

İSTANBUL TEKNİK ÜNİVERSİTESİ ★ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**TÜRKİYE YAĞIŞ MİKTARLARININ YAPAY SINIR AĞLARI VE
DALGACIK DÖNÜŞÜMÜ YÖNTEMLERİ İLE TAHMİNİ**

DOKTORA TEZİ

Y. Müh. Turgay PARTAL

Anabilim Dalı: İNŞAAT MÜHENDİSLİĞİ

Programı: HİDROLİK VE SU KAYNAKLARI MÜHENDİSLİĞİ

OCAK 2007

**TÜRKİYE YAĞIŞ MİKTARLARININ YAPAY SİNİR AĞLARI VE
DALGACIK DÖNÜŞÜMÜ YÖNTEMLERİ İLE TAHMİNİ**

**DOKTORA TEZİ
Y. Müh. Turgay PARTAL
(501022261)**

**Tezin Enstitüye Verildiği Tarih : 14 Eylül 2006
Tezin Savunulduğu Tarih : 16 Ocak 2007**

**Tez Danışmanları : Doç.Dr. Ercan KAHYA
Doç.Dr. H.Kerem CİĞİZOĞLU**

Diğer Jüri Üyeleri Prof.Dr. Bihrat ÖNÖZ (İTÜ)

Doç.Dr. Kasım KOÇAK (İTÜ)

Doç.Dr. Yurdanur ÜNAL (İTÜ)

Prof.Dr. Osman Nuri UÇAN (İÜ)

Prof.Dr. Mete TAYANÇ (MÜ)

OCAK 2007

ÖNSÖZ

Hidrometeorolojik verilerin tahmini su kaynakları sahasındaki çalışmalar için önemlidir. Bu değişkenlerden birisi olan yağış, su kaynakları kullanımını doğrudan etkilemektedir. Yağış, hidrolojik değişkenlerden en önemlisi olan akışı meydana getiren en önemli değişkendir. Yağış, oluşumunda etkili olan parametrelerin çokluğu, bölgeden bölgeye büyük değişimler göstermesi gibi nedenlerden dolayı hala doğru olarak tahmin edilmesi en zor meteorolojik değişkenlerin başında gelmektedir.

Bu çalışmada, Türkiye genelinde günlük meteorolojik veriler kullanılarak, yapay sinir ağları (YSA) ve dalgacık dönüşümü metotlarıyla günlük yağış verilerinin tahmin edilmesi amaçlanmaktadır. Yağış tahmini üzerine, meteorolojik veriler yardımıyla geniş kapsamlı bir tahmin modeli, YSA ve dalgacık analizlerinin bir uygulaması olarak ilk kez ortaya konmuştur. Dalgacık analizinin YSA modellerinde kullanımı henüz çok yenidir ve dalgacık analizi YSA yönteminin yeteneği üzerine çok olumlu katkılar getirmektedir.

Bu çalışma boyunca beni yönlendiren ve kıymetli yardımlarını gördüğüm sayın hocam ve tez danışmanlarım Doç. Dr. Ercan KAHYA ve Doç. Dr. H. Kerem CİĞİZOĞLU'na teşekkür etmeyi bir borç bilirim. Ayrıca çalışmamda desteklerini her zaman yanımda gördüğüm bölümümüzün kıymetli diğer hocalarına, çalışma arkadaşlarıma teşekkür ederim. Verdikleri proje desteği ile çalışmaya katkıda bulunan değerli üniversite yöneticilerine de teşekkür ederim. Doktora eğitimim boyunca bana destek olan ve sabır gösteren aileme ve eşime şükranlarımı sunarım. Ayrıca, yıllarca aynı odayı paylaştığım, maddi ve manevi desteklerini gördüğüm sevgili arkadaşım merhum Dr. Murat KÜÇÜK'ü de saygıyla anıyorum.

Ocak 2007

Turgay PARTAL

İÇİNDEKİLER

KISALTMALAR	v
TABLO LİSTESİ	vi
ŞEKİL LİSTESİ	viii
SEMBOL LİSTESİ	xiii
ÖZET	xiv
SUMMARY	xvi
1. GİRİŞ	1
1.1. Türkiye'nin Genel İklimsel Özellikleri	2
1.2. Yağış Tahmin Yöntemleri Hakkında Genel Bilgi	3
1.3. Kara Kutu Yöntemleri	4
1.4. Yapılan Çalışmanın Önemi, Amacı ve Kapsamı	5
2. ÖNCEKİ ÇALIŞMALAR	8
2.1. Yapay Sinir Ağları Üzerine Yapılan Çalışmalar	8
2.2. Dalgacık Dönüşümü Üzerine Yapılan Çalışmalar	11
2.3. Yapay Sinir Ağları ve Dalgacık Dönüşümünün Birlikte Kullanılması İle İlgili Çalışmalar (Dalgacık-YSA Modelleri)	14
3. YÖNTEMLER	18
3.1. Yapay Sinir Ağları	18
3.1.1. İleri Beslemeli Geriye Yayılmalı Yapay Sinir Ağları (İBGYSA)	19
3.1.2. Radyal Tabanlı Yapay Sinir Ağları (RTYSA)	23
3.1.3. Genelleştirilmiş Regresyon Yapay Sinir Ağları (GRYSA)	25
3.2. Dalgacık Dönüşümü	27
3.2.1. Dalgacık Nedir?	29
3.2.2. Sürekli Dalgacık Dönüşümü	29
3.2.3. Ayrık Dalgacık Dönüşümü	31
3.2.4. Global Dalgacık Spektrumu	34
3.3. Karşılaştırma Kriterleri	34
4. VERİ VE HOMOJENLİK ANALİZİ	35
4.1. Çalışmada Kullanılan Veriler	35
4.2. Verilerin Homojenlik Analizi	36
4.2.1. Kullanılan Homojenlik Testleri	38
4.2.1.1. Standart Normal Homojenlik Testi (SNHT)	38
4.2.1.2. Buishand Sıra Testi	39
4.2.1.3. Pettitt Testi	39
4.2.1.4. Von Neumann Oran testi	40
4.2.1.5. Kruskal-Wallis testi	41
4.2.2. Homojenlik Analiz Sonuçları	41
4.2.2.1. Standard Normal Homojenlik Testi (SNHT) Sonuçları	41
4.2.2.2. Buishand Sıra Testi Sonuçları	42

4.2.2.3. Pettitt Testi Sonuçları	43
4.2.2.4. Von Neumann Oran Testi Sonuçları	44
4.2.2.5. Kruskal-Wallis Testi Sonuçları	45
4.3. İstatistiksel Analiz	47
5. YAPAY SİNİR AĞLARI İLE YAĞIŞ TAHMİNİ	50
5.1. İleri Beslemeli Geriye Yayılmalı Yapay Sinir Ağları (İBGYSA) Yöntemi ile Yağış Tahmini	51
5.2. Radyal Tabanlı Yapay Sinir Ağları Yöntemi (RTYSA) ile Yağış Tahmini	53
5.3. Genelleştirilmiş Regresyon Yapay Sinir Ağları (GRYSA) Yöntemi ile Yağış Tahmini	54
5.4. Çoklu Lineer Regresyon Yöntemi (ÇLR) ile Yağış Tahmini	55
5.5. Yöntemlerin Kıyaslanması	56
6. DALGACIK ANALİZİ SONUÇLARI	58
6.1. Ayrık Dalgacık Dönüşümü İle Bileşenlerin Elde Edilmesi	58
6.2. Meteorolojik Verilerin Global Dalgacık Spektrumları	59
6.3 Etkili AD Bileşenlerinin Belirlenmesi	61
7. DALGACIK-YSA YÖNTEMLERİ İLE YAĞIŞ TAHMİNİ	67
7.1. Dalgacık-İBGYSA Yöntemi İle Yağış Tahmini	68
7.2. Dalgacık-RTYSA Yöntemi İle Yağış Tahmini	70
7.3. Dalgacık-GRYSA Yöntemi İle Yağış Tahmini	71
7.4. Sonuçların Karşılaştırılması	72
7.5. Sonraki Günlük Yağışların Tahmini	77
8. SONUÇLAR	81
KAYNAKLAR	87
EKLER	93
ÖZGEÇMİŞ	181

KISALTMALAR

YSA	: Yapay sinir ağıları
ADD	: Ayrık dalgacık dönüşümü
SDD	: Sürekli dalgacık dönüşümü
ENSO	: El Nino-Southern Oscillation
DMİ	: Devlet Meteoroloji İşleri
ARMA	: Otoregresif model
İBGYSA	: İleri beslemeli geriye yayılmalı yapay sinir ağıları
RTYSA	: Radyal tabanlı yapay sinir ağıları
GRYSA	: Genelleştirilmiş regresyon yapay sinir ağıları
AD	: Ayrık dalgacık bileşeni
KSFD	: Kısa süreli Fourier dönüşümü
OKH	: Ortalama karesel hata

TABLO LİSTESİ

	Sayfa No
Tablo 4.1. İstasyonlara ait genel bilgiler.....	36
Tablo 4.2. SNHT testinde %1 anlam seviyesinde kritik değerler.....	39
Tablo 4.3. Buishand sıra testinde %1 anlam seviyesinde kritik değerler.....	39
Tablo 4.4. Pettitt testinde %1 anlam seviyesinde kritik değerler.....	40
Tablo 4.5. Von Neumann Oran testinde %1 anlam seviyesinde kritik değerler..	40
Tablo 4.6. SNHT sonuçları.....	42
Tablo 4.7. Buishand sıra homojenlik testi sonuçları.....	43
Tablo 4.8. Pettitt testi sonuçları.....	44
Tablo 4.9. Von Neumann Oran Testi Homojenlik Testi sonuçları.....	45
Tablo4.10. Kruskall-Wallis Testi sonuçları.....	46
Tablo 4.11 Günlük yağış verilerinin bazı istatistik parametreleri (xort, xmaks, sx, csx, r1, r2 , r3 sırasıyla ortalama, maksimum, standart sapma, çarpıklık katsayısı, lag 1, lag2 ve lag3 oto korelasyon katsayıları).....	48
Tablo 4.12 Yağış verileri ile diğer meteorolojik veriler arasındaki lag 0 ve lag1 korelasyon katsayıları (örneğin. Sort,t /Yt, yağış ve ortalama sıcaklık verileri arasındaki korelasyon katsayısı; Sort,t-1 /Yt, ait t zamana ait yağış verileri ile bir gün önceye (t-1 zaman) ait ortalama sıcaklık verilerinin korelasyon katsayıları).....	48
Tablo 4.13 Meteorolojik verilerin bazı istatistik parametreleri.....	49
Tablo 5.1. İBGYSA metodu ile yağış tahmini sonuçları.....	52
Tablo 5.2. RTYSA yöntemi ile yağış tahmini sonuçları.....	53
Tablo 5.3. GRYSA yöntemi ile yağış tahmini sonuçları.....	54
Tablo 5.4. Çoklu lineer regresyon ile yağış tahmini sonuçları.....	55
Tablo 5.5. Test aşamasında gözlemlenen pik yağışlar ve tahmin edilen yağışlar arasındaki farklar.....	57
Tablo 6.1. YSA yöntemlerinde girdi olarak kullanılmak amacıyla meteorolojik verilerin seçilen AD bileşenleri.....	66
Tablo 7.1. Dalgacık-İBGYSA yöntemi ile elde edilen sonuçlar (test aşaması için).....	69
Tablo 7.2. Dalgacık-RTYSA yöntemi ile elde edilen sonuçlar (test aşaması için).....	70
Tablo 7.3. Dalgacık-GRYSA yöntemi ile elde edilen sonuçlar (test aşaması için).....	71
Tablo 7.4. Yağış verileri için eğitim ve test verileri ile tahmin yöntemleri ile elde edilen sonuçlarının istatistik karşılaştırmaları.....	75
Tablo 7.5. Muğla istasyonu için İBGYSA yöntemi ile sonraki 5 gün yağış tahmini için elde edilen sonuçlar (test aşaması için).....	78
Tablo 7.6. Muğla istasyonu için Dalgacık-İBGYSA yöntemi ile sonraki 5 gün yağış tahmini için elde edilen sonuçlar (test aşaması için).....	78

Tablo C.1	Edirne için meteorolojik verilerin AD bileşenleri ile orijinal yağış verileri arasındaki korelasyon katsayısı değerleri.....	138
Tablo C.2	Balıkesir için meteorolojik verilerin AD bileşenleri ile orijinal yağış verileri arasındaki korelasyon katsayısı değerleri.....	138
Tablo C.3	Bilecik için meteorolojik verilerin AD bileşenleri ile orijinal yağış verileri arasındaki korelasyon katsayısı değerleri.....	139
Tablo C.4	Afyon için meteorolojik verilerin AD bileşenleri ile orijinal yağış verileri arasındaki korelasyon katsayısı değerleri.....	139
Tablo C.5	İzmir için meteorolojik verilerin AD bileşenleri ile orijinal yağış verileri arasındaki korelasyon katsayısı değerleri.....	140
Tablo C.6	Muğla için meteorolojik verilerin AD bileşenleri ile orijinal yağış verileri arasındaki korelasyon katsayısı değerleri.....	140
Tablo C.7	Samsun için meteorolojik verilerin AD bileşenleri ile orijinal yağış verileri arasındaki korelasyon katsayısı değerleri.....	141
Tablo C.8	Diyarbakır için meteorolojik verilerin AD bileşenleri ile orijinal yağış verileri arasındaki korelasyon katsayısı değerleri.....	141
Tablo C.9	Adıyaman için meteorolojik verilerin AD bileşenleri ile orijinal yağış verileri arasındaki korelasyon katsayısı değerleri.....	142
TabloC.10	Keban için meteorolojik verilerin AD bileşenleri ile orijinal yağış verileri arasındaki korelasyon katsayısı değerleri.....	142
TabloC.11	Karaman için meteorolojik verilerin AD bileşenleri ile orijinal yağış verileri arasındaki korelasyon katsayısı değerleri.....	143
TabloC.12	Göksun için meteorolojik verilerin AD bileşenleri ile orijinal yağış verileri arasındaki korelasyon katsayısı değerleri.....	143
TabloC.13	Muş için meteorolojik verilerin AD bileşenleri ile orijinal yağış verileri arasındaki korelasyon katsayısı değerleri.....	144
TabloC.14	Siirt için meteorolojik verilerin AD bileşenleri ile orijinal yağış verileri arasındaki korelasyon katsayısı değerleri.....	144

ŞEKİL LİSTESİ

	<u>Sayfa No</u>
Şekil 1.1. Sistem kavramı.....	4
Şekil 2.1. a) deniz suyu yüzey sıcaklık verileri verileri, b) Morlet dalgacığı kullanarak dalgacık güç spektrumu(Torrence ve Compo, 1997). Hakim periyotların 2-8 yıl arasında olduğu görülüyor.....	12
Şekil 2.2. Kim ve Valdez'in uyguladığı dalgacık dönüşümü ile iki aşamalı YSA modeli.....	15
Şekil 2.3. Dalgacık dönüşümü ve YSA modelinin birlikte kullanımı.....	16
Şekil 3.1. Biyolojik sinir hücresi ve bileşenleri	19
Şekil 3.2. Yapay sinir ağlarının yapısı (İBGYSA).....	20
Şekil 3.3. Radyal tabanlı fonksiyonlara dayalı yapay sinir ağlarında girdi, gizli ve çıktı birimleri.....	25
Şekil 3.4. GRYSA yapısı.....	26
Şekil 3.5. Morlet dalgacığı.....	28
Şekil 3.6. Mallat tarafından önerilen ADD' nin genel çalışma prensibi.....	32
Şekil 3.7. İşaretin ADD ile bileşenlerine ayrılıp tekrar oluşturulması (S, orijinal işaret; Y, yaklaşık bileşen; AD, Detay bileşen).....	32
Şekil 4.1. Verilerin Türkiye genelinde dağılımı.....	36
Şekil 5.1. YSA yöntemleri ve ÇLR ile elde edilen belirlilik katsayısı değerleri.....	56
Şekil 6.1. Muğla istasyonu için global dalgacık spektrumları.....	60
Şekil 6.2. Muğla istasyonu için seçilen AD bileşenleri.....	65
Şekil 7.1. Dalgacık-YSA tahmin yönteminin genel şeması (Burada X girdi olarak kullanılan her bir meteorolojik değişkeni göstermektedir)...	67
Şekil 7.2. Dalgacık-YSA yöntemleri ile elde edilen belirlilik katsayısı değerleri.....	72
Şekil 7.3. Tahmin yöntemlerinin performanslarının belirlilik katsayısına göre karşılaştırılması.....	73
Şekil 7.4. Yağış ölçüm serisi ve tahmin yöntemleri ile elde edilen değerlerin test aşaması için frekans diyagramları (Muğla istasyonu için).....	75
Şekil 7.5. Muğla istasyonunda a) İBGYSA ve b) D-İBGYSA yöntemi sonuçları, test aşaması için.....	79
Şekil 7.6. Aynı yöntemler için sonuçların hataların gidişatı ile gösterimi, (ölçülmüş yağış verileri- tahmin edilen değerler).....	80
Şekil A.1.a Edirne istasyonu için İBGYSA ile yağış tahmini (model 8,4,1).....	94
Şekil A.1.b Edirne istasyonu için RTYSA ile yağış tahmini (model 8,1; s=0,65).....	94
Şekil A.1.c Edirne istasyonu için GRYSA yöntemi ile yağış tahmini (model 8,1; s=0,12).....	94
Şekil A.1.d Edirne istasyonu için ÇLR ile yağış tahmini.....	95
Şekil A.2.a Bilecik istasyonu için İBGYSA ile yağış tahmini (model 8,3,1).....	96
Şekil A.2.b Bilecik istasyonu için RTYSA ile yağış tahmini (model 8,1; s=0,65).....	96
Şekil A.2.c Bilecik istasyonu için GRYSA ile yağış tahmini (model 8,1; s=0,06).....	96

Şekil A.2.d	Bilecik istasyonu için ÇLR ile yağış tahmini.....	97
Şekil A.3.a	Balıkesir istasyonu için İBGYSA ile yağış tahmini (model 6,3,1)..	98
Şekil A.3.b	Balıkesir istasyonu için RTYSA ile yağış tahmini (model 6,1; s=0,25).....	98
Şekil A.3.c	Balıkesir istasyonu için GRYSA ile yağış tahmini (model 6,1; s=0,08).....	98
Şekil A.3.d	Balıkesir istasyonu için ÇLR ile yağış tahmini.....	98
Şekil A.4.a	Afyon istasyonu için İBGYSA ile yağış tahmini (model 8,3,1).....	100
Şekil A.4.b	Afyon istasyonu için RTYSA ile yağış tahmini (model 8,1; s=0,35).....	100
Şekil A.4.c	Afyon istasyonu için GRYSA ile yağış tahmini (model 8,1; s=0,08).....	100
Şekil A.4.d	Afyon istasyonu için ÇLR ile yağış tahmini.....	101
Şekil A.5.a	İzmir istasyonu için İBGYSA ile yağış tahmini (model 7,5,1).....	102
Şekil A.5.b	İzmir istasyonu için RTYSA ile yağış tahmini (model 7,1; s=0,85).	102
Şekil A.5.c	İzmir istasyonu için GRYSA ile yağış tahmini (model 7,1; s=0,08).....	102
Şekil A.5.d	İzmir istasyonu için ÇLR ile yağış tahmini.....	103
Şekil A.6.a	Muğla istasyonu için İBGYSA ile yağış tahmini (model 9,3,1).....	104
Şekil A.6.b	Muğla istasyonu için RTYSA ile yağış tahmini (8,1; s=0,60).....	104
Şekil A.6.c	Muğla istasyonu için GRYSA ile yağış tahmini (model 8,1; s=0,08).....	104
Şekil A.6.d	Muğla istasyonu için ÇLR ile yağış tahmini.....	105
Şekil A.7.a	Samsun istasyonu için İBGYSA ile yağış tahmini (model 6,3,1)...	106
Şekil A.7.b	Samsun istasyonu için RTYSA ile yağış tahmini (model 6,1; s=0,65).....	106
Şekil A.7.c	Samsun istasyonu için GRYSA ile yağış tahmini (model 6,1;s=0,06).....	106
Şekil A.7.d	Samsun istasyonu için ÇLR ile yağış tahmini.....	106
Şekil A.8.a	Keban istasyonu için İBGYSA ile yağış tahmini(model 8,3,1).....	108
Şekil A.8.b	Keban istasyonu için RTYSA ile yağış tahmini (model 8,1;s=0,65)	108
Şekil A.8.c	Keban istasyonu için GRYSA ile yağış tahmini (model 8,1;s=0,08).....	108
Şekil A.8.d	Keban istasyonu için ÇLR ile yağış tahmini.....	109
Şekil A.9.a	Adıyaman istasyonu için İBGYSA ile yağış tahmini (model 9,4,1)..	110
Şekil A.9.b	Adıyaman istasyonu için RTYSA ile yağış tahmini (model 8,1; s=0,65).....	110
Şekil A.9.c	Adıyaman istasyonu için GRYSA ile yağış tahmini 8model 8,1;s=0,08).....	110
Şekil A.9.d	Adıyaman istasyonu için ÇLR ile yağış tahmini.....	111
Şekil A.10.a	Karaman istasyonu için İBGYSA ile yağış tahmini (model 7,3,1)...	112
Şekil A.10.b	Karaman istasyonu için RTYSA ile yağış tahmini (model 7,1; s=0,90).....	112
Şekil A.10.c	Karaman istasyonu için GRYSA ile yağış tahmini (model 7,1; s=0,09).....	112
Şekil A.10.d	Karaman istasyonu için ÇLR ile yağış tahmini.....	113
Şekil A.11.a	Göksun istasyonu için İBGYSA ile yağış tahmini (model 8,3,1)...	114

Şekil A.11.b	Göksun istasyonu için RTYSA ile yağış tahmini (model 8,1; s=0,90).....	114
Şekil A.11.c	Göksun istasyonu için GRYSA ile yağış tahmini (model 8,1;s=0,06).....	114
Şekil A.11.d	Göksun istasyonu için ÇLR ile yağış tahmini.....	115
Şekil A.12.a	Muş istasyonu için İBGYSA ile yağış tahmini (model 9,3,1).....	116
Şekil A.12.b	Muş istasyonu için RTYSA ile yağış tahmini (model 9,1; s=0,90)..	116
Şekil A.12.c	Muş istasyonu için GRYSA ile yağış tahmini (model 9,1; s=0,08)..	116
Şekil A.12.d	Muş istasyonu için ÇLR ile yağış tahmini.....	117
Şekil A.13.a	Siirt istasyonu için İBGYSA ile yağış tahmini (model 10,4,1).....	118
Şekil A.13.b	Siirt istasyonu için RTYSA ile yağış tahmini (model 10,1; s=0,90)	118
Şekil A.13.c	Siirt istasyonu için GRYSA ile yağış tahmini (model 10,1;s=0,08)..	118
Şekil A.13d	Siirt istasyonu için ÇLR ile yağış tahmini.....	119
Şekil A.14.a	Diyarbakır istasyonu için İBGYSA ile yağış tahmini (model 8,4,1).	120
Şekil A.14.b	Diyarbakır istasyonu için RTYSA ile yağış tahmini (model 8,1; s=0,90).....	120
Şekil A.14.c	Diyarbakır istasyonu için GRYSA ile yağış tahmini (model 8,1; s=0,08).....	120
Şekil A.14.d	Diyarbakır istasyonu için ÇLR ile yağış tahmini.....	121
Şekil B.1	Edirne yağış verilerinin AD bileşenleri.....	123
Şekil B.2	Balıkesir yağış verilerinin AD bileşenleri.....	124
Şekil B.3	Bilecik yağış verilerinin AD bileşenleri.....	125
Şekil B.4	Afyon yağış verilerinin AD bileşenleri.....	126
Şekil B.5	İzmir yağış verilerinin AD bileşenleri.....	127
Şekil B.6	Muğla yağış verilerinin AD bileşenleri.....	128
Şekil B.7	Samsun yağış verilerinin AD bileşenleri.....	129
Şekil B.8	Keban yağış verilerinin AD bileşenleri.....	130
Şekil B.9	Adıyaman yağış verilerinin AD bileşenleri.....	131
Şekil B.10	Karaman yağış verilerinin AD bileşenleri.....	132
Şekil B.11	Göksun yağış verilerinin AD bileşenleri.....	133
Şekil B.1 2	Muş yağış verilerinin AD bileşenleri.....	134
Şekil B.13	Siirt yağış verilerinin AD bileşenleri.....	135
Şekil B.14	Diyarbakır yağış verilerinin AD bileşenleri.....	136
Şekil D.1.a	Edirne istasyonu için Dalgacık-İBGYSA ile yağış tahmini (model 10,5,1).....	146
Şekil D.1.b	Edirne istasyonu için Dalgacık-RTYSA ile yağış tahmini (model 12,1).....	146
Şekil D.1.c	Edirne istasyonu için Dalgacık-GRYSA ile yağış tahmini (model 12,1).....	146
Şekil D.2.a	Bilecik istasyonu için Dalgacık-İBGYSA ile yağış tahmini (model 13,5,1).....	147
Şekil D.2.b	Bilecik istasyonu için Dalgacık-RTYSA ile yağış tahmini (model 13,1).....	147
Şekil D.2.c	Bilecik istasyonu için Dalgacık-GRYSA ile yağış tahmini (model 10,1).....	147
Şekil D.3.a	Balıkesir istasyonu için Dalgacık-İBGYSA ile yağış tahmini (model 13,5,1).....	148

Şekil D.3.b	Balıkesir istasyonu için Dalgacık-RTYSA ile yağış tahmini (model 12,1).....	148
Şekil D.3.c	Balıkesir istasyonu için Dalgacık-GRYSA ile yağış tahmini (model 10,1).....	148
Şekil D.4.a	Afyon istasyonu için Dalgacık-İBGYSA ile yağış tahmini (model 12,5,1).....	149
Şekil D.4.b	Afyon istasyonu için Dalgacık-RTYSA ile yağış tahmini (model 12,1).....	149
Şekil D.4.c	Afyon istasyonu için Dalgacık-GRYSA ile yağış tahmini (model 12,1).....	149
Şekil D.5.a	İzmir istasyonu için Dalgacık-İBGYSA ile yağış tahmini (model 12,5,1).....	150
Şekil D.5.b	İzmir istasyonu için Dalgacık-RTYSA ile yağış tahmini (model 8,1).....	150
Şekil D.5.c	İzmir istasyonu için Dalgacık-GRYSA ile yağış tahmini (model 7,1).....	150
Şekil D.6.a	Muğla istasyonu için Dalgacık-İBGYSA ile yağış tahmini (model 14,5,1).....	151
Şekil D.6.b	Muğla istasyonu için Dalgacık-RTYSA ile yağış tahmini (model 13,1).....	151
Şekil D.6.c	Muğla istasyonu için Dalgacık-GRYSA ile yağış tahmini (model 13,1).....	151
Şekil D.7.a	Samsun istasyonu için Dalgacık-İBGYSA ile yağış tahmini (model 10,5,1).....	152
Şekil D.7.b	Samsun istasyonu için Dalgacık-RTYSA ile yağış tahmini (model 10,1).....	152
Şekil D.7.c	Samsun istasyonu için Dalgacık-GRYSA ile yağış tahmini (model 10,1).....	152
Şekil D.8.a	Keban istasyonu için Dalgacık-İBGYSA ile yağış tahmini (model 10,5,1).....	153
Şekil D.8.b	Keban istasyonu için Dalgacık-RTYSA ile yağış tahmini (model 10,1).....	153
Şekil D.8.c	Keban istasyonu için Dalgacık-GRYSA ile yağış tahmini (model 10,1).....	153
Şekil D.9.a	Adıyaman istasyonu için Dalgacık-İBGYSA ile yağış tahmini (model 13,5,1).....	154
Şekil D.9.b	Adıyaman istasyonu için Dalgacık-RTYSA ile yağış tahmini (model 13,1).....	154
Şekil D.9.c	Adıyaman istasyonu için Dalgacık-GRYSA ile yağış tahmini (model 13,1).....	154
Şekil D.10.a	Karaman istasyonu için Dalgacık-İBGYSA ile yağış tahmini (13,5,1).....	155
Şekil D.10.b	Karaman istasyonu için Dalgacık-RTYSA ile yağış tahmini (model 12,1).....	155
Şekil D.10.c	Karaman istasyonu için Dalgacık-GRYSA ile yağış tahmini (model 12,1).....	155

Şekil D.11.a	Göksun istasyonu için Dalgacık-İBGYSA ile yağış tahmini (model 14,5,1).....	156
Şekil D.11.b	Göksun istasyonu için Dalgacık-RTYSA ile yağış tahmini (model 14,1).....	156
Şekil D.11.c	Göksun istasyonu için Dalgacık-GRYSA ile yağış tahmini (model 14,1).....	156
Şekil D.12.a	Muş istasyonu için Dalgacık-İBGYSA ile yağış tahmini (model 14,5,1).....	157
Şekil D.12.b	Muş istasyonu için Dalgacık-RTYSA ile yağış tahmini (model 15,1).....	157
Şekil D.12.c	Muş istasyonu için Dalgacık-GRYSA ile yağış tahmini (model 15,1)	157
Şekil D.13.a	Siirt istasyonu için Dalgacık-İBGYSA ile yağış tahmini (model 14,5,1).....	158
Şekil D.13.b	Siirt istasyonu için Dalgacık-RTYSA ile yağış tahmini (model 13,1).	158
Şekil D.13.c	Siirt istasyonu için Dalgacık-RTYSA ile yağış tahmini (model 13,1).	158
Şekil D.14.a	Diyarbakır istasyonu için Dalgacık-İBGYSA ile yağış tahmini (model 13,5,1).....	159
Şekil D.14.b	Diyarbakır istasyonu için Dalgacık-RTYSA ile yağış tahmini (model 11,1).....	159
Şekil D.14.c	Diyarbakır istasyonu için Dalgacık-GRYSA ile yağış tahmini (model 11,1).....	159
Şekil E.1	Balıkesir istasyonuna ait meteorolojik verilerin global dalgacık spektrumları.....	161
Şekil E.2	Afyon istasyonuna ait meteorolojik verilerin global dalgacık spektrumları.....	162
Şekil E.3	Samsun istasyonuna ait meteorolojik verilerin global dalgacık spektrumları.....	163
Şekil E.4	Diyarbakır istasyonuna ait meteorolojik verilerin global dalgacık spektrumları.....	164
Şekil E.5	Bilecik istasyonuna ait meteorolojik verilerin global dalgacık spektrumları.....	165
Şekil E.6	Karaman istasyonuna ait meteorolojik verilerin global dalgacık spektrumları.....	166
Şekil F.1	Test aşaması için hataların gidişatı (Gözlenen veriler ile D-İBGYSA yöntemi tahmin değerlerinin arasındaki farkların gidişatı).....	167
Şekil G.1a	İBGYSA yöntemi ile 1 gün ilerisi için yağış tahmini.....	172
Şekil G.1b	İBGYSA yöntemi ile 2 gün ilerisi için yağış tahmini.....	172
Şekil G.1c	İBGYSA yöntemi ile 3 gün ilerisi için yağış tahmini.....	172
Şekil G.1d	İBGYSA yöntemi ile 4 gün ilerisi için yağış tahmini.....	173
Şekil G.1e	İBGYSA yöntemi ile 5 gün ilerisi için yağış tahmini.....	173
Şekil G.2a	D-İBGYSA yöntemi ile 1 gün ilerisi için yağış tahmini.....	174
Şekil G.2b	D-İBGYSA yöntemi ile 2 gün ilerisi için yağış tahmini.....	174
Şekil G.2c	D-İBGYSA yöntemi ile 3 gün ilerisi için yağış tahmini.....	174
Şekil G.2d	D-İBGYSA yöntemi ile 4 gün ilerisi için yağış tahmini.....	175
Şekil G.2e	D-İBGYSA yöntemi ile 5 gün ilerisi için yağış tahmini.....	175

SEMBOL LİSTESİ

r	: Serisel korelasyon katsayısı
C_s	: Çarpıklık katsayısı
α	: Önem seviyesi
δ	: Standart sapma
z	: Önem seviyesinde standart normal değişken
S	: Mann-Kendall testi katsayısı
T	: Sen'in T testi katsayısı
β	: Sen'in trend eğim katsayısı
n	: Toplam gözlem adedi
i	: Verilerin gözlem sırası
m	: Ay veya mevsim sayısı
t	: Serideki aynı değere sahip verilerin sayısı (bağ)
H_0	: Genellikle reddetmek için kurulan geçersiz hipotez
H_1	: Geçersiz hipoteze alternatif hipotez

TÜRKİYE YAĞIŞ MİKTARLARININ YAPAY SİNİR AĞLARI VE DALGACIK DÖNÜŞÜMÜ YÖNTEMLERİ İLE TAHMİNİ

ÖZET

İnsan yaşamı meteorolojik olaylara bağlıdır ve ondan etkilenir. Bu yüzden meteorolojik değişkenlerin doğru tahmini ve analizi çok önemlidir. Bu meteorolojik değişkenlerden birisi olan yağış, su kaynakları ve onun kullanım alanları açısından çok önemlidir. Yağış, akışı meydana getiren en önemli değişkendir. Kısa süreli aşırı yağışlar önemli taşkınlara neden olmaktadır. Uzun sürelerde yeterli yağışın meydana gelmemesi durumunda kuraklık meydana gelmektedir. Oluşumuna etkiyen parametreler tam olarak çözülemeyen, karmaşık bir fiziksel süreç sonucunda meydana gelen yağışın doğru tahmin edilmesi en zor işlerden birisidir. Özellikle yersel değişimlerden ve bölgesel özelliklerden oldukça etkilenmesi yağışın tahminini daha zorlaştırmaktadır.

Son yıllarda hidrometeorolojik alanda yapay zeka metotlarının kullanımı giderek artmaktadır. Lineer olmayan sistemlerin davranışında başarıyla kullanılabilen bir kara-kutu modeli olan yapay sinir ağları özellikle aralarındaki ilişki tam olarak belirlenemeyen değişkenlerin modellenmesinde başarıyla uygulanmaktadır. Yapay sinir ağları uygulamasındaki kolaylık, fazla veri gerektirmemesi gibi nedenlerle tahmin amacıyla iyi bir yaklaşımdır. Yapay sinir ağlarında tahminin başarısı üzerinde kullanıcının etkileri sınırlıdır ve daha çok girdiler üzerine bağlıdır. Yapay sinir ağları yönteminin tahmindeki başarısını arttırmak için dalgacık dönüşümü bu çalışmada kullanılmıştır.

İlk defa bu çalışmada yağış tahmini amacıyla yapay sinir ağları yöntemi ile birlikte kullanılan dalgacık dönüşümü verilerin hem zaman hem de frekans ortamında incelenmesine olanak sağlar. Özellikle son yıllarda, meteorolojik ve hidrolojik değişkenler üzerinde de çeşitli uygulamaları olan dalgacık analizi, verilerin periyodik ve karakteristik yapısının belirlenmesinde kullanılan, verilerin fiziksel yapısının bazı özelliklerinin ortaya çıkarılmasında faydalı olan yeni bir yöntemdir.

Bu çalışmada günlük yağış tahmini yapmak için, Türkiye geneline dağılmış meteoroloji istasyonlarına ait günlük meteorolojik veriler seçilmiştir. Bu veriler önce homojenlik analizlerinden geçirilmiş ve daha sonra homojenlik açısından uygun olan 14 istasyona ait veriler tahmin yapmak için seçilmiştir. Çalışmada orijinal meteorolojik veriler ile yapay sinir ağlarının üç farklı algoritması, ilk kez yağış tahmini yapmak amacıyla kullanılmıştır. En çok kullanılan yöntem olan ileri beslemeli geriye yayımlı yapay sinir ağları (İBGYSA) ile birlikte radyal tabanlı yapay sinir ağları (RTYSA) ve genelleştirilmiş regresyon yapay sinir ağları (GRYSA) yöntemleri kullanılmış, sonuçlar çoklu lineer regresyon sonuçlarıyla kıyaslanmış ve çok daha iyi olduğu bulunmuştur. Her istasyon için en iyi sonucu veren farklı modeller kurulmuştur. Sonuçlarda ileri beslemeli geriye yayımlı yapay sinir ağları yöntemi en iyi performansı göstermiştir.

Çalışmada daha sonra orijinal veriler ayrık dalgacık dönüşümü ile bileşenlerine ayrılmıştır. Ayrık dalgacık dönüşümü istenilen sayıda periyodik bileşenin elde

edilmesine olanak sağlar. Ayrık dalgacık dönüşümü ile 2'nin katları şeklinde ölçek seviyelerinde bileşenler elde edilmiş ve bu bileşenlerin yağış tahmininde etkin olanları belirlenmiştir. Dalgacık dönüşümü etkin bileşenlerin seçilip ayrılabilmesi gibi özellikleri nedeniyle böylesine tahmin çalışmalarında kullanılması önemli avantajlar getirmiştir. Her bir veri için etkin bileşenlerin toplanmasıyla yeni zaman serileri elde edilmiş ve elde edilen yeni veriler yapay sinir ağları yöntemlerinde girdiler olarak kullanılmıştır. Sonuçta dalgacık-yapay sinir ağları yöntemlerinin performansının çok daha iyi olduğu bulunmuştur. Dalgacık dönüşümü yapay sinir ağlarının başarısını oldukça arttırmıştır. Performans ölçütleri açısından en iyi sonucu dalgacık-İBGYSA yöntemi vermiştir. Dalgacık dönüşümü tüm yapay sinir ağları yöntemlerinde çok daha iyi performans göstermiştir.

Bu çalışmada, Türkiye günlük meteorolojik verileri kullanılarak, yapay sinir ağları ve dalgacık analizi metotlarıyla günlük yağış verilerinin tahmin edilmesi amaçlanmıştır. Yağış tahmini üzerine, meteorolojik veriler yardımıyla geniş kapsamlı bir tahmin modeli, YSA ve dalgacık analizlerinin bir uygulaması olarak ilk kez ortaya konmuştur. Sonuç olarak dalgacık dönüşümünün yapay sinir ağları ile birlikte yağış tahmininde rahatlıkla kullanılabileceği ortaya konmuştur.

ESTIMATION OF TURKISH PRECIPITATION DATA USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS AND WAVELET TRANSFORMATION METHODS

SUMMARY

Human life is significantly depends on meteorological activities. Forecasting the precipitation which is one of the most important meteorological variables is very important for planning and management of water resources. Precipitation is the most meteorological variable cause runoff. Excessive precipitation is responsible for some flood. Accurate precipitation prediction is one of the most difficult tasks in meteorology because of the complexity of the physical processes involved and the variability of precipitation is highly dependent on small scale processes and local geography. Especially daily precipitation forecasting is one of the most challenging works and very important for flood and drought analyses

Artificial neural networks (ANN) are a useful tool to identify this relation. ANN approach is extensively used in the water resources literature in recently years. Artificial neural networks which is a black-box model, is used in successfully the modeling of nonstationary and complex variables, have difficulties for been estimated. Black-box model are divided generally as linear and nonlinear and in particular artificial neural networks method is used in the modeling of nonlinear system behavior. Artificial neural networks have some advantages, such as easily applied, not need much data. However the accuracy of model predictions is very subjective and highly dependent on user's ability, knowledge and understanding of the model. Especially, input selecting is one of the most important phases in any ANN modeling study Because of this, wavelet transformation is used for increase of user ability and success of artificial neural networks.

Wavelet transform, which can produce a good local representation of the signal in both the time and frequency domains, provides considerable information about the structure of the physical process to be modeled and has positive effects on ANN modeling ability. Because of these reasons, coupling wavelets with ANN can provide significant advantages. In this study, wavelet transforms and artificial neural networks have been applied to estimate the daily precipitation on Turkish meteorological data for the first time. In this study, employment of FFBP in precipitation estimation is compared with the GRNN and RBF performances. The results were also compared with linear regression model.

The purpose of this paper is to estimate daily precipitation using meteorological data belonging to Turkey. Meteorological data obtained from DMI (Turkish state meteorological services) were investigated for this study. Homogeneous analysis was applied by five different homogeneous tests to data. Then 14 stations were selected for precipitation estimation. In this study, precipitation estimation was applied with three different algorithm of artificial neural networks. Employment of feed forward back propagation (FFBP) in precipitation estimation is compared with the generalized neural networks (GRNN) and radial basis function (RBF) performances.

The results were also compared with multi linear regression model. As results, it was seen that feed forward back propagation method provided the best estimation performance. The results indicate that ANN model estimations were superior to the ones obtained by multi linear regression model.

The co-utilization of wavelets and ANN is quite new. In this study, the original time series were decomposed into a certain number of sub-time series using wavelet transform algorithm. Then, sub time series constituted the inputs of ANN and the resulting model was applied to forecast the original time series. Hybrid model (wavelet and ANN) combines the characteristics of each individual model increasing the forecasting performance. Sub-series decomposed by discrete wavelet transform from original time series provide detailed information about the data structure and its periodicity. Behavior of each sub-series is different. The selection of dominant sub-series becomes effective on the output data improving ANN model's performance. Wavelet global spectra, which present the periodic structure of data, provide limited information about the selection of inputs for the ANN model. Therefore, the correlation coefficients between decomposed sub-series and precipitation time series are considered. It is an original idea to take the sub-series obtained by summing the dominant sub-series as input for an ANN model.

In this study, wavelet transforms and ANNs have been applied to estimate the daily precipitation on Turkish meteorological data. Each of the meteorological data considered as input for the ANN model was decomposed into wavelet sub-series (DWs) by discrete wavelet transform (DWT). Then, ANN configuration is constructed with appropriate DWs as input, and original precipitation time series as output. So, different wavelet-ANN models were prepared for each station. Finally, the estimation performance of the wavelet-ANN hybrid model is compared with the performance of a classically trained ANN model and multi linear regression model. The presented study is the first application in daily precipitation estimation using wavelet sub-series of various meteorological variables in water resources literature.

1.GİRİŞ

İklim bilimcilere göre, atmosferdeki değişebilen süreçlere bağlı olan hava, yeryüzünün herhangi bir yerindeki ve herhangi bir andaki atmosferik olayların tümünü kapsar. Atmosferin bu bir anlık durumu, yeryüzünün herhangi bir yerindeki sıcaklık, yağış, nem, buharlaşma, bulut, rüzgar ve hava basıncı gibi çok sayıdaki değişkenin birlikteliği ile açıklanmaktadır. İnsan etkinliklerinin çok büyük bir bölümü, hava olaylarına bağlıdır ve ondan etkilenir. Bu yüzden, hava olaylarının kısa yada uzun süreli öngörülerinin yapılması, insan yaşamı için önemli kabul edilmektedir (Türkeş, 2001). Bu da, meteorolojik değişkenlerin oldukça iyi analiz edilmesine ve doğrulukla bilinmesine bağlıdır.

Meteorolojik olaylar, su kaynakları ve onun kullanım alanları ile yakından ilişki içerisinde. Gerek iklim değişikliğinin bir sonucu olarak gerekse de iklimin kendi doğal değişebilirliğinin bir sonucu olarak meydana gelebilecek bu değişimlerin iyi değerlendirilmesi, ülkemizdeki sınırlı mevcut su kaynaklarının en verimli şekilde kullanılması, geleceğe yönelik planların yapılması ve öngörülen yerlerde gerekli önlemlerin alınması için hidrometeorolojik değişkenlerin en iyi şekilde tahminin ve analizinin yapılması önemlidir. Bu değişkenlerden birisi olan yağış, su kaynakları kullanımını doğrudan etkilemektedir. Yağış, hidrolojik değişkenlerden en önemlisi olan akışı meydana getiren en önemli değişkendir.

Aşırı yağışlar, bazen taşkınlara neden olmaktadır. Ülkemizde aşırı yağışların neden olduğu taşkınlar sıklıkla meydana gelmektedir. Uydu ve radar gözlemleri yağmur tahmini vermede güvenilirlerdir. Ancak, yerel taşkınlar için gerekli uyarılar verecek kadar güvenilir maksimum yağış tahmini hala sağlanamamaktadır. Yağışın yeterli olmaması durumunda ise, bölgede su kaynakları azalmakta ve kuraklık gibi insan yaşamını etkileyen durumlar ortaya çıkabilmektedir. Son yıllarda özellikle iklim değişikliği/değişebilirliği üzerine giderek artan çalışmalarda küresel ortalama yeryüzü sıcaklıklarında gözlenen 0.6 ± 0.2 °C'lik artışın yağışlarda bir düzensizliğe yol açacağı ve bazı bölgelerin kuraklaşacağı öngörülmektedir (IPCC, 2001). Bu da yağış başta olmak üzere hidrometeorolojik değişkenler üzerine yapılan çalışmaların

önemini arttırmaktadır. Dolayısıyla yağışın doğru analizi, öngörüsü ve özellikle günlük yağışların doğru tahmin edilmesi çok önemlidir.

Yeryüzünün dörtte üçü sularla kaplıdır. Yeryüzünde bulunan suların büyük kısmı yüzeyde (deniz, göl, akarsu...) bulunurken bir kısmı da yeraltında bulunmaktadır. Yüzey ve yer altı sularının kaynağı atmosferde meydana gelen yağıştır. Yağış denince su kaynakları açısından yağmur ve kar anlaşılmaktadır. Yağmur hemen akışa geçebilirken, kar ise yüzeyde doğal olarak depolanır. Yağışın meydana gelmesi için bazı şartların bir araya gelmesi gerekir. Öncelikle atmosferde yeterince su buharı bulunmalı, sonra hava soğumalıdır (hava soğuyunca su buharı taşıma kapasitesi azalır, doyma noktasının üzerine çıkılınca su buharı sıvı hale geçebilir). Daha sonra yoğunlaşma meydana gelmelidir. Yoğunlaşma çok küçük olan çeşitli toz zerrecikleri üzerinde meydana gelir ve böylece bulutlar oluşur. Ancak bu yoğunlaşan su zerreciklerinin atmosferden yeryüzüne doğru düşmesi için yaklaşık 1 mm çapına erişmesi gerekir. Gerekli büyüklüğe erişen su zerrecikleri yeryüzüne yağış olarak düşerler (Bayazit, 1998).

1.1. Türkiye'nin Genel İklimsel Özellikleri

Türkiye genel konumu bakımından ekvatorial-tropik ve kuzey kutbu hava hareketlerinin arasında kalan bir geçiş bölgesinde yer almaktadır. Bundan dolayı, meteorolojik olayların çok kararlı bir yapıya sahip olduğu söylenemez. Burası yaz ve kış aylarında bu hava hareketlerinin zaman zaman sokulduğu bir bölgededir. Kış aylarında kuzeyli olan karasal ve denizsel karakterli kutupsal hava kütleleri Türkiye'ye sokulduğundan, genel olarak soğuk, buharlaşma az ve yağışlar fazladır. Yaz aylarında ise güneyli tropik hava hareketlerinin etkisinden dolayı, genel olarak sıcaklık, nemlilik ve buharlaşma fazla, yağışlar ise azdır (Şen, 2003). Türkiye'nin ikliminin en önemli belirleyicileri Akdeniz ve Karadeniz havzaları, Anadolu yarımadasının güney ve kuzey kıyıları boyunca uzanan yüksek dağlar ve Anadolu platosudur (Türkeş, 1997). Atlantik Okyanusu ve Akdeniz yağışın ana kaynağı olan nemin oluşup ülkemizi etkilemesine neden olan ana kaynaklardır. Bu yüzden genel olarak Ege ve Akdeniz kıyıları yağıştan en çok etkilenen alanlardır. Batıdan doğuya uzanan yüksek dağlar bu yağış bırakan nemli hava kütlelerinin iç kısımlara ulaşmasını engellemektedir. Bu yüzden Türkiye'de kıyı kesimlerden iç kesimlere gittikçe yıllık toplam yağış miktarında azalma görülmektedir. Genel hava

hareketlerinin dışında ülkemizde yağışların bazı bölgesel ve yersel durumlardan fazlaca etkilendiği bilinmektedir. Mesela ülkemizde en fazla yağış alan yerler arasında doğu Karadeniz ve özellikle Rize ile güneybatı Akdenizde Antalya ve çevresi gelmektedir (Türkeş, 1996). Bu iki bölgede de yağışın fazla olmasının bir sebebi doğu Karadeniz dağları ve Batı Torosların denize paralel uzanmalarıdır. Bu dağların denize bakan yamaçları fazlaca yağış almaktadır. Türkiye’de en az yağış alan yerler ise genelde etrafı dağlarla çevrili Malatya ve Iğdır gibi yüksek ovalar ve güneydoğu Anadolu bölgesidir.

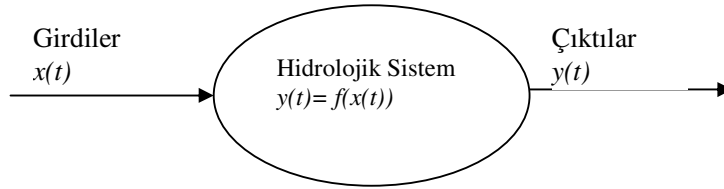
1.2. Yağış Tahmin Yöntemleri Hakkında Genel Bilgi

Su kaynakları ve onun kullanım alanları ile yakın ilişkisi olan, taşkın gibi doğal afetlere neden olan yağışın doğru tahmini çok önemlidir. Fakat, doğru yağış tahmini hala meteorolojinin en zor işlerinden biridir. Yağış, onu meydana getiren fiziksel sürecin tam olarak çözülememesi, oluşumunda etkili olan parametrelerin çokluğu, bölgeden bölgeye büyük değişimler göstermesi ve daha pek çok nedenden dolayı hala doğru olarak tahmin edilmesi en zor meteorolojik değişkenlerin başında gelmektedir. Özellikle günlük ya da saatlik gibi daha küçük zaman ölçeğinde yağışın doğru tahmin edilmesi çok daha önemlidir. Bu özellikle taşkınları oluşturan yağışların önceden tahmin edilmesinde, baraj planlamasında ve daha başka yerlerde faydalı olacaktır. Sayısal hava tahmin modelleri, yaklaşık çeyrek yüzyıldır, pek çok meteorolojik değişkenin tahmininde sıklıkla kullanılmaktadır. Fizik kanunlarına dayanan Sayısal Hava Tahmin Modelleri, ilk uygulamaya girdikleri günden beri sürekli olarak gelişmiştir. Sayısal hava tahmin modelleri, çok büyük hesaplamaları yapabilecek bilgisayarlar, geniş bir veri ağı gerektirmektedir. Bugün bilgisayarların çok gelişmiş olması, uydu ve radarlar sayesinde atmosfer hareketlerinin kolaylıkla gözlemlenebilmesi, istenilen verilerin rahatlıkla elde edilebilmesi bu modellerin başarılarını arttırmıştır. Bugün 1-10 güne kadar çeşitli meteorolojik değişkenlerin güvenilir tahminleri elde edilebilmektedir. Bu tür modeller arasında bulunan NCEP/ETA gibi modeller ülkemizde de kısa vadeli tahmin amacıyla kullanılmaktadır (www.meteor.gov.tr, devlet meteoroloji işleri genel müdürlüğü web sayfası). Bu modeller yağış tahminlerinde de kullanılmaktadırlar. Ancak yağışı meydana getiren fiziksel olayların karmaşıklığı, lokal ve küçük ölçekli etkilerin yağış üzerine etkin olması yinede bu tür modellerden istenilen sonuçların alınmasını

engellemektedir. (Kulligowski ve Baros, 1998). Literatürde yağış tahmini amacıyla sayısal modeller ve ARMA, regresyon gibi istatistik yöntemlerin kullanılması ile ilgili çok sayıda çalışma vardır (Applequist ve diğ., 2002; Burlando ve diğ., 1993; Bustamante ve diğ. 1999; Toth ve diğ., 2000).

1.3. Kara Kutu Yöntemleri

Kara-kutu modelleri, yapısal özellikleri ve çalışma tarzı tam olarak belirlenemeyen ve dolayısıyla modellendirilmeleri oldukça güç olan sistemlerin modellenmesinde başarılı olan yöntemlerdir. Sistem kavramı hidrolojik çalışmalarda önem taşır. Sistemler incelenen probleme bağlı olarak belirlenebilir. Örneğin hidrolojik çalışmalarda, akarsu havzası bir sistem olarak düşünülebilir. Ne tür olursa olsun sistemler belirli girdileri, çıktılarına dönüştüren bir fonksiyon olarak düşünülebilirler. Bu dönüşüm $y(t) = f(x(t))$ olarak tanımlanabilir ve Şekil 1.1'de ki gibi gösterilebilir. Burada t zaman ve f sistemin dönüşüm fonksiyonudur (Bayazit, 1998).



Şekil 1.1. Sistem kavramı

Kara-kutu yaklaşımları, sistemin girdilerini çıktılarına çeviren dönüşüm fonksiyonlarıdır ve bu yöntemler sistemin fiziksel yapısıyla ilgilenmezler. Sistemin girdilerinin ve çıktıların arasında ilişki kurarak istenilen çıktıları tahmin etmeye çalışırlar. Böylece olayı daha basit olarak ele alarak karmaşık durumlardan arındırılmış olurlar. Bu tür kara-kutu modellerinden birisi olan yapay sinir ağları yöntemi, son yıllarda su kaynakları ve meteoroloji alanında da başarıyla uygulanan ve en çok tercih edilen yöntemdir. Özellikle yağış gibi tahmin edilmesi güç değişkenlerin tahmininde yapay sinir ağları başarıyla kullanılabilir. Yapay sinir ağları lineer olmayan sistemlerin analizinde başarıyla kullanılan bir yöntemdir. Bu yöntemin en büyük avantajlarından biriside uygulamasındaki kolaylık ve çok fazla veri gerektirmemesidir.

1.4. Yapılan Çalışmanın Önemi, Amacı ve Kapsamı

Hidrometeorolojik verilerin tahmini su kaynakları sahasındaki çalışmalar için önemlidir. Bu değişkenlerden birisi olan yağış su kaynakları kullanımını doğrudan etkileyen bir değişkendir. Yağış tahmini için günümüzde çeşitli sayısal hava tahmin modelleri kullanılmaktadır. Ancak, yağış, onu meydana getiren fiziksel sürecin tam olarak çözülememesi, oluşumunda etkili olan parametrelerin çokluğu, bölgeden bölgeye büyük değişimler göstermesi ve daha pek çok nedenden dolayı hala doğru olarak tahmin edilmesi en zor meteorolojik değişkenlerin başında gelmektedir. Özellikle günlük ya da saatlik gibi daha küçük zaman ölçeğinde yağışın doğru tahmin edilmesi çok daha önemlidir. Bu özellikle bazı taşkınların önceden tahmin edilmesinde, baraj planlamasında ve daha başka yerlerde faydalı olacaktır.

Hidrometeorolojik alanda son yıllarda yapay zeka metotlarının tüm dünyada kullanımı giderek artmaktadır. Lineer olmayan sistemlerin davranışında başarıyla kullanılabilen bir kara-kutu modeli olan yapay sinir ağlarının hidroloji ve meteoroloji konularında da kullanımı giderek artmıştır. Özellikle aralarındaki ilişki tam olarak belirlenemeyen değişkenlerin modellenmesinde yapay sinir ağları başarıyla uygulanmaktadır. Dolayısıyla yağış gibi, tahmini zor bir değişkenin tahmin edilmesinde yapay sinir ağları, sayısal hava tahmin modellerine alternatif bir yaklaşım olabilir. Yapay sinir ağları uygulamasındaki kolaylık, fazla veri gerektirmemesi, veri dağılımlarından etkilenmemesi gibi nedenlerden dolayıda iyi bir alternatiftir. Ancak yapay sinir ağları simülasyonlarında ki başarılarına rağmen hala bazı belirsizliklere sahiptir. Yöntemin eksik yanı, olayın fiziksel yapısını göz önüne almaması ve modelin performansının girdileri seçiminden dolayı kullanıcının tercihi bırakılmasıdır. Özellikle son yıllarda, meteorolojik ve hidrolojik değişkenler üzerinde de çeşitli uygulamaları olan dalgacık analizi, verilerin periyodik ve karakteristik yapısının belirlenmesinde kullanılan, verilerin periyodik yapısının gizli özelliklerinin ortaya çıkarılmasında faydalı olan yeni bir yöntemdir. Dalgacık dönüşümünün kullanılması yapay sinir ağlarının yeteneğini ve başarısını arttırmıştır. Dalgacık dönüşümü verilerin periyodik yapısının ortaya çıkarılmasını ve böylece yapılan tahmin çalışmasına fiziksel bazı özellikler katılmasını sağlar. Bu çalışmada dalgacık analizi yöntemi, modelin girdi aşamasında yapay sinir ağları yöntemine katılacaktır.

Bu çalışmada, Türkiye günlük meteorolojik verileri kullanılarak, yapay sinir ağları ve dalgacık analizi metotlarıyla günlük yağış tahmini amaçlanmaktadır. Yağış tahmini üzerine, meteorolojik veriler yardımıyla geniş kapsamlı bir tahmin modeli, YSA ve dalgacık analizlerinin bir uygulaması olarak ilk kez ortaya konmuştur. Dalgacık analizinin YSA modellerinde kullanımı henüz çok yenidir ve modellemenin yeteneğini arttırmaktadır (Wang ve Ding, 2003).

Çalışmada ilk önce kullanılması düşünülen verilerin güvenilirliğinin tespit edilebilmesi için homojenlik analizi yapılacaktır. Verilerin homojen olup olmamasının yapay sinir ağlarının başarısının üzerine bir etkisinin olmamasına rağmen (Cıgızoğlu, 2004b), elde edilen sonuçların güvenilirliği, şüphelerin ortadan kaldırılmasının yanı sıra meteorolojik veriler üzerine geniş çaplı bir homojenlik analizi yapılması amaçlanmıştır. Elde edilen sonuçlara göre homojen olduğu tespit edilen veriler, çalışmada yağış tahmininde kullanılmak üzere seçilmiştir.

Homojenlik analizi sonuçlarına göre seçilen veriler, günlük yağış verilerinin tahmin edilmesi amacıyla kullanılmıştır. Bu amaçla ilk önce sadece yapay sinir ağları yöntemi kullanılmıştır. Çalışmada meteorolojik veriler kullanılarak, Türkiye genelinde günlük yağış tahmini üzerine geniş çaplı bir çalışma ortaya konmuştur. Günlük meteorolojik veriler yapay sinir ağları yönteminin girdileri olarak kullanılarak gözlenmiş günlük yağış verileri tahmin edilmiştir. Her istasyon için kurulan en iyi modeller sonuçlarda özetlenmiştir. Çalışmada literatürde en çok bilinen 3 farklı yapay sinir ağları algoritması kullanılmıştır. Böylece farklı yapay sinir ağları algoritmaları karşılaştırma kriterlerine göre kıyaslanmıştır. 3 farklı yapay sinir ağları yöntemi yağış tahmini amacıyla aynı çalışmada ilk kez bir arada kullanılmıştır.

Çalışmanın diğer aşamasında, dalgacık ve yapay sinir ağları yöntemi birlikte kullanılarak günlük yağış tahmini yapılması amaçlanmıştır. Bu amaçla ilk önce tüm meteorolojik veriler, ayrık dalgacık analizi yöntemi ile periyodik bileşenlerine ayrılmıştır. Dalgacık dönüşüm tekniği hem zaman hem periyot ortamında kararsız verilerin incelenmesinde oldukça başarılıdır. Zaman serileri içerisinde bulunan periyodik bileşenler tüm zaman boyunca aynı olmayıp, zaman içerisinde değişiklik gösterebilirler. Dalgacık dönüşümü periyodik bileşenlerinde zaman içerisindeki değişimlerini ortaya çıkarabilmektedir. Bu nedenle seri içerisindeki böyle kararsız periyodik yapıların ortaya konabilmesi, etkin periyodik bileşenlerin belirlenmesi

amacıyla ayrık dalgacık dönüşümü kullanılarak veriler analiz edilmiştir. Analiz sonucunda elde edilen sonuçlara göre belirlenen bileşenler yapay sinir ağlarının girdileri olarak kullanılarak, günlük yağış verileri tahmin edilmiştir. Bileşenlerin analizi sonucunda bazı bileşenlerin, yağış üzerine daha fazla etkin olduğu ortaya konmuştur. Dalgacık analizi yönteminin, yapay sinir ağlarının tahmin yeteneğini oldukça arttırdığı gösterilmiştir. Çalışmada ayrıca çoklu lineer regresyon yöntemi de kullanılarak günlük yağış tahmini yapılmıştır. Elde edilen tüm model sonuçları karşılaştırma kriterleri ile değerlendirilmiştir.

Sonuç olarak, ilk defa bu çalışmada dalgacık dönüşümü, yağış tahmininde kullanılmıştır. Ayrık dalgacık dönüşüm tekniği yardımıyla günlük meteorolojik verilerin değişik periyotdaki bileşenlerinin elde edilmesi ve etkin bileşenlerin yapay sinir ağları modelinde girdi olarak kullanılması ile yüksek bir başarı elde edilmiştir. Su kaynakları ve meteoroloji alanında dalgacık dönüşüm tekniği ve yapay sinir ağlarının kullanılmasının çok yararlı olacağı ortaya konmuştur.

2. ÖNCEKİ ÇALIŞMALAR

2.1 Yapay Sinir Ağları Üzerine Yapılan Çalışmalar

Herhangi bir kararın etkinliği kararı izleyen durumun verilen karara uygunluluğu ile belli olur. Karar vermeden önce bu kontrol edilemeyen durumların tahmin edilebilmesi verilecek kararlar üzerinde ki başarı yeteneğini artırır. Yani tahmin yapmak karardaki riski azaltmaktadır (Kumar ve Sathish, 2004).

Meteorolojik değişkenlerin tahmini yarım yüzyıldan fazla bir zamandır, dünyada en önemli araştırma konularından biri olmuştur. Yağış, sıcaklık, akış gibi değişkenlerin kısa ve uzun vadeli tahmin ve araştırmalarının yapılması, insan ve doğanın yaşamı için önemli kabul edilmektedir. Bir hidrometeorolojik verinin tahmini, mevcut verilerin uygunsuzluğu ve zaman serisini etkileyen parametrelerin belirsizliğinden dolayı en güç işlerden biridir (Kumar ve Sathish, 2004).

Son yıllarda yapay sinir ağları (YSA) çeşitli alanlarda tahmin amacıyla kullanılan oldukça popüler bir yöntemdir. Zaman serisi analizinde kullanılan mevcut tekniklerin çoğu, değişkenler arasında lineer ilişkiler olduğunu kabul etmektedir. YSA gibi lineer olmayan modellerin, genellikle lineer olmayan ilişkiler gösteren hidrometeorolojik verilerin analizinde kullanılmaları uygun gözükmektedir. YSA herhangi bir ön şarta gerek duymaksızın lineer ve lineer olmayan modellere uygulanabilme yeteneğinin yanı sıra geleneksel olarak çözümü çok zor olan pek çok mühendislik probleminde alternatif bir yaklaşımdır (Luk ve diğ., 1999). YSA modelleri su kaynaklarının geniş alanı içinde kullanılan ve tahmin için güçlü bir yöntemdir (Wang ve Ding, 2003). YSA'ların su kaynaklarında ve değişik meteorolojik hadiselerin tanımlanması, sınıflanması ve tahmininde sıkça karşılaşılan değişik problemlere uygulanması ile ilgili çok sayıda çalışma bulunmaktadır. Literatürde YSA'nın su kaynakları sahasında uygulanması ile ilgili kapsamlı bir araştırma Maier ve Dandy (2000) tarafından yapılmıştır. Bu çalışmada YSA ile ilgili 43 makale ayrıntılı olarak irdelenerek modelleme hakkında geniş bir bilgi verilmiştir.

Tokar ve Johnson (1999) YSA teknolojisini; günlük yağış, sıcaklık ve kar erimesi verilerinin fonksiyonu olarak günlük akımların kestiriminde kullanmışlardır. Su kaynakları alanında YSA ile yapılan çok sayıda çalışma yer almaktadır. En çok nehir akım tahmini üzerinde YSA çalışması bulunmaktadır (Cıgızoglu, 2003a, b; Cıgızoglu ve Kişi, 2005; Campolo ve diğ. 1999, Hsu ve diğ., 1995). Yağış-akış modellemesi üzerine (Rajurkar ve diğ., 2002; Cıgızoglu ve Alp, 2004), buharlaşma tahmininde (Sudheer ve diğ., 2002) ve akarsularda askı malzemesi tahmininde (Cıgızoglu, 2004a; Cıgızoglu ve Alp, 2006) YSA modelleri kullanılmıştır..

YSA teknikleri meteorolojik çalışmalarda da sıklıkla kullanılmaktadır. YSA tekniğinin yağış tahmini üzerine çeşitli uygulamaları yapılmıştır. Hall (1998) Amerika’da 2 yıllık bir zaman serisinde günlük yağış olasılığı için YSA modeli kullanmıştır. Bu çalışmada farklı hava değişkenleri ile bir sayısal hava tahmin modelinin (ETA) çıktıları YSA modelinin girdileri olarak kullanılmıştır. Çalışmada % 95 olasılıkla yağmur beklenmeyen 436 günün 435 tanesinde yağmur meydana gelmemiştir. Sonuç olarak bu modelin yağış olma olasılığını büyük doğrulukla tahmin ettiğini ortaya koymuştur. Applequist ve diğ. (2002) Amerika’da beş farklı tekniği (YSA, lineer regresyon, diskriminant analizi, lojistik regresyon ve diskriminant analizi kullanarak sınıflama sistemi) kıyaslamıştır. Çalışmada Amerika’da 154 istasyondan elde edilen klimatolojik veriler yardımıyla 24 saatlik yağış tahmini yapılmıştır. Bu iki çalışmada da kullanılan meteorolojik değişkenler, çeşitli atmosfer basınçlarında uydu ya da radar ile ölçülmüş veriler yada sayısal hava tahmin modelinden elde edilen çıktılarıdır. Çalışmada lojistik regresyon modelinin diğerlerinden biraz daha iyi performans gösterdiğini bulmuştur. Freiwan ve Cıgızoglu (2005) ileri beslemeli geriye yayımlı YSA yöntemini kullanarak Ürdün aylık yağışlarını tahmin etmeye çalışmışlardır. Bu çalışmada YSA modelinin test aşamasındaki belirlilik katsayısı 0,45 değerlerine kadar çıkmıştır. Sonuçlar AR(p) modeli ile kıyaslanmış ve daha iyi olduğu ortaya konmuştur. Ramirez ve diğ. (2005) Sao Paolo’ya yağış tahmini için YSA tekniklerini uygulamışlardır. Başka bir meteorolojik modelden (ETA modeli) elde edilen değişkenler (potansiyel sıcaklık, düşey rüzgar bileşenleri, bağıl nem, hava sıcaklığı, yağışa çevrilebilir su buharı miktarı, bağıl vortisite v.s.) girdi olarak modele sokulmuştur. Sonuçlar çoklu lineer regresyon yöntemi ile kıyaslanmış ve YSA’nın daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür. Kulligowski ve Baros (1998) Amerika’da 2 havza için 6 saatlik yağış

tahmini yapmak için YSA modeli kullanmışlardır. Çalışmada YSA modelinin girdileri olarak NCEP (National Center for Environmental Prediction) modelinin çıktıları rüzgar hızı ve bağıl nem değişkenleri de kullanılmıştır. Sonuçta YSA modelinin lineer regresyon modelinden özellikle aşırı yağışları tahmin etmede çok başarılı olduğu bulunmuştur. Bu çalışmada gözlemlenen yağışlar ile tahmin edilenler arasındaki korelasyon katsayısı test aşaması için 0,55 bulunmuştur. Yağış tahmini üzerine bir diğer çalışmada Silverman ve Dracup (2000) tarafından yapılmıştır. Bu çalışmada Kaliforniya eyaletinde uzun-dönem yağış tahmini için YSA tekniği kullanılmıştır. Bu çalışmada ENSO (El Nino-Southern Oscillation) indeksinin yağış üzerine etkisi de araştırılmış ve ENSO indisi de girdi olarak kullanılarak yıllık toplam yağış tahmini çalışılmıştır. Sonuçlarda ENSO indisinin yağış üzerine etkili olduğu bulunmuştur. Yağış tahmini üzerine diğer bir çalışmada Hsu ve diğ. (1997) tarafından yapılan bir çalışmadır. Bu çalışmada YSA tekniği ile aylık toplam yağış tahmini Japonya'ya ait yağış verileri üzerine yapılmıştır. Bu çalışmada gözlem verileri ile tahmin edilenler arasında en çok 0,76 değerlerine kadar korelasyon elde edilmiştir. Bu çalışmalara benzer olarak yapılan diğer çalışmalarda, Bodri ve Cernak (2000) Macaristan'da aylık yağış tahmini için, Sahai ve diğ. (2000) Hindistan'da yaz muson yağışlarının tahmini için YSA tekniğini kullanmışlardır. Yağış tahmini için yapılan çalışmaların hepsinde genelde en çok kullanılan ileri beslemeli geriye yayılmalı yapay sinir ağları (İBGYSA) tekniğidir. Bu çalışmalarda genelde az sayıda istasyon kullanılmış, aylık ya da uzun dönem tahminler yapılmış ve çok uzun veriler ile YSA yöntemi uygulanmamıştır. Genelde günlük yada 12 saatlik yağış tahmin yöntemlerinde uydu yada radar ile ölçülmüş yada sayısal hava tahmin modellerinden elde edilmiş çok sayıda hava değişkeni kullanılmıştır. Bu da daha uzun döneme ait verilerin kullanılmasına imkan vermemiştir.

Bu çalışmaların dışında meteorolojik değişkenler üzerine yapılan diğer bazı çalışmalar ise şunlardır. Sudheer ve diğ. (2002) 4 yıllık kayıt uzunluğuna sahip günlük meteorolojik verilerden faydalanarak buharlaşma tahmini yapmak için İBGYSA modeli kullanmışlardır. Hindistan'da 4 yıllık minimum sıcaklık, maksimum sıcaklık, minimum ve maksimum özgül nem, ortalama günün güneşli saatleri ve rüzgar hızı verilerini değişik kombinasyonlarda kullanarak yaptıkları çalışmada YSA modeliyle başarılı tahmin yapıldığını göstermişlerdir. Bu çalışmada minimum ve maksimum değerler yerine ortalama değerler ile çalışmanın buharlaşma

modelini olumsuz etkilediğini ileri sürmüşlerdir. Modelin en iyi performansı en çok sayıda değişken ile başardığını göstermişlerdir. Coulibaly ve diğ. (2000) hidroklimatik veriler yardımıyla yıllık akım tahmini yapmak için bir yinelenen YSA modeli kullanmışlardır.

Genellikle, literatürdeki çalışmalarda İBGYSA yöntemi kullanılmıştır. Diğer YSA yöntemleri su kaynakları sahasında çok az kullanılmıştır (Cıgızoğlu, 2005a; 2005b; Cıgızoğlu ve Alp, 2004; Cıgızoğlu ve Alp, 2006). Radyal tabanlı YSA ve geliştirilmiş YSA yöntemlerinin meteorolojik değişkenler üzerine uygulamalarına rastlanmamıştır.

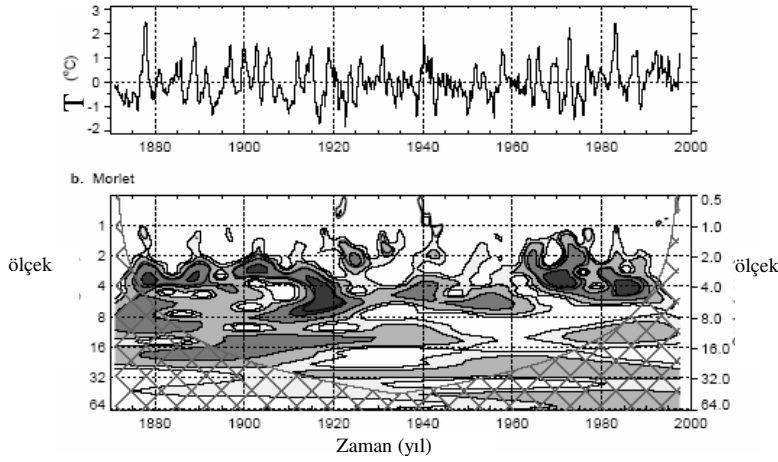
Türkiye’de YSA son yıllarda giderek daha fazla ilgi görmüş ve su kaynakları üzerine bazı çalışmalarda kullanılmıştır.

Cıgızoğlu (2003a) Doğu akdeniz bölgesi aylık ortalama akım verilerini YSA modeli ile tahmin etmiş, stokastik model ve YSA’yı birlikte kullanmıştır. Veri sayısı sınırlı olduğu için iyi bilinen ARMA modeli (AR(1)) ile aylık ortalama veriler türetilmiş ve bu veriler tahminde kullanılmıştır. Bu sonuçlar sınırlı veri ile yapılan YSA tahmin değerleri ile kıyaslanarak, artan veri ile daha iyi sonuçlar alındığı gösterilmiştir. Cıgızoğlu ve Alp (2004) üç değişik (İBGYSA, radyal tabanlı YSA ve geliştirilmiş regresyon YSA) YSA modelini yağış-akış tahmini yapmak için kullanmışlardır. Sonuçları çoklu regresyon ile kıyaslamışlardır. Tatlı ve diğ. (2004) Türkiye aylık toplam yağış verilerini istatistiksel olarak incelemişler, lokal ve büyük çaplı iklimsel etkileri araştırmışlardır. Çalışmada yağış tahmini için yinelenen YSA modeli kullanmışlardır. Ayrıca Şahin ve diğ. (2004) tarafından YSA yöntemleri hava kirliliği ile ilgili bazı değişkenlerin tahmini için kullanılmıştır.

2.2. Dalgacık Dönüşümü Üzerine Yapılan Çalışmalar

Dalgacıklar, veriyi farklı frekans bileşenlerine ayıran ve sonra kendi ölçekleriyle eşleştirilmiş bir çözünürlüğe sahip bileşenler üzerinde çalışan matematiksel fonksiyonlardır. Dalgacık analizi bir zaman serisindeki farklı frekanstaki durağan olmayan varyans analizi için kullanışlı bir yöntemdir. Ayrık dalgacık dönüşüm tekniği orjinal bir zaman serisini farklı bileşenlere ayırır, bu bize çeşitli çözünürlük seviyelerinde farklı ve kullanışlı bilgiler vermekte ve bu, tahmin modellerinin yeteneğini arttırmaktadır (Kim ve Valdes, 2003).

Dalgacık dönüşüm tekniğinin hidrometeoroloji ve su kaynakları alanlarında uygulanışı son derece yenidir. Bilinen ilk çalışma 1993 yılında yağış verileri üzerine Kumar ve diğerleri tarafından yapılan çalışmadır (Kumar ve Foufoula 1993). Bu çalışmada yağış verileri çok çözünürlüklü analiz ile bileşenlerine ayrılıp her bileşen analiz edilmiştir. Torrence ve Compo (1997), dalgacık analizine rehber olarak kabul edilen bir çalışmada ENSO ve deniz suyu yüzey sıcaklık değerlerini sürekli dalgacık dönüşümü yardımıyla analiz etmişlerdir. Bu çalışmalar da ENSO ve deniz suyu yüzey sıcaklık değerleri dalgacık dönüşümlerinde 2 ila 8 yıl ölçekleri arasında yoğun değerler olduğu gözlemlenmiştir (Şekil 2.1). İki farklı değişkenin dalgacık dönüşüm katsayılarını çarparak ortak etkileri ortaya çıkarılmıştır. Çapraz spektrum adı verilen bu işlemde de aynı yoğunlaşma görülmektedir.



Şekil 2.1. a) deniz suyu yüzey sıcaklık verileri, b) Morlet dalgacığı kullanarak dalgacık güç spektrumu(Torrence ve Compo, 1997). Hakim periyotların 2-8 yıl arasında olduğu görülüyor.

Drago ve Boxall (2002) yaptıkları çalışmada deniz seviyesi değişimleri ve hava basıncı ölçümlerini iki periyot halinde dalgacık dönüşümü yardımıyla analiz etmişlerdir. Çalışmada hem sürekli, hem de ayırık dalgacık yöntemi kullanılmıştır. Deniz seviyesi ve atmosfer basıncı değişkenlerinin sürekli dalgacık dönüşümü sonucunda elde edilen katsayılarının korelasyonları incelenmiştir. Sonuçta kış mevsiminde anlamlı korelasyonlar bulunmuştur. Ayrıca iki değişken ayırık dalgacık dönüşümü ile 8 ayrı seviyede bileşenlerine ayrılmış ve her bileşen seviyesinde birbirleriyle kıyaslanmıştır. Sonuçta bazı seviye bileşenlerinde yüksek uyumluluk belirlenmiştir.

Bir diğ er  alıřmada ise, Breaker ve diğ. (2001) 18 yıllık, g nl k  l  lm ř r zgar, deniz suyu y zey sıcaklıđı ve deniz seviyesi verilerini kullanarak deđiřkenler arasındaki iliřkiyi ve d n msel deđiřimleri dalgacık d n ř m  yardımıyla belirlemeye  alıřmıřlardır. Bu deđiřkenlerin periyodik yapılarını Morlet dalgacıđı kullanan s rekli dalgacık d n ř m  y ntemi ile incelemiřler ve sonu ları El-ni o olayları ile iliřkilendirmeye  alıřmıřlardır. Coulibaly ve Burn (2004) Kanada yıllık akımlarındaki deđiřkenliđi belirlemek ve tanımlamak i in dalgacık d n ř m tekniđini kullandılar. 79 nehir den akım verilerine s rekli dalgacık d n ř m  uygulayarak  eřitli periyotlardaki (2-3 yıllık, 3-6 yıllık ve 6-12 yıllık) deđiřimleri belirlemeye  alıřtılar ve Kanada akımlarının periyodikliđinde 2-3 ve 3-6 yıllık aktivitelerin esas olduđunu g sterdiler. Daha sonra bu deđiřkenler ENSO ve NAO (North atlantic oscillation) ile iliřkilerini incelemiřlerdir. Bu  alıřmalarda da g r lmektedir ki dalgacık analizi, ENSO, NAO gibi periyodik olayların incelenmesinde ve anlamlı iliřkiler kurulmasında yararlı olmaktadır. Nehir akımları ile ilgili yapılan bir bařka  alıřmada ise Smith ve diğ. (1998) ABD ve tropik adalardaki toplam 91 nehir akım  l  m n n dalgacık spektrumu analizi yardımıyla verilerin periyodik karakterlerini ortaya koyarak sınıflandırmaya  alıřmıřlardır. B ylece, 91 nehir akımının global spektrumlarını karřılařtırarak, 5 ayrı hidroklimatik b lgeyi tanımlamıřlardır. Sonu  olarak 5 ayrı b lgeye ait farklı akım karakteristikleri global spektrum ile tespit edilebilmiřtir. Ayrıca akımların yersel dalgacık spektrumlarını incelenmesi sonucunda, 64 ve 128 g nl k etkin periyodik deđiřimler belirlemiřler ve bunu bahar kar erimeleri ile iliřkilendirmiřlerdir. Buna benzer bir  alıřma Saco ve Kumar (2000) tarafından ABD’de 197 adet akarsuya ait g nl k akım verisi  zerine yapılmıř ve 29 deđiřik havzada iklimsel sınıflama yapılmasına  alıřılmıřtır. Labat ve diğ. (2000) yađıř akıř iliřkisini incelemeye dalgacık d n ř m  kullanmıřlardır. G nl k, haftalık yađıř ve akıř verileri s rekli dalgacık d n ř m  ile incelenmiř ve periyodik yapılarındaki benzerlik arařtırılmıřtır. Sonu ta 3 ve 7 yıllık periyodik bileřenler her iki deđiřken i in uyumlu bulunmuřtur. Ayrıca yađıř ve akıř deđiřkenlerinin  apraz dalgacık spektrumları da incelenmiřtir. Dalgacık d n ř m n n modelleme uygulamaları ile ilgili ise literat rde pek bir  alıřma bulunmamaktadır. K   k (2004) dalgacık analizini akım modellemesinde kullanmıřtır. Dalgacık d n ř m n n literat rdeki uygulamaları hakkında geniř bir bilgi verilen bu  alıřmada akım verilerinin analizini dalgacık d n ř m  ile yapılmıřtır.  alıřmada ABD  zerinde bulunan 2 istasyona ait akım verileri

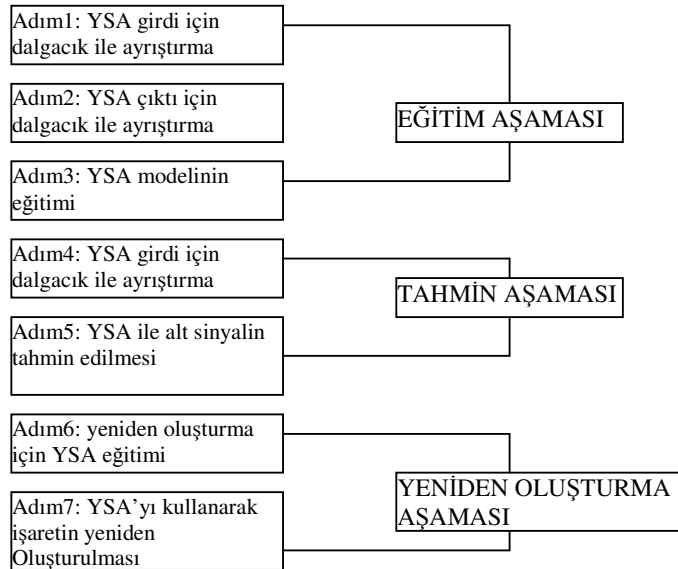
kullanılmıştır. Çalışmada akım verilerinin sürekli dalgacık dönüşümü ile periyodik yapısı incelenmiş ve daha sonra ayırık dalgacık dönüşümü ile periyodik bileşenlerine ayrılan akım verileri ARMA modelleri ile modellenmiştir.

Türkiye verilerinde ise dalgacık analizin kullanımı ile ilgili başlıca çalışmalar şöyledir. Dalgacık analizi eldeki verilerin yetersiz kaldığı durumlarda veri üretmek amacıyla bazı çalışmalarda kullanılmıştır. Ünal ve diğ. (2004) Türkiye'nin Göztepe meteorolojik istasyonuna ait, yıllık ve aylık yağış verilerini üretmek için dalgacık analizini ve başka üç analizi daha kullanmışlar ve sonuçları birbirleriyle kıyaslamışlardır. Bayazıt ve Aksoy (2001) yıllık ve aylık akış verisini üretmek için dalgacık analizi yöntemini kullanmış ve bunu klasik ARMA yöntemi ile kıyaslamıştır. Bu amaçla Türkiye ve Amerika'dan elde edilen veriler kullanılmıştır. Benzer bir çalışmada Bayazıt ve diğ. (2001) dalgacık ve Fourier analizini yıllık ve aylık akımların simülasyonunda kullanmışlardır. Çalışmada gözlenen seri dalgacık ile çeşitli frekanslarda ayrıştırılmış ve daha sonra sentetik seri elde etmek için tekrar rasgele oluşturulmuştur. Aynı amaçla Aksoy ve diğ. (2004) Diyarbakır meteoroloji istasyonuna ait saatlik rüzgar hızını kullanmışlardır.

2.3 Yapay Sinir Ağları ve Dalgacık Dönüşümünün Birlikte Kullanılması İle İlgili Çalışmalar (Dalgacık-YSA Modelleri)

Dalgacık dönüşüm tekniği ve yapay sinir ağlarının birlikte uygulanması ile ilgili çalışmalar henüz çok yenidir. Hidrolojide YSA ve dalgacık dönüşüm tekniğinin kullanıldığı ilk çalışmalardan birisi Coulibaly ve diğ. (2000) tarafından yapılan bir çalışmadır. Bu çalışmada yıllık akım tahmini için yinelenen YSA modeli kullanılmıştır. Ayrıca ENSO indeksi, NAO indeksi, İzlanda'da deniz seviyesi basıncı ve diğer bazı değişkenler ile akım arasındaki ilişkiyi göstermek için bu değişkenleri sürekli dalgacık dönüşümü ile zaman-frekans çözünürlüğünde incelemişlerdir. Mwale ve diğ. (2004) Güney Afrika'da sezonluk yağış verileri ve deniz suyu yüzey sıcaklık verilerini dalgacık dönüşüm tekniği yardımıyla analiz ederek verilerdeki hakim periyodu bulmaya çalışmışlardır. Bu çalışmada 2-2,4 ve 5,6-6,7 yıl periyotlu kuvvetli değişimleri yakalamışlar ve bunu ENSO ile ilişkilendirmişlerdir. Çalışmanın devamında ise yağış tahmini yapmak için genetik algoritmalı YSA modeli kullanmışlardır. Yani bu iki çalışmada da YSA dalgacık analizinden ayrı olarak ama

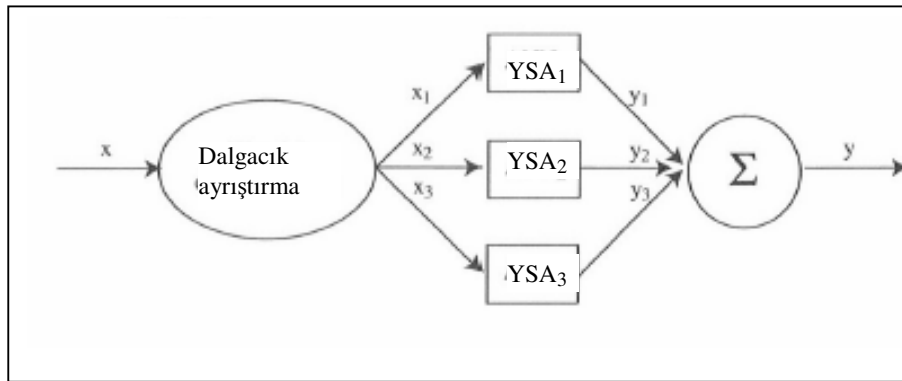
aynı çalışma içinde kullanılmıştır. Hidrolojide YSA ve Dalgacık tekniğinin birlikte kullanılması ile ilgili ilk çalışmalardan birisi Wang ve Ding (2003) tarafından yapılmıştır. Wang ve Ding (2003) YSA ve dalgacık analizinin kombinasyonundan oluşan yeni bir model önermişlerdir. Orijinal zaman serisini dalgacık dönüşüm tekniği ile alt-zaman (sub-time) serilerine ($W_1, W_2, \dots, W_p, C_p$) ayırmış, bu serilerin orijinal seri hakkında detaylı bilgi verdiğini ve her ayrılmış serinin farklı bir davranışı olduğunu belirtmiştir. Daha sonra YSA modelinde bu ayrılmış serileri girdi olarak kullanarak orijinal zaman serisini tahmin etmeye çalışmıştır. Yani veriler kendi alt zaman serileri tarafından tahmin edilmeye çalışılmışlardır. Onlar bu yöntemi günlük akım tahmini ve yer altı suyu seviyesinin tahmini olmak üzere iki ayrı uygulama ile denemişlerdir. Sonuçları ARMA (auto regressive moving average) modeli sonuçları ile kıyaslamışlar ve sonuçta ileri sürülen dalgacık-YSA (wavelet network model) modelinin tatmin edici ve başarılı olduğunu bulmuşlardır. Yaklaşık aynı zamanlarda çıkan bir başka çalışmada ise Kim ve Valdes (2003) Meksika’da kuraklık tahmini yapmak için YSA ve dalgacık tekniğinin karışımı olan melez bir model önermişlerdir. Bu teknikte ayrı dalgacık dönüşümü ile orijinal işaret çeşitli çözünürlük seviyelerinde parçalara ayrılmış (5 çözünürlük seviyesi) ve bu yeni seriler tahmin amacıyla YSA modeline sokulmuştur. Burada kullanılan YSA modeli üç ara tabakalı ileri beslemeli geriye yayılma algoritmalı YSA modelidir.



Şekil 2.2. Kim ve Valdez’in uyguladığı dalgacık dönüşümü ile iki aşamalı YSA modeli

Kuraklık indisinin tahmin edilmesini amaçlayan bu çalışmada iki aşamalı YSA modeli kullanılmıştır. Önce YSA modeli ile bu ayrıştırılmış işaretler eğitilerek, 1-3-6 ve 12 ay ötelemeli tahmin yapılmıştır. Daha sonra çıktılar YSA modeli ile yeniden birleştirilerek orijinal seriye dönülmüştür (Şekil 2.2). Yani bu çalışmada YSA modeli iki defa kurulmuştur. Önce dalgacık dönüşümü ile elde edilen alt zaman serileri YSA kullanılarak ayrı ayrı tahmin edilmişlerdir. Daha sonra bu tahmin edilen her bir alt zaman bileşenini tekrar birleştirilmek amacıyla YSA modeli kullanılmıştır. Kısacası bileşenler lineer olarak toplanmak yerine YSA modeli ile toplanması yoluna gidilmiştir. Bu iki çalışmanın da ortak özelliği, orijinal verinin kendi alt-zaman serileri tarafından tahmin edilmeye çalışılmış olmasıdır.

Bir başka çalışmada ise, Anctil ve Tape (2004) günlük yağış-akış tahmininde dalgacık dönüşüm tekniği ve YSA modelini birlikte kullanmışlardır. Dalgacık dönüşümü ile orijinal yağış verisinden kısa, orta ve uzun dalgacık periyotlu (x_1 , x_2 , x_3) üç ayrı dönüşüm serisi elde etmişlerdir. Bu seriler ile akış tahmini yapmak için YSA modelinde her dalga periyodunu ayrı ayrı kullanmışlar ve her bir bileşen için bir YSA modeli kurmuşlardır. Sonuçta kısa, orta ve uzun dalgacık periyotlu 3 ayrı akış bileşeni (y_1 , y_2 , y_3) elde etmişlerdir. Daha sonra bu tahmin edilen 3 ayrı bileşen toplanmış ve böylece akış değeri elde edilmiştir. Anctil ve Tape (2004) tarafından kullanılan YSA-dalgacık dönüşüm tekniği prosedürü şekilde gösterilmiştir (Şekil 2.3).



Şekil 2.3. Dalgacık dönüşümü ve YSA modelinin birlikte kullanımı

Sonuçta, kısa dalga periyodunun yağış-akış tahmininde başarıyı azalttığı gösterilmiştir. Anctil ve Tape (2004) yağış-akış tahminine farklı bir yaklaşım getirmişlerdir. Burada modelde de görüldüğü gibi her üç periyod için ayrı olarak YSA modeli uygulanıp sonunda orijinal seri tekrar oluşturulmaktadır.

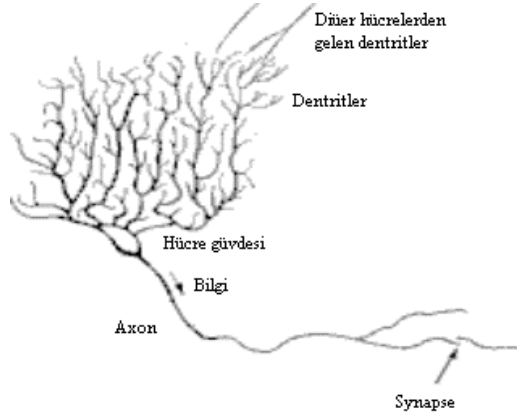
YSA-dalgacık tekniği henüz çok yenidir ve su kaynakları literatüründe yukarıda değinildiği gibi sınırlı sayıda çalışma vardır. YSA lineer olmayan zaman serilerinin modellenmesinde çok başarılıdır. Dalgacık dönüşümü ise orijinal zaman serisinin bileşenlerinin ortaya çıkarılmasında faydalıdır. Dalgacık dönüşümü YSA'nın yeteneğini ve tahmindeki başarısını arttırmıştır. Bu iki yöntemin bir arada kullanılması, modelleme çalışmalarına ve YSA literatürüne katkıda bulunmuştur.

3. YÖNTEMLER

3.1 Yapay Sinir Ağları

Yapay sinir ağları insan beyninin çalışma mekanizması taklit edilerek geliştirilen mantıksal bir programlama tekniğidir. Bilgisayar ortamında beynin yaptığı işleri yapabilen, karar veren, yetersiz veri durumunda var olan mevcut veriyi kullanarak bir sonuca ulaşan, öğrenen bir tür algoritma olarak tanımlanabilir (Alp, 2003). Zaman serisi analizinde kullanılan mevcut tekniklerin çoğu, değişkenler arasında lineer ilişkiler olduğunu kabul etmektedir. Gerçekte ise değişkenler arasında lineer olmayan bir ilişki söz konusu olabilmektedir. Böyle değişkenlerin analizleri ve doğru bir şekilde tahmin edilmeleri zor olmaktadır. YSA gibi lineer olmayan modellerin gözlenen zaman serilerinin analizinde kullanılmaları uygun gözükmemektedir. Özellikle meteoroloji problemleri genellikle karmaşık problemlerdir. Yağış gibi, karmaşık bir yapıya sahip olan ve üzerine etkiyen parametreler tam olarak çözülemeyen değişkenlerin modellenmesinde YSA tekniklerinin kullanılması uygundur. YSA kendisine verilen örnekler üzerinde kendini eğiterek bir çözüm sistemi geliştirmektedir. Bu metot, modelin nasıl bir yapıya sahip olacağı ya da çalışacağı konusunda önceden belirlenmiş bazı fikirleri içermemektedir. Bir tür kapalı kutu modeli olarak tanımlanabilecek bu metot farklı seviyede genelleştirmeler sağlama özelliği ile esnek bir yaklaşım sunmaktadır ve mantıklı bir çözüm üretebilmektedir. Modelleyicinin veri girdileri üzerinde kontrolü bulunmakta olup ilgisiz değişkenler belirlenebilmekte veya model oluşma sürecinde ayıklanabilmektedir (Cıgızoğlu, 2004b).

İnsan beyninin günümüzdeki bilgisayarlara nazaran bir milyon kat daha yavaş çalıştığı düşünülmektedir. İnsan beyni bir işleme 10^{-3} saniyede cevap verirken, bilgisayarlarda 10^{-9} saniyede cevap verebilmektedir. Ancak buna rağmen, insan beyni gürültülü ortamda ya da eksik bilgi ile karar verebilme, bilgi düzeltme ve bunun gibi pek çok işlemde çok daha verimli sonuçlar almaktadır. İşte bu durum, bilim adamlarını beynin işleyişi üzerine çalışmaya yöneltmiştir. Bu çalışmalar da yapay sinir ağları, genetik algoritmalar gibi yapay zeka yöntemlerinin gelişmesine öncülük etmiştir (Dursun, 2001).



Şekil 3.1. Biyolojik sinir hücresi ve bileşenleri

Yapay sinir ağlarındaki işlemler biyolojik olarak insan beyninin çalışma sistemine benzemektedir (Şekil 3.1). Şekil de dentrit olarak isimlendirilen yapı, diğer hücrelerden bilgiyi alan nöron girişleri olarak görev yapar. Diğer hücelere bilgiyi transfer eden yani hücre çıkışı olarak çalışan eleman aksonlardır. Sinapslar ise bu iki eleman arasındaki bağlantıyı sağlarlar. YSA'da dışarıdan bilgiyi alan ve girdi tabakasını oluşturan hücreler vardır. Bu girdi hücrelerinden bilgiyi alarak işleyen ara hücre tabakaları mevcuttur. Bu ara tabaka hücrelerden çıkan bilgileri çıkış tabakasındaki hücelere taşıyan bir sinir sistemi bağlantısı ve son olarak da bir çıktı tabakası vardır. Bu özellikleri ile YSA bir tür kapalı kutu modeli olarak tanımlanabilir.

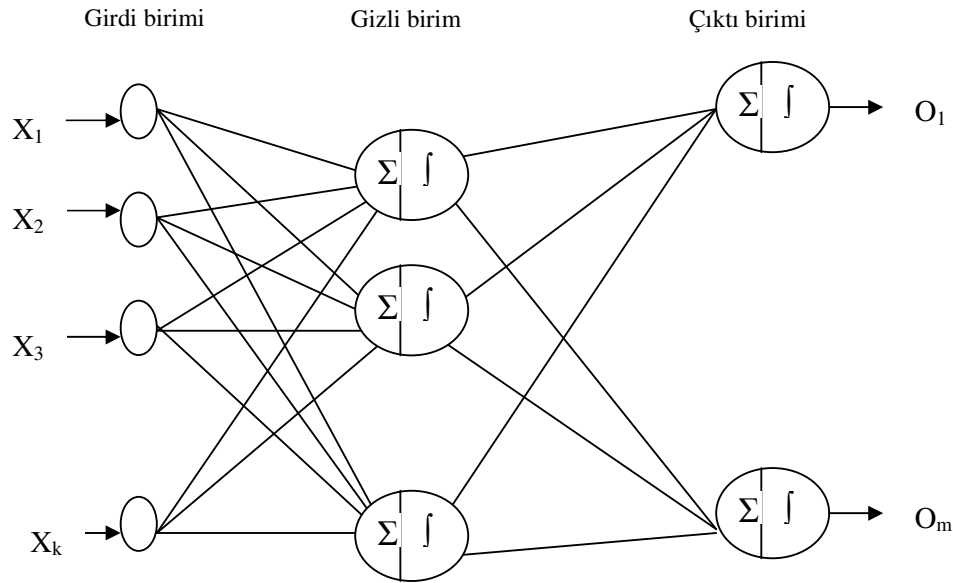
3.1.1 İleri Beslemeli Geriye Yayılmalı Yapay Sinir Ağları (İBGYSA)

Literatürde, YSA ile yapılan çalışmalarda en çok kullanılan ve tercih edilen İBGYSA metodunda girdi, gizli ve çıktı birimleri olmak üzere üç farklı birim bulunmaktadır. Her birim birçok hücreden oluşmakta olup birimler aralarında bağlantı kuvvetleri ile bağlanmaktadır. Bağlanma şekli ve her kısımdaki hücre sayısı değişebilmektedir. Aynı kısımdaki hücreler arasında iletişim olmasına izin verilmemektedir. Hücreler girdiyi, ya başlangıç girdilerinden ya da ara bağlantılardan alırlar. İleriye doğru beslemeli geriye yayılım algoritması iki etaptan oluşmaktadır. Birincisi, çıktı birimindeki çıktı bilgi sinyalini hesaplamak için girdi hücrelerindeki dış girdi bilgisini ileriye doğru ileten bir ileriye doğru besleme etabıdır. İkincisi ise, çıktı biriminde hesaplanan ve gözlenen bilgi sinyalleri arasındaki farklara dayanarak

bağlantı kuvvetleri üzerinde değişikliklerin yapıldığı bir geriye doğru ilerleme etabıdır (Eberhart and Dobbins, 1990; Cıgızoğlu, 2004b).

Bir eğitim sürecinin başında, bağlantı kuvvetleri rastgele değerler olarak atanmaktadır. Öğrenme algoritması her iterasyonda eğitim başarı ile tamamlanana kadar kuvveti değiştirmektedir. İterasyon süreci bir sonuca vardığında bağlantı kuvvetleri, eğitim sürecinde kullanılan örneklerdeki mevcut bilgiyi elde eder ve saklar. Yeni bir girdi grubu sunulduğunda, ileriye doğru besleme ile yapay sinir ağının bağlantı kuvvetlerindeki öğrenilmiş ve saklanan bilgi sayesinde bir çıktı grubu elde edilir. Bir girdi, bir gizli ve bir çıktı biriminden oluşan üç birimli bir öğrenme ağı Şekil 3.2’de gösterilmiştir.

Her birinin girdi hücrelerinde $x_i, i=1,...,k$ girdi değerleri, çıktı hücrelerinde de $T_n, n=1, ..., m$ çıktı değerleri kümesi bulunan toplam N adet girdi grubu bulunmaktadır. Girdi değerleri gizli hücrelerdeki ilk ara bağlantı ağırlıkları, $w_{ij}, j=1,...,h$, ile çarpılmakta ve sonuçlar i indeksi boyunca toplanmakta ve gizli birimlerin girdileri olmaktadır, örneğin:



Şekil 3.2. Yapay sinir ağlarının yapısı (İBGYSA).

$$H_j = \sum_{i=1}^k w_{ij} x_i \quad j=1, \dots, h \quad (3.1)$$

burada H_j , j gizli hücresinin girdisi, w_{ij} ise i hücresinden j hücresine doğru olan bağlantı ağırlığıdır. Her gizli hücre bir sigmoid fonksiyonu yardımı ile bir gizli hücre çıktısı, HO_j , oluşturmaktadır. HO_j şu şekilde tanımlanmaktadır:

$$HO_j = f(H_j) = \frac{1}{1 + \exp[-(H_j + \theta_j)]} \quad (3.2)$$

burada H_j hücre girdisi, $f(H_j)$ hücre çıktısı, ve θ_j başlangıç veya taraflılık değeridir. Başlangıç değeri, θ_j , ağırlıklarla aynı şekilde öğrenilecektir. HO_j çıktısı bir sonraki birimin girdisi olmakta ve bu işlem çıktı birimine ulaşınca kadar devam etmektedir. Sonuçta, m adet çıktı hücrelerine ulaşan girdi şu şekilde bulunmaktadır:

$$IO_n = \sum_{j=1}^h w_{jn} HO_{jn}, \quad n=1, \dots, m \quad (3.3)$$

Bu girdi değerleri daha önce tanımlanan sigmoid fonksiyonu tarafından işlenerek sinir ağı çıktı değerleri, O_n , elde edilmektedir. Daha sonraki ağırlık düzenlemesi ya da öğrenme süreci geriye doğru ilerleme algoritması ile sağlanmaktadır. Çıktı birimindeki, O_n , hedef değeri T_n ile aynı olmayacaktır. Her girdi grubu için hata karelerinin toplamı, e_p , p 'inci girdi grubu için şu şekilde bulunmaktadır:

$$e_p = \sum_{n=1}^m (T_n - O_n)^2 \quad (3.4)$$

Ortalama sistem hatası ya da ortalama kare hatası (OKH), E , bütün girdi grupları için şu şekilde hesaplanmaktadır:

$$E = \frac{1}{2N} \sum_{p=1}^N \sum_{n=1}^m (T_{pn} - O_{pn})^2 \quad (3.5)$$

burada T_{pn} , p 'inci grup için T_n hedef değeri, O_{pn} ise p 'inci grup için O_n çıktı değeridir. Geriye doğru ilerleme algoritmasının amacı ortalama kare hatasının iterasyonla en aza indirilmesidir. Bu önce çıktı birimindeki her hücre için δ_n gradyanının hesaplanması ile gerçekleştirilir:

$$\delta_n = O_n (1 - O_n) (T_n - O_n) \quad (3.6)$$

Hata gradyanı δ_j daha sonra gizli birimler için bir önceki birimdeki hataların ağırlıklı toplamının hesaplanması ile bulunmaktadır:

$$\delta_j = HO_j(1-HO_j) \sum_{n=1}^m \delta_n w_{jn} \quad (3.7)$$

Hata gradyanları daha sonra ağ ağırlıklarını güncellemek için kullanılmaktadır:

$$\Delta w_{ij}(r) = \eta \delta_j x_i \quad (3.8)$$

$$w_{ij}(r+1) = w_{ij}(r) + \Delta w_{ij}(r) \quad (3.9)$$

n 'inci veri sunumundan sonraki ağırlık değişimi şu şekildedir:

$$\Delta w_{ji}(r) = \eta \delta_j x_i + \alpha \Delta w_{ji}(r-1) \quad (3.10)$$

burada α sonuca hızlı ulaşılmasını sağlayan momentum oran terimi, η , etap boyutunu ayarlayan öğrenme oranı r ise iterasyon numarasıdır (Cıgızoğlu, 2004b).

Yapay sinir ağlarında giriş ve çıkış arasındaki işlem aktivasyon fonksiyonu ile yapılmaktadır. En çok kullanılan aktivasyon fonksiyonu doğrusal, sigmoid ve tanjant hiperbolik, tanjant hiperbolik sigmoid fonksiyonlardır (Alp, 2003). Bu çalışmada tanjant hiperbolik sigmoid fonksiyonu kullanılmıştır.

Fonksiyonun algoritması şu şekildedir.

$$f(x) = 2 \cdot (1 + e^{-2x}) \quad (3.11)$$

Çalışmada veriler 0,1 ve 0,9 arasında kalacak şekilde ölçeklendirilmiştir.

İBGYSA literatürde en çok bilinen ve hidrometeoroloji ve su kaynakları sahasında yapılan çalışmalarda en çok kullanılan yöntemdir. Ancak ilk ağırlık değerlerinin atamasındaki farklılıktan dolayı her simülasyonda farklı sonuçlar elde edilebilmektedir. Bu yüzden yapılan simülasyonların ortalamasının alınması yada en iyi sonucun seçilmesi uygun görünmektedir. Bunu yanında bu yöntemde bazen negatif değerlerde tahmin edilmektedir.

3.1.2. Radyal Tabanlı Yapay Sinir Ağları (RTYSA)

Radyal Tabanlı Fonksiyonlar kavramı yapay sinir ağları literatürüne Broomhead ve Lowe tarafından 1988 yılında sokuldu (Cıgızoğlu, 2004b). Radyal Tabanlı Fonksiyonlara dayalı yapay sinir ağları modeli insan sinir sistemindeki nöronlarda (sinir hücreleri) görülen yerel etki-tepki davranışlarından esinlenilerek oluşturulmuştur (Poggio and Girosi, 1990). Yerel tepki karakteristiği, sinir sisteminin bazı yerlerinde mesela görme sinirlerinin davranışlarında gözlemlenebilir. Bu sinirler görüş alanında bulunan değişik boyutlardaki görüntülere karşı duyarlıdır. Bu nöronlar yerel olarak tepki vermeye ayarlanmıştır. Bunlar girdi uzayının sınırlı küçük bir bölümüne tepki verebilmektedirler.

Radyal Tabanlı Fonksiyonların teorisi çok değişkenli fonksiyonların interpolasyonuna dayanmaktadır. Burada amaç $(x^s, y^s)_{s=1}^N$ ifadelerinin interpolasyonunu yapmaktır. Bu durumda $x^s \in R^d$ olmalıdır. Bu denklemde F lineer uzayda bir fonksiyon olduğundan yani doğrusal bir fonksiyon olduğundan Radyal Tabanlı Fonksiyonlar yaklaşımında F interpolasyon fonksiyonu temel bazı fonksiyonların lineer bir kombinasyonudur.

$$F(x) = \sum_{s=1}^N w_s \phi(\|x - x^s\|) + p(x) \quad (3.12)$$

Bu denklemde $\|\cdot\|$ öklid normu, $w_1, \dots, w_N$ reel sayılar, ϕ gerçek değişkenli bir fonksiyon, $p \in \prod_n^d$ ise en fazla n . derecede olabilen d sayıda değişkeni olan bir polinomdur. Bu interpolasyon probleminde amaç $w_1, \dots, w_N$ değişkenlerini bulmak ve $p = \sum_{j=1}^d a_j p_j$ polinom terimini elde etmektir. Bu polinomda $\prod_n^d$ a standart temel ve $a_1, \dots, a_d$ sayıları da reel katsayılardır. Enterpolasyon şartları şunlardır:

$$F(x^s) = y^s, \quad s = 1, \dots, N \quad (3.13)$$

$$\sum_{s=1}^N w_s p_j(x^s) = 0, \quad j = 1, \dots, d \quad (3.14)$$

Eğer veri noktalarından herhangi birisi için interpolasyon problemi tek çözümlü ise ϕ fonksiyonu Radyal Tabanlı Fonksiyon olarak tanımlanır. Bu durumlarda denklem (3.12)'deki polinomun terimleri ihmal edilebilir ve denklem (3.13) deki terimler ile toplandığında aşağıdaki denklem (3.15) meydana gelir.

$$\phi w = y \quad (3.15)$$

Bu denklemde $w = (w_1, \dots, w_N)$, $y = (y^1, \dots, y^N)$, ve ϕ de $N \times N$ bir matristir. Bu matris şöyle tanımlanabilir:

$$\phi = \left(\phi(\|x^k - x^s\|) \right)_{k,s=1,\dots,N} \quad (3.16)$$

Eğer ϕ fonksiyonunun tersi mevcutsa interpolasyon probleminin çözümü olan w değerleri kesin bir şekilde hesaplanabilir ve $w = \phi^{-1} y$ formunu alır.

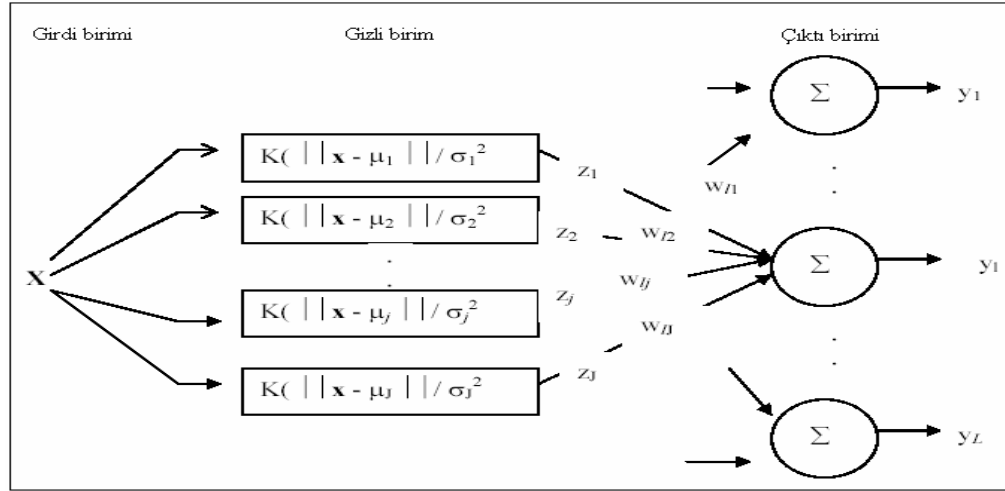
En popüler ve en çok kullanılan Radyal Tabanlı Fonksiyonlar Gauss tabanlı fonksiyonlardır. Bunlar şöyle ifade edilir.

$$\phi(\|x - c\|) = e^{-\left(\|x - c\| / 2\sigma^2\right)} \quad (3.17)$$

bu fonksiyonun $c \in R^d$ merkezinde en yüksek değeri alır ve merkezden uzaklaştıkça değeri küçülür.

Radyal Tabanlı Fonksiyonların interpolasyonunda kesin çözüm her (x^s, y^s) veri noktası için vardır. Normal şartlarda interpolasyon probleminin kesin çözümü verilen noktalar arasında salınım yapan sıradan bir fonksiyondur. Kesin interpolasyon prosedüründe karşılaşılan bir başka problem de şudur ki temel fonksiyonların sayısı veri noktalarının sayısına eşit olmakta ve bu nedenle ϕ $N \times N$ matrisinin tersini hesaplamak pratikte çok zor olmaktadır (Cıgızoğlu, 2004b).

Radyal Tabanlı Fonksiyonlar yöntemi üç tabakadan oluşan bir yapay sinir ağıdır (Şekil 3.3). Girdi tabakası şebekeye giren verilerin yer aldığı tabakadır. Gizli hücre tabakasında ise nöronlar yer alır. Burada temel fonksiyonların çıktıları hesaplanır. Çıktı tabakasında ise temel fonksiyonlar arasında lineer bir bağıntı veya kombinasyon bulunmaya çalışılır.



Şekil 3.3. Radyal tabanlı fonksiyonlara dayalı yapay sinir ağlarında girdi, gizli ve çıktı birimleri.

3.1.3. Genelleştirilmiş Regresyon Yapay Sinir Ağları (GRYSA)

Specht (1991) tarafından önerilen genelleştirilmiş regresyon sinir ağı, geriye yayılımı metodunda olduğu gibi bir iteratif eğitim prosedürü gerektirmemektedir. GRYSA, eğitim verisini kullanarak girdi ve çıktı vektörleri arasındaki herhangi bir fonksiyonu tahmin etmektedir. Eğitim seti genişledikçe tahmin hatası sıfıra iner. GRYSA tıpkı standart regresyon tekniklerinde olduğu gibi sürekli değişkenlerin tahmini için kullanılmaktadır.

Radyal tabanlı fonksiyonlara benzer ve çekirdek regresyon denilen bir standart istatistik tekniğine dayanır. Tanım olarak bilindiği gibi regresyon, x ve eğitim seti verildiğinde bir y bağımlı değişkeninin en olası değerini bağımsız x değişkenine bağlı olarak tahmin eder. Regresyon metodu ortak kare hatasını en aza indirecek şekilde y 'yi tahmin eder. GRYSA, bir eğitim seti verildiğinde x ve y 'nin ortak olasılık

yoğunluk fonksiyonunu (OYF) tahmin eden bir metottur. OYF veriden bir ön kabul yapılmadan elde edildiği için sistem genel olarak idealdir (Cıgızoğlu, 2004b).

$f(x,y)$ ortak olasılık yoğunluk fonksiyonunun bilinmesi durumunda, bağımsız x değişkenine göre bağımlı y değişkeninin regresyonu

$$E[y|X] = \frac{\int_{-\infty}^{\infty} y f(X, y) dy}{\int_{-\infty}^{\infty} f(X, y) dy} \quad (3.18)$$

şeklinde ifade edilir.

Eğer olasılık yoğunluk fonksiyonu bilinmiyorsa gözlenen X^i ve Y^i değerlerinden bu fonksiyon tahmin edilir.

$$\hat{f}(X, Y) = \frac{1}{(2\pi)^{(p+1)/2} s^{(p+1)}} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \exp \left[-\frac{(X - X^i)^T (X - X^i)}{2s^2} \right] \exp \left[-\frac{(Y - Y^i)^2}{2s^2} \right] \quad (3.19)$$

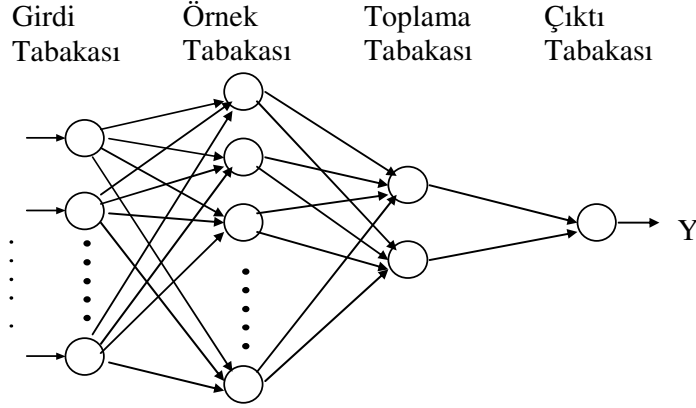
Bu denklemden p , x vektörünün boyutu, n , gözlenen veri sayısı, s ise düzeltme parametresidir. D_i^2 bir skaler fonksiyon olmak üzere,

$$D_i^2 = (X - X^i)^T (X - X^i) \quad (3.20)$$

olarak tanımlanırsa, bağımsız x değişkenine göre bağımlı y değişkeninin regresyonu,

$$\hat{Y}(X) = \frac{\sum_{i=1}^n Y^i \exp \left(-\frac{D_i^2}{2s^2} \right)}{\sum_{i=1}^n \exp \left(-\frac{D_i^2}{2s^2} \right)} \quad (3.21)$$

Şeklinde bulunur. GRYSA'nın yapısı Şekil 3.4'da verilmiştir.



Şekil 3.4. Bir GRYSA yapısı.

3.2. Dalgacık Dönüşümü

Dalgacık dönüşümlerine geçmeden önce zaman serileri hakkında genel bir bilgi vermekte fayda vardır. Zamana bağlı değişkenlerin, belli aralıkta kayıtları ile elde edilen zaman serileri $X(t)$, kendisini oluşturan bileşenler incelendiğinde şu şekilde ifade edilebilir.

$$X(t) = P_i + T_i + S_i + R_i + \varepsilon_i \quad (3.22)$$

Burada ε_i rasgele (bağımsız) bileşen, P_i periyodik bileşen, T_i trend bileşeni, S_i sıçrama bileşenini, R_i iç bağımlı bileşeni ifade eder. Zaman serileri, sahip oldukları spektral bileşenlerin zaman içerisinde değişip değişmemesine göre kararlı, zamanla değişmeyen (stasyoneryer) ya da kararlı olmayan, zamanla değişen (nonstasyoneryer) seriler olarak ayrılabilirler. Aslında istisnasız bütün sistemler zamanla değişirler. Ancak, değişimin tam olarak tanımlanıp modele uydurulması zor olacağı için genelde sistemlerde zamanla değişmezlik kabulü yapılır. Yani bu durumda tüm spektral bileşenler tüm zaman boyunca değişmemektedir. Ancak bu durum, sistemin gerçekliğinden uzaklaşılması anlamına gelir. Genelde yıllık akım serileri gibi seriler böyle kabul edilebilirler (Bayazıt, 1996). Fakat bu genel bir kabuldür ve bu serilerde bile zaman içerisinde değişen bileşenler söz konusu olabilir. Mevsimsel, aylık ya da günlük zaman serileri periyodik bileşenlere sahip oldukları için zamanla değişen serilerdirler. Ayrıca doğal olaylara ait kayıtların yapısı çok karmaşıktır. Bu verilerde

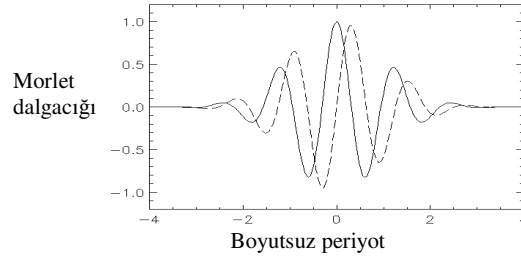
zaman içerisinde ortaya çıkan ve değişen pek çok spektral bileşen bulunmaktadır ve bunların incelenmesi çok zordur. İşte bu tür değişkenlerin incelenmesinde dalgacık dönüşümü çok yararlı bir yöntemdir.

Dalgacık dönüşümlerinin temelinde Fourier dönüşümleri vardır. Fourier dönüşümleri daha çok kararlı işaretlerin incelenmesinde kullanılan bir yöntemdir. Bir tür işaretleme tekniği olan Fourier dönüşümlerinde fonksiyon kendisini oluşturduğu varsayılan sinüs veya kosinüs gibi periyodik fonksiyonlarla ifade edilmektedir. Fourier dönüşümü gibi teknikler, incelenmesi ve yorumlanması zor olan zaman serilerinin çözülmesine ve farklı durumlarda incelenmesine olanak sağlayan kullanışlı yöntemlerdir. Dönüşüm yapılarak bir fonksiyonun orijinal değerlerinden elde edilemeyen ilave ve gizli bilgilere ulaşılabilir. Dönüşüm işlemindeki temel amaç karmaşık fonksiyonların basit temel yapıları ile temsil edilmeleridir. Daha çok kararlı işaretlerin analizi için uygun olan Fourier dönüşümleri kararlı olmayan işaretler için de kullanılabilirler. Ancak kararlı olmayan işaretler zaman içerisinde değişen spektral bileşenlere sahiptir. Fourier dönüşümleri bu tür bileşenleri ifade edebilir, ancak bunların ne zaman başlayıp ne zaman bittiğini yani bu periyodik bileşenlerin zaman içerisindeki değişimlerini belirleyemezler. Bu durumu çözmek için kısa süreli Fourier dönüşümü (KSFD) adıyla bilinen yöntem geliştirilmiştir. Bu yöntemde işaret, zaman ortamında tanımlanmış bir pencereden geçirildikten sonra Fourier dönüşümü uygulanır. Pencere fonksiyonu adı verilen bir fonksiyon sayesinde, işaretin farklı zaman aralıklarında frekans cevapları (frekans spektrumu) elde edilir. Bu sayede işaretin frekans bilgisinin yanında zaman bilgisi de elde edilmiş olur ve işaretin frekans cevabının zamanla değişimi bulunur (Küçük, 2004). KSFD ile ortaya çıkan gelişmeler dalgacık dönüşümün temelini atmıştır.

KSFD’ nda kullanılan pencere fonksiyonu sabit genişliktedir. Bu yüzden işaretteki yüksek frekanslı hızlı değişimler tam olarak ortaya çıkarılamayabilir. Bu soruna çözüm amacıyla, sabit genişlikteki pencereler yerine, işaretteki yavaş değişimleri yakalamak için geniş pencere fonksiyonları, hızlı değişimler için ise dar pencere fonksiyonları kullanılması düşünülmüş ve sonuçta dalgacık dönüşümü ortaya çıkmıştır (Küçük, 2004). Dalgacık analizi matematik alanında ilk olarak 1980’li senelerde kullanılmaya başlamıştır.

3.2.1. Dalgacık Nedir?

Dalgacık (Wavelet) dalga'nın küçük bir parçası olarak tanımlanabilir. Bu anlamda dalgacık, süresi sınırlı bir titreşim işaretidir (Daubechies, 1996). Şekil 3.5'de dalgacık olarak adlandırılan ve dalgacık dönüşümünde en çok kullanılan Morlet dalgacık tipi görülmektedir.



Şekil 3.5. Morlet dalgacığı

Dalgacık analizinde en çok kullanılan ana dalgacıklar Morlet (Şekil 3.5), Haar, Meksika şapka tipi, Daubechies dalgacıklarıdır. 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.

3.2.2 Sürekli Dalgacık Dönüşümü

Sürekli dalgacık dönüşümü, işaretin ya da zaman serisinin zaman-frekans-ölçek ekseninde incelenmesine imkan verir. İşaret, sürekli dalgacık dönüşümünde (SDD) dalgacık adı verilen zamanda ötelenebilen, genişliği değiştirilebilen bir fonksiyonla çarpılır. Analiz boyunca, adım adım öteleme sağlanarak her adımda o adımdaki dalgacık ve sinyalin çarpılmasıyla katsayılar elde edilmiş olur. İşaretin tamamı geçilip sonuna ulaşıldığında ise dalgacık katsayılarından oluşan bir küme elde edilir. Yapılan bu işlemler ölçeği değiştirilmiş yeni dalgacıklarla tekrarlanır. Böylece başka bir ölçekte de dalgacık katsayıları kümesi elde edilmiş olur. Her ölçekte dalgacık katsayıları zamanın bir fonksiyonu şeklinde ayrı ayrı ele alınır. Sürekli dalgacık dönüşümünde en çok kullanılan dalgacık tipi Morlet dalgacığıdır.

Sürekli dalgacık dönüşümü işlemi (SDD) şu şekilde ifade edilir (Drago ve Boxall, 2002).

$$SDD_x^\psi(\tau, s) = \psi_x^\psi(\tau, s) = \frac{1}{\sqrt{|s|}} \int x(t) \psi^*\left(\frac{t-\tau}{s}\right) dt \quad (3.23)$$

$$\psi_{\tau,s} = \frac{1}{\sqrt{s}} \psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) \quad (3.24)$$

Burada SSD, τ (öteleme) ve s (ölçek) parametrelerinin bir fonksiyonudur. $\psi_{\tau,s}$, dönüşüm fonksiyonudur ve ana dalgacık fonksiyonu olarak adlandırılır. $x(t)$ ise analiz edilecek işarettir. Dönüşümde kullanılan farklı genişliğe sahip alt pencere fonksiyonları da ana dalgacıktan ölçekleme yoluyla türetilir. Öteleme terimi, KSFD’nda kullanılan pencerenin zamandaki yerini ifade etmektedir. Pencere, işaret üzerinde gezdirilir. Zaman bilgisi, dönüşümden ötelemeyle sağlanır. Ölçek değeri büyük ise (düşük frekanslar) işaret hakkında global bir bilgi elde edilir. Ölçek değeri küçük ise (yüksek frekanslar) işarettaki detaylar (kısa süren değişimler) yakalanır.

Ölçek parametresi (s) 1/ frekans olarak tanımlanır. Ölçek değeri küçük ise yani yüksek frekanslardaki işarettaki detaylar elde edilir. Ölçek değeri büyük ise düşük frekanslardaki işaret hakkında bilgi elde edilir.

Dalgacık fonksiyonunun işaretle ötelenerek çarpımı ile dalgacık dönüşümü katsayıları (C) elde edilir. Bu katsayılar dalgacık fonksiyonu ile işaret arasındaki benzerliği ortaya koyarlar, eğer ilişkileri yüksek ise C katsayısı yüksek değerler alır. Burada bulunan her katsayı o ölçekte dalgacık fonksiyonu ile işaret arasındaki korelasyonu göstermektedir ve bu katsayının yüksek olması o andaki ilişkinin yüksek olmasını yani o dalgacık fonksiyonunun içerdiği frekans bilgisinin işarete bulunduğu anlamına gelir. Bu da işarete o frekans değerine ait spektral bileşeni ortaya çıkarır. Dalgacık fonksiyonu farklı ölçekler kullanılarak işaret üzerinde tüm zaman boyunca çarpılır. Böylece işaretin ölçek-zaman-frekans ekseninde oluşan 3 boyutlu görünümünü veren yersel dalgacık spektrumu ortaya çıkarılmış olur. Farklı ölçeklerdeki dalgacık fonksiyonlarının tüm zaman boyunca işaretle çarpımı sonucunda elde edilen katsayılar, boyutu ‘zaman $\times$ ölçek’ kadar olan bir matris oluşturur. Bu matris ise zaman-ölçek eksenlerinde bir görüntü oluşturur. Oluşan görüntü işarettaki farklı ölçek değerlerindeki spektral bileşenlerin ne zaman başlayıp

ne zaman bittiği bilgisinin yanında spektral bileşenin işaret ile olan ilişkisinin kuvvetini de verir (Küçük, 2004).

3.2.3 Ayırık Dalgacık Dönüşümü

Dalgacık katsayılarının ölçek değerinde hesaplanması çok miktarda katsayının oluşmasına ve işlem yüküne neden olduğundan dolayı, katsayıların yalnızca seçilen ölçekler ve zaman diliminde hesaplanması bir çok avantaj sağlar. Bu sayede daha az sayıda ancak yinede işaretin frekans-ölçek bilgisinin zaman boyunca değişimini veren katsayılar elde edilmiş olur. Bu katsayılar bir zaman serisi meydana getirirler ve bu zaman serileri çeşitli amaçlar için kullanılabilir. Bu çalışmada da çeşitli ölçek değerlerinde elde edilen bileşenler yağış tahmini için kullanılacaktır.

Ayrık dalgacık dönüşümünde kullanılan ikili ölçek ve zaman adımıdır. Bu şekilde elde edilen her bir bileşen iki ve ikinin katları olacak şekilde ölçek değerlerine ait zaman serilerini yada dalgacık katsayılarını verirler. Ayırık dalgacık dönüşümü için kullanılan dalgacık fonksiyonu aşağıda verilmiştir.

$$\psi_{m,n}\left(\frac{t-\tau}{s}\right) = s_0^{-m/2} \psi\left(\frac{t-n\tau_0 s_0}{s_0^m}\right) \quad (3.25)$$

burada m ve n tamsayı olarak dalgacığın sırası ile ölçek ve zaman eksenindeki öteleme parametreleridir. S_0 sabit bir öteleme adımını ifade eder ve bu çalışma da 2 olarak alınmıştır. τ_0 zaman eksenindeki öteleme aralığı değerini verir ve değeri 1 olarak alınmıştır. Bu değerler literatürde en çok kullanılan değerlerine göre alınmıştır. İkinin katları kullanılarak oluşturulan dalgacık fonksiyonu aşağıdaki şekilde tanımlanabilir.

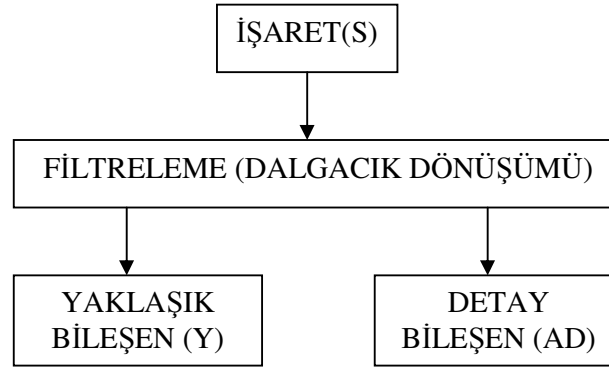
$$\psi_{m,n}(t) = 2^{-m/2} \psi(2^{-m}t - n) \quad (3.26)$$

Bir i ayırık adımına sahip $x(t)$ zaman serisi için ayırık dalgacık dönüşümü aşağıdaki şekilde tanımlanabilir.

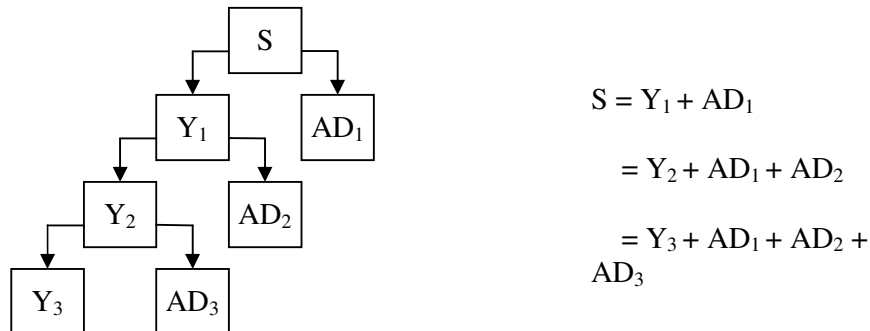
$$W_{m,n} = 2^{-m/2} \sum_{i=0}^{N-1} X_i \psi(2^{-m}i - n) \quad (3.27)$$

burada $W_{m,n}$, $s=2^m$ ölçek ve $\tau=2^m n$ zaman değerlerine sahip dalgacık dönüşümü katsayılarıdır. Denklemden $x_i, i=1, \dots, N-1$; sonlu değerlere sahip bir zaman serisi ve

N , $N=2M$ şeklinde ifade edilen ikinin katı bir tamsayıdır. $1 < m < M$ olmak üzere $2m$ ölçeğinde, $m=M$ olduğu en geniş ölçekte, tüm zaman serisini kaplayacak yalnızca bir tane dalgacık gerekir. Bir sonraki ölçekte ise $(2M-1)$ iki adet dalgacık tüm zaman aralığını kapsar ve iki adet katsayı üretilmiş olur. Bu işleme $m=1$ 'e kadar devam edilir. Bu işlemlerden sonra boyutu $N=2M$ olan bir ayrık zaman serisini ifade edecek toplam katsayı sayısı $1+2+4+\dots+2M-1$ adettir. Böylece ayrık dalgacık dönüşümü bize farklı zaman ve ölçeklerdeki bir zaman serisinin değişimi hakkında bilgi sağlar. Ayrık dalgacık dönüşümünün bu şekli ile her seferinde veri sayısı yarı oranda azalmaktadır. Ayrık dalgacık dönüşümünün çok çözünürlüklü analiz (multiresolution analysis, ÇÇA) adlı başka bir şekli daha vardır. Mallat (1989) tarafından önerilen ADD' nin genel çalışma prensibi Şekil 3.6 ve Şekil 3.7 de gösterilmiştir.



Şekil 3.6 Mallat tarafından önerilen ADD' nin genel çalışma prensibi



Şekil 3.7 İşaretin ADD ile bileşenlerine ayrılıp tekrar oluşturulması (S, orijinal işaret; Y, yaklaşık bileşen; AD, Detay bileşen)

İşaret ADD yardımıyla bir çeşit filtrelemeden geçirilerek, bir yaklaşık bileşenine ve detay bileşenine ayrıştırılır (Şekil 3.6). Ardından işlem yaklaşıklık serisinin diğer filtreden geçirilmesiyle devam eder. Her seferinde kalan yaklaşık serisi tekrar, yaklaşık ve detay olmak üzere ayrıştırılabilir. Bileşenlerine ayırma işlemi ardışık tekrar ederek işaret istenilen çözünürlük seviyesinde bileşenlerine ayrılabilir. Sonuçta işaret birçok alt çözünürlük seviyesinde bileşenlerine ayrılmış olur. Bu olaya çok çözünürlüklü analiz adı verilir. Çok çözünürlüklü analiz için genelde Daubechies dalgacıkları kullanılmaktadır.

Burada yaklaşık serisi işaretin yüksek ölçekli yada düşük frekanslı bileşenini, detay bileşeni ise düşük ölçekli veya yüksek frekanslı bileşenini temsil eder. Orijinal işaret, iki tamamlayıcı filtreden geçirilerek iki ayrı işarete ayrılır. Yüksek frekanslı (düşük ölçek) detay bileşeni için, yüksek geçirir sıkıştırılmış bir dalgacık fonksiyonu kullanılır ve işarettaki hızlı değişimlere sahip yüksek frekanslı değişimler belirlenir. Düşük frekanslı (yüksek ölçek) yaklaşık bileşeni için, alçak geçirir genişletilmiş bir dalgacık fonksiyonu kullanılır ve işarettaki trend, mevsimsel değişimler gibi yavaş değişimleri belirler. Burada toplam kaç detay bileşeni bulunacağı kullanıcı tarafından istenildiği gibi belirlenebilir. Her bir detay bileşeni 2 den başlayarak ve 2'nin katları olacak şekilde ölçeklerde bilgi verir. ADD özelliği gereği, orijinal verinin tekrar elde edilmesine imkan tanımaktadır. Elde edilen tüm detay bileşenleri ve yaklaşık bileşenleri toplanırsa orijinal veriye dönmüş olur.

İşaretin frekans bileşenlerine ayrılması, yüksek geçirir ve alçak geçirir filtreleme işlemi ile sağlanır. $x(q)$ orijinal işaret, $g(q)$ yüksek geçirir ve $h(q)$ alçak geçirir filtrelerden geçirilerek bileşenlerine ayrıştırılmış olur. Burada k filtre seviyesidir.

$$y_{yüksek}(k) = \sum_n x(q) \cdot g(2k - q) \quad (3.28)$$

$$y_{alçak}(k) = \sum_n x(q) \cdot h(2k - q) \quad (3.29)$$

Detay bileşenlerinin her birisi ayrı bir zaman serisi olup ait olduğu ölçekte orijinal seri hakkında önemli bilgiler içerir. Bu sayede orijinal serinin yapısının gizli özellikleri, detay bileşenler üzerinden incelenebilir. Detay bileşenlerinin bazıları orijinal serinin özelliklerinin büyük kısmını barındırabilir. Bu çalışmada meteorolojik verilerin detay bileşenleri ya da periyodik bileşenleri çıkarılmış ve bunların

hangilerinin yağış üzerine etkin olduğunun belirlenmesi amaçlanmıştır. Ayrıca orijinal yağışın kendi detay bileşenleri içerisinde de etkili olanlar bulunarak yağış tahmini için kullanılmıştır. Bu sayede verilerin fiziksel yapısı periyodik ölçekte bir nevi ortaya konmuş, fiziksel anlamda etkili bileşenler bulunarak YSA tahminine farklı bir yaklaşım getirilmiştir.

3.2.4. Global Dalgacık Spektrumu

Dalgacık dönüşümü ile elde edilen dalgacık katasyılarının zaman eksenini boyunca toplanması sonucunda global dalgacık spektrumu elde edilir. Global dalgacık spektrumu farklı ölçek seviyelerindeki bileşenlerin toplam enerji seviyelerinin belirlenmesine ve ölçek-enerji ekseninde sunulmasını sağlar.

$$\overline{W^2}(s) = \frac{1}{T} \sum_{t=0}^{T-1} |W_t(s)|^2 \quad (3.30)$$

Burada T , işaretin uzunluğu, s ölçek değeri ve W_t ise dalgacık dönüşüm fonksiyonunu ifade eder. Tüm zaman eksenini boyunca elde edilen spektrumların ortalaması alınarak, düzleştirilmiş bir global dalgacık spektrumu elde edilmiş olur.

3.3. Karşılaştırma Kriterleri

Bu çalışmada YSA'nın test aşamasında elde edilen tahmin sonuçları ile test aşamasına ait orijinal yağış verileri arasında karşılaştırma kriteri olarak belirlilik katsayısı R^2 ve ortalama karesel hata (OKH) esas alınmıştır. OKH aşağıdaki formül ile bulunur.

$$OKH = \frac{\sum_{i=1}^N (Y_{i_{gözlenen}} - Y_{i_{tahmin}})^2}{N} \quad (3.31)$$

burada N , kullanılan veri sayısıdır. R^2 ise belirlilik katsayısı (determinasyon katsayısı) olarak adlandırılır. Belirlilik katsayısı, iki değişken arasında anlamlı bir ilişki olup olmadığına karar vermek için yapılan ve iki değişken arasındaki doğrusal bağımlılığın bir ölçüsü olan korelasyon katsayısının karesini göstermektedir.

4. VERİ VE HOMOJENLİK ANALİZİ

Bu çalışmada dalgacık dönüşümü ve YSA yöntemleri ile yağış tahmini yapmak için Türkiye geneline dağılmış meteorolojik veriler seçilmiştir. Bu veriler önce homojenlik analizinden geçirilmiş ve uygun olmayan veriler elenmiştir. Seçilen meteorolojik verilerin basit istatistiksel parametreleri belirlenerek, YSA yönteminde kullanılacak girdilerin seçimi hakkında ön bilgi elde edilmiştir. Kullanılan sistematik yaklaşım şu şekilde belirlenebilir.

1. Verilerin seçilmesi
2. Verilerin homojenliğinin kontrolü
3. Verilerin istatistiksel analizi
4. Tahmin için uygun girdilerin seçilmesi, verilerin uygun hale getirilmesi ve tahmin modellerinin kurulması
5. Sonuçların yorumlanması ve en uygun modelin belirlenmesi

4.1. Çalışmada Kullanılan Veriler

Bu araştırmada, yağış ve buharlaşma tahmini yapmak için, Türkiye genelinde dağılmış gözlem istasyonlarına ait günlük meteorolojik veriler kullanılmıştır. Tüm veriler DMİ (Devlet Meteoroloji İşleri)'den alınmıştır.

Mevcut veriler seçilirken, kullanılan kara-kutu modellerinin istediği, meteorolojik sistemin davranışını en iyi yansıtabilecek veriler olmasına özen gösterildi. Çalışmada kullanılacak verilerin hepsinin aynı uzunlukta ve aynı zaman aralığında olması gerekmektedir. Ayrıca verilerin güvenilir olması ve eksiksiz olması istenmektedir. Bu yüzden bu özelliklere sahip verilerin seçilmesi gerekmektedir. Çalışmada kullanmak amacıyla bu şartlara uygun olan 28 istasyona ait meteorolojik günlük veriler seçildi. Seçilen veriler ortalama sıcaklık, maksimum sıcaklık, minimum sıcaklık, ortalama nem, toplam buharlaşma ve toplam yağıştır. Bu veriler 25 yıl uzunluktadır (1977-2001). İstasyonların harita üzerindeki dağılımı Şekil 4.1 de gösterilmektedir. İstasyonlara ait bilgiler ise Tablo 4.1'de verilmiştir.



Şekil 4.1 Verilerin Türkiye genelinde dağılımı

Tablo 4.1. İstasyonlara ait genel bilgiler

	İstasyon numarası	Enlem	Boylam		İstasyon numarası	Enlem	Boylam
Edremit	17696	39,36	27,01	Konya	17244	37,52	32,23
İzmir	17220	38,26	27,1	Adıyaman	17265	37,45	38,17
Edirne	17050	41,4	26,34	Samsun	17030	41,17	36,18
Güztepe	17062	40,58	29,05	Amasya	17074	41,22	33,47
Bilecik	17122	40,09	29,59	Trabzon	17037	41	39,43
Balıkesir	17210	42,45	25,35	Gümüşhane	17088	40,28	39,28
Afyon	17190	38,45	30,32	Karaman	17932	37,11	33,13
Kayseri	17196	38,44	35,29	Göksun	17866	38,01	36,30
Denizli	17237	37,47	29,05	Kastamonu	17074	40,44	31,31
Diyarbakır	17280	37,54	40,14	Bolu	17070	40,44	31,36
Muğla	17292	37,13	28,12	Yozgat	17140	39,49	34,48
Adana	17351	37	35,2	Muş	17204	38,44	41,29
Keban(Elazığ)	17804	38,48	38,45	Siirt	17210	37,55	41,57
Aksaray	17834	38,23	34,05	Dörtöl	17962	36,51	36,13

4.2. Verilerin Homojenlik Analizi

Devlet Meteoroloji İşleri (DMİ) tarafından işletilen meteoroloji istasyonlarından alınan günlük meteorolojik veriler, bu çalışmada kullanılmadan önce homojenlik analizinden geçirilmiştir. Hidrolojik çalışmalarda verilerin homojen olması şartı

aranır. Ancak, gerek rutin gözlem yöntemlerindeki değişiklikler veya istasyon yerlerindeki değişiklikler ya da ölçme tekniklerindeki değişiklikler gibi nedenler verilerde homojenliğin bozulmasına neden olabilir (Wijngaard, 2003). Bunların yanında ölçüm yapılan bölgedeki şehirleşme, nüfus artışı, ya da doğal şartlarda insan etkisi nedeniyle meydana gelen değişmelerde veri kayıtlarının homojen yapısının bozulmasına yol açabilir. Eğer veri kayıtlarındaki değişiklikler sadece hava ve iklimin değişmesinden dolayı meydana gelmişse bu veriler homojen kabul edilir. Meteorolojik değişkenler, gerek iklim gerekse dünyanın doğal süreçlerinden dolayı zaman içerisinde değişiklikler gösterebilirler. Bu onların homojenliğinin bozulduğu anlamına gelmez. Bu yüzden çoğu kez meteorolojik verilerdeki değişimlerin doğal mı olduğu yoksa homojenliği bozan sebeplerden dolayı mı olduğu tam olarak anlaşılamaz. Buna rağmen çeşitli homojenlik testleri veriler üzerine uygulanmaktadır. Ancak sonuçların doğruluğuna emin olmak için verilerin ve ölçüm yapılan istasyonların geçmiş durumları ve bölgenin fiziksel durumu hakkında araştırma yaparak karara varmak gerekir. İklim verileri doğal olmayan ve çevresel faktörlerden kolaylıkla etkilenir ve bu da homojenliğin bozulmasına neden olabilir. Bunun sonucu olarak da, bu veriler üzerine yapılan çalışmalar bizi yanlış sonuca götürebilir. Bu yüzden çoğu zaman homojenlik analizi yapmak gerekli olmaktadır.

Bu çalışmada kullanılmak üzere beş homojenlik testi seçilmiştir. Bu testler Standart normal homojenlik testi (SNHT), Buishand sıra testi, Pettitt testi, Von Neumann oran testi ve Kruskall Wallis testi. Wijngaard (2003), bu testlerin ilk dört tanesinin verilerin homojenliğinin belirlenmesi için yeterli olduğunu öne sürmüştür. Bu testlerin en önemli özelliği birbirlerini tamamlayıcı olmalarıdır. Bu testlerden SNHT, Buishand sıra testi ve Pettitt testi zaman serisinde bir kırıklık, sıçrama olup olmadığını araştırır ve bunun zamanını da belirler. Von Neumann oran testi ise serinin rasgele dağılmadığı kabulünü yapar ve homojenliğin bozulduğu zaman hakkında bilgi vermez. SNHT zaman serisinin başı ve sonundaki kırıklıklar üzerine hassas iken, Buishand sıra ve Pettitt testleri zaman serisinin daha çok ortalarındaki bozulmaları belirlemede hassastır. SNHT ve Buishand sıra testlerine göre veriler normal bir dağılıma sahiptir. Pettitt testi ise verilerin sıraları üzerine yapıldığından normal dağılım kabulü yapmaz ve aykırı değerlerden daha az etkilenir (Wijngaard ve diğ., 2003). Wijngaard bu dört testi 100 yıllık sıcaklık ve yağış verilerine uygulamıştır. Çalışmasında test sonuçlarını % 1 anlamlılık seviyesine göre üç sınıfta

değerlendirmiştir. Eğer hiçbir test ret vermez ya da bir test ret verirse homojen, iki test reddederse homojenlik şüpheli yada güvenilmez, 3 yada 4 test ret verirse homojenlik oldukça kuşkulu olarak sınıflara ayrılmıştır. Bu testler Karabörk ve diğ. (2006) tarafından Türkiye yağış verilerinde, Cengiz (2005) tarafından Göl seviyesi verilerinde kullanılmıştır. Bu dört test Türkiye’de hiçbir çalışmada sıcaklık, nem ve buharlaşma verilerine uygulanmamıştır. Böylece Türkiye meteorolojik verilerinin homojenlikleri üzerine geniş çaplı bir araştırma yapılmıştır. Bu dört testin yanı sıra Türkiye’de çok kullanılan Kruskall wallis testi uygulanmıştır (Tayanç, 1995; Tayanç ve diğ, 1998; Kalaycı ve Kahya, 1998).

Bu çalışmada, verilerin yağış tahmininde kullanılabilmesi için en az üç testin %1 anlamlılık seviyesinde kabul vermiş olması esas olarak alınmıştır.

4.2.1 Kullanılan Homojenlik Testleri

4.2.1.1 Standart Normal Homojenlik Testi (SNHT)

Bu teste göre verilerin normal dağıldığı kabulünü yapar. Testin H_0 hipotezine göre, veriler birbirinde bağımsız ve rasgele dağılmıştır. Test veri serisinin başı ve sonundaki kırılma ya da bozulmaları belirlemede hassastır. Y_i herhangi bir andaki değer $\bar{Y}$, ortalama ve s , standart sapma olmak üzere, Alexanderson (1986) ilk k yılları ile son $n-k$ yıllarının ortalamasını kıyaslayan bir $T(k)$ istatistiğini şöyle tanımlar;

$$T(k) = k \bar{z}_1^2 + (n-k) \bar{z}_2^2 \quad k=1,2,\dots,n \quad (4.1)$$

burada

$$\bar{z}_1 = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (Y_i - \bar{Y})/s \quad (4.2)$$

$$\bar{z}_2 = \frac{1}{n-k} \sum_{i=k+1}^n (Y_i - \bar{Y})/s \quad (4.3)$$

Eğer K yılda bir kırılma varsa ve $k=K$ yılı yakınlarında $T(k)$ maksimuma yaklaşır. $T(k)$ bu testin sonucunu grafik olarak gösterir. Test istatistiği şöyle açıklanır:

$$T_0 = \max_{1 \leq k \leq n} T(k) \quad (4.4)$$

Bu test için kritik değerler tablo da verilmiştir (Tablo 4.2.). Eğer T_0 , kritik değeri aşmazsa H_0 hipotezi kabul yani homojen kabul edilir.

Tablo 4.2. SNHT testinde %1 anlam seviyesinde kritik değerler

n	20	30	40	50	70	100
%1	9,56	10,45	11,01	11,38	11,89	12,32

4.2.1.2. Buishand Sıra Testi

Verilerin normal dağıldığı kabulünü yapan bu testte, H_0 hipotezine göre, veriler birbirinde bağımsız ve rasgele dağılmıştır. Bu test zaman serisinin ortalarındaki bozulma üzerine hassastır (Wijngaard, 2003).

$$S_0^* = 0 \text{ ve } S_k^* = \sum_{i=1}^k (Y_i - \bar{Y}) \quad k=1, \dots, n \quad (4.5)$$

Seri homojen olduğunda S_k^* sıfır civarında dalgalanır zira Y_i değerlerin sistematik sapmaları ortalama etrafında görünmezler. Eğer herhangi bir K yılında bir kırılma görülürse S_k^* , $k=K$ yılı yakınında maksimum veya minimuma ulaşır. (S_k^*/s) bu test sonucunda grafik olarak gösterilir. Anlamlı değişme, R ile test edilebilir.

$$R = (\max_{0 \leq k \leq n} S_k^* - \min_{0 \leq k \leq n} S_k^*)/s \quad (4.6)$$

Buishand kritik $R/\sqrt{n}$ değerleri tabloda verilmiştir (Tablo 4.3). Eğer $R/\sqrt{n}$ değeri kritik değeri aşmazsa ise H_0 hipotezi kabul edilir yani veri homojendir.

Tablo 4.3. Buishand sıra testinde %1 anlam seviyesinde kritik değerler

n	20	30	40	50	70	100
%1	1,60	1,70	1,74	1,78	1,81	1,86

4.2.1.3. Pettitt Testi

Parametrik olmayan bu test, verilerin sırası üzerine yapılır. H_0 hipotezine göre, veriler birbirinde bağımsız ve rasgele dağılmıştır. Bu test aykırı değerlerden en az

etkilenir. $Y_1, \dots, Y_n$ serisinin sıraları $r_1, \dots, r_n$ olmak üzere test istatistiği şöyle hesaplanırlar;

$$X_k = 2 \sum_{i=1}^k r_i - k(n+1) \quad k=1, \dots, n \quad (4.7)$$

Bu testin sonucu X_k grafik olarak gösterilir. E yılında bir kırılma olursa istatistik $k=E$ yılı yakınında maksimum veya minimumdur.

$$X_E = \max_{1 \leq k \leq n} |X_k| \quad (4.8)$$

Anlamlı seviye Pettitt tarafından verilmiş olan kritik X_E değerlerine bakılarak karar verilir (Wijngaard, 2003).

Tablo 4.4. Pettitt testinde %1 anlam seviyesinde kritik değerler

n	20	30	40	50	70	100
%1	71	133	208	293	488	841

4.2.1.4. Von Neumann Oran Testi

Diğer testlerden farklı olarak, H_0 hipotezine göre, veriler rasgele dağılmamıştır. Karşıt hipoteze göre ise ele alınan zaman serisi rasgele dağılmıştır. Bu test bize homojenliğin bozulduğu spesifik bir yer tespit etmez ve homojenliğin bozulduğu zaman hakkında bilgi vermez (Wijngaard, 2003).

Von Neumann Oran testinde N , ard arda (yıldan yıla) varyansın değişiminin ortalama karesel oranını açıklamak üzere;

$$N = \frac{\sum_{i=1}^{n-1} (Y_i - Y_{i+1})^2}{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2} \quad (4.9)$$

verilir. Kritik değerler tablo'da verilmiştir. Hesap edilen N değeri, kritik N değerini aşarsa H_0 hipotezi kabul yani homojen kabul edilir (Wijngaard, 2003).

Tablo 4.5. Von Neumann Oran testinde %1 anlam seviyesinde kritik değerler

n	20	30	40	50	70	100
%1	1,04	1,20	1,29	1,36	1,45	1,54

4.2.1.5. Kruskal-Wallis Testi

Kruskal-Wallis H testi olarak da söylenen Kruskal Wallis testi, alt örnek küme sayısı $k > 2$ olması halinde Wilcoxon sıra testinin genel şeklidir. H_0 hipotezi k adet bağımsız örneklerin hepsinin aynı topluluktan geldiğini test etmede kullanılır. Bu yöntemde en az 3 alt küme seçilerek işleme başlanır. Bütün kümelerdeki veriler bir araya getirilerek, küçükten büyüğe sıraya dizilerek tek bir dizi elde edilir. Sıralanmış dizilere 1’den başlayarak mertebeler verilir, eşit verilerin olması halinde mertebenin aritmetik ortalaması alınır. Sonra her kümenin elemanları ve mertebeleri ayrılarak toplam mertebeleri hesap edilir. N toplam gözlem sayısını, R_i her bir kümedeki gözlem değerlerinin sıra sayılarının (mertebelerinin) toplamını ifade etmekte ve H istatistik değeri şöyle hesaplanmaktadır;

$$H = \frac{12}{N(N+1)} \sum_{i=1}^k \frac{R_i^2}{N_i} - 3(N+1) \quad (4.10)$$

Her bir alt kümedeki veri sayısı $n_i > 5$ olması halinde H istatistiği $k-1$ serbestlik dereceli ki-kare dağılımına iyi uymaktadır. Bu nedenle teste ki-kare sınaması uygulanır, böylece H istatistiği χ^2 değeriyle karşılaştırılabilmektedir. Eğer $H < \chi_{\alpha, k-1}^2$ ise alt kümelerin hepsinin aynı topluluktan geldiğini savunan sıfır hipotezi kabul edilir. Eğer $H > \chi_{\alpha, k-1}^2$ ise verilerde homojenlik bulunmadığı kararı verilir.

4.2.2. Homojenlik Analiz Sonuçları

4.2.2.1. Standard Normal Homojenlik Testi (SNHT) Sonuçları

Tüm meteorolojik veriler önce standart normal homojenlik testinden geçirildi. Yıllık verilere uygulanan bu testte H_0 hipotezi kabulüne göre veriler homojendir. Tablo 4.6’ya bakıldığında, yapılan test sonucunda % 1 anlam seviyesinde yağış verilerinden hemen tümü homojen çıkmıştır. Fakat nem ve buharlaşma verilerinin birçoğunun homojen olmadığı görülmüştür. Toplam 28 istasyondan, sadece 10 istasyona ait nem verisi ve 12 istasyona ait buharlaşma verisi homojen çıkmıştır.

Tablo 4.6. SNHT sonuçları

<i>İstasyonlar</i>	<i>ORT. SICAK</i>	<i>MAK. SICAK</i>	<i>MİN. SICAK</i>	<i>NEM</i>	<i>BUHAR..</i>	<i>YAĞIŞ</i>
Edremit	Red	Red	Red	Kabul	Red	Kabul
İzmir	Kabul	Red	Red	Kabul	Kabul	Kabul
Edirne	Red	Kabul	Red	Kabul	Red	Kabul
Göztepe	Red	Kabul	Red	Red	Kabul	Kabul
Bilecik	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul
Balıkesir	Kabul	Red	Kabul	Kabul	Red	Kabul
Afyon	Kabul	Red	Kabul	Kabul	Red	Kabul
Kayseri	Kabul	Red	Kabul	Red	Red	Kabul
Denizli	Red	Red	Red	Kabul	Red	Kabul
Diyarbakır	Kabul	Kabul	Red	Kabul	Red	Kabul
Muğla	Kabul	Kabul	Red	Red	Red	Kabul
Adana	Kabul	Kabul	Kabul	Red	Kabul	Kabul
Keban(Elazığ)	Kabul	Kabul	Kabul	Red	Kabul	Kabul
Aksaray	Kabul	Kabul	Kabul	Red	Red	Kabul
Konya	Kabul	Kabul	Kabul	Red	Red	Kabul
Adıyaman	Kabul	Kabul	Kabul	Red	Kabul	Kabul
Samsun	Kabul	Kabul	Kabul	Red	Red	Kabul
Amasya	Kabul	Kabul	Kabul	Red	Red	Kabul
Trabzon	Kabul	Kabul	Kabul	Red	Red	Red
Gümüşhane	Kabul	Kabul	Kabul	Red	Red	Kabul
Karaman	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Red
Göksun	Kabul	Kabul	Kabul	Red	Kabul	Kabul
Kastamonu	Kabul	Kabul	Kabul	Red	Kabul	Kabul
Bolu	Red	Kabul	Red	Red	Kabul	Kabul
Yozgat	Red	Red	Kabul	Red	Kabul	Kabul
Muş	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul
Siirt	Kabul	Kabul	Kabul	Red	Kabul	Kabul
Dört Yol	Kabul	Red	Kabul	Red	Kabul	Kabul

4.2.2.2 Buishand Sıra Testi Sonuçları

Bu testte standart normal dağılım testi gibi verilerin normal dağıldığı kabulünü yapmaktadır. Bu testte de H_0 hipotezi kabulüne göre veriler rasgele dağılmıştır. Toplam 28 istasyon için uygulanan bu test de 16 istasyon için buharlaşma verileri homojen olarak bulunmuştur (Tablo 4.7). Yağış verilerinin tamamı homojen bulunmuştur. Nem verilerinde ise 14 istasyonda homojen bulunmuştur

Tablo 4.7. Buishand sıra homojenlik testi sonuçları

<i>İstasyonlar</i>	<i>ORT SICAK</i>	<i>MAK. SICAK</i>	<i>MİN SICAK</i>	<i>NEM</i>	<i>BUHAR..</i>	<i>YAĞIŞ</i>
Edremit	Kabul	Kabul	Kabul	Red	Red	Kabul
İzmir	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul
Edirne	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Red	Kabul
Göztepe	Kabul	Kabul	Red	Red	Red	Kabul
Bilecik	Kabul	Red	Kabul	Red	Red	Kabul
Balıkesir	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul
Afyon	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul
Kayseri	Kabul	Red	Kabul	Red	Red	Kabul
Denizli	Red	Red	Red	Kabul	Red	Kabul
Diyarbakır	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul
Muğla	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul
Adana	Kabul	Kabul	Kabul	Red	Kabul	Kabul
Keban(Elazığ)	Kabul	Red	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul
Aksaray	Kabul	Kabul	Kabul	Red	Kabul	Kabul
Konya	Kabul	Kabul	Kabul	Red	Red	Kabul
Adıyaman	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul
Samsun	Kabul	Kabul	Red	Kabul	Red	Kabul
Amasya	Kabul	Kabul	Kabul	Red	Red	Kabul
Trabzon	Kabul	Kabul	Kabul	Red	Red	Kabul
Gümüşhane	Kabul	Red	Kabul	Red	Red	Kabul
Karaman	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul
Göksun	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul
Kastamonu	Kabul	Kabul	Kabul	Red	Kabul	Kabul
Bolu	Kabul	Kabul	Kabul	Red	Kabul	Kabul
Yozgat	Red	Red	Kabul	Red	Red	Kabul
Muş	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul
Siirt	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul
Dört Yol	Kabul	Red	Kabul	Red	Kabul	Kabul

4.2.2.3 Pettitt Testi Sonuçları

Bu testte verilerin normal dağıldığı kabulü yapılmaz. Çünkü parametrik olmayan bu test verilerin değerlerinden çok sıraları ile ilgilidir. Bu testte de H_0 hipotezi kabulüne göre veriler homojendir. Bu testte de benzer sonuçlar elde edilmiştir (Tablo 4.8). 15 istasyon için nem verileri homojendir. 14 istasyonda buharlaşma verileri homojen bulunmuştur. Yağış verileri yine homojen bulunmuştur. Bazı istasyonlarda sıcaklık verilerinin homojen çıkmadığı görülmüştür.

Tablo 4.8. Pettitt testi sonuçları

<i>İstasyonlar</i>	<i>ORT. SICAK</i>	<i>MAK. SICAK</i>	<i>MİN. SICAK</i>	<i>NEM</i>	<i>BUHAR</i>	<i>YAĞIŞ</i>
Edremit	Kabul	Red	Kabul	Kabul	Red	Kabul
İzmir	Red	Kabul	Red	Kabul	Red	Kabul
Edirne	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul
Göztepe	Kabul	Kabul	Red	Red	Kabul	Kabul
Bilecik	Red	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul
Balıkesir	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul
Afyon	Kabul	Red	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul
Kayseri	Kabul	Red	Red	Red	Red	Kabul
Denizli	Red	Red	Red	Kabul	Red	Kabul
Diyarbakır	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Red	Kabul
Muğla	Kabul	Red	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul
Adana	Kabul	Kabul	Kabul	Red	Red	Kabul
Keban(Elazığ)	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul
Aksaray	Kabul	Kabul	Kabul	Red	Red	Kabul
Konya	Kabul	Kabul	Kabul	Red	Red	Kabul
Adıyaman	Kabul	Red	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul
Samsun	Kabul	Kabul	Red	Kabul	Red	Kabul
Amasya	Kabul	Kabul	Kabul	Red	Red	Kabul
Trabzon	Kabul	Kabul	Kabul	Red	Red	Red
Gümüşhane	Kabul	Kabul	Kabul	Red	Red	Kabul
Karaman	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Red	Kabul
Göksun	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul
Kastamonu	Kabul	Kabul	Kabul	Red	Kabul	Kabul
Bolu	Red	Kabul	Red	Red	Kabul	Kabul
Yozgat	Red	Red	Red	Red	Red	Kabul
Muş	Kabul	Kabul	Red	Kabul	Kabul	Kabul
Siirt	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul
Dört Yol	Kabul	Red	Kabul	Red	Kabul	Kabul

4.2.2.4. Von Neumann Oran Testi Sonuçları

Bu test diğer 3 testten farklı olarak, H_0 hipotezine göre serinin rasgele dağılmadığı kabulünü yapmaktadır. Yani H_0 hipotezine göre veriler homojen değildir. Ayrıca bu testte homojenliği bozan veri hakkında bilgi vermemektedir. Tablo 4.9 da sonuçlar incelendiğinde, diğer testlerden çok daha fazla homojen olmayan veri bulunduğu görülmektedir. Bu yüzden bu testin diğer 3 testten daha fazla hassas olduğu söylenebilir. Nem verileri için sadece 6 istasyonda, buharlaşma içinde 9 istasyonda veriler homojen olarak bulunmuştur. Ancak yağış verilerinde ise Balıkesir istasyonu için homojen olmadığı bulunmuştur.

Tablo 4.9. Von Neumann Oran Testi Homojenlik Testi sonuçları

<i>İstasyonlar</i>	<i>ORT SICAK</i>	<i>MAK. SICAK</i>	<i>MİN. SICAK</i>	<i>NEM</i>	<i>BUHAR</i>	<i>YAĞIŞ</i>
Edremit	Red	Red	Red	Red	Red	Kabul
İzmir	Red	Red	Red	Red	Red	Kabul
Edirne	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Red	Kabul
Göztepe	Kabul	Kabul	Red	Red	Kabul	Kabul
Bilecik	Kabul	Kabul	Kabul	Red	Red	Kabul
Balıkesir	Kabul	Red	Kabul	Red	Red	Red
Afyon	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Red	Kabul
Kayseri	Kabul	Red	Kabul	Red	Red	Kabul
Denizli	Kabul	Red	Red	Kabul	Red	Kabul
Diyarbakır	Kabul	Kabul	Red	Red	Kabul	Kabul
Muğla	Kabul	Kabul	Red	Red	Red	Kabul
Adana	Kabul	Kabul	Kabul	Red	Red	Kabul
Keban(Elazığ)	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul
Aksaray	Kabul	Kabul	Kabul	Red	Red	Kabul
Konya	Kabul	Kabul	Kabul	Red	Red	Kabul
Adıyaman	Kabul	Red	Kabul	Red	Red	Kabul
Samsun	Kabul	Kabul	Red	Red	Red	Kabul
Amasya	Kabul	Kabul	Kabul	Red	Red	Kabul
Trabzon	Kabul	Kabul	Kabul	Red	Red	Kabul
Gümüşhane	Kabul	Kabul	Kabul	Red	Red	Kabul
Karaman	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Red	Kabul
Göksun	Kabul	Kabul	Kabul	Red	Kabul	Kabul
Kastamonu	Kabul	Kabul	Kabul	Red	Kabul	Kabul
Bolu	Kabul	Kabul	Kabul	Red	Kabul	Kabul
Yozgat	Kabul	Kabul	Kabul	Red	Kabul	Kabul
Muş	Kabul	Kabul	Red	Kabul	Kabul	Kabul
Siirt	Kabul	Kabul	Kabul	Red	Kabul	Kabul
Dört Yol	Kabul	Red	Kabul	Red	Red	Kabul

4.2.2.5. Kruskal-Wallis Testi Sonuçları

Bundan önceki dört test ile birlikte Kruskal-Wallis testi homojenlik analizi için verilere uygulanmıştır. Parametrik olmayan bir test olan bu testte veriler çeşitli örneklerle ayrılırlar ve H_0 hipotezine göre örneklerin hepsi aynı topluluktan gelmektedir. Sonuçlarda diğer testlerden daha az homojen olmayan veri bulmuştur (Tablo 4.10). Bu test diğer dört testin sonuçlarını genel olarak onaylayıcı sonuçlar vermiştir. Bu yüzden bu 5 testin bir arada kullanılması homojenlik analizi için yeterlidir.

Homojenlik analiziyle Türkiye genelinde dağılmış toplam 28 istasyona ait meteorolojik verilerin homojen olup olmadıkları araştırılmış ve bu amaçla 5 homojenlik testi kullanılmıştır. Verilerin homojen olduğu hususundaki karar en az beş testin üçünün homojenliği işaret etmesi durumunda verilmiştir. Yapılan bu

çalışma sonucunda, özellikle nem verileri başta olmak üzere buharlaşma verilerinde pek çok istasyonda homojenliğin bozuk olduğu bulunmuştur. Geçmiş yıllardan günümüze ölçme tekniklerindeki değişimler, ya da istasyonların bulunduğu yerlerin şehirleşme nedeniyle çevresel şartlarının değişmesi gibi etkenler buna neden olmuş olabilir. Nem verilerinde çok sayıda homojensizlik bulunmuştur. Özellikle Karadeniz bölgesinde yer alan istasyonların hemen hemen tamamında, İç Anadolu bölgesinde yer alan bazı istasyonlara ait verilerin homojen olmadıkları belirlenmiştir. Buharlaşma verilerinde ise 7 istasyonda verilerin homojenliği bozulmuştur. Ancak bu istasyonların çoğunun Karadeniz bölgesinde yer alması dikkat çekicidir. Sıcaklık için ise Kayseri, Edremit, Göztepe, Denizli, Yozgat ve Dörtöl verileri homojen çıkmamıştır. Çalışma sonuçlarına göre yağış verilerinin hemen tümünün homojen bir yapıya sahip olduğu belirlenmiştir.

Tablo 4.10. Kruskal-Wallis Homojenlik Testi sonuçları (5 testin üçünden homojen olmadığı belirlenen veriler, koyu olarak gösterilmiştir)

<i>İstasyonlar</i>	<i>ORT SICAK</i>	<i>MAK SICAK</i>	<i>MİN SICAK</i>	<i>NEM</i>	<i>BUHAR</i>	<i>YAĞIŞ</i>
Edremit	Kabul	Red	Kabul	Kabul	Red	Kabul
İzmir	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul
Edirne	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul
Göztepe	Kabul	Kabul	Kabul	Red	Kabul	Kabul
Bilecik	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul
Balıkesir	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul
Afyon	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul
Kayseri	Kabul	Red	Kabul	Red	Red	Kabul
Denizli	Red	Red	Red	Kabul	Red	Kabul
Diyarbakır	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul
Muğla	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul
Adana	Kabul	Kabul	Kabul	Red	Kabul	Kabul
Keban(Elazığ)	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul
Aksaray	Kabul	Kabul	Kabul	Red	Red	Kabul
Konya	Kabul	Kabul	Kabul	Red	Red	Kabul
Adıyaman	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul
Samsun	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Red	Kabul
Amasya	Kabul	Kabul	Kabul	Red	Red	Kabul
Trabzon	Kabul	Kabul	Kabul	Red	Red	Kabul
Gümüşhane	Kabul	Kabul	Kabul	Red	Red	Kabul
Karaman	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul
Göksun	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul
Kastamonu	Kabul	Kabul	Kabul	Red	Kabul	Kabul
Bolu	Kabul	Kabul	Kabul	Red	Kabul	Kabul
Yozgat	Kabul	Red	Kabul	Red	Kabul	Kabul
Muş	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul
Siirt	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul
Dörtöl	Kabul	Red	Kabul	Red	Kabul	Kabul

Homojen olmayan verilerin kara-kutu modelleri gibi verilerin özelliklerinden etkilenmeyen, verilerin dağılımlarından bağımsız yöntemler için bir sorun teşkil etmemesine rağmen, bu çalışmada yöntemin güvenilirliğinin artırılması ve doğal olmadığı varsayılan verilerin ayırt edilmesi amacıyla bu tür verileri içeren istasyonların kullanılmaması tercih edilmiştir. Böylece homojenlik test sonuçlarına göre, verileri homojen olmayan istasyonların kullanılmaması yoluna gidilmiştir. Yalnız bu takdirde çok sayıda istasyonun elenmesi gerekeceğinden ve özellikle bazı bölgelerde hiç istasyon olmayacağından, bazı istasyonlar homojen olmayan verileri kullanılmamak kaydıyla seçilmiştir (örneğin Samsun istasyonu gibi). Bu çalışmada tahmin amacıyla kullanılmasına karar verilen 14 istasyon şunlardır; İzmir, Edirne, Bilecik, Balıkesir, Afyon, Diyarbakır, Muğla, Keban (Elazığ), Samsun, Adıyaman, Karaman, Göksun, Muş, Siirt.

4.3. İstatistiksel Analiz

Homojenlik analizlerinden geçirilerek yağış tahmini için YSA simülasyonlarında kullanılmasına karar verilen istasyonlara ait verilerin basit istatistiksel analizleri yapılarak veriler hakkında genel bir fikir edinilmesi düşünülmektedir. Ayrıca bu analiz YSA yönteminde yağış tahmini yapmak amacıyla girdi olarak kullanılması düşünülen verilerin seçilmesinde de yararlı olmuştur. Bu amaçla yağış verilerine ait ortalama, maksimum, standart sapma, çarpıklık katsayısı ile lag 1, 2, 3 aralıklı oto korelasyon katsayıları hesaplanarak Tablo 4.11’de verilmiştir. Tablo incelendiğinde yağış için en yüksek maksimum değeri Muğla yağış istasyonu verilerinde olduğu görülmektedir. En düşük maksimum değerin ise Keban yağış verilerinde olduğu görülmektedir. Ayrıca yağış verilerinin çarpıklık katsayılarının yüksek olduğu görülmektedir. Verilere ait otokorelasyon katsayılarının genelde çok yüksek olmadığı görülmektedir. Tabloya bakarsak, en yüksek oto korelasyon katsayısı Adıyaman istasyonunda (değeri 0,317) görülmektedir. En düşük ise Afyon istasyonuna ait yağış verilerinde (değeri 0,159) görülmüştür. Tablo incelendiğinde Türkiye’nin güneydoğu ve doğu bölgelerinde yer alan istasyonlardaki lag1 otokorelasyon katsayılarının genelde daha yüksek olduğu görülmektedir. Bunun sebeplerinden birisi olarak bu verilerde çok sayıda sıfır değerinin (yağışsız gün) bulunması gösterilebilir. Ancak lag1 den sonraki otokorelasyonların gittikçe azaldığı ve sıfıra çok yakın olduğu görülmektedir.

Tablo 4.11. Günlük yağış verilerinin bazı istatistik parametreleri (x_{ort} , x_{maks} , s_x , c_{sx} , r_1 , r_2 , r_3 sırasıyla ortalama, maksimum, standart sapma, çarpıklık katsayısı, lag 1, lag2 ve lag3 oto korelasyon katsayıları)

İstasyonlar	Yağış verilerinin bazı istatistik parametreleri						
	X_{ort} (mm)	X_{maks} (mm)	s_x (mm)	c_{sx}	r_1	r_2	r_3
Edirne	1.5	71.5	5.08	5.78	0.198	0.05	0.024
Bilecik	1.2	74.5	3.57	5.42	0.205	0.06	0.020
Balıkesir	1.5	112	5.01	6.16	0.214	0.07	0.03
Afyon	1.1	60.3	3.46	5.17	0.159	0.05	0.019
İzmir	1.86	108	6.85	5.98	0.277	0.098	0.082
Muğla	3.1	155.6	10.3	5.48	0.298	0.127	0.090
Samsun	1.84	77.5	5.16	5.35	0.210	0.03	0.02
Keban(Elazığ)	1.0	60.1	3.21	5.75	0.202	0.070	0.030
Adıyaman	1.9	80.1	6.03	4.92	0.317	0.127	0.094
Karaman	0.9	43.7	3.2	5.76	0.160	0.043	0.036
Göksun	1.7	85.4	5.17	5.34	0.237	0.097	0.075
Muş	2.1	77.8	5.78	4.46	0.302	0.105	0.080
Siirt	1.9	71.4	5.51	4.50	0.304	0.139	0.104
Diyarbakır	1.3	63.2	4.26	5.33	0.219	0.09	0.041

Otokorelasyon katsayıları YSA ile yağış tahmininde modelin girdilerinin seçilmesinde önemli ipuçları vermektedir. Bu yüzden çok önemlidir. Bu sonuçlara göre r_1 otokorelasyon katsayısı yüksek olduğu için 1 gün önceki yağışların YSA metotlarının girdisi olarak kullanılabileceği sonucu çıkmaktadır.

Tablo 4.12. Yağış verileri ile diğer meteorolojik veriler arasındaki lag 0 ve lag1 korelasyon katsayıları (örneğin, $S_{ort,t}/Y_t$, yağış ve ortalama sıcaklık verileri arasındaki korelasyon katsayısı; $S_{ort,t-1}/Y_t$, t zamana ait yağış verileri ile bir gün önceye (t-1 zaman) ait ortalama sıcaklık verilerinin korelasyon katsayıları)

İstasyon	Ort. sıcaklık		Maks. Sıcaklık		Min. Sıcaklık		Nem		Buharlaşma	
	$S_{ort,t}/Y_t$	$S_{ort,t-1}/Y_t$	$S_{maks,t}/Y_t$	$S_{maks,t-1}/Y_t$	$S_{min,t}/Y_t$	$S_{min,t-1}/Y_t$	N_t/Y_t	N_{t-1}/Y_t	B_t/Y_t	B_{t-1}/Y_t
Edirne	-0.12	-0.08	-0.15	-0.10	-0.04	0.00	0.22	0.31	-0.12	-0.08
Bilecik	-0.19	-0.13	-0.21	-0.14	-0.12	-0.06	0.31	0.30	-0.15	-0.11
Balıkesir	-0.19	-0.13	-0.20	-0.15	-0.09	-0.06	0.28	0.27	-0.19	-0.17
Afyon	-0.16	-0.11	-0.19	-0.13	-0.07	-0.02	0.28	0.31	-0.14	-0.10
İzmir	-0.21	-0.17	-0.23	-0.20	-0.15	-0.12	0.33	0.34	-0.16	-0.15
Muğla	-0.24	-0.22	-0.29	-0.28	-0.15	-0.13	0.34	0.41	-0.24	-0.23
Samsun	-0.16	-0.10	-0.18	-0.09	-0.10	-0.05	0.14	0.20	-0.13	-0.07
Keban	-0.17	-0.16	-0.19	-0.17	-0.13	-0.11	0.28	0.38	-0.19	-0.17
Adıyaman	-0.28	-0.27	-0.31	-0.32	-0.22	-0.20	0.40	0.47	-0.27	-0.25
Karaman	-0.18	-0.14	-0.21	-0.15	-0.10	-0.05	0.29	0.30	-0.16	-0.13
Göksun	-0.18	-0.15	-0.23	-0.21	-0.07	-0.03	0.29	0.39	-0.20	-0.19
Muş	-0.17	-0.16	-0.19	-0.19	-0.10	-0.09	0.30	0.37	-0.24	-0.22
Siirt	-0.28	-0.25	-0.30	-0.28	-0.23	-0.19	0.42	0.43	-0.26	-0.25
Diyarbakır	-0.21	-0.21	-0.26	-0.26	-0.13	-0.13	0.33	0.39	-0.23	-0.22

Girdi olarak kullanılması düşünülen verilerin yağış ile olan korelasyon katsayıları da belirlenerek Tablo 4.12’de gösterilmiştir. Korelasyon katsayılarının belirlenmesi bize YSA modelinde girdilerin seçilmesinde de yardımcı olmaktadır. Tabloda görüldüğü gibi genel olarak tüm verilerin yağış ile olan korelasyonları istenilen düzeyde değildir. Yağışın en iyi korelasyon gösterdiği verinin Nem olduğu görülmektedir. Daha sonra, buharlaşma verileri gelmektedir. En yüksek korelasyon katsayısının Siirt istasyonunda nem ile yağış verileri arasında 0,42 olduğu görülmektedir. Sıcaklık verilerine bakıldığında da genel olarak maksimum sıcaklık verilerinin korelasyon katsayılarının daha iyi olduğu görülmektedir. Minimum sıcaklık verileri ise yağış ile daha düşük korelasyonlar göstermiştir. Meteorolojik verilerin yağış ile olan ilişkisinde görüldüğü gibi, nem ile yağış doğru orantılı bir ilişki gösteriyorken, doğal olarak sıcaklık ve buharlaşma ile yağış arasında ters bir ilişki söz konusudur. Buda nemdeki artışın yağışlarda da artışa yol açtığını göstermektedir. Bu tablo YSA tahmin metotlarında girdilerin belirlenmesinde bize yardımcı olacaktır. t ve $t-1$ zamana ait nem verileri, YSA metotlarında girdi olarak düşünülmelidir. Tüm günlük meteorolojik verilerin bazı istatistiksel parametreleri değerleri belirlenerek Tablo 4.13 de sunulmuştur.

Tablo 4.13.Meteorolojik verilerin bazı istatistik parametreleri

İstasyonlar	Sıcaklık (ort)			Sıcaklık (mak)			Sıcaklık (min)			Buharlaşma			Nem		
	X_{ort} (°C)	S_x	C_{sx}	X_{ort} (°C)	S_x	C_{sx}	X_{ort} (°C)	S_x	C_{sx}	X_{ort} (mm)	S_x	C_{sx}	X_{ort} (mm)	S_x	C_{sx}
Edirne	13.6	8.6	-0.16	19.5	10	-0.18	8.1	7.3	-0.26	2.3	2.4	0.62	69.2	12.8	0.10
Bilecik	12.4	8.1	-0.02	17.6	9.4	-0.02	8	6.8	-0.02	2.8	2.9	0.06	70	13.1	-0.03
Balıkesir	14.6	8.2	-0.01	20.2	9.2	-0.02	9.1	7	-0.01	3.1	3.2	0.07	70.3	13.1	-0.02
Afyon	11.2	8.6	-0.02	17.2	9.9	-0.02	5.3	7.1	-0.03	3.1	3.1	0.06	64.6	15.1	-0.02
İzmir	17.9	7.6	0	22.7	8.3	-0.01	13.6	6.8	-0.01	4.1	3.5	0.04	62.7	11.9	0
Muğla	15	8.1	0	21.2	9.3	-0.01	9.5	7.4	-0.01	3.7	4	0.07	63.8	16.6	-0.01
Samsun	14.3	6.7	-0.01	18.1	7.1	-0.01	10.8	6.3	-0.01	2.4	1.4	0.17	73.7	13.1	0
Keban	15.0	10.1	0	19.8	11.4	0	10.2	8.5	0	4.8	4.8	0.06	50.9	18.5	0.02
Adıyaman	17.2	9.9	0	22.9	11.1	0	11.9	8.4	0	4	3.8	0.05	51.2	20.2	0.03
Karaman	11.9	9.2	-0.03	18.6	10.4	-0.03	5.3	7.9	-0.05	3.1	3.2	0.04	60.6	15.6	0
Göksun	9.0	9.4	-0.03	15.8	10.7	-0.01	2.0	8.0	-0.1	2.2	2.9	0.9	69.4	14	-0.01
Muş	9.9	12.1	-0.03	16.1	13.5	-0.02	3.8	10.5	-0.07	3.1	3.5	0.07	62.7	19.2	-0.02
Siirt	16.1	10.3	0	21.7	11.4	0	11.1	8.9	0	4.5	4.7	0.06	50.7	20.9	0.02
Diyarbakır	15.7	10.6	0	22.5	11.8	0	8.8	8.8	0	4.9	5.2	0.07	56.1	21.7	0

5. YAPAY SINIR AĞLARI İLE YAĞIŞ TAHMİNİ

İnsan etkinliklerinin çok büyük bir bölümü, hava olaylarına bağlıdır ve ondan etkilenir. Bu yüzden, hava olaylarının kısa veya uzun süreli öngörülerinin yapılması, insan yaşamı için önemli kabul edilmektedir. Meteorolojik olaylar, su kaynakları ve onun kullanım alanları ile yakından ilişki içerisinde. Ülkemizdeki sınırlı mevcut su kaynaklarının en verimli şekilde kullanılması, geleceğe yönelik planların yapılması ve öngörülen yerlerde gerekli önlemlerin alınması için hidrometeorolojik değişkenler en iyi şekilde tahminin ve analizinin yapılması önemlidir. Gelecekte belli bir tarihte görülecek yağışın tahmini, su kaynakları potansiyelinin belirlenmesi, meydana getireceği akışın önceden tahmini, aşırı yağışların meydana getirdiği taşkınların önceden önlenmesi, gerekli düzenlemelerin yapılması ve daha pek çok açıdan önemlidir. Özellikle yağış-akış modellerinde tahmin yapılan anda henüz gözlenmemiş olan yağışların da tahmin edilmesi gerekebilir. Çalışmada kurulacak tahmin modelleri yalnızca ileriye yönelik tahminlerin yapılmasında değil, eksik verilere sahip istasyonların bu eksik verilerinin tamamlanması açısından da önemli olmaktadır.

Yağış çok karmaşık bir süreçte meydana gelen ve tahmin edilmesi zor bir değişkendir. Özellikle, mevcut verilerin süreksizliği ve diğer meteorolojik değişkenler ile olan karmaşık ilişkisi günlük yağış verilerinin kestirimini zorlaştırmaktadır. Bu tür karmaşık ilişkilerin modellenmesindeki üstünlükleri ve veriler ile ilgili herhangi bir kabule gereksinim duymamaları nedeniyle, Yapay sinir ağları tahmin amacıyla kullanılan bir yöntemdir. Yapay sinir ağları, aralarındaki ilişki formüle edilemeyen bu tür değişkenlerin modellenmesinde başarılı bir yöntemdir. Ayrıca yapay sinir ağları uygulanmasındaki kolaylık nedeniyle de tercih edilmektedir.

Bu çalışmada günlük yağış tahmini yapmak amacıyla, daha önce homojenlik testlerinden geçirilmiş olan 14 istasyona ait veriler seçildi. Yapay sinir ağlarında girdilerin seçilmesinde üzerinde tam olarak anlaşılmış bir yöntem yoktur. Bu nedenle günlük yağış tahmini yapmak için, kurulacak farklı modellerde, girdilerin

seçilmesinde genel olarak korelasyon katsayılarına bakılması yoluna gidilmiştir. Ancak korelasyon katsayıları, meteorolojik değişkenler gibi aralarındaki ilişki tam olarak belirlenemeyen değişkenler için her zaman yeterli bir ilişkiyi ifade etmeyebilir. Bu yüzden farklı girdi seçenekleri her istasyon için denenmiş ve sonuçta en iyi sonucu veren tahmin modelleri belirlenmiştir.

Bu çalışmada ilk aşamada Yapay sinir ağlarının ileri beslemeli geriye yayılma metodu (İBGYSA), ikinci aşamada radyal tabanlı (RTYSA) ve son olarak da genelleştirilmiş regresyon sinir ağı (GRYSA) kullanılarak günlük yağış tahmini yapılmasına çalışılmıştır.

5.1. İleri Beslemeli Geriye Yayılmalı Yapay Sinir Ağları (İBGYSA) Yöntemi ile Yağış Tahmini

İlk önce yapay sinir ağlarının literatürde en çok kullanılan ve en iyi işlem hızına sahip olan bu yöntemi ile günlük yağış tahmini yapılmıştır. Her istasyon için farklı modeller denenmiş ve en iyi sonuç elde edilmeye çalışılmıştır. Çalışmada kullanmak amacıyla 15 yıl uzunluğunda toplam 5379 adet günlük veri seçilmiştir.

İlk 4383 veri (01.01.1987 ile 31.12.1998) İBGYSA ile yağış tahmininin eğitim aşamasında kullanılmıştır. Son 1096 veri (01.01.1999-31.12.2001) ise İBGYSA simülasyonlarının test aşamasında kullanılmıştır. Tüm veriler kullanılmadan önce kendi maksimum değerlerine bölünerek 0,1 ile 0,9 arasında ölçeklendirilmiştir. Tablo 5.1. bize her istasyon için kurulan en iyi modeli ve bu modelin test bölümüne ait sonuçlarını göstermektedir. Burada modelin test edilmesi sonucunda, elde edilen sonuçlarla gözlenen veriler arasındaki ortalama karesel hata (OKH) ve belirlilik katsayısı (R^2) sonuçları karşılaştırma kriteri olarak verilmiştir. Çalışmada önce, her istasyon için farklı kombinasyonlardan oluşan YSA modelleri ayrı ayrı denemiş ve sonuçta o istasyon için en iyi sonucu veren YSA modeli tabloda gösterilmiştir. Ara tabakadaki hücre sayısı denemeler sonucunda belirlenmiştir. Örneğin, Edirne verileri için yapılan denemelerde en iyi sonucu 8 girdili ($S_{ort}, S_{maks}, S_{min}, B, N, N_{t-1}, N_{t-2}, Y_{t-1}$), ara tabakada 4 hücre ve çıktı tabakasında 1 hücre bulunan model vermiştir (8,4,1). Bu modelin ortalama kare hatası 14,87 mm² ve belirlilik katsayısı ise 0.330 olarak bulunmuştur. Aynı şekilde tüm istasyonlar için bu denemeler yapılmış ve sonuçlar tabloda verilmiştir. Bu çalışmada en iyi belirlilik katsayısı ($R^2 = 0,484$) Muğla istasyonunda bulunmuştur. OKH değerleri her istasyon için farklılık göstermektedir

ki bu o istasyonun yağış değerlerine göre değişmektedir. Keban ve Karaman istasyonları düşük OKH vermelerine rağmen, belirlilik katsayısı değerleri de oldukça düşük çıkmıştır. Bu verilerin ortalama ve maksimum yağış değerlerinin düşük olması bu sonuçta etkili olmuştur.

Tablo 5.1. İBGYSA metodu ile yağış tahmini sonuçları

İstasyonlar	İBGYSA model yapıları	İBGYSA model girdileri	OKH (mm ²)	R ²
Edirne	8,4,1	$S_{ort}, S_{maks}, S_{min}, B, N, N_{t-1}, N_{t-2}, Y_{t-1}$	14.87	0.330
Bilecik	8,3,1	$S_{ort}, S_{maks}, S_{min}, B, N, N_{t-1}, N_{t-2}, Y_{t-1}$	10.32	0.260
Balıkesir	6,3,1	$S_{ort}, S_{maks}, S_{min}, B, N, Y_{t-1}$	18.22	0.287
Afyon	8,3,1	$S_{ort}, S_{maks}, S_{min}, B, N, N_{t-1}, N_{t-2}, Y_{t-1}$	12.73	0.226
İzmir	7,5,1	$S_{ort}, S_{maks}, B, N, N_{t-1}, N_{t-2}, Y_{t-1}$	29.14	0.454
Muğla	9,3,1	$S_{ort}, S_{maks}, S_{maks,t-1}, B, N, N_{t-1}, N_{t-2}, N_{t-3}, Y_{t-1}$	41.51	0.484
Samsun	6,3,1	$S_{ort}, S_{maks}, S_{maks}, N, N_{t-1}, Y_{t-1}$	21.33	0.145
Keban	8,3,1	$S_{ort}, S_{maks}, S_{min}, B, N, N_{t-1}, N_{t-2}, Y_{t-1}$	8.15	0.205
Adıyaman	9,4,1	$S_{ort}, S_{maks}, S_{maks,t-1}, S_{min}, B, N, N_{t-1}, N_{t-2}, Y_{t-1}$	24.70	0.367
Karaman	7,3,1	$S_{ort}, S_{maks}, S_{min}, B, N, N_{t-1}, Y_{t-1}$	6.89	0.264
Göksun	8,3,1	$S_{ort}, S_{maks}, S_{min}, B, N, N_{t-1}, N_{t-2}, Y_{t-1}$	12.82	0.340
Muş	9,3,1	$S_{ort}, S_{maks}, S_{min}, B, N, N_{t-1}, N_{t-2}, Y_{t-1}, Y_{t-2}$	19.00	0.398
Siirt	10,4,1	$S_{min}, S_{min,t-1}, S_{maks}, S_{maks,t-1}, S_{min}, B, N, N_{t-1}, N_{t-2}, Y_{t-1}$	15.33	0.303
Diyarbakır	8,4,1	$S_{ort}, S_{maks}, S_{maks,t-1}, S_{min}, N, N_{t-1}, B, Y_{t-1}$	11.27	0.376

Her istasyon için farklı girdilerden oluşan değişik YSA modelleri kurulmuştur. Sonuçlarda görüldüğü gibi istasyonların hepsi için, tüm değişkenlerin kullanıldığı modeller en iyi sonuçları vermiştir. Bu durum tüm değişkenlerin yağış sürecine az da olsa etkili olduğunu göstermektedir. Ancak özellikle nem ve önceki güne ait yağış verileri yağış tahmini üzerine yüksek etkiye sahiptir ve girdi olarak kullanılmaları tahmin performansını arttırmıştır. En iyi sonucu veren girdi verilerinin yağış ile korelasyon katsayılarının da genelde yüksek olanlar olduğu görülmektedir. Ayrıca, test aşamasında elde edilen sonuçlarla gözlenen yağış zaman serilerinin gidiş ve saçılma diyagramları ek A da her istasyon için ayrı olarak verilmiştir. Bu grafiklere bakıldığında YSA sonuçları ile gözlenen değerlerin gidişatlarının hemen hemen benzer olduğu, farkların ise daha çok gözlenen pik değerlerin tam olarak tahmin edilememiş olmasından kaynaklandığı söylenebilir. Yağışın tahmin edilmesi zor bir değişken olmasından dolayı, pik yağışları tahmin etmek en zor işlerden birisidir. Ayrıca özellikle yaz aylarındaki kurak değerler İBGYSA tarafından iyi tahmin edilmiştir. İBGYSA metodunda negatif değerlerde elde edilebilmektedir.

5.2. Radyal Tabanlı Yapay Sinir Ağları Yöntemi (RTYSA) İle Yağış Tahmini

Bu bölümde YSA literatüründe yağış tahmininde daha önce uygulaması olmayan RTYSA yöntemi ile yağış tahmini yapılmıştır. Özellikle akım tahminlerinde İBGYSA yöntemine alternatif olarak kullanılan ve daha başarılı sonuçlar elde edilebilen bu yöntem girdi ve çıktı verileri arasında temeli regresyon denkleminde dayanan bir sistem üzerine kurulu olduğu için özellikle korelasyonu yüksek olan değişkenlerin tahmininde daha iyi sonuçlar verebilmektedir. Bu çalışmada RTYSA ile yağış tahminleri yapabilmek için veriler önceki bölümde anlatıldığı gibi eğitim ve test için ayrılmıştır. Tablo 5.2. bize her istasyon için kurulan en iyi modeli ve bu modelin test bölümüne ait sonuçlarını göstermektedir. Burada s, radyal işlemci fonksiyonun yayılması (taban genişliği) ile ilgilidir. Tablo incelendiğinde Edirne istasyonu için model (8,1) in belirlilik katsayısının ($R^2=0,291$) İBGYSA yöntemine göre daha düşük olduğu görülmektedir. Aynı istasyon için OKH ise 15,58 mm² ye çıkmıştır. En iyi belirlilik katsayısı değeri Adıyaman istasyonu için 0,427 olarak bulunmuştur. Genel olarak bakıldığında bu yöntemin bazı istasyonlar için biraz daha iyi sonuç vermesine rağmen performansının biraz daha düşük olduğu görülmektedir. Tüm istasyonlar için gözlenen yağışlar ve tahmin edilen yağışlar için test aşamasına ait gidişat ve saçılma diyagramları Ek A 'da verilmiştir.

Tablo 5.2. RTYSA yöntemi ile yağış tahmini sonuçları

İstasyon	RTYSA model yapıları	RTYSA model girdileri	s, yayılma parametresi	OKH (mm ²)	R ²
Edirne	8,1	$S_{ort}, S_{maks}, S_{min}, B, N, N_{t-1}, N_{t-2}, Y_{t-1}$	0.65	15.58	0.291
Bilecik	8,1	$S_{ort}, S_{maks}, S_{min}, B, N, N_{t-1}, N_{t-2}, Y_{t-1}$	0.65	10.50	0.247
Balıkesir	6,1	$S_{ort}, S_{maks}, S_{min}, B, N, Y_{t-1}$	0.25	18.64	0.266
Afyon	8,1	$S_{ort}, S_{maks}, S_{min}, B, N, N_{t-1}, N_{t-2}, Y_{t-1}$	0.35	12.53	0.245
İzmir	7,1	$S_{ort}, S_{maks}, B, N, N_{t-1}, N_{t-2}, Y_{t-1}$	0.85	36.51	0.313
Muğla	8,1	$S_{ort}, S_{maks}, S_{min}, B, N, N_{t-1}, N_{t-2}, Y_{t-1}$	0.60	48.81	0.400
Samsun	6,1	$S_{ort}, S_{maks}, S_{maks,t-1}, N, N_{t-1}, Y_{t-1}$	0.65	21.28	0.143
Keban	8,1	$S_{ort}, S_{maks}, S_{min}, B, N, N_{t-1}, N_{t-2}, Y_{t-1}$	0.65	6.30	0.248
Adıyaman	8,1	$S_{ort}, S_{maks}, S_{min}, B, N, N_{t-1}, N_{t-2}, Y_{t-1}$	0.65	21.80	0.427
Karaman	7,1	$S_{ort}, S_{maks}, S_{min}, B, N, N_{t-1}, Y_{t-1}$	0.90	6.76	0.276
Göksun	8,1	$S_{ort}, S_{maks}, S_{min}, B, N, N_{t-1}, N_{t-2}, Y_{t-1}$	0.90	12.86	0.337
Muş	9,1	$S_{ort}, S_{maks}, S_{min}, B, N, N_{t-1}, N_{t-2}, Y_{t-1}, Y_{t-2}$	0.90	18.74	0.407
Siirt	10,1	$S_{ort}, S_{ort,t-1}, S_{maks}, S_{maks,t-1}, S_{min}, B, N, N_{t-1}, N_{t-2}, Y_{t-1}$	0.90	14.57	0.355
Diyarbakır	8,1	$S_{ort}, S_{maks}, S_{min}, N, N_{t-1}, N_{t-2}, B, Y_{t-1}$	0.90	11.85	0.344

5.3. Genelleştirilmiş Regresyon Yapay Sinir Ağları (GRYSA) Yöntemi İle Yağış Tahmini

Bu yöntem için de veriler önceki bölümde anlatıldığı gibi eğitim ve test için ikiye ayrılmıştır. Tablo 5.3. bize her istasyon için kurulan en iyi modeli ve bu modelin test bölümüne ait sonuçlarını göstermektedir. Tablo incelendiğinde Edirne istasyonu için en iyi modele ait belirlilik katsayısı $R^2 = 0,228$ olarak bulunmuştur. Aynı istasyon için OKH ise 17.26 mm^2 ye çıkmıştır. Belirlilik katsayısına göre en iyi sonucu Adıyaman istasyonu ($R^2=0,395$) vermiştir. Genel olarak bakıldığında bu yöntemin performansının daha düşük olduğu ve yağış tahmini için tüm YSA metotları içinde en kötü sonucu veren metot olduğu görülmektedir. Tüm istasyonlar için gözlenen yağışlar ve tahmin edilen yağışlar için test aşamasına ait gidişat ve saçılma diyagramları ek A'da verilmiştir. Grafiklerde görüldüğü gibi GRYSA yöntemi diğer YSA yöntemlerine benzer sonuçlar göstermiştir. Genel olarak gözlenen yağışlar ile tahmin edilenlerin gidişatları benzerdir. Ancak pik yağışları tahmin etmede iyi sonuçlar vermemiştir. Bu yöntemin avantajı negatif değerler elde edilmemesidir.

Tablo 5.3. GRYSA yöntemi ile yağış tahmini sonuçları

İstasyon	GRYSA model yapıları	GRYSA model girdileri	s, yayılma param.	OKH (mm^2)	R^2
Edirne	8,1	$S_{\text{ort}}, S_{\text{maks}}, S_{\text{min}}, B, N, N_{t-1}, N_{t-2}, Y_{t-1}$	0.12	17.26	0.228
Bilecik	8,1	$S_{\text{ort}}, S_{\text{maks}}, S_{\text{min}}, B, N, N_{t-1}, N_{t-2}, Y_{t-1}$	0.06	11.17	0.198
Balıkesir	6,1	$S_{\text{ort}}, S_{\text{maks}}, S_{\text{min}}, B, N, Y_{t-1}$	0.08	21.05	0.171
Afyon	8,1	$S_{\text{ort}}, S_{\text{maks}}, S_{\text{min}}, B, N, N_{t-1}, N_{t-2}, Y_{t-1}$	0.08	12.86	0.225
İzmir	7,1	$S_{\text{ort}}, S_{\text{maks}}, B, N, N_{t-1}, N_{t-2}, Y_{t-1}$	0.08	42.11	0.210
Muğla	8,1	$S_{\text{ort}}, S_{\text{maks}}, S_{\text{min}}, B, N, N_{t-1}, N_{t-2}, Y_{t-1}$	0.08	50.44	0.384
Samsun	6,1	$S_{\text{ort}}, S_{\text{maks}}, S_{\text{maks}, t-1}, N, N_{t-1}, Y_{t-1}$	0.08	22.18	0.114
Keban	8,1	$S_{\text{ort}}, S_{\text{maks}}, S_{\text{min}}, B, N, N_{t-1}, N_{t-2}, Y_{t-1}$	0.08	7.10	0.183
Adıyaman	8,1	$S_{\text{ort}}, S_{\text{maks}}, S_{\text{min}}, B, N, N_{t-1}, N_{t-2}, Y_{t-1}$	0.08	23.66	0.395
Karaman	7,1	$S_{\text{ort}}, S_{\text{maks}}, S_{\text{min}}, B, N, N_{t-1}, Y_{t-1}$	0.09	7.93	0.152
Göksun	8,1	$S_{\text{ort}}, S_{\text{maks}}, S_{\text{min}}, B, N, N_{t-1}, N_{t-2}, Y_{t-1}$	0.08	13.12	0.322
Muş	9,1	$S_{\text{ort}}, S_{\text{maks}}, S_{\text{min}}, B, N, N_{t-1}, N_{t-2}, Y_{t-1}, Y_{t-2}$	0.08	22.01	0.302
Siirt	10,1	$S_{\text{ort}}, S_{\text{ort}, t-1}, S_{\text{maks}}, S_{\text{maks}, t-1}, S_{\text{min}}, B, N, N_{t-1}, N_{t-2}, Y_{t-1}$	0.08	17.39	0.261
Diyarbakır	8,1	$S_{\text{ort}}, S_{\text{maks}}, S_{\text{min}}, N, N_{t-1}, N_{t-2}, B, Y_{t-1}$	0.06	12.97	0.305

5.4. Çoklu Lineer Regresyon Yöntemi (ÇLR) İle Yağış Tahmini

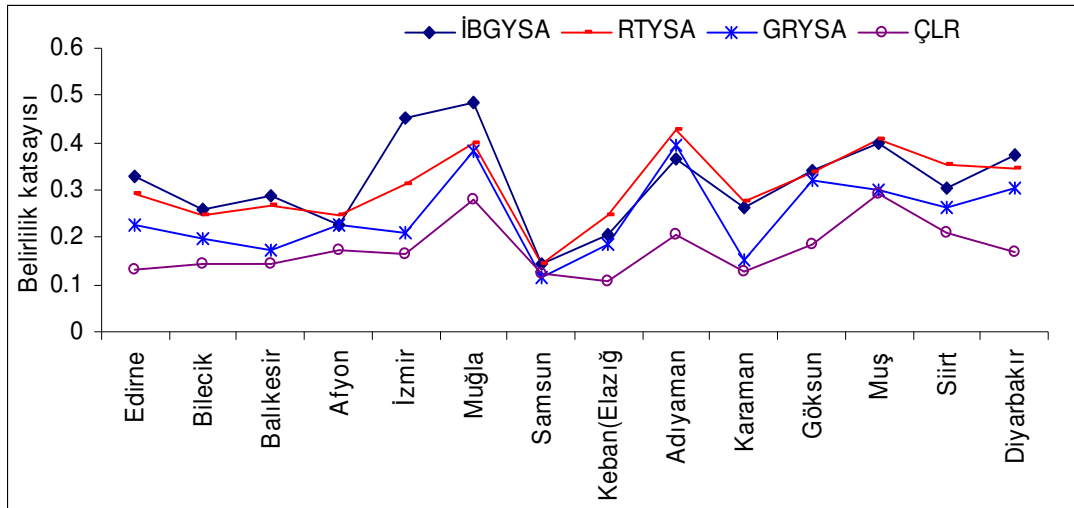
Son olarak ise aynı istasyonlar için çoklu lineer regresyon analizi de yapılarak sonuçları YSA metotlarının sonuçları ile kıyaslanmıştır. Tablo 5.4 çoklu lineer regresyon analizi sonucunda her istasyon için elde edilen ortalama karesel hata ve belirlilik katsayısı değerlerini göstermektedir. Sonuç olarak tüm YSA yöntemleri karşılaştırma kriterleri açısından ÇLR'dan daha iyi sonuçlar vermiştir. Sonuçlar incelendiğinde İBGYSA yönteminin regresyondan çok daha başarılı olduğu, radyal tabanlı YSA yönteminin de yine regresyondan biraz daha iyi sonuç verdiği bulunmuştur. Örneğin Edirne istasyonu için lineer regresyon sonucunda ortalama karesel hata 18,87 mm² bulunmuşken bu değer ileri beslemeli YSA' da 14,87 mm² seviyesindeydi. Yine bu istasyon için belirlilik katsayısı lineer regresyon sonucunda 0,133 bulunmuşken, bu değer ileri beslemeli YSA'da 0,330 olarak hesaplanmıştı. ÇLR analizine ait gidişat ve saçılma diyagramlarını gösteren grafikler (ek A) incelendiğinde genel gidişatın iyi yakalanamadığı görülmektedir. Ayrıca yalnız pik yağış değerleri değil, yaz ayları gibi kurak dönemlerde iyi yakalanamamıştır. Bu yöntemin özellikle mevsimsellikten etkilendiği görülmektedir. Bu yöntemde çok sayıda negatif değer bulunmuştur.

Tablo 5.4. Çoklu lineer regresyon ile yağış tahmini sonuçları

İstasyonlar	OKH (mm ²)	R ²
Edirne	18.87	0.133
Bilecik	11.91	0.144
Balıkesir	21.43	0.144
Afyon	13.64	0.172
İzmir	44.49	0.163
Muğla	57.84	0.281
Samsun	23.45	0.123
Keban(Elazığ)	7.09	0.107
Adıyaman	30.35	0.204
Karaman	8.146	0.127
Göksun	15.83	0.183
Muş	22.44	0.291
Siirt	17.44	0.208
Diyarbakır	15.14	0.169

5.5. Yöntemlerin Kıyaslanması

Şekil 5.1 tahmin metodlarının sonuçlarının tüm istasyonlar için genel görüntüsü hakkında iyi bir fikir vermektedir. Görüldüğü gibi YSA metodları sonucunda test aşamasında elde edilen belirlilik katsayısı (R^2) değerleri 0,2 ile 0,5 arasında değişmektedir. İBGYSA metoduna ait sonuçların diğer YSA metodlarından biraz daha iyi olduğu görülmektedir. RTYSA ise bazı istasyonlarda İBGYSA yönteminden daha iyi sonuç vermiştir. Belirlilik katsayısı değeri en çok 0.50 değerlerine kadar yükselmiştir. ÇLR en düşük tahmin performansını göstermiştir. Bölgesel olarak bakıldığında en iyi performansı Türkiye'nin en batısında yer alan Ege bölgesindeki iki istasyonda elde edilmiştir. Karadeniz bölgesinde yer alan Samsun istasyonu ise en düşük performansı gösteren istasyon olmuştur.



Şekil 5.1. YSA yöntemleri ve ÇLR ile elde edilen belirlilik katsayısı değerleri

Tablo 5.5 bütün istasyonlar için test aşamasında gözlemlenen pik yağışlar ile tahmin metodları ile hesaplanan pik yağışlar arasındaki farkların ortalama karesel hataların kareköklerini (OKHK) göstermektedir. Pik yağışların belirlenmesinde belirli bir eşik değerinin üzerinde görülen günlük yağışlar ele alınmıştır. Tablo göstermektedir ki, İBGYSA ve RTYSA yöntemleri pik yağışları tahmin etme açısından diğerlerinden daha başarılı sonuç vermiştir. GRYSA yönteminin diğer iki YSA yönteminden daha başarısız sonuçlar verdiği görülmüştür. ÇLR yöntemi ise tüm istasyonlar için en

düşük performansı göstermiştir. Örnek olarak Muğla istasyonunu ele alırsak, İBGYSA metodu en iyi sonucu vermiştir (OKHK=31,74mm).

Tablo 5.5. Test aşamasında gözlemlenen pik yağışlar ve tahmin edilen yağışlar arasındaki farklar

<i>İstasyonlar</i>	<i>Metot</i>	<i>OKHK (mm)</i>	<i>İstasyonlar</i>	<i>Metot</i>	<i>OKHK (mm)</i>
Edirne	İBGYSA	23,6	Keban	İBGYSA	12,12
	RTYSA	23,14		RTYSA	11,04
	GRYSA	24,4		GRYSA	11,48
	ÇLR	27,4		ÇLR	13,11
Bilecik	İBGYSA	19,1	Adıyaman	İBGYSA	29,58
	RTYSA	18,7		RTYSA	26,81
	GRYSA	19,2		GRYSA	26,81
	ÇLR	21,2		ÇLR	32,49
Balıkesir	İBGYSA	24,14	Karaman	İBGYSA	11,74
	RTYSA	25,7		RTYSA	12,12
	GRYSA	26,13		GRYSA	13,56
	ÇLR	26,3		ÇLR	13,56
Afyon	İBGYSA	19,7	Göksun	İBGYSA	14,35
	RTYSA	19,7		RTYSA	14,28
	GRYSA	19,97		GRYSA	14,49
	ÇLR	20,37		ÇLR	16,40
İzmir	İBGYSA	33,1	Muş	İBGYSA	15,7
	RTYSA	38,53		RTYSA	14,96
	GRYSA	42,88		GRYSA	17,23
	ÇLR	45,25		ÇLR	17,34
Muğla	İBGYSA	31,74	Siirt	İBGYSA	20,4
	RTYSA	34,58		RTYSA	19,9
	GRYSA	38,36		GRYSA	21,5
	ÇLR	39,72		ÇLR	24,3
Samsun	İBGYSA	29,7	Diyarbakır	İBGYSA	12,33
	RTYSA	29,6		RTYSA	13,00
	GRYSA	32,1		GRYSA	13,39
	ÇLR	33,9		ÇLR	13,96

6. DALGACIK ANALİZİ SONUÇLARI

Bu çalışmada YSA metotlarıyla yağış tahmini yapmak amacıyla, tüm meteorolojik veriler ayrık dalgacık dönüşümü kullanılarak çeşitli seviyelerde periyodik bileşenlerine ayrılmıştır. Periyodik bileşenler incelenerek, etkin bileşenler belirlenmiştir. Bu sayede seçilen bileşenler yağış tahmini için YSA modellerinde girdi olarak kullanılmıştır. Böylece fiziksel olarak etkin bileşenler ile çok daha isabetli tahminler yapılabilmektedir.

Çalışmada önce tüm meteorolojik veriler ayrık dalgacık dönüşümü kullanılarak bileşenlerine ayrılmıştır. Daha sonra ise elde edilen bileşenler içerisinde yağış tahmini için etkin olan bileşenlerin belirlenmesine geçilmiştir. Bu amaçla ilk önce verilerin global dalgacık spektrumları elde edilmiştir. Bunun yanında dalgacık bileşenlerinin her birinin hedeflenen orijinal yağışlar ile aralarındaki korelasyonlar bulunmuştur ve her istasyon için korelasyon tablosu hazırlanmıştır. Bu sayede her bir istasyonda, meteorolojik verilerin hepsi için etkin bileşenler belirlenmiş ve bu bileşenler seçilerek YSA tahmin modellerinin girdileri olarak kullanılmıştır.

6.1. Ayrık Dalgacık Dönüşümü İle Bileşenlerin Elde Edilmesi

Çalışma günlük meteorolojik veriler (ortalama sıcaklık, maksimum sıcaklık, minimum sıcaklık, ortalama nem, toplam buharlaşma, toplam yağış) ayrık dalgacık dönüşümü kullanılarak 11 adet detay (2-4-8-16-32-64-128-256-512-1024-2048 günlük periyodik bileşenler) ve bir adet yaklaşık bileşenine ayrılmıştır. Burada bileşenlerin sayısı veri sayısına göre belirlenmektedir. 2'nin katları şeklinde hesaplanan bileşenler en fazla veri sayısının yarısı kadar periyodikliğe sahip bileşene ayrılabilir. Dalgacık dönüşümü ile bileşenlere ayırma işleminde Mallat (1989) tarafından verilen algoritma yardımıyla orijinal veri (işaret) yaklaşık ve detay bileşenleri olarak adlandırılan çeşitli serilere ayrılmış olur ve bu serilerin üst üste toplanması ile orijinal veri tekrar elde edilir. Ek B tüm istasyonlar için yağış verilerinin ayrık dalgacık dönüşümü (ADD) ile elde edilen bileşenlerini göstermektedir. Görüldüğü gibi tüm ayrık dalgacık (AD) bileşenleri aynı orijinal seri kadar uzunluğa sahip birer zaman serisi meydana getirmektedir. Burada AD1, 1.

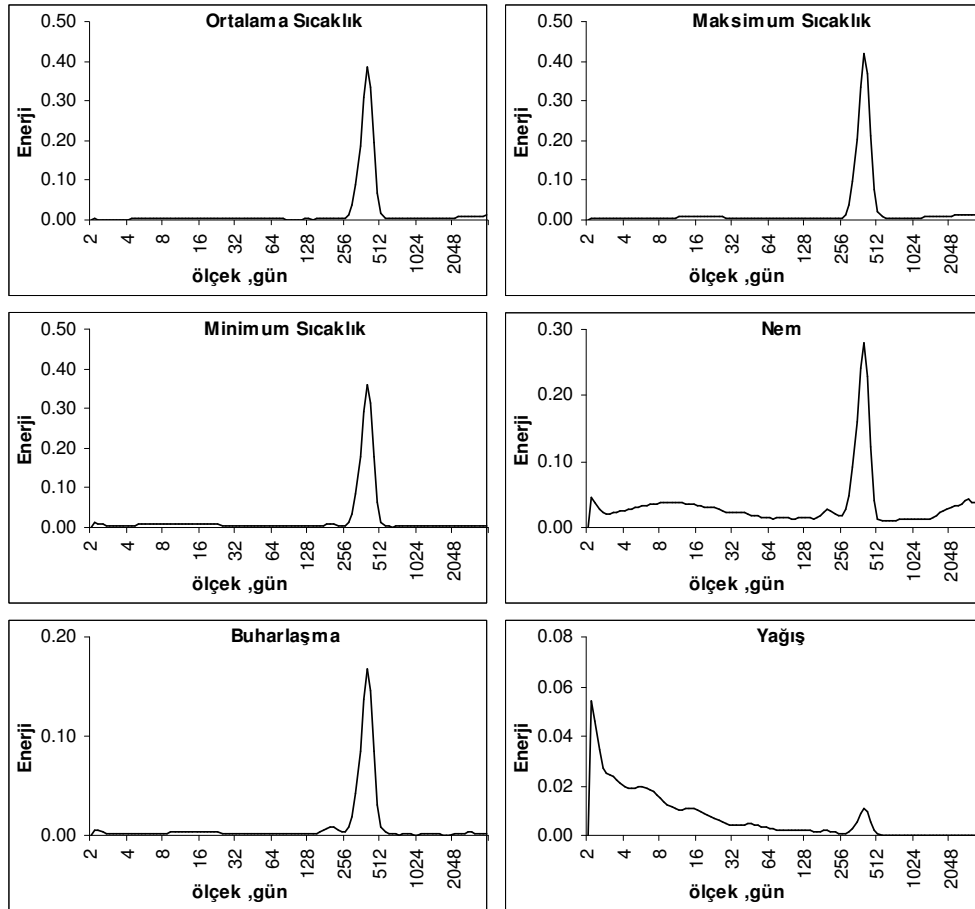
seviyedeki detay bileşenidir ve 2 günlük ölçeğe sahip bileşeni ifade etmektedir. Bu bize en yüksek frekanslı değişimleri vermektedir. AD 11 ise en düşük frekansa sahip detay bileşenidir ve 2048 günlük ölçeğe sahiptir. Orijinal zaman serisinin AD bileşenleri bize farklı çok yararlı bilgiler vermektedir. Her bir AD bileşeni ayrı bir zaman serisi olarak incelenebilir ve orijinal serinin farklı özellikleri belirlenebilir. Her bir ölçek seviyesinde zaman serilerinin istatistik incelemesi ile orijinal serinin gizli özellikleri ortaya çıkarılabilir. Her bir ölçek seviyesinin incelenmesi fiziksel olarak da önemli bilgiler verebilir. Bir meteorolojik değişkenin farklı bölgelerde farklı AD bileşenleri etkin olabilir. Böylece fiziksel olarak hangi periyodik değişimlerin o bölgede etkin olduğu belirlenebilir. Ele alınan ölçek seviyesindeki değişimlerin incelenmesi bölgenin iklimsel karakteristikleri hakkında önemli bilgiler vermektedir.

Muğla istasyonuna ait yağış verilerinin AD bileşenlerini inceleyecek olursak, ilk 6 AD bileşeninin yüksek frekanslı düşük ölçek seviyesindeki değişimleri gösterdiği görülmektedir. Orijinal verideki pik yağış değerleri ilk iki AD bileşeni olan, AD1 ve AD2 bileşeninde belirgin bir şekilde görülmektedir. Bu AD bileşenleri orijinal seri ile en iyi gidiş benzerliğini gösteren bileşenlerdir. Diğer AD bileşenleri daha düşük frekanslı değişimleri göstermektedir. AD8 ve AD9 bileşeni yaklaşık yıllık bileşenlerdir. AD10 yaklaşık 3 yıllık ölçek seviyesine sahip bileşendir. Bu bileşende de 3 tane pik değer olduğu görülmektedir. Ek B, seçilen istasyonlar için yağış verilerinden elde edilen AD bileşenlerini göstermektedir. Türkiye için yağış verilerinin AD bileşenlerinde, istasyonlar arasında bileşenlerin aldığı değerlerin farklı olmasına rağmen genel olarak yapılarının benzer olduğu görülmektedir. Örneğin Balıkesir yağış verilerinde görülen pik değer, ilk dört AD bileşeninde net olarak görülmektedir.

Bu çalışmada hangi AD bileşeninin kullanılması ile daha etkin ve isabetli tahminler yapılabileceği amaçlanmaktadır. Bu sebeple AD bileşenlerinin orijinal yağış tahminine olan etkisi belirlenmelidir. Bu amaçla verilerin global dalgacık spektrumu ve AD bileşenlerinin her birinin orijinal yağış verileri ile olan korelasyon katsayılarından faydalanılmıştır.

6.2. Meteorolojik Verilerin Global Dalgacık Spektrumları

Çalışmanın bu kısmında orijinal meteorolojik veriler, global dalgacık spektrumları (GDS) ile incelenmiştir. Orijinal verilerin GDS'leri hesaplanarak ölçüm verilerinin içindeki hakim periyodik bileşenlerin görülmesi sağlanmıştır. GDS sayesinde, fiziksel olarak AD bileşenlerinin anlamı hakkında önemli bilgiler elde edilmektedir. Çeşitli ölçek seviyelerindeki bileşenlerin toplam enerjilerinin ölçek-enerji ekseninde görülmesini sağlayan GDS sayesinde, hangi ölçek seviyesindeki bileşenin enerjisinin dolayısıyla kuvvetinin fazla olduğu belirlenebilmektedir. Böylece orijinal meteorolojik verilerin AD bileşenlerinin hangilerinin daha etkin olduğu belirlenmektedir. Şekil 6.1 Muğla istasyonu için meteorolojik verilerin GDS'lerini göstermektedir.



Şekil 6.1. Muğla istasyonu için global dalgacık spektrumları

Şekilde yatay ekseninde ölçek seviyeleri, dikey ekseninde ise toplam enerjiler görülmektedir. Buradaki toplam enerji terimi sürekli dalgacık dönüşümünde o ölçek

seviyesinde dalgacık dönüşüm katsayılarının toplamını ifade etmektedir. Şekilde görüldüğü gibi sıcaklık, buharlaşma ve nem verileri için yaklaşık 365 günlük ölçek seviyesinde önemli piklerin oluştuğu görülmektedir. Yani bu veriler için bir yıllık periyodik bileşen diğerlerinden ayrılmakta ve oldukça etkin olmaktadır. Bu zaten doğal olarak beklenen bir sonuçtur ve meteorolojik verilerde mevsimsel değişimlerin oldukça etkin olduğunu göstermektedir. Tam bu ölçek seviyesinde bir AD bileşeni, ADD yapısı gereği elde edilemez. Çünkü ADD, 2 ve 2'nin katları ölçek seviyelerindeki bileşenlerin elde edilmesine izin vermektedir. Ancak AD8 ve AD9 bileşenleri yaklaşık yıllık bileşenlerdir ve bir yıllık ölçek seviyesindeki bileşeni temsil edebilirler. Yağış verilerinin global dalgacık spektrumları 1 yıldan düşük periyodikliğe sahip bileşenlerin etkili olduğunu göstermektedir. Ancak bir yıllık bileşenin diğerleri gibi kuvvetli olmadığı görülmektedir. Burada çok sayıda bileşenin etkin olduğu görülmektedir. Diğer istasyonlara ait GDS sonuçları da benzer durumlar göstermektedir (Ek E). Özellikle sıcaklık ve buharlaşma bileşenleri tüm istasyonlar için hemen hemen aynı sonuçları vermektedir. GDS verilerin fiziksel karakteristikleri hakkında önemli bilgiler verir ama daha çok verilerin kendi etkin bileşenlerinin belirlenmesinde faydalıdır. Hedeflenen yağış tahmininde etkili bileşenlerin belirlenmesinde yeterli olmaz. Bu yüzden tüm meteorolojik verilerin her birisi ile hedeflenen orijinal yağış verileri arasındaki korelasyon katsayıları hesaplanmıştır.

6.3 Etkili AD Bileşenlerinin Belirlenmesi

Bu çalışmada, Dalgacık-YSA modeli ile etkili yağış tahminleri yapılması amaçlanmaktadır. Orijinal veriler ADD ile çeşitli ölçek seviyelerinde bileşenlerine ayrılmış ve GDS sayesinde çeşitli ölçek seviyelerindeki AD bileşenlerinin hangilerinin o veri üzerinde daha fazla etkili olduğu konusu araştırılmıştır. Ancak, YSA ile yağış tahmininde istenilen sonuçların alınması için hangi AD bileşenlerinin seçileceğinin belirlenmesi gerekmektedir. Bu amaçla AD bileşenlerinin her biri ile orijinal yağış arasındaki korelasyonlar tüm istasyonlar için elde edilmiştir (Ek C). Örneğin Muğla istasyonuna bakarsak, meteorolojik değişkenler için 11 AD detay bileşeni ve yaklaşık bileşeninin, orijinal yağış verileri ile olan korelasyon katsayıları Ek C.8'de verilmiştir. Tablodan görüleceği gibi sıcaklık, buharlaşma ve nem için AD 8 bileşeni en yüksek korelasyonu göstermektedir. Ortalama sıcaklık için AD8

bileşeni ve orijinal yağış arasındaki korelasyonun değeri -0,244 iken, buharlaşma için korelasyonun değeri -0,249 olarak hesaplanmıştır. AD8 bileşeni yaklaşık 1 yıllık bileşeni temsil etmektedir ve bu sonuçlar GDS sonuçları ile paralel olarak bulunmuştur. Bunun yanında sıcaklık verilerinin AD bileşenleri içerisinde AD 7 ve AD9 bileşenleri de diğer AD bileşenlerinden daha yüksek bir korelasyon göstermektedir. Yani bu 3 bileşen, AD7, AD8, AD9 (yaklaşık yıllık periyodik bileşenler) burada etkili bileşenler olarak değerlendirilebilir. Buharlaşma için ise AD8 bileşeni için bu değer diğerlerinden önemli derecede yüksek çıkmıştır. Nem verilerinin AD bileşenleri ile yağış arasındaki korelasyon katsayıları incelenirse, AD8 bileşeni en yüksek korelasyonu göstermektedir. Bunun yanında, AD2, AD3, AD4, AD5, AD6, AD7 bileşenleri de diğerlerinden daha yüksek korelasyon göstermektedir. Bunun yanında Ek C’de orijinal yağış verilerinin ADD ile elde edilen AD bileşenlerinin korelasyon katsayılarını göstermektedir. Burada önemli bir nokta vardır. Yağış verilerinin girdileri olarak yağışın AD bileşenlerinin en az bir gün önceki değerleri girdi olarak kullanılabileceği için, 1 gün önceki AD bileşenleri ile orijinal yağış verileri arasındaki korelasyonlara bakılmalıdır. Buna göre AD3 bileşeni, yani 8 gün ölçekli bileşen en yüksek korelasyonu göstermektedir ($r= 0,403$). Bunun yanında AD2,AD4,AD5,AD6,AD7,AD8 bileşenleri de diğerlerinden daha yüksek korelasyon göstermektedir. Dikkate edilirse AD1 bileşeni negatif yüksek korelasyon göstermektedir. Genel olarak tüm istasyonlar için benzer sonuçlar alınmış olmakla birlikte bölgesel olarak farklılıklarda vardır.

Örneğin ortalama sıcaklık için, genelde tüm istasyonlarda AD7, AD8 ve AD9 bileşenleri, yaklaşık yıllık bileşenler, genelde en yüksek ilişkiyi göstermekle birlikte, Edirne ve Bilecik gibi Marmara bölgesi istasyonları ile Samsun ve Afyon için AD2, AD3, AD4 bileşenleri yani 4, 8 ve 16 günlük ölçeğe sahip bileşenler yüksek korelasyon göstermiştir. Bunun dışında Doğu bölgelerdeki istasyonlar için yaklaşık bir yıllık bileşenlerin belirgin bir şekilde yüksek korelasyona sahip olduğu görülmektedir. Özellikle sıcaklıklarda mevsimsel özelliklerin bu bölgelerde çok belirgin bir şekilde kendini göstermesi bu bölgelerde bir yıllık bileşenlerin etkinliğinin sebeplerinden birisi olarak söylenebilir. Benzer durumlar maksimum sıcaklıklar, minimum sıcaklıklar ve buharlaşma içinde görülmektedir. Nem içinde benzer bir ilişkiden söz edilebilir. Türkiye’nin Doğu ve Güneydoğusunda yer alan istasyonlarında benzer sonuçlar elde edilmiştir. Yaklaşık yıllık bileşeni temsil eden

AD8 en yüksek korelasyonu göstermekle beraber, AD2, AD3, AD4, AD5, AD6, AD7 bileşenleri de diğerlerinden önemli derecede yüksek korelasyon göstermişlerdir. Bu bölgelerde mevsimsel etkiler önemli rol oynamaktadır. Ege bölgesi istasyonları olan Muğla ve İzmir içinde benzer sonuç elde edilmiştir. Diğer istasyonlarda ise AD2 ve AD3 gibi yüksek frekans değişimlerini gösteren bileşenler daha yüksek korelasyon göstermişlerdir. Bu sonuçlar, bölgelerin karakteristik özelliklerinin AD bileşenleri tarafından yansıtıldığını göstermektedir.

Yağış verilerinin AD bileşenlerinin bir gün önceki değerleri ile yağış verileri arasındaki korelasyon sonuçları ise genel olarak tüm istasyonlar için benzer sonuçlar göstermiştir. AD3 bileşeni hemen hemen tüm istasyonlar için en yüksek korelasyon değerini göstermiştir. Bileşenler içerisinde AD2, AD4, AD5, AD6, AD7, AD8 diğerlerinden daha yüksek korelasyon göstermişlerdir.

Her istasyon için korelasyon sonuçlarının elde edilmesinden sonra, uygun AD bileşenleri YSA yöntemlerinde girdi olarak kullanılmıştır. Bu noktada eğer çok sayıda yüksek korelasyon gösteren AD bileşeni varsa, AD bileşenlerinin her birisinin ayrı olarak kullanılmasının yerine her veri için en etkin olan AD bileşenlerinin toplanarak girdi olarak kullanılması yoluna gidilmiştir. Böylece gereğinden fazla sayıda girdi kullanılmasının önüne geçilmiş olur. Bu noktada bileşenlerin seçilmesinde global dalgacık spektrumu ve korelasyon tablosundan faydalanılmıştır. İstatistiksel olarak korelasyonların anlamlı olabilmesi için t testi ile kontrol edilmiştir.

$$t = \frac{r\sqrt{n-2}}{\sqrt{1-r^2}} \quad (6.1)$$

Bu teste göre n , toplam veri sayısı olmak üzere, sıfırdan anlamlı derecede farklı olan kritik korelasyon katsayısı, 0.01 anlamlılık seviyesinde t dağılım tablosundan okunan kritik değere göre 0.037 olarak bulunmuştur (Bayazıt,1996). Bunun altında kalan bileşenler, korelasyon katsayılarının istatistiksel olarak anlamsızlığı nedeniyle elenmiştir. Kalan bileşenler içinse, farklı kombinasyonlarda toplanarak elde edilmiş bileşenlerin orijinal yağış verileri ile olan korelasyonlarına bakılmış ve en yüksek korelasyonun bulunduğu toplanmış bileşenler ile çalışılmıştır. Genelde bu sonuçlar global dalgacık spektrumundaki piklerle uyumluluk göstermiştir. Genel olarak,

sıcaklık ve buharlaşma için yaklaşık yıllık bileşenler, nem ve yağış içinse 1 yıldan düşük ölçek seviyesinde bulunan bileşenler seçilmiştir.

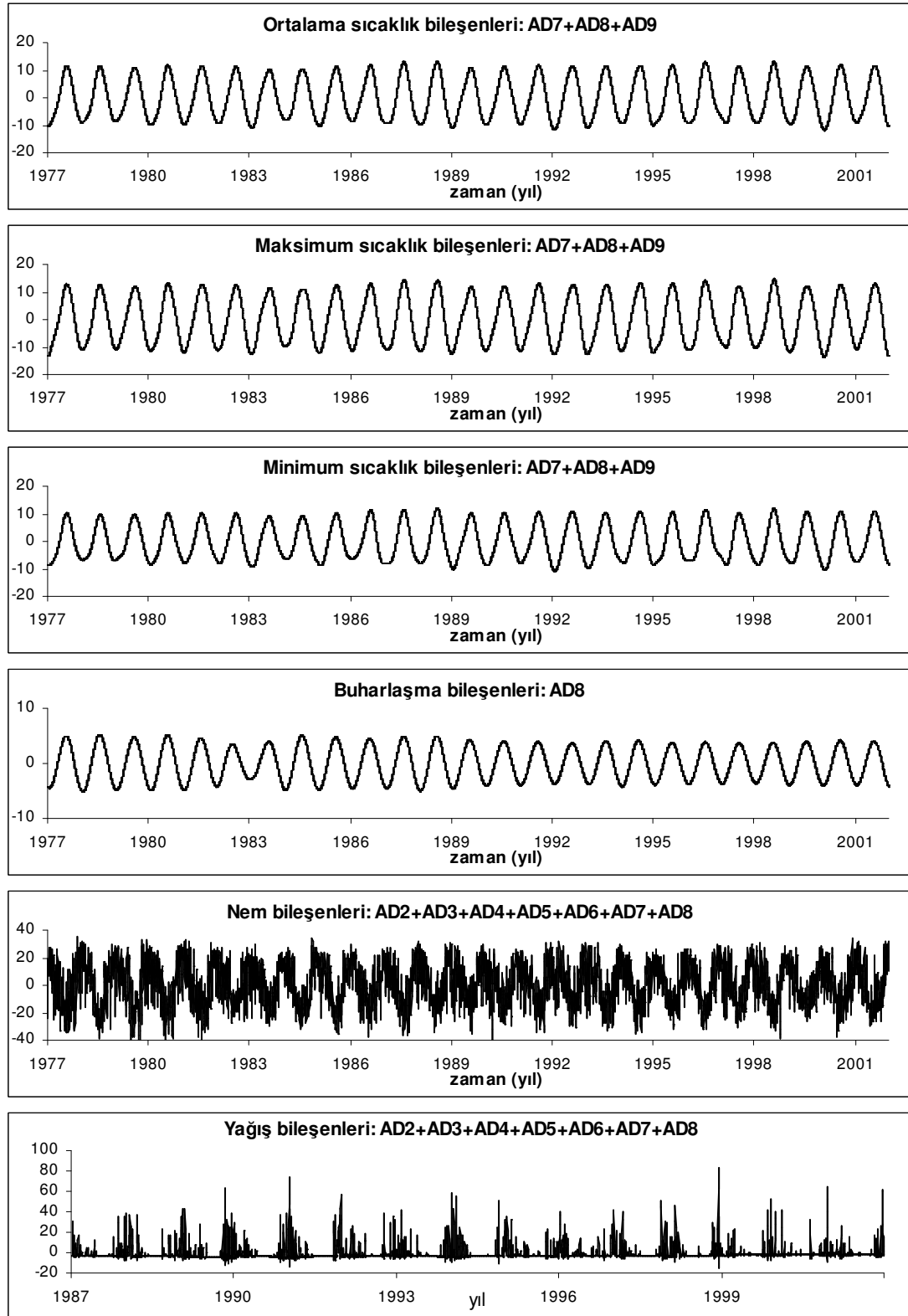
Etkili AD bileşenlerinin toplanması ile elde edilen yeni serinin orijinal yağış verileri ile olan korelasyonları genelde daha iyi çıkmıştır. Örneğin Muğla yağış verilerinde en yüksek korelasyonu gösteren AD 3 bileşeninin orijinal yağış verileri ile olan korelasyonu 0.403 iken toplanmış AD bileşenleri serisi için bu değer 0.567 olarak bulunmuştur. Böylece her meteorolojik veri için yeni bir zaman serisi elde edilmiş olur. Bu toplanmış AD bileşenleri serisi YSA yönteminde girdi olarak kullanılmıştır.

Muğla istasyonu için, ortalama sıcaklık verilerinin orijinal yağış verileri ile yüksek korelasyon katsayıları gösteren AD7, AD8, AD9 bileşenlerinin toplanması ile AD7+AD8+AD9 şeklinde yeni bir zaman serisi elde edilmiştir. Elde edilen yeni zaman serisi Şekil 6.2’de gösterilmiştir. Aynı şekilde maksimum ve minimum sıcaklık içinde AD7+AD8+AD9 toplanmış zaman serisi elde edilmiştir.

Nem verilerinin AD bileşenleri içinde en yüksek korelasyon gösteren AD2+ AD3+ AD4+AD5+AD6+AD7+AD8 bileşenlerinin toplanması ile yeni bir seri elde edilmiştir. Böylece nem için bu AD bileşenlerinin her birisinin ayrı bir girdi parametresi olarak kullanılması ile 7 girdi parametresi yerine tek bir girdi parametresi oluşturulmuş olur. Bu toplanmış AD bileşenlerinin orijinal yağış verisi ile olan korelasyon katsayısı değeri 0,41 olarak bulunmuştur. Buharlaşma verileri içinde yaklaşık bir yıllık bileşene karşı gelen AD8 bileşeni diğerlerinden daha yüksek korelasyon gösterdiği için seçilmiştir.

Yağış verilerinin AD bileşenleri içerisinde, AD2 +AD3 +AD4 +AD5 +AD6 +AD7 +AD8 toplanmış bileşen en uygun girdi verisi olarak belirlenmiştir. AD 1 bileşeni negatif korelasyon gösterdiği için toplama katılmamıştır. Ancak bu bileşen ayrı olarak yağış tahminleri için YSA yöntemlerinde girdi olarak denemiştir. Bu şekilde tüm istasyonlar için en uygun toplanmış AD bileşenleri belirlenerek YSA ile yağış tahmini yapmak için kullanılmıştır (Tablo 6.1.).

Dalgacık dönüşümü ile orijinal veriler yerine yağış üzerinde daha etkin ve yağış ile aralarındaki ilişki daha kuvvetli olan yeni veriler ortaya çıkarılmıştır. Böylece yağış tahmini yapmak için YSA yöntemlerinde kullanılmak üzere tüm girdiler belirlenmiştir.



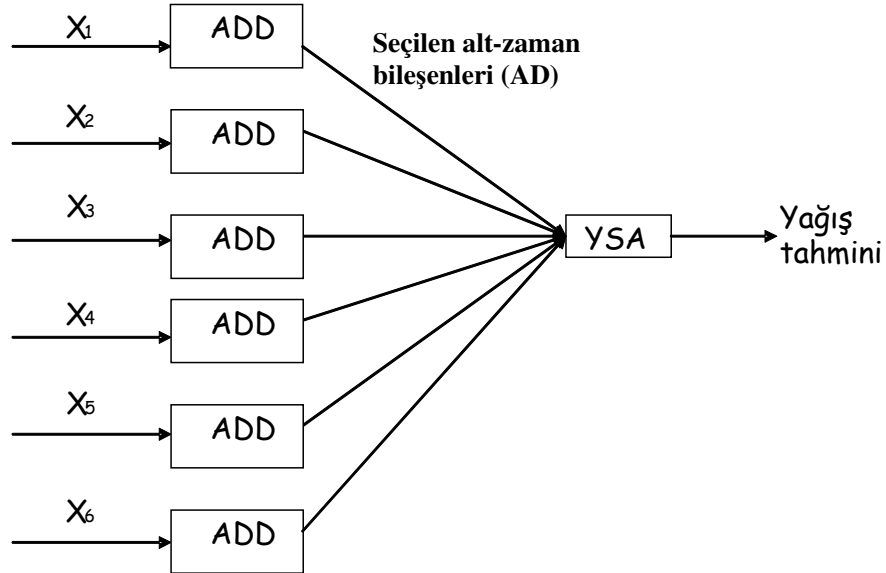
Şekil 6.2 Muğla istasyonu için seçilen AD bileşenleri

Tablo 6.1. YSA yöntemlerinde girdi olarak kullanılmak amacıyla meteorolojik verilerin seçilen AD bileşenleri

İstasyonlar	Sıcaklık (Ortalama)	Sıcaklık (Maksimum)	Sıcaklık (Minimum)	Buharlaşma	Nem	Yağış
Edirne	AD2+AD3 +AD7+AD8	AD2+AD3 +AD7	AD8	AD7+AD8	AD2+AD3+AD4 +AD5+AD6+AD7	AD2+AD3+ AD4+AD5+ AD6+AD7+ AD8
Bilecik	AD1+AD2+ AD3+AD4+ AD7+ AD8	AD1+AD2+ AD3+AD4+ AD7+ AD8	AD7+AD8	AD3+AD8	AD2+AD3+AD4 AD5	AD2+AD3+ AD4+AD5+ AD6+AD7+ AD8
Balıkesir	AD1+AD7+ AD8+ AD9	AD2+AD7+ AD8+ AD9	AD8	AD7+AD8	AD2+AD3+AD4 +AD5+AD6+AD7 +AD8	AD2+AD3+ AD4+AD5+ AD6+AD7+ AD8
Afyon	AD2+AD3+ AD4+AD8	AD7+ AD8	AD2+AD3+ AD4+AD8	AD3+AD4+ AD7+AD8	AD2+AD3+AD4 +AD5+AD6+AD7	AD2+AD3+ AD4+AD5+ AD6+AD7+ AD8
İzmir	AD7+AD8+ AD9	AD7+AD8+ AD9	AD7+AD8+ AD9	AD8	AD2+AD3+AD4 +AD5+AD6+AD7 +AD8	AD2+AD3+ AD4+AD5+ AD6+AD7+ AD8
Muğla	AD7+AD8+ AD9	AD7+AD8+ AD9	AD7+AD8+ AD9	AD8	AD2+AD3+AD4 +AD5+AD6+AD7 +AD8	AD2+AD3+ AD4+AD5+ AD6+AD7+ AD8
Samsun	AD2+AD3+ AD4+AD7	AD2+AD3+ AD4+AD7	AD2+AD3+ AD4+AD7	AD2+AD3+ AD4+AD7	AD2+AD3+ AD4+AD7	AD2+AD3+ AD4+AD5+ AD6+AD7+ AD8
Keban	AD2+AD3+ AD7+AD8	AD2+AD3+ AD7+AD8	AD7+AD8	AD7+AD8	AD2+AD3+AD4 +AD5+AD6+AD7 +AD8	AD2+AD3+ AD4+AD5+ AD6+AD7+ AD8
Adıyaman	AD7+AD8+ AD9	AD7+AD8+ AD9	AD7+AD8+ AD9	AD7+AD8+ AD9	AD2+AD3+AD4 +AD5+AD6+AD7 +AD8	AD2+AD3+ AD4+AD5+ AD6+AD7+ AD8
Karaman	AD2+AD3+ AD7+AD8	AD2+AD3+ AD7+AD8	AD7+AD8+A D9	AD7+AD8+ AD9	AD2+AD3+AD4 +AD5+AD6+AD7 +AD8	AD2+AD3+ AD4+AD5+ AD6+AD7+ AD8
Göksun	AD7+AD8+ AD9	AD7+AD8+ AD9	AD7+AD8+ AD9	AD7+AD8+ AD9	AD2+AD3+AD4 +AD5+AD6+AD7 +AD8	AD2+AD3+ AD4+AD5+ AD6+AD7+ AD8
Muş	AD7+AD8+ AD9	AD7+AD8+ AD9	AD7+AD8+ AD9	AD7+AD8+ AD9	AD2+AD3+AD4 +AD5+AD6+AD7 +AD8	AD2+AD3+ AD4+AD5+ AD6+AD7+ AD8
Siirt	AD2+AD3+ AD7+AD8+ AD9	AD2+AD3+A D7+AD8+ AD9	AD7+AD8+ AD9	AD7+AD8+ AD9	AD2+AD3+AD4 +AD5+AD6+AD7 +AD8	AD2+AD3+ AD4+AD5+ AD6+AD7+ AD8
Diyarbakır	AD7+AD8+ AD9	AD7+AD8+ AD9	AD7+AD8+ AD9	AD7+AD8+ AD9	AD2+AD3+AD4 +AD5+AD6+AD7 +AD8	AD2+AD3+ AD4+AD5+ AD6+AD7+ AD8

7. DALGACIK-YSA YÖNTEMLERİ İLE YAĞIŞ TAHMİNİ

Dalgacık dönüşümü ile elde edilen alt-zaman serileri YSA yönteminde yağış tahmini yapmak amacıyla girdi olarak kullanılmıştır. Çalışmada uygulanan dalgacık-YSA yönteminin şeması Şekil 7.1’de verilmiştir. Ayrık dalgacık dönüşümü (ADD) ile orjinal veriler çeşitli çözünürlük seviyelerinde periyodik bileşenlerine ayrılmış ve elde edilen alt-zaman bileşenlerinden (AD) uygun ve yağış üzerinde etkin olduğu belirlenenler tahmin amacıyla kullanılmıştır. Her bir istasyon için meteorolojik verilerin AD bileşenleri içerisinde uygun olanlar seçilmiş ve bu uygun olan bileşenlerin aritmetik toplanmasıyla yeni toplanmış AD bileşenler zaman serileri elde edilmiştir. Orjinal verilerle çalışmak yerine onların alt bileşenleri ile çalışmak yağış tahminine farklı bir bakış getirmiştir. YSA yöntemlerinde tahminin başarısı, uygulayıcının olayı iyi anlaması ve girdiler üzerindeki seçimine bağlıdır. Orjinal veriler ile çalışmak yerine onların alt bileşenleri ile çalışmak hem girdilerin seçiminde uygulayıcının yeteneğini arttırmış hemde fiziksel bazı özelliklerin yöntemle katılmasını sağlamıştır.



Şekil 7.1. Dalgacık-YSA tahmin yönteminin genel şeması (Burada X_i girdi olarak kullanılan her bir meteorolojik değişkeni göstermektedir)

Bu bölümde daha önce kullanılmış olan YSA algoritmaları ile yağış tahminleri bu defa elde edilen yeni alt zaman serilerinin girdi olarak kullanılmaları ile yapılmıştır.

7.1. Dalgacık-İBGYSA Yöntemi İle Yağış Tahmini

Bu bölümde, ADD ile elde edilen alt-zaman serilerinden girdi olarak kullanılması için seçilmiş olan toplanmış AD serileri İBGYSA yönteminin girdileri olarak kullanılmıştır. Sadece orijinal meteorolojik verilerin girdi olarak kullanıldığına benzer olarak, her istasyon için farklı modeller denenmiş ve en iyi sonuç elde edilmeye çalışılmıştır.

01.01.1987- 31.12.1998 arasında yer alan toplam 4383 veri ileri beslemeli geriye yayımlı yapay sinir ağları modelinin eğitimi ve son 3 yıla ait 1096 veri de (01.01.1999-31.12.2001) kurulan modelin test edilmesi amacıyla kullanılmıştır.

Tüm veriler kullanılmadan önce 0,1 ile 0,9 arasında ölçeklendirilmiştir. Tablo 7.1 her istasyon için kurulan en iyi modeli ve bu modelin test bölümüne ait sonuçlarını göstermektedir. Çalışmada önce, her istasyon için farklı kombinasyonlardan oluşan YSA modelleri ayrı ayrı denemiş ve sonuçta o istasyon için en iyi sonucu veren YSA modeli tabloda gösterilmiştir. Yağış bileşenlerinden AD1 ayrı olarak denenmiş ve $Y_{(AD1)}$ olarak gösterilmiştir. Örneğin, Edirne verileri için yapılan denemelerde en iyi sonucu 10 girdili $(S_{maks}, N, N_{t-1}, N_{t-2}, Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}, Y_{t-5}, Y_{t-6})$, ara tabakada 5 hücre ve çıktı tabakasında 1 hücre bulunan model vermiştir (10,5,1). Burada t zaman olmak üzere, 2 gün öncesine kadarki nem ve 6 gün öncesine kadarki yağışlar girdi olarak kullanılmıştır. Bu modelin ortalama kare hatası 4.48 mm^2 ve belirlilik katsayısı ise 0,795 olarak bulunmuştur. İBGYSA yönteminde OKH 14, 87 mm^2 iken Dalgacık-İBGYSA yönteminde bu değer $4,48 \text{ mm}^2$ değerine kadar düşmüştür. Belirlilik katsayısı değeri ise iki katından bile fazla yükselmiştir. Aynı şekilde tüm istasyonlar için bu denemeler yapılmış ve tüm sonuçlar tabloda verilmiştir. Sonuçlar göstermiştir ki dalgacık dönüşümü YSA yönteminin tahmindeki başarısını oldukça fazla arttırmıştır. Tüm istasyonlarda çok daha başarılı sonuçlar alınmıştır. Sadece İBGYSA yöntemini kullanıldığı yağış tahminlerinde belirlilik katsayısı 0,30-0,40 aralığında iken dalgacık-İBGYSA yönteminde bu değer 0,70-0,90 aralığına yükselmiştir. Bu çalışmada en iyi belirlilik katsayısı ($R^2 = 0,896$) Siirt istasyonunda bulunmuştur. Bütün istasyonlar için belirlilik katsayısı değerleri birbirine çok yakın çıkmıştır. İBGYSA yönteminde düşük değerler veren Keban ve Karaman istasyonları da

oldukça yüksek R^2 değeri göstermişlerdir. Bir diğer önemli nokta ise, yağışın AD bileşenlerinin yedi gün öncesine ait değerlerin bile günlük yağış tahmininde etkin olduğu görülmüştür. Hemen tüm istasyonlarda 6 yada 7 gün öncesine kadar olan yağış alt zaman serilerinin modele katılması ile daha başarılı tahminler yapılmıştır. Bu yağışın AD bileşenlerinin sonuçların bu kadar iyileşmesinde en önemli etken olduğunu göstermektedir. Toplanmış AD bileşenleri ile çalışmak, tahmin performansını arttırmıştır. Bunu görmek için, en etkili AD bileşenlerinin girdi olarak kullanıldığı İBGYSA modelleri denenmiştir. Örneğin Muğla’da ortalama, maksimum, minimum sıcaklık, buharlaşma ve nem verileri için AD8, yağış verileri için AD3 ve AD4 bileşenlerinin girdi olarak kullanıldığı İBGYSA yönteminde belirlilik katsayısı değeri 0.53 ve OKH ise 35.28 mm² olarak bulunmuştur. Buna karşın toplanmış AD bileşenlerinin girdi olarak kullanıldığı Tablo 7.1’de gösterilen 14 girdili İBGYSA yönteminde belirlilik katsayısı değeri 0.886 ve OKH ise 9.31 mm² olarak bulunmuştur.

Tablo 7.1 Dalgacık-İBGYSA yöntemi ile elde edilen sonuçlar-test aşaması için

İstasyonlar	model yapıları	Dalgacık-İBGYSA model girdileri	OKH (mm ²)	R ²
Edirne	10,5,1	$S_{maks}, N, N_{t-1}, N_{t-2}, Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}, Y_{t-5}, Y_{t-6}$	4,48	0,795
Bilecik	13,5,1	$S_{ort}, S_{maks}, S_{min}, B, N, N_{t-1}, Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}, Y_{t-5}, Y_{t-6}, Y_{(AD1)}$	2,00	0,855
Balıkesir	12,5,1	$S_{ort}, S_{maks}, S_{min}, B, N, N_{t-1}, Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}, Y_{t-5}, Y_{t-6}$	5,91	0,762
Afyon	12,5,1	$S_{ort}, S_{maks}, N, N_{t-1}, N_{t-2}, Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}, Y_{t-5}, Y_{t-6}, Y_{(AD1)}$	2,49	0,849
İzmir	12,5,1	$S_{ort}, S_{maks}, N, N_{t-1}, N_{t-2}, Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}, Y_{t-5}, Y_{t-6}, Y_{t-7}$	5,60	0,896
Muğla	14,5,1	$S_{ort}, S_{maks}, S_{min}, N, N_{t-1}, N_{t-2}, N_{t-3}, Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}, Y_{t-5}, Y_{t-6}, Y_{t-7}$	9,31	0,886
Samsun	10,5,1	$S_{ort}, S_{maks}, S_{min}, N, Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}, Y_{t-5}, Y_{t-6}$	5,73	0,776
Keban	10,5,1	$N, N_{t-1}, N_{t-2}, Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}, Y_{t-5}, Y_{t-6}, Y_{t-7}$	2,07	0,741
Adıyaman	13,5,1	$S_{ort}, S_{maks}, S_{min}, B, N, N_{t-1}, N_{t-2}, Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}, Y_{t-5}, Y_{t-6}$	4,71	0,848
Karaman	13,5,1	$S_{ort}, S_{maks}, S_{min}, B, N, N_{t-1}, Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}, Y_{t-5}, Y_{t-6}, Y_{t-7}$	2,20	0,764
Göksun	14,5,1	$S_{ort}, S_{maks}, S_{min}, B, N, N_{t-1}, N_{t-2}, Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}, Y_{t-5}, Y_{t-6}, Y_{t-7}$	5,08	0,739
Muş	14,5,1	$S_{ort}, S_{maks}, S_{min}, B, N, N_{t-1}, N_{t-2}, Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}, Y_{t-5}, Y_{t-6}, Y_{t-7}$	6,94	0,787
Siirt	14,5,1	$S_{ort}, S_{maks}, S_{min}, B, N, N_{t-1}, Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}, Y_{t-5}, Y_{t-6}, Y_{t-7}, Y_{(AD1)}$	2,40	0,896
Diyarbakır	13,5,1	$S_{ort}, S_{maks}, S_{min}, B, N, N_{t-1}, Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}, Y_{t-5}, Y_{t-6}, Y_{t-7}$	2,60	0,861

Tüm istasyonlar için test aşamasında elde edilen sonuçlarla gözlenen yağış değerlerinin gidişat ve saçılma diyagramları Ek D’ de her istasyon için ayrı olarak verilmiştir. Ayrıca Ek F’de Muğla istasyonu için test aşamasında gözlenen yağış verileri ve Dalgacık-İBGYSA yöntemi ile elde edilen değerlerin arasındaki farkların (gözlenen-tahmin) gidişatını gösteren grafikler her istasyon için verilmiştir. Bu

grafiklere bakıldığında YSA sonuçları ile gözlenen değerlerinin gidişatlarının çok benzer olduğu görülmektedir. Yaz aylarındaki kurak dönem ve ayrıca YSA yönteminde başarı ile tahmin edilemeyen pik yağışlarda dalgacık-YSA yöntemi ile başarı ile tahmin edilmiştir. Bu sonuçlar göstermiştir ki dalgacık-YSA yöntemi ile günlük yağış tahmini başarıyla yapılmıştır. Dalgacık dönüşümü YSA yöntemiyle birlikte tahmin amacıyla başarıyla uygulanabilir. Grafiklerden de görüldüğü gibi İBGYSA metodunda negatif değerlerde elde edilebilmektedir.

7.2. Dalgacık-RTYSA Yöntemi İle Yağış Tahmini

Bu bölümde dalgacık-RTYSA yöntemi ile günlük yağış tahmini yapılmıştır. Bu çalışmada RTYSA ile yağış tahminleri yapabilmek için veriler önceki bölümde olduğu gibi eğitim ve test için ayrılmıştır. Tablo 7.2. bize her istasyon için kurulan en iyi modeli ve bu modelin test bölümüne ait sonuçlarını göstermektedir.

Tablo 7.2 Dalgacık-RTYSA yöntemi ile elde edilen sonuçlar-test aşaması için

İstasyonlar	model yapıları	Dalgacık-RTYSA model girdileri	s	OKH (mm ²)	R ²
Edirne	12,1	$S_{ort}, S_{maks}, N, N_{t-1}, N_{t-2}, B, Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}, Y_{t-5}, Y_{t-6}$	0,75	8,79	0,601
Bilecik	13,1	$S_{ort}, S_{maks}, S_{min}, B, N, N_{t-1}, Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}, Y_{t-5}, Y_{t-6}, Y_{(AD1)}$	0,90	3,38	0,756
Balıkesir	12,1	$S_{ort}, S_{maks}, S_{min}, B, N, N_{t-1}, Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}, Y_{t-5}, Y_{t-6}$	0,85	9,86	0,603
Afyon	12,1	$S_{ort}, S_{maks}, N, N_{t-1}, N_{t-2} + Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}, Y_{t-5}, Y_{t-6}, Y_{(AD1)}$	0,85	4,31	0,736
İzmir	8,1	$S_{ort}, S_{maks}, N, N_{t-1}, N_{t-2} + Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}$	0,85	24,74	0,534
Muğla	13,1	$S_{ort}, S_{maks}, S_{min}, N, N_{t-1}, N_{t-2}, B, Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}, Y_{t-5}, Y_{t-6}$	0,85	33,38	0,587
Samsun	10,1	$S_{ort}, S_{maks}, S_{min}, N, + Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}, Y_{t-5}, Y_{t-6}$	0,70	12,19	0,508
Keban	10,1	$S_{maks}, N, N_{t-1}, N_{t-2} + Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}, Y_{t-5}, Y_{t-6}$	1,2	3,51	0,558
Adıyaman	13,1	$S_{ort}, S_{maks}, S_{min}, B, N, N_{t-1}, N_{t-2} + Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}, Y_{t-5}, Y_{t-6}$	1,2	12,55	0,675
Karaman	12,1	$S_{ort}, S_{maks}, S_{min}, B, N, N_{t-1}, + Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}, Y_{t-5}, Y_{t-6}$	0,9	4,37	0,521
Göksun	14,1	$S_{ort}, S_{maks}, S_{min}, B, N, N_{t-1}, N_{t-2}, Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}, Y_{t-5}, Y_{t-6}, Y_{t-7}$	0,9	9,20	0,527
Muş	15,1	$S_{ort}, S_{maks}, S_{min}, B, N, N_{t-1}, N_{t-2}, Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}, Y_{t-5}, Y_{t-6}, Y_{t-7}, Y_{(AD1)}$	0,85	13,38	0,576
Siirt	13,1	$S_{ort}, S_{maks}, S_{min}, B, N, N_{t-1}, + Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}, Y_{t-5}, Y_{t-6}, Y_{t-7}$	0,85	6,22	0,740
Diyarbakır	11,1	$S_{ort}, S_{maks}, S_{min}, N, + Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}, Y_{t-5}, Y_{t-6}, Y_{t-7}$	0,85	5,29	0,706

Tablo incelendiğinde Edirne istasyonu için 12 girdili ($S_{ort}, S_{maks}, N, N_{t-1}, N_{t-2}, B, Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}, Y_{t-5}, Y_{t-6}$) model (12,1) in en iyi sonucu verdiği ve belirlilik katsayısının ($R^2=0,601$) İBGYSA yöntemine göre daha düşük olduğu görülmektedir. Aynı istasyon için OKH ise 8,79 mm² olarak bulunmuştur. En iyi belirlilik katsayısı değeri Siirt istasyonu için 0,740 olarak bulunmuştur. Dalgacık-RTYSA yönteminin,

sadece orijinal meteorolojik verilerin girdi olarak kullanıldığı RTYSA yönteminden çok daha iyi performans göstermiş olduğu, ancak dalgacık-İBGYSA yönteminden biraz daha düşük performans verdiği bulunmuştur. Tüm istasyonlar için gözlenen yağışlar ve tahmin edilen yağışlar için test aşamasına ait gidişat ve saçılma diyagramları Ek D’de verilmiştir. Görüldüğü gibi gözlenen yağışlar ve tahmin edilen yağışların gidişatları benzerdir. Bu yöntemde çok sayıda negatif değer bulunmuştur.

7.3. Dalgacık-GRYSA Yöntemi İle Yağış Tahmini

GRYSA ile yağış tahminleri yapabilmek için veriler önceki bölümde olduğu gibi eğitim ve test için ayrılmıştır. Tablo 7.3. bize her istasyon için kurulan en iyi modeli ve bu modelin test bölümüne ait sonuçlarını göstermektedir.

Tablo 7.3 Dalgacık-GRYSA yöntemi ile elde edilen sonuçlar-test aşaması için

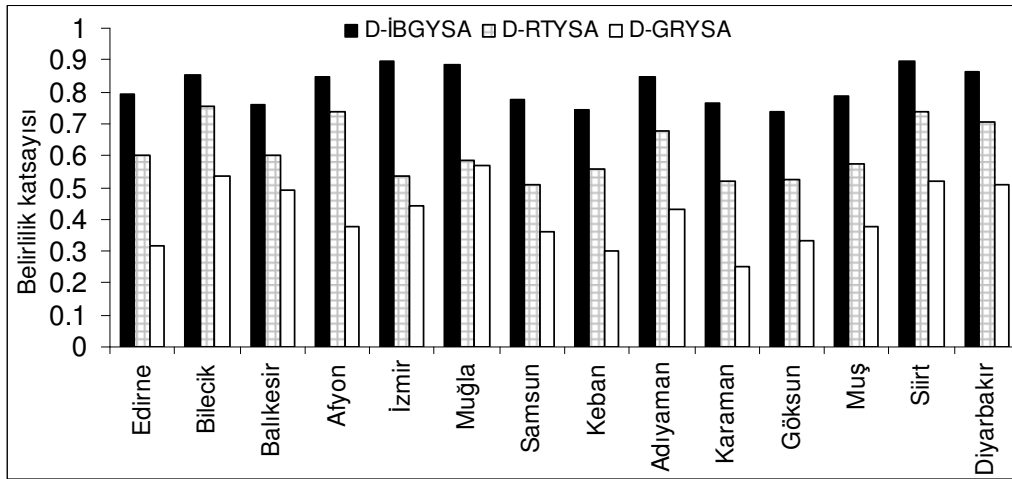
İstasyonlar	model yapıları	Dalgacık-GRYSA model girdiler	s	OKH (mm ²)	R ²
Edirne	12,1	$S_{ort}, S_{maks}, N, N_{t-1}, N_{t-2}, B, Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}, Y_{t-5}, Y_{t-6}$	0,12	15,20	0,317
Bilecik	10,1	$S_{ort}, S_{maks}, S_{min}, B, N, N_{t-1}, Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{(AD1)}$	0,08	6,43	0,537
Balıkesir	10,1	$S_{ort}, S_{maks}, S_{min}, B, N, N_{t-1}, Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}$	0,08	12,69	0,494
Afyon	12,1	$S_{ort}, S_{maks}, N, N_{t-1}, N_{t-2}, Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}, Y_{t-5}, Y_{t-6}, Y_{(AD1)}$	0,08	10,26	0,378
İzmir	7,1	$S_{ort}, S_{maks}, N, N_{t-1}, Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}$	0,08	31,38	0,442
Muğla	13,1	$S_{ort}, S_{maks}, S_{min}, N, N_{t-1}, N_{t-2} + B, Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}, Y_{t-5}, Y_{t-6}$	0,08	35,90	0,571
Samsun	10,1	$S_{ort}, S_{maks}, S_{min}, N, + Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}, Y_{t-5}, Y_{t-6}$	0,06	15,90	0,362
Keban	10,1	$S_{maks}, N, N_{t-1}, N_{t-2} + Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}, Y_{t-5}, Y_{t-6}$	0,09	5,86	0,302
Adıyaman	13,1	$S_{ort}, S_{maks}, S_{min}, B, N, N_{t-1}, N_{t-2} + Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}, Y_{t-5}, Y_{t-6}$	0,09	21,61	0,433
Karaman	12,1	$S_{ort}, S_{maks}, S_{min}, B, N, N_{t-1}, + Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}, Y_{t-5}, Y_{t-6}$	0,09	7,30	0,250
Göksun	14,1	$S_{ort}, S_{maks}, S_{min}, B, N, N_{t-1}, N_{t-2}, Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}, Y_{t-5}, Y_{t-6}, Y_{t-7}$	0,09	12,90	0,336
Muş	15,1	$S_{ort}, S_{maks}, S_{min}, B, N, N_{t-1}, N_{t-2}, Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}, Y_{t-5}, Y_{t-6}, Y_{t-7}, Y_{(AD1)}$	0,06	19,96	0,379
Siirt	13,1	$S_{ort}, S_{maks}, S_{min}, B, N, N_{t-1}, Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}, Y_{t-5}, Y_{t-6}, Y_{t-7}$	0,06	10,84	0,518
Diyarbakır	11,1	$S_{ort}, S_{maks}, S_{min}, N, Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}, Y_{t-5}, Y_{t-6}, Y_{t-7}$	0,09	8,93	0,510

Tablo incelendiğinde Edirne istasyonu için en iyi modele (12,1) ait belirlilik katsayısı 0,317 olarak bulunmuştur. Aynı istasyon için OKH ise 15,20 mm² ye çıkmıştır. Belirlilik katsayısına göre en iyi sonucu İzmir istasyonu (R²= 0,571) vermiştir. Genel olarak bakıldığında bu yöntemin performansının yine daha düşük olduğu ve yağış tahmini için tüm YSA metotları içinde en kötü sonucu veren metot olduğu

görülmektedir. Sonuçlar klasik GRYSA yöntemine göre çok daha iyi bulunmuştur. Tüm istasyonlar için gözlenen yağışlar ve tahmin edilen yağışlar için test aşamasına ait gidişat ve saçılma diyagramları Ek D’de verilmiştir. Grafiklerde görüldüğü gibi genel olarak gözlenen yağışlar ile tahmin edilenlerin gidişatları benzerdir. Ancak pik yağışları tahmin etmede diğer yöntemlerde olduğu kadar iyi sonuçlar vermemiştir. Bu yöntemde negatif değerler elde edilmez.

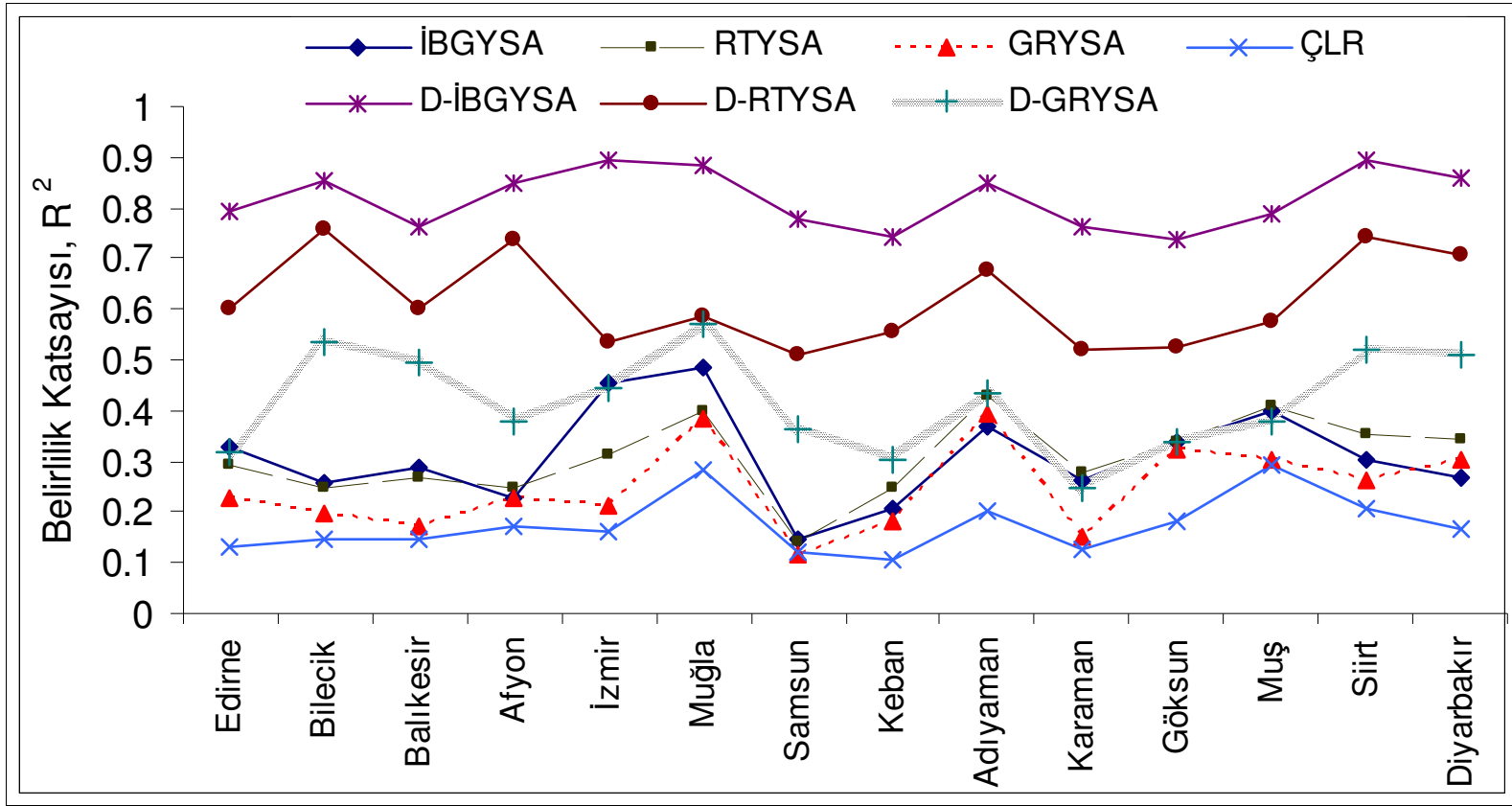
7.4. Sonuçların Karşılaştırılması

Aşağıda verilen şekilde (Şekil 7.2) dalgacık dönüşümü-YSA modellerinin belirlilik katsayısı değerlerine göre kıyaslaması görülmektedir. Görüldüğü gibi D-İBGYSA (Dalgacık-İleri beslemeli geriye yayımlı YSA) modelleri tüm istasyonlar için en iyi sonuçları vermiştir. D-İBGYSA yöntemi için belirlilik katsayıları 0,7-0,8 aralığında iken, Dalgacık-RTYSA yönteminde 0,5-0,7 aralığında bulunmuştur. Sonuçlardan görüldüğü gibi belirlilik katsayıları bölgesel farklılıklar göstermemişlerdir. Dalgacık-İBGYSA yönteminde tüm istasyonlar için bulunan değerler birbirine yakındır. Dalgacık-GRYSA yöntemi Dalgacık-İBGYSA yöntemine göre oldukça düşük performans göstermiştir.



Şekil 7.2. Dalgacık-YSA yöntemleri ile elde edilen belirlilik katsayısı değerleri

Bu çalışmada günlük yağış tahmin etmek amacıyla uygulanan tüm yöntemlerin belirlilik katsayısı açısından performanslarını karşılaştırıldığında en iyi sonucun Dalgacık-İBGYSA (D-İBGYSA) yönteminde elde edildiği görülmektedir (Şekil 7.3).



Şekil 7.3. Tahmin yöntemlerinin başarılarının belirlilik katsayısına göre karşılaştırılması

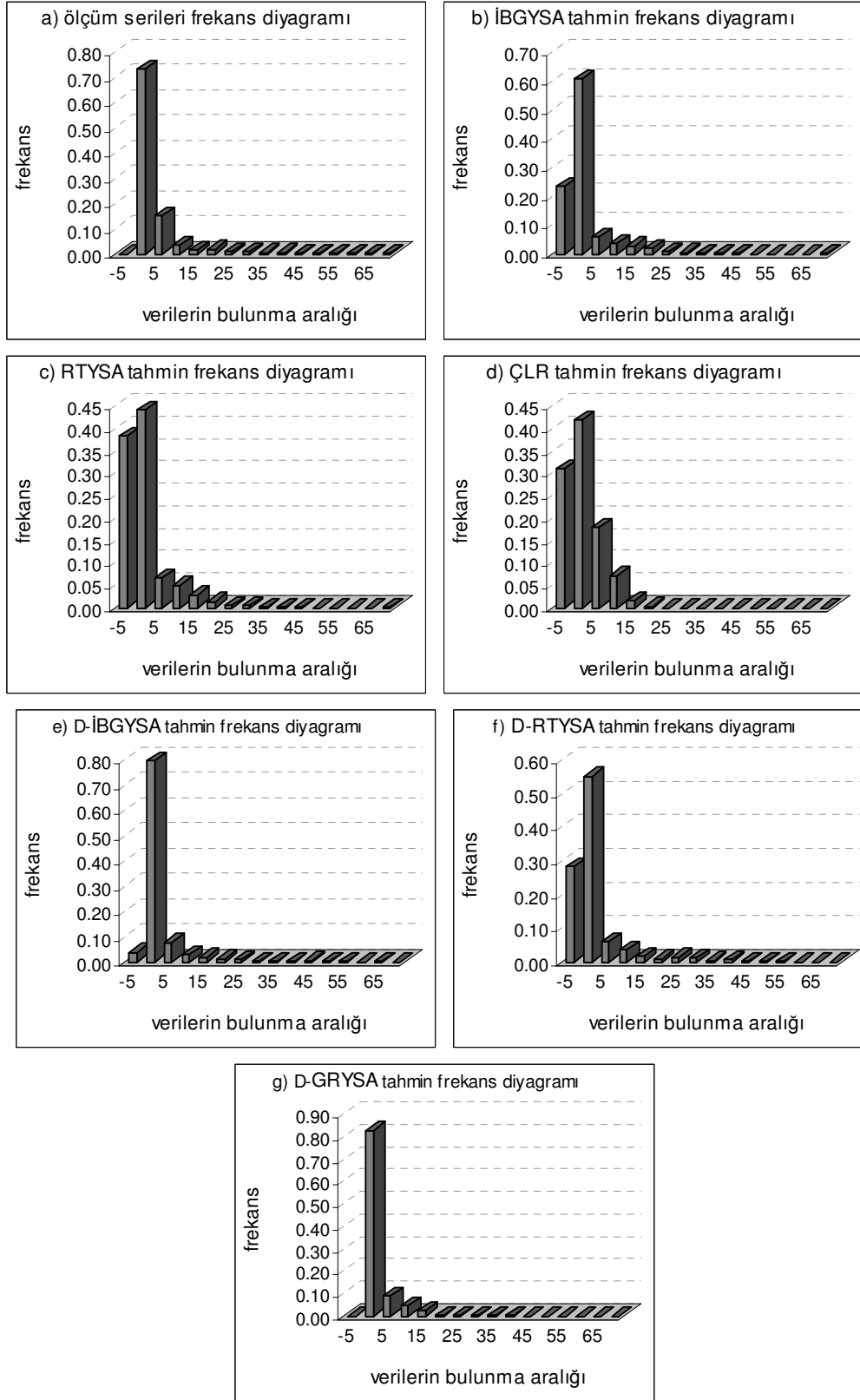
Bu yöntemde belirlilik katsayısı 0.80 değerleri civarında bulunmuştur ve diğer yöntemlerin sonuçlarından belirgin şekilde daha yüksektir. Daha sonra en iyi performansı veren Dalgacık-RTYSA (D-RTYSA) yöntemi de tüm istasyonlarda diğer yöntemlerden daha iyi performans göstermiştir. Bu yöntemde de belirlilik katsayısı değerlerinin 0.60 civarlarında olduğu görülmektedir. Dalgacık dönüşümünün kullanıldığı yöntemler içerisinde en düşük performansı gösteren D-GRYSA yönteminin de diğer tahmin yöntemlerinden daha iyi sonuç verdiği bulunmuştur. Yani dalgacık dönüşümü YSA ile birlikte kullanıldığı yöntemler diğer yöntemlerin hepsinden çok daha iyi sonuç vermiştir. Performans açısından en düşük performansı çoklu lineer regresyon (ÇLR) yöntemi gösterirken YSA yöntemleri içerisinde İBGYSA yöntemi en iyi performansı göstermiştir ve belirlilik katsayısı değeri genelde 0.3-0.5 aralığındadır. Görüldüğü gibi Dalgacık dönüşümünün İBGYSA yöntemi ile kullanıldığı model oldukça iyi sonuçlar vermiştir. Bu yöntemde tahmin edilen veriler ile gözlenen verileri arasındaki korelasyon katsayısı çoğu istasyon için 0.90 civarında bulunmuştur.

Ayrıca Tablo 7.4’de Diyarbakır ve Muğla istasyonunda elde edilen tahmin sonuçlarının eğitim ve test verilerinin dağılımına ne kadar uyduğunu görebilmek amacıyla bazı istatistik parametrelerinin karşılaştırılması yapılmıştır. Görüldüğü gibi, Muğla istasyonu yağış verileri için, eğitim verilerinin ortalaması 3.14 mm, standart sapması 10.53 ve çarpıklık katsayısı ise 5.53’dir. Verilerin oldukça çarpık olduğu bulunmuştur. Test verileri için tahmin yöntemlerinin uygulanması sonucunda elde edilen değerlerin istatistik parametrelerine bakarsak, D-İBGYSA yönteminde elde edilen verilerin çarpıklık katsayısının 4.61 olduğu ve test verilerine en yakın olduğu görülmektedir. Yani bu yöntemin verilerin dağılımını da en iyi yakaladığı söylenebilir. D-GRYSA yöntemi, D-İBGYSA yönteminden sonra ikinci en iyi çarpıklık katsayısını göstermiş olup, değeri 3.60 olarak bulunmuştur. Tablo göstermektedir ki ÇLR yöntemi verilerin ortalamasını iyi yakalamasına rağmen, çarpıklığını yakalayamamıştır ve oldukça düşük çarpıklık katsayısı göstermiştir.

Tablo 7.4. Yağış verileri için Muğla ve Diyarbakır istasyonlarında eğitim ve test verilerinin tahmin yöntemleri ile elde edilen sonuçlarının istatistik parametrelerinin karşılaştırmaları

	Muğla için İstatistik parametreler			Diyarbakır için İstatistik parametreler		
	μ_x	S_x	C_{sx}	μ_x	S_x	C_{sx}
Eğitim veri	3.14	10.53	5.53	1.30	4.26	5.33
Test veri	2.77	8.94	4.66	1.14	4.24	6.36
D-İBGYSA tahmin	3.05	8.04	4.61	1.14	3.20	6.59
D-RTYSA tahmin	3.11	7.33	3.08	1.02	3.09	4.13
D-GRYSA tahmin	2.53	5.49	3.60	1.18	2.43	4.00
İBGYSA tahmin	2.79	6.21	3.26	1.07	3.07	4.73
RTYSA tahmin	2.33	6.22	2.70	1.13	2.62	2.85
GRYSA tahmin	2.41	4.69	3.14	1.03	3.0	4.79
ÇLR tahmin	2.80	4.85	0.94	0.73	1.94	0.72

Tahmin yöntemlerinin sonuçlarının ölçüm serilerine benzerliği frekans diyagramları ile de incelenmiştir. Kullanılan tahmin yöntemlerinin frekans diyagramları ile ölçüm verilerinin frekans diyagramları Şekil 7.4’de görülmektedir. Şekilden görülmektedir ki, verilerin aldığı değerler 0-15 arasında yoğunlaşmaktadır. Frekans diyagramları içinden D-İBGYSA ve D-GRYSA tahminlerinin frekans diyagramları ölçüm verilerinin frekans diyagramına daha çok benzemektedir. Frekans diyagramlarından da görüldüğü gibi tahmin yöntemleri negatif değerlerde vermektedirler. Yöntemler içerisinde D-İBGYSA en az negatif değer gösteren yöntemdir. Ölçüm serilerinin frekans diyagramında verilerin yaklaşık % 70 inin sıfır değerleri civarında olduğu görülmektedir. ÇLR (çoklu lineer regresyon) ve RTYSA yöntemlerinde çok sayıda negatif değer görülmektedir.



Şekil 7.4. Yağış ölçüm serisi ve tahmin yöntemleri ile elde edilen değerlerin **test aşaması** için frekans diyagramları (Muğla istasyonu için)

7.5.Sonraki Günlük Yağışların Tahmini

Çalışmada yağış tahmini için öne sürülen yöntemlerin sonraki günlerdeki yağış miktarının tahmininde ortaya koyacağı performans araştırılmıştır. Bu amaçla yağış tahmininde en iyi performansı gösteren İBGYSA ve Dalgacık-İBGYSA yöntemleri ile Muğla istasyonu için sonraki 5 gün için yağış tahmini yapılmıştır. Bu amaçla yine 01.01.1987- 31.12.1998 arasında yer alan toplam 4383 veri modellerin eğitimi ve son 3 yıla ait 1096 veride (01.01.1999-31.12.2001) kurulan modelin test edilmesi amacıyla kullanılmıştır. Burada 1 gün sonraki yağış tahmini için en az t-1 andaki veriler girdi olarak kullanılırken, 2 gün sonraki yağışlar için en az t-2 gün önceki veriler ve benzer olarak 5 gün sonraki yağış tahmini için en az t-5 gün öncesine ait veriler girdi olarak kullanılmıştır.

Bunlara ilaveten 5 günlük ölçülmüş toplam yağışların tahmininde yapılmıştır. Bu amaçla tüm veriler 5 günlük toplamalar haline getirilmiştir. 5 günlük toplam yağış tahmini yapmak için mevcut veri sayısı 1/5 oranında azalmıştır. Dolayısıyla toplam 1096 veri elde edilmiş ve bunun 1.1.1999- 31.12.2001 arasında kalan son 220 tanesi de test amacıyla kullanılmıştır.

Sonraki günler için yağış tahmini sonuçları Tablo 7.5 ve 7.6 de gösterilmiştir. Sonuçlar göstermiştir ki, İBGYSA yöntemi için sadece 1 gün, Dalgacık-İBGYSA yönteminde ise 2 gün sonrasına kadar başarılı tahminler yapılabilmektedir. Sonraki her gün için tahminlerde yöntemlerin performansı kullanılan performans kriterlerine göre azalmıştır. İBGYSA yöntemi için 1 günden sonrası için yağış tahmini oldukça düşük performans gösterirken, Dalgacık-İBGYSA yönteminde 3 günden sonrası için oldukça düşük performans bulunmuştur. Dalgacık-İBGYSA yönteminde 1 gün sonrası için 11 girdili ($S_{ort,t-1}, S_{maks,t-1}, S_{min,t-1}, B_{t-1}, N_{t-1}, N_{t-2}, Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}, Y_{t-5}$) model 11,3,1 için belirlilik katsayısı 0.883 bulunurken, 2 gün sonraki yağış tahmini için, 9 girdili ($S_{ort,t-2}, S_{maks,t-2}, S_{min,t-2}, B_{t-2}, N_{t-2}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}, Y_{t-5}$) model 9,3,1 için belirlilik katsayısı 0.623 bulunmuştur. 3 gün ilerisi için yağış tahmininde bulunan belirlilik katsayısı (0.450), İBGYSA yönteminde 1 gün ilerisi için bulunan değerden (0.446) daha yüksek çıkması Dalgacık-İBGYSA yönteminin performansının oldukça iyi olduğunu göstermektedir. Bulunan sonuçlar, 4 yada 5 gün ilerisi için yağış tahmininde oldukça düşük belirlilik katsayısı göstermiştir. Tahminlerin gidişatının gözlenen verilerle olan uyumu ve saçılma diyagramı ek G'de gösterilmektedir. Burada da D-

İBGYSA yönteminde de 1 ve 2 gün öncesinin tahminlerinden sonra performansın oldukça düştüğü görülmektedir.

Tablo 7.5. Muğla istasyonu için İBGYSA yöntemi ile sonraki 5 gün yağış tahmini için elde edilen sonuçlar (test aşaması için)

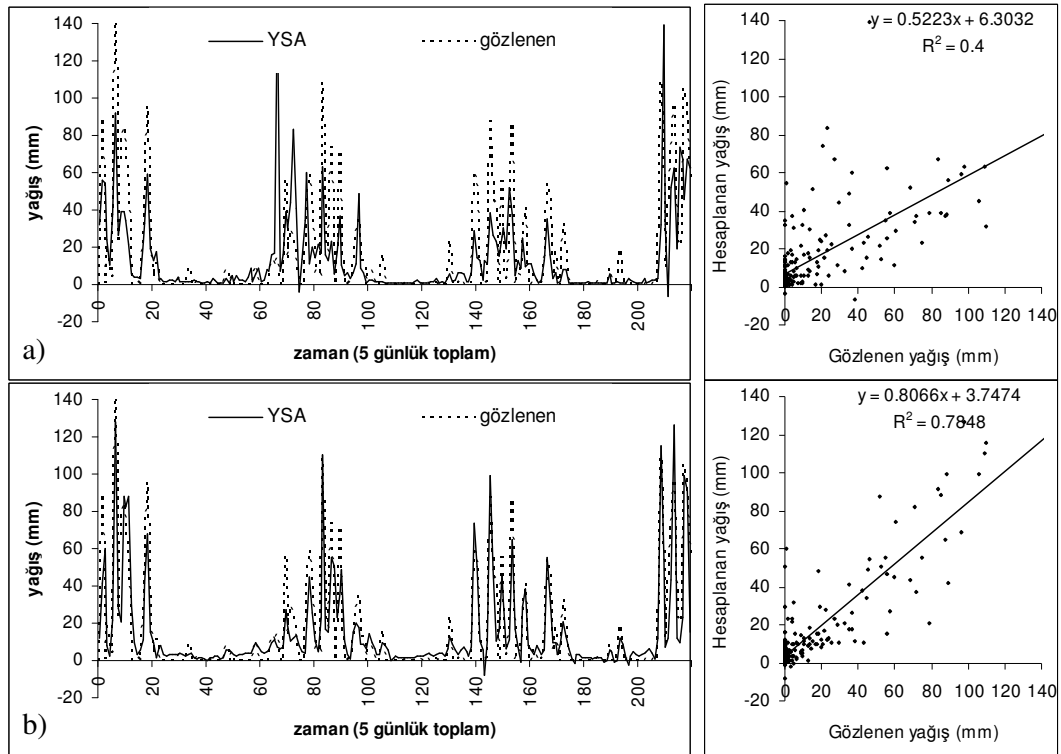
Tahmin	İBGYSA model girdileri	Ara tabakadaki hücre sayısı	OKH (mm ²)	R ²
1 gün ileri	$S_{ort,t-1}, S_{maks,t-1}, S_{min,t-1}, B_{t-1}, N_{t-1}, N_{t-2}, Y_{t-1}, Y_{t-2},$	3	42.64	0.446
2 gün ileri	$S_{ort,t-2}, S_{maks,t-2}, S_{min,t-2}, B_{t-2}, N_{t-2}, Y_{t-2}, Y_{t-3}$	3	70.35	0.131
3 gün ileri	$S_{ort,t-3}, S_{maks,t-3}, S_{min,t-3}, B_{t-3}, N_{t-3}, Y_{t-3}, Y_{t-4}$	3	76.22	0.062
4 gün ileri	$S_{ort,t-4}, S_{maks,t-4}, S_{min,t-4}, B_{t-4}, N_{t-4}, Y_{t-4}, Y_{t-5}$	3	73.95	0.08
5 gün ileri	$S_{ort,t-5}, S_{maks,t-5}, S_{min,t-5}, B_{t-5}, N_{t-5}, Y_{t-5}$	3	75.21	0.06
5 günlük toplam yağış	$S_{ort,t-1}, S_{maks,t-1}, S_{min,t-1}, B_{t-1}, N_{t-1}, N_{t-2}, Y_{t-1}, Y_{t-2},$	3	78,83	0.40

Tablo 7.6. Muğla istasyonu için Dalgacık-İBGYSA yöntemi ile sonraki 5 gün yağış tahmini için elde edilen sonuçlar (test aşaması için)

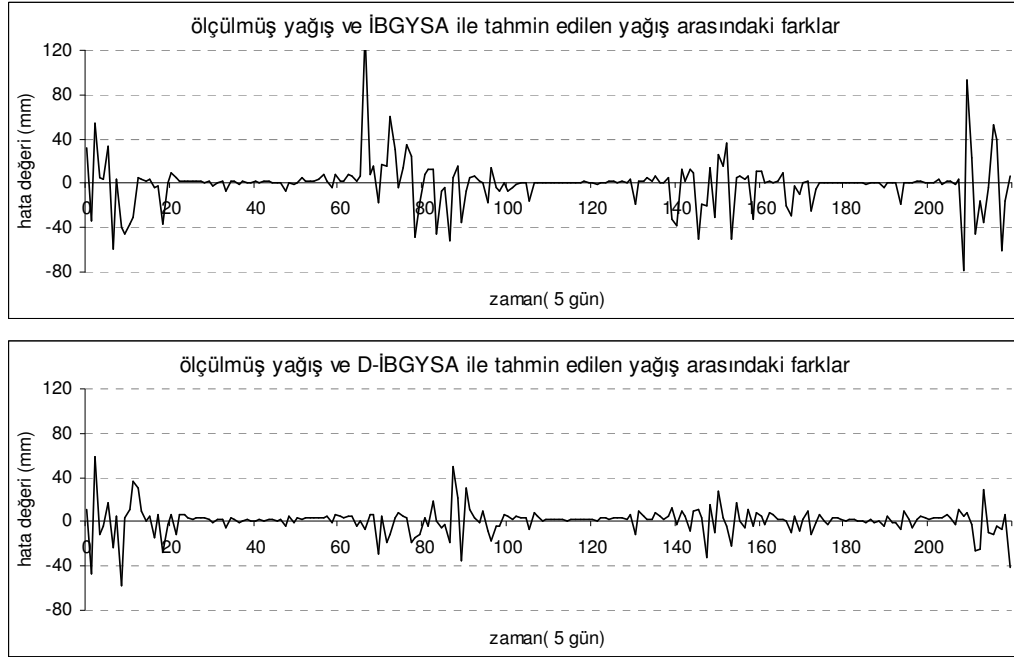
Tahmin	D-İBGYSA model girdileri	Ara tabakadaki hücre sayısı	OKH (mm ²)	R ²
1 gün ileri	$S_{ort,t-1}, S_{maks,t-1}, S_{min,t-1}, B_{t-1}, N_{t-1}, N_{t-2}, Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}, Y_{t-5}$	3	9.54	0.883
2 gün ileri	$S_{ort,t-2}, S_{maks,t-2}, S_{min,t-2}, B_{t-2}, N_{t-2}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}, Y_{t-5}$	3	30.35	0.623
3 gün ileri	$S_{ort,t-3}, S_{maks,t-3}, S_{min,t-3}, B_{t-3}, N_{t-3}, Y_{t-3}, Y_{t-4}, Y_{t-5}, Y_{t-6}$	3	44.62	0.450
4 gün ileri	$S_{ort,t-4}, S_{maks,t-4}, S_{min,t-4}, B_{t-4}, N_{t-4}, Y_{t-4}, Y_{t-5}, Y_{t-6}$	3	73.39	0.123
5 gün ileri	$S_{ort,t-5}, S_{maks,t-5}, S_{min,t-5}, B_{t-5}, N_{t-5}, Y_{t-5}, Y_{t-6}, Y_{t-7}$	3	72.94	0.09
5 günlük toplam yağış	$S_{ort,t-1}, S_{maks,t-1}, S_{min,t-1}, B_{t-1}, N_{t-1}, N_{t-2}, Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}$	3	30.30	0.78

Tablolarda ayrıca 5 günlük toplam yağışların tahmini ile elde edilen sonuçlarda görülmektedir. Test aşamasında yine son 3 yıla ait olan (1.1.1998-31.12.2001) 220 verinin kullanıldığı, İBGYSA yöntemi için 5 günlük toplam yağışların tahmininde 8

girdili ($S_{ort,t-1}, S_{maks,t-1}, S_{min,t-1}, B_{t-1}, N_{t-1}, N_{t-2}, Y_{t-1}, Y_{t-2}$) modelin gösterdiği belirlilik katsayısı 0.40 olarak bulunmuştur. Aynı tahmin D-İBGYSA yöntemi içinde yapılmıştır. D-İBGYSA yöntemi için 5 günlük toplanmış verilerin ayrık dalgacık dönüşümü ile elde edilen bileşenleri önceki bölümlerde anlatıldığı gibi toplanarak, her meteorolojik veri için yeni zaman serileri oluşturulmuş ve bu seriler ile 5 günlük toplam yağışlar tahmin edilmeye çalışılmıştır. D-İBGYSA yöntemi 5 günlük toplam yağışlar için de oldukça başarılı sonuçlar vermiştir. Modelin test aşaması için elde edilen belirlilik katsayısı 0.78 olarak bulunmuştur ve İBGYSA yönteminden oldukça daha iyidir. Her iki yöntemin test aşaması için gözlenen ve tahmin edilen değerlerin gidişatları, saçılma diyagramları Şekil 7.5’de ve gözlenen-tahmin edilen şeklinde bulunan hataların gidişatı Şekil 7.6 da gösterilmiştir. Burada D-İBGYSA yönteminin gidişatının gözlenen verilerin gidişatı ile oldukça benzer olduğu görülmektedir. D-İBGYSA yönteminin pik değerleri de oldukça iyi yakaladığı görülmektedir.



Şekil 7.5. Muğla istasyonunda a) İBGYSA ve b) D-İBGYSA yöntemi sonuçları, test aşaması için



Şekil 7.6. Aynı yöntemler için sonuçların hataların gidişatı ile gösterimi, (hata=ölçülmüş yağış değerleri- tahmin edilen değerler)

8. SONUÇLAR

Hidrometeorolojik verilerin tahmini su kaynakları alanındaki çalışmalar için önemlidir. Su kaynakları alanındaki en önemli değişkenlerden birisi olan ve akışın meydana gelmesinde en etkili değişken olan yağış, onu meydana getiren fiziksel sürecin tam olarak çözülememesi, oluşumunda etkili olan değişkenlerin ve parametrelerin çokluğu, bölgeden bölgeye büyük değişimler göstermesi ve daha pek çok nedenden dolayı hala doğru olarak tahmin edilmesi en zor meteorolojik değişkenlerin başında gelmektedir. Bu çalışmada, böylesine karmaşık değişkenlerin modellenmesinde başarılı bir yöntem olan yapay sinir ağları, günlük yağış tahminini için uygulanmış ve başarılı sonuçlar elde edilmiştir. Ayrıca, verilerin hem zaman hemde ölçek ortamında incelenmesine imkan veren dalgacık dönüşümü ilk kez günlük yağış tahmini yapmak için yapay sinir ağları ile birlikte kullanılmış ve çok başarılı sonuçlar elde edilmiştir. Bu çalışmada yapılan işler ve elde edilen sonuçlar şöyle özetlenebilir.

- Türkiye genelinde seçilen istasyonlara ait meteorolojik günlük veriler (ortalama sıcaklık, maksimum sıcaklık, minimum sıcaklık, ortalama nem, toplam buharlaşma, toplam yağış) önce homojenlik analizinden geçirilmiştir. Nem ve buharlaşma verilerinde önemli sayıda istasyona ait verilerin homojen olmadığı bulunmuştur. Homojenlik analizi sonucunda yağış tahmini yapmak için 14 istasyon seçilmiştir.
- Seçilen istasyonlara ait meteorolojik günlük verilerin bazı istatistik parametreleri belirlenmiştir. Meteorolojik verilerin yağış ile arasındaki korelasyonların yeterince yüksek olmadığı bulunmuştur. Nem verileri yağış ile en yüksek korelasyonu gösterirken, rüzgar verileri ile yağış arasındaki korelasyonlar oldukça düşük çıkmıştır. Yağış verilerinin otokorelasyon katsayılarına bakıldığında genelde çok yüksek olmadığı bulunmuştur. Özellikle Türkiye'nin güneydoğu bölgelerinde yer alan istasyonların biraz daha yüksek değerler verdiği görülmüştür. YSA yöntemlerinde girdilerinin belirlenmesinde korelasyon tabloları kullanılmıştır.
- Günlük yağış tahmini, ilk önce günlük meteorolojik verilerin girdi olarak kullanıldığı YSA yöntemleri ile yapılmıştır. 14 istasyonda üç farklı YSA algoritması,

günlük yağış tahmin etmek amacıyla uygulanmıştır. Her istasyon için farklı modeller denenmiş ve sonuçta en iyi performansı veren modeller Tablo 5.1, Tablo 5.2 ve Tablo 5.3 'de gösterilmiştir. Literatürde en çok kullanılan İBGYSA en iyi sonucu vermiştir. Belirlilik katsayısına göre, en iyi sonuç 9 girdili model 9,3,1 ($S_{ort}, S_{maks}, S_{maks,t-1}, B, N, N_{t-1}, N_{t-2}, N_{t-3}, Y_{t-1}$) ile Muğla istasyonunda elde edilmiştir ($R^2=0.484$). İBGYSA yönteminde belirlilik katsayısı değerleri genelde 0.30-0.40 aralığında bulunmuştur. Radyal tabanlı yapay sinir ağları ve genelleştirilmiş regresyon yapay sinir ağları yöntemleri yağış tahmini için ilk defa uygulanmış ve çoklu lineer regresyondan daha iyi ancak İBGYSA yönteminden daha düşük performans göstermiştir. RTYSA yönteminde en iyi performansı $R^2= 0.427$ ile Adıyaman istasyonunda elde edilmiştir. GRYSA yönteminde ise en iyi performans yine Adıyaman istasyonunda $R^2=0.395$ ile bulunmuştur. Bu durumda tüm verilerin yağışı az da olsa etkin olduğunu göstermektedir. Ancak özellikle nem ve önceki güne ait yağış verileri yağış tahmini üzerine yüksek etkiye sahiptir ve girdi olarak kullanılmaları tahmin performansını arttırmıştır. Modellerin test aşamasında elde edilen sonuçlarda tüm istasyonlarda İBGYSA yönteminin, RTYSA ve GRYSA yöntemlerinden daha iyi performans gösterdiği belirlenmiştir. YSA yöntemleri ile kıyaslamak amacıyla çoklu lineer regresyon yöntemiyle de yağış tahmini yapılmış ve sonuçta tüm istasyonlarda YSA yöntemlerinin hepsinden performans kriterlerine göre daha başarısız sonuçlar elde edilmiştir. Gözlenen yağış verileri ile YSA yöntemleri yardımıyla tahmin edilen değerler arasındaki gidişatlara bakıldığında oldukça benzer olduğu görülmektedir. Özellikle yaz aylarındaki yağışsız dönem YSA yöntemleri tarafından iyi tahmin edilmiştir. Ancak özellikle yüksek değerlerin yani günlük yağışların maksimumlarının iyi tahmin edilemediği görülmektedir.

- Çalışmanın daha sonraki aşamasında dalgacık dönüşümü kullanılarak YSA yöntemleri ile yağış tahmini yapılması amacıyla, meteorolojik verilere dalgacık dönüşümü uygulanmıştır. İlk defa Türkiye meteorolojik verileri ayrık dalgacık dönüşümü ile bileşenlerine ayrılmıştır. Dalgacık dönüşümü verilerin hem zaman hemde ölçek ortamında incelenmesine ve bileşenlerine ayrılmasına imkan tanımaktadır. Dalgacık dönüşümünün YSA yöntemiyle birlikte kullanılması uygun görülmektedir. Günlük meteorolojik veriler ayrık dalgacık dönüşümü uygulanarak, çeşitli ölçek seviyelerinde bileşenlerine ayrılmıştır. Her bir bileşen ayrı bir zaman serisidir ve orjinal verinin bazı özelliklerini ihtiva etmektedir. Bazı bileşenler yüksek

frekanslı yada düşük ölçek seviyesindeki değişimleri, bazıları ise düşük frekanslı yada yüksek ölçek seviyesindeki değişimleri göstermektedir. Bileşenlerden AD8 yaklaşık yıllık bileşendir ve orjinal verinin yaklaşık 1 yıllık periyodik değişimini gösterir. Yağış verilerinin AD1 ve AD2 bileşenleri orijinal veri ile en yakın uyumu gösteren bileşenlerdir. AD1, 2 günlük ölçek seviyesine sahip en yüksek frekanslı değişimi, AD11 ise 2048 günlük ölçek seviyesine sahip ve en düşük frekanslı değişimleri gösteren detay bileşenleridir. Bütün bileşenlerin tekrar toplanması ile orijinal bileşenin elde edilmesi mümkün olmaktadır. Her bir AD bileşeni orijinal serinin bazı özelliklerini ihtiva eden ayrı bir zaman serisidir. Bölgelerin fiziksel özelliklerine bağlı olarak etkin periyodik bileşenleri değişmektedir. Etkin periyodik bileşenlerin belirlenmesi amacıyla orjinal verilerin global dalgacık spektrumları elde edilmiştir. Global dalgacık spektrumu bize hangi bileşenin enerjisinin daha yüksek olduğunu göstermektedir. Günlük yağış bileşenlerinin global dalgacık spektrumları 1 yıl ve daha düşük ölçek seviyesindeki bileşenlerin yüksek enerjiye sahip olduğunu göstermektedir. Tüm istasyonlarda benzer sonuçlar alınmıştır. Sıcaklık, buharlaşma ve nem verilerinde 1 yıllık periyodikliğin son derece belirgin olduğu görülmüştür. Bu zaten doğal olarak beklenen bir sonuçtur ve bu meteorolojik verilerde mevsimsel değişimlerin oldukça etkin olduğunu göstermektedir. 1 yıllık değişimlerin ADD bileşenlerinde karşılığı yaklaşık olarak AD8 ve AD9 bileşenleridir. Global dalgacık spektrumu orijinal verilerin fiziksel karakteristikleri hakkında önemli bilgiler verir ve daha çok verilerin kendi etkin bileşenlerinin belirlenmesinde faydalıdır. Hedeflenen yağış tahmininde etkili bileşenlerin belirlenmesi için yeterli olmaz. Ancak bu çalışmada hedeflenen en iyi ve doğrulukla yağış tahmini yapmaktır. Bu yüzden verilerin AD bileşenleri ile tahmin edilmesi amaçlanan orijinal yağış verilerinin arasındaki korelasyon katsayıları hesaplanmıştır.

- Korelasyon sonuçları benzerlik göstermekle birlikte bölgesel olarak da önemli farklılıklar görülmüştür. Sıcaklık verileri için yaklaşık yıllık periyodik bileşenler olan AD8 ve AD9 ile AD7 genelde tüm istasyonlar için en yüksek korelasyonu göstermiştir. Ancak, Edirne, Bilecik gibi Marmara bölgesi istasyonları ile Samsun ve Afyon için AD2, AD3, AD4 bileşenleri yani 4, 8 ve 16 günlük ölçeğe sahip bileşenlerde yüksek korelasyon göstermiştir. Özellikle Doğu ve Güneydoğu bölgelerdeki istasyonlar için yaklaşık bir yıllık bileşenlerin belirgin bir şekilde yüksek korelasyona sahip olduğu görülmektedir. Benzer sonuçlar buharlaşma verileri

için de görülmektedir. Nem için de benzer bir ilişkiden söz edilebilir. Türkiye'nin Doğu ve Güneydoğusunda yer alan istasyonlarda ve Muğla, İzmir gibi Ege kıyısında yer alan bölgelerde yaklaşık yıllık bileşeni temsil eden AD8 en yüksek korelasyonu göstermiştir. Bununla birlikte, AD2, AD3, AD4, AD5, AD6, AD7 bileşenleri de diğerlerinden önemli derecede yüksek korelasyon göstermişlerdir. Diğer istasyonlarda ise AD2 ve AD3 gibi yüksek frekans değişimlerini gösteren bileşenler daha yüksek korelasyon göstermişlerdir. Bu sonuçlar, bölgelerin karakteristik özelliklerinin AD bileşenleri tarafından yansıtıldığını göstermektedir. Orijinal yağış verilerinin AD bileşenleri ile orijinal yağış verileri arasındaki korelasyonlar ise hemen tüm istasyonlar için benzer sonuçlar vermiştir ve bölgesel olarak önemli bir farklılıktan söz edilemez. AD3 bileşeni hemen hemen tüm istasyonlar için en yüksek korelasyon değerini göstermiştir. Ayrıca bileşenler içerisinde AD4, AD5, AD6, AD7, AD8 diğerlerinden daha yüksek korelasyon göstermişlerdir.

- Dalgacık-YSA yönteminin en önemli kısmı YSA yönteminde kullanılacak olan girdi verilerinin seçimidir. Tahminin başarısı uygun ve doğru girdilerin seçilmesine önemli derecede bağlıdır. Bu amaçla verilerin AD bileşenleri ile tahmin edilmesi amaçlanan orijinal yağış verilerinin arasındaki korelasyon katsayılarından faydalanılmıştır. Bu çalışmada her veri için yüksek korelasyon gösteren AD bileşenlerinin toplanması ile elde edilen yeni toplanmış seriler, YSA yönteminde girdi olarak kullanılmıştır. Böylece her bir meteorolojik veri için yalnızca bir tane zaman serisi elde edilmiştir. Örnek olarak Muğla istasyonunda ortalama sıcaklık verilerinin AD bileşenleri içinden, AD7+AD8+AD9 toplanmış bileşeni elde edilerek girdi olarak kullanılmıştır. Bu sayede hem gereğinden fazla girdi verisinin kullanılmaması, hemde sadece en etkin bileşenler ile çalışılması mümkün olmuştur. Her veri için en uygun toplanmış AD serileri elde edilmiştir. Sıcaklık verileri için AD7+AD8+AD9, buharlaşma için AD8, nem için ise AD2+ AD3 +AD4 +AD5 +AD6 +AD7 +AD8 bileşenleri genel olarak kullanılmıştır. Yağış verilerinin AD bileşenleri içerisinde, AD2 +AD3 +AD4 +AD5 +AD6 +AD7 +AD8 toplanmış zaman serisi en uygun girdi verisi olarak belirlenmiştir. Bu şekilde tüm istasyonlar için en uygun toplanmış AD bileşenleri belirlenerek YSA ile yağış tahmini yapmak için kullanılmıştır.

- Çalışmanın daha sonraki aşamasında dalgacık dönüşümü ile elde edilen yeni meteorolojik zaman serilerinin girdi olarak kullanılmasıyla YSA yöntemiyle günlük

yağış tahmini yapılmıştır. Yine üç farklı YSA algoritması tahmin amacıyla kullanılmıştır. Her istasyon için farklı modeller denenmiş ve sonuçta en iyi performansı veren modeller elde edilmiştir. Sonuçlarda dalgacık dönüşümünün YSA yönteminin tahmindeki başarısını oldukça fazla arttırdığı görülmüştür. Dalgacık-YSA yöntemi ile günlük yağış tahmini çok başarıyla yapılmıştır. OKH ve belirlilik katsayısı açısından, dalgacık-YSA yöntemleri içinde en iyi sonucu dalgacık-İBGYSA yöntemi vermiştir. Bu yöntemde en iyi performansı ($R^2=0,896$; OKH=2,40 mm) 14 girdili ($S_{ort}, S_{maks}, S_{min}, B, N, N_{t-1}, N_{t-2}+ Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}, Y_{t-5}, Y_{t-6}, Y_{(AD1)}$) model 14,3,1 ile Siirt istasyonu göstermiştir. Aynı istasyon için İBGYSA yönteminde $R^2=0,303$ ve OKH=15,33 mm olarak bulunmuştu. Dalgacık-İBGYSA yönteminde sonuçlar oldukça iyileşmiştir. Sadece İBGYSA yöntemini kullanıldığı yağış tahminlerinde belirlilik katsayısı 0,30-0,40 aralığında iken dalgacık-İBGYSA yönteminde bu değer 0,70-0,90 aralığına yükselmiştir. Bütün istasyonlar için belirlilik katsayısı değerleri birbirine çok yakın çıkmıştır. İBGYSA yönteminde düşük değerler veren Keban ve Karaman istasyonları da oldukça yüksek R^2 değeri göstermişlerdir. Hemen hemen tüm istasyonlarda 6 yada 7 gün öncesine kadar olan yağış alt zaman serilerinin modele katılması ile daha başarılı tahminler yapılmıştır. Dalgacık-RTYSA yönteminde belirlilik katsayısı değerleri 0,50-0,60 aralığında iken, dalgacık-GRYSA yöntemlerinde bu değer 0,30-0,50 aralığında bulunmuştur. dalgacık dönüşümü tüm yöntemlerde tahmin performansını oldukça yükseltmiştir. Dalgacık-YSA yöntemlerinde tahmin edilen yağışlar ile gözlenen yağışlar arasındaki gidişatlara bakıldığında oldukça benzer olduğu görülmektedir. Ayrıca YSA yönteminde başarı ile tahmin edilemeyen pik yağışlarda dalgacık-YSA yönteminde başarı ile tahmin edilmiştir.

Bu çalışmada, verilerin hem zaman hem de ölçek ortamında incelenmesine imkân veren dalgacık dönüşümü ilk kez günlük yağış tahmini yapmak için yapay sinir ağları ile birlikte kullanılmış ve çok başarılı sonuçlar elde edilmiştir.

İlk kez Türkiye meteorolojik verileri ayrık dalgacık dönüşümü kullanılarak bileşenlerine ayrılmıştır. Elde edilen bileşenler için (alt-zaman serileri), korelasyon analizi ve global dalgacık spektrumlarından faydalanılarak etkin olanları belirlenmiştir. Elde edilen her bir bileşen zaman serisinin bazı özelliklerini ortaya çıkarmaktadır. Bu yöntem meteorolojik verilerin, iklim değişikliği, uzun yada kısa

dönemli değişimlerinin incelenmesi için Türkiye verilerinde rahatlıkla uygulanabileceği ortaya konmuştur.

Bu çalışmada ilk kez toplanmış AD bileşenleri ile elde edilen yeni seriler YSA yöntemlerinde girdi olarak kullanılmıştır. Toplanmış AD bileşenleri serisi hem yağış ile daha iyi ilişki göstermiş hem de girdi olarak kullanılacak veri sayısı böylece azaltılmıştır. Ayrıca böylece etkisiz bileşenler elimine edilerek, olay üzerinde etkin asıl bileşenler ile çalışılması mümkün olmuştur.

Dalgacık-YSA yöntemleri tahmin sonuçları oldukça yüksek oranda başarılı çıkmıştır. Sadece YSA yönteminde 0.30-0.40 aralığında değişen belirlilik katsayısı dalgacık-YSA yöntemlerinde 0.70-0.90 aralığına kadar yükselmiş ve oldukça yüksek başarı elde edilmiştir. Yani tahmin edilen yağış verileri ile gözlenen veriler arasındaki korelasyon katsayısı 0.95 seviyelerine kadar çıkmıştır ki, bu günlük yağış tahmininde literatürde karşılaşılanlardan daha yüksektir. Böylece dalgacık dönüşümünün YSA ile oldukça başarılı olduğu ortaya konmuş yağış tahmininde bile rahatlıkla kullanılabilecek bir yöntem ortaya konmuştur.

Dalgacık-İBGYSA yöntemi YSA yöntemleri içinde yağış tahmininde en iyi performansı göstermiştir. Bu YSA yöntemi yağış gibi tahmin edilmesi zor ve diğer değişkenler ile düşük ilişki gösteren verilerin tahmininde daha başarılı olarak bulunmuştur.

YSA yönteminde başarılı bir şekilde tahmin edilemeyen pik yağışlarda dalgacık-YSA yöntemi ile oldukça iyi tahmin edilmiştir. Günlük pik yağışlar, özellikle aşırı yağışların neden olduğu taşkınların önceden tahmin edilmesi amacıyla yağış-akış modelleri için faydalı olacaktır.

Dalgacık analizinin kullanılması ile YSA yöntemi üzerinde uygulayıcının yeteneği ve modelin başarısına olan etkisi arttırılmıştır. Dalgacık-YSA gibi modeller, fiziksel hava tahmin modellerinin uygulanmasının zor olduğu ya da mümkün olmadığı durumlar için iyi bir alternatiftir. Bu yüzden böyle kapalı-kutu modellerle fiziksel modellerin birbirini tamamladığı söylenebilir.

Sonuç olarak dalgacık dönüşümünün kullanılması tahmin analizinde yeni bir boyut getirmiştir ve YSA gibi yöntemlerle birlikte tahmin amacıyla başarıyla uygulanabilir.

KAYNAKLAR

- Alexanderson.,** 1986. A homogeneity test applied to precipitation data, *Journal of Climatology*, **6**, 661-675.
- Alp, M.,** 2003. Akarsulardaki askı maddesi miktarlarının kara-kutu modeliyle belirlenmesi, *Doktora Tezi*, İTÜ Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- Aksoy, H., Toprak, Z.F., Aytek, A., Ünal, N.E.,** 2004. Stochastic generation of hourly mean wind speed data, *Renewable Energy*, **29**, 2111-2131.
- Anctil, F., Tape, D.G.,** 2004. An exploration of artificial neural network rainfall-runoff forecasting combined with wavelet decomposition, *Journal of Environmental Engineering and Science*, **3**, 121-129.
- Applequist, S., Gahrs, G.E., Pfeffer, R.L.,** 2002. Comparison of methodologies for probabilistic quantitative precipitation forecasting, *American Meteorological Society*, **17**, 783-799.
- Bayazıt, M.,** 1996. İnşaat Mühendisliğinde olasılık yöntemler ve istatistik, İTÜ İnşaat Fakültesi matbaası, İstanbul.
- Bayazıt, M.,** 1998. Hidroloji, İTÜ İnşaat Fakültesi matbaası, İstanbul.
- Bayazıt, M., Aksoy, H.,** 2001. Using Wavelets for Data Generation, *Journal of Applied Statistics*, **28**, No. 2.
- Bayazıt, M., Önöz, B., Aksoy, H.,** 2001. Nonparametric Stream flow Simulation by Wavelet or Fourier Analysis, *Hydrological Sciences*, **46**, 623-634.
- Breaker, L.C., Liu, P.C., Torrence, C.,** 2001. Intraseasonal oscillations in sea surface temperature, wind stress and sea level off the central California coast, *Continent Shelf Research*, **21**, 727-750
- Bodri, L., Cernak, V.,** 2000. Prediction of extreme precipitation using a neural network: application to summer flood occurrence in Moravia, *Advances in Engineering software*, **31**, 211-221
- Burlando, P., Rosso, R., Cadavid, L., Salas, J.,** 1993. Forecasting of short-term rainfall using ARMA models, *Journal of Hydrology*, **144**, no. 1-4, 193-211.

- Bustamante, J., Gomes, J., Chou, S., Rozante, J.,** 1999. Evaluation of April 1999 rainfall forecasts over South America using the ETA model, INPE, Cachoeira Paulista, Sp, Brasil.
- Campolo, M., Andreussi, P., Soldati, A.,** 1999. River flood forecasting with a neural network model, *Water Resources. Research*, **35** (4), 1191–1197.
- Cengiz, T.M.,** 2005. Türkiye göl seviyelerinin hidroklimatolojik analizi, *Doktora Tezi*, İTÜ Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- Cıgızoğlu, H.K.,** 2003a. Incorporation of ARMA models into flow forecasting by artificial neural networks, *Environmetrics*, **14**, 4, 417-427.
- Cıgızoğlu, H.K.,** 2003b. Estimation, forecasting and extrapolation of flow data by artificial neural networks, *Hydrological Sciences Journal*, **48**, 3, 349-361.
- Cıgızoğlu, H.K.,** 2004a. Estimation and forecasting of daily suspended sediment data by multi layer perceptrons. *Advances in Water Resources*, **27**, 185-195.
- Cıgızoğlu, H. K.** 2004b. Yapay sinir ağları ve zaman serileri analizinde kullanımı. *IV. Ulusal Hidroloji Kongresi*, İTÜ, İnşaat Fakültesi, İstanbul 21-25 Haziran.
- Cıgızoğlu, H.K.,** 2005a. Application of the Generalized Regression Neural Networks to Intermittent Flow Forecasting and Estimation, *ASCE Journal of Hydrologic Engineering*, **10**(4), 336-341.
- Cıgızoğlu, H.K.,** 2005b. Generalized Regression Neural Network in Monthly Flow Forecasting, *Civil Engineering and Environmental Systems Civil Engineering and Environmental Systems*, **22** (2), 71-84.
- Cıgızoğlu, H.K, and Alp, M.,** 2004. Rainfall-Runoff Modelling Using Three Neural Network Methods, *Artificial Intelligence and Soft Computing- ICAISC 2004 Lecture Notes in Artificial Intelligence*, 3070, 166-171.
- Cıgızoğlu, H.K., and Alp, M.,** 2006. Generalized Regression Neural Network in modelling river sediment yield, *Advances in Engineering Software*, **37**(2), 63-68.
- Cıgızoğlu, H.K., and Kisi, O.,** 2005. Flow Prediction by three Back Propagation Techniques Using k-fold Partitioning of Neural Network Training Data. *Nordic Hydrology*, **36**(1), 1-16.

- Coulibaly, P., Anctil, F., Rasmussen, P., Bobee, B.,** 2000. A recurrent neural networks approach using indices of low frequency climatic variability to forecast regional annual runoff, *Hydrologic Processes* **14**, 2755-2777
- Coulibaly, P., Burn, D.H.,** 2004. Wavelet analysis of variability in annual Canadian streamflows, *Water Resources Research*, **47**, W03105.
- Daubechies, I.,** 1996. Where do wavelets come from?- A personal point of view. *Proceedings of the IEEE*. **84**, no:4
- Drago, A.F., Boxall, S.R.,** 2002. Use of the wavelet transform on hydro-meteorological data, *Physics and Chemistry of the Earth*, **27**, 1387-1399
- Dursun, O.K.** 2001. Yapay sinir ağları ile eksik veri tamamlama, *Mühendislikte Modern Yöntemler Sempozyumu*, İTÜ, İstanbul 26-28 Eylül s.176-183
- Eberhart, R.C., Dobbins, R.W.,** 1990. Neural Network PC Tools: A Practical Guide. *Academic Press*, San Diego, California, USA.
- Freiwan, M., and Cigizoglu, H.K.,** 2005. Prediction of total monthly rainfall in Jordan using feed forward backpropagation method, *Fresenius Environmental Bulletin*. **14** (2), 142-151.
- Hall, T.,** 1998. Precipitation forecasting using a neural network. *Weather Forecasting*, **14**, 338-345
- Hsu, K., Gupta, H.V., Sorooshian, S.,** 1995. Artificial neural network modelling of the rainfall runoff process, *Water Resources Research*, **31**, 2517-2530
- Hsu, K., Gao, H., Soroshin, S., Gupta, H.,** 1997. Precipitation estimation from remotely sensed information using artificial neural networks. *Journal of Applied Meteorology* **36**, 1176-1190
- IPCC. 2001. Climate Change,** 2001. The Scientific Basis. Contribution of Working Group I to the Third Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC) (Houghton J, T., et al., eds.), Cambridge University Press, Cambridge, 881 pp.
- Kalayci, S., Kahya, E.,** 1998. Detection of water quality trends in the rivers of the Susurluk basin. *Turkish Journal of Engineering and Environmental Science* **22**, 503-514.
- Karabörk , M.Ç., Kahya, E., and Kömüşçü, A. Ü.,** 2006. Analysis of Turkish Precipitation Data: Homogeneity and the Southern Oscillation Forcing on Frequency Distributions. *Hydrological Processes* (incelemede)

- Kim, T.W., Valdes J.B.,** 2003. Nonlinear model for drought forecasting based on a conjunction of wavelet transforms and neural networks. *Journal of Hydrologic Engineering*, ASCE **6**, 319
- Kulligowski, R.J., and Barros, A.P.,** 1998. Localized precipitation from a numerical weather prediction model using Artificial Neural Networks. *Weather and Forecasting* **13**, 1195-1205
- Kumar, P., Foufoula-Georgiou, E.,** 1993. A multicomponent decomposition of spatial rainfall fields 1. segregation of large and small scale features using wavelet transforms. *Water Resources Research*, **29**. 2515-2532
- Kumar, D.N., Sathish, T.,** 2004. Forecasting hydrologic time series using artificial neural networks. *Proceedings of International conference on theoretical, applied, computational and experimental mechanics*, Kharagpur, India, 1-5 December
- Küçük, M.,** 2004. Dalgacık dönüşüm tekniği kullanarak akım serilerinin modellenmesi, *Doktora Tezi*, İTÜ Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul
- Labat, D., Ababou, R., Mangin, A.,** 2000. Rainfall-runoff relations for karstic springs. part II: continuous wavelet and discrete orthogonal multiresolution analyses. *Journal of Hydrology*, **238**, 149-178
- Luk, K.C., Ball, J.E., Shirm, A.,** 1999. A study of optimal model lag and spatial inputs to artificial neural network for rainfall forecasting. *Journal of Hydrology*, **227**, 56-65
- Maier, H.R., Dandy, G.C.,** 2000. Neural networks for the prediction and forecasting of water resources variables: a review of modelling issues and applications. *Environmental Modelling and Software*. **15**, 101-124
- Mallat, S., G.,** 1989. A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. **11** (7), 674-693.
- Poggio, T. and Girosi, F.,** 1990. Regularization algorithms for learning that are equivalent to multilayer networks, *Science* 2247, 978-982
- Rajurkar, M.P., Kothiyari, U.C. and Chaube, U.C.,** 2002. [Artificial neural networks for daily rainfall-runoff modelling](#). *Hydrological Sciences Journal*, **47**(6), 865-877.
- Ramirez, M.C.V., Velho, H.F.C., Ferreira, N.J.,** 2005. Artificial neural network technique for rainfall forecasting applied to the Sao Paulo region. *Journal of Hydrology*. **301**, 146-162

- Saco, P., Kumar, P.,** 2000. Coherent modes in multiscale variability of streamflow over the United States. *Water Resources Research*, **36**, No. 4, pp. 1049-1067
- Sahai, A.K., Soman, M.K., Satyan, V.,** 2000. All India summer monsoon rainfall prediction using an artificial neural network. *Climate Dynamics*, **16**, 291-302
- Sahin, U., Uçan, O.N., Soyhan, B., Bayat, C.,** 2004. Modeling of CO distribution in İstanbul using artificial neural networks. *Fresenius Environmental Bulletin*, **13**, 839-845.
- Silverman, D. and Dracup, J.A.,** 2000. Artificial neural networks and long-range precipitation prediction in California. *Journal of Applied Meteorology*, **39**(1), 57-66
- Smith, L. C., Turcotte D. L., Isacks B. L.,** 1998. Stream flow characterization and feature detection using a discrete wavelet transform. *Hydrologic Processes*, **12**, 233-249
- Specht, D.F.,** 1991. A general regression neural network, *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2,6, 568-576
- Sudheer, K.P., Gosain, A.K., Rangan, D.M., Saheb, S.M.,** 2002. Modelling evaporation using an artificial neural network algorithm, *Hydrologic Processes*, **16**, 3189-3202
- Şen, Z.,** 2003. Su bilimi ve yöntemleri, *Su vakfı yayınları*, İstanbul
- Tayanç, M.,** 1995. Detecting climate change in Turkey: an investigation of urban effects. *Doktora Tezi*, Boğaziçi Üniversitesi, İstanbul
- Tayanç, M., Dalfes, H.N., Karaca, M., Yenigün, O.,** 1998. A comparative assessment of different methods for detecting inhomogeneities in Turkish temperature data sets. *International Journal of Climatology*, **18**, 561-578
- Tatlı, H., Dalfes, H.N., Menteş, Ş.S.,** 2004. A statistical downscaling method for monthly total precipitation over Turkey. *International Journal of Climatology*, **24**, 161-180
- Tokar, A.S., Johnson, P.A.,** 1999. Rainfall-runoff modelling using artificial neural networks, *Journal of Hydrologic Engineering*, **4**, 3, 232-239
- Torrence, C., Compo, G.P.,** 1997. A Practical Guide to Wavelet Analysis. *Bulletin of The American Meteorology Society*, pp. 61-78
- Toth, E., Brath, A., Montanari, A.,** 2000. Comparison of short-term rainfall

prediction models for real-time flood forecasting. *Journal of Hydrology*. **239**, 132-147

Türkeş, M., 1996. Spatial and temporal analysis of annual rainfall variations in Turkey. *International Journal of Climatology* **16**, 1057-1076

Türkeş, M. 1997. Hava ve iklim kavramları üzerine, *TÜBİTAK Bilim ve Teknik Dergisi*, **355**, 36-37, Ankara

Türkeş, M. 2001. Hava, iklim, şiddetli hava olayları ve küresel ısınma. *Devlet Meteoroloji İşleri Genel Müdürlüğü 2000 Yılı Seminerleri, Teknik Sunumlar, Seminerler Dizisi: 1*, 187-205, Ankara

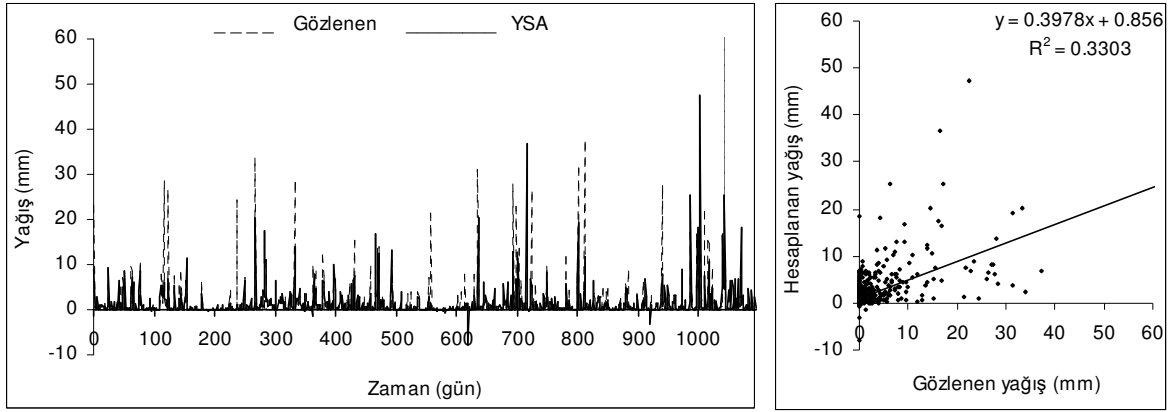
Ünal, N.E., Aksoy, H., Akar, T., 2004. Annual and monthly rainfall data generation schemes. *Stoch. Envir. Res. And Risk Ass*, **18**, 245-257

Wang, D., Ding, J., 2003. Wavelet network model and its application to the prediction of hydrology, *Nature and Science*. **1**, 67-71

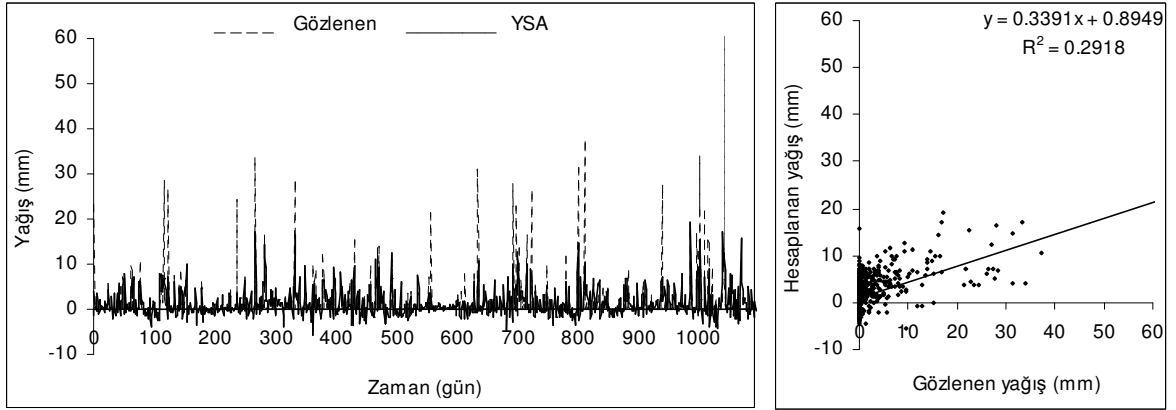
Wijngaard, J.B., Tank, A.M.G.K., Können, G.P., 2003. Homogeneity of 20.th century European daily temperature and precipitation series. *International Journal of Climatology*, **23**, 679-692

<http://www.meteor.gov.tr>. Devlet meteoroloji işleri genel müdürlüğü web sayfası, Şubat, 2006

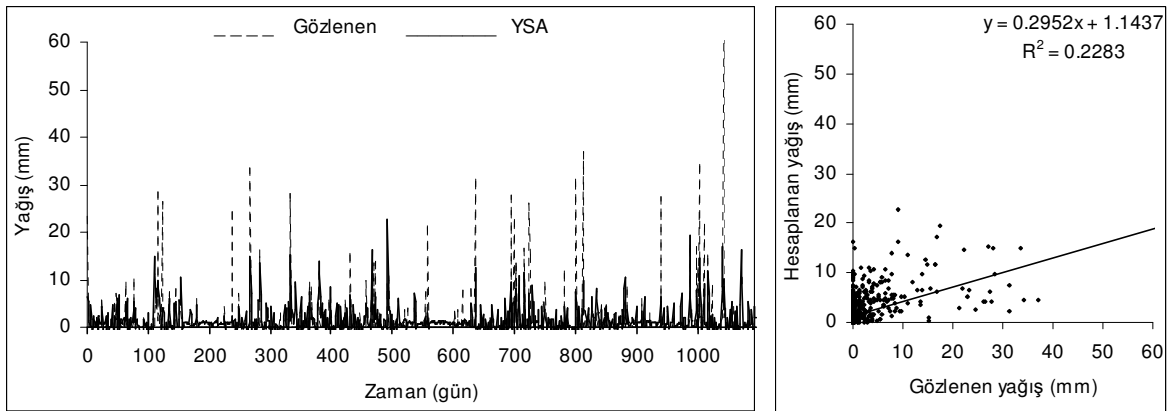
EK A:
ÜÇ FARKLI YSA YÖNTEMİ VE ÇLR YÖNTEMİ İLE YAĞIŞ TAHMİNİ
SONUÇLARI



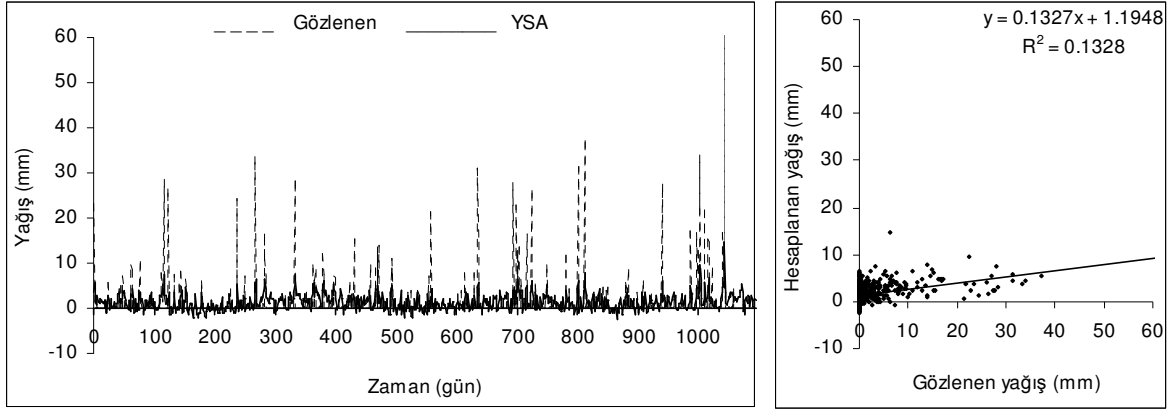
Şekil A.1.a Edirne istasyonu için İBGYSA ile yağış tahmini (model 8,4,1)



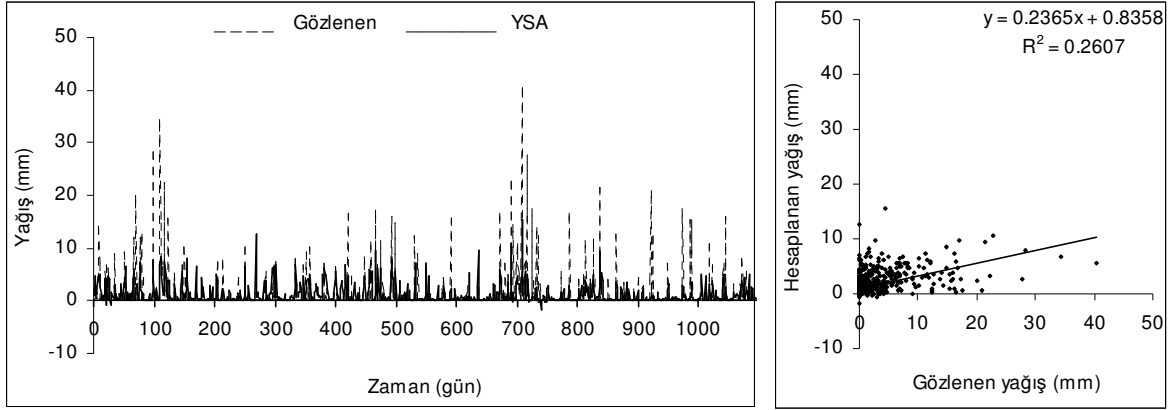
Şekil A.1.b Edirne istasyonu için RTYSA ile yağış tahmini (model 8,1; s=0,65)



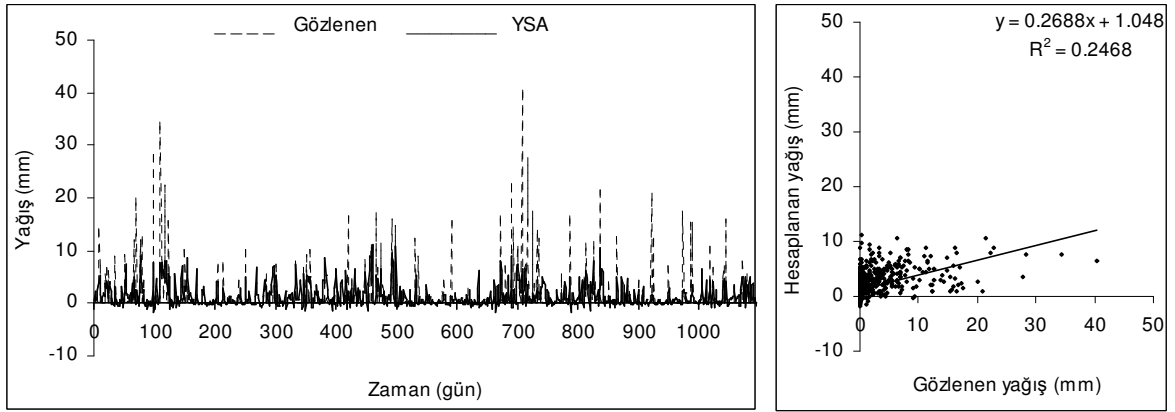
Şekil A.1.c Edirne istasyonu için GRYSA yöntemi ile yağış tahmini (model 8,1; s=0,12)



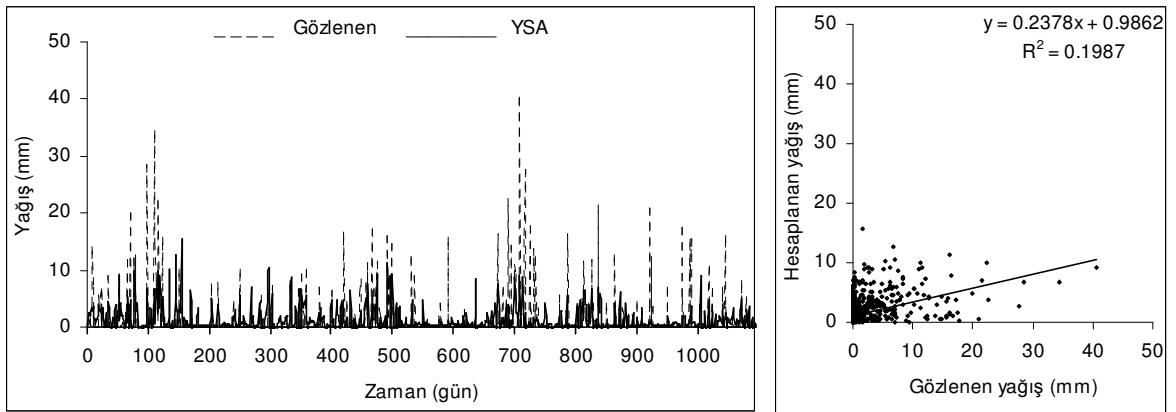
Şekil A.1.d. Edirne istasyonu için ÇLR ile yağış tahmini



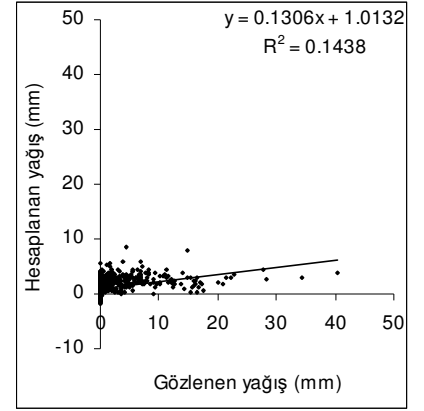
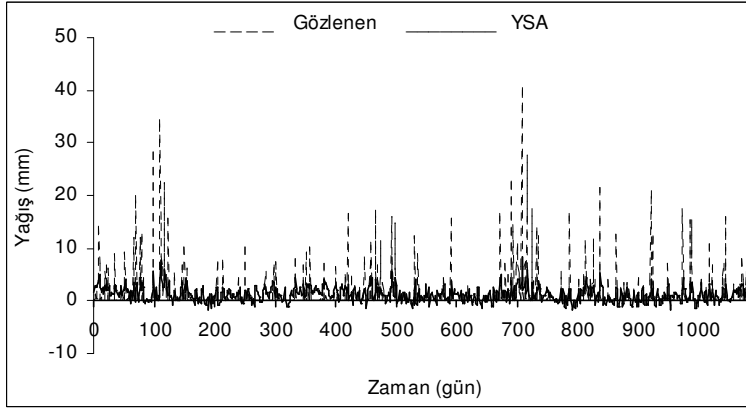
Şekil A.2.a Bilecik istasyonu için İBGYSA ile yağış tahmini (model 8,3,1)



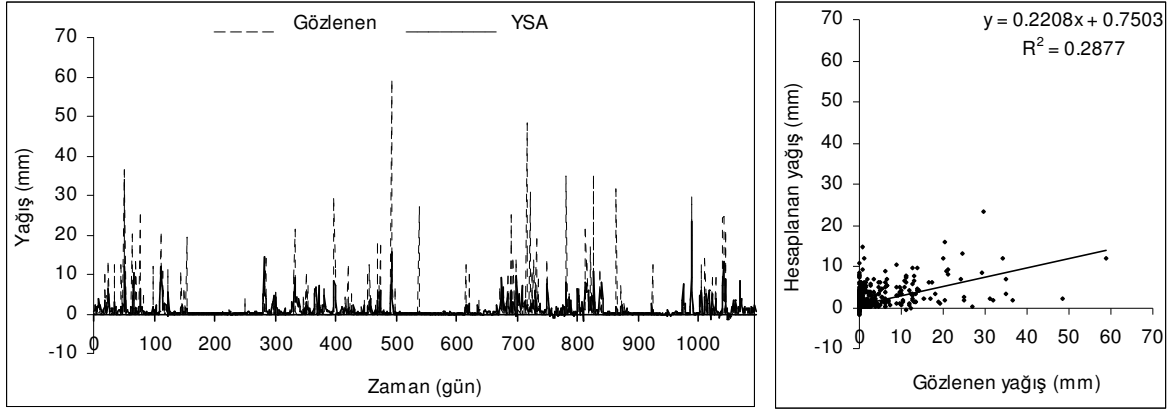
Şekil A.2.b. Bilecik istasyonu için RTYSA ile yağış tahmini (model 8,1; s=0,65)



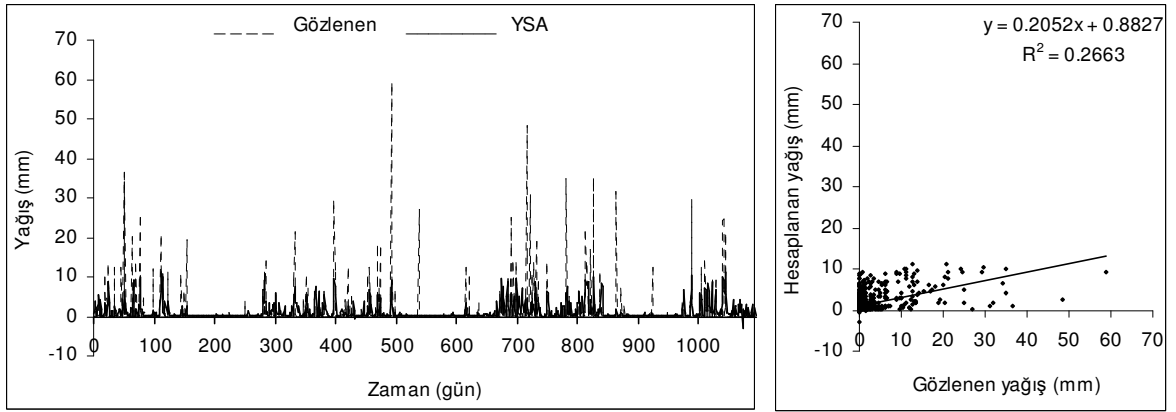
Şekil A.2.c. Bilecik istasyonu için GRYSA ile yağış tahmini (model 8,1; s=0,06)



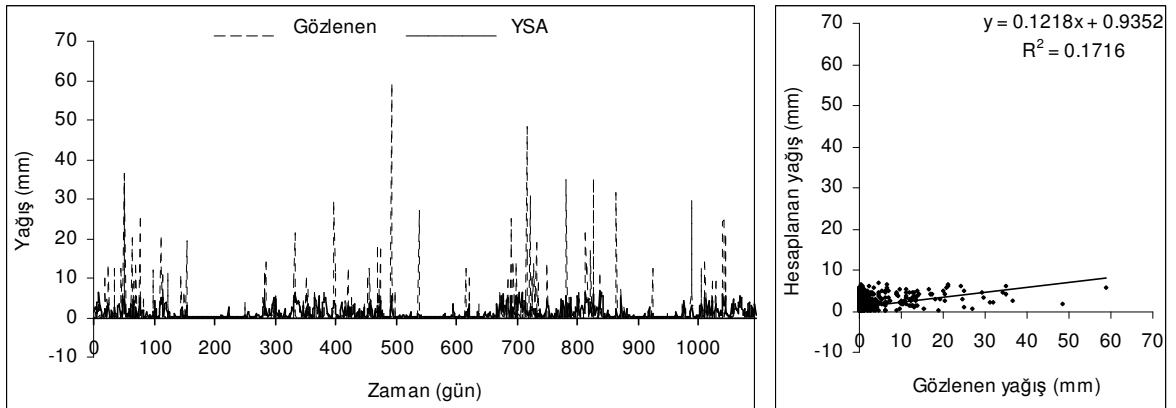
Şekil A.2.d. Bilecik istasyonu için ÇLR ile yağış tahmini



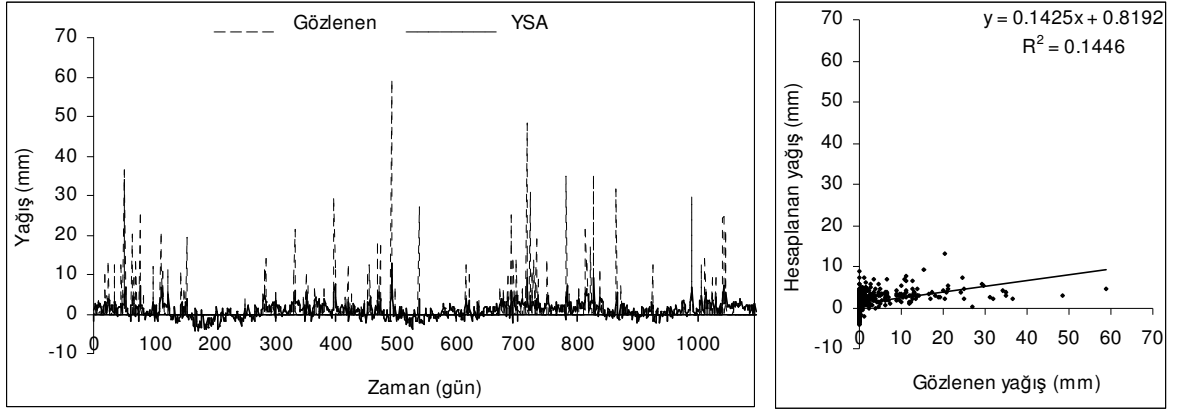
Şekil A.3.a. Balıkesir istasyonu için İBGYSA ile yağış tahmini (model 6,3,1)



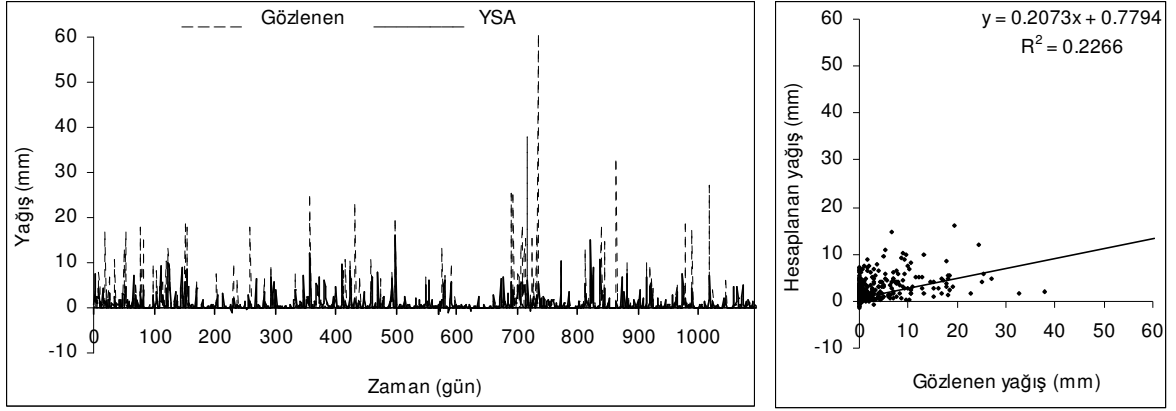
Şekil A.3.b Balıkesir istasyonu için RTYSA ile yağış tahmini (model 6,1; s=0,25)



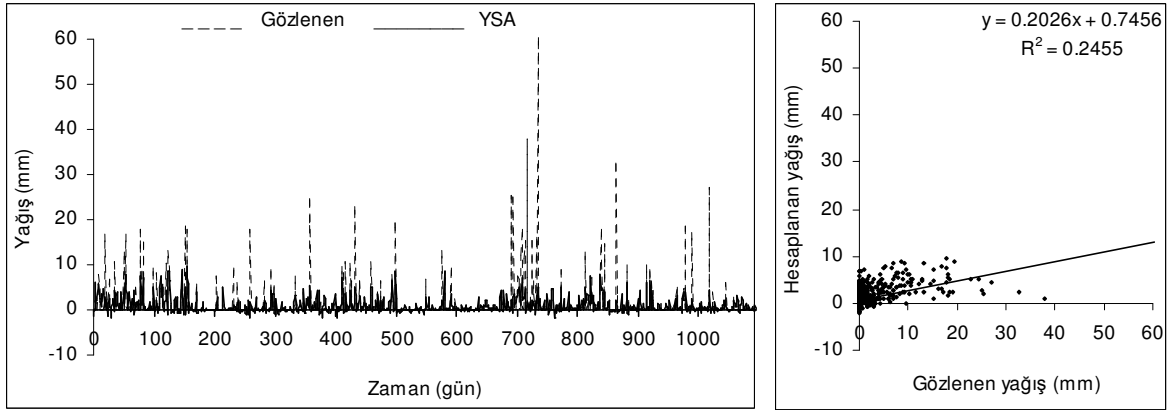
Şekil A.3.c. Balıkesir istasyonu için GRYSA ile yağış tahmini (model 6,1; s=0,08)



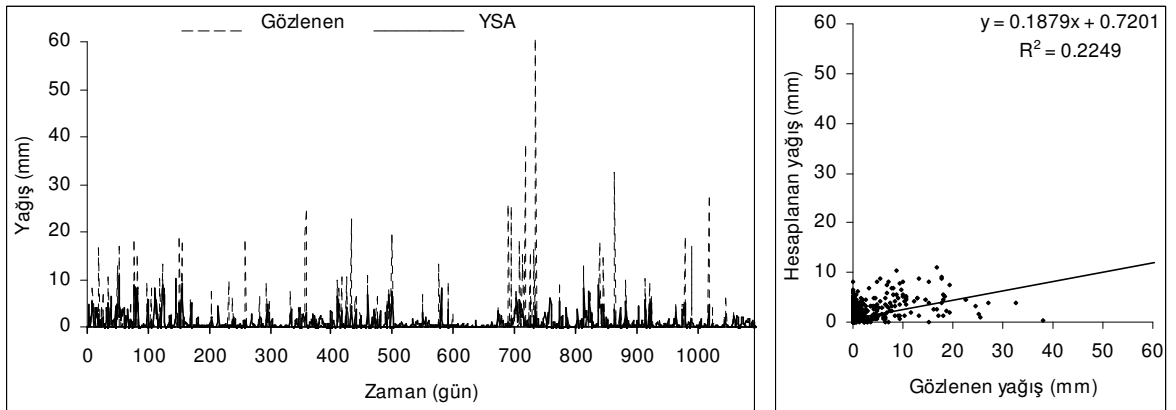
Şekil A.3.d. Balıkesir istasyonu için ÇLR ile yağış tahmini



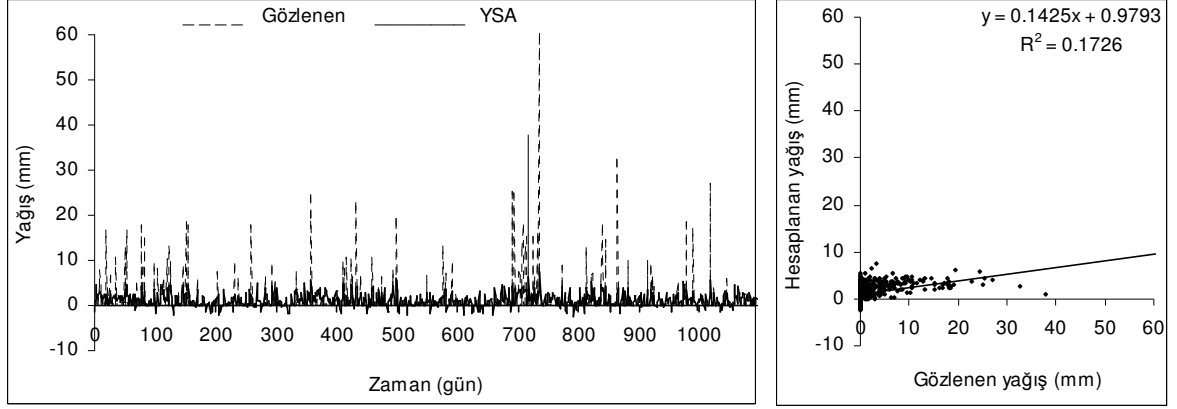
Şekil A.4.a Afyon istasyonu için İBGYSA ile yağış tahmini (model 8,3,1)



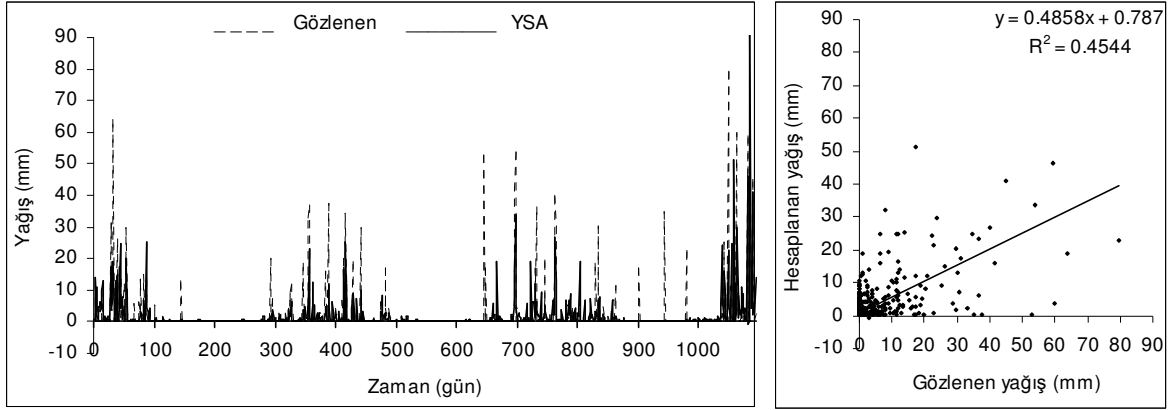
Şekil A.4.b Afyon istasyonu için RTYSA ile yağış tahmini (model 8,1; s=0,35)



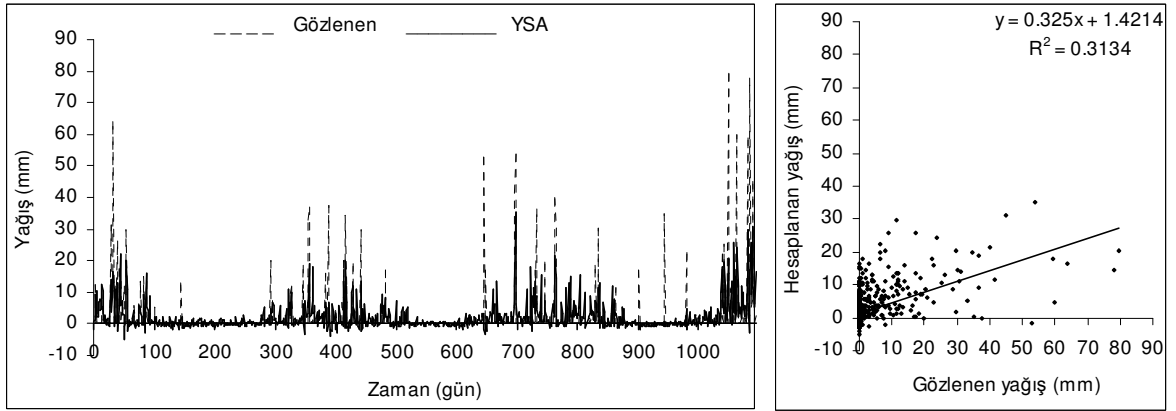
Şekil A.4.c Afyon istasyonu için GRYSA ile yağış tahmini (model 8,1; s=0,08)



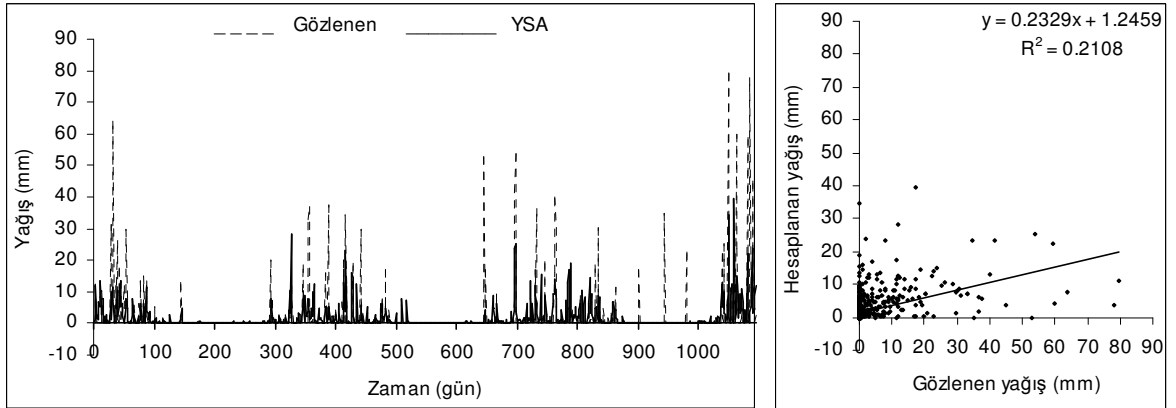
Şekil A.4.d. Afyon istasyonu için ÇLR ile yağış tahmini



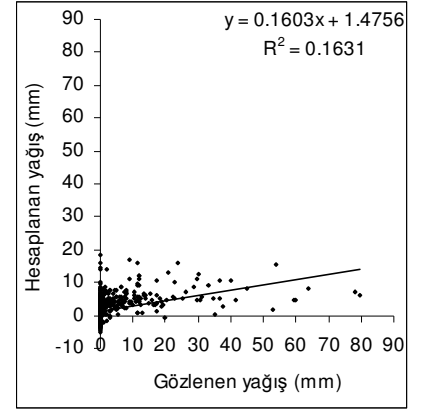
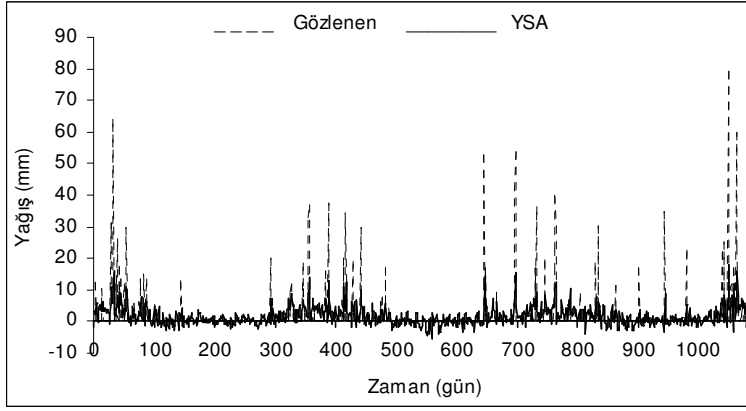
Şekil A.5.a İzmir istasyonu için İBGYSA ile yağış tahmini (model 7,5,1)



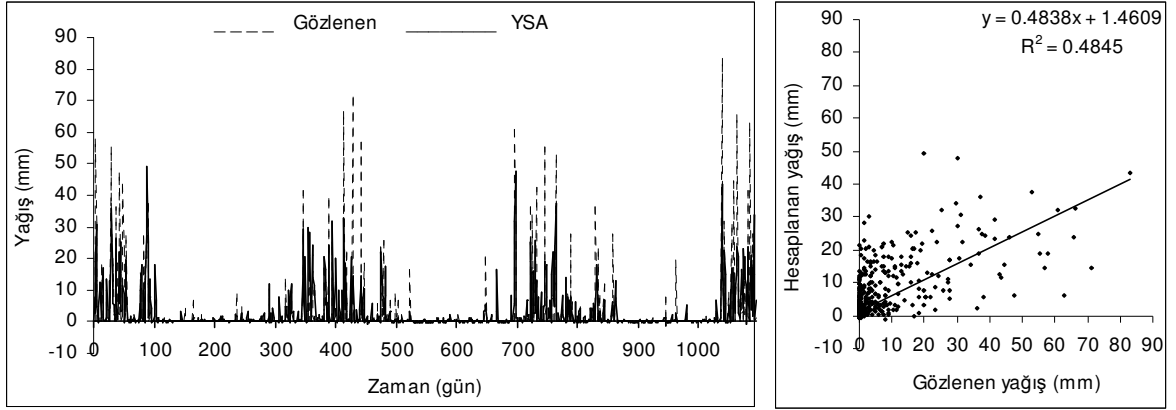
Şekil A.5.b. İzmir istasyonu için RTYSA ile yağış tahmini (model 7,1; s=0,85)



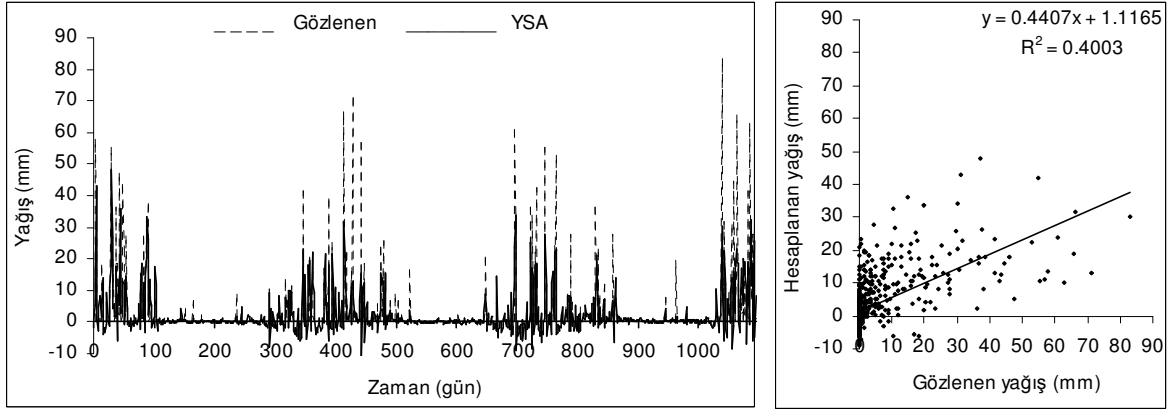
Şekil A.5.c İzmir istasyonu için GRYSA ile yağış tahmini (model 7,1; s=0,08)



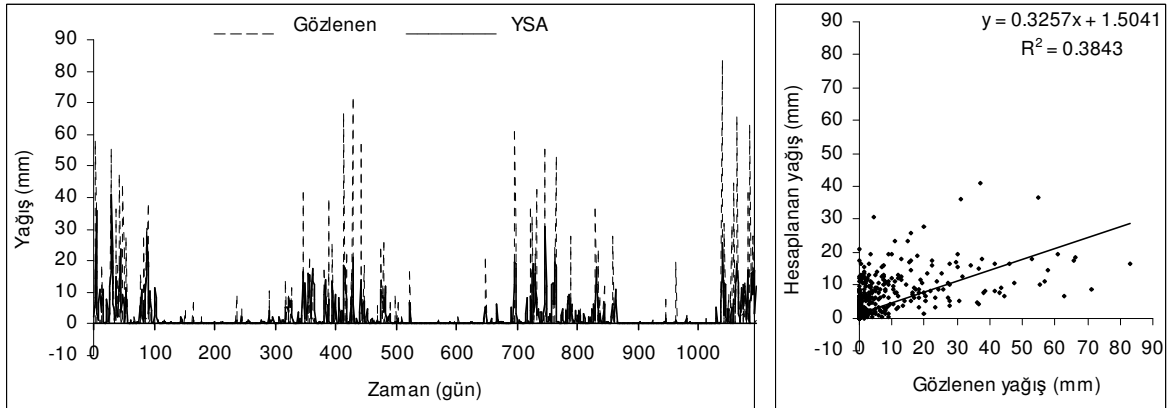
Şekil A.5.d. İzmir istasyonu için ÇLR ile yağış tahmini



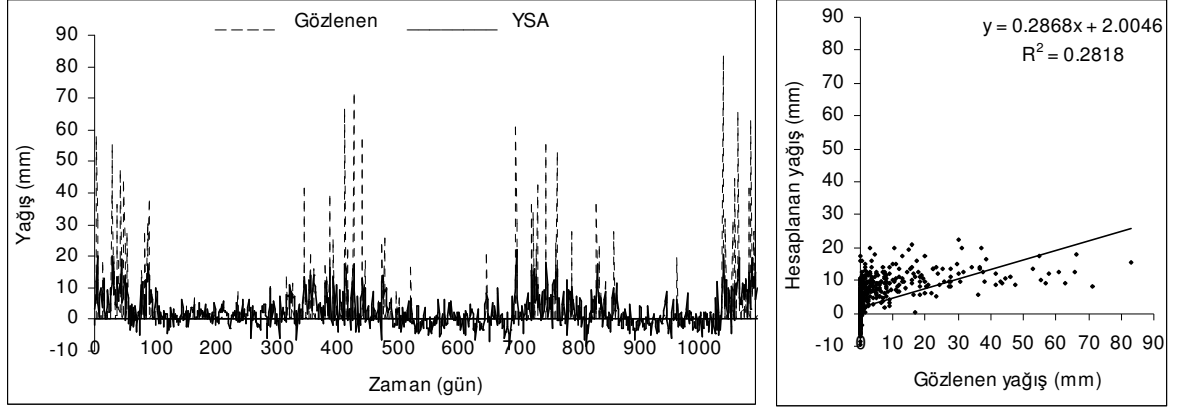
Şekil A.6.a Muğla istasyonu için İBGYSA ile yağış tahmini (model 9,3,1)



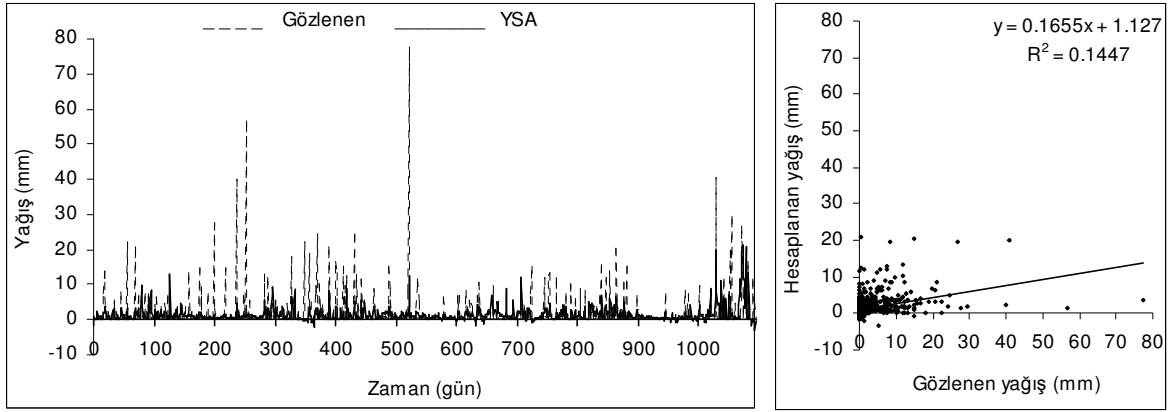
Şekil A.6.b. Muğla istasyonu için RTYSA ile yağış tahmini (8,1; s=0,60)



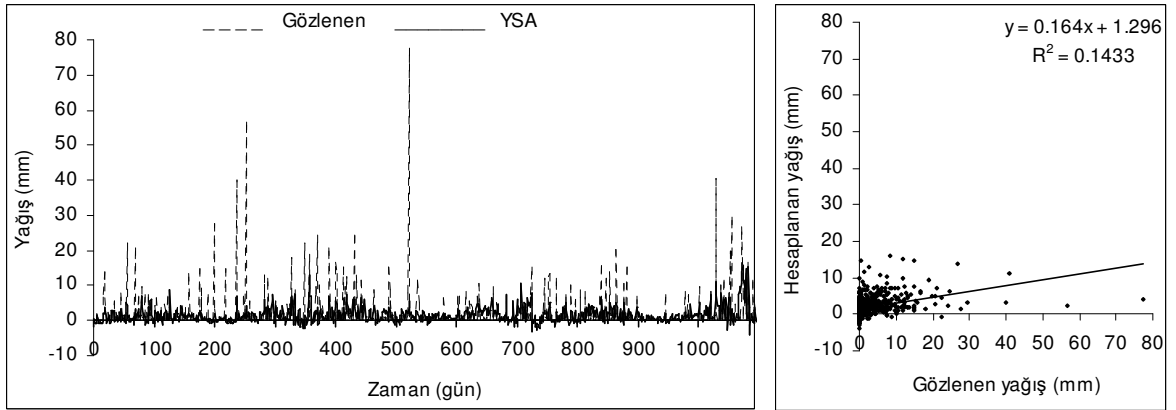
Şekil A.6.c. Muğla istasyonu için GRYSA ile yağış tahmini (model 8,1; s=0,08)



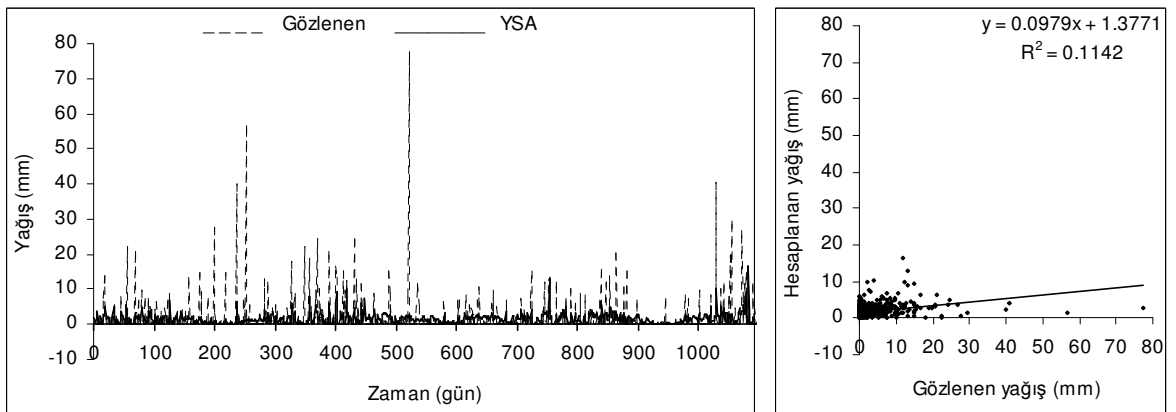
Şekil A.6.d Muğla istasyonu için ÇLR ile yağış tahmini



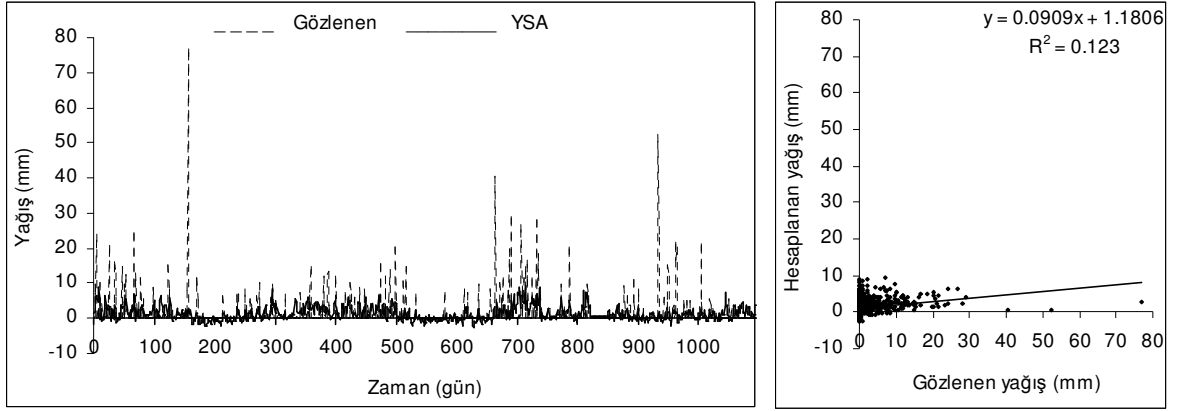
Şekil A.7.a Samsun istasyonu için İBGYSA ile yağış tahmini (model 6,3,1)



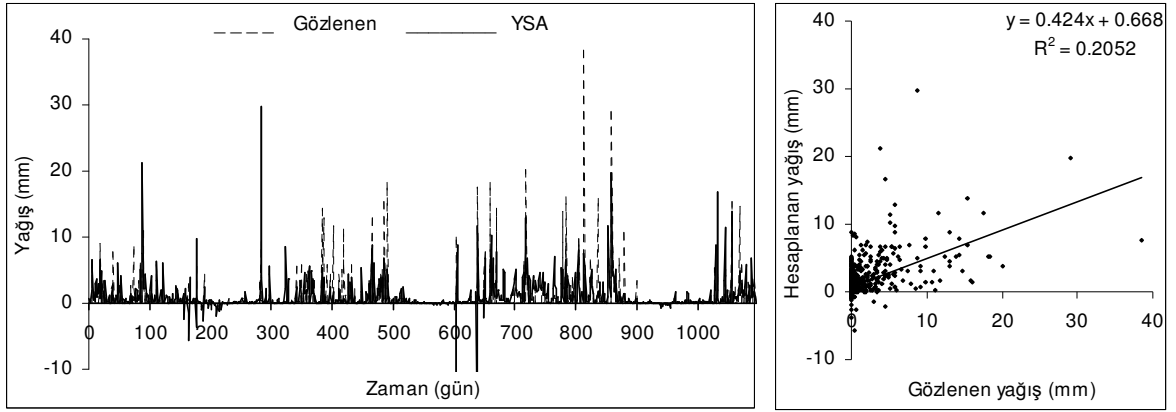
Şekil A.7.b Samsun istasyonu için RTYSA ile yağış tahmini (model 6,1; $s=0,65$)



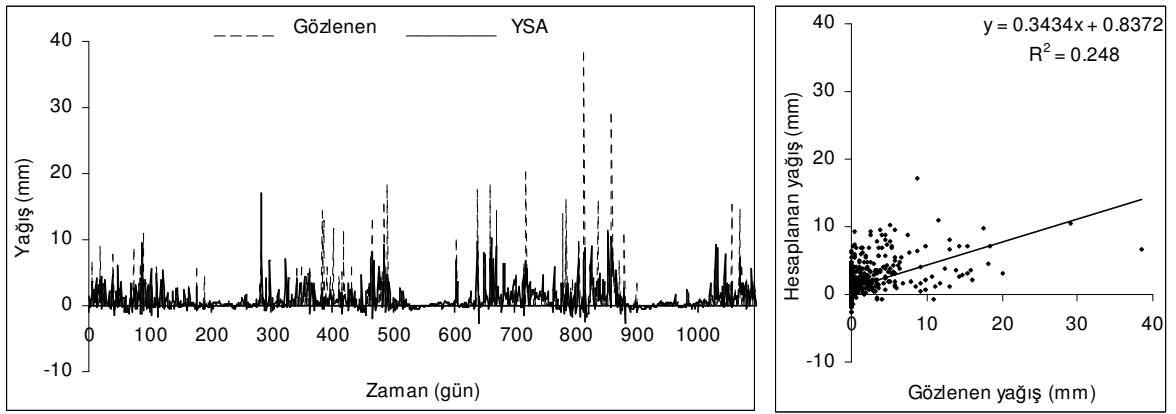
Şekil A.7.c Samsun istasyonu için GRYSA ile yağış tahmini (model 6,1; $s=0,06$)



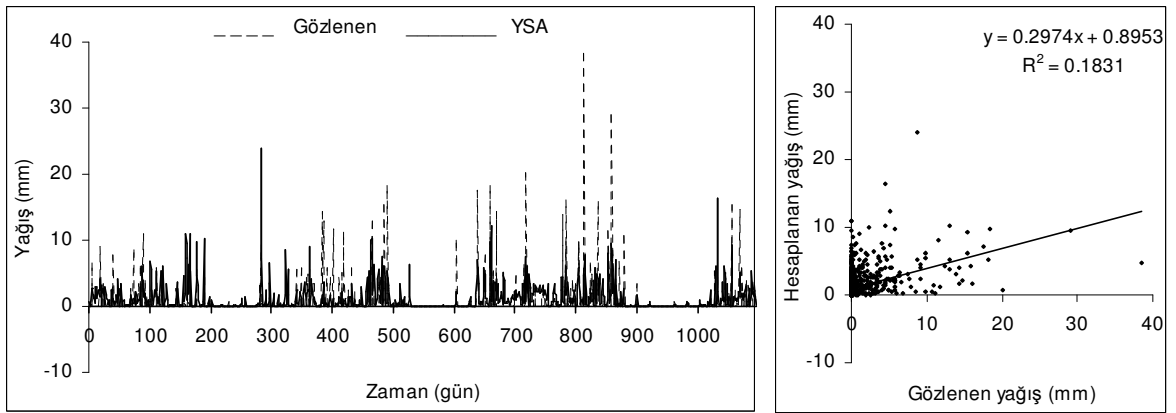
Şekil A.7.d Samsun istasyonu için ÇLR ile yağış tahmini



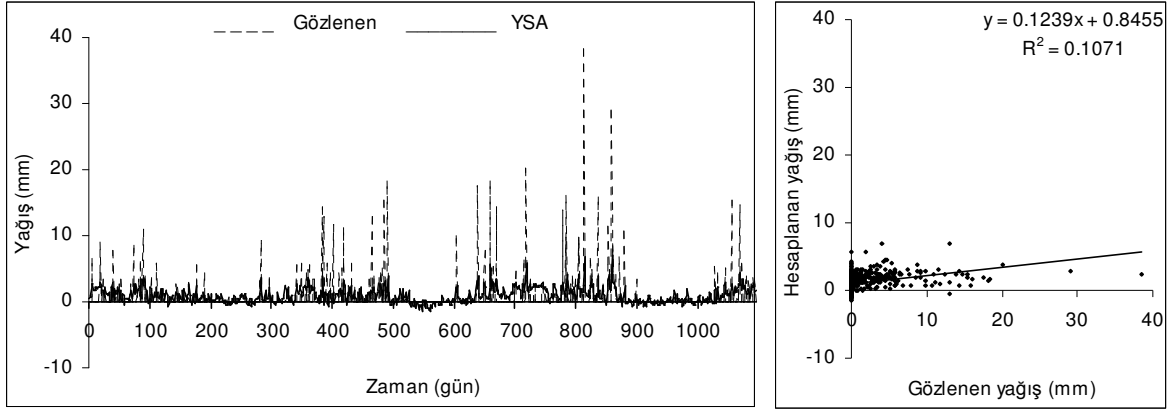
Şekil A.8.a Keban istasyonu için İBGYSA ile yağış tahmini(model 8,3,1)



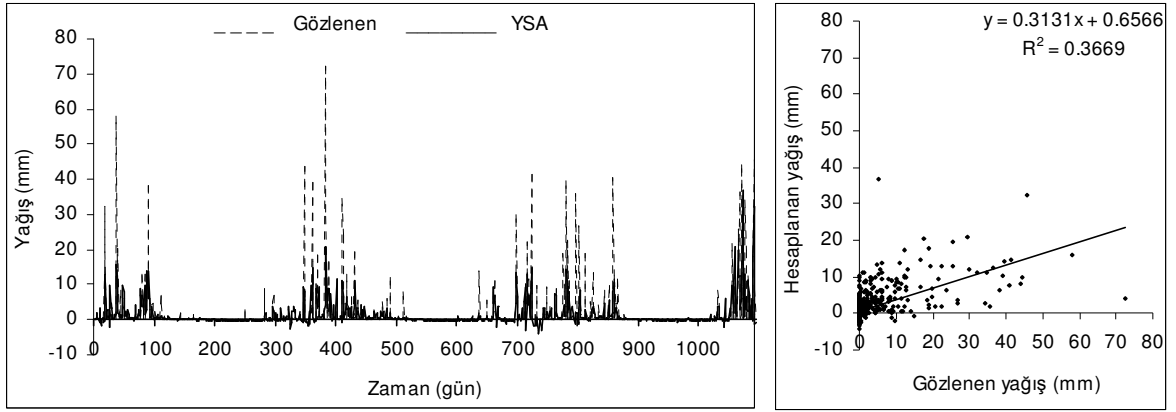
Şekil A.8.b Keban istasyonu için RTYSA ile yağış tahmini (model 8,1;s=0,65)



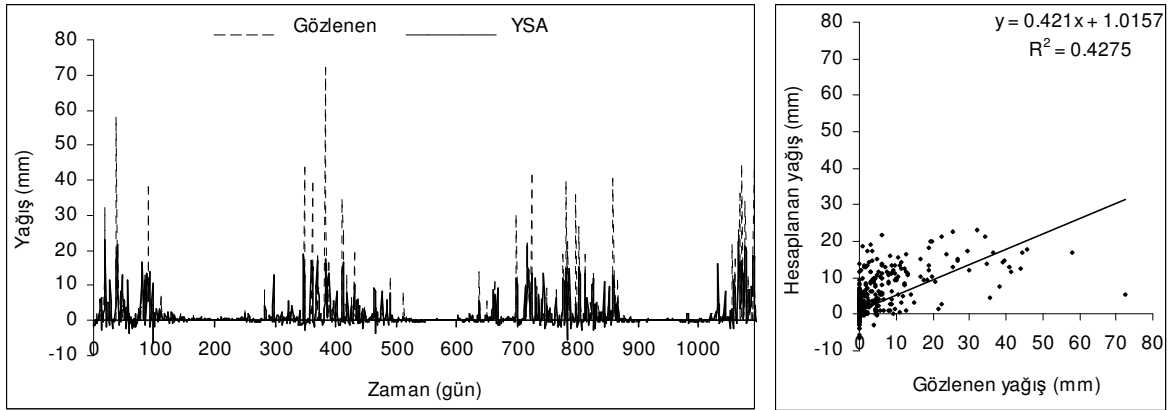
Şekil A.8.c Keban istasyonu için GRYSA ile yağış tahmini (model 8,1;s=0,08)



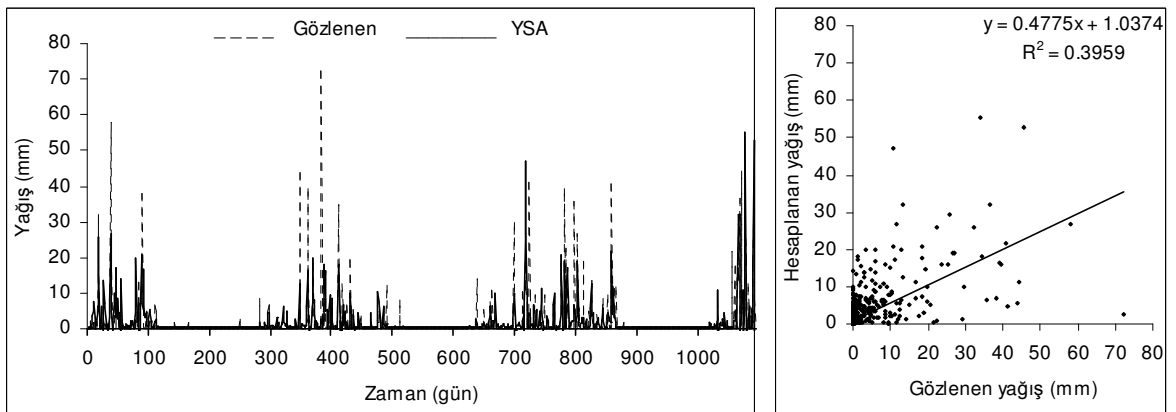
Şekil A.8.d Keban istasyonu için ÇLR ile yağış tahmini



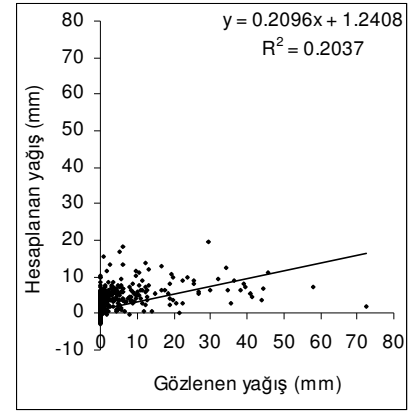
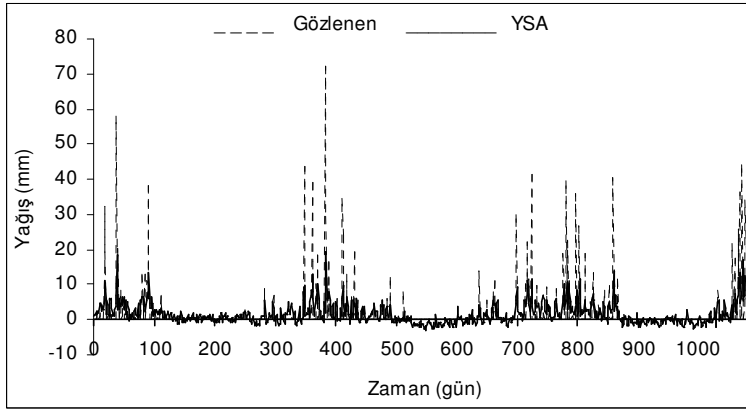
Şekil A.9.a Adıyaman istasyonu için İBGYSA ile yağış tahmini (model 9,4,1)



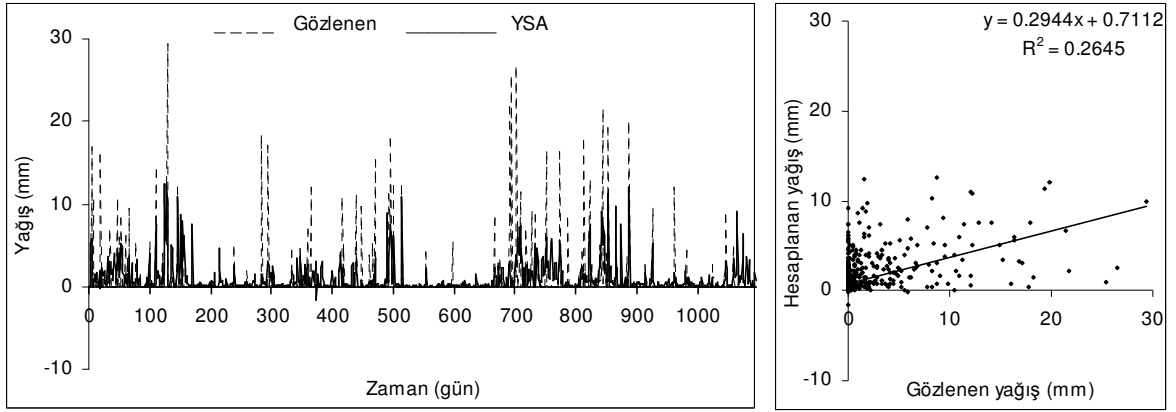
Şekil A.9.b Adıyaman istasyonu için RTYSA ile yağış tahmini (model 8,1; s=0,65)



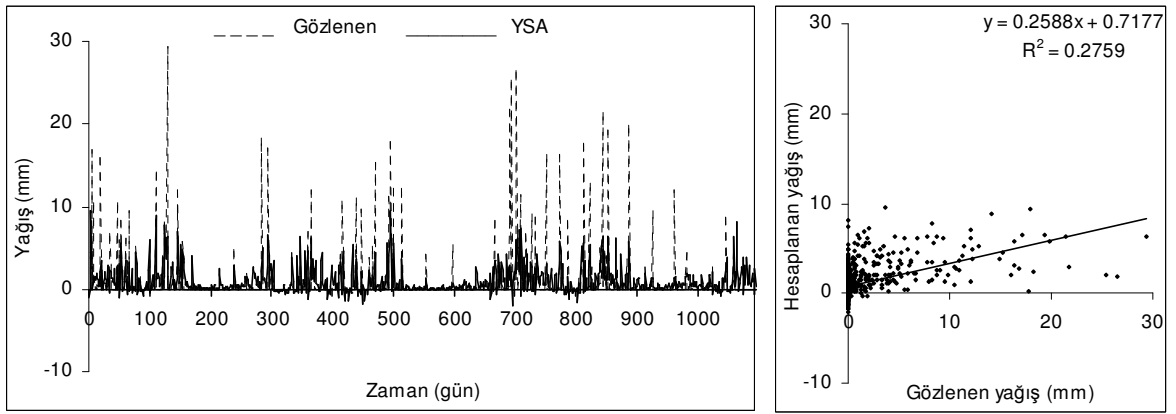
Şekil A.9.c Adıyaman istasyonu için GRYSA ile yağış tahmini (model 8,1; s=0,08)



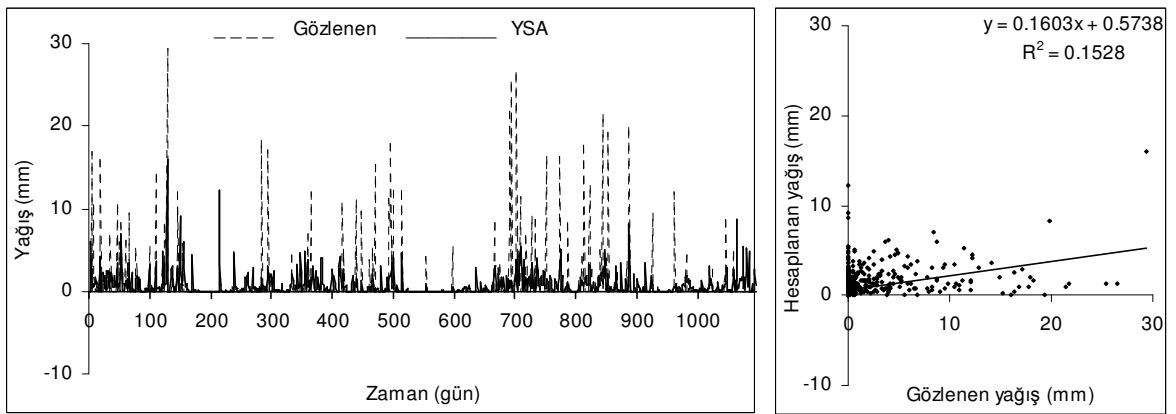
Şekil A.9.d Adıyaman istasyonu için ÇLR ile yağış tahmini



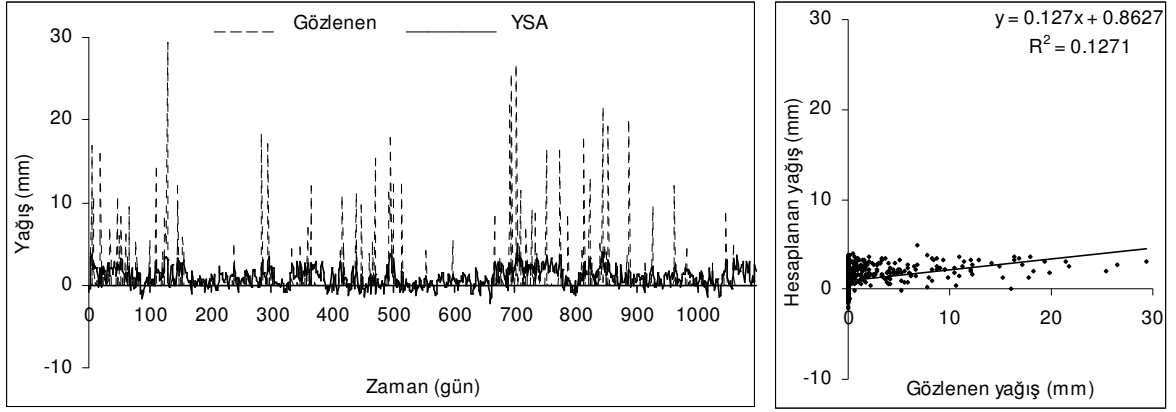
Şekil A.10a Karaman istasyonu için İBGYSA ile yağış tahmini (model 7,3,1)



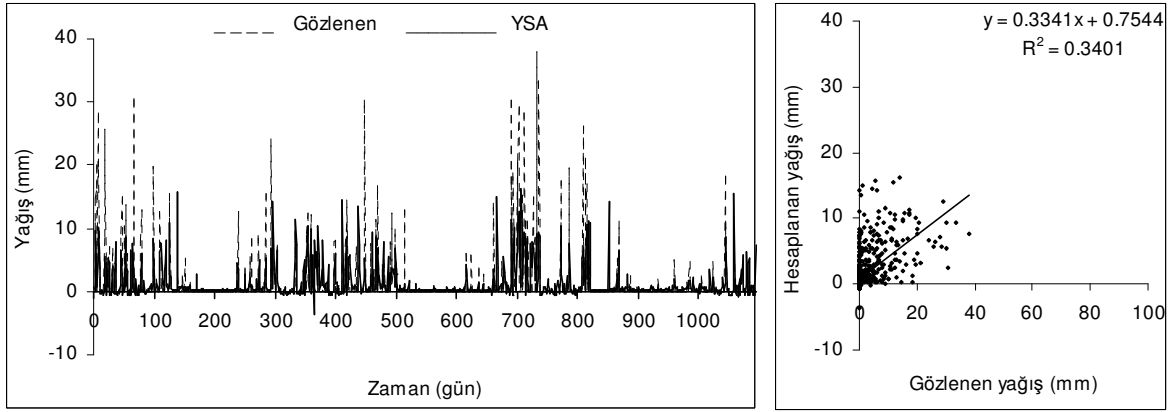
Şekil A.10b Karaman istasyonu için RTYSA ile yağış tahmini (model 7,1; s=0,90)



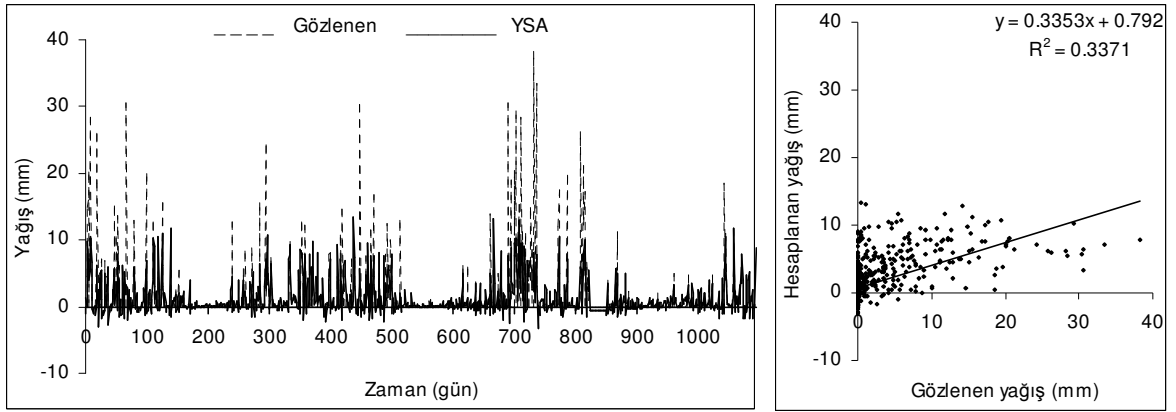
Şekil A.10c Karaman istasyonu için GRYSA ile yağış tahmini (model 7,1; s=0,09)



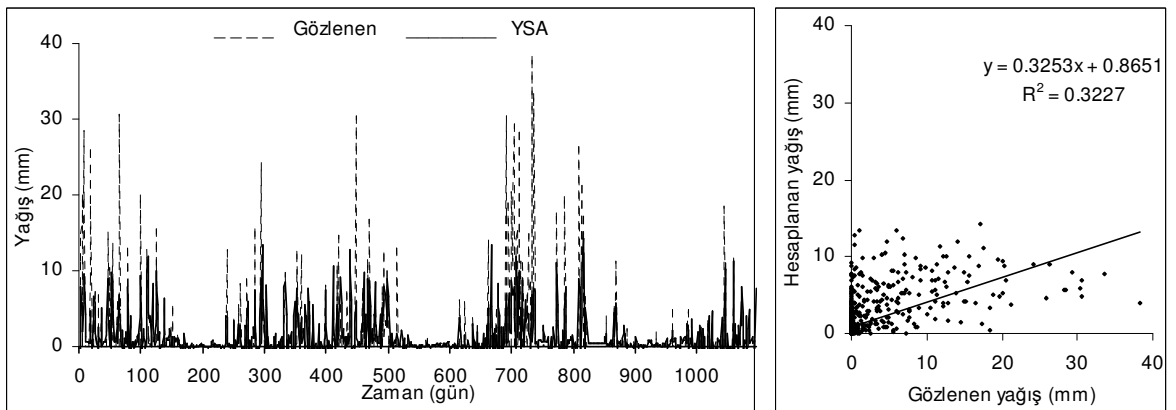
Şekil A.10.d Karaman istasyonu için ÇLR ile yağış tahmini



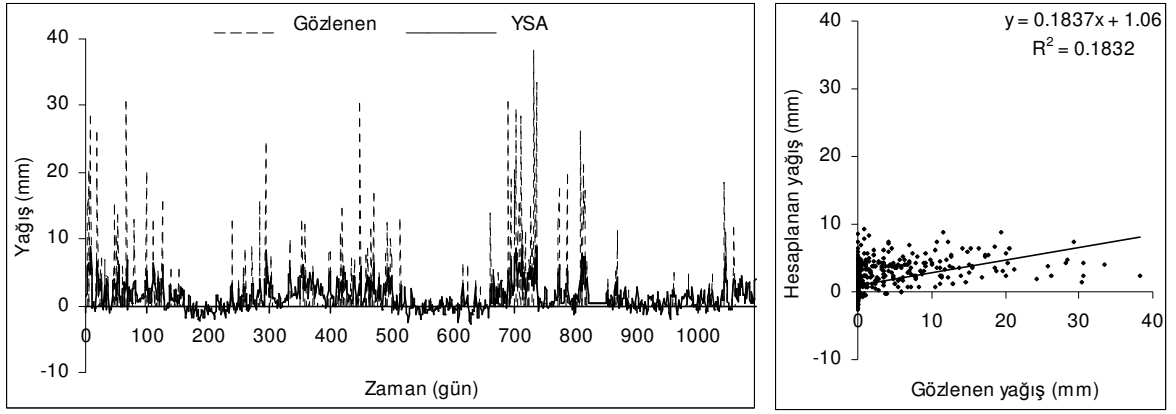
Şekil A.11a Göksun istasyonu için İBGYSA ile yağış tahmini (model 8,3,1)



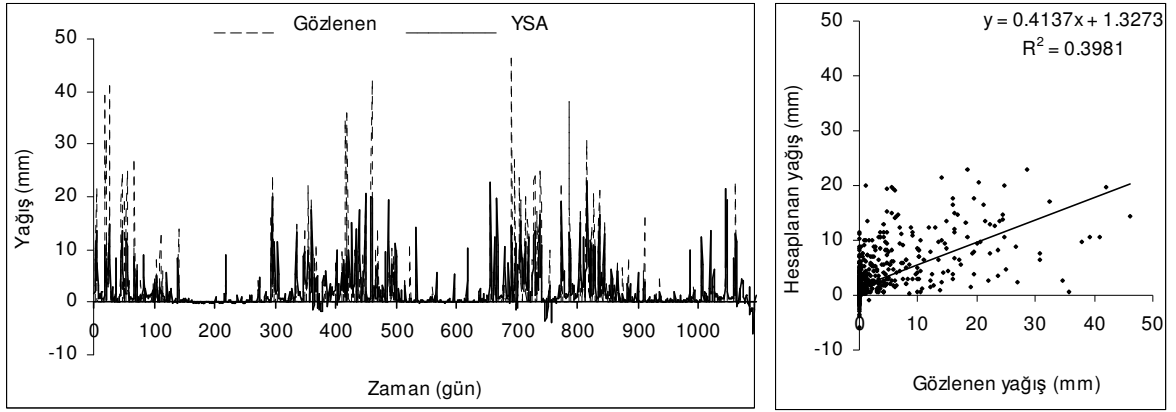
Şekil A.11b Göksun istasyonu için RTYSA ile yağış tahmini (model 8,1; s=0,90)



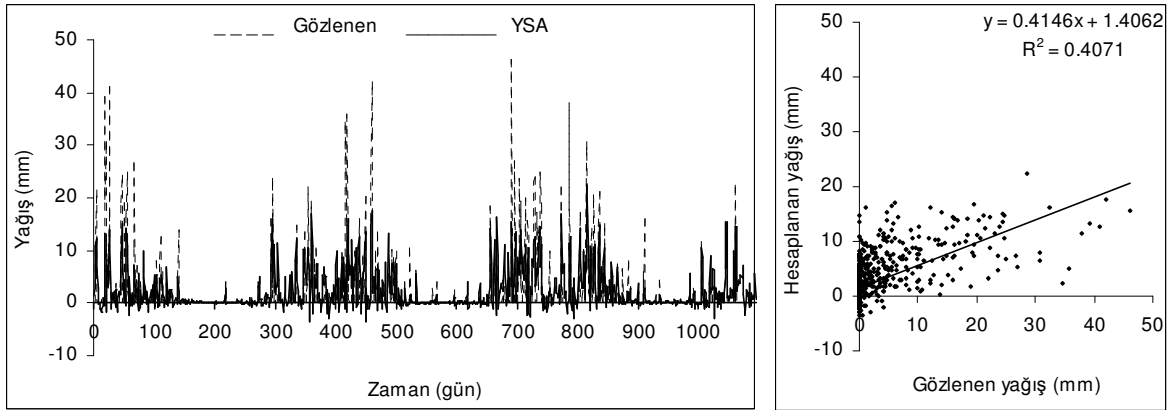
Şekil A.11.c Göksun istasyonu için GRYSA ile yağış tahmini (model 8,1;s=0,06)



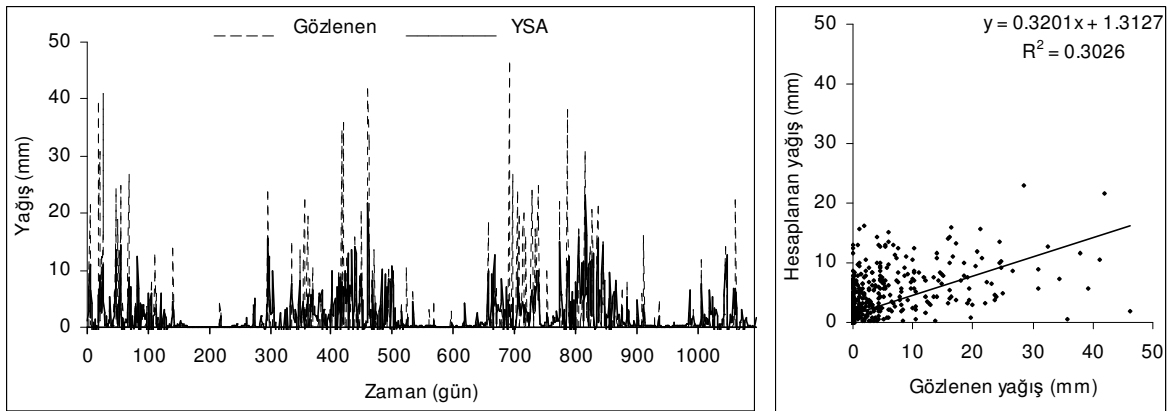
Şekil A.11d. Göksun istasyonu için ÇLR ile yağış tahmini



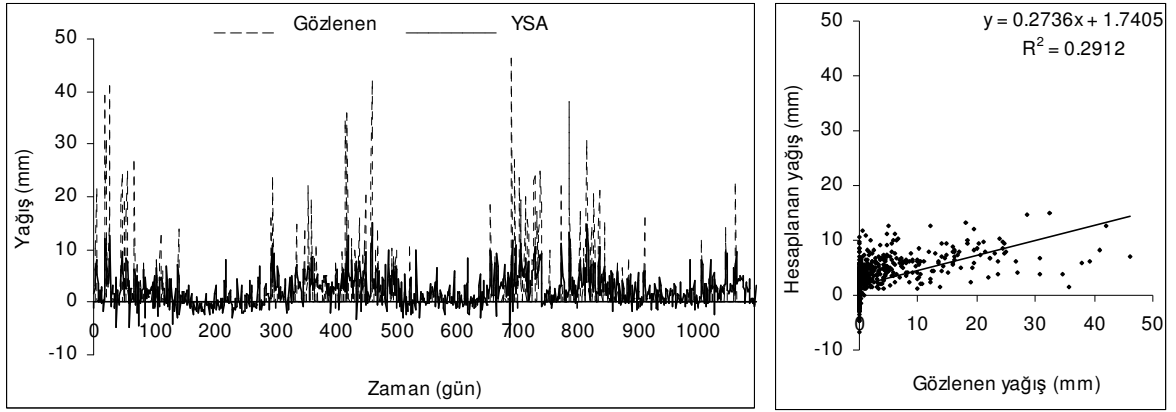
Şekil A.12a. Muş istasyonu için İBGYSA ile yağış tahmini (model 9,3,1)



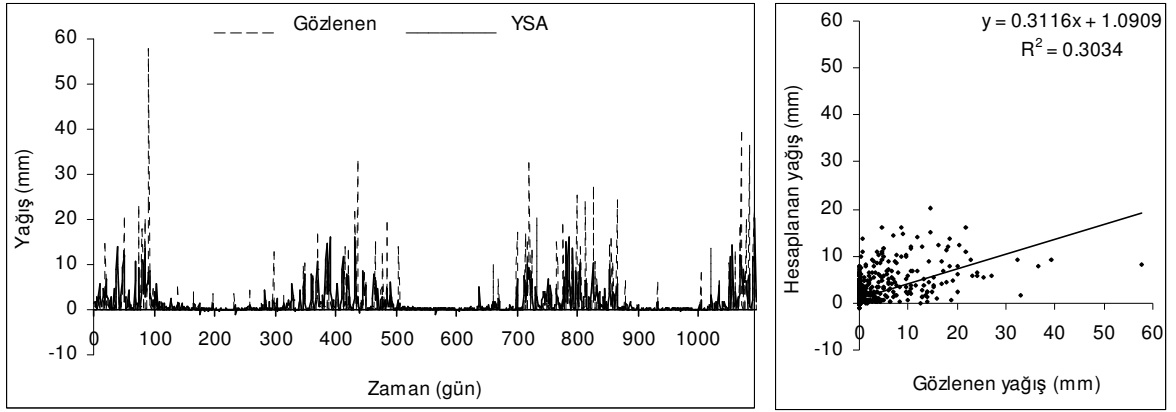
Şekil A.12b. Muş istasyonu için RTYSA ile yağış tahmini (model 9,1; s=0,90)



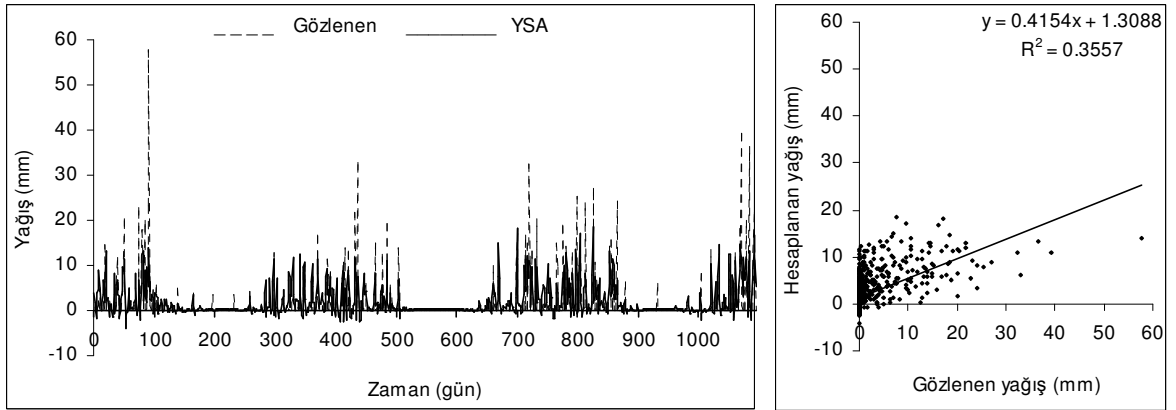
Şekil A.12c. Muş istasyonu için GRYSA ile yağış tahmini (model 9,1; s=0,08)



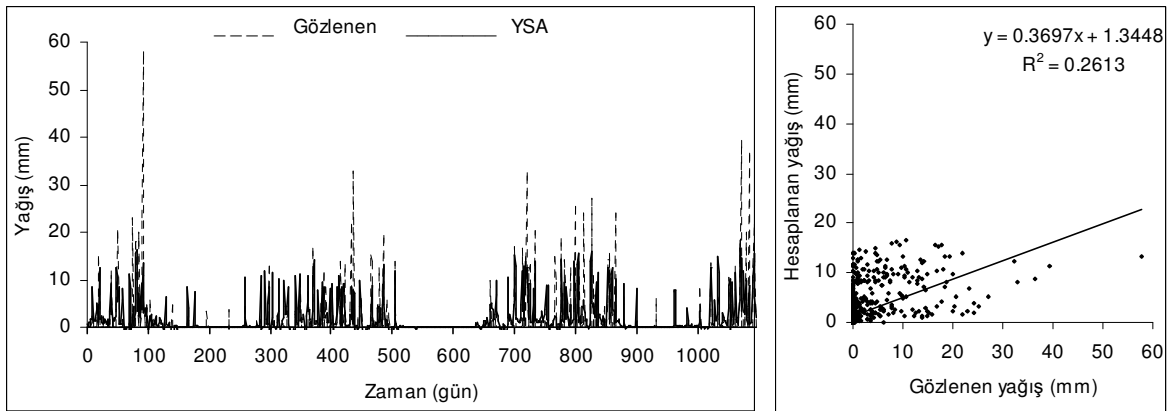
Şekil A.12.d. Muş istasyonu için ÇLR ile yağış tahmini



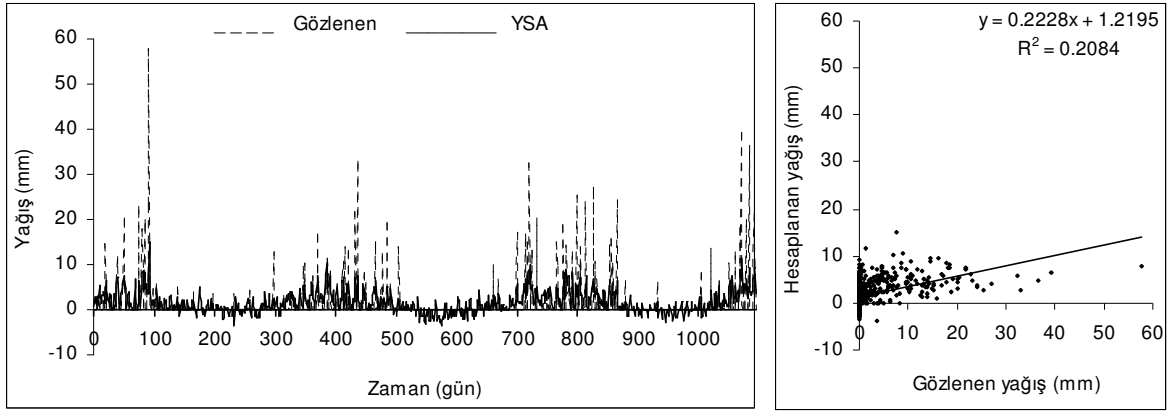
Şekil A.13a. Siirt istasyonu için İBGYSA ile yağış tahmini (model 10,4,1)



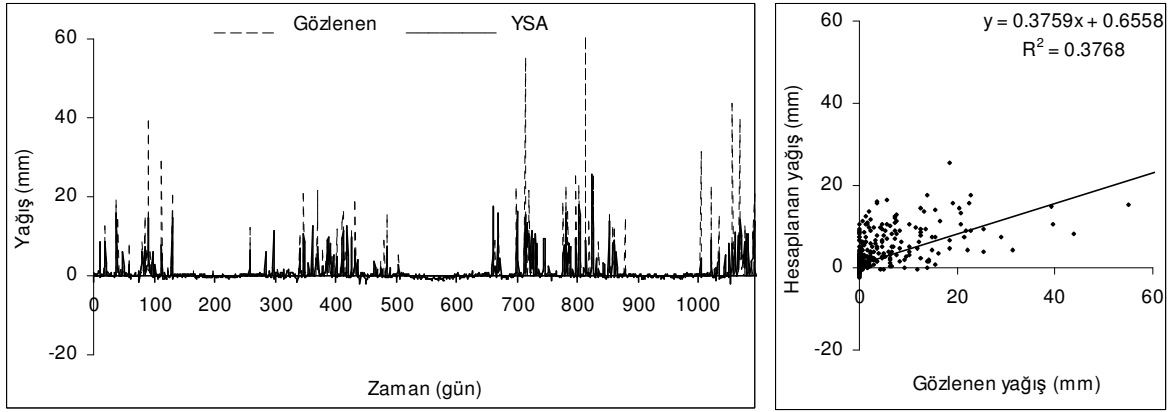
Şekil A.13b Siirt istasyonu için RTYSA ile yağış tahmini (model 10,1; s=0,90)



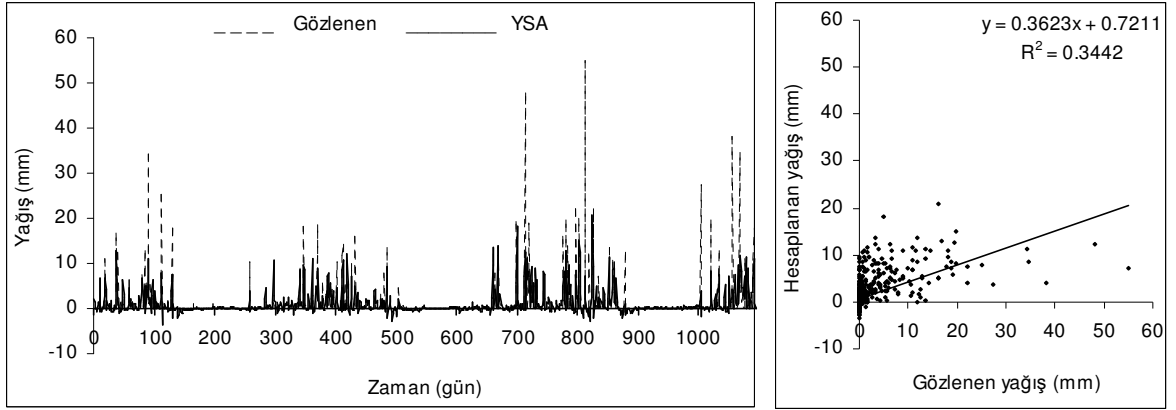
Şekil A.13c Siirt istasyonu için GRYSA ile yağış tahmini (model 10,1;s=0,08)



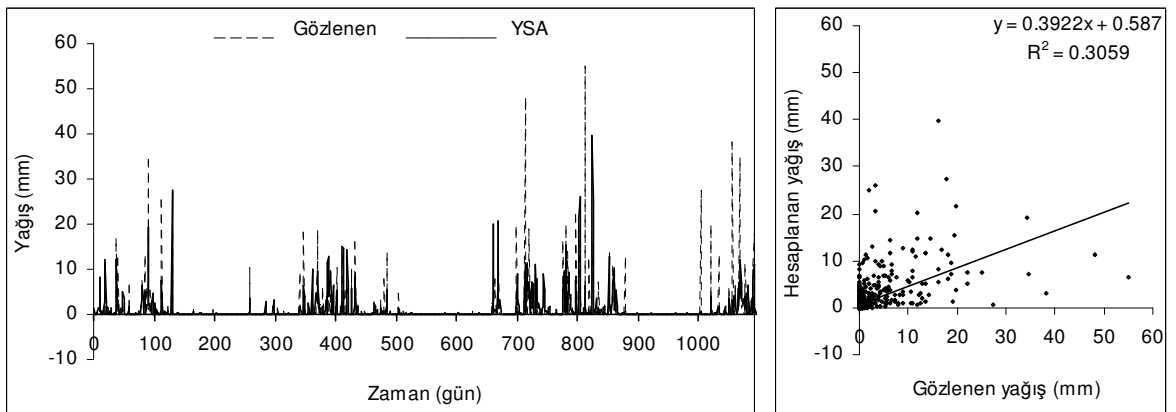
Şekil A.13d Siirt istasyonu için ÇLR ile yağış tahmini



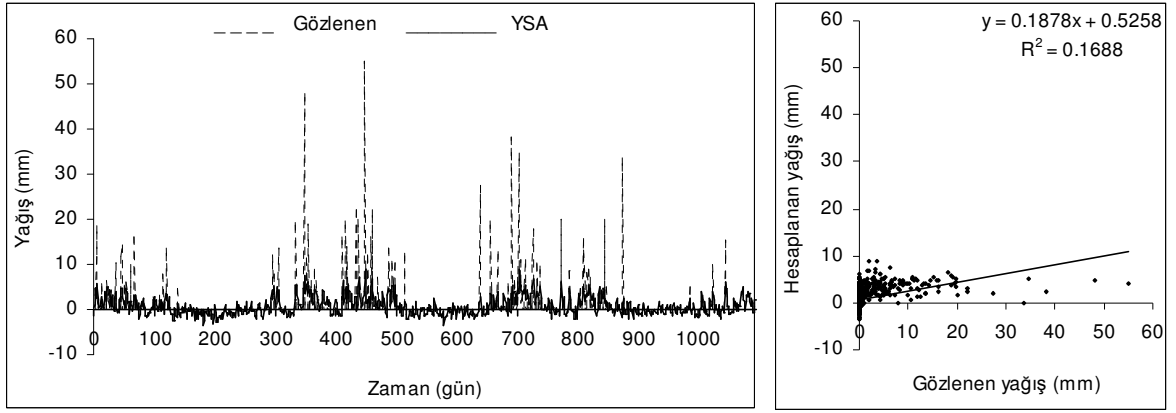
Şekil A.14a Diyarbakır istasyonu için İBGYSA ile yağış tahmini (model 8,4,1)



Şekil A.14b. Diyarbakır istasyonu için RTYSA ile yağış tahmini (model 8,1; s=0,90)

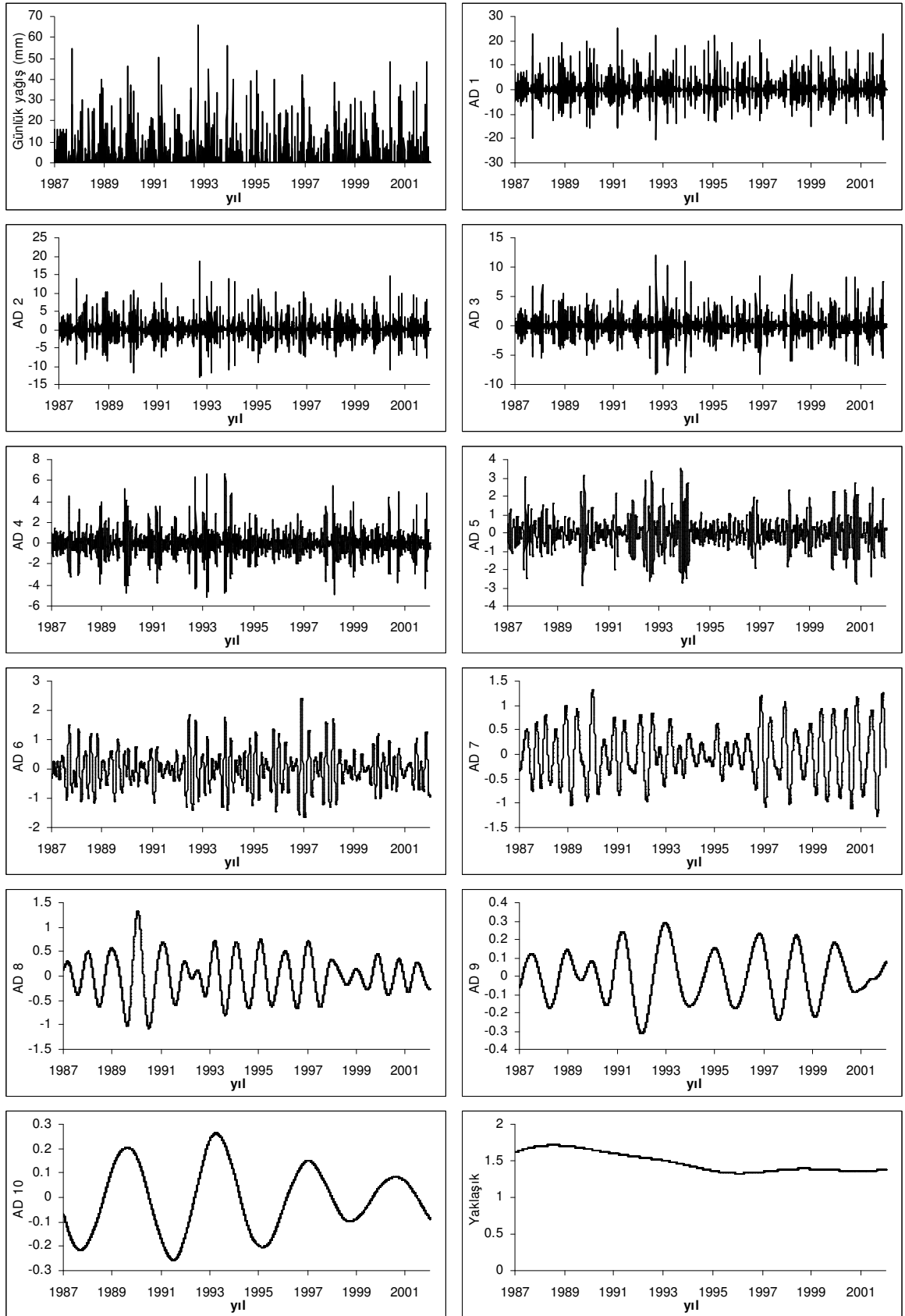


Şekil A.14c Diyarbakır istasyonu için GRYSA ile yağış tahmini (model 8,1; s=0,08)

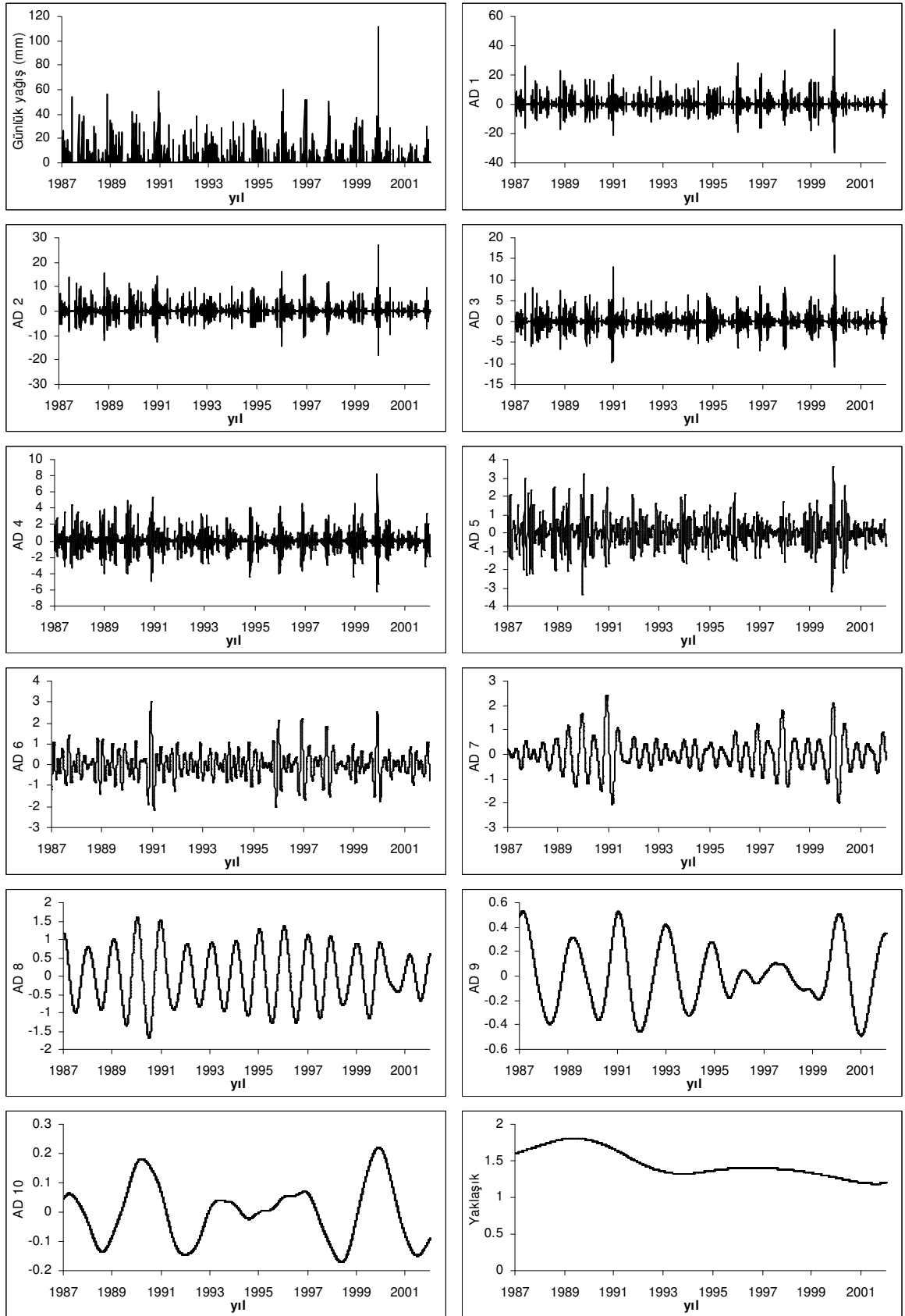


Şekil A.14d Diyarbakır istasyonu için ÇLR ile yağış tahmini

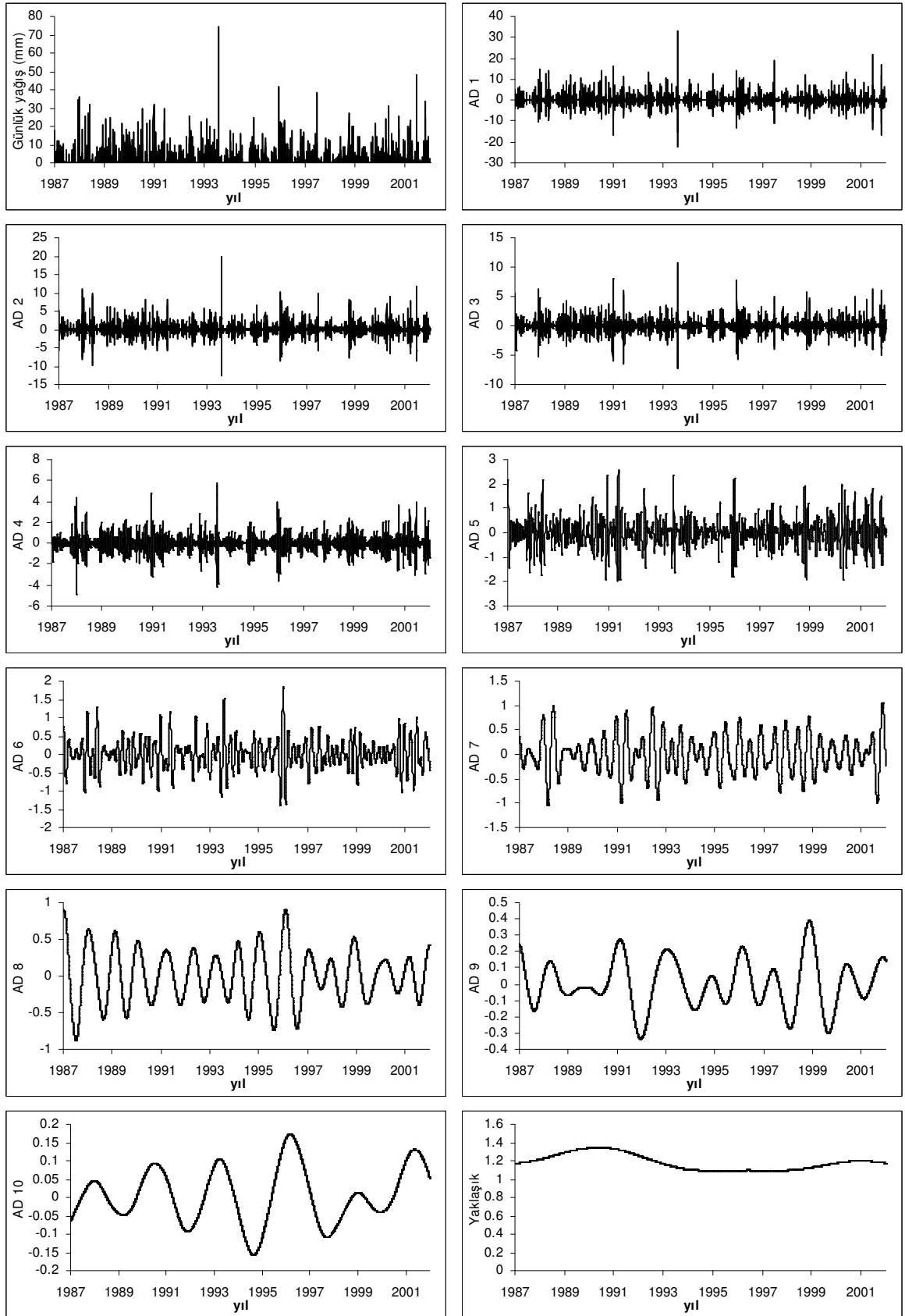
EK B:
YAĞIŞ VERİLERİNİN AYRIK DALGACIK DÖNÜŞÜMÜ İLE ELDE EDİLEN
AD BİLEŞENLERİ



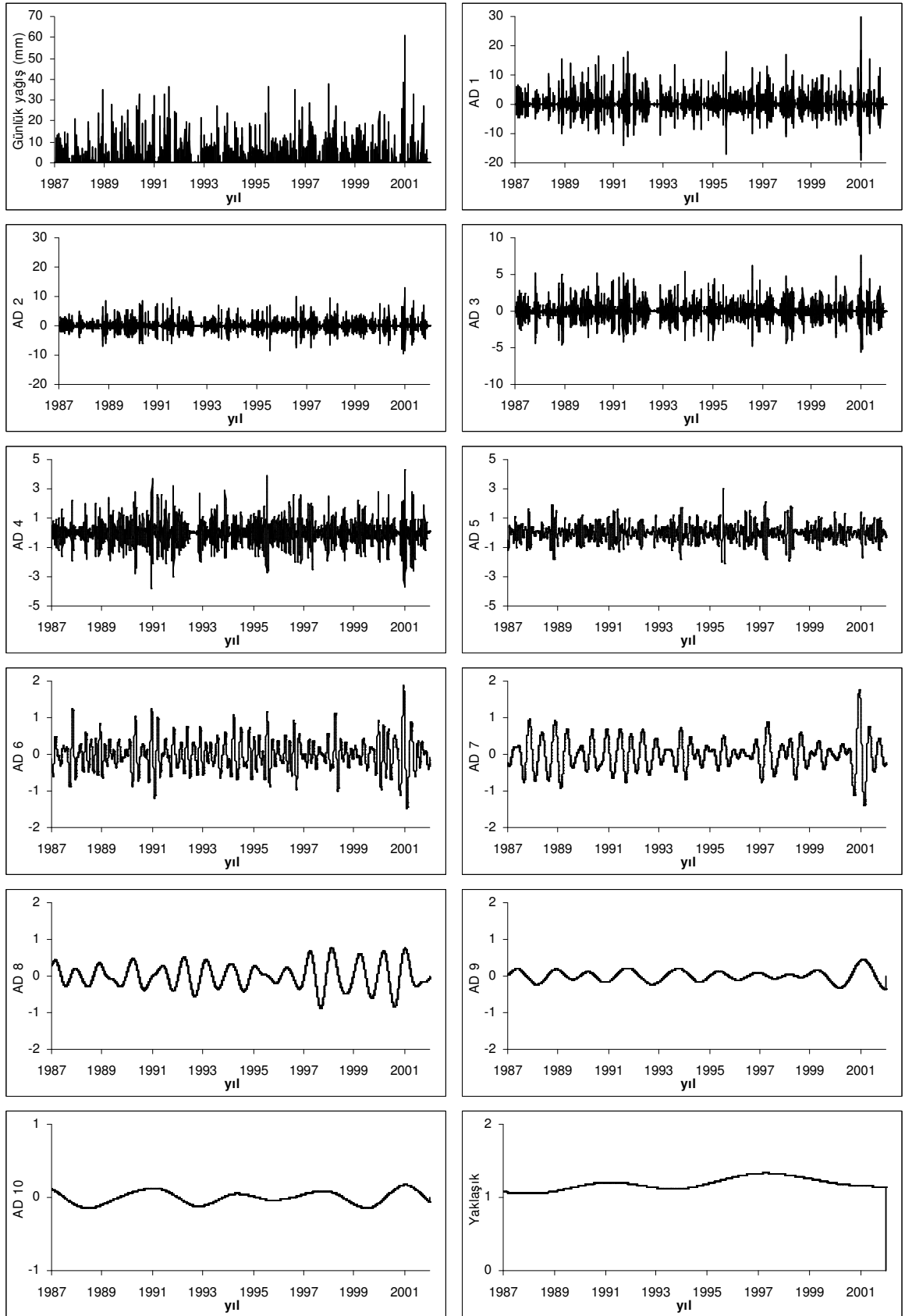
Şekil B.1. Edirne yağış verilerinin AD bileşenleri



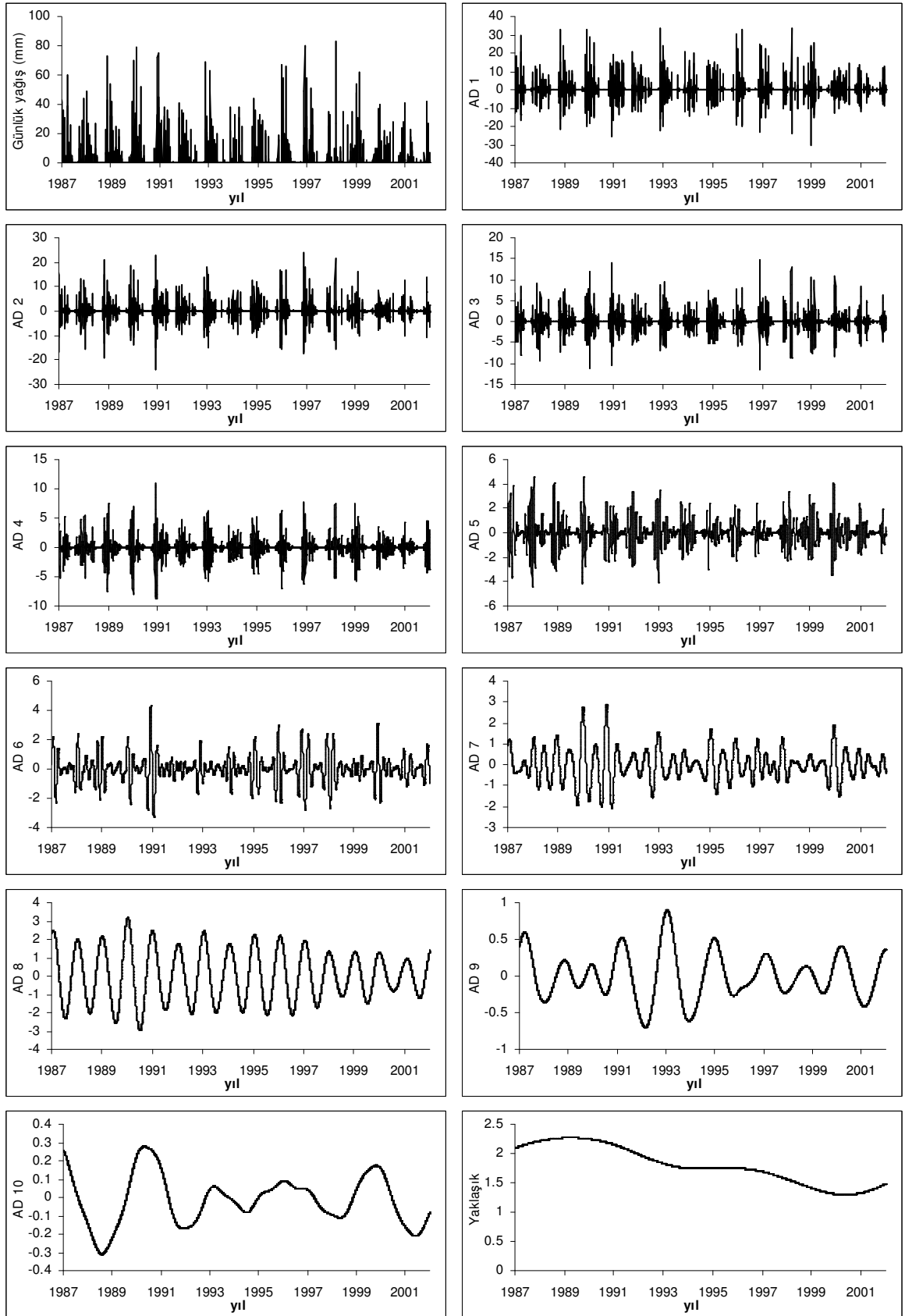
Şekil B.2. Balıkesir yağış verilerinin AD bileşenleri



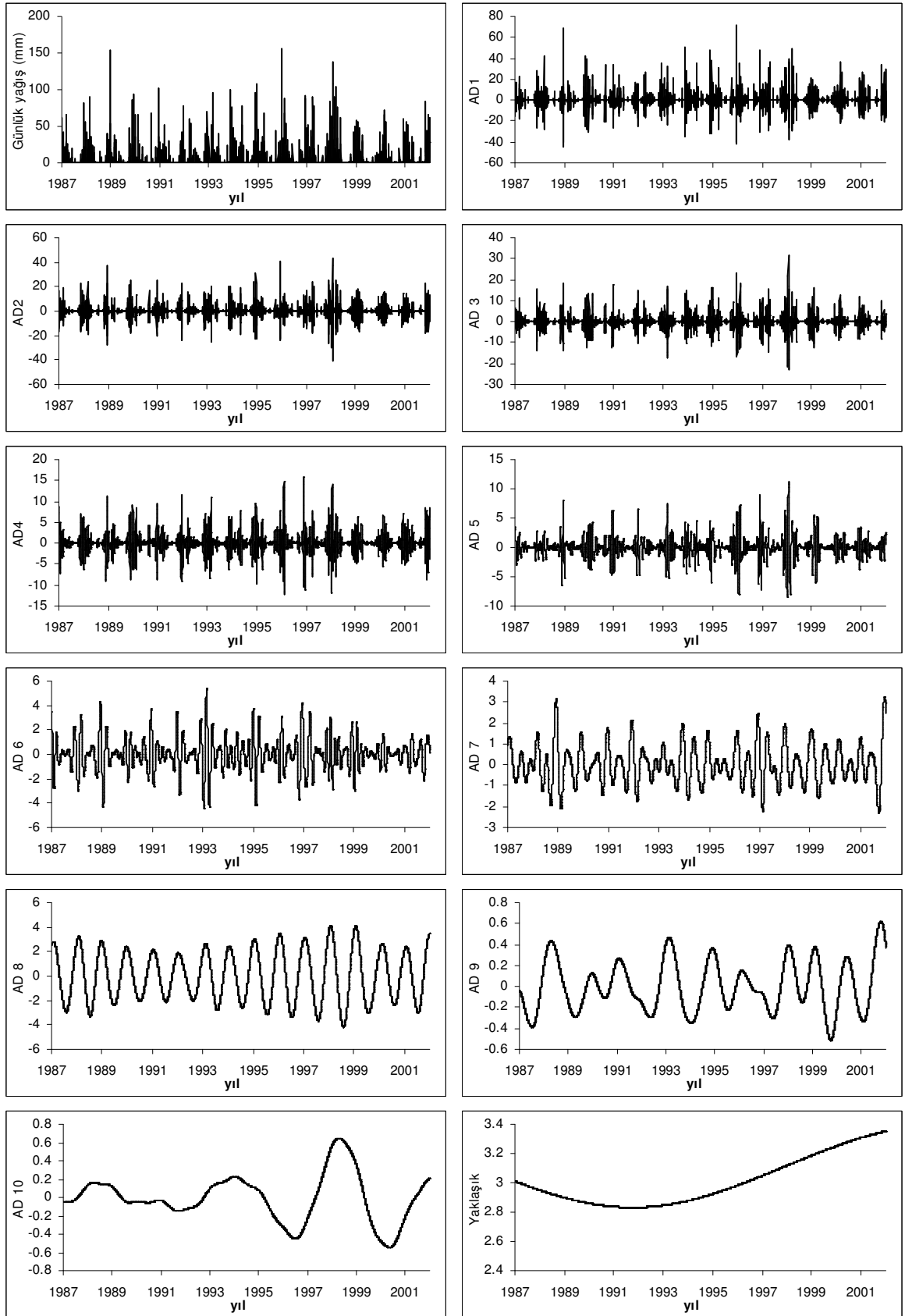
Şekil B.3. Bilecik yağış verilerinin AD bileşenleri



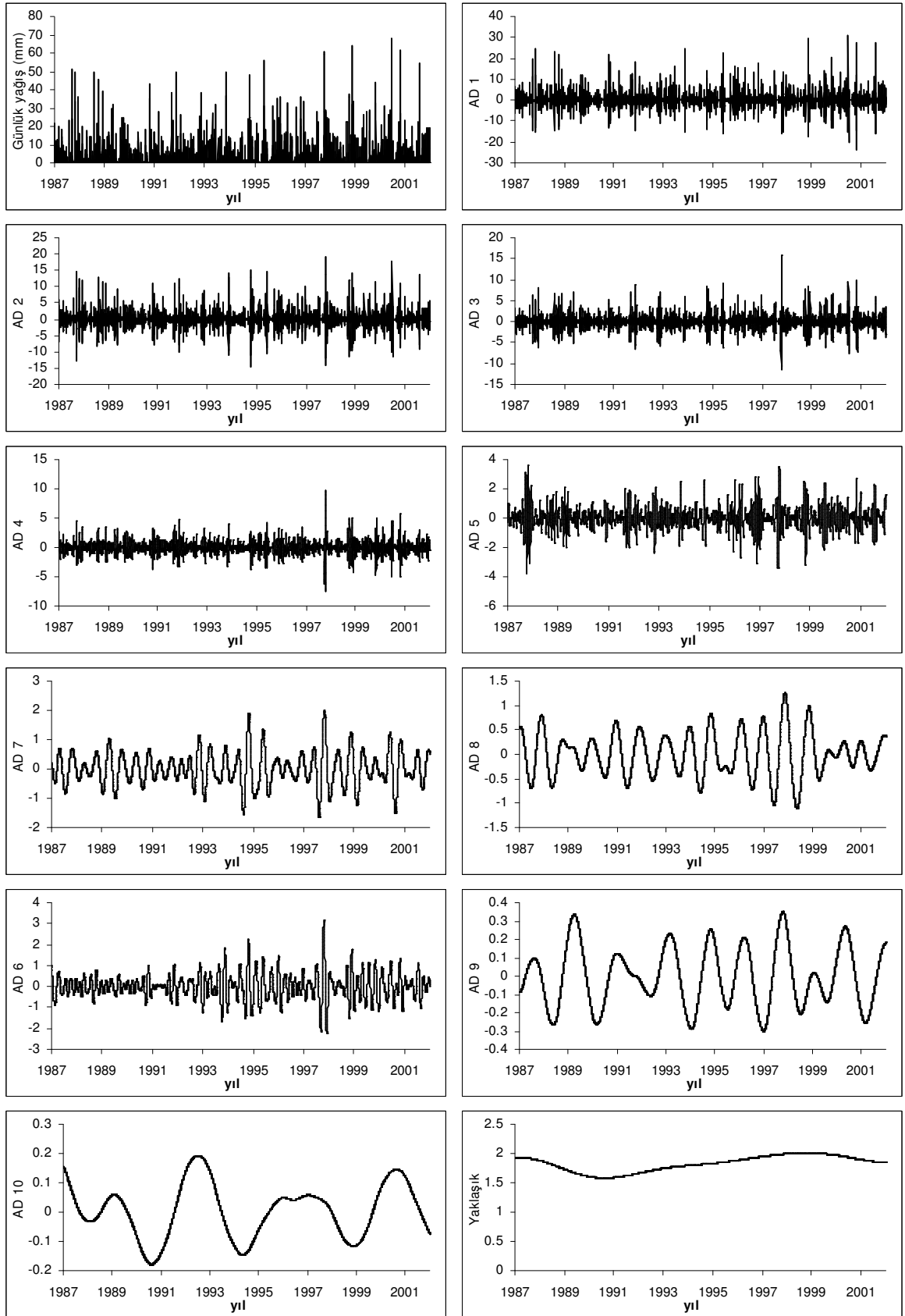
Şekil B.4. Afyon yağış verilerinin AD bileşenleri



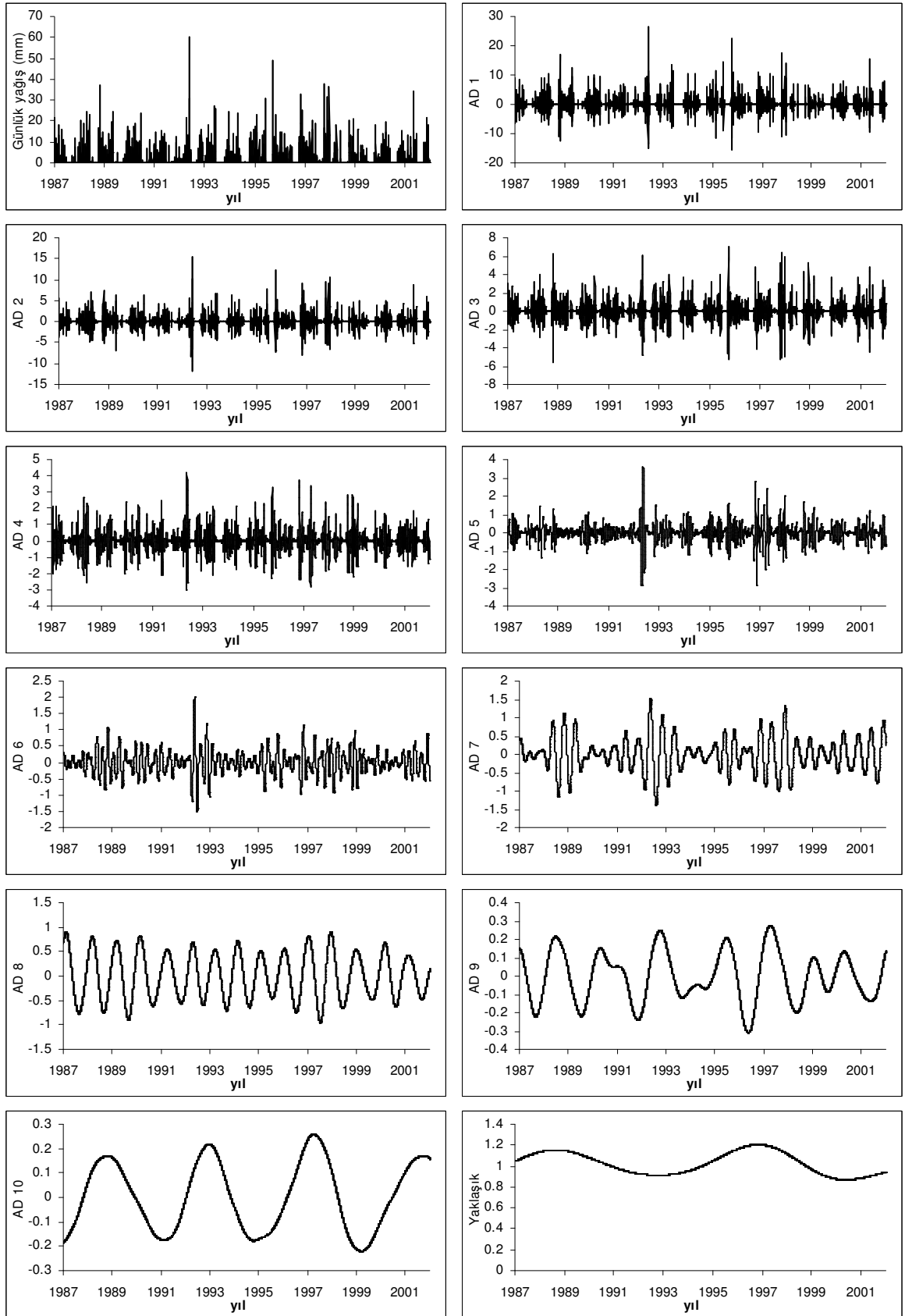
Şekil B.5. İzmir yağış verilerinin AD bileşenleri



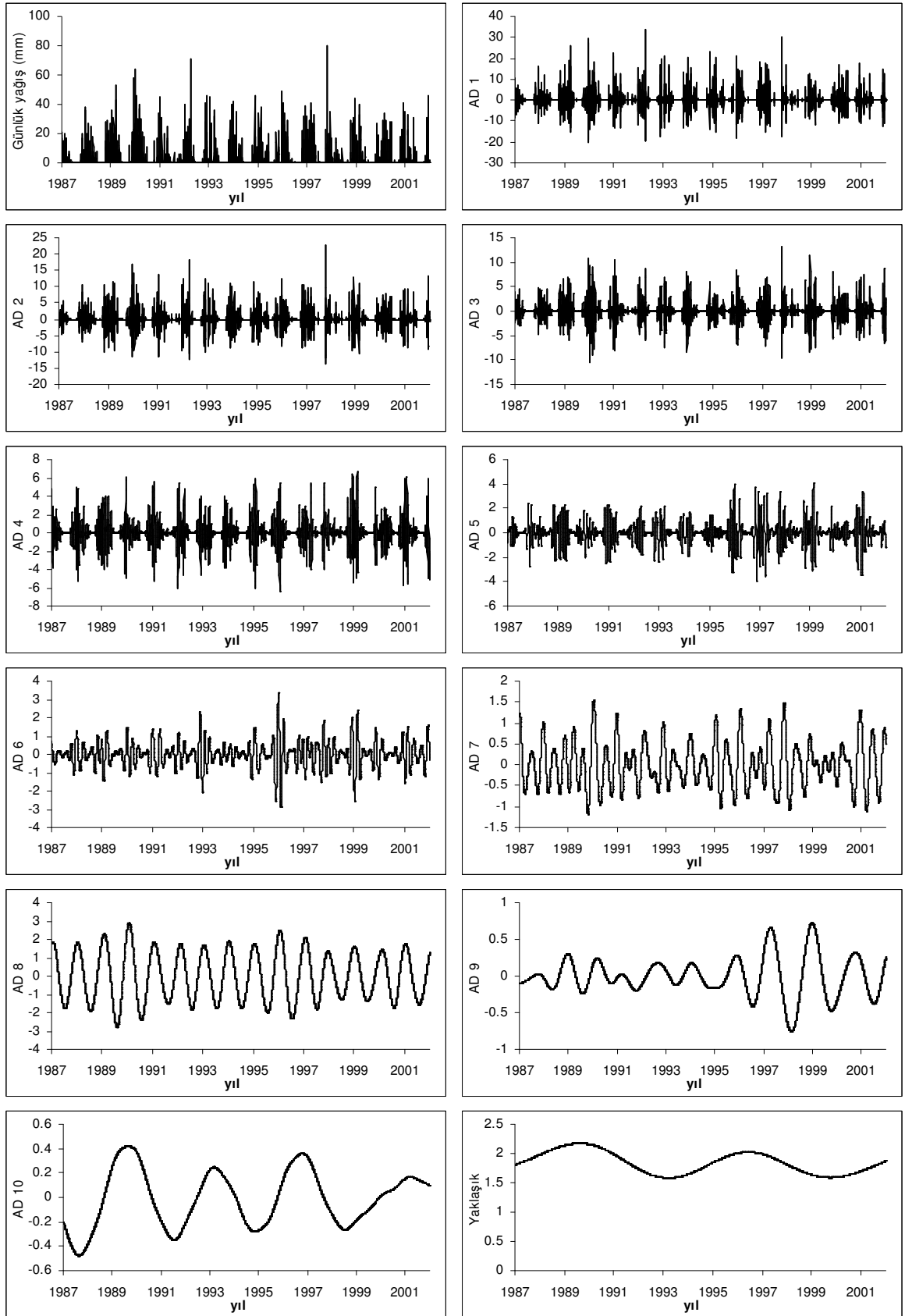
Şekil B.6. Muğla yağış verilerinin AD bileşenleri



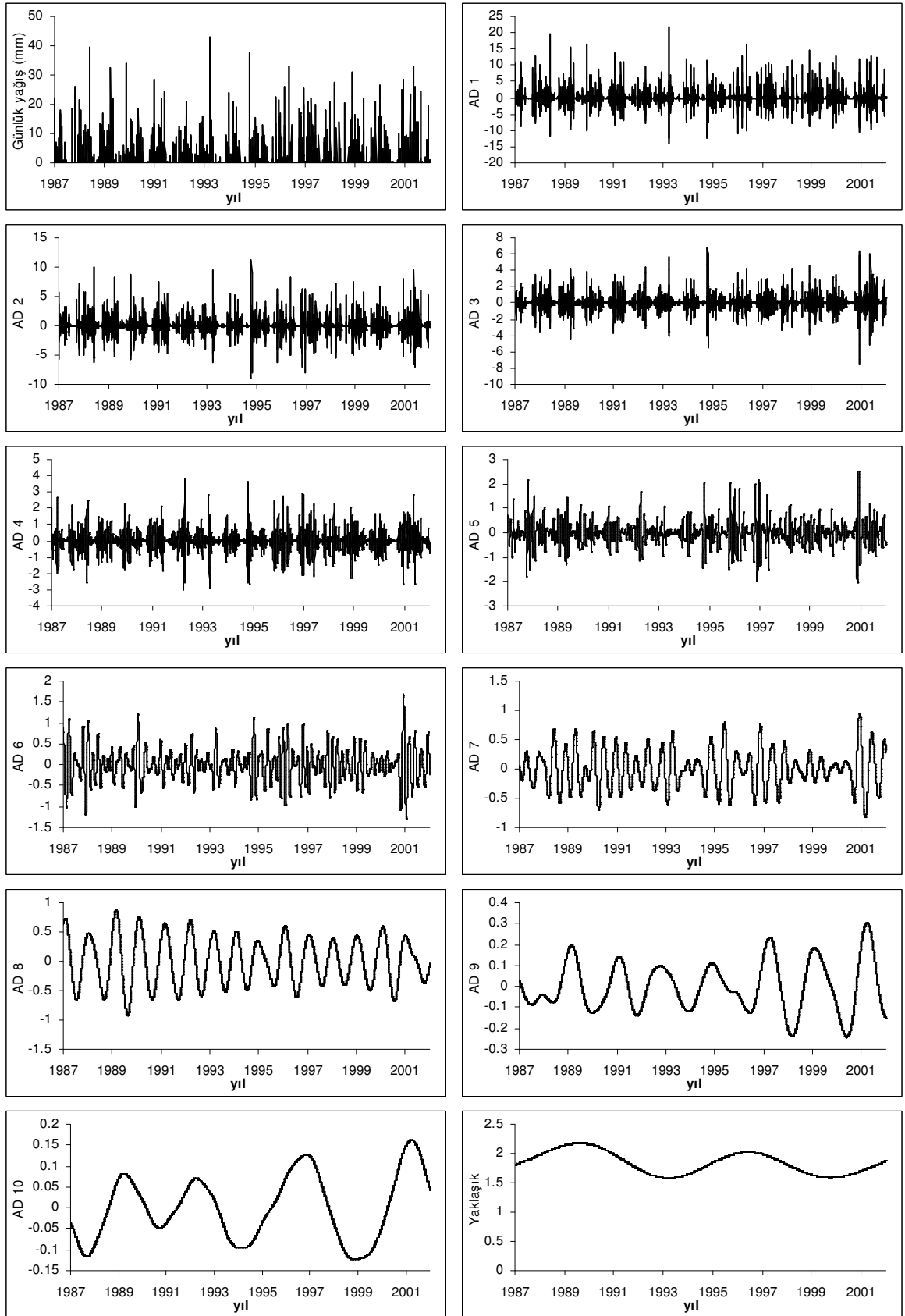
Şekil B.7. Samsun yağış verilerinin AD bileşenleri



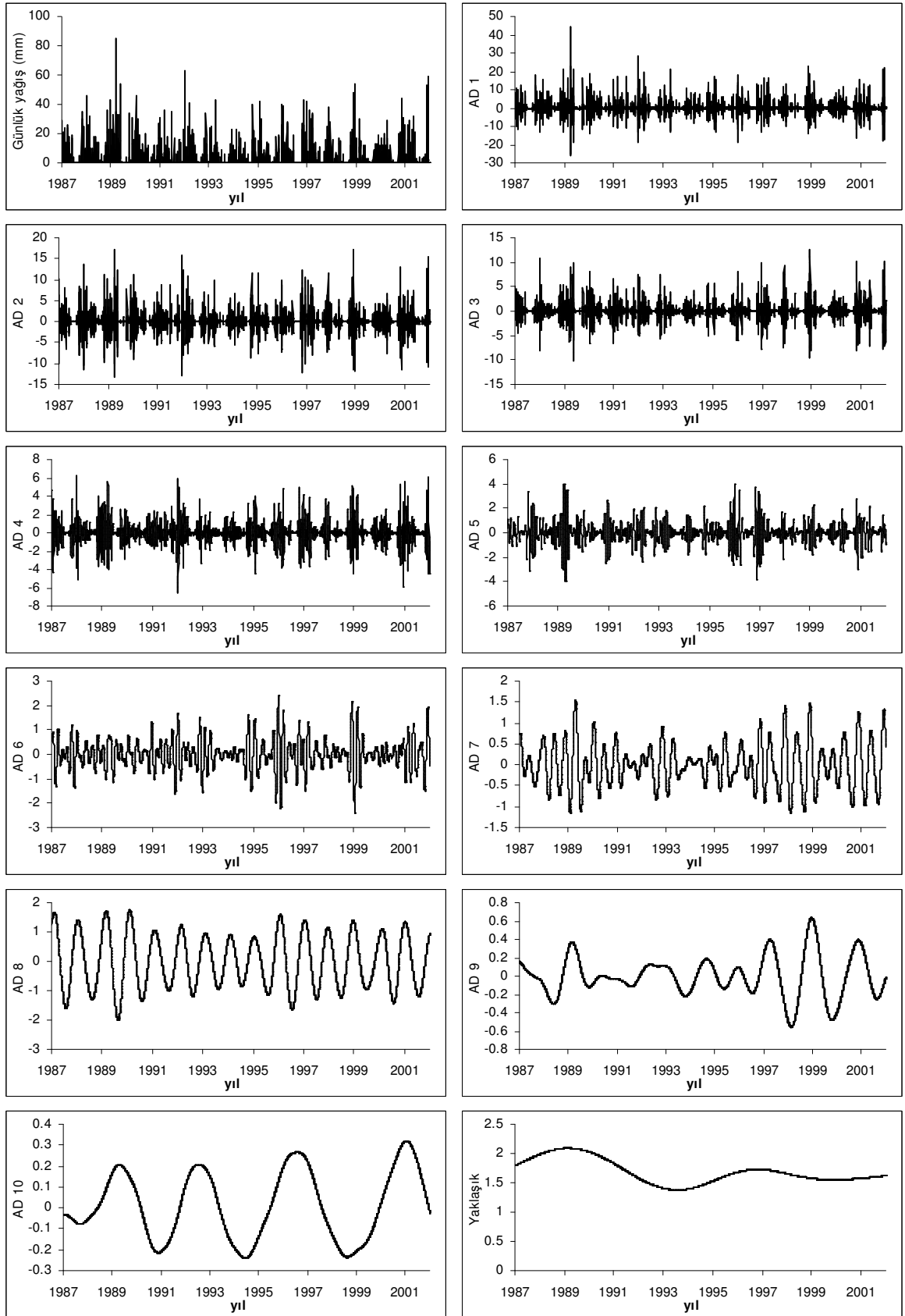
Şekil B.8. Keban yağış verilerinin AD bileşenleri



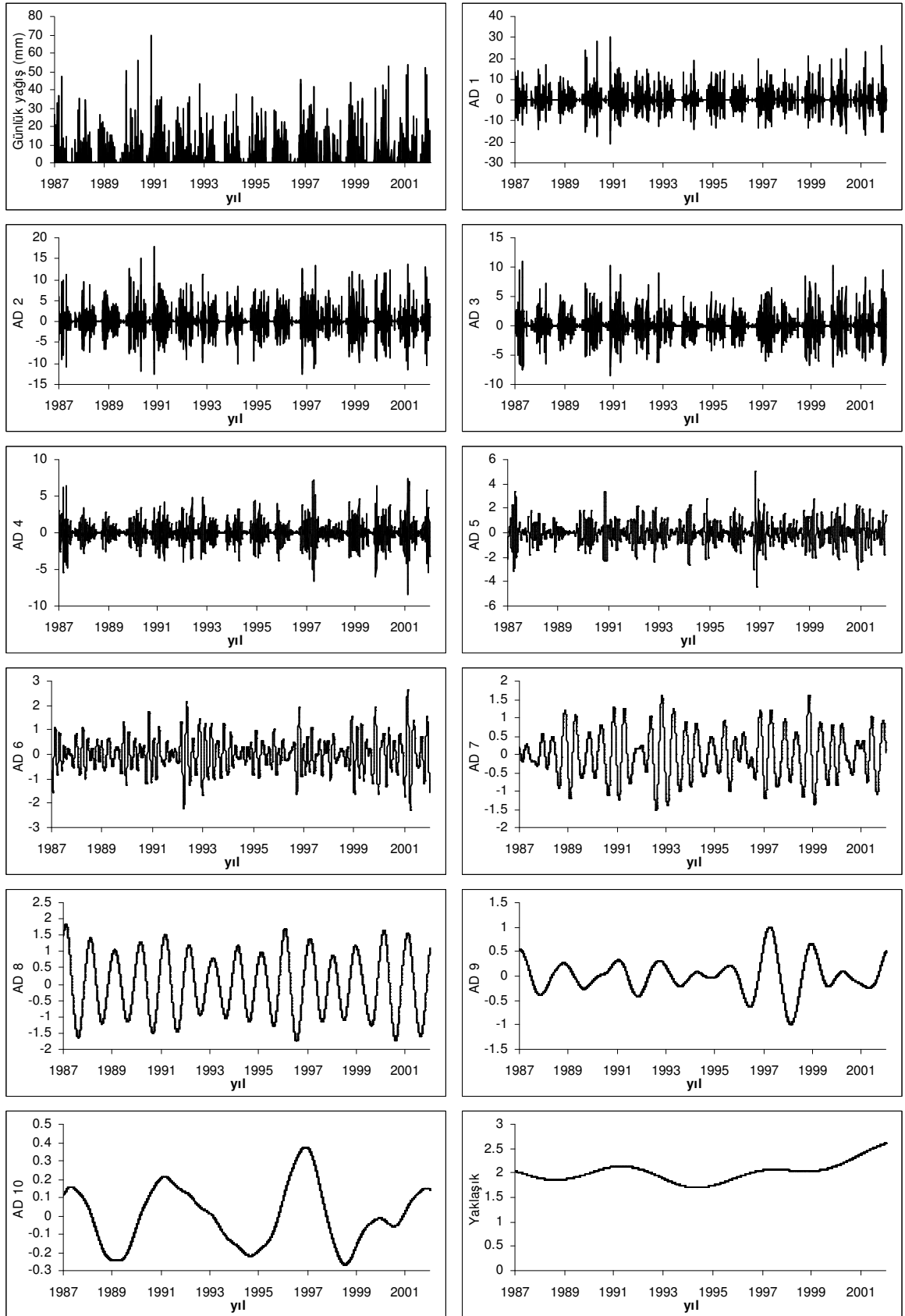
Şekil B.9. Adıyaman yağış verilerinin AD bileşenleri



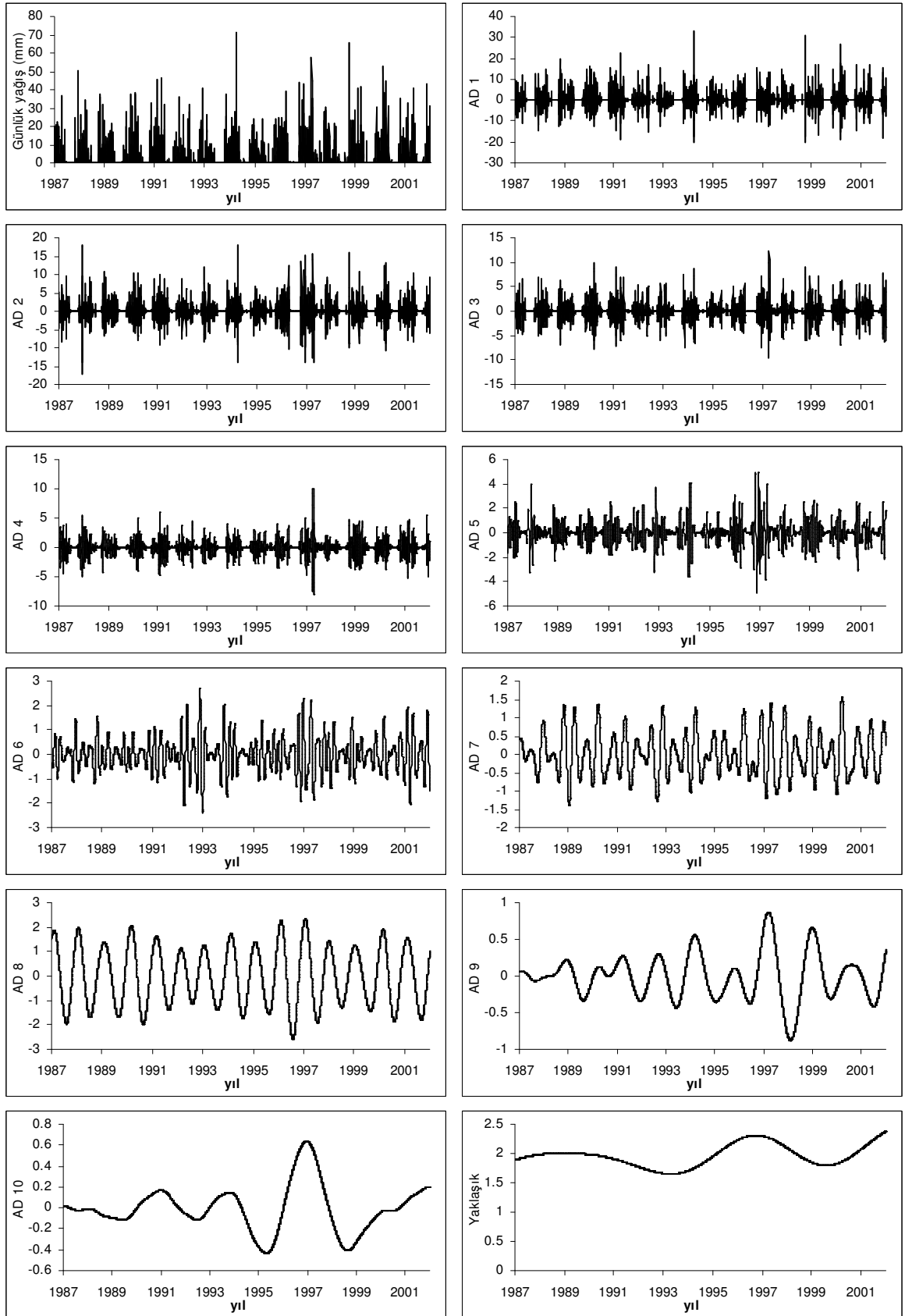
Şekil B.10. Karaman yağış verilerinin AD bileşenleri



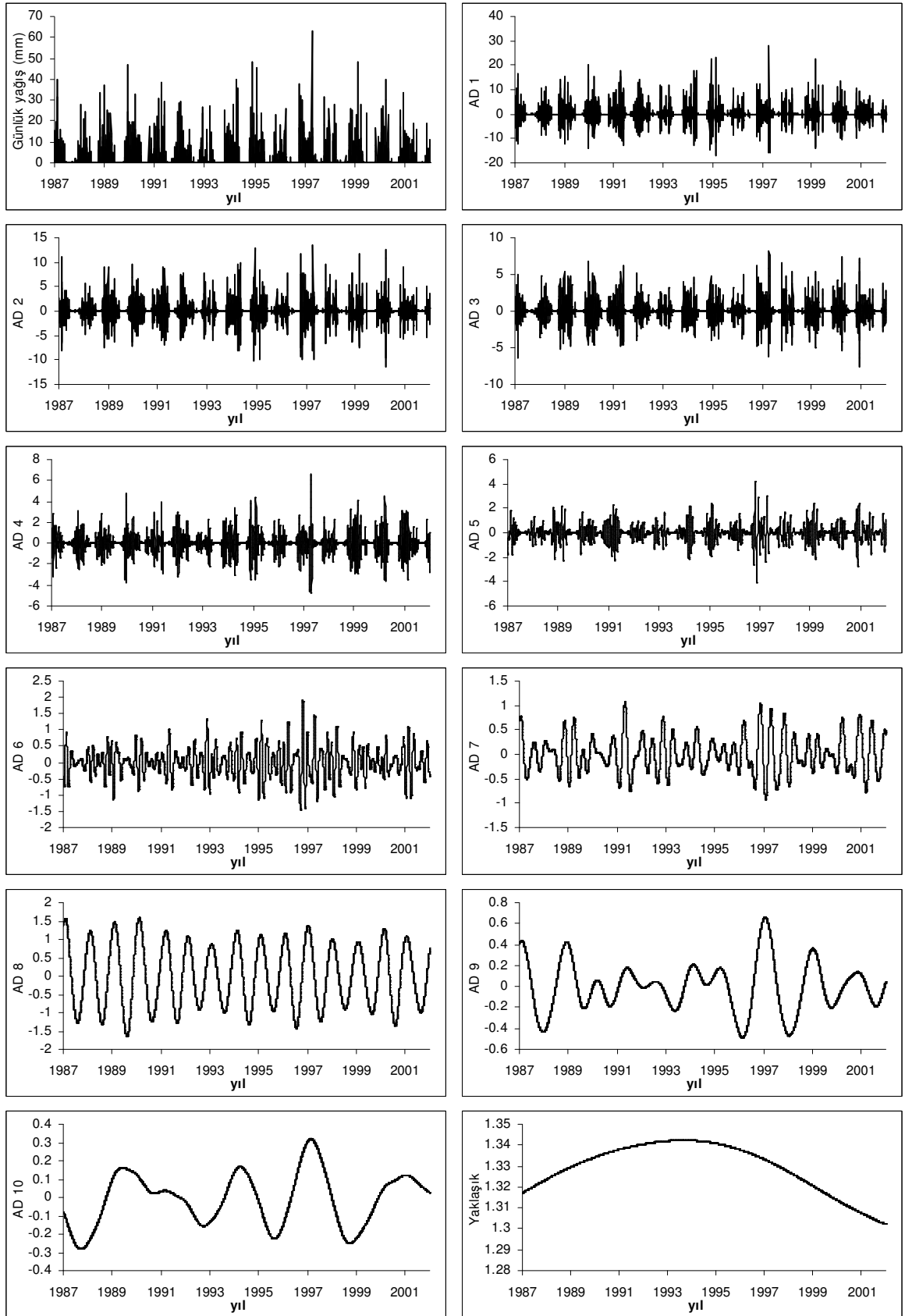
Şekil B.11. Göksun yağış verilerinin AD bileşenleri



Şekil B.12. Muş yağış verilerinin AD bileşenleri



Şekil B.13. Siirt yağış verilerinin AD bileşenleri



Şekil B.14. Diyarbakır yağış verilerinin AD bileşenleri

EK C:
TÜM İSTAYONLAR İÇİN METEOROLOJİK VERİLERİN AD
BİLEŞENLERİ İLE ORJİNAL YAĞIŞ VERİLERİ ARASINDAKİ
KORELASYON KATSAYISI

Tablo C.1.Edirne için meteorolojik verilerin AD bileşenleri ile orijinal yağış verileri arasındaki korelasyon katsayısı değerleri

AD bileşenleri	Sıcaklık (ort)	Sıcaklık (maks)	Sıcaklık (min)	Nem	Buharlaştırma	Yağış (önceki gün)
AD 1	-0.086	-0.091	-0.001	-0.042	-0.044	-0.373
AD 2	-0.153	-0.173	0.025	0.151	-0.061	0.224
AD 3	-0.099	-0.135	0.023	0.179	-0.063	0.409
AD 4	-0.060	-0.095	0.011	0.165	-0.065	0.351
AD 5	-0.030	-0.061	0.020	0.126	-0.074	0.271
AD 6	-0.028	-0.055	0.016	0.104	-0.066	0.211
AD 7	-0.067	-0.081	-0.032	0.120	-0.075	0.157
AD 8	-0.067	-0.068	-0.065	0.076	-0.069	0.113
AD 9	-0.035	-0.041	-0.019	0.030	-0.035	0.058
AD 10	-0.026	-0.038	0.000	0.042	-0.020	0.053
AD 11	-0.002	-0.004	0.000	0.005	-0.005	0.003
Yaklaşık	-0.005	-0.011	0.011	0.007	-0.005	0.045

Tablo C.2.Balıkesir için meteorolojik verilerin AD bileşenleri ile orijinal yağış verileri arasındaki korelasyon katsayısı değerleri

AD bileşenleri	Sıcaklık (ort)	Sıcaklık (maks)	Sıcaklık (min)	Nem	Buharlaştırma	Yağış (önceki gün)
AD 1	-0.115	-0.081	0.023	0.041	-0.009	-0.369
AD 2	-0.088	-0.110	0.093	0.199	-0.048	0.221
AD 3	-0.047	-0.074	0.067	0.168	-0.082	0.405
AD 4	-0.037	-0.056	0.017	0.117	-0.079	0.349
AD 5	-0.007	-0.028	0.034	0.080	-0.049	0.255
AD 6	-0.002	-0.025	0.036	0.069	-0.051	0.211
AD 7	-0.125	-0.124	-0.099	0.134	-0.122	0.185
AD 8	-0.162	-0.163	-0.160	0.159	-0.160	0.188
AD 9	-0.093	-0.099	-0.056	0.057	-0.079	0.084
AD 10	-0.015	-0.021	0.001	0.019	-0.026	0.047
AD 11	0.03	-0.007	0.013	-0.002	-0.00	0.011
Yaklaşık	0.012	-0.007	0.023	-0.006	-0.014	0.039

Tablo C.3. Bilecik için meteorolojik verilerin AD bileşenleri ile orijinal yağış verileri arasındaki korelasyon katsayısı değerleri

AD bileşenleri	Sıcaklık (ort)	Sıcaklık (maks)	Sıcaklık (min)	Nem	Buharlaştırma	Yağış (önceki gün)
AD 1	-0.110	-0.138	-0.014	0.064	-0.009	-0.372
AD 2	-0.188	-0.195	-0.037	0.234	-0.077	0.224
AD 3	-0.142	-0.164	-0.050	0.212	-0.107	0.404
AD 4	-0.111	-0.129	-0.064	0.160	-0.094	0.354
AD 5	-0.060	-0.078	-0.024	0.122	-0.073	0.274
AD 6	-0.048	-0.066	-0.019	0.089	-0.063	0.213
AD 7	-0.096	-0.104	-0.076	0.079	-0.086	0.177
AD 8	-0.094	-0.095	-0.094	0.086	-0.093	0.146
AD 9	-0.065	-0.069	-0.054	0.021	-0.050	0.084
AD 10	-0.028	-0.024	-0.024	0.009	-0.023	0.049
AD 11	0.018	0.00	0.00	0.011	-0.00	0.013
Yaklaşık	0.008	0.003	0.014	0.025	-0.003	0.034

Tablo C.4. Afyon için meteorolojik verilerin AD bileşenleri ile orijinal yağış verileri arasındaki korelasyon katsayısı değerleri

AD bileşenleri	Sıcaklık (ort)	Sıcaklık (maks)	Sıcaklık (min)	Nem	Buharlaştırma	Yağış (önceki gün)
AD 1	-0.097	-0.008	-0.124	0.017	-0.033	-0.390
AD 2	-0.154	0.028	-0.179	0.217	-0.060	0.217
AD 3	-0.129	-0.001	-0.159	0.219	-0.085	0.393
AD 4	-0.118	-0.031	-0.144	0.185	-0.107	0.343
AD 5	-0.078	-0.010	-0.104	0.142	-0.073	0.261
AD 6	-0.044	0.006	-0.068	0.090	-0.045	0.202
AD 7	-0.085	-0.052	-0.092	0.105	-0.086	0.175
AD 8	-0.076	-0.074	-0.078	0.075	-0.077	0.137
AD 9	-0.039	-0.019	-0.047	0.040	-0.061	0.066
AD 10	-0.020	-0.006	-0.024	0.006	-0.016	0.037
AD 11	0.00	0.011	0.001	0.00	-0.002	0.016
Yaklaşık	0.006	0.011	0.004	0.009	-0.013	0.026

Tablo C.5. İzmir için meteorolojik verilerin AD bileşenleri ile orijinal yağış verileri arasındaki korelasyon katsayısı değerleri

AD bileşenleri	Sıcaklık (ort)	Sıcaklık (maks)	Sıcaklık (min)	Nem	Buharlaştırma	Yağış (önceki gün)
AD 1	-0.078	-0.028	0.012	0.041	-0.018	-0.340
AD 2	-0.030	-0.038	0.075	0.177	-0.030	0.220
AD 3	0.001	-0.033	0.070	0.154	-0.040	0.397
AD 4	-0.002	-0.036	0.038	0.143	-0.048	0.359
AD 5	-0.005	-0.037	0.025	0.116	-0.035	0.276
AD 6	-0.007	-0.041	0.018	0.102	-0.035	0.221
AD 7	-0.144	-0.179	-0.111	0.129	-0.046	0.198
AD 8	-0.221	-0.223	-0.217	0.227	-0.181	0.244
AD 9	-0.117	-0.131	-0.089	0.077	-0.027	0.099
AD 10	-0.025	-0.027	-0.018	0.040	-0.007	0.052
AD 11	-0.014	-0.017	0.003	0.004	0.023	0.026
Yaklaşık	0.021	0.011	0.011	0.025	0.023	0.046

Tablo C.6. Muğla için meteorolojik verilerin AD bileşenleri ile orijinal yağış verileri arasındaki korelasyon katsayısı değerleri

AD bileşenleri	Sıcaklık (ort)	Sıcaklık (maks)	Sıcaklık (min)	Nem	Buharlaştırma	Yağış (önceki gün)
AD 1	-0.020	0.010	0.039	-0.029	-0.030	-0.336
AD 2	-0.010	-0.093	0.126	0.135	-0.039	0.224
AD 3	-0.010	-0.112	0.107	0.176	-0.047	0.403
AD 4	-0.013	-0.083	0.070	0.172	-0.039	0.366
AD 5	-0.038	-0.096	0.044	0.155	-0.048	0.280
AD 6	-0.022	-0.081	0.046	0.118	-0.023	0.218
AD 7	-0.150	-0.196	-0.097	0.140	-0.079	0.214
AD 8	-0.244	-0.245	-0.240	0.253	-0.249	0.266
AD 9	-0.135	-0.151	-0.103	0.078	-0.089	0.113
AD 10	-0.032	-0.039	-0.026	0.015	-0.010	0.053
AD 11	-0.031	-0.032	-0.020	0.027	0.006	0.040
Yaklaşık	0,012	-0,005	0,015	-0,02	0,016	0,02

Tablo C.7. Samsun için meteorolojik verilerin AD bileşenleri ile orijinal yağış verileri arasındaki korelasyon katsayısı değerleri

AD bileşenleri	Sıcaklık (ort)	Sıcaklık (maks)	Sıcaklık (min)	Nem	Buharlaştırma	Yağış (önceki gün)
AD 1	-0.113	-0.139	-0.042	0.012	-0.034	-0.360
AD 2	-0.217	-0.205	-0.098	0.143	-0.101	0.229
AD 3	-0.183	-0.175	-0.111	0.136	-0.125	0.419
AD 4	-0.145	-0.138	-0.107	0.079	-0.096	0.360
AD 5	-0.077	-0.081	-0.054	0.043	-0.054	0.255
AD 6	-0.067	-0.072	-0.050	0.048	-0.053	0.194
AD 7	-0.091	-0.092	-0.082	0.062	-0.089	0.165
AD 8	-0.048	-0.047	-0.046	-0.069	-0.054	0.118
AD 9	-0.036	-0.035	-0.030	-0.008	-0.021	0.061
AD 10	-0.020	-0.023	-0.016	0.010	0.003	0.037
AD 11	-0.001	-0.00	-0.002	0.005	-0.00	0.013
Yaklaşık	-0.004	-0.004	-0.007	0.005	-0.009	0.030

Tablo C.8. Diyarbakır için meteorolojik verilerin AD bileşenleri ile orijinal yağış verileri arasındaki korelasyon katsayısı değerleri

AD bileşenleri	Sıcaklık (ort)	Sıcaklık (maks)	Sıcaklık (min)	Nem	Buharlaştırma	Yağış (önceki gün)
AD 1	0.016	-0.002	0.077	-0.016	-0.007	-0.371
AD 2	-0.046	-0.144	0.143	0.198	-0.039	0.216
AD 3	-0.031	-0.159	0.133	0.210	-0.043	0.392
AD 4	-0.015	-0.113	0.091	0.179	-0.068	0.349
AD 5	-0.032	-0.104	0.053	0.152	-0.059	0.271
AD 6	-0.003	-0.060	0.060	0.110	-0.034	0.194
AD 7	-0.158	-0.163	-0.132	0.139	-0.130	0.183
AD 8	-0.213	-0.215	-0.212	0.222	-0.212	0.236
AD 9	-0.130	-0.144	-0.094	0.074	-0.089	0.104
AD 10	-0.056	-0.055	-0.038	0.034	-0.048	0.064
AD 11	0.005	-0.009	0.018	0.021	-0.020	0.036
Yaklaşık	-0.001	-0.004	0.003	0.015	-0.006	0.007

Tablo C.9. Adıyaman için meteorolojik verilerin AD bileşenleri ile orijinal yağış verileri arasındaki korelasyon katsayısı değerleri

AD bileşenleri	Sıcaklık (ort)	Sıcaklık (maks)	Sıcaklık (min)	Nem	Buharlaştırma	Yağış (önceki gün)
AD 1	0.017	-0.072	0.014	-0.014	-0.046	-0.323
AD 2	-0.093	-0.116	0.052	0.191	-0.081	0.228
AD 3	-0.097	-0.081	0.038	0.246	-0.068	0.418
AD 4	-0.075	-0.043	0.019	0.219	-0.059	0.375
AD 5	-0.080	-0.042	-0.021	0.167	-0.074	0.272
AD 6	-0.042	0.010	0.002	0.121	-0.022	0.207
AD 7	-0.192	-0.150	-0.166	0.172	-0.120	0.207
AD 8	-0.254	-0.251	-0.253	0.261	-0.254	0.272
AD 9	-0.163	-0.111	-0.140	0.081	-0.168	0.110
AD 10	-0.058	-0.038	-0.052	0.035	-0.068	0.060
AD 11	0.00	0.022	0.023	0.00	-0.012	0.052
Yaklaşık	0.002	0.015	0.015	0.018	-0.016	0.042

Tablo C.10. Keban için meteorolojik verilerin AD bileşenleri ile orijinal yağış verileri arasındaki korelasyon katsayısı değerleri

AD bileşenleri	Sıcaklık (ort)	Sıcaklık (maks)	Sıcaklık (min)	Nem	Buharlaştırma	Yağış (önceki gün)
AD 1	-0.023	-0.054	-0.019	-0.033	-0.064	-0.367
AD 2	-0.120	-0.140	0.017	0.198	-0.094	0.218
AD 3	-0.094	-0.121	0.007	0.202	-0.088	0.390
AD 4	-0.085	-0.108	-0.022	0.166	-0.103	0.334
AD 5	-0.066	-0.088	-0.022	0.130	-0.077	0.262
AD 6	-0.039	-0.061	0.000	0.114	-0.066	0.205
AD 7	-0.147	-0.139	-0.132	0.157	-0.164	0.206
AD 8	-0.135	-0.136	-0.136	0.139	-0.136	0.182
AD 9	-0.069	-0.071	-0.056	0.042	-0.095	0.080
AD 10	-0.051	-0.054	-0.044	0.016	-0.059	0.059
AD 11	-0.001	-0.006	0.002	0.00	-0.023	0.023
Yaklaşık	-0.006	-0.006	0.004	0.000	-0.016	0.040

Tablo C.11. Karaman için meteorolojik verilerin AD bileşenleri ile orijinal yağış verileri arasındaki korelasyon katsayısı değerleri

AD bileşenleri	Sıcaklık (ort)	Sıcaklık (maks)	Sıcaklık (min)	Nem	Buharlaştırma	Yağış (önceki gün)
AD 1	-0.080	-0.080	-0.003	0.017	-0.039	-0.387
AD 2	-0.155	-0.155	0.005	0.210	-0.053	0.213
AD 3	-0.104	-0.104	0.010	0.193	-0.062	0.386
AD 4	-0.064	-0.064	0.015	0.167	-0.068	0.337
AD 5	-0.067	-0.067	-0.008	0.148	-0.045	0.264
AD 6	-0.040	-0.040	-0.002	0.111	-0.046	0.199
AD 7	-0.102	-0.102	-0.074	0.130	-0.106	0.161
AD 8	-0.117	-0.117	-0.114	0.120	-0.117	0.156
AD 9	-0.064	-0.064	-0.048	0.051	-0.080	0.066
AD 10	-0.033	-0.033	-0.025	0.026	-0.039	0.040
AD 11	0.003	0.045	0.00	0.001	-0.023	0.023
Yaklaşık	0.002	0.002	0.003	0.006	-0.010	0.004

Tablo C.12. Gökşun için meteorolojik verilerin AD bileşenleri ile orijinal yağış verileri arasındaki korelasyon katsayısı değerleri

AD bileşenleri	Sıcaklık (ort)	Sıcaklık (maks)	Sıcaklık (min)	Nem	Buharlaştırma	Yağış (önceki gün)
AD 1	-0.015	-0.012	0.030	-0.048	-0.033	-0.360
AD 2	-0.039	-0.113	0.106	0.134	-0.043	0.212
AD 3	0.012	-0.097	0.133	0.173	-0.041	0.408
AD 4	0.010	-0.079	0.103	0.158	-0.034	0.363
AD 5	-0.041	-0.098	0.028	0.134	-0.025	0.273
AD 6	-0.011	-0.056	0.034	0.095	-0.045	0.200
AD 7	-0.131	-0.148	-0.054	0.148	-0.099	0.187
AD 8	-0.183	-0.186	-0.179	0.189	-0.184	0.211
AD 9	-0.087	-0.102	-0.064	0.034	-0.070	0.088
AD 10	-0.043	-0.046	-0.036	0.024	-0.012	0.052
AD 11	0.034	0.003	0.023	0.035	-0.006	0.056
Yaklaşık	0.017	0.005	0.022	0.024	-0.005	0.043

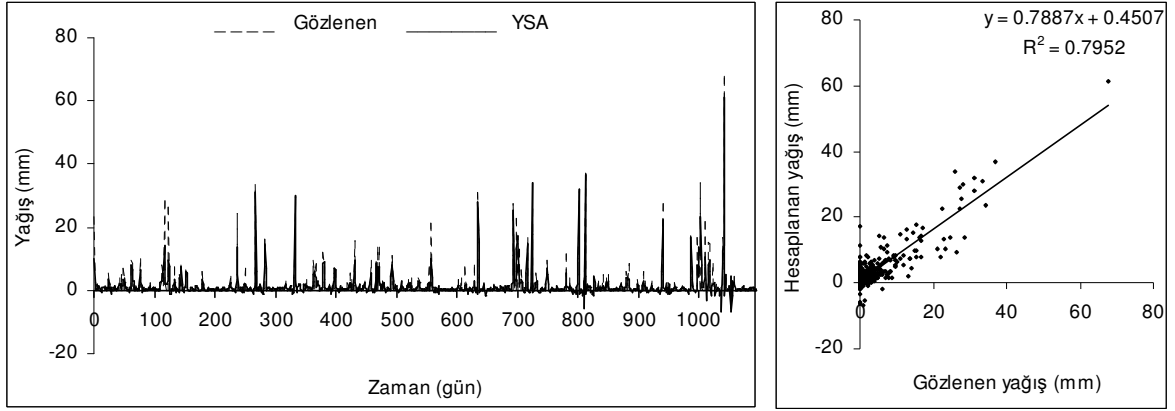
Tablo C.13. Muş için meteorolojik verilerin AD bileşenleri ile orijinal yağış verileri arasındaki korelasyon katsayısı değerleri

AD bileşenleri	Sıcaklık (ort)	Sıcaklık (maks)	Sıcaklık (min)	Nem	Buharlaştırma	Yağış (önceki gün)
AD 1	0.044	0.042	0.039	-0.028	-0.056	-0.330
AD 2	0.035	-0.014	0.146	0.165	-0.078	0.236
AD 3	0.057	-0.001	0.149	0.180	-0.058	0.419
AD 4	0.049	0.003	0.109	0.159	-0.052	0.367
AD 5	-0.012	-0.049	0.034	0.115	-0.045	0.273
AD 6	0.001	-0.023	0.028	0.075	-0.070	0.210
AD 7	-0.114	-0.122	-0.062	0.151	-0.149	0.194
AD 8	-0.193	-0.195	-0.192	0.196	-0.197	0.223
AD 9	-0.106	-0.115	-0.087	0.094	-0.081	0.101
AD 10	-0.048	-0.055	-0.038	0.028	-0.057	0.061
AD 11	-0.025	-0.034	-0.011	0.032	-0.003	0.049
Yaklaşık	-0.025	-0.034	-0.011	0.032	-0.003	0.049

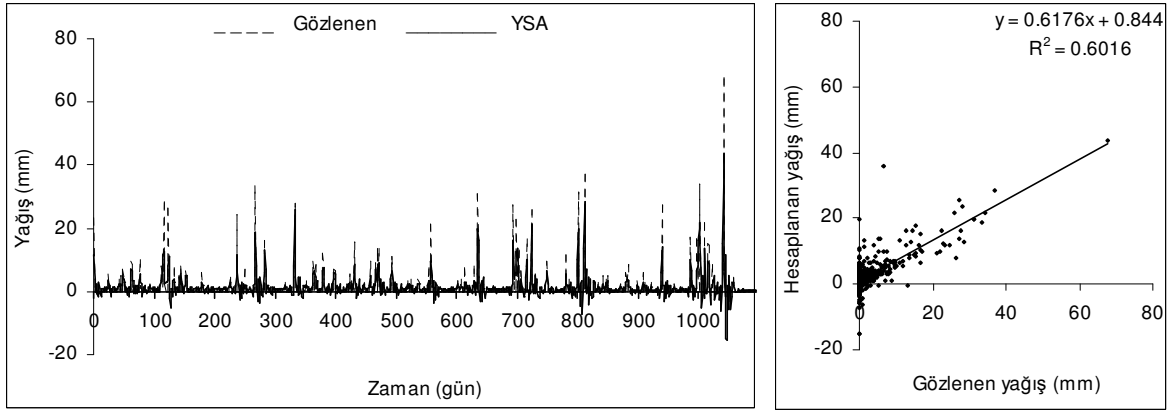
Tablo C.14. Siirt için meteorolojik verilerin AD bileşenleri ile orijinal yağış verileri arasındaki korelasyon katsayısı değerleri

AD bileşenleri	Sıcaklık (ort)	Sıcaklık (maks)	Sıcaklık (min)	Nem	Buharlaştırma	Yağış (önceki gün)
AD 1	-0.052	-0.067	-0.061	-0.053	-0.021	-0.338
AD 2	-0.163	-0.200	-0.013	-0.168	-0.065	0.231
AD 3	-0.132	-0.189	-0.005	-0.155	-0.081	0.405
AD 4	-0.083	-0.134	-0.006	-0.098	-0.057	0.359
AD 5	-0.077	-0.116	-0.026	-0.050	-0.064	0.283
AD 6	-0.050	-0.088	-0.005	-0.057	-0.070	0.223
AD 7	-0.193	-0.184	-0.178	-0.138	-0.158	0.210
AD 8	-0.230	-0.232	-0.230	-0.223	-0.228	0.261
AD 9	-0.143	-0.155	-0.126	-0.037	-0.058	0.113
AD 10	-0.060	-0.061	-0.055	-0.031	-0.041	0.069
AD 11	-0.014	-0.066	-0.056	-0.025	-0.043	0.065
Yaklaşık	-0.034	-0.036	-0.029	-0.020	-0.044	0.060

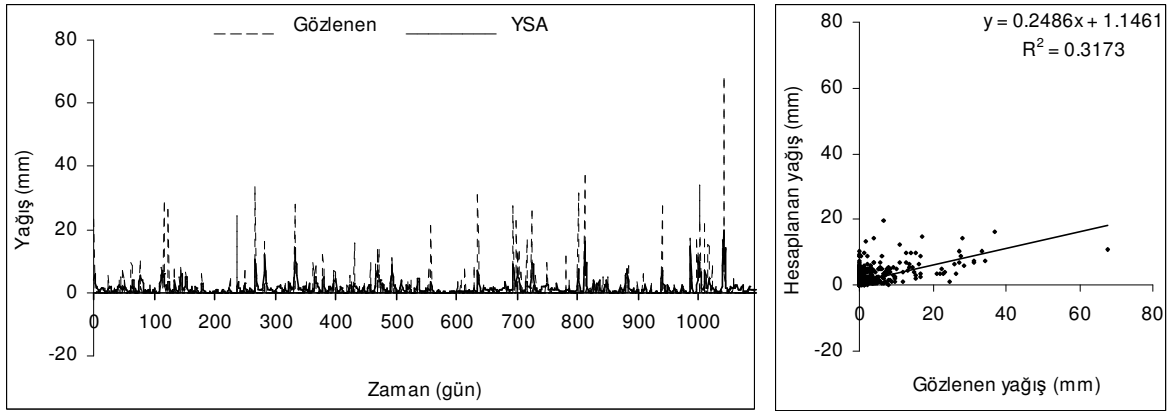
EK D:
DALGACIK-YSA YÖNTEMLERİ İLE GÜNLÜK YAĞIŞ TAHMİNİ SONUÇLARI



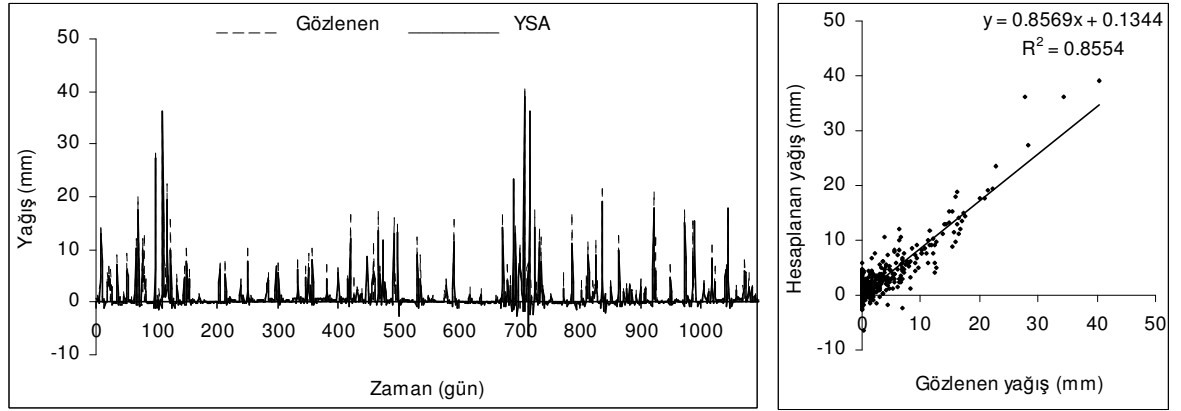
Şekil D.1.a Edirne istasyonu için Dalgacık-İBGYSA ile yağış tahmini (model 10,5,1)



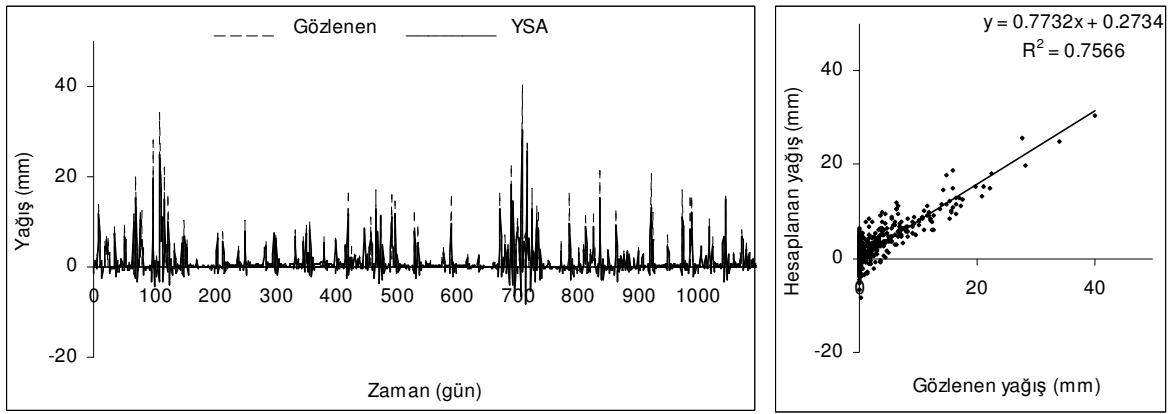
Şekil D.1.b Edirne istasyonu için Dalgacık-RTYSA ile yağış tahmini (model 12,1)



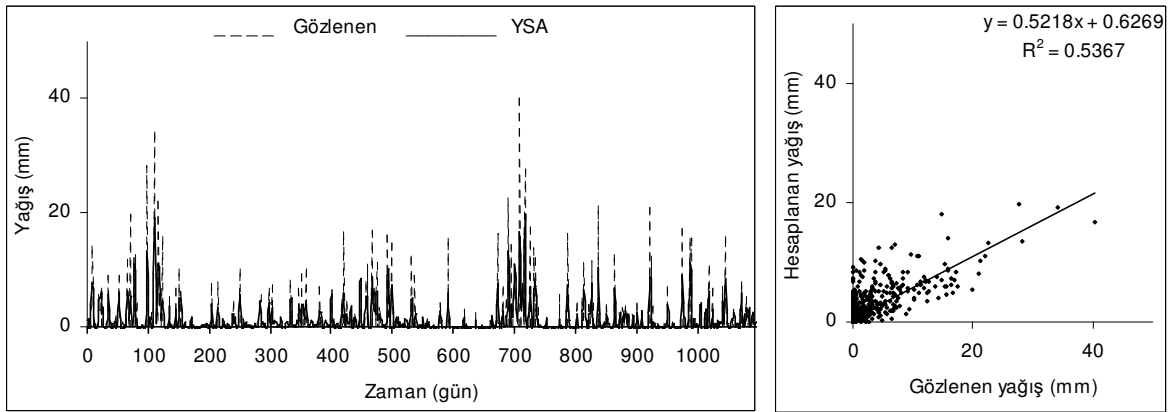
Şekil D.1.c Edirne istasyonu için Dalgacık-GRYSA ile yağış tahmini (model 12,1)



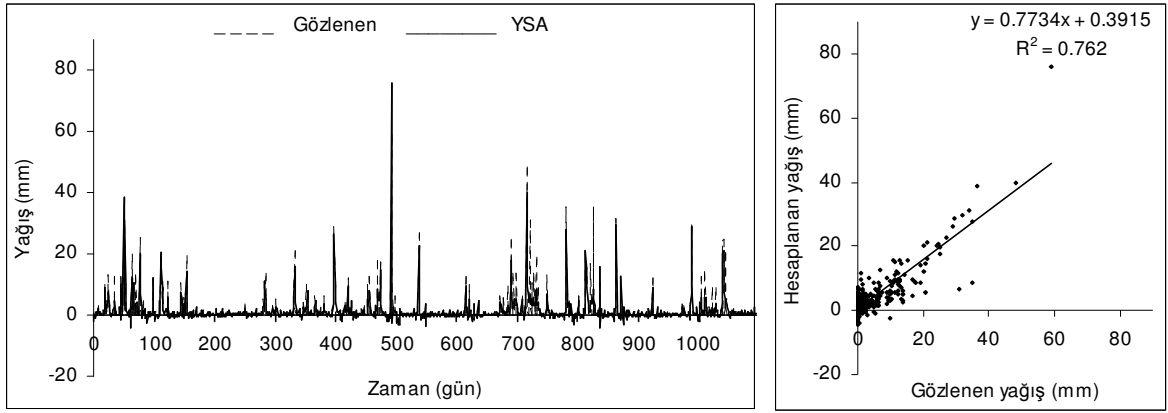
Şekil D.2.a Bilecik istasyonu için Dalgacık-İBGYSA ile yağış tahmini (model 13,5,1)



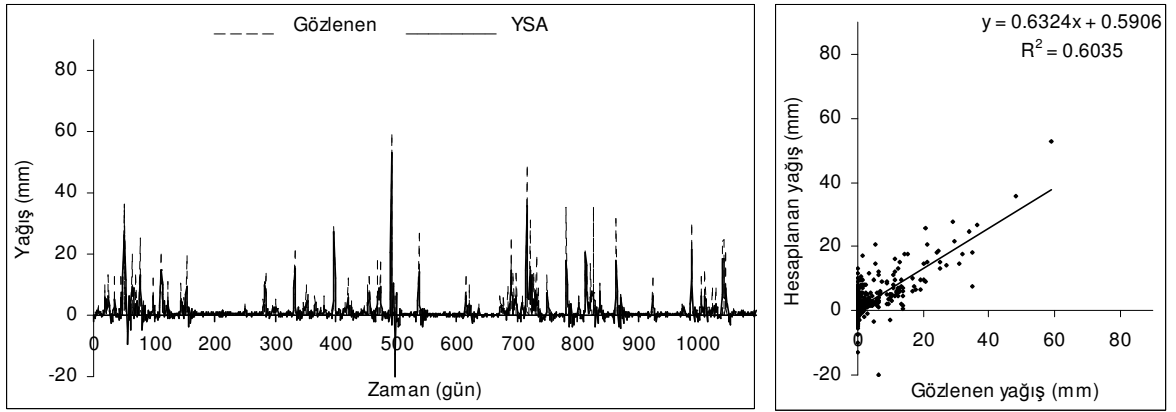
Şekil D.2.b Bilecik istasyonu için Dalgacık-RTYSA ile yağış tahmini (model 13,1)



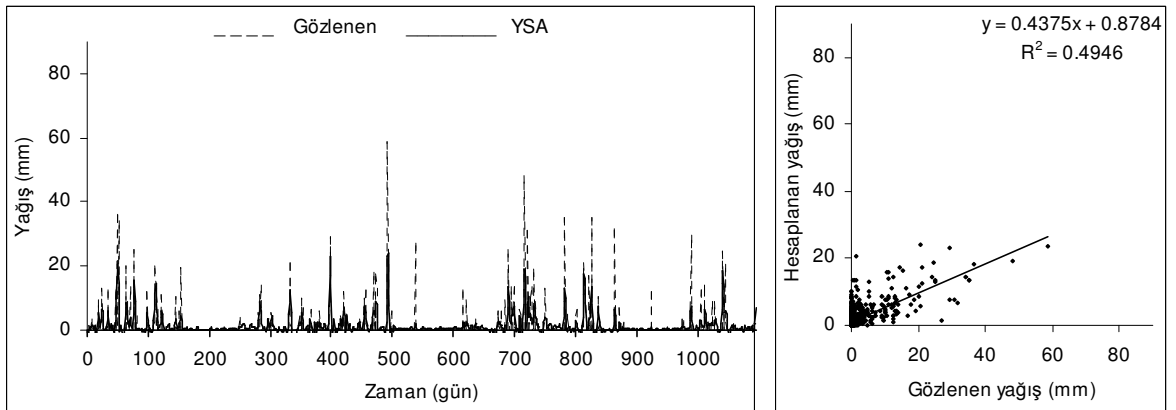
Şekil D.2.c Bilecik istasyonu için Dalgacık-GRYSA ile yağış tahmini (model 10,1)



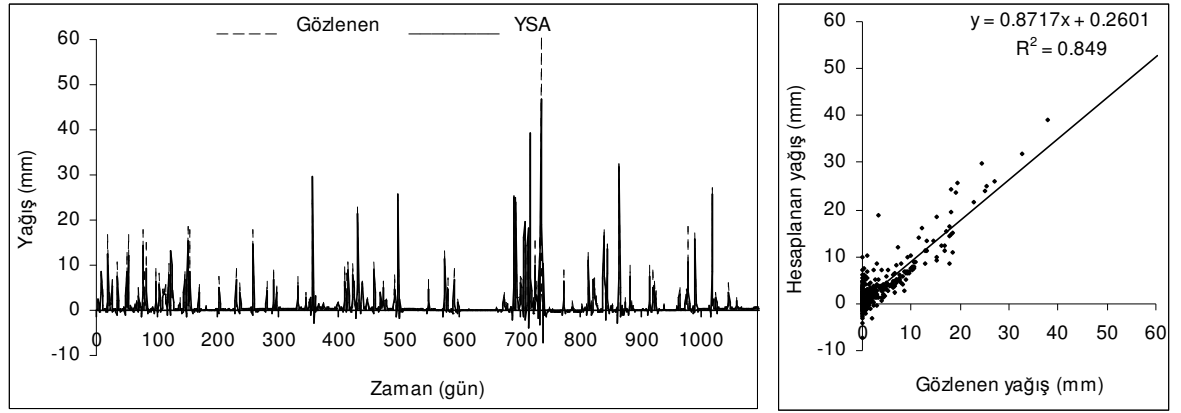
Şekil D.3.a Balıkesir istasyonu için Dalgacık-İBGYSA ile yağış tahmini (model 13,5,1)



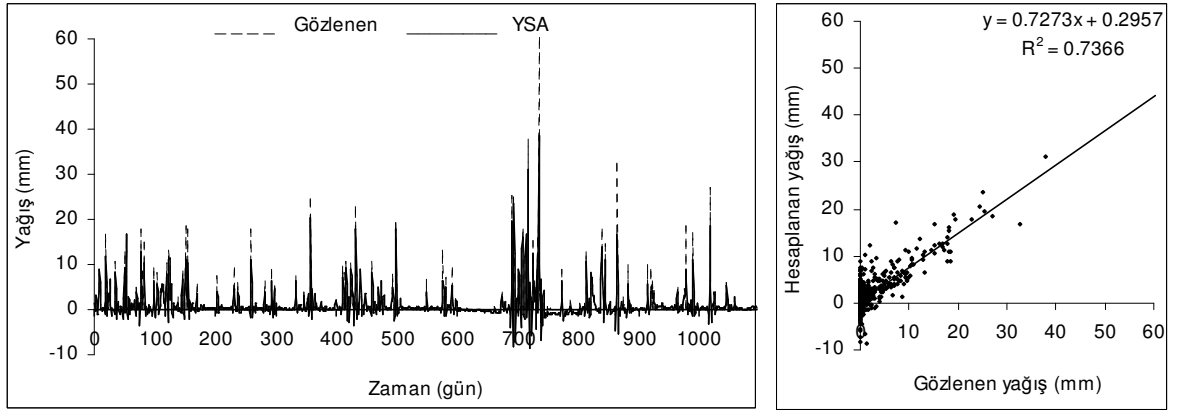
Şekil D.3.b Balıkesir istasyonu için Dalgacık-RTYSA ile yağış tahmini (model 12,1)



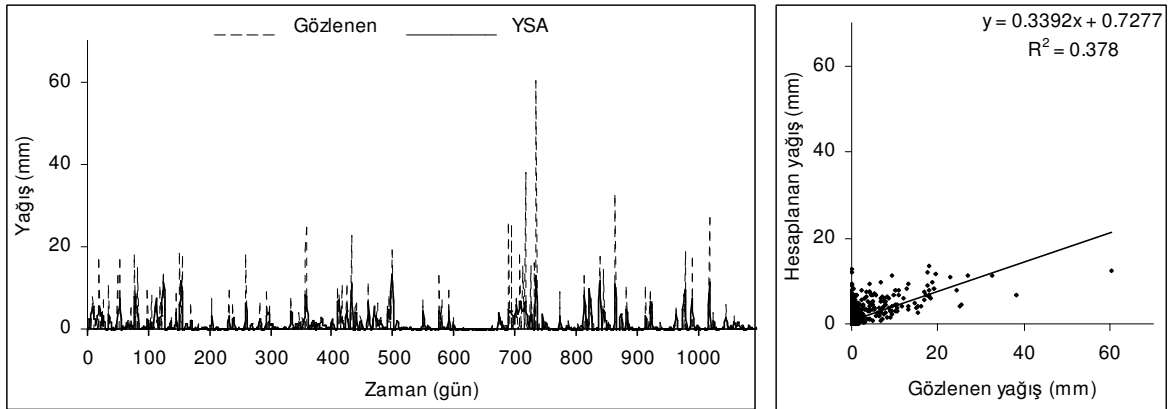
Şekil D.3.c Balıkesir istasyonu için Dalgacık-GRYSA ile yağış tahmini (model 10,1)



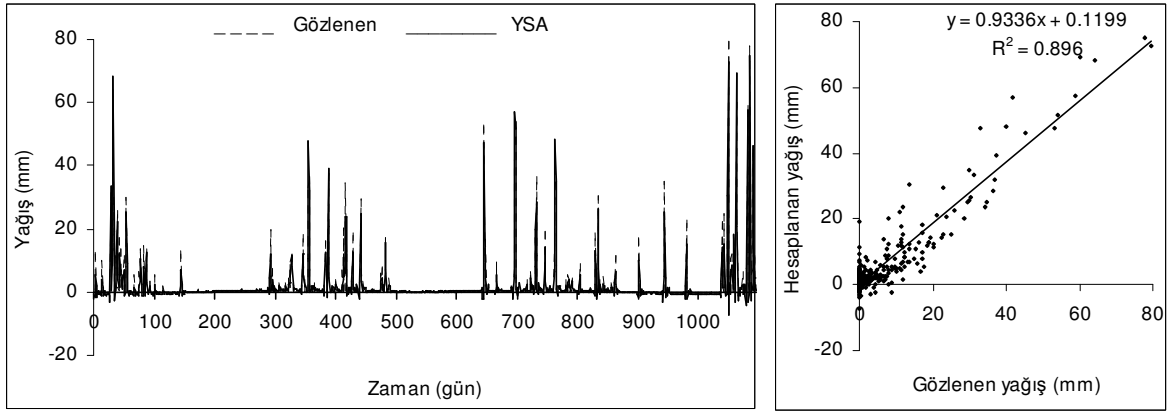
Şekil D.4.a Afyon istasyonu için Dalgacık-İBGYSA ile yağış tahmini (model 12,5,1)



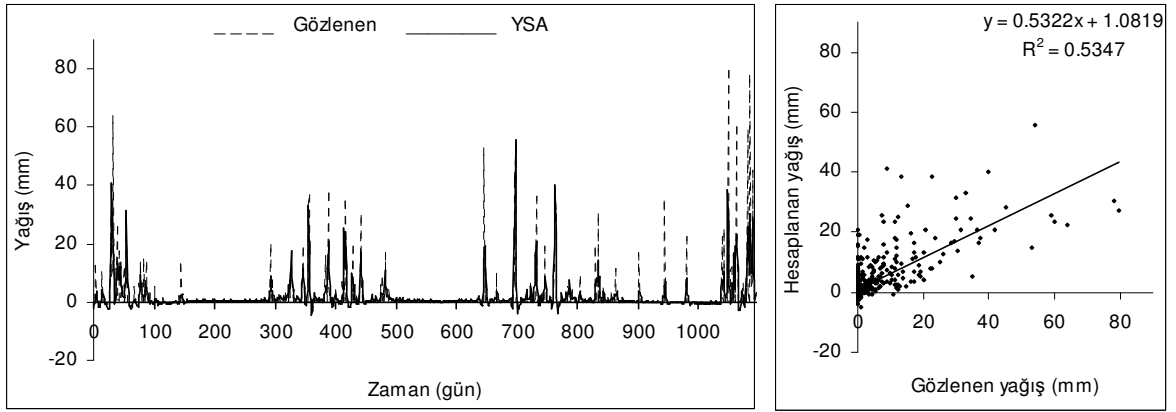
Şekil D.4.b Afyon istasyonu için Dalgacık-RTYSA ile yağış tahmini (model 12,1)



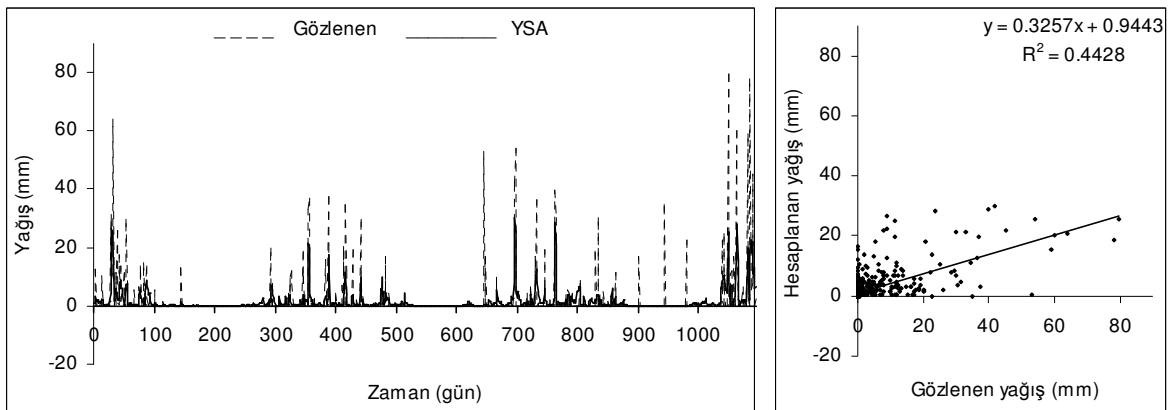
Şekil D.4.c Afyon istasyonu için Dalgacık-GRYSA ile yağış tahmini (model 12,1)



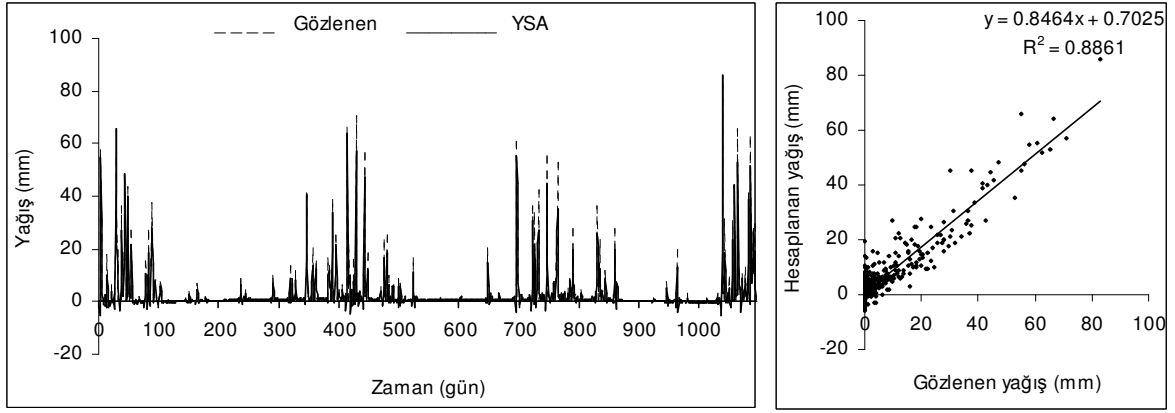
Şekil D.5.a İzmir istasyonu için Dalgacık-İBGYSA ile yağış tahmini (model 12,5,1)



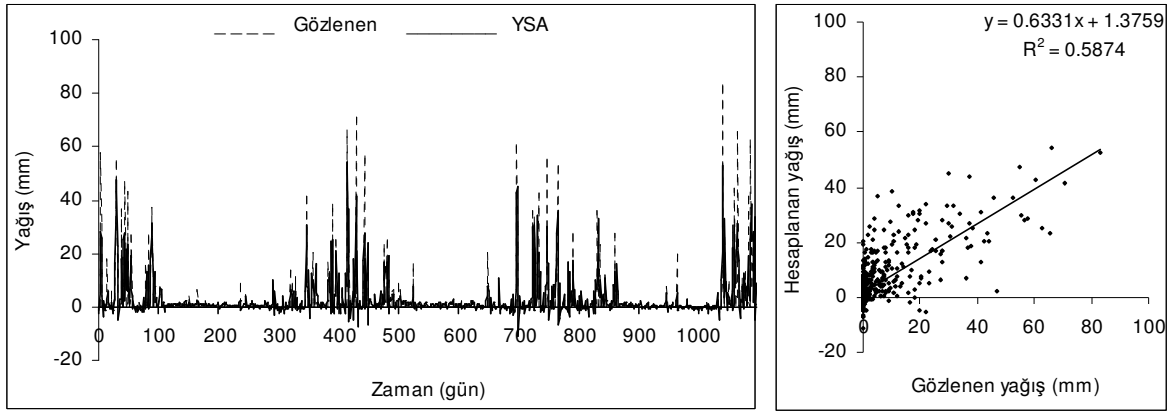
Şekil C.5.b İzmir istasyonu için Dalgacık-RTYSA ile yağış tahmini (model 8,1)



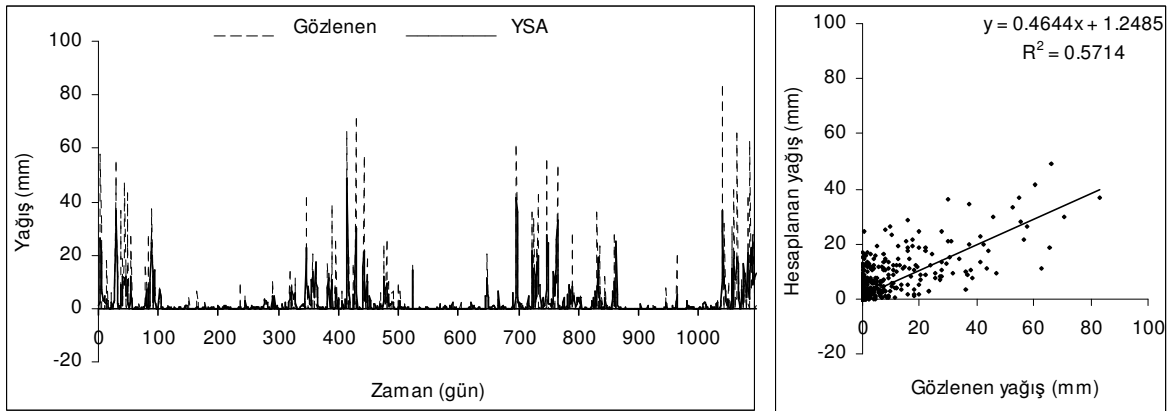
Şekil D.5.c İzmir istasyonu için Dalgacık-GRYSA ile yağış tahmini (model 7,1)



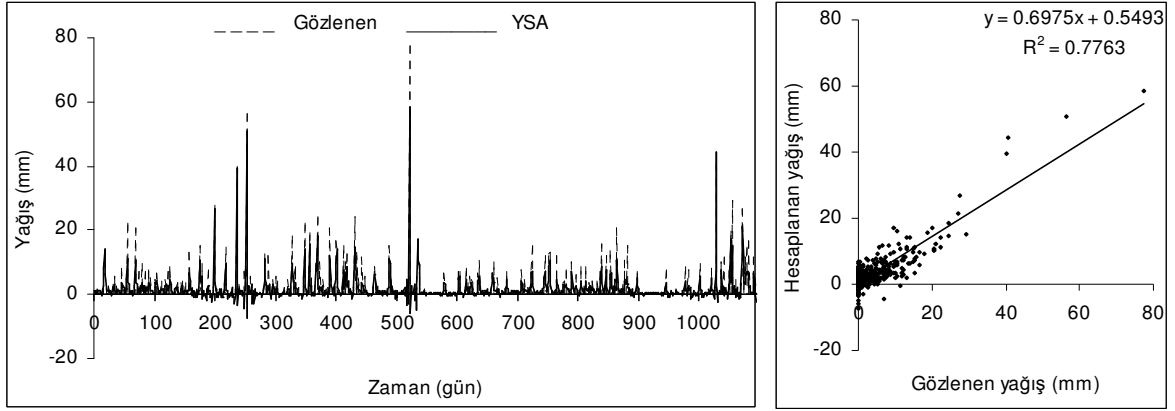
Şekil D.6.a Muğla istasyonu için Dalgacık-İBGYSA ile yağış tahmini (model 14,5,1)



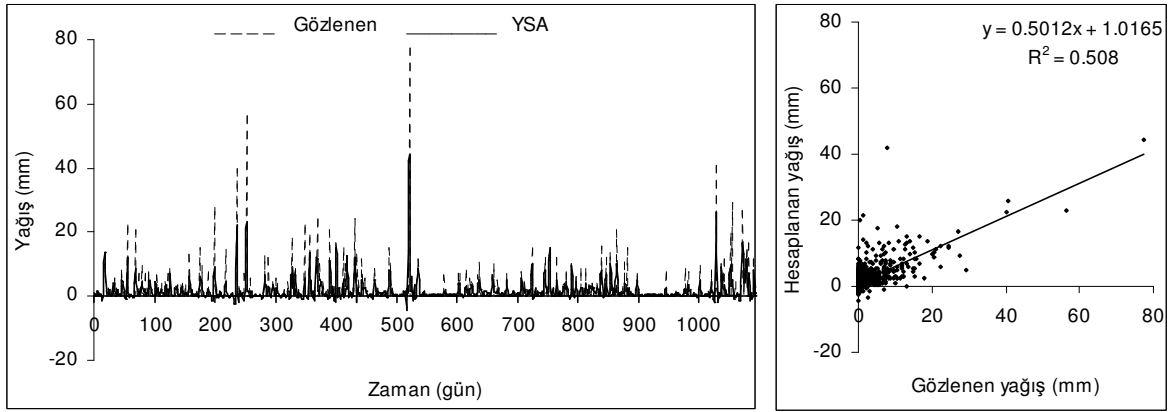
Şekil D.6.b Muğla istasyonu için Dalgacık-RTYSA ile yağış tahmini (model 13,1)



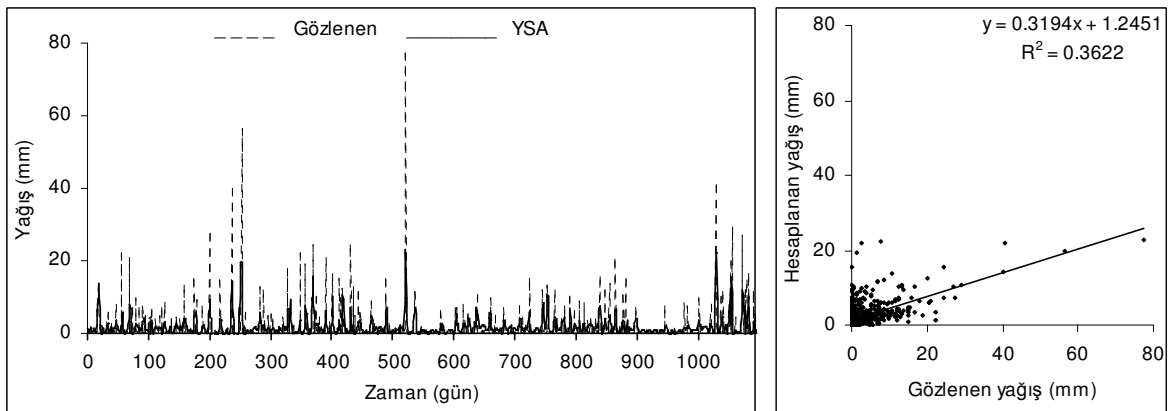
Şekil D.6.c Muğla istasyonu için Dalgacık-GRYSA ile yağış tahmini (model 13,1)



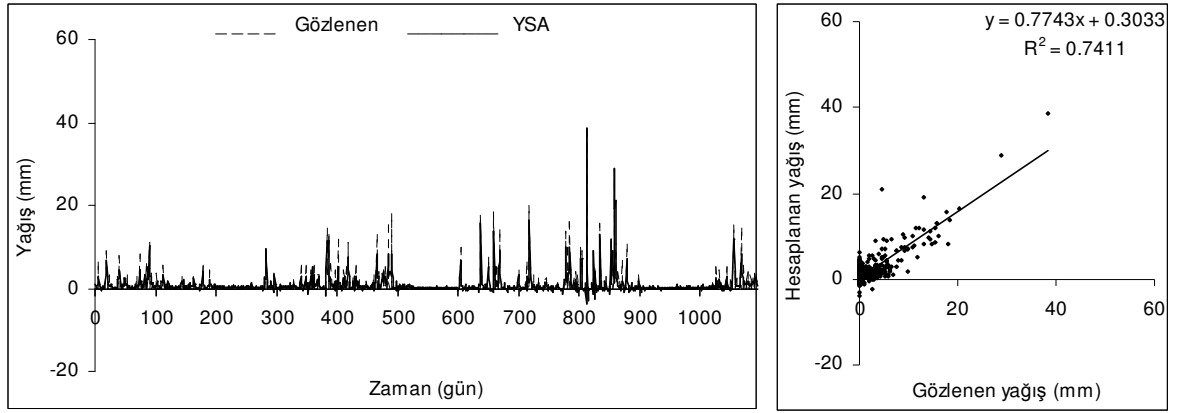
Şekil D.7.a Samsun istasyonu için Dalgacık-İBGYSA ile yağış tahmini (model 10,5,1)



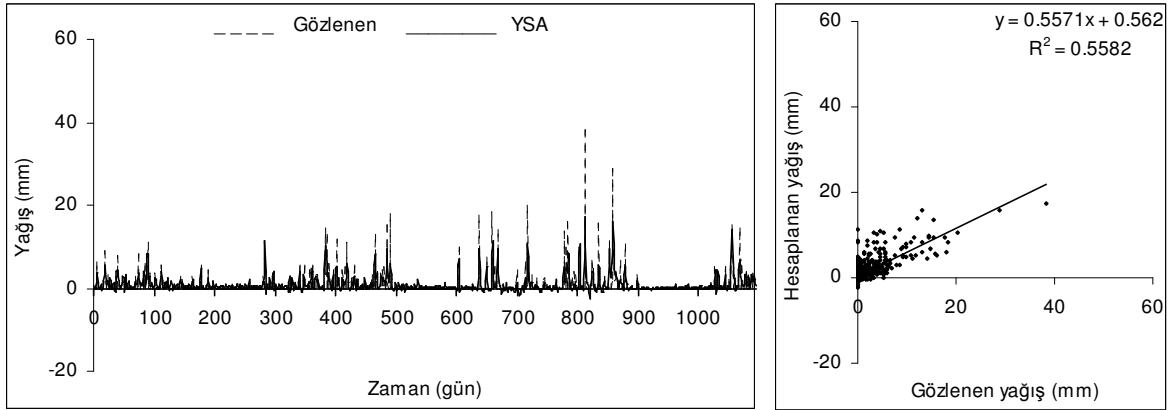
Şekil D.7.b Samsun istasyonu için Dalgacık-RTYSA ile yağış tahmini (model 10,1)



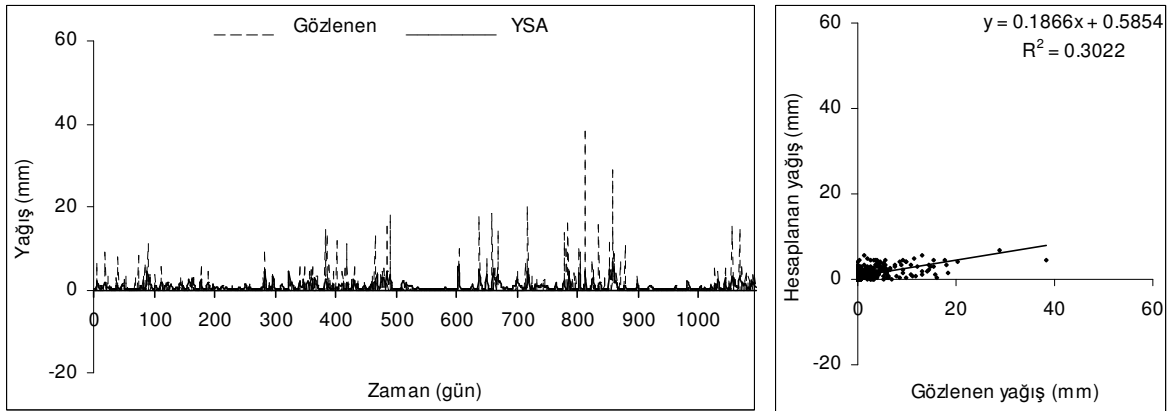
Şekil D.7.c Samsun istasyonu için Dalgacık-GRYSA ile yağış tahmini (model 10,1)



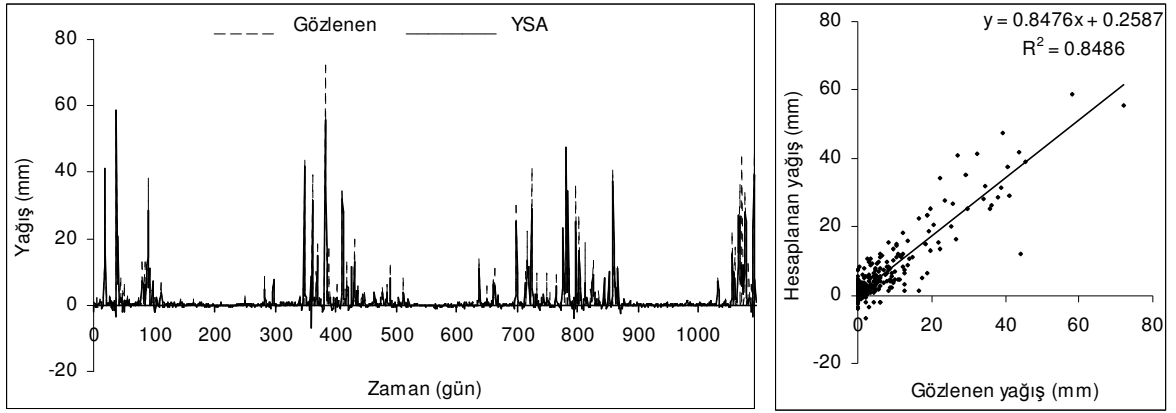
Şekil D.8.a Keban istasyonu için Dalgacık-İBGYSA ile yağış tahmini (model 10,5,1)



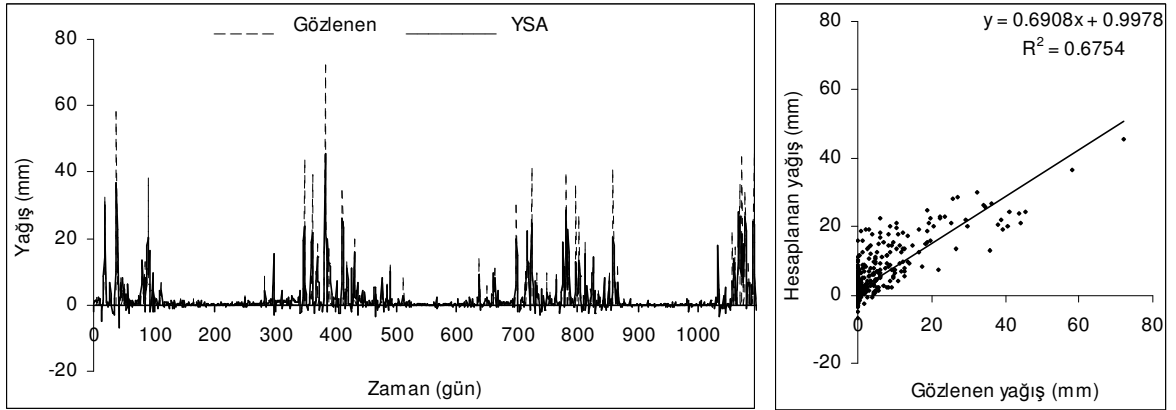
Şekil D.8.b Keban istasyonu için Dalgacık-RTYSA ile yağış tahmini (model 10,1)



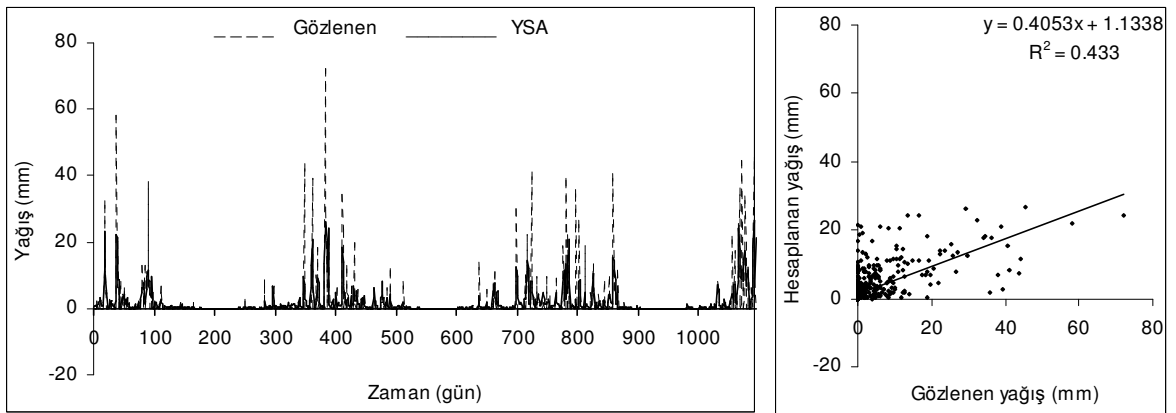
Şekil D.8.c Keban istasyonu için Dalgacık-GRYSA ile yağış tahmini (model 10,1)



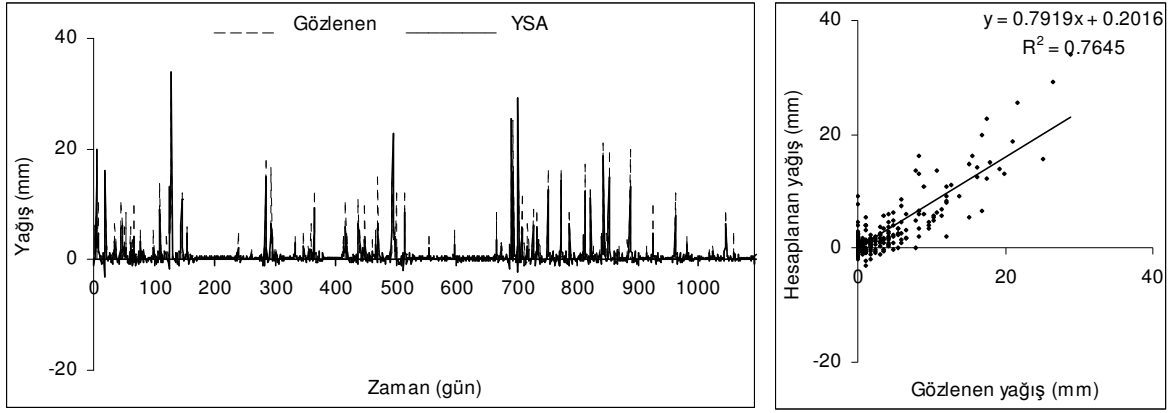
Şekil D.9.a Adıyaman istasyonu için Dalgacık-İBGYSA ile yağış tahmini (model 13,5,1)



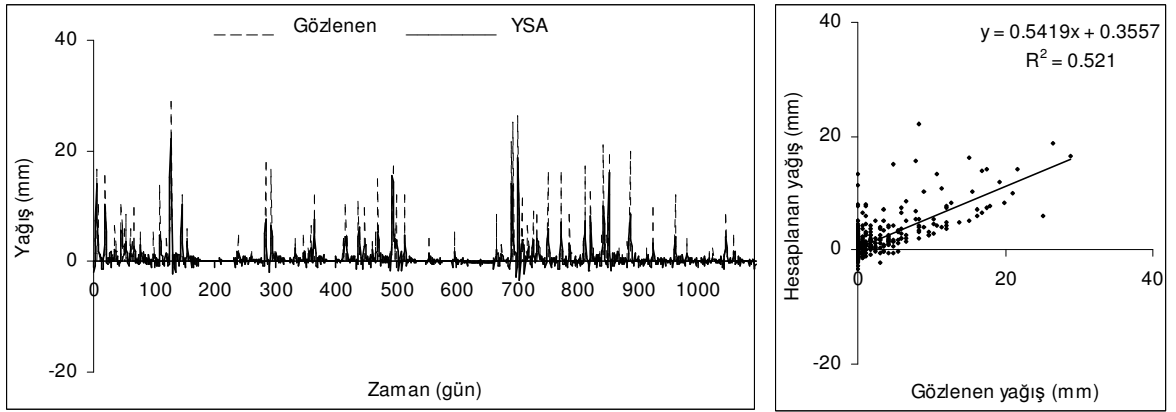
Şekil D.9.b Adıyaman istasyonu için Dalgacık-RTYSA ile yağış tahmini (model 13,1)



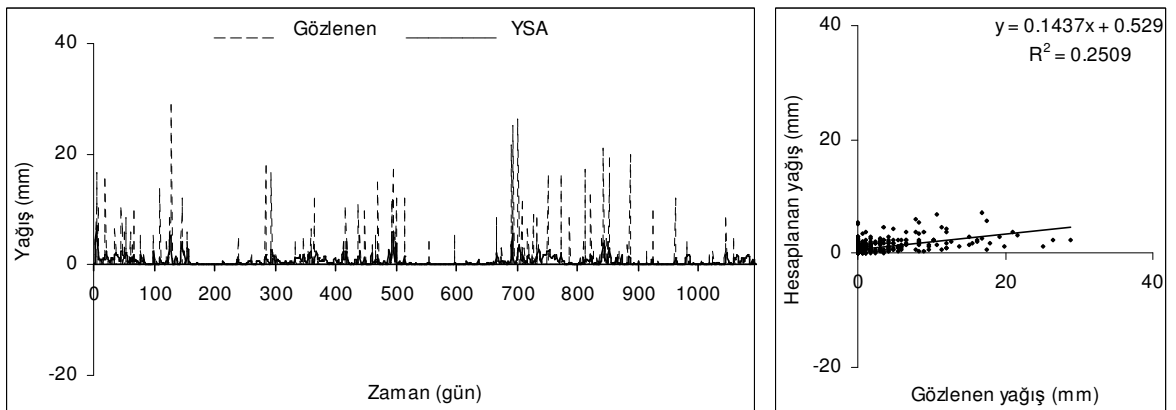
Şekil D.9.c Adıyaman istasyonu için Dalgacık-GRYSA ile yağış tahmini (model 13,1)



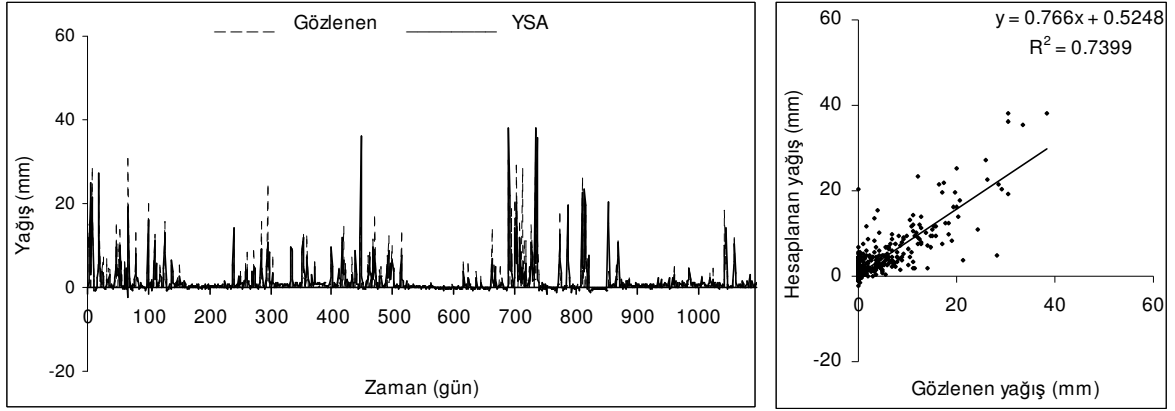
Şekil D.10.a Karaman istasyonu için Dalgacık-İBGYSA ile yağış tahmini (13,5,1)



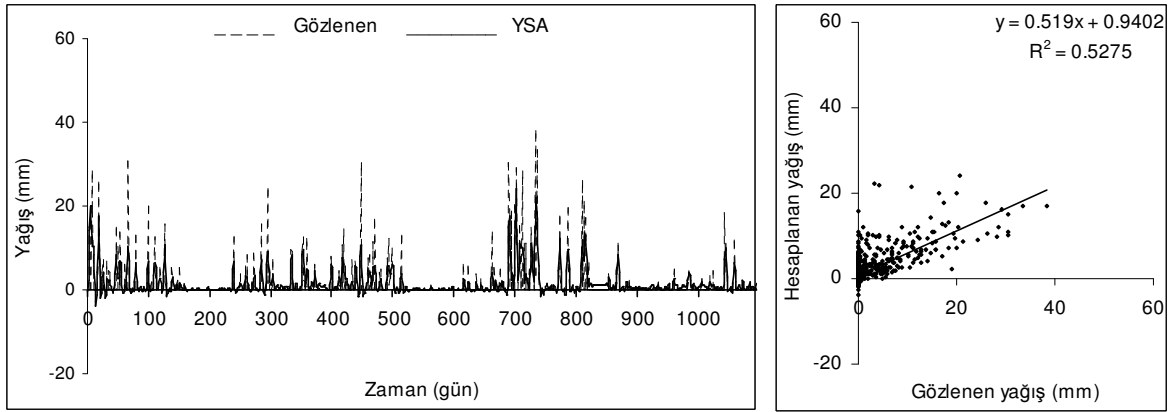
Şekil D.10.b Karaman istasyonu için Dalgacık-RTYSA ile yağış tahmini (model 12,1)



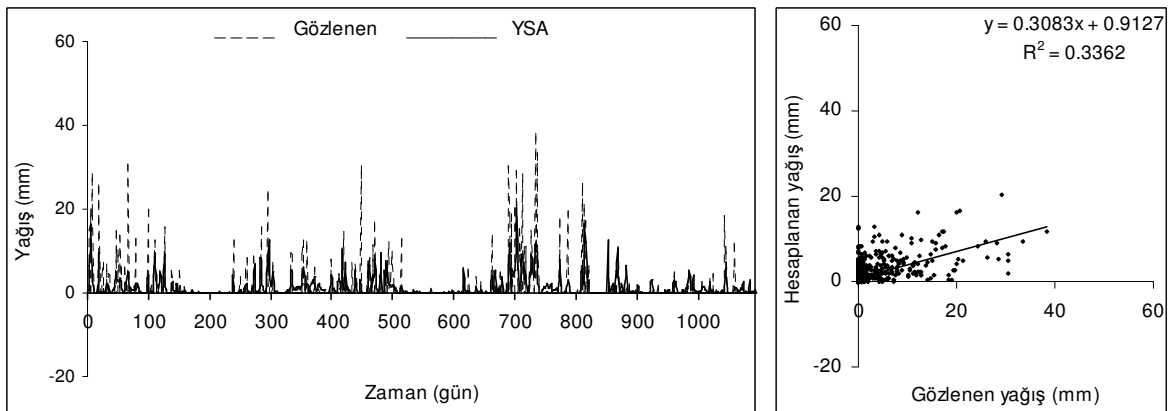
Şekil D.10.c Karaman istasyonu için Dalgacık-GRYSA ile yağış tahmini (model 12,1)



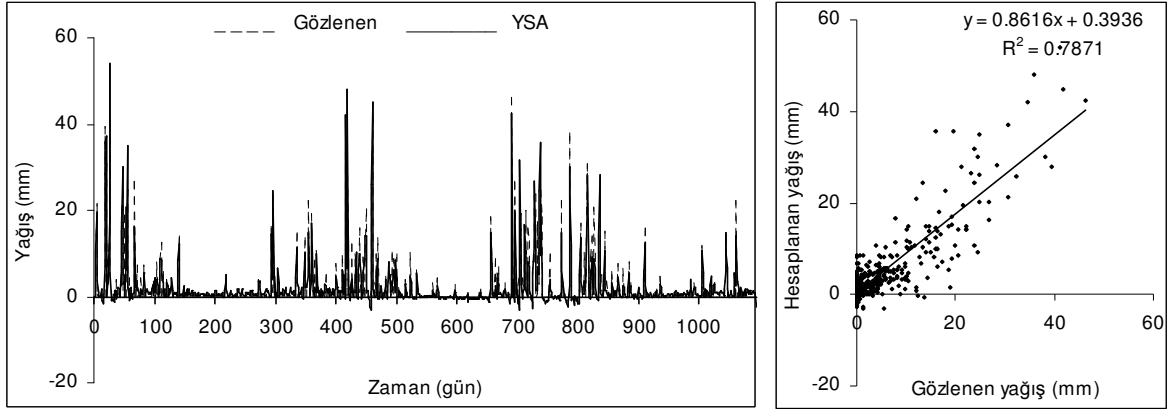
Şekil D.11.a Göksun istasyonu için Dalgacık-İBGYSA ile yağış tahmini (model 14,5,1)



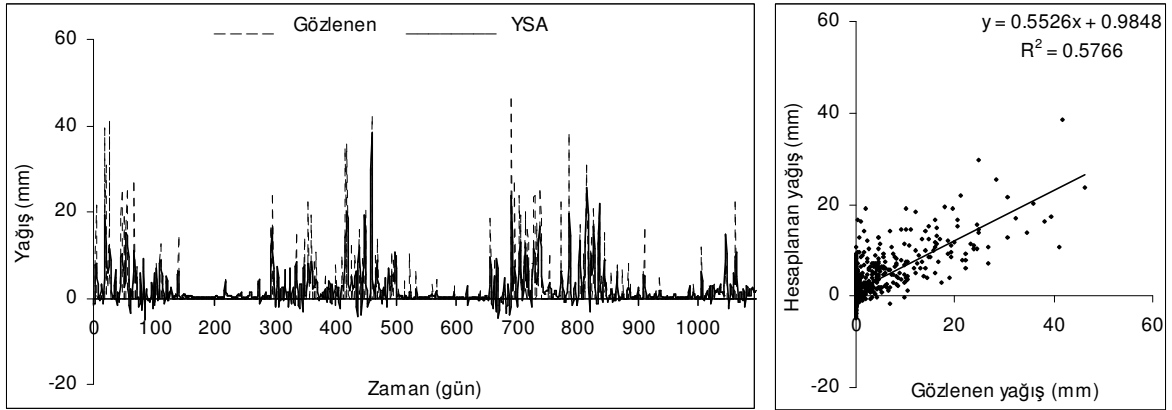
Şekil D.11.b Göksun istasyonu için Dalgacık-RTYSA ile yağış tahmini (model 14,1)



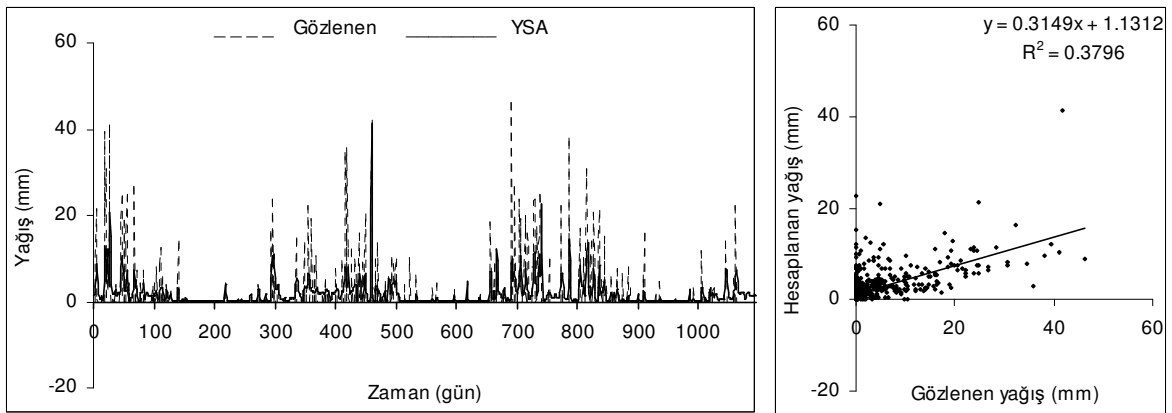
Şekil D.11.c Göksun istasyonu için Dalgacık-GRYSA ile yağış tahmini (model 14,1)



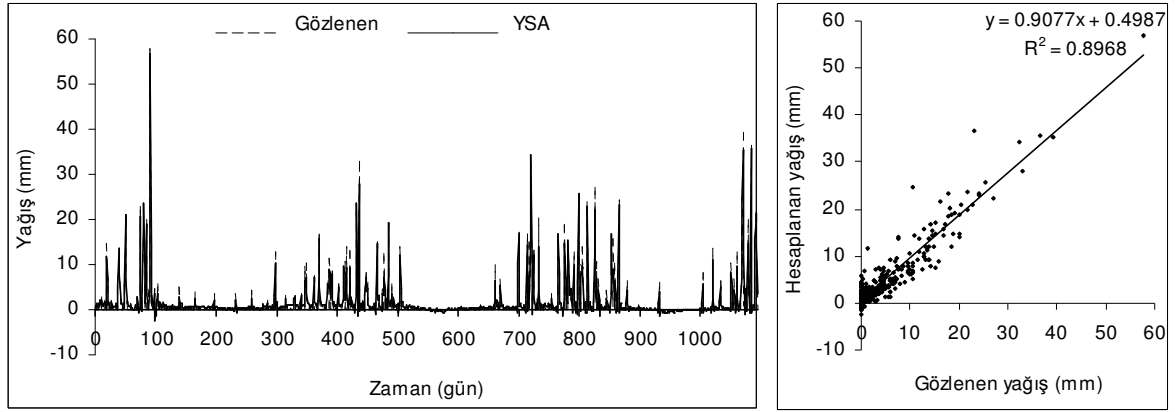
Şekil D.12.a Muş istasyonu için Dalgacık-İBGYSA ile yağış tahmini (model 14,5,1)



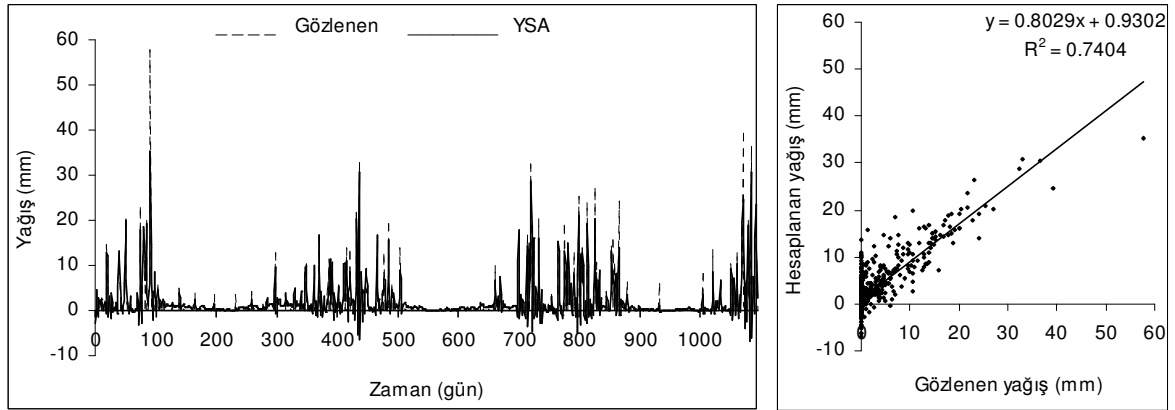
Şekil D.12.b Muş istasyonu için Dalgacık-RTYSA ile yağış tahmini (model 15,1)



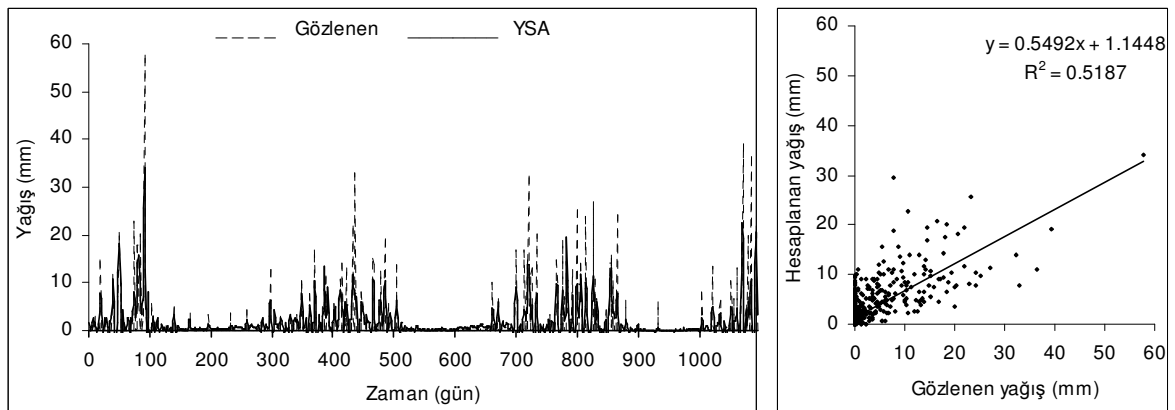
Şekil D.12.c Muş istasyonu için Dalgacık-GRYSA ile yağış tahmini (model 15,1)



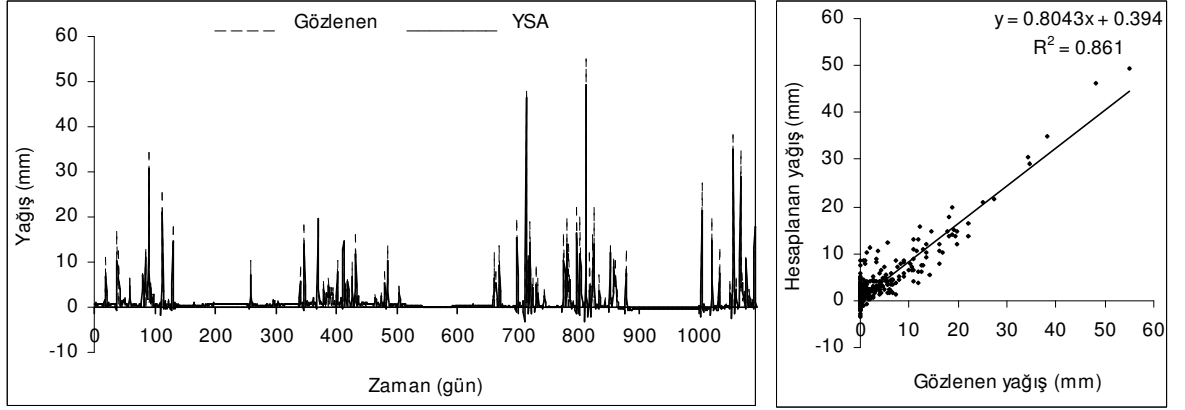
Şekil D.13.a Siirt istasyonu için Dalgacık-İBGYSA ile yağış tahmini (model 14,5,1)



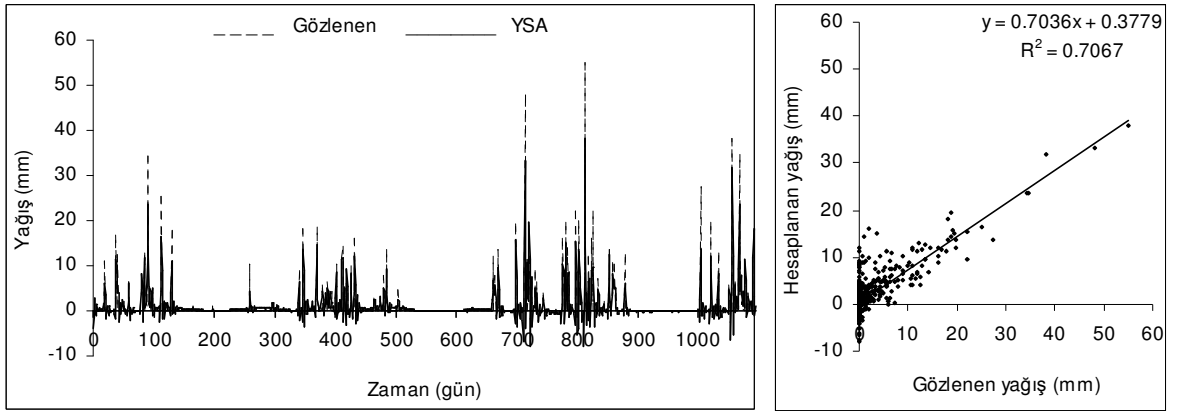
Şekil D.13.b Siirt istasyonu için Dalgacık-RTYSA ile yağış tahmini (model 13,1)



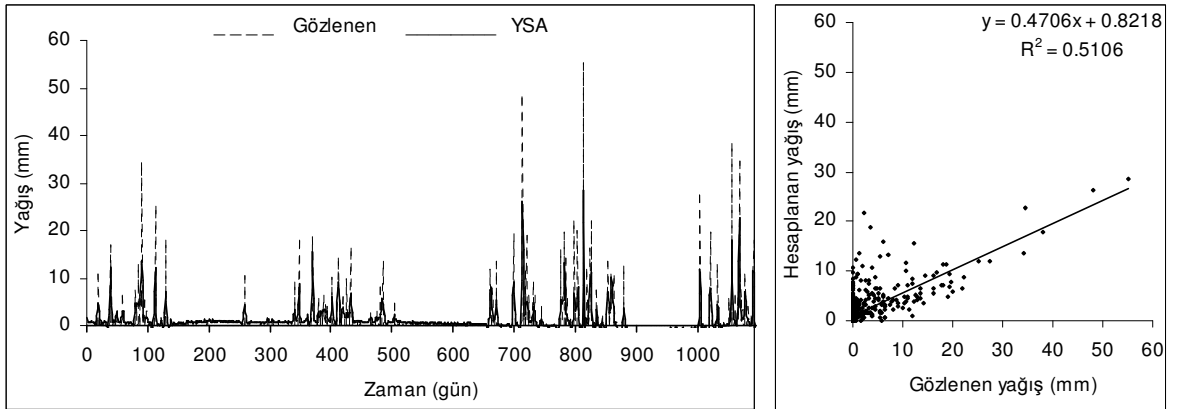
Şekil D.13.c Siirt istasyonu için Dalgacık-RTYSA ile yağış tahmini (model 13,1)



Şekil D.14.a Diyarbakır istasyonu için Dalgacık-İBGYSA ile yağış tahmini (model 13,5,1)

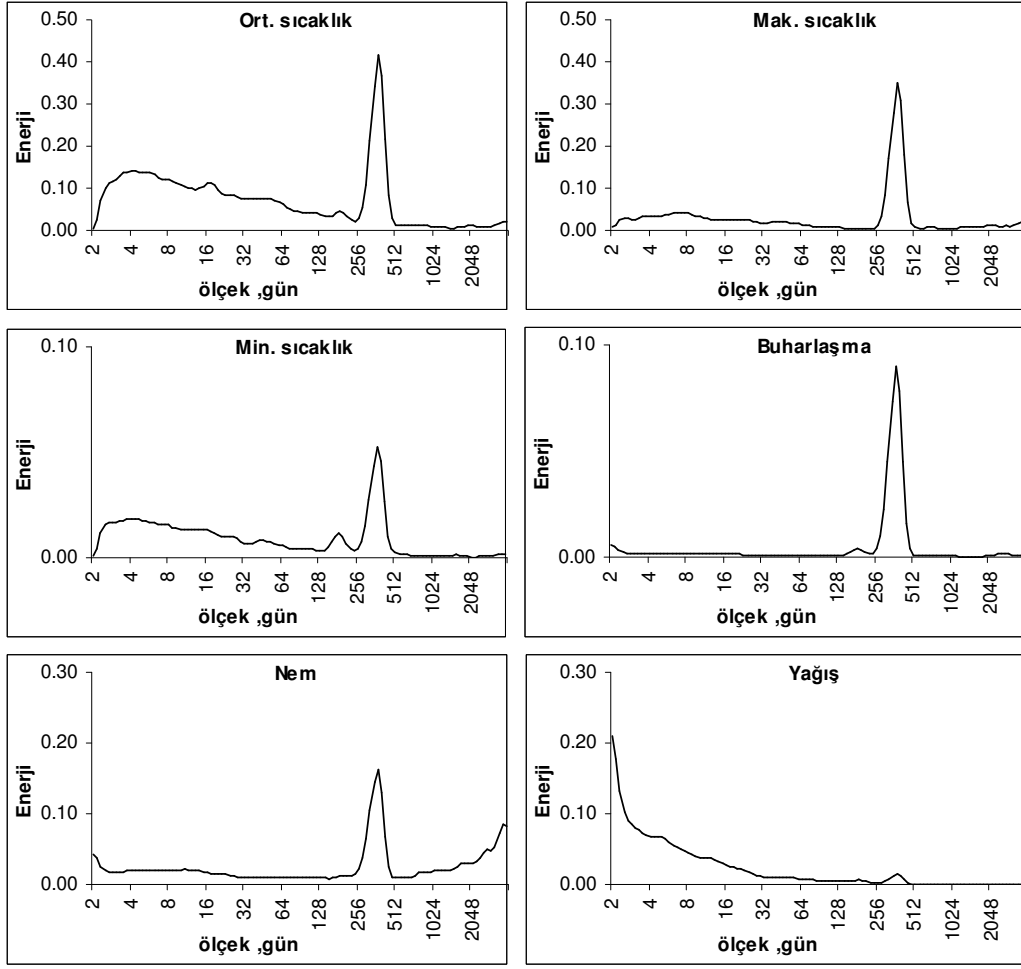


Şekil D.14.b Diyarbakır istasyonu için Dalgacık-RTYSA ile yağış tahmini (model 11,1)

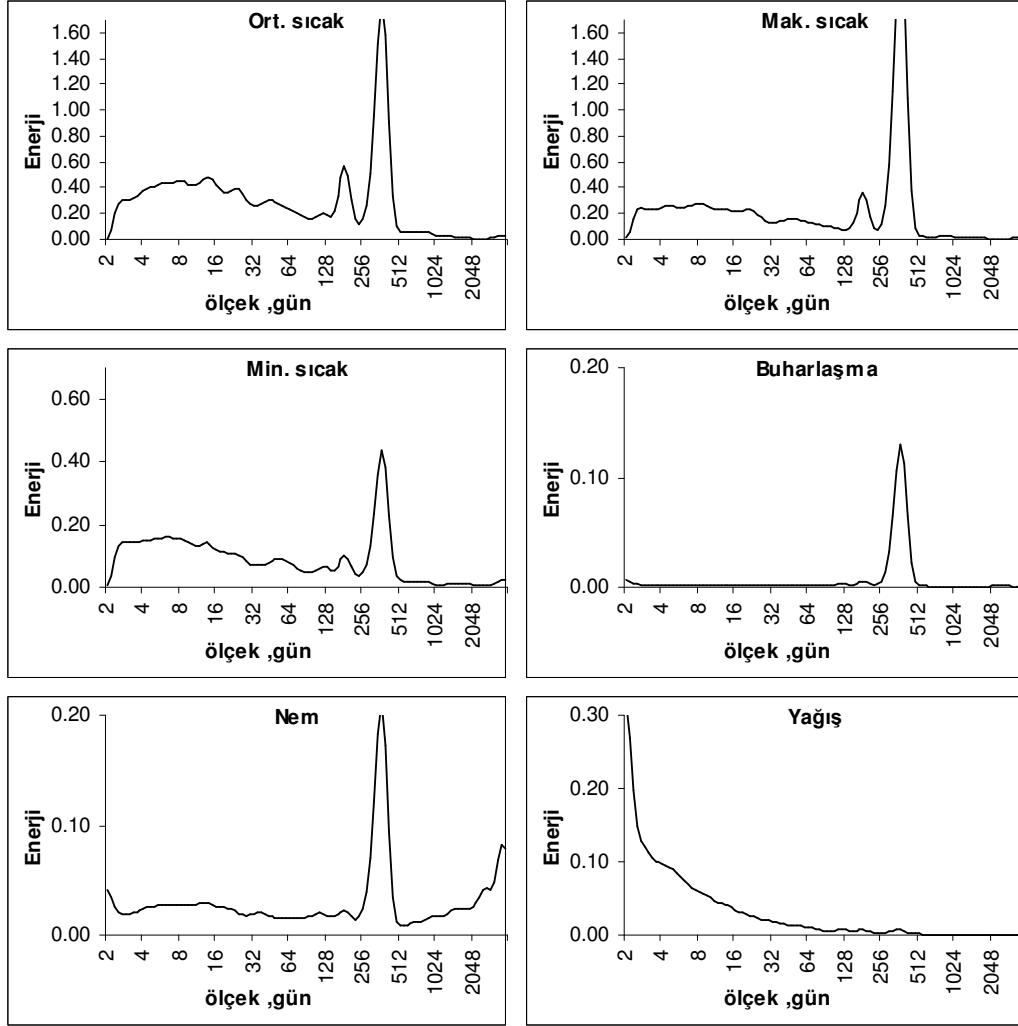


Şekil D.14.c Diyarbakır istasyonu için Dalgacık-GRYSA ile yağış tahmini (model 11,1)

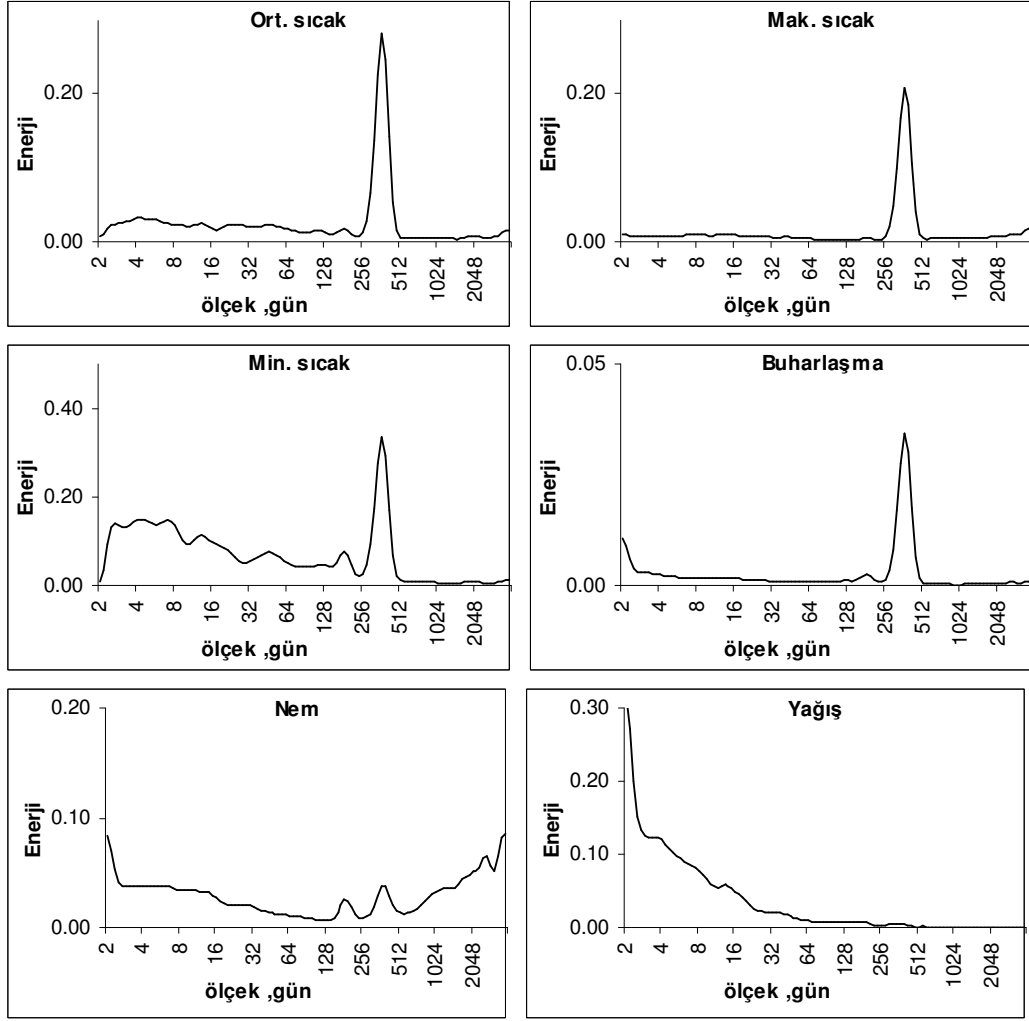
EK E:
METEOROLOJİK VERİLERİN GLOBAL DALGACIK SPEKTRUMLARI



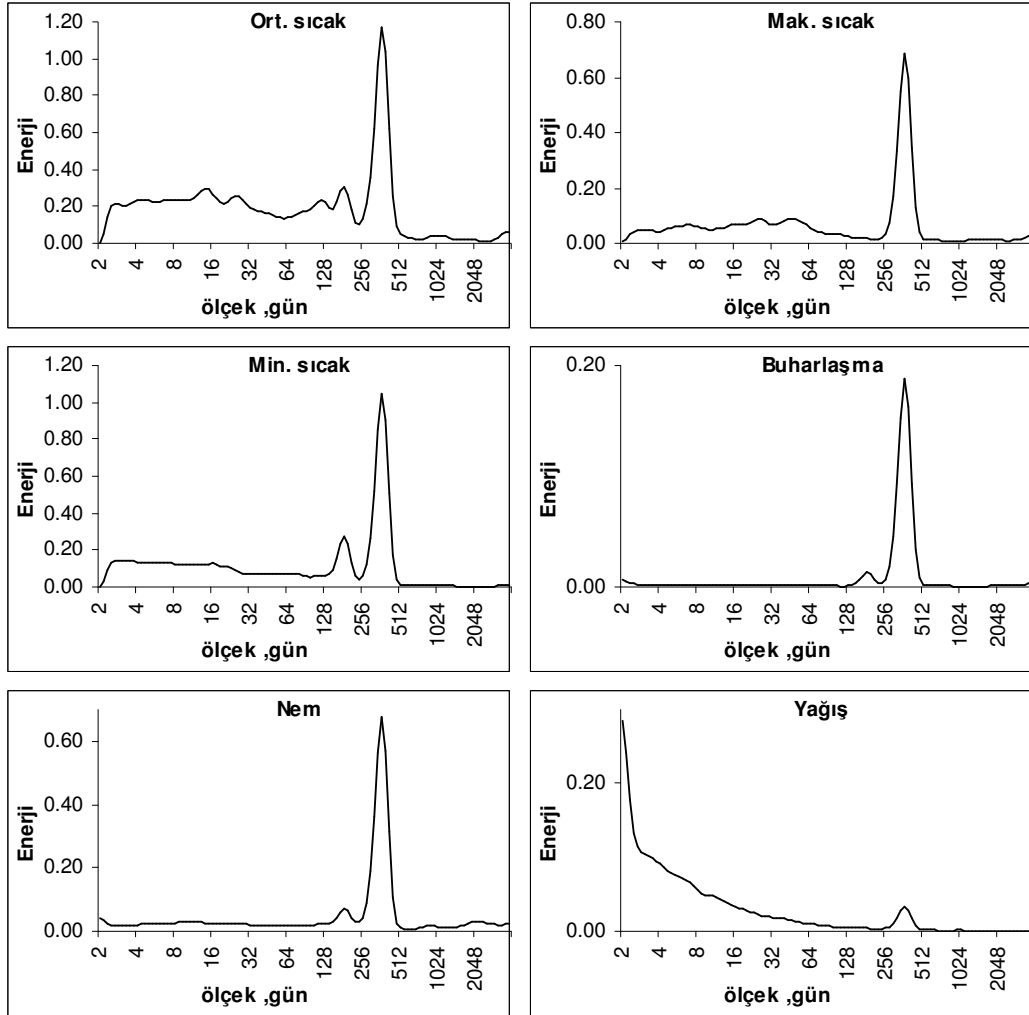
Şekil E.1 Balıkesir istasyonuna ait meteorolojik verilerin global dalgacık spektrumları



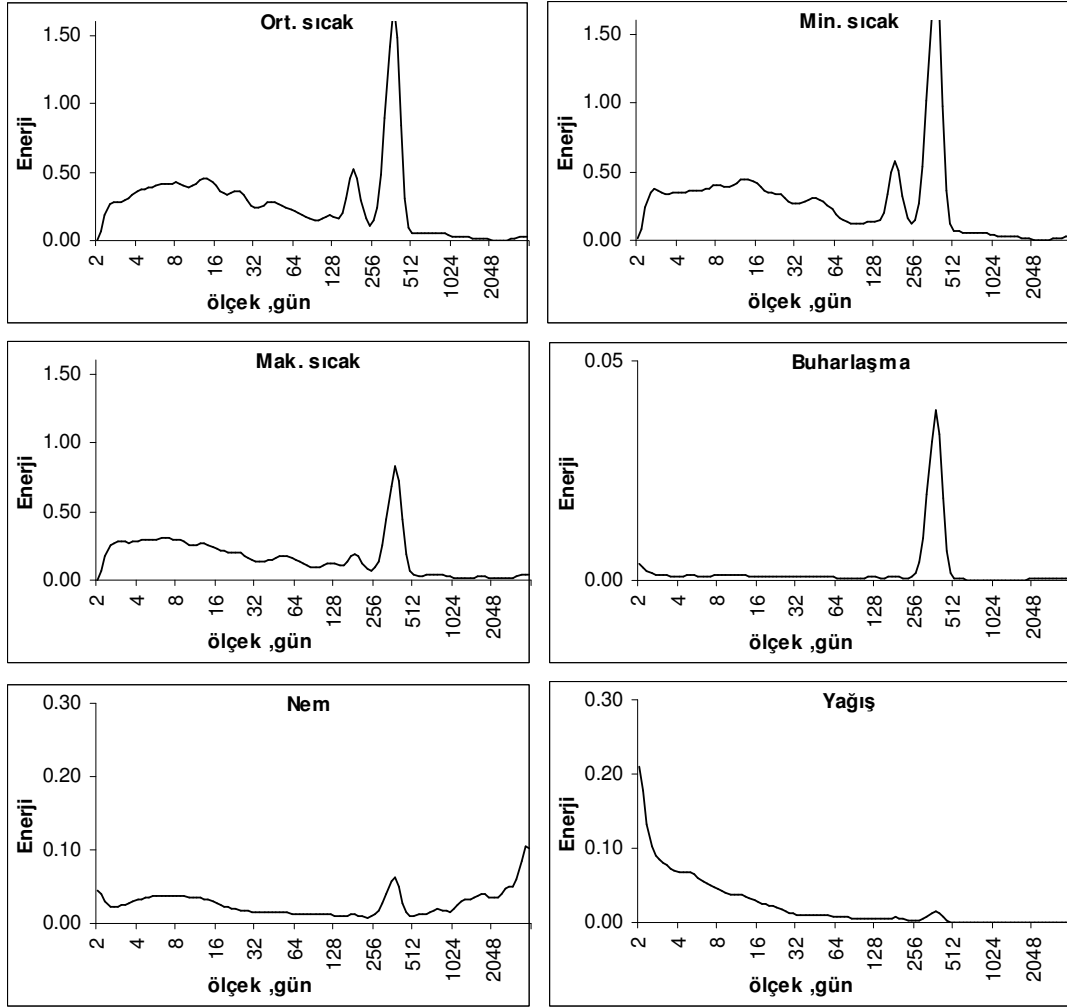
Şekil E.2 Afyon istasyonuna ait meteorolojik verilerin global dalgacık spektrumları



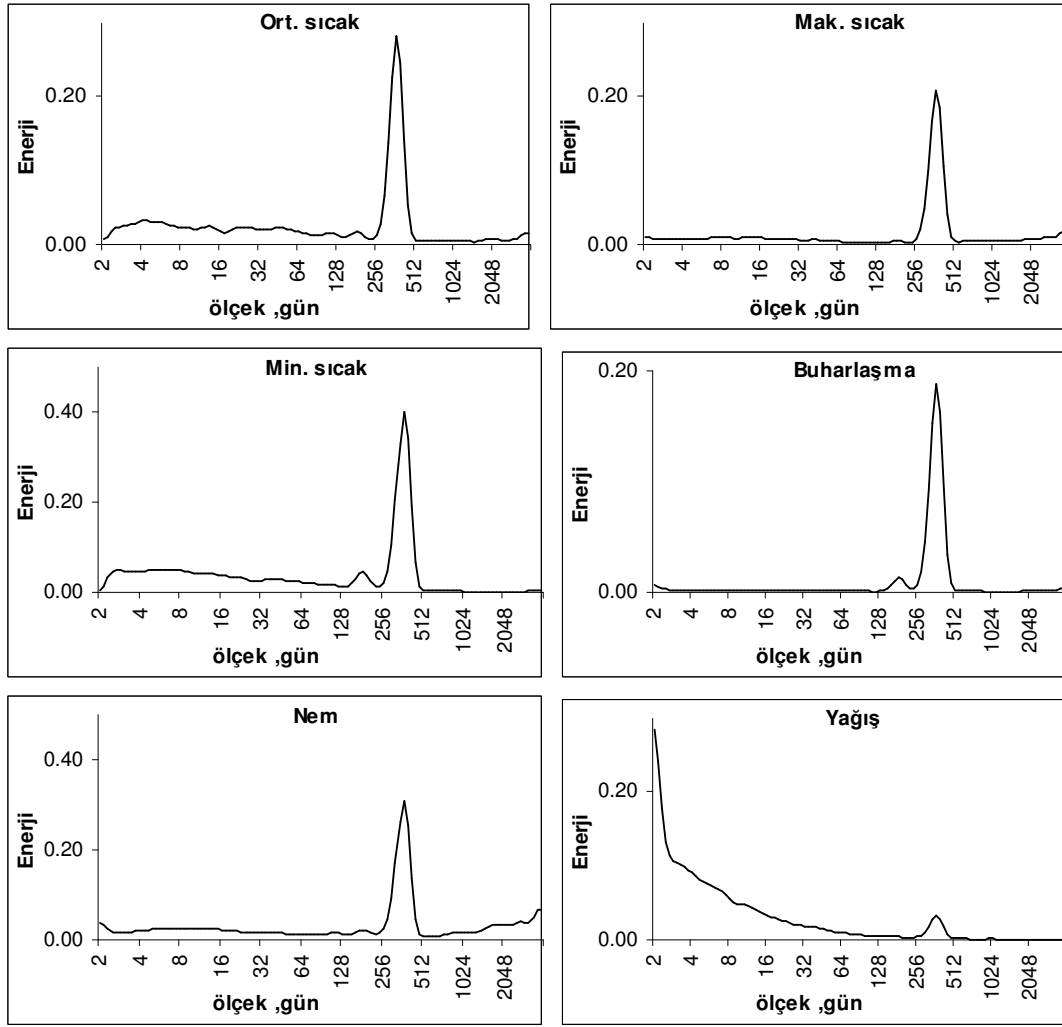
Şekil E.3 Samsun istasyonuna ait meteorolojik verilerin global dalgacık spektrumları



Şekil E.4 Diyarbakır istasyonuna ait meteorolojik verilerin global dalgacık spektrumları

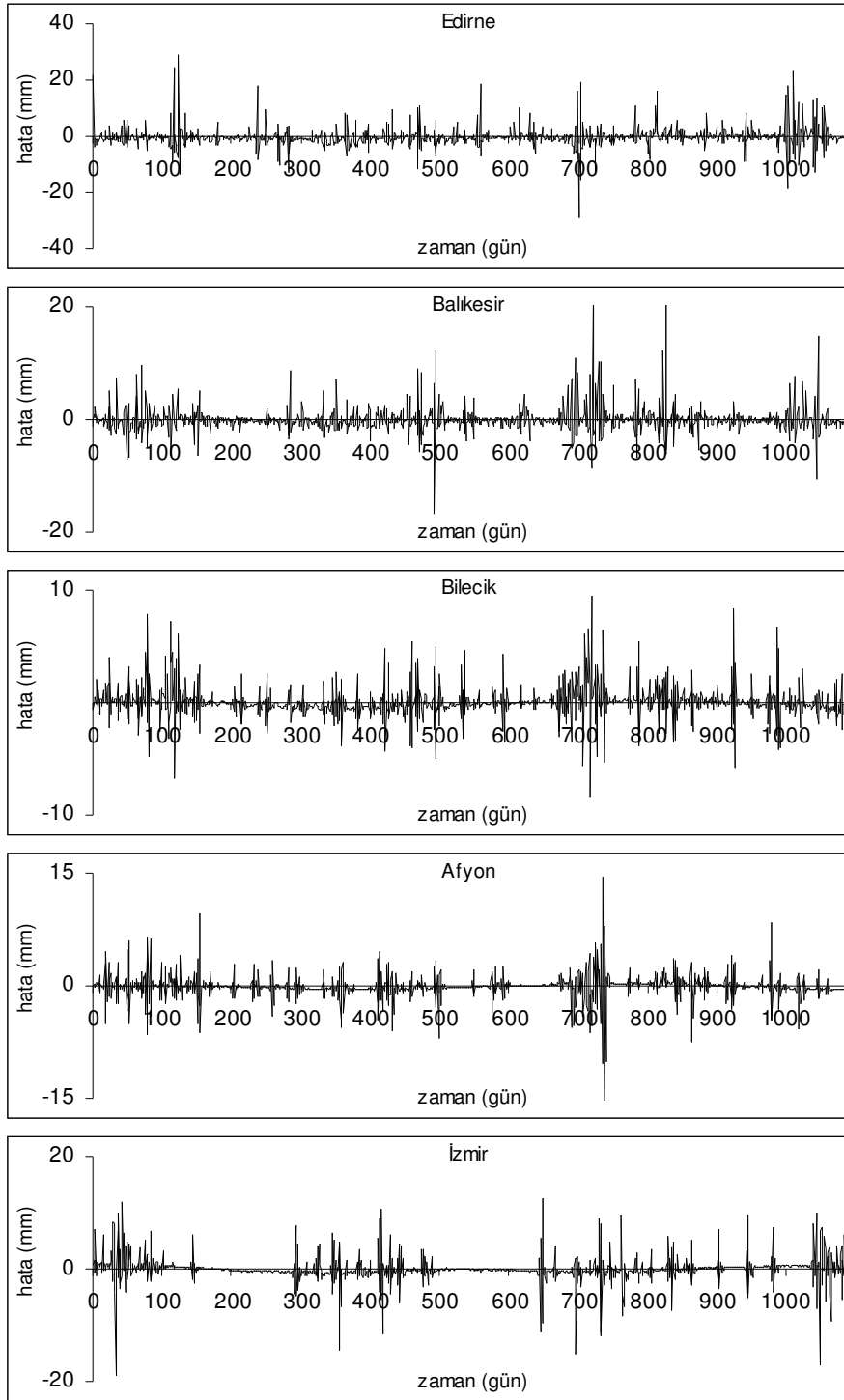


Şekil E.5 Bilecik istasyonuna ait meteorolojik verilerin global dalgacık spektrumları

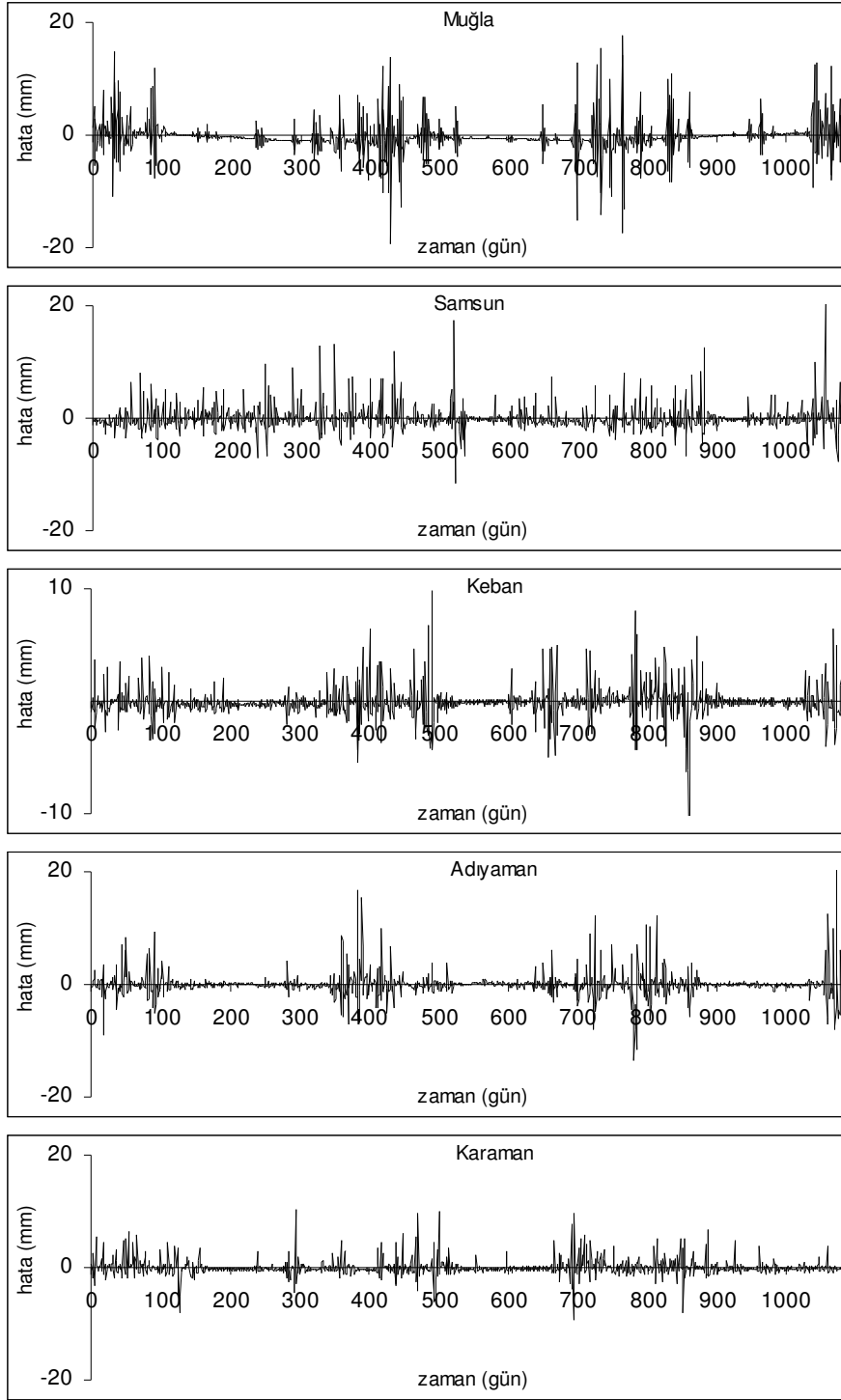


Şekil E.6 Karaman istasyonuna ait meteorolojik verilerin global dalgacık spektrumları

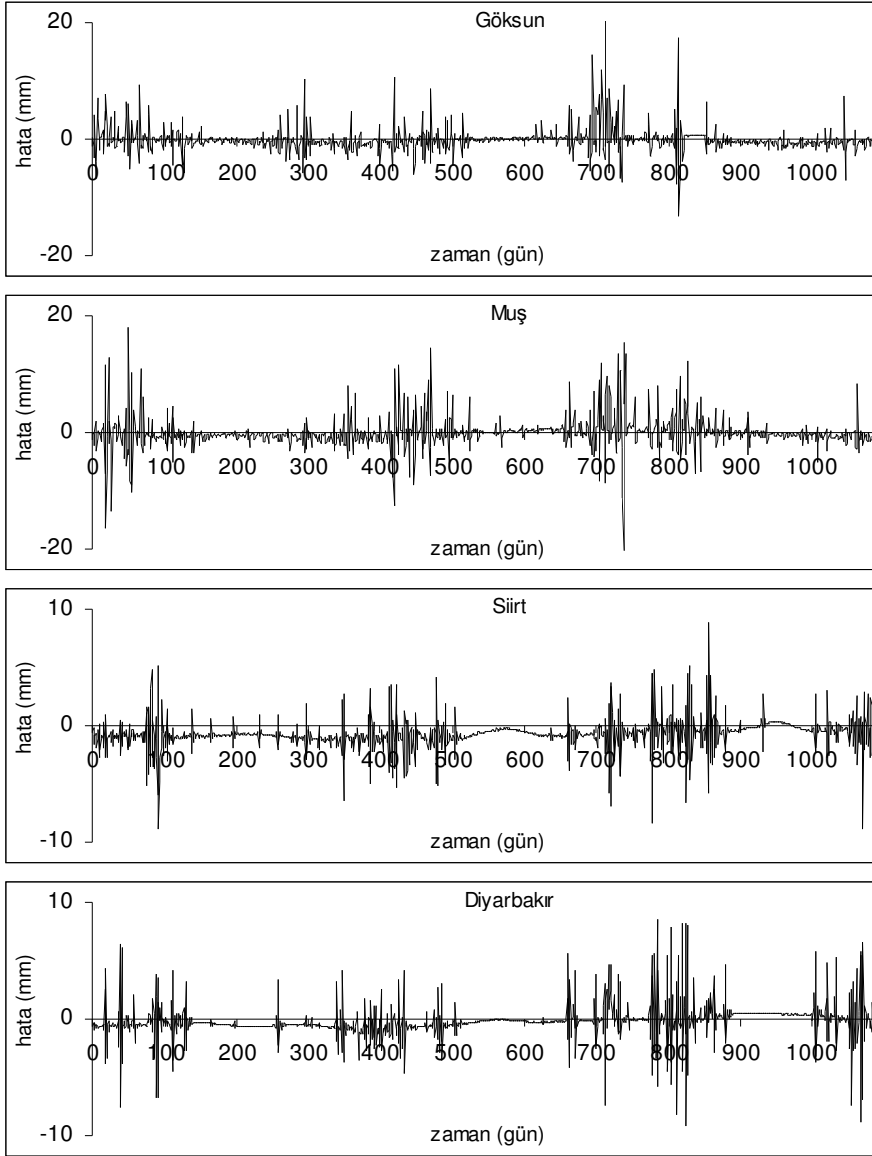
EK F:
D-İBGYSA YÖNTEMİNE GÖRE, HATALARIN GİDİŞATI



Şekil F.1 Test aşaması için hataların gidişatı (hata=gözlenen yağış değerleri - Dalgacık-İBGYSA yönteminde tahmin edilen değerler)

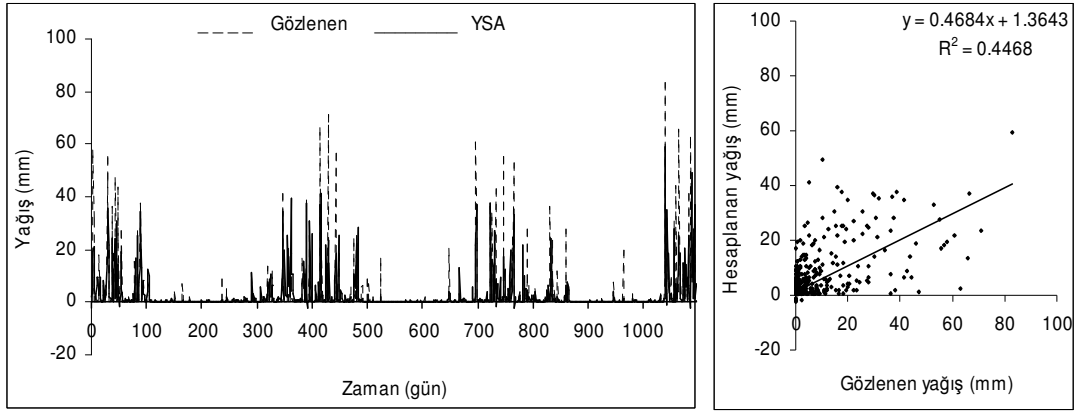


Şekil F.1 devamı

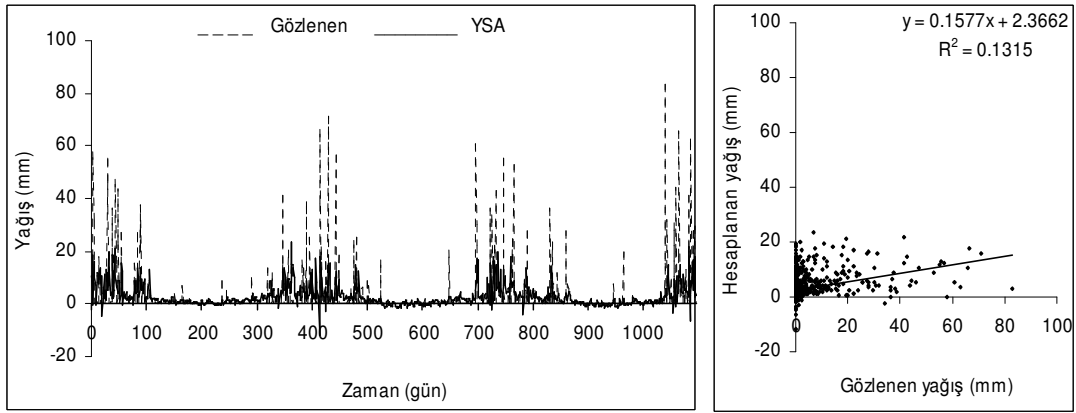


Şekil F.1 devamı

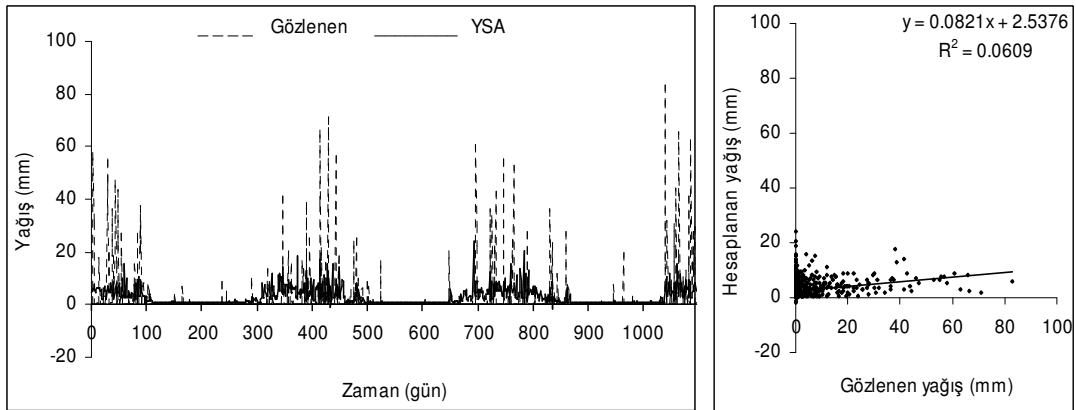
EK G:
İBGYSA VE D-İBGYSA YÖNTEMLERİ İLE SONRAKİ GÜNLER İÇİN YAĞIŞ
TAHMINLERİ(MUĞLA İSTASYONU İÇİN)



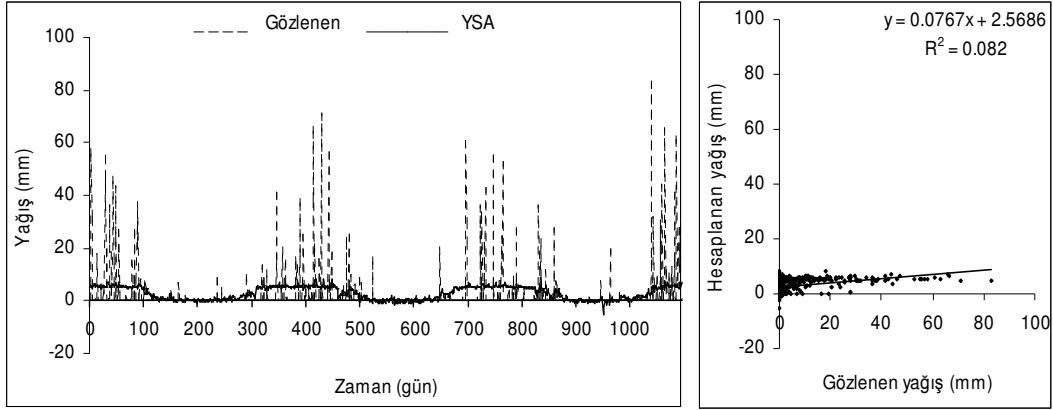
Şekil G.1a. İBGYSA yöntemi ile 1 gün ilerisi için yağış tahmini



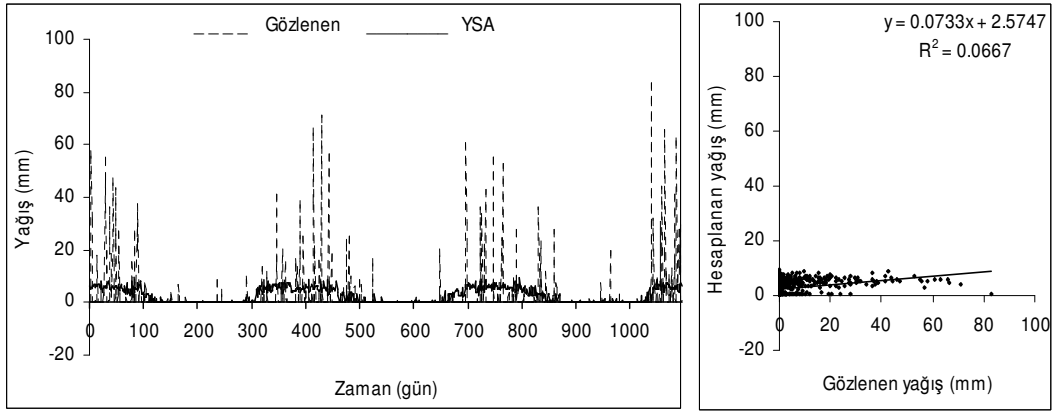
Şekil G.1b. İBGYSA yöntemi ile 2 gün ilerisi için yağış tahmini



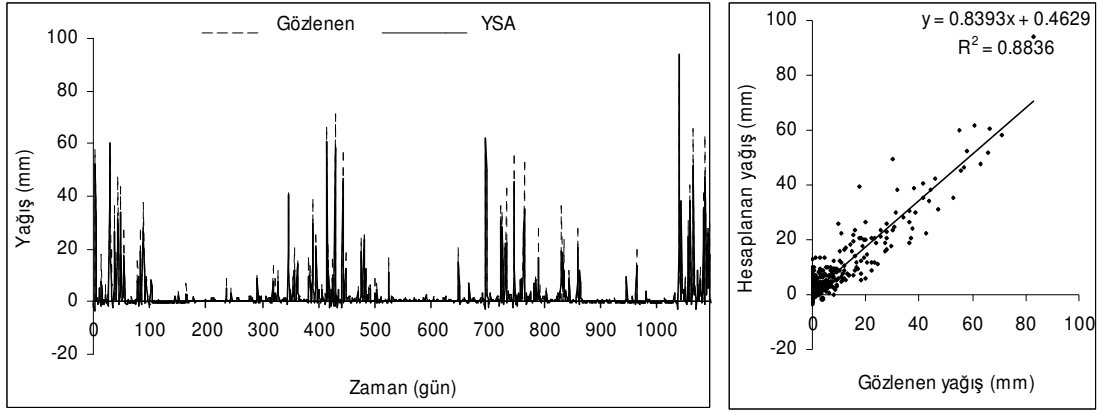
Şekil G.1c. İBGYSA yöntemi ile 3 gün ilerisi için yağış tahmini



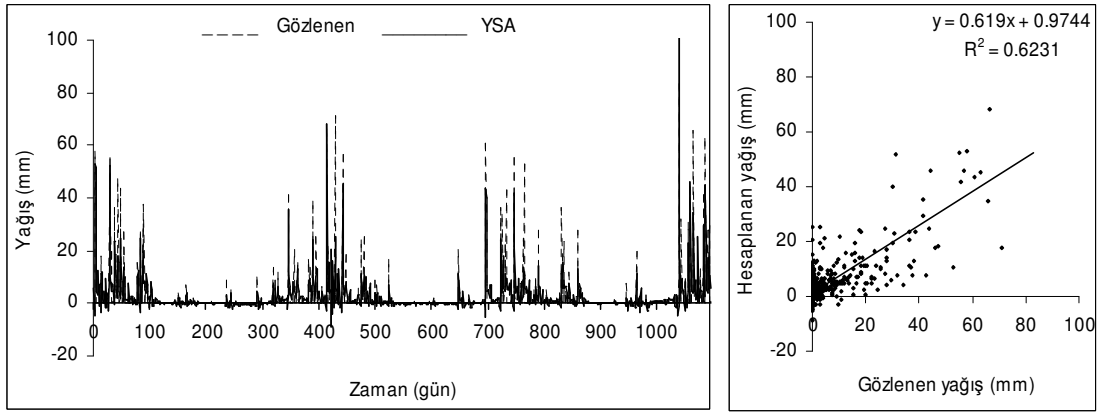
Şekil G.1d. İBGYSA yöntemi ile 4 gün ilerisi için yağış tahmini



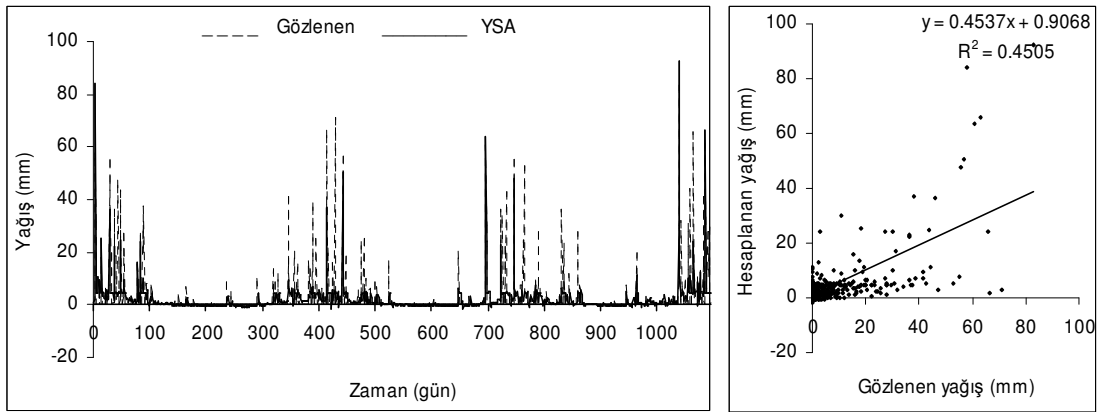
Şekil G.1e İBGYSA yöntemi ile 5 gün ilerisi için yağış tahmini



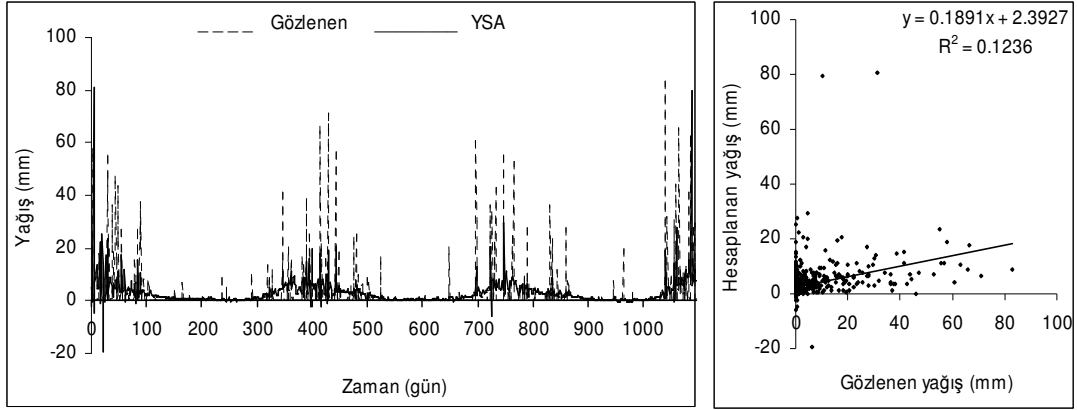
Şekil G.2.a D-İBGYSA yöntemi ile 1 gün ilerisi için yağış tahmini



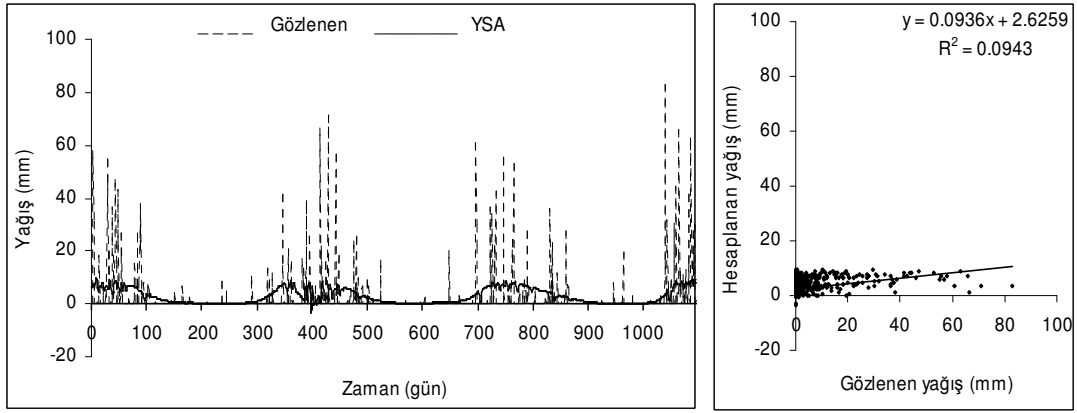
Şekil G.2.b. D-İBGYSA yöntemi ile 2 gün ilerisi için yağış tahmini



Şekil G.2.c. D-İBGYSA yöntemi ile 3 gün ilerisi için yağış tahmini



Şekil G.2.d. D-İBGYSA yöntemi ile 4 gün ilerisi için yağış tahmini



Şekil G.2.e. D-İBGYSA yöntemi ile 5 gün ilerisi için yağış tahmini

EK H:

**BU ÇALIŞMADA YAPAY SİNİR AĞLARI VE DALGACIK DÖNÜŞÜMÜ İÇİN
KULLANILAN BİLGİSAYAR PROGRAMLARI**

Verilerin ayrık dalgacık dönüşümü işlemleri için kullanılan R dilinde yazılmış program

```
mra(veri, wf = "la8", J = 11, method = "modwt", boundary = "periodic")
```

alt program

```
switch(boundary,reflection=x<c(x,rev(x), periodic, invisible),
  stop("invalid boundary rule in mra"))
n<length(x)
if(method=="modwt")
  x.wt<modwt(x,wf,J,"periodic")
else x.wt<= modwt(x,wf,J,"periodic")
x.mra<vector("list", J+1)
zero<vector(list, J+1)
names(zero)<c(paste("d",1:J,sep=""),paste("s",J,sep=""))
class(zero)<method
attr(zero, "wavelet"<=wf
attr(zero, "boundary"<=boundary
zero [[J+1]]<x.wt[[J+1]]<
  if (method=="modwt")
{for( k in 1:J) zero [[k]]<numeric(n)
x.mra [[J+1]]<<imodwt(zero)}
  else { for( k in 1:J) zero [[k]]<numeric(n/2^k)
x.mra [[J+1]]<<idwt(zero)}
for (j in J:1){
  zero< vector("list",j+1)
  names(zero)<c(paste("d",1:j,sep=""),paste("s",j,sep=""))
class(zero)<method
attr(zero, "wavelet"<=wf
attr(zero, "boundary"<=boundary
zero [[J+1]]<x.wt[[J+1]]<
  if (method=="modwt"){
    if(j!=1){
for( k in c(J+1,(j-1):1))zero [[k]]<numeric(n)}
    else{
      zero[[j+1]]<=numeric(n)}
      x.mra [[j]]<<imodwt(zero)}
    else{
      zero[[j+1]]<=numeric(n/2^j)
      if(j!=1){
        for( k in c(j-1):1))zero [[k]]<numeric(n/2^k)}
      x.mra [[j]]<<idwt(zero)}
    }
names(x.mra)<c(paste("D",1:J,sep=""),paste("S",J,sep=""))
if(boundary=="reflection"){
  for(j in (J+1):1) x.mra[[j]]<= x.mra[[j]][1:(n/2)]
}
else{
  return(x.mra)}
```

```
}
```

İBGYSA için Matlab 7.0 bilgisayar programı

```
clear
```

```
clc
```

```
PR=zeros(9,2);
```

```
PR(:,1)=0;
```

```
PR(:,2)=1.0;
```

```
load 'tr17062.dat' -ascii
```

```
P=tr17062(1:4383,1:9)';
```

```
T=tr17062(1:4383,10)';
```

```
net = newff(PR,[3 1],{'tansig' 'tansig'});
```

```
net.trainParam.epochs = 150;
```

```
net = train(net,P,T);
```

```
Y = sim(net,P);
```

```
figure(2)
```

```
plot(T,'b.')
```

```
hold on
```

```
plot(Y,'r.')
```

```
grid
```

```
hold off
```

```
figure(3)
```

```
p6=tr17062(4384:5479,1:9)';
```

```
t6=tr17062(4384:5479,10)';
```

```
x = sim(net,p6);
```

```
plot(t6,'b')
```

```
hold on
```

```
plot(x,'r-')
```

```
hold off
```

```
t6=t6';
```

```
tz=x';
```

```
save tz -ascii tz
```

```
save t6 -ascii t6
```

RTYSA için Matlab 7.0 bilgisayar programı

```
clear  
clc
```

```
load 'tr17062.dat' -ascii
```

```
P=tr17062(1:4383,1:9);  
T=tr17062(1:4383,10);
```

```
%training
```

```
net = newrb(P,T,.001,0.85,14,1);
```

```
% here .05 stands for the SSE (sum squared error) goal to be reached  
% here .5 stands for SPREAD parameter  
% here 10 number of neurons (iterations)  
% eğitim sonuç gösterme aralığı (1 iterasyon)  
Y = sim(net,P);
```

```
figure(2)  
plot(T,'b.')  
hold on  
plot(Y,'r.')  
  
grid  
hold off
```

```
figure(3)
```

```
p6=tr17062(4384:5479,1:9);  
t6=tr17062(4384:5479,10);
```

```
x = sim(net,p6);
```

```
%testing, P6-->simulasyon için hazırlanan vektör, T6 --> bulunması gereken çıkış değerleri
```

```
plot(t6,'b')  
hold on  
plot(x,'r-.')  
hold off  
t6=t6';  
tz=x';  
save tz -ascii tz  
save t6 -ascii t6
```

GRYSA için Matlab 7.0 bilgisayar programı

```
clear
clc

load 'tr17062.dat' -ascii
%load 'yamulaay.dat' -ascii

P=tr17062(1:4383,1:11);
T=tr17062(1:4383,12);

s=.08;

for i=1:1

    net2 = newgrnn(P,T,s);
    Y2 = sim(net2,P);
    figure(i+1)
    plot(T,'b+')
    hold on
    plot(Y2,'r-')
    grid
    hold off
    %s=.04;
end

%break

figure(3)

p6=tr17062(4383:5479,1:11);
t6=tr17062(4383:5479,12);
x = sim(net2,p6);

plot(t6,'b')
hold on
plot(x,'r-')
hold off
t6=t6';
tz=x';

save tz -ascii tz
save t6 -ascii t6
```

ÖZGEÇMİŞ

Turgay Partal, 1977 yılında İstanbul’da doğdu. İlköğrenimini Ahmet Haşim İlkokulunda, orta öğrenimini 1994 yılında Bayrampaşa Rıfat Canayakın lisesinde tamamladı. 1998 yılında Yıldız Teknik Üniversitesi İnşaat Mühendisliği bölümünde lisans öğrenimini başarı ile tamamlayarak mezun oldu. Şubat 1999’da Dumlupınar Üniversitesi’nde araştırma görevlisi oldu. Aynı yıl ODTÜ’de İngilizce kursuna gönderildi. Altı ay süren kursun tamamlanmasından sonra Dumlupınar Üniversitesi’ne geri döndü. 2000-2001 öğretim yılı başından itibaren lisansüstü eğitimini yapmak üzere kadrosu ile beraber İTÜ’ye geldi. 2000-2003 yılları arasında İTÜ Fen Bilimleri Enstitüsünde yüksek lisans yaptı. Şubat 2003’de İTÜ Fen Bilimleri Enstitüsü Hidrolik ve Su Kaynakları Mühendisliği anabilim dalında doktora eğitimine başladı ve halen bu eğitimini sürdürmektedir.