



**FARKLI PARAMETRELER KULLANILARAK
YAPAY SİNİR AĞLARIYLA AKIM TAHMİNLERİNİN
YAPILABİLİRLİĞİNİN ARAŞTIRILMASI: FİLYOS
NEHRİ HAVZASI ÖRNEĞİ**

M.Wasim POPAL

**2022
YÜKSEK LİSANS TEZİ
İNŞAAT MÜHENDİSLİĞİ**

**Tez Danışmanı
Prof. Dr. Tülay EKEMEN KESKİN**

**FARKLI PARAMETRELER KULLANILARAK YAPAY SINIR
AĞLARIYLA AKIM TAHMİNLERİNİN YAPILABİLİRLİĞİNİN
ARAŞTIRILMASI: FİLYOS NEHRİ HAVZASI ÖRNEĞİ**

M.Wasim POPAL

**T.C.
Karabük Üniversitesi
Lisansüstü Eğitim Enstitüsü
İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalında
Yüksek Lisans Tezi
Olarak Hazırlanmıştır**

**Tez Danışmanı
Prof. Dr. Tülay EKEMEN KESKİN**

**KARABÜK
Ağustos 2022**

M.Wasim POPAL tarafından hazırlanan “FARKLI PARAMETRELER KULLANILARAK YAPAY SİNİR AĞLARIYLA AKIM TAHMİNLERİNİN YAPILABİLİRLİĞİNİN ARAŞTIRILMASI: FİLYOS NEHRİ HAVZASI ÖRNEĞİ” başlıklı bu tezin Yüksek Lisans Tezi olarak uygun olduğunu onaylarım.

Prof. Dr. Tülay EKEMEN KESKİN
Tez Danışmanı, İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalı

Bu çalışma, jürimiz tarafından Oy Birliği ile İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalında Yüksek Lisans tezi olarak kabul edilmiştir. 25/08/2022

<u>Ünvanı, Adı SOYADI (Kurumu)</u>	<u>İmzası</u>
Başkan : Prof. Dr. Tülay EKEMEN KESKİN (KBÜ)
Üye : Doç. Dr. Osman SÖNMEZ (SAÜ)
Üye : Dr. Öğretim Üyesi Fatih SAKA (KBÜ)

KBÜ Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Yönetim Kurulu, bu tez ile, Yüksek Lisans derecesini onamıştır.

Prof. Dr. Hasan SOLMAZ
Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Müdürü

“Bu tezdeki tüm bilgilerin akademik kurallara ve etik ilkelere uygun olarak elde edildiğini ve sunulduğunu; ayrıca bu kuralların ve ilkelerin gerektirdiği şekilde, bu çalışmadan kaynaklanmayan bütün atıfları yaptığımı beyan ederim.”

M.Wasim POPAL

ÖZET

Yüksek Lisans Tezi

FARKLI PARAMETRELER KULLANILARAK YAPAY SİNİR AĞLARIYLA AKIM TAHMİNLERİNİN YAPILABİLİRLİĞİNİN ARAŞTIRILMASI: FİLYOS NEHRİ HAVZASI ÖRNEĞİ

M.Wasim POPAL

Karabük Üniversitesi

Lisansüstü Eğitim Enstitüsü

İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalı

Tez Danışmanı:

Prof. Dr. Tülay EKEMEN KESKİN

Ağustos 2022, 104 sayfa

Su kaynakları yeryüzündeki yaşam formunun temel ihtiyaçlarının başında gelmektedir. Düzenli insan yaşamını sağlamak için halihazırda bulunan su kaynaklarını korumak ve doğru kullanmak için akıllı ve öncelikli planlamaların yapılması şarttır. Yapılacak çalışma planlamasının başında ileride kullanılması istenecek su kaynağının her açıdan kapasitesi hesaplanıp netleştirilmelidir. Bu sebepten dolayı, akış sistemlerinin işleyişi ile ilgili bir takım problemler hakkında temel bilgiler sağlamak için akım değerlendirmesi, tahmini ve kıyaslaması gereklidir. Bu tez çalışmasında, Batı Karadeniz Havzasının bir alt havzası olan Filyos Nehri Havzasında yer alan 7 adet akım gözlem istasyonunun aylık ortalama debi değerleri ve 5 adet meteoroloji istasyonunun aylık toplam yağış, aylık ortalama sıcaklık ve aylık ortalama nispi nem verileri kullanılarak akım tahminlerinin yapılması amaçlanmıştır. Çalışmada, tüm istasyonlar için ortak zaman dilimi olan 1965 ile 2015 yılları arasında

7 farklı akım istasyonundan elde edilen 609'ar aylık ortalama debi veri seti ve 5 farklı meteoroloji istasyonunun 609'ar adet yağış, 609'ar adet sıcaklık ve 609'ar adet nispi nem veri setleri kullanılarak akım (debi) değerlerinin tahmini için, istasyonların birbirleri üzerindeki etkisi ve etkinliği test edilerek tahminler yapılmıştır. Son zamanlarda gösterdiği pratikliği, üstün performans ve başarısından ötürü geleneksel yöntemlerin yerine oldukça fazla tercih edilen yapay zeka metotları karmaşık lineer olmayan problemleri modellemedeki başarılarından dolayı bu tezde de tercih edilmiştir. Çalışma kapsamında mevcut herhangi bir istasyondaki akım verilerinin diğer istasyonlara ait akım ve tüm istasyonlara ait meteorolojik veriler kullanılarak tahmin edilmesi amacıyla, ileri beslemeli çok katmanlı yapay sinir ağları (ANN) modeli, destek vektör makineleri (SVM) algoritmaları ve çoklu lineer regresyon (MLR) analizi algoritmaları kullanılarak modeller eğitilip test edilmiştir. Her bir veri setinin % 75'i modeli eğitmek, geri kalan % 25'i ise modelin başarısını test etmek amacı ile kullanılmıştır. Analizlerin tümü son yıllarda veri madenciliği ve tahmin çalışmalarında analiz sonuçlarının doğruluğu ve kullanım kolaylığı açısından çok fazla tercih edilen Python yazılımı ve bünyesinde bulunan NumPy, Pandas ve Matplotlib kütüphaneleri kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Sonuçları karşılaştırıp kıyaslayarak tahmin doğruluk oranlarının saptanması için ortalama mutlak sapma (MAD), ortalama mutlak hata (MAE), regresyon katsayısı (r^2) ve Ortalama Karekök Hata (RMSE) değerlendirme kriterleri kullanılmıştır. Çalışılan analizler sonrasında, MLR algoritması ve ANN algoritmasının bu tarz problemlerde SVM algoritmasına göre daha başarılı ve güvenilir sonuçlar verdiği görülmüştür ve daha etkili olarak kullanılabileceği sonucuna varılmıştır.

Anahtar Sözcükler : Akım Modellemesi, Akım Tahminleri, Yapay Sinir Ağları (ANN), Destek Vektör Makineleri (SVM), Çoklu Lineer Regresyon (MLR), Filyos Nehri Havzası.

Bilim Kodu : 91106

ABSTRACT

M. Sc. Thesis

INVESTIGATION OF THE FEASIBILITY OF FLOW ESTIMATES BY ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS USING DIFFERENT PARAMETERS: THE CASE OF FILYOS RIVER BASIN

M.Wasim POPAL

**Karabük University
Institute of Graduate Programs
Department of Civil Engineering**

Thesis Advisor:

Prof. Dr. Tülay EKEMEN KESKİN

August 2022, 104 pages

Water resources are one of the basic needs of life on earth. In order to ensure a regular human life, it is essential to make smart and prioritized planning in order to protect and correctly use the existing water resources. At the beginning of the work planning to be done, the capacity of the water resource to be used in the future should be calculated and clarified in all respects. For this reason, flow evaluation, estimation and comparison are necessary to provide basic information about a number of problems related to the operation of flow systems. In this thesis, it is aimed to make flow forecasts using the monthly average flow values of 7 different flow observation stations in the Filyos River Basin, a sub-basin of the Western Black Sea River Basin, and the monthly total precipitation, monthly average temperature and monthly average relative humidity data of 5 meteorology stations. In the study, the flow (discharge) rates were estimated using monthly average flow datasets obtained from 7 different

flow stations between 1965 and 2015, which is the common time period for all stations, and 609 precipitation for each station, 609 temperature and 609 relative humidity datasets for each station from 5 different meteorological stations. For this purpose, estimates were made by testing the effects and effectiveness of stations on each other. Artificial intelligence methods, which have recently been preferred over traditional methods due to their practicality, superior performance and success, have also been preferred in this thesis due to their performance in modeling complex nonlinear problems. Within the scope of the study, the feed forward multilayer artificial neural networks (ANN) model, support vector machines (SVM) algorithms and multiple linear regression (MLR) analysis were used to estimate the flow data at any existing station using the flow of other stations and the meteorological data of all stations. Models were trained and tested using algorithms. 75% of each dataset was used to train the model and the remaining 25% was used to test the success of the model. All of the analyzes were carried out using Python software and libraries inside such as NumPy, Pandas and Matplotlib libraries, which has been highly preferred in terms of accuracy and ease of use in data mining and estimation studies in recent years. Mean absolute deviation (MAD), mean absolute error (MAE), regression coefficient (r^2) and root mean square error (RMSE) evaluation criteria were used to determine the prediction accuracy rates by comparing the results. After the analysis, it was seen that the MLR algorithm and the ANN algorithm gave more successful and reliable results than the SVM algorithm in such problems and it was concluded that they could be used more effectively.

Key Word : Flow Modeling, Flow Predictions, Artificial Neural Networks (ANN), Support Vector Machines (SVM), Multiple Linear Regression (MLR), Filyos River Basin.

Science Code : 91106

TEŞEKKÜR

Bu tez çalışmasının planlanmasında, araştırılmasında, yürütülmesinde ve değerlendirilmesinde ilgi ve desteğini esirgemeyen, engin bilgi ve tecrübelerinden yararlandığım, yönlendirme ve bilgilendirmeleriyle çalışmamı bilimsel temeller ışığında şekillendiren sayın tez danışman hocam Prof. Dr. Tülay EKEMEN KESKİN'e sonsuz teşekkürlerimi sunarım. Ayrıca tezimin oluşturulması aşamasında kullandığım yazılımın kodlama kısmında yardımları için sevgili arkadaşım Emrah ŞANDER'e ve düzeltilmesi aşamasında yardımlarını esirgemeyen sayın hocam Dr. Öğretim Üyesi Fatih SAKA'ya teşekkürü bir borç bilirim.

Sevgili canım aileme özellikle ağabeyim Tamim POPAL'e maddi ve manevi hiçbir yardımını esirgemediğim için yanımda olduğu için tüm kalbimle teşekkür ederim.

İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa</u>
KABUL.....	ii
ÖZET	iv
ABSTRACT.....	vi
TEŞEKKÜR.....	viii
İÇİNDEKİLER	ix
ŞEKİLLER DİZİNİ	xii
ÇİZELGELER DİZİNİ	xiv
KISALTMALAR	xv
BÖLÜM 1	1
GİRİŞ	1
1.1. ÇALIŞMANIN AMACI	1
1.2. ÇALIŞMANIN KONUSU	2
1.3. SU KAYNAKLARI	2
1.4. ÇALIŞMA ALANI VE ÖZELLİKLERİ	5
1.4.1. Batı Karadeniz Havzası	5
1.4.2. Batı Karadeniz Havzasındaki İller.....	10
1.4.2.1. Bartın	10
1.4.2.2. Bolu.....	10
1.4.2.3. Çankırı	11
1.4.2.4. Düzce	12
1.4.2.5. Karabük.....	12
1.4.2.6. Kastamonu	13
1.4.2.7. Sinop	13
1.4.2.8. Zonguldak	14
1.5. FİLYOS NEHİR HAVZASI	14
1.6. BATI KARADENİZ HAVZASININ İKLİM ÖZELLİKLERİ	16

	<u>Sayfa</u>
BÖLÜM 2	17
LİTERATÜR ARAŞTIRMASI	17
BÖLÜM 3	25
MATERYAL VE METOT	25
3.1. ÇALIŞMADA KULLANILAN AKIM GÖZLEM İSTASYONLARI.....	25
3.1.1. D13A036 numaralı Hacılar Deresi (Yalaközü)	25
3.1.2. E13A014 numaralı Soğanlı Çayı (Karabük)	26
3.1.3. E13A019 numaralı Mengen Çayı (Gökçesu)	26
3.1.4. E13A027 numaralı Ulusu (Afatlar)	26
3.1.5. E13A033 numaralı Araç Çayı (Karabük).....	26
3.1.6. E13A034 numaralı Bolu Çayı (Başdeğirmenler)	27
3.1.7. E13A035 numaralı Filyos Çayı (Derecikviran).....	27
3.2. ÇALIŞMADA KULLANILAN METEOROLOJİ İSTASYONLARI	29
3.3. EKSİK VERİLERİN TAMAMLANMASI VE ÇALIŞMADA KULLANILAN AKIM TAHMİN YÖNYEMLERİ	30
3.3.1. Doğrusal Regresyon (Korelasyon) Analizi.....	30
3.3.1.1. Çoklu Lineer Regresyon (MLR).....	32
3.3.2. Destek Vektör Makineleri (SVM)	32
3.3.3. Yapay Sinir Ağları (ANN)	33
3.3.3.1. Yapay Sinir Ağı Hücresi.....	34
3.3.3.2. Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağları (ML-ANN).....	36
3.3.3.3. ML-ANN'nin Çalışma Prensibi.....	38
3.3.4. Ortalama Mutlak Sapma (MAD).....	39
3.3.5. Hata Kareleri Ortalamasının Karekökü (RMSE).....	40
3.3.6. Ortalama Mutlak Hata (MAE).....	40
3.4. PYTHON.....	41
BÖLÜM 4	43
ANALİZLER, ARAŞTIRMA BULGULARI VE TARTIŞMALAR.....	43
4.1. ÇOKLU LİNEER REGRESYON İLE YAPILAN ANALİZLER.....	53
4.2. DESTEK VEKTÖR MAKİNELERİ (SVM) İLE YAPILAN ANALİZLER	67

	<u>Sayfa</u>
4.3. YAPAY SİNİR AĞLARI İLE YAPILAN ANALİZLER	81
BÖLÜM 5	96
SONUÇLAR VE ÖNERİLER	96
KAYNAKLAR	99
ÖZGEÇMİŞ	104

ŞEKİLLER DİZİNİ

Sayfa

Şekil 1.1. Türkiye su kaynakları haritası.....	4
Şekil 1.2. Batı Karadeniz Havzasının Türkiye haritasındaki yeri.....	6
Şekil 1.3. Batı Karadeniz Havza'sını oluşturan illerin alansal dağılımı.	6
Şekil 1.4. Batı Karadeniz Havzasının alt havzaları.....	8
Şekil 1.5. Filyos Çayı Alt Havzasının haritadaki görünümü.	15
Şekil 3.1. Akım gözlem istasyonlarının havzadaki konumu.....	28
Şekil 3.2. Meteoroloji istasyonlarının havzadaki konumu.....	29
Şekil 3.3. Yapay sinir hücresi.	34
Şekil 3.4. Çalışmada kullanılan ML-ANN şeması.....	36
Şekil 4.1. Tamamlanmış akım verileri grafiği.	45
Şekil 4.2. Tamamlanmış akım verileri grafiği.	46
Şekil 4.3. Tamamlanmış yağış verileri grafiği.....	47
Şekil 4.4. Tamamlanmış yağış verileri grafiği.....	48
Şekil 4.5. Tamamlanmış sıcaklık verileri grafiği.....	49
Şekil 4.6. Tamamlanmış sıcaklık verileri grafiği.....	50
Şekil 4.7. Tamamlanmış nem verileri grafiği.	51
Şekil 4.8. Tamamlanmış nem verileri grafiği.	52
Şekil 4.9. MLR ile yapılan test-tahmin grafikleri.	54
Şekil 4.10. MLR ile yapılan test-tahmin grafikleri.	55
Şekil 4.11. MLR ile yapılan test-tahmin grafikleri.	56
Şekil 4.12. MLR ile yapılan test-tahmin grafikleri.	57
Şekil 4.13. MLR ile yapılan test-tahmin grafikleri.	58
Şekil 4.14. MLR ile yapılan test-tahmin grafikleri.	59
Şekil 4.15. MLR ile yapılan test-tahmin grafikleri.	60
Şekil 4.16. MLR ile yapılan test-tahmin grafikleri.	61
Şekil 4.17. MLR ile yapılan test-tahmin grafikleri.	62
Şekil 4.18. MLR ile yapılan test-tahmin grafikleri.	63
Şekil 4.19. MLR ile yapılan test-tahmin grafikleri.	64
Şekil 4.20. MLR ile yapılan test-tahmin grafikleri.	65

Sayfa

Şekil 4.21. SVM ile yapılan test-tahmin grafikleri.	68
Şekil 4.22. SVM ile yapılan test-tahmin grafikleri.	69
Şekil 4.23. SVM ile yapılan test-tahmin grafikleri.	70
Şekil 4.24. SVM ile yapılan test-tahmin grafikleri.	71
Şekil 4.25. SVM ile yapılan test-tahmin grafikleri.	72
Şekil 4.26. SVM ile yapılan test-tahmin grafikleri.	73
Şekil 4.27. SVM ile yapılan test-tahmin grafikleri.	74
Şekil 4.28. SVM ile yapılan test-tahmin grafikleri.	75
Şekil 4.29. SVM ile yapılan test-tahmin grafikleri.	76
Şekil 4.30. SVM ile yapılan test-tahmin grafikleri.	77
Şekil 4.31. SVM ile yapılan test-tahmin grafikleri.	78
Şekil 4.32. SVM ile yapılan test-tahmin grafikleri.	79
Şekil 4.33. Python Spyder programı arayüzü.	81
Şekil 4.34. ANN ile yapılan test-tahmin grafikleri.	83
Şekil 4.35. ANN ile yapılan test-tahmin grafikleri.	84
Şekil 4.36. ANN ile yapılan test-tahmin grafikleri.	85
Şekil 4.37. ANN ile yapılan test-tahmin grafikleri.	86
Şekil 4.38. ANN ile yapılan test-tahmin grafikleri.	87
Şekil 4.39. ANN ile yapılan test-tahmin grafikleri.	88
Şekil 4.40. ANN ile yapılan test-tahmin grafikleri.	89
Şekil 4.41. ANN ile yapılan test-tahmin grafikleri.	90
Şekil 4.42. ANN ile yapılan test-tahmin grafikleri.	91
Şekil 4.43. ANN ile yapılan test-tahmin grafikleri.	92
Şekil 4.44. ANN ile yapılan test-tahmin grafikleri.	93
Şekil 4.45. ANN ile yapılan test-tahmin grafikleri.	94

ÇİZELGELER DİZİNİ

	<u>Sayfa</u>
Çizelge 1.1. Su kaynakları potansiyeli.....	3
Çizelge 1.2. Batı Karadeniz Havzasının morfometrik parametre değerleri.....	9
Çizelge 3.1. Akım gözlem istasyonlarına ait bilgiler.....	27
Çizelge 3.2. Meteoroloji istasyonlarına ait bilgiler.....	29
Çizelge 4.1. Ölçülmüş aylık ortalama akım verisi bulunan yıllar.....	44
Çizelge 4.2. MLR ile yapılan test-tahmin analizlerinin sonuçları.	66
Çizelge 4.3. SVM ile yapılan test-tahmin analizlerinin sonuçları.	80
Çizelge 4.4. ANN ile yapılan test-tahmin analizlerinin sonuçları.	95

KISALTMALAR

AGİ	: Akım Gözlem İstasyonu
ANN	: Artificial Neural Network (Yapay Sinir Ağları)
DSİ	: Devlet Su İşleri Müdürlüğü
EİE	: Elektrik İşleri Etüt İdaresi
GDK	: Genleştirilmiş Delta Kuralı
MAD	: Mean Absolute Deviation (Ortalama Mutlak Sapma)
MAE	: Mean Absolute Error (Ortalama Mutlak Hata)
MGİ	: Meteoroloji Gözlem İstasyonu
ML-ANN	: Multi-Layered Artificial Neural Networks (Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağları)
MLR	: Multi Linear Regression (Çoklu Lineer Regresyon)
Q	: Yüzeysel Akış Debisi (m^3/sn)
r^2	: Regresyon Katsayısı
ReLU	: Rectified Linear Unit (Rektifiye Lineer Birim)
RMSE	: Root Mean Square Error (Ortalama Karekök Hata)
SVM	: Support Vector Machine (Destek Vektör Makineleri)

BÖLÜM 1

GİRİŞ

1.1. ÇALIŞMANIN AMACI

Su olmadan yeryüzünde yaşam düşünülemez. Antik çağlardan günümüze kadar medeniyetin beşiği olarak anılan bölgeler hep nehir havzalarının yakınlarına kurulmuş, suyun hayat bahşettiği topraklarda medeniyetler gelişmiştir. Tarih boyunca nehirlerden yararlanma imkanı bulan toplumlar, zamanlarının en ileri uygarlıklarını kurmuşlar, onları bulamayanlar ise evlerini terk edip göç etmek zorunda kalmışlardır. Medeniyetin ilk kaynağı olarak bilinen, yazının icat edildiği, verimli ve bereketli topraklarında ilk tarımın yapıldığı, "Bereketli Hilal" olarak da bilinen anadolu, bu ev sahipliğini Dicle ve Fırat gibi büyük akarsularına borçludur. Türkiye, kişi başına yıllık su mevcudiyeti açısından su stresi ve azlığı yaşayan ülkelerden biridir [1].

Bu tez çalışmasında Batı Karadeniz Havzasının bir alt havzası olan Filyos Nehri Havzasında yer alan 5 adet meteoroloji istasyonunun aylık toplam yağış, aylık ortalama sıcaklık ve nispi nem ve 7 adet akım gözlem istasyonlarına ait aylık ortalama akım (debi) verileri yardımıyla, diğer seçilen akım gözlem istasyonunun debi değerlerinin tahminleri amaçlanmıştır. Bu amaçla uzun yıllara ait (1965-2015 yılları arasında) ortak verileri olan Hacılar Deresi (Yalaközü), Soğanlı Çayı (Karabük), Mengen Çayı (Gökçesu), Ulusu (Afatlar), Araç Çayı (Karabük), Bolu Çayı (Başdeğirmenler), Filyos Çayı (Derecikviran) akım gözlem istasyonları ve Zonguldak, Bartın, Çerkeş, Ilgaz, Bolu meteoroloji istasyonları kullanılmıştır.

1.2. ÇALIŞMANIN KONUSU

Tezin konusu Filyos Nehri ana ve yan kollarındaki debilerin (akımların), yağış, sıcaklık, nispi nem ve diğer istasyonlara ait akım verilerinden yararlanılarak tahmin edilmesi olup, bu amaçla Python yazılımında Spyder kodlama arayüzünü kullanarak, Yapay Sinir Ağları (ANN), Destek Vektör Makineleri (SVM) algoritmaları ve Çoklu Lineer Regresyon (MLR) metotları ile modellenmesi ve model sonuçlarının karşılaştırılması gerçekleştirilmiştir. Elde edilen sonuçlar gelecekteki çalışmalarda ileriye yönelik akım tahmin çalışmalarının yapılabilmesine yol gösterebileceği ve bu çalışmada kullanılan herhangi bir akım gözlem istasyonunun çevresel veya herhangi bir sebeple arızalanması durumunda alınamayan verilerin bu çalışmada elde edilen kodlar ve modeller yardımıyla tahmin edilmesine destek sağlayacağı düşünülmektedir.

1.3. SU KAYNAKLARI

Oksijenden sonra su, insan ve bütün canlıların yaşamında yeri doldurulamaz konuma sahip olan en önemli maddedir. Dünyamızdaki canlıların hepsinin yaşamını ilerletebilmeleri için gerekli iki temel unsur bulunmaktadır. Bunlar; oksijen ve sudur. Bu bakımdan su, neredeyse gezegendeki bütün canlı formların yaşamlarının sürdürülmesini sağlayan temel ve en önemli unsur olarak tanımlanabilmektedir [2].

Geçmişte Anadolu’da kurulan birçok uygarlık göl, deniz ve akarsu kenarlarını mesken seçmiştir. Fırgiller Sakarya Nehri, İyonlar Ege Denizi, Hitiler Kızılırmak, Lidyalılar Gediz Nehri, Urartular Van Gölü gibi suyun bulunduğu yerlerin çevrelerinde kurulmuş olmasının sebebi doğal su kaynağıdır. Türkiye; baraj gölü, göl, yeraltı suları, pınarlar, deniz ve akarsu gibi birbirinden farklı su zenginliklerine ev sahipliği yapmaktadır [3].

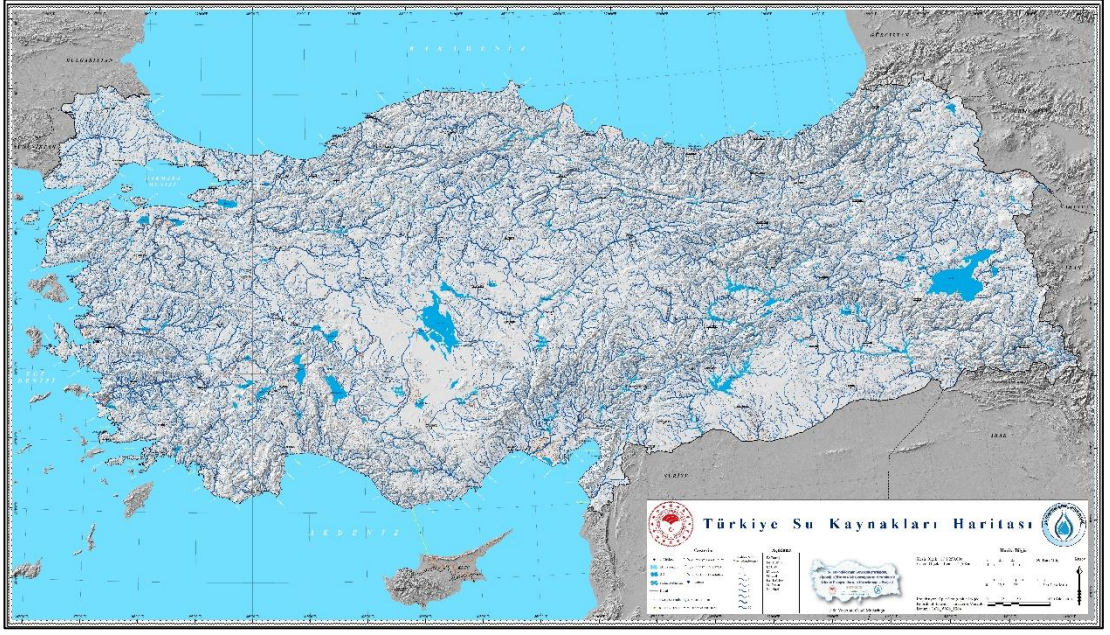
Birbirinden farklı doğal su kaynaklarına sahip Türkiye, Orta Doğu Ülkeleri olan komşularına göre su potansiyeli en yüksek ülke ünvanına sahiptir. Fakat kişi başına düşen su miktarı yönünden Türkiye su stresi yaşayan ülkeler arasında yer almaktadır ve Türkiye nüfusunun sürekli arttığı göz önünde bulundurulursa yıllık kişi başına düşen su miktarının her yıl azaldığı ve gelecekte tatlı su sıkıntısı yaşayabilecek bir ülke olabileceği söylenebilmektedir [3].

Türkiye'de yıllık ortalama yağış miktarı yaklaşık 574 mm olup, bu da yılda ortalama 450 milyar m³ suya karşılık gelmektedir. Mevcut teknik ve ekonomik koşullar altında, çeşitli amaçlarla kullanılabilen yüzeysuyu potansiyeli yılda ortalama 94 milyar m³'tür. 18 milyar m³ olarak belirlenen yeraltısuyu potansiyeli ile birlikte Türkiye'nin kullanılabilir yüzey ve yeraltısuyu potansiyeli yılda 112 milyar m³ olup bununun 57 milyar m³'ü kullanılmaktadır [4].

Çizelge 1.1. Su kaynakları potansiyeli [4].

Ortalama yağış	574	mm/yıl
Türkiye'nin yüzölçümü	783.577	Km ²
Yıllık yağış miktarı	450	milyar m ³
Yüzey Suyu		
Yıllık yüzey akışı	186	milyar m ³
Kullanılabilir yüzey suyu	94	milyar m ³
Yeraltısuyu		
Yıllık çekilebilir su miktarı	18	milyar m ³
Toplam Kullanılabilir Su (net)	112	milyar m ³
Gelişme Durumu		
Sulama Suyu	44 milyar m ³	
İçme-Kullanma ve Sanayi Suyu	13 milyar m ³	
Toplam Kullanılan Su	57 milyar m ³	

Türkiye Cumhuriyet'indeki su kaynakları yeraltıları, göller, akarsular ve denizlerden oluşmakta ve bahsi geçen su kaynakları ulaşım, enerji üretimi, tarım sulaması, balıkçılık ve içilebilir su ihtiyacı gibi önemli ihtiyaçlar için kullanılmaktadır [5]. Şekil 1.1'de Türkiye su kaynakları haritası verilmiştir.



Şekil 1.1. Türkiye su kaynakları haritası [6].

Türkiye'nin üç tarafı denizlerle çevrilidir ve bu denizler Ege Denizi, Karadeniz, Marmara Denizi ve Akdeniz'dir. Denizler; balıkçılık faaliyetleri, ulaşım ve ticaret için kullanılmaktadır. Türkiye'deki önem arz eden su kaynaklarından olan denizler, tuzluluk oranlarının çok olması nedeniyle içilebilir su ihtiyacı, tarım sulaması gibi ihtiyaçlar için kullanılamazlar. Türkiye'deki su kaynaklarından olan göller doğal ve yapay göller olarak ikiye ayrılmaktadır. Türkiye, göller bakımından zengin bir ülke değildir ve göllerin dağılımı çok dengesizdir. Yapay göller baraj gölü olarak da adlandırılır ve tarım sulaması, içilebilir su ihtiyacı, enerji üretimi gibi olağan ihtiyaçlar bu yapay göller ile giderilir. Türkiye'de irili ufaklı akarsular yer almakta olup içme suyu ihtiyacı, enerji ihtiyacı, tarımsal sulama için kullanılmaktadırlar. Nehirlerde kano, rafting gibi su sporları da yapılabilmektedir [5].

Türkiye'de akarsuların yatak eğimi deniz seviyesine kadar yaklaşmış olan akarsular olup denge profilinden uzaktır. Bunun nedeni yüksek ve dağlık bir ülke olmasındandır. Ayrıca bu sebepten Türkiye akarsularının yatak eğimleri, akış hızları, hidroelektrik enerji potansiyeli aşındırması fazla olmaktadır [7].

Türkiye'nin su kaynakları yeraltı akiferlerinden de oluşmaktadır. Türkiye, kumlu, çakıllı ve alüvyonlu ve özellikle karstik alanlar yeraltısuyunu geçirgen ve depolayan kayalar açısından oldukça zengin olup, özellikle ovalar ve deltalar en zengin yeraltısuyu alanlarını oluşturmaktadır. Türkiye yeraltısuyu bakımından zengin olup, hem doğal olarak hem de insan faaliyetleri yoluyla içme suyu ve tarımsal sulama için kullanılmaktadırlar [5].

1.4. ÇALIŞMA ALANI VE ÖZELLİKLERİ

1.4.1. Batı Karadeniz Havzası

Batı Karadeniz Havzası sularını küçük derelerle Karadeniz'e kanalizasyon eden yağış alanlarından oluşur. Doğuda Çangal, Zindan, Küre, Ilgaz, Benli, Bolu, Kara, Işık ve Elmacık dağları su hattı ile kuzeyde Karadeniz, diğer kesimlerde Sakarya ve Kızılırmak havzaları ile çevrilidir. Havzanın büyük bir kısmı Düzce, Zonguldak, Bartın ve Karabük illerinin idari sınırları içinde, geri kalan kısmı ise Bolu, Çankırı, Kastamonu ve Sinop illeri sınırları içerisinde yer almaktadır [8].

Türkiye'nin 25 akarsu havzasından biri olan Batı Karadeniz Havzası 40°34'42" - 41°27'52" kuzey enlemleri ile 30°52'33" - 35°12'12" doğu boylamları arasında yer almaktadır. Havzanın yağış alanı yüzölçümü yaklaşık 28855 km² olarak hesaplanmıştır [9].

Batı Karadeniz Havzası kendi içerisinde 5 ayrı alt havzaya ayrılmaktadır. Bunlar:

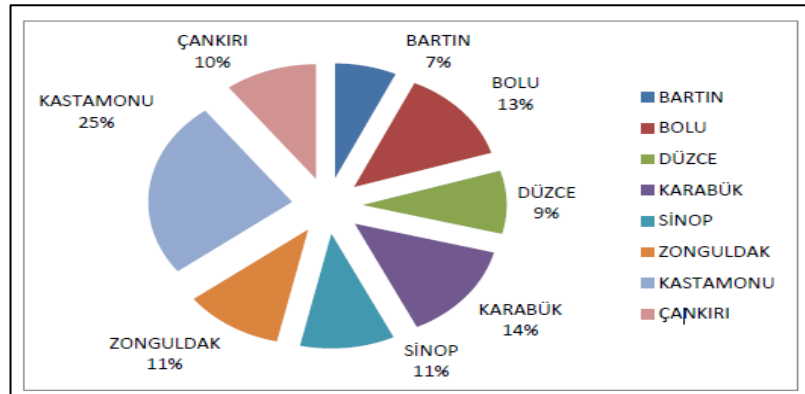
1. Melen Alt Havzası
2. Bartın Alt Havzası
3. Filyos Alt Havzası
4. Devrekani Alt Havzası
5. Ereğli Alt Havzası

Bu tez çalışmasında Batı Karadeniz Havzası'nın ana akım kolu olan Filyos Çayı konu olmuştur. Batı Karadeniz Havzasının Türkiye haritasındaki konumu Şekil 1.2'de gösterilmektedir [10].



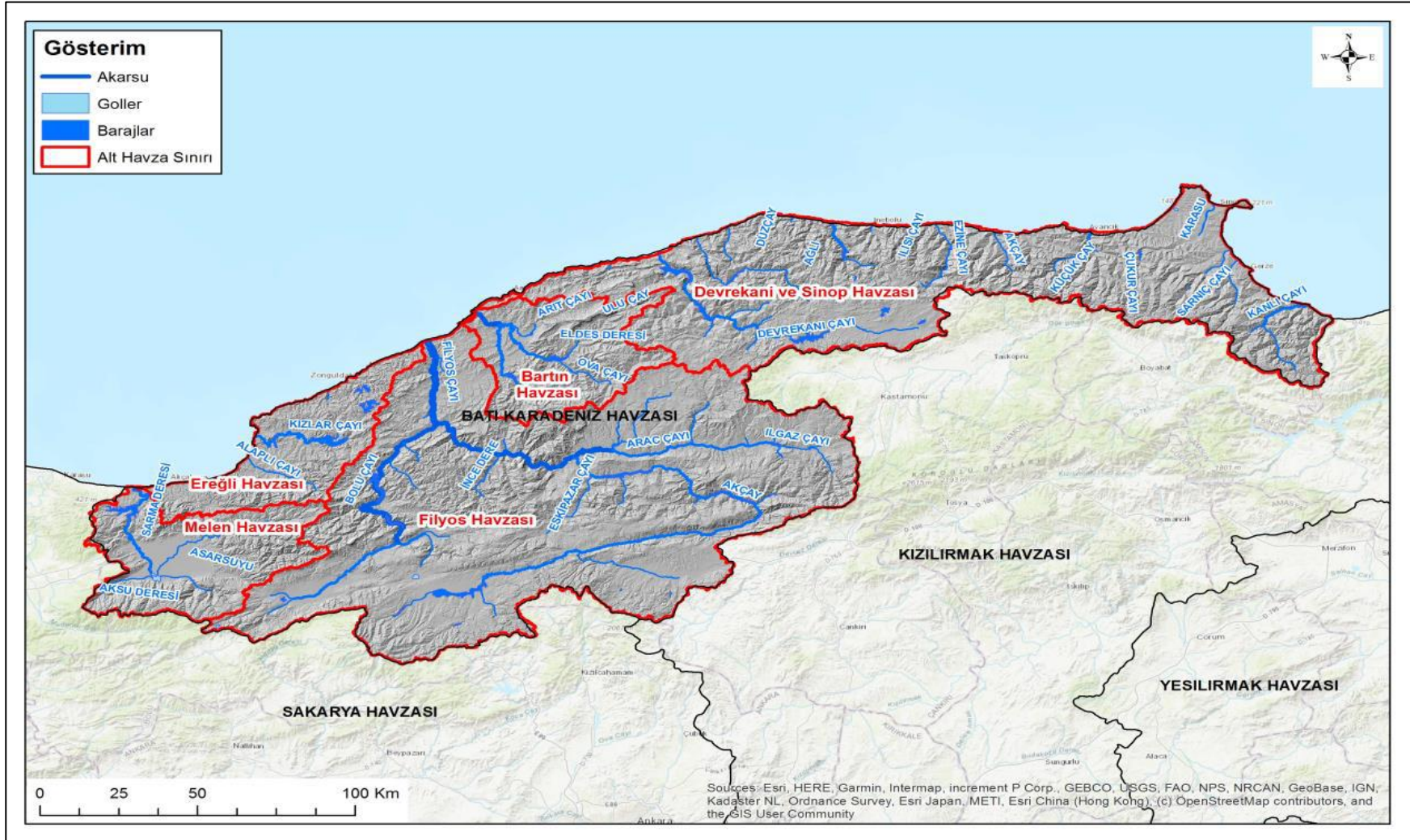
Şekil 1.2. Batı Karadeniz Havzasının Türkiye haritasındaki yeri [10].

Batı Karadeniz Havzası Türkiye Cumhuriyeti topraklarının %3.69'unu kaplamakta ve 2017 yılı itibariyle toplam ülke nüfusunun %2.56'sını oluşturmaktadır. Havzada 6 il merkezi ve 92 kasaba/belediye ve köy bulunmaktadır. Çankırı ve Kastamonu İl merkezleri Batı Karadeniz Havzasında değildir; Ancak bazı ilçeleri havza sınırları içinde yer almaktadır. Şekil 1.3'te havzayı oluşturan şehirlerin alansal dağılımı irdelenmiştir [11].



Şekil 1.3. Batı Karadeniz Havza'sını oluşturan illerin alansal dağılımı [11].

13 numaralı Batı Karadeniz Havzası; Filyos, Bartın Çayı, Devrekani-Sinop, Ereğli ve Melen Çayı olmak üzere 5 adet küçük alt havzaya ayrılmıştır. Bu çalışma kapsamında ise Filyos Çayı Alt Havzası incelenmiştir. Ayrıca, havzada birleşerek büyük akarsuları ve nehirleri oluşturan birçok yan kol ve akarsu vardır. Havza sınırları içerisinde Yeniçağa Gölü, Abant Gölü, Efteni Gölü, Yedigöller Gölü, Sarıkum Gölü ve Akgöl gibi ekolojik ve ekonomik öneme sahip göller bulunmaktadır. Şekil 1.4'te alt havzalar gösterilmiştir [12].



Şekil 1.4. Batı Karadeniz Havzasının alt havzaları [12].

Batı Karadeniz Havzası irili ufaklı birçok yüzeysuyu kaynağına sahiptir. Bu su kaynaklarının en önemlilerinden biri de Benli Dağları'ndan başlayan ve toplam uzunluğu 360 km olan Filyos Nehri'dir. Filyos Nehri Gerede Yaylası'na inerek Safranbolu yakınlarında Gerede ve Araç Nehirleri'ne katılmaktadır. Karabük ve Yenice'den geçtikten sonra kuzeye dönerek Çaycuma Ovası'na inmekte ve burada Bolu Dağları'nda Efteni Gölü'nden akan Devrek Çayı ile birleşerek Hisarönü'nde Karadeniz'e ulaşmaktadır. Batı Karadeniz Havzası'nın başlıca akarsuları Filyos Nehri dışında Kocairmak, Bartın, Büyükmelen, Baba, Kabala, Kanlı, Kaşka, Aydınlar, Ezine, Terme, Aydos ve Devrekani çaylarıdır. Bu Havzada yer alan ve doğal göl sayısı bakımından zengin sayılan illerimizden Bolu'yu içine almaktadır. Ancak sayısı dokuzu bulan bu doğal göller arasında Yeniçağa Gölü dışında diğerleri daha küçük göllerdir[10]. Batı Karadeniz Bölgesinde ortalama yıllık yağış yüksekliği 1250 mm'dir[9]. Yıllık ortalama yüzey akışı 9.93 km³ ve havza ortalama verimi 10.6 l/s/km² olarak ölçülmüştür. Batı Karadeniz Havzası için morfometrik parametre değerleri Çizelge 1.2'de verilmiştir [10].

Çizelge 1.2. Batı Karadeniz Havzasının morfometrik parametre değerleri [10].

Morfometrik Parametre	Değer
Ana kol Uzunluğu, L (km)	354
Havza Alanı, A (km ²)	13342
Havza Toplam Akarsu Uzunluğu, ΣL (km)	5235
Havza Biçim Faktörü, m	0.242
Havza Görünüm Oranı, a	0.439
Havza Biçim Katsayısı, L ² /A	9.401
Drenaj Yoğunluğu, Dd (km/km ²)	0.39
Ana kol Eğimi, s	0.0060
Havza Ortalama Eğimi, Sb (%)	29.75
Havza Ortalama Yüksekliği, \bar{H} (m)	1015
Havza Depolama İndisi	0.0006

1.4.2. Batı Karadeniz Havzasındaki İller

1.4.2.1. Bartın

Bartın şehri, Batı Karadeniz bölgesinde 32°22'D, 41°37'K enleminde yer almakta ve 2.268 km²'lik bir alanı kaplamaktadır. Kuzeyde Karadeniz, doğuda Kastamonu, güneydoğuda Karabük ve batıda Zonguldak ile çevrilidir. Batısı ve kuzeyi 2000 m yüksekliğindeki dağlarla çevrilidir. Keçikıran tepesi 1619 m rakım ile en yüksek noktasıdır. Dağlar çok yüksek değil ancak kıyıya doğru oldukça sarp ve kayalıktır. Şehrin önemli dağları; Aladağ, Kocadağ, Karadağ, Kayaardı, Karasu, Arıt Dağları'dır. Bartın'ın ana akarsu kolu Bartın Nehri'dir. Bartın Deresinin iki ana kolu olan Kocaçay ve Kocanaz, Bartın'ın merkezindeki Gazhane Burnu'nda buluşmakta ve Boğaz konumunda 14 km yoldan sonra Karadeniz'e akmaktadır. Kocanaz Çayı güneyden doğmakta ve Kozcağız'dan kuzeye doğru akmaktadır. Kocaçay, Kastamonu'dan gelmekte, Ulus sonrası Göksu ve Eldeş Dereleri ile birleşen diğer akarsulardan oluşmaktadır. Mevren ve Arıt nehirlerinden meydana gelen Kozlu Nehri'ne dökülen Kışla, Akpınar ve Karaçay nehirleri Kocaçay'ı besleyen nehirlerdir. Diğer önemli akarsular; Kapisuyu ve Ulus-Uluyayla, Tekkeönü'yü sulayan İnönü nehri ve Ovaçayı'dır [13].

1.4.2.2. Bolu

Bolu Şehri, Karadeniz Bölgesi'nin Batı Karadeniz Bölgesinde, 30°32' ve 32°36' doğu boylamları ile 40°06' ve 41°01' kuzey enlemleri arasında yer almaktadır. Havzaya dahil olan kısım 3924 km² alana sahiptir. Bolu, doğuda Cankur, kuzeydoğuda Karabük, kuzeyde Zonguldak ve Karadeniz, batıda Düzce ve güneyde Ankara ile çevrilidir. Bolu Şehri doğudan batıya uzanan dağlar ve bunların arasındaki tarım arazileri, vadiler ve nehir yataklarından oluşmaktadır. Kaplandede Dağı ve Orhan Dağı (1000 m) şehrin kuzey kesimindedir. Üst ve iç sıraları Göl, Sünnice, Bolu, Keremali ve Elmacık dağları oluşturmaktadır. En yüksek noktası deniz seviyesinden 2000 m yükseklikte olup, güneye doğru uzanan ve şehrin en önemli kısmını oluşturan en yüksek sıradağlarını Köroğlu, Seben ve Beylik zirveleri oluşturmaktadır. Bu sıranın en yüksek noktası ise 2499 m yüksekliğindeki Köroğlu Tepesi'dir. Şehir genelinde

doğu-batı doğrultusunda olan ovalar, dağ sırtları ile ayrılmaktadır. Bunlar; Bolu, Gerede, Mudurnu ve Himmetoğlu ovalarıdır. Şehir sınırları içindeki tüm nehirler Karadeniz'e akmaktadır. İlk kolu Abant Gölü'nün devamı niteliğindeki Büyüksu ile kaynağını Çağa Gölü'nden alan Mengen Nehri'ne katıldıktan sonra Devrek Nehri adıyla il sınırı dışında Filyos Nehri'ne dökülmektedir. Filyos Nehri'nin ilk kolu olarak kabul edilen Gerede Nehri, Köroğlu Dağları'nda Aladağ'ın kuzey ve doğu yamaçlarında doğmaktadır. Bolu Şehrinde, çoğunlukla ormanlarda olmak üzere çeşitli büyüklüklerde göller bulunmaktadır. İlde başlıca doğal göller, ilin 32 km güneybatısında yer alan, deniz seviyesinden 1325 m yükseklikte ve 125 hektarlık bir alanı kaplayan Abant Gölü ve deniz seviyesinden 989 m yükseklikteki Yeniçağa Gölü, Göynük İlçesinin 11 km kuzeyinde heyelan sonucu oluşan 15 ha'lık bir alanı kaplayan Çubuk Gölü, aynı ilçenin 27 km doğusunda deniz seviyesinden 820 m yükseklikte 18 ha alanı kaplayan Sünnet Gölü, 1 ha'lık alanı kaplayan Kıbrısçık-Bey pazarı yolu üstünde Karagöl, Mudurnu-Akyazı yolu üstündeki Karamurat Gölü ve Bolu'nun 42 km kuzeyindeki Yedigöller milli park olarak yer almaktadır [14].

1.4.2.3. Çankırı

Çankırı Şehri, Karadeniz Bölgesinin Batı Karadeniz Bölgesinde 40°30' - 41°K enlem ve 32°30' - 34 °D boylamda yer almaktadır. Çankırı'nın komşuları batıda Bolu, kuzeybatıda Karabük, kuzeyde Kastamonu, doğuda Çorum, güneyde Ankara ve Kırıkkale'dir. Deniz seviyesinden 730 metre yükseklikte ve toplam 7388 km² yüzölçümüne sahip olup, ülke topraklarının %0.94'ünü oluşturmaktadır. Çankırı İlının 1668 km²'si Batı Karadeniz Havzasında yer almaktadır. Çankırı'nın % 60'ı dağlardan ve yüksek tepelerden oluşmaktadır. Şehrin kuzey sınırındaki dağlar da en yüksek noktayı oluşturmaktadır. Kuzey Anadolu Dağları'nın ikinci sırasındaki, Ilgaz Dağları doğu-batı düzleminde yer almaktadır. Küçükhacet Tepe (2546 m), Büyükhacet Tepe (2587 m), Kulpi (1980 m), Bulancak (1935 m), Altunsivrisi (1934 m) ve Kocadağ (1763m), en yüksek noktası 2.587 m olan bir sıradağ üzerinde yer almaktadır. Aynı zamanda Çankırı ile Kastamonu arasındaki doğal sınırı il sınırına dönüştüren Ilgaz Dağları, Kurşunlu yakınlarındaki Sofra Sırtı ve Çerkeş bölgesinde Doğu ve Çamlıca olmak üzere iki kola ayrılmaktadır. Ilgaz Dağları'nın güneyinde, Erikli, Sarıkaya, Karakaya, Ilıslık, Yapraklı, Doğdu, Taşyakası, Batıbeli ve Dumanlı dağları, Çorum

ve Kastamonu/Tosya sınırlarından batıya doğru yaklaşık 2000 m yükseklikte bir sıra oluşturmaktadır. Çankırı İli Ovası Kızılırmak Havzası, Kurşunlu'nun güneyinden başlayıp, Devrez Nehri boyunca uzanan ve Ilgaz İlçesi etrafında, Tatlıçay ve Korgun nehirlerinin Çerkeş Ovası ile birleştiği yere uzanan bir ovadır. Melan Soğanlı Çayı Bolu'nun Gerede ilçesinden doğmakta ve Hamamlı'daki Çerkeş'ten gelen Uluçay'a akmakta. Çankırı, Kastamonu ve Karabük sınırlarını geçtikten sonra Zonguldak'ta Filyos Nehri'ne katılmaktadır [15].

1.4.2.4. Düzce

Düzce, Türkiye'nin Karadeniz Bölgesi'nin Batı Karadeniz Alt Bölgesi'nde, 40°37' ve 41°07' kuzey enlemleri ile 30°49' ve 31°50' doğu boylamlarında yer almaktadır. Düzce, batıda Sakarya, güney ve güneydoğuda Bolu, kuzeydoğuda Zonguldak ile sınır komşusu olup, 2614 km² havza alanına sahiptir. Kuzeyinde Karadeniz ile 35 km kıyı şeridinde sahiptir. Düzcenin toprakları, kıyı bölgeleri hariç, merkezi, çukur etrafı dağlarla çevrili alanlardan oluşmaktadır. Kuzeyde Akçakoca Dağları, doğuda Bolu Dağları, güneydoğu ve güneyde Abant Dağlarıyla çevrilidir. Düzce deniz seviyesinden 150 metre yüksekliktedir. Tarımsal üretim için büyük önem taşıyan Düzce Ovası, Orta Oyuk Bölge'de yer almaktadır. Düzce'nin başlıca akarsuları Küçük Melen, Asar, Uğur, Aksu Çayı ve Büyük Melen sularıdır. Şehrin en önemli ana akımı Melen Nehri'dir. Bu nehrin Akçakoca Dağları'ndan Efteni Gölü'ne akan kısmına Küçük Melen Çayı, bu göl ile Melenağzı arasında denize giren kısmına ise Büyük Melen Çayı denilmektedir [16].

1.4.2.5. Karabük

Karabük İli, Batı Karadeniz Bölgesinde, 40°5' ve 40°15' kuzey enlemleri ile 32°15' ve 32°20' doğu boylamları arasında yer almaktadır. Karabük 4045 km² yüzölçümüne ve ortalama 350 metre yüksekliğe sahiptir. Karabük; kuzeybatı ve batıda Zonguldak, kuzeyde Bartın, kuzeydoğu ve doğuda Kastamonu, güneydoğuda Çankırı, güneybatıda Bolu ile komşudur. Karabük'ün kuzey kesimi doğudan batıya uzanan geniş bir dağlık alana sahiptir. Küre Dağları'nın bir uzantısı olan bölge, Çiğdem, Boyunduruk, İçbel, Döneğen, Başköy ve Sarıçiçek tepelerini içermektedir. Güneydoğuda Çakmak Dağları

uzanmaktadır. Keltepe Bölgesi, Eskipazar Çayı'na paralel uzanan Çal Dağı, Kavak Dağı, Kurban Dağı, Dede Dağı, Ereman Dağı, Kısaç Dağı ve Şerafettin Dağı ile doğuda Kuzören Dağı'nı kapsamaktadır. Hodulca Dağı, Eskipazar'ın kuzeybatısında, Karatepe Dağı, Han Köyü'nün doğusunda yer almaktadır. Eskipazar dağları ve Yenice çevresindeki dağlar, Bolu ve Köroğlu dağlarının uzantılarıdır. Karabük'ün ana nehri Filyos Nehri'dir. Bu nehrin iki önemli kolu olan Araç ve Soğanlı nehirleri ildeki önemli akarsulardır. Filyos Nehri, kaynağından denizle birleştiği yere kadar birçok isme sahiptir. Kaynağında Ulus olarak bilinen nehir, adını Gerede yakınlarındaki Gerede, Eskipazar yakınlarındaki Soğanlı ve Araç nehri ile birleştiğinde Yenice nehrinden almaktadır. Devrek Nehri ile de akan bu nehir Filyos Nehri adı altında Karadeniz'e boşalmaktadır. Nehrin uzunluğu 288 km'dir [17].

1.4.2.6. Kastamonu

Kastamonu İli, Batı Karadeniz Bölgesi'nde 41°21'K ile 33°46'D arasında yer almaktadır. İl 13108 km² yüzölçümüne sahip olup, Batı Karadeniz Havzası'nın içindeki kısmı 7295 km²'dir. Kastamonu; doğuda Sinop, güneyde Çankırı, kuzeybatıda Bartın, batıda Karabük ve güneydoğuda Çorum ile çevrilidir. Kuzeyde Karadeniz'e yaklaşık 170 km kıyı şeridi vardır. Batı Karadeniz Dağları ilin kuzey kesimini kaplamaktadır. Karadeniz kıyısına paralel olan bu dağlara İsfendiyar (Küre) Dağları denilmektedir. Yaralıgöz Dağı (1985 m), Göynük Dağı (1770 m), Dikmen Dağı (1471 m), Kurtgirmez Dağı (1450 m), Gürüh Dağı (1493 m), Ballı Dağı (1400 m), Irganlı Dağı, Harami Dağı ve Elek Dağı önemli bir yükselti oluşturmaktadır. Ilgaz Dağları, ilin güneyinde yer almaktadır. Kastamonu İli genel olarak dağlık olduğundan geniş ovalar bulunmamakta ve vadi ovaları öne çıkmaktadır. En önemlisi Gökırmak Vadisi'dir. Devrez Vadisi'nin il sınırları içindeki bir kısmı Tosya Ovası'nı oluşturmaktadır. Bölgede ayrıca Araç ve Daday nehirleri gibi küçük akarsuların oluşturduğu ovalar bulunmaktadır [18].

1.4.2.7. Sinop

Sinop, Batı Karadeniz Bölgesinde 41°12' ve 42°06' kuzey enlemleri ile 34°14' ve 35°26' doğu boylamları arasında yer almaktadır. İl 5862 km²'lik bir alanı kaplamakta

olup batıda Kastamonu, güneyde Çorum, güneydoğuda Samsun ve kuzeyde Karadeniz ile çevrilidir. Sinop'un en önemli sıradağları Küre Dağları'ndaki Zindan Dağı'dır (1730 m). Önemli yükseltiler, Boyabat Ovası'nı sınırlayan Karaoluk Tepe (1313 m) ve Kuzuluk Tepe (1125 m)'dir. Sinop İlindeki en önemli ovalar Sinop ve Boyabat ovalarıdır. Gökırmak Ovası, Arın Ovası, Gazidere Ovası ve Asarcık Ovası Boyabat Ovasını oluşturmaktadır. Sinop Ovası ise Erfelek, Aksaz ve Sarıkum kıyı ovalarından oluşmaktadır. Gerze Bölgesinde Sarıyer-Kabalı Akıntısının oluşturduğu Çakıroğlu, Sarımsak Akıntısının oluşturduğu Dereyeri ve Kanlıçay boyunca uzanan vadi ovaları da kıyı ovaları arasında yer almaktadır [19].

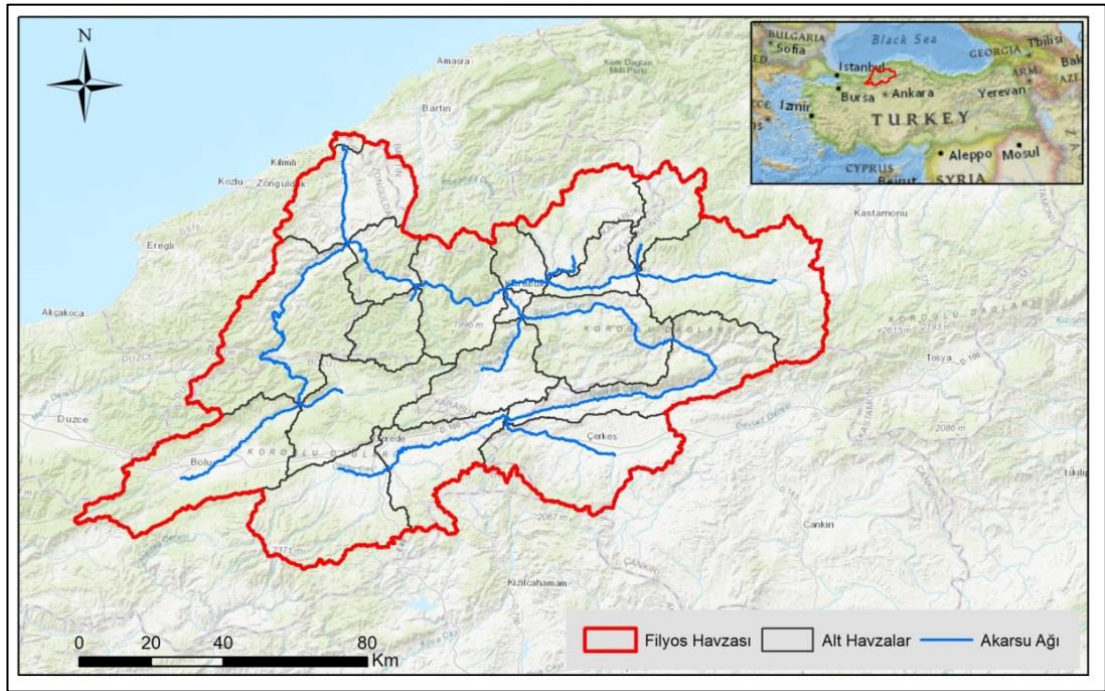
1.4.2.8. Zonguldak

Zonguldak, Batı Karadeniz Bölgesinde, Karadeniz'e batı ve kuzeyden bakan, 3.287 km²'lik bir alanı kaplayan bir ildir. Karadeniz kıyılarından kuzeyde Karadeniz, kuzeydoğuda Bartın, doğu ve güneydoğuda Karabük, güneyde Bolu, batı ve güneybatıda Düzce ile komşudur. Zonguldaktaki dağları; Atyaylası (710 m), Göldağı (771 m), Kantar Tepe (905 m), Orhan Tepe (920 m), Baba Dağı (1120 m), Soğukoluk Tepe (1268 m), Kızıl Tepe/Kızıлтаş (1468 m), Bacaklıyayla (1637 m)'dir. Zonguldak İlinin ünlü nehirleri Filyos, Gülüç, Devrek, Alaplı, Üzülmöz ve Kozlu'dur. Ana akarsu, toplam uzunluğu 228 km olan Filyos Çayıdır [20].

1.5. FİLYOS NEHİR HAVZASI

Batı Karadeniz Havzası'nın içinden akan yaklaşık 360 km uzunluğundaki Filyos Nehri, Benli Dağından Ulusu adıyla Seben'in kuzeyinden doğmaktadır. Su, Gerede Yaylası'na inmekte ve Gerede akımına katılmaktadır. Akımını kuzeydoğuya çevirip, Ilgaz Dağları'nın eteklerinde birçok dereye katılmakta ve kuzeybatıya doğru yön almaktadır. Araç ve Soğanlı nehirleri ile Karabük'ün merkezinde buluşmakta ve aşağı mansapta Yenice olarak adlandırılmaktadır, Yenice'den kuzeye dönmekte ve Çaycuma Ovası'na inmektedir. Burada Bolu Dağları'ndaki Efteni Gölü'nden doğan Devrek Çayı ile birleşerek Filyos Nehri adını alarak Hisarönü'nde Karadeniz'e dökülmektedir. Filyos Çayı Havzası çok büyük olup, çok farklı havza ve kanal özelliklerine sahip birçok nehir ve kolların birleşmesi ile oluşmuştur. Bu nedenle 360

km uzunluğundaki akış hattı boyunca çok farklı hidrolik ve topografik özellikler bulundurmaktadır. Gerede ve Bolu kısmında genellikle ovaları takip etmekte olup etrafı çayır ve tarlalarla çevrilidir. Bu bölümlerde ayrıca mecrada çok düşük rüsubat akımına sahiptir. Ilgaz Dağları'nın eteklerinden doğan ve oldukça tortul olan Ilgaz, Boyalı ve Soğanlı nehirlerinin havzalarında büyük çaplı heyelanlar ve yamaç yenilmeleri görülebilmektedir. Çakıl-kum ocakları, inşaat halindeki HES ve havza yolları tortu/rüsubat oluşturmaktadır. Soğanlı Çayı, Eskipazar'ın güneyini sulayan Gerede Nehri ile Çerkeş'ten akan Çerkeş Nehri'nin birleşmesinden oluşmaktadır. Cemal Ovası'nda Eskipazar Nehri'ni de içine alan Soğanlı Nehri, Eskipazar'ın batısındaki Eleman Dağı'ndan doğmakta ve Karabük merkeze akmaktadır. Soğanlı Nehri ile Araç Nehri Karabük merkezinde birleştiğinde mansapta Yenice Irmağını oluşturmakta, mansapta Devrek Çayı ile birleşerek Filyos Çayı'nı oluşturmaktadır [14].



Şekil 1.5. Filyos Çayı Alt Havzasının haritadaki görünümü [21].

1.6. BATI KARADENİZ HAVZASININ İKLİM ÖZELLİKLERİ

Farklı iklim türleri Batı Karadeniz Havzası'nı alanı ve konumundan kaynaklı olarak etkilemektedir. Bölge genel olarak dağlık olup kıyıda içeriyeye doğru gidildikçe İç Anadolu'nun iklim koşulları ortaya çıkmaktadır. Bu nedenle gündüz ve gece yağışlar azalmakta ve yaz ve kış arasındaki sıcaklık farkı büyümektedir. Havzanın kuzeyinde Karadeniz iklimi, güneyinde ise Karadeniz ve İç Anadolu iklimleri arasında geçiş iklimi hakimdir. Filyos Alt Havzasında yer alan Bolu ve Karabük bölgeleri, kışları serin, yağışlı ve yazları ılık geçen Karadeniz ve İç Anadolu ikliminden etkilenmektedir. Yağışlar genellikle cephesel nitelikte olup, dağ yamaçlarının topografik özelliklerinden dolayı dağların batı yamaçlarında artan yağışlar görülmektedir. Devrekani ve Sinop alt havzaları kıyılarında yağışlı ve ılıman iklim koşulları hakim olup havzanın kuzeyinde Karadeniz iklimi, güneyinde ise Karadeniz ve İç Anadolu iklimleri arasında geçiş iklimi hakim duruma geçmektedir. Bartın ve çevresindeki Aşağı Bartın Havzası'nda yer alan bölge, ağırlıklı olarak kışları yoğun yağış, yazları ise serin, Karadeniz iklimi tipindedir. Ereğli Havzası'nda Karadeniz iklimi hakim olup Balkanlar'dan gelen soğuk hava akımlarına maruz kalması nedeniyle kışlar Doğu Karadeniz bölgesinden daha soğuk geçmektedir. Yıllık ortalama yağış miktarı 1250 mm'dir. Kıyıda iç kesimlere doğru gittikçe yağış azalmakta ve yağmurdan kara geçiş gözlenmektedir. Yağışların çoğu sonbahar ve kış aylarında düşmekte, il içinde, mevsimler veya gündüz ve gece arasında büyük bir sıcaklık farkı oluşmamaktadır. Denizden iç kesimlere doğru gittikçe iklim biraz daha sertleşmektedir. Melen Havzası kıyılarında yağışlı ve ılıman iklim koşulları hakim olup Karadeniz bölgesi sınırları içerisinde yer alan Karadeniz ikliminin etkisi genel özelliklerinde görülmektedir. Ancak Karadeniz iklimi ile birlikte karasal iklim kuşakları arasında geçiş özelliği göstermektedir. İklimi çeşitli faktörler tarafından şekillendirilmekte, enlem nedeniyle, sıcaklıklar güney illerden daha soğuk yaşanabilmektedir [9].

BÖLÜM 2

LİTERATÜR ARAŞTIRMASI

Babacan (2015), “Future flow prediction and flow modelling with artificial neural network using different parameters for Aksu River in Giresun” isimli lisansüstü tezinde yapay sinir ağları metodu ile çok katmanlı yapay sinir ağı modeli oluşturarak, belirtilen parametrelerin 3 farklı akım gözlem istasyonu için çeşitli kombinasyonlarıyla 14 farklı model ile denenip akış modellemesi gerçekleştirmiştir. Modelleme için yağış ve buharlaşma verileri kullanmıştır. Denemeler sonucunda tahmin edilen değerler; RMSE, r^2 , RH (Rölatif Hata), E (Nash-Sutcliffe Belirlilik Katsayısı) ve MSE hata değerlendirme katsayıları ile değerlendirmiştir [22].

Minarecioğlu (2008)’in “Yapay zekâ metotları kullanılarak doğal akarsularda taşınan katı madde miktarının öngörülmesi ve hesaplanması” adlı lisansüstü tezinde aylık katı madde miktarının tahmini için yapay sinir ağlarına (ANN) dayalı modeller geliştirmiştir. Dört farklı yapay zekâ metodu kullanmış olup bunlar; radyal tabanlı-yapay sinir ağları (RBF-ANN), çok katmanlı-yapay sinir ağları (ML-ANN), genelleştirilmiş regresyon-yapay sinir ağları (GR-ANN) ve Anfis’tir. Yapay zekâ modellerinin çalıştırılması için Matlab programlama dilinde dört farklı kod hazırlamıştır. ML-ANN metodunun kalibrasyonu için diğer algoritmalara göre daha hızlı olan Levenberg-Marquardt optimizasyon algoritması kullanmıştır. Analizlerde Elektrik İşleri Etüt İdaresi ve Araştırma Kurumu (EİE) tarafından işletilen Dicle Diyarbakır ve Cizre ölçüm istasyonları ile Fırat Kemahboğazı ölçüm istasyonundan aylık akış verisi ve askı maddesi verileri kullanılmış ve elde edilen sonuçlar birbiriyle karşılaştırılmıştır. Karşılaştırma doğruluk analiz yöntemleri olarak karekök ortalama karesel hata (RMSE) ve regresyon katsayısı (r^2) kullanmıştır [23].

Özdin (2019)’in “İklim değişikliğinin Susurluk Havzası yağışları üzerindeki etkilerinin yapay sinir ağları ile analizi” adlı lisansüstü tezinde Susurluk Havzasında

iklim deęişikliğinin ne derece etkili olacağı yapay sinir aęları (ANN) metoduyla incelemiştir. Araştırmada, Devlet Meteoroloji İşleri Genel Müdürlüğü'nün Susurluk Havzasında bulunan yağış istasyonlarının (Bandırma, Bursa, Dursunbey, Erdek, Keles, Mustafa Kemal Paşa, Simav, Tavşanlı ve Uludaę) aylık toplam yağış verileri kullanılmıştır. Bu verilerle ileriye dönük tahminler, ölçek indirgeme yaklaşımı yapay sinir aęları (ANN) yöntemi ile Matlab programı kullanarak yapılmıştır. Verilerle oluşturulan ANN modeliyle 2015-2030 yılları arasındaki aylık toplam yağış miktarları tahmin edilmiştir [24].

Çubukçu (2019)'un “Yıllık anlık maksimum akımların coęrafi veri bileşenleri ve yapay sinir aęları ile modellemesi” adlı lisansüstü tezinde yapay sinir aęları (ANN) metodu ile 14 numaralı Yeşilirmak Havzasında yer alan 5 adet akım gözlem istasyonuna (AGİ) ait coęrafi konum, yükseklik ve alan bilgileri olmak üzere 8 giriş verisi kullanılarak her bir AGİ için yıllık anlık maksimum akım (YAMA) verileri tahmin edilmeye çalışılmıştır [25].

Riad ve dię. (2004) yılında “Yapay sinir aęları yaklaşımı ile yağış-akış modellemesi” isimli makalelerinde, Fas'ta yarı kurak bir iklimde bulunan bir havzada yağış-akış ilişkisini modellemek için bir ANN geliştirip ve kullanmışlardır ve çalışmada yöntem olarak çok katmanlı yapay sinir aęı (ML-ANN) seçilmiştir [26].

Avcı (2015), “Demre akiferinde sürdürülebilir yeraltısuyu kullanımının akım incelenmesi ile modellemesi” adlı doktora tezinde Türkiye'nin önemli bir seracılık merkezi olan Demre Ovasında sürdürülebilir yeraltısuyu kullanımının muhtemel su kullanım ve iklim durumları, sayısal akım modellemesi aracılığıyla incelemiştir. Su kimyası/kalitesi, sahada üretilen hidrolik yük dağılımı ve çevresel izotop verileri ile Demre Ovası alüvyon akiferinin kavramsal yeraltısuyu akış modelini oluşturmuştur [27].

Berhe (2015)'in “Kütahya Ovası yüzeysel akiferinin yeraltısuyu akım modellemesi” isimli doktora tezinde, Kütahya Ovasında 83 km²'lik bir alanda hidrojeolojik modeli belirleyebilmek için Kütahya Ovası'nda var olan veri kaynaklarını kullanılarak

deneme yanılma metodu ile sığ akiferin 2 boyutlu yeraltısuyu akım modeli tasarlanmıştır [28].

Kılıç (2016)'ın, "Eskişehirde bir kömür keşif sahasındaki yeraltısu akımının sayısal modellenmesi" adlı yüksek lisans tezinde Eskişehir'deki kömür keşif sahasının sayısal ve kavramsal yeraltısuyu akım modellerinin geliştirilip öncül susuzlaştırma tasarılarının etkisini değerlendirilmiştir. Çalışma başlangıcında, ilk adım olarak hidrolojik-hidrojeolojik bütçe hesaplamalarını da kapsayan kavramsal model geliştirilmiş ve Modlow-Surfact adı verilen 3 boyutlu sonlu farklar modeli yardımıyla yeraltısuyu akım rejimi modellenmiştir [29].

Temelli (2018) çalışmış olduğu "Fiziksel tabanlı (HEC-HMS) model ve mantıksal modelleri (Bulanık Mantık (Anfis)) kullanılarak akım tahmini ve modellenmesi" isimli lisansüstü tezinde Kurukavak Deresi Havzası üzerinde çalışmış ve havzaya ait gözlenmiş 1988 ve 2005 tarihleri arasında meydana gelen fırtına ve şiddetli rüzgar olaylarının kayıtlı verileri Meteoroloji Genel Müdürlüğünden (MGM) temin edip kullanarak akım tahmini ve modellenmesi yapmıştır. ArcGIS yazılımı ile havzanın karakteristik özelliklerini belirlemiştir [30].

Machado ve diğ. (2011) çalışmalarını Brezilya, Paraná'daki Jangada Nehri Havzasındaki bir seri nokta istasyonuna göre gerçekleştirmişlerdir. Çalışma için 1976'dan 1994'e kadar olan veri seti kullanılmıştır. Yağış ve akış arasındaki ilişkiyi irdeleyebilmek için ANN yöntemi kullanılmıştır. ANN uygulanırken, giriş verileri olarak aylık ortalama akış, aylık toplam yağış ve aylık ortalama buharlaşma verilerinin çeşitli kombinasyonları seçilmiş olup, çıkış verileri olarak aylık ortalama akış değerlerinin tahmin edilmesi hedeflenmiştir. Hata değerleri, belirleme katsayısı (R^2) ve Nash-Sutcliffe belirleme katsayısı (E) kullanılarak karşılaştırılmıştır. Bu değerlerden yola çıkarak en düşük hata oranına sahip ANN kombinasyonunun sonuçlarını ampirik bir yöntem olan IPHMEN yöntemiyle karşılaştırılmıştır. Bu karşılaştırmanın sonuçları, ANN uygulamasının IPHMEN uygulamasından daha başarılı olduğunu göstermiştir [31].

Lohani ve diğ. (2011) çalışmalarını Hindistan'ın Narmada Havzasında gerçekleştirmişlerdir. Çalışmada; ANN, bulanık mantık (BM) ve doğrusal transfer fonksiyonu (LTF) yöntemleri, en iyi yağış akışı modelini oluşturmak için değerlendirilmiştir. Veri seti, 1993-1998 yılları arasında ortalama günlük yağış, ortalama günlük akış ve öncül nem muhtevası (ÖNM) olarak seçilmiştir. ÖNM değerleri 7 günlük yağış değerleri kullanılarak hesaplanmıştır ve topraktaki mevcut nemi ifade etmektedir. Çalışma için girdi kombinasyonları oldukça geniş tutulmuş ve üzerinde çalışılan istasyonlar noktasal istasyonlardır. Toplam 11 girdi modeli 4 farklı kategori altında oluşturulmuştur. Çalışma sonucunda BM yöntemi ANN ve LTF yöntemlerine göre daha başarılı olduğu ifade edilmiştir [32].

Kılınç ve diğ. (2022) çalışmalarında, akış tahmini için uzun-kısa süreli bellek (LSTM) ağlarını ve bir genetik algoritmayı (GA) entegre eden hibrit bir yaklaşım önerilmiştir. Hibrit modelin performansı ve kıyaslama modeli günlük akış verileri kullanılarak ölçülmüştür. Bu amaçla, Türkiye'de Fırat Nehri üzerindeki akım tahminleri için Beyderesi-Kılayak akım gözlem istasyonunun 2000 ve 2019 yılları arasındaki günlük nehir akış zaman serileri kullanılmıştır. Kıyaslayabilmek amacıyla lineer regresyon (r^2) yöntemi kullanılmış ve LSTM-GA yönteminin daha başarılı sonuçlar verdiği ifade edilmiştir [33].

Luk ve diğ. (2001) çalışmalarında çok katmanlı ileri beslemeli yapay sinir ağları, kısmi tekrarlayan sinir ağları ve zaman gecikmeli sinir ağları kullanılarak yağış yüksekliği verileri kullanılarak tahmin çalışmaları yapılmış ve bu üç alternatif ANN türünden elde edilen sonuçlar kıyaslanarak, tartışılmıştır [34].

Dawson ve Wilby (1998) çalışmasında, gerçek hidrometrik verileri kullanarak Birleşik Krallık Havzasında sel oluşturabilme eğilimi yüksek iki akarsuyun akış tahminleri için ANN kullanılmıştır. Nispeten kısa kalibrasyon veri setleri göz önüne alınmış, Amber ve Mole akarsuları için altı saatlik akım verileri yardımıyla 15 dakikalık akımların tahmin modelleri oluşturulmuştur. ANN'nin performansı ile geleneksel taşkın tahmin sistemlerinin performansı arasında karşılaştırmalar yapılmış ve doğrulama tahminleri için elde edilen sonuçlar, Amber Nehri için ölçülmüş verilerden elde edilenlerle karşılaştırılabilir kalitede olduğu ifade edilmiştir. ANN'nin eksik verilerle başa çıkma

ve gerçek zamanlı olarak tahmin edilmekte olan olaydan "öğrenme" yeteneği, onu geleneksel toplu veya yarı dağıtılmış taşkın tahmin modellerinden daha çekici bir alternatif haline getirdiği ifade edilmiştir. Bununla birlikte, belirli bir havzada, mevsim ve hidrolojik bağlamlar için optimum ANN eğitim süresini belirlemek için daha fazla araştırmaya ihtiyaç olduğu da belirtilmiştir [35].

Abdolrasol ve diğ. (2021)'nin "Artificial neural networks-based optimization techniques" adlı ve sanal santral sistemindeki enerji yönetim problemlerinin çözümünü konu alan çalışmalarında, genetik algoritma (GA), parçacık sürüsü optimizasyonu (PSO), yapay arı kolonisi (ABC) gibi ünlü optimizasyon tekniklerinden bazıları ile ANN tabanlı optimizasyon algoritması tekniklerinin kapsamlı bir incelemesi sunulmuştur. Çalışma geri izleme arama algoritması (BSA) ve yıldırım arama algoritması (LSA) ve balina optimizasyon algoritması (WOA) gibi bazı modern geliştirilmiş teknikler gibi daha pek çok bu tür tekniklerin tamamı, başlangıç popülasyonunun rastgele oluşturulduğu bir popülasyona dayalı algoritmalar olarak sınıflandırılmış ve problemleri en iyi şekilde çözmek ve en iyi yapı ağı modelini elde etmek için ayarlanmış veya eğitim parametrelerini manipüle ederek, sinir ağının optimizasyon algoritmaları yoluyla iyileştirilmesi hakkında da bilgiler verilmiştir. Ayrıca çalışmada, gizli katmanlardaki nöron sayısı ve öğrenme oranı gibi optimal parametreleri saptamak için sırasıyla PSO, GA, ABC ve BSA optimizasyon teknikleriyle ANN performansını iyileştirmeye yönelik deneme çalışmaları gerçekleştirilmiştir [36].

Dolling ve Varas (2002)'in "Artificial neural networks for streamflow prediction" adlı makalelerinde, dağ havzalarında ANN kullanarak aylık akım tahmini yapmışlardır. Girdi değişkenlerinin seçimini, model mimarisinin tanımını ve öğrenme sürecinin stratejisini ele almışlar ve iyi bir akarsu akım tahmin yöntemlerinin, sulama ve hidroelektrik enerji üretimi için su kaynaklarının optimal kullanımı için oldukça önemli faydalara sahip olabileceğini belirtmişlerdir [37].

Özkan (2022)'in "Long-term streamflow forecasting using adaptive neuro-fuzzy inference system" adlı çalışmasında, 1988 ile 2011 yılları arasında üç farklı istasyonda ölçülen 8928 günlük akarsu akım verisi kullanılarak akış tahmini yapılmıştır. Geçmiş

akış verilerini analiz etmek için simüle edilmiş tavlama (SA), geri yayılım (BP) ve hibrit öğrenme (HB) algoritmaları kullanılarak uyarlanabilir ağ tabanlı bulanık çıkarsama sistemi (ANFIS) modeli eğitilmiştir. Elde ettiği sonuçları karşılaştırmak için kullanılan değerlendirme kriterleri, ortalama mutlak hata (MAE), ortalama karekök hata (RMSE), regresyon katsayısı (r^2) ve ortalama mutlak yüzde hata (MAPE) kullanılmıştır. Analiz sonrasında, doğrusal olmayan problemlerde ANFIS parametrelerinin eğitiminde HB ve BP algoritmalarının SA algoritmasına göre daha etkin ve etkili bir şekilde kullanılabileceği sonucuna varılmıştır [38].

Alhashimi (2014)'nin "Prediction of monthly rainfall in Kirkuk using artificial neural network and time series models" adlı makalelerinde, otoregresif entegre hareketli ortalama (ARIMA)'ya dayalı zaman serisi modelleri, yapay sinir ağı (ANN) modeli ve çoklu doğrusal regresyon (MLR) modeli gibi geçmiş gözlemlere dayalı olarak üç yağış tahmin modeli geliştirilmiş ve uygulanmıştır. Yağışları aylık olarak tahmin etmek için ileri beslemeli sinir ağı (FFNN) modeli uygulanmıştır. Üç modelin performansını değerlendirmek için korelasyon katsayısı ve ortalama kare hataları tercih edilmiştir. Çalışmada kullanılan veri seti, Kerkük istasyonu için 1970'den 2008'e kadar aylık toplam yağış, ortalama sıcaklık, rüzgar hızı ve bağıl nem ölçümlerini içermektedir. Modeller (25 yıl) aylık toplam yağış verileriyle eğitilmiştir. Ağırlıkları ve regresyon katsayılarını elde etmek için verilere ANN, ARIMA ve MLR yaklaşımları uygulanmıştır. Modellerin performansları geriye kalan 13 yıllık veriler kullanılarak değerlendirilmiş ve modellerin regresyon katsayısı (r^2) değerleri karşılaştırıldığında, aylık toplam yağış miktarını tahmin etmek için ANN modellerinin, ARIMA modeli ve MLR modellerine göre daha uygun bir tahmin aracı olarak kullanılabileceğini ifade etmişlerdir [39].

Üneş ve diğ. (2020)'nin "River flow estimation using artificial intelligence and fuzzy techniques" adlı çalışmalarında, inceleme alanı olarak ABD'nin Sterling Bölgesindeki Stilwater Nehri seçilmiş ve nehirdeki akışlar, çoklu doğrusal regresyon (MLR), yapay sinir ağı (ANN), M5 karar ağacı (M5T), uyarlanabilir nöro-bulanık çıkarım sistemi (ANFIS), mamdani-bulanık mantık (M-FL) ve basit üyelik fonksiyonları ve bulanık kural oluşturma tekniği (SMRGT) modelleri kullanılarak tahmin edilmeye çalışılmıştır. Tüm modellerde giriş verileri olarak günlük yağış, nehir akışı ve su

sıcaklığı verileri kullanılmıştır. Yöntemlerin performansı korelasyon katsayısı, ortalama karesel hata ve ortalama mutlak hata yöntemleri ile saptanmıştır. Karşılaştırma kriterlerine göre nihai sonuç olarak Mamdani-bulanık mantık (M-FL), basit üyelik fonksiyonları ve bulanık kurallar üretme tekniği (SMRGT) modellerinin nehir akış tahmininde diğer modellere göre daha iyi performans gösterdiği saptanmıştır [40].

Alzarouq Albaqoul (2022)'in "Meteorological and hydrological drought analysis of Sinop, Kastamonu, Bartın provinces in the Western Black Sea" adlı yüksek lisans tez çalışmasında, Batı Karadeniz Bölgesinde bulunan Bartın, Kastamonu, Sinop illerinin meteorolojik ve hidrolojik kuraklık analizini gerçekleştirmek için son zamanlarda geliştirilen ve oldukça basit bir ara yüz sağlayan bir yazılım paketi olan DrinC (Drought Indices Calculator) kullanılmıştır. Çalışmada standartlaştırılmış yağış indeksi (SPI), keşif kuraklık indeksi (RDI) ve akım kuraklık indeksi (SDI) kullanılmıştır [41].

Ekemen Keskin ve diğ. (2020)'nin "Prediction of electrical conductivity using ANN and MLR: a case study from Turkey" adlı makalelerinde, Türkiye'deki çok farklı illerinde (Kastamonu, Bartın, Karabük, Sivas), çok farklı kaya türleri, çeşitli madencilik ve tarımsal faaliyet gibi farklı doğal ve çevresel faktörler nedeniyle bu bölgelerdeki suların çok farklı kimyasal bileşimlere ve elektriksel iletkenlik (EC) değerlerine sahip olduğunu belirtmişlerdir. Elektriksel İletkenliğin, EC metre kullanılarak ölçülebilir ve yerinde ölçülmesi gerektiğini, ancak, yerinde EC ölçümü zahmetli, zaman alıcı, pahalı ve zorlu arazi ortamlarında zor olduğunu ve son yıllarda, makine öğrenimi modelleri, bu tür problemlerin çözümleri için genellikle oldukça doğru tahminler sağlayarak birçok çalışmanın birincil ilgi odağı olduğunu ifade etmişlerdir. Çalışmanın amacı, yapay sinir ağları (YSA) ve çoklu doğrusal regresyon (MLR) kullanarak yeraltısuyunun EC'sini tahmin etmektir. Analizde majör/minör iyonlar ve eser elementler gibi EC'yi etkileyen 12 farklı hidrokimyasal parametre kullanılmıştır. Çalışmada Python makine öğrenimi yazılımında geri yayılım ile eğitilmiş çok katmanlı ileri beslemeli YSA kullanılmıştır. En uygun YSA mimarisini elde etmek için deneme yanılma kullanılmış ve farklı sayıda gizli katman, nöron, aktivasyon fonksiyonu, optimize edici ve test boyutu oluşturulmuştur. Çalışmada ayrıca, EC

tahmin çalışmalarında ilgili girdi parametrelerinin kullanılabilirliğini test edilmekte ve sonuç olarak, ölçülen ve tahmin edilen değerler arasındaki karşılaştırmalar, makine öğrenme modellerinin başarıyla uygulanabileceğini ve EC ve benzeri parametre tahminleri için yüksek doğruluk ve güvenilirlik sağladığını gösterdiğini belirtmişlerdir [42].

Ekemen Keskin ve diğ. (2014)'nin "Prediction of water pollution sources using artificial neural networks in the study areas of Sivas, Karabük and Bartın (Turkey)" adlı makalelerinde, Türkiye'nin farklı kaya türlerine, tarımsal faaliyete ve madencilik faaliyetine sahip Sivas, Karabük ve Bartın bölgelerinde yapay sinir ağları (YSA) kullanılarak su kirliliği kaynaklarının tahmin edilmesini gerçekleştirmiştir. Çalışmada, inceleme alanlarındaki farklı kaya türlerinden boşalan suların ve su kirliliği kaynaklarının tahmin edilmesi için YSA tabanlı bir model geliştirilmiştir. YSA eğitiminde geri yayılım ve arı algoritması (BA) kullanılmıştır. Çalışmanın amacına ulaşmak için 14 hidrokimyasal veri seti kullanılmıştır. Suların kirlilik kaynaklarının en iyi tahmini BA kullanılarak %80 doğrulukla gerçekleştirilmiştir. Bu sonuçlar, bu çalışmaya benzer araştırmaların geniş ve bölgesel ölçekte uygulandığında yeraltısuyu kirlilik kaynaklarının değerlendirilmesinde oldukça kolaylık sağlayabileceğini ifade etmişlerdir [43].

Sönmez (2010) "Estimation of Flow Duration Curves in Non-Existing Creek Flow Discharge" adlı lisansüstü tezinde, akımı ölçülmeyen akarsularda akış süreklilik çizgisini elde etmek için gerekli akış hızını tahmin etmiştir. Tahmin modeli, çalışma alanı olarak seçilen Turnagöl Çayı yakınındaki bir yağış istasyonundan gelen yağış verileri ve aynı havza içinde bitişik Değirmendere Çayı'ndan gelen akış verileri ile sağlanmıştır. Bu veriler farklı senaryolarda YSA ve MLR'ye tabi tutulmuş ve elde edilen sonuçlar karşılaştırılarak en iyi sonucu veren model tespit edilmiştir. Çalışmada, Turnagöl Deresi üzerinde yapılan ölçümler sonucunda elde edilen bir su yılı deşarj verileri ve Değirmendere'den gelen deşarj verileri modele dahil edilmiştir. Belirlenen determinasyon katsayısı (r^2) 0.9718 mertebesinde 1'e yakınsadığı için en iyi model olarak seçilmiştir. Tez çalışmasında sonuçlar göz önüne alındığında, YSA'nın MLR'den daha iyi sonuçlar verdiği ve YSA'nın, akışları tahmin etmek için bir model olarak kullanılabileceği ifade edilmiştir [44].

BÖLÜM 3

MATERYAL VE METOT

Bu tez çalışmasında Batı Karadeniz Havzasında yer alan Filyos Nehri Alt Havzası için aylık toplam yağış, aylık ortalama sıcaklık, aylık ortalama nispi nem ve akım gözlem istasyonlarına ait aylık ortalama akım verileri kullanılarak, seçilen diğer akım gözlem istasyonunun aylık ortalama debi değerlerinin tahmininde bulunulması amaçlanmıştır. Çalışma bünyesinde 7 farklı akım gözlem istasyonunun debi değerleri ve 5 farklı meteorolojik gözlem istasyonundan alınan yağış, sıcaklık ve nispi nem değerleri kullanılmıştır. Modellerde kullanılan verilerin Filyos Nehri Havzası içerisinde yer almasına ve ortak yılları temsil etmesine özellikle önem verilmiştir. Bu kapsamda modelleri oluşturmak için yağış, sıcaklık ve nispi nem verileri T.C. Çevre, Şehircilik ve İklim Değişikliği Bakanlığı Meteoroloji Genel Müdürlüğü'nden, akım verileri ise T.C. Tarım ve Orman Bakanlığı Devlet Su İşleri Genel Müdürlüğü'nden temin edilmiştir. Ortak zaman dilimi 1965-2015 yılları olarak saptanmış ve bu zaman dilimlerinde eksik olan ay/yıllara ait veriler, var olan tüm verilerin %15'ini geçmeyecek şekilde doğrusal regresyon analizi yöntemiyle tamamlanmış ve modellerde tamamlanmış bu veriler kullanılmıştır. Çizelge 3.1, Çizelge 3.2, Şekil 3.1. ve Şekil 3.2 çalışma alanındaki akım gözlem istasyonları ve meteoroloji istasyonlarına ait bilgileri ve havza içindeki konumlarını göstermektedir.

3.1. ÇALIŞMADA KULLANILAN AKIM GÖZLEM İSTASYONLARI

3.1.1. D13A036 numaralı Hacılar Deresi (Yalaközü)

D13A036 numaralı Hacılar Deresi (Yalaközü) isimli akım gözlem istasyonu Çerkeş-Kurşunlu yolunun 13. km'sindeki Yalaközü Köyü'nün 200 m mansabında yer almaktadır. İstasyon 32°59'27" Doğu - 40°45'43" Kuzey enlemleri ve boylamları

arasında bulunmaktadır. Bu istasyonun deniz seviyesinden yüksekliđi 1179 m olup drenaj alanı ise 88.30 km²'dir [45].

3.1.2. E13A014 numaralı Sođanlı ayı (Karabük)

E13A014 numaralı Sođanlı ayı (Karabük) akım gözlem istasyonu Karabük-Ankara yolunun (Zonguldak-F29) 3. km'sindeki köprüyü geçmeden soldaki Kızılcaören Köyünün içinde bulunmaktadır. 32°38'35" Dođu - 41°10'11" Kuzey enlemleri ve boylamları arasında yer almaktadır. Bu istasyonun deniz seviyesinden yüksekliđi 271 m olup drenaj alanı 5086.8 km²'dir [46].

3.1.3. E13A019 numaralı Mengen ayı (Gökçesu)

E13A019 numaralı Mengen ayı (Gökçesu) akım gözlem istasyonu Bolu-Mengen (Bolu-G27) karayolu üzerindeki Gökçesu Bucađı yakınında bulunmaktadır. 31°58'02" Dođu - 40°53'47" Kuzey enlemleri ve boylamları arasında yer almaktadır. Bu istasyonun deniz seviyesinden yüksekliđi 507 m olup drenaj alanı 786.3 km²'dir [46].

3.1.4. E13A027 numaralı Ulusu (Afatlar)

E13A027 numaralı Ulusu (Afatlar) akım gözlem istasyonu Ankara-İstanbul (Bolu-G28) karayolunun 131. km'sindeki Afatlar köprüsü civarında bulunmaktadır. 32°15'03" Dođu - 40°44'32" Kuzey enlemleri ve boylamları arasında yer almaktadır. Bu istasyonun deniz seviyesinden yüksekliđi 1142 m olup drenaj alanı 953.6 km²'dir [46].

3.1.5. E13A033 numaralı Ara ayı (Karabük)

E13A033 numaralı Ara ayı (Karabük) akım gözlem istasyonu Karabük İlinin Ara mevkiinde bulunmaktadır. 32°37'26" Dođu - 41°11'45" Kuzey enlemleri ve boylamları arasında yer almaktadır. Bu istasyonun deniz seviyesinden yüksekliđi 262 m olup drenaj alanı 2833.2 km²'dir [46].

3.1.6. E13A034 numaralı Bolu Çayı (Başdeğirmenler)

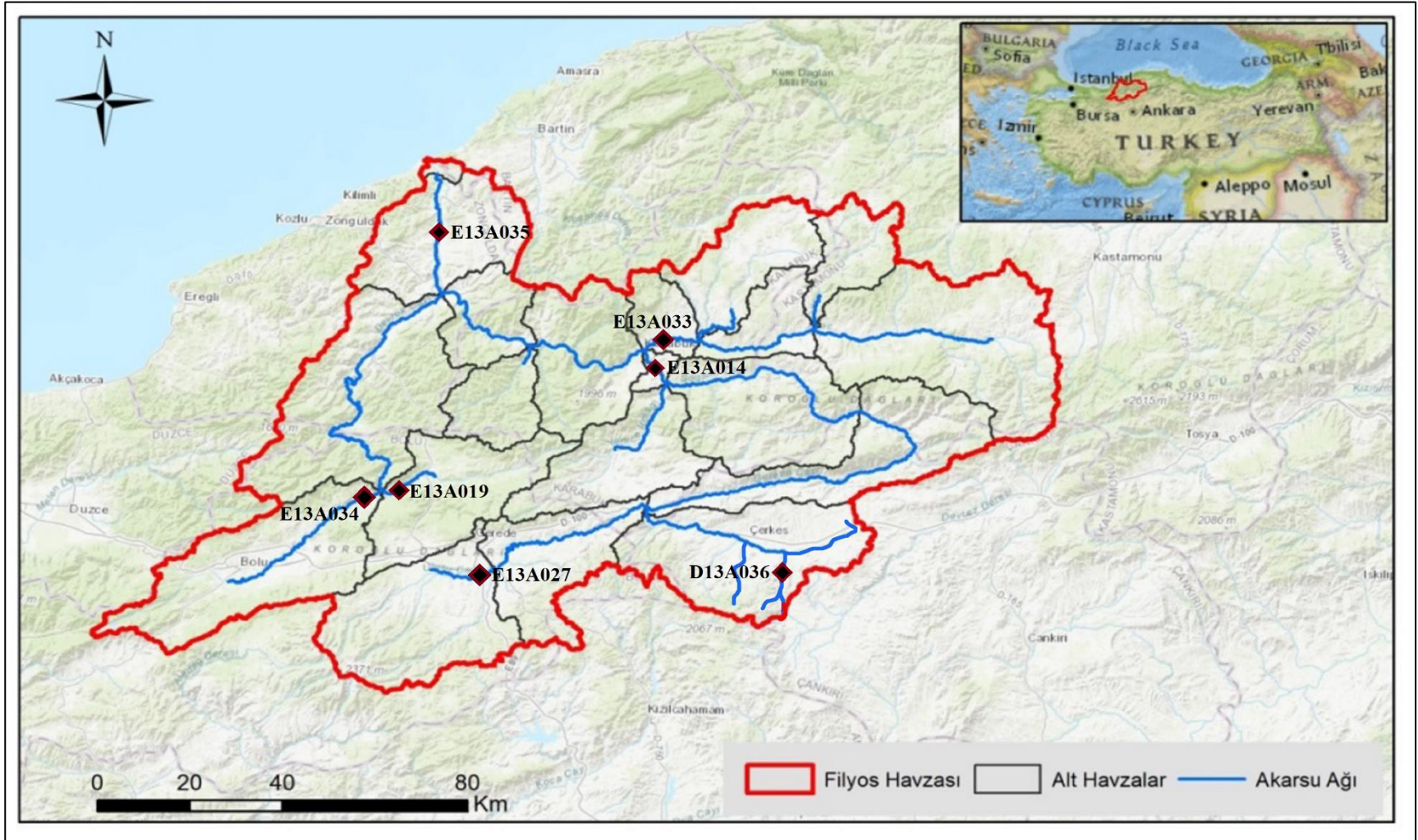
E13A034 numaralı Bolu Çayı (Başdeğirmenler) akım gözlem istasyonu Mengen Gökçesu-Bolu şosesinin 3. km'sindeki Başdeğirmenler Köyü içinde bulunmaktadır. 31°55'47" Doğu - 40°53'11" Kuzey enlemleri ve boylamları arasında yer almaktadır. Bu istasyonun deniz seviyesinden yüksekliği 541 m olup drenaj alanı 1102.8 km²'dir [46].

3.1.7. E13A035 numaralı Filyos Çayı (Derecikviran)

E13A035 numaralı Filyos Çayı (Derecikviran) akım gözlem istasyonu Zonguldak'a bağlı Çaycuma İlçesi yolunun 20. km'sindeki Derecikviran Köyü içinde bulunmaktadır. 32°04'44" Doğu - 41°32'49" Kuzey enlemleri ve boylamları arasında yer almaktadır. Bu istasyonun deniz seviyesinden yüksekliği 2 m olup drenaj alanı 13300.4 km²'dir [46].

Çizelge 3.1. Akım gözlem istasyonlarına ait bilgiler [46].

İstasyon	Adı	Rakım(m)	Alan (km ²)	Koordinat	
				Doğu	Kuzey
D13A036	Hacılar Deresi (Yalaközü)	1179	88.3	32°59'27"	40°45'43"
E13A014	Soğanlı Çayı (Karabük)	271	5086.8	32°38'35"	41°10'11"
E13A019	Mengen Çayı (Gökçesu)	507	786.3	31°58'02"	40°53'47"
E13A027	Ulus (Afatlar)	1142	953.6	32°15'03"	40°44'32"
E13A033	Araç Çayı (Karabük)	262	2833.2	32°37'26"	41°11'45"
E13A034	Bolu Çayı (Başdeğirmenler)	541	1102.8	31°55'47"	40°53'11"
E13A035	Filyos Çayı (Derecikviran)	2	13300.4	32°04'44"	41°32'49"



Şekil 3.1. Akım gözlem istasyonlarının havzadaki konumu [21].

3.2. ÇALIŞMADA KULLANILAN METEOROLOJİ İSTASYONLARI

Tez bünyesinde Meteoroloji Genel Müdürlüğü'nden verisi alınarak kullanılan istasyonlar aşağıda verilmiştir.

1. 17022 Numaralı Zonguldak meteoroloji istasyonu
2. 17020 Numaralı Bartın meteoroloji istasyonu
3. 17646 Numaralı Çerkeş meteoroloji istasyonu
4. 17648 Numaralı Ilgaz meteoroloji istasyonu
5. 17070 Numaralı Bolu meteoroloji istasyonu

Çizelge 3.2. Meteoroloji istasyonlarına ait bilgiler [47].

İstasyon	Adı	Koordinat	
		Doğu	Kuzey
17022	Zonguldak	31°46'40.5"	41°26'57.3"
17020	Bartın	32°21'24.8"	41°37'29.3"
17646	Çerkeş	32°52'59.2"	40°48'54"
17648	Ilgaz	33°37'32.9"	40°54'56.2"
17070	Bolu	31°36'07.9"	40°43'58.4"



Şekil 3.2. Meteoroloji istasyonlarının havzadaki konumu [47].

3.3. EKSİK VERİLERİN TAMAMLANMASI VE ÇALIŞMADA KULLANILAN AKIM TAHMİN YÖNYEMLERİ

Bu çalışmada, uzun yıllara ait verileri olan 17020 (Bartın), 17022 (Zonguldak), 17646 (Çerkeş), 17648 (Ilgaz) ve 17070 (Bolu) meteoroloji istasyonlarının yağış, sıcaklık ve nem verileri ve D13A036 (Hacılar Deresi–Yalaközü), E13A014 (Soğanlı Çayı–Karabük), E13A019 (Mengen Çayı–Gökçesu), E13A027 (Ulus–Afatlar), E13A033 (Araç Çayı–Karabük), E13A034 (Bolu Çayı–Başdeğirmenler) ve E13A035 (Filyos Çayı–Derecikviran) akım gözlem istasyonlarının akım verileri akım tahmin modellerinde kullanılmıştır. Çevresel vb. koşullara bağlı olarak oluşan eksik olan verilerin tamamlanabilmesi için % 15’ini geçmeyecek şekilde ortak yılları 1965 ile 2015 arası olarak belirlenmiştir. Eksik verilerin tamamlanmasında doğrusal regresyon analizi tercih edilmiştir.

Çalışma kapsamında mevcut herhangi bir istasyondaki akım verilerinin, diğer istasyonlara ait akım ve tüm istasyonlara ait meteorolojik veriler kullanılarak tahmin edilmesi amacıyla, ileri beslemeli çok katmanlı ANN modeli, SVM algoritmaları ve MLR analizi algoritmaları kullanılarak modeller eğitilip test edilmiştir. Her bir veri setinin % 75’i modeli eğitmek, geri kalan % 25’i ise modelin başarısını test etme amacı ile kullanılmıştır. Sonuçları karşılaştırıp kıyaslayarak tahmin doğruluk oranlarının saptanması için ortalama mutlak sapma (MAD), ortalama mutlak hata (MAE), regresyon katsayısı (r^2) ve ortalama karekök hata (RMSE) değerlendirme kriterleri kullanılmıştır.

3.3.1. Doğrusal Regresyon (Korelasyon) Analizi

Regresyon (korelasyon) analizi, iki veya ikiden fazla değişken arasındaki ilişkiyi analiz etmemizi ve anlamamızı sağlayan istatistiksel bir metottür. Regresyon analizi yapılabilmesi için uyarlanan süreç, hangi parametrelerin önemli olduğunu, hangi parametrelerin ihmal edilebilir olduğunu ve değişkenlerin birbirlerini nasıl etkilediğini anlamamıza yardımcı olmaktadır. Tüm regresyon türlerinin en basiti, bağımlı ve bağımsız değişkenler arasında bir ilişki kurmaya çalışan doğrusal (lineer) regresyondur [48].

Akım ölçüm istasyonlarındaki akım verisi eksikliğini gidermek için havzadaki akım gözlem istasyonları (AGİ) arasındaki bağımlılığı regresyon analizi ile netleştirmeye çalışıldı.

Regresyon katsayısı, iki değişken arasındaki ilişkiyi ölçmektedir. Bu katsayıyı bulmak için regresyon analizi yapılır. Başka bir deyişle, değişkenler arasında var olan ilişkiyi ve varsa bu ilişkinin derecesini, yakınlığını ve yönünü belirlemek için regresyon analizi kullanılmaktadır. Regresyon katsayısı, x ve y arasındaki lineer ilişkinin derecesini göstermektedir. Bu katsayı +1 ile -1 arasında değerler almakta, birimi bulunmamakta ve r ile gösterilmektedir. Bir korelasyon analizi gerçekleştirmek için iki AGİ'nin eşzamanlı ölçüm verisine sahip olması gerekmektedir. İki özellik arasında anlamlı bir ilişki olduğunda, bir özelliği göz önünde bulundurarak ve diğerini tahmin ederek aralarında bir regresyon denklemi hesaplanabilmektedir. Örneğin, iki değişken arasında lineer bir ilişki varsa, istenen değişken doğrusal regresyon bağıntısı ile hesaplanabilmektedir. En uygun regresyon çizgisi, noktalara en yakın olanıdır. Doğru üzerinde gözlemlenen y değerleri ile tahmin edilen y değerleri arasındaki farkların karelerinin toplamının minimum değeri bu doğrunun en iyi tahmin edilen doğru olduğunu gösterir. Bu çizgi aynı zamanda en küçük kareler çizgisi olarak da bilinir [48].

Basit Doğrusal Regresyon bağıntısı;

$$y = w_0 + w_1x \quad (3.1)$$

y = Bağımlı değişkeni temsil etmekte,

x = Bağımsız değişkeni temsil etmekte,

w_0 = Sapma terimi veya y eksenini kesişimini ifade etmekte,

w_1 = Çizgi üzerindeki eğimin eşdeğerini ifade etmektedir.

3.3.1.1. Çoklu Lineer Regresyon (MLR)

Çoklu Lineer regresyonlar, girdi değişken(ler)i ile çıktı hedef değişkeni arasında doğrusal bir ilişki olduğunu varsaymaktadır. Çoklu doğrusal regresyon birden fazla x değeri içermektedir [48]. Formül 3.1, sınırsız girdi bağımsız değişkenli bir model için yeniden şu şekilde yazılabilmektedir:

$$y = w_0 + w_1x_1 + w_2x_2 + \dots + w_nx_n \quad (3.2)$$

Bu çalışmada Filyos Havzası akım verilerini tahmin etmek için yağış, sıcak ve nispi nem verileri bağımsız değişken olarak kullanılıp, Çoklu Lineer Regresyon (MLR) analizleri yapılmıştır.

3.3.2. Destek Vektör Makineleri (SVM)

Destek Vektör Makinesi (SVM), Regresyon problemleri ve sınıflandırma için kullanılan en popüler Denetimli Öğrenme algoritmalarından biridir. Öncelikle makine öğreniminde sınıflandırma problemleri için kullanılmaktadır [49].

SVM algoritmasının amacı, gelecekte yeni veri noktasını kolayca doğru kategoriye koyabilmemiz için n-boyutlu uzayı sınıflara ayırabilen en iyi çizgi veya karar sınırını oluşturmaktır. Bu en iyi karar sınırına hiperdüzlem denilmektedir [49].

SVM, hiper düzlemi oluşturmaya yardımcı olan uç noktaları/vektörleri seçmektedir. Bu uç durumlara destek vektörleri denilmekte ve bu nedenle algoritma Destek Vektör Makinesi olarak adlandırılmaktadır. Genellikle doğrusal sınıflandırma problemlerinde kullanılmaktadır. SVM, sonucu belirlemek için bir veya birden fazla bağımsız değişken kullanarak bir veri setini analiz eden istatistiksel bir tekniktir. SVM'in amacı, iki taraflı karakteristiği ile alakalı bir set bağımsız değişkenin arasındaki ilişkiyi tanımlamak için en doğru olabilecek modeli bulmaktır [49].

3.3.3. Yapay Sinir Ağları (ANN)

İnsan ırkı varoluştan bu yana doğayla hep iç içe yaşamış ve ondan ilham alarak birçok çözüm öğrenmiştir. Özellikle doğal kaynakları kendi ihtiyaçlarını karşılayacak şekilde kullanırken, doğal afetlerle de elinden geldiğince mücadele etmeye çalışmıştır. Ayrıca akıl, düşünce ve duygularıyla doğada neler olduğunu anlamaya çabalamıştır. Olayların nedenselliğini zamanın bilgi ve teknolojisiyle bağdaşır ölçüde incelemeye çalışmış ve bu çalışmalar sırasında birçok yöntem geliştirilmiştir [50].

1950'den beri bilgisayar destekli sayısal hesaplamanın hızlı gelişiminin bir sonucu olarak, araştırılan yöntem son on yılda eşi görülmemiş bir ilerleme kaydetmiştir. Geliştirilen yöntemlerden bazıları canlı organizmalardan esinlenmiştir. ANN, bu organizmaların işlevlerini matematik kullanarak ifade etme girişiminden doğan bir yöntem örneğidir [50].

Biyolojik işlevin matematiksel modelleri olan ANN'lar, yeni bilgileri ortaya çıkarma ve öğrenme yoluyla yeni bilgiler yaratma ve keşfetme gibi insan beyninin yeteneklerini yardım almadan otomatik olarak gerçekleştirmek için tasarlanmıştır. Bu özellikler geleneksel programlama yöntemleri kullanılarak elde edilememektedir. ANN'lar bu nedenle programlanması çok zor veya imkansız olan olaylar için tasarlanmış uyarlanabilir bilgi işleme ile ilgilenen bilgisayar bilimidir [51].

ANN'lar vektör sayısallaştırma sınıflandırma, kümeleme, fonksiyonel yaklaşımlar, örüntü uyumluluğu, optimizasyon, kontrol problemleri ve arama çalışmalarında etkin ve doğru sonuçlar verebilmektedir. İnşaat mühendisliğinin tüm alanlarında kullanılabilir. Hidroloji ile ilgili kullanım alanları olarak yağış akış modellemesi, yeraltısuyu modellemesi, taşkın tahmini, sedimantasyon tahmini, su yönetimi politikası, su kalitesi, hidrolojik zaman serileri, rezervuar işlemleri vb. örnek gösterilebilir [51].

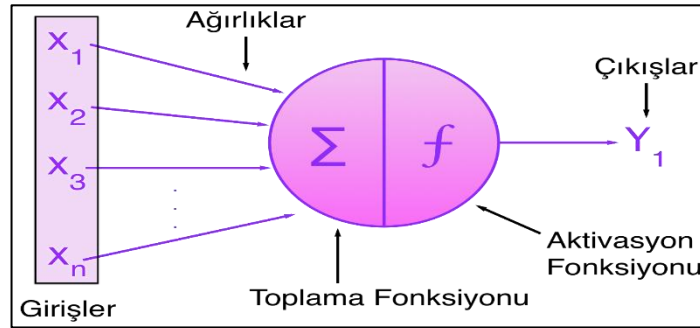
Bir yapay sinir ağı, dış etkilere nasıl yanıt verileceğini belirlemek için ölçülen formülleri veya formüllerden türetilen sentetik verileri kullanmayı öğrenebilen bir bilgisayar yazılımıdır. Bir yapay sinir ağının genel olarak ana işlevi, kendisine sunulan

bir girdi setine dönüş olarak bir çıktı seti oluşturmaktır. Bunun için öncelikle ağın bu olayın örnekleriyle eğitilmesi şarttır. Bu şekilde ağ mantık yürütebilecek hale gelmektedir. Benzer olaylardan önce incelendiği örneklere dayanarak tahminlerde bulunabilir [51].

Çalışma prensibine göre yapay sinir ağları biyolojik sinir sistemine çok benzemektedir. Bu sebeple, bir yapay sinir ağını tanımak için öncelikle biyolojik sinir hücrelerinin ve biyolojik sinir ağlarının tanınması şiddetle önerilmektedir [51].

3.3.3.1. Yapay Sinir Ağı Hücresi

Yapay sinir hücreleri, canlı sinir hücreleriyle benzer işlevleri yerine getirmektedir. Yapay nöronlar (işlem elemanları), ANN adı verilen, hücrelerden oluşan bir ağ oluşturmak için birbirine bağlanabilir. Bu ağda, bir organizmadaki nöronlara çok benzeyen veriler, her bir işlem elemanına girdi olarak verilir ve değerlendirilmeden sonra bir sonraki hücreye iletilmektedir. Bu işlem şeması Şekil 3.3'te verilmiştir [51].



Şekil 3.3. Yapay sinir hücresi [52].

Bir yapay sinir ağı hücresinde konuşulabilecek 5 ana unsur vardır. Bunlar; girdiler, ağırlıklar, toplama fonksiyonu (NET), aktivasyon fonksiyonu (F(NET)), ve çıktı'dır [51].

Ağırlıklar; proses ögesi için girdinin önemini ve hücre üzerindeki etkisini gösteren sayılardır. Bu sayılar negatif, pozitif veya sıfır olabilir. Sayının büyük veya küçük olması, verilerin önemi hakkında hiçbir şey söylemez. Sayının pozitif veya negatif

olması bir önem göstergesi değildir ve sayı işareti verinin etkisini temsil etmektedir. Bu ağırlık değerleri giriş verileri ile çarpılarak toplama fonksiyonuna gönderilmektedir [51].

Toplama fonksiyonu; Bu işlevin temel amacı, bir hücreye giriş yapan net girdiyi hesaplamaktır. Bu fonksiyon, ağırlık değerlerini çarparak girdi verilerini toplamaktadır. Bu işlevin çeşitli türleri kullanılmaktadır. Bu fonksiyonu seçmede kuralı yoktur, tasarımcı denemeler yaparak çalışmasına en uygun fonksiyona karar vermektedir. Ağırlıklı toplamın bulunması, en yaygın olanıdır [51].

$$NET = \sum_{i=1}^n G_i * w_i \quad (3.3)$$

Aktivasyon fonksiyonu; bu fonksiyon hücreye net girdiyi işlemekte ve hücre tarafından üretilen çıktıyı belirlemektedir. Toplama işlevlerinde olduğu gibi, etkinleştirme işlevleri de değişiklik göstermektedir. Tasarımcı bu özelliğin seçimine deneme yanılma veya deneyime dayalı olarak karar vermelidir. ML-ANN düzeneği için kullanılan aktivasyon fonksiyonunun farklılığı, ağın doğru sonuçlar vermesi ve seri çalışması için dikkate alınması gereken çok önemli bir faktördür. Bu sebepten ötürü araştırmacılar güvenli tarafta kalabilmek için genellikle eşitlik (3.2)'teki Sigmoid fonksiyonu tercih etmektedir [51].

$$F(NET) = \frac{1}{1+e^{-NET}} \quad (3.4)$$

Bu çalışmada hem Sigmoid hem eşitlik (3.3)'teki ReLU fonksiyonu kullanılmıştır.

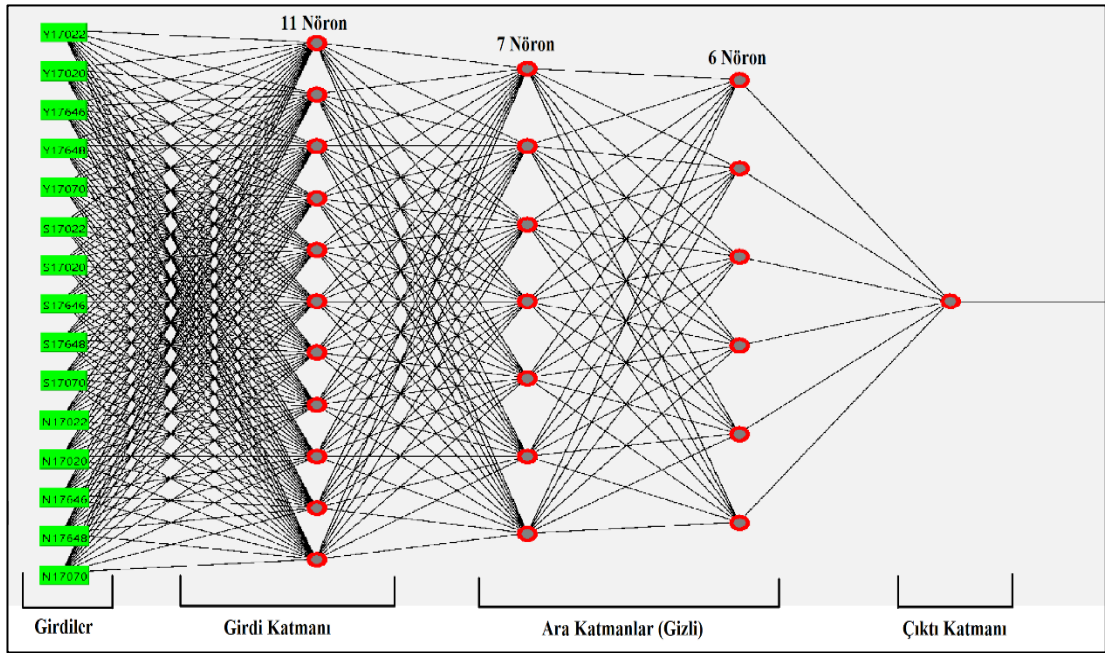
$$F(NET) = \max(0, NET) \quad (3.5)$$

Hücre çıktısı; düzeneğin aktivasyon fonksiyonu tarafından işlenen ve ölçülen veri çıktı değeridir. Çıktı değeri, başka bir düzeneğe veya işleme gönderilebilir ve her bir nöron'dan yalnızca bir adet çıktı verisi alınabilir [51].

3.3.3.2. Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağları (ML-ANN)

Çok katmanlı sensörler; ilk geliştirilen, yazılan ANN'nın sadece lineer desenleri çözümlene ve lineer olmayan desenler konusundaki başarısızlığından dolayı çok katmanlı yapay sinir ağları mekanizması geliştirilmiştir. ML-ANN, hem lineer hem de lineer olmayan ilişkiler için mükemmel sonuçlar üretebilir. Bu nedenle araştırmalarda ML-ANN kullanımı yaygındır [51].

Yukarıda belirtilen işlem elemanlarının belirli parametrelerle birleştirilmesiyle bir ML-ANN oluşturulur. Genellikle üç ayrı ANN katmanından oluşur. Bunlar, Girdi, gizli ve çıktı katmanları'dır. Şekil 3.4'te bu tezde kullanılan gerçek ML-ANN şeması gösterilmiştir.



Şekil 3.4. Çalışmada kullanılan ML-ANN şeması.

Her bir katmanda Şekil 3.4'te gösterilen yuvarlakların her biri birer nöronu temsil etmektedir. Ağ içerisinde bulunan işlem birimleri bu nöronlardan oluşmaktadır.

Girdi tabakası dışarıdan ağa giren bilgileri (Şekil 3.4'te Y17020, Y17022, Y17646, Y17648, Y17070, S17020, S17022, S17646, S17648, S17070 N17020, N17022,

N17646, N17648, N17070) toplayan kısımdır. Burada verilere herhangi bir işlem yapılmadan bir sonraki katmanına iletilmektedir. Gelen veriler kadar çok işlem ögesi vardır. nöron, alınan bilgilerin doğru bir şekilde iletilmesinden sorumludur. Burada bulunan sinir hücreleri, orta katmandaki hücrelerin tamamına bağlıdır [51].

Orta katman (gizli), girdi katmanından gelen verileri işleyip bir sonraki katmana göndermektedir. Orta katmanda, her biri farklı işlevler gerçekleştiren birden fazla katman olabilir. Gizli katmandaki tüm nöronlar paralel olarak çalışabilir ve birbirleriyle bağlantı kurabilir. Bir katmandaki nöron sayısı sabit değildir ve tasarımcının belirlediği biçimde değişebilir [51].

Çıktı katmanı, ara katmandan gelen bilgiyi işleyen ve çıktıya dönüştüren katmandır. Çıkış katmanı birden fazla sinir hücresi içerebilir. Bulunan her hücre, önceki katmandaki hücrelerle bağlantılıdır. Her bir sinir hücresi tarafından dış dünyaya üretilen çıktı vardır (Şekil 3.4'te çıktı katmanı) [51].

ML-ANN düzeneğinde, bu tez için denetimli öğrenme adı verilen bir öğrenme yöntemi kullanılmıştır. Bu nedenle bilgiler, hem örnekler ve hem karşılık olarak beklenen çıktılar ve örnekler şeklinde verilmektedir. Ağ, girdiler için çıktı değerleri üretmek üzere kendince en uygun ağırlık değerleri ataması yapmaktadır. Hata oranı, düzeneğin çıkardığı çıktı ile gerçek veri arasındaki farklar hesaplanarak ağ tarafından belirlenmektedir. Ağırlık değerleri daha sonra her hücrenin hata oranına göre ağ tarafından uygunca atanır. Bu fenomene genellikle makine öğrenimi denilmektedir. Bu işlemde sonra makineye daha önce girilmeyen benzer bir örnek verilmekte ve bir çözüm bulması istenmektedir. Ağ, bu çözümü gerçekleştirmek için önceden oluşturulmuş çözüm alanını kullanmakta ve çözüm üretmektedir [51].

Yapay sinir ağları için sabit bir tasarım yoktur. Tasarımcıların sorunlara getirdiği çözümlerle ilgili kurallar yoktur. ANN'lar hücrelerin nasıl bağlandığına göre ileri beslemeli ve geri beslemeli olarak ikiye ayrılmaktadır. İleri beslemeli ağlarda nöronlar girdiden çıktıya düzenli katmanlar halindedir. Bir katmandan sonraki katmana yalnızca bir bağlantı vardır. Yapay sinir ağına giren bilgiler girdi katmanına geçirilmektedir, ara katmanda ve çıktı katmanında işlenmekte ve ardından dışarıya

çıktı alınmaktadır. Bir yapay sinir geri besleme ağında, ileri beslemeli ağdan farklı olarak, bir hücrenin çıktısı sadece bir sonraki hücrenin katmanına girdi olarak verilmemektedir. Ayrıca önceki katmanındaki veya kendi katmanındaki herhangi bir hücreye giriş olarak bağlanabilmektedir. Bu yapı, yapay sinir geri besleme ağlarının doğrusal olmayan dinamik davranış sergilemesine neden olmaktadır [51].

Çok Katmanlı Algılayıcı (MLA) ağ öğrenim kuralı, en küçük kareler metoduna dayanan delta öğrenme kuralının genelleştirilmiş halidir. Dolayısıyla çalışmanın kuralı; Genelleştirilmiş Delta Kuralı (GDK) olarak da adlandırılır. Bir ağı öğrenmek için eğitim seti adı verilen bir dizi örneğe ihtiyacı vardır. Bu kümede, her bir örnek için hem ağa girişler hem de ağın bu girişler için üretmesi gereken çıkışlar belirtilmektedir [51].

3.3.3.3. ML-ANN'nın Çalışma Prensipleri

ML-ANN ağları şu şekilde çalışmaktadır [51];

Örnek Toplama: Bu, ağın çözmek istediği olay için önceki örnekleri bulma adımıdır. Bir ağı eğitmek (eğitim seti) için örnekler toplandığı gibi, bir ağı test etmek için örneklerin (test seti) toplanması gereklidir. Ağ eğitimi sırasında test seti hiçbir zaman ağa sunulmamaktadır. Eğitim setindeki örnekler ağın öğrenebilmesi için tek tek ağa beslenmekte ve ağ olayı öğrendikten sonra test setindeki örneklere bakılarak ağın performansı ölçülmektedir. Daha önce görmediği örneklere kıyasla başarısı, ağın iyi öğrenip öğrenmediğini göstermektedir.

Ağın topolojik yapısını tanımlaması: İncelenen olay için oluşturulacak ağın topolojik yapısı tanımlanmakta, bu aşamada her bir ara katmanda kaç tane girdi birimi, kaç tane ara katman, kaç tane işlem elemanı ve kaç tane çıkış elemanı olması gerektiği belirlenmektedir.

Öğrenme parametrelerini tanımlaması: Bu bölüm ağ doğrulama kontrolünü, yineleme sayısını, özet işlevleri ve süreç öğelerinin ve genel parametrelerin etkinleştirilmesini tanımlamaktadır.

Ağırlıkların başlangıç değerlerinin ayarlanması: Proses elemanlarını birbirine bağlayan ağırlık değerlerinin başlangıç değerleri ile eşik birim ağırlıklarının ayarlandığı adımdır. Başlangıçta, genellikle rastgele değerler atanmakta, ardından ağırlık kendisi eğitim sırasında uygun değerleri belirlemektedir [51].

Eğitim setinden ağda görüntülenecek örneklerin gösterimi: Örneklerin (giriş/çıkış değerlerinin) belirli bir mekanizmaya göre ağa sunulduğu adımdır. Bu, ağırlık öğrenme ve öğrenme kurallarını başlatmasına neden olmaktadır [51].

Eğitim sırasında tahmin hesaplamaları gerçekleştirme: Bu, sunulan girdiye göre çıktının hesaplandığı adımdır. Gerçek ve beklenen çıktıların kıyaslanması: Bu adım, ağırlık ürettiği hata değerlerini hesaplamaktadır [51].

Ağırlığın Değişimi: Geri hesaplama yönteminin uygulanmasından kaynaklanan hatayı azaltmak için ağırlıklar otomatik olarak değiştirilmektedir. Yukarıdaki adımlar, ANN eğitimi tamamlanana, yani gerçek sonuçlar ile beklenen sonuçlar arasındaki hatalar kabul edilebilir bir düzeye indirilinceye kadar devam ettirilmektedir. Bir ağırlık öğrenmek için bir durdurma kriterinin olması gerekmektedir ve bu genellikle belirli bir düzeyde üretilen bir hata olarak kabul edilmektedir [51].

3.3.4. Ortalama Mutlak Sapma (MAD)

Bir veri kümesinin ortalama mutlak sapması, her bir veri noktası ile ortalama arasındaki ortalama mesafedir. Bize bir veri kümesindeki değişkenlik hakkında bir fikir vermektedir. Ortalama mutlak sapmayı nasıl hesaplayacağınız aşağıda açıklanmıştır [53].

1. Ortalama hesaplanır.
2. Pozitif mesafeleri kullanarak her bir veri noktasının ortalamadan ne kadar uzakta olduğu hesaplanır. Bunlara mutlak sapmalar denilmektedir.
3. Bu sapmalar toplanır.
4. Toplam veri noktalarının sayısına bölünmektedir.

Bu adımların bir formül ile gösterimi;

$$MAD = \frac{\sum |x_i - \bar{x}|}{n} \quad (3.6)$$

şeklindedir.

3.3.5. Hata Kareleri Ortalamasının Karekökü (RMSE)

Kök ortalama kare hatası (RMSE), artıkların (tahmin hataları) standart sapmasıdır. Artıklar, regresyon çizgisi veri noktalarından ne kadar uzakta olduğunun bir ölçüsüdür; RMSE, bu artıkların ne kadar yayıldığıнын bir ölçüsüdür. Başka bir deyişle, verilerin en uygun çizgi etrafında ne kadar yoğun olduğunu söylemektedir. Ortalama karekök hata, deneysel sonuçları doğrulamak için klimatoloji, tahmin ve regresyon analizinde yaygın olarak kullanılmaktadır [54].

Formülü şöyledir;

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (z_{f_i} - z_{o_i})^2}{n}} \quad (3.7)$$

$(z_{f_i} - z_{o_i})^2$ = Farkların karesi

n = Örnek boyutu

3.3.6. Ortalama Mutlak Hata (MAE)

MAE (Ortalama mutlak hata), gerçek ve tahmin edilen değerler arasındaki ortalama mutlak (mutlak, negatif olmayan anlamına gelir) hata olup ve makine öğrenimi regresyon modelleri için kullanılan yaygın bir ölçümdür. Ortalama mutlak hata (MAE), tüm mutlak hataların ortalamasıdır. Mutlak hata, ölçümlerdeki hata miktarıdır. Ölçülen değer ile “gerçek” değer arasındaki farktır [55].

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |x_i - x|}{n} \quad (3.8)$$

n = hata sayısı,

Σ = toplama sembolü,

$|x_i - x|$ = mutlak hatalar.

3.4. PYTHON

Python 1990 yılında Hollanda'nın başkenti Amsterdam şehrinde Guido Van Rossum tarafında geliştirilmeye başlanmıştır. Python yorumlanmış, nesne yönelimli, dinamik olarak anlamsal üst düzey bir programlama dilidir. Dinamik yazma ve dinamik bağlantı ile birleştirilmiş yerleşik yüksek seviyeli veri yapıları, onu hızlı uygulama geliştirme ve mevcut bileşenleri bağlamak için bir programlama dili veya bağlantı dili olarak çekici kılmaktadır. Python, kodun yeniden kullanımını ve program modülerliğini teşvik eden modülleri ve paketleri desteklemektedir. Eksiksiz Python derleyicisi ve standart kitaplığı, kaynak veya ikili biçimde tüm büyük platformlarda ücretsiz olarak bulunmakta ve serbestçe yeniden dağıtılabilmektedir [56].

Programcılar genellikle daha fazla üretkenlik sunduğu için Python'a başvururlardır. Düzenleme-test-hata ayıklama döngüsü çok hızlıdır çünkü derleme adımı yoktur. Python programlarında hata ayıklamak basittir. Sistemdeki hatalar asla hataya neden olmaz. Bunun yerine, derleyici bir hata algıladığında bir istisna atamakta, bir istisna yakalamadığında, derleyici bir yığın izi yazdırmaktadır. Kaynak düzeyinde bir hata ayıklayıcı, yerel ve global değişkenleri kontrol etmeye, rastgele ifadeleri değerlendirmeye, kesme noktaları belirlemeye, her seferinde bir satır kodun üzerinden geçmeye ve daha pek çok şeye olanak tanımaktadır. Hata ayıklayıcı, Python'un yansıtıcı olma yeteneğini gösteren Python'da yazılmıştır. Öte yandan, bir programda hata ayıklamanın en hızlı yolu, genellikle kaynak koduna bazı print ifadeleri eklemektir, bu basit yöntemi çok etkili kılan hızlı bir düzenleme, test etme ve hata ayıklama döngüsüdür. Son yıllarda Python, modern yazılım geliştirme, altyapı yönetimi ve veri analizi için birinci sınıf bir programlama dili olarak ortaya çıkmıştır. Artık bilgisayar korsanları için bir arka kapı üreticisi değil, web uygulaması oluşturma ve sistem yönetimi, veri analizi ve makine öğreniminde mükemmel bir dil olarak ünlenmiştir. Günümüzde sofistike veri analizleri ve çözümlenmeleri teknoloji, mühendislik ve sağlık gibi alanlarda kullanılıp en önemli konu haline gelmiştir. Python, bu durumlar için en tercih edilen programlama dilidir. Birçok Python arayüz kütüphanesi, makine öğrenimi ve veri bilimi için kullanışlıdır. Bu etki alanı kütüphanelerindeki yüksek kaliteli yönergeler, makine öğrenimi kütüphanelerin ve

diğer sayısal algoritma kütüphanelerinin ilerlemesine büyük ölçüde katkıda bulunmuştur [56].

BÖLÜM 4

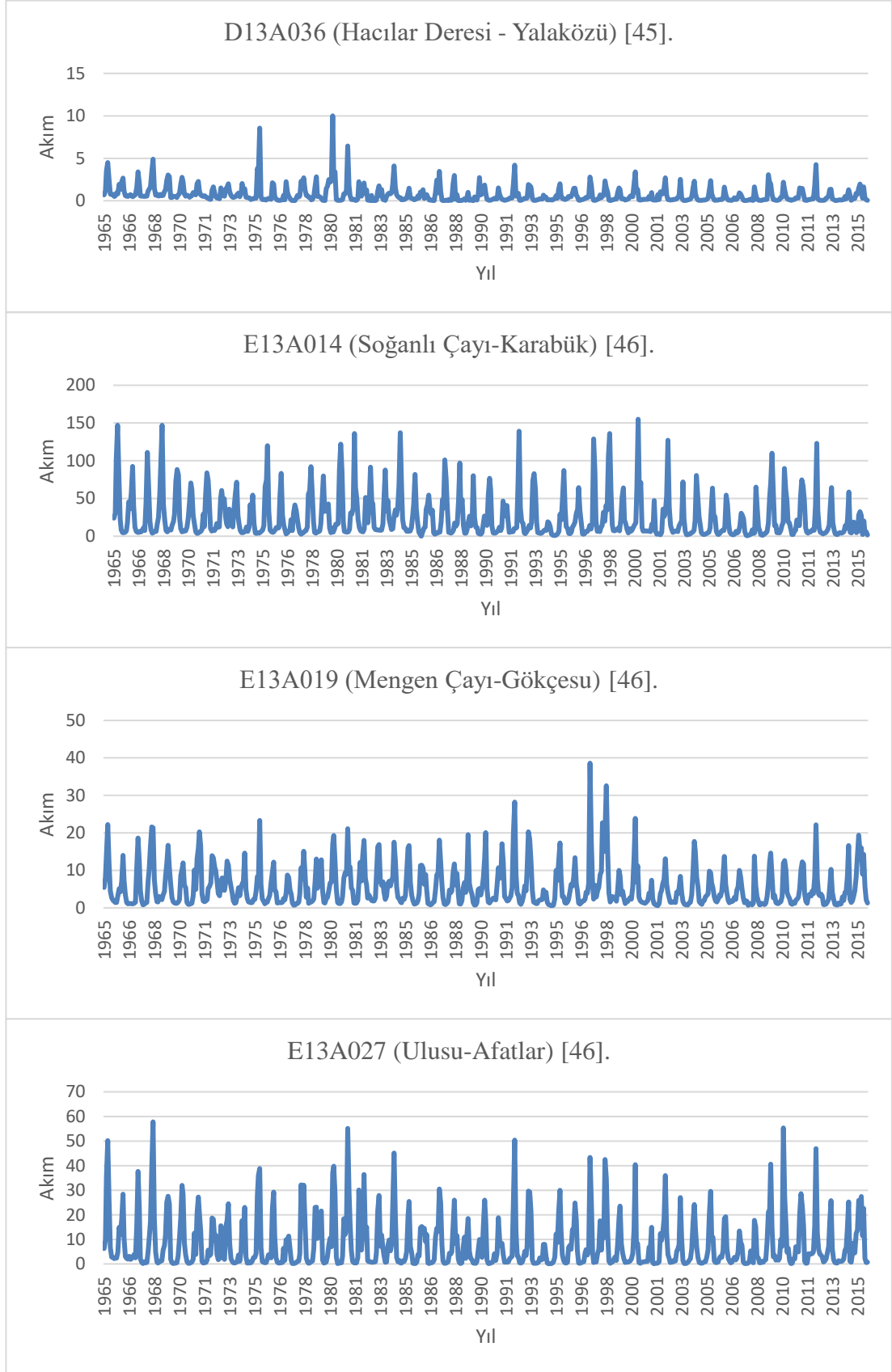
ANALİZLER, ARAŞTIRMA BULGULARI VE TARTIŞMALAR

Seçilen her bir akım gözlem istasyonunun aylık toplam akım verilerinin tahmini için çoklu lineer regresyon (MLR), destek vektör makinaları (SVM) ve çok katmanlı yapay sinir ağları (ANN) olmak üzere 3 ayrı yöntem kullanılmıştır. Her bir ayrı yöntemde 7 ayrı akım gözlem istasyonuna ait akım tahmini için sadece yağış verileri kullanılarak akım tahmini; yağış ve sıcaklık verileri kullanılarak akım tahmini; yağış, sıcaklık ve nispi nem verileri kullanılarak akım tahmini ve yağış, sıcaklık, nispi nem ve diğer istasyonlara ait akım verileri kullanılarak seçilen akım gözlem istasyonuna ait akım tahminleri olacak şekilde altışar ayrı model oluşturulmuştur. DSİ ve MGM'den alınan verilerde çevresel vb. koşullara bağlı oluşmuş olan eksik verilerin tamamlanabilmesi doğrusal regresyon analizi tercih edilmiştir. DSİ'den temin edilen ölçülmüş aylık ortalama akım verilerindeki eksik olan veriler Çizelge 4.1'de ve DSİ ve MGM'den alınan verilerin eksiklerinin giderilmiş hali ise grafik şeklinde Şekil 4.1, Şekil 4.2, Şekil 4.3, Şekil 4.4, Şekil 4.5, Şekil 4.6, Şekil 4.7 ve Şekil 4.8'de verilmiştir.

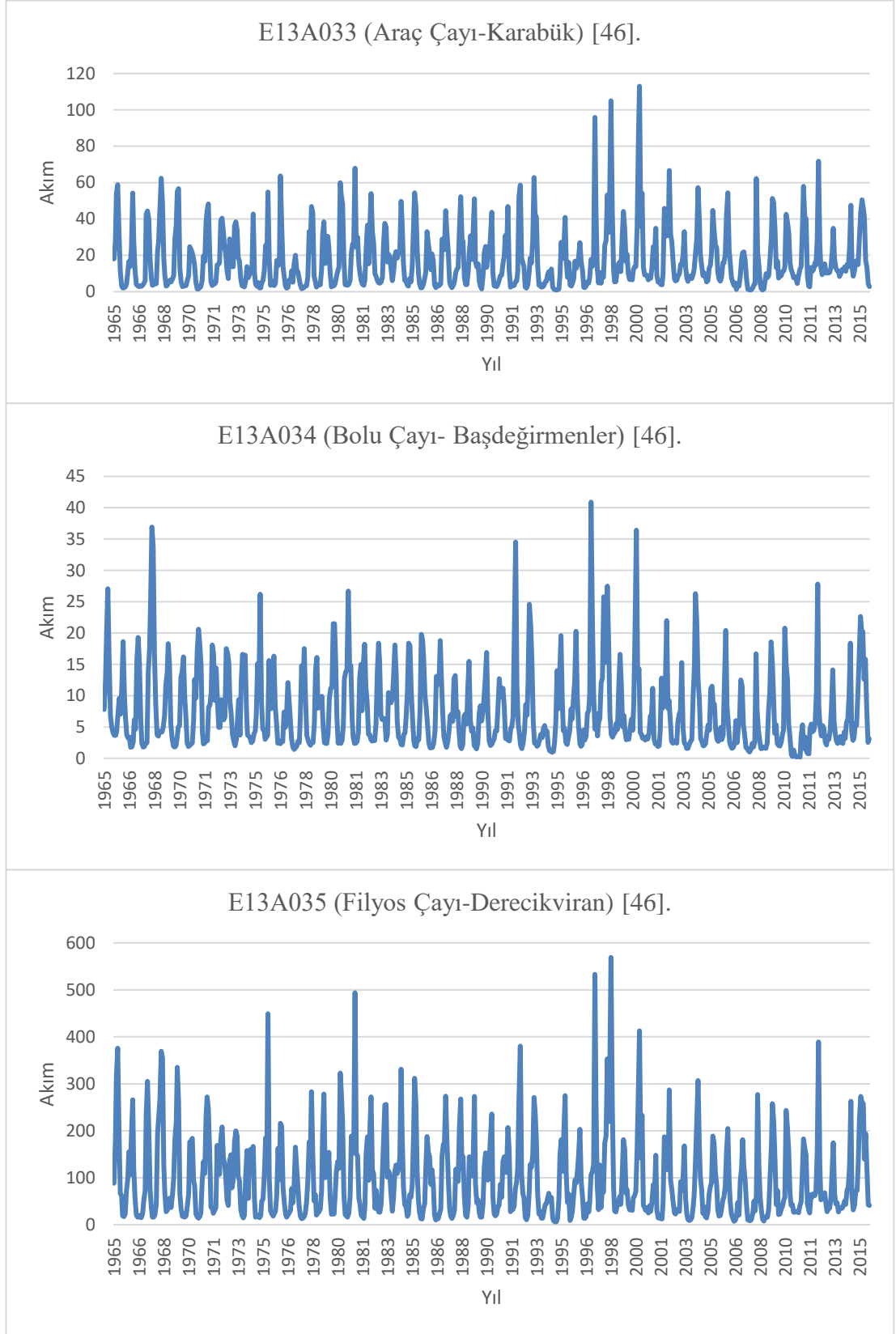
MLR, SVM ve ANN analizlerinden elde edilen sonuçlara ait grafikler Şekil 4.9 ve Şekil 4.45 arasında, sonuçların doğruluğunu test etme için hata oranlarının saptanmasında kullanılan regresyon katsayısı (r^2), ortalama mutlak sapma (MAD), ortalama mutlak hata (MAE) ve ortalama karekök hata (RMSE) analizlerinin sonuçları ise Çizelge 4.2 Çizelge 4.3 ve Çizelge 4.4'te verilmiştir.

Çizelge 4.1. Ölçülmüş aylık ortalama akım verisi bulunan yıllar.

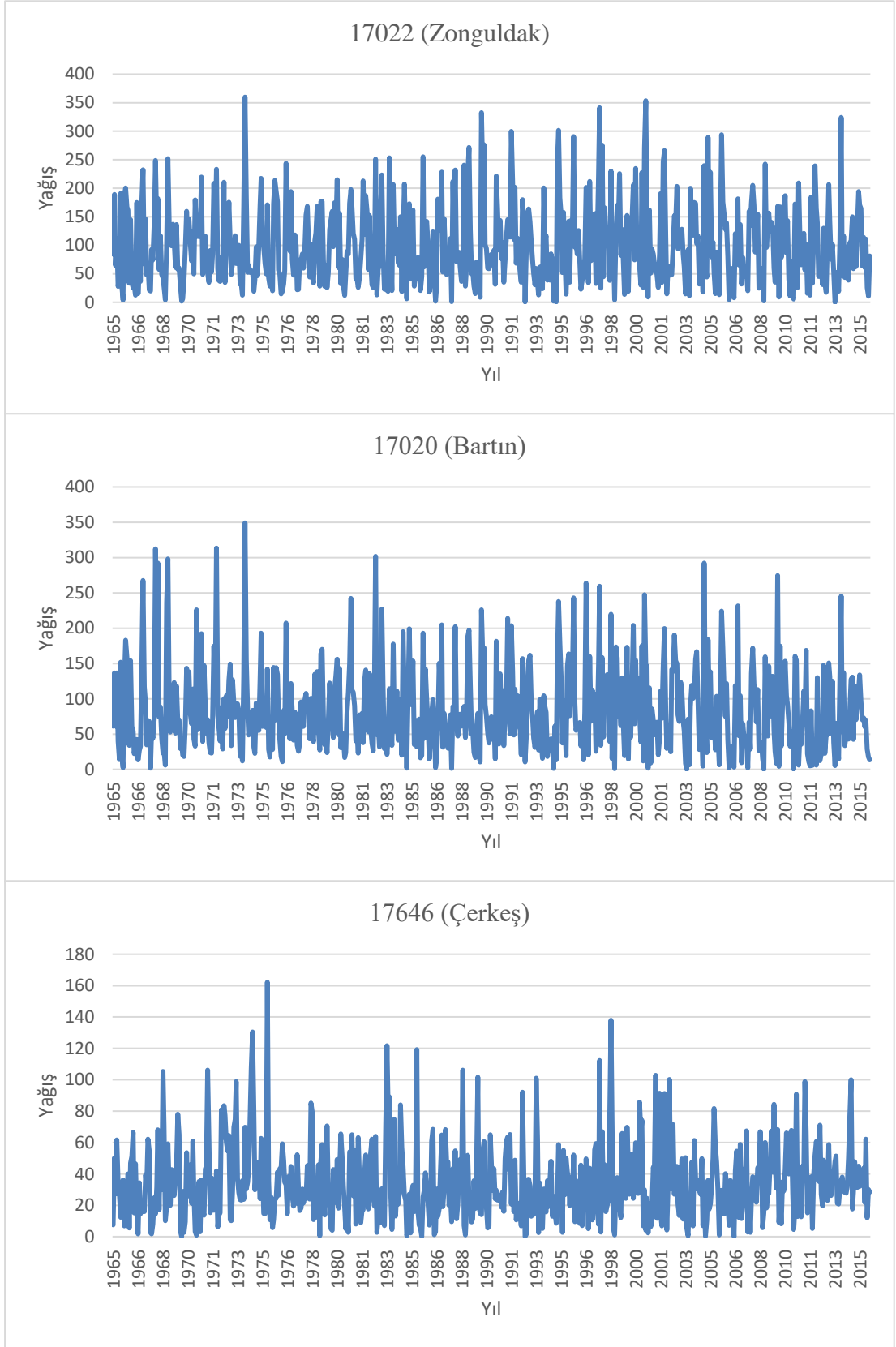
	İstasyon No.						
	D13A036	E13A014	E13A019	E13A027	E13A033	E13A034	E13A035
Ölçülmüş aylık ortalama akım verisi bulunan yıllar	11/1971-09/1972 10/1974-09/1977 10/1978-09/1983 10/1984-07/1989 10/1989-09/2015	01/1965-09/2015	01/1965-09/2004 10/2007-09/2011 10/2012-09/2015	04/1967-09/2011 10/2012-09/2015	01/1965-09/2002 10/2004-09/2008 10/2010-09/2011 11/2014-09/2015	10/1966-09/2011	01/1965-09/2009 01/2015-09/2015



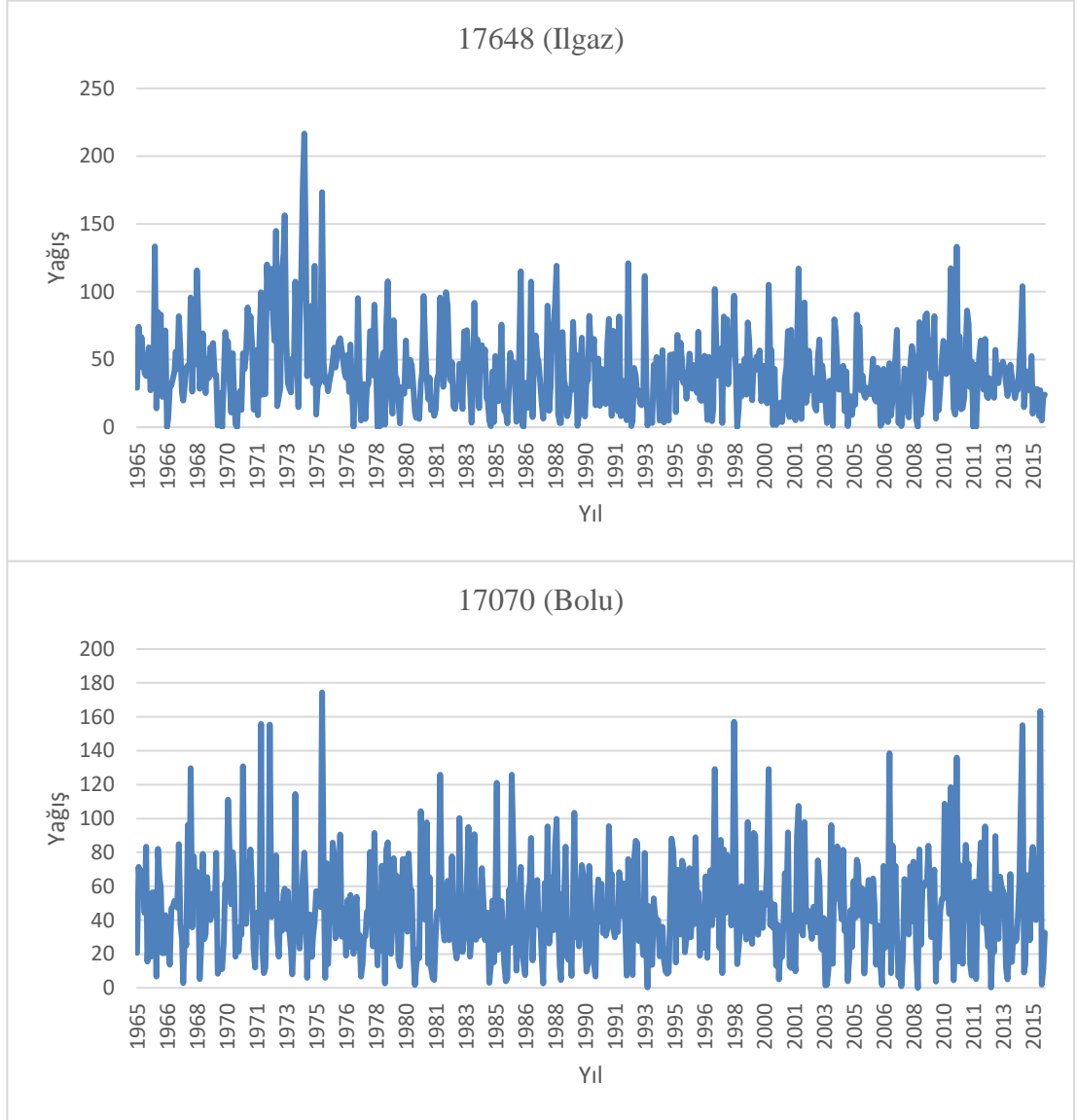
Şekil 4.1. Tamamlanmış akım verileri grafiği.



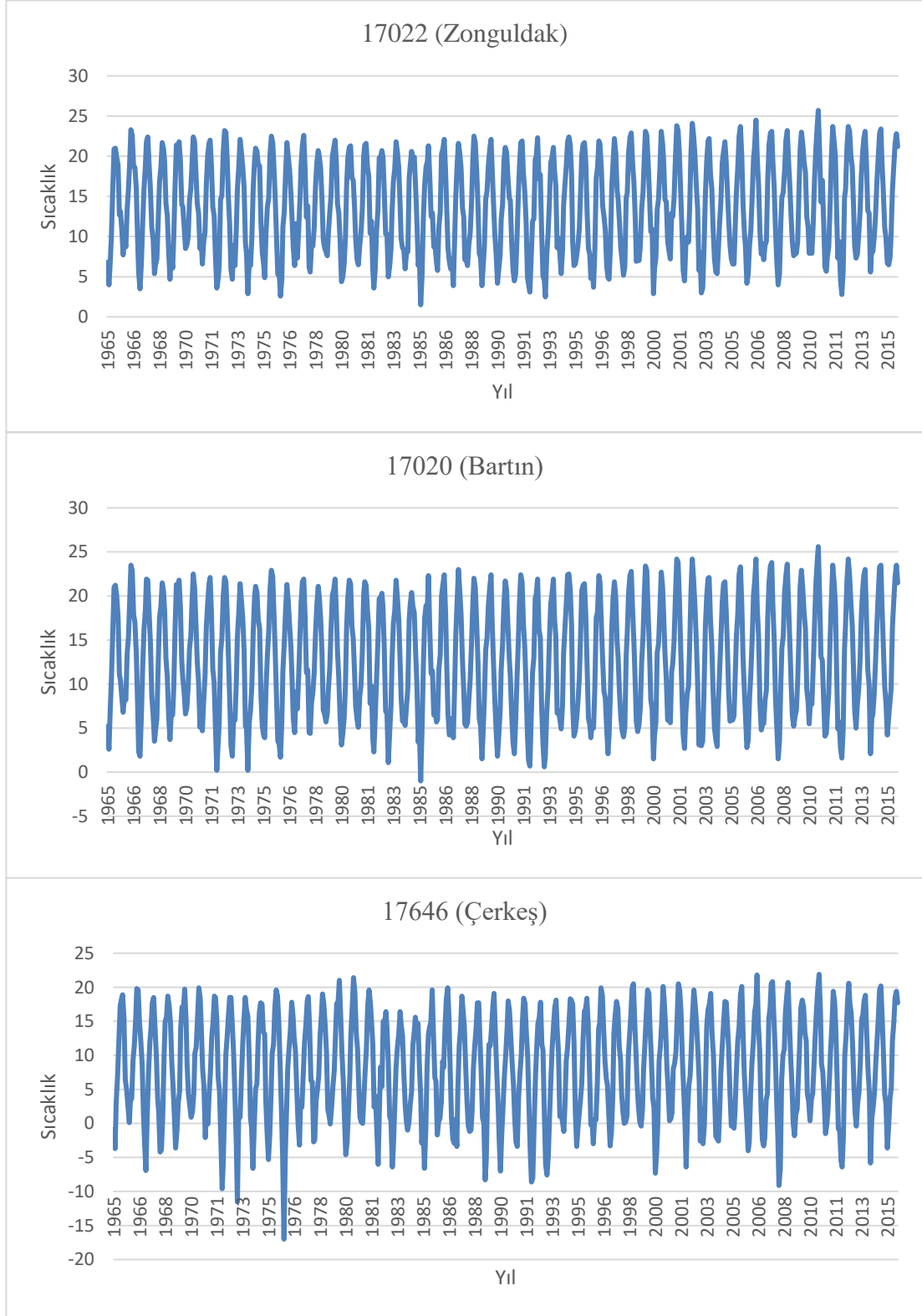
Şekil 4.2. Tamamlanmış akım verileri grafiği.



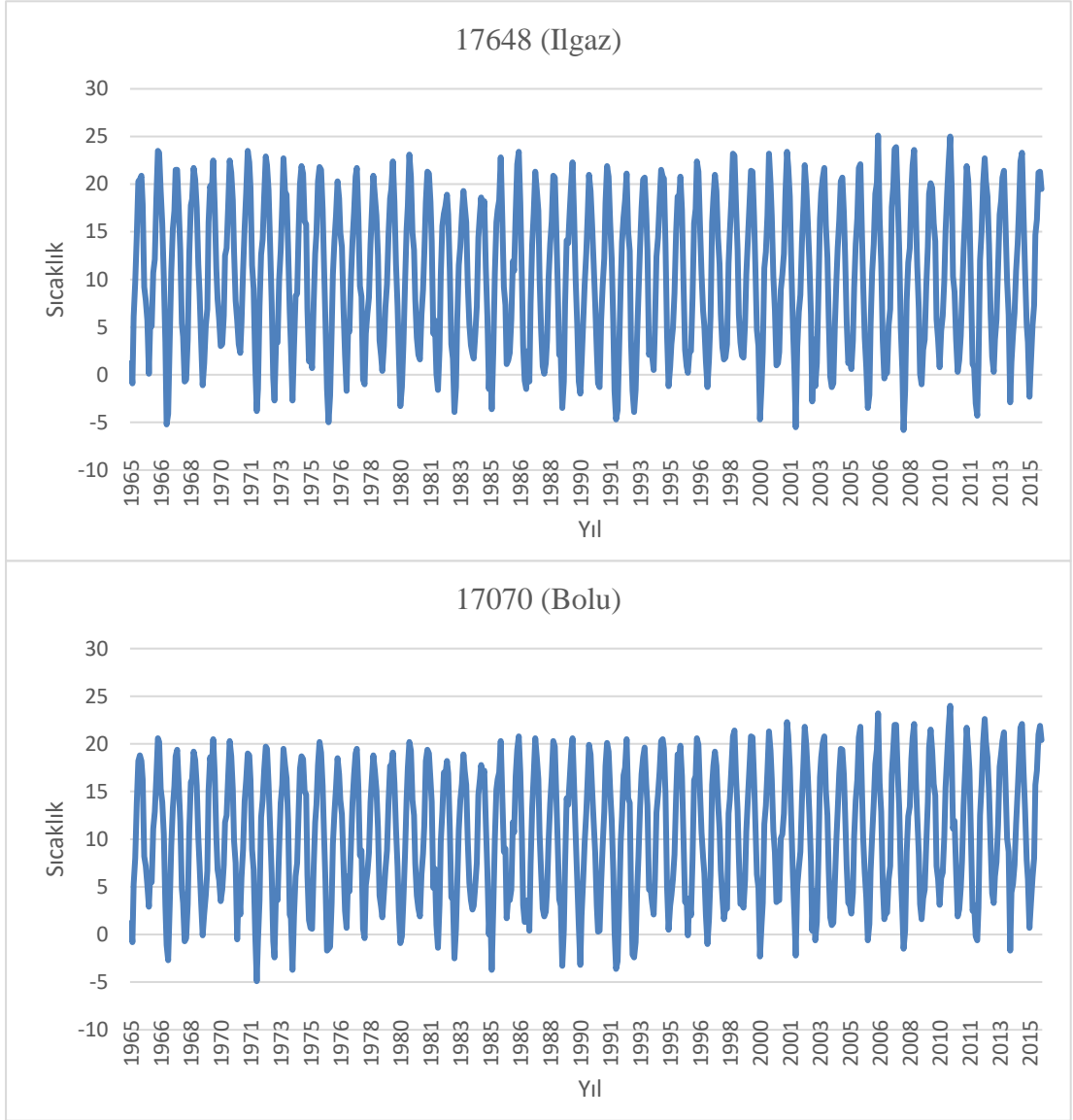
Şekil 4.3. Tamamlanmış yağış verileri grafiği.



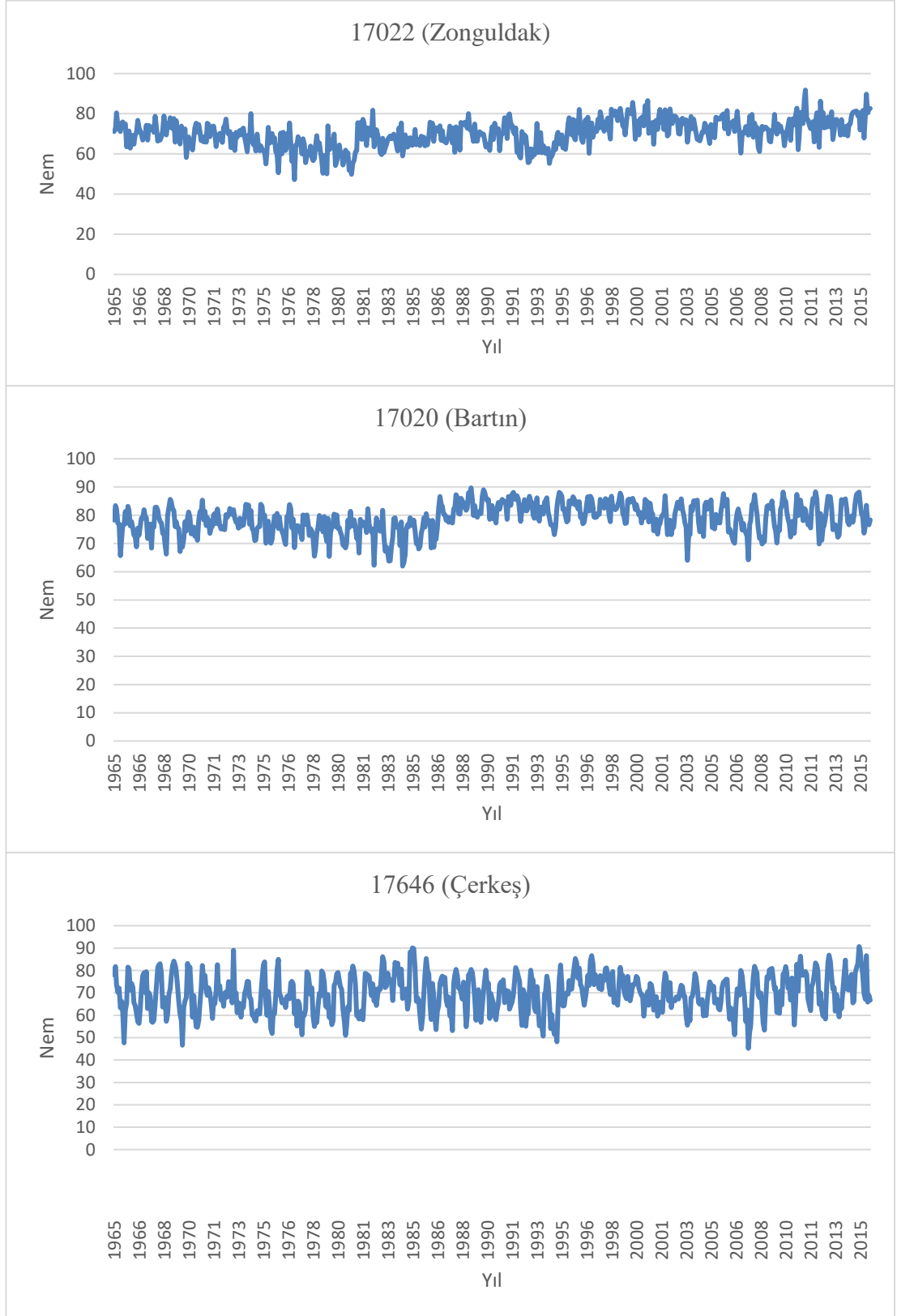
Şekil 4.4. Tamamlanmış yağış verileri grafiği.



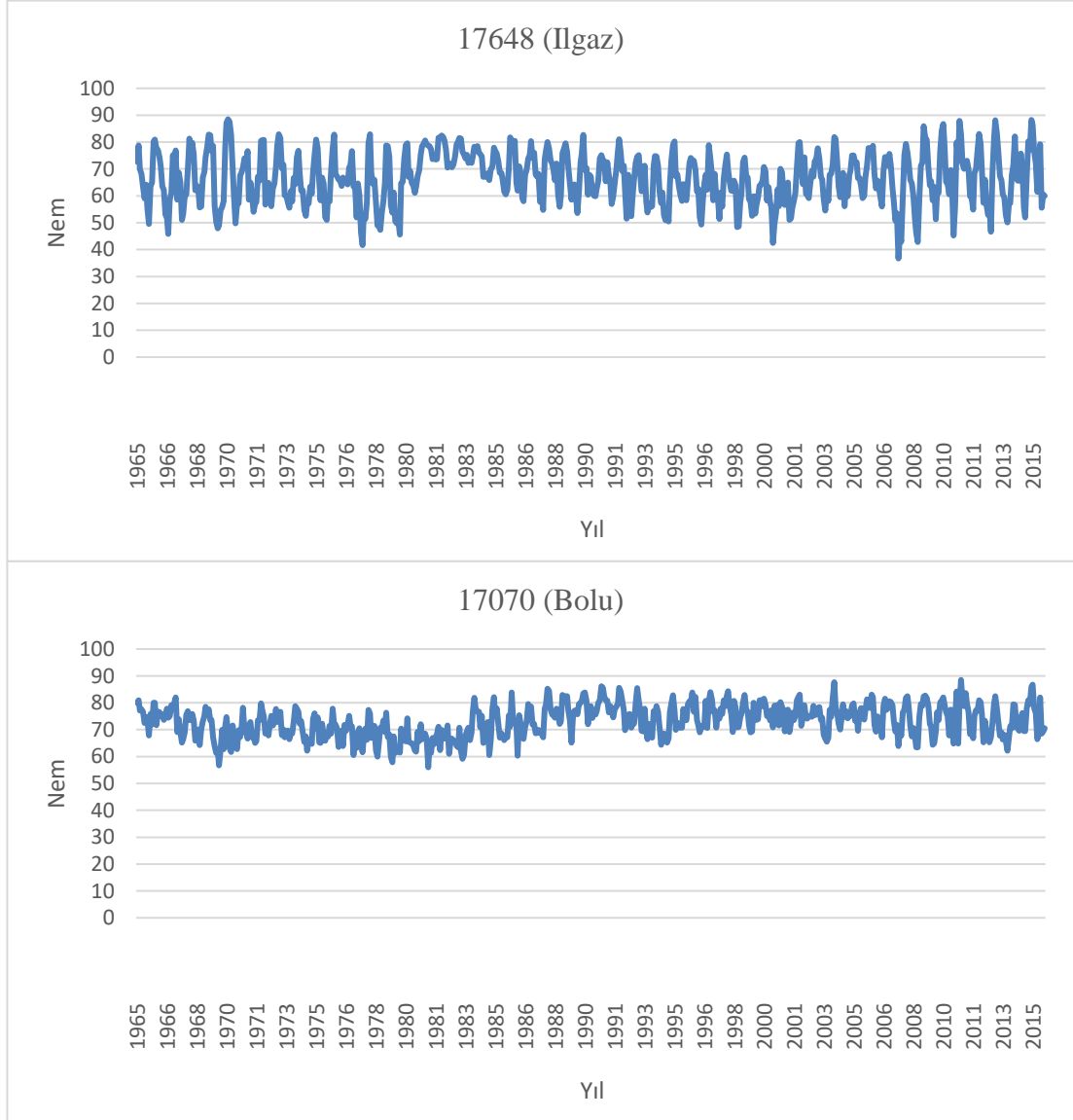
Şekil 4.5. Tamamlanmış sıcaklık verileri grafiği.



Şekil 4.6. Tamamlanmış sıcaklık verileri grafiği.



Şekil 4.7. Tamamlanmış nem verileri grafiği.

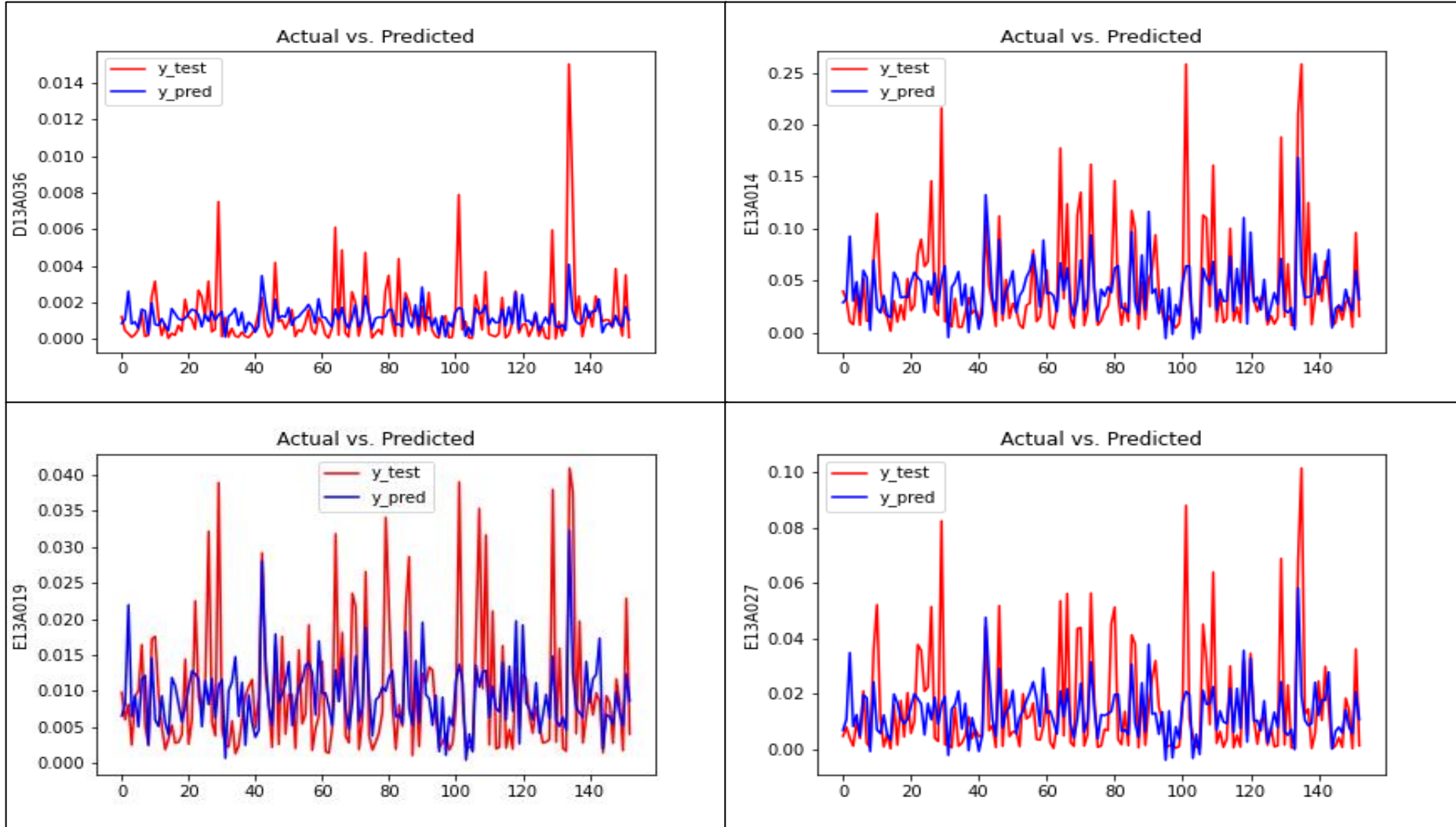


Şekil 4.8. Tamamlanmış nem verileri grafiği.

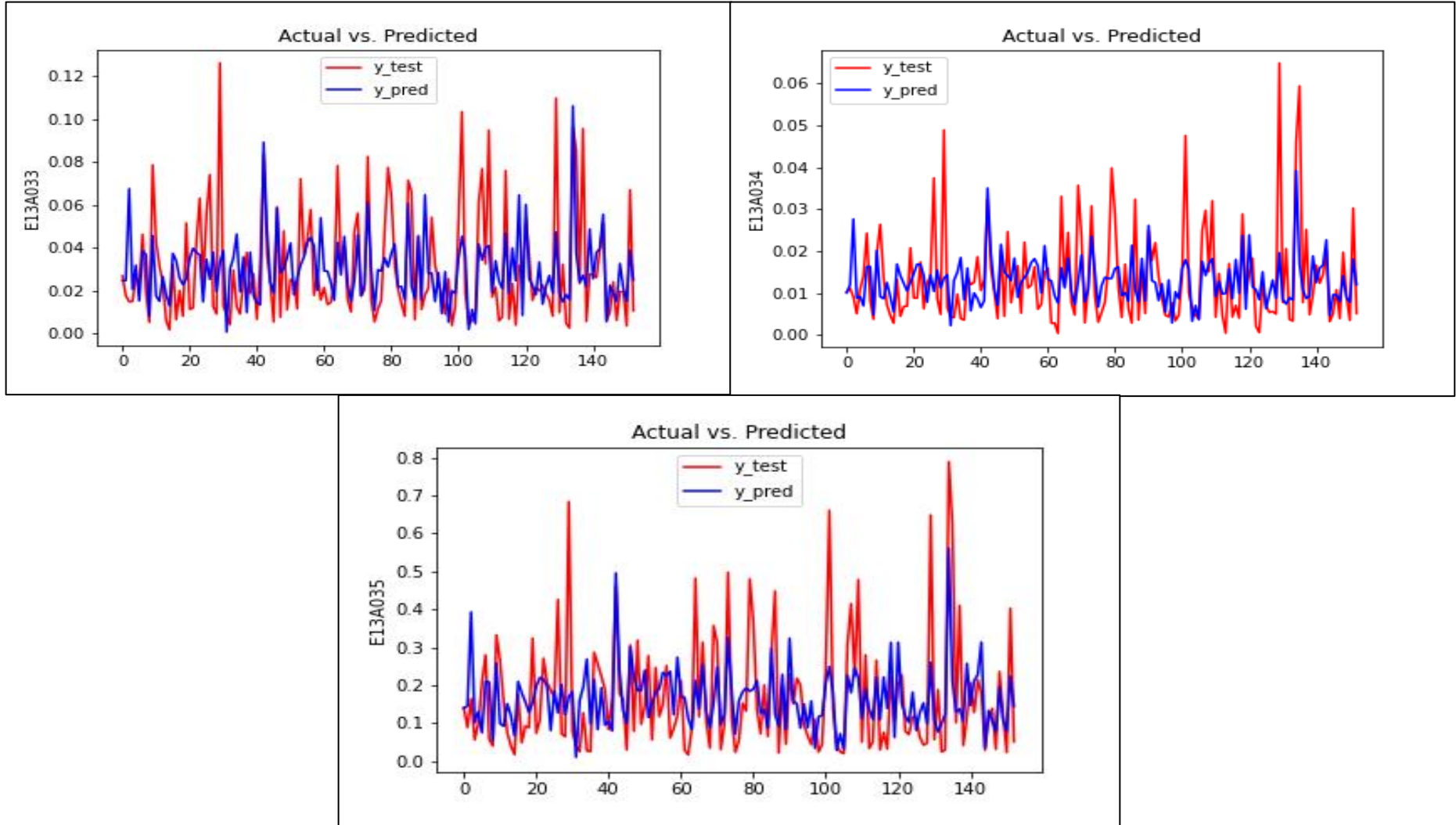
4.1. ÇOKLU LİNEER REGRESYON İLE YAPILAN ANALİZLER

Toplamda mevcut veri setinin farklı kombinasyonları ile her bir AGİ için çoklu lineer regresyon yöntemi ile 6 farklı test – tahmin analizi yapılmıştır. Herbir istasyon ve her bir parametre için 609’ar verinin % 75’i eğitim ve % 25’i ise test için kullanılarak hata oranı en az olan sonuçlar elde edilmeye çalışılmıştır. Seçilen her bir akım gözlem istasyonunun aylık toplam akım verilerinin tahmininden elde edilen sonuçlara ait grafikler, Şekil 4.9 ve Şekil 4.20 arasında gösterilmiş olup, elde edilen sonuçların hata oranları ise Çizelge 4.2’de verilmiştir.

- I. Akım verilerini tahmin etmek için sadece yağış verileri dikkate alınarak analiz yapılmıştır. Sonuçlar Şekil 4.9 ve Şekil 4.10’de, hata oranları sonuçları ise Çizelge 4.2’de verilmiştir.

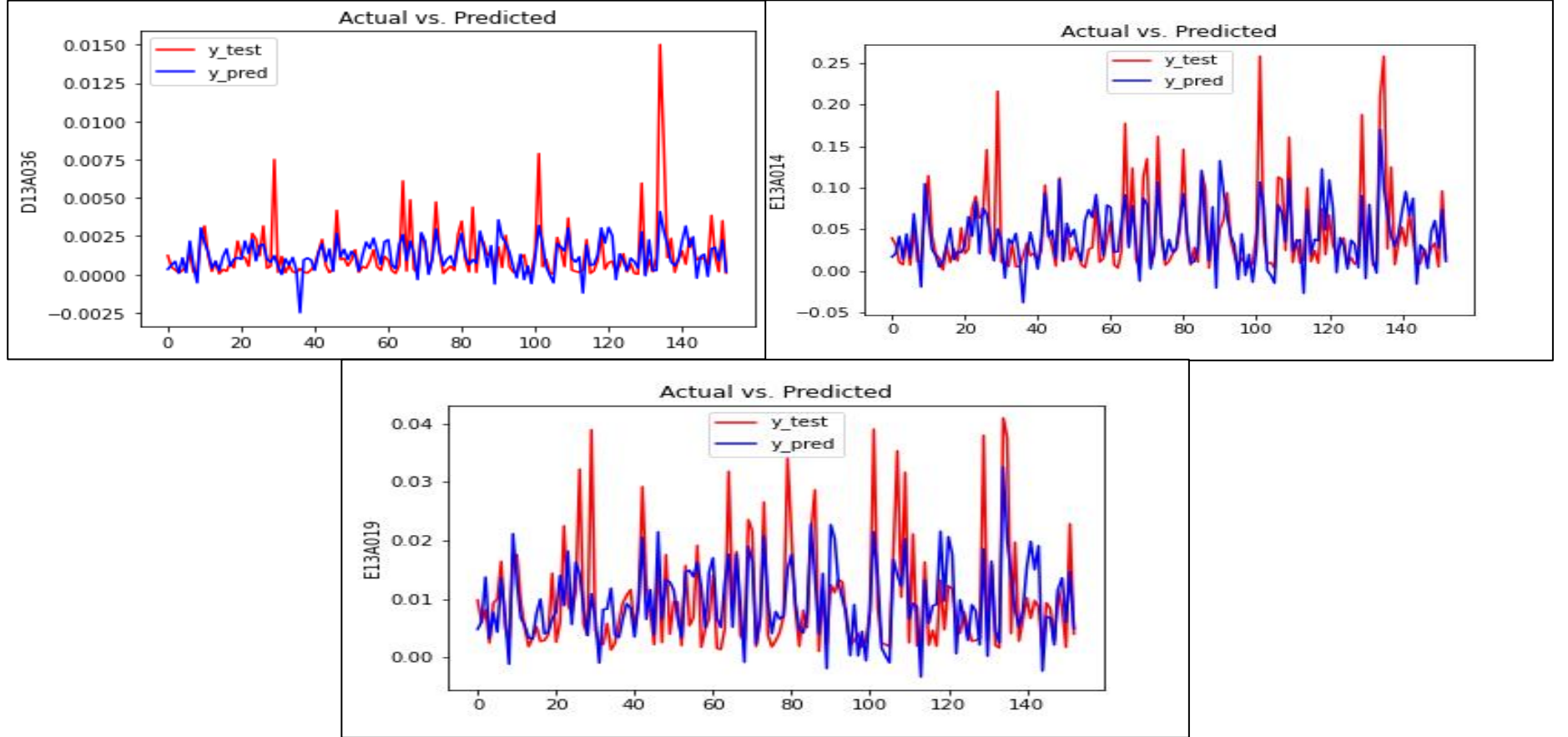


Şekil 4.9. MLR ile yapılan test-tahmin grafikleri.

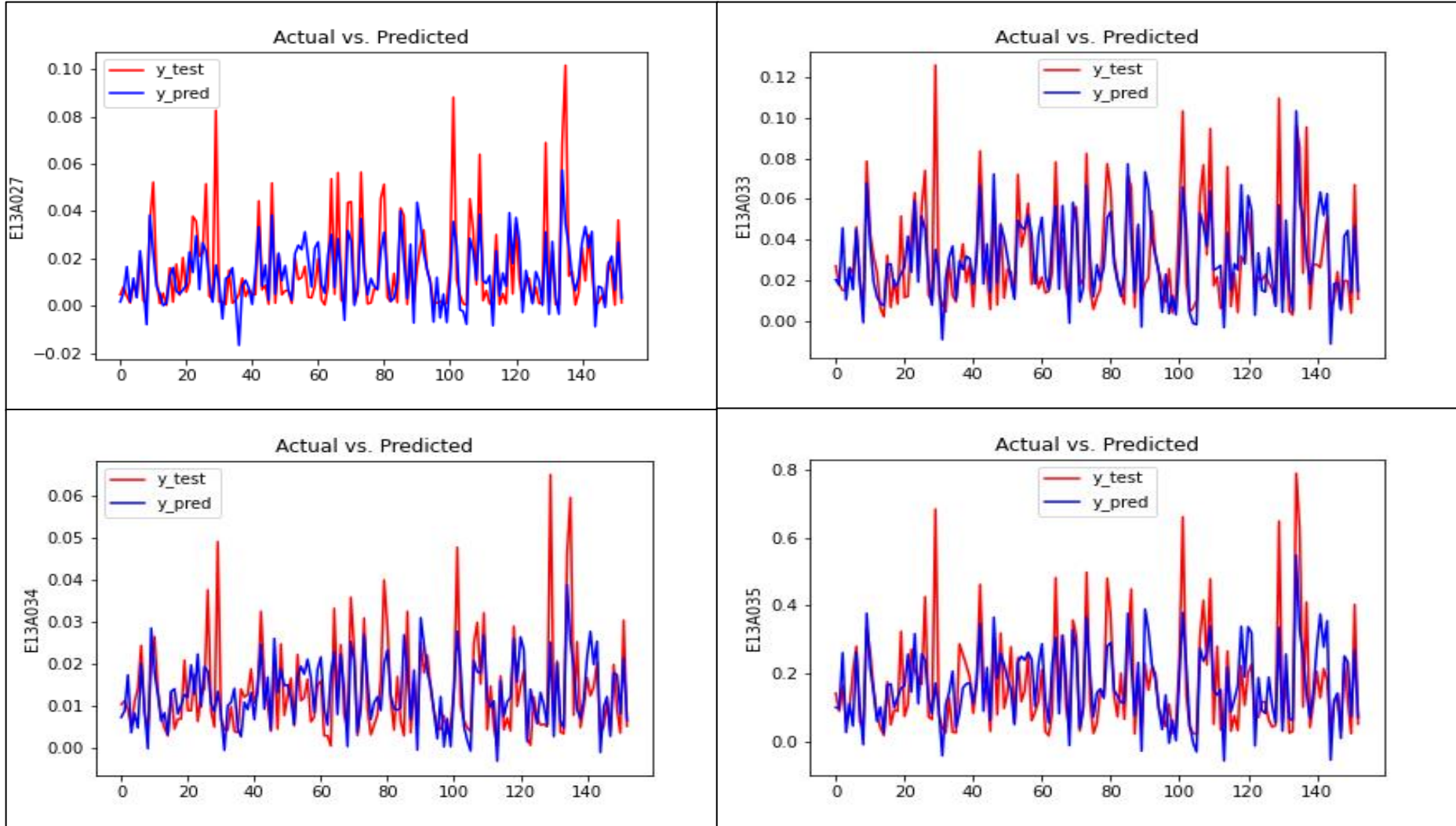


Şekil 4.10. MLR ile yapılan test-tahmin grafikleri.

II. Akım verilerini tahmin etmek için yağış ve sıcaklık arasındaki ilişki dikkate alınarak analiz yapılmıştır. Sonuçlar Şekil 4.11 ve Şekil 4.12’de, hata oranları sonuçları ise Çizelge 4.2’de verilmiştir.

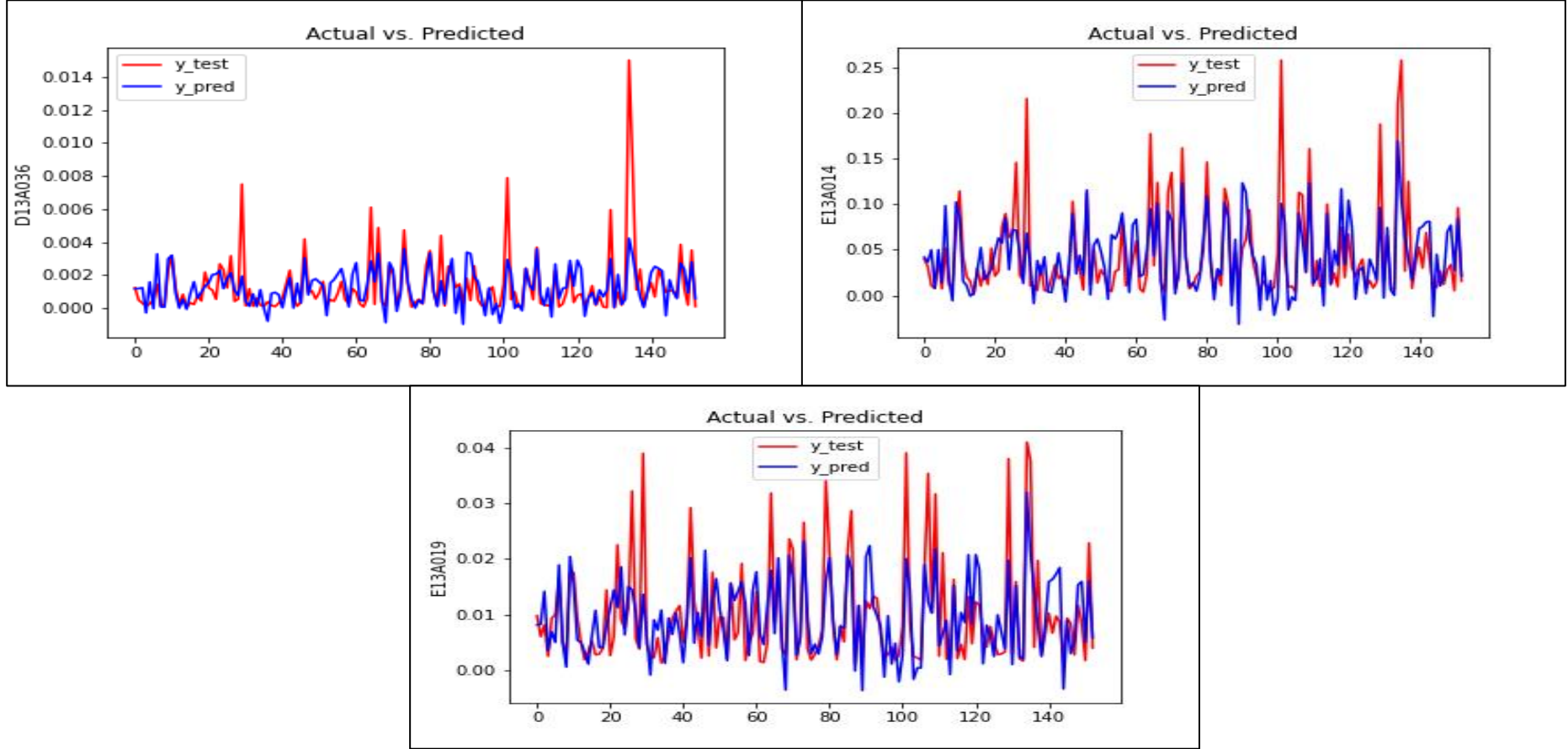


Şekil 4.11. MLR ile yapılan test-tahmin grafikleri.

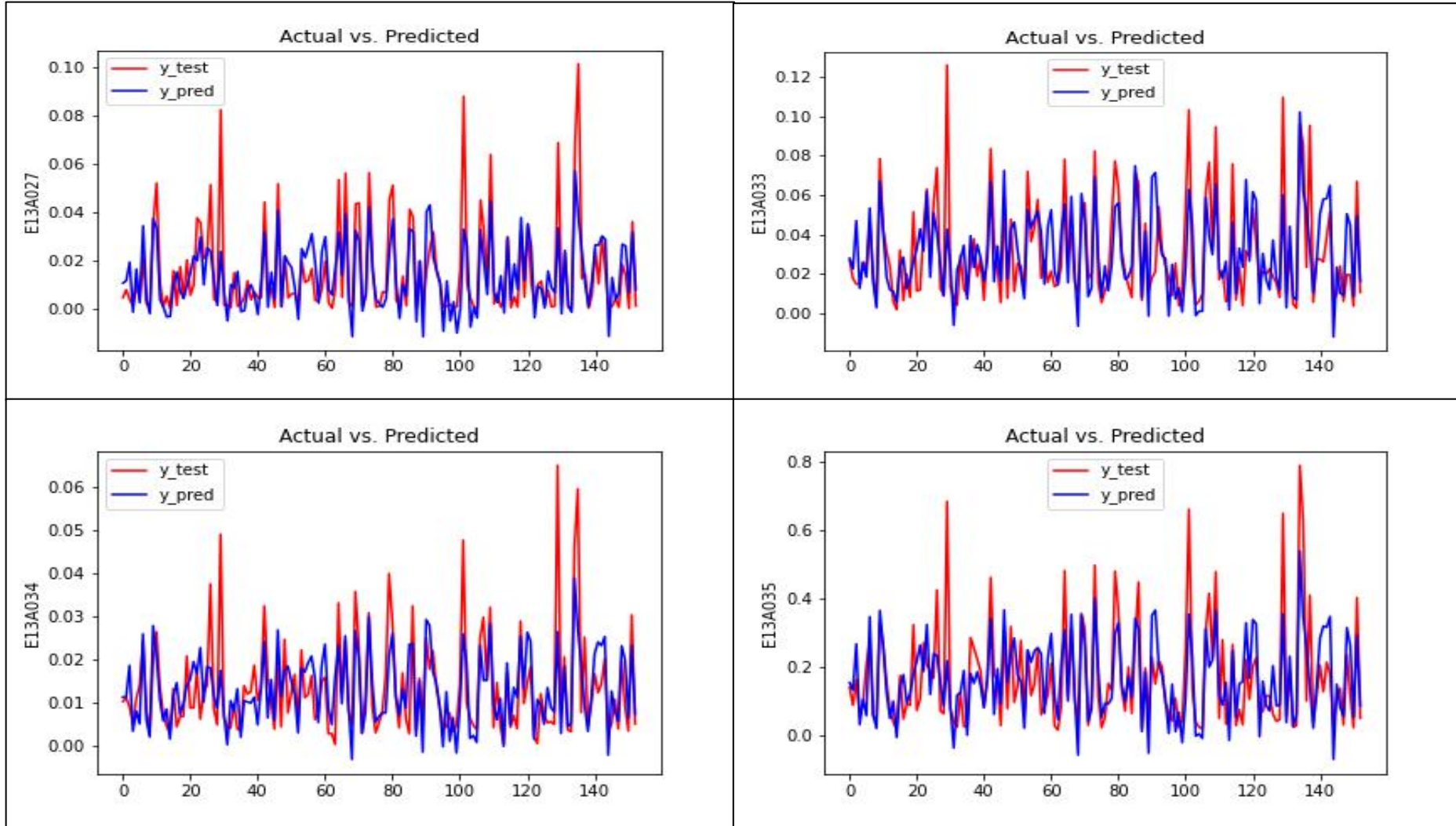


Şekil 4.12. MLR ile yapılan test-tahmin grafikleri.

III. Akım verilerini tahmin etmek için yağış, sıcaklık ve nispi nem arasındaki ilişki dikkate alınarak analiz yapılmıştır. Sonuçlar Şekil 4.13 ve Şekil 4.14'te, hata oranları ise Çizelge 4.2'de verilmiştir.

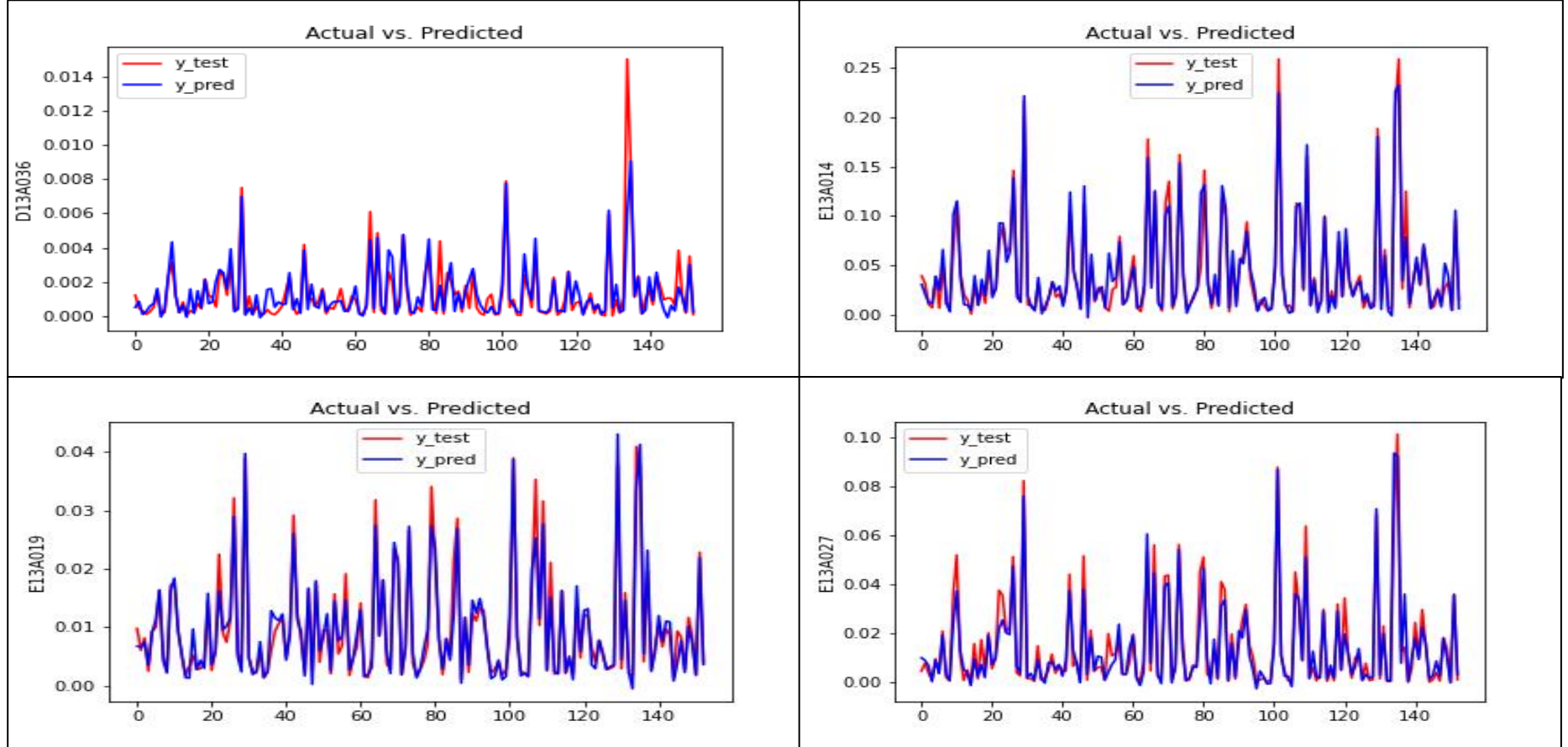


Şekil 4.13. MLR ile yapılan test-tahmin grafikleri.

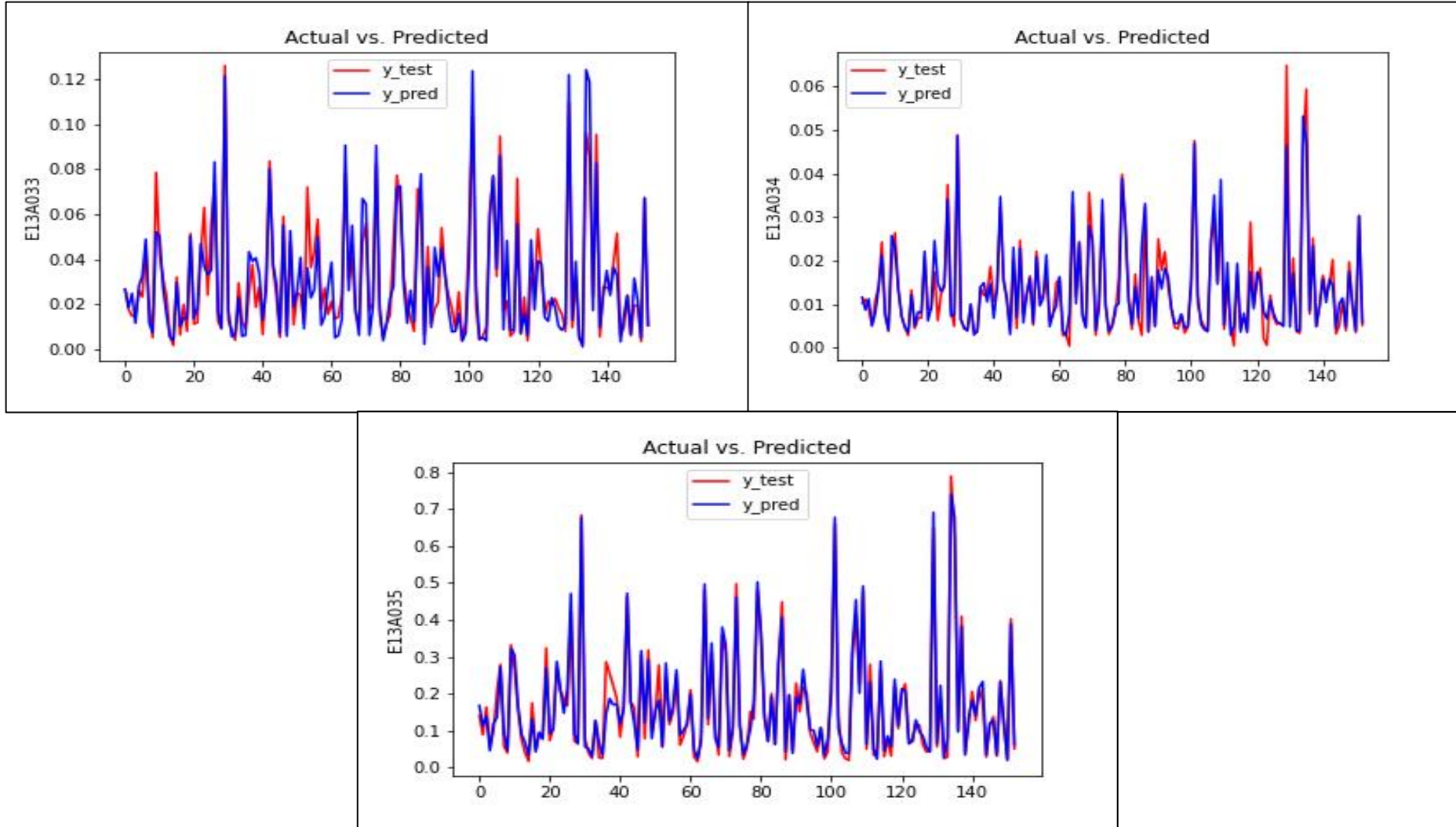


Şekil 4.14. MLR ile yapılan test-tahmin grafikleri.

IV. Seçilen istasyonun akım verilerini tahmin etmek için yağış ve diğer istasyonlara ait akım arasındaki ilişki dikkate alınarak analiz yapılmıştır. Sonuçlar Şekil 4.15 ve Şekil 4.16’da, hata oranları ise Çizelge 4.2’de verilmiştir.

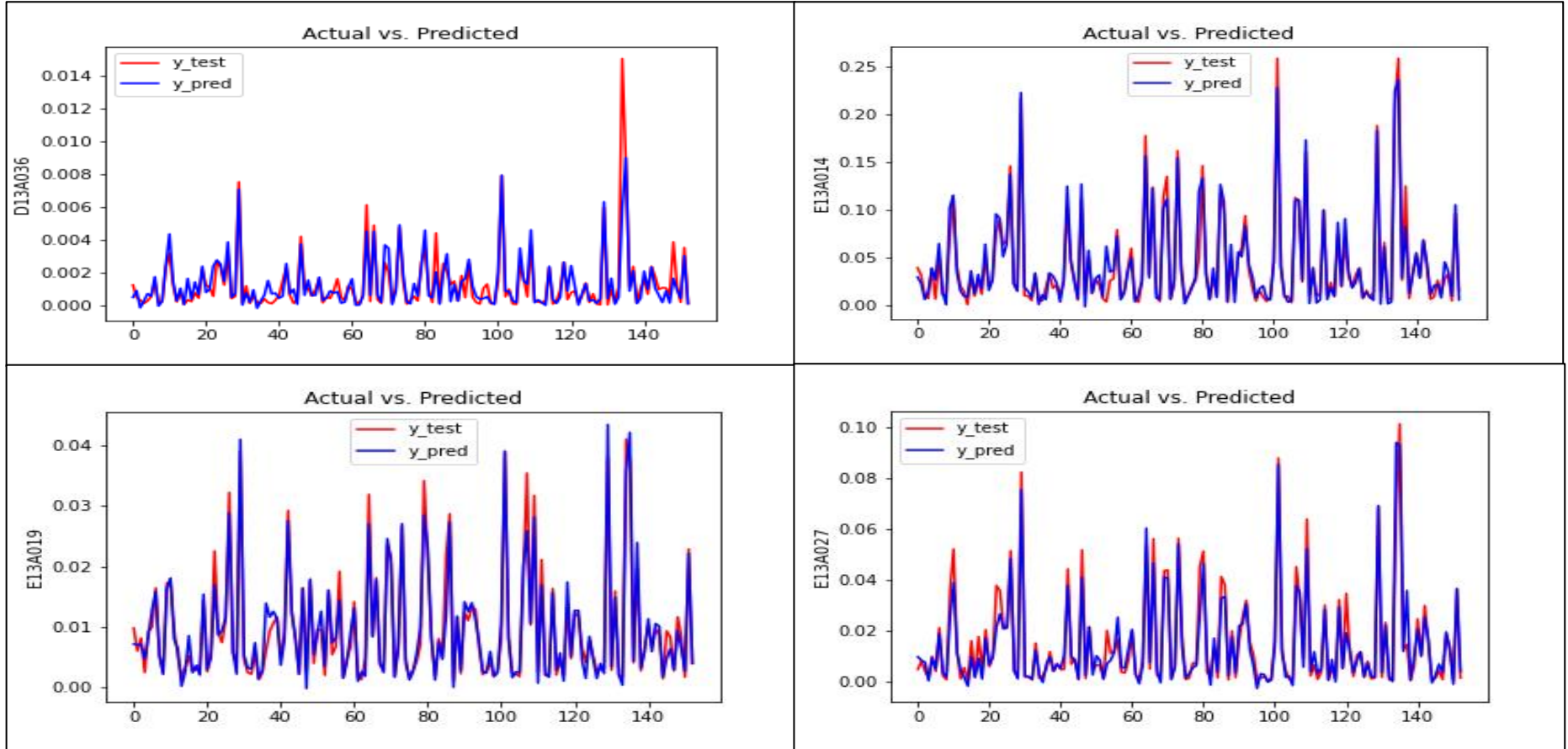


Şekil 4.15. MLR ile yapılan test-tahmin grafikleri.

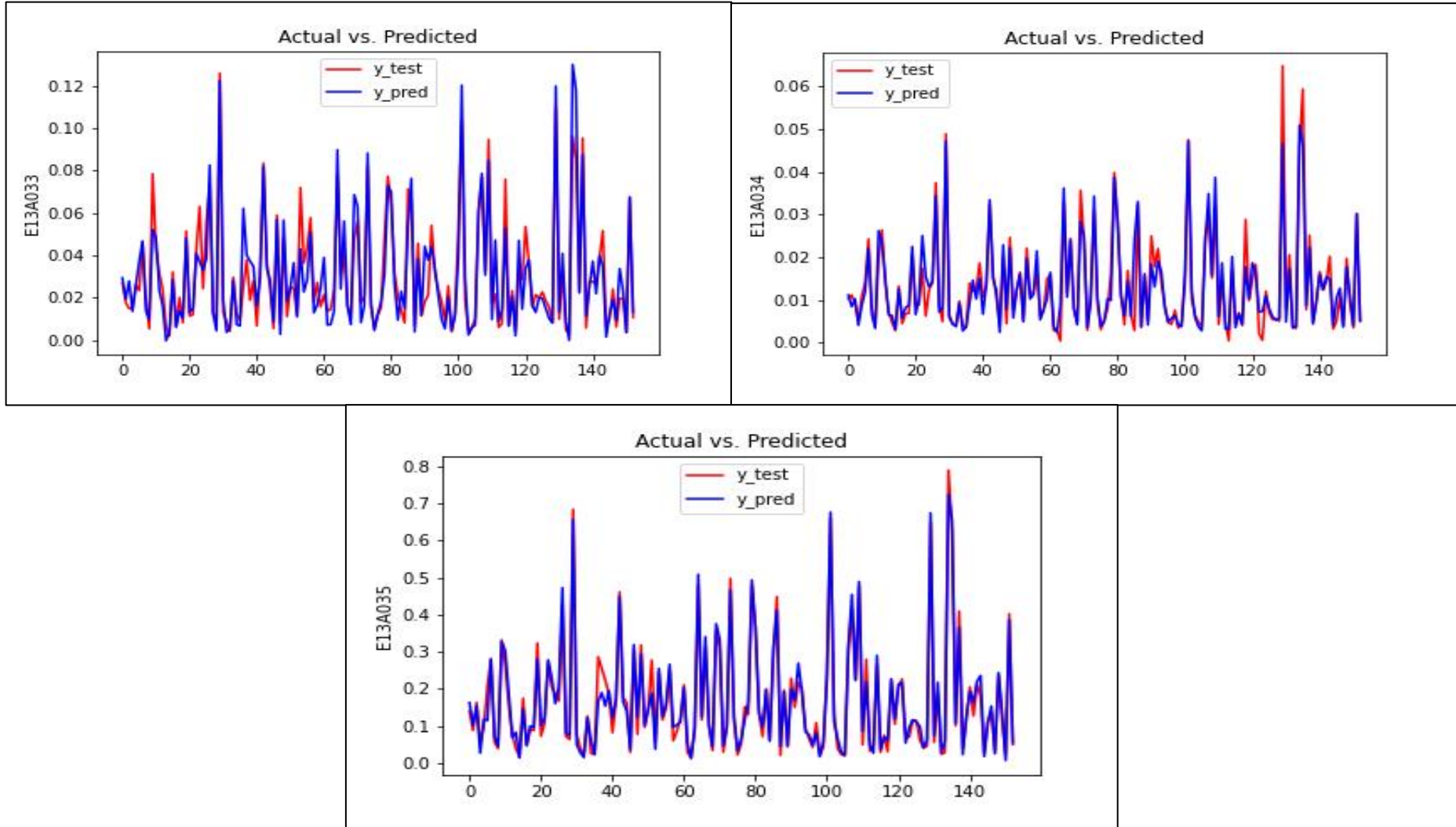


Şekil 4.16. MLR ile yapılan test-tahmin grafikleri.

V. Seçilen istasyonun akım verilerini tahmin etmek için yağış, sıcaklık ve diğer istasyonlara ait akım arasındaki ilişki dikkate alınarak analiz yapılmıştır. Sonuçlar Şekil 4.29 ve Şekil 4. 35 arasında, hata oranları ise Çizelge 4.2’de verilmiştir.

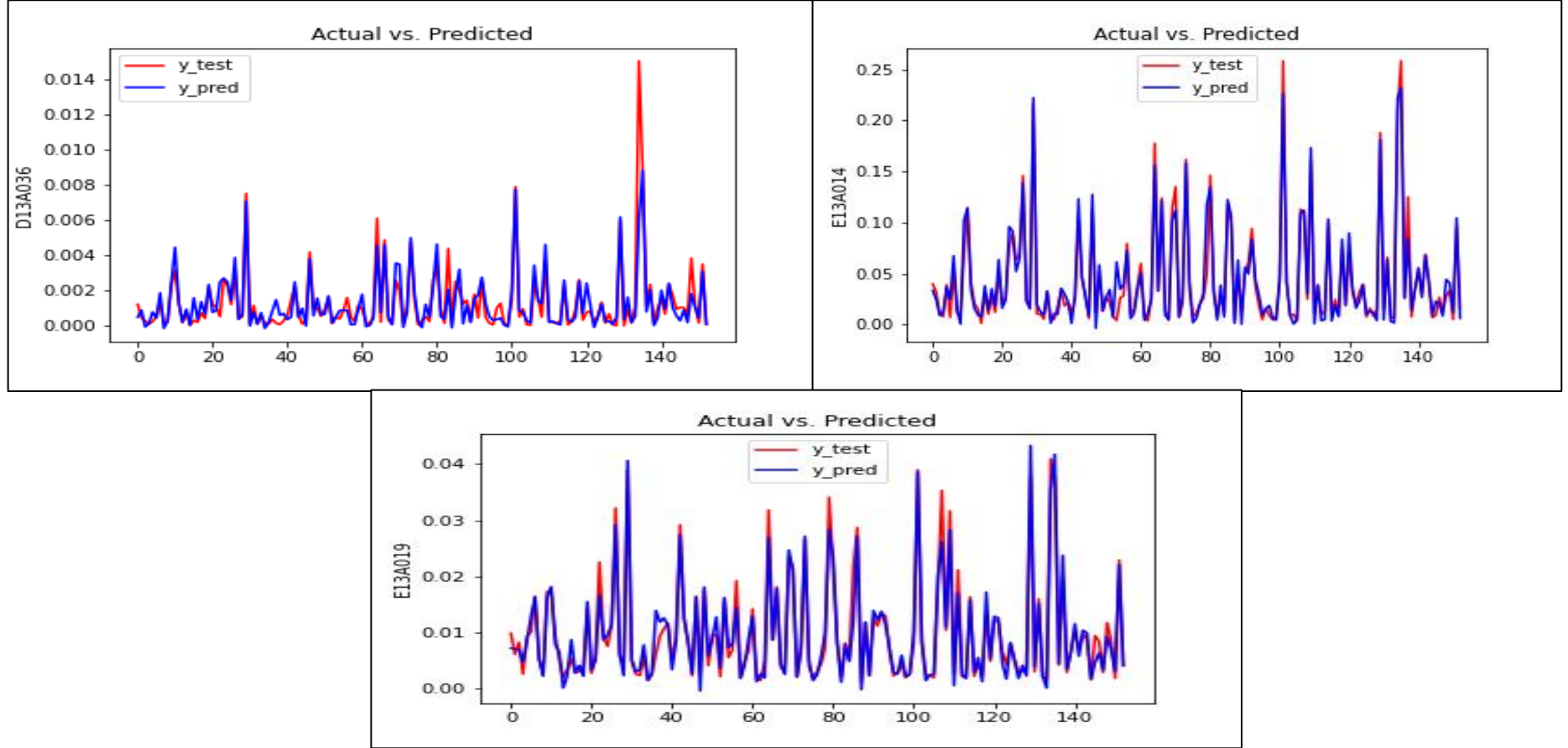


Şekil 4.17. MLR ile yapılan test-tahmin grafikleri.

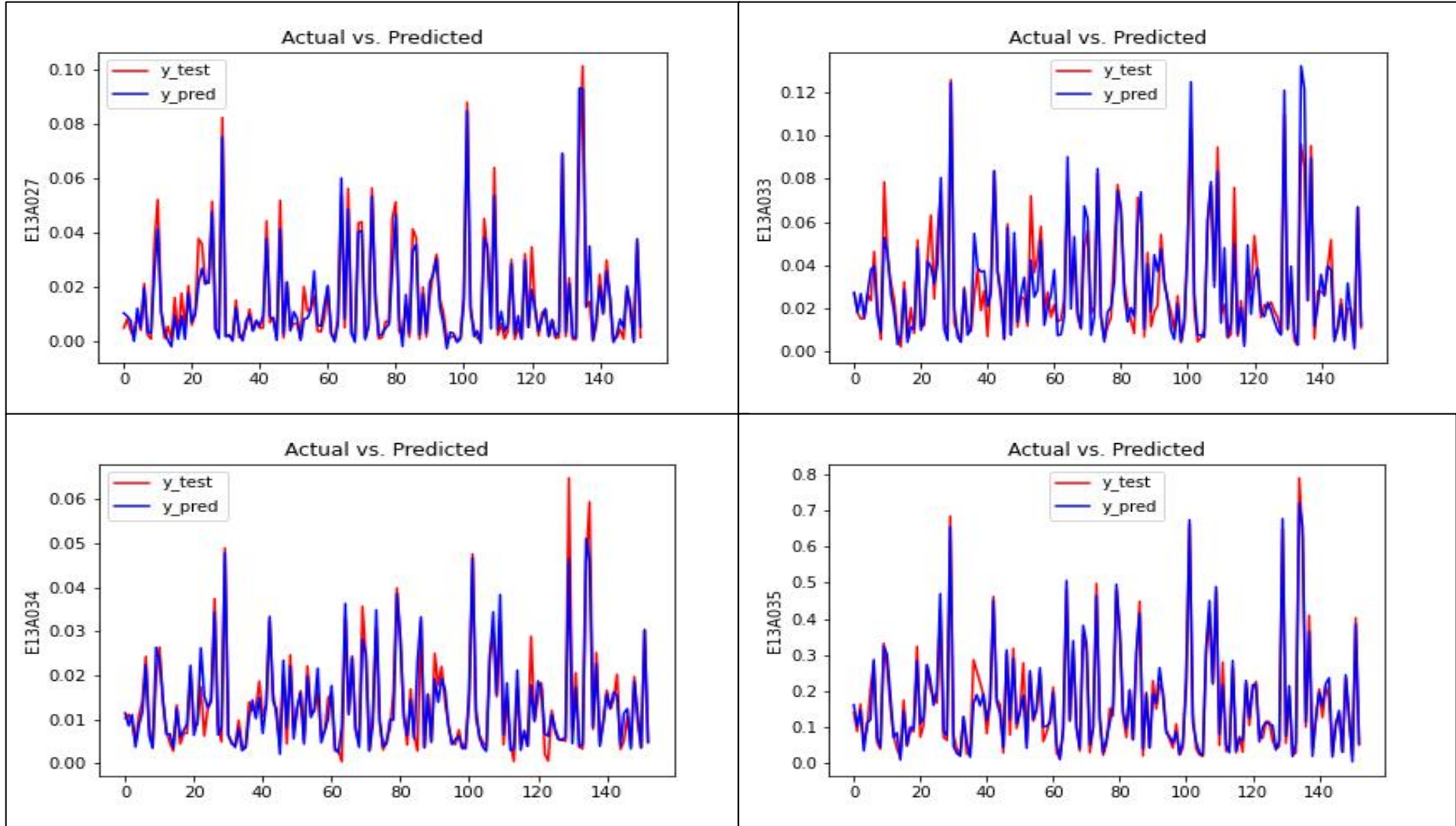


Şekil 4.18. MLR ile yapılan test-tahmin grafikleri.

VI. Seçilen istasyonun akım verilerini tahmin etmek için yağış, sıcaklık, nispi nem ve diğer istasyonlara ait akım arasındaki ilişki baz alınarak analiz yapılmıştır. Sonuçlar Şekil 4.19 ve Şekil 4.20’de, hata oranları ise Çizelge 4.2’de verilmiştir.



Şekil 4.19. MLR ile yapılan test-tahmin grafikleri.



Şekil 4.20. MLR ile yapılan test-tahmin grafikleri.

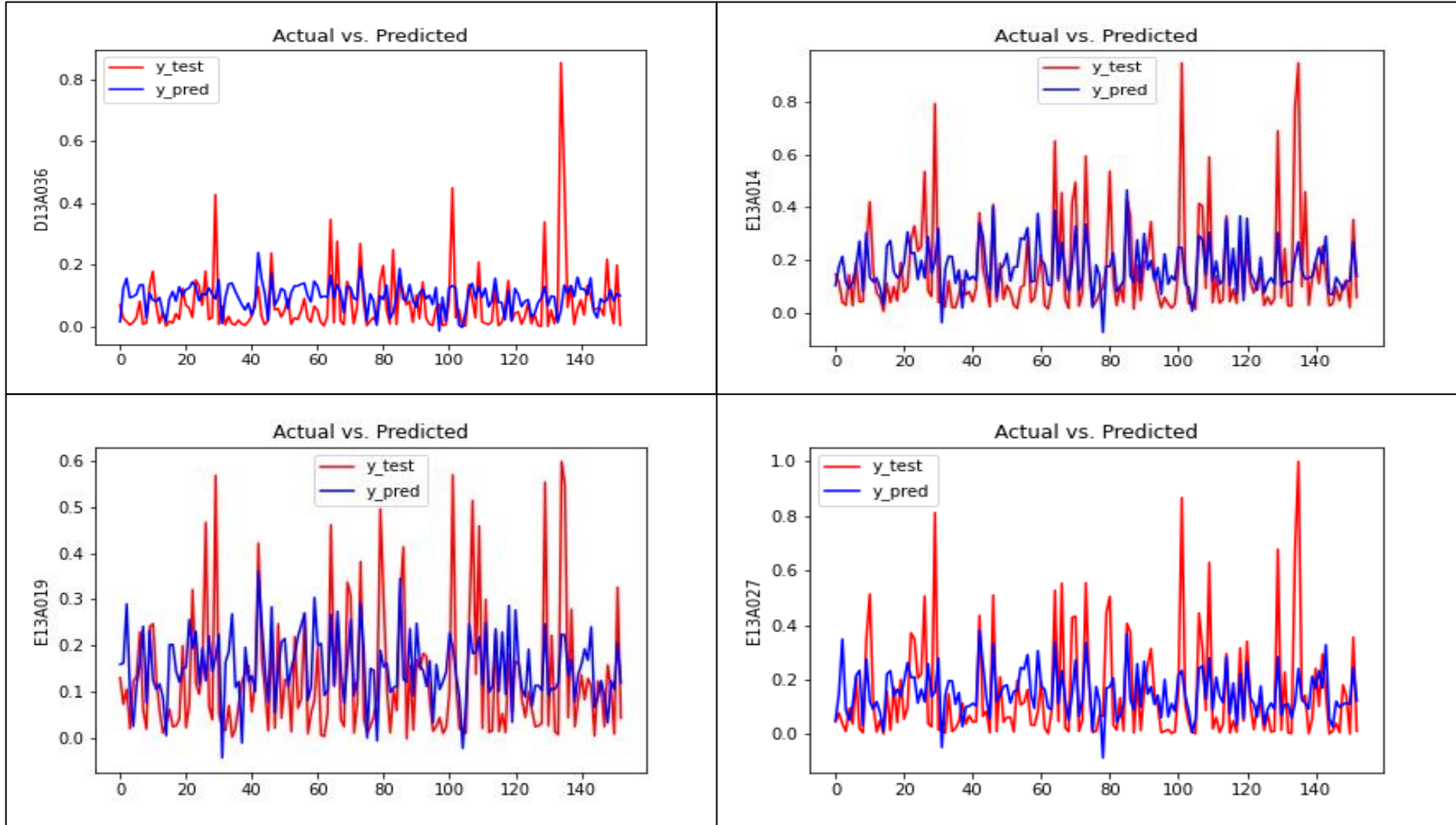
Çizelge 4.2. MLR ile yapılan test-tahmin analizlerinin sonuçları.

Kombinasyon No	İstasyon	MLR			
		r ²	MAD	RMSE	MAE
I (yağış – akım)	D13A036	0.25	0.01	0.02	0.00
	E13A014	0.27	4.50	6.75	0.42
	E13A019	0.26	0.22	0.31	0.02
	E13A027	0.26	0.65	0.98	0.11
	E13A033	0.28	1.81	2.46	0.08
	E13A034	0.24	0.28	0.40	0.02
	E13A035	0.29	53.06	71.67	2.63
II ((yağış, sıcaklık) – akım)	D13A036	0.33	0.01	0.02	0.00
	E13A014	0.48	3.97	5.72	0.24
	E13A019	0.46	0.19	0.26	0.01
	E13A027	0.51	0.53	0.80	0.09
	E13A033	0.47	1.54	2.12	0.02
	E13A034	0.43	0.24	0.35	0.01
	E13A035	0.47	45.59	61.89	0.40
III ((yağış, sıcaklık, nem) – akım)	D13A036	0.39	0.01	0.01	0.00
	E13A014	0.52	3.80	5.47	0.25
	E13A019	0.49	0.18	0.25	0.01
	E13A027	0.57	0.51	0.74	0.08
	E13A033	0.46	1.55	2.10	0.03
	E13A034	0.48	0.23	0.33	0.01
	E13A035	0.51	44.10	59.81	0.78
IV ((yağış, akım) – akım)	D13A036	0.75	0.00	0.01	0.00
	E13A014	0.94	1.16	1.90	0.19
	E13A019	0.94	0.06	0.09	0.00
	E13A027	0.92	0.21	0.32	0.06
	E13A033	0.85	0.84	1.16	0.00
	E13A034	0.89	0.09	0.15	0.00
	E13A035	0.96	11.83	15.98	1.41
V ((yağış, sıcaklık, akım) – akım)	D13A036	0.75	0.00	0.01	0.00
	E13A014	0.95	1.16	1.85	0.15
	E13A019	0.94	0.06	0.08	0.00
	E13A027	0.93	0.18	0.30	0.05
	E13A033	0.85	0.82	1.16	0.02
	E13A034	0.89	0.09	0.15	0.00
	E13A035	0.97	11.16	15.23	1.37
VI ((yağış, sıcaklık, nem, akım) – akım)	D13A036	0.76	0.00	0.01	0.00
	E13A014	0.95	1.19	1.84	0.10
	E13A019	0.94	0.06	0.08	0.01
	E13A027	0.94	0.19	0.29	0.04
	E13A033	0.86	0.76	1.12	0.05
	E13A034	0.89	0.09	0.15	0.00
	E13A035	0.97	11.26	15.21	1.22

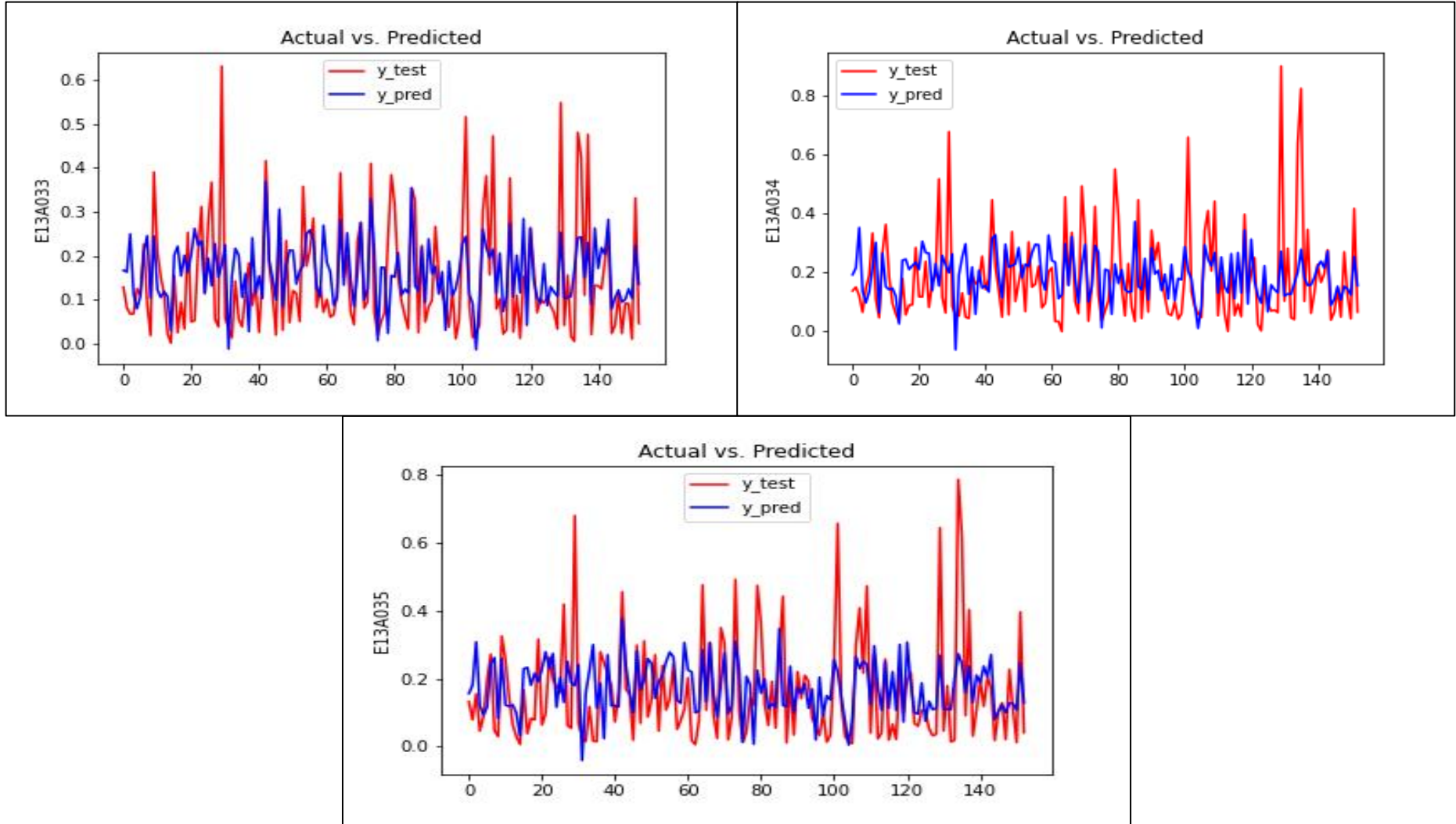
4.2. DESTEK VEKTÖR MAKİNELERİ (SVM) İLE YAPILAN ANALİZLER

Her bir akım gözlem istasyonu için analizler sonucu regresyon katsayısı (r^2), ortalama mutlak sapma (MAD), ortalama mutlak hata (MAE) ve ortalama karekök hata (RMSE) analizlerini yapılmıştır. Toplamda mevcut veri setinin farklı kombinasyonları ile her bir istasyon için destek vektör makineleri yöntemi ile 6 farklı test – tahmin analizi yapılmıştır.

- I. Akım verilerini tahmin etmek için sadece yağış verileri dikkate alınarak analiz yapılmıştır. Sonuçlar Şekil 4.21 ve Şekil 4.22’de, hata oranları sonuçları ise Çizelge 4.3’te verilmiştir.

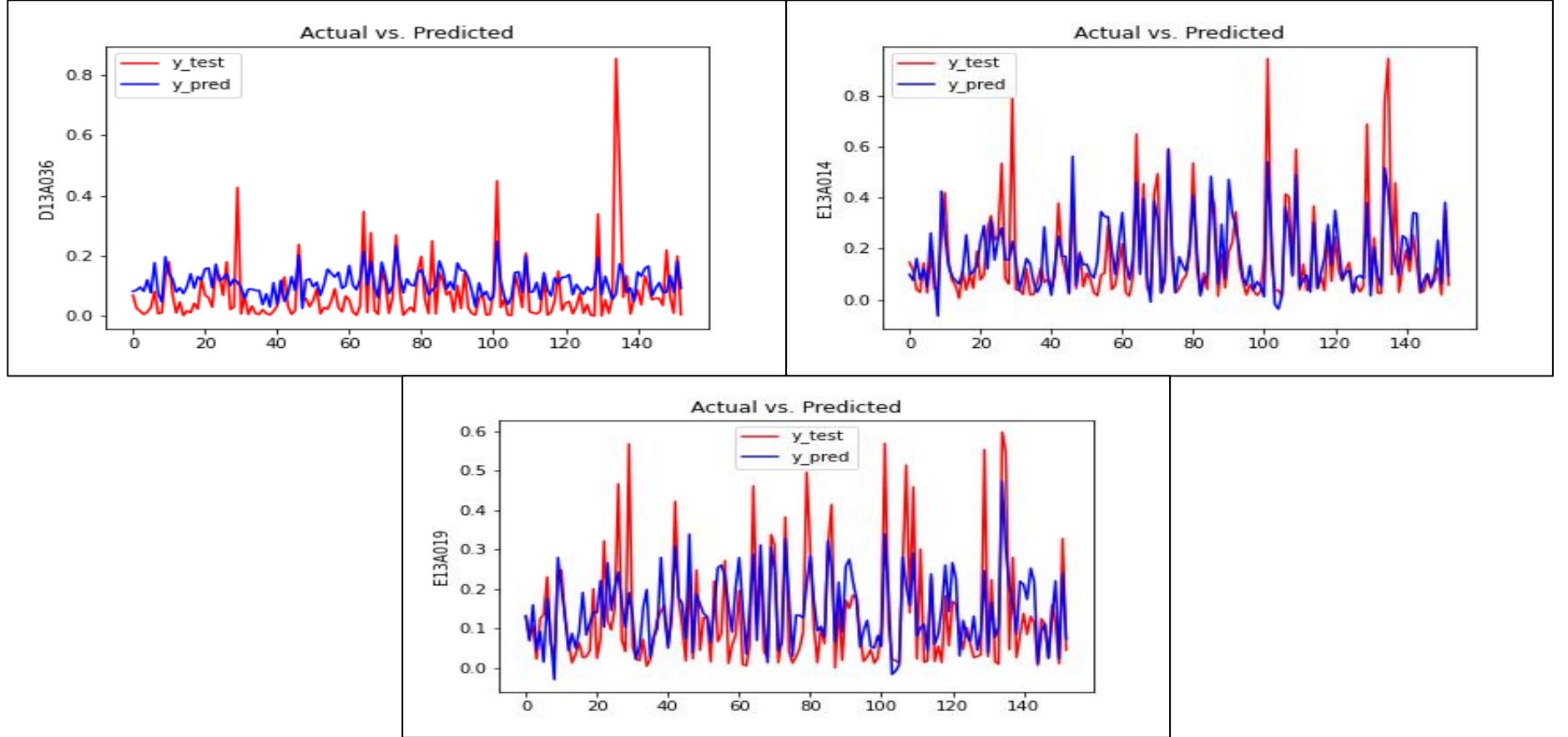


Şekil 4.21. SVM ile yapılan test-tahmin grafikleri.

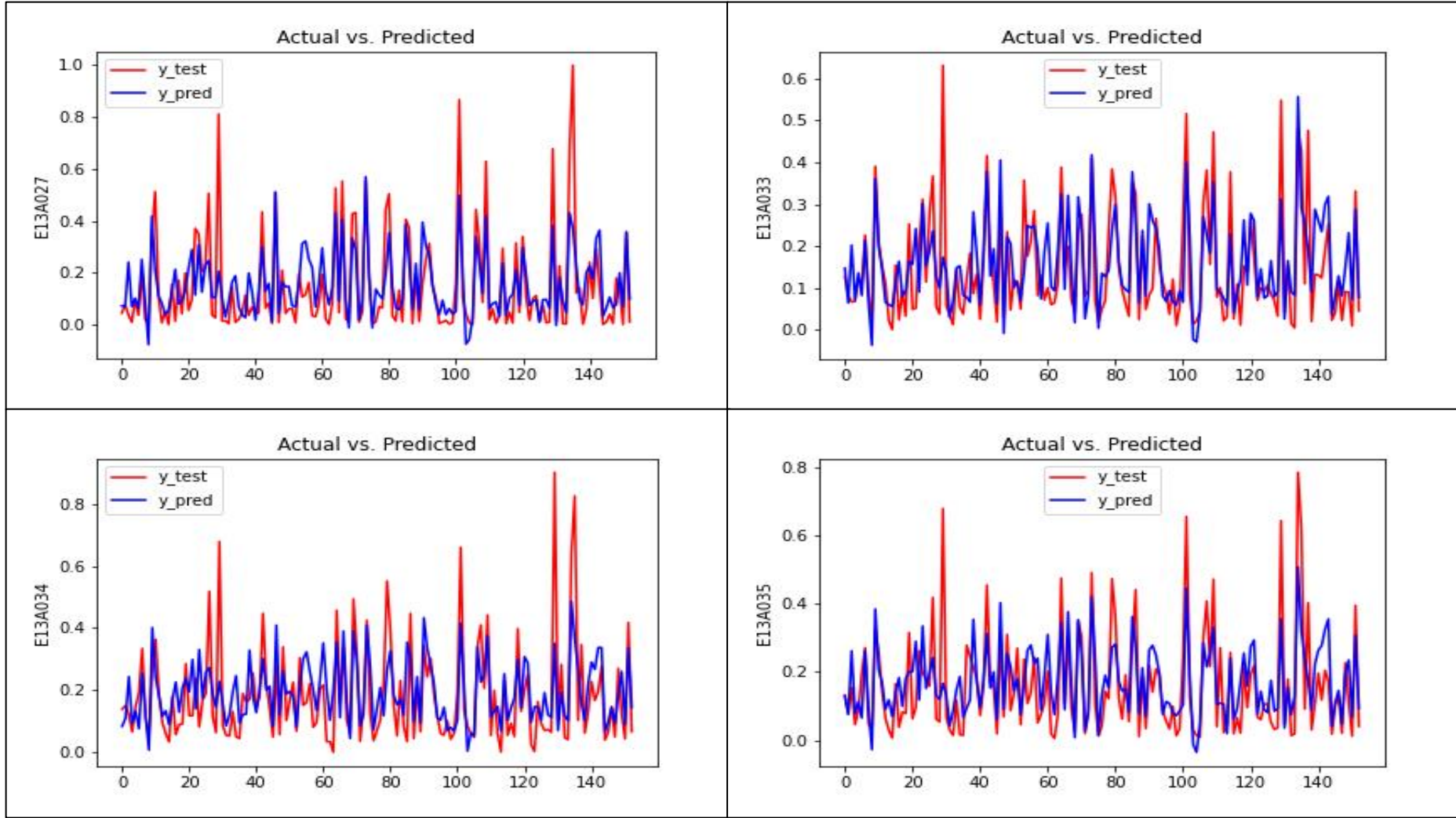


Şekil 4.22. SVM ile yapılan test-tahmin grafikleri.

II. A kim verilerini tahmin etmek için yağış ve sıcaklık verileri dikkate alınarak analiz yapılmıştır. Sonuçlar Şekil 4.23 ve Şekil 4.24'te, hata oranları sonuçları ise Çizelge 4.3'te verilmiştir.

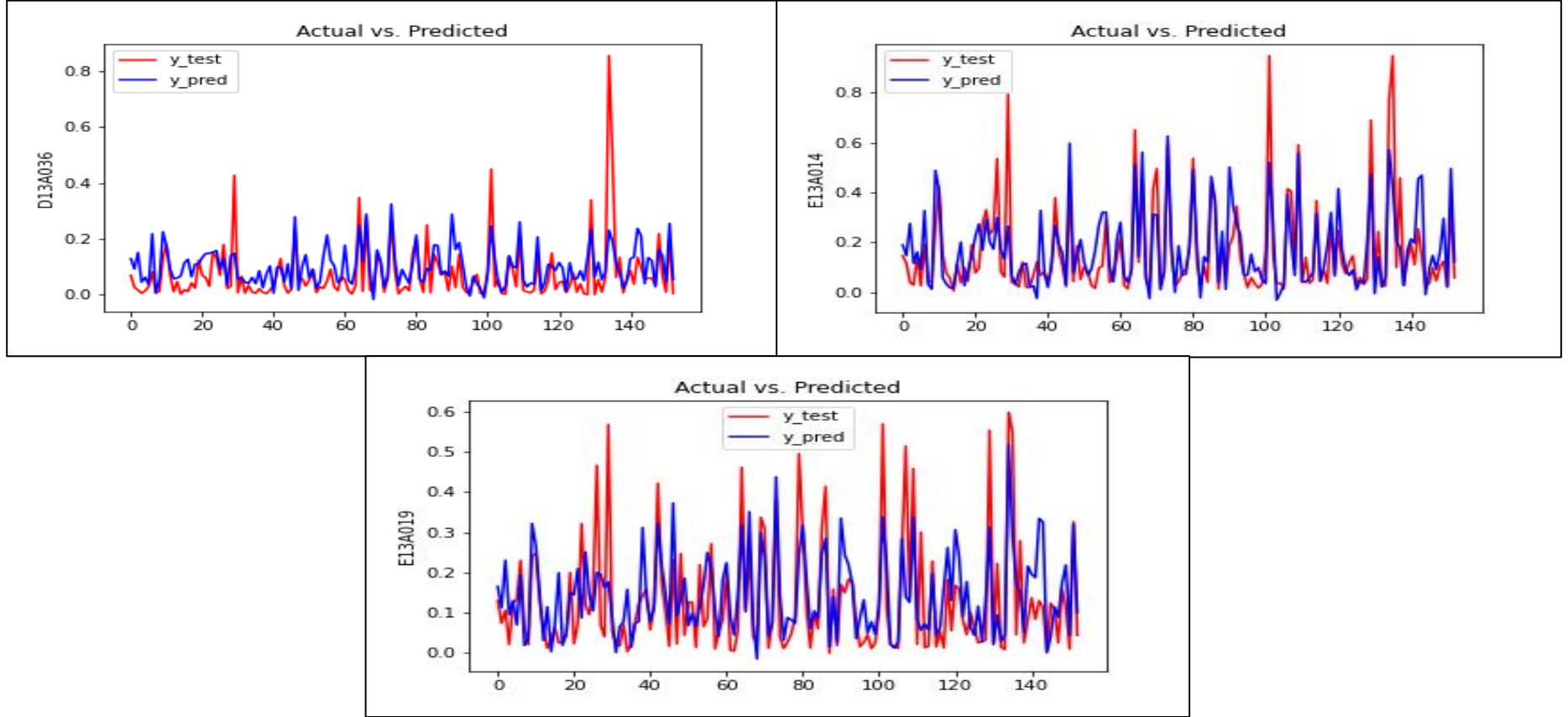


Şekil 4.23. SVM ile yapılan test-tahmin grafikleri.

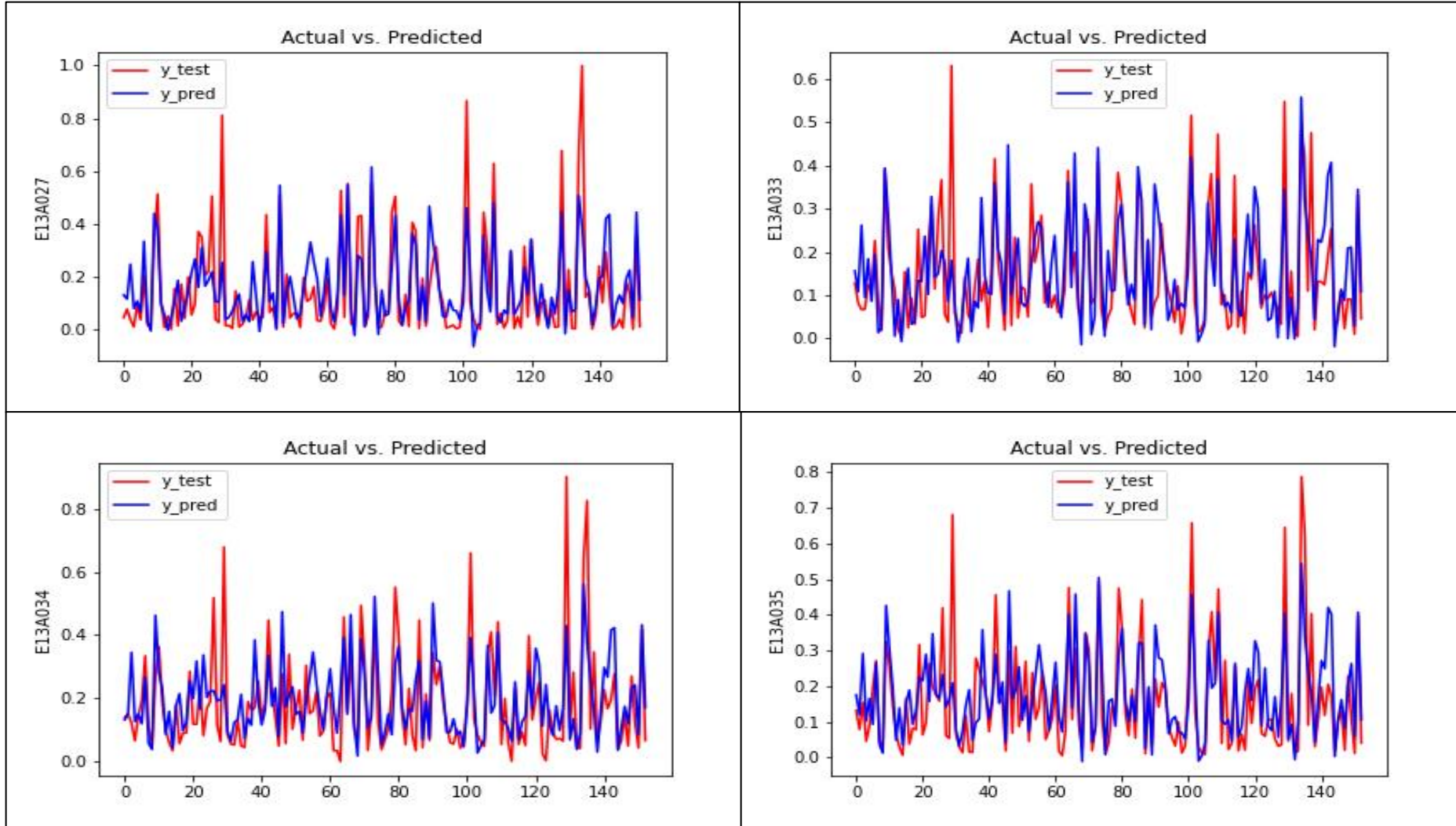


Şekil 4.24. SVM ile yapılan test-tahmin grafikleri.

III. Akım verilerini tahmin etmek için yağış, sıcaklık ve nispi nem verileri dikkate alınarak analiz yapılmıştır. Sonuçlar Şekil 4.25 ve Şekil 4.26'te, hata oranları sonuçları ise Çizelge 4.3'te verilmiştir.

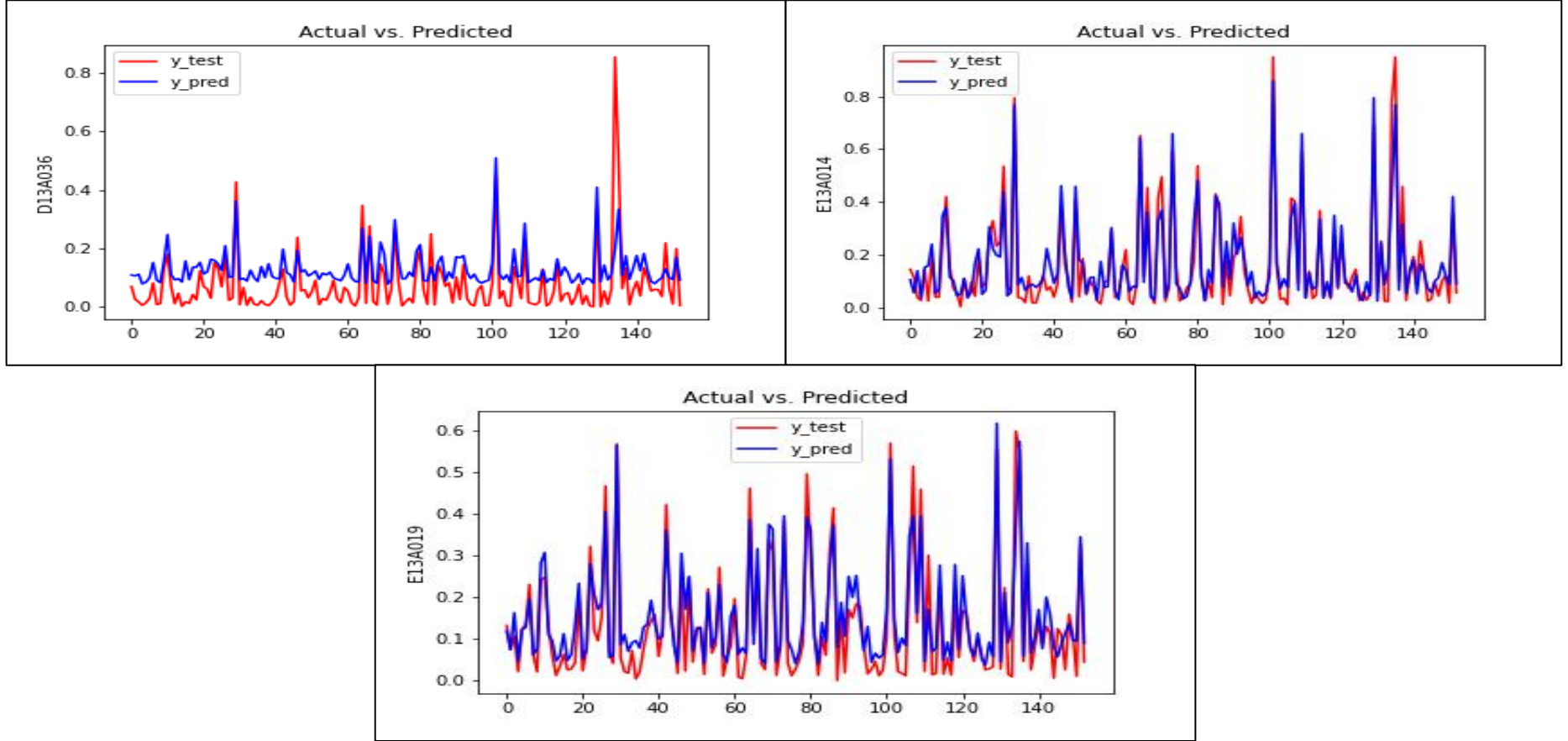


Şekil 4.25. SVM ile yapılan test-tahmin grafikleri.

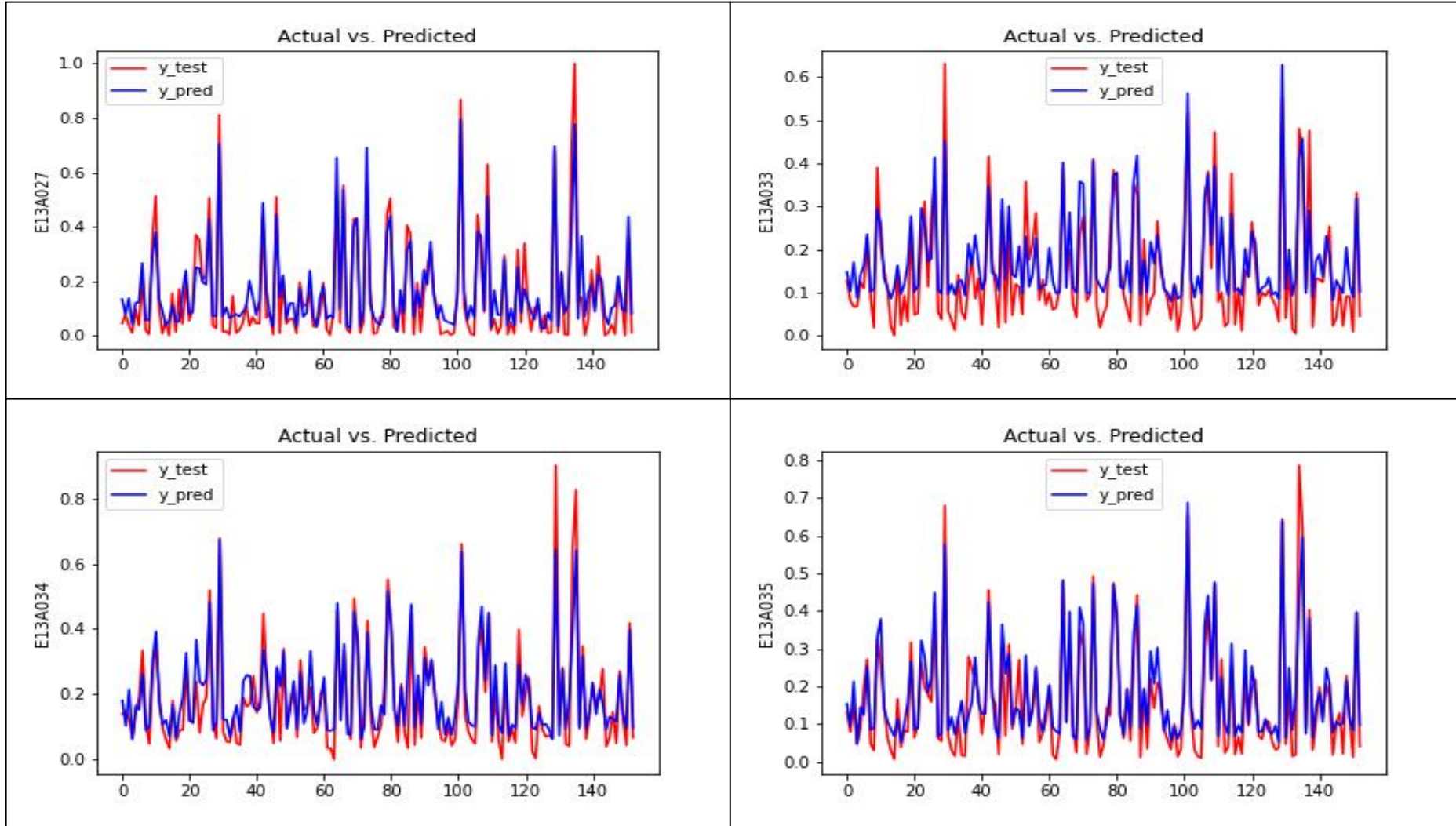


Şekil 4.26. SVM ile yapılan test-tahmin grafikleri.

IV. Seçilen istasyonun akım verilerini tahmin etmek için yağış ve diğer istasyonlara ait akım verileri dikkate alınarak analiz yapılmıştır. Sonuçlar Şekil 4.27 ve Şekil 4.28’de, hata oranları sonuçları ise Çizelge 4.3’te verilmiştir.

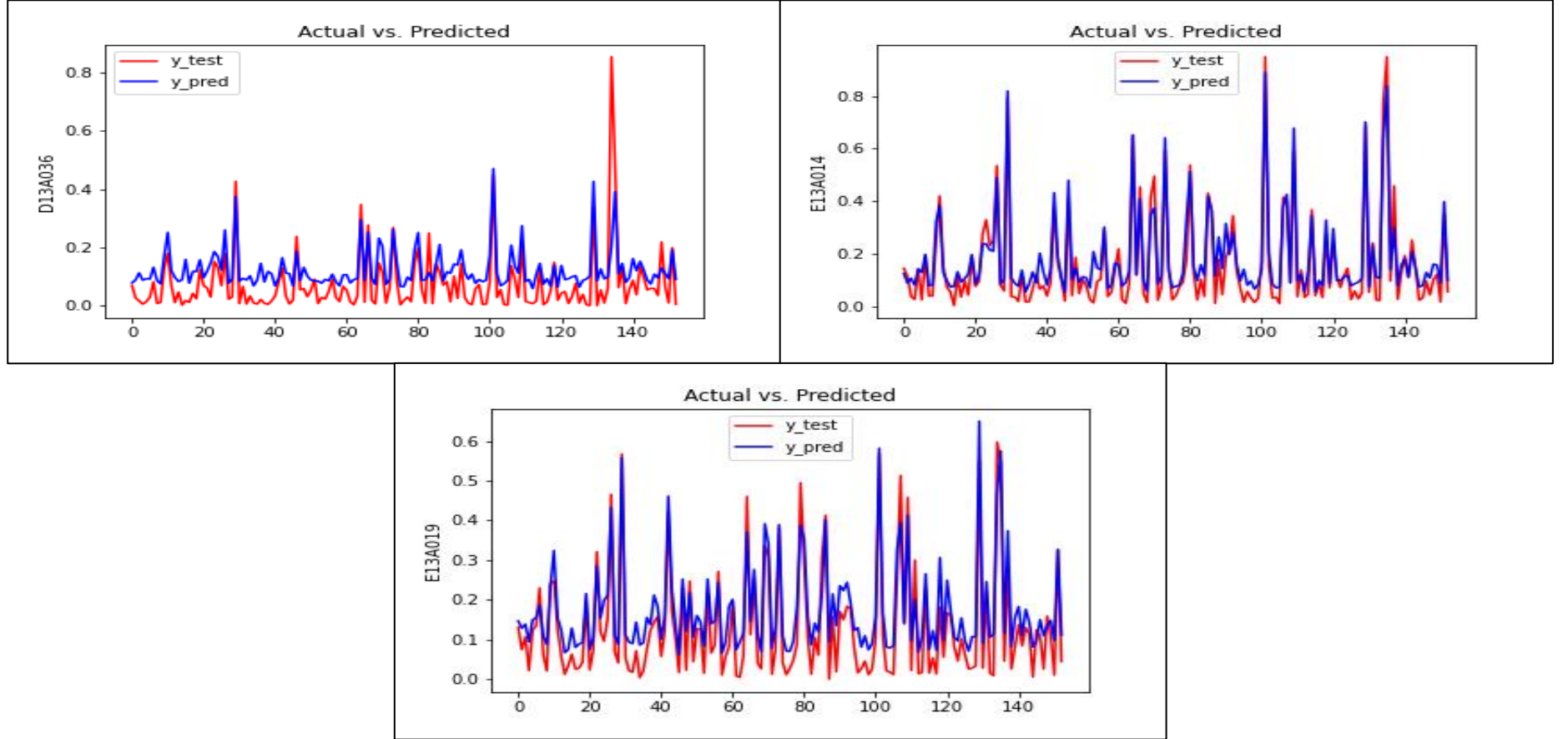


Şekil 4.27. SVM ile yapılan test-tahmin grafikleri.

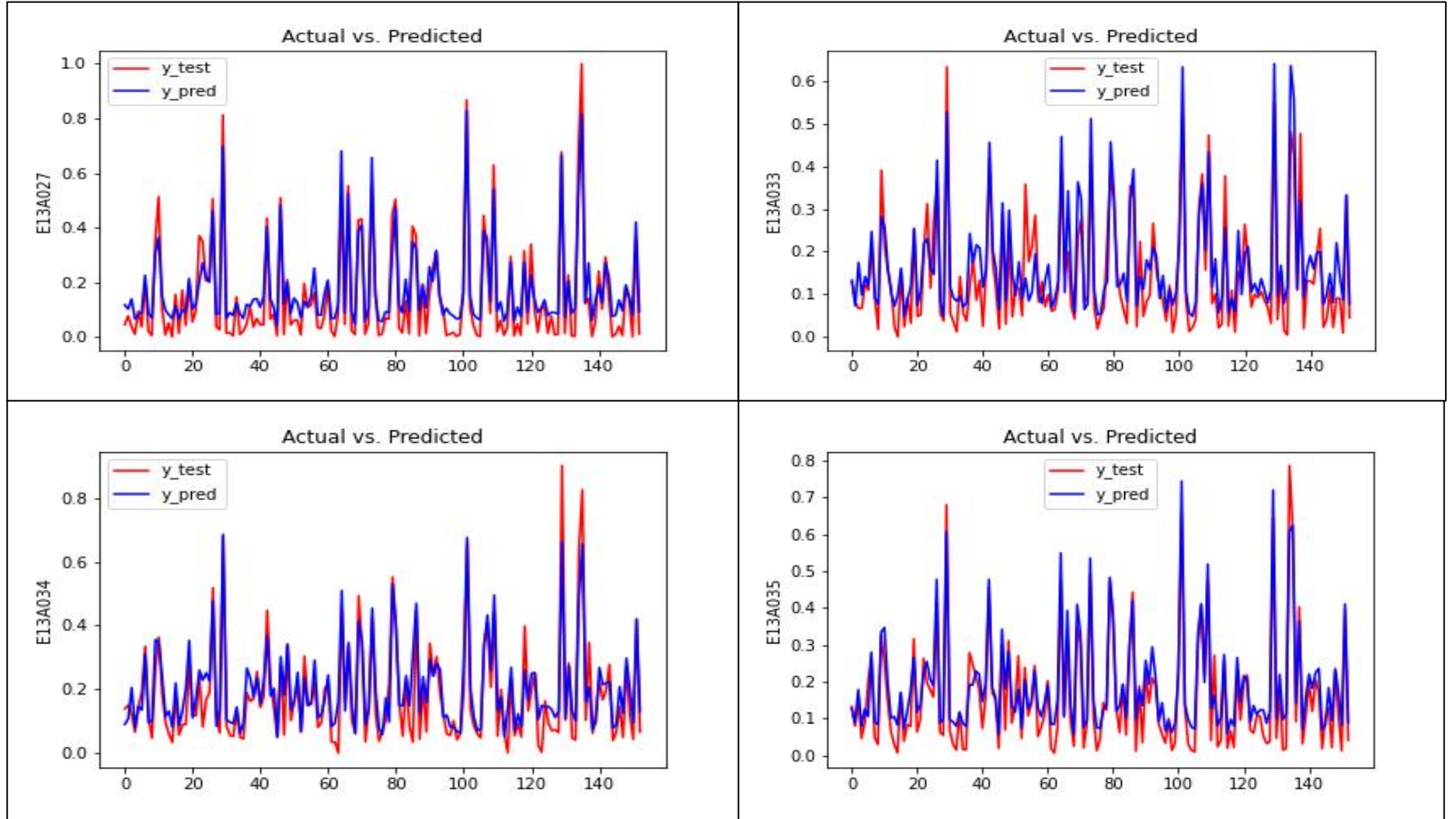


Şekil 4.28. SVM ile yapılan test-tahmin grafikleri.

- V. Seçilen istasyonun akım verilerini tahmin etmek için yağış, sıcaklık ve diğer istasyonlara ait akım verileri dikkate alınarak analiz yapılmıştır. Sonuçlar Şekil 4.29 ve Şekil 4.30'de, hata oranları sonuçları ise Çizelge 4.3'te verilmiştir.

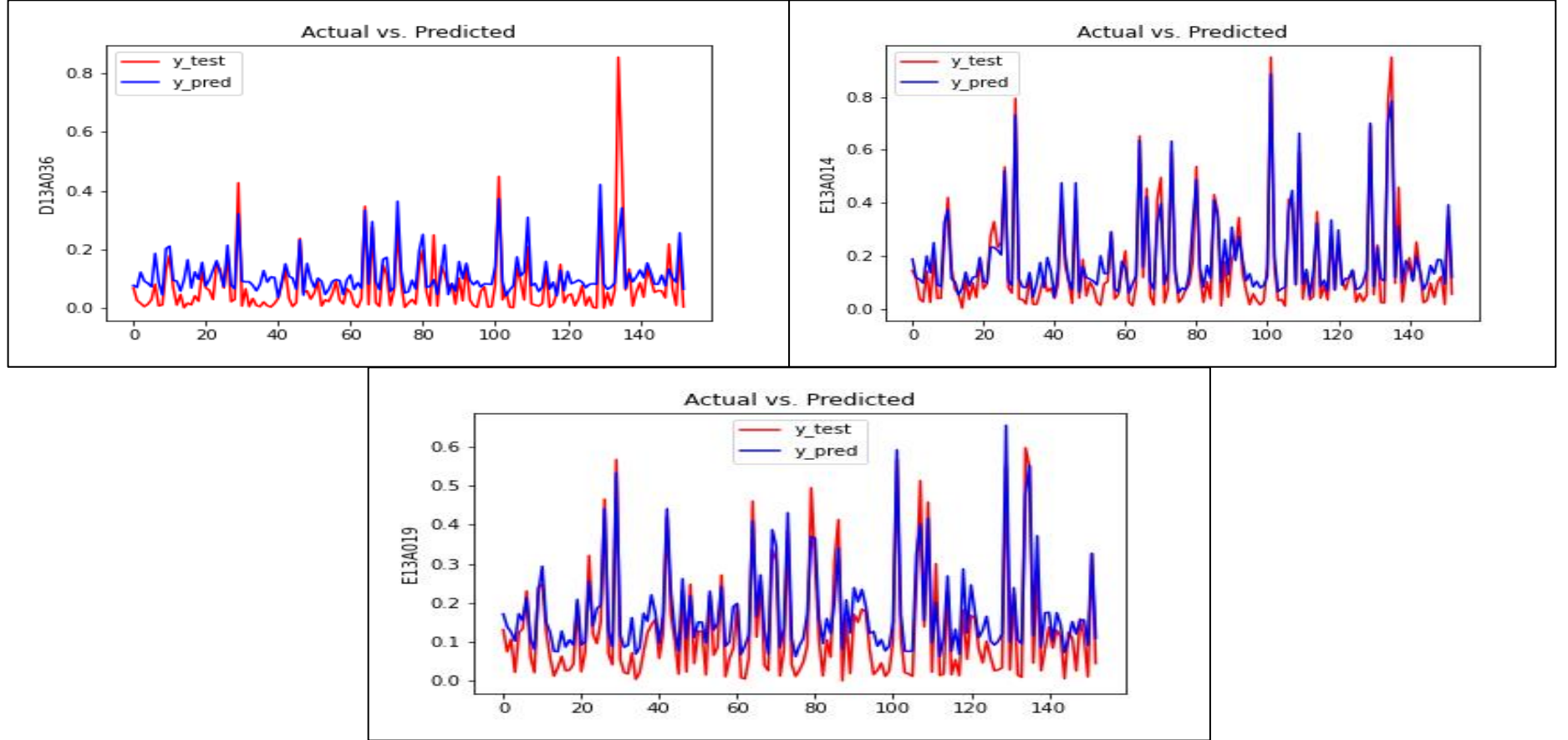


Şekil 4.29. SVM ile yapılan test-tahmin grafikleri.

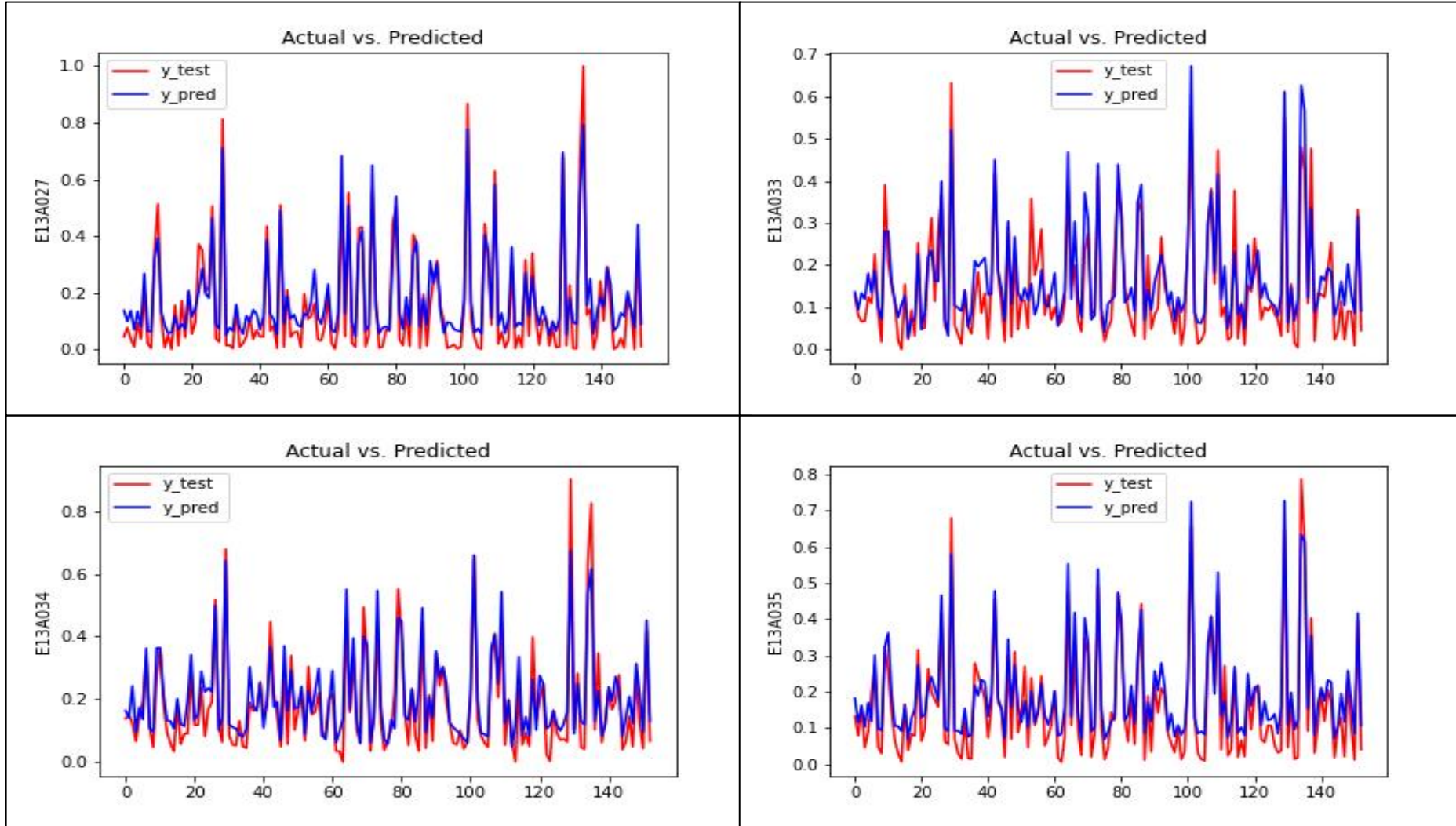


Şekil 4.30. SVM ile yapılan test-tahmin grafikleri.

VI. Secilen istasyonun akım verilerini tahmin etmek için yağış, sıcaklık, nispi nem ve diğer istasyonlara ait akım verileri dikkate alınarak analiz yapılmıştır. Sonuçlar Şekil 4.31 ve Şekil 4.32’de, hata oranları sonuçları ise Çizelge 4.3’te verilmiştir.



Şekil 4.31. SVM ile yapılan test-tahmin grafikleri.



Şekil 4.32. SVM ile yapılan test-tahmin grafikleri.

Çizelge 4.3. SVM ile yapılan test-tahmin analizlerinin sonuçları.

Kombinasyon No	İstasyon	SVM			
		r ²	MAD	RMSE	MAE
I (yağış – akım)	D13A036	0.04	0.75	1.09	0.22
	E13A014	0.26	17.32	24.97	1.44
	E13A019	0.22	3.69	4.77	0.84
	E13A027	0.24	6.82	9.72	0.10
	E13A033	0.28	9.69	12.49	1.75
	E13A034	0.15	4.38	6.02	0.40
	E13A035	0.23	56.90	76.12	7.86
II ((yağış, sıcaklık) – akım)	D13A036	0.21	0.71	1.02	0.35
	E13A014	0.59	12.49	18.70	1.72
	E13A019	0.50	2.82	3.81	0.56
	E13A027	0.60	4.97	7.24	0.40
	E13A033	0.51	7.59	10.36	1.44
	E13A034	0.46	3.46	4.81	0.55
	E13A035	0.52	44.59	59.90	7.33
III ((yağış, sıcaklık, nem) – akım)	D13A036	0.34	0.56	0.87	0.26
	E13A014	0.58	12.52	18.86	1.95
	E13A019	0.46	2.81	3.89	0.52
	E13A027	0.61	4.71	6.92	0.58
	E13A033	0.42	8.28	11.12	1.59
	E13A034	0.45	3.37	4.82	0.63
	E13A035	0.52	43.82	59.84	11.15
IV ((yağış, akım) – akım)	D13A036	0.58	0.71	0.90	0.55
	E13A014	0.88	7.37	10.15	1.59
	E13A019	0.88	1.61	2.06	0.88
	E13A027	0.88	3.32	4.18	1.07
	E13A033	0.80	6.24	7.54	3.58
	E13A034	0.86	1.92	2.64	0.74
	E13A035	0.86	24.61	34.28	11.92
V ((yağış, sıcaklık, akım) – akım)	D13A036	0.60	0.65	0.85	0.49
	E13A014	0.93	7.17	8.85	4.08
	E13A019	0.92	2.10	2.33	1.63
	E13A027	0.93	3.32	3.88	1.67
	E13A033	0.79	5.88	7.28	2.81
	E13A034	0.86	1.97	2.65	0.95
	E13A035	0.92	25.13	30.01	17.28
VI ((yağış, sıcaklık, nem, akım) – akım)	D13A036	0.61	0.57	0.79	0.39
	E13A014	0.93	7.87	9.42	4.51
	E13A019	0.92	2.15	2.37	1.67
	E13A027	0.93	3.30	3.82	1.75
	E13A033	0.80	5.69	7.14	2.76
	E13A034	0.87	2.05	2.65	1.08
	E13A035	0.92	27.31	31.87	19.70

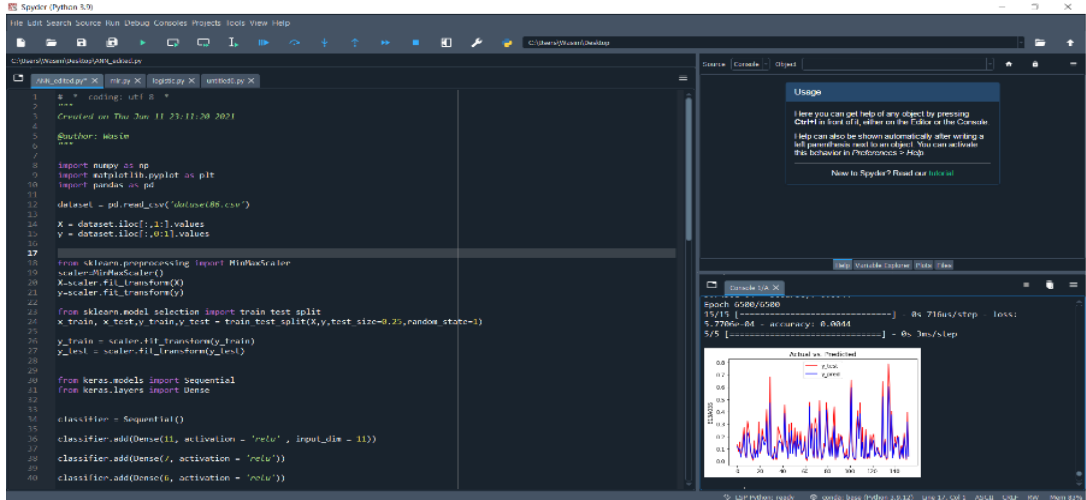
4.3. YAPAY SİNİR AĞLARI İLE YAPILAN ANALİZLER

Bu çalışmada Python kodlama dilini kullanan Spyder arayüzü kullanılmıştır. Programa ilk adım olarak buluttan sanal veri analizi ve çözümlene kütüphanelerini yükledikten sonra CSV formatındaki veri seti dosyası tanıtılmıştır, bunun akabinde veriler x ve y olarak ikiye ayrılmıştır ve makine çalışırken hata payının düşürülmesi amacıyla veriler 0 ile 1 arasında normalize edilmiştir.

Verileri, test, tahmin ve eğitim olarak bölmesi için ilgili kodlar yazılmıştır. Program verilerin %75'ini kendisini eğitmesi ve öğrenmesi için ve %25'ini tahmin ettiği verileri test etmek için kullanılacak şekilde kodlanmıştır.

Bu çalışmada kurulan yapay akış modellemesi için 4 katmandan oluşan ileri beslemeli çok katmanlı yapay sinir ağı düzeneği oluşturulmuştur. Ağ düzeni 11 yapay nöronlu giriş katmanından, 7 ve 6 yapay nöronlu ara (gizli) katmanlardan ve 1 nöronlu çıkış katmanından oluşmaktadır.

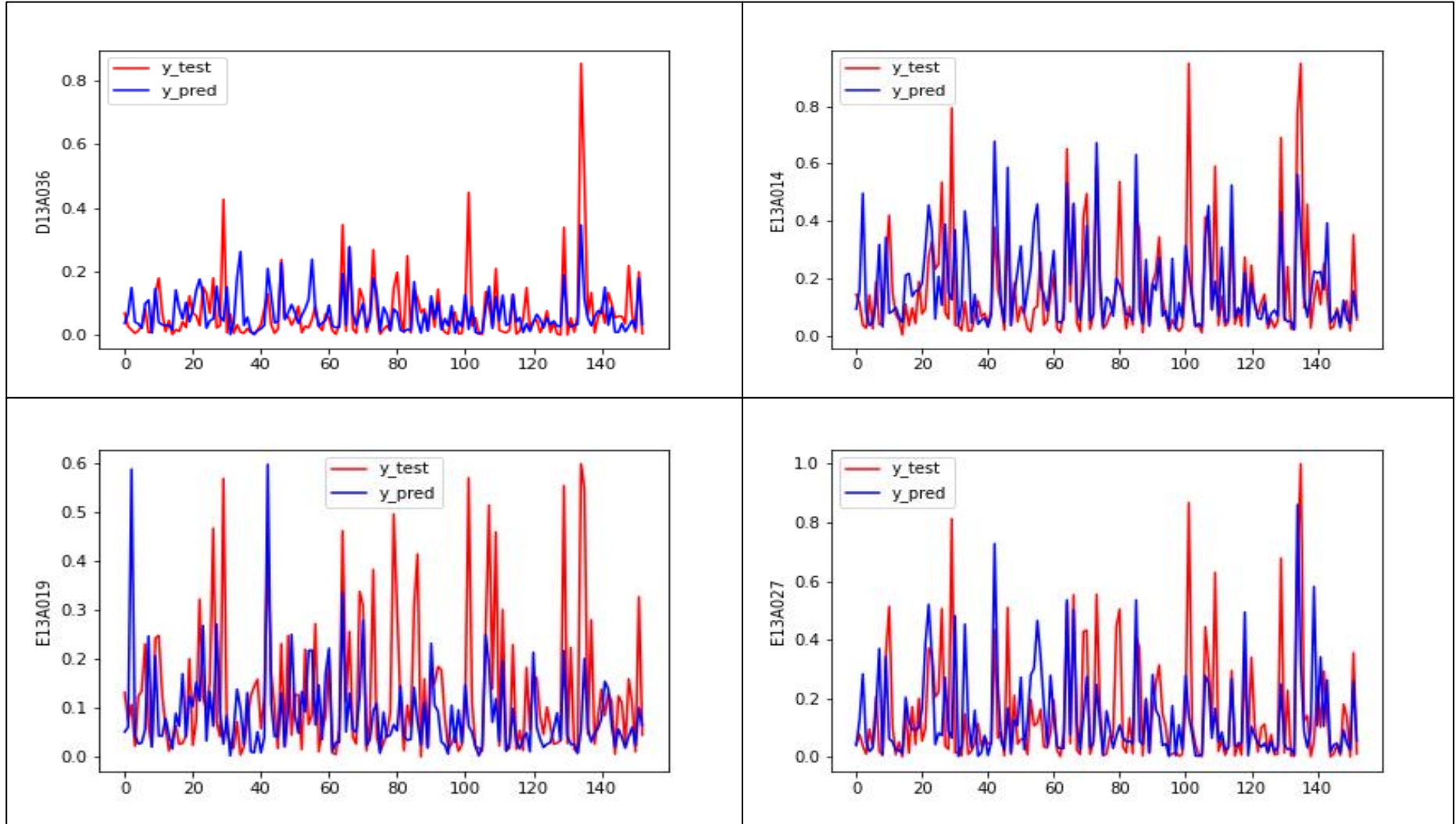
Katmanlarda çıkan sonuçlar doğrultusunda kullanılan aktivasyon fonksiyonları sırasıyla ReLU, ReLU, ReLU ve Sigmoid olarak tercih edilmiştir. Yazılan kodlar her bir tahmin için 6500 iterasyon ile çalıştırılıp denenmiştir. Şekil 4.33'te Python Spyder programı arayüzü gösterilmiştir.



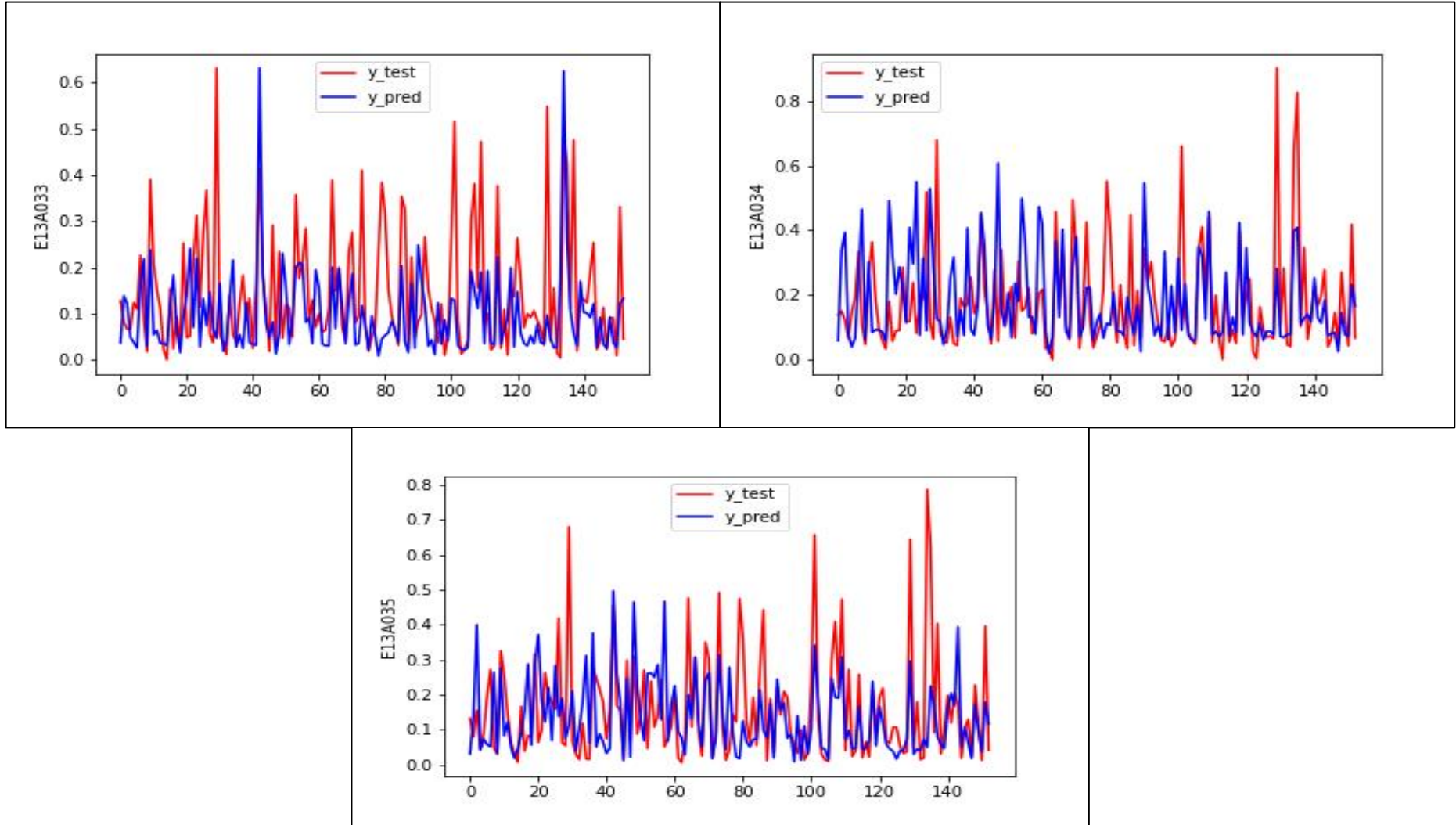
Şekil 4.33. Python Spyder programı arayüzü.

İterasyonlar sonlandığında çıkan tahmin veri seti ile test veri seti arasında program kendi bünyesinde regresyon (r^2) analizi, ortalama mutlak sapma (MAD), ortalama mutlak hata (MAE), ortalama kare hata (MSE) ve ortalama karekök hata (RMSE) analizlerini yapacak şekilde kodları yazılmıştır. Bu işlemler her bir veri seti için ayrı ayrı tekrarlanmıştır. Program, çıktı veri setini excel dosyası formatında dışa aktaracak şekilde kodlanmıştır. Bu analizler aynı veri setinin 6 farklı kombinasyonu ile denenmiştir.

- I. Akım verilerini tahmin etmek için yağış verileri dikkate alınarak analiz yapılmıştır. Sonuçlar Şekil 4.34 ve Şekil 4.35’de, hata oranları sonuçları ise Çizelge 4.4’te verilmiştir.

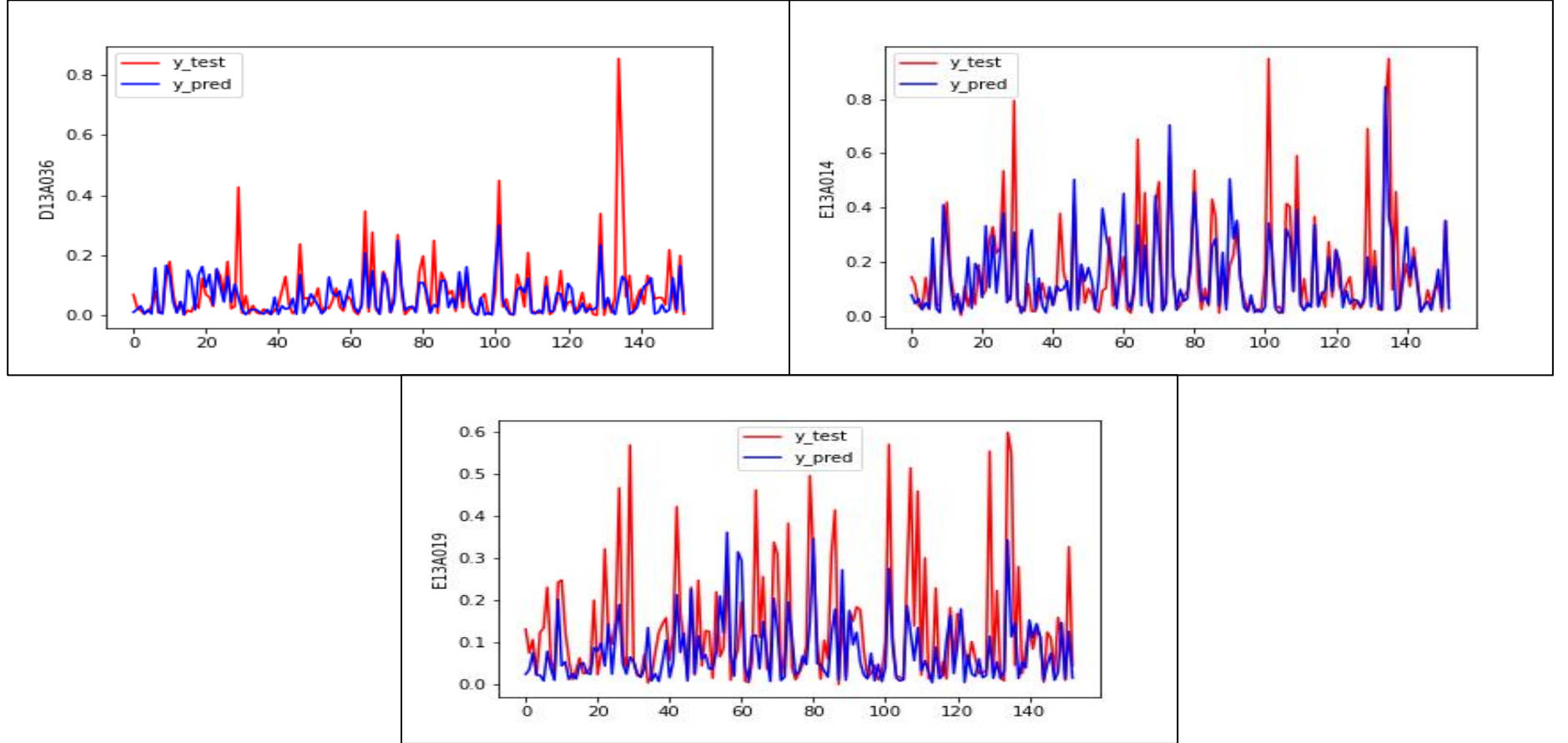


Şekil 4.34. ANN ile yapılan test-tahmin grafikleri.

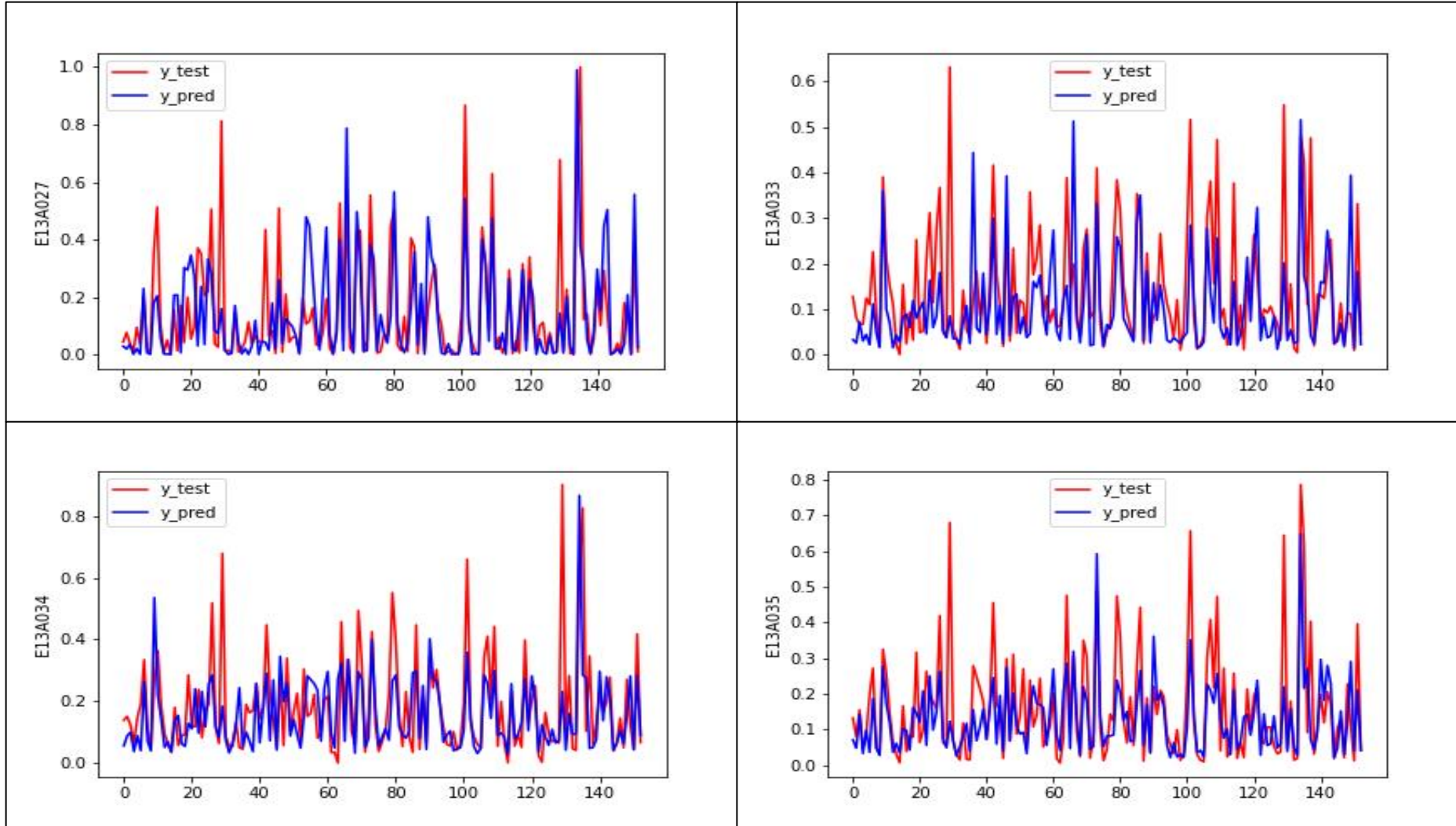


Şekil 4.35. ANN ile yapılan test-tahmin grafikleri.

II. Akım verilerini tahmin etmek için yağış ve sıcaklık verileri dikkate alınarak analiz yapılmıştır. Sonuçlar Şekil 4.36 ve Şekil 4.37’de, hata oranları sonuçları ise Çizelge 4.4’te verilmiştir.

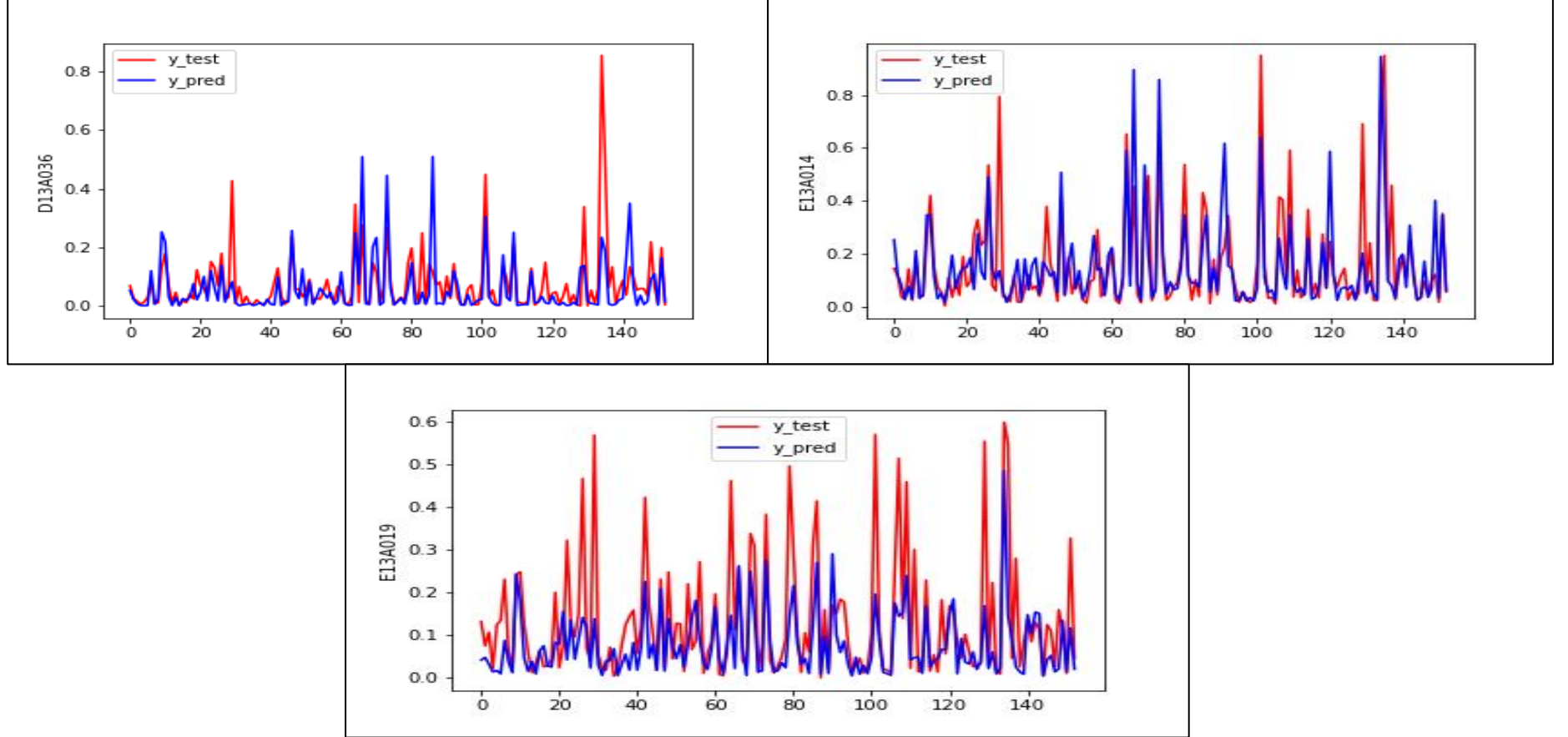


Şekil 4.36. ANN ile yapılan test-tahmin grafikleri.

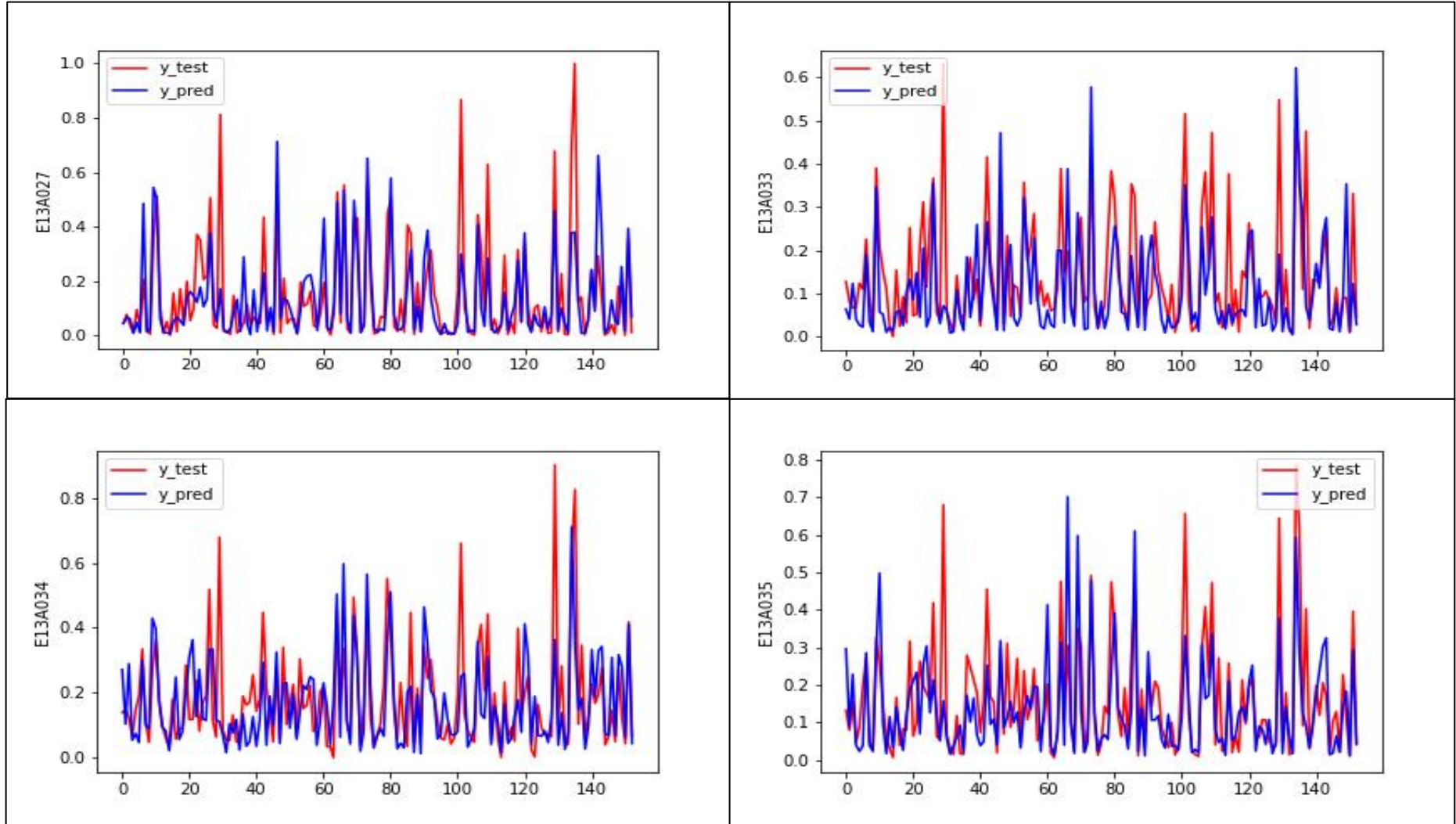


Şekil 4.37. ANN ile yapılan test-tahmin grafikleri.

III. Seçilen istasyonda kım verilerini tahmin etmek için yağış, sıcaklık ve nispi nem verileri dikkate alınarak analiz yapılmıştır. Sonuçlar Şekil 4.38 ve Şekil 4.39'de, hata oranları sonuçları ise Çizelge 4.4'te verilmiştir.

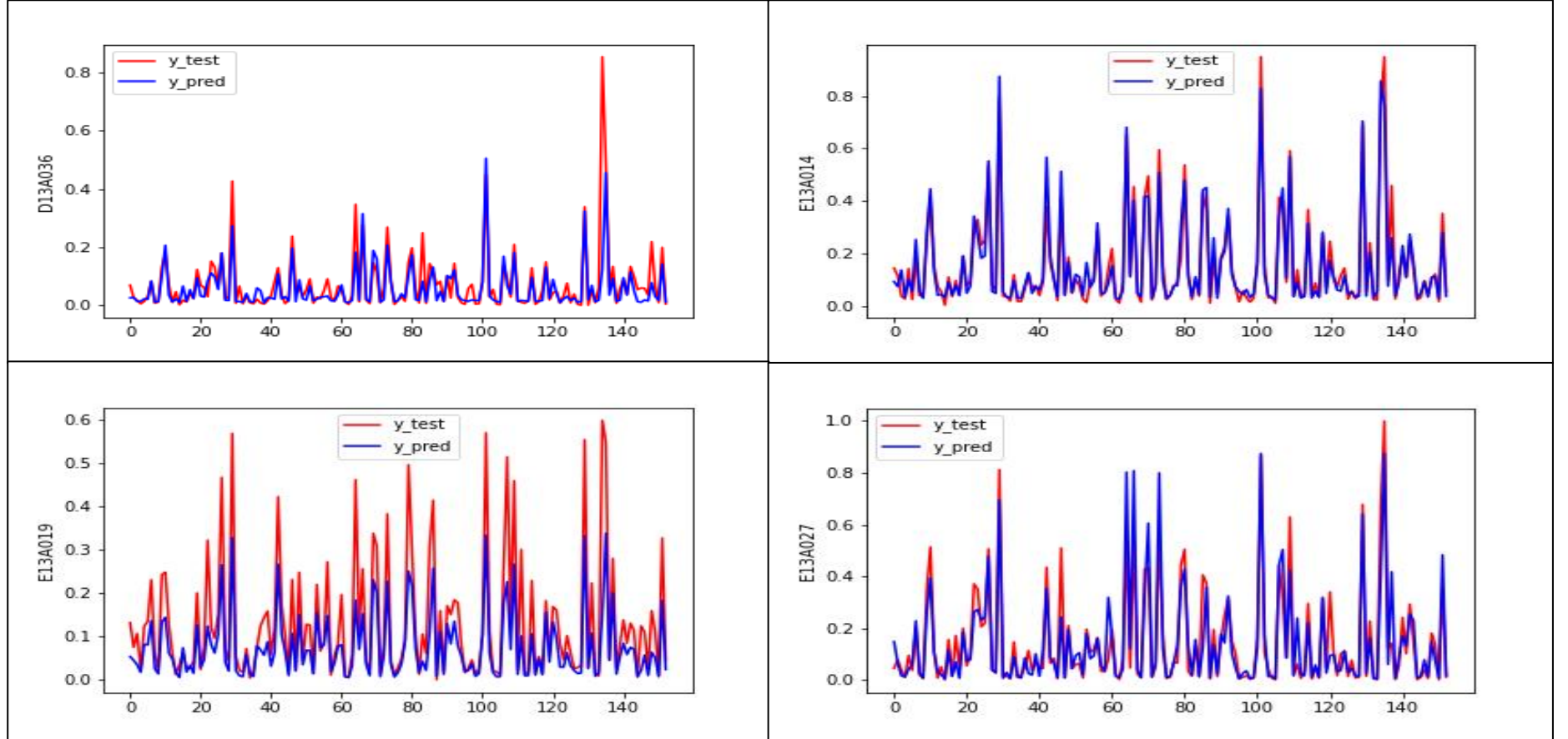


Şekil 4.38. ANN ile yapılan test-tahmin grafikleri.

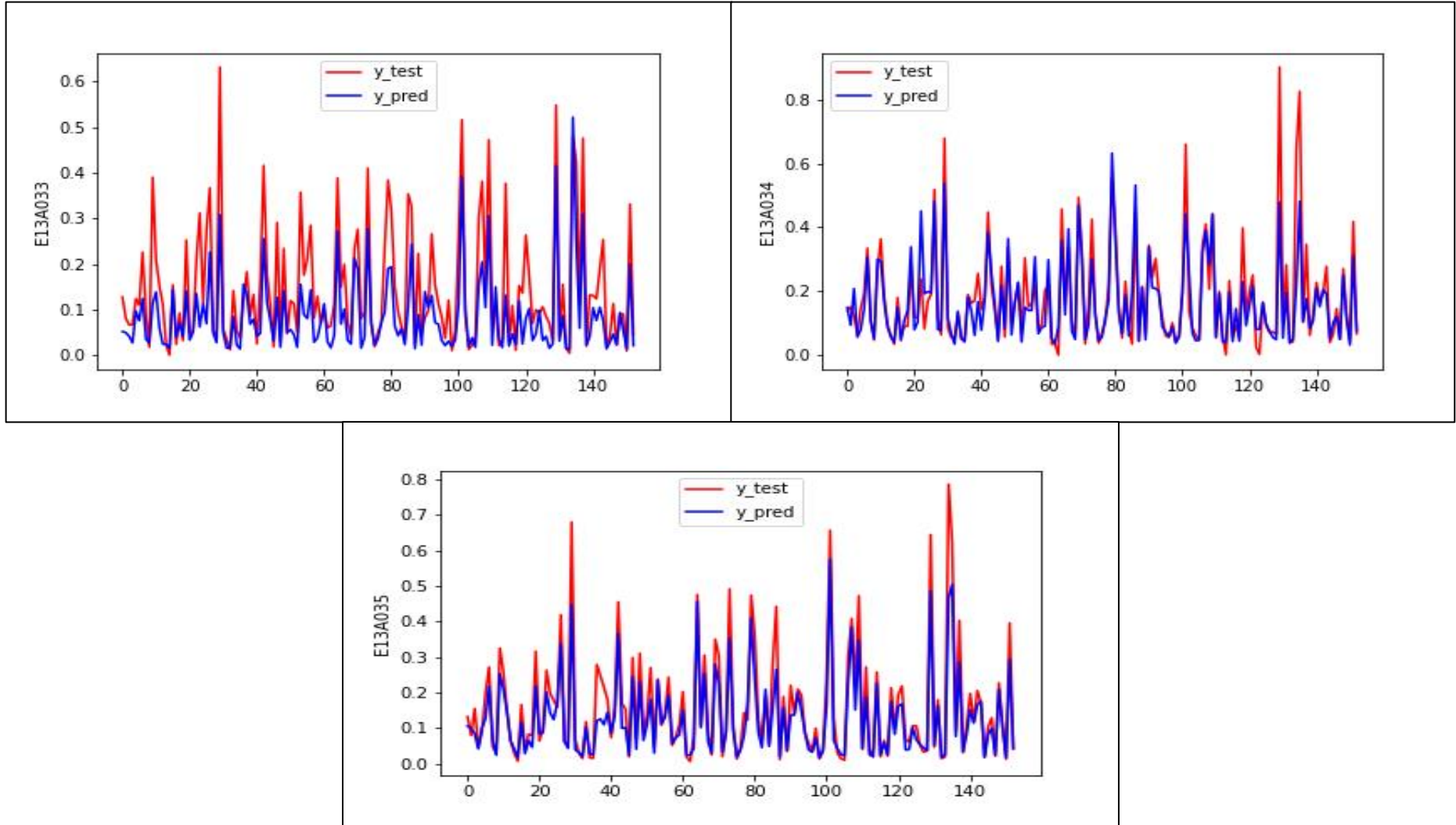


Şekil 4.39. ANN ile yapılan test-tahmin grafikleri.

IV. Seçilen istasyonda akım verilerini tahmin etmek için yağış ve diğer istasyonlara ait akım verileri dikkate alınarak analiz yapılmıştır. Sonuçlar Şekil 4.40 ve Şekil 4.41’de, hata oranları sonuçları ise Çizelge 4.4’te verilmiştir.

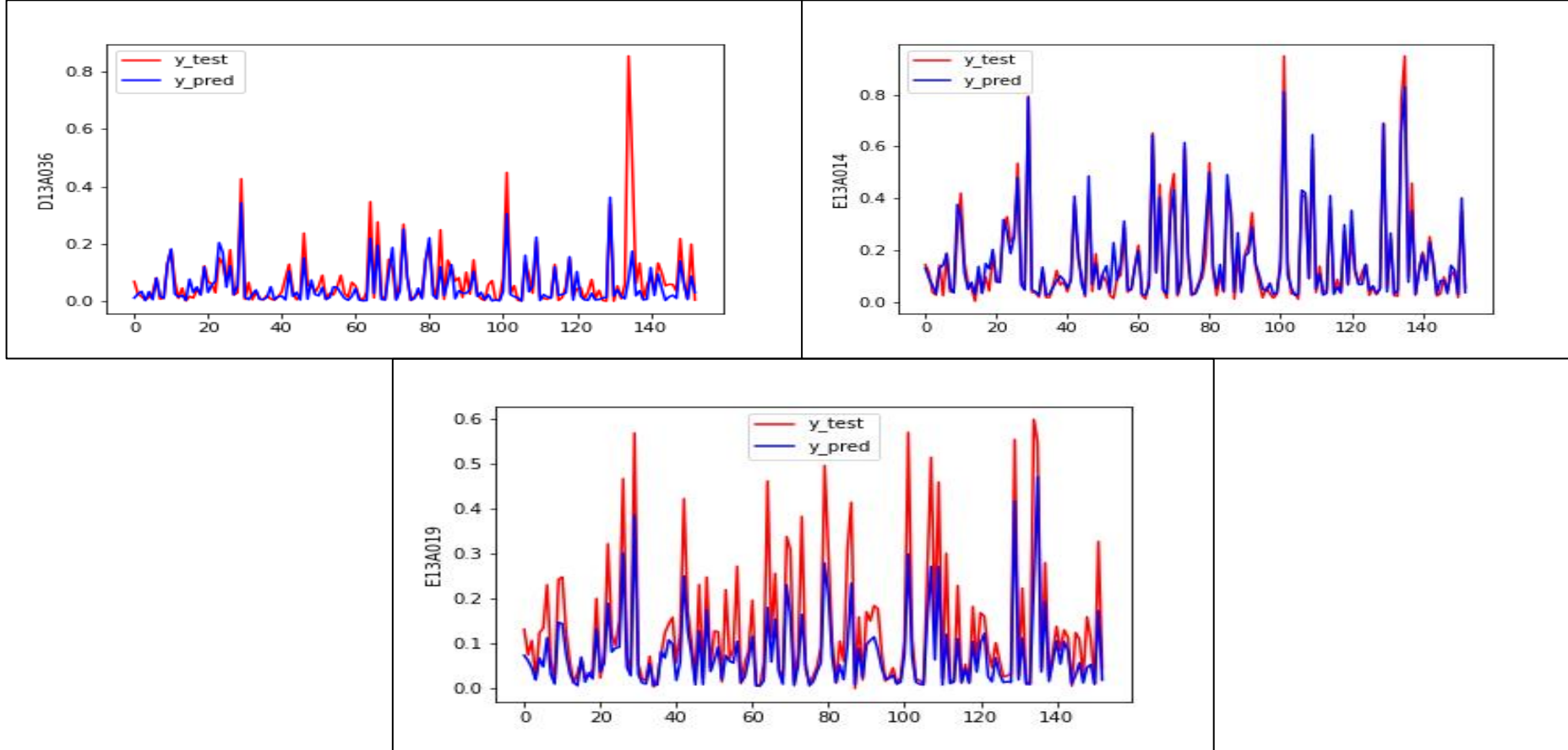


Şekil 4.40. ANN ile yapılan test-tahmin grafikleri.

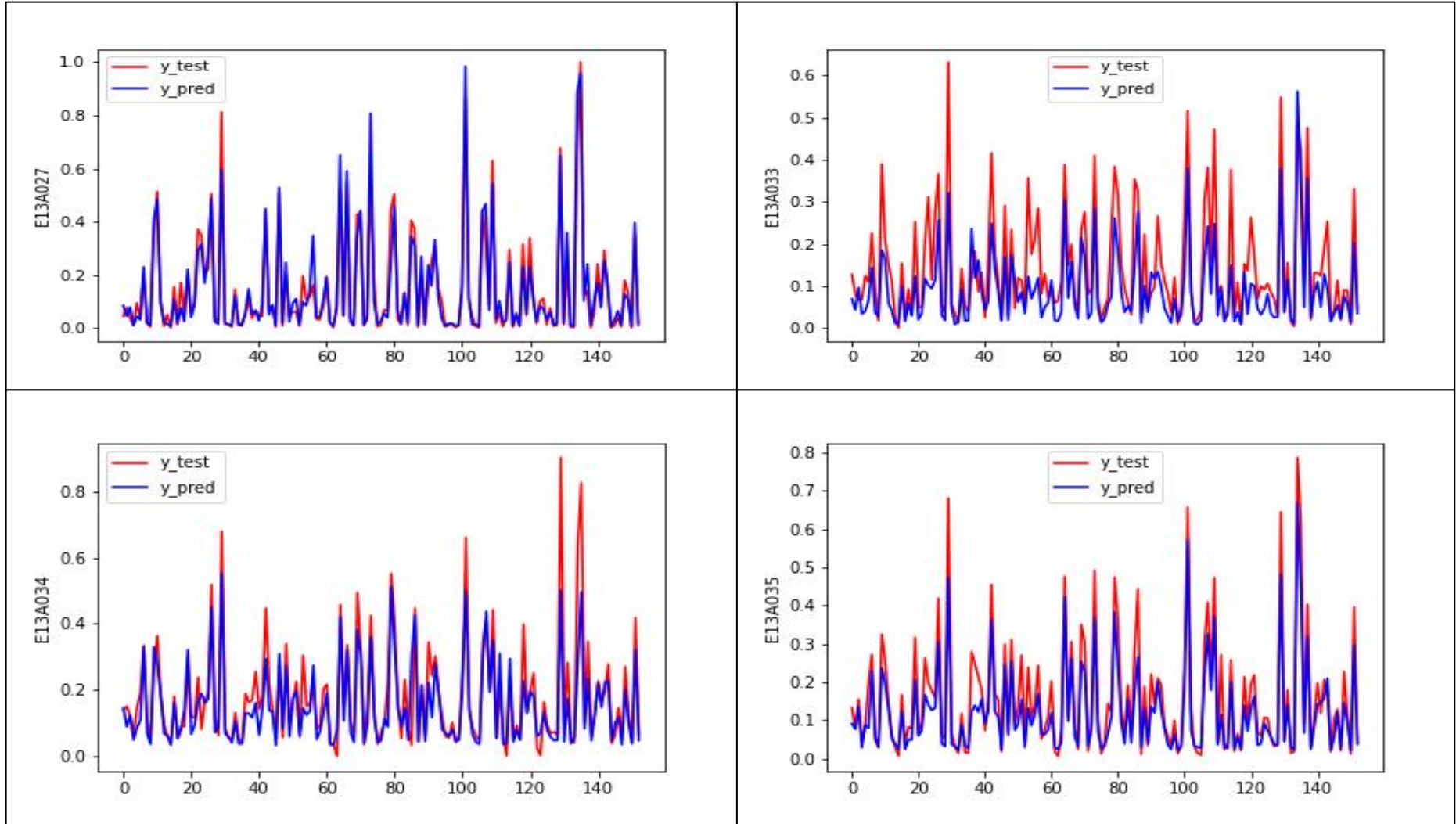


Şekil 4.41. ANN ile yapılan test-tahmin grafikleri.

V. Seçilen istasyonda akım verilerini tahmin etmek için yağış, sıcaklık ve diğer istasyonlara ait akım verileri dikkate alınarak analiz yapılmıştır. Sonuçlar Şekil 4.42 ve Şekil 4.43’de, hata oranları sonuçları ise Çizelge 4.4’te verilmiştir.

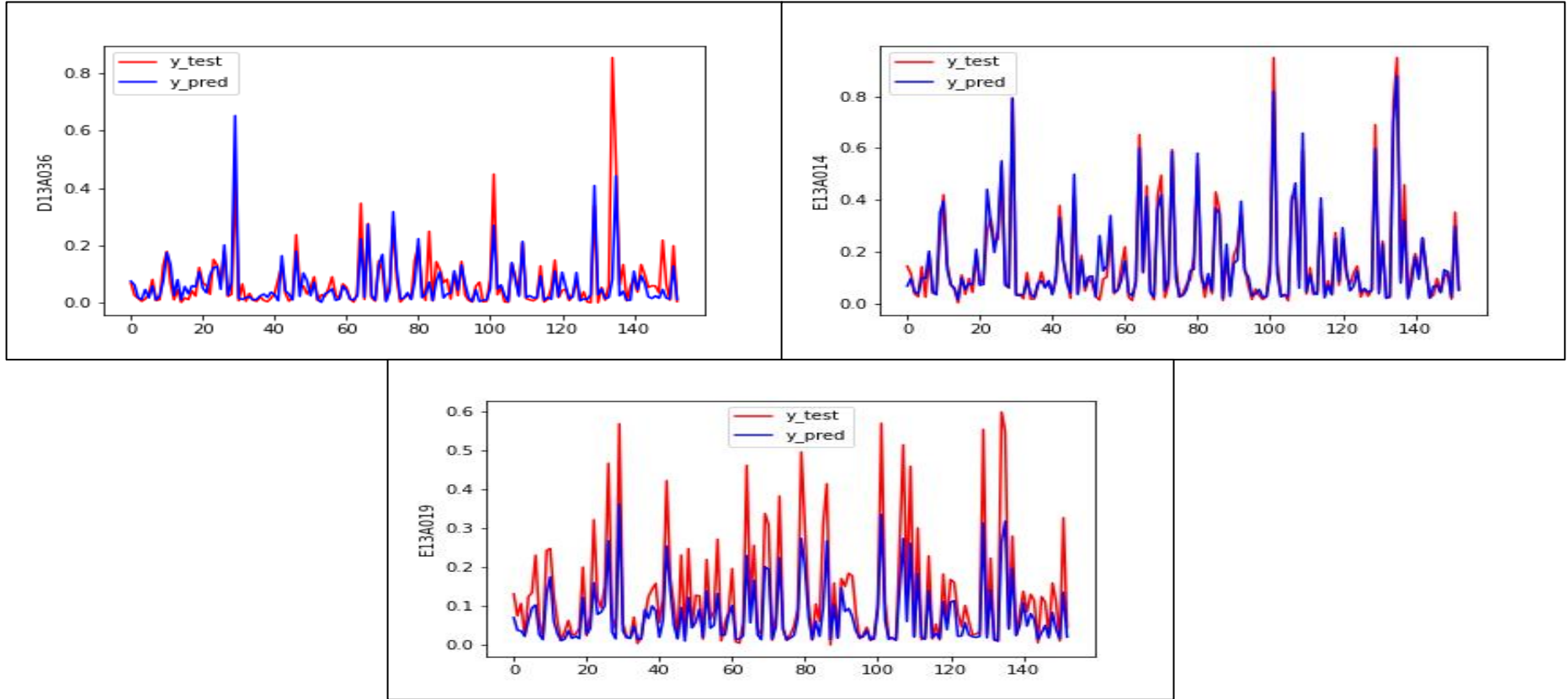


Şekil 4.42. ANN ile yapılan test-tahmin grafikleri.

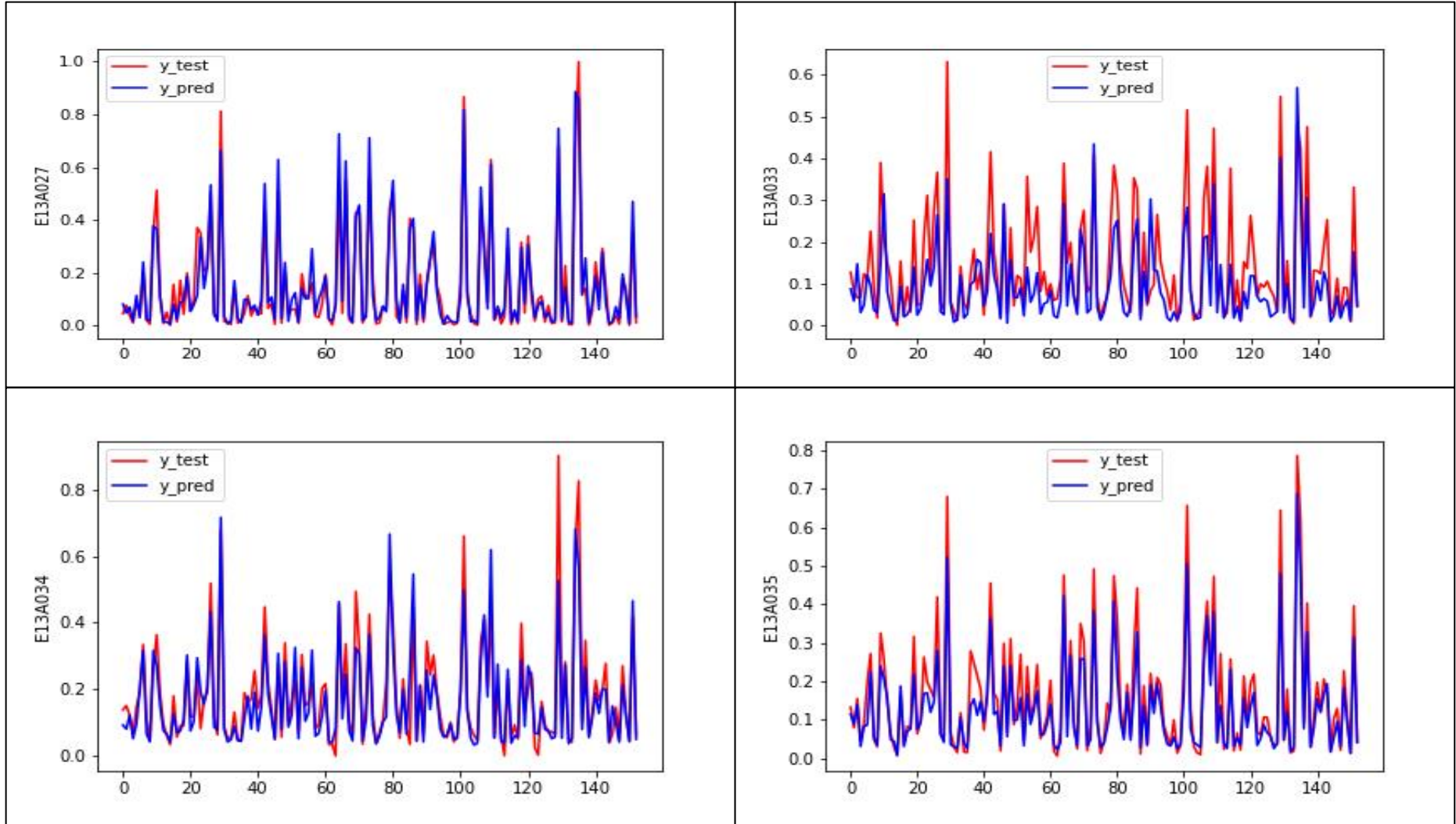


Şekil 4.43. ANN ile yapılan test-tahmin grafikleri.

VI. Seçilen istasyonda akım verilerini tahmin etmek için yağış, sıcaklık, nispi nem ve diğer istasyonlara ait akım verileri dikkate alınarak analiz yapılmıştır. Sonuçlar Şekil 4.44 ve Şekil 4.45’de, hata oranları sonuçları ise Çizelge 4.4’te verilmiştir.



Şekil 4.44. ANN ile yapılan test-tahmin grafikleri.



Şekil 4.45. ANN ile yapılan test-tahmin grafikleri.

Çizelge 4.4. ANN ile yapılan test-tahmin analizlerinin sonuçları.

Kombinasyon No	İstasyon	ANN			
		r ²	MAD	RMSE	MAE
I (yağış – akım)	D13A036	0.22	0.57	0.96	0.06
	E13A014	0.28	16.15	25.82	1.59
	E13A019	0.11	3.56	5.52	1.68
	E13A027	0.21	6.60	10.61	0.73
	E13A033	0.18	10.24	14.76	5.46
	E13A034	0.10	4.70	7.02	0.03
	E13A035	0.15	55.42	84.74	14.32
II ((yağış, sıcaklık) – akım)	D13A036	0.30	0.43	0.91	0.16
	E13A014	0.51	11.95	20.52	2.20
	E13A019	0.34	3.01	4.76	2.03
	E13A027	0.46	5.16	8.56	0.52
	E13A033	0.35	8.45	12.96	4.46
	E13A034	0.40	3.34	5.18	1.06
	E13A035	0.50	42.46	61.83	0.94
III ((yağış, sıcaklık, nem) – akım)	D13A036	0.37	0.48	0.91	0.17
	E13A014	0.53	12.05	20.40	1.09
	E13A019	0.51	2.73	4.35	2.07
	E13A027	0.55	4.54	7.60	0.89
	E13A033	0.40	8.46	12.59	4.19
	E13A034	0.40	3.60	5.24	0.52
	E13A035	0.49	42.99	64.45	13.26
IV ((yağış, akım) – akım)	D13A036	0.61	0.29	0.70	0.16
	E13A014	0.94	4.61	7.18	0.31
	E13A019	0.90	2.14	3.43	2.10
	E13A027	0.83	2.75	4.71	0.26
	E13A033	0.77	7.23	10.21	6.65
	E13A034	0.77	1.83	3.24	0.71
	E13A035	0.94	21.43	33.92	18.54
V ((yağış, sıcaklık, akım) – akım)	D13A036	0.52	0.34	0.78	0.21
	E13A014	0.95	4.47	6.78	0.61
	E13A019	0.90	2.08	3.23	2.04
	E13A027	0.92	1.94	3.22	0.03
	E13A033	0.79	6.87	9.49	6.09
	E13A034	0.82	1.88	3.12	1.16
	E13A035	0.95	24.23	33.96	21.47
VI ((yağış, sıcaklık, nem, akım) – akım)	D13A036	0.51	0.32	0.76	0.10
	E13A014	0.95	4.27	6.55	0.34
	E13A019	0.95	2.12	3.23	2.05
	E13A027	0.93	2.01	3.14	0.39
	E13A033	0.74	6.76	9.38	5.50
	E13A034	0.84	1.69	2.65	0.67
	E13A035	0.96	21.38	30.60	18.06

BÖLÜM 5

SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Nehir sistemlerinin işleyişi ile ilgili çok çeşitli problemler hakkında temel bilgi edinmek için nehir akış tahmini gereklidir. Mevcut ölçüm istasyonlarının gözlem değerleri ile davranış tespiti mümkündür. Yapay sinir ağları algoritmaları ve benzer yöntemler yardımıyla nehir akış hızlarının tahmini yapılabilmektedir. Bu çalışmada, Türkiye’de Batı Karadeniz Havzası’nın bir alt havzası olan Filyos Nehri Havzasında bulunan Hacılar Deresi (Yalaközü), Soğanlı Çayı (Karabük), Mengen Çayı (Gökçesu), Ulusu (Afatlar), Araç Çayı (Karabük), Bolu Çayı (Başdeğirmenler) ve Filyos Çayı (Derecikviran) AGİ’lerin aylık ortalama akım (debi) değerleri ve Filyos Nehri Havzası ve yakın çevresindeki verisi çalışma amaç ve yöntemine uygun olan 6 adet MGI’lere ait yağış, sıcaklık ve nispi nem değerleri kullanılarak seçilen akım gözlem istasyonuna ait akım verisi tahmin edilmeye çalışılmıştır. Tahmin yöntemleri olarak MLR, SVM ve ANN olmak üzere 3 ayrı metot tercih edilmiş ve modelleme yaklaşımlarında yağış ile akım; yağış ve sıcaklık ile akım; yağış, sıcaklık ve nispi nem ile akım; yağış, sıcaklık, nispi nem ve akım (diğer istasyonlara ait) ile akım arasındaki ilişkiler değerlendirilmiştir. Analizlerin tümü son yıllarda veri madenciliği ve tahmin çalışmalarında analiz sonuçlarının doğruluğu ve kullanım kolaylığı açısından çok fazla tercih edilen Python yazılımı ve bünyesinde bulunan NumPy, Pandas ve Matplotlib kütüphaneleri kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Verilerin %75’i eğitim bölümünde, %25’i test kısmında kullanılmıştır. Her 3 yöntemde veri seti olarak 1965’ten 2015 yılına kadar 51 yıllık aylık toplam yağış, aylık ortalama sıcaklık, aylık ortalama nispi nem ve aylık ortalama akım verileri kullanılmış ve sonuçların doğruluklarının analizleri için ise ortalama mutlak sapma (MAD), ortalama mutlak hata (MAE), regresyon belirleme katsayısı (r^2) ve ortalama karekök hata (RMSE) değerlendirme kriterleri tercih edilmiştir. Analizler sonucunda en başarılı tahminler yağış, sıcaklık, nispi nem ve akım ile akım tahmin modellemesi kullanılarak, ANN yönteminde Adam

optimizer'ı ve Relu ve Sigmoid aktivasyon fonksiyonları ile gerçekleştirilen denemelerde elde edilmiş ve çoğunlukla % 90 - % 95 arasında başarı saptanmıştır.

- Çoklu doğrusal regresyon (MLR) algoritmasında da akım tahmini için yine yağış, sıcaklık, nem ve diğer istasyonlara ait akım verilerinin içinde bulunduğu 6 numaralı veri analiz kombinasyonu diğer denemelere göre en iyi sonuçları vermiştir. Regresyon katsayıları en yüksek bu grupta çıkmıştır. Hata yüzdeleri diğer denemelere göre en düşük çıkmıştır, hata yüzdeleri bütün kıyaslama kriterlerine göre oldukça makul ve kabul edilebilir bir düzeyde çıkmıştır. Sırasıyla her bir istasyon için (r^2) değeri; D13A036 için 0.76, E13A014 için 0.95, E13A019 için 0.94, E13A027 için 0.94, E13A033 için 0.86, E13A034 için 0.89 ve E13A035 için 0.97 olarak hesaplanmıştır.
- Oluşturulan destek vektör makineleri (SVM) algoritması mimarisinde akım tahmini için; yine 6 numaralı veri analiz kombinasyonu en iyi sonuçları vermiştir. Regresyon katsayıları en yüksektir. Hatalar diğer kombinasyonlara göre en düşük çıkmıştır, hata yüzdeleri oldukça makul ve kabul edilebilir bir düzeydedir. Sırasıyla her bir istasyon için r^2 değeri; D13A036 için 0.61, E13A014 için 0.93, E13A019 için 0.92, E13A027 için 0.93, E13A034 için 0.87 ve E13A035 için 0.92 olarak hesaplanmıştır., E13A033 no'lu istasyon için r^2 değeri 0.80 ile en iyi sonucu veren 4 numaralı veri kombinasyonu olmuştur.
- Çok katmanlı ileri beslemeli yapay sinir ağları (ML-ANN) algoritmasında regresyon katsayısı 0.61 olarak D13A036 no'lu istasyon için en iyi sonucu, akım tahmini için yağış ve diğer istasyonlara ait akım verilerinin içinde bulunduğu 4 numaralı veri kombinasyonu vermiştir. Aynı şekilde regresyon katsayısı 0.79 olarak E13A033 no'lu istasyon için en iyi sonucu akım tahmini için yağış, sıcaklık ve diğer istasyonlara ait akım verilerinin içinde bulunduğu 5 numaralı veri kombinasyonu vermiştir. Diğer istasyonlar için en iyi sonuçları 6 numaralı veri kombinasyonu vermiştir. r^2 'ler sırasıyla; E13A014 için 0.95, E13A019 için 0.95, E13A027 için 0.93, E13A034 için 0.84 ve E13A035 için 0.96 olarak hesaplanmıştır.

Bu alıřmada MLR ve ML-ANN yntemleri SVM yntemine gre daha gvenilir sonular vermiřtir ve bu nedenle akım tahmin alıřmalarında kullanılabilirlięi tavsiye edilmektedir. Bu alıřmadan elde edilen performansı en yksek modellerin, kaydedilmeyen veya eřitli evresel yada bařka sebeplerden dolayı verisi olmayan/bulunmayan istasyonların akım verilerini tahmin etmek iin kullanılabilirlięi ve/veya ileriye ynelik akım tahmin alıřmalarına temel oluřturabileceęi dřnlmektedir.

KAYNAKLAR

1. Döll, P., Schmied, H. M., “How is the impact of climate change on river flow regimes related to the impact on mean annual runoff”, *IOP Publishing*, 1-11 (2012).
2. İnternet: Dr. Salih Eken Yaşam Danışmanlığı Merkezi, “Suyun Önemi ve Günlük Su Tüketimi”, <https://www.doktorsaliheken.com/suyun-onemi-ve-gunluk-su-tuketimi#:~:text=Su%2C%20v%C3%BCcut%20%C4%B1s%C4%B1s%C4%B1n%C4%B1n%20dengede%20tutulmas%C4%B1n%C4%B1,maddelerin%20v%C3%BCcuttan%20at%C4%B1lmas%C4%B1na%20yard%C4%B1mc%C4%B1%20olmaktad%C4%B1r.> (2022).
3. İnternet: Sanal Coğrafya Kitabımız, “Türkiye’de Su Kaynakları”, <https://e-cografyahane.blogspot.com/2020/11/turkiyede-su-kaynaklari-ve-ozellikleri.html> (2020).
4. İnternet: Devlet Su İşleri Genel Müdürlüğü, “Toprak Su Kaynakları”, <https://www.dsi.gov.tr/Sayfa/Detay/754> (2022).
5. İnternet: Çocuk Gelişimi ve Çocuk Eğitimi, “Türkiye’deki Su Kaynakları”, <http://www.cocukgelisimi.gen.tr/index.php/cocuk-ve-odev/329-turkiye-deki-su-kaynaklari> (2022).
6. İnternet: T.C. Tarım ve Orman Bakanlığı Su Yönetimi Genel Müdürlüğü, “Türkiye Su Kaynakları haritası”, <https://www.tarimorman.gov.tr/SYGM/Haber/753/Turkiye-Su-Kaynaklari-Haritasi-Yayinda> (2020).
7. İnternet: KpssKonu.Com, “Türkiye’de Akarsular”, <http://www.kpsskonu.com/genel-kultur/cografya/turkiyede-akarsular/> (2013).
8. TÜBİTAK MAM, “Havza Koruma Eylem Planları”, T.C. Çevre ve Orman Bakanlığı, *TÜBİTAK Marmara Araştırma Merkezi*, 1-12 (2014).
9. Gül, E., Çırak, Ö., Arıca, R., Özbey, N., Dinçsoy, Y., Gül, G., Gül, U. S., Topçu, M. İ., Kapçak, M., Ak, S. G., Kabalcı, Ü., Eroğlu, N., T.C. Orman ve Su İşleri Bakanlığı Su Yönetimi Genel Müdürlüğü, “Batı Karadeniz Havzası Taşkın Yönetim Planı”, *T.C. Orman ve Su İşleri Bakanlığı*, Ankara, 2-7 (2019).

10. Kınacı, C., Akbaş, H., Aras, M., vd., T.C. Orman ve Su İşleri Bakanlığı Su Yönetimi Genel Müdürlüğü, “İklim Değişikliğinin Su Kaynaklarına Etkisi Projesi”, *T.C. Orman ve Su İşleri Bakanlığı*, Ankara, 1-44 (2016).
11. T.C. Orman ve Su İşleri Bakanlığı Su Yönetimi Genel Müdürlüğü, “Göller ve Sulak Alanlar Eylem Planı”, *T.C. Orman ve Su İşleri Bakanlığı*, Ankara, 97-101 (2017).
12. Aras, M., Uzun, M., Karaarslan, Y., vd., T.C. Orman ve Su İşleri Bakanlığı Su Yönetimi Genel Müdürlüğü Taşkın ve Kuraklık Yönetimi Dairesi Başkanlığı, “Yeşilirmak ve Batı Karadeniz Havzaları Kuraklık Yönetim Planının Hazırlanması”, *T.C. Orman ve Su İşleri Bakanlığı*, Ankara, 1-15 (2022).
13. Çed ve Çevre İzinlerinden Sorumlu Şube, T.C. Çevre ve Şehircilik Bakanlığı Bartın İli Valiliği Çevre ve Şehircilik Müdürlüğü, “Bartın İli 2017 Yılı Çevre Durum Raporu”, *T.C. Bartın Valiliği*, Bartın, (2018).
14. Abdulganioglu, C., ÇED ve Çevre İzinleri Şube Müdürlüğü, T.C. Çevre ve Şehircilik Bakanlığı Bolu İli Valiliği Çevre ve Şehircilik Müdürlüğü, “Bolu İli 2018 Yılı Çevre Durum Raporu”, *T.C. Bolu Valiliği*, Bolu, (2019).
15. Çankırı Çevre ve Şehircilik İl Müdürlüğü, T.C. Çevre ve Şehircilik Bakanlığı Çankırı İli Valiliği Çevre ve Şehircilik Müdürlüğü, “Çankırı İli 2019 Yılı Çevre Durum Raporu”, *T.C. Çankırı Valiliği*, Çankırı, (2020).
16. Çed ve Çevre İzinlerinden Sorumlu Şube, T.C. Çevre ve Şehircilik Bakanlığı Düzce İli Valiliği Çevre ve Şehircilik Müdürlüğü, “Düzce İli 2018 Yılı Çevre Durum Raporu”, *T.C. Düzce Valiliği*, Düzce, (2019).
17. Çed ve Çevre İzinlerinden Sorumlu Şube, T.C. Çevre ve Şehircilik Bakanlığı Karabük İli Valiliği Çevre ve Şehircilik Müdürlüğü, “Karabük İli 2019 Yılı Çevre Durum Raporu”, *T.C. Karabük Valiliği*, Karabük, (2020).
18. Çed ve Çevre İzinlerinden Sorumlu Şube, T.C. Çevre ve Şehircilik Bakanlığı Kastamonu İli Valiliği Çevre ve Şehircilik Müdürlüğü, “Kastamonu İli 2019 Yılı Çevre Durum Raporu”, *T.C. Kastamonu Valiliği*, Kastamonu, (2020).
19. Çed ve Çevre İzinlerinden Sorumlu Şube, T.C. Çevre ve Şehircilik Bakanlığı Sinop İli Valiliği Çevre ve Şehircilik Müdürlüğü, “Sinop İli 2018 Yılı Çevre Durum Raporu”, *T.C. Sinop Valiliği*, Sinop, (2019).
20. Çed ve Çevre İzinlerinden Sorumlu Şube, T.C. Çevre ve Şehircilik Bakanlığı Zonguldak İli Valiliği Çevre ve Şehircilik Müdürlüğü, “Zonguldak İli 2019 Yılı Çevre Durum Raporu”, *T.C. Zonguldak Valiliği*, Zonguldak, (2020).
21. Özdemir, K., Güngör, Ö., “Filyos Çayı Havzasında SWAT Modelinin Uygulanması”, *Necmettin Erbakan University Journal of Science and Engineering*, Konya, 90-101 (2019).

22. Babacan, H. T., “Future Flow Prediction And Flow Modelling With Artificial Neural Network Using Different Parameters For Aksu River In Giresun”, *T.C. Gümüşhane Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, 1-8 (2015).
23. Minarecioğlu, N., “Doğal Akarsularda Taşınan Katı Madde Miktarının Yapay Zeka Yöntemleri Kullanılarak Tahmin Edilmesi”, *Erciyes University*, (2008).
24. Özdin, M., “İklim Değişikliğinin Susurluk Havzası Yağışları Üzerindeki Etkilerinin Yapay Sinir Ağları İle Analizi”, *Sakarya Applied Science University*, (2019).
25. Çubukçu, E. A., “Yıllık Anlık Maksimum Akımların Coğrafi Veri Bileşenleri Ve Yapay Sinir Ağları İle Modellemesi”, *KTO Karatay Üniversite*, (2019).
26. Riad, S., Mania, J., Bouchaou, L., and Najjar, Y., “Rainfall-Runoff Model Using An Artificial Neural Network Approach”, *Mathematical And Computer Modelling*, 40 (7–8): 839-846 (2004)
27. Avcı, P., “Demre Kıyı Akiferinde (Antalya) Sürdürülebilir Yeraltısuyu Kullanımının Sayısal Akım Modellemesi İle İncelenmesi”, *Hacettepe Üniversitesi*, (2015).
28. Berhe, B. A., “Kütahya Ovası Sığ Akiferinin Yeraltısuyu Akım Modellemesi”, *Ankara University*, (2016).
29. Kılıç, H., “Numerical Modelling Of Groundwater Flow At a Coal Exploration Site In Eskişehir – Turkey”, *Middle East Technical University*, (2016).
30. Temelli, S. U., “Mantıksal Model (Bulanık Mantık (ANFIS)) Ve Fiziksel Tabanlı (HEC-HMS) Modelleri Kullanılarak Akım Modellemesi Ve Tahmini”, *Anadolu Üniversitesi*, (2018).
31. Machado, F., Mine, M., Kaviski, E., Fill, H., “Monthly rainfall–runoff modelling using artificial neural networks”, *Hydrological Sciences Journal–Journal des Sciences Hydrologiques*, 56(3), 349-361 (2011).
32. Lohani, A. K., Goel, N. K., & Bhatia, K. K. S. “Comparative study of neural network, fuzzy logic and linear transfer function techniques in daily rainfall-runoff modelling under different input domains”, *Hydrological Processes*, 25(2), 175-193 (2011).
33. Kılınç, H. Ç., Haznedar, B., “A Hybrid Model for Streamflow Forecasting in the Basin of Euphrates”, Department of Civil Engineering Istanbul Esenyurt University, Department of Computer Engineering Gaziantep University, *Water MDPI*, 15s (2022).

34. Luk, K. C., Ball, J. E., Sharma, A., “An Application of Artificial Neural Networks for Rainfall Forecasting”, Water Research Laboratory, School of Civil And Environmental Engineering, The University of New South Wales, Australia, *Mathematical and Computer Modelling*, 33, 683-693 (2001).
35. Dawson, C. W., ve Wilby, R., “An Artificial Neural Network Approach to Rainfall-Runoff Modelling”, *Hydrological Sciences Journal*, 47-66 (1998).
36. Abdolrasol, M. G. M., Suhail Hussain, S. M., Ustun, T. S., Sarker, M. R., Hannan, M. A., Mohamed, R., Abd Ali, J., Mekhilef, S., Milad, A., “Artificial Neural Networks Based Optimization Techniques”, *Electronics MDPI*, 43s (2021).
37. Dolling, O. R., ve Varas, E. A., “Artificial Neural Networks for Streamflow Prediction”, *Journal of Hydraulic Research*, 547-554 (2002).
38. Özkan, F., “Long-Term Streamflow Forecasting Using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS)”, *Hasan Kalyoncu University Graduate School of Natural And Applied Science*, 93s (2022).
39. Alhashimi, S. A. M., “Prediction of Monthly Rainfall In Kirkuk Using Artificial Neural Network And Time Series Models”, *Journal of Engineering and Development*, 129-143 (2014).
40. Üneş, F., Demirci, M., Zelenakova, M., Çalışıcı, M., Taşar, B., Vranay, F., Kaya, Y. Z., “River Flow Estimation Using Artificial Intelligence and Fuzzy Techniques”, *Waster MDPI*, 1-21 (2020).
41. Alzarouq Albaqoul, A. A., “Meteorological and hydrological drought analysis of Sinop, Kastamonu, Bartın provinces in the Western Black Sea” *Karabük University Institute of Graduate Studies*, 124s (2022).
42. Ekemen Keskin, T., Özler, E., Şander, E., Düğenci, M., Yadgar Ahmad, M., “Prediction of Electrical Conductivity Using ANN and MLR: A Case Study From Turkey”, *Institute of Geophysics, Polish Academy of Sciences & Polish Academy of Sciences*, Warsaw, 10s (2020).
43. Ekemen Keskin, T., Düğenci, M., Kaçaroğlu, F., “Prediction of Water Pollution Sources Using Artificial Neural Networks In The Study Areas of Sivas, Karabük and Bartın (Turkey)”, *Springer-Verlag Berlin Heidelberg*, Berlin, 15s (2014).
44. SÖNMEZ, O., “Akım Ölçümü Yapılmayan Derelerde Debi Süreklilik Çizgisinin Belirlenmesi”, *T.C. Sakarya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, (2010).

45. DSİ, T.C. Orman ve Su İşleri Bakanlığı Devlet Su İşleri Genel Müdürlüğü, “2015 Akım Gözlem Yıllığı”, *DSİ Teknoloji Dairesi Başkanlığı Basın ve Foto-Film Müdürlüğü*, Ankara, (2018).
46. EİE, T.C. Orman ve Su İşleri Bakanlığı Müdürlüğü Elektrik İşleri Etüt İdaresi Genel Müdürlüğü, “2011 Akım Gözlem Yıllığı”, *DSİ Teknoloji Dairesi Başkanlığı Basın ve Foto-Film Müdürlüğü*, Ankara, (2018).
47. İnternet: T.C. Çevre, Şehircilik ve İklim Değişikliği Bakanlığı Meteoroloji Genel Müdürlüğü, “İstasyon Bilgileri Veritabanı”, <https://mgm.gov.tr/kurumsal/istasyonlarimiz.aspx?il=Zonguldak> (2022).
48. İnternet: [hosting.com.tr](https://www.hosting.com.tr), “Regresyon nedir?”, <https://www.hosting.com.tr/blog/regresyon-analizi/> (2021).
49. İnternet: Java T Point, “Support Vector Machine Algorithm”, <https://www.javatpoint.com/machine-learning-support-vector-machine-algorithm> (2020).
50. Şen, Z., “Yapay Sinir Ağları İlkeleri”, İstanbul Teknik Üniversitesi Uçak ve Uzay Bilimleri Fakültesi, *Su Vakfı*, İstanbul, (2004).
51. Öztemel, E., “Yapay Sinir Ağları”, *Papatya Yayıncılık*, İstanbul, Ankara, İzmir, Adana, 1-31 (2006).
52. İnternet: [medium.com](https://miro.medium.com/max/1400/1*6rjuDOSNFEXieUljpysWZQ.png), “Biyolojik Sinir Sistemi ve Yapay Sinir Ağı Hücresi”, https://miro.medium.com/max/1400/1*6rjuDOSNFEXieUljpysWZQ.png (2018).
53. İnternet: Khan Academy, “Mean Absolute Deviation”, <https://www.khanacademy.org/math/statistics-probability/summarizing-quantitative-data/other-measures-of-spread/a/mean-absolute-deviation-mad-review> (2017).
54. İnternet: Statistics How To, “Root Mean Square Error”, <https://www.statisticshowto.com/probability-and-statistics/regression-analysis/rmse-root-mean-square-error/> (2021).
55. İnternet: Statistics How To, “Absolute Error & Mean Absolute Error”, <https://www.statisticshowto.com/absolute-error/> (2021).
56. İnternet: [python.org](https://www.python.org/doc/essays/blurb/), “What is Python?”, <https://www.python.org/doc/essays/blurb/> (2022).

ÖZGEÇMİŞ

M.Wasim POPAL; ilk öğrenimini Mezar-i-Şerif/Afganistanda, ortaokul öğrenimini Kabil/Afganistanda tamamladı. Lise eğitimini Mezar-i-Şerif Şehrinde tamamladı. 2013 yılında Zonguldak Bülent Ecevit Üniversitesi Mühendislik Fakültesi İnşaat Mühendisliği Bölümü'nde öğrenime başlayıp 2019 yılında mezun oldu. 2019 yılında Karabük Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalı'nda yüksek lisans eğitimine başladı.