

KOCAELİ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

ENDÜSTRİ MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

YÜKSEK LİSANS TEZİ

ANFİS YÖNTEMİ İLE HAVA SICAKLIK TAHMİNİNİN
MODELLENMESİ

CEMİL ÇELİK

KOCAELİ 2015

KOCAELİ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

ENDÜSTRİ MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

YÜKSEK LİSANS TEZİ

ANFİS YÖNTEMİ İLE HAVA SICAKLIK TAHMİNİNİN
MODELLENMESİ

CEMİL ÇELİK

Yrd. Doç. Dr. Kasım BAYNAL
Danışman, Kocaeli Üniv.

Prof. Dr. Zerrin ALADAĞ
Jüri Üyesi, Kocaeli Üniv.

Doç. Dr. Semra BORAN
Jüri Üyesi, Sakarya Üniv.


.....

.....

.....

Tezin Savunulduğu Tarih: 15.06.2015

ÖNSÖZ VE TEŞEKKÜR

Hava sıcaklığının tahmin edilmesi, özellikle doğruya yakın tahmin edilmesi başta tarım, hayvancılık, turizm ve birçok sektörün önünü görebilmesi açısından son derece önemlidir. Bu yüzden bu çalışma ile sıcaklığa etki eden parametreler belirlenmiş ve sıcaklık tahmininin modellenmesi oluşturulmuştur.

Çalışmanın ön aşamasında oluşturulan uzman görüşleri doğrultusunda kırmayıp, destek olan sıcaklık/hava tahmini alanında uzman hocalarıma minnet duygularımı sunarım. Ayrıca çalışmada kapsamında; Orman ve Su İşleri Bakanlığı Meteoroloji Genel Müdürlüğü 1. Bölge Müdürlüğü Meteorolojik Veri Arşiv ve Yönetim Sistemi (TUMAS) kapsamında 2000-2012 yılları arası ilgili verilerin paylaşımından dolayı ilgili kuruma desteklerinden dolayı teşekkür ederim.

Hava sıcaklığının tahmini konusunda bilgi ve birikimiyle her zaman önaçıcı olan değerli hocam Yrd. Doç. Dr. Kasım BAYNAL'a teşekkürlerimi sunarım. Çalışmanın her aşamasında yardımlarını esirgemeyen Prof. Dr. Zerrin ALADAĞ hocama teşekkürü bir borç bilirim. Bölüm çalışma arkadaşlarına desteklerinden dolayı sonsuz teşekkür ederim. Ayrıca hayat boyu hep yanımda hissettiğim aileme de sonsuz minnet duygularımı sunarım.

Haziran - 2015

Cemil ÇELİK

İÇİNDEKİLER

ÖNSÖZ VE TEŞEKKÜR	i
İÇİNDEKİLER	ii
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	v
TABLOLAR DİZİNİ	vi
SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ	vii
ÖZET.....	viii
ABSTRACT	ix
GİRİŞ	1
1. HAVA TAHMİNİNDE KULLANILAN YÖNTEMLER.....	4
1.1. Tahmin Kavramı	4
1.2. Hava Tahmini Türleri.....	4
1.2.1. Sayısal hava tahmini	4
1.2.2. İstatistiksel yöntemler ile hava tahmini.....	4
1.2.3. Sinoptik grafik ile hava tahmini	5
1.2.4. Uzun vadeli hava tahmini.....	5
1.2.5. Kısa vadeli hava tahmini	5
1.3. Tahmin Yöntemleri	5
1.3.1. Nitel tahmin yöntemleri	5
1.3.2. Nicel tahmin yöntemleri.....	6
1.3.2.1. Regresyon analizi	7
1.3.2.2. Zaman serileri analizi	8
1.3.2.3. Yapay sinir ağları	8
1.3.2.4. ANFIS yöntemi	8
1.4. Tahmin Modellerinin Doğruluklarının Ölçülmesi	9
1.4.1. Korelasyon	9
1.4.2. Ortalama mutlak hata	10
1.4.3. Ortalama mutlak yüzde hata.....	10
1.4.4. Karesel mutlak hata.....	10
2. LİTERATÜR ARAŞTIRMASI	11
2.1. ANFIS ile Yapılmış Tahmin Çalışmaları.....	11
2.2. Sıcaklık Tahmin Çalışmaları.....	29
3. SICAKLIK TAHMİNİNDE KULLANILAN YÖNTEMLER.....	30
3.1. Sıcaklık Tahmininde Kullanılan Kriterler.....	30
3.1.1. Hava basıncı	31
3.1.2. Su buhar basıncı	31
3.1.3. Bağlı nem	31
3.1.4. Rüzgâr hızı	32
3.1.5. Yükseklik	32
3.1.6. Bitki örtüsü.....	33
3.1.7. Kara ve denizlerin etkisi	33
3.1.8. Bakı	33
3.2. Analitik Hiyerarşi Prosesi	34
3.2.1. Analitik hiyerarşi prosesi teorik yapısı	34

3.2.2. Tutarsızlık oranının belirlenmesi	35
3.3. DEMATEL Yöntemi.....	36
3.3.1. DEMATEL yöntemine genel bakış.....	36
3.3.2. DEMATEL yöntemi uygulama adımları	37
3.4. Yapay Sinir Ağları	41
3.4.1. Yapay sinir ağlarına genel bakış	41
3.4.2. Biyolojik sinir hücreleri	41
3.4.3. Yapay sinir ağının yapısı.....	43
3.4.3.1. İleri beslemeli ağlar.....	44
3.4.3.2. Geri beslemeli ağlar	44
3.4.4. Yapay sinir ağlarında öğrenme	45
3.4.4.1. Danışmanlı öğrenme	45
3.4.4.2. Danışmansız öğrenme	46
3.4.4.3. Destekleyici öğrenme.....	46
3.4.5. Yapay sinir ağlarının genel özellikleri	46
3.4.6. Yapay sinir ağının avantajları	47
3.4.7. Yapay sinir ağlarının dezavantajları.....	47
3.5. Bulanık Mantık	48
3.5.1. Bulanık mantığın ortaya çıkışı	48
3.5.2. Bulanık mantık kavramı	50
3.5.3. Bulanık mantığın avantaj ve dezavantajları	53
3.5.4. Bulanık mantık modelleme sistemi.....	53
3.5.4.1. Bulanıklaştırma	53
3.5.4.2. Kural tabanı.....	55
3.5.4.3. Bulanık çıkarım mekanizması.....	55
3.5.4.4. Bulanıklığı giderme.....	55
3.6. Adaptif Ağ Yapısına Dayalı Bulanık Çıkarım Sistemi.....	56
3.6.1. Sinirsel bulanık sistemlerin tanımı.....	56
3.6.2. Sinirsel-bulanık sistemlerin avantajları.....	57
3.6.3. Adaptif ağ tabanlı bulanık çıkarım sistemi	58
3.6.4. ANFIS genel yaklaşımı ve teorik yapısı	60
3.6.4.1. Girdi katmanı	62
3.6.4.2. Bulanıklaştırma katmanı	62
3.6.4.3. Kural katmanı.....	63
3.6.4.4. Normalizasyon katmanı	64
3.6.4.5. Arındırma-berraklaştırma katmanı.....	64
3.6.4.6. Toplam katmanı.....	64
3.6.5. Öğrenme algoritması	65
3.6.6. Bulanık mantık tasarlanırken dikkat edilmesi gereken noktalar	66
3.6.7. ANFIS yönteminin avantajı	66
4. UYGULAMA	68
4.1. Etkin Kriterlerin AHP ve DEMATEL İle Belirlenmesi.....	68
4.1.1. AHP yöntemi ile kriterlerin ağırlıklandırılması	68
4.1.2. DEMATEL yöntemi ile kriter ağırlıklarının belirlenmesi	70
4.2. ANFIS Yöntemi İle Modelin Oluşturulma Süreci	73
4.2.1. ANFIS modelinin veri tabanının oluşturulması	74
4.2.2. ANFIS ile kriterlerin etki analizi ve modelin eğitimi	76
4.2.3. ANFIS ile normalize edilmiş verilerin eğitimi.....	82
4.2.4. ANFIS ile başlangıç verilerinin eğitimi	83

4.3. ANFIS İle Tahmin Modelinin Oluřturulması ve Test Edilmesi	85
4.3.1. Eğitim biçimlerinin karşılaştırılması.....	85
4.3.2. ANFIS yöntemi ile modelin test edilmesi.....	87
5. SONUÇ VE ÖNERİLER	95
KAYNAKLAR	100
KİŐİSEL YAYIN VE ESERLER	109
ÖZGEÇMİŐ	110

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 2.1. Yıllara göre yapılmış makale sayıları	26
Şekil 2.2. Ükelere göre yapılmış makale sayıları	27
Şekil 2.3. Araştırmacılar çalışmalarının alanlara göre dağılımı.....	27
Şekil 2.4. Çalışmaların dergilere göre dağılımı	28
Şekil 2.5. Çalışmalarda en çok kullanılan yöntemler.....	28
Şekil 3.1. Çok katmanlı bir yapay sinir ağı örneği.....	43
Şekil 3.2. Hava sıcaklığının belirlenmesinde klasik mantık yaklaşımı.....	50
Şekil 3.3. Hava sıcaklığının belirlenmesinde bulanık mantık yaklaşımı	51
Şekil 3.4. Tip-1 Bulanık mantık sistemi.....	54
Şekil 3.5. a) Tekil girdi, b) tekil olmayan girdi.....	54
Şekil 3.6. ANFIS modelin temel akış diyagramı	60
Şekil 3.7. Adaptif ağ tabanlı bulanık mantık çıkarım sistemi.....	61
Şekil 3.8. Gauss eğrisi tipi üyelik fonksiyonu ve parametre tanımları	63
Şekil 4.1. Matlab çalışma alanı	75
Şekil 4.2. Tek girdi kombinasyonu hata düzeyi.....	76
Şekil 4.3. Tek girdi kombinasyonu hata sonuçları.....	77
Şekil 4.4. İki girdi kombinasyonu hata sonuçları.....	78
Şekil 4.5. İki girdi kombinasyonu hata sonuçları.....	78
Şekil 4.6. Üç girdi kombinasyonu hata düzeyi	79
Şekil 4.7. Üç girdi kombinasyonu hata sonuçları	79
Şekil 4.8. Alternatif girdi /çıktı üyelik fonksiyonu tipleri.....	80
Şekil 4.9. ANFISedit ana komut penceresi	86
Şekil 4.10. a) Başlangıç eğitim, b) test verilerinin yüklenmesi	88
Şekil 4.11. a) Kontrol verilerinin yüklenmesi, b) ANFIS yapısı	88
Şekil 4.12. a) Üyelik fonksiyon seçimi, b) Inputların oluşturulması	90
Şekil 4.13. a) Üyelik fonksiyonların tanımlanması, b) ANFIS kural yapısı.....	91
Şekil 4.14. ANFIS eğitim, test ve kontrol verilerinin test edilmesi	92
Şekil 4.15. ANFIS test verilerinin test edilmesi.....	92
Şekil 4.16. ANFIS kontrol verilerinin test edilmesi.....	93
Şekil 5.1. Sıcaklık tahmin modelinin akış diyagramı	96
Şekil 5.2. Eğitilmiş model eğitim veri	97
Şekil 5.3. Test veri karşılaştırması	97
Şekil 5.4. Eğitilmiş model eğitim ve kontrol veri karşılaştırması.....	98

TABLolar DİZİNİ

Tablo 3.1. AHP önem ölçęęi (Saaty, 1990)	34
Tablo 3.2. Rassallık İndeksi	36
Tablo 3.3. DEMATEL metodu karşılaştırma skalası.....	38
Tablo 4.1. Deęerlendirmecilerin geometrik ortalaması	69
Tablo 4.2. Normalizasyon sonucunda oluřan deęerler	69
Tablo 4.3. Kriter aęırlıklarının belirlenmesi	69
Tablo 4.4. Direk iliřki matrisinin (Ortalama) oluřturulması.....	70
Tablo 4.5. Normalleştirilmiş (M) direk iliřki matrisi.....	71
Tablo 4.6. Birim (I) Matris.....	71
Tablo 4.7. (I-M) Matris	71
Tablo 4.8. $(I-M)^{-1}$ Matrisi	72
Tablo 4.9. Toplam İliřki Matrisi	72
Tablo 4.10. Kriterlerin etki deęerleri	72
Tablo 4.11. Kriter aęırlıkları	73
Tablo 4.12. 2000-2012 yılları arası veri listesi	75
Tablo 4.13. Seçilen kriterlere uygun veri yapısı	80
Tablo 4.14. MATLAB üyelik fonksiyonu tip ve açıklamaları.....	81
Tablo 4.15. Üyelik fonksiyonları hata deęerleri	81
Tablo 4.16. AHP ve DEMATEL yöntemleri ile kriterlerin belirlenmesi	82
Tablo 4.17. Giriř deęiřkenlerinin normalize edilmesi	82
Tablo 4.18. Üyelik fonksiyonları hata deęerleri	83
Tablo 4.19. Bařlangıç giriř deęiřkenleri	84
Tablo 4.20. Üyelik fonksiyonları hata deęerleri	84
Tablo 4.21. Sub Clustering hata deęerleri.....	85
Tablo 4.22. Farklı Eęitim biçimlerinde hata deęerleri	86
Tablo 4.23. ANFIS hata karşılaştırması	94
Tablo 5.1. ANFIS hata karşılaştırması	98
Tablo 5.2. Sıcaklık tahmin sonuçları.....	99

SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

°C	: Santigrat derece
m	: Yükseklik, (metre)
mb	: Basınç, (Milibar)
m/sn	: Hız, (metre/saniye)
σ	: Standart hata

Kısaltmalar

AHP	: Analitik Hiyerarşi Prosesi
ANFIS	: Adaptif Ağ Tabanlı Bulanık Çıkarım Sistemi
ARIMA	: Birleştirilmiş Otoregresif Hareket
BMS	: Bulanık Mantık Sistemi
CR	: Tutarlılık Oranı
EMS	: Enerji Yönetim Sistemi
FIS	: Bulanık Çıkarım Sistemi
GARIC	: Sinirsel Bulanık Kontrolcü
GPROF	: Goddard Profilleme Algoritması
LNA	: Düşük Gürültü Amplifikatör
MAPE	: Mutlak Hata Yüzdeleri Ortalaması
MSE	: Ortalama Hata Kareler
MVLNRT	: Çok Değişkenli Doğrusal Olmayan Regresyon Analizi
NEFCLASS	: Sinirsel Bulanık Sınıflandırıcı
NEFPROX	: Sinirsel Bulanık Kestirim Modeli
PSO	: Parçacık Sürü Optimizasyonu
PV	: Fotovoltaik
RI	: Rassallık İndeksi
RMSE	: Ortalama Hata Kareleri Kökü
SFCM	: Mekânsal Bulanık Kümeleme Yöntemi
STFT	: Kısa Süreli Fourier Dönüşümü
TI	: Tutarsızlık İndeksi
TRMM	: Tropikal Yağmur Ölçüm Misyonu
TSK	: Takagi-Sugeno-Kang
WANFIS-MS	: Modifiye Zaman Serisi Modeli
WANFIS-SD	: Bölünmüş Veri Modeli
YSA	: Yapay Sinir Ağları

ANFIS YÖNTEMİ İLE HAVA SICAKLIK TAHMİNİNİN MODELLENMESİ

ÖZET

Sıcaklığın doğruya yakın tahmin edilmesi birçok sektörün önünü görebilmesi açısından son derece önemlidir. Özellikle sıcaklık tahmini; hem organizmalar hem de diğer atmosferik parametreler üzerinde etkili olduğundan ayrı bir öneme sahiptir. Bu çalışmada sıcaklık tahmin modelinin ilk bölümünde; literatür araştırması yapılmış ve sekiz etkin kriter belirlenmiştir. Bu kriterler uzman görüşleri doğrultusunda AHP ve DEMATEL yöntemleri uygulanarak en etkin dört kritere indirilmiştir. Sıcaklık tahmin modelinin ikinci bölümü; dört aşamalı bir çalışmadan oluşmuştur. İlk aşamada ANFIS girdi seçimi ile çıktıyı en çok etkileyen girdilerin seçimi gerçekleştirilmiş ve en önemli üç girdiye indirilerek eğitim yaptırılmıştır. İkinci aşamada seçilen dört girdi normalize edilerek sistemde eğitime tabi tutulmuştur. Üçüncü aşamada dört girdi eğitime tabi tutulmuştur. Bu eğitimler sonucunda en az hataya sahip üyelik fonksiyonu seçilmiştir. Dördüncü aşamada uygun üyelik fonksiyonunu ve adedi belirlenerek ANFIS modeli kurulmuştur. Kurulan modelin etkinliğini gösterme adına ayrıca aynı veri seti kullanarak hata kareleri ortalamasının karekökü ve mutlak hata yüzdeleri ortalaması hesaplanmıştır. Ulaşılan sonuçlar diğer çalışmalara göre ANFIS modelinin çok daha tutarlı olduğu ve eldeki girdi-çıkıtı setine uygun bir yapı sunduğu sonucuna varılmıştır. Bu çalışmada; ANFIS ile sıcaklık tahmininin modellenmesinde AHP ve DEMATEL tabanlı bir yaklaşım sunulmuştur.

Anahtar Kelimeler: AHP, ANFIS, DEMATEL, Sıcaklık Tahmini.

THE MODELING OF WEATHER TEMPERATURE FORECAST WITH ANFIS

ABSTRACT

Forecasting of close to the right temperature is extremely important to be able to see the front of many sectors. Especially, temperature forecasting is rather important because it affect not only people but also other atmospheric parameters. In this study, the first part of the temperature forecasting models; literature searching is made and eight active criterion is determined. These criteria are reduced to the most efficient four criteria according to expert opinion with applying of AHP and DEMATEL methods. The second part of the temperature forecasting models; it consists of a four-stage operation. In the first stage the choice of input has been performed most affecting output with choosing inputs of ANFIS and it was built training the three most important input to reduced. In the second stage the selected four entries is normalized and it has been trained on the system. The third stage four entries have been trained. As a result of this training membership function of having at least one error is selected. In the fourth stage ANFIS model is established with determining the appropriate membership functions and number of membership functions. Square root of the mean square error and mean absolute percentage error is calculated to show the effectiveness of the established model also using the same data set. Reached results show that more consistently of ANFIS model according to other studies and it concluded has been reached offered by a structure according to available input output set. In this study, AHP and DEMATEL based approach is presented in the temperature forecasting modeling with ANFIS.

Keywords: AHP, ANFIS, DEMATEL, Temperature Forecasting.

GİRİŞ

Plan, bir amaca ulaşmada izlenecek yol ve davranış biçimini gösterir. Başarılı bir planlama her şeyden önce planı hazırlayan kişilerin bilgi, tecrübe, zekâ düzeylerine ve özellikle de geleceği şimdiden tahmin etme yeteneklerine bağlıdır. Planlama eyleminde en büyük güçlük isabetli bir biçimde tahmin edilmesidir.

Tahmin kavramı bilinmeyen hakkında çıkarımlarda bulunmaktır. Tahmin işleminde bilinen verileri inceleyerek, bilinmeyen veriler hakkında çıkarımlarda bulunmak esastır. Bütün tahminler, tahmin edilecek nesnenin başka bir değişken ya da bir değişken grubu tarafından etkilendiği varsayımına dayanır. Tahmin yöntemlerinin birçoğu 19. yüzyılda geliştirilmiş olmasına rağmen, bu alana damgasını vuran gelişmeler bilgisayarların yaygınlaşması ile başlamıştır. Tahminleme de başta istatistiksel tahmin yöntemleri olmak üzere, birçok bilimsel tahminleme yöntemlerinden yararlanır.

Günümüzde geleneksel tahmin yöntemlerine alternatif olarak problemlerin çözümünde, yapay sinir ağı tabanlı akıllı sistemler kullanılmaktadır. Bulanık mantık ve sinir ağları, akıllı sistemlerin geliştirilmesinde birlikte kullanılan tamamlayıcı araçlardır. Yapay sinir ağları, ham verilerle uğraşıldığında iyi sonuçlar veren düşük seviyeli yapılardır. Bulanık mantık ise, uzman görüşü sonucu elde edilen dilsel bilgileri kullanarak daha yüksek seviyeli sonuçlar çıkarmaktadır. Aslında bulanık sistemlerin öğrenme kabiliyeti yoktur ve kendilerini yeni çevreye adapte edemezler. Diğer yandan yapay sinir ağları öğrenme kabiliyetine sahiptir; fakat kullanıcı tarafından anlaşılmazlar (Yıldırım ve diğerleri, 2006), (Potter ve Negnevitsky, 2006).

Sinirsel bulanık sistemler, yapay sinir ağlarının paralel hesaplayabilme ve öğrenme kabiliyeti ile bulanık mantığın uzman bilgisini kullanarak sonuçlar çıkarabilme özelliklerinin birleşiminden oluşur. Sonuç olarak sinirsel bulanık sistemler sayesinde yapay sinir ağları daha anlaşılır hale gelir (Avcı ve diğerleri, 2006).

Adaptif Ağ Tabanlı Bulanık Çıkarım Sistemi yapay sinir ağlarının paralel hesaplayabilme ve öğrenme kabiliyeti ile bulanık mantığın çıkarım özelliğini kullanan melez bir yapay zekâ yöntemidir. ANFIS eğitim prosedürün de kriterlerin ağırlıkları ve kriterlerin konumu önemli değildir. ANFIS minimum hata ile en iyi çözüm için kriterlerin en iyi kombinasyonu seçer. Jang tarafından 1993 yılında geliştirilmiş olan ANFIS model Sugeno tipi bulanık çıkarım sistemini ve melez öğrenme algoritmasını kullanır.

Hava tahmini atmosfer gözlemlerini bilgisayar modellerinin entegrasyonu ve tahminleme bilgisini kullanarak sıcaklığın belirlenmesi olarak tanımlanabilir. 1922 yılında, ilk sayısal hava tahmini denemesi L.F. Richardson tarafından yapılmış ancak olumlu sonuç alınamamıştır. 1940'lı yıllarda Richardson'un öncülüğünde Princeton'daki Institute for Advanced Study'de Chamey, Fjortfort ve Von Neuman, yakın geçmişte icad edilen bilgisayar üzerinde Richardson'un versiyonundan daha basit bir modelde barotropik vorticity eşitliği kullanılarak 500 hPa'nın dinamiksel olarak sayısal tahminini yapmayı başarmıştır. 1950 yılında ise ilk başarılı hava tahmini Jule Charney ve John von Neumann tarafından gerçekleştirilmiştir (Abrajo ve diğerleri, 2009).

17. yüzyılda ise, bilim adamları basınç ve sıcaklık gibi hava durumunu etkileyen faktörleri ölçmeye başlamıştır. Bu durum atmosfer ve onun süreçlerini daha iyi anlamalarına yardımcı olmuş ve hava gözlem verileri sistematik olarak toplanmaya başlanmıştır. Daha sonra meteorologlar çeşitli gözlem istasyonlarından sıcaklık ve nem gibi verileri haritalandırmak için çalışmalara başlamıştır. Bu hava haritaları, fırtına sistemlerini ve rüzgâr desenlerini belirlemek ve çalışmak için bilim adamlarına imkân sağlamıştır. Ayrıca mevcut meteorolojik durumun geçmişteki olaylarla karşılaştırılmasını sağlayarak tahmin üretimine yardımcı olmuştur (Eminger, 2011). Günümüzde ise hava tahmini oldukça karmaşık eşitliklerin ve güçlü bilgisayar donanımlarının kullanılmasıyla yapılmaktadır

Yapılan literatür araştırması sonucunda doğrusal olmayan ve karmaşık süreçlerin modellenmesi ve çözümlenmesinde günümüzde sıkça kullanılan yapay zeka tekniklerinden bulanık mantık ve yapay sinir ağları tekniklerinin birlikte kullanıldığı bir yöntem olan ANFIS'in sıcaklık tahmini çalışmalarında kullanıldığı görülmüştür.

Bu yöntemin tahmin etmedeki gücü göz önünde bulundurularak bu tez çalışmasında yukarıda belirtilen amaçla kullanılmasına karar verilmiştir.

Bu çalışmada sıcaklık tahmin modelinin ilk bölümünde; literatür araştırması yapılmış ve sekiz ana kriter belirlenmiştir. Bu kriterler AHP ve DEMATEL yöntemleri uygulanarak en etkin dört kritere indirilmiştir. Modelinin ikinci bölümü; dört aşamalı bir çalışmadan oluşmuştur. İlk aşamada ANFIS girdi seçimi ile çıktıyı en çok etkileyen girdilerin seçimi gerçekleştirilmiş ve en önemli üç girdiye indirilerek eğitim yaptırılmıştır. İkinci aşamada başlangıçta mevcut olan dört girdi normalize edilerek sistemde eğitime tabi tutulmuştur. Üçüncü aşamada bu dört girdi normalize edilmeden eğitime tabi tutulmuştur. Bu eğitimler sonucunda en az hataya sahip üyelik fonksiyonu belirlenmiştir. Dördüncü aşamada uygun üyelik fonksiyonunu ve adedi belirlenerek ANFIS modeli kurulmuştur. Kurulan modelin etkinliğini gösterme adına ayrıca aynı veri seti kullanarak RMSE ve MAPE hata değerleri hesaplanmıştır.

Ulaşılan sonuçlar diğer çalışmalara göre ANFIS modelinin çok daha tutarlı olduğu ve eldeki girdi çıktı setine uygun bir yapı sunduğu sonucuna varılmıştır. Bu çalışmada; ANFIS ile sıcaklık tahmininin modellemesinde AHP ve DEMATEL tabanlı bir yaklaşım sunulmuştur.

1. HAVA TAHMİNİNDE KULLANILAN YÖNTEMLER

1.1. Tahmin Kavramı

Tahmin kavramı için bilinmeyen hakkında çıkarımlarda bulunmaktır. Tahmin için nitel olarak uzmanların tecrübelerine, yargılarına ve görüşlerine ya da nicel olarak geçmiş verilerin genel yapısına dayanan matematik modellere başvurulabilir. Neredeyse bütün tahminler, tahmin edilecek nesnenin başka bir değişken ya da bir değişken grubu tarafından etkilendiği varsayımına dayanır. Tahmin yöntemlerinin birçoğu on dokuzuncu yüzyılda geliştirilmiş olmasına rağmen, bu alana damgasını vuran gelişmeler bilgisayarların yaygınlaşması ile başlamıştır. Günümüzde, tahmin yöntemlerindeki kendini tekrar eden yordamlardan dolayı bilgisayarların kullanılması bir şart haline gelmiştir. Bu amaçla 90'lı yıllarda çeşitli tahmin yöntemlerini uygulamak amacıyla özel yazılım paketleri geliştirilmiştir (Deniz, 2006).

1.2. Hava Tahmini Türleri

1.2.1. Sayısal hava tahmini

Sayısal hava tahmini modern hava tahmini için kullanılır. Hava tahmini matematiksel modelleri kullanılarak yapılır. Bilgisayar gücü arttıkça daha yüksek çözünürlük, daha büyük etki ve daha gelişmiş sayısal algoritmalar kullanımı sağlanmaktadır. Böylece daha etkili sonuçlar bulunabilmektedir (Leslie and Dietachmayer, 1992).

1.2.2. İstatistiksel yöntemler ile hava tahmini

İstatistiksel yöntemler ile hava tahmini gelecekteki olayları tahmin etmek için geçmiş hava durumu verilerinin kullanılmasıyla yapılır ve sayısal hava tahminleri ile birlikte kullanılır (Eminger, 2011).

1.2.3. Sinoptik grafik ile hava tahmini

Sinoptik grafik ile hava tahmini geniş bir alanın iklim koşulları hakkında bilgi verir. Bu tür grafikler sadece Dünya'da meteoroloji için değil aynı zamanda manyetik alan tasvirleri, diğer gök cisimleri ve güneşteki olaylar içinde kullanılır.

1.2.4. Uzun vadeli hava tahmini

Uzun vadeli hava tahmini haftalık, aylık ve mevsimlik hava tahminini içerir. Uzun vadeli hava tahmini uzun bir süre boyunca günlük hava değişimini tahmin etmez, ama iklim normallerinden yola çıkarak tahmin edilmesi için çeşitli metotlar kullanır ve bu metotlar tahmin için doğrudan bazı ipuçları sağlar.

1.2.5. Kısa vadeli hava tahmini

Kısa vadeli hava tahmini ile günlük, saatlik ve dakikalık hava tahmini yapılabilir. Kısa vadeli hava tahmini iki ve ya üç gün boyunca beklenen hava durumu ile ilgili bilgi vermektir (Belousov and Berkovich, 2012).

1.3. Tahmin Yöntemleri

Tahmin yöntemleri tahmin edilecek süre ve tahmin çıktı sayısına göre sınıflandırılabilir. Sürelerine göre kısa, orta, uzun süreli tahminler olarak sınıflandırılabilir. Çıktı sayısına göre ise tek çıktı ve çok çıktı olarak sınıflandırılabilir. Genel olarak ise nicel ve nitel diye iki temel sınıfa ayrılır.

1.3.1. Nitel tahmin yöntemleri

Kalitatif talep tahmini bir değişkenin gelecek değerini anket araştırma ve görüş toplama yöntemlerini kullanarak belirleme yöntemidir. Toplanan bilgi, tecrübe, kişisel yargı ve sezgiye dayanır. Bu tahminleri yapabilmek için çok uzun işlemler gerekmektedir. Bunları ancak bilgisayar destekli olarak gerçekleştirilebilir. Aynı şekilde test yöntemleri de dijital ortamda gerçekleştirilmektedir. İnsan hükümlerini temel alan tahmin yöntemleridir. Nitel tahmin yöntemleri esas olarak dört grupta toplanabilir; satış bölümü fikirleri, müşteri anketleri, yöneticilerin görüşleri ve Delphi yöntemidir.

Delphi tekniđi, pazar arařtırmaları, uzman grup görüşleri ve satış gücü karmasıdır. Bu yöntemler kişisel görüş gibi soyut kaynaklara dayanmaktadır. Bu yüzden doğruluğunun kontrolü ve verilerin geliştirilmesi imkânına sahip olunamamaktadır. Ayrıca kişisel eğilim ve önyargı da sonucu etkileyebilmektedir.

Bu tür tahmin yönteminde somut veriler tam olarak elde edilememektedir. Bunun çeşitli sebepleri vardır. Veri elde etmenin zorluğu, anlamlı verinin hiç elde edilememesi, elde edilen verilerin elde edilemeyen diğer verilerce bozulması gibi sebepler bulunmaktadır.

1.3.2. Nicel tahmin yöntemleri

Kantitatif yaklaşımlarında temel varsayım geçmiş bilgi yoksa gelecekteki bilgi tahmin edilemez. Bir veri grubundan tahmin elde edilmesine çalışan yöntemlerdir. Bu yöntemlerde iyi bir geçmiş örnek analizi, etkili bir gelecek örnek analizi teşkil eder.

Nicel tahmin yöntemleri somut verileri kullanır. Çeşitli yöntemlerle elde edilen sayısal veriler ile bir model kurulur. Bu modele göre gelecek ya da bilinmeyen hakkında tahminde bulunulabilir. Veriler gözlem ve ölçüm sonuçları ve çevrimiçi işlemler şeklinde elde edilir. Bu tahmin yöntemlerini iki grupta inceleyebiliriz. Bunlardan birincisi ilişkisel yöntemler ki buna regresyon da denmektedir. İkincisi zaman serileridir. İlişkisel yöntemlerde çıkış verisinin giriş verileriyle olan ilişkisi belirlenir. Buna göre bir model oluşturulur. Bu yöntemin zayıf yönleri ise model kurma zorluğu ve iyi bir sonuç için çok sayıda veriye ihtiyaç duymasındır. Zaman serilerinde ise geçmişe ait veriler düzenli ve sıralı bir veri dizilişine sahiptirler. Bu veriler analiz edilerek geleceğe ait tahminlerde bulunulur. Bu yöntem sabit şartlar altında daha iyi sonuçlar vermektedir. Bir diğer yöntem ise yapay sinir ağları yöntemidir. Yapay sinir ağları yöntemi hem ilişkisel hem de zaman serileri tahmin yöntemlerine uygulanabilir. Tahminlemeye yönelik en çok tercih edilen üç yöntem; regresyon, yapay sinir ağları ve zaman serileridir.

1.3.2.1. Regresyon analizi

Girdi olarak kullanılan veri ile çıktı olarak seçtiğimiz veriler arasındaki matematiksel ilişkiyi keşfedip bunu matematiksel denkleme dönüştüren bir modelidir. Bu modelde her girdi değerinin çıktı değerine olan katkısı hesaplanır. Bu katkılar hesaba katılarak çıkış değişkeni tahmin edilmektedir. Üç özelliğe göre sınıflandırma yapılabilir.

Verilerine göre; sınıflandırma şekline göre ana kütle verileriyle ve örnek verilerle analiz olmak üzere iki kısma ayrılmaktadır. Fonksiyonuna göre; sınıflandırma şekline göre doğrusal ve doğrusal olmayan olmak üzere iki kısma ayrılır. Girdi sayılarına göre: sınıflandırma şekline göre basit ve çoklu regresyon olmak üzere iki kısma ayrılır. Basit regresyonda bir girdi varken çoklu regresyonda çok sayıda girdi vardır.

Basit doğrusal regresyon bağımsız değişken olarak adlandırılan bir girdi ile bağımlı değişken olarak adlandırılan bir çıktının matematiksel ilişkisinden oluşan modeldir. Matematiksel denklemi aşağıdaki gibidir.

$$y = a + bx + e \quad (1.1)$$

Bu denklemdeki; bağımsız değişkeni b , bağımlı değişkeni y , doğrunun $X=0$ olduğunda y eksenini kestiği noktayı a , doğrunun eğimini, diğer adıyla regresyon katsayısını x , hata değeri e 'dir.

Çoklu doğrusal regresyonun basit doğrusal regresyondan farkı girdi sayısının birden fazla olmasıdır. Her bir girdi çıktı üzerinde belli bir etkiye sahiptir. Bu etkiler tespit edilerek katsayılar elde edilmektedir. Bu şekilde tüm denklem de elde edilerek çıktının matematiksel ifadesi ortaya konmuş olur.

Çoklu regresyon analizinde bağımlı değişkeni (y) etkileyen pek çok etkeni kontrol edilebilir. Çok sayıda açıklayıcı değişken (x) kullanılabilir. Modele yeni değişkenler ekleyerek y 'deki değişimin daha büyük bir kısmını açıklayabiliriz. Yani y 'nin tahmini için daha üstün modeller geliştirebiliriz.

1.3.2.2. Zaman serileri analizi

Belli sayıda değişken için belirli zaman aralıklarında yapılan ölçümlerini veri olarak kabul eden ve buna göre model ve çıktı elde eden yöntemdir. Genellikle geleceğin tahmini yapılmaktadır. Zaman serilerini etkileyen ekonomik, demografik vb. pek çok faktör vardır. Bu faktörlerin etkisiyle dalgalanmalar olmaktadır. Bu bozucu etkileri dört grupta toplanabilmektedir; uzun dönemli eğilim (T), mevsimsel dalgalanma (S), konjonktürel dalgalanmalar (C) ve tesadüfî dalgalanmalar (I)'dır (Gürtan, 1977). Bozucu etkilere sahip bir zaman serisi genel olarak alttaki denklemle gösterilebilir (Gürtan, 1977):

$$Y = T + C + S + I \quad (1.2)$$

1.3.2.3. Yapay sinir ağları

İnsan çok büyük miktarlardaki bilgileri çok kısa zamanda ve yeterince doğru bir şekilde algılamakta ve çözümlemektedir. Bunu nöron adı verilen sinir hücreleri ile başarmaktadır. Hücrelerin yapısı çekirdeği olduğu gibi veri alışında görevli dentritleri ve veri üretilmesinde görevli akson tepeciği, akson, sonlandırıcı düğümlerden oluşmaktadır. Beyin hücreleri paralel çalışan bir sistemdir. Bu sistem örnek alınarak yapay sinir ağları modeli ortaya konmuştur. Yapay sinir ağlarının klasik yöntemlerden farkı eğitilmesi, öğrenmesi ve istenen görevi yerine getirebilmesidir. Yapay sinir ağlarının temel özellikleri nonlineer sistemlere uygulanabilmesi, genelleme yapılabilmesi sınıflandırma özelliği ve hızlı çalışmasıdır. Yapay sinir ağları ile ilgili geniş bilgi bölüm 3.3'te detaylı anlatılmaktadır.

1.3.2.4. ANFIS yöntemi

Adaptif ağ tabanlı bulanık çıkarım sistemi yapay sinir ağlarının paralel hesaplayabilme ve öğrenme kabiliyeti ile bulanık mantığın çıkarım özelliğini kullanan melez bir yapay zekâ yöntemidir.

Verilen giriş-çıkış veri setleriyle tanımlanan bilinmeyen sistemin, en uygun ağ yapısı ve parametre setleriyle en iyi şekilde modellenmesinde kullanılır. ANFIS ele alınan problem için oluşturulan yapıya göre olası tüm kuralları atayabilmekte veya kuralların veriler yardımıyla uzman tarafından atanmasına imkân vermektedir.

ANFIS'in kural oluşturabilmesi veya kural oluşturulmasına imkân sağlaması uzman görüşlerinden faydalanması anlamına gelmektedir. Bu nedenle birçok tahmin probleminde yapay sinir ağlarına uzman görüşlerinden faydalanma imkânı tanıdığı için ortalama hata kareler yöntemine göre daha iyi sonuçlar elde edilmesini mümkün kılmaktadır.

Doğrusal olmayan bir sistemin modellenmesinde izlenebilecek bir yöntem, yerel doğrusal modeller elde edip birleştirmek yerine doğrudan doğrusal olmayan bir model yapısı kullanmaktır. ANFIS hem bulanık mantık sistemlerinin hem de yapay sinir ağlarının üstünlüklerini birlikte bulunduran bir yöntemdir (Çelik, 2006).

1.4. Tahmin Modellerinin Doğruluklarının Ölçülmesi

Bir modelin doğruluğu gerçekte elde edilmiş değer ile modelin bulduğu değer arasındaki farkın azlığıdır. Bu fark da tahmin hatası denir. Bu hataları ve doğruluğu ölçmek için çeşitli hesaplama yöntemleri vardır. Bu hesaplama yöntemlerinde verilerin bir kısmı model oluşturmaya bir kısmı oluşturulan bu modelin doğruluğunu test etmeye ayrılmaktadır. İlk önce oluşturulan model çalıştırılarak tahmini sonuçlar elde edilir. Daha sonra test için ayrılan veriler ile bu sonuçlar kıyaslanır. Kıyaslamada gerçek değerler ile tahmin edilen değerlerin farkları alınarak çeşitli hesaplamalar yapılarak hata ölçütleri elde edilir. Bu yöntemler;

1.4.1. Korelasyon

Girdi ile çıktı arasında ne kadar ilişki olduğunu gösterir. Sembolü R^2 dir. Bu değer sıfıra yaklaştıkça verimizin sonuca bir etkisinin olmadığı anlaşılmaktadır. Bu anlamda bu veri bir işe yaramamaktadır. Bu verinin hesaba katılmasına gerek kalmamıştır. Sonuç bire yaklaştıkça verinin sonuçla tutarlı bir ilişkisinin olduğu anlaşılmaktadır ve bu iyi bir sonuçtur.

$$R_{xy} = \frac{k_{xy}}{\sigma_x \sigma_y} \quad (1.3)$$

Denklem (1.3)'e göre; k_{xy} , x ve y değişkenleri arasındaki ortak değişintiyi, σ_x ve σ_y , x ve y değişkenlerinin standart sapmasını göstermektedir.

1.4.2. Ortalama mutlak hata

Yukarıda bahsedildiği gibi gerçek değerler ile hesaplanan değerlerin farkı alındıktan sonra mutlak değerleri ve sonuçların ortalaması bulunarak elde edilir.

$$\sigma = \sum_{i=1}^N |T_i - y_i| \quad (1.4)$$

1.4.3. Ortalama mutlak yüzde hata

Ortalama mutlak hatadan farklı olarak hata yüzde olarak hesaplanır. Bunun avantajı hataların veri büyüklüklerinden bağımsız olarak görülebilmesidir.

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{T_i - y_i}{T_i} \right| \quad (1.5)$$

1.4.4. Karesel mutlak hata

Bulunan her bir hata miktarının kareleri alınır. Ortalaması alınır ve karekökü alınarak elde edilir.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (T_i - y_i)^2}{N}} \quad (1.6)$$

Denklem (1.4), (1.5) ve (1.6)' da N tahmin edilen veri sayısı, hesaplanan tahmin değeri y_i ve gerçek veri değerini T_i 'dir. Bölüm 4'te tahmin modelinin doğruluğunu ölçmek için RMSE ve MAPE yöntemleri kullanılmıştır.

2. LİTERATÜR ARAŞTIRMASI

Bu bölümünde kronolojik sıraya göre literatürde yer alan ANFIS yöntemine yönelik uygulanan modellere ve sıcaklık tahminine yönelik çalışmalara değinilecektir. Çalışmalar iki temel grupta ele alınmaktadır. İlk grupta ANFIS ile yapılmış tahmin çalışmaları ele alınmakta, ikinci grupta ise ANFIS ile yapılmış sıcaklık tahmini çalışmaları araştırılmış ve yorumlanmıştır.

2.1. ANFIS ile Yapılmış Tahmin Çalışmaları

Uyarlanır (adaptif) sinirsel bulanık sistemlerin kullanılmasıyla gerçekleştirilen, modelleme ve tahmin uygulamaları da literatürde geniş bir biçimde yer almaktadır. Bu bölümde 2004 ve 2015 (Ocak) yılları arasında ANFIS (Adaptif Ağ Tabanlı Bulanık Mantık Çıkarım Sistemi) yapısı kullanılarak yapılmış çalışmalar araştırılmış ve elde edilen sonuçlar yorumlanmıştır.

Guler ve Ubeyli (Türkiye) 2004 yılında parsiyel epilepsili hastalarda elektrokardiyografik değişikliklerin tespiti üzerine çalışma yapmışlardır. Çalışmalarında ANFIS, geri yayılım gradient descent yöntemi, bulanık mantık ve dalgacık dönüşümü yöntemlerini kullanmışlardır. Çalışmada ANFIS e dayalı parsiyel epilepsili hastalarda elektrokardiyografik değişikliklerin tespiti için yeni bir yaklaşım sunmuşlardır. Bu yaklaşım ile elde ettikleri sonuçlar parsiyel epilepsi hastalarında elektrokardiyografi değişikliklerinin saptanmasının olası olduğunu doğrulamışlardır (Guler ve Ubeyli, 2004).

Yıldırım ve diğerleri (Türkiye) 2006 yılında günlük hava kirliliği seviyesi tahmini üzerine çalışmışlardır. Tahminleme için ANFIS yöntemi kullanılmıştır. Bu tahminleme ile %80-90'a varan doğrulukta sonuçlara ulaşmışlardır (Yıldırım ve diğerleri, 2006).

Potter ve Negnevitsky (Avustralya) 2006 yılında rüzgâr tahmin sistemi geliştirmişlerdir. Tahminleme için ANFIS yöntemi kullanılmış ve bir model oluşturmuşlardır. Oluşturdukları model ile %4'ün altında bir hata ortalaması ile tahminde bulunmuşlardır (Potter ve Negnevitsky, 2006).

Avcı ve diğerleri (Türkiye) 2006 yılında pulslu radar hedef kategorizasyonundaki STFT (kısa vadeli fourier dönüşümü)-ANFIS sınıflandırma yöntemi ve performans analizi üzerine çalışma yapmışlardır. Çalışmalarında ANFIS, radar hedef sınıflandırma ve kısa vadeli fourier dönüşümü yöntemleri kullanmışlardır. Bu çalışmayı bir örüntü tanıma sistemi, radar hedef sinyallerinin otomatik sınıflandırılması için geliştirmişlerdir (Avcı ve diğerleri, 2006).

Buragohain ve Mahanta (Hindistan) 2008 yılında tam faktöriyel tasarıma dayalı ANFIS modelleme için yeni bir yaklaşım ortaya koymuşlardır. Bu yaklaşım için ANFIS ve tam faktöriyel tasarım yöntemlerini kullanmışlardır. Bu yöntem termik santralden toplanan bir veri setine uygulanmıştır. Önerilen bu yöntem ile hesaplama zamanı hem de hesaplama karmaşıklığı önemli ölçüde azaltılmıştır. Önerilen bu modelin ANFIS yaklaşımına göre daha iyi sonuçlar verdiğini belirlemişlerdir (Buragohain ve Mahanta, 2008).

Ying ve Pan (Tayvan) 2008 yılında Tayvan'da bölgesel elektrik yük tahmini için bir model oluşturmuşlardır. Yük tahmini için ANFIS, regresyon analizi, yapay sinir ağları, genetik algoritmalar ve hibrid elipsoid bulanık sistemleri kullanmışlardır. Bu yöntemleri kullanarak elde ettikleri sonuçlarla, yaptıkları karşılaştırma sonucunda en iyi tahmin performansının ANFIS'e ait olduğu sonucuna ulaşmışlardır (Ying ve Pan, 2008).

Hocaoglu ve diğerleri (Türkiye) 2009 yılında rüzgâr gözlem istasyonlarında geçici arıza ya da bakım durumlarında oluşabilecek eksik verilerle aylık rüzgâr hızı tahmini için bir tahmin modeli oluşturmuşlardır. Tahmin modeli için ANFIS yöntemi kullanılmıştır. Oluşturdukları model ile her aya ait üç ya da beş günlük verilerin olmadığını varsayarak yaptıkları tahmin çalışmaları sonucunda, eksik verilerle çalışabilen tahmin modeli ile başarılı sonuçlar elde etmişlerdir (Hocaoglu ve diğerleri, 2009).

Azadeh ve diğerkleri (İran) 2009 yılında İran’da 1995–2005 yılları arasında elektrik tüketim tahmininde bulunan bir model geliştirmek amacıyla karma bir yöntem önermişlerdir. Bu karma model için ANFIS, monte carlo simülasyonu ve ARIMA (birleştirilmiş otoregresif hareketli ortalama) yöntemlerini kullanmışlardır. Çalışmanın sonuçlarını genetik algoritmalar ve yapay sinir ağları ile yapılan çalışmaların sonuçlarıyla karşılaştırmışlar ve önerdikleri algoritmanın daha üstün olduğu sonucuna ulaşmışlardır (Azadeh ve diğerkleri, 2009).

Wang ve diğerkleri (Çin) 2009 yılında hidrolojik tahmin modelleri oluştururken kullandıkları yapay zekâ tekniklerinin performanslarını kıyaslayan bir çalışma yapmışlardır. Oluşturulan model için yapay sinir ağları, ANFIS ve genetik algoritma yöntemlerini kullanmışlardır. Çalışmanın sonucunda yapay sinir ağları, ANFIS ve genetik algoritma metotları arasında en iyi tahmin performansını ANFIS’in gösterdiği sonucuna varmışlardır (Wang ve diğerkleri, 2009).

Yurdusev ve diğerkleri (Türkiye) 2009 yılında İzmir ili için aylık su tüketim tahmini çalışmasını yapmışlardır. Tahminleme için ANFIS yöntemi kullanılmıştır. Farklı girdilerle oluşturdukları yirmi beş ayrı model neticesinde nüfus, aylık sıcaklık ortalaması ve aylık su faturası verileri girdi olarak alındığında, en iyi tahmin sonucuna ulaşmışlardır (Yurdusev ve diğerkleri, 2009).

Samer ve diğerkleri (Almanya) 2009 yılında akış hızını esas alarak nehir üzerinde seyahat zamanını, tahmin eden iki ayrı yöntemle iki ayrı model oluşturmuşlardır. Oluşturulan model için ANFIS ve geri yayımlı yapay sinir ağları yöntemlerini kullanılmıştır. Geri yayımlı yapay sinir ağları modeliyle elde edilen sonuçların çok belirgin bir fark olmasa da ANFIS’ den daha iyi bir tahmin performansı gösterdiği sonucuna ulaşmışlardır (Samer ve diğerkleri, 2009).

Boyacioglu ve Avci (Türkiye) 2010 yılında İMKB de borsa getirisi tahmini üzerine çalışma yapmışlardır. Bu tahminde ANFIS yöntemi kullanılmıştır. Çalışma ile deneysel sonuçlar, modelin 98,3% bir doğruluk oranı ile İMKB Ulusal 100 Endeksi’nin aylık getirisini başarılı bir şekilde tahminleme ortaya koymuşlardır (Boyacioglu ve Avci, 2010).

Erbay dalkılıç ve diğerleri (Türkiye) 2010 yılında GSM-900 bandında kentsel bölgelerde ANFIS yaklaşımı ile yol kaybının tahmini üzerine çalışma yapmışlardır. Çalışmada ANFIS ve Bertoni Walfisch yöntemleri kullanmışlardır. Yol kaybı modelini oluşturmak için ANFIS tabanlı yeni bir algoritma oluşturmuşlardır. Önerilen algoritma Bertoni Walfisch modeli ile karşılaştırılmıştır. Bu karşılaştırmada önerilen algoritmanın Bertoni Walfisch modeline göre daha az hataya sahip olduğu görülmüştür (Erbay dalkılıç ve diğerleri,2010).

Demirel ve diğerleri (Türkiye) 2010 yılında elektrik enerjisi yük tahminleme modeli oluşturmuşlardır. Bu model de ANFIS VE ARIMA yöntemleri kullanılmıştır. Elde edilen model yardımıyla 2006-2010 yıllarına ait elektrik enerjisi talep tahminleri elde edilmiştir. ANFIS ve ARIMA ile bulunan sonuçların karşılaştırmalı yorumları yapılarak önerilerde bulunulmuştur (Demirel ve diğerleri, 2010).

Yörük ve arkadaşları (Türkiye) 2011 yılında sermaye yapısını etkileyen faktörler ve finansal oranlar ile hisse getirisi arasındaki ilişkiyi ANFIS yöntemi ile incelenmiş ve bir uygulama yapmışlardır. Bu çalışmada ANFİS ve hisse getiri oranı yöntemleri kullanılmıştır. Bu çalışmada, şirket hisselerinin getiri oranı ANFIS yardımıyla tahmin edilmiştir. Sonuç olarak, daha az giriş değişkeni kullanarak bu modelin aynı başarıyı sağlayabileceği ve yatırımcılar ve şirketlerin riskinin azaltılmasında kullanılabileceğini göstermişlerdir (Yörük ve arkadaşları, 2011).

Güneri ve diğerleri (Türkiye) 2011 yılında tedarikçi seçim problemlerinde ANFIS temelli bir yaklaşım ile giriş seçimi ve modellemesi üzerine çalışma yapmışlardır. Bu modelleme de ANFİS ve çoklu regresyon yöntemleri kullanılmıştır. Çalışmada ANFIS ile elde edilen sonuçlar, çoklu regresyon yöntemi sonuçları ile karşılaştırmışlar ve ANFIS ile daha iyi sonuçların alındığını belirtmişlerdir (Güneri ve diğerleri, 2011).

Çakıroğlu ve diğerleri (Türkiye) 2011 yılında çelik lif katkılı betonların tahribatsız deney yöntemleriyle elde edilen basınç dayanımının tahmini üzerine çalışma yapmışlardır. Bu tahminleme çalışmasında ANFIS, parçacık sürü optimizasyonu, tahribatsız deney yöntemleri ve basınç dayanımı yöntemleri kullanılmıştır. Geliştirilen ANFIS modeli ile tahmin edilen basınç dayanımları, tek eksenli basınç dayanımı değerleri ile karşılaştırılarak modelin tahmin yeteneğini test etmişlerdir.

Sonuç olarak ANFIS farklı geometrik lif katkılı betonlarda tahribatsız test metotları kullanılarak, basınç dayanım tahmininde kullanılabileceği ve bu konuda yapılacak çalışmaların büyük fayda sağlayacağı düşünülmüştür (Çakıroğlu ve diğerleri, 2011).

Rashid ve Ahmed (Irak) 2012 yılında üniversitede kayıt bölümünde öğrencilerin sorunlarını çözmek için bu çalışmayı yapmışlardır. Çalışmada ANFIS yöntemi kullanılmıştır. Bu çalışmada birkaç farklı modeller sorunları çözmek için kullanılmış, modeller, farklı öğrenme algoritmaları ve aktivasyon fonksiyonları ile yapılandırılmıştır. Bu çalışma iyi sistemi belirlemek için yapılmış ve ikizkenar yamuk fonksiyonu ve hibrid öğrenme algoritmasının diğerlerinden daha iyi sonuç doğurduğunu gözlemlemişlerdir (Rashid ve Ahmed, 2012).

Kulaksız (Türkiye) 2013 yılında fotovoltaiik (PV) modül eşdeğer parametrelerinin ANFIS tabanlı tahmini üzerine yüksek güç noktası takibi denetleyicisi ile tek başına PV sistemi uygulaması üzerine çalışma yapmıştır. Bu çalışmada ANFIS yöntemini kullanmıştır. ANFIS tabanlı önerilen bu yöntem ile farklı türde fotovoltaiik modüllerin geniş aralığı için kolayca elde edilebilen elektriksel parametreler kullanılarak eşdeğer parametreler elde edilmiştir. Bu çalışma ile ANFIS modelinin PV modüllerinin eşdeğer parametrelerini tahmin etmek için yararlı bir yöntem olduğunu görmüştür (Kulaksız, 2013).

Hosoz ve diğerleri (Türkiye) 2013 yılında bir otomotiv klima sisteminin modellemesini yapmışlardır. Bu modelleme için ANFIS yöntemi kullanılmıştır. Bu model ile otomobil klima sistemlerinin performansını tahmin etmek için ANFIS yaklaşımının başarıyla kullanılabileceğini ortaya koymuşlardır (Hosoz ve diğerleri, 2013).

Rini ve diğerleri (Endonezya) 2013 yılında bir ticaret probleminin parçacık sürü optimizasyonu ve ANFIS ile dengelenmesi üzerine çalışma yapmışlardır. Bu çalışmada ANFIS ve Parçacık sürü optimizasyonu yöntemleri kullanılmıştır. Çalışmada özellikle üyelik fonksiyonu parametreleri için öğrenme optimize edilmiş ve daha iyi sınıflandırma ve en uygun kuralı bulmak için PSO ile ANFIS entegre edilmiştir. Önerilen yöntemi dört standart veri kümesi üzerinde test etmişlerdir. Sonuç olarak PSO-ANFIS yöntemleri bütünleşik kullanıldığında daha iyi

sınıflandırma göstermiş ve zaman karmaşıklığının buna göre azaldığını görmüşlerdir (Rini ve diğerleri, 2013).

T. Rasmana ve diğerleri (Endonezya) 2013 yılında ANFIS filtre kullanımı metal yazıt görüntülerinde renk kümeleme ile bir çalışma yapmışlardır. Bu çalışmalarında ANFIS ve kümeleme yöntemleri kullanmışlardır. Bu çalışma görüntü işleme kullanarak hasarlı yazıtı tamir için ilk adımdır. ANFIS kümeleme yönteminin sonuçlarını mekânsal bulanık kümeleme yöntemi ile (SFCM) karşılaştırmışlardır. ANFIS yönteminin SFCM ye göre kümelenme performansında daha iyi olduğu ve bir artışın olduğu belirlemişlerdir (T. Rasmana ve diğerleri, 2013).

Karimi ve diğerleri (İran) 2013 yılında yapay sinir ağları ve ANFIS kullanarak tasarım ve bluetooth uygulamaları için ultra düşük voltaj ve ultra düşük güç LNA (düşük gürültü amplifikatör) modellenmesi üzerine çalışma yapmışlardır. Bu çalışmalarında ANFIS, yapar sinir ağları ve radyal tabanlı fonksiyon yöntemlerini kullanmışlardır. Model doğruluğu, bluetooth frekans aralığındaki tüm giriş-çıkış parametreleri için değerlendirmişlerdir. Alçak gerilim ve bluetooth uygulamaları için yapar sinir ağları kullanarak düşük güçlü LNA bir model geliştirmişlerdir. Bu ANFIS modeli ile giriş parametrelerini artırmak ve geliştirmek, yapar sinir ağlarına göre daha iyi olduğunu göstermişlerdir (Karimi ve diğerleri, 2013).

Görgel ve diğerleri (Türkiye) 2013 yılında ANFIS tabanlı bulanık algoritmalar kullanarak meme kitlelerinin sınıflandırılması ve karşılaştırması üzerine çalışma yapmışlardır. Çalışmalarında ANFIS, bulanık c-ortalama ve bulanık eksiltme algoritmalarını kullanmışlardır. Bu çalışma ile meme kanseri ile ilgili meme kitleler için bir teşhis sistemi oluşturmuşlardır (Görgel ve diğerleri, 2013).

Srınivas ve diğerleri (Hindistan) 2013 yılında jeoelektrik inversiyon ve litolojinin değerlendirilmesi üzerine çalışma yapmışlardır. Çalışmada ANFIS ve elektrik öz direnç inversiyonu yöntemleri kullanılmıştır. Bu çalışmada dikey elektrik sondaj verilerini toprak altı parametrelerinin tahmininde kullanmışlardır. Önerilen model ile grafik kullanıcı ara yüzü temsil edilmiş ve litolojik değişkenler doku formatı ve dilsel değişkenler tahmin edilmiştir (Srınivas ve diğerleri, 2013).

Yang ve diğerleri (Güney Kore) 2014 yılında ANFIS ve doğrusal diskriminant analizi esaslı koroner kalp hastalığı optimizasyonu üzerine çalışma yapmışlardır. Çalışmalarında ANFIS, lineer diskriminant analizi, veri madenciliği ve klinik karar destek sistemi yöntemlerini kullanmışlardır. Bu çalışmada, bir adaptif ağ optimize ederek koroner kalp hastalığı risk değerlendirmesi yapabilen bir tahmin modeli ANFIS ve doğrusal diskriminant analizi kullanılarak geliştirilmiştir. ANFIS-doğrusal diskriminant analizi melez yöntem olup % 80,2 yüksek bir tahmini hızı sergiler ve mevcut yöntemlere göre daha etkin olduğunu görmüşlerdir. Bu çalışmayı koroner kalp hastalığının önlenmesine katkıda bulunması amacı ile gerçekleştirmişler (Yang ve diğerleri, 2014).

Rezaeianzadeh ve diğerleri (İran) 2014 yılında sel akış tahmini üzerinde çalışma yapmışlardır. Çalışma da ANFIS, yapay sinir ağları, çoklu doğrusal regresyon ve çoklu doğrusal olmayan regresyon yöntemleri kullanılmıştır. Dört meteoroloji istasyonlarından gelen yağış verileri birçok katmanlı algılayıcı topoloji modelini geliştirmek için kullanmışlardır. Modelini performansı değerlendirilmiş ve doğrusal olmayan regresyon modelinin maksimum günlük akışını tahmin etmek için basit bir yöntem olarak uygulanabilir olduğu sonucuna varmışlardır (Rezaeianzadeh ve diğerleri, 2014).

Rini ve diğerleri (Malezya) 2014 yılında modifiye dilsel ve eşik değerleri kullanılarak ANFIS ile parçacık sürüsü optimizasyonun (PSO) entegrasyonu sağlamak için bu çalışmayı yapmışlardır. Çalışmada ANFIS, evrimsel algoritmalar ve parçacık sürüsü optimizasyonu yöntemleri kullanılmıştır. Bu entegrasyon ile sınıflandırma problemlerinde ANFIS sisteminin performansını artırmayı hedeflemişlerdir. Önerilen yöntem gerçek ve tamsayı veri türleri farklı girişleri ile altı standart veri setleri üzerinde test edilmiştir. Sonuç olarak ANFIS-PSO entegrasyonunun sınıflandırma problemleri için daha iyi bir sonuç verdiğini işaret etmişler (Rini ve diğerleri, 2014).

Liu ve Zhang (Amerika) 2014 yılında çalışmalarını insan kaynak makinesi zekâsını modellemek ve otomatik gaz tungsten ark kaynağı sürecini kontrol etmek ve elde edilen modeli kullanmak için veri odaklı yaklaşım sunmayı amaçla yapmışlardır. Çalışmada ANFIS ve kümeleme yöntemleri kullanılmıştır. Oluşturulan model

doğrusal, küresel ve yerel ANFIS modeli ile karşılaştırıldığında, tekrarlı yerel ANFIS modelinin daha iyi modelleme performansı sağladığı görülmüştür (Liu ve Zhang, 2014).

Prakash ve Kumara (Hindistan) 2014 yılında palmiye şekeri için doğal konveksiyon sera kurutma sisteminin ANFIS modellemesi üzerine çalışma yapmışlardır. Çalışmada ANFIS yöntemi kullanılmıştır. Çalışmada sera içinde palmiye şekerinin kurutulması için nem buharlaşma tahmini için bir ANFIS modeli oluşturulmuştur. Bu model ile palmiye şekerinin kurutma analitik ve deneysel sonuçlarının uyum içinde olduğunu göstermişlerdir (Prakash ve Kumara, 2014).

Tan ve diğerleri (Çin) 2014 yılında yansıtma spektroskopisi ve ANFIS modeli ile arıtılmış tarım topraklarında arsenik kirliliği tahmini üzerine çalışma yapmışlardır. Çalışmada ANFIS, çoklu doğrusal regresyon ve kısmi en küçük kareler regresyon yöntemleri kullanılmıştır. Bu çalışmada, yüzey toprak arsenik konsantrasyon fizibilitesinin tahminini değerlendirmek için, üç farklı regresyon algoritmaları; çoklu doğrusal regresyon, kısmi en küçük kareler regresyon ve ANFIS modelleme ile karşılaştırılır. ANFIS modeli diğer algoritmalar ile karşılaştırıldığında daha iyi sonuçlar verildiği görülmüştür (Tan ve diğerleri, 2014).

Goyal ve diğerleri (Hindistan) 2014 yılında alt tropik iklimlerde günlük tava buharlaşma modellenmesi üzerine çalışma yapmışlardır. Bu çalışmalarında ANFIS, destek vektör regresyon, yapay sinir ağları ve bulanık mantık yöntemlerini kullanmışlardır. Hindistan (2000-2010 yılları arası 3801 günlük kayıtları oluşan) içinde Karso havzalarından meteorolojik veriler günlük tava buharlaşma tahmini ve modelleri test etmek için kullanmışlardır. Yapay sinir ağları modelleri Levenberg-Marquardt algoritması ile birlikte, bayes düzenleme ile ileri beslemeli geri yayılım modelleri oluşturmuşlardır. Bu karşılaştırmalara dayanarak, bulanık mantık ve destek vektör regresyon yaklaşımları ile günlük buharlaşma sürecinin modellemesinde başarıyla kullanılabilir olduğu tespit edilmiştirler (Goyal ve diğerleri, 2014).

Bagheri ve diğerleri (İran) 2014 yılında kuantum davranışlı parçacık sürü optimizasyonun davranışı ile ANFIS ağları kullanarak finansal tahminleme üzerine çalışma yapmışlardır. Bu çalışmalarında ANFIS ve kuantum davranışlı parçacık sürü

optimizasyonu yöntemlerini kullanmışlardır. Bu çalışmalarında yeni bir melez dinamik zaman çarpıtma ve dalgacık otomatik desen çıkarılması için transform yöntemi önerilmiştir. Önerilen bu hibrit yöntemin, finansal fiyat tahmini ve mali desen çıkarma için çok kullanışlı ve etkili olduğunu göstermişlerdir (Bagheri ve diğerleri, 2014).

Ahmad Tahseen ve diğerleri (Malezya) 2014 yılında bir hatta düz bir tüp paket laminar ısı transferi ve basınç düşüm performans tahminleri üzerine çalışma yapmışlardır. Bu çalışmaların da ANFIS ve sonlu hacim tekniği kullanmışlardır. Sayısal değerler ve ANFIS modeli sonuçları arasındaki doğruluk ortalama Nusselt sayısı için bir ortalama bağıl hata ile elde edilmiştir. ANFIS modeli ısı transferi analizi ve basınç düşümü için mühendislik uygulamalarında termal sistemlerin performansını tahmin yeteneğine sahip olduğunu göstermişlerdir (Ahmad Tahseen ve diğerleri, 2014).

Özkan ve İnal (Türkiye) 2014 yılında çok ölçütlü karar verme problemlerinde bulanık ve ANFIS yaklaşımları ile sinir ağı uygulamasının karşılaştırılmasını yapmışlardır. Bu uygulama için ANFIS, MSE ve sinir ağıları yöntemleri kullanılmıştır. Tedarikçi seçiminde sinir ağıları ile ANFIS karşılaştırma yapılmış ve tedarikçi değerlendirme ve seçimi için çok kriterli karar verme problemlerinde daha hassas ve güvenilir sonuçlar verdiği için ANFIS algoritmasının kullanılabileceğini göstermişlerdir (Özkan ve İnal, 2014).

Kamariana ve diğerleri (Iran) 2014 yılında fonksiyonel aşamalı kirişlerin optimizasyonu üzerine çalışma yapmışlardır. Bu çalışmada ANFIS ve ateş böceği algoritması kullanmışlardır. Ateş böceği ve ANFIS kombinasyonu, diğer uygun teknikler ile karşılaştırıldığında daha iyi bir çözüm elde yeteneğine sahip olduğunu göstermişlerdir (Kamariana ve diğerleri, 2014).

Güçlü ve diğerleri (Türkiye) 2014 yılında üç güneş ısınlama modelleri ile Türkiye'nin güney şehirlerinden Adana, Antakya ve Silifke de güneş ışınlamalarını incelemiş ve tahminleme de bulunmuşlardır. Bu çalışmada ANFIS, Angström-Prescott ve bağımlılık modellerini kullanmışlardır. Angström-Prescott modeli ve ANFIS modeli ile karşılaştırılmıştır. Karşılaştırmada, bağımlılık modelinin diğer yaklaşımlara göre daha üstün olduğunu göstermişlerdir (Güçlü ve diğerleri, 2014).

Islam ve diğerleri (Amerika) 2014 yılında TRMM / PR ile sinerji içinde TRMM / TMI (tropikal yağmur ölçüm misyonu) gelen hidro meteorların tahmin edilmesi ve bir keşif incelenmesi amacıyla bir çalışma yapmışlardır. Bu çalışmada Hydro-Rain algoritması ve ANFIS yöntemleri kullanmışlardır. Hidro yağmur algoritması ile hydrometeor kullanılarak TRMM PR 2A25 ve GPROF 2A12 (goddard profilleme algoritması) algoritma ile karşılaştırılmaları yapılmıştır. Bu çalışma ile yağmur oranının tahmininin iyi sonuçlara sahip olduğunu ortaya koymuşlardır. Hidro meteorlar tahmini pasif mikrodalga tabanlı rejimlerine göre yüksek yağmur oranı rejimlerinde katlanarak görünür ve yağmur oranı arttıkça, hydrometeor tahminler farklılıklar da artış eğilimin olduğu sonucuna varmışlardır (Islam ve diğerleri, 2014).

Salahi ve diğerleri (İran) 2014 yılında yağlı atık su arıtımı için asimetrik polieter sülfon ultrafiltrasyon membranlar sentez ve karakterizasyonu için ANFIS modelleme ve performansının ölçümü üzerine çalışma yapmışlardır. Bu çalışmada ANFIS yöntemini kullanmışlardır. Bu çalışmada, yağlı atık suların petrolden ayrılması üzerine bir deneysel çalışmanın sonuçları sunulmuştur. Sonuçlar hazırlanan polietersülfon içi boş elyaf membranların kimyasal oksijen talebini, toplam organik karbon, bulanıklık, toplam askıda katı madde ve yağ ve gres içeriği çıkarılmasında etkili olduğunu göstermiştir. Seçilen deneysel veriler ileri geçiş ve geri geçiş birleştiren melez bir öğrenme algoritması tarafından eğitmişlerdir. Deneysel verilerle modelin iyi anlaşılması ve böyle bir kompleks sistemlerin modellenmesi, ANFIS kolaylığı ve doğruluğunu vurgulamışlardır (Salahi ve diğerleri, 2014).

García ve diğerleri (İspanya) 2014 yılında ANFIS tabanlı bir şebekeye bağlı hibrid sistemi kontrolü ve entegre edilmiş yenilenebilir enerjiler; hidrojen ve piller üzerine çalışma yapmışlardır. Bu çalışmalarında ANFIS ve EMS (Enerji Yönetim Sistemi) yöntemleri kullanmışlardır. Araştırmacılar dinamik simülasyonlar ile çalışmanın hibrid sistemi için ANFIS merkezli EMS performansının ve klasik EMS' ye daha iyi performans gösterdiğini gözlemlemişlerdir (García ve diğerleri, 2014).

Abdulshahed ve diğerleri (İngiltere) 2014 yılında termal kamera yardımıyla bulanık c-ortalamlar kümeleme ve ANFIS kullanılarak tezgâhların termal hata modellemesi üzerine çalışma yapmışlardır. Bu çalışmalarında fuzzy c-means (bulanık kümeleme) ve ANFIS yöntemlerini kullanmışlardır. Çalışmada bir termal görüntüleme

kamerasından elde edilen verileri kullanarak tezgâhlarının termal hatalarını azaltmak için yeni bir akıllı sistem oluşturmuşlardır (Abdulshahed ve diğerleri, 2014).

Yuan ve diğerleri (Çin) 2014 yılında beton basınç dayanımlarının tahmininde; hibrid modellemelerde genetik temelli algoritmalar ve ANFIS üzerine bir çalışma yapmışlardır. Çalışmalarında ANFIS ve genetik algoritma yöntemlerini kullanmışlardır. Çalışmalarında iki hibrit model oluşturulmuş ve bu modellerin her ikisi de gerçek mühendislik uygulamalarında geleneksel regresyon modelleri yerine potansiyelinin yüksek olduğunu, uygulanabilir iyi performansa sahip olduğunu göstermişlerdir (Yuan ve diğerleri, 2014).

Kharb ve diğerleri (Hindistan) 2014 yılında ANFIS kullanılarak güneş fotovoltaik (PV) modülü ve maksimum güç noktası izleme modellenmesi üzerine çalışma yapmışlardır. Bu çalışmalarında ANFIS, fotovoltaik (PV) modülü ve doğru akım yükselten dönüştürücü yöntemleri kullanmışlardır. Çalışmalarında ANFIS e dayalı PV modül sunulmuşlardır. Önerdikleri ANFIS tabanlı kontrol sistemi ile yanıt doğruluğu ve hızlı olduğunu göstermişlerdir. Simülasyon sonucu ile maksimum güç noktası ışınlama ve PV modülü sıcaklığını değiştirmek için tatmin edici takip olduğunu ortaya koymuşlardır (Kharb ve diğerleri, 2014).

Weia ve diğerleri (Tayvan) 2014 yılında karma ANFIS temelli hareketli ortalama modeli ile Tayvan borsası kapitalizasyon ağırlıklı borsa endeksinde stok tahmini üzerine çalışma yapmışlardır. Çalışmalarında ANFIS, oto korelasyon, hareketli ortalama ve kümeleme yöntemlerini kullanmışlardır. Tayvan borsası kapitalizasyon ağırlıklı borsa endeksinde, stok tahmini modeli önermişler ve daha sonra ortalama karesel hata ile doğrulanmışlardır. Araştırmacılar önerdikleri bu modelin diğer öngörü modellerinden (Chen'in ve Yu'nun modeline göre) üstün olduğunu göstermişlerdir (Weia ve diğerleri, 2014).

Zhu ve Wu (Çin) 2014 yılında ANFIS entegreli ve aralık modelleme tekniği kullanılarak hızlı bir yapısal hasar tespit yöntemi üzerine çalışma yapmışlardır. Çalışmalarında ANFIS, aralık modelleme tekniği ve hızlı hasar tespit yöntemleri kullanmışlardır. Oluşturulan bu model ile ANFIS ve aralık modelleme tekniği, yapıya uygulanan hızlı yapısal arıza tespiti kolaylaştırmak için entegre edilebilir olduğu görülmüştür. Simülasyon sonuçları ile ANFIS entegre yöntem ve kısa vadeli

izlenmesi için hızlı hasar tespiti sunulan aralık modelleme tekniği etkisi oldukça makul olduğunu göstermişler (Zhu ve Wu, 2014).

Savic ve diğerleri (Sırbistan) 2014 yılında yüzey ozon konsantrasyonunun tahmini için model oluşturmuşlardır. Bu modelde ANFIS yöntemi kullanmışlardır. Modelleme 2009 yılında elde ölçülen sonuçlara dayanmaktadır. İki değişkenli korelasyon analizine dayalı elde edilen verilerin, istatistiksel analiz, doğru modelleme, doğrusal istatistik yaklaşımı kullanılarak yapılabilir olup olamayacağını belirtilmiştir. ANFIS yöntemi kullanılarak elde edilen model, %80'lik bir tahmin potansiyeline sahip ve yüksek doğruluk ile sonuçlandırmışlardır (Savic ve diğerleri, 2014).

Gunasekarana ve Ramaswamib (Hindistan) 2014 yılında hisse senedi portföy optimizasyonu için bir yaklaşım önermişler. Çalışmalarında ANFIS, portföy optimizasyonu ve sermaye varlıklarını fiyatlandırma modeli yöntemlerini kullanmışlardır. Verimli bir tahmin modeli oluşturmak amacıyla, ANFIS BSE Sensex ile tanınmış teknik göstergelerin tarihsel verileri kullanarak hisse senedi fiyatının tahmini ve kararlar almak için kullanılmıştır. Deneysel sonuçlar, önerilen karma akıllı sistem ANFIS-sermaye varlıklarını fiyatlandırma modeli' in mevcut portföy modellerden daha iyi performans verdiğini göstermektedir (Gunasekarana ve Ramaswamib, 2014).

Tripuraa ve Babub (Hindistan) 2014 yılında doğru akım motorunun akıllı hız kontrolü üzerine çalışma yapmışlardır. Çalışmada ANFIS, yabancı uyarımlı doğru akım motoru ve oransal mod denetleyici yöntemlerini kullanmışlardır. Çalışmada sisteminin performansını MATLAB/Simulink kullanarak simülasyonlar aracılığıyla değerlendirmişlerdir. Simülasyon sonuçları ANFIS denetleyici ile sürücünü performansının, geleneksel oransal mod denetleyici ile doğru akım motor performansını geride bıraktığını göstermiştir (Tripuraa ve Babub, 2014).

Susitraa ve Paramasivamb (Hindistan) 2014 yılında anahtarlama relüktans makinesinin doğrusal olmayan akış bağlantı modellemesi üzerine çalışma yapmışlardır. Çalışmalarında ANFIS, çok değişkenli doğrusal olmayan regresyon analizi (MVNLRT) ve doğrusal olmayan akı bağlantı modeli yöntemleri kullanmışlardır. Bu çalışmada iki farklı gerçek zamanlı uygulanabilir modelleme

teknikleri kullanılarak geliştirilen bir anahtarlamalı relüktans makinesinin doğrusal olmayan akış bağlantı modeli sunulmuştur. Model çok değişkenli doğrusal olmayan regresyon teknikleri (MVNLR) ve ANFIS dayanmaktadır. Bu MVNLR ve ANFIS-doğrusal olmayan akış bağlantı modelleme için kullandıkları eğitim verileri ile iyi bir uyum içinde olduğu test etmişler ve gözlemlenmiştirler (Susitraa ve Paramasivamb, 2014).

Lu ve diğerleri (Çin) 2014 yılında esnek örnekleme robotunun ANFIS e dayalı titreşim frekansının adaptif kontrolü üzerine çalışma yapmışlardır. Çalışmalarında ANFIS ve genel geriye dönük sinir ağları yöntemlerini kullanmışlardır. Çalışmada yapay sinir ağları kullanılarak esnek örnekleme robotun dinamik rezonans frekansı tahmine dayalı frekans sinir-bulanık adaptif kontrol yöntemi oluşturulmuştur. Oluşturulan bu algoritma Genel geriye dönük sinir ağları tarafından örnekleme robotunun dinamik rezonans frekansını tahmin eder. Simülasyon sonuçları ile kontrol stratejisinin etkinliğini doğrulamışlardır. Son olarak, deneysel sonuçlar kontrol algoritmasının sondaj derinliğini ve sondaj verimliliğini artırdığını gözlemlemiştirler (Lu ve diğerleri, 2014).

Amiria ve diğerleri (İran) 2014 yılında yapay depremlerden dalgacık üreten paket düzeylerinin ANFIS ağları ile değerlendirilmesi üzerine çalışma yapmışlardır. Çalışmalarında ANFIS, temel bileşenler analiz ve dalgacık paket dönüşümleri yöntemlerini kullanmışlardır. Önerilen yöntem deprem kayıtlarına tepki spektrumunun ters haritalama bilgilerini geliştirmek için güçlü bir araç olarak ANFIS ağlarının öğrenme yeteneklerini kullanır. Ayrıca, daha iyi simülasyon sonuçları elde etmek için, dalgacık paket dönüşümü ve temel bileşenler analizi dönüştürülmüş alanlarda gerçek kayıtları ve tepki spektrumları dönüştürmek için kullanılır. Ardından, ANFIS dalgacık paket katsayıları kayıtların tepki spektrumunu ilişkilendirmek eğitilmiştir. Önerilen yöntemin etkinliğini ve doğruluğunu netleştirmek amacıyla, sonuçlar var olan depremlerden önce yapay deprem sonuçları ile karşılaştırılmıştır. Bazı yorumlayıcı örnekler önerilen yöntemin başarılı olduğunu belirlemişlerdir (Amiria ve diğerleri, 2014).

Jhin ve Hwang (Kore) 2014 yılında kuantum kimyasal açıklayıcılar ile antosiyaninlerin radikal atma faaliyetleri tahmini için çalışma yapmışlardır. Çalışmalarında ANFIS, kuantum kimyasal hesaplama ve kantitatif yapı-aktivite ilişkisi yöntemleri kullanmışlardır. Bu çalışma ile iyi bir öngörü verimliliği ile antosiyaninlerin radikal süpürücü aktiviteleri ANFIS ile tahmin edilmiş ve kantitatif yapı-aktivite ilişkisi modelleri ile değerlendirilmiştir (Jhin ve Hwang, 2014).

Karasu ve diğerleri (Türkiye) 2014 yılında farklı yağ ve sakız türleri de dâhil olmak üzere mellorine karışımının reolojik özelliklerinin modellenmesi üzerine çalışma yapmışlardır. Çalışmalarında ANFIS, yapay sinir ağları ve kombine tasarım yöntemlerini kullanmışlardır. Bu çalışma ile ANFIS modeli yağ tipi sakız konsantrasyonları ve kesme hızına göre görünür viskozite değerlerini tahmin etmek için yeterli olduğunu göstermişlerdir (Karasu ve diğerleri, 2014).

Vafaeenezhad ve diğerleri (İran) 2014 yılında çift fazlı çelik imalat proses kontrol stratejileri üzerine çalışma yapmışlardır. Çalışmalarında ANFIS ve yapay sinir ağları yöntemlerini kullanmışlardır. Bu çalışmada geniş kapsamlı yumuşak hesaplama yaklaşımı çift fazlı çelik imalat etkileyen parametrelerin analizi için sunulmuştur. Hem yapay sinir ağlar hem de ANFIS ile elde edilen sonuçlar çok teşvik edici olsa da, önerilen ANFIS modelinin yapay sinir ağlarının üzerinde performans göstermiş ve maliyet azaltmada daha iyi bir etkisinin olduğunu belirlemişlerdir (Vafaeenezhad ve diğerleri, 2014).

Akrami ve diğerleri (Malezya) 2014 yılında Klang Gates barajında yağmur tahmini için doğrusal olmayan modelinin geliştirilmesi için çalışma yapmışlardır. Çalışmalarında ANFIS, yapay sinir ağları ve dalgacık dönüşümü yöntemlerini kullanmışlardır. Modelde dalgacık ayrıştırma yöntemi ANFIS ve yapay sinir ağları modellerinin birlikte kullanılışı önerilmiştir. Ortalama hata kareleri kökü, korelasyon katsayısı, gama katsayısı ve spearman korelasyon katsayısı olarak dört kriter önerilen modellerin değerlendirmek için kullanılmıştır. Çalışmada ANFIS ile birlikte dalgacık ayrıştırma yöntemine dayalı bir model ayrı ayrı YSA ve ANFIS modellerinden daha iyi performans gösterdiğini gözlemlemişlerdir (Akrami ve diğerleri, 2014).

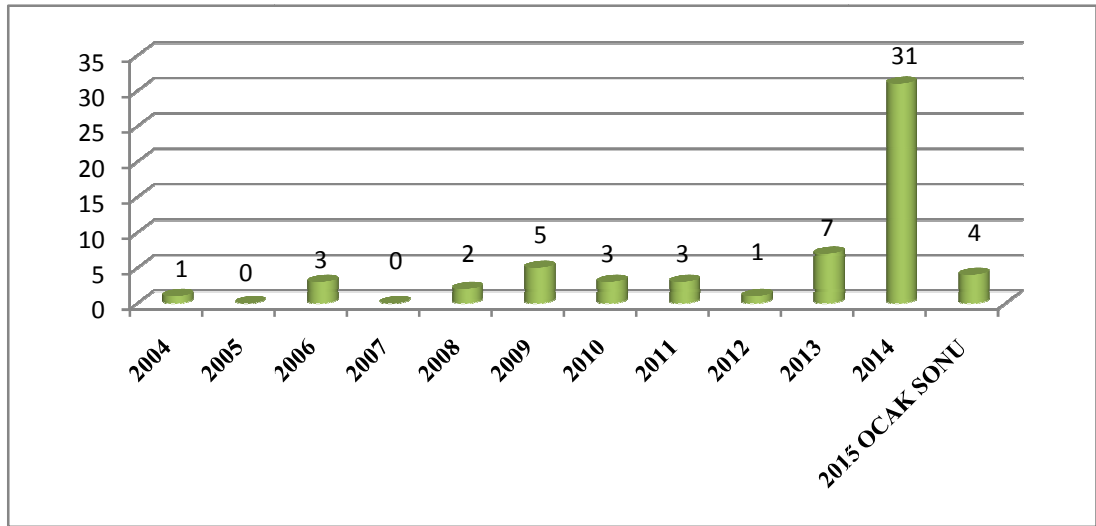
Sehgal ve diğerleri (Hindistan) 2014 yılında dalgacık tabanlı ANFIS modellerinde sel tahmini performansının belirlenmesi ve ayrıık dalgacık bileşenlerinin kullanımının etkisi üzerine çalışma yapmışlardır. Çalışmada ANFIS, ayrıık dalgacık dönüşümü, hidrolojik modelleme, WANFIS-SD ve WANFIS-MS yöntemleri kullanmışlardır. ANFİS ile dalgacık dönüşümü birleştirilerek bir model oluşturulmuştur. WANFIS bölünmüş veri modeli (WANFIS-SD) ve WANFIS modifiye zaman serisi modeli (WANFIS-MS) iki tip nehir su seviyeleri tahmin için geliştirilmiştir. WANFIS-MS gürültü dalgacık bileşenlerini göz ardı eder ve tek etkili dalgacık bileşenleri kullanır iken WANFIS-SD tüm dalgacık bileşenler girdi olarak kullanılmaktadır. Geliştirilen modellerin etkinliği kendi su toplama alanı ve akış modelleri önemli ölçüde farklılıkları iki Hint nehirlerinde, Kamla ve Kosi, uygulama yoluyla değerlendirmişlerdir. Önerilen modeller ile nehir su seviyelerinde doğru tahminde bulunmuşlardır. Yüksek taşkın seviyeleri için, WANFIS-SD'nin WANFIS-MS ye göre daha iyi olduğunu görmüşlerdir (Sehgal ve diğerleri, 2014).

Nikafshan Rad ve diğerleri (İran) 2015 yılında sürekli fonksiyonlara dayalı kaos ve ANFIS modeli kullanarak kaya kütesinin derecelendirme sistemi tahminleme modeli üzerine çalışma yapmışlardır. Bu çalışmada kütesel sınıflandırma sistemi, kaos teorisi ve ANFIS yöntemleri kullanmışlardır. Çalışma ile sürekli fonksiyonlara dayalı temel RMR sistemi belirsizliğinin bir melez doğrusal olmayan kaotik ve nöro bulanık sistem modellemesine önermektir. Önerilen modelin avantajı, doğrudan girdi parametreleri dikkate almadan kütesel sınıflandırma sistemi ile sınıflandırma sisteminin çıkışını daha iyi sonuçlar ve kaya kalitesinin tahmininin daha yüksek bir seviyeye neden olduğunu tahmin etmektir (Nikafshan Rad ve diğerleri, 2015).

Al-Ghamdi ve Taylan (Suudi Arabistan) 2015 yılında elektrik dağıtım ve işleme sürecinde ANFIS ve polinom yöntemlerle modelleme ve malzeme alım oranı karşılaştırmalı çalışma yapmışlardır. Bu çalışma da ANFIS ve polinom modelleme yöntemleri kullanmışlardır. Çalışma güçlü bir öğrenme ANFIS modelleri yeteneği ve karmaşık doğrusal olmayan işleme süreçlerini modelleme açısından geleneksel polinom modellerinin üzerindeki üstünlüğüne ışık tutmuştur (Al-Ghamdi ve Taylan, 2015).

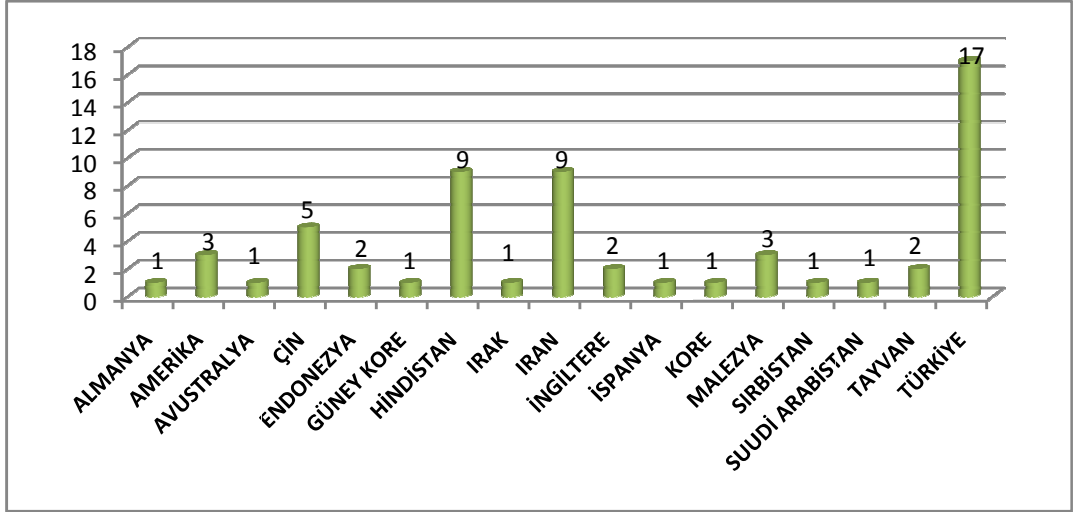
Sharma ve diğerleri (Amerika) 2015 yılında El Nino Güney Salınımı'nda nehir simülasyonu için yükleme simülasyon programı modeli ile ANFIS Performans karşılaştırması üzerine çalışma yapmışlardır. Çalışmalarında ANFIS, yükleme simülasyon programı, deniz yüzeyi sıcaklığı ve deniz seviyesi basıncı yöntemlerini kullanmışlardır. Bu çalışmada yağmur göstergesi istasyonları yeterli olmadığı ve özellikle simülasyon programı, ANFIS model performans fiziksel esaslı havza modeline eşit karşılaştırılabilir olduğu sonucuna varmışlardır (Sharma ve diğerleri, 2015).

Abdulshahed ve diğerleri (İngiltere) 2015 yılında CNC takım tezgâhlarının termal hata telafisi için ANFIS tahmin modellemesi üzerine çalışma yapmışlardır. Çalışmalarında ANFIS, termal hata modelleme, bulanık c-ortalamar kümeleme yöntemi ve gri sistem teorisi yöntemleri kullanmışlardır. Çalışmalarının sonucunda ANFIS- bulanık c-ortalamar kümeleme modelinin kurallara faydası ile kendi öngörü yeteneği doğruluk bakımından üstün olduğunu belirlemişlerdir. Bu hibrid yöntem ile termal hata telafi sistemi için oluşturmuşlar ve doğruluk ve sağlamlık sağlamışlardır (Abdulshahed ve diğerleri, 2015).



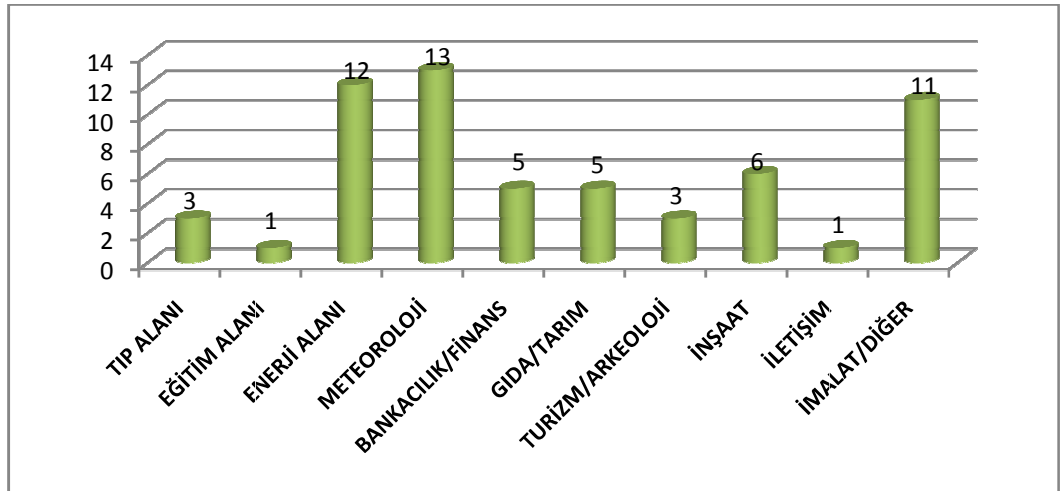
Şekil 2.1. Yıllara göre yapılmış makale sayıları

Şekil 2.1’de yıllara göre bakılan bu çalışmalara göre; 2004 yılında bir çalışma, 2005 yılında yapılmamış, 2006 yılında üç, 2007 yılında yapılmamış, 2008 yılında iki, 2009 yılında beş, 2010 yılında üç, 2011 yılında üç, 2012 yılında bir, 2013 yılında yedi, 2014 yılında otuz bir ve 2015 yılının ocak ayı sonuna kadar dört çalışma yapılmıştır.



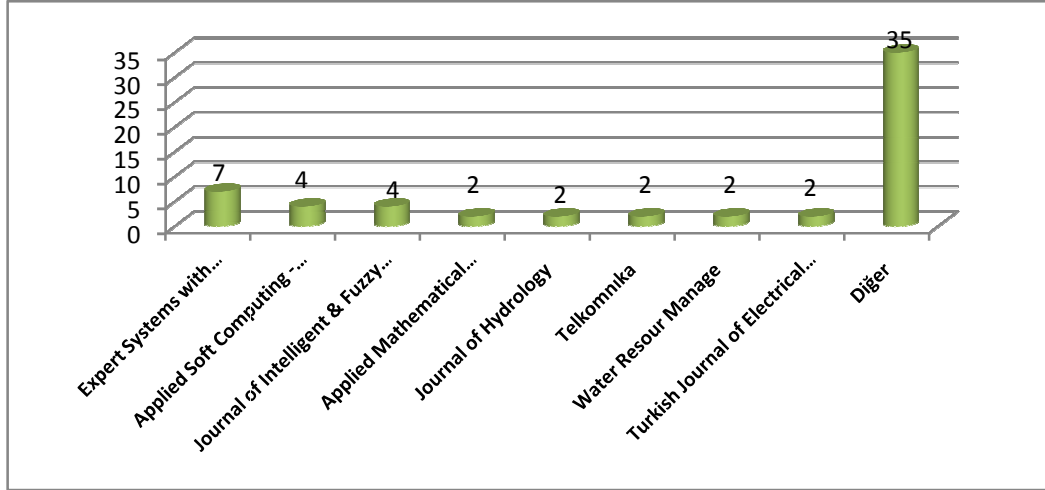
Şekil 2. 2. Ülkelere göre yapılmış makale sayıları

Şekil 2.2’de ülkelere göre bakılan bu çalışmalara göre Almanya da bir çalışma, Amerika da üç, Avustralya da bir, Çin de beş, Endonezya da iki, Güney Kore de bir, Hindistan da dokuz, Irak da bir, İran da dokuz, İngiltere de iki, İspanya da bir, Kore de bir, Malezya da üç, Sırbistan da bir, Suudi Arabistan da bir, Tayvan da iki, Türkiye de on yedi çalışma yapılmıştır.



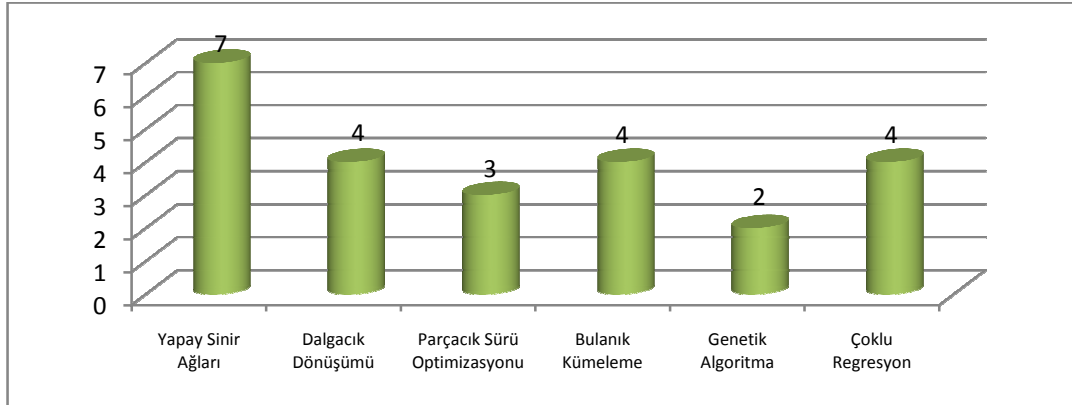
Şekil 2.3. Araştırmacılar çalışmalarının alanlara göre dağılımı

Şekil 2.3’de alanlara göre bakılan bu çalışmalara göre tıp alanında üç, eğitim alanında bir, enerji alanında on iki, meteoroloji alanında on üç, bankacılık/finans alanında beş, gıda/tarım alanında beş, turizm /arkeoloji alanında üç, inşaat alanında altı, iletişim alanında bir ve imalat/diğer alanlarda ise on bir çalışma yapılmıştır.



Şekil 2.4. Çalışmaların dergilere göre dağılımı

Şekil 2.4’de çalışmaların dergilere göre Expert Systems with Applications-Journal Elsevier dergisinde yedi, Applied Soft Computing - Journal Elsevier da dört, Journal of Intelligent & Fuzzy Systems de dört, Applied Mathematical Modelling-Journal Elsevier de iki, Journal of Hydrology de iki, Telkomnıka da iki, Water Resour Manage de iki, Turkish Journal of Electrical Engineering & Computer Sciences da iki ve diğer de tümü farklı dergiler olmak üzere otuz beş çalışma yayınlanmıştır.



Şekil 2.5. Çalışmalarda en çok kullanılan yöntemler

Şekil 2.5’de araştırmacılar çalışmalarında modellerini daha iyi optimize etmek için ANFIS yöntemine bir çok yöntem/algoritma entegre etmiş ya da bir çok yöntem ile karşılaştırmıştır. Bu yöntemlerden yapay sinir ağlarını yedi, dalgacık dönüşümünü dört, parçacık sürü optimizasyonunu üç, bulanık kümelemeleri dört, genetik algoritmaları iki ve çoklu regresyon yöntemini dört defa kullanmışlardır.

2.2. Sıcaklık Tahmin Çalışmaları

Abrajano ve diğerleri (Singapur) 2009 yılında hava/iklim tahmini üzerine çalışma yapmışlardır. Çalışmalarında hava sıcaklığını tahmin eden parametrelerin etkileri üzerinde çalışma yapmıştır (Abrajano ve diğerleri, 2009).

Tektaş (Türkiye) 2010 yılında hava tahmini üzerine çalışma yapmıştır. Bu çalışmalarında ANFIS ve ARIMA modellerini kullanmışlardır (Tektaş, 2010).

Kumar (Hindistan) 2012 yılında haftalık sıcaklık tahmini üzerine çalışma yapmıştır. Bu çalışmasında 1997-2006 yılları arasında 520 haftalık ortalama, en düşük ve en yüksek sıcaklık verilerini kullanmıştır. Bu çalışmasında ANFIS yöntemini kullanmıştır (Kumar, 2012).

Berber ve Nazif (Türkiye) 2013 yılında adaptif ağ yapısına dayalı bulanık çıkarım sistemi (ANFIS) ile hava tahmini üzerine tez çalışması yapmıştır. Çalışmasında Gaziantep için 01.01.2001-31.12.2010 arasındaki günlük ortalama değerler kullanarak hava sıcaklık tahmini üzerine çalışma yapmışlardır. (Berber ve Nazif, 2013)

3. SICAKLIK TAHMİNİNDE KULLANILAN YÖNTEMLER

Sıcaklık tahmininde birçok farklı yöntem birlikte kullanılabilir. Sıcaklık tahmininde en önemli aşama kullanılacak parametrelerin belirlenmesidir. Literatür araştırmaları sonucunda sıcaklığa etki eden sekiz kriter belirlenmiş ve bölüm 3.1’de tanımlanmıştır. Ayrıca bu bölümde çok kriterli karar verme tekniklerinden Analitik Hiyerarşi Prosesi ve parametrelerin birbirleri ile yapısal ilişkilerinin kavranmasını kolaylaştırmak ve çözümlemeye katkıda bulunmak için The Decision Making Trial and Evaluation Laboratory (DEMATEL) teknikleri kullanılmıştır. Etkin parametreler belirlendikten sonra Bulanık Mantık (Fuzzy Logic) ve Yapay Sinir Ağları (Artificial Neural Network) temelli Adaptif Ağ Tabanlı Bulanık Çıkarım Sistemi (ANFIS) yöntemi kullanılmıştır.

3.1. Sıcaklık Tahmininde Kullanılan Kriterler

Yeryüzündeki sıcaklığın kaynağı Güneş’tir. Yeryüzünün Güneş’ten aldığı ısı miktarına sıcaklık denir. Termometre ile ölçülür. Sıcaklığın birimi santigrat derece (°C) dir. Güneş ışınları vasıtasıyla gelen ısı enerjisi atmosferi geçerek yeryüzüne ulaşır ve yeryüzünü ısıtır. Ancak Güneş’ten gelen enerjinin tümü yeryüzüne kadar ulaşamaz. Bir kısmı atmosferde alı konur bir kısmı atmosferin yüzeyinden geri yansır. Atmosfere gelen enerji % 100 kabul edilirse; Enerjinin % 25’i bulutların ve atmosferin etkisi ile uzaya doğru yansır. % 25’i atmosferde dağılarak gölge yerlerin aydınlatılmasını ve gökyüzünün mavi görünmesini sağlar. % 15’i atmosfer tarafından emilerek atmosferin ısınmasını sağlar. % 35’i yeryüzüne ulaşır. Bu enerjinin % 27’si yeri ısıtır. % 8’i ise yeryüzüne çarptıktan sonra tekrar uzaya yansır.

Literatür araştırmaların sonucunda sıcaklığı etkileyen en önemli sekiz parametre belirlenmiştir. Bu parametreler hava basıncı, su buhar basıncı, bağıl nem, rüzgâr hızı, yükseklik, bitki örtüsü, kara ve denizlerin dağılımı ve bakıdır. Bu parametrelerden sıcaklığa etki eden hava basıncı (mb), su buhar basıncı (mb), bağıl nem (%) ve

rüzgâr hızı girdi olarak bu çalışma da kullanılmıştır. Her girdi için değerler hassasiyetle tabloya eklenerek ANFIS yapısında kullanılacak veri listesi oluşturulmuştur.

3.1.1. Hava basıncı

Fizik biliminin araştırma konularından biri olan basınç, hava basıncı olarak, jeofiziğin bir dalı olan meteorolojinin önemli bir konusudur. Hava basıncına atmosfer basıncı da denilmektedir (Şahin, 2001).

Basınç kavramı literatürde birbirine benzer tanımlarla ifade edilmektedir. Bunlardan bazıları, atmosfer yer yuvarlağını çeviren gazların bir karışımıdır. Bu gazlar yer çekimi etkisiyle yeri kuşatırlar ve çekim etkisi altında oldukları için bunların bir ağırlığı vardır. Bu ağırlık, atmosferin altındaki ve içindeki maddeler üzerinde bir basınç hâlinde kendini gösterir. Buna hava basıncı denir (Erol,1993). Atmosferi oluşturan gazların (oksijen, argon, azot vb.) bir ağırlığı vardır ve bu ağırlık atmosferin altındaki ve içindeki cisimler üzerine bir baskı yapar, yani bir basınç hâlinde kendini hissettirir (Dönmez, 1984).

3.1.2. Su buhar basıncı

Buhar fazına geçen taneciklerin sıvı yüzeyine çıkmadan önce sıvı fazdaki taneciklere yaptığı basınca buhar basıncı denir. Sıcaklık değişmediği sürece buhar basıncı da değişmez. Herhangi bir sıvının sıcaklığı artırılırsa, gaz fazına geçen moleküllerin sayısı artacağından, sıcaklığa bağlı olarak buhar basıncı da artar. Sabit sıcaklıkta sıvı-katı çözeltinin buhar basıncı, saf çözücüsünün buhar basıncından küçüktür. Isıtılan bir sıvının buhar basıncı sürekli olarak artar. Sıvının buhar basıncının dış basınca eşitlendiği anda bu artış durur ve kaynama olayı başlar.

3.1.3. Bağıl nem

Havadaki mevcut nem miktarının, taşıyabileceği nem miktarına(doyma miktarına) oranına bağıl nem denir. Bir başka ifade ile mutlak nem ile maksimum nem arasındaki orana bağıl nem denir. Bağıl nem yüzde (%) olarak ifade edilir. Bağıl nem mutlak nem ve doyma miktarının (maksimum nemin) etkisi altındadır. Maksimum nem de sıcaklıkla ilişkili olduğu için bağıl nem hava sıcaklığından da büyük ölçüde

etkilenir. Bağıl nem ile sıcaklık arasında da ters orantı vardır. Sıcaklık arttıkça bağıl nem azalır. Bağıl nem, maksimum nemin az olduğu, kara içleri ve çöl bölgelerinde azdır. Buna karşın, mutlak nemin fazla olduğu Ekvatorial bölgelerde ve deniz kıyılarında fazladır.

Havadaki nem ısınmayı ve soğumayı azaltır. Günlük sıcaklık farkının fazla olmasının önler. Nemin fazla olduğu bölgelerde ısınma ve soğuma yavaş, az olduğu bölgelerde hızlı olarak gerçekleşir. Kışın bulutsuz günlerde hava çok soğuk olur. Bulutlu günlerde sıcaklık farkları azalır. Nemli hava, kuru havaya göre geç ısınır ve geç soğur.

3.1.4. Rüzgâr hızı

Kuzey Yarımküre'de güneyden Güney Yarımküre'de de kuzeyden esen rüzgârlar Ekvator yönün den geldikleri için sıcaklığı artırır. Kutup yönünden gelen rüzgârlar ise sıcaklığı düşürürler. Denizden karaya doğru esen rüzgârlar kışın ısıtıcı yazın ise serinletici etki yapar. Karadan denize doğru esen rüzgârlar ise kışın sıcaklığı düşürücü yazın ise sıcaklığı yükseltici etki yapar.

Rüzgârlar geldikleri yerin sıcaklıklarını ulaştıkları yerlere taşırlar. Enlem faktöründen dolayı kuzey yarım kürede güneyden esen, güney yarım kürede ise kuzeyden esen rüzgârlar hava sıcaklığını yükseltir. Denizden karaya esen rüzgârlar ise yazın serinletici, kışın ısıtıcı rol oynar.

3.1.5. Yükseklik

Atmosfer yerden yansıyan ışınlarla ısındığı için alt katları sıcak, üst katları soğuktur. Yükseldikçe sıcaklık 200m'de 1 °C derece azalır. Çünkü yükseldikçe nem ve yoğunluk azalmaktadır. Ayrıca yerler alçak yerlere oranla gündüz daha fazla ısınır. Yükselti arttıkça sıcaklık azalır. Troposfer yerden ısıma yoluyla ısındığı için yerçekimi azalır. Yerin merkezinden uzaklaştığı için atmosfer kalınlığı ve yoğunluğu azalır. Gazlar yerçekiminin etkisi ile zeminden toplanır, nem azalır. Nem ağır olduğu için zeminde toplanır, basınç azalır. Atmosfer kalınlığı ve yoğunluğu azaldığı için mekanik çözülme artar. Sıcaklık farkı arttığı için bitki türü azalır.

3.1.6. Bitki örtüsü

Ormanlar yazın serin, kışın ılık olur. Çünkü orman toprağın nemini korur. Böylece ormanlık alanlarda günlük sıcaklık farkı az, çöllerde sıcaklık farkı çoktur. Yeryüzünde sıcaklık her yerde aynı değildir. Bunda daha çok enlem, kara ve denizlerin dağılışı ve yükseltinin etkisi vardır. Yeryüzünde Güneş ışınlarının düşme açısına bağlı olarak matematik iklim kuşakları oluşmuştur. Sıcaklık kuşakları ise kara deniz dağılışı, okyanus akıntıları, yükselti, nemlilik gibi diğer etmenlerin etkisiyle oluşmuştur. Kuzey yarım kürede ılıman ve sıcak kuşağın daha geniş yer kaplaması karaların fazla yer kaplamasındandır.

Bitki örtüsü güneş ışınlarının bir kısmını emerek gündüz yerin fazla ısınmasını önler. Gece ise ışıyan sıcaklığın bir bölümünü tutarak fazla soğumayı engeller. Bunun sonucunda bitki örtüsünün gür olduğu alanlar ile seyrek olduğu alanlar arasında sıcaklığın dağılışı açısından önemli farklar ortaya çıkar

3.1.7. Kara ve denizlerin etkisi

Bir bölgenin denize yakın ya da uzak olması (deniz etkisinden faydalanma oranı) iklimini etkiler. Aynı miktarda güneş enerjisi alan karalar ve denizler aynı derecede ısınmazlar. Karalar daha çabuk ısınır ve daha çabuk soğurken, denizler geç ısınır, geç soğurlar. Bundan dolayı karalarda yazın sıcaklık çok yüksek, kışında çok düşüktür. Bu durumun nedeni; ışınların karalarda 1 metreye, denizlerde 200 metreye kadar ulaşmasıdır.

Kuzey yarım kürede karalarda en sıcak ay Temmuz, en soğuk ay ise Ocak'tır. Buna karşın denizlerde en sıcak ay Ağustos, en soğuk ay Şubat'tır. Kuzey yarım kürede karalar daha fazla yer kapladığından sıcaklık ortalamaları ve farkları güney yarım küreden daha fazladır.

3.1.8. Bakı

Cisimlerin Güneş'e göre olan durumlarına bakı denir. Güneş'e dönük olan yamaçlar daha çok ısınır. Kuzey yarım kürede güney yamaçlar; Güney yarım kürede kuzey yamaçlar daha fazla ısınır. Eğimin fazla olduğu yerler Güneş ışınlarını daha dik alırken eğimin az olduğu yerler Güneş ışınlarını daha eğik alır. Böylelikle eğimin

fazla olduđu yerler fazla ısınırken, eğimin az olduđu yerler az ısınır. Güneşe dönük yamaçlarda; güneşlenme süresi daha uzun, sıcaklık daha fazla, aynı tür bitkilerin olgunlaşma süresi daha kısa, ormanların yetişme sınırı daha yüksek, karların erime süresi daha erkendir ve daima kar sınırı yüksektir.

3.2. Analitik Hiyerarşi Prosesi

3.2.1. Analitik hiyerarşi prosesi teorik yapısı

Analitik Hiyerarşi Prosesi Thomas L. Saaty tarafından 1970’li yıllarında geliştirilen ölçme ve karar verme için kullanılan bir matematiksel teoridir (Saaty ve Niemira, 2006). AHP literatürde yaygın olarak çalışılmıştır ve son yıllarda çok ölçütlü karar verme ile ilgili neredeyse tüm uygulamalarda kullanılmıştır. Bunun nedeni; karar vericilerden tarafından kolay anlaşılabilir ve yorumlanabilir olmasıdır.

AHP yönteminin uygulama adımları şu şekildedir: Birinci adımda hiyerarşik yapı oluşturulur. İkinci adımda ikili karşılaştırma matrisleri ve üstünlükler belirlenir. Amaç, kriterler ve alt kriterler belirlendikten sonra kriterlerin ve alt kriterlerin kendi aralarında önem derecelerinin belirlenmesi için ikili karşılaştırma matrisi oluşturulur (Saaty, 1990). Karar verici kriter matrisi veya alternatif matrisi için kriterleri veya alternatifleri ikili olarak karşılaştırır. Bu karşılaştırma ile amaca katkısı açısından göreceli önemleri ve her bir hedefin de ölçütler yönünden üstünlükleri, uygulayıcıların yargılarına göre, ikili karşılaştırma yolu ile belirlenir. Burada üstünlüklerin belirlenmesi için Saaty tarafından geliştirilen ve Tablo 3.1’de verilen önem ölçeği kullanılmalıdır (Saaty, 1990).

Tablo 3.1. AHP önem ölçeği (Saaty, 1990)

Sayısal Değer Tanımı	
1	Öğeler eşit önemde veya aralarında kayıtsız kalınıyor.
3	1. öğe 2.’ye göre biraz daha önemli veya biraz daha tercih ediliyor.
5	1. öğe 2.’ye göre fazla önemli veya fazla tercih ediliyor.
7	1. öğe 2.’ye göre çok fazla önemli veya çok fazla tercih ediliyor.
9	1. öğe 2.’ye göre aşırı derecede önemli veya aşırı derecede tercih ediliyor.
2,4,6,8	Ara değerler

Üçüncü adımda özvektör belirlenir. İkili karşılaştırma matrislerinin oluşturulmasından sonraki adım, ilgili matristeki her bir öğenin diğer öğelere göre önemini gösteren özvektörün hesaplanmasıdır. Matrisin nx1 boyutunda özvektörü şu şekilde belirlenmektedir. $i=1,2,3,\dots,n$ ve $j=1,2,3,\dots,n$ olmak üzere;

$$b_{ij} = \frac{a_{ij}}{\sum_{i=1}^n a_{ij}} \quad (3.1)$$

$$W_i = \frac{\sum_{j=1}^n b_{ij}}{n} \quad (3.2)$$

Kriterlerin yüzde önem dağılımlarını belirlemek için sütun vektörlerinin hesaplanması gerekmektedir. W sütun vektörü, (3.1) numaralı eşitlikte belirtilen b_{ij} değerlerinin meydana getirdiği matrisin satır elemanlarının aritmetik ortalamasından elde edilir. Dördüncü adımda özvektörün tutarlılığı hesaplanır. Her ikili karşılaştırma matrisi için tutarlılık oranı (CR) hesaplanır ve bu oran için üst limitin 0,10 olması istenir. Bölüm 3.1.2 'de tutarlılık oranının hesaplanması gösterilmiştir. Beşinci adımda hiyerarşik yapının genel sonucu elde edilir. Önceki dört aşama, hiyerarşik yapının tamamı için hesaplanır. Bu aşamada hiyerarşik yapıdaki n tane ölçütün her birinin meydana getirdiği mx1 boyutundaki üstünlük sütun vektörleri bir araya getirilerek mxn boyutundaki DW karar matrisi oluşturulur. Elde edilen matrisin ölçütler arası W üstünlük vektörü ile çarpımı sonucunda R sonuç vektörüne ulaşılır. $i=1,2,3,\dots,m$ ve $j=1,2,3,\dots,n$ olmak üzere;

$$DW = [W_{ij}]_{mn} \quad (3.3)$$

$$R = (DW)W \quad (3.4)$$

3.2.2. Tutarsızlık oranının belirlenmesi

Karar vericilerin ikili karşılaştırma matrisini oluşturmak için kriterler arasında kıyaslama yaparken tutarlı davranması gerekir. Tutarsızlık, ölçütler arasında çelişki bulunmayan, birbirleriyle uyumlu kıyaslamalar yapılmasını gerektirir. Karar vericinin tutarlı davranıp davranmadığını ölçmek için tutarsızlık oranı (TO) hesaplanır. Bu oranın üst limitinin 0,10 olması istenir. Oranın 0,10 değerinden büyük olması karar vericinin yargılarında tutarsızlık olduğunun göstergesidir. Bu durumda karar vericinin yargılarını tutarsızlık oranı sağlanıncaya kadar gözden geçirmesi

beklenir. Tutarsızlık oranı ilk olarak karar elemanlarının görelî önem vektörleri elde edilir. İkili karşılaştırma matrisinin ilk sütununda bulunan elemanlar ilk ölçütün görelî önemi ile ikinci sütundaki elemanlar ikinci ölçütün görelî önemi ile çarpılır. Böylece, tüm sütunlardaki elemanlar ölçüt önem vektörleri ile çarpılmış olur ve sonra sütunların toplamaları hesaplanır. Bu toplam eleman sayısına (n) bölündüğünde en büyük özdeğer (max) için tahmini bir değer elde edilir. Özdeğer; n (ikili karşılaştırma matrisin oluşturulmasında yer alan eleman sayısı) değerine ne kadar yakın olursa, sonuç da o kadar tutarlı olacaktır. Tutarsızlık durumunda max = n olup, eşitlikten sapma derecesini bulmak için Denklem (3.5)'den yararlanılarak Tutarsızlık indeksi (TI) elde edilir.

$$TI = \frac{\lambda_{\max} - n}{n - 1} \quad (3.5)$$

Tutarsızlık indeksinin (TI), A matrisinin n değerine karşılık gelen Rassallık indeksine (RI) bölünmesiyle elde edilen orana da Tutarsızlık Oranı (TO) denir. Bu oranın %10'dan küçük olması beklenir. Rassallık indeksi (RI) Tablo 3.2'de gösterilmektedir.

$$TO = \frac{TI}{RI} \quad (3.6)$$

Tablo 3.2. Rassallık İndeksi

n	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
RI	0	0	0,52	0,89	1,11	1,25	1,35	1,4	1,45	1,49	1,51	1,48	1,56	1,57	1,59

3.3. DEMATEL Yöntemi

3.3.1. DEMATEL yöntemine genel bakış

The Decision Making Trial and Evaluation Laboratory (DEMATEL) Metodu karmaşık bir karar probleminde farklı boyutlar arasındaki yapısal ilişkilerin kavranmasını kolaylaştırmak ve çözümlemeye katkıda bulunmak amacıyla 1972 ve 1976 yılları arasında Cenevre Battelle Memorial Enstitüsü, Bilim ve İnsan İlişkileri programı tarafından Gabus ve Fontella'nın öncülüğünde geliştirilmiştir.

Yöntem, yine aynı araştırmacılar ve Warfield (1976) tarafından ilk olarak çok kriterli karar problemlerinde kriterler arası etkileşimlerin incelenmesinde ve ele alınan

problemin farklı faktör, boyut, yönleri arasından merkezi önemde olanların tespit edilmesinde kullanılmıştır.

DEMATEL, özellikle karmaşık ve birbirine girmiş problem gruplarını geliştirmek ve hiyerarşik yapıda uygulanabilir çözümlerin tanımlanmasına katkı sağlamak amacıyla geliştirilmiştir (Aksakal ve Dağdeviren, 2010). Graf teorisi temeline dayanan DEMATEL yöntemi; geleneksel tekniklerden olan AHP gibi unsurlarının bağımsız olduğu varsayımı yerine unsurların arasında var olan ilişkiyi de ortaya çıkarmaya yarayan bir yöntemdir (Shieh vd., 2010).

DEMATEL metodunun başlıca avantajı; uzlaşmacı sebep-sonuç modeli içeren dolaylı ilişkileri kapsamasıdır. DEMATEL metodunun; kriterler arasındaki yapı ve ilişkileri incelemek, neden-sonuç ilişkisini ortaya koymak, hiyerarşik yapıda çözümlemeye katkıda bulunmak ve uygun araştırma yöntemlerine öncülük etmek amacıyla geliştirilmiştir.

DEMATEL kriterleri ilişkilerin birbirleri üzerindeki etkilerinin önemi yönünden öncelik sırasına göre düzenleyebilir. Diğer kriterler üstünde daha çok etkisi olan ve yüksek önceliği olduğu kabul edilen kriterler, sebep kriterleri, daha çok etki altında kalan ve düşük önceliği olduğu kabul edilen kriterler ise sonuç kriterleri olarak adlandırılır (Aksakal ve Dağdeviren, 2010). Uzmanlardan alınan bilgiler yetersiz, eksik veya dilsel ifadelerle olabilir. Bu durumda değerlendirmeler bulanık ortamda değerlendirilir ve bulanık DEMATEL yöntemi kullanılabilir.

DEMATEL metodunda kriterler arasındaki ilişkiler, ikili karşılaştırma skalası kullanılarak uzman grup tarafından belirlenir. Tüm kriterlere odaklanmak zor olduğundan, acil ve öncelikli faktörler hedef alınır. Kriterleri belirlemek için vaka analizi veya uzman ve karar verici mercilerle röportaj yapılması gibi metotlar kullanılır.

3.3.2. DEMATEL yöntemi uygulama adımları

DEMATEL Metodunda H adet karar verici/uzman grup tarafından değerlendirilen ve birbirini etkileyen n adet kriterin olması gerekir. Karar vericiler ve kriterler tespit edildikten sonra aşağıdaki safhalar uygulanarak değerlendirmeler yapılabilir.

DEMATEL yönteminin ilk adımı; direkt ilişki matrisinin oluşturulması ve grup kararı için ortalama matrisin bulunmasıdır. Direkt ilişki matrisi; kriterler arasındaki ikili karşılaştırmalar yapılarak karar verici/uzman grup tarafından belirlenir. Literatürde en çok karşılaşılan ikili karşılaştırma skalaları Tablo 3.3'te gösterilmiştir. Karar vericilerden/uzman gruptan Tablo 3.3' deki skalalardan belirlenen birine göre; Hangi kriter hangi kriteri ne düzeyde etkiliyor? sorusuna cevap vermesi istenir.

Tablo 3.3. DEMATEL metodu karşılaştırma skalası

Sayısal	Değer Tanım
0	Etkisiz
1	Düşük Derecede Etkili
2	Orta Derecede Etkili
3	Yüksek Derecede Etkili
4	Çok yüksek etki

Tablo 3.4. Örnek direkt ilişki matrisi

	Kriter 1	Kriter 2	Kriter 3	Kriter 4
Kriter 1	0	3	3	2
Kriter 2	2	0	2	3
Kriter 3	4	1	0	4
Kriter 4	3	2	4	0

Direkt ilişki matrisi simetrik değildir ve köşegen elemanları 0'dır. Yukarıda anlatılan Tablo 3.4 direkt ilişki matrisi olarak adlandırılır. Bu matrisin her (i,j) elemanı kriter i'den kriter j'ye olan direkt ilişkiyi gösterir (Çınar, 2013). Her bir uzman ya da karar vericiden bir adet olmak üzere değerlendirmeleri istenir. H adet direkt ilişki matrisi elde edilir.

$$a_{ij} = \frac{\sum_{n=1}^H x_{ij}^n}{H} \quad (3.7)$$

Elde edilen direkt ilişki matrisleri Eşitlik (3.7)'deki denklem kullanılarak ortalamaları alınır ve ortalama direkt ilişki matrisi (X) oluşturulur. Bu aynı zamanda grup kararıdır.

$$X = \begin{bmatrix} 0 & \dots & \dots & X_{1n} \\ X_{21} & 0 & \dots & X_{2n} \\ \dots & \dots & 0 & \dots \\ X_{n1} & \dots & \dots & 0 \end{bmatrix}$$

DEMATEL yönteminin ikinci adımı; direkt ilişki matrisi'nin (C) normalize edilmesidir. Denklem (3.8) ve Denklem (3.9) kullanılarak normalize edilmiş direkt ilişki matrisi (C) oluşturulur. X_{ij} elemanları yerine a_{ij} elemanları yazılır; matrisin satır ve sütun toplamaları içinden en büyüğü belirlenerek ortalama direkt ilişki matrisi bu değere bölünür.

$$S = \max \left(\max \sum_{j=1}^n a_{ij}, \max \sum_{i=1}^n a_{ij} \right) \quad (3.8)$$

$$C = \frac{X}{S} \quad (3.9)$$

Direkt ilişki matrisinin satır toplamaları satırdaki her bir kriterin diğerleri üzerindeki toplam etkiyi gösterdiğinden Denklem (3.10)'da yazılan ifadelerden ilki diğerleri üzerinde en fazla etkisi olan kriterin toplam etkisine işaret etmektedir. Aynı şekilde her i sütununun toplamı i kriterinin üzerindeki toplam etkiyi göstermektedir. Maksimumu ise en fazla etkiyi gösterendir. İki değerden en büyük olanı seçip her elemanı bu değere böldüğümüzde C matrisi elde edilir ve bu matrisin elemanları 0 ve 1 arasında bir değer alır.

DEMATEL yönteminin üçüncü adımı; normalize edilmiş matris (C) kullanılarak toplam ilişki matrisi'nin (T) oluşturulmasıdır. Toplam ilişki matrisi (T), normalleştirilmiş direkt ilişki matrisi (M) kullanılarak oluşturulur. Burada (I) birim matrisi ifade etmektedir. Yapılacak işlemler sırasıyla aşağıdaki gibidir: Birim matris (I)'dan normalize edilmiş (M) matrisi çıkarılır, (I-M) matrisinin tersi alınır. Son olarak (M) matrisi ile $(I-M)^{-1}$ matrisi çarpılıp Toplam İlişki Matrisi (T) bulunarak Adım üç tamamlanır.

$$T = M(I-M)^{-1} \quad (3.10)$$

DEMATEL yönteminin dördüncü adımı; etkilenen ve etkileyen (gönderici ve alıcı) kriter gruplarının belirlenmesidir. Toplam İlişki Matrisi'nin (T) satırları toplamı D, sütunları toplamı ile de R değerleri elde edilerek aşağıdaki tablo oluşturulmuştur. Üçüncü adım da bulunan matristen (T) yola çıkarak; bu matrisin i'inci satırının toplamı D_i ; i kriteri tarafından diğer kriterlere gönderilen doğrudan ve dolaylı etkilerin toplamını gösterir. Sütun toplamı R_i ; ise aynı kriterin diğer kriterlerden gelen etkilerin toplamını gösterir.

Her kriter için satır ve sütun toplamlarıyla belirlenen $D_i + R_i$ gönderilen ve alınan toplam etki değerini; $D_i - R_i$ değeri ise i faktörünün sisteme yaptığı net etkiyi göstermektedir. Bu değer pozitif olması i kriterinin net etkileyen olduğunu gösterirken; negatif olması net etkilenen olduğunu ifade eder. $D_i + R_i$ değeri i kriterinin toplam sistem içindeki derecesini göstermektedir. Burada D_i gönderilen etkiler; R_i alınan etkiler; $D_i + R_i$ merkezi rol derecesi ve $D_i - R_i$ etki derecesi olarak söylenebilir (Çınar, 2013).

$D_i + R_i$ değerleri kriterlerin ne kadar önem derecelerine sahip olduğunu gösterirken $D_i - R_i$ değerleri kriterleri gönderici ve alıcı gruplar olarak ikiye ayırır. Genel olarak $D_i - R_i$ değerlerinden negatif olanlar alıcı (etkilenen) grubu, pozitif olanlar ise gönderici (etkileyen) grubu gösterir.

DEMATEL yönteminin beşinci adımı; eşik değerin (a) belirlenmesi ve etki diyagramının çizilmesidir. Uygun bir etki-yönlü graf elde etmek için karar vericilerin etki seviyesi için bir eşik değeri ayarlamaları gerekir. T matrisinde eşik değerinden daha büyük etki değerlerine sahip olan bazı elemanlar seçilir ve etki-yönlü graf diyagramına dönüştürülür. Eşik değeri karar verici ya da uzmanlar tarafından belirlenir. Etki-yönlü graf diyagramı yatay eksen $D+R$, dikey eksen $D-R$ olan bir koordinat düzleminde $(D+R, D-R)$ noktalarının gösterilmesiyle elde edilir (Wu ve Lee, 2007; Tsai ve Chou, 2009).

Eşik değeri karar verici ya da uzmanlar tarafından belirlenebileceği gibi T matrisinin aritmetik ortalamasının alınarak eşik değerin tespit edildiği de literatürde görülmüştür. Eşik değerin uzman veya karar vericiler tarafından tespit edilmesi geleneksel bir yaklaşımdır. Ancak zaman zaman fazla sayıda tutulan uzman sayısı nedeni ile eşik değer tespiti zorlaşmaktadır. (Li ve Tzeng, 2009).

Tespit edilen eşik değeri elde edilmiş olan diyagramın karmaşık olmasının önüne geçmesi açısından önemlidir. Kullanılacak eşik değerinin büyük ya da küçük olması kriterler arasındaki ilişkinin boyutunu etkileyebilmekte ve çözümün daha karmaşık veya basit olmasını sağlayabilmektedir (Çınar, 2013).

$$a = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n t_{ij}}{N} \quad (3.11)$$

DEMATEL yönteminin altıncı adımı; kriter ağırlıklarının belirlenmesidir. Bu adımda Denklem (3.12) ve (3.14)'e göre kriterlerin ağırlıkları belirlenerek sıralama yapılır.

$$W_i = \sqrt{[D_i + R_i]^2 + [D_i - R_i]^2} \quad (3.12)$$

$$W_i = \frac{W_i}{\sum_{i=1}^n W_i} \quad (3.13)$$

3.4. Yapay Sinir Ağları

3.4.1. Yapay sinir ağlarına genel bakış

Yapay sinir ağları (YSA), insan beyninin özelliklerinden olan öğrenme yolu ile yeni bilgi türetebilme, yeni bilgi oluşturabilme ve keşfedebilme gibi yetenekleri herhangi bir yardım almadan doğrudan gerçekleştirmek amacı ile geliştirilen algoritmalardır. İnsan beyni, çok hızlı çalışabilen mükemmel bir bilgisayar gibi düşünülebilir. Yapay sinir ağları biyolojik sinir sisteminden esinlenerek geliştirilmiştir. Biyolojik sinir ağlarının performansları küçümsenemeyecek kadar yüksek ve karmaşık olayları işleyebilecek yeteneğe sahiptir. Yapay sinir ağları ile bu yeteneğin bilgisayarlara kazandırılması amaçlanmaktadır. O nedenle öncelikle biyolojik sinir sistemine kısaca değinmekte yarar vardır (Öztemel, 2012).

Yapay sinir ağları (YSA) insan beynindeki sinir sistemine benzer işleyişi taklit ederek karmaşık fonksiyonlara yakınsayabilmektedir. YSA sistem verileri ile eğitilerek öğrenme yeteneği kazanmakta ve karmaşık sistemlerin modellenmesinde oldukça önemli bir araç haline gelmektedir.

3.4.2. Biyolojik sinir hücreleri

Biyolojik sinir sistemi insan beyninin çalışmasını sağlayan temel birimlerden biridir. İnsanın bütün davranışlarını ve çevresini anlamasını sağlar. Biyolojik Sinir sistemi, beş duyu organından gelen bilgiyi, yorumlayan ve olaylar arasındaki ilişkileri öğrenerek uygun bir karar üreten bir beyin (merkezi sinir ağı) ve bu merkezin kontrolünde bulunan alıcı (reseptör) ve tepki sinirlerinden (efektor) oluşur. Biyolojik sinir ağları beynimizde bulunan birçok sayıda sinir hücresinin bir koleksiyonudur. Sinir hücreleri birbirleri ile bağlanarak fonksiyonlarını yerine getirirler.

Ağa giriş duyarlı algılayıcılar (reseptörler) ile sağlanır. Reseptörler uyarıyı gövdeye götürürler. Uyarım elektriksel sinyaller biçimindedir. Nöron ağının içine bilgi taşınması ve merkezi sinir sisteminde bilginin islenmesi sonucu efektörler kontrol edilir. Bundan sonra insan cevabını çeşitli eylemler şeklinde verir.

Temel bir biyolojik sinir hücresi sinapsler, soma, axon ve dentrite'lerden oluşmaktadır. Sinapsler sinir hücreleri arasındaki bağlantılar olarak görülebilir. Bunlar fiziksel bağlantılar olmayıp bir hücreden diğerine elektrik sinyallerinin geçmesini sağlayan boşluklardır. Bu sinyaller somaya giderler. Soma bu sinyalleri işler ve kendi elektrik sinyalini oluşturur ve axon aracılığıyla dendritelere gönderir. Dendriteler ise bu sinyalleri sinapslere aktarır ve böylece sinyal akışı bir hücreden diğer hücreye doğru devam eder (Öztemel, 2012).

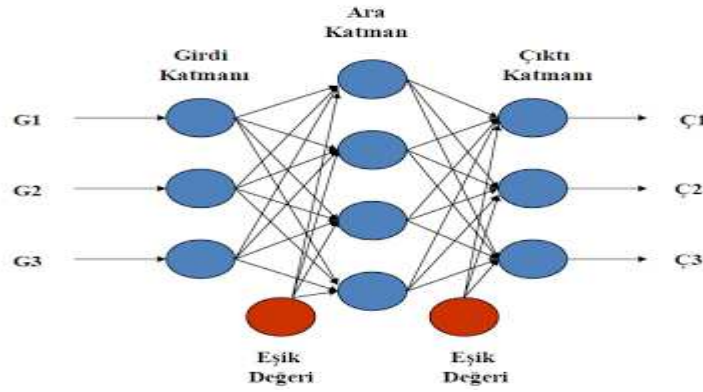
Bilgi islenmekte, değerlendirilmekte ve merkezi sinir sisteminde depolanan bilgiyle karşılaştırılmaktadır. Gerekli olduğunda komutlar o yerde üretilir ve motor organlara iletilir. Motor organlar eylemi doğrulayan geri beslemeli bağlantılarla merkezi sinir sistemini yönetir ve denetlerler. İç ve dış geri beslemeli kontrolün ikisi de komutlarla gerçekleştirilir. Görüldüğü gibi tüm sinir sisteminin yapısı kapalı-cevrim bir kontrol sistemini andırmaktadır. Merkezi sinir sisteminin temel taşı, sinir hücresidir (nöron). Sinir sistemi milyarlarca sinir hücresinden oluşmaktadır. Son derece karmaşık olan insan beyni korteksinin 10 milyar sinir hücresi ve 60 trilyon birbiriyle bağlantılı sinapslerden oluştuğu söylenmektedir. Dolayısıyla çok hızlı çalışan etkin bir bilgisayar gibi düşünebiliriz. Diğer bir taraftan bir sinir hücresinin tepki hızı, günümüz bilgisayarlarına göre oldukça yavaş olmakla birlikte duygusal bilgileri son derecede hızlı değerlendirebilmektedir. Bu nedenle insan beyni; öğrenme, birleştirme, uyarılma ve genelleştirme yeteneği nedeniyle son derece karmaşık, doğrusal olamayan ve paralel dağılmış bir bilgi işleme sistemi olarak tanımlanabilir.

YSA, biyolojik sinir sisteminin bu özelliklerinden esinlenerek geliştirilmiş, bilgiyi depolamak için doğal eğilimi olan basit birimlerden oluşan paralel dağıtılmış bir işlemcidir. Bilgi, öğrenme yolu ile ağ tarafından elde edilir ve sinaptik ağırlıklar olarak bilinen nöronlar arası bağlantı kuvvetlerini, bilgiyi depolamak için kullanır (Baykal ve Beyan, 2004).

3.4.3. Yapay sinir ağının yapısı

İnsan beyninin çalışma şeklini taklit eden YSA'ları veriden öğrenebilme, genelleme yapabilme, sınırsız sayıda değişkenle çalışabilme vb. birçok önemli özelliğe sahiptir. Biyolojik sinir ağlarının sinir hücreleri olduğu gibi yapay sinir ağlarının da yapay sinir hücreleri vardır. YSA' nın çalışmasına esas teşkil eden en küçük birimler yapay sinir hücresi ya da proses elemanı olarak adlandırılmaktadırlar.

Yapay bir sinir hücresi Şekil 3.1'de gösterildiği gibi girdiler, ağırlıklar, birleştirme fonksiyonu, aktivasyon fonksiyonu ve çıktı olmak üzere 5 ana bileşenden oluşmaktadır (Öztemel, 2012).



Şekil 3.1. Çok katmanlı bir yapay sinir ağı örneği

Girdiler; bir yapay sinir hücresine dış dünyadan veya diğer hücrelerden gelen bilgilerdir. Ağırlıklar; ağırlıklar bir yapay hücreye gelen bilginin önemini ve hücre üzerindeki etkisini gösterir. Ağırlığın eksi değer olması etkisinin negatif olduğunu gösterir. Ağırlığın sıfır olması ise herhangi bir etkinin olmadığını gösterir. Ağırlıklar sabit veya değişken değerler olabilirler. Toplama fonksiyonu; bu fonksiyon bir hücreye gelen net girdiyi hesaplar. Bunun için değişik fonksiyonlar kullanılmaktadır. En yaygın olanı ağırlıklı toplamı bulmaktır. Burada her gelen girdi değeri kendi ağırlığı ile çarpılarak toplanır. Böylece ağıla gelen net girdi bulunmuş olur.

$$NET = \sum_{i=1}^n G_i A_i \quad (3.14)$$

Burada G girdileri, A ağırlıkları, n ise bir hücreye gelen toplam girdi sayısını göstermektedir. Yalnız YSA' da daima bu formülün kullanılması şart değildir. Tasarımcının vereceği karara bağlı olarak değişik formüller kullanılabilir.

Aktivasyon fonksiyonu; bu fonksiyon hücreye gelen net girdiyi isleyerek hücrenin bu girdiye karşılık üreteceği çıktıyı belirler. Toplama fonksiyonunda olduğu gibi aktivasyon fonksiyonu olarak da değişik formüller kullanılabilmektedir. Bazı modeller (çok katmanlı algılayıcı) bu fonksiyonun türevinin alınabilir bir fonksiyon olmasını gerektirmektedir. Toplama fonksiyonunda olduğu gibi aktivasyon fonksiyonunda da ağıın proses elemanlarının hepsinin aynı fonksiyonu kullanması gerekmez. Genel olarak aktivasyon fonksiyonu olarak sigmoid fonksiyonu kullanılmaktadır. Bu fonksiyonun formülü aşağıdaki gibidir:

$$F(Net) = \frac{1}{1 + e^{-Net}} \quad (3.15)$$

Burada NET proses elemanına gelen net girdi değerini göstermektedir. Bu değer toplama fonksiyonu ile elde edilir. Hücrenin çıktısı; aktivasyon fonksiyonu tarafından belirlenen çıktı değeridir. Üretilen çıktı dış dünyaya veya başka bir hücreye gönderilebilir. Hücre kendi çıktısını kendisine girdi olarak da gönderebilir. Bir proses elemanının birden fazla girdisi olmasına rağmen sadece bir çıktısı olmaktadır.

Ağ şeklinde gösterildiğinde bir proses elemanının birden fazla çıktısı varmış gibi görülmektedir. Bu sadece gösterim amacıyladır. Aslında bir proses elemanından çıkan tek bir çıktı değeri, birden fazla proses elemanına girdi olarak gitmektedir. Yapılarına göre yapay sinir ağları ikiye ayrılır.

3.4.3.1. İleri beslemeli ağlar

İleri beslemeli ağlarda nöronlar girişten çıkışa doğru düzenli katmanlar şeklindedir. Bir katmandan sadece kendinden sonraki katmanlara bağ bulunmaktadır. Yapay sinir ağına gelen bilgiler giriş katmanına daha sonra sırasıyla ara katmanlardan ve çıkış katmanından işlenerek geçer ve daha sonra dış dünyaya çıkar.

3.4.3.2. Geri beslemeli ağlar

Geri beslemeli yapay sinir ağlarında ileri beslemeli olanların aksine bir nöronun çıktısı sadece kendinden sonra gelen nöron katmanına girdi olarak verilmez. Kendinden önceki katmanda veya kendi katmanında bulunan herhangi bir nörona girdi olarak bağlanabilir. Bu yapısı ile geri beslemeli yapay sinir ağları doğrusal

olmayan dinamik bir davranış göstermektedir. Geri besleme özelliğini kazandıran bağlantıların bağlantı şekline göre geri aynı yapay sinir ağıyla farklı davranışta ve yapıda geri beslemeli yapay sinir ağları elde edilebilir.

3.4.4. Yapay sinir ağlarında öğrenme

Yapay sinir ağlarında proses elemanlarının bağlantılarının ağırlık değerlerinin belirlenmesi ismine ağı eğitilmesi denir. Başlangıçta bu ağırlık değerleri rastgele atanır, YSA kendine örnekler gösterildikçe bu ağırlık değerlerini değiştirir. Ağırlıkların değerlerinin değişmesi belirli kurallara göre yürütülmektedir. Bu kurallara öğrenme kuralları denir. Öğrenme olayı iki aşamalıdır.

Birinci aşamada ağa gösterilen örnek için ağın üreteceği çıktı belirlenir. İkinci aşamada ise bu çıktı değerinin doğruluk derecesine göre bağlantıların sahip olduğu ağırlıklar değiştirilir. Ağı doğru ağırlık değerlerine ulaşması örneklerin temsil ettiği olay hakkında genellemeler yapabilme yeteneğine kavuşması demektir. Bu genelleştirme özelliğine kavuşması işlemine ağın öğrenmesi denir. Ağı eğitimi tamamlandıktan sonra öğrenip öğrenmediğini ölçmek için yapılan denemelere ise ağın test edilmesi denmektedir. Ağı daha önce görmediği örnekler kullanılarak test edilir. Test etme sırasında ağın ağırlık değerleri değişmez. Test aşamasında elde edilen çıktıların doğruluk dereceleri ağın öğrenmesi hakkında bilgi verir. Yapay sinir ağlarının bilinen örneklerden belirli bilgileri çıkartarak bilinmeyen örnekler hakkında yorum yapabilme yeteneğine Adaptif öğrenme denir (Öztemel, 2012).

3.4.4.1. Danışmanlı öğrenme

Danışmanlı öğrenme sırasında ağa verilen giriş değerleri için çıktı değerleri de verilir. Ağ verilen girdiler için istenen çıkışları oluşturabilmek için kendi ağırlıklarını günceller. Ağı çıktılar ile beklenen çıktılar arasındaki hata hesaplanarak ağın yeni ağırlıkları bu hata payına göre düzenlenir. Hata payı hesaplanırken ağın bütün çıktıları ile beklenen çıktıları arasındaki fark hesaplanır ve bu farka göre her nörona düşen hata payı bulunur. Daha sonra her nöron kendine gelen ağırlıkları günceller.

3.4.4.2. Danışmansız öğrenme

Danışmasız öğrenmede ağa öğrenme sırasında sadece örnek girdiler verilmektedir. Herhangi bir beklenen çıktı bilgisi verilmez. Girişte verilen bilgilere göre ağ her bir örneği kendi arasında sınıflandıracak şekilde kendi kurallarını oluşturur. Ağ bağlantı ağırlıklarının aynı özellikte olan dokuları ayırabilecek şekilde düzenleyerek öğrenme işlemini tamamlar.

3.4.4.3. Destekleyici öğrenme

Bu öğrenme yaklaşımında ağın her iterasyonu sonucunda elde ettiği sonucun iyi veya kötü olup olmadığına dair bir bilgi verilir. Ağ bu bilgilere göre kendini yeniden düzenler. Bu sayede ağ herhangi bir girdi dizisiyle hem öğrenerek hem de sonuç çıkararak işlemeye devam eder. Örneğin satranç oynayan bir yapay sinir ağı yaptığı hamlenin iyi veya kötü olduğunu anlık olarak ayırt edememesine rağmen yine de hamleyi yapar. Eğer oyun sonuna geldiğinde program oyunu kazandıysa yaptığı hamlelerin iyi olduğunu varsayacaktır ve bundan sonraki oyunlarında benzer hamleleri iyi olarak değerlendirerek oynayacaktır.

3.4.5. Yapay sinir ağlarının genel özellikleri

Yapay sinir ağları, örneklerden elde ettikleri bilgi ile kendi deneyimlerini oluşturur ve daha sonra benzer durumlarda benzer kararları verirler. Yapay sinir ağlarında bilgi ağdaki bağlantıların değerleri ile ölçülmektedir yani bilgi ağın üzerinde saklıdır. Bilginin ağa dağıtılmış olması, dağıtık bir belleğe sahip olduklarını gösterir. Sadece nümerik bilgi ile çalışabilirler. YSA eğitildikten sonra eksik bilgi ile çalışabilir ve gelen yeni örneklerde eksik bilgi olmasına rağmen sonuç üretebilirler. Belirsiz, tam olmayan bilgileri isleyebilmektedirler. Olayları öğrendikten sonra olaylar ile ilgili ilişkiler kurarak karar verebilirler.

Yapay sinir ağları günümüzde geliştirilmiş en güncel ve en mükemmel örüntü tanıyıcı ve sınıflandırıcılardan sayılabilirler. Eksik bilgiler ile çalışabilme ve normal olmayan verileri isleyebilme yetenekleri ile geleneksel bilgisayar yazılım teknolojileri ile çözülemeyen birçok problemin yapay sinir ağları ile

çözölebilmektedir. Özellikle çok sayıda veriyi isleme gerektiren (radar verileri gibi) islerde çok avantajlı sonuçlar elde edilebilmektedir (Öztemel, 2012).

3.4.6. Yapay sinir ağının avantajları

Yapay sinir ağları matematik olarak modellenmesi mümkün olmayan veya zor olan karmaşık problemleri çok rahat modelleyerek çözebilmektedir. Yapay sinir ağlarını kullanarak problemleri başarılı bir şekilde çözebilmek için problemin çok iyi modellenmesi gerekmektedir. Bu modelleme problemi çözebilmek için sadece söz konusu olay ile ilgili örneklerin belirlenip toplanmasına yardımcı olacaktır. Örneklerin dışında herhangi bir ön bilgiye ihtiyaç yoktur. Gerçek dünyada olaylar ve olayların arkasındaki değişik faktörlerin birbiri üzerindeki etkilerini bilmek zordur. Yapay sinir ağları, bu ilişkileri otomatik olarak örneklerden öğrenir. Kullanıcıların bu ilişkileri bilmesi ve ağa söylemesi beklenmemektedir. Yapay sinir ağları için olaylar arasındaki ilişkilerin doğrusal olup olmaması önemli değildir. Geleneksel sistemlerin aksine yapay sinir ağları ile doğrusal olmayan ilişkilerin modellenmesi zor değildir. Örneklerle öğrenen ağ tarafından verilen kararlar varsayımlar içermediğinden daha gerçekçidirler. Yapay sinir ağları uygulamaları hem pratik hem de maliyet bakımından daha ucuzdurlar. Yapay sinir ağları zaman bakımından çok verimli çalışırlar. Yapay sinir ağları yeni bilgilerin ortaya çıkması ve ortamda bazı değişikliklerin olması durumunda yeniden eğitilebilirler, yani uyarlanabilirlerdir. Yapay sinir ağlarının paralel çalışabilmeleri onların gerçek zamanlı kullanımlarını kolaylaştırmaktadır (Öztemel, 2012).

3.4.7. Yapay sinir ağlarının dezavantajları

Yapay sinir ağlarının oluşturulmasında, model seçilmesinde, ağın topolojisinin belirlenmesinde bir kural seti yoktur. Probleme uygun ağ yapısının belirlenmesi genellikle deneme yanılma yolu ile yapılmaktadır. Eğer problem için uygun bir ağ oluşturulmaz ise problem çözülemeyeceği gibi, performansı düşük çözümler de elde edilebilir. Yapay sinir ağları, kabul edilebilir çözümler üretebilirler, optimum çözümü garanti etmezler. Yapay sinir ağları, sadece nümerik bilgiler ile çalıştıklarından problemin nümerik gösterime dönüştürülmesi gerekmektedir. Ağın davranışları açıklanabilir değildir. Bir probleme çözüm üretildiği zaman bunun nasıl ve neden üretildiği konusunda bir bilgi bulmak mümkün değildir. Bu ise ağın verdiği

sonuca olan güveni azaltmaktadır. Özellikle insan hayatı ile ilgili olan problemlerde kullanım alanlarını sınırlandırmaktadır. Eğitimin gerçekleştirilmesi uzun zaman alabilmektedir. Yapay sinir ağlarının donanım bağımlı çalışmaları önemli bir sorun olarak görülebilir. Gerçek zamanlı bilgi isleyebilmeleri paralel işlemciler üzerinde çalışabilmelerine bağlıdır. Günümüzde bilgisayarların çoğu seri şekilde çalışabilmektedir. Paralel işlemleri seri makinelerde yapmak ise zaman kaybına yol açmaktadır. Yapay sinir ağları genel olarak aşağıdaki fonksiyonları gerçekleştirmek için uygulandıkları görülmektedir: Tahmin, sınıflandırma, veri ilişkilendirme, veri filtreleme, tanıma ve eşleştirme, teşhis ve yorumlama fonksiyonlarını gerçekleştirmek için kullanılır.

3.5. Bulanık Mantık

3.5.1. Bulanık mantığın ortaya çıkışı

Temelleri eski Yunan felsefesine dayanan, uygulamada ise yapay zekânın yönlendirici bir unsuru olan bulanık sistemler, Aristoteles'ten günümüze gelişen klasik küme üyeliğine ve mantığına karşı oluşturulmuş bir seçenektir. Bulanık küme teorisinde, üyelikten üye olmamaya geçiş dereceli bir şekilde olmaktadır. Bu durum, belirsizliğin ölçülmesinde güçlü ve anlamlı araçlar sunmasının yanı sıra, doğal dilde ifade edilen belirsiz kavramların anlamlı bir şekilde temsil edilebilmesini sağlamaktadır. Genel olarak mühendislikte incelenen bir olaydaki belirsizlikler için istatistik veya matematik yöntemler kullanılmakta ve çoğunlukla olay ile ilgili kabuller yapılarak model kurulmaktadır ancak rastgele olmayan belirsizlik halleri için, istatistik veya matematik yöntemler kullanılması uygun olmamakta ve bu yöntemler yetersiz kalmaktadır. Bu tür rastgele olmayan belirsizlikler bulanık (fuzzy) olarak tanımlanmakta ve bulanık olarak modellenmektedir. (Işıklı, 2008).

Bulanık Mantık Teorisi, California Üniversitesi'nde öğretim elemanı olan Lutfi A. Zadeh tarafından ilk defa 1965 yılında ortaya çıkarılmış olup, Bulanık Mantık Teorisi adıyla tanıtılmıştır. Bulanık mantığın ortaya çıktığı bu dönemlerde, bazı bilim adamları konuya olumlu yaklaşmış olmalarına rağmen, bazıları da bulanıklaştırmanın bilimin temel prensiplerine aykırı olduğunu düşünerek konuyu pek ciddiye almamışlardır. Buna ilaveten, pratikte hiçbir uygulamanın olmaması da bulanık mantık teorisinin savunulmasını güçleştirmekteydi. Lutfi A. Zadeh, 1973 yılında,

bulanık kontrolün temelini oluşturan başka bir makale yayınladı. Burada önemli olan, gerçek sistemlerde bulanık mantık kontrolörlerin uygulanmasıydı.

Mamdani ve Assilian, buhar kazanının kontrolünü sağlamak amacıyla 1975 yılında, bir bulanık kontrolör tasarlayıp uyguladılar. Holmblad ve Osterygaard, çimento üretiminde kullanılan değirmenin kontrolünü sağlamak amacıyla 1978 yılında, bir bulanık kontrolör tasarlayıp uyguladılar. Bu uygulamalar sayesinde, özellikle matematiksel modeli bilinmeyen endüstriyel süreçlerin kontrolünün sağlanmasında bulanık mantığın çok daha faydalı olabileceği gerçeği ortaya çıkmıştır. Sugeno, 1983 yılında, bulanık mantık kullanarak kendi kendine park edebilen bir robot arabanın kontrolünü gerçekleştirdi. Hitachi firmasında görev yapan Yasunobu ve Miyamoto, 1987 yılında tamamlanan Sandai Metrosunun Kontrol sistemini bulanık kontrol ile gerçekleştirdiler (Altınörs, 2007), (Wang, 1997).

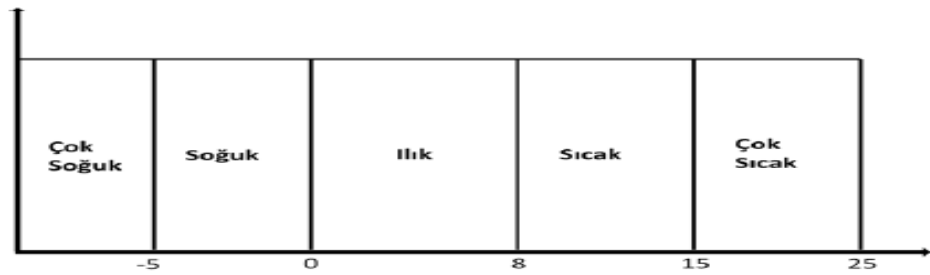
Geliştirilen bulanık mantık; mühendislik, tıp ve ekonomi gibi farklı alanlarda sürekli sistemleri modellemek için kullanılmış ve standart matematiksel modellerden daha verimli ve kesin sonuçlar ürettiği görülmüştür. Üretim sektöründe bulanık mantığın nasıl uygulandığını göstermek için, bulanık araçları kullanarak üretimdeki farklı zorlukların nasıl açıklanacağını içeren literatür araştırılmıştır. Sadece 20 yıl önce başlayan ve çeşitli cephelerde büyüyen bulanık mantık uygulamaları için literatür incelemesi önerilmiştir. Bütünleşik planlama, çizelgeleme ve üretim esnekliği bulanık yöntemlerin uygulamasındaki en iyi korunmuş kısımlardır. Gerçekten de, üretim için bulanık mantık uygulamalarının öncü çalışmaları, bu akımlardan meydana gelmiş gibidir (Satyadasa, ve Chen, 1992). Son on yıl boyunca bulanık araçlarının uygulamasında, başka konular olan makine kontrolünde (Narayanaswamy ve diğerleri, 1996), süreç kontrolünde (Jeffries ve diğerleri, 2003) ve hücresel işlemlerde (Torkul ve diğerleri, 2006) sürekli artış görülmüştür. Aksine, üretim stratejileri, talep tahmini ve tesis yerleşimi konularındaki çalışmalar nadir olarak görülmektedir. Bunun yerine, tedarik zinciri yönetimi, tedarikçi seçimi ve tedarik ağı ile ilgili konular için bulanık araçlarının uygulamasında geçtiğimiz on yılda keskin bir artış tespit edilmiştir (Azadegan ve diğerleri, 2011).

3.5.2. Bulanık mantık kavramı

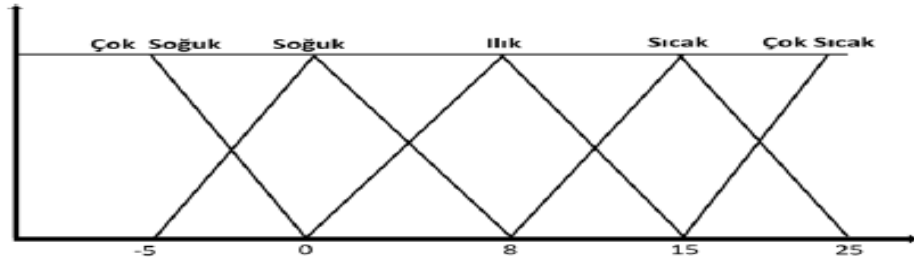
Klasik mantık (Aristo Mantığı), kesin sonuçlar çıkarma üzerine kurulmuştur. Bu, birlerle ifade edilen, yanlış-doğru önermeler veya var-yok gibi kesin gerçeklerle yapılır. Örneğin tuz bir sodyum ve bir klor dan oluşur, önermesi kesindir ve doğruluk değeri birdir.

Klasik ikili mantığın dayandığı standart küme teorisinde, herhangi bir nesne bir kümeye ya aittir ya da değildir. Bunun ortası yoktur. Yani bir nesnenin bir kümeye aitlik derecesini gösteren "üyelik derecesi" ya "birdir" ya da "sıfırdır". Bu nedenle klasik mantığın doğurduğu klasik kümeler, evrensel kümenin elemanlarını, kümeye ait olanlar ve ait olmayanlar diye ikiye böler. Yani klasik kümeler, tabiattakinin aksine, yaşadığımız dünyayı siyah/beyaz, doğru/yanlış, iyi/kötü gibi kategorize ederek ikiye bölen birbirine zıt ikili kavramlarla inşa eder. Hâlbuki gerçek dünya hiç de öyle siyah ve beyazdan ibaret değildir; orada siyah ile beyazın arasında sonsuz renk tonu vardır. Konuşma dilinde ifade edilen ve üzerinde çalıştığımız çoğu sınıflandırmada kullanılan, genel olarak kesin sınırlarla tanımlanamayan ve kişiden kişiye farklı yorumlanan güzel, uzun, sıcak ve acı gibi belirsiz kavramlara bulanık değişkenler denir. Günlük hayatta kullanırken sözel değişkenlerin etki derecesini biraz, çok az, orta, çok ve çok fazla gibi sıfatlarla artırır veya azaltırız. Bu tür sıfatlara bulanık değişkenlerin bulanık terimleri denir.

Örneğin Şekil 3.2’de görülen klasik küme teorisinde eğer sıcaklık 7°C ise hava ılıktır ancak Şekil 3.3’teki bulanık küme teorisinde ise 7°C için ılıktır ya da soğuktur şeklinde kesin çizgiler ile ayrılmış yargılar kullanılamaz. 7°C belirli bir alanda soğuk kümesine, belli bir alanda ılık kümesine üyeliği bulunmaktadır. Şekil 3.3’teki küme mantığı insanın düşünme yeteneğine daha uyumlu bir yapıdadır.



Şekil 3.2. Hava sıcaklığının belirlenmesinde klasik mantık yaklaşımı



Şekil 3.3. Hava sıcaklığının belirlenmesinde bulanık mantık yaklaşımı

Bulanık mantık belirsiz bir dünyanın gri, sağduyulu resimlerini üretmeleri için bilgisayarlara yardımcı olan makine zekâsı biçimidir. Bulanık mantık kavramı genel olarak insanın düşünme biçimini modellemeye çalışır. Bulanık mantığın klasik matematiksel yöntemlerden farkı, deterministik olmaması ve niteliksel tanımlamalara imkân sağlamasıdır. Belirsizliklerin matematiksel olarak ifade edilebilmesi, karmaşık sistemlerin modellenmesine bulanık mantığın getirdiği en büyük kolaylık olarak değerlendirilir. Bulanık mantık kavramında bir üyenin bir kümenin üyesi olup olmadığı üyelik fonksiyonları ile belirlenir. Bu kavram ile bulanık mantığın kullandığı çıkarım yöntemleri kullanılarak olaylar hakkında yorum yapmaya çalışılır (Yıldırım ve ark, 2007). Bulanık sistemlerin en temel elemanı bulanık kümedir. Bulanık bir küme, değişik üyelik yani ait olma derecelerine sahip elemanları olan bir küme türüdür. Böyle bir küme, elemanlarının her birine 0 ile 1 arasında üyelik değeri atayabilen bir üyelik fonksiyonu ile karakterize edilebilir (Altaş, 1999). Burada 1'in değeri tam üyeliği gösterir, 0'a yakın değer ise bulanık kümedeki nesne üyeliğinin zayıf olduğunu belirtir. Dolayısıyla değeri 0 olan nesne bulanık kümenin üyesi değildir (Yıldırım ve ark, 2007). Bulanık küme teorisinin, üyelikten üye olmamaya dereceli geçişi ifade etmesindeki yeteneği, belirsizlikleri tanımlamada önemli bir yere sahiptir. Bulanık küme teorisi; belirsizliğin ölçülmesinde güçlü ve anlamlı araçlar sunmasına ek olarak, dilimizde ifade edilen belirsiz kavramların anlamlı bir biçimde temsilini sağlar.

Bulanık önermelerin doğruluğu ve yanlışlığı hakkında kesin bir şey söylenemeyeceğinden dolayı bunların doğruluk değeri $[0,1]$ gerçel sayılar kümesinden bir sayıyla derecelendirilir. Bir bulanık önerme derecesine göre hem doğru hem de yanlış olabilir. Bulanık bir önerme için doğru değildir denmiş ise bu yanlıştır anlamına gelmez. Bir önerme 0,8 derecesinde doğru ise aynı önerme 0,2

derecesinde de yanlıştır. Örneğin; Dilara çirkindir önermesi 0,5 derecesinde doğru ise aynı derecede de yanlıştır.

Oysa bazı önermelerin doğruluk değeri ölçümlerin temel sınırlamalarından dolayı belirsiz olabilmektedir. Bulanık mantık, klasik mantıkta iki önerme arasında belirsizlik adı verilen üçüncü bir önerme ortaya konmuştur. Böylece klasik iki değerli mantığın doğru ve yanlış olan doğruluk değerleri daha esnek hale getirilmiştir. Geniş anlamda ise bulanık mantık, bulanık kümeler kuramının genişletilmesinden oluşur. Zadeh'e göre bulanık mantık ve bulanık kümeler kuramı özetle şöyle der: Kesinlik diye bir şey yoktur. Mutlak kesin olan hiçbir şey yoktur. Her şey, matematiksel olarak ifade edersek, 0 ile 1 arasındaki sınırdadır (Möhbeddin, 2000).

Klasik olan kümelerde bir öğeden diğerine geçiş keskin ve aniden değişen üyelik dereceleri sayesinde olmaktadır. Ancak bulanık kümelerde bu geçiş yumuşak ve sürekli bir şekilde olmaktadır. Bu geçişte bulanıklık, belirsizlik, hayal gücü, sezgi gibi görüşler rol oynar. Aslında üyelik derecesi fonksiyonu bu tür görüşlerin karışık bir şekilde öğelere yayılmasını temsil eder. Buradan ortaya çıkan önemli noktalardan biri klasik kümelerde bir öğenin kümeye ait olması için üyelik derecesinin mutlaka 1'e eşit olması gerekirken, bulanık kümede nerede ise bütün öğelerin değişik derecelerde kümeye ait olmaları mümkündür (Esendal, 2007).

Bulanık mantık dizgeleri, yetersiz bilgi temin edilse bile tıpkı insanların yaptığı gibi bir tür "sağduyu" kullanarak, yani mevcut bilgiler yardımıyla sonuca götürücü mantıksal işlemleri gerçekleştirebilmektedir. Benzer şekilde kameralarda kullanılan bulanık mantık dizgeleri ise sarsıntılardan doğan görüntü bozukluklarını asgariye indirmektedirler (Isıklı, 2008).

Bulanık mantık işlemleri, bir problemin analizi ve tanımlanması, değişken kümelerin ve mantık iliksilerinin geliştirilmeden bulunan bilgilerin bulanık kümelere dönüştürülmesi ve modelin yorumlanması işlemlerinden oluşmaktadır. Bulanık mantık algoritması her türlü problem için uygun olmayabilir. Başka bir modelin uygun olduğu durumda bulanık mantık kullanmak istenen sonucu vermeyebilir. Bir veya birden fazla denetim değişkeninin olduğu durumlarda ve sisteme ait matematiksel bir modelin bulunmadığı veya bulunsa da bunu kodlamanın zor olduğu

durumlar ile gerçek zaman işlemleri için ayrıntılı hesaplamanın çok karmaşık olduğu durumlarda bulanık mantık uygulanabilir (Anderson, 1995).

3.5.3. Bulanık mantığın avantaj ve dezavantajları

Bulanık mantık çok karmaşık, doğrusal olmayan, belirsizlik içeren ve geleneksel yöntemlerle oluşturulamayan sistemlerin oluşturulmasına imkân tanınması da bulanık mantığın avantajları arasındadır. Ayrıca bulanık mantığın insan düşünüş tarzına yakın olması, matematiksel modellere uyum sağlaması, uygulamalarının hızlı ve ucuz olması, insan davranışlarını formüle etmesi, karar aşamalarını açık bırakmayacak şekilde tanımlaması, sistemlerde insan müdahalesine yer vermemesi ile birlikte sistemin kısa sürede gerçekleştirilebilmesi ve yeni olanaklara açık olması bulanık mantığın avantajlarından.

Bulanık mantığın belirli bir formal tasarım metodunun olmayışı ve halen iyi metriklerle sahip bulunmayışı, bulanık mantığın ne zaman kullanılması gerektiğinin ve geleneksel yöntemlerden ne kadar iyi sonuç vereceğinin kestirilmesini zorlaştırmaktadır. Ayrıca bulanık mantık uygulamalarında kullanılan kuralların, mutlaka uzman deneyimlerine bağlı olarak konulması gereksinimi ve üyelik fonksiyonları deneme ile bulunduğu için zaman kaybının olabileceği, bulanık mantığın dezavantajları arasında sayılabilir.

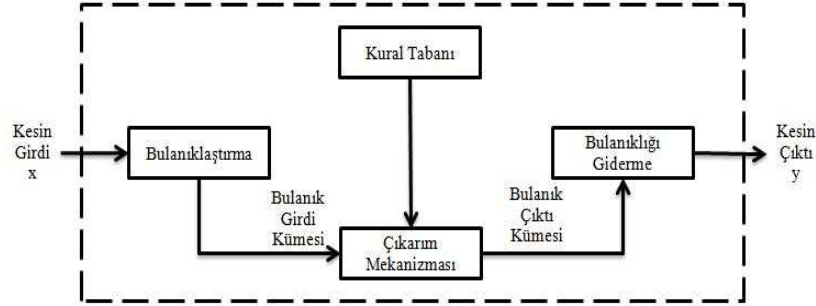
3.5.4. Bulanık mantık modelleme sistemi

Bulanık Mantık Sistemi (BMS), dört aşamadan oluşmaktadır; bulanıklaştırma (Fuzzifier), kural tabanı (Rule Base), çıkarım mekanizması (Inference Mechanism veya Inference Engine) ve bulanıklığı giderme (Defuzzifier) aşamalarından oluşmaktadır.

3.5.4.1. Bulanıklaştırma

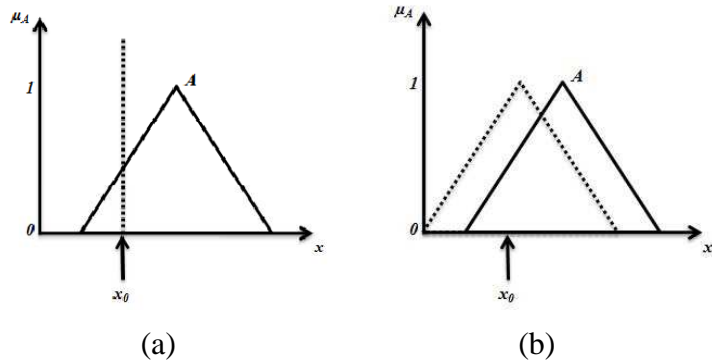
Bulanıklaştırma, giriş değişkenlerini ölçer ve bunları ölçek değişikliği yaparak bulanık kümeler haline dönüştürür. Fiziksel giriş bilgilerini, dilsel niteleyicilerle ifade edilen bulanık mantık bilgileri şekline çevirme işlemine bulanıklaştırma denilir. Bulanıklaştırma sonucu elde edilen değişkenlere dilsel değişkenler denilir ve tüm giriş değişkenlerinin değerleri, üyelik derecesi olarak belirlenerek atanır. Üyelik

ağırlıklarının tespit edilmesinde kullanılmak üzere uygun olan üyelik fonksiyonlarının belirlenmesi gerekir. Çok önemli bir basamak olup, sistemin hassasiyetlik derecesini belirler.



Şekil 3.4. Tip-1 Bulanık mantık sistemi

Üyelik fonksiyonlarının oluşumunda özel kurallar yoktur. Mesela, dilsel değişkenler (küçük, orta, büyük) olduğunda bazı durumlarda yeterli olmayabilir, böyle olduğu zaman hassasiyeti artırıp, (çok küçük, küçük, orta, büyük, çok büyük) kullanılması gerekebilir. Hassasiyetini artırmak için, üyelik fonksiyonların şekilleri de önemlidir ve herhangi bir kısıtlama yoktur. Kullanıcının istek ve tecrübesine bağlıdır. Şimdiye kadar yapılan çalışmalarda, yamuk, üçgen ve çan eğrisi şeklinde olan üyelik fonksiyonlarının kullanıldığı gözlemlenmektedir. Tekil (singleton) ve tekil olmayan (non-singleton) bulanıklaştırma metotları mevcuttur. Aşağıdaki Şekil 3.5 (a) ve (b)'de görüldüğü gibi, A bulanık kümesine, gönderilmiş olan girdisinin durumu yer almaktadır. Tekil girdisi belirli yani tekil bir değer iken, tekil olmayan girdisi belirli olmayıp, bulanık değere sahiptir.



Şekil 3.5. a) Tekil girdi, b) tekil olmayan girdi

3.5.4.2. Kural tabanı

Kurallar, Bulanık Mantık Sisteminin (BMS) temelini oluşturur ve adeta BMS'nin kalbidir, uzmanlar tarafından hazırlanır ve sayısal veriler dikkate alınarak da çıkarılabilir. Bulanık kontrolün en önemli kısmı olan, kural tabanının oluşturulması için kullanılabilecek yaklaşımlar şu şekildedir: Uzman olan kişinin bilgi ve deneyimlerinden faydalanan kural oluşturulabilir. Sürece ait bir bulanık modelin kullanılmasından yararlanılarak kural oluşturulabilir. Operatörün süreç üzerinde yaptığı işlemler gözlemlenir ve davranışlardan oluşturulan bulanık modelden faydalanan kural oluşturulabilir. Kendi kendine öğrenen algoritmalarından faydalanan kurallar elde edilebilir. Bulanık kurallar oluşturulurken, eğer... ise... biçiminde olan koşul cümleleri yardımı ile sistem giriş ve çıkışlarını birbirine bağlar. Bu koşul cümlelerine ise kural adı verilmektedir.

3.5.4.3. Bulanık çıkarım mekanizması

Bir girdi değeri, bulanık kural tabanında çıkarım mekanizması sayesinde bir işleme tabi tutulur. Kural tabanında bilginin modellenme şekillerine göre eldeki girdiye karşılık gelen çıktı değeri belirlenmektedir. Çıkarım mekanizması olarak Mamdani, Takagi-Sugeno-Kang (TSK), Tsukamoto ve Larsen olmak üzere dört çıkarım yöntemi bulunmaktadır. Fakat en çok kullanılan çıkarım mekanizması Mamdani ve TSK'dır.

3.5.4.4. Bulanıklığı giderme

Çıkarım mekanizmasının çıktısı olan bulanık kümeden, kesin çıktı değerleri üretmektir. Bulanıklığı giderme stratejisi seçmek için, sistematik bir işlem yoktur. Bulanıklığı giderme tanımı gereği sürekli olarak, sayısal bir değer hesaplar. 30'dan fazla bulanıklığı giderme yöntemi vardır. Bunlardan bazıları; ağırlık merkezi yöntemi, üyeliklerin en büyüğü yöntemi, ağırlıklandırılmış ortalama yöntemi, en büyüklerin ortası yöntemi, toplamların merkezi yöntemi, en büyük alan merkezi yöntemi, maksimumların ilki veya sonu yöntemi gibi birçok yöntem vardır.

3.6. Adaptif Ağ Yapısına Dayalı Bulanık Çıkarım Sistemi

3.6.1. Sinirsel bulanık sistemlerin tanımı

Sinir ağları bölümünde verilen bilgilerde dikkat edilmesi gereken; sinir ağlarının iki önemli özelliğinin olmasıdır. Bunların ilki, nümerik verilerden doğrusal olmayan haritalama yapabilme özelliği, ikincisi ise, paralel çalışma özelliğidir. Tüm bunların yanı sıra, sinir ağları pek çok zayıflığa sahiptir. Örneğin; çok katmanlı ağ yapısında, sistem bilgisinin tüm ağa ağırlıklarla dağıtılmış olması nedeniyle ağırlıkların anlamsal özelliklerini açıklamak oldukça zordur ve ağda bulunan daha önceki bilgileri birleştirmek neredeyse imkânsızdır. Bulanık mantık, sistem bilgisini açıklamak için insanın anlayabileceği yapıdaki sözel ifadeleri kullanır. Bu özellik, insan ve sistem arasındaki kapalı bir etkileşimi mümkün kılar. Bu da arzu edilen bir durumdur. Bulanık mantığın en önemli eksiği ise öğrenme yeteneği olmamasıdır.

Yapay sinir ağları ile bulanık mantığa öğrenme yeteneği kazandırılabilir. Sinir ağları ile sunulan bilgideki anlaşılma zorluğu da bulanık mantığın sözel terimleri ve kuralları ile ortadan kaldırılarak anlaşır çıktılar elde edilebilir. Sinirsel bulanık sistemlerin amacı her iki yaklaşımın da faydalarını toplayıp, bir araya getirmektir.

Yapay zekânın alt bileşenlerinin birleşiminden oluşan yapılar bilim ve endüstri alanlarında yaygın olarak kullanılmaktadır. Bulanık mantık ve sinir ağları aynı uygulama içinde beraber kullanılmakta ve sinirsel bulanık veya bulanık-sinirsel sistem olarak adlandırılmaktadırlar. Bulanık mantık ve sinir ağları farklı araştırmacılar tarafından tek başlarına kullanıldıkları durumlara kıyasla birlikte kullanılmaları halinde daha üstün bulunmuştur. Bu birleşim klasik bulanık mantık veya klasik yapay sinir ağlarından daha avantajlıdır. Bulanık mantık ve yapay sinir ağları birlikte kullanıldıklarında daha yetenekli sistemler elde edilmektedir (Kırış, 2008).

Bulanık mantık ile YSA' nın birleşmesi iki şekilde olmaktadır:

- Bulanık Sinir Ağları
- Sinirsel Bulanık Sistemler

Bulanık sinir ağı ile bulanık bilgi işleme yeteneğine sahip bir yapay sinir ağı ifade edilmek istenirken; sinirsel bulanık sistemler ile de bulanık çıkarım sistemleri sinir ağı yetenekleri ile zenginleştirilmektedir (Baykal, 2004).

Daha açık bir ifade ile bulanık sinir ağlarında bulanık mantık ile klasik sinir ağlarının bilgi sunum yetenekleri zenginleştirilmektedir. Bulanık sinir ağlarında ağın eğitim sürecinin bulanıklaştırılması, sinir ağı çıktılarının bulanık küme ile ifade edilmesi ve sinir hücrelerinin standart çarpım ve toplam işlemleri yerine bulanık küme teorisinde kullanılan birleşim, kesişim gibi çeşitli işlemlerin kullanılması adımları mevcuttur. Sinirsel bulanık sistemlerde ise esneklik, hız ve uyarlanabilirlik gibi özelliklerin sinir ağları ile bulanık sisteme eklenme durumu söz konusudur (Baykal, 2004).

3.6.2. Sinirsel-bulanık sistemlerin avantajları

Öğrenme yeteneği, kesin olmayan girdi ve sistem çıktılarının dilsel ifade edilebilirliği, uyarlanabilirlik ve bilgiyi es zamanlı işleme yeteneğinin olmasıdır.

ANFIS modeli Sugeno benzeri bulanık sistem içerir ve geri yayımlı öğrenme kullanır. GARIC, NEFCON (sinirsel-bulanık kontrolcü), NEFCLASS (sinirsel bulanık sınıflandırıcı) ve NEFPROX (sinirsel-bulanık kestirim modeli) modelleri de Mamdani tip bulanık sistemleri kullanmaktadır. RMSE hata kriteri göz önünde bulundurulduğunda Sugeno tip bulanık çıkarım sistemlerinin, Mamdani tip bulanık sistemlerden daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür. Ancak Sugeno tip bulanık sistemler daha fazla hesaplama gerektirmektedir (Abraham, 2001). Ayrıca Sugeno sistemlerinde hesaplamalar daha az karmaşık olduğundan sistem daha hızlı çalışacaktır.

Bu yöntemlerin her birinin diğerlerine göre avantajlarının yanı sıra dezavantajları bulunmaktadır. Hesaplama zamanı, performans seviyesi veya kural tabanını anlamlılığı kriterlerine göre yöntemler birbirlerine göre üstünlük sağlayabilmektedir (Abraham, 2001). ANFIS en iyi bilinen sinirsel bulanık sistemlerden biridir. Jang tarafından (1993) Takagi – Sugeno bulanık modeli esas alarak geliştirilmiştir (Jang, 1993).

3.6.3. Adaptif ağ tabanlı bulanık çıkarım sistemi

Adaptif Ağ Tabanlı Bulanık Çıkarım Sistemi (Adaptive-Network Based Fuzzy Inference Systems-ANFIS), yapay sinir ağlarının paralel hesaplayabilme ve öğrenme kabiliyeti ile bulanık mantığın çıkarım özelliğini kullanan melez bir yapay zeka yöntemidir. Jang tarafından 1993 yılında geliştirilmiş olan ANFIS model sugeno tipi bulanık çıkarım sistemini ve Melez öğrenme (Hybrid learning) algoritmasını kullanır. Adaptif (uyumlu) ağlar, doğrudan bağlanmış düğümlerden oluşur. Her bir düğüm, bir işlem birimini temsil eder. Düğümler arasındaki bağlantılar, aralarındaki değeri tam olarak belli olmayan bir ilgiyi (ağırlığı) gösterir. Düğümlerin hepsi veya bir kısmı adaptif yapıda olabilir. Adaptasyon, bu düğümlerin çıkışlarının değişebilir parametrelerle belirlenmesi suretiyle oluşturulur. Öğrenme kuralları, değişebilir parametrelerin, ağın tamamının çıkışı ile hedef değer arasındaki farkı, yani hatayı minimum yapacak şekilde nasıl değiştirilmesi gerektiğini belirler. Gradient vektörü, zincir kuralının ardışık işlemleriyle türetilir. Adaptif ağlar, sistem tanımlama için kullanılır. Verilen giriş-çıkış veri setleriyle tanımlanan bilinmeyen sistemin, en uygun ağ yapısı ve parametre setleriyle en iyi şekilde modellenmesinde kullanılır. Adaptif ağlardaki temel öğrenme kuralı, en dik iniş (steepest descent) yöntemidir. ANFIS, ele alınan problem için oluşturulan yapıya göre olası tüm kuralları atayabilmekte veya kuralların veriler yardımıyla uzman tarafından atanmasına imkân vermektedir. ANFIS'in kural oluşturabilmesi veya kural oluşturulmasına imkân sağlaması uzman görüşlerinden faydalanması anlamına gelmektedir. Bu nedenle birçok tahmin probleminde yapay sinir ağlarına uzman görüşlerinden faydalanma imkânı tanıdığı için ortalama hata kareler (MSE) kriterine göre daha iyi sonuçlar elde edilmesini mümkün kılmaktadır.

Önceki konularda bulanık küme, bulanık mantık, bulanık çıkarım, yapay sinir ağları hakkında sistem mimarileri ve çalışma mantıkları üzerinde duruldu. Adaptif ağ yapısına dayalı bulanık çıkarım sistemi (ANFIS) ise bu bilgi ve tekniklerin üzerinde kurulu, bulanık mantık ve yapay sinir ağının oluşturduğu sistemdir. Eğitim olarak hibrid öğrenme algoritmasını kullanmaktadır

ANFIS temel olarak Bulanık Çıkarım Sistemi'nin adaptif ağlara uyarlanmış halidir. Melez öğrenme algoritması ile birlikte ANFIS, bulanık eğer-ise kuralları ile insan

bilgisini yansıtan girdi çıktı yapısını ortaya koymaktadır. ANFIS yönteminin uygulanabilmesi için elde girdi ve çıktıya dayanan bir veri setine ihtiyaç duyulmaktadır. Seçilen üyelik fonksiyon adedi ve tipine bağlı olarak kurulan model melez öğrenme algoritması kullanılarak eğitilmektedir (Yücel ve Güneri, 2010). ANFIS, bulanık mantık ile beraber sinir ağı topolojisi kullanımına da izin veren adaptif bir ağıdır (Atmaca ve diğerleri, 2010). Ayrıca bu sistemlerin avantajlarını tek bir sistem içerisine alabilir ve daha iyi sonuçlar verebilir.

Bulanık sistemlerin etkinliğinin artırılmasında, uyarlama tekniğinin katkısını sağlamaya yönelik çeşitli yöntemler geliştirilmiştir. Bunlardan biri de kimliklendirme işleminin, isleyişi adaptif ağ yapısı içerisinde gerçekleşen, bulanık bir modelle gerçekleştirildiği ANFIS yöntemidir. Sinirsel adaptif öğrenme teknikleri, bulanık modelleme prosedürü için veri setini kullanarak ilgili sistemi öğrenen bir model geliştirmeyi sağlar. Böylece ANFIS görev tahmini ya da tek çıktılı doğrusal olmayan fonksiyonların tahmininde kullanılabilir. ANFIS modelinde temel amaç kullanılan parametreleri optimize etmektir. ANFIS, ele alınan problem için oluşturulan yapıya göre olası tüm kuralları atayabilmekte veya kuralların veriler yardımıyla uzman tarafından atanmasına olanak sağlamaktadır. ANFIS' in kural oluşturabilmesi veya kural oluşturulmasına olanak sağlaması uzman görüşlerinden faydalanması anlamına gelmektedir (Hocaoğlu ve Kurban, 2005).

ANFIS yapısı, Sugeno tipi bulanık sistemlerin, sinirsel öğrenme kabiliyetine sahip bir ağ yapısı olarak temsilinden ibarettir. Bu ağ, her biri belli bir fonksiyonu gerçekleştirmek üzere, katmanlar halinde yerleştirilmiş düğümlerin birleşiminden oluşmuştur. ANFIS de üyelik fonksiyonları seçimi keyfidir, kullanıcıya bağlıdır. Üyelik fonksiyonlarının şekli de parametrelere bağlıdır. Ancak bazı modellerde verilere bakılarak üyelik fonksiyonunun seklinin nasıl olması gerektiği kolayca fark edilemez.



Şekil 3.6. ANFIS modelin temel akış diyagramı

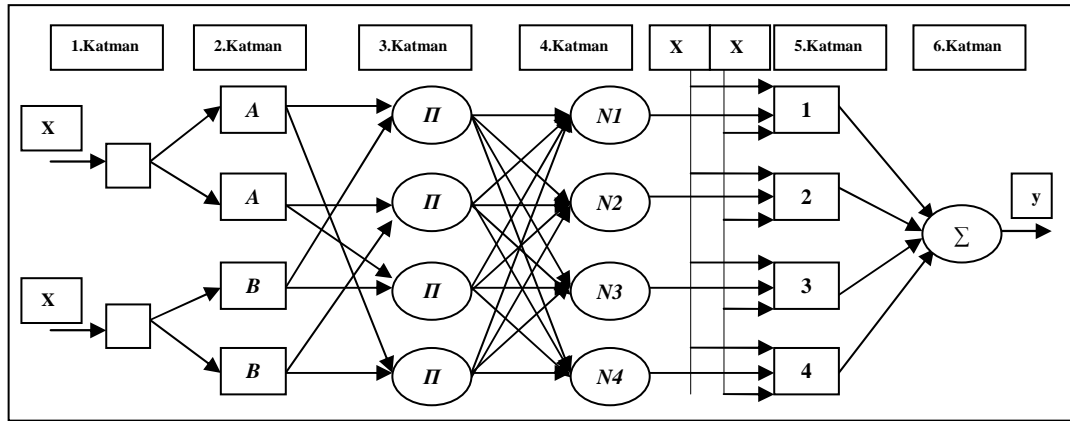
3.6.4. ANFIS genel yaklaşımı ve teorik yapısı

ANFIS sistem her şeyden önce bulanık sistem için uyarlanabilen ağ ve literatürde temel bulanık çıkarım uyarlanabilir ağ sistemi veya uyarlanabilir sinirsel bulanık çıkarım sistemi olarak geçer (Güler, 2006).

ANFIS'in temeli Takagi-Sugeno bulanık çıkarım sistemidir. Kuralın sonuç kısmı kesin girdilerin ağırlıklı doğrusal bileşkesidir. En son çıkış her bir kuralın ağırlıklarının ortalamasıdır. Temel ANFIS mimarisi şekil 3.7'de görüldüğü gibi iki giriş ve bir çıkıştan oluşmaktadır. Temelde Takagi-Sugeno en az bir kural içerir.

Anfis, Sugeno tipindeki bir modele dayalı olarak işlem yapan adaptif ağ yapılı bir bulanık çıkarım yöntemidir. Yöntem belirli giriş ve çıkış veri kümesinden yararlanarak uygun bulanık kural kümesini oluşturması ve adaptif özellikli ağ yapısı ile sistem parametrelerinin ayarlanmasına dayanır.

Yapı bakımından ANFIS, bulanık çıkarım sistemindeki eğer-ise kuralları ve giriş çıkış bilgi çiftlerinden oluşur. Sistem eğitiminde yapay sinir ağı öğrenme algoritmaları kullanılır. Sugeno bulanık modeli için bulanık çıkarım mekanizması ve bu yapıya karşılık gelen, eşdeğer ANFIS mimarisi yer almaktadır (Jang, 2003).



Şekil 3.7. Adaptif ağ tabanlı bulanık mantık çıkarım sistemi

Altı tabakalı bir ağdan meydana gelen temel yapıda görülen daire biçimli gösterimler sabit düğümleri ve kare biçimli gösterimler ise adaptif düğümleri ifade etmektedir. Sinirsel uyarlanır öğrenme teknikleri, bulanık modelleme prosedürü için veri setini kullanarak ilgili sistemi öğrenen bir model geliştirmeyi sağlar. Yani ANFIS girdi/çıktı veri setini YSA 'ndaki geri yayımlı algoritmayı tek başına ya da en küçük kareler yöntemi ile birlikte kullanarak üyelik fonksiyonu parametrelerini düzenleyerek bir bulanık çıkarım sistemi (fuzzy inference system - FIS) oluşturur. Bu düzenleme bulanık sistemimizin modellediği veriler yardımıyla ilgili sistemi öğrenmesini sağlar. Yani kendini modelleyeceği veriye göre uyarlar/adapte eder. Bu nedenle uyarlanabilirdir (Demuth ve Beale, 2000).

Uyarlanır ağ yapısı isleyişi sayesinde, hem sistem hakkındaki çevresel bilgiyi kullanarak, hem de sisteme ilişkin giriş çıkış verisinden faydalanarak kendi kendini güncelleme yeteneği edinmiştir. Ayrıca ANFIS, sayısal gruplandırma ve kural koyma gibi gelişmiş veri analiz teknikleri içermektedir.

Doğrusal olmayan bir sistemin modellenmesinde izlenebilecek bir yöntem, yerel doğrusal modeller elde edip birleştirmek yerine doğrudan doğrusal olmayan bir model yapısı kullanmaktır. ANFIS, hem bulanık mantık sistemlerinin, hem de yapay sinir ağlarının üstünlüklerini birlikte bulunduran bir yöntemdir (Çelik, 2006).

Sinir ağları ile mevcut bilgiyi değerlendirme zorluğu bulanık mantığın sözel terimleri ve eğer-ise kuralları ile ortadan kaldırılmıştır. Bu sayede anlaşılması kolay ve sözel dille ifade edilebilen çıktılar elde edilebilmektedir. Bulanık mantığa sinirsel ağlar ile

öğrenme yeteneği kazandırılabilir. Her kural tabanlı bulanık sisteme bir sinir ağı ile yaklaşım sağlanabilmektedir. Benzer şekilde her sinir ağına da kural tabanlı bulanık sistemler ile yaklaşım sağlanabilmektedir. Sinirsel bulanık sistemlerde bulanık sistemin esneklik, hız ve uyarlanırlık gibi özellikleri sinir ağları ile arttırılmıştır. Bulanık sinir ağlarında bulanık mantık kavramları ile klasik sinir ağlarının bilgi sunum yetenekleri zenginleştirilmektedir. Bu da sinir ağlarının girdi, ağırlıklar, aktivasyon fonksiyonları ve çıktı gibi düzeylerinde bulanık kavramların kullanılması ile sağlanabilmektedir. Bulanık sinir ağlarında sinir ağlarının girdi verisini bulandırma, öğretim örneklerine bulanık etiketler atama, öğretim işlemlerini bulandırma, sinir ağı çıktıları bulanıklaştırma, sinir hücrelerinin standart çarpım ve toplam işlemcileri yerine bulanık küme teorisindeki birleşim, kesişim işlemcileri kullanma, ağların aktivitesini bulanıklaştırma gibi özellikler mevcuttur (Akkaş, 2006).

ANFIS, ele alınan problem için oluşturulan yapıya göre olası tüm kuralları atayabilmekte veya kuralların veriler yardımıyla uzman tarafından atanmasına olanak vermektedir. ANFIS'in kural oluşturabilmesi veya kural oluşturulmasına olanak sağlaması uzman görüşlerinden faydalanması anlamına gelmektedir. Bu nedenle birçok tahmin probleminde yapay sinir ağlarına uzman görüşlerinden faydalanma imkânı tanıdığı için ortalama hata kareler kriterine göre daha iyi sonuçlar elde edilmesini mümkün kılmaktadır. ANFIS, 6 katmandan oluşmaktadır. ANFIS yapısındaki her katmana ait düğüm işlevleri ve katmanların işleyişi sırasıyla şöyledir:

3.6.4.1. Girdi katmanı

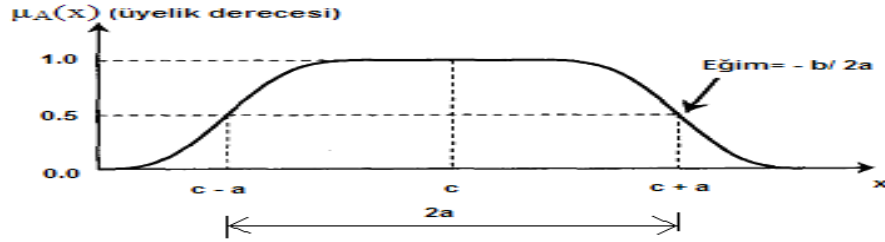
Girdi katmanı olarak adlandırılmaktadır. Bu katmandaki her düğümden alınan giriş sinyalleri diğer katmanlara aktarılır.

3.6.4.2. Bulanıklaştırma katmanı

Bulanıklaştırma katmanı olarak adlandırılır. Giriş değerlerini bulanık kümelere ayırmada Jang'ın ANFIS modeli, üyelik fonksiyonu şekli olarak genelleştirilmiş Bell aktivasyon fonksiyonunu kullanmaktadır. Burada, her bir düğümün çıkışı, giriş değerlerine ve kullanılan üyelik fonksiyonuna bağlı olan üyelik derecelerinden oluşmaktadır. 2. katmandan elde edilen üyelik dereceleri $\mu_{A_j}(x)$ ve $\mu_{B_i}(y)$ şeklinde

gösterilir. Burada x , düğümün giriş değişkenini; A_j , bu düğümün temsil ettiği bulanık kümeyi gösterir.

$\mu_{A_j}(x)$ genellikle maksimumu 1 ve minimumu 0 olan bir Gauss eğrisi şeklinde seçilir. Şekil 3’de bu üyelik fonksiyonunun şekli ve parametre tanımları gösterilmiştir.



Şekil 3.8. Gauss eğrisi tipi üyelik fonksiyonu ve parametre tanımları

Buna göre, a_i , b_i , c_i parametrelerinin alacağı değere bağlı olarak, düğüm çıkışları, $\mu_{A_j}(x)$ ve $\mu_{B_i}(y)$, aşağıda verilen ifadelerden birine göre hesaplanabilir (Jang ve diğerleri, 1997).

$$\mu_{A_i}(x) = \frac{1}{1 + \left[\left(\frac{x - c_i}{a_i} \right)^2 \right]^{b_i}} \quad (3.16)$$

$$\mu_{B_i}(y) = \frac{1}{1 + \left[\left(\frac{y - c_i}{a_i} \right)^2 \right]^{b_i}} \quad (3.17)$$

Bu parametreler değiştiğinde, Gauss eğrisi fonksiyonu da bu değişime uygun olarak değişir. Bu da, A_i sözel etiketli kümenin üyelik fonksiyonlarının çeşitli formlarda olması demektir. Gerçekte, bu katmandaki düğüm fonksiyonları için aday fonksiyonlar türevi alınabilen fonksiyonlardır. Bu katmandaki parametreler öncül parametreler olarak isimlendirilir (Taş, 2009).

3.6.4.3. Kural katmanı

Kural katmanıdır. Bu katmandaki her bir düğüm, Sugeno bulanık mantık çıkarım sistemine göre oluşturulan kuralları ve sayısını ifade etmektedir. Her bir kural düğümünün çıkışı μ_i , 2. katmandan gelen üyelik derecelerinin çarpımı olmaktadır.

Her düğüm çıkışı, bir kuralın ateşleme seviyesini gösterir. μ_i değerlerinin elde edilişi ise, ($j=1,2$) ve ($i=1 \dots n$) olmak üzere,

$$y_i^3 = \prod_i \mu_{A_j}(x) \mu_{B_i}(y) = \mu_i \quad (3.18)$$

şeklinde. Burada, y_i^3 3. katmanın çıkış değerlerini; n ise, bu katmandaki düğüm sayısını ifade etmektedir.

3.6.4.4. Normalizasyon katmanı

Normalizasyon katmanıdır. Bu katmandaki her bir düğüm, kural katmanından gelen tüm düğümleri giriş değeri olarak kabul etmekte ve her bir kuralın normalleştirilmiş ateşleme seviyesini hesaplamaktadır. Bu katmanın çıkışları, normalize edilmiş ateşleme seviyesi olarak adlandırılır Normalleştirilmiş ateşleme seviyesi $\bar{\mu}_i$ 'nin hesaplanması ise,

$$y_i^4 = \bar{\mu}_i = \frac{\mu_i}{\sum_{i=1}^n \mu_i} \quad (i=1, n) \quad (3.19)$$

3.6.4.5. Arındırma-berraklaştırma katmanı

Arındırma katmanıdır. Arındırma katmanındaki her bir düğümde verilen bir kuralın ağırlıklandırılmış sonuç değerleri hesaplanmaktadır. Bu katmandaki parametreler, sonuç parametreleri olarak isimlendirilir. 5. katmandaki i . düğümün çıkış değeri ise,

$$y_i^5 = \bar{\mu}_i [p_i x_1 + q_i x_2 + r_i] \quad (i=1, n) \quad (3.20)$$

şeklinde olmaktadır. Buradaki (p_i , q_i , r_i) değişkenleri, i . kuralın sonuç parametreleri kümesidir.

3.6.4.6. Toplam katmanı

Toplam katmanıdır. Bu katmanda sadece bir düğüm vardır ve \sum ile etiketlenmiştir. Burada, 5. Katmandaki her bir düğümün çıkış değeri toplanarak sonuçta, ANFIS sisteminin gerçek çıktı değeri elde edilir. Sonuç olarak, ANFIS yapısı fonksiyonel olarak, Sugeno tipi bir FIS yapısının aynısıdır Sistemin çıkış değeri olan y 'nin hesaplanması ise Eşitlik 3.21'e göre olmaktadır .

$$y = \sum_{i=1}^n \bar{\mu}_i [p_i x_1 + q_i x_2 + r_i] \quad (3.21)$$

3.6.5. Öğrenme algoritması

ANFIS'in öğrenme algoritması, hem giriş değişkenlerini hem de sonuç değişkenlerini optimize etmektedir. Söz konusu öğrenme işlemi gerçekleşirken ANFIS melez öğrenme algoritmasını kullanmaktadır. Melez öğrenme algoritması, en küçük kareler yöntemi ile geri yayılmalı öğrenme algoritmasının bir arada kullanılmasından oluşmaktadır. Melez öğrenme algoritması, ileri besleme ve geri besleme olmak üzere iki kısımdan oluşmaktadır. İleri beslemede, giriş parametreleri sabit alınarak sonuç parametrelerinin değerleri en küçük kareler yöntemi ile hesaplanırken, geri beslemede ise sonuç parametreleri sabit alınarak giriş parametreleri geri yayılmalı öğrenme algoritması ile hesaplanmaktadır.

Öğrenme işlemindeki bir adımın iki kısmı vardır; Birinci kısımda giriş örnekleri üretilir ve öncül parametreler sabit kabul edilerek, en küçük ortalama kare (least mean square) metoduyla en iyi soncul parametreler tespit edilir. İkinci kısımda, giriş örnekleri yeniden üretilir ve soncul parametreler sabit kabul edilerek öncül parametreler eğim alçalması (gradient descent) metoduyla değiştirilir. Bu süreç daha sonra tekrar edilir (Demuth ve Beale, 2000).

Buradaki ileri besleme ve geri besleme işleyiş döngüsü, tüm sistem hatası belirlenen bir hata değerinden küçük olana kadar veya fazla bir değişim göstermeyinceye kadar devam etmektedir. Hesaplanacak olan hata değeri ise, hata kareler ortalamasının karekök değerine bir anlamda sistemin standart sapma değerine eşit olmaktadır. RMSE değerinin formülü aşağıdaki gibidir:

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (T_i - y_i)^2}{N}} \quad (3.22)$$

Formülde T_i gerçek değerleri, y_i ANFIS' den elde edilen değerleri, N ise örnek büyüklüğünü göstermektedir.

3.6.6. Bulanık mantık tasarlanırken dikkat edilmesi gereken noktalar

Kurulacak denetçinin tipi mutlaka Sugeno olmalıdır, sistemi iyi tanımlayan girdi ve çıktı veri çiftlerine sahip olunmalıdır, ANFIS sadece Matlab’da ön tanımlı bulunan üyelik fonksiyonları ile çalışabilir, sistemde her bir kural tek bir çıkış üyeliği üzerinde çalışabilecek şekilde olmalıdır.

ANFISedit arabirimi ile bir bulanık denetleyici tasarlamak için şu adımları takip etmek gerekir:

Birinci adımda; sistem hakkında veri toplayarak, ANFISedit’in kullanacağı hale getirmek ve bunları arabirime yüklemek.

İkinci adımda; uygun fismat yapısını oluşturmak. Bunun için çeşitli yollar mevcuttur. Önceden hazırlanmış bir yapı kullanabiliriz veya boş bir yapı kullanabiliriz. Boş yapıda giriş-çıkış ilişkisinin nasıl belirleneceğini gösteren iki metot vardır: Grid partitioning ve Subtractive Clustering. Bu aşamada giriş ve çıkış üyelikleri ile ilgili tanımlamalar da yapılabilmektedir. Yalnız çıkıştaki üyelik sayısını, dolayısıyla kural sayısını belirlemek ya da bir kısıtlama getirmek mümkün değildir. ANFIS bunları kendisi otomatik belirler.

Üçüncü adımda; bu aşamada sinir ağı eğitilir. Burada eğitim hatasının sıfır olması istenilir. Eğitimde hatanın yayılması iki şekilde olur: ya sadece geri yayılım kullanılır ya da hibrid bir metot kullanılır.

Dördüncü adımda; meydana gelen fismat yapısının performansı kontrol verisi kullanılarak belirlenir ve grafik olarak kullanıcıya sunulur (Jang, 1993; Jang ve Gullery, 1995).

3.6.7. ANFIS yönteminin avantajı

Sinirsel uyarlanır öğrenme teknikleri, bulanık modelleme prosedürü için veri setini kullanarak ilgili sistemi öğrenen bir model olarak geliştirmeyi sağlar. Sinirsel bulanık sistemlerde sinir ağlarının esneklik, hız ve uyarlanabilirlik gibi özelliklerinin bulanık sisteme eklenme durumu söz konusudur. Sinirsel bulanık sistemler birçok avantaja

sahiptir. Bu avantajlar; öğrenme yeteneği, kesin olmayan girdi ve sistem çıktılarının dilsel ifade edilebilirliği, uyarlanabilirlik ve bilgiyi eşzamanlı işleme yeteneğidir.

Hesaplama zamanı, performans seviyesi veya kural tabanının anlamlılığı kriterleri esas alındığında sinirsel bulanık yöntemler birbirlerine göre üstünlük sağlayabilmektedir. ANFIS son yıllarda geliştirilen sinirsel bulanık sistemler arasında en yaygın olanıdır. Sugeno benzeri bulanık sistem içerir ve geri yayımlı öğrenme algoritması kullanır. Sinir ağlarının yetenekleri ile zenginleştirilmiş, öğrenme yetenekleri olan bulanık çıkarım sistemlerine sinirsel bulanık sistemler denir. Sinirsel bulanık bir sistem bulanık akıl yürütme işlemini gerçekleştirmek için tasarlanır. Burada ağın bağlantı ağırlıkları bulanık akıl yürütmenin parametrelerine karşılık gelir. Sinirsel bulanık sistem, geriyayılım tipi öğrenme algoritması kullanarak bulanık kuralları tanımlayabilir ve bulanık akıl yürütmenin üyelik fonksiyonlarını öğrenebilir. Öğrenme yeteneğine sahip olan sinirsel bulanık sistem sözel kuralları ve üyelik fonksiyonlarını öğrenebilir veya var olanlarını optimize edebilir (Yılmaz, 2005).

Sıradan sinir ağlarında, düğümler aynı işlevselliktedir. Fakat sinirsel bulanık sistemlerde düğümler farklı işlevselliklere sahiptir. Yani, bazı düğümler girdi değişkenlerinin bazı düğümler çıktı değişkenlerinin sözel terimlerini ifade eder. Sinir ağlarında komşu katmanlardaki düğümler tamamen birbirlerine bağlı iken sinirsel bulanık ağlar da bazı düğümler ve bağlantılar bulanık kuralları temsil etmek için kullanılır. Sinirsel bulanık sistemlere başlangıçta bilgi yerleştirilir. Bu nedenle, lokal en küçüğe yakınsama, sıradan sinir ağlarındaki kadar ciddi olmayabilir. Modern sinirsel bulanık sistemler genel olarak ileri beslemeli ve çok katmanlıdır (Güler, 2006).

4. UYGULAMA

Uygulamanın ilk adımı hava sıcaklığına etki eden parametrelerin belirlenmesidir. Literatür araştırmaları sonucunda sıcaklığa etli eden en önemli sekiz ana parametre belirlenmiştir. Bu parametreler çok kriterli karar verme yöntemlerinden AHP ve kriterlerin birbirleri ile olan ilişkilerin önemini belirlemede yardımcı olan DEMATEL yöntemleri kullanılarak sıcaklığa en çok etki eden dört kriter belirlenmiştir.

Uygulamanın ikinci adımında bu dört parametre için meteorolojiden 2000-2012 yılları arası toplamda 22625 veri alınmış ve ANFIS yöntemi ile Kocaeli ili için en ideal sıcaklık tahmin modeli belirlenmiştir.

4.1. Etkin Kriterlerin AHP ve DEMATEL İle Belirlenmesi

Kriterlerin önem derecelerini belirlemek için çok kriterli karar verme tekniklerinden AHP ve DEMATEL yöntemi kullanılmıştır. Bu yöntemler ile sıcaklığa etki eden sekiz ana kriterlerin etkinlik sıralaması belirlenmiş ve dört kritere düşürülmüştür.

4.1.1. AHP yöntemi ile kriterlerin ağırlıklandırılması

Sıcaklığa etki eden kriterlerin birbirlerine göre önem puanlaması altı uzman tarafından puanlandırılmıştır. Bu puanlamadan sonra bu değerlendirmeler tutarlılık analizine sokulmuştur. Tutarlılık analizi sonucunda birinci karar vericinin tutarlılık oranı; 0,0763 ikincinin; 0,0892 üçüncünün; 0,0971 dördüncünün; 0,0960 beşincinin; 0,0853 ve altıncı karar vericinin; 0,0965 bulunulmuştur. Tutarlılık oranları 0,1 den küçük olduğu AHP yöntemine devam edilmiştir.

AHP yönteminin ilk aşamasında tüm karar vericilerin değerlendirmelerinin geometrik ortalaması alınarak Tablo 4.1 oluşturulmuştur.

Tablo 4.1. Değerlendirmecilerin geometrik ortalaması

KRİTERLER	Hava Basıncı	Su buhar Basıncı	Bağıl Nem	Rüzgâr Hızı	Yükseklik	Bitki Örtüsü	Kara ve Denizler	Bakı
K1-Hava basıncı	1	2,06	2,78	5	4,36	5,01	6,32	6,3
K2-Su buhar basıncı	0,49	1	3,41	5,14	4,16	4,79	3,57	5,38
K3-Bağıl nem	0,36	0,29	1	2,34	3,87	4,53	4,79	4,16
K4-Rüzgâr hızı	0,2	0,19	0,43	1	2,06	2,94	2,06	2,06
K5-Yükseklik	0,23	0,24	0,26	0,49	1	2,59	2,45	2,34
K6-Bitki Örtüsü	0,2	0,21	0,22	0,26	0,39	1	1,57	1,19
K7-Kara ve Denizler	0,16	0,28	0,21	0,49	0,41	0,64	1	1,68
K8-Bakı	0,16	0,19	0,24	0,43	0,43	0,84	0,59	1
SÜTÜN TOPLAMI	2,79	4,46	8,55	15,14	16,67	22,34	22,35	24,12

AHP yönteminin ikinci aşamasında geometrik ortalamalarının oluşturduğu Tablo 4.1 normalize edilmiş ve Tablo 4.2 oluşturulmuştur. Bu normalize değerleri her bir değerın sütun toplam değerine bölünmesi ile meydana gelmiştir.

Tablo 4.2. Normalizasyon sonucunda oluşan değerler

KRİTERLER	Hava Basıncı	Su buhar basıncı	Bağıl Nem	Rüzgâr Hızı	Yükseklik	Bitki Örtüsü	Kara ve Denizler	Bakı
K1-Hava basıncı	0,36	0,46	0,33	0,33	0,26	0,22	0,28	0,26
K2-Su buhar basıncı	0,17	0,22	0,4	0,34	0,25	0,21	0,16	0,22
K3-Bağıl nem	0,13	0,07	0,12	0,15	0,23	0,2	0,21	0,17
K4-Rüzgâr hızı	0,07	0,04	0,05	0,07	0,12	0,13	0,09	0,09
K5-Yükseklik	0,08	0,05	0,03	0,03	0,06	0,12	0,11	0,1
K6-Bitki Örtüsü	0,07	0,05	0,03	0,02	0,02	0,04	0,07	0,05
K7-Kara ve Denizler	0,06	0,06	0,02	0,03	0,02	0,03	0,04	0,07
K8-Bakı	0,06	0,04	0,03	0,03	0,03	0,04	0,03	0,04

AHP yönteminin üçüncü aşamasında; kriter ağırlıkları belirlenmiş ve Tablo 4.3’ de gösterilmiştir. Kriter ağırlıkları normalize değerlerin satır toplamalarının toplam kriter sayısına bölünmesi ile elde edilir.

Tablo 4.3. Kriter ağırlıklarının belirlenmesi

KRİTER/KRİTER	Hava Basıncı	Su Buhar Basıncı	Bağıl Nem	Rüzgâr Hızı	Yükseklik	Bitki Örtüsü	Kara ve Denizler	Bakı	SATIR TOPLAMI	W
K1-Hava basıncı	0,36	0,46	0,33	0,33	0,26	0,22	0,28	0,26	2,51	0,31
K2-Su buhar basıncı	0,17	0,22	0,4	0,34	0,25	0,21	0,16	0,22	1,98	0,25
K3-Bağıl nem	0,13	0,07	0,12	0,15	0,23	0,2	0,21	0,17	1,29	0,16
K4-Rüzgâr hızı	0,07	0,04	0,05	0,07	0,12	0,13	0,09	0,09	0,66	0,08
K5-Yükseklik	0,08	0,05	0,03	0,03	0,06	0,12	0,11	0,1	0,58	0,07
K6-Bitki Örtüsü	0,07	0,05	0,03	0,02	0,02	0,04	0,07	0,05	0,35	0,04
K7-Kara ve Denizler	0,06	0,06	0,02	0,03	0,02	0,03	0,04	0,07	0,34	0,04
K8-Bakı	0,06	0,04	0,03	0,03	0,03	0,04	0,03	0,04	0,29	0,04

AHP yöntemi ile kriter ağırlıklarının belirlenmesi sonucunda en önemli kriterlerin; hava basıncı 0,31, su buhar basıncı 0,25, bağıl nem 0,16 ve rüzgar hızı 0,08 olduğu görülmüştür.

4.1.2. DEMATEL yöntemi ile kriter ağırlıklarının belirlenmesi

Kriterler arasındaki ilişkilerin belirlenmesi amacı ile DEMATEL yöntemi kullanılarak en etkin kriterler belirlenmiştir. DEMATEL metodunda kriterler arasındaki ilişkiler, ikili karşılaştırma skalası kullanılarak altı kişiden oluşan uzman grup tarafından belirlenmiştir.

DEMATEL yönteminin ilk aşamasında; direkt ilişki matrisinin oluşturulması ve grup kararı için ortalama matrisin bulunmasıdır. Direkt ilişki matrisi; kriterler arasındaki ikili karşılaştırmalar yapılarak karar verici/uzman grup tarafından belirlenmiştir. Oluşturulan direkt ilişki matrislerinin ortalamaları alınarak ortalama direkt ilişki matrisi oluşturulmuş ve Tablo 4.4' de gösterilmiştir.

Tablo 4.4. Direkt ilişki matrisinin (Ortalama) oluşturulması

KRİTERLER	Hava Basıncı	Su buhar Basıncı	Bağıl Nem	Rüzgâr Hızı	Yükseklik	Bitki Örtüsü	Kara ve Denizler	Bakı	Satırlar Toplamı
K1-Hava basıncı	0,00	3,00	3,25	3,00	3,50	3,50	4,00	3,50	23,75
K2-Su buhar basıncı	3,25	0,00	3,00	3,50	3,00	3,25	3,25	3,50	22,75
K3-Bağıl nem	3,00	3,75	0,00	3,25	3,75	3,25	3,25	3,00	23,25
K4-Rüzgâr hızı	3,25	3,25	3,00	0,00	3,25	4,00	3,25	2,50	22,50
K5-Yükseklik	2,25	1,75	1,00	2,00	0,00	2,50	2,00	1,00	12,50
K6-Bitki Örtüsü	1,25	1,75	1,75	1,75	1,50	0,00	1,50	1,25	10,75
K7-Kara ve Denizler	1,50	2,00	2,00	2,00	1,25	1,75	0,00	1,50	12,00
K8-Bakı	1,25	1,50	1,75	1,50	0,75	1,50	1,25	0,00	9,50
Sütunlar Toplamı	15,75	17,00	15,75	17,00	17,00	19,75	18,50	16,25	

DEMATEL yönteminin ikinci aşamasında; direkt ilişki matrisinin (C) normalize edilmesidir. X_{ij} elemanları yerine a_{ij} elemanları yazılır; matrisin satır ve sütun toplamaları değerlerimden en büyüğü belirlenir ve ortalama direkt ilişki matrisi bu değere bölünür.

Tablo 4.5. Normalleştirilmiş (M) direk ilişki matrisi

KRİTERLER	Hava Basıncı	Su buhar Basıncı	Bağıl Nem	Rüzgâr Hızı	Yükseklik	Bitki Örtüsü	Kara ve Denizler	Bakı
K1-Hava basıncı	0,00	0,13	0,14	0,13	0,15	0,15	0,17	0,15
K2-Su buhar basıncı	0,14	0,00	0,13	0,15	0,13	0,14	0,14	0,15
K3-Bağıl nem	0,13	0,16	0,00	0,14	0,16	0,14	0,14	0,13
K4-Rüzgâr hızı	0,14	0,14	0,13	0,00	0,14	0,17	0,14	0,11
K5-Yükseklik	0,09	0,07	0,04	0,08	0,00	0,11	0,08	0,04
K6-Bitki Örtüsü	0,05	0,07	0,07	0,07	0,06	0,00	0,06	0,05
K7-Kara ve Denizler	0,06	0,08	0,08	0,08	0,05	0,07	0,00	0,06
K8-Bakı	0,05	0,06	0,07	0,06	0,03	0,06	0,05	0,00

DEMATEL yönteminin üçüncü aşamasında; normalize edilmiş matris (M) kullanılarak toplam ilişki matrisinin (T) oluşturulmasıdır. Toplam ilişki matrisi (T), normalleştirilmiş direkt ilişki matrisi (M) kullanılarak oluşturulur. Burada (I) birim matrisi ifade etmektedir. Yapılacak işlemler sırasıyla aşağıdaki gibidir.

Tablo 4.6. Birim (I) Matris

KRİTERLER	K1	K2	K3	K4	K5	K6	K7	K8
K1	1	0	0	0	0	0	0	0
K2	0	1	0	0	0	0	0	0
K3	0	0	1	0	0	0	0	0
K4	0	0	0	1	0	0	0	0
K5	0	0	0	0	1	0	0	0
K6	0	0	0	0	0	1	0	0
K7	0	0	0	0	0	0	1	0
K8	0	0	0	0	0	0	0	1

Birim matris (I)'dan normalize edilmiş (M) matrisi çıkarılır, (I-M) matrisi, Tablo 4.7 oluşturulur.

Tablo 4.7. (I-M) Matris

KARAR VERİCİ	K1	K2	K3	K4	K5	K6	K7	K8
K1	1,00	-0,13	-0,14	-0,13	-0,15	-0,15	-0,17	-0,15
K2	-0,14	1,00	-0,13	-0,15	-0,13	-0,14	-0,14	-0,15
K3	-0,13	-0,16	1,00	-0,14	-0,16	-0,14	-0,14	-0,13
K4	-0,14	-0,14	-0,13	1,00	-0,14	-0,17	-0,14	-0,11
K5	-0,09	-0,07	-0,04	-0,08	1,00	-0,11	-0,08	-0,04
K6	-0,05	-0,07	-0,07	-0,07	-0,06	1,00	-0,06	-0,05
K7	-0,06	-0,08	-0,08	-0,08	-0,05	-0,07	1,00	-0,06
K8	-0,05	-0,06	-0,07	-0,06	-0,03	-0,06	-0,05	1,00

Birim matris (I)'dan normalize edilmiş (M) matrisi çıkarılır, (I-M) matrisinin tersi alınır.

Tablo 4.8. (I-M)⁻¹ Matrisi

KRİTERLER	K1	K2	K3	K4	K5	K6	K7	K8
K1	1,28	0,42	0,41	0,42	0,44	0,49	0,48	0,43
K2	0,4	1,3	0,4	0,43	0,42	0,47	0,45	0,42
K3	0,4	0,44	1,29	0,43	0,45	0,48	0,46	0,41
K4	0,4	0,42	0,39	1,3	0,42	0,5	0,45	0,39
K5	0,24	0,23	0,2	0,24	1,17	0,29	0,25	0,2
K6	0,18	0,21	0,2	0,21	0,2	1,17	0,21	0,19
K7	0,21	0,24	0,23	0,24	0,21	0,25	1,18	0,21
K8	0,17	0,19	0,19	0,19	0,16	0,21	0,19	1,13

Son olarak (M) matrisi ile (I-M)⁻¹ matrisi çarpılıp Tablo 4.9’ da Toplam İlişki Matrisi (T) bulunarak aşama üç tamamlanır.

Tablo 4.9. Toplam İlişki Matrisi

KRİTERLER	K1	K2	K3	K4	K5	K6	K7	K8	Di
K1	0,28	0,42	0,41	0,42	0,44	0,49	0,48	0,43	3,3614
K2	0,40	0,30	0,40	0,43	0,42	0,47	0,45	0,42	3,291
K3	0,40	0,44	0,29	0,43	0,45	0,48	0,46	0,41	3,3606
K4	0,40	0,42	0,39	0,30	0,42	0,50	0,45	0,39	3,2615
K5	0,24	0,23	0,20	0,24	0,17	0,29	0,25	0,20	1,8092
K6	0,18	0,21	0,20	0,21	0,20	0,17	0,21	0,19	1,5768
K7	0,21	0,24	0,23	0,24	0,21	0,25	0,18	0,21	1,7604
K8	0,17	0,19	0,19	0,19	0,16	0,21	0,19	0,13	1,4133
Ri	2,287	2,445	2,294	2,448	2,467	2,863	2,662	2,369	

DEMATEL yönteminin dördüncü aşamasında; etkilen ve etkileyen (gönderici ve alıcı) kriter gruplarının belirlenmesidir. Toplam İlişki Matrisi’nin satırları toplamı D, sütunları toplamı ile de R değerleri elde edilerek aşağıdaki tablo oluşturulmuştur. 3.Aşamada bulunan matrsten yola çıkarak; bu matrisin i’inci satırının toplamı D_i; i kriteri tarafından diğer kriterlere gönderilen doğrudan ve dolaylı etkilerin toplamını gösterir. Sütun toplamı R_i; ise aynı kriterin diğer kriterlerden gelen etkilerin toplamını gösterir.

Tablo 4.10. Kriterlerin etki değerleri

KRİTERLER	Di	Ri	Di+Ri	Di-Ri
K1	3,3614	2,2867	5,6481	1,0747
K2	3,291	2,4452	5,7362	0,8458
K3	3,3606	2,2941	5,6547	1,0665
K4	3,2615	2,448	5,7095	0,8135
K5	1,8092	2,4665	4,2757	-0,6573
K6	1,5768	2,8626	4,4394	-1,2858
K7	1,7604	2,6623	4,4227	-0,9019
K8	1,4133	2,3688	3,7821	-0,9555

DEMATEL yönteminin beşinci aşaması; eşik değerin belirlenmesi ve etki diyagramının çizilmesidir. Uygun bir etki-yönlü graf elde etmek için karar vericilerin etki seviyesi için bir eşik değeri ayarlamaları gerekir. T matrisinde eşik değerinden daha büyük etki değerlerine sahip olan bazı elemanlar seçilir ve etki-yönlü graf diyagramına dönüştürülür. Eşik değeri karar verici ya da uzmanlar tarafından belirlenir. Etki-yönlü graf diyagramı yatay eksenini D+R, dikey eksenini D-R olan bir koordinat düzleminde (D+R,D-R) noktalarının gösterilmesiyle elde edilir. Eşik değeri; 0,0525219 hesaplanmıştır.

DEMATEL yönteminin altıncı aşaması; kriter ağırlıklarının belirlenmesidir. Kriterlerin ağırlıkları belirlenerek sıralama yapılır.

Tablo 4.11. Kriter ağırlıkları

Kriterler	$(D_i+R_i)^2+(D_i-R_i)^2$	$\sqrt{(D_i+R_i)^2+(D_i-R_i)^2}$	W_i
Hava Basıncı	33,06	5,75	0,142
Su Buhar Basıncı	33,62	5,80	0,143
Bağıl Nem	33,11	5,75	0,142
Rüzgâr Hızı	33,26	5,77	0,143
Yükseklik	18,71	4,33	0,107
Bitki Örtüsü	21,36	4,62	0,114
Kara ve Denizler	20,37	4,51	0,112
Baki	15,22	3,90	0,096

DEMATEL yöntemi ile kriter ağırlıkları; hava basıncı 0,142, su buhar basıncı 0,143, bağıl nem 0,142 ve rüzgar hızı 0,143 bulunulmuştur. Bu sonuca göre etkinlik sıralaması; rüzgâr hızı, bağıl nem, hava basıncı ve su buhar basıncı şeklindedir.

4.2. ANFIS Yöntemi İle Modelin Oluşturulma Süreci

Çalışmada sıcaklık tahmini için ANFIS odaklı model uygulanacaktır. Uygulanan yöntemin etkinliğini ortaya koyma adına RMSE ve MAPE hata testleri yapılacaktır. Uygulamanın ikinci bölümünün ana amacı meteoroloji verilerine dayalı olarak üretilen veri seti kullanılarak karar verme mantığının en optimum şekilde modellenebilmesidir. Bu amaçla ölçülebilir bir çıktı olarak meteorolojik verilerin sonucunda elde ettiği sıcaklık uygulamada kullanılmıştır. Karar verme sürecini modelleme adına seçim kriterleri de modelde girdi teşkil etmiştir.

Literatürde sıcaklık tahmininde geliştirilen yaklaşımların bir kısmında problemde yer alan toplam kriter setinden çeşitli yöntemler uygulanarak öncelikli kriterler belirlenmekte ve seçilen kriterlere bağlı olarak problem çözülmektedir. Çalışmada etkili kriterler tespit edilip, hata düzeyleri kontrol edilmiştir.

Tezde belirtilen çerçevede ANFIS yöntemi sıcaklık tahminine uygulanmaktadır. Uygulamanın gerçekleştirilmesinde, bir önceki bölümde ayrıntıları ele alınan MATLAB yazılımının Bulanık Mantık Modülü (anfisedit) kullanılmıştır. Verinin düzenlenmesi ve RMSE ve MAPE yöntemlerinin uygulanmasında ise Excel kullanılmıştır. Problemin kısıt içermesi halinde nasıl davranılacağı konusuna da değinilmektedir. Metodoloji çerçevesinde uygulanan işlemler ayrı başlıklar halinde anlatılacaktır.

Bu çalışmada; Windows 8.1 Pro, 32 GB RAM İntel (R) Core i7-4910MQ, CPU @2,90 GHz 2,90GHz (Çift Çekirdek)'li özel bilgisayarda çalışılmıştır. Bu cihazlar daha hızlıdır ve daha hızlı ön yükleme süreleri sağlar.

4.2.1. ANFIS modelinin veri tabanının oluşturulması

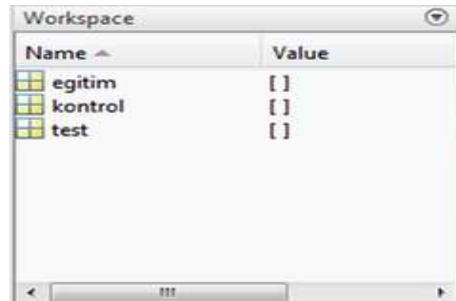
ANFIS modelinin oluşturulma sürecindeki ilk aşaması; veri tabanı oluşturulması ve veri girişinin sağlanmasıdır. Uygulama Kocaeli ili için 01.01.2000 – 28.12.2012 arasındaki günlük ortalama değerler kullanılmıştır. Bu veriler Meteoroloji Genel Müdürlüğü 1. Bölge Müdürlüğü Meteorolojik Veri Arşiv ve Yönetim Sistemi (TUMAS)'den temin edilmiştir. Toplam 22625 veri kullanılmıştır. Veri sayısı bulanık mantık için yeterli olmakla beraber veri sayısının artırılması tahminin güvenilirliğini arttırmaktadır.

AHP ve DEMATEL yöntemleri sonucunda sıcaklığa etki eden 4 ana kriter; hava basıncı, su buhar basıncı, bağıl nem ve rüzgar hızı girdi olarak kullanılmıştır. Her girdi için değerler hassasiyetle tabloya eklenerek ANFIS yapısında kullanılacak veri listesi oluşturulmuştur. Çıktı olarak ise ölçülebilir ve etkili bir değişken olarak sıcaklık alınmıştır.

Tablo 4.12. 2000-2012 yılları arası veri listesi

EĞİTİM- TEST- KONTROL	YIL	AY	GÜN	SU BUHAR BASINCI (hPa)	BAĞIL NEM (%)	HAVA BASINCI (hPa)	RÜZGÂR HIZI (m/sn)	SICAKLIK (°C)
EĞİTİM	2000	1	1	7,2	68,3	1009,5	3,5	6,7
EĞİTİM	2000	1	2	6,6	90,0	1014,3	0,5	2,5
EĞİTİM	2000	1	3	6,0	90,0	1013,9	0,4	1,4
EĞİTİM	2000	1	4	5,6	82,3	1009,9	0,4	1,6
EĞİTİM	2000	1	5	6,5	86,3	1010,2	0,2	2,9
EĞİTİM	2000	1	6	5,9	75,3	1010,8	0,7	3,3
EĞİTİM	2000	1	7	7,0	90,3	1011,8	0,4	3,3
EĞİTİM	2000	1	8	7,7	89,0	1011,8	1,9	4,9
EĞİTİM	2000	1	9	7,5	91,3	1013,7	1,3	4,0
EĞİTİM	2000	1	10	7,3	86,0	1019,1	0,9	4,6
EĞİTİM	2000	1	11	7,0	87,3	1022,5	0,2	3,5
...
KONTROL	2012	12	26	52,7	46,3	1010,5	0,9	10,6
KONTROL	2012	12	27	54,3	33,3	1009,3	1,9	14,1
KONTROL	2012	12	28	58,0	37,0	1006,9	1,2	13,4

Veriler tablolara girildikten sonra bulanık çıkarım sistemleri oluşturulmuştur. Bulanık çıkarım sistemleri genel olarak, mevcut verilerden seçilen girdi değişkenlerinden çıktı değişkenlerinin elde edilmesini sağlamak amacıyla bulanık küme ilkelerini kullanan sistemlerdir ve bu sistemler aşağıdaki adımlar izlenerek uygulanır. Veri seti oluşturulduktan sonra ANFIS girdi seçimi ile çıktıyı en çok etkileyen girdilerin seçimi işlemi yapılmaktadır. Eğitilecek parametre sayısı hususu göz önünde bulundurularak toplam verinin; %70'i eğitim, %23'ü test ve %7'si kontrol olmak üzere üç parçaya bölünmüştür. Veri seti; 3167 eğitim, 1041 test verisi ve 317 kontrol verisi olmak üzere üçe bölünmüştür.



Şekil 4.1. Matlab çalışma alanı

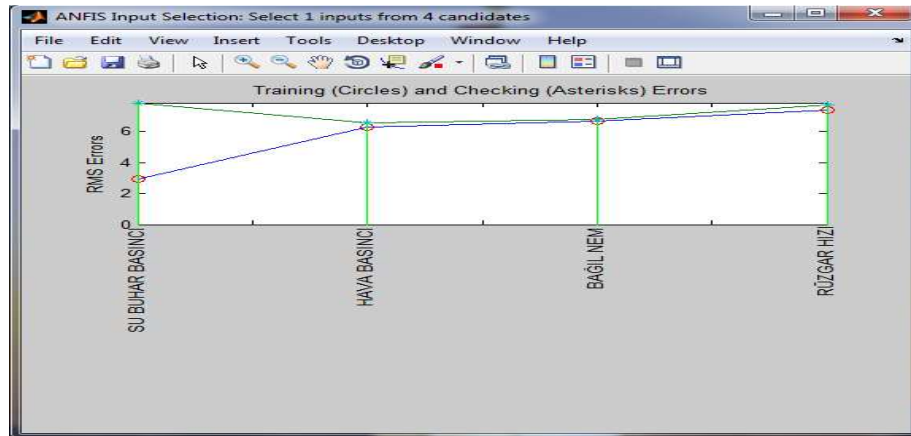
Matlab'da veri girişi için; ekranının sağ tarafında çalışma alanı (Workspace) yer almaktadır. Çalışma alanının en solda yer alan new variable butonu ile çalışma alanına yeni değişken eklenebilmektedir (Şekil 4.1). New variable butonuna basılarak yeni

bir deęişken eklenir. Eklenen deęişkenin adını deęiřtirmek için rename komutu kullanılır. Dosya isimlendirme işlemi bittikten sonra oluşturulan deęişkene çift tıklanır. Çıkan boş hücrelere bir önceki fazda oluşturulan eğitim verisi Excel dosyasından kopyalanıp eğitim deęişkenine yapıştırılır. Aynı aşamalar test ve kontrol verisi için de tekrar edilmiş ve çalışma alanına ikinci ve üçüncü deęişkenin yükleme işlemi gerçekleştirilmiştir.

Girdi seçimi işlemleri sırasında oluşacak grafikleri oluşturma adına Tablo 4.12’de yer alan kolon isimlerinin MATLAB çalışma alanına tanımlanması gerekmektedir. Bu işlemi gerçekleştirme adına, `input_name = str2mat('SU BUHAR BASINCI', 'BAĞIL NEM', 'HAVA BASINCI', 'RÜZGÂR HIZI')` kodu Command Window alanına yazılarak her bir kolonunun ismi MATLAB çalışma alanına tanımlanmıştır. Bütün bu işlemler sonucunda ANFIS girdi seçimine uygun yapı çalışma alanında oluşturulmuştur.

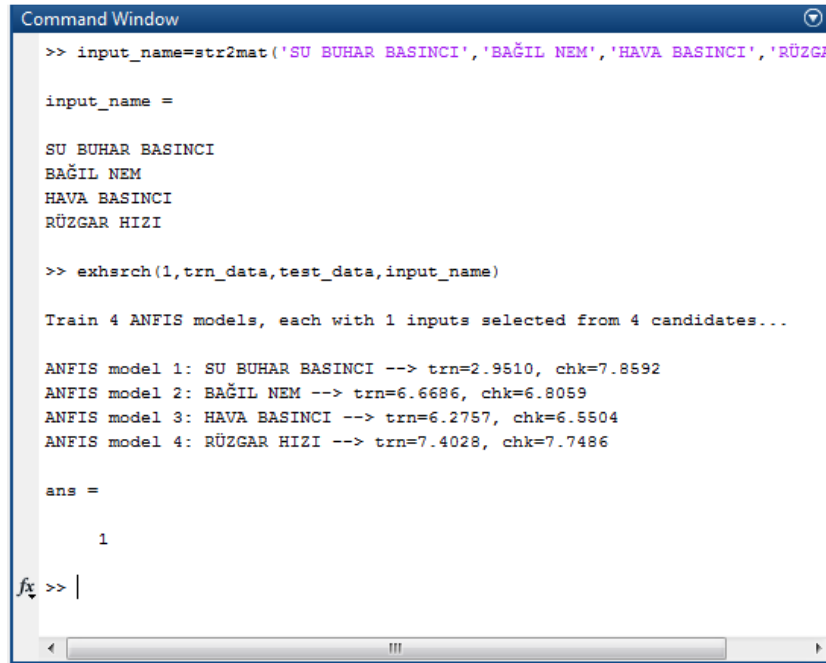
4.2.2. ANFIS ile kriterlerin etki analizi ve modelin eğitimi

ANFIS yöntemi ile model oluşturulmadan önce kriterlerin etki analizi ve ANFIS modeli eğitimi gerçekleştirilmiştir. Etki analizinde ilk olarak `exhsrch` komutu kullanılarak hangi seçim girdisinin çıktığı diğer bir ifadeyle sıcaklığı en çok etkilediği bulunabilmektedir. Eğitim ve test verisi 3/4 olacak şekilde tüm veriler 2 bölüme ayrılmıştır. Tek tek her bir girdinin etkisini görebilmek amacıyla `exhsrch(1, trn_data, test_data, input_name);` komutu kullanılmıştır. Son olarak kodun basında yer alan 1 rakamı ise girdilerin etkisinin tek tek ölçülmesini, ele alınmasını sağlar.



Şekil 4.2. Tek girdi kombinasyonu hata düzeyi

Şekil 4.2 tek tek her bir seçim kriterinin sıcaklık tahminini açıklamadaki hata büyüklüğünü göstermektedir. Y eksenini oluşturan ve RMS Errors olarak isimlendirilen yapı hatanın büyüklüğünü belirtir. RMSE (Root Mean Square Error- Hata Kareleri Ortalamasının Karekökü) sinirsel ağların performansını ortaya koymada kullanılan önemli göstergelerden biridir. RMSE, MSE'nin (Mean Square Error –Ortalama Kare Hatası) kareköküdür ve kurulan yapının performansını ölçmede yaygın olarak kullanılan etkili bir değişkendir.



```

Command Window

>> input_name=str2mat('SU BUHAR BASINCI','BAĞIL NEM','HAVA BASINCI','RÜZGA

input_name =

SU BUHAR BASINCI
BAĞIL NEM
HAVA BASINCI
RÜZGAR HIZI

>> exhsrch(1,trn_data,test_data,input_name)

Train 4 ANFIS models, each with 1 inputs selected from 4 candidates...

ANFIS model 1: SU BUHAR BASINCI --> trn=2.9510, chk=7.8592
ANFIS model 2: BAĞIL NEM --> trn=6.6686, chk=6.8059
ANFIS model 3: HAVA BASINCI --> trn=6.2757, chk=6.5504
ANFIS model 4: RÜZGAR HIZI --> trn=7.4028, chk=7.7486

ans =

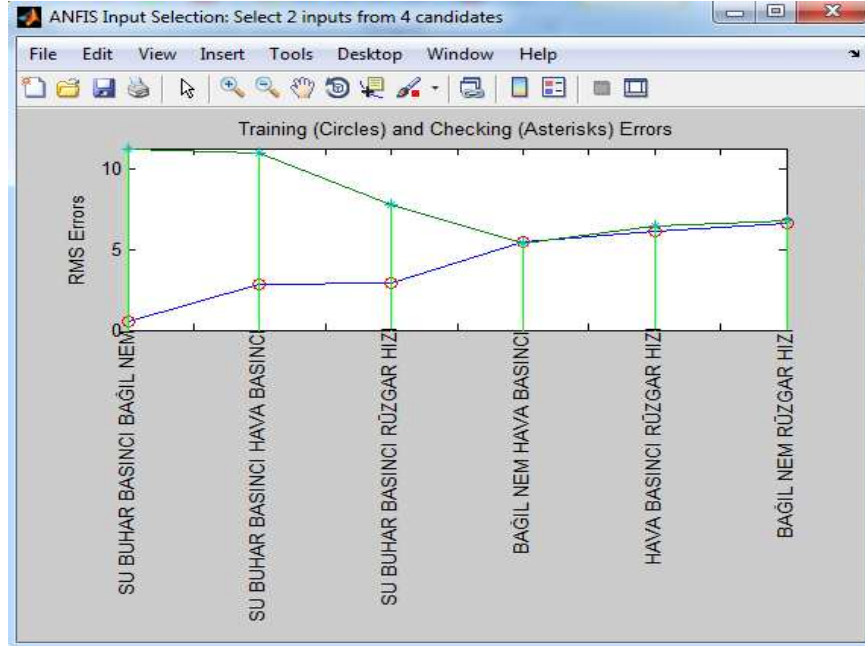
1

fx >> |

```

Şekil 4.3. Tek girdi kombinasyonu hata sonuçları

Şekil 4.3 incelendiği zaman Su Buhar Basıncı (eğitim=2,9510) kriterinin en düşük hataya sahip olduğu anlaşılmaktadır. Diğer bir ifadeyle sıcaklığı en çok etkileyen kriter Su Buhar Basıncı kriteridir. Su buhar basıncını hava basıncı ve bağıl nem kriterleri takip etmektedir. Grafikte yer alan çemberli yapı eğitim verisinin hata büyüklüğünü gösterirken yıldızlı yapı test verisinin hata büyüklüğünü göstermektedir.

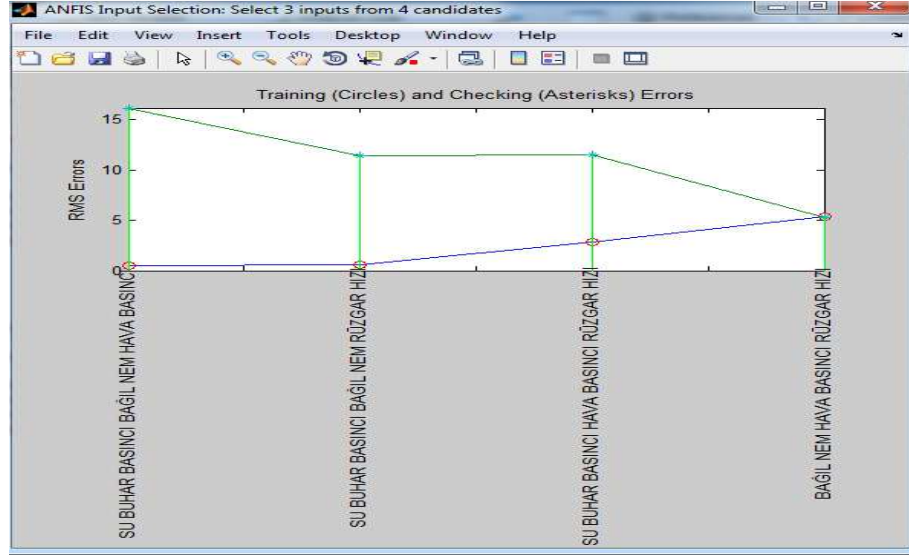


Şekil 4.4. İki girdi kombinasyonu hata sonuçları

Şekil 4.4 iki girdi kombinasyonu hata düzeyini göstermektedir. Problemde toplam 4 kriter yer aldığından 4'in 2'li kombinasyonu neticesinde grafikte 6 farklı kombinasyon oluşmuştur. Tek kriterlide kullanılan `exhsrch(1, trn_data, test_data, input_name);` komutunda yer alan 1 ifadesi yerine 2 ifadesi kullanılarak grafik oluşturulmuştur. Sonuç olarak iki girdili kombinasyonlarda su buhar basıncı ve bağıl nem çıktıyı en çok etkileyen iki faktör olarak ortaya çıkmaktadır.

```
>> exhsrch(2,trn_data,test_data,input_name)
Train 6 ANFIS models, each with 2 inputs selected from 4 candidates...
ANFIS model 1: SU BUHAR BASINCI BAĞIL NEM --> trn=0.5591, chk=11.3020
ANFIS model 2: SU BUHAR BASINCI HAVA BASINCI --> trn=2.8648, chk=11.0452
ANFIS model 3: SU BUHAR BASINCI RÜZGAR HIZI --> trn=2.9182, chk=7.7886
ANFIS model 4: BAĞIL NEM HAVA BASINCI --> trn=5.5130, chk=5.4218
ANFIS model 5: BAĞIL NEM RÜZGAR HIZI --> trn=6.6293, chk=6.7648
ANFIS model 6: HAVA BASINCI RÜZGAR HIZI --> trn=6.1819, chk=6.4612
ans =
     1     2
```

Şekil 4.5. İki girdi kombinasyonu hata sonuçları



Şekil 4.6. Üç girdi kombinasyonu hata düzeyi

Üçlü kombinasyonda ise su buhar basıncı, bağıl nem ve hava basıncı çıktığı en çok etkileyen diğer bir ifadeyle en düşük hata değerine sahip üç faktör olarak karşımıza çıkmaktadır. Üçlü girdi kombinasyonu hata değerleri aşağıda yer almaktadır.

```
>> exhsrch(3,trn_data, test_data, input_name)
Train 4 ANFIS models, each with 3 inputs selected from 4 candidates...
ANFIS model 1: SU BUHAR BASINCI BAĞIL NEM HAVA BASINCI --> trn=0.5061,
chk=16.1655
ANFIS model 2: SU BUHAR BASINCI BAĞIL NEM RÜZGAR HIZI --> trn=0.5489, chk=11.4278
ANFIS model 3: SU BUHAR BASINCI HAVA BASINCI RÜZGAR HIZI --> trn=2.8336,
chk=11.5017
ANFIS model 4: BAĞIL NEM HAVA BASINCI RÜZGAR HIZI --> trn=5.3842, chk=5.3180
ans =
     1     2     3
```

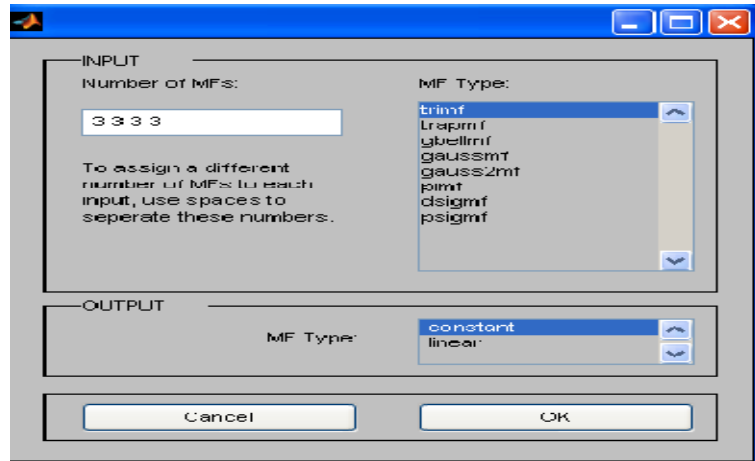
Şekil 4.7. Üç girdi kombinasyonu hata sonuçları

Literatürde yer alan birçok uygulamanın yanı sıra yöntemi geliştiren Jang'ın da ortaya koyduğu üzere ANFIS yöntemi az girdi ile etkin bir çözüm ortaya koymaktadır. Bu husus göz önünde bulundurularak üç girdili (su buhar basıncı, bağıl nem ve hava basıncı) model tercih edilmiştir. İlgili kriter seçimi neticesinde ANFIS modelinde temel teşkil edecek veri yapısı Tablo 4.13'te belirtildiği şekilde oluşmuştur.

Tablo 4.13. Seçilen kriterlere uygun veri yapısı

EĞİTİM- TEST- KONTROL	YIL	AY	GÜN	SU BUHAR BASINCI (hPa)	BAĞIL NEM (%)	HAVA BASINCI (hPa)	SICAKLIK (°C)
EĞİTİM	2000	1	1	7,2	68,3	1009,5	6,7
EĞİTİM	2000	1	2	6,6	90,0	1014,3	2,5
EĞİTİM	2000	1	3	6,0	90,0	1013,9	1,4
EĞİTİM	2000	1	4	5,6	82,3	1009,9	1,6
EĞİTİM	2000	1	5	6,5	86,3	1010,2	2,9
EĞİTİM	2000	1	6	5,9	75,3	1010,8	3,3
EĞİTİM	2000	1	7	7,0	90,3	1011,8	3,3
EĞİTİM	2000	1	8	7,7	89,0	1011,8	4,9
EĞİTİM	2000	1	9	7,5	91,3	1013,7	4,0
EĞİTİM	2000	1	10	7,3	86,0	1019,1	4,6
EĞİTİM	2000	1	11	7,0	87,3	1022,5	3,5
...
TEST	2012	12	26	52,7	46,3	1010,5	10,6
TEST	2012	12	27	54,3	33,3	1009,3	14,1
TEST	2012	12	28	58,0	37,0	1006,9	13,4

Tablo 4.13'te seçilen kriterlere bağlı oluşan veri yapısı bulunmaktadır. Bu doğrultuda seçilen kriterlere bağlı olarak düzenlenen eğitim ve test verisinin MATLAB çalışma alanına yüklenmesi gerekmektedir. Girdi seçimi bölümünde belirtilen adımlar uygulanarak eğitim ve test verileri çalışma alanına trns_data ve tests_data adları ile yüklenmiştir.



Şekil 4.8. Alternatif girdi /çıkıı üyelik fonksiyonu tipleri

ANFIS yönteminde; her bir kriter diğeri bir ifade ile her bir girdi için uygun sayıda ve tipte üyelik fonksiyonu seçiminin yapılması gerekmektedir. Üyelik fonksiyonu adedinin belirlenmesi ANFIS modelinin uygulanması konusunda önemli hususlardan biridir. Buradaki önemli nokta, seçilen üyelik fonksiyonu adedine bağlı olarak değişen eğitilecek parametre adedinin eldeki veri sayısından az olmaması kuralıdır. Yapılan kriter seçiminin ardından problem 3 girdi ve 1 çıkııdan oluşan sisteme

dönüşmüştür. Bu durumda eldeki eğitim verisinin büyüklüğü göz önünde bulundurularak her bir girdiye ait beş üyelik fonksiyonunun yer aldığı ANFIS modelinin uygulanmasına karar verilmiştir.

Tablo 4.14. MATLAB üyelik fonksiyonu tip ve açıklamaları

trimf	Triangular-shaped built-in membership function - Üçgen ü.f.
trapmf	Trapezoidal-shaped built-in membership function - Yamuk ü.f.
gbellmf	Generalized bell-shaped built-in membership function - Genelleştirilmiş çan eğrisi ü.f.
gaussmf	Gaussian curve built-in membership function - Gauss ü.f.
gauss2mf	Gaussian combination membership function - Gauss kombinasyonu ü.f.
pimf	Π shaped built-in membership function - Π şeklinde ü.f.
dsigmf	Built-in membership function composed of difference between two sigmoidal membership functions - İki sigmoid üyelik fonksiyonu arasındaki farktan oluşan ü.f.
psigmf	Built-in membership function composed of product of two sigmoidally shaped membership functions - İki sigmoid üyelik fonksiyonun çarpımından oluşan ü.f.

Üyelik fonksiyonu adedinin belirlenmesini takiben üyelik fonksiyonunun tipi ortaya konmalıdır. Çalışmada en uygun, diğer bir ifade ile eldeki girdi-çıkış setini en az hata ile açıklayan üyelik fonksiyonunu tipini seçebilmek amacı ile MATLAB yazılımının sunduğu her bir üyelik fonksiyonu tipi tek tek kullanılarak eğitim verisi 40 çevrim eğitilmiştir. Tablo 4.3'te üyelik fonksiyonu tiplerinin adı ve MATLAB'da liste halinde görünümü bulunmaktadır.

Tablo 4.15. Üyelik fonksiyonları hata değerleri

Üyelik Fonksiyonu Tipi	40 Çevrim Hata Değeri
trimf	0,41556
trapmf	1,55790
gbellmf	0,76914
gaussmf	0,50160
gauss2mf	1,33670
pimf	1,84720
dsigmf	1,34230
psigmf	1,34230

Tablo 4.15 dikkate alınarak en düşük hata değerine sahip olan trimp üyelik fonksiyon tipi seçilmiştir. Sonuç olarak her bir girdi için beş adet trimp üyelik fonksiyonu verinin eğitilmesi için seçilmiştir. Eğitim veri setinin RMSE hata büyüklüğünün 0,41556 seviyesinde olduğudur. Bütün bu işlemlerle birlikte eğitim verisinin eğitilmesi işlemi sonuçlandırılmıştır.

Tablo 4.16. AHP ve DEMATEL yöntemleri ile kriterlerin belirlenmesi

AHP-W		DEMATEL-W	
1. Hava Basıncı	0,31	1. Su Buhar Basıncı	0,143
2. Su Buhar Basıncı	0,25	2. Rüzgâr Hızı	0,143
3. Bağıl Nem	0,16	3. Bağıl Nem	0,142
4. Rüzgâr Hızı	0,08	4. Hava Basıncı	0,142

ANFIS yöntemine başlamadan önce sekiz kriteri iki farklı yöntem uygulanarak Tablo 4.16’da etkin dört kriter ve ağırlıkları belirlenmiştir. AHP yöntemi ile dört etkin kriterin ağırlıkları toplandığında %80’lik bir gücünün olduğu görülmüştür. DEMATEL de ise bu ağırlıkların gücünün %57 olduğu görülmüştür. Bu sonuçlar tahmin değerinin %80 ile AHP ve %57 ile DEMATEL ile açıklanabilirliğini göstermektedir.

4.2.3. ANFIS ile normalize edilmiş verilerin eğitimi

ANFIS yöntemi ile model oluşturulmadan önce veri eğitiminde daha az hatanın oluşması için normalize edilmiş verilerin eğitimi gerçekleştirilmiştir. Meteorolojiden alınan veriler doğrultusunda dört ana kriterin her bir değeri sütunların toplam değerine bölünerek veriler normalize edilmiştir. Bu normalize sonucunda problem dört girdi ve bir çıktıdan oluşan sisteme dönüşmüştür. Bu durumda eldeki eğitim verisinin büyüklüğü göz önünde bulundurularak her bir girdiye ait beş üyelik fonksiyonunun yer aldığı ANFIS modelinin uygulanmasına karar verilmiştir.

Tablo 4.17. Giriş değişkenlerinin normalize edilmesi

EĞİTİM- TEST- KONTROL	YIL	AY	GÜN	SU BUHAR BASINCI (hPa)	BAĞIL NEM (%)	HAVA BASINCI (hPa)	RÜZGÂR HIZI (m/sn)	SICAKLIK (°C)
EĞİTİM	2000	1	1	0,000120457	0,00021456	0,000221486	0,000545214	6,7
EĞİTİM	2000	1	2	0,000110419	0,00028273	0,000222539	7,78877E-05	2,5
EĞİTİM	2000	1	3	0,000100381	0,00028273	0,000222452	6,23101E-05	1,4
EĞİTİM	2000	1	4	9,36887E-05	0,00025854	0,000221574	6,23101E-05	1,6
EĞİTİM	2000	1	5	0,000108746	0,0002711	0,00022164	3,11551E-05	2,9
EĞİTİM	2000	1	6	9,87078E-05	0,00023655	0,000221772	0,000109043	3,3
EĞİTİM	2000	1	7	0,000117111	0,00028367	0,000221991	6,23101E-05	3,3
EĞİTİM	2000	1	8	0,000128822	0,00027958	0,000221991	0,000295973	4,9
EĞİTİM	2000	1	9	0,000125476	0,00028681	0,000222408	0,000202508	4
...
KONTROL	2012	12	25	0,000982059	0,00016964	0,000222452	0,000171353	8,1
KONTROL	2012	12	26	0,000881678	0,00014545	0,000221706	0,000140198	10,6
KONTROL	2012	12	27	0,000908446	0,00010461	0,000221442	0,000295973	14,1
KONTROL	2012	12	28	0,000970348	0,00011623	0,000220916	0,00018693	13,4

Üyelik fonksiyonu adedinin belirlenmesini takiben üyelik fonksiyonunun tipi ortaya konmalıdır. Çalışmada en uygun, diğer bir ifade ile eldeki girdi-çıkıtı setini en az hata ile açıklayan üyelik fonksiyonunu tipini seçebilmek amacı ile MATLAB yazılımının sunduğu her bir üyelik fonksiyonu tipi tek tek kullanılarak eğitim verisi 40 çevrim eğitilmiştir. Tablo 4.14'te üyelik fonksiyonu tiplerinin adı ve MATLAB'da liste halinde görünümü bulunmaktadır.

Tablo 4.18. Üyelik fonksiyonları hata değerleri

Üyelik Fonksiyonu Tipi	40 Çevrim Hata Değeri
trimf	İllegal Parameters in FIS triangular
trapmf	İllegal Parameters in FIS trapezoid
gbellmf	0,49905
gaussmf	0,54439
gauss2mf	1,59110
pimf	1,92060
dsigmf	1,47750
psigmf	1,44750

Tablo 4.17 dikkate alınarak en düşük hata değerine sahip olan gbellmf üyelik fonksiyon tipi seçilmiştir. Sonuç olarak her bir girdi için beş adet gbellf üyelik fonksiyonu verinin eğitilmesi için seçilmiştir. Eğitim veri setinin RMSE büyüklüğünün 0,49905 seviyesinde olduğudur. Bütün bu işlemlerle birlikte eğitim verisinin eğitilmesi işlemi sonuçlandırılmıştır.

4.2.4. ANFIS ile başlangıç verilerinin eğitimi

ANFIS ile model oluşturulmadan önce başlangıç verilerin ANFIS modeli eğitimi gerçekleştirilmiştir. Meteorolojiden alınan veriler doğrultusunda dört ana kriterin ve bir çıktıdan oluşan veriler Tablo 4.19'de gösterilmiştir. Problem dört girdi ve bir çıktıdan oluşan sisteme dönüşmüştür. Bu durumda eldeki eğitim verisinin büyüklüğü göz önünde bulundurularak her bir girdiye ait beş üyelik fonksiyonunun yer aldığı ANFIS modelinin uygulanmasına karar verilmiştir.

Tablo 4.19. Başlangıç giriş değişkenleri

EĞİTİM- TEST- KONTROL	YIL	AY	GÜN	SU BUHAR BASINCI (hPa)	BAĞIL NEM (%)	HAVA BASINCI (hPa)	RÜZGÂR HIZI (m/sn)	SICAKLIK (°C)
EĞİTİM	2000	1	1	7,2	68,3	1009,5	3,5	6,7
EĞİTİM	2000	1	2	6,6	90,0	1014,3	0,5	2,5
EĞİTİM	2000	1	3	6,0	90,0	1013,9	0,4	1,4
EĞİTİM	2000	1	4	5,6	82,3	1009,9	0,4	1,6
EĞİTİM	2000	1	5	6,5	86,3	1010,2	0,2	2,9
EĞİTİM	2000	1	6	5,9	75,3	1010,8	0,7	3,3
EĞİTİM	2000	1	7	7,0	90,3	1011,8	0,4	3,3
...
KONTROL	2012	12	25	58,7	54,0	1013,9	1,1	8,1
KONTROL	2012	12	26	52,7	46,3	1010,5	0,9	10,6
KONTROL	2012	12	27	54,3	33,3	1009,3	1,9	14,1
KONTROL	2012	12	28	58,0	37,0	1006,9	1,2	13,4

Üyelik fonksiyonu adedinin belirlenmesini takiben üyelik fonksiyonunun tipi ortaya konmalıdır. Çalışmada en uygun, diğer bir ifade ile eldeki girdi-çıkı setini en az hata ile açıklayan üyelik fonksiyonunu tipini seçebilmek amacı ile MATLAB yazılımının sunduğu her bir üyelik fonksiyonu tipi tek tek kullanılarak eğitim verisi 40 çevrim eğitilmiştir.

Tablo 4.20. Üyelik fonksiyonları hata değerleri

Üyelik Fonksiyonu Tipi	40 Çevrim Hata Değeri
trimf	0,36108
trapmf	1,60890
gbellmf	0,82387
gaussmf	0,51709
gauss2mf	1,50900
pimf	1,88460
dsigmf	1,42000
psigmf	1,42440

Tablo 4.20 dikkate alınarak en düşük hata değerine sahip olan trimf üyelik fonksiyon tipi seçilmiştir. Sonuç olarak her bir girdi için beş adet trimf üyelik fonksiyonu verinin eğitilmesi için seçilmiştir. Eğitim veri setinin RMSE hata büyüklüğünün 0,36108 seviyesinde olduğudur. Bütün bu işlemlerle birlikte verilerin eğitilmesi sonuçlandırılmıştır.

Tablo 4.21. Sub Clustering hata deęerleri

Sub Clustering	Hata Deęerleri
10 evrim Hata Deęeri	0,50939
20 evrim Hata Deęeri	0,50447
30 evrim Hata Deęeri	0,49236
40 evrim Hata Deęeri	0,47855
50 evrim Hata Deęeri	0,46251
60 evrim Hata Deęeri	0,44594
70 evrim Hata Deęeri	0,43133
80 evrim Hata Deęeri	0,40438
90 evrim Hata Deęeri	0,40926
100 evrim Hata Deęeri	0,41724

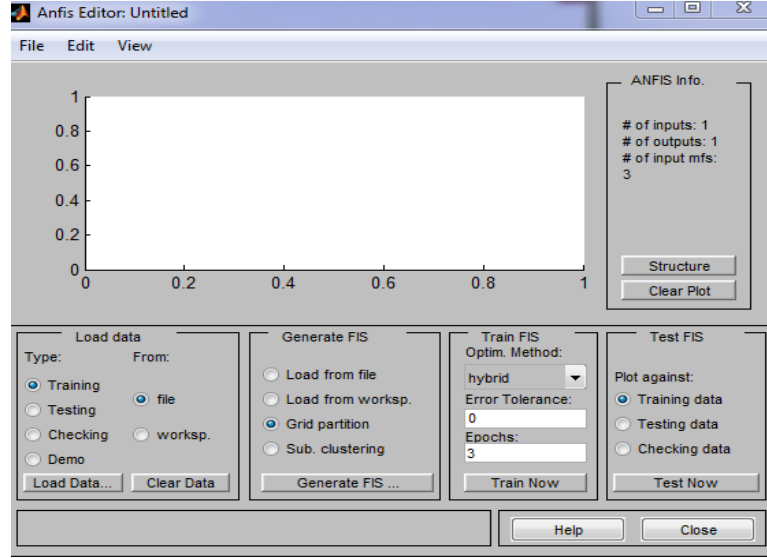
Başlangıta drt girdi ve bir ıktıdan olařan aynı veriler Generate FIS’de Sub Clustering seildięinde ařaęıdaki kısıtlar altında; Range of Influence; 0,5 (Etki Aralıęı), Squash Factor; 1,25 (Sıkıřma-Ezme Aralıęı), Accept Ratio; 0,5 (Kabul Oranı) ve Reject Ratio; 0,15 (Reddetme Oranı) iin farklı evrim srelerinde hata deęerleri bulunmuřtur.

Farklı evrimlerde hata deęerleri Tablo 4.21’de grldę gibidir. Eęitim veri setinin RMSE hata byklęnn 80. evrim sresinde minimum olup evrim sresi artırıldıęında hata deęerlerinin ykseldięi grlmřtur. 80. evrim sresinde hata deęeri 0,40438 seviyesinde olduęudur. Btn bu iřlemlerle birlikte eęitim verisinin eęitilmesi iřlemi sonulandırılmıřtır.

4.3. ANFIS İle Tahmin Modelinin Oluřturulması ve Test Edilmesi

4.3.1. Eęitim biimlerinin karřılařtırılması

ANFIS yntemi ile farklı eęitim biimlerinde farklı sonular elde edilmiřtir. ANFIS ynteminin blm 4.2.2’de bařlangıta drt kriter birbirleri arasında exhsrch komutu ile tekli, ikili ve l karřılařtırma yapılarak output’a etki eden en nemli  kriter belirlenip; Generate FIS blmnde Grid partition (Izgara Blmleme)’da, MF Type’de Sabit yelik fonksiyonu tipinde; her bir girdiye ait beř yelik fonksiyonunun verilmesi ile farklı yelik fonksiyonlarında 40 evrim sresinde hata deęerleri bulunmuř ve en dřk hata deęerinin trimf iin 0,41556 olduęu grlmřtur.



Şekil 4.9. ANFISedit ana komut penceresi

ANFIS yönteminin bölüm 4.2.3’de başlangıçta dört kriter normalize edilerek Generate FIS bölümünde Grid partition’da, MF Type’de Sabit üyelik fonksiyonu tipinde; her bir girdiye ait beş üyelik fonksiyonunun verilmesi ile farklı üyelik fonksiyonlarında 40 çevrim süresinde hata değerleri bulunmuş ve en düşük hata değerinin gbellmf için 0,49905 olduğu görülmüştür.

ANFIS yönteminin bölüm 4.2.4’de başlangıçta dört kriter Generate FIS bölümünde Grid partition’da MF Type’de Sabit üyelik fonksiyonu tipinde; her bir girdiye ait beş üyelik fonksiyonunun verilmesi ile farklı üyelik fonksiyonlarında 40 çevrim süresinde hata değerleri bulunmuş ve en düşük hata değerinin trimf için 0,36108 olduğu görülmüştür.

ANFIS yönteminin bölüm 4.2.4’ün devamında başlangıç verileri kullanılarak Generate FIS bölümünde Sub Clustering’de belirli kısıtlar altında en düşük hata değerinin 80. çevrim süresi sonucunda 0,40438 elde edilmiştir.

Tablo 4.22. Farklı Eğitim biçimlerinde hata değerleri

Eğitim Biçimi	Çevrim Sayısı	Üyelik Fonksiyon/Kısıt	Hata Değeri
3 Kriterli Eğitim	40	trimf	0,41556
Normalizasyon Eğitim	40	gbellmf	0,49905
Başlangıç Veri Eğitim	40	trimf	0,36108
Başlangıç Veri Sub Clustering Eğitim	80	RI=0,5 SF=1,25 AR=0,5 RR=0,15	0,40438

Sonuç olarak Tablo 4.22 dikkate alındığında en düşük eğitim hata değerinin başlangıç veri setinin kullanıldığında elde edildiği görülmüştür. Başlangıç eğitim setinde her bir girdiye ait beş üyelik fonksiyonunu verilmesi ile trimf (Üçgen üyelik fonksiyonu) üyelik fonksiyonun sıcaklık tahmininde en iyi üyelik fonksiyonu olduğu belirlenmiştir.

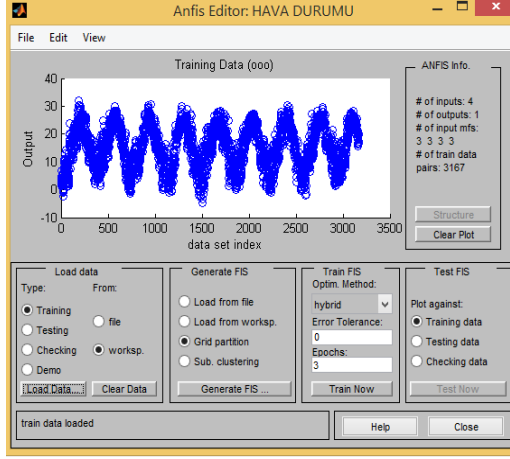
4.3.2. ANFIS yöntemi ile modelin test edilmesi

ANFIS ile oluşturulan modelin çıktılarının yorumlanmış ve test edilmiştir. Modele temel teşkil eden girdi-çıkı setine en uygun üyelik fonksiyon ve adedi kullanılarak eldeki eğitim verisi daha önce eğitilmiştir. Bu bölümde modelin eğitilmesi sonucu elde edilen çıktılar ortaya konmakta ve modelin performansı test edilmektedir.

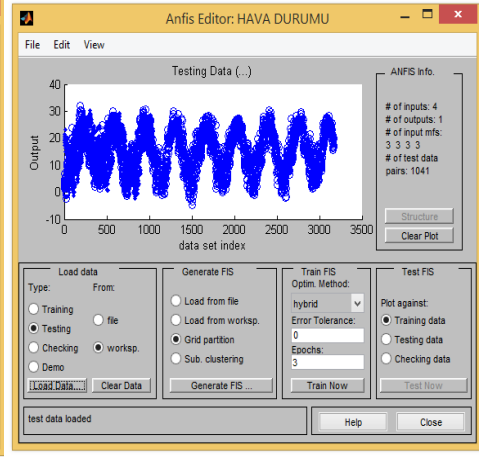
Eğitim verileri ile ağ girdi-çıkı verileri arasındaki ilişkiyi öğrenmekte ve üyelik fonksiyonu parametrelerini, belirlenen devir sayısına ya da istenen hata düzeyine erişinceye kadar düzenlemektedir.

İlk aşamada ızgara bölümlleme grid partition yöntemi seçildiğinde bulanık çıkarım sisteminin oluşturulması küçük ekran açılır. Bu ekran aracılığıyla bulanık çıkarım sistemi'nin girdi üyelik fonksiyonu tipi, sayısı ve çıkı tipi belirlendikten sonra ara yüz ana ekranına geri dönölür. Burada optimizasyon metodu olarak da hybrid seçeneği seçilir ve epochs satırına istenen iterasyon sayısı da girilmesinin ardından ağı train now butonuna basılır.

Eğitim süreci, eğitim hata değeri sabitlenene ya da kontrol veri seti için aşırı uyum oluşana kadar devam eder. Eğitim süreci sonlandırılır. Eğitim bitirildikten sonra ağ daha önce hiç görmediği test veri kümesi ile test edilir. Test hatası en düşük çıkan uyarlanır bulanık çıkarım sistemi yapısı, en iyi model olarak kabul edilir. Veriler tablolara girildikten sonra bulanık çıkarım sistemleri oluşturulmuştur. Bulanık çıkarım sistemleri genel olarak, mevcut verilerden seçilen girdi değişkenlerinden çıkı değişkenlerinin elde edilmesini sağlamak amacıyla bulanık küme ilkelerini kullanan sistemlerdir ve bu sistemler aşağıdaki adımlar izlenerek uygulanır.

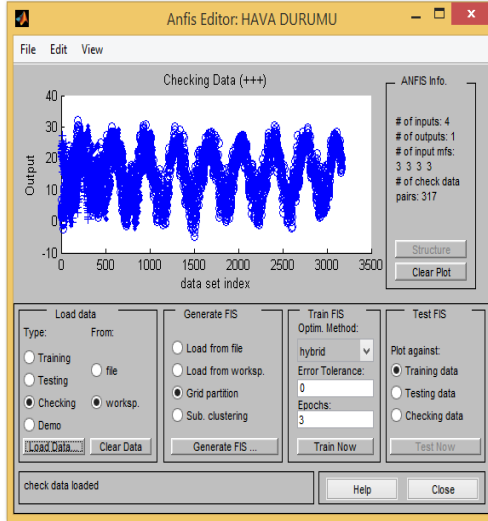


(a)

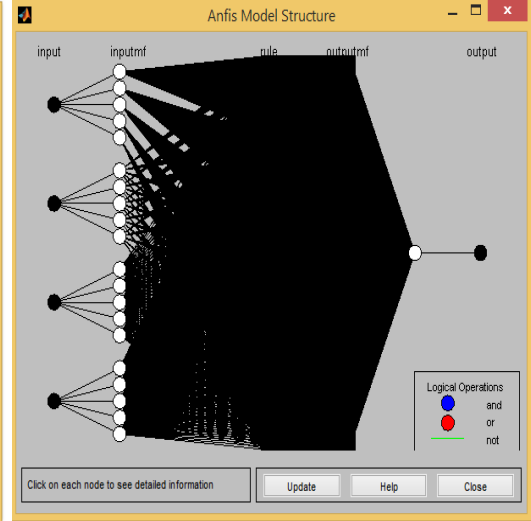


(b)

Şekil 4.10. a) Başlangıç eğitim, b) test verilerinin yüklenmesi



(a)



(b)

Şekil 4.11. a) Kontrol verilerinin yüklenmesi, b) ANFIS yapısı

Adım bir bulanıklaştırmadır. Bulanıklaştırma nümerik ayrık giriş parametrelerinin, bulanık işlem sisteminde değerlendirilmesi için, bulanık kümelere dönüştürülmesi işlemidir. Pratikte genel olarak klasik küme şeklinde beliren değişim aralıklarının bulanıklaştırılması, bulanık küme, mantık ve sistem işlemleri için gereklidir. Üyelik fonksiyonları kullanılarak girişlerin bulanık kümelerden hangisine hangi derecede ait olduğu belirlenir. Girişler, giriş değişkeninin evrensel kümesinde bulunan sayısal değerlerle sınırlıdır. Çıkış ise kümeyi niteleyen üyeliğin 0-1 aralığında bulanık bir derecesidir.

Adım iki bulanık operatörlerin uygulanmasıdır. Giriş kısmında sonuca sebep olan giriş değişkenleri ve bunlar arasındaki mantıksal ilişkiler, çıkış kısmında ise bu giriş değişkenlerine bağlı olarak ortaya çıkan sonuç değişkenleri yer alır. Girdiler bulanıklaştırıldıktan sonra her kural için öncül her bölümün sağlanma derecesi bilinmektedir. Bulanık mantık girdisi, bulanıklaştırılmış girdi değişkenlerinden iki ya da daha fazla üyelik değerlerinden oluşabilir. Fakat çıktının tek değerden oluşması gereklidir. Bu adımda kullanılan AND operatörü ile OR operatörü oluşturulan sisteme göre belirlenir. AND operatörü; Kural editöründe girişlerin hangi AND operatörü ile birleştirileceğini belirler. Bu metot için min, prod ya da custom seçilebilir. OR operatörü; Kural editöründe girişlerin hangi OR operatörü ile birleştirileceğini belirler. Max, probor (probabilistic) ya da custom seçilebilir. Bu çalışmada probabilistic kullanılmıştır.

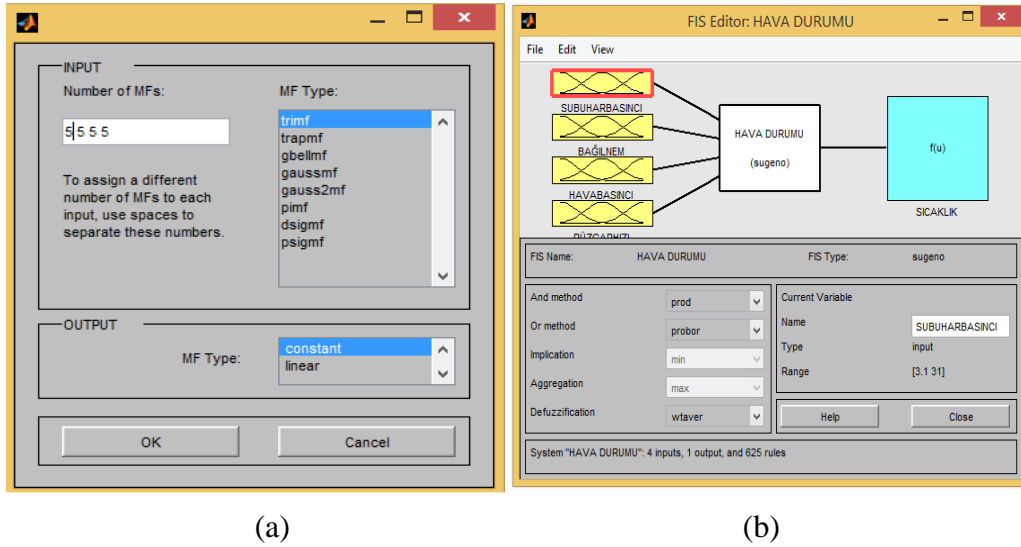
Adım üç sonuç çıkarma metodunun uygulanmasıdır. Sonuç çıkarma metodu belirli bir kural için aktif üyelik fonksiyon kısmını hesaplayan bir süreçtir. Bu adımın uygulanmasından önce kuralların ağırlıkları belirlenmelidir. Her kural bir ağırlığa sahiptir (0 ile 1 arasında). Bu prosesin girdisi öncül tarafından verilen bir numardır. Soncul kısımsa, üyelik fonksiyonları tarafından gösterilen bulanık kümelerdir ve öncülle ilgili fonksiyon kullanılarak tekrar şekillendirilebilir. Bu adım bulanıklaştırma işleminde kullanılacak metodu belirler. Kullanılan sisteme göre min, prod ya da custom seçilebilir.

Adım dört tüm çıktıların birleştirilmesidir. Kurallar karar verebilmek için bazı tutumlarla kombine edilmelidir. Çünkü kararlar bulanık çıkarım sisteminin içindeki testlerin, tüm kurallarına bağlıdır. Bu adımın asıl amacı, her kuralın çıktılarını gösteren bulanık kümeleri tek bir bulanık küme içinde birleştirmektir. Max (maksimum), sum (simply the sum of each rule's output set), probor (probabilistic OR) ve custom seçilebilir.

Adım beş durulaştırmadır. Durulama, bulanık çıkış değerinin, bir kesin çıkış değerine dönüştürülmesidir. Bulanık mantık, kural tabanında giriş ve çıkış bulanık kümeleri arasında kurulmuş olan ilişkilerin hepsini bir arada toplayarak sistemin bir çıkışlı davranmasını sağlayan işlemler topluluğudur. Kullanılan Sugeno sisteminde

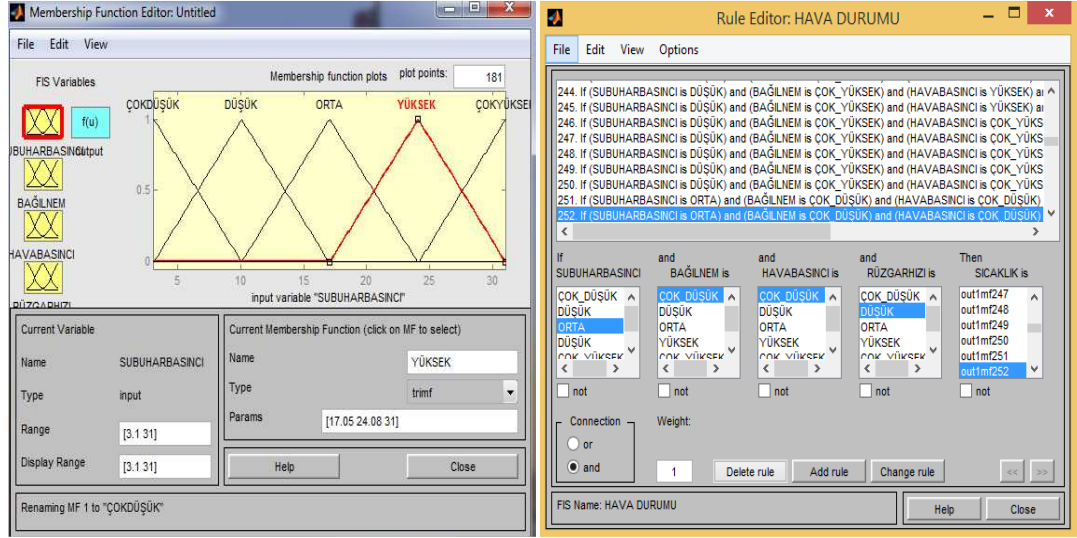
durulama için wtaver (ağırlıklı ortalama) ya da wtsum (ağırlıklı toplama) seçilebilir. Burada wtaver yöntemi seçilmiştir.

Bu çalışmada, bulanık çıkarım sistemi yukarıdaki adımlar kullanılarak oluşturulmuştur. Bulanık çıkarım sistemindeki katmanlar ve adaptif ağ yapısına dayalı bulanık çıkarım sistemi oluşturulurken MATLAB kullanılmıştır ve çalışmada kullanılan editörler aşağıda detaylı şekilde anlatılmıştır.



Şekil 4.12. a) Üyelik fonksiyon seçimi, b) Inputların oluşturulması

Şekil 4.12 a'da üyelik fonksiyon türünü seçilip, her bir girdinin üyelik sayısını belirlenir. Ayrıca çıktı türü de bu şekilde belirlenir. Bu çalışma da girdilerin üyelik fonksiyon sayısı beş alınıp, trimf üyelik fonksiyonu kullanılmıştır. Çıktı türü ise sabit alınmıştır. Girdilerin oluşturulması şekil b'de görüldüğü gibidir. Bu editörde; girdilerin üyelik fonksiyonları belirlenir, çıktıların üyelik fonksiyonlarının açılmasını ve fonksiyon metotların belirlenmesini sağlar. Bu çalışmada sıcaklık tahmini için AND metodu olarak prod, OR metodu olarak probor, durulaştırma (defuzzification) yöntemi olarak da ağırlıklı ortalama (wtaver) metodu seçilmiştir.



(a)

(b)

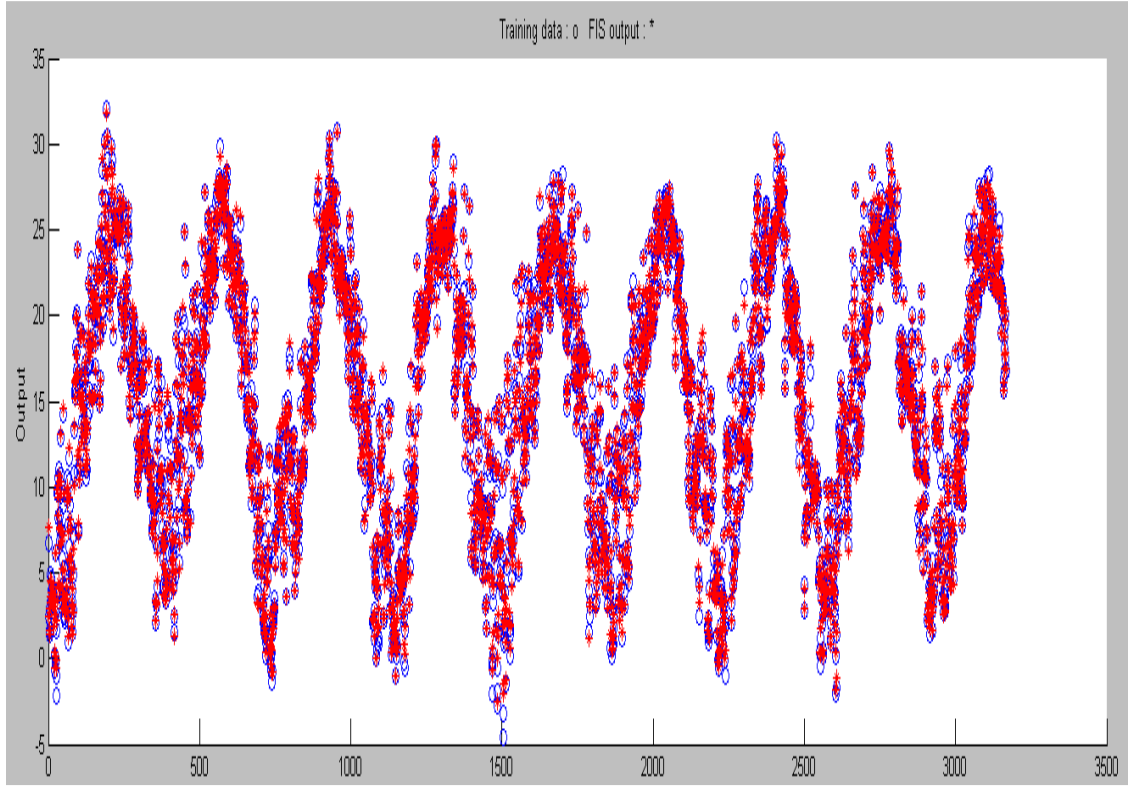
Şekil 4.13. a) Üyelik fonksiyonların tanımlanması, b) ANFIS kural yapısı

Şekil 4.13 a)'da kullanılan üyelik fonksiyonları ayarlanır. Bu editörde kullanılan değişkenlerin sayısal aralıkları sisteme yazılır ve üyelik fonksiyon tipinin belirlenmesinde kullanılır.

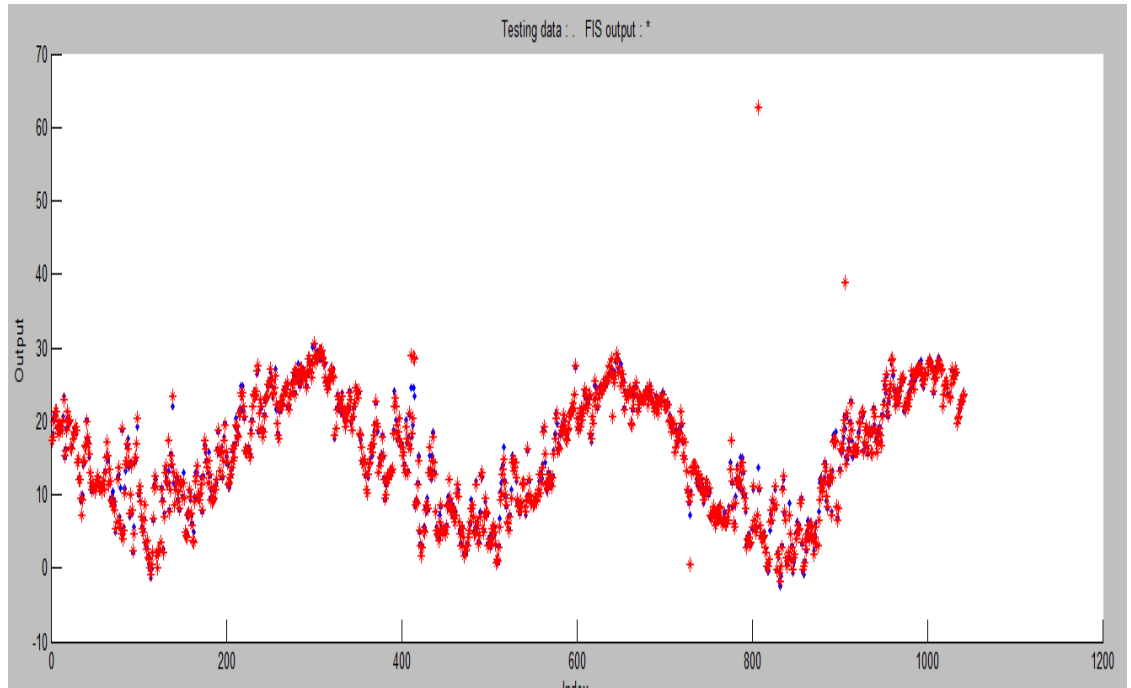
Bu çalışmada kullanılan değişkenlerin aralıkları aşağıdaki gibidir: Hava basıncı aralığı; 982,3 ile 1027,9, su buhar basıncı aralığı; 3,1 ile 71,3, bağıl nem aralığı; 23 ile 99,7, rüzgar hızı; 0 ile 8,5 ve sıcaklık aralığı; -4,6 ile 32 alınmıştır. Bu çalışmada, hava sıcaklığını tahmin etmek için kullandığımız girdiler hava basıncı, su buhar basıncı, bağıl nem ve rüzgâr hızıdır ve girdiler üçgen üyelik fonksiyonuyla beş aralıkta (çok düşük, düşük, orta, yüksek, çok yüksek) değerlendirilmiştir.

ANFIS yapısı kuralların oluşturulmasıyla devam edilmiştir. Kural editörü, bulanık çıkarım sistem editöründe tanımlanan girdi ve çıktı değişkenlerine bağlı olarak kuralları otomatik olarak oluşturmaktadır. Şekil 4.13'ün b)'sinde bu kurallardan 244-252 arası 9 tanesi görülebilir.

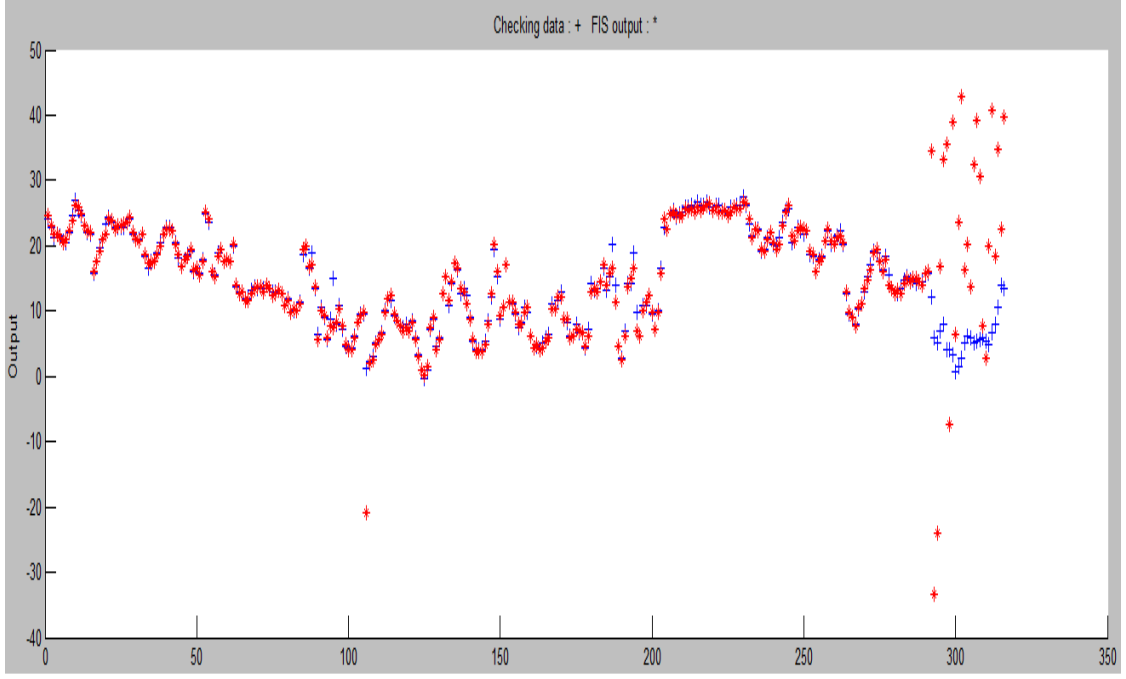
Bu kurallar oluşturulduktan sonra bulanık çıkarım sistemi tanımlanmış olur ve sistem kontrol edilmek istendiğinde kural izleyici kullanılır. Kural izleyici ile oluşturulan kural tabanına uygun olarak girişlerdeki değerlerin değişimine göre çıkışlarda meydana gelen değişim incelenebilir. ANFIS 4 giriş ve her bir giriş için belirlediğimiz 5 üyelik fonksiyon aralığı için $5^4 = 625$ tane kural oluşturmıştır.



Şekil 4.14. ANFIS eğitim, test ve kontrol verilerinin test edilmesi



Şekil 4.15. ANFIS test verilerinin test edilmesi



Şekil 4.16. ANFIS kontrol verilerinin test edilmesi

ANFIS ile tahmin edilen hava sıcaklığı değeri kırmızıçizgi ile gerçek sıcaklık değeri ise sistemde mavi çizgi ile gösterilmiştir. ANFIS sonuçlarını ile gözlem sonuçlarının karşılaştırılması, hava sıcaklığı tahmininde kullanılan ANFIS yapısının iyi sonuçlar verdiğini göstermektedir. Uygulamanın sonunda eğitim, test ve kontrol verileri için hata değerleri sırasıyla 0,38933, 1,7615 ve 6,7836'dır.

Kullanıcının yer alan yapıyı kullanarak tek tek sonuçları ortaya koyması zaman alacaktır. Bu sebeple ANFIS modelinin hem eğitim hem de test verisine yönelik çıktıları bir liste halinde ortaya koyma adına çalışmada evalfis komutu kullanılmıştır. evalfis komutunun kullanımı evalfis (girdi dosyası adı, ANFIS modeli) şeklindedir. Komutu uygulamak için öncelikli olarak Tablo 5.1'de yer alan test, eğitim ve kontrol verisinin sadece ilk dört kolonu diğer bir ifadeyle sadece girdilerini içeren verinin çalışma alanına yeni bir değişken olarak yüklenmesi gerekmektedir. input isminde yeni bir değişken çalışma alanına yüklenmiştir.

Komutun ikinci kısmını uygulama adına kurulan ANFIS modelinin çalışma alanına kaydedilmesi gerekmektedir. İlgili işlem için aşağıdaki adımlar sıra ile uygulanmıştır. ANFIS kullanıcı ara yüzünde yer alan File menüsünün altında yer Export seçeneğinden To

Workspace seçilir. Çıkan ekranda yer alan Workspace variable alanına model yazılır. OK tuşuna basılır. Model ismi ile kurulan ANFIS modeli çalışma alanına kaydedilmiş halde görüntülenir. Evalfis komutunu uygulayabilecek ortam oluşturulmuştur. Evalfis (input, model) kodu komut satırına yazılıp uygulandıktan sonra satır satır 4525 adet test, eğitim ve kontrol verisinin çıktı değerleri liste halinde MATLAB komut penceresinde oluşmaktadır. Ayrıca çalışma alanında otomatik olarak çıktı değerlerini içeren ans değişkeni oluşmuştur ve değişkenin yanında 4525x1 ifadesi yer almaktadır. İlgili ifade ans değişkeninin 4525 satır ve tek kolondan oluştuğu anlamına gelmektedir.

ANFIS literatür araştırması bölümünde de yer verilen çalışmalarda ortak olarak kullanılan RMSE ve MAPE değerleri her iki yöntem için de Excel kullanılarak hesaplanmıştır. Bu yöntemler ile uygulama verileri hesaplandığında Tablo 4.22'deki sonuçlar elde edilmiştir.

Tablo 4.23. ANFIS hata karşılaştırması

MODEL	EĞİTİM		TEST		KONTROL	
	RMSE	MAPE	RMSE	MAPE	RMSE	MAPE
ANFIS	0,389	0,048	1,762	0,019	6,784	0,464

Tablo 4.23'deki verilere göre ANFIS modelinde elde edilen sonuçlar literatür araştırmalarında bulunan hava tahmini sonuçlarına göre oldukça tatmin edicidir. ANFIS modelinde MAPE yöntemi ile eğitim veri setinde %95,2 (1-%4,8), test veri setinde ise %98,1'lik (1-%1,9) ve kontrol veri setinde ise %54'lük (1-%46,4) bir doğruluk yüzdesi yakalanmıştır.

MAPE değerleri %10 un altında olan tahmin değerleri; çok iyi, %10-%20 arasında olan modeller ise; iyi, %20-%50 arasında olan modeller ise; kabul edilebilir ve %50 üzerinde olanlar ise; yanlış ve hatalı olarak sınıflandırılmıştır (Cho, 2003).

Uygulamanın sonucunda tüm veriler alınarak %75 eğitim (16970 veri) ve %25 (4524 veri) test verileri olarak ikiye bölünmüştür. Başlangıç veri seti eğitim biçimiyle eğitilip hiç görmediği bağımsız veriler (%25) ile test edildiği; MAPE değeri hesaplandığında 0,065 hata değeri elde edilmiştir. Oluşturulan bu tahmin modelinin doğruluk oranı hesaplandığında %93,5'lik bir doğru tahmin söz konusudur. Cho'nun tahmin sınıflandırmasına göre %93,5'lik doğruluk oranı çok iyi bir sonuç olduğu söylenebilir.

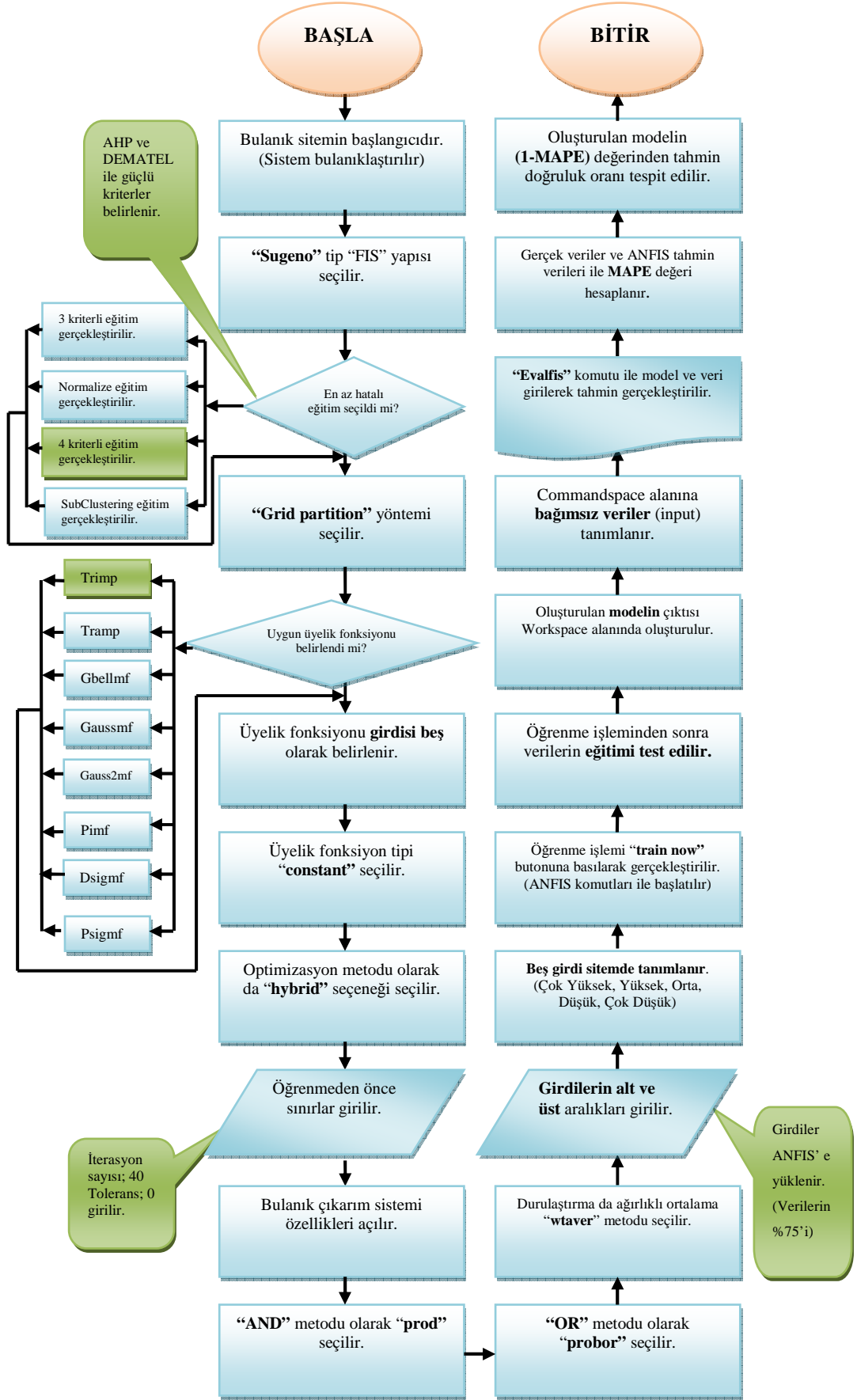
5. SONUÇ VE ÖNERİLER

Hava sıcaklık tahmini karar destek yöntemlerinden biridir. Özellikle sıcaklığın doğruya yakın tahmin edilmesi başta tarım, hayvancılık, turizm ve birçok sektörün önünü görebilmesi açısından son derece önemlidir. Bu sayede birçok sektör stratejilerini bu tahmine göre belirleyebilirler. Stratejilerini ve amaçlarını uygun belirleyen sektördeki işletmeler pazardaki diğer rakiplerine üstünlük sağlayabilirler.

Çalışmada sıcaklık tahmin modelini oluşturan uygulamanın ilk bölümünde; literatür araştırması yapılmış ve sekiz etkin kriter belirlenmiş ve söz konusu kriterler uzman görüşleri doğrultusunda AHP ve DEMATEL yöntemleri uygulanarak en etkin dört kritere düşürülmüştür. Çalışmada ANFIS yöntemi ile sıcaklık tahmin modelinde AHP ve DEMATEL tabanlı bir yaklaşım sunulmuştur.

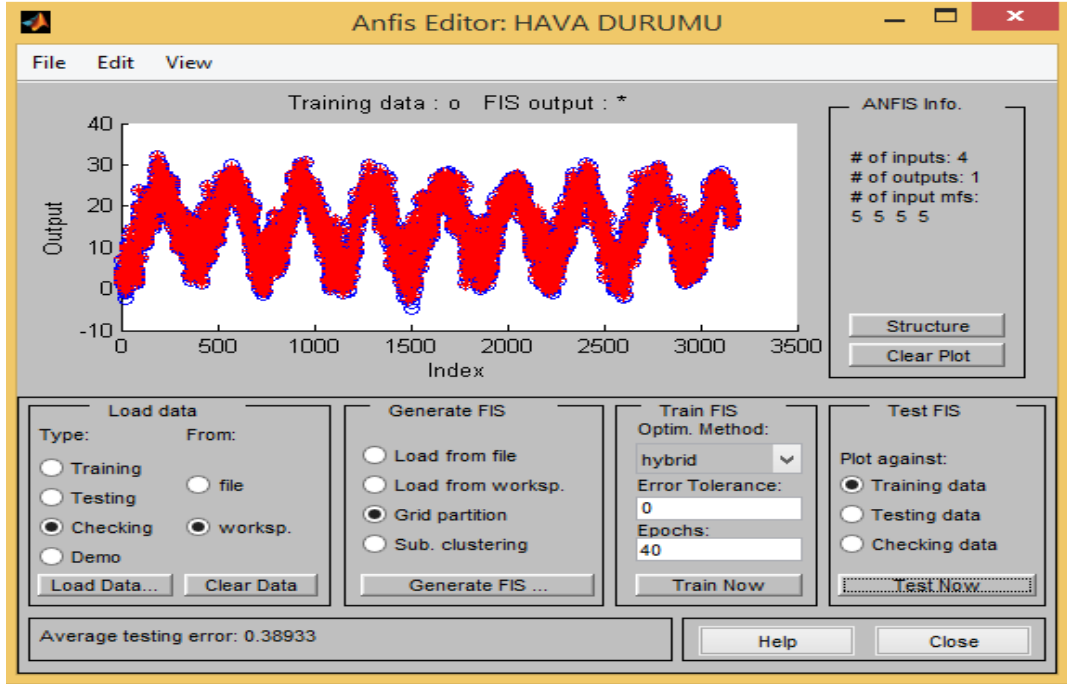
Çalışmada sıcaklık tahmin modelini oluşturan uygulamanın 4.2'nci bölümü dört aşamalı bir çalışmadan oluşmaktadır. İlk aşamada ANFIS girdi seçimi ile çıktıyı en çok etkileyen girdilerin seçimi gerçekleştirilmiş ve en önemli üç girdiye indirilerek eğitim yaptırılmıştır. İkinci aşamada seçilen dört girdi (Su Buhar Basıncı, Bağıl Nem, Rüzgâr Hızı ve Hava Basıncı) verileri normalize edilerek sistemde eğitime tabi tutulmuştur. Üçüncü aşamada dört girdi eğitime tabi tutulmuştur. Bu eğitimler sonucunda en az hataya sahip üyelik fonksiyonu seçilmiştir. Dördüncü aşamada uygun üyelik fonksiyonu ve adedi belirlenerek ANFIS modeli kurulmuştur.

Çalışmada hava sıcaklığının belirlenmesi için en uygun üyelik fonksiyonu trimp olarak belirlenmiştir. Bulanık çıkarım sisteminin oluşturulması için 22625 veri kullanılmıştır. Girdilerdeki değerlerin hassasiyetini artırmak için girdiler beş aralığa bölünmüştür. Her girdi ayrı ayrı düşünülerek 625 tane kural oluşturulmuştur. Tüm bu kurallar çerçevesinde ANFIS ile oluşturulan sıcaklık tahmin modelinin akış diyagramı Şekil 5.1'de gösterilmiştir.

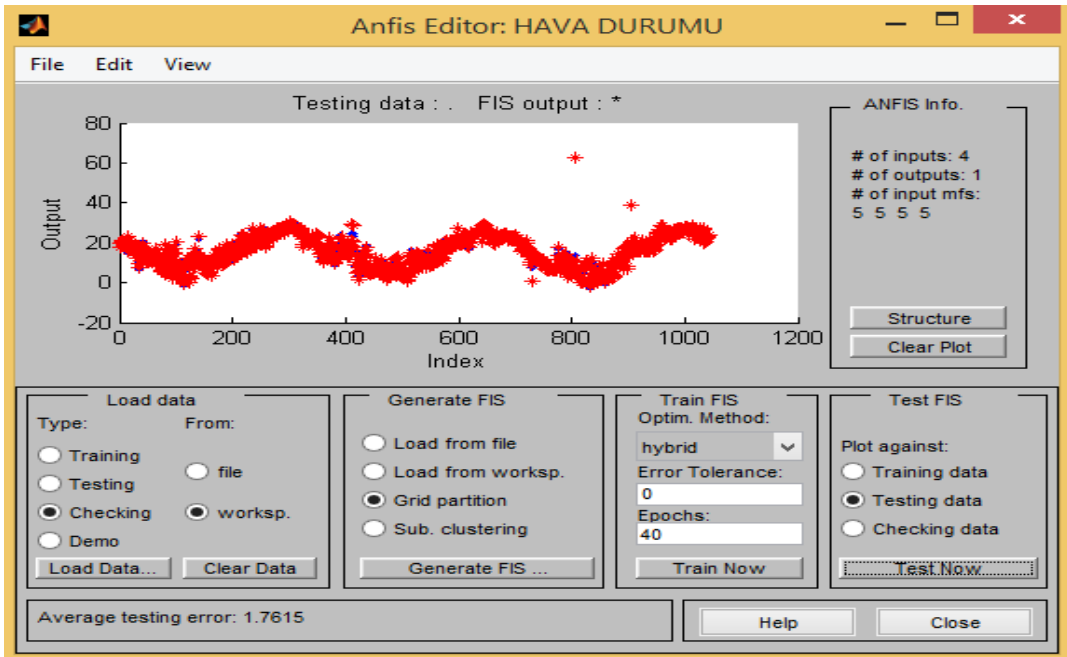


Şekil 5.1. Sıcaklık tahmin modelinin akış diyagramı

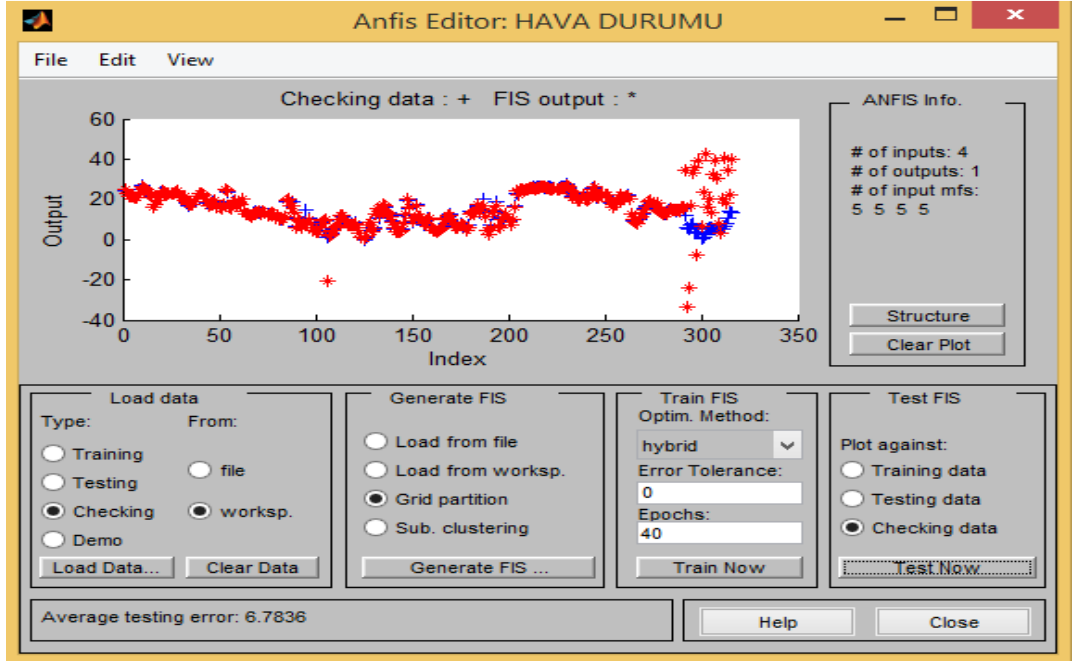
Uygulanan yöntemin etkinliğini gösterme adına ayrıca aynı veri seti kullanarak MAPE değerleri hesaplanmıştır. Ulaşılan sonuçlar diğer çalışmalara göre ANFIS modelinin çok daha tutarlı olduğu ve eldeki girdi-çıkı setine uygun bir yapı sunduğu sonucuna varılmıştır.



Şekil 5.2. Eğitilmiş model eğitim veri



Şekil 5.3. Test veri karşılaştırması



Şekil 5.4. Eğitilmiş model eğitim ve kontrol veri karşılaştırması

Şekil 5.1, 5.2 ve 5.3'te daire ve yıldız değerlerinin birbirinin üstüne gelmesi kurulan modelin karar verme mantığını ne kadar etkin bir şekilde yansıttığını göstermektedir. Şeklin 5.2'nin sol alt köşesinde ise test hatası (RMSE) değeri ortaya konmaktadır. Ele alınan çalışmada eğitilmiş model eğitim veri test edildiğinde; 0,38933, eğitilmiş model test veri test edildiğinde; 1,7615 ve eğitilmiş model kontrol veri test edildiğinde; 6,7836 hata büyüklüğü ile tahmin edebilmektedir.

Tablo 5.1. ANFIS hata karşılaştırması

MODEL	EĞİTİM		TEST		KONTROL	
	RMSE	MAPE	RMSE	MAPE	RMSE	MAPE
ANFIS	0,389	0,048	1,762	0,019	6,784	0,464

Tablo 5.1'de ki verilere göre ANFIS modelinde elde edilen sonuçlar oldukça tatmin edicidir. ANFIS modelinde eğitim veri setinde %95,2'lik, test veri setinde ise %98,1'lik ve kontrol veri setinde ise %54'lük bir doğruluk seviyesi yakalanmıştır.

Çalışmada ayrıca %75 eğitim ve %25 test verileri (hiç görmediği) ile oluşturulan modelin hiç görmediği veriler ile de test edip MAPE değeri hesaplandığında modelin %93,5 doğrulukta bir tahmin gerçekleştirdiği görülmüştür. Bu oran Cho'nun sınıflandırmasına göre çok iyi olarak tespit edilmiştir. Bu oran Tablo 5.2'de yapılmış diğer çalışmalar ile karşılaştırıldığında tutarlı ve etkin olduğu tespit edilmiştir.

Tablo 5.2. Sıcaklık tahmin sonuçları

AD	YIL	TEST SONUCU
Parkaj Kumar	2012	%91,63 DOĞRU
Mehmet Tektaş	2010	Training; MAE:1,25 ve RMSE:1,63 Testing; MAE: 1,32 ve RMSE: 1,71
Nafiz Berber/Aslı Boru	2013	%89 DOĞRU

Sonuç olarak; ANFIS Kocaeli gibi illere ya da ülke geneline, günlük, haftalık ya da yıllık bazda yapılan hava tahminleri için etkili bir şekilde uygulanabilmektedir. Bu çalışmada; Kocaeli için günlük hava tahmini yapılmış ve ANFIS' in hava tahmininde iyi sonuçlar verdiği görülmüştür.

Uygulanan yaklaşım tek bir çıktı içermektedir. İleri ki çalışmalara yön verme adına birden fazla çıktı içeren modeller kurulabilir. Ayrıca sıcaklığa etki eden kriter seçimine yönelik tezde yine ANFIS odaklı (exhsrch komutu ile) bir yaklaşım sergilenmiştir. Bu durumda uygulanan modelin ilk aşamasında ANFIS tabanlı bir yaklaşım yerine farklı yöntemler ile kriter seçimi gerçekleştirilerek sonrasında eldeki girdi çıktı setine uygun ANFIS modeli ortaya konabilir.

Öte yandan modelin en önemli unsurlarından biri de sıcaklık kriterleri ile ilgili veritabanının oluşturulmasıdır. Bu oluşum sırasında değişik yöntemler kullanılabilir. Veritabanının oluşturulması sürecinde bulanık AHP, bulanık DEMATEL tarzı farklı yöntemler uygulanarak kriterler daha etkin belirlenebilir.

Bu çalışmanın sonucunda sıcaklık tahmin modeline yönelik olarak tutarlı ve etkili bir çözüm sunulmuştur. Yukarıda ifade edilen öneriler de göz önünde bulundurularak birçok tahminlerde ANFIS uygulamalarının çeşitlenerek artırılabilceğine inanılmaktadır.

KAYNAKLAR

Abdulshahed A. M., Longstaff A. P., Fletcher S., The Application of ANFIS Prediction Models for Thermal Error Compensation on CNC Machine Tools, *Applied Soft Computing*, 2015, **27**, 158–168.

Abraham A., Neuro-Fuzzy Systems: State of the Art Modeling Techniques, Connectionist Models of Neurons, Learning Processes and Artificial Intelligence, *Lecture Notes in Computer Science*, 2001, **2084**, 269-276.

Abrajano G., Ahiduzzaman M., Ching R., Krismianto, Liuhan Z., Weather/Climate Prediction, Institute for Mathematical Sciences National University of Singapore, http://www2.ims.nus.edu.sg/Programs/09fluidss/files/Report_Emily.pdf (Ziyaret tarihi: 12 Nisan 2015).

Akrami A. S., Nourani V., Hakim S. J. S., Development of Nonlinear Model Based on Wavelet ANFIS for Rainfall Forecasting at Klang Gates Dam, *Water Resour Manage*, 2014, **28**, 2999–3018.

Ahmad Tahseen T., Ishak M., Rahman M. M., Performance Predictions of Laminar Heat Transfer and Pressure Drop in an in-Line Flat Tube Bundle Using an Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) Model, *International Communications in Heat and Mass Transfer*, 2014, **50**, 85–97.

Akkaş N., Tozaltı Köşe Kaynağında Yapay Zekâ Teknolojileri Kullanılarak Dikiş Geometrisinin Modellenmesi, Yüksek Lisans Tezi, Sakarya Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Sakarya, 2006, 181761.

Aksakal E., Dağdeviren M., Erasla, E., Yüksel İ., Personel Selection Based on Talent Management, *Procedia Social and Behavioral Sciences*, 2013, **73**, 68-72.

Al-Ghamdi K., Taylan O., A Comparative Study on Modelling Material Removal Rate by ANFIS and Polynomial Methods in Electrical Discharge Machining Process, *Computers & Industrial Engineering*, 2015, **79**, 27–41.

Altaş İ., *Bulanık Mantık : Bulanıklılık Kavramı, Enerji, Elektrik, Elektromekanik*, Bilesim yayıncılık A.Ş., İstanbul, 80-85, 1999.

Altınörs A., Tip-II Bulanık Mantık ve Kayma Kipli Kontrol Yöntemleri ile Servo Sistemlerin Dayanıklı Kontrolü, Doktora Tezi, Fırat Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü Elazığ, 2007, 232108.

Amiria G. G, Khorasani M., Aghajari S., Tabrizian Z., Assessment of ANFIS Networks on Wavelet Packet Levels in Generating Artificial Accelerograms, *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 2014, **26**, 379–391.

Anderson J. A., *An Introduction to Neural Networks*, 3st ed., MIT Press., Cambridge, 1995.

Atmaca H., Cetiřli B., Yavuz H. S., The Comparison of Fuzzy Inference Systems and Neural Network Approaches with ANFIS Method for Fuel Consumption Data, Osmangazi University Electrical and Electronic Engineering Department, http://radio.ir/sitepics/advertise/949041438f187f643090a53e_ek.pdf (Ziyaret tarihi: 12 Nisan 2015).

Avcı E., Türkoęlu İ., Poyraz M., The Performance Analysis of STFT-ANFIS Classification Method on Pulsed Radar Target Categorization, *Istanbul University-Journal of Electrical & Electronics Engineering*, 2006, **6**(1), 97-105.

Azadegan A., Porobic L., Ghazinoory, S., Samouei, P., Kheirkhah, A. S., Fuzzy Logic in Manufacturing: A Review of Literature and a Specialized Application, *International Journal of Production Economics*, 2011, **132** (2), 258–270.

Azadeh A., Saberi M., Gitiforouz A., Saberi Z., A Hybrid Simulationadaptive Network Based Fuzzy Inference System for Improvement of Electricity Consumption Estimation, *Expert Systems with Applications*, 2009, **36**, 11108-11117.

Bagheri A., Mohammadi Peyhani H., Akbari M., Financial Forecasting Using ANFIS Networks with Quantum-behaved Particle Swarm Optimization, *Expert Systems with Applications*, 2014, **41**, 6235–6250.

Buragohain M., Mahanta C., A Novel Approach for ANFIS Modelling Based on Full Factorial Design, *Applied Soft Computing*, 2008, **8**, 609–625.

Baykal N., Beyan T., *Bulanık Mantık Uzman Sistemler ve Denetleyiciler*, 1.Basım, Bıçaklar Kitabevi, Ankara, 2004.

Belousov S. L., Berkovich L. V., Short-Term Weather Forecasting, Environmental Structure and Function: Climate System, <http://www.eolss.net/sample-chapters/c01/E4-03-04-06.pdf>, Ziyaret tarihi: 12 Nisan 2015).

Boyacioglu M. A., Avci D., An Adaptive Network-Based Fuzzy Inference System (ANFIS) for the Prediction of Stock Market Return: The Case of the Istanbul Stock Exchange, *Expert Systems with Applications*, 2010, **37**, 7908–7912.

Cho V., A Comparison of Three Different Approaches to Tourist Arrival Forecasting, *Tourism Managment*, 2003, **24**(3), 323-330.

Çakıroęlu M. A., Erenoęlu E., Kasap S., Ekiz Y., Çelik Lif Katkılı Betonların Tahribatsız Deney Yöntemleriyle Elde Edilen Basınç Dayanımının ANFIS Metoduyla Tahmini, *SDU International Technological Science*, 2011, **3**(3), 14-22.

Çelik Ö., İnsan Operatörlerin Akıllı Sistemlerle Modellenmesi, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul, 2006, 222132.

Çınar Y., Kariyer Tercihi Probleminin Yapısal Bir Modeli ve Riske Karşı Tutumlar: Olasılıklı DEMATEL Yöntemi Temelli Bütünleşik Bir Yaklaşım, *Sosyoekonomi*, 2013, **1**, 158-186.

Demirel Ö., Kakilli A., Tektaş M., ANFIS VE ARMA Modelleri ile Elektrik Enerjisi Yük Tahmini, *J. Fac. Eng. Arch. Gazi Univ.*, 2010, **25**(3), 601-610.

Demuth H., Beale M., *Neural Network Toolbox*, 6th ed., Hill Drive Natick, Massachusetts, 2000.

Deniz E., Bulanık Mantık Tabanlı Tahmin Modeli ve Uygulaması, Yüksek Lisans Tezi, Muğla Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Muğla, 2006, 180266.

Dönmez Y., *Umumî Klimatoloji ve İklim Çalışmaları*, 1.Basım, İstanbul Üniv. Yay. İstanbul, 1984.

Eminger S., The History of Weather Forecasting, University of St Andrews, http://www-history.mcsst-andrews.ac.uk/HistTopics/Weather_forecasts.html (Ziyaret tarihi: 16 Nisan 2015).

Erbay Dalkılıç T., Hancı B., Apaydın A., Fuzzy Adaptive Neural Network Approach to Path Loss Prediction in Urban Areas at GSM 900 Band, *Turk J Elec Eng & Comp Sci*, DOI:10.3906/elk-0904-18.

Erol O., *Genel Klimatoloji*, 5.Basım, Gazi Büro Kitabevi. Ankara, 1993.

Esendal H., Eğirdir Gölü Su Seviyesi Mevsimsel Değişiminin Bulanık Mantık Metoduyla Modellenmesi, Yüksek Lisans Tezi, Süleyman Demirel Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Isparta, 2007, 200553.

Güneri F. A., Ertay T., Yucel A., An Approach Based on ANFIS Input Selection and Modeling for Supplier Selection Problem, *Expert Systems with Applications*, 2011, **38**, 14907–14917.

García P., García C. A., Fernández L. M, Llorens F., Jurado F., ANFIS Based Control of a Grid Connected Hybrid System Integrating Renewable Energies, Hydrogen and Batteries, *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, DOI:10.1109/TII.2013.2290069.

Gi Yang J., Kwon Kim J., Gu Kang U., Ho Lee Y., Coronary Heart Disease Optimization System on Adaptive-Networkbased Fuzzy Inference System and Linear Discriminant Analysis (ANFIS–LDA), *Pers Ubiquit Comput*, 2014, **18**, 1351–1362.

Görgel P., Sertbaş A., Turusbekova A., Classification of Breast Masses Using ANFIS-Based Fuzzy Algorithms: A Comparative Study, *IU-JEEE*, 2013, **13**(1), 1605-1611.

Gunasekarana M., Ramaswami K. S., A Hybrid Intelligent System of ANFIS and CAPM for Stock Portfolio Optimization, *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 2014, **26**, 277–286.

Güçlü Y. S., Yeleğen M. Ö., Dabanlı İ., Şişman E., Solar Irradiation Estimations and Comparisons by ANFIS, Angström–Prescott and Dependency Models, *Solar Energy*, 2014, **109**, 118–124.

Güler I., Übeyli E. D., Application of Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System for Detection of Electrocardiographic Changes in Patients with Partial Epilepsy Using Feature Extraction, *Expert Systems with Applications*, 2004, **27**, 323–330.

Güler N., Bulanık Kümeleme Analizi ve Bulanık Modellemeye Uygulamaları, Yüksek Lisans Tezi, Muğla Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Muğla, 2006, 180268.

Hocaoglu, F., Oysal, Y., Kurban, M., Missing Wind Data Forecasting with Adaptive Neuro Fuzzy Inference System, *Neural Computation & Application*, 2009, **18**, 207-212.

Hocaoğlu F. O., Kurban M., Adaptif Ağ Tabanlı Bulanık Mantık Çıkarım Sistemi ile Eskişehir Bölgesi İçin Güneşlenme Süreleri Tahmini, Elektrik Mühendisleri Odası, http://www.emo.org.tr/ekler/aea265a9054b3b8_ek.pdf (Ziyaret tarihi: 14 Nisan 2015).

Hosoz M., Alkan A., Ertunc H. M, Modeling of an Automotive Air Conditioning System Using ANFIS, *J. of Thermal Science and Technology*, 2003, **33**(1), 127-137.

Islam T., Srivastava K. P., Rico-Ramirez A. M., Dai Q., Han D., Gupta M., An Exploratory Investigation of an Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) for Estimating Hydrometeors from TRMM/TMI in Synergy with TRMM/PR, *Atmospheric Research*, 2014, **145–146**, 57–68.

Işıklı Ş., Bulanık Mantık ve Bulanık Teknolojiler, *Ankara Üniversitesi Dil ve Tarih Coğrafya Fakültesi Felsefe Bölümü Dergisi*, 2008, **19**, 105-126.

Jang J. S., ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System, *IEEE Trans. On System, Man and Cybernetics.*, 1993, **23**(3), 665-685.

Jang J. S., Gulley N., *Fuzzy Logic Toolbox User's Guide*, 1st ed., Hill Drive Natick, Massachusetts, 1995.

Jang J. S. R., Sun C. T., Mizutani E., *Neuro-Fuzzy and Soft Computing A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence*, 1st ed., Prentice Hall, New Jersey, 1997.

Jeffries M., Lai E., Hull J., A New Approach to Process Control for a Bottling Plant, *Journal of Materials Processing Technology*, 2003, **133** (1–2), 122–127.

Jhin C., Taek Hwang K., Prediction of Radical Scavenging Activities of Anthocyanins Applying Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) with Quantum Chemical Descriptors, *International Journal of Molecular Sciences*, 2014, **15**, 14715-14727.

Kamarian S., Yas M. H., Pourasghar A., Daghigh M., Application of Firefly Algorithm and ANFIS for Optimisation of Functionally Graded Beams, *Journal of Experimental & Theoretical Artificial Intelligence*, 2014, **26**(2), 197–209.

Karasu S., Doğan M., Toker Ö. S., Canyılmaz E., Modeling of Rheological Properties of Mellorine Mix Including Different Oil and Gum Types by Combined Design, ANN, and ANFIS models, *Turkish Journal of Agriculture and Forestry*, 2014, **38**, 745-757.

Karimi G., Sedaghat S. B., Banitalebi R., Designing and Modeling of Ultra Low Voltage and Ultra Low Power LNA Using ANN and ANFIS for Bluetooth Applications, *Neurocomputing*, 2013, **120**, 504–508.

Kırış Ş., Hizmet Sektörü İçin Bir Tepkisel Çizelgeleme Sistem Önerisi Acil Servis Kontrol Sistemi, Doktora Tezi, Eskişehir Osmangazi Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Eskişehir, 2008, 178931.

Kulaksız A. A., ANFIS Based Estimation of PV Module Equivalent Parameters: Application to a Stand-Alone PV System with MPPT Controller, *Turkish Journal of Electrical Engineering & Computer Sciences*, 2013, **21**, 2127-2140.

Kumar Goyal M., Bharti B., Quilty J., Adamowski J., Pandey A., Modeling of Daily Pan Evaporation in Sub Tropical Climates Using ANN, LS-SVR, Fuzzy Logic and ANFIS, *Expert Systems with Applications*, 2014, **41**, 5267–5276.

Kumar Kharb R., Shimi S. L., Chatterji S., Fahim Ansari M., Modeling of Solar PV Module and Maximum Power Point Tracking Using ANFIS, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2014, **33**, 602–612.

Kumar P., Minimum Weekly Temperature Forecasting Using ANFIS, *Computer Engineering and Intelligent Systems*, 2012, **3**(5), 1-5.

Leslie L. M., Dietachmayer G. S, Real Time Limited Area Numerical Weather Prediction in Australia: A Historical Perspective, *Aust.Met.Mag.*, 1992, **41**, 61-77.

Li C. W., Tzeng G. H., Identification Of A Threshold Value For The Dematel Method Using The Maximum Mean De-Entropy Algorithm To Find Critical Services Provided By A Semiconductor Intellectual Property Mall, *Expert Systems with Applications*, 2009, **36**(6), 9891-9898.

Liu Y., Zhang Y., Iterative Local ANFIS Based Human Welder Intelligence Modeling and Control in Pipe GTAW Process: A Data Driven Approach, *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, DOI:10.1109/Tmech.2363050.

Lu W., Ling Y., Song A., Ding W., Zhao X., Zeng H., Vibration Frequency Adaptive Control of the Flexible Sampling Robot based on ANFIS, *International Journal of Control and Automation*, 2014, **7**(3), 37-52.

Abdulshahed M. A., Longstaff P. A., Fletcher S., Myers A., Thermal Error Modelling of Machine Tools Based on ANFIS with Fuzzy C-Means Clustering

Using a Thermal Imaging Camera, *Applied Mathematical Modelling*, DOI:10.1016/j.apm.2014.10.016.

Narayanaswamy P., Bector C., Rajamani D., Fuzzy Logic Concepts Applied to Machine-Component Matrix Formation in Cellular Manufacturing, *European Journal of Operational Research*, 1996, **93**(1), 88–97.

Negnevitsky M., Potter C. W., Innovative Short Term Wind Generation Prediction Techniques, *IEEE Transactions On Power Systems*, DOI:10.1109/PSCE.2006.296250.

Nikafshan Rad H., Jalali Z., Jalalifar H., Prediction of Rock Mass Rating System Based on Continuous Functions Using Chaos–ANFIS Model, *International Journal of Rock Mechanics & Mining Sciences*, 2015, **73**, 1–9.

Özkan G., İnal M., Comparison of Neural Network Application for Fuzzy and ANFIS Approaches for Multi-criteria Decision Making Problems, *Applied Soft Computing*, 2014, **24**, 232–238.

Öztemel E, *Yapay sinir ağları*, 3.Basım, Papatya Yayıncılık, İstanbul, 2012.

Palupi Rini D., Mariyam Shamsuddin S., Sophiayati Yuhaniz S., Particle Swarm Optimization for ANFIS Interpretability and Accuracy, *Soft Comput*, DOI:10.1007/s00500-014-1498-z.

Prakash O., Kumara A., ANFIS Modelling of a Natural Convection Greenhouse Drying System for Jaggery: An Experimental Validation, *International Journal of Sustainable Energy*, 2014, **33**(2), 316-335.

Rashid T. A., Ahmed H. A., Building an Adaptive Neural Fuzzy Inference System for Revised General Test/Gross Point Average Problem, *International Journal of Emerging Technologies in Computational and Applied Sciences*, 2012, **3**(1), 56-65.

Rasmana S. T., Suprpto Y. K., Purnama K. E., Color Clustering in the Metal Inscription Images Using ANFIS Filter, *Telkomnika*, 2013, **11**(3), 529-536.

Rini D. P., Shamsuddin S. M., Yuhaniz S. S., Balanced the Trade-offs Problem of ANFIS Using Particle Swarm Optimization, *Telkomnika*, 2013, **11**(3), 611-616.

Rezaeianzadeh M., Tabari H., Arabi Yazdi A., Isik S., Kalin L., Flood flow Forecasting Using ANN, ANFIS and Regression Models, *Neural Comput & Applic.*, 2014, **25**, 25-37.

Saaty T. L., How to Make a Decision: The Analytic Hierarchy Process, *European Journal of Operational Research*, 1990, **48**, 9-26.

Saaty T. L., Niemira M. P., A framework for making a better decision, Tools, http://www.who.int/immunization/sage/2_Framework_Better_decision_Saaty.pdf (Ziyaret tarihi: 12 Nisan 2015).

Salah A., Mohammadi T., Behbahani R. M., Hemmati M., Asymmetric Polyethersulfone Ultrafiltration Membranes for Oily Wastewater Treatment: Synthesis, Characterization, ANFIS Modeling and Performance, *Journal of Environmental Chemical Engineering*, DOI:10.1016/j.jece.2014.10.021.

Samer E., Schlenkoff A., ANFIS and BP Neural Network for Travel Time Prediction, *World Academy of Science, Engineering and Technology*, 2009, **57**, 116-121.

Satyadasa A., Chen H. C., Multi Criteria Multigoal Decision Making – the Fuzzy Paradigm, *Computers & Industrial Engineering*, 1992, **23** (1-4), 393–396.

Savic M., Mihajlovic I., Arsic M., Živkovic Z., Adaptive Network Based Fuzzy Inference System (ANFIS) Model Based Prediction of the Surface Ozone Concentration, *Journal of the Serbian Chemical Society*, 2014, **79** (10), 1323–1334.

Semed M., *Dünya dahilersiz yasabilmir*, 1.Basım, Azerbaycan Bilimler Akademisi Yayınları, Bakü, 2000.

Sehgal V., Sahay R. R., Chatterjee C., Effect of Utilization of Discrete Wavelet Components on Flood Forecasting Performance of Wavelet Based ANFIS Models, *Water Resour Manage*, 2014, **28**, 1733–1749.

Sharma S., Srivastava P., Fang X., Kalin L., Performance Comparison of Adoptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) with Loading Simulation Program C++ (LSPC) Model For Stream Flow Simulation in El Niño Southern Oscillation (ENSO)-Affected Watershed, *Expert Systems with Applications*, 2015, **42**, 2213–2223.

Shieh J. I., Wu H. H., Huang K. K., A Dematel Metot in Identifying Key Success Factors of Hospital Service Quality, *Knowledge-Based Systems*, 2010, **23**(3), 277-282.

Srıınvas Y., Raj S. A., Hudson O. D., Muthuraj D., Chandrasekar N., Geoelectrical Inversion and Evaluation of Lithology Based on Optimized Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS), *Stud. Geophys. Geod.*, 2013, **57**, 520-534.

Susitraa D., Paramasivam S., Non-linear Flux Linkage Modeling of Switched Reluctance Machine Using MVNLR and ANFIS, *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 2014, **26**, 759–768.

Şahin C., *Türkiye’de Coğrafya Öğretimi* (Sorunlar- Çözüm Önerileri), 2.Basım, Gündüz Eğitim ve Yayıncılık, Ankara, 2001.

Tan K., Ye Y., Cao Q., Du P., Dong J., Estimation of Arsenic Contamination in Reclaimed Agricultural Soils Using Reflectance Spectroscopy and ANFIS Model, *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2014, **7**(6), 2540-2546.

Taş Ü., Fizyolojik Sistemlerin Yapay Zekâ Teknikleri Kullanılarak Modellenmesi ve Kontrolü için Eğitim Amaçlı Bir Simülatör Tasarımı, Doktora Tezi, Marmara Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul, Türkiye, 2009, 238787.

Tektaş M., Weather Forecasting Using ANFIS and ARIMA Models, A Case Study for İstanbul, *Environmental Research, Engineering and Management*, 2010, **1**(51), 5–10.

Torkul O., Cedimoglu I., Geyik, A., An Application of Fuzzy Clustering to Manufacturing Cell Design, *Journal of Intelligent and Fuzzy Systems*, 2006, **17**(2), 173–181.

Tripuraa P., Srinivasa Kishore Babub Y., Intelligent Speed Control of DC Motor Using ANFIS, *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 2014, **26**, 223–227.

Tsai W. H., Chou W. C., Selecting Management Systems for Sustainable Development in SMEs: A Novel Hybrid Model Based on DEMATEL, ANP and ZOGP, *Expert Systems with Applications*, 2009, **36**, 1444–1458.

Wang L. X., *A Course in Fuzzy Systems and Control*, 1st ed., Prentice Hall PTR, New Jersey, 1997.

Wang W. C., Chau K., Cheng C., Qiu L., A Comparison of Performance of Several Artificial Intelligence Methods for Forecasting Monthly Discharge Time Series, *Journal of Hydrology*, DOI:10.1016/j.hydrol.2009.06.019.

Weia Y., Hsue Chengb C., Hung Wu H., A Hybrid ANFIS Based on N-Period Moving Average Model to Forecast TAIEX Stock, *Applied Soft Computing*, 2014, **19**, 86–92.

Wu W. W., Lee Y. T., Developing Global Managers Competencies Using The Fuzzy DEMATEL Method, *Expert Systems with Applications*, 2007, **32**(2), 499-507.

Yıldırım E., Doğan E., Karavul C., Aşçı M., Ferhat Özçep, Hasan Arman, Bulanık Mantık Modeli ile Zeminlerin Sınıflandırılması, *Uluslararası Deprem Sempozyumu*, Kocaeli, Türkiye, 22-24 Ekim 2007.

Yıldırım Y., Bayramoglu M., Adaptive Neuro-Fuzzy Based Modelling for Prediction of Air Pollution Daily Levels in City of Zonguldak, *Chemosphere*, 2006, **63**, 1575-1582.

Yılmaz M., Bulanık Mantığın Jeodezik Problemlerin Çözümünde Kullanılması, *Mühendislik Ölçmeleri STB Komisyonu 2. Mühendislik Ölçmeleri Sempozyumu*, İstanbul, Türkiye, 23-25 Kasım 2005.

Ying L. C., Pan M. C., Using Adaptive Network Based Fuzzy Inferene System to Forecast Regional Electricity Loads, *Energy Conversion and Management*, 2008, **49**, 205-211.

Yörük N., Karaca S. S., Hekim M., Tuna İ., Sermaye Yapısını Etkileyen Faktörler ve Finansal Oranlar ile Hisse Getirisi Arasındaki İlişkinin ANFIS Yöntemi ile İncelenmesi: İMKB 100’de Bir Uygulama, *Anadolu University Journal of Social Sciences*, 2011, **13**(2), 101-114.

Yuan Z., Wang L., Ji X., Prediction of concrete compressive strength: Research on hybrid models genetic based algorithms and ANFIS, *Advances in Engineering Software*, 2014, **67**, 156–163.

Yurdusev M. A., Fırat M., Adaptive Neuro Fuzzy Inference System Approach for Municipal Water Consumption Modelling, *Journal of Hydrology*, 2009, **365**, 225-234.

Yücel A., Güneri A. F., Application of Adaptive Neuro Fuzzy Inference System to Supplier Selection Problem, *Journal of Engineering and Natural Sciences Mühendislik ve Fen Bilimleri Dergisi*, 2010, **28**, 224-234.

Vafaeenezhad H., Ghanei S., Seyedein S. H., Beygi H., Mazinani M., Process Control Strategies for Dual-Phase Steel Manufacturing Using ANN and ANFIS, *Journal of Materials Engineering and Performance*, 2014, **23**, 3975–3983.

Zhu F., Wu Y., A Rapid Structural Damage Detection Method Using Integrated ANFIS and Interval Modeling Technique, *Applied Soft Computing*, 2014, **25**, 473–484.

KİŞİSEL YAYIN VE ESERLER

- [1] Ener S., Alkan A., **Çelik C.**, Aladağ Z., Konum Ağırlık Yöntemi ile Karma Modelli Montaj Hattı Dengelenmesine Bir Uygulama, *14. Üretim Araştırmaları Sempozyumu-ÜAS 2014*, İstanbul, Türkiye, 3-5 Eylül 2014.
- [2] **Çelik C.**, Alkan A., Aladağ Z., Ofis Ortamında Ergonomi Tabanlı Karar Analizi ve Bir Uygulaması, *16. Uluslararası Ekonometri, Yöneylem Araştırması ve İstatistik Sempozyumu - EYİ 2015*, Edirne, Türkiye, 7-12 May 2015.
- [3] **Çelik C.**, Baynal K., Adaptif Ağ Tabanlı Bulanık Çıkarım Sistemi (ANFIS) Tabanlı Problemler İçin Literatür Taraması, *16. Uluslararası Ekonometri, Yöneylem Araştırması ve İstatistik Sempozyumu - EYİ 2015*, Edirne, Türkiye, 7-12 Mayıs 2015.
- [4] **Çelik C.**, Alkan A., Aladağ Z., Malzeme İhtiyaç Planlama (MİP) Sistemi ile Envanter Düzeyi ve Sipariş Miktarının İyileştirilmesi., *IV. Ulusal Lojistik ve Tedarik Zinciri Kongresi- ULTZK 2015*, Gümüşhane, Türkiye, 21-23 Mayıs 2015.
- [5] **Çelik C.**, Alkan A., Aladağ Z., Markov Analizi ile GSM Operatörleri İçin Müşteri Analizi, *15. Üretim Araştırmaları Sempozyumu – ÜAS 2015*, İzmir, Türkiye, 14-16 Ekim 2015.
- [6] **Çelik C.**, Kaya B., Aladağ Z., Bir İşletmede AHS ve Hedef Programlama ile Optimum Eğitim Kataloğunun Oluşturulması, *35. Ulusal Yöneylem Araştırması ve Endüstri Mühendisliği Kongresi – YAEM 2015*, Ankara, Türkiye, 9-11 Eylül 2015.
- [7] **Çelik C.**, Alkan A., Doğan G., Aladağ Z., Bulanık Analitik Hiyerarşi Proses Yöntemi ile Bir İşletme için ERP Yazılım Seçimi, *4. Uluslararası Bulanık Sistemler Sempozyumu – BSS 2015*, İstanbul, Türkiye, 5-6 Kasım 2015.

ÖZGEÇMİŞ

1989 yılında Kocaeli'nin Derince ilçesinde doğdu. İlkokul, ortaokul ve liseye Derince' de devam etti. 2007 yılında tam burslu olarak girdiği İstanbul Fatih Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Endüstri Mühendisliği Bölümü'nden (İngilizce) 2012 yılında mezun oldu. 2013 yılında Kocaeli Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı'nda Yüksek Lisans öğrenimine başladı. 2013 yılı Eylül ayında Kocaeli Üniversite'si Endüstri Mühendisliği Bölümü'nde Araştırma Görevlisi olarak başladı ve halen devam etmektedir.