

T.C. İSTANBUL KÜLTÜR ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ

YAPAY SİNİR AĞLARINA DAYALI YAĞIŞ TAHMİN VE ANALİZİ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Alperen UZUNALI

1600004880

Anabilim Dalı: Bilgisayar Mühendisliği

Programı: Bilgisayar Mühendisliği

Tez Danışmanı: Dr. Öğr. Üyesi Bahar İLGEN

MAYIS 2019

T.C. İSTANBUL KÜLTÜR ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ

YAPAY SİNİR AĞLARINA DAYALI YAĞIŞ TAHMİN VE ANALİZİ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Alperen UZUNALI
1600004880

Tezin Enstitüye Verildiği Tarih: 30 Mayıs 2019

Tezin Savunulduğu Tarih: 21 Mayıs 2019

Tez Danışmanı : Dr. Öğr. Üyesi Bahar İLGEN

Jüri Üyeleri : Doç. Dr. Özgür Koray ŞAHİNGÖZ

Prof. Dr. Banu DİRİ (Y.T.Ü)

MAYIS 2019

ÖNSÖZ

“YAPAY SİNİR AĞLARINA DAYALI YAĞIŞ TAHMİN VE ANALİZİ” adlı tez çalışmam süresince bilgi ve deneyimi ile çalışmalarımı yönlendiren ve desteğini esirgemeyen değerli tez danışmanım, Dr. Öğr. Üyesi Bahar İLGEN’e, çalışmamızda bizden yardımlarını esirgemeyen, Kandilli Rasathanesi ve Deprem Araştırma Enstitüsü Müdürlüğüne, mesleğime yönelik çalışmalarda bilgi ve tecrübeleriyle bana yol gösteren İKÜ Genel Sekreteri Sayın Ender Rıza EKİCİ’ye, her durumda şartsız ve koşulsuz desteklerini ve sevgilerini benden esirgemeyen aileme ve bugüne kadar bana katkıda bulunan tüm hocalarıma ve arkadaşlarıma teşekkürlerimi sunarım.

İÇİNDEKİLER

ÖNSÖZ.....	ii
İÇİNDEKİLER	iii
ŞEKİL LİSTESİ.....	v
TABLO LİSTESİ	vii
SİMGELER VE KISALTMALAR LİSTESİ.....	viii
ÖZET.....	ix
ABSTRACT	xi
1. GİRİŞ	1
1.1. Problem Tanımı	2
1.2. Literatüre Katkıları.....	2
1.3. Tezin Organizasyonu	2
2. ÖN BİLGİLER ve LİTERATÜR ARAŞTIRMASI.....	3
2.1. Yağış Nedir?	3
2.2. Yağış Sınıflandırmaları.....	3
2.3. Yağış Ölçüm Yöntemi	4
2.4. Yağış Ölçüm Aletleri	4
2.4.1. Plüviyometre	4
2.4.2. Plüviyograf.....	4
2.5. İnceleme Bölgesi.....	5
2.6. Yapay Sinir Ağları	6
2.6.1. Yapay Sinir Ağları Tarihsel Gelişimi	6
2.6.2. Yapay Sinir Ağları Tanımı.....	6
2.7. Bulanık Mantık	9
2.8. Sinirsel Bulanık Mantık Çıkarım Sistemi (ANFIS).....	10
2.8.1 ANFIS Tanımı.....	10
2.8.2 ANFIS Analizi	11

2.9. Önceki Çalışmalar.....	13
3. YÖNTEM	17
3.1. Gereksinim Analizi	17
3.1.1. Sistem Gereksinimleri.....	17
3.1.1.1. Çalışma Ortamı Gereksinimleri	17
3.1.1.2. Yazılım Gereksinimleri.....	17
3.2. Kullanılan Teknolojiler.....	18
3.2.1. Geliştirme Platformları	18
4. ÖNERİLEN YAKLAŞIM: BULANIK MANTIK VE SİNİR AĞLARI ANALİZİ (ANFİS).....	19
4.1. Sistem Mimarisi	19
4.1.1. Yağış Analizi	20
4.1.2. Aktivite Diyagramı	21
4.2. Veri Analizi.....	23
4.2.1. Yıllık Ortalama Analizleri	23
4.2.2. Zaman Serisi Analizleri	25
4.3. Veri ve Yöntem.....	32
4.3.1. Yağış Verisinin Düzenlenmesi.....	32
4.3.2. Veri Normalizasyonu	35
4.3.3. Veri Gruplandırılması	37
4.4. Veri Kümesinin Uygulanması.....	38
5. TESTLER ve BULGULAR.....	47
5.1. Melez Algoritma Testleri	47
5.2. Geri Yayılım Algoritma Testleri.....	55
6. SONUÇLAR.....	66
KAYNAKÇA	68

ŞEKİL LİSTESİ

Şekil 2.1 Plüviyometre.....	4
Şekil 2.2 Plüviyograf	5
Şekil 2.3 Kandilli İnceleme Bölgesi	5
Şekil 2.4 Yapay Sinir Hücresi.....	7
Şekil 2.5 Yapay Sinir Ağı	8
Şekil 2.6 Bulanık Mantık Yapısı.....	10
Şekil 2.7 ANFIS Öğrenme Eğrisi	11
Şekil 2.8 Bulanık Mantık İşlem Süreci	12
Şekil 2.9 ANFIS Modeli	12
Şekil 4.1 Sistem Mimarisi - İlişki Diyagramı	19
Şekil 4.2 Sıralı 100 Yıllık Yağış Verisi	20
Şekil 4.3 Sistem Aktivite Diyagramı	22
Şekil 4.4 Yıllık Yağışlı Gün Sayısı.....	23
Şekil 4.5 Yıl İçerisindeki Maksimum Yağış Miktarı (mm)	24
Şekil 4.6 Yıl Bazında Toplam Yağış Miktarları (mm)	25
Şekil 4.7 1920 Yılına Ait Mevsimsel Karşılaştırma Değerleri	26
Şekil 4.8 1924 Yılına Ait Mevsimsel Karşılaştırma Değerleri	26
Şekil 4.9 1945 Yılına Ait Mevsimsel Karşılaştırma Değerleri	27
Şekil 4.10 1950 Yılına Ait Mevsimsel Karşılaştırma Değerleri	28
Şekil 4.11 1960 Yılına Ait Mevsimsel Karşılaştırma Değerleri	28
Şekil 4.12 1975 Yılına Ait Mevsimsel Karşılaştırma Değerleri	29
Şekil 4.13 1989 Yılına Ait Mevsimsel Karşılaştırma Değerleri	29
Şekil 4.14 2002 Yılına Ait Mevsimsel Karşılaştırma Değerleri	30
Şekil 4.15 2011 Yılına Ait Mevsimsel Karşılaştırma Değerleri	31
Şekil 4.16 2017 Yılına Ait Mevsimsel Karşılaştırma Değerleri	31
Şekil 4.17 100 Yıllık Yağış Verileri Rapor Hali.....	32
Şekil 4.18 Verilerin Ortalama Değerlerinin Hesaplanarak Sıralanması	33
Şekil 4.19 MYSQL Ortamında Yeni Veri Tabanı Oluşturma.....	34
Şekil 4.20 Yağış Verilerinin Veri Tabanına Aktarılması.....	34
Şekil 4.21 Veri Tabanına Aktarılan 1209 adet veri.....	35
Şekil 4.22 Veri Tabanı Bağlantısı.....	36
Şekil 4.23 Verilerin Alınması	36
Şekil 4.24 Çekilen Verilerin Normalize Edilmesi.....	36
Şekil 4.25 Veri Sıralama Kodlaması.....	37
Şekil 4.26 Analize Hazırlanan Veriler	38

Şekil 4.27 MATLAB Neuro Fuzzy Designer	39
Şekil 4.28 MATLAB Grup Değişkenleri	39
Şekil 4.29 MATLAB Grup Değişkenleri Veri Aktarımı	40
Şekil 4.30 Neuro Fuzzy Designer Training Veri Yüklenmesi	41
Şekil 4.31 Neuro Fuzzy Designer Testing Veri Yüklenmesi	41
Şekil 4.32 Neuro Fuzzy Designer Checking Veri Yüklenmesi.....	41
Şekil 4.33 GYA Yöntemi	42
Şekil 4.34 GYA Algoritması	43
Şekil 4.35 Membership Function (MF) Üyelik Fonksiyon Seçimi.....	44
Şekil 4.36 ANFIS Eğitimi.....	45
Şekil 4.37 Eğitim Çıktısının MATLAB Çalışma Alanına Kaydedilmesi	45
Şekil 4.38 ANFIS Sonuçlarının Çıktısının Alınması	46
Şekil 5.1 Melez-Trimf Model Analiz Sonucu.....	48
Şekil 5.2 Melez-Trapmf Model Analiz Sonucu	49
Şekil 5.3 Melez-Gbellmf Analiz Sonucu	50
Şekil 5.4 Melez-Gaussmf Model Analiz Sonucu.....	51
Şekil 5.5 Melez-Gauss2mf Analiz Sonucu	52
Şekil 5.6 Melez-Pimf Model Analiz Sonucu	53
Şekil 5.7 Melez-Dsigmf Model Analiz Sonucu	54
Şekil 5.8 Melez-Psigmf Analiz Sonucu	55
Şekil 5.9 GYA-Trimf Model Analiz Sonucu	56
Şekil 5.10 GYA -Trapmf Model Analiz Sonucu	57
Şekil 5.11 GYA-Gbellmf Model Analiz Sonucu	58
Şekil 5.12 GYA -Gaussmf Model Analiz Sonucu	59
Şekil 5.13 GYA - Gauss2mf Model Analiz Sonucu	60
Şekil 5.14 GYA -Pimf Model Analiz Sonucu.....	61
Şekil 5.15 GYA -Dsigmf Model Analiz Sonucu	62
Şekil 5.16 GYA -Psigmf Model Analiz Sonucu	63
Şekil 5.17 Üyelik Fonksiyonlarının İki Ayrı Algoritma İçin Karşılaştırma Grafiği	64
Şekil 5.18 ANFIS Sonuç Değerleri.....	65

TABLO LİSTESİ

Tablo 4.1 Şiddetli Yağış Eşik Değerleri	21
Tablo 4.2 Veri Gruplama Yöntemi	37
Tablo 5.1 Melez Algoritma ile Üyelik Fonksiyonları Hata Değerleri	55
Tablo 5.2 GYA ile Üyelik Fonksiyonları Hata Değerleri	63



SİMGELER VE KISALTMALAR LİSTESİ

a_i	: TSK Model Kuralın Yerine Getirilme Derecesi
R	: Yağış Miktarı
t	: Yağışın Devam Ettiği Süre
X_0	: TSK Model Ortalama Ağırlık Sonuç Parametresi
x_i	: TSK Model Çıktı (Gerileme)
X_{max}	: Normalizasyon Serisindeki En Büyük Miktar
X_{min}	: Normalizasyon Serisindeki En Küçük Miktar
X_n	: Normalizasyon Sonuç Parametresi
X_v	: Normalizasyon Uygulanan Değer

Kısaltmalar:

ANFIS	: Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (Uyarlamalı Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemi)
ANN	: Artificial Neural Network (Yapay Sinir Ağları)
GYA	: Geri Yayılım Algoritması
MF	: Membership Function (Üyelik Fonksiyonu)
MYSQL	: My Structured Query Language (Yapılandırılmış Sorgu Dili)
PHP	: Hypertext Preprocessor (Hiper Metin Ön İşlemcisi)
RMSE	: Root Mean Square Error (Kök Ortalama Kare Hatası)
TSK	: Takagi Sugeno-Kang
YSA	: Yapay Sinir Ağları

Üniversite	:	T.C. İstanbul Kültür Üniversitesi
Enstitüsü	:	Lisansüstü Eğitim
Anabilim Dalı	:	Bilgisayar Mühendisliği
Program	:	Bilgisayar Mühendisliği
Tez Danışmanı	:	Dr. Öğr. Üyesi Bahar İLGEN
Tez Türü ve Tarihi	:	Yüksek Lisans – Mayıs 2019

ÖZET

YAPAY SİNİR AĞLARINA DAYALI YAĞIŞ TAHMİN VE ANALİZİ

Günümüzde, küresel iklim değişimleri, canlıların yaşam ortamlarını önemli ölçüde etkilemektedir. Yağış miktarlarındaki değişimler, beraberinde sorunlar getirmektedir. Doğal afetlerin büyük bölümünün, meteorolojik kaynaklı olduğu bilinmektedir. Meteorolojik kaynaklı doğal afetler, su baskınları gibi büyük zararlara yol açan sonuçlar doğurabilmektedir. Bunun yanı sıra, yağış miktarlarındaki azalmalar da, kuraklık meydana getirerek canlı yaşamını tehdit etmektedir. Yağış miktarlarındaki değişim, insanlar için büyük önem taşımaktadır. Tarım ve hayvan yetiştiriciliği gibi alanları da benzer oranda etkilemektedir. Yağış miktarlarının, canlı yaşamları üzerindeki, bu etkilerinden ötürü, bilim insanlarının bu alanda yapacağı çalışmalar önem taşımaktadır. Bu alanda gerçekleştirilen çalışma ve analizlerin artırılması, geleceğe yönelik, öngörü tahminlerinde bulunulabilmesi için gerekli hale gelmiştir.

Meteoroloji istasyonları, sistematik ve düzenli bir şekilde, farklı yöntemlerle, yağış miktarı verilerini, uzun yıllardır arşivlemektedir. Bu düzenli arşivlemeler, geçmiş yıllarda etkin olarak kullanılsa da, günümüzdeki analiz yöntemleri sayesinde değer kazanmıştır.

Bu çalışmada, Kandilli Rasathanesi ve Deprem Araştırma Enstitüsü Müdürlüğünün, Kandilli Bölgesine ait Ocak 1918 ile Aralık 2018 yılları arasındaki 100 yıllık veri arşivi kullanılarak, önceki yıllara dayalı olarak, son yılların ortalama yağış değerlerinin tahmini yapılmıştır. Aylık ortalama yağış meteoroloji verileri, çalışmamızda zaman serisi verisi analizi için uygun kaynak sağlamaktadır. Ortalama

yađış tahmininde; Yapay Sinir Ađı (YSA; *Artificial Neural Network, ANN*) yöntemlerinden ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Interface System, Uyarlamalı Bulanık Ađ Çıkarım Sistemi) modeli kullanılmıştır. Veriler analize hazırlanmış ve MATLAB aracılığıyla ANFIS klasik küme teorisi ve bulanık mantık yöntemi uygulanmıştır. Analize hazırlanan veriler kümelenecek, hedef bir değerin, hangi kümeye ait olduđu belirlenmiş ve bunun için ANFIS üyelik fonksiyonlarının hata toleransları karşılaştırılmıştır. En iyi sonucu veren üyelik fonksiyonuyla, yađış tahmini gerçekleştirilmiştir.

Anahtar Kelimeler: Küresel İklim Deđiřimi, ANFIS, ANN, Bulanık Mantık, Zaman Serisi Analizi

University : **T.C. İstanbul Kültür University**
Institute : **Institute of Graduate Studies**
Department : **Computer Engineering**
Program : **Computer Engineering**
Thesis Advisor : **Assist Prof. Bahar İLGEN**
Degree Awarded And Date : **MA – May 2019**

ABSTRACT

PREDICTION AND ANALYSIS OF RAINFALL BASED ON ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

Nowadays, the impact of global climate change excessively affects habitat of all living creatures. Changes in amount of rainfall creates huge problems. Most of the natural disasters are meteorological. Meteorological disasters result in major damages such as floods. Besides, decrease in amount of rainfall also threatens living conditions of humanity and creates aridity. The change in the amount of rainfall has a great importance for society. It has effects on many areas such as agriculture and stock farming. For such reasons, the efforts of scientists on the research area has great importance. It has become necessary to increase the efforts in research field for the future predictions.

Meteorological stations have been archiving data on a regular basis using different ways in the amount of rainfall for years. Although regular archiving is not important during past years, it has great importance through current analysis methods.

In this study, the average rainfall values of the previous years were estimated by using the data archive of Kandilli Observatory and Earthquake Research Institute at Kandilli Region between January 1918 and December 2018. The monthly average rainfall data of the meteorological data provides the appropriate resource for time series data analysis. ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Interface System) model, method of ANN (Artificial Neural Network, Artificial Neural Network) have been used to estimate average rainfall. The data was prepared for analysis and ANFIS classical cluster theory and fuzzy logic method were applied using MATLAB. The data

prepared for the analysis was clustered and a target value was determined to which group it belongs to, and the error tolerances of ANFIS membership functions were compared. Precipitation estimation was performed with the membership function, which gives the best result.

Keywords: Global Climate Change, ANFIS, ANN, Fuzzy Logic, Time Series Analysis



1. GİRİŞ

Canlıların en büyük ihtiyacı, doğal kaynaklarımızdan biri olan, su kaynağıdır. Suyun elde edilmesinde en büyük faktör, yıllık yağış miktarlarıdır. Yağış, atmosferdeki nemin yoğunlaşarak, değişik fazlarda yeryüzüne dönmesiyle oluşur. Yağışı etkileyen birçok faktör vardır. Küresel değişimlerin etkisiyle, atmosferdeki; basınç, sıcaklık ve rüzgâr değişimleri gibi faktörler, yıllar içerisindeki yağış miktarlarında farklılıklara neden olmaktadır. Belirlenen bir bölgenin ortalama ne kadar yağış alacağını kestirimi en önemli ve güncel konulardan olup, halen bilim insanlarının yapacağı çalışmalara açık bir alandır. Zaman serileri, herhangi bir değişkenin, saat, gün, hafta, ay ve yıl gibi zaman dilimlerinde düzenli gözlemlenerek, eksiksiz bir şekilde, kayıtlarının saklanmasıyla elde edilen veri türüdür. Zaman serilerinin analizi ise, elde edilen düzenli veriler aracılığıyla, geleceğe yönelik öngörülerde bulunmak için, yapılan istatistiksel analiz çalışmasıdır. Bu istatistiksel analizleri, Yapay Sinir Ağları (YSA) gibi yöntemler ile birlikte uyguladığımızda daha başarılı sonuçlar elde etmekteyiz. Yağış miktarları her yıl düzenli olarak meteoroloji yer gözlem istasyonları ve uydular aracılığıyla hesaplanarak günlük olarak arşivlenmektedir. Geçmiş yıllardan günümüze kadar oluşturulan bu veri arşivleri, günümüzde daha değerli hale gelmiş ve bize çeşitli algoritmalar kullanarak, çıkarım yapabilme olanağı sağlamıştır.

Yapay sinir ağları teknolojisi, insan beyninin işleyişi ile benzerlik göstermektedir. İnsan beyninde yer alan sinir hücreleri, bir araya gelerek, sinir ağlarını oluştururlar. Bu ağların işleyiş şekli, yeni bilgiyi kaydetme ve eski bilgiler arasında ilişkiler kurmak şeklindedir. YSA teknolojisi kapsamında, sistem, her yeni elde ettiği değerle eğitilmektedir. Eğitim ve öğrenme şeklinde ilerleyen bu sistem analizinde, elde edilen verilere normalizasyon uygulayıp, belirli bir düzen içerisinde analize gönderildiğimizde, sistem bunları farklı şekillerde ele alarak yeni değerler oluşturmaktadır. Yağış hesaplamalarında tercih ettiğimiz, YSA yöntemlerinden biri olan ANFIS (Adaptive Neuro Fuzzy Interface System) içerisindeki, çeşitli algoritmaları uygulayarak, geçmiş yıllardaki veriler üzerinden, sistemin bir çıkarım yapması sağlanmış ve bu işlemler sonucu elde edilen tahmin değerleri kıyaslanarak, en iyi sonucu elde edebileceğimiz optimizasyon metodu belirlenmiştir.

1.1. Problem Tanımı

1.2. Literatüre Katkıları

Bu arařtırmada, canlı yařamının sürdürülebilirliđi için, yıllar içerisindeki deđişimlerinin, dikkatli bir şekilde gözlenmesi önem taşıyan, su kaynaklarının ve doğal afetlerin oluşmasında en büyük faktör oynayan, yağış miktarlarının, yıllar içerisindeki analizi yapılarak, gelecek yıllara yönelik, yağış tahminlerine yardımcı olunması hedeflenmiş ve bu doğrultuda çalışmalar gerçekleştirilmiştir.

Katkı 1. Anfis modeli, uzun süreli zaman serisi olan, yağış verileri analizi için uygulanarak, başarısı değerlendirilmiştir.

Katkı 2. Anfis içerisinde yer alan optimizasyon metotları uygulanarak en iyi sonucu veren model önerilmiştir.

1.3. Tezin Organizasyonu

Bu tez çalışması 5 bölümden oluşmaktadır.

Birinci bölümde, problem tanımı yapılmış, yapılan çalışma tanıtılmış, amacı ve önemi anlatılmış ve literatüre katkısından söz edilmiştir.

İkinci bölümde, tez çalışmasının konusu olan yağış analizleri ve yapay sinir ağları yöntemi ile ilgili yapılan önceki çalışmalardan bahsedilmiştir.

Tezin üçüncü bölümünde, gereksinim analizi ve sistem geliştirilirken kullanılan teknolojilerden bahsedilmiştir.

Dördüncü bölümde, önermiş olduğumuz yapay sinir ağlarına dayalı tahminlerde uygulanması gereken yöntemlere değinilmiştir.

Son bölümde, yapılan analizler, karşılařtırmalar ve sonuçlar detaylı bir şekilde sunulmuştur.

2. ÖN BİLGİLER ve LİTERATÜR ARAŞTIRMASI

Bu bölümde, araştırma konusu çalışmanın, temel tanımları ve literatür taraması sunulmuştur. İlk olarak yağış oluşumu ve yağış verilerinin toplanması üzerinde durulmuştur. İkinci aşamada, yapay sinir ağları teknolojisi detaylandırılmış ve bu konu ile ilgili çalışmalar özetlenmiştir.

2.1. Yağış Nedir?

Su buharının atmosferde yoğunlaşarak katı ve sıvı halde yeryüzüne inmesine yağış denir. Sıvı haldeki yağışlar yağmur, katı haldekiler ise kar ve dolu şeklinde gerçekleşmektedir [1].

Havadaki su buharının yağış haline gelebilmesi için gerekli şartlar:

1. Yağışın oluşması beklenen bölgede, yeteri kadar su buharı bulunmalıdır.
2. Su buharının sıvı hale geçebilmesi için havanın soğuması gerekir.
3. Yoğunlaşma olmalıdır. Yoğunlaşma, yoğunlaşma çekirdeği denilen çok küçük tozlar üzerinde olur.
4. Damlaların yeryüzüne düşebilecek iriliğe (yaklaşık 1mm) erişmesi gerekir [2].

2.2. Yağış Sınıflandırmaları

Yağış, soğuyan hava kütesinin yukarı yönlü hareket etmesiyle meydana gelir. Bu yukarı yönlü hareketi oluşturan nedenlere göre 3 tip yağış çeşidi belirlenmiştir:

1. Konvektif Yağış: Yeryüzüne yakın havanın fazla ısınıp yükselmesiyle meydana gelen yağışlardır. Kısa süreli ve şiddetli yağış şeklindedir. Ülkemizde yaz aylarında İç Anadolu Bölgesinde sağanaklar şeklinde görülen yağışlardır.
2. Depresyonik Yağış (Cephe Yağışı): Soğuk hava kütesiyle, sıcak hava kütesi karşılaştığında, soğuk hava kütesinin aşağı inmesiyle meydana gelir. Orta şiddetli ve uzun süreli yağışlardır.
3. Orografik Yağış: Nemli hava kütesinin bir dağ engelini aşmak üzere yükselirken soğumasıyla meydana gelen yağışlardır. Denize paralel dağların yamaçlarındaki nemli ve sıcak hava kütlelerinden meydana gelen yağışlardır [3].

2.3. Yağıř Ölçüm Yöntemi

Ülkemizde yağıř ölçümleri, meteoroloji merkezlerinde bulunan özel yağıř ölçer aletlerle yapılmaktadır. Bu aletler üzerinde: kese, kar ve doluyu eritmek üzere ısıtıcı gibi özellikler bulunur. Yerden 1 metre yüksekliğe sabitlenirler. Yağıř ölçüm birimi olarak, 1 m²'ye düşen yağıř, kilogram cinsinden baz alınır ve bu yağıř miktarı da 1 mm'ye denk geldiđi için, yağıřlar milimetre cinsinden ifade edilir.

2.4. Yağıř Ölçüm Aletleri

Meteoroloji merkezleri, yağıř ölçümlerinde, darbe (pulse) sayacı ile hesaplama yöntemini kullanırlar. Ölçüm aletlerinin, toplama kaplarındaki kepçelerden birisi dolduđunda, pozisyonu deđişerek diđer kepçeye doğru su akışı olur. Pozisyon deđişim sırasında manyetik anahtar kontak yaparak darbe üretir. Her bir darbe 0.2 mm'lik yağıř olarak deđerlendirilir. Bu darbeler sayılarak toplam yağıř hesabı yapılır [4]. Bu işlemlerde iki çeşit alet kullanılmaktadır.

2.4.1. Plüviyometre

Atmosferden yeryüzüne düşen yağıřı doğrudan olarak ölçen alettir [1].



Şekil 2.1 Plüviyometre

2.4.2. Plüviyograf

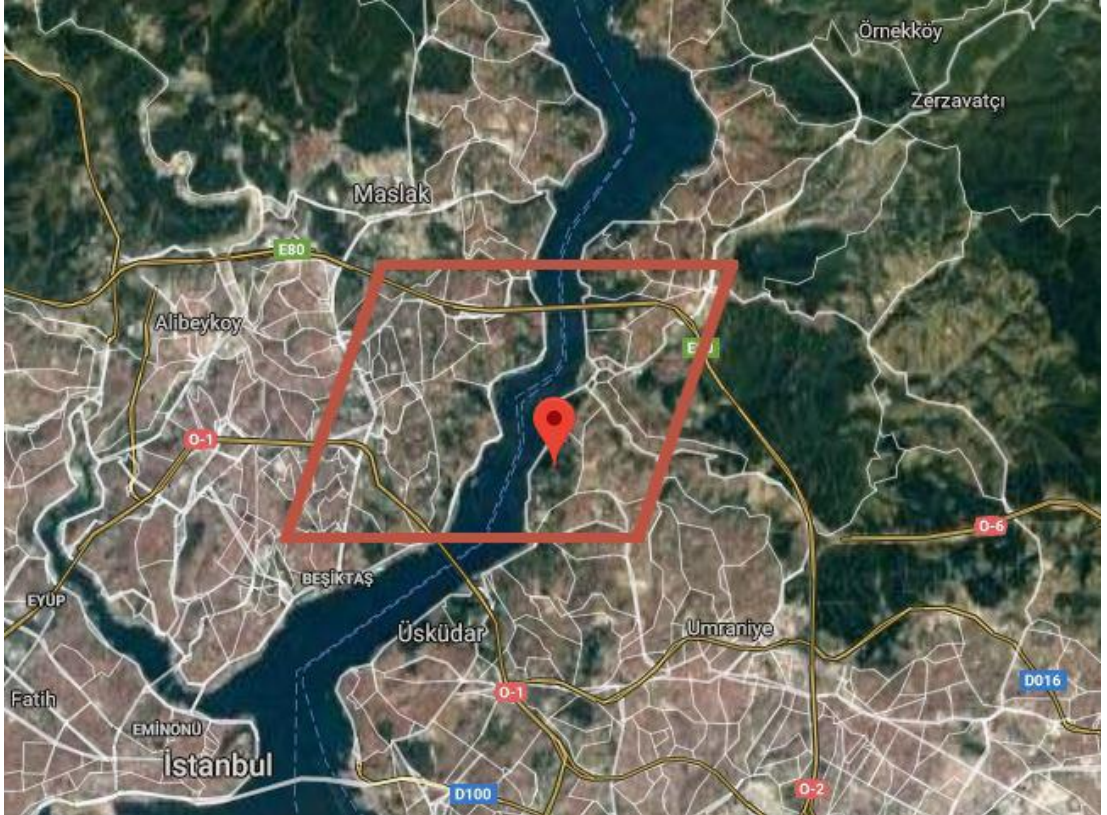
Atmosferden yeryüzüne düşen yağıřı diyagram üzerine kaydeden alettir [1].



Şekil 2.2 Plüviyograf

2.5. İnceleme Bölgesi

Tez çalışmasında, düzenli veriye ihtiyacımız olduğu için, bize düzenli veriyi sağlayabilecek olan, Kandilli Rasathanesi ve Deprem Araştırma Enstitüsü Müdürlüğü'nün, 100 yıllık veri arşivini toplayabildiği, enlem değeri 41.06150°N ve boylam değeri 29.05913°E olan Kandilli Bölgesi [5], inceleme bölgesi olarak belirlenmiştir.



Şekil 2.3 Kandilli İnceleme Bölgesi

2.6. Yapay Sinir Ağları

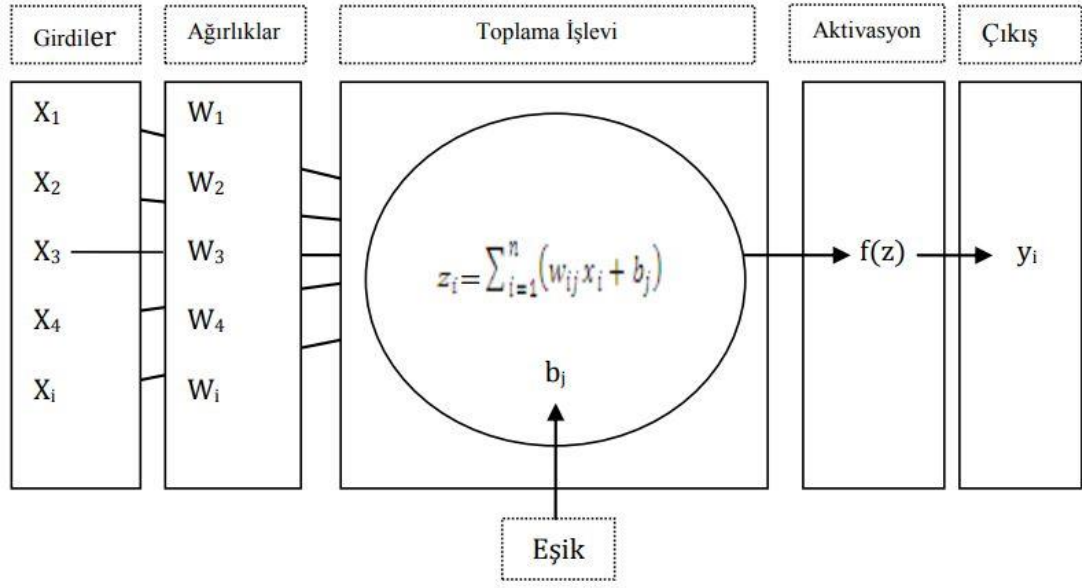
2.6.1. Yapay Sinir Ağları Tarihsel Gelişimi

Tarihte ilk yapay sinir ağları modeli, 1940'lı yılların başlarında araştırmacı Warren McCulloch ve Walter Pitts tarafından geliştirilmiştir. İlk modelde insan beyninin hesaplama yeteneği, elektrik devresi üzerinde uygulanmıştır [6]. Yapay Sinir Ağlarının tarihsel gelişimde, 1970 yılı bir dönüm noktası olarak kabul edilmektedir. Araştırmacıların 1969 yılında XOR problemlerini çözememeleri, araştırmaların durmasına neden olmak üzereyken 1970 yılından itibaren bazı araştırmacıların yapay sinir ağları kullanarak XOR problemini çözebilmesiyle, konuya olan ilgi, büyük seviyede artmış ve bu tarihten itibaren 10 yıl içerisinde, 30 adet yeni model üretilmiştir. Bu çalışmalardan itibaren önerilen çözümler günlük hayatta kullanılan sistemler haline gelmiştir. Yapılan çalışmalar yapay zekâ ve donanım teknolojilerinin gelişmesinde büyük rol oynamıştır. Bilgisayarların öğrenme potansiyeli bu çalışmalar sayesinde herkes tarafından kabul edilebilir hale gelmiştir [7].

2.6.2. Yapay Sinir Ağları Tanımı

Yapay zekâ araştırma alanına yönelik çalışmaların temelini oluşturan YSA'lar, bilgisayarların öğrenmesine yönelik çalışmalarda ilgi gösterilen bir konu olmuştur. YSA araştırma alanı, insan beyninin en temel özelliği olan öğrenme özelliği üzerinde yoğunlaşarak, bu işlevi bilgisayar sistemleri üzerinde uygulayabilmeyi hedeflemektedir. Öğrenme işlemleri, örnekler sayesinde gerçekleştirilir. Bu ağlar, yapay sinir hücrelerinin bağlantılarıyla meydana gelirler ve her bağlantının bir ağırlığı vardır. Bu ağırlıklar YSA'nın genel ağırlığını, diğer deyişle sahip olduğu bilgiyi meydana getirir.

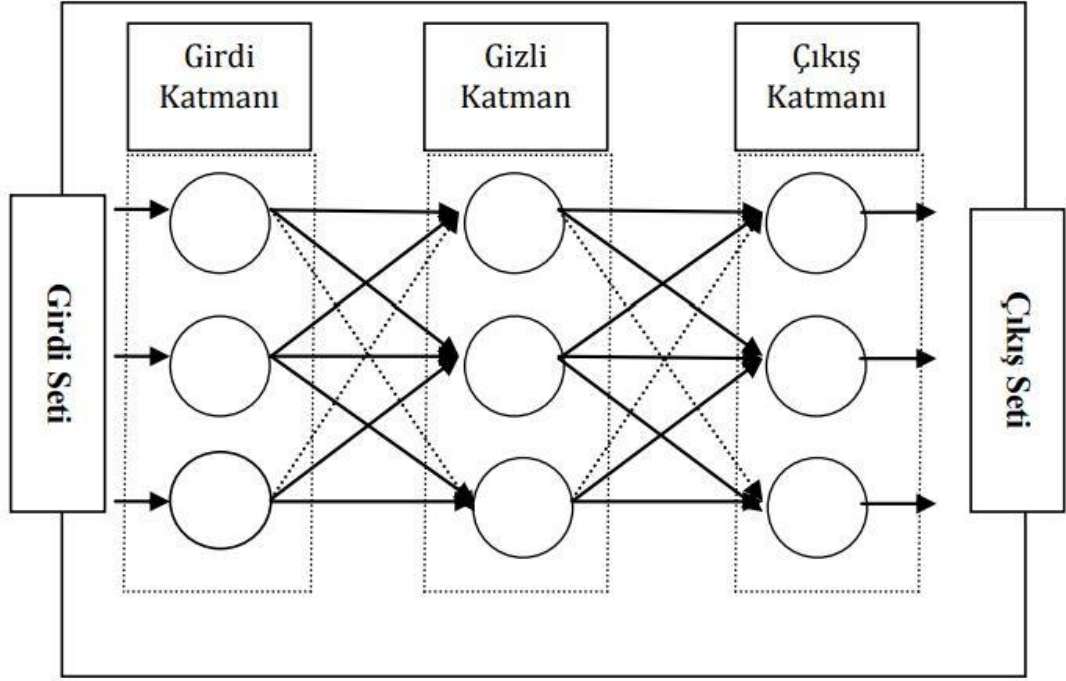
YSA, bilinen hesaplama tekniklerinden farklı olarak, elde eksik bilgi olsa dahi, bulunduğu ortama uyum sağlayarak, kararlar verebilen ve hatalara karşı toleranslı ve başarılı sonuçlar elde edebilen bir hesaplama yöntemidir [7].



Şekil 2.4 Yapay Sinir Hücresi

Bir yapay sinir hücresinin yapısı, Şekil 2.4’de görüldüğü üzere; girdiler, ağırlıklar, toplama fonksiyonu, aktivasyon ve çıkış kısımlarından oluşur. Girdi değerlerinin her biri x_i sembolüyle gösterilir bu değerler w_{ij} değerleriyle çarpılıp eşik değerleriyle toplanarak sistemde yer alan aktivasyon fonksiyonu aracılığıyla y_i sembolü ile gösterilen çıkış değerleri elde edilir [8].

YSA, sinir hücre bağlantılarının bilgisayar ortamında matematiksel modelleme ile elde edilmiş halidir. Yapay sinir ağlarının kullandığı öğrenme algoritmaları, bilinen bilgisayar algoritmaları dışında insan sezgilerini temel alır. Bu işlevi, girdi ve çıktıları sisteme tanıtır öğrenme ortamı oluşturarak ve bu ortamda, eğitime işlemleriyle, verilerinin sınıflandırılmasını sağlayarak gerçekleştirir [9].



Şekil 2.5 Yapay Sinir Ağı

Yapay sinir ağları, birbiriyle bağlantılı sinir hücreleriyle meydana gelmektedir. Bu sinir hücrelerinin yer aldığı Şekil 2.5’de görüldüğü gibi, girdi katmanı, gizli katman ve çıkış katmanı olmak üzere 3 temel bölümden oluşur. Dışarıdan gelen verileri, girdi katmanı karşılar ve YSA’ya alımını sağlar, ortadaki gizli katmanın dışarıyla bağlantısı yoktur sadece girdi katmanına gelen verinin çıktı katmanına iletilmesini sağlar ve son katman olan çıktı katmanı bilgileri gizli katmandan alarak dışarıya iletir [10] .

YSA’ya göre, öğrenmenin mantığı, bir işlevi yerine getirmek üzere ağırlıkların ayarlanmasıdır. Öğrenme yöntemi olarak denetimli (supervised) ve denetimsiz (unsupervised) olmak üzere iki temel yöntem benimsenmiştir. Denetimli yöntemde YSA, kullanılmadan önce eğitime ihtiyaç duyar. Bunun için dışarıda bir eğiticinin ağı etkisine ihtiyaç vardır. Sözü edilen eğitim, YSA’ya girdi ve çıktı bilgileri oluşturularak sağlanır. Denetimsiz yöntemde ise sistemin doğru çıkış hakkında bir bilgisi olmadan girdilere göre örneklemeler yaparak sonuca ulaşılır. Bu yöntemle eğitilen ağlar, hedef çıkış bilgilerine sahip olmaksızın, girdi bilgilerine göre ağırlık değerini ayarlar. Ağlar, bağlantı ağırlıkları doğrultusunda örnek çıktılar elde eder. Bu örnek çıktılar değerlendirilerek, ağı öğrenmesindeki başarımlar hakkında bilgiler elde edilir [11].

2.7. Bulanık Mantık

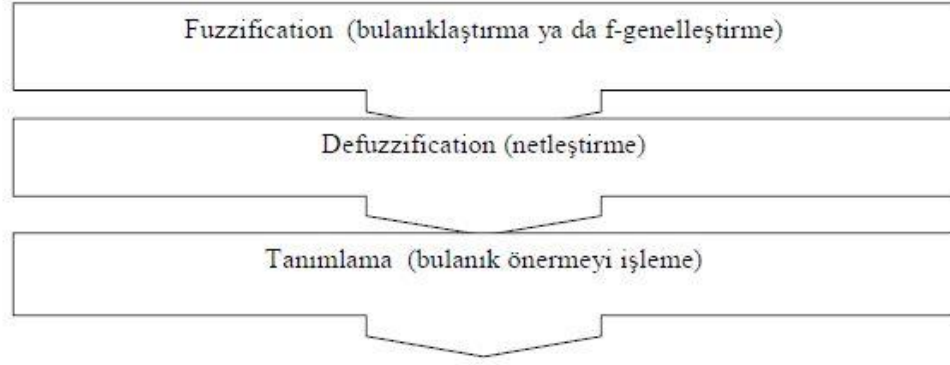
Bulanık mantık, insanlara ait deneyimlerin işlenerek, makinelere aktarılmasını amaçlayan yaklaşımdır. Sözel ifadelerin tümü, bu çalışmalarda bilgisayar ortamına matematiksel olarak aktarılmaktadır [12]. Matematiğin, kesinlik olarak bilinen bir kavram olmasına karşın, günlük hayatta kesinlik yerine belirsizlik içeren uzun zaman, yüksek bina gibi kavramlar kullanırız [13].

Klasik mantık veya ikili mantık yönteminde, bir önerme iki değerle yorumlanabilir. Bu değer kümesi $\{0,1\}$ şeklindedir. 0 değeri sunulan önermenin yanlış olduğunu belirtmek için kullanılır, 1 değeri ise o önermenin doğruluğunu temsil eder. Bu iki değer dışında önermenin başka bir değerle yorumlanması imkansızdır [14].

Bulanık Mantık ile ilgili kavramlar ilk kez 1965 yılında, Prof. Dr. A. Zade tarafından dile getirilerek literatüre girmeye başlamıştır ve bu fikirler bilim dünyasında şüphe ile karşılanmıştır [15]. Prof. Dr. Lütfü A. Zade, gerçek dünyada herhangi bir sorun, yakından ele alındığında, çözümünün daha bulanık hale geleceğini belirtmiştir. Çünkü bir insanın, çok fazla bilgiye hâkim olması durumunda, bu bilgi kaynaklarının tümünü kavramada zorluk yaşayacağını, matematiksel olarak ifade edemeyeceği ve bunlardan kesin sonuç çıkaramayacağını ifade etmiştir [15].

Bulanık mantığın temelinde, bulanık kümeler yer almaktadır. Sık sık meydana gelen, göreceli ve kesin olmayan verilerin modellemesini kolaylaştırır. Veri modellemesinde, klasik küme teorisinin aksine, doğru veya yanlış gibi sadece iki değerle değerlendirme yerine, az, sık, orta gibi dilbilimine dayalı ara dereceli veri modellemesi yapabilmeye yardımcı olur. Bulanık kümede yer alan her bir eleman üyelik fonksiyonuyla değerlendirilir. Üyelik fonksiyonu her bir elemanın kümeye olan üyelik derecesini belirtir [16].

Bulanık mantıkta en zorlayıcı aşama, iyi tanımlanmış kümelerin oluşturulmasıdır. Bir önermenin hangi kümeye ait olacağını iyi belirlenebilmesi kümelerin iyi tanımlanmasıyla mümkün olmaktadır. Bir önermenin üyelik fonksiyonunun derecesine göre akıllı işlemciler değerlendirme yaparak o önermenin hangi kümeye ait olduğunu belirlemeye çalışırlar. Bir bulanık mantık işlemine ait süreç bileşenleri ve aşamaları Şekil 2.6'da gösterilmektedir [7].



Şekil 2.6 Bulanık Mantık Yapısı

1. Bulanıklaştırma [fuzzification]
2. Netleştirme veya bulanıklığın giderilmesi [defuzzification]
3. Bulanık önermenin işlenmesi

2.8. Sinirsel Bulanık Mantık Çıkarım Sistemi (ANFIS)

2.8.1 ANFIS Tanımı

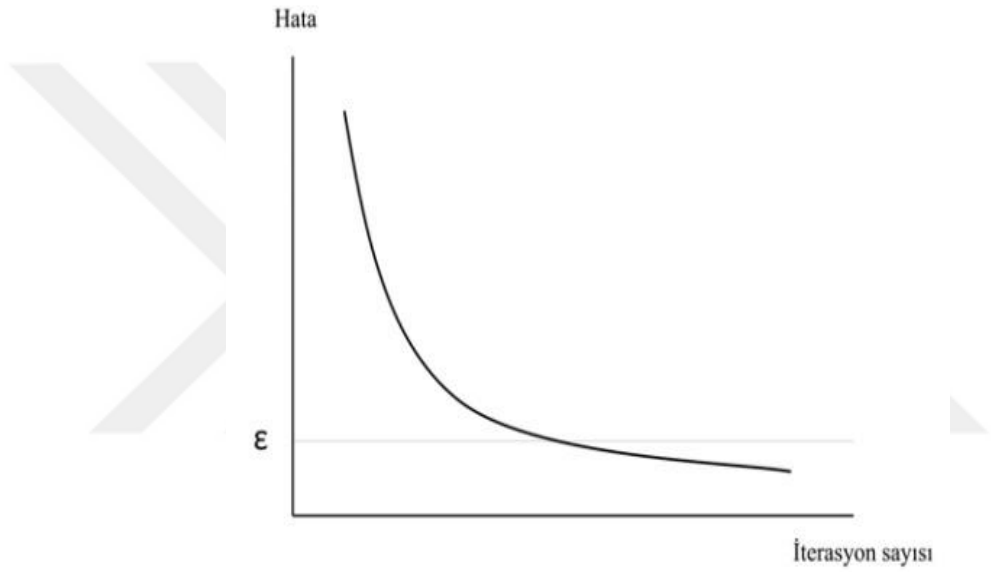
Bulanık mantık ve sinir ağı sistemlerinin birlikte kullanıldığı, ANFIS yönteminin temeli, Takagi Sugeno Kang bulanık çıkarım sistemine dayanmaktadır. Jang tarafından 1993 yılında, var olan bu sistem geliştirilerek doğrusal olmayan fonksiyonlar ve zaman serisi tahmini çalışmalarında kullanılmıştır [17].

Adaptive Neuro Fuzzy Interference System kısaltması olarak kullanılarak ANFIS yöntemi, yapay sinir ağlarının hesaplama kabiliyeti ile bulanık mantığın çıkarım yöntemini birlikte kullanabilen karma şekilde tasarlanmış yapay zekâ sistemidir [18].

Bulanık mantık yönteminin, veriler üzerinde uygulanabilmesi için, MATLAB programı içerisinde yer alan ANFIS editör kullanılabilir. ANFIS yöntemi için elimizde girdi ve çıktı değerlerinin olması gerekmektedir. Verilerin kümelenmesinde,

karma öğrenme algoritmaları üyelik fonksiyonu değerlerine göre sınıflandırmalar yapmaktadır [19].

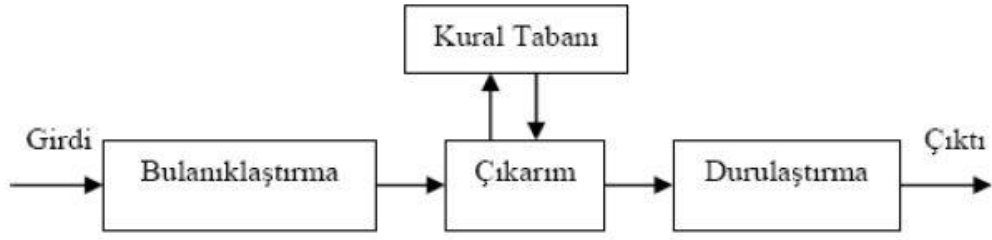
Sinir Ağları ve bulanık mantık yönteminin beraber kullanıldığı ANFIS yönteminde Şekil 2.7’de görüldüğü üzere, denemeler sonucu hatalar belirli bir seviyeye kadar azalır ve belirli bir seviyeden sonra azalma gözlenmez. Bu durum, ağı öğrenme durumunun tamamlandığını ve elde edilen sonuçtan daha iyi bir sonuç meydana getiremeyeceği anlamına gelir [7].



Şekil 2.7 ANFIS Öğrenme Eğrisi

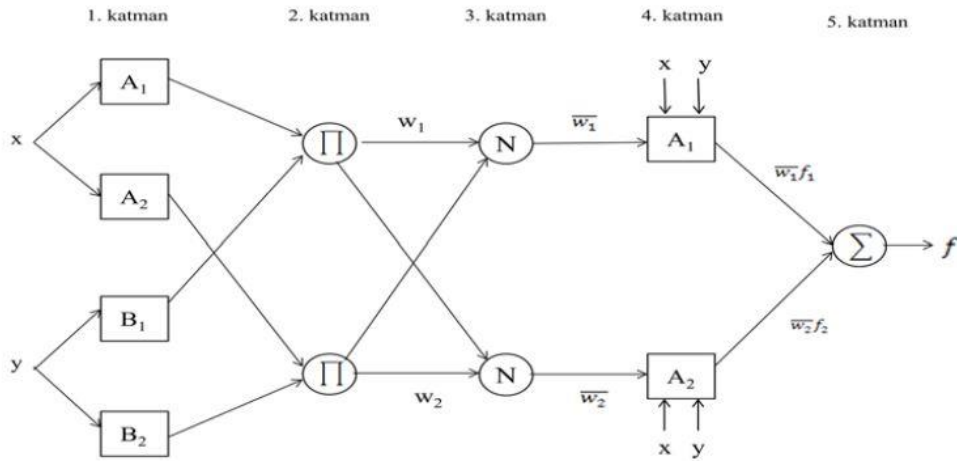
2.8.2 ANFIS Analizi

ANFIS analizinin temelinde yer alan, bulanık mantık sisteminin ilk aşamasında problem belirlenir ve bu probleme uygun parametreler ile üyelik fonksiyonları oluşturulur. Oluşturulan parametre ve alt kümelerle göre problemin özüne yönelik kurallar tanımlanır. Diğer aşamada, tümevarım ya da tümdengelim ile oluşturulan çıkarım yöntemleri seçilir. Şekil 2.8’de görüldüğü üzere son aşamada ise bulanık olan değerler durulaştırma yöntemiyle klasik sayılar olarak belirlenir [20].



Şekil 2.8 Bulanık Mantık İşlem Süreci

Bulanıklaştırma işleminde, girdi ve çıktı değerleri, belirlenmiş bir üyelik fonksiyonuyla birlikte, üyelik derecesini belirleyen $[0,1]$ aralığında bir değere çevrilerek bulanıklaştırılırlar. Kural tanımlama aşamasında, kural tabanı oluşturma, değerlendirme ve toplama adımlarının başlangıçları oluşturulur. Kural Tanımlama aşamasında yer alan EĞER-İSE ifadeleri kavramsal terimleri birbiriyle ilişkilendirir. Fazla girdi olduğu durumlarda ise VE-VEYA işlemcileri bu girdileri birbirine bağlar [17].



Şekil 2.9 ANFIS Modeli

Şekil 2.9'da görüldüğü üzere ANFIS modeli 5 katmandan oluşmaktadır. Şekilde yer alan A_i ve B_i değerleri sözel değişkenleri ifade etmek için kullanılır. Bu değerler, bir üyelik fonksiyonu aracılığıyla kendilerine özgü üyelik dereceleriyle bu katmanda 2. katmana geçerler. Bu katmanda girdiler çarpılır ve düğümden çıkarlar. Üçüncü

katmanda, ateşleme gücü değerlerinin toplam ateşleme gücü değerlerine oranlama işlemiyle normalizasyon sağlanır. Dördüncü katman, Takagi Sugeno Kang (TSK) çıkarım yöntemi aracılığıyla çıkış değişkenleri sayısal değer olarak ya da değişkene bağlı polinom fonksiyon olarak tanımlanırlar.

TSK çıkarım yönteminde, çıkış değerleri ortalama ağırlık formülü (2.1) ile hesaplanır [17].

$$x_0 = \frac{\sum a_i x_i}{\sum a_i} \quad (2.1)$$

2.9. Önceki Çalışmalar

Canlıların yaşamını yakından etkileyen değişimlerin; gözlenmesi ve yorumlanabilmesi bilim insanlarının temel görevi haline gelmiştir. Günümüze kadar yaşam için, değişimlerinin incelenmesi önemli olan yağış, sıcaklık gibi olguların tahminine yönelik, farklı yöntemler kullanılarak çalışmalar yapılmıştır. Yağış tahminlerinin yanı sıra, günümüzde önemi gittikçe artan yapay sinir ağlarına dayalı olarak çeşitli alanlara yönelik çalışmalar da gerçekleştirilmiştir.

Erkaymaz H. ve Yaşar Ö. (2011), yapay sinir ağları ile hava sıcaklığı tahminine yönelik yaptıkları çalışmada, ileri beslemeli yapay sinir ağı modeli kullanarak, Karabük ilinden elde edilen veriler doğrultusunda hava sıcaklığı tahminlerinde bulunmuşlar ayrıca yapay sinir ağlarının simulink modellemesini yapmışlardır [21].

İskenderoğlu E. Ç. (2006), yaptığı çalışmada, istatistiksel analiz yöntemiyle iç Anadolu bölgesinin aylık yağışlarına ait olasılık dağılımlarının belirlenmesi amaçlanmıştır. Normal, Lognormal ve Gamma dağılımlarıyla sonuçlar elde edilmiştir [22].

Partal T. (2007), Türkiye genelindeki yağış verileri üzerinden, ilk kez yapay sinir ağları ve dalgacık analizini birlikte kullanarak, Türkiye'nin günlük yağış

verilerinin tahminine yönelik çalışma gerçekleştirmiştir. YSA modelleri üzerinde dalgacık analizinin çok önemli katkılar sağladığını gözlemiştir [23].

Ulukaya O. (2011), yağış akış ilişkisi üzerinde yapay zekâ modellemesi çalışmasında, düzlemsel ve düzlemsel olmayan tüm modellerde kullanılabilir ve toplam havza hafızasını (sistem hafızasını) oluşturan parametrelerin belirlenmesine yönelik yeni ve etkin yöntem önermiştir [24].

Biberlioğlu E. (2011), küresel iklim değişiminin yağış ve sıcaklık üzerindeki etkisini araştırmak üzere, Hükümetler arası İklim Değişikliği Panelinin 2007 yılında hazırladığı Dördüncü Değerlendirme Raporu kapsamındaki 23 iklim modelinden seçilen 9 tanesinin (BCM2.0, CGCM3.1(T63), CNRM-CM3, ECHAM/MPI-OM, GFDL-CM2.1, GISSER,INM-CM3.0, MIROC3.2 (medres), UKMO-HadCM3) Türkiye üzerindeki tahminleri parametrik Korelasyon Katsayısı t-testi ve parametrik olmayan Spearman's Rho Testi ile Mann-Kendall Sıra Korelasyon Testi ile analiz edilmiştir. Bu 9 modelin de birbirinden farklı sonuçlara ilişkin öngöründe bulunduğu belirlenmiştir [25].

Kurt S. (2013), Ankara, Samsun, İstanbul, Erzurum ve Antalya illerine ait 1960-2012 yıllarına ait aylık yağış verileri üzerinde, doğrusal olmayan zaman serileri için yapay sinir ağları ve doğrusal zaman serileri olan Box-Jenkins metoduyla iklim zaman serilerine yönelik kestirim ve karşılaştırma çalışması gerçekleştirmiştir [26].

Yücel A. (2010), nicel ve nitel ölçütler içeren ve aynı zamanda çok fazla bulanık veri içeren, tedarikçi seçimi problemine çözüm olarak, Uyarlamalı Ağ Yapısına Dayalı Bulanık Çıkarım Sistemi (ANFIS) ile sonuçlar elde etmişlerdir. Bu sonuçlar çoklu regresyon metodu ile elde edilen sonuçlar ile karşılaştırmıştır [19].

Gökçe B. ve Sonugür G. (2016), ANFIS ve Yapay Sinir Ağları yöntemini kullanarak bir doğal taş üretim işletmesine blok taş olarak giren bir hammaddenin ebatlı ham plaka olarak çıkmasına kadar gerçekleşen üretim süreçlerinin kontrolü, kayıt altına alınması, planlanması, stok yönetimi, doğal taş blokların verimlilikleri ve üretimin tahminlerini gerçekleştirmişlerdir [27].

Suryanarayana T. M. V. vd. (2014), yaptıkları çalışmada Dharoi havzasında yağış akış modellemesi için uyarlamalı bir bulanık çıkarım sistemi kullanmışlardır.

Modele girdi olarak farklı yağış kombinasyonları, çıktı olarak ise su akışı düşünülmüştür. Model yapı tanımlaması grid bölümlenmesi ile yapılmıştır. Modelin akış tahmini için eğitilmesi için geri yayılım ve en küçük kareler tahmininden oluşan melez bir öğrenme algoritması kullanılmıştır. En iyi öğrenme parametreleri, üçgen üyelik fonksiyonu kullanılarak deneme yanılma yöntemiyle belirlenmiştir. En iyi performans gösteren modeli seçmek için, ortalama karekök hatası (RMSE) ve korelasyon katsayısı (r) kullanılmıştır [28].

Ok Y. (2010), elektrik talebi üzerine yaptığı çalışmada Türkiye’de orta dönemli brüt elektrik enerjisi talep tahmininde bulunmuş ve bu amaçla da yapay sinir ağları ve bulanık mantık yöntemlerinin birleşiminden oluşan ANFIS (Uyarlamalı Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemi) kullanılmıştır. Oluşturulan modelin performansını karşılaştırmak amacıyla da ayrıca bir regresyon analizi modeli oluşturulmuş ve elde edilen tahmin sonuçları ortalama mutlak yüzde hata kriteri üzerinden değerlendirilmiştir. Sonuç olarak ANFIS ile oluşturulan modelin başarılı ve tatmin edici bir tahmin performansı gösterdiği kanısına varılmıştır [29].

Patel J. ve Parekh F. (2014), yaptıkları çalışmada, ANFIS (Uyarlamalı Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemi) kullanarak, Gandhinagar istasyonu için aylık muson yağışını tahmin etmek için, etkili bir model araştırmışlardır. Çalışmada, yedi üyelik işlevli melez modelin ve sıcaklık, bağıl nem ve rüzgâr hızından oluşan üç girdili sistemin kullanılmasının, yağış tahmininde en iyi sonucu verdiğini ortaya konulmuştur [30].

Muka Z. vd. (2016), Matlab’da uygulanan bulanık mantık prensiplerini kullanarak, yağış oluşumu tahmini üzerinde çalışmışlardır. Veriler, Vjosa Nehri üzerindeki Raingouge istasyonundan alınmış ve bu verilerden, giriş değişkenleri başlangıçta beş farklı derece aralığına bölünmüştür; çok yüksek, yüksek, orta, düşük, çok düşük. Veriler üzerinde üçgen üyelik fonksiyonunun sonuçları değerlendirilmiştir [31].

Esandal H. (2007), göllerin su seviyelerinde yıllar içerisinde meydana gelen değişimi araştırmak üzere çalışma gerçekleştirmiştir. Eğirdir gölünden elde edilen veriler üzerinde, su bütçesi ve istatistiksel su dengesi yaklaşımlarını göz önünde bulundurmuş ve Eğirdir gölü üzerindeki su seviyesindeki değişimleri modellemek için

bulanık mantık yöntemi önermiştir. Bu modeli, Eğirdir gölüne ilişkin su seviyesi değişimlerinin tahmini için kullanmıştır [32].

Güngör İ. vd. (2009), Antalya Bölgesine ait turizm talebinin tahminine yönelik yaptıkları çalışmada, zaman serisi yöntemlerinden Üstel Düzleştirme ve Box-Jenkins yapay sinir ağları modellerini karşılaştırarak Antalya iline ait dış turizm talebi tahminlerinin yapılmasını amaçlamışlardır. Çalışmada 1992 ile 2005 yılları arasında Antalya iline gelen yabancı turist verileri kullanılmış ve çok fazla denemeden sonra 12 gecikmeli yapay sinir ağı modelinin en yüksek doğruluğu sağladığı tespit edilmiştir [10].

Sojitra M.A. vd. (2015), yağış tahmin modelleri geliştirmek için yaptıkları çalışmada, Udaipur şehrine ait 35 yıllık veri üzerinden 2 veri kümesi oluşturmuş ve ANFIS (Uyarlamalı Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemi) kullanarak, ortalama sıcaklık, bağıl nem, buharlaşma gibi parametreleri göz önünde bulundurmuş, Gaussian ve Generalized Bell üyelik fonksiyonlarıyla başarılı sonuçlar elde etmişlerdir [33].

Kumar P. ve Kyada, P.M. (2015), yaptıkları çalışmada, Junagadh, Gujarat bölgelerine ait muson yağışları dönemlerine ait, günlük yağış tahmini üzerine yaptıkları çalışmada 1979 – 2011 tarihleri arasındaki istatistiksel verilere yönelik, ortalama değerler üzerinden, Gauss Anfis Modeli analizi yapılmış ve elde edilen verilerin gerçek değerlere yakın olduğu gözlenmiştir [34].

3. YÖNTEM

Yapay sinir ağlarına dayalı olarak önerilen modelimizde; 3 girdi ve 1 çıktı tipinde model oluşturulmuş ve girdi verileri belirli oranlarda, eğitim kümesi (training set), sınam kümesi (test set), geçerleme (validation set) olmak üzere 3 gruba ayrılmıştır. Bu veriler üzerinde anfis analizi yöntemine dayalı toplam 16 farklı yöntem uygulayarak, yöntem sonuçları karşılaştırılmış ve en iyi sonuç tespit edilmiştir. Çalışmamız, sırasıyla, verilerin elde edilmesi, PHP ortamında belirli bir düzene getirilerek, normalizasyon ve sıralı gruptama halinde analize hazırlanması ve MATLAB ortamında yapay zekâ analizleriyle sonuçlar elde edilmesiyle tamamlanmıştır. Sonuçlar grafiklerle ve elde edilen verilerin değer karşılaştırmalarıyla sunulmuştur.

3.1. Gereksinim Analizi

Oluşturulan sistemin, gerekliliklerini, analizlerini ve kullanımını yönetmek için kullanılan, proje gereksinim detaylarına; bu kısımda yer verilmiştir. Sistemin kolay kullanımına yönelik sistem ile ilgili; özellik, donanım, performans gibi detaylar bu kısımda gereksinim maddeleri olarak sıralı bir şekilde GRS koduyla tarif edilecektir.

3.1.1. Sistem Gereksinimleri

Sistemin sorunsuz bir şekilde çalışabilmesi için aşağıda bahsedilen sistem gereksinimlerini yerine getiriyor olması gerekmektedir.

3.1.1.1. Çalışma Ortamı Gereksinimleri

GRS3.1.2.1.A. Bilgisayar işlemci Intel i3-6100 / AMD FC 4350 veya üstü olmalıdır.

GRS3.1.2.1.B. RAM miktarı minimum 6GB olmalıdır.

GRS3.1.2.1.C. İşletim sistemi Windows 8 64 bit veya daha üstü olmalıdır.

3.1.1.2. Yazılım Gereksinimleri

GRS3.1.2.2.A. PHP versiyonu 5.6 üstü olmalıdır.

GRS3.1.2.2.B. MYSQL veri tabanı versiyonu 5.7 üstü olmalıdır.

3.2. Kullanılan Teknolojiler

Bu bölümde, sistem geliřtirmesi için kullanılan yazılım teknolojilerden bahsedilmiřtir.

3.2.1. Geliřtirme Platformları

Elde edilen yağış verilerinin analizinde; verilerin düzenlenmesi, normalizasyonu ve analiz edilmesinde farklı yazılımlar birlikte kullanılarak sistemler arası bütünlük çalışmaları sağlanmıştır. Bu başlık altında kullanılan yazılım dillerinden ve yazılımlardan bahsedilecektir.

- **PHP** : İnternet tabanlı yazımlar için geliřtirilmiř, sunucu tarafı olan, geniř kapsamlı ve HTML ile birlikte kullanabilen programlama dilidir. Veri normalizasyonu ve verilerin kümelenecek analize uygun hale getirilmesinde kullanılmıřtır.

- **MYSQL Server Veri Tabanı Sistemi**: PHP dili ile birlikte kullanılabilmesinin yanı sıra ASP ve .NET gibi web programlama dilleriyle beraber de kullanılabilen, performans açısından hızlı ve çok kullanıcı ve çoklu çalışmalara uygun veri tabanı sistemidir. Excel ortamında alınan veriler MYSQL veri tabanına aktarılarak bu sistem üzerinde tutulmaktadır.

-**MATLAB**: Kullanımı kolay, en az kodlama ile ve içinde bulundurduđu kütüphaneler sayesinde, çok paradigmalı sayısal hesaplamalar yapabilen, yeni nesil programlama dilidir. Hazırlanan verilerin analizlerinde ve sınıflandırmalarında kullanılmıřtır.

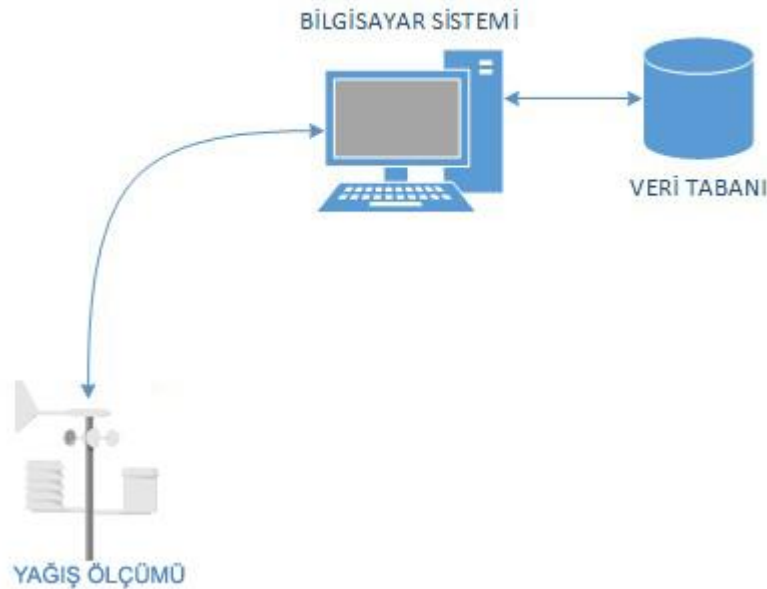
-**POWER BI**: Farklı kaynaklardan elde edilen verilerin analizinde bizlere kolaylık sağlayan hesaplamalar ve etkileřimli görseller oluřturmaya yardımcı araçtır. Yağış verilerinin karşılařtırma grafiklerinin hazırlanmasında kullanılmıřtır.

4. ÖNERİLEN YAKLAŞIM: BULANIK MANTIK VE SİNİR AĞLARI ANALİZİ (ANFIS)

Sunulan yöntem, geleneksel analiz yöntemlerine alternatif bir yeni nesil analiz yöntemi olarak belirlenmiştir. Yapay zekânın günümüz teknolojilerine uyarlanmasıyla, birçok alanda başarılı sonuçlar elde edilmiştir. Bu başarılı çalışmalar ışığında, aylık olarak düzenli bir şekilde arşivlenebilmiş, yağış verileri üzerinden anfis yöntemi ile tahmin sonuçlarının ne kadar başarılı olduğu elde edilen sonuçlar doğrultusunda gözlenmiştir. Bu bölümde, analiz için oluşturulan sistemin detaylarından (sistem mimarisi, yağış analizi ve aktivite diyagramı) bahsedilecektir.

4.1. Sistem Mimarisi

Bu bölümde, anfis analiz sistemini oluşturan bileşenlerden ve bu bileşenlerin birbirleriyle olan bağlantılarından, sistemi meydana getirirken oluşturulmuş, ana bileşenlerinin ilişki diyagramı Şekil 4.1’ de gösterilmiştir.



Şekil 4.1 Sistem Mimarisi - İlişki Diyagramı

4.1.1. Yağış Analizi

Meteoroloji İstasyonları tarafından, yıllarca günlük olarak düzenli bir şekilde ölçülen yağış verileri, arşivlenerek sistemlere kaydedilmektedir. Yağış verilerinin ölçümü, yağış ölçüm aletleri (Plüviyometre, Plüviyograf) aracılığıyla meteoroloji istasyonları tarafından yapılmaktadır. Çalışmamızda, analizde kullandığımız veriler, enlem değeri 41.06150°N ve boylam değeri 29.05913°E olan Kandilli Bölgesine ait Kandilli Rasathanesi ve Deprem Araştırma Enstitüsü Müdürlüğünün düzenli bir şekilde arşivlediği yağış verileridir. Analiz verileri, Ocak 1918'den Aralık 2018 tarihine kadar olan 100 yıllık veriyi kapsamaktadır. Bu yağış verileri günlük olarak toplanmış olarak görünse de yağışın bir ay içerisinde her gün gerçekleşmeme durumu olduğu için analizi yapabileceğimiz veri, bir ay içerisindeki yağışlı günlerin olduğu günlerdir. Sıralı bir şekilde ay ve yıl formatında düzenlenmiş veriler Şekil 4.2'de yer almaktadır.

	1918	1919	1920	1921	1922	1923	1924	1925	1926	1927	1928	1929	1930	1931	1932	1933	1934	1935	1936	1937	1938	1939	
1 Ocak	5.4		0.8	0.6	11.3		11		21.7		3.5			0.3	14							16.2	
2 Ocak		0.2	0.4	0.4			1.5	1.1	0.7		0.1		10.7	9.2	6						28	0.2	
3 Ocak	0.8		0.1		3.5			0.3					14.5	0.7	0.3	2.6	3					6.9	
4 Ocak	8.8			0.4	24.5								14	0.3	13	1.9	1.8	15.1		7.4	10.6	1.3	
5 Ocak			0.1	1.2	23.2							2.6	1.1			0.5		12.6		1.7	16.1	1.7	
6 Ocak				0.1	10.4		5.3		0.3	11.2		15.2	1.1	0.5			1.6	1		0.3			
7 Ocak				2	5.8	9.6	2.1	2.4		3.2	3	2	0.2	1.6			1.6	1				1	
8 Ocak				0.4	12.9	0.1		0.5	0.1		2	6.2							0.2		17.8	4	1.2
9 Ocak		6.1	20.7	0.1	0.4				0.2			0.5			1.8		11.7		1.2	0.2	9.9		
10 Ocak	46.8	11.1	16.8			4.2		0.2	4.2					5	43.8	3.5	3.2	3			1.8		
11 Ocak	24	0.8			11	7.6		1.7	7.8	2				1.1	1.7	1.6	5.8	0.8	1.5	6.3			
12 Ocak	1		9.9				5.2	1.9	0	2.4							2.3		1.9		5.1		
13 Ocak				0.1		4.8	3.2	4.7		3.7	12.8	2.5	3.2			2		0.5	4.3	2.5		12.6	
14 Ocak					19.2	15	0.8		3		0.3		7			3.9					4.3	3	
15 Ocak	1.3	14.9	23.9			2.3		0.5	1.3		9.6	1.5	0.4	7.7	1.1	0.6		3	0.9	11.3	0.8		
16 Ocak		7.4			11.9	1.9		7.8			32.7	2.1	2.2	0			14.9	0.3	3.5	1.8	0		
17 Ocak					38.6	16.5		0.2	24.9	1.7		7.6	2.1		0.4		12	0.8		1.4	1.8		
18 Ocak					2	25.5		0	0.4				2.5	13.2	0	1.2	0.5				4.4		
19 Ocak				0.4	4.3	0.4		0.3	16.5		0.4		2.8	0.3		0.3			8.1	0.2		0	
20 Ocak		2.3		0.3	2.9	1.4		3.3			0.7	3	7.2		1	3.9				10.1			
21 Ocak		0.8	0.4		1.3				10.8		1.5		8.8		4.7	6.5	3.7				0.8		
22 Ocak		0.9	3.5		10		15.3			9			0.8	2.2	2.1	13.5	2.5	8		0		0	
23 Ocak		0.1	12.4		15.6		3	0.3	6.6	4.5	1.2				4.4	12		0.3	10.9	0	5.2	0.7	
24 Ocak		0.7	2.6		2.5				1.5	2.2	0.2		0.3		3.6	4	3.5			0	0.5	0	
25 Ocak	4.4	0.9		3.5	8.3					0.7				0	15.6	5.8		0.2		25.5	2.7	1	
26 Ocak	10.7	0.7			0.1					0.3	0.7		3.6	39.1	0.2	1.6		0.5			0.5	0.4	
27 Ocak				1.4			4.4			0.1		0.4	0.4	9.5	2.2			6.1		1.6		0	
28 Ocak				8.7	1	3.8	1.2			0.5	1.2			4.8	11.8			5.6	0.9			2.5	
29 Ocak		2.2	2.4	1.7	1					0.4		2.7					2.8	8.5	8.9	5.7			
30 Ocak		0.9	0.2		2.2	0.7					1.8	6.3					1	5.9	10.6		7.7		
31 Ocak		0.6		1.2		2.9	6.8	2.7			0.3	3	1.3	2.7		0.6	66	0.7		0.4	8.2	15.3	

Şekil 4.2 Sıralı 100 Yıllık Yağış Verisi

Meteoroloji Genel Müdürlüğünün yaptığı istatistiksel değerlendirmelere göre Türkiye'deki yıllık ölçümler neticesinde, şiddetli yağış eşikleri belirlenmiştir. Yağışlar belirli bir süre içerisinde, belirli bir miktar değerinin üstüne çıktığında bu yağışlar şiddetli yağışlar olarak nitelendirilmektedir.

Şiddetli yağış ölçümlerinde kullanılan bağıntı (4.1) ile verilmektedir. Formülde yer alan R değeri yağış miktarını (mm), t değeri ise yağışın devam ettiği süreyi temsil etmektedir.

$$R = \sqrt{5t - \left(\frac{t}{24}\right)^2} \quad (4.1)$$

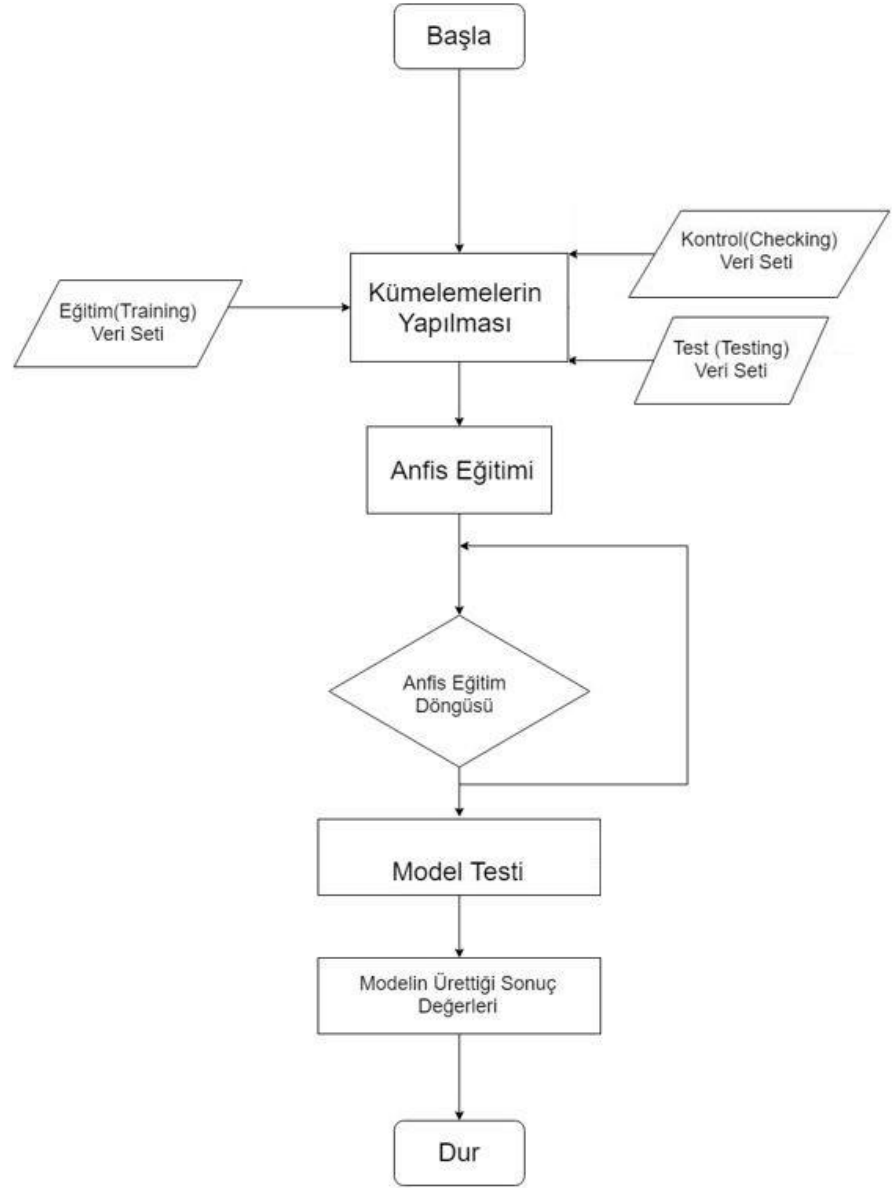
Gerçekleştirilen hesaplamalar neticesinde Türkiye'deki yağışların şiddetli sayılabileceği değerler tablosu Tablo 4.1' de yer almaktadır [35].

Tablo 4.1 Şiddetli Yağış Eşik Değerleri

Süre (dk)	Yağış Miktarı (mm)
5	5.0
10	7.1
15	8.6
30	12.2
60	17.1
120	24.0
180	29.0
240	33.2
300	36.7
360	39.7
480	44.7
720	52.0
1080	58.1
1440	60.1

4.1.2. Aktivite Diyagramı

Sistemin işleyiş sürecinin, birlikte ilerleyen ya da belirli koşullar doğrultusunda ilerleyen adımlarla gösterildiği diyagramlar, aktivite diyagramları olarak nitelendirilir. Geliştirdiğimiz sistem modeline ilişkin tüm işleyiş, koşul ve adımlar Şekil 4.3 üzerinde gösterilmektedir.



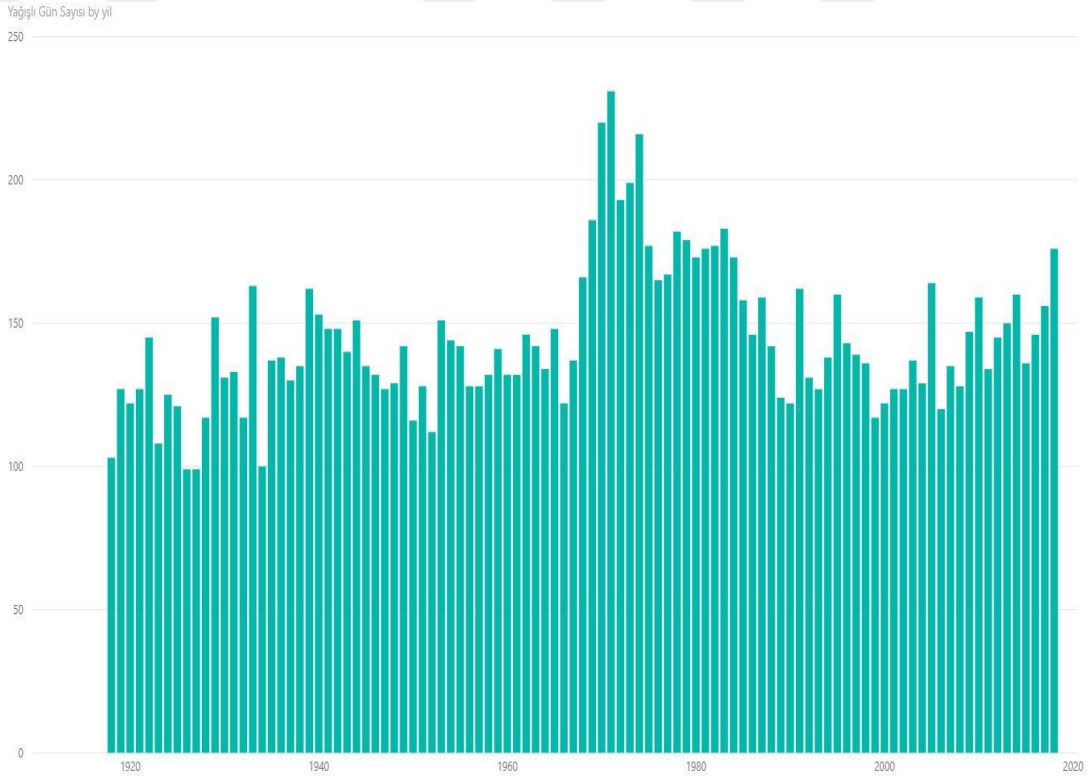
Şekil 4.3 Sistem Aktivite Diyagramı

4.2. Veri Analizi

Yağış verileri, çok fazla deęişkenlik gösteren verilerdir. Yıllık ortalama deęerleri incelendięinde, bu deęişim kolay bir şekilde gözlenebilmektedir.

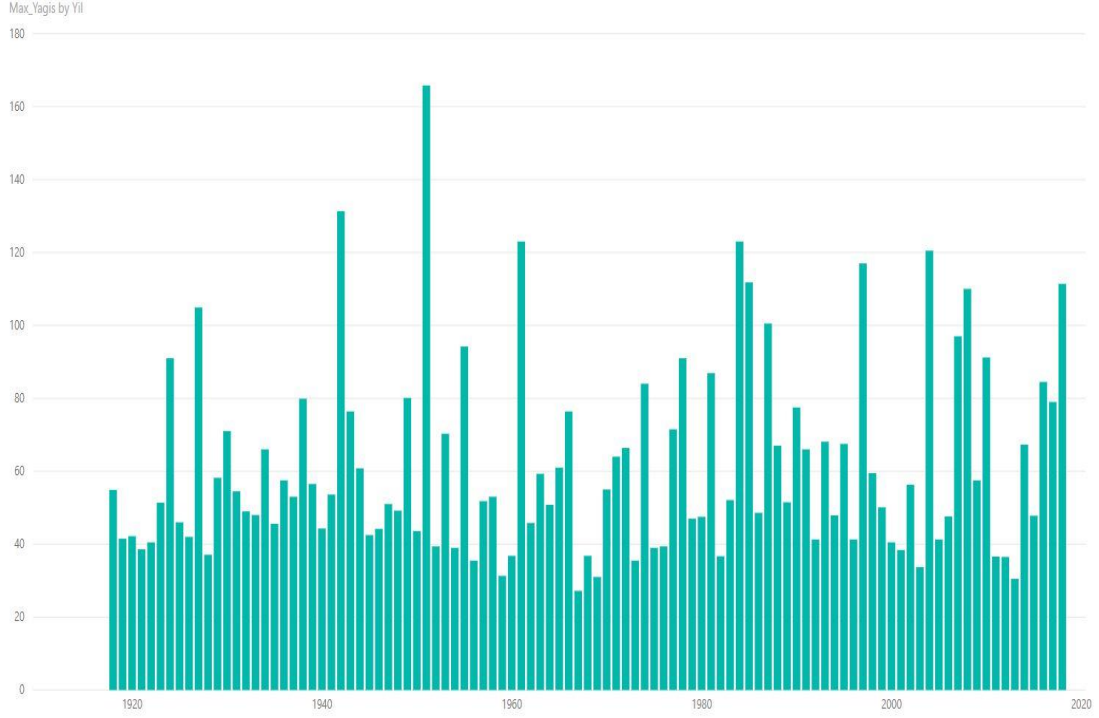
4.2.1. Yıllık Ortalama Analizleri

Yıllık yağışlı gün sayısı, yıllık maksimum yağış miktarı ve yıllık toplam yağış miktarı gibi deęerler incelendięinde yıllar içerisinde çok farklı deęerler elde edilmektedir. İyi bir analiz yapabilmek için günlük deęerler elde edebilmek önemlidir. Yağış verilerinde ise günlük yağışların olmadığı zamanlar için gün bazında deęerler üzerinden ilerlemek mümkün görülmemektedir. Elimizdeki 100 yıllık verinin, yıl bazında yağışlı gün sayısı, Şekil 4.4' de gösterilmiştir.



Şekil 4.4 Yıllık Yağışlı Gün Sayısı

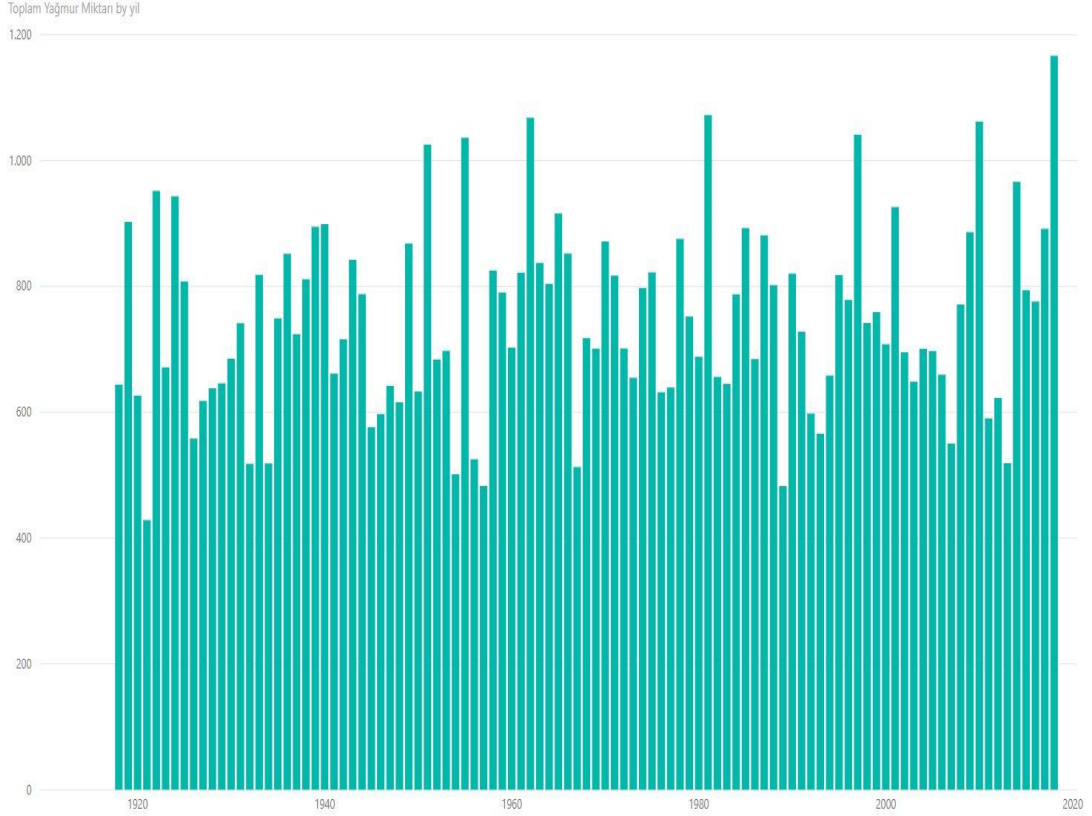
Çalışmada ele aldığımız, Kandilli Bölgesine ait yıllık yağışlı gün sayısı incelendięinde en fazla yağışlı gün sayısının 1971 yılında kaydedildięi görülmektedir. Bu yıl içerisindeki toplam yağışlı gün sayısı 231 gündür. En az yağışlı gün sayısı ise 1926 ve 1927 yıllarına aittir. Bu yıllardaki yağışlı gün sayıları ise 99 gündür.



Şekil 4.5 Yıl İçerisindeki Maksimum Yağış Miktarı (mm)

Yıl içerisindeki en yüksek yağış miktarlarının ele alındığı, Şekil 4.5’ de, bir yıl içerisinde en fazla yağışın gerçekleştiği yıl olarak 1951 yılı gözlenmektedir. Bu yıl içerisindeki en fazla yağış miktarı 165,80 mm olarak ölçülmüştür. Bir yıl içerisinde en az yağışın gerçekleştiği yıl ise 1967 yılıdır. Bu yıla ait yağış ölçüm değeri de 27,20 mm olarak ölçülmüştür.

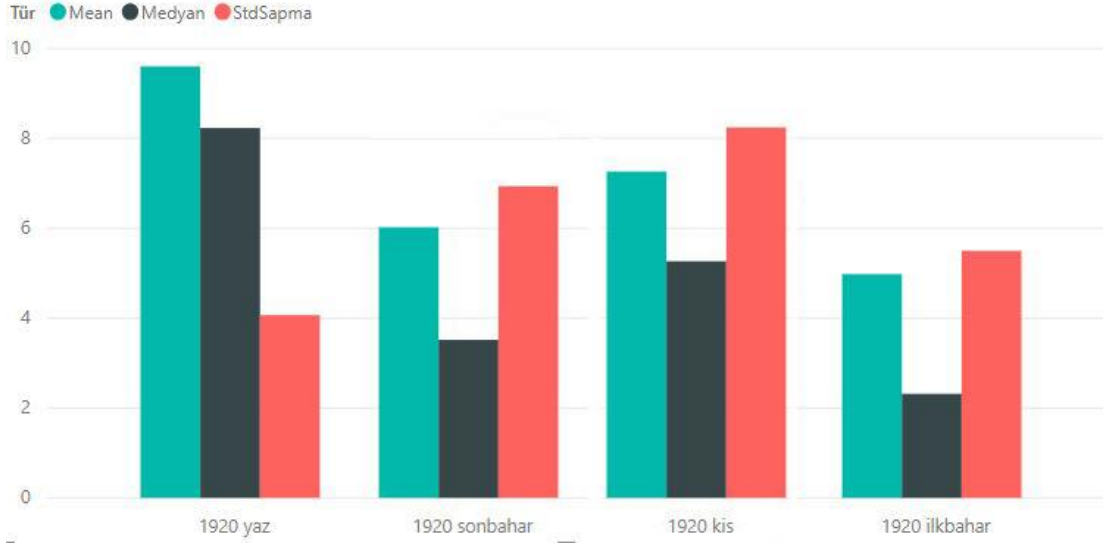
Tüm yıllara ait, yıl bazında toplam yağış miktarları da yüksek değişkenlik göstermektedir. 100 yıllık verinin yıllık yağış toplamları, Şekil 4.6’ da verilmektedir. Yıllık toplam yağış miktarları incelendiğinde, en fazla yağışın 1666,40 mm değer ölçümüyle 2018 yılına ait olduğu görülmektedir. En az toplam yağışın gerçekleştiği yıl ise 428,50 mm ölçümüyle 1921 yılına ait olduğu görülmektedir.



Şekil 4.6 Yıl Bazında Toplam Yağış Miktarları (mm)

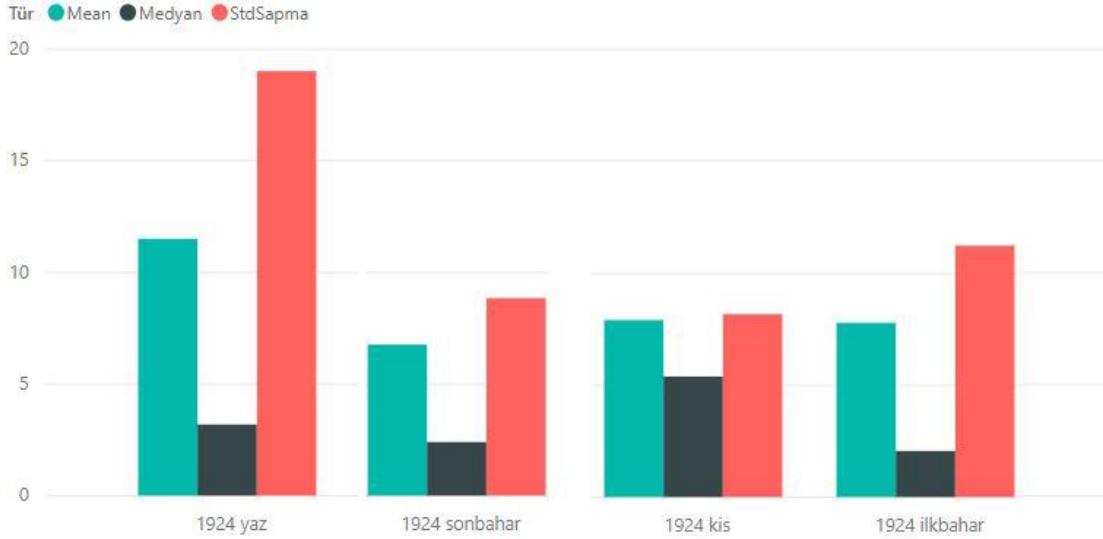
4.2.2. Zaman Serisi Analizleri

Düzenli bir şekilde kayıt altına alınabilen değerler, zaman serisi analizine uygun verilerdir. Bizim çalışmamızda 100 yıllık veri eksiksiz bir şekilde ay ve yıl bazında toplanabilmiştir. Yağış verilerinin, günlük olmayışı, gün bazında analizi zorlaştırdığı için, aylık; ortalama (mean), ortanca (median) ve standart sapma (standard deviation) değerlerinin mevsimsel olarak tutarlılıkları incelenmiştir ve analiz için en tutarlı değer belirlenmiştir. Bu karşılaştırmalar tüm yıllar üzerinden gözlemlenmiştir. Örnek olarak, farklı yıllara ait karşılaştırma grafikleri, Şekil 4.7 – 4.16'da verilmektedir.



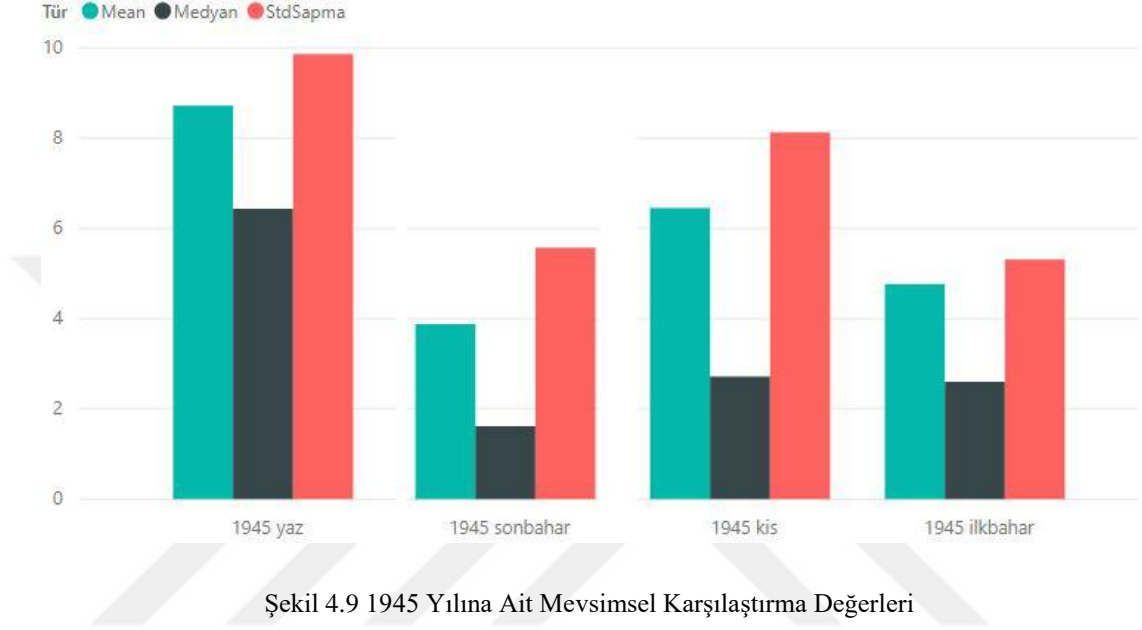
Şekil 4.7 1920 Yılına Ait Mevsimsel Karşılaştırma Değerleri

1920 yılına ait Şekil 4.7'nin incelemesinde, 4 mevsim için değerlendirme yapıldığında, her üç değer için de düzenli artış ve azalışlar görülmektedir. Sadece yaz ile sonbahar geçişinde diğer iki değer düşüş göstermekteyken, standart sapma değerinde artış görülmektedir.

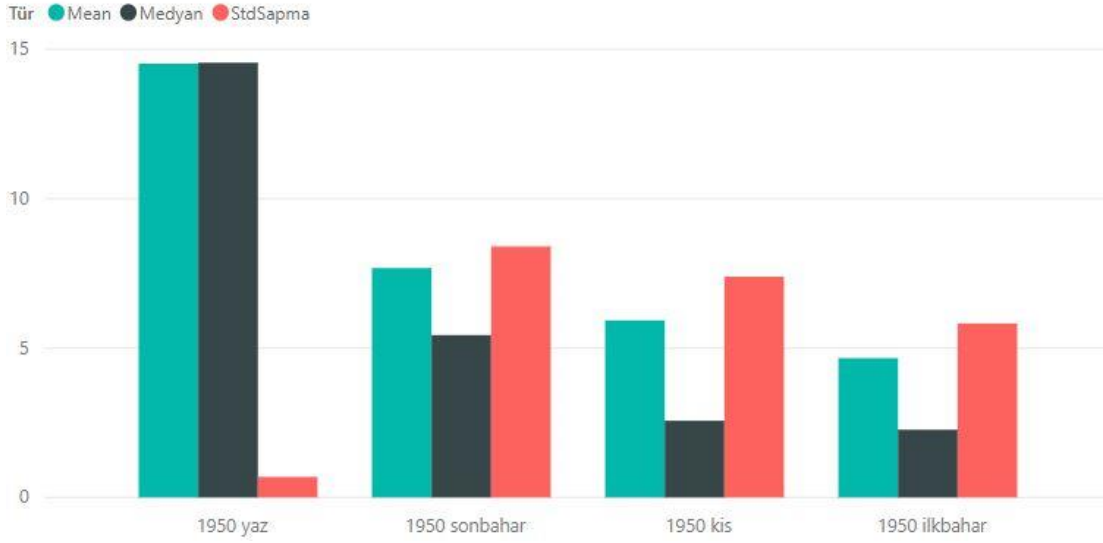


Şekil 4.8 1924 Yılına Ait Mevsimsel Karşılaştırma Değerleri

1924 yılı bulgularını gösteren Şekil 4.8'in incelemesinde, 4 mevsim için değerlendirme yapıldığında, yaz ile sonbahar mevsimleri arasındaki geçişte, standart sapma değerinin önemli düşüş görülmektedir. Diğer iki değer için ise, mevsimler arası değerlerde tutarlılık görülmektedir.

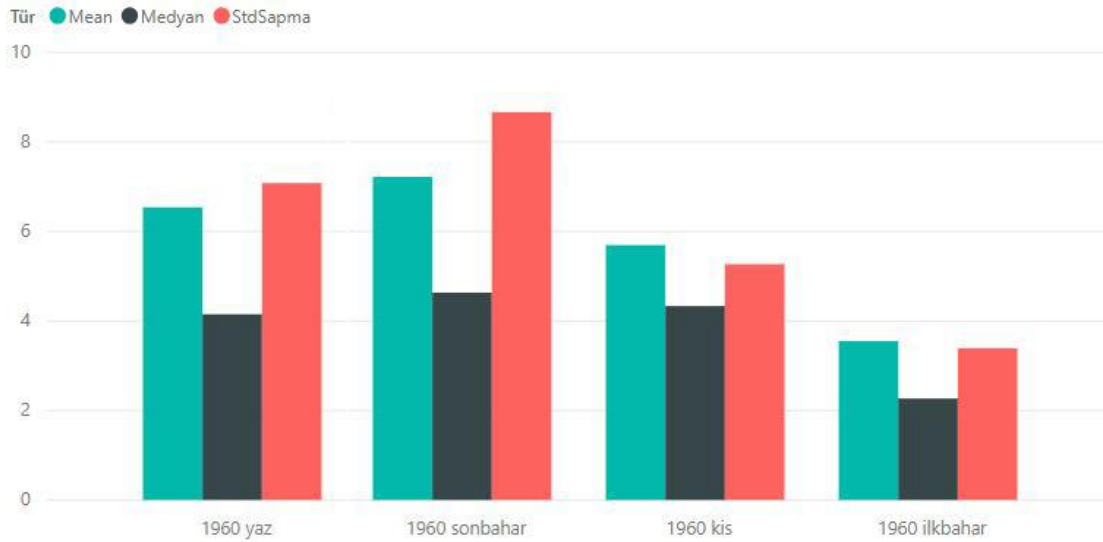


1945 yılına ait Şekil 4.9'un incelemesinde, 4 mevsim için değerlendirme yapıldığında, 3 değer için de benzer artma azalmalar görülmektedir.



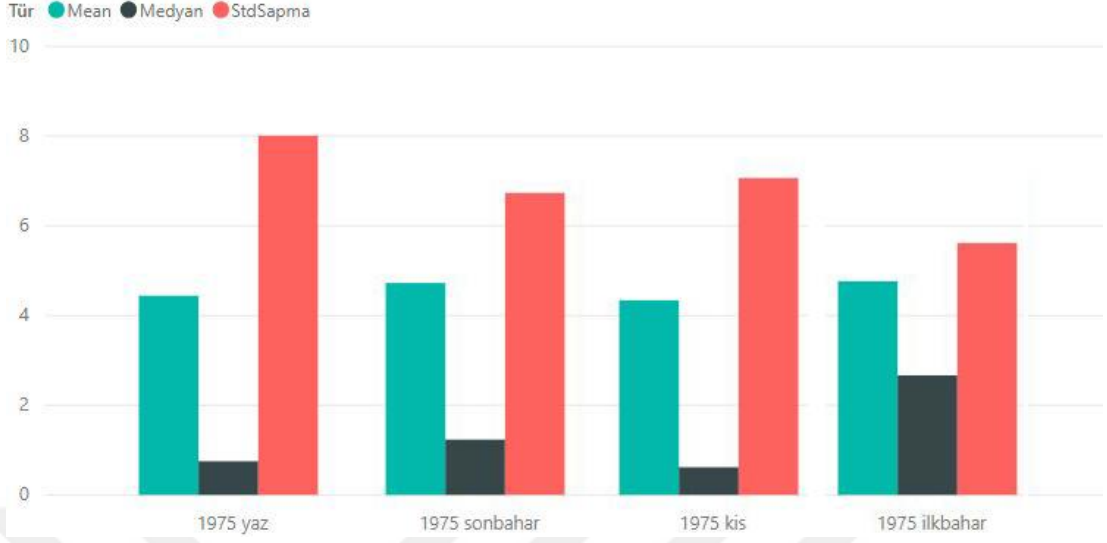
Şekil 4.10 1950 Yılına Ait Mevsimsel Karşılaştırma Değerleri

1950 yılına ait Şekil 4.10'un incelemesinde, 4 mevsim için değerlendirme yapıldığında, standart sapma değerinin yaz ayı için, çok düşük değerde kaldığı görülmektedir. Diğer iki değer için benzer azalmalar görülmektedir.



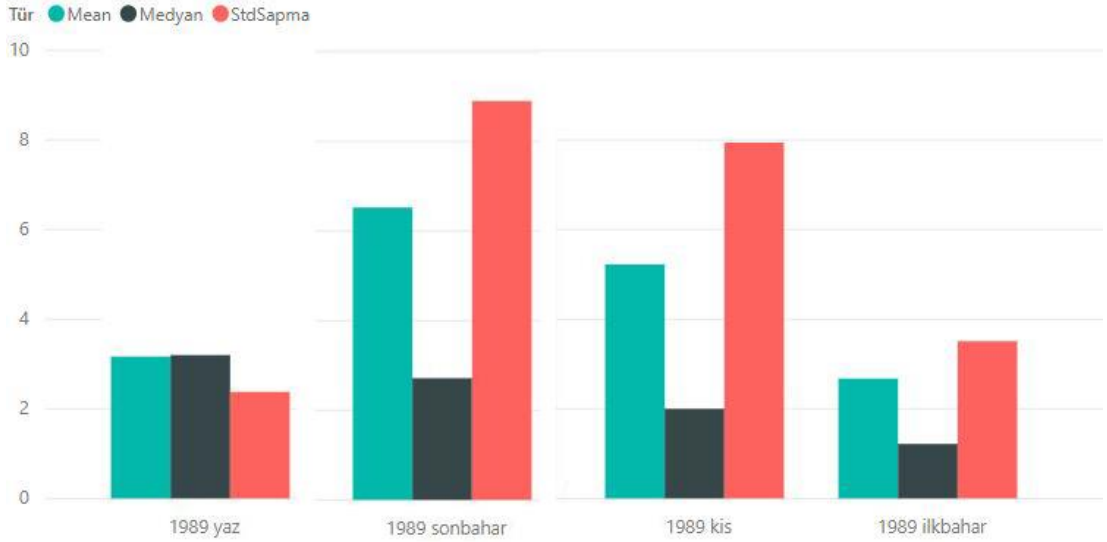
Şekil 4.11 1960 Yılına Ait Mevsimsel Karşılaştırma Değerleri

1960 yılına ait, Şekil 4.11'in incelemesinde, 4 mevsim için değerlendirme yapıldığında, 3 değer için de benzer artma azalmalar görülmektedir.



Şekil 4.12 1975 Yılına Ait Mevsimsel Karşılaştırma Değerleri

1975 yılına ait, Şekil 4.12'nin incelemesinde, 4 mevsim için değerlendirme yapıldığında, ortanca değerinde, diğer değerlere göre çok fazla düşüş görülmektedir.



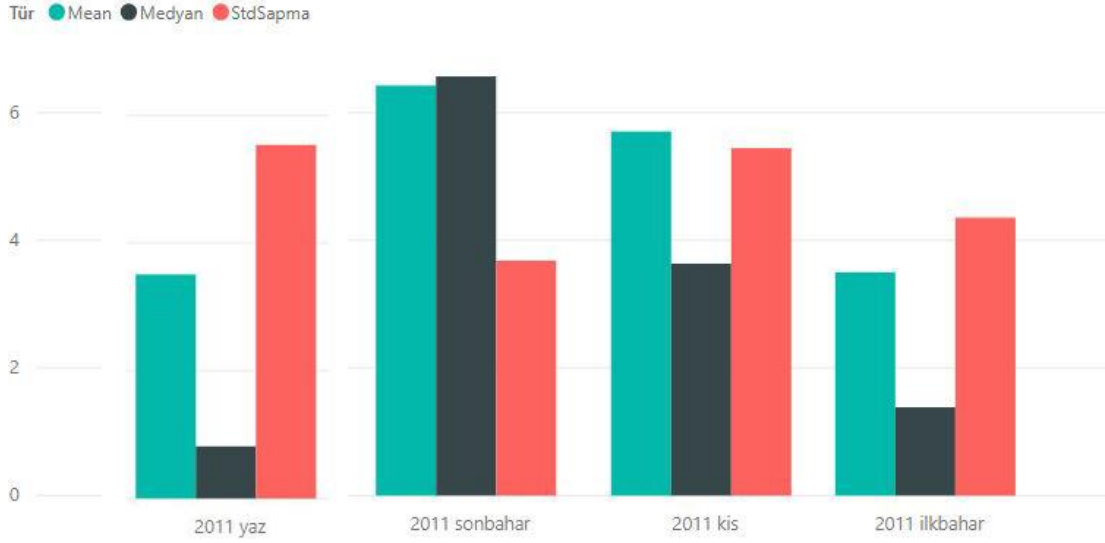
Şekil 4.13 1989 Yılına Ait Mevsimsel Karşılaştırma Değerleri

1989 yılına ait, Şekil 4.13'ün incelemesinde, 4 mevsim için değerlendirme yapıldığında, ortalama ve standart sapma değerleri düzenli artıp azalırken, ortanca değerinde fazla değişim olmadığı görülmektedir.



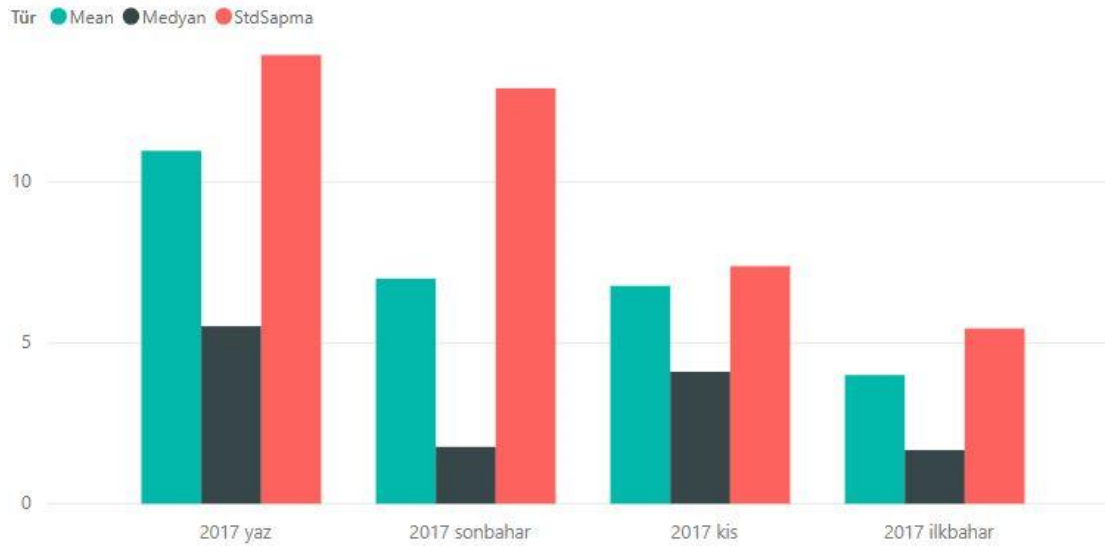
Şekil 4.14 2002 Yılına Ait Mevsimsel Karşılaştırma Değerleri

2002 yılına ait, Şekil 4.14'ün incelemesinde, 4 mevsim için değerlendirme yapıldığında, ortanca değerinin, diğer iki değere göre düşük görülmesine karşın, her 3 değer için de düzenli artış azalışlar görülmektedir.



Şekil 4.15 2011 Yılına Ait Mevsimsel Karşılaştırma Değerleri

2011 yılına ait, Şekil 4.15'in incelemesinde, 4 mevsim için değerlendirme yapıldığında, yaz ayı için, ortanca değerinin diğer iki değere göre çok düşük olduğu ve mevsim geçişlerinde aşırı artma olduğu görülmektedir.



Şekil 4.16 2017 Yılına Ait Mevsimsel Karşılaştırma Değerleri

2017 yılına ait Şekil 4.16'nın incelemesinde, 4 mevsim için değerlendirme yapıldığında, ortanca değerinin diğer iki değere göre düşük görülmesine karşın her 3 değer için de düzenli artış azalışlar görülmektedir.

Örnek grafiklerde de görüldüğü üzere buna benzer 100 yıllık mevsimsel veri, grafikler üzerinde incelenmiştir. Elimizdeki yıllık yağış verisinin farklı yıllara ait; aylık ortalama, ortanca ve standart sapma değerlerinin, yaz, sonbahar, kış ve ilkbahar mevsimlerine göre karşılaştırmalarında, en tutarlı görülen değer, aylık ortalama değeridir. Analizde kullanacağımız değer de en tutarlı gördüğümüz ortalama değeri olarak belirlenmiştir.

4.3. Veri ve Yöntem

4.3.1. Yağış Verisinin Düzenlenmesi

Kandilli Rasathanesi ve Deprem Araştırma Enstitüsü Müdürlüğünün bize sağladığı 100 yıllık veri, gün, ay ve yıl bazında düzenli olarak Excel ortamında Şekil 4.17' de görüldüğü gibi sıralanmıştır.

	1918	1919	1920	1921	1922	1923	1924	1925	1926	1927	1928	1929	1930	1931	1932	1933	1934	1935	1936	1937	1938	1939		
1 Ocak	5.4		0.8	0.6	11.3		11		21.7		3.5			0.3	14								16.2	
2 Ocak		0.2	0.4	0.4			1.5	1.1	0.7		0.1		10.7	9.2	6							28	0.2	
3 Ocak	0.8		0.1		3.5			0.3					14.5	0.7	0.3	2.6	3						6.9	
4 Ocak	8.8			0.4	24.5								14	0.3	13	1.9	1.8	15.1			7.4	10.6	1.3	
5 Ocak			0.1	1.2	23.2								2.6	1.1				0.5			12.6	1.7	16.1	1.7
6 Ocak				0.1	10.4		5.3		0.3	11.2		15.2	1.1	0.5			1.6	1			0.3			
7 Ocak				2	5.8	9.6	2.1	2.4		3.2	3	2	0.2	1.6			1.6	1						1
8 Ocak				0.4	12.9	0.1		0.5	0.1			2	6.2						0.2			17.8	4	1.2
9 Ocak			6.1	20.7	0.1	0.4				0.2			0.5			1.8		11.7		1.2	0.2		9.9	
10 Ocak	46.8	11.1	16.8				4.2		0.2	42				5	43.8	3.5	3.2	3					1.8	
11 Ocak	24	0.8			1.1	7.6		1.7	7.8	2				1.1	1.6	5.8			0.8	1.5		6.3		
12 Ocak	1		9.9				5.2	1.9	0	2.4				1.1	1.7		2.3			1.9		5.1		
13 Ocak				0.1		4.8	3.2	4.7		3.7	12.8	2.5	3.2				2		0.5	4.3	2.5		12.6	
14 Ocak					19.2	15	0.8		3		0.3		7			3.9						4.3	3	
15 Ocak	13	14.9	23.9			2.3		0.5	1.3		9.6	1.5	0.4	7.7	1.1	0.6		3	0.9	11.3	0.8			
16 Ocak		7.4			11.9	1.9		7.8			32.7	2.1	2.2	0				14.9	0.3	3.5	1.8		0	
17 Ocak					38.6	16.3		0.2	24.9	1.7		7.6	2.1		0.4		12	0.8			1.4	1.8		
18 Ocak					2	23.5	0		0.4				2.5	13.2	0	1.2	0.5					4.4		
19 Ocak				0.4	4.3	0.4		0.3	16.5		0.4		2.8	0.3		0.3				8.1	0.2		0	
20 Ocak		2.3		0.3	2.9	1.4		3.3		0.7	3	7.2		1	3.9							10.1		
21 Ocak		0.8	0.4		1.3				10.8		1.5			8.8		4.7	6.5	3.7				0.8		
22 Ocak		0.9	3.5		10		15.3			9				0.8	2.2	2.1	13.5	2.5	8			0	0	
23 Ocak		0.1	12.4		15.6		3	0.3	6.6	4.5	1.2				4.4	12		0.3	10.9		0	5.2	0.7	
24 Ocak		0.7	2.6		2.5				1.5	2.2	0.2		0.3			3.6	4	3.5				0	0.5	0
25 Ocak		4.4	0.9		3.5	8.3				0.7				0	13.6	5.8			0.2		25.5	2.7	1	
26 Ocak		10.7	0.7		0.1					0.3	0.7		3.6	39.1	0.2	1.6			0.5			0.5	0.4	
27 Ocak					1.4			4.4		0.1		0.4	0.4	9.5	2.2				6.1			1.6		0
28 Ocak					8.7	1	3.8	1.2		0.5	1.2			4.8	11.8				3.6	0.9			2.5	
29 Ocak		2.2	2.4	1.7	1					0.4		2.7					2.8	8.5	8.9		5.7			
30 Ocak		0.9	0.2		2.2	0.7					1.8	6.3				1	5.9	10.6			7.7			
31 Ocak		0.6		1.2		2.9	6.8	2.7			0.3	3	1.3	2.7		0.6	66	0.7			0.4	8.2	15.3	

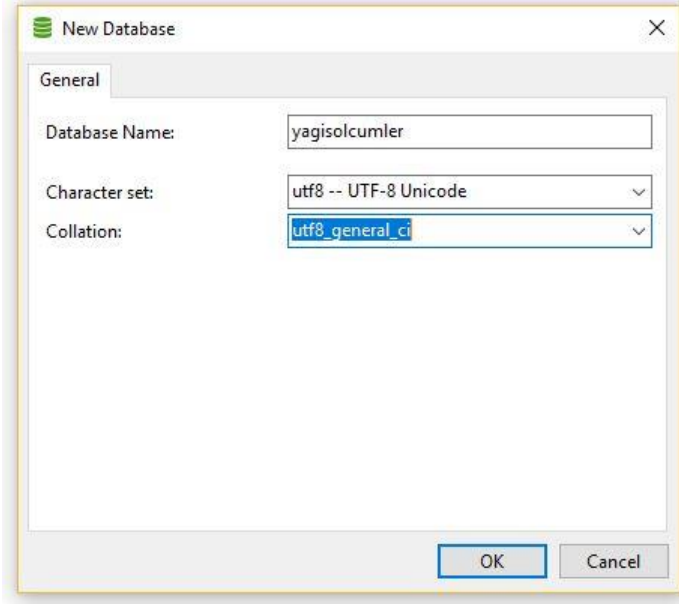
Şekil 4.17 100 Yıllık Yağış Verileri Rapor Hali

Excel ortamında bize aktarılan veriler, Şekil 4.18'da görüldüğü gibi, ay ve yıl bazında düzenli sıralanmış ve bu verilerin, her aya göre ortalama, ortanca ve standart sapma değerleri alt alta hesaplanmış ve aylık bu ortalama değerlerinin karşılaştırılabilmesi için hazırlanmıştır.

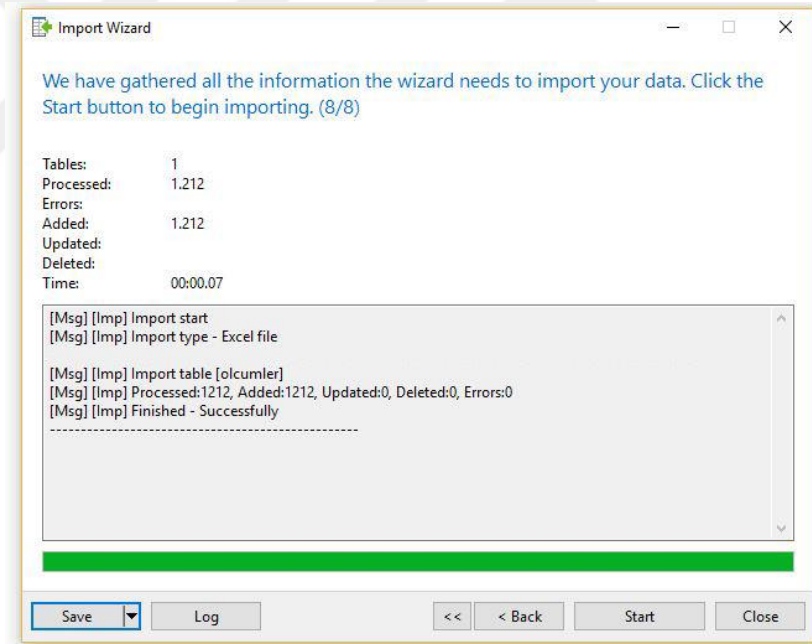
Yıl	Ay	Mean	Medyan	StdSapma
1918	Ocak	11.46667	5.4	15.11068
1918	Şubat	3.888235	3.4	2.2847
1918	Mart	7.9	1.65	11.01116
1918	Nisan	2.46	3.2	2.013206
1918	Mayıs	0.35	0.35	0.057735
1918	Haziran	2.916667	2.55	2.661892
1918	Temmuz	13.7	0.8	19.01605
1918	Ağustos	8.675	5	10.69996
1918	Eylül	4.466667	4.5	3.750111
1918	Ekim	2.65	1.55	3.062044
1918	Kasım	8.857895	1.8	15.91862
1918	Aralık	10.03846	6.8	12.07232
1919	Ocak	3.1625	0.9	4.415107
1919	Şubat	5.60625	3.55	5.971317
1919	Mart	3.584615	2.7	3.204124
1919	Nisan	1.444444	1.4	1.369408
1919	Mayıs	15.15455	13.5	12.25123
1919	Haziran	10.07143	2.2	12.99971
1919	Temmuz	5.7	3	7.590257
1919	Ağustos	5.68	3.5	4.041905
1919	Eylül	8.866667	3.45	11.88927
1919	Ekim	6.038462	3.9	7.796531
1919	Kasım	14.33	13.25	11.90005
1919	Aralık	10.08667	11.5	6.845318
1920	Ocak	6.728571	2.5	8.438322
1920	Şubat	4.978947	1.8	9.451665
1920	Mart	3.890909	1.4	4.19987
1920	Nisan	5.6	3.4	5.825376
1920	Mayıs	5.45	2.15	6.466176
1920	Haziran	7.183333	3.35	10.35595
1920	Temmuz	5.125	4.85	1.746186
1920	Ağustos	16.5	16.5	0.1
1920	Eylül	3.5	1.85	3.795904
1920	Ekim	7.688889	4.95	8.946237
1920	Kasım	6.878571	3.75	8.068951
1920	Aralık	2.233333	0.8	3.811784

Şekil 4.18 Verilerin Ortalama Değerlerinin Hesaplanarak Sıralanması

Karşılaştırılan değerlerden bizim için en tutarlı sonucu veren ortalama değeri, MYSQL ortamında veri tabanı yaratılarak Şekil 4.19 veri tabanına aktarılmıştır Şekil 4.20.



Şekil 4.19 MYSQL Ortamında Yeni Veri Tabanı Oluşturma



Şekil 4.20 Yağış Verilerinin Veri Tabanına Aktarılması

Şekil 4.21’ de görülen sıralama düzeninde, toplamda 1209 adet, ay ortalamaları olarak elde ettiğimiz yağış verileri “id”, “value” ve “tarih” sıralaması ile veri tabanına başarılı bir şekilde alındıktan sonra bu verilerin aşgari-azami normalizasyon (Min-Max Normalization) ve gruplama işlemlerini yapabilmek için PHP kodlama işlemlerine hazırlıkları tamamlanmıştır.

id	value	tarih
1	11.4666666666667	1918
2	3.88823529411765	1918
3	7.9	1918
4	2.46	1918
5	0.35	1918
6	2.9166666666667	1918
7	13.7	1918
8	8.675	1918
9	4.4666666666667	1918
10	2.65	1918
11	8.85789473684211	1918
12	10.0384615384615	1918
13	3.1625	1919
14	5.60625	1919
15	3.58461538461538	1919
16	1.44444444444444	1919
17	15.1545454545455	1919
18	10.0714285714286	1919
19	5.7	1919
20	5.68	1919
21	8.8666666666667	1919
22	6.03846153846154	1919
23	14.33	1919
24	10.0866666666667	1919
25	6.72857142857143	1920
26	4.97894736842105	1920
27	3.89090909090909	1920
28	5.6	1920
29	5.45	1920
30	7.18333333333333	1920
31	5.125	1920
32	16.5	1920
33	3.5	1920
34	7.68888888888889	1920
35	6.87857142857143	1920
36	2.23333333333333	1920
37	1.40625	1921
38	2.475	1921
39	2.67142857142857	1921
40	2.775	1921

Şekil 4.21 Veri Tabanına Aktarılan 1209 adet veri.

4.3.2. Veri Normalizasyonu

Veri normalizasyonu, veri madenciliğinde sıklıkla uygulanan bir ön adımdır. Veri normalizasyonunda amaç verileri tek bir düzen içerisinde ele alarak işlem yapabilmektir. Veri normalizasyonunda asgari-azami normalizasyon uygulanması elimizdeki tüm verileri 0 ile 1 aralığına getirerek bu değerler üzerinden işlem yapabilmemize imkân sağlayacaktır.

$$X_n = \frac{X_v - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (4.2)$$

Asgari-azami normalizasyon formülünde (4.2), görüldüğü üzere, yeni değerin elde edilmesi, işleme alınan verinin veri kümesindeki en küçük değerden çıkarılması ile elde edilen değerin, veri kümesindeki en büyük ve en küçük değer farkına bölünmesiyle hesaplanmaktadır [36].

Veri tabanına aktardığımız verilere Şekil 4.22'deki gibi MYSQL bağlantı kodlarıyla erişim sağlanmıştır. Mysqli Connect fonksiyonu ile oluşturduğumuz veri tabanına bağlantı sağlanmış ve bağlantı hata kontrolü gerçekleştirilmiştir. Bağlantıda hata olması durumunda ekrana hata yazdırılmış, hata olmaması durumunda ise veri tabanına erişim sağlanmıştır.

```
<?php
$db = "yagisolcumler";
$host = "localhost";
$db_user = "root";
$db_pass = "";
$conn = mysqli_connect($host, $db_user, $db_pass, $db) or die ('Error connecting to mysql');
$conn->set_charset("utf8");
?>
```

Şekil 4.22 Veri Tabanı Bağlantısı

Veri tabanı bağlantısı sağlandıktan sonra veriler Şekil 4.23'de görüldüğü gibi sql cümlesiyle sırayla çekilmeye başlanmıştır.

```
$sqlbolum = "select * from olcumler order by id ";

$say=0;
$i=0;
$dizi=array();
$getir=mysqli_query($conn,$sqlbolum);

while($rsadayter=mysqli_fetch_object($getir)){
    array_push($dizi, $rsadayter->value);
}
```

Şekil 4.23 Verilerin Alınması

Çekilen her bir veri, yazılan normalizasyon fonksiyonu kullanılarak 0 ile 1 aralığına aşağıdaki Şekil 4.24 kodlamayla getirilmiştir.

```
$norm=($dizi[$k]-$enkucuksayi)/($enbuyuksayi-$enkucuksayi);

echo($norm);
```

Şekil 4.24 Çekilen Verilerin Normalize Edilmesi

4.3.3. Veri Gruplandırılması

Normalizasyon işleminin uygulandığı her bir veri için gruplandırma işlemleri de PHP kodlamasıyla gerçekleştirilmiştir. Modelimize uygun, tek bir kolon olarak elimizde bulunan 1209 adet veri, Tablo 4.2’ de gösterilen 3 girdi (input) ve 1 çıktı (output) diziliminde, yan yana sıralanarak, ilk 3 sıradaki verinin 4. veriyi tahmin etmesi sağlanmıştır.

Tablo 4.2 Veri Gruplama Yöntemi

Girdi 1	Girdi 2	Girdi 3	Çıktı
1.Ver	2.Ver	3.Ver	4.Ver
2.Ver	3.Ver	4.Ver	5.Ver

Bu sıralamaya uygun verileri dizme işlemi, Şekil 4.25’de yer alan PHP kodlama ile sağlanmıştır.

```
<title>Yağış Sıralama</title>
</head>
<body style="width: 990px; margin: 0 auto;">

    <br>
    <table class="table" border="1">
        <tr>
            <?php

                $sqlbolum = "select * from olcumlar order by id ";

                $say=0;
                $i=0;
                $dizi=array();
                $getir=mysqli_query($conn,$sqlbolum);

                while($rsadayter=mysqli_fetch_object($getir)){
                    array_push($dizi, $rsadayter->value);
                }

                for($k=0; $k<count($dizi); $k++){

                    $say+=1;
                    if($say%5!=0){
                        echo "<th>";

                        $norm=($dizi[$k]-$enkucukseayi)/($enbuyukseayi-$enkucukseayi);

                        echo ($norm);
                        echo "</th>";
                    }
                    else{
                        $k=$k-4;
                        $say=0;
                        echo "</tr>";
                    }

                }

            }

            echo "</table>";
        }
    }

```

Şekil 4.25 Veri Sıralama Kodlaması

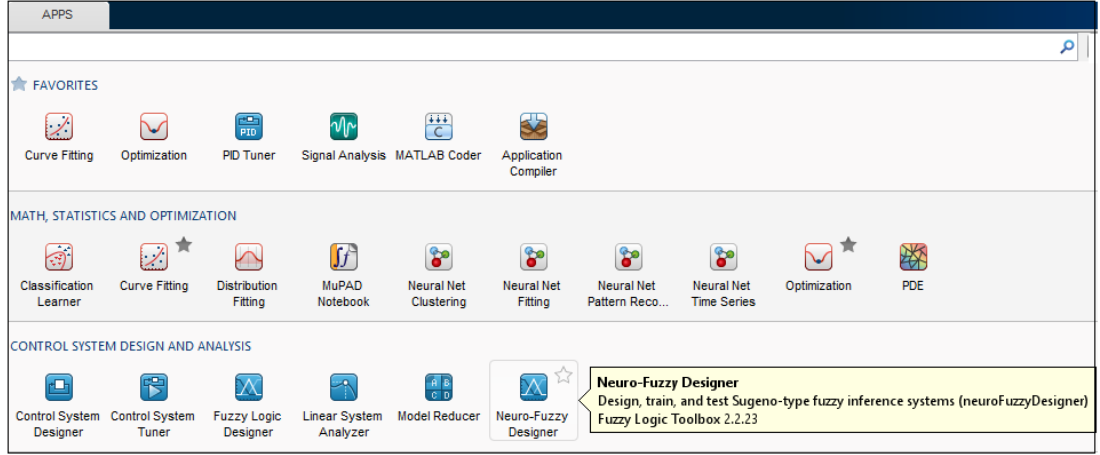
Normalize edilmiş veriler, modele uygun sıralandıktan sonra, bir çıktı butonu eklenmiştir ve Şekil 4.26'deki gibi MATLAB üzerinde analiz edilmeye uygun veri çıktısı elde edilmiştir.

0.067381674049895	0.12421310328748	0.07826222118598	0.067381674049895
0.12421310328748	0.07826222118598	0.067381674049895	0.32533542465928
0.07826222118598	0.067381674049895	0.32533542465928	0.23193972340504
0.067381674049895	0.32533542465928	0.23193972340504	0.15036743434971
0.32533542465928	0.23193972340504	0.15036743434971	0.090697132198648
0.23193972340504	0.15036743434971	0.090697132198648	0.10289291030723
0.15036743434971	0.090697132198648	0.10289291030723	0.065262086945463
0.090697132198648	0.10289291030723	0.065262086945463	0.11078429614219
0.10289291030723	0.065262086945463	0.11078429614219	0.20338851325095
0.065262086945463	0.11078429614219	0.20338851325095	0.50804383306132
0.11078429614219	0.20338851325095	0.50804383306132	0.054946763037227
0.20338851325095	0.50804383306132	0.054946763037227	0.21174321908759
0.50804383306132	0.054946763037227	0.21174321908759	0.1233387736069
0.054946763037227	0.21174321908759	0.1233387736069	0.15346951952221
0.21174321908759	0.1233387736069	0.15346951952221	0.16942109088914
0.1233387736069	0.15346951952221	0.16942109088914	0.086279466444147
0.15346951952221	0.16942109088914	0.086279466444147	0.13510752867246
0.16942109088914	0.086279466444147	0.13510752867246	0.10837802129479
0.086279466444147	0.13510752867246	0.10837802129479	0.10435332911435
0.13510752867246	0.10837802129479	0.10435332911435	0.093961296339473
0.10837802129479	0.10435332911435	0.093961296339473	0.12206702134424
0.10435332911435	0.093961296339473	0.12206702134424	0.54852794675597
0.093961296339473	0.12206702134424	0.54852794675597	0.0028755731716795
0.12206702134424	0.54852794675597	0.0028755731716795	0.14099190620524
0.54852794675597	0.0028755731716795	0.14099190620524	0.055890483962296
0.0028755731716795	0.14099190620524	0.055890483962296	0.25463394730706
0.14099190620524	0.055890483962296	0.25463394730706	0.2059421110482

Şekil 4.26 Analize Hazırlanan Veriler

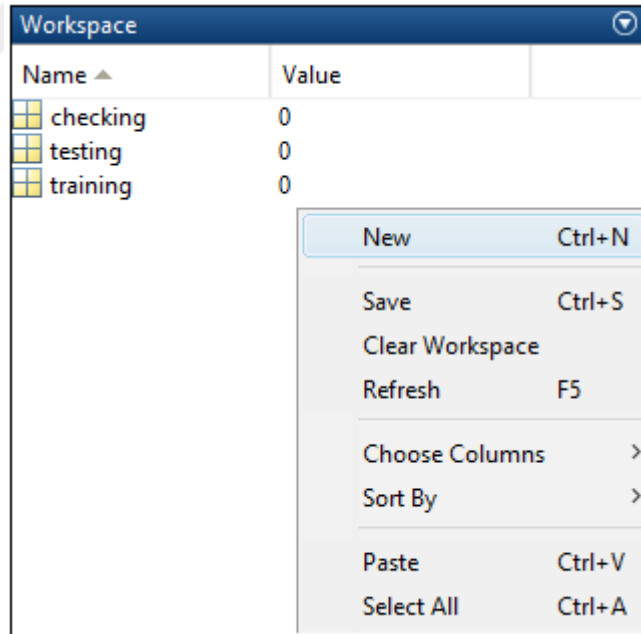
4.4. Veri Kümesinin Uygulanması

Normalize ederek, 0 ile 1 aralığına getirdiğimiz ve modelimize uygun sıraladığımız yağış verileri, analize uygun hale geldikten sonra, ANFIS modeli uygulayabilmek için MATLAB üzerinde bulunan, Şekil 4.27 Neuro-Fuzzy Designer modelleme aracı kullanılmıştır.



Şekil 4.27 MATLAB Neuro Fuzzy Designer

Analize gönderilecek veriler; eğitim verisi, sınamaya verisi ve geçleme verisi olarak 3 gruba ayrılmıştır. Gruplanan verilerin, Neuro Fuzzy Designer içerisine alınabilmesi için, MATLAB Çalışma alanına tablo değişkenleri olarak Şekil 4.28’ de görüldüğü şekliyle tanımlamaları yapılmıştır.



Şekil 4.28 MATLAB Grup Değişkenleri

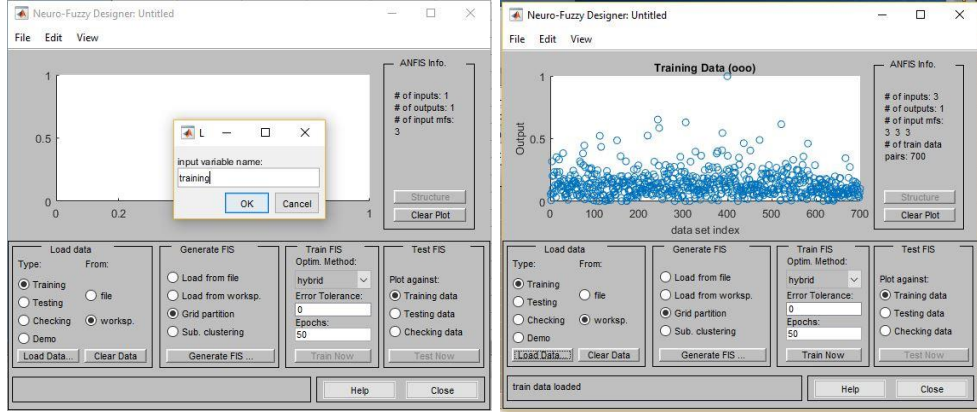
Çalışma alanına tanımlanan; eğitim (training), sınama (testing) ve kontrol (checking) tablo değişkenlerine yan yana sıralayarak grupladığımız 1209 alt alta sıralı verinin 700 tanesi eğitim, 350 tanesi sınama ve 159 tanesi kontrol verisi olarak Şekil 4.29'da görüldüğü gibi tanımladığımız değişkenlere aktarılmıştır. Yan yana sıralamadaki ilk 3 girdi verileri de girdi değişkeni olarak sisteme aktarılmıştır.



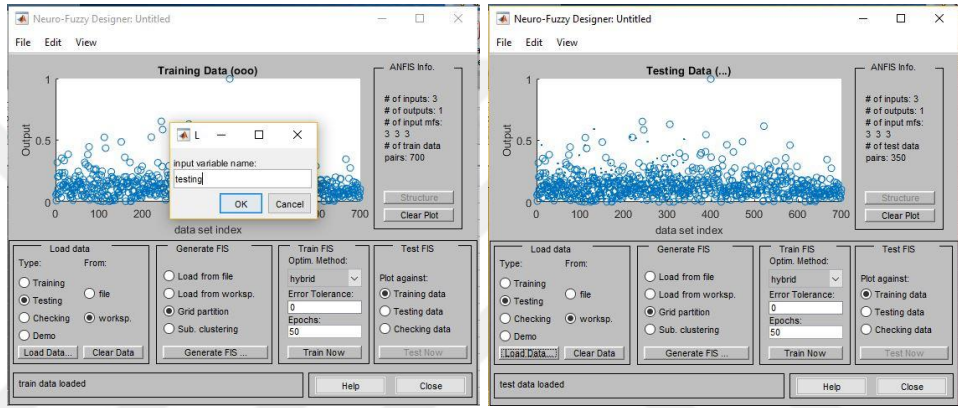
Name	Value
checking	159x4 double
input	1209x3 double
testing	350x4 double
training	700x4 double

Şekil 4.29 MATLAB Grup Değişkenleri Veri Aktarımı

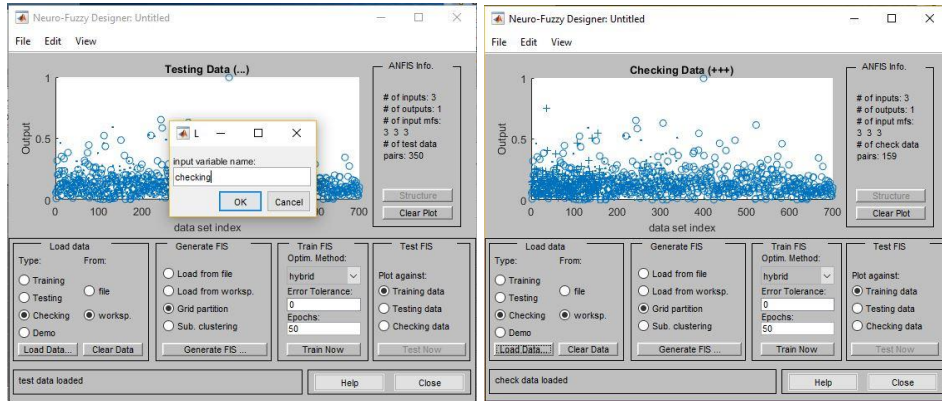
MATLAB çalışma alanına aldığımız grup verileri, Şekil 4.30, Şekil 4.31 ve Şekil 4.32'de görüldüğü gibi sırasıyla eğitim, sınama ve kontrol verisi olarak, çalışma alanına tanımladığımız değişkenlerden, Neuro Fuzzy Designer aracının içine aktarılmıştır. Eğitim verileri yanı sıra, sınama verilerinin ayrılması sistemin ezberlemesini engelleyerek daha iyi bir analiz gerçekleştirilebilmesi amacıyla sisteme eklenmiştir.



Şekil 4.30 Neuro Fuzzy Designer Training Veri Yüklenmesi



Şekil 4.31 Neuro Fuzzy Designer Testing Veri Yüklenmesi

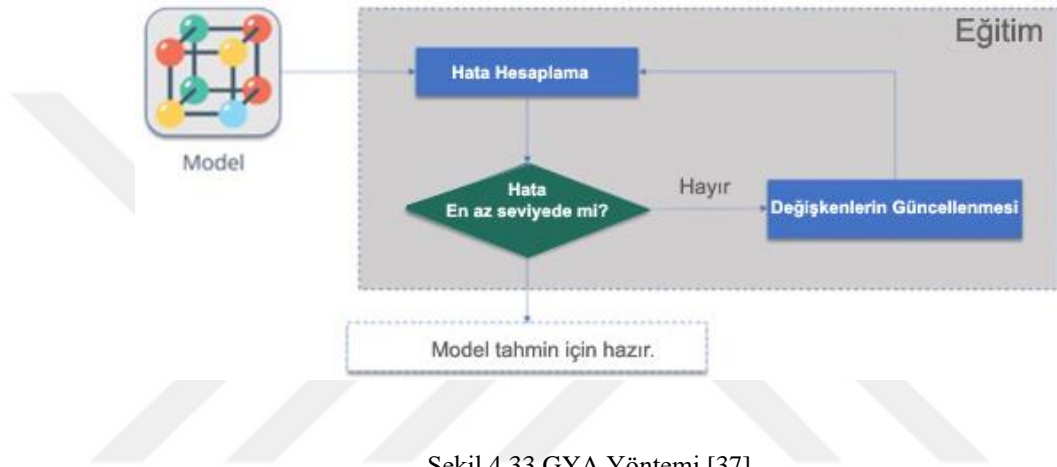


Şekil 4.32 Neuro Fuzzy Designer Checking Veri Yüklenmesi

Veri grupları, Neuro Fuzzy Designer içine eksiksiz yüklendikten sonra, yapay sinir modeli altında öğrenme ve gerçekleştirme işlemleri; girilen veriler ile çıktı verileri aralarındaki ilişkiyi kurabilmek için model içerisinde yer alan 8 adet Membership Function (MF) üyelik fonksiyonunun kullanılarak sistemin eğitilmesi ile

sağlanmıştır. Geçmiş verilerle öğrenme üyelik fonksiyonlarına göre farklılık göstermektedir. Üyelik fonksiyonları, Melez (Hybrid) ve Geri Yayılım (Backpropagation) olarak iki farklı algoritma ile ayrı ayrı uygulanmıştır ve hata oranları gözlenerek ve sonuçlar elde edilmiştir.

Geri Yayılım Algoritması (Backpropagation): Geri Yayılım Algoritması (GYA) olarak tanımlanan algoritmanın uygulama mantığında, yapay sinir ağları tasarlanırken, hesaplama ağırlığının, artırılıp, azaltılarak beklenen çıktı değerine olan uzaklığının değerlendirilmesi yatmaktadır.



Şekil 4.33 GYA Yöntemi [37]

GYA eğitimi, Şekil 4.34’de yer alan algoritma ile gerçekleştirilir. Genellikle Rastgele küçük ağ ağırlıkları ile eğitim başlatılır ve bir döngü içerisinde bu eğitim devam ettirilir. Döngü içerisinde, gerçek değerler ve tahmini değerler tutulur. Bu iki değer farkıyla, çıktı değerlerinin hata durumu hesaplanır. Geri yayılım ile gizli katmandan, çıktı katmanına kadar tüm ağ ağırlığı hesaplanır. Yine aynı şekilde geri yayılım ile girdi katmanından, gizli katmana kadar ki kısımda da tüm ağın ağırlığı hesaplanır. Girdi katmanı değişmeyecek şekilde, tüm ağın ağırlıkları güncellenir. Tüm örnekler doğru şekilde sınıflandırılana kadar veya başka bir durma ölçütü uygulanana kadar işlem döngüsü devam eder.

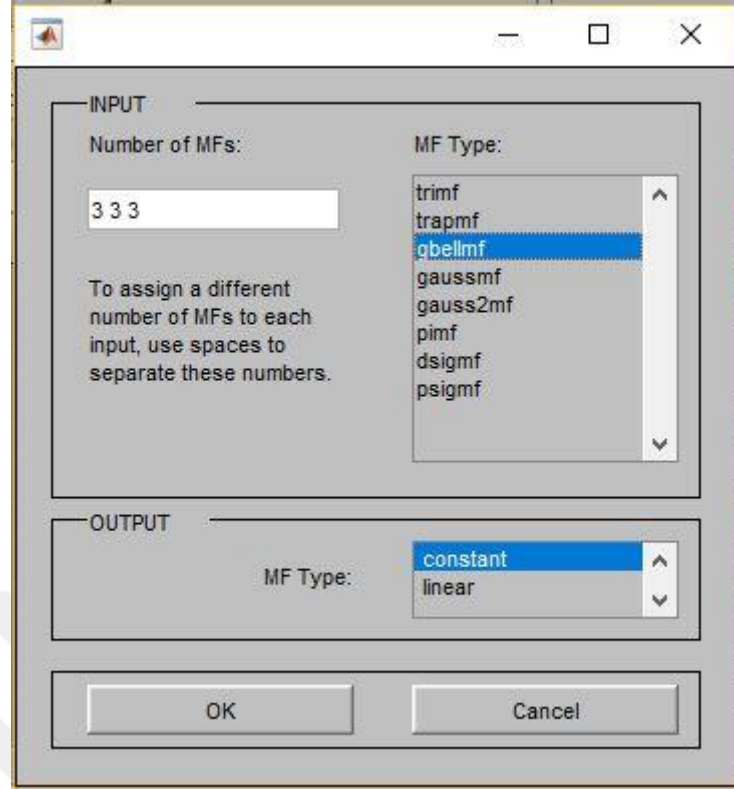
```
initialize network weights (often small random values)

do
  forEach training example named ex
    prediction = neural-net-output(network, ex) // forward pass
    actual = teacher-output(ex)
    compute error (prediction - actual) at the output units
    compute  $\Delta w_{\{h\}}$  for all weights from hidden layer to output layer // backward pass
    compute  $\Delta w_{\{i\}}$  for all weights from input layer to hidden layer // backward pass continued
    update network weights // input layer not modified by error estimate
  until all examples classified correctly or another stopping criterion satisfied

return the network
```

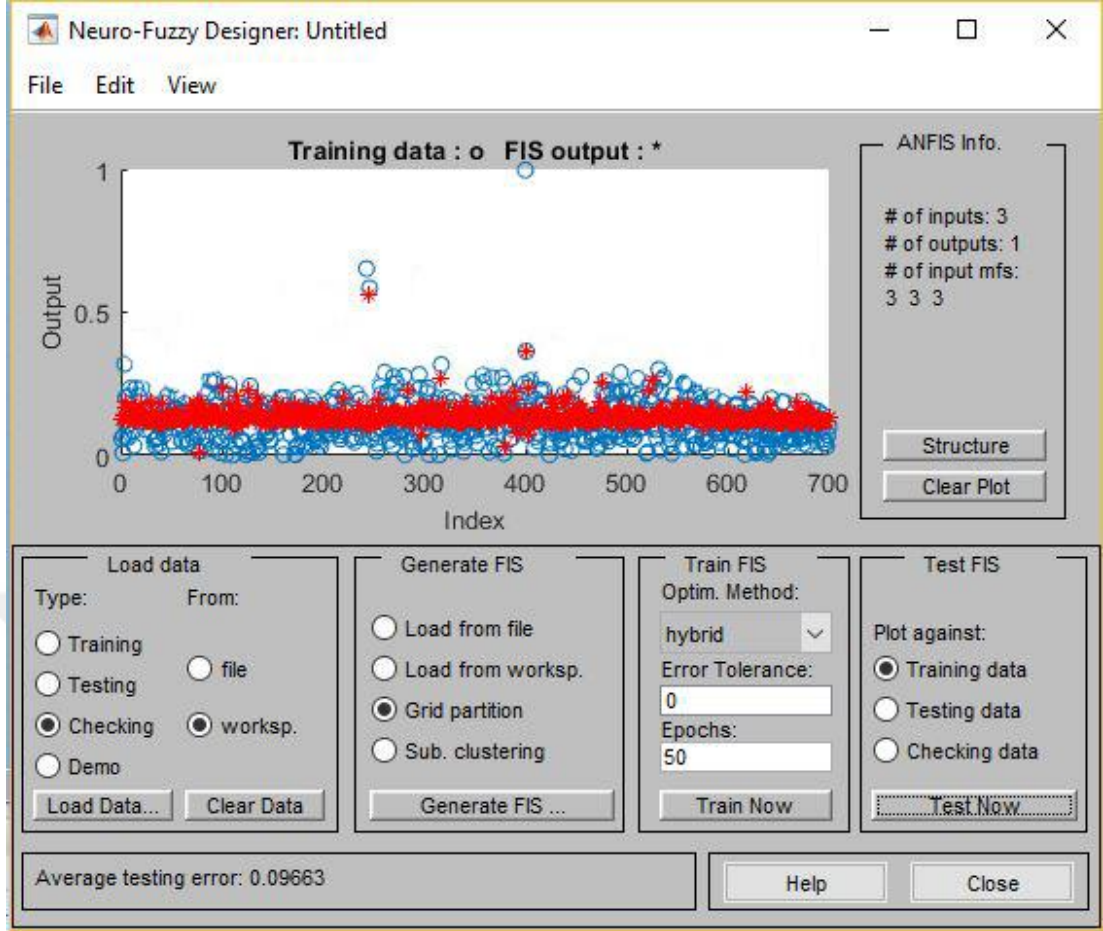
Şekil 4.34 GYA Algoritması [37]

Melez (Hybrid) Algoritma: GYA ve en küçük kareler yönteminin birlikte kullanıldığı öğrenme algoritmasıdır. En küçük kareler yöntemi de geri yayılım gibi birbirine bağlı şekilde değişiklik gösteren veriler arasında, bu verilerle elde edilen ölçümlere, yakın geçecek bir doğrusal fonksiyon eğrisini bulmaya çalışan regresyon yöntemidir [38].



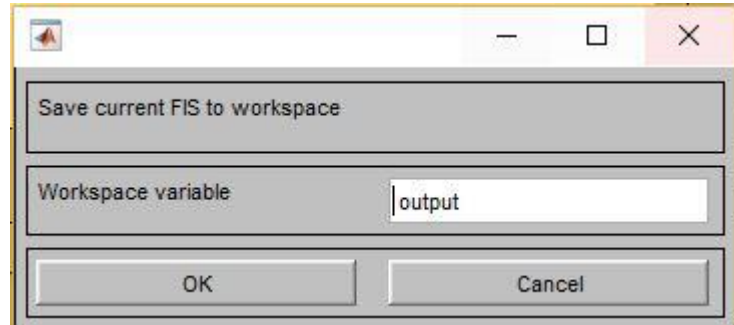
Şekil 4.35 Membership Function (MF) Üyelik Fonksiyon Seçimi

Üyelik Fonksiyonları seçimi yapıldıktan sonra eğitim döngüsü (Epoch) sayısı belirlenmiştir. Deney gözlemleri sonucunda sistemin 50 devir sonrası durduğu gözlemlendiği için eğitim döngüsü değeri 50 olarak belirlenmiştir. Eğitim döngüsü değeri belirlendikten sonra eğitimler sırayla başlatılmış Şekil 4.36 ve sonuçlar elde edilmeye başlanmıştır.



Şekil 4.36 ANFIS Eğitimi

Eğitimler bittikten sonra eğitim MATLAB çalışma alanına Şekil 4.37 çıktı olarak alınmıştır ve daha sonra ANFIS modelin ürettiği sonuçlar Şekil 4.38’de görülen “evalfis” metoduyla dışarı alınarak önceki çıktı sonuçlarıyla karşılaştırmaya hazırlanmıştır.



Şekil 4.37 Eğitim Çıktısının MATLAB Çalışma Alanına Kaydedilmesi

```
Command Window

Total number of parameters: 54
Number of training data pairs: 700
Number of checking data pairs: 159
Number of fuzzy rules: 27

Start training ANFIS ...

1      0.0966297  0.271112
2      0.0966549  0.284162

Designated epoch number reached --> ANFIS training completed at epoch 2.

fx >> evalfis (input,output)
```

Şekil 4.38 ANFIS Sonuçlarının Çıktısının Alınması

5. TESTLER ve BULGULAR

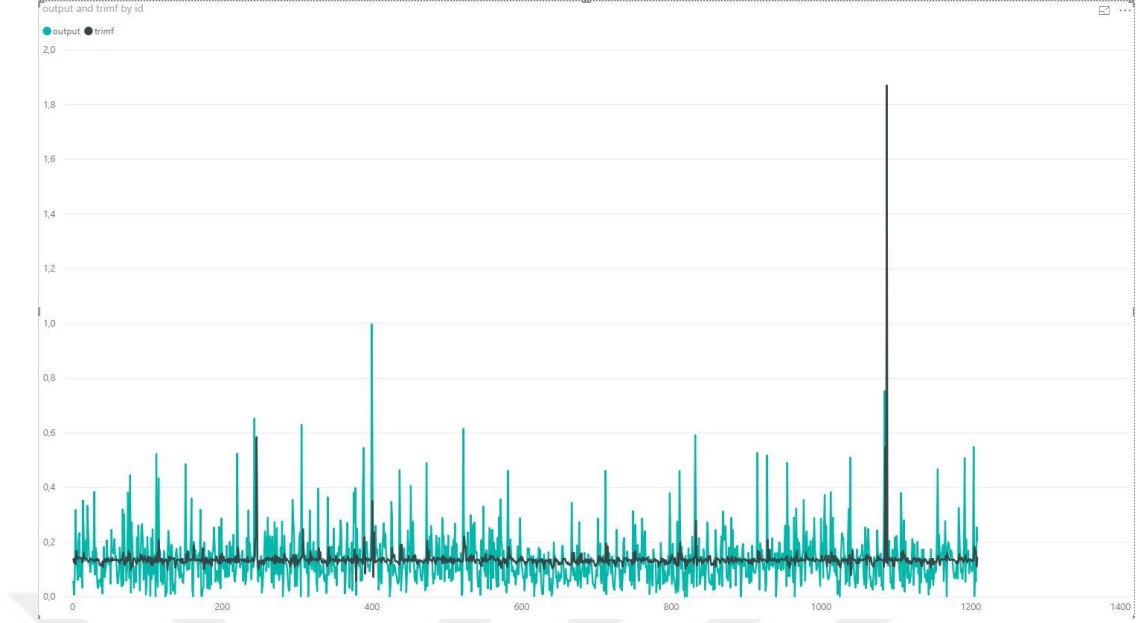
Çalışmamızın bu bölümünde, iki farklı yöntem olan Melez ve Geri yayılım Öğrenme Algoritmaları için uygulanan testler ve bunların bulgularına değinilecektir. Toplamda 1209 sıralı yağış verimiz üzerinde, ANFIS yöntemi uygulanarak sonuçlar elde edilmiştir. Farklı eğitim uygulayan, 8 üyelik fonksiyonu (trimf, trapmf, gbellmf, gaussmf, gauss2mf, pimf, dsigmf, psigmf) ile Hybrid ve GY öğrenme Algoritmaları birlikte kullanılarak, toplamda 18 farklı, RMSE (Kök Ortalama Kare Hatası) hata oranına sahip, sonuçlar elde edilmiştir. Kök Ortalama Kare Hatası, tahmin edilen değerler ile gerçek değerler arasındaki uzaklığın bulunması için kullanılan, hataların standart sapması ile hesaplanan değerlendirme indisidir. RMSE değeri, ne kadar sıfıra yakın olursa, oluşturulan model o kadar kusursuz olur. Analiz sonuçları detaylı bir şekilde alt başlıklar halinde paylaşılmıştır.

5.1. Melez Algoritma Testleri

Kod Adı: Melez-Trimf

MF: trimf (Üçgen Üyelik Fonksiyonu)

Üçgen üyelik fonksiyonu ile melez algoritma uygulandığında, ANFIS sistemin ürettiği değerlerin hata değeri 0.098201 olarak elde edilmiştir. Şekil 5.1’de gözlemlenen yeşil değerler normal çıktı değerlerimizi, siyah renkte gösterilen değerler ise melez Algoritma ile üçgen üyelik fonksiyonunun birlikte kullanılmasıyla oluşturulan modelde, ANFIS’in ürettiği değerleri göstermektedir.

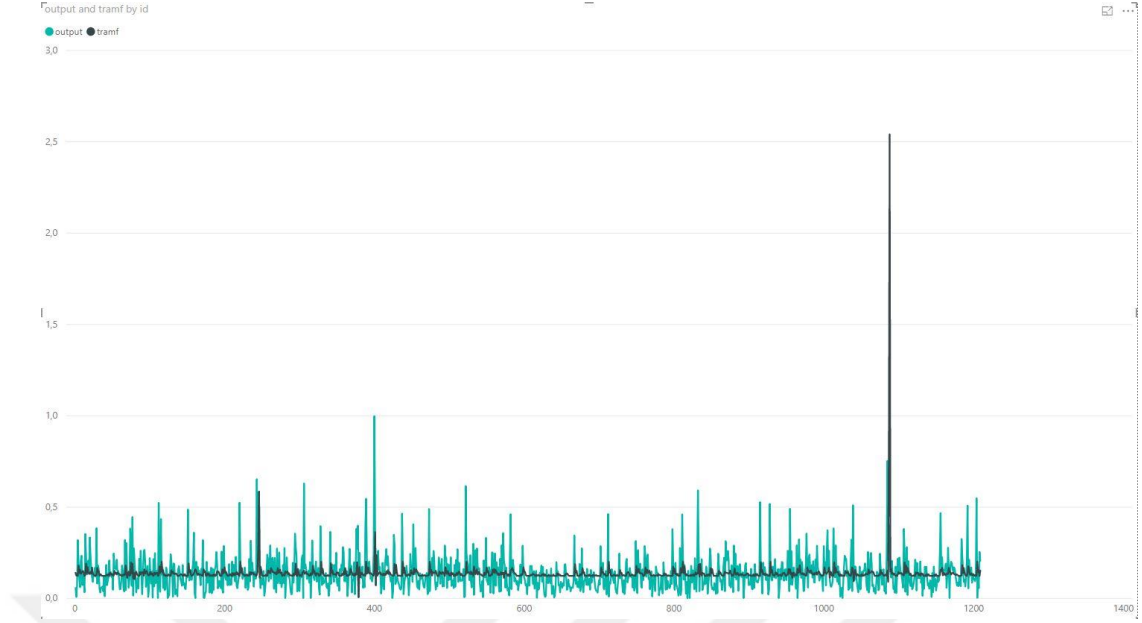


Şekil 5.1 Melez-Trimf Model Analiz Sonucu

Kod Adı: Melez-Trapmf

MF: trapmf (Yamuk Üyelik Fonksiyonu)

Yamuk üyelik fonksiyonu ile melez algoritma uygulandığında, ANFIS sistemin ürettiği değerlerin hata değeri 0.0979 olarak elde edilmiştir. Şekil 5.2’de gözlemlenen yeşil değerler normal çıktı değerlerimizi, siyah renkte gösterilen değerler ise melez algoritma ile yamuk üyelik fonksiyonunun birlikte kullanılmasıyla oluşturulan modelde, ANFIS’in ürettiği değerleri göstermektedir.

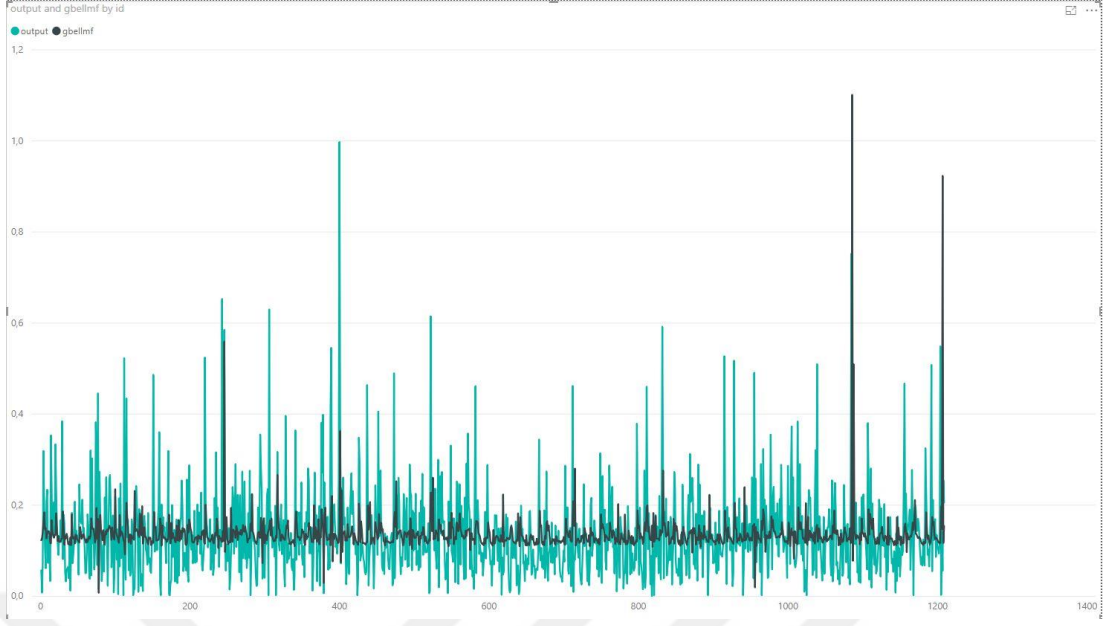


Şekil 5.2 Melez-Tramf Model Analiz Sonucu

Kod Adı: Melez-Gbellmf

MF: gbellmf (Çan Şekilli Üyelik Fonksiyonu)

Çan şekilli üyelik fonksiyonu ile melez algoritma uygulandığında, ANFIS sistemin ürettiği değerlerin hata değeri 0.09663 olarak elde edilmiştir. Şekil 5.3’de gözlemlenen yeşil değerler normal çıktı değerlerimizi, siyah renkte gösterilen değerler ise melez algoritma ile çan şekilli üyelik fonksiyonunun birlikte kullanılmasıyla oluşturulan modelde, ANFIS’in ürettiği değerleri göstermektedir.



Şekil 5.3 Melez-Gbellmf Analiz Sonucu

Kod Adı: Melez-Gaussmf

MF: gaussmf (Gauss Simetrik Üyelik Fonksiyonu)

Gauss simetrik üyelik fonksiyonu ile melez algoritma uygulandığında, ANFIS sistemin ürettiği değerlerin hata değeri 0.097769 olarak bulunmuştur. Şekil 5.4’de gözlemlenen yeşil değerler normal çıktı değerlerimizi, siyah renkte gösterilen değerler ise melez algoritma ile gauss simetrik üyelik fonksiyonunun birlikte kullanılmasıyla oluşturulan modelde, ANFIS’in ürettiği değerleri göstermektedir.

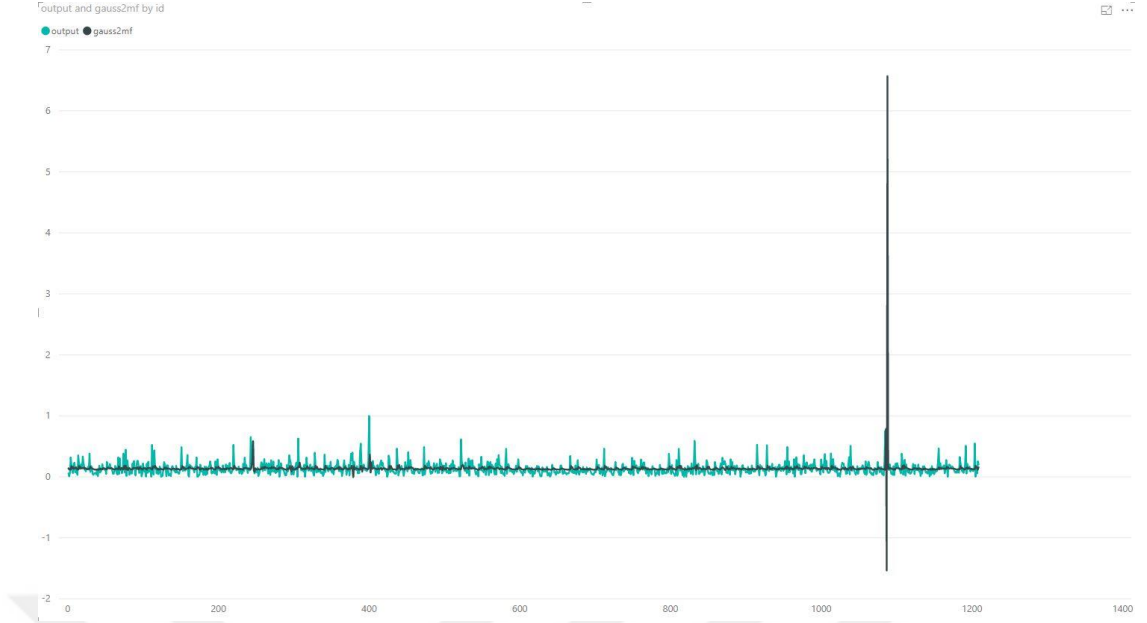


Şekil 5.4 Melez-Gaussmf Model Analiz Sonucu

Kod Adı: Melez-Gauss2mf

MF: gauss2mf (Gauss Üyelik Fonksiyonu)

Gauss üyelik fonksiyonu ile melez algoritma uygulandığında, ANFIS sistemin ürettiği değerlerin hata değeri 0.097781 olarak çıkmıştır. Şekil 5.5’de gözlemlenen yeşil değerler normal çıktı değerlerimizi, siyah renkte gösterilen değerler ise melez algoritma ile gauss üyelik fonksiyonunun birlikte kullanılmasıyla oluşturulan modelde, ANFIS’in ürettiği değerleri göstermektedir.

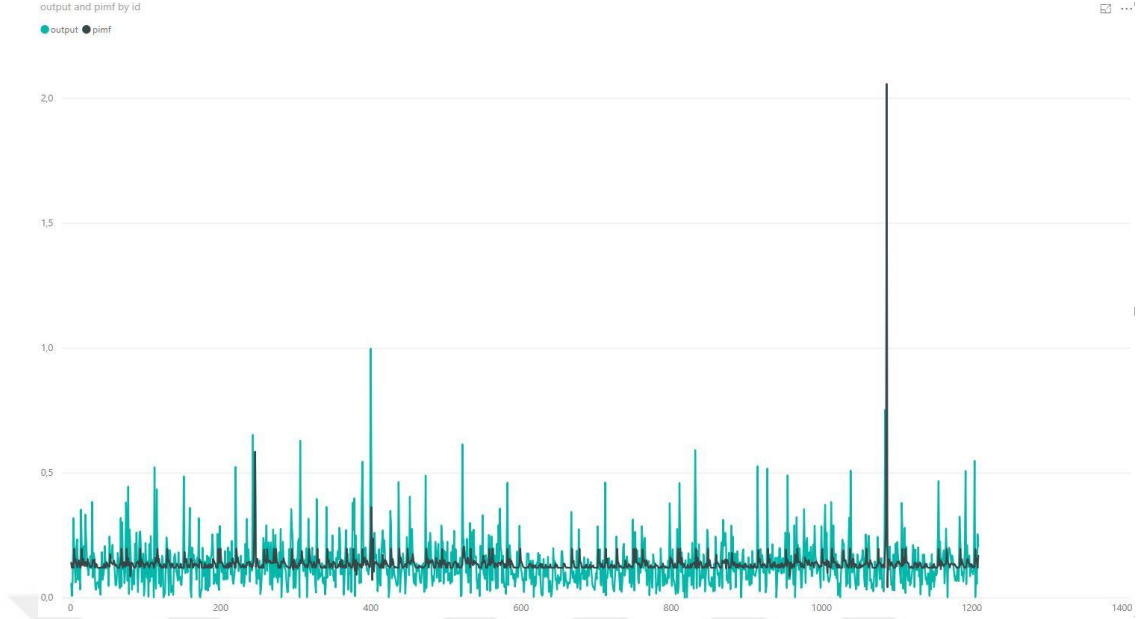


Şekil 5.5 Melez-Gauss2mf Analiz Sonucu

Kod Adı: Melez-Pimf

MF: pimf (Pi Üyelik Fonksiyonu)

Pi üyelik fonksiyonu ile melez algoritma uygulandığında, ANFIS sistemin ürettiği değerlerin hata değeri 0.097384 olarak elde edilmiştir. Şekil 5.6’da gözlemlenen yeşil değerler normal çıktı değerlerimizi, siyah renkte gösterilen değerler ise melez algoritma ile pi üyelik fonksiyonunun birlikte kullanılmasıyla oluşturulan modelde, ANFIS’in ürettiği değerleri göstermektedir.

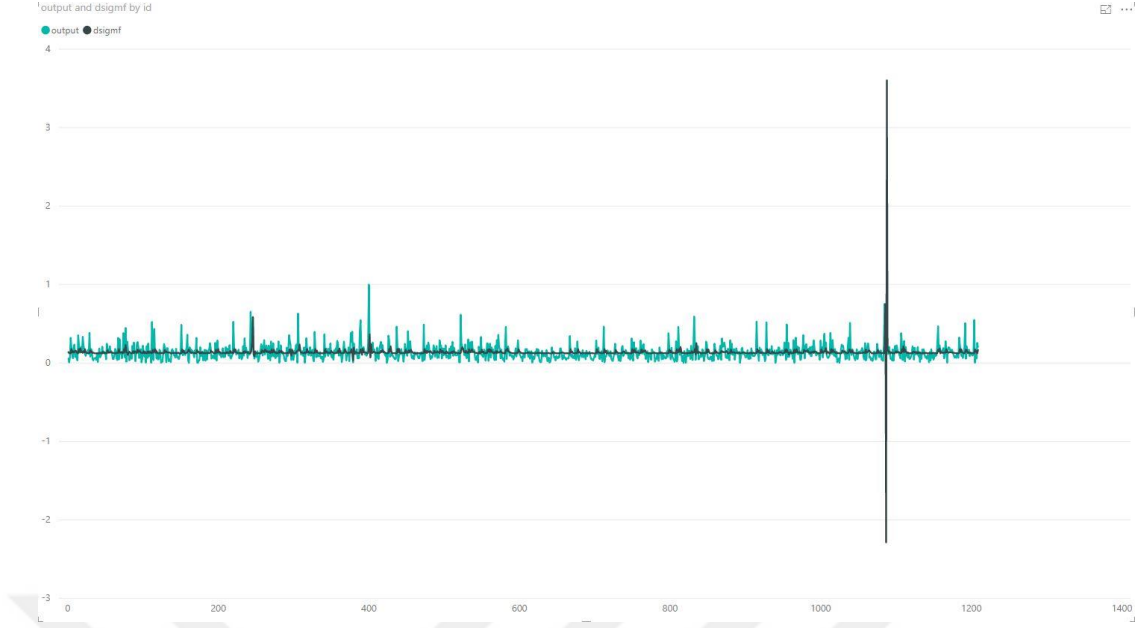


Şekil 5.6 Melez-Pimf Model Analiz Sonucu

Kod Adı: Melez-Dsigmf

MF: dsigmf (Sigmodial Simetrik Üyelik Fonksiyonu)

Sigmodial simetrik üyelik fonksiyonu ile melez algoritma uygulandığında, ANFIS sistemin ürettiği değerlerin hata değeri 0.097787 olarak bulunmuştur. Şekil 5.7’de gözlemlenen yeşil değerler normal çıktı değerlerimizi, siyah renkte gösterilen değerler ise melez algoritma ile üçgen üyelik fonksiyonunun birlikte kullanılmasıyla oluşturulan modelde, ANFIS’in ürettiği değerleri göstermektedir.

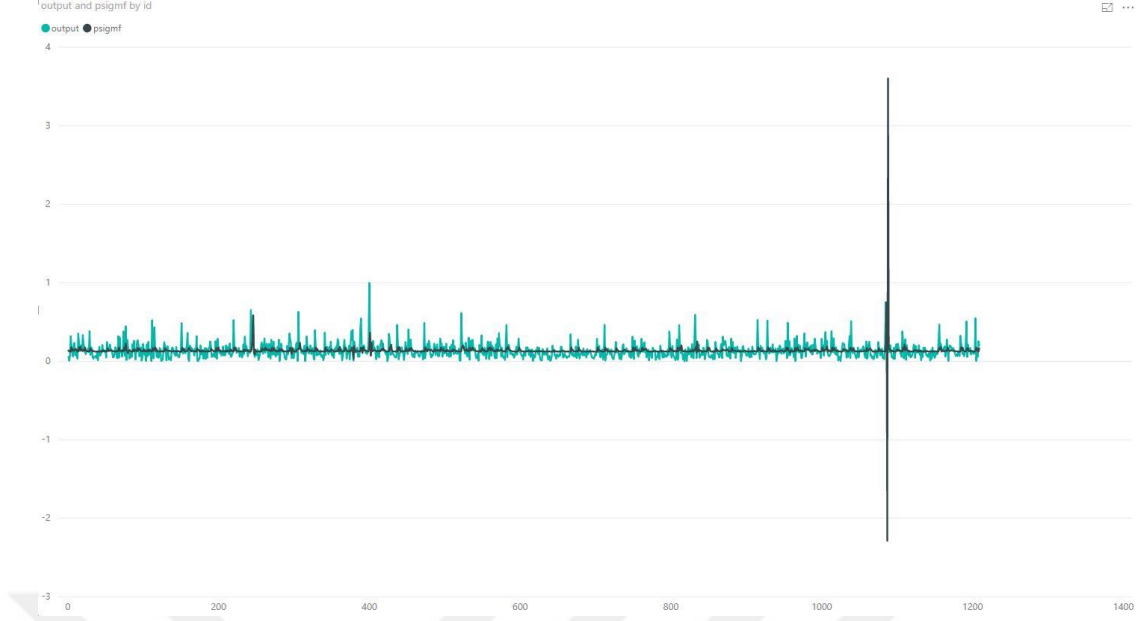


Şekil 5.7 Melez-Dsigmf Model Analiz Sonucu

Kod Adı: Melez-Psigmf

MF: psigmf (Sigmoidal Üyelik Fonksiyonu)

Sigmoidal üyelik fonksiyonu ile melez algoritma uygulandığında ANFIS sistemin ürettiği değerlerin hata değeri 0.097787 olarak elde edilmiştir. Şekil 5.8’de gözlemlenen yeşil değerler normal çıktı değerlerimizi, siyah renkte gösterilen değerler ise melez algoritma ile sigmoidal üyelik fonksiyonunun birlikte kullanılmasıyla oluşturulan modelde, ANFIS’in ürettiği değerleri göstermektedir.



Şekil 5.8 Melez-Psigmf Analiz Sonucu

Melez algoritmanın uygulanmasıyla tüm üyelik fonksiyonlarından elde ettiğimiz hata oranları aşağıdaki Tablo 5.1’ de listelenmiştir.

Neuro-Fuzzy Kodu	Hata Değeri
trimf	0.098201
trapmf	0.0979
gbellmf	0.09663
gaussmf	0.097769
gauss2mf	0.097781
pimf	0.097384
dsigmf	0.097787
psigmf	0.097787

Tablo 5.1 Melez Algoritma ile Üyelik Fonksiyonları Hata Değerleri

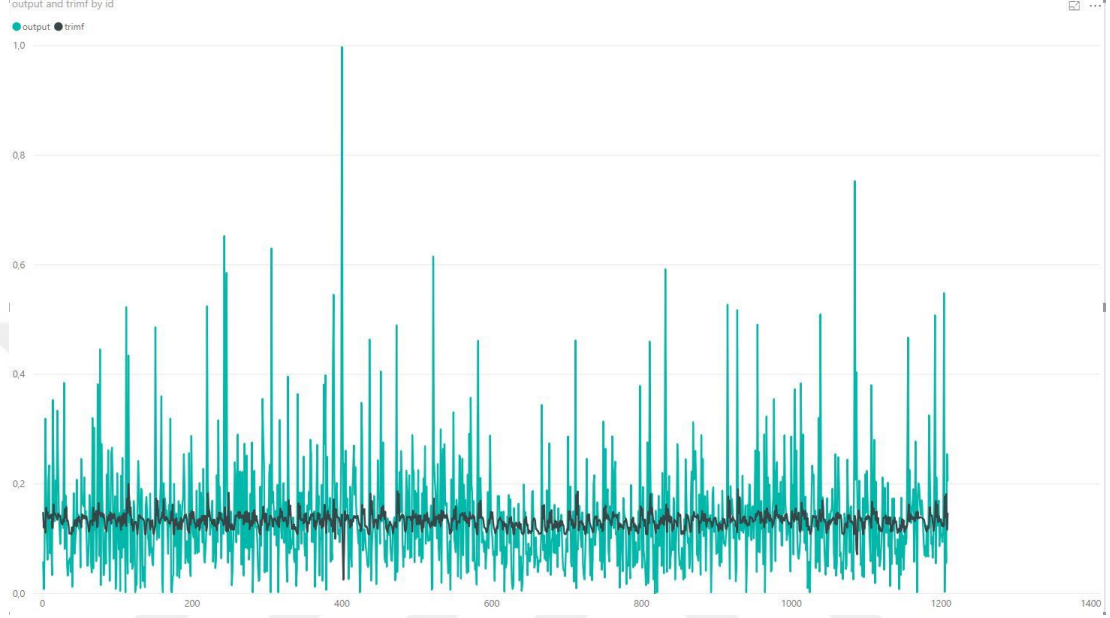
5.2. Geri Yayılım Algoritma Testleri

Kod Adı: GYA-Trimf

MF: trimf (Üçgen Üyelik Fonksiyonu)

Üçgen üyelik fonksiyonu ile geri yayılım algoritması uygulandığında, ANFIS sistemin ürettiği değerlerin hata değeri 0.10096 olarak çıkmıştır. Şekil 5.9’ de gözlemlenen yeşil

değerler normal çıktı değerlerimizi, siyah renkte gösterilen değerler ise GY Algoritması ile üçgen üyelik fonksiyonunun birlikte kullanılmasıyla oluşturulan modelde, ANFIS'in ürettiği değerleri göstermektedir.

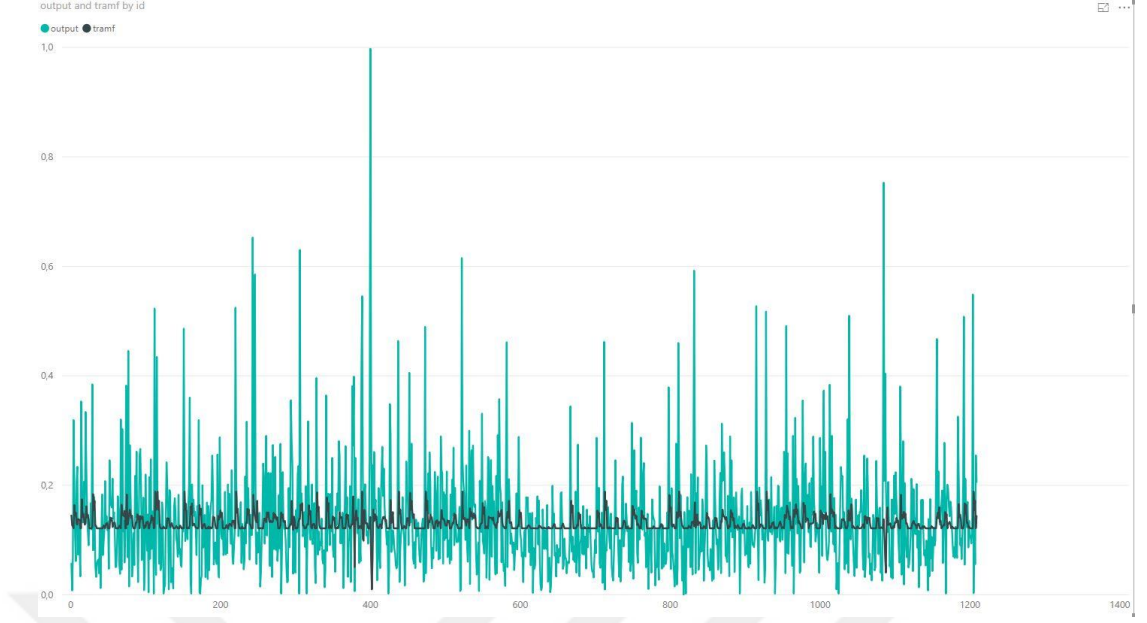


Şekil 5.9 GYA-Trimf Model Analiz Sonucu

Kod Adı: GYA -Trapmf

MF: trapmf (Yamuk Üyelik Fonksiyonu)

Yamuk üyelik fonksiyonu ile GYA uygulandığında, ANFIS sistemin ürettiği değerlerin hata değeri 0.10089 olarak çıkmıştır. Şekil 5.10'da gözlemlenen yeşil değerler normal çıktı değerlerimizi, siyah renkte gösterilen değerler ise GYA ile yamuk üyelik fonksiyonunun birlikte kullanılmasıyla oluşturulan modelde, ANFIS'in ürettiği değerleri göstermektedir.

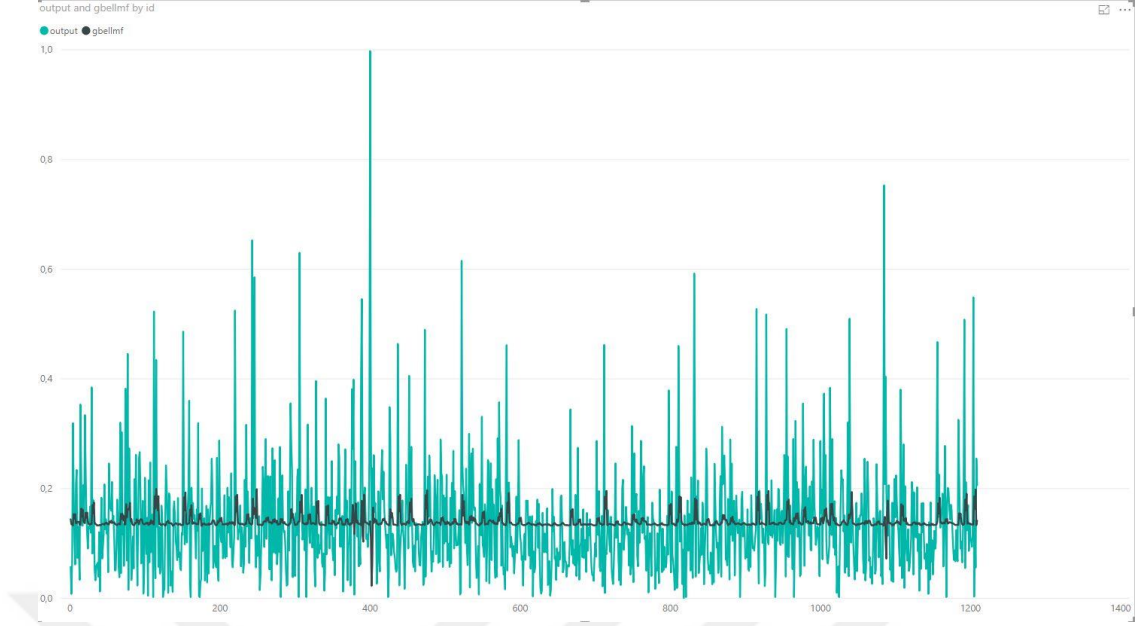


Şekil 5.10 GYA -Trapmf Model Analiz Sonucu

Kod Adı: GYA-Gbellmf

MF: gbellmf (Çan Şekilli Üyelik Fonksiyonu)

Çan şekilli üyelik fonksiyonu ile GYA uygulandığında, ANFIS sistemin ürettiği değerlerin hata değeri 0.10085 olarak elde edilmiştir. Şekil 5.11’de gözlemlenen yeşil renkli değerler normal çıktı değerlerimizi, siyah renkte gösterilen değerler ise GYA ile çan şekilli üyelik fonksiyonunun birlikte kullanılmasıyla oluşturulan modelde, ANFIS’in ürettiği değerleri göstermektedir.

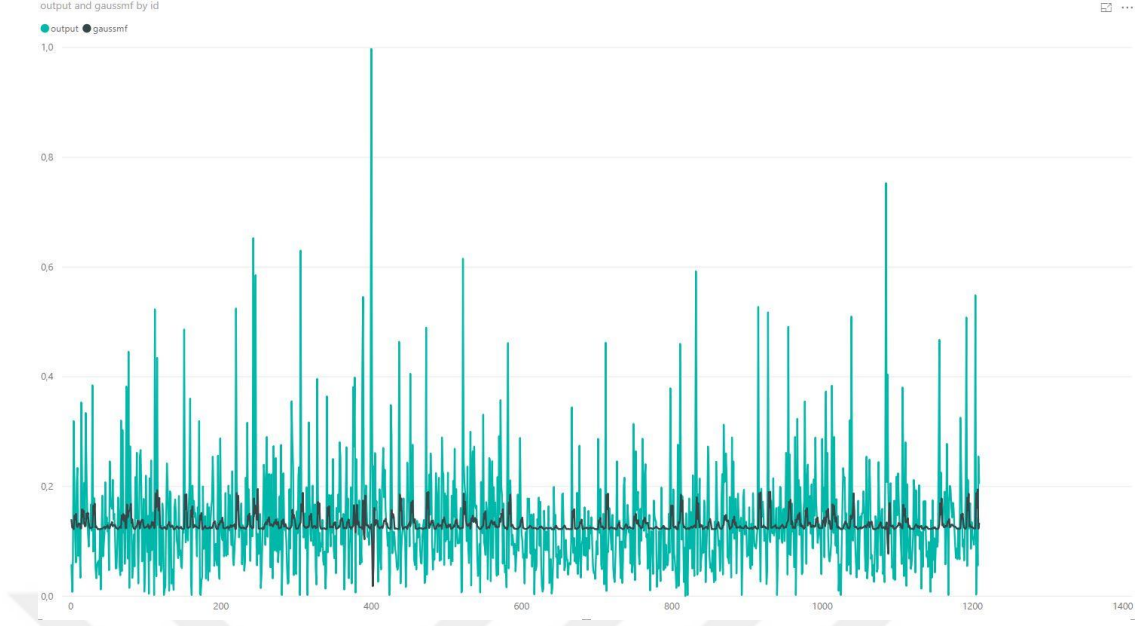


Şekil 5.11 GYA-Gbellmf Model Analiz Sonucu

Kod Adı: GYA -Gaussmf

MF: gaussmf (Gauss Simetrik Üyelik Fonksiyonu)

Gauss simetrik üyelik fonksiyonu ile GYA uygulandığında, ANFIS sistemin ürettiği değerlerin hata değeri 0.10091 olarak elde edilmiştir. Şekil 5.12’de gözlemlenen yeşil değerler normal çıktı değerlerimizi, siyah renkte gösterilen değerler ise GYA ile gauss simetrik üyelik fonksiyonunun birlikte kullanılmasıyla oluşturulan modelde, ANFIS’in ürettiği değerleri göstermektedir.

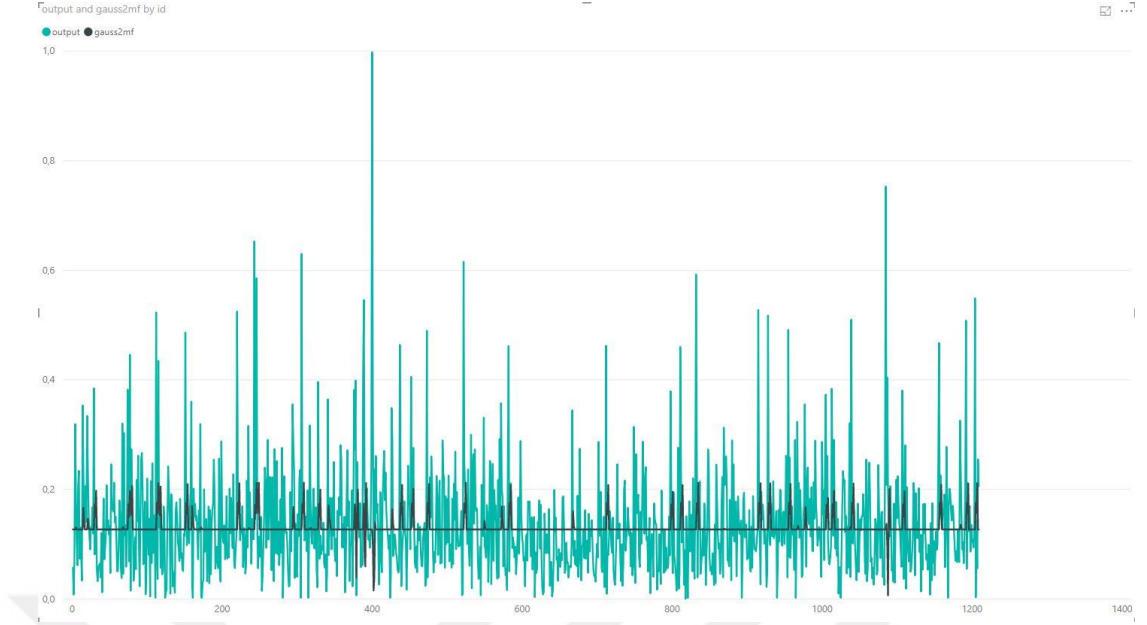


Şekil 5.12 GYA -Gaussmf Model Analiz Sonucu

Kod Adı: GYA -Gauss2mf

MF: gauss2mf (Gauss Üyelik Fonksiyonu)

Gauss üyelik fonksiyonu ile GYA uygulandığında, ANFIS sistemin ürettiği değerlerin hata değeri 0.10061 olarak elde edilmiştir. Şekil 5.13’de gözlemlenen yeşil değerler normal çıktı değerlerimizi, siyah renkte gösterilen değerler ise GYA ile gauss üyelik fonksiyonunun birlikte kullanılmasıyla oluşturulan modelde, ANFIS’in ürettiği değerleri göstermektedir.

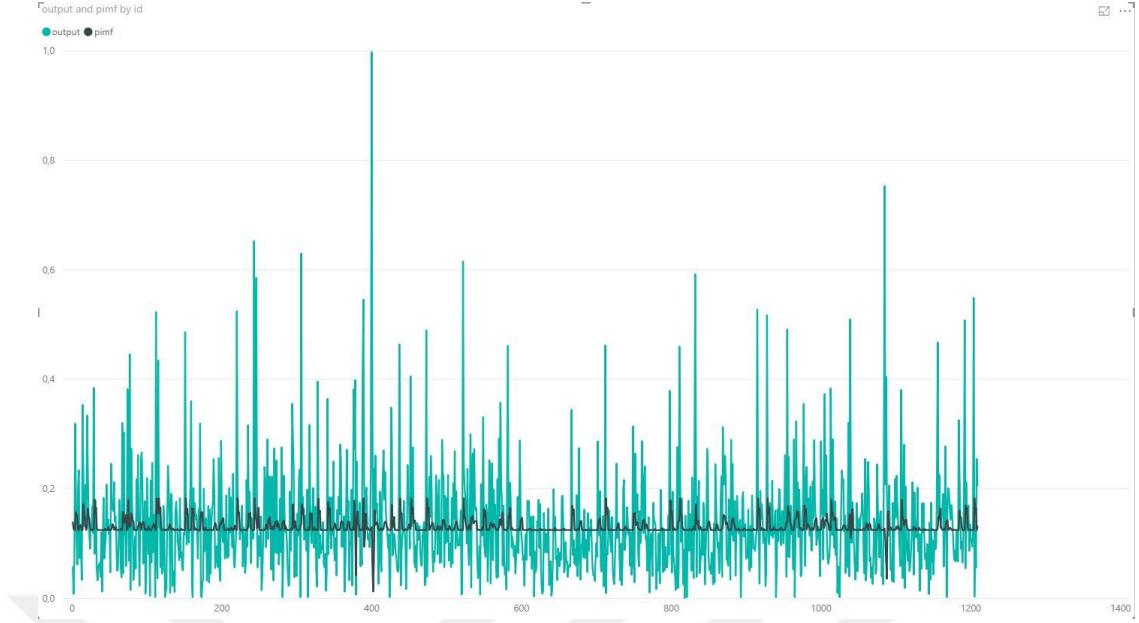


Şekil 5.13 GYA - Gauss2mf Model Analiz Sonucu

Kod Adı: GYA -Pimf

MF: pimf (Pi Üyelik Fonksiyonu)

Pi üyelik fonksiyonu ile GYA uygulandığında, ANFIS sistemin ürettiği değerlerin hata değeri 0.10111 olarak bulunmuştur. Şekil 5.14’de gözlemlenen yeşil değerler normal çıktı değerlerimizi, siyah renkte gösterilen değerler ise GYA ile pi üyelik fonksiyonunun birlikte kullanılmasıyla oluşturulan modelde, ANFIS’in ürettiği değerleri göstermektedir.

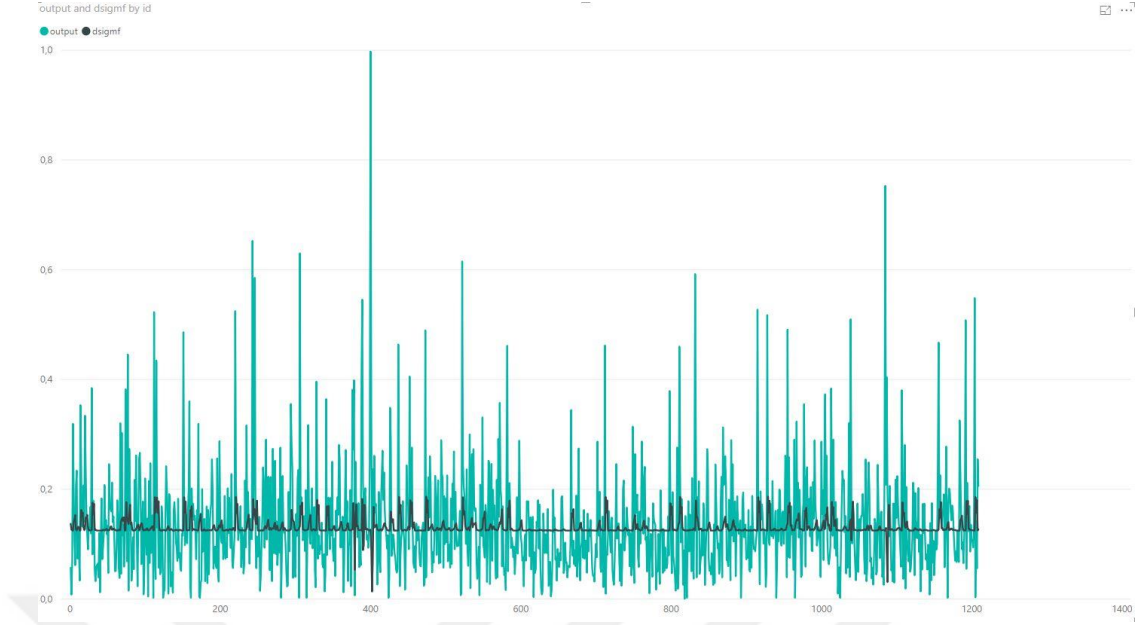


Şekil 5.14 GYA -Pimf Model Analiz Sonucu

Kod Adı: GYA -Dsigmf

MF: dsigmf (Sigmodial Simetrik Üyelik Fonksiyonu)

Sigmodial simetrik üyelik fonksiyonu ile GYA uygulandığında, ANFIS sistemin ürettiği değerlerin hata değeri 0.10093 olarak bulunmuştur. Şekil 5.15’de gözlemlenen yeşil değerler normal çıktı değerlerimizi, siyah renkte gösterilen değerler ise GYA ile sigmodial üyelik fonksiyonunun birlikte kullanılmasıyla oluşturulan modelde, ANFIS’in ürettiği değerleri göstermektedir.

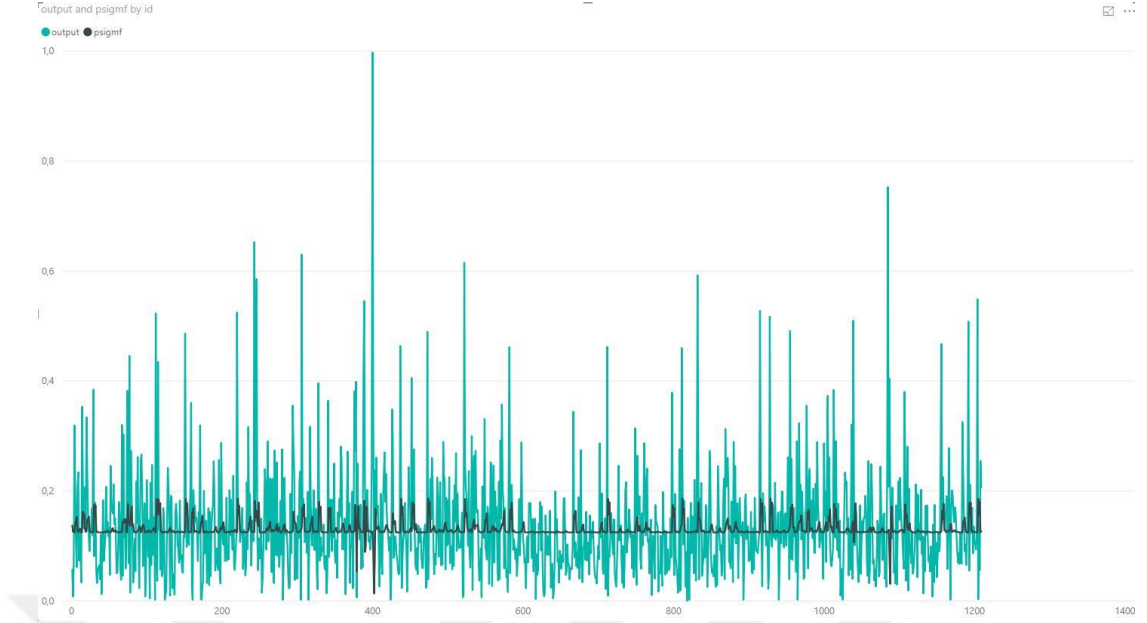


Şekil 5.15 GYA -Dsigmf Model Analiz Sonucu

Kod Adı: GYA -Psigmf

MF: psigmf (Sigmoidal Üyelik Fonksiyonu)

Sigmoidal üyelik fonksiyonu ile GYA uygulandığında, ANFIS sistemin ürettiği değerlerin hata değeri 0.10093 olarak bulunmuştur. Şekil 5.16’da gözlemlenen yeşil değerler normal çıktı değerlerimizi, siyah renkte gösterilen değerler ise GYA ile sigmoidal üyelik fonksiyonunun birlikte kullanılmasıyla oluşturulan modelde, ANFIS’in ürettiği değerleri göstermektedir.



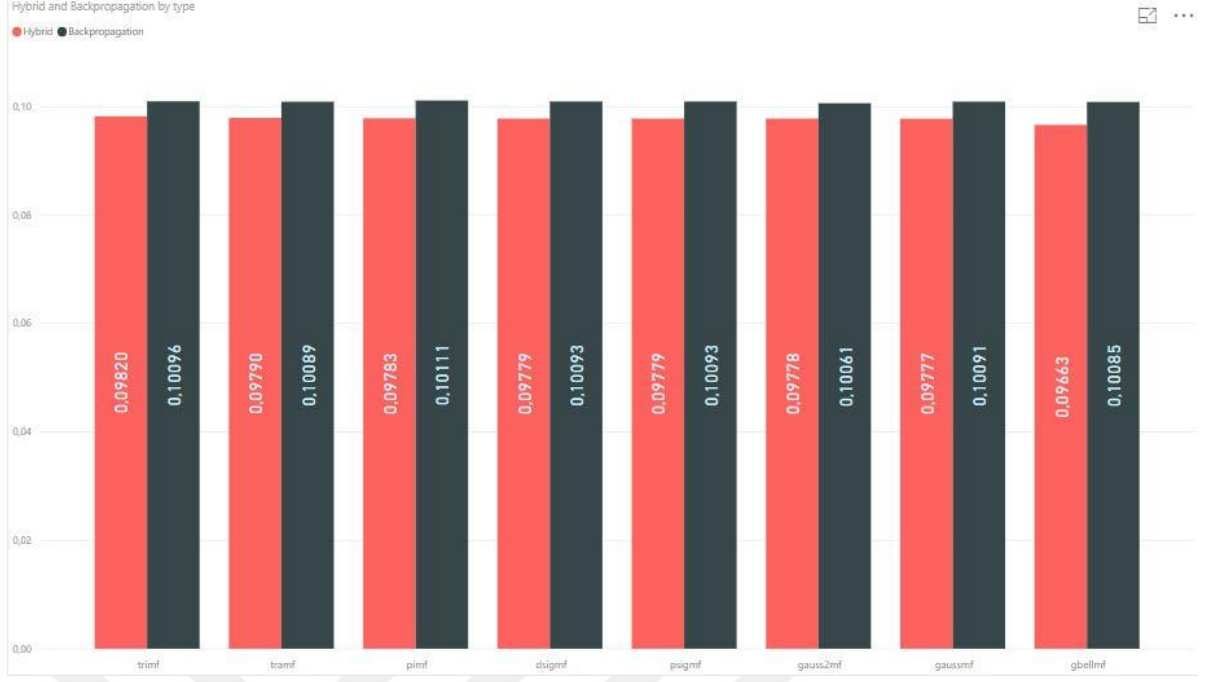
Şekil 5.16 GYA -Psigmf Model Analiz Sonucu

GYA uygulayarak tüm üyelik fonksiyonlarından elde ettiğimiz hata oranları aşağıdaki Tablo 5.2' de listelenmiştir.

Neuro-Fuzzy Kodu	Hata Değeri
trimf	0.10096
trapmf	0.10089
gbellmf	0.10085
gaussmf	0.10091
gauss2mf	0.10061
pimf	0.10111
dsigmf	0.10093
psigmf	0.10093

Tablo 5.2 GYA ile Üyelik Fonksiyonları Hata Değerleri

Elde edilen sonuçlar doğrultusunda tüm üyelik fonksiyonlarının melez algoritma ve GYA algoritmalarına göre karşılaştırma grafiği, Şekil 5.17'de verilmektedir.



Şekil 5.17 Üyelik Fonksiyonlarının İki Ayrı Algoritma İçin Karşılaştırma Grafığı

Analizlerde en başarılı sonucu, 0.09663 hata oranıyla, melez algoritma ve Gbellmf üyelik fonksiyonunun birlikte kullanıldığı modelin ürettiği gözlenmektedir. Bu model kullanılan ANFIS sisteminin ürettiği çıktı değerleri ve analiz öncesi tahminde bulunulacak çıktı değerlerinin bir kısmı Şekil 5.18’de gösterilmektedir. Sistem 0.09663 RMSE hata payı ile buna benzer şekilde 1209 veri için sıralı çıktı üretmiştir.

Elimizdeki Çıktı Değerleri	ANFIS'in Ürettiği Çıktı Değerleri
0.053392399	0.052575701
0.172967392	0.112823663
0.120132898	0.132991296
0.173744574	0.126956108
0.11144789	0.126465807
0.071922053	0.127139572
0.081021217	0.121223068
0.053547836	0.11759929
0.098857543	0.112073465
0.094194451	0.121409125
0.007927256	0.007822992
0.138493821	0.1119099
0.033680239	0.032231714
0.174827077	0.115769156
0.066215901	0.150593553
0.105619025	0.124406754
0.043289034	0.131224031
0.077040935	0.112091035
0.122950183	0.130456294
0.090114246	0.116037133
0.100023315	0.116689011
0.248542784	0.117244978
0.467241781	0.152084124
0.148208596	0.159492929
0.22556809	0.14352532
0.150484628	0.096676114
0.128584752	0.137748888
0.155450518	0.129119526
0.164840289	0.12462385
0.190548116	0.12874051
0.057938913	0.13304901
0.12520401	0.131069131
0.277609388	0.140555419
0.154284745	0.162108542
0.002098391	0.002082327
0.170746872	0.159552496
0.201212404	0.211354727

Şekil 5.18 ANFIS Sonuç Değerleri

6. SONUÇLAR

Yapay Sinir Ağları Modellerinden, Bulanık Ağ Çıkarım Sistemi (ANFIS) kullanarak yaptığımız analizler başarılı bir şekilde tamamlanmıştır. Bu başlık altında analiz sonuçlarına ve bulgulara değinilmiştir. Elimizdeki 1209 adet, aylık ortalama yağış değerleri hesaplanmış yağış verisiyle, 8 farklı ANFIS üyelik fonksiyonu, 2 farklı yöntemle ayrı ayrı uygulanarak toplam 16 farklı tahmin üretilmiştir. Araştırmada kullanılan veri grupları;

- Eğitim Verisi
- Sınama Verisi
- Kontrol Verisi

Toplam 1209 adet sıralı yağış verisi, 700 adet eğitim verisi, 350 adet sınama verisi ve 159 adet kontrol verisi olarak gruplara ayrılmıştır.

Melez öğrenme algoritması üzerine yapılan analizleri ele alındığında, gbellmf üyelik fonksiyonu bu algoritma ile birlikte en iyi sonucu üreten üyelik fonksiyonu olmuştur. Analizde gbellmf üyelik fonksiyonunun hata değeri, 0.09663 olarak ölçümlenmiştir. Trimf üyelik fonksiyonu ise melez öğrenme algoritması ile başarıyı en düşük sonucu vermiştir. Trimf üyelik fonksiyonunun ise hata değeri 0.098201 olarak ölçümlenmiştir.

GYA öğrenme yöntemi üzerine yapılan analizleri ele alındığında, gauss2mf üyelik fonksiyonu bu algoritma ile birlikte en iyi sonucu üreten üyelik fonksiyonu olmuştur. Analiz'de gauss2mf üyelik fonksiyonunun hata değeri, 0.10061 olarak ölçümlenmiştir. Pimf üyelik fonksiyonu ise GYA ile başarıyı en düşük sonucu vermiştir. Pimf üyelik fonksiyonunun ise hata değeri 0.10111 olarak ölçümlenmiştir.

Her iki öğrenme algoritmasındaki analiz sonuçları ele alındığında ise, bizim verilerimiz üzerinden, en başarılı analizi, 0.09663 hata değeriyle melez öğrenme algoritması ve gbellmf üyelik fonksiyonunun birlikte kullanıldığı model sağlamıştır.

Yağış verileri, her gün toplanabilen bir veri olmamasından dolayı, aylık verilerde çok fazla eksiklikler olduğu gözlenmiştir. Bu eksiklikler, sistemin analizinin zorlaşmasına yol açmaktadır. Sistemin tahmin ettiği sonuçlar, aylık ortalama gerçek yağış veri sonuçlarının, bazı kısımlardaki değerlere çok yakın değerlerler olmamasına karşın, yağışların belirli dönemlerindeki aşırı artışlarını ve azalışlarını başarılı bir şekilde yakalamıştır.

Çalışmamızın sonucunda ve gerçekleştirilen analiz bulguları doğrultusunda, zaman serisi biçimindeki geçmiş yıllara ait yağış verilerini tek başına anlamlandırabilmek ne kadar zor olsa da veriyi yapay zekâ yöntemlerini uygulayarak kullandığımızda, bu verinin anlamlandırılmasında başarılı sonuçlar alınabileceği gözlemlenmiştir. İleride yapılacak çalışmalar için, anlamlandırılması çok zor zaman serisi veriler üzerinde, yapay zekâ modellerinden ANFIS yönteminin, zaman serisi analizlerinde başarılı sonuçlar üretebileceği çalışmamız ile gösterilmiştir.

KAYNAKÇA

- [1] Meteoroloji Genel Müdürlüğü. Şubat 4, 2019 tarihinde www.mgm.gov.tr:
<https://www.mgm.gov.tr/genel/meteorolojikaletler.aspx?s=5> adresinden alındı.
- [2] Cangel, T., (2010). İstanbul Yağışlarının Gidişler Analizi, Yüksek Lisans Tezi, İTÜ, İstanbul..
- [3] Bayazıt, M., (1991). Hidroloji. İstanbul Teknik Üniversitesi İnşaat Fakültesi Matbaası, İstanbul.
- [4] Meteoroloji Genel Müdürlüğü. Şubat 4, 2019 tarihinde www.mgm.gov.tr:
<https://www.mgm.gov.tr/genel/meteorolojikaletler.aspx?s=9> adresinden alındı.
- [5] Boğaziçi Üniversitesi Kandilli Rasathanesi ve Deprem Araştırma Enstitüsü. Şubat 10, 2019 tarihinde www.koeri.boun.edu.tr:
<http://www.koeri.boun.edu.tr/sismo/mudim/StaKoor.asp> adresinden alındı.
- [6] Elmas Ç. (2003). Yapay Sinir Ağları, Seçkin Yayıncılık, Ankara.
- [7] Öztemel E. (2012). Yapay Sinir Ağları, Papatya Yayıncılık, Ankara.
- [8] Yavuz S., Deveci M. (2012). İstatistiksel Normalizasyon Tekniklerinin Yapay Sinir Ağın Performansına Etkisi . Erciyes Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi,; 40: 167-168.
- [9] Warner, Brad and Manavendra (1996), “Understanding Neural Networks as Statistical Tools”, The American Statistician, 50 (4), 284-293.
- [10] Çuhadar M., Güngör İ., Göksu A. (2009). “Turizm Talebinin Yapay Sinir Ağları İle Tahmini ve Zaman Serisi Yöntemleri İle Karşılaştırmalı Analizi”, Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi, 14(1), 99-114..
- [11] WITT Stephen F., WITT Christine (1992). Modeling and Forecasting Demand in Tourism, Academic Pres, London.

- [12] Keskenler M.F., Keskenler E.F., (2017). Bulanık Mantığın Tarihi Gelişimi. Takvim-i Vekayi; 5: 1-10.
- [13] Çağman N. (2006). Bulanık Mantık. Bilim ve Teknik Dergisi; 463: 235-248.
- [14] Şen Z., (2001). Bulanık Mantık ve Modelleme İlkeleri. Bilge Kültür Sanat, İstanbul.
- [15] Zadeh, L., (1965). Fuzzy sets. Informat and Control, 338-353..
- [16] Jyh Shing, (1995). Neuro-Fuzzy Modelling and Control, IEEE Control and Simulation Group, Vol 11, 133.
- [17] Doğan O., (2016), Uyarlamalı Sinirsel Bulanık Çıkarım Sisteminin (ANFIS) Talep Tahmini İçin Kullanımı ve Bir Uygulama. Dokuz Eylül Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi; 31:257-288.
- [18] Jang, J.S.R., (1993). "ANFIS Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference Systems," Man, And Cybernetics, Vol. 23, No. 3, 665-685.
- [19] Yücel, A., (2010). "Tedarikçi Seçimi Probleminde Bütünleşik Sinirsel Bulanık Mantık Yaklaşımı", Doktora Tezi. Yıldız Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul, Türkiye.
- [20] Ross, T., (1995). "Fuzzy logic with engineering applications", McGraw-Hill Inc.
- [21] Erkamaz H., Yaşar Ö. (2011). "YAPAY SİNİR AĞI İLE HAVA SICAKLIĞI TAHMİNİ". 5th International Computer & Instructional Technologies Symposium.
- [22] İskenderoğlu E. Ç., (2006). İç Anadolu Bölgesinin Aylık Yağış Verilerinin İstatiksel Analizi, Yüksek Lisans Tezi , Kırıkkale Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Kırıkkale.
- [23] Partal T., (2007). Türkiye Yağış Miktarlarının Yapay Sinir Ağları ve Dalgacık Dönüşümü Yöntemleri İle Tahmini, Doktora Tezi , İstanbul Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- [24] Ulukaya O., (2011). Yağış - Akış Bağlantıları Ve Yapay Zeka Modellemesi, Doktora Tezi , İstanbul Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.

- [25] Biberliođlu E., (2011). Kresel İklım Deđiřikliđinin Trkiye Yađıř Ve Sıcaklıkları zerindeki Etkilerinin Belirlenmesi , Yksek Lisans Tezi , Dokuz Eyll niversitesi Fen Bilimleri Enstits, İzmır.
- [26] Kurt S., (2013). Bazı İllere iliřkin Yađıř Miktarı Verisinin Dođrusal Ve Dođrusal Olmayan Zaman Serileri Analizi , Yksek Lisans Tezi , Gazi niversitesi Fen Bilimleri Enstits, Ankara.
- [27] Gke B., Sonuđr G. (2016). ANFIS ve YSA Yntemleri İle İřlenmiř Dođal Tař retim Srecinde Verimlilik Analizi. Afyon Kocatepe niversitesi Fen Ve Mhendislik Bilimleri Dergisi; 16:174-185.
- [28] Suryanarayana T. M. V. (2014). Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System For Rainfall-Runoff Modeling. Journal of Engineering Research and Applications. Vol. 4, Issue 6. 202-206.
- [29] Ok Y., (2010). Adaptif Sinirsel Bulanık Mantık ıkarım Sistemi (ANFIS) ile Trkiye'de Orta Dnemli Elektrik Enerjisi Talep Tahmini , Yksek Lisans Tezi , Gazi niversitesi Fen Bilimleri Enstits, Ankara.
- [30] Patel J., Parekh F., (2014). Forecasting Rainfall Using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS). International Journal of Application or Innovation in Engineering & Management. Vol. 3, Issue 6. 262-269.
- [31] Muka Z., Maraj E., Kuka S., (2016). Rainfall prediction using fuzzy logic. IJISSET - International Journal of Innovative Science, Engineering & Technology. Vol. 4, Issue 12. 1-5.
- [32] Esendal H., (2007). Eđirdir Gl Su Seviyesi Mevsimsel Deđiřiminin Bulanık , Yksek Lisans Tezi , Sleyman Demirel niversitesi Fen Bilimleri Enstits, Isparta.
- [33] Sojitra M. A., Purohit R. C., Pandya P. A., (2015).Comparative Study of Daily Rainfall Forecasting Models Using Adaptive-Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS).Current World Environment. Vol. 10, Issue 2. 529-536.
- [34] Kumar P., Kyada P.M., (2015). Daily Rainfall Forecasting Using Adaptive Neuro-Fuzzy Interface System (Anfis) Models. International Journal Of Science And Nature. Vol. 6, Issue 3. 382-388.

- [35] Meteoroloji Genel Müdürlüğü. Mart 20, 2019 tarihinde www.mgm.gov.tr:
<https://www.mgm.gov.tr/veridegerlendirme/maksimum-yagislar.aspx> adresinden alındı.
- [36] Mustaffa Z., Yusof Y., (2011). A Comparison of Normalization Techiques in Predicting Dengue Outbreak. International Conference on Business and Economics . Vol. 1. 345-349.
- [37] Backpropagation – Algorithm For Training A Neural Network. Şubat 20, 2019 tarihinde www.edureka.co: <https://www.edureka.co/blog/backpropagation/> adresinden alındı.
- [38] Alma G. Ö., Vupa Ö. (2008). Regresyon Analizinde Kullanılan En Küçük Kareler ve En Küçük Medyan Kareler Yönteminin Karşılaştırılması. SDÜ Fen Edebiyat Fakültesi Fen Dergisi; 3(2): 219-229.