



**T.C.
AKSARAY ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

İNŞAAT MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

KISA DÖNEM KURAKLIK ANALİZİ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Döndü Fatma ÇATAR

DANIŞMAN

Doç. Dr. Mehmet Ali HİNİS

AKSARAY, 2021

Onay sayfası



DOĞRULUK BEYANI

Yüksek lisans tezi olarak sunduğum bu çalışmayı, akademik kurallara ve bilimsel etik, ahlak ve geleneklere aykırı düşecek bir yol ve yardıma başvurmaksızın yazdığımı, yararlandığım eserlerin kaynakçada gösterilenlerden oluştuğunu, çalışmamda kullandığım verilerin orijinalliğini ve her türlü intihalden uzak olduğunu beyan ederim.

Enstitü tarafından belli bir zamana bağlı olmaksızın, tezimle ilgili yaptığım bu beyana aykırı bir durumun saptanması durumunda, ortaya çıkacak tüm ahlaki ve hukuki sonuçlara katlanacağımı bildiririm.

Döndü Fatma ÇATAR

TEŞEKKÜR

Bu tezin oluşmasında büyük emeği geçen lisans eğitimimden beri bilgi, belge ve tecrübelerini esirgemeyen, tez çalışmamın her aşamasında gösterdiği ilgi ve yardımlarından dolayı değerli hocam Doç. Dr. Mehmet Ali HINIS'a sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

Eğitimim boyunca beni destekleyen, haklarını ne yapsam hiçbir zaman ödeyemeyeceğim başta annem Aliye KARİP'e, babam İrfan ACAR'a ve canım ağabeyim Bektaş Hamit ACAR'a teşekkür ederim.

Çalışmalarım boyunca her zaman yanımda olan, desteğini ve sabrını esirgemeyen eşim Erol ÇATAR'a teşekkür ederim.

Döndü Fatma ÇATAR
AKSARAY, 2021

İÇİNDEKİLER

TEŞEKKÜR	i
İÇİNDEKİLER	ii
ÖZET.....	iv
ABSTRACT	v
ŞEKİLLER DİZİNİ	vi
ÇİZELGELER DİZİNİ	xii
SİMGELER VE KISALTMALAR	xv
1. GENEL BİLGİLER.....	1
1.1 Giriş	1
1.2 Metodoloji	1
1.3 Kuraklığın Tanımı	1
1.4 Kuraklığın Çeşitleri	2
1.4.1 Meteorolojik kuraklık	3
1.4.2 Tarımsal kuraklık	3
1.4.3 Hidrolojik kuraklık	4
1.4.4 Sosyo-ekonomik kuraklık	4
1.5 Kuraklığın Etkileri.....	5
1.6 Kuraklık İndisleri	7
2. LİTERATÜR ÖZETLERİ	9
2.1 Standartlaştırılmış Yağış İndeksi İle Yapılan Çalışmalar	9
2.2 Destek Vektör Makineleri İle Yapılan Çalışmalar	24
3. MALZEME VE YÖNTEM	34
3.1 İstasyonların Özellikleri	34
3.2 Standart Yağış İndeksi.....	35
3.3 Destek Vektör Makineleri (DVM)	38
3.3.1 Destek vektör makineleri avantajları	39
3.3.2 Destek vektör makinelerinde sınıflandırma.....	40
3.3.2.1 Eğitim hatasının bulunmadığı doğrusal olarak ayrılabilen verilerde sınıflandırma.....	40
3.3.2.2 Eğitim hatasının bulunduğu doğrusal olarak ayrılabilen verilerde sınıflandırma.....	43
3.3.2.3 Doğrusal olarak ayırlamayan verilerde sınıflandırma.....	46
3.4 Çekirdek Fonksiyonları	47
3.4.1 Lineer çekirdek fonksiyon	48
3.4.2 Polinom çekirdek fonksiyonu	48
3.4.3 Radyal tabanlı çekirdek fonksiyonu (RTF)	48
3.4.4 Gauss çekirdek fonksiyonu.....	49
3.5 Destek Vektör Regresyon Makineleri	49
3.6. Dalgacık Analizi.....	52
3.6.1 Sürekli dalgacık dönüşümü(SDD)	53
3.6.2 Ayırık dalgacık dönüşümü (ADD)	54
3.7. Tahminlerde Kullanılan Performans Değerlendirme Kriterleri	55
4. BULGULAR	57
4.1 Aksaray İli İçin SPI3 Destek Vektör Makineleri Regresyon Analizi	64
4.1.1 Dalgacık Yöntemiyle Ayırıştırılmış Modeller.....	67
4.1.1.1 Haar Dalgacık Yöntemiyle Ayırıştırılmış Modeller	68
4.1.1.2 Bior 3.1 Dalgacık Yöntemiyle Ayırıştırılmış Modeller	69
4.1.1.3 Bior 6.8 Dalgacık Yöntemiyle Ayırıştırılmış Modeller	70
4.1.1.4 Db4 Dalgacık Yöntemiyle Ayırıştırılmış Modeller	71

4.1.1.5 Db10 Dalgacık Yöntemiyle Ayırıştırılmış Modeller	72
4.1.1.6 Db45 Dalgacık Yöntemiyle Ayırıştırılmış Modeller	73
4.1.1.7 Sym3 Dalgacık Yöntemiyle Ayırıştırılmış Modeller.....	74
4.1.1.8 Coif1 Dalgacık Yöntemiyle Ayırıştırılmış Modeller	75
4.1.1.9 Coif5 Dalgacık Yöntemiyle Ayırıştırılmış Modeller	76
4.1.1.10 Dmey Dalgacık Yöntemiyle Ayırıştırılmış Modeller	77
4.2 Aksaray İli İçin SPI12 Destek Vektör Makineleri Regresyon Analizi	78
4.2.1 Dalgacık Yöntemiyle Ayırıştırılmış Modeller.....	81
4.2.1.1 Haar Dalgacık Yöntemiyle Ayırıştırılmış Modeller	82
4.2.1.2 Bior 3.1 Dalgacık Yöntemiyle Ayırıştırılmış Modeller.....	83
4.2.1.3 Bior 6.8 Dalgacık Yöntemiyle Ayırıştırılmış Modeller	84
4.2.1.4 Db4 Dalgacık Yöntemiyle Ayırıştırılmış Modeller	85
4.2.1.5 Db10 Dalgacık Yöntemiyle Ayırıştırılmış Modeller	86
4.2.1.6 Db45 Dalgacık Yöntemiyle Ayırıştırılmış Modeller	87
4.2.1.7 Sym3 Dalgacık Yöntemiyle Ayırıştırılmış Modeller.....	88
4.2.1.8 Coif1 Dalgacık Yöntemiyle Ayırıştırılmış Modeller	89
4.2.1.9 Coif5 Dalgacık Yöntemiyle Ayırıştırılmış Modeller	90
4.2.1.10 Dmey Dalgacık Yöntemiyle Ayırıştırılmış Modeller	91
4.3 Antalya İli İçin SPI3 Destek Vektör Makineleri Regresyon Analizi	92
4.3.1 Dalgacık Yöntemiyle Ayırıştırılmış Modeller.....	95
4.3.1.1 Haar Dalgacık Yöntemiyle Ayırıştırılmış Modeller	96
4.3.1.2 Bior 3.1 Dalgacık Yöntemiyle Ayırıştırılmış Modeller.....	97
4.3.1.3 Bior 6.8 Dalgacık Yöntemiyle Ayırıştırılmış Modeller.....	98
4.3.1.4 Db4 Dalgacık Yöntemiyle Ayırıştırılmış Modeller	99
4.3.1.5 Db10 Dalgacık Yöntemiyle Ayırıştırılmış Modeller	100
4.3.1.6 Db45 Dalgacık Yöntemiyle Ayırıştırılmış Modeller	101
4.3.1.7 Sym3 Dalgacık Yöntemiyle Ayırıştırılmış Modeller.....	102
4.3.1.8 Coif1 Dalgacık Yöntemiyle Ayırıştırılmış Modeller	103
4.3.1.9 Coif5 Dalgacık Yöntemiyle Ayırıştırılmış Modeller	104
4.3.1.10 Dmey Dalgacık Yöntemiyle Ayırıştırılmış Modeller	105
4.4 Antalya İli İçin SPI12 Destek Vektör Makineleri Regresyon Analizi	106
4.4.1 Dalgacık Yöntemiyle Ayırıştırılmış Modeller.....	109
4.4.1.1 Haar Dalgacık Yöntemiyle Ayırıştırılmış Modeller	110
4.4.1.2 Bior 3.1 Dalgacık Yöntemiyle Ayırıştırılmış Modeller.....	111
4.4.1.3 Bior 6.8 Dalgacık Yöntemiyle Ayırıştırılmış Modeller.....	112
4.4.1.4 Db4 Dalgacık Yöntemiyle Ayırıştırılmış Modeller	113
4.4.1.5 Db10 Dalgacık Yöntemiyle Ayırıştırılmış Modeller	114
4.4.1.6 Db45 Dalgacık Yöntemiyle Ayırıştırılmış Modeller	115
4.4.1.7 Sym3 Dalgacık Yöntemiyle Ayırıştırılmış Modeller.....	116
4.4.1.8 Coif1 Dalgacık Yöntemiyle Ayırıştırılmış Modeller.....	117
4.4.1.9 Coif5 Dalgacık Yöntemiyle Ayırıştırılmış Modeller	118
4.4.1.10 Dmey Dalgacık Yöntemiyle Ayırıştırılmış Modeller	119
4.5 Tartışma.....	120
5. SONUÇ VE ÖNERİLER.....	145
KAYNAKLAR	148
ÖZGEÇMİŞ.....	163

YÜKSEK LİSANS TEZİ
KISA DÖNEM KURAKLIK ANALİZİ

Döndü Fatma ÇATAR

Aksaray Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman: Doç. Dr. Mehmet Ali HINIS

ÖZET

Yaşamın her bölümünü fiziksel, ekonomik, kalkınma, teknoloji, zirai açılardan etkileyen kuraklık, canlı yaşamı açısından en önemli doğal afetlerden birisi olarak tanımlanmaktadır. Bu yüzden su kaynakları yönetiminde ve planlamasında gerekli tedbirlerin alınabilmesi için çalışmalar yapılmakta ve literatürde pek çok kuraklık indisi ve sınıflandırılması teklif edilmektedir. Bu çalışmada, Aksaray ve Antalya illerine ait kuraklık analizi Standartlaştırılmış Yağış İndisi ile hesaplanmış ve ileriye yönelik kuraklık tahmini için bir hibrit model gerçekleştirilmiştir. İlk aşamada Aksaray ve Antalya illerine ait 1970-2020 yılları arasındaki aylık toplam yağış verileriyle farklı zamanlara ait Standartlaştırılmış Yağış İndisi (SPI) değerleri hesaplanmıştır. İkinci aşamada ise 3 ve 12 aylık yağış toplamlarıyla oluşturulan SPI3 ve SPI12 değerleri için Destek Vektör Makineleri Regresyon fonksiyonu (Lineer Çekirdek Fonksiyonu, Gaussian Çekirdek Fonksiyonu, Radyal Tabanlı Çekirdek Fonksiyonu ve Polinom Çekirdek Fonksiyonu) ile modeller oluşturularak ileriye yönelik tahminler yapılmıştır. Yapılan analizlerin tahmin gücünü artırmak için Destek Vektör Makineleri ve Dalgacık Ayırıştırma yöntemi birleştirilerek bir hibrit model oluşturulmuştur. Oluşturulan hibrit modelde on ayrı dalgacık türü (Db4, Db10, Db45, Bior3.1, Bior6.8, Coif1, Coif5, Dmey, SYM3, Haar) kullanılmıştır. Oluşturulan hibrit modeller ile gerçek kuraklık indisi değerleri karşılaştırılarak yapılan performans değerlendirmesinde Dmey, Db45 ve Bior6.8 dalgacık yöntemlerinden elde edilen sonuçların gerçek gözlem değerlerine en yakın olduğu tespit edilmiştir.

Anahtar Kelimeler: Standartlaştırılmış Yağış İndeksi, Destek Vektör Makineleri, Dalgacık Ayırıştırma Yöntemi, Kuraklık Analizi, Aksaray, Antalya.

Ocak, 2021; 163 sayfa

M.Sc. THESIS

SHORT-TERM DROUGHT ANALYSIS

Döndü Fatma ÇATAR

**Aksaray University
Graduate School of Natural and Applied Sciences
Department of Civil Engineering**

Supervisor: Assoc. Prof. Dr. Mehmet Ali HINIS

ABSTRACT

Drought is defined as one of the most important natural phenomena effecting almost every part of life in terms of physical, economical, developmental, technological and agricultural aspects. Therefore, many definitions have been given in the literature, classifications and indices have been proposed in order to take necessary measures in water resources management and planning. In this study, prospective drought prediction was made with rainfall data of Aksaray and Antalya provinces and a hibrit model is developed to forecast future values. In the first stage, the standardized precipitation index (SPI) values for different time scales were calculated with the monthly total rainfall data between the years 1970-2020 for Aksaray and Antalya provinces. In the second stage, models were created with Support Vector Machines Regression Function (Linear Kernel Function, Gaussian Kernel Function, Radial Based Kernel Function and Polynomial Kernel Function) for SPI3 and SPI12 values, which are formed with 3 and 12-month precipitation totals, and future predictions were made. A new hyrid model was constructed by combining Support Vector Machines and Wavelet Decomposition method to increase the predictive power of the analyzes. Ten different wavelet families (Db4, Db10, Db45, Bior3.1, Bior6.8, Coif1, Coif5, Dmey, SYM3, Haar) were used in the contructed hybrid model. Performances of models were evaluated by comparing the models with the real drought index values and it was determined that the values obtained from the hybrid model constructed by Dmey, Db45 and Bior6.8 wavelet methods were closest to the actual observation values.

Keywords: Standardized Precipitation Index, Support Vector Machines, Wavelet Decomposition Method, Drought Analysis, Aksaray, Antalya.

Ocak, 2021; 163 pages

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 1.1. Oluşum mekanizmalarına göre kuraklık ilişkileri	5
Şekil 1.2. Kenya’da görülen olağanüstü kuraklık nedeniyle tükenen hayvan populasyonu.....	6
Şekil 1.3. 2018 yılında Güney Afrika’ da kuraklık nedeniyle ‘Ulusal Felaket’ ilan edildi	6
Şekil 1.4. Hidrolojik kuraklık indisleri	8
Şekil 3.1. Antalya ve Aksaray İlinin Türkiye’deki konumu.....	34
Şekil 3.2. DVM’ nin ağ yapısı.....	40
Şekil 3.3. Eğitim hatasının bulunmadığı doğrusal olarak ayrılabilen veriler için sınıflandırmada optimal hiper düzlem.....	40
Şekil 3.4. “n” adet hiper düzlem.....	41
Şekil 3.5. Optimum hiper düzlem.....	41
Şekil 3.6. Eğitim hatasının bulunduğu doğrusal olarak ayrılabilen verilerde sınıflandırma.....	44
Şekil 3.7. Çekirdek fonksiyonu ile verinin daha yüksek bir boyuta dönüşümü.	46
Şekil 3.8. DVR’de kullanılan kayıp fonksiyonları.....	49
Şekil 3.9. ε-Duyarsız kayıp fonksiyonu ve gevşek değişkenler.....	50
Şekil 3.10. Dalgacık dönüşümü yardımıyla sinyalin ayrıştırılması	52
Şekil 3.11. Bazı dalgacık modelleri.....	53
Şekil 3.12. Dalgacık ayrışımı.....	55
Şekil 4.1. Aksaray iline ait yağış ve çoklu zaman dilimlerine ait kuraklık indisleri.....	58
Şekil 4.1.a. Aksaray ili 1970-2020 yılları arası SPI histogramı.....	60
Şekil 4.2. Antalya iline ait yağış ve çoklu zaman dilimlerine ait kuraklık indisleri.....	61
Şekil 4.2.a. Antalya ili 1970-2020 yılları arası SPI histogramı.....	63
Şekil 4.3. Aksaray ili 3 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon yöntemiyle altı aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.....	64
Şekil 4.4. Aksaray ili 3 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR gauss çekirdek fonksiyon yöntemiyle beş aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.....	65
Şekil 4.5. Aksaray ili 3 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR radyal temelli çekirdek fonksiyon yöntemiyle beş aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.....	66
Şekil 4.6. Aksaray ili 3 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR polinom çekirdek fonksiyon yöntemiyle yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.....	67
Şekil 4.7. Aksaray ili 3 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Haar dalgacık ayrıştırma yöntemiyle yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.....	68
Şekil 4.8. Aksaray ili 3 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Bior 3.1 dalgacık ayrıştırma yöntemiyle beş aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.....	69

Şekil 4.9. Aksaray ili 3 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Bior 6.8 dalgacık ayrıştırma yöntemiyle yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.....	70
Şekil 4.10. Aksaray ili 3 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Db4 dalgacık ayrıştırma yöntemiyle altı aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.	71
Şekil 4.11. Aksaray ili 3 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Db10 dalgacık ayrıştırma yöntemiyle dört aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.	72
Şekil 4.12. Aksaray ili 3 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Db45 dalgacık ayrıştırma yöntemiyle yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.	73
Şekil 4.13. Aksaray ili 3 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Sym3 dalgacık ayrıştırma yöntemiyle yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.	74
Şekil 4.14. Aksaray ili 3 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Coif1 dalgacık ayrıştırma yöntemiyle yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.	75
Şekil 4.15. Aksaray ili 3 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Coif5 dalgacık ayrıştırma yöntemiyle beş aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.	76
Şekil 4.16. Aksaray ili 3 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Dmey dalgacık ayrıştırma yöntemiyle yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.	77
Şekil 4.17. Aksaray ili 12 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon yöntemiyle beş aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.	78
Şekil 4.18. Aksaray ili 12 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR gauss çekirdek fonksiyon yöntemiyle bir aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.	79
Şekil 4.19. Aksaray ili 12 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR radyal temelli çekirdek fonksiyon yöntemiyle bir aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.....	80
Şekil 4.20. Aksaray ili 12 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR polinom çekirdek fonksiyon yöntemiyle bir aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.....	81
Şekil 4.21. Aksaray ili 12 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Haar dalgacık ayrıştırma yöntemiyle yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.	82

Şekil 4.22. Aksaray ili 12 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Bior 3.1 dalgacık ayrıştırma yöntemiyle yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.	83
Şekil 4.23. Aksaray ili 12 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Bior 6.8 dalgacık ayrıştırma yöntemiyle yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.	84
Şekil 4.24. Aksaray ili 12 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Db4 dalgacık ayrıştırma yöntemiyle yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.	85
Şekil 4.25. Aksaray ili 12 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Db10 dalgacık ayrıştırma yöntemiyle beş aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.	86
Şekil 4.26. Aksaray ili 12 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Db45 dalgacık ayrıştırma yöntemiyle yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.	87
Şekil 4.27. Aksaray ili 12 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Sym3 dalgacık ayrıştırma yöntemiyle altı aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.	88
Şekil 4.28. Aksaray ili 12 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Coif1 dalgacık ayrıştırma yöntemiyle altı aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.	89
Şekil 4.29. Aksaray ili 12 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Coif5 dalgacık ayrıştırma yöntemiyle yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.	90
Şekil 4.30. Aksaray ili 12 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Dmey dalgacık ayrıştırma yöntemiyle yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.	91
Şekil 4.31. Antalya ili 3 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon yöntemiyle altı aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.	92
Şekil 4.32. Antalya ili 3 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR gauss çekirdek fonksiyon yöntemiyle dört aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.	93
Şekil 4.33. Antalya ili 3 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR radyal temelli çekirdek fonksiyon yöntemiyle dört aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.	94
Şekil 4.34. Antalya ili 3 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR polinom çekirdek fonksiyon yöntemiyle beş aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.	95

Şekil 4.35. Antalya ili 3 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Haar dalgacık ayrıştırma yöntemiyle yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.	96
Şekil 4.36. Antalya ili 3 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Bior 3.1 dalgacık ayrıştırma yöntemiyle üç aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.	97
Şekil 4.37. Antalya ili 3 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Bior 6.8 dalgacık ayrıştırma yöntemiyle yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.	98
Şekil 4.38. Antalya ili 3 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Db4 dalgacık ayrıştırma yöntemiyle altı aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.	99
Şekil 4.39. Antalya ili 3 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Db10 dalgacık ayrıştırma yöntemiyle altı aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.	100
Şekil 4.40. Antalya ili 3 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Db45 dalgacık ayrıştırma yöntemiyle dört aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.	101
Şekil 4.41. Antalya ili 3 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Sym3 dalgacık ayrıştırma yöntemiyle yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.	102
Şekil 4.42. Antalya ili 3 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Coif1 dalgacık ayrıştırma yöntemiyle yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.	103
Şekil 4.43. Antalya ili 3 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Coif5 dalgacık ayrıştırma yöntemiyle altı aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.	104
Şekil 4.44. Antalya ili 3 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Dmey dalgacık ayrıştırma yöntemiyle dört aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.	105
Şekil 4.45. Antalya ili 12 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon yöntemiyle altı aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.	106
Şekil 4.46. Antalya ili 12 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR gauss çekirdek fonksiyon yöntemiyle bir aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.	107
Şekil 4.47. Antalya ili 12 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR radyal temelli çekirdek fonksiyon yöntemiyle bir aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.	108

Şekil 4.48. Antalya ili 12 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR polinom çekirdek fonksiyon yöntemiyle üç aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.....	109
Şekil 4.49. Antalya ili 12 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Haar dalgacık ayrıştırma yöntemiyle altı aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.	110
Şekil 4.50. Antalya ili 12 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Bior 3.1 dalgacık ayrıştırma yöntemiyle yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.	111
Şekil 4.51. Antalya ili 12 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Bior 6.8 dalgacık ayrıştırma yöntemiyle yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.	112
Şekil 4.52. Antalya ili 12 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Db4 dalgacık ayrıştırma yöntemiyle altı aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.	113
Şekil 4.53. Antalya ili 12 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Db10 dalgacık ayrıştırma yöntemiyle yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.	114
Şekil 4.54. Antalya ili 12 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Db45 dalgacık ayrıştırma yöntemiyle yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.	115
Şekil 4.55. Antalya ili 12 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Sym3 dalgacık ayrıştırma yöntemiyle yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.	116
Şekil 4.56. Antalya ili 12 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Coif1 dalgacık ayrıştırma yöntemiyle altı aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.	117
Şekil 4.57. Antalya ili 12 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Coif5 dalgacık ayrıştırma yöntemiyle yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.	118
Şekil 4.58. Antalya ili 12 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Dmey dalgacık ayrıştırma yöntemiyle yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.	119
Şekil 4.59. Aksaray iline ait SPI3 verileri kullanılarak Dmey ayrıştırması ile oluşturulan modellerin R, N-S ve RMSE ile karşılaştırılması.	122
Şekil 4.60. Aksaray iline ait SPI12 verileri kullanılarak Dmey ayrıştırması ile oluşturulan modellerin R, N-S ve RMSE ile karşılaştırılması.	124
Şekil 4.61. Aksaray iline ait SPI3 verileri kullanılarak Bior 6.8 ayrıştırması ile oluşturulan modellerin R, N-S ve RMSE ile karşılaştırılması.	126

Şekil 4.62. Aksaray iline ait SPI12 verileri kullanılarak Bior 6.8 ayrıştırması ile oluşturulan modellerin R, N-S ve RMSE ile karşılaştırılması.	128
Şekil 4.63. Aksaray iline ait SPI3 verileri kullanılarak Db45 ayrıştırması ile oluşturulan modellerin R, N-S ve RMSE ile karşılaştırılması.	130
Şekil 4.64. Aksaray iline ait SPI12 verileri kullanılarak Db45 ayrıştırması ile oluşturulan modellerin R, N-S ve RMSE ile karşılaştırılması.	132
Şekil 4.65. Antalya iline ait SPI3 verileri kullanılarak Dmey ayrıştırması ile oluşturulan modellerin R, N-S ve RMSE ile karşılaştırılması.	134
Şekil 4.66. Antalya iline ait SPI12 verileri kullanılarak Dmey ayrıştırması ile oluşturulan modellerin R, N-S ve RMSE ile karşılaştırılması.	136
Şekil 4.67. Antalya iline ait SPI3 verileri kullanılarak Bior 6.8 ayrıştırması ile oluşturulan modellerin R, N-S ve RMSE ile karşılaştırılması.	138
Şekil 4.68. Antalya iline ait SPI12 verileri kullanılarak Bior 6.8 ayrıştırması ile oluşturulan modellerin R, N-S ve RMSE ile karşılaştırılması.	140
Şekil 4.69. Antalya iline ait SPI3 verileri kullanılarak Db45 ayrıştırması ile oluşturulan modellerin R, N-S ve RMSE ile karşılaştırılması.	142
Şekil 4.70. Antalya iline ait SPI12 verileri kullanılarak Db45 ayrıştırması ile oluşturulan modellerin R, N-S ve RMSE ile karşılaştırılması.	144

ÇİZELGELER DİZİNİ

Çizelge 3.1. Kurak ve nemli dönemlerin sınıflandırılması.	36
Çizelge 4.1. Oluşturulan DVMR modelleri için girdi ve çıktı verileri.....	57
Çizelge 4.2. Aksaray ili SPI3 verileriyle DVMR lineer çekirdek fonksiyon analizi.	64
Çizelge 4.3. Aksaray ili SPI3 verileriyle DVMR gauss çekirdek fonksiyon analizi.	65
Çizelge 4.4. Aksaray ili SPI3 verileriyle DVMR radyal temelli çekirdek fonksiyon analizi.	66
Çizelge 4.5. Aksaray ili SPI3 verileriyle DVMR polinom çekirdek fonksiyon analizi.	67
Çizelge 4.6. Aksaray ili SPI3 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Haar dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.	68
Çizelge 4.7. Aksaray ili SPI3 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Bior 3.1 dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.	69
Çizelge 4.8. Aksaray ili SPI3 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Bior 6.8 dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.	70
Çizelge 4.9. Aksaray ili SPI3 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Db4 dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.	71
Çizelge 4.10. Aksaray ili SPI3 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Db10 dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.	72
Çizelge 4.11. Aksaray ili SPI3 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Db45 dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.	73
Çizelge 4.12. Aksaray ili SPI3 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Sym3 dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.	74
Çizelge 4.13. Aksaray ili SPI3 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Coif1 dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.	75
Çizelge 4.14. Aksaray ili SPI3 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Coif5 dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.	76
Çizelge 4.15. Aksaray ili SPI3 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Dmey dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.	77
Çizelge 4.16. Aksaray ili SPI12 verileriyle DVMR lineer çekirdek fonksiyon analizi.	78
Çizelge 4.17. Aksaray ili SPI12 verileriyle DVMR gauss çekirdek fonksiyon analizi.	79
Çizelge 4.18. Aksaray ili SPI12 verileriyle DVMR radyal temelli çekirdek fonksiyon analizi.	80
Çizelge 4.19. Aksaray ili SPI12 verileriyle DVMR polinom çekirdek fonksiyon analizi.	81
Çizelge 4.20. Aksaray ili SPI12 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Haar dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.	82
Çizelge 4.21. Aksaray ili SPI12 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Bior 3.1 dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.	83
Çizelge 4.22. Aksaray ili SPI12 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Bior 6.8 dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.	84
Çizelge 4.23. Aksaray ili SPI12 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Db4 dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.	85

Çizelge 4.24. Aksaray ili SPI12 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Db10 dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.	86
Çizelge 4.25. Aksaray ili SPI12 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Db45 dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.	87
Çizelge 4.26. Aksaray ili SPI12 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Sym3 dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.	88
Çizelge 4.27. Aksaray ili SPI12 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Coif1 dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.	89
Çizelge 4.28. Aksaray ili SPI12 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Coif5 dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.	90
Çizelge 4.29. Aksaray ili SPI12 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Dmey dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.	91
Çizelge 4.30. Antalya ili SPI3 verileriyle DVMR lineer çekirdek fonksiyon analizi.	92
Çizelge 4.31. Antalya ili SPI3 verileriyle DVMR gauss çekirdek fonksiyon analizi.	93
Çizelge 4.32. Antalya ili SPI3 verileriyle DVMR radyal temelli çekirdek fonksiyon analizi.	94
Çizelge 4.33. Antalya ili SPI3 verileriyle DVMR polinom çekirdek fonksiyon analizi.	95
Çizelge 4.34. Antalya ili SPI3 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Haar dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.	96
Çizelge 4.35. Antalya ili SPI3 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Bior 3.1 dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.	97
Çizelge 4.36. Antalya ili SPI3 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Bior 6.8 dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.	98
Çizelge 4.37. Antalya ili SPI3 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Db4 dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.	99
Çizelge 4.38. Antalya ili SPI3 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Db10 dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.	100
Çizelge 4.39. Antalya ili SPI3 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Db45 dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.	101
Çizelge 4.40. Antalya ili SPI3 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Sym3 dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.	102
Çizelge 4.41. Antalya ili SPI3 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Coif1 dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.	103
Çizelge 4.42. Antalya ili SPI3 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Coif5 dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.	104
Çizelge 4.43. Antalya ili SPI3 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Dmey dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.	105
Çizelge 4.44. Antalya ili SPI12 verileriyle DVMR lineer çekirdek fonksiyon analizi.	106
Çizelge 4.45. Antalya ili SPI12 verileriyle DVMR gauss çekirdek fonksiyon analizi.	107
Çizelge 4.46. Antalya ili SPI12 verileriyle DVMR radyal temelli çekirdek fonksiyon analizi.	108
Çizelge 4.47. Antalya ili SPI12 verileriyle DVMR polinom çekirdek fonksiyon analizi.	109
Çizelge 4.48. Antalya ili SPI12 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Haar dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.	110

Çizelge 4.49. Antalya ili SPI12 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Bior 3.1 dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.....	111
Çizelge 4.50. Antalya ili SPI12 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Bior 6.8 dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.....	112
Çizelge 4.51. Antalya ili SPI12 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Db4 dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.....	113
Çizelge 4.52. Antalya ili SPI12 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Db10 dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.....	114
Çizelge 4.53. Antalya ili SPI12 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Db45 dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.....	115
Çizelge 4.54. Antalya ili SPI12 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Sym3 dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.....	116
Çizelge 4.55. Antalya ili SPI12 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Coif1 dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.....	117
Çizelge 4.56. Antalya ili SPI12 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Coif5 dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.....	118
Çizelge 4.57. Antalya ili SPI12 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Dmey dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.....	119
Çizelge 4.58. Aksaray iline ait SPI3 verileri kullanılarak Dmey ayrıştırması ile oluşturulan modellerin R, N-S ve RMSE değerleri.....	121
Çizelge 4.59. Aksaray iline ait SPI12 verileri kullanılarak Dmey ayrıştırması ile oluşturulan modellerin R, N-S ve RMSE değerleri.....	123
Çizelge 4.60. Aksaray iline ait SPI3 verileri kullanılarak Bior 6.8 ayrıştırması ile oluşturulan modellerin R, N-S ve RMSE değerleri.....	125
Çizelge 4.61. Aksaray iline ait SPI12 verileri kullanılarak Bior 6.8 ayrıştırması ile oluşturulan modellerin R, N-S ve RMSE değerleri.....	127
Çizelge 4.62. Aksaray iline ait SPI3 verileri kullanılarak Db45 ayrıştırması ile oluşturulan modellerin R, N-S ve RMSE değerleri.....	129
Çizelge 4.63. Aksaray iline ait SPI12 verileri kullanılarak Db45 ayrıştırması ile oluşturulan modellerin R, N-S ve RMSE değerleri.....	131
Çizelge 4.64. Antalya iline ait SPI3 verileri kullanılarak Dmey ayrıştırması ile oluşturulan modellerin R, N-S ve RMSE değerleri.....	133
Çizelge 4.65. Antalya iline ait SPI12 verileri kullanılarak Dmey ayrıştırması ile oluşturulan modellerin R, N-S ve RMSE değerleri.....	135
Çizelge 4.66. Antalya iline ait SPI3 verileri kullanılarak Bior 6.8 ayrıştırması ile oluşturulan modellerin R, N-S ve RMSE değerleri.....	137
Çizelge 4.67. Antalya iline ait SPI12 verileri kullanılarak Bior 6.8 ayrıştırması ile oluşturulan modellerin R, N-S ve RMSE değerleri.....	139
Çizelge 4.68. Antalya iline ait SPI3 verileri kullanılarak Db45 ayrıştırması ile oluşturulan modellerin R, N-S ve RMSE değerleri.....	141
Çizelge 4.69. Antalya iline ait SPI12 verileri kullanılarak Db45 ayrıştırması ile oluşturulan modellerin R, N-S ve RMSE değerleri.....	143

SİMGELER VE KISALTMALAR

A	Alçak frekans
ADD	Ayrık Dalgacık Dönüşümü
ANFIS	Uyarlamalı ağ tabanlı bulanık çıkarım sistemi
ARIMA	Otoregresif bütünleşik hareketli ortalama
BKI	Bütünleşik Kuraklık İndeksi
CARMA	Çağdaş Otoregresif Hareketli Ortalama
CZI	Çin Z indeksi
ÇLR	Çoklu Lineer Regresyon
D	Yüksek frekans
DVM, SVM	Destek Vektör Makineleri
DVM-PK, DVM-PÇF	Poli Çekirdek Fonksiyonlu Destek Vektör Makineleri
DVMR	Destek vektör makineleri regresyon
DVMR-W	Dalgacık ayrıştırılmış Destek Vektör Makineleri Regresyon modeli
DVM-RBF, DVM-RTF	Radyal Temelli Çekirdek Fonksiyonlu Destek Vektör Makineleri
DVR	Destek vektör regresyon
EDI, EKİ	Efektif Kuraklık Endeksi
GA	Genetik algoritma
GRYSA	Genelleştirilmiş regresyon yapay sinir ağı
KMAE	Katı madde anahtar eğrisi
KNN	K-en yakın komşular
I	Kayıp fonksiyon
N-S	NashSutcliffe
NYI	Normal Yağış Yüzdesi
PDSI	Palmer Kuraklık Şiddeti İndeksi
PNI	Ortalama Yağışın Yüzdesi İndeksi
PNN	Normal Yüzde indeksi
R	Korelasyon katsayısı
RBF	Radyal temel işlevli fonksiyon
RDI	Keşif Kuraklık İndeksi
RMSE	Ortalama Karesel Hata Karekökü
SDD	Sürekli Dalgacık Dönüşümü
SPEI	Standartlaştırılmış Yağış Evapotranspirasyon İndisi
SPI, SYI	Standartlaştırılmış Yağış İndeksi
SRI	Standartlaştırılmış Akış İndisi
VOR	Vektör otoregresyon
w	Ağırlık vektörü
X_{ij}	i. yağış istasyonundaki j. gözlemdeki aylık yağışı
X_{im}	Uzun dönemli yağış ortalaması
YK	Yağış Kuyrukları
YSA	Yapay sinir ağları
YSA-RTF	Radyal temel fonksiyonlu yapay sinir ağları
β	Ölçek parametresi
σ	Standart sapma
α	Şekil parametre

1. GENEL BİLGİLER

1.1 Giriş

Kuraklık başlangıcı ve sonu belirsiz olan canlı hayatında büyük etkilere sahip telafi edilemez zararlara yol açan felakettir. Kuraklık, çok sinsi ilerleyen ve etkileri bakımından diğer afetlerle karşılaştırıldığında daha ciddi zararlara neden olan doğal bir olgudur. Bu nedenle kuraklığın sürekli olarak takip edilmesi gerekmektedir. Türkiye'nin de taraf olduğu uluslararası sözleşmelerde kuraklığın sürekli olarak izlenilmesi gerektiği vurgulanmaktadır. Bu çalışmada, Aksaray ve Antalya bölgelerindeki Meteorolojik yağış istasyonlarından 50 yıllık aylık yağış toplamaları, ortalama sıcaklık, minimum sıcaklık ve maksimum sıcaklık verileri elde edilerek Standartlaştırılmış Yağış İndeksi yöntemiyle ile kuraklık analizleri yapılmıştır ve kuraklık değerleri Destek Vektör Makineleri yöntemi ile modellenerek ileriye yönelik tahmin çalışmaları yapılmıştır. Çalışmada kuraklık felaketinin önlenmesi veya etkilerinin azaltılması, gerek bu konuda çalışan araştırmacılara gerekse karar verici makamda bulunan yöneticilere daha iyi karar vermeleri açısından yardımcı olmak amaçlanmıştır.

1.2 Metodoloji

Bu tez çalışması beş bölümden oluşmaktadır. Birinci bölümde, kuraklık kavramının tanımı çeşitleri, etkileri ve indisleri açıklanmıştır. İkinci bölümde kuraklığı belirlemek ve önlemler alabilmek için hem yurt içinde hem de yurt dışında yapılan bilimsel çalışmalardan bazılarına değinilmiştir. Üçüncü bölümde çalışmada kullanılan iki farklı istasyonun özellikleri ve kullanılacak yöntemler açıklanmıştır. Dördüncü bölümde Standartlaştırılmış Yağış İndisi (SPI) yöntemiyle hesaplanan kuraklık değerleri Destek Vektör Makinesi Regresyon (DVMR) fonksiyonu ile modellenerek ileriye yönelik kuraklık tahmini için oluşturulan modeller açıklanmıştır. Beşinci bölümde bulunan en iyi modellerin sonuçları hakkında varılan yargı sunulmuş ve elde edilen sonuçlar hakkında değerlendirmeler yapılmıştır.

1.3 Kuraklığın Tanımı

İlkel toplumdan günümüze geçen zamanda her alanda yaşanan gelişim dinamiği, çeşitli problemleri de beraberinde getirmektedir. Nüfus artışı, sanayileşme ve

kentleşmenin sonucu olarak meydana gelen, karbondioksit ve diğer sera gazları salınımı vb. insan faaliyetleri; sıcaklığı, yağışları ve havayla ilgili diğer olayları etkilemekte ve küresel iklim değişikliğine sebep olmaktadır. Küresel iklim değişikliğinin meydana getirdiği doğal afetlerin başında kuraklık gelmektedir (Apak, 2009).

Geçmişten günümüze yapılan çalışmalarda kuraklığa farklı açılardan bakılmasından kaynaklı kuraklığın genel geçer kabul edilmiş tek bir tanımı yoktur. Kuraklık, insanın su tüketimine dayalı nem eksikliğini, beraberinde ciddi bir hidrolojik dengesizliğe sebep olacak şekilde, uzun süreli yağış eksikliğinin sebep olduğu anormal derecede kuru bir hava dönemi olarak adlandırılmaktadır (McMahon ve Diaz Arenas, 1982). Kuraklık; arazi ve su kaynaklarını olumsuz yönde etkileyen kritik hidrolojik dengesizliklere sebep olan, normalde düşen yağış miktarının ortalamanın altına düşmesiyle ortaya çıkan doğal bir olaydır (UNCCD, 1994). Kuraklık; şiddetine ve süresine göre ölümcül sonuçlara sebep olan doğal afettir (August ve Geiger, 2008). Kuraklık, her yıl dünyanın çeşitli bölgelerinde etkili olan, farklı derecelerde kompleks ve doğal bir tehlikedir (Tallaksen, 2003). Kuraklık "Yağışların, kaydedilen normal seviyelerinin önemli ölçüde altına düşmesi sonucu, arazi ve su kaynaklarının olumsuz etkilenmesine ve hidrolojik dengenin bozulmasına sebep olan doğal olay" olarak tanımlanabilir (Hınıs, 2013). Kuraklık, belirli bir zamanda ve belirli bir coğrafyada su kullanılabilirliğinin azalmasıdır (Beran ve Rodier, 1985). Kuraklık ağır gelişen ve ciddi boyutta sosyal ekonomik kayıplara neden olabilen, en büyük doğal afettir. Kuraklık, genellikle yağışların kaydedilen normal değerlerinin altına düşmesi neticesinde su kıtlığına yol açmasıyla yaşamsal faaliyetlerin olumsuz yönde seyretmesine sebep olan doğal bir afet olarak tanımlanmaktadır (Yıldız, 2007). Kuraklık, yeryüzündeki canlılar ve türlü sistemler tarafından kullanılan doğal su miktarının belirli süre boyunca bölgesel miktarda uzun süreli normalin altına düşmesiyle su açığı şeklinde ortaya çıkan doğal afet olarak tanımlanabilir (Öz, 2020).

1.4 Kuraklığın Çeşitleri

Kuraklık ani meydana gelen bir afet olmamakla birlikte ortaya çıktığı zamanlarda kıtlıkla sonuçlanabilen ciddi ve finansal zararlar veren doğal bir afettir. Dünya'nın çeşitli bölgelerinde tarım yapılan topraklar, kuraklık tehlikesi ile karşı karşıya gelmiştir.

Dünyada etkileri belirgin olarak gözlenen kuraklık, oluşumlarına göre dört farklı biçimde ele alınmalıdır bunlar; Meteorolojik Kuraklık, Tarımsal Kuraklık, Hidrolojik Kuraklık, Sosyo-ekonomik Kuraklık olarak sınıflandırılmaktadır (Tate ve Gustard, 2000).

1.4.1 Meteorolojik kuraklık

Belirli bir bölgedeki yağışın en az 30 yıllık zaman periyodu içerisinde normal değerlerinden daha düşük olması meteorolojik kuraklık olarak tanımlanır. Kuraklığın ilk belirtisi yağışlardaki azalmadır. Bu yüzden kuraklık evresinin ilk aşamasını meteorolojik kuraklık oluşturur. Devam etmekte olan meteorolojik kuraklık birden sona erebilir veya hızlı bir şekilde kuvvetlenerek uzun vadeli de olabilir.

Meteorolojik Kuraklık; bir coğrafyada belli zamanlarda, yağışın ortalama yağışlardan daha az olduğu durumları baz alan kuraklık çeşididir. Meteorolojik kuraklık belirlenirken uygulanan istatistiksel yöntemlere ve yağış sınır değerleri uygulama yapılan bölgeye ve bu bölgenin yer aldığı ülkeye göre farklılık gösterebilmektedir (Türkeş, 1990).

1.4.2 Tarımsal kuraklık

Tarımsal Kuraklık; bitkinin gelişiminde ihtiyaç duyduğu suyu toprakta yeteri kadar bulamadığı durumlarda meydana gelen kuraklık tipidir. Özellikle yetiştirme zamanlarında suya çok gereksinim duyan bitkiler talep ettikleri su miktarını topraktan karşılayamamasıyla tarımsal kuraklık ortaya çıkmaktadır. Meteorolojik kuraklığın devamıyla karşımıza çıkan ilk kuraklık tarımsal kuraklıktır. Bu yüzden tarım sektörü meteorolojik kuraklığın etkilediği ilk sektördür.

Toprakta, bitkinin gereksinimini karşılayacak miktarda suyun bulunmaması olarak tanımlanan tarımsal kuraklık, su kaynaklarındaki düşüşe bağlı ortaya çıkmaktadır. Bitkiler büyüme ve gelişme süreçlerinde farklı oranlarda suya gereksinim duyarlar. Tarımsal kuraklık bitkinin kök bölgesinde, ihtiyaç duyduğu yeterli suyu bulamaması şeklinde de tanımlanabilir. Bundan dolayı bitkinin suya gereksinim duyduğu en önemli dönemde yeterli miktarda toprak nemi olmadığı zaman tarımsal kuraklık ortaya çıkmaktadır. Tarımsal kuraklık, toprağın derinlikleri neme doymuş olsa dahi ürün randımanını kritik oranda düşürebilir (Kadıoğlu, 2001).

1.4.3 Hidrolojik kuraklık

Hidrolojik kuraklık, uzun süreli yağış azlığı sebebiyle nehirlerde, göllerde, rezervuarlarda, yeraltı suyunda ve yeraltı kaynaklarında anormal seviyede azalma sonucu ortaya çıkan bir kuraklık türüdür.

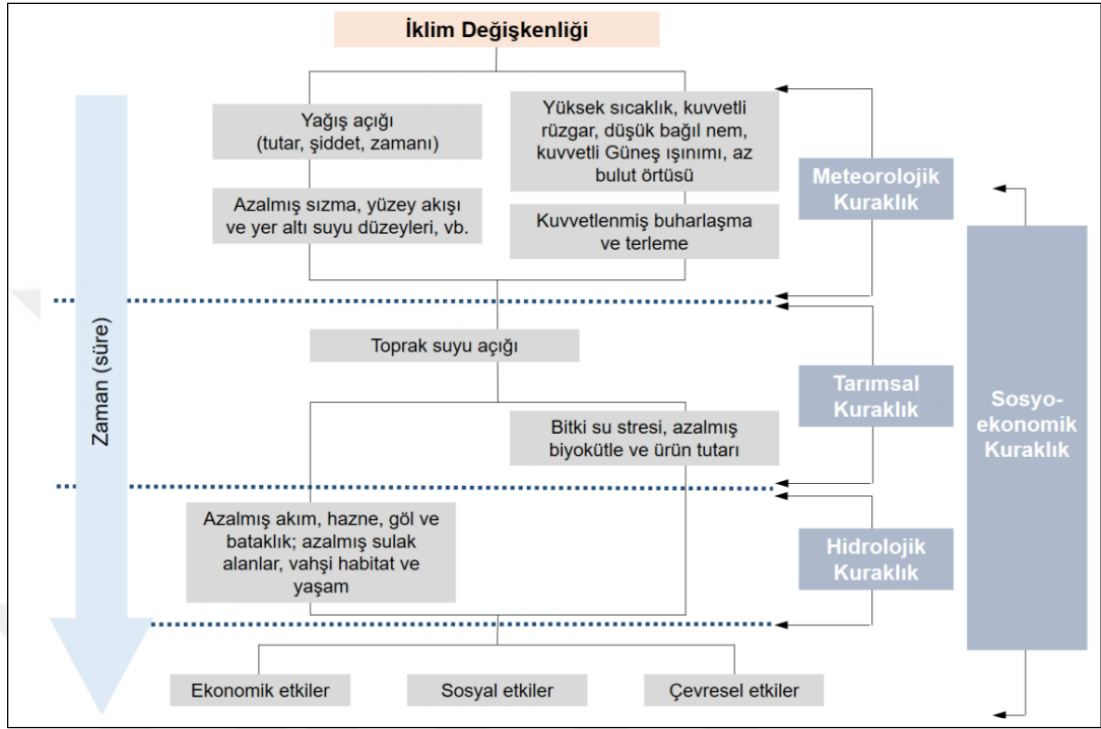
Hidrolojik kuraklık, uzun zaman devam eden yağış azlığı neticesinde meydana gelen yüzeysel ve yeraltı sularındaki düşüşü ifade eder. Bir yılda mevcut yüzeysel akış miktarının, uzun yıllar ortalamasından daha düşük olması halinde hidrolojik kuraklığın başladığı söylenebilir (Whipple, 1996).

Hidrolojik kuraklık sebebiyle akarsularda bunun devamında da baraj ve gölet haznelerinde zamana bağlı su seviyelerinde azalmalar olmaktadır bu durum referans alındığında, hidrolojik kuraklık kuraklığın sonucu olarak değerlendirilmeli, kuraklığın ilk belirtisi olarak değerlendirilmemelidir. Yine bu nedenle meteorolojik kuraklığın bitmesinden sonra dahi hidrolojik kuraklık incelenen bölgenin özelliklerine de bağlı daha uzun süre etkili olabilmektedir (Türkeş, 1990).

Hidrolojik kuraklık genellikle meteorolojik kuraklıkla tarımsal kuraklığın birleşimiyle oluşur ve buna bağlı sosyo-ekonomik kuraklık olarak kendisini gösterebilir (Şaylan vd., 1997).

1.4.4 Sosyo-ekonomik kuraklık

Sosyo-ekonomik Kuraklık; meteorolojik, tarımsal ve hidrolojik kuraklığın şiddetli olarak ve uzun zaman devam etmesi neticesinde, meydana gelen kuraklıkların insan hayatını olumsuz etkilemeye başlaması (enerji üretimi, ekosistem, hayvancılık, ekonomi vb.) kuraklığın önlenmesine yönelik çalışmaların yeterli olmaması sonucunda bu kuraklıklar sosyo-ekonomik kuraklığa neden olabilmektedir. Örnek verecek olursak; bazı ekonomik ürünlerin su, gıda, hidroelektrik enerji isteği hava şartlarına bağlıdır. Bu ürünler için olan talep, nüfus artışıyla aynı oranda artmaktadır. Bu yüzden, kuraklık, bu ürünler için olan talebin, arzın üzerine olması şeklinde tanımlanabilir. Şekil1.1'de meteorolojik, tarımsal, hidrolojik ve sosyoekonomik kuraklıkların ilişkilerinden bahsedilmiştir.



Şekil 1.1. Oluşum mekanizmalarına göre kuraklık ilişkileri (Türkeş, 2014).

1.5 Kuraklığın Etkileri

Kuraklığın; başlangıç ve bitişinin belirli olmaması, kümülatif bir şekilde artması, ekonomik boyutunun yüksek olması ve aynı anda birden fazla afeti de beraberinde getirmesi sebebiyle etkileri oldukça fazladır.

Kuraklık sadece fiziksel bir olay ya da bir doğa olayı şeklinde değerlendirilmemelidir. Onun, insan ve faaliyetlerinin su kaynaklarına olan bağımlılığı sebebiyle toplum üzerinde çeşitli yansımaları vardır. Uzun süren kuru havalar, havadaki nem miktarını düşürerek su kaynakları ve toprak üzerinde olumsuz sonuçlara, ciddi çevresel, ekonomik ve sosyal sorunlara neden olmaktadır. Çok ağır gelişerek belirli bir zamanda ortaya çıkan bu doğal afetin süresi uzadıkça sonuçları da çok ciddi boyutlara ulaşmaktadır. Temelinde yağış yetersizliğine bağlı olarak su azlığıyla kendini gösteren kuraklık, ürün rekoltesinde düşüşe, yetersiz beslenmeye; sonucunda kıtlık, açlık ve ölümlere sebep olabildiğinden çok ciddi sosyal ve ekonomik sıkıntıların yaşanmasına neden olmaktadır (Kömüşçü, 2001).



Şekil 1.2. Kenya’da görülen olağanüstü kuraklık nedeniyle tükenen hayvan popülasyonu (Chillymanjaro, 2011).



Şekil 1.3. 2018 yılında Güney Afrika’da kuraklık nedeniyle ‘Ulusal Felaket’ ilan edildi (URL-1).

Belirli başlıklar altında sıralayacak olursak ekonomik etki, sosyal etki ve çevresel etkiler diyebiliriz.

Ekonomik Etkiler:

- Hidroelektrik enerji kaybı
- Ürün veriminin azalması ve fiyatlarının fahiş artması
- Turizm gelirlerinde azalma
- Su ürünlerinde azalma
- Orman yangınları
- Hayvan ve bitki hastalıkları
- Ekonomik kalkınmada kayıp

Sosyal Etkiler:

- Kültürel etkinliklerin azalması
- Kırsal bölgelerdeki yaşam kalitesinde düşüş
- Göçün artması
- Geçimsizlik
- Hayat kalitesinin düşmesi

Çevresel Etkiler:

- Bitki ve hayvan hastalıkları ve sayılarında azalma
- Su erozyonu
- Hayvanların tabii yaşam alanlarına zarar
- Rüzgar erozyonu
- Suyun niteliğinin düşmesi
- Çölleşmedir.

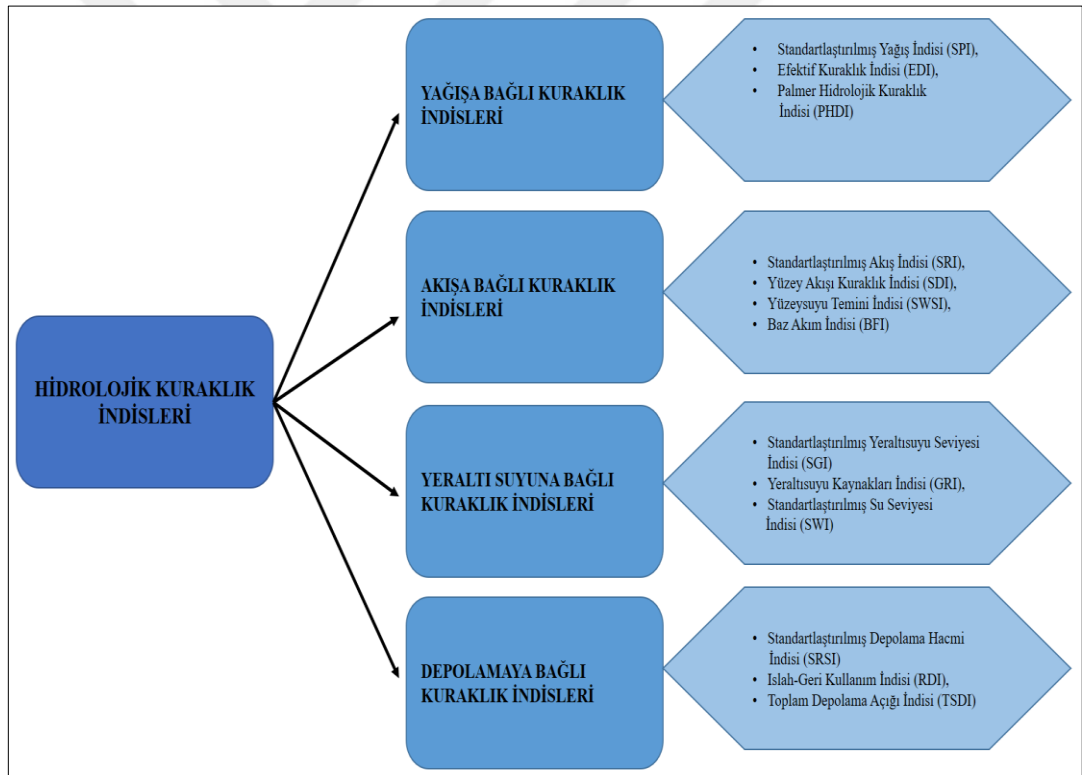
1.6 Kuraklık İndisleri

Kuraklık indisleri, kuraklık türlerini (meteorolojik kuraklık-yağışlarda kaydedilen düşüş, hidrolojik kuraklık- akarsu yataklarında ve işletme depolarında normalde bulunması gereken hidrolojik seviyelerin düşmesi, tarımsal kuraklık- ekimi yapılan mahsullerin yetişmesi amacıyla gereksinim duydukları toprak neminin azalması,

sosyo-ekonomik kuraklık- insanların ihtiyalarının giderildiėi su kaynaklarının azalması) tanımlamakta kullanılabilir (Dolsar, 2015).

İndislerin kuraklığın saptanmasında kullanılmasıyla, önceki dönemlerde yaşanmış olan meteorolojik, hidrolojik, tarımsal ya da sosyo-ekonomik kuraklıkların hangi dönemde ortaya çıktığı, etkin oldukları süre vb. değerlendirmeler yapılabilmektedir. Ayrıca kuraklık indislerinin incelendiėi bölgede, kuraklığın çevreye etkisiyle ilgili çalışmalar yapılabilmektedir (Türkeş, 1990).

Kuraklık indislerinin yağış deėişkenlerinin tek başına veya diėer meteorolojik parametrelerle birleşim halinde bulunmasıysa Dünya Meteoroloji Teşkilatı (WMO) tarafından önerilmiştir (WMO, 1975). Şekil 1.4'te hidrolojik kuraklık indisleri verilmiştir.



Şekil 1.4. Hidrolojik kuraklık indisleri (URL-2).

2. LİTERATÜR ÖZETLERİ

2.1 Standartlaştırılmış Yağış İndeksi İle Yapılan Çalışmalar

Saada vd. (2017) 1983-2013 yılları arasında Ürdün'ün kuzey batı bölgesinde beş ayrı istasyon için 12 aylık SPI değerlerini hesaplamış elde edilen verilerle kuraklık analizi yapmıştır. SPI 12 verilerini modellemek için Çağdaş Otoregresif Hareketli Ortalama (CARMA) modeli kullanmıştır. CARMA modeliyle incelenen bölgeler arasında gözlemlenen SPI 12'nin çapraz korelasyon yapısı korunmuştur. Uygulamanın sonunda 2007-2009 yılları en kurak dönem olarak belirlenmiştir.

Logan vd. (2010) Orta Amerika Birleşik Devletleri'nde 1900-2006 yılları arasında elde edilen yağış verilerinden yağışlardaki değişimi incelemektedir. Aylık yağış verileri SPI yöntemiyle 1-12 ay arasında farklı zaman ölçeklerinde hesaplanmıştır. Çalışmanın sonucunda Kansas akarsu havzasında kuzey ve batı bölümlerinde kuraklıkların şiddetli yaşandığı sonucuna varılmıştır.

Manatsa vd. (2010), Zimbabwe'deki tarımsal kuraklıkların yaşanma dönemlerini ve sürelerini analiz etmek amacıyla yapılmıştır. 1901-2004 elde edilen yağış verileriyle Standartlaştırılmış Yağış İndeksi yöntemiyle kuraklık analizi yapılmıştır. Elde edilen bulgular sonucunda kuraklığın bölgede tabii bir iklim özelliği olduğu ve belirli zaman aralıklarıyla meydana geldiği sonucuna varılmıştır. Bunun yanında 1941-1999 döneminde kuraklıkların daha şiddetli ancak daha kısa sürdüğü sonucuna varılmıştır.

Hınıs (2013), Aksaray ili için Bütünleşik Kuraklık İndeksi (BKI) ile Standartlaştırılmış Yağış İndeksi (SPI) yöntemlerini karşılaştırmıştır. Sadece aylık yağış verileriyle hesaplanan SPI yöntemiyle ile BKI yöntemi arasındaki farklılıklar belirlenmiştir. BKI yöntemine göre sulak ve kurak dönemler arası geçişlerin daha sık hesaplandığı ve daha şiddetli sulak dönemler bulunduğu görülmüştür.

Zhai vd. (2009) araştırmasında, Çin'in kuzeybatısında bulunan Gansu eyaletinde son 50 yıldaki kuraklığın izlenmesinde ve kuraklık analizinde Standartlaştırılmış Yağış İndeksi (SPI) yöntemini kullanmışlardır. Elde edilen bulgulara göre şiddetli kuraklıkların sayısı bölgeler arasında farklılık göstermekle beraber bölgelerin genelinde kuraklık yaz mevsiminde yükselme eğilimindedir.

Pamuk vd. (2004), Ege bölgesindeki 14 meteoroloji istasyonundan elde ettikleri aralıksız 30 yıllık yağış verilerini kullanarak SPI yöntemiyle kuraklık analizi yapmışlardır. Kuraklığı 3, 6, 12, 24, 48 aylık periyotlar halinde analiz etmişlerdir. Elde edilen sonuçlara göre incelenen bölgede kış aylarında kuraklık sınıflandırmasında ‘orta derece kurak’ sınırına yakın olmakla beraber tüm aylık ortalama değerlerinse ‘normal’ sınırlar içinde olduğu gözlenmiştir. Bunun yanı sıra Ege bölgesi kıyı Ege ve İç Batı Anadolu olarak incelendiğinde yağış dönemlerinde İç Batı Anadolu’nun daha nemli Kıyı Ege’nin ise daha kurak; yaz döneminde ise tam tersi olduğu sonucuna varılmıştır.

Yeğnidemir (2005) tarafından yapılan çalışmada, kuraklıkların sık görüldüğü ve şiddetli yaşandığı İç Anadolu Bölgesi’nde SPI metoduyla kuraklık analizi yapılmıştır. Bölgede bulunan 28 meteoroloji istasyonundan 1953-2003 yılları arasındaki aylık ortalama yağış verileri temin edilmiştir. Elde edilen verilerle 1, 3, 6, 12, 24, 48 ay süreli SPI değerlerini hesaplanmıştır. Bölgedeki 28 istasyonda farklı eşik değerleri için kuraklık karakteristikleri belirlenerek noktasal kuraklık özellikleri bulunmuştur. Ayrıca Kriging yöntemiyle bölgesel kuraklık haritası çizilmiş ve su açığı yaşanan yerler belirlenmiştir. Çalışmanın sonucunda İç Anadolu Bölgesi’nde yaşanan kuraklığın tarımı doğrudan etkilediği sonucuna varılmıştır.

Yıldız (2008) tarafından Kırıkkale ilinde SPI yöntemiyle kuraklık analizi yapılmıştır. Kırıkkale meteoroloji istasyonundan 1950-2007 yılları arasındaki aylık yağış verilerini temin edilerek 1, 3, 6, 9, 12, 24 ay süreli SPI değerleri hesaplanmıştır. Kuraklığın süresi, şiddeti ve genliği hesaplanarak seçilen dönemler için kuraklık değerlendirmeleri yapılmıştır.

Kıymaz vd. (2011), Seyfe Gölü’nde SPI yöntemiyle kuraklık analizi yapmıştır. Bölgedeki kuraklığı iki dönemde analiz etmeyi amaçlamışlardır. 1. Dönem (1975-1991) ve 2. Dönem (1992-2008) periyotlarında incelemişlerdir. Çalışmanın sonucunda 1975-2008 yılları arasında her tür kuraklığın görüldüğü, 1. Döneme göre artış eğiliminde olduğu ve önümüzdeki senelerde su açığının artacağı sonucuna ulaşılmıştır.

Arslan vd. (2016), Türkiye'nin 2. Büyük havzası olan Kızılırmak Havzası'nda 1973-2013 yılları arasında yaşanan kuraklıklar SPI yöntemiyle incelenmiştir. Havzanın SPI değerleri 1, 3, 6, 9, 12, 60 aylık periyotlar şeklinde hesaplanmıştır. Çalışmanın sonucunda 12 ve 60 aylık periyotlarda kuraklık süresinde eskiye oranla 3-7 kat artış gözlemlenmiştir.

Yaltay (2006), Bitlis'in Ahlat ilçesinde 1975-2004 arasındaki yağış serilerini kullanarak SPI yöntemiyle kuraklık analizi yapmıştır. SPI için yeni bir değer tanımlamış ve bu değer altında kalan dönem ile üstünde kalan dönem sayılarını kullanarak kuraklık hesaplamaları yapmıştır. Çalışmanın sonucunda ilçede hafif ve orta şiddette kuraklığın olduğu tespit edilmiştir. Son dönemlerde ise ilçede kuraklık periyotlarında artış saptanmıştır.

Keskin vd. (2007) Isparta ilinde SPI yöntemiyle meteorolojik kuraklık analizi yapmışlardır. Isparta merkez, Senirkent, Uluborlu, Eğirdir ve Gönen meteorolojik ölçüm istasyonlarından elde ettikleri 40 yıllık yağış verilerini kullanarak 12 aylık periyotlar halinde incelemişlerdir. İncelemede kurak ayların frekansının yaklaşık olarak %58 olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Tüm istasyonlarda yapılan kuraklık analizinde bölgede 1965-2004 yılları arasında çok şiddetli kuraklık yaşanmamıştır.

Yıldız vd. (2007), Yukarı Kızılırmak Havzası'nın Hırfanlı Barajı alt Havzası'nda SPI yöntemiyle meteorolojik kuraklık analizi yapmışlardır. Bölgede bulunan 6 adet meteoroloji ölçüm istasyonundan 1953-2003 yılları arasındaki aylık yağış verilerini kullanarak bölgedeki kuraklık şiddetini alansal yayılımını ve tekrarlama periyotlarını belirlemişlerdir.

Hınıs (2008) tarafından yapılan çalışmada, Konya ilinin SPI yöntemiyle kuraklık analizi yapılmıştır. Çalışma 1950-2003 yılları arasında toplam 54 yıllık aylık yağış verileri kullanılarak iki dönem şeklinde incelenmiştir. 1. Dönem 1950-1976; 2. Dönem 1977-2003 yıllarını kapsamaktadır. İncelenen her iki dönem için de kuraklık, 1, 3, 6, 9, 12 ve 24 aylık periyotlarda analiz edilmiştir. Çalışmanın sonucunda uzun süreli kuraklık değerlerinde (9, 12 aylık SPI) ikinci dönemde birinci döneme oranla yaklaşık 4 kat artış saptanmıştır ve nemli periyotlarda 1977-2003 arası azalma gözlemlenmiştir.

Yürekli vd. (2008), Karaman ilinin 1929-2007 yılları arasında aylık toplam yağış verilerini kullanarak SPI yöntemiyle meteorolojik kuraklık analizi yapılmıştır. Çalışmanın sonucunda aylar için elde edilen SPI değerleri genel olarak 0.99 (Normal) ile -0.99 (Normale yakın kuraklık) arasında kaldığı gözlemlenmiştir.

Deniz (2009) yaptığı tez çalışmasında, Türkiye'deki kuraklığı SPI yöntemiyle ele almıştır. Çalışmada Türkiye'de bulunan 96 istasyondan 1929-2006 yıllarını kapsayan toplam aylık yağış verileri temin edilmiş ve bu verilere 1, 3, 6, 12, ve 48 aylık periyotlarla SPI uygulanarak kuraklık analizi yapılmıştır. Çalışmada özellikle ağustos ve şubat aylarında bölgelerdeki nemlilik ve su açığı ele alınmıştır.

Turgu vd. (2003), Delphi V programlama dilinde SPI uygulama yazılımı geliştirmişlerdir. Yazılımın amacı tek veya çoklu istasyon seçenekleri sayesinde aylık toplam yağış verilerini kullanarak geçmiş yıllara ait kuraklık analizi yapabileceği gibi geleceğe yönelik kuraklık tahmini de yapabilmesidir.

Kömüşçü (2003) çalışmasında, Türkiye'de farklı iklim özelliklerine sahip uzun dönem yağış verileri bulunan 102 istasyondan 1950-2001 yılları arasındaki aylık yağış toplamaları elde edilerek SPI yöntemiyle kuraklık analizi yapılmıştır. Çalışmanın neticesinde kısa dönemde maksimum değere ulaşan orta derece kuraklıklara Doğu Anadolu ve Güneydoğu Anadolu'da; uzun dönemde maksimum değere ulaşan orta derece kuraklıklara kıyı alanlarından bazılarında, Doğu Anadolu ve İç Anadolu bölgesinde ulaşılmıştır. Şiddetli kuraklıklar ise, kısa dönemde Doğu Anadolu, İç Anadolu, Batı ve Orta Karadeniz'in kesiştiği bölgelerde; uzun dönemde İç Anadolu ve dağınık birkaç bölgede gözlemlenmiştir. Çok şiddetli kuraklıkların ise İç Anadolu' da uzun dönemde meydana geldiği sonucuna ulaşılmıştır.

Loukas vd. (2004), Yunanistan'ın Thessaly bölgesinde SPI yöntemiyle kuraklık analizi yapılmıştır. Bölgede bulunan 50 meteoroloji istasyonundan 1960-1993 yılları arasında aylık yağış verileri elde edilerek bölgenin kuraklık şiddeti belirlenmiştir. Çalışmanın sonucunda Thessaly bölgesinde genellikle orta derece ve şiddetli kuraklıkların meydana geldiği sonucuna ulaşılmıştır.

Çaldağ vd. (2004), Trakya bölgesinde SPI yöntemiyle kuraklık analizi yapmışlardır. Çalışmanın sonucunda bölgede 2000 ve 2001 yıllarında İstanbul ili harici kuraklıkların şiddetli yaşandığı belirlenmiştir. Ayrıca araştırmacılar Türkiye’de kuraklığın tarımsal sulama ve su kaynakları yönünden gelecek dönemlerde felakete dönüşmemesi için sürekli analiz edilmesi ve gereken tedbirlerin alınması gerektiğini vurgulamışlardır.

Livada vd. (2007), Yunanistan’da 23 istasyondan elde edilen 51 yıllık aylık yağış toplamaları kullanılarak Standartlaştırılmış Yağış İndeksi yöntemiyle kuraklık analizi yapılmıştır. Çalışmanın sonucunda kuzeyden güneye ve batıdan doğuya 3 ve 6 aylık dönemlerde hafif ve orta derece kuraklıkların düştüğü sonucuna varılmıştır.

Khan vd. (2008), Avustralya’daki Murray-Darling havzasındaki kuraklığı Standartlaştırılmış Yağış İndeksi yöntemiyle hesaplamışlardır. Çalışmanın sonucunda 2000-2006 yılları arasında yaşanan kuraklığın orta derece bir kuraklık olduğu ancak mevcut yağış azlığı devam ederse uzun süreli ve şiddetli kuraklıklardan biri olacağı sonucuna varılmıştır. Ayrıca bölgede yaşanan kuraklığın yeraltı suyunda dalgalanmalara sebep olması yapılan piyozometrik ölçümlerde başarılı bir korelasyon sağladığı sonucuna ulaşılmıştır.

Topçuoğlu vd. (2008), Ege bölgesinde SPI yöntemiyle 1977-2006 yıllarında 1, 3 ve 12 aylık kuraklık analizi yapmışlardır. Çalışmanın sonucunda bölgenin genelinde 1977, 1989, 1990, 1992 yıllarında kuraklık gözlenmiştir. Bölgede kıyı kesimlerde yaşanan kuraklığın iç kesimlere göre daha şiddetli olduğu sonucuna varılmıştır.

Li vd. (2008), Güney Amazon bölgesinde 1970-1999 yıllarını kapsayan dönemde kuraklığı analiz etmek için Standartlaştırılmış Yağış İndeksi yöntemini kullanmışlardır. Çalışmanın sonucunda bölgede kuraklığın yıllar içinde arttığı ve bu artışın sebebi ormanların yok olmasına neden olan insanlar olduğu belirtilmiştir.

Bonaccorso vd. (2003) çalışmalarında, Sicilya’da 1926-1993 arasında yaşanan kuraklığı SPI yöntemine göre analiz etmişlerdir. Adada bulunan 43 meteoroloji istasyonundan elde edilen aylık yağış verileriyle SPI (12 ve 24 aylık) hesaplanmıştır. Çalışmanın sonucunda bölgede yıllara göre dalgalanmalar yaşandığı ve 1970’ten sonra kuraklık şiddetinin ve süresinin arttığı sonucuna ulaşılmıştır.

Yürekli vd. (2010) çalışmalarında, Karaman ilinde meteoroloji istasyonunda ölçülen 1975-2009 yıllarını aylık yağış verileriyle SPI, RDI, EDI indeksine göre kuraklık analizi yapmışlardır. Çalışmanın neticesinde Karaman ilinde son zamanlarda kurak bir dönemin başladığı sonucuna ulaşılmıştır.

Wu vd. (2001) çalışmalarında, Çin'de bulunan dört bölgede 1951-1998 yıllarını kapsayan 3, 6, 9 ve 12 aylık toplam yağış verilerine göre SPI, CZI(Çin Z indeksi) ve Z-skor (Z-score) değerlerini hesaplayarak bu kuraklık indislerini karşılaştırmışlardır. Çalışmanın sonucunda CZI ve Z-skor indekslerinden ulaşılan kuraklık sınıflarının SPI'ne benzer sonuçlar olduğunu gözlemlemişlerdir.

Silva vd. (2008) çalışmalarında, Amazon Nehri'nin kaynaklarından biri olan Mantaro akarsu havzasında SPI yöntemiyle kuraklık analizi yapmışlardır. Bölgede bulunan 38 yağış istasyonundan 1970-2004 yılları arasında ölçülen aylık yağış verileri kullanılarak kuraklık analizi yapılmıştır. Çalışmanın sonucunda 80'li yılların ikinci yarısında ve 90'lı yıllarda kuraklık periyotları artarken bölgedeki en önemli kuraklık olayları 1989-1990 ve 1991-1992 yıllarında meydana gelmiştir.

Keskin vd. (2010) çalışmalarında, Ankara'da bulunan Çamlıdere baraj havzasında SPI yöntemiyle kuraklık analizi yapmışlardır. 1926-2008 yılları arasındaki aylık toplam yağış verileri kullanılarak bölge iki döneme ayrılarak incelenmiştir. 1. Dönem 1926-1966, 2. Dönem 1967-2008 yıllarını kapsamaktadır. Bu dönemler 1, 3, 6, 12, ve 24 aylık olarak incelenmiştir. Çalışmanın sonucunda ikinci dönemde yaşanan su açığının birinci döneme göre belirgin bir şekilde arttığı sonucuna varılmıştır.

Bordi vd. (2001), İtalya'nın Marche bölgesinde 1948-1981 yılları arasındaki aylık toplam yağış verilerini kullanarak SPI yöntemiyle kuraklık analizi yapmışlardır. Çalışmanın sonucunda zaman geçtikçe su açığının arttığı ve kuraklığın bölge için sürekli izlenmesi gerektiğini belirtilmişlerdir.

Pashiardis vd. (2008) çalışmalarında, Kıbrıs adasındaki kuraklığı SPI ve RDI yöntemlerine göre analiz etmişlerdir. 1971-2008 yılları arasındaki aylık yağış verilerini kullanarak bu yıllar arasında dokuz kritik kuraklık meydana geldiği sonucuna ulaşmışlardır. 2007-2008 arasında yaşanan kuraklığın şiddetli bir kuraklık olduğu ve tedbirler alındığını belirtmişlerdir.

Tonkaz vd. (2008) çalışmalarında, Güneydoğu Anadolu Projesi (GAP) bölümünde bulunan 15 meteoroloji istasyonundan 1961-2002 yıllarını kapsayan aylık toplam yağış verileriyle SPI yöntemine göre kuraklık analizi yapmış ve Markov zinciriyle aylık kuraklık olasılıklarını hesaplamışlardır. Bölgede haziran, temmuz, ağustos ve eylül aylarında hemen hemen hiç yağış gözlemlenmediği için çalışmaya bu aylar dahil edilmemiştir. Çalışmanın sonucunda kuraklığın en şiddetli ayı Batman ili kasım ayıdır. Kasım ayı herhangi bir yılda %68 olasılıkla kurak olacaktır. GAP bölgesi bütün olarak incelendiğine bölgenin %99'unda, %50 ve üzeri olasılıkla kurak geçeceği saptanmıştır.

Tuna vd. (2009), Çoruh Havzası'nda bulunan 7 meteoroloji gözlem istasyonundan 1963-2008 yılları aylık ortalama debi serilerini kullanarak SPI yöntemine göre hidrolojik kuraklık analizi yapmışlardır. Çalışmanın neticesinde 1983, 1984, 2000, 2001 ve 2002 yıllarında çok şiddetli kuraklıklar yaşandığını gözlemlemişlerdir. Havzanın bulunduğu İç Anadolu Bölgesi'nde su açığını kapatmak için yapılan projelere rağmen kuraklığın olumsuz etkilerinin giderilemediği sonucuna varılmıştır.

Anlı vd. (2009), Çekerek Havzası'nda bulunan 17 yağış istasyonundan elde ettikleri aylık ve yıllık toplam yağış verileriyle SPI yöntemine göre kuraklık analizi yapmışlardır. Çalışmanın sonucunda havzada normal ve normale yakın kuraklık meydana geldiği tespit edilmiştir.

İlgar (2010) çalışmasında, Çanakkale meteoroloji istasyonunda ölçülen 1929-2007 yılları arasını kapsayan aylık toplam yağış verilerini kullanarak 3 aylık ve 12 aylık kuraklık analizi yapmıştır. Çalışmanın neticesinde 3 aylık kuraklık analizi sonuçlarında ilkbaharda kuraklıkta düşüş, kış mevsiminde kuraklıkta artış, yaz ve sonbahar kuraklıklarında ise hafif artış saptanmıştır. 12 aylık kuraklık analizinde ise su açığında artış gözlenmiştir.

Me-Bar vd. (2003) çalışmalarında, İspanya'da tarihsel kayıtlardan yararlanarak SPI metoduyla kuraklık analizi yapmışlardır. Çalışmanın sonucunda bölgenin 3 aylık kuraklığı %75,6, 6 ve 12 aylık kuraklığı %65 olarak hesaplanmıştır. Ortalama 3000 yıllık tarihsel kayıtlar doğrultusunda ise İspanya'da yaklaşık 32 senede bir kuraklığın meydana geldiği, 130 senede bir felaketlere sebep olduğu ve ortalama her 500 yılda bir yıkıma neden olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Rouault vd. (2005) çalışmalarında, Güney Afrika'da Standart Yağış İndeksi ile kuraklığı belirlemek için bölge istasyonlarının 1901-1999 dönemindeki yağış değerlerini kullanmışlardır. Kuraklığı 3,6,12,24 ve 48 aylık dönemler için incelemişlerdir. Çalışmanın sonucunda bölgede 1926, 1933, 1945, 1949, 1952, 1970, 1983 ve 1992 yıllarında şiddetli kuraklıkların yaşandığı tespit edilmiştir.

Serrano (2006) çalışmasında, İber yarımadasında SPI yöntemiyle kuraklığı tespit edebilmek için bölgede bulunan istasyonların 1910-2000 yılları arasındaki yağış verilerini baz alarak çalışmalarını yapmıştır. Çalışma yapılan alanı dört bölgeye ayırmıştır. Kuraklığı 12 aylık periyotlar için analiz etmiştir. Çalışmanın sonucunda 1950-1990 arasında yaşanan kuraklıkların şiddetli olduğu ve bir bölgede şiddetli kuraklık meydana gelirken diğer bölgede nemli hava koşulları yaşandığı sonucuna ulaşılmıştır.

Shamsuddin (2007) çalışmasında, Bangladeş'in batı kesiminde kuraklık analizini SPI yöntemi ile yapmaya çalışmıştır. Bölgeye ait 1966-1999 seneleri arasındaki yağış dizilerini incelemiştir. Çalışmanın neticesince Bangladeş'in kuzey ve kuzeydoğusunda kuraklıkların daha şiddetli ve uzun süreli meydana geldiği tespit edilmiştir.

Tonkaz ve Çetin (2005), Şanlıurfa ilinde SPI yöntemiyle kuraklık analizi yapmışlardır. Mann-Kendall yöntemiyle gidiş analizlerini yapmışlardır. Sonucunda ocak ayının bölgedeki kuraklık açısından en kritik ay olduğunu tespit etmişlerdir.

Hasaniha (2008) çalışmasında, SPI, PNI, CZI ve benzeri yedi metodu kullanarak İran'ın kuzeybatı bölümlerinde kuraklık analizi yapmış ve kuraklığın zirai verimlilik üzerine etkilerini incelemiştir. Çalışmanın sonucunda son 20 yılda kuraklığın süresinin ve şiddetinin arttığı ve gelecek dönemlerde kuru ürünlerde verimin azalacağı saptanmıştır.

Apak (2009) çalışmasında, Ege Bölgesi'nde geçmiş yıllardaki yağışa bağlı olarak ifade edilen meteorolojik kuraklığın irdelenmesi amaçlanmıştır. Standartlaştırılmış Yağış İndeksi (SPI) yöntemi kullanılarak, Ege Bölgesi'ndeki kuraklık oluşumları 1. Dönem (1938–1970) ve 2. Dönem (1971–2006) halinde analiz edilmiştir.

Analiz sonuçları, birinci dönem ile ikinci dönem kuraklık değerlerinin birbirlerinden farklı olduğunu göstermiştir. İkinci dönemde yaşanan kuraklığın birinci döneme göre daha şiddetli ve uzun sürdüğü ve kuraklık sınıflandırmasında bir basamak düştüğü gözlemlenmiştir.

Küçükyaman (2010) çalışmasında, Kovada Gölü'nün 1964-2007 yılları arasındaki akım ve yağış serilerini kullanarak hidrolojik ve meteorolojik kuraklık analizi yapmıştır. 3, 6, 9, 12 ve 48 aylık toplam yağış serilerini kullanarak SPI yöntemiyle kuraklık sınıflarını belirlemiş ve kuraklığı modellemek için ANFIS ve YSA metodlarını uygulamıştır. Sonucunda kurak dönemlerin seri boyunca %52'lik bir döneme tekabül ettiği ve yağışlarda ve göl seviyesinde düşüşler olduğu belirlenmiştir.

Atmaca (2011) çalışmasında, Konya ilinde SPI ile kuraklık analizi yapmıştır. Bölgede yer alan 44 adet istasyonun aylık yağış verilerini baz alarak çalışmıştır. 44 adet istasyonun tamamı için ayrı ayrı 3, 6, 9 ve 12 ay süreli Standartlaştırılmış Yağış İndekslerini tespit etmiştir. Çalışmanın sonucunda her dönem kuraklığın şiddetinin arttığı, ve kurak dönemlerin yağışlı dönemlerden fazla olduğu belirlenmiştir.

Zhang vd. (2010), Çin'in Xinjiang bölgesinde bulunan 53 istasyonda ölçülen 1957-2009 yılları günlük yağış verilerini kullanarak SPI yöntemiyle kuraklık analizi yapmışlardır. Çalışmanın sonucunda, bölgenin güneyinde hafif derece kuraklıklar yaşanırken, kuzeyinde şiddetli ve çok şiddetli kuraklıkların yaşandığı ve genelde kış kış mevsiminde kuraklıkların azaldığı belirlenmiştir.

Topçu (2013) çalışmasında, 11 meteorolojik yağış istasyonunun aylık yağış verilerini kullanarak Seyhan Havzası'nda meydana gelen kuraklıkları 3,6,9 ve 12 aylık periyotlar için Standart Yağış İndisi (SPI) kullanılarak belirlemiştir ve en kurak ayların yağış değerlerine L-Momentler yöntemiyle bölgesel frekans analizi uygulamışlardır. Çalışma sonucunda son yıllarda yaşanan kuraklıkların daha uzun sürdüğü ve tüm istasyonların kuraklık sınırında olduğu gözlemlenmiştir. Kuraklığın oluşma frekansı %47,7 olarak hesaplanmıştır.

Dinç vd. (2016) çalışmalarında, Antalya ilinde bulunan sekiz meteoroloji istasyonundan 1970-2014 yılları arasındaki aylık toplam yağış serilerini kullanarak SPI yöntemiyle kuraklık analizi yapmışlardır. 3, 6, 12 ve 24 aylık dönemler

incelenmiştir ve yağışlarda azalma yaşanmadığı ve SPI değerlerinin -0,99~0,99 (yakın kuraklık) arasında olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Mevsimsel açıdan incelendiğinde kuraklık yaz aylarında yaşanabileceği gibi kış mevsiminde de yaşanabileceği belirtilmiştir.

Abdulqader (2018) çalışmasında, Kuzey Irak Bölgesi'nde kuraklık durumu ve eğiliminin belirlenmesi için Standart Yağış İndeksi kullanarak yaptığı çalışmada 15 meteoroloji istasyonunda 1979-2013 yılları arasında gözlenmiş aylık yağış serilerini kullanmıştır. Serileri 1, 3, 6, 9 ve 12 aylık analiz yaparak incelemiştir. 6, 9 ve 12 aylık analizlerde kurak dönemlerin oluşma yüzdesi 1 ve 3 aylık dönemlere göre daha yüksek olduğu saptanmış ve en şiddetli kuraklık 2008 yılında yaşanmıştır.

Bacanlı ve Kargı (2019), Standartlaştırılmış Yağış İndeksi (SPI) metodu ile Bursa ilinde yer alan Bursa, İznik, Keleş, Mustafakemalpaşa, ve Uludağ meteoroloji istasyonlarından 1960-2015 yılları arasındaki yağış verilerini kullanarak meteorolojik kuraklık analizi yapmışlardır. Uzun süreli yağış değerlerinin SPI yöntemine göre 1, 3, 6, 9, 12, 24 ve 48 aylık dönemler incelenmiş ve incelenen SPI değerlerinde aylık ve yıllık yağış verilerinde kritik bir değişikliğin olmadığı saptanmıştır. 3-6 ay gibi kısa süreli periyotlarda normal veya hafif kuraklıklar yaşanırken 12-24-48 ay gibi uzun süreli periyotlarda şiddetli ve çok şiddetli kuraklıklar gözlemlenmiştir.

Aksoy vd (2018) çalışmalarında, 35 meteoroloji istasyonunun 1960-2016 yılları arasındaki aylık yağış verilerini kullanarak Gediz Havzası'nda bu yıllar arasında meydana gelen kuraklıkları 1, 3, 6, 12 ve 24 aylık periyotlar için Standart Yağış İndisi (SPI) yöntemiyle araştırmışlardır. Çalışma sonucunda havzadaki periyotların tümü için zamanın %32'sinde hafif kuraklık, %8,8'inde orta derece kuraklık, %5'inde şiddetli kuraklık ve %2,3'ünde çok şiddetli kuraklık yaşanmıştır.

Al-Qinna vd. (2011), Ürdün Haşimi Krallığı'ndaki 1970-2005 yılları arasındaki günlük sıcaklık ve yağış serilerini kullanarak SPI ve NDVI yöntemiyle kuraklık analizi yapmışlardır. Çalışmanın sonucunda bölgede kuraklıkların her yıl arttığı, yapılan tahminlerle daha da kuvvetleneceği ve en şiddetli kuraklığın 1999-2000 yılların arasında meydana geldiği gözlenmiştir.

Doğan (2013) çalışmasında, 1972-2009 yılları arası Konya Kapalı Havzası'nda Normal Yağış Yüzdesi (PNI), Yağış Kuyrukları (YK), Z-Skoru, Çin Z İndisi (ÇZİ), Standartlaştırılmış Yağış İndisi (SPI) ve Efektif Kuraklık İndisi (EKİ) yöntemleriyle kuraklık analizi yapmışlardır. Havzayı en çok etkileyen kuraklığın 1973-1974 arası yaşandığı ve en çok kuraklık olayının 1996-2000 arası meydana geldiği saptanmıştır.

Gökkür (2003) çalışmasında, 1971-2001 yılları arasında Ege Bölgesi'ndeki kuraklığı bölgede bulunan 20 yağış istasyonundan elde ettiği aylık yağış verilerini kullanarak SPI yöntemiyle analiz etmiştir. Sonucunda bölge ocak-mart arası nemli veya yarı nemli durumdayken mart-temmuz arası normale yakın kuraklık gözlenmiştir.

Lorenzo-Lacruz vd. (2010), 1961-2006 yılları arasında Tagus Nehri havzasında SPI VE SPEI yöntemiyle kuraklık analizi yapmışlardır. Çalışmanın sonucunda kuraklıkların 1970'lerden itibaren arttığı ve havzadaki su miktarının giderek azaldığı belirtilmiştir.

Naresh Kumar vd. (2011), 1951-2007 yılları arasında Hindistan'da yaşanan kuraklığı SPI yöntemine göre analiz etmiştir ve L-Momentler yöntemi ile kuraklık tahmini yapmışlardır. Çalışmanın sonucunda kuraklık şiddetinin yıllar içinde arttığı ve en şiddetli kuraklığın 1978 yılında yaşandığı gözlenmiştir.

Oğuztürk (2010) çalışmasında, Gediz Havzası'nda 1950-2007 yılları arası yaşanan kuraklıkları SPI yöntemine göre analiz etmiş ve YSA yöntemiyle geleceğe yönelik kuraklık tahmininde bulunmuştur. 14 meteoroloji istasyonundan elde ettiği aylık yağış verilerini 1, 3, 6, 9, 12 ve 24 aylık dönemler için incelediğinde yağış eksikliğine bağlı olarak farklı derecelerde çok sık kuraklık yaşandığı sonucuna varılmıştır.

Piccarreta vd. (2004) çalışmalarında, İtalya'nın güneyinde bulunan Basilicata bölgesinde 1923-2000 yılları arasında 50 istasyondan elde edilen aylık, yıllık ve mevsimlik yağış verilerini kullanarak SPI yöntemi ve Parametrik Olmayan Mann Kendall testiyle incelemişlerdir. Çalışmanın sonucunda 50 istasyondan; 27 istasyonda yıllık yağışlarda azalma, 3 istasyonda artış gözlenmiştir, diğer istasyonlarda belirgin bir değişiklik olmamıştır. 1975'ten sonra kurak dönemlerin şiddeti oldukça fazla artmıştır.

Shukla ve Wood (2008), SRI ve SPI metodlarıyla California’da bulunan Feather Havzası’nda kuraklık analizi yapmışlardır. Çalışmanın sonucunda 1976-1977 ve 1987-1992 yıllarında şiddetli kuraklıkların yaşandığı ve 1995 yılında taşkın yaşandığı saptanmıştır. SRI yönteminin kuraklığın hidrolojik yanlarını göstermek için SPI yöntemine yardımcı bir tamamlayıcı olduğu saptanmıştır.

Yetmen (2013) çalışmasında, Türkiye’deki 133 istasyona ait 1975 ile 2008 yılları arasındaki aylık toplam yağış verilerini kullanarak SPI yöntemiyle kuraklık analizini yapmıştır. En uzun kurak dönemlerin yaklaşık 20 ay sürdüğü şiddetli kuraklığın yaşandığı belirgin dört dönemin olduğu saptanmıştır.

Asrari vd. (2012) çalışmalarında, İran’daki 40 istasyondan alınan aylık toplam yağış verilerini kullanarak Standart Yağış İndisi yöntemiyle 1967-2009 yılları arasında İran’da ortaya çıkan kuraklık olaylarını incelemişlerdir. Çalışmanın sonucunda ülkenin yaklaşık yarısında şiddetli ve çok şiddetli kuraklıkların yaşandığı belirlenmiştir.

Yacoub ve Tayfur (2017), Moritanya’nın Trarza bölgesinde NYY, CZI, SPI yöntemleriyle 1973-2013 yılları arasındaki aylık toplam yağış verilerini kullanarak 1, 3, 6 ve 12 aylık periyotlar için kuraklık analizi yapmışlardır. Çalışmanın sonucunda 1970’lerde ve 1980’li yılların başında şiddetli kuraklığın yaşandığı belirlenmiştir.

Patel vd. (2007) çalışmalarında, Hindistan’daki 160 istasyondan elde ettikleri aylık toplam yağış verileriyle 1981-2003 yılları arasında yaşanan kuraklığı SPI yöntemiyle analiz etmişlerdir. Çalışmanın sonucunda en şiddetli kuraklığın 1987 yılında yaşandığı belirlenmiştir.

Efe vd. (2013) çalışmalarında, Konya ve çevresinde 20 istasyondan elde edilen 1972-2013 yılları arasındaki aylık toplam yağış verilerini kullanarak SPI ve PNI yöntemiyle kuraklık analizi yapmışlardır. PNI yöntemine göre yaz aylarında kuraklığın sık yaşandığı SPI yöntemine göre istasyonların genelinde nisan ayının en kurak ay olduğu saptanmıştır.

Oğuztürk vd. (2014), 1950-2007 yılları arasında Kırıkkalede yaşanan kuraklığı 1, 3, 6, 9, 12 ve 24 aylık periyotlar için aylık toplam yağış verilerini kullanarak SPI yöntemiyle analiz etmişlerdir. Çalışmanın sonucunda Kırıkkale ilinde kritik kuraklıkların yaşandığı belirlenmiştir.

Edward (1997) çalışmasında, Amerika Birleşik Devletleri'nde SPI yöntemiyle kuraklığı tespit edebilmek için bölgede bulunan 1221 istasyondan 1911-1995 yılları arasındaki yağış verilerini baz alarak çalışmalarını yapmıştır. Çalışmanın sonucunda herhangi bir zaman aralığında bölgede şiddetli kuraklık yaşanmadığı zaman geçtikçe bölgede nemli dönemlerin artışı belirtilmiştir.

Abolverdi ve Khalili (2010), İran'ın güneybatısında 19 meteoroloji gözlem istasyonunun uzun yıllar aylık yağış serilerini kullanarak SPI yöntemi ile kuraklık analizini yapıp, L-Momentler yöntemiyle bölgeyi homojen alt havzalara ayırmışlardır. Alt havzaların her birinin en kurak ve en nemli istasyonlarını belirlemişlerdir.

Fidan (2011) çalışmasında, Doğu Akdeniz Bölgesi'nde SPI ile kuraklık analiz çalışması yapmıştır. Çalışmasında bölgede yer alan 58 adet istasyonun 1975-2009 seneleri arasındaki aylık yağış verilerini baz almıştır. 58 adet istasyonun tamamı için ayrı ayrı 1, 3, 6, 9, 12, 24 ve 48 ay süreli standartlaştırılmış yağış indekslerini tespit etmiştir. Kuraklığın süresini, kuraklığın şiddetini ve kuraklığın genliğini hesaplamıştır. Çalışmanın sonucunda bölgede %60-%85 arası hafif kuraklık, %12-%28 oranında orta şiddette kuraklık, %3-%17 oranında şiddetli kuraklık ve %14 oranında çok şiddetli kuraklık yaşanmıştır.

Çelik ve Gürsoy (2018), Mersin istasyonundan elde edilen 1965-2014 yılları arasındaki aylık toplam yağışlarla Mersin ilinde, Standartlaştırılmış Yağış İndisi (SPI) ve Normal Yüzde indeksi (PNN) ve Erinç Kuraklık İndisi yardımıyla aylık ve yıllık kuraklık analizi yapmışlardır. Çalışmanın sonucunda üç indisinde birbiriyle uyumlu olduğu, 2008 yılının tüm aylarında yağışlarda düşüşün yaşandığı ve 2009 yılının son 60 yılın en kurak yılı olduğu saptanmıştır.

Kumanlıoğlu ve Fıstıkoğlu (2019), Yukarı Gediz Havzası'ndaki Demirci, İçikler, Kula, Selendi, Uşak ve Gediz istasyonlarından elde ettikleri 1960-2017 arasındaki aylık toplam yağış verilerini kullanarak SPI yöntemiyle kuraklık analizi yapmışlardır.

Çalışmanın sonucunda kış mevsiminde yaşanan kuraklıkların yıllık kuraklıkları tetiklediği ve son dönemde yaşanan kuraklıkların süresinde ve şiddetinde artış gözlemlenmiştir.

Shah vd. (2015) çalışmalarında, Hindistan'ın Gujarat eyaletinin Surat bölgesinde 1971-2010 yılları arasındaki aylık yağış verilerini kullanarak SPI yöntemine göre kuraklık analizi yapmışlardır. 12 ay periyotlu SPI değerleriyle gerçekte meydana gelen kuraklıklar karşılaştırıldığında benzer değerler olduğu ve başarılı sonuçlar verdiği için tarımsal uygulamalarda kullanılması önerilmiştir.

Wang vd. (2014) çalışmalarında, Çin'deki 633 yağış istasyonunun 1961-2012 yılları arasındaki aylık toplam yağışlarını kullanarak SPI ve SPEI yöntemine göre kuraklık analizini yapmışlardır. Çalışmanın sonucunda Çin bölgesel bazda incelendiğinde kuzeybatısında bulunan Xinjiang bölgesinde kış mevsiminin yağışlı olduğu, Tibet Platosunun merkezinden başlayarak kuzeydoğusuna kadar 52 senelik veri setinde kuraklığın çok sık yaşanmadığı, Çin'in merkezinde ve güneybatısında ilkbahar ve sonbahar aylarında kuraklık yaşandığı saptanmıştır. Tüm ülke için genelleme yapıldığında 52 senelik veri setinde Çin'de kuraklık artışının bulunmadığı çok kurak bölgelerde ise son 52 yılda nemlilikte artış saptanmıştır.

Edossa vd. (2010), Etiyopya'da bulunan Awash Nehir Havzası'ndaki 30 istasyonun 1987 – 2000 yılları arasındaki verilerini kullanarak SPI yöntemi ile kuraklık analizi yapmışlardır. Çalışma sonucunda 3, 6 ve 12, aylık periyotlar için SPI değerlerini belirlemişlerdir. Çalışmanın sonucunda en şiddetli kuraklık 1998 yılında nisan, mayıs ve haziran aylarında yaşandığı belirlenmiştir.

Merkoci vd. (2013), Standartlaştırılmış Yağış İndeksi (SPI) metodu ile Arnavutluk bölgesinde yer alan ölçüm istasyonlarından 1951-2000 yılları arasındaki yağış verilerini kullanarak meteorolojik kuraklık analizi yapmışlardır. Uzun süreli yağış değerlerinin SPI yöntemine göre 1, 3 ve 6 aylık dönemler incelenmiş ve SPI 3'e göre her 10 yılda ortalama on kez şiddetli ve aşırı şiddetli kuraklık yaşandığı, SPI 6'ya göre Arnavutluk'un güneyinde aşırı şiddetli kuraklıklar yaşandığı sonucuna varılmıştır.

Al-Timimi ve Al-Jiboori (2013), Irak bölgesi için Standart Yağış İndeksi yöntemi ile 1980–2010 yılları arasındaki 39 yağış istasyonundan aylık toplam yağış verileriyle

kuraklık analizi yapmışlardır. Çalışmanın sonucunda Dohuk, Süleymaniye, Dokan ve Erbil istasyonlarının kuraklıktan diğer istasyonlara göre daha fazla etkilendiği ve 1983, 1998, 1999, 2000 ve 2008 yıllarının kuraklıktan en çok etkilenen yıllar olduğu belirlenmiştir.

Karabulut (2015) çalışmasında, Antakya-Kahramanmaraş'taki 1975-2010 arasında 4 meteoroloji istasyonundan aylık toplam yağış verilerini kullanarak SPI yöntemiyle kuraklık analizi yapmıştır. Çalışmanın sonucunda kuraklığın zaman içinde arttığı ve 1999-2002 arası en kurak dönem olduğu belirlenmiştir.

Başak (2017) çalışmasında, Aşağı Fırat Havzası'nda bulunan Şanlıurfa, Mardin, Adıyaman, Malatya, Elazığ illerinde 20 meteoroloji istasyonundan uzun süreli aylık toplam yağış verilerini kullanarak SPI yöntemiyle kuraklık analizi yapmış YSA yardımıyla kuraklık tahmini yapılmıştır. 3, 6, 9 ve 12 aylık zaman ölçeklerine göre tüm

Awchi ve Kalyana (2017), Kuzey Irak'taki 9 meteoroloji istasyonundan elde edilen 1937- 2010 yılları arasındaki aylık yağış verilerini kullanarak çeşitli periyotlar için (3,6,9ve 24 aylık) Standart Yağış İndisi (SPI) değerlerini hesaplamışlardır. Söz konusu, istasyonlara ait kuraklık karakteristikleri (kuraklık genliği, süresi ve şiddeti) ve bunların birbirleri ile olan ilişkileri belirlenerek ilde farklı zaman dilimlerinde meydana gelen kuraklıklar incelenmiş ve değerlendirilmesi yapılmıştır. Çalışma yapılan bölgede ortalama 10 yılda bir şiddetli kuraklık yaşandığı ve en şiddetli kuraklıkların 1997-2001 ve 2006-2010 yılları arasında meydana geldiği sonucuna ulaşılmıştır.

Özfidaner ve Topaloğlu (2020), kuraklığın yaygın olarak gözlemlendiği İç Anadolu Bölgesi'nde SPI ile kuraklık analiz çalışması yapmıştır. Çalışmasında bölgede yer alan Siirt, Gaziantep ve Siverek istasyonlarından elde edilen 40 senelik aylık yağış verilerini baz alarak 1 ve 12 aylık SPI değerleri belirlemiştir. SPI 1'e göre %52-%71 arası normal kuraklık, %16-%48 arasında şiddetli kuraklık ve yalnızca Gaziantep istasyonunda %8 oranında çok şiddetli kuraklık yaşanmıştır SPI 12'ye göre %80-%88 oranında normal kuraklık, %12-%20 arasında şiddetli kuraklık yaşanmıştır

Kuzay ve Tombul (2020), Akarçay Havzası ve Van Gölü Havzası'nda 1901-2015 yılları arasında bölgede yaşanan kuraklıkları SPI yöntemine göre analiz etmiş ve Theil-

Sen Eđim Tahmincisi Testi ile trend belirlemiřlerdir. alıřmanın sonucunda Akaray Havzası'nın doęusunda ve gúneyinde kuraklıđın artıđı, kuzeyinde ise nemlilikte artıř; Van Gúlü'nün genelindeyse kuraklıđın artıđı saptanmıřtır.

Beden vd. (2019), SPI ve PNI yöntemlerini kullanarak Samsun meteoroloji istasyonundan 1960-2015 arasındaki aylık toplam yađıř verilerini kullanarak kuraklık analizi yapmıř ve Mann-Kendall yöntemiyle geleceęe yönelik kuraklık tahmini yapmıřlardır. Bölgede her iki yönteme göre de normal ve normale yakın kuraklık belirlenirken Mann-Kendall yöntemine göre SPI ve PNI deđerlerinin artan yönde eđilim gösterdiđi sonucuna varılmıřtır.

Gúngen (2019) alıřmasında, Türkiye'nin Güneydoęu Anadolu Bölgesi'nde SPI ile kuraklıđı tespit edebilmek için bölgede bulunan řırnak, Mardin, Batman, Diyarbakır, Gaziantep, Siirt, řanlıurfa, Kilis ve Adıyaman istasyonların 1970-2017 yılları arasındaki aylık toplam yađıř verilerini baz alarak alıřmalarını yapmıřtır. Kuraklıđı 3, 6, 12 ve 24 aylık periyotlar için analiz etmiřtir. alıřmanın sonucunda bölgenin tamamında 1973, 1988, 1989, 2008 ve 2009 yıllarında 3,6,12 ve 24 aylık SPI'ların uç deđerlere ulařtıđı, řanlıurfa, Mardin ve Kilis için uzun dönem SPI serilerinde řiddetli ve ok řiddetli kuraklıklarda artıř, řırnak ve Gaziantep'te ise kuraklıkların azalma eđiliminde olduđu saptanmıřtır.

2.2 Destek Vektör Makineleri İle Yapılan alıřmalar

Sarikaya (2009) alıřmasında, 126 bilgisayarlı akciđer tomografisinden akciđer kütlelerinin kanserli olup olmadıđını sınıflandırmak amacıyla Destek Vektör Makineleri yöntemini kullanmıřtır. alıřmanın sonucunda dalgacık dönüşümüyle filtreleme yaptıktan sonra DVM ile %76.74 sınıflandırma doęruluđuna eriřmiřtir.

Li vd. (2006), dalgacık bazlı göstergeler ve genetik algoritma ile finansal zaman serisi tahmini yapmıř ve dalgacık dönüşümünün tahmin performansını %20'ye kadar artırdıđını saptamıřtır.

Erdal (2011) alıřmasında, destek vektör makineleri yöntemi ile tahmine dayalı modelleme konusunu iřlemiřtir. alıřmada, Türkiye'de Ocak 1991/Ađustos 2008 dönemine ait (210 ay) 21 ana imalat sanayi aylık sektörel kapasite kullanım oranları tahmini yapılmıřtır. Ardından kurulan modellerle Ocak 2007/Aralık 2010 dönemine

ait (48 ay) 21 ana imalat sanayi aylık sektörel kapasite kullanım oranları öngörüsü yapılmıştır. Çalışma kapsamında Türkiye Kalkınma Bankasının kredi tahsisi değerlendirmesinde bulunduğu 11 firma için uygulama yapılmıştır. Elde edilen sonuçlar yapay sinir ağları ve vektör oto regresyon yöntemleriyle karşılaştırılmıştır. Üç farklı değerlendirme kriteri açısından sektörel ve toplu analizlerin tümünde DVM'nin YSA ve VOR'dan daha iyi sonuçlar verdiği tespit edilmiştir.

Üstüner (2013) çalışmasında, Ege Bölgesi'nde tarım arazileri ile kaplı alanda mısır (I,II ve III evre), pamuk (iyi, orta, zayıf), toprak (ıslak, nemli, kuru), çayır ve mera alanı, yerleşim alanı ve su yüzeyi olmak üzere on iki farklı sınıf ile tarım arazilerinin belirlenmesinde uydu görüntüleriyle DVM yönteminde kullanılan dört farklı kernel fonksiyonunu test etmiştir. Çalışmanın sonucunda en yüksek sınıflandırma doğruluğu kernel polinom fonksiyonu olduğu saptanmıştır.

Körlü (2019) çalışmasında, Hatay Reyhanlı bölgesinde DSİ rasat kuyusundan elde edilen 2000-2015 yılları arasındaki yeraltı su seviyesi aylık ölçüm değerleri ile bölgenin aylık ortalama yağış ve sıcaklık verilerini kullanarak yeraltı suyu seviyesi tahmini yapmıştır. Tahminde Çoklu Lineer Regresyon (ÇLR), Adaptif Neural Bulanık Çıkarım Sistemi (ANFIIS), Radyal Temelli Çekirdek Fonksiyonlu Destek Vektör Makineleri (DVM-RBF) ve Poli Çekirdek Fonksiyonlu Destek Vektör Makineleri (DVM-PK) yöntemleri kullanılmıştır. Bölgenin yeraltı su seviyesi tahmininde DVM modellerinin ÇLR ve ANFIS modellerinden daha iyi sonuç verdiği belirlenmiştir.

Altıntop (2016) çalışmasında, geliştirilen ham ve dalgacık modellerin BIST 100 borsa indeksi üzerindeki tahmin performansları ölçülerek dalgacık dönüşümünün destek vektör makinelerinin tahmin performansına etkisi incelenmiş ve dalgacık dönüşümünün destek vektör makinelerinin tahmin performansını belirgin şekilde artırdığını saptanmıştır.

Tolun (2008) çalışmasında, Türkiye'de 1995-2001 yıllarında faaliyet gösteren 37 özel sermayeli ticaret bankasının başarısızlıkları üzerine Yapay Sinir Ağları ve Destek Vektör Makineleri yöntemiyle tahminde bulunmuştur. Çalışmanın sonucunda, Destek Vektör Makineleri yönteminin banka başarısızlığı tahmininde ve sonuçların tutarlılığında daha başarılı olduğu tespit edilmiştir.

Ramazanov (2020) çalışmasında, Türkiye'deki 16 yaş ve üzeri fertlerin elektronik ticaret kullanım sürelerini destek vektör makineleri ve karar ağaçları yöntemleriyle karşılaştırmalı analiz etmiştir. Çalışmanın neticesinde destek vektör makineleri yönteminin karar ağaçlarına göre daha iyi sonuçlar verdiği gözlenmiştir.

Karaeminoğulları (2020) çalışmasında, 2011-2017 yılları arasında Nebraska eyaleti Omaha istasyonunda ölçülen nehir debisi, hava sıcaklığı, yağış gibi hidro-meteorolojik parametreler kullanarak Missouri nehrinde katı madde miktarı tahmininde bulunmuştur. Tahmin yöntemlerinde katı madde anahtar eğrisi (KMAE), radyal taban fonksiyonlu destek vektör makineleri (DVM-RTF), polinom çekirdek fonksiyonlu destek vektör makineleri (DVM-PÇF) ve genelleştirilmiş regresyon yapay sinir ağı (GRYSA) kullanmıştır. Çalışmanın sonucunda Destek Vektör Makineleri, olayın doğrusal olmayan boyutunu da değerlendirdiği için diğer yöntemlere göre daha iyi sonuçlar verdiği tespit edilmiştir.

Tekin (2013) çalışmasında, İstanbul Menkul Kıymetler Borsası Ulusal 100 endeksi hareket yönü tahmini için Destek Vektör Makineleri yöntemini kullanmıştır. Çalışmada 03.04.1995-19.03.2012 arası dönemdeki toplam 4226 adet veri günlük, aylık ve haftalık veri setleri şeklinde düzenlenip her veri seti için dört model oluşturulmuştur. Oluşturulan 12 model içerisinde Haftalık Model-1 %70 oranla en başarılı sonucu vermiştir.

Şengören (2019) çalışmasında, Borsa İstanbul'da (BİST) işlem gören 75 şirketin 2016-2017 yılları arasındaki finansal işlemlerinden yararlanarak Lojistik Regresyon ve Destek Vektör Makineleri yöntemiyle mali başarı ve başarısızlık tahmini yapmıştır ve bu iki modeli karşılaştırmıştır. Her üç yıl için geçerli olmak üzere DVM modelinin tahmin oranı LR modeline göre daha başarılı olduğu gözlenmiştir.

Yakut vd. (2014), yapay sinir ağları ve destek vektör makineleri yöntemiyle BİST endeksinin başarılı bir tahminin yapılıp yapılamayacağını araştırmışlardır. Çalışmada BİST endeksinin üç gün öncesine kadar değerleri, 2005-2012 yılları arasındaki Amerikan dolar kuru, gecelik faiz oranı, Japonya Borsası, Brezilya Borsası, Almanya Borsası, İngiltere Borsası, Fransa Borsası, borsa endeks değerleri kullanılarak, destek vektör makinelerive yapay sinir ağları yöntemiyle BİST endeks değerlerinin tahmin edilebileceği gösterilmiştir.

Güner vd. (2011) çalışmalarında, mühendislik öğrencilerinin matematik 1 dersindeki başarılarını destek vektör makinelerini kullanarak tahmin etmişlerdir. 2007 yılında Pamukkale Üniversitesi mühendislik fakültesine başlayan 434 öğrencinin üniversiteye giriş sınavındaki matematik, Türkçe, fen bilimleri sonuçlarıyla lise mezuniyet başarı puanları kullanılarak matematik 1 dersindeki başarıları tahmin edilmiş ve tahmin %86 oranında başarı sağlamıştır.

Filiz vd. (2017), BIST-100 endeksi getirisinin hareket yönünü destek vektör makineleri ve lojistik regresyon yöntemiyle tahmin etmişlerdir. Destek vektör makineleri yöntemiyle %86, lojistik regresyonla ise %75 doğru sonuçlar elde edilmiştir. Destek vektör makinelerinin daha etkin kullanılması öngörülmüştür.

Demirci vd. (2019), ABD’de bulunan Stony Brook nehrindeki 731 günlük yağış, akış ve sıcaklık verilerini kullanarak modeller oluşturmuşlardır. Bu verileri destek vektör makineleri ve M5 karar ağacı yöntemlerinde girdi olarak kullanıp yağış akış ilişkisini tahmin etmişlerdir. Elde edilen sonuçlarla gerçek ölçüm sonuçları karşılaştırıldığında başarılı tahminlere erişmişlerdir.

Gençoğlu ve Kaynaklı (2016), Türkiye’deki uzun dönem elektrik arızası tahmini için polinom regresyon analizi (PR) ve destek vektör makineleri regresyon (DVMR) yöntemini kullanmışlardır. Çalışmanın sonucunda destek vektör makinesi %0.0004 hata verirken polinom regresyon analiz %0.64 hata vererek destek vektör makinelerinin Türkiye’deki elektrik arızalarının tahmininde daha güvenilir olduğu tespit edilmiştir.

Çelik vd. (2014) maden ocağından elde edilen sismik darbe verilerini kullanarak depremin önceden tahmin edilmesi üzerine çalışmışlardır ve elde edilen verileri yapay sinir ağları ve destek vektör makineleri yöntemiyle sınıflandırmışlardır. Yapılan sınıflandırmada erken tahmin sonuçları yapay sinir ağlarında %83 oranında doğruluk sağlarken destek vektör makineleri %91 oranında erken tespit ederek daha başarılı olmuştur.

Başakın vd. (2019) çalışmalarında, makine öğrenmesi yöntemleriyle Kayseri ilinde geleceğe yönelik kuraklık tahmininde bulunmuşlardır. Çalışmada Kayseri ilinin 116 senelik Palmer Kuraklık Şiddeti İndeksi (PDSI) değerleri destek vektör makineleri

(DVM) ve K-en yakın komşular (KNN) algoritmaları kullanılarak modellenmiş ve gelecekteki PDSI değerleri tahmin edilmiştir. Sonucunda hidrolojik problemlerin çözümünde makine öğrenimi yöntemlerinin büyük katkı sağladığı saptanmıştır.

Peker vd. (2017) araştırmalarında, binalarda ısıtma soğutma yüklerini regresyon tabanlı makine öğrenmesi algoritmalarıyla tahmin etmeyi amaçlamışlardır. Çalışmada sekiz giriş değeri (nispi yoğunluk, yüzey alanı, duvar alanı, çatı alanı, toplam yükseklik, yönlendirme, cam alanı ve cam alanı dağılımı) ve iki çıkış değeri (ısıtma yükü (HL), soğutma yükü (CL)) olan bir veri setinin Destek Vektör Makinesi (SVM) Regresyonu, Doğrusal Regresyon, Rasgele Orman Regresyonu ve En Yakın Komşu Regresyonu ile modellemişlerdir

Daş vd. (2019) çalışmalarında, Sinop ve Adıyaman illerinin 2008-2017 yılları arasındaki rüzgar enerjisi potansiyeli Devlet Meteoroloji Müdürlüğü'nden elde edilen verilere dayanarak istatistiksel olarak analiz etmişlerdir. Analiz sonucunda rüzgar gücü yoğunluğu değerleri için destek vektör makinesi regresyonuyla tahminsel model oluşturulmuştur. DVM regresyonunda polinom kernel, normalize polinom kernel, radyal tabanlı fonksiyon (RBF) kernel ve pearson VII (PUK) kernel modelleri kullanılmıştır. En iyi tahminin polinom kernel modeli olduğu saptanmıştır.

Saçlı (2020) çalışmasında, Marmara Bölgesi'nde bulunan bir ile ait 2016-2017 arasındaki elektrik enerjisi dağıtım şebekesinde kısa dönem yük tahmini yapmıştır. ARIMA (Oto-regresif bütünleşik hareketli ortalama), destek vektör makineleri, destek vektör regresyonu, KNN (En yakın K Komşu) ve karar ağacı regresyonu algoritmaları tahmin yöntemleri olarak kullanılmıştır. Tahmin sonucunda en iyi yöntem %3.57 oranında destek vektör regresyonu ile sağlanmıştır.

Duman (2013) çalışmasında, destek vektör makineleri yardımıyla invaziv EEG verilerinden epileptik nöbet tahmini yapmıştır. Çalışmanın sonucunda 87 nöbetin 73'ü yaklaşık 35-38 dakika önce tespit edilmiştir.

Meral (2013) çalışmasında, Türkiye'deki enerji santrallerinde doğal gaz tüketiminin destek vektör regresyon ile tahmin edilmiştir. Çalışmada kullanılan veriler Türkiye Enerji Piyasası Düzenleme Kurumu ve Enerji İşleri Genel Müdürlüğünden 2013-2018 yıllarını kapsayacak şekilde temin edilerek Mayıs-Aralık 2018 ayları için Türkiye'deki enerji santrallerinin doğalgaz tüketim tahminleri yapılmıştır.

Kara vd. (2010) çalışmalarında, günlük BİST-100 endeksinin hareket yönünü yapay sinir ağları ve destek vektör makineleri (DVM) yöntemlerini kullanarak tahmin etmişlerdir.

Jireng vd. (2011), konut fiyatlarını tahmin etmek için genel algoritma ve destek vektör makineleri yöntemini kullanmışlardır. Çalışmanın sonucunda genel algoritma ve destek vektör makineleri melezinin, grid algoritmasına kıyasla daha az zamanda daha iyi performans gösterdiği saptanmıştır.

Luo vd. (2011) çalışmalarında, en küçük kareler destek vektör makineleriyle vadeli fiyat tahmininde bulunmuşlardır. Çalışmanın sonucunda vadeli işlem fiyatı için mükemmel tahmin sonuçlarına ulaşılmıştır.

Zhang vd (2011), California'daki elektrik fiyatlarının tahminini zaman serisi ve en küçük kareler destek vektör makineleri yöntemiyle yapmışlardır. Çalışmanın sonucunda tahmin verileriyle gerçekte ki sonuçlar tatmin edici derecede doğru saptanmıştır.

Khashman ve Nwulu (2011), destek vektör makineleriyle ham petrol fiyatlarının tahminini yapmıştır. Çalışmada 24 yıllık West Texas Intermediate (WTI) elde edilen verilerle ham petrolün fiyatını etkileyen temel ekonomik değerleri girdi ham petrol fiyatını ise çıktı olarak kullanılmıştır. DVM yöntemiyle yapılan ham petrol fiyatı tahminlerinin yüksek derecede doğru olduğu saptanmıştır.

Guo-giang (2011) çalışmasında, hisse senedi tahmini için destek vektör makineleri yöntemini kullanmıştır. Çalışmanın sonucunda destek vektör makinesine dayalı hisse fiyatı modelinin hisse senedinin üçüncü gün kapanış fiyatını kesin olarak tahmin edilebileceği gözlenmiştir.

Liu vd. (2011) çalışmalarında, destek vektör makineleri yöntemiyle piyasa fiyatlarının tahmininde bulunmuşlardır. Çalışmada geçmişte yapılan piyasa işlemlerinin verilerini kullanarak destek vektör makineleriyle geleceğe yönelik yapılan tahminlerde sonuçlar %92.29 doğru bulunmuştur.

Wen vd. (2010) çalışmalarında, destek vektör makineleri yöntemiyle Çin’de tahıl fiyatı erken uyarı modeli oluşturmuşlardır. Çalışmanın sonucunda, destek vektör makinelerinin tahıl fiyatını tahmin etmede yüksek derecede doğrulukla kullanılabileceği kanıtlanmıştır.

Fang ve Lu (2010), Şangay lisans müzayede fiyat modellerinin tahminini destek vektör makineleri yöntemiyle yapmışlardır. Çalışmanın sonucunda DVM, Şangay lisans ihalesinin miktarı ve fiyatı arasındaki ilişki için iyi modelleme kabiliyetine sahip olduğunu göstermektedir.

Yan-Gao ve Guangwen (2009), genetik algoritma ile eğitilen destek vektör makineleri ile elektrik fiyatlarının tahmini üzerine araştırma yapmışlardır. 1996-2007 yılları arasındaki Çin’deki ulusal elektrik fiyatı verileri kullanılarak GA-SVM modelinin tahmin performansını incelenmiştir. Çalışmanın sonucunda GA-SVM algoritmasının, radyal temel işlevli sinir ağından (RBFNN) daha iyi tahmin doğruluğuna sahip olduğunu tespit edilmiştir.

Kavzoğlu ve Çölkese (2009), Türkiye’nin Gebze ilçesinin arazi örtüsü sınıflandırması için Landsat ETM + ve Terra ASTER görüntüleri kullanarak destek vektör makineleri yöntemini kullanmışlardır. Çalışmanın sonucu, uzaktan algılanan görüntülerin sınıflandırılmasında DVM’lerinin etkinliğini ve sağlamlığını doğrulamaktadır.

Petropoulos vd. (2012) çalışmalarında, Akdeniz arazi örtüsü sınıflandırması amacıyla YSA ve DVM sınıflandırma yöntemlerini Hyperion hiperspektral görüntüsü üzerinde test ederek karşılaştırmalı analizler yapmışlardır. Çalışmanın sonucunda destek vektör makinelerinin yapay sinir ağlarından daha iyi performans gösterdiği gözlenmiştir.

Kim (2003) çalışmasında 1989-1998 yılları arasında Kore Borsası (KOSPI) endeksinin 2928 günlük verilerini kullanarak destek vektör makineleri ve yapay sinir ağları yöntemleriyle endeksin yönünü tahmin etmiştir. Çalışmanın neticesinde YSA tahmininde %54.73 oranında doğruluk gözlenirken DVM yönteminin tahmin sonucu %57.83 olarak hesaplanmıştır.

Özdemir vd. (2011) çalışmalarında, İMKB-100 endeksi getirisinin hareket yönü, hem lojistik regresyon hem de destek vektör makineleri kullanılarak tahmin edilmiş ve ikili bir sınıflandırmayı kolaylaştırma yeteneklerinden yararlanılmıştır. Çalışmada 1997-2010 yılları arasındaki aylık veriler kullanılmıştır. Lojistik regresyon ve destek vektör makineleri yöntemlerinin modelleme ve uzatma setleri için doğru sınıflandırma oranı sırasıyla % 75 ve % 86 olarak elde edilmiştir. Destek vektör makinelerinin hisse senedi getirilerini tahmin etmede yatırımcılar ve araştırmacılar tarafından alternatif bir yöntem olarak daha etkin bir şekilde kullanılabileceği belirtilmiştir.

Yakut (2012) çalışmasında, Borsa İstanbul'da işlem gören sanayi işletmelerinin finansal başarı ve başarısızlıklarını tahmini etmek amacıyla veri madenciliğinde sınıflama metodu olarak kullanılan C5.0, YSA ve Destek Vektör Makineleri (DVM) yöntemlerini kullanılmıştır. Çalışmada 2002-2010 yılları arasındaki verileri kullanarak 2010 yılına ait işletme başarılarını tahmin etmiştir.

Demren (2011) çalışmasında, İstanbul Avrupa Yakası için yapay sinir ağları ve destek vektör makineleri yöntemlerini kullanarak orta dönem yük tahmini yapmıştır. Çalışmada 2006-2009 yılları arasındaki verileri kullanılarak 2010 yılı nisan ayının puant yük değeri tahmin edilmiştir. Bulunan sonuçlarla gerçek değerler karşılaştırıldığında DVM algoritmasının YSA modeline oranla daha başarılı olduğu ve DVM'nin orta dönem yük tahmininde doğruluk oranının oldukça yüksek olduğu belirlenmiştir.

Hipni vd. (2013) çalışmalarında, uyarlamalı ağ tabanlı bulanık çıkarım Sistemi (ANFIS) ve destek vektör makineleri (DVM) yöntemiyle baraj su seviyesini tahmin etmiştir. Çalışmanın sonucundan DVM'nin ANFIS'e göre daha başarılı sonuçlar verdiği belirtilmiştir.

Zhoua vd. (2016) çalışmalarında, Çin'deki Three Gorges Rezervuarı'ndaki heyelanı destek vektör makineleri yöntemiyle tahmin etmeyi amaçlamışlardır. DVM modelini, yağış dönemlerine, rezervuarın değişim periyoduna ve geçmiş dönemlerin yer değiştirmelerine dayanarak periyodik yer değiştirmeyi öngörmek için önermişlerdir. Çalışmanın sonucunda DVM modeliyle ölçülen değerlerle gerçekte ki sonuçlar karşılaştırılmış ve modelin başarılı olduğu belirlenmiştir.

Üneş vd. (2017) çalışmalarında, St. Johns, Florida, ABD hava istasyonundan elde ettikleri 385 günlük güneş radyasyonu, hava sıcaklığı, rüzgar hızı ve bağıl nem gibi meteorolojik parametreleri kullanarak DVM ve Hargreaves-Samani formülünü karşılaştırıp buharlaşmayı tahmin etmişlerdir. Çalışmanın sonucunda günlük buharlaşma tahmini için DVM yönteminin daha başarılı sonuçlar verdiği saptanmıştır.

Yang vd. (2019), Çin'de bulunan üç boğaz rezervuar alanında yaygın olarak ölçülen meteorolojik parametreleri kullanarak aylık tava buharlaşması tahmininde destek vektör makineleri (DVM) yöntemini kullanmışlardır. Çalışmanın sonucunda DVM yönteminin tava buharlaşmasını tahmin etmede diğer yöntemlere göre daha başarılı olduğu belirlenmiştir.

Ghose vd. (2019), Hindistan'daki 48 yıllık yağış verilerini elde ederek yapay sinir ağları (YSA) ve destek vektör makineleri (DVM) yöntemlerini kullanarak yağış tahminlerinde bulunmuşlardır ve bu iki modeli karşılaştırmışlardır. Çalışmanın sonucunda DVM hem test aşamasında hem de eğitim aşamasında YSA modeline göre daha tutarlı sonuçlar vermiştir.

Moeini vd. (2019), İran'da bulunan Zayandehroud baraj rezervuarına giriş tahmini yapmak için yapay sinir ağı ve destek vektör makineleri yöntemini kullanmışlardır. Çalışmanın sonucunda DVM yönteminin sonuçları YSA modeline göre daha doğru tahminler yapmıştır.

Allawi vd. (2019) çalışmalarında, radyal temel fonksiyonlu yapay sinir ağının (YSA-RTF) ve destek vektör makinesi (DVM) yöntemlerini kullanarak Malezya'nın Johor Nehri'ndeki Layang Rezervuarı'ndaki tropikal bir alan için buharlaşma oranını tahmin etmişlerdir. Çalışmanın sonucunda DVM modelinin YSA modelinden daha iyi bir performans gösterdiği belirtilmiştir.

Li vd. (2019) çalışmalarında, Çin’de bulunan üç havzada YSA ve DVM yöntemiyle akış tahmini yapmışlardır ve her iki modelinde performansı karşılaştırmışlardır. Çalışmanın sonucunda her iki modelin de nemli ve yarı nemli alanlarda iyi performans gösterdiği ve SVM'nin tüm havzaların akış simülasyonunda genellikle YSA'dan daha başarılı performans gösterdiği belirlenmiştir

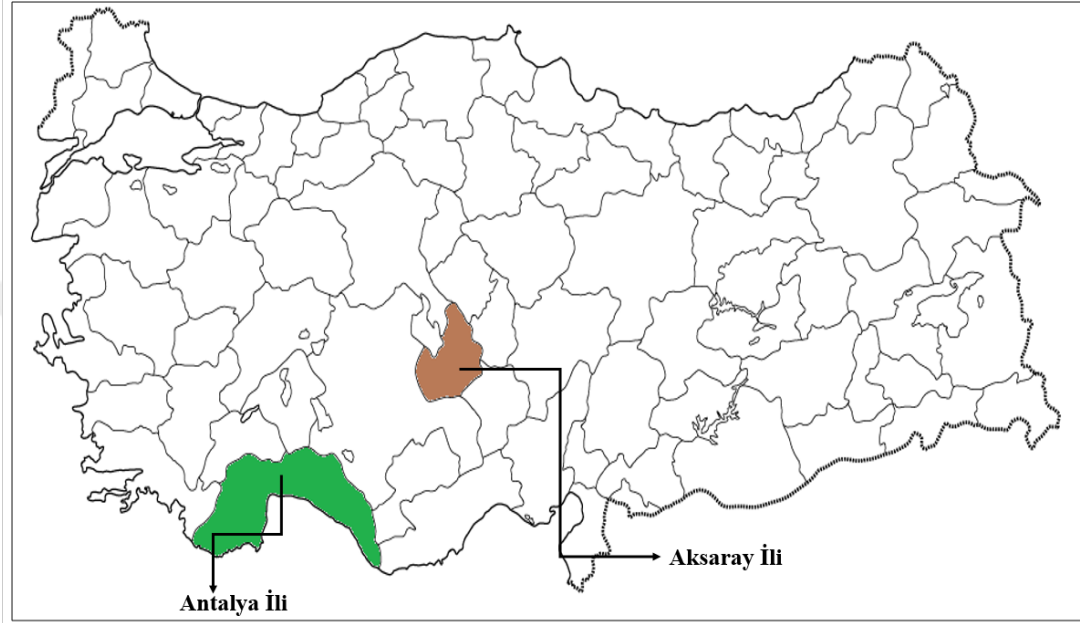
Kalteh (2013) çalışmasında, Kuzey İran'daki Kharjgil ve Poneh istasyonlarının aylık nehir akışı verilerini kullanarak dalgacık dönüşümüyle birleştirilmiş yapay sinir ağı (YSA) ve destek vektör regresyon (DVR) modelleriyle geleceğe yönelik aylık nehir akımı tahmini yapmıştır. Çalışmada her iki modelin normal YSA ve DVR modellerini bulup dalgacık dönüşümüyle birleştirilmiş YSA ve DVR modelleriyle karşılaştırmıştır. Çalışmanın sonucunda dalgacık dönüşümüyle birleştirilmiş YSA ve DVR modelleri normal modellerden daha başarılı çıkmıştır. Dalgacık dönüşümüyle birleştirilmiş YSA ve DVR modelleri incelendiğinde ise DVR modellerinin YSA’ya göre daha iyi performans gösterdiği saptanmıştır.

Chiu ve Chen (2009), genetik algoritma (GA) ve destek vektör makineleri (DVM) yöntemleriyle Ocak 2003 - Aralık 2004 arasındaki toplam 714 veriyi kullanarak Tayvan Borsa’sının hareket yönünü tahmin etmişlerdir. Çalışmanın sonucunda DVM’nin tahmin yeteneği GA’dan daha tutarlı bulunmuştur.

3. MALZEME VE YÖNTEM

3.1 İstasyonların Özellikleri

Akdeniz bölgesinde en fazla yağış alan Antalya istasyonu ile İç Anadolu Bölgesi'nde en az yağış alan istasyonlardan olan Aksaray istasyonu ele alınmıştır (Şekil 3.1).



Şekil 3.1. Antalya ve Aksaray İlının Türkiye'deki konumu.

Antalya; Türkiye'nin güneybatısında 29° 20'-32° 35' doğu meridyenleri ile 36° 07'-37° 29' kuzey paralelleri arasında yer alan 20.815 km² yüzölçümüne sahip ilin %77.8'i dağlık, %10.2'si ova, %12'si ise engebelerdir. Güneyinde Akdeniz ve kuzeyinde denize paralel uzanan Toroslar ile çevrili olup, doğusunda İçel, Konya ve Karaman, kuzeyinde Isparta ve Burdur, batısında Muğla illeri ile komşudur. 19 ilçesi, 900'den fazla mahallesi bulunmaktadır (URL-3).

Aksaray; 33-35 derece doğu meridyenleri ile 38-39 derece kuzey paralelleri arasında yer alan 7626 km² yüzölçümüne sahip olan ilin 5713 km²'si tarım arazisi, çayırılık, otlaklar ve meralardan oluşur ve denizden ortalama 980 metre yükseklikte yarı-kurak iklim kuşağında olan bir Orta Anadolu ilidir. Doğusunda Nevşehir, Güneydoğusunda Niğde, Batısında Konya ve Kuzeyinde Ankara ile Kuzeydoğusunda Kırşehir ili bulunur. Aksaray'ın 8 ilçesi, 192 köy ve kasabası bulunmaktadır (URL-4).

3.2 Standart Yağış İndisi (SPI)

McKee vd. tarafından ilk kez 1993 yılında kuraklığı tanımlamak ve izlemek amacıyla geliştirilen bu yöntem yalnızca yağış verilerinin kullanılması sebebiyle dünyada kuraklığın izlenmesinde en yaygın kullanılan yöntemlerden biridir.

SPI, belirli bir zaman diliminde, yağışın ortalamadan olan farkının standart sapmaya bölünmesi ile elde edilen değerdir (McKee vd., 1993)(Eşitlik 3.1).

$$SPI = (X_{ij} - X_{im})/\sigma \quad (3.1)$$

Bu eşitlikte;

SPI : Standart Yağış İndisi,

X_{ij} : i. yağış istasyonundaki j. gözlemdeki aylık yağışı,

X_{im} : Uzun dönemli yağış ortalaması,

σ : Standart sapmadır.

Genellikle, yağış serisi normal olmayan bir dağılıma sahiptir. Gerçekte indisin hesaplanması yağışın 12 ay ve daha az periyotlarda normal dağılıma uymaması nedeniyle karmaşıktır ve bu yüzden yağış dizileri öncelikle normal dağılıma uygun hale getirilir. Sonuçta elde edilen SPI değerleri yağış eksikliği ile lineer olarak artan ve azalan bir eğilim gösterir. SPI değerlerinin normalize edilmesi sonucu, seçilen zaman dilimi içerisinde hem kurak ve hem de nemli dönemler aynı şekilde temsil edilmiş olur. SPI değerleri dikkate alınarak yapılan bir kuraklık değerlendirilmesinde indisin sürekli olarak negatif olduğu zaman periyodu “kurak dönem” olarak tanımlanır. Indisin sıfırın altına ilk düştüğü ay kuraklığın başlangıcı olarak kabul edilirken, indisin pozitif değere yükseldiği ay kuraklığın bitimi olarak değerlendirilir (McKee vd., 1995). Bu yöntemle göre kurak ve nemli dönemlerin sınıflandırılması, Çizelge 3.1’de gösterilmiştir (Bordi ve Sutera, 2004).

Çizelge 3.1. Kurak ve nemli dönemlerin sınıflandırılması.

SPI Değerleri	Sınıflandırma
$2 \leq$	Çok şiddetli nemli
1.5-1.99	Çok nemli
1.0-1.99	Orta derece nemli
(-0.99)-0.99	Normal
(-1.0)-(-1.49)	Orta şiddetli kurak
(-1.5)-(-1.99)	Şiddetli kurak
$-2 \geq$	Çok şiddetli kurak

SPI değerlerinin hesaplanmasında; en az 30 yıllık kesintisiz periyoda sahip aylık yağış dizileri hazırlanır. Yağış eksikliğinin farklı su kaynaklarına etkisi dikkate alınarak indislerdeki değişimlerin gözleneceği 3, 6, 12, 24 ve 48 aylık gibi farklı zaman dilimleri belirlenir. Bu zaman dilimleri yağıştaki eksikliğin kullanılabilir su kaynaklarına olan etkisinin ne kadar sürede hissedilebileceği gibi subjektif bir mantığa göre seçilmiştir. Örneğin; Yağışlardaki anormallikler kısa dönemde toprak neminde hissedilebilirken; yeraltı suyu, akarsu ve su biriktirme haznesi, baraj ve gölet gibi su depolama tesisleri uzun dönem yağış anormalliklerini yansıtır. Bunun için zirai faaliyetler yönünden kısa ve orta dönem yağış seyrinin takibinde 3-6 aylık SPI sonuçları, yeraltı suyu, yüzey suyu veya hazne seviye değişimlerinin takibi için ise daha uzun dönem SPI sonuçlarının (12-24-48 aylık SPI) kullanılması önerilmektedir. Her zaman dilimindeki veri dizileri kayan bir özellikte olup o ayın indis değeri önceki ayların değerlerine göre belirlenir. Daha sonra her veri seti gama dağılımına uydurulur ve böylece gözlenmiş yağış olasılıkları tanımlanır (Kömüşçü vd., 2003).

Thom (1958) Gama dağılımının iklimsel yağış serilerine en uygun dağılım olduğunu belirlemiştir. Gama dağılımı, dağılım frekansı veya olasılık yoğunluk fonksiyonu ile tanımlanmaktadır.

Gama dağılımı frekansı $g(x)$ aşağıdaki gibi bulunur.

$$g(x) = \frac{1}{\beta^\alpha \Gamma(\alpha)} x^{\alpha-1} e^{-\frac{x}{\beta}} \quad x, \alpha, \beta > 0 \quad (3.2)$$

α : Şekil parametresi, β : Ölçek parametresi, x : Yağış miktarı (mm), $\Gamma(\alpha)$: Gama fonksiyonudur.

$$\Gamma(\alpha) = \int_0^\infty y^{\alpha-1} e^{-y} dy \quad (3.3)$$

Standart Yağış İndisi aylık yağış toplamaları verilmiş olan bir istasyonda frekans dağılımına Gama yoğunluk fonksiyonu uydurulması üzerine kuruludur. Gamma yoğunluk fonksiyonunun α ve β parametreleri uygulama yapılan her istasyon ve periyot için tahmin edilir. Thom (1966), α ve β tahmininde kullanılacak maksimum olasılık çözümleri aşağıdaki gibi hesaplanır.

$$\alpha = \left(\frac{1}{4A} \left(1 + \sqrt{1 + \frac{4A}{3}} \right) \right) \quad (3.4)$$

$$\beta = \frac{\bar{x}}{\alpha} \quad (3.5)$$

$$A = \ln(\bar{x}) - \frac{\sum \ln(x)}{n} \quad (3.6)$$

n : Yağış gözlemlerinin sayısıdır.

Mevcut verilerden elde edilen bu olasılık tanımlamaları bir istasyondaki belirli zaman ölçekleri için yağışın kümülatif olasılık yoğunluk fonksiyonunu oluşturmak amacıyla bulunur. Bu durumda kümülatif olasılık aşağıdaki şekilde tanımlanır.

$$G(x) = \int_0^x g(x)dx = \frac{1}{\beta^\alpha \Gamma(\alpha)} \int_0^x x^{\alpha-1} e^{-x/\beta} dx \quad (3.7)$$

Gama fonksiyonu $x=0$ için tanımsızdır ve yağış dağılımı sıfır (0) değerler içerebileceği için kümülatif olasılık yeniden aşağıdaki gibi tanımlanır.

$$H(x) = q + (1 - q)G(x) \quad (3.8)$$

$$q = \frac{m}{n} \quad (3.9)$$

q : Sıfır yağış yüksekliklerinin olasılığı, m : Yağış zaman serisinde sıfır yağış yüksekliklerinin sayısı, n : Toplam gözlem sayısıdır.

Kümülatif olasılık değeri, $H(x)$, ortalaması sıfır (0) ve varyans değeri bir (1) olan normal dağılım standart normal rastlantısal Z değişkenine dönüştürülmesiyle SPI'lar elde edilir. SPI değerlerinin normalize edilmesi o istasyona ait yağış dizilerinde hem zaman ve hem de lokasyon bazında olan değişkenliklerin dikkate alınması sağlanmış olur (Kömüşçü vd., 2002).

3.3 Destek Vektör Makineleri (DVM)

1960'ların sonlarında Vapnik tarafından çalışmalarına başlanan DVM'leri, istatistiksel öğrenme teorisi ve yapısal risk minimizasyonu ilkesine dayanan, iki sınıflı sınıflandırma ve regresyon problemlerinin çözümü amacıyla ortaya atılmış bir makine öğrenmesi yöntemidir. Corrina Cortes ve Vapnik; Destek Vektör Makineleri'yle ilgili çalışmalarını 1995 yılında yayınlamışlardır. Destek Vektör Makineleri banka başarısızlığının tahmini, el yazısı tanıma, yüz tanıma, güç kalitesindeki bozulma türlerinin sınıflandırılması, patent değerlendirme, biyolojide canlı türlerini sınıflandırma, kimyada ilaç maddelerinin ayrıştırılması, mühendislikte zaman serisi tahmin testleri, tıpta hastalık teşhisi, bankacılık sektöründe risk gruplarının saptanması gibi pek çok alanda kullanılmaktadır.

Temelleri 1960'lı yıllara dayanan ancak 1995 yılında geliştirilen Destek Vektör Makineleri (Makinesi (DVM) sınıflandırma ve regresyon problemlerinde doğru tahminleme için mükemmel bir kernel-tabanlı araçtır (Burges, 1998). Doğrusal olarak ayrılabilen, ve doğrusal olarak ayrılamayan verilere uygulanabilmesi DVM'ni, diğer sınıflama yöntemlerinden daha güçlü kılmaktadır.

İleri beslemeli ağ kategorisinde yer alan Destek Vektör Makineleri (DVM), özellikle karmaşık model problemlerini çözebilmesi sebebiyle kullanımı son yıllarda tercih edilmektedir. DVM makine öğrenmesinin bir alt alanıdır ve doğrusal, sigmoid, polinom ve radyal tabanlı çekirdek yöntemlerine sahiptir. Bu yöntemler doğrusal olmayan problemlerin çözümünde kullanılır ve yüksek boyutlu uzaya haritalama yaparken işlemlerin yapılmasında kolaylık sağlamaktadır. SVM sağlam bir teorik temele sahiptir. Daha çok basit sınıflama ve regresyon problemlerinde doğru tahminleme konusunda başarılı olmuştur.

SVM çalıştığı veri setinin yapısının karmaşıklığını dikkate alır ve modeli öğrenir. Böylece destek vektörlerin sınırladığı optimal düzeyi saptayarak küçük örnekli çalışmalarda güçlü test özelliği gösterdiği gibi genelleştirme yeteneğinde de başarılı olur.

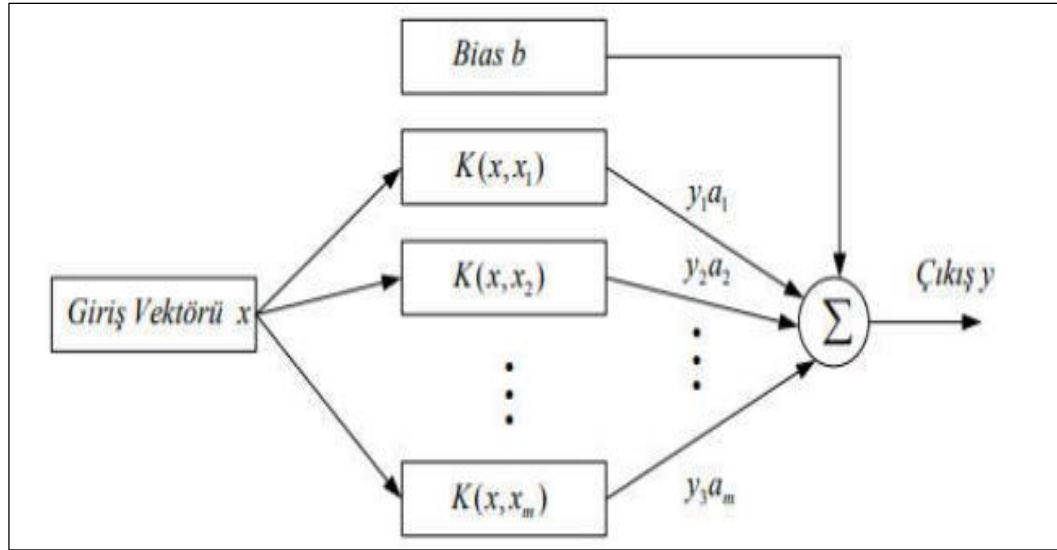
DVM doğru modelin bilindiği ve sadece parametre değerlerinin araştırılmasına dayalı klasik istatistik yöntemlerinden farklıdır. Model formunun bilinmediği ve doğru

olacak modeller arasında en iyi tahminleyici modelin belirlenmesi esasına dayanan yöntemdir. Doğrusal olarak ayıramadığı veri setlerindeyse orijinal çalışma verisini yüksek boyutta uzay düzlemine dönüştürerek doğrusal olmayan haritalama kullanarak veriyi taşıdığı yeni boyutta marjini en büyük (optimal) ayırıcı düzlemi araştırır (Taylor, 2000).

3.3.1 Destek vektör makineleri avantajları

- Kolay ve yüksek doğrulukta tahmin elde edilmektedir.
- Kompleks karar sınırlarını modelleme yeteneğine sahiptir.
- Çok miktarda bağımsız değişkenle çalışabilmektedir.
- Hem doğrusal olarak ayrılabilen hem de doğrusal olarak ayrılamayan verilere uygulanabilmektedir.
- Optimizasyon işleminde dışbükey amaç fonksiyonu kullanılarak evrensel minimum garanti edilir.
- Eğitim kümesindeki nispeten çok az veri noktasıyla bile genelleme yeteneği fazladır.
- Uygun bir dönüşümle veri bir hiper düzlem ile her zaman iki sınıfa ayrılabilir.
- Elde edilen sınıflandırıcı bütünüyle kendi destek vektörleri cinsinden ve kernel fonksiyonu tipinden belirlenebilir.

DVM'nin en önemli avantajı, gerçek dünya problemlerinde iyi bir performans göstermesidir ve uygulama kolaylığı sağlamasıdır. Çünkü DVM'ler doğrusal bir diskiriminant fonksiyonuna dayanmaktadır ve geniş marj sınıflandırıcısı ve Vapnik-Chervonenkis teorisi tarafından ispat edilebilir durumdadır. Sahip olduğu bu özellik sayesinde verinin hatasız ayrılabilmesi problemiyle başa çıkabilmektedir. (Erastö, 2001). DVM sınıflandırma problemlerinin birkaç türü vardır. Bunlardan en temel olanı eğitim hatasının bulunmadığı doğrusal ayrılabilirlik durumu ve doğrusal olarak ayrılamama durumudur (Çomak 2008). Şekil 3.2'de DVM'nin ağ yapısı gösterilmektedir (Uçak, 2012).

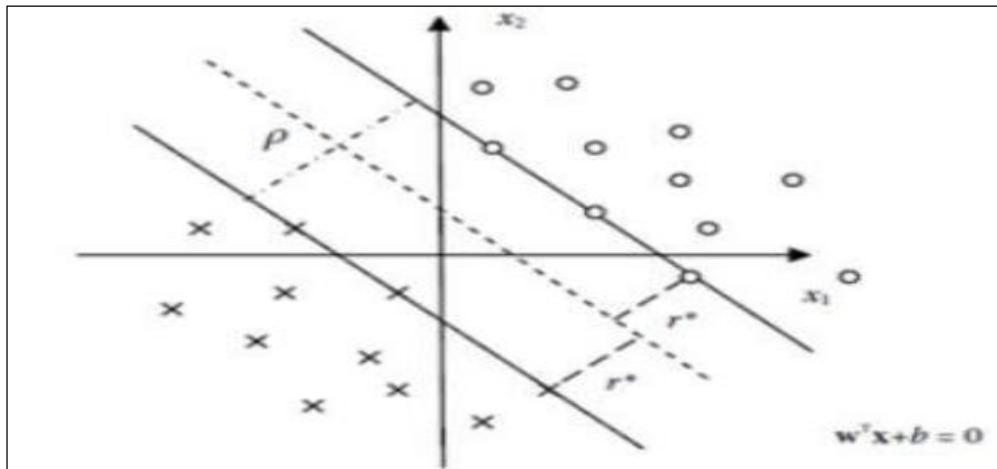


Şekil 3.2. DVM'nin ağ yapısı (Uçak, 2012).

3.3.2 Destek vektör makinelerinde sınıflandırma

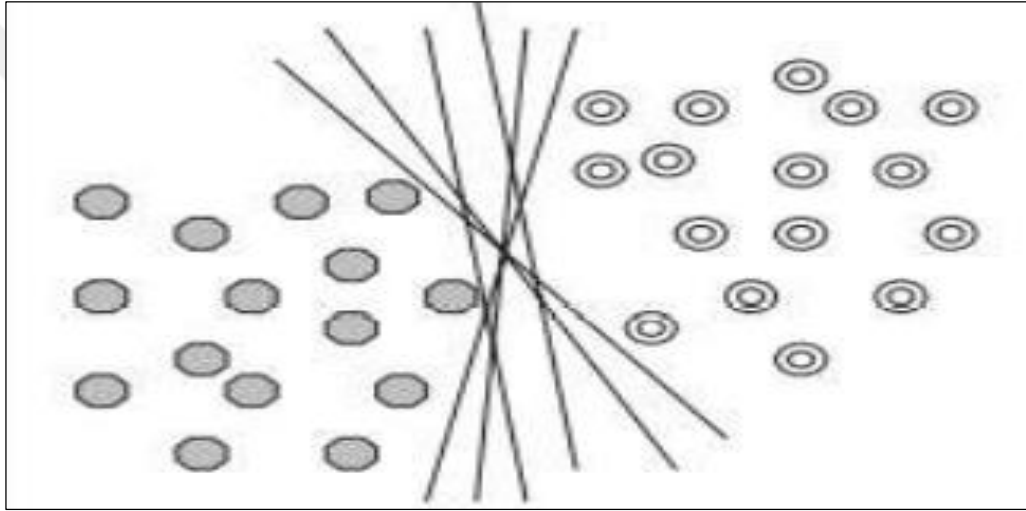
3.3.2.1 Eğitim hatasının bulunmadığı doğrusal olarak ayrılabilen verilerde sınıflandırma

Doğrusal olarak ayrılabilen iki sınıflı öğrenmede amaç verilen örneklerin iki sınıfın maksimal bir sınır ile bölebileceği bir hiper düzlem tanımlamaktır. Bu tür hiper düzlemler iyi genelleştirmeyi sağlar. Genelleştirme yeteneği bir sınıflandırıcının eğitim verisinde çok iyi sınıflandırma performansı olduğu gibi aynı zamanda aynı dağılımdan gelecek veriler için yüksek tahmin kalitesini garanti eder. Eğitim hatasının bulunmadığı doğrusal olarak ayrılabilen veriler için sınıflandırmada optimal hiper düzlem Şekil 3.3'te gösterilmiştir (Kuzey, 2012).

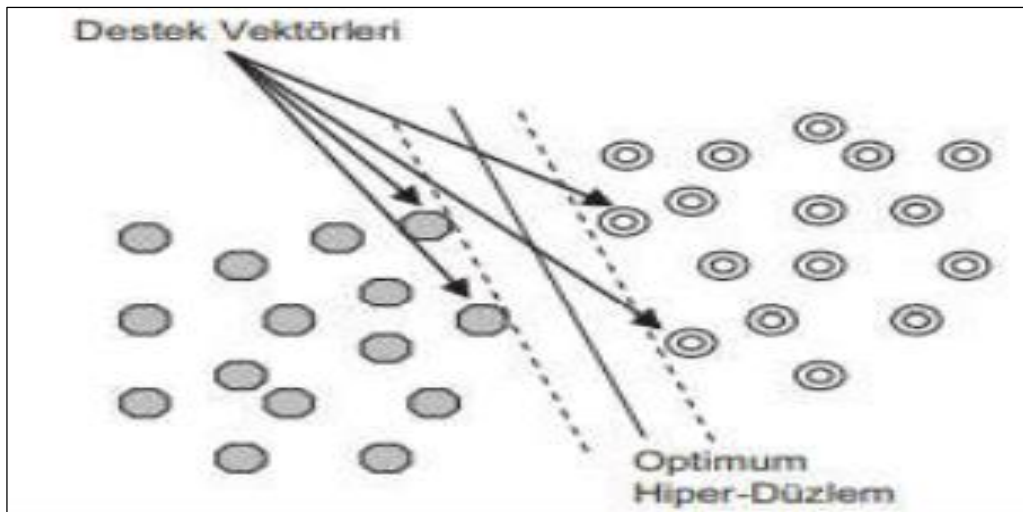


Şekil 3.3. Eğitim hatasının bulunmadığı doğrusal olarak ayrılabilen veriler için sınıflandırmada optimal hiper düzlem.

DVM ile sınıflandırmada çoğunlukla $\{-1,1\}$ şeklinde sınıf etiketleri ile gösterilen iki sınıfa ait örneklerin, bir karar fonksiyonu yardımıyla birbirinden ayrılması amaçlanır ve karar fonksiyonu kullanılarak eğitim verisini en uygun şekilde ayırabilecek hiper düzlem bulunur (Kavzoğlu ve Çölkesen, 2010). Örneğin; Şekil 3.4'e bakıldığında bir veri setindeki iki sınıfı ayırabilen birçok hiper düzlem (en uygun ayırım yapan düzlem) çizilebilir. Hiper düzlem ile verilerin başladığı nokta arasındaki uzaklığa marj denir. Sınıflandırmanın daha iyi yapılabilmesi için marj maksimum değere sahip olmalıdır. Şekil 3.5'te görüldüğü gibi tam sınırda kalan noktalar destek vektörler olarak tanımlanır ve bu destek vektörler marjiinin maksimum olmasını sağlar (Kavzoğlu ve Çölkesen, 2010).



Şekil 3.4. “n” adet hiper düzlem.



Şekil 3.5. Optimum hiper düzlem.

İlgili hiper düzlem Eşitlik 3.10'daki gibi ifade edilebilir;

$$w^T + b = 0 \quad (3.10)$$

w = ağırlık vektörü

b = yanlı (bias değeri)

x örnek verisinden optimal hiperdüzleme ve istenilen yönde geometrik uzaklık $r = g(x)/w$ olarak ifade edilir. Burada $g(x) = w^T x + b$ hiper düzlem tarafından tanımlanan bir diskriminant fonksiyonudur (Christianini ve Taylor, 2000).

Bu fonksiyon, w bulunarak hesaplanabilmektedir. n adet eğitim verisi olan bir veri kümesinde w ve b değerleri eşitlik 3.11'deki gibi olacak şekilde düzenlenebilir.

$$|w_i x_i + b| = 1, i = 1, \dots, n \text{ için} \quad (3.11)$$

Veriler farklı sınıflardan olduğundan, eşitlikler Eşitlik 3.12'de ya da Eşitlik 3.13'te olduğu durumlarda sağlanır.

$$w \cdot x + b = +1 \quad (3.12)$$

$$w \cdot x + b = -1 \quad (3.13)$$

Burada 1 ve -1 değerleri sınıfları ifade eder. Ağırlığın ve beklenen riskin küçük olması marjın yüksek olmasını sağlar. Bu yüzden DVM'de sınıflandırma maksimum sınır sınıflandırıcısı olarak da isimlendirilebilmektedir. Eğitim hatasının bulunduğu doğrusal olarak ayrılabilen verilerde ise bir miktar hataya izin verilerek optimum hiper düzlem bulunabilir (Bican, 2014).

Marjın en yüksek değerine ulaşması için $\|w\|$ ifadesi minimum olmalıdır. Bu durumda en uygun hiper düzlemin belirlenmesi için Eşitlik 3.14'teki sınırlı optimizasyon probleminin çözülmesi gerekir.

$$\min \left[\frac{1}{2} \|w\|^2 \right] \quad (3.14)$$

Buna bağı aralıklar ise eşitlik 3.15'teki gibidir (Vapnik, 1995).

$$y(w \cdot x + b) - 1 \geq 0 \text{ ve } y \in \{-1, 1\} \quad (3.15)$$

Bu problem Lagrange denklemleri kullanılarak çözülebilir. Bu işlem sonucunda Eşitlik 3.16 elde edilir.

$$L(w, b, \alpha) = \frac{1}{2} \|w\|^2 - \sum_{i=1}^k \alpha y(w x + b) + \sum_{i=1}^k \alpha \quad (3.16)$$

Sonuç olarak, karar fonksiyonu Eşitlik 3.17'deki duruma gelir (Osuna vd., 1997).

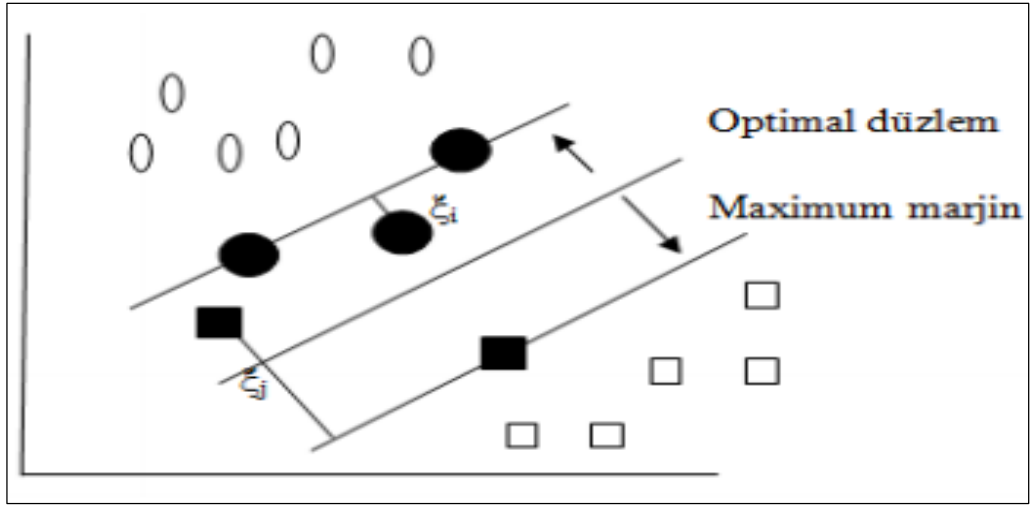
$$f(x) = \text{sign}\left(\sum_{i=1}^k \lambda y(x \cdot x_i) + b\right) \quad (3.17)$$

3.3.2.2 Eğitim hatasının bulunduğu doğrusal olarak ayrılabilen verilerde sınıflandırma

Sabit marjlı destek vektör makinelerinde, eğitim verilerinin doğrusal olarak ayrılabilir olduğu varsayılır. Veriler doğrusal olarak ayrılamaz olduğunda uygulanabilir bir çözüm yoktur ve sabit marjlı destek vektör makinesi çözülemez. Burada destek vektörü genişletilir böylece ayrılmaz bir duruma uygulanabilir. Eğitim hatasının bulunduğu doğrusal olarak ayrılabilen verilerde sınıflandırma Şekil 3.6'da gösterilmiştir (Abe, 2010).

Ayrılamayan problemleri çözebilmek için öncelikle negatif olmayan gevşek değişkenleri $\xi \geq 0$ tanımlanır ve böylece Eşitlik 3.18 elde edilir (Abe, 2010).

$$y_i(w^T x_i + b) \geq 1 - \xi_i, i = 1, 2, \dots, M \text{ için} \quad (3.18)$$



Şekil 3.6. Eğitim hatasının bulunduğu doğrusal olarak ayrılabilen verilerde sınıflandırma.

Gevşek değişken ξ_i tarafından uygulanabilir eğriler her zaman mevcuttur. x_i eğitim verileri için, eğer $0 < \xi_i < 1$ ise, veriler maksimum marja sahip değildir ancak yine de zorla sınıflandırılmaktadır. Fakat $\xi_i > 1$ ise veriler optimum hiper düzlem tarafından yanlış sınıflandırılır. Maksimum marjına sahip olmayan eğitim verisi sayısının minimum olduğu optimum hiper düzlemi elde etmek için Eşitlik 3.19'dan faydalanılır (Abe, 2010).

$$Q(w) = \sum_{i=1}^M \theta(\xi_i) \quad (3.19)$$

Burada;

$$\theta(\xi_i) = \begin{cases} 1, & \xi_i > 0 \text{ için} \\ 0, & \xi_i = 0 \text{ için} \end{cases} \quad (3.20)$$

Eşitlik 3.20 bütünsel bir optimizasyon problemi ve çözmesi zor olduğundan bunun yerine Eşitlik 3.21'deki minimizasyon problemi ele alınır:

Minimize

$$Q(w, b, \xi) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + \frac{c}{p} \sum_{i=1}^M \xi_i^M y_i (w^T x_i + b) \geq 1 - \xi_i, \quad \xi_i \geq 0 \quad i = 1, 2, \dots, M \text{ için} \quad (3.21)$$

Burada $\xi = (\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_M)^T$ ve C , marjın maksimize edilmesi ve sınıflandırma hatasının minimuma indirgenmesi arasındaki dengeyi belirleyen marj parametresidir.

p değeri 1 veya 2 olarak seçilir (Abe, 2010). Doğrusal olarak ayrılabilir duruma benzer şekilde negatif olmayan Lagrange çarpanları α_i ve β_i tanıtılır,

$$Q(w, b, \xi, \alpha, \beta) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^M \xi - \sum_{i=1}^M \alpha_i (y_i(w^T x_i + b) - 1 + \xi_i) - \sum_{i=1}^M \beta_i \xi_i \quad (3.22)$$

Eşitlik 3.22'de L 'nin primal parametrelere göre türevi alınır Eşitlik 3.23, Eşitlik 3.24 ve Eşitlik 3.25 elde edilir (Yalçın, 2016).

$$\frac{\partial l}{\partial w} = 0 \text{ ise } w = \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i x_i \quad (3.23)$$

$$\frac{\partial l}{\partial b} = 0 \text{ ise } \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0 \quad (3.24)$$

$$\frac{\partial l}{\partial \xi_i} = 0 \text{ ise } C = \alpha_i + \beta_i \quad (3.25)$$

Eşitlik 3.21 ve 3.22 ile verilen ifadelerden faydalanılarak dual model Eşitlik 3.26 elde edilir.

$$\text{maks } \sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{j=1}^N \alpha_j y_j \langle x_j, x_j \rangle, \sum_{j=1}^N \alpha_j y_j = 0, 0 \leq \alpha_i \leq C \forall i \quad (3.26)$$

Eşitlik 3.26'daki optimizasyon probleminin çözülmesi ile ağırlıklar, Eşitlik 3.27'den bulunur.

$$w = \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i x_i \quad (3.27)$$

x test örneği olmak üzere diskriminant fonksiyonu Eşitlik 3.28'deki gibi yazılır.

$$f(x) = \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i \langle x_i, x \rangle + b \quad (3.28)$$

Burada önemli bir nokta problemin Lagrange formülünde eğitim verilerinin sadece iç çarpımlar şeklinde yer almasıdır. Bu özellik modelin doğrusal olmayan duruma genelleştirilmesinde kullanılmaktadır. Karush-Kuhn-Tucker (KKT) tamamlayıcı koşulları Eşitlik 3.29 ve Eşitlik 3.30'da gösterilmiştir.

$$\alpha_i (y_i (w \cdot x_i + b) - 1 + \xi_i) = 0 \forall \quad (3.29)$$

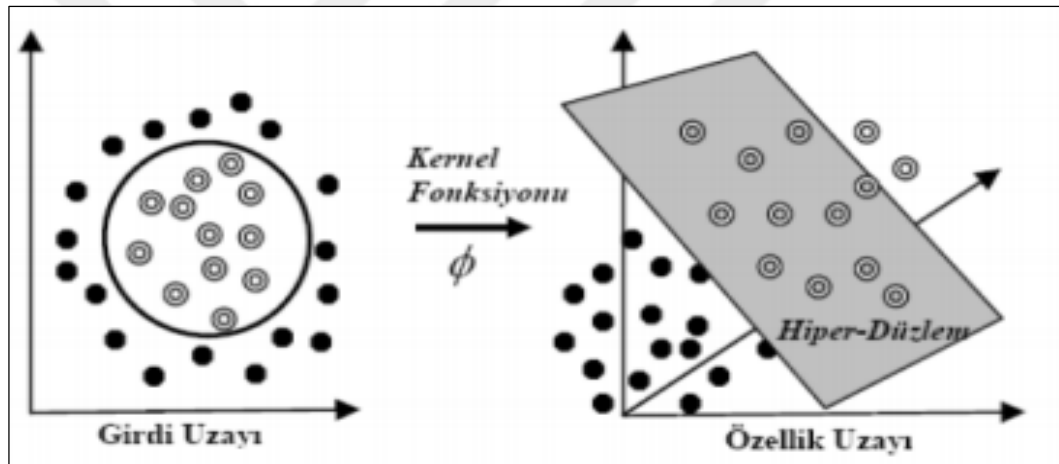
$$\beta_i \xi_i = 0 \forall \quad (3.30)$$

b 'nin hesaplanmasında KKT tamamlayıcı koşullarından faydalanılabilir. Eşitlik 3.25 ve Eşitlik 3.30 incelendiğinde görülmektedir ki eğer $\alpha_i < C$ ise $\xi_i = 0$ olur.

Dolayısıyla $0 < \alpha_i < C$ olan eğitim örnekleri Eşitlik 3.29'da yerine konularak ($\xi_i = 0$ olacağından) b hesaplanabilir veya daha güvenilir bir sonuç için tüm mümkün b değerleri hesaplanarak ortalaması alınabilir. Yeni bir test örneği verildiğinde $sgn(w.x + b)$ hesaplanarak bu örneğin hangi sınıfa ait olduğu bulunur (Yalçın, 2016).

3.3.2.3 Doğrusal olarak ayrılabilen verilerde sınıflandırma

Doğrusal olarak ayırt edilemeyen sınıflarda ise çekirdek fonksiyonları devreye girer ve n boyutlu bir veri kümesi $m > n$ olmak üzere m boyutlu yeni bir veri kümesine dönüştürülerek yüksek boyutta doğrusal sınıflandırma işlemi gerçekleştirilir. Şekil 3.7'de çekirdek fonksiyonu kullanılarak verinin daha yüksek bir boyuta dönüşümü gösterilmiştir.



Şekil 3.7. Çekirdek fonksiyonu ile verinin daha yüksek bir boyuta dönüşümü.

DVM matematiksel olarak $K(x_i, x_j) = \phi(x_i) \cdot \phi(x_j)$ şeklinde ifade edilen bir çekirdek fonksiyonu yardımıyla doğrusal olmayan dönüşümler yapılabilen ve bu şekilde verilerin yüksek boyutta doğrusal olarak ayrılmasına imkan sağlanmaktadır. Sonuç olarak, doğrusal olarak ayrılabilen iki sınıflı bir problemin çözümü ile ilgili karar kuralı Eşitlik 3.31'deki şeklinde yazılabilir (Osuna vd., 1997).

$$f(x) = \text{sign}(\sum_i \alpha_i y_i \phi(x) \cdot \phi(x_j) + b) \quad (3.31)$$

Buradaki en önemli husus yüksek boyutlu uzaya haritalama yaparken işlemlerin yapılması zor olacaktır. Bundan dolayı çekirdek fonksiyonları kullanılır (Bican, 2014).

3.4 Çekirdek Fonksiyonları

Doğrusal olarak ayırlamayan problemleri çözmek için kullanılan metotlardan birisidir. Problem verilen giriş verileri arasında iç çarpıma dayalı uygun bir çekirdek fonksiyonu tanımlamak, problemleri doğrusal olarak ayrılabilir yapmak için giriş uzayından, yüksek boyutlu öznitelik uzayına verinin doğrusal olmayan dönüşümünü yapmaktır (Haykin, 2001).

$\phi : X \rightarrow H$ giriş uzayından $X \subset R_m$ öznitelik uzayına H doğrusal olmayan dönüşümü gösterdiği farz edilirse problem H 'de doğrusal olarak ayrılabilir. Buna karşılık gelen en uygun hiper düzlem Eşitlik 3.32'deki şekilde ifade edilebilir.

$$W^{\phi^T} \phi(x) + b = 0 \quad (3.32)$$

Öznitelik uzayında hesaplanan optimal hiper düzlem ise Eşitlik 3.33'te gösterildiği gibidir.

$$\sum_{i=1}^n a_i * y_i W^{\phi^T}(x_i) \phi(x) = 0 \quad (3.33)$$

Eşitlik 3.33'te yer alan $W^{\phi^T}(x_i) \phi(x) = 0$ terimi $\phi(x_i)$ ve $\phi(x)$ vektörlerinin iç çarpımını göstermektedir. Bu yüzden de burada iç çarpım çekirdek fonksiyonunu kullanmak gerekmektedir. Çekirdek fonksiyonu Eşitlik 3.34'teki gibi bir fonksiyondur.

$$K = (x, x) = \phi^T(x) \phi(x) \quad (3.34)$$

Eşitlik 3.34'teki ϕ giriş uzayı (input space) olan X 'ten öznitelik uzayı olan H 'ye olan dönüşüm fonksiyonunu göstermektedir. Optimal öznitelik uzayında hiper düzlem oluşturmak için ϕ dönüşümünün somutlaştırılmış biçimini gözetmeksizin çekirdek fonksiyonunu kullanabilmektedir. Bu sebeple, DVM için çekirdek fonksiyonun önemi çok büyüktür. Çekirdek fonksiyonunun uygulanması, geçerli algoritmanın boyuta bağlılığını ortadan kaldırmaktadır. Bununla birlikte doğrusal olarak ayırlamayan veri problemlerinin etkili çözümü ile yüksek boyutlu bir uzayda doğrusal bir sınıflandırıcıyı eğitmek amacıyla da tercih edilmektedir. Bahsedilen bu durum Eşitlik 3.34'teki $\phi^T(x) \phi(x)$ yerine $K(x_i, x)$ kullanarak yapılabilir ve optimal hiper düzlem Eşitlik 3.35'teki biçimde verilir (Christianini ve Taylor, 2000).

$$\sum_{i=1}^n a_i * y_i K(x_i, x) \quad (3.35)$$

Çekirdek fonksiyonları hesaplamayı basitleştirmek için öncelikli tercih edilen yöntemlerden biridir. Bu yöntem sayesinde karmaşık öznitelik uzayını hesaplama karmaşıklığından sakınılmış olunabilir. Çekirdek fonksiyonunu uygulamadan önce, fonksiyonun nasıl seçileceği, hangi karakteristik özellikleri taşıyacağı oldukça önemlidir. Yani bir çekirdek fonksiyonu hangi karakteristikleri sağlamalıdır? Gerçek bir çekirdek fonksiyonu olarak kabul gören çekirdek fonksiyonunun özelliğini karakterize eden "Mercer teoreminin" iyi bilinmesi de çekirdek fonksiyonun özelliklerinin anlaşılması için oldukça önemlidir (Christianini ve Taylor, 2000).

DVM'de sık kullanılan bazı çekirdek fonksiyonları doğrusal çekirdek fonksiyonu, polinomsal çekirdek fonksiyonu, sigmoid çekirdek fonksiyonu ve radyal tabanlı çekirdek fonksiyonudur (Yu vd., 2006)

3.4.1 Lineer çekirdek fonksiyon

Bu aslında vektörlerin nokta ürünüdür ve haritalama uygulanmaz. DVR bir çekirdek işlevi ile kodlanacağından doğrusal çekirdek seçimler arasında olacaktır (Uzman, 2015). Eşitlik 3.36'da doğrusal çekirdek fonksiyonu gösterilmiştir.

$$K(x_i, x_j) = x_i \cdot x_j \quad (3.36)$$

3.4.2 Polinom çekirdek fonksiyonu

Polinomsal çekirdek fonksiyonu doğrusal olmayan modelleme için popüler seçimler arasındadır ve Eşitlik 3.32'deki şekilde formüle edilmiştir. Burada d polinom derecesinin çekirdek parametresidir (Uzman, 2015).

$$K(x_i, x_j) = (\gamma(x_i \cdot x_j) + c)^d \quad (3.37)$$

3.4.3 Radyal tabanlı çekirdek fonksiyonu (RTF)

İki vektör arasındaki öklid mesafesinin karesini kullanan RTF, Eşitlik 3.38'deki formül ile hesaplanmaktadır (Uzman, 2015).

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma |x_i - x_j|^2) \quad (3.38)$$

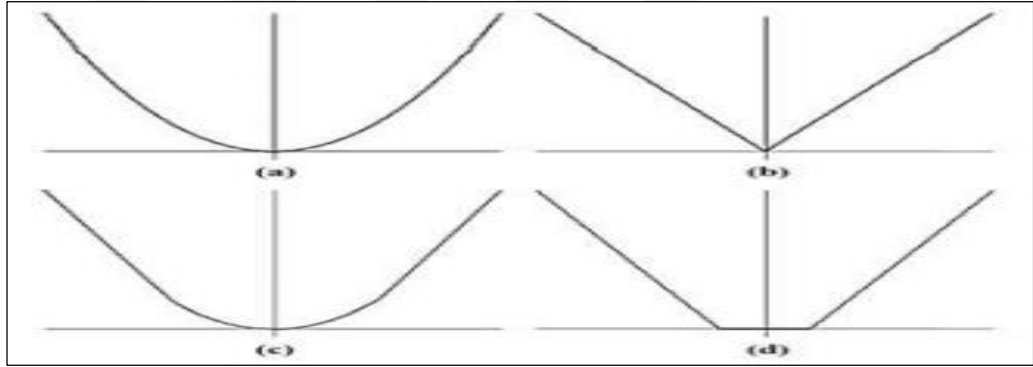
3.4.4 Gauss çekirdek fonksiyonu

Sigmoid çekirdek fonksiyonu ise Eşitlik 3.39’da olduğu gibi hesaplanmaktadır.

$$K(x_i, x_j) = \tanh(\gamma(x_i \cdot x_j) + c) \quad (3.39)$$

3.5 Destek Vektör Regresyon Makineleri

Destek vektör regresyonda da sınıflandırma algoritmasında olduğu gibi doğrusal öğrenme metotları ve çekirdek fonksiyonları yardımıyla elde edilen doğrusal olmayan fonksiyonlar kullanılarak maksimum marj metodunun temel özelliklerinin bulunması amaçlanmaktadır. DVR'nin ana prensibi, birkaç küçük farklılığa sahip olmakla beraber sınıflandırma için DVM ile aynıdır. Temel olarak, DVM alternatif bir kayıp fonksiyonunun içe aktarılmasıyla regresyon problemlerine uygulanabilir (Haykin 2001). Şekil 3.8’de farklı olası kayıp fonksiyonlarını göstermektedir (Gunn, 1998).



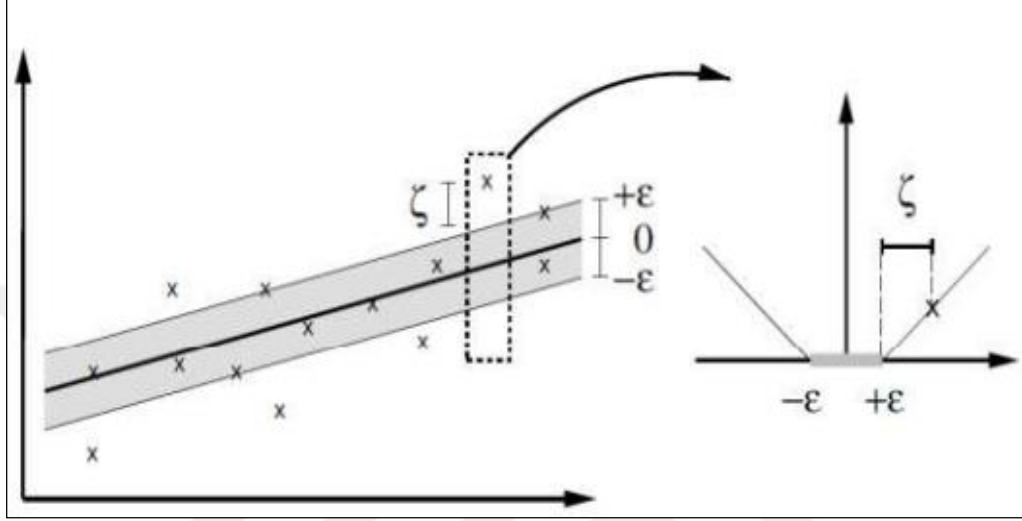
Şekil 3.8. DVR'de kullanılan kayıp fonksiyonları.

Şekil 3.8’de;

- (a) en küçük hata kriterleri ile ilgili olan ikinci dereceden kayıp fonksiyonu,
- (b) ikinci dereceden kayıp fonksiyonundan ziyade sapmalara daha az duyarlı olan Laplacian tip kayıp fonksiyonu,
- (c) veri dağılımı bilinmediğinde en uygun özellikleri içeren Huber kayıp fonksiyonu,
- (d) duyarsızlık kayıp fonksiyonudur (Kor, 2015).

Regresyon problemleri için, gürültünün ardındaki dağılım uzun bir uzantıya sahip olduğu durumlarda bağımsız değişkende meydana gelen kötü performansa sahip olan

aykırı verilerin var olması ile birlikte geleneksel en küçük kareler tahmin edicisi uygulanamayabilir (Haykin, 2001). Bu sebeptendir ki, tasarlanan model içinde ufak farklılıklara karşın ε duyarsızlık kayıp fonksiyonu tanımlanmıştır. Duyarsızlık kayıp fonksiyonunun regresyon doğrusu üzerinde bulunduğu nokta Şekil 3.9'da gösterilmektedir (URL-5).



Şekil 3.9. ε -Duyarsız kayıp fonksiyonu ve gevşek değişkenler.

Bir fonksiyonun tahmin edilmesi (öğrenilmesi) regresyon problemi olarak adlandırılabilir (Drucker vd., 2007).

$$f(x, \lambda): X(\mathcal{R}^d) \rightarrow \mathcal{R} \quad (3.40)$$

$X \mathcal{R}^d$ gibi bir veri uzayını temsil etmektedir. $\lambda \in A$, A bağımsız özdeş dağılımlı N adet örneği olan parametreler kümesi iken

$$(x_1, x_2) \dots (x_N, x_N), x, \in X(\mathcal{R}^d); y, \in \mathcal{R} \quad (3.41)$$

örnekleri bilinmeyen bir $P(x, y)$ dağılımındandır. Burada amaç öyle bir $f(x, \lambda)$ fonksiyonu bulmaktır ki beklenen risk (expected risk) olarak mümkün olan en küçük değer elde edilebilsin (Gunn, 1998).

$$R[\lambda] = \int l(y, f(x, \lambda))P(x, y)dxdy \quad (3.42)$$

Eşitlik 3.42'de l kayıp fonksiyonudur (loss function). Genellikle olasılık dağılımı $P(x, y)$ bilinmediğinden beklenen riski $R[\lambda]$ hesap etmek ve minimize etmek olanaksızdır.

Fakat eşitlik 3.41'deki örneklerden dolayı $P(x, y)$ hakkında bilgi sahibi olunabilir. Böylece beklenen riskin olasılıklı bir yaklaşımı olarak eşitlik 3.43'teki deneysel riski (emprical risk) hesap edilebilir (Vural, 2007).

$$R_{emp}[\lambda] = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N l(y_i, f(x_i, \lambda)) \quad (3.43)$$

Sadece deneysel riski minimize etmek küçük örneklemeden dolayı tahminde yanılğı gibi problemlere neden olmaktadır. Bu problem istatistiksel teori (statistical theory) veya Vapnik and Chervonenkis teorisi yardımıyla çözülür. VC teorisi eşitlik 3.44'teki beklenen risk ile deneysel riskin sınırlarını $1-\eta$ olasılıkla belirler (Vapnik ve Chervonenkis, 1964).

$$R[\lambda] \leq R_{emp}[\lambda] + \sqrt{\frac{h \left(\ln \frac{2N}{h} + 1 \right) - \ln \frac{n}{4}}{N}}, \lambda \in A \quad (3.44)$$

Eşitlik 3.44'te h , $f(x, \lambda)$ fonksiyonunun VC-boyutudur (VC-dimension). Beklenen riskin minimize olması için VC-boyutunun küçük olması gerekmektedir. Belirli sayısı olan bir örnek için optimal bir VC-boyutu vardır. Veri sayısının az olduğu örneklerde h 'ın doğru seçimi çok önemlidir (Müller vd., 1997). Bu yüzden Vapnik tarafından yapısal risk minimizasyonu geliştirilmiştir. Destek vektör makineleri yapısal risk minimizasyonu prensiplerini tamamlamak için geliştirilmiştir. Regresyon yapan DVM destek vektör regresyonu (support vector regression) DVR olarak adlandırılmaktadır. DVR'nda amaç denklem 3.44'teki regresyon riskini minimize ederek bir $f(x, w, b)$ fonksiyonu bulmaktır (Smola ve Schölkopf, 1998)

$$R_{reg}(f) = \frac{1}{2} \langle w, w \rangle + C \sum_{i=1}^N l(f(x_i), y_i) \quad (3.45)$$

Eşitlik 3.45'teki ilk terim DVM'ndeki sınırı ifade eder, C ise hatanın maliyetidir (cost of error) (Smola vd., 1998). Burada $\langle w, w \rangle$ 'i minimize etmek fonksiyonumuzu mümkün olduğunca düzleştirecektir (flatness). Fonksiyonumuz eşitlik 3.46'da tanımlanmıştır.

$\Phi(x): x \rightarrow \Omega$ olmak üzere

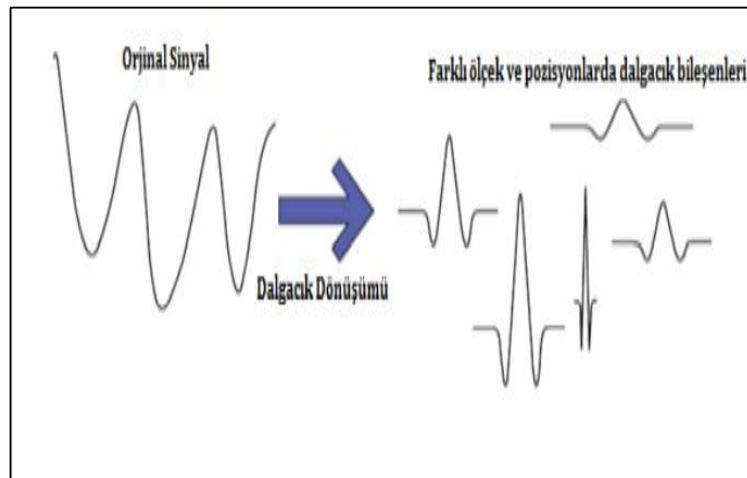
$$f(x, w, b) = \langle w \Phi(x) \rangle + b \quad (3.46)$$

denklemleri $x \in X(\mathcal{R}^d)$ i gösterir, burada Ω yüksek boyutlu bir uzayı gösterir, ayrıca $b \in \mathcal{R}'$ dir.

3.6 Dalgacık Analizi

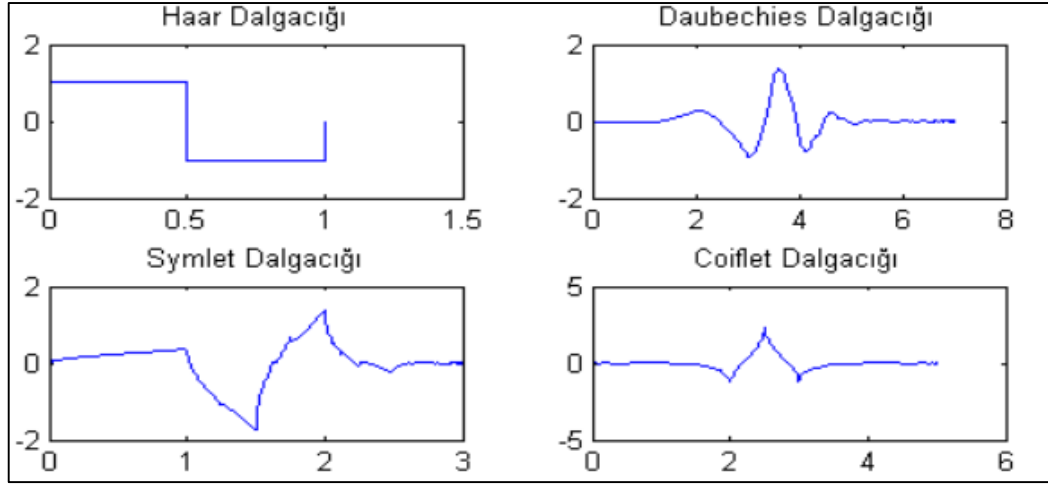
Belirli zaman aralıkları ile ölçülmüş olan yağış, akış, sıcaklık gibi hidrolojik veriler, matematiksel açıdan hidrolojik zaman serisi olarak incelenebilirler. Bu zaman serilerinin periyodik ve karakteristik yapılarının belirlenmelerinde kullanılan yöntemler arasında dalgacık yöntemi son yıllarda sıklıkla kullanılmaktadır. Dalgacık yöntemi verilerin periyodik yapısının ortaya çıkarılmasında iyi sonuçlar vermekte böylece tahmin çalışmalarında oldukça olumlu katkı sağlamaktadır. Dalgacık (Wavelet) dalgalının küçük bir parçası olarak tanımlanabilir. Bu anlamda dalgacık, süresi sınırlı bir titreşim işaretidir (Daubechies, 1996; Partal, 2007).

Dalgacıklar, veriyi farklı frekans bileşenlerine ayıran ve sonra kendi ölçekleriyle eşleştirilmiş bir çözünürlüğe sahip bileşenler üzerinde çalışan matematiksel fonksiyonlardır. Dalgacık algoritmaları, veriyi farklı ölçek veya çözünürlüklerde işler. Eğer geniş bir pencereden bir işarete bakarsak, büyük özellikleri fark ederiz. Benzer şekilde, küçük bir pencereden bir işarete bakarsak, küçük özellikleri fark ederiz. Dalgacıkları ilginç ve aynı zamanda yararlı kılan bu özelliktir.



Şekil 3.10. Dalgacık dönüşümü yardımıyla sinyalin ayrıştırılması (Alexandiris vd., 2014).

Dalgacık analizinde en çok kullanılan ana dalgacıklar Morlet, Haar, Bior 3.1, Meksika şapka tipi, Daubechies dalgacıklarıdır.



Şekil 3.11. Bazı dalgacık modelleri.

Dalgacık dönüşümü temelde ikiye ayrılmaktadır. Bunlardan belirlenen sınırlar arasındaki her ölçek ve pozisyon için hesaplamaların yapıldığı sürekli dalgacık dönüşümü olarak adlandırılırken diğeri ise; sürekli dalgacık dönüşümünde ortaya çıkan hesaplama yoğunluğunun üstesinden gelebilmek için ölçeklerden kritik örnekleme ile oluşturulan bir alt küme üzerinde yapılan hesaplamalar ayrık dalgacık dönüşümü olarak adlandırılmaktadır.

3.6.1 Sürekli dalgacık dönüşümü(SDD)

Sürekli dalgacık dönüşümü fonksiyon ile ana dalgacığın iç çarpımı olarak tanımlanmaktadır(Radunovic, 2010). Sürekli dalgacık dönüşümü sinyal ile ana dalgacığın ölçeklendirilmiş ve kaydırılmış tüm versiyonlarının çarpımının integrali olarak ifade edilebilir (In ve Kim, 2012).

$$C(\text{ölçek}, \text{pozisyon}) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \cdot \psi(\text{ölçek}, \text{pozisyon}, t) dt \quad (3.47)$$

Eşitlik 3.47'deki sürekli dalgacık dönüşümüyle ölçek ve pozisyonun birer fonksiyonu olan ve işaret ile dalgacığın benzerliğini ortaya koyan birçok C dalgacık katsayıları elde edilmektedir. Burada; ölçek ve pozisyon xt zaman serisi boyunca uygun her değeri alabilmektedir (In ve Kim, 2012).

Genel olarak ifade edilmek istenirse, a ölçek parametresi ve b öteleme parametresi olmak üzere sürekli dalgacık dönüşümü eşitlik 3.48'deki gibi ifade edilir (Addison, 2002).

$$SDD(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi * \frac{t-b}{a} dt; a > 0 \quad (3.48)$$

3.6.2 Ayırık dalgacık dönüşümü (ADD)

Ayrık dalgacık dönüşümü sinyalde belirli zamanlardaki frekans bileşenlerini ortadan kaldırmaya olanak sağlamaktadır. Bu durum sinyaldeki kötü ve gereksiz bilgiyi ortadan kaldırırken esas gerekli bilgiyi tutarak gürültü giderme veya veri sıkıştırma için güçlü bir kapasite ortaya koymaktadır. Ayrıca ADD'nün basitçe tersinin alınabilmesiyle orjinal sinyaldeki gürültü veya gereksiz verinin tespitine ve gürültüden arındırılmış sinyalin tekrar elde edilmesine olanak sağlanmaktadır (Fugal, 2009).

ADD'nin matematiksel ifadesini elde etmek için SDD'nin 3.48'deki eşitliğindeki matematiksel ifadesinde, k ve s birer tamsayı olmak üzere ölçek parametresi a yerine 2^{-s} ve pozisyon parametresi b yerine $k \cdot 2^{-s}$ alınarak 3.18'de verilen eşitlik elde edilmektedir. Böylece f(t) orjinal sinyalinin, ayırık (kesikli) hali elde edilmektedir. Örneklem oranı da bir (1) kabul edilirse, 3.49'daki eşitliğin integrali 3.50'deki eşitlikle ifade edilebilmektedir (Goswami ve Chan, 2011).

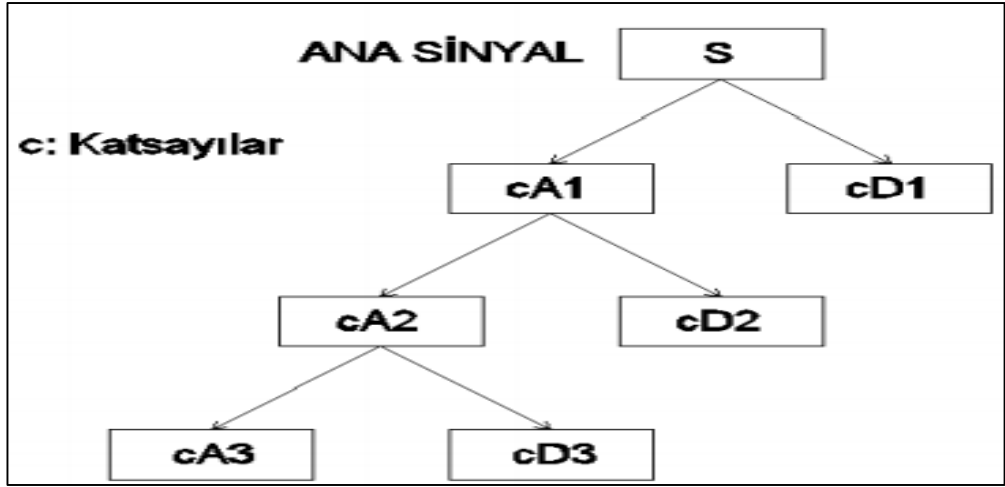
$$ADD(2^{-s}, k2^{-s}) = 2^{\frac{s}{2}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \psi(2^s t - k) dt \quad (3.49)$$

$$ADD(2^{-s}, k2^{-s}) = 2^{\frac{s}{2}} \sum_n f(n) \psi(2^s n - k) \quad (3.50)$$

Temel dalgacık fonksiyonları 3.51 eşitliğindeki genel formda ifade edilebilmektedir (Alexandiris vd., 2014).

$$\psi_{m,n} \left(\frac{t-\tau}{s} \right) = s_0^{-\frac{m}{2}} \psi \frac{t-n\tau_0 s_0}{s_0^m} \quad m, n \in \mathbb{Z} \quad (3.51)$$

burada m ve n tamsayı olarak dalgacığın sırası ile ölçek ve zaman eksenindeki öteleme parametreleridir. s_0 sabit bir öteleme adımını, τ_0 zaman eksenindeki öteleme aralığı değerini verir.



Şekil 3.12. Dalgacık ayrışımı.

Ayrık dalgacık dönüşümü ile veriler alçak frekans (A) bileşenlerine ve yüksek frekans (D) bileşenlerine ayrıştırılır (decomposition). Şekil 3.12'de verilen algoritma ardışık olarak işletildiğinde aşağıdaki diyagram elde edilir. Burada c katsayıları ifade etmektedir. Bu işlemler tek bir değere ulaşana kadar sürdürülmektedir. Pratikte Entropi olarak bilinen kıstas yardımıyla optimum çözümlemeye ulaşılır (Arı vd., 2008).

$$S = A1 + D1 \quad (3.52a)$$

$$S = A2 + D2 + D1 \quad (3.52b)$$

$$S = A3 + D3 + D2 + D1 \quad (3.52c)$$

3.7 Tahminlerde Kullanılan Performans Değerlendirme Kriterleri

Modellerden elde edilen kuraklık sonuçları hesaplanan kuraklık indisleri ile karşılaştırılmış ve modellerin performansları çeşitli istatistiksel kriterler ile ölçülmüştür. Bu çalışmada kullanılan istatistiksel kriterler: Korelasyon katsayısı (R), Ortalama Karesel Hata Karekökü (RMSE) ve Nash-Sutcliffe (N-S)'dir.

Korelasyon katsayısı (R): Hesap değerleri ile model tahminleri arasında doğrusal bir ilişkinin derecesini gösteren bir katsayıdır. R değeri 0 ve 1 arasında değişmektedir ve 1'e yakınlık model tahminleri ile hesap değerleri arasında bağımlılığın kuvvetli olduğunu göstermektedir (Doğan vd., 2008). Korelasyon katsayısı, eşitlik 3.53'te verilmiştir.

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (Y_{i(hesap)} - Y_{0(hesap)}) * (Y_{i(tahmin)} - Y_{0(tahmin)})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_{i(hesap)} - Y_{0(hesap)})^2} * \sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_{i(tahmin)} - Y_{0(tahmin)})^2}} \quad (3.53)$$

Nash - Sutcliffe (N-S): Hidrolojik modellerin öngörü gücünün derecesini belirlemek amacıyla kullanılmaktadır. Eşitlik sonucunun alacağı değer $-\infty$ ile 1 arasında değişmektedir. Sonucun 1'e yaklaşması tahmin yeteneğinin arttığını göstermektedir. Nash - Sutcliffe, eşitlik 3.54'te gösterildiği gibi hesaplanmaktadır (Nacar, 2014).

$$N - S = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Y_{i(hesap)} - Y_{0(ortalama)})^2}{\sum_{i=1}^n (Y_{i(hesap)} - Y_{i(tahmin)})^2} \quad (3.54)$$

Karesel Ortalama Hata Karekökü (RMSE), ölçüm değerleri ile model tahminleri arasındaki hata oranını belirlemek amacıyla kullanılmakta ve RMSE değerinin sıfıra yaklaşması modelin tahmin yeteneğinin artması anlamına gelmektedir. RMSE eşitlik 3.55'teki gibi hesaplanmaktadır (Gupta vd., 2009; Sing vd., 2009).

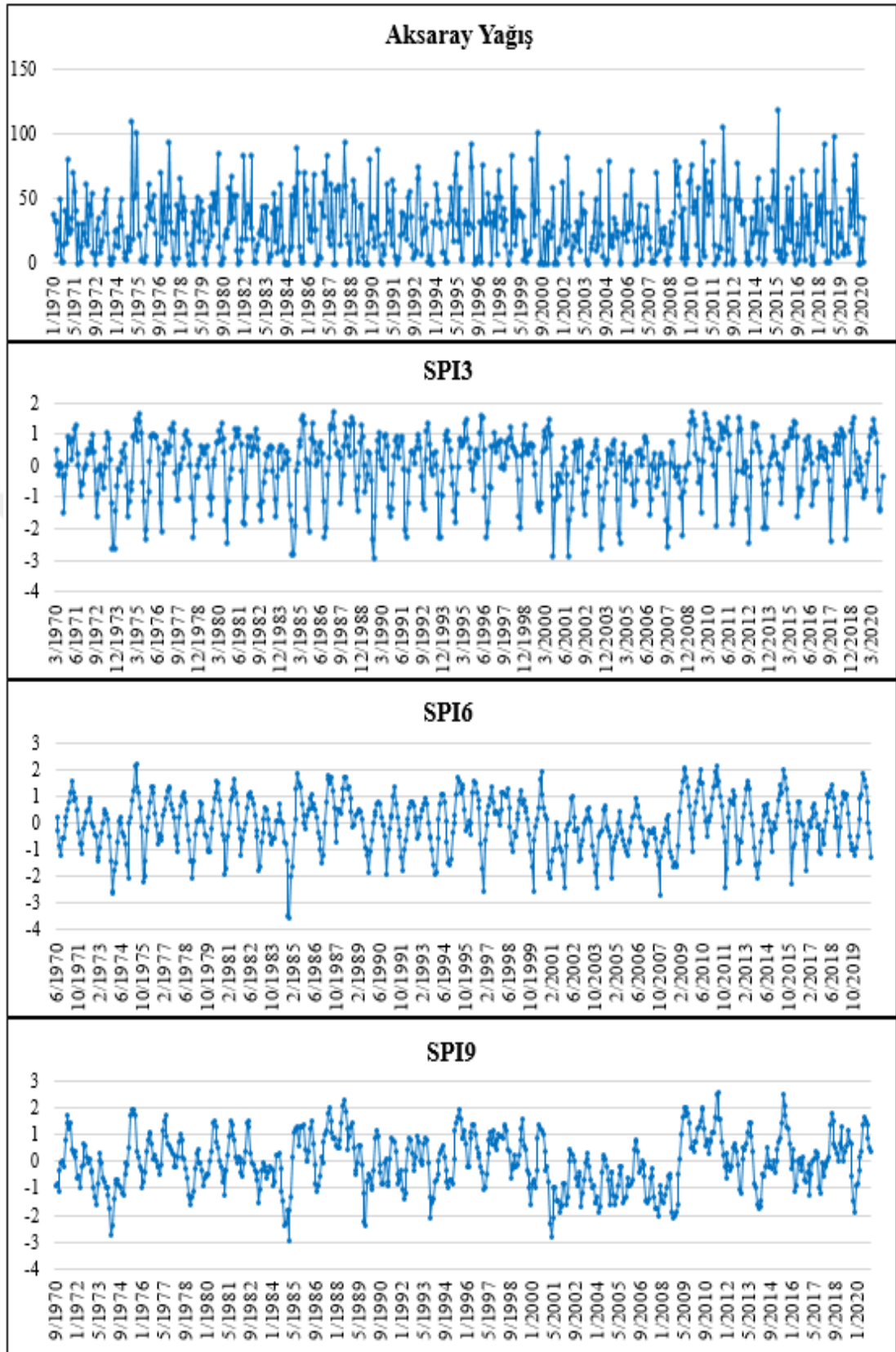
$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_{i(hesap)} - Y_{i(tahmin)})^2} \quad (3.55)$$

4. BULGULAR

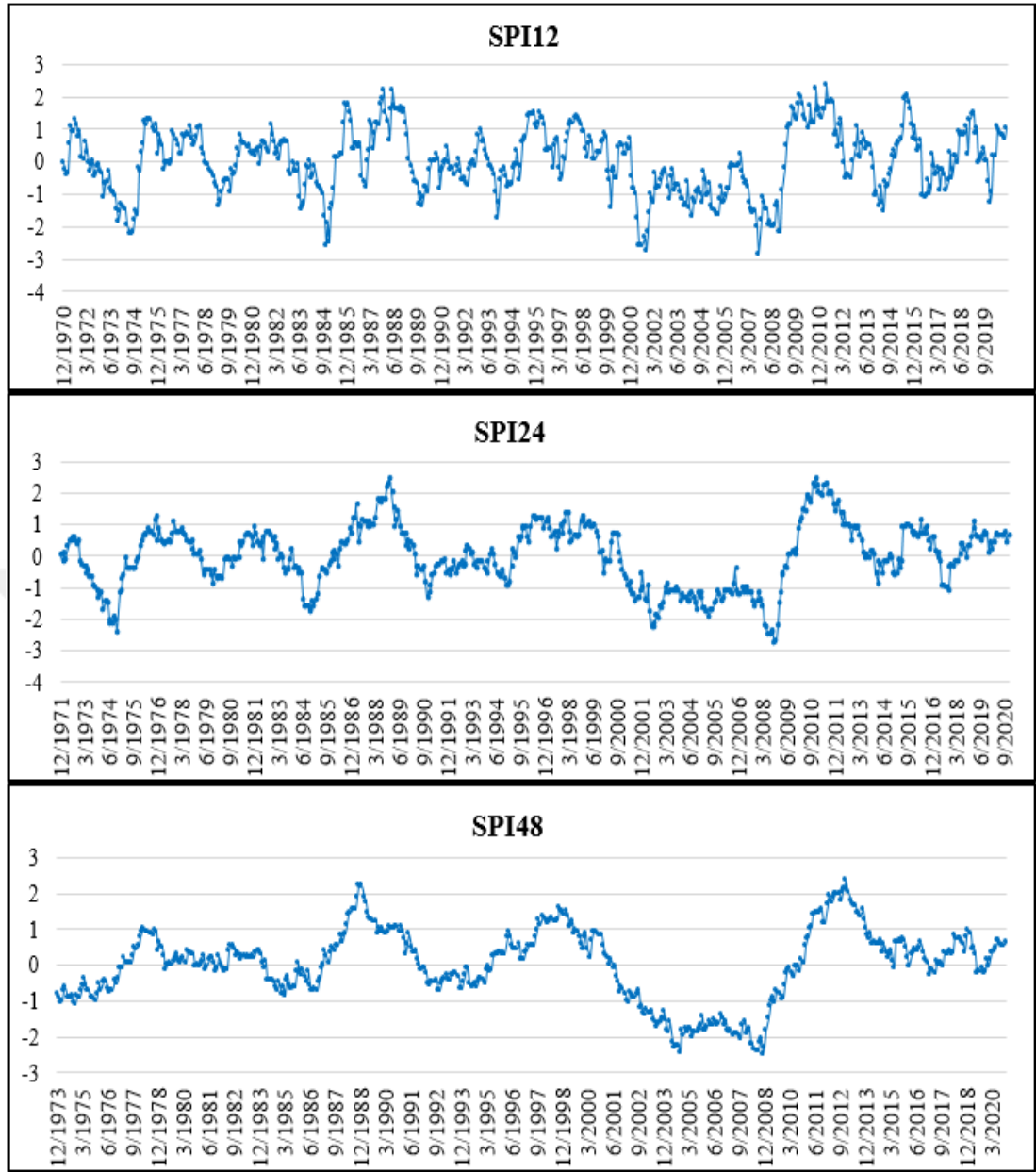
Çalışmanın bu bölümünde Aksaray ve Antalya istasyonlarının aylık toplam yağış verileri kullanılarak SPI yöntemiyle kuraklık analizi yapılmıştır. SPI3 ve SPI12 verileri kullanılarak modeller oluşturulmuş, Destek Vektör Makineleri Regresyon Lineer Çekirdek Fonksiyon, Polinom Çekirdek Fonksiyon, Gauss Çekirdek Fonksiyon, Radyal Tabanlı Çekirdek Fonksiyon yöntemleriyle ileriye yönelik tahminler yapılmıştır. SPI3 analizinde elde edilen 602 adet kuraklık verisinin DVMR yönteminde 400 tanesi eğitim aşamasında 202 tanesi test aşamasında; SPI12’den elde edilen 593 adet verinin 400 adedi eğitim 193 adedi test aşamasında kullanılmıştır. Yapılan analizlerin tahmin gücünü artırabilmek için DVMR yöntemi ile Dalgacık Ayırıştırma yöntemi (DVMR-W) birleştirilmiştir. Çalışmada dalgacık metoduyla Haar, Bior 3.1, Bior 6.8, Db4, Db10, Db45, Coif1, Coif5, SYM3 ve Dmey yöntemleriyle frekanslarına ayrılmış, kurulan modellerle kuraklık analizi yapılmıştır. Ayrıca kurulan modeller ileriye yönelik tahminlerde kullanılmıştır. Dalgacık ayırıştırma yöntemleri arasından en iyi olanı belirlenmiştir. En iyi sonucu veren modeller gerçek kuraklık verileri ile karşılaştırılarak performansları değerlendirilmiştir. Performans değerlendirme kriterleri olarak korelasyon katsayısı (R), Nash-Sutcliffe (N-S) ve Karesel Ortalama Hata Karekökü (RMSE) kullanılmıştır. SPI3 ve SPI12 girdi verileri kullanılarak oluşturulan modeller ile t zamanına ait kuraklık indisleri tahmin edilmiş, gerçek sonuçlarla karşılaştırılmıştır ve en iyi tahmini veren modeller tespit edilmiştir. Bir başka ifadeyle SPI3 ve SPI12’nin geçmişe yönelik yedi aya kadar olan değerleri girdi verisi olarak kullanılarak bir sonraki aya ait veriler hesaplanmıştır. Modellerde kullanılan girdi ve çıktı verileri Çizelge 4.1’de verilmiştir.

Çizelge 4.1. Oluşturulan DVMR modelleri için girdi ve çıktı verileri.

Modeller	Girdi							Çıktı
Model 1	t							t+1
Model 2	t	t-1						t+1
Model 3	t	t-1	t-2					t+1
Model 4	t	t-1	t-2	t-3				t+1
Model 5	t	t-1	t-2	t-3	t-4			t+1
Model 6	t	t-1	t-2	t-3	t-4	t-5		t+1
Model 7	t	t-1	t-2	t-3	t-4	t-5	t-6	t+1

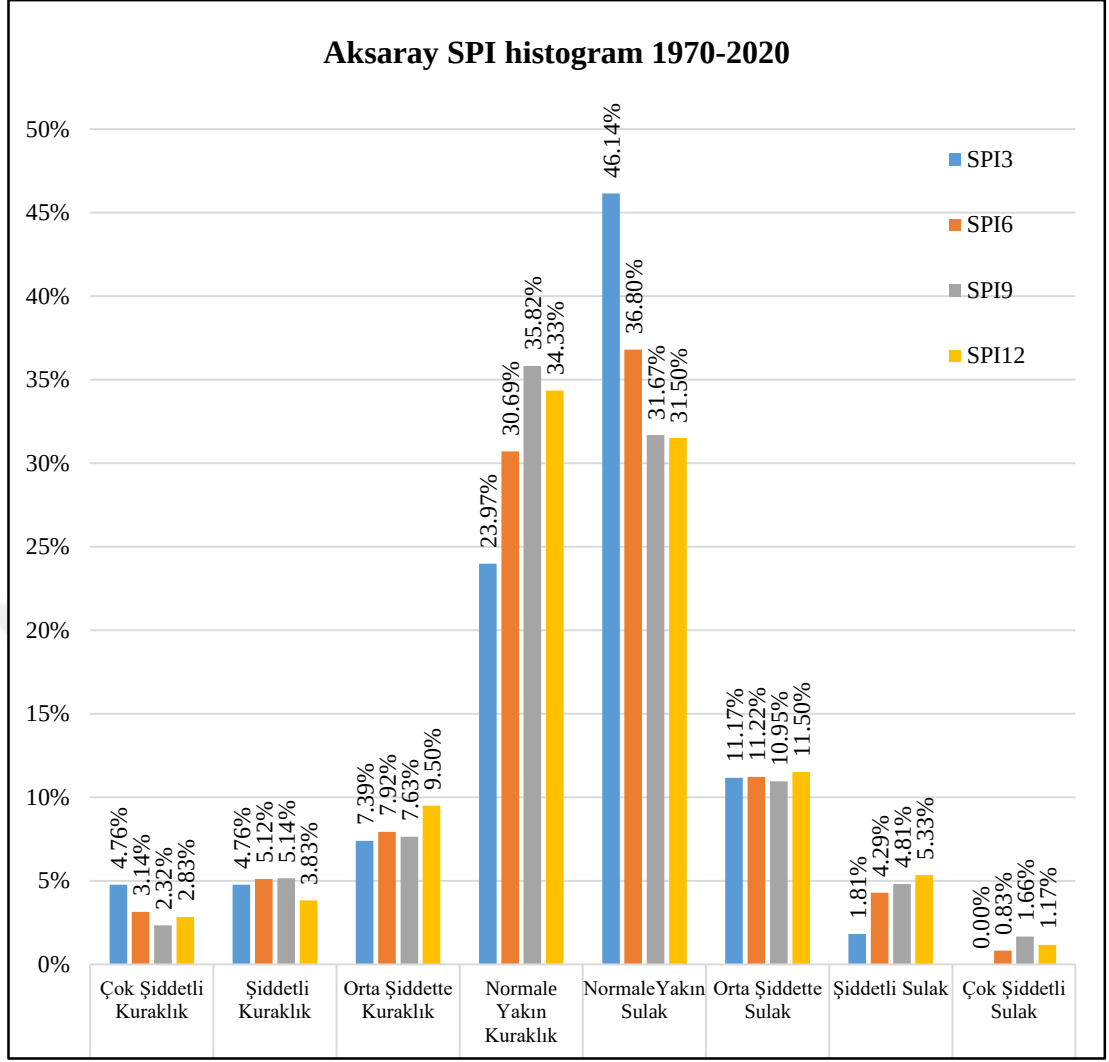


Şekil 4.1. Aksaray iline ait yağış ve çoklu zaman dilimlerine ait kuraklık indisleri.



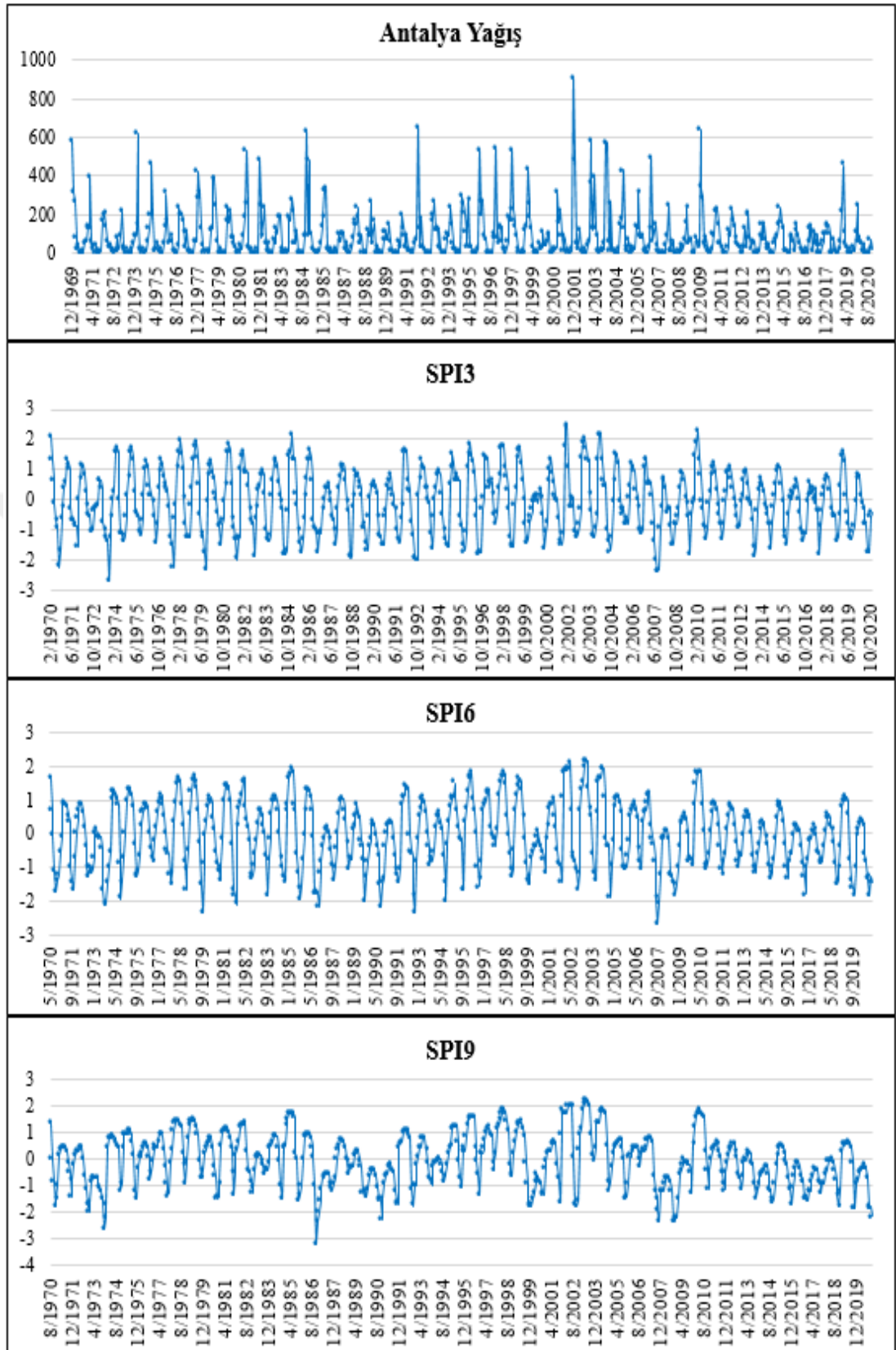
Şekil 4.1(devam). Aksaray iline ait yağış çoklu zaman dilimlerine ait kuraklık indisleri.

Aksaray iline ait 01/1970-11/2020 yılları arasındaki aylık toplam yağış verileri kullanılarak Standartlaştırılmış yağış indisiyle 3, 6, 9, 12,24 ve 48 aylık kuraklık değerleri hesaplanmış ve analiz sonuçları Şekil 4.1’de verilmiştir. Aylık toplam yağış verileri artıkça bunlara bağlı hesaplanan SPI değerlerinin normal durumu gösteren sıfır ekseninden geçme şiddeti azalmaktadır.

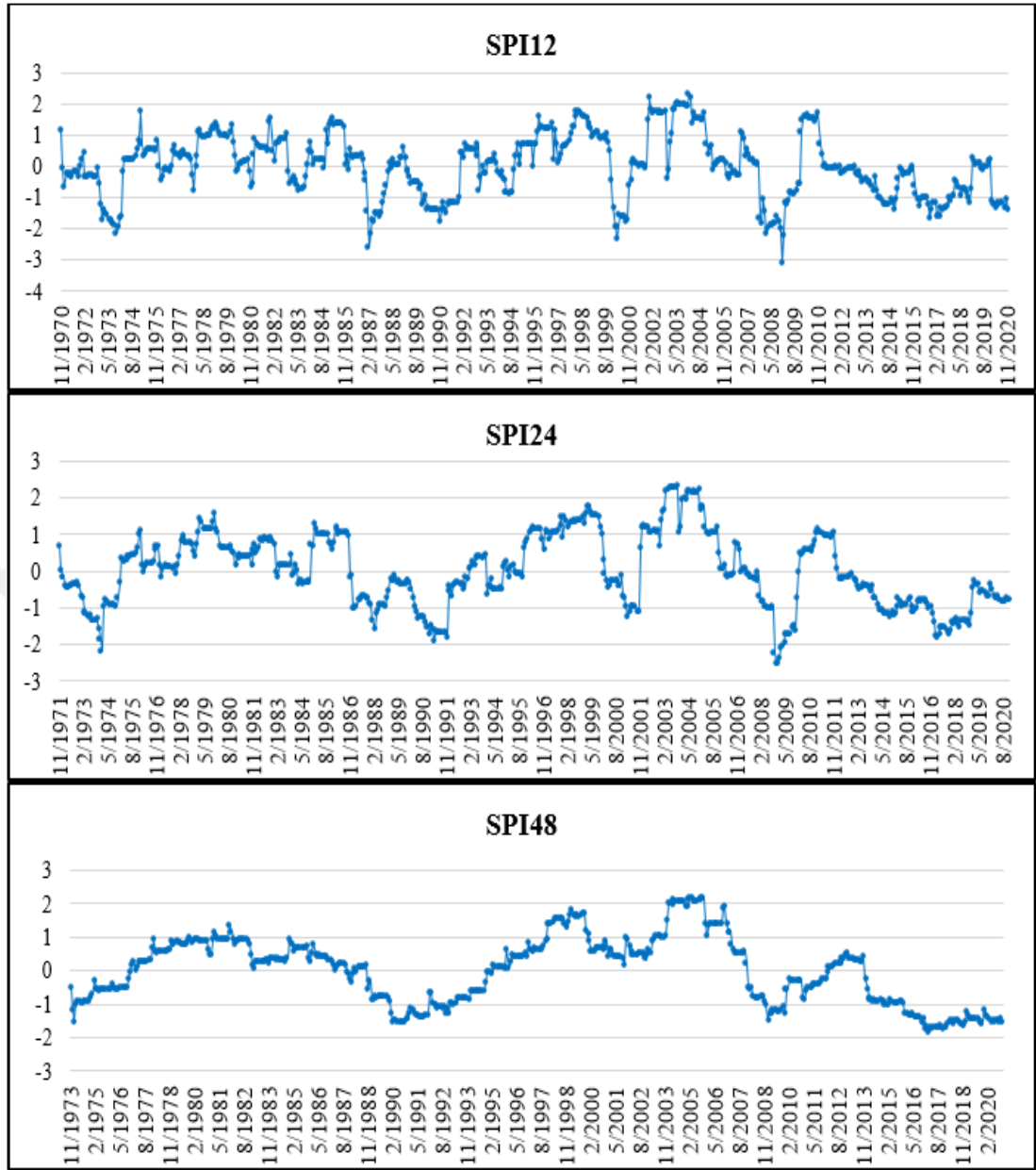


Şekil 4.1.a. Aksaray ili 1970-2020 yılları arası SPI histogramı.

Aksaray ili 1970-2020 yılları arasındaki SPI histogramı incelendiğinde SPI3 indisinin normale yakın kurak ve sulak durumları gösterme oranı SPI12 indisine göre daha fazladır. Tarımsal kuraklığın göstergesi olan SPI3 indisinde 1970-2020 yılları arasında kuraklık daha yoğun hissedilirken hidrolojik kuraklığın göstergesi olan SPI12 indisinde daha az gözlenmiştir.

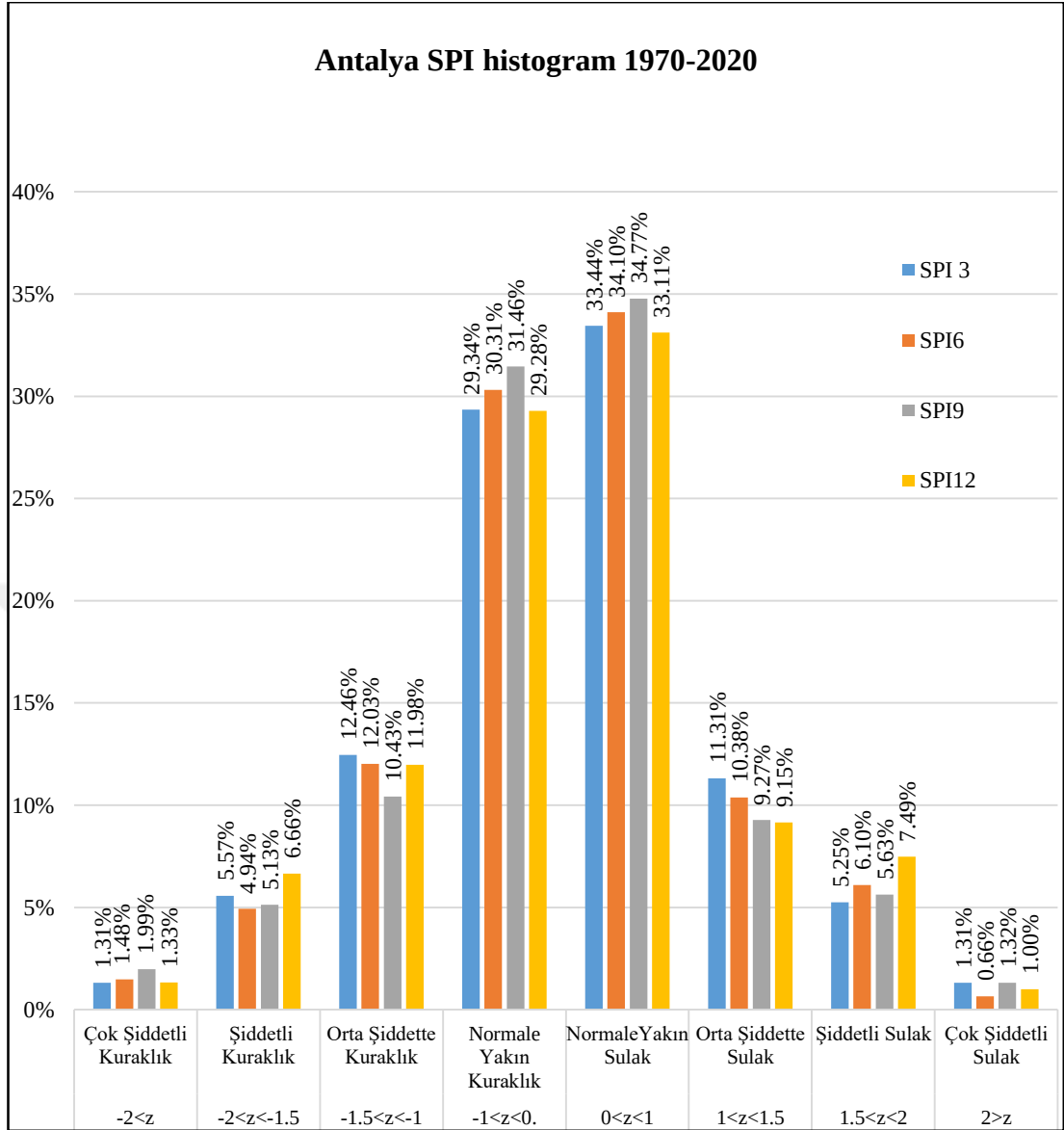


Şekil 4.2. Antalya iline ait yağış ve çoklu zaman dilimlerine ait kuraklık indisleri.



Şekil 4.2 (devam). Antalya iline ait yağış ve çoklu zaman dilimlerine ait kuraklık indisleri.

Antalya iline ait 12/1969-11/2020 yılları arasındaki aylık toplam yağış verileri kullanılarak Standartlaştırılmış yağış indisiyle 3, 6, 9, 12,24 ve 48 aylık kuraklık değerleri hesaplanmış ve analiz sonuçları Şekil 4.2’de verilmiştir. Zirai kuraklığın göstergesi olan SPI3 indisi sıfır eksenini daha sık periyotlarda keserken; hidrolojik kuraklığın göstergesi olan SPI12 ve SPI24 indisleri daha uzun periyotlarda kesmektedir.



Şekil 4.2.a. Antalya ili 1970-2020 yılları arası SPI histogramı.

Antalya ili 1970-2020 yılları arasındaki SPI histogramı incelendiğinde tarımsal kuraklığın göstergesi olan SPI3 indisinde 1970-2020 yılları arasında kuraklık daha yoğun hissedilirken hidrolojik kuraklığın göstergesi olan SPI12 indisinde daha az gözlenmiştir. Yağışardaki azalma toprak neminde hemen hissedilirken, nehirlerde rezervuarlarda kuraklığın daha geç hissedildiği belirlenmiştir.

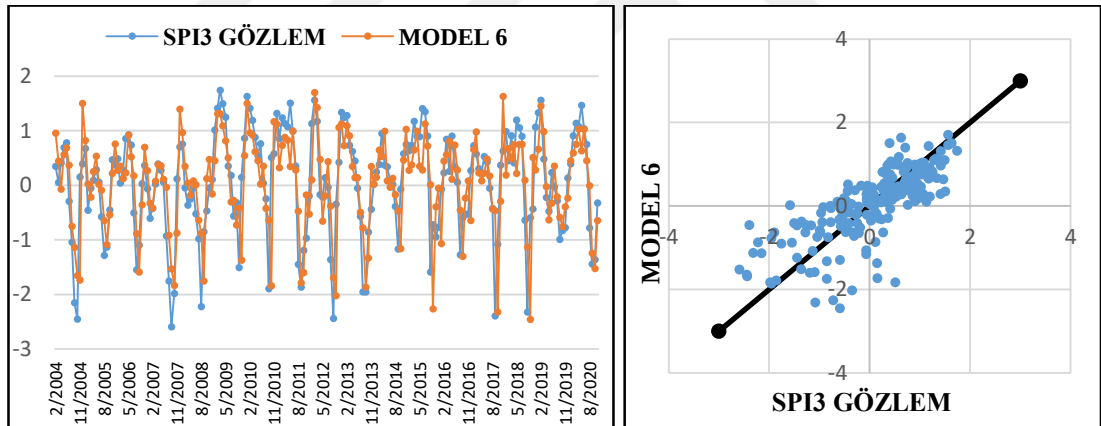
4.1 Aksaray İli İçin SPI3 Destek Vektör Makineleri Regresyon Analizi

Çizelge 4.2’de Destek Vektör Makineleri Regresyon Lineer Çekirdek Fonksiyon Analizi ile en iyi model belirlenmiştir.

Çizelge 4.2. Aksaray ili SPI3 verileriyle DVMR lineer çekirdek fonksiyon analizi.

Modeller	Korelasyon	Nash-Sutcliffe	RMSE
Model 1	0.6743	0.4393	0.7099
Model 2	0.7149	0.4961	0.6730
Model 3	0.7339	0.5291	0.6506
Model 4	0.7375	0.5321	0.6485
Model 5	0.7390	0.5204	0.6566
Model 6	0.7548	0.5525	0.6342
Model 7	0.7511	0.5401	0.6429

En iyi model, altı aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini bulunmuştur. Tahmin edilen modelle gerçek ölçüm sonuçları Şekil 4.3’te zamana göre değişimleri ve saçılma diyagramları karşılaştırmalı olarak verilmiştir.



Şekil 4.3. Aksaray ili 3 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon yöntemiyle altı aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.

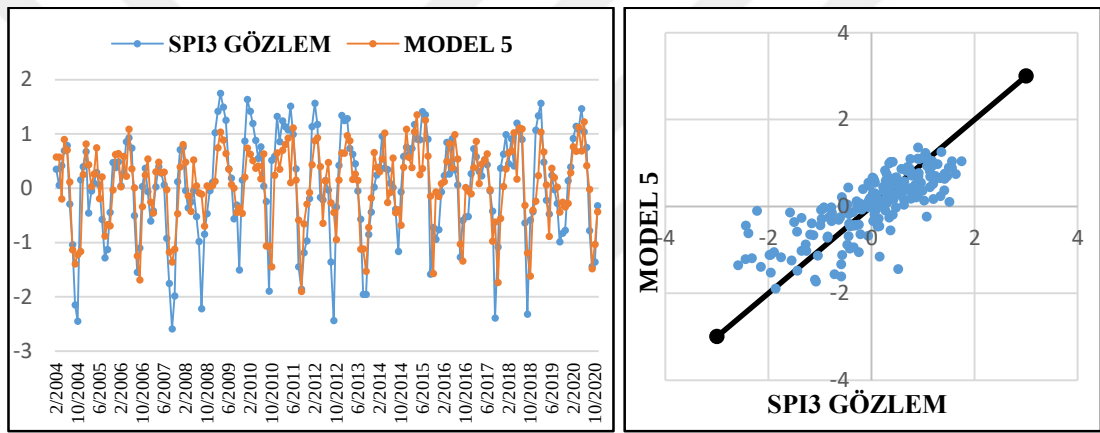
Şekil 4.3’te ölçülmüş ve tahmin edilmiş model sonuçları arasında iyi bir uyum gözlenmemiştir. Pik değerlerde sapmalar gözlemlenmiştir. Minimum ve maksimum değerlerin tahmininde başarı oranı düşüktür. Bu durum saçılma diyagramında da görülmektedir.

Çizelge 4.3’te Destek Vektör Makineleri Regresyon Gauss Çekirdek Fonksiyon Analizi ile en iyi model belirlenmiştir

Çizelge 4.3. Aksaray ili SPI3 verileriyle DVMR gauss çekirdek fonksiyon analizi.

Modeller	Korelasyon	Nash-Sutcliffe	RMSE
Model 1	0.6717	0.4393	0.7100
Model 2	0.7347	0.5284	0.6511
Model 3	0.7543	0.5673	0.6237
Model 4	0.7467	0.5562	0.6316
Model 5	0.7663	0.5865	0.6097
Model 6	0.7642	0.5783	0.6157
Model 7	0.7520	0.5546	0.6328

En iyi model, beş aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini bulunmuştur. Tahmin edilen modelle gerçek ölçüm sonuçları Şekil 4.4'te zamana göre değişimleri ve saçılma diyagramları karşılaştırmalı olarak verilmiştir.



Şekil 4.4. Aksaray ili 3 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR gauss çekirdek fonksiyon yöntemiyle beş aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.

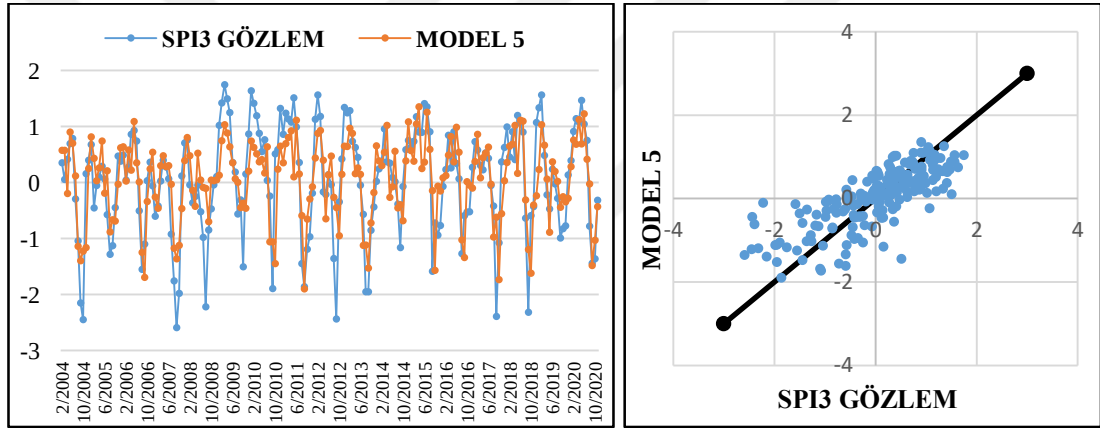
Şekil 4.4'te ölçülmüş ve tahmin edilmiş model sonuçları arasında lineer çekirdek fonksiyona göre nispeten daha iyi bir uyum gözlenmiştir. Pik değerlerde sapmalar gözlemlenmiştir. Minimum değerlerin tahmininde başarı oranı düşüktür. Bu durum saçılma diyagramında da görülmektedir.

Çizelge 4.4'te Destek Vektör Makineleri Regresyon Radyal Temelli Çekirdek Fonksiyon Analizi ile en iyi model belirlenmiştir.

Çizelge 4.4. Aksaray ili SPI3 verileriyle DVMR radyal temelli çekirdek fonksiyon analizi.

Modeller	Korelasyon	Nash-Sutcliffe	RMSE
Model 1	0.6717	0.4393	0.7100
Model 2	0.7347	0.5284	0.6511
Model 3	0.7543	0.5673	0.6237
Model 4	0.7467	0.5562	0.6316
Model 5	0.7663	0.5865	0.6097
Model 6	0.7642	0.5783	0.6157
Model 7	0.7520	0.5546	0.6328

En iyi model, beş aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini bulunmuştur. Tahmin edilen modelle gerçek ölçüm sonuçları Şekil 4.5'te zamana göre değişimleri ve saçılma diyagramları karşılaştırmalı olarak verilmiştir.



Şekil 4.5. Aksaray ili 3 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR radyal temelli çekirdek fonksiyon yöntemiyle beş aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.

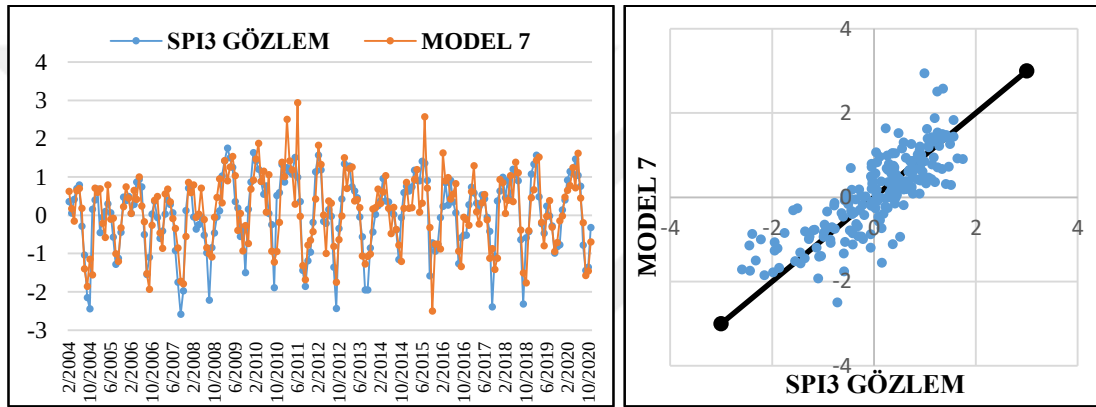
Çizelge 4.4'te Destek Vektör Makineleri Regresyon Radyal Temelli Çekirdek Fonksiyon Analizi sonuçlarıyla Gauss Çekirdek fonksiyonu sonuçları aynıdır. Bu sebeple tahmin edilen modelle gerçek ölçüm sonuçları aynıdır.

Çizelge 4.5'te Destek Vektör Makineleri Regresyon Polinom Çekirdek Fonksiyon Analizi ile en iyi model belirlenmiştir.

Çizelge 4.5. Aksaray ili SPI3 verileriyle DVMR polinom çekirdek fonksiyon analizi.

Modeller	Korelasyon	Nash-Sutcliffe	RMSE
Model 1	0.6688	0.4320	0.7145
Model 2	0.7300	0.5133	0.6614
Model 3	0.7456	0.5454	0.6392
Model 4	0.7482	0.5335	0.6476
Model 5	0.7775	0.5794	0.6149
Model 6	0.7908	0.5812	0.6135
Model 7	0.7992	0.5988	0.6005

En iyi model, yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini bulunmuştur. Tahmin edilen modelle gerçek ölçüm sonuçları Şekil 4.6’da karşılaştırılmıştır



Şekil 4.6. Aksaray ili 3 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR polinom çekirdek fonksiyon yöntemiyle yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.

Şekil 4.6’da ölçülmüş ve tahmin edilmiş model sonuçları arasında diğer çekirdek fonksiyonlara göre nispeten daha iyi sonuçlar gözlenmiştir.

Aksaray ili SPI3 indisi kullanılarak oluşturulan DVMR modelleri arasında en iyi Model 7 ve polinom çekirdek fonksiyon kullanılarak bulunmuştur. R: 0.7992, N-S: 0.5988 ve RMSE: 0.6005 ile en iyi olduğu belirlenmiştir.

4.1.1 Dalgacık Yöntemiyle Ayırıştırılmış Modeller

Çalışmanın bu bölümünde Aksaray ili SPI3 verileri kullanılarak yapılan analizlerin tahmin gücünü artırmak için Destek Vektör Makineleri ve Dalgacık Ayırıştırma yöntemi birleştirilerek modeller oluşturulmuştur. Dalgacık ayırıştırma yöntemi olarak dalgacık ailesinden Haar, Bior 3.1, Bior 6.8, Db4, Db10, Db45, Sym, Coif1, Coif5 ve Dmey dalgacık yöntemleri kullanılmıştır.

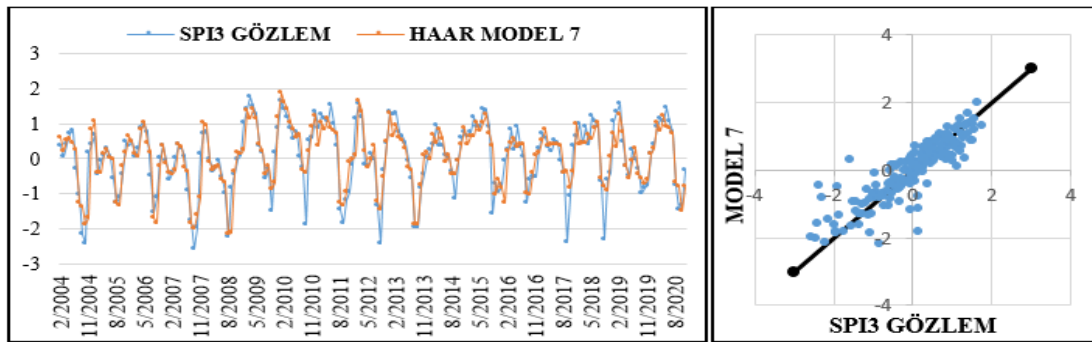
4.1.1.1 Haar Dalgacık Yöntemiyle Ayrıştırılmış Modeller

Çizelge 4.6’da DVMR Çekirdek Fonksiyonları Haar Dalgacık Yöntemiyle ayrıştırılmış modeller oluşturularak tahmin kabiliyeti en iyi olan model belirlenmiştir.

Çizelge 4.6. Aksaray ili SPI3 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Haar dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.

DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon Haar Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller				DVMR Polinom Çekirdek Fonksiyon Haar Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.6886	0.4580	0.6980	Model 1	0.7563	0.5569	0.6311
Model 2	0.8399	0.7028	0.5168	Model 2	0.8251	0.6292	0.5773
Model 3	0.8525	0.7236	0.4985	Model 3	0.8107	0.5782	0.6158
Model 4	0.8541	0.7258	0.4964	Model 4	0.7775	0.4671	0.6921
Model 5	0.8603	0.7383	0.4850	Model 5	0.8005	0.5629	0.6268
Model 6	0.8733	0.7624	0.4621	Model 6	0.8178	0.6281	0.5782
Model 7	0.8764	0.7674	0.4572	Model 7	0.8046	0.6075	0.5940
DVMR Gaussian Çekirdek Fonksiyon Haar Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller				DVMR RBF Çekirdek Fonksiyon Haar Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.7594	0.5718	0.6204	Model 1	0.7594	0.5718	0.6204
Model 2	0.8616	0.7298	0.4928	Model 2	0.8616	0.7298	0.4928
Model 3	0.8425	0.6822	0.5345	Model 3	0.8425	0.6822	0.5345
Model 4	0.7909	0.5876	0.6089	Model 4	0.7909	0.5876	0.6089
Model 5	0.7205	0.4638	0.6942	Model 5	0.7205	0.4638	0.6942
Model 6	0.6825	0.3517	0.7634	Model 6	0.6825	0.3517	0.7634
Model 7	0.6505	0.2574	0.8170	Model 7	0.6505	0.2574	0.8170

En iyi model DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon model 7’de gözlenmiştir. Yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ile gerçek ölçüm değerleri Şekil 4.7’de zamana göre değişimleri ve saçılma diyagramları karşılaştırmalı olarak verilmiştir.



Şekil 4.7. Aksaray ili 3 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Haar dalgacık ayrıştırma yöntemiyle yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.

Şekil 4.7’de ölçülmüş ve tahmin edilmiş model sonuçları arasında çok iyi bir uyum gözlenmemiştir. Pık değerlerde yoğun sapmalar olmuştur. Bu durum saçılma diyagramının 45°lik doğru etrafına dağılmasıyla da gözlenmiştir.

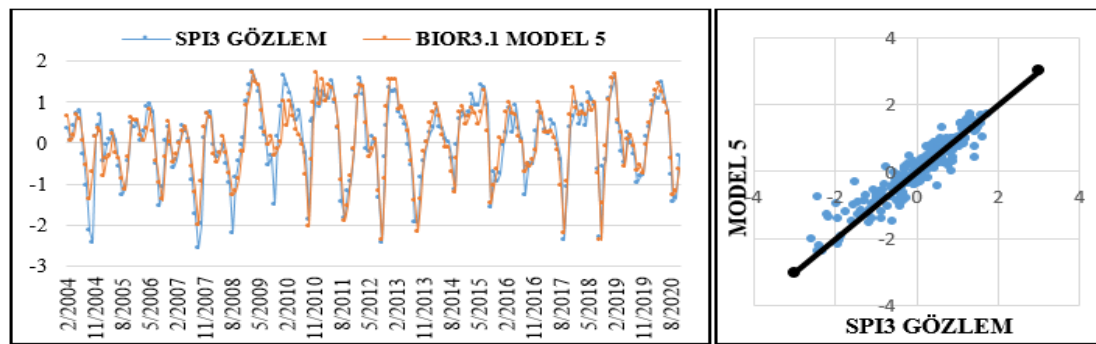
4.1.1.2 Bior 3.1 Dalgacık Yöntemiyle Ayrıştırılmış Modeller

Çizelge 4.7’de DVMR Çekirdek Fonksiyonları Bior 3.1 Dalgacık Yöntemiyle ayrıştırılmış modeller oluşturularak tahmin kabiliyeti en iyi olan model belirlenmiştir.

Çizelge 4.7. Aksaray ili SPI3 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Bior 3.1 dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.

DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon Bior 3.1 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller				DVMR Polinom Çekirdek Fonksiyon Bior 3.1 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.8345	0.6930	0.5253	Model 1	0.7916	0.5760	0.6174
Model 2	0.8998	0.8064	0.4171	Model 2	0.4757	-2.4910	1.1715
Model 3	0.9115	0.8278	0.3935	Model 3	0.5486	-1.0146	1.3457
Model 4	0.9192	0.8425	0.3763	Model 4	0.6237	0.0263	0.9356
Model 5	0.9245	0.8540	0.3623	Model 5	0.6590	0.2850	0.8017
Model 6	0.9152	0.8366	0.3832	Model 6	0.6394	0.1845	0.8562
Model 7	0.8400	0.6695	0.5451	Model 7	0.6607	0.3033	0.7914
DVMR Gaussian Çekirdek Fonksiyon Bior 3.1 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller				DVMR RBF Çekirdek Fonksiyon Bior 3.1 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.7529	0.5622	0.6273	Model 1	0.7529	0.5622	0.6273
Model 2	0.6977	0.2867	0.8008	Model 2	0.6977	0.2867	0.8008
Model 3	0.4847	0.0517	0.9233	Model 3	0.4847	0.0517	0.9233
Model 4	0.3684	0.0087	0.9440	Model 4	0.3684	0.0087	0.9440
Model 5	0.2919	0.0017	0.9473	Model 5	0.2919	0.0017	0.9473
Model 6	0.1568	-0.0030	0.9495	Model 6	0.1568	-0.0030	0.9495
Model 7	0.1450	-0.0052	0.9506	Model 7	0.1450	-0.0052	0.9506

En iyi model DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon model 5’te gözlenmiştir. Beş aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahminiyle gerçek ölçüm değerleri Şekil 4.8’de zamana göre değişimleri ve saçılma diyagramları karşılaştırmalı olarak verilmiştir.



Şekil 4.8. Aksaray ili 3 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Bior 3.1 dalgacık ayrıştırma yöntemiyle beş aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.

Şekil 4.8’de ölçülmüş ve tahmin edilen değerler arasında iyi bir uyum gözlenmiştir. Maksimum ve minimum değerler Haar dalgacık yöntemine göre daha iyi tahmin edilmiş ve bu durum saçılma diyagramında da gözlenmektedir.

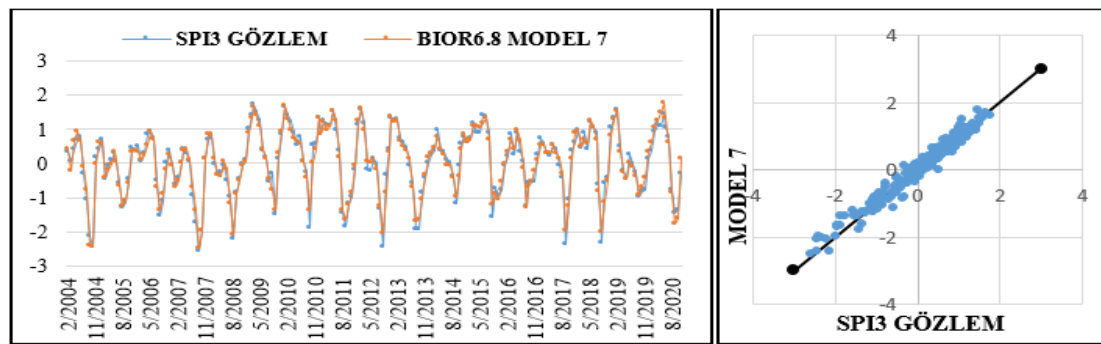
4.1.1.3 Bior 6.8 Dalgacık Yöntemiyle Ayrıştırılmış Modeller

Çizelge 4.8’de DVMR Çekirdek Fonksiyonları Bior 6.8 Dalgacık Yöntemiyle ayrıştırılmış modeller oluşturularak tahmin kabiliyeti en iyi olan model belirlenmiştir.

Çizelge 4.8. Aksaray ili SPI3 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Bior 6.8 dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.

DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon Bior 6.8 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller				DVMR Polinom Çekirdek Fonksiyon Bior 6.8 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.7693	0.5711	0.6209	Model 1	0.7115	0.4849	0.6804
Model 2	0.9495	0.9012	0.2980	Model 2	0.9382	0.8768	0.3328
Model 3	0.9580	0.9173	0.2726	Model 3	0.9375	0.8757	0.3342
Model 4	0.9723	0.9451	0.2221	Model 4	0.9585	0.9182	0.2711
Model 5	0.9724	0.9455	0.2214	Model 5	0.9460	0.8919	0.3117
Model 6	0.9786	0.9575	0.1954	Model 6	0.9366	0.8736	0.3370
Model 7	0.9814	0.9631	0.1822	Model 7	0.9322	0.8680	0.3445
DVMR Gaussian Çekirdek Fonksiyon Bior 6.8 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller				DVMR RBF Çekirdek Fonksiyon Bior 6.8 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.7334	0.5306	0.6496	Model 1	0.7334	0.5306	0.6496
Model 2	0.9382	0.8783	0.3307	Model 2	0.9382	0.8783	0.3307
Model 3	0.9108	0.8116	0.4115	Model 3	0.9108	0.8116	0.4115
Model 4	0.8653	0.7019	0.5177	Model 4	0.8653	0.7019	0.5177
Model 5	0.8281	0.6074	0.5941	Model 5	0.8281	0.6074	0.5941
Model 6	0.7869	0.5064	0.6661	Model 6	0.7869	0.5064	0.6661
Model 7	0.7386	0.4047	0.7315	Model 7	0.7386	0.4047	0.7315

En iyi model DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon model 7’de gözlenmiştir. Yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahminiyle gerçek ölçüm değerleri Şekil 4.9’da zamana göre değişimleri ve saçılma diyagramları karşılaştırmalı olarak verilmiştir.



Şekil 4.9. Aksaray ili 3 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Bior 6.8 dalgacık ayrıştırma yöntemiyle yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.

Şekil 4.9’da ölçülmüş ve tahmin edilen değerler arasında Bior 3.1 dalgacık yöntemine göre daha iyi bir uyum gözlenmiştir. Pik değerler oldukça başarılı tahmin edilmiş ve bu durum saçılma diyagramının 45°lik doğru etrafına dağılmasıyla da gözlenmektedir.

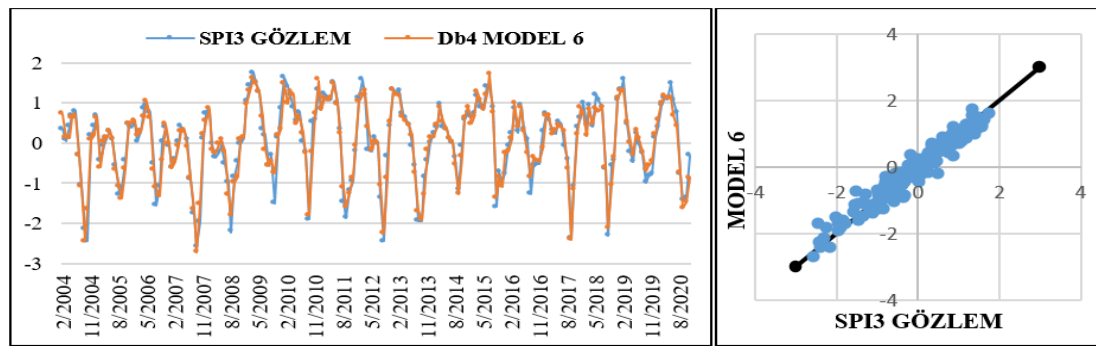
4.1.1.4 Db4 Dalgacık Yöntemiyle Ayrıştırılmış Modeller

Çizelge 4.9’da DVMR Çekirdek Fonksiyonları Db4 Dalgacık Yöntemiyle ayrıştırılmış modeller oluşturularak tahmin kabiliyeti en iyi olan model belirlenmiştir.

Çizelge 4.9. Aksaray ili SPI3 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Db4 dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.

DVMR Linear Çekirdek Fonksiyon Db4 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller				DVMR Polinom Çekirdek Fonksiyon Db4 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.7845	0.6065	0.5947	Model 1	0.7819	0.6056	0.5954
Model 2	0.9388	0.8813	0.3267	Model 2	0.9287	0.8501	0.3671
Model 3	0.9514	0.9050	0.2922	Model 3	0.9299	0.8538	0.3626
Model 4	0.9573	0.9161	0.2746	Model 4	0.9162	0.8256	0.3959
Model 5	0.9623	0.9255	0.2588	Model 5	0.9124	0.8179	0.4046
Model 6	0.9727	0.9457	0.2209	Model 6	0.9234	0.8474	0.3704
Model 7	0.9721	0.9446	0.2232	Model 7	0.9195	0.8418	0.3771
DVMR Gaussian Çekirdek Fonksiyon Db4 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller				DVMR RBF Çekirdek Fonksiyon Db14 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.8125	0.6600	0.5529	Model 1	0.8125	0.6600	0.5529
Model 2	0.9212	0.8436	0.3749	Model 2	0.9212	0.8436	0.3749
Model 3	0.9065	0.7968	0.4274	Model 3	0.9065	0.7968	0.4274
Model 4	0.8609	0.6845	0.5326	Model 4	0.8609	0.6845	0.5326
Model 5	0.8134	0.5725	0.6199	Model 5	0.8134	0.5725	0.6199
Model 6	0.7728	0.4587	0.6975	Model 6	0.7728	0.4587	0.6975
Model 7	0.7269	0.3603	0.7583	Model 7	0.7269	0.3603	0.7583

En iyi model DVMR Linear Çekirdek Fonksiyon model 6’da gözlenmiştir. Altı aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahminiyle gerçek ölçüm değerleri Şekil 4.10’da zamana göre değişimleri ve saçılma diyagramları karşılaştırmalı olarak verilmiştir.



Şekil 4.10. Aksaray ili 3 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Db4 dalgacık ayrıştırma yöntemiyle altı aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.

Şekil 4.10’da ölçülmüş ve tahmin edilen değerler arasında oldukça iyi bir uyum gözlenmiştir. Maksimum ve minimum değerler nadir sapmalar olsa da iyi tahmin edilmiş ve bu durum saçılma diyagramında da gözlenmiştir.

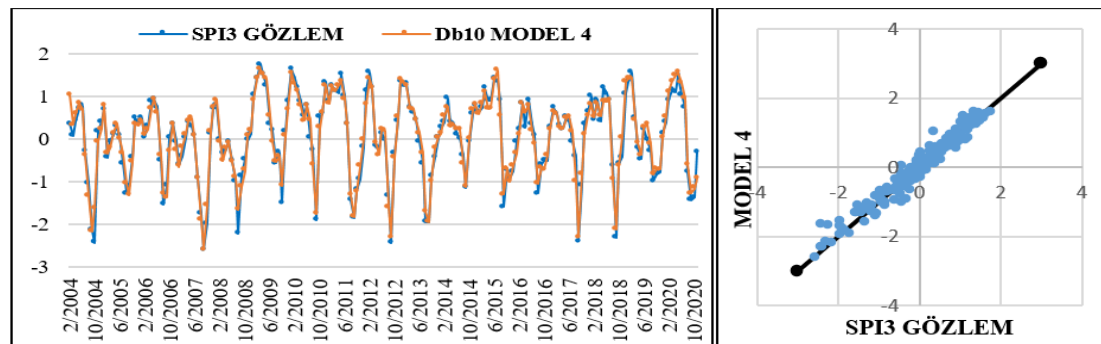
4.1.1.5 Db10 Dalgacık Yöntemiyle Ayırıştırılmış Modeller

Çizelge 4.10'da DVMR Çekirdek Fonksiyonları Db10 Dalgacık Yöntemiyle ayırıştırılmış modeller oluşturularak tahmin kabiliyeti en iyi olan model belirlenmiştir.

Çizelge 4.10. Aksaray ili SPI3 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Db10 dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller.

DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon Db10 Dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller				DVMR Polinom Çekirdek Fonksiyon Db10 Dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.7969	0.6260	0.5798	Model 1	0.7332	0.5124	0.6621
Model 2	0.9652	0.9315	0.2481	Model 2	0.9292	0.8561	0.3596
Model 3	0.9711	0.9429	0.2266	Model 3	0.9276	0.8464	0.3716
Model 4	0.9787	0.9574	0.1956	Model 4	0.9295	0.8594	0.3556
Model 5	0.9780	0.9559	0.1992	Model 5	0.9338	0.8672	0.3455
Model 6	0.9782	0.9564	0.1979	Model 6	0.9195	0.8414	0.3776
Model 7	0.9772	0.9545	0.2022	Model 7	0.9085	0.8192	0.4031
DVMR Gaussian Çekirdek Fonksiyon Db10 Dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller				DVMR RBF Çekirdek Fonksiyon Db10 Dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.7699	0.5855	0.6104	Model 1	0.7699	0.5855	0.6104
Model 2	0.9278	0.8471	0.3707	Model 2	0.9278	0.8471	0.3707
Model 3	0.9103	0.7979	0.4262	Model 3	0.9103	0.7979	0.4262
Model 4	0.8626	0.7033	0.5164	Model 4	0.8626	0.7033	0.5164
Model 5	0.8252	0.6177	0.5862	Model 5	0.8252	0.6177	0.5862
Model 6	0.7976	0.5341	0.6471	Model 6	0.7976	0.5341	0.6471
Model 7	0.7668	0.4419	0.7083	Model 7	0.7668	0.4419	0.7083

En iyi model DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon model 4'te gözlenmiştir. Dört aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahminiyle gerçek ölçüm değerleri Şekil 4.11'de zamana göre değişimleri ve saçılma diyagramları karşılaştırmalı olarak verilmiştir.



Şekil 4.11. Aksaray ili 3 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Db10 dalgacık ayırıştırma yöntemiyle dört aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.

Şekil 4.11'de ölçülmüş ve tahmin edilen değerler arasında hem girdi verisi bazında hem de tahmin kabiliyeti açısından Db4 modeline göre daha başarılı bir uyum gözlenmiş, pik değerler daha başarılı tahmin edilmiştir. Bu durum saçılma diyagramında da gözlenmektedir.

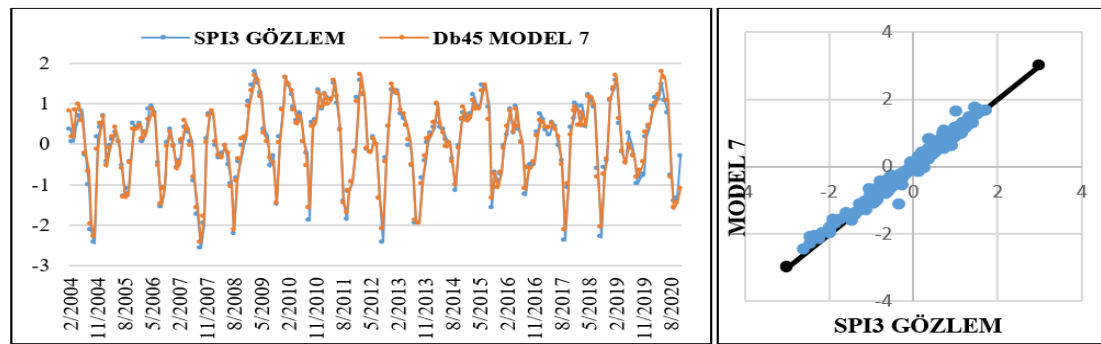
4.1.1.6 Db45 Dalgacık Yöntemiyle Ayrıştırılmış Modeller

Çizelge 4.11’de DVMR Çekirdek Fonksiyonları Db45 Dalgacık Yöntemiyle ayrıştırılmış modeller oluşturularak tahmin kabiliyeti en iyi olan model belirlenmiştir.

Çizelge 4.11. Aksaray ili SPI3 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Db45 dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.

DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon Db45 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller				DVMR Polinom Çekirdek Fonksiyon Db45 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.7691	0.5779	0.6160	Model 1	0.6974	0.4770	0.6857
Model 2	0.9595	0.9200	0.2682	Model 2	0.9424	0.8880	0.3173
Model 3	0.9755	0.9511	0.2096	Model 3	0.9528	0.9033	0.2948
Model 4	0.9866	0.9729	0.1562	Model 4	0.9569	0.9150	0.2765
Model 5	0.9870	0.9739	0.1532	Model 5	0.9503	0.9017	0.2973
Model 6	0.9862	0.9720	0.1588	Model 6	0.9435	0.8864	0.3196
Model 7	0.9877	0.9754	0.1487	Model 7	0.9390	0.8784	0.3307
DVMR Gaussian Çekirdek Fonksiyon Db45 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller				DVMR RBF Çekirdek Fonksiyon Db45 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.7242	0.5226	0.6551	Model 1	0.7242	0.5226	0.6551
Model 2	0.9364	0.8692	0.3428	Model 2	0.9364	0.8692	0.3428
Model 3	0.9138	0.8170	0.4055	Model 3	0.9138	0.8170	0.4055
Model 4	0.8730	0.7356	0.4875	Model 4	0.8730	0.7356	0.4875
Model 5	0.8401	0.6632	0.5502	Model 5	0.8401	0.6632	0.5502
Model 6	0.8150	0.5868	0.6095	Model 6	0.8150	0.5868	0.6095
Model 7	0.7897	0.4973	0.6722	Model 7	0.7897	0.4973	0.6722

En iyi model DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon model 7’de gözlenmiştir. Yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahminiyle gerçek ölçüm değerleri Şekil 4.12’de zamana göre değişimleri ve saçılma diyagramları karşılaştırmalı olarak verilmiştir.



Şekil 4.12. Aksaray ili 3 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Db45 dalgacık ayrıştırma yöntemiyle yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.

Şekil 4.12’de ölçülmüş ve tahmin edilen değerler arasında Db4 ve Db10 modeline göre çok daha iyi bir uyum gözlenmiş, maksimum ve minimum değerler oldukça başarılı tahmin edilmiş ve bu durum saçılma diyagramının 45°lik doğru etrafına dağılmasıyla da gözlenmektedir.

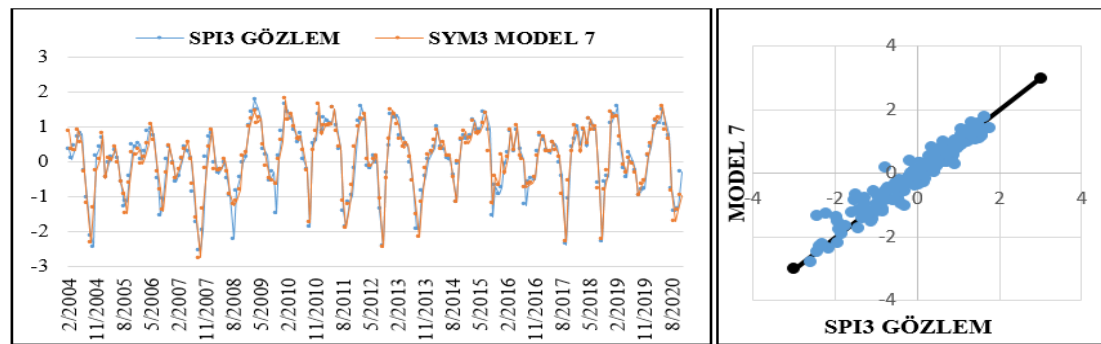
4.1.1.7 Sym3 Dalgacık Yöntemiyle Ayrıştırılmış Modeller

Çizelge 4.12’de DVMR Çekirdek Fonksiyonları Sym3 Dalgacık Yöntemiyle ayrıştırılmış modeller oluşturularak tahmin kabiliyeti en iyi olan model belirlenmiştir.

Çizelge 4.12. Aksaray ili SPI3 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Sym3 dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.

DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon Sym3 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller				DVMR Polinom Çekirdek Fonksiyon Sym3 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.8365	0.6965	0.5223	Model 1	0.8130	0.6345	0.5732
Model 2	0.9407	0.8834	0.3238	Model 2	0.9303	0.8542	0.3621
Model 3	0.9492	0.9004	0.2993	Model 3	0.9364	0.8649	0.3485
Model 4	0.9552	0.9114	0.2822	Model 4	0.9106	0.7954	0.4289
Model 5	0.9567	0.9140	0.2780	Model 5	0.9157	0.8151	0.4077
Model 6	0.9612	0.9235	0.2622	Model 6	0.9083	0.8046	0.4191
Model 7	0.9630	0.9269	0.2563	Model 7	0.8931	0.7692	0.4555
DVMR Gaussian Çekirdek Fonksiyon Sym3 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller				DVMR RBF Çekirdek Fonksiyon Sym3 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.8416	0.7082	0.5121	Model 1	0.8416	0.7082	0.5121
Model 2	0.9057	0.8184	0.4041	Model 2	0.9057	0.8184	0.4041
Model 3	0.8881	0.7788	0.4459	Model 3	0.8881	0.7788	0.4459
Model 4	0.8405	0.6773	0.5386	Model 4	0.8405	0.6773	0.5386
Model 5	0.7886	0.5726	0.6198	Model 5	0.7886	0.5726	0.6198
Model 6	0.7411	0.4557	0.6995	Model 6	0.7411	0.4557	0.6995
Model 7	0.6891	0.3467	0.7663	Model 7	0.6891	0.3467	0.7663

En iyi model DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon model 7’de gözlenmiştir. Yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahminiyle gerçek ölçüm değerleri Şekil 4.13’te zamana göre değişimleri ve saçılma diyagramları karşılaştırmalı olarak verilmiştir.



Şekil 4.13. Aksaray ili 3 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Sym3 dalgacık ayrıştırma yöntemiyle yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.

Şekil 4.13’te ölçülmüş ve tahmin edilen değerler arasında başarılı bir uyum gözlenmiştir. Maksimum ve minimum değerler nadir sapmalar olsa da iyi tahmin edilmiş ve bu durum saçılma diyagramının 45°lik doğru etrafına dağılmasıyla da gözlenmektedir.

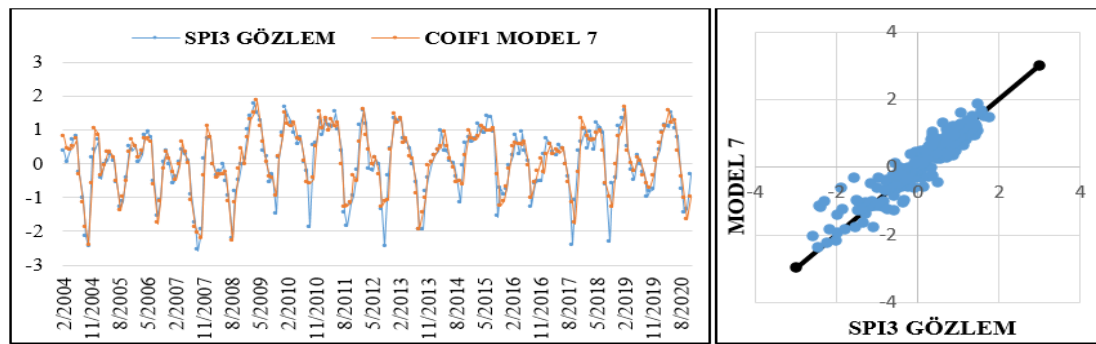
4.1.1.8 Coif1 Dalgacık Yöntemiyle Ayrıştırılmış Modeller

Çizelge 4.13'te DVMR Çekirdek Fonksiyonları Coif1 Dalgacık Yöntemiyle ayrıştırılmış modeller oluşturularak tahmin kabiliyeti en iyi olan model belirlenmiştir.

Çizelge 4.13. Aksaray ili SPI3 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Coif1 dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.

DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon Coif1 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller				DVMR Polinom Çekirdek Fonksiyon Coif1 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.7412	0.5351	0.6464	Model 1	0.7237	0.5175	0.6586
Model 2	0.8910	0.7906	0.4338	Model 2	0.9212	0.8381	0.3815
Model 3	0.9121	0.8293	0.3917	Model 3	0.9217	0.8391	0.3803
Model 4	0.9188	0.8427	0.3760	Model 4	0.9090	0.8167	0.4059
Model 5	0.9231	0.8510	0.3660	Model 5	0.8903	0.7647	0.4599
Model 6	0.9256	0.8561	0.3597	Model 6	0.8651	0.7055	0.5145
Model 7	0.9263	0.8575	0.3578	Model 7	0.8352	0.6315	0.5756
DVMR Gaussian Çekirdek Fonksiyon Coif1 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller				DVMR RBF Çekirdek Fonksiyon Coif1 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.7368	0.5376	0.6447	Model 1	0.7368	0.5376	0.6447
Model 2	0.9015	0.8101	0.4131	Model 2	0.9015	0.8101	0.4131
Model 3	0.8809	0.7692	0.4555	Model 3	0.8809	0.7692	0.4555
Model 4	0.8380	0.6711	0.5438	Model 4	0.8380	0.6711	0.5438
Model 5	0.7886	0.5516	0.6349	Model 5	0.7886	0.5516	0.6349
Model 6	0.7306	0.4206	0.7217	Model 6	0.7306	0.4206	0.7217
Model 7	0.6840	0.3288	0.7767	Model 7	0.6840	0.3288	0.7767

En iyi model DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon model 7'de gözlenmiştir. Yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahminiyle gerçek ölçüm değerleri Şekil 4.14'te zamana göre değişimleri ve saçılma diyagramları karşılaştırmalı olarak verilmiştir.



Şekil 4.14. Aksaray ili 3 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Coif1 dalgacık ayrıştırma yöntemiyle yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.

Şekil 4.14'te ölçülmüş ve tahmin edilen değerler arasında normal derecede bir uyum gözlenmiştir. Minimum değerlerde sapmalar yaşanmıştır. Bu durum saçılma diyagramının 45°lik doğru etrafına dağılmasıyla da gözlenmektedir.

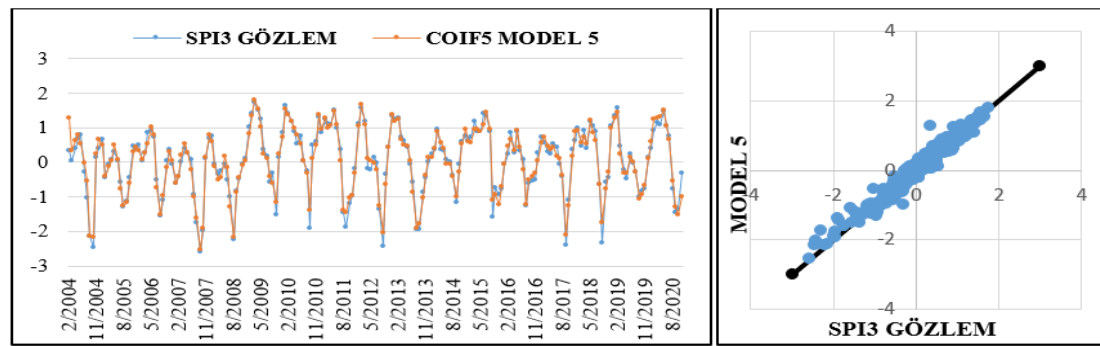
4.1.1.9 Coif5 Dalgacık Yöntemiyle Ayrıştırılmış Modeller

Çizelge 4.14'te DVMR Çekirdek Fonksiyonları Coif5 Dalgacık Yöntemiyle ayrıştırılmış modeller oluşturularak tahmin kabiliyeti en iyi olan model belirlenmiştir.

Çizelge 4.14. Aksaray ili SPI3 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Coif5 dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.

DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon Coif5 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller				DVMR Polinom Çekirdek Fonksiyon Coif5 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.7692	0.5767	0.6169	Model 1	0.7378	0.5392	0.6436
Model 2	0.9511	0.9045	0.2931	Model 2	0.9331	0.8688	0.3435
Model 3	0.9652	0.9315	0.2482	Model 3	0.9509	0.8989	0.3015
Model 4	0.9781	0.9565	0.1978	Model 4	0.9504	0.9006	0.2990
Model 5	0.9792	0.9584	0.1934	Model 5	0.9270	0.8515	0.3653
Model 6	0.9755	0.9513	0.2093	Model 6	0.9125	0.8270	0.3943
Model 7	0.9772	0.9546	0.2021	Model 7	0.9068	0.8187	0.4037
DVMR Gaussian Çekirdek Fonksiyon Coif5 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller				DVMR RBF Çekirdek Fonksiyon Coif5 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.7330	0.5355	0.6462	Model 1	0.7330	0.5355	0.6462
Model 2	0.9257	0.8514	0.3655	Model 2	0.9257	0.8514	0.3655
Model 3	0.8984	0.7916	0.4328	Model 3	0.8984	0.7916	0.4328
Model 4	0.8567	0.7053	0.5147	Model 4	0.8567	0.7053	0.5147
Model 5	0.8135	0.6178	0.5861	Model 5	0.8135	0.6178	0.5861
Model 6	0.7916	0.5398	0.6432	Model 6	0.7916	0.5398	0.6432
Model 7	0.7714	0.4601	0.6967	Model 7	0.7714	0.4601	0.6967

En iyi model DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon model 5'te gözlenmiştir. Beş aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahminiyle gerçek ölçüm değerleri Şekil 4.15'te zamana göre değişimleri ve saçılma diyagramları karşılaştırmalı olarak verilmiştir.



Şekil 4.15. Aksaray ili 3 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Coif5 dalgacık ayrıştırma yöntemiyle beş aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.

Şekil 4.15'te gözlenen ve tahmin edilen değerler arasında hem girdi verisi bazında hem de tahmin kabiliyeti açısından Coif1 modeline göre çok daha iyi bir uyum gözlenmiş, pik değerler daha başarılı tahmin edilmiştir. Bu durum saçılma diyagramında da gözlenmektedir.

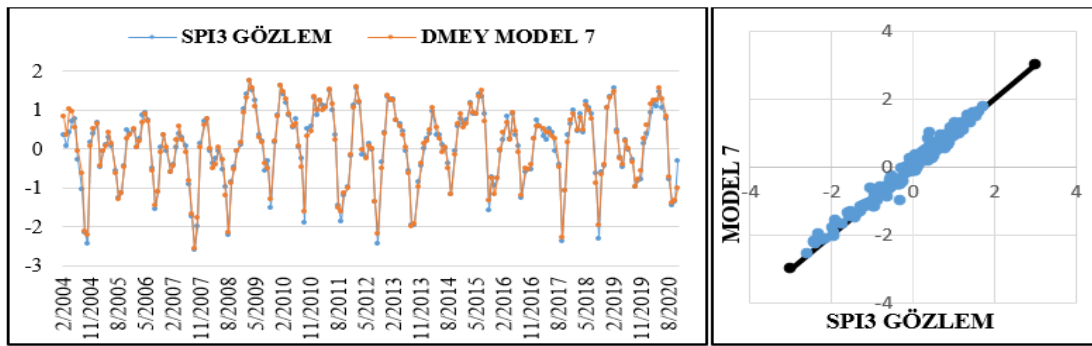
4.1.1.10 Dmey Dalgacık Yöntemiyle Ayırıştırılmış Modeller

Çizelge 4.15'te DVMR Çekirdek Fonksiyonları Dmey Dalgacık Yöntemiyle ayırıştırılmış modeller oluşturularak tahmin kabiliyeti en iyi olan model belirlenmiştir.

Çizelge 4.15. Aksaray ili SPI3 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Dmey dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller.

DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon Dmey Dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller				DVMR Polinom Çekirdek Fonksiyon Dmey Dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.7720	0.5793	0.6150	Model 1	0.7315	0.5303	0.6498
Model 2	0.9605	0.9223	0.2643	Model 2	0.9396	0.8824	0.3251
Model 3	0.9751	0.9509	0.2101	Model 3	0.9544	0.9077	0.2880
Model 4	0.9876	0.9749	0.1503	Model 4	0.9626	0.9263	0.2575
Model 5	0.9880	0.9754	0.1487	Model 5	0.9543	0.9095	0.2852
Model 6	0.9861	0.9718	0.1593	Model 6	0.9420	0.8847	0.3220
Model 7	0.9888	0.9774	0.1426	Model 7	0.9287	0.8605	0.3541
DVMR Gaussian Çekirdek Fonksiyon Dmey Dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller				DVMR RBF Çekirdek Fonksiyon Dmey Dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.7381	0.5433	0.6407	Model 1	0.7381	0.5433	0.6407
Model 2	0.9288	0.8590	0.3560	Model 2	0.9288	0.8590	0.3560
Model 3	0.9046	0.8048	0.4189	Model 3	0.9046	0.8048	0.4189
Model 4	0.8745	0.7337	0.4893	Model 4	0.8745	0.7337	0.4893
Model 5	0.8350	0.6548	0.5571	Model 5	0.8350	0.6548	0.5571
Model 6	0.8121	0.5792	0.6150	Model 6	0.8121	0.5792	0.6150
Model 7	0.7888	0.4969	0.6725	Model 7	0.7888	0.4969	0.6725

En iyi model DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon model 7'de gözlenmiştir. Yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahminiyle gerçek ölçüm değerleri Şekil 4.16'da zamana göre değişimleri ve saçılma diyagramları karşılaştırmalı olarak verilmiştir.



Şekil 4.16. Aksaray ili 3 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Dmey dalgacık ayırıştırma yöntemiyle yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.

Şekil 4.16'da ölçülmüş ve tahmin edilen değerler arasında diğer dalgacık ayırıştırma modellerine göre en iyi bir uyum Dmey dalgacık ayırıştırma yönteminde gözlenmiştir. Pik değerler mükemmel tahmin edilmiştir.

Aksaray ili SPI3 indisi kullanılarak oluşturulan DVMR-W modelleri arasında en başarılı olan;

Model 7 ile Dmey (R: 0.9888, N-S: 0.9774, RMSE: 0.1426),

Model 7 ile Db45 (R: 0.9877, N-S: 0.9754 ve RMSE: 0.1487) ve

Model 7 ile Bior 6.8 (R: 0.9814, N-S: 0.9631 ve RMSE: 0.1822) bulunmuştur.

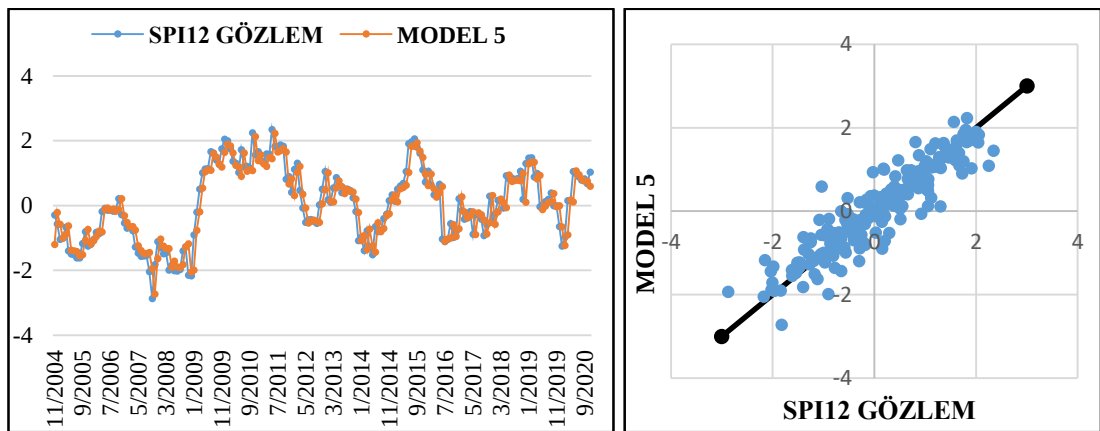
4.2 Aksaray İli İçin SPI12 Destek Vektör Makineleri Regresyon Analizi

Çizelge 4.16'da Destek Vektör Makineleri Regresyon Lineer Çekirdek Fonksiyon Analizi ile en iyi model belirlenmiştir.

Çizelge 4.16. Aksaray ili SPI12 verileriyle DVMR lineer çekirdek fonksiyon analizi.

Modeller	Korelasyon	Nash-Sutcliffe	RMSE
Model 1	0.9166	0.8388	0.4497
Model 2	0.9160	0.8377	0.4513
Model 3	0.9159	0.8379	0.4509
Model 4	0.9157	0.8378	0.4511
Model 5	0.9173	0.8405	0.4474
Model 6	0.9168	0.8399	0.4481
Model 7	0.9171	0.8404	0.4474

En iyi model, beş aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini bulunmuştur. Tahmin edilen modelle gerçek ölçüm sonuçları Şekil 4.17'de karşılaştırılmıştır.



Şekil 4.17. Aksaray ili 12 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon yöntemiyle beş aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.

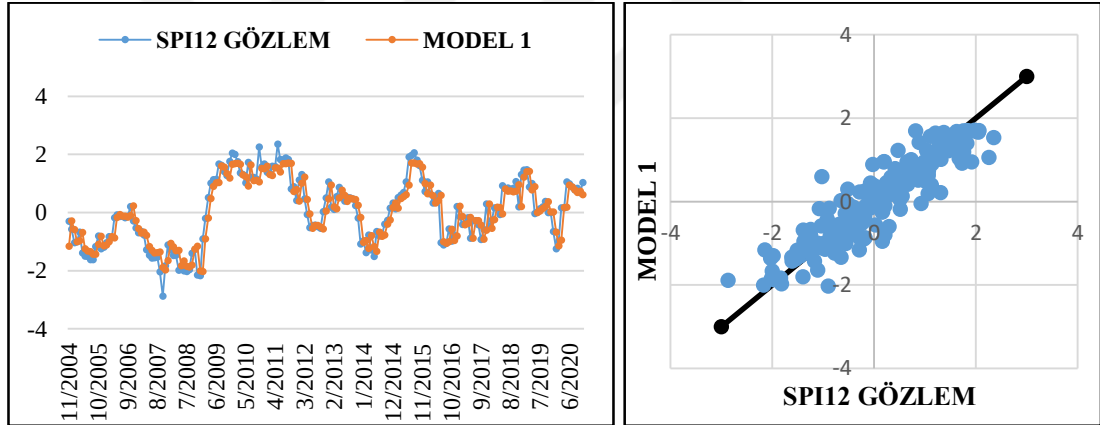
Şekil 4.17'de ölçülmüş ve tahmin edilmiş model sonuçları arasında normal derecede bir uyum gözlenmiştir. Pik değerlerde sapmalar gözlemlenmiştir.

Çizelge 4.17’de Destek Vektör Makineleri Regresyon Gauss Çekirdek Fonksiyon Analizi ile en iyi model belirlenmiştir

Çizelge 4.17. Aksaray ili SPI12 verileriyle DVMR gauss çekirdek fonksiyon analizi.

Modeller	Korelasyon	Nash-Sutcliffe	RMSE
Model 1	0.9175	0.8411	0.4465
Model 2	0.9125	0.8309	0.4606
Model 3	0.9085	0.8228	0.4715
Model 4	0.9047	0.8151	0.4817
Model 5	0.8973	0.8002	0.5007
Model 6	0.8891	0.7802	0.5252
Model 7	0.8817	0.7517	0.5581

En iyi model bir aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini bulunmuştur. Tahmin edilen modelle gerçek ölçüm sonuçları Şekil 4.18’de zamana göre değişimleri ve saçılma diyagramları karşılaştırmalı olarak verilmiştir.



Şekil 4.18. Aksaray ili 12 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR gauss çekirdek fonksiyon yöntemiyle bir aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.

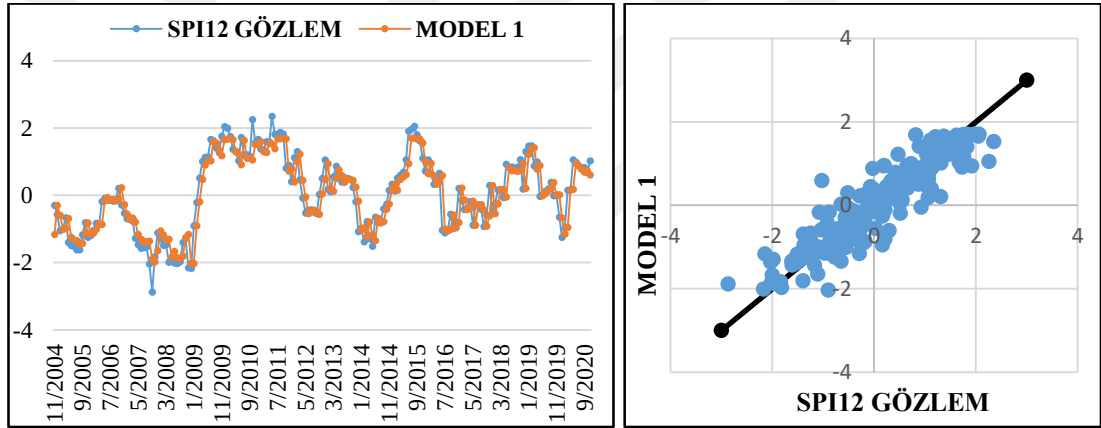
Şekil 4.18’de ölçülmüş ve tahmin edilmiş model sonuçları arasında Destek Vektör Makineleri Regresyon Lineer Çekirdek Fonksiyon Analizine göre hem veri bazında hem de tahmin kabiliyeti açısından daha iyi bir uyum gözlenmiştir

Çizelge 4.18’de Destek Vektör Makineleri Regresyon Radyal Temelli Çekirdek Fonksiyon Analizi ile en iyi model belirlenmiştir.

Çizelge 4.18. Aksaray ili SPI12 verileriyle DVMR radyal temelli çekirdek fonksiyon analizi.

Modeller	Korelasyon	Nash-Sutcliffe	RMSE
Model 1	0.9175	0.8411	0.4465
Model 2	0.9125	0.8309	0.4606
Model 3	0.9085	0.8228	0.4715
Model 4	0.9047	0.8151	0.4817
Model 5	0.8973	0.8002	0.5007
Model 6	0.8891	0.7802	0.5252
Model 7	0.8817	0.7517	0.5581

En iyi model bir aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini bulunmuştur. Tahmin edilen modelle gerçek ölçüm sonuçları Şekil 4.19’da zamana göre değişimleri ve saçılma diyagramları karşılaştırmalı olarak verilmiştir.



Şekil 4.19. Aksaray ili 12 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR radyal temelli çekirdek fonksiyon yöntemiyle bir aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.

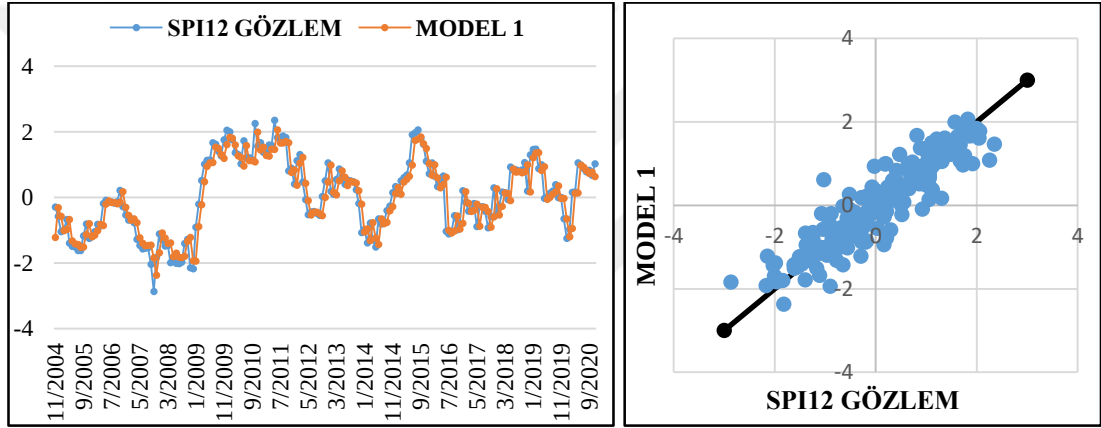
Çizelge 4.18’de Destek Vektör Makineleri Regresyon Radyal Temelli Çekirdek Fonksiyon Analizi sonuçlarıyla Gauss Çekirdek fonksiyonu sonuçları aynıdır. Bu sebeple en iyi model de aynıdır.

Çizelge 4.19’da Destek Vektör Makineleri Regresyon Polinom Çekirdek Fonksiyon Analizi ile en iyi model belirlenmiştir.

Çizelge 4.19. Aksaray ili SPI12 verileriyle DVMR polinom çekirdek fonksiyon analizi.

Modeller	Korelasyon	Nash-Sutcliffe	RMSE
Model 1	0.9178	0.8414	0.4461
Model 2	0.9164	0.8393	0.4490
Model 3	0.9143	0.8345	0.4557
Model 4	0.9089	0.8245	0.4693
Model 5	0.9064	0.8199	0.4754
Model 6	0.8972	0.8025	0.4978
Model 7	0.8790	0.7643	0.5438

En iyi model bir aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini bulunmuştur. Tahmin edilen modelle gerçek ölçüm sonuçları Şekil 4.20’de verilmiştir.



Şekil 4.20. Aksaray ili 12 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR polinom çekirdek fonksiyon yöntemiyle bir aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.

Şekil 4.20’de ölçülmüş ve tahmin edilmiş model sonuçları arasında diğer çekirdek fonksiyonlara göre daha iyi bir uyum gözlenmiştir.

Aksaray ili SPI12 indisi kullanılarak oluşturulan DVMR modelleri arasında en iyi Model 1 ve polinom çekirdek fonksiyon kullanılarak bulunmuştur. R: 0.9178, N-S: 0.8414 ve RMSE: 0.4461 ile en iyi olduğu belirlenmiştir.

4.2.1 Dalgacık Yöntemiyle Ayırıştırılmış Modeller

Çalışmanın bu bölümünde Aksaray ili SPI12 verileri kullanılarak yapılan analizlerin tahmin gücünü artırmak için Destek Vektör Makineleri ve Dalgacık Ayırıştırma yöntemi birleştirilerek modeller oluşturulmuştur.

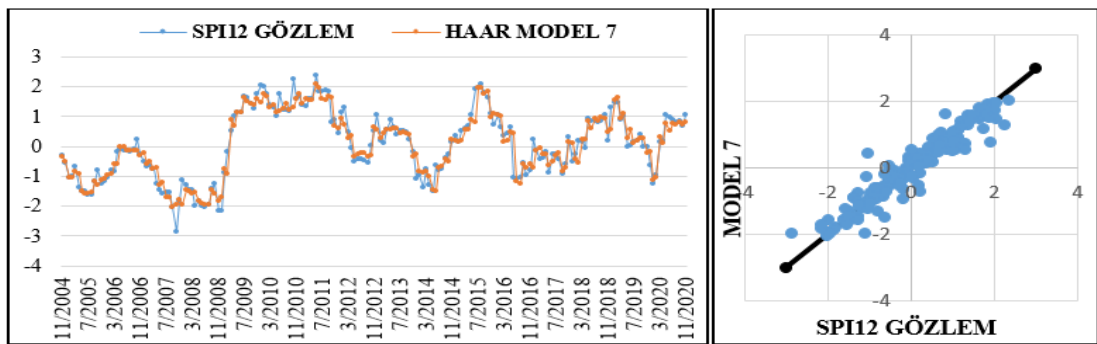
4.2.1.1 Haar Dalgacık Yöntemiyle Ayrıştırılmış Modeller

Çizelge 4.20’de DVMR Çekirdek Fonksiyonları Haar Dalgacık Yöntemiyle ayrıştırılmış modeller oluşturularak tahmin kabiliyeti en iyi olan model belirlenmiştir.

Çizelge 4.20. Aksaray ili SPI12 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Haar dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.

DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon Haar Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller				DVMR Polinom Çekirdek Fonksiyon Haar Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.9332	0.8696	0.4045	Model 1	0.9115	0.7873	0.5166
Model 2	0.9499	0.9021	0.3505	Model 2	0.8897	0.7726	0.5342
Model 3	0.9545	0.9109	0.3343	Model 3	0.8459	0.6242	0.6867
Model 4	0.9573	0.9164	0.3238	Model 4	0.7455	0.3151	0.9270
Model 5	0.9594	0.9202	0.3164	Model 5	0.6120	-0.1823	1.2180
Model 6	0.9596	0.9207	0.3154	Model 6	0.5919	0.0588	1.0867
Model 7	0.9601	0.9215	0.3139	Model 7	0.4510	-0.5333	1.3870
DVMR Gaussian Çekirdek Fonksiyon Haar Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller				DVMR RBF Çekirdek Fonksiyon Haar Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.8837	0.7628	0.5455	Model 1	0.8837	0.7628	0.5455
Model 2	0.8099	0.6173	0.6930	Model 2	0.8099	0.6173	0.6930
Model 3	0.7621	0.5062	0.7871	Model 3	0.7621	0.5062	0.7871
Model 4	0.7303	0.4334	0.8431	Model 4	0.7303	0.4334	0.8431
Model 5	0.6934	0.3597	0.8963	Model 5	0.6934	0.3597	0.8963
Model 6	0.6635	0.2867	0.9460	Model 6	0.6635	0.2867	0.9460
Model 7	0.6427	0.2106	0.9952	Model 7	0.6427	0.2106	0.9952

En iyi model DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon model 7’de gözlenmiştir. Yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ile gerçek ölçüm değerleri Şekil 4.21’de zamana göre değişimleri ve saçılma diyagramları karşılaştırmalı olarak verilmiştir.



Şekil 4.21. Aksaray ili 12 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Haar dalgacık ayrıştırma yöntemiyle yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.

Şekil 4.21’de ölçülmüş ve tahmin edilmiş model sonuçları arasında maksimum ve minimum değerlerde sapmalar olmuş ve bu durum saçılma diyagramının 45°’lik doğru etrafına dağılmasıyla da gözlenmiştir.

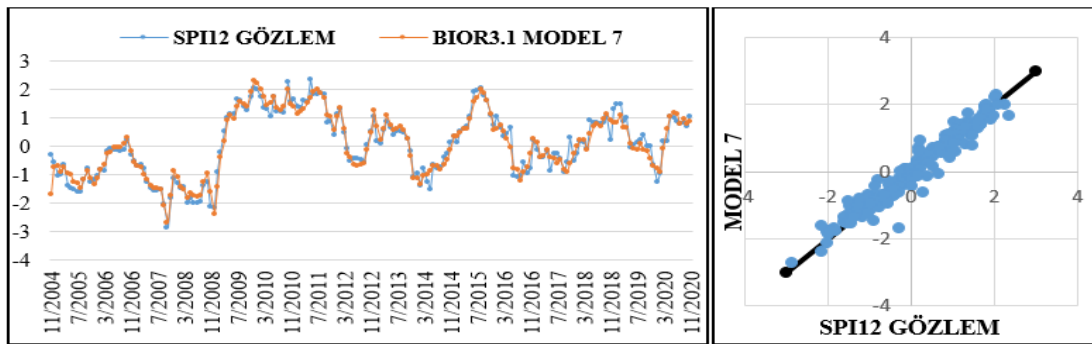
4.2.1.2 Bior 3.1 Dalgacık Yöntemiyle Ayırıştırılmış Modeller

Çizelge 4.21’de DVMR Çekirdek Fonksiyonları Bior 3.1 Dalgacık Yöntemiyle ayırıştırılmış modeller oluşturularak tahmin kabiliyeti en iyi olan model belirlenmiştir.

Çizelge 4.21. Aksaray ili SPI12 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Bior 3.1 dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller.

DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon Bior 3.1 Dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller				DVMR Polinom Çekirdek Fonksiyon Bior 3.1 Dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.9460	0.8947	0.3634	Model 1	0.9009	0.7500	0.5601
Model 2	0.9601	0.9202	0.3164	Model 2	0.7243	0.3335	0.9144
Model 3	0.9637	0.9275	0.3015	Model 3	0.7202	-0.0855	1.1670
Model 4	0.9684	0.9376	0.2799	Model 4	0.8161	0.5804	0.7256
Model 5	0.9705	0.9419	0.2701	Model 5	0.7975	0.5686	0.7357
Model 6	0.9707	0.9416	0.2706	Model 6	0.7392	0.4051	0.8639
Model 7	0.9712	0.9432	0.2669	Model 7	0.7377	0.3168	0.9258
DVMR Gaussian Çekirdek Fonksiyon Bior 3.1 Dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller				DVMR RBF Çekirdek Fonksiyon Bior 3.1 Dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.8716	0.7204	0.5923	Model 1	0.8716	0.7204	0.5923
Model 2	0.7413	0.4889	0.8008	Model 2	0.7413	0.4889	0.8008
Model 3	0.5944	0.2653	0.9601	Model 3	0.5944	0.2653	0.9601
Model 4	0.4912	0.1303	1.0446	Model 4	0.4912	0.1303	1.0446
Model 5	0.4320	0.0665	1.0822	Model 5	0.4320	0.0665	1.0822
Model 6	0.3834	0.0217	1.1079	Model 6	0.3834	0.0217	1.1079
Model 7	0.3741	0.0069	1.1163	Model 7	0.3741	0.0069	1.1163

En iyi model DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon model 7’de gözlenmiştir. Yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ile gerçek ölçüm değerleri Şekil 4.22’de zamana göre değişimleri ve saçılma diyagramları karşılaştırmalı olarak verilmiştir.



Şekil 4.22. Aksaray ili 12 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Bior 3.1 dalgacık ayırıştırma yöntemiyle yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.

Şekil 4.22’de ölçülmüş ve tahmin edilen değerler arasında Haar dalgacık yöntemine göre daha iyi bir uyum gözlenmiştir. Maksimum ve minimum değerler daha başarılı tahmin edilmiş ve bu durum saçılma diyagramında da gözlenmektedir.

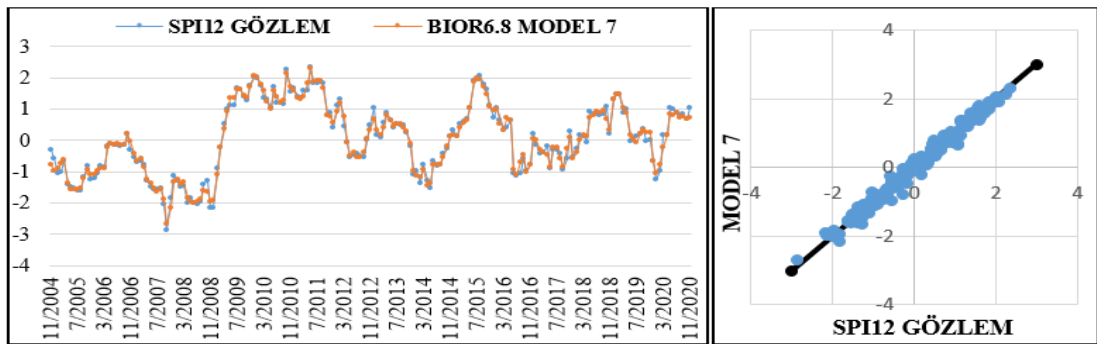
4.2.1.3 Bior 6.8 Dalgacık Yöntemiyle Ayırıştırılmış Modeller

Çizelge 4.22’de DVMR Çekirdek Fonksiyonları Bior 6.8 Dalgacık Yöntemiyle ayırıştırılmış modeller oluşturularak tahmin kabiliyeti en iyi olan model belirlenmiştir.

Çizelge 4.22. Aksaray ili SPI12 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Bior 6.8 dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller.

DVMR Linear Çekirdek Fonksiyon Bior 6.8 Dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller				DVMR Polinom Çekirdek Fonksiyon Bior 6.8 Dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.9527	0.9070	0.3416	Model 1	0.9427	0.8859	0.3784
Model 2	0.9822	0.9646	0.2107	Model 2	0.9610	0.9165	0.3237
Model 3	0.9853	0.9708	0.1915	Model 3	0.9515	0.8732	0.3989
Model 4	0.9898	0.9796	0.1600	Model 4	0.9404	0.8340	0.4564
Model 5	0.9896	0.9793	0.1610	Model 5	0.9090	0.7177	0.5951
Model 6	0.9907	0.9814	0.1526	Model 6	0.8719	0.5405	0.7593
Model 7	0.9917	0.9835	0.1439	Model 7	0.8250	0.3022	0.9357
DVMR Gaussian Çekirdek Fonksiyon Bior 6.8 Dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller				DVMR RBF Çekirdek Fonksiyon Bior 6.8 Dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.9230	0.8428	0.4441	Model 1	0.9230	0.8428	0.4441
Model 2	0.9051	0.7932	0.5093	Model 2	0.9051	0.7932	0.5093
Model 3	0.8579	0.6861	0.6275	Model 3	0.8579	0.6861	0.6275
Model 4	0.8045	0.5714	0.7333	Model 4	0.8045	0.5714	0.7333
Model 5	0.7413	0.4505	0.8303	Model 5	0.7413	0.4505	0.8303
Model 6	0.6732	0.3411	0.9092	Model 6	0.6732	0.3411	0.9092
Model 7	0.6028	0.2487	0.9709	Model 7	0.6028	0.2487	0.9709

En iyi model DVMR Linear Çekirdek Fonksiyon model 7’de gözlenmiştir. Yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ile gerçek ölçüm değerleri Şekil 4.23’te zamana göre değişimleri ve saçılma diyagramları karşılaştırmalı olarak verilmiştir.



Şekil 4.23. Aksaray ili 12 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Bior 6.8 dalgacık ayırıştırma yöntemiyle yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.

Şekil 4.23'te ölçülmüş ve tahmin edilen değerler arasında Bior 3.1 dalgacık yöntemine göre daha iyi bir uyum gözlenmiş ve pik değerler daha başarılı tahmin edilmiştir. Bu durum saçılma diyagramının 45°lik doğru etrafına dağılmasıyla da gözlenmiştir.

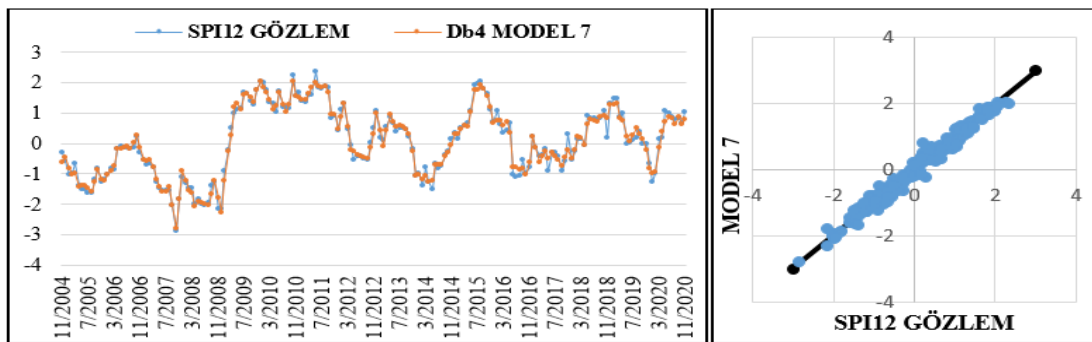
4.2.1.4 Db4 Dalgacık Yöntemiyle Ayırıştırılmış Modeller

Çizelge 4.23'te DVMR Çekirdek Fonksiyonları Db4 Dalgacık Yöntemiyle ayırıştırılmış modeller oluşturularak tahmin kabiliyeti en iyi olan model belirlenmiştir.

Çizelge 4.23. Aksaray ili SPI12 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Db4 dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller.

DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon Db4 Dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller				DVMR Polinom Çekirdek Fonksiyon Db4 Dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.9553	0.9122	0.3318	Model 1	0.9195	0.8381	0.4507
Model 2	0.9814	0.9628	0.2160	Model 2	0.9576	0.9123	0.3318
Model 3	0.9849	0.9699	0.1943	Model 3	0.9365	0.8504	0.4332
Model 4	0.9877	0.9754	0.1757	Model 4	0.9331	0.8183	0.4774
Model 5	0.9884	0.9770	0.1700	Model 5	0.9114	0.7764	0.5297
Model 6	0.9894	0.9788	0.1629	Model 6	0.9065	0.7736	0.5330
Model 7	0.9899	0.9799	0.1590	Model 7	0.9028	0.7595	0.5493
DVMR Gaussian Çekirdek Fonksiyon Db4 Dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller				DVMR RBF Çekirdek Fonksiyon Db14 Dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.9063	0.8014	0.4992	Model 1	0.9063	0.8014	0.4992
Model 2	0.8774	0.7288	0.5833	Model 2	0.8774	0.7288	0.5833
Model 3	0.8144	0.6063	0.7028	Model 3	0.8144	0.6063	0.7028
Model 4	0.7434	0.4800	0.8077	Model 4	0.7434	0.4800	0.8077
Model 5	0.6837	0.3792	0.8825	Model 5	0.6837	0.3792	0.8825
Model 6	0.6479	0.2913	0.9430	Model 6	0.6479	0.2913	0.9430
Model 7	0.6183	0.2125	0.9940	Model 7	0.6183	0.2125	0.9940

En iyi model DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon model 7'de gözlenmiştir. Yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ile gerçek ölçüm değerleri Şekil 4.24'te zamana göre değişimleri ve saçılma diyagramları karşılaştırmalı olarak verilmiştir.



Şekil 4.24. Aksaray ili 12 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Db4 dalgacık ayırıştırma yöntemiyle yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.

Şekil 4.24'te ölçülmüş ve tahmin edilen değerler arasında oldukça iyi bir uyum gözlenmiş maksimum ve minimum değerler oldukça başarılı tahmin edilmiş ve bu durum saçılma diyagramında da gösterilmiştir.

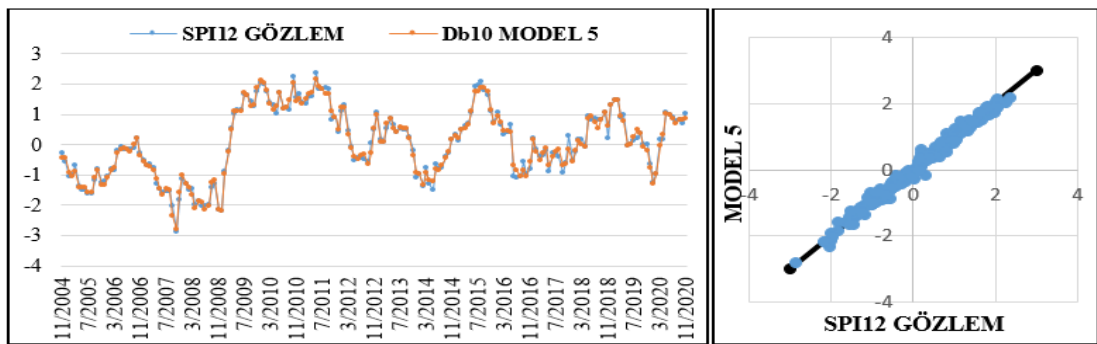
4.2.1.5 Db10 Dalgacık Yöntemiyle Ayrıştırılmış Modeller

Çizelge 4.24'te DVMR Çekirdek Fonksiyonları Db10 Dalgacık Yöntemiyle ayrıştırılmış modeller oluşturularak tahmin kabiliyeti en iyi olan model belirlenmiştir.

Çizelge 4.24. Aksaray ili SPI12 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Db10 dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.

DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon Db10 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller				DVMR Polinom Çekirdek Fonksiyon Db10 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.9547	0.9111	0.3339	Model 1	0.9055	0.8074	0.4915
Model 2	0.9861	0.9723	0.1866	Model 2	0.9635	0.9201	0.3166
Model 3	0.9900	0.9799	0.1587	Model 3	0.9147	0.8129	0.4844
Model 4	0.9933	0.9867	0.1293	Model 4	0.9229	0.8236	0.4705
Model 5	0.9934	0.9868	0.1285	Model 5	0.9110	0.7656	0.5423
Model 6	0.9930	0.9861	0.1322	Model 6	0.9082	0.7571	0.5520
Model 7	0.9933	0.9867	0.1273	Model 7	0.9155	0.7179	0.5949
DVMR Gaussian Çekirdek Fonksiyon Db10 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller				DVMR RBF Çekirdek Fonksiyon Db10 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.8995	0.7997	0.5013	Model 1	0.8995	0.7997	0.5013
Model 2	0.8994	0.7745	0.5319	Model 2	0.8994	0.7745	0.5319
Model 3	0.8428	0.6533	0.6596	Model 3	0.8428	0.6533	0.6596
Model 4	0.7845	0.5423	0.7578	Model 4	0.7845	0.5423	0.7578
Model 5	0.7296	0.4443	0.8350	Model 5	0.7296	0.4443	0.8350
Model 6	0.6822	0.3480	0.9045	Model 6	0.6822	0.3480	0.9045
Model 7	0.6246	0.2524	0.9685	Model 7	0.6246	0.2524	0.9685

En iyi model DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon model 5'te gözlenmiştir. Beş aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ile gerçek ölçüm değerleri Şekil 4.25'te zamana göre değişimleri ve saçılma diyagramları karşılaştırmalı olarak verilmiştir.



Şekil 4.25. Aksaray ili 12 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Db10 dalgacık ayrıştırma yöntemiyle beş aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.

Şekil 4.25'te ölçülmüş ve tahmin edilen değerler arasında Db4 dalgacık yöntemine göre hem girdi verisi bazında hem de tahmin kabiliyeti açısından çok daha iyi bir uyum gözlenmiştir. Pik değerler daha başarılı tahmin edilmiş ve bu durum saçılma diyagramının 45°lik doğru etrafına dağılmasıyla da gözlenmektedir.

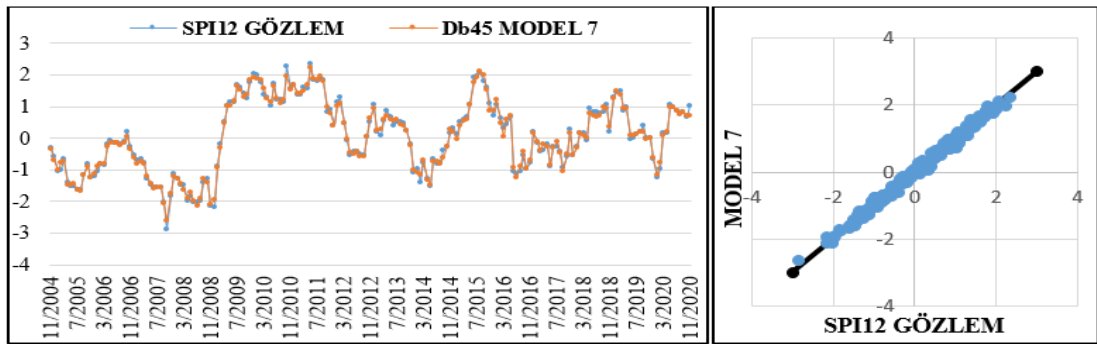
4.2.1.6 Db45 Dalgacık Yöntemiyle Ayırıştırılmış Modeller

Çizelge 4.25'te DVMR Çekirdek Fonksiyonları Db45 Dalgacık Yöntemiyle ayırıştırılmış modeller oluşturularak tahmin kabiliyeti en iyi olan model belirlenmiştir.

Çizelge 4.25. Aksaray ili SPI12 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Db45 dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller.

DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon Db45 Dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller				DVMR Polinom Çekirdek Fonksiyon Db45 Dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.9553	0.9122	0.3319	Model 1	0.9406	0.8793	0.3892
Model 2	0.9880	0.9758	0.1741	Model 2	0.9655	0.9284	0.2996
Model 3	0.9927	0.9853	0.1359	Model 3	0.9495	0.8925	0.3672
Model 4	0.9946	0.9891	0.1169	Model 4	0.9613	0.9137	0.3290
Model 5	0.9953	0.9903	0.1105	Model 5	0.9624	0.9036	0.3478
Model 6	0.9955	0.9908	0.1075	Model 6	0.9451	0.8301	0.4618
Model 7	0.9957	0.9913	0.1046	Model 7	0.9335	0.7909	0.5122
DVMR Gaussian Çekirdek Fonksiyon Db45 Dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller				DVMR RBF Çekirdek Fonksiyon Db45 Dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.9343	0.8544	0.4274	Model 1	0.9343	0.8544	0.4274
Model 2	0.9230	0.7912	0.5119	Model 2	0.9230	0.7912	0.5119
Model 3	0.8763	0.6737	0.6398	Model 3	0.8763	0.6737	0.6398
Model 4	0.8242	0.5604	0.7427	Model 4	0.8242	0.5604	0.7427
Model 5	0.7756	0.4475	0.8326	Model 5	0.7756	0.4475	0.8326
Model 6	0.7195	0.3420	0.9086	Model 6	0.7195	0.3420	0.9086
Model 7	0.6690	0.2509	0.9695	Model 7	0.6690	0.2509	0.9695

En iyi model DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon model 7'de gözlenmiştir. Yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ile gerçek ölçüm değerleri Şekil 4.26'da zamana göre değişimleri ve saçılma diyagramları karşılaştırmalı olarak verilmiştir.



Şekil 4.26. Aksaray ili 12 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Db45 dalgacık ayırıştırma yöntemiyle yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.

Şekil 4.26'da ölçülmüş ve tahmin edilen değerler arasında Db4 ve Db10 modeline göre çok daha iyi bir uyum gözlenmiş ve maksimum ve minimum değerler mükemmel tahmin edilmiştir. Bu durum saçılma diyagramının 45°lik doğru etrafına dağılmasıyla da gözlenmektedir.

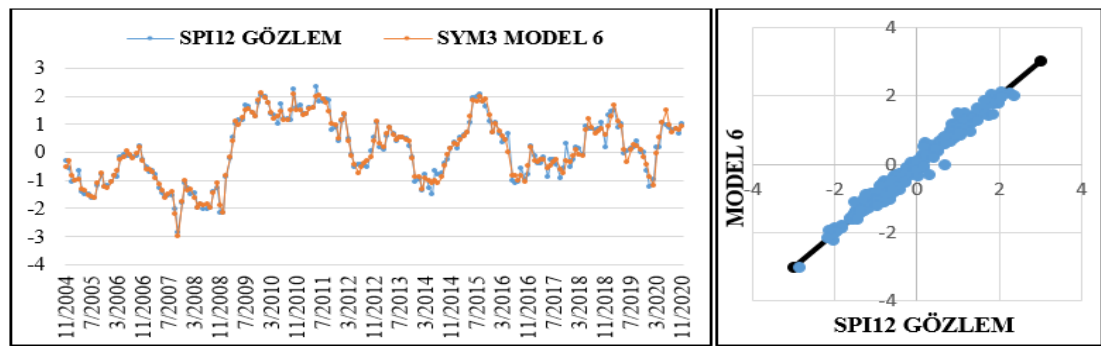
4.2.1.7 Sym3 Dalgacık Yöntemiyle Ayrıştırılmış Modeller

Çizelge 4.26’da DVMR Çekirdek Fonksiyonları Sym3 Dalgacık Yöntemiyle ayrıştırılmış modeller oluşturularak tahmin kabiliyeti en iyi olan model belirlenmiştir.

Çizelge 4.26. Aksaray ili SPI12 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Sym3 dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.

DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon Sym3 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller				DVMR Polinom Çekirdek Fonksiyon Sym3 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.9539	0.9098	0.3365	Model 1	0.8999	0.7579	0.5511
Model 2	0.9794	0.9593	0.2261	Model 2	0.9570	0.9000	0.3542
Model 3	0.9824	0.9649	0.2097	Model 3	0.9131	0.7778	0.5280
Model 4	0.9864	0.9731	0.1839	Model 4	0.8922	0.7366	0.5748
Model 5	0.9864	0.9729	0.1844	Model 5	0.8313	0.5577	0.7449
Model 6	0.9880	0.9760	0.1735	Model 6	0.8045	0.4530	0.8285
Model 7	0.9872	0.9745	0.1790	Model 7	0.7717	0.3401	0.9099
DVMR Gaussian Çekirdek Fonksiyon Sym3 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller				DVMR RBF Çekirdek Fonksiyon Sym3 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.9173	0.8229	0.4713	Model 1	0.9173	0.8229	0.4713
Model 2	0.8904	0.7476	0.5628	Model 2	0.8904	0.7476	0.5628
Model 3	0.8233	0.6217	0.6890	Model 3	0.8233	0.6217	0.6890
Model 4	0.7542	0.5096	0.7844	Model 4	0.7542	0.5096	0.7844
Model 5	0.7035	0.4243	0.8499	Model 5	0.7035	0.4243	0.8499
Model 6	0.6588	0.3457	0.9060	Model 6	0.6588	0.3457	0.9060
Model 7	0.6044	0.2637	0.9611	Model 7	0.6044	0.2637	0.9611

En iyi model DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon model 6’da gözlenmiştir. Altı aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ile gerçek ölçüm değerleri Şekil 4.27’de zamana göre değişimleri ve saçılma diyagramları karşılaştırmalı olarak verilmiştir.



Şekil 4.27. Aksaray ili 12 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Sym3 dalgacık ayrıştırma yöntemiyle altı aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.

Şekil 4.27’de ölçülmüş ve tahmin edilen değerler arasında oldukça iyi bir uyum gözlenmiştir. Pik değerlerde nadir sapmalar olmuş ve bu durum saçılma diyagramının 45°lik doğru etrafına dağılmasıyla da belirtilmiştir.

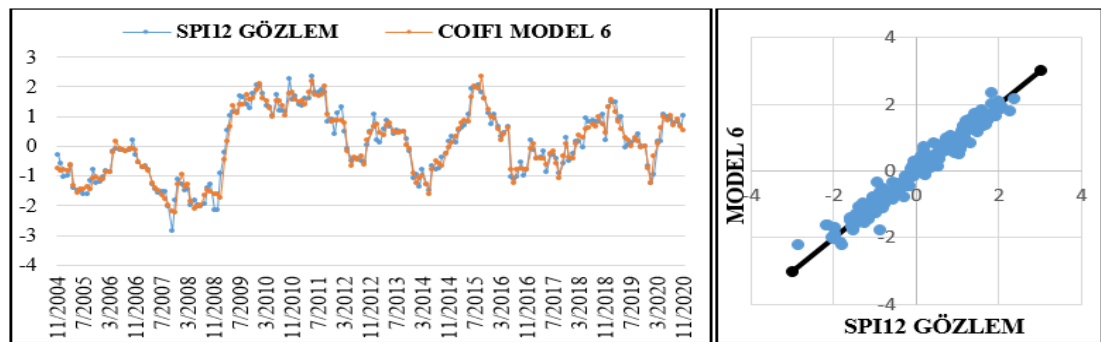
4.2.1.8 Coif1 Dalgacık Yöntemiyle Ayrıştırılmış Modeller

Çizelge 4.27’de DVMR Çekirdek Fonksiyonları Coif1 Dalgacık Yöntemiyle ayrıştırılmış modeller oluşturularak tahmin kabiliyeti en iyi olan model belirlenmiştir.

Çizelge 4.27. Aksaray ili SPI12 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Coif1 dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.

DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon Coif1 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller				DVMR Polinom Çekirdek Fonksiyon Coif1 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.9462	0.8948	0.3633	Model 1	0.9025	0.7975	0.5040
Model 2	0.9706	0.9420	0.2698	Model 2	0.9544	0.9087	0.3384
Model 3	0.9730	0.9464	0.2592	Model 3	0.9335	0.8591	0.4204
Model 4	0.9765	0.9535	0.2415	Model 4	0.9135	0.8075	0.4914
Model 5	0.9774	0.9551	0.2374	Model 5	0.8386	0.5957	0.7123
Model 6	0.9787	0.9577	0.2303	Model 6	0.8009	0.4094	0.8608
Model 7	0.9784	0.9573	0.2315	Model 7	0.8097	0.4315	0.8446
DVMR Gaussian Çekirdek Fonksiyon Coif1 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller				DVMR RBF Çekirdek Fonksiyon Coif1 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.9212	0.8274	0.4654	Model 1	0.9212	0.8274	0.4654
Model 2	0.8874	0.7424	0.5685	Model 2	0.8874	0.7424	0.5685
Model 3	0.8298	0.6307	0.6807	Model 3	0.8298	0.6307	0.6807
Model 4	0.7794	0.5342	0.7645	Model 4	0.7794	0.5342	0.7645
Model 5	0.7226	0.4347	0.8421	Model 5	0.7226	0.4347	0.8421
Model 6	0.6556	0.3361	0.9126	Model 6	0.6556	0.3361	0.9126
Model 7	0.5931	0.2538	0.9676	Model 7	0.5931	0.2538	0.9676

En iyi model DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon model 6’da gözlenmiştir. Altı aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ile gerçek ölçüm değerleri Şekil 4.28’de zamana göre değişimleri ve saçılma diyagramları karşılaştırmalı olarak verilmiştir.



Şekil 4.28. Aksaray ili 12 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Coif1 dalgacık ayrıştırma yöntemiyle altı aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.

Şekil 4.28’de ölçülmüş ve tahmin edilen değerler arasında başarılı bir uyum gözlenmiştir. Pik değerlerde nadir sapmalar olmuştve bu durum saçılma diyagramının 45⁰lik doğru etrafında dağılmasıyla da belirtilmiştir

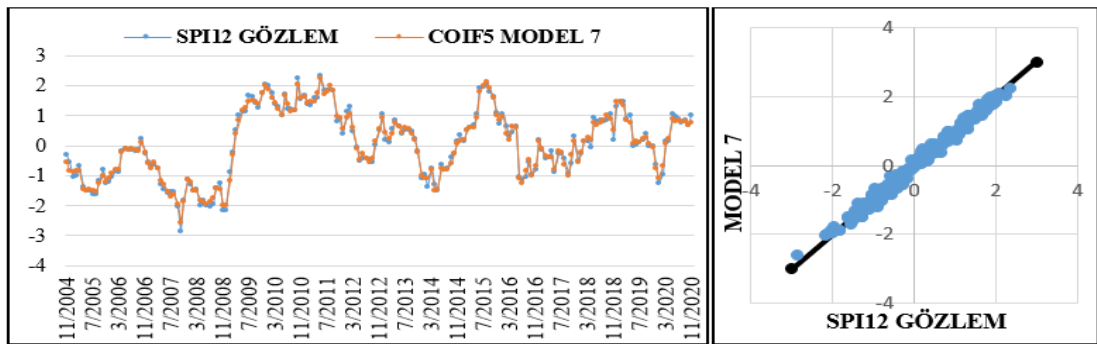
4.2.1.9 Coif5 Dalgacık Yöntemiyle Ayrıştırılmış Modeller

Çizelge 4.28’de DVMR Çekirdek Fonksiyonları Coif5 Dalgacık Yöntemiyle ayrıştırılmış modeller oluşturularak tahmin kabiliyeti en iyi olan model belirlenmiştir.

Çizelge 4.28. Aksaray ili SPI12 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Coif5 dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.

DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon Coif5 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller				DVMR Polinom Çekirdek Fonksiyon Coif5 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.9531	0.9081	0.3396	Model 1	0.9322	0.8628	0.4149
Model 2	0.9851	0.9702	0.1933	Model 2	0.9613	0.9185	0.3197
Model 3	0.9884	0.9767	0.1710	Model 3	0.9577	0.9119	0.3325
Model 4	0.9920	0.9839	0.1423	Model 4	0.9631	0.9223	0.3123
Model 5	0.9921	0.9839	0.1419	Model 5	0.9444	0.8797	0.3886
Model 6	0.9928	0.9853	0.1357	Model 6	0.9317	0.8424	0.4447
Model 7	0.9939	0.9875	0.1254	Model 7	0.8971	0.7413	0.5697
DVMR Gaussian Çekirdek Fonksiyon Coif5 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller				DVMR RBF Çekirdek Fonksiyon Coif5 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.9154	0.8059	0.4935	Model 1	0.9154	0.8059	0.4935
Model 2	0.8885	0.7166	0.5962	Model 2	0.8885	0.7166	0.5962
Model 3	0.8349	0.5759	0.7294	Model 3	0.8349	0.5759	0.7294
Model 4	0.7916	0.4555	0.8265	Model 4	0.7916	0.4555	0.8265
Model 5	0.7366	0.3464	0.9056	Model 5	0.7366	0.3464	0.9056
Model 6	0.6768	0.2507	0.9696	Model 6	0.6768	0.2507	0.9696
Model 7	0.6249	0.1802	1.042	Model 7	0.6249	0.1802	1.042

En iyi model DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon model 7’de gözlenmiştir. Yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ile gerçek ölçüm değerleri Şekil 4.29’da zamana göre değişimleri ve saçılma diyagramları karşılaştırmalı olarak verilmiştir.



Şekil 4.29. Aksaray ili 12 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Coif5 dalgacık ayrıştırma yöntemiyle yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.

Şekil 4.29’da gerçek ölçüm değerleri ve tahmin edilen değerler arasında tahmin kabiliyeti açısından Coif1 modeline göre çok daha iyi bir uyum gözlenmiştir. Maksimum ve minimum değerler daha başarılı tahmin edilmiş bu durum saçılma diyagramının 45°lik doğru etrafına dağılmasıyla da belirtilmiştir.

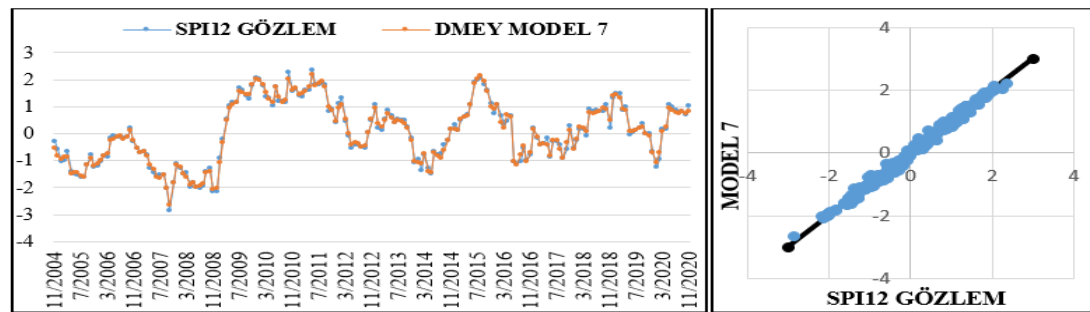
4.2.1.10 Dmey Dalgacık Yöntemiyle Ayırıştırılmış Modeller

Çizelge 4.29’da DVMR Çekirdek Fonksiyonları Dmey Dalgacık Yöntemiyle ayırıştırılmış modeller oluşturularak tahmin kabiliyeti en iyi olan model belirlenmiştir.

Çizelge 4.29. Aksaray ili SPI12 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Dmey dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller.

DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon Dmey Dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller				DVMR Polinom Çekirdek Fonksiyon Dmey Dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.9556	0.9126	0.3311	Model 1	0.9296	0.8517	0.4313
Model 2	0.9876	0.9752	0.1763	Model 2	0.9721	0.9434	0.2665
Model 3	0.9919	0.9839	0.1423	Model 3	0.9767	0.9465	0.2592
Model 4	0.9945	0.9889	0.1181	Model 4	0.9620	0.9056	0.3441
Model 5	0.9950	0.9899	0.1127	Model 5	0.9459	0.8575	0.4228
Model 6	0.9951	0.9901	0.1112	Model 6	0.9052	0.7185	0.5942
Model 7	0.9954	0.9907	0.1080	Model 7	0.8538	0.5316	0.7666
DVMR Gaussian Çekirdek Fonksiyon Dmey Dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller				DVMR RBF Çekirdek Fonksiyon Dmey Dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.9191	0.8156	0.4810	Model 1	0.9191	0.8156	0.4810
Model 2	0.8865	0.7207	0.5919	Model 2	0.8865	0.7207	0.5919
Model 3	0.8368	0.5913	0.7161	Model 3	0.8368	0.5913	0.7161
Model 4	0.7997	0.4820	0.8062	Model 4	0.7997	0.4820	0.8062
Model 5	0.7644	0.3845	0.8787	Model 5	0.7644	0.3845	0.8787
Model 6	0.7276	0.2967	0.9394	Model 6	0.7276	0.2967	0.9394
Model 7	0.6872	0.2224	0.9877	Model 7	0.6872	0.2224	0.9877

En iyi model DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon model 7’de gözlenmiştir. Yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ile gerçek ölçüm değerleri Şekil 4.30’da zamana göre değişimleri ve saçılma diyagramları karşılaştırmalı olarak verilmiştir.



Şekil 4.30. Aksaray ili 12 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Dmey dalgacık ayırıştırma yöntemiyle yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.

Şekil 4.30’da ölçülmüş ve tahmin edilen değerler arasında oldukça başarılı bir uyum gözlenmiştir. Maksimum ve minimum değerler oldukça başarılı tahmin edilmiştir. Bu durum saçılma diyagramının 45°lik doğru etrafında dağılmasıyla da gözlemlenmiştir.

Aksaray ili SPI12 indisi kullanılarak oluşturulan DVMR-W modelleri arasında en başarılı olan;

Model 7 ile Db 45 (R: 0.9957, N-S: 0.9913 ve RMSE: 0.1046),

Model 7 ile Dmey (R: 0.9954, N-S: 0.9907 ve RMSE: 0.1080) ve

Model 7 ile Coif5 (R: 0.9939, N-S: 0.9875 ve RMSE: 0.1254) bulunmuştur.

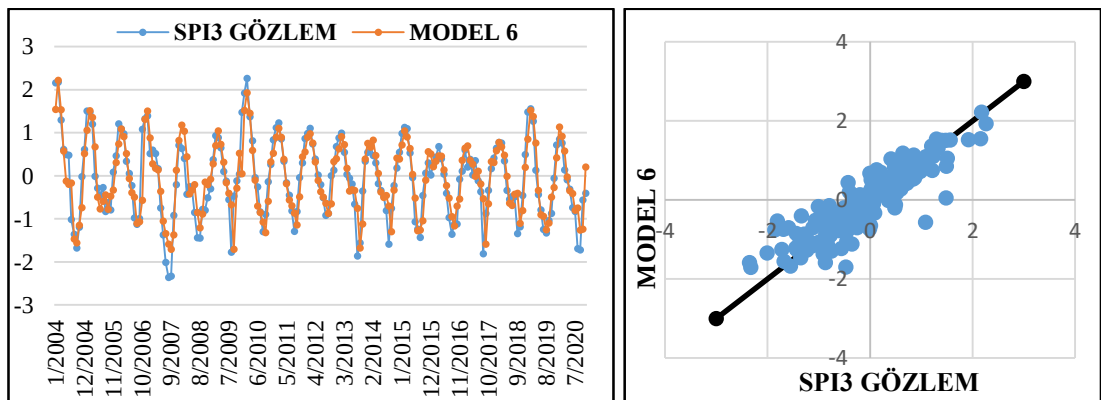
4.3 Antalya İli İçin SPI3 Destek Vektör Makineleri Regresyon Analizi

Çizelge 4.30'da Destek Vektör Makineleri Regresyon Lineer Çekirdek Fonksiyon Analizi ile en iyi model belirlenmiştir.

Çizelge 4.30. Antalya ili SPI3 verileriyle DVMR lineer çekirdek fonksiyon analizi.

Modeller	Korelasyon	Nash-Sutcliffe	RMSE
Model 1	0.8002	0.6313	0.5470
Model 2	0.8611	0.7378	0.4613
Model 3	0.8805	0.7738	0.4284
Model 4	0.8807	0.7746	0.4277
Model 5	0.8919	0.7944	0.4085
Model 6	0.8930	0.7964	0.4065
Model 7	0.8931	0.7961	0.4068

En iyi model, altı aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini bulunmuştur. Tahmin edilen modelle gerçek ölçüm sonuçları Şekil 4.31'de karşılaştırılmıştır.



Şekil 4.31. Antalya ili 3 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon yöntemiyle altı aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.

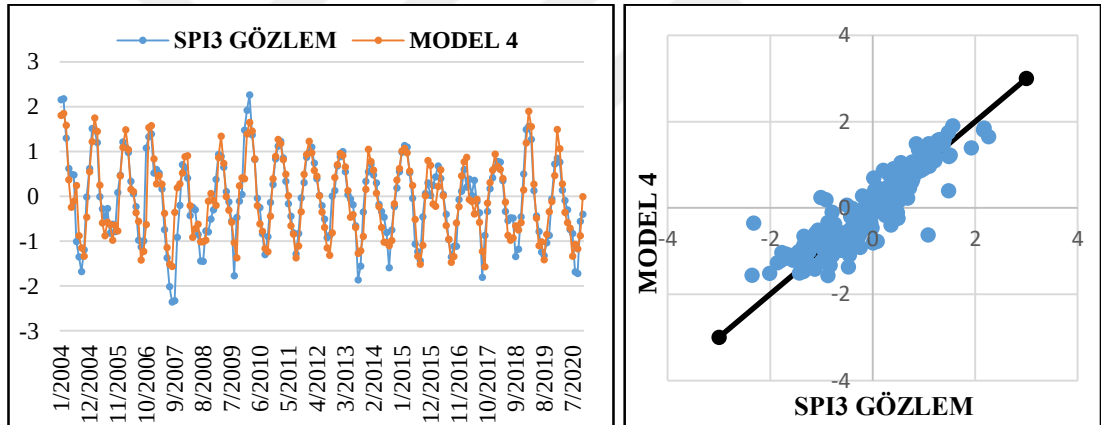
Şekil 4.31'de ölçülmüş ve tahmin edilmiş model sonuçları arasında orta derece bir uyum gözlenmiştir. Minimum değerlerin tahmininde başarı oranı iyidir. Bu durum saçılma diyagramında da belirtilmiştir.

Çizelge 4.31’de Destek Vektör Makineleri Regresyon Gauss Çekirdek Fonksiyon Analizi ile en iyi model belirlenmiştir.

Çizelge 4.31. Antalya ili SPI3 verileriyle DVMR gauss çekirdek fonksiyon analizi.

Modeller	Korelasyon	Nash-Sutcliffe	RMSE
Model 1	0.7997	0.6353	0.5440
Model 2	0.8580	0.7286	0.4693
Model 3	0.8803	0.7631	0.4384
Model 4	0.8903	0.7866	0.4161
Model 5	0.8867	0.7840	0.4187
Model 6	0.8623	0.7411	0.4584
Model 7	0.8403	0.7047	0.4895

En iyi model dört aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini bulunmuştur. Tahmin edilen modelle gerçek ölçüm sonuçları Şekil 4.32’de zamana göre değişimleri ve saçılma diyagramları karşılaştırmalı olarak verilmiştir.



Şekil 4.32. Antalya ili 3 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR gauss çekirdek fonksiyon yöntemiyle dört aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.

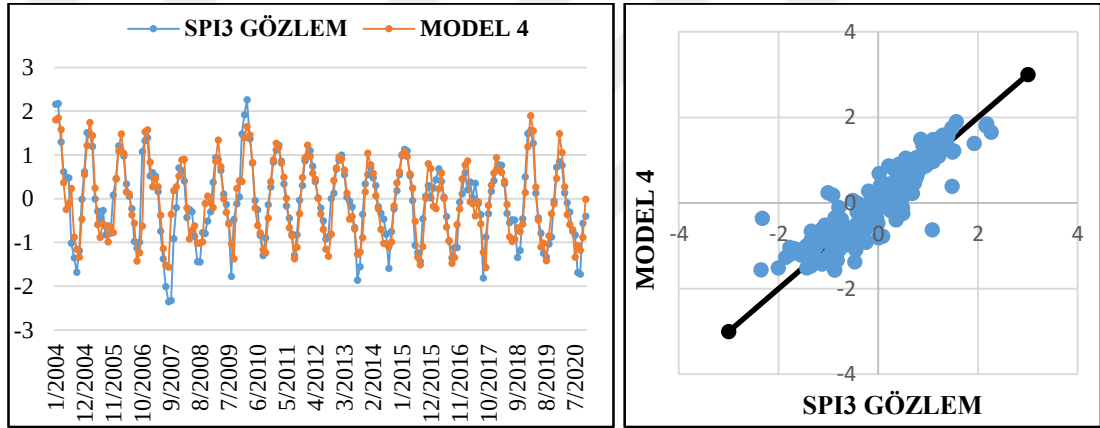
Şekil 4.32’de ölçülmüş ve tahmin edilmiş model sonuçları arasında lineer çekirdek fonksiyona göre daha kötü bir uyum gözlenmiştir. Pik değerlerde sapmalar gözlemlenmiştir. Minimum değerlerin tahmininde başarı oranı düşüktür. Bu durum saçılma diyagramında da görülmektedir.

Çizelge 4.32’de Destek Vektör Makineleri Regresyon Radyal Temelli Çekirdek Fonksiyon Analizi ile en iyi model belirlenmiştir.

Çizelge 4.32. Antalya ili SPI3 verileriyle DVMR radyal temelli çekirdek fonksiyon analizi.

Modeller	Korelasyon	Nash-Sutcliffe	RMSE
Model 1	0.7997	0.6353	0.5440
Model 2	0.8580	0.7286	0.4693
Model 3	0.8803	0.7631	0.4384
Model 4	0.8903	0.7866	0.4161
Model 5	0.8867	0.7840	0.4187
Model 6	0.8623	0.7411	0.4584
Model 7	0.8403	0.7047	0.4895

En iyi model dört aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini bulunmuştur. Tahmin edilen modellerle gerçek ölçüm sonuçları Şekil 4.33'te zamana göre değişimleri ve saçılma diyagramları karşılaştırmalı olarak verilmiştir.



Şekil 4.33. Antalya ili 3 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR radyal temelli çekirdek fonksiyon yöntemiyle dört aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.

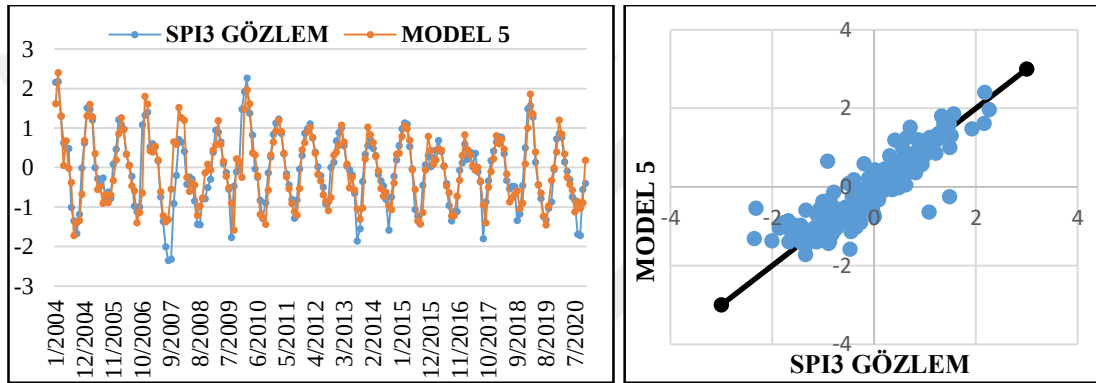
Çizelge 4.32'de Destek Vektör Makineleri Regresyon Radyal Temelli Çekirdek Fonksiyon Analizi sonuçlarıyla Gauss Çekirdek fonksiyonu sonuçları aynıdır. Bu sebeple en iyi model de aynıdır.

Çizelge 4.33'te Destek Vektör Makineleri Regresyon Polinom Çekirdek Fonksiyon Analizi ile en iyi model belirlenmiştir.

Çizelge 4.33. Antalya ili SPI3 verileriyle DVMR polinom çekirdek fonksiyon analizi.

Modeller	Korelasyon	Nash-Sutcliffe	RMSE
Model 1	0.8025	0.6371	0.5427
Model 2	0.8765	0.7653	0.4364
Model 3	0.8855	0.7816	0.4210
Model 4	0.8828	0.7752	0.4271
Model 5	0.8873	0.7839	0.4188
Model 6	0.8873	0.7827	0.4200
Model 7	0.8821	0.7686	0.4334

En iyi model beş aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini bulunmuştur. Tahmin edilen modelle gerçek ölçüm sonuçları Şekil 4.34’te karşılaştırılmıştır.



Şekil 4.34. Antalya ili 3 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR polinom çekirdek fonksiyon yöntemiyle beş aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.

Şekil 4.34’te ölçülmüş ve tahmin edilmiş model sonuçları arasında diğer çekirdek fonksiyonlara göre tahmin kabiliyeti açısından daha kötü bir uyum gözlenmiştir.

Antalya ili SPI3 indisi kullanılarak oluşturulan DVMR modelleri arasında en iyi Model 6 ve lineer çekirdek fonksiyon kullanılarak bulunmuştur. R: 0.8930, N-S: 0.7964 ve RMSE: 0.4065 ile en iyi olduğu belirlenmiştir.

4.3.1 Dalgacık Yöntemiyle Ayrıştırılmış Modeller

Çalışmanın bu bölümünde Antalya ili SPI3 verileri kullanılarak Destek Vektör Makineleri ve Dalgacık Ayrıştırma yöntemi birleştirilerek modeller oluşturulmuştur. Dalgacık ayrıştırma yöntemi olarak dalgacık ailesinden Haar, Bior 3.1, Bior 6.8, Db4, Db10, Db45, Sym, Coif1, Coif5 ve Dmey dalgacık yöntemleri kullanılmıştır.

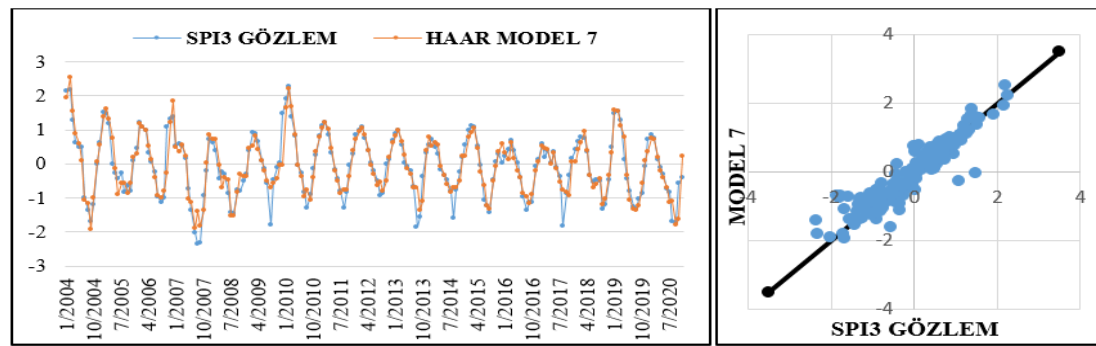
4.3.1.1 Haar Dalgacık Yöntemiyle Ayrıştırılmış Modeller

Çizelge 4.34'te DVMR Çekirdek Fonksiyonları Haar Dalgacık Yöntemiyle ayrıştırılmış modeller oluşturularak tahmin kabiliyeti en iyi olan model belirlenmiştir.

Çizelge 4.34. Antalya ili SPI3 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Haar dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.

DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon Haar Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller				DVMR Polinom Çekirdek Fonksiyon Haar Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.7859	0.6100	0.5626	Model 1	0.8147	0.6262	0.5508
Model 2	0.9074	0.8196	0.3827	Model 2	0.9125	0.8247	0.3772
Model 3	0.9155	0.8354	0.3655	Model 3	0.9004	0.8011	0.4018
Model 4	0.9213	0.8479	0.3513	Model 4	0.8982	0.7975	0.4054
Model 5	0.9206	0.8466	0.3528	Model 5	0.8885	0.7710	0.4311
Model 6	0.9305	0.8656	0.3303	Model 6	0.9018	0.8083	0.3944
Model 7	0.9348	0.8736	0.3202	Model 7	0.9028	0.8111	0.3915
DVMR Gaussian Çekirdek Fonksiyon Haar Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller				DVMR RBF Çekirdek Fonksiyon Haar Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.8302	0.6783	0.5109	Model 1	0.8302	0.6783	0.5109
Model 2	0.9089	0.8229	0.3791	Model 2	0.9089	0.8229	0.3791
Model 3	0.9012	0.8056	0.3972	Model 3	0.9012	0.8056	0.3972
Model 4	0.8744	0.7534	0.4473	Model 4	0.8744	0.7534	0.4473
Model 5	0.8286	0.6725	0.5156	Model 5	0.8286	0.6725	0.5156
Model 6	0.7801	0.5874	0.5787	Model 6	0.7801	0.5874	0.5787
Model 7	0.7431	0.5181	0.6253	Model 7	0.7431	0.5181	0.6253

En iyi model DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon model 7'de gözlenmiştir. Yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ile gerçek ölçüm değerleri Şekil 4.35'te zamana göre değişimleri ve saçılma diyagramları karşılaştırmalı olarak verilmiştir.



Şekil 4.35. Antalya ili 3 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Haar dalgacık ayrıştırma yöntemiyle yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.

Şekil 4.35'te ölçülmüş ve tahmin edilmiş model sonuçları arasında iyi bir uyum gözlenmiştir. Minimum değerlerin tahmininde başarı oranı normaldir ve bu durum saçılma diyagramının 45°lik doğru etrafına dağılmasıyla da belirtilmiştir.

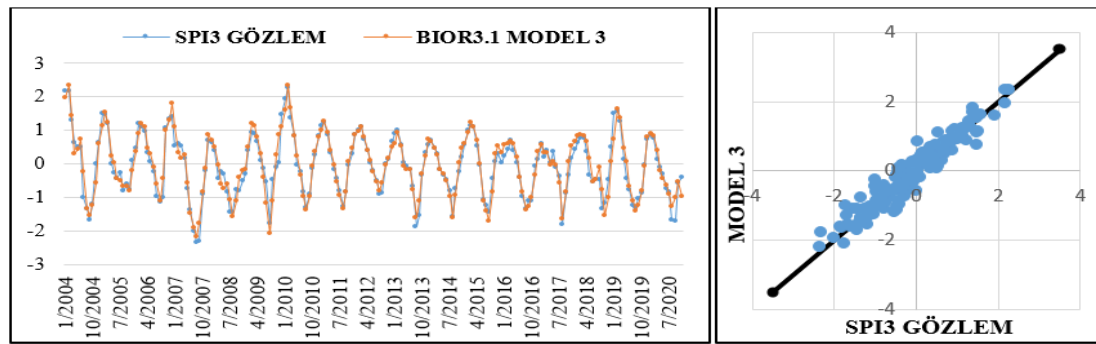
4.3.1.2 Bior 3.1 Dalgacık Yöntemiyle Ayırıştırılmış Modeller

Çizelge 4.35'te DVMR Çekirdek Fonksiyonları Bior 3.1 Dalgacık Yöntemiyle ayırıştırılmış modeller oluşturularak tahmin kabiliyeti en iyi olan model belirlenmiştir.

Çizelge 4.35. Antalya ili SPI3 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Bior 3.1 dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller.

DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon Bior 3.1 Dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller				DVMR Polinom Çekirdek Fonksiyon Bior 3.1 Dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.8469	0.7153	0.4806	Model 1	0.8225	0.6339	0.5450
Model 2	0.9549	0.9091	0.2716	Model 2	0.4992	-7.9942	2.7017
Model 3	0.9620	0.9218	0.2519	Model 3	0.1198	-6.0236	2.3875
Model 4	0.9582	0.9148	0.2630	Model 4	0.3419	-1.4521	1.4107
Model 5	0.9514	0.9009	0.2836	Model 5	0.4334	-0.7627	1.1960
Model 6	0.9371	0.8693	0.3257	Model 6	0.6360	-0.6112	1.1435
Model 7	0.9132	0.8226	0.3795	Model 7	0.6362	-0.4139	1.0712
DVMR Gaussian Çekirdek Fonksiyon Bior 3.1 Dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller				DVMR RBF Çekirdek Fonksiyon Bior 3.1 Dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.7575	0.5691	0.5914	Model 1	0.7575	0.5691	0.5914
Model 2	0.5772	0.2531	0.7786	Model 2	0.5772	0.2531	0.7786
Model 3	0.5162	0.1369	0.8369	Model 3	0.5162	0.1369	0.8369
Model 4	0.4655	0.0569	0.8748	Model 4	0.4655	0.0569	0.8748
Model 5	0.3601	0.0197	0.8919	Model 5	0.3601	0.0197	0.8919
Model 6	0.3271	0.0012	0.9003	Model 6	0.3271	0.0012	0.9003
Model 7	0.2480	-0.0084	0.9046	Model 7	0.2480	-0.0084	0.9046

En iyi model DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon model 3'te gözlenmiştir. Üç aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ile gerçek ölçüm değerleri Şekil 4.36'da zamana göre değişimleri ve saçılma diyagramları karşılaştırmalı olarak verilmiştir.



Şekil 4.36. Antalya ili 3 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Bior 3.1 dalgacık ayırıştırma yöntemiyle üç aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.

Şekil 4.36'da ölçülmüş ve tahmin edilen değerler karşılaştırıldığında Haar dalgacık yöntemine göre daha iyi bir uyum gözlenmiştir. Minimum değerler daha başarılı tahmin edilmiş ve bu durum saçılma diyagramında da gözlemlenmiştir.

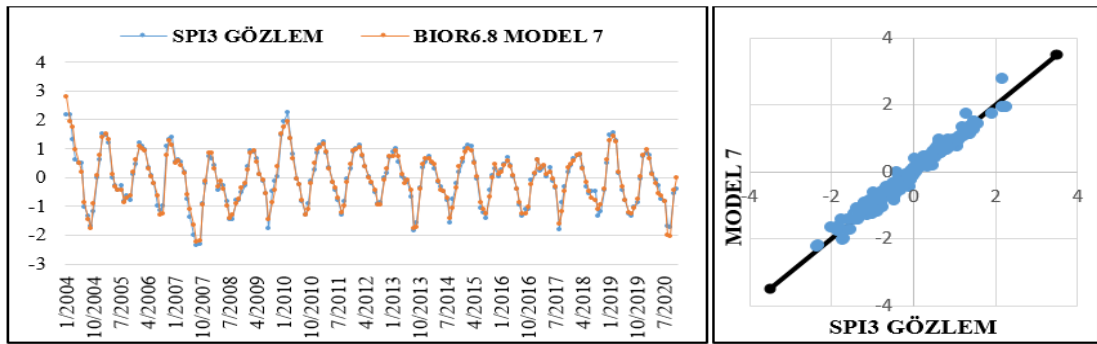
4.3.1.3 Bior 6.8 Dalgacık Yöntemiyle Ayrıştırılmış Modeller

Çizelge 4.36’da DVMR Çekirdek Fonksiyonları Bior 6.8 Dalgacık Yöntemiyle ayrıştırılmış modeller oluşturularak tahmin kabiliyeti en iyi olan model belirlenmiştir.

Çizelge 4.36. Antalya ili SPI3 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Bior 6.8 dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.

DVMR Linear Çekirdek Fonksiyon Bior 6.8 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller				DVMR Polinom Çekirdek Fonksiyon Bior 6.8 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.8432	0.7102	0.4850	Model 1	0.7800	0.6024	0.5681
Model 2	0.9736	0.9477	0.2061	Model 2	0.9524	0.9042	0.2789
Model 3	0.9784	0.9566	0.1877	Model 3	0.9692	0.9385	0.2235
Model 4	0.9830	0.9661	0.1659	Model 4	0.9671	0.9350	0.2297
Model 5	0.9837	0.9675	0.1623	Model 5	0.9461	0.8950	0.2919
Model 6	0.9849	0.9701	0.1558	Model 6	0.9291	0.8630	0.3335
Model 7	0.9851	0.9703	0.1553	Model 7	0.9274	0.8593	0.3379
DVMR Gaussian Çekirdek Fonksiyon Bior 6.8 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller				DVMR RBF Çekirdek Fonksiyon Bior 6.8 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.7959	0.6334	0.5454	Model 1	0.7959	0.6334	0.5454
Model 2	0.9241	0.8498	0.3492	Model 2	0.9241	0.8498	0.3492
Model 3	0.8990	0.8061	0.3967	Model 3	0.8990	0.8061	0.3967
Model 4	0.8669	0.7491	0.4513	Model 4	0.8669	0.7491	0.4513
Model 5	0.8281	0.6830	0.5072	Model 5	0.8281	0.6830	0.5072
Model 6	0.7955	0.6289	0.5488	Model 6	0.7955	0.6289	0.5488
Model 7	0.7650	0.5813	0.5829	Model 7	0.7650	0.5813	0.5829

En iyi model DVMR Linear Çekirdek Fonksiyon model 7’de gözlenmiştir. Yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ile gerçek ölçüm değerleri Şekil 4.37’de zamana göre değişimleri ve saçılma diyagramları karşılaştırmalı olarak verilmiştir.



Şekil 4.37. Antalya ili 3 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Bior 6.8 dalgacık ayrıştırma yöntemiyle yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.

Şekil 4.37’de ölçülmüş ve tahmin edilen değerler karşılaştırıldığında Bior 3.1 dalgacık yöntemine göre çok daha iyi bir uyum gözlenmiş ve maksimum ve minimum değerler oldukça başarılı tahmin edilmiştir. Bu durum saçılma diyagramında da gözlenmektedir.

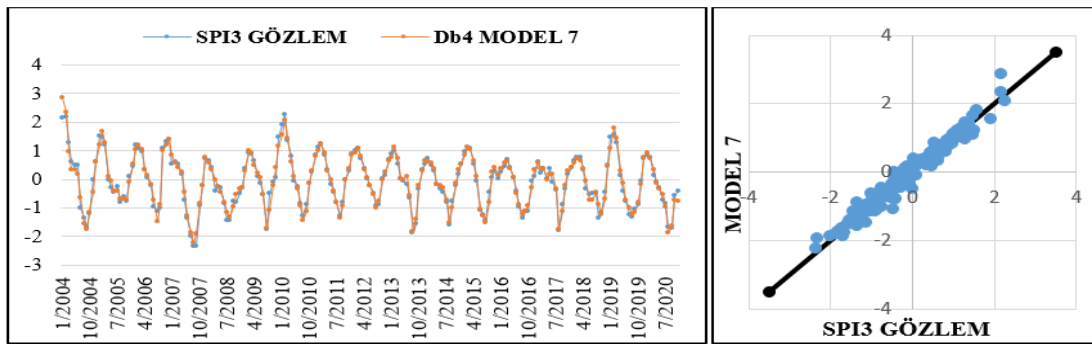
4.3.1.4 Db4 Dalgacık Yöntemiyle Ayırıştırılmış Modeller

Çizelge 4.37’de DVMR Çekirdek Fonksiyonları Db4 Dalgacık Yöntemiyle ayırıştırılmış modeller oluşturularak tahmin kabiliyeti en iyi olan model belirlenmiştir.

Çizelge 4.37. Antalya ili SPI3 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Db4 dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller.

DVMR Linear Çekirdek Fonksiyon Db4 Dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller				DVMR Polinom Çekirdek Fonksiyon Db4 Dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.8349	0.6947	0.4978	Model 1	0.7952	0.5848	0.5805
Model 2	0.9691	0.9388	0.2229	Model 2	0.9422	0.8754	0.3181
Model 3	0.9741	0.9483	0.2049	Model 3	0.9363	0.8497	0.3493
Model 4	0.9775	0.9548	0.1916	Model 4	0.9143	0.8032	0.3997
Model 5	0.9797	0.9595	0.1813	Model 5	0.9148	0.8181	0.3842
Model 6	0.9805	0.9608	0.1783	Model 6	0.9177	0.8343	0.3668
Model 7	0.9813	0.9626	0.1742	Model 7	0.9327	0.8685	0.3267
DVMR Gaussian Çekirdek Fonksiyon Db4 Dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller				DVMR RBF Çekirdek Fonksiyon Db14 Dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.8258	0.6675	0.5194	Model 1	0.8258	0.6675	0.5194
Model 2	0.9020	0.8096	0.3931	Model 2	0.9020	0.8096	0.3931
Model 3	0.8673	0.7500	0.4504	Model 3	0.8673	0.7500	0.4504
Model 4	0.8308	0.6856	0.5051	Model 4	0.8308	0.6856	0.5051
Model 5	0.7899	0.6197	0.5555	Model 5	0.7899	0.6197	0.5555
Model 6	0.7534	0.5633	0.5953	Model 6	0.7534	0.5633	0.5953
Model 7	0.7213	0.5143	0.6278	Model 7	0.7213	0.5143	0.6278

En iyi model DVMR Linear Çekirdek Fonksiyon model 7’de gözlenmiştir. Yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ile gerçek ölçüm değerleri Şekil 4.38’de zamana göre değişimleri ve saçılma diyagramları karşılaştırmalı olarak verilmiştir.



Şekil 4.38. Antalya ili 3 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Db4 dalgacık ayırıştırma yöntemiyle altı aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.

Şekil 4.38’de ölçülmüş ve tahmin edilen değerler arasında pik değerlerde nadir sapmalar olsa da oldukça iyi bir uyum gözlenmiş ve bu durum saçılma diyagramında da gösterilmiştir.

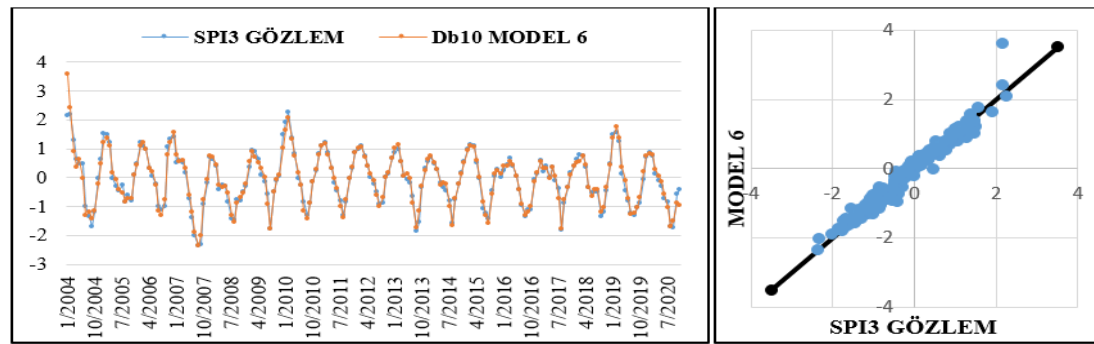
4.3.1.5 Db10 Dalgacık Yöntemiyle Ayrıştırılmış Modeller

Çizelge 4.38’de DVMR Çekirdek Fonksiyonları Db10 Dalgacık Yöntemiyle ayrıştırılmış modeller oluşturularak tahmin kabiliyeti en iyi olan model belirlenmiştir.

Çizelge 4.38. Antalya ili SPI3 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Db10 dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.

DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon Db10 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller				DVMR Polinom Çekirdek Fonksiyon Db10 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.8396	0.7034	0.4906	Model 1	0.8598	0.7285	0.4694
Model 2	0.9712	0.9420	0.2170	Model 2	0.9657	0.9298	0.2387
Model 3	0.9766	0.9526	0.1962	Model 3	0.9599	0.9154	0.2620
Model 4	0.9788	0.9571	0.1866	Model 4	0.9518	0.8997	0.2853
Model 5	0.9795	0.9584	0.1837	Model 5	0.9492	0.8978	0.2881
Model 6	0.9795	0.9586	0.1833	Model 6	0.9442	0.8883	0.3011
Model 7	0.9792	0.9580	0.1846	Model 7	0.9366	0.8732	0.3208
DVMR Gaussian Çekirdek Fonksiyon Db10 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller				DVMR RBF Çekirdek Fonksiyon Db10 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.8730	0.7571	0.4440	Model 1	0.8730	0.7571	0.4440
Model 2	0.9399	0.8761	0.3171	Model 2	0.9399	0.8761	0.3171
Model 3	0.9192	0.8362	0.3646	Model 3	0.9192	0.8362	0.3646
Model 4	0.8917	0.7852	0.4175	Model 4	0.8917	0.7852	0.4175
Model 5	0.8647	0.7347	0.4640	Model 5	0.8647	0.7347	0.4640
Model 6	0.8350	0.6832	0.5071	Model 6	0.8350	0.6832	0.5071
Model 7	0.7978	0.6236	0.5527	Model 7	0.7978	0.6236	0.5527

En iyi model DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon model 6’da gözlenmiştir. Altı aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ile gerçek ölçüm değerleri Şekil 4.39’da zamana göre değişimleri ve saçılma diyagramları karşılaştırmalı olarak verilmiştir.



Şekil 4.39. Antalya ili 3 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Db10 dalgacık ayrıştırma yöntemiyle altı aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.

Şekil 4.39’da görüldüğü gibi ölçülmüş ve tahmin edilen değerler karşılaştırıldığında tahmin kabiliyeti açısından Db4 modeline göre daha kötü bir uyum gözlenmiş maksimum ve minimum değerler daha başarısız tahmin edilmiştir.

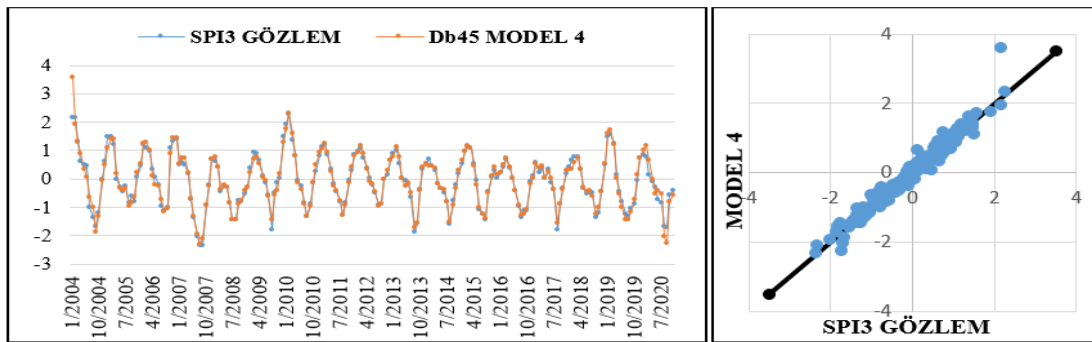
4.3.1.6 Db45 Dalgacık Yöntemiyle Ayrıştırılmış Modeller

Çizelge 4.39’da DVMR Çekirdek Fonksiyonları Db45 Dalgacık Yöntemiyle ayrıştırılmış modeller oluşturularak tahmin kabiliyeti en iyi olan model belirlenmiştir.

Çizelge 4.39. Antalya ili SPI3 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Db45 dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.

DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon Db45 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller				DVMR Polinom Çekirdek Fonksiyon Db45 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.8375	0.6999	0.4935	Model 1	0.8439	0.6808	0.5090
Model 2	0.9779	0.9554	0.1903	Model 2	0.9764	0.9530	0.1954
Model 3	0.9796	0.9573	0.1861	Model 3	0.9671	0.9342	0.2311
Model 4	0.9814	0.9603	0.1794	Model 4	0.9631	0.9262	0.2447
Model 5	0.9803	0.9581	0.1845	Model 5	0.9352	0.8662	0.3295
Model 6	0.9796	0.9563	0.1882	Model 6	0.9281	0.8523	0.3463
Model 7	0.9796	0.9564	0.1881	Model 7	0.9248	0.8461	0.3534
DVMR Gaussian Çekirdek Fonksiyon Db45 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller				DVMR RBF Çekirdek Fonksiyon Db45 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.8463	0.7131	0.4825	Model 1	0.8463	0.7131	0.4825
Model 2	0.9355	0.8692	0.3258	Model 2	0.9355	0.8692	0.3258
Model 3	0.9151	0.8308	0.3705	Model 3	0.9151	0.8308	0.3705
Model 4	0.8920	0.7866	0.4161	Model 4	0.8920	0.7866	0.4161
Model 5	0.8675	0.7410	0.4585	Model 5	0.8675	0.7410	0.4585
Model 6	0.8365	0.6851	0.5056	Model 6	0.8365	0.6851	0.5056
Model 7	0.8084	0.6356	0.5438	Model 7	0.8084	0.6356	0.5438

En iyi model DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon model 4’te gözlenmiştir. Dört aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ile gerçek ölçüm değerleri Şekil 4.40’ta karşılaştırılmıştır.



Şekil 4.40. Antalya ili 3 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Db45 dalgacık ayrıştırma yöntemiyle dört aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.

Şekil 4.40’ta ölçülmüş ve tahmin edilen değerler arasında hem girdi verisi bazında hem de tahmin kabiliyeti açısından Db4 ve Db10 modeline göre daha başarılı bir uyum gözlenmiştir. Pik değerler daha başarılı tahmin edilmiş ve bu durum saçılma diyagramının 45°’lik doğru etrafına dağılmasıyla da belirtilmiştir.

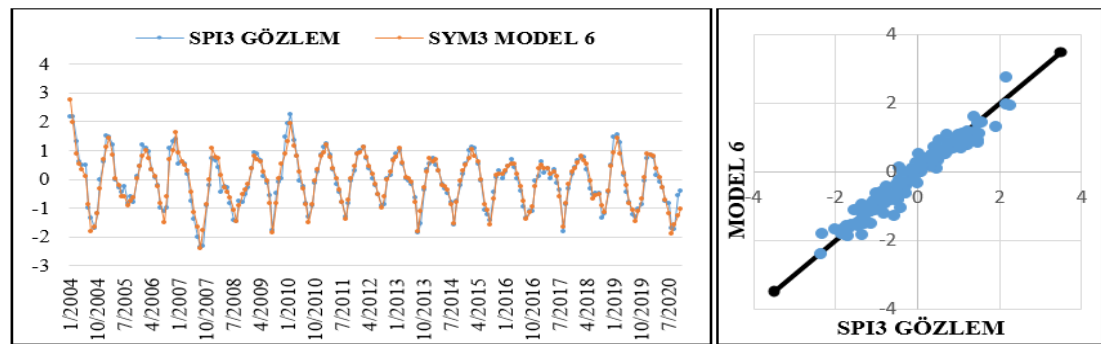
4.3.1.7 Sym3 Dalgacık Yöntemiyle Ayırıştırılmış Modeller

Çizelge 4.40'ta DVMR Çekirdek Fonksiyonları Sym3 Dalgacık Yöntemiyle ayırıştırılmış modeller oluşturularak tahmin kabiliyeti en iyi olan model belirlenmiştir.

Çizelge 4.40. Antalya ili SPI3 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Sym3 dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller.

DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon Sym3 Dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller				DVMR Polinom Çekirdek Fonksiyon Sym3 Dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.8435	0.7113	0.4840	Model 1	0.8342	0.6826	0.5075
Model 2	0.9640	0.9292	0.2397	Model 2	0.9366	0.8716	0.3228
Model 3	0.9657	0.9324	0.2343	Model 3	0.9301	0.8525	0.3460
Model 4	0.9674	0.9356	0.2285	Model 4	0.9196	0.8189	0.3834
Model 5	0.9680	0.9370	0.2260	Model 5	0.9176	0.8192	0.3831
Model 6	0.9708	0.9423	0.2163	Model 6	0.9224	0.8323	0.3689
Model 7	0.9704	0.9414	0.2180	Model 7	0.9193	0.8225	0.3796
DVMR Gaussian Çekirdek Fonksiyon Sym3 Dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller				DVMR RBF Çekirdek Fonksiyon Sym3 Dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.8619	0.7394	0.4599	Model 1	0.8619	0.7394	0.4599
Model 2	0.9008	0.8024	0.4005	Model 2	0.9008	0.8024	0.4005
Model 3	0.8784	0.7668	0.4350	Model 3	0.8784	0.7668	0.4350
Model 4	0.8370	0.6982	0.4949	Model 4	0.8370	0.6982	0.4949
Model 5	0.8028	0.6414	0.5394	Model 5	0.8028	0.6414	0.5394
Model 6	0.7663	0.5836	0.5813	Model 6	0.7663	0.5836	0.5813
Model 7	0.7366	0.5344	0.6147	Model 7	0.7366	0.5344	0.6147

En iyi model DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon model 6'da gözlenmiştir. Altı aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ile gerçek ölçüm değerleri Şekil 4.41'de zamana göre değişimleri ve saçılma diyagramları karşılaştırmalı olarak verilmiştir.



Şekil 4.41. Antalya ili 3 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Sym3 dalgacık ayırıştırma yöntemiyle yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.

Şekil 4.41'de ölçülmüş ve tahmin edilen değerler arasında başarılı bir uyum gözlenmiştir. Maksimum ve minimum değerler nadir sapmalar olsa da iyi tahmin edilmiş ve bu durum saçılma diyagramında da belirtilmiştir.

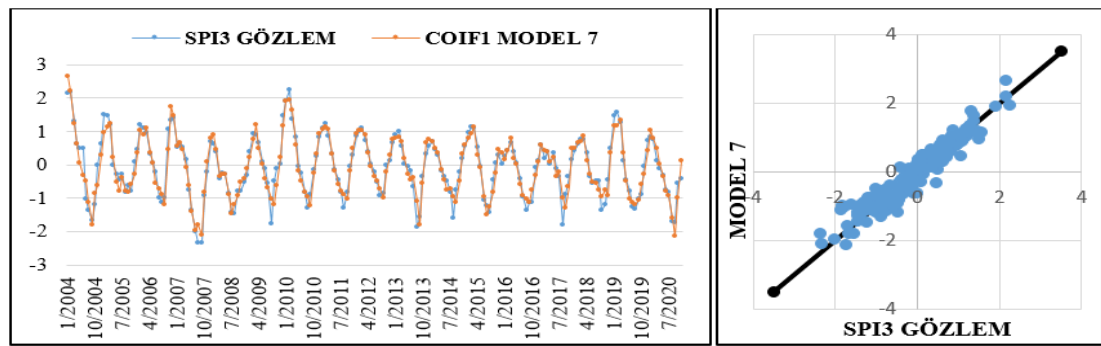
4.3.1.8 Coif1 Dalgacık Yöntemiyle Ayrıştırılmış Modeller

Çizelge 4.41’de DVMR Çekirdek Fonksiyonları Coif1 Dalgacık Yöntemiyle ayrıştırılmış modeller oluşturularak tahmin kabiliyeti en iyi olan model belirlenmiştir.

Çizelge 4.41. Antalya ili SPI3 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Coif1 dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.

DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon Coif1 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller				DVMR Polinom Çekirdek Fonksiyon Coif1 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.8202	0.6727	0.5154	Model 1	0.7876	0.6121	0.5611
Model 2	0.9388	0.8802	0.3118	Model 2	0.9197	0.8391	0.3614
Model 3	0.9429	0.8875	0.3021	Model 3	0.9307	0.8601	0.3369
Model 4	0.9477	0.8979	0.2878	Model 4	0.9154	0.7930	0.4099
Model 5	0.9480	0.8981	0.2876	Model 5	0.8951	0.7418	0.4578
Model 6	0.9539	0.9099	0.2704	Model 6	0.9068	0.7902	0.4126
Model 7	0.9576	0.9167	0.2599	Model 7	0.9180	0.8232	0.3787
DVMR Gaussian Çekirdek Fonksiyon Coif1 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller				DVMR RBF Çekirdek Fonksiyon Coif1 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.8174	0.6659	0.5207	Model 1	0.8174	0.6659	0.5207
Model 2	0.9045	0.8159	0.3865	Model 2	0.9045	0.8159	0.3865
Model 3	0.8821	0.7766	0.4258	Model 3	0.8821	0.7766	0.4258
Model 4	0.8489	0.7189	0.4776	Model 4	0.8489	0.7189	0.4776
Model 5	0.8068	0.6486	0.5340	Model 5	0.8068	0.6486	0.5340
Model 6	0.7706	0.5885	0.5779	Model 6	0.7706	0.5885	0.5779
Model 7	0.7367	0.5329	0.6157	Model 7	0.7367	0.5329	0.6157

En iyi model DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon model 7’de gözlenmiştir. Yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ile gerçek ölçüm değerleri Şekil 4.42’de zamana göre değişimleri ve saçılma diyagramları karşılaştırmalı olarak verilmiştir.



Şekil 4.42. Antalya ili 3 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Coif1 dalgacık ayrıştırma yöntemiyle yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.

Şekil 4.42’de görüldüğü gibi ölçülmüş ve tahmin edilen değerler arasında başarılı bir uyum gözlenmiş maksimum ve minimum değerler orta derecede iyi tahmin edilmiştir. Minimum değerlerde sapmalar yaşanmış ve bu durum saçılma diyagramının 45°lik doğru etrafına dağılmasıyla da gözlenmektedir.

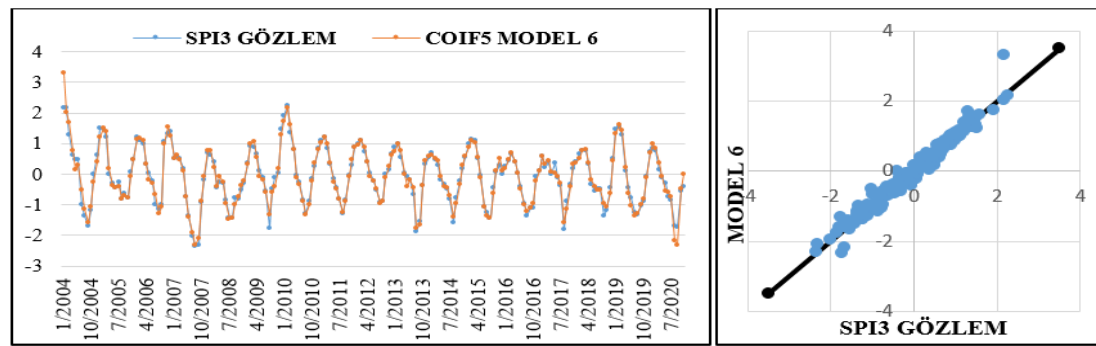
4.3.1.9 Coif5 Dalgacık Yöntemiyle Ayrıştırılmış Modeller

Çizelge 4.42’de DVMR Çekirdek Fonksiyonları Coif5 Dalgacık Yöntemiyle ayrıştırılmış modeller oluşturularak tahmin kabiliyeti en iyi olan model belirlenmiştir.

Çizelge 4.42. Antalya ili SPI3 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Coif5 dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.

DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon Coif5 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller				DVMR Polinom Çekirdek Fonksiyon Coif5 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.8364	0.6946	0.4978	Model 1	0.8005	0.6077	0.5643
Model 2	0.9750	0.9499	0.2017	Model 2	0.9578	0.9100	0.2702
Model 3	0.9789	0.9566	0.1877	Model 3	0.9577	0.9072	0.2745
Model 4	0.9817	0.9620	0.1757	Model 4	0.9641	0.9178	0.2582
Model 5	0.9821	0.9627	0.1741	Model 5	0.9379	0.8547	0.3434
Model 6	0.9829	0.9646	0.1695	Model 6	0.9238	0.8208	0.3813
Model 7	0.9829	0.9646	0.1696	Model 7	0.9169	0.8032	0.3997
DVMR Gaussian Çekirdek Fonksiyon Coif5 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller				DVMR RBF Çekirdek Fonksiyon Coif5 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.8317	0.6903	0.5013	Model 1	0.8317	0.6903	0.5013
Model 2	0.9228	0.8466	0.3528	Model 2	0.9228	0.8466	0.3528
Model 3	0.8955	0.7998	0.4031	Model 3	0.8955	0.7998	0.4031
Model 4	0.8700	0.7544	0.4464	Model 4	0.8700	0.7544	0.4464
Model 5	0.8409	0.7015	0.4922	Model 5	0.8409	0.7015	0.4922
Model 6	0.8026	0.6374	0.5425	Model 6	0.8026	0.6374	0.5425
Model 7	0.7690	0.5841	0.5810	Model 7	0.7690	0.5841	0.5810

En iyi model DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon model 6’da gözlenmiştir. Altı aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ile gerçek ölçüm değerleri Şekil 4.43’te zamana göre değişimleri ve saçılma diyagramları karşılaştırmalı olarak verilmiştir.



Şekil 4.43. Antalya ili 3 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Coif5 dalgacık ayrıştırma yöntemiyle altı aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.

Şekil 4.43’te görüldüğü gibi ölçülmüş ve tahmin edilen değerler arasında hem girdi verisi bazında hem de tahmin kabiliyeti açısından Coif1 modeline göre çok daha iyi bir uyum gözlenmiş, pik daha başarılı tahmin edilmiştir. Bu durum saçılma diyagramında da belirtilmiştir.

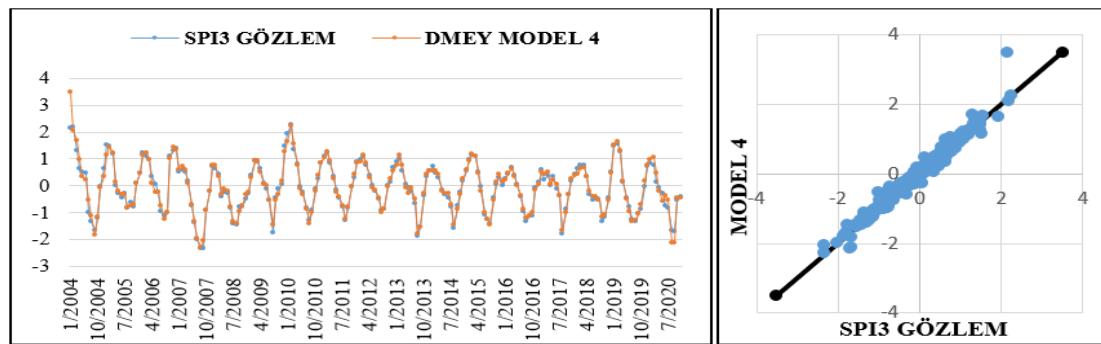
4.3.1.10 Dmey Dalgacık Yöntemiyle Ayrıştırılmış Modeller

Çizelge 4.43'te DVMR Çekirdek Fonksiyonları Dmey Dalgacık Yöntemiyle ayrıştırılmış modeller oluşturularak tahmin kabiliyeti en iyi olan model belirlenmiştir.

Çizelge 4.43. Antalya ili SPI3 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Dmey dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.

DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon Dmey Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller				DVMR Polinom Çekirdek Fonksiyon Dmey Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.8376	0.6984	0.4947	Model 1	0.8598	0.7285	0.4694
Model 2	0.9799	0.9596	0.1811	Model 2	0.9657	0.9298	0.2387
Model 3	0.9811	0.9610	0.1780	Model 3	0.9599	0.9154	0.2620
Model 4	0.9833	0.9653	0.1677	Model 4	0.9518	0.8997	0.2853
Model 5	0.9826	0.9636	0.1720	Model 5	0.9492	0.8978	0.2881
Model 6	0.9822	0.9626	0.1743	Model 6	0.9442	0.8883	0.3011
Model 7	0.9829	0.9640	0.1709	Model 7	0.9366	0.8732	0.3208
DVMR Gaussian Çekirdek Fonksiyon Dmey Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller				DVMR RBF Çekirdek Fonksiyon Dmey Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.8410	0.7036	0.4905	Model 1	0.8410	0.7036	0.4905
Model 2	0.9362	0.8717	0.3227	Model 2	0.9362	0.8717	0.3227
Model 3	0.9163	0.8340	0.3670	Model 3	0.9163	0.8340	0.3670
Model 4	0.8946	0.7877	0.4151	Model 4	0.8946	0.7877	0.4151
Model 5	0.8640	0.7305	0.4676	Model 5	0.8640	0.7305	0.4676
Model 6	0.8237	0.6615	0.5242	Model 6	0.8237	0.6615	0.5242
Model 7	0.7894	0.6075	0.5644	Model 7	0.7894	0.6075	0.5644

En iyi model DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon model 4'te gözlenmiştir. Dört aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ile gerçek ölçüm değerleri Şekil 4.44'te zamana göre değişimleri ve saçılma diyagramları karşılaştırmalı olarak verilmiştir.



Şekil 4.44. Antalya ili 3 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Dmey dalgacık ayrıştırma yöntemiyle dört aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.

Şekil 4.44'te ölçülmüş ve tahmin edilen değerler karşılaştırıldığında aralarında oldukça başarılı bir uyum gözlenmiştir. Maksimum ve minimum değerler nadir sapmalar olsa da başarılı tahmin edilmiş ve bu durum saçılma diyagramının 45°lik doğru etrafına dağılmasıyla da gözlemlenmektedir.

Antalya ili SPI3 indisi kullanılarak oluşturulan DVMR-W modelleri arasında en başarılı olan;

Model 7 ile Bior 6.8 (R: 0.9851, N-S: 0.9703 ve RMSE:0.1553),

Model 4 ile Dmey (R: 0.9833, N-S: 0.9653 ve RMSE: 0.1677) ve

Model 6 ile Coif5 (R: 0.9829, N-S: 0.9646 ve RMSE: 0.1695) bulunmuştur.

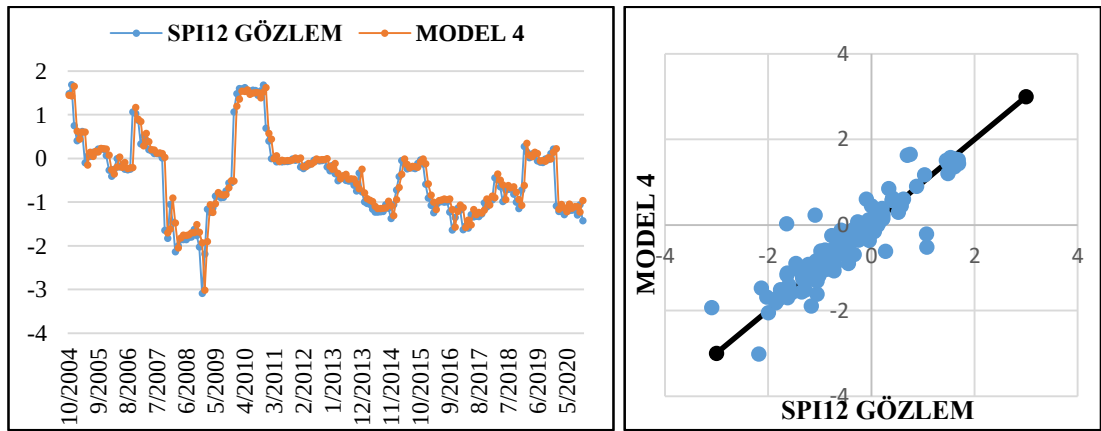
4.4 Antalya İli İçin SPI12 Destek Vektör Makineleri Regresyon Analizi

Çizelge 4.44'te Destek Vektör Makineleri Regresyon Lineer Çekirdek Fonksiyon Analizi ile en iyi model belirlenmiştir.

Çizelge 4.44. Antalya ili SPI12 verileriyle DVMR lineer çekirdek fonksiyon analizi.

Modeller	Korelasyon	Nash-Sutcliffe	RMSE
Model 1	0.9289	0.8567	0.3332
Model 2	0.9299	0.8589	0.3307
Model 3	0.9311	0.8621	0.3268
Model 4	0.9312	0.8622	0.3267
Model 5	0.9308	0.8614	0.3277
Model 6	0.9310	0.8620	0.3270
Model 7	0.9310	0.8617	0.3274

En iyi model, dört aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini bulunmuştur. Tahmin edilen modelle gerçek ölçüm sonuçları Şekil 4.45'te karşılaştırılmıştır.



Şekil 4.45. Antalya ili 12 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon yöntemiyle altı aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.

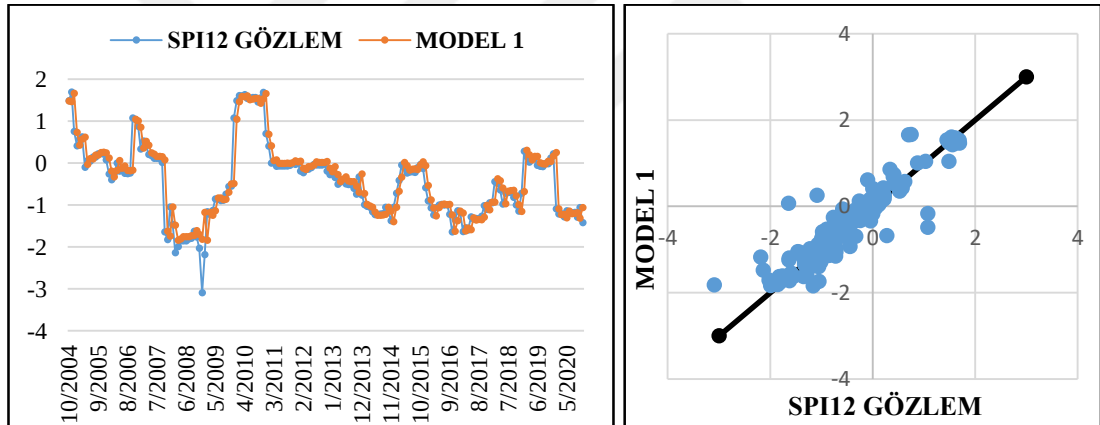
Şekil 4.45'te görüldüğü gibi ölçülmüş ve tahmin edilmiş model sonuçları arasında orta derece bir uyum gözlenmiştir. Pik değerlerde sapmalar gözlemlenmiştir.

Çizelge 4.45'te Destek Vektör Makineleri Regresyon Gauss Çekirdek Fonksiyon Analizi ile en iyi model belirlenmiştir

Çizelge 4.45. Antalya ili SPI12 verileriyle DVMR gauss çekirdek fonksiyon analizi.

Modeller	Korelasyon	Nash-Sutcliffe	RMSE
Model 1	0.9279	0.8545	0.3358
Model 2	0.9265	0.8525	0.3381
Model 3	0.9226	0.8414	0.3505
Model 4	0.9083	0.8110	0.3827
Model 5	0.8870	0.7639	0.4277
Model 6	0.8670	0.7203	0.4655
Model 7	0.8386	0.6600	0.5132

En iyi model, bir aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini bulunmuştur. Tahmin edilen modelle gerçek ölçüm sonuçları Şekil 4.46'da zamana göre değişimleri ve saçılma diyagramları karşılaştırmalı olarak verilmiştir.



Şekil 4.46. Antalya ili 12 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR gauss çekirdek fonksiyon yöntemiyle bir aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.

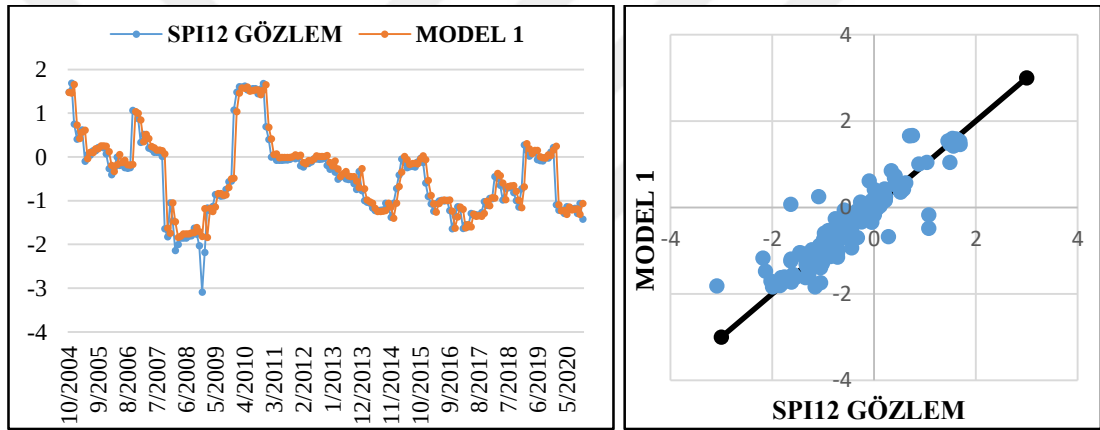
Şekil 4.46'da ölçülmüş ve tahmin edilmiş model sonuçları arasında lineer çekirdek fonksiyona göre daha kötü bir uyum gözlenmiştir. Pik değerlerde sapmalar gözlemlenmiştir. Minimum değerlerin tahmininde başarı oranı düşüktür. Bu durum saçılma diyagramında da görülmektedir.

Çizelge 4.46'da Destek Vektör Makineleri Regresyon Radyal Temelli Çekirdek Fonksiyon Analizi ile en iyi model belirlenmiştir.

Çizelge 4.46. Antalya ili SPI12 verileriyle DVMR radyal temelli çekirdek fonksiyon analizi.

Modeller	Korelasyon	Nash-Sutcliffe	RMSE
Model 1	0.9279	0.8545	0.3358
Model 2	0.9265	0.8525	0.3381
Model 3	0.9226	0.8414	0.3505
Model 4	0.9083	0.8110	0.3827
Model 5	0.8870	0.7639	0.4277
Model 6	0.8670	0.7203	0.4655
Model 7	0.8386	0.6600	0.5132

En iyi model, bir aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini bulunmuştur. Tahmin edilen modelle gerçek ölçüm sonuçları Şekil 4.47’de zamana göre değişimleri ve saçılma diyagramları karşılaştırmalı olarak verilmiştir.



Şekil 4.47. Antalya ili 12 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR radyal temelli çekirdek fonksiyon yöntemiyle bir aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.

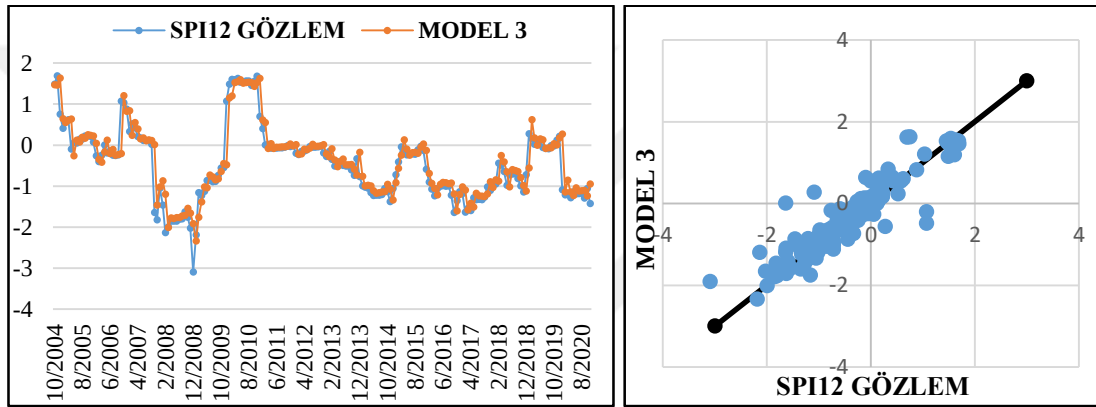
Çizelge 4.46’da Destek Vektör Makineleri Regresyon Radyal Temelli Çekirdek Fonksiyon Analizi sonuçlarıyla Gauss Çekirdek fonksiyonu sonuçları aynıdır. Bu sebeple en iyi model de aynıdır.

Çizelge 4.47’de Destek Vektör Makineleri Regresyon Polinom Çekirdek Fonksiyon Analizi ile en iyi model belirlenmiştir.

Çizelge 4.47. Antalya ili SPI12 verileriyle DVMR polinom çekirdek fonksiyon analizi.

Modeller	Korelasyon	Nash-Sutcliffe	RMSE
Model 1	0.9301	0.8600	0.3293
Model 2	0.9301	0.8586	0.3309
Model 3	0.9315	0.8617	0.3273
Model 4	0.9308	0.8604	0.3288
Model 5	0.9246	0.8492	0.3418
Model 6	0.9238	0.8476	0.3436
Model 7	0.9135	0.8290	0.3640

En iyi model, üç aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini bulunmuştur. Tahmin edilen modelle gerçek ölçüm sonuçları Şekil 4.48’de karşılaştırılmıştır.



Şekil 4.48. Antalya ili 12 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR polinom çekirdek fonksiyon yöntemiyle üç aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.

Şekil 4.48’de ölçülmüş ve tahmin edilmiş model sonuçları arasında diğer çekirdek fonksiyonlara göre tahmin kabiliyeti açısından daha iyi bir uyum gözlenmiştir.

Antalya ili SPI12 indisi kullanılarak oluşturulan DVMR modelleri arasında en iyi Model 3 ve polinom çekirdek fonksiyon kullanılarak bulunmuştur. R: 0.9315, N-S: 0.8617 ve RMSE: 0.3273 ile en iyi olduğu belirlenmiştir.

4.4.1 Dalgacık Yöntemiyle Ayırıştırılmış Modeller

Çalışmanın bu bölümünde Antalya ili SPI12 verileri Destek Vektör Makineleri ve Dalgacık Ayırıştırma yöntemi birleştirilerek modeller oluşturulmuştur. Dalgacık ayırıştırma yöntemi olarak dalgacık ailesinden Haar, Bior 3.1, Bior 6.8, Db4, Db10, Db45, Sym, Coif1, Coif5 ve Dmey dalgacık yöntemleri kullanılmıştır.

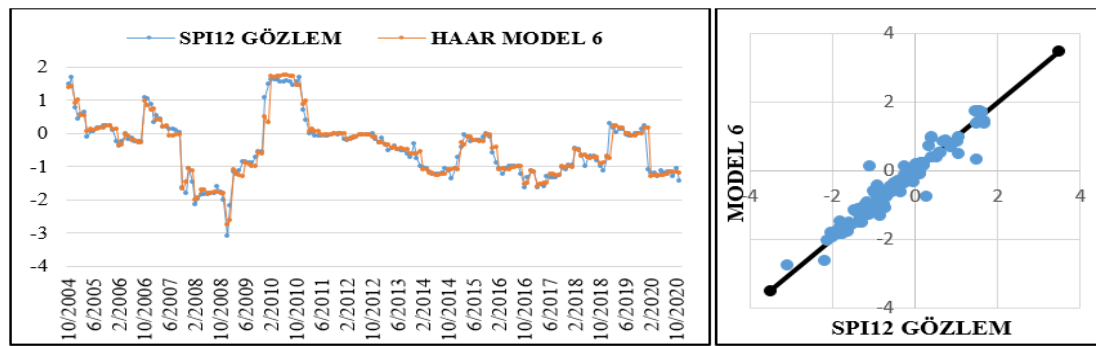
4.4.1.1 Haar Dalgacık Yöntemiyle Ayrıştırılmış Modeller

Çizelge 4.48’de DVMR Çekirdek Fonksiyonları Haar Dalgacık Yöntemiyle ayrıştırılmış modeller oluşturularak tahmin kabiliyeti en iyi olan model belirlenmiştir.

Çizelge 4.48. Antalya ili SPI12 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Haar dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.

DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon Haar Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller				DVMR Polinom Çekirdek Fonksiyon Haar Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.9459	0.8924	0.2888	Model 1	0.9044	0.8063	0.3874
Model 2	0.9645	0.9295	0.2337	Model 2	0.9019	0.7951	0.3984
Model 3	0.9677	0.9356	0.2234	Model 3	0.8788	0.7354	0.4528
Model 4	0.9693	0.9392	0.2171	Model 4	0.8017	0.5172	0.6116
Model 5	0.9710	0.9420	0.2119	Model 5	0.7792	0.4155	0.6729
Model 6	0.9711	0.9424	0.2113	Model 6	0.7702	0.2678	0.7532
Model 7	0.9706	0.9415	0.2128	Model 7	0.7202	-0.0439	0.8993
DVMR Gaussian Çekirdek Fonksiyon Haar Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller				DVMR RBF Çekirdek Fonksiyon Haar Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.8906	0.7798	0.4131	Model 1	0.8906	0.7798	0.4131
Model 2	0.8295	0.6358	0.5312	Model 2	0.8295	0.6358	0.5312
Model 3	0.7677	0.5216	0.6088	Model 3	0.7677	0.5216	0.6088
Model 4	0.6874	0.3938	0.6853	Model 4	0.6874	0.3938	0.6853
Model 5	0.6177	0.2794	0.7472	Model 5	0.6177	0.2794	0.7472
Model 6	0.5548	0.1715	0.8011	Model 6	0.5548	0.1715	0.8011
Model 7	0.5050	0.0671	0.8502	Model 7	0.5050	0.0671	0.8502

En iyi model DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon model 6’da gözlenmiştir. Altı aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ile gerçek ölçüm değerleri Şekil 4.49’da zamana göre değişimleri ve saçılma diyagramları karşılaştırmalı olarak verilmiştir.



Şekil 4.49. Antalya ili 12 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Haar dalgacık ayrıştırma yöntemiyle altı aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.

Şekil 4.49’da ölçülmüş ve tahmin edilmiş model sonuçları karşılaştırıldığında aralarında normal derecede bir uyum gözlenmiştir. Pik değerlerde sapmalar olmuş ve bu durum saçılma diyagramının 45°lik doğru etrafına dağılmasıyla da belirtilmiştir.

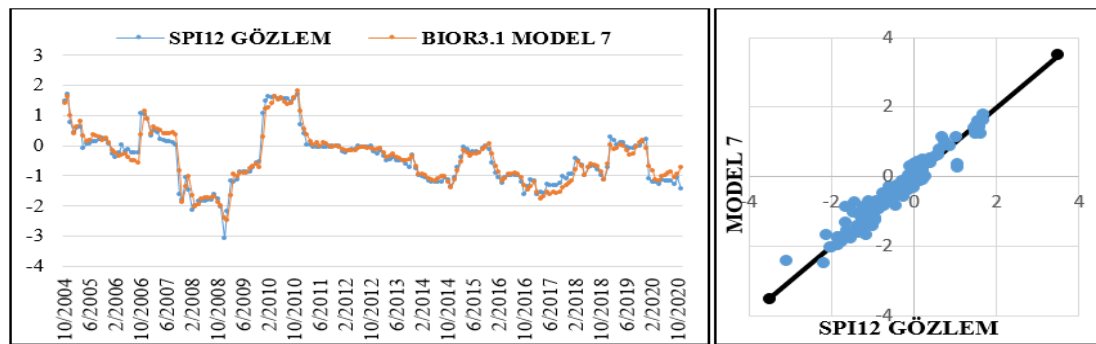
4.4.1.2 Bior 3.1 Dalgacık Yöntemiyle Ayrıştırılmış Modeller

Çizelge 4.49’da DVMR Çekirdek Fonksiyonları Bior 3.1 Dalgacık Yöntemiyle ayrıştırılmış modeller oluşturularak tahmin kabiliyeti en iyi olan model belirlenmiştir.

Çizelge 4.49. Antalya ili SPI12 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Bior 3.1 dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.

DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon Bior 3.1 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller				DVMR Polinom Çekirdek Fonksiyon Bior 3.1 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.9425	0.8866	0.2964	Model 1	0.9350	0.8680	0.3198
Model 2	0.9598	0.9195	0.2497	Model 2	0.7712	-0.0835	0.9162
Model 3	0.9586	0.9179	0.2522	Model 3	0.6226	-0.0785	0.9141
Model 4	0.9625	0.9249	0.2413	Model 4	0.5898	0.0320	0.8660
Model 5	0.9612	0.9229	0.2444	Model 5	0.6519	0.1526	0.8103
Model 6	0.9659	0.9323	0.2290	Model 6	0.6782	0.1124	0.8293
Model 7	0.9710	0.9425	0.2110	Model 7	0.7480	0.2289	0.7729
DVMR Gaussian Çekirdek Fonksiyon Bior 3.1 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller				DVMR RBF Çekirdek Fonksiyon Bior 3.1 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.7813	0.5836	0.5680	Model 1	0.7813	0.5836	0.5680
Model 2	0.6990	0.3603	0.7040	Model 2	0.6990	0.3603	0.7040
Model 3	0.5901	0.1671	0.8033	Model 3	0.5901	0.1671	0.8033
Model 4	0.4862	-0.0535	0.9034	Model 4	0.4862	-0.0535	0.9034
Model 5	0.4465	-0.2636	0.9894	Model 5	0.4465	-0.2636	0.9894
Model 6	0.2834	-0.4263	1.0512	Model 6	0.2834	-0.4263	1.0512
Model 7	0.1618	-0.4794	1.0706	Model 7	0.1618	-0.4794	1.0706

En iyi model DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon model 7’de gözlenmiştir. Yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ile gerçek ölçüm değerleri Şekil 4.50’de zamana göre değişimleri ve saçılma diyagramları karşılaştırmalı olarak verilmiştir.



Şekil 4.50. Antalya ili 12 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Bior 3.1 dalgacık ayrıştırma yöntemiyle yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.

Şekil 4.50’de görüldüğü gibi ölçülmüş ve tahmin edilen değerler arasında Haar dalgacık yöntemine göre nispeten daha iyi bir uyum gözlenmiştir. Pik değerler daha başarılı tahmin edilmiş ve bu durum saçılma diyagramında da gözlemlenmiştir.

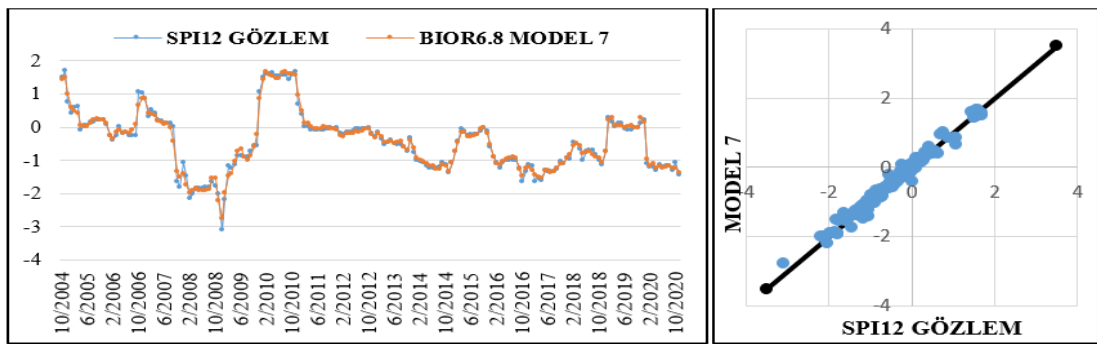
4.4.1.3 Bior 6.8 Dalgacık Yöntemiyle Ayrıştırılmış Modeller

Çizelge 4.50’de DVMR Çekirdek Fonksiyonları Bior 6.8 Dalgacık Yöntemiyle ayrıştırılmış modeller oluşturularak tahmin kabiliyeti en iyi olan model belirlenmiştir.

Çizelge 4.50. Antalya ili SPI12 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Bior 6.8 dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.

DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon Bior 6.8 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller				DVMR Polinom Çekirdek Fonksiyon Bior 6.8 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.9505	0.9029	0.2743	Model 1	0.9428	0.8880	0.2946
Model 2	0.9826	0.9648	0.1651	Model 2	0.9661	0.9311	0.2311
Model 3	0.9857	0.9712	0.1493	Model 3	0.9556	0.9059	0.2700
Model 4	0.9897	0.9792	0.1268	Model 4	0.9526	0.9030	0.2741
Model 5	0.9894	0.9786	0.1287	Model 5	0.9312	0.8578	0.3319
Model 6	0.9899	0.9799	0.1249	Model 6	0.9003	0.7860	0.4071
Model 7	0.9912	0.9823	0.1172	Model 7	0.8964	0.7451	0.4444
DVMR Gaussian Çekirdek Fonksiyon Bior 6.8 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller				DVMR RBF Çekirdek Fonksiyon Bior 6.8 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.9271	0.8515	0.3392	Model 1	0.9271	0.8515	0.3392
Model 2	0.8912	0.7726	0.4197	Model 2	0.8912	0.7726	0.4197
Model 3	0.8185	0.6334	0.5329	Model 3	0.8185	0.6334	0.5329
Model 4	0.7509	0.5146	0.6132	Model 4	0.7509	0.5146	0.6132
Model 5	0.6800	0.3928	0.6859	Model 5	0.6800	0.3928	0.6859
Model 6	0.6061	0.2718	0.7511	Model 6	0.6061	0.2718	0.7511
Model 7	0.5443	0.1679	0.8029	Model 7	0.5443	0.1679	0.8029

En iyi model DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon model 7’de gözlenmiştir. Yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ile gerçek ölçüm değerleri Şekil 4.51’de karşılaştırılmıştır.



Şekil 4.51. Antalya ili 12 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Bior 6.8 dalgacık ayrıştırma yöntemiyle yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.

Şekil 4.51’de ölçülmüş ve tahmin edilen değerler arasında Bior 3.1 dalgacık yöntemine göre oldukça iyi bir uyum gözlenmiş maksimum ve minimum değerler oldukça başarılı tahmin edilmiştir. Pik değerlerde nadir sapmalar olmuştur. Bu durum saçılma diyagramının 45°’lik doğru etrafına dağılmasıyla da belirtilmiştir.

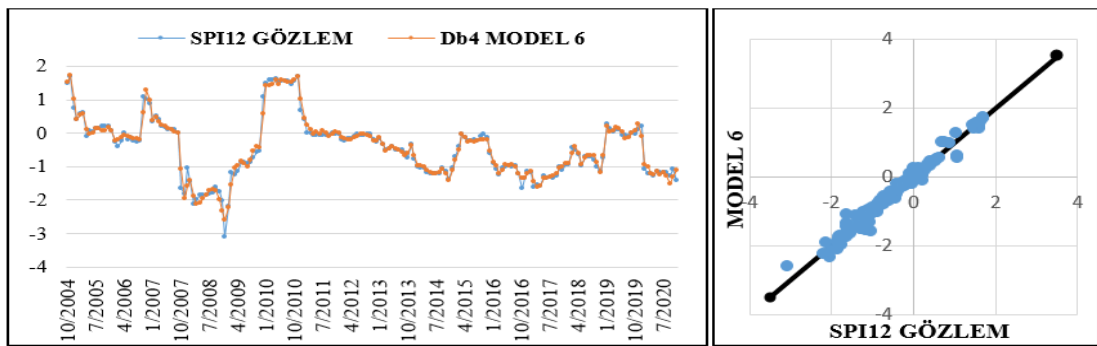
4.4.1.4 Db4 Dalgacık Yöntemiyle Ayırıştırılmış Modeller

Çizelge 4.51’de DVMR Çekirdek Fonksiyonları Db4 Dalgacık Yöntemiyle ayırıştırılmış modeller oluşturularak tahmin kabiliyeti en iyi olan model belirlenmiştir.

Çizelge 4.51. Antalya ili SPI12 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Db4 dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller.

DVMR Linear Çekirdek Fonksiyon Db4 Dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller				DVMR Polinom Çekirdek Fonksiyon Db4 Dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.9536	0.9089	0.2657	Model 1	0.9409	0.8819	0.3025
Model 2	0.9807	0.9617	0.1724	Model 2	0.9764	0.9493	0.1982
Model 3	0.9832	0.9666	0.1608	Model 3	0.9513	0.8791	0.3061
Model 4	0.9868	0.9737	0.1427	Model 4	0.9486	0.8862	0.2969
Model 5	0.9869	0.9739	0.1422	Model 5	0.9384	0.8376	0.3547
Model 6	0.9885	0.9771	0.1331	Model 6	0.9262	0.8068	0.3869
Model 7	0.9884	0.9769	0.1339	Model 7	0.8998	0.7443	0.4451
DVMR Gaussian Çekirdek Fonksiyon Db4 Dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller				DVMR RBF Çekirdek Fonksiyon Db14 Dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.9194	0.8304	0.3625	Model 1	0.9194	0.8304	0.3625
Model 2	0.8791	0.7402	0.4486	Model 2	0.8791	0.7402	0.4486
Model 3	0.7994	0.5667	0.5794	Model 3	0.7994	0.5667	0.5794
Model 4	0.7213	0.4235	0.6683	Model 4	0.7213	0.4235	0.6683
Model 5	0.6616	0.3227	0.7244	Model 5	0.6616	0.3227	0.7244
Model 6	0.6027	0.2366	0.7691	Model 6	0.6027	0.2366	0.7691
Model 7	0.5499	0.1578	0.8078	Model 7	0.5499	0.1578	0.8078

En iyi model DVMR Linear Çekirdek Fonksiyon model 6’da gözlenmiştir. Altı aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ile gerçek ölçüm değerleri Şekil 4.52’de karşılaştırılmıştır.



Şekil 4.52. Antalya ili 12 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Db4 dalgacık ayırıştırma yöntemiyle altı aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.

Şekil 4.52’de ölçülmüş ve tahmin edilen değerler arasında oldukça iyi bir uyum gözlenmiştir. Maksimum ve minimum değerler nadir sapmalar olsa da oldukça başarılı tahmin edilmiş ve bu durum saçılma diyagramının 45°lik doğru etrafına dağılmasıyla da gösterilmiştir.

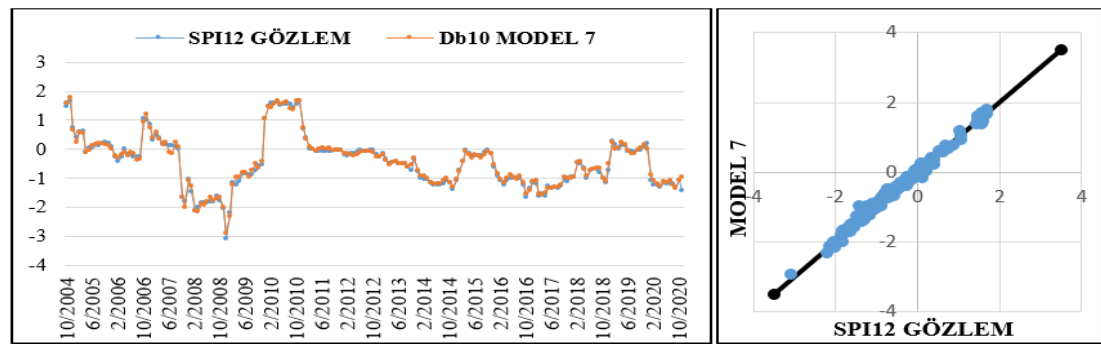
4.4.1.5 Db10 Dalgacık Yöntemiyle Ayrıştırılmış Modeller

Çizelge 4.52’de DVMR Çekirdek Fonksiyonları Db10 Dalgacık Yöntemiyle ayrıştırılmış modeller oluşturularak tahmin kabiliyeti en iyi olan model belirlenmiştir.

Çizelge 4.52. Antalya ili SPI12 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Db10 dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.

DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon Db10 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller				DVMR Polinom Çekirdek Fonksiyon Db10 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.9596	0.9205	0.2482	Model 1	0.9416	0.8847	0.2988
Model 2	0.9886	0.9756	0.1375	Model 2	0.9706	0.9408	0.2142
Model 3	0.9900	0.9794	0.1264	Model 3	0.9551	0.9065	0.2692
Model 4	0.9934	0.9865	0.1022	Model 4	0.9386	0.8679	0.3199
Model 5	0.9936	0.9870	0.1005	Model 5	0.9255	0.8401	0.3519
Model 6	0.9939	0.9876	0.0980	Model 6	0.9055	0.8005	0.3931
Model 7	0.9944	0.9883	0.0951	Model 7	0.8893	0.7720	0.4203
DVMR Gaussian Çekirdek Fonksiyon Db10 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller				DVMR RBF Çekirdek Fonksiyon Db10 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.9385	0.8580	0.3317	Model 1	0.9385	0.8580	0.3317
Model 2	0.9179	0.7946	0.3989	Model 2	0.9179	0.7946	0.3989
Model 3	0.8548	0.6628	0.5111	Model 3	0.8548	0.6628	0.5111
Model 4	0.7877	0.5320	0.6021	Model 4	0.7877	0.5320	0.6021
Model 5	0.7284	0.4213	0.6696	Model 5	0.7284	0.4213	0.6696
Model 6	0.6662	0.3065	0.7330	Model 6	0.6662	0.3065	0.7330
Model 7	0.6083	0.1893	0.7925	Model 7	0.6083	0.1893	0.7925

En iyi model DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon model 7’de gözlenmiştir. Yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ile gerçek ölçüm değerleri Şekil 4.53’te zamana göre değişimleri ve saçılma diyagramları karşılaştırmalı olarak verilmiştir.



Şekil 4.53. Antalya ili 12 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Db10 dalgacık ayrıştırma yöntemiyle yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.

Şekil 4.53’te görüldüğü gibi ölçülmüş ve tahmin edilen değerler arasında tahmin kabiliyeti açısından Db4 modeline göre daha başarılı bir uyum gözlenmiş maksimum ve minimum değerler daha iyi tahmin edilmiş ve bu durum saçılma diyagramında da belirtilmiştir.

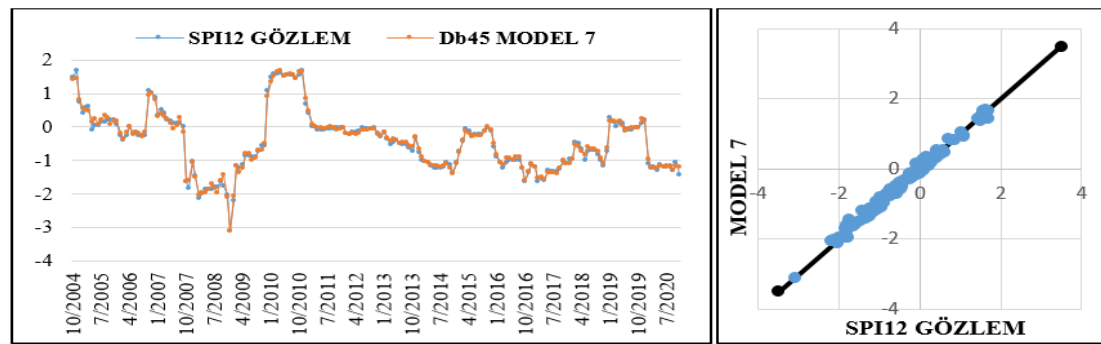
4.4.1.6 Db45 Dalgacık Yöntemiyle Ayrıştırılmış Modeller

Çizelge 4.53'te DVMR Çekirdek Fonksiyonları Db45 Dalgacık Yöntemiyle ayrıştırılmış modeller oluşturularak tahmin kabiliyeti en iyi olan model belirlenmiştir.

Çizelge 4.53. Antalya ili SPI12 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Db45 dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.

DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon Db45 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller				DVMR Polinom Çekirdek Fonksiyon Db45 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.9558	0.9133	0.2592	Model 1	0.9469	0.8956	0.2844
Model 2	0.9896	0.9788	0.1282	Model 2	0.9734	0.9410	0.2138
Model 3	0.9933	0.9862	0.1033	Model 3	0.9624	0.9252	0.2408
Model 4	0.9947	0.9888	0.0931	Model 4	0.9396	0.8811	0.3035
Model 5	0.9949	0.9896	0.0898	Model 5	0.9258	0.8489	0.3422
Model 6	0.9950	0.9900	0.0881	Model 6	0.8981	0.7846	0.4085
Model 7	0.9955	0.9907	0.0850	Model 7	0.8839	0.7553	0.4354
DVMR Gaussian Çekirdek Fonksiyon Db45 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller				DVMR RBF Çekirdek Fonksiyon Db45 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.9360	0.8575	0.3323	Model 1	0.9360	0.8575	0.3323
Model 2	0.9189	0.7995	0.3942	Model 2	0.9189	0.7995	0.3942
Model 3	0.8516	0.6575	0.5151	Model 3	0.8516	0.6575	0.5151
Model 4	0.7884	0.5160	0.6124	Model 4	0.7884	0.5160	0.6124
Model 5	0.7313	0.3883	0.6884	Model 5	0.7313	0.3883	0.6884
Model 6	0.6720	0.2643	0.7550	Model 6	0.6720	0.2643	0.7550
Model 7	0.6119	0.1450	0.8139	Model 7	0.6119	0.1450	0.8139

En iyi model DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon model 7'de gözlenmiştir. Yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ile gerçek ölçüm değerleri Şekil 4.54'te karşılaştırılmıştır.



Şekil 4.54. Antalya ili 12 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Db45 dalgacık ayrıştırma yöntemiyle yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.

Şekil 4.54'te ölçülmüş ve tahmin edilen değerler arasında tahmin kabiliyeti açısından Db4 ve Db10 modeline göre çok daha başarılı bir uyum gözlenmiştir. Pik değerler çok başarılı tahmin edilmiş ve bu durum saçılma diyagramının 45°lik doğru etrafına dağılmasıyla belirtilmiştir.

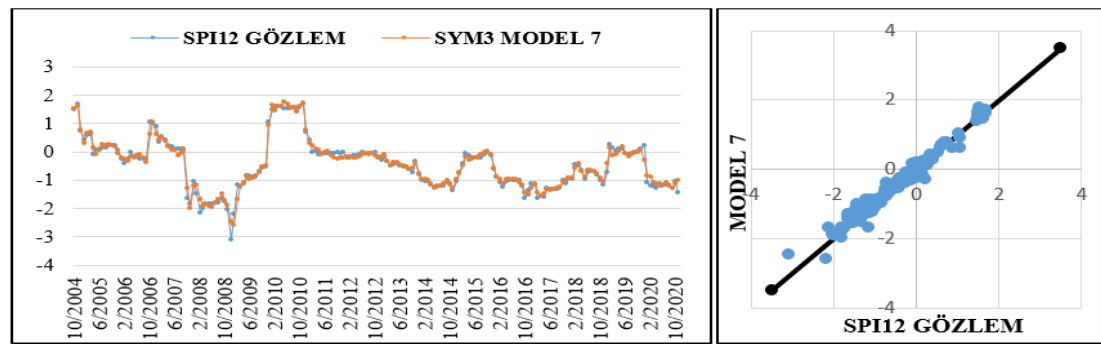
4.4.1.7 Sym3 Dalgacık Yöntemiyle Ayırıştırılmış Modeller

Çizelge 4.54'te DVMR Çekirdek Fonksiyonları Sym3 Dalgacık Yöntemiyle ayırıştırılmış modeller oluşturularak tahmin kabiliyeti en iyi olan model belirlenmiştir.

Çizelge 4.54. Antalya ili SPI12 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Sym3 dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller.

DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon Sym3 Dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller				DVMR Polinom Çekirdek Fonksiyon Sym3 Dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.9571	0.9155	0.2558	Model 1	0.9554	0.9097	0.2645
Model 2	0.9803	0.9595	0.1771	Model 2	0.9044	0.7645	0.4272
Model 3	0.9819	0.9635	0.1682	Model 3	0.8139	0.3114	0.7304
Model 4	0.9853	0.9700	0.1523	Model 4	0.8226	0.4096	0.6763
Model 5	0.9860	0.9718	0.1479	Model 5	0.7937	0.3128	0.7297
Model 6	0.9872	0.9740	0.1418	Model 6	0.7558	-0.0456	0.9001
Model 7	0.9873	0.9743	0.1412	Model 7	0.7714	0.1397	0.8164
DVMR Gaussian Çekirdek Fonksiyon Sym3 Dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller				DVMR RBF Çekirdek Fonksiyon Sym3 Dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.8923	0.7833	0.4097	Model 1	0.8923	0.7833	0.4097
Model 2	0.8534	0.7061	0.4772	Model 2	0.8534	0.7061	0.4772
Model 3	0.7995	0.6091	0.5503	Model 3	0.7995	0.6091	0.5503
Model 4	0.7381	0.5102	0.6160	Model 4	0.7381	0.5102	0.6160
Model 5	0.6761	0.4065	0.6781	Model 5	0.6761	0.4065	0.6781
Model 6	0.6151	0.3052	0.7337	Model 6	0.6151	0.3052	0.7337
Model 7	0.5681	0.2006	0.7870	Model 7	0.5681	0.2006	0.7870

En iyi model DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon model 7'de gözlenmiştir. Yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ile gerçek ölçüm değerleri Şekil 4.55'te zamana göre değişimleri ve saçılma diyagramları karşılaştırmalı olarak verilmiştir.



Şekil 4.55. Antalya ili 12 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Sym3 dalgacık ayırıştırma yöntemiyle yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.

Şekil 4.55'te görüldüğü gibi ölçülmüş ve tahmin edilen değerler arasında başarılı bir uyum gözlenmiştir. Minimum değerler nadir sapmalar olsa da iyi tahmin edilmiştir. Bu durum saçılma diyagramında da gözlenmektedir.

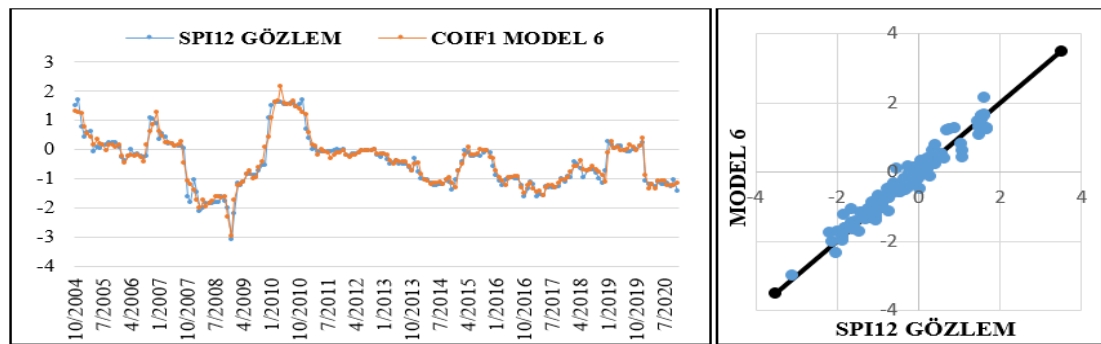
4.4.1.8 Coif1 Dalgacık Yöntemiyle Ayrıştırılmış Modeller

Çizelge 4.55'te DVMR Çekirdek Fonksiyonları Coif1 Dalgacık Yöntemiyle ayrıştırılmış modeller oluşturularak tahmin kabiliyeti en iyi olan model belirlenmiştir.

Çizelge 4.55. Antalya ili SPI12 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Coif1 dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.

DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon Coif1 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller				DVMR Polinom Çekirdek Fonksiyon Coif1 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.9443	0.8904	0.2914	Model 1	0.9332	0.8504	0.3404
Model 2	0.9700	0.9400	0.2156	Model 2	0.9336	0.8339	0.3587
Model 3	0.9725	0.9446	0.2072	Model 3	0.8655	0.6324	0.5337
Model 4	0.9753	0.9507	0.1955	Model 4	0.8266	0.4644	0.6441
Model 5	0.9755	0.9511	0.1947	Model 5	0.7803	0.0737	0.8472
Model 6	0.9768	0.9532	0.1904	Model 6	0.7302	-0.5067	1.0804
Model 7	0.9766	0.9531	0.1907	Model 7	0.6958	-1.2741	1.3274
DVMR Gaussian Çekirdek Fonksiyon Coif1 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller				DVMR RBF Çekirdek Fonksiyon Coif1 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.8804	0.7718	0.4205	Model 1	0.8804	0.7718	0.4205
Model 2	0.8484	0.7049	0.4782	Model 2	0.8484	0.7049	0.4782
Model 3	0.7943	0.6067	0.5520	Model 3	0.7943	0.6067	0.5520
Model 4	0.7255	0.4967	0.6244	Model 4	0.7255	0.4967	0.6244
Model 5	0.6618	0.3955	0.6843	Model 5	0.6618	0.3955	0.6843
Model 6	0.6080	0.2958	0.7386	Model 6	0.6080	0.2958	0.7386
Model 7	0.5545	0.1949	0.7898	Model 7	0.5545	0.1949	0.7898

En iyi model DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon model 6'da gözlenmiştir. Altı aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ile gerçek ölçüm değerleri Şekil 4.56'da zamana göre değişimleri ve saçılma diyagramları karşılaştırmalı olarak verilmiştir.



Şekil 4.56. Antalya ili 12 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Coif1 dalgacık ayrıştırma yöntemiyle altı aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.

Şekil 4.56'da ölçülmüş ve tahmin edilen değerler karşılaştırıldığında aralarında başarılı bir uyum gözlenmiş maksimum ve minimum değerler orta derecede iyi tahmin edilmiştir. Bu durum saçılma diyagramında da gözlemlenmiştir.

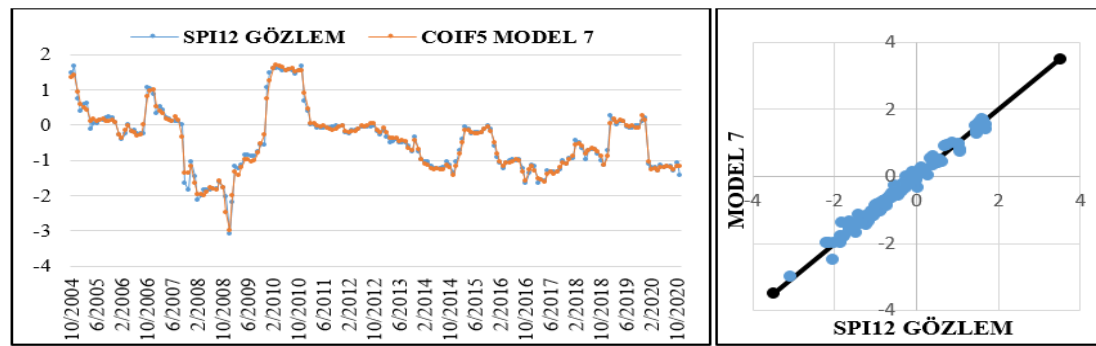
4.4.1.9 Coif5 Dalgacık Yöntemiyle Ayrıştırılmış Modeller

Çizelge 4.56'da DVMR Çekirdek Fonksiyonları Coif5 Dalgacık Yöntemiyle ayrıştırılmış modeller oluşturularak tahmin kabiliyeti en iyi olan model belirlenmiştir.

Çizelge 4.56. Antalya ili SPI12 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Coif5 dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller.

DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon Coif5 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller				DVMR Polinom Çekirdek Fonksiyon Coif5 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.9508	0.9034	0.2736	Model 1	0.9362	0.8762	0.3097
Model 2	0.9844	0.9689	0.1552	Model 2	0.9734	0.9448	0.2068
Model 3	0.9878	0.9757	0.1373	Model 3	0.9718	0.9354	0.2238
Model 4	0.9907	0.9815	0.1196	Model 4	0.9602	0.9096	0.2647
Model 5	0.9906	0.9812	0.1206	Model 5	0.9445	0.8581	0.3316
Model 6	0.9909	0.9819	0.1184	Model 6	0.9331	0.8058	0.3879
Model 7	0.9922	0.9843	0.1102	Model 7	0.9274	0.7596	0.4315
DVMR Gaussian Çekirdek Fonksiyon Coif5 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller				DVMR RBF Çekirdek Fonksiyon Coif5 Dalgacık yöntemiyle ayrıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.8800	0.7638	0.4277	Model 1	0.8800	0.7638	0.4277
Model 2	0.8429	0.6882	0.4915	Model 2	0.8429	0.6882	0.4915
Model 3	0.7670	0.5523	0.5889	Model 3	0.7670	0.5523	0.5889
Model 4	0.7014	0.4388	0.6594	Model 4	0.7014	0.4388	0.6594
Model 5	0.6468	0.3470	0.7113	Model 5	0.6468	0.3470	0.7113
Model 6	0.5951	0.2461	0.7643	Model 6	0.5951	0.2461	0.7643
Model 7	0.5509	0.1453	0.8137	Model 7	0.5509	0.1453	0.8137

En iyi model DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon model 7'de gözlenmiştir. Yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ile gerçek ölçüm değerleri Şekil 4.57'de zamana göre değişimleri ve saçılma diyagramları karşılaştırmalı olarak verilmiştir.



Şekil 4.57. Antalya ili 12 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Coif5 dalgacık ayrıştırma yöntemiyle yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.

Şekil 4.57'de görüldüğü gibi ölçülmüş ve tahmin edilen değerler arasında tahmin kabiliyeti açısından Coif1 modeline göre çok daha iyi bir uyum gözlenmiştir. Maksimum ve minimum değerler daha başarılı tahmin edilmiş ve bu durum saçılma diyagramının 45°lik doğru etrafına dağılmasıyla da gözlemlenmiştir.

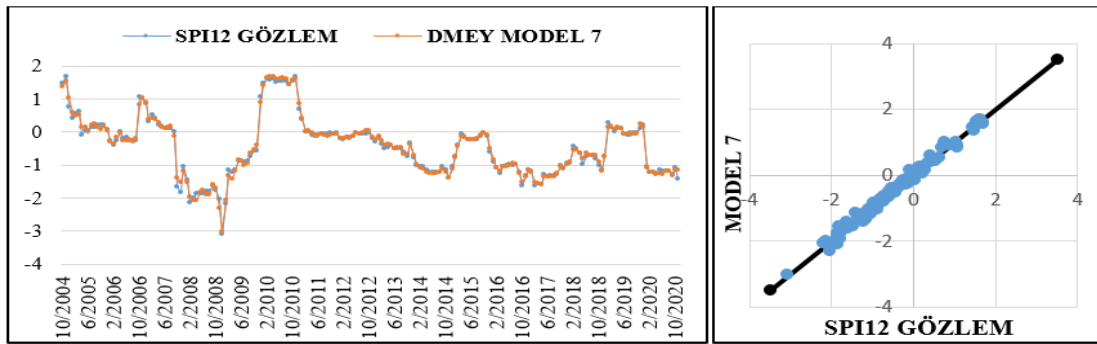
4.4.1.10 Dmey Dalgacık Yöntemiyle Ayırıştırılmış Modeller

Çizelge 4.57’de DVMR Çekirdek Fonksiyonları Dmey Dalgacık Yöntemiyle ayırıştırılmış modeller oluşturularak tahmin kabiliyeti en iyi olan model belirlenmiştir.

Çizelge 4.57. Antalya ili SPI12 verileriyle DVMR çekirdek fonksiyonları Dmey dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller.

DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon Dmey Dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller				DVMR Polinom Çekirdek Fonksiyon Dmey Dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.9541	0.9098	0.2644	Model 1	0.9406	0.8836	0.3003
Model 2	0.9888	0.9774	0.1323	Model 2	0.9796	0.9585	0.1794
Model 3	0.9926	0.9852	0.1070	Model 3	0.9723	0.9414	0.2130
Model 4	0.9945	0.9891	0.0920	Model 4	0.9593	0.9080	0.2670
Model 5	0.9946	0.9890	0.0921	Model 5	0.9496	0.8803	0.3045
Model 6	0.9949	0.9897	0.0894	Model 6	0.9291	0.8218	0.3716
Model 7	0.9953	0.9905	0.0857	Model 7	0.9167	0.7719	0.4204
DVMR Gaussian Çekirdek Fonksiyon Dmey Dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller				DVMR RBF Çekirdek Fonksiyon Dmey Dalgacık yöntemiyle ayırıştırılmış modeller			
Modeller	R	N-S	RMSE	Modeller	R	N-S	RMSE
Model 1	0.8982	0.7815	0.4115	Model 1	0.8982	0.7815	0.4115
Model 2	0.8553	0.6797	0.4982	Model 2	0.8553	0.6797	0.4982
Model 3	0.7835	0.5393	0.5974	Model 3	0.7835	0.5393	0.5974
Model 4	0.7219	0.4211	0.6697	Model 4	0.7219	0.4211	0.6697
Model 5	0.6666	0.3214	0.7251	Model 5	0.6666	0.3214	0.7251
Model 6	0.6140	0.2248	0.7750	Model 6	0.6140	0.2248	0.7750
Model 7	0.5730	0.1254	0.8232	Model 7	0.5730	0.1254	0.8232

En iyi model DVMR Lineer Çekirdek Fonksiyon model 7’de gözlenmiştir. Yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ile gerçek ölçüm değerleri Şekil 4.58’de zamana göre değişimleri ve saçılma diyagramları karşılaştırmalı olarak verilmiştir.



Şekil 4.58. Antalya ili 12 aylık SPI kuraklık indisinin DVMR lineer çekirdek fonksiyon Dmey dalgacık ayırıştırma yöntemiyle yedi aylık girdi verisinin bir ay sonraki tahmini ve ölçülmüş değerlerin karşılaştırılması.

Şekil 4.58’de görüldüğü gibi ölçülmüş ve tahmin edilen değerler arasında oldukça başarılı bir uyum gözlenmiştir. Pik değerler mükemmel tahmin edilmiştir. Bu durum saçılma diyagramının 45°lik doğru etrafına dağılmasıyla da gözlenmiştir.

Antalya ili SPI12 indisi kullanılarak oluşturulan DVMR-W modelleri arasında en başarılı olan;

Model 7 ile Db45 (R: 0.9955, N-S: 0.9907 ve RMSE: 0.0850),

Model 7 ile Dmey (R: 0.9953, N-S: 0.9905 ve RMSE: 0.0857) ve

Model 6 ile Db10 (R: 0.9944, N-S: 0.9883 ve RMSE: 0.0951) bulunmuştur.

4.5 Tartışma

Aksaray ve Antalya ili için SPI3 ve SPI12 verileri kullanılarak modeller oluşturulmuş, Destek Vektör Makineleri Regresyon yöntemiyle geçmişe yönelik yedi aya kadar olan kuraklık indisi değerleri girdi verisi olarak kullanılarak bir sonraki aya ait tahminler yapılmıştır. Yapılan analizlerin tahmin gücünü artırabilmek için DVMR yöntemi ile Dalgacık Ayırıştırma yöntemi birleştirilmiştir. Çalışmada dalgacık ayırıştırma yöntemleri olarak Haar, Bior 3.1, Bior 6.8, Db4, Db10, Db45, Coif1, Coif5, SYM3 ve Dmey kullanılmıştır.

Dalgacık ayırıştırma yönteminin kullanılmasının DVMR modellerinin tahmin gücünü önemli miktarda artırdığı gözlenmiştir. Dalgacık ayırıştırması kullanılarak oluşturulan hibrit DVMR-W modellerinden hangisinin daha iyi olduğu araştırılmış ve bütün modeller incelendiğinde Lineer çekirdek fonksiyon Dmey, Bior 6.8 ve Db45 dalgacık ayırıştırması kullanılarak oluşturulan modeller ile yapılan tahminler diğer modellere göre daha iyi performans gösterdiği tespit edilmiştir.

Çalışmanın bu bölümünde bulunan en iyi dalgacık ayırıştırma modelleriyle Aksaray ve Antalya ilinde 2, 3, 4 ve 5 ay sonrası için uzun dönemli kuraklık tahmini yapılmış, ve sonuçlar Korelasyon katsayısı (R), Nash-Sutcliffe (N-S) ve Karesel Ortalama Hata Karekökü (RMSE) kriterleri ile değerlendirilmeleri verilmiştir.

Uzun dönem kuraklık tahmini için kurulan modellerde girdi verileri Çizelge 4.1’de verilmiştir.

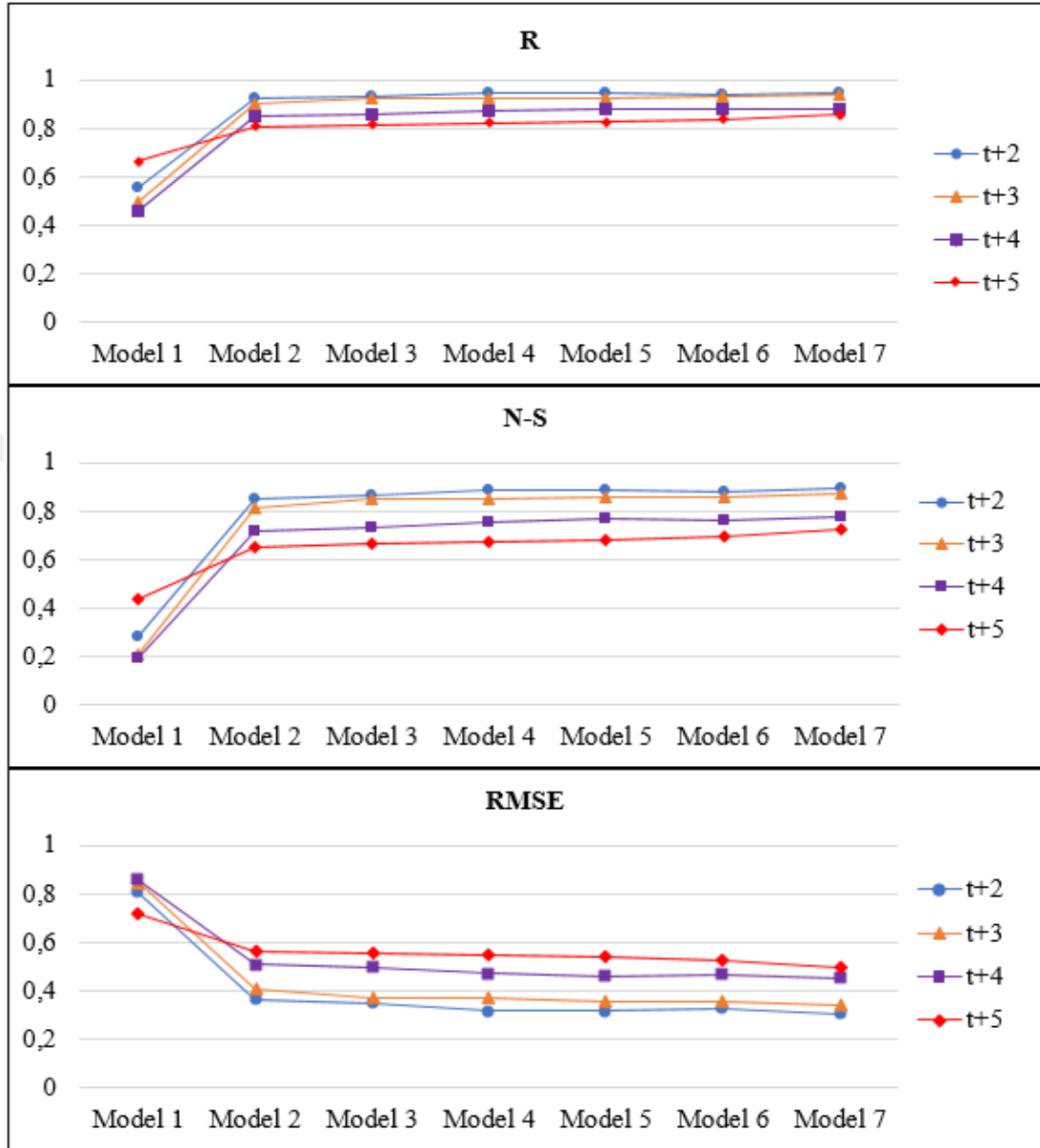
Dmey ayrıştırması ile SPI3 ve SPI12 verileri kullanılarak kurulan modellere ait istatistik kriterlerin (R, N-S, RMSE) performansları Aksaray ili için sırasıyla Çizelge 4.58, Şekil 4.59 ve Çizelge 4.59, Şekil 4.60'ta verilmiştir.

Çizelge 4.58. Aksaray iline ait SPI3 verileri kullanılarak Dmey ayrıştırması ile oluşturulan modellerin R, N-S ve RMSE değerleri.

R	t+2	t+3	t+4	t+5
Model 1	0,5529	0,4983	0,4579	0,6638
Model 2	0,9231	0,9022	0,8471	0,8090
Model 3	0,9309	0,9216	0,8545	0,8144
Model 4	0,9436	0,9198	0,8708	0,8221
Model 5	0,9431	0,9266	0,8781	0,8266
Model 6	0,9395	0,9293	0,8763	0,8363
Model 7	0,9478	0,9354	0,8807	0,8547
N-S	t+2	t+3	t+4	t+5
Model 1	0,2807	0,2112	0,1928	0,4371
Model 2	0,8514	0,8136	0,7164	0,6544
Model 3	0,8656	0,8492	0,7283	0,6632
Model 4	0,8888	0,8459	0,7555	0,6751
Model 5	0,8884	0,8581	0,7667	0,6816
Model 6	0,8807	0,8597	0,7636	0,6963
Model 7	0,8960	0,8723	0,7726	0,7275
RMSE	t+2	t+3	t+4	t+5
Model 1	0,8059	0,8460	0,8577	0,7172
Model 2	0,3663	0,4113	0,5084	0,5620
Model 3	0,3483	0,3699	0,4976	0,5548
Model 4	0,3168	0,3739	0,4720	0,5449
Model 5	0,3175	0,3588	0,4611	0,5394
Model 6	0,3281	0,3568	0,4642	0,5268
Model 7	0,3064	0,3404	0,4552	0,4990

Çizelge 4.58’de Aksaray ili kuraklık tahmininde SPI3 verileri kullanılarak Dmey ayrıştırması ile oluşturulan modellerin 2ay, 3 ay ,4 ay ve 5 ay sonraki tahmin performansının R, N-S ve RMSE kriterleri incelendiğinde; 2 ay, 3 ay, 4 ay ve 5 ay sonraki kuraklık tahmini yeteneğinin giderek azaldığı; bir aylık girdi verisinin beş ay sonraki tahminindeki performansı ile beş, altı ve yedi aylık girdi verisinin beş ay sonraki tahminindeki performansları karşılaştırıldığında Model5, Model 6 ve Model 7’nin tahmin kabiliyetinin fazla olduğu gözlenmiştir.

Tahminlerde kullanılan performans kriterlerinin kıyaslanması Şekil 4.59'da verilmiştir.



Şekil 4.59. Aksaray iline ait SPI3 verileri kullanılarak Dmey ayrıştırması ile oluşturulan modellerin R, N-S ve RMSE ile karşılaştırılması.

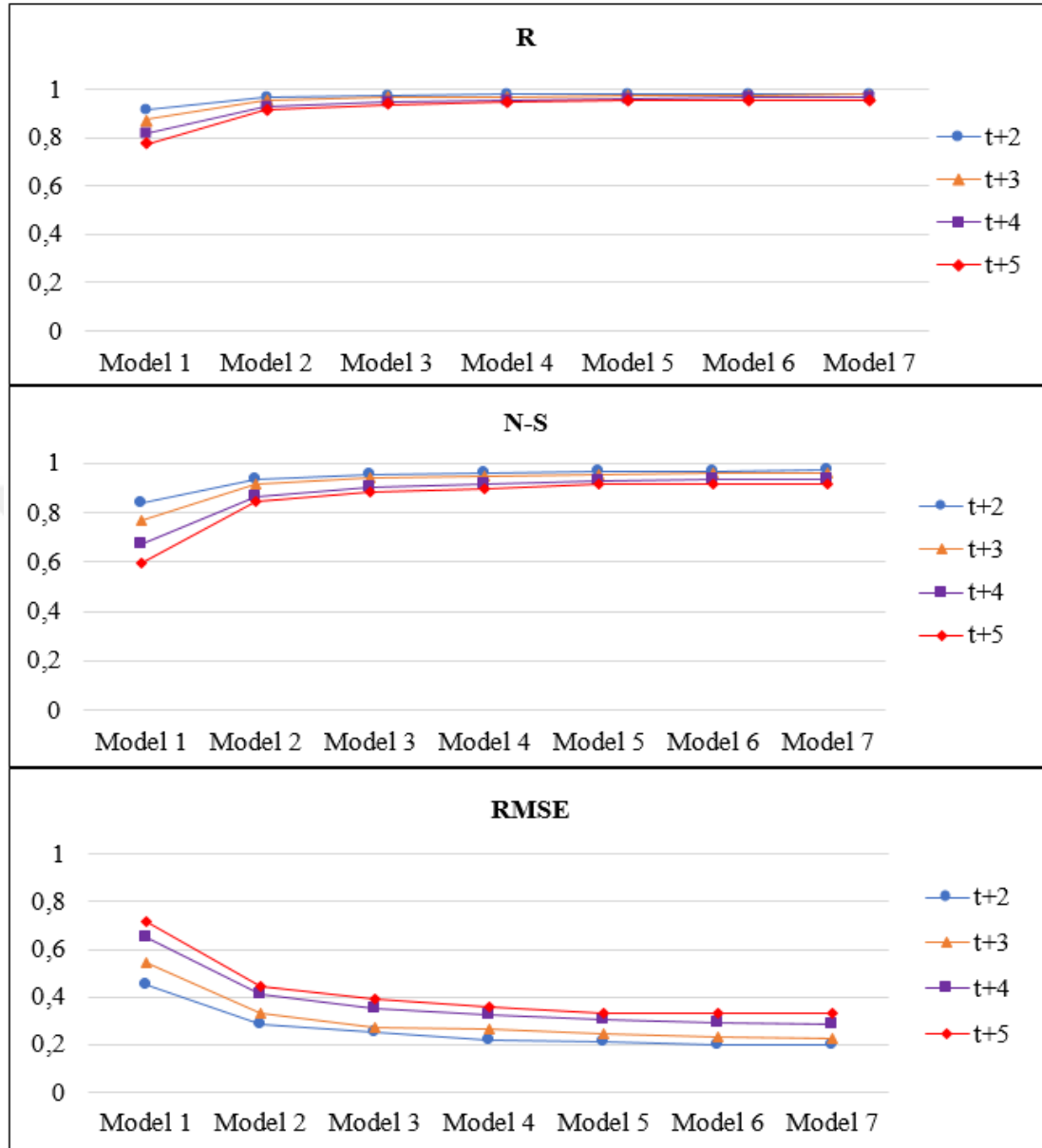
Aksaray ili kuraklık tahmininde elde edilen modellerin R ve N-S kriterleri karşılaştırıldığında; N-S kriterinde dört aylık girdi verisiyle oluşturulan modellemede bir dalgalanma olduğu, R kriterinde ise böyle bir dalgalanma olmadığı gözlenmektedir. R kriterinin N-S kriteri kadar hassas olmadığı; N-S kriterinin daha hassas tahminde bulunduğu görülmektedir.

Çizelge 4.59. Aksaray iline ait SPI12 verileri kullanılarak Dmey ayrıştırması ile oluşturulan modellerin R, N-S ve RMSE değerleri.

R	t+2	t+3	t+4	t+5
Model 1	0,9157	0,875	0,8187	0,7752
Model 2	0,9674	0,9565	0,9305	0,9196
Model 3	0,9748	0,9706	0,9504	0,9387
Model 4	0,9809	0,972	0,9567	0,9477
Model 5	0,9826	0,9756	0,9624	0,9564
Model 6	0,9841	0,9787	0,9665	0,9571
Model 7	0,9845	0,9798	0,9675	0,9571
N-S	t+2	t+3	t+4	t+5
Model 1	0,8379	0,7645	0,6691	0,5980
Model 2	0,9358	0,9143	0,8652	0,8432
Model 3	0,9501	0,9419	0,9032	0,8812
Model 4	0,9621	0,9446	0,9151	0,8977
Model 5	0,9655	0,9518	0,9254	0,9136
Model 6	0,9684	0,9578	0,9337	0,9145
Model 7	0,9693	0,9599	0,9352	0,9138
RMSE	t+2	t+3	t+4	t+5
Model 1	0,452	0,5458	0,6471	0,7134
Model 2	0,2845	0,3293	0,413	0,4456
Model 3	0,2508	0,2712	0,3499	0,3878
Model 4	0,2185	0,2648	0,3278	0,3599
Model 5	0,2086	0,2469	0,3072	0,3307
Model 6	0,1996	0,2312	0,2897	0,3289
Model 7	0,1968	0,2253	0,2864	0,3304

Çizelge 4.59’da Aksaray ili kuraklık tahmininde SPI12 verileri kullanılarak Dmey ayrıştırması ile oluşturulan modellerin 2ay, 3 ay ,4 ay ve 5 ay sonraki tahmin performansının R, N-S ve RMSE kriterleri incelendiğinde; SPI12 verileri kullanılarak elde edilen modellerin SPI3’e göre hem tahmin performansı açısından hem girdi verisi bazında daha iyi olduğu gözlenmiştir. 2 ay, 3 ay, 4 ay ve 5 ay sonraki kuraklık tahmini yeteneğinin giderek azaldığı ve beş, altı ve yedi aylık girdi verisinin (Model 5, Model 6, Model 7) benzer performans gösterdiği belirlenmiştir.

Tahminlerde kullanılan performans kriterlerini kıyaslanması Şekil 4.60'ta verilmiştir.



Şekil 4.60. Aksaray iline ait SPI12 verileri kullanılarak Dmey ayrıştırması ile oluşturulan modellerin R, N-S ve RMSE ile karşılaştırılması.

Şekil 4.60'ta Aksaray ili kuraklık tahmininde SPI12 verileri kullanılarak Dmey ayrıştırması ile oluşturulan modellerin 2ay, 3 ay ,4 ay ve 5 ay sonraki tahmin performansının R, N-S ve RMSE kriterleri karşılaştırıldığında; bir aylık girdi verisinin performansı (Model 1) ile beş, altı ve yedi aylık girdi verisinin (Model 5, Model 6, Model 7) performansları karşılaştırıldığında Model 5, Model 6, Model 7'nin üstünlüğü görülmektedir ve beş, altı, yedi aylık girdi verisinin iki, üç, dört ay sonraki tahmininin ise hemen hemen aynı olduğu gözlemlenmektedir.

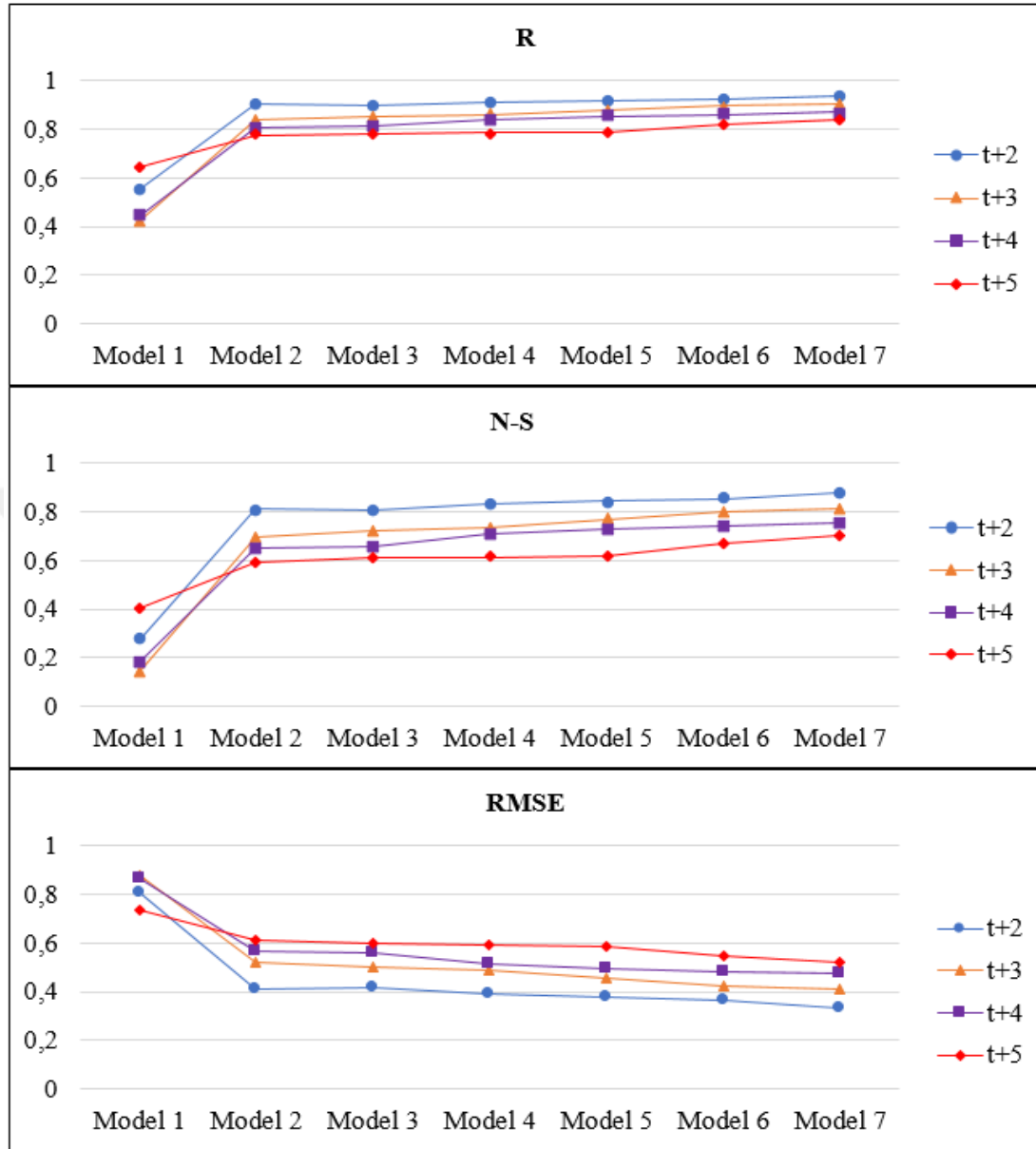
Bior 6.8 ayrıştırması ile SPI3 ve SPI12 verileri kullanılarak kurulan modellere ait istatistik kriterlerin (R, N-S, RMSE) performansları Aksaray ili için sırasıyla Çizelge 4.60, Şekil 4.61 ve Çizelge 4.61, Şekil 4.62’de verilmiştir.

Çizelge 4.60. Aksaray iline ait SPI3 verileri kullanılarak Bior 6.8 ayrıştırması ile oluşturulan modellerin R, N-S ve RMSE değerleri

R	t+2	t+3	t+4	t+5
Model 1	0,5532	0,4233	0,4445	0,6453
Model 2	0,9020	0,8399	0,8099	0,7761
Model 3	0,8997	0,8516	0,8129	0,7821
Model 4	0,9120	0,8600	0,8426	0,7851
Model 5	0,9185	0,8792	0,8543	0,7886
Model 6	0,9247	0,8950	0,8621	0,8199
Model 7	0,9367	0,9026	0,8689	0,8399
N-S	t+2	t+3	t+4	t+5
Model 1	0,2767	0,1457	0,1815	0,4065
Model 2	0,8119	0,6983	0,6512	0,5915
Model 3	0,8071	0,7216	0,6588	0,6094
Model 4	0,8310	0,7367	0,7080	0,6139
Model 5	0,8436	0,7702	0,7293	0,6208
Model 6	0,8547	0,8002	0,7428	0,6720
Model 7	0,8772	0,8137	0,7538	0,7048
RMSE	t+2	t+3	t+4	t+5
Model 1	0,8082	0,8805	0,8637	0,7364
Model 2	0,4122	0,5232	0,5638	0,6110
Model 3	0,4174	0,5026	0,5576	0,5975
Model 4	0,3906	0,4888	0,5159	0,5940
Model 5	0,3757	0,4566	0,4967	0,5886
Model 6	0,3622	0,4258	0,4841	0,5474
Model 7	0,3330	0,4112	0,4737	0,5194

Çizelge 4.60’ta Aksaray ili kuraklık tahmininde SPI3 verileri kullanılarak Bior 6.8 ayrıştırması ile oluşturulan modellerin 2ay, 3 ay ,4 ay ve 5 ay sonraki tahmin performansının R, N-S ve RMSE kriterleri incelendiğinde; bir aylık girdi verisinin beş ay sonraki tahminindeki performansI ile beş, altı ve yedi aylık girdi verisinin beş ay sonraki tahminindeki performansları karşılaştırıldığında Model 5, Model 6 ve Model 7’nin tahmin kabiliyetinin daha yüksek olduğu gözlenmiştir.

Tahminlerde kullanılan performans kriterlerini kıyaslanması Şekil 4.61’de verilmiştir.



Şekil 4.61. Aksaray iline ait SPI3 verileri kullanılarak Bior 6.8 ayrıştırması ile oluşturulan modellerin R, N-S ve RMSE ile karşılaştırılması.

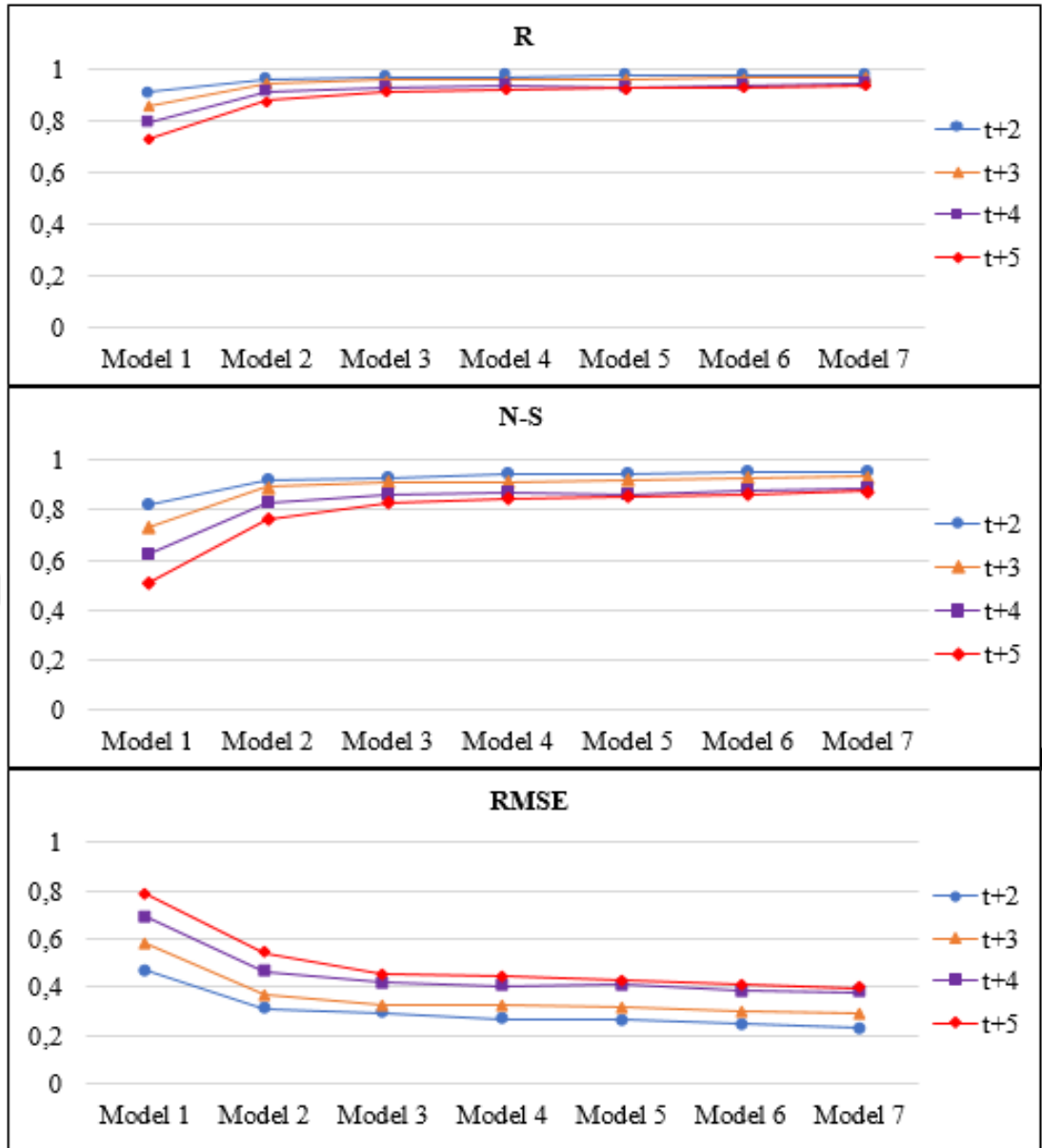
Şekil 4.61’de Aksaray ili kuraklık tahmininde SPI3 verileri kullanılarak Bior 6.8 ayrıştırması ile oluşturulan modellerin 2ay, 3 ay ,4 ay ve 5 ay sonraki tahmin performansının R, N-S ve RMSE kriterleri karşılaştırıldığında; N-S kriterinde, oluşturulan modellemelerde bir dalgalanma olduğu, R kriterinde ise böyle bir dalgalanma olmadığı gözlenmektedir. R kriterinin N-S kriteri kadar hassas olmadığı; N-S kriterinin daha hassas tahminde bulunduğu görülmektedir.

Çizelge 4.61. Aksaray iline ait SPI12 verileri kullanılarak Bior 6.8 ayrıştırması ile oluşturulan modellerin R, N-S ve RMSE değerleri.

R	t+2	t+3	t+4	t+5
Model 1	0,9073	0,8587	0,7944	0,7258
Model 2	0,9614	0,9449	0,9122	0,8770
Model 3	0,9649	0,9570	0,9287	0,9112
Model 4	0,9707	0,9571	0,9330	0,9184
Model 5	0,9712	0,9591	0,9304	0,9235
Model 6	0,9757	0,9632	0,9383	0,9305
Model 7	0,9777	0,9663	0,9413	0,9352
N-S	t+2	t+3	t+4	t+5
Model 1	0,8212	0,7302	0,6184	0,5070
Model 2	0,9231	0,8916	0,8291	0,7662
Model 3	0,9306	0,9149	0,8616	0,8297
Model 4	0,9422	0,9158	0,8696	0,8430
Model 5	0,9432	0,9195	0,8651	0,8527
Model 6	0,9521	0,9275	0,8803	0,8658
Model 7	0,9559	0,9331	0,8857	0,8747
RMSE	t+2	t+3	t+4	t+5
Model 1	0,4747	0,5842	0,6949	0,7900
Model 2	0,3114	0,3703	0,4650	0,5440
Model 3	0,2958	0,3282	0,4184	0,4544
Model 4	0,2699	0,3265	0,4063	0,4458
Model 5	0,2675	0,3192	0,4132	0,4318
Model 6	0,2458	0,3029	0,3893	0,4122
Model 7	0,2357	0,2908	0,3802	0,3983

Çizelge 4.61’de Aksaray ili kuraklık tahmininde SPI12 verileri kullanılarak Bior 6.8 ayrıştırması ile oluşturulan modellerin 2ay, 3 ay ,4 ay ve 5 ay sonraki tahmin performansının R, N-S ve RMSE kriterleri incelendiğinde; SPI12 verileri kullanılarak elde edilen modellerin SPI3’e göre tahmin performansının daha iyi olduğu gözlenmiştir.

Tahminlerde kullanılan performans kriterlerini kıyaslanması Şekil 4.62’de verilmiştir.



Şekil 4.62. Aksaray iline ait SPI12 verileri kullanılarak Bior 6.8 ayrıştırması ile oluşturulan modellerin R, N-S ve RMSE ile karşılaştırılması.

Şekil 4.62’de Aksaray ili kuraklık tahmininde SPI12 verileri kullanılarak Bior 6.8 ayrıştırması ile oluşturulan modellerin 2ay, 3 ay ,4 ay ve 5 ay sonraki tahmin performansının R, N-S ve RMSE kriterleri karşılaştırıldığında; 2 ay, 3 ay, 4 ay ve 5 ay sonraki kuraklık tahmini performansının giderek azaldığı görülmektedir.

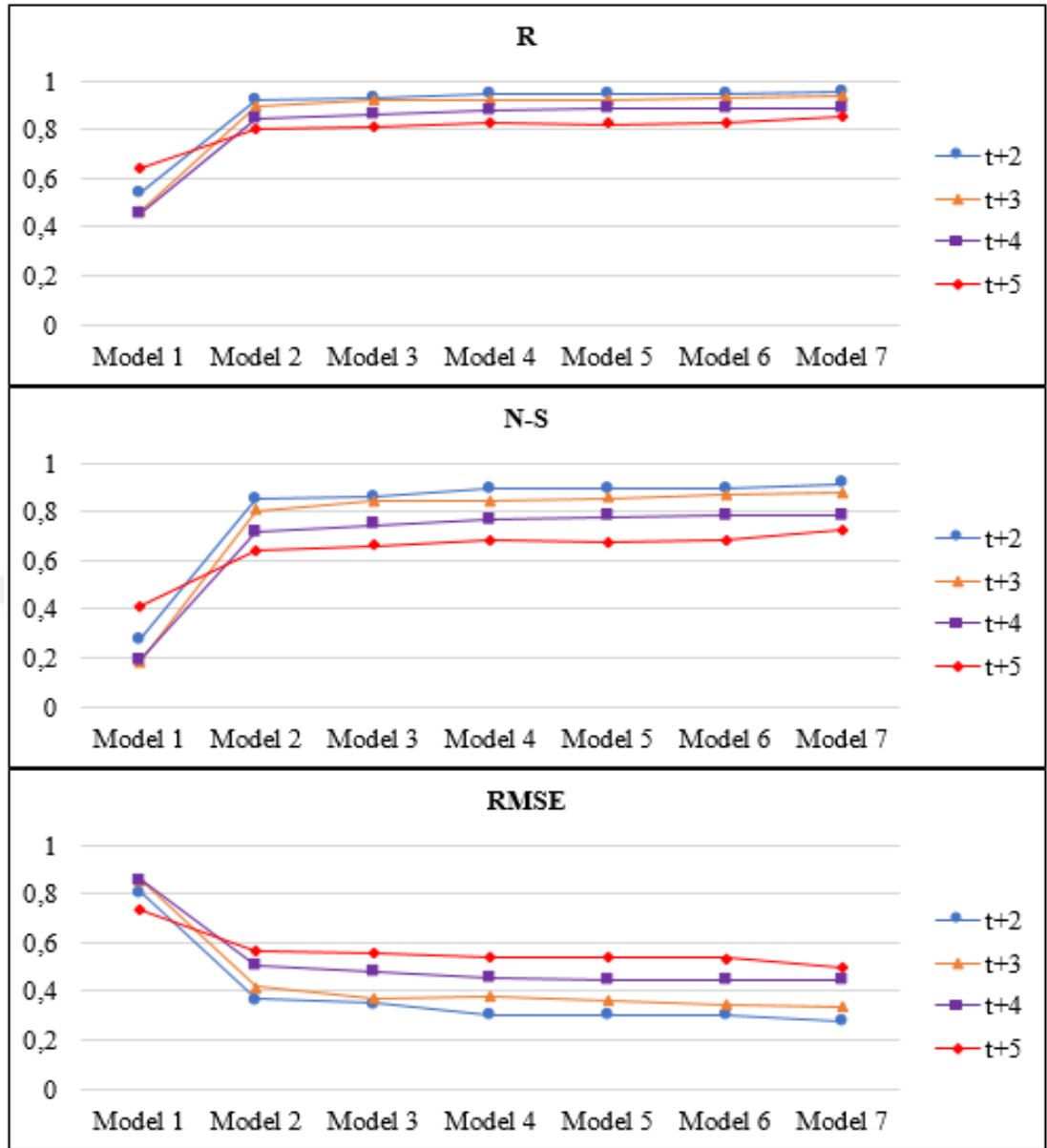
Db45 ayrıştırması ile SPI3 ve SPI12 verileri kullanılarak kurulan modellere ait istatistik kriterlerin (R, N-S, RMSE) performansları Aksaray ili için sırasıyla Çizelge 4.62, Şekil 4.63 ve Çizelge 4.63, Şekil 4.64’te verilmiştir

Çizelge 4.62. Aksaray iline ait SPI3 verileri kullanılarak Db45 ayrıştırması ile oluşturulan modellerin R, N-S ve RMSE değerleri.

R	t+2	t+3	t+4	t+5
Model 1	0,5398	0,4641	0,4540	0,6430
Model 2	0,9235	0,8979	0,8491	0,8046
Model 3	0,9312	0,9215	0,8660	0,8140
Model 4	0,9492	0,9208	0,8798	0,8258
Model 5	0,9482	0,9262	0,8850	0,8241
Model 6	0,9492	0,9328	0,8854	0,8278
Model 7	0,9576	0,9363	0,8855	0,8551
N-S	t+2	t+3	t+4	t+5
Model 1	0,2730	0,1840	0,1913	0,4108
Model 2	0,8501	0,8055	0,7185	0,6455
Model 3	0,8651	0,8463	0,7479	0,6619
Model 4	0,8987	0,8442	0,7698	0,6806
Model 5	0,8975	0,8565	0,7796	0,6781
Model 6	0,8996	0,8697	0,7824	0,6847
Model 7	0,9163	0,8753	0,7825	0,7289
RMSE	t+2	t+3	t+4	t+5
Model 1	0,8102	0,8605	0,8585	0,7338
Model 2	0,3680	0,4201	0,5065	0,5691
Model 3	0,3490	0,3734	0,4793	0,5558
Model 4	0,3024	0,3760	0,4580	0,5403
Model 5	0,3042	0,3608	0,4481	0,5424
Model 6	0,3011	0,3439	0,4453	0,5368
Model 7	0,2749	0,3364	0,4452	0,4977

Çizelge 4.62’de Aksaray ili kuraklık tahmininde SPI3 verileri kullanılarak Db45 ayrıştırması ile oluşturulan modellerin 2ay, 3 ay ,4 ay ve 5 ay sonraki tahmin performansının R, N-S ve RMSE kriterleri incelendiğinde; bir aylık girdi verisinin beş ay sonraki tahminindeki performansı ile beş, altı ve yedi aylık girdi verisinin beş ay sonraki tahminindeki performansları karşılaştırıldığında Model 5, Model 6, Model 7’nin tahmin kabiliyetinin yüksek olduğu gözlenmiştir.

Tahminlerde kullanılan performans kriterlerini kıyaslanması Şekil 4.63’te verilmiştir.



Şekil 4.63. Aksaray iline ait SPI3 verileri kullanılarak Db45 ayrıştırması ile oluşturulan modellerin R, N-S ve RMSE ile karşılaştırılması.

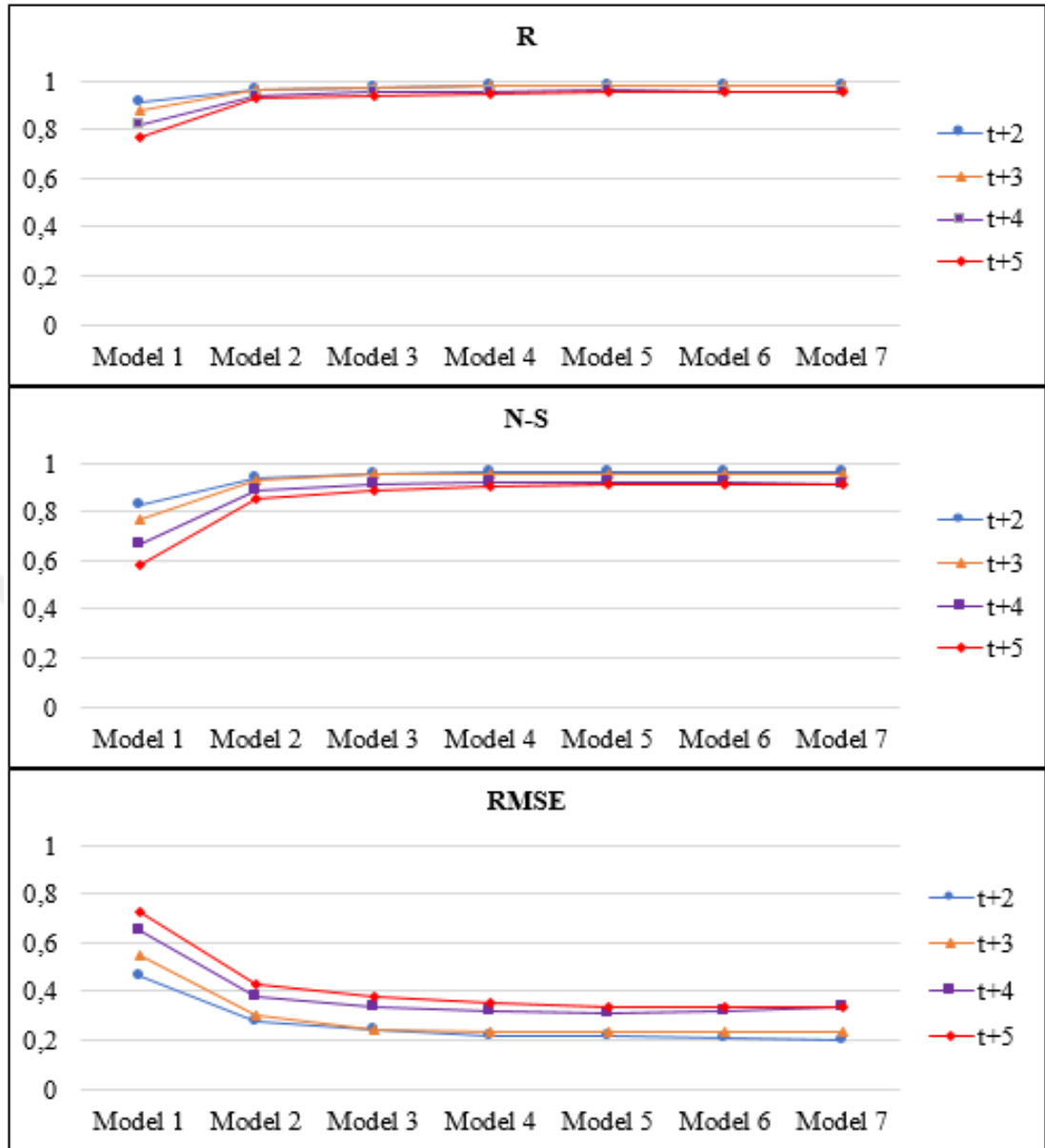
Şekil 4.63'te Aksaray ili kuraklık tahmininde SPI3 verileri kullanılarak Db45 ayrıştırması ile oluşturulan modellerin 2ay, 3 ay ,4 ay ve 5 ay sonraki tahmin performansının R, N-S ve RMSE kriterleri karşılaştırıldığında; N-S ve RMSE kriterinde beş ay sonraki kuraklık tahmininde bir dalgalama olduğu R kriterinde ise böyle bir durumun yaşanmadığı gözlenmiştir. R kriterinin N-S ve RMSE kriteri kadar hassas olmadığı; N-S ve RMSE kriterinin daha hassas tahminde bulunduğu görülmektedir.

Çizelge 4.63. Aksaray iline ait SPI12 verileri kullanılarak Db45 ayrıştırması ile oluşturulan modellerin R, N-S ve RMSE değerleri.

R	t+2	t+3	t+4	t+5
Model 1	0,9108	0,8756	0,8200	0,7681
Model 2	0,9687	0,9652	0,9427	0,9275
Model 3	0,9761	0,9768	0,9551	0,9422
Model 4	0,9817	0,9785	0,9583	0,9502
Model 5	0,9821	0,9785	0,9603	0,9560
Model 6	0,9834	0,9779	0,9600	0,9553
Model 7	0,9835	0,9781	0,9557	0,9553
N-S	t+2	t+3	t+4	t+5
Model 1	0,8288	0,7652	0,6685	0,5814
Model 2	0,9381	0,9287	0,8856	0,8556
Model 3	0,9526	0,9535	0,9108	0,8864
Model 4	0,9632	0,9567	0,9179	0,9019
Model 5	0,9637	0,9565	0,9220	0,9130
Model 6	0,9666	0,9562	0,9215	0,9113
Model 7	0,9669	0,9567	0,9126	0,9115
RMSE	t+2	t+3	t+4	t+5
Model 1	0,4645	0,5451	0,6477	0,7280
Model 2	0,2793	0,3004	0,3805	0,4276
Model 3	0,2444	0,2426	0,3359	0,3793
Model 4	0,2154	0,2340	0,3224	0,3524
Model 5	0,2140	0,2347	0,3142	0,3319
Model 6	0,2053	0,2354	0,3151	0,3350
Model 7	0,2041	0,2341	0,3326	0,3347

Çizelge 4.63'te Aksaray ili kuraklık tahmininde SPI12 verileri kullanılarak Db45 ayrıştırması ile oluşturulan modellerin 2ay, 3 ay ,4 ay ve 5 ay sonraki tahmin performansının R, N-S ve RMSE kriterleri incelendiğinde; SPI12 verileri kullanılarak elde edilen modellerin SPI3'e göre hem girdi verisi bazında. hem tahmin performansı açısından daha iyi olduğu gözlenmiştir.

Tahminlerde kullanılan performans kriterlerini kıyaslanması Şekil 4.64'te verilmiştir.



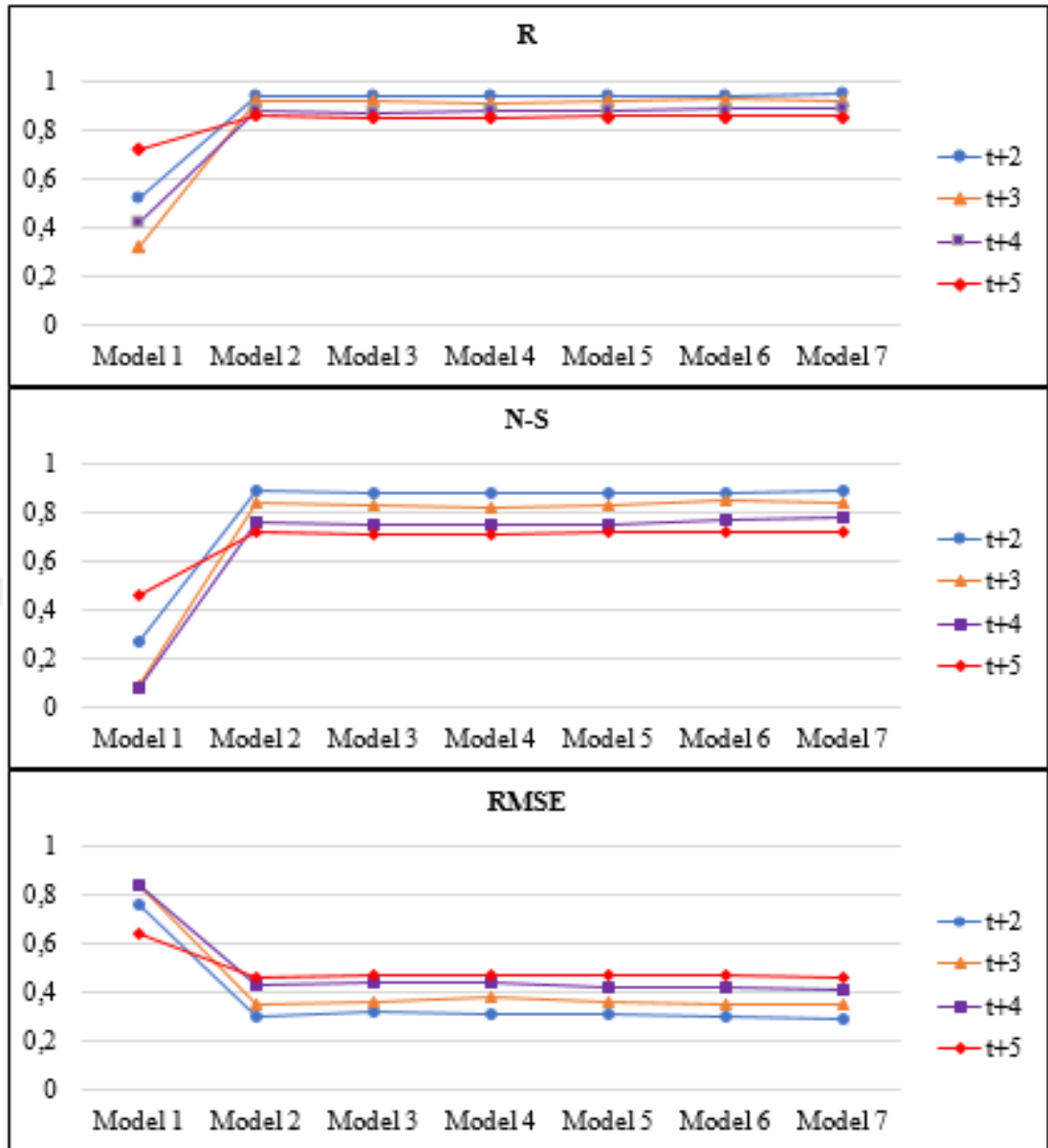
Şekil 4.64. Aksaray iline ait SPI12 verileri kullanılarak Db45 ayrıştırması ile oluşturulan modellerin R, N-S ve RMSE ile karşılaştırılması.

Şekil 4.64'te Aksaray ili kuraklık tahmininde SPI12 verileri kullanılarak Db45 ayrıştırması ile oluşturulan modellerin 2ay, 3 ay ,4 ay ve 5 ay sonraki tahmin performansının R, N-S ve RMSE kriterleri karşılaştırıldığında; R ve N-S kriterinde beş, altı, yedi aylık girdi verisinin (Model 5, Model 6, Model 7) iki, üç, dört ve beş ay sonraki tahmininin hemen hemen aynı olduğu gözlemlenmektedir.

Dmey ayrıştırması ile SPI3 ve SPI12 verileri kullanılarak kurulan modellere ait istatistik kriterlerin (R, N-S, RMSE) performansları Antalya ili için sırasıyla Çizelge 4.64, Şekil 4.65 ve Çizelge 4.65, Şekil 4.66’da verilmiştir

Çizelge 4.64. Antalya iline ait SPI3 verileri kullanılarak Dmey ayrıştırması ile oluşturulan modellerin R, N-S ve RMSE değerleri.

R	t+2	t+3	t+4	t+5
Model 1	0,5177	0,3197	0,4217	0,7202
Model 2	0,9448	0,9228	0,8789	0,8596
Model 3	0,9399	0,9213	0,8749	0,8528
Model 4	0,9423	0,9141	0,8768	0,8517
Model 5	0,9432	0,9194	0,8837	0,8554
Model 6	0,9446	0,9258	0,8855	0,8556
Model 7	0,9486	0,9250	0,8877	0,8573
N-S	t+2	t+3	t+4	t+5
Model 1	0,2633	0,0892	0,0730	0,4589
Model 2	0,8888	0,8420	0,7572	0,7221
Model 3	0,8753	0,8319	0,7472	0,7075
Model 4	0,8790	0,8166	0,7535	0,7095
Model 5	0,8818	0,8303	0,7535	0,7150
Model 6	0,8843	0,8461	0,7688	0,7171
Model 7	0,8924	0,8448	0,7775	0,7205
RMSE	t+2	t+3	t+4	t+5
Model 1	0,7634	0,8374	0,8417	0,6436
Model 2	0,2966	0,3487	0,4308	0,4613
Model 3	0,3141	0,3598	0,4395	0,4732
Model 4	0,3095	0,3758	0,4340	0,4715
Model 5	0,3058	0,3614	0,4203	0,4671
Model 6	0,3025	0,3442	0,4179	0,4653
Model 7	0,2917	0,3456	0,4123	0,4625



Şekil 4.65. Antalya iline ait SPI3 verileri kullanılarak Dmey ayrıştırması ile oluşturulan modellerin R, N-S ve RMSE ile karşılaştırılması.

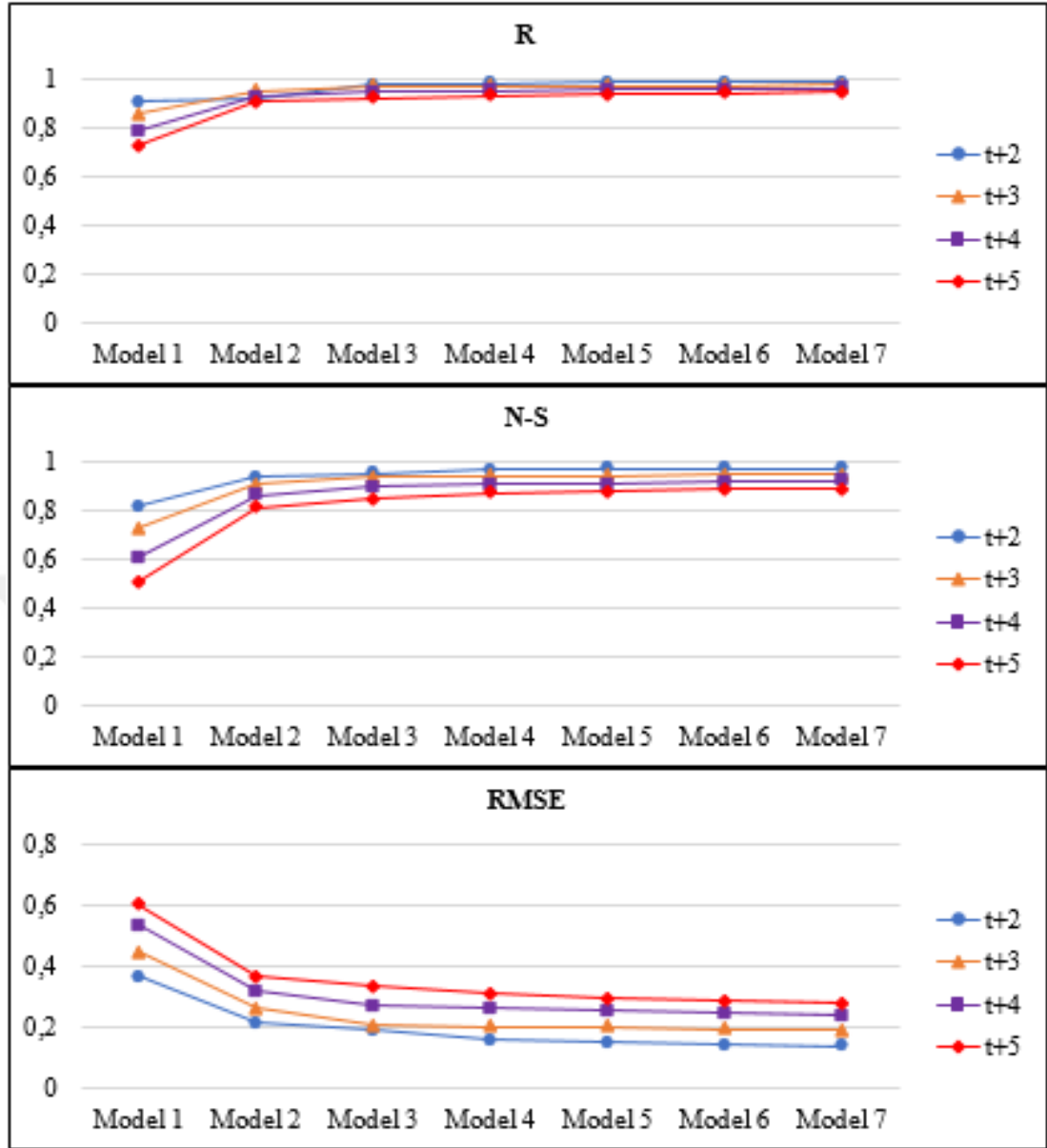
Şekil 4.65'te Antalya ili kuraklık tahmininde SPI3 verileri kullanılarak Dmey ayrıştırması ile oluşturulan modellerin 2ay, 3 ay ,4 ay ve 5 ay sonraki tahmin performansının R, N-S ve RMSE kriterleri karşılaştırıldığında; 4 ay sonraki kuraklık tahmini ile 5 ay sonraki kuraklık tahmininde elde edilen modellerin N-S ile R (korelasyon katsayısı) kriterleri karşılaştırıldığında N-S kriterinde 5 ay sonraki tahminde bir dalgalanma olduğu R kriterinde ise böyle bir dalgalanmanın olmadığı görülmüştür. Dolayısı N-S kriterinin daha hassas tahminde bulunduğu görülmektedir.

Çizelge 4.65. Antalya iline ait SPI12 verileri kullanılarak Dmey ayrıştırması ile oluşturulan modellerin R, N-S ve RMSE değerleri.

R	t+2	t+3	t+4	t+5
Model 1	0,9083	0,8559	0,7893	0,7300
Model 2	0,9173	0,9554	0,9326	0,9064
Model 3	0,9769	0,9715	0,9491	0,9251
Model 4	0,9841	0,9733	0,9533	0,9346
Model 5	0,9861	0,9728	0,9566	0,9409
Model 6	0,9869	0,9751	0,9591	0,9430
Model 7	0,9879	0,9765	0,9622	0,9456
N-S	t+2	t+3	t+4	t+5
Model 1	0,8223	0,7258	0,6065	0,5061
Model 2	0,9416	0,9083	0,8649	0,8140
Model 3	0,9531	0,9417	0,8987	0,8481
Model 4	0,9674	0,9451	0,9060	0,8705
Model 5	0,9718	0,9449	0,9129	0,8837
Model 6	0,9735	0,9494	0,9188	0,8882
Model 7	0,9753	0,9520	0,9250	0,8936
RMSE	t+2	t+3	t+4	t+5
Model 1	0,3673	0,4502	0,5380	0,6026
Model 2	0,2106	0,2604	0,3153	0,3698
Model 3	0,1887	0,2077	0,2730	0,3342
Model 4	0,1572	0,2014	0,2630	0,3086
Model 5	0,1462	0,2018	0,2531	0,2924
Model 6	0,1419	0,1935	0,2444	0,2867
Model 7	0,1369	0,1883	0,2349	0,2797

Çizelge 4.65'te Antalya ili kuraklık tahmininde SPI12 verileri kullanılarak Dmey ayrıştırması ile oluşturulan modellerin 2ay, 3 ay ,4 ay ve 5 ay sonraki tahmin performansının R, N-S ve RMSE kriterleri incelendiğinde; SPI12 verileri kullanılarak elde edilen modellerin SPI3'e göre tahmin yeteneği açısından daha iyi olduğu gözlenmiştir.

Tahminlerde kullanılan performans kriterlerini kıyaslanması Şekil 4.66'da verilmiştir.



Şekil 4.66. Antalya iline ait SPI12 verileri kullanılarak Dmey ayrıştırması ile oluşturulan modellerin R, N-S ve RMSE ile karşılaştırılması.

Şekil 4.66’da Antalya ili kuraklık tahmininde SPI12 verileri kullanılarak Dmey ayrıştırması ile oluşturulan modellerin 2ay, 3 ay ,4 ay ve 5 ay sonraki tahmin performansının R, N-S ve RMSE kriterleri karşılaştırıldığında; R ve N-S kriterinde beş, altı, yedi aylık girdi verisinin iki, üç, dört ay sonraki tahmininin hemen hemen aynı olduğu gözlemlenmektedir.

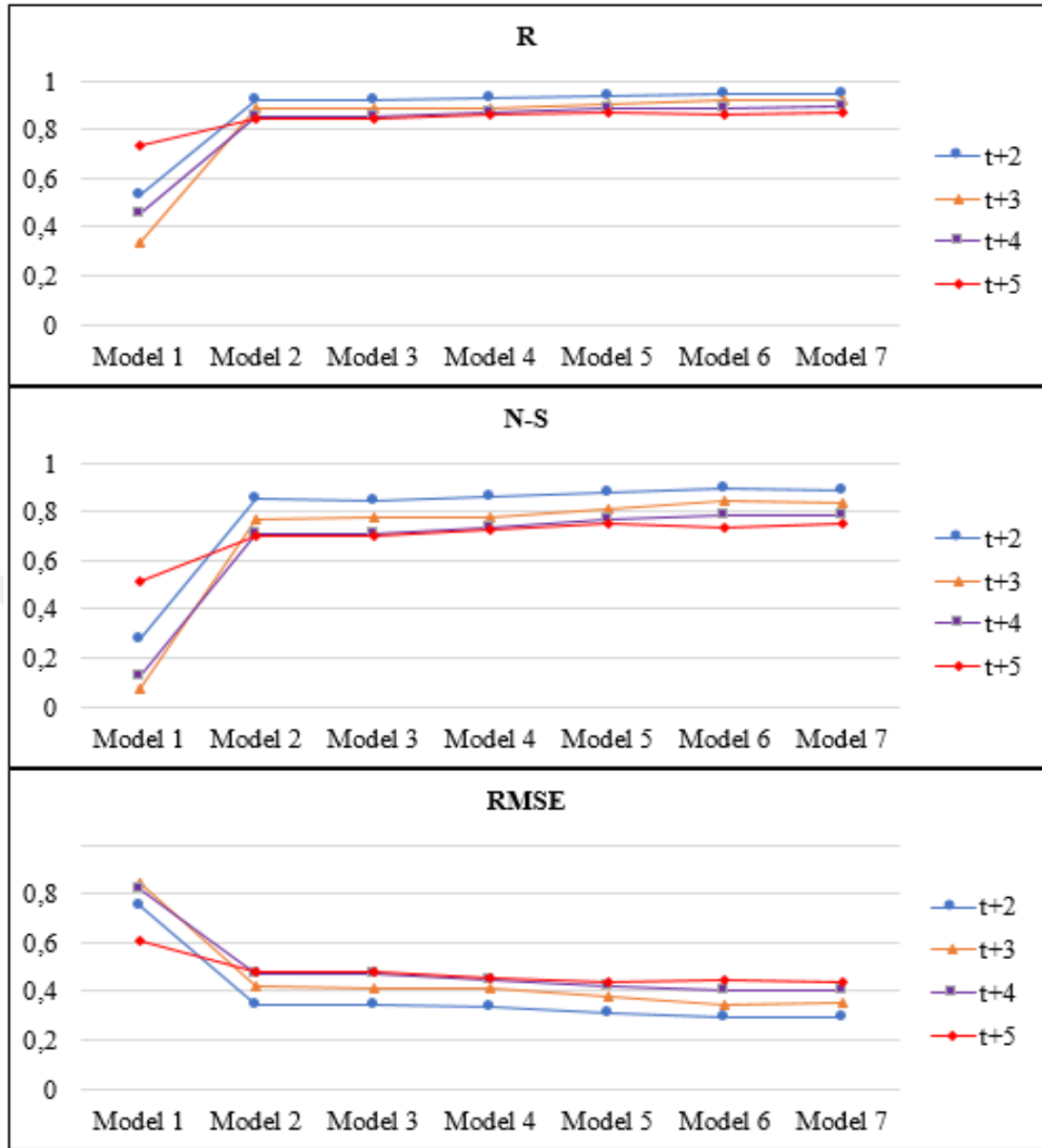
Bior 6.8 ayrıştırması ile SPI3 ve SPI12 verileri kullanılarak kurulan modellere ait istatistik kriterlerin (R, N-S, RMSE) performansları Antalya ili için sırasıyla Çizelge 4.66, Şekil 4.67 ve Çizelge 4.67, Şekil 4.68’de verilmiştir.

Çizelge 4.66. Antalya iline ait SPI3 verileri kullanılarak Bior 6.8 ayrıştırması ile oluşturulan modellerin R, N-S ve RMSE değerleri.

R	t+2	t+3	t+4	t+5
Model 1	0,5322	0,3377	0,4551	0,7354
Model 2	0,9259	0,8854	0,8574	0,8498
Model 3	0,9242	0,8889	0,8579	0,8485
Model 4	0,9298	0,8889	0,8670	0,8628
Model 5	0,9389	0,9087	0,8862	0,8697
Model 6	0,9460	0,9252	0,8914	0,8650
Model 7	0,9450	0,9206	0,8937	0,8722
N-S	t+2	t+3	t+4	t+5
Model 1	0,2807	0,0762	0,1273	0,5119
Model 2	0,8532	0,7667	0,7107	0,6986
Model 3	0,8490	0,7754	0,7120	0,6998
Model 4	0,8606	0,7766	0,7348	0,7301
Model 5	0,8796	0,8144	0,7711	0,7480
Model 6	0,8935	0,8491	0,7830	0,7384
Model 7	0,8912	0,8409	0,7890	0,7539
RMSE	t+2	t+3	t+4	t+5
Model 1	0,7543	0,8434	0,8166	0,6113
Model 2	0,3407	0,4238	0,4702	0,4803
Model 3	0,3456	0,4158	0,4691	0,4794
Model 4	0,3321	0,4147	0,4502	0,4546
Model 5	0,3086	0,3781	0,4183	0,4392
Model 6	0,2903	0,3408	0,4072	0,4475
Model 7	0,2933	0,3500	0,4016	0,4340

Çizelge 4.66’da Antalya ili kuraklık tahmininde SPI3 verileri kullanılarak Bior 6.8 ayrıştırması ile oluşturulan modellerin 2ay, 3 ay ,4 ay ve 5 ay sonraki tahmin performansının R, N-S ve RMSE kriterleri incelendiğinde; iki, üç, dört ve beş ay sonrasının tahmininde en iyi tahmin yeteneği gösteren modeller altı ve yedi aylık girdi verisini kullanılmasıyla elde edilmiştir.

Tahminlerde kullanılan performans kriterlerini kıyaslanması Şekil 4.67’de verilmiştir.



Şekil 4.67. Antalya iline ait SPI3 verileri kullanılarak Bior 6.8 ayrıştırması ile oluşturulan modellerin R, N-S ve RMSE ile karşılaştırılması.

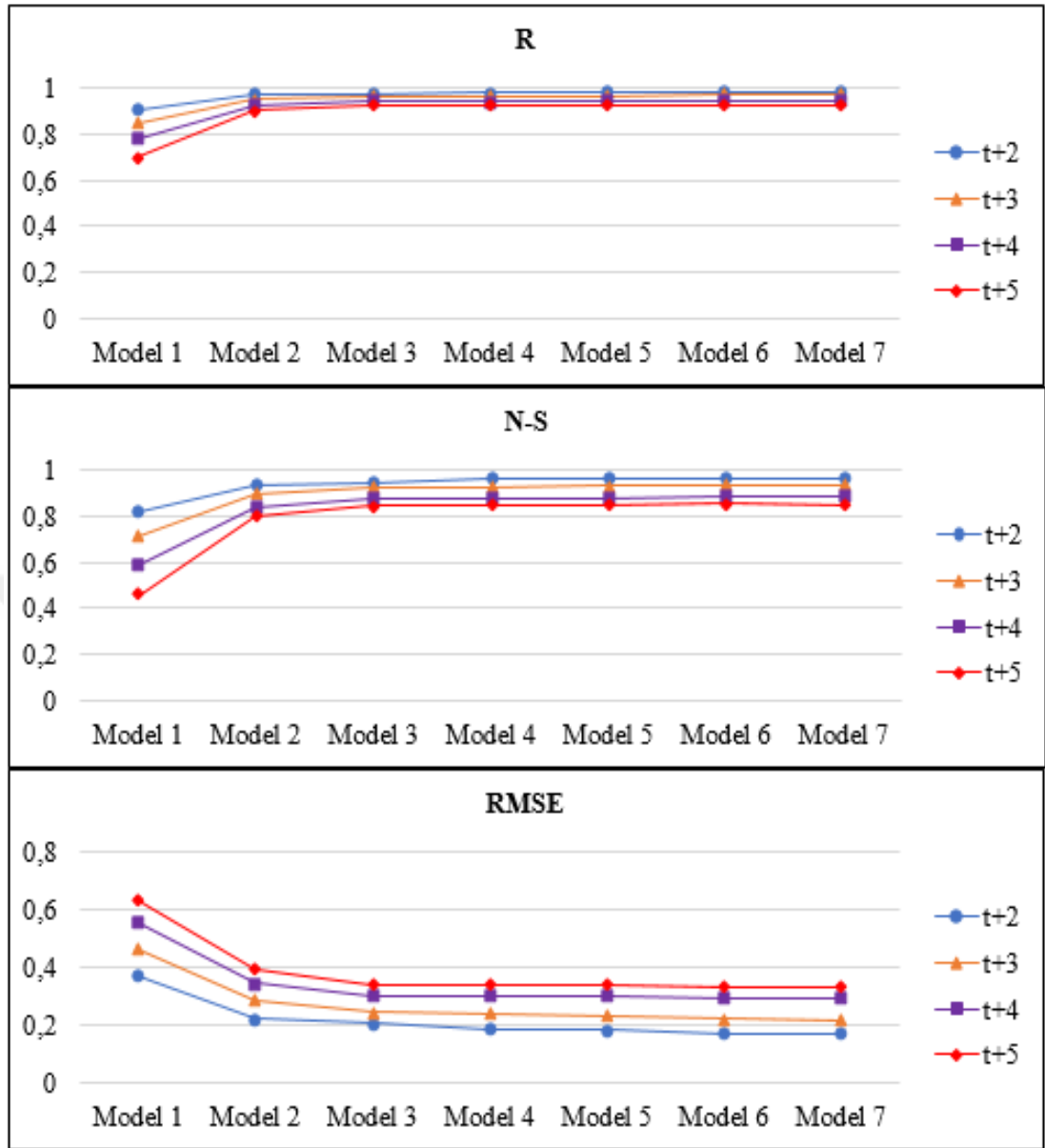
Şekil 4.67’de Antalya ili kuraklık tahmininde SPI3 verileri kullanılarak Bior 6.8 ayrıştırması ile oluşturulan modellerin 2ay, 3 ay ,4 ay ve 5 ay sonraki tahmin performansının R, N-S ve RMSE kriterleri karşılaştırıldığında; N-S ve RMSE kriterinde beş ve altı aylık girdi verisi kullanılarak yapılan kuraklık tahmininde bir dalgalama olduğu R kriterinde ise bu durumun daha hafif olduğu gözlenmiştir. R kriterinin N-S ve RMSE kriteri kadar hassas olmadığı; N-S ve RMSE kriterinin daha hassas tahminde bulunduğu görülmektedir.

Çizelge 4.67. Antalya iline ait SPI12 verileri kullanılarak Bior 6.8 ayrıştırması ile oluşturulan modellerin R, N-S ve RMSE değerleri.

R	t+2	t+3	t+4	t+5
Model 1	0,9066	0,8485	0,7797	0,6974
Model 2	0,9684	0,9473	0,9220	0,8988
Model 3	0,9724	0,9601	0,9376	0,9193
Model 4	0,9777	0,9608	0,9364	0,9191
Model 5	0,9781	0,9638	0,9366	0,9197
Model 6	0,9815	0,9665	0,9401	0,9226
Model 7	0,9817	0,9684	0,9403	0,9213
N-S	t+2	t+3	t+4	t+5
Model 1	0,8185	0,7092	0,5869	0,4568
Model 2	0,9354	0,8908	0,8387	0,7947
Model 3	0,9447	0,9189	0,8753	0,8404
Model 4	0,9552	0,9213	0,8755	0,8437
Model 5	0,9562	0,9277	0,8768	0,8458
Model 6	0,9629	0,9333	0,8831	0,8509
Model 7	0,9636	0,9359	0,8839	0,8482
RMSE	t+2	t+3	t+4	t+5
Model 1	0,3713	0,4637	0,5512	0,6320
Model 2	0,2214	0,2841	0,3445	0,3886
Model 3	0,2050	0,2449	0,3028	0,3425
Model 4	0,1845	0,2413	0,3026	0,3390
Model 5	0,1824	0,2312	0,3011	0,3367
Model 6	0,1679	0,2221	0,2932	0,3311
Model 7	0,1664	0,2177	0,2923	0,3341

Çizelge 4.67’de Antalya ili kuraklık tahmininde SPI12 verileri kullanılarak Bior 6.8 ayrıştırması ile oluşturulan modellerin 2ay, 3 ay ,4 ay ve 5 ay sonraki tahmin performansının R, N-S ve RMSE kriterleri incelendiğinde; SPI12 verileri kullanılarak elde edilen modellerin SPI3’e göre tahmin kabiliyeti açısından daha iyi olduğu gözlenmiştir

Tahminlerde kullanılan performans kriterlerini kıyaslanması Şekil 4.68’de verilmiştir.



Şekil 4.68. Antalya iline ait SPI12 verileri kullanılarak Bior 6.8 ayrıştırması ile oluşturulan modellerin R, N-S ve RMSE ile karşılaştırılması.

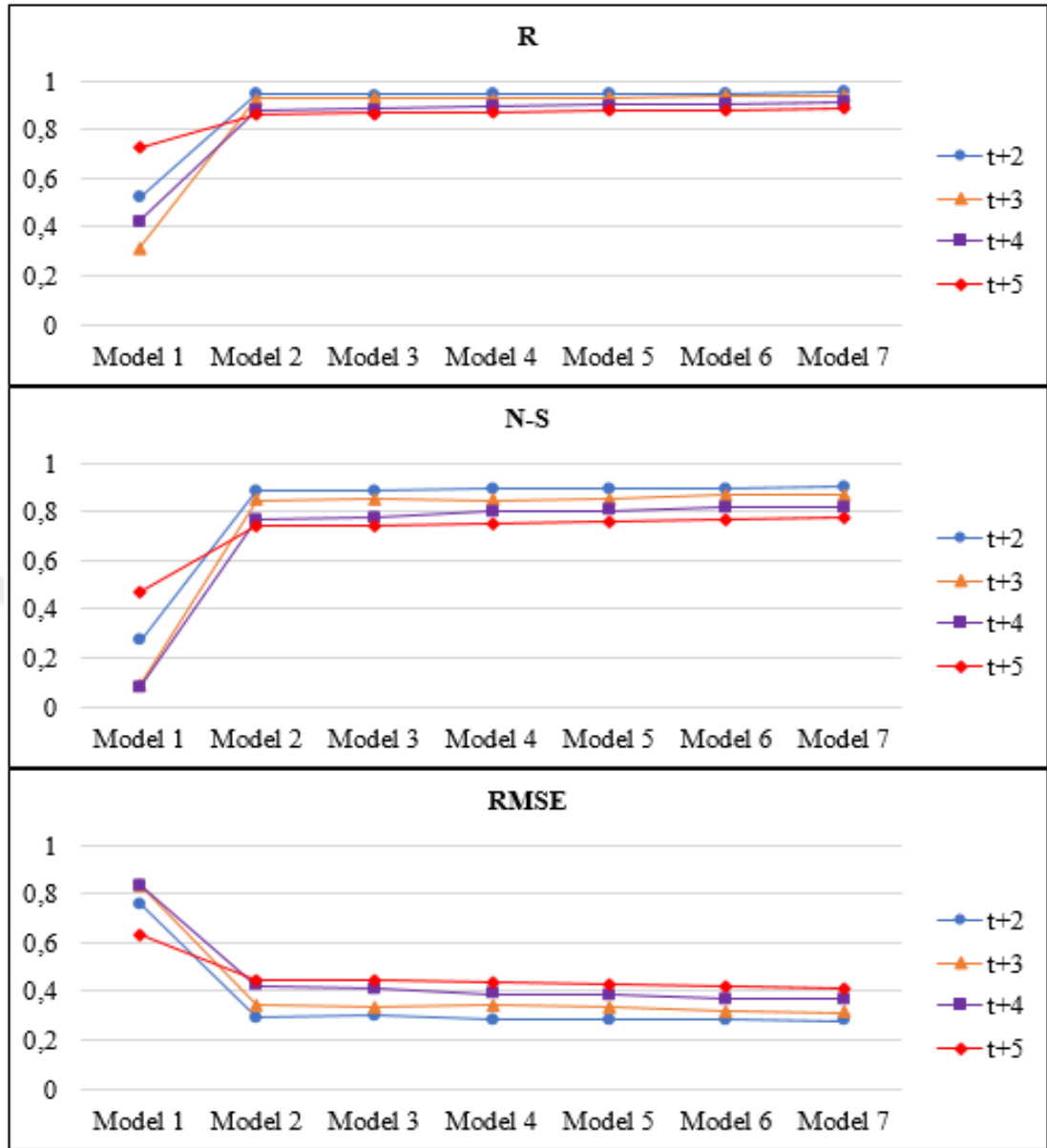
Şekil 4.68’de Antalya ili kuraklık tahmininde SPI12 verileri kullanılarak Bior 6.8 ayrıştırması ile oluşturulan modellerin 2ay, 3 ay ,4 ay ve 5 ay sonraki tahmin performansının R, N-S ve RMSE kriterleri karşılaştırıldığında; 2 ay, 3 ay, 4 ay ve 5 ay sonraki kuraklık tahmini yeteneğinin giderek azaldığı görülmektedir. Ayrıca bir aylık girdi verisinin beş ay sonraki tahminindeki performansı ile beş, altı, yedi aylık girdi verisinin beş ay sonraki tahminindeki performansları karşılaştırıldığında Model 5, Model 6, Model 7’nin tahmin kabiliyetinin fazla olduğu gözlenmiştir.

Db45 ayrıştırması ile SPI3 ve SPI12 verileri kullanılarak kurulan modellere ait istatistik kriterlerin (R, N-S, RMSE) performansları Antalya ili için sırasıyla Çizelge 4.68, Şekil 4.69 ve Çizelge 4.69, Şekil 4.70’te verilmiştir.

Çizelge 4.68. Antalya iline ait SPI3 verileri kullanılarak Db45 ayrıştırması ile oluşturulan modellerin R, N-S ve RMSE değerleri.

R	t+2	t+3	t+4	t+5
Model 1	0,5259	0,3148	0,4276	0,7296
Model 2	0,9461	0,9268	0,8820	0,8666
Model 3	0,9435	0,9294	0,8853	0,8673
Model 4	0,9492	0,9269	0,8985	0,8725
Model 5	0,9486	0,9299	0,9022	0,8760
Model 6	0,9491	0,9363	0,9068	0,8817
Model 7	0,9518	0,9378	0,9102	0,8875
N-S	t+2	t+3	t+4	t+5
Model 1	0,2722	0,0876	0,0809	0,4733
Model 2	0,8918	0,8483	0,7665	0,7402
Model 3	0,8858	0,8540	0,7747	0,7405
Model 4	0,8958	0,8485	0,8011	0,7513
Model 5	0,8953	0,8536	0,8071	0,7603
Model 6	0,8972	0,8702	0,8177	0,7704
Model 7	0,9017	0,8723	0,8227	0,7800
RMSE	t+2	t+3	t+4	t+5
Model 1	0,7588	0,8381	0,8380	0,6350
Model 2	0,2926	0,3417	0,4224	0,4460
Model 3	0,3005	0,3352	0,4149	0,4457
Model 4	0,2871	0,3415	0,3899	0,4363
Model 5	0,2878	0,3357	0,3840	0,4284
Model 6	0,2851	0,3162	0,3733	0,4192
Model 7	0,2789	0,3135	0,3680	0,4104

Çizelge 4.68’de Antalya ili kuraklık tahmininde SPI3 verileri kullanılarak Db45 ayrıştırması ile oluşturulan modellerin 2ay, 3 ay ,4 ay ve 5 ay sonraki tahmin performansının R, N-S ve RMSE kriterleri incelendiğinde; iki, üç, dört ve beş ay sonrasının tahmininde en iyi tahmin yeteneği gösteren modeller yedi aylık girdi verisini kullanılmasıyla elde edilmiştir.



Şekil 4.69. Antalya iline ait SPI3 verileri kullanılarak Db45 ayrıştırması ile oluşturulan modellerin R, N-S ve RMSE ile karşılaştırılması.

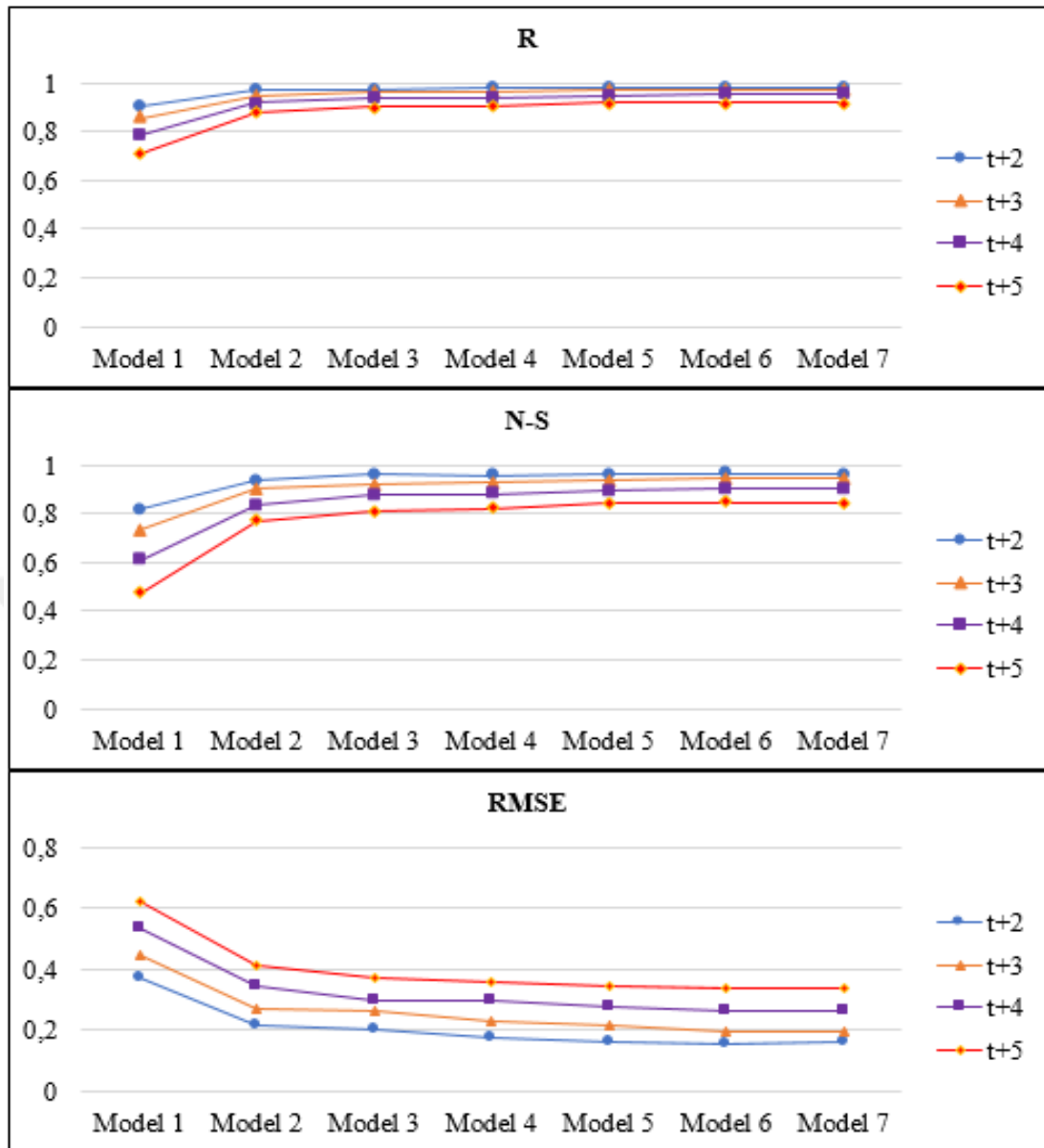
Şekil 4.69’da Antalya ili kuraklık tahmininde SPI3 verileri kullanılarak Db45 ayrıştırması ile oluşturulan modellerin 2ay, 3 ay ,4 ay ve 5 ay sonraki tahmin performansının R, N-S ve RMSE kriterleri karşılaştırıldığında; N-S kriterinde Model 4’te dalgalanmaların yaşandığı R kriterinde ise böyle bir durumun yaşanmadığı belirlenmiş ve N-S kriterinin R kriterine göre daha hassas olduğu belirlenmiştir.

Çizelge 4.69. Antalya iline ait SPI12 verileri kullanılarak Db45 ayrıştırması ile oluşturulan modellerin R, N-S ve RMSE değerleri.

R	t+2	t+3	t+4	t+5
Model 1	0,9075	0,8582	0,7887	0,7084
Model 2	0,9699	0,9508	0,9180	0,8835
Model 3	0,9741	0,9630	0,9388	0,9041
Model 4	0,9808	0,9656	0,9405	0,9082
Model 5	0,9829	0,9693	0,9465	0,9180
Model 6	0,9846	0,9750	0,9526	0,9209
Model 7	0,9845	0,9755	0,9534	0,9192
N-S	t+2	t+3	t+4	t+5
Model 1	0,8220	0,7313	0,6105	0,4756
Model 2	0,9386	0,9018	0,8376	0,7727
Model 3	0,9645	0,9246	0,8792	0,8143
Model 4	0,9599	0,9305	0,8830	0,8239
Model 5	0,9650	0,9376	0,8947	0,8415
Model 6	0,9684	0,9495	0,9063	0,8470
Model 7	0,9676	0,9500	0,9080	0,8445
RMSE	t+2	t+3	t+4	t+5
Model 1	0,3677	0,4458	0,5353	0,6209
Model 2	0,2159	0,2695	0,3457	0,4088
Model 3	0,2016	0,2631	0,2980	0,3695
Model 4	0,1744	0,2266	0,2933	0,3599
Model 5	0,1630	0,2148	0,2783	0,3414
Model 6	0,1549	0,1931	0,2626	0,3354
Model 7	0,1570	0,1923	0,2602	0,3381

Çizelge 4.69’da Antalya ili kuraklık tahmininde SPI12 verileri kullanılarak Db45 ayrıştırması ile oluşturulan modellerin 2ay, 3 ay ,4 ay ve 5 ay sonraki tahmin performansının R, N-S ve RMSE kriterleri incelendiğinde; SPI12 verileri kullanılarak elde edilen modellerin SPI3’e göre hem girdi verisi bazında hem de tahmin performansı açısından daha iyi olduğu gözlenmiştir. Model 6 ve Model 7’nin tahmin performansının hemen hemen aynı olduğu gözlemlenmektedir.

Tahminlerde kullanılan performans kriterlerini kıyaslanması Şekil 4.70’te verilmiştir.



Şekil 4.70. Antalya iline ait SPI12 verileri kullanılarak Db45 ayrıştırması ile oluşturulan modellerin R, N-S ve RMSE ile karşılaştırılması.

Şekil 4.70’te Antalya ili kuraklık tahmininde SPI12 verileri kullanılarak Db45 ayrıştırması ile oluşturulan modellerin 2ay, 3 ay ,4 ay ve 5 ay sonraki tahmin performansının R, N-S ve RMSE kriterleri karşılaştırıldığında; R kriterinin N-S kriteri kadar hassas olmadığı; N-S kriterinin daha hassas tahminde bulunduğu görülmektedir.

5. SONUÇ VE ÖNERİLER

Kuraklık, dünyanın çeşitli bölgelerinde sıklıkla oluşan etkileri bakımından diğer afetlerle karşılaştırıldığında ciddi zararlara neden olan doğal bir afettir. Yaşamın her bölümünü fiziksel, ekonomik, kalkınma, teknoloji, tarımsal vb. açılardan etkileyen bir doğal olaydır. Bu yüzden su kaynakları yönetiminde ve planlamasında kuraklık için gerekli tedbirlerin alınabilmesi için çalışmalar yapılmakta ve literatürde ilgilenilen ve etki eden alanlara göre farklı sınıflandırmalar ve indisler verilmektedir. Türkiye'nin de taraf olduğu uluslararası sözleşmelerde kuraklığın sürekli olarak izlenilmesi gerektiği vurgulanmaktadır. Bu sebeple kuraklığın izlenmesi, tahmin edilmesi kuraklığa karşı alınacak önlemler ve hazırlık çalışmaları açısından önem kazanmaktadır.

Bu çalışmada, Aksaray ve Antalya ilinde Standartlaştırılmış Yağış İndisi (SPI) yöntemiyle kuraklık analizi yapılmış ve elde edilen kuraklık verileri Destek Vektör Makineleri yöntemi ile modellenmiştir. Elde edilen model ile kuraklık tahminleri yapılmış ve ileriye yönelik tahminlerin iyileştirilmesi amacıyla Destek Vektör Makinesi yöntemi Dalgacık yöntemi ile birleştirilmiş ve oluşturulan hibrit yöntemin kuraklık analizinde kullanılabileceği gösterilmiştir.

Kuraklık analizinde bütün dünyada yaygın olarak tercih edilen Standartlaştırılmış Yağış İndisi yalnızca aylık yağış verilerini kullanarak kuraklığın toprak nemi, yeraltı suyu, su biriktirme sistemleri (göl, baraj gibi) ve akarsu üzerindeki etkilerini belirlemek için kullanılabilmektedir. Bu amaçla ilk aşamada Aksaray ve Antalya istasyonuna ait 1970-2020 yılları arasındaki aylık toplam yağış verileriyle farklı zamanlara ait Standartlaştırılmış Yağış İndisi (SPI) değerleri (SPI3, SPI6, SPI9, SPI12, SPI24 ve SPI48) hesaplanmıştır. İkinci aşamada ise 3 ve 12 aylık yağış toplamalarıyla oluşturulan tarımsal kuraklığın göstergesi olarak kabul edilen SPI3 ve hidrolojik kuraklığın göstergesi olarak kabul edilen SPI12 değerleri için Destek Vektör Makineleri Regresyon fonksiyonu (Lineer Çekirdek Fonksiyonu, Gaussian Çekirdek Fonksiyonu, Radyal Tabanlı Çekirdek Fonksiyonu ve Polinom Çekirdek Fonksiyonu) ile modeller oluşturulmuş ve ileriye yönelik tahminler yapılmıştır. Yapılan analizlerin tahmin gücünü artırmak için Destek Vektör Makineleri ve Dalgacık Ayırıştırma yöntemi birleştirilerek hibrit modeller oluşturulmuştur. Dalgacık yönteminde ayırıştırma için dalgacık ailesinden 10 adet dalgacık fonksiyonu kullanılmıştır. Bu

fonksiyonlar sırasıyla; Haar, Db4, Db10, Db45, Bior3.1, Bior6.8, Coif1, Coif5, Dmey, SYM3 dalgacık fonksiyonlarıdır. Kurulan modellerin performans değerlendirilmesinde Korelasyon katsayısı (R), Nash-Sutcliffe (N-S) ve Ortalama Hata Kareleri Karekökü (RMSE) kullanılmıştır. Modeller ile gerçek kuraklık indisi değerleri karşılaştırılarak yapılan performans değerlendirmesinde Dmey, Bior 6.8 ve Db45 dalgacık ayrıştırması ile elde edilen modellerin gerçek gözlem değerlerine en iyi uyum sağladığı tespit edilmiştir.

Aksaray ili SPI3 indisi kullanılarak oluşturulan DVMR modelleri arasında Model 7 ile polinom çekirdek fonksiyon (R: 0.7992, N-S: 0.5988 ve RMSE: 0.6005) bulunmuştur.

Aksaray ili SPI12 indisi kullanılarak oluşturulan DVMR-W modelleri arasında en başarılı olan Lineer Çekirdek fonksiyon yöntemiyle;

Model 7 ile Dmey (R: 0.9888, N-S: 0.9774, RMSE: 0.1426),

Model 7 ile Db45 (R: 0.9877, N-S: 0.9754 ve RMSE: 0.1487) ve

Model 7 ile Bior 6.8 (R: 0.9814, N-S: 0.9631 ve RMSE: 0.1822) bulunmuştur.

Aksaray ili SPI12 indisi kullanılarak oluşturulan DVMR modelleri Model 1 ile polinom çekirdek fonksiyon (R: 0.9178, N-S: 0.8414 ve RMSE: 0.4461) bulunmuştur.

Aksaray ili SPI12 indisi kullanılarak oluşturulan DVMR-W modelleri arasında en başarılı olan Lineer Çekirdek fonksiyon yöntemiyle;

Model 7 ile Db 45 (R: 0.9957, N-S:0.9913 ve RMSE: 0.1046),

Model 7 ile Dmey (R: 0.9954, N-S: 0.9907 ve RMSE: 0.1080) ve

Model 7 ile Coif5 (R: 0.9939, N-S: 0.9875 ve RMSE: 0.1254) bulunmuştur.

Antalya ili SPI3 indisi kullanılarak oluşturulan DVMR modelleri arasında Model 6 ile lineer çekirdek fonksiyon (R: 0.8930, N-S: 0.7964 ve RMSE: 0.40651) bulunmuştur.

Antalya ili SPI3 indisi kullanılarak oluşturulan DVMR-W modelleri arasında en başarılı olan Lineer Çekirdek fonksiyon yöntemiyle;

Model 7 ile Bior 6.8 (R: 0.9851, N-S: 0.9703 ve RMSE: 0.1553),

Model 4 ile Dmey (R: 0.9833, N-S: 0.9653 ve RMSE: 0.1677) ve

Model 6 ile Coif5 (R: 0.9829, N-S: 0.9646 ve RMSE: 0.1695) bulunmuştur.

Antalya ili SPI12 indisi kullanılarak oluşturulan DVMR modelleri arasında Model 3 ile polinom çekirdek (R: 0.9315, N-S: 0.8617 ve RMSE: 0.3273) bulunmuştur.

Antalya ili SPI12 indisi kullanılarak oluşturulan DVMR-W modelleri arasında en başarılı olan Lineer çekirdek fonksiyon yöntemi;

Model 7 ile Db45 (R: 0.9955, N-S: 0.9907 ve RMSE: 0.0850),

Model 7 ile Dmey (R: 0.9953, N-S: 0.9905 ve RMSE: 0.0857) ve

Model 6 ile Db10 (R: 0.9944, N-S: 0.9883 ve RMSE: 0.0951) bulunmuştur.

Çalışmanın sonraki aşamasında tespit edilen tahmin performansı en iyi olan hibrit modeller (DVMR-W) ile Aksaray ve Antalya illerinin 2, 3, 4 ve 5 ay sonrası için kuraklık tahminleri yapılmış, ve performanslarının Korelasyon Katsayısı (R), Nash-Sutcliffe (N-S) ve Karesel Ortalama Hata Karekökü (RMSE) kriteri ile değerlendirilmeleri verilmiştir. Elde edilen sonuçlarla değerlendirildiğinde N-S kriterinin R kriterine göre daha hassas tahminde bulunduğu, dalgacık modellerinde tahmin değerleriyle hesap değerleri arasındaki fark göz önüne alındığında DVM'nin dalgacık ayrıştırmasıyla kullanımının çok daha yüksek performans gösterdikleri görülmüş ve DVMR-W, kuraklık tahmininde iyi sonuçlar verdiği için kullanılmaları tavsiye edilmektedir.

KAYNAKLAR

- Abdulqader, I. W., 2018. Kuzey Irak bölgesinde kuraklığın araştırılması/ Investigation of drought in North Iraq region Doctoral Dissertation, Şanlıurfa.
- Abe, S., 2010. Support Vector Machines for Pattern Classification, Springer London Limited, New York.
- Abolverdi, J. ve Khalılı, D., 2010. Probabilistic Analysis of Extreme Regional Meteorological Droughts By L-Moments İn a Semi-Arid Environment, Theor Appl Climatol, 102, 351-366
- Addison, P. S., 2002. The illustrated wavelet trnsform handbook: Introductory theory and applications in science, Engineering Medicine and Finance, Institute of Physics Publishing.
- Aksoy, H., Eriş, E., Çetin, M., Önöz, B., Yüce, M. İ., Selek, B., Aksu, H., Burgan, H. İ. ve Eşit, M., 2018. Gediz Havzasında Kuraklık Analizi, Uluslararası Katılımlı Türkiye Ulusal Jeodezi Jeofizik Birliği (TUJJB) Bilimsel Kongresi, İzmir.
- Alexandridis, A. K., Zapranis, A. D. ve Achilleas, D., 2014. Wavelet Neural Networks, John Wiley, Sons.
- Allawi, M. F., Binti Othman, F., Afan, H. A., Ahmed, A. N., Hossain, M., Fai, C. M. ve El-Shafie, A., 2019. Reservoir evaporation prediction modeling based on artificial intelligence methods, Water, 11(6), 1226.
- Al-Qinna, M. I., Hammouri, N. A., Obeidat, M. M. ve Ahmad, F. Y., 2011. Drought analysis in Jordan under current and future climates, Climatic change, 106(3), 421-440.
- Al-Timimi, Y. K. ve Al-Jiboori, M. H., 2013. Assessment of spatial and temporal drought in Iraq during the period 1980-2010, Int. J. Energ. Environ, 4(2), 291-302.
- Altıntop, Y. M., 2016. Dalgacık dönüşümü ve destek vektör makineleri ile tahmin: BIST üzerine bir uygulama, Yüksek Lisans Tezi, Uşak Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Uşak.
- Anlı, A. S., Yürekli, K., Saltalı, K. ve Atmaca, D., 2009. Çekerek Havzasında Meydana Gelen Kuraklığın Bölgesel Analizi, 1. Ulusal Kuraklık ve Çölleşme Sempozyumu, 16-18 Haziran, Konya.
- Apak, E., 2009. Standart Yağış İndeksi (Spı) Yöntemi İle Ege Bölgesinde Kuraklık Analizi, Yüksek Lisans Tezi, Ege Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İzmir.
- Arı, N., Özen, S. ve Çolak, Ö. H., 2008. Dalgacık teorisi (wavelet) Matlab uygulamaları ile, Palme Yayıncılık, Sıhhiye, Ankara.

- Arslan, O., Bilgil, A. ve Veske, O., 2016. Standart Yağış İndisi Yöntemi İle Kızılırmak Havzası'nın Meteorolojik Kuraklık Analizi, Ömer Halisdemir Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi, 5(2), 188-194.
- Asrari, E., Masoudi, M. ve Hakimi S., 2012. Gis overlay analysis for hazard assessment of drought in Iran using standardized precipitation index (SPI), Journal of Ecology and Field Biology, 35(4): 323-329.
- Atmaca, D., 2011. Standartlaştırılmış Yağış İndeksi (SYİ) ile Konya İlinde Bölgesel Kuraklık Analizi, Yüksek Lisans Tezi, Gazi Osman Paşa Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Tokat.
- August, D. ve Geiger, M., 2008. Drought in the Mediterranean.
- Awchi, T. A. Ve Kalyana, M. M., 2017. Meteorological drought analysis in northern Iraq using SPI and GIS, Sustainable Water Resources Management, 3(4): 451-463.
- Bacanlı, Ü. G. ve Kargı, P. G., 2019. Uzun ve Kısa Süreli Periyotlarda Kuraklık Analizi: Bursa Örneği, Doğal Afetler ve Çevre Dergisi, 5 (1); 166-174.
- Başak, A., 2017. Aşağı fırat havzasında bulunan beş ilin kuraklık analizi ve kuraklık indisinin yapay sınır ağırları ile tahmini, Yüksek Lisans Tezi, Harran Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Şanlıurfa.
- Başakın, E. E., Ekmekcioglu, O. ve Ozger, M., 2019. Makine öğrenmesi yöntemleri ile kuraklık analizi, Pamukkale University Journal of Engineering Sciences, 25(8).
- Beden, N., Demir, V. ve Keskin, A. Ü., 2019. Samsun İlinde SPI ve PNI Kuraklık İndekslerinin Eğilim Analizi, Dokuz Eylül Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Fen ve Mühendislik Dergisi, 22(64), 107-116.
- Beran, M. ve Rodier, J. A., 1985. Hydrological Aspects of Drought: A Contribution to The International Hydrological Programme, Paris, Unesco.
- Bican, B., 2014. Zaman Serilerinin Öngörüsü İçin GKA Tabanlı DVR Metodları, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- Bonaccorso, B., Bordi, I., Cancelliere, A., Rossi, G. ve Sutera, A., 2003. Spatial variability of drought: an analysis of the SPI in Sicily, Water resources management, 17(4), 273-296.
- Bordi, I. ve Sutera, A., 2004. Drought Variability and its Climatic Implications, Global and Planetary Change 40:115-127.
- Bordi, I., Frigo, S., Parenti, P., Speranza, A. ve Sutera, A., 2001. The analysis of the Standardized Precipitation Index in the Mediterranean area: regional patterns, Annali Di Geofisica, 44: 979-993.

- Burges, C. J. C., 1998. A tutorial on support vector machines for pattern recognition, *Data Mining Knowledge Discovery*, 2 (2), 121- 167.
- Chillymanjaro., 2011. *Famine and Drought Affect More Than 10 Million People Across the East African Region.*
- Chiu, D. Y. ve Chen, P. J., 2009. Dynamically Exploring Internal Mechanism of Stock Market by Fuzzy-Based Support Vector Machines with High Dimension Input Space and Genetic Algorithm, *Expert Systems with Applications*, 36, 1240-1248.
- Christiannini, N. ve Taylor J.S., 2000. *An Introduction to Support Vector Machines and Other Kernel - Based Learning Methods*, Cambridge University Press, Cambridge.
- Çaldag, B., Sırdas, S. ve Şaylan, L., 2004. Trakya Bölgesinde Kuraklık Durumunun Standardize Yağış İndeksi ile Belirlenmesi, *İ.T.Ü Uçak ve Uzay Bil. Fak. Meteoroloji Müh. Böl, İstanbul.*
- Çelik, E., Atalay, M. ve Bayer, H. Yapay Sinir Ağları Ve Destek Vektör Makineleri İle Deprem Tahmininde Sismik Darbelerin Kullanılması *Earthquake Prediction Using Seismic Bumps With Artificial Neural Networks And Support Vector Machines.*
- Çelik, M. A. ve Gülersoy, A. E., 2018. Climate classification and drought analysis of Mersin, *MCBÜ Sosyal Bilimler Dergisi*, 16 (1), 2-26.
- Çomak, E., 2008. Destek Vektör Makinelerinin Etkin Eğitimi İçin Yeni Yaklaşımlar, *Doktora Tezi, Selçuk Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Konya.*
- Daş, M., Balpetek, N., Akpınar, E. K. ve Akpınar, S., 2019. Türkiye'de bulunan farklı illerin rüzgâr enerjisi potansiyelinin incelenmesi ve sonuçların destek vektör makinesi regresyon ile tahminsel modelinin oluşturulması, *Journal of the Faculty of Engineering & Architecture of Gazi University*, 34(4).
- Daubechies, I., 1996. Where do wavelets come from A personal point of view, *Proceedings of the IEEE*, 84, 4, 510-513.
- Demirci, M. Destek Vektör Makineleri ve M5 Karar Ağacı Yöntemleri Kullanılarak Yağış Akış İlişkisinin Tahmini, *DÜMF Mühendislik Dergisi*, 10(3), 1113-1124.
- Demren, D., 2011. *Electrical Load Demand Forecasting Application Using Support Vector Machines*, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- Deniz, D., 2009. Türkiye'deki Kuraklığın Standart Yağış İndeksi (SPI) ile İncelenmesi, Yüksek Lisans Tezi, Çanakkale Onsekiz Mart Üniversitesi, Sosyal Bilimleri Enstitüsü, Çanakkale.

- Dinç, N., Aydınşakir, K., Işık, M. ve Büyüktaş, D., 2016. Standartlaştırılmış Yağış İndeksi (SYİ) Yöntemi ile Antalya İli Kuraklık Analizi, *Derim*, 33(2); 279-298.
- Doğan, E., Ateş, A., Yılmaz, E.C. ve Eren, B., 2008. Application of artificial neural networks to estimate wastewater treatment plant inlet biochemical oxygen demand, *Environmental Progress*, 27, 4, 439-446.
- Doğan, S., 2013. Konya Kapalı Havzası Kuraklık Karakterizasyonunun Zamansal-Konumsal Analizi, Doktora Tezi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Selçuk Üniversitesi, Konya.
- Dolsar Mühendislik, 2015. Ek 1 – kuraklık indis, indikatör ve eşik değerlerinin tespiti, Konya Havzası Kuraklık Yönetim Planı, Ankara.
- Drucker, H., Burges, C. J., Kaufman, L., Smola, A. ve Vapnik, V., 1997. Support vector regression machines, *Advances in neural information processing systems*, 9, 155-161.
- Duman, F., 2013. Destek Vektör Makineleri Yardımıyla İnvaziv EEG Verilerinden Epileptik Nöbet Tahmini, Yüksek Lisans Tezi, Mustafa Kemal Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Hatay.
- Edossa, D. C., Babel, M. S. ve Gupta, A. D., 2010. Drought analysis in the Awash river basin, Ethiopia, *Water resources management*, 24(7), 1441-1460.
- Edwards, D. C., 1997. Characteristics of 20th century drought in the United States at multiple time scales, *Air Force Inst Of Tech Wright-Patterson Afb Oh*.
- Efe, B. ve Özgür, E., 2014. Standart yağış indeksi (SPI) ve normalin yüzdesi metodu (PNI) ile Konya ve çevresinin kuraklık analizi, II. Uluslararası Katılımlı Kuraklık ve Çölleşme Sempozyumu, 1, 146-153.
- Erastö, P., 2001. Support Vector Machines-Backgrounds and Practice, Academic Dissertation for The Degree of Licentiate of Philosophy, Rolf Nevanlinna Institute, Helsinki.
- Erdal, H.İ., 2011. Destek vektör makineleri ile tahmine dayalı modelleme ve bir uygulama, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- Fang, X. ve Lu, L., 2010. The Price Model of Shanghai License Auction Based on Support Vector Machine, In 2010 International Conference on Management and Service Science.
- Fidan, H. I., 2011. Doğu Akdeniz Bölgesinde Standardize Yağış İndeksi (SYİ) İle Kuraklık Analizi Ve Markov Zinciri Yöntemini Kullanarak Kurak Olma Olasılıklarının Belirlenmesi, Çukurova Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, Adana.

- Fidan, H. İ., 2011. Doğu Akdeniz Bölgesinde Standardize Yağış İndeksi (Syi) İle Kuraklık Analizi Ve Markov Zinciri Yöntemini Kullanarak Kurak Olma Olasılıklarının Belirlenmesi, Yüksek Lisans Tezi, Çukurova Üniversitesi., Fen Bilimleri Enstitüsü, Adana.
- Filiz, E., Karaboğa, H. A. ve Akoğul, S., 2017. Bıst-50 Endeksi Değişim Değerlerinin Sınıflandırılmasında Makine Öğrenmesi Yöntemleri Ve Yapay Sinir Ağları Kullanımı, Journal of the Cukurova University Institute of Social Sciences, 26(1).
- Fugal, D. L., 2009. Conceptual wavelets in digital signal processing: an in-depth, practical approach for the non-mathematician, USA: Space, Signals Technical Pub.
- Gençoğlu, M. T. ve Kaynaklı, M. Destek Vektör Makineleri İle Türkiye'nin Uzun Dönem Elektrik Arıza Tahmini Ve Modellemesi, Honor Committee, 92.
- Ghose, D. K., Sahoo, A., Tripaty, O. ve Samantaray S., 2019. Rainfall Forecasting Through ANN and SVM in Bolangir Watershed, India, Smart Intelligent Computing and Applications 767-774.
- Goswami, J. C. ve Chan, A. K., 2011. Fundamentals of wavelets: theory, algorithms, and applications (Vol. 233), John Wiley, Sons.
- Gökkür, S., 2003, Ege Bölgesinde Kuraklık Analizi ve Uzun Yıllar Kuraklık Salınımları, Yüksek Lisans Tezi, Ege Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İzmir.
- Gunn, S.R., 1998. Support Vector Machines for Classification and Regression. University of Southampton. Technical Report Faculty of Engineering, Science and Mathematics School of Electronics and Computer Science, İngiltere.
- Guo-Giang, X., 2011, The Optimization of Share Price Prediction Model Based on Support Vector Machine, IEEE, Vol.11, p.p.1-4.
- Gupta, H.V., Kling, H., Yilmaz K.K. ve Martinez G.F., 2009. Decomposition of the mean squared error and NSE performance criteria: Implications for improving hydrological modelling, Journal of Hydrology 377, 80-91.
- Güner, N. ve Çomak, E., 2011. Mühendislik Öğrencilerinin Matematik I Derslerindeki Başarısının Destek Vektör Makineleri Kullanılarak Tahmin Edilmesi, Pamukkale University Journal of Engineering Sciences, 17(2).
- Güngen, Y., 2019. Standart yağış indisi (SPI) ile Güneydoğu Anadolu Bölgesinde kuraklık analizi, Yüksek Lisans Tezi. Celal Bayar Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü Manisa.
- Hasaniha, H., 2008. İran'ın Kuzeybatısında Kuraklık ve Verim İlişkisinin Analizi, Doktora Tezi, Ankara Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara.

- Haykin, S., 2001. Neural Networks: A Comprehensive Foundation, Pearson Education Publishing, Second Edition, India.
- Hınıs, M. A. 2008, Standart Yağış İndeksi ile Konya'nın Geçmişten Günümüze Kuraklık Değerlendirilmesi, 5. Dünya Su Forumu Türkiye Bölgesel Su Toplantıları-Konya Kapalı Havzası Yeraltısuyu ve Kuraklık Konferansı, Eylül 2008, 238-245, Konya.
- Hınıs, M. A., 2013. Bütünleşik kuraklık indeksi ile Aksaray' da hidrometeorolojik kuraklık analizi, Gazi Üniversitesi Mühendislik - Mimarlık Fakültesi Dergisi, 28, 4.
- Hısdal, H. ve Tallaksen, L. M., 2003. Estimation of regional meteorological and hydrological drought characteristics: A Case Study for Denmark, Journal of Hydrology, 281(3), 230–247.
- Hipni, A., El-sahife, A., Najah, A., Abdulkarim, O., Hussain, A. ve Mukhlisin A., 2013. Daily Forecasting of Dam Water Levels: Comparing a Support Vector Machine (SVM) Model With Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS), Water Resources Management, Volume 27, Issue 10, 3803–3823.
- İlgar, R., 2010. Çanakkale'de Kuraklık Durumu ve Eğilimlerinin Standartlaştırılmış Yağış İndisi İle Belirlenmesi, Marmara Coğrafya Dergisi, 22, 183 – 204.
- In, F. ve Kim, S., 2012. An introduction to wavelet theory in finance: A wavelet multiscale approach, Singapore: World Scientific.
- Jireng, J., Mingcang, Z. ve Liuguangyan, J., 2011, Housing Price Forecasting Based On Genetic Algorithm And Support Vector Machine, Expert Systems with Applications, 38(4), 3383–3386.
- Kadioğlu, M., 2001. Kuraklık Kıranı. Güncel Yayıncılık, İstanbul, 125s. Kahya, E., ve Kalaycı, S., 2004, Trend Analysis of Streamflow in Turkey. Int. J. Climatol., 17: 511-520.
- Kalteh A. M., 2013. Monthly river flow forecasting using artificial neural network and support vector regression models coupled with wavelet transform, Computers, Geosciences, 54, 1–8.
- Kara, Y., Boyacıoğlu, M. ve Baykan Ö., 2010. Predicting Direction Of Stock Price Index Movement Using Artificial Neural Networks And Support Vector Machines: The Sample Of The Istanbul Stock Exchange, Expert Systems with Applications, 38(5), 5311–5319.
- Karabulut, M., 2015. Drought analysis in Antakya-Kahramanmara, Graben, Turkey. J. Arid Land, 7(6), 741–754.
- Karaeminoğulları, A. B., 2020. Nehirlerdeki katı madde miktarının destek vektör makinesi modeli ile tahmini, Yüksek Lisans Tezi, İskenderun Teknik Üniversitesi, Mühendislik ve Fen Bilimleri Enstitüsü, Hatay.

- Kavzoglu, T. ve Colkesen, I., 2009. A kernel functions analysis for support vector machines for land cover classification, *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 11(5), 352-359.
- Kavzoğlu, T. ve Çölkesen, İ., 2010. Destek Vektör Makineleri ile Uydu Görüntülerinin Sınıflandırılmasında Çekirdek Fonksiyonlarının Etkilerinin İncelenmesi, *Harita Dergisi*, /144(7), 73-82.
- Keskin, F. ve Sorman, U., 2010. Assesment of the drought pattern change in Çamlıdere basin using SPI index, In *Conference On Water Observation And Information System For Decision Support* (Vol. 4, pp. 1-8).
- Keskin, M. E., Terzi, Ö., Taylan, E. D. ve Yılmaz A. G., 2007. Isparta Bölgesi Meteorolojik Kuraklık Analizi, I. Türkiye İklim Değişikliği Kongresi-TİKDEK, 350-359.
- Khan, S., Rana T. ve Gabriel F., 2008. Standard Precipitation Index to Track Drought and Assess Impact of Rainfall on Watertables in Irrigation Areas, *Irrig Drainage Systems*, 22(2), 159–177.
- Khashman, A. ve Nwulu, N., 2011. Intelligent Prediction of Crude Oil Price Using Support Vector Machines, *IEEE*, 165-169.
- Kıymaz, S., Güneş, V. ve Asar M., 2011. Standartlaştırılmış Yağış İndeksi ile Seyfe Gölünün Kuraklık Dönemlerinin Belirlenmesi, *Gaziosmanpaşa Üniversitesi, Ziraat Fakültesi Dergisi*, 28(1), 91-102.
- Kim, K. J., 2003. Financial time series forecasting using support vector machines, *Neurocomputing*, 55(1), 307–319.
- Kor, K., 2015. Penetration Rate Optimization With Support Vector Regression Method, *Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul*.
- Kömüşçü, A. Ü., Erkan, A. ve Turgu, E., 2003. Normalleştirilmiş yağış indeksi (SPI) ile Türkiye'de kuraklık oluşum oranlarının bölgesel dağılımı, III. Atmosfer Bilimleri Sempozyumu Bildirileri, 268-275.
- Kömüşçü, A.Ü., 2001. An Analysis of Recent Drought Conditions in Turkey in Relation to Circulation Patterns.
- Kömüşçü, A.Ü., Erkan, A. ve Turgu, E., 2002. Normalleştirilmiş Yağış İndeksi Metodu ile Türkiye’de Kuraklık Oluşumunun Coğrafik Analizi, *DMİ Genel Müdürlüğü Araştırma ve Bilgi İşlem Dairesi Başkanlığı Yayını, Ankara*.
- Körlü, S., 2019. Yeraltı suyu seviye değişiminin bulanık mantık ve destek vektör makineleri yöntemleri ile tahmini, *Yüksek Lisans Tezi, İskenderun Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Hatay*.

- Kumanlıoğlu, A. ve Fıstıkoğlu, O., 2019. Yukarı Gediz havzası yağışlarının meteorolojik kuraklık analizleri, Dokuz Eylül Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Fen ve Mühendislik Dergisi, 21(62), 509-523.
- Kuzay, M. ve Tombul, M., 2020. Akarçay Havzası ve Van Gölü Havzası için 1901-2015 Yılları Arasında Standart Yağış İndeksi'ne (SPI) Göre Trend Analizi, Bilecik Şeyh Edebali Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi, 7(100. Yıl Özel Sayı), 51-61.
- Kuzey, C., 2012. Veri Madenciliğinde Destek Vektör Makineleri ve Karar Ağaçları Yöntemlerini Kullanarak Bilgi Çalışanlarının Kurum Performansı Üzerine Etkisinin Ölçülmesi ve Bir Uygulama, Doktora Tezi, İstanbul Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, İstanbul.
- Küçükyaman, D., 2010. Kovada Gölü'nün Hidrolojik ve Meteorolojik Kuraklık Analizi, Yüksek Lisans Tezi, Süleyman Demirel Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Isparta.
- Liu, H., Ma, W., Liu, H. ve Hu, Y., 2011. Predicting Price of Target in Acquisition by Support Vector Machine, IEEE, 1454-1457.
- Livada, I. ve Assimakopoulos V. D., 2007. Spatial and Temporal Analysis of Drought in Greece Using the Standardized Precipitation Index (SPI), Theoretical and applied climatology, 89(3), 143-153.
- Li, J., Shi, Z. ve Li, X., 2006. Genetic programming with wavelet-based indicators for financial forecasting, Transactions of the Institute of Measurement and Control, 28(3), 285-297.
- Li, W., Fu, R., Juarez, R.I.N. ve Fernandes, K., 2008. Observed change of the standardized precipitation index, its potential cause and implications to future climate change in the Amazon region, Philosophical Transactions of The Royal Society B: Biological Sciences, 363(1498), 1767-1772.
- Li, Z. ve Bafitlhile, M. T., 2019. Applicability of ϵ -Support Vector Machine and Artificial Neural Network for Flood Forecasting in Humid, Semi-Humid and Semi-Arid Basins in China. Water, 11(1), 85.
- Logan, K.E., Brunsell, N.A., Jones, A.R. ve Feddema, J. J., 2010. Assessing spatiotemporal variability of drought in the US central plains, Journal of Arid Environment, 74 (2), 247-255.
- Lorenzo-Lacruz, J., Vicente-Serrano, S. M., López-Moreno, J. I., Beguería, S., García-Ruiz, J. M. ve Cuadrat, J. M., 2010. The impact of droughts and water management on various hydrological systems in the headwaters of the Tagus River (central Spain), Journal of Hydrology, 386(1-4), 13- 26.
- Loukas, A. ve Vasilhades, L., 2004. Probabilistic Analysis of Drought Spatiotemporal Characteristics in Thessaly Region, Greece, Natural Hazards and Earth System Sciences, 4(5/6), 719-731.

- Luo, T., Tian, L., Tang, X. ve Dong, Y., 2011, Application Of Least Squares Support Vector Machine In Futures Price Forecasting, IEEE, 173-176.
- Ma, H. ve Zhao, H., 1994. United Nations: Convention to combat desertification in those countries experiencing serious drought and/or desertification, particularly in Africa. Int. Legal Mater, 33, 1328-1382.
- Manatsa, D., Mukwada, G., Siziba, E. ve Chinyanganya, T., 2010. Analysis of multidimensional aspects of agricultural droughts in Zimbabwe using the Standardized Precipitation Index (SPI), Theoretical and Applied Climatology, 102 (3-4), 287- 305.
- McKee, T.B., Doesken, N.J. ve Kleist, J., 1993. The Relationship of Drought Frequency and Duration to Time Scales, 8 th Conference on Applied Climatology, 17-22 January, Anaheim, CA, 179-184.
- McKee, T.B., Doesken, N.J. ve Kleist, J., 1995. Drought Monitoring with Multiple Time Scales, January 15-20, 1995. American Meteorological Society, Proceeding of The 9 th Conference on Applied Climatology, Boston, 233-236.
- McMahon, T., A. ve Diaz Arenas, A., 1982. Methods of Computation of Low Streamflow, UNESCO, Paris.
- Me-Bar, Y. ve Valdez, F., 2003. Droughts as Random Events in The Maya Lowlands, Journal of Archaeological Science, 10(12), 1599-1606.
- Meral, G., 2019. Türkiye'deki enerji santrallerinde doğal gaz tüketiminin destek vektör regresyon ile tahmini, Yüksek Lisans Tezi, Afyon Kocatepe Üniversitesi, Fen Bilimler Enstitüsü, Afyon.
- Merkocı, A. L., Mustaqı, V., Mucaj, L. ve Dvoranı, M., 2013. Arnavutluk Bölgesinde Kuraklık Ve Standart Yağış İndeksinin (Spı) Kullanımı, Gazi Üniversitesi Mühendislik-Mimarlık Fakültesi Dergisi, 28(1), 161-166.
- Moeini, R., Babaei, M. ve Ehsanzadeh, E., 2019. Artificial Neural Network and Support Vector Machine Models for Inflow Prediction of Dam Reservoir (Case Study: Zayandehroud Dam Reservoir), Water Resources Management 33(6), 2203-2218.
- Müller, K.R., Smola, A. J., Rätsch, G., Schölkopf, B., Kohlmorgen, J. ve Vapnik, V., 1997. Predicting Time Series with Support Vector Machines, In International Conference on Artificial Neural Networks, 999-1004. Springer, Berlin, Heidelberg.
- Nacar, S., 2014. Farklı yapay zeka yöntemleriyle günlük akarsu değerlerinin tahmini - Haldizen Deresi örneği, Yüksek Lisans Tezi, Aksaray Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Aksaray.
- Naresh Kumar, M., Murthy, C. S., Sesha Sai, M. V. R. ve Roy, P. S., 2011. Spatiotemporal analysis of meteorological drought variability in the Indian.

- Oğuztürk, G. ve Yıldız, O., 2014. Kırıkkale ilinde farklı zaman periyotları için kuraklık analizi, *International Journal of Engineering Research and Development*, 6(2), 1-7.
- Oğuztürk, G., 2010. Kızılırmak Havzası'nda SYİ ile Kuraklık Analizi ve YSA Yöntemi ile Kuraklık Tahmini, Yüksek Lisans Tezi, Kırıkkale Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Kırıkkale.
- Osuna, E.E., Freund, R. ve Girosi, F., 1997. *Support Vector Machines: Training and Applications*, Massachusetts Institute of Technology and Artificial Intelligence Laboratory, Massachusetts.
- Özdemir, A. K., Tolun, S. ve Demirci, E., 2011. Endeks getirisi yönünün ikili sınıflandırma yöntemiyle tahmin edilmesi: İMKB-100 endeksi örneği, *Niğde Üniversitesi İİBF Dergisi*, 4(2), 45–59.
- Özfidaner, M. ve Topaloğlu, F., 2020. Standart Yağış İndeksi Yöntemi ile Güneydoğu Anadolu Bölgesinde Kuraklık Analizi, *Toprak Su Dergisi*, 9(2), 130-136.
- Pamuk, G., Özgürel, M. ve Topçuoğlu K., 2004. Standardize Yağış İndeksi (SPI) ile Ege Bölgesinde Kuraklık Analizi, *Ege Üniversitesi, Ziraat Fakültesi Dergisi*, 41(1), 99-106.
- Partal, T., 2007. Türkiye yağış miktarlarının yapay sinir ağları ve dalgacık dönüşümü yöntemleri ile tahmini, Doktora tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- Pashiardis, S. ve Michaelides, S., 2008. Implementation of the Standardized Precipitation Index (SPI) and the Reconnaissance Drought Index (RDI) for regional drought assessment: A case study for Cyprus, *European Water*, 23(24), 57-65.
- Patel, N. R., Choprab, P. ve Dadhwal, V. K., 2007. Analyzing spatial patterns of meteorological drought using standardized precipitation index, *Meteorological Applications: A journal of forecasting, practical applications, training techniques and modelling*, 14(4), 329-336.
- Peker, M., Özkaraca, O. ve Kesimal, B., 2017. Enerji Tasarruflu Bina Tasarımı İçin Isıtma ve Soğutma Yüklerini Regresyon Tabanlı Makine Öğrenmesi Algoritmaları İle Modelleme, *Bilişim Teknolojileri Dergisi*, 10(4), 443-449.
- Petropoulos, G. P., Arvanitis, K. ve Sigrimis, N., 2012. Hyperion hyperspectral imagery analysis combined with machine learning classifiers for land use/cover mapping, *Expert systems with Applications*, 39(3), 3800-3809.
- Piccarreta, M., Capolongo, D. ve Boenzi, F., 2004. Trend analysis of precipitation and drought in Basilicata from 1923 to 2000 within a southern Italy context. *International Journal of Climatology: A Journal of the Royal Meteorological Society*, 24(7), 907-922.

- Radunović, D. P., 2009. Wavelets from math to practice, Springer Berlin Heidelberg.
- Ramazanov, S., 2020. Türkiye'de fertlerin elektronik ticaret kullanım sürelerinin destek vektör makineleri ve karar ağaçları yöntemleri ile karşılaştırmalı analizi, Yüksek Lisans Tezi, Kafkas Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Kars.
- Rouault, M. ve Richard, Y., 2005. Intensity and Spatial Extension of Drought in South Africa at Different Time Scales, Water SA, 29(4), 489-500.
- Saada, N. ve Abu-Romman, A., 2017. Multi-site modeling and simulation of the standardized precipitation index (SPI) in Jordan, Journal of Hydrology. 2017,14, 83- 91.
- Saçlı, M., 2020. Dağıtım şebekesinde kısa dönem yük tahmini, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- Sarikaya, B., 2009. Dalgacık Dönüşümü Ve Destek Vektörü Makineleri Kullanılarak Akciğer Kütlesinin Sınıflandırılması, Yüksek Lisans Tezi, Bahçeşehir Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- Shah, R., Bharadiya, N. ve Manekar, V., 2015. Drought index computation using standardized precipitation index (SPI) method for Surat district, Gujarat, International Conference On Water Resources, Coastal And Ocean Engineering, Aquatic Procedia, 4, 1243-1249.
- Shamsuddin, S., 2007. Spatial and Temporal Characteristics of Droughts in The Western Part of Bangladesh, Hydrological Processes, 22(13), 2235- 2247.
- Shukla, S. ve Wood, A. W., 2008. Use of a standardized runoff index for characterizing hydrologic drought, Geophysical research letters, 35(2).
- Sırdaş, S., 2002, Meteorolojik Kuraklık Modellemesi Ve Türkiye Uygulaması, Doktora Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- Silva, Y., Takahashi, K. ve Chávez, R., 2008. Dry and wet rainy seasons in the Mantaro river basin (Central Peruvian Andes), Advances in Geosciences, 14, 261-264.
- Singh, K.P., Basant, A., Malik, A. ve Jain, G., 2009. Artificial neural network modeling of the river water quality, Ecological Modelling, 220(6), 888-895.
- Smola, A. ve Schölkopf, B., 1998, A tutorial on support vector regression, Statistics and Computing, 14(3), 199-222.
- Smola, A., Schölkopf, B. ve Müller, K. R., 1998. General cost functions for support vector regression, In Proceedings of the 8th International Conference on Artificial Neural Networks.
- Şaylan, L., Durak, M. ve Şen, O., 1997. Kuraklık ve Etkileri, Meteorolojik Karakterli Doğal Afetler Sempozyumu Bildirileri Ankara, 433-444.

- Şengören, F., 2019. Mali başarı ve başarısızlık tahmini: Lojistik regresyon ve destek vektör makineleri karşılaştırması, Yüksek Lisans Tezi, TOBB Ekonomi ve Teknoloji Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Ankara.
- Tate, L. ve Gustard, A., 2000. Drought Definition: A Hydrological Perspective. J.V. Vogt ve F. Somma, (Ed.), Drought and drought mitigation in Europe (14. Baskı) içinde (23-48), Dordrecht/Boston/London: Kluwer Academic Publishers.
- Taylor, J.S. ve Chiristianini, N., 2000. An indirroction to support vector machines and other kernel- based learning methods, Cambridge University Press.
- Tekin, S., 2013. Destek vektör makineleri yöntemi ile İMKB 100 endeksi hareket yönü tahmini, Yüksek Lisans Tezi, Uşak Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Uşak.
- Thom, H.C.S., 1958. A Note on Gamma Distribution, Monthly Weather Review, 86(4), 117-122.
- Thom, H.C.S., 1966. Some Methods of Climatological Analysis, W.M.O. Technical Note, No 81, Geneva.
- Tolun, S., 2008. Destek Vektör Makineleri: Banka Başarısızlığının Tahmini Üzerine Bir Uygulama, Doktora Tezi, İstanbul Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, İstanbul.
- Tonkaz, T., 2008. Birinci dereceden Markov zinciri ile Güneydoğu Anadolu projesi alanında kuraklık analizi, Harran Üniversitesi Ziraat Fakültesi Dergisi, 12 (1), 13-18.
- Tonkaz, T. ve Çetin, M., 2005. Şanlıurfa'da Kuraklık Şiddetinin Standardize Yağış İndeksi (SYİ) ile Belirlenmesi ve Kuraklık Gidiş Analizi, GAP IV. Tarım Kongresi, 21-23.
- Topçu, E., 2013. L-Momentler ve Standart Yağış İndeksi (SYİ) Yardımıyla Seyhan Havzası Kuraklık Analizi, Yüksek Lisans Tezi, Çukurova Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Adana.
- Topçuoğlu, K., Mengü G. P. ve Anaç S., 2008. Ege Bölgesi Meteorolojik Kuraklık Analizi, 5. Dünya Su Forumu Türkiye Bölgesel Su Toplantıları-Konya Kapalı Havzası Yeraltısuyu ve Kuraklık Konferansı, 11-12.
- Tuna, H., Malkoç, F. ve Yılmaz, Ö. 2009. Coruh Havzasında SYI ile Kuraklık Analizi ve Çevresel Etkileri. FORUM 2009, Doğu Karadeniz Bölgesi Hidroelektrik Enerji Potansiyeli ve Bunun Ülke Enerji Politikalarındaki Yeri, 13-15 Kasım 2009, Trabzon.
- Turgu, E., Erkan, A. ve Kömüşçü, Ü., 2003. Meteorolojik Kuraklık Analizinde Normalleştirilmiş Yağış İndeksi Metodu ile Türkiye'de Kuraklık Oluşumunun Coğrafik Analizi, DMİ Genel Müdürlüğü Araştırma ve Bilgi İşlem Dairesi Başkanlığı, Ankara.

- Türkeş, M., 1990. Palmer Kuraklık İndisi'ne Göre İç Anadolu Bölgesi'nin Konya Bölümü'ndeki Kurak Dönemler ve Kuraklık Şiddeti, Coğrafi Bilimler Dergisi, 129- 144
- Türkeş, M., 1990. Türkiye'de kurak bölgeler ve önemli kurak yıllar, Basılmamış Doktora Tezi, İstanbul Üniversitesi, Deniz Bilimleri ve Coğrafya Enstitüsü, İstanbul.
- Türkeş, M., 2014. Değişen iklim koşullarında aşırı hava ve iklim olaylarının afet risk yönetimi. Çevre Yönetimi Bildiriler Kitabı, Ankara, TMMOB Çevre Mühendisleri Odası, 11-25.
- Uçak, K., 2012. Destek Vektör Regresyonu İle Pid Kontrolör Tasarımı, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- Üneş, F., Kaya, Y. Z., Mamak, M. ve Demirci, M., 2017. Evapotranspiration estimation using support vector machines and Hargreaves-Samani equation for St. Johns, FL, USA.
- Üstüner, M., 2013. Destek vektör makineleri yöntemi ile arazi kullanımı sınıflandırılmasında kernel fonksiyonlarına ait karşılaştırmalı parametre duyarlık analizi: Rapideye ve spot örneği, Yüksek Lisans Tezi, Yıldız Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- Vapnik, V. N. ve Chervonenkis A., 1964, A note on one class of perceptrons, Automation and Remote Control, 838-845.
- Vicente-Serrano, S. M., 2006. Spatial and temporal analysis of droughts in the Iberian Peninsula (1910–2000), Hydrological Sciences Journal, 51(1), 83-97.
- Vural, B. B., 2007. Yapay sinir ağları ile finansal tahmin, Finans ve Ekonomi Alanında Yapay Sinir Ağları Uygulamaları, Yüksek Lisans Tezi, Ankara Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Ankara.
- Wang, W., Zhu, Y., Xu, R. ve Liu, J., 2014. Drought severity change in China during 1961–2012 indicated by spi and spei, Nat Hazards, 75(3), 2437–2451.
- Wen, L., Yuguo, H., Wenting, D. ve Yunxian, H., 2010. Early-warning Model Of Grain Price Based on Support Vector Machine In China, International Conference on Future Information Technology and Management Engineering, (Vol. 2, pp.252-256). IEEE.
- Whipple, W. Jr., 1996. Regional drought frequency analysis, Journal of the Irrigation and Drainage Division, 92(2), 11-32.
- Wilhite, D. A. ve Glantz, M. H., 1985. Understanding: the Drought Phenomenon: The Role of Definitions, Water International, 10(3), 111–120.
- Wilhite, D.A., 2000. Drought: A Global Assessment, Routledge Press, London and New York, Volume I.

- WMO (World Meteorological Organization), 1975. Drought and agriculture. Technical Note No. 138, Report of the CAGM Working Group on Assessment of Drought, WMO, Geneva, Switzerland..
- Wu, H., Hayes, M.J., Weiss, A. ve Hu, Q., 2001. An Evaluatin of the Standardized Precipitation Index, The China-Z Index and The Statistical Z-Score. International Journal of Climatology : A Journal of the Royal Meteorological Society, 21(6), 745-758.
- Yacoub, E. ve Tayfur, G., 2017. Evaluation and Assessment of Meteorological Drought by Different Methods in Trazza Region, Mauritania, Water Resources Management. 31(3), 825-845.
- Yakut, E., 2012. Veri madenciliği tekniklerinden C5.0 algoritması ve destek vektör makineleri ile yapay sinir ağlarının sınıflandırma başarılarının karşılaştırılması. Yayınlanmamış doktora tezi, Atatürk Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Erzurum.
- Yakut, Y. B. E. T. Y., Yakut, E., Elmas, B. ve Yavuz, S., 2014. Yapay Sinir Ağları Ve Destek Vektör Makineleri Yöntemleriyle Borsa Endeksi Tahmini, Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi, 19(1), 139-157.
- Yalçın, C., 2016. Destek Vektör Regresyon İle Uçaklarda Anlık Yakıt Tüketiminin Analizi, Doktora Tezi, Mimar Sinan Güzel Sanatlar Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- Yaltay, N., 2006. Bitlis İli Ahlat İlçesi Kuraklık Risk Analizi. Yüksek Lisans Tezi, Yüzüncü Yıl Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Van.
- Yang, H., Chen, J. L., Lv, M. Q., Xiao, Z. L. ve Wu, S. J., 2019. Estimation of monthly pan evaporation using support vector machine in Three Gorges Reservoir Area, China. Theoretical and Applied Climatology, 138(1), 1095-1107.
- Yan-Gao, C. ve Guangwen, M., 2009. Electricity Price Forecasting Based on Support Vector Machine Trained by Genetic Algorithm, In 2009 Third international symposium on intelligent information technology application (Vol. 2, pp. 292-295). IEEE.
- Yeğnidemir, M. K., 2005. İç Anadolu Bölgesinin Standartlaştırılmış Yağış İndisi (SYİ) Metodu ile Kuraklık Analizi, Yüksek Lisans Tezi. Kırıkkale Üniversitesi, Kırıkkale.
- Yetmen, H., 2013. Türkiye'nin Kuraklık Analizi, Doktora Tezi, Ankara Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Ankara.
- Yıldız O., Standart Yağış İndisi (SYİ) Metodu İle Kırıkkale İlinde Kuraklık Analizi, 21. Yüzyılın Başında II. Kırıkkale Sempozyumu, 13-14 Mart, 2008, Kırıkkale.

- Yıldız, O., 2007. Yukarı Kızılırmak Havzası'nda SYİ Metodu ile Hidrolojik Kuraklık Değerlendirmesi, 5. Ulusal Hidroloji Kongresi, 143-151, ODTÜ, Ankara.
- Yu, P. S., Chen, S. T. ve Chang, I. F., 2006. Support vector regression for real-time flood stage forecasting, Journal of Hydrology, 328(3-4), 704-716.
- Yürekli, K. ve Anlı, A. S., 2008. Standartlaştırılmış yağış indeksi ile Karaman ili kuraklığının analizi, Konya Kapalı Havzası Yer Altı Suyu ve Kuraklık Konferansı Bildiri Kitabı, Konya, 246.
- Yürekli, K., Ünlükara, A. L. İ. ve YILDIRIM, M., 2010. Farklı Yaklaşımlarla Karaman İlinin Kuraklık Analizi, International Journal of Agricultural and Natural Sciences, 3(1), 19-23.
- Zhai, L. ve Feng, Q., 2009. Spatial and temporal pattern of precipitation and drought in Gansu Province, Northwest China. Natural hazards, 49(1), 1.
- Zhang, J., Han, J., Wang, R. ve Hou, G., 2011. Day-ahead electricity price forecasting based on rolling time series and least square-support vector machine model, In 2011 Chinese Control and Decision Conference (CCDC) (pp. 1065-1070). IEEE.
- Zhang, Q., Li, J., Singh, V. P. ve Bai, Y., 2012. SPI-Based Evaluation of Drought Events in Xinjiang, China, Natural Hazards, 64(1), 481-492.
- Zhoua, C., Yin, K., Caoa, Y. ve Ahmed, B., 2016. Application of time series analysis and PSO-SVM model in predicting the Bazimen landslide in the Three Gorges Reservoir, China, Engineering Geology, 204, 108-120.
- URL-1 < (<http://thewatchers.adorraeli.com/2011/07/02/>)>, Erişim tarihi: 09.11.2020.
- URL-2<<file:///C:/Users/anka/Desktop/KAYNAK%C3%87A/SPI%20literat%C3%BCr/%C3%87i%C4%9Fdem%20G%C3%9CRLER.pdf>>, Erişim tarihi: 12.11.2020.
- URL-3 < <https://tr.wikipedia.org/wiki/Antalya>> , Erişim tarihi: 15.11.2020.
- URL-4 < <https://www.aksaray.bel.tr/cografi-ozellikleri->> , Erişim tarihi: 15.11.2020.
- URL-5<<https://alex.smola.org/papers/2003/SmoSch03b.pdf>>, Erişim tarihi: 24.11.2020.

ÖZGEÇMİŞ

Adı ve Soyadı : Döndü Fatma ÇATAR

EĞİTİM BİLGİLERİ (Kurum ve Yıl)

Lisans : Aksaray Üniversitesi, İnşaat Mühendisliği, 2014-2018

Yüksek Lisans : Aksaray Üniversitesi, İnşaat Mühendisliği A.B.D., 2018-2021

MESLEKİ DENEYİM VE ÖDÜLLERİ

1. Aksaray Belediyesi Proje Etüt Müdürlüğü / Yaz Stajı
2. Aksaray Belediyesi / Yaz stajı
3. TMGD

TEZDEN ÜRETİLEN YAYINLAR, SUNUMLAR VE PATENTLER

1. Hınıs, M.A., Çatar, D.F., 2021, “Aksaray İli Kısa Dönem Kuraklık Analizi”, 5th International Zeugma Conference on Scientific Researches, January, 8-9, 2021, Gaziantep, Turkey, Conference Book, p. 1-19.