



FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜLERİ
ORTAK YÜKSEK LİSANS PROGRAMI



YÜKSEK LİSANS TEZİ

Yunus Ziya KAYA

BULANIK MANTIK YÖNTEMİ İLE
MEVSİMSEL VERİLERE DAYALI
BUHARLAŞMA TAHMİNİ

İNŞAAT MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

OSMANİYE – 2016

**T.C.
OSMANIYE KORKUT ATA ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
YÜKSEK LİSANS TEZİ**

**BULANIK MANTIK YÖNTEMİ İLE MEVSİMSEL
VERİLERE DAYALI BUHARLAŞMA TAHMİNİ**

Yunus Ziya KAYA

**İNŞAAT MÜHENDİSLİĞİ
ANABİLİM DALI**

**OSMANIYE
ARALIK-2016**

**FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
ORTAK YÜKSEK LİSANS**

**BULANIK MANTIK YÖNTEMİ İLE MEVSİMSEL
VERİLERE DAYALI BUHARLAŞMA TAHMİNİ**

Yunus Ziya KAYA

**İNŞAAT MÜHENDİSLİĞİ
ANABİLİM DALI**

**OSMANİYE
ARALIK-2016**

TEZ ONAYI

BULANIK MANTIK YÖNTEMİ İLE MEVSİMSEL VERİLERE DAYALI BUHARLAŞMA TAHMİNİ

Yunus Ziya KAYA tarafından Prof. Dr. Mustafa MAMAK ve Doç. Dr. Fatih ÜNEŞ danışmanlığında Osmaniye Korkut Ata Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü **İnşaat Mühendisliği** Anabilim Dalı'nda hazırlanan bu çalışma aşağıda imzaları bulunan jüri üyeleri tarafından oy birliği/çokluğu ile **Yüksek Lisans Tezi** olarak kabul edilmiştir.

Danışman: Prof. Dr. Mustafa MAMAK
İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalı, OKÜ

Danışman: Doç. Dr. Fatih ÜNEŞ
İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalı, İSTE

Üye: Doç. Dr. Mustafa DEMİRCİ
İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalı, İSTE

Üye: Doç. Dr. Mehmet İshak YÜCE
İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalı, GAZİANTEP Üniv.

Üye: Doç. Dr. Ahmet DEMİR
İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalı, OKÜ

Yukarıdaki jüri kararı Osmaniye Korkut Ata Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu'nun/...../..... tarih ve /..... sayılı kararı ile onaylanmıştır.

Prof. Dr. A. Ali GÜRTEN
Enstitü Müdürü, **Fen Bilimleri Enstitüsü**

Bu Çalışma OKÜ Bilimsel Araştırma Projeleri Birimi Tarafından Desteklenmiştir.

Proje No: OKÜBAP-2015-PT3-001

Bu tezde kullanılan özgün bilgiler, şekil, çizelge ve fotoğraflardan kaynak göstermeden alıntı yapmak 5846 sayılı Fikir ve Sanat Eserleri Kanunu hükümlerine tabidir.

TEZ BİLDİRİMİ

Tez içindeki bütün bilgilerin etik davranış ve akademik kurallar çerçevesinde elde edilerek sunulduğunu, bu çalışma sonucunda elde edilmeyen her türlü bilgi ve ifade için ilgili kaynağa eksiksiz atıf yapıldığını ve bu tezin Osmaniye Korkut Ata Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü tez yazım kurallarına uygun olarak hazırlandığını bildiririm.

Yunus Ziya KAYA



ÖZET

BULANIK MANTIK YÖNTEMİ İLE MEVSİMSEL VERİLERE DAYALI BUHARLAŞMA TAHMİNİ

Yunus Ziya KAYA
Yüksek Lisans, İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalı
Danışman: Prof. Dr. Mustafa MAMAK
Danışman: Doç. Dr. Fatih ÜNEŞ

Aralık 2016, 99 sayfa

Bu çalışmada, hidrolojik döngünün en önemli parametrelerinden biri olan buharlaşma olayı tahmin ve hesap yöntemleri incelenmiştir. Matematiksel modellemenin zor olduğu buharlaşma olayı, lineer olmayan olayların tahmininde kullanılan Adaptif Sinirsel Bulanık Çıkarım (ASBÇ) sistemi ve Çoklu Lineer Regresyon (ÇLR) yöntemi kullanılarak modellenmiştir. 2287 günlük Evapotranspirasyon (ET), Solar Radyasyon, (SR), Hava Sıcaklığı (T), Bağıl Nem (RH) ve Rüzgar Hızı (U) parametrelerini kapsayan veri kümesinin yaklaşık %75'i olan 1716 günlük veri eğitim kümesi olarak ayrılmış, kalan 571 günlük veri ise test kümesi olarak ayrılmıştır. Veri kümesi Amerika Birleşik Devletleri Florida eyaletinde bulunan De Soto County istasyonuna ait verilerden oluşmaktadır. Çalışmanın ilk kısmında ASBÇ sistemi ve ÇLR yöntemi, buharlaşma olayına mevsimsel parametrelerin etkisinin araştırılmasında kullanılmıştır. Çalışmanın ikinci kısmında ampirik denklemler olan Ritchie, Hargreaves - Samani, Penman Monteith ve Turc denklemleri test kümesine uygulanmıştır. ASBÇ sistemi, ÇLR yöntemi ve ampirik denklemlerin karşılaştırılmasında determinasyon katsayısı (R), Ortalama Mutlak Hata (OMH), Ortalama Karesel Hata (OKH) istatistikleri kullanılmıştır. Sonuç olarak SR, T, RH, U parametrelerinin tamamını girdi olarak kullanan kombinasyonun ASBÇ sistemi sonuçlarının hem ÇLR yönteminden hem ampirik denklemlerden daha iyi performans gösterdiği anlaşılmıştır.

Anahtar Kelimeler: Buharlaşma, Adaptif Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemi, ÇLR, Ritchie, Penman Monteith, Hargreaves-Samani, Turc

ABSTRACT

PREDICTION OF EVAPOTRANSPIRATION BASED ON CLIMATIC DATA WITH FUZZY LOGIC METHOD

Yunus Ziya KAYA
M.Sc., Department of Civil Engineering
Supervisor: Prof. Dr. Mustafa MAMAK
Supervisor: Doç. Dr. Fatih ÜNEŞ

December 2016, 99 pages

In this study, Evapotranspiration (ET) which is one of the most important parameter of hydrologic cycle estimation and calculation methods are investigated. Modelling ET mathematically is hard, due to this reason Adaptive Neuro – Fuzzy Inference system (ANFIS) and Multi Linear Regression (MLR) methods are used for modelling because of these methods are in use for nonlinear modelling. Close to 75 percent of data set including 2287 daily ET, Solar Radiation (SR), Air Temperature (T), Wind Speed (U) and Relative Humidity (RH) meteorological parameters are used as training set and remaining 571 daily data as test set. Data set is gotten from De Soto County, Florida, USA station. In the first part of the study, ANFIS and MLR methods are used for the investigation of parameter effect on ET. In the second part of the study, empirical Hargreaves – Samani, Ritchie, Penman Monteith and Turc formulas are applied to the data set. For the comparison of ANFIS, MLR and empirical equations results, determination coefficient (R), Mean Absolute Error (MAE) and Mean Square Error (MSE) statistics are used. As a result it is understood that using SR, T, U, RH combination as input for ANFIS shows better performance than MLR method and empirical equations.

Key Words: Evapotranspiration, Adaptive Neuro – Fuzzy Inference System, MLR, Ritchie, Penman Monteith, Hargreaves – Samani, Turc



Aileme...

TEŐEKKÜR

Yüksek Lisans çalışmalarımnda değerli katkılarını esirgemeyen, çalışmalarımın her aşamasında beni yönlendiren ve bilgilendiren tez danışmanlarım Sayın Prof. Dr. Mustafa MAMAK ve Sayın Doç. Dr. Fatih ÜNEŐ hocalarımna teşekkür ederim.

Çalışmalarım süresince beni cesaretlendiren ve teşvik eden değerli inŐaat mühendisliđi öğretim üyeleri hocalarımna teşekkür ederim.

Öğr. Gör. Hakan ERKEK, ArŐ. Gör. Gökhan Altay ve ArŐ. Gör. Esra Zeynep ŐENSOY arkadaşlarımna desteklerinden dolayı teşekkür ederim.

Son olarak, her zaman bana destek olan, yardımlarımın esirgemeyen kıymetli aileme; annem, babam ve kardeşlerime özellikle teşekkür ederim.

İÇİNDEKİLER

TEZ ONAYI.....	
TEZ BİLDİRİMİ.....	
ÖZET.....	i
ABSTRACT.....	ii
TEŞEKKÜR.....	iv
İÇİNDEKİLER	v
ÇİZELGELER DİZİNİ	vii
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	viii
SİMGELER ve KISALTMALAR	xii
1.GİRİŞ	1
1.1 Çalışmanın Kapsamı	3
1.2 Veri Setlerinin Özellikleri.....	4
2.ÖNCEKİ ÇALIŞMALAR.....	6
3.VERİ ANALİZ YÖNTEMLERİ.....	19
3.1 Bulanık Mantık	19
3.1.1 Bulanık Küme Teorisi.....	20
3.1.2 BM İşlem Adımları	24
3.1.2.1 Bulanıklaştırma	24
3.1.2.2 Bulanık Sonuç Çıkarma	29
3.1.2.3 Durulaştırma.....	30
3.1.2.3.1 En Büyük Üyelik Derecesi Yöntemi.....	30
3.1.2.3.2 Ağırlık Merkezi Yöntemi.....	31
3.1.2.3.3 Ortalama En Büyük Üyelik Derecesi Yöntemi.....	31
3.1.2.3.3 Ağırlıklı Ortalama Yöntemi	32
3.1.3 Mamdani Tipi Modelleme	33
3.1.4 Takagi – Sugeno Tipi Modelleme.....	34

3.1.5 Adaptif Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemi (ASBÇ/ANFIS).....	34
3.2 Çoklu Lineer Regresyon Yöntemi	36
3.3 Ritchie Ampirik Denklemi	37
3.4 Turc Ampirik Denklemi	37
3.5 Hargreaves – Samani Ampirik Denklemi	38
3.6 Penman Monteith Ampirik Denklemi	38
4. BULGULAR ve TARTIŞMA.....	39
4.1 ASBÇ Sistemi ile Elde Edilen Sonuçlar	40
4.2 ÇLR Yönteminden Elde Edilen Sonuçlar	71
4.3 Hargreaves – Samani Ampirik Denklem Sonuçları	87
4.4 Ritchie Ampirik Denklemi Sonuçları.....	89
4.5 Turc Ampirik Denklemi Sonuçları.....	90
4.6 Penman Monteith Ampirik Denklemi Sonuçları.....	91
5. SONUÇLAR ve ÖNERİLER.....	93
KAYNAKLAR	95
ÖZGEÇMİŞ	98

ÇİZELGELER DİZİNİ

Çizelge 1.1 Eğitim kümesinin özellikleri.....	4
Çizelge 1.2. Test kümesinin özellikleri.....	5
Çizelge 2.1 Claremont istasyonu için YSA modeli test aşamaları (Kişi, 2007)	7
Çizelge 2.2 Pomona istasyonu için YSA modeli test aşamaları (Kişi, 2007)	7
Çizelge 2.3 Santa Monica istasyonu için YSA modeli test aşamaları (Kişi, 2007)	7
Çizelge 2.4 YSA ve ampirik denklemlerin analizi (Kişi, 2007)	8
Çizelge 2.5 Pomona istasyonu test sonuçlarının istatistiksel analizi (Kişi, 2008)	11
Çizelge 2.6 Santa Monica istasyonu test sonuçlarının istatistiksel analizi (Kişi, 2008)	11
Çizelge 2.7 Davis istasyonu M5 model verilerinin farklı bölgeler için test edilmesi (Pal ve Deswal, 2009)	12
Çizelge 2.8 Veri setlerine ait istatistiksel veriler (Kişi, 2009a)	14
Çizelge 2.9 Aylık evaporasyon tahmininde modellerin performanslarının istatistiksel olarak değerlendirilmesi (Kişi, 2009a).....	15
Çizelge 2.10 ÇKA yönteminde günlük buharlaşmaya olan parametre etkisi (Kişi, 2009b)	16
Çizelge 2.11 Test aşamasında FG yaklaşımı ile ampirik denklemlerin karşılaştırılması (Kişi, 2010).....	17
Çizelge 4.1 Parametre etkisi araştırması eğitim kümesi istatistikleri	69
Çizelge 4.2 Parametre etkisi araştırması test kümesi istatistikleri	70
Çizelge 4.3 ÇLR yöntemi test kümesi parametre etkisi istatistikleri	86
Çizelge 4.4 ASBÇ sistemi ile ÇLR yönteminin test kümesi tahminlerinin karşılaştırılması	87
Çizelge 4.5 Bütün yöntemlerden elde edilen en iyi sonuçlara ait istatistikler	92

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 1.1 Hidrolojik çevrim (www.ec.gc.ca).....	1
Şekil 1.2 Hava istasyonunun konumu (www.usgs.gov)	4
Şekil 3.1 Bulanık ve klasik kümelerin üyelik derecelerinin gösterimi	21
Şekil 3.2 Klasik küme örnek gösterimi	22
Şekil 3.3 Bulanık küme örnek gösterimi.....	23
Şekil 3.4 BM işlem adımları	24
Şekil 3.5 Bir cihaza ait hassasiyetin bulanık sınırlar ile gösterimi (Şen, 2001).....	25
Şekil 3.6 Bir cihaza ait hassasiyetin klasik sınırlar ile gösterimi (Şen, 2001)	25
Şekil 3.7 Sigmoidal denkleme ait grafiksel gösterim.....	26
Şekil 3.8 Üçgensel fonksiyona ait grafiksel gösterim.....	27
Şekil 3.9 Yamuk fonksiyonuna ait grafiksel gösterim	28
Şekil 3.10 Örnekte hesaplanmış yamuk fonksiyonun sınırları ve üyelik derecelerinin belirlenmesi	29
Şekil 3.11 Durulaştırmada en büyük üyelik derecesi yöntemi (Şen, 2001).....	30
Şekil 3.12 Durulaştırmada ağırlık merkezi yöntemi (Şen, 2001).....	31
Şekil 3.13 Durulaştırmada ortalama en büyük üyelik derecesi yöntemi (Şen, 2001)	32
Şekil 3.14 Durulaştırmada ağırlıklı ortalama yöntemi.....	32
Şekil 3.15 İki girdi bir çıktılı ASBÇ sistemi yapısı	35
Şekil 4.1 ANFIS araç çubuğunun arayüzü	40
Şekil 4.2 ASBÇ Sistemi eğitim kümesine ait SR dağılım grafiği.....	41
Şekil 4.3 ASBÇ Sistemi eğitim kümesine ait SR saçılım grafiği	41
Şekil 4.4 ASBÇ Sistemi test kümesine ait SR dağılım grafiği	42
Şekil 4.5 ASBÇ Sistemi test kümesine ait SR saçılım grafiği	42
Şekil 4.6 ASBÇ Sistemi eğitim kümesine ait T dağılım grafiği	43
Şekil 4.7 ASBÇ Sistemi eğitim kümesine ait T saçılım grafiği.....	43
Şekil 4.8 ASBÇ Sistemi test kümesine ait T dağılım grafiği.....	44
Şekil 4.9 ASBÇ Sistemi test kümesine ait T saçılım grafiği.....	44
Şekil 4.10 ASBÇ Sistemi eğitim kümesine ait RH dağılım grafiği	45
Şekil 4.11 ASBÇ Sistemi eğitim kümesine ait RH saçılım grafiği.....	45
Şekil 4.12 ASBÇ Sistemi test kümesine ait RH dağılım grafiği.....	46
Şekil 4.13 ASBÇ Sistemi test kümesine ait RH saçılım grafiği	46

Şekil 4.14 ASBÇ Sistemi eğitim kümesine ait U dağılım grafiği.....	47
Şekil 4.15 ASBÇ Sistemi eğitim kümesine ait U saçılım grafiği	47
Şekil 4.16 ASBÇ Sistemi test kümesine ait U dağılım grafiği	48
Şekil 4.17 ASBÇ Sistemi test kümesine ait U saçılım grafiği	48
Şekil 4.18 ASBÇ Sistemi eğitim kümesine ait SR, T dağılım grafiği	49
Şekil 4.19 ASBÇ Sistemi eğitim kümesine ait SR, T saçılım grafiği.....	49
Şekil 4.20 ASBÇ Sistemi test kümesine ait SR, T dağılım grafiği	50
Şekil 4.21 ASBÇ Sistemi test kümesine ait SR, T saçılım grafiği.....	50
Şekil 4.22 ASBÇ Sistemi eğitim kümesine ait SR, RH dağılım grafiği	51
Şekil 4.23 ASBÇ Sistemi eğitim kümesine ait SR, RH saçılım grafiği.....	51
Şekil 4.24 ASBÇ Sistemi test kümesine ait SR, RH dağılım grafiği.....	52
Şekil 4.25 ASBÇ Sistemi test kümesine ait SR, RH saçılım grafiği	52
Şekil 4.26 ASBÇ Sistemi eğitim kümesine ait SR, U dağılım grafiği.....	53
Şekil 4.27 ASBÇ Sistemi eğitim kümesine ait SR, U saçılım grafiği	53
Şekil 4.28 ASBÇ Sistemi test kümesine ait SR, U dağılım grafiği	54
Şekil 4.29 ASBÇ Sistemi test kümesine ait SR, U saçılım grafiği	54
Şekil 4.30 ASBÇ Sistemi eğitim kümesine ait T, RH dağılım grafiği.....	55
Şekil 4.31 ASBÇ Sistemi eğitim kümesine ait SR, U saçılım grafiği	55
Şekil 4.32 ASBÇ Sistemi test kümesine ait T, RH dağılım grafiği	56
Şekil 4.33 ASBÇ Sistemi test kümesine ait T, RH saçılım grafiği	56
Şekil 4.34 ASBÇ Sistemi eğitim kümesine ait T, U dağılım grafiği	57
Şekil 4.35 ASBÇ Sistemi eğitim kümesine ait SR, T saçılım grafiği	57
Şekil 4.35 ASBÇ Sistemi test kümesine ait T, U dağılım grafiği	58
Şekil 4.36 ASBÇ Sistemi test kümesine ait T, U saçılım grafiği.....	58
Şekil 4.37 ASBÇ Sistemi eğitim kümesine ait RH, U dağılım grafiği	59
Şekil 4.38 ASBÇ Sistemi eğitim kümesine ait RH, U saçılım grafiği.....	59
Şekil 4.39 ASBÇ Sistemi test kümesine ait RH, U dağılım grafiği.....	60
Şekil 4.40 ASBÇ Sistemi test kümesine ait RH, U saçılım grafiği.....	60
Şekil 4.41 ASBÇ Sistemi eğitim kümesine ait SR, T, RH dağılım grafiği.....	61
Şekil 4.42 ASBÇ Sistemi eğitim kümesine ait SR, T, RH saçılım grafiği	61
Şekil 4.43 ASBÇ Sistemi test kümesine ait SR, T, RH dağılım grafiği	62
Şekil 4.44 ASBÇ Sistemi test kümesine ait SR, T, RH saçılım grafiği	62
Şekil 4.45 ASBÇ Sistemi eğitim kümesine ait SR, T, U dağılım grafiği	63

Şekil 4.46 ASBÇ Sistemi eğitim kümesine ait SR, T, U saçılım grafiği	63
Şekil 4.47 ASBÇ Sistemi test kümesine ait SR, T, U dağılım grafiği	64
Şekil 4.48 ASBÇ Sistemi test kümesine ait SR, T, U saçılım grafiği.....	64
Şekil 4.49 ASBÇ Sistemi eğitim kümesine ait T, RH, U dağılım grafiği.....	65
Şekil 4.50 ASBÇ Sistemi eğitim kümesine ait T, RH, U saçılım grafiği	65
Şekil 4.51 ASBÇ Sistemi test kümesine ait T, RH, U dağılım grafiği	66
Şekil 4.52 ASBÇ Sistemi test kümesine ait T, RH, U saçılım grafiği	66
Şekil 4.53 ASBÇ Sistemi eğitim kümesine ait T, RH, U,SR dağılım grafiği.....	67
Şekil 4.54 ASBÇ Sistemi eğitim kümesine ait T, RH, U,SR saçılım grafiği	67
Şekil 4.55 ASBÇ Sistemi test kümesine ait T, RH, U, SR dağılım grafiği	68
Şekil 4.56 ASBÇ Sistemi test kümesine ait T, RH, U, SR saçılım grafiği	68
Şekil 4.57 ÇLR yöntemi SR parametresi dağılım grafiği	72
Şekil 4.58 ÇLR yöntemi SR parametresi saçılım grafiği.....	72
Şekil 4.59 ÇLR yöntemi T parametresi dağılım grafiği.....	73
Şekil 4.60 ÇLR yöntemi T parametresi saçılım grafiği	73
Şekil 4.61 ÇLR yöntemi RH parametresi dağılım grafiği	74
Şekil 4.62 ÇLR yöntemi RH parametresi saçılım grafiği	74
Şekil 4.63 ÇLR yöntemi U parametresi dağılım grafiği	75
Şekil 4.64 ÇLR yöntemi U parametresi saçılım grafiği.....	75
Şekil 4.65 ÇLR yöntemi SR, T kombinasyonu dağılım grafiği.....	76
Şekil 4.66 ÇLR yöntemi SR, T kombinasyonu saçılım grafiği	76
Şekil 4.67 ÇLR yöntemi SR, RH kombinasyonu dağılım grafiği.....	77
Şekil 4.68 ÇLR yöntemi SR, RH kombinasyonu saçılım grafiği	77
Şekil 4.69 ÇLR yöntemi SR, U kombinasyonu dağılım grafiği	78
Şekil 4.70 ÇLR yöntemi SR, U kombinasyonu saçılım grafiği	78
Şekil 4.71 ÇLR yöntemi T, RH kombinasyonu dağılım grafiği	79
Şekil 4.72 ÇLR yöntemi T, RH kombinasyonu saçılım grafiği.....	79
Şekil 4.73 ÇLR yöntemi T, U kombinasyonu dağılım grafiği.....	80
Şekil 4.74 ÇLR yöntemi T, U kombinasyonu saçılım grafiği.....	80
Şekil 4.75 ÇLR yöntemi RH, U kombinasyonu dağılım grafiği.....	81
Şekil 4.76 ÇLR yöntemi RH, U kombinasyonu saçılım grafiği	81
Şekil 4.77 ÇLR yöntemi SR, T, RH kombinasyonu dağılım grafiği	82
Şekil 4.78 ÇLR yöntemi SR, T, RH kombinasyonu saçılım grafiği.....	82

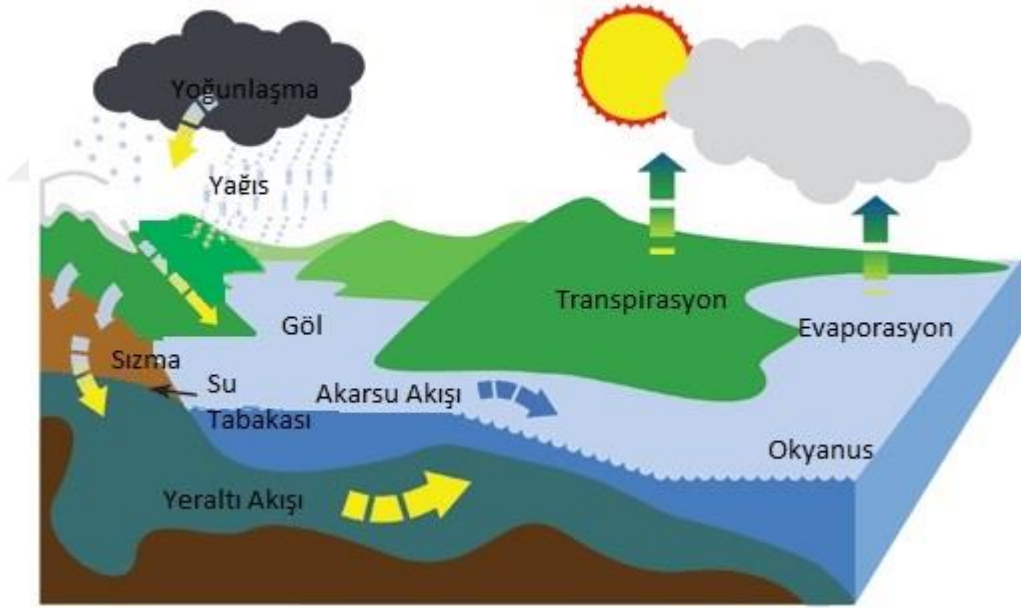
Şekil 4.79 ÇLR yöntemi SR, T, U kombinasyonu dağılım grafiği	83
Şekil 4.80 ÇLR yöntemi SR, T, U kombinasyonu saçılım grafiği.....	83
Şekil 4.81 ÇLR yöntemi T, RH, U kombinasyonu dağılım grafiği	84
Şekil 4.82 ÇLR yöntemi T, RH, U kombinasyonu saçılım grafiği	84
Şekil 4.83 ÇLR yöntemi T, RH, U, SR kombinasyonu dağılım grafiği	85
Şekil 4.84 ÇLR yöntemi T, RH, U, SR kombinasyonu saçılım grafiği	85
Şekil 4.85 Hargreaves Samani denklemi dağılımı	88
Şekil 4.86 Hargreaves Samani denklemi saçılımı.....	88
Şekil 4.87 Ritchie denklemi dağılımı.....	89
Şekil 4.88 Ritchie denklemi saçılımı	89
Şekil 4.89 Turc denklemi dağılımı.....	90
Şekil 4.90 Turc denklemi saçılımı	90
Şekil 4.91 Penman Monteith denklemi dağılımı.....	91
Şekil 4.92 Penman Monteith denklemi saçılımı	91

SİMGELER ve KISALTMALAR

SR	Solar Radyasyon
T	Hava Sıcaklığı
RH	Bağıl Nem
U	Rüzgar Hızı
ASBÇ	Adaptif Sinirsel Bulanık Çıkarım
ET	Evapotranspirasyon
ÇLR	Çoklu Lineer Regresyon
R	Determinasyon Katsayısı
OMH	Ortalama Mutlak Hata
OKH	Ortalama Karesele Hata
$X_{ortalama}$	Ortalama Değer
X_{max}	Maksimum Değer
X_{min}	Minimum Değer
S_x	Standart Sapma
C_{sx}	Çarpıklık Katsayısı
GRSA	Genelleştirilmiş Regresyon Sinir Ağları
PM	FAO Penman Monteith Denklemi
YSA	Yapay Sinir Ağları
OMGH	Ortalama Mutlak Göreceli Hata
OSH	Ortalama Sapma Hata
OHKT	Ortalama Hata Kareleri Toplamı
ÇKA	Çok Katmanlı Algılayıcılar
RTSA	Radyal Tabanlı Sinir Ağları
P	Atmosferik Basınç

1.GİRİŞ

Buharlaşma, en temel anlamıyla sıvı haldeki su moleküllerinin gaz fazına geçmesi olayıdır. Buharlaşmanın gerçekleşebilmesi, yani sıvı haldeki su moleküllerinin su buharı halini alarak gaz safhasına geçmesi için su yüzeyinde bulunan moleküllerin yeterli hareket enerjisini kazanarak kendilerini tutan diğer su moleküllerinden kurtulmaları gerekmektedir (Bayazıt,2003). Su yüzeyine yakın bir bölgede sürekli olarak sudan havaya, havadan suya molekül geçişleri vardır. Bir bölgede buharlaşmanın olduğu varsayımı, sudan havaya geçen su moleküllerinin sayısının havadan suya geçen su molekülleri sayısından çok olduğu durumlarda geçerlilik kazanır(Bayazıt,2003). Buharlaşmanın hidrolojik çevrim içerisindeki yeri Şekil 1.1 de gösterilmiştir.



Şekil 1.1 Hidrolojik çevrim (www.ec.gc.ca)

Şekil 1.1 suyun sonsuz sirkülasyonunu göstermektedir. Bu görselden anlaşılacağı üzere okyanuslardan göllerden ve bitki örtüsünden buharlaşan su, yükseklerde soğuk hava kütleleriyle karşılaştığında yoğunlaşarak tekrar yeryüzüne yağış olarak döner. Bu yağış yükseklerde kar olarak görülebilirken daha alçalarda yağmur olarak

görülebilmektedir. Yeryüzüne düşen bu yağışların bir kısmı sızma yoluyla yeraltı suyunu oluşturur ve yeraltında akışa geçer. Yağışın bir diğer kısmı ise yeryüzünün eğimli yapısından dolayı yüzeysel akışa geçer ve göl, deniz veya okyanuslar ile buluşur. Bu şekilde gezegendeki su döngüsü hiç durmadan devam eder.

Şekil 1.1 incelendiğinde buharlaşmanın göl, okyanus, kar, nehir ve ıslak toprak yüzeylerinden gerçekleşebileceği görülmektedir. Bu su döngüsü içerisinde bitkilerinde önemli bir rolü vardır. Yağış olarak yeryüzüne inen suyun bir kısmını bitkiler kendi ihtiyaçları için kullanmak üzere kendi gövde veya yaprakları üzerinde tutarlar, bu olaya ‘tutma’ denir. Bitkilerin tuttuğu bu suyun bir kısmı yine bitki gövde ve yapraklarından terleme yoluyla gaz fazına geçer (Transpirasyon). Buharlaşma (Evaporation) ve terleme (Transpirasyon) olayları tek bir fiziksel olay olarak Evapotranspirasyon (ET) adı altında incelenir ve potansiyel evapotranspirasyon, gerçek evapotranspirasyon olmak üzere ikiye ayrılır.

Evaporasyonun hesaplanması için farklı sınıfları olan evaporimetre (buharlaşma tavası) kullanılmaktadır. Bu yöntemde belli ölçüleri olan metal bir tava belli bir derinliğe kadar su ile doldurularak bir bölgeye konur ve gün sonunda, limnometre ile ölçüm alınarak günlük buharlaşan su miktarı elde edilir. Geçen süre içerisinde çalışılan bölgede bir yağış söz konusu olduysa, yağış yüksekliği de hesaplarda dikkate alınarak bölgenin buharlaşması hakkında fikir sahibi olunur. Bu yöntemde her tava sınıfı için bir takım düzeltme katsayıları kullanılsa da gerçek bir su kütlesi ile buharlaşma tavası arasındaki boyut ve derinlik farkları nedeniyle çarpık sonuçlar elde edilebilmektedir. Küçük su kütlesinin sıcaklık değişimlerinden daha hızlı etkilenmesi, evaporimetre ile yeterince doğru sonuçlar elde edilememesinin en önemli nedenidir.

Hidrolojik çevrimin önemli basamaklarından olan ET iklimsel, tarımsal ve hidrolojik çalışmalarda belirleyici bir parametre olarak göz önünde bulundurulmalıdır (Sobrinho, vd. 2005). ET değerinin belirlenebilmesi için çok sayıda metot önerilmiştir (Brutsaert, 1982), (Jensen, vd. 1990). Aerodinamik denklemler ile oransal ilişkiler kullanılarak yapılan hesaplamalar genelde ET için en doğru sonuçları vermektedir (Jensen, vd. 1990). Birleşmiş Milletler Gıda ve Tarım Örgütü (FAO) ET için Penman Monteith

(PM) denklemini standart bir denklem olarak kabul etmiş (Allen, vd. 1998), (Naoum, Tsanis, 2003), bu konuda Smith vd.'nin (1997) ET tanımını esas almıştır.

Buharlaşıma kayıpların tahmin edilebilir olması, içme, kullanma, sulama suyu ihtiyacının belirlenmesi ve bu ihtiyaçları karşılayacak su yapılarının işletme verimliliğinin sağlanması açısından önemlidir. Buharlaşıma hesaplamalarında kullanılmak üzere geliştirilen bir takım ampirik denklemler mevcuttur. Bu denklemlerin uygulanabilmesi için Solar Radyasyon (SR), Hava Sıcaklığı (T), Rüzgar Hızı (U), Bağıl Nem (RH) gibi iklimsel verilere ihtiyaç duyulmaktadır. İklimsel verilerin çeşitliliği ve çalışılan bölgelere göre verilerde görülen büyük değişimler buharlaşma hesaplamalarının doğru sonuçlar verecek şekilde yapılmasını zorlaştırmaktadır.

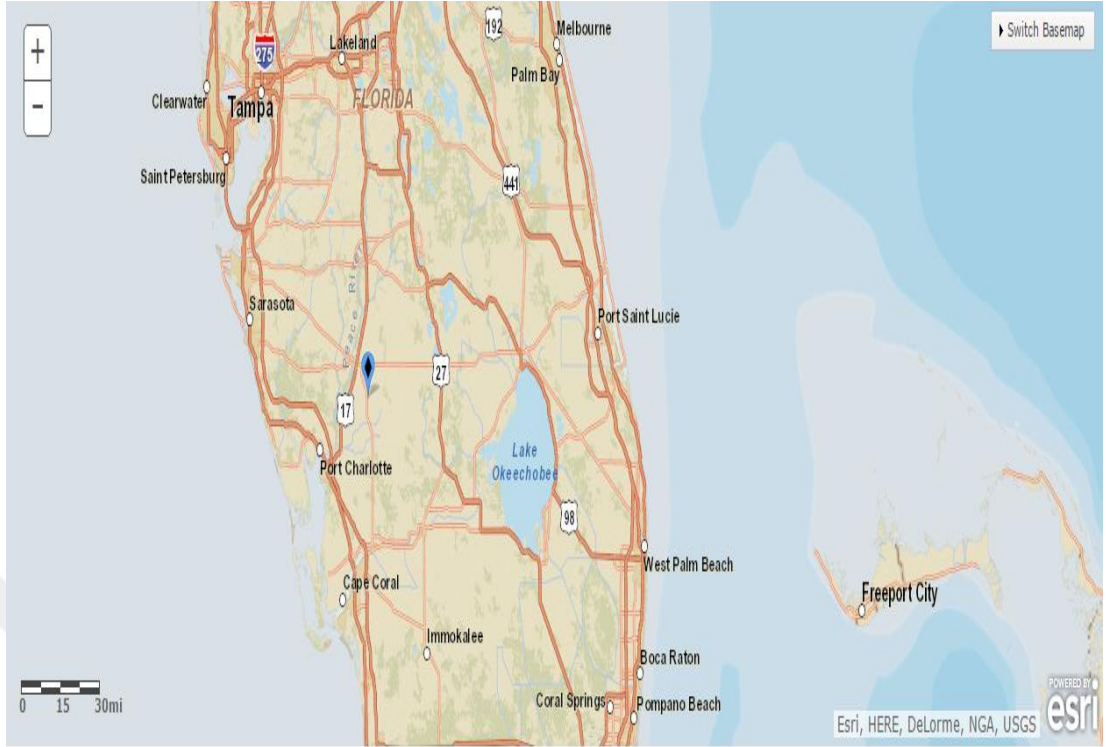
1.1 Çalışmanın Kapsamı

Bu çalışmada ABD'nin Florida eyaletinde kaydedilmiş 2287 günlük buharlaşma (ET), SR, T, U, RH iklimsel verileri kullanılmıştır. Verilerin 1716 günlük kısmı Bulanık Mantık (BM) ve Çoklu Lineer Regresyon (ÇLR), modellerinin eğitimi için, geri kalan 571 günlük veri ise oluşturulan modellerin test edilmesi için kullanılmıştır.

Veriler Amerika Birleşik Devletlerinin Florida Eyaletinde bulunan De Soto County hava istasyonunda kaydedilmiştir ve www.usgs.gov adlı internet sitesinden indirilmiştir. Bu iklimsel data seti 2004 ile 2010 yılları arasında kaydedilen verilerden oluşmaktadır. Şekil 1.2 de harita üzerindeki konumu gösterilen hava istasyonunun enlemi $27^{\circ}10'42''$ ve boylamı $81^{\circ}46'23''$ dir.

Çalışmada ayrıca Ritchie, Turc, Hargreaves- Samani ve Penman Monteith ampirik denklemleri kullanılarak buharlaşma hesaplamaları yapılmıştır.

Çalışmada BM modelinin oluşturulması için MATLAB yazılımı kullanılmıştır.



Şekil 1.2 Hava istasyonunun konumu (www.usgs.gov)

1.2 Veri Setlerinin Özellikleri

Çizelge 1.1 Eğitim kümesinin özellikleri

	Birim	$X_{ortalama}$	S_x	C_v ($S_x/X_{ortalama}$)	C_{sx}	X_{min}	X_{max}	ET ile Korelasyon Katsayısı
T	$^{\circ}C$	21,78	4,67	0,21	-0,83	5,20	28,90	0,69
SR	W/m^2	204,33	65,03	0,32	-0,35	11,00	335,00	0,70
U	m/s	1,79	0,74	0,41	1,46	0,10	8,30	-0,25
RH	%	71,58	7,01	0,10	0,05	44,50	94,50	-0,15
ET	mm	2,92	0,12	0,04	0,47	0,10	6,40	1,00

Çizelge 1.1 de değerlendirme modellerini oluşturmak için kullanılan eğitim kümesinin her bir parametresine ait istatistiksel değerlere yer verilmiştir. Bu değerler veri setinin aritmetik ortalaması ($X_{ortalama}$), minimum değeri (X_{min}), Maksimum değeri (X_{max}), standart sapma (S_x), değişim katsayısı (C_v), çarpıklık katsayısı (C_{sx}) ve ilgili parametrenin buharlaşma ile korelasyon katsayısı şeklindedir.

Çizelge 1.2. Test kümesinin özellikleri

Veri Seti	Birim	X_{ortalama}	S_x	C_v (S_x/X_{ortalama})	C_{sx}	X_{min}	X_{max}	ET ile Korelasyon Katsayısı
T	$^{\circ}\text{C}$	21,02	5,88	0,28	-0,99	1,50	29,10	0,69
SR	W/m^2	225,27	71,75	0,32	-0,62	22,00	345,00	0,75
U	m/s	1,90	0,61	0,32	0,66	0,70	4,00	-0,26
RH	%	72,49	7,17	0,10	0,17	51,00	98,00	-0,03
ET	mm	2,94	1,09	0,37	0,23	0,50	5,50	1,00

Çizelge 1.1 ve Çizelge 1.2 modellerin eğitilmesi için kullanılan veri setinin özelliklerinin, modellerin test edilmesinde kullanılan veri seti ile uyumluluğunu görmek açısından önemlidir. Çizelge 1.1 ve Çizelge 1.2 çalışmada kullanılan 2287 günlük verinin istatistiksel olarak tanınmasını sağlamaktadır.

2.ÖNCEKİ ÇALIŞMALAR

Kişi (2006), evapotranspirasyon modellemesi için genelleştirilmiş regresyon sinir ağlarının (GRSA) ET konusundaki kabiliyetlerini araştırdığı çalışmasında FAO Penman-Monteith (PM) denkleminde elde ettiği ET sonuçlarını kullanmıştır. Çalışmada SR, T, U, RH iklimsel veri kombinasyonları Yapay Sinir Ağları (YSA) modelinin girdi kısmında kullanılmıştır. Çalışmanın birinci kısmında YSA modellerinden elde edilen sonuçlar ampirik denklemler olan Penman, Hargreaves ve Ritchie ile karşılaştırılmış, ampirik denklemler standart FAO PM evapotranspirasyon değerleri kullanılarak kalibre edilmiş ve sonuçlar istatistiksel olarak karşılaştırılmıştır. Karşılaştırma sonuçlarına göre GRSA modellerinin ET tahminlerinde başarılı bir şekilde kullanılabileceği görülmüştür. Çalışmanın ikinci kısmında ise GRSA ile ampirik denklemlerin potansiyelleri yakınlardaki bir hava istasyonundan elde edilen iklimsel veriler kullanılarak test edilmiş, sonuçta Hargreaves denkleminin bu istasyon için diğer denklemlerden ve GRSA modelinden daha iyi sonuç verdiği görülmüştür.

Kişi (2007), Levenberg-Marquardt eğitim algoritmasını ileri beslemeli bir yapay sinir ağları modeli ile kullanarak evapotranspirasyonu modellemiştir. Çalışmada Levenberg-Marquardt algoritması ağ ağırlıklarının optimizasyonu için kullanılmıştır. Modelin oluşturulmasında Amerika'nın Los Angeles bölgesinde bulunan üç farklı hava istasyonundan alınan veriler kullanılmıştır. Data seti SR, T, U, RH parametrelerinden oluşmuştur. Data setinde bulunan parametrelerin her birinin ET üzerindeki etkisi, bu parametrelerin, oluşturulan YSA modelinde girdi olarak kullanılması ile araştırılmıştır. YSA modelinden elde edilen sonuçlar ampirik denklemler olan Hargreaves, Penman ve Turc ile karşılaştırılmıştır. Modellerin performansları, Ortalama Karesel Hata (OKH), Ortalama Mutlak Hata (OMH) ve determinasyon katsayısı istatistikleri kullanılarak incelenmiştir. Kişi, bu çalışmada aşağıdaki sonuçları elde etmiştir.

Çizelge 2.1 Claremont istasyonu için YSA modeli test aşamaları (Kişi, 2007)

Claremont İstasyonu

Girdi Kombinasyonları	OKH	OMH	R²
U	2,62	1,34	0,317
RH	2,38	1,33	0,396
T	1,01	0,81	0,739
SR	0,19	0,34	0,950
SR ve T	0,07	0,21	0,980
SR, T ve RH	0,04	0,15	0,991
SR, T, RH ve U	0,03	0,14	0,992

Çizelge 2.2 Pomona istasyonu için YSA modeli test aşamaları (Kişi, 2007)

Pomona İstasyonu

Girdi Kombinasyonları	OKH	OMH	R²
U	3,00	1,45	0,210
RH	2,96	1,43	0,213
T	1,31	0,91	0,687
SR	0,16	0,29	0,961
SR ve T	0,07	0,20	0,983
SR, T ve RH	0,07	0,16	0,980
SR, T, RH ve U	0,05	0,16	0,987

Çizelge 2.3 Santa Monica istasyonu için YSA modeli test aşamaları (Kişi, 2007)

Santa Monica İstasyonu

Girdi Kombinasyonları	OKH	OMH	R²
U	2,12	1,20	0,138
RH	2,29	1,28	0,042
T	1,39	0,97	0,475
SR	0,48	0,39	0,802
SR ve T	0,38	0,33	0,840
SR, T ve RH	0,32	0,28	0,864
SR, T, RH ve U	0,32	0,26	0,866

Üç farklı istasyon verileri kullanılarak yapılan YSA parametre etkisi araştırmasına göre oluşturulan Çizelge 2.1, Çizelge 2.2 ve Çizelge 2.3 birlikte incelendiğinde ET modellenmesinde en etkin parametrenin SR olduğu görülmektedir. Hata miktarları ve determinasyon katsayısı incelendiğinde SR, U, RH, T meteorolojik parametreleri arasında, buharlaşmaya en az etkisi olan parametrenin ise rüzgar hızı (U) olduğu görülmektedir. Bununla birlikte meteorolojik parametrelerin tamamının birlikte

kullanıldığı modeller, her üç istasyon için de en doğru sonuçları veren modeller olmuştur.

Çizelge 2.4 YSA ve ampirik denklemlerin analizi (Kişi, 2007)

Model	Model Girdileri	OKH	OMH	R ²
Claremont İstasyonu				
YSA 1	SR, T, RH, U	0,03	0,14	0,992
YSA 2	SR, T	0,07	0,21	0,980
Penman	SR, T, RH, U	1,23	0,99	0,979
Hargreaves	SR, T	0,09	0,24	0,978
Turc	SR, T	0,85	0,75	0,960
Pomona İstasyonu				
YSA 1	SR, T, RH, U	0,05	0,16	0,987
YSA 2	SR, T	0,07	0,20	0,983
Penman	SR, T, RH, U	1,95	1,02	0,827
Hargreaves	SR, T	0,25	0,10	0,977
Turc	SR, T	0,89	0,75	0,967
Santa Monica İstasyonu				
YSA 1	SR, T, RH, U	0,32	0,26	0,866
YSA 2	SR, T	0,38	0,33	0,840
Penman	SR, T, RH, U	0,79	0,61	0,842
Hargreaves	SR, T	0,44	0,39	0,835
Turc	SR, T	0,58	0,56	0,815

Kişi'nin YSA ve ampirik denklemleri kullanarak elde ettiği sonuçları gösteren Çizelge 2.4 incelendiğinde SR, T, RH ve U parametrelerinin tamamının girdi olarak kullanıldığı YSA 1 modelinin en düşük hata oranlarına ve en yüksek determinasyon katsayısına (R) sahip olduğu görülmektedir. Üç farklı istasyon verileri ile doğrulanan sonuçlar, Levenberg- Marquardt algoritması ile ileri beslemeli YSA kullanılarak oluşturulan modelin ET tahminlerinde kullanılabileceğini göstermiştir. Ayrıca istatistiksel sonuçlardan hareketle ampirik denklemler olan Hargreaves, Turc ve Penman denklemleri kendi aralarında incelendiğinde Hargreaves Denkleminin Pomona ve Claremont istasyonlarında en düşük hata oranlarına ve en yüksek R² değerlerine sahip olduğu görülmüştür. Buna karşın Santa Monica istasyonunda en yüksek R² değerini ampirik denklemler arasında Penman denklemi almıştır. Ancak bu istasyondaki hata miktarları göz önüne alındığında Santa Monica istasyonu için de en başarılı sonuçları Hargreaves denkleminin verdiği söylenebilir.

Doğan (2008), evapotranspirasyonun ölçülmesinin ve tahmin edilmesinin zor olduğuna dikkat çektiği makalesinde Referans Evapotranspirasyonu (ET₀) Adaptif Sinirsel Bulanık Çıkarım (ASBÇ) Sistemlerini kullanarak tahmin etmiştir. Doğan, Penman- Monteith denklemini kullanarak elde ettiği günlük bitki ET₀ değerlerinden hareketle ASBÇ sistemlerinin potansiyelini araştırmıştır. SR, T, U, RH gibi çeşitli iklimsel veri kombinasyonlarının ASBÇ modelinde girdi olarak kullanıldığı çalışmada parametrelerin ET₀ üzerindeki etkisi araştırılmıştır. ASBÇ model sonuçları Çoklu Lineer Regresyon ÇLR sonuçları ile karşılaştırılmıştır. OKH ve Ortalama Mutlak Göreceli Hata (OMGH) ve R istatistikleri değerlendirme kriteri olarak kullanılmıştır. Çalışmada kullanılan veriler Morgan Hill 139, San Francisco Bay, ABD istasyonlarından alınmıştır. SR, T, RH ve U parametrelerinin bir arada girdi olarak kullanıldığı ASBÇ modeli; OKH = 0.016, OMGH = %6.4 ve R² = 0.996 sonuçlarını vermiştir. Bu sonuçlar doğrultusunda ASBÇ modelinin ET₀ tahminlerinde kullanılabileceği kanısına varılmıştır.

Referans buharlaşma ile ilgili bir başka çalışmada Landeras, vd. (2008), Kuzey İspanya ET₀ değerlerini tahmin etmek için YSA modelleri, ampirik ve yarı ampirik denklemleri kullanmışlardır. ET₀ değerlerinin yüksek maliyetli doğrudan ölçme teknikleri ile hesaplanabileceğini ya da matematiksel modeller oluşturularak tahmin edilebileceğini belirtmişlerdir. Çalışmada farklı YSA modellerini oluşturmak için ortalama hava sıcaklığı T_{ort}, maksimum hava sıcaklığı, T_{max}, minimum hava sıcaklığı T_{min}, RH, SR, U ve yeryüzü dışındaki radyasyon Ra parametreleri kullanılarak farklı girdi kombinasyonları denenmiştir. Yedi farklı YSA modeli 10 farklı kalibre edilmiş ampirik ve yarı ampirik denklem sonuçları ile aşağıdaki istatistiksel hata hesapları kullanılarak karşılaştırılmıştır.

$$\text{Ortalama Sapma Hata (OSH)} = \frac{\sum_{i=1}^n (\text{Modeli} - \text{PM56i})}{n} \quad (2.1)$$

$$\text{OMH} = \left| \frac{\sum_{i=1}^n (\text{Modeli} - \text{PM56i})}{n} \right| \quad (2.2)$$

$$\text{Ortalama Hata Kareleri Toplamı (OHKT)} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\text{Model}_i - \text{PM56}_i)^2}{n}} \quad (2.3)$$

(2.1), (2.2)ve (2.3) denklemlerinde “Model_i” çalışılan modelin *i* inci sonucunu, “PM56_i” Penman Monteith 56 ampirik denkleminde elde edilen *i* inci sonucu göstermektedir. “n” ise sonuç sayısını göstermektedir.

Çalışma sonunda 4 farklı istasyon için oluşturulan modeller ve yapılan hesaplar YSA modellerinin ampirik denklemlerden daha iyi sonuç verdiğini ortaya çıkarmıştır.

Kişi (2008), üç farklı YSA tekniğinin ET₀ modellemesindeki kabiliyetlerini araştırdığı çalışmada Çok Katmanlı Algılayıcılar (ÇKA), Radyal Tabanlı Sinir Ağları (RTSA) ve Genelleştirilmiş Regresyon Sinir Ağları (GRSA) yöntemlerini kullanmıştır. Kişi, çalışmada Los Angeles, ABD’de bulunan Santa Monica ve Pomona isimli iki istasyondan elde ettiği günlük SR, T, U, RH değerlerini modellerde girdi parametreleri olarak kullanmıştır. ET₀ değerleri FAO-56 Penman-Monteith (PM) denklemi kullanılarak elde edilmiştir. Çalışmada ÇKA, RTSA, GRSA tekniklerinden elde edilen sonuçlar standart FAO-56 PM denkleminin değerleri kullanılarak kalibre edilen Kaliforniya Sulama Yönetimi Bilgi Sistemi (CIMIS) Penman, Hargreaves, Ritchie ampirik denklemleri ile karşılaştırılmıştır. OKH, OMH ve determinasyon katsayısı değerleri kullanılarak ampirik denklemlerin ve modellerin performansları değerlendirilmiştir. Çalışmada elde edilen sonuçlar Çizelge 2.5 ve Çizelge 2.6 da verilmiştir.

Çizelge 2.5 Pomona istasyonu test sonuçlarının istatistiksel analizi (Kişi, 2008)

Modeller	Model Girdileri	OKH	OMH	R ²
ÇKA1	SR, RH, U, T	0,036	0,140	0,991
ÇKA2	SR, T	0,066	0,190	0,984
RTSA1	SR, RH, U, T	0,036	0,144	0,991
RTSA2	SR, T	0,066	0,190	0,984
GRSA1	SR, RH, U, T	0,058	0,184	0,985
GRSA2	SR, T	0,085	0,212	0,981
CIMIS Penman	SR, RH, U, T	0,439	0,361	0,970
Hargreaves	SR, T	27,430	4,620	0,981
Ritchie	SR, T	1,381	0,756	0,985
K_CIMIS				
Penman	SR, RH, U, T	0,109	0,253	0,970
K_Hargreaves	SR, T	0,078	0,216	0,981
K_Ritchie	SR, T	0,071	0,205	0,985

Pomona istasyonun verileri kullanılarak elde edilen sonuçlar incelendiğinde tüm parametrelerin girdi olarak kullanıldığı ÇKA1 modeli ile aynı şekilde tüm parametrelerin girdi olarak kullanıldığı RTSA1 modellerinden elde edilen hata oranlarının en düşük olduğu, buna karşın en en yüksek determinasyon katsayısına sahip oldukları görülecektir. Ampirik denklemler kendi aralarında incelendiğinde ise kalibre edilmiş Ritchie denkleminin en iyi sonuçları verdiği görülecektir.

Çizelge 2.6 Santa Monica istasyonu test sonuçlarının istatistiksel analizi (Kişi, 2008)

Modeller	Model Girdileri	OKH	OMH	R ²
ÇKA1	SR, RH, U, T	0,005	0,048	0,997
ÇKA2	SR, T	0,291	0,385	0,859
RTSA1	SR, RH, U, T	0,005	0,047	0,998
RTSA2	SR, T	0,297	0,399	0,856
GRSA1	SR, RH, U, T	0,032	0,127	0,986
GRSA2	SR, T	0,301	0,392	0,854
CIMIS Penman	SR, RH, U, T	0,410	0,392	0,830
Hargreaves	SR, T	23,570	4,350	0,818
Ritchie	SR, T	0,641	0,650	0,780
K_CIMIS				
Penman	SR, RH, U, T	0,371	0,415	0,830
K_Hargreaves	SR, T	0,381	0,471	0,818
K_Ritchie	SR, T	0,456	0,474	0,780

Santa Monica istasyonu için yapılan modellemeler istatistiksel olarak ele alındığında Pomona istasyonunda olduğu gibi ÇKA1 ve RTSA1 modellerinin en iyi sonuçları verdiği anlaşılmaktadır. Ampirik denklemler için ise durum Pomona istasyonundan farklıdır ve en iyi sonucu veren ampirik denklem $R^2 = 0.830$ değeri ile kalibre edilmiş CIMIS Penman denklemidir.

Pal ve Deswal, 2009 yılında referans buharlaşmayı inceledikleri çalışmalarında istatistiksel karar ağaçlarından olan M5 modeli kullanmışlardır. Çalışmada kullandıkları dört girdi parametresi olan SR, ortalama hava sıcaklığı, ortalama bağıl nem ve ortalama rüzgar hızı verilerini, CIMIS yönetimindeki Davis istasyonundan almışlardır. CIMIS tarafından hesaplanan referans buharlaşma değerleri çalışmada çıktı parametresi olarak kullanılmıştır. Sonuçları karşılaştırmak için FAO 56 Penman-Monteith denklemi ile kalibre edilmiş Hargreaves-Samani denklemi kullanılmıştır. Sonuçlar incelendiğinde M5 model sonuçlarının her iki denklemden elde edilen sonuçlardan daha doğru olduğu görülmüştür. M5 modelin sonuçlarının geliştirilmesi açısından Davis istasyonu kullanılarak oluşturulan model, dört farklı bölge için model oluşturularak test edilmiştir. Çizelge 2.7 de bu bölgelerden elde edilen model sonuçlarına ait determinasyon katsayısı ve Kök Ortalama Karesel Hata (KOKH) değerleri verilmiştir.

Çizelge 2.7 Davis istasyonu M5 model verilerinin farklı bölgeler için test edilmesi (Pal ve Deswal, 2009)

Veri Seti Bölgesi	Determinasyon Katsayısı	KOKH
Pomona	0,993	0,230
Santa Monica	0,981	0,307
Irvine	0,974	0,374
Fomosa	0,995	0,224

Çizelge 2.7 de belirtilen bölgelerdeki istasyonlardan alınan verilerle oluşturulan M5 model sonuçları incelendiğinde, yöntemin farklı bölgelere uygulanabilecek şekilde geliştirilebileceği görülmektedir.

Chattopadhyay, vd. (2009), Gangetic Batı Bengal, Hidistan için yaptıkları potansiyel evapotranspirasyonun tahmini çalışmalarında, kısıtlı verilerle çalışan sinirsel hesaplama tabanlı bir yöntemi kullanmışlardır. Çalışma yaz ayları olan haziran, temmuz, ağustos aylarının verileri kullanılarak yapılmıştır ve yüzey sıcaklığı, buhar basıncı, yağış bağımsız değişkenleri kullanılarak model oluşturulmuştur. Modelin performansı asimptotik formdaki lineer olmayan istatistiksel değerlendirme ile test edilmiştir. Çalışma yaz ayları boyunca potansiyel evapotranspirasyonun tahmin edilmesinde YSA'nın lineer olmayan regresyon analizinden daha etkili olduğunu gösterse de haziran ayı için yapılan değerlendirmede YSA ve lineer olmayan regresyon analizi sonuçlarının yakın çıktığı görülmüştür. Temmuz ve ağustos ayı sonuçları değerlendirildiğinde ise hem korelasyon katsayısının yüksek olması hem de istatistiksel hata oranlarının düşük olması YSA'nın lineer olmayan regresyon analizine göre daha avantajlı olduğunu göstermiştir.

$$x_n = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (2.4)$$

Chattopadhyay, vd. çalışmalarında kullandıkları verileri denklem (2.4) ü kullanarak normalize etmişlerdir.

Kişi (2009a), iki farklı YSA yöntemini (ÇKA ve RTSA) kullanarak aylık evaporasyonu modellemeye çalışmıştır. Aylık iklimsel veriler olan hava sıcaklığı, solar radyasyon, rüzgar hızı, basınç ve nem verileri Kaliforniya'da bulunan Amerikan çevre koruma ajansının yönettiği istasyonlardan alınmıştır ve modellerde aylık evaporasyon tahmini için kullanılmıştır. Çalışmanın ilk kısmında ÇKA ve RTSA sonuçlarının doğrulukları kendi aralarında kıyaslanmıştır. Ayrıca ÇLR ve Stephens-Stewart (SS) yöntemleri karşılaştırmada değerlendirilmiştir. Kişi, çalışmanın ikinci kısmında YSA yöntemleri, ÇLR ve Stephens-Stewart yöntemlerinin yeteneklerini yakında bulunan istasyonlardan elde edilen verilerle de test etmiştir. Çizelge 2.8 de çalışmada kullanılan veri setlerine ait istatistiksel bilgiler verilmiştir.

Çizelge 2.8 Veri setlerine ait istatistiksel veriler (Kişi, 2009a)

İstasyon	Parametre	Birim	Xort	Sx	Cv	Csx	Xmin	Xmax	E ile Korelasyon
Fresno	T	°C	17,2	7,3	0,42	0,03	4,24	30,7	0,949
	SR	mm	7,66	3,29	0,43	-0,1	2,04	12,8	0,963
	U	m/s	3,14	0,71	0,23	0,05	1,36	4,93	0,705
	P	kPa	101	2,21	0,02	2,13	99,7	108	-0,57
	RH	%	53,6	17,1	0,32	0,46	26,2	91,2	-0,922
	E	mm	6,04	4,07	0,67	0,27	0,51	14,7	1
Los Angeles	T	°C	16,8	2,78	0,17	0,14	11,3	23,8	0,682
	SR	mm	7,35	2,31	0,31	-0,07	3,09	11,8	0,888
	U	m/s	3,8	0,52	0,14	0,05	2,1	5,4	0,471
	P	kPa	102	2,13	0,02	2,19	101	108	-0,452
	RH	%	65,7	7,73	0,12	-0,73	35,7	79,4	-0,153
	E	mm	4,64	1,2	0,26	0,02	1,93	7,59	1
San Diego	T	°C	17,7	2,95	0,17	0,22	12,2	25,5	0,72
	SR	mm	7,47	2,09	0,28	-0,1	3,58	11,3	0,948
	U	m/s	3,58	0,5	0,14	-0,66	1,68	4,82	0,63
	P	kPa	102	2,13	0,02	2,2	101	109	-0,527
	RH	%	64,5	6,89	0,11	-0,67	41,3	80,4	0,433
	E	mm	4,66	1,35	0,29	-0,18	1,89	7,7	1

Çizelge 2.8 de “P” basınç ifadesidir. Çizelge 2.8 de üç farklı istasyonda kaydedilen değişkenlere ait istatistiksel değerler, kullanılan veri kümesinin tanınması açısından önemlidir.

Çizelge 2.9 da ise Kişi'nin aylık evaporasyon tahmini çalışmasına ait sonuçlar verilmiştir (Kişi, 2009a).

Çizelge 2.9 Aylık evaporasyon tahmininde modellerin performanslarının istatistiksel olarak değerlendirilmesi (Kişi, 2009a)

İstasyon	Model	Model Girdileri	OKH	OMGH	R ²
Fresno	ÇKA1	T, SR, U, P, RH	0,012	2,840	0,999
	ÇKA2	T,SR	0,142	6,773	0,993
	RTSA1	T, SR, U, P, RH	0,011	2,509	0,999
	RTSA2	T, SR	0,136	6,759	0,993
	ÇLR1	T, SR, U, P, RH	0,547	25,520	0,968
	ÇLR2	T, SR	2,398	52,552	0,970
	SS	T, SR	0,214	8,512	0,992
Los Angeles	ÇKA1	T, SR, U, P, RH	0,010	1,886	0,992
	ÇKA2	T,SR	0,237	8,675	0,808
	RTSA1	T, SR, U, P, RH	0,009	1,778	0,993
	RTSA2	T, SR	0,230	8,779	0,813
	ÇLR1	T, SR, U, P, RH	0,024	2,892	0,983
	ÇLR2	T, SR	0,283	10,290	0,777
	SS	T, SR	0,502	13,210	0,768
San Diego	ÇKA1	T, SR, U, P, RH	0,109	6,140	0,955
	ÇKA2	T,SR	0,195	8,224	0,912
	RTSA1	T, SR, U, P, RH	0,103	5,958	0,958
	RTSA2	T, SR	0,199	8,406	0,912
	ÇLR1	T, SR, U, P, RH	0,110	6,165	0,955
	ÇLR2	T, SR	0,141	6,433	0,914
	SS	T, SR	0,214	8,512	0,922

Çizelge 2.9 da verilen OKH, R² ve Ortalama Mutlak Göreceli Hata (OMGH) değerleri incelendiğinde her üç istasyon için de en doğru sonuçları veren yöntem; bütün parametreleri girdi olarak kullanan Radyal Tabanlı Sinir Ağları (RTSA) olmuştur. Çalışma neticesinde RTSA ile ÇKA yönteminin bütün girdi parametreleri kullanıldığı zaman yaklaşık olarak aynı sonuçları verdiği görülmüştür. YSA yöntemlerinin ÇLR ve SS yöntemlerinden daha doğru sonuçlar verdiği de istatistiklerden anlaşılmaktadır.

Çalışmada yeteri kadar veri elde edilemeyen bölgelerde sadece T ve SR parametreleri kullanılarak evaporasyon modellemesi yapılması durumunda da en doğru sonuçları veren yöntemin YSA olduğu vurgulanmıştır.

Bir başka çalışmasında Kişi (2009b), günlük tava buharlaşması modellemesinde ÇKA ve RTSA yöntemlerini kullanmıştır. Çalışmada günlük tava buharlaşma değerleri YSA

yöntemleri olan ÇKA, RTSA ve GRSA yöntemleri ile tahmin edilmiştir. Çeşitli günlük iklimsel veri kombinasyonları T, SR, RH, U ve P farklı ÇKA modelleri oluşturularak test edilmiş, bu parametrelerin günlük tava buharlaşmasına etkisi bu şekilde araştırılmıştır. Parametre etkisi Çizelge 2.10 da istatistiksel veriler verilerek açıklanmıştır.

Çizelge 2.10 ÇKA yönteminde günlük buharlaşmaya olan parametre etkisi (Kişi, 2009b)

İstasyon	Girdi Kombinasyonları	Gizli Tabaka Nöronlarının Sayısı	KOKH	OMH	R ²
Fresno	T	1	1,650	1,220	0,871
	T ve SR	3	0,740	0,530	0,974
	T, SR ve U	5	0,480	0,360	0,987
	T, SR, U ve P	5	0,470	0,360	0,990
	T, SR, U, P ve RH	5	0,200	0,140	0,998
Los Angeles	T	3	1,400	1,140	0,463
	T ve SR	4	1,020	0,760	0,716
	T, SR ve U	5	0,990	0,720	0,724
	T, SR, U ve P	4	0,940	0,720	0,756
	T, SR, U, P ve RH	7	0,200	0,160	0,988
San Diego	T	3	1,280	1,050	0,446
	T ve SR	4	0,930	0,650	0,737
	T, SR ve U	6	0,900	0,630	0,758
	T, SR, U ve P	7	0,890	0,620	0,766
	T, SR, U, P ve RH	7	0,200	0,160	0,987

Çizelge 2.10 incelendiğinde en doğru sonuçları veren kombinasyonun bütün parametreleri kullanan kombinasyon olduğu görülür. Bu da en doğru sonuçlara ulaşmak için bütün parametrelere ihtiyaç duyulduğu anlamını taşır. Parametreler ayrı ayrı olarak incelendiğinde ise nemin tava buharlaşmada en etkili parametre olduğu anlaşılmaktadır. Solar radyasyonun ise rüzgar hızı ve atmosferik basınçtan daha etkili olduğu ortaya çıkmaktadır. Ayrıca sonuçlardan atmosferik basıncın etkisinin olmadığı değerlendirilmesi yazar tarafından yapılmıştır. ÇKA, RTSA ve GRSA yöntemleri kendi aralarında incelendiğinde ise ÇKA ve RTSA yöntemleri yaklaşık olarak aynı sonuçları vermiştir ve bu her iki yöntemin doğruluğu GRSA yönteminden daha fazla çıkmıştır. Bütün parametrelerin elde edilmesinin güç olduğu durumlar göz önünde bulundurularak sadece T ve SR parametreleri kullanılarak ÇKA, RTSA, GRSA ve SS

metotlarının sonuçları karşılaştırılmıştır ve GRSA yöntemine karşı ÇKA ve RTSA yöntemlerinin sonuçları daha iyi çıkmıştır. Ayrıca SS tahminlerinin doğruluğu da ÇKA ve RTSA yöntemlerinden daha düşük çıkmıştır.

Kişi, 2010 yılında yapmış olduğu bir çalışmada bulanık genetik yaklaşım (FG) ile referans buharlaşmayı modellemiştir. Çalışmada Kaliforniya merkezli üç istasyon olan Windsor, Oakville ve Santa Rosa merkezlerinde ölçülen SR, T, RH ve U meteorolojik verileri modelde girdi parametreleri olarak kullanılmıştır. Referans buharlaşma değerleri FAO 56 Penman-Monteith denkleminde elde edilmiştir. Çalışmada FG sonuçları CIMIS Penman, Hargreaves, Ritchie ve Turc metotları ile karşılaştırılmıştır. Sonuçlar ayrıca oluşturulan bir YSA modeli ile de karşılaştırılmıştır. Karşılaştırma yöntemi olarak KOKH, OKH ve determinasyon katsayısı istatistikleri seçilmiştir. Çizelge 2.11 de çalışmanın sonuçları verilmiştir.

Çizelge 2.11 Test aşamasında FG yaklaşımı ile ampirik denklemlerin karşılaştırılması (Kişi, 2010)

İstasyon	Yöntem	Model Girdileri	KOKH	OMH	R
Windsor	FG1	SR, T, RH, U	0,138	0,098	0,999
	CIMIS Penman	SR, T, RH, U	0,430	0,290	0,984
	FG2	SR, T	0,373	0,277	0,992
	Hargreaves and Samani	SR, T	0,426	0,325	0,984
	Ritchie	SR, T	0,418	0,321	0,984
	Turc	SR, T	1,104	0,846	0,973
	Oakville	FG1	SR, T, RH, U	0,144	0,102
CIMIS Penman		SR, T, RH, U	0,367	0,274	0,987
FG2		SR, T	0,449	0,339	0,987
Hargreaves and Samani		SR, T	0,488	0,358	0,974
Ritchie		SR, T	0,485	0,351	0,974
Turc		SR, T	1,115	0,868	0,964
Santa Rosa		FG1	SR, T, RH, U	0,167	0,115
	CIMIS Penman	SR, T, RH, U	0,402	0,272	0,979
	FG2	SR, T	0,459	0,315	0,987
	Hargreaves and Samani	SR, T	0,466	0,347	0,973
	Ritchie	SR, T	0,446	0,341	0,976
	Turc	SR, T	2,218	1,763	0,963

Çizelge 2.11 incelendiğinde bütün girdi parametrelerinin kullanıldığı FG1 modelinin diğer ampirik denklemlerden ve sadece SR ile T parametrelerini girdi olarak kullanan FG2 modelinden daha doğru sonuçlar verdiği anlaşılmaktadır. Benzer bir istatistiksel inceleme YSA ve FG modelleri içinde yapılmış sonuç olarak YSA ile FG yaklaşımının yaklaşık olarak aynı sonuçları verdiği görülmüştür. Ancak hata miktarları ve determinasyon katsayısında ki ufak değişiklikler nedeniyle FG modelin daha iyi bir yöntem olduğu kanısına varılmıştır.



3. VERİ ANALİZ YÖNTEMLERİ

Bu bölümde, bu tez çalışmasında kullanılan Bulanık Mantık (BM), Çoklu Lineer Regresyon, Hargreaves- Samani, Turc, Ritchie ve Penman Monteith yöntemleri açıklanmıştır.

3.1 Bulanık Mantık

BM yapay zeka tekniklerinin bir parçası olarak ortaya çıkmış ve geliştirilmiş bir disiplindir. Yapay zeka “aynı anda birden fazla işlemi hızlı bir şekilde yapabilen bilgisayarlar düşünebilme ve karar verebilme yeteneğine sahip olabilir mi?” sorusundan hareketle ortaya çıkmış bir kavramdır. Günlük hayatta insanlar karşılaştıkları problemleri tanımlama ve çözme ihtiyacı duyarlar. Karşılaşılan bu problemler kimi zaman basitçe tanımlanabilir ve çözümlenebilir problemlerdir. Ancak insanoğlunun karşılaştığı bazı fiziksel olaylar basitçe tanımlanabilmekten uzak, karmaşık problemlerdir. Bu tür problemlerin çözülmesi aşamasında bilgisayarların devreye girmesi zaman kazanma, çözümün doğruluğunu artırma ve kalabalık işlem yükünden kurtulma açısından önemlidir. Yapay zeka bu tür karmaşık olayların çözümünde bilgisayarların karar verme sürecinde insiyatif alması olarak tanımlanabilir.

Olayları etkileyen parametreler arttıkça belirsizlik ve görecelilik artmaktadır (Sarı, v.d. 2005). Bir problemin çözümündeki göreceliliğin azaltılması belirsizlik kavramının iyi anlaşılmasını gerektirmektedir. Klasik çözüm yollarının bazı durumlarda yetersiz kalması belirsizlik kavramının çözüm içerisindeki rolünün ve öneminin anlaşılmasını zorunlu kılmıştır.

Belirsizlik kavramının açıklanmasında ve değerlendirilmesinde Zadeh'in (1965) net olmayan sınırlara sahip kümelerin oluşturduğu bulanık kümeler teorisi öncü olarak kabul edilmektedir. 1965' te Zadeh klasik Aristo mantığının öngördüğü “bir şey

kümenin ya asıl etken olarak bir elemanıdır ya da değildir” yaklaşımına karşı bir şey bir kümeye üyelik dereceleriyle bağlı oranlarda elemanıdır yaklaşımını öne sürmüştür.

Zadeh (1965) BM sisteminin genel yaklaşımını şu şekilde açıklamıştır;

- 1- Klasik mantıkta 0 veya 1 olarak ifade edilen değerler bulanık mantıkta 0 ile 1 arasındaki üyelik dereceleriyle ifade edilir.
- 2- Bulanık mantıkta mantıksal durumlar dilsel olarak ve yaklaşık ifadelerle tanımlanır.
- 3- Bütün mantıksal olaylar dilsel olarak ifade edilerek BM yaklaşımına konu edilebilir.
- 4- Bulanık çıkarım işlemi olaylara dilsel ifadeler arasında kurallar tanımlanarak yapılır.
- 5- Matematiksel modellemesi zor olan durumlara çözüm getirmesi bakımından bu tür problemlerde kullanılması uygundur (Elmas, 2007).

BM sistematüğini anlamak bakımından buharlaşma örneği verilecek olursa; bir bölgedeki buharlaşma tahmininde öncelikle insan tecrübelerine dayanan olaylar dilsel olarak ifade edilir. Bu ifadeler “ hava sıcaklığı yüksekse buharlaşma fazladır.” veya “rüzgar hızı düşük ise buharlaşma azdır.” şeklinde olabilir. Dilsel olarak ifade edilen bu durumlar mantıksal kurallar olarak yazılır ve ifade edilen her parametrenin buharlaşma olayına etkisi oranınca üyelik derecesiyle belirtilir. Tanımlanan kuralların ve üyelik derecelerinin doğruluğu nispetinde BM’tan alınan sonuçların doğruluğu değişir.

3.1.1 Bulanık Küme Teorisi

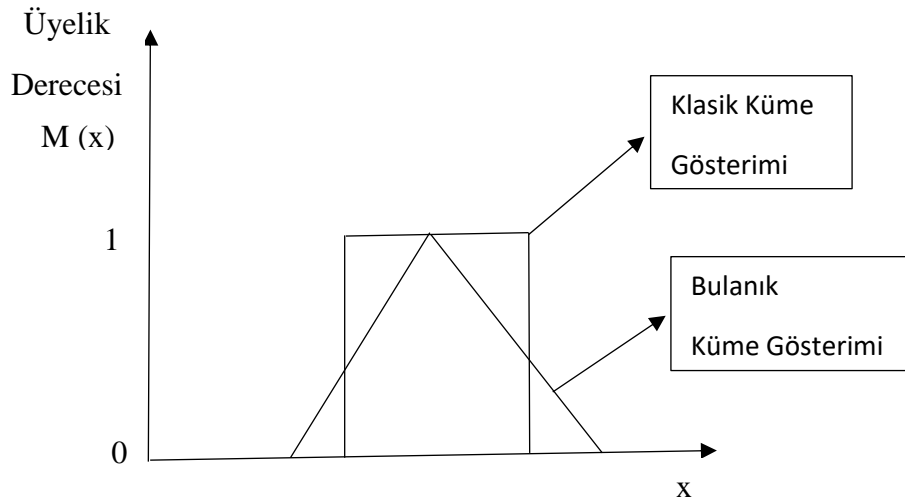
Küme teorisi klasik küme teorisi ve bulanık küme teorisi başlıkları altında incelenebilir. Sözel olarak ifade edilen olayların küme teorisine entegre edilmesi bulanık küme teorisini ortaya çıkarmaktadır. Klasik küme teorisinde bir eleman bir kümeye ya aittir ya da değildir. Bulanık küme teorisinde ise bir eleman bir kümeye ait olamazsa bu üyelik 0 ile 1 arasında derecelendirilir. Üyelik derecesinin sıfır olması

elemanın o kümeyle ait olmadığını, bir olması ise klasik küme mantığında olduğu gibi elemanın kümeyle tam aidiyetini belirtir. Klasik küme teorisinde bir K kümesine ait L altkümesi K_L ile ifade edilirse burada karakteristik fonksiyon K 'nın elemanlarını $\{0,1\}$ kümesine ait kılmaktadır. Klasik bir K kümesi aşağıdaki gibi ifade edilebilir (Klir ve Juan, 1995).

$$Kl : K \rightarrow \{0,1\}$$

$$\forall k \in K \text{ için } Kl(k) = \begin{cases} 1 & k \in L \\ 0 & k \notin L \end{cases} \quad (3.1)$$

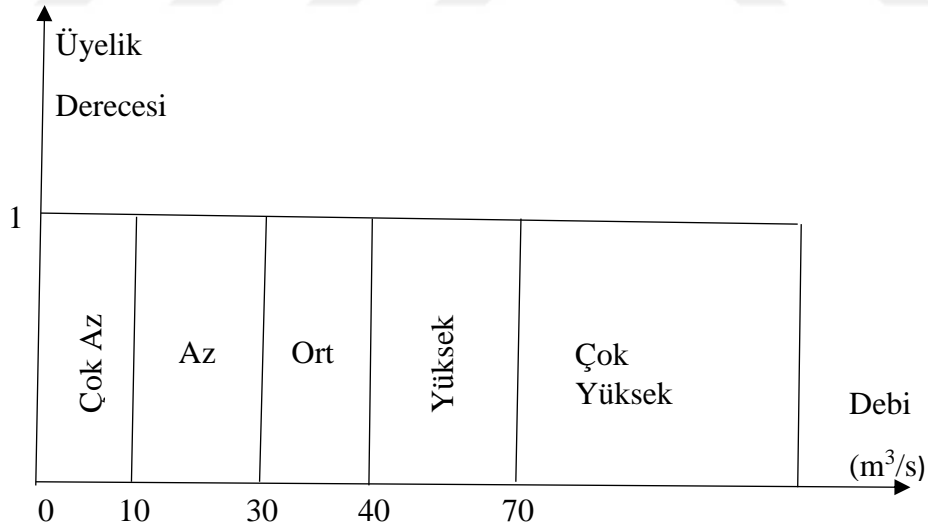
Denklem (3.1) klasik bir kümenin elemanlarının belirlenmesi mantığını açıklamaktadır, denkleme göre klasik mantıkta k elemanı kümenin elemanı olup olmamasına göre ya 1 ya da 0 değerini alacaktır. Dolayısıyla klasik mantıkta kümeyle aidiyet kesin çizgilerle belirlenmiştir. Klasik mantıkta bir eleman birden fazla kümeyle aynı anda ait olabilmekte ve ait olduğu her bir alt kümeyle de üyelik derecesi 1 olacak şekilde ait olmaktadır (Yılmaz, 2015). Klasik küme ile bulanık küme arasındaki üyelik derecesi ilişkisi Şekil 3.1 ile verilmiştir.



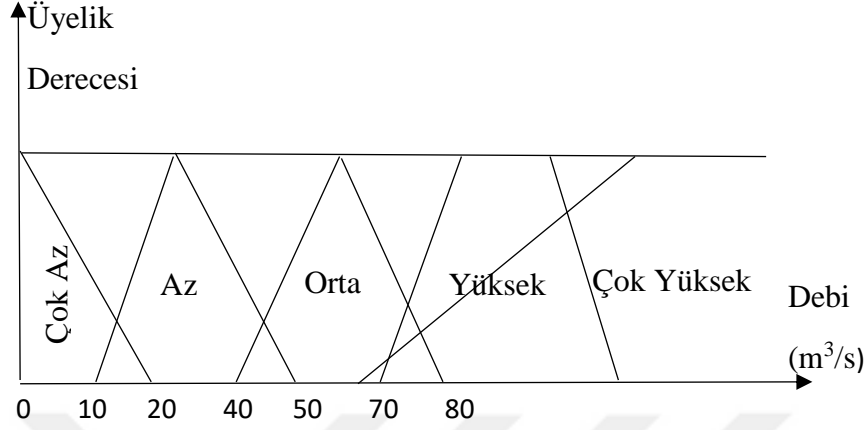
Şekil 3.1 Bulanık ve klasik kümelerin üyelik derecelerinin gösterimi

Bulanık kümeleri anlamamanın en iyi yolu bulanık kümelerin klasik kümelerle farkını ve benzerliklerini ortaya koymaktır. Şekil 3.1 incelendiğinde x 'in bütün değerleri için

klasik küme ya 1 ya da 0 değerini almaktadır. Ancak bulanık kümede ise seçilen üçgensel fonksiyon nedeniyle x 'in bir değeri için üyelik derecesi maksimum değer olan 1 değerini almaktadır. Bulanık kümede belli bir aralıktaki x değerleri için 0 ile 1 arasında değişen üyelik dereceleri ($M(x)$) söz konusudur. Bunun dışındaki değerler ise bulanık küme için de sıfır değerini verecektir. Bulanık kümelerde belirsizliğin bir ölçütü olan üyelik dereceleri söz konusu olduğu için bir elemanın bir kümeye ait olması elemanın tanımlanması için yeterli değildir. Bununla birlikte elemanın ait olduğu kümeye hangi üyelik derecesi ile bağlı olduğunun da bilinmesi gereklidir (Şen, Z., 2001). Bu durum bir örnekle açıklanacak olursa; bir akarsuyun debisi farklı insanlar tarafından farklı tecrübelerle dayanarak sözel olarak çok yüksek, yüksek, orta, az ve çok az olarak ifade edilebilir. Aristo mantığına göre debisi 0 ile 10 m^3/s arasında olan akarsuların debisinin “çok az”, 10-30 m^3/s arasında olanların “az” 30-40 m^3/s arasında olanların “orta”, 40-70 m^3/s arasında olanların “yüksek” ve 70 m^3/s 'den fazla olanların “çok yüksek” olduğunu varsayalım. Bu durumda klasik küme mantığına göre oluşacak sınıflama Şekil 3.2’de ve bulanık küme mantığına göre oluşacak sınıflama Şekil 3.3’de ki gibi olsun.



Şekil 3.2 Klasik küme örnek gösterimi



Şekil 3.3 Bulanık küme örnek gösterimi

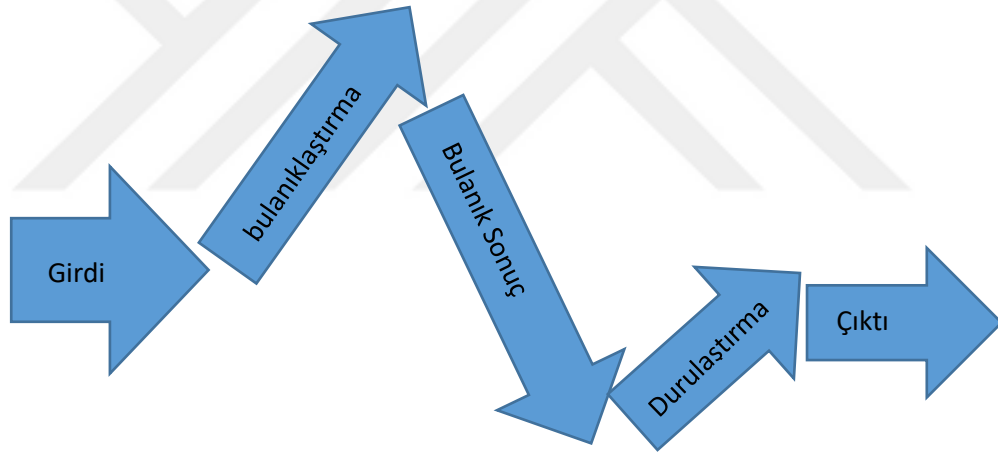
Şekil 3.2 incelendiğinde Aristo mantığına göre yapılmış bir debi büyüklük kümeleme çalışmasında 9,9 m³/s debi değeri çok az kabul edilirken 10,1 m³/s’lik debi değeri az kabul edilmektedir. Oysa gerçek hayatta edinilen tecrübeler bu tür ufak değişimleri değerlendirerek bu kadar keskin ayrımlar yapmaya imkan tanımaz. Gerçek hayatta dilsel olarak yapılan bir kümeleme çalışmasında 9,9 değeri pek çok kişi için “az” kategorisinde değerlendirilebileceği gibi, 10,1 değeri de pek çokları için “çok az” sınıfında değerlendirilebilir. Bu durumda klasik mantığın günlük hayattaki izlenimlerimizi, deneyimlerimizi, duygu ve düşüncelerimizi anlatmada yetersiz kaldığı sonucuna varılabilir. Klasik kümeleme tekniğinde sınırların çok kesin olması ve sınıflar arasında yumuşakta olsa bir geçişe olanak tanınmaması, bünyesinde bu geçişe imkan tanıyacak bir yöntem olan ihtiyacı doğurmuştur. Bu ihtiyaç doğrultusunda oluşturulmuş yeni kümeleme Şekil 3.3’te verilmiştir. Şekil 3.3’te görüleceği üzere sınıflar arasındaki ayrım kesin değildir, sürekli ve yumuşak geçişler söz konusudur. Bu kümeleme mantığında 15 m³/s belli bir üyelik derecesiyle “çok az” kümesine dahil iken “az” kümesine de yine belli bir üyelik derecesiyle dahildir. Belirsizliğe ve farklı kümelere farklı üyelik dereceleriyle ait olmaya olanak tanınması bulanık mantığın avantajlarından biridir. Bulanık kümeler matematiksel olarak denklem (3.2) kullanılarak ifade edilebilir. X’deki boş olmayan bulanık bir A kümesi kullanılarak;

$$\forall x \in X \Rightarrow \mu_A(x): X \rightarrow [0,1]; X = \text{Evrensel küme}; A \subset X \quad (3.2)$$

Denklem (3.2) de $\mu_A(x)$ üyelik fonksiyonunu ve derecesini belirtmektedir (Zadeh, 1965).

3.1.2 BM İşlem Adımları

Bir BM işlemi süreci ele alınan veri kümesinin bulanıklaştırılmaya tabi tutulması, kara kutu çalışma prensibine sahip bulanık sonuç çıkarım işlemi, elde edilen sonuçların durulaştırılması ve çıktı aşamalarından oluşur. Şekil 3.4'te BM çalışma prensiplerini içeren şema verilmiştir.

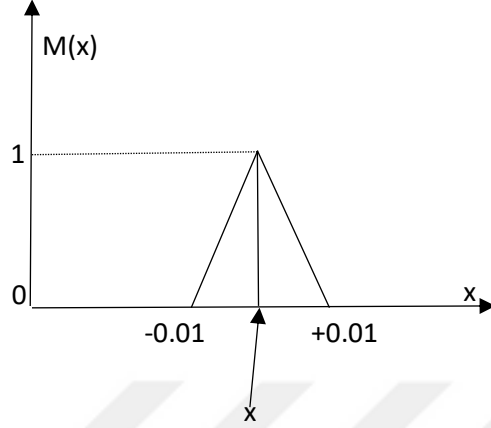


Şekil 3.4 BM işlem adımları

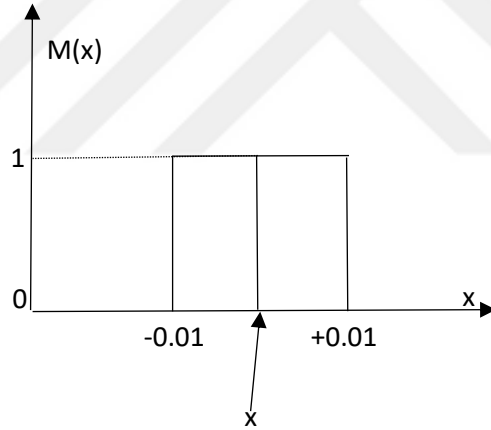
3.1.2.1 Bulanıklaştırma

Girdi elemanlarının değişim aralıklarının klasik mantıktaki değişim aralıklarından farklılaştırılması bulanıklaştırma olarak adlandırılabilir. Bu belli bir aralıkta bulunan elemanların tamamının 0 ile 1 arasında değerler alması anlamına gelecektir (Şen, 2001). Bulanıklaştırmanın önemini anlatırken Şen (2001), bazı cihazlar için öngörülen

+0.01 ve -0.01 hassasiyetini örneklendirmiştir ve bu durumu bulanık mantık ve klasik mantık için Şekil 3.5 ve Şekil 3.6'daki gibi vermiştir.



Şekil 3.5 Bir cihaza ait hassasiyetin bulanık sınırlar ile gösterimi (Şen, 2001)



Şekil 3.6 Bir cihaza ait hassasiyetin klasik sınırlar ile gösterimi (Şen, 2001)

Şekil 3.5'te cihaz hassasiyeti bulanık sınırlar ile verildiğinde -0.01 ile +0.01 değer aralığında bulunan hassasiyetteki pozitif veya negatif değişimlere göre üyelik derecesi farklı değerler almaktadır. Ancak Şekil 3.6'da ise klasik mantıkla çizilmiş aralık nedeniyle hassasiyette meydana gelecek pozitif veya negatif değişimler -0.01 ile +0.01 aralığında sabit 1 üyelik derecesini vermektedir. Cihaz hassasiyetindeki pozitif ve/veya negatif yönlü değişimler ile hataların bulanık sınırlar nedeniyle daha net anlaşıldığı bulanıklaştırılmış sınırların daha uygun sonuçlar verdiği anlaşılmaktadır

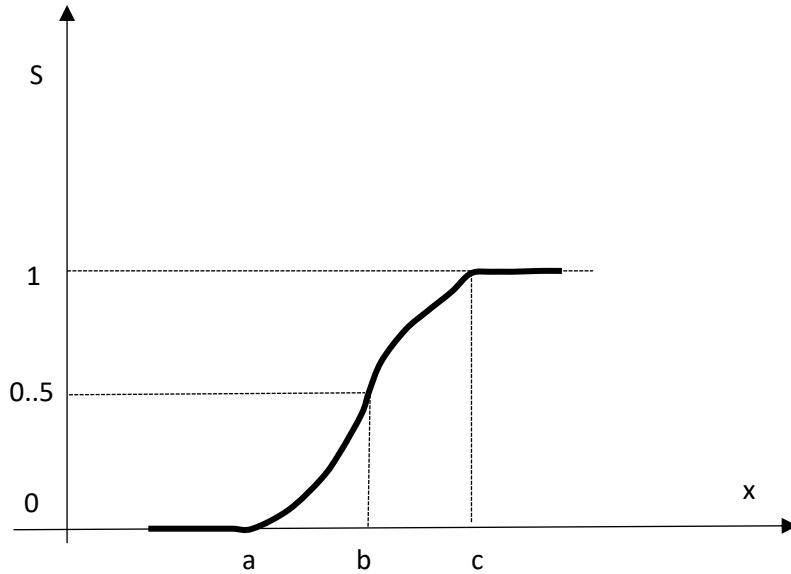
(Şen, 2001). Bu tür durumlarda bulanıklaştırma işlemine ihtiyaç duyulması bulanıklaştırma işleminin matematiksel temellere dayandırılmasını gerekli kılmıştır. Yaklaşıklık ifade eden sayılarla işlem yapmak için “bulanık matematik” devreye girmektedir.

Bulanık sayılarla işlem yapılabilmesi için belli kısıtlamaların olması gerekir. Bulanık sayı kümesinin sınırlarının belli yani sonlu ve kapalı olması gerekmektedir. Bulanık sayı kümesi bu şartı her bir üyelik derecesi kesiminde sağlamalıdır (Şen, 2001). Bulanıklaştırmada kullanılan bazı üyelik fonksiyonlarının matematiksel ifadeleri ve şekilsel gösterimleri bu konu başlığı altında verilmiştir.

Sigmoidal Fonksiyon

$$S(x, a, b, c) = \begin{cases} 0 & x \leq a \\ 2 \left(\frac{x-a}{c-a} \right) & a \leq x \leq b \\ 1 - 2 \left(\frac{x-c}{c-a} \right) & b \leq x \leq c \\ 1 & x \geq c \end{cases} \quad (3.3)$$

Denklem (3.3) ile verilen Sigmoidal fonksiyona ait grafiksel gösterim Şekil 3.7 ile verilmiştir.



Şekil 3.7 Sigmoidal denkleme ait grafiksel gösterim

Pi Üyelik Fonksiyonu

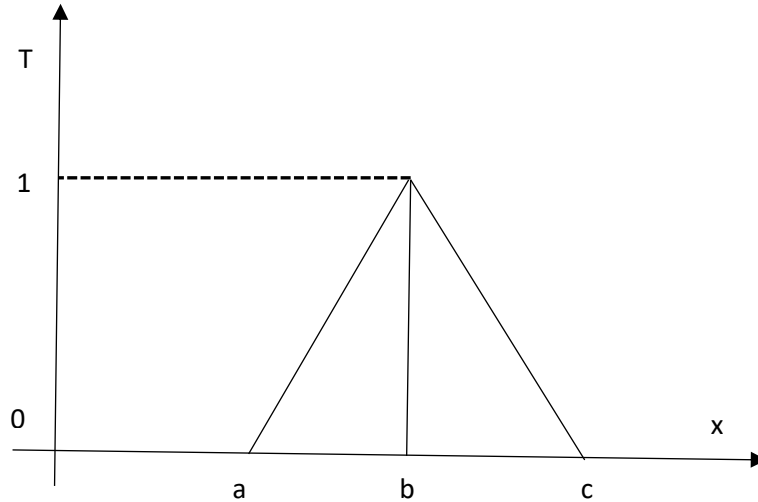
$$\Pi(x, b, c) = \begin{cases} S\left(x, c - b, c - \frac{b}{2}, c\right) & x \leq c \\ 1 - S\left(x, c, c + \frac{b}{2}, c + b\right) & x \geq c \end{cases} \quad (3.4)$$

Denklem (3.4) te Pi fonksiyonu için x değerlerinin c'den küçük ya da büyük olmasına göre fonksiyonun alacağı değerler verilmiştir.

Üçgensel Üyelik Fonksiyon

$$T(x, a, b, c) = \begin{cases} 0, & x < a \\ \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ \frac{c-x}{c-b}, & b \leq x \leq c \\ 0, & x > c \end{cases} \quad (3.5)$$

Denklem (3.5) ile sınırları verilen üçgensel üyelik fonksiyonuna ait grafiksel gösterim Şekil 3.8'de verilmiştir.

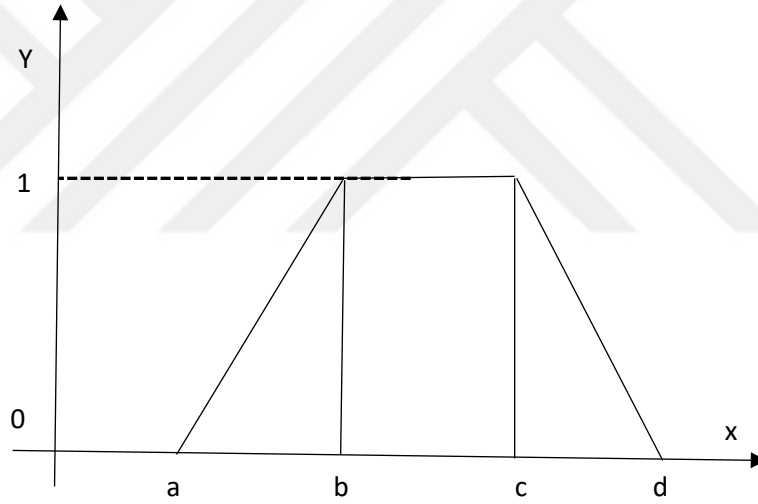


Şekil 3.8 Üçgensel fonksiyona ait grafiksel gösterim

Yamuk Üyelik Fonksiyonu

$$Y(x, a, b, c, d) = \begin{cases} 0, & x < a \\ \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ 1, & b \leq x \leq c \\ \frac{d-x}{d-c}, & c \leq x \leq d \\ 0, & x > d \end{cases} \quad (3.6)$$

Dikkat edilirse üçgensel üyelik fonksiyonu köşe sayısı kadar harflendirilerek elemanların sınırları çizilmiştir. Aynı mantıkla yamuk içinde köşe sayısı kadar harf kullanılarak sınırlar belirlenecektir. Denklem (3.6) da verilen koşullar kullanılarak çizilecek yamuk fonksiyonu grafiksel gösterimi Şekil 3.9’da verilmiştir.

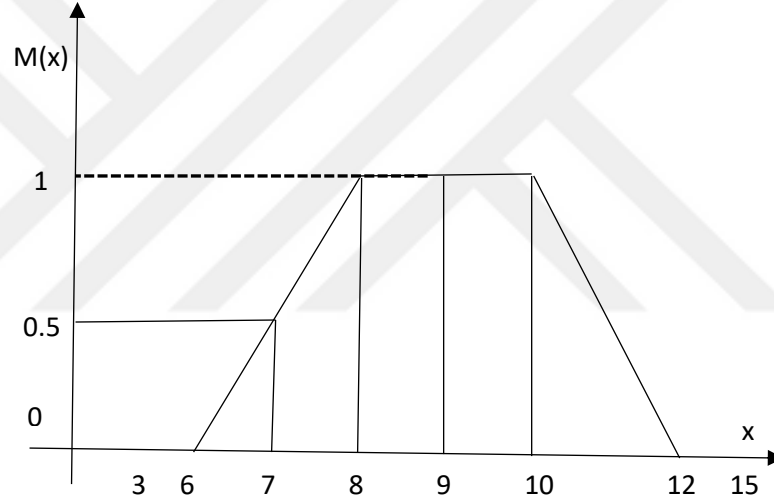


Şekil 3.9 Yamuk fonksiyonuna ait grafiksel gösterim

Üyelik fonksiyonlarının kullanımını açıklamak bakımından 8 ile 10 arasındaki sayıların asal sayı kabul edildiği, sınırlarının da 6 ile başlayıp 12 ile bittiği bir yamuksal fonksiyonu düşünelim. Bu durumda denklem (3.6) kullanılarak 3, 7, 8, 9, 10, 12, 15 sayılarının üyelik dereceleri tespit edilsin. Bu örnekte $a = 6$, $b = 8$, $c = 10$, $d = 12$ olduğu anlaşılmaktadır. Denklem (3.6) da $x < a$ ise $M(x)$ yani x 'in üyelik derecesinin 0 olacağı belirtilmiştir. $3 < 6$ olduğundan $M(3) = 0$ olacaktır. “7” sayısı $a \leq x \leq b$ eşitliğini sağladığından “7” sayısının üyelik derecesi belirlenirken

kullanılacak eşitlik $M(x) = \frac{x-a}{b-a}$ eşitliği olacaktır. Bu eşitlikten $M(7) = 0.5$ olacaktır. Benzer şekilde 8, 9, 10, sayılarının $b \leq x \leq c$ eşitliğini sağladığı görülmektedir. Yani $M(8)$, $M(9)$, $M(10)$, = 1'dir. "12" sayısı denklem (3.6) daki $c \leq x \leq d$ şartını sağlamaktadır ve üyelik derecesi tespit edilirken kullanılacak denklem $\frac{d-x}{d-c}$ denklemdir. Bu işlemde $M(12)$ 'nin 0 olduğu çıkar."15" sayısı ise yine denklem (3.6) da ki $x > d$ şartını sağlamaktadır ve bu nedenle üyelik derecesi $M(15) = 0$ olacaktır.

Matematiksel olarak üyelik fonksiyonu, sınırları, üyelik dereceleri belirlenmiş olan yukarıdaki örnek Şekil 3.10 ile şematize edilmiştir.



Şekil 3.10 Örnekte hesaplanmış yamuk fonksiyonun sınırları ve üyelik derecelerinin belirlenmesi

3.1.2.2 Bulanık Sonuç Çıkarma

Bu aşamada girdiler ve oluşturulan kurallar kullanılarak bulanık sonuçlar elde edilir. Kurallar Eğer-İse gibi mantıksal sınamalar ile kurulur, giriş öncülleri ve çıkış birimi birbirine ve, veya bağlaçları ile bağlanır. BM kurallarına aşağıdaki örnek verilebilir.

"Eğer hava bulutlu ve sıcaklık düşük ise kar veya karla karışık yağmur yağar." Cümlesinde eğer-ise mantıksal kuralı oluşturulurken giriş öncülleri olan "havanın

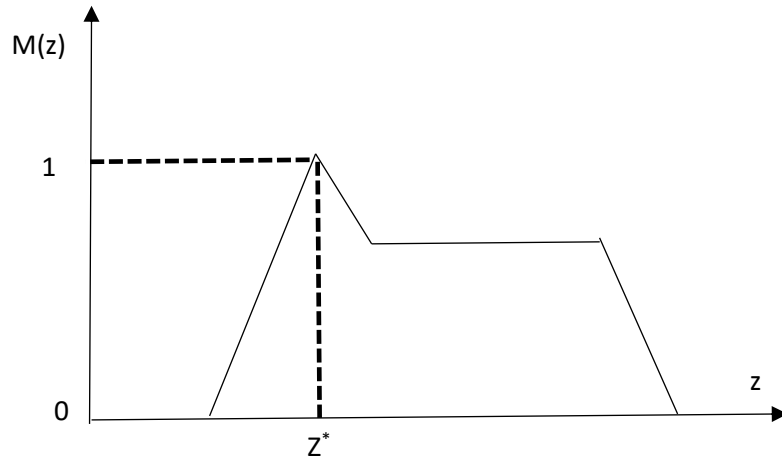
bulutlu olması” ve “sıcaklığın düşük olması” öncülleri “ve” bağlacı ile, kuralın çıkış birimi olan “kar yağışı” ve “karla karışık yağmur yağışı” ifadeleri “veya” bağlacı ile bağlanmış olarak bir kural sistemi kurulmuştur.

3.1.2.3 Durulaştırma

Fiziksel olayların açıklanmasında, mühendislik plan ve projelendirmelerinde bulanık sonuçların doğrudan kullanılması doğru sonuçlar elde etmek açısından mümkün değildir. Bir bulanık işlem mekanizmasının ardından elde edilen bulanık sonuçların kesin sonuçlar ile sayısal olarak ifade edilmesini sağlayan işlemlerin tümüne durulaştırma denmektedir. Durulaştırmada amaç birden fazla bulanık sonuç kümesinin birleşiminden elde edilecek bulanık çıkarımın tasarımda kullanılacak bir büyüklük olarak ifade edilebilmesidir.

3.1.2.3.1 En Büyük Üyelik Derecesi Yöntemi

Yükseklik yöntemi olarak da bilinen bu yöntemin kullanılabilmesi için bulanık sonuç kümelerinin tek noktalı tepelerinin olması gerekmektedir (Şen, 2001). Şekil 3.11’de tek noktalı tepelere sahip iki bulanık sonuç kümesinin çıkarımına yer verilmiştir.



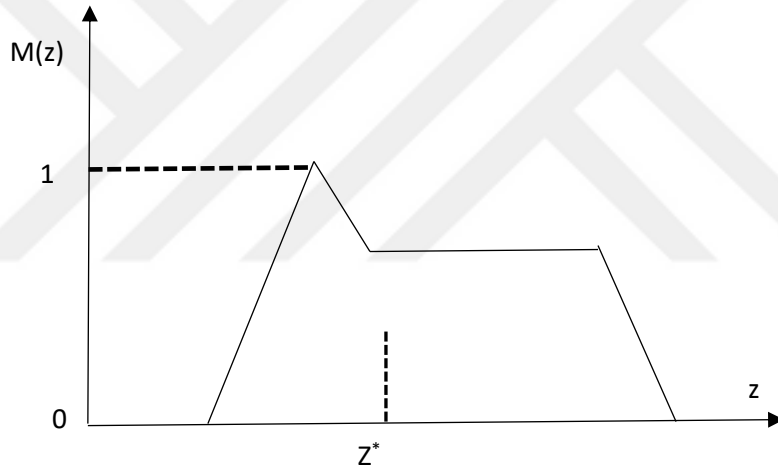
Şekil 3.11 Durulaştırmada en büyük üyelik derecesi yöntemi (Şen, 2001)

Her $z \in Z$ için en büyük üyelik derecesi yönteminin notasyonu $M(z^*) \geq M(z)$ şeklindedir.

3.1.2.3.2 Ağırlık Merkezi Yöntemi

En çok kullanılan durulaştırma yöntemi ağırlık merkezi yöntemidir. Bu durulaştırma yöntemi Şekil 3.12’de verilmiştir. Bu yönteme ait hesaplama yöntemi denklem (3.7) deki gibidir.

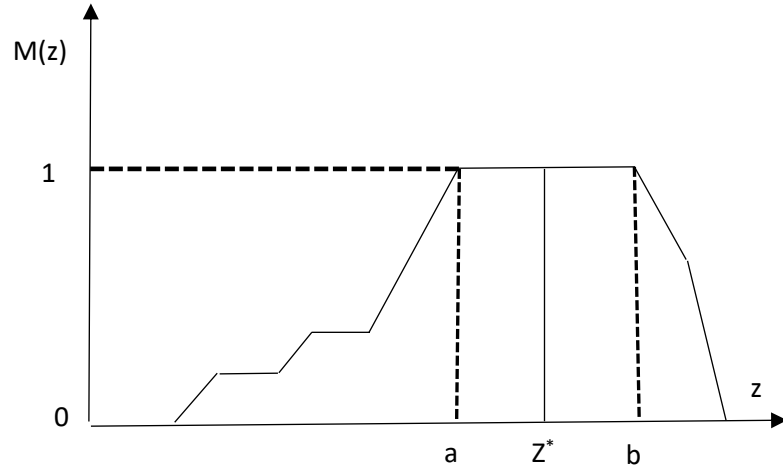
$$z^* = \frac{\int M(z).zdz}{\int M(z)dz} \quad (3.7)$$



Şekil 3.12 Durulaştırmada ağırlık merkezi yöntemi (Şen, 2001)

3.1.2.3.3 Ortalama En Büyük Üyelik Derecesi Yöntemi

Yöntem olarak en büyük üyelik derecesi yöntemine yakındır. Ancak en büyük üyelik derecesi yönteminde tek noktalı tepe söz konusu iken ortalama en büyük üyelik derecesi yönteminde iki tepe noktasını birleştiren bir doğru söz konusudur. Ortalama en büyük üyelik derecesi Şekil 3.13’te gösterilmiştir. Yöntemin matematiksel ifadesi denklem (3.8) de verilmiştir.

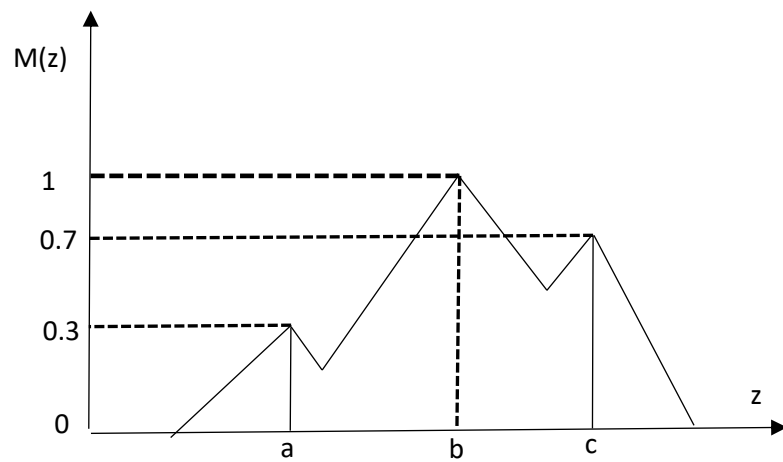


Şekil 3.13 Durulaştırmada ortalama en büyük üyelik derecesi yöntemi (Şen, 2001)

$$z^* = \frac{a+b}{2} \quad (3.8)$$

3.1.2.3.3 Ağırlıklı Ortalama Yöntemi

Simetrik üyelik fonksiyonlarının kullanılması bu yöntemin tercih edilebilmesi için ön koşuldur. Bu yöntemde bulanık çıkarım kümesinin elemanları üyelik dereceleriyle çarpılır ve bu çarpımların toplamı elemanların sayısal değerlerinin toplamına bölünür. Bu yöntemi örnekleyen bir çalışma Şekil 3.14 kullanılarak yapılmıştır.



Şekil 3.14 Durulaştırmada ağırlıklı ortalama yöntemi

Şekil 3.14 te örneklenen bulanık çıkarım sistemi ağırlıklı ortalama yöntemi ile durulaştırılacak olursa denklem $z^* = \frac{a*(0.3)+b*(1)+c*(0.7)}{a+b+c}$ şeklinde olur.

Yukarıda anlatılan durulaştırma yöntemlerine ek olarak pek çok farklı durulaştırma yöntemi olduğu bilinmektedir.

Durulaştırma yöntemi üzerinde çalışılan problemin spesifik özellikleri göz önünde bulundurularak seçilmelidir. Bu seçimin doğruluğu kullanılacak durulaştırma yönteminin ve bulanık çıkarımın özelliklerinin en iyi şekilde bilinmesiyle artacaktır. Bu konuda Şen (2001), durulaştırma yöntemi seçiminin uzmanlık gerektiren bir konu olduğunu belirtmiştir.

3.1.3 Mamdani Tipi Modelleme

Mamdani'nin 1975 yılında önerdiği bir yöntemdir (Mamdani ve Assilian, 1975) ve bulanık mantığın geleneksel yöntemi olarak kabul edilebilir. Bu yöntemde linguistik yani dilsel ifadeler yer verilir. Dilsel ifadeler yer vermesi yöntemin sezgisel hesaplamaya elverişli olmasını sağlamıştır, bu da yöntemin farklı mühendislik alanlarında kullanılmasına imkan tanımıştır (Grima, 2000).

Mamdani tipi BM işlem adımları sırasıyla eldeki girdi değişkenlerinin bulanıklaştırılması yani değişkenlere üyelik derecesi 0 ile 1 arasında olacak şekilde atamalar yapılması, kural ağırlıklarını belirlenmesi, BM mantıksal (ve, veya) araçlarının uygulanması, elde edilen tüm bulanık kümelerin birleştirilmesiyle sonuçların toplanması ve durulaştırma işlemlerinden oluşmaktadır (Yılmaz, 2015).

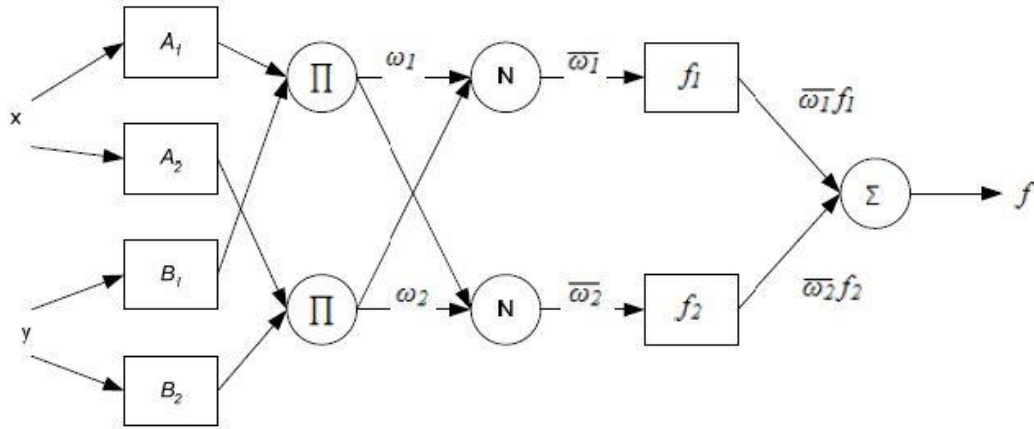
3.1.4 Takagi – Sugeno Tipi Modelleme

Mamdani bulanık modelleme tipi temel alınarak 1985 yılında Takagi ve Sugeno tarafından geliştirilmiş bir BM modelleme yöntemidir (Takagi ve Sugeno, 1985). Girdi parametrelerinin bulanıklaştırılması süreci ve diğer aşamalar Mamdani Tipi BM modelleme yöntemiyle aynı olsa da çıktı üyelik fonksiyonlarında oluşan fark Takagi – Sugeno yöntemini ön plana çıkarmaktadır. Çıktı üyelik fonksiyonları bu modellemede sadece doğrusal veya sabittir. Çıktı üyelik fonksiyonu sıfıncı derece veya birinci derece Takagi – Sugeno modeli olarak adlandırılabilir. Çıktı üyelik fonksiyonu eğer sabit ise sıfıncı, eğer lineer ise birinci derece Takagi – Sugeno BM modeli olur. Uyarlanabilir tekniklerle kullanılabilmesi bu modelleme tipinin en önemli avantajını oluşturmaktadır. Matematiksel analize uygun olması, durulaştırma işlemine ihtiyaç duyulmaması modelleme tipinin diğer avantajlarından. Öte yandan Mamdani yöntemi kadar sezgisel özellikleri barındırma konusunda yeterli değildir ve çözülen problemin karmaşıklığı doğrultusunda çok karmaşık mimariler oluşturması muhtemeldir.

3.1.5 Adaptif Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemi (ASBÇ/ANFIS)

ASBÇ sistemi yapay zekanın iki farklı ürünü olan BM ve Yapay Sinir Ağlarının (YSA) melez bir birleşimidir. Bu birleşimde YSA'nın paralel öğrenme ve hesaplama yeteneği ile BM'in çıkarım kabiliyeti birlikte kullanılır. Jang'ın 1993 yılında ortaya attığı ASBÇ sistemi Sugeno tipi BM ve hibrit öğrenme algoritmasını kullanır. Her bir işlemin bir düğüm noktasıyla belirtildiği bu sistemde adaptif (uyumlu) ağlar birbirine doğrudan bağlanmış düğüm noktalarından meydana gelir. Sinirsel ağı oluşturan bu bağlantılar, belirsizlik ilkesinin gereği olarak aralarındaki değeri net olmayan bir büyüklüğü (ilgiyi ya da başka bir deyişle ağırlığı) gösterir. Sistemin eğitilmesinde kullanılan öğrenme kurallarının rolü, ağın tamamından elde edilen sonuç ile hedef değer arasındaki farkı yani hatayı değişebilir parametreleri kullanarak minimize etmektir.

Şekil 3.15 ile iki girdi ve bir çıktılı bir ASBÇ sistemi yapısı verilmiştir.



1. Katman 2. Katman 3. Katman 4. Katman 5. Katman

Şekil 3.15 İki girdi bir çıktılı ASBÇ sistemi yapısı

Şekil 3.15 ile x, y ASBÇ sistemi Sugeno tipi girdi parametrelerini, A_1, A_2, B_1, B_2 üyelik fonksiyonlarını, π bulanık kuralları, N normalizasyonu ve w_i bulanık kurallar sisteme uygulandıktan sonra parametrelerin ağırlıklarını göstermektedir. ASBÇ sistemi yapısında ifade edilen her bir katman aşağıdaki gibi açıklanmıştır.

Katman 1: Bu katmanın misyonu üyelik fonksiyonlarını kullanarak bulanıklaştırma işlemini gerçekleştirmektir. Bu katmandaki her bir düğüm aşağıdaki denklemler ile ifade edilebilir;

$$O_{1,i} = \mu A_i(x), \text{ için } i = 1,2, \text{ veya} \quad (3.9)$$

$$O_{1,i} = \mu B_{i-2}(y), \text{ için } i = 3,4 \quad (3.10)$$

Denklem (3.9) ve (3.10) da “i” birleştirilmiş düğümlerin sayısını, $O_{1,i}$ bulanık bir kümenin üyelik derecesini göstermektedir. Böylece üyelik fonksiyonu dereceleri $\mu A_i(x)$ or $\mu B_{i-2}(y)$ numerik olarak 0 ile 1 arasında olacaktır. Burada üyelik fonksiyonu

üçgensel trapezoidal, gauss veya genelleştirilmiş çan eğrisi olarak seçilebilir (Doğan, 2008).

Katman 2: Bu katmandaki her bir düğüm bulanık mantık sisteminden elde edilen kurallardan oluşmaktadır. Aşağıda verilen denklem bu katmanın sistemdeki fonksiyonunu ifade etmektedir.

$$O_{1,i} = w_i = \mu A_i(x) * \mu B_i(y), i = 1,2 \quad (3.11)$$

Katman 3: Bu katmandaki her bir düğüm parametre ağırlıklarını aşağıdaki şekilde hesaplar.

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = w_i / (w_1 + w_2), i = 1,2 \quad (3.12)$$

Katman 4: Durulaştırma katmanı olarak bilinir. Denklemi (3.13) ile verilmiştir.

$$O_{4,i} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad (3.13)$$

Denklem (3. 13) te p_i , q_i ve r_i "i"inci düğümün parametre sonuçlarını ifade etmektedir.

Katman 5: Sonuç katmanıdır. \sum sembolüyle gösterilir ve çıktı birimini temsil eder.

3.2 Çoklu Lineer Regresyon Yöntemi

Bağımlı Y değişkenin m bağımsız değişkenleri olan X_1, X_2, \dots, X_m bağımsız değişkenlerinden etkilendiği varsayılırsa ve aralarındaki ilişkiyi tanımlamak için lineer regresyon denklemi seçilirse, Y regresyon denklemi aşağıdaki şekilde yazılabilir (Doğan, 2008).

$$y = a + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_mx_m \quad (3.14)$$

Regresyon katsayıları olan a, b_1, b_2, \dots, b_m katsayıları basit regresyona benzer şekilde, regresyon denkleminde elde edilen düzlemden gözlem noktalarına olan e_{yi} mesafelerinin toplamının minimize edilmesiyle elde edilir (Bayazit ve Oğuz, 1998). e_{yi} mesafelerinin hesaplanması denklem (3.15) ile verilmiştir.

$$\sum_{i=1}^N e_{yi}^2 = \sum_{i=1}^N (y_i - a - b_1x_{1i} - b_2x_{2i} - b_mx_{mi})^2 \quad (3.15)$$

3.3 Ritchie Ampirik Denklemi

Bu ampirik denklemin kullanılabilmesi için gerekli olan parametreler günlük solar radyasyon, maksimum ve minimum hava sıcaklıkları değerleridir. Denklem (3.16) Ritchie ampirik denklemi olarak kullanılmış, α_1 katsayısı 3.17, 3.18, 3.19 denklemleri kullanılarak elde edilmiştir (Jones ve Ritchie, 1990).

$$ET = \alpha_1 [3.87 \times 10^{-3} SR(0.6T_{\max} + 0.4T_{\min} + 29)] \quad (3.16)$$

$$5 < T_{\max} \leq 35 \text{ } ^\circ\text{C} \quad \alpha_1 = 1.1 \quad (3.17)$$

$$T_{\max} > 35 \text{ } ^\circ\text{C} \quad \alpha_1 = 1.1 + 0.05(T_{\max} - 35) \quad (3.18)$$

$$T_{\max} < 5 \text{ } ^\circ\text{C} \quad \alpha_1 = 0.01 \cdot \exp.[0.18(T_{\max} + 20)] \quad (3.19)$$

3.4 Turc Ampirik Denklemi

Denklemden ihtiyaç duyulan parametreler solar radyasyon, ortalama hava sıcaklığı ve bağıl nemdir. Çalışmada kullanılan Turc ampirik denklemleri (3.20) ve (3.21) ile verilmiştir (Turc, 1961).

$$RH > \%50 \text{ ise } ET = 0.0133 \frac{T_m}{T_m+15} (SR + 50) \quad (3.20)$$

$$RH < \%50 \text{ ise } ET = 0.0133 \frac{T_m}{T_m+15} (SR + 50) \left(1 + \frac{50-RH}{70}\right) \quad (3.21)$$

Denklemlerde kullanılan T_m ifadesi ortalama hava sıcaklığını göstermektedir.

3.5 Hargreaves – Samani Ampirik Denklemi

Evapotranspirasyonu solar radyasyon ve hava sıcaklığı parametreleri ile hesaplayan denklemdir (Hargreaves ve Samani, 1985).

$$ET = 0.0135 \frac{SR}{\lambda} (T + 17.8) \quad (3.22)$$

Denklemden λ potansiyel buharlaşma ısısını göstermektedir.

3.6 Penman Monteith Ampirik Denklemi

Jensen, vd. (1990), tarafından belirtildiği üzere PM denklemi aşağıdaki gibidir.

$$ET = \left(\frac{\Delta}{\Delta + \gamma}\right) R_n + \frac{\gamma}{\Delta + \gamma} [15.36(1 + 0.0062U_2) (e_w - e_a)] \frac{1}{\lambda} \quad (3.23)$$

Denklem (3.22) de Δ buhar basıncı eğrisinin eğimini, γ fizikometrik sabiti, R_n net radyasyonu, U_2 rüzgar hızını, e_w doymuş buhar basıncını, e_a gerçek buhar basıncını ve λ potansiyel buharlaşma ısısını göstermektedir.

4. BULGULAR ve TARTIŞMA

Çalışmanın ilk aşamasında ASBÇ sistemi kullanılarak parametre etkisi araştırılmıştır. Hem eğitim kümesi hem test kümesi için kullanılmak üzere farklı parametre kombinasyonları kurulmuş, ASBÇ sistemine girdi olarak verilen bu kombinasyonlardan elde edilen sonuçların dağılım ve saçılım grafikleri ayrı ayrı verilmiştir. Bu şekilde hangi parametre kombinasyonlarının ASBÇ sistemi kullanılması durumunda en doğru sonuçları verdiği araştırılmıştır. Bu yöntemden elde edilen sonuçlar çalışılan bölgede bulunan istasyonda kaydedilen günlük evapotranspirasyon değerleri ile kıyaslanmıştır. ASBÇ sisteminde en uygun sonuçları veren parametre kombinasyonu ASBÇ sistemin ÇLR ve ampirik denklemlerle karşılaştırılmasında kullanılmıştır.

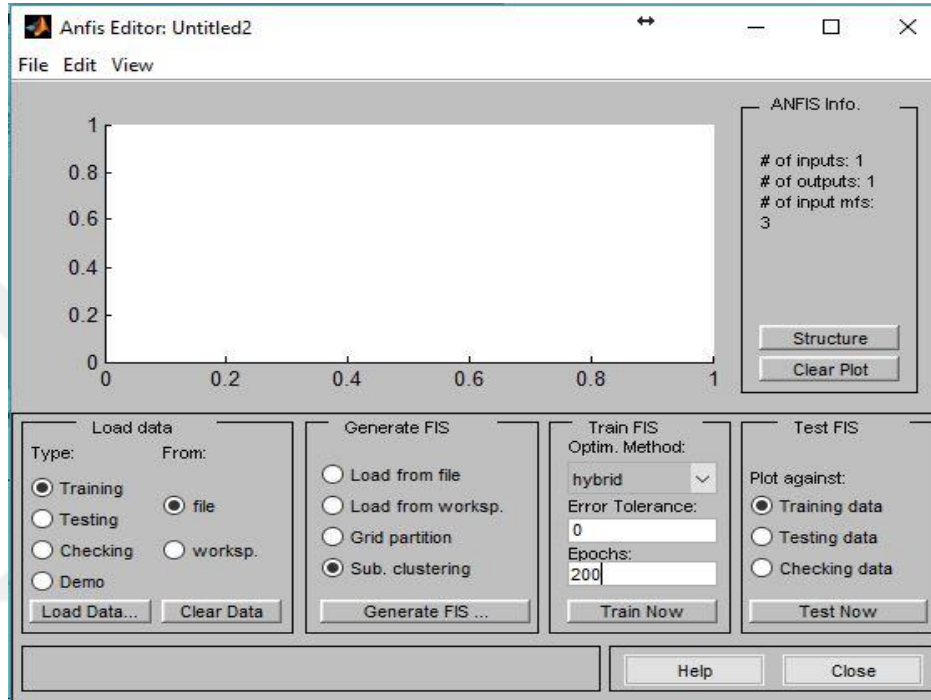
Benzer şekilde parametre etkisi ÇLR çalışmasında da incelenmiştir. En doğru sonuçları veren kombinasyon ÇLR yönteminin diğer yöntemlerle karşılaştırılmasında kullanılmıştır. Her kombinasyona ait dağılım ve saçılım grafikleri bu yöntem içinde verilmiştir ve bu şekilde kombinasyonların etkinliği veya yetersizliği ortaya konmuştur.

Hargreaves-Samani, Turc, Ritchie ve Penman Monteith ampirik denklemleri ile günlük evapotranspirasyon hesaplanmıştır ve denklemlerden elde edilen sonuçlar istasyonda kaydedilen günlük evapotranspirasyon değerleri ile korelasyon katsayısı, OMH ve OKH istatistiksel yöntemleri kullanılarak karşılaştırılmıştır.

Her bir yöntemden elde edilen sonuçlara ait korelasyon katsayısı, OMH ve OKH istatistikleri çizelgeler halinde bir arada verilmiştir. Sonuç olarak dört ampirik denklemden, ASBÇ sisteminden ve ÇLR yönteminden hangilerinin günlük evapotranspirasyon tahmin ve/veya hesaplamaları için daha verimli kullanılabileceği saptanmıştır.

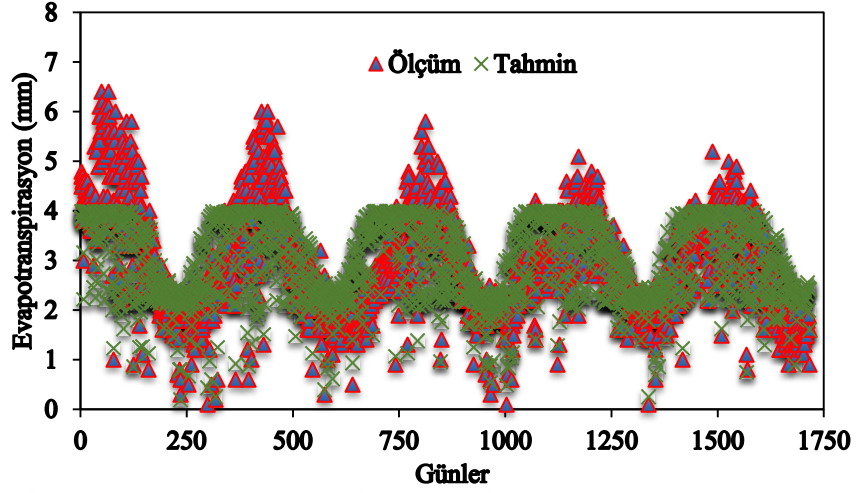
4.1 ASBÇ Sistemi ile Elde Edilen Sonuçlar

ASBÇ işlemleri MATLAB bilgisayar yazılımı içerisinde bulunan ASBÇ sistemi (ANFIS) aracı kullanılarak yapılmıştır. Kullanılan ASBÇ (ANFIS) aracına ait ara yüz Şekil 4.1’de verilmiştir.

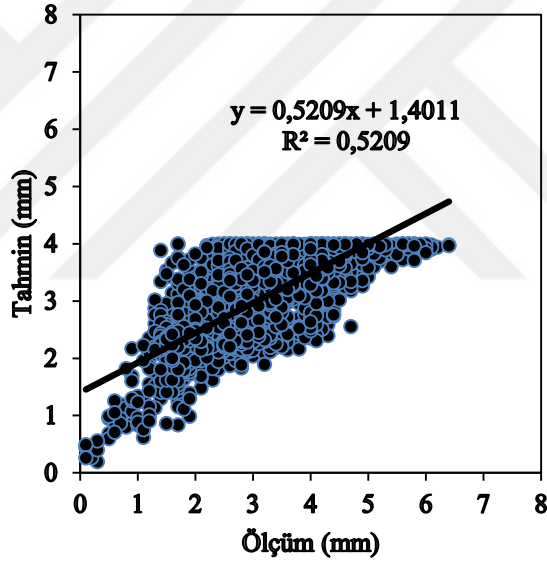


Şekil 4.1 ANFIS araç çubuğunun arayüzü

Şekil 4.1 ile verilen arayüz kullanılarak ASBÇ sistemine eğitim ve test veri kümeleri yüklenebilir, “Generate fis” butonu kullanılarak farklı yöntemlerle çözüm yapılabilir, hata toleransı ve iterasyon sayısı değiştirilebilir. Eğitim kümesi ve test kümelerine karşılık grafikler yazdırılabilir, “Structure” butonu yardımıyla oluşturulan ASBÇ sistemi yapısı görüntülenebilir.

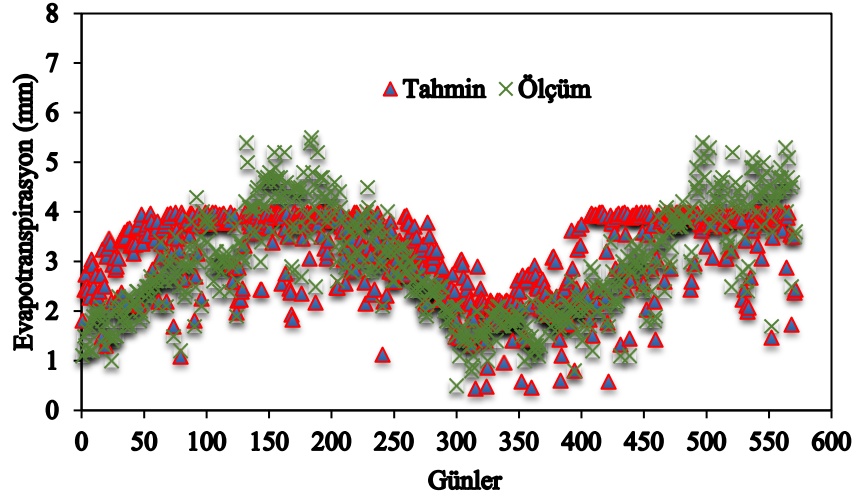


Şekil 4.2 ASBÇ Sistemi eğitim kümesine ait SR dağılım grafiği

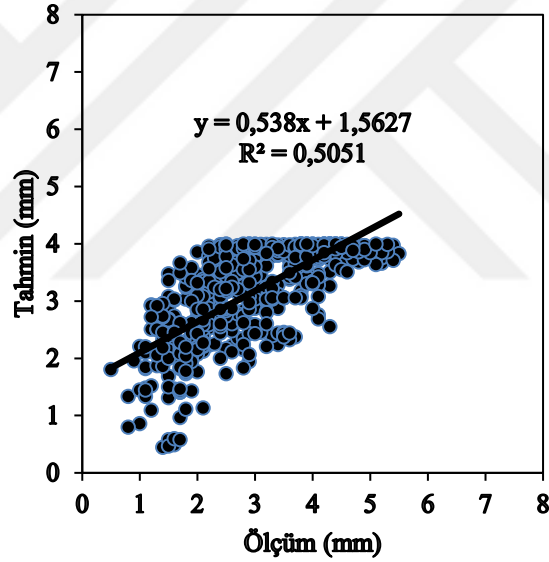


Şekil 4.3 ASBÇ Sistemi eğitim kümesine ait SR saçılım grafiği

Şekil 4.3'te SR parametresine ait saçılım grafiği verilmiştir. Tek başına SR parametresi kullanılarak yapılan tahmin sonucunda korelasyon katsayısı $R = 0.722$ bulunmuştur. Saçılım grafiği ve determinasyon katsayısı dikkate alındığında sadece SR parametresi kullanılarak yapılacak tahminlerin orta dereceli doğrulukta bir tahmin olacağı anlaşılmaktadır. Şekil 4.2' de her gün için ölçülen değerler ve SR parametresi kullanılarak yapılan tahminlere ait dağılım görülmektedir. Ancak bu tahmin değerlerinin eğitim kümesine ait olduğu unutulmamalıdır.

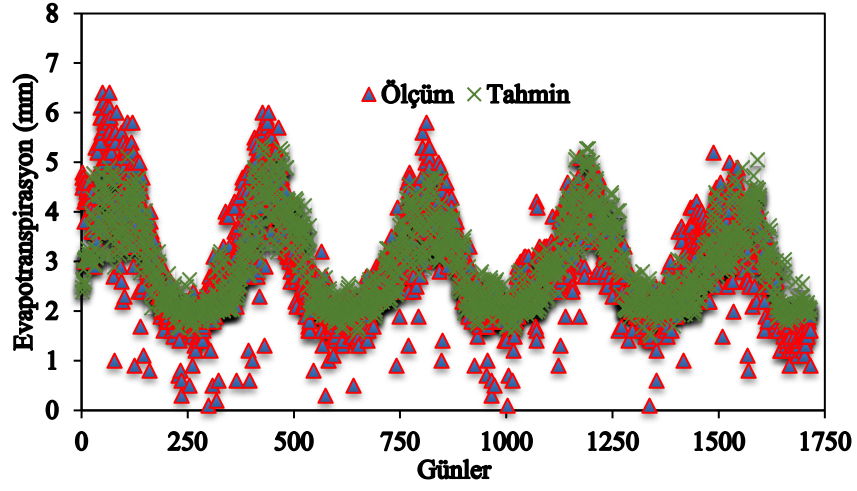


Şekil 4.4 ASBÇ Sistemi test kümesine ait SR dağılım grafiği

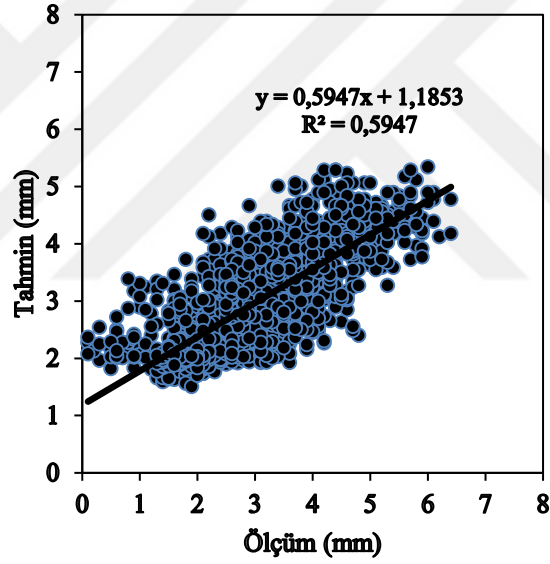


Şekil 4.5 ASBÇ Sistemi test kümesine ait SR saçılım grafiği

Şekil 4.4 incelendiğinde test kümesi için SR parametresi kullanılarak yapılan tahminler ile günlük tahmin değerlerinin nispeten uyumlu olduğu görülmektedir. Şekil 4.5'te ise SR parametresi kullanılarak yapılan tahminlere ait saçılım grafiği verilmiş, R değeri 0.711 olarak hesaplanmıştır. Bu değer aynı parametreyi kullanan eğitim kümesine ait sonuçtan daha düşük olduğu anlaşılmaktadır.

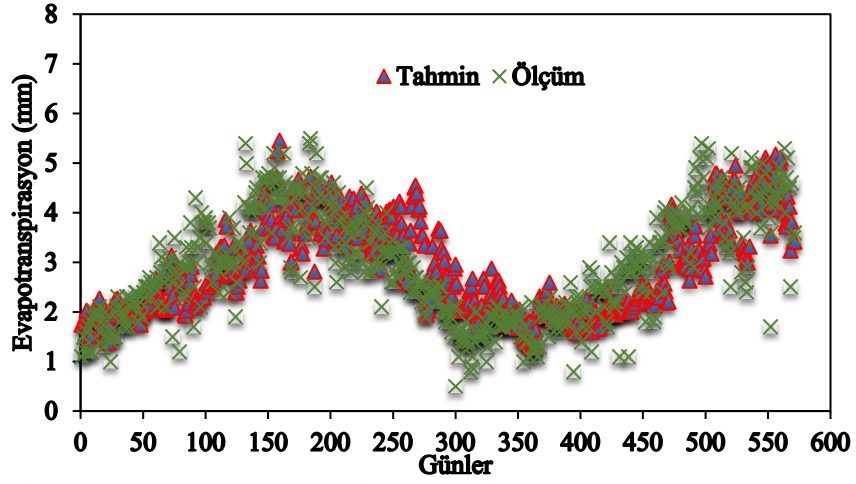


Şekil 4.6 ASBÇ Sistemi eğitim kümesine ait T dağılım grafiği

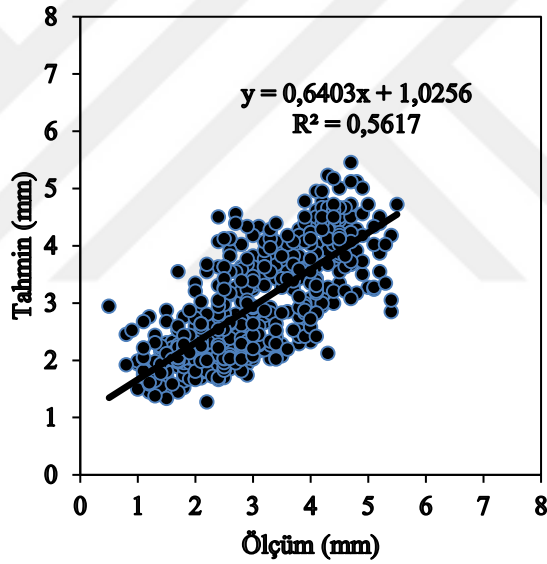


Şekil 4.7 ASBÇ Sistemi eğitim kümesine ait T saçılım grafiği

Şekil 4.6’da eğitim kümesine ait dağılım grafiği verilen T parametresine ait tahmin sonuçlarının günlük ölçüm değerleri ile büyük ölçüde uyumlu olduğu anlaşılmaktadır. Saçılım grafiği olan Şekil 4.7’den R istatistiği 0.771 olarak hesaplanmıştır.

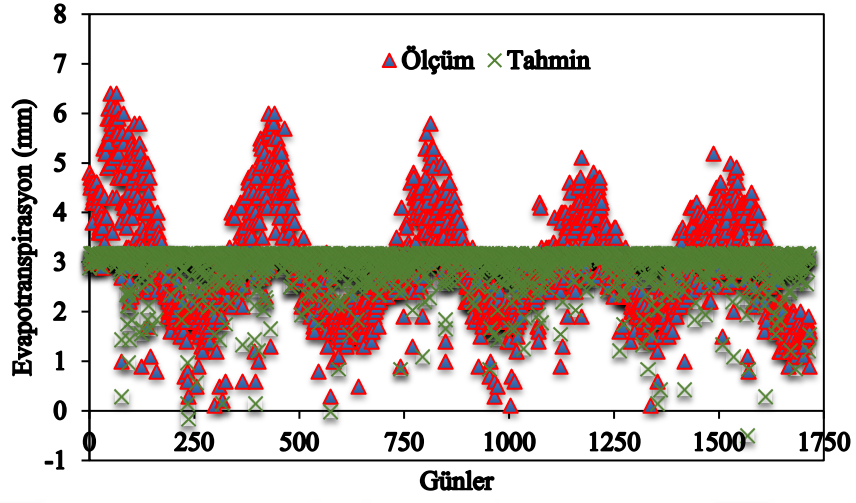


Şekil 4.8 ASBÇ Sistemi test kümesine ait T dağılım grafiği

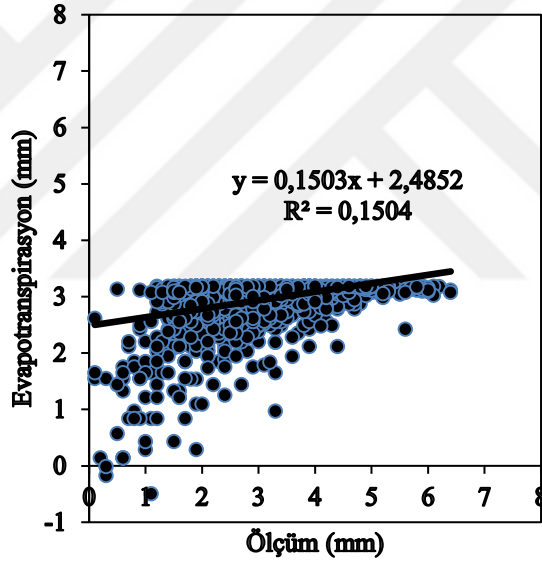


Şekil 4.9 ASBÇ Sistemi test kümesine ait T saçılım grafiği

Şekil 4.8 günlük evapotranspirasyon ölçüm değerleri ile test kümesinin T parametresi kullanılarak yapılan tahminlere ait dağılımı göstermektedir. Şekil 4.9'da verilen saçılım grafiği ile de R değeri 0.749 olarak hesaplanmıştır ve bu değer aynı parametreyi kullanarak tahmin yapan eğitim kümesine ait korelasyon katsayısından küçük olduğu görülmüştür.

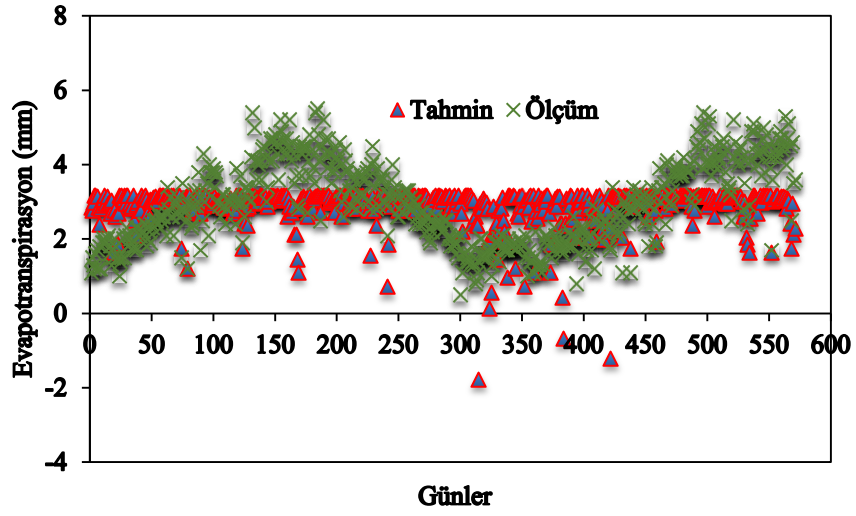


Şekil 4.10 ASBÇ Sistemi eğitim kümesine ait RH dağılım grafiği

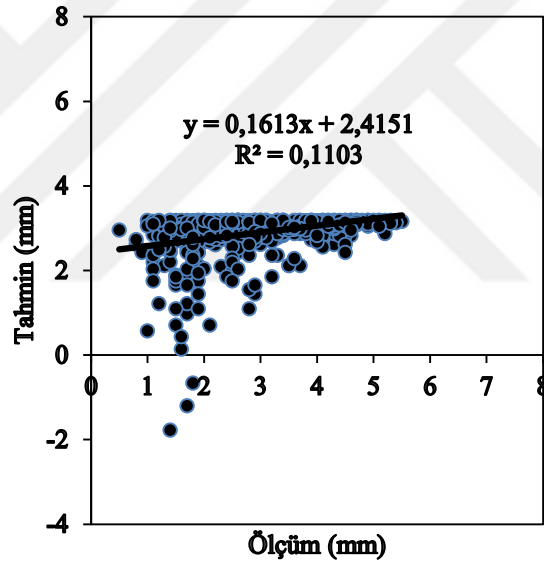


Şekil 4.11 ASBÇ Sistemi eğitim kümesine ait RH saçılım grafiği

Şekil 4.10 ve Şekil 4.11 birlikte incelendiğinde eğitim kümesinin RH parametresi kullanılarak yapılan günlük evapotranspirasyon ASBÇ sistemi değerlerinin anlamlı olmadığı görülmektedir.

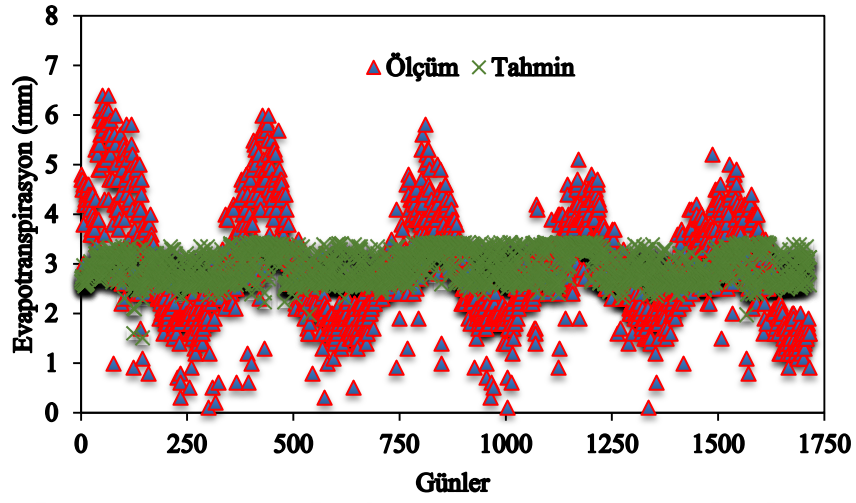


Şekil 4.12 ASBÇ Sistemi test kümesine ait RH dağılım grafiği

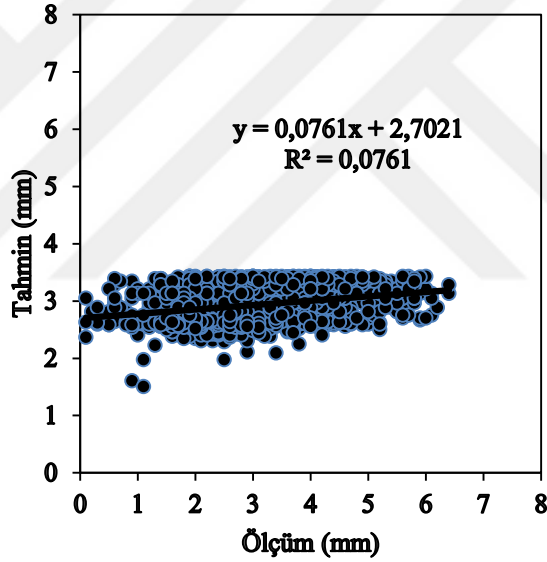


Şekil 4.13 ASBÇ Sistemi test kümesine ait RH saçılım grafiği

Test kümesinin RH parametresi kullanılarak yapılan ASBÇ sisteminin günlük evapotranspirasyon tahminlerinin aynı şekilde yapılan eğitim kümesindeki tahminlerden de daha düşük olduğu anlaşılmaktadır. Şekil 4.12 ve Şekil 4.13 incelendiğinde tahminlerin günlük dağılımının ve saçılımının anlamlı olmadığı saptanmıştır.

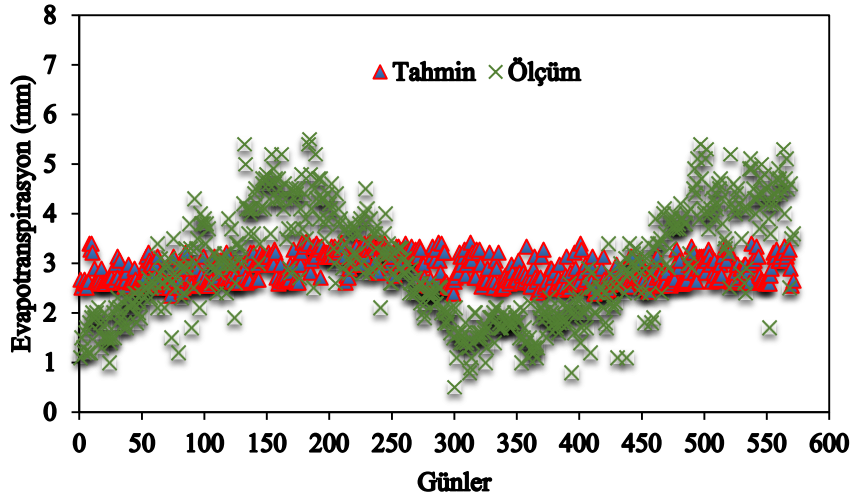


Şekil 4.14 ASBÇ Sistemi eğitim kümesine ait U dağılım grafiği

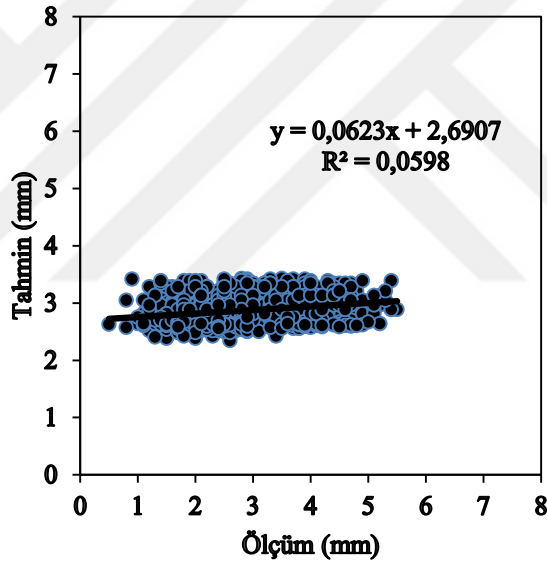


Şekil 4.15 ASBÇ Sistemi eğitim kümesine ait U saçılım grafiği

Şekil 4.14 ve Şekil 4.15, eğitim kümesine ait U parametresinin günlük evapotranspirasyon tahminleri için ASBÇ sisteminde tek başına bir parametre olarak kullanılamayacağını ortaya koymuştur.

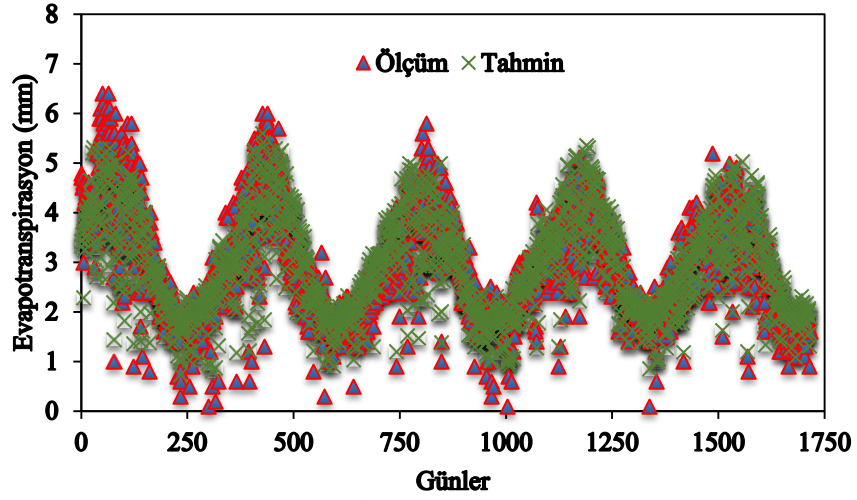


Şekil 4.16 ASBÇ Sistemi test kümesine ait U dağılım grafiği

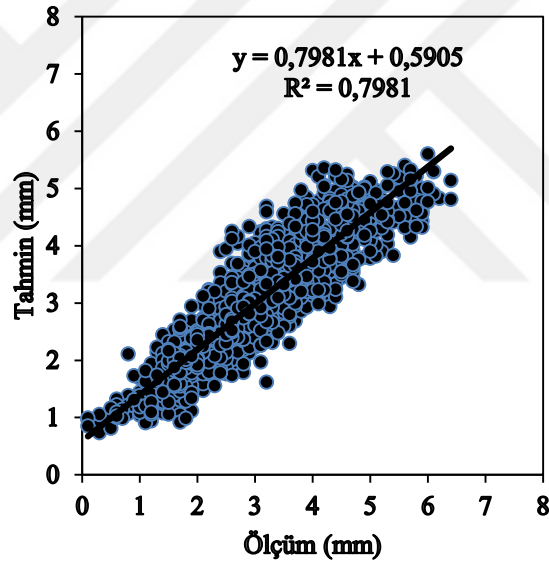


Şekil 4.17 ASBÇ Sistemi test kümesine ait U saçılım grafiği

Şekil 4.16 ve Şekil 4.17, U parametresi kullanılarak yapılan ASBÇ sistemi günlük evapotranspirasyon tahminlerinin test kümesi için de anlamlı olmadığını göstermek amacıyla verilmiştir.

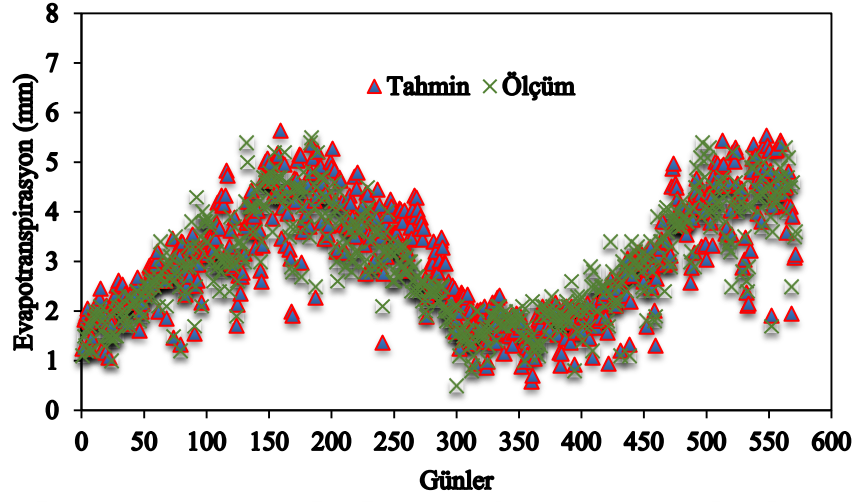


Şekil 4.18 ASBÇ Sistemi eğitim kümesine ait SR, T dağılım grafiği

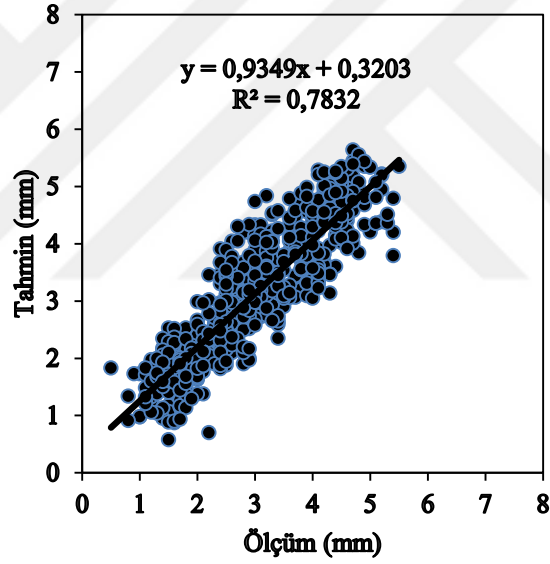


Şekil 4.19 ASBÇ Sistemi eğitim kümesine ait SR, T saçılım grafiği

Şekil 4.18 ve Şekil 4.19, SR ve T parametrelerinin eğitim kümesinde ASBÇ sistemine girdi olarak kullanılmasıyla elde edilen günlük tahminlerin dağılımını ve korelasyonunu göstermek amacıyla verilmiştir. R istatistiğinin 0.893 olarak hesaplanması tahminlerin günlük ölçüm değerleriyle büyük ölçüde örtüştüğü sonucunu çıkarmaktadır.

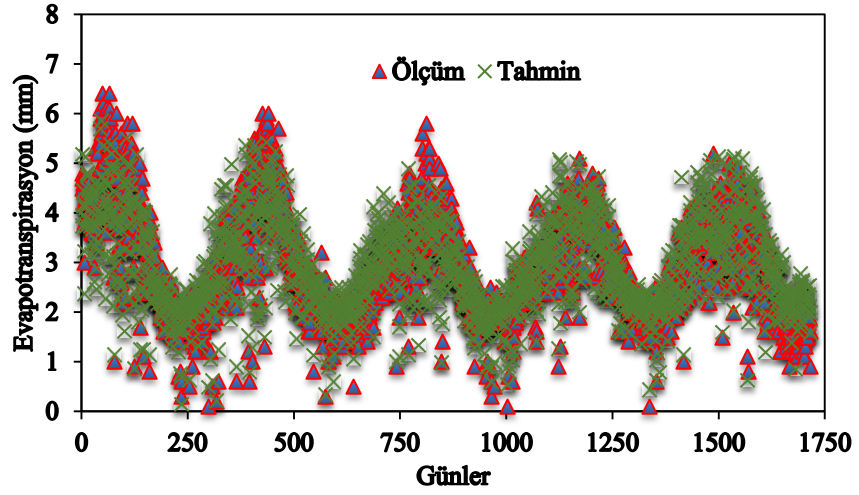


Şekil 4.20 ASBÇ Sistemi test kümesine ait SR, T dağılım grafiği

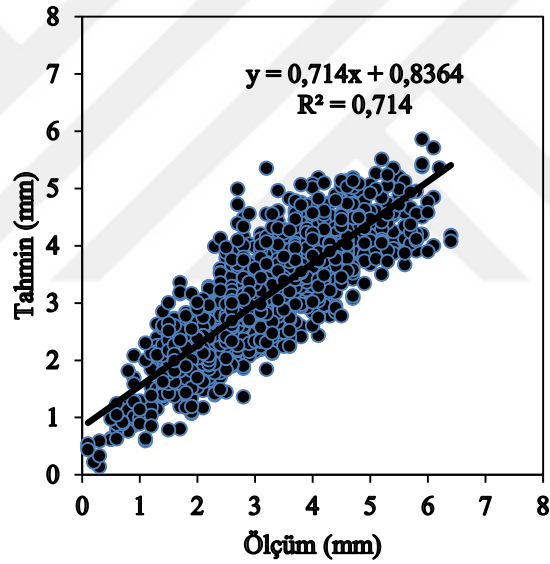


Şekil 4.21 ASBÇ Sistemi test kümesine ait SR, T saçılım grafiği

Şekil 4.20 ve Şekil 4.21, eğitim kümesinde iyi bir performans gösterdiği tespit edilen SR ve T ikili kombinasyonunun test kümesindeki performansını göstermektedir. Buna göre SR ve T kombinasyonunun korelasyon katsayısı eğitim kümesine göre bir miktar düşse de tahminlerin yüksek doğrulukta olduğu söylenebilir.

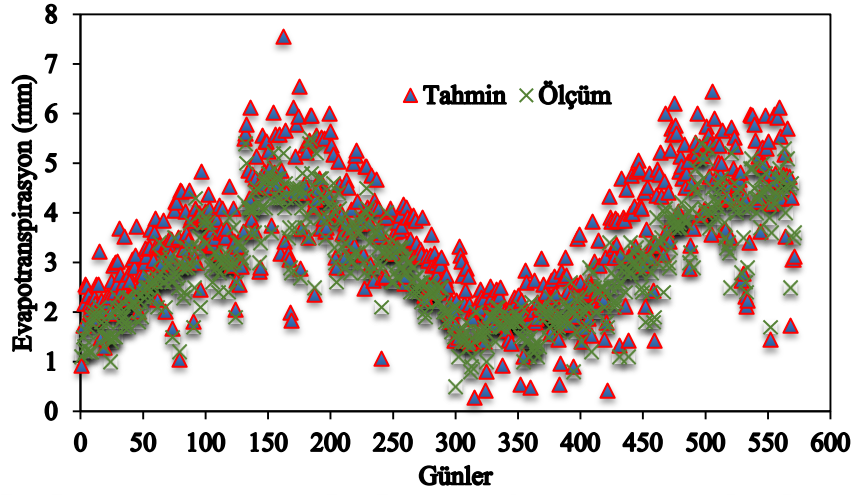


Şekil 4.22 ASBÇ Sistemi eğitim kümesine ait SR, RH dağılım grafiği

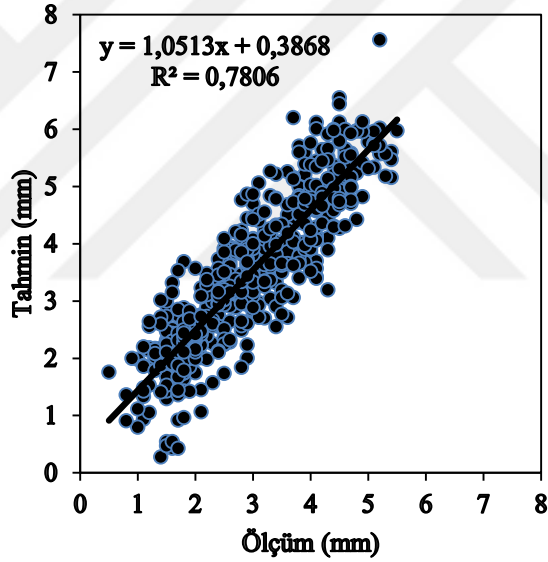


Şekil 4.23 ASBÇ Sistemi eğitim kümesine ait SR, RH saçılım grafiği

Şekil 4.22 ve Şekil 4.23'te SR ve RH parametrelerinin ASBÇ sistemine girdi olarak kullanılmasıyla eğitim kümesi için günlük evapotranspirasyon tahminlerine ait dağılım ve saçılım grafikleri verilmiştir. Buna göre eğitim kümesi için SR ve RH ikili kombinasyonun tahminleri SR ve T kombinasyonun tahminlerinden daha az doğrulukta olmuştur.

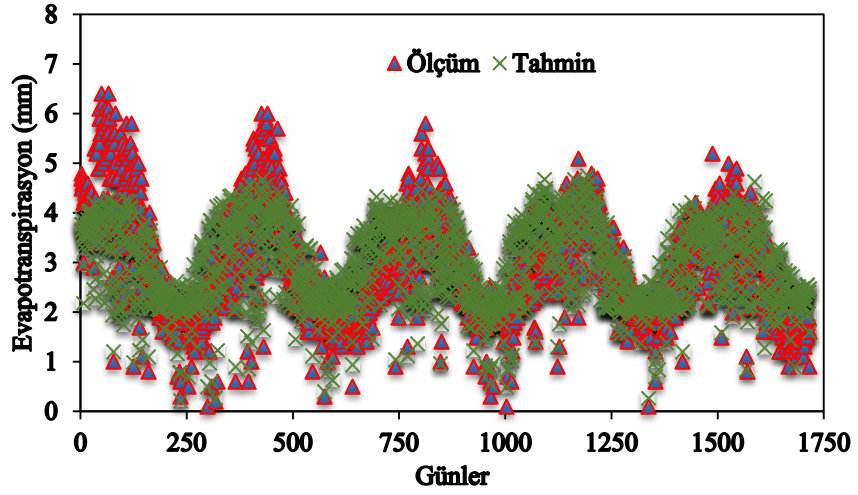


Şekil 4.24 ASBÇ Sistemi test kümesine ait SR, RH dağılım grafiği

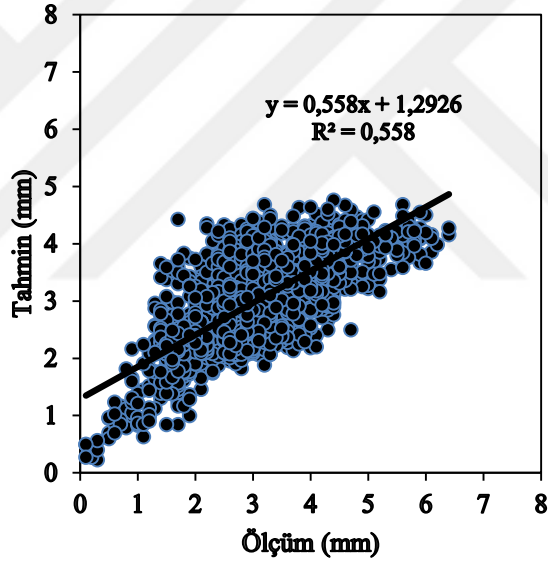


Şekil 4.25 ASBÇ Sistemi test kümesine ait SR, RH saçılım grafiği

Şekil 4.24 ve Şekil 4.25 incelendiğinde test kümesinin SR ve RH ikili kombinasyonu ASBÇ sistemi için girdi parametresi olarak kullanıldığında aynı kombinasyonun eğitim kümesinden daha yüksek doğrulukta tahminler verdiği görülecektir. $R = 0.884$ olarak tespit edilen korelasyon katsayısı dağılımın oldukça iyi olduğunu göstermektedir.

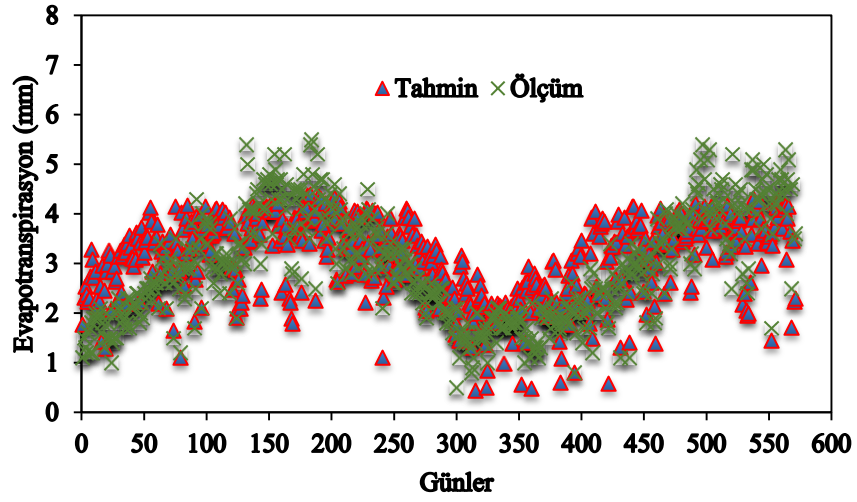


Şekil 4.26 ASBÇ Sistemi eğitim kümesine ait SR, U dağılım grafiği

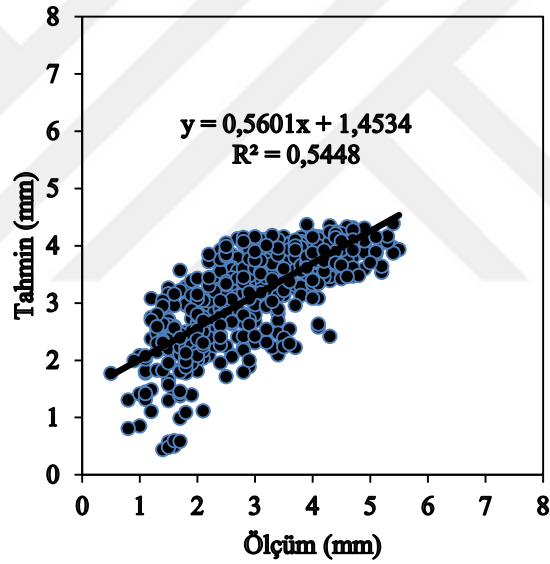


Şekil 4.27 ASBÇ Sistemi eğitim kümesine ait SR, U saçılım grafiği

Şekil 4.26 ve Şekil 4.27, SR ve U kombinasyonunun eğitim kümesi için ASBÇ sisteminde girdi olarak elde edilen günlük tahminler verilmiştir. Bu kombinasyona ait sonuçlar incelendiğinde diğer ikili kombinasyonlar olan ST, T ve SR, RH kombinasyonlardan daha düşük doğrulukta sonuçlar verdiği anlaşılmaktadır.

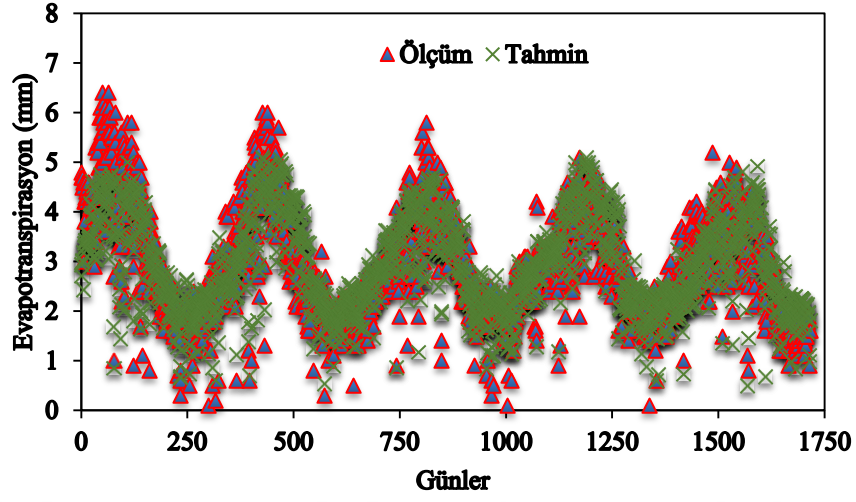


Şekil 4.28 ASBÇ Sistemi test kümesine ait SR, U dağılım grafiği

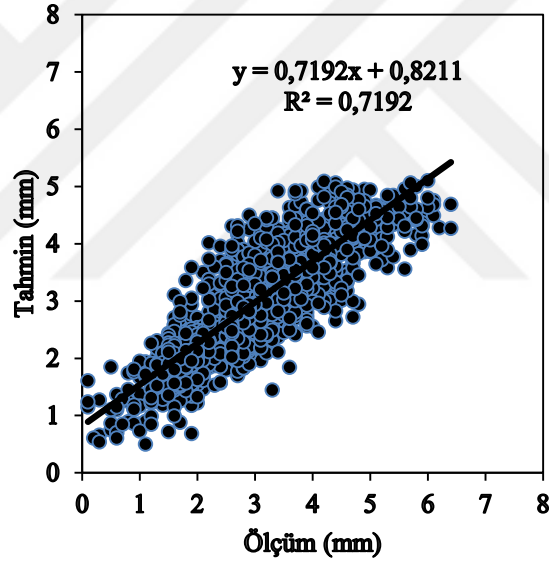


Şekil 4.29 ASBÇ Sistemi test kümesine ait SR, U saçılım grafiği

Şekil 4.28 ve Şekil 4.29 ile SR, U kombinasyonunun test kümesi için ASBÇ sistemi performansı verilmiş, grafikler incelendiğinde bu kombinasyona ait test kümesi sonuçlarının aynı kombinasyonun eğitim kümesi tahminlerine göre daha az uyumlu olduğu görülmüştür.

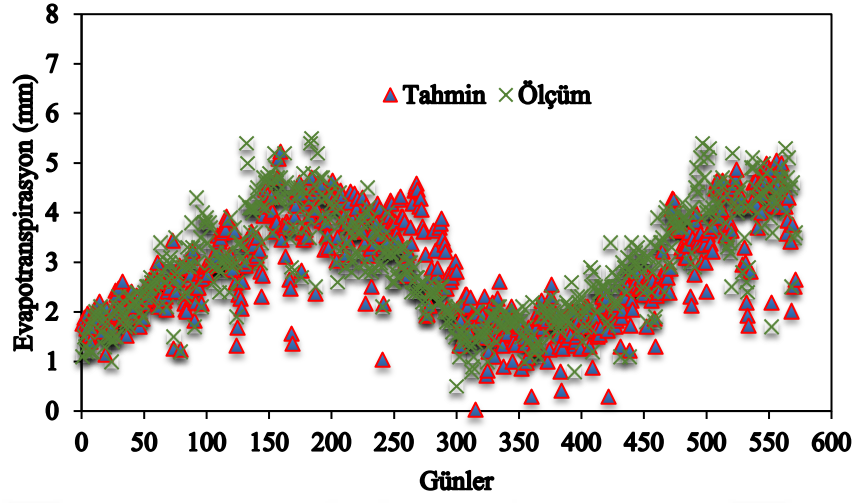


Şekil 4.30 ASBÇ Sistemi eğitim kümesine ait T, RH dağılım grafiği

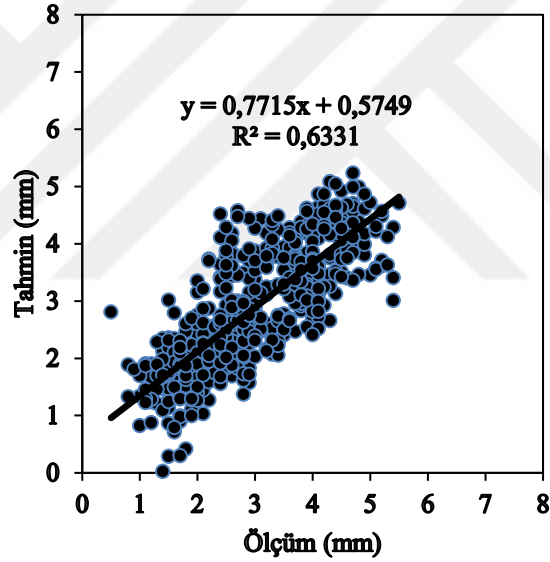


Şekil 4.31 ASBÇ Sistemi eğitim kümesine ait SR, U saçılım grafiği

Şekil 4.30 ve Şekil 4.31 ile SR, U kombinasyonuna ait eğitim kümesi tahminleri dağılım ve saçılım grafiği verilerek ölçülmüştür. Bu parametreye ait eğitim kümesi korelasyon sayısı 0.848 olarak bulunmuştur.

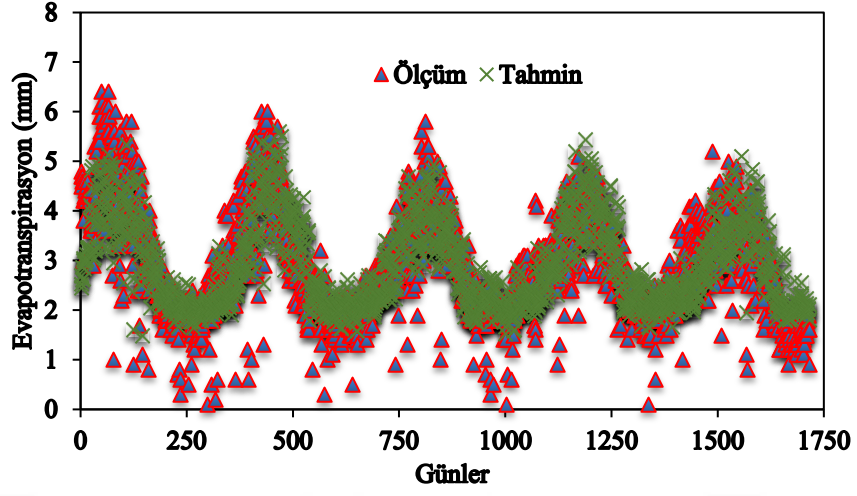


Şekil 4.32 ASBÇ Sistemi test kümesine ait T, RH dağılım grafiği

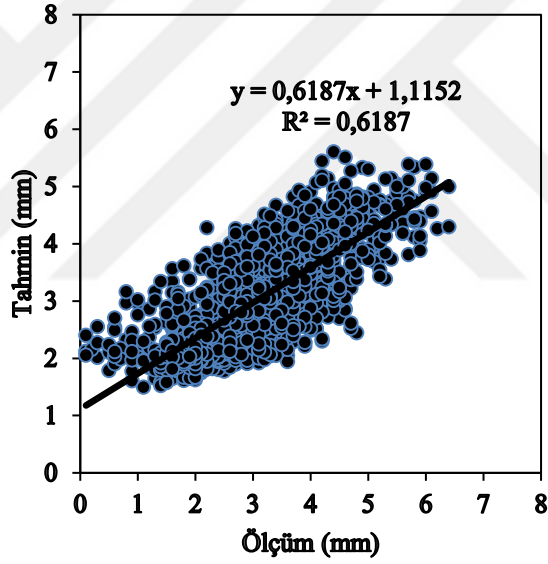


Şekil 4.33 ASBÇ Sistemi test kümesine ait T, RH saçılım grafiği

Şekil 4.32 ve Şekil 4.33 ile T ve RH kombinasyonuna ait ASBÇ sistemi günlük tahminleri test kümesi için verilmiştir. Korelasyon katsayısı 0.796 olarak bulunmuş ve bu değer aynı kombinasyonun eğitim kümesi determinasyon katsayısından küçük olduğu belirlenmiştir.

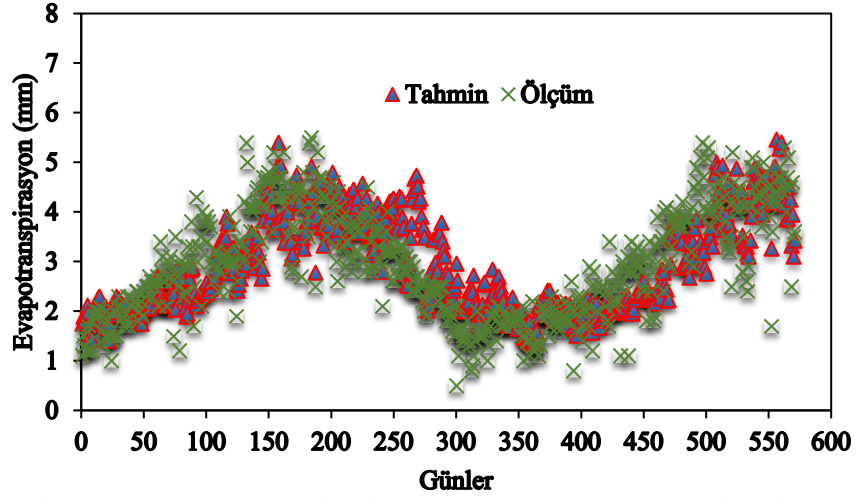


Şekil 4.34 ASBÇ Sistemi eğitim kümesine ait T, U dağılım grafiği

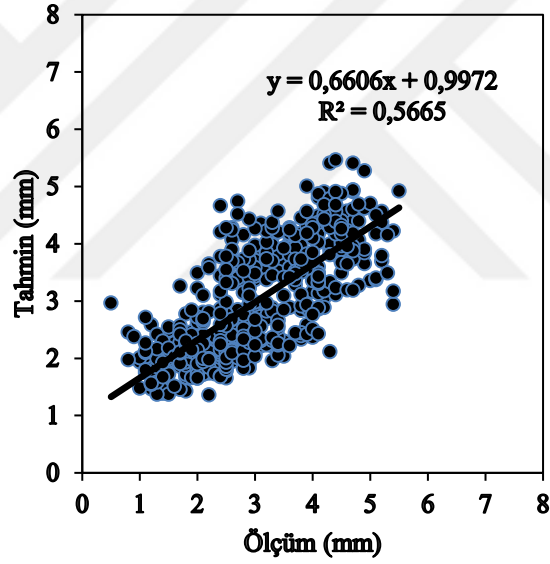


Şekil 4.35 ASBÇ Sistemi eğitim kümesine ait SR, T saçılım grafiği

Şekil 4.34 ve Şekil 4.35 ile bir başka ikili kombinasyon olan U ve T kombinasyonuna ait eğitim kümesi günlük evapotranspirasyon tahminleri verilmiştir. Saçılım grafiğinde determinasyon katsayısı 0.787 olarak bulunmuştur.

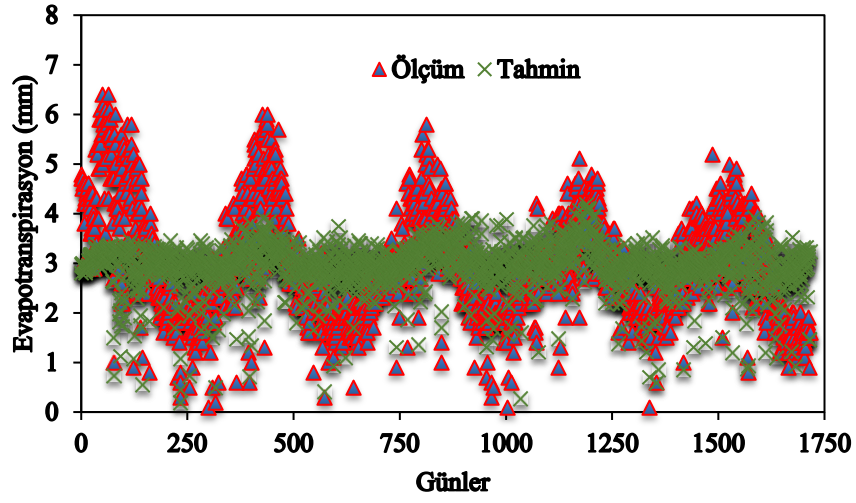


Şekil 4.35 ASBÇ Sistemi test kümesine ait T, U dağılım grafiği

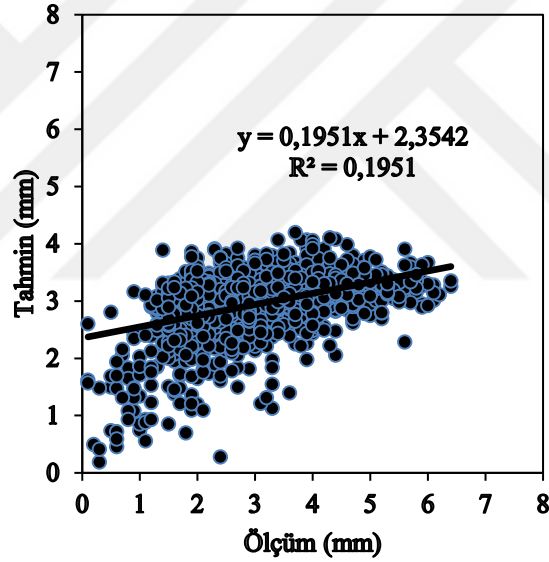


Şekil 4.36 ASBÇ Sistemi test kümesine ait T, U saçılım grafiği

Şekil 4.35 ve Şekil 4.36'da T ve U parametrelerinin girdi olarak kullanıldığı ASBÇ sistemi test kümesi sonuçları verilmiştir. Aynı kombinasyonun eğitim kümesinin dağılım ve saçılım grafiğinin daha uyumlu olduğu görülmüştür.

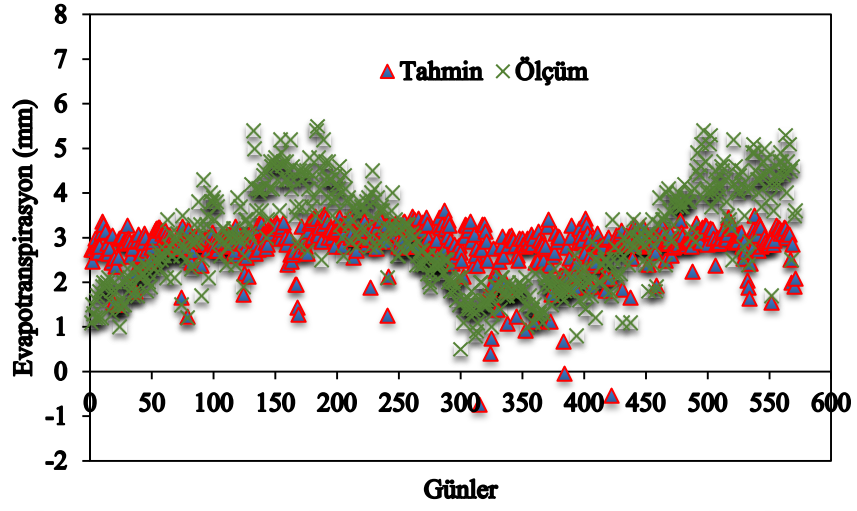


Şekil 4.37 ASBÇ Sistemi eğitim kümesine ait RH, U dağılım grafiği

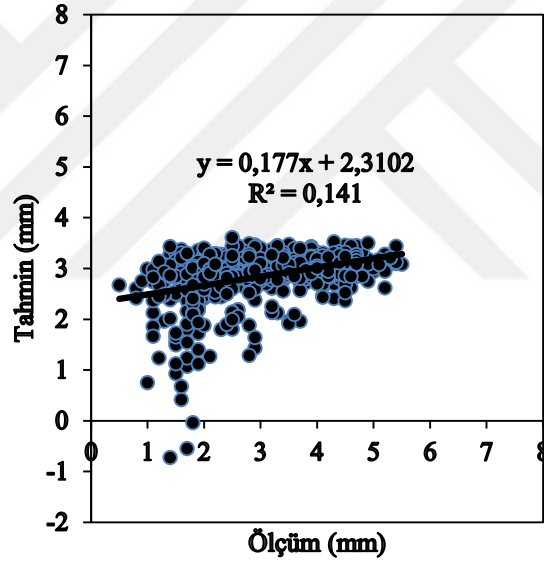


Şekil 4.38 ASBÇ Sistemi eğitim kümesine ait RH, U saçılım grafiği

Şekil 4.37 ve Şekil 4.38 ile son ikili kombinasyon olan RH, U kombinasyonları kullanılarak önceki kombinasyonlar için de çizilen dağılım ve saçılım grafikleri verilmiştir. Aynı ayrı anlamlı sonuçlar vermediği tespit edilen RH ve U parametrelerinin bir ikili kombinasyon olarak ta eğitim kümesi için anlamlı sonuçlar vermediği görülmüştür.

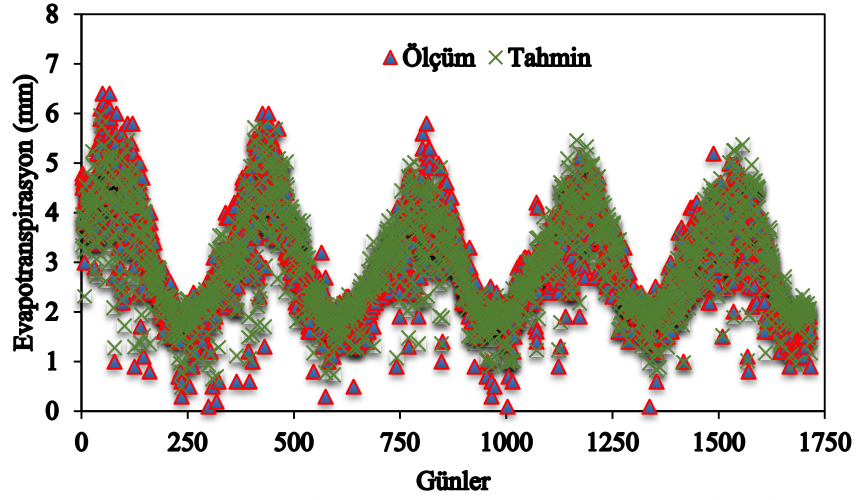


Şekil 4.39 ASBÇ Sistemi test kümesine ait RH, U dağılım grafiği

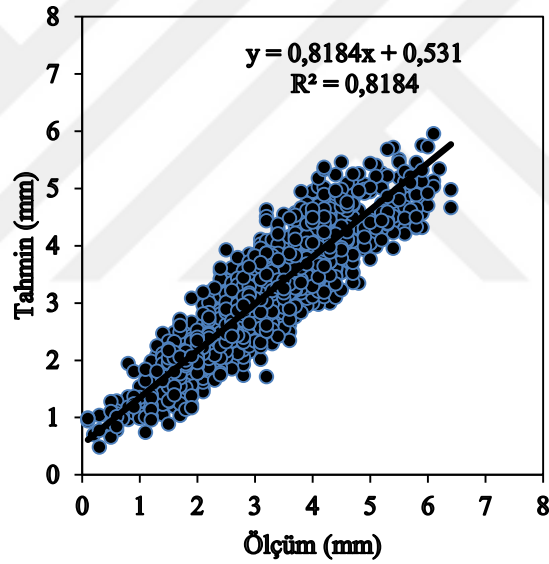


Şekil 4.40 ASBÇ Sistemi test kümesine ait RH, U saçılım grafiği

Şekil 4.37 ve Şekil 4.38 ile anlamlı sonuçlar vermediği tespit edilen RH, U kombinasyonunun test kümesi için de anlamlı sonuçlar vermediği Şekil 4.39 ve Şekil 4.40 ile verilmiştir.

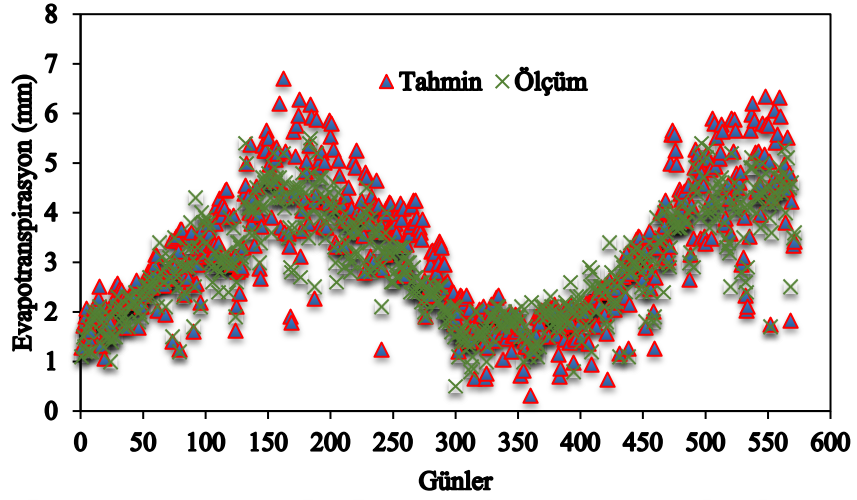


Şekil 4.41 ASBÇ Sistemi eğitim kümesine ait SR, T, RH dağılım grafiği

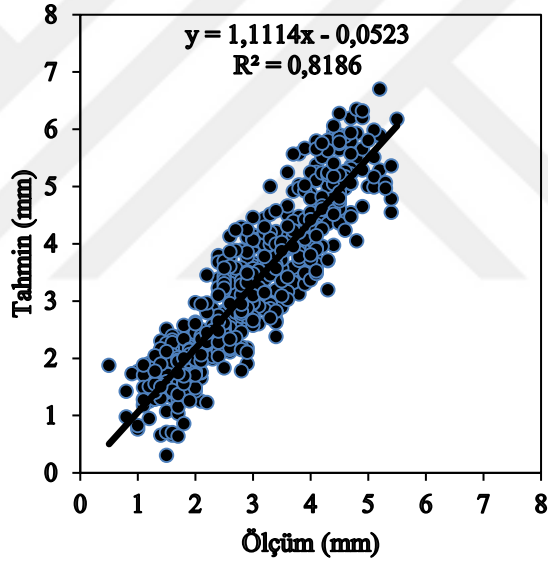


Şekil 4.42 ASBÇ Sistemi eğitim kümesine ait SR, T, RH saçılım grafiği

Şekil 4.41 ve Şekil 4.42 ile ASBÇ sisteminde girdi olarak kullanılan SR, T, RH üçlü kombinasyonuna ait eğitim kümesi için günlük tahminlere ait dağılım ve saçılım grafikleri verilmiştir. Bu üçlü kombinasyonun eğitim kümesi için oldukça uygun bir dağılım gösterdiği ve determinasyon katsayısının yüksek olduğu tespit edilmiştir.

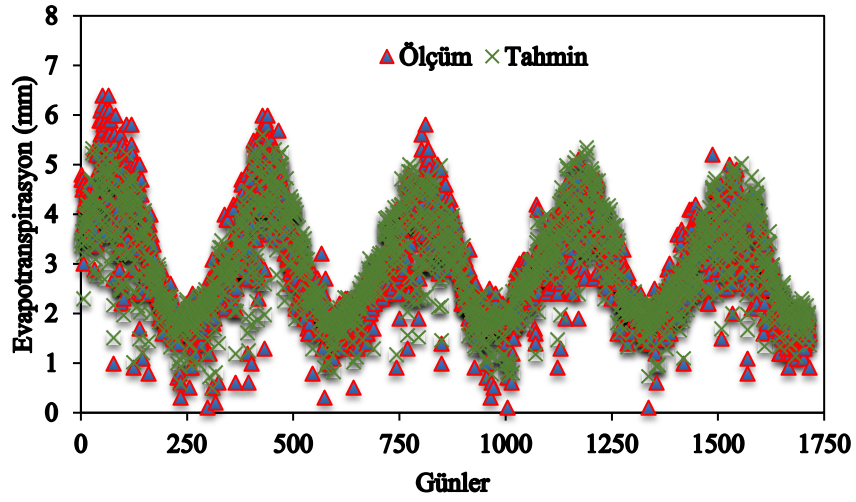


Şekil 4.43 ASBÇ Sistemi test kümesine ait SR, T, RH dağılım grafiği

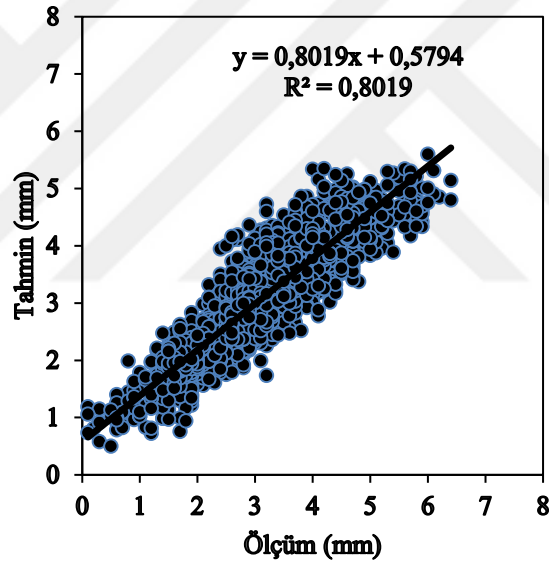


Şekil 4.44 ASBÇ Sistemi test kümesine ait SR, T, RH saçılım grafiği

Şekil 4.43 ve Şekil 4.44 ile SR, T, RH kombinasyonuna ait test kümesi ASBÇ sistemi tahminleri verilmiştir. Tahminlerin bu kombinasyon için eğitim kümesi ile paralellik gösterdiği saptanmıştır.

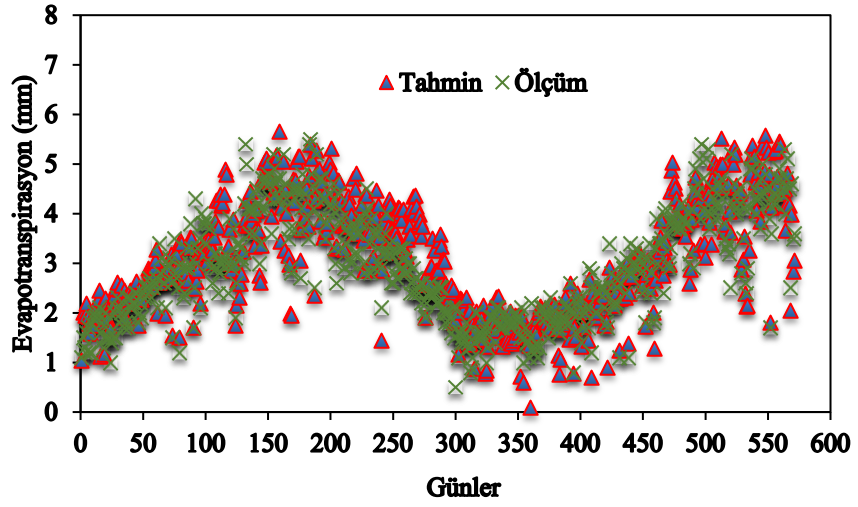


Şekil 4.45 ASBÇ Sistemi eğitim kümesine ait SR, T, U dağılım grafiği

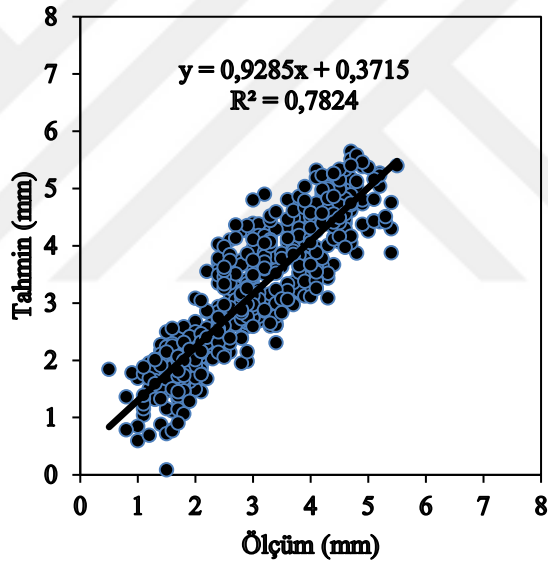


Şekil 4.46 ASBÇ Sistemi eğitim kümesine ait SR, T, U saçılım grafiği

Şekil 4.45 ve Şekil 4.46’da üçlü kombinasyonlardan olan SR, T, U kombinasyonuna ait eğitim kümesi tahmin sonuçları verilmiştir. Bu tahminlerin nispeten ölçüm değerleri ile uyumlu olsa da bir önceki üçlü kombinasyon olan SR, T, RH kombinasyonuna ait tahminlerden daha düşük doğrulukta olduğu belirlenmiştir.

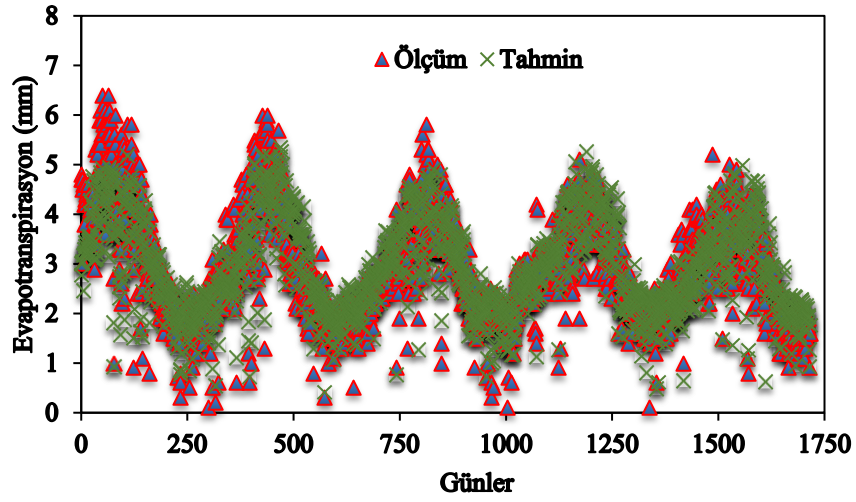


Şekil 4.47 ASBÇ Sistemi test kümesine ait SR, T, U dağılım grafiği

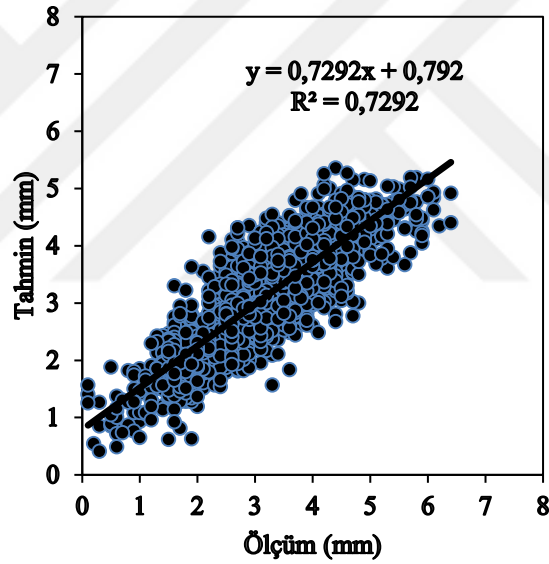


Şekil 4.48 ASBÇ Sistemi test kümesine ait SR, T, U saçılım grafiği

Şekil 4.47 ve Şekil 4.48’de SR, T, U kombinasyonuna ait test kümesi ASBÇ sistemi sonuçlarına yer verilmiştir. Sonuçlar incelendiğinde aynı kombinasyona ait eğitim kümesi günlük evapotranspirasyon tahminlerinin test kümesi günlük evapotranspirasyon tahmin değerlerinden daha iyi olduğu sonucuna varılmıştır.

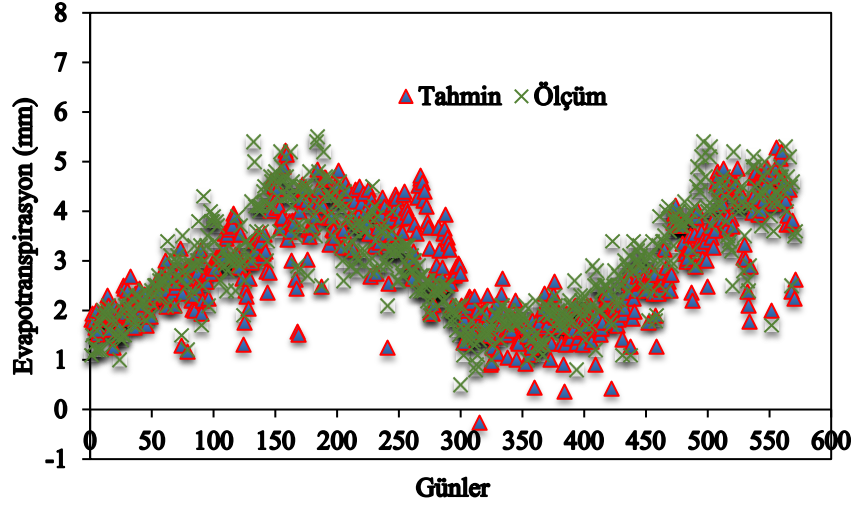


Şekil 4.49 ASBÇ Sistemi eğitim kümesine ait T, RH, U dağılım grafiği

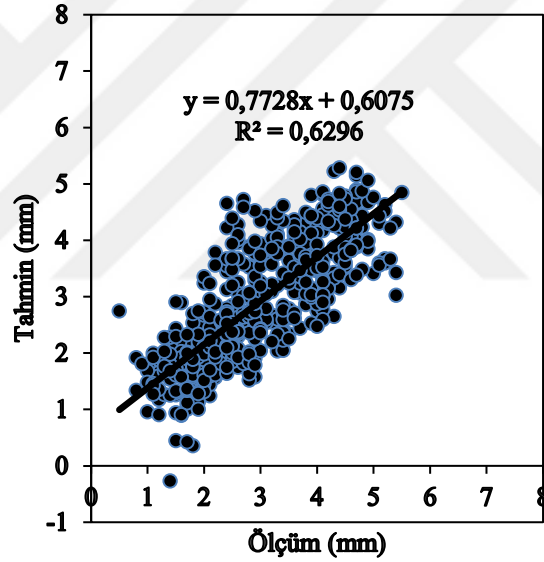


Şekil 4.50 ASBÇ Sistemi eğitim kümesine ait T, RH, U saçılım grafiği

Şekil 4.49 ve Şekil 4.50’de son üçlü kombinasyon olan T, RH, U kombinasyonuna ait eğitim kümesi ASBÇ sistemi tahminlerine göre dağılım ve saçılım grafikleri verilmiştir. Bu kombinasyonun üçlü kombinasyonlar içerisinde en uyumsuz sonuçları veren kombinasyon olduğu belirlenmiştir.

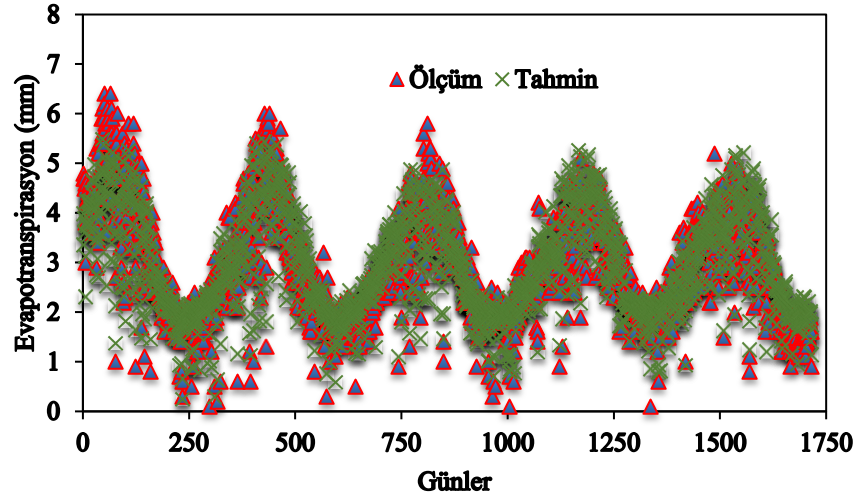


Şekil 4.51 ASBÇ Sistemi test kümesine ait T, RH, U dağılım grafiği

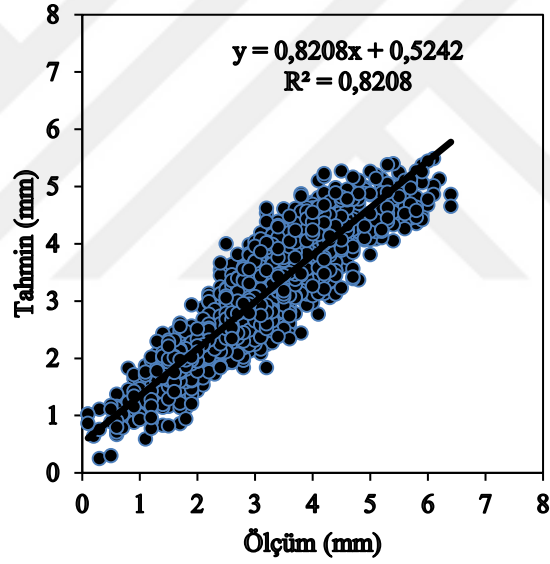


Şekil 4.52 ASBÇ Sistemi test kümesine ait T, RH, U saçılım grafiği

Şekil 4.51 ve Şekil 4.52 T, RH ve U parametreleriyle oluşturulan kombinasyonun test kümesi ASBÇ sistemi sonuçlarını grafiklestirmek amacıyla verilmiştir. Daha önce üçlü kombinasyonlar arasında eğitim kümesi sonuçları itibariyle en az etkili tahminleri yaptığı belirlenen bu kombinasyon aynı performansını test kümesi için de göstermiştir.

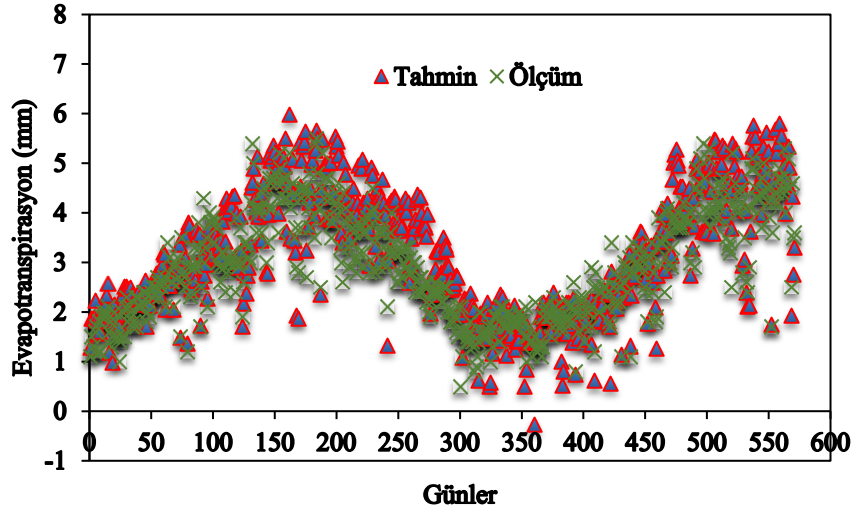


Şekil 4.53 ASBÇ Sistemi eğitim kümesine ait T, RH, U,SR dağılım grafiği

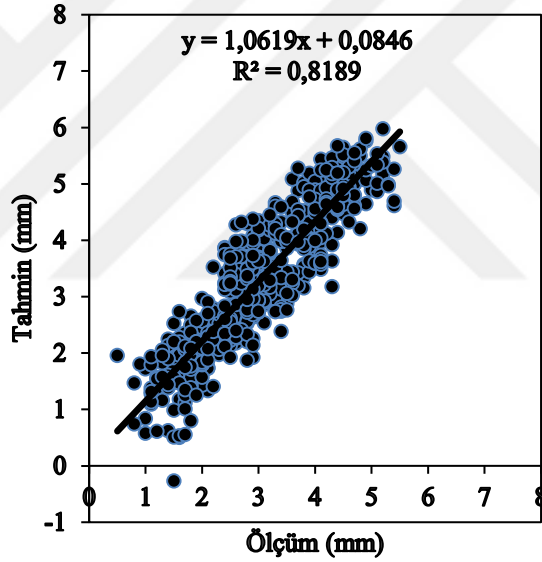


Şekil 4.54 ASBÇ Sistemi eğitim kümesine ait T, RH, U,SR saçılım grafiği

Şekil 4.53 ve Şekil 4.54 ile bütün parametrelerin kullanıldığı kombinasyon olan T, RH, U, SR kombinasyonunun eğitim kümesi ASBÇ sistemi tahmin sonuçları dağılım ve saçılım grafiği verilmiştir. Bütün parametreleri içeren bu kombinasyon beklendiği gibi en doğru tahminleri vermiştir.



Şekil 4.55 ASBÇ Sistemi test kümesine ait T, RH, U, SR dağılım grafiği



Şekil 4.56 ASBÇ Sistemi test kümesine ait T, RH, U, SR saçılım grafiği

Şekil 4.55'te bütün meteorolojik parametreleri girdi olarak kullanan ASBÇ sistemi test kümesi dağılım grafiği verilmiştir. Dağılımın uyumluluğunu göstermek açısından Şekil 4.56 ile saçılım grafiği verilmiş, determinasyon katsayısı 0.905 olarak hesaplanmıştır. Bu değer test kümesi tahminleri arasında elde edilen en büyük değer olmuştur.

Çizelge 4.1 ve Çizelge 4.2 ile parametre etkisinin araştırılması doğrultusunda eğitim ve test kümelerinin bütün kombinasyonlarına ait determinasyon katsayısı, OMH ve OKH istatistikleri verilmiştir.

Çizelge 4.1 Parametre etkisi araştırması eğitim kümesi istatistikleri

Eğitim sonuçları			
Parametre Kombinasyonları	Determinasyon Katsayısı	OMH	OKH
SR	0,722	0,604	0,597
T	0,771	0,543	0,505
RH	0,388	0,848	1,059
U	0,276	0,865	1,151
SR, T	0,893	0,393	0,252
SR, RH	0,845	0,458	0,356
SR, U	0,747	0,574	0,551
T, RH	0,848	0,459	0,350
T, U	0,787	0,531	0,475
RH, U	0,442	0,813	1,003
SR, T, RH	0,905	0,373	0,226
SR, T, U	0,895	0,388	0,247
T, RH, U	0,854	0,454	0,337
SR, T, RH, U	0,906	0,369	0,223

Çizelge 4.2 Parametre etkisi araştırması test kümesi istatistikleri

Test Sonuçları			
Parametre Kombinasyonları	Determinasyon Katsayısı	OMH	OKH
SR	0,711	0,656	0,630
T	0,749	0,574	0,533
RH	0,332	0,878	1,083
U	0,244	0,884	1,117
SR, T	0,885	0,434	0,308
SR, RH	0,884	0,661	0,660
SR, U	0,738	0,620	0,565
T, RH	0,796	0,542	0,479
T, U	0,753	0,575	0,531
RH, U	0,375	0,848	1,039
SR, T, RH	0,905	0,498	0,414
SR, T, U	0,885	0,438	0,316
T, RH, U	0,793	0,538	0,480
SR, T, RH, U	0,905	0,482	0,371

Çizelge 4.1 ile ASBÇ sistemi eğitim kümesi istatistikleri her bir bağımsız değişken içerisinde en iyi performansı gösteren değişkenin T (günlük ortalama sıcaklık değeri) parametresi olduğu görülmüştür. Eğitim kümesi ikili kombinasyonlarından SR, T kombinasyonunun ise ikili kombinasyonlar içerisinde en iyi sonuçları veren kombinasyon olduğu ve tahmin sonuçlarının oldukça yüksek doğrulukta olduğu görülmektedir. ASBÇ sistemi eğitim kümesi üçlü kombinasyonları içerisinde en iyi tahmin sonuçlarını veren kombinasyonu ise SR, T, RH kombinasyonu olmuştur. Tüm kombinasyonlar içerisinde hata oranı istatistikleri göz önüne alındığında dört bağımsız değişken olan SR, T, RH ve U değişkenlerinin oluşturduğu kombinasyon tahminlerinin en iyi tahminler olduğu anlaşılmaktadır.

ASBÇ sistemine ait aynı istatistikler Çizelge 4.2 ile verilmiştir. Bu istatistiklerle bağımsız değişkenlerin ayrı ayrı incelenmesi durumunda en iyi sonuçları veren parametrenin eğitim kümesinde olduğu gibi T parametresi olduğu saptanmıştır. Eğitim kümesine benzer şekilde en iyi ikili kombinasyon performansını SR, T kombinasyonu vermiştir. Test kümesi üçlü kombinasyonları içerisinde en iyi performansı SR, T, RH kombinasyonu vermiştir. Determinasyon katsayısı ve hata oranları birlikte incelendiğinde ise tüm bağımsız günlük mevsimsel verileri kullanan kombinasyon

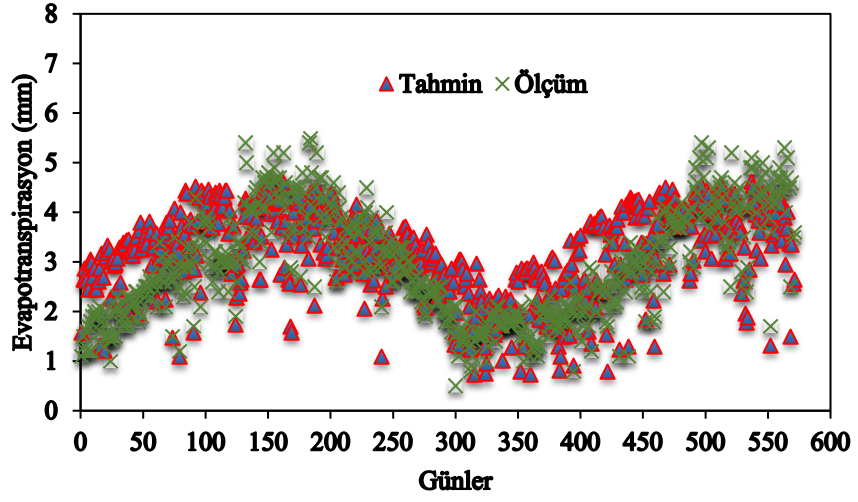
olan SR, T, RH, U kombinasyonunun ASBÇ sistemi ile en iyi tahmin sonuçlarını verdiği tespit edilmiştir.

4.2 ÇLR Yönteminden Elde Edilen Sonuçlar

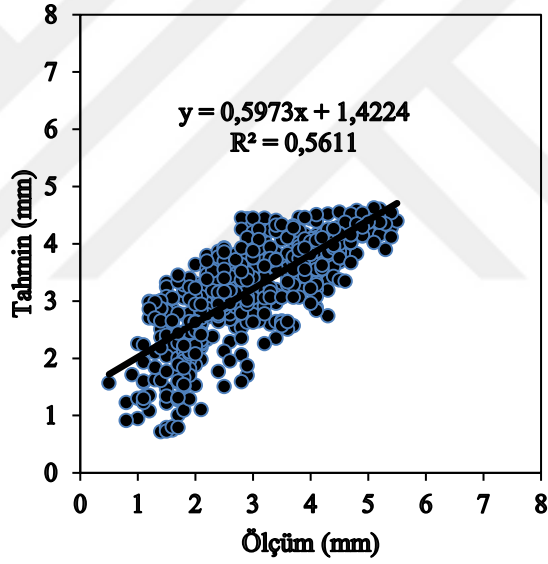
Bu bölümde ÇLR yöntemiyle elde edilen test kümesi sonuçlarına yer verilmiştir. Uygun bir parametre etkisi araştırması yapılması amacıyla ASBÇ sisteminde kullanılan parametre kombinasyonları kullanılarak ÇLR yöntemiyle de parametre etkisi araştırması yapılmış ve sonuç kalabalığı oluşturmamak adına sadece test kümesi sonuçları paylaşılmıştır.

Her bir parametre kombinasyonuna ait çoklu lineer regresyon denklemi ilgili kombinasyonlara ait dağılım ve saçılım grafiklerinin altında verilmiştir.

Çizelge 4.3 ile ÇLR yöntemi parametre etkisi determinasyon katsayısı, OMH ve OKH istatistikleri bir arada verilmiştir.



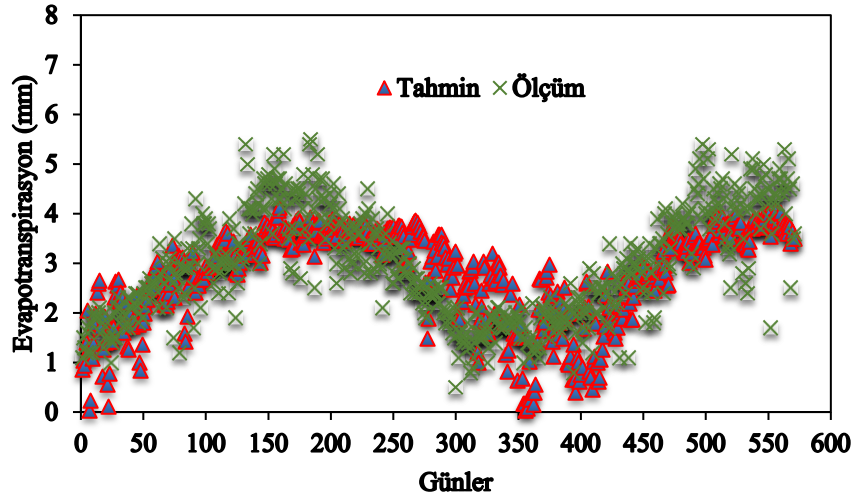
Şekil 4.57 ÇLR yöntemi SR parametresi dağılım grafiği



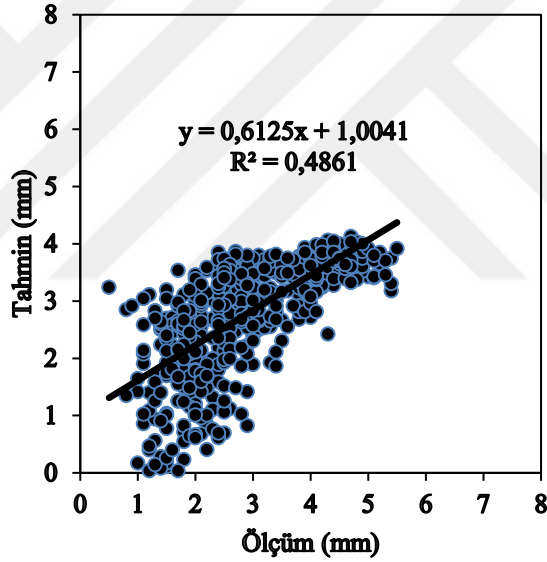
Şekil 4.58 ÇLR yöntemi SR parametresi saçılım grafiği

Şekil 4.57 ve Şekil 4.58 ÇLR yöntemi SR parametresi dağılım ve saçılım grafiklerini oluşturmaktadır. ÇLR yöntemi SR parametresi korelasyon katsayısı 0.749 olarak hesaplanmıştır. Denklem (4.1) ile SR parametresi ÇLR denklemleri verilmiştir.

$$ET = 0.0121 \times SR + 0.4524 \quad (4.1)$$



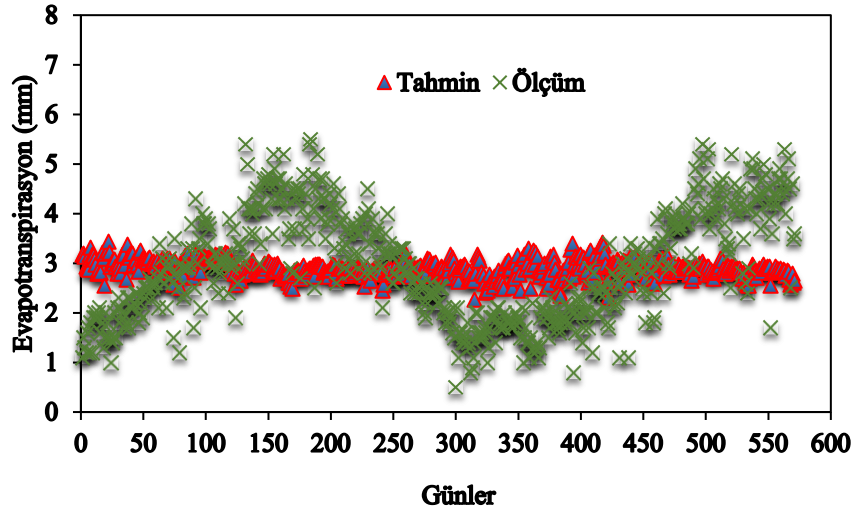
Şekil 4.59 ÇLR yöntemi T parametresi dağılım grafiği



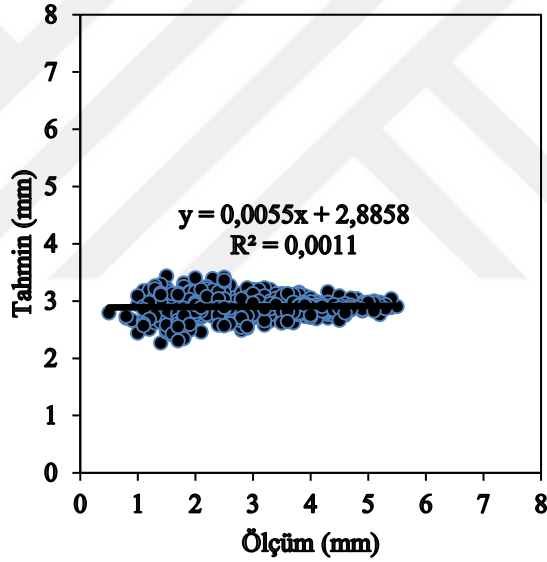
Şekil 4.60 ÇLR yöntemi T parametresi saçılım grafiği

Şekil 4.59 ve Şekil 4.60 ile ÇLR yöntemi T parametresi dağılım ve saçılım grafiği verilmiştir. Parametreye ait korelasyon katsayısı 0.697 olarak hesaplanmıştır. Parametreye ait ÇLR denklemi denklem (4.2) ile verilmiştir.

$$ET = 0.1643 \times T - 0.653 \quad (4.2)$$



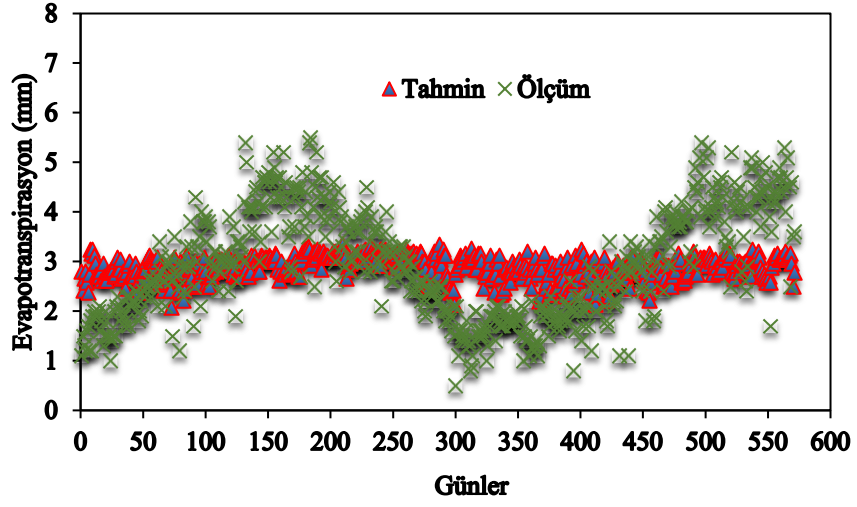
Şekil 4.61 ÇLR yöntemi RH parametresi dağılım grafiği



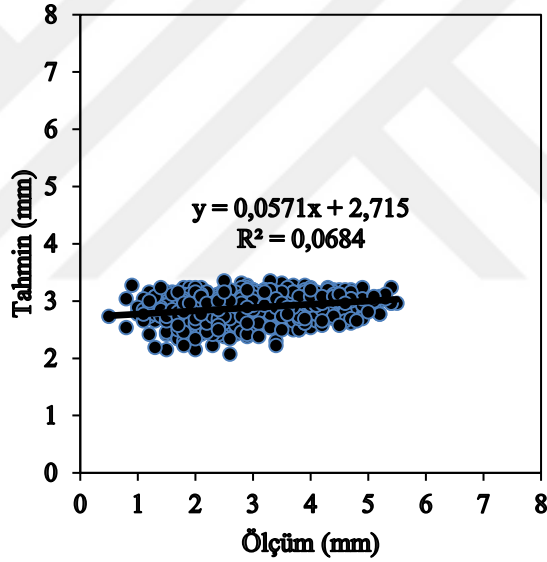
Şekil 4.62 ÇLR yöntemi RH parametresi saçılım grafiği

Şekil 4.61 ve Şekil 4.62 incelendiğinde ÇLR yönteminde tek başına bir değişken olarak RH değişkeninin anlamlı tahmin sonuçları vermediği görülecektir. RH parametresine ait çoklu lineer regresyon denklemi denklem (4.3) ile verilmiştir.

$$ET = -0.0249 \times RH + 4.7056 \quad (4.3)$$



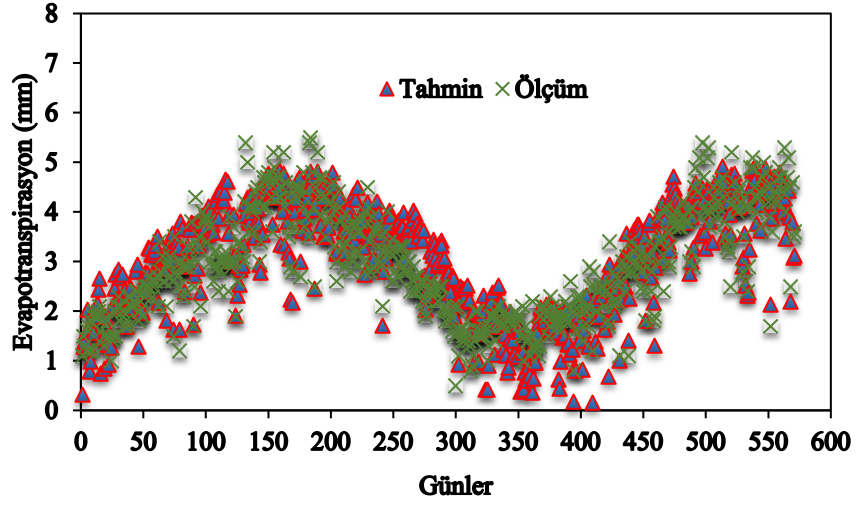
Şekil 4.63 ÇLR yöntemi U parametresi dağılım grafiği



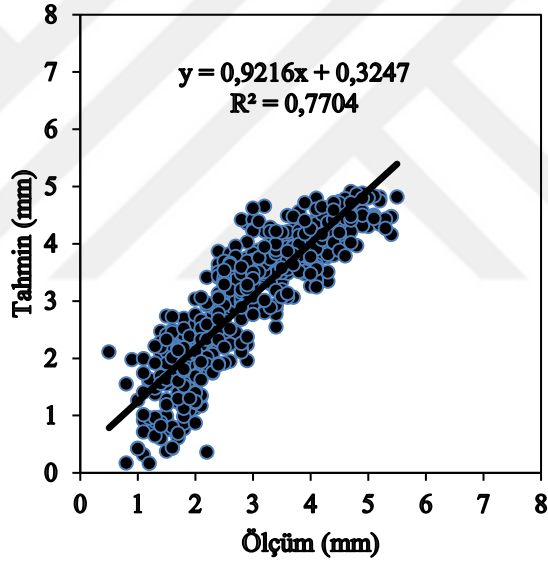
Şekil 4.64 ÇLR yöntemi U parametresi saçılım grafiği

Şekil 4.63 ve Şekil 4.64 ÇLR yöntemi ile yapılacak tahminlerde tek başına U parametresinin anlamlı sonuçlar vermediğini göstermektedir. Denklem (4.4) ile ilgili parametreye ait regresyon denklemi verilmiştir.

$$ET = -0.3878 \times U + 3.6205 \quad (4.4)$$



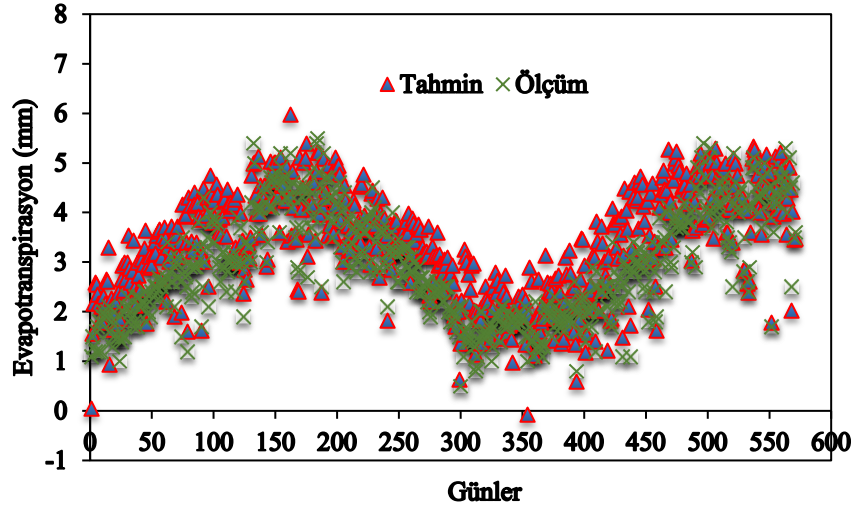
Şekil 4.65 ÇLR yöntemi SR, T kombinasyonu dağılım grafiği



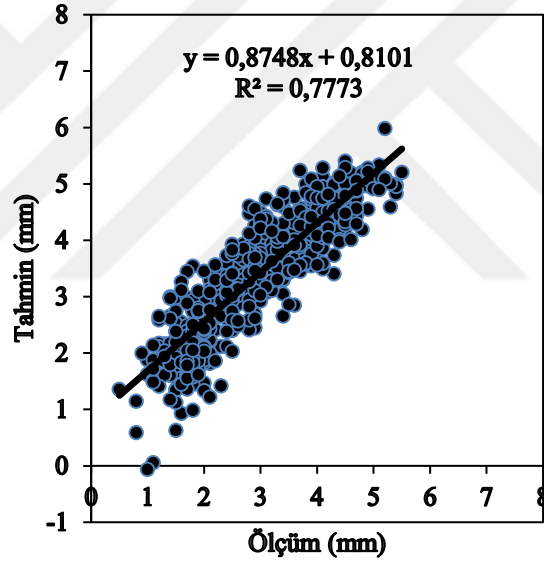
Şekil 4.66 ÇLR yöntemi SR, T kombinasyonu saçılım grafiği

Şekil 4.65 ve Şekil 4.66'da SR, T kombinasyonuna ait ÇLR yöntemi dağılım ve saçılım grafikleri verilmiştir. Korelasyon katsayısı test kümesi için 0.878 olarak hesaplanmıştır. Denklem (4.5) ile kombinasyona ait ÇLR denklemi verilmiştir.

$$ET = 0.0094 \times SR + 0.1245 \times T - 1.7034 \quad (4.5)$$



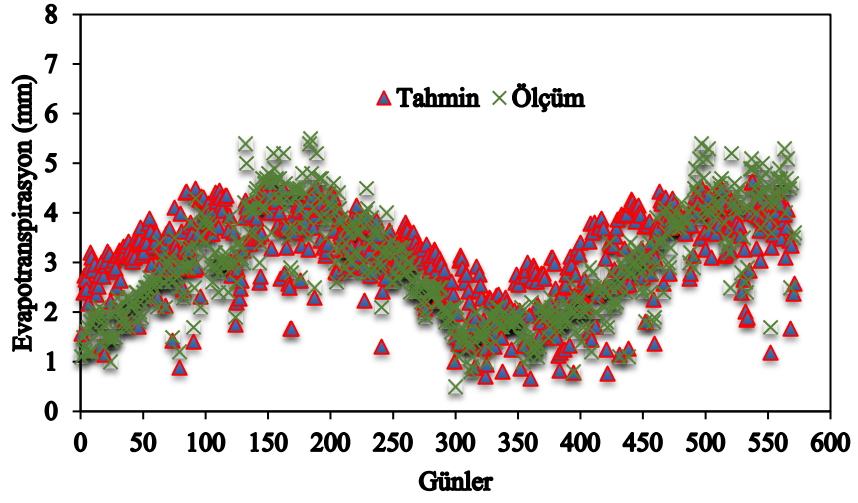
Şekil 4.67 ÇLR yöntemi SR, RH kombinasyonu dağılım grafiği



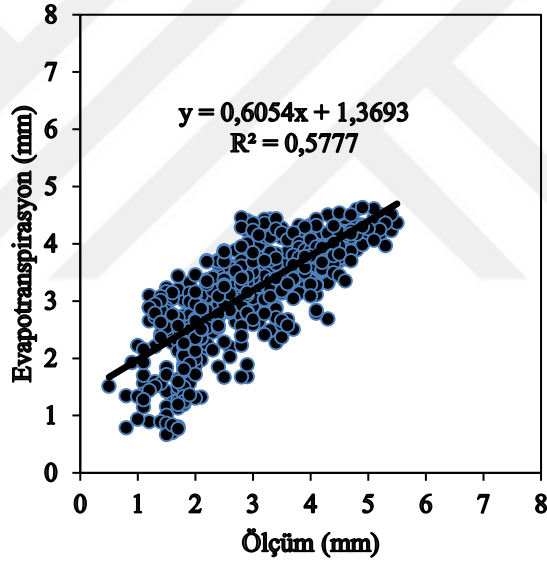
Şekil 4.68 ÇLR yöntemi SR, RH kombinasyonu saçılım grafiği

Şekil 4.67 ve Şekil 4.68 ile SR, RH kombinasyonu ÇLR yöntemi dağılım ve saçılım grafikleri verilmiştir. Denklem (4.6) ile kombinasyona ait ÇLR denklemi verilmiştir.

$$ET = 0.0181 \times SR + 0.085 \times RH - 6.8616 \quad (4.6)$$



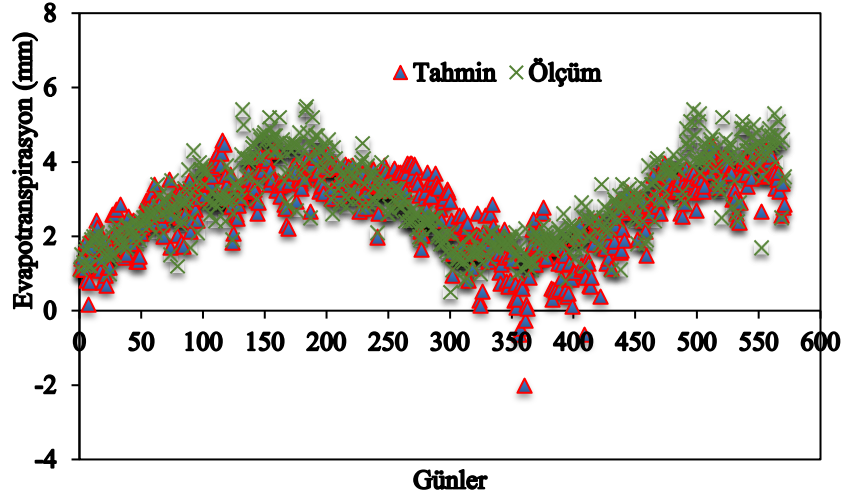
Şekil 4.69 ÇLR yöntemi SR, U kombinasyonu dağılım grafiği



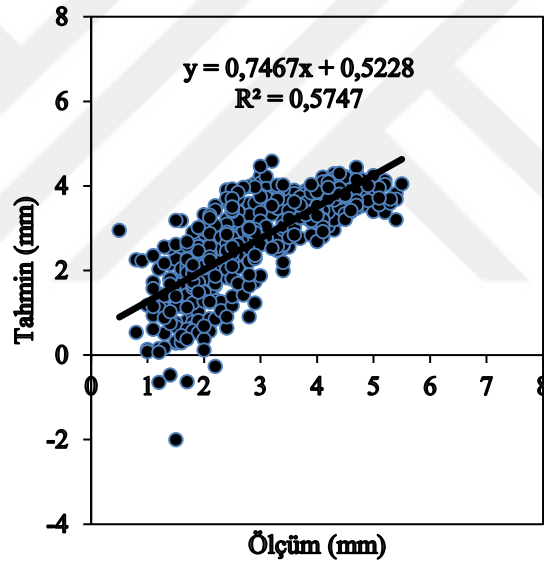
Şekil 4.70 ÇLR yöntemi SR, U kombinasyonu saçılım grafiği

Şekil 4.69 ve Şekil 4.70 SR, U kombinasyonunun dağılım ve saçılım grafikleri olarak verilmiştir. Bu kombinasyona ait test kümesi determinasyon katsayısı 0.760 olarak bulunmuştur. Denklem (4.7) ile SR, U kombinasyonunun ÇLR denklemi verilmiştir.

$$ET = 0.0117 \times SR - 0.1926 \times U + 0.8821 \quad (4.7)$$



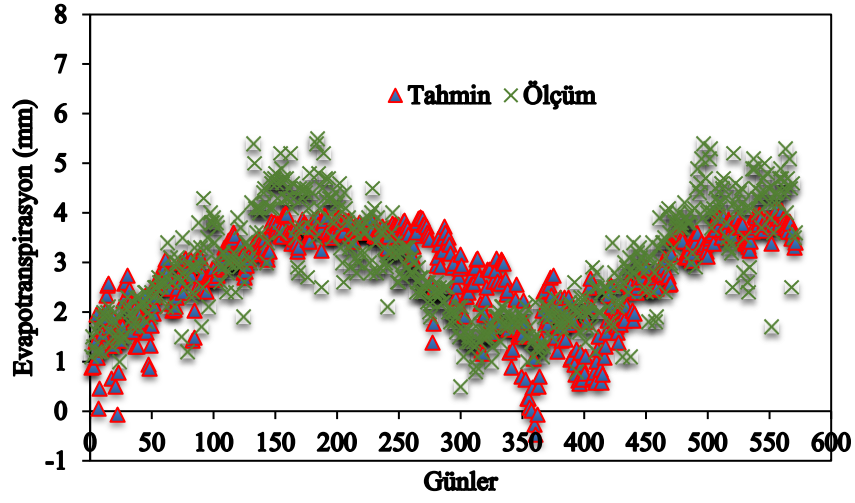
Şekil 4.71 ÇLR yöntemi T, RH kombinasyonu dağılım grafiği



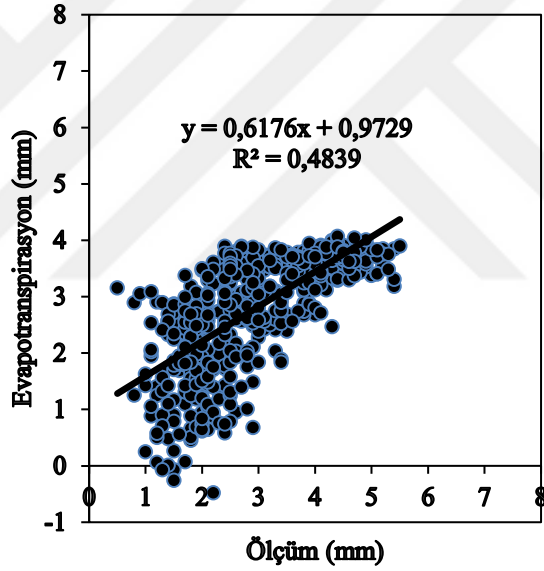
Şekil 4.72 ÇLR yöntemi T, RH kombinasyonu saçılım grafiği

Şekil 4.71 ve Şekil 4.72 ile T, RH kombinasyonuna ait test kümesi tahmin sonuçları grafikleri verilmiştir. Kombinasyonun ÇLR denklemi denklem (4.8) ile verilmiştir.

$$ET = -0.0657 \times RH + 0.1953 \times T + 3.3758 \quad (4.8)$$



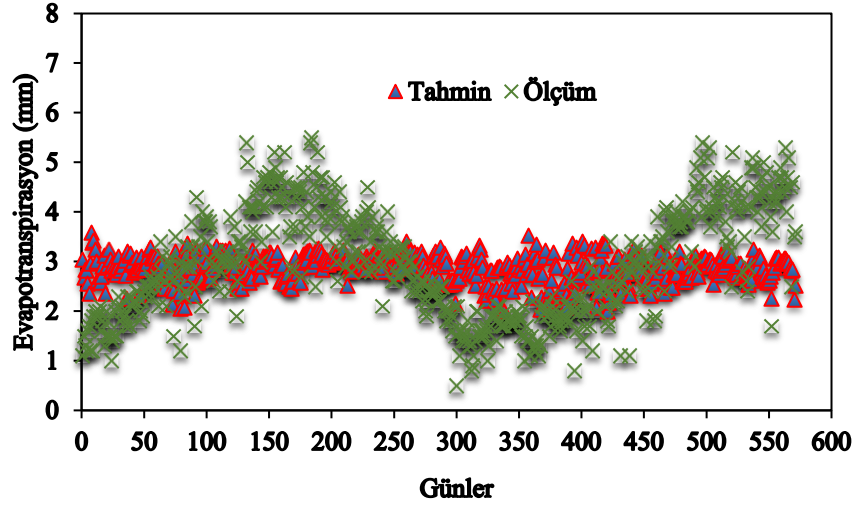
Şekil 4.73 ÇLR yöntemi T, U kombinasyonu dağılım grafiği



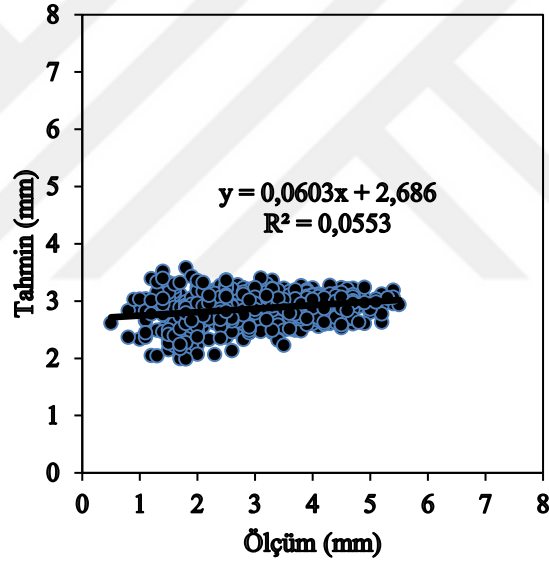
Şekil 4.74 ÇLR yöntemi T, U kombinasyonu saçılım grafiği

Şekil 4.73 ve Şekil 4.74 ile T, U kombinasyonuna ait ÇLR yöntemi test kümesi grafiklerine yer verilmiştir. Denklem (4.9) ile kombinasyona ait ÇLR denklemine yer verilmiştir.

$$ET = -0.1552 \times U + 0.1587 \times T - 0.2514 \quad (4.9)$$



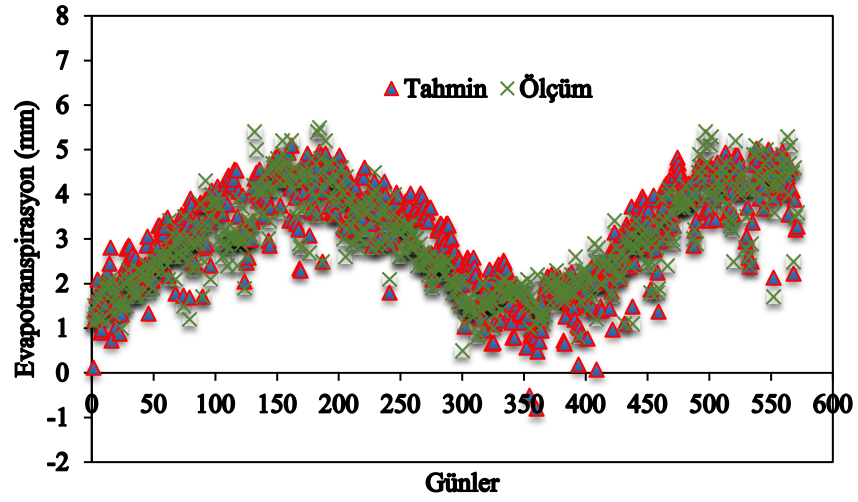
Şekil 4.75 ÇLR yöntemi RH, U kombinasyonu dağılım grafiği



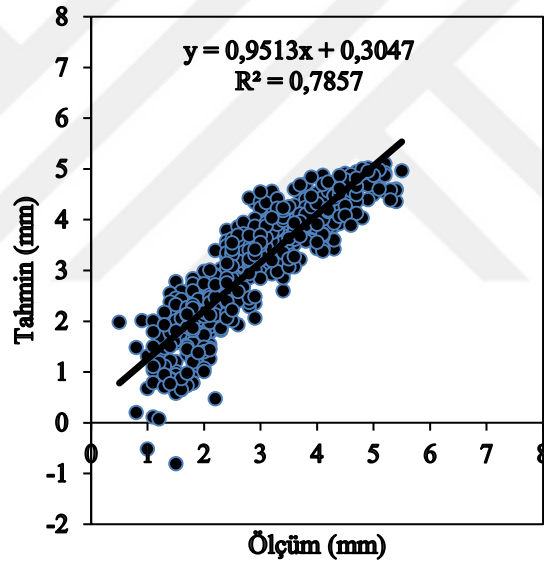
Şekil 4.76 ÇLR yöntemi RH, U kombinasyonu saçılım grafiği

Şekil 4.75 ve Şekil 4.76 ile RH, U kombinasyonu ÇLR yöntemi ile elde edilen tahmin sonuçlarının dağılım ve saçılım grafikleri test kümesi için verilmiştir. Denklem (4.10) bu kombinasyona ait çoklu lineer regresyon denklemini vermektedir.

$$ET = -0.3758 \times U - 0.0227 \times RH + 5.2242 \quad (4.10)$$



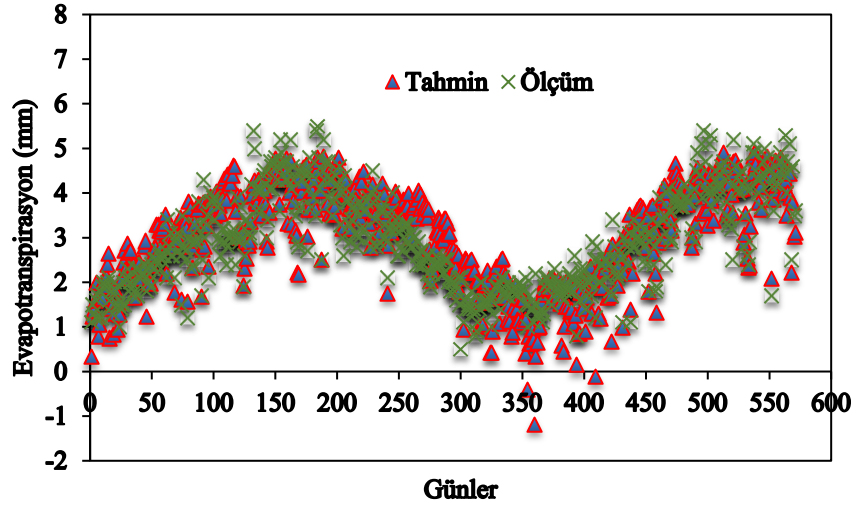
Şekil 4.77 ÇLR yöntemi SR, T, RH kombinasyonu dağılım grafiği



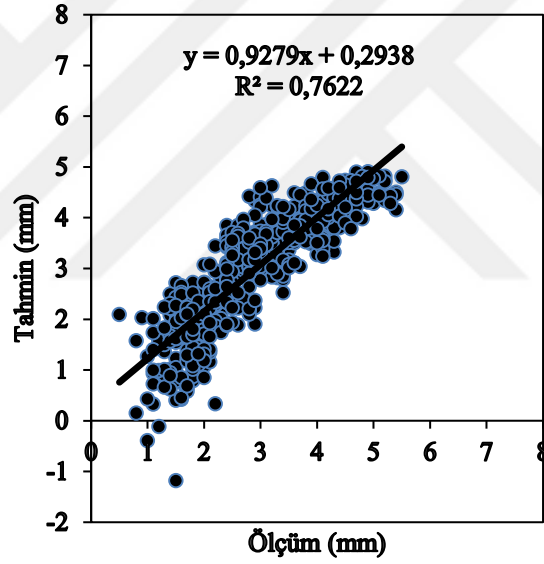
Şekil 4.78 ÇLR yöntemi SR, T, RH kombinasyonu saçılım grafiği

Şekil 4.77 ve Şekil 4.78 ile SR, T, RH üçlü kombinasyonuna ait ÇLR tahminleri grafiksel olarak verilmiştir. Bu kombinasyona ait çoklu lineer regresyon denklemi denklem (4.11) ile verilmiştir.

$$ET = 0.0113 \times SR + 0.0215 \times RH + 0.1063 \times T - 0.2366 \quad (4.11)$$



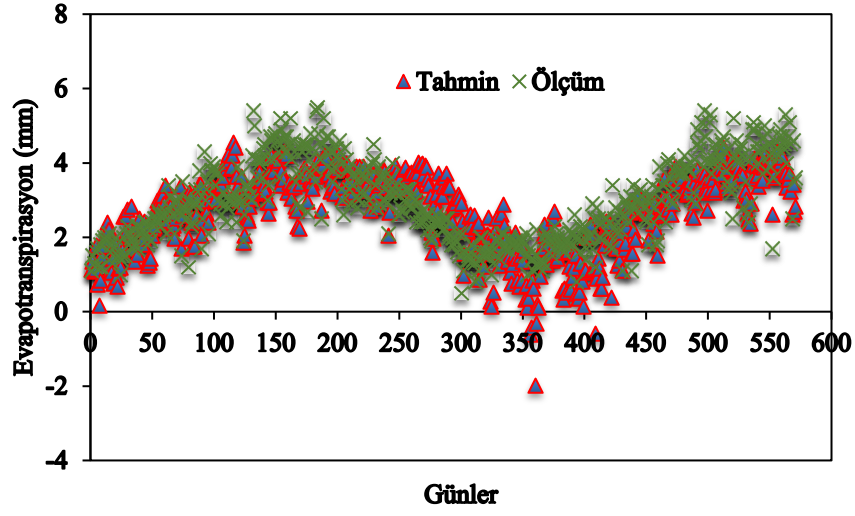
Şekil 4.79 ÇLR yöntemi SR, T, U kombinasyonu dağılım grafiği



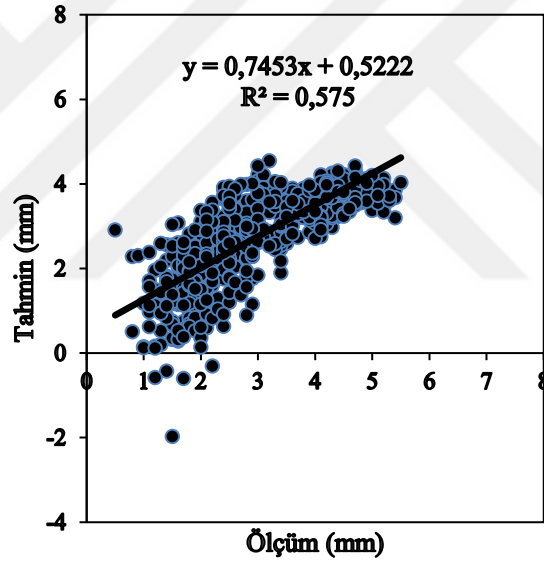
Şekil 4.80 ÇLR yöntemi SR, T, U kombinasyonu saçılım grafiği

Şekil 4.79 ve Şekil 4.80 ile SR, T, U kombinasyonuna ait ÇLR test kümesi tahmin sonuçları verilmiştir. Denklem (4.12) ile kombinasyona ait ÇLR denklemi verilmiştir.

$$ET = 0.0093 \times SR - 0.0523 \times U + 0.123 \times T - 1.5596 \quad (4.12)$$



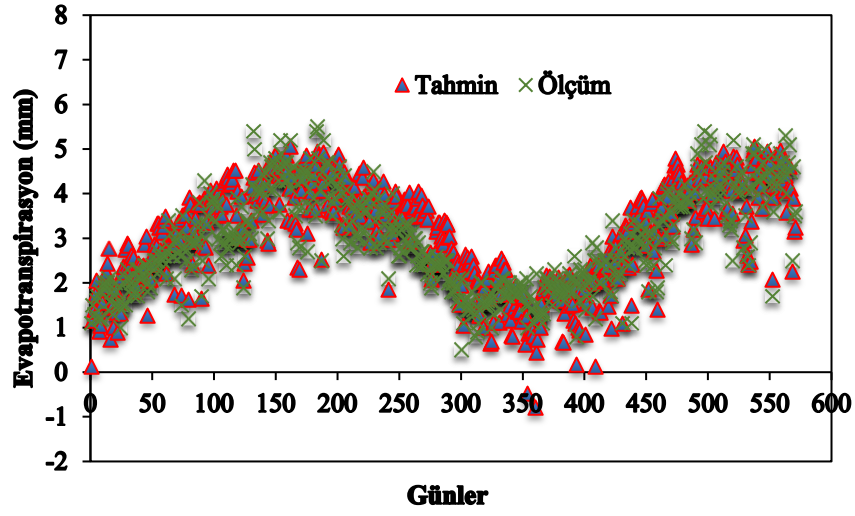
Şekil 4.81 ÇLR yöntemi T, RH, U kombinasyonu dağılım grafiği



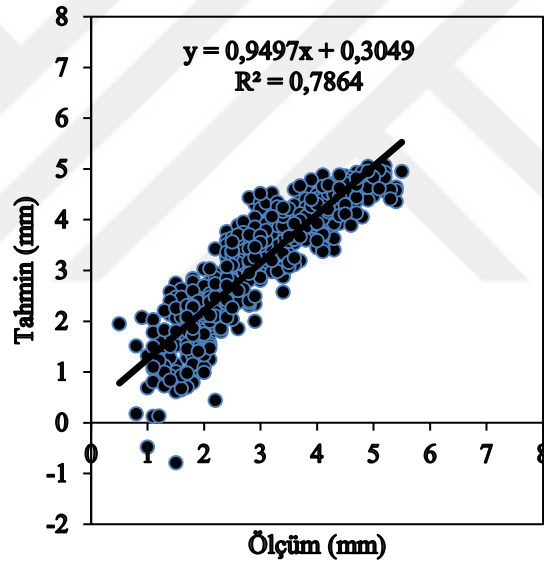
Şekil 4.82 ÇLR yöntemi T, RH, U kombinasyonu saçılım grafiği

Şekil 4.81 ve Şekil 4.82 ile son üçlü kombinasyon olan T, RH, U kombinasyonuna ait ÇLR yöntemi test kümesi tahmin sonuçları verilmiştir. Denklem (4.13) kombinasyon ait çoklu lineer regresyon denklemidir.

$$ET = -0.0721 \times U - 0.0646 \times RH + 0.1922 \times T + 3.4967 \quad (4.13)$$



Şekil 4.83 ÇLR yöntemi T, RH, U, SR kombinasyonu dağılım grafiği



Şekil 4.84 ÇLR yöntemi T, RH, U, SR kombinasyonu saçılım grafiği

Şekil 4.83 ve Şekil 4.84 SR, T, RH, U mevsimsel değişkenleri kullanılarak oluşturulan kombinasyona ait ÇLR test kümesi tahmin sonuçlarını göstermektedir. Denklem (4.14) kombinasyona ait çoklu lineer regresyon denklemini vermektedir.

$$ET = 0.0113 \times SR - 0.059 \times U + 0.0222 \times RH + 0.1039 \times T - 3.1209 \quad (4.14)$$

Çizelge 4.3 ÇLR yöntemi test kümesi parametre etkisi istatistikleri

Test Sonuçları			
Parametre Kombinasyonları	Determinasyon Katsayısı	OMH	OKH
SR	0,749	0,579	0,634
T	0,697	0,671	0,665
RH	0,034	0,931	1,203
U	0,262	0,882	1,108
SR, T	0,878	0,452	0,316
SR, RH	0,882	0,561	0,474
SR, U	0,760	0,613	0,545
T, RH	0,758	0,621	0,613
T, U	0,696	0,677	0,677
RH, U	0,235	0,885	1,124
SR, T, RH	0,886	0,455	0,321
SR, T, U	0,873	0,456	0,331
T, RH, U	0,758	0,624	0,614
SR, T, RH, U	0,887	0,450	0,318

ÇLR yöntemi kullanılarak yapılan parametre araştırmasına göre test kümesi determinasyon katsayısı, OMH, OKH istatistikleri Çizelge 4.3 ile verilmiştir. Parametreler bağımsız değişkenler olarak ele alındığında ASBÇ sisteminden farklı olarak en iyi performansı gösteren parametrenin T değil SR parametresi olduğu görülmüştür. Buna karşın ASBÇ sistemi ile uyumlu olarak RH ve U parametrelerinin bağımsız değişkenler olarak yaptıkları tahminlerin anlamlı olmadığı anlaşılmıştır. R, OMH ve OKH istatistikleri birlikte dikkate alındığında ikili kombinasyonlar arasında en iyi performansı SR, T kombinasyonu göstermiştir. Üçlü kombinasyonlar arasında ise en iyi performansı gösteren kombinasyonun SR, T, RH, U kombinasyonu olduğu görülmüştür.

ASBÇ sistemi test kümesi parametre etkisi araştırması ile ÇLR yöntemi test kümesi parametre araştırması istatistiksel karşılaştırması Çizelge 4.4 ile verilmiştir.

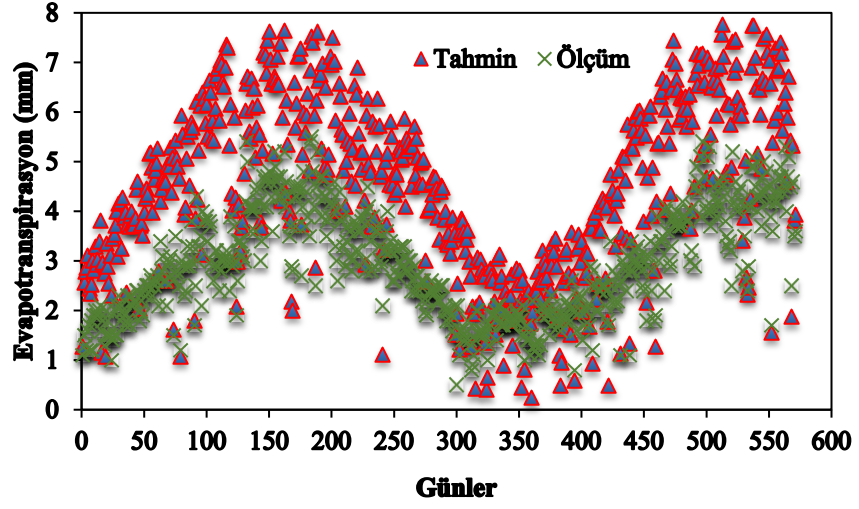
Çizelge 4.4 ASBÇ sistemi ile ÇLR yönteminin test kümesi tahminlerinin karşılaştırılması

Parametre Kombinasyonları	ASBÇ sistemi test kümesi sonuçları			ÇLR yöntemi test kümesi sonuçları		
	Determinasyon Katsayısı	OMH	OKH	Determinasyon Katsayısı	OMH	OKH
SR	0,711	0,656	0,630	0,749	0,579	0,634
T	0,749	0,574	0,533	0,697	0,671	0,665
RH	0,332	0,878	1,083	0,034	0,931	1,203
U	0,244	0,884	1,117	0,262	0,882	1,108
SR, T	0,885	0,434	0,308	0,878	0,452	0,316
SR, RH	0,884	0,661	0,660	0,882	0,561	0,474
SR, U	0,738	0,620	0,565	0,760	0,613	0,545
T, RH	0,796	0,542	0,479	0,758	0,621	0,613
T, U	0,753	0,575	0,531	0,696	0,677	0,677
RH, U	0,375	0,848	1,039	0,235	0,885	1,124
SR, T, RH	0,905	0,498	0,414	0,886	0,455	0,321
SR, T, U	0,885	0,438	0,316	0,873	0,456	0,331
T, RH, U	0,793	0,538	0,480	0,758	0,624	0,614
SR, T, RH, U	0,905	0,482	0,371	0,887	0,450	0,318

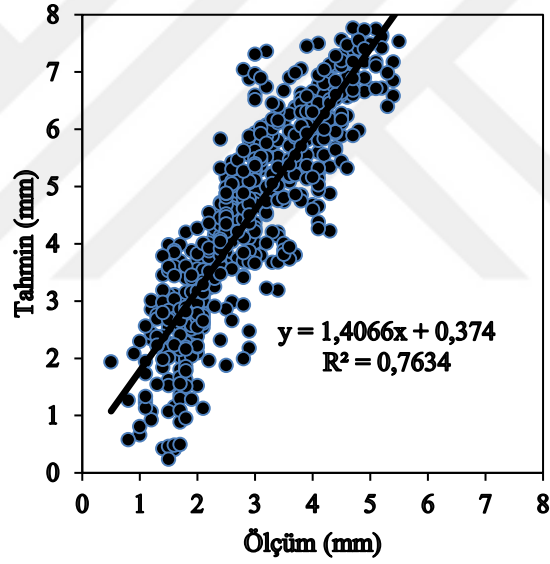
Çizelge 4.4 ile istatistikleri verilen parametre kombinasyonları incelendiğinde ABÇS sistemi için en etkili bağımsız değişken T iken ÇLR yönteminde en etkili parametre SR olmuştur. Bunun dışındaki ikili, üçlü kombinasyonlar ve dördümlü kombinasyon sonuçları istatistiksel olarak aynı ölçüde olmasa da büyük ölçüde örtüşmektedir. Çizelge 4.4'te bağımsız değişkenler, ikili, üçlü ve dördümlü kombinasyonların en iyi sonuç veren istatistikleri koyu renkte işaretlenmiştir.

4.3 Hargreaves – Samani Ampirik Denklem Sonuçları

Bu bölümde daha önce denklemleri verilen Hargreaves – Samani Ampirik denkleminin test kümesine uygulanması ile elde edilen sonuçların dağılım grafiği Şekil 4.85 ve saçılım grafiği Şekil 4.86 ile verilmiştir. Sonuçlara ait R, OKH ve OMH istatistikleri verilmiştir.



Şekil 4.85 Hargreaves Samani denklemi dağılımı

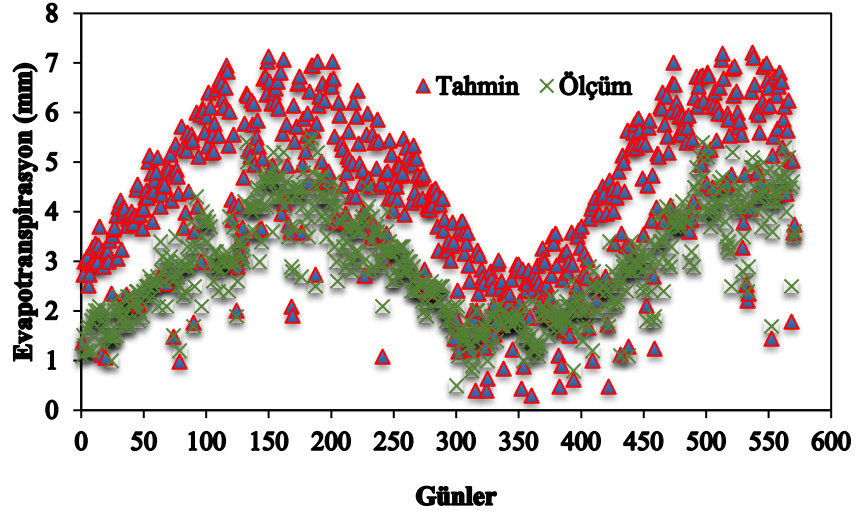


Şekil 4.86 Hargreaves Samani denklemi saçılımı

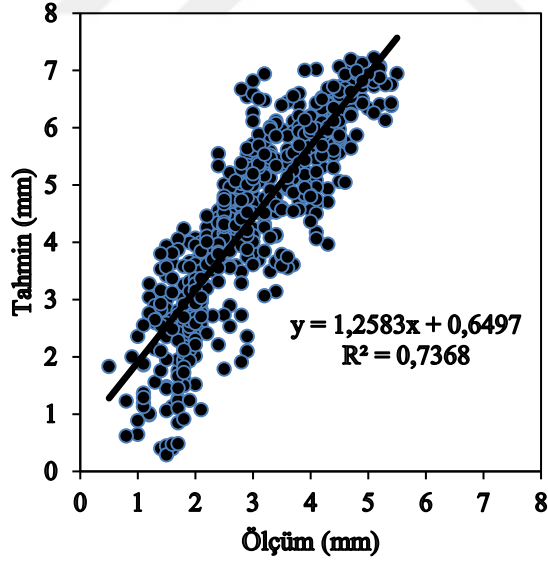
Hargreaves – Samani denklemi korelasyon katsayısı $R = 0.874$, $OMH = 1.631$ ve $OKH = 3.383$ olarak hesaplanmıştır.

4.4 Ritchie Ampirik Denklemi Sonuçları

Daha önce denklemi verilen Hargreaves – Samani ampirik denkleminin test kümesine uygulanması ile elde edilen sonuçların dağılım grafiği Şekil 4.87 ve saçılım grafiği Şekil 4.88 ile verilmiştir. Sonuçlara ait R, OKH ve OMH istatistikleri verilmiştir.



Şekil 4.87 Ritchie denklemi dağılımı

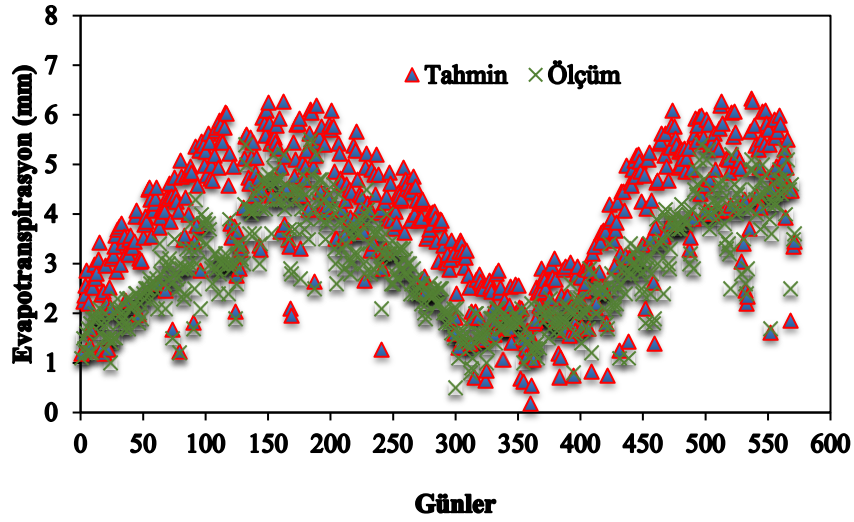


Şekil 4.88 Ritchie denklemi saçılımı

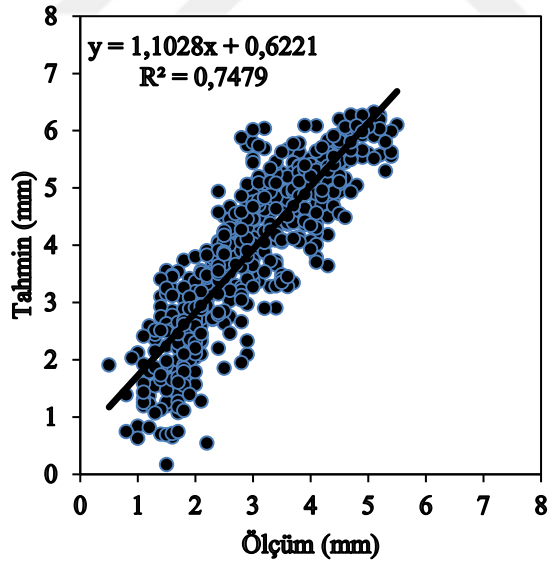
Ritchie denklemi korelasyon katsayısı $R = 0.858$, $OMH = 1.476$ ve $OKH = 2.733$ olarak hesaplanmıştır.

4.5 Turc Ampirik Denklemi Sonuçları

Turc denklemi ile elde edilen sonuçların dağılım grafiği Şekil 4.89 ve saçılım grafiği Şekil 4.90 ile verilmiştir.



Şekil 4.89 Turc denklemi dağılımı

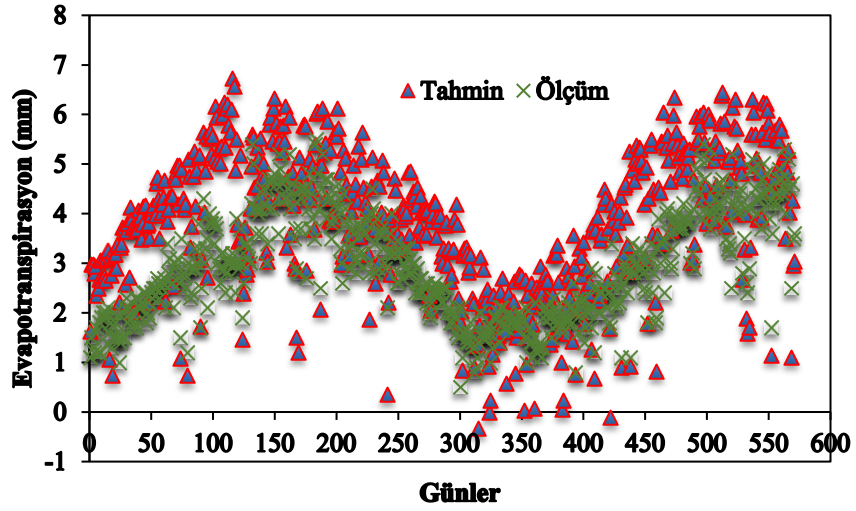


Şekil 4.90 Turc denklemi saçılımı

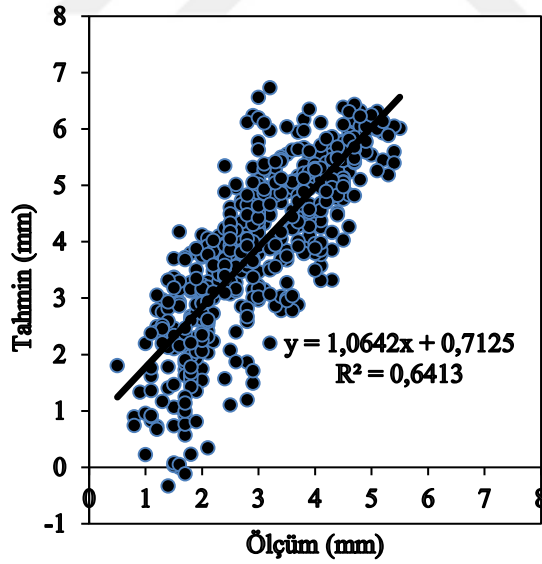
Turc denklemi korelasyon katsayısı $R = 0.865$, OMH = 1.002 ve OKH = 1.352 olarak hesaplanmıştır.

4.6 Penman Monteith Ampirik Denklemleri Sonuları

Penman Monteith denklemleri ile elde edilen sonuların daėılım grafiėi Őekil 4.91 ve saılım grafiėi Őekil 4.92 ile verilmiřtir.



Őekil 4.91 Penman Monteith denklemleri daėılımı



Őekil 4.92 Penman Monteith denklemleri saılımı

Penman Monteith denklemleri korelasyon katsayısı $R = 0.801$, $OMH = 1.065$ ve $OKH = 1.566$ olarak hesaplanmıřtır.

Denklemlere ait istatistiksel veriler, ASBÇ sisteminin ve ÇLR yönteminin en iyi sonuç veren kombinasyonuna ait istatistikler Çizelge 4.5 ile verilmiştir. Kullanılan yöntemler/ampirik denklemler arasında en iyi performansı ASBÇ sistemi göstermiştir. Çalışılan bölge için en iyi ampirik denklem sonuçlarını korelasyon katsayısı ve hata oranları birlikte incelendiğinde Turc denkleminin verdiği anlaşılmıştır. ÇLR yönteminin de kullanılan ampirik denklemlerden daha iyi sonuçlar verdiği tespit edilmiştir.

Çizelge 4.5 Bütün yöntemlerden elde edilen en iyi sonuçlara ait istatistikler

KullanılanYöntem/ Denklem	Determinasyon Katsayısı	OMH	OKH
ASBÇ Sistemi	0,905	0,482	0,371
ÇLR	0,887	0,450	0,318
Hargreaves - Samani	0,874	1,631	3,383
Turc	0,865	1,002	1,352
Ritchie	0,858	1,476	2,733
Penman Monteith	0,801	1,065	1,566

5. SONUÇLAR ve ÖNERİLER

Çalışmanın ilk aşamasında SR, T, RH, U iklimsel parametrelerinin evapotranspirasyon olayı üzerindeki etkinliği araştırılmıştır. Her bir parametrenin evapotranspirasyona etkisi ASBÇ sistemi ve ÇLR yöntemleri kullanılarak incelenmiştir. ASBÇ sistemi hem eğitim kümesi hem test kümesi sonuçlarına göre tekil olarak en etkin parametre T parametresi olmuştur. ÇLR yöntemi parametre etkisi sadece test kümesi kullanılarak yapılmış, burada en etkin değişken SR değişkeni olmuştur. Bu iki parametre etkisi yöntem sonuçlarından hareketle, evapotranspirasyonun tahmininde çalışılan bölge için ÇLR ve ASBÇ sistemi metodlarının farklı iklimsel verileri temel alarak modeller oluşturduğu anlaşılmıştır.

Eğitim kümesi sonuçları (eğitim kümesinin hem eğitim için hem de modelin test edilmesi için kullanıldığı yöntem) test kümesi ile eğitim kümesi arasındaki farklılıkların ve benzerliklerin incelenmesi açısından verilmiştir. Benzer mantıkla 2287 günlük iklimsel veri tez çalışması kapsamında paylaşmadığından buna karşın eğitim kümesi ve test kümesi özelliklerini tanımak açısından, veri kümelerine ait istatistiksel bilgiler ilk bölümde paylaşılmıştır. Eğitim kümesi ve test kümesi ile ET arasındaki ilişkiye bakıldığında veri kümelerinin benzer özellikler taşıdığı dolayısıyla kabul edilebilir bir test aşaması gerçekleştirilebileceği anlaşılmaktadır.

ASBÇ sistemi, ÇLR yöntemi ve Hargreaves- Samani, Turc, Ritchie, Penman-Monteith ampirik denklemlerine ait sonuçlar incelendiğinde en iyi sonuçları veren metodun ASBÇ sistemi olduğu anlaşılmaktadır. Bu sonuçlardan hareketle ASBÇ sisteminin ve ÇLR yönteminin ET tahminlerinde etkili yöntemler olarak kullanılabileceği görülmüştür.

Ampirik denklemlere ait sonuçlar incelendiğinde OMH ve OKH hata oranları da dikkate alınarak en iyi değerleri veren denklemin Turc ampirik denklemi olduğu tespit edilmiştir.

Özellikle çeşitli iklimsel parametrelerin kayıt altına alınmadığı bölgelerde ET hesaplamalarına veya tahminlerine ihtiyaç duyuluyor ise ASBÇ sistemi test sonuçlarından anlaşılacağı üzere bölgedeki T ve SR değişkenlerine ait kayıtlar birlikte kullanılarak gerçeğe oldukça yakın tahminler elde etmek mümkün olacaktır. Sadece belirtilen iki değişkeni kullanan ASBÇ sistemi sonuçları dahi ampirik denklem sonuçlarından daha iyi sonuçlar vermiştir. Benzer şekilde ÇLR yönteminde SR, T parametreleri kullanılarak oluşturulan regresyon denklemi sonuçları da ampirik denklem sonuçlarına göre çalışılan bölgede ölçülen değerlere daha yakın çıkmıştır.

Sonuç olarak bulanık mantık ve yapay sinir ağları yöntemlerinin bir birleşimi olan ASBÇ sistemi, iklimsel veriler kullanılarak ET modellenmesinde kullanılmış, sonuçların kullanılabilir düzeyde anlamlı olduğu istatistiksel değerlendirme yöntemleri kullanılarak belirlenmiştir.

Kullanılan yöntemlerle ilgili genel bir kanıya varmak için yöntemlerin farklı iklimsel bölgelere de uygulanmasının doğru olacağı düşünülmektedir.

KAYNAKLAR

- Allen, R.G., Pereira, L.S., Raes, D., and Smith, M., "Crop evapotranspiration guidelines for computing crop water requirements." Proc., FAO Irrigation and Drainage, , Food and Agriculture Organization of the United Nations, Paper, Rome, No. 56, 1998.
- Bayazıt, M., Hidroloji, Birsen Yayınevi, İstanbul, 2003.
- Bayazıt M., Oguz B. 1998. Probability and Statistics for Engineers. Birsen Publishing House: Istanbul, Turkey; 159 pp.
- Brutsaert, W.H., Evaporation into the Atmosphere, D. Reidel Publishing Company, Dordrecht, The Netherlands, 1982.
- Chattopadhyay, S., Jain, R., Chattopadhyay, G. (2009). Estimating potential evapotranspiration from limited weather data over Gangetic West Bengal, India: a neurocomputing approach. *Meteorological Applications*, 16, 403-411.
- Doğan, E. (2008). Reference evapotranspiration estimation using adaptive neuro-fuzzy inference systems. *Irrigation and Drainage*, 58(5), 617-628.
- Elmas, Ç., Yapay zeka uygulamaları, Seçkin Yayıncılık, 2007.
- "Environment and Climate Change" Erişim adresi: <https://www.ec.gc.ca/eau-water/default.asp?lang=En&n=23CEC266-1> Erişim Tarihi: 03.01.2016
- Grima, M.A., Neuro-Fuzzy Modeling in Engineering Geology, A.A.Balkema, Rotterdam, pp. 244, 2000.
- Hargreaves G.H., Samani Z.A., 1985. Reference crop evapotranspiration from temperature. *Applied Engineering in Agriculture* 1: 96–99.
- Jang, J.S.R., "ANFIS Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference Systems," *Man, and Cybernetics*, Vol. 23, No. 3, May, 665-685 1993.
- Jensen, M.E., Burman, R.D., and Allen, R.G., Evapotranspiration and Irrigation Water Requirements. ASCE Manuals and Reports on Engineering Practices No. 70., ASCE, New York, USA., 1990.

- Jones J.W., Ritchie J.T., 1990. Crop growth models. In Management of Farm Irrigation System, Hoffman GJ, Howel TA, Solomon KH (eds), ASAE Monograph No. 9. ASAE: St Joseph, MI; 63–89.
- Kişi, Ö. (2006). Generalized regression neural networks for evapotranspiration modelling. *Hydrological Sciences*, 51(6), 1092-1105.
- Kişi, Ö. (2007). Evapotranspiration modelling from climatic data using a neural computing technique. *Hydrological Processes*, 21, 1925-1934.
- Kişi, Ö. (2008). The potential of different ANN techniques in evapotranspiration modelling. *Hydrological Process*, 22, 2449-2460.
- Kişi, Ö. (2009a). Modeling monthly evaporation using two different neural computing techniques. *Irrigation Science*, 27, 417-430.
- Kişi, Ö. (2009b). Daily pan evaporation modelling using multi-layer perceptrons and radial basis neural networks. *Hydrological Process*, 23, 213-223.
- Kişi, Ö. (2010). Fuzzy genetic approach for modelling reference evapotranspiration. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 136, 175-183.
- Klir, J.G., Yuan, B., Fuzzy sets and fuzzy logic theory and applications, Prentice Hall-New Jersey, 1995.
- Landeras, G., Ortiz-Barredo, A., Lopez, J.J. (2008). Comparison of artificial neural network models and empirical and semi-empirical equations for daily reference evapotranspiration estimation in the Basque Country (Northern Spain). *Agricultural Water Management*, 95, 553-565.
- Mamdani, E.H. and S. Assilian, "An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller," *International Journal of Man-Machine Studies*, Vol. 7, No. 1, pp. 1-13, 1975.
- Naoum, S., and Tsanis, I.K. Hydroinformatics in evapotranspiration estimation. *Environ. Model. Software* 18, 261–271, 2003.
- Pal, M., Deswal, S. (2009). M5 model tree based modelling of reference evapotranspiration. *Hydrological Process*, 23, 1437-1443.

- Sarı, M., Murat, Y. Ş., Kırabalı, M., Fuzzy logic modelling approach and applications, Dumlupınar University Journal of Institute of Sciences, 9(9):77-92, 2005.
- Smith, M., Allen, R., and Pereira, L., Revised FAO methodology for crop water requirements. Land and Water Development Division, FAO, Rome, Italy, 1997.
- Sobrinho, J.A., Gomez, M., Munoz, J.C.J., Oliso, A., and Chehbouni, G., “A simple algorithm to estimate evapotranspiration from DAIS data: Application to the DAISEX campaigns.” J. Hydrol., 315, 117–125, 2005.
- Şen, Z., Bulanık mantık ve modelleme ilkeleri, ISBN: 9758509233, Bilge Kültür Sanat Yayınevi, İstanbul, 2001.
- Takagi, T., Sugeno, M., Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control, IEEE Trans. On Systems, Man and Cybernetics, 15(1):116-132, 1985.
- Turc L. 1961. Evaluation des besoins en eau d'irrigation, évapotranspiration potentielle, formulation simplifiée et mise à jour. Annales Agronomiques 12: 13–49.
- Yılmaz, A., (2015), Sinirsel bulanık mantık modeliyle kanser risk analizi, Doktora, Sakarya Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Sakarya.
- Zadeh, L.A., Fuzzy sets, information and control, 8(3):338-353, 1965.

ÖZGEÇMİŞ

1. Adı Soyadı: Yunus Ziya KAYA

2. Doğum Tarihi: 25/07/1990

3. Ünvanı: Araştırma Görevlisi

4. Öğrenim Durumu:

Derece	Alan	Üniversite	Yıl
Lisans	İnşaat Mühendisliği A.B.D.	Mustafa Kemal Üniversitesi	2009- 2013
Yüksek. Lisans	İnşaat Mühendisliği A.B.D.	Osmaniye Korkut Ata Üniversitesi	2014 - 2016

5. Akademik Ünvanlar

Araştırma Görevlisi: 2014- Osmaniye Korkut Ata Üniversitesi, Hidrolik

6. Yönetilen Yüksek Lisans ve Doktora Tezleri

6.1. Yüksek Lisans Tezleri

6.2. Doktora Tezleri

7. Yayınlar

**7.1. Uluslararası Science Citation Index (SCI) ve Social Citation Index (SSCI)
Tarafından Taranan Dergilerde Yayınlanmış Makaleler**

**7.2. Diğer Bilimsel Dergilerde Yayınlanmış Makaleler (SCI veya SSCI'ya
Girmeyen)**

7.3. Uluslararası Bilimsel Toplantılarda Yayınlanmış Bildiriler

- 1. Kaya, Y.Z., Üneş, F., Mamak, M.,** “Prediction of Evapotranspiration with Daily Meteorological Data Using M5 Model Tree”, 3rd International Conference on Engineering and Natural Sciences (ICENS), BOSNIA and HERZEGOVINA-Sarajevo, pp. 1976-1982, 24-28 May 2016.

2. **Kaya, Y.Z., Üneş, F., Mamak, M.,** “Estimating Evapotranspiration Using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System and Hargreaves- Samani Method”, 3rd International Conference on Engineering and Natural Sciences (ICENS), BOSNIA and HERZEGOVINA-Sarajevo, pp. 1983-1989, 24-28 May 2016.

7.4. Ulusal Bilimsel Toplantılarda Yayımlanmış Bildiriler

7.5. Yazılan uluslararası kitaplar veya kitaplarda bölümler

7.6. Uluslararası atıflar

8. Sonuçlandırılmış Projeler

9. İdari Görevler

10. Bilimsel ve Mesleki Kuruluşlara Üyelikler

11. Ödüller

12. Son İki Yılda Verdiği Lisans ve Lisans Üstü Düzeyindeki Dersler