı sıyanan testlerin dağılımlarının standart olmayan bir dağılım göstermesine karşılık yapmıştır. İkinci eleştirisi ise eşik tahminine ilişkin örnek dağılım problemidir. Bu sorunlardan kurtulmak amacıyla Hansen tarafından geliştirilen yöntem aşağıdaki model yardımıyla açıklanabilir:

$$Y_t = \phi_1 I_t Y_{t-1} + \phi_2 (1 - I_t) Y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (2.72)$$

Modelde I_t , serinin yer aldığı rejime göre 1 ve 0 değerlerini alan gösterge değişkenini göstermektedir. $I_t=1$ iken, $Y_{t-1} < \gamma$ olması halinde eşik değerin altında bulunan model $I_t=0$ ve $Y_{t-1} \geq \gamma$ olması durumunda eşik değerinin üstünde yer alan model geçerlidir. Bu durumda geçerli yokluk (temel) hipotez şöyle olacaktır:

$$H_0: Y_t = \phi Y_{t-1} + \varepsilon_t$$

Hansen yönteminin adımları şu şekildedir:

1. **Adım:** Tüm muhtemel eşik değerler için, TAR modeli tahmin edilir. Elde edilen modeller içinde minimum varyansa sahip olan model seçilir.
2. **Adım:** Doğrusal model tahmin edilerek varyansı elde edilir.
3. **Adım:** F testi hesaplanır.
4. **Adım:** T tane normal dağılıma sahip rassal gözlemin ortalaması 0, varyansı 1 olan standart normal olacak şekilde türetilir. Bu seri v_t olarak tanımlansın.
5. **Adım:** v_t, Y_{t-1} üzerine regres edilir. Elde edilen varyans σ_1^{*2} olarak gösterilsin.
6. **Adım:** Benzer biçimde her potansiyel eşik değeri γ için v_t teriminin $I_t Y_{t-1}$ ve $(1 - I_t) Y_{t-1}$ üzerine regres yapılır. Regresyon sonrasında elde edilen en iyi model belirlenir. En iyi modelin varyansı σ_2^{*2} olsun. Bu durumda hesaplanacak F istatistiği:

$$F^* = \frac{T(\sigma_2^{*2} - \sigma_1^{*2})}{\sigma_1^{*2}} \quad (2.73)$$

7. **Adım:** Bu işlem tablo oluşturacak biçimde tekrarlanır.
8. **Adım:** Örneklemden bulunan F değerinin %95'lik dilimi geçmesi durumunda yokluk hipotezi (doğrusallık), %5'lik anlamlılık seviyesinde reddedilir. Bütün alternatif eşik değerleri denendiği için en iyi sonucu veren geçiş değişkeni bulunmuştur.

2.6.2. SETAR Modeli

Doğrusal olmayan zaman serileri analizinde en sık kullanılan modellerden biri olan SETAR modeli, düzenli bozulma, sıçrama, kaos ve tersinmezlik gibi pek çok doğrusal olmayan yapıyı modellemede kullanılmaktadır. Tong'un (1983) çalışması ile literatüre katılan SETAR modelleri rejim değişikliğini kendi gecikme parametrelerinden oluşturmaktadır. $p \geq 2$ olması halinde dirençli bir konjonktür yapısı tanımlanmaktadır. SETAR modeli aşağıdaki gibi tanımlanmıştır:

$$Y_t = (\phi_{1,0} + \phi_{1,1}Y_{t-1} + \dots + \phi_{1,p}Y_{t-p})I(Y_{t-s} \leq \gamma) + (\phi_{2,0} + \phi_{2,1}Y_{t-1} + \dots + \phi_{2,p}Y_{t-p})I(Y_{t-s} > \gamma) + \varepsilon_t \quad (2.74)$$

$I(\cdot)$ gösterge fonksiyonu, $\{\varepsilon_t\}$ ortalaması sıfır ve varyansı sabit olması beklenen özdeş ve bağımsız dağılımlı hata terimini ifade eder. Modelin AR derecesi $p \geq 1$, Y_{t-s} eşik değişkeni ve γ eşik parametresidir.

$Y_t = X_t(\gamma)' \theta + \varepsilon_t$ denkleminde $\theta = (\phi'_{1,p}, \phi'_{2,p})'$ olmak üzere, (2.74) numaralı model $X_t = (1Y_{t-1} \dots Y_{t-p})'$, $\phi_{1,p} = (\phi_{1,0} \phi_{1,1} \dots \phi_{1,p-1})'$ ve $\phi_{2,p} = (\phi_{2,0} \phi_{2,1} \dots \phi_{2,p-1})'$ olacak şekilde aşağıdaki gibi oluşturulur:

$$X_t(\gamma) = (X_t' I(Y_{t-s} \leq \gamma) X_t' I(Y_{t-s} > \gamma))' \quad (2.75)$$

s gecikme parametresi dışında γ ve θ parametreleri tahmin edilecektir. Tahmin yöntemi Hansen'de (1997) belirttiği üzere, Ardışık EKK'dir. γ değerinde θ parametresinin tahmincisi şöyledir:

$$\hat{\theta}(\gamma) = (\sum_{t=1}^n X_t(\gamma) X_t(\gamma)')^{-1} (\sum_{t=1}^n X_t(\gamma) Y_t) \quad (2.76)$$

Hata kareler toplamını minimize eden $\hat{\gamma}$ parametresinin bulunması yeterli olacaktır. $\hat{\theta}(\hat{\gamma})$ parametrelerinin bulunması ile $\phi_{1,p}$ ve $\phi_{2,p}$ parametreleri elde edilmektedir. $\hat{\gamma}$ parametresinin tahmin sorunu ise $\Gamma = [\gamma_1, \gamma_2]$ sürekli aralığında tanımlanması ve Γ parametresinin de $\tilde{\Gamma} = \{tüm s + 1 \leq t \leq n için Y_{t-s}\}$ olduğu kabul edilerek $[n-(s+1)]$ elemanlı bir aralıkta sınırlandırılmış olmaktadır. Gecikme parametresi s 'nin tahmini $s \in IN, 1 \leq s \leq S$ olması nedeniyle, SSR $[n-(s+1)]$ S modellerinde $(\hat{\gamma}, \hat{\theta})$ çiftini minimum yapan seçilmelidir.

SETAR model parametrelerinin tahmini için Tong (1983) çalışmasında, Akaike (1979) çalışmasının kullanımına dayalı olarak bir algoritma geliştirmiştir. γ eşik parametresinin mümkün n değeri için n sayıda farklı model tahmin edilmektedir. Minimum Akaike (AIC) kriteri baz alınarak tahmin işlemi üç adımda gerçekleştirilmektedir. İlk olarak, s ve γ değerleri için AR modelleri kurulur. Her bir modelin AIC (ρ_i), Akaike bilgi kriterini belirtmek üzere; $i=1,2$ iken $AIC(\rho_1)$ ve $AIC(\rho_2)$ değerlerini minimize etmek üzere şu ifade hesaplanır:

$$AIC(s, r) = AIC(\hat{\rho}_1) + AIC(\hat{\rho}_2) \quad (2.77)$$

İkinci aşamada ise γ eşik parametresinin n sayıda mümkün değerler kümesi s sabit tutularak $i=1, \dots, n$ iken, $r = r_i$ için ilk aşama tekrarlanır. $AIC(s, r)$ 'yi minimum yapan \hat{r} seçilerek şu sonuca ulaşılır:

$$AIC(s) = AIC(s, \hat{r}) \quad (2.78)$$

Son aşamada, s için en iyi tahmin $AIC(s)$ ile ilk iki aşama tekrarlanarak elde edilmiş olur.

2.6.3. STAR Modeli

Yumuşak Geçişli ya da Pürüzsüz Geçişli Eşik Otoregresif (STAR) modellerin en önemli ortaya çıkış nedeni, ekonomik bireylerin ekonomik olaylara verdikleri tepkilerin farklı zamanlarda olması şeklinde gösterilmektedir. STAR modelleri ilk olarak Chan ve Tong (1986) tarafından tanıtılmış ve Terasvirta (1994) tarafından geliştirilmiştir. STAR modelinin genel gösterimi şu şekildedir:

$$Y_t = \phi_{10} + \sum_{i=1}^p \phi_{1i} Y_{t-i} + [\pi_{20} + \sum_{i=1}^p \pi_{2i} Y_{t-i}] F(Y) + \varepsilon_{t-i} \quad (2.79)$$

Modelde ε_{t-i} , saf hata terimini ve $F(Y)$ ise 0 ile 1 arasında sürekli değerler alan geçiş fonksiyonunu göstermektedir (Chan ve Tong, 1986:183).

$$F(Y) = 0 \rightarrow Y_t = \phi_{10} + \sum_{i=1}^p \phi_{1i} Y_{t-1} + e_t \quad \text{Model I} \quad (2.80)$$

$$F(Y) = 1 \rightarrow Y_t = \phi_{10} + \sum_{i=1}^p \phi_{1i} Y_{t-1} + [\pi_{20} + \sum_{i=1}^p \pi_{2i} Y_{t-i}] + \varepsilon_{t-i} \quad \text{Model II} \quad (2.81)$$

Geçiş değişkeni 0 değerini aldığı anda Model I, 1 değerini aldığı anda Model II geçerli olmaktadır. STAR modelinde herhangi bir nedenle, dengeden uzaklaşma durumunda tekrar dengeye dönüş simetrik ya da asimetrik bir yapı sergilemektedir. Bu iki farklı durum için lojistik ve üstel olarak iki fonksiyon mevcuttur. Adı geçen iki fonksiyon STAR modelleme yaklaşımı ile birleştirilerek, STAR modelleri altında LSTAR ve ESTAR modelleri olarak adlandırılır.

Terasvirta (1994) çalışmasında STAR modelinin oluşturma adımlarını aşağıdaki gibi belirtmiştir:

- 1. Adım:** İlk olarak doğrusal bir otoregresif model tanımlanır. Bu modelde karşılaşılan temel problem, gecikme uzunluğu p 'nin bilinmemesidir. Bu aşamada STAR modeli oluşturulurken yapılması gereken, modelde kullanılacak gecikme sayısının belirlenmesidir. Bu belirlemede AIC ve SC bilgi kriterleri kullanılır.

2. Adım: Gecikme parametresi için doğrusal olmama testinin uygulanması, doğrusal olmamanın reddedilmemesi durumunda LSTAR ve ESTAR modelleri için gecikme parametresinin belirlenmesi gerekmektedir.

3. Adım: LSTAR ve ESTAR modelleri arasından uygun olan model yuvalanmış hipotezler kullanılarak F testiyle belirlenir. Test istatistiği için oluşturulmuş olan yardımcı regresyon için üç farklı hipotez kurulur ve bu hipotezler sayesinde model türü belirlenir:

LSTAR modelinin gösterimi şöyledir:

$$Y_t = \phi_{10} + \sum_{i=1}^p \phi_{1i} Y_{t-i} + [\phi_{20} + \sum_{i=1}^p \phi_{2i} Y_{t-i}] [(1 + e^{\{-\gamma(Y_{t-s}-r)\}})^{-1} - (1/2)] + u_t \quad (2.82)$$

Burada $H_{01}: \gamma = 0$ olduğunda, model doğrusal bir AR(p) modeline dönüşür. Benzer biçimde, ϕ_{20} ve ϕ_{2i} birlikte sıfır olduklarında, model AR(p) modeline dönüşecektir. ESTAR modelinin genel gösterimi ise aşağıdaki gibidir:

$$Y_t = \pi_{10} + \sum_{i=1}^p \pi_{1i} Y_{t-i} + [\pi_{20} + \sum_{i=1}^p \pi_{2i} Y_{t-i}] [(1 - e^{\{-\gamma^*(Y_{t-s}-r^*)^2\}})] + v_t \quad (2.83)$$

Burada da $H_{02}: \gamma^* = 0$ olduğunda veya π_{20} ve π_{2i} birlikte sıfır olduklarında, model doğrusal bir AR(p) modeline dönüşecektir.

$$Y_t = \phi_{10} + \sum_{i=1}^p \phi_{1i} Y_{t-i} + u_t \quad (2.84)$$

modelinin EKK artıkları \hat{u}_t olsun.

$$Y_t = \pi_{10} + \sum_{i=1}^p \pi_{1i} Y_{t-i} + v_t \quad (2.85)$$

modelinin EKK artıkları da \hat{v}_t olmak üzere:

$$\hat{u}_t = -w_t \beta_1 + \sum_{j=1}^p \beta_{2j} Y_{t-j} Y_{t-s} + \sum_{j=1}^p \beta_{3j} Y_{t-j} Y_{t-s}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_{4j} Y_{t-j} Y_{t-s}^3 + e_t \quad (2.86)$$

ve

$$\hat{v}_t = -w_t \beta_1 + \sum_{j=1}^p \beta_{2j} Y_{t-j} Y_{t-s} + \sum_{j=1}^p \beta_{3j} Y_{t-j} Y_{t-s}^2 + e_t \quad (2.87)$$

yardımcı denklemleri, $w = (1, Y_{t-1}, \dots, Y_{t-p})$ olmak üzere, $H_{01}: \beta_4 = 0$ yokluk hipotezinin reddedilmesi, ESTAR modelinin reddedilmesi demektir. $H_{01}: \beta_4 = 0$ hipotezi reddedilemediğinde test edilecek hipotez $H_{02}: \beta_3 = 0 | \beta_4 = 0$ olmaktadır. H_{02} hipotezinin reddedilememesi durumunda, geçerli model LSTAR modeli olacaktır. Test edilecek son

hipotez ise $H_{03}: \beta_2 = 0 | \beta_3 = \beta_4 = 0$ hipotezidir. Bu hipotezin reddilmesi, geçerli modelin LSTAR modeli olduğunu doğrularken, aksi durumda geçerli model ESTAR olacaktır. Modeller arasında seçimi sağlayacak hipotezler şöyle oluşturulur:

$$H_{04}: \beta_{4j} = 0 \text{ (iii)}$$

$$H_{03}: \beta_{3j} | \beta_{4j} = 0 \text{ (ii)}$$

$$H_{02}: \beta_{2j} | \beta_{3j} = \beta_{4j} = 0 \text{ (i)}$$

Hipotezler arasındaki seçimin sonuçlarını Terasvirta ve H.M. Anderson (1992) şu şekilde yorumlamıştır. (iii) hipotezinin reddilmesi durumunda, LSTAR modeli seçil. (iii) hipotezinin reddilmemesi, (ii) hipotezinin reddilmesi durumunda ise ESTAR modelinin geçerli olduğu sonucuna varılır. (iii) ve (ii) hipotezlerinin reddilmesi, (i) hipotezinin reddilmemesi durumunda LSTAR modelinin doğru model olduğu söylenir.

2.6.4. LSTAR Modeli

Serinin herhangi bir nedenle dengeden uzaklaşması halinde yeniden dengeye gelişinin asimetrik bir yapı göstermesi durumunda, kullanımı uygun olan Lojistik Yumuşak Geçişli Otoregresif (Lojistik Smooth Transition Autoregressive; LSTAR) modelinin genel gösterimi şöyledir:

$$Y_t = \varphi_{10} + \sum_{i=1}^p \varphi_{1i} Y_{t-i} + [\varphi_{20} + \sum_{i=1}^p \varphi_{2i} Y_{t-i}] F(Y) + \varepsilon_{t-i} \quad (2.88)$$

$$F_L(Y) = \frac{1}{1 + e^{(-\gamma(Y_{t-s} - r))}} - \frac{1}{2}$$

Fonksiyonda yer alan r eşik değerini, γ geçiş parametresini, s gecikme parametresi ve Y_{t-s} geçiş değişkenini göstermektedir.

Lojistik fonksiyonda rejimler parametre değerlerinin aldığı büyüklüklere göre yer değiştirmektedir. Fonksiyona ilişkin olası üç durum söz konusudur: $Y_{t-s} = r$ iken yani geçiş değişkeninin eşik değere eşit olması halinde fonksiyon $\frac{1}{2}$ değerini alır. $Y_{t-s} > r$, geçiş değişkeni eşik değerden büyük olması durumunda fonksiyon 1 değerine yakınsar. $Y_{t-s} < r$, geçiş değişkeni eşik değerden küçük olması durumunda ise lojistik fonksiyon 0 değerine yakınsar.

Belirtilen bu durumlar rejimlerin ifade edildiği uç durumları göstermektedir. Esas rejimler arasında yer alan modeller de ara rejimlerdir. Ara rejim sayısı, sürekli fonksiyon

özelliği gösteren model nedeniyle 0 ve ∞ arasında olabilir (Koç, 2008: 55). Lojistik modelde geçiş parametresi γ 'nın çok büyük değer alması durumunda, geçiş değeri keskin bir hareket gösterir. Bu durumda LSTAR modeli, TAR modeline yaklaşacaktır. γ değerinin normal bir değer alması durumunda ise model, parametrenin işaretine göre monoton bir artış ya da azalış sergiler.

2.6.5. ESTAR Modeli

Serinin herhangi bir nedenle dengeden uzaklaşması durumunda, tekrar dengeye gelişi asimetrik bir yapı gösteriyorsa, Üstel Yumuşak Geçişli Otoresif (Exponential Smooth Transition Autoregressive; ESTAR) modeli geçerli olmaktadır. Modelin genel gösterimi şu şekildedir:

$$Y_t = \pi_{10} + \sum_{i=1}^p \pi_{1i} Y_{t-i} + [\pi_{20} + \sum_{i=1}^p \pi_{2i} Y_{t-i}] F(Y) + \varepsilon_{t-i}$$

$$F_E(Y) = [1 - e^{-\gamma E(Y_{t-s}-r)^2}] \gamma > 0 \quad (2.89)$$

Modellerde yer alan r eşik değerini, γ geçiş parametresini, s gecikme parametresini ve Y_{t-s} geçiş değişkeni göstermektedir.

Model tahmininde bulunan problem, γ parametresi tahmin edilirken meydana gelmektedir. Tahmin aşamasında γ parametresinin ilgili geçiş değişkeninin standart hatası ile standardizasyonu gerekmektedir. Bu durumun gerçekleşmemesi halinde γ parametrenin yorumlanması zorlaşacaktır.

ESTAR modelinde geçiş fonksiyonunda kareli terimin olması nedeniyle, her zaman pozitif değer almaktadır. Fonksiyonda yer alan eşik değeri ile geçiş parametresi arasındaki bağıntı nedeniyle, farklı olası durumlar mevcuttur. ESTAR modelinde yer alan bu durumlar şu şekildedir: Geçiş parametresi ile eşik değeri arasındaki farkın büyük olması halinde, fonksiyonda yer alan parantez içerisindeki değer artacağından her iki tarafta 1 değerine doğru yakınsayacaktır. Böylece U şeklinde bulunan üstel fonksiyonun değerleri kenarlardaki uç noktalara ulaşacaktır. Eşik değeri ile geçiş parametresinin birbirine eşit olması halinde fonksiyonda parantezli ifade 1 olacağından fonksiyonun değeri 0 olmaktadır. Bu nedenle model en düşük seviyeye gelecektir. Geçiş parametresi sonsuza yaklaşırken ($\gamma \rightarrow \infty$) model 1 değerini alarak doğrusal hale gelmektedir. Bu duruma paralel geçiş parametresi sifıra yakınsadığında ($\gamma \rightarrow 0$) model 0 değerini alır ve

doğrusal hale gelir. Bu durum ESTAR modellerinin simetrik bir yapı gösterdiğini kanıtlamaktadır.

Bir seride doğrusal olmama durumu ortalamada ve varyansta meydana gelebilir. ESTAR modelinde bu durum ortalamada doğrusal olmama şeklindedir. Bu açıdan seride doğrusal olmama tipinin ortalamadan kaynaklanması, varyanstan kaynaklanmaması gerekir.

2.7. YAPAY SİNİR AĞI MODELLERİ

YSA modellerinin gelişiminde McCulloch-Pitts (1943) Perseptron'u (algılayıcısı) ve işaret (signum) fonksiyonu kapsamında uyarıcı eşik ve nöronların aktivasyon yapısı önem taşımaktadır. YSA modelleri deterministik doğrusal olmayan parametrik olmayan ya da semi-parametrik modeller olup pek çok istatistiksel modeller ışığında ele alınmaktadır.

2.7.1. McCulloch-Pitts Algılayıcı Modeli

Biyolojik sistemlerde karışık bir problemin küçük bölümlere bölünerek birçok farklı nöronun eşanlı olarak çalışması prensiplerinden hareketle, nöronların işleyiş yapısından etkilenmiştir. Modelin tahmin edilmesinde belli bir eğitim süreci sonucunda, deneyerek öğretim ve öğrenilenlerin hafızada tutularak tahminlerde kullanılması kavramları ile biyolojik olarak beyin ve sinir sistemi işleyişi arasında paralellikler mevcuttur. Modelde, nöronların aktivasyon derecesi, hücrelerin ateşleme yapısıyla bilinir. Hücrenin aktif ya da pasif olması, hücrede gerçekleşen eşik aşımı neticesinde meydana gelen geçişin özelliklerini belirler. Uyarıcının miktarı, eşik seviyesinin üstünde ise tepkinin ateşlenmesi, altında ise tepkinin sönmesi durumları mevcuttur. Modelde eşanlı işlem olduğundan eşik miktarı ve sıklığının artması ateşlemeyi arttırmaktadır.

McCulloch-Pitts algılayıcısı (perseptronu) bir işaret (signum) aktivasyon fonksiyonu ile aşağıdaki gibi tanımlanır:

$$Y = \text{sign}(\sum_i^n w_i X_i) \quad (2.90)$$

Modelde, girdiler gizil katman ulaştıklarında belli eşik seviyesinin aşılması ya da altında kalınması ile ikili değerler cinsinden çıktılar oluşmaktadır.

Denklemden; w_i ağırlıklar ve X_i ($i=1,2,\dots,n$) girdi vektörüdür. Fonksiyonunda:

$$\begin{aligned} \sum_i^n w_i X_{i,t-1} \geq 0 \text{ ise } Y_t &= 1 \\ \sum_i^n w_i X_{i,t-1} < 0 \text{ ise } Y_t &= -1 \end{aligned} \quad (2.91)$$

olmaktadır. Dolayısıyla işaret fonksiyonunda nöronun ateşlenmesi $Y_t = 1$ 'e, sönmesi ise $Y_t = -1$ 'e karşılık gelmektedir.

Algılayıcı modellerinde temel aktivasyon fonksiyonu signum, heaviside ve idetity fonksiyonlarını baz alan kesikli yapıdadır. Bununla birlikte, bir diğer eşik fonksiyonu gösterge fonksiyonudur. Bu durumda algılayıcı modeli, tek kutuplu $[0,1]$ uç değerleri olarak şu şekilde tanımlanmaktadır:

$$\begin{aligned} \sum_i^n w_i X_{i,t-1} \geq \theta \text{ ise } Y_t &= 1 \\ \sum_i^n w_i X_{i,t-1} < \theta \text{ ise } Y_t &= 0 \end{aligned} \quad (2.92)$$

Her bir birimden gelen etkilerin ağırlıklandırılmış toplamı:

$$s_t = \sum_{i=1}^n w_i X_{i,t-1} \quad (2.93)$$

şeklinde ise, eşik yapısı:

$$\begin{aligned} s_{t-1} \geq \theta \text{ ise } Y_t &= 1 \\ s_{t-1} < \theta \text{ ise } Y_t &= 0 \end{aligned} \quad (2.94)$$

1 ve 0 değerlerini almaktadır. t-1 döneminde n adet girdi $X_{i,t-1} = X_{1,t-1}, \dots, X_{n,t-1}$ olarak tanımlanırken, $w_i = w_1, w_2, \dots, w_n$ girdilerin nispi ağırlıklarıdır. Ağırlıklarda pozitif değerler uyarıcı negatif değerler emici olarak adlandırılır (Ping ve Bose, 1996:23).

2.7.2. Rosenblatt Algılayıcı Modeli (RPM)

Modelin temel amacı, örüntü tanımlama veya sınıflandırmadır. Bu ağda kullanılan yapay sinir hücreleri, McCulloch-Pitts modelindeki yapay sinir hücrelerine benzerdir. Rosenblatt tarafından oluşturulan modelin en basit hali, girdi vektörüne karşılık doğru çıktı vektörünün, hataların azaltılması yönünde ağırlıkların güncellenerek eğitimi ile elde edildiği tek katmanlı ve tek hücreden oluşan ağdır. Algılayıcılar, çözebildikleri problemler için hızlı ve güvenilir ağlar olmalarına rağmen, XOR problemi gibi doğrusal olmayan bir ilişkiyi ortaya koyan problemi çözememektedirler.

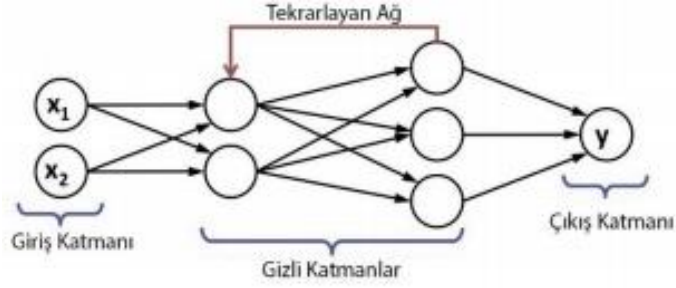
Basit algılayıcılar Rosenblatt tarafından geliştirilen algoritma sayesinde bu doğru fonksiyonlarını oluşturabilmekte ve böylece bu problemlere çözüm sunabilmektedir.

Rosenblatt tarafından geliştirilmiş ve tek katmanlı basit algılayıcıların eğitiminde kullanılan algoritma şu şekildedir:

- Net girdi, $\sum_{i=1}^r w_i X_i$ şeklinde olacaktır. Burada w_i ağırlık değeri çalışmacı tarafından subjektif olarak belirlenir.
- Net girdi değeri eşik fonksiyonundan geçirilir ve çıktı bulunur.
- $\phi(\text{netgirdi}) = \begin{cases} 1, \text{net girdi} > 0 \text{ ise} \\ 0, \text{diğer durumlarda} \end{cases}$
- Elde edilen çıktı değeri ile beklenen çıktı değeri aynı ise işlem tamamlanır. Ancak çıktı değeri ile beklenen çıktı değeri farklı ise bu farklılık iki şekilde ortaya çıkabilir:
 - Beklenen çıktı 0 iken, ağıın ürettiği değer 1'dir. Bu durumda başlangıçta araştırmacı tarafından atanan ilk ağırlık değeri düşürülmelidir. Bu düşürme $w_Y = w_i - \eta X$ biçiminde olacaktır. η değeri öğrenme katsayısı olarak adlandırılır ve sabit bir değer olarak çalışmacı tarafından subjektif olarak belirlenir.
 - Beklenen çıktı 1 iken, ağıın ürettiği değer 0'dır. Bu durumda başlangıçta çalışmacı tarafından atanan ilk ağırlık değeri arttırılmalıdır. Bu arttırma $w_Y = w_i + \eta X$ şeklindedir
 - Bu işlemler doğru sınıflandırma gerçekleşinceye kadar tekrarlanır.

2.7.3. Tekrarlayan Yapay Sinir Ağları (RNN)

Tekrarlayan bir sinir ağı, en az bir geri besleme döngüsüne sahip olmasıyla, ileriye dönük bir sinir ağından kendisini ayırt etmektedir. Tekrarlayan bir ağı, her nöronun çıkış sinyalini diğer tüm nöronların girişlerine geri besleyen bir ya da daha fazla nöron katmanından oluşabilir. Ağda kendi kendine geri bildirim döngüsü, bir nöronun çıkışının kendi girdisine geri beslendiği durum olarak adlandırılır. Geri beslemenin varlığı, ağıın öğrenme kapasitesini ve performansını büyük ölçüde etkilemektedir. Ayrıca, geri bildirim döngüleri, sinirsel ağıın doğrusal olmayan birimler kapsadığını varsayarak, doğrusal olmayan bir yapıyla meydana gelen birim-zaman gecikme elemanlarından kurulan bağlantıların kullanımını içermektedir (Haykin, 1998: 23). Şekil 6'da tekrarlanan yapay sinir ağıına örnek verilmiştir. Tekrarlayan ağlarda oluşturmuş ara katman elemanlarının yalnızca ileriye değil ağıa tekrar gönderilerek işlenmesi nedeniyle, bu yöntem daha güçlü bir yöntem olarak görülmektedir (Öztemel 2012: 184).



Şekil 6: Tekrarlayan Yapay Sinir Ağı (Doğan ve Türkoğlu, 2019:414)

Tekrarlayan yapay sinir ağlarının en önemli türlerinden biri Doğrusal Olmayan Dışsal Girdili Otopregresif Ağ (NARX) Modelidir. NARX modeli doğrusal olmayan sistemler için girdi-çıkış modellemesinde yaygın olarak kullanılmaktadır. Özellikle doğrusal olmayan modelleri tahmin etmek ve öngörü de bulunmak için kanıtlanmış güçlü bir modeldir (Diaconescu, 2008: 185). Zaman serisi modellemesinde başarıyla kullanılan bu model ağı ilişkin birkaç katmanı içeren geri bildirim bağlantılarını içermektedir. Modelin performansı tahmin edilen ya da gerçek zaman serilerinin geçmiş değerleri ile ilişkilidir.

2.7.4. Radyal Tabanlı Yapay Sinir Ağları Modeli (RTYSA)

1988 yılında geliştirilen radyal tabanlı filtreleme problemine dayalı etki-tepki davranışlarından esinlenerek oluşturulmuştur. Çok boyutlu uzayda eğri oluşturma amacına dayanarak RTYSA modelinin eğitimi girdi katmanından gizli katmana geçiş kısmında radyal tabanlı aktivasyon fonksiyonları ile doğrusal olmayan bir kümeleme analizi gerçekleştirmektedir. Nadir de olsa doğrusal olmayan serilerin öngörüsünde kullanılmaktadır. Gizli katman ve çıktı katmanı arasındaki bağ ise diğer YSA türlerindeki gibi işleyişini sürdürmekte olup eğitim bu aşamada meydana gelmektedir (Broomhead ve Lowe, 1988: 572).

2.7.5. Yapay Sinir Ağlarında Yer Alan Süreçler ve Algoritma Yapıları

Yapay sinir ağlarında verilerden en iyi performansla doğru sonuçları elde etmek için çeşitli algoritmalar kullanılır. Bununla birlikte, normalleştirme yöntemleri bilgilerin doğru ön işlemeğe sahip olması ve doğru çıktı üretmesi açısından gerekmektedir.

2.7.5.1. Normalleştirme Yöntemleri

Yapay sinir ağı ön işleme adımları, ağ kullanımı için girdileri elverişli yapıda formlara dönüştürmektedir. Ham girdiler için normalleştirme yapısının, verilerin ağı eğitime uygun hale gelmesi açısından büyük katkısı vardır. Sinir ağlarındaki dezavantajı,

minimumu indirmek amacıyla normalleştirme, her bir girdi verisini aynı değer aralığında ölçeklendirmek amacıyla kullanılabilir. Girdilerin genellikle farklı ölçeklerde olduğu modellerde özellikle yararlıdır. En sık kullanılan normalleştirme yöntemleri normalizasyon ve z-skoru standardizasyonudur.

2.7.5.1.1. Normalizasyon

Normalizasyonun amacı, elde edilecek değerler için 0'dan 1'e kadar ölçeklendirme sağlamaktır. Normalizasyonda en çok kullanılan tekniklerden birisi "min-max normalizasyonu"dur. Bu tekniğin formülü şöyledir:

$$X_{norm} = \frac{X - \min(X)}{\max(X) - \min(X)} \quad (2.95)$$

2.7.5.1.2. Z Skoru Standardizasyonu

İstatistiksel analizlerde kullanılan en yaygın normalleştirme yöntemlerinden birisi de Z skoru standardizasyonudur. Bu yöntemde, standardize edilmiş değer ilgili değer ile ortalama değer arasındaki fark, standart sapmaya bölünerek elde edilmektedir (Larose,2005: 37).

$$X_{stand} = \frac{X - \text{ort}(X)}{\text{st.sapma}(X)} \quad (2.96)$$

2.7.5.2. Algoritma Yapıları

Yapay sinir ağlarının öğrenilmesinde kullanılan en temel öğrenme algoritmaları aşağıdaki gibidir.

2.7.5.2.1. Levenberg-Marquart (LM)

LM algoritması, $f(x)$ fonksiyonunun 2. dereceden kısmi türevini içeren ve simetrik yapıda olan Hessian matrisini hesaplamak zorunda kalmadan, ağırlık eğitim hızına yaklaşmak için tasarlanmıştır. Performans yöntemi bir toplam kareler şeklinde olduğunda, Hessian matrisi yaklaşık olarak hesaplanabilir. LM algoritmasının eşitliği şu şekildedir:

$$w_{ij}(k+1) = w_{ij}(k) - (J_k^T J_k + \mu I)^{-1} J_k e_k \quad (2.97)$$

w_{ij} , i. nöronun j. girdisi ağırlığı; e_k , k. iterasyonundaki hata sayısı; $J_k w_{ij}(k)$ ağırlığına ilişkin e_k jakobisi; her zaman pozitif olan μ kombinasyon katsayısı ve I ise birim matrisi ifade etmektedir (Hedayati vd. 2015: 2).

2.7.5.2.2. Bayesyen Düzenlemesi

Yapay sinir ağlarında düzenleme, eğitim algoritmasına getirilen kısıtlamaya dayanır. Bu kısıtlama, iyi tasarlanmamış problemi, belli bir bilgi ve varsayım dahilinde iyi bir soruna dönüştürür. Bayesyen düzenlemesinde, gerekli işlev bir hata teriminin toplamı ve ağırlığına bağlı bir terim şeklinde oluşturulur (Hedayati vd. 2015: 2):

$$E_D = \sum_{i=1}^N (t_i - o_i)^2 \quad (2.98)$$

N , girdi veri noktası sayısı; t_i , i . veri noktası için hedef değer, o_i ise ağırlık veri noktasına verdiği cevaptır. Performansın işlevi ise şu şekildedir:

$$F = \beta E_D + \alpha \sum_j \sum_i w_{ij}^2 \quad (2.99)$$

α ve β amaç fonksiyonu parametreleridir. w_{ij} , j . nörona ilişkin girdinin ağırlığıdır. Bu metodoloji kullanıldığında, eğitim süreci sıklıkla küçük ağırlıkları olan ağları seçerek, aşırı esnek ya da kompleks yapıları ağlardaki problemleri çözümlenebilir.

α ve β 'nin optimal değerlerini belirlemek oldukça zordur. Bayesyen düzenleme algoritmasında, α ve β bir başlangıç değeri kabul eder ve LM kullanılarak, bir eğitim iterasyonu gerçekleştirilir. Daha sonra sıklıkla normal dağılım kullanılarak, α ve β 'nin optimal değerleri hesaplanır. Bu işlem yakınsama sağlanana kadar tekrarlanır. Bu yaklaşım, hata karelerini ve ağırlıkların kombinasyonunu en aza indirir ve daha sonra genel olarak iyi bir ağ oluşturmak için doğru kombinasyonu belirler.

2.7.5.2.3. Ölçekli Eşlenik Gradyan (SCG)

SCG algoritması, eşlenik gradyan yönteminin ölçeklendirilmiş adım büyüklüğüne sahip bir versiyonudur. Bu algoritma, diğer eşlenik gradyan algoritmalarından daha fazla yakınsama yapmak için daha fazla tekrarlama gerektirebilir. Bununla birlikte, sıklıkla daha az hesaplama karmaşıklığı içerir ve bootstrap döngüsü için daha az bilgisayar belleği harcamaktadır (Zhou ve Yang, 2010: 947). Bu algoritma ile bir yapay sinir ağını eğitmek için; ağırlıklar, girdiler ve transfer fonksiyonları türev fonksiyonlara sahip olmalıdır. SCG, gradyan azalma yöntemiyle bağlantılı olarak yavaş yakınsamayı hızlandırmak için uygulanmaktadır. w_0 'ın başlangıç parametresi vektörü ve " $v_0 = -g_0$ "ın başlangıç eğitim vektörü olduğu kabul edildiğinde, ağırlık eğitim fonksiyonu aşağıdaki şekilde oluşturulabilir (Bataneh, Kaur 2018: 176);

$$v_{i+1} = g_{i+1} + v_i X_i, \quad i=0,1,2,\dots \quad (2.100)$$

Burada v eğitim vektörü, X ise eşlenik parametredir. SCG'de eğitim gradyanının negatifine doğru sıfırlanır (Bataineh ve Kaur, 2018: 177).

2.7.5.2.4. Fletcher-Powell Yinelemesi ile Geri Yayılımlı Gradyan (DFP)

Bu algoritma Fletcher ve Powell tarafından 1963'te geliştirilmiştir. Algoritma, modelde yer alan mevcut gradyanın karesinin bir adım önceki gradyanın karesine oranı alınarak hesaplanmaktadır (Zhou ve Yang 2010: 946).

Eşlenik gradyan algoritmalarının genelinde, her bir tekrarlama adım boyutu ayarlanır ve gradyanın tersi yönünde bir arama yapılmakta ve küçültme geçerli arama yönünde gerçekleştirilmektedir. Yeni arama yönü, negatif gradyan algoritması yönü ile bir adım önceki arama yönü olan β_k ile birleştirilerek, Fletcher-Powell yinelenmesinde parametre olarak elde edilir (Fletcher ve Powell, 1963: 165).

2.8. HİBRİT MODELLER

Son dönemlerde zaman serisi modelleri hem doğrusal hem de doğrusal olmayan ilişkileri içermeye başlamıştır. Geleneksel ARIMA modelleri, iktisadi değişkenlerin yapısı itibari ile doğrusal yapının modellenmesindeki başarısı, doğrusal olmayan yapı için geçerli olmamaktadır. YSA ise doğrusal ve doğrusal olmayan yapıyı modelleme imkanına sahip olsa da tüm veri kümesi için etkin sonuç vermeyebilir. Yaşantımızda karşılaştığımız problemlerde, veriye ilişkin özelliklerinin bilinmesi ya da öngörülmesi kolay olmamaktadır. Bu nedenle, en doğru ve tutarlı öngörü sonuçlarını elde edebilmek adına doğrusal ve doğrusal olmayan yapıları ayrı ayrı modelleyebilen hibrit modeller kullanılmaktadır. Önemli tahmin başarılarının sağlandığı bu modellerde, çoklu öğrenme algoritmaları kullanılmaktadır (Opitz ve Maclin, 1999). Hibrit modellerin temel amacı, birleşik model çeşitliliğini arttırmak ve daha tutarlı sonuçlar elde etmektir.

Genel varyansı veya hatayı düşürmedeki başarısı, hibrit modellerin birbirleri ile kıyaslamada ilişkisiz yapı bile gösterebilir, oldukça yaygın kullanımını sağlamaktadır (Khashei M., 2008). Dolayısıyla, hibrit modeller öngörü performansı en başarılı modeller olarak bilinir. Çalışmada mevcut yapıdaki hibrit modellerden bazıları ele alınmıştır.

2.8.1. Zhang'ın Hibrit Modeli

Zhang, 2003 yılında zaman serilerine ilişkin tahmin adına hibrit yapıda ARIMA-YSA modeli önermiştir. Bu model yapısı, zaman serisinin doğrusal ile doğrusal olmayan bileşenlerinin toplamına dayalı varsayım ile oluşturulmuştur ve eşitliği aşağıdaki gibidir:

$$Y_t = L_t + N_t \quad (2.101)$$

Yukarıdaki eşitlikte doğrusal bileşen L_t ile doğrusal olmayan bileşen de N_t ile ifade edilmiştir. Bu bileşenler ilgili iktisadi değişkenden elde edilmektedir. Öncelikle, ARIMA yöntemi ile doğrusal bileşen tahmin edilir. Doğrusal modelden elde edilen artıklar yalnızca doğrusal olmayan ilişkilere sahip olmaktadır. Artıklar, gerçek değerler ile öngörülen değerlerin farklarından şu şekilde elde edilir.

$$e_t = Y_t - \hat{L}_t \quad (2.102)$$

Artıklar, doğrusal yapıya ilişkin tahmin edilen modelin yeterliliğinin belirlenmesinde oldukça önemlidir. Yeterlilik şartında artıkların doğrusal korelasyon içermemesi gerekir. Sonraki aşamada ise doğrusal olmayan yapı için artıklar YSA ile modellenir.

$$\hat{e}_t = f(e_{t-1}, e_{t-2}, \dots, e_{t-n}) + \epsilon_t \quad (2.103)$$

YSA'ya girdi olarak alınan artıklardan ve gerçek değerlerin çıktısından yola çıkarak, hibrit modele ait öngörü değerleri elde edilir. İleri beslemeli ağlara ilişkin tahminlerde Zhang'ın hibrit modelinden yararlanılır (Babu ve Reddy, 2014).

2.8.2. Khashei ve Bijari'nin Hibrit Modeli

Khashei ve Bijari tarafından 2010 yılında ele alınan model, ARIMA yöntemi ve ileri beslemeli YSA'ya endeksli bir hibrit modeldir. Bu modelde ARIMA'dan elde edilen artık değerler ile gerçek verinin geçmiş değerlerinin tamamı YSA'ya girdi olarak ve gerçek değerlerde çıktı olacak şekilde tahmin gerçekleştirilir. Bu model, İngiliz Sterlini ile Amerikan Doları döviz kuru kümelerine uygulanmıştır (Khashei ve Bijari, 2010). 2011 yılında yine aynı yazarlar ikinci hibrit modeli geliştirmişlerdir. İlkinden farkı, girdi kümesine ARIMA'nın tahmin değerleri de eklenmiştir.

2.8.3. Roh'un Hibrit Modeli

Otoregresif koşullu değişen varyans modelleri ile yapay sinir ağı modellerinin birleşimini içeren modellerdir. Roh (2007) tarafından önerilen bu sistemde, öncelikle dikkate alınan

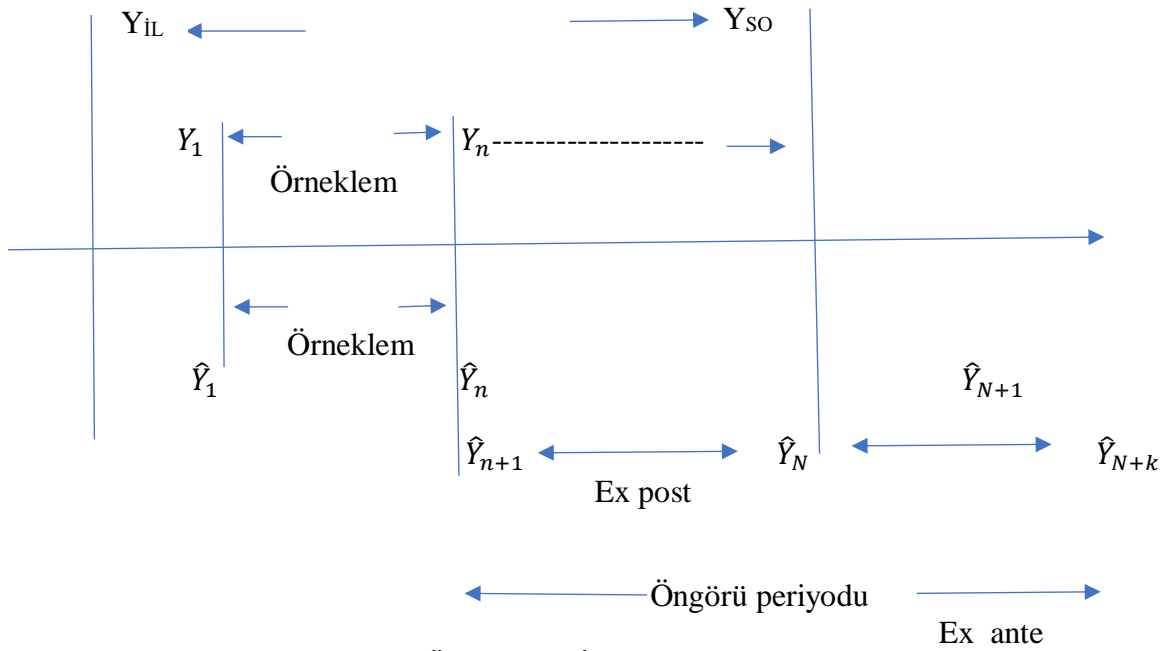
zaman serisi otoregresif koşullu değişen varyans modelleri ile tahmin edilir. Daha sonra bu tahmin modelinin teorik değerleri, yapay sinir ağında girdi olarak kullanılır. Bu yöntem ile YSA algoritmasının öğrenme süreci kolaylaştırılarak oynaklığın daha iyi öngörülmesi amaçlanır.

2.8.4. Bildirici ve Ersin'in Modeli

Bildirici ve Ersin (2014) tarafından geliştirilen yapı, Markov rejim değişimine dayalı otoregresif koşullu değişen varyans modelleri, Markov rejim değişim modelleri, eşik ve geçiş regresyon modelleri ile yapay sinir ağı modellerinin birleşimini içeren modellerdir. Bu yapıda da diğer yapıya benzer şekilde, başlangıçta zaman serisi modelleri tahmin edilerek modelde yer alan katsayılar tahminin hata terimi ile çarpılır. Bu değerler yapay sinir ağında girdi olarak kullanılır. Bu yapıdaki hibrit modeller özellikle doğrusal olmayan zaman serilerine ilişkin oldukça başarılı öngörü performansı vermektedir.

2.9. ÖNGÖRÜ

Günümüz şartlarında yaşanan gelişmeler her alanda oluşan karmaşıklık ve belirsizlik, geleceğe ilişkin doğru ve tutarlı öngörülerin yapılmasını gerektirmektedir. Çalışma açısından ele alındığında, karar alıcıların politika hedeflerini oluşturmalarında iktisadi serilerin öngörülerini önem arz etmektedir. Bu açıdan doğrusal modelleme dışında doğrusal olmayan modelleme ve hibrit modellemenin makroekonomik değişkenler açısından öneminin yanısıra, öngörü bakımından da bazı önemli avantajlar bulunmaktadır. Çalışmada üzerinde durulan modellerin öngörü performanslarının karşılaştırmalı olarak ortaya konulması, hibrit tekniklerin iktisadi değişkenler açısından kullanımının nasıl daha iyi sonuçlar verdiği sorusuna cevap vermektedir. Bu şekilde yüksek öngörü yeteneğine sahip olan hibrit tekniklere dayalı modellerin, farklı zaman serisi özellikleri gösteren seriler üzerinde denenmiş olacaktır. Zaman serisi modelleri açısından öngöründe geçmiş dönem değerleri kullanılır. Ek olarak, öngörü performanslarının ölçülmesinde birtakım ölçüm yöntemleri vardır. Model kurulduktan sonra, öngörü için zaman ve çaba harcanmasına ilişkin önemli avantaj da bulunmaktadır. Sonuç olarak, nokta ve aralığa dayalı öngörü elde edilebilir. Şekil 7'de öngörü ile ilgili bazı kavramlara yer verilmiştir.



Şekil 7: Öngörü ile İlgili Bazı Kavramlar

Ele alınan veri kümesi Y_{ilk} ve Y_{son} arasındaki gözlemleri kapsamaktadır. Y_{ilk} verinin elde edilmeye başlandığı ilk tarih ve Y_{son} verinin elde edildiği son tarihi gösterir. Örnekleme boyutu Y_1 ile Y_n arasındaki değerleri kapsar. Tahmin modeli ve örneklem içi öngörü yapılacak dönemdir. Modelden elde edilen tahmin aralığı \hat{Y}_1 ile \hat{Y}_n arası olacaktır. Bu aralık aynı zamanda örneklem için öngörü de verir. Öngörü dönemi, ex post ve ex ante olarak ikiye ayrılmaktadır. Ex post öngörü, gerçek veri kümesinin yer aldığı dönem içinde gerçekleştirilen öngördür. Bu şekilde modelin doğruluğu hesaplanabilir. Ex ante öngörü ise gerçek bir veri değeri vermez ve bu nedenle doğrulayıcı veri ve bilgi elde edilmesi mümkün olmamaktadır. Ex post öngörünün performansı tatmin edici ise, bu öngörüdeki gözlemler modele dahil edilerek yeniden model kurulması ile ex ante öngörü performansı artırılabilir. Bu sonuca son eklenen ex post öngörü değerinin ex ante öngörü değeri ile yüksek korelasyonlu olması nedeniyle varılmıştır (DeLurgio, 1998, 210). Öngörü performansının doğruluğu ve tutarlılığı için bazı performans ölçütleri kullanılır. Bu ölçütlerden bazılarını Tablo 1’de yer verilmiştir.

Tablo 1 : Öngörü Performans Ölçütleri

Ölçüt	Formül
MAE (Ortalama Mutlak Hata)	$\frac{\sum_{t=1}^n e_t }{n}$
MAPE (Mutlak Yüzde Hata Ortalaması)	$\frac{\sum_{t=1}^n \frac{ e_t }{Y_t}}{n}$
MSE (Ortalama Kare Hata)	$\frac{\sum_{t=1}^n e_t^2}{n}$
RMSE (Kök Ortalama Kare Hata)	$\sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n e_t^2}{n}}$
U (Theil'in Eşitsizlik Katsayısı)	$\frac{\sqrt{\sum_{t=1}^n [(\hat{Y}_t - Y_t)/n]}}{\sqrt{\sum_{t=1}^n \hat{Y}_t^2/n} \sqrt{\sum_{t=1}^n Y_t^2/n}}$

Karşılaştırmalı olarak birkaç göreceli hata değeri ele alınacaksa, MSE ve RMSE değerlerinden ziyade, MAE tercih edilir. Bununla birlikte, hata değerlerinin büyüklükleri benzer ise MSE veya RMSE tercih edilir. Diğer yandan, öngörü performansları karşılaştırılan modellerde farklı frekans veya büyüklükteki veriler için MAPE kullanılmalıdır. Theil'in eşitsizlik katsayısının ise "0" değerini alması, mükemmel uyumu gösterir. Ancak bu genel olarak teorik anlamda mümkün olur iken, "0.55'in altındaki U değerine sahip modeller genel olarak iyi öngörü sağlayan model olarak değerlendirilir (Lindberg, 1982:369).

2.10. HİBRİT MODELLERE YÖNELİK ÇALIŞMALAR

Literatürde geleneksel Box-Jenkins olarak bilinen ARIMA modelleri; ürün ve hizmet fiyatları, konut fiyatları, borsa ve satış verileri, meteorolojik ve coğrafik değişken değerleri vb. gibi farklı zaman serisi verilerinin öngörüsü için uygulanmıştır. Bu modeller, belirli bir yapıdaki verilerin dinamiklerini anlamaya olanak sağlayabilir. Box-Jenkins modelleri açısından, zaman serisi yöntemlerinin geçerliliği adına veri grubunda

birtakım şartların sağlanması gerekli olduğundan, öngörü performansları kısıtlıdır. Bu açıdan yapay sinir ağları, destek vektör makineleri, derin öğrenme, bulanık mantık ve genetik algoritmalar gibi bilgi tabanlı zeka yöntemleri sosyal bilimlerde birçok değişkenin öngörüsünde kullanılmaya başlanmıştır.

ARIMA modellerinde meydana gelen değişen varyans sorununu çözmek için gerçekleştirilen otoregresif koşullu değişen varyans modelleri de, öngörü için özellikle oynaklık durumlarında kullanılmaktadır. ARCH-GARCH ailesi ve türevleri olarak geçen bu modellerde de, öngörü performansının tutarlılığını arttırmak için literatüre son dönemde giren Markov rejim değişimine dayalı otoregresif koşullu değişen varyans modelleri önem kazanmıştır (MS-GARCH).

Son dönemlerde iktisadi değişkenlerin yapısı gereği doğrusal olmayan modellerde öngörü de oldukça önem kazanmıştır. Özellikle eşik ve geçiş modelleri ile Markov rejim değişimine dayalı modeller, geleneksel zaman serisinin yakalayamadığı öngörü başarısını doğrusal olmayan seriler için yakalamıştır.

YSA'ların özellikle sosyal bilimlere ilişkin çalışmalar bazında değerlendirildiğinde; iktisadi değişkenler için talep, arz, fiyat, maliyet, döviz kuru, enflasyon, hisse senedi, endeks tahmini, getiri gibi birçok çalışmada uygulandığı görülmektedir. Uygulamalarda yapılan karşılaştırmaların tamamına yakınında YSA yönteminin daha güvenilir ve tutarlı sonuçlar verdiği elde edilmiştir.

Günümüzde özellikle iki ya da daha fazla modellerin birleştirilmesi ile oluşturulan hibrit modellerin, tek başına kullanılan modellere göre daha iyi sonuçlar verdiği görülmektedir. İktisadi literatürde yer alan hibrit çalışmalardan bazıları fazla yer işgal etmemek amacıyla küçük yazı modunda aşağıda özetlenmiştir:

Tang ve Fishwick (1993) farklı zaman serisi özelliklerine sahip 14 makroekonomik değişken için ARIMA ve YSA öngörülerinde bulunmuşlardır. Analizlere göre kısa zaman dönemini içeren değişkenlerde ARIMA-YSA hibrit yapısının oldukça başarılı sonuçlar elde etmiştir. Luxhoj vd. (1996) bir firmaya ilişkin 24 aylık satış tahmini amacıyla ARIMA- çoklu regresyon ve YSA dan oluşan hibrit model yaklaşımını kullanmışlardır (Luxhoj, Riis, & Stensballe, 1996).

Tseng v.d. (2002) Taywan'da makine endüstrisi toplam üretim değeri ve Montgomery'den alınan alkolstüz içeceklerin satış hacmi için mevsimsel yapı içeren SARIMA ve YSA ile öngöründe bulunduktan sonra mevsimsel zaman serisine uygun hibrit modellerden SARIMABP (mevsimsel geri beslemeli yapay sinir ağı) ile öngöründe bulunmuşlardır. Bu yöntemler arasında SARIMABP modelinin ortalama kare hatası (MSE), ortalama mutlak hata (MAE) ve ortalama mutlak yüzde hatası (MAPE) en düşük olarak saptanmıştır. SARIMABP modeli ayrıca gerçek zaman serilerinin belirli önemli dönüm noktalarını da yakalayabilmiştir.

Zhang (2003)'te 1980-1993 yılları için haftalık pound/dolar kuru verilerini ele alarak ARIMA, YSA ve ARIMA-YSA modelleri öngörüsünde bulunmuştur. Zhang geliştirdiği hibrit model yöntemi ile öngöründe önemli uyum yakalamıştır. Kamruzzaman ve Sarker

(2003) Avustralya dolarına karşılık 6 farklı para birimine ilişkin kurların 1997-2001 dönemi aylık olacak şekilde öngörmüşlerdir. Değişkenler için geleneksel ARIMA modeli sonrasında Standart Geri Yayılım (SBP), Ölçekli Eşlenik Gradyan (SCG) ve Bayes Düzenlenmesi ile Geri Yayılım (BPR) kullanan üç Yapay Sinir Ağı (YSA) tabanlı öngörü geliştirilmiştir. Tüm YSA tabanlı modeller, ARIMA modelinden daha iyi performans göstermiştir. SCG tabanlı yapay sinir ağı modelin en başarılı öngörü performansı gösterdiği tespit edilmiştir.

Kumar ve Thenmozhi (2004), Hindistan Borsası'na ait NIFTY hisse senedi endeksi vadeli işlem getirilerinin öngörüsü, geri beslemeli ve tekrarlayan yapıli sinir ağı modeli ve doğrusal bir ARIMA modeli kullanılarak yapılmıştır. Farklı modellerin karşılaştırılması açısından, NIFTY endeksi vadeli işlemleri için geri beslemeli sinir ağı modelinin, tekrarlayan yapıli sinir ağı ve geleneksel ARIMA modellerinden daha iyi performans gösterdiğini göstermektedir. Ayrıca, tekrarlayan yapıli sinir ağı modelleri, geleneksel ARIMA modellerinden daha iyi performans göstermiştir.

Ghiassi v.d. (2005), Ocak 1949 - Aralık 1960 dönemine ait bir hava yolu şirketinin toplam yolcu sayısı, 100 dk boyunca bir internet sunucusunda her dakika oturum açan 100 kullanıcı sayısı (durağan olmayan seri), Ocak 1963 - Aralık 1972 dönemleri arasında baskı ve yazı kağıdı için toplam endüstri satışları (mevsimsel seri), Ocak 1986'dan Ekim 1996'ya kadar aylık kirlilik ekipmanlarına ilişkin sevkiyat sayısı (varyansta durağan olmayan seri) serileri için geleneksel ARIMA-SARIMA, YSA, hibrit ve de dinamik YSA öngörülerinde bulunmuşlardır. Geleneksel YSA ve ARIMA modelleri ile karşılaştırıldığında dinamik YSA'nın daha iyi performans gösterdiği tespit edilmiştir. Zaman serisinin farklı özelliklerinde en iyi öngörü performansı dinamik YSA modeli ile olmuştur.

Mellit v.d. (2005) 1991–2000 yılları arasında günlük olarak Cezayir'deki 60 meteoroloji istasyonundan günlük küresel güneş radyasyon verileri ele alınarak AR/MA, YSA ve MS ve hibrit modeller ile tahminler gerçekleştirilmiştir. Elde edilen sonuçlar, MS-YSA hibrit modelinin Cezayir'deki herhangi bir yer için günlük güneş radyasyonu verilerinin öngörüsünde girdi olarak irtifa, boylam ve enlem kullanılarak başarıyla kullanılabileceğini belirtmiştir.

Aslanargun v.d. (2007), Ocak 1984 - Aralık 2003 dönemleri için aylık Türkiye'ye gelen turist sayıları öngörüsünde bulunmak için SARIMA, YSA, çok katmanlı YSA, radyal tabanlı YSA ve bu modellerin hibrit kombinasyonları ele alınmıştır. Öngörü performansları sonucunda, doğrusal olmayan bileşenlere sahip model olan SARIMA-radyal tabanlı YSA'nın en iyi performansı verdiği elde edilmiştir.

Bo v.d. (2007), Temmuz 1996-Mayıs 2006 günlük Goldman Sachs Emtia Endeksi (GSCI) vadeli işlem fiyatlarının öngörüsü için ARCH ailesi modellerini ve YSA modelini birleştiren bir hibrit model önermişlerdir. Ampirik sonuçlar, hibrit ARCH(1)-M-YSA modelinin RMSE, MAPE, Theil U sonuçları ARIMA, ARCH(1), GARCH(1,1), EGARCH(1,1) ve ARIMA-YSA modellerinden üstün olduğunu göstermiştir.

Zou v.d. (2007) Çin piyasasındaki tahıl fiyatlarının öngörüsü için Ocak 1996 – Haziran 2005 dönemi için ARIMA, YSA ve hibrit modellerinin öngörü performansını karşılaştırmıştır. Ampirik sonuçlar, hibrit modelin öngörü performansı ölçümleri açısından önemli ölçüde başarılı olduğunu göstermiştir. Bununla birlikte, dönüm noktaları ve kar kriterleri söz konusu olduğunda, hibrit modeli, önemli sayıda dönüm noktası yakalamıştır.

Fatıma ve Hussain (2008) Pakistan borsasına ait endeks verileri için kısa dönem öngöründe ARIMA, ARCH/GARCH, YSA ve hibrit yapıları incelemişlerdir. Gerçekleştirilen öngörü sonucunda MSE değerlerine göre ARCH/GARCH-YSA hibrit modeli diğer yapılardan daha iyi öngörü performansında bulunmuştur.

Koutroumanidis v.d. (2009) Yunanistan'da devlet orman çiftlikleri tarafından üretilen yakacak odun satış fiyatlarının öngörüsü için ARIMA, YSA ve hibrit modellerini kullanmışlar ve en iyi öngörü sonuçlarını ARIMA-YSA hibrit modelini kullanarak elde etmişlerdir.

Aladağ v.d. (2009) çalışmalarında, 1821-1934 yılları arasında Kanada'da Mackenzi Bölgesi'nde vaşak tuzaklarına ait veriler için Elman'ın tekrarlayan sinir ağıları (RNN) ve SARIMA modelleri ile bu modellerin kombinasyonu olan hibrit modelini ele almışlardır. Sınırlı veri sayısı olmasına karşın uygulama sonuçları açısından hibrit metot en iyi öngörüye sahip olmuştur.

Faruk (2010) çalışmasında, geleneksel zaman serisi yaklaşımlarının ve yapay sinir ağlarının güçlü yönlerinden yararlanabilen hibrit modeli önermiştir. Önerilen yaklaşım, bir ARIMA metodolojisinden ve ileri beslemeli geri yayımlı ağ yapısından oluşmuştur. Zaman serisi öngörüsü için hibrit yaklaşım, 1996-2004 yılları arasında Büyük Menderes nehrinde su sıcaklığı, bor ve çözünmüş oksijen de

dahil olmak üzere su kalitesi verilerininin 108 aylık gözlemleri kullanılarak test edilmiştir. Spesifik olarak, hibrit modelden elde edilen sonuçlar, karmaşık zaman serilerininin doğrusal olmayan doğasını yakalayabilen ve böylece daha doğru öngörüler üretebilen modelleme çerçevesi sunmaktadır. Bor, çözülmüş oksijen ve su sıcaklığı için hibrit model öngörü değerleri ile gözlemlenen veriler arasındaki korelasyon katsayıları, genel model uygulamalarında tatmin edici olan sırasıyla 0.902, 0.893 ve 0.909'dur. Hibrit modelden elde edilen öngörülen su kalitesi verileri, doğruluk ölçüleri kullanılarak ARIMA metodolojisinden ve sinir ağı mimarisinden alınan verilerle karşılaştırılmıştır. Zaman serisi modellerini ve doğrusal olmayan karakteristikleri tanıma yeteneği sayesinde, hibrit model, su kalitesi öngörüsü için ARIMA ve sinir ağı modellerinden daha başarılı olmuştur.

Merh v.d. (2010) 16 Nisan 2004-16 Nisan 2009 dönemlerini kapsayan Hindistan borsasının gelecekteki endeks değeri ve eğilimini öngörmek için üç katmanlı ileri beslemeli geri yayımlı yapay sinir ağı (YSA) ve otoregresif entegre hareketli ortalamanın (ARIMA) ve hibrit modellerini geliştirme girişiminde bulunulmuştur. SENSEX, BSE IT, BSE Oil ile Gas, BSE 100 ve S&P CNX Nifty hisselerine ilişkin günlük açılış, en yüksek, en düşük ve kapanış fiyatları kullanılarak simülasyonlar yapılmıştır. Bunlar, girdi veri değerleri olarak seçilir ve çıktı, bir sonraki gün ve gelecek trend için SENSEX, BSE IT, BSE Oil ile Gas, BSE 100 ve S&P CNX Nifty'nin tahmini kapanış fiyatıdır. Hibrit modellerin simülasyon sonuçları, YSA tabanlı modellerin ve ARIMA tabanlı modellerin sonuçlarıyla karşılaştırılmıştır. Hibrit modellere ilişkin öngörü sonuçları daha başarılı olarak elde edilmiştir.

Priyadarshini ve Babu (2011) çalışmalarında, Dünya Altın Konseyi'nden elde edilen Haziran 1999'dan Nisan 2010'a kadar aylık ortalama altın getirilerini hibrit model yaklaşımı ile öngörmüşlerdir. Sonuçlar, ortalama aylık altın getirisi için hibrit modelinin öngörüsünün, tüm hata ölçümlerinde geleneksel ARIMA Modeli ve çağdaş YSA modelinden daha iyi performans gösterdiğini ortaya koymuştur.

Bildirici ve Ersin (2011) Türkiye ekonomisinde 1985.01–2008.10 döneminde Fiyat Seviyesinin Mali Teorisi çerçevesinde mali disiplini doğrusal olmayan modeller ile öngörmeye çalışmışlardır. Çalışma kapsamında STAR, LSTAR ile rejim sayısının birden fazla olduğunda MLSTAR, yapay sinir ağları ve stokastik yapay sinir ağı modelleri ile bu modellerin hibrit yapıları ele alınmıştır. RMSE ve MAPE sonuçları MLSTAR-SANN modelinin en başarılı öngörüye sahip olduğunu göstermiştir.

Wang ve Meng (2012), 1980-2008 dönemi aylık veriler ile Çin'deki Hebei eyaletinin enerji tüketimini öngörmek için doğrusal ve doğrusal olmayan modellemede ARIMA ve YSA modellerinin benzersiz gücünden yararlanmak için hem ARIMA hem de ANN modellerini birleştiren bir hibrit metodoloji kullanmışlardır. Sonuçlar, hibrit modelin, ayrı olarak kullanılan modellere göre elde edilen enerji tüketimi öngörü doğruluğunu iyileştirmede daha etkili bir yol olabileceğini göstermiştir.

Xiao v.d. (2012), Tianjin Limanı'nın Ocak 2001'den Aralık 2011'e kadar olan aylık konteyner üretim zaman serisini ele alınarak üretim sayısına ilişkin değerlerin kısa vadeli öngörüsü için otoregresif entegre hareketli ortalamayı (ARIMA) Elman yapay sinir ağı (YSA) ile birleştiren bir hibrit tahmin modeli oluşturmuşlardır. Önerilen yaklaşım, zaman serisini daha iyi tanımlamak için daha kesin karakteristikler çıkarabilmesi için gerçek verilerdeki doğrusal ve doğrusal olmayan modelleri aynı anda dikkate alır. Son olarak, hibrit modelin öngörü sonuçları Tianjin Limanı'nın konteyner çıktısı için ARIMA modeli ve Elman ağı'nın öngörüsünden daha üstün olduğunu göstermiştir.

Kumar ve Thenmozhi (2012) 1 Ocak 2000 ile 31 Mart 2005 arasındaki dönemi kapsayan S&P CNX NIFTY Endeksi için günlük kapanış fiyatları öngörüsü için en doğru sonuçları GARCH-YSA'ya dayalı hibrit modellemeden elde etmişlerdir.

Sanchez v.d. (2013) kömür yakarak elektrik üreten şirketler için SO₂ kirlilik derecesinin öngörüsünü saptamak amacıyla kuzey İspanya'daki kömürle çalışan bir elektrik santralindeki kontrol istasyonundan 2012 yılı boyunca ortalama 5 dakikalık SO₂ konsantrasyonları elde edilmiştir. SO₂ kirliliği olaylarını öngörmek için üç farklı yöntem olan Elman sinir ağları, otoregresif entegre hareketli ortalama (ARIMA) modelleri ve her ikisini birleştiren hibrit yöntem test edilmiştir. Elde edilen sonuçlar, Hibrit yöntemin Elman ağları ve ARIMA modelleri üzerinde daha iyi bir performans gösterdiği yönünde olmuştur.

Priyadarshini (2014) çalışmasında Ocak 2001'den Eylül 2013'e kadar ABD Doları için gelecekteki döviz kurunu öngörmek adına Yapay Sinir Ağı (YSA) ve Otoregresif Entegre Hareketli Ortalama (ARIMA) kullanılarak hibrit modeller geliştirmeye çalışılmıştır. Hibrit modellerin simülasyon sonuçları, YSA tabanlı modellerin ve ARIMA tabanlı modellerin sonuçlarıyla karşılaştırılmıştır. Sonuçlar, ARIMA-YSA modelinin diğer modellere göre daha iyi performans verdiğini MAPE, MAE, RMSE ve MSE gibi standart istatistiksel ölçümlere göre kanıtlanmıştır.

Ruiz-Aguilar v.d. (2014) Ocak 2010- Aralık 2012 döneminde Avrupa Sınır Denetleme Karakolunda denetime tabi olan malların sayısını, hibrit meteoroloji kullanarak öngörmek istemişlerdir. Mevsimsel otoregresif tümleşik hareketli ortalamalar (SARIMA) modelinden elde edilen verilerin yapay sinir ağı modelinde (YSA) entegre edilerek denetim sayısını öngörmeye dayalı bir hibrit metodu önerilmiştir. Bu metod ile uluslararası limanların veya havaalanlarının diğer denetim tesislerinde güçlü bir karar verme aracı haline gelebileceği savunulmuştur.

Jeong v.d. (2014) Güney Kore'de yıllık enerji maliyeti bütçesinin belirlenmesinde önemli bir faktör olan elektrik tüketiminin öngörülmesine ilişkin, SARIMA (mevsimsel otoregresif bütünsel hareketli ortalama) modeli ve YSA (yapay sinir ağı) kullanılarak bir model geliştirilmesi amaçlanmıştır. Bu çalışmada 787 eğitim tesisinden 7 yıllık (2005-2011) elektrik tüketim verileri toplanmıştır. Bu çalışmanın sonucu, önerilen hibrit modelin (SARIMA ve YSA birleştirilerek geliştirilen) öngörü doğruluğunun geleneksel SARIMA ve YSA modeline göre daha iyi olduğu elde edilmiştir. Önerilen yöntemin ve geleneksel yöntemin MAPE'si (ortalama mutlak yüzde hatası) sırasıyla %0.11-0.24 ve %1.23-1.84 olarak belirlendi. Yani önerilen yöntemin geleneksel yöntemle göre daha üstün olduğu belirlenmiştir.

Babu ve Reddy (2014) zaman serisi verilerinin öngörüsü için yeni bir hibrit ARIMA-YSA modeli tasarlamıştır. Literatürde mevcut olan hibrit ARIMA-YSA modellerinin çoğu, uygulanan ARIMA modeli sonrası orijinal ve ARIMA tarafından tahmin edilen veriler arasındaki hatayı doğrusal olmayan bir bileşen olarak kabul eder ve bir YSA kullanarak farklı şekillerde modeller idi. Bu modeller, bireysel modellerden daha yüksek doğrulukla öngörüler vermesine rağmen, modelleri uygulamadan önce verilen zaman serisinin yapısı dikkate alınırsa, öngörü doğruluğunda daha fazla gelişme için alan vardır. Bu çalışmada, hareketli ortalama filtresi kullanılarak oynaklığın yapısı araştırılmış ve ardından uygun bir şekilde bir ARIMA ve bir YSA modeli uygulanmıştır. Simüle edilmiş elektrik fiyat verileri ve borsa verileri gibi deneysel veri setleri kullanılarak, önerilen hibrit ARIMA-YSA modeli, bireysel ARIMA ve YSA modelleri ve bazı mevcut hibrit ARIMA-YSA modelleri çalışmada uygulanmıştır. Bu veri setlerinin tümü, hem bir adım ileri hem de çok adımlı ileri öngörüler için önerilen hibrit modelin daha yüksek öngörü doğruluğuna sahip olduğunu göstermiştir.

Rathnayaka v.d. (2015) Sri Lanka'daki Colombo Menkul Kıymetler Borsası fiyat endekslerini öngörmek için ARIMA-YSA tabanlı yeni bir hibrit yaklaşımı geliştirmenin yanı sıra davranış kalıplarını anlamaya çalışmıştır. Akaike ve Schwarz bilgi kriteri sonuçları, ARIMA (4, 1, 3) ve ARIMA (1, 1, 1) geleneksel yaklaşımlarının sırasıyla ASPI ve SL20 fiyat endekslerini öngörmek için uygun olduğunu ileri sürmüştür. Bununla birlikte, ortalama mutlak yüzde hatası (MAPE) ve ortalama mutlak sapmanın (MAD) model doğruluk testi sonuçları, önerilen yeni ARIMA-YSA hibrit yaklaşımının, yüksek oynaklık altında fiyat endekslerini öngörmeye geleneksel zaman serisi öngörülerinden daha uygun olduğunu öne sürmüştür.

Elwasify (2015) EGX30 endeksinin öngörüsü için diğer çalışmalara benzer olarak ARIMA-YSA hibrit modelinin MAPE ve RMSE performans ölçütlerince ARIMA ve YSA yapısından daha başarılı olduğunu kanıtlamıştır.

Bildirici ve Ersin (2015) 27.07.1995-31.01.2013 tarihleri arasında altın getirisinin oynaklığını öngörmek için GARCH-YSA, MSGARCH-YSA, MSFIGARCH-YSA, MSAPGARCH-YSA, MSFIAPGARCH-YSA modelleri geliştirilmiştir. Öngörü performansları MSE, MAE, RMSE ile ölçülmüştür. Sonuçlar, önerilen hibrit yaklaşımlarının altın piyasasının günlük getirilerindeki oynaklığı öngörmeye modellemesinde iyi performans gösterdiğini göstermektedir.

Yang ve Ma (2016) aylık yeraltı suyu seviyesinin öngörüsü için otoregresif entegre hareketli ortalama (ARIMA) ve radyal tabanlı fonksiyon ağının (RBFN) kombinasyon modeli kullanılmışlardır. Önerilen hibrit model, Çin'in Xi'an kentindeki iki gözlem kuyusu için aylık yeraltı suyu seviyesi dalgalanmalarını öngörmek için uygulanmıştır. Uygulanan modellerin eğitimi için 1998'den 2008'e kadar olan aylık yeraltı suyu seviyesi verileri kullanılmış ve 2009'dan 2010'a kadar olan veriler test için ayrılmıştır. Hibrit modelden elde edilen veriler, doğruluk ölçüleri kullanılarak ARIMA modelinden ve RBFN modelinden gelen verilerle karşılaştırılmıştır. Sonuç olarak, önerilen hibrit modelin en doğru öngörü yeteneğine sahip model olduğu tespit edilmiştir.

Hajirahimi ve Khashei (2016) çalışmalarında, bir dizi hibrit model oluşturmak için sırasıyla en önemli doğrusal istatistiksel ve doğrusal olmayan akıllı modeller olan otoregresif entegre hareketli ortalama (ARIMA) ve yapay sinir ağları (YSA) seçilmiştir. Bu şekilde, finansal piyasalarda sınırlamalarını kaldırmak ve öngörü doğruluğunu geliştirmek için ARIMA ve YSA modellerinin kombinasyon mimarisi sunulmuştur. Dow Jones Endüstriyel Ortalama Endeksinin (DJIAI) açılış, Shenzhen Entegre Endeksinin (SZII) kapanış ve S&P 500 endeksinin kapanış dahil olmak üzere üç tür veri setlerinin öngörüsüne ilişkin ampirik sonuçlar hibrit modellerin bu alanlarda üstün sonuçlar üretebileceğini göstermiştir.

Camara v.d. (2016) ABD'nin Ocak 1973'ten Haziran 2015'e kadar olan üçer aylık enerji tüketimini öngörmeyi amaçlamışlardır. Mevsimsellik özelliği gösteren seri için SARIMA ve YSA uzantılı hibrit modelin yüksek öngörü performans başarıları elde edilmiştir.

Paksoy (2017) BİST 27.7.1995 – 31.12.2014 dönemine ait günlük altın kapanış fiyatlarının markov zinciri ve yapay sinir ağıları modelleri ile hibrit yapıya dönüştürerek öngörüsünü incelemiştir. Önerilen hibrit modelde altının getiri yönü, geçmiş dönemlere dayalı altın fiyatının yapısına göre öngörülme çalışılmaktadır. Çalışmaya ilişkin elde edilen bulgular, altın getirisinin seyriyle alakalı anlamlı bilgiler sunmuştur.

Xiong ve Lu (2017) çalışmalarında yazılım ve bilgi hizmetleri sektöründe hem ana kart pazarı hem de büyüyen işletme pazarından oluşan dört ayrı hisse senedini öngörmek için teknik göstergeleri içeren yeni bir hibrit ARIMA-BPYSA modeli önerilmiştir. Deney sonuçları, önerilen yöntemin ARIMA, BPYSA ve Khashei ile Bijari'nin hibrit modellerinden her bir seri için sırasıyla %78.79, %72.73, %59.09 ve %66.67 olmak üzere daha iyi bir adım ileri öngörü doğruluğu sağladığını göstermiştir.

Mooeni ve Bonakdari (2017) Ekim 1980'den Eylül 2011'e kadar Batı İran'daki Jamishan baraj rezervuarına aylık girişini öngörmeyi amaçlamıştır. Buna göre SARIMA, YSA ve bu modellerin hibrit yapısı karşılaştırılmıştır. Öngörü periyodu uzunluğunun değiştirilmesinin modellerin doğruluğu üzerindeki etkisi incelenmiştir. SARIMA model parametrelerinin sayısının beşe kadar artırılmasının sonuçları, daha doğru öngörüler elde etmek için araştırılmıştır. Hibrit model, su taşkın akışlarını bireysel modellerden çok daha iyi öngörmüştür, ancak SARIMA temel akışı öngörmede diğer modellerden daha iyi performans göstermiştir. Elde edilen sonuçlar, hibrit modelin genel öngörü hatasını YSA ve SARIMA modellerine göre daha fazla azalttığını göstermiştir. Öngörü süresi boyunca hibrit, YSA ve SARIMA modellerinin belirleme katsayısı 0.72, 0.64 ve 0.58 ve ortalama kare hata değerleri sırasıyla 1.02, 1.16 ve 1.27 olarak elde edilmiştir.

Safari ve Davallou (2018) Ocak 2003'ten Eylül 2016'ya kadar olan dönemde aylık OPEC ham petrol fiyatlarını öngörmeyi amaçlamışlardır. Bu çalışmada veri yapısına ilişkin üstel yumuşak geçişli otoregesif modeli (ESTAR), otoregresif entegre hareketli ortalama modeli (ARIMA) ve YSA ve bu modellerin hibrit yapısı ele alınmıştır. Ham petrol fiyatları gibi ekonomik ve finansal zaman serilerinde doğrusal ve doğrusal olmayan modellerin teşhisi açısından hibrit model yapıları oldukça önemlidir. Nitekim bulgular öngöründe en başarılı performansın ESTAR-YSA modeli olduğunu göstermiştir.

Büyükşahin ve Ertekin (2020) İngiliz sterlini ile ABD doları arasındaki döviz kurunun, 1980- 1993 yılları arası haftalık değişimi ve Türkiye gün içi elektrik piyasası fiyatının Temmuz 2015- Aralık 2017 arasında günlük ortalama değerleri değişkenlerinin öngörü performansının artırılması hedeflenmiştir. Geliştirilen öznelikli ARIMA-YSA hibrit modelinin mevcut kabul görmüş yöntemlere kıyasla daha başarılı sonuçlar elde edildiği görülmüştür.

Metin v.d. (2020) Eylül-1992 ve Temmuz-2019 dönemleri itibariyle petrol fiyatlarındaki oynaklığı çok değişkenli GARCH tipi modellerden elde edilen oynaklık değerlerinin YSA'da çıktı katmanı olarak yer almasıyla oluşturulan hibrit yapısı ile ele almışlardır. Hibrit modeller ile elde edilen öngörüler için en iyi performansa sahip model Dinamik Koşullu Korelasyon (DCC-MGARCH) ve Çok Katmanlı Algılayıcı Modeller (MLP) olmuştur.

Özbey ve Paksoy (2020) BİST 100 Endeks getirisine ilişkin oynaklık öngörüsü için hibrit modellerinin öngörü başarısını, bileşenlerinin öngörü başarıları ile karşılaştırmışlardır. Karşılaştırmalarda Hata Kareleri Ortalaması ve Mutlak Sapma Ortalaması kriterleri kullanılmıştır. Her iki kritere göre, GARCH-YSA hibrit modeli en iyi performansı sergilemiştir.

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

TÜRKİYE EKONOMİSİNDE FARKLI ZAMAN SERİSİ ÖZELLİKLERİ GÖSTEREN MAKROEKONOMİK DEĞİŞKENLERİN HİBRİT YAPIYA DAYALI ÖNGÖRÜ PERFORMANSLARININ KARŞILAŞTIRILMASI

3.1. YÖNTEM

Bu bölümde, ilk bölümde tanıtılan ve zaman serilerine ilişkin farklı özellikleri içeren stokastik ve/veya deterministik trend, stokastik ve/veya deterministik mevsimsellik, yapısal kırılma, oynaklık ve doğrusal dışı özellikler sergileyen geleneksel zaman serisi modelleri, yapay sinir ağı modelleri ve birden fazla modelden oluşan hibrit yapıya ilişkin uygulamalar ele alınmıştır. Bu amaçla, Türkiye ekonomisine ait ve tespit edilen özelliklere sahip 7 ayrı makroekonomik yapıdaki zaman serisi incelenmiştir. Uygulamalarda başta MATLAB ve R Studio olmak üzere, Gauss, WinRATS ve E-Views programları ve bu programlara dahil olan eklentiler kullanılmıştır.

Serilerin tamamı birliktelik açısından Ocak 1997 - Ekim 2020 dönemlerinde aylık olarak seçilmiş, son 10 ay (Ocak 2020 - Ekim 2020) dönem içi öngörü olarak ele alınmış ve gerçek seri ile öngörü performansı karşılaştırılmıştır. İlk olarak ele alınan seri BIST 100 endeksi getirisidir. Bu seri oynaklık modellemesi içerisinde ARCH/GARCH ve türevi modelleri, Markov rejimine dayalı ARCH/GARCH ve türevi modelleri, yapay sinir ağı modelleri ve hibrit yapıya sahip modeller ile karşılaştırılmıştır. Oynaklık başlığı altında ele alınan bir diğer değişken net dış borç stoku serisi olmuştur. Bu seri direkt oynaklık özelliği göstermese de uygun ARIMA modelleri içerisinde bazı tahmincileri değişen varyans içerdiği için ARCH/GARCH ve türevi modelleri ile ele alınmıştır. Net dış borç stoku, BIST 100 endeksi getirisinden farkı yapısal kırılma altında fark durağandır. İlgili seri Markov rejimine dayalı ARCH/GARCH ve türevi modelleri, yapay sinir ağı modelleri ve hibrit yapıya sahip modeller ile karşılaştırılmıştır. Üçüncü olarak işsizlik oranı mevsimsellik altında SARIMA ve PAR modelleri, eşik değerli rejim değişim modelleri (TAR, STAR ve türevleri), Markov rejim değişim modeli, yapay sinir ağları ve hibrit modeller ele alınarak değerlendirilmiştir. Bir başka mevsimsellik içeren seri ise ihracat serisidir. İhracat serisi, farklı olarak deterministik mevsimsellik içermektedir. Düzeyde durağan olan seri için SARIMA, eşik değerli rejim değişim modelleri (TAR, STAR ve türevleri), Markov rejim değişim modeli, yapay sinir ağları ve hibrit modeller

karşılaştırılmıştır. Sonrasında enflasyon ve reel para arzı serileri ele alınmıştır. Para arzı serisi, doğrusal ve durağan özellik gösterdiği için ARMA modeli, yapay sinir ağı modeli ve hibrit model performansı karşılaştırılmıştır. Enflasyon serisi ise doğrusal dışı yapı gösterdiği için eşik değerli rejim değişim modelleri, Markov modeli, yapay sinir ağı ve hibrit modeller ele alınarak değerlendirme yapılmıştır. Bu iki seriden farklı olarak reel efektif döviz kuru deterministik trende sahip olup, model tahminleri aynı süreci işlemiştir. Son olarak ele alınan seri, doğrudan yabancı yatırımlar serisi olup durağan ve doğrusal olmayan bir yapı ele alınıp ARMA, eşik değerli ve markov rejim değişim modelleri ile yapay sinir ağı ve buna dayalı hibrit yapı karşılaştırılmıştır. Ele alınan 7 makroekonomik değişkene ait saptanan zaman serisi özelliklerine Tablo 2’de yer verilmiştir.

Tablo 2: Kullanılan Makroekonomik Değişkenlerin Özellikleri

Seri	Trend	Mevsimsellik	Durağanlık	Yapısal Kırılma	Doğrusallık	Doğrusal Dışı Durağanlık	Oynaklık
BIST 100 Endeks Getirisi	Anlamli Değil	Anlamli Değil	Durağan	Yapısal kırılmalar altında durağan	Doğrusal	-	Anlamli
Net Dış Borç Stoku	Anlamli Değil	Anlamli Değil	Fark Durağan	Yapısal kırılmalar altında fark durağan	Doğrusal	-	Anlamli
İşsizlik Oranı	Stokastik	Periyodik	Durağan	Yapısal kırılmalar altında fark durağan	Doğrusal dışı	Doğrusal dışı durağan	Anlamli değıl
İhracat	Stokastik ve Deterministik	Deterministik	Durağan	Yapısal kırılmalar altında durağan	Doğrusal dışı	Doğrusal dışı durağan	Anlamli değıl
Enflasyon	Stokastik	Anlamli Değil	Durağan	Yapısal kırılmalar altında durağan	Doğrusal	-	Anlamli değıl
Reel Efektif Döviz Kuru	Deterministik	Anlamli Değil	Durağan	Yapısal kırılmalar altında fark durağan	Doğrusal dışı	Doğrusal dışı durağan	Anlamli değıl
Reel Para Arzı	Stokastik ve Deterministik	Anlamli Değil	Durağan	Yapısal kırılmalar altında durağan	Doğrusal	-	Anlamli değıl

Özetlemek gerekirse, uygulama aşamasında öncelikle zaman serisinin sahip olduğu özellikler uygun testler ile belirlenerek tanımlama aşaması tamamlanmıştır. İkinci olarak zaman serisi için uygun modeller oluşturulup parametreler tahmin edilmiştir. Elde edilen tahmin sonucunda uygun olması beklenen modeller için ekonometrik sorun olup olmadığı kontrol edilmiştir. Sonrasında uygun modeller için öngörü değerleri elde edilmiştir. Son olarak, öngörü performans ölçütlerine göre karşılaştırılan modellerden en uygun model belirlenip, serinin gerçek değerlerinin ne derece başarılı öngörüldüğü karşılaştırılmıştır.

Tezin giriş kısmında belirtildiği gibi bu çalışmanın temel hipotezi, hibrit yapıların zaman serileri analizinde öngörü modelleri içerisinde en başarılı model olabileceği yönünde olduğundan, yapay sinir ağlarına dayalı hibrit tekniklere de modelleme aşamasında yer verilmiştir.

3.2. BIST 100 ENDEKS GETİRİSİ İÇİN OYNAKLIK MODELLEMESİ

Özellikle finansal piyasalar açısından artan risk, piyasaların bu şartlar karşısında finansal araçları doğru fiyatlandırabilmesi adına uygun ve doğru belirlenmiş bir risk ölçütünün önemini gün yüzüne çıkarmıştır. Risk genel olarak finansal ekonomide getirilerin olasılık dağılımının standart sapması olarak tanımlanır. Tanımdan hareketle, oynaklık bir varlıktan veya finansal araçtan elde edilmesi beklenen getirilere ilişkin belirsizliği ifade eder (Hull, 2006: 758). Yine oynaklık, belirli bir dönemde finansal piyasalarda yaşanan değişimin ölçütü olarak da ifade edilir. Finansal piyasada oynaklığın 1980’li yıllarda büyük ölçüde arttığı gözlenmiştir. 1987’nin sonlarına doğru hisse senedi fiyatlarındaki keskin çöküş dikkat çekerken, pek çok yatırımcı ve analizci ilgili dönemde döviz kuru oynaklığının da hisse senedi kadar yükseldiğini düşünmüştür (Akay ve Çınar, 2006:2).

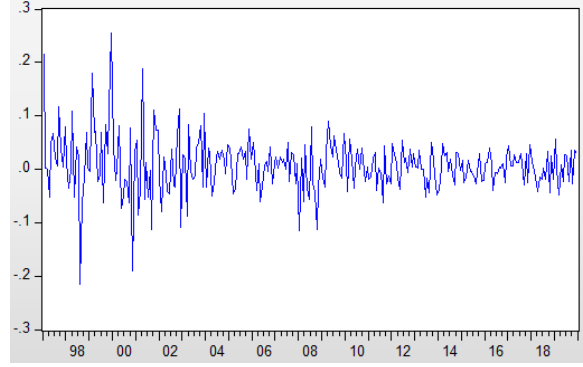
Finansal bir zaman serisi üzerinde oynaklık birkaç saat gibi anlık ve kısa süreli veya 10-15 yıl gibi uzun süreli etki gösterebilmektedir. Eğer piyasada yaşanan gelişmeler sıklık gösterir ve seri bu gelişmelere ilişkin yüksek sıklığa sahip ise kazanç oynaklığı oluşturur. Buna karşılık, düşük sıklıktaki oynaklık ise ekonomik ve politik değişimlerden kaynaklanmaktadır. Makroekonomik açıdan düşük sıklıkta yinelenen veriler düşük dalgalanmaları, yüksek sıklıktaki veriler yüksek dalgalanmaları ifade etmektedir (Sevüktekin ve Çınar, 2006:244). Bu açıdan piyasada yaşanan gelişmeler ve yatırımcıların önemli zararlar ile karşılaşması oynaklık kavramının ve bunun hesaplanmasının önemini ortaya koymaktadır.

Çalışmada BIST 100 endeks serisi Ocak 1997 ile Ekim 2020 dönemleri arasında kapanış fiyatları ele alınmıştır. 2020 Ocak ile 2020 Ekim dönemi öngörü için kullanılmıştır. 1997 yılında yılbaşında endeks değişikliğiyle hesaplanan değerden iki sıfır atılmıştır. Buradaki amaç, sıfırın atılmasıyla piyasanın ucuz görünmesiyle sermaye akımının artırılmasıdır. Dolayısıyla başlangıç dönemi 1997 olarak alınmıştır. Seride endeksin getirisi hesaplanmış ve getiri serisi için şu formül kullanılmıştır:

$$r_t = 100[\ln(P_t) - \ln(P_{t-1})] \quad (3.1)$$

Burada r_t getiri, P_t ise t zamanındaki kapanış değerini ifade etmektedir.

Getiri serisi zaman yolu grafiği Şekil 8'deki gibidir. Şekil incelendiğinde, getiri serisinin yaklaşık sıfır ortalama etrafında saçılım gösterdiği, ancak özellikle 1997-2003 ve 2008-2009 yıllarında getirilerdeki dalgalanmaların arttığı görülmektedir. Dolayısıyla, getiri serisinin belirli bir ortalama etrafında yaklaşık olarak sabit bir saçılım göstermesi serinin durağan olabileceği hakkında fikir vermektedir.



Şekil 8: Getiri Serisi

Getiri serisi için gerçekleştirilecek olan geleneksel birim kök testlerinden önce, seride stokastik ve deterministik trendin varlığı ele alınmış ve Tablo 3'de denklem sonuçlarına yer verilmiştir. Elde edilen tahminlere göre hem deterministik hem de stokastik trend anlamlı sonuçlar vermediğinden, seride herhangi bir trendin olmadığı belirlenmiştir.

Tablo 3: Getiri Serisi İçin Stokastik ve Deterministik Trend Denklemleri

I. Denklem - Stokastik Trend (Bağımlı Değişken:R)			
Değişken	Katsayı	t İstatistiği	Olasılık Değeri
C(Sabit)	0.007	2.242	0.026
R(-1)	-0.021	-0.367	0.714
II. Denklem - Deterministik Trend (Bağımlı Değişken:R)			
Değişken	Katsayı	t İstatistiği	Olasılık Değeri
C(Sabit)	0.017	2.874	0.004
@Trend	-0.000001	-1.925	0.055
III. Denklem - Deterministik ve Stokastik Trend (Bağımlı Değişken:R)			
Değişken	Katsayı	t İstatistiği	Olasılık Değeri
C(Sabit)	0.015	2.504	0.013
R(-1)	-0.031	-0.544	0.587
@Trend	-0.000057	-1.598	0.111

Daha sonra, getiri serisinin korelogramı Şekil 9'daki gibi çizilmiştir. Serinin korelogramı incelendiğinde, Q-Stat istatistiği olasılık değerlerinin anlamsız olduğu ve modelin durağan olduğu söylenebilir. Bir sonraki aşamada da serinin birim kök testi araştırılmış

ve uygulanan geleneksel birim kök testi sonuçlarına Tablo 4'te yer verilmiştir. Getiri serisi düzey değerlerinde ADF, PP ve KPSS testlerine göre durağan olup birim kök içermemektedir. Bir sonraki aşamada da serinin birim kök testi araştırılmış ve uygulanan geleneksel birim kök testi sonuçlarına Tablo 4'te yer verilmiştir. Getiri serisi düzey değerlerinde ADF, PP ve KPSS testlerine göre durağan olup birim kök içermemektedir.

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1	-0.022	-0.022	0.1381	0.710	
2	0.003	0.003	0.1410	0.932	
3	0.071	0.072	1.5749	0.685	
4	0.004	0.007	1.5787	0.813	
5	-0.060	-0.061	2.5989	0.762	
6	-0.005	-0.013	2.6052	0.857	
7	-0.017	-0.018	2.6923	0.912	
8	-0.037	-0.029	3.0741	0.930	
9	0.056	0.057	3.9804	0.913	
10	0.060	0.063	5.0201	0.890	
11	-0.077	-0.072	6.7221	0.821	
12	0.032	0.018	7.0269	0.856	
13	-0.020	-0.031	7.1392	0.895	
14	-0.135	-0.124	12.477	0.568	
15	-0.014	-0.015	12.537	0.838	
16	-0.103	-0.107	15.672	0.476	
17	-0.028	-0.009	15.907	0.530	
18	0.057	0.062	16.887	0.531	
19	-0.112	-0.127	20.624	0.358	
20	-0.060	-0.065	21.701	0.357	
21	0.036	0.016	22.089	0.394	
22	0.063	0.060	23.306	0.385	
23	0.025	0.066	23.501	0.432	
24	0.075	0.076	25.229	0.393	
25	0.144	0.136	31.611	0.170	
26	-0.020	0.003	31.735	0.202	
27	0.119	0.092	36.114	0.113	
28	0.010	-0.005	36.145	0.139	
29	-0.129	-0.110	41.340	0.064	
30	0.059	0.071	44.415	0.044	
31	-0.061	-0.081	45.578	0.044	
32	-0.052	-0.043	46.443	0.048	
33	0.038	0.000	46.902	0.055	
34	0.086	0.047	49.237	0.044	
35	0.015	0.013	49.307	0.055	
36	0.040	0.041	49.810	0.063	

Şekil 9: Getiri Serisi Korelogramı

Tablo 4: Getiri Serisi İçin ADF, PP ve KPSS Birim Kök Testi Sonuçları

	ADF(Kesmeli)	PP (Kesmeli)	KPSS (Kesmeli)
R	-17.716(0.000)	-17.693(0.000)	0.392
%1 Kritik Değer	-3.453	-3.453	0.739
%5 Kritik Değer	-2.871	-2.871	0.463
%10 Kritik Değer	-2.572	-2.572	0.347
Karar	Seri durağandır	Seri durağandır	Seri durağandır

Getiri serisine ilişkin tek kırılma dönemini içeren yapısal kırılmalı birim kök testi sonuçlarına da Tablo 5'te yer verilmiştir. Elde edilen bulgulara göre, getiri serisinin yapısal kırılma altında durağan olduğu belirlenmiştir.

Analizde sonraki aşamada iki yapısal kırılmaya izin veren ve Tablo 6'ya aktarılan Lee-Strazicich test sonuçlarına yer verilmiştir. Elde edilen sonuçlara göre, R(getiri) serisi gerçekleştirilen yapısal kırılmalı birim kök testlerine göre her iki test istatistiğinde de temel hipotez rededilerek durağan olduğu elde edilmiştir.

Tablo 5: Getiri Serisi İçin Zivot-Andrews Yapısal Kırılmalı Birim Kök Testi

	ZA (Model A)	ZA (Model B)	ZA (Model C)
TB	2009:02	2000:11	2009:02
μ	0.019[2.960]	0.028[2.092]	0.023[2.768]
α	-1.039[-17.950]	-1.039[-17.850]	-1.042[-17.939]
β	-0.0001[-2.176]	-0.0004[-1.273]	-0.0002[-2.036]
θ_1	0.018[1.588]	-	0.018[1.565]
θ_2	-	0.0004[1.114]	0.00009[0.668]
k*	0	0	0
%1 Kritik Değer	-5.34	-4.93	-5.57
%5 Kritik Değer	-4.80	-4.42	-5.08
Karar	Seri yapısal kırılma altında durağandır.	Seri yapısal kırılma altında durağandır.	Seri yapısal kırılma altında durağandır.

Not: Parantez içindeki değerler t istatistik değerleridir. k* optimal gecikme uzunluğunu gösterir.

Tablo 6: Getiri Serisi İçin Lee-Strazicich Yapısal Kırılmalı Birim Kök Testi

Lee-Strazicich	LS(Model Crash-Sabit)	LS (Model Break-Sabit ve Trend)
TB	2008:06	1999:12
μ	-0.016[-2.974]	-0.220[-13.947]
α	-0.220[-3.723]	-1.070[-17.200]
k*	3	0
%1 Kritik Değer	-4.241	-5.643
%5 Kritik Değer	-3.640	-4.894
%10 Kritik Değer	-3.294	-4.615
Karar	Seri yapısal kırılmalar altında durağandır.	Seri yapısal kırılmalar altında durağandır.

Not: Parantez içindeki değerler t istatistik değerleridir. k* optimal gecikme uzunluğunu gösterir.

Birim kök sınamalarında son olarak Carrion-i Silvestre v.d. (2009) çoklu kırılmalı test incelenmiş ve sonuçlar Tablo 7'ye aktarılmıştır. Elde edilen bulgulara göre, serinin çoklu yapısal kırılmalar altında durağan olduğu belirlenmiştir.

Tablo 7: Getiri İçin Carrion-i Silvestre v.d. (2009) Çoklu Kırılmalı Yapısal Kırılmalı Birim Kök Testi

TB(Kırılma Tarihleri):	Carrion-i-Silvestre (2009)				
	PT	MPT	MZA	MSB	MZT
1999:12,					
R	4.334	3.791	-103.575	0.069	-7.196
Karar:	Seri yapısal kırılmalar altında durağandır.				

Not: Parantez içerisindeki değerler kritik test değerleridir.

Sonraki aşamada serinin doğrusallığı test edilmiştir. Sonuçlar Tablo 8’deki gibidir. Tablo 8’de elde edilen bulgulara göre, getiri serisinin gerçekleştirilen doğrusallık sınamalarına göre doğrusal olduğu belirlenmiştir. Bundan sonraki aşamada, getiri serisi için geleneksel Box-Jenkins yöntemi tahminleri uygulanmıştır.

Tablo 8: Getiri İçin Doğrusallık Testleri

Değişken: R	Test İstatistiği	Olasılık Değeri	Gecikme Uzunluğu
Keenan Testi	3.902	0.049	8
Tsay Testi	2.094	0.096	8
Harvey v.d.2008	W_λ	$W_{\%10}^*$	$W_{\%5}^*$
R	2.06	2.32	2.32
Kritik Değerler	4.0	6.8	5.9
			$W_{\%1}^*$
			2.33
			3.1

Tablo 9: Getiri Serisi İçin ARMA Model Tahminleri

	ARMA(3,4)	ARMA(4,3)	ARMA(4,4)
c	0.004*** (0.001)	0.007** (0.002)	0.006** (0.002)
ϕ_1	0.411*** (0.021)	-0.370 (0.281)	0.921*** (0.016)
ϕ_2	-0.429*** (0.016)	-0.808*** (0.199)	-1.106*** (0.020)
ϕ_3	0.900*** (0.019)	0.196 (0.307)	0.867*** (0.019)
ϕ_4	-	0.048 (0.061)	-0.897*** (0.016)
θ_1	-0.445*** (0.063)	0.374 (0.294)	-0.943*** (0.009)
θ_2	0.446*** (0.029)	0.941*** (0.168)	1.179*** (0.009)
θ_3	-0.981*** (0.029)	-0.217 (0.325)	-0.931*** (0.010)
θ_4	-0.006 (0.062)	-	0.980*** (0.006)
Adj. R ²	0.101	0.135	0.130
F(Prob)	5.558(0.000)	7.317(0.000)	6.261(0.000)
AIC	-3.257	-3.298	-3.288
SIC	-3.154	-3.194	-3.171
HQ	-3.216	-3.256	-3.241
BG LM	0.275(0.759)	1.145(0.215)	0.203(0.816)
ARCH LM	5.048(0.025)	5.968(0.015)	8.016(0.004)

Not: Parantez içerisindeki değerler katsayılar için standart hatalar, BGLM ve ARCH LM performans kriterleri için olasılık değerleridir. Sırasıyla ***, **, *, %1, %5 ve %10 da anlamlılığı göstermektedir.

Yukarıdaki tablodan hareketle ARMA(4,4) modeli, en iyi model olarak belirlenmiştir.

Sonraki aşamada, yukarıdaki ARMA(4,4) modelinin kalıntılarından hareketle, ARCH LM testi ile koşullu değişen varyansın varlığı test edilmiş ve buna bağlı olarak otoregresif koşullu değişen varyans model tahminleri gerçekleştirilmiştir.

Tablo 10: Getiri İçin Otoregresif Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmin Sonuçları

Variables	ARMA(4,4)-ARCH(1)	ARMA(4,4)-EGARCH(1,1)	ARMA(4,4)-TGARCH(1,1)	ARMA(4,4)-AVGARCH(1,1)	ARMA(4,4)-APARCH(1,0)
c	0.004*** (0.000)	0.002** (0.026)	0.004*** (0.001)	0.004*** (0.000)	0.004*** (0.000)
ϕ_1	-0.348** (0.028)	-0.366*** (0.000)	-0.399*** (0.000)	-0.832*** (0.000)	1.058** (0.000)
ϕ_2	-0.111* (0.070)	-0.087*** (0.000)	-0.062** (0.039)	-0.238*** (0.000)	0.567*** (0.000)
ϕ_3	0.597*** (0.000)	0.610*** (0.000)	0.529*** (0.000)	0.482*** (0.000)	-0.548*** (0.000)
ϕ_4	0.566*** (0.000)	0.678*** (0.000)	0.734*** (0.000)	0.762*** (0.000)	-0.093*** (0.000)
θ_1	0.400*** (0.007)	0.374*** (0.000)	0.396 (0.000)	0.845*** (0.000)	-1.077*** (0.000)
θ_2	0.149*** (0.009)	0.083*** (0.000)	0.068*** (0.000)	0.157*** (0.000)	-0.781*** (0.000)
θ_3	-0.690*** (0.000)	-0.680*** (0.000)	-0.594*** (0.000)	-0.638*** (0.000)	0.732*** (0.000)
θ_4	-0.687*** (0.000)	-0.777*** (0.000)	-0.848*** (0.000)	-1.002*** (0.000)	0.137*** (0.000)
α_0	0.001*** (0.000)	-0.358** (0.030)	0.000 (0.266)	0.000 (0.133)	0.000*** (0.850)
α_1	0.486** (0.014)	0.142 (0.117)	-0.058*** (0.002)	0.137 (0.000)	0.285 (0.270)
β_1	-	0.962*** (0.000)	1.013*** (0.000)	0.874 (0.000)	-
γ_1	-	-	0.069* (0.064)	-	3.999*** (0.000)
δ_1	-	-0.120* (0.060)	-	-	-
η_{11}	-	-	-	0.311 (0.008)	-0.009 (0.979)
η_{21}	-	-	-	-0.698 (0.000)	-
T-DIST-DOF	3.843*** (0.000)	8.152*** (0.004)	-	-	15.835 (0.446)
Adj.R ²	0.026	0.072	0.043	0.118	0.086
AIC	-3.476	-3.533	-3.570	-3.401	-3.009
SIC	-3.321	-3.352	-3.402	-3.406	-3.013
ARCH LM	0.234 (0.629)	0.111 (0.740)	0.377 (0.540)	0.002 (0.965)	0.278 (0.598)

Not: Parantez içerisindeki değerler katsayılar için olasılık değerleridir. Sırasıyla ***, **, *, %1 , %5 ve %10 da anlamlılığı gösterir.

Gerçekleştirilen ve Tablo 10'da yer alan otoregresif koşullu değişen varyans modelleri tahminlerine göre varyans modelinde $\alpha_0 > 0, \alpha_1 \geq 0, \beta_1 > 0, \alpha_1 + \beta_1 < 1, \gamma_1 > 0, -1 < \eta > 1$ şartları, istatistiksel olarak anlamlı katsayılar ve bilgi kriterleri ele alındığında en uygun model ARMA(4,4)-ARCH(1) modeli olmuştur. Ele alınan tüm modellerde değişen varyans etkisi ortadan kaldırılmıştır.

Hamilton ve Susmel (1994)'e göre, standart ARCH ve GARCH modelleri koşullu oynaklıkta olduğundan daha yüksek oynaklık göstermekte ve bu nedenle öngörü performansları düşük olmaktadır. Lamoureux ve Lastrapes (1990)'e göre ise oynaklık modelinin parametre tahmininde yapısal değişimlere bir başka deyişle, rejim kaymalarına izin vermeyen bir oynaklık modeli kullanmak, parametrelerinin güvenilirliği açısından tehdit oluşturmaktadır. Bu nedenle, ARCH süreci parametrelerinin zaman zaman değiştiği bir spesifikasyona ihtiyaç duyulmaktadır. Bu amaçla, Tablo 11'de Markov rejim değişimine dayalı ARCH-GARCH yapılarına yer verilmiştir.

Tablo 11: Getiri Serisi İçin Markov Rejimine Dayalı Otoregresif Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmini

	MS-GARCH(1,1)-ged		MS-EGARCH(1,1)-ged		MS-GJRGARCH(1,1)-std	
	Rejim I	Rejim II	Rejim I	Rejim II	Rejim I	Rejim II
α_0	0.000 (0.019)	0.000 (0.468)	-0.160 (0.000)	-0.015 (0.177)	0.000 (0.000)	0.001 (0.495)
α_1	0.043 (0.094)	0.000 (0.497)	-	-	0.000 (0.492)	0.000 (0.496)
β_1	0.916 (0.000)	0.999 (0.000)	0.978 (0.000)	0.996 (0.000)	0.000 (0.490)	0.709 (0.489)
γ_1	-	-	-	-	0.254 (0.104)	0.000 (0.489)
δ_1	-	-	0.132 (0.000)	0.066 (0.028)	-	-
δ_2	-	-	-0.053 (0.062)	0.117 (0.387)	-	-
<i>GED – par.</i>	2.980 (0.000)	1.341 (0.000)	3.223 (0.000)	19.965 (0.000)	-	-
<i>STD – par.</i>	-	-	-	-	99.947 (0.000)	6.283 (0.035)
	Rejim Geçiş Olasılıkları		Rejim Geçiş Olasılıkları		Rejim Geçiş Olasılıkları	
	t+1 k=1	t+1 k=2	t+1 k=1	t+1 k=2	t+1 k=1	t+1 k=2
t k=1	0.9904	0.0096	0.8894	0.1106	0.9899	0.0101
t k=2	0.0244	0.9756	0.9907	0.0093	0.0165	0.9835
	Kararlı Durum Olasılıkları		Kararlı Durum Olasılıkları		Kararlı Durum Olasılıkları	
	Durum 1	Durum 2	Durum 1	Durum 2	Durum 1	Durum 2
	0.7168	0.2832	0.8995	0.1005	0.6216	0.3784
LL	503.059		507.264		498.958	
AIC	-986.117		-990.529		-973.916	
BIC	-949.557		-946.657		-930.044	

Not: Parantez içerisindeki değerler katsayılarla ilişkin olasılık değerleridir.

Yukarıda tabloda yer alan α ve β parametreleri, varyans modelinde yer alan parametrelerdir. Markov rejim değişimine bağlı bu parametrelerin toplamı standart ARCH-GARCH modellerinde yer alan parametrelerin toplamına göre daha düşüktür (MS-GARCH modellerinin her biri için sonuçlar sırasıyla Rejim I: 0.959, 0.894, 0.254; Rejim II: 0.999, 1.173, 0.710). Bu sonuçlar MS-GARCH ailesi modelinin düşük oynaklık

zamanlarında (rejim 1’de) olağan derecede yüksek dirençlilik öngörmediğini belirtmektedir. İki rejimli oluşturulan MS-GARCH yapısında birinci rejim oynaklığın düşük olduğu, ikinci rejim ise oynaklığın yüksek olduğu rejim şeklinde ifade edilmiştir. Tahmin edilen 3 modelden, parametrelerin anlamlılıkları ve bilgi kriterlerine göre, en uygun model olarak MS-EGARCH(1,1)-ged dağılımlı model seçilmiştir. Söz konusu modeldeki, δ parametresinin anlamlı olması ise, modelde kaldıraç veya asimetri etkisinin geçerli olduğu anlamını taşır.

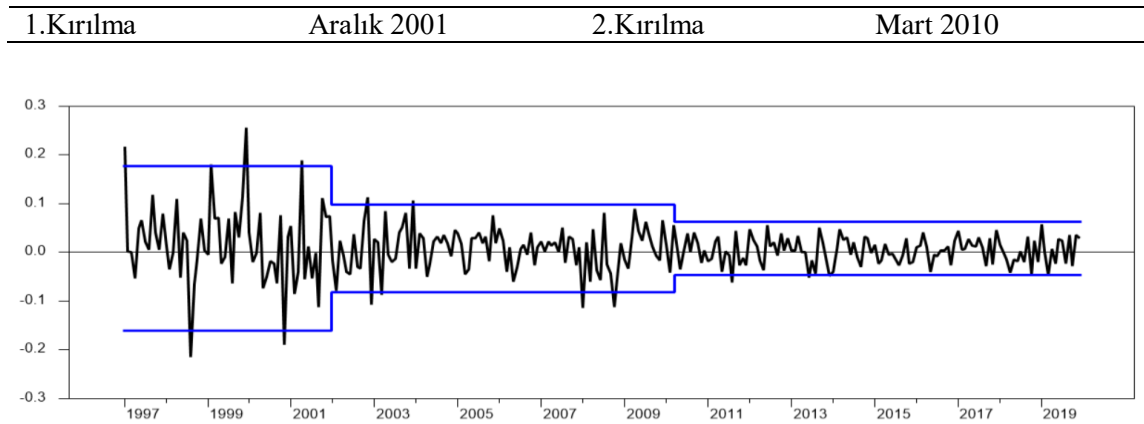
Rejim 1 ve Rejim 2’nin δ_1 değerleri karşılaştırıldığında [Rejim1 δ_1 değeri (0.132) Rejim 2 δ_1 değerinden (0.066) büyüktür], riskin düşük olduğu rejim dönemi (rejim 1) için piyasada yaşanan şoklar sonucunda endeks getirisinin aniden ve yüksek derecede tepki gösterdiği, öte yandan riskin yüksek olduğu rejim dönemi (rejim 2) için yaşanan şokların sonrasında dengeye geldiği sonucu çıkmaktadır. Bu durum δ_2 değerleri için aksi durumu ifade etmektedir. Bu sonuçlar oynaklık ısrarcılığını belirten β_1 katsayılarından (rejim 1 ve 2) da çıkartılabilir. Her iki rejim için de bu durum geçerlidir. β_1 ’in 1’e yaklaşması oynaklık ısrarcılığını arttırmaktadır. Bu sonuç getiride meydana gelen ani artışların ve dolayısıyla oynaklığı da arttıran şokların, kısa ve uzun zaman döneminde ortadan kalkıp getirinin dengeye ulaşacağını göstermektedir.

Markov tahmin sonuçlarının bulunduğu rejim değişimine ilişkin geçiş olasılıkları matrisinde “k=1” ile “k=2” Rejim 1 ve Rejim 2’yi göstermektedir. Seçilen MS-EGARCH(1,1)-ged modelinde, riskin düşük olduğu rejimden yani Rejim 1’den yine riskin düşük olduğu rejimde kalmayı ifade eden geçiş olasılığı %88.94’tür. Ek olarak riskin yüksek olduğu rejimden yine riskin yüksek olduğu rejimde kalma olasılığı %0.93’dir. Öte yandan riski yüksek olan rejimden riski düşük olan rejime geçme olasılığı %11.06 iken, riski düşük rejimden riski yüksek rejime geçme olasılığı %99.07’dir. Bu sonuç kısa zaman sürelerinde oynaklığın sık dalgalanmalar göstereceği ve ters rejimler arasındaki değişimin yoğun olacağı şeklinde yorumlanabilir.

Son olarak koşulsuz olasılık değerleri dikkate alındığında, kararlılık olasılıkları olarak adlandırılan bu olasılık değerleri, her iki rejimin de sonsuzda oluşacak limit değerinin olasılığını ifade etmektedir. Diğer bir deyişle, uzun dönemde koşulsuz olasılık değerleri rejimler arası geçişte tekrar önceki rejime dönmeyecek kararlılık seviyesini belirtmektedir. Tablo 6’da seçilen MS-EGARCH(1,1)-ged modelinde Rejim 1 için

koşulsuz olasılık katsayısının değeri 0.8995 iken, Rejim 2’de ise 0.1005 olarak hesaplanmıştır. Riskin düşük olduğu rejimin kararlılığının riskin yüksek olduğu rejiminkine göre yüksek olması, riskin yüksek olduğu rejimin riskin düşük olduğu rejime doğru yönelmekte olduğu şeklinde yorumlanabilir. Durum 1’deki değerin yüksek olması, BİST-100 endeksi getirisinde meydana gelen ani dalgalanmaların uzun süre sonrasında dengeye geleceğine işaret etmektedir. Durum 2’deki değer yüksek olsaydı, getirideki dalgalanmaların uzun dönemde devam edeceği şeklinde yorumlanırdı.

Düşük ve yüksek oynaklık rejim dönemlerinin hangi zaman diliminde olduğunu belirlemek amacıyla Yinelenebilir Kümülatif Kareler Toplamı (Iterated Cumulative Sums of Squares- ICSS) yönteminden yararlanılmıştır (Inclan ve Tiao, 1994:918). Bu algoritma zaman serisi için varyansta meydana gelebilecek ani şoklar ile gerçekleşen kırılmaları belirlemek için kullanılmaktadır. Çalışma kapsamında BIST-100 endeks getirisine uygulanan ICSS test sonuçlarına Şekil 10’da yer verilmiştir.



Şekil 10: BIST 100 Endeks Getirisi İçin Oynaklıkta Belirlenen Varyans Kırılma Tarihleri

Şekil 10’deki bulgulara göre, ilk kırılmanın etkileri 2000 finansal kriz sonrası 2001 de Türkiye’de yaşanan ekonomik kriz ve 2002 Kasım genel seçimler öncesi yaşanan belirsizlikler olarak gösterilebilir. Diğer kırılma Mart 2010 ise, 2008 yılında başlayan küresel konut kredisi krizinin beraberinde 2009’un ikinci yarısında Türkiye’nin yaşadığı negatif büyüme ve bütçe dengesinin bir önceki yıla göre negatif yönde 3 kat artması, enflasyonun azalması ve buna karşılık 2010 yılı başlarında kişi başı gelirin artması ve döviz değerinin düşmesi etki olarak düşünülebilir.

Getiri (R) değişkeni, yapay sinir ağları ile farklı katmanlarca ele alınmak üzere tahmin edilmiştir. Girdi olarak getiri serisine en uygun model olan ARMA(4,4) modelinden elde

edilen hata terimi, çıktı olarak getiri serisinin kendisi kullanılarak yapay sinir ağı modellenmesi gerçekleştirilmiştir. Veri kümesinin yeterince genişliği nedeniyle, çapraz geçerlilik yöntemi kullanılarak %70 eğitim, %20 geçerlilik ve %10 test olmak üzere parçalara ayrılmıştır. Böylece en uygun ağ yapısı, en düşük Hata Kareleri Ortalaması değerine ulaşan ağ olarak belirlenmeye çalışılmıştır. Gizli katmandaki nöronlar için doğrultulmuş lineer birim transfer fonksiyonu, çıktı katmanındaki nöronlar için lineer transfer fonksiyonu ile geri yayılım algoritması tercih edilmiştir. Sonuçlar Tablo 12’de paylaşılmıştır.

Tablo 12: Getiri İçin Yapay Sinir Ağları Tahminleri

Ağ Tipi	Yapay Sinir Ağı	Eğitim Algoritması	HKO Performansı
Kademeli (Basamaklı) İleri Beslemeli	1-17-13-1 (Çift Katman)	Levenberg-Marquardt	0.00043
Kademeli (Basamaklı) İleri Beslemeli	1-21-1 (Tek Katman)	Levenberg-Marquardt	0.00034
Elman Geri Beslemeli	1-18-1 (Tek Katman)	Bayesyen Düzenleme	0.00049
Elman Geri Beslemeli	1-17-13-1 (Çift Katman)	Resilient	0.00057
İleri Beslemeli	1-14-8-1 (Çift Katman)	Levenberg-Marquardt	0.00061
İleri Beslemeli	1-17-1 (Tek Katman)	Levenberg-Marquardt	0.00034
Tekrarlayan Katmanlı	1-24-1 (Tek Katman)	Levenberg-Marquardt	0.00028
Tekrarlayan Katmanlı	1-11-7-1 (Çift Katman)	Polak-Ribiere eşlenik gradyan	0.00061
Tekrarlayan Geri Beslemeli NARX	1-12-1(Tek Katman)	Polak-Beale eşlenik gradyan	0.00078
Tekrarlayan Geri Beslemeli NARX	1-9-6-1 (Çift Katman)	Levenberg-Marquardt	0.00081
Çok Katmanlı Perceptron	1-6-11-8-1-1	BFGS-quasi Newton	0.00058
Radyal Tabanlı	1-7-3-1(Çift Katman)	Levenberg-Marquardt	0.00037

Gerçekleştirilen farklı mimaride yapay sinir ağı tahminlerine göre en düşük hata kareleri ortalamasına sahip kademeli ileri beslemeli tek katmanlı yapı ve yine tek katmanlı ileri beslemeli yapay sinir ağları en uygun yapılar olarak elde edilmiştir.

Tablo 13'te gerçekleştirilen hibrit model tahminleri değerlendirildiğinde, üç modelin hata kareleri ortalaması da birbirine yakın olmakla birlikte, en düşük hata kareler ortalamasına sahip ARCH-YSA hibrit modeli en uygun model olarak değerlendirilebilir.

Tablo 13: Getiri İçin Hibrit Model Tahminleri

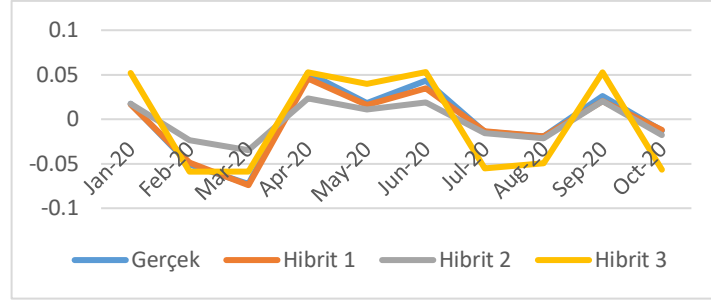
Ağ Tipi	Yapay Sinir Ağı Yapısı	Eğitim Algoritması	HKO Performansı
ARCH-YSA	1-23-1 (Tek Katman)	Levenberg-Marquardt	0.00023
MS-EGARCH-YSA(I.Rejim)	4-16-18-1 (Çift Katman)	Levenberg-Marquardt	0.00024
MS-EGARCH-YSA(II.Rejim)	4-16-19-1 (Çift Katman)	Levenberg-Marquardt	0.00027

Gerçekleştirilen tüm modellerin öngörü performans karşılaştırma sonuçlarına Tablo 14'te yer verilmiştir.

Tablo 14: Getiri Serisi İçin Öngörü Performansı Karşılaştırma

Getiri (R)	RMSE	MAPE	Theil-U
ARCH	0.038	96.690	0.816
MS-EGARCH	0.018	48.183	0.260
YSA (Kademeli İleri Beslemeli)	0.005	16.944	0.073
YSA (İleri Beslemeli)	0.007	17.854	0.095
ARCH-YSA	0.004	8.910	0.052
MS-EGARCH-YSA (Rejim 1)	0.003	13.437	0.049
MS-EGARCH-YSA (Rejim 2)	0.004	11.487	0.060

Elde edilen öngörü performanslarına göre, getiri değişkeni için en güvenilir öngörü sonuçlarını ARCH-YSA ve Markov Rejim Değişimli Üstel GARCH ve Yapay Sinir Ağları (I ve II. Rejim) tahmincilerine dayalı hibrit model vermiştir. Çalışma kapsamında nihai olarak getiri değişkeninin gerçek ve hibrit yöntemden elde edilen öngörü değerleri karşılaştırılmıştır.



Şekil 11: Gerçek ve Öngörü Getiri Değerleri

Tablo 15: Getiri Değişkeni İçin Gerçek ve Hibrit Öngörü Değerleri

Aylar	Gerçek	Hibrit 1 (ARCH-YSA)	Hibrit 2 (MSEGARCH-YSA, I.Rejim)	Hibrit 3 (MSEGARCH-YSA, II.Rejim)
Ocak 2020	0.0175	0.0170	0.0173	0.0522
Şubat 2020	-0.0507	-0.0490	-0.0235	-0.0589
Mart 2020	-0.0727	-0.0741	-0.0348	-0.0588
Nisan 2020	0.0522	0.0457	0.0234	0.0524
Mayıs 2020	0.0185	0.0161	0.011	0.0395
Haziran 2020	0.043	0.0349	0.0189	0.053
Temmuz 2020	-0.0145	-0.0135	-0.0158	-0.055
Ağustos 2020	-0.019	-0.0192	-0.0213	-0.0498
Eylül 2020	0.026	0.0201	0.0205	0.0528
Ekim 2020	-0.0126	-0.0120	-0.0177	-0.057
Toplam Mutlak Sapma	-	0.0290	0.140	0.230

Tablo 15’den görüldüğü üzere, hibrit modelin öngöründe gerçeğe en yakın değerler ürettiği ve öngörü performansının başarılı olduğu elde edilmiştir.

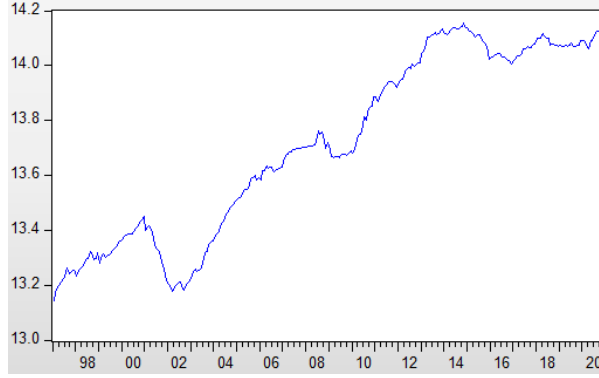
3.3. NET DIŞ BORÇ STOKU İÇİN ZAMAN SERİSİ MODELLEMESİ

Dış borçlanma, bir devletin veya kamu kurumunun dış kaynaklardan sağladığı finansman ya da girdidir. Genel olarak ülke sınırları içinde bulunan kurum ve bireylerin, ülke dışındaki yerleşik kurum ve kişilerden alınan krediler yoluyla kaynak elde edilmesidir. Borçlanma, iç dinamiklere gelir sağlamakla birlikte, borcun kendisi ve faizi ile de harcama yapılabilen bir finansman aracıdır.

Türkiye ekonomisi 24 Ocak 1980 kararlarıyla birlikte, iktisat politikasında değişikliğe gitmiştir. İhracata dayalı büyüme politikasının benimsendiği bu süreçte, farklı politikalara ilişkin alt dönemler yaşanmıştır. Bu doğrultuda çalışmada dış borçlanma değişkeni

TCMB Elektronik Veri Dağıtım Sisteminden net dış borç stoku (milyar \$) olarak analize alınmış ve öngörü performansı için son 10 ay baz alınmıştır. Serinin logaritması alınarak analize dahil edilmiştir.

Aşağıdaki grafikte net dış borç stoku (LFD) ile ilgili dönem için seyrine yer verilmiştir.



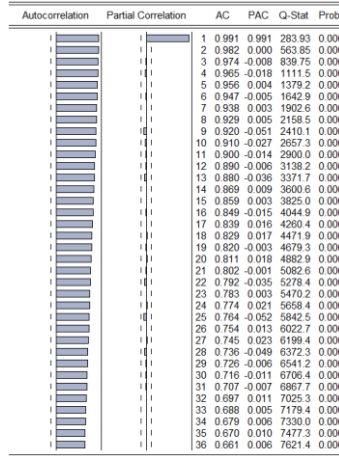
Şekil 12: Net Dış Borç Stoku Serisi

Türkiye'nin net dış borç stokunun belirli dönemler hariç genel bir yapı içinde sürekli arttığını söyleyebiliriz. 1990'lı yıllarda siyasi istikrarın sağlanamaması, dış ticarete artan dengesizlikler, doların diğer paralar karşısında giderek değer kaybetmesi ve değişken faiz hamleleri, dış borçlanmaya ivme kazandırmıştır (Karagöz, 2007; Adıyaman, 2006; Ülgen, 2005). Bu kapsamda, Türkiye'de özellikle 90'ların sonundan itibaren, kamu borcunun hızla arttığı bir dönem olarak görülmektedir (Akan, vd., 2008: 111). 1999 yılı itibariyle, söz konusu net dış borç stokunun yüksek bir düzeye çıkmasında, meydana gelen ekonomik daralmaların (krizler ve 1999 depremi) etkisi bulunmaktadır. Türkiye 2000'li yıllara pek çok makroekonomik problem ile (bütçe açıkları, enflasyon vb.) girmiştir. 2001 yılında yaşanan ulusal ölçekteki ekonomik krizin, beraberinde yaşanan resesyonun neticesinde net dış borç stoku düşmüş gözükse de bu düşüş uzun sürmemiştir ve 2009 yılına kadar dış borçlanma artışı sürmüştür. Net dış borç stokunun 2009 yılındaki düşüşünde, 2008 yılında meydana gelen küresel ekonomik krizin borçlanma imkanlarını azaltma etkisi söz konusudur. 2010 yılından beri günümüze doğru Türkiye'nin net dış borcu değerlendirildiğinde, borçlanmanın giderek arttığı görülmektedir. 2014 yılına değin her yıl artış gösteren ve en yüksek değerine ulaşan dış borç, 2015 yılının son çeyreğinde gerilemiştir. 2018 yılının ilk çeyreği ile beraber net dış borç stoku yine yüksek seviyelere çıkmıştır. Net dış borç stoku değişkeni için gerçekleştirilecek durağanlık testleri öncesinde trend varlığı araştırılmıştır.

Tablo 16: Net Dış Borç Stoku İçin Stokastik ve Deterministik Trend Denklemleri

I. Denklem- Stokastik Trend (Bağımlı Değişken:DLFD)			
Değişken	Katsayı	t İstatistiği	Olasılık Değeri
C(Sabit)	0.049	1.450	0.147
LFD(-1)	-0.003	-1.350	0.178
II. Denklem- Deterministik Trend (Bağımlı Değişken:LFD)			
Değişken	Katsayı	t İstatistiği	Olasılık Değeri
C(Sabit)	13.168	11.879	0.000
@Trend	0.003	52.465	0.000
III. Denklem- Deterministik ve Stokastik Trend (Bağımlı Değişken:DLFD)			
Değişken	Katsayı	t İstatistiği	Olasılık Değeri
C(Sabit)	0.090	0.843	0.399
LDYY(-1)	-0.006	-0.796	0.426
@Trend	0.00001	0.403	0.686

Tablo 16'daki trend denklemleri sonucunda, seride deterministik trend anlamlı iken stokastik trend ile birlikte analiz edildiğinde hem stokastik trend hem de deterministik trend anlamsız bulunmuştur. Serinin korelogramı Şekil 13'deki gibidir.

**Şekil 13: Net Dış Borç Stoku Serisi Korelogramı**

Korelogram sonuçlarına göre, Q-Stat istatistiği olasılık değerlerinin anlamlı olması ve modelin durağan olmadığı yönünde bilgi verirse de durağanlık ilgili birim kök testleri ile incelenmiştir. Gerçekleştirilen geleneksel birim kök testi sonuçlarına Tablo 17'de yer verilmiştir.

Tablo 17: Net Dış Borç Stoku İçin ADF, PP ve KPSS Birim Kök Testi Sonuçları

	ADF	PP	KPSS
LFD	-1.860(0.672)	-1.653(0.769)	0.180
%1 Kritik Değer	-3.990	-3.990	0.216
%5 Kritik Değer	-3.425	-3.425	0.146
%10 Kritik Değer	-3.136	-3.135	0.119
Karar	Seri durağan değildir	Seri durağan değildir	Seri durağan değildir
	ADF	PP	KPSS

DLFD	-6.310(0.000)	-15.413(0.000)	0.076
%1 Kritik Değer	-3.990	-3.990	0.216
%5 Kritik Değer	-3.425	-3.425	0.146
%10 Kritik Değer	-3.136	-3.135	0.119
Karar	Seri fark durağandır.	Seri fark durağandır.	Seri fark durağandır.

Not: Parantez içerisindeki değerler test istatistiğine ilişkin olasılık değerleridir.

Tablo 18: Net Dış Borç Stoku İçin Zivot-Andrews Yapısal Kırılmalı Birim Kök Testi

Düzyey	ZA(Model A)	ZA (Model B)	ZA (Model C)
TB	2015:07 ($\hat{\lambda}=0.82$)	2013:10 ($\hat{\lambda}=0.71$)	2010:01 ($\hat{\lambda}=0.55$)
μ	0.342[2.891]	0.348 [2.830]	0.450 [3.509]
α	-0.026[-2.882]	-0.026[-2.819]	-0.034[-3.499]
β	0.0001[2.934]	0.0001[2.786]	0.0001[2.837]
θ_1	-0.007[-2.361]	-	0.011[2.840]
θ_2	-	-0.0001[-2.098]	-0.0001[-2.444]
γ_1	0.108[1.894]	0.114 [1.995]	0.102[1.795]
γ_2	0.089[1.577]	0.093[1.633]	0.082[1.454]
γ_3	0.284[4.973]	0.289[5.056]	0.278[4.900]
k*	3	3	3
%1 Kritik Değer	-5.34	-4.93	-5.57
%5 Kritik Değer	-4.80	-4.42	-5.08
Karar	Seri yapısal kırılma altında durağan değildir.	Seri yapısal kırılma altında durağan değildir.	Seri yapısal kırılma altında durağan değildir.
Fark	ZA(Model A)	ZA (Model B)	ZA (Model C)
TB	2002:09 ($\hat{\lambda}=0.24$)	2010:07 ($\hat{\lambda}=0.57$)	2002:03 ($\hat{\lambda}=0.22$)
μ	0.0007[0.467]	0.0007 [0.355]	0.009 [2.361]
α	-0.617[-7.001]	-0.547[-6.428]	-0.688[-7.418]
β	-0.00003[-2.440]	0.00001[0.854]	-0.0002[-2.780]
θ_1	0.008[2.909]	-	-0.247[-3.146]
θ_2	-	-0.00004[-1.211]	-0.206[-3.534]
γ_1	-0.295[-3.856]	-0.339 [-4.483]	0.015[3.712]
γ_2	-0.229[-3.965]	-0.251[-4.342]	0.0002[2.508]
k*	2	2	2
%1 Kritik Değer	-5.34	-4.93	-5.57
%5 Kritik Değer	-4.80	-4.42	-5.08
Karar	Seri yapısal kırılma altında fark durağandır.	Seri yapısal kırılma altında fark durağandır.	Seri yapısal kırılma altında fark durağandır.

Not: Parantez içindeki değerler t istatistik değerleridir. k* optimal gecikme uzunluğunu gösterir.

Net dış borç stoku düzey değerlerinde üç farklı birim kök testine göre durağan değil iken, serinin farkı alındığında durağan hale gelmiş olup I(1) özelliğine sahiptir. Seriyeye ilişkin tek kırılma dönemini içeren yapısal kırılmalı birim kök testi sonuçlarına da Tablo 18'de yer verilmiştir. Gerçekleştirilen tek kırılmalı Zivot-Andrews birim kök testine göre dış borç serisi düzey değerinde sabitte kırılma, eğimde kırılma ve hem sabitte hem eğimde

kırılmaya göre hesaplanan test değeri kritik değerlerden mutlak olarak küçük olduğu için durağan olmayan bir yapı sergilemektedir. Seri farkı alındığında kırılmalar altında birim kökten arındırılmıştır.

Analizde sonraki aşamada iki yapısal kırılmaya izin veren Lee-Strazicich test sonuçlarına Tablo 19’da yer verilmiştir.

Tablo 19: Net Dış Borç Stoku İçin Lee-Strazicich Yapısal Kırılmalı Birim Kök Testi

Lee-Strazicich(Düzyey)	LS(Model Crash-Sabit)	LS (Model Break-Sabit ve Trend)
TB	2006:01 2015:11 ($\hat{\lambda}_1=0.38, \hat{\lambda}_2=0.79$)	2001:08 2013:07 ($\hat{\lambda}_1=0.19, \hat{\lambda}_2=0.70$)
μ	0.004[4.781]	0.008[3.294]
α	-0.018[-2.279]	-0.067[-3.824]
k*	3	3
%1 Kritik Değer	-4.241	-5.464
%5 Kritik Değer	-3.640	-4.989
%10 Kritik Değer	-3.294	-4.729
Karar	Seri yapısal kırılmalar altında durağan değildir.	Seri yapısal kırılmalar altında durağan değildir.
Lee-Strazicich(Fark)	LS(Model Crash-Sabit)	LS (Model Break-Sabit ve Trend)
TB	2017:04 2019:11 ($\hat{\lambda}_1=0.85, \hat{\lambda}_2=0.96$)	2008:03 2017:02 ($\hat{\lambda}_1=0.47, \hat{\lambda}_2=0.84$)
μ	-0.034[-4.495]	-0.003[-0.837]
α	-1.421[-5.292]	-1.621[-7.187]
k*	0	0
%1 Kritik Değer	-4.241	-5.464
%5 Kritik Değer	-3.640	-4.989
%10 Kritik Değer	-3.294	-4.729
Karar	Seri yapısal kırılmalar altında fark durağandır.	Seri yapısal kırılmalar altında fark durağandır.

Not: Parantez içindeki değerler t istatistik değerleridir. k* optimal gecikme uzunluğunu gösterir.

Lee-Strazicich testi de Zivot-Andrews testi gibi çift kırılmalı denklemlerde net dış borç stoku için düzeyde değil farkı alındığında durağan olduğunu göstermiştir.

Birim kök sınamalarında son olarak Carrion-i Silvestre v.d. (2009) çoklu kırılmalı test incelenmiştir. Seriyeye ilişkin çıktı Tablo 20’de gösterilmiştir.

Tablo 20: Net Dış Borç Stoku İçin Carrion-i Silvestre v.d. (2009) Çoklu Kırılmalı Yapısal Kırılmalı Birim Kök Testi

Düzyey	Carrion-i-Silvestre v.d. (2009)				
TB(Kırılma Tarihleri): 2000:12, 2006:12, 2010:01, 2013:04, 2016:12	PT	MPT	MZA	MSB	MZT

LFD	68.14 (9.28)	62.21 (9.28)	-7.18 (-47.17)	0.26 (0.10)	-1.89 (-4.85)
Karar:	Seri yapısal kırılmalar altında durağan değildir.				
Fark	Carrion-i-Silvestre v.d. (2009)				
TB(Kırılma Tarihleri): 2000:12, 2005:11, 2010:01, 2013:04, 2016:12	PT	MPT	MZA	MSB	MZT
DLFD	5.48 (9.27)	4.79 (9.27)	-92.86 (-47.24)	0.073 (0.102)	-6.81 (-4.84)
Karar:	Seri yapısal kırılmalar altında fark durağandır.				

Not: Parantez içerisindeki değerler Carrion-i Silvestre v.d. (2009) istatistiklerine dayalı tablo değerleridir.

Seri düzey halinde çoklu yapısal kırılmalar altında diğer birim kök testlerinde olduğu gibi durağan değil iken, farkı alındığında kırılmalar altında birim kökten arındırılmıştır. Gerçekleştirilen geleneksel ve kırılmalı birim kök testlerine göre, net dış borç stoku serisinin fark durağan olduğu belirlenmiştir. Bu sonuç yapısal kırılmalı testler açısından da Ocak 1997- Ekim 2020 dönemi için Türkiye’de dış borçların sürdürülebilir olmadığını göstermektedir. Bundan sonraki aşamada serinin doğrusal olup olmadığı test edilmiştir. Elde edilen sonuçlar Tablo 21’deki gibidir.

Tablo 21: Net Dış Borç Stoku İçin Doğrusallık Testleri

Değişken: DLFD	Test İstatistiği	Olasılık Değeri	Gecikme Uzunluğu
Keenan Testi	1.866	0.172	1
Tsay Testi	1.42	0.234	1
Harvey v.d.2008	W_{λ}	$W_{\%10}^*$	$W_{\%5}^*$
DLFD	3.77	2.84	2.89
Kritik Değerler	4.3	6.7	6.4

Hesaplanan test sonuçlarına göre yokluk hipotezi red edilemediğinden, net dış borç stoku serisinin doğrusal bir yapı gösterdiği belirlenmiştir. Seri I(1) yapısına sahip olup, doğrusal zaman serisi modellemelerine dayalı tahmin sonuçlarına yer verilmiştir.

Tablo 22’den hareketle de ARIMA(4,1,4) modeli en iyi model olarak belirlenmiştir. Sonraki aşamada, yukarıda hesaplanan modellerden kalıntılarında koşullu değişen varyansın varlığı test edilmiş ARIMA(1,1,0) , ARIMA(1,1,1) ve ARIMA(0,1,1) için otoregresif koşullu değişen varyans model tahminleri gerçekleştirilmiştir.

Tablo 22: Net Dış Borç Stoku İçin ARIMA Model Tahminleri

	ARIMA(1,1,0)	ARIMA(3,1,0)	ARIMA(1,1,1)	ARIMA(0,1,1)	ARIMA(0,1,3)	ARIMA(4,1,4)
c	0.003*** [3.364]	0.003** [2.386]	0.002* [1.684]	0.003*** [3.674]	0.003*** [3.034]	0.003** [2.340]
ϕ_1	0.185*** [3.186]	0.126** [2.204]	0.886*** [14.751]	-	-	0.991*** [13.533]
ϕ_2	-	0.097* [1.690]	-	-	-	-0.213*** [-12.237]
ϕ_3	-	0.261*** [4.532]	-	-	-	1.030*** [48.572]
ϕ_4	-	-	-	-	-	-0.874*** [-13.337]

θ_1	-	-	-0.744*** [-8.512]	0.161*** [2.748]	0.117** [2.036]	-0.888*** [-11.222]
θ_2	-	-	-	-	0.096* [1.677]	0.240*** [9.055]
θ_3	-	-	-	-	0.257*** [4.452]	-1.036*** [-35.805]
θ_4	-	-	-	-	-	0.805*** [11.649]
Adj. R ²	0.034	0.116	0.094	0.028	0.100	0.165
F(Prob)	10.151(0.000)	12.357(0.000)	14.679(0.000)	8.388(0.004)	10.483(0.000)	6.742(0.000)
AIC	-5.759	-5.823	-5.816	-5.743	-5.805	-5.850
SIC	-5.733	-5.771	-5.778	-5.717	-5.754	-5.733
HQ	-5.749	-5.802	-5.801	-5.733	-5.784	-5.803
BG LM	2.825(0.060)	0.179(0.835)	1.890(0.152)	0.904(0.342)	1.073(0.343)	0.084[0.919]
ARCH LM	6.907(0.009)	1.711(0.191)	3.698(0.055)	6.299(0.012)	2.541(0.112)	0.929[0.335]

Not: Köşeli parantez içerisindeki değerler t istatistik değerleridir. Normal parantez içerisindeki değerler BGLM ve ARCH LM performans kriterleri için olasılık değerleridir. Sırasıyla ***,**,*, %1 , %5 ve %10 da anlamlılığı göstermektedir.

Tablo 23’de sonuçlara göre, gerçekleştirilen otoregresif koşullu değişen varyans modelleri tahminlerine göre, varyans modelinde $\alpha_0 > 0, \alpha_1 \geq 0, \beta_1 > 0, \alpha_1 + \beta_1 < 1, \gamma_1 > 0, \delta_1 > 0$ şartları, istatistiksel olarak anlamlı katsayılar ve bilgi kriterleri ele alındığında, en uygun model ARIMA(1,1,1)- ARCH(1) modeli olmuştur.

Ele alınan tüm modellerde değişen varyans etkisi ortadan kaldırılmıştır. ARCH-GARCH modelleri koşullu oynaklığa sahip olduğundan daha yüksek oynaklık göstermekte ve bu sebeple öngörü performansları düşük olmaktadır. Ayrıca rejim değişimlerine izin vermeyen oynaklık modellerinin parametrelerinin güvenilirliği açısından zayıf kalacağı bilinmektedir. Bu nedenle ARCH yapısı parametrelerinin rejim değişimine bağlı bir spesifikasyona gereksinimi vardır. Bu amaçla aşağıdaki tabloda Markov rejim değişimine dayalı ARCH-GARCH yapılarına yer verilmiştir.

Tablo 23: Net Dış Borç Stoku İçin Otoregresif Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmini

Değişkenler	ARIMA(1,1,0)- ARCH(1)	ARIMA(1,1,1)- ARCH(1)	ARIMA(1,1,1)- GARCH(1,1)	ARIMA(0,1,1)- ARCH(1)	ARIMA(0,1,1)- TGARCH(2,2,1)
α_0	0.384*** [2.902]	0.284*** [6.649]	0.229** [2.013]	0.142*** [3.545]	0.356*** [3.968]
ϕ_1	0.289*** [5.096]	0.821*** [15.888]	0.860*** (0.039)	-	-
θ_1	-	-0.591*** [-7.905]	-0.697*** [-8.694]	0.229*** [4.014]	0.208*** [3.318]
α_0	0.00009*** [5.215]	0.004*** [4.112]	0.00004** [2.070]	0.0001*** [5.615]	-4.729*** [-22.651]
α_1	0.659*** [2.787]	0.640*** [2.659]	0.439** [2.143]	0.572*** [2.671]	0.647*** [4.870]
α_2	-	-	-	-	0.442*** [2.992]
β_1	-	-	0.048*** (0.0001)	-	-0.216*** [-6.463]
β_2	-	-	-	-	0.759***

					[1395.452]
γ_1	-	-	-	-	-0.067* [-1.673]
δ_1	-	-	-	-	-
T-DIS-DOF	-	-	3.563*** [3.671]	-	4.634** [2.541]
GED Parameter	1.067*** [8.870]	1.042*** [9.571]	-	-	-
Adj.R ²	0.019	0.077	0.091	0.020	0.021
AIC	-5.936	-5.979	-5.972	-5.901	-5.914
SIC	-5.871	-5.902	-5.882	-5.837	-5.799
Wald- F(Prob)	39.276(0.000)	52.138(0.000)	11.013(0.001)	43.657(0.000)	36.820(0.000)
ARCH-LM	0.705(0.401)	0.081(0.775)	0.250 (0.616)	0.721(0.396)	0.011(0.948)

Not: Köşeli parantez değerleri t istatistik değerlerini, normal parantez değerleri performans değerleri için olasılık değerleridir.

Tablo 24'de yer alan α ve β parametreleri varyans eşitliğini göstermektedir. Markov rejim değişimine bağlı bu parametrelerin toplamı standart ARCH-GARCH modellerinde katsayıların toplamına göre daha yüksektir. MSGARCH modelinin özellikle düşük oynaklık dönemlerinde yüksek bir dirençlilik gösterdiği söylenebilir. İki rejim olarak ifade edilen MSGARCH modelinde ilk rejim düşük riskli diğer bir ifade ile düşük oynaklığa sahip rejim olarak ikinci rejim de yüksek oynaklığa sahip rejim olarak tanımlanmaktadır.

Tahmin edilen 3 model içerisinde katsayıların anlamlılığı ve kısıtlılığı, bilgi kriterleri değerince en anlamlı model MSTGARCH(1,1)-ged dağılımlı model olmuştur. δ katsayısının anlamlı olması modelde kaldıraç veya asimetri etkisinin geçerli olduğunu belirtir. γ parametresinin anlamlı olması ise modelde düşük ve yüksek rejimde negatif şokların pozitif şoklardan daha baskın olduğunu göstermiştir.

Tablo 24: Net Dış Borç Stoku İçin Markov Rejimine Dayalı Otoresif Koşullu Değişen Varyans Modelleri Tahmini

	MSGARCH(1,1)-std		MSTGARCH(1,1)-ged		MSEGARCH(1,1)-norm	
	Rejim I	Rejim II	Rejim I	Rejim II	Rejim I	Rejim II
α_0	0.275*** [8.904]	0.117* [1.774]	0.056*** [3.893]	0.491* [1.708]	0.761* [1.699]	0.389*** [7.023]
α_1	0.193*** [4.011]	0.327** [2.298]	0.442*** [4.028]	0.172*** [6.290]		
β_1	0.665** [2.334]	0.592*** [4.815]	0.301*** [6.492]	0.291*** [4.568]	0.392** [2.054]	0.619*** [11.944]
γ_1	-	-	0.118** [2.247]	0.332** [1.993]		
γ_2			0.385*** [6.001]	0.109*** [4.083]		
δ_1	-	-			0.438**	0.299**

					[2.448]	[2.282]
δ_2					0.371*** [9.420]	0.284*** [5.549]
T-DIS- DOF	1.032*** [8.017]	1.173*** [4.032]	-	-	-	-
GED	-	-	0.775*** [5.924]	0.552*** [4.228]	-	-
	Rejim Geçiş Olasılıkları		Rejim Geçiş Olasılıkları		Rejim Geçiş Olasılıkları	
t k=1	0.9823	0.0177	0.9914	0.0086	0.9724	0.0276
t k=2	0.0156	0.9844	0.0756	0.9244	0.0114	0.9886
	Kararlı Durum Olasılıkları		Kararlı Durum Olasılıkları		Kararlı Durum Olasılıkları	
	Karar I	Karar II	Karar I	Karar II	Karar I	Karar II
	0.8814	0.1186	0.8362	0.1638	0.8409	0.1591
LL	318.482		322.674		319.565	
AIC	-921.457		-944.270		-936.895	
SIC	-900.248		-925.033		-918.733	

Not: Parantez içerisindeki değerler t istatistik değerleridir. Sırasıyla ***, **, * %1, %5 ve %10'da istatistiksel anlamlılığı göstermektedir.

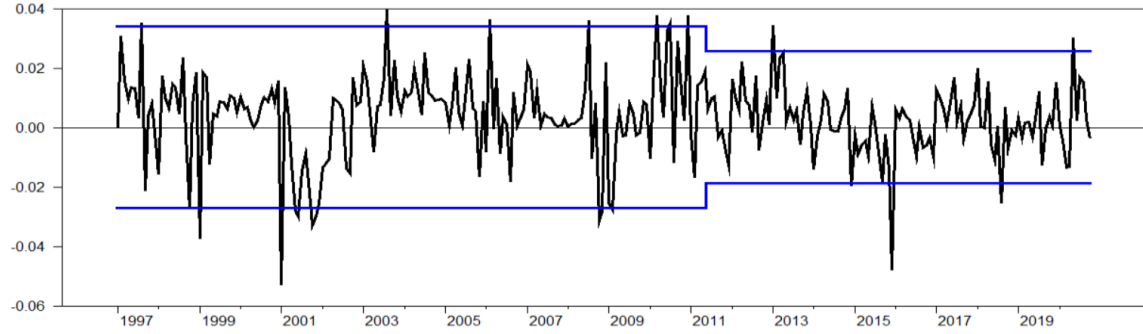
Rejim 1 ve Regim 2'nin α_1 değerleri karşılaştırıldığında [Regim 1 α değeri (0.442) Regim 2 α değerinden (0.172) daha büyüktür] düşük riskli rejime ilişkin piyasada yaşanan şoklar karşısında net dış borç stoku getirisinin ani ve yüksek bir biçimde tepki verdiği öte yandan yüksek riskli rejim döneminde ise yaşanan şokların sonraki dönemlerde dengeye geldiği anlaşılmaktadır. Buna karşılık, oynaklıkta ısrarcılığı ya da kararlılığı ifade eden β katsayıları incelendiğinde değerler 1'den uzak olduğu için net dış borç stoku getirisindeki ani artışlara sebep olan şokların kısa dönemde hemen dengeye gelemeyeceği uzun dönemde getirinin dengeye geleceğini ifade etmektedir.

Markov tahminlerinin yer aldığı rejim değişimi olasılık matrisinde “k=1” ve “k=2” sırasıyla Regim 1 ve Regim 2'yi göstermektedir. Düşük riskli rejimdeyken yani Regim 1'de iken aynı rejimde kalmayı gösteren geçiş olasılık değeri 0.9914 iken yüksek riskli rejimin yine yüksek riskli rejimde kalma olasılığı 0.9244 seviyesindedir. Diğer taraftan yüksek riskli rejimden düşük riskli rejime geçiş olasılığı (0.0086) düşük riskli rejimden yüksek riskli rejime geçiş olasılığından (0.0756) daha düşüktür. Bu durum düşük riskli rejimden ani bir değişim ile yüksek riskli rejime geçiş olabileceğini ifade eder.

Koşulsuz olasılık değerleri dikkate alındığında, Regim 1'de kalmanın koşulsuz olasılık katsayısı 0.8362 iken bu değer Regim 2'de ise 0.1638 seviyesindedir. Düşük riskli rejim kararlılığının yüksek riskli rejime göre daha fazla olması yüksek riskli rejimin düşük riskli rejime geçme potansiyelinde olduğunu göstermektedir.

Yüksek ve düşük oynaklık rejimlerinin hangi dönemlerde yaşandığını göstermek amacıyla Yenilenen Kümülatif Kareler Toplamı (Iterated Cumulative Sums of Squares-ICSS) algoritması kullanılmıştır (Inclan ve Tiao, 1994). Çalışma kapsamında dış borç serisine uygulanan ICSS test sonuçları aşağıda sunulmuştur.

1.Kırılma	Aralık 2001	2.Kırılma	Mart 2010
-----------	-------------	-----------	-----------



Şekil 14: Net Dış Borç Stoku İçin Oynaklıkta Belirlenen Varyans Kırılma Tarihleri

Net dış borç stoku serisi için 1997-2011(Mayıs), 2011(Haziran)-2020 dönemleri olmak üzere, iki farklı yapı vardır. İlk dönem oynaklığın daha yüksek olduğu krizlerin etkisiyle ortalamadan iniş çıkışların yüksek olduğu rejim dönemi iken, 2011 Haziran itibariyle dış borç getirisindeki oynaklığın azaldığı serinin ortalama etrafında kaldığı döneme geçilmiştir. Net dış borç stoku değişkeni Yapay Sinir Ağları ile farklı katmanlarca ele alınmak üzere tahmin edilmiştir. Bu işlemde girdi katmanında yer alan gecikme yapısına bağlı dış borç serisi değerlerine ve ara katmanında farklı sayıda nöron bulunan çeşitli ağ tiplerine uygulanmıştır. Böylece en uygun ağ yapısı, en düşük Hata Kareleri Ortalaması değerine ulaşan ağ olarak belirlenmeye çalışılmıştır. Tahmin sonuçları Tablo 25'teki gibidir.

Tablo 25: Net Dış Borç Stoku İçin Yapay Sinir Ağları Tahminleri

Ağ Tipi	Yapay Sinir Ağı Yapısı	Eğitim Algoritması	HKO Performansı
Kademeli (Basamaklı) İleri Beslemeli	1-36-28-1 (Çift Katman)	Levenberg-Marquardt	0.0000035
Kademeli (Basamaklı) İleri Beslemeli	1-29-1 (Tek Katman)	Polak-Beale eşlenik gradyan	0.0000057
Elman Geri Beslemeli	1-37-1 (Tek Katman)	BFGS-quasi Newton	0.0000135
Elman Geri Beslemeli	1-22-31-1 (Çift Katman)	Resillient	0.0000129
İleri Beslemeli	1-28-39-1 (Çift Katman)	Levenberg-Marquardt	0.0000069

İleri Beslemeli	1-33-1 (Tek Katman)	Fletcher-Powell eşlenik gradyan	0.0000058
Tekrarlayan Katmanlı	1-36-1 (Tek Katman)	Levenberg-Marquardt	0.000112
Tekrarlayan Katmanlı	1-25-37-1 (Çift Katman)	Fletcher-Powell eşlenik gradyan	0.000116
Tekrarlayan Geri Beslemeli NARX	1-22-1(Tek Katman)	Resillient	0.000103
Tekrarlayan Geri Beslemeli NARX	1-19-26-1 (Çift Katman)	Levenberg-Marquardt	0.000097
Çok Katmanlı Perceptron	1-26-21-33-1	Levenberg-Marquardt	0.0000047
Radyal Tabanlı	1-22-37-1(Çift Katman)	BFGS-quasi Newton	0.0000093

Net dış borç stoku serisi için gerçekleştirilen farklı yapılardaki yapay sinir ağı tahminlerine göre en düşük hata kareleri ortalamasına sahip çift katmanlı kademeli ileri beslemeli yapay sinir ağı en uygun yapı olarak elde edilmiştir. Değişken için son olarak hibrit modelleme teknikleri ile tahmin yöntemi kullanılmıştır.

Tablo 26: Net Dış Borç Stoku İçin Hibrit Model Tahminleri

Ağ Tipi	Yapay Sinir Ağı Yapısı	Eğitim Algoritması	HKO Performansı
ARIMA-YSA	1-10-14-19-1 (Çok Katmanlı)	Fletcher-Powell eşlenik gradyan	0.00000018
ARCH-YSA	1-7-11-1 (Çift Katman)	Levenberg-Marquardt	0.00000071
MSTGARCH-YSA(I.Rejim)	4-15-17-1 (Çift Katman)	Polak-Beale eşlenik gradyan	0.00000048
MSTGARCH-YSA(II.Rejim)	4-27-22-1 (Çift Katman)	Levenberg-Marquardt	0.00000057

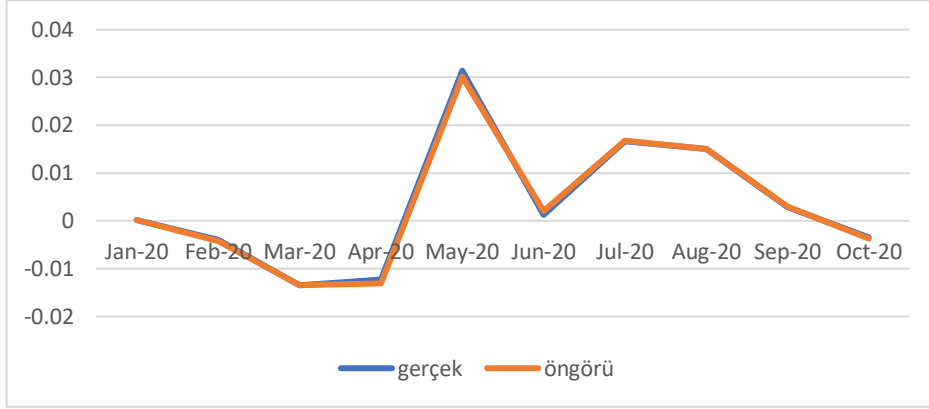
Gerçekleştirilen hibrit model tahminlerine göre, en düşük hata kareler ortalaması performansına sahip ARIMA modeli ve Yapay Sinir Ağları en uygun tahmin olarak elde edilmiştir. Tüm tahmin yöntemleri içerisinde net dış borç stoku değişkeni için en uygun öngörü performansı gösteren tahmin yöntemi için Tablo 27'deki öngörü değerleri elde edilmiştir.

Tablo 27: Net Dış Borç Stoku İçin Öngörü Performansı Karşılaştırma

DLFD	RMSE	MAPE	Theil-U
ARIMA	0.013	311.693	0.760
ARCH	0.013	541.498	0.731
MSTGARCH	0.012	591.309	0.634
YSA	0.0019	223.814	0.069
ARIMA-YSA	0.0005	9.626	0.020

Elde edilen öngörü performanslarına göre net dış borç stoku değişkeni için en güvenilir öngörü sonuçlarını ARIMA- Yapay Sinir Ağları tahmincilerine dayalı hibrit model

vermiştir. Çalışma kapsamında nihai olarak net dış borç stoku değişkeninin gerçek ve hibrit yöntemden elde edilen öngörü değerleri karşılaştırılmıştır.



Şekil 15: Net Dış Borç Stoku Gerçek ve Öngörü Değerleri

Tablo 28: Net Dış Borç Stoku Değişkeni Gerçek ve Öngörü Değerleri

Aylar	Gerçek	Öngörü (Hibrit: ARIMA-YSA)
Ocak 2020	0.00013747	0.0001
Şubat 2020	-0.00425374	-0.004
Mart 2020	-0.01346841	-0.0135
Nisan 2020	-0.01316473	-0.0123
Mayıs 2020	0.03015316	0.0314
Haziran 2020	0.00207802	0.0013
Temmuz 2020	0.01679651	0.0166
Ağustos 2020	0.01505249	0.015
Eylül 2020	0.00303579	0.0028
Ekim 2020	-0.00369913	-0.0035
Toplam Mutlak Sapma	-	0.00389

Tablo ve şekilden görüldüğü üzere hibrit modelin hemen hemen tüm aylarda öngörü değerlerinin gerçek değerlere yakınlığı açısından oldukça başarılı olduğu kanıtlanmıştır.

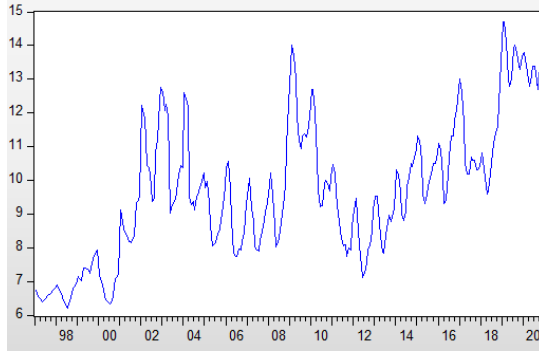
3.4. İŞSİZLİK ORANI SERİSİNİN MODELLENMESİ

İşsizlik klasik iktisadi anlayışa göre, emek arzının emek talebini aştığı durumlarda oluşmaktadır. Sadece nicelik değil, nitelik yönünden de emek talebi ile emek arzının arz yönünde artış gösterdiği durumda, işsizlik meydana gelmektedir. İşsizlik; bununla birlikte, işgücünün istihdam edilmeyen kısmıdır. TÜİK'in resmi olarak işsizlik tanımı şu şekildedir: "İlgili referans dönemi boyunca istihdam durumunda olmayan (ücretli ya da ücretsiz hiçbir işte çalışmamış ve herhangi bir iş ile bağlantısı olmayan) kişilerden iş bulmak adına son üç ay içinde iş arama bağlantılarından en az birine ulaşılmış ve 15 gün

içerisinde işe başlayacak durumda çalışma çağındaki tüm bireyler işsiz nüfusu oluşturur” (www.tuik.gov.tr).

İşsizliğin önemi, ortaya çıkardığı sosyal ve ekonomik sonuçlardan kaynaklanmaktadır. İşlerinden çıkarılan kişilerin güven eksikliği, öz yeterliliklerinde olan azalış, depresyona girme gibi duygusal çöküntüler, stres seviyelerindeki artış ve ayrıca bu kişilerin çaresizlik ve umutsuzluk hissine kapıldığı görülmektedir. Bununla birlikte, işsizliğin üretim sürecini etkilemesi nedeniyle, milli gelirden kayba yol açmakla beraber, gelir dağılımında adaletsizlik ve kişisel servetin düşmesine de neden olmaktadır.

Şekil 16’da Ocak 1997- Ekim 2020 dönemleri arası işsizlik oranına (UNER) yer verilmiştir. Veri kümesi Türkiye İstatistik Kurumu (TÜİK) ve Türkiye İş Kurumun (İŞKUR)’dan alınmıştır.



Şekil 16: İşsizlik Oranı (UNER) Serisi

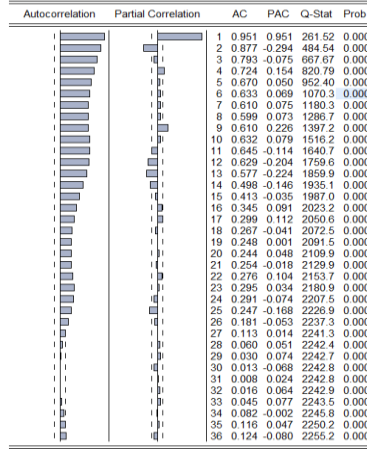
Genel anlamda işsizlik oranı serisi incelendiğinde, serinin ilgili dönemler için mevsimsel yapı gösterdiği söylenebilir. Mevsimsel yapı ile beraber serinin doğrusal olmayan seyir izlediği de görülmektedir. Ayrıca seride belirli dönemlerde artış belirli dönemlerde azalış trendi de vardır. Türkiye ekonomisi için değerlendirildiğinde, 1998 Rusya krizi ve 1999 Marmara ve Düzce depremleri işsizlikte yaşanan önemli kırılmaların başlangıcıdır. Deprem, beraberinde önemli bir sanayi bölgesini de kullanılmaz hale getirmiştir. Depremde yetişmiş eleman kaybının yanı sıra konut, ticari yapı, yol, köprü, altyapı, makine ve teçhizat kaybı gerçekleşmiştir. Bu kayıpların bedeli toplamda 13 milyar doları bulmuştur. 2000 yılında öncelikle enflasyonu düşürme programı ile ekonomide canlanma, sonrasında da likidite krizi ile çöküş meydana gelmiştir. Bu nedenlerle birlikte, 2001 krizi de işsizlik oranının %10 bandının üstüne çıkmasına neden olmuştur. 2003 yılının ilk aylarıyla beraber, işsizlik oranında 2008 yılına kadar düşüş yaşanmıştır. 2007-2008 döneminde ise ABD’de mortgage krizi ortaya çıkmıştır. Krizin temelinde geliri

düşük ve kötü kredi geçmişine sahip hanehalklarına verilen yüksek riskli ipotekli konut kredileri, risk yönetim uygulamalarındaki başarısızlık, derecelendirme kuruluşlarının kredili konut satışları hakkında yanlış derecelendirme yapmaları, kişisel ve kurumsal bazda yüksek borç seviyeleri, genel para politikası uygulamaları, uluslararası ticarete yaşanan dengesizlikler ve düzenlemelerdeki sorunlardan yaşanan eksiklikler krizin önemli nedenleridir. Özellikle 2008'in ikinci yarısından 2009'un son çeyreğine dek yoğun olarak artan işsizlik oranı, son dönemlerin en yüksek seviyesini görmüştür.

Tablo 29: İşsizlik Oranı İçin Stokastik ve Deterministik Trend Denklemleri

I. Denklem- Stokastik Trend (Bağımlı Değişken:DUNER)			
Değişken	Katsayı	t İstatistiği	Olasılık Değeri
C(Sabit)	-4.750	-8.131	0.000
UNER(-1)	0.502	8.840	0.000
II. Denklem- Deterministik Trend (Bağımlı Değişken:UNER)			
Değişken	Katsayı	t İstatistiği	Olasılık Değeri
C(Sabit)	7.275	38.508	0.000
@Trend	0.191	14.381	0.000
III. Denklem- Deterministik ve Stokastik Trend (Bağımlı Değişken:DUNER)			
Değişken	Katsayı	t İstatistiği	Olasılık Değeri
C(Sabit)	-4.608	-7.694	0.000
UNER(-1)	0.537	8.237	0.000
@Trend	-0.029	-1.068	0.286

2012 yılında dünya ekonomisinde ortaya çıkan döviz krizi, durgunlukla beraber borçlanma ve işsizliğin yeniden artmasına neden olmuştur. Artarak devam eden bu etki, Türkiye ekonomisinde işsizlik oranının 2017'de tavan yapmasını beraberinde getirmiştir. 2017 Temmuz ayında işsizlik, 2009 Ekim ayı değerinin üzerine çıkmıştır. 2018 yılında değişen devlet politikaları, IMF programında gerçekleşen sapmalar ve uluslararası ilişkilerde yaşanan problemler, yılın ilk üç ayında Türkiye ekonomisinde yeni bir krizi beraberinde getirmiştir. Günümüzde bu etki, işsizlik oranlarına yansımalarıyla sürmektedir. Diğer uygulamalarda olduğu gibi işsizlik oranı için de seride öncelikle trend varlığı incelenmiştir ve sonuçlar Tablo 29'a aktarılmıştır. Elde edilen tahminlere göre işsizlik oranı (UNER) değişkeni stokastik trende sahiptir. Seriyeye ilişkin geleneksel birim kök testlerini gerçekleştirilmeden önce Şekil 17'deki korelograma da bakılmıştır.



Şekil 17: İşsizlik Oranı Serisi Korelogramı

Şekil 17’de serinin korelogramı incelendiğinde, Q-Stat istatistiği olasılık değerlerinin anlamlı olduğu ve modelin durağan olmadığı yönünde ipucu olmasına karşın, durağanlık ilgili birim kök testleri de ayrıca incelenmiştir. Gerçekleştirilen geleneksel birim kök testi sonuçlarına Tablo 30’da yer verilmiştir.

Tablo 30: İşsizlik Oranı İçin ADF, PP ve KPSS Birim Kök Testi Sonuçları

	ADF	PP	KPSS
UNER	-3.463(0.045)	-3.210(0.084)	0.139
%1 Kritik Değer	-3.992	-3.990	0.216
%5 Kritik Değer	-3.426	-3.425	0.146
%10 Kritik Değer	-3.136	-3.135	0.119
Karar	Seri durağandır	Seri durağandır	Seri durağandır

İşsizlik oranı serisi düzey değerlerinde ADF, PP ve KPSS testlerine göre durağan olup birim kök içermemektedir. Yapısal kırılma içermeyen birim kök testlerine göre, Türkiye’de Ocak 1997- Ekim 2020 dönemlerinde işsizlik histerisi görülmemektedir.

İşsizlik serisine ilişkin tek kırılma dönemini içeren yapısal kırılmalı birim kök testi sonuçlarına da Tablo 31’de yer verilmiştir.

Tablo 31: İşsizlik Oranı İçin Zivot-Andrews Yapısal Kırılmalı Birim Kök Testi

Düzye	ZA(Model A)	ZA (Model B)	ZA (Model C)
TB	2010:02 ($\hat{\lambda}=0.55$)	2017:04 ($\hat{\lambda}=0.86$)	2011:01 ($\hat{\lambda}=0.59$)
μ	0.708[4.107]	0.739[3.914]	0.926 [4.697]
α	-0.111[-4.672]	-0.092[-4.041]	-0.128[-4.939]
β	0.00391[3.925]	0.00099[1.918]	0.003[2.868]
θ_1	-0.412[-3.069]	-	-0.478[-3.204]
θ_2	-	0.0079[1.845]	0.004[2.392]
γ_1	0.374[6.612]	0.379 [6.637]	0.385[6.812]
γ_2	0.109[1.784]	0.101[1.650]	0.121[1.972]

γ_3	-0.174[-2.951]	-0.185[-3.119]	-0.160[-2.705]
k*	3	3	3
%1 Kritik Değer	-5.34	-4.93	-5.57
%5 Kritik Değer	-4.80	-4.42	-5.08
Karar	Seri yapısal kırılma altında durağan değildir.	Seri yapısal kırılma altında durağan değildir.	Seri yapısal kırılma altında durağan değildir.
Fark	ZA(Model A)	ZA (Model B)	ZA (Model C)
TB	2002:12 ($\hat{\lambda}=0.25$)	2011:01 ($\hat{\lambda}=0.59$)	2002:12 ($\hat{\lambda}=0.25$)
μ	0.090[1.223]	0.084[0.936]	-0.153 [-0.986]
α	-0.137[-5.064]	-0.122[-4.558]	-0.149[-5.360]
β	0.0013[2.055]	-0.0006[-0.828]	0.0077[2.106]
θ_1	-0.319[-2.579]	-	-0.527[-3.102]
θ_2	-	0.0019[1.965]	-0.006[-1.777]
γ_1	0.062[1.067]	0.063[1.063]	0.065[1.117]
γ_2	0.073[1.254]	0.071[1.192]	0.078[1.339]
γ_3	0.038[0.658]	0.037[0.635]	0.042[0.720]
γ_4	0.218[3.692]	0.214[3.578]	0.224[3.803]
k*	4	4	4
%1 Kritik Değer	-5.34	-4.93	-5.57
%5 Kritik Değer	-4.80	-4.42	-5.08
Karar	Seri yapısal kırılma altında fark durağandır.	Seri yapısal kırılma altında fark durağandır.	Seri yapısal kırılma altında fark durağandır.

Not: Parantez içindeki değerler t istatistik değerleridir. k* optimal gecikme uzunluğunu gösterir.

Gerçekleştirilen tek kırılmalı Zivot-Andrews birim kök testine göre; işsizlik oranı serisi sabitte kırılma, eğimde kırılma ve hem sabitte hem eğimde kırılmaya göre hesaplanan test değeri, kritik değerlerden mutlak olarak küçük olduğu için durağan dışı bir yapı göstermektedir. Farkı alınan seri durağan hale gelmiştir.

Analizde sonraki aşamada iki yapısal kırılmaya izin veren Lee-Strazicich testi de uygulanmış ve sonuçlar Tablo 32’de yer verilmiştir.

Tablo 32: İşsizlik Oranı İçin Lee-Strazicich Yapısal Kırılmalı Birim Kök Testi

Lee-Strazicich	LS(Model Crash-Sabit)	LS (Model Break-Sabit ve Trend)
TB	2001:06 2018:04 ($\hat{\lambda}_1=0.19, \hat{\lambda}_2=0.89$)	2004:03 2010:03 ($\hat{\lambda}_1=0.30, \hat{\lambda}_2=0.56$)
μ	0.004[4.586]	0.040[1.377]
α	-0.216[-7.075]	-0.102[-4.400]
k*	3	3
%1 Kritik Değer	-4.241	-5.464
%5 Kritik Değer	-3.640	-4.989
%10 Kritik Değer	-3.294	-4.729
Karar	Seri yapısal kırılmalar altında durağandır.	Seri yapısal kırılmalar altında durağan değildir.

Not: Parantez içindeki değerler t istatistik değerleridir. k* optimal gecikme uzunluğunu gösterir.

İşsizlik oranı serisi gerçekleştirilen yapısal kırılmalı birim kök testlerine göre, sabit terimli modelde durağan iken sabitli ve trend içeren modelde durağan değildir. Diğer testlerde fark alındığından, burada fark almaya gerek duyulmamıştır.

Birim kök sınamalarında son olarak Carrion-i Silvestre v.d. (2009) çoklu kırılmalı test incelenmiştir. Seriyeye ilişkin çıktılar Tablo 33’de gösterilmiştir.

Tablo 33: İşsizlik Oranı İçin Carrion-i Silvestre v.d. (2009) Çoklu Kırılmalı Yapısal Kırılmalı Birim Kök Testi

Düzey	Carrion-i-Silvestre v.d. (2009)				
TB(Kırılma Tarihleri): 2000:07, 2002:12, 2005:05, 2010:03, 2018:05	PT	MPT	MZA	MSB	MZT
UNER	11.320 (8.513)	10.762 (8.513)	-35.958 (-44.591)	0.117 (0.105)	-4.232 (-4.721)
Karar:	Seri yapısal kırılmalar altında durağan değildir.				
Fark	Carrion-i-Silvestre v.d. (2009)				
TB(Kırılma Tarihleri): 2000:07, 2002:12, 2005:05, 2010:03, 2018:05	PT	MPT	MZA	MSB	MZT
DUNER	4.353 (9.404)	4.056 (9.404)	-107.138 (-46.345)	0.068 (0.104)	-7.318 (-4.761)
Karar:	Seri yapısal kırılmalar altında fark durağandır.				

Not: Parantez içerisindeki değerler Carrion-i Silvestre v.d. (2009) istatistiklerine dayalı tablo değerleridir.

Seri düzey halinde çoklu yapısal kırılmalar altında durağan değil iken, farkı alındığında durağan hale gelmiştir. Yapısal kırılmalı testler gereğince, Türkiye’de Ocak 1997- Ekim 2020 işsizlik histerisi varlığı kanıtlanmıştır. Bir başka ifade ile, ekonomide yaşanan şokların etkisinin ortadan kalkmasına rağmen, iş piyasası açısından işsizlik oranları eski seviyesine dönmemiştir.

Gerçekleştirilen geleneksel ve iki kırılmalı birim kök testlerine göre, işsizlik oranı serisi düzey değerlerinde birim kök içermese de, tek ve çok kırılmalı birim kök testlerine göre durağan değildir. Dolayısıyla, seri fark durağan yapı göstermektedir. İşsizlik oranı serisi incelendiğinde, belirli aylarda artan ve azalan seyir izlediği gözlemlenmiş olup, sonraki aşamada mevsimsellik özelliği taşıyıp taşımadığı incelenmiştir. ADF temeline dayalı Beaulieu-Mirron (BM) ve KPSS temeline dayalı Canova-Hansen (CH) testleri ile birim kökün varlığı Tablo 34’deki gibi elde edilmiştir.

Tablo 34: İşsizlik Oranı İçin BM Birim Kök Testi

H_0 : Mevsimsel birim kök vardır. H_A : Mevsimsel birim kök yoktur.

Frekans	Model				
	Boş Model	Sabitli Model	Sabitli ve Mevsimsel Kuklali Model	Sabitli ve Trendli Model	Sabitli, Trendli ve Mevsimsel Model
π_1	0.0001	-0.002	-0.002	-0.005	-0.005
π_2	-0.179***	-0.159***	-0.166***	-0.156***	-0.163***
π_3	-0.168***	-0.189***	-0.220***	-0.189***	-0.220***
π_4	-0.256***	-0.171***	-0.200***	-0.165***	-0.194***
π_5	-0.316***	-0.247***	-0.276***	-0.244***	-0.273***
π_6	0.239***	0.251***	0.249***	0.245***	0.243***
π_7	-0.024	-0.043***	-0.088***	-0.044***	-0.091***
π_8	-0.034**	-0.043***	-0.108***	-0.041***	-0.104***
π_9	0.288***	0.299***	0.321***	0.295***	0.316***
π_{10}	-0.020	-0.028	-0.008	-0.031	-0.011
π_{11}	-0.007	-0.006	-0.019	-0.007	-0.022
π_{12}	-0.014**	-0.016**	-0.050***	-0.015***	-0.049***
F _{3,4}	22.055***	20.514***	28.361***	20.202***	27.799***
F _{5,6}	18.705***	21.560***	26.898***	20.980***	26.212***
F _{7,8}	3.062**	7.182***	18.015***	7.252***	17.842***
F _{9,10}	10.929***	16.008***	19.038***	15.847***	18.759***
F _{11,12}	2.873	3.535***	12.858***	3.355**	12.711***

Not: Hesaplanan t testi değerleri Beaulieu ve Miron (1992:40) testi tablo değerleri ile karşılaştırılmıştır. *** ve ** sırasıyla %1 ve %5'te istatistiksel anlamlılık düzeyini göstermektedir.

BM testi sonuçlarına göre, işsizlik oranı serisinde π_1 'e karşılık gelen 0 frekansı (yıllık), π_{10} ve π_{11} 'e karşılık gelen Ocak ve Mayıs ayları için mevsimsel birim kök içerse de π_2 'e karşılık gelen π frekansı, π_3 ve π_4 'e karşılık gelen $\pi/2$ frekansı, π_5 ve π_6 'ya karşılık gelen $2\pi/3$ frekansı, π_7 ve π_8 'e karşılık gelen $\pi/3$ frekansı, π_9 ve π_{10} 'e karşılık gelen $5\pi/6$ frekansı, π_{11} ve π_{12} 'e karşılık gelen $\pi/6$ frekansı ve diğer aylar için mevsimsel durağanlık belirlenmiştir.

Tablo 35: İşsizlik Oranı İçin CH Birim Kök Testi

Düzye				
Ho : Mevsimsel birim kök yoktur.		H _A : Mevsimsel birim kök vardır.		
Frekanslar	LM İstatistiği	%1 Kritik Değer	%5 Kritik Değer	%10 Kritik Değer
π	0.788	1.070	0.749	0.610
$\pi/2$	1.663	1.070	0.749	0.610
$\pi/3$	0.138	1.070	0.749	0.610
$\pi/4$	0.244	1.070	0.749	0.610
$\pi/5$	0.506	1.070	0.749	0.610
$\pi/6$	0.077	0.748	0.470	0.353
Bütünleşik	3.510	3.270	2.750	2.490
Fark				
Ho : Mevsimsel Birim Kök yoktur.		H _A : Mevsimsel Birim Kök vardır.		
Frekanslar	LM İstatistiği	%1 Kritik Değer	%5 Kritik Değer	%10 Kritik Değer
π	0.155	1.070	0.749	0.610
$\pi/2$	0.107	1.070	0.749	0.610
$\pi/3$	0.053	1.070	0.749	0.610
$\pi/4$	0.043	1.070	0.749	0.610
$\pi/5$	0.056	1.070	0.749	0.610
$\pi/6$	0.031	0.748	0.470	0.353

Bütünleşik	0.675	3.270	2.750	2.490
------------	-------	-------	-------	-------

Elde edilen sonuçlar itibari ile işsizlik oranı serisi BM için sıfır frekansta ve Canova-Hansen için sıfır ve 6 aylık frekanslarda birim köklü olduğundan, serinin farkı alınarak durağan hale getirilmiştir. Dolayısıyla işsizlik oranı serisinde stokastik mevsimselliğin olduğu sonucuna varılmıştır. Ayrıca seride deterministik mevsimsellik olup olmadığı Kavussanos ve Alizadeh-M(2002) testi ile araştırılmıştır. Sonuçlar Tablo 36'daki gibi elde edilmiştir. Kavussanos ve Alizadeh-M deterministik mevsimselliğin belirlenmesi için şu regresyon denkleminin tahmin edilmesini önermiştir.

$$\Delta Y_t = \beta_0 + \sum_{s=2}^{12} \beta_s Q_{s,t} + \varepsilon_t \quad (3.2)$$

Burada Δ birinci fark operatörü, β_0 Y_t serisinin uzun dönem ortalaması, $Q_{s,t}$ ise nisbi mevsimsel kuklalardır ve $Q_{s,t} = SD_{s,t} - SD_{1,t}$ ($s=2,3,\dots,12$) formülü kullanılarak oluşturulur. t istatistiklerine göre, anlamlı nisbi mevsimsel kuklalar, ele alınan değişken için ilgili ayda bir deterministik mevsimsellik gösterdiğinde, bir başka ifade ile kendi uzun dönem ortalaması ile mukayese edildiğinde, bağımlı değişkende anlamlı bir değişme gözlemlendiği yönünde ifade edilmektedir.

Tablo 36: İşsizlik Oranı İçin Deterministik Mevsimsellik Modeli (Kavussanos ve Alizadeh-M Testi)

Bağımlı Değişken:DUNER			
Değişkenler	Katsayı	T İstatistiği	P Değeri
C	0.299	3.331	0.000
Q _{2,t}	0.011	0.037	0.970
Q _{3,t}	-0.004	-0.014	0.988
Q _{4,t}	-0.009	-0.031	0.975
Q _{5,t}	-0.037	-0.126	0.899
Q _{6,t}	-0.014	-0.047	0.962
Q _{7,t}	-0.002	-0.007	0.993
Q _{8,t}	0.0007	0.002	0.998
Q _{9,t}	-0.0216	-0.065	0.947
Q _{10,t}	0.007	0.021	0.982
Q _{11,t}	-0.011	-0.037	0.970
Q _{12,t}	0.0002	0.0009	0.999
JB: 6.873(0.226) LM:0.665(1.192) F-Prob: 102.35(0.000)			

Gerçekleştirilen tahmin sonuçlarına göre, kukla değişkenlerin hiçbiri anlamlı değildir. Seride deterministik mevsimsellik bulgusu oluşturacak kanıt rastlanmamıştır. Bundan sonraki aşamada serinin doğrusal olup olmadığı Tablo 37'deki bulgularla test edilmiştir.

Tablo 37: İşsizlik Oranı İçin Doğrusallık Testleri

Değişken: DUNER	Test İstatistiği		Olasılık Değeri	Gecikme Uzunluğu
Keenan Testi	3.512		0.062	7
Tsay Testi	3.468		0.000	7
Harvey v.d.2008- Harvey ve Leybourne 2007	W_λ	$W_{\%10}^*$	$W_{\%5}^*$	$W_{\%1}^*$
DUNER	28.29	25.50	25.79	26.32
Kritik Değerler	4.0	6.8	5.9	3.1

Not: W_λ istatistiği Harvey v.d. 2008 testi için, $W_{\%1}^*$, $W_{\%5}^*$ ve $W_{\%10}^*$ de Harvey ve Leybourne 2007 testleri için kullanılan değerlerdir.

Hesaplanan test sonuçlarına göre sıfır hipotezi reddedilir ve serinin doğrusal olmayan bir yapı sergilediği ve eşik değer etkisinin olduğu söylenebilir.

Tablo 38'de de görüleceği üzere, uygulanan birim kök testleri sonucuna göre doğrusal olmayan yapıda işsizlik oranı serisi düzeyde durağan bir yapı sergilemiştir

Tablo 38: İşsizlik Oranı İçin Doğrusal Olmayan Birim Kök Testleri

Enders-Granger 1998 (MTAR tipi)	Ham veri test istatistiği	Ortalamadan arındırılmış veri için test istatistiği	Ortalama ve trendden arındırılmış veri için test istatistiği
UNER	21.897	21.953	24.707
k*	1	1	1
Kritik Değerler (%10, %5, %1)	2.68, 3.41, 5.10	4.05, 4.95, 6.99	5.64, 6.65, 8.86
Kapetanios, Shin ve Snell 2003 (STAR Tipi)	Ham veri test istatistiği	Ortalamadan arındırılmış veri için test istatistiği	Ortalama ve trendden arındırılmış veri için test istatistiği
UNER	-0.826	-2.100	-4.622
k*	3	3	3
Kritik Değerler (%10, %5, %1)	-1.92,-2.22,-2.82	-2.66,-2.93,-3.48	-3.13,-3.40,-3.93
Pascalau 2007 (LSTAR Tipi)	Ham veri test istatistiği	Ortalamadan arındırılmış veri için test istatistiği	Ortalama ve trendden arındırılmış veri için test istatistiği
UNER	4.854	2.800	10.695
k*	1	1	1
Kritik Değerler (%10, %5, %1)	3.05, 3.64, 4.92	3.30, 3.87, 5.16	4.05, 4.72, 6.08
Sollis 2009 (AESTAR Tipi)	Ham veri test istatistiği	Ortalamadan arındırılmış veri için test istatistiği	Ortalama ve trendden arındırılmış veri için test istatistiği
UNER	3.984	2.204	10.677
k*	3	3	3
Kritik Değerler (%10, %5, %1)	3.49, 4.29,6.06	4.17, 4.97, 6.80	5.59, 6.59, 8.95
Kruse 2011 (ESTAR Tipi)	Ham veri test istatistiği	Ortalamadan arındırılmış veri için test istatistiği	Ortalama ve trendden arındırılmış veri için test istatistiği
UNER	8.771	4.414	21.358
k*	3	3	3

Kritik Değerler (%10, %5, %1)	7.85, 9.53, 13.15	8.60,10.17,13.75	11.10, 12.82, 17.10
Cuestras ve Ordenez 2014 (ESTAR Tipi)	Test İstatistiği (k*)	Kritik Değerler (%10, %5, %1)	
UNER	-5.671 (1)	-3.11, -3.386, -3.928	
Caner ve Hansen 2001 (SETAR Tipi)	Test İstatistiği (k*)	Kritik Değerler (%10, %5, %1)	
UNER	59.150(9)	25.42, 29.44, 37.39	

Not: k* optimal gecikme uzunluğunu göstermektedir.

Serinin mevsimsellik yapısının dışında periyodik özelliği gösterebileceği düşünülerek periyodik otoregresif model yapısı da incelenmiştir.

Tablo 39: İşsizlik Oranı İçin Periyodik Otoregresif Model Tahmini

Parametreler	Trendsiz		Trendli	
	Katsayılar	t-İstatistikleri	Katsayılar	t-İstatistikleri
c	9.2459***	46.129	9.375***	41.719
μ_2	-8.954***	-10.187	-9.116***	-10.099
μ_3	-9.682***	-10.827	-9.853***	-10.760
μ_4	-6.562***	-7.873537	-6.699***	-7.692
μ_5	-6.600***	-7.311	-6.545***	-7.069
μ_6	-9.457***	-11.555	-9.260***	-10.322
μ_7	-9.542***	-12.095	-9.181***	-10.29
μ_8	-8.920***	-11.820	-9.073***	-10.124
μ_9	-8.617***	-11.091	-8.893***	-9.644
μ_{10}	-8.603***	-10.541	-8.840***	-9.294
μ_{11}	-9.352***	-10.014	-9.674***	-9.376
μ_{12}	-9.404***	-10.378	-9.519***	-9.752
μ'_2	0.977***	2.011	0.448	0.822
μ'_3	0.348	0.781	-0.323	-0.581
μ'_4	-0.492	-1.069	0.457	0.709
μ'_5	0.545	1.242	-0.619	-0.985
μ'_6	0.075	0.174	-0.220	-0.421
μ'_7	0.124	0.322	-0.039	-0.075
μ'_8	0.405	1.038	0.280	0.532
μ'_9	0.263	0.650	-0.166	-0.318
μ'_{10}	-0.262	-0.630	-0.165	-0.315
μ'_{11}	-0.242	-0.601	0.073	0.137
μ'_{12}	-0.099	-0.253	0.232	0.434
δ_2	-	-	-0.011	-0.329
δ_3	-	-	-0.018	-0.562
δ_4	-	-	-0.0167	-0.257
δ_5	-	-	0.093	1.409
δ_6	-	-	0.038	1.003
δ_7	-	-	0.052	1.289
δ_8	-	-	-0.002	-0.051
δ_9	-	-	-0.013	-0.313
δ_{10}	-	-	-0.009	-0.234
δ_{11}	-	-	-0.020	-0.485
δ_{12}	-	-	0.001	0.047
δ'_2	-	-	0.004	0.160
δ'_3	-	-	-0.029	-1.061
δ'_4	-	-	0.028	0.680
δ'_5	-	-	0.042	0.954
δ'_6	-	-	0.027	0.980
δ'_7	-	-	0.050*	1.673
δ'_8	-	-	0.012	0.366

δ'_9	-	-	-0.022	-0.629
δ'_{10}	-	-	-0.018	-0.562
δ'_{11}	-	-	-0.016	-0.537
δ'_{12}	-	-	0.013	0.471
φ_1	0.118***	2.545	0.184***	7.184
φ_2	0.943***	10.814	0.952***	10.256
φ_3	1.033***	11.316	1.048***	10.888
φ_4	0.634**	6.804	0.643***	6.720
φ_5	0.651***	6.336	0.580***	5.240
φ_6	1.015***	10.855	0.953***	8.427
φ_7	1.011***	11.196	0.920***	7.947
φ_8	0.965***	11.015	0.969***	7.892
φ_9	0.973**	10.790	1.000***	7.985
φ_{10}	0.975***	10.730	0.994***	8.199
φ_{11}	1.046***	10.303	1.078***	8.778
φ_{12}	1.038***	10.958	1.035***	9.373
Adj. R ²	0.886		0.888	
F(Prob)	52.203		39.476	
AIC	2.268		2.329	
SIC	2.748		2.429	
HQ	2.461		2.575	
BG	1.524		1.623	
ARCH	0.063		0.206	

Not: *, **, *** ifadeleri sırasıyla %10, %5, %1 anlamlılığı göstermektedir.

Periyodik otoregresif model sonuçlarına göre gerek bilgi kriterleri ve ekonometrik sorunların sonuçları gerekse de modelde katsayıların anlamlılığı gereği trendsiz yapısı daha uygun gözükmemektedir.

Gerçekleştirilen doğrusal model tahminleri sonrasında işsizlik oranı değişkeni bir rejim değişimine sahip olup olmadığı; rejim değişim modelleri ile modellenip Tablo 40'da gösterilmiştir.

Tablo 40: İşsizlik Oranı İçin Eşik Değer Testi

Eşik Etkisi Testi	F İstatistiği	Kritik Değer
H ₀ : Eşik değer etkisi yoktur	40.050	27.03
H _A : En fazla bir eşik değer etkisi vardır.		
H ₀ : En fazla bir eşik değer etkisi vardır.	28.388	29.24
H _A : Birden fazla eşik değer etkisi vardır.		

Elde edilen eşik değerli geçiş modellerine ilişkin olarak ESTAR modeli hesaplanan parametrelerin anlamlılığı, model testlerinin geçerliliği ve bilgi kriterlerinin uygunluğu açısından en anlamlı model olarak tespit edilmiştir.

Tablo 41: İşsizlik Oranı İçin Eşik Değerli Rejim Değişim Modelleri

	TAR	SETAR	STAR	ESTAR
--	-----	-------	------	-------

Bağımlı Değişken: DUNER	DUNER (-2) < 0.6272(Eşik Değeri) 170 gözlem	DUNER (-2) < - 0.6103(Eşik Değeri) Alt Rejim	Eşik Değeri:0.6496 Doğrusal Kısım	Eşik Değeri:2.535 Doğrusal Kısım
Değişkenler	Katsayılar [t ist.]	Katsayılar [t ist.]	Katsayılar [t ist.]	Katsayılar [t ist.]
C	-0.029 [-0.577]	0.202 [0.797]	-0.038 [-0.725]	1.890 [0.934]
DUNER(-1)	0.885*** [11.483]	1.213*** [15.230]	0.884*** [11.442]	1.188* [1.828]
DUNER (-2)	-0.016 [-0.165]	-0.288** [-2.421]	-0.024 [-0.239]	-1.265 [-1.288]
DUNER(-3)	-0.166* [-1.810]	-0.023 [-0.199]	-0.168* [-1.829]	2.399** [2.335]
DUNER(-4)	0.435*** [4.749]	-0.046 [-0.396]	0.439 [4.774]	-2.927*** [-3.199]
DUNER(-5)	-0.353*** [-3.788]	0.004 [0.042]	-0.348*** [-3.713]	1.772 [1.571]
DUNER(-6)	0.052 [0.575]	0.052 [0.499]	0.044 [0.482]	1.018 [0.694]
DUNER(-7)	0.223** [2.489]	-0.025 [-0.233]	0.224** [2.496]	-2.628** [-2.084]
DUNER(-8)	-0.448*** [-4.934]	-0.010 [-0.096]	-0.451*** [-4.959]	1.289 [1.176]
DUNER(-9)	0.214*** [3.137]	0.108 [1.526]	0.220*** [3.215]	-0.621 [-0.722]
	DUNER (-2) > 0.6272 (Eşik)	DUNER (-2) > - 0.6103 (Eşik Değeri)	Eşik Değeri:0.6496 Doğrusal Olmayan	Eşik Değeri:2.535 Doğrusal Olmayan
C	0.177 [1.442]	-0.584 [-1.091]	0.254* [1.724]	-1.873 [-0.925]
DUNER(-1)	1.121*** [11.324]	1.285*** [14.493]	0.234* [1.846]	-0.221 [-0.334]
DUNER(-2)	-0.130 [-0.851]	-0.028 [-0.200]	-0.121 [-0.658]	1.241 [1.243]
DUNER (-3)	0.141 [0.835]	-0.771*** [-5.410]	0.333* [1.705]	-2.553** [-2.466]
DUNER(-4)	-0.441** [-2.534]	0.560*** [3.497]	-0.904*** [-4.502]	3.312*** [3.611]
DUNER (-5)	0.112 [0.652]	-0.171 [-0.837]	0.448** [2.248]	-2.126* [-1.859]
DUNER (-6)	0.254 [1.433]	0.161 [0.724]	0.226 [1.109]	-0.961 [-0.644]
DUNER (-7)	-0.174 [-0.884]	0.097 [0.529]	-0.396* [-1.817]	2.842** [2.238]
DUNER (-8)	0.035 [0.183]	-0.805*** [-4.975]	0.510** [2.388]	-1.699 [-1.532]
DUNER (-9)	-0.119 [-0.885]	0.721 [7.627]	-0.369** [-2.396]	0.799 [0.913]
Slope(Geçiş Hızı)	-	-	13.313 [0.487]	4.235*** [0.000]
Parametre Sabitliği Testi	-	-	2.030 (0.007)	2.423 (0.000)
Doğrusal Olmama Testi	-	-	1.202 (0.260)	1.413 (0.131)
AIC	1.689	1.722	1.697	1.659
SC	1.960	2.011	1.994	1.956

HQ	1.798	1.886	1.816	1.779
R ²	0.874	0.898	0.876	0.880
F İstatistiği (Prob)	89.947 (0.000)	65.034 (0.000)	71.726 (0.000)	69.091 (0.000)
ARCH	0.003 (0.954)	0.744 (0.445)	0.003 (0.955)	0.777 (0.378)
BG	0.508 (0.620)	0.691 (0.581)	0.659 (0.518)	0.037 (0.963)
LSTAR/ESTAR Model Belirleme Testi: Granger ve Terasvirta Testi (1993):				

Not: *, **, *** ifadeleri sırasıyla %10, %5, %1 anlamlılığı göstermektedir. [] içerisindeki değerler t istatistik değerlerini, () içerisindeki değerler p olasılık değerlerini ifade etmektedir.

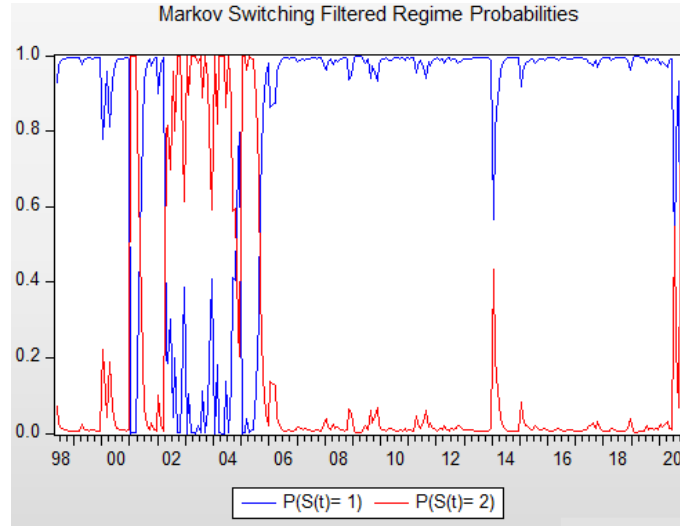
Bundan sonraki aşamada Markov Rejim Değişim modeli tahmin edilmiştir. Sonuçlar Tablo 42'deki gibidir. Tablo 42'ye göre, işsizlik oranı için en uygun olduğu belirlenen MSIH(3,2)-AR(1) modeli artıklarının varsayımları sağlayıp sağlamadığını belirlemek için hesaplanan J.B, LR, ARCH ve Portmanto testlerinin temel varsayımları karşıladığı görülmüştür. LR olabilirlik oranına göre, serinin doğrusal olduğunu ileri süren yokluk hipotezi reddedilmiştir. Rejim geçiş olasılıklarına bakıldığında, rejim 1'de iken bir sonraki dönemde 1. rejimde kalma olasılığının 0,985; rejim 2'de iken 2.rejimde kalma olasılığının 0,944 olduğu görülmüştür. Yine rejim geçiş olasılıklarına bakıldığında, rejim 1'de iken bir sonraki dönemde 2. rejimde olma olasılığının 0,015; rejim 2'de iken bir sonraki dönemde 1. rejimde olma olasılığının 0,056 olduğu görülmüştür. Bu sonuç, rejimlerin kararlılığını vurgularken, rejimler arası geçiş olasılıklarının daha düşük olduğunu göstermiştir. Ayrıca toplam 270 gözlemin 211 gözlemi rejim 1'de, 59 gözlemi rejim 2'de yer almaktadır. Rejimlerde ortalama kalma süreleri ise 1. rejimde 69 ay, 2. rejimde 17 aydır. Bu da yüksek stres döneminin 69 ay gibi bir sürede sonlanacağını göstermektedir. İşsizlik oranının kriz yıllarındaki etkisinin uzun sürdüğü söylenebilir. MSIH(3,2)-AR(1) modeline ait grafiğe aşağıda yer verilmiştir.

Tablo 42: İşsizlik Oranı İçin Markov Rejim Değişim Modeli

MSIH(3,2)-SAR(1)	Rejim 1	Rejim 2
Değişkenler	Katsayı [t ist.]	Katsayı [t ist.]
C(Sabit)	0.033 [0.994]	0.007 [0.032]
DUNER(-1)	1.010*** [6.626]	0.313* [1.666]
DUNER(-2)	0.263* [1.872]	0.115 [0.757]
DUNER(-3)	-0.359*** [5.150]	0.198 [1.401]
Sigma	-1.160***	0.057

			[-22.270]	[0.526]
SAR(1): 0.322**[2.112]				
Rejim Olasılıkları Matrisi			Rejim Özellikleri	
	Rejim 1	Rejim 2	Gözlem Sayısı	Süre(ay)
Rejim 1	0.985	0.015	211	69
Rejim 2	0.056	0.944	59	17
Varsayımlar	Test İstatistiği (Prob.)		Kriz Dönemleri (Yüksek Stres)	
Normallik Testi J.B	0.712(0.563)		2000(1), 2001(8)	
LR Olabilirlik Oranı	101.378(0.000)		2002(6), 2004(2)	
ARCH Testi	1.298(0.384)		2013(10), 2019(11)	
Portmanteau Testi	5.429(0.462)			

Not: *, **, *** ifadeleri sırasıyla %10, %5, %1 anlamlılığı göstermektedir. [] içerisindeki değerler t istatistik değerlerini, () içerisindeki değerler p olasılık değerlerini ifade etmektedir.



Şekil 18: İşsizlik Oranı İçin Markov Rejim Değişim Grafiği

Şekil 18'e göre, mavi renkle işsizlik oranlarındaki yüksek stres dönemi, bir başka deyişle; kriz dönemi, kırmızı renkle işsizlik oranındaki düşük stres dönemi temsil edilmiştir. Seri incelendiğinde, özellikle 1999 Marmara depremi sonrası, 2001 krizi, 2012 sonlarında yaşanan döviz krizi ve 2018'in sonları ve 2019'un başlarında yaşanan politika değişikliğine bağlı yaşanan gelişmeler, işsizlik oranı üzerindeki kırılmalarda daha belirgin olmuştur.

İşsizlik oranı değişkeni için Yapay Sinir Ağları (YSA) farklı yapılarla tahmin edilmiştir. Bu işlem girdi katmanında uygun gecikme yapısına bağlı değerlerine ve ara katmanında farklı sayıda nöron bulunan çeşitli ağ tiplerine uygulanmıştır. Böylece en uygun ağ yapısı, en düşük Hata Kareleri Ortalaması değerine ulaşan ağ olarak belirlenmeye çalışılmıştır. İşsizlik için yapay sinir ağı tahminleri Tablo 43'deki gibi elde edilmiştir.

Tablo 43: İşsizlik Oranı İçin Yapay Sinir Ağları Tahminleri

Ağ Tipi	Yapay Sinir Ağı Yapısı	Eğitim Algoritması	HKO Performansı
Kademeli (Basamaklı) İleri Beslemeli	1-15-19-1 (Çift Katman)	Fletcher-Powell eşlenik gradyan	0.194
Kademeli (Basamaklı) İleri Beslemeli	1-40-1 (Tek Katman)	Levenberg-Marquardt	0.163
Elman Geri Beslemeli	1-30-1 (Tek Katman)	Levenberg-Marquardt	0.227
Elman Geri Beslemeli	1-17-13-1 (Çift Katman)	BFGS-quasi Newton	0.265
İleri Beslemeli	1-33-47-1 (Çift Katman)	Levenberg-Marquardt	0.083
İleri Beslemeli	1-50-1 (Tek Katman)	Powell-Beale eşlenik gradyan	0.036
Tekrarlayan Katmanlı	1-30-1 (Tek Katman)	Levenberg-Marquardt	0.225
Tekrarlayan Katmanlı	1-26-21-1 (Çift Katman)	Powell-Beale eşlenik gradyan	0.209
Tekrarlayan Geri Beslemeli NARX	1-32-1(Tek Katman)	Fletcher-Powell eşlenik gradyan	0.117
Tekrarlayan Geri Beslemeli NARX	1-12-23-1 (Çift Katman)	Levenberg-Marquardt	0.108
Çok Katmanlı Perceptron	1-9-13-26-1	Levenberg-Marquardt	0.095
Radyal Tabanlı	1-15-9-1(Çift Katman)	BFGS-quasi Newton	0.224

Tablo 43'deki gibi gerçekleştirilen farklı mimaride yapay sinir ağı tahminlerine göre, en düşük hata kareleri ortalamasına sahip tek katmanlı ileri beslemeli yapay sinir ağı en uygun yapı olarak elde edilmiştir.

İşsizlik oranı değişkeni için son olarak hibrit modelleme teknikleri ile tahmin yöntemi kullanılmış ve Tablo 44'deki bulgulara ulaşılmıştır.

Tablo 44: İşsizlik Oranı Hibrit Model Tahminleri

Ağ Tipi	Yapay Sinir Ağı Yapısı	Eğitim Algoritması	HKO Performansı
SARIMA-YSA	1-22-1 (Tek Katman)	Fletcher-Powell eşlenik gradyan	0.0887
PAR-YSA	1-14-25-1 (Tek Katman)	Powell-Beale eşlenik gradyan	0.0759
ESTAR-YSA	1-22-14-1(Çift Katman)	BFGS-quasi Newton	0.0087
MS-YSA (I.Rejim)	1-36-23-1 (Çift Katman)	Levenberg-Marquardt	0.0649
MS-YSA (II.Rejim)	1-33-31-1 (Çift Katman)	Levenberg-Marquardt	0.0427

Gerçekleştirilen hibrit model tahminleri değerlendirildiğinde, en düşük hata kareler ortalaması performansına sahip Üstel Yumuşak Geçişli Otoregresif Model- Yapay Sinir Ağları en uygun tahmin olarak elde edilmiştir.

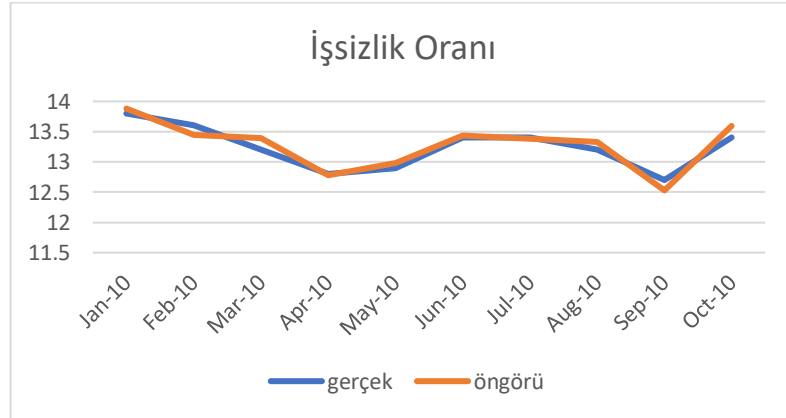
İşsizlik oranı değişkeni için öngörü performansının karşılaştırılmasına Tablo 45'te yer verilmiştir.

Tablo 45: İşsizlik Oranı Öngörü Performansı Karşılaştırma

DUNER	RMSE	MAPE	Theil-U
SARIMA	0.292	61.95	0.202
PAR	0.377	76.937	0.226
ESTAR	0.440	149.311	0.291
MS	0.292	50.14	0.208
YSA	0.311	46.327	0.233
ESTAR-YSA	0.114	26.63	0.078

Elde edilen öngörü performanslarına göre işsizlik oranı değişkeni için en güvenilir öngörü sonuçlarını Üstel Yumuşak Geçişli Otoresif Model- Yapay Sinir Ağları tahmincilerine dayalı hibrit model vermiştir.

Çalışma kapsamında nihai olarak işsizlik oranı değişkenine ilişkin gerçek ve öngörü değerleri Şekil 19 ve Tablo 46'daki gibi gerçekleşmiştir.



Şekil 19: İşsizlik Oranı Gerçek ve Öngörü Değerleri

Tablo 46: İşsizlik Oranı Değişkeni İçin Gerçek ve Öngörü Değerleri

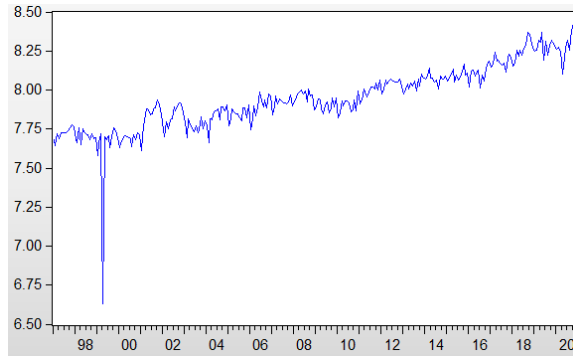
Aylar	Gerçek	Öngörü(Hibrit: ESTAR-YSA)
Ocak 2020	13.8	13.8814
Şubat 2020	13.6	13.4436
Mart 2020	13.2	13.3979
Nisan 2020	12.8	12.7814
Mayıs 2020	12.9	12.979
Haziran 2020	13.4	13.437
Temmuz 2020	13.4	13.385
Ağustos 2020	13.2	13.324
Eylül 2020	12.7	12.528
Ekim 2020	13.4	13.589
Toplam Mutlak Sapma	-	1.071

Şekil 19 ve Tablo 46'dan da görüldüğü üzere, hibrit modelin öngöründe gerçeğe en yakın değerler ürettiği ve öngörü performansının başarılı olduğu söylenebilir. Ocak, Nisan, Mayıs ve Haziran ayları öngörüsü gerçek değerlere oldukça yakın bulunmuştur.

3.5. İHRACAT SERİSİNİN MODELLENMESİ

Mevsimsellik yapısı gösterdiği düşünülen bir diğer değişken ise ihracat serisidir. İhracat; bir ülkede üretilen bir mal ve/veya hizmetin, yabancı ülkelere döviz karşılığında satılmasına denir. İhracat; özellikle dış ticaret ve ekonomik büyüme açısından ülke ekonomisinde önemli bir yere sahiptir. İhracat artışıyla birlikte, ekonomide faktör verimliliğinden, ölçek ekonomilerinden ve dış ticaretten sağlanan kazanç artar. Döviz darboğazının azalmasıyla ara malların ithalatı kolaylaşır, ihracata yönelik sektörlerin üretim maliyetleri düşer, ileri teknolojiye ilişkin politikaların uygulanması teşvik edilir. Bir ülkede ekonomik büyümenin artışında sermaye ve emeğin miktarında meydana gelen artışla birlikte ihracatta da meydana gelen artışın ciddi etkisi vardır.

Çalışmada ihracat değerleri 1994 sabit fiyatlarına dayalı ihracat fiyat endekslerine oranlanıp reel değerlere dönüştürülmüştür. Seri, Merkez Bankası EVDS (Elektronik Veri Dağıtım Sistemi)'den alınmıştır. Bunun yanı sıra tüm serinin logaritması alınmıştır. Seri, Ocak 1997- Ekim 2020 dönemleri arası analize alınmış ve öngörü performansı için son 10 ay baz alınmıştır. İhracat serisinin seyri Şekil 20'deki gibidir.



Şekil 20: İhracat Serisi

İhracat serisi genel olarak belirli dönemlerde artan belirli dönemlerde azalan mevsimsel bir yapı ve buna bağlı belirgin olmayan bir trend yapısına sahiptir. Seri genel olarak belirli bir ortalama etrafında seyir göstermiştir. Buna bağlı olarak, 1997-1998 Asya ve Rusya krizi beraberinde ihracatın %90'lara varan oranlarda azalmasına neden olmuştur. Bu etki, 1999 Marmara depreminden sonra tekrar düzelerek eski seviyelerine geri dönmüştür. Son

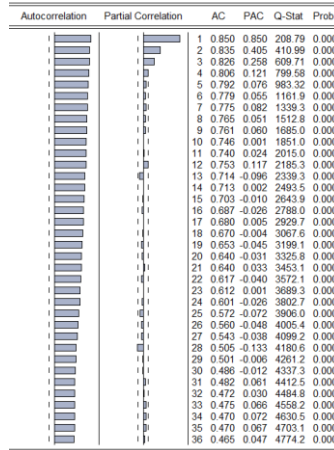
yıllarda özellikle 2018 yılının sonlarında ihracatta düşüş olmuştur. Bu düşüşün nedeni için küresel çapta yaşanan pandemi ve döviz kurlarındaki ani hareketlilik gösterilmiştir.

İhracat değişkeni için gerçekleştirilecek durağanlık testleri öncesinde trend varlığı araştırılmıştır. Seri LİHR olarak kısaltılmıştır. Sonuçlar Tablo 47’deki gibidir.

Tablo 47: İhracat İçin Stokastik ve Deterministik Trend Denklemleri

I. Denklemler- Stokastik Trend (Bağımlı Değişken:DLİHR)			
Değişken	Katsayı	t İstatistiği	Olasılık Değeri
C(Sabit)	-0.600	-2.175	0.030
LİHR(-1)	0.078	2.263	0.024
II. Denklemler- Deterministik Trend (Bağımlı Değişken:LİHR)			
Değişken	Katsayı	t İstatistiği	Olasılık Değeri
C(Sabit)	7.632	727.838	0.000
@Trend	0.002	34.460	0.000
III. Denklemler- Deterministik ve Stokastik Trend (Bağımlı Değişken:DLİHR)			
Değişken	Katsayı	t İstatistiği	Olasılık Değeri
C(Sabit)	-1.571	-2.653	0.008
LİHR(-1)	0.207	2.668	0.008
@Trend	-0.0003	-1.850	0.065

Elde edilen tahminlere göre, ihracat (LİHR) değişkeni stokastik ve deterministik trende sahiptir. Seriyeye ilişkin geleneksel birim kök testlerini gerçekleştirilmeden önce Şekil 21’deki korelogramı incelenmiştir.



Şekil 21: İhracat Serisi Korelogramı

Serinin korelogramı incelendiğinde, Q-Stat istatistiği olasılık değerlerinin anlamlı olduğu ve modelin durağan olmadığı yönünde ipucu olsa da durağanlık ilgili birim kök testleri ile araştırılmıştır. Birim kök testi sonuçlarına Tablo 48’de yer verilmiştir.

Tablo 48: İhracat İçin ADF, PP ve KPSS Birim Kök Testi Sonuçları

	ADF	PP	KPSS
--	-----	----	------

LİHR	-6.104(0.000)	-13.922(0.000)	0.134
%1 Kritik Değer	-3.990	-3.990	0.216
%5 Kritik Değer	-3.425	-3.425	0.146
%10 Kritik Değer	-3.136	-3.135	0.119
Karar	Seri durağandır	Seri durağandır	Seri durağandır

İhracat serisi düzey değerlerinde ADF, PP ve KPSS testlerine göre, durağan olup birim kök içermemektedir. Tablo 49’da, gerçekleştirilen tek kırılmalı Zivot-Andrews birim kök testine göre ihracat serisi sabitte kırılma, eğimde kırılma ve hem sabitte hem eğimde kırılmaya göre, hesaplanan test değeri kritik değerlerden mutlak olarak büyük olduğu için durağan bir yapı göstermektedir.

Analizde sonraki aşamada iki yapısal kırılmaya izin veren Lee-Strazicich test sonuçlarına Tablo 50’de yer verilmiştir.

Tablo 49: İhracat İçin Zivot-Andrews Yapısal Kırılmalı Birim Kök Testi

Düzye	ZA(Model A)	ZA (Model B)	ZA (Model C)
TB	2016:09 ($\hat{\lambda}=0.83$)	2015:07 ($\hat{\lambda}=0.78$)	2008:11 ($\hat{\lambda}=0.50$)
μ	4.154[6.700]	4.128[6.630]	4.388 [6.911]
α	-0.542[-6.696]	-0.539[-6.627]	-0.574[-6.911]
β	0.001[5.971]	0.001[5.962]	0.001[5.213]
θ_1	0.048[2.666]	-	-0.052[-2.561]
θ_2	-	0.001[2.471]	0.0004[1.940]
γ_1	-0.285[-3.788]	-0.286 [-3.775]	-0.264[-3.466]
γ_2	-0.138[-2.329]	-0.136[-2.283]	-0.127[-2.134]
k*	2	2	2
%1 Kritik Değer	-5.34	-4.93	-5.57
%5 Kritik Değer	-4.80	-4.42	-5.08
Karar	Seri yapısal kırılma altında durağandır.	Seri yapısal kırılma altında durağandır.	Seri yapısal kırılma altında durağandır.

Not: Parantez içindeki değerler t istatistik değerleridir. k* optimal gecikme uzunluğunu gösterir.

Tablo 50: İhracat İçin Lee-Strazicich Yapısal Kırılmalı Birim Kök Testi

Lee-Strazicich	LS(Model Crash-Sabit)	LS (Model Break-Sabit ve Trend)
TB	2008:11 2018:02 ($\hat{\lambda}_1=0.50, \hat{\lambda}_2=0.89$)	2000:08 2008:08 ($\hat{\lambda}_1=0.15, \hat{\lambda}_2=0.49$)
μ	-0.040[4.586]	0.008[0.667]
α	-0.555[-6.788]	-0.640[-7.406]
k*	2	2
%1 Kritik Değer	-4.241	-5.640
%5 Kritik Değer	-3.640	-5.002
%10 Kritik Değer	-3.294	-4.716
Karar	Seri yapısal kırılmalar altında durağandır.	Seri yapısal kırılmalar altında durağandır.

Not: Parantez içindeki değerler t istatistik değerleridir. k* optimal gecikme uzunluğunu gösterir.

İhracat serisi için gerçekleştirilen yapısal kırılmalı birim kök testlerine göre, her iki test istatistiğinde de yokluk hipotezi reddedilerek serinin durağan olduğu bulunmuştur. Birim kök sınamalarında son olarak Carrion-i Silvestre v.d. (2009) çoklu kırılmalı test incelenmiştir. Seriyeye ilişkin çıktı Tablo 51’de gösterilmiştir.

Tablo 51: İhracat İçin Carrion-i Silvestre v.d. (2009) Çoklu Kırılmalı Yapısal Kırılmalı Birim Kök Testi

Düzyey	Carrion-i-Silvestre v.d. (2009)				
TB(Kırılma Tarihleri): 1999:08, 2002:12,2005:05,2010:03,2018:05	PT	MPT	MZA	MSB	MZT
LİHR	3.392 (9.243)	3.359 (9.243)	-133.582 (-47.111)	0.061 (0.103)	-8.163 (-4.826)
Karar:	Seri yapısal kırılmalar altında durağandır.				

Not: Parantez içerisindeki değerler Carrion-i Silvestre v.d. (2009) istatistiklerine dayalı tablo değerleridir.

Seri düzey halinde çoklu yapısal kırılmalar altında durağandır. Gerçekleştirilen geleneksel ve iki kırılmalı birim kök testlerine göre, ihracat serisi düzey değerlerinde durağan bulunmuştur. Serinin sonraki aşamada mevsimsellik özelliği taşıyıp taşımadığı incelenmiştir. BM ve CH testleri ile birim kökün varlığı ele alınmıştır. Sonuçlar Tablo 52 ve Tablo 53’deki gibi gerçekleşmiştir.

Tablo 52: İhracat için BM Birim Kök Testi

H ₀ : Mevsimsel birim kök vardır.		H _A : Mevsimsel birim kök yoktur.			
Frekans	Model				
	Boş Model	Sabitli Model	Sabitli ve Mevsimsel Kuklalı Model	Sabitli ve Trendli Model	Sabitli, Trendli ve Mevsimsel Model
π_1	0.0001	-0.0001	-0.0003	-0.028**	-0.034***
π_2	-0.084***	-0.084***	-0.096***	-0.081***	-0.091***
π_3	-0.149***	-0.149***	-0.174***	-0.148***	-0.173***
π_4	-0.016	-0.015	-0.028	-0.011	-0.017
π_5	-0.146***	-0.146***	-0.175***	-0.142***	-0.171***
π_6	0.003	0.002	0.006	-0.001	-0.0006
π_7	-0.169***	-0.169***	-0.187***	-0.171***	-0.193***
π_8	-0.035	-0.035	-0.043	-0.028	-0.032
π_9	0.150***	0.150***	0.186***	0.145***	0.178***
π_{10}	-0.003	-0.003	0.0007	-0.006	-0.003
π_{11}	-0.102***	-0.102***	-0.113***	-0.111***	-0.130***
π_{12}	-0.074***	-0.074***	-0.077***	-0.067***	-0.065***
F _{3,4}	14.376***	14.324***	18.090***	14.543***	18.677***
F _{5,6}	13.844***	13.790***	17.706***	13.454***	17.662***
F _{7,8}	17.779***	17.716***	20.353***	18.266***	21.982***
F _{9,10}	13.709***	13.648***	18.207***	13.128***	17.579***
F _{11,12}	15.578***	15.524***	17.278***	16.648***	19.806***

Not: Hesaplanan t testi değerleri Beaulieu ve Miron (1992:40) testi tablo değerleri ile karşılaştırılmıştır. *** ve ** sırasıyla %1 ve %5’te istatistiksel anlamlılık düzeyini göstermektedir.

Tablo 53’deki BM testi sonuçlarına göre ihracat serisinde ilk üç model için π_1 ’ e karşılık gelen 0 frekans (yıllık), π_4 , π_6 , π_8 ve π_{10} ’ e karşılık gelen Eylül, Nisan, Ekim ve Mayıs

ayları için mevsimsel birim kök içerse de π_2 'e karşılık gelen π frekansı, π_3 ve π_4 'e karşılık gelen $\pi/2$ frekansı, π_5 ve π_6 'e karşılık gelen $2\pi/3$ frekansı, π_7 ve π_8 'e karşılık gelen $\pi/3$ frekansı, π_9 ve π_{10} 'e karşılık gelen $5\pi/6$ frekansı, π_{11} ve π_{12} 'e karşılık gelen $\pi/6$ frekansı ve diğer aylar için mevsimsel durağanlık tespit edilmiştir.

Elde edilen sonuçlar itibari ile ihracat serisi için BM ve CH testine göre ihracat serisinde mevsimsel birim kök bulunmamaktadır. Dolayısıyla seride stokastik mevsimsellik olmadığı tespit edilmiştir. Ayrıca seri de deterministik mevsimsellik olup olmadığı Kavussanos ve Alizadeh-M (2002) testi ile tahmin edilmiştir. Sonuçlar Tablo 54'deki gibi hesaplanmıştır.

Tablo 53: İhracat İçin Canova-Hansen Birim Kök Testi

Düzyey				
Ho : Mevsimsel Birim Kök yoktur.				
HA: Mevsimsel Birim Kök vardır.				
Frekanslar	LM İstatistiği	%1 Kritik Değer	%5 Kritik Değer	%10 Kritik Değer
π	0.407	1.070	0.749	0.610
$\pi/2$	0.383	1.070	0.749	0.610
$\pi/3$	0.159	1.070	0.749	0.610
$\pi/4$	0.425	1.070	0.749	0.610
$\pi/5$	0.363	1.070	0.749	0.610
$\pi/6$	0.276	0.748	0.470	0.353
Bütünleşik	1.666	3.270	2.750	2.490

Tablo 54: İhracat İçin Deterministik Mevsimsellik Modeli (Kavussanos ve Alizadeh-M Testi)

Bağımlı Değişken:DLİHR			
Değişkenler	Katsayı	T İstatistiği	P Değeri
c	0.024	3.401	0.000
β_1	0.0007	0.289	0.778
β_2	0.0026	0.112	0.910
β_3	-0.033	-3.923	0.000
β_4	-0.0006	-0.026	0.978
β_5	-0.005	-0.221	0.824
β_6	-0.0008	-0.036	0.971
β_7	0.001	0.043	0.965
β_8	-0.001	-0.065	0.947
β_9	0.003	0.141	0.887
β_{10}	0.044	2.509	0.036
β_{11}	-0.0006	-0.026	0.978
β_{12}	-0.0009	-0.038	0.969
JB: 2.578(0.457)			
LM:0.013(0.907)			
F-Prob: 102.35(0.000)			

Gerçekleştirilen tahmin sonuçlarına göre, kukla değişkenlerin ikisi anlamlı olarak belirlenmiştir. Bir başka deyişle, seride deterministik mevsimsellik içeren unsurlar vardır. Sonraki aşamada Tablo 55'deki gibi serinin doğrusal olup olmadığı test edilmiştir.

Tablo 55: İhracat İçin Doğrusallık Testleri

Değişken: LIHR	Test İstatistiği	Olasılık Değeri	Gecikme Uzunluğu
Keenan Testi	1.718	0.113	2
Tsay Testi	0.470	0.668	2
Harvey v.d.2008	W_{λ}	$W_{\%10}^*$	$W_{\%5}^*$
LIHR	1.34	0.99	1.35
Kritik Değerler	4.0	6.8	5.9

Hesaplanan test sonuçlarına göre ihracat serisinin doğrusal bir yapı sergilediği sonucu ortaya çıkmıştır.

İhracat serisinde trendin varlığı Hodrick-Prescott filtresi kullanılarak gösterilmiştir. Tek değişkenli filtrelerden biri olan Hodrick-Prescott filtresi basit ve anlaşılır bir prosedüre sahiptir. Herhangi bir iktisadi teoriye dayanmaz ve kullanım açısından kolaydır. Hodrick Prescott (HP) filtresinde orijinal seri trend ve çevrimsel iki bileşene ayrılır. Bu iki bileşen arasında herhangi bir ilişki olmadığını varsayarak trend bileşeni tahmin edilir. İhracat serisi modellere HP filtresi ile dahil edilmiş ve Tablo 56'daki sonuçlara ulaşılmıştır.

Tablo 56: İhracat İçin SARMA Model Tahminleri

	SARMA(1,0,1) (1,0,0) ₁₂	SARMA(1,0,1) (1,0,1) ₁₂	SARMA(2,0,2) (2,0,0) ₂₄	SARMA(2,0,2) (0,0,1) ₁₂
c	8.688*** [5.250]	8.422*** [19.383]	8.193*** [45.871]	11.804 [0.840]
β_3	0.037* [1.944]	0.031** [2.574]	0.045*** [3.136]	0.042** [2.185]
β_{10}	0.041** [2.193]	0.027** [2.324]	0.036** [2.520]	0.036* [1.893]
φ_1	0.996*** [142.355]	0.992*** [107.537]	0.326*** [6.730]	1.751*** [14.496]
φ_2	-	-	0.634*** [12.433]	-0.751*** [-6.216]
θ_1	0.098 [1.575]	0.791*** [29.343]	0.905*** [20.384]	-1.514*** [-9.830]
θ_2			-0.297*** [-8.924]	0.521*** [3.503]
γ_1	-0.791*** [-20.293]	-0.761*** [-17.747]	-1.325*** [-101.029]	-
γ_2	-	-	0.908*** [111.369]	-
ϕ_1	-	-0.928*** [-66.342]	-	0.142** [2.258]
Adj. R ²	0.824	0.865	0.918	0.832
F(Prob)	249.812 (0.000)	283.572 (0.000)	352.434 (0.000)	186.697 (0.000)

AIC	-2.083	-2.341	-2.861	-2.112
SIC	-2.004	-2.248	-2.738	-2.006
HQ	-2.051	-2.303	-2.812	-2.070
BG	0.994	0.212	2.539	1.177
LM	(0.371)	(0.808)	(0.080)	(0.309)
ARCH	0.395	0.298	1.358	0.903
LM	(0.530)	(0.585)	(0.701)	(0.342)

Not: *, **, *** ifadeleri sırasıyla %10, %5, %1 anlamlılığı göstermektedir. [] içerisindeki değerler t istatistik değerlerini, () içerisindeki değerler p olasılık değerlerini ifade etmektedir.

Gerçekleştirilen geleneksel Box-Jenkins model sonuçlarına göre, hem katsayıların anlamlılığı hem bilgi kriterleri değerlerinin en küçüğü hem de modele ilişkin otokorelasyon ve değişen varyans sonuçlarına göre, SARMA(1,0,1) (1,0,1)₁₂ modeli en uygun model olarak belirlenmiştir.

İhracat değişkeni için Yapay Sinir Ağları (YSA), farklı yapılar da tahmin edilmiştir. Bu işlem girdi katmanında uygun gecikme yapısına bağlı değerlerine ve ara katmanında farklı sayıda nöron bulunan çeşitli ağ tiplerine uygulanmıştır. Böylece en uygun ağ yapısı, en düşük Hata Kareleri Ortalaması değerine ulaşan ağ olarak belirlenmeye çalışılmıştır.

Tablo 57: İhracat Değişkeni Yapay Sinir Ağları Tahminleri

Ağ Tipi	Yapay Sinir Ağı Yapısı	Eğitim Algoritması	HKO Performansı
Kademeli (Basamaklı) İleri Beslemeli	1-23-15-1 (Çift Katman)	Levenberg-Marquardt	0.00193
Kademeli (Basamaklı) İleri Beslemeli	1-16-1 (Tek Katman)	Fletcher-Powell eşlenik gradyan	0.00193
Elman Geri Beslemeli	1-11-1 (Tek Katman)	Powell-Beale eşlenik gradyan	0.00216
Elman Geri Beslemeli	1-15-11-1 (Çift Katman)	BFGS-quasi Newton	0.00233
İleri Beslemeli	1-36-24-1 (Çift Katman)	Levenberg-Marquardt	0.00185
İleri Beslemeli	1-22-1 (Tek Katman)	BFGS-quasi Newton	0.00194
Tekrarlayan Katmanlı	1-18-1 (Tek Katman)	Levenberg-Marquardt	0.00217
Tekrarlayan Katmanlı	1-13-9-1 (Çift Katman)	Fletcher-Powell eşlenik gradyan	0.00265
Tekrarlayan Geri Beslemeli NARX	1-17-1 (Tek Katman)	BFGS-quasi Newton	0.00309
Tekrarlayan Geri Beslemeli NARX	1-12-19-1 (Çift Katman)	Levenberg-Marquardt	0.00277
Çok Katmanlı Perceptron	1-9-5-12-1	Powell-Beale eşlenik gradyan	0.00291
Radyal Tabanlı	1-12-5-1 (Çift Katman)	Levenberg-Marquardt	0.00225

Gerçekleştirilen farklı mimaride yapay sinir ağı tahminlerine göre en düşük hata kareleri ortalamasına sahip çift katmanlı ileri beslemeli yapay sinir ağı en uygun yapı olarak elde edilmiştir.

İhracat değişkeni için Tablo 58’de hibrit modelleme tekniği ile tahmin yöntemi kullanılmıştır.

Tablo 58: İhracat İçin Hibrit Model Tahmini

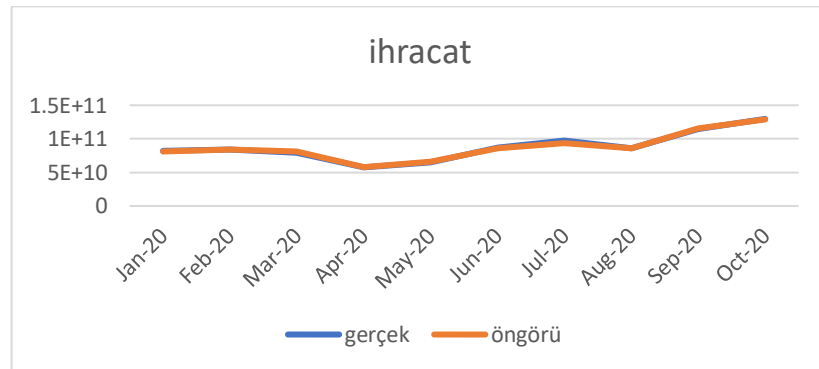
Ağ Tipi	Yapay Sinir Ağı Yapısı	Eğitim Algoritması	HKO Performansı
SARMA-YSA	1-16-12-1 (Çift Katman)	Levenberg-Marquardt	0.000034

Son olarak gerçekleştirilen tüm tahmin yöntemleri içerisinde ihracat değişkeni için en uygun öngörü performansı gösteren tahmin yöntemi için öngörü değerleri elde edilmiştir.

Tablo 59: İhracat İçin Öngörü Performansı Karşılaştırma

LİHR	RMSE	MAPE	Theil-U
SARMA	0.177	33.78	0.116
YSA	0.184	36.11	0.159
SARMA-YSA	0.152	28.95	0.093

Elde edilen öngörü performanslarına göre ihracat değişkeni için en güvenilir öngörü sonuçlarını Mevsimsel Otoregresif Hareketli Ortalama Modeli- Yapay Sinir Ağları tahmincilerine dayalı hibrit model vermiştir. Çalışma kapsamında nihai olarak ihracat değişkenine ilişkin gerçek ve öngörü değerleri Şekil 22 ve Tablo 60’da gösterilmiştir.



Şekil 22: İhracat Gerçek ve Öngörü Değerleri

Tablo 60: İhracat Değişkeni İçin Gerçek ve Öngörü Değerleri

Aylar	Gerçek	Öngörü(Hibrit- SARMA-YSA)
Ocak 2020	81959467592	81590709179
Şubat 2020	84039563475	83867476327
Mart 2020	79411391683	81045634292
Nisan 2020	57561386443	57854234161
Mayıs 2020	65449720457	66088752329

Haziran 2020	86812644065	86273073258
Temmuz 2020	96957228799	93986276566
Ağustos 2020	85521075647	85787127019
Eylül 2020	1.14212E+11	1.15672E+11
Ekim 2020	1.29734E+11	1.28965E+11

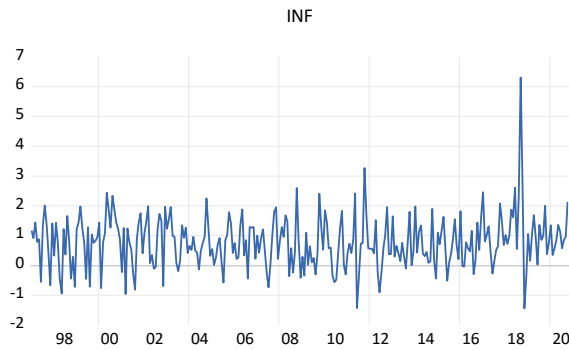
Tablo ve şekilden görüldüğü üzere, hibrit modelin öngöründe gerçeğe en yakın değerler ürettiği ve öngörü performansının başarılı olduğu bulunmuştur.

3.5. ENFLASYON SERİSİNİN MODELLENMESİ

Enflasyonun dünya ile tanışması Amerika'nın keşfine dayanmaktadır. Bu süreçte, Orta Amerika'ya İspanyol'ların getirdiği altınlar ve Hindistan'dan Avrupa'ya gelen büyük miktarda altın, genel fiyat düzeyinin artmasına neden olmuş ve enflasyon ortaya çıkmıştır. Türkiye'de enflasyon kendini ilk olarak 1939 yılında göstermiştir.

Enflasyon dinamik yapı niteliğinde bir olgu olup, farklı değişkenlerin birbirleri ile ilişkisine dayanmaktadır. Para, ücretler, fiyatlar ve talep gibi unsurların ilişkisinden etkilenen enflasyon, buna bağlı olarak değişkenlik gösterir. Keynesyen politikaya göre enflasyon, tam istihdamda paranın değer kaybederek fiyatlar genel düzeyinin artmasıdır (Karakayalı, 2002: 334). Bir başka ifadeyle enflasyon, ekonomideki para miktarı artışının üretilen mal ve hizmet miktarındaki artıştan daha fazla olması nedeniyle ortaya çıkan sürekli fiyat artışlarıdır (Erol, 2002:52)

Çalışmada enflasyon, en yaygın kullanımı olarak Tüketici Fiyatları Endeksi (TÜFE) cinsinden ele alınmıştır. TÜFE, hanehalkı tarafından satın alınan tüketim malları ve hizmetlerine ait bir sepetin ağırlıklı ortalama fiyatını kapsar. TÜFE, mal sepetindeki kalemlerin, fiyat değişikliklerinin ortalaması olarak hesaplanır. TÜFE'nin logaritması alınarak aylık değişimler gösterilir. Serinin zaman yolu grafiği Şekil 23'deki gibidir.



Şekil 23: Enflasyon Serisi

Merkez Bankası tarafından 1998 yılı itibariyle başlatılan enflasyonla mücadele programı, 18 Nisan 1999 seçimleri sonrası yeni hükümetin uyguladığı yeniden enflasyonu düşürme politikası, Aralık 1999’da yine Merkez Bankası tarafından stant-by anlaşması imzalanıp, uygulanan maliye politikaları ile yapısal reformlar, enflasyonu düşürmekte başarılı olamamıştır. 2001 ekonomik krizinin etkisiyle artan enflasyon sorununu çözmek amacıyla, politika belirleyiciler tarafından dalgalı kur rejimine geçilmiş ve enflasyon hedefleme stratejisi uygulanmaya karar verilmiştir. Bu süreçte öncelikle “örtük enflasyon hedefleme rejimi” adı verilen bir ara rejim uygulamaya konulmuştur (Orak, 2008:). Bu rejim, belirli bir süre başarılı olmuş ve enflasyon tek haneli rakamlara düşmüştür. 2006 yılında uygulanmasına başlanan açık enflasyon hedeflemesi rejimi ve 2008 krizi ile birlikte, enflasyon günümüze kadar tırmanarak gelmiştir. Açık enflasyon hedeflemesi, Türkiye Ekonomisi para politikasının dışında, meydana gelen birçok dışsal faktörden etkilenmiş ve bu etkiler enflasyon hedeflerinin aşılmasının temelini oluşturmuştur. Seride aylık değişimler incelendiğinde enflasyondaki hareketliliğin yüksek olduğu görülmektedir.

Enflasyon serisi için uygulanacak olan geleneksel birim kök testleri öncesinde seride stokastik ve deterministik trendin varlığı incelenmiştir. Sonuçlar Tablo 61’deki gibidir.

Tablo 61: Enflasyon Değişleni İçin Stokastik ve Deterministik Trend Denklemleri

I. Denklemler- Stokastik Trend (Bağımlı Değişken: DINF)			
Değişken	Katsayı	t İstatistiği	Olasılık Değeri
C(Sabit)	0.608	9.023	0.000
INF(-1)	-0.776	-13.347	0.000
II. Denklemler- Deterministik Trend (Bağımlı Değişken: INF)			
Değişken	Katsayı	t İstatistiği	Olasılık Değeri
C(Sabit)	0.696	6.853	0.000
@Trend	0.0006	0.992	0.322
III. Denklemler- Deterministik ve Stokastik Trend (Bağımlı Değişken: DINF)			
Değişken	Katsayı	t İstatistiği	Olasılık Değeri
C(Sabit)	0.534	4.935	0.000
INF(-1)	0.0005	0.877	0.381
@Trend	-0.780	-13.369	0.000

Elde edilen tahminlere göre enflasyon serisinde stokastik trend anlamlı olup seride durağan dışı bir yapının olabileceğini işaret etmektedir. Enflasyon serisinin korelogramı Şekil 24’deki gibi gerçekleşmiştir.

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1	0.221	0.221	14.176	0.000	
2	-0.085	-0.141	16.288	0.000	
3	-0.079	-0.028	18.099	0.000	
4	-0.125	-0.118	22.631	0.000	
5	-0.004	0.045	22.638	0.000	
6	0.161	0.134	30.224	0.000	
7	-0.002	-0.087	30.226	0.000	
8	-0.110	-0.077	33.763	0.000	
9	-0.097	-0.053	36.562	0.000	
10	-0.109	-0.070	40.121	0.000	
11	0.102	0.130	43.229	0.000	
12	0.186	0.079	53.814	0.000	
13	0.093	0.048	56.426	0.000	
14	-0.122	-0.137	60.920	0.000	
15	-0.010	0.112	60.954	0.000	
16	-0.040	-0.045	61.445	0.000	
17	0.045	0.048	62.063	0.000	
18	0.125	0.035	66.829	0.000	
19	0.031	0.002	67.130	0.000	
20	-0.044	0.024	67.733	0.000	
21	0.004	0.050	67.738	0.000	
22	-0.069	-0.068	69.208	0.000	
23	0.043	0.070	69.780	0.000	
24	0.224	0.138	85.547	0.000	
25	0.013	-0.041	85.603	0.000	
26	-0.045	0.011	86.255	0.000	
27	-0.033	0.004	86.603	0.000	
28	-0.095	-0.066	89.476	0.000	
29	-0.014	0.019	89.543	0.000	
30	0.051	-0.054	90.392	0.000	
31	-0.053	-0.042	91.288	0.000	
32	0.013	0.063	91.344	0.000	
33	-0.015	-0.028	91.413	0.000	
34	-0.052	-0.003	92.306	0.000	
35	0.058	0.033	93.419	0.000	
36	0.251	0.191	114.18	0.000	

Şekil 24: Enflasyon Serisi Korelogramı

Serinin korelogramı incelendiğinde, Q-Stat istatistiği olasılık değerlerinin anlamlı olduğu ve modelin durağan olmadığı söylenebilir. Buna karşın karar verebilmek için birim kök testi sonuçlarına ihtiyaç vardır. Gerçekleştirilen geleneksel birim kök testi sonuçlarına Tablo 62’de yer verilmiştir.

Tablo 62: Enflasyon İçin ADF, PP ve KPSS Birim Kök Testi Sonuçları

	ADF	PP	KPSS
INF	-13.348(0.000)	-12.980(0.000)	0.231
%1 Kritik Değer	-3.453	-3.453	0.739
%5 Kritik Değer	-2.871	-2.871	0.463
%10 Kritik Değer	-2.572	-2.572	0.347
Karar	Seri durağandır.	Seri durağandır.	Seri durağandır.

Stokastik trendin anlamlılığı seride birim kök sürecini işaret etse de seri geleneksel testlere göre durağan çıkmıştır. Seriyeye ilişkin tek kırılma dönemini içeren yapısal kırılmalı birim kök testi sonuçlarına Tablo 63’de yer verilmiştir.

Tablo 63: Enflasyon İçin Zivot-Andrews Yapısal Kırılmalı Birim Kök Testi

	ZA(Model A)	ZA (Model B)	ZA (Model C)
TB	2016:11 ($\hat{\lambda}=0.84$)	2014:11 ($\hat{\lambda}=0.75$)	2016:11 ($\hat{\lambda}=0.84$)
μ	0.950[6.668]	0.914[6.314]	0.949[6.636]
α	-1.155[-10.498]	-1.118[-10.241]	-1.156[-10.484]
β	-0.001[-1.345]	-0.0009[-1.142]	-0.001[-1.312]
θ_1	0.630[3.494]	-	0.692[2.540]
θ_2	-	0.011[2.866]	-0.0027[-0.304]
γ_1	0.365[3.931]	0.340 [3.663]	0.365[3.927]
γ_2	0.182[2.413]	0.166[2.199]	0.182[2.408]
γ_3	0.156[2.631]	0.149[2.493]	0.156[2.620]
k*	3	3	3
%1 Kritik Değer	-5.34	-4.93	-5.57
%5 Kritik Değer	-4.80	-4.42	-5.08

Karar	Seri yapısal kırılma altında durağandır.	Seri yapısal kırılma altında durağandır.	Seri yapısal kırılma altında durağandır.
-------	--	--	--

Not: Parantez içindeki değerler t istatistik değerleridir. k* optimal gecikme uzunluğunu gösterir.

Gerçekleştirilen tek kırılmalı Zivot-Andrews birim kök testine göre trendden arındırılmış enflasyon serisi sabitte kırılma, eğimde kırılma ve hem sabitte hem eğimde kırılmaya göre hesaplanan test değeri kritik değerlerden mutlak olarak büyük olduğu için durağan bir yapı göstermektedir. Analizde sonraki aşamada iki yapısal kırılmaya izin veren Lee-Strazicich test sonuçlarına Tablo 64'te yer verilmiştir.

Tablo 64: Enflasyon İçin Lee-Strazicich Yapısal Kırılmalı Birim Kök Testi

Lee-Strazicich	LS(Model Crash-Sabit)	LS (Model Break-Sabit ve Trend)
TB	2000:05 2008:11 ($\hat{\lambda}_1=0.14, \hat{\lambda}_2=0.5$)	2007:08 2015:08 ($\hat{\lambda}_1=0.45, \hat{\lambda}_2=0.78$)
μ	-0.494[-7.634]	0.122[1.557]
α	-0.745[-12.823]	-0.740[-12.707]
k*	0	0
%1 Kritik Değer	-4.241	-5.660
%5 Kritik Değer	-3.640	-5.109
%10 Kritik Değer	-3.294	-4.833
Karar	Seri yapısal kırılmalar altında durağandır.	Seri yapısal kırılmalar altında durağandır.

Not: Parantez içindeki değerler t istatistik değerleridir. k* optimal gecikme uzunluğunu gösterir.

Enflasyon serisi için gerçekleştirilen yapısal kırılmalı birim kök testlerine göre her iki test istatistiğinde de yokluk hipotezi reddedilerek serinin durağan olduğu bulunmuştur. Birim kök sınamalarında son olarak Carrion-i Silvestre v.d. (2009) çoklu kırılmalı test incelenmiştir. Seriyeye ilişkin çıktı Tablo 65'deki gibi gerçekleşmiştir.

Tablo 65: Enflasyon Değişkeni İçin Carrion-i Silvestre v.d. (2009) Çoklu Kırılmalı Yapısal Kırılmalı Birim Kök Testi

TB (Kırılma Tarihleri): 2000:01, 2002:09, 2007:07, 2011:05, 2017:01	Carrion-i-Silvestre v.d. (2009)				
	PT	MPT	MZA	MSB	MZT
INF	4.940 (8.777)	4.767 (8.777)	-87.930 (-46.772)	0.075 (0.103)	-6.628 (-4.843)
Karar:	Seri yapısal kırılmalar altında durağandır.				

Enflasyon serisi, çoklu yapısal kırılmalar altında durağandır. Sonraki aşamada serinin doğrusallığı test edilmiştir. Sonuçlar Tablo 66'daki gibidir.

Tablo 66: Enflasyon Değişkeni İçin Doğrusallık Testleri

Değişken: INF	Test İstatistiği	Olasılık Değeri	Gecikme Uzunluğu
Keenan Testi	2.651	0.105	15

Tsay Testi	1.623		0.003		15
Harvey v.d.2008- Harvey ve Leybourne 2007	W_λ	$W_{\%10}^*$	$W_{\%5}^*$	$W_{\%1}^*$	
INF	5.12	5.63	5.64	5.67	
Kritik Değerler	5.2	6.2	7.3	8.2	

Not: W_λ istatistiği Harvey v.d. 2008 testi için, $W_{\%1}^*$, $W_{\%5}^*$ ve $W_{\%10}^*$ de Harvey ve Leybourne 2007 testleri için kullanılan değerlerdir.

Gerçekleştirilen doğrusallık testleri sonucunda enflasyon değişkeni için doğrusal bir yapı gösterdiği belirlenmiştir. Öncelikle enflasyon serisi geleneksel Box-Jenkins yöntemleri ile tahmin edilmiştir.

Sonuçlar Tablo 68'deki gibidir.

Tablo 67: Enflasyon Değişkeni İçin Geleneksel Box-Jenkins Model Tahminleri

	ARMA(4,4)	ARMA(4,5)	ARMA(5,4)
c	0.781*** [14.829]	0.785*** [13.337]	0.785*** [13.211]
ϕ_1	-0.366*** [-2.664]	-0.422*** [-32.437]	-0.193* [-1.805]
ϕ_2	-0.458*** [-4.313]	-0.525*** [-41.812]	-0.390*** [-5.581]
ϕ_3	-0.489*** [-4.360]	-0.431*** [-33.892]	-0.406*** [-4.805]
ϕ_4	-0.678*** [-6.693]	-0.954*** [-75.257]	-0.764*** [-9.763]
ϕ_5	-	-	0.167*** [2.512]
θ_1	0.597*** [4.295]	0.673*** [11.045]	0.428*** [4.797]
θ_2	0.456*** [4.024]	0.590*** [19.975]	0.378*** [6.770]
θ_3	0.531*** [4.629]	0.535*** [16.433]	0.524*** [9.651]
θ_4	0.668*** [6.393]	1.078*** [40.294]	0.873*** [10.937]
θ_5	-	0.251*** [4.255]	-
Adj. R ²	0.122	0.156	0.141
F(Prob)	5.843(0.000)	6.728(0.000)	6.075(0.000)
AIC	2.452	2.415	2.433
SIC	2.569	2.545	2.563
HQ	2.498	2.468	2.485
BG LM	0.874(0.646)	0.450(0.798)	0.780(0.677)
ARCH LM	3.782(0.051)	1.277(0.259)	2.228(0.135)

Not: *, **, *** ifadeleri sırasıyla %10, %5, %1 anlamlılığı göstermektedir. [] içerisindeki değerler t istatistik değerlerini, () içerisindeki değerler p olasılık değerlerini ifade etmektedir.

Gerçekleştirilen geleneksel Box-Jenkins model sonuçlarına göre, hem katsayıların anlamlılığı hem bilgi kriterleri değerlerinin en küçüğü, hem de modele ilişkin otokorelasyon ve değişen varyans sonuçlarına göre ARMA(4,5) modeli en iyi model olarak belirlenmiştir. Box-Jenkins metodu sonrasında enflasyon değişkeni için yapay sinir ağları tahminlerin yer verilmiştir. Sonuçlar Tablo 69'a aktarılmıştır.

Tablo 68: Enflasyon Değişkeni İçin Yapay Sinir Ağları Tahminleri

Ağ Tipi	Yapay Sinir Ağı Yapısı	Eğitim Algoritması	HKO Performansı
Kademeli (Basamaklı) İleri Beslemeli	1-18-15-1 (Çift Katman)	Levenberg-Marquardt	0.0000049
Kademeli (Basamaklı) İleri Beslemeli	1-14-1 (Tek Katman)	Levenberg-Marquardt	0.0000038
Elman Geri Beslemeli	1-19-1 (Tek Katman)	Powell-Beale eşlenik gradyan	0.0000061
Elman Geri Beslemeli	1-13-22-1 (Çift Katman)	BFGS-quasi Newton	0.0000047
İleri Beslemeli	1-17-15-1 (Çift Katman)	Levenberg-Marquardt	0.0000032
İleri Beslemeli	1-19-1 (Tek Katman)	Powell-Beale eşlenik gradyan	0.0000037
Tekrarlayan Katmanlı	1-28-1 (Tek Katman)	Fletcher-Powell eşlenik gradyan	0.0000044
Tekrarlayan Katmanlı	1-23-26-1 (Çift Katman)	Levenberg-Marquardt	0.0000046
Tekrarlayan Geri Beslemeli NARX	1-33-1(Tek Katman)	Levenberg-Marquardt	0.0000051
Tekrarlayan Geri Beslemeli NARX	1-19-28-1 (Çift Katman)	Ölçek Eşlenik Gradyan	0.0000039
Çok Katmanlı Perceptron	1-11-15-6-19-1	Levenberg-Marquardt	0.0000048
Radyal Tabanlı	1-16-13-1(Çift Katman)	Levenberg-Marquardt	0.0000045

Gerçekleştirilen farklı mimaride yapay sinir ağı tahminlerine göre en düşük hata kareleri ortalamasına sahip çift katmanlı kademeli ileri beslemeli yapay sinir ağı en uygun yapı olarak elde edilmiştir. Enflasyon değişkeni için son olarak hibrit modelleme teknikleri ile tahmin yöntemi kullanılmıştır. Elde edilen sonuçlar Tablo 70'de görüldüğü gibi gerçekleşmiştir.

Tablo 69: Enflasyon Değişkeni İçin Hibrit Model Tahminleri

Ağ Tipi	Yapay Sinir Ağı Yapısı	Eğitim Algoritması	HKO Performansı
ARMA-YSA	1-24-20-1 (Çift Katman)	Levenberg-Marquardt	0.0000022

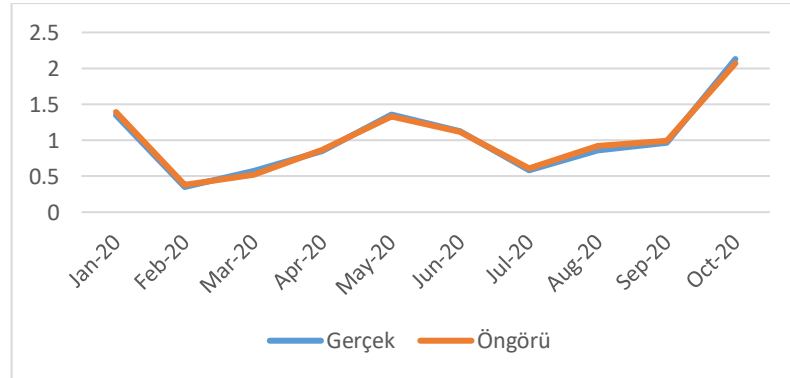
Gerçekleştirilen hibrit model tahmini değerlendirildiğinde, Hata Kareler Ortalaması performansının yapay sinir ağı model tahminlerine göre daha düşük olduğu tespit edilmiştir.

Son olarak gerçekleştirilen tüm tahmin yöntemleri içerisinde enflasyon değişkeni için en uygun öngörü performansı gösteren tahmin yöntemi için öngörü değerleri elde edilmiştir. Sonuçlar Tablo 71'deki gibidir.

Tablo 70: Enflasyon Değişkeni İçin Öngörü Performansı Karşılaştırma

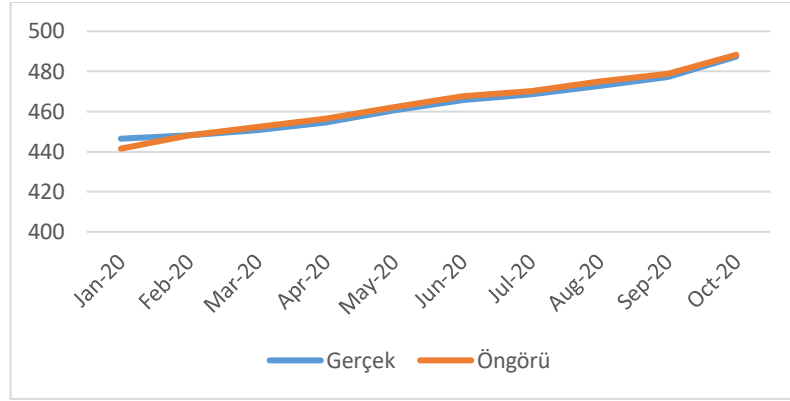
LTÜFE	RMSE	MAPE	Theil-U
ARMA	0.0042	88.303	0.461
YSA	0.0033	49.840	0.227
ARMA-YSA	0.0025	26.158	0.154

Elde edilen öngörü performanslarına göre enflasyon değişkeni için en güvenilir öngörü sonuçlarını Otoregresif Hareketli Ortalama Modeli ve Yapay Sinir Ağları tahmincilerine dayalı hibrit model vermiştir. Çalışma kapsamında nihai olarak enflasyon değişkeninin gerçek ve hibrit yöntemden elde edilen öngörü değerleri karşılaştırılmıştır.



Şekil 25: Enflasyon Değişkeni Gerçek ve Öngörü Değerleri

TÜFE'nin logaritmik yüzde değişimi olarak ifade edilen enflasyon serisinden ters logaritma ile tüfe serisine ilişkin benzer gerçek ve öngörü değerlerine aşağıda yer verilmiştir.



Şekil 26: Tüketici Fiyat Endeksi Gerçek ve Öngörü Değerleri

Tablo 71: Tüketici Fiyat Endeksi Değişkeni İçin Gerçek ve Öngörü Değerleri

Aylar	Gerçek	Öngörü(Hibrit: ESTAR-YSA)
Ocak 2020	446.45	441.49
Şubat 2020	448.02	448.16
Mart 2020	450.58	452.43
Nisan 2020	454.43	456.32
Mayıs 2020	460.62	462.18
Haziran 2020	465.84	467.75
Temmuz 2020	468.56	470.11
Ağustos 2020	472.61	474.92
Eylül 2020	477.21	478.81
Ekim 2020	487.38	488.27
Toplam Mutlak	-	18.66

Hibrit modelde tablo ve şekilden de anlaşılacağı üzere öngöründe oldukça başarılı ve tutarlı değerler elde edilmiştir.

3.6. REEL EFEKTİF DÖVİZ KURUNUN MODELLENMESİ

Çalışmada kullanılan bir başka değişken reel efektif döviz kurudur. Nominal efektif döviz kuru, Türkiye'nin dış ticaretinde ilişki olduğu dış ülkelerin para birimlerinden oluşan sepete göre, Türk lirasının ağırlıklı ortalama değeridir. Ağırlıklar ikili ticaret akımları kullanılarak belirlenir. Reel efektif döviz kuru (REK) ise nominal efektif döviz kurundaki nispi fiyat etkileri arındırılarak elde edilmektedir. Ülkeler arasındaki görelî fiyat veya maliyet gelişimine ilişkin bilgi vermekte ve dolayısıyla ekonomilerin rekabet güçlerinin değerlendirilmesinde kullanılan önemli makroekonomik göstergelerden biri olarak kabul görmektedir (Saygılı v.d.2010). TÜFE bazlı reel efektif döviz kuru hesaplaması, Türkiye'deki fiyat düzeyinin dış ticaret yapılan 36 ülkenin fiyat düzeylerine oranının

ağırlıklı ortalaması alınarak yapılmaktadır. Burada ülkelere verilen ağırlıklar ülkelerin Türkiye ile olan dış ticaret ağırlığına göre hesaplanmaktadır.

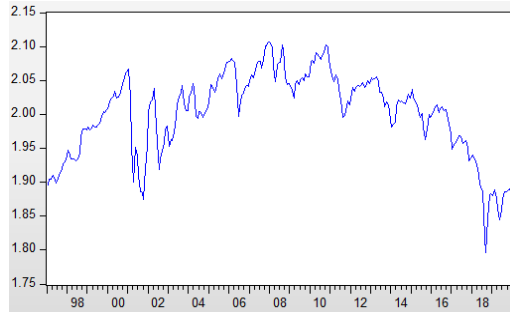
Reel efektif Kur (REK) hesaplamasında kullanılan formül aşağıdaki gibidir:

$$REK = \prod_{i=1}^N \left[\frac{PTur}{P_i \times e_{i,Tur}} \right]^{w_i} \quad (3.2)$$

Bu formülde; N : Kapsanan ülke sayısını, PTur: Türkiye'nin fiyat endeksini (TÜFE), w_i : i ülkesinin Türkiye'nin REK endeksindeki ağırlığını, P_i : i ülkesinin fiyat endeksini, $e_{i,Tur}$: TL cinsinden i ülkesinin parasının kurunu belirtmektedir.

REK, kamuoyunun başta Dolar ve Euro olmak üzere, döviz kurlarına ve bu kurların sepetinin oranına bakarak, TCMB'nin döviz piyasasına müdahale edip etmeyeceğini, edecekse kuru ya da sepeti nereye getirmek istediğini anlamaya çalışması açısından önem taşır. TCMB, endekslerin 2003 olan başlangıç yılını, ilgili dönem dış ticaret verileri kullanılarak elde edilen üçer yıllık ağırlıklar ile 1994 yılına kadar geri çekmiştir.

Çalışmada Ocak 1997-Ekim 2020 dönemleri arası alınmış analize öngörü performansı için son 10 ay baz alınmıştır. Logaritmik reel efektif döviz kurunun seyri Şekil 27'dedir.



Şekil 27: Reel Efektif Döviz Kuru Serisi

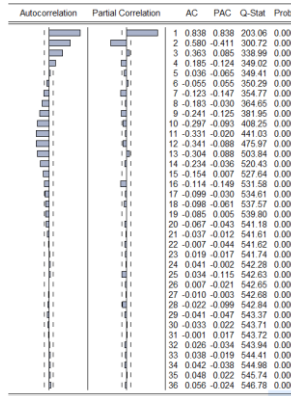
Ele alınan reel efektif döviz kuru serisi 1997 yılından 2001 yılına kadar artan bir trend eğilimine sahiptir. 1998 Uzakdoğu ülkeleri ve Rusya'nın yaşadığı ekonomik kriz, 1999 Marmara Depremi, 2000 yılında ekonominin %6 küçülmesi ve enflasyonun %70'e yükselmesi ve hızla artan ithalat sonrası oluşan dış açık ile beraber 2001 yılında oluşan yeni bir ekonomik kriz ile reel efektif döviz kuru, 2001 yılının Ocak ayından sonra kırılma yaşamış ve düşüşe geçmiştir. Türkiye, 2001 krizi sonrasında dalgalı kur rejimine geçmiştir. Dalgalı kur rejimi altında reel efektif döviz kurunun zaman içindeki hareketi sabit/kontrollü kur dönemindeki hareketine göre büyük farklılık göstermiştir. 2002 Mayıs ayında hükümetin özelleştirme alanındaki anlaşmazlıkları ve erken seçim kararı alınması,

REK için ikinci kırılmayı beraberinde getirmiştir. 2003 ile 2018 yılları arasında REK, yılın son aylarına doğru tepe noktasını, yılın ilk aylarında da dip noktasını gören birbirine benzer hareketler göstermiştir. 2003'ün başlarında başlayan 2010'un Kasım ayına kadar süren trend artışı, daha sonrasında 2018'in başlangıcına kadar azalarak devam etmiştir. Son olarak 2018 yılında Türkiye ekonomisinde meydana gelen daralma ile birlikte, nominal faizlerin düşüş eğiliminde olmasına rağmen, TL'nin değerli kalabildiği 2002-2013 arası küresel konjonktürün sona gelinmesinden ötürü, 2018'in başında kırılma meydana gelmiş, Ekim ayından itibaren REK tekrardan bir yükseliş eğilimine geçmiştir. Reel efektif döviz kuruna ilişkin trend denklemleri Tablo 73'deki gibidir.

Tablo 72: Reel Efektif Döviz Kuru İçin Stokastik ve Deterministik Trend Denklemleri

I. Denklemler- Stokastik Trend (Bağımlı Değişken:DLREK)			
Değişken	Katsayı	t İstatistiği	Olasılık Değeri
C(Sabit)	0.025	0.921	0.357
LREK(-1)	-0.012	-0.936	0.349
II. Denklemler- Deterministik Trend (Bağımlı Değişken:LREK)			
Değişken	Katsayı	t İstatistiği	Olasılık Değeri
C(Sabit)	2.019	255.582	0.000
@Trend	-0.0001	-3.559	0.000
III. Denklemler- Deterministik ve Stokastik Trend (Bağımlı Değişken:DLREK)			
Değişken	Katsayı	t İstatistiği	Olasılık Değeri
C(Sabit)	0.041	1.471	0.142
LREK(-1)	-0.0000026	-2.313	0.021
@Trend	-0.019	-1.370	0.171

Elde edilen tahminlere göre, reel efektif döviz kuru değişkeni stokastik trendde sahiptir. Serinin korelagramı ise Şekil 28'deki gibidir.



Şekil 28: Reel Efektif Döviz Kuru Serisi Korelagramı

Serinin korelagramı incelendiğinde, Q-Stat istatistiği olasılık değerlerinin anlamlı olduğu ve modelin durağan olmadığı yönünde ipucu olsa da, durağanlık ilgili birim kök testleri de araştırılmıştır. Gerçekleştirilen birim kök testi sonuçları Tablo 74'deki gibidir.

Tablo 73: Reel Efektif Döviz Kuru İçin ADF, PP ve KPSS Birim Kök Testi Sonuçları

	ADF	PP	KPSS
LREK	-7.305(0.000)	-4.640(0.000)	0.017
%1 Kritik Değer	-3.453	-3.453	0.739
%5 Kritik Değer	-2.871	-2.871	0.463
%10 Kritik Değer	-2.572	-2.572	0.347
Karar	Seri durağandır	Seri durağandır	Seri durağandır

Reel efektif döviz kuru serisi düzey değerlerinde ADF, PP ve KPSS testlerine göre durağan olup, birim kök içermemektedir. Reel efektif döviz kuru serisine ilişkin tek kırılma dönemini içeren yapısal kırılmalı birim kök testi sonuçlarına ise Tablo 75’te yer verilmiştir.

Tablo 74: Reel Efektif Döviz Kuru İçin Zivot-Andrews Yapısal Kırılmalı Birim Kök Testi

	ZA(Model A)	ZA (Model B)	ZA (Model C)
TB	2001:01 ($\hat{\lambda}=0.17$)	2000:11 ($\hat{\lambda}=0.16$)	2001:01 ($\hat{\lambda}=0.17$)
μ	0.002[1.360]	-0.0009[-0.230]	-0.0095[-2.071]
α	-0.246[-6.877]	-0.232[-6.545]	-0.275[-7.522]
β	0.00001[1.307]	0.00002[0.266]	0.0004[3.058]
θ_1	-0.006[-2.184]	-	-0.016[-3.696]
θ_2	-	-0.00002[-0.280]	-0.0004[-2.962]
γ_1	0.485[8.427]	0.486 [8.358]	0.490[8.615]
γ_2	-0.124[-2.051]	-0.129[-2.118]	-0.114[-1.909]
γ_3	0.149[2.507]	0.146[2.445]	0.159[2.715]
k*	3	3	3
%1 Kritik Değer	-5.34	-4.93	-5.57
%5 Kritik Değer	-4.80	-4.42	-5.08
Karar	Seri yapısal kırılma altında durağandır.	Seri yapısal kırılma altında durağandır.	Seri yapısal kırılma altında durağandır.

Not: Parantez içindeki değerler t istatistik değerleridir. k* optimal gecikme uzunluğunu gösterir.

Gerçekleştirilen tek kırılmalı Zivot-Andrews birim kök testine göre, reel efektif döviz kuru serisi sabitte kırılma, eğimde kırılma ve hem sabitte hem eğimde kırılmaya göre hesaplanan test değeri kritik değerlerden mutlak olarak büyük olduğu için durağan bir yapı göstermektedir.

Analizde sonraki aşamada iki yapısal kırılmaya izin veren Lee-Strazicich test sonuçlarına Tablo 76’da yer verilmiştir.

Tablo 75: Reel Efektif Döviz Kuru İçin Lee-Strazicich Yapısal Kırılmalı Birim Kök Testi

Lee-Strazicich	LS(Model Crash-Sabit)	LS (Model Break-Sabit ve Trend)
TB	2001:06 2018:04 ($\hat{\lambda}_1=0.19, \hat{\lambda}_2=0.89$)	2000:02 2002:07 ($\hat{\lambda}_1=0.17, \hat{\lambda}_2=0.23$)
μ	0.004[4.586]	-0.0027[-1.143]

α	-0.216[-7.075]	-0.266[-7.188]
k*	3	3
%1 Kritik Değer	-4.241	-5.643
%5 Kritik Değer	-3.640	-4.894
%10 Kritik Değer	-3.294	-4.615
Karar	Seri yapısal kırılmalar altında durağandır.	Seri yapısal kırılmalar altında durağandır.

Not: Parantez içindeki değerler t istatistik değerleridir. k* optimal gecikme uzunluğunu gösterir.

Reel efektif döviz kuru serisi gerçekleştirilen yapısal kırılmalı birim kök testlerine göre her iki test istatistiğinde de yokluk hipotezi reddedilerek durağan olduğu bulunmuştur.

Birim kök sınamalarında son olarak Carrion-i Silvestre v.d. (2009) çoklu kırılmalı test incelenmiştir. Seriyeye ilişkin çıktı Tablo 77’de gösterilmiştir.

Tablo 76: Reel Efektif Döviz Kuru İçin Carrion-i Silvestre v.d. (2009) Çoklu Kırılmalı Yapısal Kırılmalı Birim Kök Testi

	Carrion-i-Silvestre v.d. (2009)				
TB(Kırılma Tarihleri): 2001:01, 2003:09, 2006:02, 2008:07, 2010:12	PT	MPT	MZA	MSB	MZT
LREK	8.144 (8.706)	8.279 (8.706)	-53.177 (-44.947)	0.010 (0.104)	-5.610 (-4.710)
Karar:	Seri yapısal kırılmalar altında durağandır.				

Seri çoklu yapısal kırılmalar altında durağandır.

Gerçekleştirilen birim kök testlerine göre reel efektif döviz kuru değişkeni düzey değerlerinde birim kök içermemekte olup, yapısal kırılma altında da durağan olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Reel efektif döviz kuru serisi incelendiğinde, belirli aylarda artan ve azalan seyir izlediği gözlemlenmiş olup, sonraki aşamada mevsimsellik özelliği taşıyıp taşımadığı incelenmiştir. Bu açıdan seride mevsimsellik BM ve CH testleri ise Tablo 78 ve Tablo 79’da incelenmiştir.

Tablo 78’deki BM testi sonuçlarına göre reel efektif döviz kuru serisinde π_1 ’e karşılık gelen 0 frekansı (yıllık) ve π_7 ’ye karşılık gelen Şubat ayı için mevsimsel birim kök içerirse de π_2 ’e karşılık gelen π frekansı, π_3 ve π_4 ’e karşılık gelen $\pi / 2$ frekansı, π_5 ve π_6 ’e karşılık gelen $2\pi / 3$ frekansı, π_7 ve π_8 ’e karşılık gelen $\pi / 3$ frekansı, π_9 ve π_{10} ’e karşılık gelen $5\pi / 6$ frekansı, π_{11} ve π_{12} ’e karşılık gelen $\pi / 6$ frekansı ve diğer aylar için mevsimsel durağanlık belirlenmiştir.

Tablo 77: Reel Efektif Döviz Kuru Değişkeni İçin BM Birim Kök Testi

H ₀ : Mevsimsel birim kök vardır. H _A : Mevsimsel birim kök yoktur.	
Frekans	Model

	Boş Model	Sabitli Model	Sabitli ve Mevsimsel Kuklalı Model	Sabitli ve Trendli Model	Sabitli, Trendli ve Mevsimsel Model
π_1	-0.00002	-0.0002	-0.0001	-0.0008	-0.0008
π_2	-0.269***	-0.269***	-0.262***	-0.268***	-0.261***
π_3	-0.097***	-0.097***	-0.100***	-0.099***	-0.102***
π_4	-0.177***	-0.177***	-0.177***	-0.176***	-0.176***
π_5	-0.147***	-0.147***	-0.171***	-0.150***	-0.174***
π_6	0.260***	0.260***	0.286***	0.256***	0.282***
π_7	-0.030	-0.030	-0.034	-0.032	-0.036
π_8	-0.144***	-0.144***	-0.145***	-0.145***	-0.146***
π_9	0.659***	0.659***	0.683***	0.659***	0.683***
π_{10}	0.256***	0.256***	0.263***	0.253***	0.260***
π_{11}	-0.017	-0.017	-0.019*	-0.017*	-0.020*
π_{12}	-0.065***	-0.065***	-0.072***	-0.065***	-0.072***
F _{3,4}	23.537***	23.368***	24.042***	23.996***	24.763***
F _{5,6}	22.105***	21.979***	24.330***	22.265***	24.816***
F _{7,8}	29.169***	28.872***	29.952***	30.047***	31.196***
F _{9,10}	42.668***	42.402***	43.282***	43.332***	44.244***
F _{11,12}	27.965***	27.765***	31.415***	28.369***	32.088***

Not: Hesaplanan t testi değerleri Beaulieu ve Miron (1992:40) testi tablo değerleri ile karşılaştırılmıştır. *** ve ** sırasıyla %1 ve %5'te istatistiksel anlamlılık düzeyini göstermektedir.

Tablo 78: Reel Efektif Döviz Kuru Değişkeni İçin Canova-Hansen Birim Kök Testi

Ho : Mevsimsel Birim Kök yoktur. HA: Mevsimsel Birim Kök vardır.				
Frekanslar	LM İstatistiği	%1 Kritik Değer	%5 Kritik Değer	%10 Kritik Değer
π	0.375	1.070	0.749	0.610
$\pi/2$	0.165	1.070	0.749	0.610
$\pi/3$	0.864	1.070	0.749	0.610
$\pi/5$	0.076	1.070	0.749	0.610
$\pi/6$	0.113	0.748	0.470	0.353
$\pi/4$	0.215	1.070	0.749	0.610
Bütünleşik	1.706	3.270	2.990	2.490

Elde edilen sonuçlar itibari ile reel efektif döviz kuru serisi tüm frekanslarda mevsimsel birim kökün olmadığı ve durağan olduğu belirlenmiştir. Seride stokastik mevsimsellik özelliği yoktur. Ayrıca seride deterministik mevsimsellik olup olmadığı Kavussanos ve Alizadeh-M(2002) testi ile tahmin edilmiştir. Sonuçlar Tablo 80'deki gibidir.

Tablo 79: Reel Efektif Döviz Kuru Serisi İçin Deterministik Mevsimsellik Modeli(Kavussanos ve Alizadeh-M Testi)

Bağımlı Değişken:DLREK			
Değişkenler	Katsayı	T İstatistiği	P Değeri
c	1.995	492.574	0.000
Q _{2,t}	0.0080	0.603	0.546
Q _{3,t}	0.002	0.178	0.858
Q _{4,t}	0.002	0.193	0.846
Q _{5,t}	-0.0001	-0.012	0.990
Q _{6,t}	-0.005	-0.443	0.658
Q _{7,t}	-0.006	-0.476	0.634
Q _{8,t}	-0.009	-0.673	0.501

Q _{9,t}	-0.009	-0.698	0.485
Q _{10,t}	-0.005	-0.412	0.680
Q _{11,t}	0.008	0.597	0.550
Q _{12,t}	0.008	0.589	0.556
JB: 2.469(0.559) LM:1.384(0.438) F-Prob: 99.617(0.000)			

Gerçekleştirilen tahmin sonuçlarına göre, seride deterministik mevsimsellik de bulunmamaktadır. Bundan sonraki aşamada serinin doğrusal olup olmadığı test edilmiştir. Doğrusallık testlerine Tablo 81’de yer verilmiştir.

Tablo 80: Reel Efektif Döviz Kuru Değişkeni İçin Doğrusallık Testleri

Değişken: LREK	Test İstatistiği		Olasılık Değeri		Gecikme Uzunluğu
Keenan Testi	1.664		0.198		10
Tsay Testi	3.061		0.000		10
Harvey v.d.2008	W_λ	$W_{\%10}^*$	$W_{\%5}^*$	$W_{\%1}^*$	
LREK	8.19	12.54	12.56	12.61	
Kritik Değerler	4.0	6.8	5.9	3.1	

Hesaplanan test sonuçlarına göre, Tsay ve Harvey v.d. testleri için H_0 reddedilir ve serinin doğrusal olmayan bir yapı sergilediği ve eşik değer etkisinin olduğu söylenebilir.

Reel efektif döviz kuru serisinin doğrusal bir yapı göstermediği belirlendikten sonra, doğrusal olmayan birim kök testlerine göre durağanlığı incelenmiştir. Sonuçlar Tablo 82’ye aktarılmıştır.

Uygulanan birim kök testleri sonucuna göre, reel efektif döviz kuru değişkeni düzeyde durağan bir yapı sergilemiştir. Reel efektif döviz kuru serisi doğrusal olmayan bir yapı sergilese de doğrusal olmayan model tahminleri öncesinde geleneksel zaman serisi yapısına uygun modeller içinde tahmin edilmiştir.

Tablo 81: Reel Efektif Döviz Kuru Değişkeni İçin Doğrusal Olmayan Birim Kök Testleri

Enders-Granger 1998 (MTAR tipi)	Ham veri test istatistiği	Ortalamadan arındırılmış veri için test istatistiği	Ortalama ve trendden arındırılmış veri için test istatistiği
LREK	34.170	34.618	34.483
k*	1	1	1
Kritik Değerler (%10, %5, %1)	2.68, 3.41, 5.10	4.05, 4.95, 6.99	5.64, 6.65, 8.86
Kapetanios, Shin ve Snell 2003 (STAR Tipi)	Ham veri test istatistiği	Ortalamadan arındırılmış veri için test istatistiği	Ortalama ve trendden arındırılmış veri için test istatistiği
LREK	-5.593	-5.909	-6.017
k*	6	6	3
Kritik Değerler (%10, %5, %1)	-1.92,-2.22,-2.82	-2.66,-2.93,-3.48	-3.13,-3.40,-3.93

Pascalau 2007 (LSTAR Tipi)	Ham veri test istatistiği	Ortalamadan arındırılmış veri için test istatistiği	Ortalama ve trendden arındırılmış veri için test istatistiği
LREK	16.703	16.918	17.104
k*	1	1	1
Kritik Değerler (%10, %5, %1)	3.05, 3.64, 4.92	3.30, 3.87, 5.16	4.05, 4.72, 6.08
Sollis 2009 (AESTAR Tipi)	Ham veri test istatistiği	Ortalamadan arındırılmış veri için test istatistiği	Ortalama ve trendden arındırılmış veri için test istatistiği
LREK	25.141	25.328	25.881
k*	0	0	0
Kritik Değerler (%10, %5, %1)	3.49, 4.29, 6.06	4.17, 4.97, 6.80	5.59, 6.59, 8.95
Kruse 2011 (ESTAR Tipi)	Ham veri test istatistiği	Ortalamadan arındırılmış veri için test istatistiği	Ortalama ve trendden arındırılmış veri için test istatistiği
LREK	49.582	49.776	49.906
k*	1	1	1
Kritik Değerler (%10, %5, %1)	7.85, 9.53, 13.15	8.60, 10.17, 13.75	11.10, 12.82, 17.10
Cuestas ve Ordenez 2014 (ESTAR Tipi)	Test İstatistiği (k*)	Kritik Değerler (%10, %5, %1)	
LREK	-6.930 (1)	-3.11, -3.386, -3.928	
Caner ve Hansen 2001 (SETAR Tipi)	Test İstatistiği (k*)	Kritik Değerler (%10, %5, %1)	
LREK	20.66(8)	12.04, 14.03, 18.24	

Not: k* optimal gecikme uzunluğunu göstermektedir.

Birim kök testi sonuçlarına göre, literatürde kırılmaların dikkate alınmadığı dönemlerde durağan olmayan reel efektif döviz kuru için satın alma gücü paritesinin (SGP) geçerli olmadığı sonucuna ulaşılsa da, kırılmalı testlerin kullanımı ve doğrusal olmayan birim kök testleri ile beraber Erlat (2003), Yıldırım ve Yıldırım (2012), Şener v.d.(2015), Güriş v.d. (2016) çalışmalarına benzerlik göstererek, bu çalışmada da Türkiye için satın alma gücü paritesinin geçerli olduğu elde edilmiştir. Bir başka ifade ile satın alma gücü paritesi, iki ülke arasındaki fiyat düzeyi farklılıklarını ortadan kaldırmakta ve bu ülkelerdeki fiyat düzeylerinin aynı para birimiyle ifade edilebileceğini belirtmektedir. Teorinin geçerli olması, Türkiye’de reel döviz kurlarının zamanla sabit kaldığını ve kurda yaşanan şokların geçici olduğunu göstermektedir. Böylece, para politikası kararlarında SGP’nin kullanılabilir olduğu sonucu ortaya çıkmaktadır.

Reel efektif döviz kuru değişkeninin bir rejim değişimine sahip olup olmadığı; rejim değişim modelleri ile modellenip, sonuçlar Tablo 83 ve Tablo 84’e aktarılmıştır.

Tablo 82: Reel Efektif Döviz Kuru İçin Eşik Değer Testi

Eşik Etkisi Testi	F İstatistiği	Kritik Değer
H ₀ : Eşik değer etkisi yoktur		

H _A : En fazla bir eşik değer etkisi vardır.	65.992	25.65
H ₀ : En fazla bir eşik değer etkisi vardır.	25.414	27.66
H _A : Birden fazla eşik değer etkisi vardır.		

Tablo 83: Reel Efektif Döviz Kuru İçin Eşik Değerli Rejim Değişim Modelleri

	TAR	SETAR	STAR	LSTAR
Bağımlı Değişken: LREK	LREK (-2) < 0.0229(Eşik Değeri) 220 gözlem	LREK (-2) < - 0.0224(Eşik Değeri) Alt Rejim	Eşik Değeri:0.0233 Doğrusal Kısım	Eşik Değeri:0.0234 Doğrusal Kısım
Değişkenler	Katsayılar [t ist.]	Katsayılar [t ist.]	Katsayılar [t ist.]	Katsayılar [t ist.]
C	0.0006 [0.706]	-0.007* [-1.719]	-0.004 [-1.376]	-0.005 [-1.273]
LREK(-1)	1.101*** [16.910]	0.980*** [8.642]	1.030*** [13.231]	1.015*** [12.139]
LREK(-2)	-0.493*** [-4.852]	-0.575*** [-3.817]	-0.568*** [-4.825]	-0.571*** [-4.625]
LREK(-3)	0.249** [2.395]	0.156 [0.344]	0.248** [2.144]	0.243** [2.041]
LREK(-4)	0.006 [0.058]	0.206 [1.142]	0.039 [0.340]	0.052 [0.434]
LREK(-5)	-0.254** [-2.443]	-0.567*** [-3.172]	-0.300** [-2.547]	-0.308** [-2.529]
LREK(-6)	0.371*** [3.434]	0.699*** [3.538]	0.431*** [3.425]	0.442*** [3.385]
LREK(-7)	-0.372*** [-3.426]	-0.659*** [-3.291]	-0.465*** [-3.497]	-0.485*** [-3.444]
LREK(-8)	0.286*** [2.870]	0.378** [2.087]	0.345*** [2.844]	0.363*** [2.803]
LREK(-9)	-0.251*** [-4.026]	-0.364*** [-3.406]	-0.307*** [-3.900]	-0.323*** [-3.744]
	LREK (-2) > 0.0229 (Eşik Değeri) 57 gözlem	LREK (-2) > - 0.0224 (Eşik Değeri) Üst Rejim	Eşik Değeri:0.0233 Doğrusal Olmayan Kısım	Eşik Değeri:0.0234 Doğrusal Olmayan Kısım
C	0.012** [2.530]	-0.0005 [-0.583]	0.030* [1.893]	0.033* [1.694]
LREK(-1)	1.669*** [14.099]	1.400*** [17.279]	0.776*** [3.213]	0.814*** [3.139]
LREK(-2)	-1.264*** [-4.728]	-0.782*** [-6.088]	-0.872** [-2.170]	-0.935** [-2.170]
LREK(-3)	0.590** [2.257]	0.452*** [3.392]	0.103 [0.246]	0.126 [0.295]
LREK(-4)	-0.874*** [-2.975]	-0.342*** [-2.669]	-0.936** [-1.976]	-0.963* [-1.968]
LREK(-5)	0.200 [0.772]	0.051 [0.430]	0.645 [1.479]	0.678 [1.506]
LREK(-6)	0.026 [0.119]	0.070 [0.602]	-0.645 [-1.584]	-0.695 [-1.632]

LREK(-7)	0.513** [2.254]	-0.002 [-0.019]	1.258** [-2.444]	1.314** [2.433]
LREK(-8)	-0.774*** [-3.378]	0.007 [0.069]	-1.247** [-2.387]	-1.283** [-2.354]
LREK(-9)	0.414*** [2.741]	-0.047 [-0.649]	0.819** [-2.359]	0.852** [2.322]
Slope(Geçiş Hızı)	-	-	48.214*** [2.636]	73.366** [2.429]
Parametre Sabitliği Testi	-	-	0.939 (0.617)	0.948 (0.599)
Doğrusal Olmama Testi	-	-	0.955 (0.512)	1.142 (0.333)
AIC	-5.936	-5.931	-5.927	-5.927
SC	-5.669	-5.653	-5.633	-5.633
HQ	-5.829	-5.817	-5.809	-5.809
R ²	0.828	0.807	0.829	0.829
F İstatistiği (Prob)	63.637 (0.000)	58.928 (0.000)	57.493 (0.000)	57.505 (0.000)
ARCH	1.729 (0.189)	1.368 (0.246)	2.197 (0.139)	2.071 (0.151)
BG	0.460 (0.631)	0.573 (0.581)	0.688 (0.503)	0.659 (0.518)
LSTAR/ESTAR Model Belirleme Testi: Granger ve Terasvirta Testi (1993): H0: 2.146(0.000), H1:2.149(0.006), H2:1.987(0.013), H3:1.219(0.248), Uygun Model: LSTAR				

Not: *, **, *** ifadeleri sırasıyla %10, %5, %1 anlamlılığı göstermektedir. [] içerisindeki değerler t istatistik değerlerini, () içerisindeki değerler p olasılık değerlerini ifade etmektedir.

Elde edilen eşik değerli geçiş modellerine ilişkin olarak TAR modeli hesaplanan parametrelerin anlamlılığı, model testlerinin geçerliliği ve bilgi kriterlerinin uygunluğu açısından en anlamlı model olarak belirlenmiştir.

Bundan sonraki aşamada Markov Rejim Değişim modeli tahmin edilmiştir. Sonuçlar Tablo 85'deki gibi gerçekleşmiştir. Reel efektif döviz kuru (LREK) için en uygun olduğu belirlenen MSIH(3,2)-AR(1) modeli artıklarının varsayımları sağlayıp sağlamadığını tespit etmek için hesaplanan J.B, LR, ARCH ve Portmanto testlerinin temel varsayımları karşıladığı görülmüştür. LR olabilirlik oranına göre serinin doğrusal olduğunu ileri süren yokluk hipotezi reddedilmiştir. Rejim geçiş olasılıklarına bakıldığında, rejim 1'de iken bir sonraki dönemde 1. rejimde kalma olasılığının 0,924; rejim 2'de iken 2.rejimde kalma olasılığının 0,754 olduğu görülmüştür. Yine rejim geçiş olasılıklarına bakıldığında, rejim 1'de iken bir sonraki dönemde 2. rejimde olma olasılığının 0,076; rejim 2'de iken bir sonraki dönemde 1. rejimde olma olasılığının 0,246 olarak bulunmuştur. Bu da her iki rejim için bir dönem sonra aynı rejimde kalma olasılıklarının yüksek olduğunu, bir başka ifade ile rejimlerin kararlılığını vurgularken, rejimler arası geçiş olasılıklarının daha düşük

olduğunu göstermiştir. Ayrıca toplam 270 gözlemin 186 gözlemi rejim 1’de, 84 gözlemi rejim 2’de yer almaktadır. Rejimlerde ortalama kalma süreleri ise 1. rejimde 13 ay, 2. rejimde 4 aydır. Bu da yüksek stres döneminin 13 ay gibi bir sürede sonlanacağını göstermektedir. MSIH(3,2)-AR(1) modeline ait grafiğe Şekil 29’da yer verilmiştir.

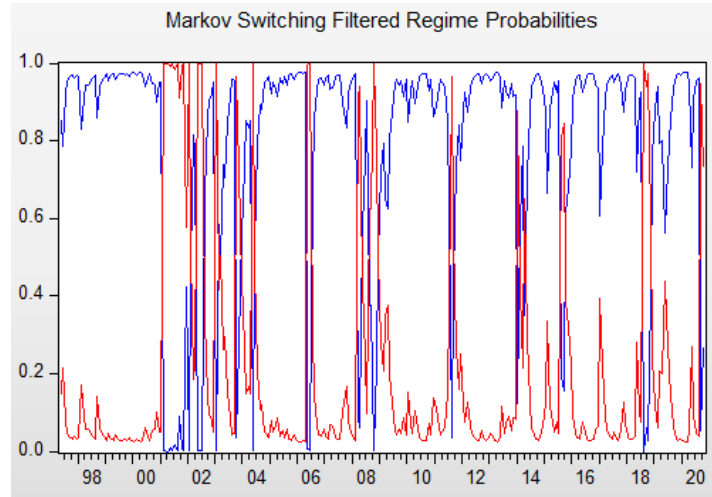
Tablo 84: Reel Efektif Döviz Kuru İçin Markov Rejim Değişim Modeli

MSIH(3,2)-AR(1)	Rejim 1		Rejim 2	
Değişkenler	Katsayı [t ist.]		Katsayı [t ist.]	
C(Sabit)	0.004** [2.340]		-0.012** [-2.273]	
LREK(-1)	0.620*** [4.147]		0.768*** [4.757]	
LREK(-2)	-0.074 [-1.025]		-0.234* [-1.701]	
LREK(-3)	0.154** [2.446]		0.010 [0.084]	
Sigma	-4.893*** [-57.207]		-3.849*** [-31.668]	
AR(1): 0.594*** [4.001]				
Rejim Olasılıkları Matrisi			Rejim Özellikleri	
	Rejim 1	Rejim 2	Gözlem Sayısı	Süre(ay)
Rejim 1	0.924	0.076	186	13
Rejim 2	0.246	0.754	84	4
Varsayımlar	Test İstatistiği(Prob.)		Kriz Dönemleri (Yüksek Stres)	
Normallik Testi J.B	1.529(0.284)		2000(6), 2001(4)	
LR Olabilirlik Oranı	98.326(0.000)		2007(1), 2008(10)	
ARCH Testi	0.881(0.547)		2013(9), 2017(11)	
Portmanteau Testi	6.438(0.338)		2018(4)	

Not: *, **, *** ifadeleri sırasıyla %10, %5, %1 anlamlılığı göstermektedir. [] içerisindeki değerler t istatistik değerlerini, () içerisindeki değerler p olasılık değerlerini ifade etmektedir.

Mavi renkle reel efektif döviz kurundaki (LREK) daralma, kırmızı renkle reel efektif döviz kuru genişleme dönemleri temsil edilmiştir. Seri incelendiğinde, finansal piyasalarda istikrarın sağlanması amacıyla, Merkez Bankasının nominal döviz kurunu politika aracı olarak kullanma stratejisi 1997 Asya krizi ve 1998 Rusya krizine ilişkin büyük negatif şokların etkilerini sınırlandırmıştır. 2000 yılı itibari ile kur değişikliğine gidilmiş ve döviz kuru sepetinin alacağı değerler değiştirilmiştir. Ancak piyasalarda yaşanan gerginlikle beraber bankaların açık pozisyonlarını kapatmaya yönelmesiyle TL talebinin artması, yurtiçi faizlerin artması ve sabit döviz kuru uygulamasıyla TL’nin neden olduğu cari açığa neden olmuştur. 2000 yılı Kasım ayında gecelik faizlerin oldukça yükselmesi büyük sermaye çıkışlarına yol açmıştır. Kriz sonrası Merkez Bankası rezervlerinin büyük bir atakla karşı karşıya kalması sonrası, Şubat 2021’de dalgalı kur rejimine geçilmiştir. 2007-2008 yılı dönemleri ABD merkezli dış kaynaklı ev kredisi krizi başlangıçta gelişmekte olan ülkeler için fırsat haline gelmiştir. Başlangıçta, dolar/tl kuru

1 seviyesine kadar inmiş iken krizin etkisinin artması sonucu 1.7 seviyesine yükselerek rekor kırmıştır. 2012 yılı itibari ile ekonomide koşullar değişme başlamıştır. Özellikle, ticaret ortaklarının en güçlüsü konumundaki Euro bölgesinde gerçekleşen kriz, Türkiye ekonomisi açısından zor bir sürece dönüşmeye başlamıştır. Ek olarak 2011 yılının son aylarında cari açıkta yaşanan rekor artışın önlenmeye çalışılması, resesyonu beraberinde getirmiştir. FED'in Mayıs 2013'te yaptığı tahvil alımının azaltılması ülke ekonomisinden yüksek miktarda yabancı kaynak çıkışına, borsanın hızla düşmesi de kurların yükselmesine neden olmuştur. Geciken faiz artışı ve zaman zaman faiz arttırımı kararı alınsa da etkili olmaması sonucunda, Türkiye ekonomisi özellikle Haziran 2018 itibari ile yeni bir krizin etkisine bürünmüştür. Türk lirasında meydana gelen değer kaybı, yüksek enflasyon ve artan borç ile yüksek cari açık ve yabancı para borcunun birleşerek krizi meydana getirmiştir. Merkez Bankası'nın verilerine göre, 1 Ocak 2018 tarihinde 3.78 seviyesinde bulunan Dolar kuru son 10 yılda %450 den fazla yükselmiştir.



Şekil 29: Reel Efektif Döviz Kuru Markov Rejim Değişim Grafiği

Reel efektif döviz kuru değişkeni için Yapay Sinir Ağları (YSA) ileri beslemeli, tekrarlamalı (yinelemeli) ileri beslemeli, geri beslemeli ve çok katmanlı olmak üzere tahmin edilmiştir. Bu işlem girdi katmanında uygun gecikme yapısına bağlı değerlerine ve ara katmanında farklı sayıda nöron bulunan çeşitli ağ tiplerine uygulanmıştır. Böylece, en uygun ağ yapısı, en düşük Hata Kareleri Ortalaması değerine ulaşan ağ olarak belirlenmeye çalışılmıştır. Reel efektif döviz kuru için yapay sinir ağlarının tahminleri Tablo 86'daki gibi bulunmuştur.

Tablo 85: Reel Efektif Döviz Kuru İçin Yapay Sinir Ağları Tahminleri

Ağ Tipi	Yapay Sinir Ağı Yapısı	Eğitim Algoritması	HKO Performansı
Kademeli (Basamaklı) İleri Beslemeli	1-25-16-1 (Çift Katman)	Levenberg-Marquardt	0.000121
Kademeli (Basamaklı) İleri Beslemeli	1-24-1 (Tek Katman)	Levenberg-Marquardt	0.000125
Elman Geri Beslemeli	1-15-1 (Tek Katman)	BFGS-quasi Newton	0.00018
Elman Geri Beslemeli	1-26-17-1 (Çift Katman)	Fletcher-Powell eşlenik gradyan	0.000164
İleri Beslemeli	1-18-13-1 (Çift Katman)	Levenberg-Marquardt	0.000143
İleri Beslemeli	1-14-1 (Tek Katman)	Powell-Beale eşlenik gradyan	0.000151
Tekrarlayan Katmanlı	1-21-1 (Tek Katman)	Levenberg-Marquardt	0.00017
Tekrarlayan Katmanlı	1-18-15-1 (Çift Katman)	Powell-Beale eşlenik gradyan	0.00016
Tekrarlayan Geri Beslemeli NARX	1-12-1(Tek Katman)	Levenberg-Marquardt	0.00017
Tekrarlayan Geri Beslemeli NARX	1-20-11-1 (Çift Katman)	Levenberg-Marquardt	0.00018
Çok Katmanlı Perceptron	1-13-9-16-2-1	BFGS-quasi Newton	0.00019
Radyal Tabanlı	1-8-4-1(Çift Katman)	Levenberg-Marquardt	0.00022

Gerçekleştirilen farklı mimaride yapay sinir ağı tahminlerine göre, en düşük hata kareleri ortalamasına sahip çift katmanlı radyal tabanlı yapay sinir ağı en uygun yapı olarak elde edilmiştir. Reel efektif döviz kuru değişkeni için son olarak hibrit modelleme teknikleri ile tahmin yöntemi kullanılmıştır. Sonuçlar Tablo 87'deki gibi gerçekleşmiştir.

Tablo 86: Reel Efektif Döviz Kuru İçin Hibrit Model Tahminleri

Ağ Tipi	Yapay Sinir Ağı Yapısı	Eğitim Algoritması	HKO Performansı
TAR-YSA	1-32-1 (Tek Katman)	Powell-Beale eşlenik gradyan	0.000335
MS-YSA(I.Rejim)	1-25-20-1(Çift Katman)	Levenberg-Marquardt	0.000330
MS-YSA(II.Rejim)	1-18-15-1(Çift Katman)	Levenberg-Marquardt	0.000318

Gerçekleştirilen hibrit model tahminleri değerlendirildiğinde, en düşük hata kareler ortalaması performansına sahip Markov Rejim Değişimi-Yapay Sinir Ağları (I. ve II.Rejim) en uygun tahmin olarak elde edilmiştir. Bu duruma ek olarak, aslında üç farklı

hibrit yönteminin de hata kareler ortalaması birbirine yakın elde edilmiş olup herhangi birinin öngörü performansında kullanılması yeterli olabilir.

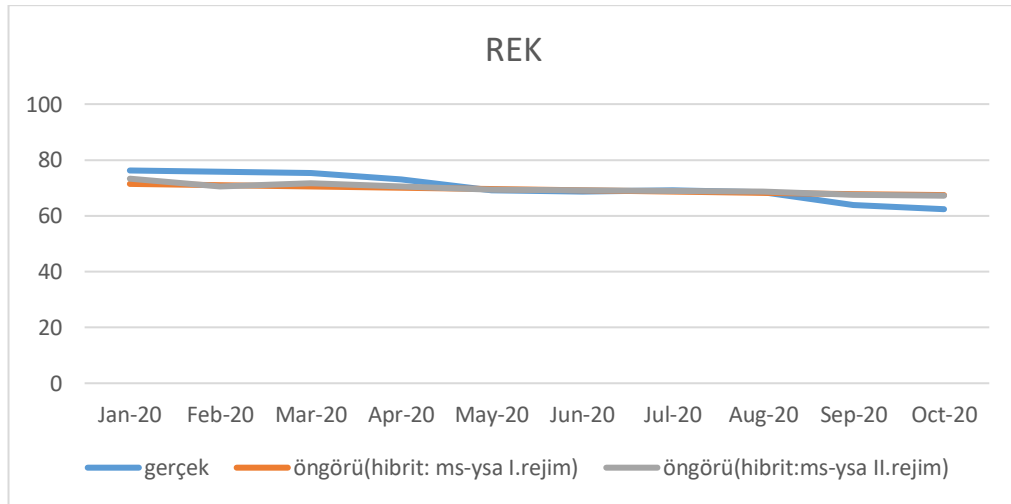
Son olarak gerçekleştirilen tüm tahmin yöntemleri içerisinde reel efektif döviz kuru değişkeni için en uygun öngörü performansı gösteren tahmin yöntemi için öngörü değerleri elde edilmiştir. Sonuçlar Tablo 88'e aktarılmıştır.

Tablo 87: Reel Efektif Döviz Kuru İçin Öngörü Performansı Karşılaştırma

LREK	RMSE	MAPE	Theil-U
TAR	0.009	133.278	0.230
MS	0.010	132.897	0.251
YSA	0.008	118.472	0.207
MS-YSA (I.Rejim)	0.008	116.304	0.205
MS-YSA (II.Rejim)	0.008	115.992	0.202

Elde edilen öngörü performanslarına göre, reel efektif döviz kuru değişkeni için en güvenilir öngörü sonuçlarını Markov Rejim Değişimi- Yapay Sinir Ağları (I. ve II. Rejim) tahmincilerine dayalı hibrit model vermiştir.

Çalışma kapsamında nihai olarak reel efektif döviz kuru için değişkenine ilişkin gerçek ve öngörü değerleri karşılaştırılmıştır.



Şekil 30: Reel Efektif Döviz Kuru Gerçek ve Öngörü Değerleri

Tablo 88: Reel Efektif Döviz Kuru Değişkeni İçin Gerçek ve Öngörü Değerleri

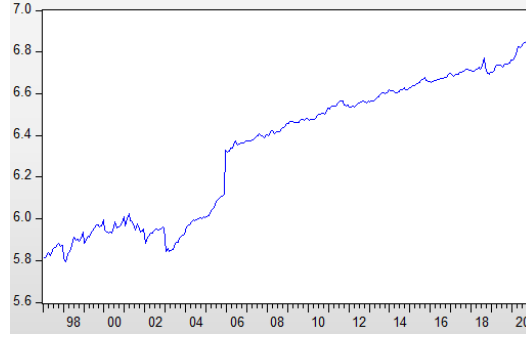
Aylar	Gerçek	Öngörü (Hibrit:MS-YSA I. Rejim)	Öngörü (Hibrit:MS-YSA II. Rejim)
Ocak 2020	76.23	71.423	73.294
Şubat 2020	75.73	70.980	70.398
Mart 2020	75.279	70.535	71.632
Nisan 2020	72.949	70.088	70.571
Mayıs 2020	69.209	69.641	69.348
Haziran 2020	68.730	69.194	69.044
Temmuz 2020	69.220	68.747	68.805
Ağustos 2020	68.440	68.301	68.577
Eylül 2020	63.929	67.858	67.445
Ekim 2020	62.360	67.416	67.194
Toplam Mutlak Sapma	-	27.654	23.648

Tablo ve şekil incelendiğinde hibrit modelin öngöründe Nisan 2020 - Ağustos 2020 aralığında en yakın değerler ürettiği ve öngörü performansının başarılı olduğu sonucuna varılmıştır.

3.7. REEL PARA ARZI SERİSİNİN MODELLEMESİ

Para arzı çalışma kapsamında analiz edilen bir diğer değişkendir. Çalışma dahilinde değişken grubu ile aynı zaman dönemine denk olarak Ocak 1997 - Ekim 2020 dönemleri arası analiz gerçekleştirilerek öngörü performansı için son 10 ay incelenmiştir.

Elde edilen seri nominal olup analize reel hali dahil edilmiştir. Bu nedenle, ilgili dönemde TÜFE (Tüketici Fiyat Endeksi) ile deflate edilmiştir. Sonrasında serinin logaritması alınmıştır. Şekil 31’de Ocak 1997 - Ekim 2020 dönemleri arası para arzının (LRPA) seyri yer almaktadır.



Şekil 31: Reel Para Arzı (LRPA)

Para arzı genel olarak ekonomide belirli bir dönemde piyasada yer alan para stoğu olarak tanımlanmaktadır. Çalışmada kullanılan para arzı M3 olarak tanımlanan en geniş hacime sahip seridir. Türkiye ekonomisi için para arzı serisi incelendiğinde, seriyi iki döneme ayırıp ele almak yerinde olacaktır. Seri için 1997-2005 dönemi ve 2006-2020 dönemleri ortalamalarda farklılık göstermiştir. 1998, 1999, 2001 yıllarında yaşanan kriz ve afet kırılmalarını para arzı 5.8-6 birim bandında tamamlamıştır. 1998 Rusya krizi ve 2001 mali krizinde en dip seviyeyi gören para arzına karşın, Merkez Bankası 2002 yılında yaptığı duyuruda, para politikasının temel hedefinin enflasyon hedeflemesine geçmek olduğunu duyurmuştur. 2002-2005 dönemi için bu hedefe geçebilmek adına, para politikasının etkinliğini azaltan faktörlerin ortadan kaldırılması sağlanmıştır. Bu dönemde temel parasal büyüklüğü ifade eden para tabanı, enflasyon hedefi ile tutarlı olarak oluşturulmuştur. 2005 yılında yapılan bir başka önemli değişiklik, Türk lirasından 6 sıfır atılması ile Yeni Türk lirasına geçiş olmuştur. 2005 yılının Aralık ayı ile birlikte, Merkez Bankası para arzı tanımlamasında değişikliğe giderek, Katılım Bankaları ile Kalkınma ve Yatırım Bankalarının parasal yükümlülükleri, B-tipi likit yatırım fonları M3 para arzına ilave edilmiş olup bankalararası işlemler hariç tutulmuştur. Mevcut durumda, vadeli-vadesiz mevduatlar ve TCMB mevduatına ilişkin merkezi yönetime ait mevduatlar, M3 içerisinden çıkartılarak karşılık kalemleri içerisinde merkezi yönetime ait mevduatlar dahil edilmiştir. Bankacılık Düzenleme ve Denetleme Kurulu (BDDK)'nın bankaların yurtiçindeki Türk Lirası menkul kıymet ihracına onay vermesi ile menkul değerlerin ihracında meydana gelen artışla birlikte, Aralık 2010 tarihli veriden başlamak üzere M3 para arzı tanımına; yurtiçinde Türk Lirası üzerinden ihracı gerçekleştirilen ve vadeleri 2 yıl olan tahvil ve bonolar eklenmiş, ihraçlardan, yurtiçi bankaların portföyünde yer alan ile yurtdışı yerleşiklerin mülkiyetindekiler çıkarılmıştır. 2016 yılı son aylarında yaşanan küresel ve jeopolitik önemli şokların ardından, 2017 yılının başlarında döviz kurlarında

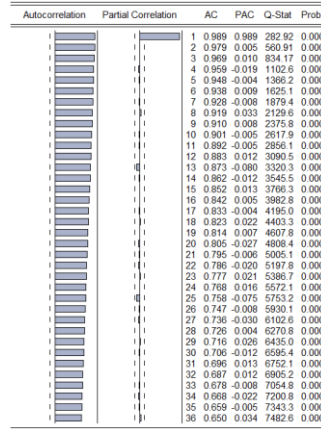
meydana gelen oynaklık ve bu durumun enflasyona olan etkisi, para arzında bir kırılmaya neden olmuştur. Serinin yapısındaki kırılmalar haricinde trend içerdiği görülmektedir. Genel olarak doğrusal bir yapı görüntüsü içerse de ilgili testlerle incelenmesi daha tutarlı sonuçlar verecektir.

Seride ilk olarak trendin varlığı incelenmiş ve sonuçlar Tablo 90'a aktarılmıştır.

Tablo 89: Reel Para Arzı İçin Stokastik ve Deterministik Trend Denklemleri

I. Denklemler- Stokastik Trend (Bağımlı Değişken:DLRPA)			
Değişken	Katsayı	t İstatistiği	Olasılık Değeri
C(Sabit)	0.015	0.685	0.493
LRPA(-1)	-0.001	-0.521	0.602
II. Denklemler- Deterministik Trend (Bağımlı Değişken:LRPA)			
Değişken	Katsayı	t İstatistiği	Olasılık Değeri
C(Sabit)	5.791	558.593	0.000
@Trend	0.003	61.006	0.000
III. Denklemler- Deterministik ve Stokastik Trend (Bağımlı Değişken:DLRPA)			
Değişken	Katsayı	t İstatistiği	Olasılık Değeri
C(Sabit)	0.143	1.905	0.057
LRPA(-1)	-0.024	-1.857	0.064
@Trend	0.000009	1.782	0.075

Elde edilen tahminlere göre, para arzı (LRPA) değişkeni hem stokastik trend hem de deterministik trendde sahiptir. Seriyeye ilişkin geleneksel birim kök testlerini gerçekleştirilmeden önce korelogramı araştırılmıştır. Serinin korelogramı Şekil 32'deki gibidir. Korelogram incelendiğinde Q-Stat istatistiği ve olasılık değerlerinin anlamlı olduğu, böylece modelin durağan olmadığı yönünde ipucu olsa da durağanlık ilgili birim kök testleri ile incelenmiştir. Gerçekleştirilen birim kök testi sonuçlarına Tablo 91'de yer verilmiştir.



Şekil 32: Reel Para Arzı Serisi Korelogramı

Tablo 90: Reel Para Arzı İçin ADF,PP ve KPSS Birim Kök Testi Sonuçları

	ADF	PP	KPSS
LRPA	-1.857(0.673)	-1.866(0.669)	0.208
%1 Kritik Değer	-3.990	-3.990	0.216
%5 Kritik Değer	-3.425	-3.425	0.146
%10 Kritik Değer	-3.136	-3.136	0.119
Karar	Seri durağan değildir.	Seri durağan değildir.	Seri durağan değildir.
	ADF	PP	KPSS
DLRPA	-17.672(0.000)	-17.663(0.000)	0.078
%1 Kritik Değer	-3.990	-3.990	0.216
%1 Kritik Değer	-3.990	-3.990	0.216
%5 Kritik Değer	-3.425	-3.425	0.146
%10 Kritik Değer	-3.136	-3.136	0.119
Karar	Seri durağandır.	Seri durağandır.	Seri durağandır.

Para arzı serisi trend ve sabit içeren test sürecinde düzey değerlerinde durağan değil iken, birinci farkları sonucunda ADF, PP ve KPSS testlerine göre durağan olup birim kök içermemektedir. Seri I(1) yapısına sahiptir. Para arzı serisine ilişkin tek kırılmaya izin veren yapısal kırılmalı birim kök testi sonuçlarına da Tablo 92’de yer verilmiştir.

Gerçekleştirilen tek kırılmalı Zivot-Andrews birim kök testine göre para arzı serisi sabitte kırılma ve hem sabitte hem eğimde kırılmaya göre hesaplanan test değeri kritik değerlerden mutlak olarak büyük olduğu için durağan bir yapı göstermektedir.

Analizde sonraki aşamada iki yapısal kırılmaya izin veren Lee-Strazicich test sonuçlarına Tablo 93’de yer verilmiştir.

Tablo 91: Reel Para Arzı İçin Zivot-Andrews Yapısal Kırılmalı Birim Kök Testi

Düzye	ZA(Model A)	ZA (Model B)	ZA (Model C)
TB	2005:11 ($\hat{\lambda}=0.37$)	2008:11 ($\hat{\lambda}=0.5$)	2005:11 ($\hat{\lambda}=0.5$)
μ	0.995[6.363]	0.202[2.422]	1.217 [6.738]
α	-0.170[-6.339]	-0.035[-2.398]	-0.207[-6.736]
β	0.0003[5.642]	0.0001[2.416]	0.0003[4.469]
θ_1	0.053[6.098]	-	0.069[6.359]
θ_2	-	-0.00009[-1.581]	0.0001[2.397]
γ_1	-0.009[-0.176]	-0.035 [-0.596]	0.009[0.164]
γ_2	-0.008[-0.151]	-0.026[-0.438]	0.007[0.141]
γ_3	0.131[2.345]	0.119[2.012]	0.146[2.615]
k*	3	3	3
%1 Kritik Değer	-5.34	-4.93	-5.57
%5 Kritik Değer	-4.80	-4.42	-5.08
Karar	Seri yapısal kırılma altında durağandır.	Seri yapısal kırılma altında durağan değildir.	Seri yapısal kırılma altında durağandır.

Not: Parantez içindeki değerler t istatistik değerleridir. k* optimal gecikme uzunluğunu gösterir.

Tablo 92: Reel Para Arzı İçin Lee-Strazicich Yapısal Kırılmalı Birim Kök Testi

Lee-Strazicich	LS(Model Crash-Sabit)	LS (Model Break-Sabit ve Trend)
TB	2000:12 2005:11 ($\hat{\lambda}_1=0.17, \hat{\lambda}_2=0.5$)	2002:11 2006:04 ($\hat{\lambda}_1=0.25, \hat{\lambda}_2=0.39$)
μ	0.002[2.871]	0.009[3.414]
α	-0.064[-3.110]	-0.194[-5.191]
k*	3	3
%1 Kritik Değer	-4.241	-5.464
%5 Kritik Değer	-3.640	-4.989
%10 Kritik Değer	-3.294	-4.729
Karar	Seri yapısal kırılmalar altında durağan değildir.	Seri yapısal kırılmalar altında durağandır.

Not: Parantez içindeki değerler t istatistik değerleridir. k* optimal gecikme uzunluğunu gösterir.

Para arzı serisi için gerçekleştirilen yapısal kırılmalı birim kök testlerine göre sabit ve trend yapılı modele göre temel hipotez rededilerek durağan olduğu elde edilmiştir.

Birim kök sınamalarında son olarak Carrion-i Silvestre v.d. (2009) çoklu kırılmalı test incelenmiştir. Seriyeye ilişkin çıktı Tablo 94'te gösterilmiştir.

Tablo 93: Reel Para Arzı İçin Carrion-i Silvestre v.d. (2009) Çoklu Kırılmalı Yapısal Kırılmalı Birim Kök Testi

Düzye	Carrion-i-Silvestre v.d. (2009)				
TB(Kırılma Tarihleri): 2000:07, 2002:12, 2005:05, 2010:03, 2018:05	PT	MPT	MZA	MSB	MZT
LRPA	9.288 (8.862)	8.772 (8.862)	-48.363 (-46.094)	0.101 (0.103)	-4.897 (-4.797)
Karar:	Seri yapısal kırılmalar altında durağandır.				

Not: Parantez içerisindeki değerler Carrion-i Silvestre v.d. (2009) istatistiklerine dayalı tablo değerleridir.

Seri düzey halinde çoklu yapısal kırılmalar altında durağan olup birim kök içermemektedir. Gerçekleştirilen geleneksel birim kök testlerine göre, para arzı serisi düzey değerlerinde birim kök içerse de tek ve çok kırılmalı birim kök testlerine göre seri durağandır. Seride trendin varlığı anlamlı olduğunda modelleme esnasında trende yer verilmiştir. Bundan sonraki aşamada serinin doğrusal bir yapı gösterip göstermediği incelenmiş ve elde edilen sonuçlara Tablo 95'te yer verilmiştir.

Tablo 94: Reel Para Arzı İçin Doğrusallık Testleri

Değişken: LRPA	Test İstatistiği	Olasılık Değeri	Gecikme Uzunluğu
Keenan Testi	0.466	0.494	1
Tsay Testi	0.0002	0.986	1
Harvey v.d.2008	W_λ	$W_{\%10}^*$	$W_{\%5}^*$
LRPA	1.05	0.19	0.20
Kritik Değerler	4.0	6.8	5.9
			$W_{\%1}^*$
			3.1

Hesaplanan test sonuçlarına göre, para arzı serisi doğrusal bir yapı sergilemektedir. Seri için model tahminleri gerçekleştirilmeden önce seride yer alan trend için model içine trend dahil edilmiştir. Sonrasında Box-Jenkins methoduna dayalı geleneksel modeller tahmin edilmiştir.

Tablo 96'da, gerçekleştirilen geleneksel Box-Jenkins model sonuçlarına göre, hem katsayıların anlamlılığı hem bilgi kriterleri değerlerinin en küçüğü, hem de modele ilişkin otokorelasyon ve değişen varyans sonuçlarına göre, ARMA(1,0) modeli en iyi model olarak belirlenmiştir.

Para arzı değişkeni için Yapay Sinir Ağları (YSA) farklı yapılarla tahmin edilmiştir. Bu işlem girdi katmanında uygun gecikme yapısına bağlı değerlerine ve ara katmanında farklı sayıda nöron bulunan çeşitli ağ tiplerine uygulanmıştır. Böylece en uygun ağ yapısı, en düşük Hata Kareleri Ortalaması değerine ulaşan ağ olarak belirlenmeye çalışılmıştır.

Tablo 95: Reel Para Arzı İçin ARMA Model Tahminleri

	ARMA(1,0)	ARMA(0,1)	ARMA(0,2)	ARMA(1,1)	ARMA(2,1)
c	5.811*** [78.060]	5.793*** [280.920]	5.794*** [277.17]	5.793*** [259.615]	5.791*** [266.491]
@Trend	0.003*** [8.919]	0.003*** [30.897]	0.003*** [30.458]	0.003*** [28.587]	0.003*** [29.823]
ϕ_1	0.976*** [74.733]	-	-	1.059*** [9.373]	1.263*** [12.970]
ϕ_2	-	-	-	-	1.208*** [10.413]
θ_1	-	1.221*** [20.675]	1.101*** [18.849]	0.899*** [8.111]	0.326***
θ_2	-	-	1.129*** [13.301]	-	-
Adj. R ²	0.996	0.992	0.995	0.995	0.994
F(Prob)	38742.25(0.000)	7125.32(0.000)	6555.82(0.000)	6433.70(0.000)	6368.29(0.000)
AIC	-5.022	-6.067	-5.701	-5.783	-5.862
SIC	-4.983	-5.721	-5.572	-5.642	-5.707
HQ	-5.007	-5.496	-5.669	-5.726	-5.800
BG LM	0.379(0.684)	0.738(0.446)	0.508(0.577)	0.702(0.482)	0.961(0.388)
ARCH LM	0.004(0.840)	0.271(0.735)	0.118(0.783)	0.897(0.244)	0.526(0.446)

Not: *, **, *** ifadeleri sırasıyla %10, %5, %1 anlamlılığı göstermektedir. [] içerisindeki değerler t istatistik değerlerini, () içerisindeki değerler p olasılık değerlerini ifade etmektedir.

Tablo 96: Reel Para Arzı İçin Yapay Sinir Ağları Tahminleri

Ağ Tipi	Yapay Sinir Ağı Yapısı	Eğitim Algoritması	HKO Performansı
Kademeli (Basamaklı) İleri Beslemeli	1-11-16-1 (Çift Katman)	Levenberg-Marquardt	0.00019

Kademeli (Basamaklı) İleri Beslemeli	1-19-1 (Tek Katman)	BFGS-quasi Newton	0.00022
Elman Geri Beslemeli	1-26-1 (Tek Katman)	Fletcher-Powell eşlenik gradyan	0.00026
Elman Geri Beslemeli	1-23-16-1 (Çift Katman)	Levenberg-Marquardt	0.00035
İleri Beslemeli	1-18-25-1 (Çift Katman)	Powell-Beale eşlenik gradyan	0.00013
İleri Beslemeli	1-22-1 (Tek Katman)	BFGS-quasi Newton	0.00027
Tekrarlayan Katmanlı	1-19-1 (Tek Katman)	Powell-Beale eşlenik gradyan	0.00043
Tekrarlayan Katmanlı	1-16-25-1 (Çift Katman)	Levenberg-Marquardt	0.00047
Tekrarlayan Geri Beslemeli NARX	1-11-1(Tek Katman)	Fletcher-Powell eşlenik gradyan	0.00021
Tekrarlayan Geri Beslemeli NARX	1-14-9-1 (Çift Katman)	BFGS-quasi Newton	0.00016
Çok Katmanlı Perceptron	1-11-8-23-6-1	Levenberg-Marquardt	0.00018
Radyal Tabanlı	1-23-1(Tek Katman)	Levenberg-Marquardt	0.00026

Gerçekleştirilen farklı mimaride yapay sinir ağı tahminlerine göre, en düşük hata kareleri ortalamasına sahip çift katmanlı ileri beslemeli yapay sinir ağı en uygun yapı olarak elde edilmiştir. Para arzı değişkeni için son olarak hibrit modelleme tekniği ile tahmin yöntemi kullanılmıştır. Sonuçlar Tablo 98'deki gibidir.

Tablo 97: Reel Para Arzı İçin Hibrit Model Tahmini

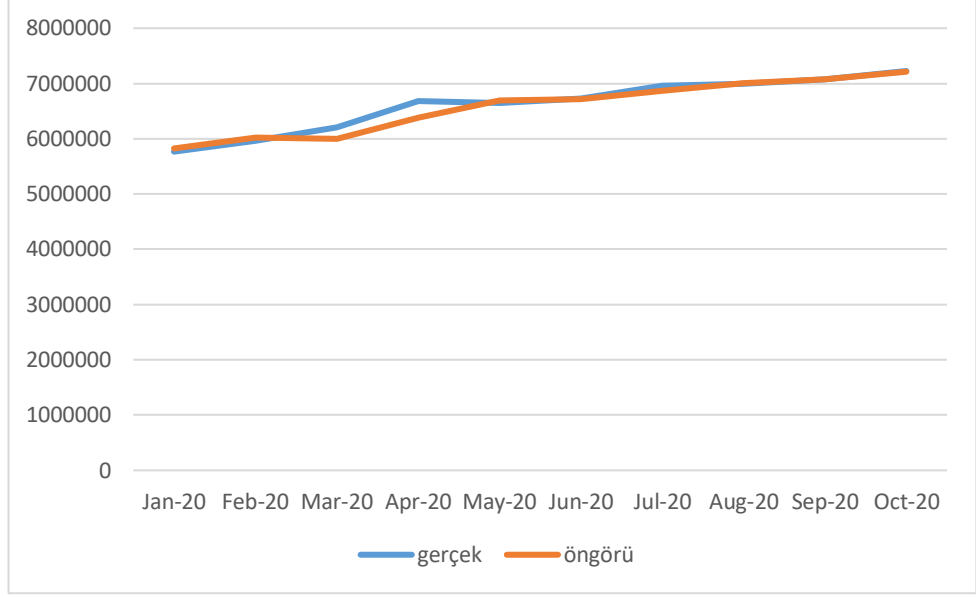
Ağ Tipi	Yapay Sinir Ağı Yapısı	Eğitim Algoritması	HKO Performansı
ARMA-YSA	1-17-22-1 (Tek Katman)	Levenberg-Marquardt	0.000022

Gerçekleştirilen tahminde para arzı değişkeni için en uygun öngörü performansı gösteren tahmin yöntemine ait öngörü değerleri Tablo 99'daki gibi elde edilmiştir.

Tablo 98: Reel Para Arzı İçin Öngörü Performansı Karşılaştırma

LRPA	RMSE	MAPE	Theil-U
ARMA	0.0108	0.117	0.00079
YSA	0.012	0.127	0.00089
ARMA-YSA	0.008	0.0785	0.00060

Elde edilen öngörü performanslarına göre, reel para arzı değişkeni için en güvenilir öngörü sonuçlarını, ARMA-YSA tahmincilerine dayalı hibrit model vermiştir. Çalışma kapsamında nihai olarak para arzı değişkenine ilişkin gerçek ve öngörü değerleri Şekil 33 ve Tablo 100'de yer almaktadır.



Şekil 33: Reel Para Arzı Gerçek ve Öngörü Değerleri

Tablo 99: Reel Para Arzı Değişkeni İçin Gerçek ve Öngörü Değerleri

Aylar	Gerçek	Öngörü(Hibrit: ARMA-YSA)
Ocak 2020	5766785.988	5825054.593
Şubat 2020	5958489.265	6015891.571
Mart 2020	6203084.423	6002165.967
Nisan 2020	6679300.782	6382120.503
Mayıs 2020	6649630.297	6692108.907
Haziran 2020	6727686.582	6714752.352
Temmuz 2020	6957542.495	6865196.936
Ağustos 2020	6997430.917	7008902.2
Eylül 2020	7080960.252	7080012.101
Ekim 2020	7225614.105	7213200.432

Öngörü değerlerinin Ocak ve Şubat dönemlerinde gerçek değere yaklaştığı, Mayıs, Haziran, Eylül ve Ekim aylarında neredeyse eşit olacak şekilde başarılı olduğu gözlenmiştir.

SONUÇ

Zaman serileri analizinin gelişim süreci, serilerin göstermiş olduğu farklı karakteristik zaman serisi özelliklerine göre şekillenmektedir. Bu nedenle, sadece geleneksel zaman serisi yaklaşımı ya da günümüzde popülerlik kazanmış yapay sinir ağları yetersiz kalabilmektedir. Zaman serilerinin anahtar özellikleri trend, mevsimsellik, doğrusal dışılık, oynaklık ve yapısal kırılmadır. Bu özellikler artık günümüz ekonomi serilerinde birden fazla olacak şekilde görülebilmektedir. Günümüz ekonomisinde karar vericiler ya da politika uygulayıcıları açısından olduğu kadar ekonomiyi takip eden herkes için serilerin gelecekte alacağı değerler önem kazanmıştır. Bu çerçevede ekonomik değişkenlerin sahip oldukları özellikler, günümüzde tek bir modelden ziyade birkaç farklı modeller hatta birden fazla modelin birleşimi olarak adlandırılan hibrit (melez) modellerle tahmin edilip öngörüsü yapılmaktadır.

Zaman serilerinde en sık görülen özellik trenddir. Trend nüfusun artışı, teknolojiye kaydedilen ilerlemeler şeklinde olabildiği gibi; ekonomik kriz, doğal afet ve savaşlar şeklinde serilerin ortalamalarında uzun sürecek kalıcı etkiler şeklinde de ortaya çıkmaktadır. Deterministik trendin varlığı, serinin trend ile modellenip anlamlı sonuç vermesi durumunda, stokastik trendin varlığı ise birim kök analizinde serinin birim kök içermesi ile anlaşılır. Ancak, günümüzde geleneksel birim kök testleri (ADF, PP, KPSS) seride trendle birlikte yaşanan uzun soluklu değişimler öncesinde serinin değerlerinden dolayı, yanıltıcı sonuçlara neden olabilmektedir. Bu nedenle, tek-iki-çoklu kırılmalı durağanlık testleri gerçekleştirilmektedir. Böylece, Y_{t-1} otoregresif katsayısının 1'e eşitliğini sınavan durağanlık analizi için birim kökü reddetmeme yönündeki yanlılık giderilmektedir.

Zaman serilerinde yaygın olan bir diğer özellik de mevsimselliklerdir. Seriyi durağan dışı yapıda gösteren stokastik mevsimsellik olabileceği gibi, seride mevsimsel kukla değişkenlerin anlamlı olup birim kök göstermeyen deterministik mevsimsellik de görülebilmektedir. Ayrıca mevsimsel zaman serilerinin farklı çeyreklik ya da aylarda farklı seyirler izlemesi bir başka ifade ile sergilenen mevsimsel hareket uzunluklarının farklı olması durumunda periyodik otoregresif modelleri (PAR) ile tahmin edilebilmektedir. Bu yöntem, iktisadi değişkenin farklı mevsimlerde farklı davranış yapılarını ortaya çıkarması açısından kullanışlıdır.

Zaman serileri modellemesinde, serinin deęişen varyans göstermesi klasik modelleme ve öngörüde başarı göstermemektedir. Bu durumda, otoregresif koşullu deęişen varyans modelleri tahmine başvurulmalıdır. Bununla birlikte, klasik otoregresif koşullu deęişen varyans modelleri, varyans deęişikliğine karşı rejim deęişiminin yakalanamaması ve yüksek oynaklık süreklilięi durumunda, tahmin ve öngörüde yetersiz olacağı için MSGARCH modelleri kullanılmaktadır. MSGARCH modelleri parametrelerin farklı oynaklık rejimleri arasında deęişimine izin vermektedir. Bu sayede, parametrelerin tahmin güvenirlilięi ciddi önem kazanmaktadır.

Zaman serilerinde iktisadi deęişkenler için kullanılan istatistiksel ve ekonometrik yöntemler, her ne kadar iktisat teorisi kabul etse de doğrusal dışı yapıyı göz ardı etmektedir. Bu durumda iktisadi deęişkenlerin modellemesi, çoęu zaman sınırlı olarak gerçekleşmektedir. İşsizlikte yaşanan histeri, enflasyonda yaşanan politika farklılıkları, fiyatlar genel düzeyine ilişkin maliye teorisinde reel borç stoku ile gelecek faiz dışı fazlalıkların cari deęerine eşit olduęu kısıtta, faiz dışı fazlalıkların beklenen cari deęeri iç borç stokuna denk gelmedięinde, fiyatlar genel seviyesinde gerçekleşmesi beklenen deęişimler gibi, iktisat teorisinde yer alan açılımlar doğrusal modelleme gerçekleştirildięinde göz ardı edilmektedir. Bu durum için eşik deęerli otoregresif modeller ile otoregresif katsayıya $Y_{t-1} > 0$ için ϕ_1 , $Y_{t-1} \leq 0$ için ϕ_2 örneęi gibi farklı deęerler üretebilen bir süreç tanımlanmıştır. Eşik deęerli otoregresif modelin rejim deęişikliğindeki geçişi keskin olduęu için bazı durumlarda STAR, ESTAR, LSTAR gibi modeller daha kullanışlı olmaktadır.

Öte yandan, günümüzde zaman serilerinin modellemesinde Yapay Sinir Ağları sıklıkla ve olumlu bir şekilde kullanılmaktadır. Yapay sinir ağlarının zaman serisinin yapısını yüksek yetenekte irdelemesi, yeterli gizil katman ve nörona sahip olarak bir transfer fonksiyonu ile belirlenen herhangi bir fonksiyona yakınsaması, karmaşık ilişkileri yakalayabilme özellięi, tahmin edilecek veri kümesinin dağılımı ve parametrelere ilişkin varsayım kısıtlamalarının olmaması önemli avantajlarıdır. Buna karşılık, özgün yapısına dayalı terminoloji içermesi, sürecin tamamen bilgisayar süzgeci ve kod yazılımından geçmesi ve parametrelerinin klasik model tahminindeki gibi yorumlanamaması, yapay sinir ağlarının geliştirilmesi gereken kısımlarını oluşturur. Yapay sinir ağlarının zaman serileri analizinde kullanımına başlanması, White'ın 1988 yılı çalışmasına dayanır. İlgili çalışmada yapay sinir aęı modelindeki katman ve sinir hücrelerinin sayısının karar

vericinin yorumuna bırakılması, duruma sübjektif bir yapı kattığından başlangıçta çok destek görmeyen yapay sinir ağları, 1990'lı yılların başlarında teorik çalışmalar ile popüler hale gelmeye başlamıştır.

Zaman serileri analizi kapsamında yapay sinir ağları için çok katmanlı algılayıcılar (MLP) ve tekrarlayan ağlar (RNN) kullanılmaktadır. Bu ağlar öğrenme algoritmalarının üzerine istatistiksel teknikler geliştirilerek çalıştırılmaktadır. Çok katmanlı yapılar genel olarak daha fazla kullanılmaktadır. Tek katmanlı yapıları da içerisinde barındıran bu yapılarda girdi sinyali katmanlarda işlenerek çıktı üretimi gerçekleştirilir. Dolayısıyla, ağlar ileri yönlü beslenmektedir. Bu yapıda en önemli husus yeterli sayıda nöron ve doğru oluşturulan parametreler ile ağın çalıştırılarak herhangi bir fonksiyona yakınsamasını gerçekleştirmektir. Belirli bir transfer fonksiyonunda ise ağırlık tahminleri için geriye yayılım algoritması en sık kullanılan algoritmadır. Yapay sinir ağlarında ağın yapısı, ağın kaç katmandan meydana geleceği ve katmanlardaki nöron sayısı için sübjektif mantıkla hareket etmekten ziyade; teorik bilgi kriterleri, erken durdurma ve çapraz geçerlilik yöntemi kullanılmaktadır. Modelleme aşamasında yapay sinir ağlarının kullanılması veri ön işleme, veriyi organize etmek, ağ yapısını oluşturmak, ağı eğitmek ve değerlendirme kısımlarını içermektedir.

Günümüz öngörü modellerinde ise klasik zaman serileri analizlerinde gerçekleştirilen Box-Jenkins yaklaşımı, otoregresif koşullu değişen varyans modelleri, doğrusal olmayan modellemeler (eşik değerli otoregresif modeller, rejim değişim modelleri) ve yapay sinir ağları tek başına serileri öngöründe yetersiz kalmaktadır. Bu durum için 2000'li yılların başında başlayan çalışmalar ile hibrit model teknikleri önerilmiştir. Yapay sinir ağlarına dayalı bir öngörü sunan bu teknikte, zaman serisi modellemesi sonrası oluşturulan modelin hata terimleri ve doğrusal olmayan modellerdeki eşik ve rejim değerlerinin etkileşim katsayı kombinasyonu sonrası, uygun gecikme yapısında yapay sinir ağlarının girdisi oluşturulmaktadır. Gerçek seriyi çıktı olarak kabul eden yapay sinir ağı, içerisinde iki farklı modelin kombinasyon yapısı ile öngörü gerçekleştirilmektedir.

Çalışmanın analiz kısmında ilk bölümde ele alınan zaman serisinin önemli karakteristikleri ile zaman serisi modelleri, yapay sinir ağları modelleri ve hibrit modellerin performansları karşılaştırılmıştır. Böylece, makroekonomik değişkenlerin öngörüsünde yapay sinir ağlarına dayalı karma yapıların avantajlı olduğunun belirlenmesi

ve gerçek seriler için literatür bazında kanıt sunması amaçlanmıştır. Bu hedef doğrultusunda, yedi farklı makroekonomik zaman serisi kullanılmıştır.

Analiz aşamasında ilk başlıkta amaç, oynaklık yapısının modellenmesinde hibrit modelin başarısını kanıtlamaktır. Bu amaçla, BIST 100 aylık getiri serisi ele alınmıştır. Gerçekleştirilen öngörü için ARCH-YSA ile MSEGARCH-YSA (I ve II. Rejim) modelleri en başarılı öngörü modelleri olarak belirlenmiştir. Ampirik sonuçlar, çalışmanın hipotezini destekler nitelikte olup, hibrit modelin oynaklıktaki üstünlüğünü ortaya koymuştur.

Uygulamanın ikinci aşamasında amaç, hem oynaklığa sahip hem de yapısal kırılmalar altında fark durağan bir yapıda olan net dış borç stoğunun hibrit teknikler ile kullanıp kullanılamayacağını araştırmaktır. Bu değişkene ilişkin gerçekleştirilen öngörü modelleri içerisinde ARIMA-YSA (1-10-14-19-1) çok katmanlı ileri beslemeli hibrit ağın öngörü performansının daha iyi olduğu belirlenmiştir. Bu bulgu, yapısal kırılmalı ve doğrusal zaman serilerinde hibrit modellerinin öngörü amacıyla kullanılabilmesini desteklemektedir.

Uygulamanın bir sonraki aşamasında amaç, mevsimsellik içeren serilerin hibrit modeller ile ele alınması durumunda öngörü performansında daha iyi sonuçlar elde edilemeyeceğinin belirlenmesidir. Bu nedenle, Türkiye ekonomisine ait işsizlik oranı ve ihracat serisi ele alınmıştır. Her iki seri de birbirinden farklı zaman serisi özellikleri göstermektedir. Literatürde mevsimsel serilere ilişkin yapay sinir ağı ile yapılan öngörülerde mevsimsel düzeltme durumuna göre öngörü performansının farklı olacağı çalışmalar mevcuttur. İşsizlik oranı serisi için mevsimsel düzeltme yapılmadan hem mevsimsel otoregresif ve hareketli ortalama modelleri ile hem de periyodik otoregresif modeller ile tahmin edilmiştir. Fark durağan ve doğrusal olmayan bir yapı sergileyen işsizlik oranı için TAR, STAR, LSTAR, ESTAR gibi eşik değerli otoregresif rejim değişim modelleri de tahmin edilmiştir. Öngörü için en iyi performansı Üstel Yumuşak Geçişli Otoregresif Model- Yapay Sinir Ağı (1-22-14-1) hibrit modeli vermiştir. İşsizlik oranı değişkeni öngörüsü için ise mevsimsel ya da periyodik yapıdan ziyade, doğrusal olmayan yapının daha kuvvetli olduğu sonucu ortaya çıkmıştır. İhracat değişkeni ise deterministik mevsimsellik özelliği gösteren bir yapıya sahip olup, SARMA-YSA (1-16-12-1) hibrit modeli en iyi öngörü performansı gösteren model olmuştur. Bu sonuç

literatürde bulunan mevsimsel serilerde kullanılan yapay sinir ağı sorunsalına çözüm getirmiştir.

Diğer analiz kısmında amaç, yapısal kırılma ve doğrusal dışı serinin öngörüsünde hibrit modelin etkin sonuç verip veremeyeceğini incelemektir. Bu amaç doğrultusunda, reel efektif döviz kuru ele alınmıştır. Reel efektif döviz kuru serisi için Eşik Değerli Rejim Değişim Modeli-Yapay Sinir Ağları (1-32-1, TAR-YSA) hibrit modelinin öngörü hata kareler ortalaması 0.000335, Markov Rejim Değişim Modeli- Yapay Sinir Ağları (1-25-20-1, MS-YSA) hibrit modelinin öngörü hata kareler ortalaması 0.000330 olarak elde edilmiştir. Uygulama sonucunda TAR-YSA ve MS-YSA hibrit modelleri başarılıdır denilebilir.

Enflasyon serisi için TÜFE'nin logaritmik yüzde değişimi alınmış ve seri modellenmiştir. Doğrusal ve durağan bir yapı gösteren seri için en uygun ARMA-YSA yapısı yine hibrit modellerin öngörüdeki başarısı gösteren bir kanıt olarak elde edilmiştir.

Uygulamanın son alt başlığında amaç, trend durağan ve doğrusal bir seride hibrit model tekniklerinin kullanılıp kullanılamayacağını araştırılmasıdır. Bu amaçla, reel para arzı serisi ARMA, YSA ve ARMA-YSA modelleriyle tahmin edilmiştir. RMSE, MAPE ve Theil-U kriterlerine göre, ARMA-YSA (1-17-22-1) hibrit modeli daha doğru öngörüler üretmiştir.

Sonuç olarak, yapay sinir ağlarına dayalı hibrit model tekniklerinin ilgili seride trend, mevsimsellik, yapısal kırılma, oynaklık ve doğrusal dışılık gibi karakteristik özellikler bulunması durumunda, başarı ile kullanılabileceği ortaya konulmuş ve hibrit tekniklerin öngörü performansını arttıracak biçimde kullanılabileceği belirlenmiştir. Uygulamada, gerçek seriler ele alındığından, analiz bulgularının seriler özelinde değerlendirmek gerekmektedir. Bu nedenle Türkiye'de Ocak 1997-Ekim 2020 dönemleri için net dış borç stoğunun sürdürülebilir olmadığı, işsizlik için histerinin ve döviz kuru için de satın alma gücü paritesinin geçerli olduğu sonucuna varılmıştır.

KAYNAKÇA

- AIZENMAN Joshua, Brian PINTO, *Managing Economic Volatility and Crises: A Practitioner's Guide*. Forthcoming in (2005). Cambridge University Press, Cambridge.
- ADİYAMAN Ahmet Turan, "Dış Borçlarımız ve Ekonomik Etkileri". *Sayıştay Dergisi*, (6), 21-45. (2006).
- AKBİLGİC Oğuz, *Hibrit Radyal Tabanlı Fonksiyon Ağları İle Değişken Seçimi ve Tahminleme: Menkul Kıymet Yatırım Kararlarına İlişkin Bir Uygulama*, Yayınlanmamış Doktora Tezi, İstanbul Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü. 2011.
- AKAIKE Hirotugu, "Information Theory and An Extension of The Maximum Likelihood Principle", *2nd International Symposium on Information Theory (Akademia Kiado, Budapest)*, 267-281. (1973).
- AKAN Yusuf et al., "Türkiye'de Ekonomik İstikrarı Sağlamada Maliye Politikası Uygulamaları (Bir Ampirik Çalışma: 1980 - 2006) ", *Sosyoekonomi*, 7(7), 107-116.(2008).
- AKAY Hülya, Mehmet NARGELEÇEKENLER, "Finansal Piyasa Volatilitesi ve Ekonomi", *Ankara Üniversitesi SBF Dergisi*, 61(4), 5-36. (2006).
- AKDI Yılmaz, David DICKEY, "Periodograms For Unit Root Time Series: Distributions and Tests", *Communications in Statistics: Theory and Methods*, 27 (1) (1998) 69–87.
- AKGUL Işıl, *Zaman Serilerinin Analizi ve ARIMA Modelleri*, Der Yayınevleri, İstanbul, 2003.
- AKGUL Işıl, *Geleneksel Zaman Serisi Yöntemleri*, Der Yayınevleri, İstanbul, 2003.
- AKTAN Hediye, *Yapısal Kırılma, Ortak Bütünleme ve Nedensellik Analizi Dört Ülke Uygulaması: Türkiye, Yunanistan, Kuzey Kıbrıs Türk Cumhuriyeti ve Güney Kıbrıs Rum Kesimi*, (Yüksek Lisans Tezi). Marmara Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, İstanbul.2007.
- ALADAG Çağdaş Hakan et al., "Forecasting Nonlinear Time Series With A Hybrid Methodology", *Applied Mathematics Letters*, 22(9), pp.1467-1470.(2009).

- ASLANARGUN Atilla et al., “Comparison of ARIMA, Neural Networks and Hybrid Models In Time Series: Tourist Arrival Forecasting”. *Journal of Statistical Computation and Simulation*, 77: 29–53. (2007).
- AYDEMİR, Abdurrahman, *Volatility Modelling in Finance*, yer aldığı kitap J. Knight & S. Satchell (eds.) *Forecasting Volatility in the Financial Markets*. Oxford. UK. Butterwoth-Heinemann, 1-46. (1998).
- BABU Narendra, Eswara REDDY, “A Moving-Average Filter Based Hybrid ARIMA–ANN Model For Forecasting Time Series Data”, *Applied Soft Computing*, 23: 27-38. (2014).
- BAI Jushan, Pierre PERRON, “Estimating and Testing Linear Models With Multiple Structural Changes”. *Econometrica*, 66: 47–78. (1998).
- BAI Jushan, Pierre PERRON, “Computation and Analysis Of Multiple Structural Change Models”. *Journal of Applied Econometrics*, 18(1), 1–22.(2003).
- BALABAN Erdal, Elif KARTAL, *Veri Madenciliği ve Makine Öğrenmesi Temel Algoritmaları ve R Dili ile Uygulamaları*, Çağlayan Kitabevi, İstanbul. 2015.
- BATAINEH Ali Al, Devinder KAUR, A Comparative Study of Different Curve Fitting Algorithms in Artificial Neural Network Using Housing Dataset. In Naecon 2018-IEEE national aerospace and electronics conference (pp. 174–178).
- BEAULIEU Joseph, Jeffrey MIRON, “Seasonal Unit Roots in Aggregate U.S. Data”, *Journal of Econometrics*, 55: 305–328, (1993).
- BHARGAVA Alok, *On the Theory of Testing for Unit Roots in Observed Time Series*, mimeographed, University of Pennsylvania, 1986.
- BHAT Narayan, *Elements of Applied Stochastic Processes*, Second edition. New York: Wiley.1984.
- BILDIRICI Melike, Özgür Ömer ERSİN, *Fiyat Teorisinin Mali Teorisine Farklı Bir Bakış: MLSTAR ve MLP Modelleri*, TÜSIAD-Koç University Economic Research Forum Working Papers No:1115.(2011).
- BILDIRICI Melike, Özgür Ömer ERSİN, “Modeling Markov Switching ARMA-GARCH Neural Networks Models and An Application to Forecasting Stock Returns”. *The Scientific World Journal*, 1–21.(2014).

- BLACK Fisher, “Studies of Stock Price Volatility Changes. In Proceedings of the 1976 Meetings of the Business and Economics Statistics Section”. *American Statistical Association*, pp. 177–181.(1976).
- BO Wen et al., “A Hybrid ARCH-M and BP Neural Network Model For GSCI Futures Price Forecasting. In”, *International Conference on Computational Science*, (3), pp. 917–924 (2007).
- BOLLERSLEV Tim, “Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity”, *Journal of Econometrics*, 31, 307-327.(1986).
- BOLLERSLEV Tim, “A Conditionally Heteroskedastic Time Series Model for Speculative Prices and Rates of Return”, *The Review of Economics and Statistics*, 69(3), 542-547.(1987).
- BOX George, Gwilym, JENKINS, *Time Series Analysis Forecasting and Control* Lancaster U.K. 1976.
- BROCK, W.A. et al. *A Test for Independence Based on the Correlation Dimension*. Department of Economics, University of Wisconsin, University of Houston and University of Chicago (Revised Version, 1991: Brock, W.A., W.D. Dechert, J. Scheinkman and B. LeBaron). (1987).
- BROOKS Chris, “Predicting Stock Index Volatility: Can Market Volume Help?”, *Journal of Forecasting*, 17, 59 – 80.(1998).
- BROOKS Chris, *RATS Handbook to Accompany Introductory Econometrics For Finance*, Cambridge Books, (2008).
- BROOMHEAD David, David LOWE, “Multivariable Functional Interpolation and Adaptive Networks”, *Complex Systems*, 2, 6, 568-576, (1988).
- BRZEZNIAK Zdzislaw, Thomas ZASTAWNIAK, “Markov Chains”, *Basic Stochastic Processes*, 85-137. (1999).
- BUYUKSAHIN, Ümit Çavuş, Şeyda ERTEKİN, “Tek Değişkenli Zaman Serileri Tahmini İçin Öznitelik Tabanlı Hibrit ARIMA-YSA Modeli”. *Journal of the Faculty of Engineering & Architecture of Gazi University*, 35(1), 467-478, (2020).

- CAGLAYAN Ebru, “Yaşam Boyu Sürekli Gelir Hipotezi’nde Mevsimsellik”, *Marmara Üniversitesi İİBF Dergisi*, 18 (1), ss. 409-422. (2003).
- CAI Jun, “A Markov Model of Switching-Regime ARCH”, *Journal of Business and Economic Statistics*, 12, 309-316. (1994).
- CAMARA Abdoulaye et al., “Energy Consumption Forecasting Using Seasonal ARIMA With Artificial Neural Networks Models”. *International Journal of Business and Management*, 11:(5). pp.231–. (2016).
- CANER Mehmet, Bruce HANSEN, “Threshold Autoregression with a Unit Root”, *Econometrica*, 69, 1555–1596.(2001).
- CANOVA Fabio, Bruce HANSEN, “Are Seasonal Patterns Constant Over Time? A Test For Seasonal Stability”, *Journal of Business and Economic Statistics*, vol. I 3, pp. 237-252.(1995).
- CARRION-I-SILVESTRE Joseph Llouis et al., “GLS-Based Unit Root Tests with Multiple Structural Breaks Under Both the Null and the Alternative Hypotheses. *Econometric Theory*, 25, 1754-1792.(2009).
- CHATFIELD Chris , *The Analysis of Time Series*, Chapman & Hall, London, UK, first edition, 1980.
- CHAN Kung-Sik, “Consistency and Limiting Distribution of The Least-Squares Estimator of A Threshold Autoregressive Model”. *The Annals of Statistics*, 21(1): 520-533. (1993).
- CHAN Kung-Sik, Hoi TONG, “On Estimating Thresholds in Autoregressive Models”, *Journal of Time Series Analysis*, 7: 178–190.(1986).
- CHRISTIE, Andrew A., “The Stochastic Behavior of Common Stock Variances: Value, Leverage and Interest Rate Effects”, *Journal of Financial Economics*, 10, 407-432. (1982).
- CHONG Terence Tai Leung et al., “Time Series Test of Non-Linear Convergence and Transitional Dynamics”. *Economics Letters*, 100, 337–339. (2008).
- CHU Chia-Shang James, Halbert WHITE, “A Direct Test for Changing Trend”, *Journal of Business and Economic Statistics*, 10 (3) (1992), 289-299.

- CUESTAS Juan Carlos, Javier ORDONEZ, “Smooth Transitions, Asymmetric Adjustment and Unit Roots”, *Applied Economics Letters*, 14(21), 969-972.(2014)
- DE LURGIO Stephen, *Forecasting Principles and Applications*. New York: Irwin/McGraw Hill, Inc.(1998).
- DIACONESCU Eugen, “The Use of NARX Neural Networks to Predict Chaotic Time Series”. *WSEAS Transactions on Computer Research*, 3(3), 182-191.(2008).
- DICKEY David A., Wayne A. FULLER, “Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series with a Unit Root”, *Journal of the American Statistical Association*, vol. 74, no. 366a (1979), pp. 427–31, doi:10.1080/01621459.1979.10482531.
- DICKEY David A., Wayne A. FULLER, “Likelihood Ratio Statistics For Autoregressive Time Series With A Unit Root”. *Econometrica* 49: 1057–1072.(1981).
- DICKEY David et al., “Testing For Unit Roots in Seasonal Time Series. *Journal of the American Statistical Association* 79, 355-367.(1984).
- DING Zhuanxin et al., “A Long Memory Property of Stock Market Returns and A New Model”, *Journal of Empirical Finance*, 1(1), pp. 83-106. (1993).
- DOGAN Ferdi, İbrahim TURKOGLU, “Derin Öğrenme Modelleri ve Uygulama Alanlarına İlişkin Bir Derleme”. *Dicle Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Mühendislik Dergisi*, 2019. 10(2): p. 409-445.
- ELLIOTT Graham et al. “Efficient Tests For An Autoregressive Unit Root”, *Econometrica*, 64(4) 813-836.(1996).
- ELMAN Jeffrey, “Finding Structure in Time”. *Cognitive Science*, 14:179-211.(1990).
- ELWASIFY Alshaimaa İbrahim, “A Combined Model Between Artificial Neural Networks and ARIMA Models”, *International Journal of Recent Research in Commerce Economics and Management (IJRRCEM)*, Vol. 2, Issue 2, pp: (134-140). (2015).
- ENDERS Walter, *Applied Econometric Time Series*, John Wiley&Sons.New York. 1995.
- ENDERS Walter, Clive GRANGER, “Unit-Root Tests and Asymmetric Adjustment With an Example Using the Term Structure of Interest Rates”, *Journal of Business*

- & *Economic Statistics*, 16, 304–311.(1998).
- ENDERS Walter, Pierre SIKLOS, “Cointegration and Threshold Adjustment”, *Journal of Business & Economic Statistics* 19:166-167. (2001).
- ENGLE Robert, “Autoregressive Conditional Heteroskedasticity With Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation”, *Econometrica*, 50, 987-1008.(1982).
- ENGLE Robert et al., “The Japanese consumption function”, *Journal of Econometrics*, 55,275-298.(1993).
- ENGLE Robert, Tim BOLLERSLEV, “Modelling The Persistence of Conditional Variances”, *Econometric Reviews*, 5:1-50. (1986).
- ENGLE Robert et al., “Estimating Time Varying Risk Premia in the Term Structure: The ARCH-M Model”, *Econometrica*, 55(2), 391-407. (1987).
- ERLAT Haluk, “The Nature of Persistence in Turkish Real Exchange Rates”, *Emerging Markets Finance and Trade*, 39(2), 70-97. (2003).
- EROL İbrahim, *Para-Banka Teori ve Politika*, 4.Baskı ,Manisa, 2002.
- FARUK Durdu Ömer, “A Hybrid Neural Network and ARIMA Model For Water Quality Time Series Prediction”, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 23(4)-pp. 586-594. (2010).
- FATIMA Samreen, Ghulam HUSSEIN, “Statistical Models of KSE100 Index Using Hybrid Financial Systems”, *Neurocomputing*, 71(13-15). pp. 2742-2746. (2008).
- FLETCHER Rainoch, Jack POWELL, “A Rapidly Convergent Descent Method for Minimization”, *The Computer Journal*, 6(2), 163-168. (1963).
- GALLAGER Robert, *Finite State Markov Chains*, Discrete Stochastic Processes pp 103–147. Springer. 1996.
- GHIASSI M. et al., “A Dynamic Artificial Neural Network Model For Forecasting Time Series Events”, *International Journal of Forecasting*, vol. 21, p. 341-362.(2005).
- GHYSELS Eric et al., “Is Seasonal Adjustment a Linear or Nonlinear Data Filtering Process? ”, *Journal of Business & Economic Statistics*. 14, 374-386.(1994).
- GIANNOPOULOS Kostas, *Measuring Volatility*, Ed. by. Marc LORE and Lev

- BORODOVSKY, Financial Risk Management, GARP, Butterworth –Heinemann, Oxford, 2000.
- GLOSTEN Lawrence et al., “On the Relation Between the Expected Value and the Volatility of the Nominal Excess Return on Stocks”, *Journal of Finance*, 48(5), 1779-1801.(1993).
- GOCER İsmet, “Cari Açık Ekonomi Üzerindeki Finansal Baskıyı Artırıyor Mu?”, *Journal of Turkish Court of Accounts/Sayıstay Dergisi* , 90: 6-18.(2013).
- GONZALO Jesus, Jean-Yves PITARAKIS, “Specification via Model Selection in Vector Error Correction Models”. *Economics Letters*, 60, 321–328. (1998).
- GRANGER Clive, Timo TERASVIRTA, *Modelling Non-Linear Economic Relationships*, Oxford University Press, Oxford. 1993.
- GRAY Stephen, “Modeling The Conditional Distribution of Interest Rates As A Regime-Switching Process”, *Journal of Financial Economics*. 42(1), 27–62.(1996).
- GREENE William, *Econometric Analysis*, 5th Edition, Prentice Hall, New York University. 2003.
- GUJARATI Damodar, *Basic Econometrics*, 3rd Ed, McGraw-Hill, New York, 1995.
- GUJARATI Damodar, *Basic Econometrics*, 5th Ed, McGraw-Hill, New York, 2003.
- GURIS Burak et al., “Türkiye’ de Satın alma Gücü Paritesi Geçerli mi?: Doğrusal Olmayan Birim Kök Testleri”, *Social Sciences Research Journal*, 5(4), 30-42. (2016).
- GURIS Selahattin, Ebru ÇAĞLAYAN, *Ekonometrik Terimler Sözlüğü*, Derin Yayınları, İstanbul, 2007.
- HAJIRAHIMI Zahra, Mehdi KHASHEI, “Improving The Performance of Financial Forecasting Using Different Combination Architectures of ARIMA and ANN Models”, *Journal of Industrial Engineering and Management Studies*, Vol. 3, No. 2, pp. 17-32.(2016).
- HAMILTON James Douglas, “A New Approach To The Economic Analysis of Nonstationary Time Series and The Business Cycle”, *Econometrica*, 57, 357-384.(1989).

- HAMILTON James Douglas, “Estimation, Inference, and Forecasting of Time Series Subject To Changes in Regime”, *Handbook of Statistics*, 11:231-260. (1993).
- HAMILTON James Douglas, “Changes In Regime and The Business Cycle”, *Journal of Business*, 8:44-68. (1994).
- HAMILTON James Douglas, *Time Series Analysis*, Princeton University Press, Princeton, 1994.
- HAMILTON James Douglas, *What's Real About The Business Cycle?*, National Bureau of Economic Research, Working Paper:11161.2005
- HAMILTON James Douglas, Raul SUSMEL, “Autoregressive Conditional Heteroskedasticity and Changes in Regime”. *Journal of Econometrics*, 64:1–2, 307–333. (1994).
- HANNAN Edward, *Multiple Time Series*. New York: John Wiley and Sons, 1970.
- HANSEN Bruce, “Inference in TAR models”, *Studies in nonlinear Dynamics & Econometrics*, 2 (1), 1-14. (1997).
- HARVEY David et al., *A Powerful Test For Linearity When The Order of Integration is Unknown*. *Studies in Nonlinear Dynamics and Econometrics* 12 (article 2).2008.
- HAYKIN Simon, *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*, 2nd ed., Prentice Hall PTR, Upper Saddle River, NJ, USA.(1998).
- HEDEYATI Babak Kharsavaz et al., *Intraining and Post-Training Generalization Methods: The Case of ppar Alpha and ppar Gamma Agonists*. In 2015 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN), pages 1–7, July 2015.
- HENNEKE Jan et al., “MCMC-Based Estimation of Markov Switching ARMA–GARCH Models”, *Applied Economics*, 43: 259-271. (2011).
- HOEL Paul et al., *Introduction To Stochastic Processes*, University of California. Los Angeles, Waveland Press. 1972.
- HONDROYIANNIS George, Evangelia PAPANETROU, “Stock Returns and Inflation in Greece: A Markov Switching Approach”. *Review of Financial Economics*, 15 1:76–94. (2006).
- HOPFIELD John, “Neural Networks and Physical Systems With Emergent Collective

- Computational Abilities”. *Proceeding of National Academy of Sciences*. USA 79:2554–58
- HSU, David et al., *A Point-Based POMDP Planner For Target Tracking*, IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2644-2650. 2008
- HULL John, *Options, Futures, and Other Derivatives*. Pearson Education India.2006.
- HYLLEBERG Svend et all., “Seasonal Integration and Cointegration.” *Journal of Econometrics*, 44, 215–238,(1990).
- INCLAN Carla, Geroge TIAO, “Use of Cumulative Sums of Squares for Retrospective Detection of Changes of Variance”, *Journal of the American Statistical Association*,89.913-923. (1994).
- ISIGICOK Erkan, *Zaman Serilerinde Nedensellik Çözümlemesi*, Bursa: Uludağ Üniversitesi Basımevi,1994.
- ISIGICOK Erkan, Türkiye’de Enflasyonun Varyansının ARCH ve GARCH Modelleri İle Tahmini. *Uludağ Üniversitesi İ.İ.B.F. Dergisi*, 17 (2), 1-17.(1999).
- ISLEK, Hüseyin, *Yapısal Kırılmaları Dikkate Alan Birim Kök Testleri, Başlıca Makro İktisadi Değişkenler Üzerine Bir Uygulama*, Atatürk Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Sınırlandırılmış Yüksek Lisans Tezi, 2017.
- JAMES William, *Principles of Psychology* (2 vols.). New York: Henry Holt.1890.
- JEONG Kwangbok, “An Estimation Model For Determining The Annual Energy Cost Budget in Educational Facilities Using SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average) and ANN (Artificial Neural Network) ”. *Energy*, 71, 71–79. (2014).
- JORION Philppe,“ On Jump Processes in The Foreign Exchange and Stock Markets”, *The Review of Financial Studies*, 1:4, 427-445. (1988).
- KAHRAMAN Hamdi Tolga, Yapay Sinir Ağları Sunumu, <https://medium.com/@yasinguzel/yapay-zeka-ders-notlar%C4%B1-03-biyolojik-sinir-sistemi-ve-yapay-sinir-a%C4%9F%C4%B1-h%C3%BCcresi-6555add68d80>. Erişim Tarihi:12.01.2022.
- KAMRUZZAMAN Joarder, Ruhul SARKER, *Forecasting of Currency Exchange Rates*

- using ANN: A Case Study, Proc. IEEE International Conference on Neural Networks & Signal Processing (ICNNSP03), Nanjing, China, ss.793-797.2003.
- KAPETANIOS George, "Unit-Root Testing Against The Alternative Hypothesis of Up To M Structural Breaks" ,Journal of Time Series Analysis, 26(1) (2005), pp. 123–133.
- KAPETANIOS George et al. "Testing For A Unit Root in The Nonlinear STAR Framework", *Journal of Econometrics*, 112, 359–79.(2003).
- KANTZ Holger, Schriber THOMAS, Nonlinear Time Analysis, Cambridge University Press, 1994.
- KARA Hakan, Musa ORAK, Enflasyon Hedeflemesi. Ekonomik Tartışmalar Konferansı, İstanbul, (erişim tarihi 9 Ekim 2021) <http://www.scribd.com/doc/22761037/Enflasyon-HedeflemesiHakan-Kara-Musa-Orak-TCMB>. (2008).
- KARAGOZ Kadir, "Türkiye’de Dış Borçlanmanın Nedenleri ve Ekonometrik Bir Değerlendirme", *Sayıştay Dergisi*, 66-67, 99-110.(2007).
- KARAKAYALI, Hüseyin. *Ekonomi Kuramı*, Manisa, Emek matbacılık ve Tic.Ltd. 2002.
- KAVUSSANOS Manolis, Amir ALIZADEH-M, "The Expectations Hypothesis of The Term Structure and Risk Premia in Dry Bulk Shipping Freight Markets: An EGARCH-M Approach". *Journal of Transport Economics and Policy*, 36 (2), 267–304. (2002).
- KEENAN Daniel, "A Tukey Nonadditivity-Type Test For Time Series Nonlinearity". *Biometrika*, 72, 39-44, (1985).
- KENNY P. B., J. DURBIN, "Local Trend Estimation and Seasonal Adjustment of Economic and Social Time Series," *Journal of the Royal Statistical Society, Ser. A*. 145. 1-41.(1982).
- KEYNES John Maynard, "The supply of gold". *Economic Journal*, 46, 412–418,(1936).
- KOHONEN Reijo, *A Method to Analyse the Transient Hygrothermal Behaviour of Building Materials and Components*, Technical Research Center of Finland (VTT), Publication 21.1984.

- KOC Selçuk, *Tek ve Çok Değişkenli Rejim Değişim Modellerinin Türkiye Ekonomik Göstergelerine Uygulanması*, Marmara Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Doktora Tezi. 2008.
- KOUTROUMANIDIS Theodoros, “Predicting Fuelwood Prices in Greece With The Use of ARIMA Models, Artificial Neural Networks and A Hybrid ARIMA–ANN Model”, *Energy Policy*, 37(9), pp. 3627-3634. (2009).
- KOVACIC Zlatko, “Forecasting Volatility: Evidence From The Macedonian Stock Exchange”, *International Research Journal of Finance & Economics*, Vol. 3, No. 18, pp.182–212. (2008).
- KROLZIG Hans-Martin, *The Markov-Switching Vector Autoregressive Model*. Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems, vol. 454, Springer, Berlin, 1997
- KROLZIG Hans-Martin, *Predicting Markov-Switching Vector Autoregressive Processes*. Nuffield College Economics Working Papers, 2000-WP31.
- KRUSE Robinson, “A New Unit Root Test Against ESTAR Based on A Class of Modified Statistics”, *Statistical Papers*, 52:71-85. (2011).
- KUMAR Manish, M. THENMOZHI, “Forecasting Nifty Index Futures Returns Using Neural Network and ARIMA Models”. *Financial Engineering and Applications*, 437, 110-122. 2004.
- KUMAR Manish, M. THENMOZHI, “A hybrid ARIMA– EGARCH and Artificial Neural Network Model in Stock Market Forecasting: Evidence For India and The USA”. *International Journal of Business and Emerging Markets*, 4(2): 160 – 178. (2012).
- KWIATKOWSKI Denis et all., “Testing the Null Hypothesis of Stationarity against the Alternative of a Unit Root: How Sure Are We That Economic Time Series Have a Unit Root?”, *Journal of Econometrics*, vol. 54, no. 1–3 (1992), pp. 159–78, doi:10.1016/0304-4076(92)90104-Y.
- LAMOUREUX Chris, William LASTRAPES, “Heteroskedasticity in Stock Return Data: Volume Versus GARCH Effects”. *The Journal of Finance*, 45 (1), 221-229. (1990).
- LAROSE Daniel, *An Introduction to Data Mining*, Wiley & Sons. 2005.

- LAWLER Gregory, *Introduction to Stochastic Processes*. 2 ed. Florida, USA: Chapman & Hall/CRC. 2006.
- LEE Junsoo, Mark STRAZICICH, “Minimum Lagrange Multiplier Unit Root Test With Two Structural Breaks”. *Review of Economics and Statistics* 85 (4):1082–9.(2003).
- LEE Junsoo, Mark STRAZICICH, *Minimum LM Unit Root Test With One Structural Break*. Manuscript, Department of Economics, Appalachian State University, 1–16.(2004).
- LEFEBVRE Mario, *Markov Chains, Applied Stochastic Processes*.pp:73-172. Springer.2007.
- LEONG Kenneth, “Seasonal Integration in Economic Time Series”, *Mathematics and Computers in Simulation*, Vol. 43 (1997), pp. 413–419.(1997).
- LIANG Ping, N.K. BOSE, *Neural Network Fundamentals with Graphs, Algorithms, and Applications*: McGraw-Hill, 1996.
- LIM Kiang-Ping et al. “A BDS Test of Random Walk in The Malaysian Stock Market”, *Labuan Bulletin of International Business and Finance*, 1 (1) (2003) 29–39.
- LINDBERG Bertil, “International Comparison of Growth in Demand for A New Durable Consumer Product”. *Journal of Marketing Research*, 19(3), 364–371.(1982).
- LUMSDAINE Robin, Papell David, “Multiple Trend Breaks and the Unit-Root Hypothesis”, *Review of Economics and Statistics* 79: 212–218.(1997).
- LUTKEPOHL Helmut, *New Introduction to Multiple Time Series Analysis*, Springer-Verlag, Berlin, 2005.
- LUXHOJ James et al. “A Hybrid Econometric Neural Network Modeling Approach For Sale Forecasting”, *International Journal of Production Economics*, 43:2-3,pp.175-192, (1996).
- MELLIT Adel et al., “A Simplified Model For Generating Sequences of Global Solar Radiation Data For Isolated Sites: Using Artificial Neural Network and A Library of Markov Transition Matrices Approach”, *Solar Energy*, 79(5), p.469-482. (2005).
- MERH Nitin et al., “A Comparison Between Hybrid Approaches of ANN and ARIMA For Indian Stock Trend Forecasting”, *Journal of Business Intelligence*, 3(2)- pp. 23-

43. (2010).

METIN Nurcan et al., “MLP/RBF Ağ Mimarileriyle Hibrit MGARCH-ANN Model Performans Karşılaştırması: Petrol Fiyat Oynaklığı”, *Ankara Hacı Bayram Veli Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, ss 78-93.(2020).

MCCULLOCH Warren, Walter PITTS, “A Logical Calculus of The Ideas Immanent in Nervous Activity”, *The Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5:115-133.(1943)

MCLEOD Al, Wai Keung LI, “Diagnostic Checking ARMA Time Series Models Using Squared Residual Autocorrelations”, *Journal of Time Series Analysis*, 4 (1983), 269-273.

MCMILLAN David et al., “Forecasting UK Stock Market Volatility”, *Applied Financial Economics*, 10, 435–448.(2000).

MINSKY Marvin, Seymour PAPERT, *An Introduction to Computational Geometry*. MIT Press.1969.

MOOENI Hamid, Hossein BONAKDARI, “Forecasting Monthly Inflow With Extreme Seasonal Variation Using The Hybrid SARIMA-ANN Model”. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 31, 1997–2010. (2017).

NELSON Daniel B., “Stationarity and Persistence in the GARCH(1,1) Model”, *Econometric Theory* , 6(3). pp. 318 - 334. (1990).

NELSON Daniel B., “Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns: A New Approach”, *Econometrica*, Vol.59, No.2, pp. 332-350.(1991).

NELSON Randolph, *Markov Processes, Probability, Stochastic Processes, and Queueing Theory* pp 329–389. Springer. 1995.

NG Serana, Pierre PERRON, “Lag Length Selection and the Construction of Unit Root Tests with Good Size and Power,” *Econometrica*, 69, 1519–1554.(2001).

NURULLAH Altındış, *Zaman Serilerinde Arıma ve Arch Modelleri-Faiz Oranı ve Net Uluslararası Rezerv Serilerine Uygulaması*, Marmara Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Yüksek Lisans Tezi, 2005.

OPITZ David, Richard MACLIN, “Popular Ensemble Methods: An Empirical Study”, *Journal of Artificial Intelligence Research*, 11:169-198.(1999).

- ORKCU Hasan, *Ayırma Analizine Matematiksel Programlama ve Yapay Sinir Ağları Yaklaşımları*. Yayınlanmış doktora tezi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Gazi Üniversitesi, Ankara.2009.
- OZBEY Fela, Semin PAKSOY, “GARCH Ailesi Modelleri ve ANN Entegrasyonu ile BİST 100 Endeks Getirisinin Volatilite Tahmini”. *Business and Economics Research Journal*, 11(2), 385-396. (2020).
- OZTEMEL Ercan, *Yapay Sinir Ağları*, Papatya Yayınevi, İstanbul. 2012.
- PAKSOY Semin, “Hibrit Markov Zinciri ile Altın Getirisinin Öngörülmesi”, *AİBÜ Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 17(1), 29-49.(2017).
- PARZEN Emanuel, *Stochastic Processes*, Holden-Day, San Francisco, California, 1999.
- PASCALAU Razvan, *Testing For A Unit Root In The Asymmetric Nonlinear Transition Framework*. Working Paper, University of Alabama, Department of Economics, Finance and Legal Studies. (2007).
- PATTERSON Douglas, Richard ASHLEY, *Detecting Nonlinear Serial Dependence, A Nonlinear Time Series Workshop* pp 39–49,1999.
- PERRON Pierre, “The Great Crash, the Oil Price Shock and the Unit Root Hypothesis, ” *Econometrica*, 57, 1361-1401.(1989).
- PERRON Pierre, “Testing for a Unit Root in a Time Series With a Changing Mean,” *Journal of Business & Economic Statistics*, 153-162.(1990).
- PERRON Pierre, Rodriguez GABRIEL, “GLS Detrending, Efficient Unit Root Tests and Structural Change”, *Journal of Econometrics*, Vol. 115, pp. 1–27.(2003).
- PERRON Pierre, Zhongjun QU, “Estimating restricted structural change models”. *Journal of Econometrics*, 134,373-399.(2006).
- PERRON Pierre, NG Serena, “Useful Modifications to Unit Root Tests with Dependent Errors and Their Local Asymptotic Properties”, *Review of Economic Studies*, 63, 435–465.(1996).
- PHILLIPS Peter C.B., “Towards a Unified Asymptotic Theory of Autoregression”. *Biometrika*, 74, 535-547.(1987).
- PHILLIPS Peter C.B., Pierre PERRON, “Testing For a Unit Root in Time Series

- Regression”, *Biometrika*, vol. 75, no. 2 (1988), pp. 335–46, doi:10.1093/BIOMET/75.2.335.
- PHILLIPS Peter C.B., Zhong XIAO, “A Primer on Unit Root Testing”, *Journal of Economic Surveys*, 12, 423-469. (1998)
- PINDYCK Robert, Daniel RUBINFELD, *Econometrics Models*, McGraw-Hill, New York, 1991.
- POO Juan Rodriguez, *Computer-Aided: Introduction to Econometrics*. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2003.
- POON Ser-Huang, *A Practical Guide to Forecasting Financial Market Volatility*. West Sussex. John Wiley and Sons. (2005).
- PRIYADARSHINI Ebenezer, “Predictive Analysis of Exchange Rates Using Hybrid Models”, *Applied Mathematical Sciences*, Vol. 8, 7987 - 7992.(2014).
- PRIYADARSHINI Ebenezer, Chandra BABU, *A Comparative Study Between ANN, ARIMA and Hybrid of ANN and ARIMA For Predicting The Gold Rates*. SRM Management Digest-2:111-134. (2011)
- RATHNAYAKA Kapila Tharanga et al., *A Hybrid Statistical Approach For Stock Market Forecasting Based on Artificial Neural Network and ARIMA Time Series Models*, Behavioral, Economic and Sociocultural Computing (BESC), 2015 International Conference on, Nanjing, pp. 54-60.(2015).
- ROH Tae Hyup “Forecasting The Volatility of Stock Price Index”. *Expert Systems with Applications*, 33, 916–922.(2007).
- ROSENBLATT Franck, *The Perceptron: A perceiving and Recognizing Automaton*. Technical Report 85-460-1, Project PARA, Cornell Aeronautical Lab, 1957.
- ROTHMAN, Philip, “Forecasting Asymmetric Unemployment Rates”, *Review of Economics and Statistics*, 80, 164–168.(1998).
- RUDEBUSCH Gleen, “Trends and Random Walks in Macroeconomic Time Series: A Re-Examination,” *International Economic Review*, 33 (Aug. 1992), 661-680.
- RUIZ-AGULIAR Juan Jesus et al., “Hybrid Approaches Based on SARIMA and Artificial Neural Networks For Inspection Time Series Forecasting” *Transportation*

- Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 67,1-13. (2014).
- RUMELHART David, James MCCLELLAND, *Parallel Distributed Processing*. MIT Press, Cambridge, Mass.(1986).
- SAFARI Ali, Maryam DAVALLOU, “Oil Price Forecasting Using A Hybrid Model”. *Energy* 148, 49–58, (2018).
- SANCHEZ Fernando et al., “Forecasting SO2 Pollution Incidents By Means of Elman Artificial Neural Networks and ARIMA Models”. *Abstract and Applied Analysis*, (3):1728–49.(2013).
- SARGAN Denis, Alok BHARGAVA, “Testing Residuals from Least Squares Regression for Being Generated by a Gaussian Random Walk”, *Econometrica*, 51, 153-174. (1983).
- SAYGILI Hülya et al., *Türkiye İçin Yeni Reel Efektif Döviz Kuru Endeksleri*, TCMB Çalışma Tebliği, No: 10/12, <http://www.tcmb.gov.tr/research/discus/2010/WP1012.pdf>, Eriim Tarihi: 8 Kasım 2021, (2010).
- SCHWARZ Gideon, “Estimating Dimension of A Model”, *The Annals of Statistics*,6,461-464. (1978).
- SCHWERT Willam, “Stock volatility and the crash of 87”, *Review of Financial Studies*, 3, 77-102.(1990).
- SEDDIGHI Hamit et all., *Econometrics: A Practical Approach*, 1st Ed, Routledge:London, 2005.
- SEN Amit, “On Unit-Root Tests When the Alternative Is a Trend-Break Stationary Process”, *Journal of Business and Economics Statistics*, 21, 174–184.(2003).
- SENER Sefer et al., “Satın Alma Gücü Paritesi ve Varyasyonlarının Türkiye için Sınanması”. *Uluslararası Yönetim İktisat ve İşletme Dergisi*, 11(25), 53-63. (2015).
- SEVUKTEKIN Mustafa, Mehmet NARGELECEKENLER, “İstanbul Menkul Kıymetler Borsasında Getiri Volatilitésinin Modellenmesi ve Önrporlanması”, *Ankara Üniversitesi SBF Dergisi*, 61(4), 243-265. (2006).
- SEVUKTEKIN Mustafa, Mehmet NARGELECEKENLER, “Finansal Faktörlerin Reel Para Talebi Üzerindeki Rolü: Türkiye Örneği”, *Balıkesir Üniversitesi Sosyal*

- Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 10(18), 45-61. (2007).
- SEVUKTEKİN Mustafa, Mehmet NARGELECEKENLER, *Ekonometrik Zaman Serileri Analizi*, Nobel Yayın Dağıtım: Ankara. 2007.
- SHACHMUROVE Yochanan, *Applying Artificial Neural Networks To Business, Economics and Finance*, Penn CARESS Working Papers, 1-47.2002.
- SINCLAIR Euan , *Volatility Trading*, 2008 (Wiley: New York).
- SOLLIS Robert, “A Simple Unit Root Test Against Asymmetric STAR Nonlinearity With An Application To Real Exchange Rates in Nordic Countries”, *Economic Modelling*, 26, 118–125.(2009).
- TANG Zaiyong, Paul FISHWICK, “Feedforward Neural Nets As Models For Time Series Forecasting”, *ORSA Journal of Computing*, 5: 374–385. (1993).
- TASTAN Hüseyin, Nuri YILDIRIM, “Business Cycle Asymmetries in Turkey: An Application of Markov-Switching Autoregressions”, *International Economic Journal*, 22(3): 315-333.(2008).
- TAYLOR Stephen, *Modelling Financial Time Series*. Wiley, New York.1986.
- TELATAR Erdinç, Soner BİNAY, “İMKB Endeksinin Parch Modellemesi”, *Akdeniz İ.İ.B.F. Dergisi* (3), 114-121. (2002).
- TERASVIRTA Timo, “Specification, Estimation, and Evaluation of Smooth Transition Autoregressive Models”, *Journal of the American Statistical Association*,89(425), 208-218. (1994).
- TERASVIRTA Timo, Heather ANDERSON, “Characterizing Nonlinearities in Business Cycles Using Smooth Transition Autoregressive Models”, *Journal of Applied Econometrics*, 7, 119-136. (1992).
- TONG Hoi, *On A Threshold Model*. Pattern Recognition and Signal Processing, ed. C. H. Chen, Kluwer: Amsterdam. 1978.
- TONG Hoi, *Threshold Models in Non-Linear Time Series Analysis*, Springer: New York.1983.
- TONG Hoi, Khoon LIM, “Threshold Autoregressions, Limit Cycles and Data”. *Journal*

- of the Royal Statistical Society, 42,245-295. (1980)
- TSAY Ruey, “Nonlinearity Tests for Time Series”, *Biometrika*, 73(2), 461–466. (1986).
- TSENG Law Chong, “Combining Neural Network Model With Seasonal Time Series ARIMA Model”, *Technological Forecasting and Social Change*, 69:1, 71-87.(2002).
- ULGEN Glden, “Trkiye’de Dış Borcun Srdrlebilirliđi”, *Marmara niversitesi İİBF Dergisi*, 20(1), 19-34. (2005).
- WANG Xiping, Ming MENG, A Hybrid Neural Network and ARIMA Model For Energy Consumption Forecasting. *Journal of Computers*, 7(5):1184–1190. (2012).
- WARNER Brad, Manavendra MISRA, “Understanding neural networks as statistical tools”. *American Statistician*, 50 (4), 284–293.1996.
- WEI William, *Time Series Analysis, Univariate and Multivariate Methods*. Addison-Wesley Publishing Company, Inc.(2006).
- WHITE Justin, “The Limiting Distribution of The Serial Correlation Coefficient in The Explosive Case”, *The Annals of Mathematical Statistics*,29,1188-1197,(1958).
- WIDROW Bernard, Marcian HOFF, *Adaptive Switching Circuits*. In IRE WESCON Convention Record, Volume 4, pp. 96-104. 1960. New York. Reprinted References in Anderson and Rosenfeld (1988)
- XIAO Jin et al., “A Hybrid Model For Time Series Forecasting”, *Human Systems Management*, vol. 31, no. 2, pp. 133-143, (2012).
- YANG Qiao, Cong MA, “Application of Integrated ARIMA and RBF Network For Groundwater Level Forecasting”. *Environmental Earth Sciences*, 75(5): 396-413. (2016).
- YILANCI Veli, “Yapısal Kırılmalar Altında Trkiye İin İřsizlik Histerisinin Sınanması”. *Dođuř niversitesi Dergisi*, 10(2), 324-335.(2009).
- YILDIRIM Selim, Zekeriya YILDIRIM, “Reel Efektif Dviz Kuru zerinde Kırılmalı Birim Kk Testleri ile Trkiye iin Satın Alma Gc Paritesi Hipotezinin Geerliliđinin Sınanması”, *Marmara niversitesi İ.İ.B.F. Dergisi*, 33(2), 221-238. (2012).

- YU Jun, “Forecasting Volatility in The New Zealand Stock Market”. *Applied Financial Economics* 12, 193–202. (2002).
- ZAKOIAN Jean-Michel, “Threshold Heteroskedasticity Models”. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 15: 931–955. (1994).
- ZHANG Peter, “Time Series Forecasting Using A Hybrid ARIMA and Neural Network Model”, *Neurocomputing*, 50:pp.159-175.(2003).
- ZHOU Libin, Xiaojun YANG, “Training Algorithm Performance for Image Classification by Neural Networks”, *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 8(7), pp. 945-951(2010).
- ZIVOT Eric, Donald ANDREWS, “Further Evidence on The Great Crash, The Oil-Price Shock, and The Unit-Root Hypothesis”. *Journal of Business & Economic Statistics*, 10, pp.251-270. (1992).
- ZOU Hao Fei et al., “An Investigation and Comparison of Artificial Neural Network and Time Series Models For Chinese Food Grain Price Forecasting”, *Neurocomputing*, 70:16, pp. 2913-2923. (2007).

ÖZGEÇMİŞ

Adı-Soyadı	HAKAN		ÖNDES
Doğum Yeri ve Yılı			
Bildiği Yabancı Diller	İngilizce		
Eğitim Durumu	Başlama-	Bitirme	Kurum Adı
Lisans	2008	2013	Dokuz Eylül Üniversitesi
Yüksek Lisans	2015	2017	Gazi Üniversitesi
Doktora	2017	2022	Bursa Uludağ Üniversitesi
Çalıştığı Kurumlar	Başlama-Ayrılma Yılı		Çalışılan Kurumun Adı
1.	2014	2017	Gazi Üniversitesi
2.	2017	Devam Ediyor	Bandırma Onyediy Eylül Üniversitesi
Katıldığı Proje ve Toplantılar	KATİP ÇELEBİ ÜNİ. BAP-Araştırmacı: Ege Denizi'nde Tur Tekneleri İle Yapılan Amatör Balıkçılığın Sosyoekonomik ve Ekolojik Açından Değerlendirilmesi. 2016-2019. AÇIKGÖZ Şenay, ÖNDES Hakan (2016). Econometric Analysis of The Relation Between Competitive Balance of National Leagues and International Success In Football. 8TH Esea European Conference On Sport Economics Groningen University KESKİN Halil İbrahim, ÖNDES Hakan (2017). Avrupa Futbol Kulüplerinin Performansını Belirleyen Faktörler: Panel Veri		

	<p>Yaklaşımı. XVIII. Uluslararası Ekonometri, Yöneylem Araştırması Ve İstatistik Sempozyumu.</p> <p>ÖNDES Hakan. (2018). MIMIC Modeli ve Kayıt Dışı Ekonomi Üzerine Türkiye Uygulaması. II. International Symposium On Economics, Finance and Econometrics.</p> <p>KARAHAN Özcan, YILGÖR Metehan & ÖNDES Hakan. (2018). The Effect of Bank Credit on The Current Account Balance in Turkey. 15TH International Scientific Conference European Financial Systems.</p> <p>ÖNDES Hakan. (2019). Yenilenebilir Enerji Tüketimi ve Sağlık Harcamaları Karbondioksit Emisyonunu Azaltır Mı? AB Ülkeleri Örneği. II. International Conference of Business and Organization Research , Yaşar University.</p> <p>ÖNDES Hakan. (2019). Yeni Sanayileşen Ülkelerde Ekonomik Karmaşıklık ve Beşeri Sermayenin Ekonomik Büyüme Üzerindeki Etkisi: Panel Veri Analizi. International Conference On Applied Economy and Finance Extended with Social Science (ICOAEF VI)</p> <p>ÖNDES Hakan. (2019). Brics-T’de Teknolojik İlerlemenin CO2 Emisyonları Üzerindeki Etkilerinin İncelenmesi: Panel Kantil Regresyon Yaklaşımı. 5. Uluslararası Ekonomi Yönetimi ve Pazar Araştırmaları Kongresi.</p> <p>ÖNDES Hakan. (2019). OECD Ülkelerinde Ar-Ge Harcamaları, Dış Ticaret Ve Ekonomik Büyüme İlişkisi: Panel Veri Analizi. International Conference on Empirical Economics and Social Sciences (ICEESS’ 19).</p>
Yayınlar:	<p>ÖNDES H. (2018). Temel İşgücü Göstergeleri Bakımından Çok Boyutlu Ölçekleme Analizi İle Türkiye’nin Düzey 2</p>

Bazında Bölgesel Olarak Değerlendirilmesi. Uluslararası İnsan Çalışmaları Dergisi, 1(2): 429-448.

YILGÖR M., ÖNDES H. & Demir A. (2018). Petrol Tüketiminin Ekonomik Büyüme Üzerindeki Etkisinin Panel Veri Analizi: AB Ülkeleri ve Türkiye Örneği. Anemon Muş Alparslan Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi 6 (ICEESS'18), 341-348.

ÖNDES H. & OĞUZLAR, A. (2019). Yapay Sinir Ağlarıyla Altın (Tl/Kg) Fiyatı Tahmini. Akademik Bakış Uluslararası Hakemli Sosyal Bilimler Dergisi, 249-262.

ÖNDES H. (2019). Türkiye Spor Toto Süper Ligi Kulüplerinin Ev Sahibi Olma Avantajı. Spor Bilimleri Dergisi 30 (2), 74-84.

ÖNDES H. (2019). Türkiye'de Mutluluk Düzeyini Etkileyen Faktörler: Mekânsal Ekonometri Analizi. Dokuz Eylül University Journal of Graduate School of Social Sciences 21 (4). 1039-1064.

KESKİN H.İ. & ÖNDES H. (2020). Seçilmiş Avrupa Futbol Kulüplerinin Etkinliğinin Ölçülmesi: VZA ve Panel Tobit Modeli. Sosyoekonomi 28 (43), 153-174.

ÖNDES H. & ARLI N.B. (2020). Üniversite Çalışanlarının Finansal Okuryazarlık Düzeylerinin Belirlenmesine Yönelik Bir Araştırma. Manisa Celal Bayar Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi, Armağan Sayısı, 18:101-116.

KIZILGÖL Ö. & ÖNDES H. (2020). 2009-2019 Döneminde Türkiye'de Bireylerin Mutluluk Düzeylerinin İncelenmesi. Journal of Management and Economics Research 18 (4), 73-90.

	<p>ÖNDES F., ÜNAL V., GORDO A. & ÖNDES H. (2020). Charter fishing in the Aegean Sea (Turkey), eastern Mediterranean: The missing point of fisheries management. <i>Fisheries Research</i>, 224:105457, 1-9.</p> <p>ÖNDES H. & KIZILGÖL Ö. (2020). Türkiye'de İç Göçü Etkileyen Faktörler: Mekânsal Panel Veri Analizi. <i>Business and Economics Research Journal</i> 11 (2), 353-369.</p> <p>KARAHAN Ö. YILGÖR M. & ÖNDES H. (2020). Assessing the Financial Integration of Eastern European Countries. <i>Economic Development and Financial Markets</i>. Springer. Berlin.</p> <p>YILGÖR M., KARAHAN Ö. & ÖNDES H. (2021). Türkiye'de İhracat ile Ekonomik Büyüme Arasındaki Etkileşimin Analizi. <i>İzmir İktisat Dergisi</i> 36 (3), 555-565.</p>
İletişim (e-posta):	
Tarih	21 /07 / 2022
İmza	
Adı- Soyadı	Hakan ÖNDES