



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

**HAVA DURUMUNUN
YAPAY SİNİR AĞLARI İLE KESTİRİMİ VE BULANIK MANTIKLA
SINIFLANDIRILMASI**

(YÜKSEK LİSANS TEZİ)

Fatma SERT

BURSA - 2014



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

**HAVA DURUMUNUN
YAPAY SİNİR AĞLARI İLE KESTİRİMİ VE BULANIK MANTIKLA
SINIFLANDIRILMASI**

(YÜKSEK LİSANS TEZİ)

Fatma SERT

**Danışman:
Prof. Dr. H. Kemal SEZEN**

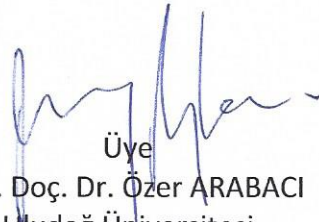
BURSA - 2014

T. C.
ULUDAĞ ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ MÜDÜRLÜĞÜNE

Ekonometri Anabilim Dalı, **Yöneylem** Bilim Dalı'nda **701117019** numaralı **Fatma SERT**'in hazırladığı "**Hava Durumunun Yapay Sınır Ağları ile Kestirimi ve Bulanık Mantıkla Sınıflandırılması**" konulu **Yüksek Lisans Tezi** ile ilgili tez savunma sınavı, 23/10/2014 günü 09:10 - 10:30 saatleri arasında yapılmış, sorulan sorulara alınan cevaplar sonunda adayın tezinin **başarılı** olduğuna **oybirliği** ile karar verilmiştir.


Üye
(Tez Danışmanı ve Sınav Komisyonu Başkanı)
Prof. Dr. H. Kemal SEZEN
Uludağ Üniversitesi


Üye
Prof. Dr. Serpil AYTAÇ
Uludağ Üniversitesi


Üye
Yrd. Doç. Dr. Özer ARABACI
Uludağ Üniversitesi

Üye
Akademik Unvanı, Adı Soyadı
Üniversitesi

Üye
Akademik Unvanı, Adı Soyadı
Üniversitesi

23/10/2014

ÖZET

Yazar Adı ve Soyadı : Fatma SERT
Üniversite : Uludağ Üniversitesi
Enstitü : Sosyal Bilimler Enstitüsü
Anabilim Dalı : Ekonometri
Bilim Dalı : Yöneylem
Tezin Niteliği : Yüksek Lisans Tezi
Sayfa Sayısı : XI + 97
Mezuniyet Tarihi : / / 20.....
Tez Danışmanı : Prof. Dr. H. Kemal SEZEN

HAVA DURUMUNUN YAPAY SİNİR AĞLARI İLE KESTİRİMİ VE BULANIK MANTIKLA SINIFLANDIRILMASI

Günümüzde hava durumu tahminleri on beş günden öteye geçememektedir. Dolayısıyla aylar öncesinden planlanan etkinlikler günlük hava durumundan ziyade mevsimsel nitelikler gözetilerek, belirsizlik ve risk altında gerçekleşmektedir. Çalışmada yapay sinir ağları kullanılarak meteorolojik değişkenlerin geleceğe yönelik kestirimleri yapılmış, böylece kestirim süre aralığının arttırılabilmesi imkânı araştırılmış, daha sonra günler bulanık mantıkla hava durumuna göre sınıflandırılmaya çalışılmıştır. Bu amaçla yapay sinir ağlarının Çok Katmanlı Algılayıcı Modeli kullanılarak günlük ortalama sıcaklık ve günlük nispi nem miktarı için iki yıllık kestirim değerleri elde edilmiştir. Kestirilen değerlere bulanık mantık kuramı uygulanarak günler; sıcak, soğuk gibi dilsel ifadelerle sınıflandırılmıştır.

Anahtar Sözcükler:

Yapay Sinir Ağları	Kestirim	Bulanık Mantık	Sınıflandırma
Hava Durumu	MATLAB		

ABSTRACT

Name and Surname : Fatma SERT
University : Uludağ University
Institution : Social Science Institution
Field : Econometric
Branch : Operations Research
Degree Awarded : Master
Page Number : XI + 97
Degree Date : / / 20.....
Supervisor : Prof. Dr. H. Kemal SEZEN

WEATHER FORECASTİNG BY NEURAL NETWORKS AND IT'S CLASSİFİCATION BY FUZZY LOGİC

Today's weather forecast doesn't go beyond fifteen days. For this reason, the activities which have been organized months earlier without considering weather condition are taken place at uncertainty and risk. In this study, to increase the ability of forecasting interval of meteorological variables using Artificial Neural Network was investigated and days were classified according to the weather situation by fuzzy logic. For this purpose, the forecast values of daily average temperature and relative humidity for two years were obtained by using Multilayer Perceptron Model of Artificial Neural Network. Then applying fuzzy logic theory to the forecasted values, future days were classified by linguistic expressions such as warm, cold.

Keywords:

Neural Networks
Weather

Forecasting
MATLAB

Fuzzy Logic

Classification

İÇİNDEKİLER

ÖZET	iii
ABSTRACT	iv
İÇİNDEKİLER	v
ŞEKİLLER	ix
TABLolar	x
GRAFİKLER	xi
GİRİŞ	1

BİRİNCİ BÖLÜM **YAPAY SİNİR AĞLARI**

I. YAPAY SİNİR AĞLARININ TARİHSEL GELİŞİMİ	4
II. YAPAY SİNİR AĞLARININ TEMEL YAPISI	6
A. Biyolojik Sinir Hücreleri	6
B. Yapay Sinir Hücreleri	7
1. Girdiler	8
2. Ağırlıklar	8
3. Birleştirme Fonksiyonu	8
4. Aktivasyon Fonksiyonu.....	10
5. Eşik Değer	17
6. Çıkış Değeri.....	18
C. Yapay Sinir Ağı	18
1. Girdi Katmanı.....	19
2. Ara Katman	19
3. Çıktı Katmanı	19

D.	Ağın Eğitimi, Doğrulanması ve Test Edilmesi	19
III.	YAPAY SİNİR AĞLARININ ÖZELLİKLERİ	20
A.	Paralel Yapı.....	20
B.	Genelleme Yeteneği.....	21
C.	Doğrusal Olmama	21
D.	Öğrenme.....	21
1.	Danışmanlı Öğrenme Stratejisi	21
2.	Danışmansız Öğrenme Stratejisi	22
3.	Destekleyici Öğrenme Stratejisi.....	23
E.	Hata Toleransı.....	24
F.	Uyarlanabilirlik ve Uygulanabilirlik	25
IV.	YAPAY SİNİR AĞLARININ AVANTAJLARI VE DEZAVANTAJLARI.....	25
A.	Avantajları	25
B.	Dezavantajları	25
V.	YAPAY SİNİR AĞLARININ KULLANIM AMAÇLARI VE UYGULAMA ALANLARI.....	26
A.	Sınıflandırma	26
B.	Kümeleme.....	26
C.	Optimizasyon	27
D.	Fonksiyon Yaklaşımı	27

İKİNCİ BÖLÜM

BULANIK MANTIK

I.	BULANIK MANTIĞIN TARİHSEL GELİŞİMİ VE KULLANIM ALANLARI	31
II.	BULANIK KÜME KAVRAMI VE ÜYELİK FONKSİYONLARI	33

A.	Yamuk Üyelik Fonksiyonu	34
B.	Üçgensel Üyelik Fonksiyonu	34
C.	Gaussian Üyelik Fonksiyonu	35
III. BULANIK ÇIKARIM SİSTEMLERİ.....		36
A.	Bulanıklaştırma	37
B.	Bilgi Tabanı	37
C.	Bulanık Çıkarım.....	37
D.	Durulaştırma	37
1.	En Büyüklerin Ortası.....	38
2.	Ağırlık Merkezi (Alan Merkezi Yöntemi)	38
3.	Ortalama Merkezi.....	38
4.	İki Bölümlü Alan Yöntemi.....	39

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM UYGULAMA

I. YAPAY SİNİR AĞ MODELLERİNİN METEOROLOJİK VERİLERE UYGULANMASI		40
A.	Yöntem ve Materyal	40
B.	Ağ Tasarımı	41
C.	Günlük Ortalama Sıcaklık	41
1.	Birinci Model	42
2.	İkinci Model	48
D.	Günlük Ortalama Nem	60
1.	Birinci Model (NARX)	60
2.	İkinci Model (TimeDelayNet).....	66
II. BULANIK MANTIĞIN METEOROLOJİK VERİLERE UYGULANMASI		74

A.	Bulanıklaştırma	75
1.	Kestirilen Ortalama Sıcaklığın Bulanıklaştırılması.....	75
2.	Kestirilen Ortalama Bağlı Nemin Bulanıklaştırılması	77
3.	Çıkış Değerinin (Günlerin) Bulanıklaştırılması	78
B.	Kural Tabanının Oluşturulması	80
C.	Durulama	82
<i>SONUÇ VE ÖNERİLER</i>		83
<i>KAYNAKLAR</i>		85
<i>EKLER</i>		88
<i>ÖZGEÇMİŞ</i>		97

Kısaltma	Bibliyografik Bilgi
YSA	Yapay Sinir Ağları
YSH	Yapay Sinir Hücresi
ÇKA	Çok Katmanlı Algılayıcı
BM	Bulanık Mantık
NAR	Doğrusal Olmayan Otoregresif (Nonlinear Autoregressive)
NARX	Eksojen Girişli Doğrusal Olmayan Otoregresif (Nonlinear Autoregressive with External (Exogenous) Input)
LVQ	Doğrusal Vektör Kesikliliği (Linear Vektor Quantization)
MSE	Ortalama Hata Kare (Mean Square Error)

ŞEKİLLER

<i>Şekil 1: Biyolojik Hücrelerin Bağlantısı.....</i>	<i>7</i>
<i>Şekil 2: Bir Yapay Sinir Hücresinin Mimari Yapısı</i>	<i>7</i>
<i>Şekil 3: Yapay Sinir Ağı</i>	<i>18</i>
<i>Şekil 4: Danışmanlı Öğrenme Stratejisi</i>	<i>22</i>
<i>Şekil 5: Danışmansız Öğrenme Stratejisi</i>	<i>23</i>
<i>Şekil 6: Destekleyici Öğrenme Stratejisi.....</i>	<i>24</i>
<i>Şekil 7: Kullanım Amaçlarına Göre YSA Modelleri (HAMZAÇEBİ, 2011: 26).....</i>	<i>29</i>
<i>Şekil 8: Bir Bulanık Sistemin Temel Yapısı</i>	<i>36</i>
<i>Şekil 9: Bir Gecikmeli Bir Nörondan Oluşan Bir Ara Katmanlı Ağın Mimarisi (NAR) 42</i>	
<i>Şekil 10: Kapalı Döngüye Sahip Çok Katmanlı Algılayıcı Modelinin Mimari Yapısı.....</i>	<i>47</i>
<i>Şekil 11: Bir Gecikmeli Bir Nörondan Oluşan Ara Katmanlı Ağın Yapısı.....</i>	<i>49</i>
<i>Şekil 12: Beş Gecikmeli Üç Nörondan Oluşan Bir Ara Katmanlı Ağın Mimarisi (NARX)</i>	
<i>.....</i>	<i>61</i>
<i>Şekil 13: Kapalı Döngüye Sahip Çok Katmanlı Algılayıcı Modelin Mimari Yapısı.....</i>	<i>66</i>
<i>Şekil 14: Beş Gecikmeli Üç Nörondan Oluşan Bir Ara Katmanlı Ağın Mimarisi (Time Delay Net).....</i>	<i>67</i>
<i>Şekil 15: Sıcaklık Değişkeninin Bulanıklaştırılması</i>	<i>76</i>
<i>Şekil 16: Bağıl Nem Değişkeninin Bulanıklaştırılması</i>	<i>77</i>
<i>Şekil 17: Günlerin Bulanıklaştırılması.....</i>	<i>79</i>
<i>Şekil 18: Girdi-Çıktı Fonksiyonunun Üç Boyutlu Matris ile Gösterimi</i>	<i>81</i>

TABLolar

<i>Tablo 1: Eğitim, Doğrulama ve Test Kümelerine İlişkin MSE Değerleri.....</i>	<i>43</i>
<i>Tablo 2: Eğitilen Ağın Ağırlıkları ve Eşik Değerleri</i>	<i>44</i>
<i>Tablo 3: Eğitim, Doğrulama ve Test Kümelerine İlişkin MSE Değerleri.....</i>	<i>50</i>
<i>Tablo 4: Eğitilen Ağın Ağırlıkları ve Eşik Değerleri</i>	<i>51</i>
<i>Tablo 5: Eğitim, Doğrulama ve Test Kümelerine İlişkin MSE Değerleri.....</i>	<i>62</i>
<i>Tablo 6: Ara Katman ve Çıktı Katmanında Yer Alan YSH' lerin Eşik Değerleri</i>	<i>63</i>
<i>Tablo 7: Ara Katman ve Çıktı Katmanında Yer Alan YSH' lere Gelen Giriş Değerlerinin Ağırlıkları.....</i>	<i>63</i>
<i>Tablo 8: Eğitim, Doğrulama ve Test Kümelerine İlişkin MSE Değerleri.....</i>	<i>68</i>
<i>Tablo 9: Ara Katman ve Çıktı Katmanında Yer Alan YSH' lerin Eşik Değerleri</i>	<i>69</i>
<i>Tablo 10: Ara Katman ve Çıktı Katmanında Yer Alan YSH' lere Gelen Giriş Değerlerinin Ağırlıkları.....</i>	<i>70</i>
<i>Tablo 11: Nem Etkisi ile Hissedilen Sıcaklık</i>	<i>75</i>
<i>Tablo 12: Ortalama Sıcaklık Etkisine Ait Üyelik Fonksiyonları ve Tanım Aralıkları....</i>	<i>76</i>
<i>Tablo 13: Ortalama Bağıl Nem Etkisine Ait Üyelik Fonksiyonları ve Tanım Aralıkları</i>	<i>78</i>
<i>Tablo 14: Günlere Ait Üyelik Fonksiyonları ve Tanım Aralıkları.....</i>	<i>79</i>
<i>Tablo 15: Uygulamada Yer Alan Bütün Giriş ve Çıkış Değerlerine Ait Kural Tabanı Tablosu.....</i>	<i>80</i>
<i>Tablo 16: Durulaştırma Sonucu Elde Edilen Değerler</i>	<i>82</i>

GRAFİKLER

<i>Grafik 1: Logaritmik Sigmoid Aktivasyon Fonksiyonu.....</i>	<i>11</i>
<i>Grafik 2: Tanjant Hiperbolik Sigmoid Aktivasyon Fonksiyonu</i>	<i>11</i>
<i>Grafik 3: Doğrusal Aktivasyon Fonksiyonu.....</i>	<i>12</i>
<i>Grafik 4: Pozitif Doğrusal Aktivasyon Fonksiyonu</i>	<i>12</i>
<i>Grafik 5: Doğrusal Doygunluk Aktivasyon Fonksiyonu</i>	<i>13</i>
<i>Grafik 6: Simetrik Doğrusal Doygunluk Aktivasyon Fonksiyonu</i>	<i>13</i>
<i>Grafik 7: Katı Sınır Aktivasyon Fonksiyonu.....</i>	<i>14</i>
<i>Grafik 8: Simetrik Katı Sınır Aktivasyon Fonksiyonu.....</i>	<i>14</i>
<i>Grafik 9: Radyal Tabanlı Aktivasyon Fonksiyonu</i>	<i>15</i>
<i>Grafik 10: Normalleştirilmiş Radyal Tabanlı Aktivasyon Fonksiyonu.....</i>	<i>16</i>
<i>Grafik 11: Rekabetçi (Competitive) Aktivasyon Fonksiyonu</i>	<i>16</i>
<i>Grafik 12: Üçgensel Aktivasyon Fonksiyonu.....</i>	<i>17</i>
<i>Grafik 13: SoftMax Aktivasyon Fonksiyonu.....</i>	<i>17</i>
<i>Grafik 14: Yamuk Üyelik Fonksiyonu.....</i>	<i>34</i>
<i>Grafik 15: Üçgensel Üyelik Fonksiyonu</i>	<i>35</i>
<i>Grafik 16: Gaussian Üyelik Fonksiyonu.....</i>	<i>35</i>
<i>Grafik 17: Eğitim, Doğrulama ve Test Kümelerine İlişkin Hata Performansları.....</i>	<i>44</i>
<i>Grafik 18: Gözlem Değerlerinin Doğrusal Regresyon Eğrisi Üzerinde Gösterimi.....</i>	<i>45</i>
<i>Grafik 19: 1970-2009 Yılları Arasında Gerçekleşen Sıcaklık Değerleri ile YSA Tarafından Tahmin Edilen Sıcaklık Değerleri</i>	<i>46</i>
<i>Grafik 20: 1970-2009 Yılları İçin Elde Edilen Tahmin Değerleri ile Gözlem Değerleri Arasındaki Fark.....</i>	<i>46</i>
<i>Grafik 21: 2008-2009 Yılları Arasında Gerçekleşen Sıcaklık Değerleri ile YSA Tarafından Tahmin Edilen Sıcaklık Değerleri ve Hata Miktarının Gösterimi</i>	<i>47</i>
<i>Grafik 22: 2010 ve 2011 Yılları İçin Elde Edilen Kestirim Değerleri ile Gerçek Değerlerin Gösterimi</i>	<i>48</i>
<i>Grafik 23: Eğitim, Doğrulama ve Test Kümelerine İlişkin Hata Performansları.....</i>	<i>50</i>
<i>Grafik 24: Gözlem Değerlerinin Doğrusal Regresyon Eğrisi Üzerinde Gösterimi.....</i>	<i>57</i>
<i>Grafik 25: 2005-2009 Yılları Arasında Gerçekleşen Sıcaklık Değerleri ile YSA Tarafından Tahmin Edilen Sıcaklık Değerlerinin Gösterimi.....</i>	<i>58</i>

<i>Grafik 26: 2005-2009 Yılları İçin Elde Edilen Tahmin Değerleri ile Gözlem Değerleri Arasındaki Fark.....</i>	<i>58</i>
<i>Grafik 27: 2010 ve 2011 Yılları İçin Elde Edilen Kestirim Değerleri ile Gerçek Değerlerin Gösterimi.....</i>	<i>59</i>
<i>Grafik 28: Eğitim, Doğrulama ve Test Kümelerine İlişkin Hata Performansları.....</i>	<i>62</i>
<i>Grafik 29: Gözlem Değerlerinin Doğrusal Regresyon Eğrisi Üzerinde Gösterimi.....</i>	<i>64</i>
<i>Grafik 30: 2005-2009 Yılları Arasında Gerçekleşen Bağlı Nem Değerleri ile YSA Tarafından Tahmin Edilen Bağlı Nem Değerleri.....</i>	<i>65</i>
<i>Grafik 31: 2010 ve 2011 Yılları İçin Elde Edilen Kestirim Değerleri ile Gerçek Değerlerin Gösterimi.....</i>	<i>66</i>
<i>Grafik 32: Eğitim, Doğrulama ve Test Kümelerine İlişkin Hata Performansları.....</i>	<i>69</i>
<i>Grafik 33: Gözlem Değerlerinin Doğrusal Regresyon Eğrisi Üzerinde Gösterimi.....</i>	<i>71</i>
<i>Grafik 34: 2005-2009 Yılları Arasında Gerçekleşen Bağlı Nem Değerleri ile YSA Tarafından Tahmin Edilen Bağlı Nem Değerleri.....</i>	<i>72</i>
<i>Grafik 35: 2010 ve 2011 Yılları İçin Elde Edilen Kestirim Değerleri ile Gerçek Değerlerin Gösterimi.....</i>	<i>73</i>

GİRİŞ

İnsanoğlunun bilgiye ve bilgi işlemeye yönelik talebi çağlar boyunca giderek artan bir eğilim göstermiştir. Günümüz dünyasında bu talep en yüksek seviyeye ulaşmış ve bilgi işleme terminolojisinde ifade edilen kilobaytlardan (10^3 bayt) başlayarak megabayt (10^6 bayt), gigabayt (10^9 bayt), terabayt (10^{12} bayt), petabayt (10^{15} bayt), eksabayt (10^{18} bayt) ve zettabayt (10^{21} bayt) seviyelerine ulaşmış ve hatta yottabayt (10^{24} bayt) sınırlarını zorlamaktadır. Bu büyüklükteki verilerin analiz edilmesi ve analiz sonuçlarının yorumlanması klasik bilgi sistemleri ve analiz yöntemlerince mümkün olamamaktadır. Günümüzde büyük veri yığınlarını işlemeye gereksinim duyulmakta, bu yığınlardan çıkarılan finansal kriz öngörülleri, deprem tahminleri, optimizasyon çözümleri, ağ analizleri, toplumsal ve sosyal değişimlerin kestirilebilmesi gibi anlamlı sonuçlar pek çok alanda talep edilmektedir. Özellikle klasik, anlık gözlemlere dayanan meteorolojik yöntemlerle 15 günlük tahminden öteye tahmin yapılamaması bu tahmine bağımlı olan tarım, turizm, spor organizasyonları, açık ve kapalı alan etkinlikleri vb. birçok faaliyetin belirsizlik ve risk altında gerçekleştirilmesine neden olmaktadır. Nem, sıcaklık, basınç, su yüzeyi genişliği vb. onlarca parametre ve değişken içeren meteorolojik verilerin saatlik olarak kayıt altına alınması ile asırlık veri yığınlarını ihtiva eden bilgi kümeleri oluşturulmuştur. Teorik olarak mümkün olmasına karşın uygulamada bu bilgilerin tamamının bir zaman serisi olarak düzenlenip incelenmesinin yanı sıra gelecek dönem değerlerinin geçmiş zaman değerlerinin bir fonksiyonu olarak ifade edilmesinde klasik analiz yöntemleri yetersiz kalabilmektedir. Talep edilen bilgi ve analiz sonuçlarının elde edilebilmesi amacıyla yöntem boşluğunu doldurmak için yapay sinir ağları, bulanık mantık, uzman sistemler, veri madenciliği ve sezgisel yöntemler adı altında birçok yeni yöntem geliştirilmiş ve geliştirilmeye devam edilmektedir.

Bu çalışmada hava durumuna ilişkin zaman serileri kullanılarak geleceğe yönelik hava durumu tahminleri yapıp daha sonra bu bilgilerin sıcak, soğuk, çok soğuk gibi sınıflandırılması amaçlanmıştır. Bu amaçla verilere *Yapay Sinir Ağları* (YSA) ve *Bulanık Mantık* yöntemi iki aşamalı olarak uygulanacaktır.

Çalışmanın birinci bölümünde yapay sinir ağlarına ilişkin genel bilgiler verilerek temel işleyişi açıklanacaktır. Yine yapay sinir ağlarının tarihsel gelişimine, özelliklerine,

uygulama ve kullanım alanlarına, uygulamadaki avantajları ile dezavantajlarına değinilecektir.

İkinci bölümde bulanık mantık teorisi açıklanacak ve bulanık küme kavramı ile üyelik fonksiyonları tanımlanacaktır. Kuramın tarihi gelişimi ile uygulama alanlarına değinilerek bulanık çıkarım sistemlerinin bileşenleri açıklanacaktır.

Üçüncü bölümde YSA ve bulanık mantığın meteoroloji verilerine uygulanması yer alacaktır. Uygulama iki aşamalı olarak gerçekleştirilecektir. Birinci aşamada MATLAB R2011a programının Yapay Sinir Ağı Zaman Serileri Aracı (Neural Network Time Series Tool) paketinde yer alan *NAR*, *NARX* ve *Time Delay Net* ağ modelleri meteorolojik verilere uygulanarak kestirim yapılacaktır. Ek olarak yapılan kestirimlerin tutarlılığı irdelenecektir. İkinci aşamada kestirilen değerlere bulanık mantık uygulanarak günler “tehlikeli soğuk, aşırı soğuk, çok soğuk, soğuk, serin, konforlu, sıcak, çok sıcak, aşırı sıcak, tehlikeli sıcak” dilsel ifadeleri kullanılarak sınıflandırılacaktır. Verilerin kapsadığı coğrafi bölgenin iklim özellikleri göz önünde bulundurularak sınıflandırmanın tutarlılığı irdelenecektir.

BİRİNCİ BÖLÜM

YAPAY SİNİR AĞLARI

YSA, insan beyninin bilgi işleme tekniğinden esinlenerek geliştirilmiş bir bilgi işlem teknolojisidir. Bu teknoloji ile insan vücudundaki, bilgi aktarımını sağlayan biyolojik sinir hücrelerinin (nöronların) çalışma şekli taklit edilir.

İnsan vücudunda 100 milyar kadar olduğu tahmin edilen sinir hücreleri çeşitli şekillerde birbirlerine bağlanarak oluşturdukları ağ ile sinir sistemini meydana getirmektedir. Beyindeki nöron döngüleri ise bu ağda yer alan bağlantılardan yararlanarak öğrenme, hafızaya alma, veriler arasındaki ilişkiyi ortaya çıkarma ve algı için gereken işlevleri gerçekleştirir. YSA ile insanların gözlemleme ve düşünmeye yönelik doğal yeteneklerini gerektiren problemler için çözüm üretmeye çalışılır. İnsanların bu tür problemlere çözüm üretebilmelerinin temel sebebi ise insan beyninin dolayısıyla insanın sahip olduğu tecrübe ederek öğrenme yeteneğidir. Bu öğrenme sinir hücrelerinin sinaptik bağlantıları sayesinde gerçekleşir. İnsanların doğumlarından itibaren girdikleri yaşayarak öğrenme süreci içerisinde beyin sürekli bir gelişme göstererek sinaptik bağlantılar ayarlanır, yeni bağlantılar oluşur ve bu sayede öğrenme gerçekleşir. YSA da bu mantıkla çalışmaktadır. Öğrenme süreci, eğitme algoritmalarının girdi-çıkı verileri üzerinde uygulanmasıyla gerçekleşir. Ağı eğitme süreci, bağlantı ağırlıklarının bir yakınsama sağlanana kadar, tekrar tekrar ayarlanmasından ibarettir.

Yapay sinir ağlarını oluşturan yapay sinir hücreleri, biyolojik sinir hücrelerinin işleyişinin matematiksel modellenmiş halleridir. Bu hücreler ağırlıklandırılmış şekilde birbirine bağlanmış işlem birimleridir. İşlem birimleri, her biri büyük bir problemin küçük bir kısmıyla ilgilenen, transfer fonksiyonu olarak da adlandırılan basit denklemlerden ibarettir. İlk bakışta, işlem birimlerinin çalışma şekli yanıltıcı şekilde basit olmakla birlikte sinirsel hesaplamanın gücü, toplam işlem yükünü paylaşan bu işlem birimlerinin birbirleri arasındaki yoğun bağlantı yapısından gelmektedir.

I. YAPAY SİNİR AĞLARININ TARİHSEL GELİŞİMİ

İnsan beyni hakkındaki çalışmalar binlerce yıl öncesine dayanmakla birlikte YSA'nın temelini 19. yy'ın sonlarına dayandığı düşünülmektedir. 1890 yılında William James "Psychology (Briefer Course)" adlı yayınıyla insan beyninin yapısı ve fonksiyonlarıyla ilgili ilk çalışmayı yapmıştır. Onun oluşturduğu genel kavram sinir ağı çalışmalarında halen kullanılmaktadır (Wiggins, Looper & Engquist, 1991: 1).

İlk yapay sinir ağı modeli 1943 yılında, bir sinir hekimi olan Warren McCulloch ile bir matematikçi olan Walter Pitts tarafından gerçekleştirilmiştir. McCulloch ve Pitts, insan beyninin hesaplama yeteneğinden esinlenerek, elektrik devreleriyle basit bir sinir ağını modellemişlerdir (Elmas, 2003: 27). Bu araştırmacıların önerisi; yapay sinir hücrelerini kullanan hesaplama modeli, önermeler mantığı, fizyoloji ve Turing'in hesaplama kuramına dayanmaktadır. Çalışmalarında, herhangi bir hesaplanabilir fonksiyonun sinir hücrelerinden oluşan ağlarla hesaplanabileceğini ve mantıksal "ve" ile "veya" işlemlerinin gerçekleştirilebileceğini göstermişlerdir. Bu ağ yapılarının uygun şekilde tanımlanması halinde öğrenme becerisi kazanabileceğini de ileri sürmüşlerdir (Sağıroğlu, Beşdok & Erler, 2003: 7). Her ne kadar basit bir model olarak ifade edilse de McCulloch-Pitts yapay sinir hücresi, temelde dijital bilgisayarın çalışma prensiplerine eşdeğer olarak gösterilmektedir (Abu-Mostafa, 1986: 7).

1949 yılında Hebb "Organization of Behavior" isimli kitabında öğrenme için matematiksel bir yaklaşım geliştirmiştir. Hebb kitabında öğrenebilen ve uyum sağlayabilen sinir ağları modeli için temel oluşturacak Hebb Kuralı'nı ortaya koymuştur. Hebb Kuralı sinir ağının, bağlantı sayısı değiştirilebilirse, öğrenebileceğini öngörmekteydi. 1950' li yıllardan sonra birçok araştırmacı Hebb Kuralı'ndan esinlenerek YSA'nın hesaplama gücünü artırıcı yönde çalışmalar yapmıştır. IBM araştırma laboratuvarlarında yapılan sinir ağı benzetimi çalışmaları başarısızlıkla sonuçlanmasına karşın sonraki girişimlerde başarı sağlanmıştır. 1957 yılında Frank Rosentblatt'ın Perceptron' u gerçekleştirmesinden sonra sinir ağı alanındaki gelişmeler hızlanmıştır. Perceptron, beyin işlemlerini modelleyebilmek amacıyla yapılan çalışmalar neticesinde ortaya çıkan tek katmanlı eğitilebilen ve tek çıkışa sahip olan yapay sinir ağıdır.

1959 yılında, Bernard Widrow ve Marcian Hoff (Stanford Üniversitesinde) ADALINE ve MADALINE diye adlandırdıkları ağ modellerini geliştirdiler. MADALINE, telefon hatlarında oluşan yankıları yok eden bir uyarlanabilir süzgeç olarak kullanılmış, gerçek dünya sorunlarına uygulanmış olan ilk sinir ağıdır ve hala kullanımda bulunmaktadır. Bu dönemde en dikkat çekici çalışma Widrow'un 1963 yılında yaptığı "ters sarkaç" denetleyicisidir.

1969 yılında Minsky ve Papert Perceptron' un yetersizliğini görmüşler ve XOR problemini çözemediğini ispatlamışlardır. Bunun için iki katmanlı ileri beslemeli ağların kullanılabileceğini ileri sürmüşler ve tek katmanlı ağlardaki bir çok sınırlamayı ortadan kaldırdığını göstermişlerdir. Fakat gizli katmanların ağırlıklarının nasıl değiştirileceği konusunda bir yöntem önerememişlerdir (Elmas, 2003: 28).

YSA alanındaki çalışmalar, yeni düşüncelerin olmaması ve güçlü bilgisayarların eksikliğinden dolayı 1960'ların sonlarında kesintiye uğramıştı. Ancak 1980' li yıllarda bu engellerin ortadan kalkması ile YSA konusunda çalışmalar artmaya başladı. Yeni kişisel bilgisayarlar ve iş istasyonları başarılı bir şekilde kullanılmaya başlandı ve yeni kavramlar geliştirildi. Özellikle iki yeni kavram YSA' nın yeniden doğuşunu sağlamıştır. Bunlardan biri John Hopfield' ın çalışması, diğeri de çok katmanlı ağları eğitmede kullanılan Geri Yayılım Algoritmasının geliştirilmesidir.

1982' de John Hopfield, National Academy of Science' a sunduğu çalışmasında anlaşılır bir matematiksel analizle ilgili sinir ağlarının nasıl çalıştıklarını ve neler yapabileceklerini göstermiştir. Hopfield geliştirdiği modelini "Gezgin Satıcı Problemi" gibi optimizasyon problemlerinin çözümünde kullanmıştır.

Geri yayılım algoritması bir çok araştırmacı tarafından birbirinden bağımsız olarak geliştirilmiştir. Bu konudaki en etkili yayın 1986 yılında David Rumelhart ve James McClelland tarafından yapılmıştır. Bu algoritma, Minsky ve Papert tarafından 1969' da yapılan çalışmada karşılaşılan soruna bir çözüm getirmiştir (Hamzaçebi, 2011: 16).

Bu son gelişmeler ile YSA konusunda yapılan çalışmalar hız kazanmış ve günümüze kadar artarak gelmiştir. Bugün tüm dünyada YSA ile ilgili bir çok çalışma yapılmakta ve farklı alanlarda yapılan başarılı uygulamaların sayısı her geçen gün artmaktadır.

II. YAPAY SİNİR AĞLARININ TEMEL YAPISI

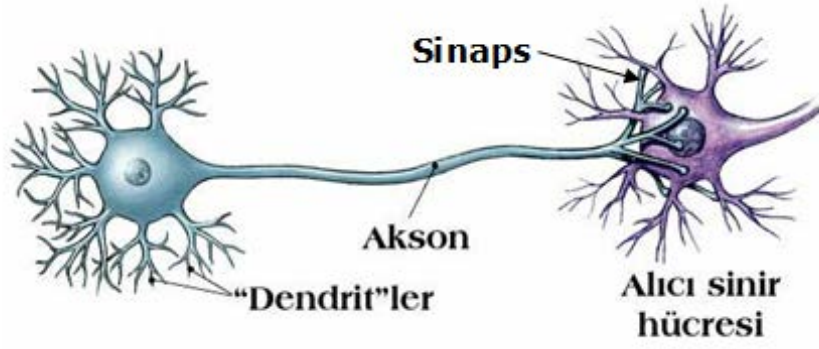
Bu başlıkta YSA' yı oluşturan temel birim elemanı olan yapay sinir hücreleri, yapay sinir hücrelerinin bileşenleri, YSA' yı meydana getiren katmanlar ve ağların eğitimini oluşturan aşamalardan bahsedilmiştir.

A. Biyolojik Sinir Hücreleri

Daha önce de bahsedildiği gibi YSA, biyolojik sinir hücrelerinin oluşturduğu ağ yapısının taklit edilmesi ile meydana gelen matematiksel modellerdir. Bu bağlamda yapay sinir ağlarına daha detaylı değinmeden önce biyolojik sinir hücrelerinin incelenmesinde fayda vardır.

Sinir sisteminin temel fonksiyonel birimi olan sinir hücresi ve ya nöronların temel işlevi vücuttaki bilgi aktarımını gerçekleştirmektir. İnsan vücudundaki sinir hücresi sayısı tam olarak bilinmemekle birlikte 100 milyar kadar olduğu tahmin edilmektedir. Sinir sisteminin merkezi olan beynin bir milimetre küpünde yaklaşık 50 bin sinir hücresi bulunmaktadır. Ancak beynin gücü bu hücrelerin fazlalığının değil birbirleriyle iletişiminin bir sonucudur. Öyle ki beynin gelişimi sırasında sinir hücreleri açıklanamayan bir şekilde farklı görevler edinirken kimi hücreler ise işlevsiz kalabilmektedir.

İnsan vücudundaki her bir sinir hücresi sinaps denilen bağlantılar yardımıyla binlerce diğer sinir hücrelerine bağlıdır. Nöronların hücre zarı, diğer hücrelere bilgi göndermelerini sağlayacak özel bir yapıya sahiptir. Akson ve dendrit adındaki uzantılar, hücrenin bilgi göndermesini ve almasını sağlayan uzantılardır. Nöronlar diğer nöronlarla iletişim sağlamak için sinapslara sinir taşıyıcısı (nörotransmitter) olarak bilinen bir kimyasal salar. Dendrit sayısı normalden fazla olan nöronların daha fazla bilgi aldığı ve akson uzantısının normalden daha uzun olduğu nöronların daha fazla bilgi gönderdiği sanılmaktadır. Biyolojik sinir hücrelerinin birbirleriyle bağlantıları Şekil 1' de gösterildiği gibidir.

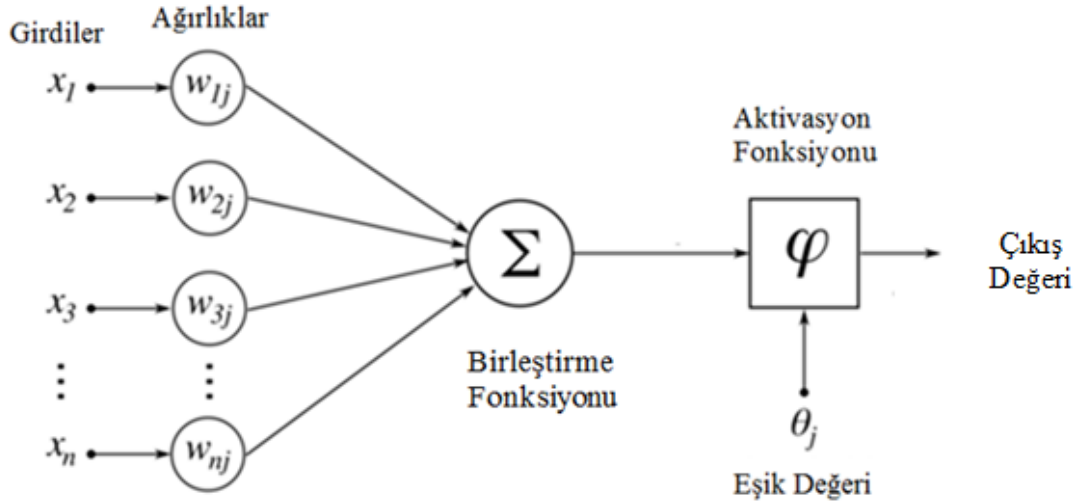


Şekil 1: Biyolojik Hücrelerin Bağlantısı

Biyolojik sinir hücrelerinin birbirleriyle bağlanmaları sonucu meydana gelen sinir ağlarını simüle eden YSA, *Yapay Sinir Hücreleri (YSH)* ve bu hücrelerin birbirleriyle oluşturdukları bağlantılardan meydana gelmektedir.

B. Yapay Sinir Hücreleri

Yapay nöron veya işlemci eleman olarak da bilinen YSH, biyolojik sinir hücrelerinin matematiksel olarak modellenmiş halleridir. Şekil 2’ de yapay bir sinir hücresinin mimari yapısı gösterilmektedir.



Şekil 2: Bir Yapay Sinir Hücresinin Mimari Yapısı

Şekil 2’de de görüldüğü üzere yapay sinir hücreleri beş kısımdan oluşmaktadır. Bu kısımların biyolojik hücrelerdeki karşılıklarına bakacak olursak; girdiler diğer hücrelerden

gelen iletilere, ağırlıklar sinapslara, birleştirme fonksiyonu dentrite, aktivasyon fonksiyonu hücre gövdesine ve son olarak çıktılar da aksonlara denk gelmektedir.

1. Girdiler

X_i ($i = 1, 2, 3, \dots, n$) sembolü ile gösterilen girdiler ağa tanıtılan sayısal verilerdir. Yapay sinir hücresinin ağdaki konumuna ve sahip olduğu bağlantılara göre bu girdiler dış dünyadan alınan veriler de olabilir bir başka nörondan gelen çıktılar da olabilir.

2. Ağırlıklar

W_i ($i = 1, 2, 3, \dots, n$) sembolü ile gösterilen ağırlıklar yapay sinir hücresine gelen girdilerin katsayılarını gösterir. Her bir giriş kendine ait bir ağırlığa sahiptir. (Elmas, 2011: 31). Ağırlıkların belirlenmesi için kullanılan bir formül yoktur. Ağırlık eğitimi sırasında optimal çıktıyı veren ağırlıklar deneme yanılma yöntemi ile elde edilir.

Ağırlık katsayısı büyük olan girdi değerleri için önemli oldukları veya yapay sinir hücresi ile olan bağlantılarının güçlü olduğu söylenebilir. Aynı şekilde ağırlık katsayısı düşük olan girdi değerleri için önemsiz oldukları veya yapay sinir hücresiyle olan bağlantılarının zayıf olduğu sonucu çıkarılabilir.

3. Birleştirme Fonksiyonu

Bu fonksiyon, ağırlıkları ile çarpılarak hücreye ulaşan girdi değerlerini birleştirerek aktivasyon fonksiyonuna transfer eden birimdir. Birleştirme esnasında yaygın olarak toplama işlemi kullanıldığı için “*toplama fonksiyonu*” ve girdilerin aktivasyon fonksiyonuna iletimini gerçekleştirdiği için “*transfer fonksiyonu*” olarak da bilinir. Ancak bu çalışmada, hücreye giren birden fazla değişken üzerinde farklı fonksiyonlar kullanarak hücreye ulaşan net girdi değerinin hesaplandığı gerçeği gözetilerek birleştirme fonksiyonu olarak adlandırılması tercih edilmiştir.

Kullanılabilecek çeşitli birleştirme fonksiyonları vardır. Ancak ağ içerisinde yer alan yapay sinir hücrelerinin tamamının aynı birleştirme fonksiyonuna sahip olmaları şart değildir (Öztemel, 2006: 49). En iyi sonuç için kullanılması gereken birleştirme fonksiyonu veya fonksiyonları deneme yanılma yoluyla tespit edilir. Yaygın olarak kullanılan birleştirme fonksiyonları şunlardır:

a. Toplama Fonksiyonu

Birleştirme fonksiyonları içerisinde en yaygın olarak kullanılandır. Bu fonksiyon ile hücreye gelen girdilerin, ağırlıkları ile çarpımlarının toplamı alınarak net girdi hesaplanır.

$$Net\ Girdi = \sum_{i=1}^n (W_i \times X_i) \quad (1.1)$$

b. Çarpım Fonksiyonu

Çarpım fonksiyonunun kullanıldığı yapay sinir hücrelerinde net girdi değeri ağırlıklandırılan girişlerin çarpımları ile elde edilir.

$$Net\ Girdi = \prod_{i=1}^n (W_i \times X_i) \quad (1.2)$$

c. Maksimum Değer Fonksiyonu

Bu fonksiyonun kullanıldığı yapay sinir hücrelerinde ağırlıklandırılmış n adet girdi değeri içerisinde en büyük olanı net girdi olarak kabul edilir.

$$Net\ Girdi = Max(W_i \times X_i) \quad (1.3)$$

d. Minimum Değer Fonksiyonu

Bu fonksiyonun kullanıldığı yapay sinir hücrelerinde ağırlıklandırılmış n adet girdi değeri içerisinde en küçük olanı net girdi olarak kabul edilir.

$$Net\ Girdi = Min(W_i \times X_i) \quad (1.4)$$

e. Çoğunluk Fonksiyonu

Bu fonksiyon ile hücre net girdisi belirlenirken ağırlıklandırılmış n adet girdi değeri içerisinde yer alan pozitif ve negatif değer sayısı hesaplanır. Büyük olan değer hücrenin net girdisi olarak kabul edilir.

$$Net\ Girdi = Max\left(\sum_{i=1}^n Sgn(W_i \times X_i)\right) \quad (1.5)$$

f. Kümülatif Toplam Fonksiyonu

Kümülatif toplam fonksiyonu ile hücreye gelen bilgiler birikimli olarak toplanır. Eğitim esnasında hücreye gelen ağırlıklandırılmış girdiler daha önce hesaplanan net girdi değeri ile toplanarak hücrenin yeni net girdi değeri elde edilir.

$$Net\ Girdi = Net\ Girdi\ (eski) + \sum_{i=1}^n (W_i \times X_i) \quad (1.6)$$

4. Aktivasyon Fonksiyonu

Literatürde “*öğrenme eğrisi*”, “*sıkıştırma fonksiyonu*”, “*etkinlik işlevi*” ve “*eşik fonksiyonu*” olarak da bilinen aktivasyon fonksiyonu; birleştirme fonksiyonu tarafından hesaplanan net girdiye karşılık, kullanılan aktivasyon fonksiyonuna bağlı olarak belirlenen sınırlar arasında, üretilen çıktıyı belirler. Kullanılabilecek çeşitli aktivasyon fonksiyonları mevcut olmakla birlikte, bir problem için kullanılacak aktivasyon fonksiyonunu belirleyen bir formül bulunmamaktadır. Ele alınan problem için en iyi sonucu veren fonksiyon tasarımcı tarafından deneme yanılma yöntemiyle bulunabilmektedir.

Ağda yer alan yapay sinir hücrelerinin tamamının aynı aktivasyon fonksiyonuna sahip olmaları gerekmemekte ancak; çok katmanlı algılayıcı gibi geri yayılım tekniği kullanılan bazı YSA modellerinde bu fonksiyonun türevlenebilir bir fonksiyon olması gerekmektedir (Öztemel, 2006: 50).

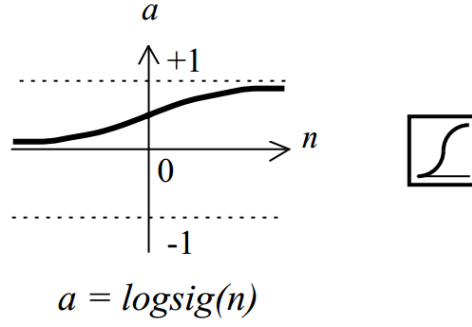
Literatürde çeşitli aktivasyon fonksiyonları olduğu gibi araştırmacı tarafından kendi aktivasyon fonksiyonu da tanımlanabilir. MATLAB R2011a programında yer alan kullanılabilecek aktivasyon fonksiyonları şunlardır (Beale, Hagan & Demuth, 2014: 1-5):

a. Log-Sigmoid Fonksiyonu

Günümüzde YSA modellerinden en yaygın olarak kullanılan çok katmanlı algılayıcı modelinde genel olarak aktivasyon fonksiyonu olarak türevlenebilir ve sürekli bir fonksiyon olan sigmoid fonksiyonu kullanılmaktadır.

Fonksiyonun cebrik ve grafik gösterimi¹:

$$a = \frac{1}{1 + e^{-n}} \quad (1.7)$$



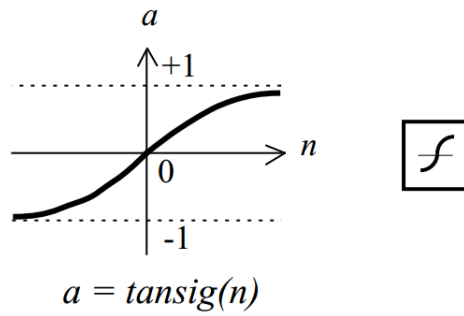
Grafik 1: Logaritmik Sigmoid Aktivasyon Fonksiyonu

b. Tanjant Hiperbolik Sigmoid Fonksiyonu

Logaritmik sigmoid fonksiyonuna benzer bir fonksiyondur. Ancak log-sigmoid fonksiyonunda 0 ile 1 arasında çıktı değerleri üretilirken tanjant hiperbolik sigmoid fonksiyonu ile -1 ile +1 değerleri arasında çıktı üretilir.

Fonksiyonun cebrik ve grafik gösterimi:

$$a = \frac{2}{1 + e^{-2n}} - 1 \quad (1.8)$$



Grafik 2: Tanjant Hiperbolik Sigmoid Aktivasyon Fonksiyonu

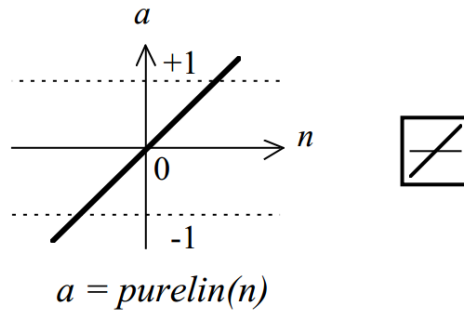
¹ Burada “a” ile yapay sinir hücresinin net çıkışı; “n” ile birleştirme fonksiyonundan aktivasyon fonksiyonuna iletilen yapay sinir hücresinin net girdisi gösterilmektedir.

c. Doğrusal Fonksiyon

Özdeşlik fonksiyonu olarak da bilinen lineer fonksiyon doğrusal problemlerin çözümünde en sık kullanılan aktivasyon fonksiyonudur. Bu fonksiyon ile birleştirme fonksiyonundan gelen hücre net girdi değeri hücrenin çıktı değeri olarak kabul edilir.

Fonksiyonun cebrik ve grafik gösterimi:

$$a = n \quad (1.9)$$



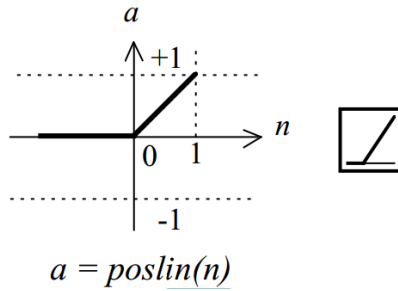
Grafik 3: Doğrusal Aktivasyon Fonksiyonu

d. Pozitif Doğrusal Fonksiyon

Doğrusal fonksiyondan farklı olarak negatif net girdi değerlerini sıfıra eşitleyerek pozitif girdi değerlerini çıktı olarak kabul eden aktivasyon fonksiyonudur. Bu fonksiyon ile sadece pozitif çıktı elde edilir. Negatif sonucun anlamsız olduğu doğrusal problemlerin çözümünde kullanılabilir.

Fonksiyonun cebrik ve grafik gösterimi:

$$a = \begin{cases} n & n \geq 0 \\ 0 & n \leq 0 \end{cases} \quad (1.10)$$



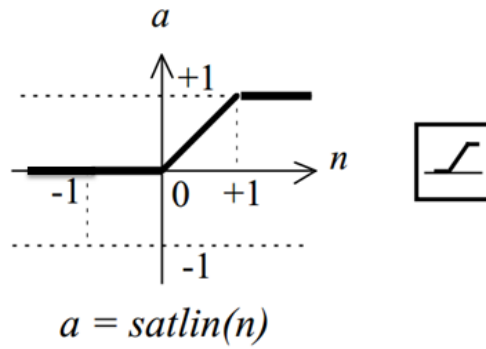
Grafik 4: Pozitif Doğrusal Aktivasyon Fonksiyonu

e. Doğrusal Doygunluk (Satürasyon) Fonksiyonu

Bu fonksiyon ile hücre 0 ile 1 arasında çıktı değeri üretir. Fonksiyona gelen girdi değeri sıfırdan küçük ise “0”, birden büyük ise “1”, 0 ile 1 arasında ise kendi değerini alır.

Fonksiyonun cebrik ve grafik gösterimi:

$$a = \begin{cases} 0 \rightarrow & n \leq 0 \\ 1 \rightarrow & n \geq 1 \\ n \rightarrow & 0 < n < 1 \end{cases} \quad (1.11)$$



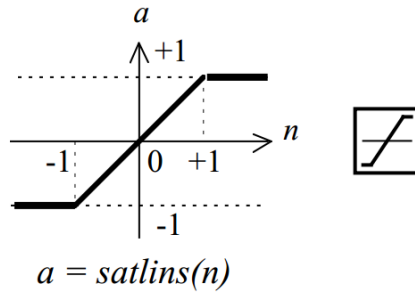
Grafik 5: Doğrusal Doygunluk Aktivasyon Fonksiyonu

f. Simetrik Doğrusal Doygunluk Fonksiyonu

Bir önceki fonksiyondan farkı orjine göre simetrik olması ve -1 ile +1 arasında çıkış değerleri üretmesidir.

Fonksiyonun cebrik ve grafik gösterimi:

$$a = \begin{cases} -1 \rightarrow & n \leq -1 \\ n \rightarrow & -1 \leq n \leq +1 \\ 1 \rightarrow & n \geq 1 \end{cases} \quad (1.12)$$



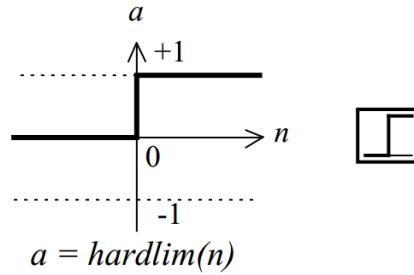
Grafik 6: Simetrik Doğrusal Doygunluk Aktivasyon Fonksiyonu

g. Katı Sınır Fonksiyonu

Bu fonksiyonun aktivasyon fonksiyonu olarak kullanıldığı hücrelerde çıkış değeri sadece iki değer alabilir. Çıkış değeri, birleştirme fonksiyonundan gelen girdi değeri sıfıra eşit veya sıfırdan büyük ise 1, diğer durumlarda ise 0 olarak kabul edilir.

Fonksiyonun cebrik ve grafik gösterimi:

$$a = \begin{cases} 1 & \rightarrow n \geq 0 \\ 0 & \rightarrow n < 0 \end{cases} \quad (1.13)$$



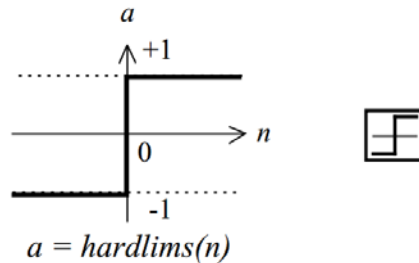
Grafik 7: Katı Sınır Aktivasyon Fonksiyonu

h. Simetrik Katı Sınır Fonksiyonu

Bu fonksiyon ile bir önceki fonksiyondan farklı olarak üretilen çıkış değerinin alabileceği değerler 0 ile 1 değil; -1 ile +1’ dir. Çıkış değeri, birleştirme fonksiyonundan gelen girdi değeri sıfıra eşit veya sıfırdan büyük ise 1, diğer durumlarda ise -1 olarak kabul edilir.

Fonksiyonun cebrik ve grafik gösterimi:

$$a = \begin{cases} 1 & \rightarrow n \geq 0 \\ -1 & \rightarrow n < 0 \end{cases} \quad (1.14)$$



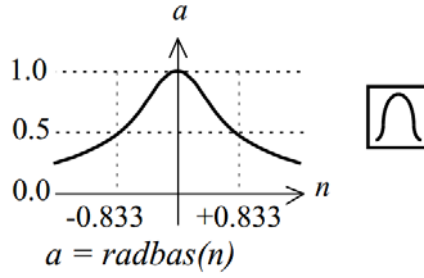
Grafik 8: Simetrik Katı Sınır Aktivasyon Fonksiyonu

i. Radyal Tabanlı Fonksiyon

Radyal tabanlı aktivasyon fonksiyonunun kullanıldığı yapay sinir hücrelerinde net girdi değeri 0 olduğunda hücrenin çıkış değeri olarak üretilebilecek en büyük değer olan 1 elde edilir. Hücrenin girdi vektörü ile katsayı vektörü arasındaki fark düştükçe çıktı değeri artacaktır. Bununla birlikte radyal tabanlı hücreler girdi vektörü ile ağırlık vektörünün aynı olduğu durumlarda çıkış olarak 1 sayısını üreten bir detektör gibi çalışır (Beale, Hagan & Demuth, 2014: 5-4). Gerekli durumlarda eşik değeri kullanılarak radyal tabanlı YSH' nin duyarlılığı ayarlanabilir.

Fonksiyonun cebrik ve grafik gösterimi:

$$a = e^{-(n^2)} \quad (1.15)$$



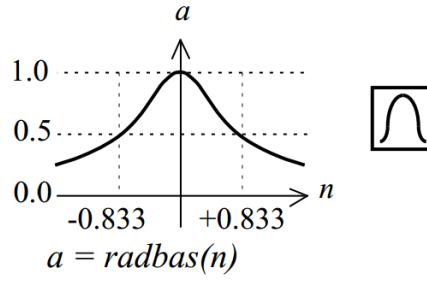
Grafik 9: Radyal Tabanlı Aktivasyon Fonksiyonu

j. Normalleştirilmiş Radyal Tabanlı Fonksiyon

Bu fonksiyon çıktı vektörünü girdi vektörü toplamına bölerek normalleştirir. Bu fonksiyon dışında radyal tabanlı aktivasyon fonksiyonunun aynısıdır (MathWorks, 2014).

Fonksiyonun cebrik ve grafik gösterimi:

$$a = \frac{e^{-(n^2)}}{\sum e^{-(n^2)}} \quad (1.16)$$



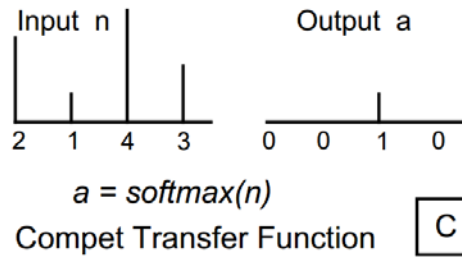
Grafik 10: Normalleştirilmiş Radyal Tabanlı Aktivasyon Fonksiyonu

k. Rekabetçi Fonksiyon

Rekabetçi aktivasyon fonksiyonunun kullanıldığı katmanlarda en yüksek net girdi değerine sahip olan YSH' ne 1 değeri atanırken diğerlerine 0 değeri atanır.

Fonksiyonun cebrik ve grafik gösterimi:

$$a = \begin{cases} 1 & \rightarrow \text{Max. } n' \text{ e sahip olan YSH} \\ 0 & \rightarrow \text{Diğer bütün YSH} \end{cases} \quad (1.17)$$



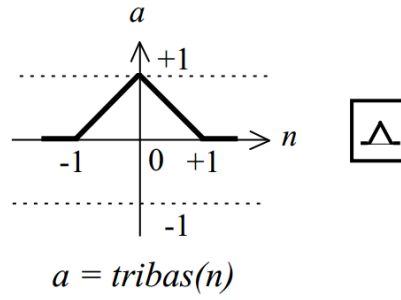
Grafik 11: Rekabetçi (Competitive) Aktivasyon Fonksiyonu

l. Üçgensel Fonksiyon

Üçgensel aktivasyon fonksiyonunun kullanıldığı YSH' lerinde hücre net giriş değeri -1 ile 1 arasında ise değerın mutlak değeri 1'den çıkartılarak çıkış değeri hesaplanır. Diğer durumlarda çıkış değeri 0' a eşit kabul edilir.

Fonksiyonun cebrik ve grafik gösterimi:

$$a = \begin{cases} 1 - |n| & \rightarrow -1 \leq n \leq 1 \\ 0 & \rightarrow \text{Diğer durumlar} \end{cases} \quad (1.18)$$



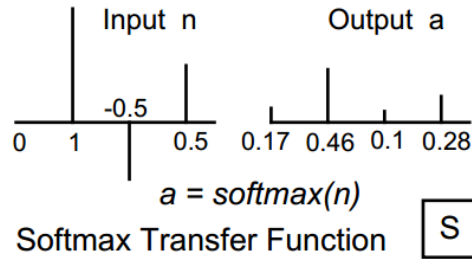
Grafik 12: Üçgensel Aktivasyon Fonksiyonu

m. SoftMax Fonksiyonu

Bu aktivasyon fonksiyonu rekabetçi fonksiyonunun biraz daha ılımlı olduğu bir türüdür. Bu aktivasyon fonksiyonu ile en yüksek net girdi değerine sahip olan YSH bire en yakın net çıktıyı üretirken diğer YSH' ler sıfıra yakın çıktı değerleri üretirler.

Fonksiyonun cebrik ve grafik gösterimi:

$$a = \frac{e^n}{\sum e^n} \quad (1.19)$$



Grafik 13: SoftMax Aktivasyon Fonksiyonu

5. Eşik Değer

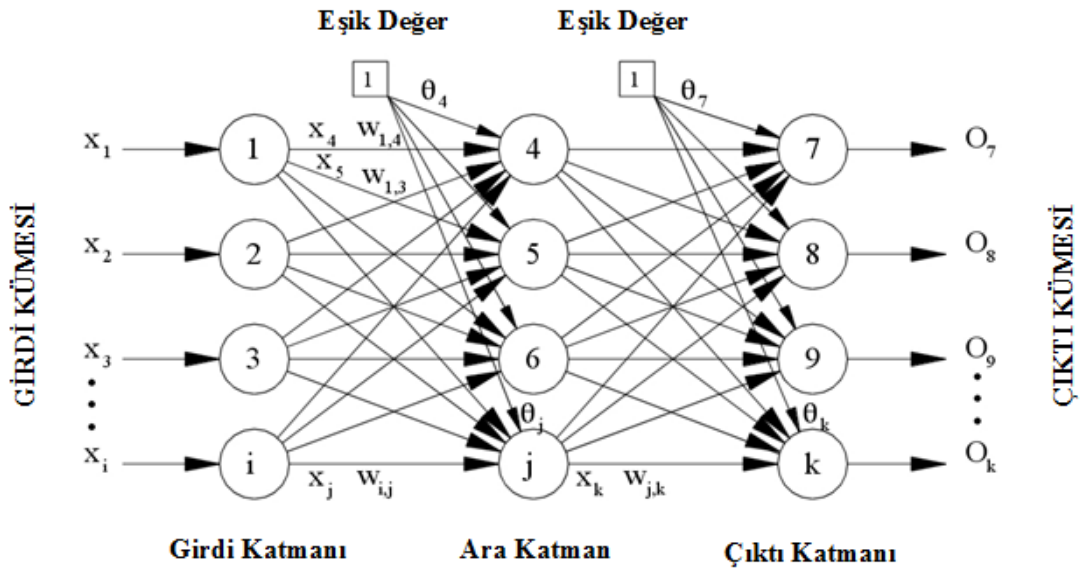
Eşik değerinin kullanımı ve işlevi uygulanan YSA türüne göre değişmektedir. Şekil 2'de gösterilen eşik değeri sembolik olmakla birlikte kimi YSH' lerde birleştirme fonksiyonunda sabit değer olarak kullanılırken kimi YSH' lerde birleştirme fonksiyonunun yanında aktivasyon fonksiyonunda belirlenen sınırları esnetmek için de kullanılır. Arzu edilirse eşik değeri kullanıcı tarafından ihmal de edilebilir (Beale, Hagan & Demuth, 2014: 1-5). Eşik değeri her zaman 1' e eşittir. Eğitim sırasında eşik değerinin katsayısı hesaplanarak en uygun eşik değeri belirlenir.

6. Çıkış Değeri

Aktivasyon fonksiyonu tarafından üretilen değere hücrenin çıkış değeri denir. Bu değer; başka bir YSH' nin ağıdaki konumuna ve sahip olduğu bağlantılara göre başka bir YSH' nin girdi değeri olabileceği gibi ağıın çıkış değeri de olabilir.

C. Yapay Sinir Ağı

İnsan vücudunda yer alan biyolojik sinir sistemini simüle eden yapay sinir ağı, YSH' lerin oluşturduğu katmanların birbirleriyle bağlanması sonucunda meydana gelen ağıdır. Daha önceki başlıklarda bahsedildiği gibi farklı problemler için tasarlanmış birçok YSA türü mevcuttur. Bunlardan kimileri tek bir YSH' den meydana gelirken kimileri ise birden fazla YSH' yi içeren katmanlardan meydana gelebilmektedir. Basit Algılayıcı Modeli (Perception) tek nörondan oluşan, Çok Katmanlı Algılayıcı Modeli ise birden fazla nörondan oluşan YSA türlerine örnek olarak verilebilir. Genel olarak bir YSA yapısı Şekil 3' de olduğu gibi gösterilebilir.



Şekil 3: Yapay Sinir Ağı

Şekilde de görüldüğü üzere bir YSA yapısı girdi katmanı, ara katman ve çıktı katmanı olmak üzere üç katmandan oluşmaktadır. Girdi ve çıktı katmanı tek katmandan oluşurken ara katmanda ise birden fazla katman yer alabilir. Her bir katman nöronların oluşturdukları bağlantılar ile birbirlerine bağlıdır.

1. Girdi Katmanı

Ağın dış dünyadan bilgileri aldığı tek katmandan oluşan katmandır. Girdi katmanında, girdi kümesinde yer alan değişken sayısı kadar YSH bulunur. Her bir YSH girdi kümesinde yer alan bir değişkene ait değerleri alarak ara katmandaki nöronlara iletir. Ancak bu hücrelerde, girdi değerleri üzerinde herhangi bir bilgi işleme yapılmaz (Sağıroğlu, Beşdok & Erler, 2003: 54).

2. Ara Katman

Çok katmanlı algılayıcılarda bulunan ara katman, girdi katmanından gelen değerleri çıktı katmanına iletir. Ara katmanda tek bir katman olabileceği gibi birden fazla katman da yer alabilir. Ara katmanda yer alacak katman ve YSH sayısı ağın tasarımcısı tarafından deneme yanılma yöntemiyle belirlenmektedir. Ancak katman sayısı arttırıldıkça ağın eğitim süresi ve bilgisayarın ihtiyaç duyduğu hafıza kapasitesi arttığı gibi ağın genelleme yapmak yerine ağı ezberleme olasılığı da artacaktır. Bu nedenle uygulamalarda oluşturulan ağ mimarileri incelendiğinde genellikle bir veya iki ara katmanın kullanıldığı gözlenmektedir. Ağ performansının yeterli görülmediği daha karmaşık problemler için katman sayısı arttırılabilir.

Ara katmanda yer alan YSH' ler kendilerine gelen girdi değerlerini ağırlıklandırarak yapılan gerekli hesaplamaların ardından oluşturulan hücre çıktı değerini varsa bir sonraki ara katmanda yer alan YSH' ye yoksa çıktı katmanında yer alan YSH' ye gönderir. Ara katmanda yer alan YSH' lerin sahip oldukları bağlantılar ve bu bağlantıların ağırlıkları bilinemediğinden bu katmana “*gizli katman*” da denmektedir.

3. Çıktı Katmanı

Çıktı katmanı bağımlı değişkeni üreten katmandır. Bu katmanda, ağ tarafından üretilmesi gereken bağımlı değişken sayısı kadar YSH bulunur. Bu YSH' ler ara katmandan gelen değerleri işleyerek girdi katmanında ağa tanıtılan girdi kümesi için üretilmesi gereken çıkış değerlerini hesaplar.

D. Ağın Eğitimi, Doğrulanması ve Test Edilmesi

YSA' da kullanılan veriler ağın eğitimi, geçerliliği ve test edilmesi için üç gruba ayrılır. Eğitim aşamasında ağda yer alan YSH' lerin sahip oldukları bağlantıların ağırlıkları

belirlenir. Başlangıçta bu değerler rastsal olarak atanırken ağa örnekler tanıtıldıkça mevcut ağırlıklar değiştirilerek eğitim sonunda tanıtılan örnekler için gerçeğe en yakın sonuçları veren ağırlıklar sabitlenir. Ağın performansı açısından eğitim esnasında mümkün olduğunca fazla örneğin ağa tanıtılması gerektiği için veri setinin büyük bir kısmı eğitim seti olarak ayrılır.

Eğitim tamamlandıktan sonra ağa daha önceden tanıtılmamış örneklerden oluşan doğrulama veri seti ağa gösterilerek elde edilen sonuçlardaki hata oranı incelenir. Böylece ağın eğitiminin bitip bitmediği doğrulanmış olur. Son olarak test için ayrılan veri seti ile ağın önceki aşamalarda kullanılmamış olan örnekler için uygulanabilirliği incelenerek ağın genelleme yeteneği test edilir. Böylece ağın eğitimi sırasında kullanılmayan veriler için de başarılı sonuçlar elde edilip edilemediği incelenir. Özetlemek gerekirse eğitim seti modelin oluşturulmasında kullanılır, doğrulama seti oluşturulan modeli doğrulamak için kullanılır ve test seti oluşturulan ve doğrulanan modelin kullanılabilirliğini test etmek için kullanılır.

III. YAPAY SİNİR AĞLARININ ÖZELLİKLERİ

YSA' nın paralel yapıya sahip olması, doğrusal olmayan yapıları modelleyebilmesi, farklı problemlere uyarlanabilmesi, öğrenme kabiliyetine sahip olması, hata toleransının geleneksel yöntemlere kıyasla daha fazla olması gibi özellikleri bu teknolojinin kullanım alanının geniş bir yelpazeye sahip olmasını sağlamaktadır. Aşağıda bu özelliklerden kısaca bahsedilmiştir.

A. Paralel Yapı

YSA, yapay sinir hücrelerinin oluşturduğu katmanların birbirleriyle oluşturdukları bağlantılardan oluşur. Bu katmanlarda yer alan yapay sinir hücreleri eş zamanlı çalışan paralel bir yapıya sahiptir. Bireysel olarak basit matematiksel denklemlerden ibaret olan bu birimler, birbirleriyle kurdukları paralel bağlantılar sayesinde karmaşık problemlerin çözülmesine imkân sağlamaktadır. Bu paralel yapı sayesinde; süreç içerisinde yapay sinir hücrelerinden herhangi biri işlevini yitirse dahi sistem güven sınırları içerisinde çalışmasına devam edebilmektedir.

B. Genelleme Yeteneđi

YSA yapısı geređi genelleme özelliđine sahiptir. Başarılı bir eğitim sonucunda elde edilen ađ ile eğitim esnasında kullanılmayan veriler için de anlamlı sonuçlar üretilebilir.

C. Doğrusal Olmama

Ađ oluşturulurken seçilen aktivasyon fonksiyonuna göre YSA ile doğrusal ya da doğrusal olmayan problemler modellenebilir. Gerçek hayat ilişkilerinde karşılaşılan problemler genel olarak doğrusal olmayan bir yapı gösterdiđi için bu özellik oldukça önemlidir. Regresyon yaklaşımının aksine yapay sinir ađlarında, tahmin edilmek istenen parametrelerin doğrusallıđına ilişkin bir varsayım gerektirmemesi YSA' yı cezbedici kılmaktadır (Arabacı, 2007: 1).

D. Öğrenme

YSA, ađa tanıtılan veriler arasındaki gizli yapıyı, yapay sinir hücrelerinde yer alan basit matematiksel denklemler ile ortaya çıkarmaya çalışır. Ađda yer alan yapay sinir hücrelerinin ağırlıklarının belirlenmesiyle veriler arasındaki ilişkinin keşfedilmesine öğrenme denir.

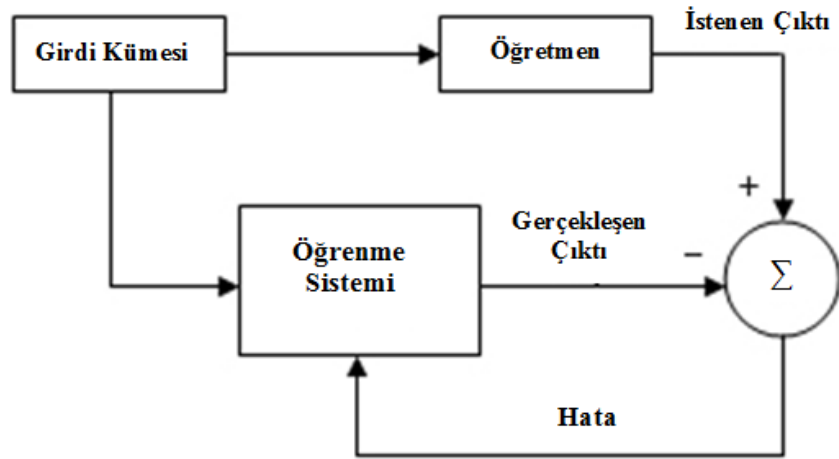
Bir YSA' nın temel özelliđi dış dünyadan gelen bilgilerle öğrenebilme ve öğrenme sırasında performansını arttırabilme yeteneđidir (Haykin, 1999: 50). Bunun için dizayn edilen ađın türüne göre uygulanabilecek çeşitli öğrenme kuralları (hata düzeltme kuralı, bellek tabanlı öğrenme kuralı, Hebbian öğrenme kuralı, rekabetçi öğrenme kuralı, Boltzman öğrenme kuralı) ve bu öğrenme kuralları için geliştirilmiş farklı öğrenme algoritmaları vardır. Ancak burada bu algoritmaların dayandıđı danışmanlı, danışmansız ve destekleyici öğrenme olmak üzere üç temel öğrenme stratejisinden bahsedilecektir.

1. Danışmanlı Öğrenme Stratejisi

Danışmanlı öğrenme stratejisi, İstatistiksel Öğrenme Teorisine dayanmaktadır (ARABACI, 2007: 74). Öğretmenli öğrenme olarak da bilinen bu stratejide ađa, girdi değeri kümesi ile birlikte çıktı değeri kümesi de tanıtılarak iki küme arasındaki ilişkiyi en iyi karşılayan fonksiyon yakınsanana kadar ađ eğitilir. Burada çıktı kümesi olarak ađa tanıtılan veri kümesi -danışman olarak- ađa üretmesi gereken değeri göstermektedir. Eğitim sırasında ađa tanıtılan çıkış değeriye en yakın değeri elde edilinceye kadar ađda yer

alan hücre ağırlıkları değiştirilir. Eğitim sonunda bulunan ağırlıklar sabitlenerek ağ kullanılmaya başlanır. Eğitim süresi veri kümesinin boyutuna ve yakınsanmaya çalışılan fonksiyonun karmaşıklığına göre değişir.

Bu çalışmada kullanılacak olan Çok Katmanlı Algılayıcı ağı da danışmanlı öğrenme stratejisinin kullanıldığı ağlardan biridir. Stratejinin çalışma şekli Şekil 4' de gösterildiği gibidir.



Şekil 4: Danışmanlı Öğrenme Stratejisi

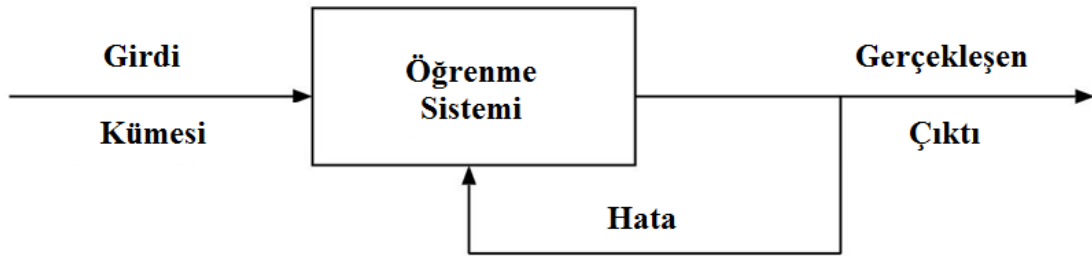
Şekilde de görüldüğü üzere bu öğrenme yönteminde girdi kümesinde yer alan veriler, öğrenme sistemine gönderilen girdi değerleri ile elde edilmesi istenen çıktı değerlerinden oluşmaktadır. Burada çıktı değerleri öğretmen konumundadır. Öğrenme sistemine iletilen girdi değerleri gerekli işlemlerden geçerek bir çıktı üretilir ve bu çıktı ile elde edilmek istenen çıktılar karşılaştırılarak meydana gelen hata öğrenme sistemine geri gönderilir. Meydana gelen hata miktarına göre öğrenme sisteminde yer alan katsayılar değiştirilir ve en küçük hata değeri ele edilene kadar bu yinleme devam eder. En küçük hata değeri elde edildiğinde katsayılar sabitlenir ve katsayılar sabitlenerek eğitim işlemi tamamlanmış olur.

2. Danışmansız Öğrenme Stratejisi

Öğretmensiz öğrenme olarak da bilinen danışmansız öğrenme stratejisinde ağa üretmesi istenen çıktı değer kümesi tanıtılmaz. Bu stratejide ağa sadece girdi değer kümesi tanıtılarak verilerin sahip olduğu fonksiyonel yapının yakınsanması istenir. Bu nedenle bu

stratejinin uygulandığı ağlarda girdi kümesi aynı zamanda çıktı kümesi vazifesi de görmektedir. Daha çok sınıflandırma problemlerinde kullanılan bu stratejinin uygulandığı ağlarda, öğrenme işlemi bittikten sonra çıktıların ne anlama geldiğini gösteren etiketlendirmenin kullanıcı tarafından yapılması gerekmektedir (Öztemel, 2006: 25).

Adaptif Rezonans Teori Ağları, Hopfiel Ağı, Kohonen Ağı danışmansız öğrenme stratejisinin uygulandığı YSA türlerine örnek olarak gösterilebilir. Stratejinin çalışma şekli Şekil 5’ de gösterildiği gibidir.



Şekil 5: Danışmansız Öğrenme Stratejisi

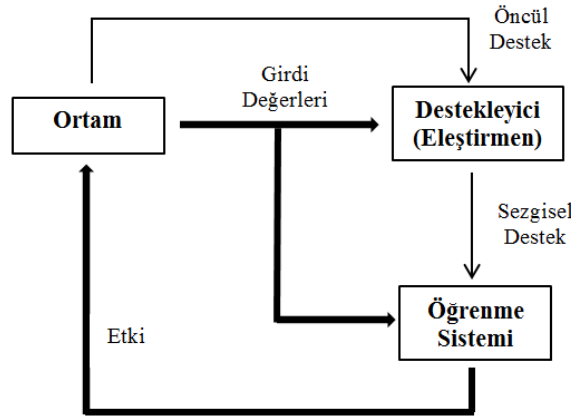
Şekilde de görüldüğü üzere girdi kümesi ile ağa verilen örnekten elde edilen çıkış bilgisine göre, ağ sınıflandırma kurallarını kendi kendine geliştirmektedir. Bu stratejiye dayanan öğrenme algoritmalarında, istenilen çıkış değerinin bilinmesine gerek yoktur. Öğrenme süresince sadece giriş bilgileri ağa uygulanır. Uygulanan girişe göre, bu giriş verileri arasındaki matematiksel ilişkilere göre bağlantı ağırlıkları ayarlanır. Aynı özellikleri gösteren desenlerde aynı çıkışlar, farklı çıkışlarda ise yeni sınıflar oluşturulur (Sağıroğlu, Beşdok & Erler, 2003: 79). Böylece gerçekleşen çıktı değerleri birbirleri ile karşılaştırılarak meydana gelen hata değerleri öğrenme sistemine gönderilir ve bağlantı ağırlıkları yeniden ayarlanır. En küçük hata değeri elde edildiğinde bağlantı ağırlıkları sabitlenir ve katsayılar sabitlenerek eğitim işlemi tamamlanmış olur.

3. Destekleyici Öğrenme Stratejisi

Danışmanlı öğrenme ile danışmansız öğrenme stratejilerinin karması olan destekleyici öğrenmede ağa üretmesi istenen değerler tanıtılmaz; ancak ağ tarafından üretilen çıkış değerlerinin doğru veya yanlış olduğunu gösteren sinyaller üretilerek öğrenme sistemi desteklenir. Online strateji oyunlarında makine tarafından rastsal olarak yapılan hamlenin galibiyet veya mağlubiyet ile sonuçlanmasıyla doğru veya yanlış hamle

olarak nitelendirilmesi bu öğrenme stratejisine örnek olarak gösterilebilir. Böylece ağ girdi kümesini işlerken öğrenmeye de devam edecektir.

Destekleyici öğrenme stratejisi insanların deneme yanılma yoluyla öğrenerek tecrübe etmesini simüle eder. *LVQ (Linear Vektör Quantization: Doğrusal Vektör Kesikliliği)* ağı destekleyici öğrenme stratejisini uygulayan ağlara örnek olarak gösterilebilir. Stratejinin çalışma şekli Şekil 6' da gösterildiği gibidir.



Şekil 6: Destekleyici Öğrenme Stratejisi

Şekilde de görüldüğü üzere öğrenme sistemine iki türlü bilgi iletilmektedir. Birincisi ortamdan iletilen dış dünya verileri iken ikinci bilgi destekleyici tarafından daha önceki tecrübelerden elde edilen verilerdir. Öğrenme sistemine gelen bu bilgiler sonucunda meydana gelen etki ortama geri gönderilerek etkileri destekleyici tarafından kaydedilir. Böylece tecrübe ile öğrenme sistemi gerçekleşir.

E. Hata Toleransı

Yapay sinir ağlarında bilgi, ağ boyunca yer alan bağlantılarla dağıtıldığı için hata toleransı geleneksel yöntemlere kıyasla daha fazladır. Öyle ki eğitim için kullanılan veriler, ağın paralel yapısı gereği işlem birimlerine dağıtıldığından verilerde yer alan, *gürültü etkisi (noise effect)* olarak adlandırılan, istenmeyen hataları da ağa dağıtarak sonuç üzerindeki etkisini azaltmaktadır. Bu özelliği sayesinde YSA ile eksik verilerle de başarılı sonuçlar elde edilebilir.

F. Uyarlanabilirlik ve Uygulanabilirlik

YSA ile modellenen problemlerde meydana gelen deęişimlere karřılık aę tekrar eęitilerek hücre aęırlıkları ayarlanabilir. Deęişim sürekli ise eęitim de eę zamanlı gerçekleştirilebilir. Bu özellięe uyarlanabilirlik denir. YSA' nın uyarlanabilirlik özellięi sayesinde sayısal ortamda tasarlanan aęlar, donanımsal olarak da gerçekleştirilerek günlük hayatımızda oldukça yer kaplayan birçok cihazda ve yazılımda uygulanabilmesini sağlamaktadır. Özellikle robotik alanında gerçekleşen YSA uygulamaları ile makinelere öğrenebilme yetisi kazandırılmıştır.

IV. YAPAY SİNİR AęLARININ AVANTAJLARI VE DEZAVANTAJLARI

YSA' nın kullanımının yaygınlaşması ile uygulama alanlarındaki avantajları ve dezavantajları da belirginleşmektedir. Bu anlamda bu güne kadar tespit edilen ve dikkat çeken uygulamanın avantajları ve dezavantajları şunlardır:

A. Avantajları

- Paralel yapıya sahiptirler.
- Doğrusal ve doğrusal olmayan problemlere uygulanabilir.
- Eksik bilgi ile uygun sonuçlar elde edilebilir.
- Hata toleransı geleneksel yöntemlere göre daha fazladır.
- Kendi kendine öğrenebilme yetenekleri vardır.
- YSA' nın robotik uygulamaları ile makinelerin öğrenmeleri gerçekleştirilebilir.
- Örüntü tanıma ve tamamlama modellerinde başarılı sonuçlar vermektedir.

B. Dezavantajları

- Donanıma bağımlıdır.
- Uygun aę mimarisinin oluşturulmasında ve parametrelerin belirlenmesinde izlenecek belirli bir yöntem yoktur. Deneme yanılma yöntemiyle optimal aę modeli elde edilmeye çalışılır.
- Aęın eęitimi zaman alır.
- Eęitimin ne zaman durdurulacaęı konusunda belirli bir kıstas bulunmamaktadır.

- Sistem içerisinde ne olduğu tam olarak bilinemediğinden ağın davranışları açıklanamamaktadır. Bu nedenle bazı durumlarda elde edilen sonuçlar değerlendirilemediği gibi bu durum ağa olan güveni de azaltmaktadır.

V. YAPAY SİNİR AĞLARININ KULLANIM AMAÇLARI VE UYGULAMA ALANLARI

YSA uygulamaları en çok mühendislik alanında kullanılmakla birlikte sosyal bilimler, sağlık bilimleri ve fen bilimlerinde de başarılı uygulamalarının olduğu gözlenmektedir. Özellikle son yıllarda popüleritesi gittikçe artan YSA ile ilgili literatürde binlerce makale, yüksek lisans ve doktora tez çalışması bulunmaktadır.

YSA' nın başlıca kullanım amaçları ve uygulama türlerine aşağıda kısaca değinilmiştir.

A. Sınıflandırma

Eldeki verilerin hangi sınıfa ait olduğunu belirleme işlemi olarak tanımlanan sınıflandırma problemlerinde YSA kullanımı oldukça yaygındır. Bunlara örnek olarak aşağıdaki uygulamalar gösterilebilir.

- Bankaların kredi uygulamalarında müşterileri yüksek riskli, riskli, düşük riskli, risksiz gibi farklı segmentlere ayırma işlemleri
- Güvenlik sistemleri, bilgisayar ve cep telefonlarında kullanılan el yazısı, yüz, retina, parmak izi ve ses tanıma uygulamaları
- Mobese kameralarında kullanılan plaka tanıma sistemleri
- Üretim sektöründe ürünlerin kalite standartlarına göre ayrıştırılması
- Sağlık sektöründe kanserli hücre tespiti
- Yeni nesil araçlarda kullanılan şerit takip sistemi, ve yorgunluk tespit sistemi gibi uygulamalar YSA' nın sınıflandırma yöntemiyle kullanım alanlarına örnek olarak gösterilebilir.

B. Kümeleme

Kümeleme uygulaması ağa tanıtılan verilerde aynı özelliği gösteren nesneler bir kümede toplanarak verilerin sınıflara ayrılmasıdır. Kümeleme uygulamasında nesnelerin

ayrıldığı sınıflar ağ tarafından belirlenirken, sınıflandırma uygulamasında nesnelerin ayrıştırıldığı sınıflar ağa önceden tanıtılmaktadır. Kümeleme uygulamasında sınıfların tanımı önceden bilinmemektedir. YSA' nın bu amaçla kullanımına örnek olarak aşağıdaki uygulamalar gösterilmiştir.

- Üretim sektöründe kullanılan hatalı ürün tespit sistemleri
- Sağlık sektöründe kullanılan ilaç etkileri analizleri ve EEG, ECG analizleri
- İstatistikte veri madenciliği uygulamaları
- Fotoğraf makinelerinde kullanılan gürültü temizleme uygulamaları vb. örnekler YSA' nın kümeleme uygulamalarına örnek olarak gösterilebilir.

C. Optimizasyon

Optimizasyon; ele alınan problemin mevcut kısıtlar altında en iyi sonuç elde edilecek şekilde çözülmesidir. YSA' nın bu amaçla kullanımına örnek olarak aşağıdaki uygulamalar gösterilmiştir.

- Gezgin satıcı problemlerine Hopfield ağı uygulamaları
- Uçak rotalama uygulamaları
- Navigasyon sistemlerinde kullanılan rota belirleme uygulamaları
- Endüstriyel tasarım ve planlama uygulamaları
- Finans sektöründe fiyatlandırma stratejileri
- Sağlık sektöründe, transplantasyon (organ nakli) zamanlarının optimizasyonu
- Karar verme problemleri; satranç, poker gibi oyunlarda en iyi hamlenin belirlenmesi gibi uygulamalar YSA' nın optimizasyon uygulamalarına örnek olarak gösterilebilir.

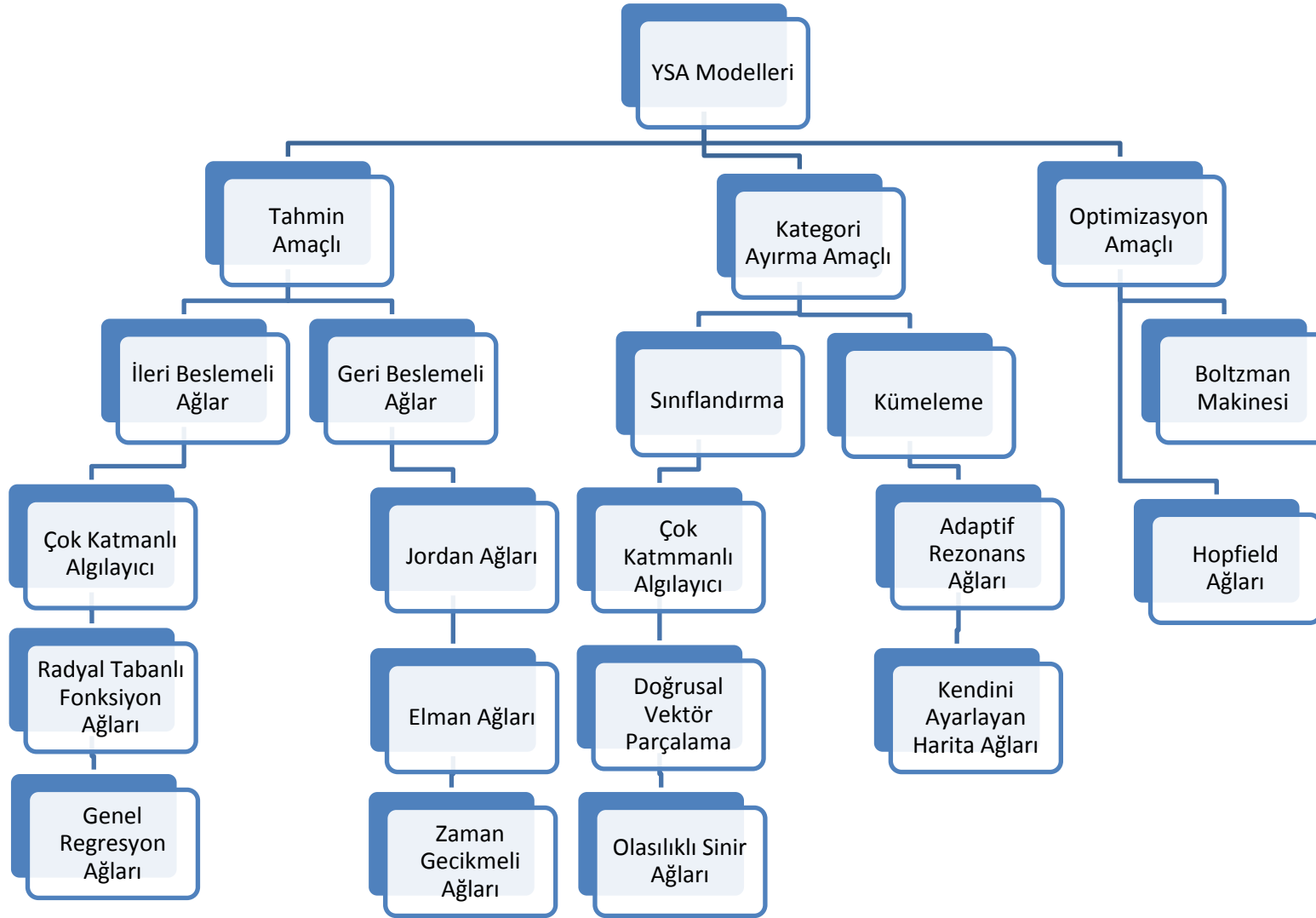
D. Fonksiyon Yaklaşımı

Girdi ile çıktı kümeleri arasındaki ilişkiyi matematiksel olarak ifade eden işlevlere fonksiyon denir. Regresyon analizi de yapay sinir ağlarında girdi olarak kullanılan bağımsız değişkenler ile yapay sinir ağlarında çıktı olarak kullanılan bağımlı değişkenlerin arasındaki fonksiyonel ilişkinin ölçülmesidir. Ancak literatürde regresyon analizi ile kıyaslandığında yapay sinir ağlarının daha başarılı sonuçlar verdiği birçok uygulamanın bulunduğu görülmektedir. Aynı zamanda yapay sinir ağlarında yer alan küçük işlemciler

sayesinde girdi ile çıktı kümeleri arasındaki ilişkinin bilinemediği karmaşık problemlerde başarılı sonuçların elde edilmesi mümkündür. Yapay sinir ağlarının bu amaçla kullanımına örnek olarak aşağıdaki uygulamalar gösterilmiştir.

- Finans sektöründe; pazar performans analizi, bütçe kestirimi, döviz kuru ve borsa tahminleri
- Sağlık sektöründe; ilaç etkilerinin analizi
- Üretim sanayiinde; kalite arttırımı
- Elektronik alanında; çiplerin bozulma analizi
- Makroekonomik tahminler
- Müşteri tahmini analizleri gibi uygulamalar YSA' nın fonksiyon yaklaşımı uygulamalarına örnek olarak gösterilebilir.

Şekil 7' de YSA modellerinin kullanım amaçlarına göre Hamzaçebi tarafından oluşturulan şema görülmektedir (2011: 26).



Şekil 7: Kullanım Amaçlarına Göre YSA Modelleri (HAMZAÇEBİ, 2011: 26)

İKİNCİ BÖLÜM

BULANIK MANTIK

Gündelik hayatta sürekli kullanılan çok az, az, ideal, fazla gibi dilsel ifadeler öznel olgular belirtmektedir. Günümüzde karşılaşılan ve çözüm bekleyen problemlerde nesnel bilgiler kadar öznel bilgiler de yer almaktadır. Nesnel bilgi, matematiksel modeller gibi mühendislik problemlerinde sürekli kullanılırken; öznel bilgi ise uzman bilgisi, kurallar veya tasarım gereklilikleri gibi klasik matematiğin yetersiz veya tanımlamasının olanaksız olduğu durumlarda kullanılmaktadır (Mendel, 2001: 3). Ayrıca, yaşanan çevrede karmaşıklık genel olarak belirsizlikten veya kesin kararlar verilememesinden kaynaklanmakta ve birçok konuda sahip olunan bilginin eksik veya yetersiz oluşundan dolayı belirsizlikler ile her zaman karşılaşılmaktadır. Gerçek bir olayın insan bilgisinin sonucunda tam anlamı ile kavranması mümkün olmadığından bu gibi olaylar yaklaşık olarak düşünülerek yorumlanmaktadır (Şen, 2004: 7). Bulanık mantık bu belirsizlik ve karmaşıklıkların yer aldığı sistemlerde bilgisayar desteği ile insan bilgisinin tam anlamı ile kavrayamadığı durumlar için geliştirilmiş bir kuramdır.

Bulanık mantık, bulanık küme teorisinden geliştirilen ve çoğu problemde bulunan belirsizliği, matematiksel olarak modellemek ve çözmek için araçlar geliştirmektedir (Chin vd., 2008: 638). Belirsizlik ile ilgilenen ve bu belirsizliği modellemeye çalışan “Bulanık Mantık” kavramındaki sözcüklere bakıldığında “bulanık” sözcüğü, ilk defa Zadeh (1965) tarafından ortaya atılmış olup, “belirsiz, kesin olmayan, hayal meyal” anlamındadır (Türkbey, 2003: 84). “Mantık” ise “düşünmek, akıl yürütmek, yargılarda bulunarak çıkarım yapmak, yorum yapmak” anlamında kullanılmaktadır (Baykal & Beyan, 2004: 9).

Temelinde belirsizliğin yattığı bulanık mantığın ana amacı, herhangi bir problemde tam ve kesin olmayan yani eksik bilgiler var olduğunda, insanlara doğru ve tutarlı bilgiler verebilmek ve onlara, karar destek sistemi sağlamaktır (Türkbey, 2003: 82). Bu anlamda bulanık mantık, önermelerin doğruluk dereceleri ile ilgilenmektedir. Başka bir deyişle, bir önermenin doğruluğu, doğru olan önerme hakkında kesinliğin derecesine bağlı olmaktadır. Her ne kadar kesinliğin derecesi, olasılığı andırsa da bunlar, birbirinden farklı kavramlardır

(Öztürk ve Sönmez, 2004: 582). Bulanıklık ile olasılık arasındaki ayrım oldukça açıktır. Bulanıklık, bir olaydaki veya bir önermedeki belirsiz veya kesin olmayan anlatım iken (Zadeh ve Kacprzyk, 1992: 74); olasılık, bir olayın oluşundaki belirsizliği ifade etmektedir (Ross, 2004: 16).

I. BULANIK MANTIĞIN TARİHSEL GELİŞİMİ VE KULLANIM ALANLARI

1900' lerin ilk yıllarında, Jan Lukasiewicz (1878-1956) iki değerli Aristo mantığına karşı bir öneride bulunmuştur. Açıkladığı üç değerli mantık en uygun olarak “belki” tanımı ile tercüme edilebilir ve doğru ile yanlış arasında bir değere sahiptir. Donald Erwin Knuth (1938-), Lukasiewicz’ den aldığı üç değerli mantığı, $[0, 1, 2]$ tam sayı aralığı yerine $[-1, 0, 1]$ aralığını kullanarak ifade etmiştir. Bu alternatif yaygınlaşmamış, önemsenmemiş ve karanlıkta kalmıştır. Ayrıca Arend Heyting (1898-1980) de çok değerli mantığı genişletmiştir. Heyting sezgisel mantığın da kurucusudur.

Modern anlamda bulanık mantık düşüncesinin kurucusu sayılan California Berkeley Üniversitesinden Azerbaycan asıllı Lütfü Askerzade (1921-) öznel ve bulanık insan düşüncesini temsil eden veriyi işlemede alışlageldik bilgisayar mantığının yetersiz kaldığını gözlemlemiş ve 1965’de bulanık kümeler çalışmasını yayınlamıştır. Bu çalışmasında bulanık küme teorisi ve bulanık mantıkla olan bağıntısını açıklamıştır. Teorisi üyelik fonksiyonunu $[0.0, 0.1]$ gerçek sayı aralığında tanımlamıştır. Böylece bulanık mantık tüm dünyaya açıklanmıştır. Daha sonraları Zadeh olarak tanınan Askerzade bulanık mantığın kurucusu, yine Azerbaycan asıllı olan Max Black (1909-1988) ise hazırlayıcılarındandır. Bertrand Russell, Jan Lukasiewicz, Max Black de bulanık mantık konusunu olgunlaştıran kişilerdir (Baykal & Beyan, 2004: 17-18).

Bulanık mantık ve sistemlerin dünyanın değişik araştırma merkezlerinde dikkat kazanması 1975 yılında Mamdani ve Assilian tarafından yapılan gerçek bir kontrol uygulaması ile olmuştur. Bu araştırmacılar ilk defa bir buhar makinası kontrolünün bulanık sistem ile modellenmesini başarmıştır. Bu ön çalışmadan, bulanık sistemlerle çalışmanın hem ne kadar kolay hem de sonuçlarının ne kadar etkili olduğu anlaşılmıştır (Şen, 2004: 9).

1977 yılında King ve Mamdani dinamik sistemleri kontrol etmek için bulanık algoritmalar kullanmışlardır. Ölçme hatalarını minimize edilmesi için bulanık modellerin kullanılmasının avantaj sağlayacağını düşünmüş ve uygulamışlardır (King ve Mamdani, 1977: 235).

1979 yılında Braae ve Rutherford tanımlanamamış sistemler için bulanık denetleyici uygulamaları üzerinde çalışma yapmışlardır (Daley ve Gill, 1986: 1).

1987 yılında Xu ve Lu, bulanık model tanımlama ve kendi kendine öğrenebilme algoritmalarının işlem kapasitesi ve zaman açısından etkinliğinin artırılması üzerine çalışmışlardır (Xu ve Lu, 1987: 4).

Yamaichi Securities' in geliştirdiği Bulanık Mantık temelli uzman sistem, 1988 yılının Ekim ayında Kara Pazar adlı Tokyo Borsası'nda yaşanan krizin sinyallerini on sekiz gün önceden haber vermiştir. Bu kadar başarılı uygulamaların ardından bulanık mantığa olan ilgi artmış, uluslararası bir çalışma ortamı oluşturabilmek amacıyla 1989 yılında aralarında SGS, Thomson, Omron, Hitachi, NCR, IBM, Toshiba ve Matsuhita gibi dünya devlerinin de bulunduğu 51 firma tarafında LIFE (Laboratory for Interchange Fuzzy Engineering) laboratuvarları kurulmuştur (Günel, 1997: 50-51). Bu gelişmenin üzerine bulanık mantık uygulamaları hız kazanarak çeşitli alanlarda yaygınlaşmaya başlamıştır.

Bulanık kuramın uygulamalarının ürünleri Japonya'da 1990 yılında tüketicilere sunulmuştur. Örneğin, bulanık denetimli çamaşır makinesi, çamaşır cinsine, miktarına, kirliliğine göre en etkili çamaşır yıkama ve su kullanım programını seçebilmektedir. Bulanık mantık uygulamalarına diğer bir örnek arabalarda yakıt püskürtme ve ateşleme sisteminin denetimidir. Ayrıca, elektrik süpürgesi, televizyon ve müzik gibi aygıtlarda da bulanık mantık denetimi kullanılmaktadır. 1993 yılında Sony, "The Palm Top System" i tanıtmıştır. Burada bulanık mantıkla elle yazılan kanji karakterlerinin makine tarafından tanınması sağlanmıştır. Örneğin eğer 253 yazılırsa, burada Sony PalmTop S harfinden 5 sayısını ayırt edebilmektedir. Bugün elektronik pazarında, pek çok üretim bulanık mantık temeline dayanmaktadır. Bulanık mantık denetim sistemlerinin pek çoğu tüketiciler için SEA/Japonya'da üretilmektedir. Bulanık mantığa dayanan pek çok otomotiv ürünleri piyasaya sunulmuştur (Elmas, 2003: 27).

II. BULANIK KÜME KAVRAMI VE ÜYELİK FONKSİYONLARI

Geleneksel küme teorisinde kesin sınırlı küme kavramı kullanılır. Bu kavram nesnenin bir kümenin elemanı olması ya da olmaması gibi iki seçenekli bir mantığa dayanmaktadır. Ancak bulanık küme kuramında; kümedeki her bir birey, klasik çift değerli küme kuramlarında olduğu gibi “üye” ya da “üye değil” olarak değil, “bir dereceye kadar üye” olarak görülür.

Bulanık küme değişik üyelik derecesinde öğeleri olan bir topluluktur. Klasik küme teorisindeki siyah-beyaz ikili üyelik kavramını kısmi üyelik kavramına genelleştirir. Burada “0” değeri üye olmamayı, “1” değeri tam üye olmayı belirtirken (0,1) arası değerler de kısmi üyelik kavramına karşılık gelir.

Bir bulanık küme ögesi aynı değişken özelliğine sahip olmak üzere başka bir kümenin de ögesi olabilir. Sonuç olarak bulanık küme için klasik kümelerle göre belirsiz, bulanık sınırı olan kümedir denilebilir. Örnek olarak; evli çiftlerin oluşturduğu küme bir klasik küme olarak ifade edilebilir. Ancak “mutlu” evli çiftlerin oluşturduğu küme bulanık bir küme olacaktır. Ya da üniversiteden bu yıl mezun olanlar klasik bir kümeyi oluştururken, üniversiteden bu yıl mezun olan “iyi” öğrenciler bulanık bir küme oluşturacaklardır (Baykal & Beyan, 2004: 75).

Bulanık kümelerde, küme elemanları üyelik fonksiyonları ile gösterilmektedir. Bir E evrensel kümesinde tanımlı bulanık A kümesi $(\tilde{A})$, μ_A üyelik fonksiyonu ile tanımlanmakta ve klasik kümelerdeki karakteristik fonksiyon $\mu_A: E \rightarrow \{0,1\}$, yerini üyelik fonksiyonuna bırakarak $\mu_A: E \rightarrow [0,1]$ şeklinde gösterilir. Burada $\mu_A(x)$ değeri, x elemanının üyelik değerini veya üyelik derecesini göstermektedir. Üyelik derecesi ise, x elemanının, $\tilde{A}$ kümesine ait olma derecesini göstermektedir (TANAKA 1997: 10). Bu anlamda üyelik derecesi, herhangi bir elemanın üyelik fonksiyonundan aldığı değer olarak tanımlanabilir. Üyelik fonksiyonu (önem eğrisi) ise genel olarak küme üyelerinin üyelik derecelerini gösteren eğridir şeklinde ifade edilebilir. Üyelik fonksiyonu grafiğinde x eksenini üyeleri gösterirken, y eksenini de üyelik derecelerini gösterir (Baykal & Beyan, 2004: 76).

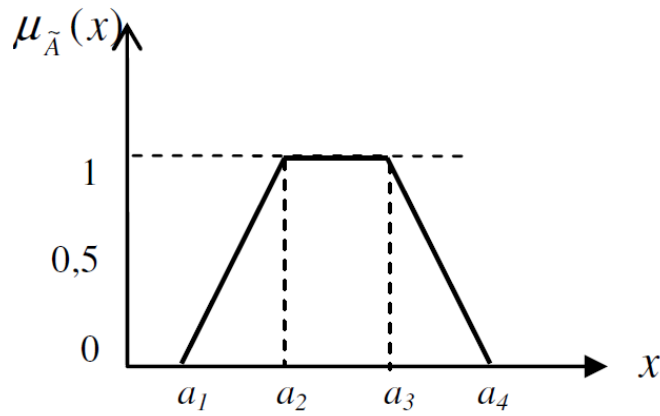
Literatürde çeşitli üyelik fonksiyonları olmakla birlikte yaygın olarak kullanılanları üçgensel, yamuksal ve Gaussian üyelik fonksiyonlarıdır. Hangi üyelik fonksiyonunun ne tür uygulamalarda kullanılması gerektiğine yönelik bir kıstas olmamakla birlikte üyelik fonksiyonu seçiminde uzman görüşü ve deneme yanılma yöntemi uygulanmaktadır.

A. Yamuk Üyelik Fonksiyonu

Yamuk üyelik fonksiyonu a_1, a_2, a_3 ve a_4 olmak üzere dört parametre ile şu şekilde tanımlanmaktadır:

$$\mu_{\tilde{A}}(x; a_1, a_2, a_3, a_4) = \begin{cases} 0 & , \quad x < a_1 \\ \frac{x - a_1}{a_2 - a_1} & , \quad a_1 \leq x \leq a_2 \\ 1 & , \quad a_2 \leq x \leq a_3 \\ \frac{a_4 - x}{a_4 - a_3} & , \quad a_3 \leq x \leq a_4 \\ 0 & , \quad a_4 < x \end{cases} \quad (2.1)$$

Fonksiyonun grafiksel şekli aşağıda gösterildiği gibidir.



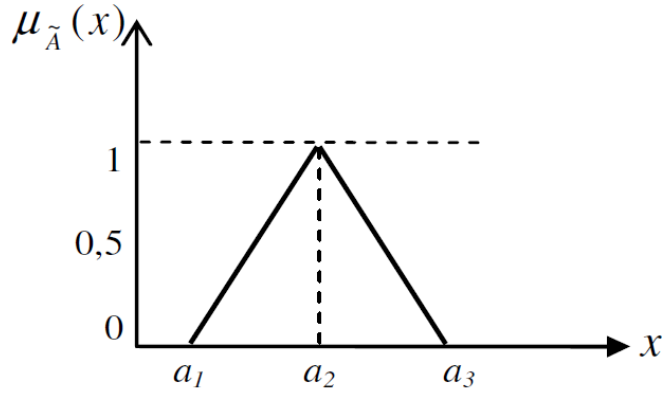
Grafik 14: Yamuk Üyelik Fonksiyonu

B. Üçgensel Üyelik Fonksiyonu

Yamuk üyelik fonksiyonunun özel bir durumu olan üçgensel üyelik fonksiyonu a_1, a_2 ve a_3 olmak üzere üç parametre ile şu şekilde tanımlanmaktadır:

$$\mu_{\tilde{A}}(x; a_1, a_2, a_3) = \begin{cases} 0 & , \quad x < a_1 \\ (x - a_1)/(a_2 - a_1) & , \quad a_1 \leq x \leq a_2 \\ (a_3 - x)/(a_3 - a_2) & , \quad a_2 \leq x \leq a_3 \\ 0 & , \quad a_3 < x \end{cases} \quad (2.2)$$

Fonksiyonun grafiksel şekli aşağıda gösterildiği gibidir.



Grafik 15: Üçgensel Üyelik Fonksiyonu

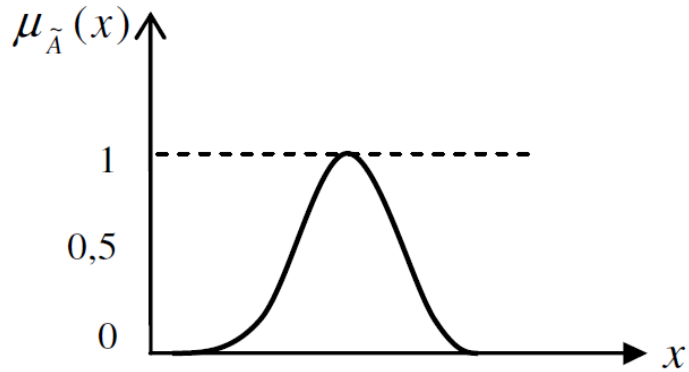
C. Gaussian Üyelik Fonksiyonu

Bu tip bir üyelik fonksiyonu m ve σ parametreleri ile şu şekilde tanımlanır:

$$\mu_{\tilde{A}}(x; m, \sigma) = \exp \left\{ \frac{-(x - m)^2}{2\sigma^2} \right\} \quad (2.3)$$

Bu fonksiyonda m fonksiyon merkezini ve σ da genişliğini ifade eder. σ değerini değiştirerek, fonksiyonun biçimini değiştirebiliriz. Eğer σ küçük olursa üyelik fonksiyonu daha ince olurken, bu değer büyüdükçe üyelik fonksiyonu gittikçe yayvanlaşacaktır (Baykal & Beyan, 2004: 79).

Fonksiyonun grafiksel şekli aşağıda gösterildiği gibidir.



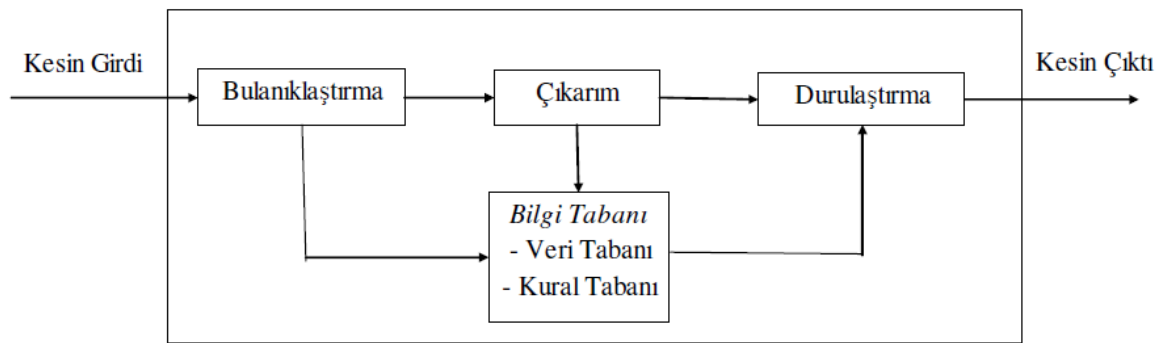
Grafik 16: Gaussian Üyelik Fonksiyonu

III. BULANIK ÇIKARIM SİSTEMLERİ

Temelini bulanık mantığın oluşturduğu bulanık çıkarım sistemleri, bulanık mantık yaklaşımını kullanan süreçlerin oluşturulması, performanslarının değerlendirilmesi ve gözlemlenmesi için geliştirilen sistemler olup, “eğer - o halde” biçimindeki bulanık kurallardan oluşan bilgi tabanlı veya kural tabanlı sistem olarak adlandırılabilir (Pillay ve Wang, 2003: 75). Genel olarak bulanık sistemler, davranışları tam olarak modellenememiş oldukça karmaşık sistemlerin modellenmesi ve problemlerden yaklaşık ve hızlı sonuçlar alınmak istenmesi durumlarında kullanılabilir (Ross, 2004: 8). Bulanık mantığın birçok karmaşık sistemlerin veya problemlerin çözümünde kullanılmasının nedenlerini kısaca şu şekilde özetlemek mümkündür (Yılmaz ve Arslan, 2005: 515):

- Anlaşılması kolay olup dayandığı matematiksel teori basittir.
- Doğaldır ve işlemler esnasında insanların günlük hayatta kullandığı dili kullanmaktadır.
- Eksik veya yetersiz bilgilerle işlemler yapabilmektedir.
- Karmaşık ve doğrusal olmayan fonksiyonları modelleyebilmekte ve diğer yöntemlerle birlikte kullanılarak bulanık modeller oluşturabilmektedir.
- Uzman kişilerin görüş ve tecrübelerini modele dahil edebilmekte ve sayısal olmayan bu verilerle işlem yapabilmektedir.

Bulanık çıkarım sistemleri; bulandırma birimi, bilgi tabanı karar verme birimi ve durulama birimi olmak üzere dört temel bileşenden meydana gelmektedir. Şekil 8’ de bir bulanık çıkarım sisteminin temel yapısı gösterilmektedir.



Şekil 8: Bir Bulanık Sistemin Temel Yapısı

A. Bulanıklaştırma

Bulandırma olarak da anılan bulanıklaştırma işlemi sisteme gelen kesin giriş verilerini dilsel değişkenlere dönüştürme işlemidir. Bu aşamada belirlenen üyelik fonksiyonlarından faydalanılarak giriş bilgilerinin ait oldukları küme veya kümeler üyelik dereceleri ile birlikte tespit edilir ve bu giriş değerlerine az-çok-biraz gibi dilsel değerler atanır.

B. Bilgi Tabanı

Bilgi tabanı, karar verme biriminin, kural tabanının da kullandığı bilgileri aldığı veri tabanı ve denetim amaçlarına uygun dilsel denetim kurallarının bulunduğu kural tabanı olmak üzere iki kısma ayrılabilir. Genel olarak, uygulama dönemindeki bilgilerden ve denetim amaçlarından oluşur. Bilgi tabanından dilsel denetim kurallarının tanımlanmasında ve bulanık mantık sistemindeki bulanık bilgi işleme süresince yararlanılır. Kurallar kümesi sistemin amaçlarını ve stratejisini belirler (Elmas, 2003: 91).

C. Bulanık Çıkarım

Bulanık sistem, bulanık çıkarım motoru, bulanık kural tabanlı sistem, karar verme birimi, bulanık model, bulanık denetleyici olarak da bilinen bulanık çıkarım birimi bulanık mantık sisteminin çekirdek kısmıdır. Aslında çıkarım veya yaklaşık çıkarım olarak adlandırılan bu süreç, girdiler ile çıktının eşleştirildiği başka bir deyişle bilginin işlendiği süreçtir (Yadav vd., 2008: 750). Bu süreç insanın karar verme ve çıkarım yapma yeteneğinin benzeri bir yolla bulanık kavramları işler ve çıkarım yaparak gerekli denetimi belirler (Elmas, 2003: 92).

Bulanık çıkarım sisteminde uzmanların bilgileri, bulanık kurallardan oluşan kural tabanı ile gösterilmektedir (Tay ve Lim, 2006: 1050). Literatürde Mamdani ve Takagi-Sugeno çıkarımları yaygın olarak kullanılan çıkarım yöntemleridir (Aytaç, 2011: 91).

D. Durulaştırma

Bulanık sistemde yer alan bulanık çıkarım birimi tarafından elde edilen çözüm bulanık bir çözüm kümesinden ibarettir. Ancak birçok uygulamada sonuç olarak kesin bir değere ihtiyaç duyulmaktadır. Bu bağlamda bulanık çıkarım sonucu elde edilen kümenin sayısal bir değere dönüştürülmesi gerekir. Bu işleme durulama veya durulaştırma adı

verilir. Literatürde kullanılan çeşitli durulama yöntemleri olmakla birlikte uygulamada hangi yöntemin kullanılması gerektiğiyle ilgili sistematik bir işlem bulunmamaktadır.

Literatürde 30’ dan fazla durulama yöntemi vardır. Bunların bir kısmı en büyük üyelik ilkesi, sentroid yöntemi, ağırlıklı ortalama yöntemi, ortalama en büyük üyelik, toplamların merkezi, en büyük alanın merkezi, en büyük ilk veya son üyelik derecesi olarak sıralanabilir (Baykal & Beyan, 2004: 383). Ancak bu çalışmada en yaygın olarak kullanılan dört durulama yöntemine değinilecektir. Bunlar en büyüklerin ortası, ağırlık merkezi yöntemi ile hesaplama, ortalamaların merkezi ve alan merkezi yöntemleridir (Baykal & Beyan, 2004: 384).

1. En Büyüklerin Ortası

En büyüklerin ortası stratejisi üyelik fonksiyonlarının en büyüğe ulaştığı tüm denetim etkinliklerinin ortalama değerlerini temsil eden bir denetim etkinliği üretir. Ayrık bir evren varlığında denetim etkinliği, z_j üyelik fonksiyonunun en büyüğe ulaştığı denetim etkinliği, k bu şekildeki denetim etkinliklerinin sayısı olmak üzere;

$$z_0 = \sum_{j=1}^k \frac{z_j}{k} \quad (2.4)$$

olarak açıklanabilir.

2. Ağırlık Merkezi (Alan Merkezi Yöntemi)

Sentroid yöntemi de denilen, yaygın olarak kullanılan ağırlık merkezi stratejisi bulanık C kümesinin olabilirlik dağılımının çekim noktasını üretir. Çıktının niceleme sayısı n olduğunda, $C, (z)$ çıkış boyutunda tanımlanan bir bulanık kümedir.

$$z_0 = \frac{\sum_{j=1}^n \mu_C(z_j) \cdot z_j}{\sum_{j=1}^n \mu_C(z_j)} \quad (2.5)$$

3. Ortalama Merkezi

Çıktı bulanık kümesinde bulunan üyelik fonksiyonlarında yer alan değerlerin ortalama değerini veren yöntemdir. Bu bağlamda bir bulanık kümenin durulama değeri;

(2.6)

$$\sum_{i=EK_j(j \in M)}^h \mu(x_i) = \sum_{i=h}^{\mu} \mu(x_i)$$

$$M = \{i | \mu_i = EB\{\mu_1, \dots, \mu_n\}\}$$

$$\bar{X} = X_h$$

4. İki Bölümlü Alan Yöntemi

Bu yöntemde çıktı bulanık kümesi en azından iki tane dışbükey alt bulanık kümeyi içeriyorsa dışbükey bulanık kümelerin en büyük alanlısının ağırlık merkezi durulama işleminde kullanılır. İki bölümlü alan yöntemi, aynı alanlı iki bölgeye ayıran bir etkinlik (z_0) üretir. $\alpha = EK\{z | z \in W\}$, $\beta = EK\{z | z \in W\}$ olmak üzere,

$$\int_{\alpha}^{z_0} \mu_c(z) dz = \int_{z_0}^{\beta} \mu_c(z) dz \quad (2.7)$$

olarak hesaplanır.

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

UYGULAMA

Çalışmanın uygulama bölümü iki kısımdan oluşmaktadır. Birinci kısım YSA uygulamasından, ikinci kısım ise bulanık mantık uygulamasından oluşmaktadır. Birinci kısımda meteorolojik verilere farklı YSA modelleri uygulanarak kestirimde bulunulmuş ve elde edilen kestirim değerleri ikinci kısımda kullanılarak kestirilen günler hava durumuna göre sınıflandırılmıştır.

I. YAPAY SİNİR AĞ MODELLERİNİN METEOROLOJİK VERİLERE UYGULANMASI

Uygulamanın bu kısmında iki meteorolojik değişken için farklı ağ modelleri kullanılarak ön raporlama ve kestirim sonuçları incelenmiştir.

A. Yöntem ve Materyal

Uygulamada kullanılan veriler Meteoroloji Genel Müdürlüğü'nden alınmış olup İstanbul Tarihi Yarımada'sını kapsamaktadır. Veriler 1970-2011 yıllarında 17636 numaralı Florya Meteoroloji İstasyonu tarafından gözlemlenen günlük değerlerden meydana gelen 42 yıllık zaman serilerinden oluşmaktadır. Eksik gözlem değerleri için eksik verinin ait olduğu gün için hesaplanan aritmetik ortalama değerleri kullanılmıştır. Uygulamalarda MATLAB (R2011a) ve Microsoft Excel (2010) programları kullanılmıştır.

Uygulamada 42 yıllık verinin ilk 40 yılı (1970-2009) ağı eğitime, test etme ve doğrulamak için kullanılırken son 2 yıllık veri (2010-2011) ağa hiçbir şekilde gösterilmeden eğitimi tamamlanan ağ tarafından yapılan kestirimlerin tutarlılığını ölçmek için saklanmıştır. Ağın eğitimi esnasında kullanılan verilerin %70'i eğitim, %20'si test ve %10'u geçerlilik için ayrılmıştır. Uygulamaya konu olan veriler zaman serileri olduğu için verilerin bölünmesinde zaman penceresi yöntemi benimsenmiştir. Yani ağa gösterilen 14.600 adet verinin -29 Şubat'lar ihmal edilmiştir- ilk 10.220 adeti eğitim için, sonraki 2.920 adeti doğrulama için ve son 1.460 adeti test için kullanılmıştır. 2010 ve 2011 yıllarına ait 730 adet veri ise yapılan kestirimlerle kıyaslanmak için saklanmıştır.

B. Ağ Tasarımı

Uygulamada çok katmanlı algılayıcı modelleri kullanılarak farklı fonksiyonlar yakınsanmaya çalışılmıştır. Tasarlanan modellerde tek ara katman kullanılmıştır. Çünkü birden fazla ara katmanın kullanılması -çok karmaşık fonksiyonlar yakınsanmaya çalışılmadığı sürece- pratikte bir yarar sağlamadığı gibi öğrenmeyi de yavaşlattığı ortaya konulmuştur (Masters, 1993:174). Ara katmanda bulunan nöron sayısı ve gecikme sayısı ise deneme yanılma yöntemi ile belirlenmiştir.

Tasarlanan ağlarda yer alan ara katmanda tanjant hiperbolik sigmoid (tansig) ve ağın çıktı katmanında doğrusal (purelin) aktivasyon fonksiyonları kullanılmıştır. Eğitim algoritması olarak hatayı geriye yayan Levenberg-Marquardt (trainlm) geri yayılım algoritması kullanılmıştır. Ara katmanda kullanılan aktivasyon fonksiyonunun yapısı gereği veriler -1 ve +1 değerleri arasında normalleştirilmiştir. Ağda yer alan bütün hücrelerde birleştirme fonksiyonu olarak toplama fonksiyonu kullanılmıştır. Birinci bölümde bahsedildiği gibi birleştirme ve aktivasyon fonksiyonlarının seçiminde belirli bir kıstas olmadığından, kullanılan fonksiyonlar daha önce yapılan çalışmalar dikkate alınarak belirlenmiştir.

Çalışmada kullanılan çok katmanlı algılayıcı modeli, öğrenme tipi olarak danışmanlı öğrenme stratejisi kullanmakta ve yapay sinir ağ mimarisi olarak ileri beslemeli sinir ağ modelidir. Performans kriteri olarak hata kareleri ortalaması (MSE-Mean Squared Error) belirlenmiş ve hedef olarak sıfıra yakın olması amaçlanmıştır.

C. Günlük Ortalama Sıcaklık

Çalışmanın bu kısmında günlük ortalama sıcaklık değerleri için iki ayrı fonksiyon yakınsanmaya çalışılmıştır. Bu nedenle değişken için iki ayrı model oluşturulmuştur. İki modelde de MATLAB' da yer alan NAR (*Nonlinear Autoregressive – Doğrusal Olmayan Otoregresif*) ağ yapısı kullanılmıştır. Birinci modelde veriler ağa 1x14600 boyutlarında, tek değerden meydana gelen 14.600 adet sütun vektöründen oluşan bir matris olarak tanıtılarak değişkenin ardışık gözlem değerleri arasında var olduğu düşünülen fonksiyonun yakınsanması amaçlanmıştır. İkinci modelde ise veriler ağa 1x40 boyutlarında 365 değişkenden oluşan sütun vektörlerinden oluşan bir matris olarak programa yüklenerek değişkenin yılın 365 günü için 40 yıl boyunca gözlenen değerleri arasında var olduğu

düşünülen fonksiyonun yakınsanması amaçlanmıştır. Yani incelenen değişkenin yıllık ardışık değerleri arasında var olduğu düşünülen fonksiyon yakınsanmaya çalışılmıştır. Her iki fonksiyon için de ön raporlama performansları incelenerek kestirim değerleri gerçekleşen gözlem değerleri ile kıyaslanmıştır

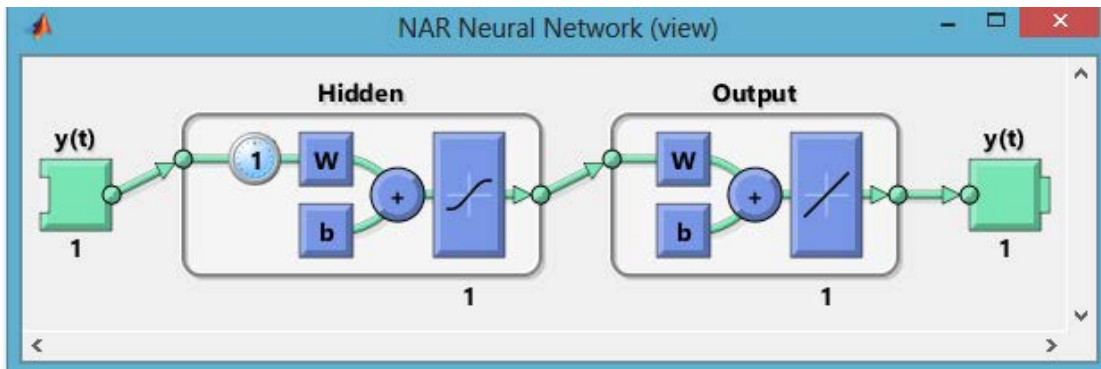
1. Birinci Model

Bu kısımda veriler ağı 1x14600 boyutlarında matris olarak verilmiştir. Matristeki her bir sütun günlük gözlenen ortalama sıcaklık değerini göstermektedir. Bu matris yapısıyla ağı 40 yıllık gözlenen ortalama sıcaklık değerleri verilmiştir. Bu şekilde gözlenen günlük ortalama sıcaklık değeri ile belirlenen gecikme sayısı kadar geçmiş ardışık günde meydana gelen ortalama sıcaklık değerleri arasında var olduğu düşünülen ilişkiyi ortaya koyan fonksiyon yakınsanmaya çalışılmıştır. Yakınsanmaya çalışılan fonksiyon:

$$y_t = f(y_{t-1}, y_{t-2}, y_{t-3}, \dots, y_{t-d}) \quad (3.1)$$

$$t = 1, 2, 3, \dots, 14600 \quad d = \text{gecikme sayısı}$$

Verilerin gecikme değeri ve gizli katmanda yer alan nöron sayısı deneme yanılma yöntemiyle belirlenmeye çalışılmıştır (Bkz. Ek. 2a). Ancak yapılan denemeler sonucunda ağın performansında binde birlik değişimler dışında bir iyileştirme gerçekleşmediği gözlenerek uygulamanın basitliği ve eğitimin hızı açısından gecikme sayısının ve ara katmanda bulunan nöron sayısının, 1 olarak alınmasında karar kılınmıştır. Bu bağlamda tasarlanan ağın yapısı Şekil 9’ da gösterildiği gibidir.



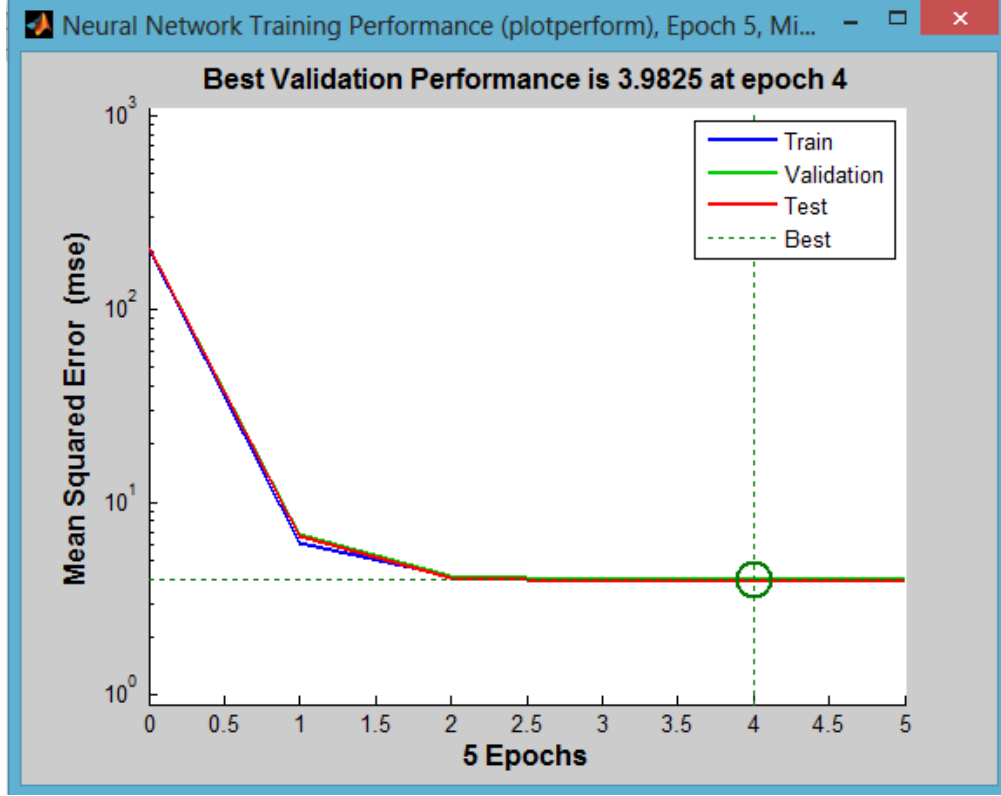
Şekil 9: Bir Gecikmeli Bir Nörondan Oluşan Bir Ara Katmanlı Ağın Mimarisi (NAR)

Şekilde de görüldüğü üzere ağa tek değişken olarak günlük ortalama sıcaklık değerleri (gecikmeli değerler) verilerek yine günlük sıcaklık değerlerinin tahmin edilmesi istenmektedir. Tek nörondan oluşan ara katmanda bu veriler gerekli ağırlıklarla çarpılıp eşik değeriyle toplanarak hücre net girdi değerleri hesaplanmaktadır. Hücre net girdi değerleri aktivasyon fonksiyonundan geçirilerek 1 nörondan oluşan çıktı katmanına gönderilmekte ve burada da aynı işlemlerden geçerek tahmin edilen çıktı değeri verilmektedir. Bu ağın tasarımı ile bir önceki günün ortalama sıcaklığıyla bugünün ortalama sıcaklığı arasındaki ilişki modellenmeye çalışılmıştır.

Belirlenen gecikme sayısından dolayı ağ, 14.599 adet veriyi girdi olarak kullanmış ve bu verilerin 10.221 adeti ağın eğitiminde, 2.919 adeti ağın doğrulanmasında ve 1.459 adeti de ağın test edilmesinde kullanılmıştır. Ağın eğitimi sırasında öğrenme, doğrulama ve test kümelerine ilişkin hata değerlerinde meydana gelen değişim Grafik 17’ de gösterilmiştir. Grafikte de görüldüğü üzere MSE değeri 4. yinelemede minimum seviyeye ulaşmıştır. Her yinelemede elde edilen performans değerleri ise aşağıdaki tabloda gösterildiği gibidir.

Tablo 1: Eğitim, Doğrulama ve Test Kümelerine İlişkin MSE Değerleri

Yineleme	0	1	2	3	4	5
Eğitim	201,45	6,09	4,11	4,01	4,01	4,01
Doğrulama	205,45	6,82	4,14	3,98	3,98	3,98
Test	206,13	6,68	4,07	3,91	3,90	3,90



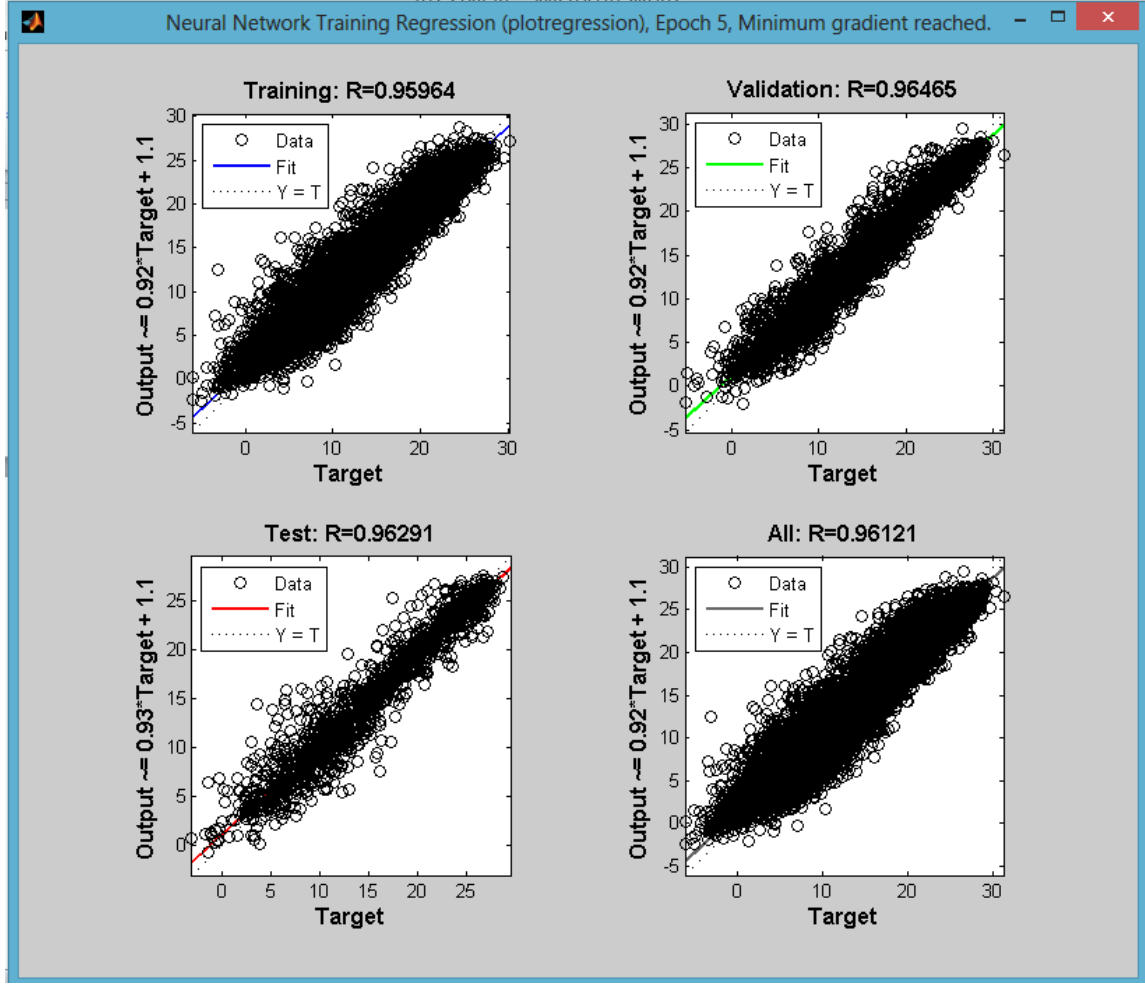
Grafik 17: Eğitim, Doğrulama ve Test Kümelerine İlişkin Hata Performansları

Ağ; performans kriteri olarak belirlenen hata kareleri toplamını minimum kılan ağırlık ve eşik değerlerini bularak eğitimini tamamlar. Bu bağlamda elde edilen sonuçlar şöyledir:

Tablo 2: Eğitilen Ağın Ağırlıkları ve Eşik Değerleri

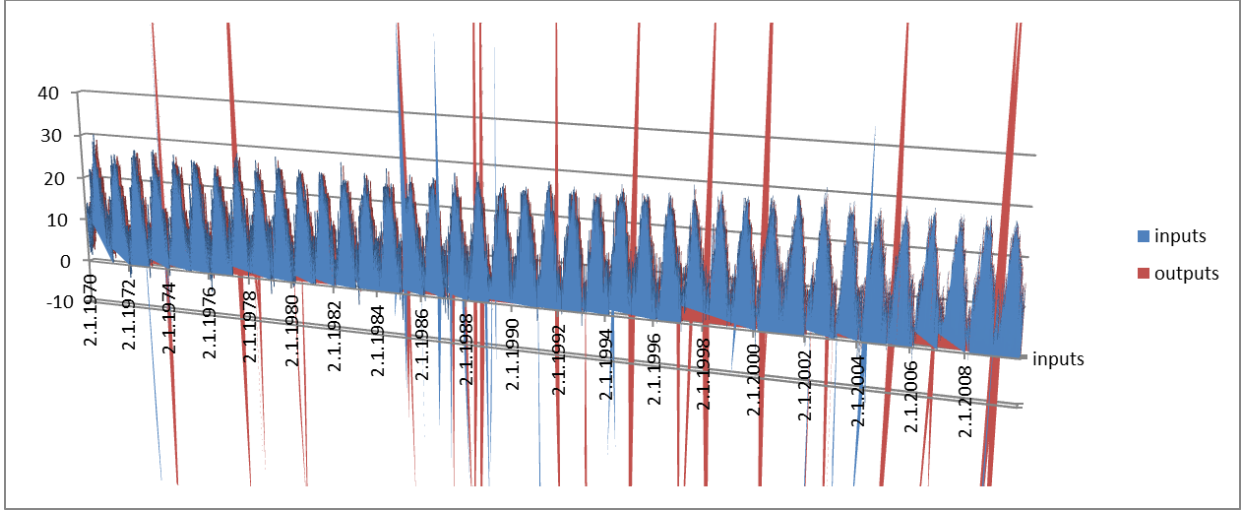
	Eşik Değer	Ağırlık
Ara Katman	-0,1068	0,7281
Çıkış Katmanı	0,1416	1,3848

Eğitimin sonucunda bulunan hatayı en az kılan ağırlık ve eşik değerleri kullanılarak elde edilen tahmin değerleriyle gözlem değerleri arasındaki ilişkinin doğrusal regresyon eğrisi ile gösterimi Grafik 18’ de verilmiştir. Grafikte görüldüğü üzere ağa tanıtılan bütün veriler için bağımlı değişkendeki (bugün gerçekleşen ortalama sıcaklık değeri) değişimin %96’sının bağımsız değişkendeki (bir önceki gün gerçekleşen ortalama sıcaklık değeri) değişimden kaynaklanmaktadır.

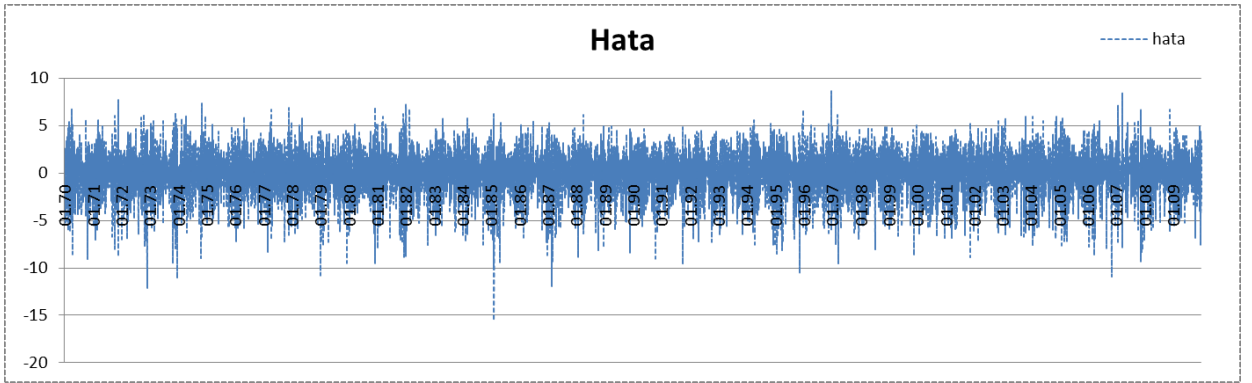


Grafik 18: Gözlem Değerlerinin Doğrusal Regresyon Eğrisi Üzerinde Gösterimi

Ağ tarafından elde edilen tahmini sıcaklık değerleri ile gerçekleşen sıcaklık değerleri aşağıda verilen Grafik 19’da ve tahminlerde meydana gelen hata değerleri de Grafik 20’de gösterilmektedir. Verilerin çokluğundan dolayı veriler üç boyutlu grafikte görselleştirilmeye çalışılmıştır.

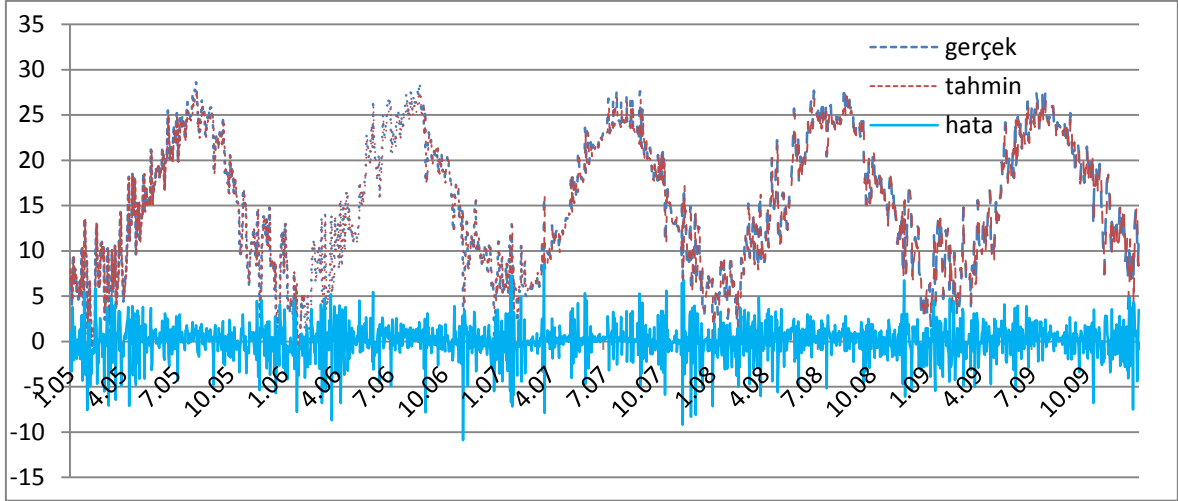


Grafik 19: 1970-2009 Yılları Arasında Gerçekleşen Sıcaklık Değerleri ile YSA Tarafından Tahmin Edilen Sıcaklık Değerleri



Grafik 20: 1970-2009 Yılları İçin Elde Edilen Tahmin Değerleri ile Gözlem Değerleri Arasındaki Fark

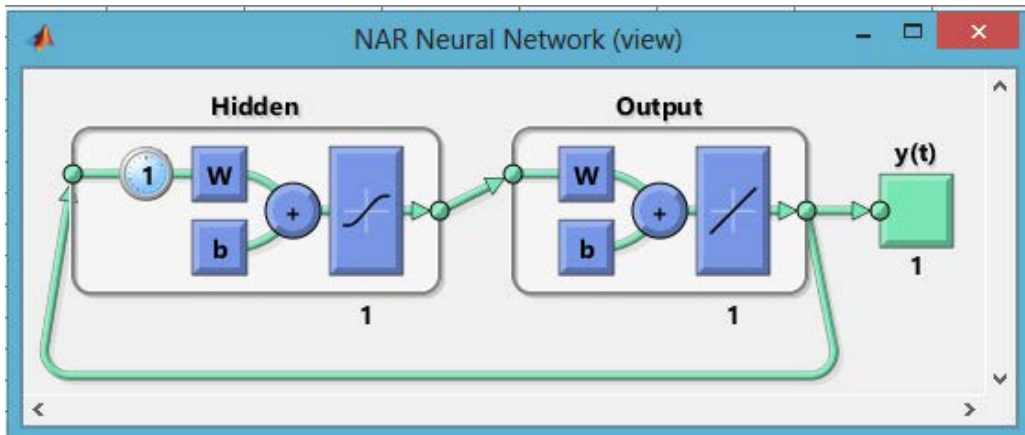
Grafiklerde görüldüğü üzere ağ tarafından ön raporlama sonuçlarına uygun olarak gerçek değerlere oldukça yakın tahminler elde edilmiştir. Yapılan tahminlerin hassaslığını görebilmek için veri sayısını azaltmak adına son beş yıl (2008-2009) için yapılan tahminler, gözlemlenen değerler ve tahminlerde meydana gelen hata payları Grafik 21'de gösterilmiştir. Bu grafikte de görüleceği üzere elde edilen tahminler gözlemlenen değerlere oldukça yakındır.



Grafik 21: 2008-2009 Yılları Arasında Gerçekleşen Sıcaklık Değerleri ile YSA Tarafından Tahmin Edilen Sıcaklık Değerleri ve Hata Miktarının Gösterimi

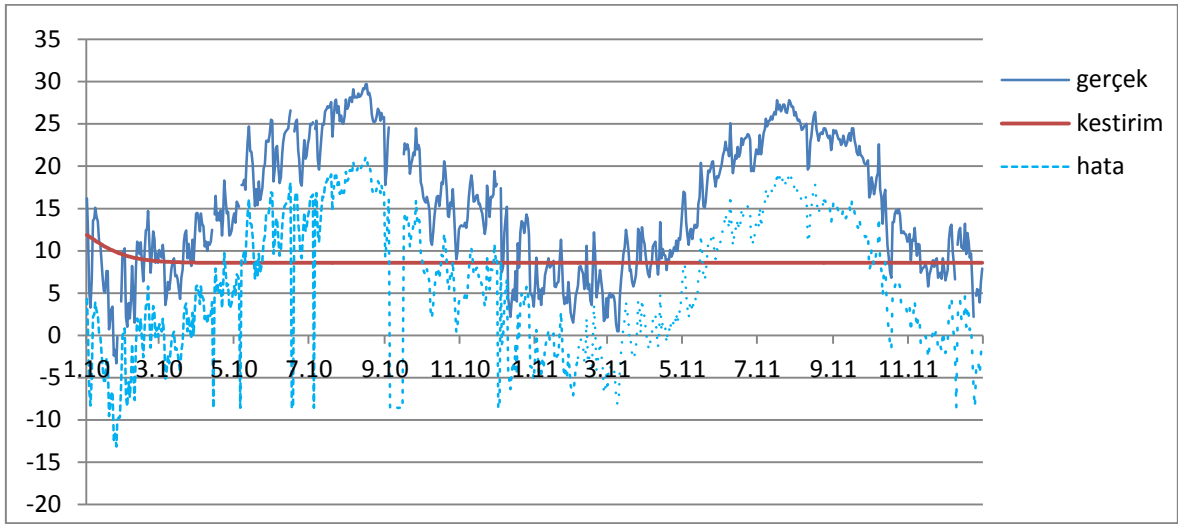
a. Kestirim

Bu kısımda eğitimi tamamlanan ağı, hiçbir aşamada gösterilmeyen 2010 ve 2011 yıllarına ait günlük ortalama sıcaklık değerleri tahmin edilmeye çalışılacaktır. Toplamda 2 yıl için 720 adet tahmin yapılması hedeflendiğinden *çok aşamalı tahmin (multi-step prediction)* yapılacaktır. Çok aşamalı tahmin yapılabilmesi için *açık-döngü* halinde olan ağ yapısı “*close loop*” komutu kullanılarak Şekil 10’da gösterildiği gibi *kapalı-döngü* haline getirilmiştir (Bkz. Ek. 1a). Bu fonksiyon ile ağın giriş değerleri çıktı katmanından doğrudan bir bağlantı oluşturularak geri besleme ile değiştirilir. Böylece elde edilen tahmin değeri yeni girdi değeri olarak kullanılarak bir sonraki tahminde yer alır. Bu sayede istenildiği kadar tahmin değeri elde edilebilir.



Şekil 10: Kapalı Döngüye Sahip Çok Katmanlı Algılayıcı Modelinin Mimari Yapısı

Elde edilen kestirim değerleri, gözlem değerleri ve tahminlerdeki hata payları Grafik 22’de gösterilmiştir. Grafikte de görüldüğü üzere ön raporlama sonuçlarının başarısına karşılık, ağıdan geleceğe yönelik tahminlerde tutarsız sonuçlar elde edilmektedir. Yakınsanan fonksiyon gerçekleşen gözlem değerlerine uygulandığında başarılı sonuçlar vermekte ancak elde edilen tahminlerin tekrar girdi olarak kullanılmasıyla yapılan kestirimlerde ağı, bir döngüye girmekte ve belli bir tahmin sayısı sonrasında sabit bir değer vermektedir. Buna karşılık ilk kestirim değeri olarak hata değeri sıfıra yakın tutarlı bir sonuç vermektedir. Bu sonuç karşısında tutarlı kestirim değerleri elde edebilmek için çalışmada bir sonraki başlıkta anlatılan ikinci ağı tasarımı yoluna gidilmiş ve farklı bir fonksiyon yakınsanmaya çalışılmıştır.



Grafik 22: 2010 ve 2011 Yılları İçin Elde Edilen Kestirim Değerleri ile Gerçek Değerlerin Gösterimi

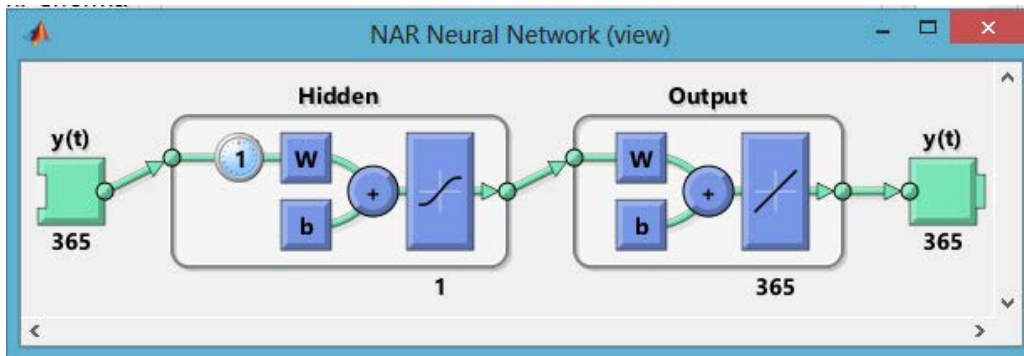
2. İkinci Model

Bu başlıkta bir önceki uygulamada başarılı ön raporlama sonuçlarına rağmen tutarsız kestirim değerleri elde edilmesi sonucunda, tutarlı sonuçlar elde edebilmek adına farklı bir fonksiyon yakınsanmaya çalışılmıştır. Yakınsanmaya çalışılan fonksiyon:

$$y_{ij} = f(y_{i,j-1}, y_{i,j-2}, y_{i,j-3}, \dots, y_{i,j-d}) \quad (3.2)$$

$$i = 1, 2, 3, \dots, 365 \quad j = 1, 2, 3, \dots, 40 \quad d = \text{gecikme sayısı}$$

Bu modelde veriler ağı 1x40 boyutlarında matris olarak verilmiştir. Matristeki her bir sütun 365 adet değerden oluşan sütun vektörü olarak bir yılın 365 günü için gözlenen ortalama sıcaklık değerlerini göstermektedir. Bu matris yapısıyla ağı bir değişkenin (tek satır) 40 zaman adımından oluşan 365 örnek verilmiştir. Bu şekilde 365 günün her bir günü için gözlenen ortalama sıcaklık değeri ile belirlenen gecikme sayısı kadar geçmiş yıl veya yıllarda aynı günde meydana gelen ortalama sıcaklık değerleri arasında var olduğu düşünülen ilişkiyi ortaya koyan fonksiyon yakınsanmaya çalışılmıştır. Verilerin gecikme değeri ve gizli katmanda yer alan nöron sayısı deneme yanılma yöntemiyle belirlenmiştir (Bkz. Ek. 2b). Yapılan denemeler sonucunda ağın performansının, bir önceki uygulamadan farklı olarak, nöron ve gecikme sayısı arttıkça düştüğü gözlenmiştir. Bu bağlamda en iyi performansı veren bir nörondan oluşan tek ara katmanlı ağı yapısının kullanılmasında karar kılınmıştır. Tasarlanan ağı yapısı Şekil 11’de gösterildiği gibidir.



Şekil 11: Bir Gecikmeli Bir Nörondan Oluşan Ara Katmanlı Ağı Yapısı

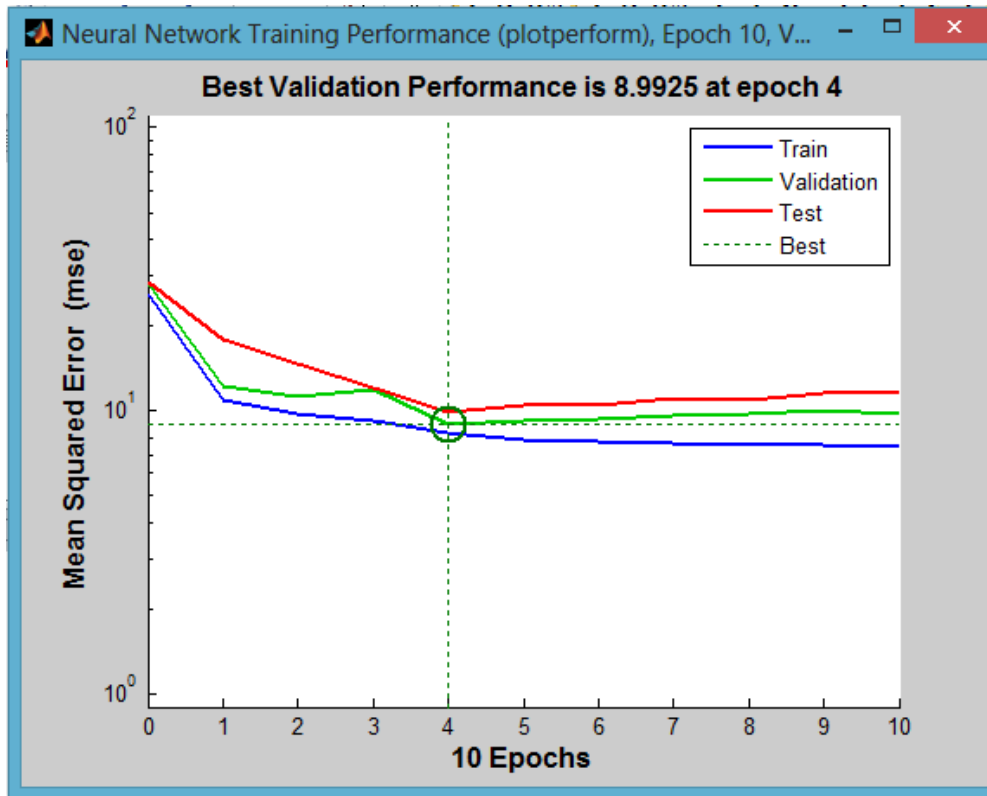
Şekilde de görüldüğü üzere ağı tek değişken olarak günlük ortalama sıcaklık değerlerinin 365 örneği birer gecikmeli olarak verilerek her bir örnek için 365 adet çıktı üretmesi istenmektedir. Tek nörondan oluşan ara katmanda bu veriler gerekli ağırlıklarla çarpılıp eşik değerleriyle toplanarak hücre net girdi değerleri hesaplanmaktadır. Hücre net girdi değerleri aktivasyon fonksiyonundan geçirilerek 365 adet nörondan oluşan çıktı katmanına gönderilmekte ve burada da aynı işlemlerden geçerek tahmin edilen çıktı değerleri elde edilmektedir. Bu ağı tasarımı ile 365 günün her biri için bir önceki yılda gözlenen ortalama sıcaklık değeri ile bugün gözlenen ortalama sıcaklık değerleri arasındaki ilişki modellenmeye çalışılmıştır.

Belirlenen gecikme sayısından dolayı ağı, 14.235 adet veriyi girdi olarak kullanmış ve bu verilerin 10.585 adeti ağı eğitimi, 2.555 adeti ağı doğrulanmasında ve 1.095

adeti de ağın test edilmesinde kullanılmıştır. Ağın eğitimi sırasında eğitim, doğrulama ve test kümelerine ilişkin hata değerlerinde meydana gelen değişim Grafik 23’ de gösterilmiştir. Grafikte de görüldüğü üzere MSE değeri 4. yinelemede minimum seviyeye ulaşmıştır. Her yinelemede elde edilen performans değerleri ise aşağıdaki tabloda gösterildiği gibidir.

Tablo 3: Eğitim, Doğrulama ve Test Kümelerine İlişkin MSE Değerleri

Yineleme	0	1	2	3	4	5
Eğitim	25,7996	10,9198	9,7726	9,2321	8,2967	7,9133
Doğrulama	27,9481	12,2079	11,2635	11,8547	8,9925	9,1649
Test	28,3157	17,7811	14,6239	11,9522	9,8528	10,4668



Grafik 23: Eğitim, Doğrulama ve Test Kümelerine İlişkin Hata Performansları

Ağ; performans kriteri olarak belirlenen hata kareleri toplamını minimum kılan ağırlık ve eşik değerlerini bularak eğitimini tamamlar. Bu bağlamda elde edilen sonuçlar şöyledir:

Tablo 4: Eğitilen Ağın Ağırlıkları ve Eşik Değerleri

J	Ara Katman		Çıkış Katmanı		J	Ara Katman		Çıkış Katmanı		J	Ara Katman		Çıkış Katmanı	
	Eşik Değer (b_{1j})	Ağırlık (W_{1j})	Eşik Değer (b_{2j})	Ağırlık (W_{2j})		Ağırlık (W_{1j})	Eşik Değer (b_{2j})	Ağırlık (W_{2j})	Ağırlık (W_{1j})		Eşik Değer (b_{2j})	Ağırlık (W_{2j})		
1	-0,1315	-0,13891	0,28115	0,16054	23	-0,07748	-0,01833	-0,09361	45	-0,08009	0,15043	0,17909		
2	-	-0,02288	0,18984	0,29816	24	-0,03607	-0,04253	-0,24310	46	-0,09702	0,05221	-0,02311		
3		-0,00891	0,09371	0,28957	25	0,11719	-0,01705	-0,02882	47	0,03091	-0,14252	0,02966		
4		-0,12636	0,17296	0,28606	26	-0,02147	0,13592	-0,04171	48	-0,06698	0,22636	0,04815		
5		0,00172	0,09992	0,19873	27	-0,01462	-0,01440	0,01555	49	-0,06605	0,11459	0,02754		
6		-0,04730	0,02168	0,22210	28	0,07761	0,01014	-0,17085	50	0,05171	0,17795	-0,00554		
7		-0,05152	0,32791	0,07862	29	0,06339	-0,07929	-0,28407	51	-0,01709	0,57409	0,09056		
8		0,04283	0,17696	0,22168	30	-0,02425	-0,30154	-0,41135	52	0,07005	0,35289	0,43467		
9		0,07407	0,10709	0,34399	31	0,10924	0,02207	-0,36660	53	-0,00190	0,50086	0,29694		
10		0,03964	-0,02896	0,13225	32	0,11312	0,05566	-0,18029	54	-0,19273	0,15890	0,26890		
11		-0,03609	0,01169	0,06092	33	-0,07306	0,02565	-0,28233	55	0,01416	0,12145	0,05339		
12		-0,09962	0,14948	0,09763	34	-0,06296	0,14063	-0,10683	56	-0,15431	0,11780	0,03507		
13		-0,03079	0,22951	0,27756	35	-0,04483	0,11945	0,16488	57	0,06705	-0,11132	-0,17896		
14		0,03053	0,20693	0,22890	36	0,08371	0,21000	0,12673	58	-0,02419	-0,00715	-0,29965		
15		0,07715	0,01374	0,11127	37	0,01785	-0,18129	-0,19456	59	-0,00969	-0,00988	-0,19550		
16		0,04283	0,05472	-0,04663	38	-0,02881	-0,18681	-0,08023	60	0,03154	-0,05428	0,03933		
17		-0,00610	0,01457	-0,05730	39	-0,02966	0,22742	-0,05156	61	-0,18460	0,04922	-0,17505		
18		0,16849	-0,13327	-0,07279	40	0,02446	-0,05906	-0,28856	62	-0,02107	-0,34859	-0,34319		
19		0,03128	0,16017	-0,09631	41	-0,05520	-0,06284	-0,37052	63	-0,19302	0,04615	-0,21467		
20		-0,00803	0,06395	0,17233	42	-0,07673	-0,27852	-0,23455	64	-0,09266	0,07259	0,03044		
21		0,04312	-0,05511	0,30577	43	0,04489	-0,17709	-0,02544	65	0,02840	0,07114	0,06685		
22		0,09317	-0,12758	0,14831	44	0,11097	0,20744	0,16109	66	-0,04191	-0,09675	-0,00581		

J	Ara Katman	Çıkış Katmanı		J	Ara Katman	Çıkış Katmanı		J	Ara Katman	Çıkış Katmanı	
	Ağırlık (W_{1j})	Ağırlık (W_{1j})	Eşik Değer (b_{2j})		Ağırlık (W_{1j})	Ağırlık (W_{1j})	Eşik Değer (b_{2j})		Ağırlık (W_{1j})	Ağırlık (W_{1j})	Eşik Değer (b_{2j})
67	0,05927	-0,02691	-0,08266	91	0,15721	-0,39347	-0,20742	115	0,04088	-0,16638	-0,49241
68	-0,05521	0,13595	-0,11744	92	0,13719	-0,30506	-0,00896	116	-0,05497	-0,24322	-0,22560
69	-0,08289	-0,12983	-0,33194	93	0,10894	0,01752	0,03646	117	-0,09358	-0,06026	0,06659
70	-0,02845	-0,14133	-0,48095	94	-0,06049	-0,22282	-0,03642	118	0,06552	0,09214	0,06169
71	-0,10956	-0,08981	-0,14632	95	-0,10053	-0,11445	-0,04945	119	0,05849	-0,05085	0,27769
72	0,14765	0,17419	-0,07830	96	0,03142	-0,33310	-0,21019	120	-0,21014	0,34132	0,20614
73	0,13850	0,16679	0,03998	97	-0,06854	-0,19960	-0,23070	121	-0,08585	0,17908	0,19059
74	-0,02923	0,14552	-0,04438	98	-0,07931	-0,07176	0,01238	122	-0,12537	0,04768	0,38788
75	0,10151	-0,20857	-0,20917	99	-0,10618	0,04586	0,19775	123	-0,08158	0,25725	0,55979
76	-0,01242	-0,34015	-0,20711	100	0,04392	0,01884	0,22423	124	-0,01274	0,27919	0,59545
77	0,06493	-0,45889	-0,32522	101	0,16224	-0,12903	0,17150	125	0,09939	0,01580	0,49241
78	0,04894	-0,47753	-0,38403	102	0,23051	-0,13660	0,16975	126	0,04876	0,09546	0,36058
79	0,06362	-0,37672	-0,26062	103	0,07813	-0,11486	0,03321	127	0,07400	-0,00033	-0,14548
80	-0,05811	-0,34042	-0,34329	104	0,12118	0,21208	0,15650	128	-0,03017	-0,29773	-0,10785
81	-0,05928	-0,15058	-0,29166	105	0,14515	0,02433	-0,04471	129	-0,05772	-0,00073	-0,03986
82	-0,13592	-0,16631	-0,31122	106	-0,02811	-0,12907	-0,30926	130	-0,08536	-0,05321	-0,08464
83	-0,07329	-0,19669	-0,39060	107	-0,01722	-0,29325	-0,36872	131	-0,10200	-0,08027	0,14852
84	-0,07753	-0,28168	-0,24132	108	-0,04736	-0,17564	-0,09638	132	-0,06754	-0,20243	-0,00850
85	0,04152	-0,51157	-0,41393	109	0,08477	-0,06263	-0,18478	133	-0,13697	-0,16394	0,04206
86	-0,11358	-0,25866	-0,32390	110	-0,04509	-0,15393	-0,18437	134	-0,14007	0,02348	0,00813
87	-0,04997	-0,24177	-0,41501	111	0,11214	-0,34697	-0,31039	135	-0,03026	-0,35269	-0,02494
88	0,01129	-0,18454	-0,31752	112	0,12767	-0,42118	-0,39007	136	-0,05164	-0,19873	0,13233
89	0,11527	-0,47535	-0,30967	113	0,09773	-0,43446	-0,40268	137	0,09469	-0,26700	-0,01421
90	0,09199	-0,33133	-0,06582	114	-0,01227	-0,33868	-0,31367	138	-0,01445	-0,08035	0,11343

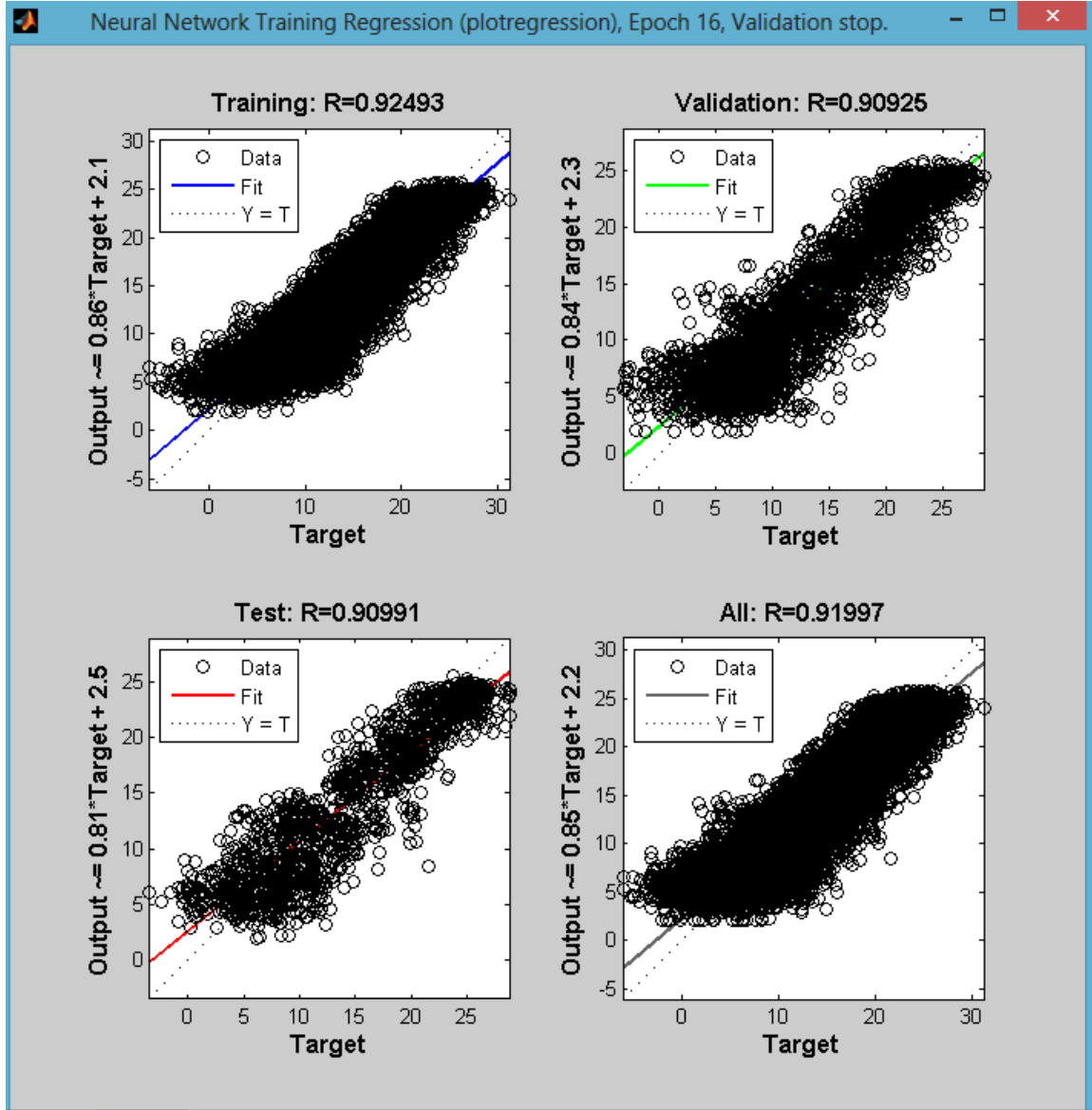
J	Ara Katman	Çıkış Katmanı		J	Ara Katman	Çıkış Katmanı		J	Ara Katman	Çıkış Katmanı	
	Ağırlık (W_{1j})	Ağırlık (W_{1j})	Eşik Değer (b_{2j})		Ağırlık (W_{1j})	Ağırlık (W_{1j})	Eşik Değer (b_{2j})		Ağırlık (W_{1j})	Ağırlık (W_{1j})	Eşik Değer (b_{2j})
139	-0,02349	-0,46289	0,03542	163	-0,12168	0,19185	0,32208	187	-0,06406	-0,12231	-0,18695
140	0,05817	-0,32632	0,01903	164	0,06302	0,16129	0,27532	188	-0,11852	0,17169	-0,02198
141	-0,00700	-0,30523	0,02321	165	-0,00222	0,35988	0,06002	189	-0,09720	0,15548	0,38226
142	-0,07986	0,04043	0,00377	166	-0,15050	-0,11669	-0,13097	190	0,04408	-0,03793	-0,03356
143	0,08671	-0,01879	-0,19708	167	-0,04359	-0,03570	-0,21054	191	0,01428	-0,28282	-0,09357
144	-0,08237	0,19590	-0,11974	168	-0,15684	-0,21340	0,01240	192	0,06235	-0,42042	-0,39668
145	0,01838	0,12611	0,08258	169	0,10632	-0,06233	-0,04601	193	0,01224	-0,09705	-0,03309
146	0,13654	-0,21327	0,03478	170	-0,05661	0,01917	0,05008	194	-0,05968	-0,01595	0,06614
147	0,09643	-0,06340	-0,07557	171	-0,06657	-0,18698	0,01139	195	-0,07732	0,32491	0,26817
148	-0,00634	0,37525	0,19864	172	-0,13056	-0,13702	-0,24993	196	-0,04548	0,06018	0,13427
149	-0,08454	0,23508	-0,05614	173	-0,08608	-0,20908	0,03724	197	0,01889	-0,06543	0,26864
150	-0,15420	0,07931	-0,12653	174	0,13576	-0,08366	0,18175	198	0,09527	-0,36545	-0,25579
151	-0,06091	0,05228	-0,04725	175	0,08743	0,16600	-0,18980	199	-0,06355	-0,47949	-0,29940
152	0,02210	0,27958	0,23430	176	-0,00818	-0,08984	0,06103	200	0,01476	-0,26210	-0,16612
153	-0,00634	-0,02351	0,04092	177	0,10491	0,09088	-0,07797	201	-0,14532	-0,09909	-0,25440
154	-0,03236	-0,29182	0,10206	178	0,08880	-0,07300	0,29751	202	0,07612	-0,25937	-0,00320
155	-0,17599	0,02799	0,11848	179	0,06817	-0,25125	-0,17230	203	-0,04475	0,03448	0,21270
156	-0,06944	0,01462	0,15331	180	0,10342	-0,07328	-0,10121	204	-0,02157	0,14435	0,01707
157	-0,06855	0,11914	0,25402	181	-0,15986	0,05184	0,02424	205	-0,11406	0,03603	-0,11826
158	-0,09316	-0,02430	0,26777	182	-0,10386	0,11291	-0,03871	206	0,00219	0,09845	-0,13677
159	-0,01539	0,12644	0,01185	183	0,04339	0,14353	0,17774	207	0,09084	0,03143	0,12815
160	0,06973	-0,28984	0,07913	184	-0,13361	0,11271	-0,04787	208	-0,12669	-0,15349	0,07036
161	-0,06496	0,28040	0,05372	185	-0,05338	0,09947	-0,16588	209	-0,04809	0,00592	0,22409
162	-0,11137	0,36033	0,21534	186	-0,02822	-0,08921	-0,16830	210	0,01160	0,17985	-0,01525

J	Ara Katman	Çıkış Katmanı		J	Ara Katman	Çıkış Katmanı		J	Ara Katman	Çıkış Katmanı	
	Ağırlık (W_{1j})	Ağırlık (W_{1j})	Eşik Değer (b_{2j})		Ağırlık (W_{1j})	Ağırlık (W_{1j})	Eşik Değer (b_{2j})		Ağırlık (W_{1j})	Ağırlık (W_{1j})	Eşik Değer (b_{2j})
211	0,01830	0,00780	0,06754	235	-0,03848	0,07665	0,07047	259	-0,06419	-0,05431	-0,09882
212	-0,01717	-0,02597	0,15322	236	-0,05139	0,18790	0,16101	260	-0,00192	-0,01104	-0,03447
213	0,07987	0,24488	0,30253	237	0,15825	-0,12032	-0,11580	261	0,02089	-0,04651	0,08496
214	0,04706	0,20210	0,51692	238	-0,10371	-0,07119	0,07883	262	-0,07839	-0,02301	0,01898
215	0,09164	0,28062	0,45985	239	0,10396	-0,08002	0,10714	263	0,07489	-0,24813	-0,21375
216	0,09555	0,18966	0,25030	240	0,15078	0,09254	0,09919	264	-0,04996	-0,20596	-0,01788
217	0,08534	0,28196	0,33050	241	-0,13647	0,14381	0,13001	265	0,01938	-0,07243	-0,25522
218	-0,06476	0,36794	0,33969	242	0,06075	-0,15326	-0,01628	266	-0,03072	0,00553	-0,10743
219	0,02157	0,43654	0,31773	243	0,03576	-0,09739	0,01833	267	0,06647	0,10104	0,12330
220	-0,03737	0,10663	0,23764	244	0,02974	-0,11353	-0,17806	268	-0,17001	0,11543	0,10081
221	-0,09148	0,06855	0,04927	245	-0,05658	0,22301	-0,16410	269	-0,09358	0,10723	0,00628
222	0,08525	-0,16435	-0,09683	246	0,09729	0,07595	0,14253	270	0,05414	-0,07719	0,08497
223	0,08802	0,02490	0,18099	247	-0,04034	0,12471	0,07275	271	-0,24448	0,14078	-0,08444
224	0,00838	-0,23322	0,01953	248	0,03736	-0,00254	-0,27120	272	0,04789	-0,02632	-0,11054
225	-0,03195	0,23728	0,07527	249	0,00800	-0,20080	-0,11403	273	0,09503	-0,20217	0,07162
226	-0,03570	0,21885	0,00479	250	-0,06080	0,02766	-0,13842	274	0,14343	-0,08852	0,02584
227	0,05118	0,08647	0,11449	251	0,04606	0,00104	-0,42294	275	-0,05033	0,04050	0,01521
228	-0,07979	0,24112	0,06382	252	0,04526	-0,07237	-0,29566	276	0,12683	0,25035	0,25178
229	-0,15069	0,08100	-0,01495	253	-0,12532	-0,06821	0,07607	277	-0,02787	0,07349	0,04216
230	-0,08170	0,01105	-0,09124	254	0,01787	0,11182	0,02503	278	-0,00058	-0,03515	0,07932
231	-0,02020	-0,10847	-0,20700	255	-0,07514	-0,11881	0,21925	279	0,06313	0,27742	-0,01402
232	-0,02728	-0,26322	-0,29707	256	0,12604	0,39449	0,37402	280	0,05375	0,14344	-0,05471
233	-0,04911	0,01648	-0,24824	257	0,14732	0,36140	0,35167	281	-0,03233	-0,13004	-0,23125
234	-0,14862	0,07569	-0,18333	258	-0,01139	-0,03166	0,01799	282	0,10348	0,04860	-0,15426

J	Ara Katman	Çıkış Katmanı		J	Ara Katman	Çıkış Katmanı		J	Ara Katman	Çıkış Katmanı	
	Ağırlık (W_{1j})	Ağırlık (W_{1j})	Eşik Değer (b_{2j})		Ağırlık (W_{1j})	Ağırlık (W_{1j})	Eşik Değer (b_{2j})		Ağırlık (W_{1j})	Ağırlık (W_{1j})	Eşik Değer (b_{2j})
283	-0,06318	-0,09854	-0,07129	307	-0,06862	0,02618	-0,03249	331	0,16825	0,24529	0,20872
284	-0,01035	-0,03194	0,04208	308	0,02290	0,22903	0,07188	332	-0,01021	0,02554	0,01223
285	0,02439	-0,11471	0,00782	309	-0,03102	0,11882	0,16970	333	0,02006	0,27984	0,16594
286	0,01808	0,23461	-0,16694	310	0,02020	0,01604	-0,02050	334	0,13946	0,15144	0,01769
287	-0,00299	0,07197	-0,23564	311	0,11204	0,08378	-0,13560	335	0,12050	0,06339	0,02613
288	0,05172	-0,06437	-0,42917	312	0,12779	0,09545	-0,08712	336	-0,11052	0,16596	-0,01468
289	-0,00112	-0,23573	-0,39864	313	-0,05895	-0,03421	-0,08235	337	-0,06789	-0,10702	-0,15726
290	0,07250	0,15874	-0,15078	314	0,13338	0,07911	-0,14026	338	0,09286	-0,20616	-0,07064
291	0,05391	0,14519	-0,09815	315	0,00388	0,05258	-0,11874	339	-0,08694	0,17607	0,03701
292	-0,09018	0,09452	-0,09112	316	-0,10694	0,20589	0,00870	340	-0,07869	-0,15681	0,00515
293	0,04255	0,10763	0,03020	317	-0,01649	0,05157	-0,14286	341	0,01788	-0,31030	-0,16962
294	0,04355	-0,25927	-0,12864	318	-0,08895	-0,25526	-0,18323	342	0,01894	-0,12559	-0,12830
295	-0,13484	-0,26151	-0,21135	319	-0,11986	-0,00811	-0,17793	343	0,05481	-0,14592	-0,11631
296	0,11185	-0,05106	-0,09150	320	-0,04162	0,03857	-0,28044	344	-0,06510	-0,07798	-0,20153
297	-0,01584	-0,15213	0,10471	321	-0,16884	-0,06673	-0,14481	345	0,14469	0,04505	-0,24719
298	-0,04654	-0,12642	0,06562	322	0,01677	-0,02687	-0,39805	346	-0,09185	0,04958	-0,26285
299	-0,04103	-0,12661	0,15060	323	0,00168	-0,15339	0,04081	347	-0,04303	-0,19476	-0,10448
300	-0,04493	-0,14103	-0,18873	324	0,05850	0,24356	0,08010	348	0,08211	0,13303	-0,01556
301	-0,04064	-0,17241	-0,26951	325	0,02771	0,18402	0,28166	349	-0,05093	0,11996	0,01785
302	0,07978	-0,11444	0,01811	326	0,03338	0,01674	0,20061	350	-0,01398	-0,05582	0,08288
303	-0,03274	0,16418	0,03552	327	0,06557	0,39503	0,28760	351	-0,05204	0,09378	-0,04895
304	-0,10820	-0,16402	-0,23918	328	0,04102	0,28611	0,33549	352	-0,02526	0,28950	-0,12822
305	0,03006	0,13453	-0,22985	329	0,03298	0,06455	-0,04178	353	-0,15324	0,20730	0,05811
306	0,11436	0,20883	-0,10010	330	0,02955	0,07020	0,06850	354	-0,22032	0,41533	0,19114

J	Ara Katman	Çıkış Katmanı		J	Ara Katman	Çıkış Katmanı		J	Ara Katman	Çıkış Katmanı	
	Ağırlık (W_{1j})	Ağırlık (W_{1j})	Eşik Değer (b_{2j})		Ağırlık (W_{1j})	Ağırlık (W_{1j})	Eşik Değer (b_{2j})		Ağırlık (W_{1j})	Ağırlık (W_{1j})	Eşik Değer (b_{2j})
355	0,01169	0,48613	0,37962								
356	0,02175	0,15979	0,03271								
357	0,03494	0,27981	0,13059								
358	-0,04823	0,11274	0,16109								
359	0,09042	0,20628	-0,12765								
360	-0,15633	0,06599	-0,35342								
361	-0,01198	-0,02132	-0,45519								
362	-0,10770	-0,25617	-0,34961								
363	-0,03846	-0,08141	-0,41434								
364	-0,04072	0,20511	-0,01808								
365	-0,00120	0,02502	0,14153								

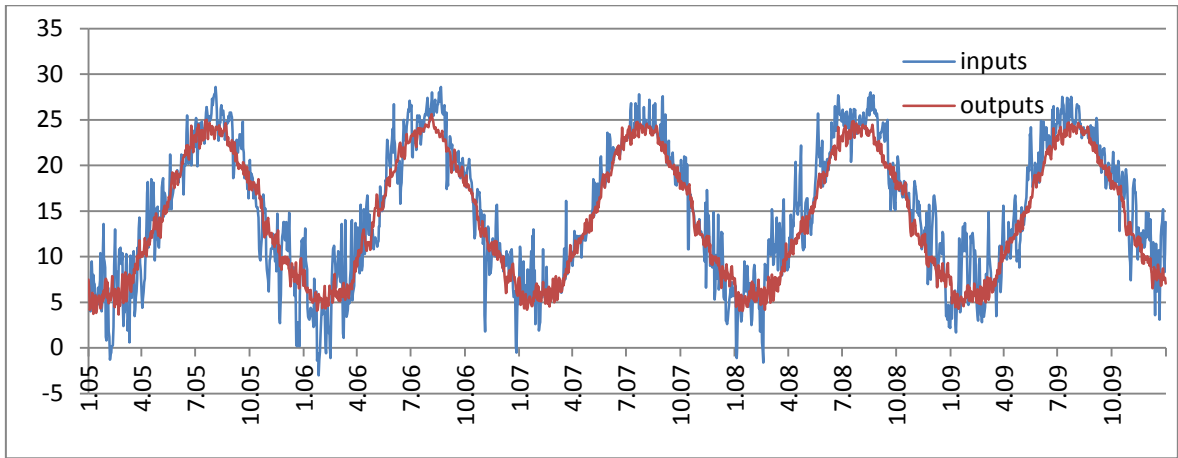
Eğitimin sonucunda bulunan hatayı en az kılan, Tablo 4’ de verilen, ağırlık ve eşik değerleri kullanılarak elde edilen tahmin değerleriyle gözlem değerleri arasındaki ilişkinin doğrusal regresyon eğrisi ile gösterimi Grafik 24’ de verilmiştir. Grafikte görüldüğü üzere ağa tanıtılan bütün veriler için bağımlı değişkendeki (bugün gerçekleşen ortalama sıcaklık değeri) değişimin %91’inin bağımsız değişkendeki (bir yıl önce bugün gerçekleşen ortalama sıcaklık değeri) değişimden kaynaklanmaktadır.



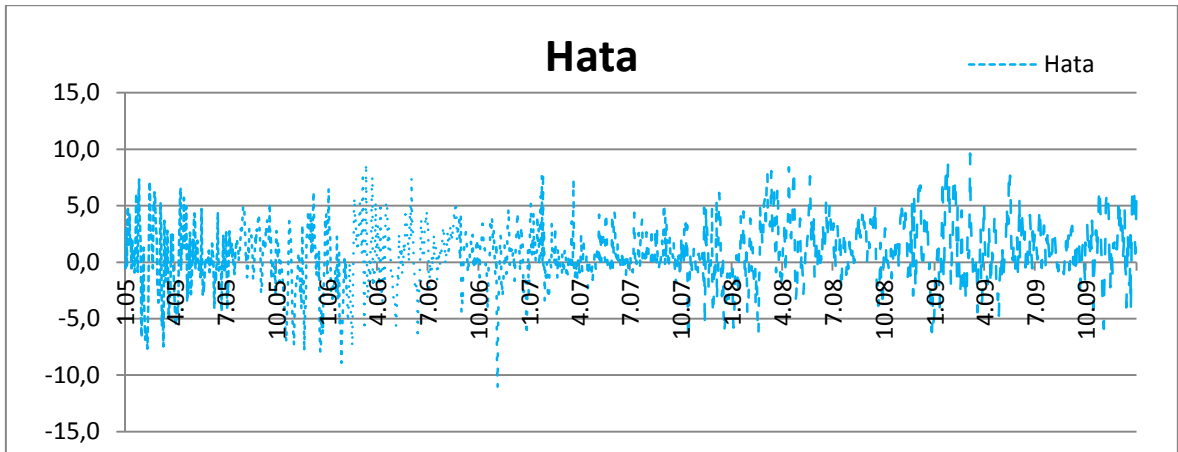
Grafik 24: Gözlem Değerlerinin Doğrusal Regresyon Eğrisi Üzerinde Gösterimi

Ağ tarafından elde edilen tahmini sıcaklık değerleri ile gözlemlenen sıcaklık değerleri veri çokluğundan dolayı son beş yıl için (2005-2009) Grafik 25’de

gösterilmektedir. Grafikte de görüleceği üzere ağ tarafından elde edilen tahminler bir önceki uygulamada olduğu kadar hassas sonuçlar vermemekle birlikte verilerin ortalama davranışını başarılı bir şekilde sergilemektedir. Bunun nedeni olarak da ortalama sıcaklık değerlerini etkileyen diğer etkenlerin modelin dışında bırakılması gösterilebilir. Ağa tek değişken olarak bağımlı değişkenin geçmiş yıllarda gerçekleşen değerleri verilerek, zaman içerisinde geçmişin tekrar edeceği teorisi üzerine, verilerin ortalama davranışını sergilenmesi beklenmiştir. Bu bağlamda grafikte de görüldüğü üzere tutarlı bir sonuç elde edilmiştir. Yapılan tahminlerdeki hata miktarları Grafik 26’da verilmiştir.



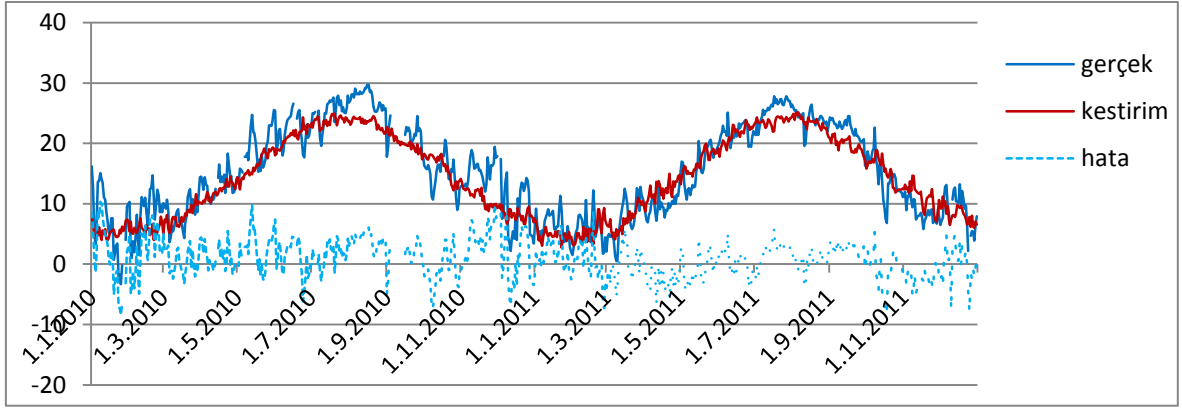
Grafik 25: 2005-2009 Yılları Arasında Gerçekleşen Sıcaklık Değerleri ile YSA Tarafından Tahmin Edilen Sıcaklık Değerlerinin Gösterimi



Grafik 26: 2005-2009 Yılları İçin Elde Edilen Tahmin Değerleri ile Gözlem Değerleri Arasındaki Fark

a. Kestirim

Çalışmanın bu kısmında; eğitimi tamamlanan ağa hiçbir aşamada gösterilmeyen 2010 ve 2011 yıllarına ait günlük ortalama sıcaklık değerleri kestirilmeye çalışılacaktır. Bir önceki uygulamadan farklı olarak bu modelde, çıkış katmanında 365 adet nöron bulunduğundan, her kestirimde 365 adet değer elde edilmektedir. Yani 2010 ve 2011 yılları için iki kez tahmin yapılması yeterlidir. Bu nedenle çok aşamalı tahmin yöntemi yerine “*removedelay*” komutu kullanılarak erken tahmin yöntemi uygulanmıştır (Bkz. Ek. 1b). 2010 yılı için elde edilen tahmin sonuçları ağın girdi değerlerine yeni bir sütun olarak eklenmiş ve ağ tekrar eğitilmiştir. Elde edilen yeni ağ ile 2011 yılı için kestirimde bulunulmuştur. Elde edilen kestirim değerleri ile gözlemlenen değerler hata paylarıyla birlikte Grafik 27’de gösterilmiştir.



Grafik 27: 2010 ve 2011 Yılları İçin Elde Edilen Kestirim Değerleri ile Gerçek Değerlerin Gösterimi

Grafikte de görüldüğü üzere elde edilen kestirim değerleri gerçekleşen gözlem değerlerindeki uç değerleri öngörememekle birlikte verilerin sergilediği ortalama davranışa uyum göstermektedir. Bunun nedeni olarak daha önce belirtildiği gibi sıcaklık değişkenini etkileyen rüzgâr, nem, basınç, güneşlenme süresi gibi etkenlerin ağda yer almaması gösterilebilir. Bu etkenler de ağa değişken olarak katılarak daha hassas kestirimlerin yapılması mümkündür. Bunların dışında bir önceki modelde elde edilen daha iyi ön raporlama performansına rağmen bu modelde tutarlı kestirim değerleri elde edilmiştir.

D. Günlük Ortalama Nem

Çalışmanın bu kısmında günlük ortalama sıcaklık değerleri için iki ayrı fonksiyon yakınsanmaya çalışılmıştır. Bu nedenle değişken için iki ayrı model oluşturulmuştur. Birinci modelde MATLAB’da yer alan *NARX (Nonlinear Autoregressive with External (Exogenous) Input – Harici (Eksojen) Girişi ile Doğrusal Olmayan Otoregresif)* ağ modeli kullanılarak nemin üzerinde büyük etkisi olan sıcaklık değişkeninin de gecikmeli değerleri modele katılmıştır. Böylece belirlenen gecikme sayısı kadar geçmiş sıcaklık ve nem değerleri ile bugün gerçekleşen nem değeri arasında var olduğu düşünülen ilişki modellenmeye çalışılmıştır. İkinci modelde ise MATLAB’ da yer alan *Time Delay Network (Zaman Gecikmeli Ağ)* yapısı kullanılarak sıcaklığın belirlenen gecikme sayısı kadar geçmiş sıcaklık değerleri ile bugün gerçekleşen nem değeri arasında var olduğu düşünülen ilişki modellenmeye çalışılmıştır.

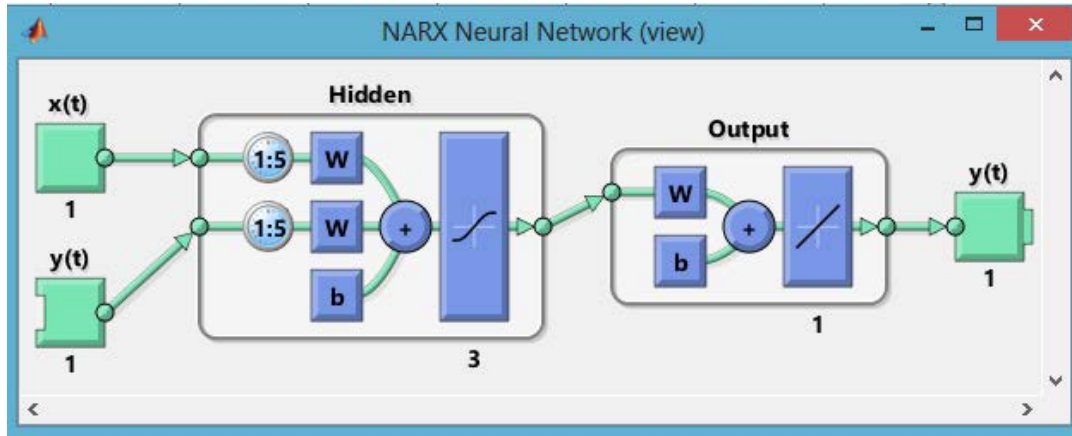
1. Birinci Model (NARX)

Uygulamada veriler ağı 1x14600 boyutlarında iki ayrı matris olarak verilmiştir. Birinci matris gözlenen günlük ortalama sıcaklık değerlerinden, ikinci matris ise gözlenen günlük ortalama bağıl nem miktarından oluşmaktadır. Bu şekilde gözlenen günlük ortalama bağıl nem miktarı ile belirlenen gecikme sayısı kadar geçmiş ardışık günlerde meydana gelen ortalama sıcaklık değeri ve bağıl nem miktarı arasında var olduğu düşünülen ilişkiyi ortaya koyan fonksiyon yakınsanmaya çalışılmıştır. Yakınsanmaya çalışılan fonksiyon:

$$y_t = f(y_{t-1}, y_{t-2}, y_{t-3}, \dots, y_{t-d}, x_{t-1}, x_{t-2}, x_{t-3}, \dots, x_{t-d}) \quad (3.3)$$

$$t = 1, 2, 3, \dots, 14600 \quad d = \text{gecikme sayısı}$$

Verilerin gecikme değeri ve gizli katmanda yer alan nöron sayısı deneme yanılma yöntemiyle belirlenmeye çalışılmıştır. Yapılan denemeler sonucunda ağın performansını nöron sayısından ziyade gecikme miktarının etkilediği tespit edilmiştir (Bkz. Ek. 2c). Gecikme sayısı arttırıldıkça MSE değerlerinde de azalış olduğu ancak belli bir değerin altına düşmediği gözlenmiştir. Bu bağlamda en düşük MSE değerini veren en küçük nöron ve gecikme sayısı seçilerek ağ Şekil 12’ de gösterildiği gibi 3 nöron ve 5 gecikme ile tasarlanmıştır.



Şekil 12: Beş Gecikmeli Üç Nöronlu Oluşan Bir Ara Katmanlı Ağın Mimarisi (NARX)

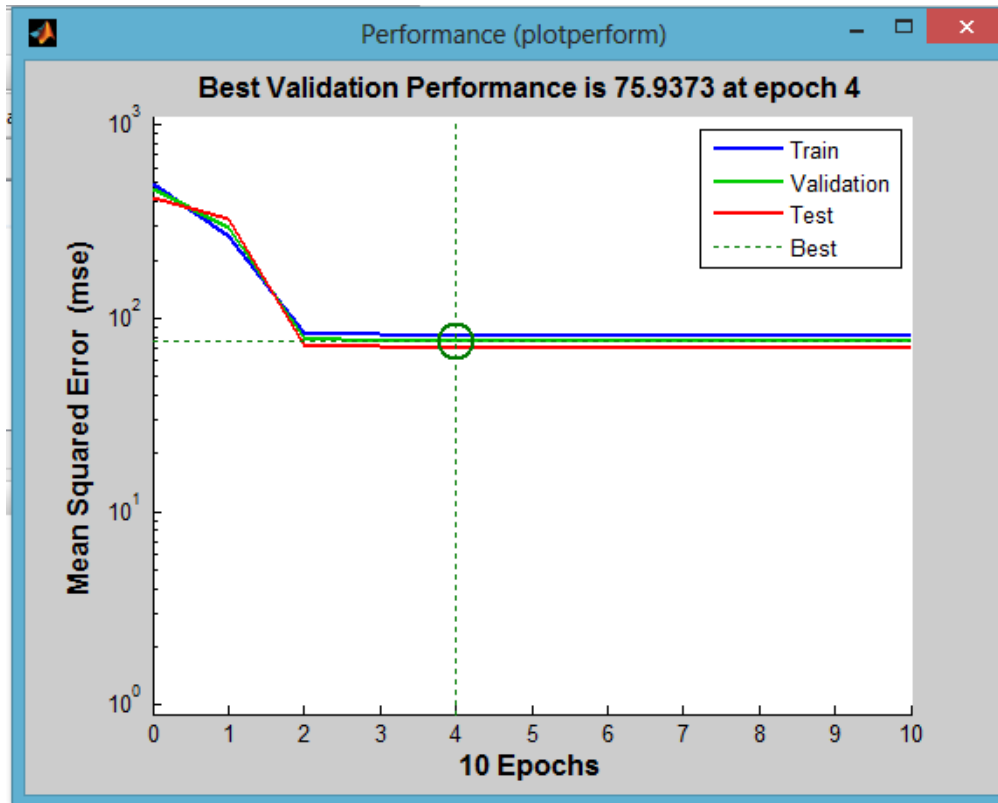
Şekilde de görüldüğü üzere ağa sıcaklık ve nem değerlerinden oluşan iki değişkenin gecikmeli değerleri verilerek nemin tahmin edilmesi istenmektedir. Üç nöronlu oluşan ara katmanda bu veriler gerekli ağırlıklarla çarpılıp eşik değerleriyle toplanarak hücre net girdi değerleri hesaplanmaktadır. Hücre net girdi değerleri aktivasyon fonksiyonundan geçirilerek 1 nöronlu oluşan çıktı katmanına gönderilmekte ve burada da aynı işlemlerden geçerek tahmin edilen çıktı değeri verilmektedir. Bu ağın tasarımı ile beş gün öncesine kadar gerçekleşen ortalama sıcaklık ve bağıl nem değerleri ile bugün gözlemlenen bağıl nem miktarı arasındaki ilişki modellenmeye çalışılmıştır.

Belirlenen gecikme sayısından dolayı ağ, 14.595 ve 14.595 adet olmak üzere toplam 29.190 adet veriyi girdi olarak kullanmış ve bu verilerin 20.434 adeti ağın eğitiminde, 5.838 adeti ağın doğrulanmasında ve 2.918 adeti de ağın test edilmesinde kullanılmıştır. Ağın eğitimi sırasında öğrenme, doğrulama ve test kümelerine ilişkin hata değerlerinde meydana gelen değişim Grafik 28’ de gösterilmiştir. Grafikte de görüldüğü

üzere MSE değeri 4. yinelemede minimum seviyeye ulaşmıştır. Her yinelemede elde edilen performans değerleri ise aşağıdaki tabloda gösterildiği gibidir.

Tablo 5: Eğitim, Doğrulama ve Test Kümelerine İlişkin MSE Değerleri

Yineleme	0	1	2	3	4	5	6
Eğitim	416,25	325,44	72,35	70,82	70,25	70,30	70,33
Doğrulama	467,58	291,62	79,06	76,67	75,94	75,98	75,98
Test	491,73	266,80	85,17	82,36	81,47	81,28	81,16



Grafik 28: Eğitim, Doğrulama ve Test Kümelerine İlişkin Hata Performansları

Ağ, performans kriteri olarak belirlenen hata kareleri toplamını minimum kılan ağırlık ve eşik değerlerini bularak eğitimini tamamlar. Bu bağlamda elde edilen eşik değerleri ve ağırlık değerleri Tablo 6 ve Tablo 7’ de verilmiştir.

Tablo 6: Ara Katman ve Çıktı Katmanında Yer Alan YSH' lerin Eşik Değerleri

	Ara Katman	Çıktı Katmanı
1.Nöron	1,7	0,1270
2.Nöron	0,2643	-
3. Nöron	-1,1299	-

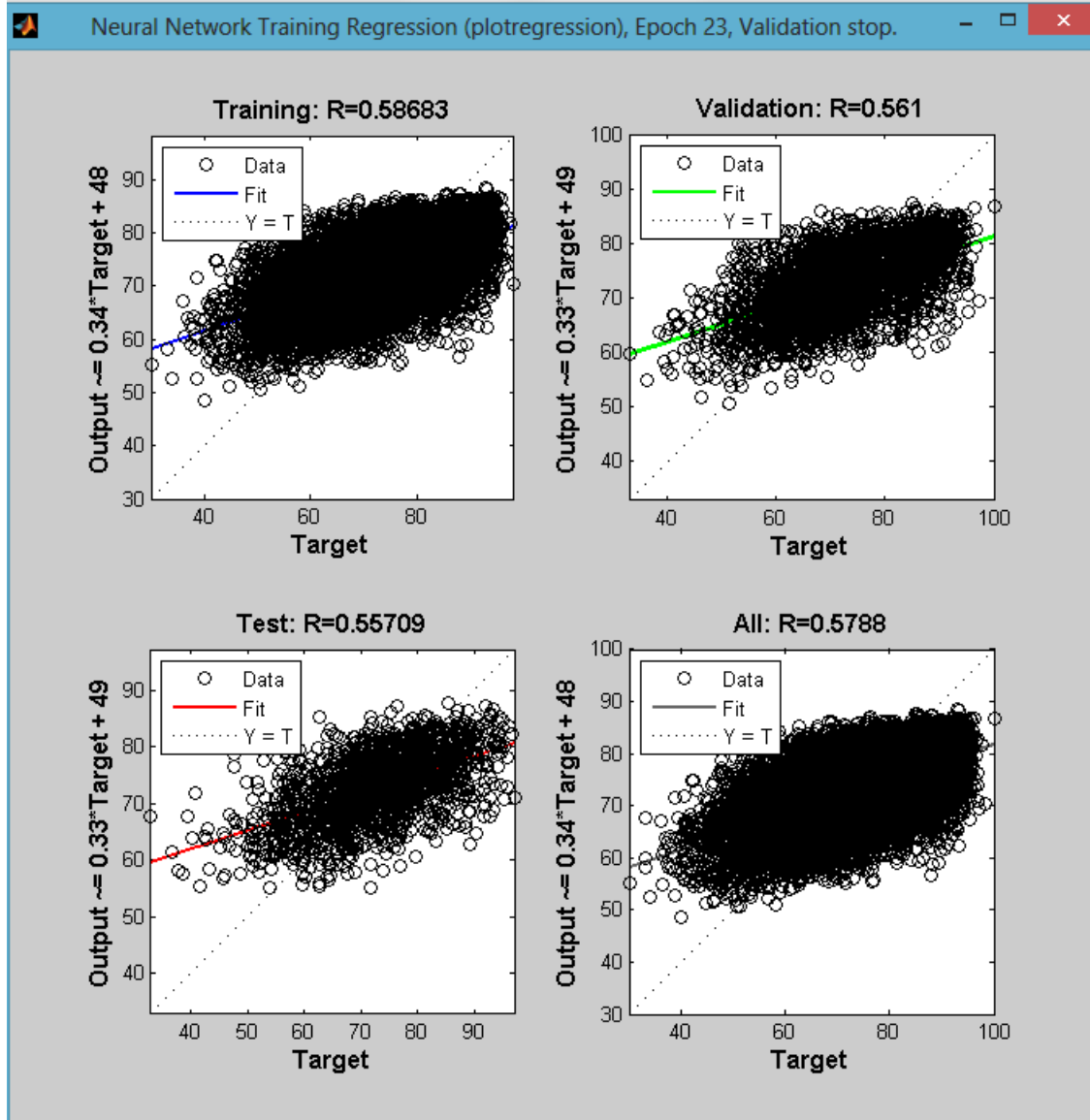
Ağın ara katmanındaki YSH sayısı 3 olarak belirlendiğinden her bir YSH için 1 eşik değeri olmak üzere ara katmanda kullanılan 3 eşik değeri bulunmaktadır. Ancak ağ tarafından tek bir değişken üretildiği için çıktı katmanı bir YSH' den oluşmaktadır.

Giriş katmanında bulunan değişkenler ise (gecikme sayısı kadar) ara katmandaki her bir nörona dağıtıldığından, ara katmanda yer alan her bir nörona 10 adet giriş değeri ulaşmakta ve nöronlara ulaşan her bir girdinin kendi ağırlığı bulunmaktadır. Eğitim sonucunda elde edilen ağırlık katsayıları aşağıdaki tabloda verilmiştir.

Tablo 7: Ara Katman ve Çıktı Katmanında Yer Alan YSH' lere Gelen Giriş Değerlerinin Ağırlıkları

	Ara Katman			Çıktı Katmanı	
	1.YSH	2.YSH	3.YSH	Ara Katmandaki	Tek YSH
Y_{t-1}	0,6284	-0,6789	5,3099	1.YSH Çıkışı	0,0924
Y_{t-2}	-2,9521	-0,0536	-7,5208	2.YSH Çıkışı	-0,3622
Y_{t-3}	1,4998	0,7455	3,8465	3.YSH Çıkışı	0,0371
Y_{t-4}	-0,9768	-0,3113	0,2989		
Y_{t-5}	-0,3590	0,5173	0,6152		
X_{t-1}	0,7178	-1,4016	3,1324		
X_{t-2}	0,8280	0,0439	-0,5686		
X_{t-3}	0,5310	-0,0925	-0,6056		
X_{t-4}	1,0111	-0,0787	0,0826		
X_{t-5}	0,0548	0,0013	1,9902		

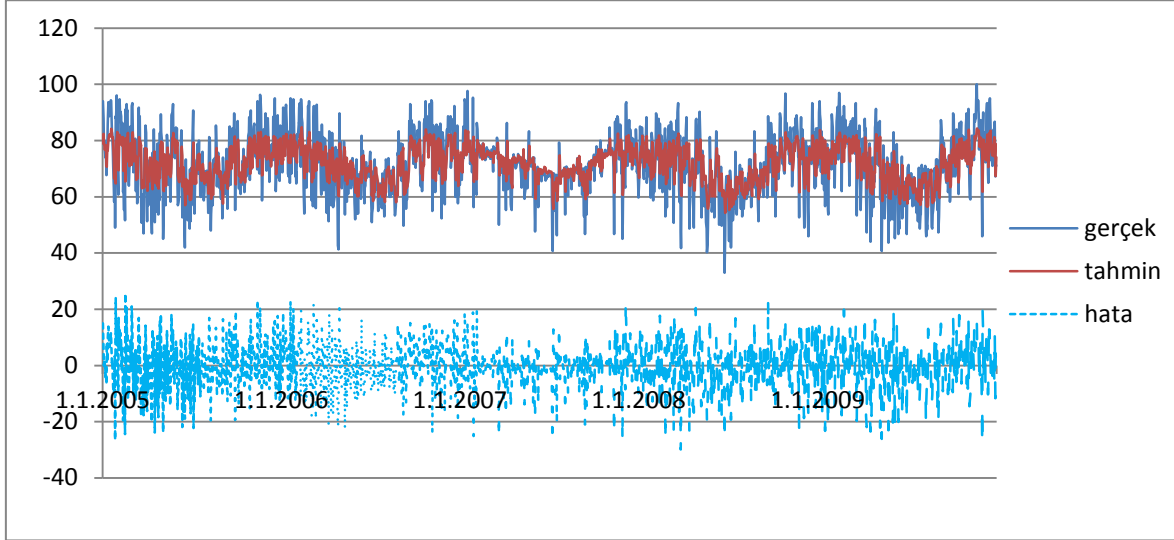
Eğitim sonucunda ulaşılan eşik ve ağırlık değerleri kullanılarak elde edilen tahmin değerleriyle gözlem değerleri arasındaki ilişkinin doğrusal regresyon eğrisi ile gösterimi Grafik 29’ da verilmiştir. Grafikte görüldüğü üzere ağa tanıtılan bütün veriler için bağımlı değişkendeki değişimin yaklaşık olarak %58’i bağımsız değişkenlerdeki değişimden kaynaklanmaktadır.



Grafik 29: Gözlem Değerlerinin Doğrusal Regresyon Eğrisi Üzerinde Gösterimi

Ağ tarafından elde edilen tahmini bağıl nem değerleri ile gerçekleşen nem değerleri veri çokluğundan dolayı son beş yıl için (2005-2009) aşağıda verilen Grafik 30’ da gösterildiği gibidir. Grafikte de görüldüğü üzere gözlem değerlerine uygun tahminler elde

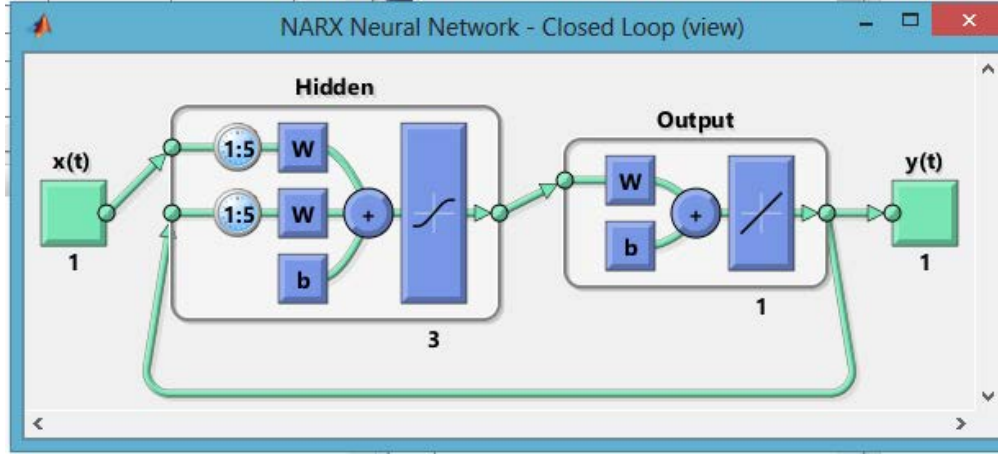
edilmiştir. Ancak ağa dahil edilmeyen ve nemi etkileyen diğer (rüzgar hızı ve yönü, güneşlenme süresi, su yüzeyi miktarı vb.) etkenlerden dolayı tahminler verilerin ortalama davranışını göstermekte, uç değerleri yansıtamamaktadır.



Grafik 30: 2005-2009 Yılları Arasında Gerçekleşen Bağıl Nem Değerleri ile YSA Tarafından Tahmin Edilen Bağıl Nem Değerleri

a. Kestirim

Uygulamanın bu kısmında eğitimi tamamlanan ağa, hiçbir aşamada gösterilmeyen 2010 ve 2011 yıllarına ait günlük ortalama bağıl nem miktarı tahmin edilmeye çalışılacaktır. Toplamda 2 yıl için 720 adet tahmin yapılması hedeflendiğinden çok aşamalı tahmin (multi-step prediction) yapılacaktır. Çok aşamalı tahmin yapılabilmesi için açık-döngü halinde olan ağ yapısı MATLAB programının Neural Network paketinde yer alan “closeloop” komutu kullanılarak Şekil 13’de gösterildiği gibi kapalı-döngü haline getirilmiştir (Bkz. Ek 1c). Bu fonksiyon ile ağın giriş değerleri çıktı katmanında doğrudan bir bağlantı oluşturularak geri besleme ile değiştirilir. Böylece elde edilen tahmin değerleri yeni girdi değerleri olarak kullanılarak bir sonraki tahminde kullanılır. Bu sayede istenildiği kadar tahmin değeri elde edilebilir.



Şekil 13: Kapalı Döngüye Sahip Çok Katmanlı Algılayıcı Modelin Mimari Yapısı

Elde edilen kestirim değerleri, gözlem değerleri ve tahminlerdeki hata payları Grafik 31’de gösterilmiştir. Grafikte de gösterildiği üzere ağın tahmindeki tutarlılığı kestirimde de bulunmakta ancak tahmindeki değişkenlik burada daha da azalmış bulunmaktadır. Tahmin değerleri verilerin ortalama davranışını sergileyememekte, ortalama değer üzerinde seyir etmektedir.



Grafik 31: 2010 ve 2011 Yılları İçin Elde Edilen Kestirim Değerleri ile Gerçek Değerlerin Gösterimi

2. İkinci Model (TimeDelayNet)

Uygulamada veriler ağa; girdi değişkeni olarak günlük ortalama sıcaklık değerlerinden ve hedef değişkeni olarak günlük ortalama bağıl nem miktarından oluşan

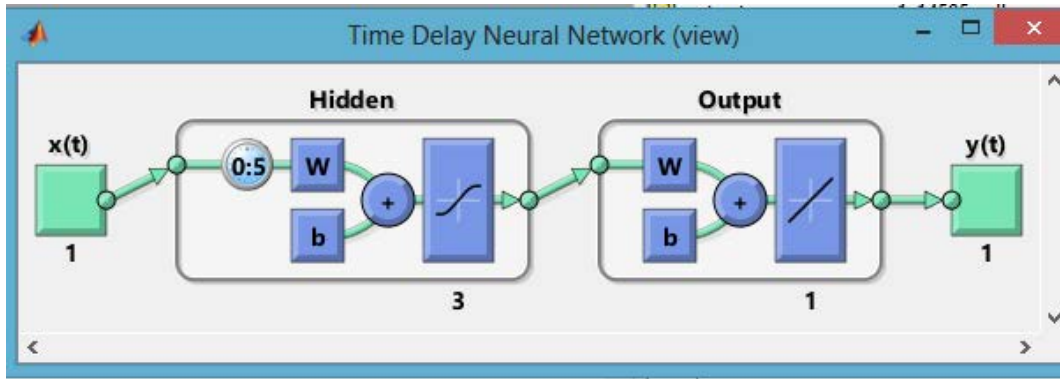
1x14600 boyutlarında iki matris olarak verilmiştir. Bu şekilde gözlenen günlük ortalama bağıl nem miktarı ile belirlenen gecikme sayısı kadar geçmiş ardışık günlerde meydana gelen ortalama sıcaklık değeri arasında var olduğu düşünülen ilişkiyi ortaya koyan fonksiyon yakınsanmaya çalışılmıştır. Yakınsanmaya çalışılan fonksiyon:

$$y_t = f(x_{t-1}, x_{t-2}, x_{t-3}, \dots, x_{t-d}) \quad (3.4)$$

$$t = 1, 2, 3, \dots, 14600 \quad d = \text{gecikme sayısı}$$

Şeklinde gösterilebilir.

Verilen gecikme değeri ve gizli katmanda yer alan nöron sayısı deneme yanılma yöntemiyle belirlenmeye çalışılmıştır. Yapılan denemeler sonucunda bir önceki uygulamada olduğu gibi ağın performansını nöron sayısından ziyade gecikme miktarının etkilediği tespit edilmiştir (Bkz. Ek. 2d). Gecikme sayısı arttırıldıkça MSE değerlerinde de azalış olduğu ancak belli bir değerin altına düşmediği gözlenmiştir. Bu bağlamda, en düşük MSE değerini veren en küçük nöron ve gecikme sayısı seçilerek ağ, Şekil 14’ de gösterildiği gibi 3 nöron ve 5 gecikme ile tasarlanmıştır.



Şekil 14: Beş Gecikmeli Üç Nöronlu Bir Ara Katmanlı Ağı Mimarisi (Time Delay Net)

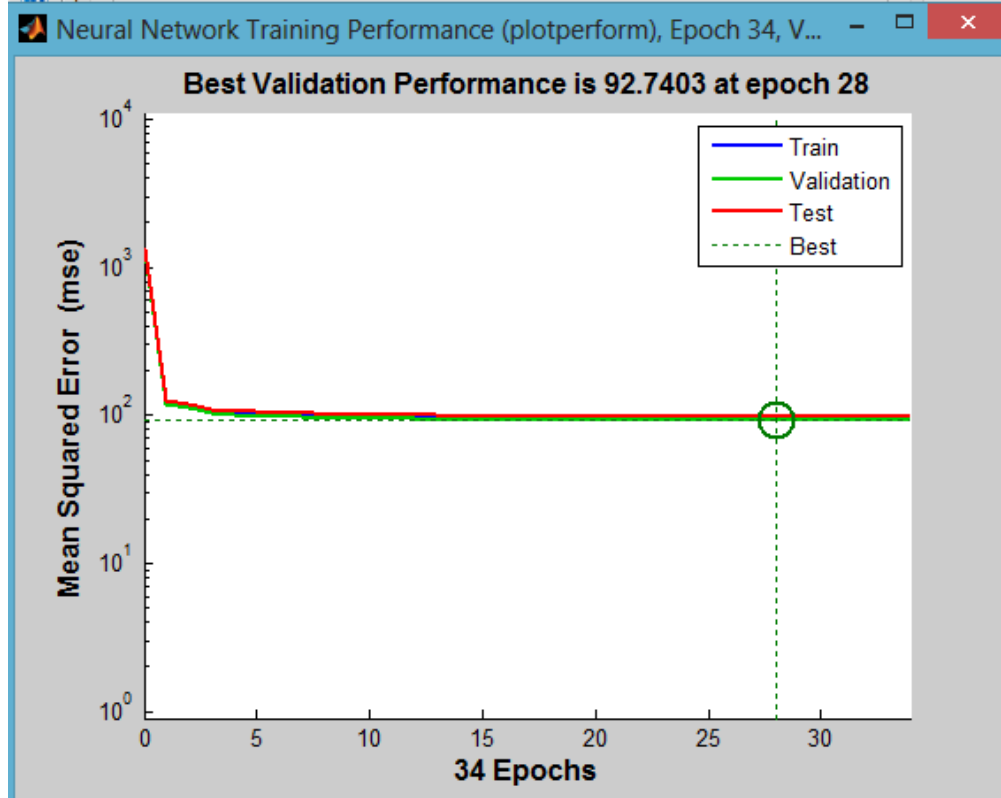
Şekilde de görüldüğü üzere ağa ortalama sıcaklık değerleri verilerek ortalama bağıl nem miktarının tahmin edilmesi istenmektedir. Üç nöronlu oluşan ara katmanda bu veriler gerekli ağırlıklarla çarpılıp eşik değerleriyle toplanarak hücre net girdi değerleri hesaplanmaktadır. Hücre net girdi değerleri aktivasyon fonksiyonundan geçirilerek 1 nöronlu oluşan çıktı katmanına gönderilmekte ve burada da aynı işlemlerden geçerek tahmin edilen çıktı değeri verilmektedir. Bu ağın tasarımı ile beş gün öncesine kadar

gerçekleşen ortalama sıcaklık değerleri ile bugün gözlemlenen bağıl nem miktarı arasındaki ilişki modellenmeye çalışılmıştır.

Belirlenen gecikme sayısından dolayı ağa girdi ve hedef değişkenlerinin her birinden 14.595 adet veri tanıtılmıştır. Bu verilerin 10.216 adeti ağın eğitimde, 2.919 adeti ağın doğrulanmasında ve 1.460 adeti de ağın test edilmesinde kullanılmıştır. Ağın eğitimi sırasında öğrenme, doğrulama ve test kümelerine ilişkin hata değerlerinde meydana gelen değişim Grafik 32’ de gösterilmiştir. Grafikte de görüldüğü üzere ağın eğitimi 28. Yinelemede minimum seviyeye ulaşmıştır. Her yinelemede elde edilen performans değerleri (MSE) ise aşağıdaki tabloda gösterildiği gibidir.

Tablo 8: Eğitim, Doğrulama ve Test Kümelerine İlişkin MSE Değerleri

Yineleme	Eğitim	Doğrulama	Test	Yineleme	Eğitim	Doğrulama	Test
0	1326,69	1315,43	1331,99	16	93,91	93,15	99,39
1	119,53	117,84	126,30	17	93,79	93,33	99,12
2	113,69	113,04	119,02	18	93,73	93,24	99,09
3	104,39	102,88	109,96	19	93,69	93,30	99,12
4	102,13	100,64	107,23	20	93,67	93,23	99,08
5	100,39	98,78	105,69	21	93,64	93,16	99,07
6	99,60	97,85	104,76	22	93,61	93,10	99,08
7	99,60	98,86	105,29	23	93,59	92,93	98,93
8	97,12	95,81	101,80	24	93,52	92,85	99,03
9	96,84	95,71	101,72	25	93,47	92,80	99,09
10	96,78	95,56	101,57	26	93,44	92,76	99,14
11	96,56	95,61	100,99	27	93,40	92,75	99,19
12	95,62	94,58	100,97	28	93,38	92,74	99,22
13	94,57	93,40	100,12	29	93,37	92,75	99,23
14	94,35	93,36	99,43	30	93,37	92,76	99,24
15	94,34	93,36	99,81	31	93,37	92,77	99,23



Grafik 32: Eğitim, Doğrulama ve Test Kümelerine İlişkin Hata Performansları

Ağ, performans kriteri olarak belirlenen hata kareleri toplamını minimum kılan ağırlık ve eşik değerlerini bularak eğitimini tamamlar. Bu bağlamda elde edilen eşik değerleri ve ağırlık değerleri Tablo 9 ve Tablo 10’ da verilmiştir.

Tablo 9: Ara Katman ve Çıktı Katmanında Yer Alan YSH’ lerin Eşik Değerleri

	Ara Katman	Çıktı Katmanı
1.Nöron	-0,4808	-0,2816
2.Nöron	1,6662	-
3. Nöron	3,3997	-

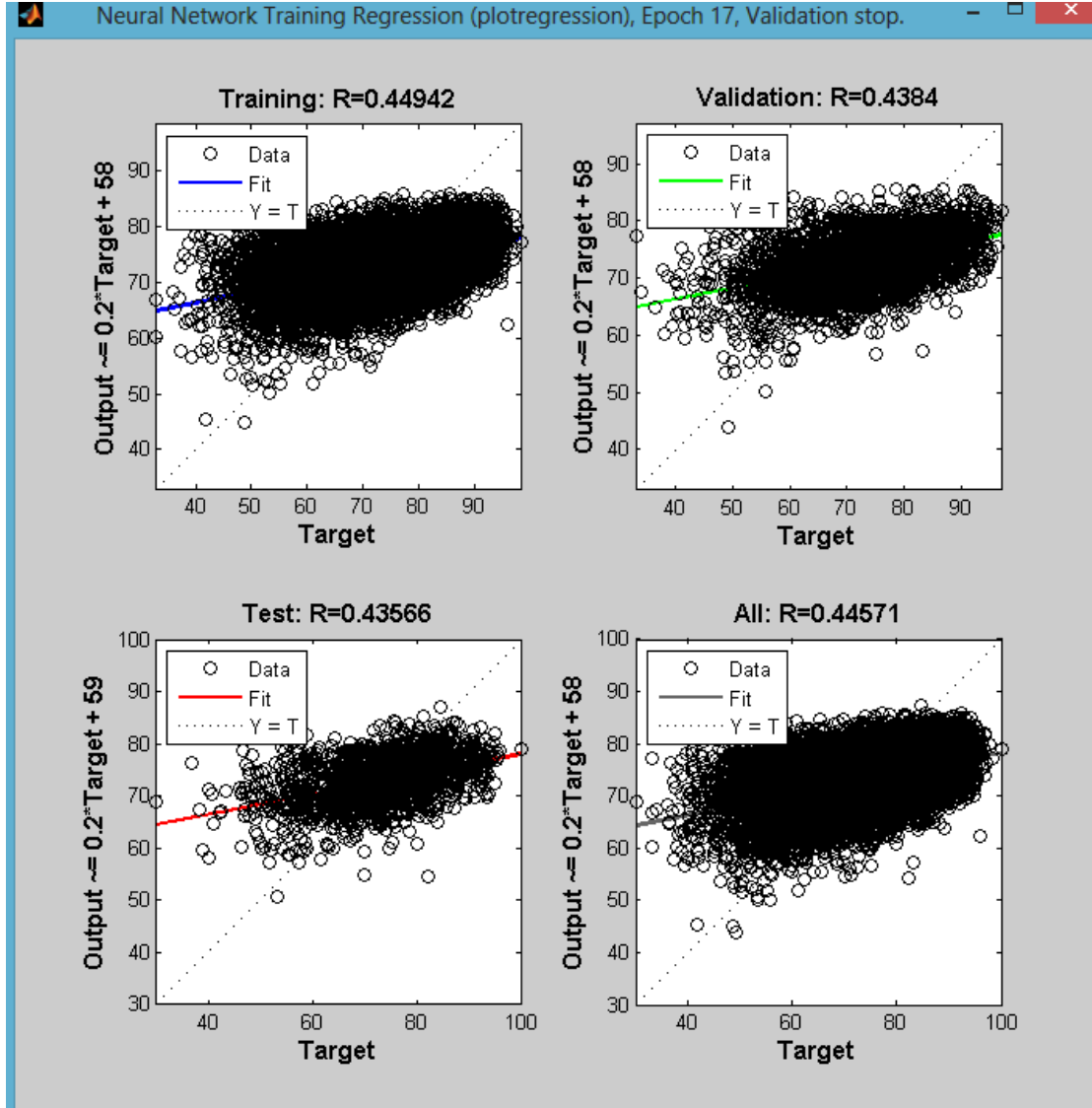
Ağın ara katmanındaki YSH sayısı 3 olarak belirlendiğinden her bir YSH için 1 eşik değeri olmak üzere ara katmanda kullanılan 3 eşik değeri bulunmaktadır. Ancak ağ tarafından tek bir değişken üretildiği için çıktı katmanı bir YSH’ den oluşmaktadır.

Giriş katmanında bulunan değişkenler ise ara katmandaki her bir nörona dağıtıldığından, ara katmanda yer alan her bir nörona 6 adet giriş değeri ulaşmakta ve nöronlara ulaşan her bir girdinin kendi ağırlığı bulunmaktadır. Eğitim sonucunda elde edilen ağırlık katsayıları aşağıdaki tabloda verilmiştir.

Tablo 10: Ara Katman ve Çıktı Katmanında Yer Alan YSH' lere Gelen Giriş Değerlerinin Ağırlıkları

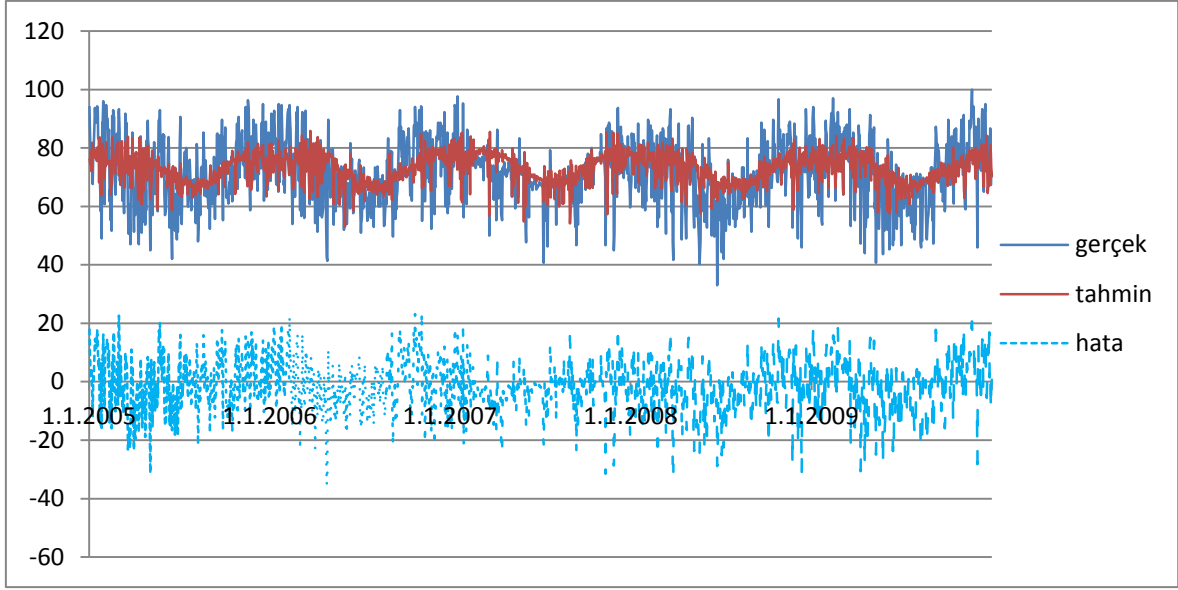
	Ara Katman			Çıktı Katmanı	
	1.YSH	2.YSH	3.YSH	Ara Katmandaki	Tek YSH
X_t	0,9120	-8,8914	5,3950	1.YSH Çıkışı	-0,7132
X_{t-1}	-0,9710	0,9413	5,6632	2.YSH Çıkışı	0,2065
X_{t-2}	0,1640	2,6120	-0,5663	3.YSH Çıkışı	0,1115
X_{t-3}	0,2294	2,4361	-0,2997		
X_{t-4}	-0,0419	-0,2921	-0,4473		
X_{t-5}	0,2987	3,0736	-1,5163		

Eğitim sonucunda ulaşılan eşik ve ağırlık değerleri kullanılarak elde edilen tahmin değerleriyle gözlem değerleri arasındaki ilişkinin doğrusal regresyon eğrisi ile gösterimi Grafik 33' de verilmiştir. Grafikte görüldüğü üzere ağa tanıtılan bütün veriler için bağımlı değişkendeki değişimin yaklaşık olarak %44' ü bağımsız değişkenlerdeki değişimden kaynaklanmaktadır. Diğer değişimlerin açıklanamaması modele alınmayan ve nemi etkileyen diğer faktörlerin modele alınmamasından kaynaklıdır.



Grafik 33: Gözlem Değerlerinin Doğrusal Regresyon Eğrisi Üzerinde Gösterimi

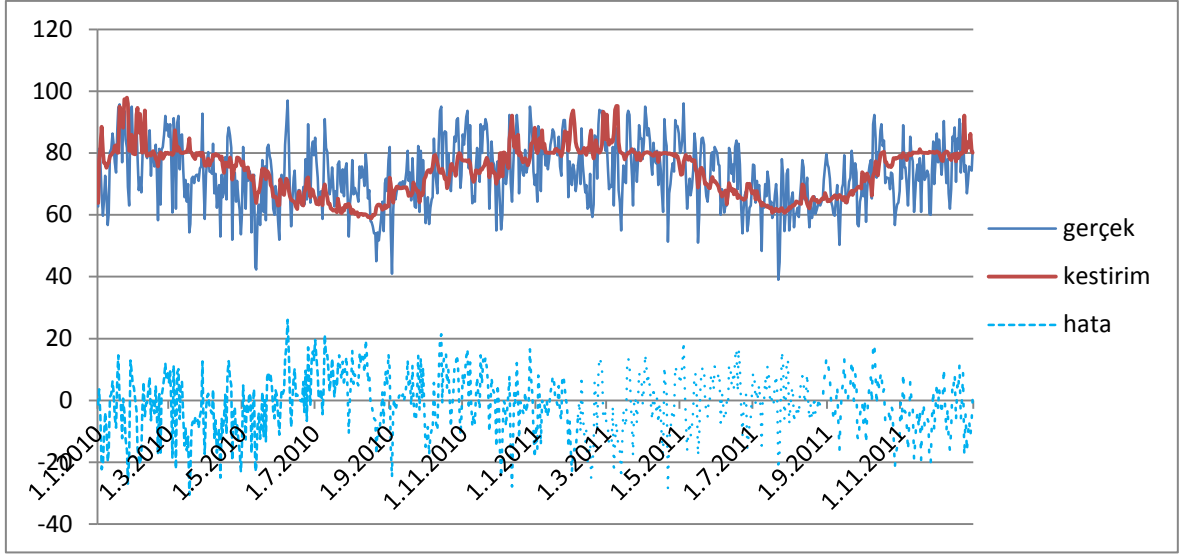
Ağ tarafından elde edilen tahmini bağıl nem değerleri ile gerçekleşen nem değerleri veri çokluğundan dolayı son beş yıl için (2005-2009) aşağıda verilen Grafik 34’de gösterildiği gibidir. Grafikte de görüldüğü üzere bir önceki uygulamaya paralel olarak gözlem değerlerine uygun tahminler elde edilmiştir. Ancak ağa dahil edilmeyen ve nemi etkileyen diğer (rüzgar hızı ve yönü, güneşlenme süresi, su yüzeyi miktarı vb.) etkenlerden dolayı tahminler verilerin ortalama davranışını göstermekte ve uç değerleri yansıtamamaktadır.



Grafik 34: 2005-2009 Yılları Arasında Gerçekleşen Bağıl Nem Değerleri ile YSA Tarafından Tahmin Edilen Bağıl Nem Değerleri

a. Kestirim

Uygulamanın bu kısmında eğitimi tamamlanan ağa, eğitimin hiçbir aşamasında gösterilmeyen 2010 ve 2011 yıllarına ait günlük ortalama bağıl nem miktarı tahmin edilmeye çalışılacaktır. Burada önceki uygulamalardan farklı olarak ağın kestirim yapmasından ziyade önceden tahmin edilmiş olan 2010 ve 2011 yılları için önceki uygulamalarda kestirilen ortalama sıcaklık değerleri ağa verilerek ağ çalıştırılmış ve bu sıcaklıklar için gerçekleşmesi beklenen nem miktarları tahmin edilmiştir (Bkz. Ek. 1d). Elde edilen tahminler Grafik 35’de gerçek değerlerle birlikte verilmiştir. Grafikte de görüldüğü üzere bir önceki uygulamada tasarlanan model yapısıyla elde edilen kestirim değerlerinden daha başarılı tahminler elde edilmiştir.



Grafik 35: 2010 ve 2011 Yılları İçin Elde Edilen Kestirim Değerleri ile Gerçek Değerlerin Gösterimi

II. BULANIK MANTIĞIN METEOROLOJİK VERİLERE UYGULANMASI

Çalışmanın bu bölümünde bir önceki başlıkta 2010 ve 2011 yılları için elde edilen kestirim değerleri ile gerçekleşen değerlere bulanık küme teorisi uygulanmış ve sonuçlar birbirleri ile kıyaslanmıştır. Günler bulanık mantık kullanılarak tehlikeli soğuk, aşırı soğuk, çok soğuk, soğuk, serin, konforlu, sıcak, çok sıcak, aşırı sıcak ve tehlikeli sıcak şeklinde on adet dilsel ifade kullanılarak gruplandırılmıştır. Uygulamada giriş değişkeni olarak ortalama sıcaklık değeri ile bağıl nem miktarı kullanılmıştır.

Günleri gruplandırmak için belirlenen dilsel ifadelerin seçimi ve aralıkların belirlenmesi esnasında hissedilen sıcaklık kavramı referans alınmış ve kural tabanı hazırlanırken nem ile sıcaklığın hissedilen sıcaklık üzerindeki etki yönleri baz alınmıştır.

Hissedilen sıcaklık, termometrenin ölçtüğü aktüel fiziksel hava sıcaklığından farklı olarak, insan vücudunun hissettiği, algıladığı sıcaklıktır. Bu sıcaklık, iklimsel çevre, giysilerin ısı direnci, vücut yapısı ve kişisel durumdan olduğu kadar, termometre sıcaklığı, nispi nem, rüzgar ve radyasyon gibi dört meteorolojik faktörden etkilendiği için sübjektif bir kavramdır. Dolayısı ile sıcaklığı algılama ve hissetme kişiden kişiye değişiklik gösterir (T.C. Orman ve Su İşleri Bakanlığı Meteoroloji Genel Müdürlüğü: 2014). Bununla birlikte Meteoroloji Genel Müdürlüğü tarafından hazırlanan Tablo 111’ de diğer faktörler ortalama baz alınarak bağıl nem ve hava sıcaklığındaki değişmeler ile meydana gelen “hissedilen sıcaklık” değerleri verilmiştir. Ancak görüldüğü üzere hava sıcaklığının 26°C’ nin ve bağıl nem miktarının %40’ ın altına düştüğü durumlarda hissedilen sıcaklık hesaplanamamaktadır. Bununla birlikte nemin sıcaklık üzerindeki artış etkisinin sıcaklık arttıkça artan oranda etkili olduğu grafikte görülmektedir. Düşük sıcaklıklarda ise mutlak nemde bir değişme olmamasına karşın bağıl nemdeki artış göz önüne alınarak nemin sıcaklık üzerindeki etkisinin artan oranda azaldığı söylenebilir. Uygulamada yer alan kural tabanı, bu gerçekler gözetilerek hazırlanmıştır.

Tablo 11: Nem Etkisi ile Hissedilen Sıcaklık

		BAĞIL NEM (%)																												
HAVA SICAKLIĞI (°C)		5	10	15	20	25	30	35	40	45	50	55	60	65	70	75	80	85	90	95										
	50	45	48	53	58	66	69	76	83	91	99																			
	49	44	47	51	55	61	66	72	79	86	94																			
	48	43	46	49	53	58	63	68	75	81	88	96																		
	47	42	45	48	51	55	60	65	70	76	83	90	98																	
	46	41	43	46	49	53	57	62	67	72	78	85	91	99																
	45	41	43	45	48	52	56	62	65	70	76	82	88	96																
	44	40	42	44	46	49	52	57	61	66	71	77	83	89	96															
	43	39	40	42	44	47	50	54	58	62	67	72	77	83	90	97														
	42	38	39	41	43	45	48	51	54	58	62	67	72	78	83	90	96													
	41	37	38	39	41	43	45	48	51	55	59	63	67	72	78	83	89	96												
	40	36	37	38	39	41	43	46	48	51	55	59	63	67	72	77	83	88	95											
	39	35	36	37	38	39	41	43	46	48	51	55	58	62	67	71	76	81	87	93										
	38	35	35	36	37	38	40	42	44	47	50	53	56	60	64	68	73	78	83	89										
	37	34	34	35	36	37	38	40	42	44	46	49	52	56	59	63	67	72	76	81										
	36	33	33	34	34	35	36	38	39	41	43	46	48	51	55	58	62	66	70	74										
	35	32	32	33	33	34	35	36	37	39	41	43	45	48	50	53	57	60	64	68										
	34	31	31	32	32	32	33	34	35	37	38	40	42	44	46	49	52	55	58	61										
	33	31	31	31	31	32	32	33	34	36	37	39	40	42	45	47	49	52	55	58										
	32	30	30	30	30	31	31	32	33	34	35	36	38	39	41	43	45	47	50	53										
	31	29	29	29	29	29	30	30	31	32	33	34	35	36	38	40	41	43	45	47										
	30	28	28	28	28	28	29	29	30	30	31	32	33	34	35	36	38	39	41	42										
	29	27	27	27	27	28	28	28	28	29	30	30	31	32	32	33	34	36	37	38										
	28	26	26	26	27	27	27	27	27	28	28	29	29	30	30	31	32	32	33	34										
	27	26	26	26	26	26	27	27	27	27	28	28	28	29	29	30	30	31	31	32										
	26	25	25	25	26	26	26	26	26	26	27	27	27	27	27	28	28	28	28	28										
25	25	25	25	25	25	26	26	26	26	26	26	26	26	27	27	27	27	27	27											

Verilerin alındığı Florya İstasyonu İstanbul Tarihi Yarımada’ında bulunmaktadır. İstanbul’ un coğrafi konumu ve bitki örtüsü göz önüne alındığında çıkış değerlerinin “soğuk” ile “çok sıcak” dilsel ifadeleri arasında yer alması beklenmektedir. Uygulama sonucunda “tehlikeli soğuk” ve “tehlikeli sıcak” gibi uç değerlerin elde edilmeyeceği öngörülmektedir.

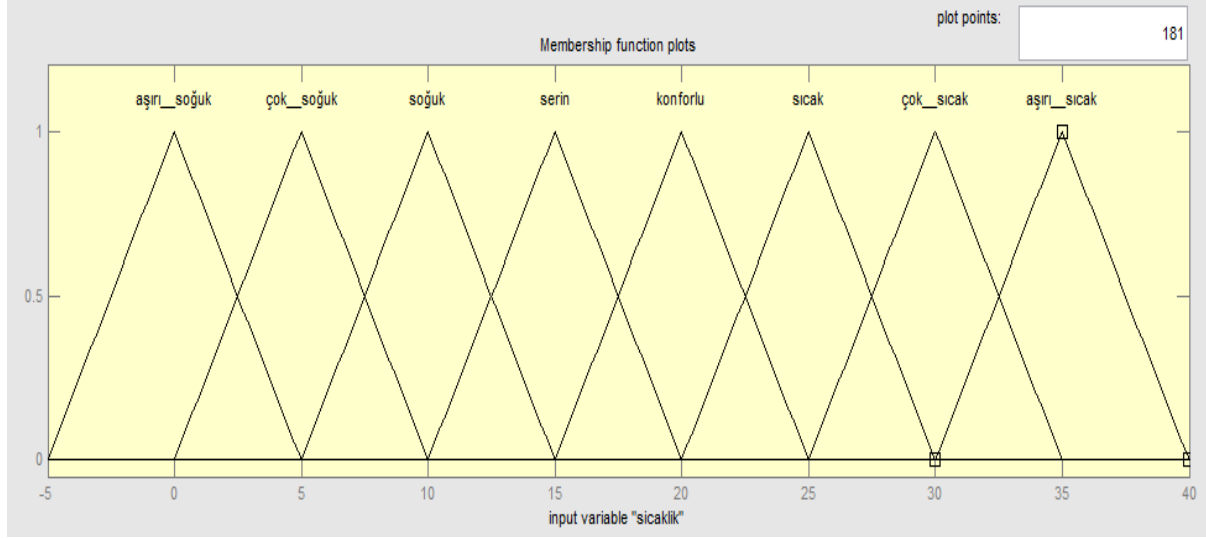
A. Bulanıklaştırma

Bulanıklaştırma; giriş değişkenleri ile çıkış değişkenlerinin dilsel ifadelerle dönüştürülme işlemidir. Bu bağlamda giriş değişkenleri olarak belirlenen günlük ortalama sıcaklık ve bağıl nem değişkenleri ile çıkış değişkeni olarak belirlenen hissedilen sıcaklık değişkenlerine dilsel ifadeler verilmek suretiyle üyelik derecelerinin tespiti yapılmıştır. Çıkış değişkenlerinin üyelik dereceleri de kuralların ağırlıklarına göre ayarlanarak elde edilen çıkış değerlerine ulaşmak için ağırlık merkezi metodu kullanılmıştır.

1. Kestirilen Ortalama Sıcaklığın Bulanıklaştırılması

Hissedilen sıcaklığın hesaplanmasında şüphesiz ki en büyük etkiye sahip olan hava sıcaklığı 24°C ve altında iken hissedilen sıcaklık hesaplanamadığından, bulanıklaştırma

işlemi esnasında belirlenen aralıklar daha önce yapılmış olan çalışmalarda belirlenen aralıklardan ve günlük hava durumu gözlemlerinden faydalanarak belirlenmiştir. Bu bağlamda ortalama sıcaklık için seçilen dilsel ifadeler ve aralıkları Şekil 15’ de verildiği gibi belirlenmiştir.



Şekil 15: Sıcaklık Değişkeninin Bulanıklaştırılması

Şekilde de görüldüğü üzere uygulamada ortalama sıcaklık için sekiz etiketli üçgen üyelik fonksiyonu kullanılmıştır. Üyelik fonksiyonuna ait alt ve üst sınırlar -5°C ile $+40^{\circ}\text{C}$ olarak belirlenmiştir. Ortalama sıcaklık girişine ait üyelik fonksiyonları, formülleri ile birlikte aşağıda verilen Tablo 12’ de gösterildiği gibidir.

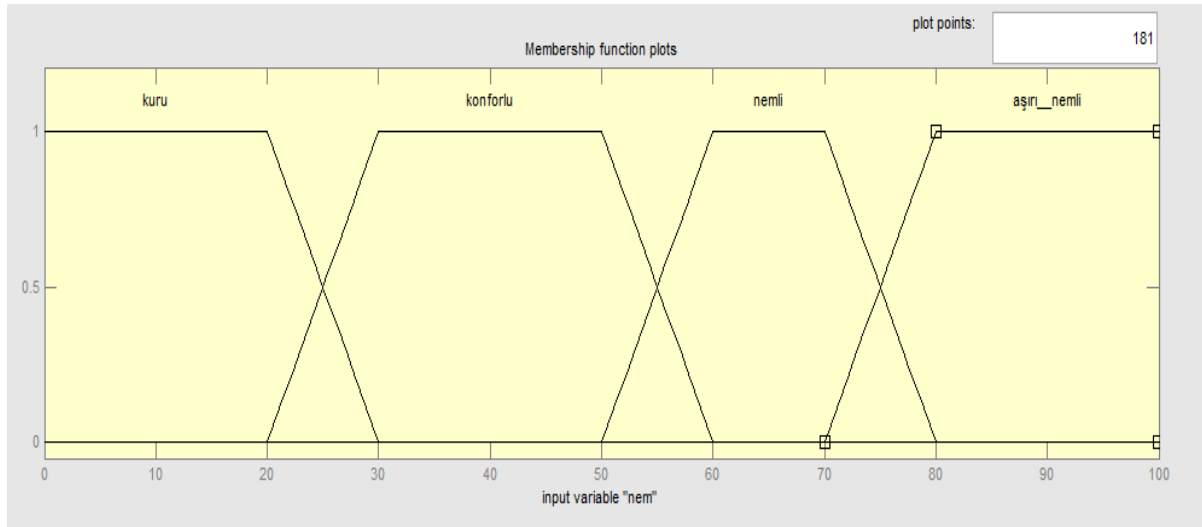
Tablo 12: Ortalama Sıcaklık Etkisine Ait Üyelik Fonksiyonları ve Tanım Aralıkları

Bölge	Üyelik Fonksiyonu	Tanım Aralığı	Bölge	Üyelik Fonksiyonu	Tanım Aralığı
Aşırı Soğuk	$\frac{x + 5}{5}$	$-5 \leq x \leq 0$	Konforlu	$\frac{x - 15}{5}$	$15 \leq x \leq 20$
Aşırı Soğuk	$\frac{5 - x}{5}$	$0 \leq x \leq 5$	Konforlu	$\frac{25 - x}{5}$	$20 \leq x \leq 25$
Çok Soğuk	$\frac{x}{5}$	$0 \leq x \leq 5$	Sıcak	$\frac{x - 20}{5}$	$20 \leq x \leq 25$
Çok Soğuk	$\frac{10 - x}{5}$	$5 \leq x \leq 10$	Sıcak	$\frac{30 - x}{5}$	$25 \leq x \leq 30$

Soğuk	$\frac{x-5}{5}$	$5 \leq x \leq 10$	Çok Sıcak	$\frac{x-25}{5}$	$25 \leq x \leq 30$
Soğuk	$\frac{15-x}{5}$	$10 \leq x \leq 15$	Çok Sıcak	$\frac{35-x}{5}$	$30 \leq x \leq 35$
Serin	$\frac{x-10}{5}$	$10 \leq x \leq 15$	Aşırı Sıcak	$\frac{x-30}{5}$	$30 \leq x \leq 35$
Serin	$\frac{20-x}{5}$	$15 \leq x \leq 20$	Aşırı Sıcak	$\frac{40-x}{5}$	$35 \leq x \leq 40$

2. Kestirilen Ortalama Bağlı Nemnin Bulanıklaştırılması

Hissedilen sıcaklığın hesaplanmasında ikinci ana etmen olan bağlı nem miktarı %40' ın altına düştüğünde hissedilen sıcaklık hesaplanamadığından, bulanıklaştırma işlemi esnasında belirlenen aralıklar daha önce yapılmış olan çalışmalarda belirlenen aralıklardan ve günlük hava durumu gözlemlerinden faydalanarak belirlenmiştir. Bu bağlamda ortalama bağlı nem için seçilen dilsel ifadeler ve aralıkları Şekil 16' da verildiği gibi belirlenmiştir.



Şekil 16: Bağlı Nem Değişkeninin Bulanıklaştırılması

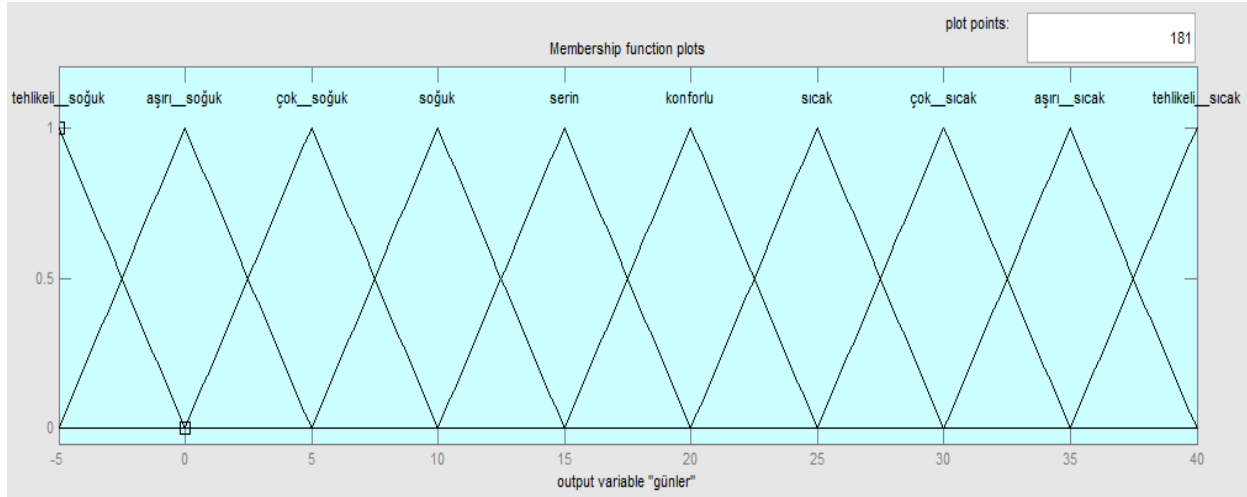
Şekilde de görüldüğü üzere uygulamada ortalama bağlı nem için dört etiketli yamuk üyelik fonksiyonu kullanılmıştır. Üyelik fonksiyonuna ait alt ve üst sınırlar %0 ile %100 olarak belirlenmiştir. Ortalama bağlı nem girişine ait üyelik fonksiyonları formülleri ile birlikte aşağıda verilen Tablo 13' de gösterildiği gibidir.

Tablo 13: Ortalama Bağıl Nem Etkisine Ait Üyelik Fonksiyonları ve Tanım Aralıkları

Bölge	Üyelik Fonksiyonu	Tanım Aralığı	Bölge	Üyelik Fonksiyonu	Tanım Aralığı
Kuru	1	$0 \leq x \leq 20$	Nemli	$\frac{x - 50}{10}$	$50 \leq x \leq 60$
Kuru	$\frac{30 - x}{10}$	$20 \leq x \leq 30$	Nemli	1	$60 \leq x \leq 70$
Konforlu	$\frac{x - 20}{10}$	$20 \leq x \leq 30$	Nemli	$\frac{80 - x}{10}$	$70 \leq x \leq 80$
Konforlu	1	$30 \leq x \leq 50$	Aşırı Nemli	$\frac{x - 70}{10}$	$70 \leq x \leq 80$
Konforlu	$\frac{60 - x}{10}$	$50 \leq x \leq 60$	Aşırı Nemli	1	$80 \leq x \leq 100$

3. Çıkış Değerinin (Günlerin) Bulanıklaştırılması

Daha önce de bahsedildiği gibi termometreyle ölçülen sıcaklık ile insanların hissettiği sıcaklık birbirinden çok farklı olabilmektedir. Hissedilen sıcaklığın hesaplanması için karmaşık fiziksel formüller kullanılmaktadır. Ancak bu formüllerde yer alan başlıca etkenler hava sıcaklığı ve bağıl nem miktarıdır. Bu nedenle günleri dilsel ifadelerle sınıflandırabilmek için bu iki ana etken seçilerek çıkış değişkeni olarak hissedilen sıcaklık değişkeni belirlenmiştir. Hissedilen sıcaklığın hesaplanmasında yer alması gereken açık hava basıncı, rüzgar hızı, bulutluluk oranı, boy, kilo, giyilen kıyafet gibi etkenlerin bu hesaplamalarda göz ardı edildiği sadece günleri sınıflandırabilmek adına, dar kapsamlı bir hesaplama yapıldığına dikkat edilmelidir. Bu bağlamda günler için seçilen dilsel ifadeler ve aralıkları Şekil 17’ de verildiği gibi belirlenmiştir.



Şekil 17: Günlerin Bulanıklaştırılması

Şekilde de görüldüğü üzere uygulamada çıkış değerleri için on etiketli üçgen üyelik fonksiyonu kullanılmıştır. Üyelik fonksiyonuna ait alt ve üst sınırlar -5°C ile $+40^{\circ}\text{C}$ olarak belirlenmiştir. Aralıklar ve dilsel ifadeler kullanılan verilerin ortalama değerler olduğu dikkate alınarak belirlenmiştir. Önsel bekleyiş olarak durulama sonucunda elde edilen değerlerin İstanbul’ un coğrafi konumu ve yapısı gereği “*tehlikeli soğuk*” ve “*tehlikeli sıcak*” grubuna dâhil olmaması gerekmektedir. Bu ifadeler kontrol amaçlı kullanılmıştır.

Çıkış değişkenine ait üyelik fonksiyonları formülleri ile birlikte aşağıda verilen Tablo 14’ de gösterildiği gibidir.

Tablo 14: Günlere Ait Üyelik Fonksiyonları ve Tanım Aralıkları

Bölge	Üyelik Fonksiyonu	Tanım Aralığı	Bölge	Üyelik Fonksiyonu	Tanım Aralığı
Tehlikeli Soğuk	$\frac{-x}{5}$	$0 \leq x \leq -5$	Konforlu	$\frac{x - 15}{5}$	$15 \leq x \leq 20$
Aşırı Soğuk	$\frac{x + 5}{5}$	$-5 \leq x \leq 0$	Konforlu	$\frac{25 - x}{5}$	$20 \leq x \leq 25$
Aşırı Soğuk	$\frac{5 - x}{5}$	$0 \leq x \leq 5$	Sıcak	$\frac{x - 20}{5}$	$20 \leq x \leq 25$
Çok Soğuk	$\frac{x}{5}$	$0 \leq x \leq 5$	Sıcak	$\frac{30 - x}{5}$	$25 \leq x \leq 30$
Çok Soğuk	$\frac{10 - x}{5}$	$5 \leq x \leq 10$	Çok Sıcak	$\frac{x - 25}{5}$	$25 \leq x \leq 30$

Soğuk	$\frac{x-5}{5}$	$5 \leq x \leq 10$	Çok Sıcak	$\frac{35-x}{5}$	$30 \leq x \leq 35$
Soğuk	$\frac{15-x}{5}$	$10 \leq x \leq 15$	Aşırı Sıcak	$\frac{x-30}{5}$	$30 \leq x \leq 35$
Serin	$\frac{x-10}{5}$	$10 \leq x \leq 15$	Aşırı Sıcak	$\frac{40-x}{5}$	$35 \leq x \leq 40$
Serin	$\frac{20-x}{5}$	$15 \leq x \leq 20$	Tehlikeli Sıcak	$\frac{x-35}{5}$	$35 \leq x \leq 40$

B. Kural Tabanının Oluşturulması

Tasarlanan uygulamada bulanıklaştırma işleminden sonra kural tabanının oluşturulması gerekmektedir. Kural tabanı her bir girişi dilsel olarak ifade eden bölgelere göre düzenlenir. Sistemin çalışabilmesi için ana hatların belirlenmesine kural tabanı denir. Kontrolün sağlanmasında dışarıdan alınacak olan giriş değerleri bu kural tabanına göre belirlenmektedir. Kural tabanı kural satırlarından meydana gelmektedir. Kural satırı sayısının belirlenmesi girişlere verilen etiketlerin sayısına göre hesaplanır (Sinecen, 2002: 51). Buna göre;

Kestirilen ortalama sıcaklık etkisinin etiket sayısı : 8

Kestirilen ortalama bağıl nem etkisinin etiket sayısı: 4

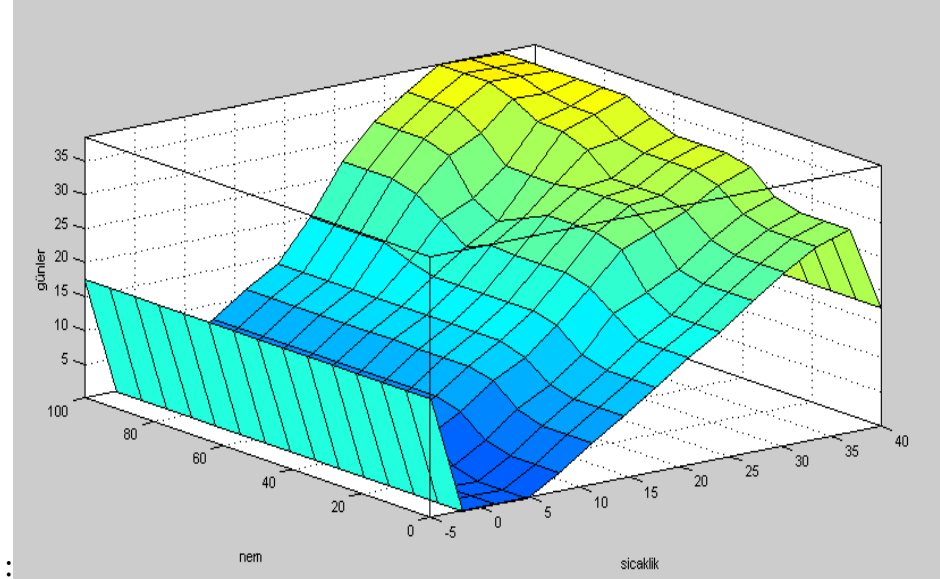
Bu etiket sayılarının çarpılmasıyla (8x4) elde edilen 32 adet olasılığın her biri için bir kural olmak üzere eşit olarak ağırlıklandırılmış kurallardan meydana gelen kural tabanı aşağıda verilen Tablo 15’ de gösterildiği gibidir.

Tablo 15: Uygulamada Yer Alan Bütün Giriş ve Çıkış Değerlerine Ait Kural Tabanı Tablosu

No	Ortalama Sıcaklık	Ortalama Nem	Gün	No	Ortalama Sıcaklık	Ortalama Nem	Hissedilen
1	Aşırı Soğuk	Kuru	Tehlikeli Soğuk	17	Konforlu	Kuru	Serin
2	Aşırı Soğuk	Konforlu	Aşırı Soğuk	18	Konforlu	Konforlu	Konforlu
3	Aşırı Soğuk	Nemli	Aşırı Soğuk	19	Konforlu	Nemli	Konforlu
4	Aşırı Soğuk	Aşırı Nemli	Aşırı Soğuk	20	Konforlu	Aşırı Nemli	Konforlu
5	Çok Soğuk	Kuru	Aşırı Soğuk	21	Sıcak	Kuru	Konforlu

6	Çok Soğuk	Konforlu	Çok Soğuk	22	Sıcak	Konforlu	Sıcak
7	Çok Soğuk	Nemli	Çok Soğuk	23	Sıcak	Nemli	Çok Sıcak
8	Çok Soğuk	Aşırı Nemli	Çok Soğuk	24	Sıcak	Aşırı Nemli	Aşırı Sıcak
9	Soğuk	Kuru	Çok Soğuk	25	Çok Sıcak	Kuru	Sıcak
10	Soğuk	Konforlu	Soğuk	26	Çok Sıcak	Konforlu	Çok Sıcak
11	Soğuk	Nemli	Soğuk	27	Çok Sıcak	Nemli	Aşırı Sıcak
12	Soğuk	Aşırı Nemli	Soğuk	28	Çok Sıcak	Aşırı Nemli	Tehlikeli Sıcak
13	Serin	Kuru	Soğuk	29	Aşırı Sıcak	Kuru	Çok Sıcak
14	Serin	Konforlu	Serin	30	Aşırı Sıcak	Konforlu	Aşırı Sıcak
15	Serin	Nemli	Serin	31	Aşırı Sıcak	Nemli	Tehlikeli Sıcak
16	Serin	Aşırı Nemli	Serin	32	Aşırı Sıcak	Aşırı Nemli	Tehlikeli Sıcak

Uygulamada kullanılan üyelik fonksiyonlarına, oluşturulan kural tabanına ve kullanılan işlem tanımlarına göre oluşturulan girdi-çıkı fonksiyonunun üç boyutlu matris üzerinde gösterimi Şekil 18’ de verilmiştir. Şekilde yatay eksenler nem ve sıcaklık değerlerini gösterirken dikey eksen de çıkış değeri olan günleri sınıflandırmak için kullanılan yeni sıcaklık değerleri yer almaktadır.



Şekil 18: Girdi-Çıkı Fonksiyonunun Üç Boyutlu Matris ile Gösterimi

Şekilde de görüldüğü üzere, nemin etkisi sıcaklığın düşmesi ile azalmaktadır. Bunun sebebi sıcaklığın düşmesiyle mutlak nemde bir değişme olmasa dahi bağıl nemde, havanın nem kapasitesi azaldığından dolayı, artış olmaktadır. Yani düşük sıcaklıkta mutlak

nemdeki deęişme havadaki nemin arttığını deęil havanın nem taşıyabilme kapasitesinin azaldığını göstermektedir. Dolayısıyla düşük sıcaklıklarda gerçekleşen baęıl nem miktarı yüksek sıcaklıktaki baęıl nem miktarından az etkin olduęu söylenebilir.

C. Durulama

Durulama işleminde aęırlık merkezi yöntemi kullanılmıştır. Durulama sonucunda beklentilere uygun olarak “aşırı sıcak, tehlikeli sıcak, aşırı soęuk, tehlikeli soęuk” dilsel ifadelerine karşılık gelen deęerler elde edilmemiştir. Bunun sebebi ise verilerin alındığı meteoroloji istasyonunun kapsadığı İstanbul Tarihi Yarımada’ sının coęrafi konumu ve yapısı dolayısıyla uç deęerlerin yaşanmadığı bir iklime sahip olmasıdır. Durulama sonucu elde edilen deęerlerin bir kısmı Tablo 16’ da verilmiştir.

Tablo 16: Durulaştırma Sonucu Elde Edilen Deęerler

Gün-Ay	2010	2011	Gün-Ay	2010	2011	Gün-Ay	2010	2011
1.May	serin	serin	1.Eki	konforlu	konforlu	1.Oca	soęuk	soęuk
2.May	serin	serin	2.Eki	konforlu	serin	2.Oca	çok_soęuk	çok_soęuk
3.May	soęuk	serin	3.Eki	konforlu	konforlu	3.Oca	çok_soęuk	çok_soęuk
4.May	serin	konforlu	4.Eki	konforlu	konforlu	4.Oca	çok_soęuk	çok_soęuk
5.May	serin	konforlu	5.Eki	konforlu	konforlu	5.Oca	çok_soęuk	çok_soęuk
6.May	serin	serin	6.Eki	konforlu	konforlu	6.Oca	çok_soęuk	çok_soęuk
7.May	serin	serin	7.Eki	konforlu	serin	7.Oca	çok_soęuk	çok_soęuk
8.May	serin	serin	8.Eki	konforlu	serin	24.Aęu	konforlu	sıcak
9.May	serin	serin	9.Eki	konforlu	konforlu	25.Aęu	sıcak	konforlu
10.May	serin	serin	10.Eki	konforlu	konforlu	26.Aęu	konforlu	sıcak
11.May	serin	serin	11.Eki	konforlu	konforlu	27.Aęu	konforlu	sıcak
12.May	serin	serin	12.Eki	konforlu	konforlu	28.Aęu	sıcak	konforlu
13.May	serin	serin	13.Eki	konforlu	konforlu	29.Aęu	konforlu	sıcak
14.May	serin	konforlu	14.Eki	konforlu	konforlu	30.Aęu	konforlu	konforlu
15.May	serin	konforlu	15.Eki	konforlu	konforlu	31.Aęu	konforlu	konforlu

SONUÇ VE ÖNERİLER

Günümüzde meteorolojik tahminler kısa zaman aralıkları için yapılabilmektedir. Bu durum aylar öncesinden yapılan tatil ve seyahat planları, spor organizasyonları gibi açık-kapalı alan etkinliklerinde hava durumunun göz önünde bulundurulamamasına sebep olmaktadır. Çalışmada hava durumuna ilişkin geçmiş gözlem değerleri kullanılarak yapay sinir ağları ile kestirim yapılmıştır. Böylece bilimsel yöntemlerle kestirim süre aralığının arttırılabilmesi imkânı araştırılmıştır.

Çalışma iki aşamalı bir uygulamayı içermektedir. İlk aşamada meteorolojik verilere MATLAB R2011a programının Yapay Sinir Ağı Zaman Serileri Aracı (Neural Network Time Series Tool) paketinde yer alan NAR, NARX ve Time Delay Net ağ modelleri uygulanarak kestirim yapılmıştır. Kestirim sonuçlarının tutarlı olduğu görsel olarak belirlenmiştir.

Uygulamanın ikinci aşamasında ise kestirilen değerlere bulanık mantık uygulanmıştır. Bu yaklaşımla günler “tehlikeli soğuk, aşırı soğuk, çok soğuk, soğuk, serin, konforlu, sıcak, çok sıcak, aşırı sıcak, tehlikeli sıcak” dilsel ifadeleri kullanılarak gruplandırılmıştır. Yapılan gruplandırmada 2010 yılı için 64 adet “çok soğuk”, 104 adet “soğuk”, 41 adet “serin”, 96 adet “konforlu” ve 60 adet “sıcak” gün tespit edilmiştir. 2011 yılı için ise 74 adet “çok soğuk”, 94 adet “soğuk”, 46 adet “serin”, 88 adet “konforlu” ve 63 adet “sıcak” gün tespit edilmiştir. Gruplandırma sonucunda verilerin alındığı Florya Meteoroloji İstasyonu’nun kapsadığı İstanbul Tarihi Yarımadası’nda önsel bekleyişlere uygun olarak “aşırı soğuk ve tehlikeli soğuk” ile “aşırı sıcak ve tehlikeli sıcak” uç dilsel ifadelerle ait günler tespit edilmemiştir.

Sonuç olarak YSA ile elde edilen kestirimlerin ve bu kestirimlere bulanık mantık yöntemi uygulanması ile elde edilen sınıflandırmanın tutarlı olduğu görülmüştür. Ancak uygulama bir ön çalışma niteliğindedir. Elde edilen sonuçların mevsimsel hareketleri yansıtmakla birlikte uç değerleri yakalayamama nedeninin uygulamaya dâhil edilmeyen diğer meteorolojik etmenler olduğu düşünülmektedir. Bu nedenle basınç, su yüzeyi genişliği, bulutluluk oranı, rüzgâr hızı gibi etkenler de analize dâhil edilerek daha başarılı ve daha uzun süreli kestirimler yapılabilir. Yine bulanık mantık uygulamasında girdi sayısı arttırılarak; koşu, yürüyüş, diğer spor ve boş zaman aktiviteleri ile açık hava-kapalı alan

etkinlikleri için günlük hava durumuna ilişkin “konforlu, uygun, zorlu” şeklinde gruplandırmalar yapılarak çalışma geliştirilebilir.

KAYNAKLAR

- ABU-MOSTAFA, Y. (1986). Neural Networks for Computing. *In Proceedings of the American Institute of Physics Meeting*, (s. 1-6).
- ARABACI, Ö. (2007). Makroekonomik Zaman Serisi Analizi ve Yapay Sinir Ağı Uygulamaları. *Uludağ Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, (Yayımlanmamış Doktora Tezi)*. Bursa.
- ARIKAN-KARGI, V.S. (2013). Yapay Sini Ağ Modelleri ve Bir Tekstil Firmasında Uygulama. *Uludağ Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, (Yayımlanmamış Doktora Tezi)*. Bursa
- AYTAÇ, E. (2011). Kalite İyileştirme Sürecinde Bulanık Mantık Yaklaşımı ile Hata Türü ve Etkileri Analizi ve Uygulama Örneği, *Adnan Menderes Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, (Yayımlanmamış Yüksek Lisans Tezi)*, Aydın.
- BAYKAL, N., & BEYAN, T. (2004). *Bulanık Mantık İlke ve Temelleri*. Ankara: Bıçaklar Kitabevi.
- BEALE, M. H., HAGAN, M. T., & DEMUTH, H. B. (2014, Mart). Neural Network Toolbox User's Guide-MATLAB. Massachusetts, Natick, USA.
- CHİN, K.S., CHAN, A. ve YANG, J.B. (2008) "Development of a Fuzzy FMEA Based Product Design System", *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, c.36, s.7-8, ss.633-649.
- DALEY, S., GILL, K.F (1986) "A Design Study of Self Organizing Fuzzy Logic Controller" *Proc. Instn. Mech. Engnr. Vol:200*, s.1
- ELMAS, Ç. (2003). *Bulanık Mantık Denetleyiciler (Kuram, Uygulama, Sinirsel Bulanık Mantık)*. İstanbul: Seçkin Yayıncılık.
- ELMAS, Ç. (2003). *Yapay Sinir Ağları*. Ankara: Seçkin Yayıncılık.
- ELMAS, Ç. (2011). *Yapay Zeka Uygulamaları (2. b.)*. Ankara: Seçkin Yayıncılık.

- GÜNAL, Ü. (1997) “Bulanık Mantık” Otomasyon Dergisi, No:55, s.50-51, İstanbul
- HAMZAÇEBİ, C. (2011). *Yapay Sinir Ağları Tahmin Amaçlı Kullanımı MATLAB ve Neurosolutions Uygulamalı*. Bursa: Ekin Basın Yayın Dağıtım.
- HAYKIN, S. (1999). *Neural Networks* (2. b.). London: Prentice Hall.
- KING, P., & MAMDANİ, E. (1977). The Application of Fuzzy Control Systems to Industrial Prouesses. *Automatica*, s. Vol:13, s.235.
- MASTERS, T. (1993). *Practical Neural Netwoek Recipies in C++*. Toronto: Academic Press.
- MATHWORKS. (tarih yok). 06 28, 2014 tarihinde MathWorks Documentation Center: <http://www.mathworks.com/help/nnet/ref/radbasn.html> adresinden alındı.
- MENDEL, J. M. (2001). *Uncertain Rule-Based Fuzzy Logic Systems: Introduction and New Directions*. NJ: Prentice Hall: Upper Saddle.
- NARSİMHA SASTRY, V., SASTRİ, K. S., & TIWARI, R. N. (1993). Spline Membership Function and Its Application in Multiple Objective Fuzzy Control Problem. *Fuzzy Sets and Systems*, Volume 55, Issue 2, s.143-156.
- ÖZTEMELE, E. (2006). *Yapay Sinir Ağları* (2. b.). İstanbul: Papatya Yayıncılık.
- ÖZTÜRK, V. ve SÖNMEZ, C. (2004) “An Expert-Fuzzy Approach for Evaluation”, 4th International Symposium on Intelligent Manufacturing Systems, 6-8 Eylül, ss.579-588, Sakarya.
- PİLLAY, A. ve WANG, J. (2003) “Modified Failure Mode and Effects Analysis using Approximate Reasoning”, *Reliability Engineering and System Safety*, c. 79, s. 1, ss. 69–85.
- ROSS, T.J. (2004) *Fuzzy Logic with Engineering Applications* (2nd Edition), John Wiley&Sons: Chichester.
- SAĞIROĞLU, Ş., BEŞDOK, E., & ERLER, M. (2003). *Mühendislikte Yapay Zeka Uygulamaları* (Cilt I). Kayseri: Ufuk Yayıncılık.

- SİNECEN, M. (2002). Klima Sistem Kontrolünün Bulanık Mantık ile Modellenmesi. *Pamukkale Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, (Yayımlanmamış Yüksek Lisans Tezi)*. Denizli.
- ŞEN, Z. (2004). *Mühendislikte Bulanık (Fuzzy) Mantık ile Modelleme Prensipleri (2. Basım)*. İstanbul: Su Vakfı Yayınları.
- T.C. Orman ve Su İşleri Bakanlığı Meteoroloji Genel Müdürlüğü. (tarih yok). 09 13, 2014 tarihinde <http://www.mgm.gov.tr/genel/sss.aspx?s=hissedilensicaklik> adresinden alındı.
- TANAKA, K. (1997). *An Introduction to Fuzzy Logic for Practical Applications*. New York: Springer Verlag.
- TÜRKBEY, O. (2003) “Çok Amaçlı Makine Sıralama Problemi için Bir Bulanık Güçlü Metod”, Dokuz Eylül Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Fen ve Mühendislik Dergisi, c.5, s.3, ss.81-98.
- WIGGINS, V. L., LOOPER, L. T., & ENGQUIST, S. K. (1991). *Neural Networks: A Primer*. Texas, Armstrong Laboratory: Air Force Base.
- XU, C.W., LU, Y.Z. (1987) “Fuzzy Model Identification and Self Learning for Dynamic System” IEEE Trans. On Sys, man and cyber, Vol:SMC-17, s.4
- YADAV, O. M., CHOUDHARY, N. ve BİLEN, C. (2008) “Complex System Reliability Estimation Methodology in the Absence of Failure Data”, Quality and Reliability Engineering International, c.24, s.7, ss.745-764.
- YILMAZ, M. ve ARSLAN, E. (2005) “Bulanık Mantığın Jeodezik Problemlerin Çözümünde Kullanılması”, 2. Mühendislik Ölçmeleri Sempozyumu, 23-25 Kasım, ss.512-522, İstanbul.
- ZADEH, L.A., (1965) “Fuzzy Sets”, Information and Control, c.8, s.3, ss.338-353
- ZADEH, L.A. ve Kacprzyk, J. (1992) *Fuzzy Logic for The Management of Uncertainty*, John Wiley&Sons Inc: New York.

EKLER

Ek. 1a: Komutlar

```
targetSeries = sicaklik;
feedbackDelays = 1:1;
hiddenLayerSize = 1;
net = narnet(feedbackDelays,hiddenLayerSize);
net.inputs{1}.processFcns = {'removeconstantrows','mapminmax'};
[inputs,inputStates,layerStates,targets] = preparets(net,{}, {},targetSeries);
net.divideFcn = 'divideblock';
net.divideMode = 'time';
net.divideParam.trainRatio = 70/100;
net.divideParam.valRatio = 20/100;
net.divideParam.testRatio = 10/100;
net.trainFcn = 'trainlm';
net.performFcn = 'mse';
net.plotFcns = {'plotperform','plottrainstate','plotresponse', ...
    'ploterrcorr', 'plotinerrcorr'};
[net,tr] = train(net,inputs,targets,inputStates,layerStates);
outputs = net(inputs,inputStates,layerStates);
errors = gsubtract(targets,outputs);
performance = perform(net,targets,outputs)
trainTargets = gmultiply(targets,tr.trainMask);
valTargets = gmultiply(targets,tr.valMask);
testTargets = gmultiply(targets,tr.testMask);
trainPerformance = perform(net,trainTargets,outputs)
valPerformance = perform(net,valTargets,outputs)
testPerformance = perform(net,testTargets,outputs)
netc = closeloop(net);
[xc,xic,aic,tc] = preparets(netc,{}, {},targetSeries);
yc = netc(xc,xic,aic);
perfc = perform(net,tc,yc)
```

Ek 1b: Komutlar

```
targetSeries = sicaklik;
feedbackDelays = 1:1;
hiddenLayerSize = 1;
net = narnet(feedbackDelays,hiddenLayerSize);
net.inputs{1}.processFcns = {'removeconstantrows','mapminmax'};
[inputs,inputStates,layerStates,targets] = preparets(net,{}, {},targetSeries);
net.divideFcn = 'divideblock';
net.divideMode = 'time';
net.divideParam.trainRatio = 70/100;
net.divideParam.valRatio = 20/100;
net.divideParam.testRatio = 10/100;
net.trainFcn = 'trainlm';
```

```

net.performFcn = 'mse';
net.plotFcns = {'plotperform','plottrainstate','plotresponse', ...
    'ploterrcorr', 'plotinerrcorr'};
[net,tr] = train(net,inputs,targets,inputStates,layerStates);
outputs = net(inputs,inputStates,layerStates);
errors = gsubtract(targets,outputs);
performance = perform(net,targets,outputs)
trainTargets = gmultiply(targets,tr.trainMask);
valTargets = gmultiply(targets,tr.valMask);
testTargets = gmultiply(targets,tr.testMask);
trainPerformance = perform(net,trainTargets,outputs)
valPerformance = perform(net,valTargets,outputs)
testPerformance = perform(net,testTargets,outputs)
nets = removedelay(net);
[xs,xis,ais,ts] = preparets(nets,{},{},targetSeries);
ys = nets(xs,xis,ais);
closedLoopPerformance = perform(net,ts,ys)

```

Ek 1c:

```

inputSeries = sicaklik;
targetSeries = nem;
inputDelays = 1:5;
feedbackDelays = 1:5;
hiddenLayerSize = 3;
net = narxnet(inputDelays,feedbackDelays,hiddenLayerSize);
net.inputs{1}.processFcns = {'removeconstantrows','mapminmax'};
net.inputs{2}.processFcns = {'removeconstantrows','mapminmax'};
[inputs,inputStates,layerStates,targets] = preparets(net,inputSeries,{},targetSeries);
net.divideMode = 'value';
net.divideParam.trainRatio = 70/100;
net.divideParam.valRatio = 20/100;
net.divideParam.testRatio = 10/100;
net.trainFcn = 'trainlm';
net.performFcn = 'mse';
net.plotFcns = {'plotperform','plottrainstate','plotresponse', ...
    'ploterrcorr', 'plotinerrcorr'};
[net,tr] = train(net,inputs,targets,inputStates,layerStates);
outputs = net(inputs,inputStates,layerStates);
errors = gsubtract(targets,outputs);
performance = perform(net,targets,outputs)
trainTargets = gmultiply(targets,tr.trainMask);
valTargets = gmultiply(targets,tr.valMask);
testTargets = gmultiply(targets,tr.testMask);
trainPerformance = perform(net,trainTargets,outputs)
valPerformance = perform(net,valTargets,outputs)
testPerformance = perform(net,testTargets,outputs)
view(net)
netc = closeloop(net);

```

```

netc.name = [net.name ' - Closed Loop'];
[xc,xic,aic,tc] = preparets(netc,inputSeries,{},targetSeries);
yc = netc(xc,xic,aic);
closedLoopPerformance = perform(netc,tc,yc)

```

Ek 1d:

```

inputSeries = sicaklik;
targetSeries = nem;
inputDelays = 0:4;
hiddenLayerSize = 3;
net = timedelaynet(inputDelays,hiddenLayerSize);
net.inputs{1}.processFcns = {'removeconstantrows','mapminmax'};
net.outputs{2}.processFcns = {'removeconstantrows','mapminmax'};
[inputs,inputStates,layerStates,targets] = preparets(net,inputSeries,targetSeries);
net.divideFcn = 'dividerand'; % Divide data randomly
net.divideMode = 'time'; % Divide up every value
net.divideParam.trainRatio = 70/100;
net.divideParam.valRatio = 20/100;
net.divideParam.testRatio = 10/100;
net.trainFcn = 'trainlm'; % Levenberg-Marquardt
net.performFcn = 'mse'; % Mean squared error
net.plotFcns = {'plotperform','plottrainstate','plotresponse', ...
    'ploterrcorr','plotinerrcorr'};
[net,tr] = train(net,inputs,targets,inputStates,layerStates);
outputs = net(inputs,inputStates,layerStates);
errors = gsubtract(targets,outputs);
performance = perform(net,targets,outputs)
trainTargets = gmultiply(targets,tr.trainMask);
valTargets = gmultiply(targets,tr.valMask);
testTargets = gmultiply(targets,tr.testMask);
trainPerformance = perform(net,trainTargets,outputs)
valPerformance = perform(net,valTargets,outputs)
testPerformance = perform(net,testTargets,outputs)
kestirimNem=net(kestirimSicaklik)

```

Ek 2a: Ortalama Sıcaklık Değerleri İçin Ağ Eğitimi (1x14600 matrisinin eğitimi)

Nöron Sayısı	Gecikme	MSE				R			
		Eğitim	Doğrulama	Test	Genel	Eğitim	Doğrulama	Test	Genel
1	1	3.98963	3.90491	4.19945	3.993668	0.96157	0.9616	0.95788	0.96121
1	2	4.02900	3.94128	3.80009	3.988565	0.96062	0.96272	0.96289	0.96127
1	3	3.91460	3.90815	3.70381	3.892231	0.96184	0.96242	0.96442	0.96222
1	4	3.88358	3.79770	3.74060	3.852106	0.96251	0.96223	0.96415	0.96262
1	5	3.88206	3.74166	3.66811	3.832585	0.96253	0.96339	0.96372	0.96281
2	1	3.98372	3.85742	4.26278	3.986366	0.96105	0.96252	0.9607	0.9613
2	2	3.95069	3.93865	3.85841	3.939054	0.96148	0.96265	0.96182	0.96175
2	3	3.91950	3.71690	3.72423	3.859453	0.96236	0.96305	0.96296	0.96254
2	4	3.85860	3.69122	3.64720	3.803984	0.96255	0.96402	0.9651	0.96309
2	5	3.78845	3.76168	4.02552	3.806803	0.96329	0.9631	0.96155	0.96308
3	1	3.92506	4.08744	4.15336	3.980366	0.96212	0.95949	0.95955	0.96134
3	2	3.99102	3.71959	3.67183	3.904815	0.96141	0.96291	0.96516	0.96209
3	3	3.94226	3.81657	3.57439	3.880335	0.96182	0.96349	0.96375	0.96234
3	4	3.82141	3.80324	3.95098	3.830733	0.96304	0.96288	0.96163	0.96285
3	5	3.6565	4.04627	3.92182	3.760986	0.96467	0.96051	0.9614	0.96352
4	1	3.99835	3.98228	3.84249	3.97955	0.9614	0.9609	0.96193	0.96135

4	2	3.89452	3.87600	4.39393	3.940757	0.96226	0.96209	0.95748	0.96174
4	3	3.84728	3.62443	3.93133	3.811115	0.96271	0.96468	0.96199	0.96303
4	4	3.68579	3.86336	4.28821	3.781546	0.96391	0.96362	0.65852	0.96331
4	5	3.75797	3.75896	3.71283	3.753654	0.96341	0.96381	0.96447	0.96359
5	1	3.89088	4.30575	3.92169	3.976935	0.9618	0.95947	0.96254	0.96138
5	2	3.96142	3.85758	3.84872	3.929382	0.96171	0.96217	0.96226	0.96185
5	3	3.85749	3.90281	3.59986	3.840791	0.96247	0.96284	0.96441	0.96274
5	4	3.76444	3.72473	3.76627	3.756681	0.96383	0.96354	0.96182	0.96356
5	5	3.66741	3.97603	3.87726	3.750119	0.9648	0.96094	0.96021	0.96363
6	1	3.96961	3.90618	4.16935	3.976898	0.96113	0.96294	0.95995	0.96138
6	2	3.86401	4.01156	3.86527	3.893646	0.96242	0.96155	0.96205	0.9622
6	3	3.78108	3.75989	4.02941	3.801675	0.96361	0.96294	0.95985	0.96312
6	4	3.81186	3.75907	3.54126	3.774242	0.96309	0.96284	0.96664	0.9634
6	5	3.75086	3.7875	3.57191	3.740293	0.96366	0.96287	0.96589	0.96373

Ek. 2b: Ortalama Sıcaklık Değerleri İçin Ağ Eğitimi (365x40 matrisinin eğitimi)

Nöron Sayısı	Gecikme	MSE				R			
		Eğitim	Doğrulama	Test	Genel	Eğitim	Doğrulama	Test	Genel
1	1	7.47902	8.80568	10.3888	8,8057	0.92653	0.91135	0.89821	0.92047
1	2	8.53524	9.44530	7.87067	9.4453	0.92842	0.89768	0.88421	0.91688
1	3	7.58363	9.43075	9.59910	9.4308	0.92084	0.88761	0.87972	0.90984
1	4	7.60132	9.69048	10.02694	9.6905	0.92212	0.90776	0.90619	0.91746
1	5	7.61964	9.93573	9.93137	9.9357	0.92578	0.90088	0.90374	0.91791
2	1	7.49355	9.32059	10.47851	9.3206	0.92721	0.90667	0.89546	0.91992
2	2	8.90947	10.06703	8.60314	10.067	0.91058	0.90734	0.91203	0.90978
2	3	7.30179	10.04615	13.21844	10.0462	0.92074	0.89778	0.87162	0.91663
2	4	7.07034	10.33186	9.98455	10.3319	0.92472	0.90262	0.90751	0.92114
2	5	7.50651	11.03139	12.91270	11.0314	0.92403	0.89619	0.88277	0.91298
3	1	8.48919	19.26870	15.97873	19.2687	0.91651	0.82349	0.84605	0.88794
3	2	6.81549	11.50166	11.45460	11.5017	0.93412	0.88654	0.88948	0.91871
3	3	7.98520	10.96681	8.44802	10.9668	0.921205	0.89236	0.91803	0.91536
3	4	11.8878	14.02486	10.64058	14.0249	0.883253	0.86706	0.89136	0.88076
3	5	6.58672	10.09209	10.68641	10.0921	0.934807	0.908153	0.89246	0.92406
4	1	6.65637	11.45164	13.06063	11.4516	0.935088	0.888920	0.87270	0.91854
4	2	8.00396	10.41237	11.49519	10.4124	0.921739	0.892807	0.89201	0.91242

4	3	9.77590	14.67375	15.04761	14.6738	0.977590	0.856144	0.86503	0.88793
4	4	6.88898	13.31662	15.42919	13.3166	0.933146	0.873008	0.84199	0.91103
4	5	6.24707	11.94430	10.44256	11.9443	0.938830	0.888939	0.90349	0.92335

Ek. 2c: Nem Değerleri İçin Ağ Eğitimi (NARX)

Nöron Sayısı	Gecikme	MSE				R			
		Eğitim	Doğrulama	Test	Genel	Eğitim	Doğrulama	Test	Genel
1	1	105.339	107.32955	104.6401	105.6672	0.32693	0.32925	0.31642	0.32636
1	2	98.9979	95.14257	99.86445	98.31349	0.41055	0.41688	0.40112	0.41078
1	3	99.14308	95.70075	98.72444	98.41275	0.41553	0.41405	0.38081	0.41186
1	4	98.74424	100.79167	89.43073	98.22238	0.416528	0.392365	0.417697	0.41183
1	5	96.82877	101.52170	101.68589	98.25307	0.415483	0.415045	0.378148	0.41166
2	1	105.04374	108.12898	103.19424	105.4758	0.330389	0.315598	0.344632	0.3288
2	2	96.19527	94.26426	107.66683	96.95622	0.425946	0.443151	0.378930	0.42453
2	3	97.02050	97.33961	97.200676	97.10234	0.429275	0.407363	0.418408	0.4236
2	4	97.30026	93.28016	99.02061	96.66828	0.428757	0.451009	0.367972	0.42742
2	5	99.97495	94.41096	93.91076	98.25573	0.405087	0.418881	0.447127	0.41173
3	1	107.22722	101.15444	102.03399	105.4933	0.325497	0.340141	0.628157	0.32859
3	2	96.55620	97.39378	99.14350	96.98245	0.434596	0.410760	0.379644	0.42447

3	3	96.09271	93.86322	95.61218	95.59876	0.438605	0.447244	0.41297	0.43788
3	4	94.59937	96.34180	99.33332	95.42125	0.441479	0.450013	0.404755	0.43971
3	5	95.22100	90.80274	100.34599	94.84985	0.439453	0.471979	0.438598	0.44596
4	1	105.33180	105.21053	103.98099	105.1725	0.334204	0.341727	0.305229	0.3327
4	2	96.23052	97.52812	98.91856	96.75884	0.423113	0.432991	0.439784	0.4268
4	3	94.30136	98.43825	98.13928	95.51253	0.441157	0.432249	0.436053	0.43883
4	4	94.28765	94.22856	99.2587	94.77294	0.452915	0.432678	0.422656	0.44582
4	5	93.76484	101.28860	92.95413	95.18852	0.442137	0.428130	0.473661	0.44215

Ek. 2d: Nem Değerleri İçin Ağ Eğitimi (TimeDelayNet)

Nöron Sayısı	Gecikme	MSE				R			
		Eğitim	Doğrulama	Test	Genel	Eğitim	Doğrulama	Test	Genel
1	1	83.35803	81.36245	78.44023	82.46713	0.548043	0.548716	0.568869	0.55023
1	2	80.71867	79.41223	83.07836	80.69335	0.562226	0.567239	0.567282	0.56372
1	3	79.98698	78.59326	82.09013	79.91855	0.567674	0.581567	0.557886	0.56949
1	4	80.10406	77.29949	78.61067	79.39381	0.568827	0.592849	0.567471	0.57344
1	5	79.22786	76.79805	82.08208	79.02732	0.577912	0.587264	0.540027	0.57613
2	1	81.78045	82.22679	76.95239	81.38691	0.559794	0.541583	0.583182	0.5585
2	2	80.53923	81.89912	79.18786	80.67607	0.565352	0.558487	0.564289	0.56384

2	3	79.42925	83.67370	74.06412	79.74163	0.578615	0.538498	0.584886	0.57103
2	4	78.04755	79.20998	83.40302	78.81558	0.586690	0.566030	0.536255	0.57764
2	5	78.75749	81.67839	72.38665	78.70459	0.578479	0.572148	0.592567	0.5785
3	1	81.76464	81.69967	81.53861	81.72904	0.59113	0.543581	0.559072	0.55603
3	2	80.02448	79.88829	78.44523	79.83932	0.565685	0.574737	0.590667	0.57008
3	3	79.17315	81.33489	75.51010	79.23919	0.578122	0.571579	0.556372	0.57452
3	4	77.59805	84.85758	81.00738	79.39089	0.579681	0.569991	0.540777	0.57365
3	5	78.68221	77.19131	80.14242	78.53005	0.580492	0.578897	0.576705	0.57976
4	1	81.83663	80.11529	80.74571	81.38327	0.556619	0.549032	0.590441	0.55848
4	2	78.14970	83.71172	81.65167	79.6123	0.577251	0.560371	0.557361	0.57177
4	3	80.18392	79.87877	76.82890	79.78739	0.569870	0.569068	0.576974	0.57048
4	4	78.35264	76.73761	82.43316	78.43769	0.582060	0.581083	0.568392	0.58041
4	5	77.24030	81.00817	81.68724	78.43857	0.582471	0.571692	0.584345	0.58045
5	1	81.01275	80.27189	84.19078	81.18238	0.562404	0.571923	0.516796	0.56001
5	2	79.31322	80.12119	81.48979	79.69247	0.572980	0.572224	0.556282	0.57118
5	3	78.79085	76.88576	85.45479	79.07623	0.573044	0.594869	0.555743	0.57572
5	4	78.33064	78.97653	79.61044	78.5878	0.580223	0.580239	0.573219	0.57935
5	5	78.58996	77.50401	77.16430	78.2302	0.580009	0.590643	0.580433	0.58221

ÖZGEÇMİŞ			
Adı, Soyadı	Fatma		SERT
Doğum Yeri ve Yılı	Maden		1986
Bildiği Yabancı Diller ve Düzeyi	İngilizce		İleri
Eğitim Durumu	Başlama - Bitirme Yılı		Kurum Adı
Lise	2000	2003	Hıdır Sever Lisesi
Lisans	2005	2009	İnönü Üniversitesi
Yüksek Lisans			
Doktora			
Çalıştığı Kurum (lar)	Başlama - Ayrılma Yılı		Çalışılan Kurumun Adı
1.	2011	2012	Ziraat Bankası
2.	2012	2013	Tunceli Üniversitesi
3.	2013	-	Uludağ Üniversitesi
Üye Olduğu Bilimsel ve Mesleki Kuruluşlar			
Katıldığı Proje ve Toplantılar			
Yayınlar:	SERT Fatma, SEZEN H. Kemal (2013), "Gezi Etkinlikleri İçin Hava Durumu Kestirimi", Uludağ Üniversitesi III. Bilgilendirme ve AR-GE Günleri, Bursa, 12-14 Kasım, s.300. SERT Fatma, TÜZÜNTÜRK Selim, GÜRSAKAL Necmi (2014), "NodeXL ile Sosyal Ağ Analizi: #akademikzam Örneği", 15. Uluslararası Ekonometri, Yöneylem, İstatistik Sempozyumu Bildiriler Kitabı, Isparta, s. 464-482. GÜRSAKAL Necmi, TÜZÜNTÜRK Selim, SERT Fatma (2014), "Sosyal Ağ Verilerinin Kuvvet Yasası Olasılık Dağılımına Uygunluk Analizi: Twitter Örneği", 15. Uluslararası Ekonometri, Yöneylem, İstatistik Sempozyumu Bildiriler Kitabı, Isparta, s. 501-523.		
Diğer:			
İletişim (e-posta):	fatmasert@uludag.edu.tr		
Tarih İmza Adı Soyadı		24.10.2014  Fatma SERT	

