



T.C.

SELÇUK ÜNİVERSİTESİ

FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

SUSURLUK HAVZASI YAĞIŞ AKIŞ VERİLERİNİN MODELLENMESİ

Alpaslan YARAR

DOKTORA TEZİ

İNŞAAT MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALINI

ARALIK, 2010
KONYA
Her Hakkı Saklıdır

TEZ BİLDİRİMİ

Bu tezdeki bütün bilgilerin etik davranış ve akademik kurallar çerçevesinde elde edildiğini ve tez yazım kurallarına uygun olarak hazırlanan bu çalışmada bana ait olmayan her türlü ifade ve bilginin kaynağına eksiksiz atıf yapıldığını bildiririm.

DECLARATION PAGE

I hereby declare that all information in this document has been obtained and presented in accordance with academic rules and ethical conduct. I also declare that, as required by these rules and conduct, I have fully cited and referenced all material and results that are not original to this work.

Alpaslan YARAR

Tarih:

ÖZET

DOKTORA TEZİ

SUSURLUK HAVZASI YAĞIŞ AKIŞ VERİLERİNİN MODELLENMESİ

Alpaslan YARAR

Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü
İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman: Prof. Dr. Atila DORUM

2010, 197 Sayfa

Jüri
Prof. Dr. Atila DORUM
Doç. Dr. M. Faik SEVİMLİ
Yrd. Doç. Dr. Mustafa ONÜÇYILDIZ
Doç. Dr. Celalettin ÖZDEMİR
Yrd. Doç. Dr. Meral BÜYÜKYILDIZ

Hidrolojik olaylar çok farklı parametrelerden etkilenmekte, dolayısıyla bir planlama sırasında zorluklar yaşanmaktadır. Değişkenler arasında kesin bir bağlantıdan söz edilememesi, algoritmaların ve istatistiksel yöntemlerin kullanımına teşvik etmektedir. Son yıllarda oldukça sık kullanılan modeller arasında Yapay Sinir Ağları ve Bulanık Mantık yöntemleri de bulunmaktadır.

Bu çalışmada Susurluk Havzası'na ait 7 farklı Akım Gözlem İstasyonunun aylık ortalama akım verileri yapay sinir ağları ve bulanık mantık yöntemleri ile modellenmiş ve Zaman Serileri modeli olan ARIMA modeli ile karşılaştırılmıştır.

Havza üzerinde bulunan ve yağış gözlemi yapan meteoroloji istasyonları ile Thiessen Çokgeni oluşturularak her bir istasyona etki edebilecek yağış değerleri belirlenmiştir. Geçmiş aylara ve akım değerinin ait olduğu aya ait yağış verilerinin akım verileri ile korelasyonuna bakılarak yapay sinir ağları ve bulanık mantık yöntemlerinde kullanılacak veri setleri oluşturulmuştur. Modelleme farklı yapılarda yapılmış ve en iyi performans gösteren yapı esas alınmıştır.

Zaman serileri modelinde, uygun ARIMA modelini tahmin etmek amacıyla Otokorelasyon ve Kısmi Otokorelasyon Fonksiyonu grafikleri incelenmiştir. Ayrıca farklı ARIMA modelleri de denenerek Akaike Bilgi Kriterlerine göre en uygun model belirlenmeye çalışılmıştır.

Modellerin kıyaslamasının yapılabilmesi için her bir modelin tahmin değerleri ile ölçüm değerleri grafikleri çizilmiş ayrıca Ortalama Karesel Hata değerleri ve R^2 değerleri hesaplanarak hata performanslarına bakılmıştır. Elde edilen sonuçlara göre yapay sinir ağları ve bulanık mantık modelleri, düşük R^2 değeri olan iki akım gözlem istasyonu dışında kabul edilebilir sonuçlar üretebildiği görülmüştür.

Anahtar Kelimeler: Yapay Sinir Ağları, Bulanık Mantık, ANFIS, ARIMA,Susurluk Havzası, Yağış Akış Modellemesi.

ABSTRACT

Ph.D THESIS

MODELLING OF PRECIPITATION STREAMFLOW DATA OF SUSURLUK BASIN

Alpaslan YARAR

THE GRADUATE SCHOOL OF NATURAL AND APPLIED SCIENCE OF SELÇUK UNIVERSITY
THE DEGREE OF DOCTOR OF PHILOSOPHY
IN CIVIL ENGINEERING

Advisor: Prof. Dr. Atila DORUM

2010, 197 Pages

Jury
Prof. Dr. Atila DORUM
Assoc. Prof. Dr. M. Faik SEVİMLİ
Asst. Prof. Dr. Mustafa ONÜÇYILDIZ
Assoc. Prof. Dr Celalettin ÖZDEMİR
Asst. Prof. Dr. Meral BÜYÜKYILDIZ

Hydrological events are affected many different parameters, so the difficulties experienced during the planning. There cannot be a definite connection between the Variables, encourages the use of algorithms and statistical methods. In recent years, Artificial Neural Networks and Fuzzy Logic techniques are among the quite common used models.

In this study, monthly average flow data belong to 7 different Flow Observation Stations, which are in Susurluk Basin, are modeled with artificial neural networks and fuzzy logic methods and are compared with Time Series ARIMA model.

Rainfall values that may affect the each station were determined by Thiessen Polygon formed with the meteorological stations which can make rainfall observation on the basin. Data sets that will be used for artificial neural network and fuzzy logic modeling, were set looking to correlation between flow data and rainfall data which belong to current month and ancient months. Modeling made of different structures and based on the best-performing.

Autocorrelation and Partial Autocorrelation Function graphs were examined in order to estimate the appropriate time series ARIMA model. In addition, different ARIMA models are also tested according to the Akaike Information Criteria, to determine the most appropriate model.

Graphs of measured and forecasted data were drawn in order to compare the models and Mean Squared Error and R2 values are also calculated and investigated. It was seen that both artificial neural networks and fuzzy logic model can produce acceptable results except two stations, which seen low R2 value, according to obtained results.

Keywords: Artificial NeuralNetworks, Fuzzy Logic, ANFIS, ARIMA, Susurluk Basin, Rainfall Runoff Modeling

ÖNSÖZ

Bu çalışmada yardım ve desteklerinden ötürü danışmanım Sayın Prof. Dr. Atila DORUM'a, tez izleme komitesinde bulunan Sayın Doç. Dr. M. Faik SEVİMLİ ve Yrd. Doç. Dr. Mustafa ONÜÇYILDIZ'a, fikir ve yönlendirmelerinden dolayı Sayın Prof. Dr. Ali BERKTAY'a çalışmalarıma her zaman teşvik ve destekte bulunan bölüm başkanımız Sayın Prof. Dr. M. Yaşar KALTAKCI hocama sonsuz teşekkürlerimi sunarım. Ayrıca her türlü maddi ve manevi desteklerinden ve sabırlarından dolayı aileme minnet ve şükranlarımı sunarım.

Alpaslan YARAR
KONYA-2010

İÇİNDEKİLER

ÖZET……...……..iv

ABSTRACT…….v

ÖNSÖZ……vi

İÇİNDEKİLER…….vii

SİMGELER VE KISALTMALAR……...x

1. GİRİŞ..... 1

2. KAYNAK ARAŞTIRMASI..... 4

3. MATERYAL VE METOD..... 11

3.1. Araştırma Alanının Yeri Ve Özellikleri..... 11

3.2. Yapay Sinir Ağları 14

3.2.1. Yapay sinir ağlarının tanımı ve performansı 14

3.2.2. Biyolojik sinir ağları ve nöronun biyolojik yapısı..... 16

3.2.3. Ysa'nın yapısı ve işlem elemanı..... 19

3.2.4. Yapay sinir ağlarında eğitme 21

3.2.4.1. Eğitme algoritmaları..... 21

3.2.4.2. Perceptron..... 24

3.2.4.3. Çok katmanlı perceptron (multi layer perceptron) 27

3.2.4.4. Hatanın geriye yayılması algoritması ve genelleştirilmiş delta kuralı 29

3.2.4.5. Öğrenme ve momentum katsayıları 36

3.3. Bulanık Mantık..... 36

3.3.1. Bulanık küme teorisi..... 39

3.3.1.1. Üyelik fonksiyonu …..... 42

3.3.1.2. Üyelik derecesi atanması 44

3.3.1.3. Bulanık kurallar ve kural tabanı..... 45

3.3.2. Bulanık sistem..... 47

3.3.2.1. Mamdani bulanık çıkarım sistemi..... 48

3.3.2.2. Sugeno bulanık çıkarım sistemi 53

3.4. Sinirsel Bulanık Mantık Çıkarım Sistemi (Anfıs)..... 55

3.4.1. Sinirsel bulanık mantık sistem yapısı..... 56

3.5. Zaman Serileri Ve Box-Jenkins Modelleri..... 58

3.5.1. Zaman serileri analizinde temel kavramlar ve önemli işlemler..... 58

3.5.1.1. Zaman serisi 58
3.5.1.2. Zaman serisi bileşenleri 59
3.5.1.3. Zaman serisi grafiği 59
3.5.1.4. Gecikme sayısı 60
3.5.1.5. Otokorelasyon fonksiyonu 60
3.5.1.6. Kısmi otokorelasyon fonksiyonu 61
3.5.1.7. Fark işlemleri 62
3.5.1.8. Durağanlık 63
3.5.1.9. Akgürültü serisi 63
3.5.1.10. Hata terimi 63
3.5.2. Box-jenkins modelleri 64
3.5.2.1. Mevsimsel olmayan box-jenkens modellei 65
3.5.2.2. Mevsimsel box-jenkıns modelleri 77
3.5.3. Model seçim kriterleri 82
4. ARAŞTIRMA SONUÇLARI VE DEĞERLENDİRME 84
4.1. Yapay Sinir Ağları Uygulama Sonuçları 84
4.1.1. 302 numaralı istasyon 87
4.1.2. 311 numaralı istasyon 89
4.1.3. 314 numaralı istasyon 91
4.1.4. 316 numaralı istasyon 93
4.1.5. 317 numaralı istasyon 95
4.1.6. 324 numaralı istasyon 97
4.1.7. 328 numaralı istasyon 99
4.2. Anfıs Uygulama Sonuçları 101
4.2.1. 302 numaralı istasyon 102
4.2.2. 311 numaralı istasyon 103
4.2.3. 314 numaralı istasyon 104
4.2.4. 316 numaralı istasyon 105
4.2.5. 317 numaralı istasyon 106
4.2.6. 324 numaralı istasyon 107
4.2.7. 328 numaralı istasyon 108
4.3. Arıma Uygulama Sonuçları 109
4.3.1. 302 numaralı istasyon 109

4.3.2. 311 numaralı istasyon 117
4.3.3. 314 numaralı istasyon 125
4.3.4. 316 numaralı istasyon 132
4.3.5. 317 numaralı istasyon 141
4.3.6. 324 numaralı istasyon 150
4.3.7. 328 numaralı istasyon 157
5. SONUÇ VE ÖNERİLER 165
KAYNAKLAR……...…….168
EKLER……...…..173
ÖZGEÇMİŞ……..……...195

SİMGELER VE KISALTMALAR

Simgeler

$\mathbf{X_n}$: YSA giriş katmanı değerleri

$\mathbf{Y_n}$: YSA çıkış katmanı değerleri

w : Bağlantı ağırlıkları

E : YSA hata değeri

δ : YSA hata işareti

$\mu(x)$: Üyelik derecesi

$\mathbf{z_t}$: Zaman serisi

$\mathbf{r_k}$: k'ıncı gecikmeye ait otokorelasyon değeri

$\mathbf{r_{kk}}$: k'ıncı gecikmeye ait kısmi otokorelasyon değeri

B : Fark değeri

ϕ : Otoregresyon katsayısı

θ : Hareketli ortalama katsayısı

Φ : Mevsimsel otoregresyon katsayısı

Θ : Mevsimsel hareketli ortalama katsayısı

ε_t : Hata terimi

$\mathbf{e_t}$: Öngörü hatası

$\hat{z}$: Öngörü değeri

Kısaltmalar

YSA : Yapay Sinir Ağları

BM : Bulanık Mantık

ANFIS : Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System

EİEİ : Elektrik İşleri Etüt İdaresi

DMİ : Devlet Meteoroloji İşleri

ÜD : Üyelik Derecesi

ÜF : Üyelik Fonksiyonu

ACF : Otokorelasyon Fonksiyonu

PACF : Kısmi Otokorelasyon Fonksiyonu

AIC : Akaike Bilgi Kriteri

1. GİRİŞ

İnsanoğlu doğayla sürekli bir etkileşim içindedir ve bazen bu etkileşim karşılıklı olarak zararlı sonuçlara yol açmaktadır. Doğaya en çok zarar veren canlı olan insanoğlu doğadan gelecek olan zararlardan da en çok kendisi etkilenmektedir.

Son yıllardaki iklim değişikliğinden dolayı ekosistemde meydana gelen olumsuz değişiklikler ve canlılar üzerindeki zararları, insanoğlunu ve bilim adamlarını bu konuda önlemler almaya zorlamıştır. Geliştirilen iklim modelleri ve buna bağlı olarak üretilen senaryolar ile yeryüzündeki su miktarında meydana gelebilecek aşırı artış ve azalışlara karşı gerek devletler bazında gerekse sivil örgütlerce politikalar geliştirilmektedir.

Hidrolojik olaylar çok sayıda etkene bağlıdır, bu nedenle bir planlama sırasında bu etkenlerin hepsini birden göz önünde bulundurmak oldukça zor, hatta neredeyse imkânsızdır. Bu sebeple, hidrolojik olaylardaki değişkenler arasında kesin bir bağıntıdan söz edilemez. Rastgele bir karakter taşıyan bu gibi olayların incelenmesinde bazı bilgisayar destekli algoritmalar ve istatistik yöntemler kullanılır.

İnsanın yapısı, özellikle de beyni tarih boyunca araştırmalara ve buluşlara kaynak olmuştur. İnsanlar, robot ve benzeri buluşlarla kendi beyinlerini taklit etmeye çalışmışlardır. Son yıllarda en başarılı beyin taklitlerinden biri olan ve özellikle bilgi işleme amacıyla kullanılan Yapay Sinir Ağları yöntemi geliştirilmiştir.

Yapay Sinir Ağları (YSA)'nın temelini insandaki sinir ağının elektrik modeli teşkil etmektedir. Bir başka deyişle, YSA insan beyni çalışma sisteminin matematik ve bilgisayar modellemesi olup, olayları öğrenerek karar verme ilkesi üzerine kurulmuştur. Öğrenme, zeki sistemlerin bilgi, yetenek ve tecrübelerini artırma olayı olarak düşünülebilir. Bu düşünce ile öğrenme ve öğrendiklerine göre sonuç verme yeteneği YSA'lar sayesinde geliştirilmiştir.

Bulanık Mantık (BM) Yaklaşımı, makinelere insanların özel verilerini işleyebilme ve onların deneyimlerinden ve önsezilerinden yararlanarak çalışabilme yeteneği verir. Bu yeteneği kazandırırken sayısal ifadeler yerine sembolik ifadeler kullanılır. İşte bu sembolik ifadelerin makinelere aktarılması matematiksel bir temele dayanır. Bu matematiksel temel Bulanık Mantık Kümeler Kuramı ve buna dayanan Bulanık Mantıktır.

Bulanık mantık denetimi dilsel olarak tanımlanmış denetim stratejisini, uzman tabanlı otomatik denetim algoritmasına çevirir. Deneyimler bulanık mantık denetimi ile elde edilen çıkış performansının klasik yöntemlerle elde edilene göre daha iyi olduğunu göstermiştir. Özellikle sistemin karmaşık olduğu ve analizinin klasik yöntemlerle yapılamadığı ve bilgilerin niteliklerinin belirsiz veya kesin olmadığı durumlarda bulanık mantık denetim yöntemi çok uygun olmaktadır.

Sinirsel bulanık sistemler, yapay sinir ağlarının paralel hesaplayabilme ve öğrenme kabiliyeti ile bulanık mantığın uzman bilgisini kullanarak sonuçlar çıkarabilme özelliklerinin birleşiminden oluşur. Sonuç olarak sinirsel bulanık sistemler sayesinde yapay sinir ağları daha anlaşılır hale gelir.

ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System)'in yapısında hem yapay sinir ağları hem de bulanık mantık kullanılır.

ANFIS, ele alınan problem için oluşturulan yapıya göre olası tüm kuralları atayabilmekte veya kuralların veriler yardımıyla uzman tarafından atanmasına olanak vermektedir. ANFIS' in kural oluşturabilmesi veya kural oluşturulmasına olanak sağlaması uzman görüşlerinden faydalanması anlamına gelmektedir. Bu nedenle birçok tahmin probleminde yapay sinir ağlarına uzman görüşlerinden faydalanma imkânı tanıdığı için ortalama karesel hata kriterine göre daha iyi sonuçlar elde edilmesini mümkün kılmaktadır. ANFIS' in öğrenme algoritması, en küçük kareler yöntemi ile geri yayılmalı öğrenme algoritmasının bir arada kullanılmasından oluşan melez öğrenme algoritmasıdır.

Zamana bağlı olarak (günlük, aylık, yıllık) kaydedilen veriler bir zaman serisi oluşturmaktadır. Bilimsel çalışmalarda bu tür verilerin analizlerine sıkça başvurulmakta ve serinin karakterine bağlı olarak farklı modeller oluşturulmaktadır. Bu modellerden en yaygın olarak kullanılanları Box-Jenkins ARIMA (Auto Regressive Integrated Moving Average) modelleridir. Modeller oluşturulduktan sonra modelin uygun olup olmadığına karar verilir bunun sonucunda da öngörü işlemi yapılabilmektedir.

YSA, ANFIS ve ARIMA modellerinin mühendislik uygulamalarında geniş kullanım alanı bulmalarının sebebi, klasik yöntemlerle elde edilen matematiksel ifadelerin zor oluşları ve çözümlerinin uzun zaman almaları olarak değerlendirilebilir. Bu modeller sayesinde hem klasik yöntemlerden elde edilenlere yakın, hem de daha kısa zamanda sonuçlar alınabilmektedir. Bu sebeple de bu modeller, Hidroloji biliminde de kendine kabul edilebilir bir yer bulmuştur.

Suyun yaşam için önemi tartışılmaz, üstelik nüfus ve kişi başına su tüketimindeki artışlarla, kullanılabilir suyun önemi gitgide artmaktadır. Artan su ihtiyacından dolayı da gelecekte ülkeler arası savaşların çıkabileceği tahmin edilmektedir. Ülkemizde bulunan su kaynaklarına ilişkin koruma ve kullanım çalışmaları daha çok önem kazanmış bulunmaktadır.

Bu çalışmada Balıkesir, Bursa ve Kütahya gibi illerin içinde bulunduğu Susurluk Havzasında bulunan akarsulara ait aylık ortalama akım değerleri, üç farklı model ile modellenmeye çalışılmıştır. Çalışmada Elektrik İşleri Etüt İdaresi (EİEİ) akım yıllıklarından alınan akım değerleri ve Devlet Meteoroloji İşleri Genel Müdürlüğünden (DMİ) alınan bölgenin aylık yağış değerleri arasında ilişki kurularak YSA ve ANFIS ile yağış-akış modelleri kurulacaktır. Ayrıca eldeki akım verileri ARIMA modeli ile de modellenerek en iyi sonuç değerlendirilecektir.

Çalışma sonucunda modellerin performanslarına göre en uygun model kararlaştırılacak ve havza için gelecekte su kullanım politikaları üretilmesi durumunda önemli katkılar sağlanacaktır.

2. KAYNAK ARAŞTIRMASI

1940'larda Mc Culloch ve Pitts, bir biyolojik nöronun temel fonksiyonlarının basit bir eşik cihazı olarak modellenebileceğini göstermiştir (Mc. Culloch ve Pitts, 1943). Hebb (1949) ise "The Organization of Behaviour" adlı kitabında hücresel seviyede beyinin öğrenme mekanizmasından bahsetmiştir. Hebb'in biyolojik öğrenme kuralına göre; bir nörondan dentrit yoluyla gelen ve bir akson yoluyla alınan giriş onun bir darbe üretmesine sebep olur. Sonraki aksonal girişlerin darbe üretme olasılığı artar. Böylelikle yapılan davranışın mükâfatı ortaya çıkar.

Hızlı hesaplamaya yönelik YSA çalışmaları 1950'li yıllarda başlamıştır. Basit nöron modellerine dayalı bir hesaplama modeli, Rosenblatt (1959) tarafından önerilmiş ve ardından perceptron diye bilinen tek katmanlı ilk YSA modeli ortaya çıkmıştır. Widrow ve Hoff (1960), bu basit nöron modelini kullanarak öğrenebilen ilk adaptif sistemler üzerinde çalışmış ve delta kuralı diye bilinen; gerçek çıkış ile istenen çıkış arasındaki farka eşit bir hata terimi kullanarak bağ ağırlıklarının değiştirildiği bir öğrenme kuralını ortaya koymuşlardır.

Minsky ve Papert (1969), basit percepton modelinin yalnızca örnek sınıflarının lineer bir sınırla ayrılabildiği örneklemeleri sınıflandırabildiğini; ancak bu modelle, klasik XOR (Exclusive OR/ayrıcalıklı veya) problemine çözüm bulmanın imkansız olduğunu göstermiştir. Çalışmalarında YSA yardımı ile öğrenme ve hesaplamada aşılması zor engeller olduğunu iddia etmişler ve bu iddiaları ile YSA konusundaki çalışmaları önemli derecede yavaşlatmışlardır.

1969–1982 yılları arasındaki çalışmalarda ise teori artık oturmuştur. 1982'de J.J. Hopfield tarafından yayınlanan " Neural Networks and Physical Systems " adlı çalışma ile çağdaş YSA devri başlamıştır (Hopfield, 1982). Bu çalışmada, nöronların karşılıklı etkileşimlerine dayanan bir nöral hesaplama modeli önerilmiştir. Bu model, bir enerji fonksiyonunu, alabileceği en az değerine indiren 1. mertebe lineer olmayan diferansiyel denklemlerden oluşmuştur. Hopfield; ağ seviyesinde, tek tek nöron seviyesinde varolmayan hesaplama kapasitesinin bulunduğunu öne sürmüştür. Bu tür YSA'na, "Hopfield Ağı" denilmektedir. Hopfield'in geri beslemeli YSA modelini ortaya atması ve bunun pratik optimizasyon problemlerinde kullanılabilirliğini göstermesi (Hopfield ve Tank, 1985), YSA konusundaki çalışmaları yeniden hızlandırmıştır.

Hosking (1984), kesirli farklar ARIMA modeli ile ilgili yaptığı çalışmada parametre tahminlerini tartışarak yaklaşık maksimum komşuluk metodunu önermiştir. Yaptığı çalışma ile metodun yüzey akışı ve yıllık sıcaklık zaman serilerine uygun olduğunu göstermiştir.

Grossberg (1986), Uyarlanabilir Rezonans Teorisi (Adaptive Resonance Theory, ART) adında bir YSA yapısını geliştirmiştir. ART çok gelişmiş bir YSA modeli olmakla beraber henüz çok fazla probleme uygulanmamıştır. Aynı zamanda Kohonen (1984)'de "kendi kendini düzenleyen nitelik haritası"nı (self-organizing maps) geliştirmiştir. Bu YSA modeli, nümerik aerodinamik akış hesaplamaları için çoğu algoritmik yöntemden daha etkili olmuştur.

Rumelhart ve ark. (1986a) "Parallel Distributed Processing" (paralel dağılımlı işleme) adlı kitaplarında, ileri beslemeli (feed-forward) ağlarda yeni öğrenme modeli olan hatanın geriye yayılması algoritmasını (backpropagation algorithm) geliştirerek, daha önce bu konuda Minsky ve arkadaşları tarafından iddia edilen aksaklıkların aşılabileceğini göstermişlerdir. Bugün endüstride birçok YSA uygulamasında bu öğrenme yöntemi ile bunun değişik varyasyonları kullanılmaktadır. Back-propagation algoritması, kullanımı çok yaygın olan ve öğrenilmesi kolay bir ağdır. Ayrıca biyolojik işaretlerin sınıflamalarında tercih edilen bir ağ yapısıdır. İç içe girmiş konveks yapıdaki kümelerin sınıflamasını rahatlıkla yapmaktadır.

Mohan ve Vedula (1995), stokastik modellemeyle ilgili yaptıkları çalışmada, muson iklim şartlarında rezervuara giren aylık akım değerlerini, logaritmik dönüşümü yapılmış 25 yıllık verileri ile mevsimsel ARIMA modeli kullanarak modellemişlerdir. Oluşturulan model ile 27 yıl için aylık akım değerlerini tahmin etmişlerdir. Tahmin edilen akımlar ile gerçek akımların karşılaştırılması sonucu, ARIMA modellerinin uzun dönem akım tahminlerinde uygun olduğunu belirtmişlerdir. Model kullanımının optimum bitki deseni ve optimum işletme politikalarının geliştirilebileceğini vurgulamışlardır.

Harmancıoğlu ve Alpaslan (1997), çevre bütününün bir parçası olarak tanımlanan su kaynaklarının da, sürdürülebilir kalkınma felsefesi içinde, havza bazında ve diğer doğal kaynaklarla entegre biçimde yönetilmeleri gerektiğini vurgulamışlardır.

Bayazıt ve Avcı (1997), suyun azlığından bölgede stratejik öneme sahip olan Türkiye'nin önemli derecede su kaynaklarına sahip bir ülke olduğunu ve bu kaynakların, planlama ve geliştirilmesinde 20. y.y.'ın ikinci yarısında önemli çabalar

sarf edildiğini belirtmişler, nüfustaki ani artış, tarımsal sulamanın genişlemesi ve endüstri ile su kaynaklarının nitelik ve nicelik açısından önemli olduğuna dikkat çekmişlerdir. Ayrıca GAP projesinin tamamlanması ve diğer bazı projeler, su kaynaklarının geliştirilmesi adına, Türkiye'nin finansal ve teknik olanaklarının önemli bir kısmına ihtiyaç duyduğunu vurgulamışlardır.

Thirumalaiah ve Deo (2000), Yapay Sinir Ağları ile tahminlerin diğer modellere göre daha cazip bir alternatif olduğunu söylemiş ve Hindistan'da yaptıkları çalışmada da saatlik akım ve günlük nehir durumlarının gerçek zamanlı tahminlerinde Yapay Sinir Ağlarının Hindistan yağışları tahmininde yeterli olduğunu belirtmişlerdir.

Islam ve Kothari (2000), devam eden ve planlanan uzaktan algılama görevleri ile birleştirilen uzaktan algılama teknolojilerindeki son gelişmeler, sürekli elde bulunmayan zamana ait, kesin hidrolojik dataları üretmek için düşünüldüğünü belirtmişlerdir. Yapay Sinir Ağlarının, ki hidrolojik uygulamaların ilk safhası ise de, karmaşık çok kaynaklı uzaktan algılanan hidrolojik dataları önceden tahmin etmek, modellemek ve karakterize etmek için hızla cazip bir araç haline geldiğini söylemişlerdir.

Tokar ve Markus (2000), yaptıkları çalışmada, yağış miktarı, kar yağışı ve sıcaklığın fonksiyonları olarak havzadaki akış miktarlarının tahmininde, Yapay Sinir Ağı modellerini, geleneksel modellerle karşılaştırmışlar, sonuçta çeşitli zaman ölçülerinde, topoğrafyada ve iklim örneklerinde, yağış-akış yöntemlerinin modellemesinde Yapay Sinir Ağlarının güçlü bir araç olabileceğini belirtmişlerdir.

Govindaraju (2000), Yapay Sinir Ağlarının yağış-akış, nehir akışı, yer altı suyu idaresi, su kalitesi ve yağış gibi lineer olmayan bir çok hidrolojik olayların modellenmesi için çok sağlıklı araçlar olduğunu söylemiştir.

Keskin ve Terzi (2001), buharlaşma miktarının belirlenmesinin özellikle, tabii ve suni göllerin su bütçesi tahmininde önemli parametrelerden birinin olduğunu vurgulamış ve yaptıkları çalışmada DSİ 18. Bölge Müdürlüğü'nden alınan 1965-1993 yılları arasındaki verileri kullanarak yapay sinir ağları metodu yardımıyla Eğirdir Gölü'ne ait buharlaşma miktarını tahmin etmişlerdir. Elde ettikleri sonuçlar yapay sinir ağları metodunun buharlaşma tahmininde kullanılabileceğini göstermektedir.

Can ve Acar (2001), yaptıkları çalışmada, Çoruh havzasındaki yıllık ortalama yağış yüksekliğinin yersel değişimini Yapay Sinir Ağları ile belirlemeye çalışmışlardır. Yapay Sinir Ağlarını eğitiminde Çoruh havzasında bulunan meteoroloji istasyonlarının

boylam, enlem, rakım ve yıllık ortalama yağış yüksekliklerini kullanmışlar ve elde ettikleri sonuca göre de Yapay Sinir Ağlarının Çoruh havzasındaki yıllık ortalama yağış yüksekliğinin tahmininde kullanılabileceğini göstermişlerdir.

Chang ve Chang. (2001)'da yaptığı çalışmada, ANFIS yönteminin su kaynaklarının planlanmasında uygulanabilirliğini araştırmıştır. Bunun için, taşkın dönemlerinde hazne su seviye değişiminin tahmini için ANFIS tahmin modelleri kurularak modelleme gerçekleştirilmiştir.

Dibige ve Solomatine (2001), Güneybatı Venezuela'da bulunan ve Bruzual ile Puente Remolino arasında gemi taşımacılığı yapılan Apure Nehri havzasında yaptıkları çalışmada 1981-1985 yılları arasındaki Bruzual alt havzasına ait günlük ortalama yağış ve aylık ortalama buharlaşma ile Bruzual istasyonundan alınan günlük ve haftalık akış değerlerini kullanarak yapay sinir ağları metodu yardımıyla bir yağış-akış modellemesi yapmışlardır. Elde ettikleri sonuçlara göre YSA modellerinin yağış-akış dönüştürme problemlerine uygulanmasının cesaret verici sonuçlar gösterdiğini görmüşlerdir.

Bowden ve ark. (2003), su kaynakları uygulamaları için YSA modelleri geliştirilirken dikkate alınması gereken adımın dataların uygun dönüşümlerinin seçilmesi olduğunu vurgulamışlar ve genel olarak data dönüşümleri için öncelikli uygulamaların;

1. Dataları, çıkış katmanındaki transfer fonksiyonu ile orantılı olacak şekilde ayarlamak,
2. Her bir değişkeni standardize etmek,
3. YSA'nın uygun bir başlangıcını yapmak,
4. Çıkışları daha iyi haritalamak için giriş değişkenlerinin dağılımını düzenlemek olduğunu belirtmişlerdir.

YSA ve BM yaklaşımları, problemin çözümünde bireysel olarak etkili bir şekilde uygulanmaktadır. Ancak son yıllarda, bu iki yaklaşımın birleşiminden oluşan, daha güçlü ve etkili bir yöntem olan ANFIS kullanılmaya başlanmıştır. ANFIS, YSA'nın öğrenme yeteneğini kullanarak giriş ve çıkış değişkenlerini ilişkilendirmekte, modelin giriş yapısı tanımlanmakta, etkili bir şekilde bulanık kuralları oluşturmaktadır. Bu sayede bulanık yönteminin en önemli problemi ortadan kalkmaktadır. Ayrıca, BM yönteminin, düşünme ve karar verme özelliği ile sonuca ulaşmaktadır. ANFIS son zamanlarda, hidrolojik olayların tahmini, su kaynaklarının planlanması, akış tahmini, yağış-akış modellemesi, sistem tasarımı ve yönetimi gibi birçok alanda başarılı ve etkili

bir şekilde uygulanmıştır (Hsu ve ark. 1998, Yılmaz ve ark. 2004, Rangel ve ark. 2005, Tütmez ve ark. 2006, Vernieuwe ve ark. 2005, Da Silva ve ark. 1999, Daoming ve Jie 2006, Fırat ve Güngör 2007).

Katimon ve Demun (2004), yaptıkları çalışmada Malezya Teknoloji Üniversitesi kampüsü su kullanımına ARIMA modelini uygulamışlardır. Kampus aylık su kullanımı, otokorelasyon fonksiyonu, kısmi otokorelasyon fonksiyonu ve Akaike bilgi kriteri kullanılarak ARIMA (2,0,0) modeli ile en iyi temsil edilmiştir. φ_1 ve φ_2 parametrelerinin tahmini değerleri sırasıyla 0.2747 ve 0.4194 olarak bulunmuştur. Analizler göstermiştir ki ARIMA (2,0,0) modeli kampus su kullanımını tahmin etmede önemli bir araç olmuştur.

Nayak ve ark. (2004b) tarafından önerilen çalışmada, sinirsel BM çıkarım yönteminin hidrolojik zaman serilerinin modellemesinde uygulanışı araştırılmış ve Baitarani nehri (Hindistan) akımının modellemesi için bir uygulama verilmiştir. Çalışmada, akım değerinin önceki zamanlarına ait değerleri kullanılarak farklı giriş sayısına ve yapısına sahip ANFIS model geliştirilmiş ve en uygun giriş yapısına karar verilmiştir. Çalışma sonunda, sinirsel BM yönteminin zaman serilerinin modellenmesinde başarılı ve etkili bir şekilde uygulanabileceği gözlenmiştir.

Hocaoğlu ve Kurban (2005)'te yaptıkları çalışmada, Eskişehir bölgesi için 1995–2002 yıllarına ait güneşlenme süreleri verileri kullanılarak 2003 yılına ait güneşlenme süreleri eğri uydurma, doğru uydurma ve adaptif ağ yapısı tarzındaki işleyişi sayesinde, hem sistem hakkındaki çevresel bilgiyi kullanarak hem de sisteme ilişkin giriş çıkış verisinden faydalanarak kendi kendini güncelleme yeteneğine sahip olan ANFIS (Adaptif Ağ Tabanlı Bulanık Mantık Çıkarım Sistemi) yapısı kullanılarak tahmin edilmiş ve elde edilen sonuçlar yorumlanmıştır. Tahmin problemini çözmek için oluşturulan ANFIS yapısı, problemdeki tüm yıllara ait verileri daha iyi karakterize ettiğinden sonraki yıllar için gerçek değerlere daha yakın sonuçlar vereceği öngörülmektedir.

Topçuoğlu ve ark. (2005), yaptıkları çalışmada, günümüzde sentetik sentetik seri üretiminde en sık kullanılan model olarak görülen ARIMA modelleri kullanılarak, Gediz Havzasının gelecekteki yağış potansiyelinin tahmin edilmesini amaçlamışlardır. Gediz havzası için oluşturulan model sonucu, 100 yıllık dönem sonunda, havza içinde yıllık toplam yağışın %2,4 oranında azalacağını belirlemişlerdir.

Akyılmaz ve Ayan (2006)'da yaptıkları çalışmada Yapay Sinir Ağları (YSA) ve Bulanık Çıkarım Sistemlerini (BÇS) jeodezinin en önemli problemlerinden bazılarının çözümü için kullanmışlardır. Bu problemler sırayla, Yer yuvarı gravite alanının modellenmesi ve de GPS/Nivelman ölçülerinden geoid yüzeyinin belirlenmesidir. Gravite alanı modellemesi için GRACE (Gravity Recovery And Climate Experiment) uydu gravimetre verileri, GPS/Nivelman geoidi için ise İzmir metropolitan GPS nirengi ağında yapılan GPS ve nivelman ölçülerinden türetilmiş geoid yükseklikleri bilinen kontrol noktaları kullanılmıştır. Her iki uygulama sonucunda esnek hesaplama yöntemlerinin, özellikle girdi-çıktı sistemleri şeklinde tanımlanan jeodezik problemlerin çözümü için uygun yöntemler olduğu sonucuna varılmıştır. Gravite alanı modellemesinde, global modelden elde edilen verilerin yaklaşık olarak belirtilen doğrulukta olduğu ANFIS modelinin sonucu ile de kanıtlanmıştır.

Chen ve ark. (2006) tarafından yapılan bu çalışmada, ANFIS yöntemi ile taşkın tahmin modelinin geliştirilmesi amaçlanmıştır. Bunun için, Chohui Nehrinde, taşkın planlaması için ANFIS yöntemiyle bir uygulama gerçekleştirilmiştir. Çalışmada, tahmin edilen istasyonun geçmiş zamanlara ait değerleri ile membasındaki su seviyesi değerleri ve havzadaki ortalama yağış değerlerinin kullanılması ile ANFIS tahmin modeli geliştirilebileceği gösterilmiştir. Ayrıca, modeller, geri yaymalı sinir ağları kullanılarak çözülmüş ve ANFIS sonuçları ile karşılaştırılmıştır. Elde edilen sonuçlardan, taşkın tahmini için geliştirilen ANFIS tahmin modelinin başarısının daha iyi olduğu görülmüştür.

Uzundurukan (2006)'da yaptığı çalışmada, killerin şişme davranışı üzerinde etkisi bulunan parametreleri incelemiş ve çalışmada elde edilen deneysel verilere bağlı olarak modelleme çalışmaları yürütülmüştür. Bu kapsamda; Ankara, Burdur ve Kütahya yörelerinden alınan doğal zemin numuneleri kullanılmıştır. Elde edilen veriler, uyarlanabilir sinir ağına dayalı bulanık çıkarım sistemi (ANFIS) ile değerlendirilerek, zeminlerin emme ve şişme davranışları modellenmeye çalışılmıştır. Modelleme çalışmaları yapılarak; şişme yüzdesi, şişme basıncı ve emme basıncı parametrelerinin tahmin edilmesi amacıyla, uyarlanabilir sinir ağına dayalı bulanık mantık sistemi (ANFIS) kullanılmış; deneysel sonuçlarla model çalışmalarının sonuçları karşılaştırılmıştır. Modelleme çalışmalarının sonunda, ANFIS yönteminin, şişme yüzdesi, şişme basıncı ve emme basıncı tahminlerinde oldukça uyumlu sonuçlar verdiği gözlenmiştir.

Fırat (2007)'de yaptığı çalışmada Sinirsel Bulanık Mantık Yönteminin (ANFIS) günlük akarsu akış ve katı madde miktarının tahmin edilmesinde uygulanabilirliliği araştırmıştır. ANFIS yöntemi ile Büyük Menderes havzasında, dört akarsu kolu için farklı giriş yapısına sahip akış ve katı madde tahmin modelleri geliştirilmiştir. Modellerin davranışlarını değerlendirmek için çeşitli ölçütler dikkate alınmıştır. ANFIS sonuçları gözlem verileri ile karşılaştırılmış ve performansları değerlendirilmiştir. Elde edilen sonuçlar ANFIS yönteminin, akış ve katı madde modellenmesinde ve tahmin edilmesinde başarılı bir şekilde uygulanabileceğini göstermiştir.

Taewitchit ve Chittaladakorn (2009), yaptıkları çalışmada tarihsel hidrolojik veri olarak aylık akımlar zaman serilerini ARIMA modeli ile modellemişlerdir. Elde ettikleri en iyi model ile gelecek 12 aylık tahminde bulunmuşlar ve bu tahmin değerlerini rezervuar kural eğrilerini elde etmek için genetik algoritma modeline girdi olarak vermişlerdir. Sonuçta ARIMA modelinin aylık akımların tahmini için faydalı bir model olduğunu belirtmişler ve ARIMA(2,0,2)(2,1,2) modelini çalışmaları için uygun olduğunu vurgulamışlardır.

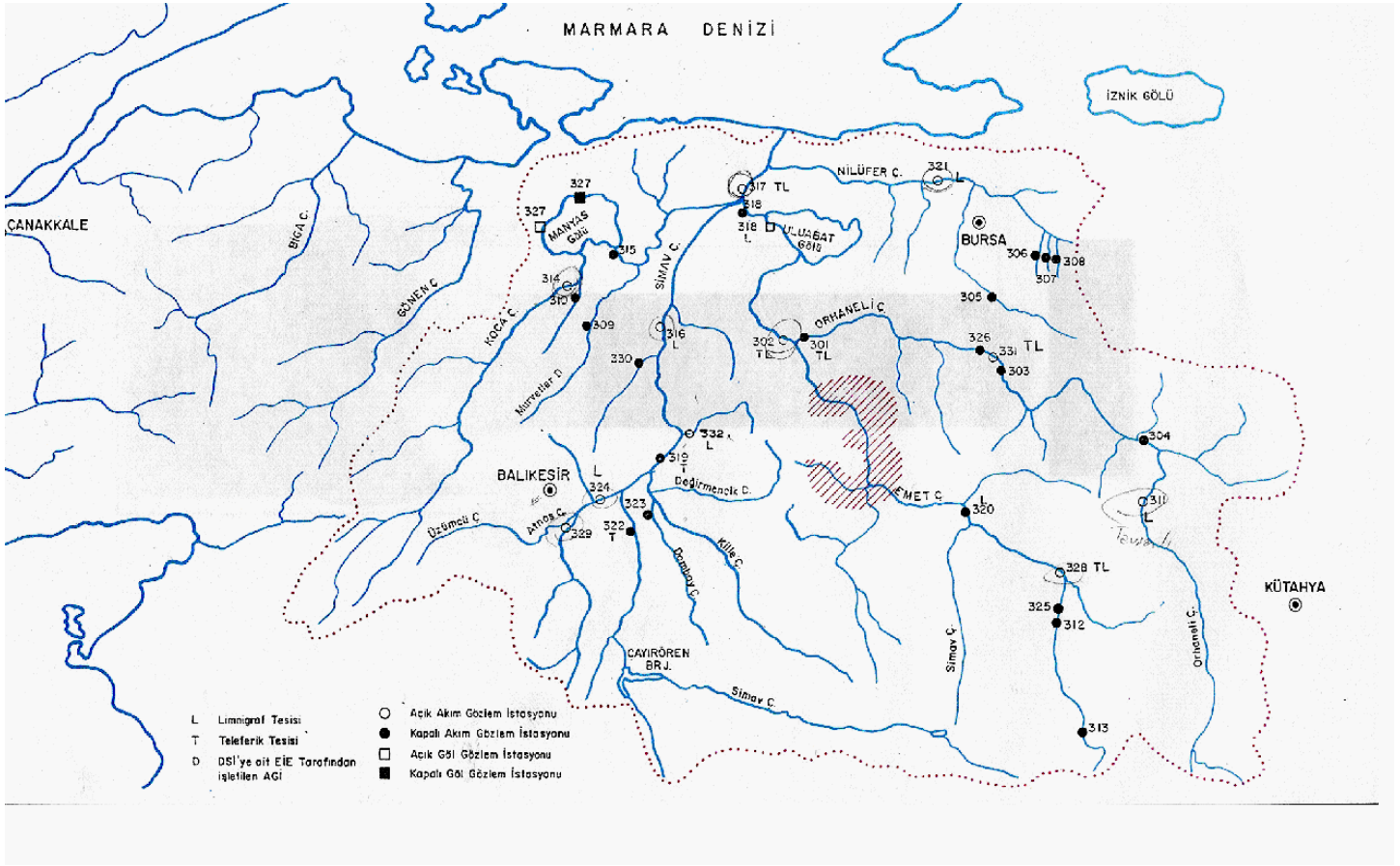
3. MATERYAL VE METOD

3.1. Araştırma Alanının Yeri ve Özellikleri

Hidrolojik çalışmalar için 25 ana akarsu havzasına ayrılan Türkiye'de 03 numaralı Susurluk havzası Anadolu yarımadasının kuzey batısında bulunur ve kuzeyde $40^0\ 20^I$, güneyde $39^0\ 10^I$, doğuda $29^0\ 38^I$, batıda $27^0\ 20^I$ arasındadır (Şekil 3.1). Genel olarak bir dikdörtgene benzeyen ve Marmara denizinde 3 km sahili bulunan havzanın kapladığı alan 22399 km^2 olup Türkiye yüzölçümünün % 2.88'ini teşkil eder. Havza doğuda Sakarya havzası, kuzeyde Marmara denizi ve havzası, batıda Marmara ile Ege havzaları, güneyde de Gediz havzası ile çevrelenmiştir. Kütahya, Bursa ve Balıkesir illerinin sınırları içinde yer alan havzada il merkezi olarak Bursa ve Balıkesir bulunmaktadır. İlçe olarak da Kütahya iline bağlı Tavşanlı, Emet ve Simav, Bursa iline bağlı Keles, Orhaneli, Mustafa Kemalpaşa ve Karacabey, Balıkesir iline bağlı Balya, İvrindi, Sındırgı, Bigadiç, Dursunbey, Kepsut, Susurluk ve Manyas ilçeleri yer almıştır (Şekil 3.2).



Şekil 3.1. Türkiye Havzaları



Şekil 3.2. Susurluk Havzası

Susurluk havzasının kuzeydoğu, doğu, güneydoğu ve güney sınırları boyunca yüksek dağlar bulunmakta, batıya ve kuzeye yöneldikçe yükseklikler azalmaktadır. Kuzeyde bulunan Uludağ (2543 m) ve Tepel dağı (2012 m), doğu kesiminde Eğrigöz dağı (2081 m), güneydoğuda Katrandağ (1437 m) ve güneyde Akdağ (2089 m) ile Ulus dağı (1773 m) havzanın belli başlı yüksek dağlarıdır. Havza yer şekilleri bakımından çok engebeli olup derin vadilerle parçalanmış durumdadır.

Susurluk havzası Nilüfer, Kocasu (Adranos), Emet, Simav (Susurluk), Mürvetler ve Madra (Kocaçay) çaylarının Karacabey ilçesi kesiminde doğrudan doğruya veya Manyas ve Ulubat gölleri çıkış ayakları aracılığı ile birleşmesinden meydana gelen yekpare bir akarsu havzasıdır. Susurluk çayının en önemli kolları Kocasu ve Emet çaylarıdır.

Havzada Elektrik İşleri Etüt İdaresi (EİEİ) tarafından işletilmiş olan ve halen işletilen pek çok Akım Gözlem İstasyonu (AGİ) olmakla beraber modellemeye elverişli 7 adet istasyon tespit edilmiştir. Bunlar 302, 311, 314, 316, 317, 324 ve 328 numaralı istasyonlardır. İstasyonlara ait özellikler Çizelge 3.1.'de, resimler EK 1' de, akım verileri de EK 2' de verilmiştir.

Çizelge 3.1. İstasyonlar ve özellikleri

No	**Adı**	**Yeri**	**Seviye Ölçeği**
302	Mustafa Kemal Paşa Çayı-Döllük	$28^0$30'58'' D - $39^0$57'38'' K	Eşel ve Limnigraf
311	Orhaneli Çayı-Küçükilet	$29^0$27'49'' D - $39^0$37'28'' K	Eşel ve Limnigraf
314	Kocaçay-Kayaca	$27^0$58'00'' D - $40^0$04'36'' K	Eşel
316	Simav Çayı- Yahyaköy	$28^0$10'35'' D - $39^0$58'08'' K	Eşel ve Limnigraf
317	Kocadere-Akçasusurluk	$28^0$26'44'' D - $40^0$17'40'' K	Eşel ve Limnigraf
324	Atnos Çayı-Balıklı	$28^0$01'45'' D - $39^0$37'55'' K	Eşel ve Limnigraf
328	Emet Çayı-Dereli	$29^0$15'31'' D - $39^0$27'41'' K	Eşel ve Limnigraf

Havzada üç adet göl bulunmaktadır. Bunlardan küçük olan Simav gölü halen kurutulmaktadır. Diğer ikisi Manyas ve Apalyont gölleridir. Bu göller gerek balıkçılık ve gerekse taşkınları hafifletme bakımından çok faydalı olmakla beraber, yüksek su halinde de sahillerine yayılarak zarar vermektedirler.

Susurluk havzası, Marmara iklim bölgesine girmiş durumda olmakla beraber güney ve güneydoğu kesimleri Eşik arazisi iklimine dahildir. Batı Karadeniz ve Marmara Deniz'inden rutubet toplayan kuzey ve kuzeydoğu rüzgârlarının tesiri, özellikle Bursa-Mustafa Kemalpaşa-Karacabey-Bandırma-Manyas ovaları kesiminde kendini belli eder. Bol yağışlarını bu kesime bırakan rüzgârlar havzanın iç kesimlerine geçtikçe ovayı sınırlayan dağlar sebebiyle yağış bırakırlar. Havzanın yıllık ortalama yağışı 650 mm olup sahil kesiminde bu daha fazladır. Havzada yıllık ortalama sıcaklık 14–15 ^{0}C civarındadır. Yaz aylarında yüksek sıcaklık ve yağış azlığı, bahar ve kış aylarında yağış fazlalığı havza iklim karakteristiklerinin Akdeniz iklimine benzerliğini ortaya koyar. Ortalama buharlaşma miktarı 1054.9 mm dir.

Havza üzerinde Devlet Meteoroloji İşleri (DMİ) tarafından işletilen ve halen işletilmekte olan meteoroloji istasyonları bulunmakla beraber, yeterli ölçüm periyoduna sahip ve havzayı karakterize eden 10 adet yağış gözlem istasyonu tespit edilmiştir. Bunlar Bandırma, Mudanya, Balıkesir, Bigadiç, Emet, Tavşanlı, Bursa, Mustafa Kemal Paşa, Dursunbey ve Kepsut meteoroloji istasyonlarıdır. İstasyonlara ait yağış verileri EK 3 de verilmiştir.

3.2. Yapay Sinir Ağları

Bu bölümde çalışmada kullanılan YSA yöntemlerine yer verilmiştir. İlk aşamada su seviyesine etki eden değerler YSA yöntemi kullanılarak eğitilmiş ve ikinci aşamada çıkan sonuçlar ölçüm değerleri ile karşılaştırılmıştır.

3.2.1. Yapay sinir ağlarının tanımı ve performansı

Bilimsel ve teknolojik gelişmelerin beraberce yaşadıkları ortak atmosfere Yöntembilim (metodoloji) adı verilir. Yöntembilim, bilimsel düşüncelerin pratiğe yansıtılması için kullanılan ve örgün düşünce adımlarını içeren bir özet şeklidir. Bugün herhangi bir konuda bilgisayar yazılımlarının geliştirilmesi, bilimsel düşünce ve mantık

silsilesinin birbirini takip eden adımlar şeklinde yöntembilim olarak karşımıza çıkması ve yöntembilimin anlaşılması sayesinde olmaktadır.

Yöntembilimin bir sonucu olarak ortaya çıkan değişik konulardaki çalışmalar, algoritmalar şeklinde basit, somut ve ekonomik olmaktadır. Bu bakımdan özellikle son yıllarda mühendislik yazılım ve modellemelerinde önceki yıllara oranla artarak kullanılmaktadır.

Genelde fazlaca bilimsel teorilerle ilgilenmeyen mühendislik dallarının problem çözmede kullandıkları en büyük ve verimli kaynağı, değişik bilimsel alanlarda geliştirilmiş olan yöntemlerden sorunları en kısa ve ekonomik şekilde çözmeye yarayanlarıdır. Son otuz yıl içinde geliştirilen Bulanık Mantık, Yapay Sinir Ağları, Genetik Algoritmalar, Kaotik Dinamik Çözümler, Fraktal Modellemeler, Tabu Analizleri gibi yöntemler değişik mühendislik konularında gittikçe artan bir biçimde kullanılmaktadır.

Bir araştırmanın temel amacı, incelenen veya araştırılan konudaki girdi ve çıktıların arasındaki bağıntının bulunmasıdır. Böylelikle incelenen problemin girdilere bağlı olarak değişimi elde edilebilmektedir. Bu amaçla kullanılan pek çok algoritma mevcuttur. Problemin karmaşıklığı, kullanılan algoritmalardaki kabul sayısını artırmakta, böylece model ancak belirli bölge ve sınırlarda çalışır duruma gelmektedir. Bu ve benzeri dezavantajların giderilmesi için araştırmacılar, günümüz bilgisayar teknolojisi ile hemen hemen her alanda uygulanabilen YSA yöntemini geliştirmişlerdir.

YSA, insan beyninin çalışma mekanizması taklit edilerek geliştirilen ve biyolojik olarak insan beyninin yaptığı temel işlemleri belirli bir yazılımla gerçekleştirmeyi amaçlayan mantıksal bir programlama tekniğidir. Bilgisayar ortamında, beynin yaptığı işlemleri yapmaya çalışan, karar verebilen, sonuç çıkarabilen, yetersiz veri durumunda var olan mevcut verilerden yola çıkarak sonuca ulaşabilen, sürekli yeni veri girişini kabul eden, öğrenen, hatırlayan bir algoritma “Yapay Sinir Ağları“ (YSA) olarak adlandırılır (Kaltakcı ve Dere 1997).

YSA, biyolojik sinir ağlarından esinlenerek modellenmiş olup, onlardan çok daha basit bir yapıya sahip olması sebebiyle de anlaşılması daha kolaydır. Geliştirilen birçok YSA, biyolojik sinir ağlarının bilinen temel birkaç özelliğini (öğrenme kabiliyeti gibi) benzetmek (simulation) üzere geliştirilmiştir. Birtakım özellikler ise nörofizyolojik yaklaşımlar yerine mühendislik yaklaşımı ile geliştirilmektedir. Bir YSA’nın yapısını belirleyen bazı faktörler vardır. Yapay nöronlar veya mühendislik deyişiyle işlem

elemanları, sinir ağının yapısal dağılış şekli, ağın sahip olduğu öğrenme kuralı ve stratejisi bunların başında gelir. YSA mimarilerinin çeşitliliğine rağmen, benzer kısımlardan oluşurlar. Bir sinir ağının genel formunda, nörona benzeyen birime "işlem elemanı" denilmektedir. Ağ, bu elemanların bir araya gelmeleriyle meydana gelmektedir. Bu elemanlar genellikle tamamen veya kısmen bağlı sıralı katmanlar şeklinde düzenlenmişlerdir.

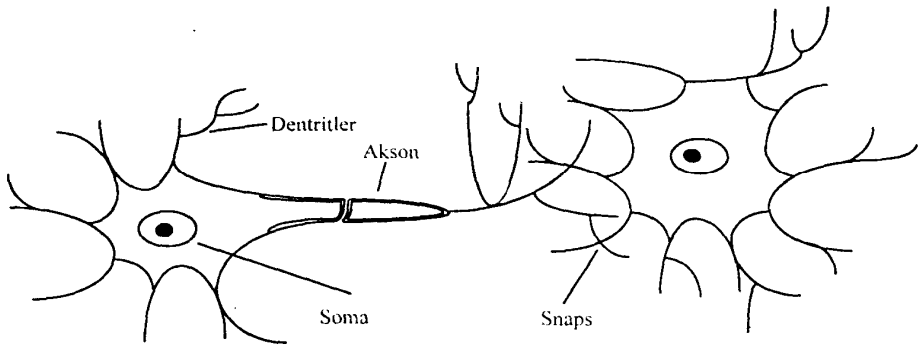
Üç çeşit ağ tipi vardır:

A. İleri Beslemeli Ağ: Her bir katmandaki hücreler sadece önceki katmanın hücrelerince beslenir ve dolayısıyla bilgi akışı sadece ileriye doğrudur.
B. Kaskat Bağlı Ağ: Hücreler sadece önceki katmandaki hücrelerce beslenir.
C. Geri Beslemeli Ağ: En az bir hücre sonraki katmanlardaki hücrelerce beslenir. Bir katmandan diğerine veya kendisine doğru uzanan ağırlıklar yoluyla geri besleme bağlantılarına izin veren daha genel bir ağ yapısı gösterir.

YSA, genellikle tek yönlü işaret kanalları (bağlantılar) ile birbirine bağlanan işlem elemanlarından oluşan paralel dağılmış bir bilgi işleme sistemidir. Çıkış işareti bir tane olup isteğe göre çoğaltılabilir. YSA yaklaşımının temel düşüncesiyle, insan beyninin fonksiyonları arasında benzerlik vardır. Bu yüzden YSA sistemine "insan beyninin modeli" de denilebilir. YSA son derece karmaşık bir iç yapıya sahip olmasına rağmen çevre şartlarına göre davranışlarını şekilleyebilir, girişler ve istenen çıkışların sisteme verilmesi ile kendisini farklı cevaplar verebilecek şekilde ayarlayabilir.

3.2.2. Biyolojik sinir ağları ve nöronun biyolojik yapısı

Biyolojik sinir ağları başlangıçta sadece nörofizyolojistler tarafından araştırılmıştır. Araştırmaların konusu, genel olarak her bir nöronun yapısı ve birbirleri ile nasıl ilişkide bulundukları üzerine olmuştur. Yapay sinir ağlarının oluşturulmasında bu çalışmaların önemi büyük olduğundan, bu sebeple sinir sisteminin en basit yapısı olan bir nöronun analizi önem arzeder. Nöron, sinir ağlarının en temel elemanlarından birisi olup sinir sistemi içerisindeki fonksiyon ve görevlerine göre değişik şekil ve büyüklükte olabilir. Bütün nöronların ortak bazı özellikleri bulunmaktadır (Şekil 3.3.)



Şekil 3.3. Biyolojik nöron/sinir hücresinin şematik yapısı

Nöron, soma adı verilen hücre gövdesi, bir ucunda bir grup liflere benzer "dentrit" adı verilen ve hücreye diğer hücrelerden veya dış dünyadan bilgiler (sinyaller) getiren bağlantı elemanları, diğer ucunda ise tek bir life benzer "akson" adı verilen ve hücrelerden diğerlerine veya dış dünyaya bilgiler taşıyan bağlantı elemanından müteşekkildir. Bu akson daha sonra diğer hücrelerle birleşme esnasında dağınık dallara ayrılmaktadır. Bu iki uçtaki bağlantı noktalarının elektrofizyolojik olarak hücrelerdeki bilgileri işlemede önemli yeri vardır. Dentrit tarafından alınan sinyaller hücrede birleştirilerek bir çıkış darbesi üretilip üretilmeyeceğine karar verilir. Eğer bir iş yapılacaksa üretilen çıkış darbesi aksonlar tarafından taşınarak diğer nöronlarla olan bağlantılara veya terminal organlara iletilir.

Nöronların birbirleri ile elektrik sinyalleri şeklinde haberleştiği belirlenmiştir. Sinyaller bir nöronun aksonundan diğerinin dentritine gönderilir. Bir akson birden fazla dentrit ile ilişkiye girebilir. Bu bağlantının yapıldığı yere "snaps" denir. Nöronlar elektrik sinyalini hücre duvarındaki voltajı değiştirerek üretirler. Bu durum hücrenin içinde ve dışında dağılmış bulunan iyonlar aracılığı ile olur. Bu iyonlar sodyum, potasyum, kalsiyum ve klor gibi iyonlardır. Potasyum yoğunluğu nöronun içinde sodyum yoğunluğu ise nöronun dışındadır. Bir hücre diğer bir hücreye elektrik enerjisini bu kimyasal iyonlar vasıtasıyla transfer eder. Bazı iyonlar elektrik ve magnetik kutuplaşmaya neden olurken bazıları kutuplaşmadan kurtulup hücre zarını açarak iyonların somaya geçmesini sağlar. Zaten sinyallerin bir hücreden diğerine akmasını sağlayan da bu kutuplaşmanın azalması sayesinde meydana gelmektedir.

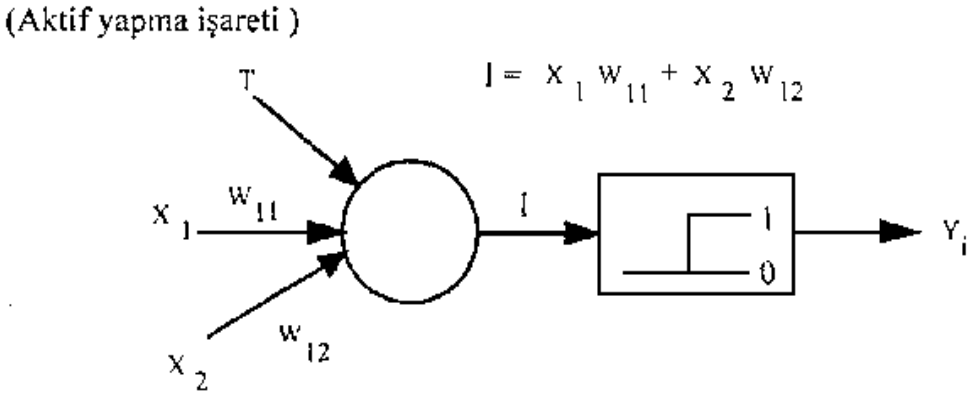
Sinyaller hücrenin etkinliğini (dürtüsünü) belirler. Bir hücrenin etkinliği, hücreye gelen snaps sayısı, snapslardaki iyonların konsantrasyonu, snapsın sahip olduğu

güç olmak üzere üç faktöre bağlıdır. Bir nöron sahip olduğu dürtü miktarınca diğer hücreleri etkiler. Bazı hücreler diğerlerinin dürtülerini pozitif yönde, bazı hücrelerde negatif yönde etkiler. İnsan beyni bu şekilde çalışan milyonlarca nöronun bir araya gelmesinden oluşur. Beyinde korteks denilen bölgede her nöronun bir karşılığı vardır. Bir nöronun çıkışı ona bağlı olan bütün nöronlara iletilir. Fakat korteks, işin yapılabilmesi için hangi nöron harekete geçecekse sadece ona komut gönderir.

Biyolojik beynin en önemli özelliklerinden birisi de öğrenme olayıdır. İnsanlar ve hayvanlar sürekli olarak içlerinde bulunduğu çevre ile ilişkiler neticesinde bir öğrenme süreci içerisindedirler. Öğrenilen her yeni bilgi, hemen beynin fonksiyonlarını etkileyerek davranışlarda da kendini gösterir. YSA'nın geliştirilmesinde insan beyninin bu özelliği dikkate alınmaktadır.

Nöronlar çok sayıda dentritleri vasıtasıyla giriş uyarısını alır. Dentritlerce alınan bir giriş, harekete geçirici (tetikleyici) veya yasaklayıcı olabilir. Girişler toplanır ve nöron gövdesine yerleştirilir. Bu giriş, belirli bir eşik değerini aştığı zaman, hücre diğer hücrelere aksonu vasıtasıyla bir etki iletir. Nöron davranışı bütün yönleriyle anlaşılmaktan uzak olmasına ve bunun yanı sıra, yukarıda tanımlanan temel fonksiyona ait istisnalar mevcut olmasına rağmen, bu basit anlatım yapay nöron için bir model oluşturur.

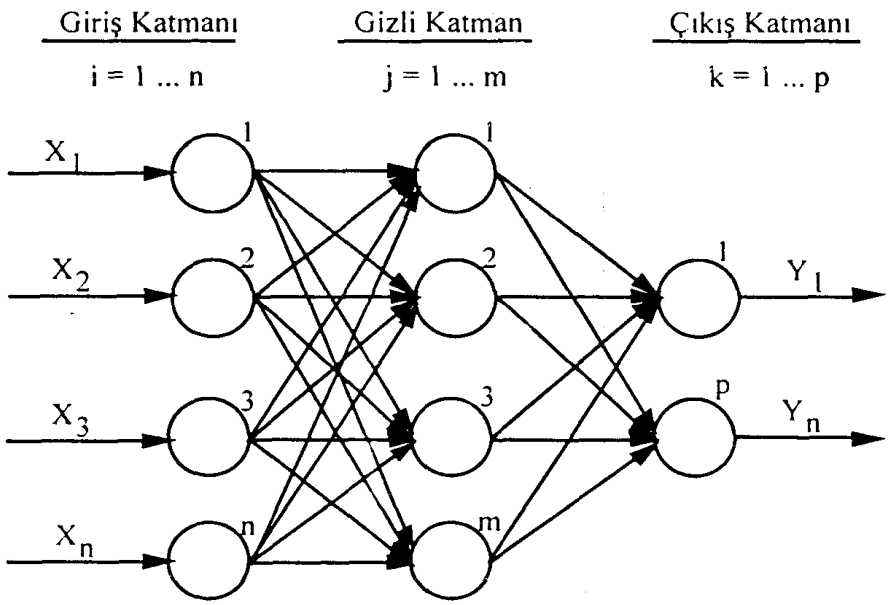
Mühendislikte bir nöron (Şekil 3.4), kendine gelen girişleri toplayan ve sadece girişlerin toplamı iç eşik değerini aştığında çıkış üreten bir işlem elemanı olarak tanımlanmaktadır. Bir eşik birimi olarak nöron snapslarındaki işaretleri alır ve hepsini toplar. Eğer toplanan işaret gücü, eşiği geçecek kadar güçlü ise, diğer nöronları ve dentritleri uyarmak üzere akson boyunca bir işaret gönderilir. Kesişen dentritlerce oluşan snapslarca tutulan bütün işaretleri soma toplar. Toplam işaret daha sonra nöronun iç eşik değeri ile karşılaştırılır ve eşik değeri aşılmışsa aksona bir işaret yayar. Böylelikle çıkış üretilir. YSA bu basit nöronların (düğümlerin veya işlem elemanlarının) bağlanarak bir ağa dönüştürülmesiyle meydana getirilir.



Şekil 3.4. Nöron modeli

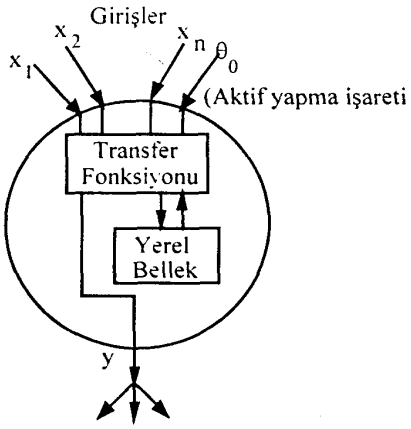
3.2.3. YSA'nın yapısı ve işlem elemanı

YSA temel olarak, Şekil 3.5'te görüldüğü gibi, basit yapıda ve yönlü bir şebeke/ağ biçimindedir. Her bir düğüm, hücre denilen n. Dereceden lineer olmayan bir devredir. Düğümler işlem elemanı olarak tanımlanır. Düğümler arasında bağlantılar vardır. Her bağlantı tek yönlü işaret iletim yolu olarak görev yapar. Her işlem elemanı istenildiği sayıda giriş bağlantısı ve tek bir çıkış bağlantısı alabilir. Fakat bu bağlantı kopya edilebilir. Yani bu tek çıkış, birçok hücreyi besleyebilir. Ağdaki tek gecikme, çıkışları ileten bağlantı yollarındaki iletim gecikmeleridir. İşlem elemanının çıkışı isteğe bağlı olarak sürekli/reel veya iki tabanlı bir değeri olan herhangi bir matematiksel tipte olabilir.



Şekil 3.5. Üç katmanlı basit bir YSA örneği

Kısmen sürekli çalışma konumunda "aktif" halde eleman bir çıkış işareti üretir. Giriş işaretleri YSA ya bilgi taşır. Sonuç ise çıkış işaretlerinden alınabilir.Şekil 3.6'da genel bir işlem elemanı gösterilmiştir. YSA transfer fonksiyonu ve yerel bellek elmanı, bir öğrenme kuralı ile giriş çıkış işareti arasındaki bağıntıya göre ayarlanır. Aktif yapma girişi (bias value) için, bir zamanlama fonksiyonu tanımlanması gerekebilir.



Şekil 3.6. Genel işlem elemanı yapısı

3.2.4. Yapay Sinir Ağlarında eğitme

3.2.4.1. Eğitme algoritmaları

YSA nın değişmez bir parçası olan eğitme algoritması, eldeki problemin özelliğine göre öğrenme kuralının YSA ya nasıl adapte edileceğini belirtir. Kullanımı yaygın olan üç çeşit öğrenme algoritması vardır.

A. Öğreticili Eğitme (Supervised Training): Öğreticili eğitmede, elde doğru örnekler vardır. Yani eğitme örneklerinin tamamı için $(x_1,x_2,.....x_n)$ şeklindeki giriş vektörünün; $(y_1,y_2,.....y_n)$ şeklindeki çıkış vektörü, tam ve doğru olarak bilinmektedir. Her bir (x_1,y_1), (x_2,y_2),..... (x_n,y_n) çifti için, ağ doğru sonuçları verecek şekilde seçilen bir öğrenme kuralı yardımıyla eğitilir.

B. Skor ile Eğitme (Graded Training); Skor ile eğitmede giriş işaretlerin karşılık gelen çıkış işaretleri tam olarak bilinmemektedir. Çıkış işareti yerine skor verilir ve ağın değerlendirmesi yapılır. Özellikle kontrol uygulamaları için idealdir. Çeşitli maliyet (cost) fonksiyonları kullanılır.

C. Kendini Düzenleme ile Eğitme (Self-organization Training); Probleme ait veri girişlerine karşın çıkışlar mevcut değildir. Bu yüzden bu tür bir eğitme, giriş verilerini gruplandırarak eğittikten sonra verilen herhangi bir girişin eğitme sınıflarından hangi sınıfa ait olduğunu gösterebilir. Kendini düzenleyen ağ, giriş işaretine göre kendini düzenleyerek organize eder. Bu eğitme tipi olasılık yoğunluk fonksiyonlarına, sınıflandırma ve şekil tanıma problemlerine uygulanabilir.

Ne tür eğitme yöntemi kullanılırsa kullanılsın, herhangi bir ağ için gerekli karakteristik özellik, ağırlıkların verilen eğitme örneğine nasıl ayarlanacağının belirtilerek öğrenme kuralının oluşturulmasıdır. Öğrenme kuralının oluşturulması için bir örneğin ağa defalarca tanıtılması gerekebilir. Öğrenme kuralı ile ilgili parametreler (öğrenme katsayısı vb.) ağın zaman içinde değişme kaydetmesiyle değişebilir.

YSA nın önemli bir özelliği bilgiyi saklama şeklidir. YSA da bellek, birçok yerel bellekler (local memory) oluşturularak dağıtılır, bunlar YSA nın bağ ağırlıklarıdır. Ağırlıkların sahip olduğu değerler, ağın o andaki bilgi durumunu temsil eder. Örneğin; bir giriş ile istenen çıkış çiftine ait bilgi bloğu ağın içindeki birçok bellek birimine paralel olarak dağıtılmıştır. Bu yüzden eğitilen ağa bir giriş uygulandığında, ağ bu giriş

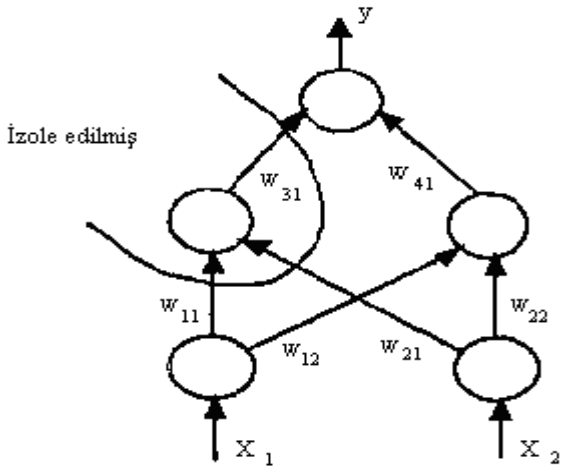
için belleğindeki en yakın çıkışı seçer ve tam girişe bağlı çıkış ortaya çıkar. Eğer YSA oto-ilişkili ise, kısmi giriş vektörlerinin ağa verilmesi ve bu girişlerin tamamlanması ile sonuçlanır.

YSA belleğinin yapısı; eksik, gürültülü ve tam seçilemeyen bir giriş uygulandığı zaman bile, mantıklı çıkış üretmeye uygundur. Bu kurala "genelleme" adı verilir. Bir genellemenin kalitesi ve anlamı, uygulama çeşidine, ağın tipine ve karmaşıklığına bağlıdır. Lineer olmayan çok katmanlı ağlar (özellikle geriye yayılım ağları) gizli katmandaki özelliklerden öğrenirler ve bunları çıkış üretmek üzere birleştirirler. Gizli katmandaki bilgi, yeni giriş örneklerine akılcı çözümler oluşturmak veya veri sıkıştırma işlemlerinde kullanılabilir.

Klasik hesaplama sistemleri çok az bir zarardan bile etkilenirler. Verilerde eğer bir eksiklik söz konusu olursa, klasik yöntemler çalışmazlar. YSA için durum farklıdır. Bu farklılık YSA nın hata toleranslı olmasıdır. İyi eğitilmiş ve genelleme kapasitesi yüksek bir sinir ağı kendisine sunulan veriler eksik bile olsa karar verme işlemine devam eder. Aynı şekilde YSA üzerinde birtakım problemler ve bozukluklar olabilir.

İşlem elemanlarının az da olsa zarar görmesi sistemin bütününü etkiler. YSA paralel dağılmış parametreli bir sistem olduğundan her bir işlem elemanı izole edilmiş bir ada olarak düşünülebilir. Şekil 3.7'de çok katmanlı perceptron (MLP) için bu durum gösterilmiştir.

Verilerdeki eksiklik veya YSA daki yapısal bozukluktan dolayı daha çok işlem elemanının zarar görmesiyle sistemin davranışı biraz daha değişir. Performans düşer ama sistem hiçbir zaman durma noktasına gelmez. YSA sistemlerinin hata toleranslı olmasının nedeni bilginin tek bir yerde saklanmayıp sisteme dağıtılmasıdır. Bu özellik sistemin durmasının önemli bir zarara neden olacağı uygulamalarda önem kazanır.



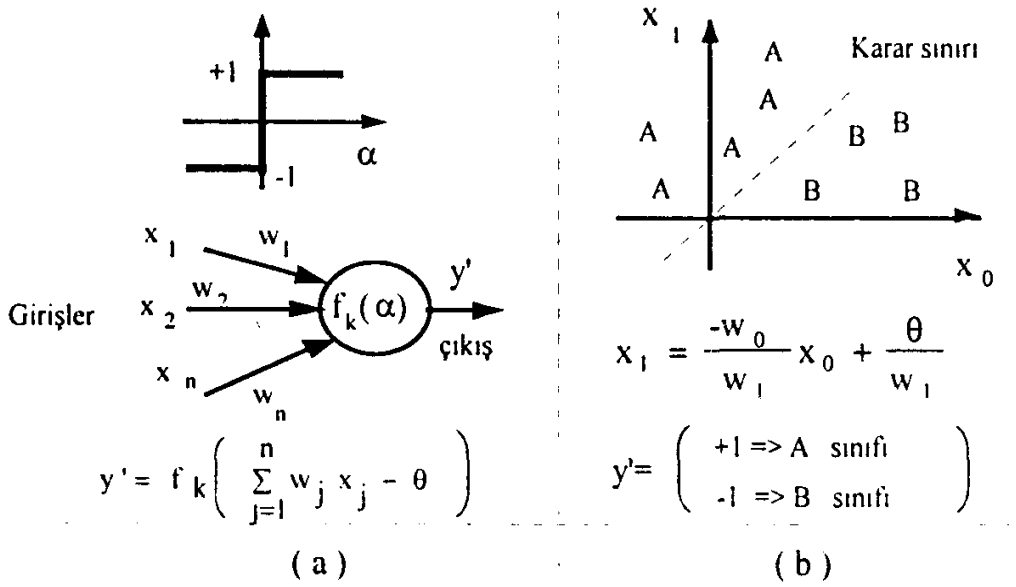
Şekil 3.7. Çok katmanlı perceptronda bir işlem elemanının izole edilmiş hali

Bilginin kurallar şeklinde açıklandığı klasik uzman sistemlerin tersine YSA gösterilen örnekten öğrenerek kendi kurallarını oluşturur. Öğrenme; giriş örneklerine veya (tercihen) bu girişlerin çıkışlarına bağlı olarak ağın bağlantı ağırlıklarını değiştiren veya ayarlayan öğrenme kuralı ile gerçekleştirilir. Öğreticisiz öğrenmede her giriş işareti için istenen çıkış sisteme tanıtılır ve YSA giriş/çıkış ilişkisini gerçekleştirene kadar kademe kademe kendini ayarlar. Günümüzde kullanılan birçok öğrenme kuralı vardır. Bilinen ve en çok kullanılan öğrenme kuralları şunlardır:

a) Rastlantısal (Hebb) öğrenme kuralı,
b) Performans (Widrow ve ADALINE) öğrenme kuralı,
c) Kompetetif (Kohonen) öğrenme,
d) Filtreleme (Grossberg),
e) Spotitemporal öğrenme,
f) Genelleştirilmiş delta kuralı öğrenme.

3.2.4.2. Perceptron

Perceptron ağı, ilk defa Mc Culloch ve Pitts (1943) tarafından ortaya atılmıştır. Şekil 3.8(a)'da tek katmanlı perceptronun yapısı görülmektedir.



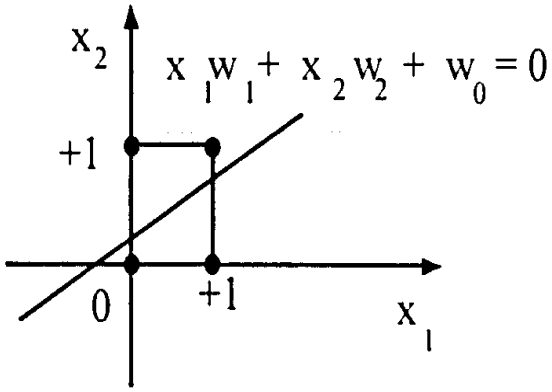
Şekil 3.8. (a) Tek katmanlı perceptron yapısı, (b) bir analog giriş vektörünü A ve B ile gösterilen iki sınıfa ayıran tek katmanlı bir perceptron

$\sum_{j=1}^{n} w_j x_j - \theta = 0$; n boyutlu uzayda, n-1 boyutlu bir düzlem belirler.

Bu basit ağ, ilk defa geliştirildiğinde basit desenleri öğrenme kabiliyetlerinden ötürü oldukça ilgi toplamıştır. Şekil 3.8(b)'de bir girişin iki sınıftan (A veya B) hangisine ait olduğuna karar veren bir perceptron görülmektedir. Bir tek düğüm giriş elemanlarının ağırlıklı toplamını hesaplar, bir eşik θ' yı çıkarır ve y' çıkışı +1 veya -1 olacak şekilde sonucu bir süreksizlikten geçirir. Karar verme kuralı ise; çıkış +1 ise A sınıfı ile, -1 ise B sınıfı ile gösterilir. Yani bu ilk perceptron modeli, giriş belgesinin mevcut iki sınıftan hangisine eşit olabileceğini bulacak şekilde eğitilen basit bir ağdır.

Daha sonra Rosenblatt (1962) yukarıdaki ağ tipini biraz daha geliştirmiştir. Fakat, Minsky ve Papert (1969), bu tek katmanlı perceptronun XOR işlemini gerçekleştiremediğini ispatlamışlardır. Şekil 3.8 ve Şekil 3.9'dan görüleceği gibi 0' ların

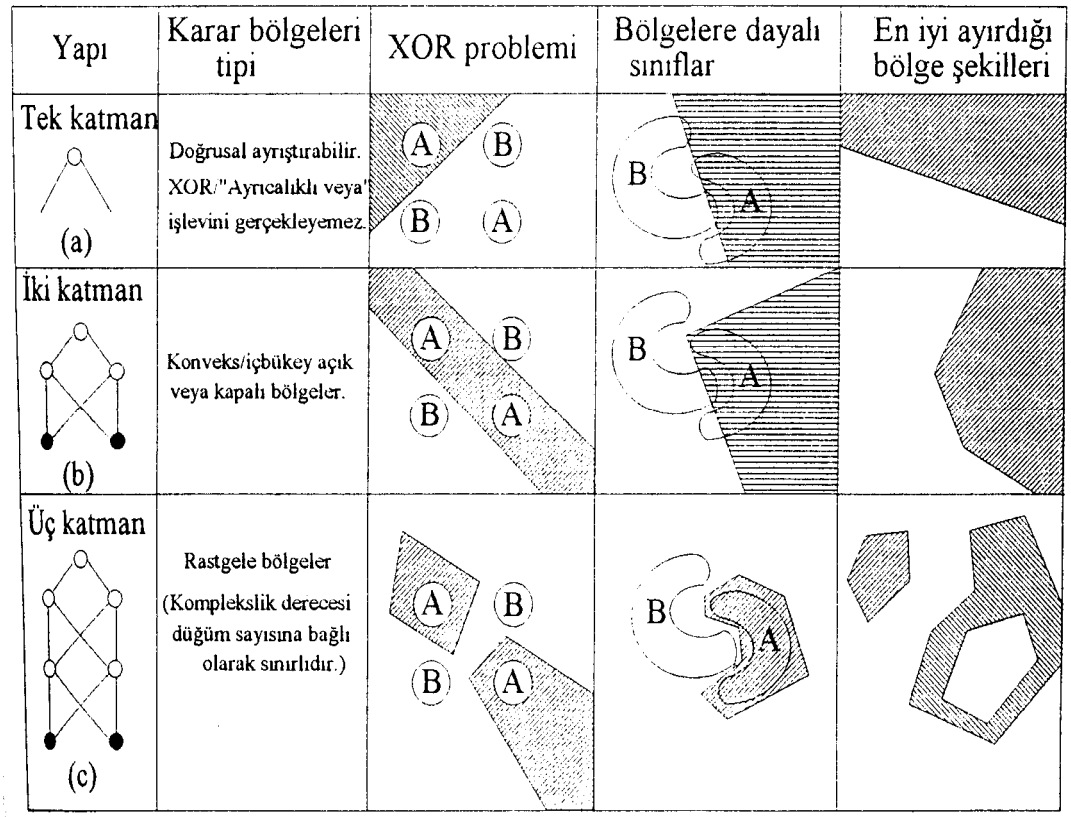
bir tarafta, 1'lerin bir tarafta ayrılacağı şekilde bir bölge oluşmamaktadır. XOR gibi 3 veya daha fazla sınıfa ihtiyaç duyulan problemleri çözmek için yapılması gereken işlem ise YSA'ya yeni katmanlar eklemektir. Eşik bağlarıyla oluşturulan karar bölgesi şeklinin karmaşıklığı, sadece eklenmiş olan katmanların sayısıyla sınırlıdır.Şekil 3.10' da gösterildiği gibi içbükey ayrılabilir fonksiyonlar gerçeklenebilir (Pao, 1989).



x_1	x_2	f(x)
0	0	0
1	0	1
0	1	1
1	1	0

Şekil 3.9. Lineer ayrılabilirliğin gösterimi

Şekil 3.10'da tek ve çok katmanlı perceptronların sınırlayabileceği (ayırabileceği) karar bölgeleri görülmektedir. Taranmış bölgeler A sınıfına ait karar bölgelerini göstermektedir. Tek katmanlı perceptron, bir düzlemi ikiye ayıran karar bölgeleri oluşturur. İki katmanlı bir perceptron, açık ve kapalı konveks bölgeler oluşturabilir. Üç katmanlı perceptron ise, keyfi derecelerde kompleks karar bölgelerini ayırabilir. Buradan anlaşılmaktadır ki; perceptron gibi ileri yayılımlı ağlarda, iki adet gizli katmandan fazlasına gerek yoktur.



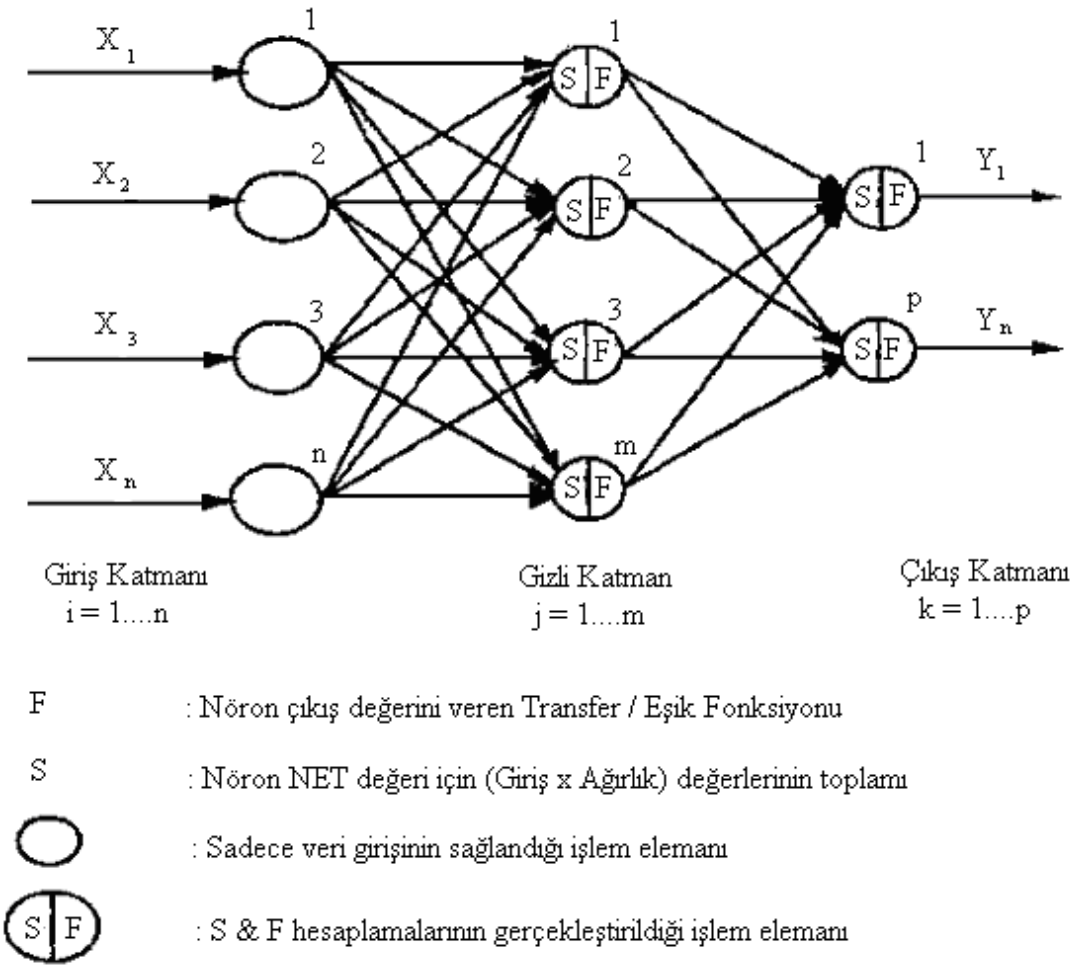
Şekil 3.10. Tek katmanlı perceptron ile iki ve üç katmanı bulunan çok katmanlı perceptronların sınırlayabileceği karar bölgeleri (Lippmann 1987)

Üç katmanlı perceptronlarda (giriş katmanı dahil değil) kullanılacak düğüm sayılarının belirlenmesine gelince; karar bölgeleri arasında bağlantı yoksa veya bu bölgeler bir konveks alan ile oluşturulamıyorlarsa, ikinci katmandaki düğüm sayısı 1'den büyük olmalıdır. En kompleks durum için, ikinci katmandaki düğümlerin sayısı, giriş dağılımlarındaki ayrı bölgelerin sayısı kadar olmalıdır. Benzer şekilde birinci katmandaki düğüm sayıları da herbir ikinci katman düğümünce oluşturulan herbir konveks bölge için üç veya daha fazla kenar sağlanacak şekilde yeterli sayıda olmalıdır. Bununla beraber, Gutierrez ve Grandin (1989), değişik perceptron ağlarının ihtiyacı olan düğüm sayıları hakkında araştırma yapmışlar ve çok fazla düğümün de, çok az sayıda olduğu gibi zararlı etkisi olduğunu bulmuşlardır. Tek katmanlı perceptron uygulanan her eğitim seti modelinin en önemli özelliği, lineer biçimde dağılmak zorunda olmasıdır. Eğer bu doğruysa; Rosenblatt, perceptron ağının kararlı olacağını göstermiştir (örneğin ağırlıklar iterasyonla yakınsar).

3.2.4.3. Çok katmanlı perceptron (multi layer perceptron)

Çok katmanlı perceptron giriş ve çıkış katmanları arasında birden fazla katmanın kullanıldığı ileri yayılımlı (feed-forward) YSA sistemidir. Gizli katman (hidden layer) olarak isimlendirilen bu ara katmanlarda, düğümleri giriş ve çıkış katmanlarına doğrudan bağlı olmayan işlem elemanları vardır.Şekil 3.11'de çok katmanlı perceptronun genel yapısı verilmiştir. Çok katmanlı perceptronlar, tek katmanlı perceptronlara ait sınırlamaların birçoğunu ortadan kaldırmalarına rağmen, önceleri etkin eğitme algoritmalarının mevcut olmamasından ötürü uygulamaları yaygın değildi. Ancak yeni eğitme algoritmalarının geliştirilmesiyle bu durum değişmiştir (Rumelhart ve diğ., 1986b).

Çok katmanlı ağlarda, veriler giriş katmanı tarafından kabul edilirler. Ağ içinde yapılan işlemler sonucunda çıkış katmanında oluşan sonuç değer, istenen cevap ile karşılaştırılır. Bulunan cevap ile istenen cevap arasında herhangi bir ayrılık varsa, ağırlıklar bu farkı azaltacak şekilde yeniden düzenlenir. Girişteki değer, ağırlıklar uygun noktaya ulaşana kadar değişmez. Hesaplanan çıkışlar, istenilen cevaplarla karşılaştırılarak sonuçta gerekirse hata belirtilir. Hata işareti gizli işlem elemanlarından çıkış birimine olan ağırlıkları değiştirmekte kullanılır. Ama bunu yaparken giriş katmanından gizli katmana gelenin değiştirilip değiştirilmediğini düşünmek gerekir. Gizli birimlerden ne tür bir çıkış istendiği bilinmeyeceği için gizli birimlerin çıkışında hata işareti verilmesi kolay bir şey değildir. Bunun yerine her birimin çıkış biriminin hatalarına olan etkisi bilinmelidir. Bu ise hatalı birim için gizli birime bağlı olan çıkış birimlerinin hata işaretlerinin toplamı alınarak yapılır.

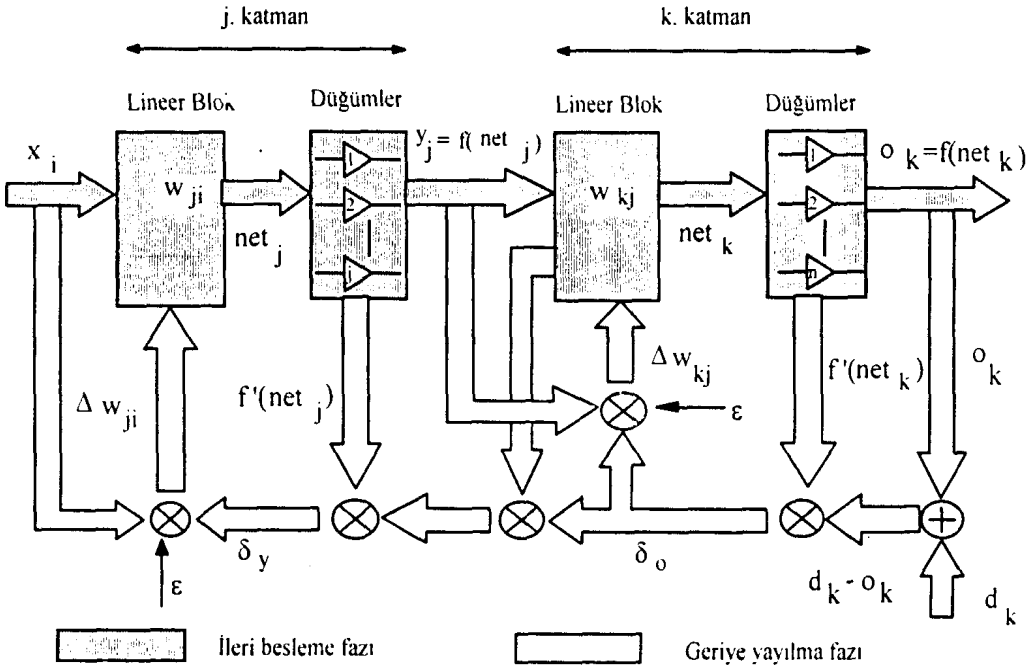


Şekil 3.11. (n:m:p) mimarisine sahip bir çok katmanlı perceptronun yapısı.

Çok sayıda gizli katmana sahip sistemlerde, her sistemin hata işaretleri, bir önceki katmanın düzeltilmiş işlemlerden çıkartılarak işlem tekrarlanır. Sonuç olarak, ağırlık düzeltme işlemi çıkış seviyesine bağlı ağırlıklardan başlar ve işlem ters yönde, giriş seviyesine varana kadar devam eder. Sonuçta sistem hatalar yapar. Ama bu hatalardan bir şeyler öğrenip isteneni bulana kadar işleme devam eder. Bu yönteme "hatanın geriye yayılması algoritması"(back-propagation algorithm) denilir (Rumelhart ve ark., 1986b).

3.2.4.4. Hatanın geriye yayılması algoritması ve genelleştirilmiş delta kuralı

Hatanın geriye yayılması eğitme algoritması, çok katmanlı, ileri yayılımlı bir perceptrondan elde edilen çıkışlar ile eldeki hedef çıkışlar arasındaki hataların karesinin ortalamasını minimum yapmak için geliştirilmiş iteratif bir gradyan algoritmadır ve eğitme işlemi için genelleştirilmiş delta kuralını (Generalized Delta Rule) kullanır (Şekil 3.12).



Şekil 3.12. Hatanın geriye yayılması algoritmasının blok diyagramı

Şekil 3.12' de şeması gösterilen algoritma, ana hatlarıyla şöyledir: Ağ mimarisi tanımlanır ve ağırlıklar bazı rastgele küçük sayılar ile başlatılarak, ağa giriş sunulur. Burada m-boyutlu giriş örüntüleri girildiğinde; $x_i = [x_1, x_2, \ldots, x_m]^T$'dir. Benzer şekilde istenilen n-boyutlu çıkış örüntülerini ise; $d_k = [d_1, d_2, \ldots, d_n]^T$ belirtir. x_i değerleri i katmanındaki nöronların çıkış değerleri ise, j katmanındaki bir nörona gelecek olan toplam giriş,

$$\text{net}_j = \sum_{i=1}^{m} w_{ji} \,.\text{x}_i \qquad \text{(i.düğümünden j. düğümüne)} \qquad (3.1)$$

şeklinde olur. Gizli katmandaki j nöronunun çıkışı (transfer fonksiyonu çıkışı);

$$\text{y}_j = \text{f}_j(\text{net}_j), \quad \text{j} = 1,2,...,\text{j} \qquad (3.2)$$

şeklinde gösterilebilir. Burada f_j transfer fonksiyonudur. Çıkış katmanındaki k nöronuna gelecek olan toplam giriş ise;

$$\text{net}_k = \sum_{j=1}^{j} w_{kj} \,.\, \text{y}_j \qquad (3.3)$$

şeklindedir. Yine çıkış katmanındaki bir k nöronunun lineer olmayan çıkışı;

$$\text{o}_k = \text{f}_k(\text{net}_k) \quad , \quad \text{k}=1,2,... ,\text{n} \text{ olur.} \qquad (3.4)$$

Ağdan elde edilen çıkış, asıl çıkış ile karşılaştırılır ve e_k hatası;

$$\text{e}_k = (\text{d}_k - \text{o}_k) \qquad (3.5)$$

formülü ile hesaplanır. Burada d_k ve o_k sırasıyla çıkış katmanındaki herhangi bir k nöronunun hedef (istenen) ve ağdan elde edilen (asıl) çıkışlardır. Dikkat edilmesi gereken husus, böyle bir karşılaştırmanın sadece ağın çıkış katmanı için mümkün olmasıdır. Böylece çıkış katmanıyla olan bağlar için ağırlık ayarlaması öncelikle göz önüne alınır. Herbir örüntü (pattern) için toplam karesel hata;

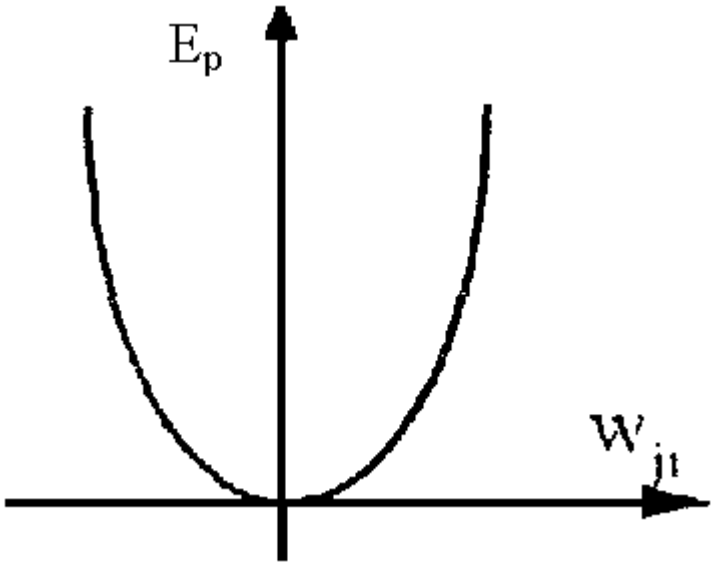
$$\text{E} = \frac{1}{2} \sum_{k} (d_k - \text{o}_k)^2 \qquad (3.6)$$

denklemi ile hesaplanır. Hata fonksiyonu Şekil 3.13 ve Şekil 3.14’ de gösterildiği gibidir. Gizli katman olduğu zaman; hata düzeyi Şekil 3.13 da olduğu gibi sadece minimumdan oluşmaz, Şekil 3.14’deki gibi çeşitli minimumlardan oluşur. Bu minimumlar lokal ve global olarak sınıflandırılır. Lokal minimumlar birden fazla olabilir. Global minimum, hatanın en küçük olduğu minimumdur. Öğrenme sırasında global minimuma ulaşmak amaçlanır.

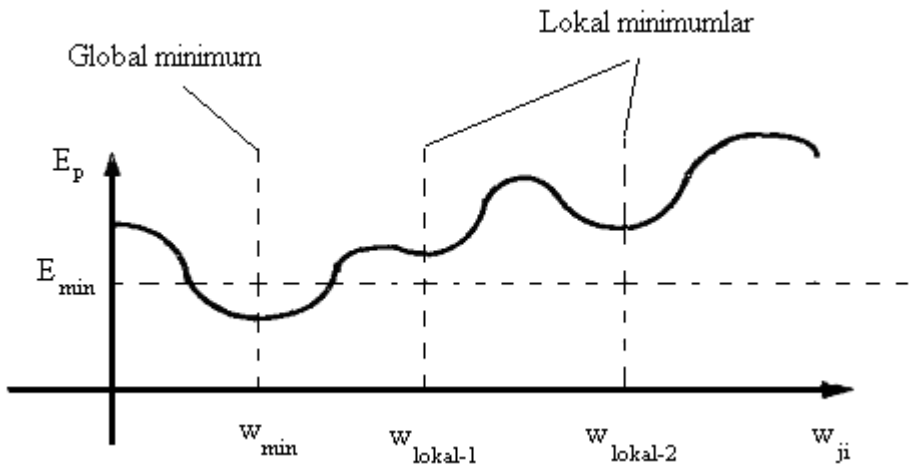
Ağırlıkların değişimi;

$$\Delta w_{kj} = -\varepsilon \frac{\partial E}{\partial w_{kj}} \tag{3.7}$$

şeklindedir.



Şekil 3.13. Gizli katmanı olmayan ağın hata fonksiyonu



Şekil 3.14. Gizli katmana ait ağın hata fonksiyonu

Burada ε, öğrenme oranı katsayısı adı verilen küçük değerde pozitif bir sayıdır (çoğunlukla 0.01 ile 0.9 arasında seçilir). Bu öğrenme oranı, bir sayısal optimizasyon algoritmasındaki adım boyutu parametresine benzemektedir. Denklem (3.7)'de eşitliğin sağ tarafı açılırsa, şu sonuç elde edilir (Rumelhart ve diğ., 1986b).

$$\frac{\partial E}{\partial w_{kj}} = \frac{\partial E}{\partial net_k}\frac{\partial net_k}{\partial w_{kj}} \tag{3.8}$$

$$\frac{\partial net_k}{\partial w_{kj}} = \frac{\partial}{\partial w_{kj}}\sum_j w_{kj}.y_j = \sum_j \frac{\partial w_{kj}.y_j}{\partial w_{kj}} = y_j \tag{3.9}$$

Amaç, uygun w seçimiyle, $E=\sum_p E_p$ toplam hatayı yeterince küçük yapmaktır. Bu amacı gerçekleştirmek için, bir $p \in P$ örüntüsü ard arda ve rasgele biçimde seçilir. k. nöronda oluşan ve "delta" adı verilen hata işareti

$$\delta_0 = -\frac{\partial E}{\partial net_k} \tag{3.10}$$

olarak bulunur ve yukarıda yerine konulursa

$$\frac{\partial E}{\partial w_{kj}} = -\delta_0 . y_j \tag{3.11}$$

ve, (3.11) ifadesi (3.7)' de yerine konulursa,

$$\Delta w_{kj} = \varepsilon \ \delta_0 y_j \tag{3.12}$$

elde edilir. E_p değerini düşürmek demek, ağırlığı $\delta_0 y_i$' ye bağlı olarak değiştirmek demektir. Buna " Delta Kuralı " denir. Önceki gizli katmandaki tüm nöronlar ile çıkış katmanındaki k. Nöron arasındaki bağ mukavemetleri, (3.10)' daki Δw_{kj} miktarı ile ayarlanır. Denklem (3.10) kısmi türevlerine ayrılırsa,

$$\delta_0 = -\frac{\partial E}{\partial net_k} = -\frac{\partial E}{\partial o_k}\frac{\partial o_k}{\partial net_k} \tag{3.13}$$

$$\frac{\partial E}{\partial o_k} = -(d_k - o_k) \tag{3.14}$$

olup; k. Nöron çıkışının lokal hatasını verir.

$$\frac{\partial o_k}{\partial net_k} = f_k^{'}(net_k) \tag{3.15}$$

son iki formül (3.13)' de yerine konulursa,

$$\delta_o = (d_k - o_k) f_k^{'}(net_k) \tag{3.16}$$

bulunur. Bu son terim (3.12)' de yerine konulduğunda k nöronu için;

$$\Delta w_{kj} = \varepsilon (d_k - o_k) f_k^{'}(net_k) y_j \tag{3.17}$$

olur. Eğer ağırlıklar çıkış nöronlarını doğrudan etkilemiyorsa (arada gizli katman varsa), (3.12)' ye benzer biçimde delta kuralı bu gizli katman için de şu şekilde uygulanır.

$$\Delta w_{ji} = -\varepsilon \frac{\partial E}{\partial w_{ji}}$$

$$= -\varepsilon \frac{\partial E}{\partial net_j} \frac{\partial net_j}{\partial w_{ji}} = -\varepsilon \frac{\partial E}{\partial net_j} x_i \qquad (3.18)$$

$$= -\varepsilon \left(-\frac{\partial E}{\partial y_i} \frac{\partial y_i}{\partial net_j} \right) x_i = \varepsilon \left(\frac{\partial E}{\partial y_i} \right) f_j^{'}(net_j) x_i$$

$$\Delta w_{ji} = \varepsilon \delta_y x_i \qquad (3.19)$$

Bununla birlikte, $\partial E / \partial_{yj}$ faktörü doğrudan geliştirilmez. Özel olarak çıkış katmanına etkisi,

$$-\frac{\partial E}{\partial y_i} = -\sum_k \frac{\partial E}{\partial net_k} \frac{\partial net_k}{\partial y_i} = \sum_k \left(-\frac{\partial E}{\partial net_k} \right) \frac{\partial}{\partial y_i} \sum_m w_{km} y_i = \sum_k \left(-\frac{\partial E}{\partial net_k} \right) w_{kj} = \sum_k \delta_0 w_{kj}$$

şeklinde bulunur. Bu durumda;

$$\delta_y = f_j^{'}(net_j) \sum_k \delta_0 w_{kj} \qquad (3.20)$$

olur. Kısaca özetlenecek olursa; (3.19) formülü şayet j. nöron, çıkış katmanı nöronuysa (3.19)'a benzer şekilde,

$$\delta_y = (d_y - o_y) f_j^{'}(net_j) \qquad (3.21)$$

olur. Eğer j nöronları gizli katmana ait nöronlar ise, o zaman (3.11) denklemi kullanılır. Transfer (eşik) fonksiyonu olarak sigmoid fonksiyonu kullanıldığında,

$$f(net_j) = y_i = \frac{1}{1 + e^{-net_j}} \qquad (3.22)$$

olur. Bu ifadenin türevi alınıp, gerekli sadeleştirme yapıldığında,

$$f^{'}(net_j) = \frac{1}{1+e^{-net_j}} \frac{1+e^{-net_j}-1}{1+e^{-net_j}} \tag{3.23}$$

$$\frac{\partial y_j}{\partial net_j} = y_j(1-y_j) \tag{3.24}$$

bulunur. Benzer işlem k katmanı için de yapılırsa;

$$\frac{\partial o_k}{\partial net_k} = f_k^{'}(net_k) = o_k(1-o_k) \tag{3.25}$$

elde edilir. (3.25) denklemi (3.16)' da, (3.24) denklemi de (3.20)'de yerine konursa, (3.16) ve (3.20)'deki delta ifadeleri aşağıdaki gibi olur. (δ_0 çıkış katmanı, δ_y: gizli katman elemanları içindir.);

$$\delta_0 = (d_k - o_k)o_k(1-o_k) \tag{3.26}$$

$$\delta_y = y_j(1-y_j)\sum_k \delta_0 w_{kj} \tag{3.27}$$

w_{ji} yi öğrenme durumunda her eğitme örüntüsünün seti için Δw_{ij} yi hesaplamak gerekir. Öğrenme oranı ε, hızlı öğrenmeyi sağlar; fakat dalgalanmalara sebep olabilir. Rumelhart ve diğ. (1986b), (3.17) ve (3.19) ifadelerine bir tür momentum terimi ilave ederek bir değişim öngörmüşlerdir. Bu durumda;

$$\Delta w_{ji}(n+1) = \varepsilon\ \delta_y x_i + \alpha\ \Delta w_{ji}(n) \tag{3.28}$$

$$\Delta w_{kj}(n+1) = \varepsilon\ \delta_0 y_i + \alpha\ \Delta w_{kj}(n) \tag{3.29}$$

olarak yazılabilir. Burada n, öğrenme döngülerinin (iterasyon) sayısını gösterir. Momentum terimi olan α, küçük değerde pozitif bir sayıdır.

3.2.4.5. Öğrenme ve momentum katsayıları

YSA ile ilgili bir başka sorun da, düzgün bir öğrenme katsayısının (ε) ayarlanmasıdır. Ağırlıkları çok yüksek tutmak davranışın bozulmasına sebep olabilir. Öğrenme katsayısını böyle bir davranışı önlemek için küçük tutmak gereklidir. Öğrenme katsayısı, $0.01 < \varepsilon < 10$ arasında seçilen sabit bir sayıdır. Öte yandan, çok küçük bir öğrenme oranında, öğrenme işleminin yavaşlamasına yol açar.

Momentum (α) fikri bu noktadan hareketle ortaya atılmıştır. Momentum mevcut delta ağırlığı üzerinden önceki delta ağırlığının belirli bir kısmını besler. Böylece daha küçük öğrenme katsayısı ile daha hızlı öğrenme elde edilir. Momentum katsayısı genellikle $0 < \alpha < 1$ arasında değişen bir sayıdır.

Hatanın geriye yayılması algoritması genellikle iyi bir performans göstermesine rağmen; bu algoritma, bir gradyent arama tekniği olduğu için, global minimum yerine, en küçük kareler (Least Mean Square) fonksiyonunun bir lokal minimumunu bulabilmektedir. Performansı artırmak ve lokal minimum problemini azaltmak için; gizli düğümler ilave edilmesi, ağırlıkların ayarlanması için kullanılan öğrenme katsayısının azaltılması ve farklı rasgele ağırlık setlerinden başlayarak birçok defa eğitme işleminin tekrarlanması öneriler arasındadır (Lippmann 1987).

3.3. Bulanık Mantık

Bulanık mantık (Fuzzy Logic) kavramı ilk kez 1965 yılında California Berkeley Üniversitesinden Prof. Lotfi A.Zadeh'in bu konu üzerinde ilk makalelerini yayınlamasıyla duyuldu. O tarihten sonra önemi gittikçe artarak günümüze kadar gelen bulanık mantık, belirsizliklerin anlatımı ve belirsizliklerle çalışılabilmesi için kurulmuş katı bir matematik düzen olarak tanımlanabilir. Bilindiği gibi istatistikte ve olasılık kuramında, belirsizliklerle değil kesinliklerle çalışılır ama insanın yaşadığı ortam daha çok belirsizliklerle doludur. Bu yüzden insanoğlunun sonuç çıkarabilme yeteneğini anlayabilmek için belirsizliklerle çalışmak gereklidir. Bulanık mantık ile klasik mantık arasındaki temel fark bilinen anlamda matematiğin sadece aşırı uç değerlerine izin vermesidir. Klasik matematiksel yöntemlerle karmaşık sistemleri modellemek ve

kontrol etmek işte bu yüzden zordur, çünkü veriler tam olmalıdır. Bulanık mantık kişiyi bu zorunluluktan kurtarır ve daha niteliksel bir tanımlama olanağı sağlar. Bir kişi için 38,5 yaşında demektense sadece orta yaşlı demek birçok uygulama için yeterli bir veridir. Böylece azımsanamayacak ölçüde bir bilgi indirgenmesi söz konusu olacak ve matematiksel bir tanımlama yerine daha kolay anlaşılabilen niteliksel bir tanımlama yapılabilecektir (URL1).

Bulanık mantığın en geçerli olduğu iki durumdan ilki, incelenen olayın çok karmaşık olması ve bununla ilgili yeterli bilginin bulunmaması durumunda kişilerin görüş ve değer yargılarına yer verilmesi, ikincisi ise insan muhakemesine, kavrayışlarına ve karar vermesine ihtiyaç gösteren hallerdir. Bulanık mantıktan, karşılaşılan her türlü sorunun karmaşık da olsa çözülebileceği anlamı çıkarılmamalıdır. Ancak, insan düşüncelerinin incelenen olayla ilgili olarak bazı sözel çıkarımlarda bulunması dolayısı ile daha iyi anlaşılabileceği sonucuna varılabilir (Şen 2004).

Matematik modeller, ne kadar ayrıntılı olurlarsa olsunlar, ne kadar gerçekçi olurlarsa olsunlar gerçeği tam olarak yansıtamazlar ve doğa olaylarını tam olarak temsil edemezler. Yani gerçeğin modellenmesi ve ifade edilmesi katı mantık, diferansiyel, integral vs. hesap yöntemleri ile hassas bir şekilde yapılamaz. Çünkü bunlar sözel olan bilgileri işleyemezler (Şen 2001).

İnsan mantığı, açık, kapalı, sıcak, soğuk, 0 ve 1 gibi değişkenlerden oluşan kesin ifadelerin yanı sıra, az açık, az kapalı, serin, ılık gibi ara değerleri de göz önüne almaktadır. Bulanık mantık klasik mantığın aksine iki seviyeli değil, çok seviyeli işlemleri kullanmaktadır.

Klasik denetim uygulamalarında karşılaşılan zorluklar nedeniyle, bulanık mantık denetimi alternatif yöntem olarak çok hızlı gelişmiş ve modern denetim alanında geniş uygulama alanı bulmuştur (Elmas 2003).

Bulanık mantığın genel özellikleri Zadeh tarafından şu şekilde ifade edilmiştir;

- Bulanık mantıkta, kesin değerlere dayanan düşünme yerine, yaklaşık düşünme kullanılır.
- Bulanık mantıkta her şey [0,1] aralığında belirli bir derece ile gösterilir.

- Bulanık mantıkta bilgi büyük, küçük, çok az gibi dilsel ifadeler şeklindedir.
- Bulanık çıkarım işlemi dilsel ifadeler arasında tanımlanan kurallar ile yapılır.
- Her mantıksal sistem bulanık olarak ifade edilebilir.
- Bulanık mantık matematiksel modeli çok zor elde edilen sistemler için çok uygundur.
- Bulanık mantık tam olarak bilinmeyen veya eksik girilen bilgilere göre işlem yapma yeteneğine sahiptir (Elmas 2003).

Bulanık mantık yaklaşımının klasik yaklaşımlara göre bir takım üstünlük ve sakıncaları bulunmaktadır.

Üstünlükler

- Bulanık mantık kuramının insan düşünüş tarzına çok yakın olması en büyük üstünlüğünü oluşturmaktadır. Bilindiği gibi denetim işlemlerinin birçoğu dilsel niteleyicilerle yapılmaktadır.
- Bulanık mantık yaklaşımı matematiksel modele ihtiyaç duymadığından, matematiksel modeli iyi tanımlanamamış, zamanla değişen ve doğrusal olmayan sistemler en başarılı uygulama alanlarıdır.
- Bulanık mantık yaklaşımında işaretlerin bir ön işlemeye tabi tutulmaları ve geniş bir alana yayılmış değerlerin az sayıda üyelik işlevlerine indirgenmeleri, uygulamaların daha hızlı bir şekilde sonuca ulaşmasını sağlar.

Sakıncalar

- Bulanık mantık uygulamalarında mutlaka kuralların uzman deneyimlerine dayanarak tanımlanması gerekir. Üyelik işlevlerini ve bulanık mantık kurallarını tanımlamak her zaman kolay değildir.

- Üyelik işlevlerinin değişkenlerinin belirlenmesinde kesin sonuç veren belirli bir yöntem ve öğrenme yeteneği yoktur. En uygun yöntem deneme yanılma yöntemidir, bu da çok uzun zaman alabilir. Uzun testler yapmadan gerçekten ne kadar üyelik işlevi gerektiğini önceden kestirmek çok güçtür.
- Sistemlerin kararlılık, gözlemlenebilirlilik ve denetlenebilirlik analizlerinin yapılmasında ispatlanmış kesin bir yöntemin olmayışı bulanık mantığın temel sorunudur. Günümüzde bu sadece pahalı deneyimlerle mümkün olmaktadır.
- Bulanık mantık yaklaşımında üyelik işlevlerinin değişkenleri sisteme özeldir, başka sistemlere uyarlanması çok zordur.
- Bunun yanı sıra en sık belirtilen dezavantajları ise üyelik işlevlerinin ayarlanmasının uzun zaman alması ve öğrenme yeteneği olmamasıdır (Elmas 2003).

3.3.1. Bulanık küme teorisi

Geleneksel küme teorisinde kullanılan küme kavramı bir nesnenin bir kümenin elemanı olması ya da olmaması gibi iki seçenekli bir mantığa dayanmaktadır. 1960'ların ortasında Zadeh niteliklerin ikili üyelik fonksiyonuyla ifade edildiği klasik kümeler yerine, dereceli üyelik fonksiyonuyla ifade edildiği bulanık kümeler tanımlamasını önermiştir (Baykal 2004).

Aristo mantığına göre çalışan ve şimdiye kadar alışılagelen klasik küme kavramında, bir kümeye giren öğelerin oraya ait oluşları durumunda üyelik dereceleri 1'e, ait olmamaları durumunda ise 0'a eşit var sayılmıştır. Bunun arasında hiçbir üyelik derecesi düşünülemez. İşte bulanık kümeler kavramında 0 ile 1 arasında değişen, değişik üyelik derecelerinden söz etmek mümkündür. Böylece daha şimdiden bulanık kümelerdeki öğelerin üyelik derecelerinin kesintisiz olarak 0 ile 1 arasında değerler aldığından söz edebiliriz. Aslında Zadeh küme öğelerinin üyelik derecelerinin 0 ile 1 arasında değişebileceğini ileriye sürerek kümeler teorisinde geniş uygulamaya sahip ve doğal hayatla uyumlu olan bulanık küme teorisini geliştirmiştir. Bu kadar basit temeli olan bulanık kümeler kavramının özellikle de 1980 yılı sonrasındaki teknoloji ve bilimsel çalışmalarda etkisi büyük olmuştur. Bu şekilde tanımlanan üyelik derecelerinin her bir bulanık söz için üç temel özelliği sağlaması tanım olarak gerekmektedir. Bunlar;

1) Bulanık kümenin normal olmasıdır ki; bunun için en azından o kümede bulunan öğelerden bir tanesinin en büyük üyelik derecesi olan 1'e sahip bulunması gerekliliğidir.

2) Bulanık kümenin monoton olması istenir ki, bunun anlamı üyelik derecesi 1'e eşit olan öğeye yakın sağda ve soldaki öğelerin üyelik derecelerinin de 1'e yakın olmasıdır.

3) Üyelik derecesi 1'e eşit olan öğeden sağa veya sola eşit mesafede hareket edildiği zaman bulunan öğelerin üyelik derecelerinin birbirine eşit olmasıdır ki buna da bulanık kümenin simetrik özelliği adı verilir.

Klasik kümelerle bulanık kümelerin arasındaki önemli farklardan bir tanesi, klasik kümelerin sadece bir tane dikdörtgen üyelik derecesi fonksiyonu bulunmasına karşılık, bulanık kümenin yukarıdaki üç şarttan ilk ikisini mutlaka sağlayacak biçimde değişik üyelik derecesi fonksiyonlarına sahip olmasıdır. Buradan üyelik derecesi fonksiyonlarının mutlaka simetrik olması özelliğini sağlaması gerekmediği anlaşılabilir (Şen 2001).

Matematiksel olarak açıklayacak olursak; bir X kümesindeki A alt kümesi kendisine ait karakteristik fonksiyonu olan denklem (3.30)'daki gibi μ_A ile ifade edilir.

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 1 & Eger\ x \in A \\ 0 & Eger\ x \notin A \end{cases} \tag{3.30}$$

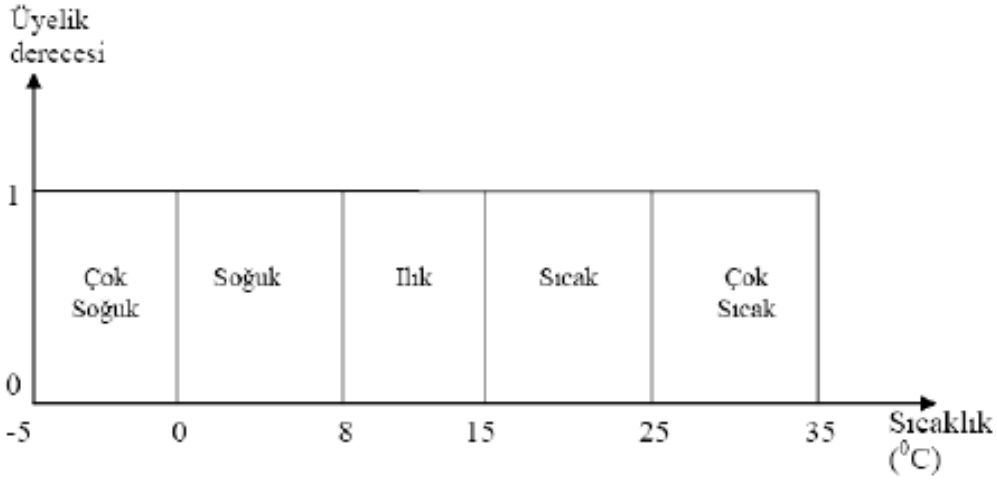
Karakteristik fonksiyon X'in elemanlarını {0,1} kümesine dönüştürür.(0), üye olmamayı, (1) ise, üye olmayı göstermektedir. Yani, eğer A alt kümesi X evrensel kümesinin üyesi ise (1) değerini almakta, eğer üyesi değilse (0) değerini almaktadır.

Bulanık küme teorisine bakacak olursak, klasik küme teorisindeki gibi bir kesinlik bulunmamakta ve elemanların üyelikleri "dereceli" şekilde yapılmaktadır. Yani, "kümeye üye olmaktan" "üye olmamaya" geçiş kesin değil ve tedricidir. Bu tedrici geçiş ise "*üyelik derecesi*"(ÜD) olarak ifade edilebilir (Fırat 2007).

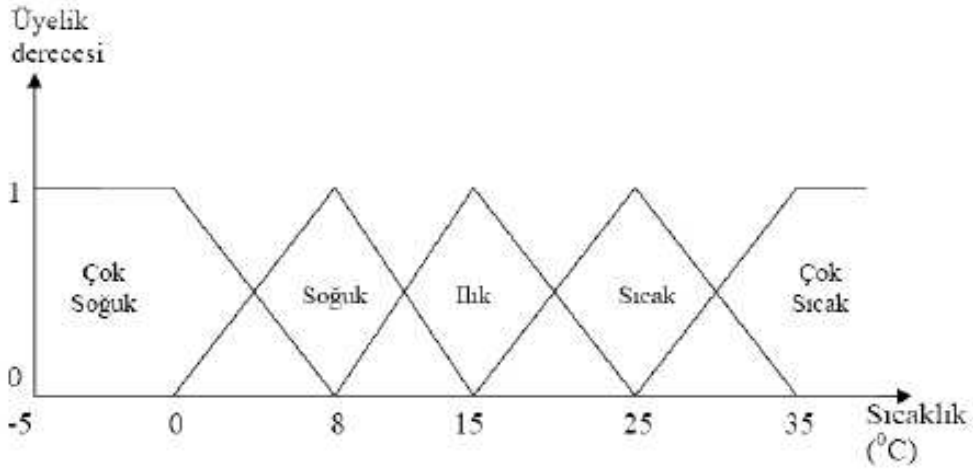
Klasik kümelerdeki karakteristik fonksiyon, $\mu_A : E \rightarrow \{0,1\}$, bulanık kümelerde yerini $\mu_A : E \rightarrow [0,1]$ olarak gösterilen üyelik fonksiyonuna bırakır.

Şekil 3.15 ve Şekil 3.16'da sırasıyla klasik mantık ve bulanık mantık için örnek hava sıcaklığı sınıflaması görülmektedir.

Şekil 3.15'de Aristo mantığına göre 7.9 ^{o}C' nin soğuk, 8.1 ^{o}C' nin ise ılık olduğuna karar verilir. Bu şekilde gösterim bakımından önemli bir nokta, her alt aralığa düşen sıcaklık değerinin üyelik derecesinin sadece o aralıkta 1'e, diğer aralıklarda ise 0'a eşit olduğudur. Bu nedenle, her sıcaklık alt kelimesinin üyelik fonksiyonu yüksekliği 1'e eşit olan bir dikdörtgen şeklindedir. Şekil 3.16'da ise aralıklar arasında birbiriyle örtüşmeli geçişler söz konusudur.



Şekil 3.15. Klasik mantıkta bitişik dikdörtgen gösterim (Şen, 2001)



Şekil 3.16. Bulanık mantıkta örtüşmeli üçgen gösterim (Şen, 2001)

3.3.1.1. Üyelik fonksiyonu (ÜF)

Bir bulanık küme içerisinde bir elemanın derecesi üyelik fonksiyonu ile gösterilmektedir. Yani, bir bulanık küme üyelik fonksiyonu ile karakterize edilir (Fırat 2007). Genel olarak küme üyelerini değerleri ile değişiklik gösteren eğriye üyelik fonksiyonu adı verilir. Üyelik fonksiyonu grafiğinde x ekseni üyeleri gösterirken, y ekseni de üyelik derecelerini gösterir. A bulanık kümesi, μ_A A'nın üyelik fonksiyonu ve $\mu_A(x)$ A'daki üyelik derecesi olmak üzere $A = \{(\mu_A(x), x)\}$ olarak yazılabilir.

$A = \{(\mu_A(x), x)\} = \{\mu_A(x)/x\} = \{\mu_A(x_1)/x_1 + \mu_A(x_2)/x_2 + ... + \mu_A(x_n)/x_n\}$ ve bu da

$A = \left\{\sum \mu_A(x_i)/x_i\right\}$ olarak gösterilebilir. Bulanık kümenin sürekli olması durumunda gösterim $A = \left\{\int \mu_A(x_i)/x_i\right\}$ şeklinde olacaktır (Baykal ve Beyan 2004).

Her iki notasyonda da bölüm işareti asla bölmeyi göstermez, sadece alttaki gerçek sayıya yani küme öğelerine üstteki üyelik derecesinin karşı geldiğini belirtir. Yukarıdaki denklemlerde kullanılan toplam işareti alışa geldiğimiz toplamı değil, artı işareti ile küme öğelerinin topluluğunu ifade etmek içindir. İntegral işareti de asla bildiğimiz integral anlamına gelmez yine topluluğu gösteren bir işaret olarak algılanmalıdır (Şen 2004).

Örnek olarak (Özkan 2006);

$$A = 0.1/1 + 0.3/2 + 0.5/3 + 0.7/4 + 0.8/5 + 0.9/6 + 0.95/7 + 1.0/8 + 0.97/9 + 0.9/10 + 0.8/11 + 0.7/12 + 0.5/13 + 0.3/14 + 0.1/15$$

A bir bulanık kümedir. Bu bulanık kümenin klasik gösterimi:

$A = \{1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12,1,3,14,15\}$

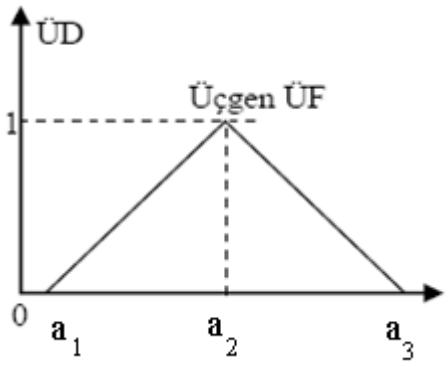
veya

$$A = 1/1 + 1/2 + 1/3 + 1/4 + 1/5 + 1/6 + 1/7 + 1/8 + 1/9 + 1/10 + 1/11 + 1/12 + \\ + 1/13 + 1/14 + 1/15$$

Çok sayıda üyelik fonksiyonu tipi olmakla beraber pratikte en fazla kullanılanlar üçgen, yamuk, çan eğrisi, Gaussian ve sigmoidal fonksiyonlarıdır. Bunlardan en yaygın olarak kullanılanı ve bize kolaylık sağlayan üçgen üyelik fonksiyonu ve yamuk üyelik fonksiyonudur.

Üçgen üyelik fonksiyonu Şekil 3.17'de ve denklem (3.31)'de gösterilmiştir. Bir üçgen üyelik fonksiyonu a_1, a_2 ve a3 olarak üç parametre ile tanımlanır.

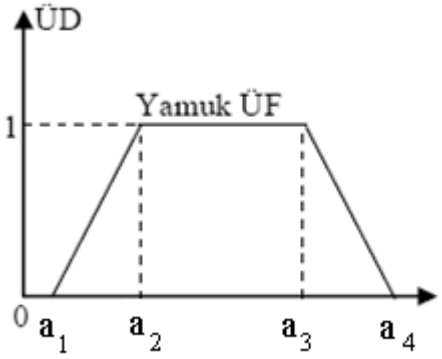
$$\mu_A(x; a_1, a_2, a_3) = \begin{cases} a_1 \le x \le a_2 \quad ise \quad (x - a_1)/(a_2 - a_1) \\ a_2 \le x \le a_3 \quad ise \quad (a_3 - x)/(a_3 - a_2) \\ x > a_3 \quad veya \quad x < 0 \quad ise \quad 0 \end{cases} \qquad (3.31)$$



Şekil 3.17. Bulanık mantıkta üçgen üyelik fonksiyonu

Yamuk üyelik fonksiyonu Şekil 3.18'de ve denklem (3.32)'de gösterilmiştir. Bir yamuk üyelik fonksiyonu a_1, a_2, a_3 ve a_4 olarak dört parametre ile tanımlanır. Aslında üçgen üyelik fonksiyonu yamuk üyelik fonksiyonunun özel bir durumudur (Baykal 2004).

$$\mu_A(x;a_1,a_2,a_3,a_4)=\begin{cases} a_1 \le x \le a_2 \quad ise \quad (x-a_1)/(a_2-a_1) \\ a_2 \le x \le a_3 \quad ise \quad 1 \\ a_3 \le x \le a_4 \quad ise \quad (a_4-x)/(a_4-a_3) \\ x > a_4 \quad veya \quad x < a_1 \quad ise \quad 0 \end{cases} \tag{3.32}$$



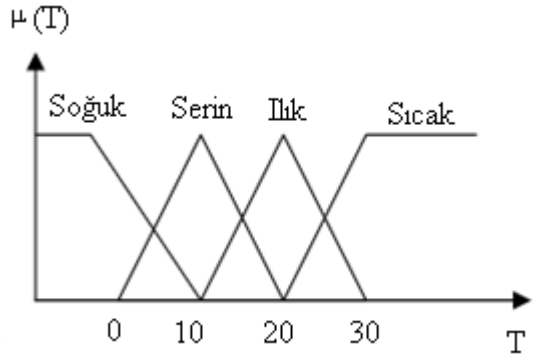
Şekil 3.18. Bulanık mantıkta yamuk üyelik fonksiyonu

3.3.1.2. Üyelik derecesi atanması

İhtimaller hesabından bilineceği gibi rastgele bir değişkene değişik ihtimal yoğunluk fonksiyonları uydurulabileceğine benzer olarak, bulanık kümelere daha da fazla şekilde üyelik fonksiyonu uydurmak mümkündür. Bulanık kümelerin gerek üyelik derecelerinin gerekse bunların tümünü temsil edebilecek üyelik fonksiyonlarının belirlenmesinde, ilk başlayanlar tarafından kişisel sezgi, mantık ve tecrübelerin kullanılmasına sıkça rastlanır. Zaten pratikte birçok sorunun üstesinden gelebilmek için bu yaklaşımlar çoğu zaman yeterlidir. Öyle olmasa bile, ilk yaklaşım olarak bu esaslara göre alınmaları faydalıdır. Üyelik fonksiyonlarının belirlenmesinde daha birçok yöntem vardır. Başlıcaları sezgi, çıkarım, mertebeleme, açılı bulanık kümeler, yapay sinir ağları, genetik algoritmalar, çıkarımcı muhakeme gibi değişik yaklaşımlardır.

Bunlardan sezgi fazlaca teknik bilgi gerektirmemektedir. Burada her kişinin kendi anlayış, görüş ve olaya bakışları önemli rol oynar. Buna en basit misal herkesin

hemen her gün karşı karşıya kalarak görüş ileriye sürdüğü sıcaklık kelimesinin belirttiği belirsiz alt kümeleri düşünebiliriz. En azından soğuk, serin, ılık ve sıcak gibi dört tane küme belirlenebilir. Bu alt kümelerin her biri belirli bir geometrik şekil ile Şekil 3.19'da görüldüğü gibi temsil edilebilir.



Şekil 3.19. Sıcaklık bulanık alt kümeleri

Bu geometrik şekillerin konumları doğal olarak o yörede yaşayan kişilere göre değişir. Örneğin, kutuplarda yaşayan insanların soğuk kavramı ile tropikal bölgelerde yaşayanların ki birbirinden oldukça farklıdır (Şen 2004).

3.3.1.3. Bulanık kurallar ve kural tabanı

Bulanık kurallar, giriş ve çıkış değişkenleri arasındaki bağlantı şeklinde tanımlanmaktadır. Bu kurallar giriş ve çıkış değişkenlerinin sözel ifadeleri ile yazılır (Fırat 2007).

Bulanık sistemlerle ilgili örneklerden yaygın olanı, bir kişinin araba sürmesini öğrenmesinde ortaya çıkan sözel bilgilerde; Sürücü adayına hız şu kadar km'ye varınca gaza şu kadar bas denilecek yerde, eğitim sırasında

'EĞER hız düşük İSE gaza fazlaca bas'

veya

'EĞER hız yüksek İSE gaza az bas'

gibi kurallar söylenir. Bu kurallardaki düşük, fazlaca, yüksek ve az kelimeleri kişilerde ister istemez belirli bir aralıkta sayısal değerleri ima eder. İşte bu ima edilen değerler topluluğuna o kelimeyi temsil eden küme denir. Bu kümenin her öğesi aynı derecede önemli değildir. Ancak bazı değerler vardır ki bunlar diğerlerine göre çok önceliklidir. EĞER-İSE şeklindeki kuralların EĞER ile İSE kelimeleri arasında kalan kısımlara *öncül kısım* ve İSE kelimesinden sonra olan kısma da *soncul kısım* adı verilir (Şen 2004).

Bulanık kural genel anlamda "*öncül* terimler" ve "*sonuç terimler*" şeklinde olup, denklem (3.33) ve (3.34)'deki gibi ifade edilirler (Fırat 2007).

EĞER (öncül-giriş terimler) İSE (sonuç-çıkış terimleri) (3.33)

Ya da daha detaylı bir şekilde yazacak olursak;

EĞER $x_1=A_1$ *VE/VEYA* $x_2=A_2$ İSE $y_1=B_1$ (3.34)

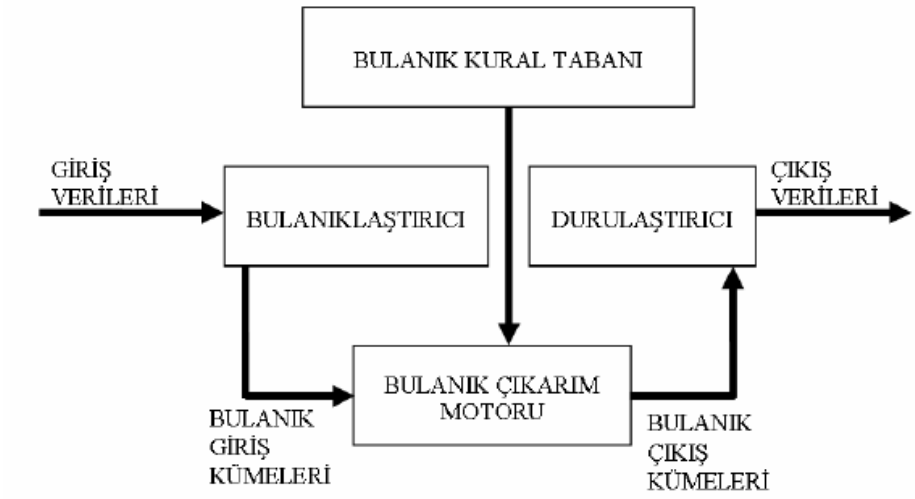
Burada;
A_1: x_1 değişkeni (girişi)'nin bir alt kümesi
A_2: x_2 değişkeni (girişi)'nin bir alt kümesi
B_1: y_1 değişkeni (çıkışı)'nın bir alt kümesi

Bulanık kurallar hem sistem modellemede hem de kontrol amaçlı çalışmalarda yaygın bir şekilde kullanılmaktadır. ÜF'larının ve sözel ifadelerin kullanımı ile bulanık modellemede insan düşünme ve çıkarım yapma mekanizması yakalanmış olmaktadır. Kurallar üzerinde, giriş değişkenlerini ve ÜF'larının sayısı oldukça etkilidir. ÜF'nun veya giriş değişkenin sayısı arttıkça, karmaşıklık üstel olarak artmaktadır. Eğer model "*m*" adet girişe ve "*n*" adet ÜF'na sahipse kural sayısı " n^m " kadardır. 3 giriş değişkeni ve her bir girişe ait 3 ÜF ile bütün durumları tanımlamak için " $n^m=3^3=27$ " adet kural yazılmalıdır (Fırat 2007).

3.3.2. Bulanık sistem

Bulanık kümeler ya da bulanık mantığı ve buna karşılık gelen matematiksel çatıyı kullanan statik veya dinamik sistemler bulanık sistemler olarak tanımlanır (Baykal 2004). Şekil 3.20'de bir bulanık sistem yapısı gösterilmektedir.

Bulanık Mantık ile modellemede işleyiş, problem üzerindeki giriş değişkenlerinin ÜD'lerinin belirlenmesi, bu ÜD'lerinden kuralların yazılması, bu kurallardan çıkış karakteristiklerinin belirlenmesi, çıkış değişkenlerinden çıkış ÜF'larına geçiş ve en son adım olarak bu çıkış ÜF'larından tek değerli sistem çıkışının elde edilmesi şeklindedir (Fırat 2007).



Şekil 3.20. Bulanıklaştırma- Durulaştırma birimli bulanık sistem

1) Genel Bilgi Tabanı Birimi: İncelenecek olayın etkilendiği girdi değişkenlerini ve bunlar hakkındaki tüm bilgileri içerir. Buna veri tabanı veya kısaca giriş adı da verilir. Genel veri tabanı denmesinin sebebi buradaki bilgilerin sayısal ve/veya sözel olabilmesidir.

2) Bulanıklaştırıcı: Sayısal girdi değerlerini sözel olarak nitelendirilmiş bulanık kümelerdeki üyelik derecelerine atayan bir işlemcidir.

3) Bulanık Kural Tabanı Birimi: Veri tabanındaki girişleri çıkış değişkenlerine bağlayan mantıksal EĞER – İSE türünde yazılabilen kuralların tümünü içerir. Bu kuralların yazılmasında sadece girdi verileri ile çıktılar arasında olabilecek tüm aralık (bulanık küme) bağlantıları düşünülür. Böylece, her bir kural girdi uzayının bir parçasını çıktı uzayına mantıksal olarak bağlar. İşte bu bağlamların tümü kural tabanını oluşturur.

4) Bulanık Çıkarım Motoru Birimi: Bulanık kural tabanında giriş ve çıkış bulanık kümeleri arasında kurulmuş olan parça ilişkilerin hepsini bir araya toplayarak sistemin bir çıkışlı davranmasını temin eden işlemler topluluğunu içeren bir mekanizmadır. Bu motor, her bir kuralın çıkarımlarını bir araya toplayarak tüm sistemin girdiler altında nasıl bir çıktı vereceğinin belirlenmesine yarar.

5) Durulaştırıcı: Bulanık olan çıktıları kesin sayısal değerlere dönüştürür.

6) Çıktı Birimi: Bilgi ve bulanık kural tabanlarının bulanık çıkarım motoru vasıtası ile etkileşimi sonunda elde edilen çıktı değerlerinin topluluğunu belirtir (Şen 2004).

Bulanık çıkarım sistemi birçok alanda başarılı bir şekilde uygulanmaktadır. Literatürde bir kaç bulanık çıkarım sistem yapısı önerilmiştir. En çok kullanılanları, Mamdani Bulanık Çıkarım Sistemi ve Sugeno- Tagaki Bulanık Çıkarım Sistemidir. Bu iki çıkarım sistemini birbirinden ayıran en önemli özellik, çıkış değişkenin tanımlanması olarak gösterilebilir.

3.3.2.1. Mamdani bulanık çıkarım sistemi

Mamdani bulanık çıkarım sistemi en çok kullanılan ve uygulanan bulanık mantık çıkarım sistemlerinden biridir.

Mamdani tipi bulanık model çok kolay oluşturulur, insan davranışlarına çok uygundur. Bu nedenle çok yaygın bir kullanıma sahiptir ve diğer bulanık mantık modellerin temelini oluşturur. İlk defa bir buhar motorunun insan tecrübelerinden elde edilen sözel kontrol kuralları yardımıyla kontrolü amacıyla kullanılmıştır (Mamdani ve Assilian, 1975). Bu modelde hem girdi değişkenleri hem de çıktı değişkeni kapalı formdaki üyelik fonksiyonları ile ifade edilir (Akyılmaz 2005).

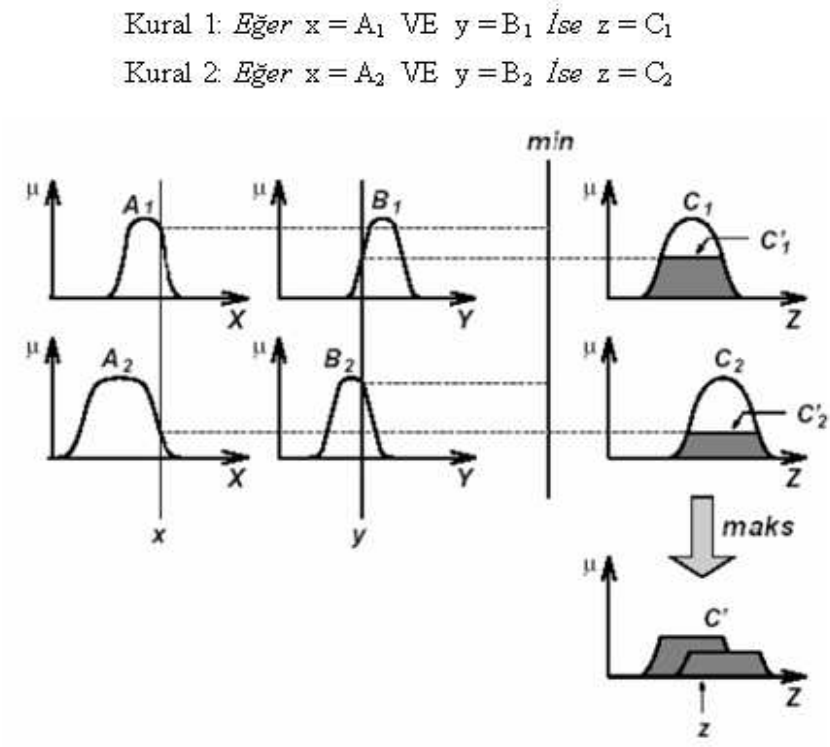
Mamdani tarafından önerilen bu çıkarım sistemi genel olarak aşağıdaki işlem adımlarını içermektedir.

Bulanıklaştırma: Bulanık Mantık ile modellemenin ilk adımı olup, kesin değerlerin bulanık değerlere dönüştürülmesi şeklinde tanımlanmaktadır. Giriş/çıkış değişkenleri ve yapıları bulanık mantık çıkarım sisteminin temelini meydana getirmektedir. Çünkü seçilen bu giriş yapısı, bulanık kuralları, ağırlıkları, model yapısını ve model sonuçlarını etkilemektedir. Giriş ve çıkış değişkenleri, bulanık küme içerisinde ÜD'lerini belirlemek için [0 1] arasında bulanıklaştırılır. Bunun için, klasik küme teorisinden farklı olarak, bulanık mantık çıkarım sisteminde ÜF'ları tanımlanır ve her bir değişkenin derecesi belirlenir. Bulanıklaştırma işlemi, denklem (3.31) ve (3.32) kullanılarak gerçekleştirilmektedir.

Kural tabanı: Bulanık operatörler yardımıyla bulanık giriş/çıkışlar arasındaki ilişkinin ortaya konulduğu işlem adımıdır. Bulanık mantık ile modellemede ikinci adım kuralların oluşturulması olup, giriş ve çıkış değişkenlerinin ÜF ile ilgili kavramsal terimlerden oluşur. Bu kavramsal terimler, EĞER-İSE kural yerleşimi ile birbiriyle ilişkilendirilir. Eğer, bu kurallarda giriş değişkenleri birden çok kısımdan oluşuyorsa bu kurallar bulanık işlem operatörleri yardımıyla birbiriyle ilişkilendirilir. Modellemelerde kullanılan bulanık mantık operatörleri *"VE"* ve *"VEYA"* olup bunlar sırasıyla, *"En küçükleme*" ve "*En büyükleme*" şeklinde uygulanır (Fırat 2007).

Şekil 3.21'de x ve y gibi sayısal iki değişkeni içeren iki kurallı bir Mamdani tipi bulanık modelde z çıkış değerinin c_i bulanık küme fonksiyonlarından nasıl hesaplandığı gösterilmektedir.

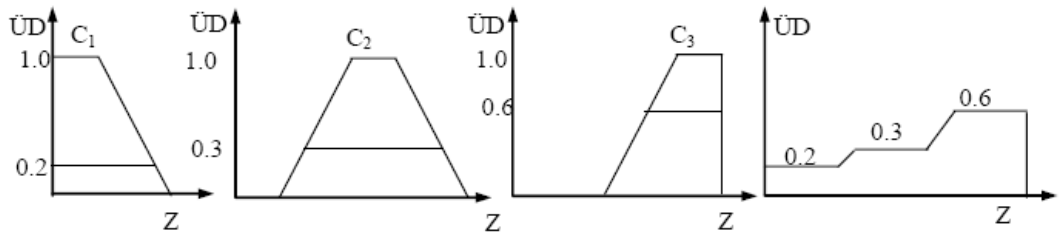
Mamdani yönteminde bulanıklaştırılan giriş bilgileri önceden oluşturulmuş kurallara tabi tutulur. Kurallar uygulanırken, şartlar arasındaki [ve] durumunda giriş üyelik değerlerinden en küçük olanı, [veya] durumunda ise en büyük olanı alınarak çıkış üyelik fonksiyonunda bu sayının altında kalan alan bulunur (Güler 2006).



Şekil 3.21. Bulanık VE ve VEYA işlemleri için sırasıyla minimizasyon ve maksimizasyon operatörlerini kullanan Mamdani tipi bulanık çıkarım sistemi (Akyılmaz 2005)

Kuralların değerlendirilmesi: Verilen giriş ve çıkış parametrelerine bağlı olarak yazılan kurallar yardımıyla sonuç değerini elde etmek için muhakeme çıkarım işleminin gerçekleştirildiği adımdır. Bu kurallar *çıkarım* olarak bilinen bir adımla ÜF'ların oranlarını değerlendirir.

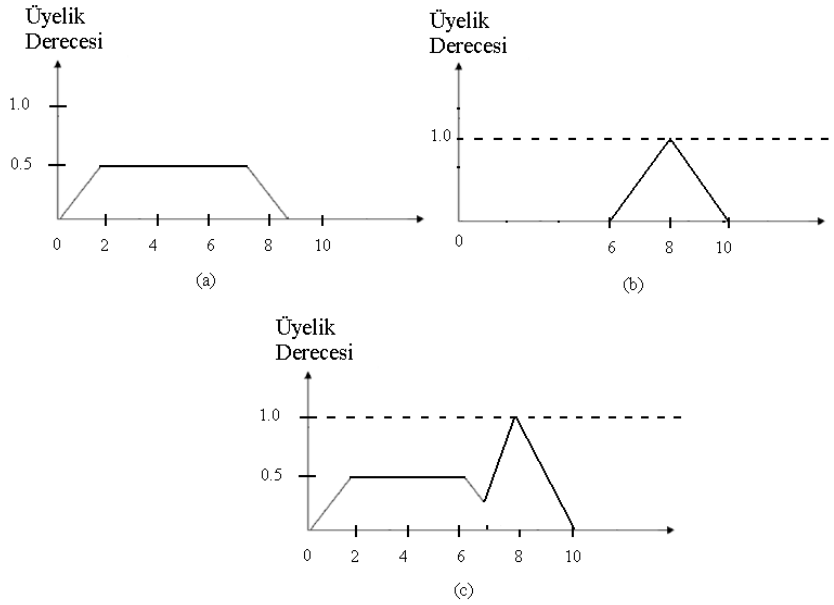
Kuralların Toplanması: Çıkarım kümeleri, tek bir küme olarak birleştirilir. Eğer çıkarım kümeleri birlikte toplanırsa buna *toplama fonksiyonu* denir. Eğer çıkarım işleminden sonra her bir çıkış ÜF için elde edilen en büyük değerlerin birleşimi şeklinde oluyorsa buna *en büyükleme fonksiyonu* denir. Bulanık kuralların değerlendirilmesi ve toplanması Şekil 3.22'de verilmektedir.



Şekil 3.22. Bulanık çıkarım sisteminde kuralların değerlendirilmesi ve toplanması (Fırat 2007)

Durulaştırma: Bulanık olan bilgilerin kesin sonuçlara dönüştürülmesi için yapılan işlemlerin tümüne birden *durulaştırma işlemleri* adı verilir.

Yapılan işlemler sonrasında bulanık sonuçlardan bir tanesi Şekil 3.23 a'daki gibi yamuk, diğerinin ise Şekil 3.23 b'deki gibi üçgen olduğunu düşünelim. Bunların ikisinin birleşimi ise yapılan son işlem sonrası bulanık çıkarım kümeleri elde edilir. Şimdi bu son dış bükey olmaya bulanık kümeden tek sayılı bir tasarım büyüklüğünün çıkartılması düşünülsün. İşte bunun için durulaştırma işleminin yapılması gerekecektir.



Şekil 3.23. Tipik bulanık küme çıktısı, (a) bulanık girdi ilk kısım, (b) bulanık girdi ikinci kısım, (c) ikisinin birleşimi (Şen 2004)

Literatürde birkaç durulaştırma yöntemi önerilmiştir. Bunlardan birkaçı şöyledir:

1) Ağırlıklı Ortalama Yöntemi: Bunun kullanılabilmesi için simetrik üyelik fonksiyonunun bulunması gereklidir. İşlemler matematik olarak denklem (3.35)'de ve grafiksel olarak Şekil 3.24'te gösterilmiştir (Şen 2004).

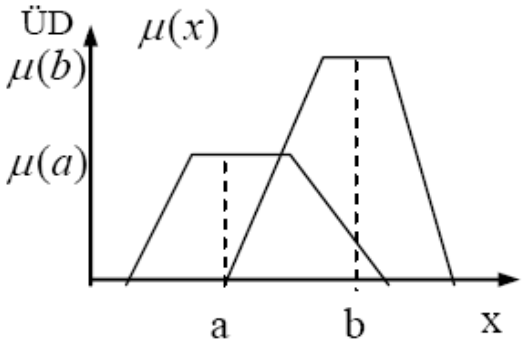
$$z^* = \frac{\sum \mu_ç(\bar{z}).\bar{z}}{\sum \mu_ç(\bar{z})} \qquad (3.35)$$

Burada,

Σ : cebirsel toplam

z^* : ağırlıklı ortalama durulaştırması

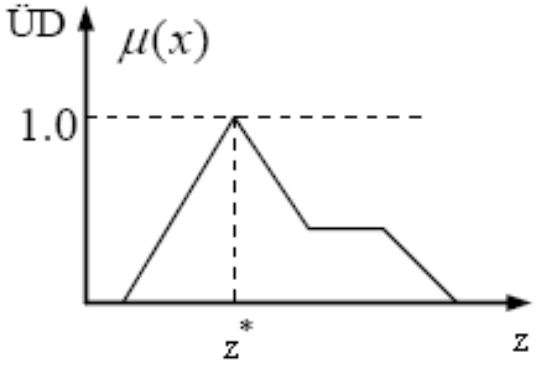
$\mu_ç(z)$: üyelik derecesi



Şekil 3.24. Ağırlıklı Ortalama Yöntemi(Fırat 2007)

2) En Büyük Üyelik İlkesi: Bunun diğer bir adı da yükseklik yöntemidir. Kullanılması için tepeleri olan bulanık çıkarım kümelerine gerek vardır. İşlemler matematik olarak denklem (3.36)'da ve grafiksel olarak Şekil 3.25'de gösterilmiştir (Şen 2004).

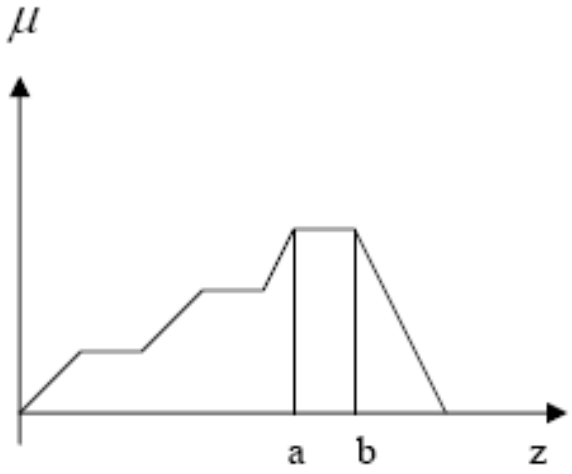
$$\mu(z^*) \geq \mu(z) \text{ tüm } z \in Z \qquad (3.36)$$



Şekil 3.25. En Büyük Üyelik İlkesi (Fırat 2007)

3) Ortalama En Büyük Üyelik Yöntemi: Bu yöntemde en büyüklerin ortalaması alınır (Şen 2004). İşlemler matematik olarak denklem (3.37)'de ve grafiksel olarak Şekil 3.26'da gösterilmiştir.

$$z^* = \frac{a+b}{2} \tag{3.37}$$



Şekil 3.26. Ortalama En Büyük Üyelik Yöntemi (Şen 2004)

3.3.2.2. Sugeno bulanık çıkarım sistemi

Tagaki – Sugeno bulanık mantık ya da Sugeno bulanık mantık ilk kez 1985 yılında kullanılmaya başlanmıştır. Mamdani bulanık mantık yönteminin bir uyarlamasıdır. Girdi değişkenlerinin bulanıklaştırılması ve bulanık mantık işlemleri Mamdani bulanık modelleme ile tamamen aynıdır. İki yöntem arasındaki fark çıktı üyelik fonksiyonlarındadır.

Sugeno tipi bulanık modellemede çıktı üyelik fonksiyonları sadece lineer ya da sabittir. Çıktı üyelik fonksiyonları sabit olduğu zaman sıfırıncı derece, 1. derece doğru denklemi şeklinde olduğu zaman ise birinci derece Sugeno bulanık model olarak adlandırılırlar (URL2). Böylece Sugeno tipi bulanık model, Mamdani tipi bulanık

modelden daha karmaşık ve gösterim açısından daha elverişlidir. Bu nedenle Sugeno tipi bulanık model uyarlanabilir tekniklerle birlikte kullanılabilir. Bir birinci (sıfırıncı) derece Sugeno bulanık model aşağıdaki gibi tanımlanabilir.

Eğer x = A ve y = B, *İse* z = f(x,y) = px+qy+r (c)

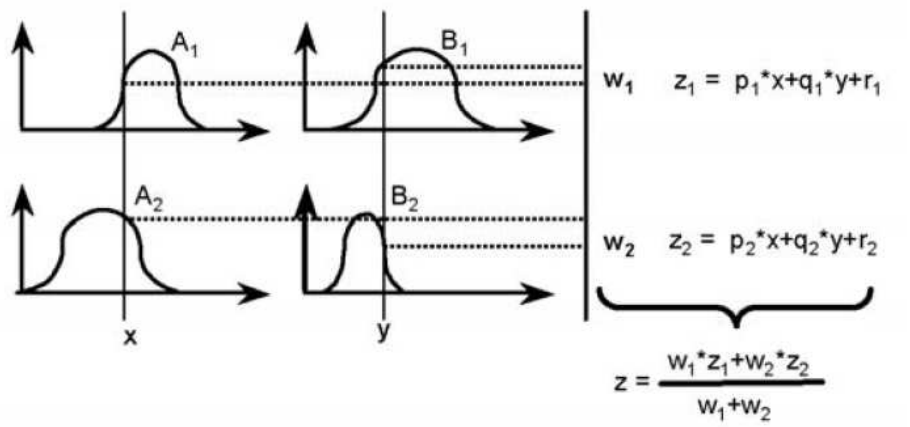
Burada A ve B, x ve y üyelik fonksiyonları için tanımlanmış öncül kısımdaki bulanık kümeler, p, q ve r (r) ise soncul bir parametre(ler)dir. Böylece her bir kural için bir çıktı değeri elde edilir. Bulanık küme mantıksal işlemleri (ve, veya) basit toplama ve çarpmadır.

Sugeno bulanık çıkarım sisteminde, modelin ağırlıklı ortalama çıkış değeri denklem (3.38) ile hesaplanır.

$$O = \frac{\sum_{i=1}^{N} w_i . z_i}{\sum_{i=1}^{N} w_i} \qquad (3.38)$$

Burada N kural sayısı, w_i ise i. kurala ait ağırlık değeridir.

Şekil 3.27'de Sugeno yöntemi grafik olarak gösterilmiştir.



Şekil 3.27. Sugeno yöntemiyle kural sonuçlarının bulunması

3.4. Sinirsel Bulanık Mantık Çıkarım Sistemi (ANFIS)

Bulanık Mantık ve Yapay Sinir Ağları, mühendislik problemlerinde güçlü ve etkili bir şekilde uygulanan modelleme yöntemleridir. Bulanık Mantık yöntemi modellemede, insan düşünme ve karar verme özelliğini kullanan kural tabanlı bir yöntemdir. Yapay Sinir Ağları ise, öğrenme yeteneğini kullanarak problemi öğrenmekte ve daha önceden karşılaşmadığı veri setleri için başarılı bir şekilde sonuca ulaşmaktadır. Modellemede bu yöntemlerin bazı eksik kaldığı ve güçlü olduğu noktalar bulunmaktadır (Fırat 2007).

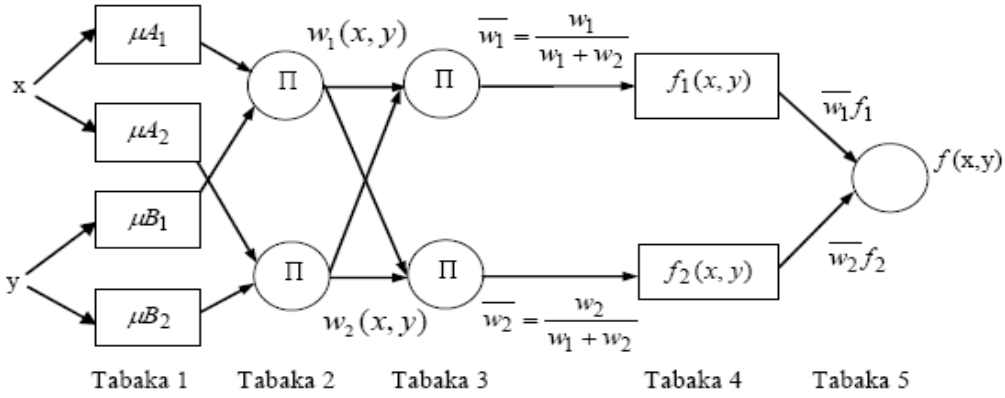
Son yıllarda Yapay Sinir Ağları ve Bulanık Mantık yöntemlerinin birleşiminden oluşan Sinirsel Bulanık Mantık Çıkarım Sistemi (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System-ANFIS) bir modelleme yöntemi olarak önerilmekte ve kullanılmaya başlanmaktadır. ANFIS, Yapay Sinir Ağlarının öğrenme yeteneğini kullanarak, giriş/çıkış değişkenlerinin üyelik derecelerini belirlemektedir. ANFIS ağ yapısı, Yapay Sinir Ağları yapısı ile aynı olup bu ağ yapısı, giriş ve çıkış veri setini, üyelik fonksiyonları ve parametreleri ilişkilendirmekte ve giriş/çıkış eşleştirmesi gerçekleştirmektedir (Fırat 2007).

Bulanık tabanlı modelleme, temel yapısı üç kavramsal bileşenden oluşan kural ya da bilgi tabanlı sistemlerdir. Bunlar; *kural tabanı*; bulanık EĞER-İSE kurallarının toplamından meydana gelir, bir *database;* kurallarda kullanılan ÜD'lerini tanımlanmada kullanılır ve *çıkarım mekanizması*; sistem giriş ve çıkışlarından kuralların toplanması ve uygun sonuçların üretilmesi işlevini görür (Şen 2001, Nayak ve ark. 2004a, Fırat ve Güngör 2007, Murat 2006).

Bulanık Mantık çıkarım sistemin işlem adımları temel olarak, problem üzerindeki giriş değişkenlerinin ÜD'lerinin belirlenmesi, ÜD'lerinden kuralların yazılması, kurallardan çıkış karakteristiklerinin belirlenmesi, çıkış değişkenlerinden çıkış ÜF'larına geçiş ve en son adım olarak bu çıkış ÜF'larından tek değerli sistem çıkışının elde edilmesi şeklindedir (Fırat 2007).

3.4.1. Sinirsel Bulanık Mantık sistem yapısı

ANFIS, Yapay sinir ağlarının öğrenme yeteneğini kullanarak, eğitim veri kümesinden bulanık küme ve kuralları belirlemekte ve kural tabanlı bir modelleme gerçekleştirmektedir. Sinirsel bulanık çıkarım sistemi üç tabakalı ileri beslemeli bir yapay sinir ağı şeklinde değerlendirilebilir. Bu ağ yapısında, birinci tabaka, giriş değişkenlerinin uygulandığı ve yapay sinir ağları yardımıyla ÜF'larının belirlendiği tabaka, ikinci tabaka bulanık kuralların oluşturulduğu ve çıkarım işleminin gerçekleştirildiği tabaka ve en son tabaka ise çıkarım sistem sonucunun elde edildiği tabakadır (Fırat 2007). İki girişe sahip bir Sugeno çıkarım sistem yapısı Şekil 3.28'de gösterilmiştir.



Şekil 3.28. Eşdeğer ANFIS yapısı

Tabaka 1 (Giriş Düğümü): Bu tabakadaki her bir düğüm, giriş değişkenlerinin ÜF'larını meydana getirir ve her bir düğüm çıkışı O_i^1 denklem (3.39) ve (3.40)'daki gibi hesaplanır;

$$O_i^1 = \mu_A(x) \qquad i = 1,2 \tag{3.39}$$

$$O_i^1 = \mu_{B_{i-2}}(y) \qquad i = 3,4 \tag{3.40}$$

Düğüm çıkışı O_i^1 denklem (3.39) ve (3.40)'da verilen ÜF'ları yardımıyla hesaplanır. Bunun için yamuk, üçgen, Gauss gibi değişik ÜF'ları kullanılabilir.

Tabaka 2 (Kural Düğümü): Bu tabakadaki her bir düğüm VE/VEYA işlemcileri kullanılarak Π ile gösterilen giriş sinyalleri çarpılır ve ateşleme kuvveti olarak tanımlanan düğüm çıktısı elde edilir. Çıkış ateşleme kuvveti O_i^2 denklem (3.41)'deki gibi hesaplanır;

$$O_i^2 = w_i = \mu_{Ai}(x)\mu_{Bi}(y), \qquad i=1,2 \tag{3.41}$$

Tabaka 3 (Ortalama Düğümü): Bu tabakada her bir düğümden elde edilen ateşleme kuvvetleri toplanır ve denklem (3.42) yardımıyla hesaplanır.

$$O_i^3 = \overline{w_i} = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, \qquad i = 1,2 \tag{3.42}$$

Tabaka 4: Bu tabakada, her bir düğümün model çıktısı üzerindeki katkısı denklem (3.43) yardımıyla hesaplanır.

$$O_{4,i} = \overline{w_i}.f_i = \overline{w_i}.(p_i x + q_i y + r_i) \qquad i = 1,\ldots\ldots..4 \tag{3.43}$$

Burada, $\overline{w}$; tabaka 3'ün çıkışını göstermektedir. $\{p_i, q_i, r_i\}$; bulanık çıkarım sisteminin çıkış parametreleridir.

Tabaka 5 (Çıkış Düğümü): Bu tabaka çıkış tabakası olarak adlandırılır ve sinirsel çıkarım sisteminin son adımını oluşturmaktadır. Bu tabakada, ANFIS'in genel çıkışı hesaplanır ve durulaştırma işlemi ile bulanık değerden kesin değere denklem (3.44) ile dönüştürülür.

$$f(x,y) = \frac{w_1(x,y)f_1(x,y) + w_2(x,y)f_2(x,y)}{w_1(x,y) + w_2(x,y)} = \frac{w_1 f_1 + w_2 f_2}{w_1 + w_2} \tag{3.44}$$

Bulanık çıkarım sisteminin çıkış değeri denklem (3.45) yardımıyla elde edilir;

$$Q_i^5 = f(x,y) = \sum_i \overline{w_i} f_i = \overline{w_1} f_1 + \overline{w_2} f_2 = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (3.45)$$

ANFIS'in eğitiminde ileri beslemeli sinir ağı ve denetimli öğrenme kullanılır. Bu fonksiyonlar yardımıyla, yukarıda belirtilen parametrelerin en uygun değerleri belirlenir (Fırat 2007).

3.5. Zaman Serileri ve Box-Jenkins Modelleri

3.5.1. Zaman serileri analizinde temel kavramlar ve önemli işlemler

Gelecek olayları ya da koşulları tahmin etmeye öngörü denir. Öngörü, karar verme sürecinde vazgeçilmez bir unsurdur. Öngörü işlemi ile geçmişteki bilgilerden yararlanılarak geleceğe ait tahmin yapılmaktadır. Dolayısıyla, öngörü yöntemleri tecrübeye, kararlara, bilirkişilerin düşüncelerine dayanmaktadır. Bu tür öngörü yöntemlerine genel olarak nitel yöntemler adı verilmektedir. Ya da öngörü yöntemleri sübjektif kararlardan ziyade elde edilen verilerin yapısını açıklayabilen istatistiksel modellere dayanmaktadır. Bu tür modellere dayanan öngörü yöntemlerine genel olarak nicel yöntemler adı verilmektedir. Zaman serileri analizinin içerdiği yöntemler de nicel yöntemler olmaktadır. Dolayısıyla, zaman serileri analizi zaman içinde düzenli aralıklarla gözlemlenen verilerin istatistiksel olarak incelenmesini ve gelecek dönemlerde elde edilebilecek verilerin öngörüsünün güvenilir bir şekilde yapılabilmesini içermektedir (Kadılar, 2005).

3.5.1.1. Zaman serisi

Kronolojik sırayla elde edilen verilere sahip değişkenlere zaman serisi adı verilmektedir. Genel olarak zaman serisi, T örneklem büyüklüğü olmak üzere z_t, t=1,2,….,T biçiminde gösterilir. Buna göre ilk gözlemlenen veri Z_1; ikinci gözlemlenen veri Z_2; son gözlemlenen veri Z_T ile ifade edilmektedir. Zaman içinde sürekli olarak

kaydedilebilen verilere sahip serilere sürekli zaman serileri, sadece belli aralıklarla elde edilebilen verilere sahip serilere de kesikli zaman serileri adı verilmektedir. Zamana bağlı gözlemlenen verilere zaman serisi verileri adı verilmektedir (Kadılar, 2005).

3.5.1.2. Zaman serisi bileşenleri

Zaman serisi trent, mevsimsel dalgalanma, döngüsel dalgalanma ve düzensiz hareketlerden (hata terimi) oluşmaktadır.

Trent: Bir serinin belli bir dönem boyunca yukarıya (artış yönünde) ya da aşağıya (azalış yönünde) doğru hareketine (genel eğilimine) trent adı verilmektedir.

Mevsimsel Dalgalanma: serinin her yıl içinde belirli aylarda bir artışa ya da azalışa sahip olması mevsimsel dalgalanmayı oluşturur. Bu dalgalanmanın uzunluğu periyodu verir. Periyoda sahip, bir başka deyişle mevsimsel dalgalanmaya sahip serilere mevsimsel (periyodik) seri adı verilmektedir.

Düzensiz Hareketler: Serinin hareketi belirli bir yapıya uymuyor ve hiçbir şekilde modellenemiyorsa bu tür hareketlere düzensiz hareketler adı verilmektedir (Kadılar, 2005).

3.5.1.3. Zaman serisi grafiği

Zaman serileri analizinin ilk adımı muhakkak zaman serisi grafiği çizmektir. Bu grafik sayesinde yüzeysel olarak zaman serisinin trende ya da bir dalgalanmaya sahip olup olmadığı görülür bu grafiğin x ekseninde zaman (gün, ay, yıl gibi), y ekseninde serinin değerleri yer almaktadır. Bu sayede serinin hangi dönemlerde nasıl bir harekete sahip olduğu, hangi dönemde en düşük, hangi dönemde en yüksek değerlere ulaştığı bu grafik ile incelenebilecektir (Kadılar, 2005).

3.5.1.4. Gecikme sayısı

Zaman serilerinin verilerinin dönem kaydırılması sonucu zaman serilerinin gecikmelerine ait seriler elde edilir. Zaman serisi, z_t, bir dönem kaydırıldığında z_t serisinin bir dönem gecikmeli serisi z_{t-1}; iki dönem kaydırıldığında z_t serisinin iki dönem gecikmeli serisi z_{t-2}; genel olarak k dönem kaydırıldığında z_t serisinin k dönem gecikmeli serisi z_{t-k} oluşur. Eğer orijinal zaman serisi trende sahip ise bu serinin k dönem gecikmeli serisi orijinal seriyi k dönem sonrasından takip ederek yine trende sahip olacaktır. Aynı şekilde, mevsimselliğe sahip serilerin gecikmeleri de yine mevsimselliğe sahip olurlar. Sonuç olarak, serilerin gecikmeleri orijinal seriyle aynı yapıda olup yapısal bir değişiklik gecikmeli serilerde görülmez (Kadılar, 2005).

3.5.1.5. Otokorelasyon fonksiyonu

Otokorelasyon (özilişki) katsayısı zaman serisiyle bu serinin gecikmeli serileri arasındaki ilişkileri verir. Örneğin, z_t ile z_{t+k} arasındaki otokorelasyon dendiğinde (z_1, z_{1+k}), (z_2, z_{2+k}), ….., (z_{t-k}, z_t) veri çiftleri arasındaki ilişki anlamına gelmektedir. Bu ilişki k'ıncı gecikmeye ait otokorelasyon olmaktadır. Tüm gecikmelere ait otokorelasyon katsayısı değerleri otokorelasyon fonksiyonunu (ACF) oluşturmaktadır. Bu durumda k=1,2,3,…..,(T-2) olmak üzere otokorelasyon katsayısı,

$$r_k = \frac{\sum_{t=1}^{T-k}\left(z_t - \bar{z}\right)\left(z_{t+k} - \bar{z}\right)}{\sum_{t=1}^{T}\left(z_t - \bar{z}\right)^2}$$

Formülünden bulunmaktadır. Burada

$\boldsymbol{z_t}$: Orijinal zaman serisi

$\boldsymbol{z_{t+k}}$: k dönem erken zaman serisi

$\bar{\boldsymbol{z}}$: Zaman serisinin ortalaması

$\boldsymbol{r_k}$: k'ıncı gecikmeye ait otokorelasyon değeri

anlamına gelmektedir.

Otokorelasyon fonksiyonunun veri sayısından iki eksiği kadar otokorelasyon değerine sahip olduğuna dikkat edilmelidir. Otokorelasyon katsayısı -1 ile +1 arasında değer almaktadır. Gecikme sayılarına (k) karşılık otokorelasyon değerlerinin yer aldığı grafiğe otokorelasyon fonksiyonu grafiği ya da korelogram adı verilir. Bu grafikte x ekseninde gecikmeler, y ekseninde ise otokorelasyon değerleri yer almaktadır. Dolayısıyla y ekseni (-1,1) aralığında olurken x ekseni sadece pozitif tamsayılara sahiptir (Kadılar, 2005).

3.5.1.6. Kısmi otokorelasyon fonksiyonu

Kısmi korelasyon katsayısı diğer değişkenler sabit iken yani bu değişkenlerin etkilerinin olmadığı varsayıldığında iki değişken arasındaki ilişkinin miktarını verir. Kısmi otokorelasyon katsayısı ise diğer gecikmeli serilerin (z_{t-1}, z_{t-2},…., z_{t-k+1}) etkileri ihmal edildiğinde z_t ile z_{t+k} serileri arasındaki ilişki miktarını verir. Kısmi otokorelasyon katsayısı değeri,

$$r_{kk} = \frac{r_k - \sum_{j=1}^{k-1} (r_{k-1,j})(r_{k-j})}{1 - \sum_{j=1}^{k-1} (r_{k-1,j})(r_j)}$$

formülünden elde edilmektedir. Burada,

$\boldsymbol{r_k}$: k gecikmeli otokorelasyon katsayısı

$\boldsymbol{r_{kj}}$: j'inci gecikmeli serinin etkisi yok edildiğinde k gecikmeli kısmi otokorelasyon katsayısı

Tüm gecikmelere ait kısmi otokorelasyon katsayısı değerleri kısmi otokorelasyon fonksiyonunu (PACF) oluşturmaktadır. Gecikme sayıları x ekseninde yer almak üzere kısmi otokorelasyon fonksiyonunun grafiğine ise kısmi otokorelasyon fonksiyonu grafiği adı verilmektedir. Bu grafikte de y eksenindeki kısmi otokorelasyon değerleri (-1, +1) aralığında yer almaktadır (Kadılar, 2005).

3.5.1.7. Fark işlemleri

Zaman serisinin akışkanlı bir şekilde son değerlerinden belli bir dönem önceki değerlerinin çıkarılması işlemine fark işlemi denmektedir. Bu işlem özellikle serideki değişimin yönünü ve büyüklüğünü görebilmek amacıyla yararlıdır. Ayrıca fark işlemi sayesinde serideki trent ya da mevsimsel dalgalanmaları yok etmek mümkün olmaktadır.

Zaman serisinin birinci farkları,

$$\Delta z_t = z_t - z_{t-1}$$

işlemiyle elde edilmektedir. Bu işlemden de görüldüğü gibi serinin bir önceki dönemdeki değerleri bir sonra gelen dönemdeki değerlerden çıkarılmaktadır. Bu işlem yapıldıktan sonra eğer seride halen trent var ise ikinci (dereceden) farklar uygulanır. Serinin ikinci farkları, birinci farklar uygulanarak elde edilen serinin tekrar birinci farklarının alınmasıyla elde edilmektedir ve

$$\Delta^2 z_t = (1-B)^2 z_t = \Delta z_t - \Delta z_{t-1}$$

biçiminde gösterilmektedir.

Mevsimsel farklar işlemi genellikle periyodik serilerde yani periyoda sahip olan mevsimsel serilerde uygulanmaktadır. Bu işlem, serinin son verilerinden periyot kadar önceki verileri çıkartılarak yapılmaktadır. Örneğin, periyot 12 iken birinci mevsimsel fark

$$\Delta_{12} z_t = z_t - z_{t-12} = (1-B^{12}) z_t$$

olmaktadır.

Serideki mevsimsel hareket birinci mevsimsel farkların alınmasına rağmen hala etkin ise bu durumda seriye ikinci mevsimsel fark işlemi

$$\Delta_s^2 z_t = (1-B^s)^2 z_t = \Delta_s z_t - \Delta_s z_{t-s}$$

biçiminde uygulanır. Burada s periyodu göstermektedir. Görüldüğü gibi, ikinci mevsimsel fark birinci mevsimsel fark serisinin tekrar birinci mevsimsel farkı olmaktadır. Dikkat edilirse mevsimsel fark, örneğin periyodu 12 olan aylık verilerde bir önceki yılın verisi son yılın aynı ayının verisinden çıkartılarak elde edilmektedir (Kadılar, 2005).

3.5.1.8. Durağanlık

Eğer seri güçlü durağan ise serinin dağılım fonksiyonu zaman içinde değişmemeli, yani

$F(z_{t1}, z_{t2}, \ldots, z_{tT}) = F(z_{t1+k}, z_{t2+k}, \ldots .. z_{tT+k})$

eşitliği sağlanmalıdır. Burada k gecikme sayısını göstermektedir. Bu özelliğin uygulamalarda sağlanabilmesi oldukça zordur. Bu nedenle, durağanlık kavramı genellikle zayıf durağanlık biçiminde ele alınmaktadır. Eğer bir seri durağan ise bu serinin beklenen değeri ve varyansı sabit, kovaryansı zamandan bağımsız sadece gecikme sayısına dayalı olmalıdır. Eğer ACF grafiğinde gecikmelere ait genelde önemli ilişkiler, yani iki güven sınırını geçen ilişkiler var ise "bu seri durağan değildir" denilir. Dolayısıyla, uygulamalarda serinin durağan olup olmadığının kontrolü ACF grafikleri ile yapılmaktadır (Kadılar, 2005).

3.5.1.9. Akgürültü serisi

Akgürültü serisinin özelliklerinin durağanlık koşullarından tek farkı kovaryansının sıfır olmasıdır. Dolayısıyla, akgürültü serisi durağan bir seriden farklı özellikler gösterir. Örneğin, akgürültü serisi rastgele hareketlere sahip modellenemez bir seri iken durağan serilerin hareketlerinin belli bir sistematiği vardır ve bu nedenle modellenebilmektedir. Akgürültü serisinin tüm gecikmelerindeki otokorelasyon ve kısmi otokorelasyon değerleri önemsizdir. Ancak uygulamalarda bazen güven sınırını biraz geçen bir iki otokorelasyon değeri olduğu halde bu serilere de akgürültü serisi denilebilmektedir. Fakat bu sınırı aşan otokorelasyon ya da kısmi otokorelasyon değeri kesinlikle ilk gecikmeye ait olmamalıdır (Kadılar, 2005).

3.5.1.10. Hata terimi

Bir modelin ele alınan seriye uygun olup olmadığının tespiti hata teriminin incelenmesi ile yapılabilmektedir. Bir modelin doğruluğu modelden elde edilen tahmin

değerleri ile gerçek değerler arasındaki farkın, bir başka deyişle hata teriminin küçüklüğü ile doğru orantılıdır. Burada hata teriminin, $\hat{z}$ serinin tahmini olmak üzere,

$$e_t = z_t - \hat{z}$$

formülünden bulunabileceği açıktır. Eğer model doğru oluşturulmuşsa hata serisinin (e_t) ortalamasının sıfıra yakın olması beklenir. Hata serisi akgürültü olmadığı takdirde verilere uydurulan modelin istatistiksel olarak yanlış olduğu anlaşılır ve bu tür bir modelin tahmin ve öngörülerine güvenilemez. Hata serisi tamamıyla rastgele hareketlere sahip olmalı ve ele alınan zaman serisi ile ilgili hiçbir bilgi taşımamalı dolayısıyla modellenememelidir (Kadılar, 2005).

3.5.2. Box-Jenkins modelleri

Box-Jenkins modelleri mevsimsel ve mevsimsel olmayan modeller şeklinde ikiye ayrılmaktadır. Mevsimsel olmayan Box-Jenkins modelleri genel olarak ARIMA(p,d,q) şeklinde gösterilmektedir. Burada p otoregresyon (AR) modelinin derecesi, d fark alma işlemi sayısı ve q hareketli ortalama (MA) modelinin derecesi olmaktadır. Mevsimsel Box-Jenkins modelleri ise genelde ARIMA $(p,d,q)(P,D,Q)_s$ biçiminde ifade edilmektedir. Burada P mevsimsel otoregresyon (SAR) modelinin derecesi, D mevsimsel fark atma işlemi sayısı, Q mevsimsel hareketli ortalama (SMA) modelinin derecesi ve s periyot olmaktadır.

Box-Jenkins yöntemi sırasıyla seriye uygun modeli belirleme, modelin tahmini, tanısal denetimi ve öngörü işlemlerini içermektedir. Bu işlemlerin yapılabilmesi için öncelikle serinin trendden ve mevsimsel dalgalanmadan arındırılmış olmasına, yani serinin durağan olmasına dikkat edilmelidir. Durağan olan yada durağan hale dönüştürülen ACF ve PACF grafiklerine göre seriye uygun olabilecek model belirlenir. Bu belirleme işlemine göre ACF grafiğindeki ilişki miktarı gecikme miktarı arttıkça yavaş yavaş azalıyor, ama PACF grafiğinde bu azalma bir anda yani hızlı bir şekilde oluyorsa seriye uygun model otoregresyon modeli olmaktadır. Bunun tam tersi yani PACF grafiğindeki ilişki miktarları yavaş yavaş azalırken ACF grafiğindeki ilişki miktarları hızlı bir şekilde azalıyorsa model hareketli ortalama modeli olmaktadır. Hem ACF hem de PACF grafiklerinde ilişki miktarının azalışı yavaş yavaş oluyorsa model

otoregresif hareketli ortalama modeli olmaktadır. Ancak bu azalışların hızlı yada yavaş olduğuna karar verebilmek oldukça güç olup doğru kararların verilebilmesi için de yılların deneyimi gerekmektedir. Bu nedenle verilen kararın doğru olup olmadığını anlayabilmek için modeldeki katsayıların önemlilik testi sonucuna bakılmalıdır. ACF ve PACF grafiklerinden karar verilen modelin katsayılarından herhangi biri istatistiksel olarak önemsiz ise bu modelin seriye uygun olmadığı anlaşılır. Buradan grafiklerin yanlış yorumlandığı ortaya çıkar. Dolayısıyla model belirleme işleminin devamı olarak modelin katsayılarının tahmini işlemi de önemli olmakta ve bu iki işlem birbirini tamamlamaktadır.

Box-Jenkins modellerinin katsayılarının tahmini en küçük kareler ya da en çok olabilirlik yöntemleriyle yapılmaktadır. Eğer model, katsayıların önemli olup olmadığı da dikkate alınarak ACF ve PACF grafiklerinden belirlendiyse, bu modelden elde edilen tahmin değerlerinin gerçek değerlere yakın olup olmadığını görebilmek amacıyla tahmin serisi ile orijinal serinin birlikte grafiği çizilir ve bu iki serinin birbirine olan uyumuna bakılır. Ayrıca tahminin alt sınır ile üst sınır değerleri de bulunarak orijinal serinin tahmin sınırları arasında kalıp kalmadığı kontrol edilir. En son olarak da tüm yöntemlerde olduğu gibi hataların akgürültü olup olmadığını tespit edebilmek için hataların ACF ve PACF grafikleri çizilir. Box-Ljung, Portmanteau gibi testlerin sonuçlarına bakılır. Bu kontrol işlemlerinin hepsine Tanısal Denetim adı verilir. Eğer tanısal denetim sonucunda birden fazla değer model seri için uygun bulunuyorsa yani modeldeki tüm terimlerin katsayıları istatistiksel olarak önemliyse tahmin serisi ile orijinal seri arasında iyi bir uyum varsa, orijinal seri tahmin sınırlarının arasında kalıyorsa ve hata serisi akgürültü ise, bu modellerin arasından seriye en uygun modelin tespiti için model seçim kriterlerinin sonucuna bakılır. Bu kriterlerin kullanımı sonucunda elde edilen, seriye en uygun model üzerinden öngörü değerleri hesaplanır (Kadılar, 2005).

3.5.2.1. Mevsimsel olmayan Box-Jenkens modellei

Bu modeller otoregresyon modeli $AR_{(p)}$, hareketli ortalama modeli $MA_{(q)}$ ve otoregresif hareketli ortalama modeli $ARMA_{(p,q)}$ olarak üç farklı şekilde olmaktadır. Bu modellerde eğer seri kendiliğinden durağan değil ise, yani seride trend varsa serinin

farkı alınarak seri durağan hale getirilir. Bu durumda ilgili modele I(d) terimi eklenir. Bu nedenle mevsimsel olmayan Box-Jenkins modelleri genel olarak ARIMA(p,d,q) biçiminde gösterilir.

AR(p) Modelinin Açık Biçimi

$$z_t = \phi_1 z_{t-1} + \phi_2 z_{t-2} + ... + \phi_p z_{t-p} + \varepsilon_t$$

şeklinde, kapalı biçimi ise

$$\left(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - ..... - \phi_p B^p\right) z_t = \varepsilon_t \qquad (3.46)$$

şeklinde olmaktadır. Burada z_t zaman serisinin durağan ε_t hata teriminin akgürültü serisi ve $Bz_t = z_{t-1}$ olduğu unutulmamalıdır.

MA(q) Modelinin Açık Biçimi

$$z_t = \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - .... - \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

şeklinde kapalı biçimi ise,

$$z_t = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - .... - \theta_q B^q)\varepsilon_t \qquad (3.47)$$

şeklinde olmaktadır.

(3.46) ve (3.47) numaralı denklemlerden yararlanılarak ARMA(p,q) Modeli,

$$(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - .... - \phi_p B^p) z_t = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - .... - \theta_q B^q)\varepsilon_t \qquad (3.48)$$

biçiminde olmaktadır. (3.48) numaralı denklemden ARMA(p,q) modelinin açık biçiminin de

$$z_t = \phi_1 z_{t-1} + \phi_2 z_{t-2} + ... + \phi_p z_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - .... - \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

şeklinde olacağı açıktır.

ARIMA(p,d,q) modeli ise

$$(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - ... - \phi_p B^p)(1 - B)^d z_t = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - ... - \theta_q B^q)\varepsilon_t . \qquad (3.49)$$

biçiminde olmaktadır. Burada $(1\text{-}B)^{d}$ teriminin d'inci dereceden fark işlemi olduğuna dikkat edilmelidir. (3.49) numaralı denklemin açık biçimi yazarken önce d'inci kuvvetin açılımının sonra parantezlerin çarpımının dikkatli bir şekilde yapılması gerekmektedir. Aksi takdirde yapılacak küçük bir hata öngörü değerinde büyük değişikliklere neden olacaktır.

Otoregresyon modelleri

(3.46) numaralı denklemde p=1 olduğunda birinci dereceden otoregresyon modeli, yani AR(1) Modeli

$$(1-\phi B)z_t = \varepsilon_t \qquad (3.50)$$

biçiminde, açık gösterimle

$z_t = \phi z_{t-1} + \varepsilon_t$

biçiminde elde edilmektedir. Bu denklemde z_{t-1} yerine eşiti yazıldığında,

$z_t = \phi(\phi z_{t-2} + \varepsilon_{t-1}) + \varepsilon_t$

eşitliğinde, z_{t-2} terimi yerine eşiti yazıldığında

$z_t = \phi[\phi(\phi z_{t-3} + \varepsilon_{t-2}) + \varepsilon_{t-1}] + \varepsilon_t$

eşitliğinde bu şekilde iç içe z_{t-i} terimlerinin eşitlikleri yerine yazıldığında ise

$$z_t = \varepsilon_t + \phi\varepsilon_{t-1} + \phi^2\varepsilon_{t-2} + \phi^3\varepsilon_{t-3} + ... \qquad (3.51)$$

denklemine ulaşılmaktadır. (3.51) numaralı denklemde $z_{t-(T-1)}$'inci terim yani ilk gözlem ihmal edilmiştir çünkü bu terimin katsayısı ϕ^{T-1} olmaktadır. Otoregresyon modeline $|\phi| < 1|$ olduğu için bu katsayı yaklaşık 0 değerini almaktadır. Dolayısıyla ilk gözlemin büyüklüğü ne olursa olsun yaklaşık 0 değeri ile çarpıldığında sonuç 0'a çok yakın bir değer çıkacaktır. Bu nedenle bu terim ihmal edilmiştir.

Sonuç olarak AR(1) Modeli $|\phi| < 1$ koşulu altında (3.51) numaralı denklem biçiminde yazılabilmektedir. Bu durum akgürültü serisi $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma_\varepsilon^2)$ dağılımına sahip olduğu bilindiğine göre AR(1) modeline uygun bir serinin beklenen değerinin

E (z_t)=0+0+0+…=0

biçiminde olacaktır.

Uygulamalarda PACF grafiğinin sadece ilk gecikmesine ait ilişki miktarı istatistiksel olarak önemli ise, yani güven sınırını aşıyorsa ve ACF grafiğindeki ilişki miktarları gecikme sayısı arttıkça yavaş yavaş azalıyorsa seriye en uygun model AR(1) Modelidir.

AR(1) modelinin tahmin işleminden sonra hata serisi incelenerek modelin istatistiksel olarak geçerli olduğu gösterildikten sonra serinin öngörü değerleri AR(1) modelinden yararlanılarak bulunur. AR(1) Modelinde bu öngörü işlemi sabit terim de dikkate alınarak

$$(1-\phi B)(z_t-\mu)=\varepsilon_t$$

$$z_t-\mu=\phi(z_{t-1}-\mu)+\varepsilon_t$$

$$\hat{z}_t(k)=\mu+\phi\left(\hat{z}_t(k-1)-\mu\right)$$

$$=\mu+\phi\left[\mu+\phi\left(\hat{z}_t(k-2)-\mu\right)-\mu\right]$$

$$=\mu+\phi\mu-\phi^2\mu-\phi\mu+\phi^2\hat{z}_t(k-2)$$

.

.

$$=\mu+\phi^k\left(\hat{z}_t-\mu\right) \qquad ;k=1,2,3\ldots. \qquad .(3.52)$$

biçiminde olmaktadır. Bir dönemlik öngörünün hatası

$$e_t(1)=z_{t-1}-\hat{z}(1)$$

$$=\mu+\phi(z_t-\mu)+\varepsilon_{t+1}-\mu-\phi(z_t-\mu)$$

$$=\varepsilon_{t+1}$$

olmaktadır. k dönemlik öngörü hatası (3.51) ile (3.52) numaralı denklemlerden yaralanılarak

$$e_t(k) = z_{t+k} - \hat{z}_t(k)$$

$$= z_{t+k} - \mu - \phi^k (z_t - \mu)$$

$$= \varepsilon_{t+k} + \phi\varepsilon_{t+k-1} + \phi^2\varepsilon_{t+k-2} + \ldots + \phi^{k-1}\varepsilon_{t+1} + \phi^k\varepsilon_t + \ldots - \phi^k\left(\varepsilon_t + \phi\varepsilon_{t-1} + \phi^2\varepsilon_{t-2} + \ldots\right)$$

$$= \varepsilon_{t+k} + \phi\varepsilon_{t+k-1} + \phi^2\varepsilon_{t+k-2} + \ldots + \phi^{k-1}\varepsilon_{t+1}$$

eşitliği ile ifade edilmektedir. Bu ifade başka bir gösterimle,

$$\varepsilon_t(k) = \sum_{j=0}^{k-1} \Psi_j \varepsilon_{t+k-j} \qquad (3.53)$$

biçiminde de yazılabilmektedir. Burada $\Psi_j = \phi^j$ olmaktadır.

(3.46) numaralı denklemde p=2 olduğunda ikinci dereceden otoregresyon modeli, yani AR(2) Modeli,

$$\left(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2\right) z_t = \varepsilon_t \qquad (3.54)$$

biçiminde elde edilmektedir. Bu modelin açık biçimi ise,

$$z_t = \phi_1 z_{t-1} + \phi_2 z_{t-2} + \varepsilon_t$$

olmaktadır. Bu eşitliğin her iki tarafı z_{t-k} ile çarpılıp beklenen değeri alındığında

$$E(z_t z_{t-k}) = \phi_1 E(z_{t-1} z_{t-k}) + \phi_2 E(z_{t-2} z_{t-k}) + E(\varepsilon_t z_{t-k})$$

$$\gamma_k = \phi_1 \gamma_{k-1} + \phi_2 \gamma_{k-2} \qquad ;k=1,2,3,\ldots$$

Uygulamalarda AR(2) modelinin seriye uygun model olarak belirlenebilmesi için ACF grafiğinde ilişki miktarları yavaş yavaş azalırken PACF grafiğinde ilk iki gecikmeye ait ilişkilerin önemsiz bir hale gelmesi, yani güven sınırlarını geçmemesi gerekmektedir.

AR(1) ve AR(2) modelinin özelliklerine bakarak AR(p) modeli için ACF grafiğindeki ilişkiler yavaş yavaş azalırken PACF grafiğindeki ilk p gecikmeye ait ilişkiler önemli p'inci gecikmeden sonraki ilişkilerin de önemsiz olduğu söylenebilir.

AR(2) modelinin durağanlık koşulları,

$\phi_1 + \phi_2 < 1$
$\phi_2 - \phi_1 < 1$
$\phi_2 < 1$

biçimindedir (Wei,1990). Bu koşulların dışındaki modeller durağan olmadığından, muhakkak seriye fark işlemi uygulanmalı ve fark işlemi uygulanan seri için uygun model belirlenmelidir.

AR(2) modelindeki öngörü işlemi sabit terimi de dikkate alınarak,

$$\left(1-\phi_1 B-\phi_2 B^2\right)\left(z_t-\mu\right)=\varepsilon_t$$

$$z_t=\mu+\phi_1\left(z_{t-1}-\mu\right)+\phi_2\left(z_{t-2}-\mu\right)+\varepsilon_t$$

$$\hat{z}(k)=\mu+\phi_1\left(z_{t+k-1}-\mu\right)+\phi_2\left(z_{t+k-2}-\mu\right)$$

biçiminde olmaktadır. Bir dönemlik öngörü için

$$\hat{Z}_T(1)=\mu+\phi_1\left(Z_T-\mu\right)+\phi_2\left(Z_{T-1}-\mu\right)$$
$$V\left[e_t(1)\right]=\sigma_\varepsilon^2$$

iki dönemlik öngörü için

$$\hat{Z}_T(2)=\mu+\phi_1(\hat{Z}_T(1)-\mu)+\phi_2\left(Z_T-\mu\right)$$
$$V\left[e_t(2)\right]=\sigma_\varepsilon^2\left(1+\phi_1^2\right)$$

üç dönemlik öngörü için

$$\hat{Z}_T(3)=\mu+\phi_1\left(\hat{Z}_T(2)-\mu\right)+\phi_2\left(\hat{Z}_T(1)-\mu\right)$$
$$V\left[e_t(3)\right]=\sigma_\varepsilon^2\left[1+\phi_1^2+\left(\phi_1^2+\phi_2\right)^2\right]$$

gibi geleceğe yönelik tahminler yapılabilmekte ve öngörü varyansları bulunabilmektedir.

Hareketli ortalama modelleri

(3.47) numaralı denklemde q=1 olduğunda birinci dereceden hareketli ortalama modeli, yani MA(1) Modeli elde edilir. Bu durumda MA(1) Modeli,

$$z_t = (1-\theta B)\varepsilon_t \qquad (3.55)$$

biçiminde olmaktadır. (3.55) numaralı denklemden MA(1) modelinin açık biçimi

$$z_t = \varepsilon_t - \phi\varepsilon_{t-1}$$

Şeklinde olmaktadır. MA(1) modelinin beklenen değeri

$$E(z_t) = E(\varepsilon_t) - \theta E(\varepsilon_{t-1}) = 0$$

biçiminde olmaktadır.

Uygulamalarda hareketli otalama modelinde kısmi otokorelasyon değerleri gecikme sayısı arttıkça üstel olarak yavaş yavaş azalmaktadır. Ancak otokorelasyon değerlerinde bu azalma bir anda olmaktadır.

ACF ve PACF grafiklerinden seriye uygun modelin MA(1) modeli olduğuna karar verilirse bu modele serinin dönemlik öngörüsü, sabit terim de dikkate alınarak,

$$z_t = -\mu = (1-\theta B)\varepsilon_t$$

$$z_t = \mu + \varepsilon_t - \theta\varepsilon_{t-1}$$

$$\hat{Z}(1) = \mu - \theta\varepsilon_T$$

Biçiminde olmaktadır. Burada $\boldsymbol{\varepsilon_T}$ son gözleme ait hata değeri olmaktadır. (Teoride hata değerlerinin 0 olduğu varsayımı unutulmamalıdır). Bir dönemden daha uzun öngörülerde, örneğin iki dönemlik öngörüde,

$$\hat{Z}_T(2) = \mu - \theta\varepsilon_{T+1} = \mu$$

olmaktadır. Çünkü bir dönemlik öngörü hatasını ($\boldsymbol{\varepsilon_{T+1}}$) elde edilmek için bir dönem sonranın gerçek değerini bilmek gerekir. Bu da gelecek dönem yaşanana kadar mümkün değildir. Dolayısıyla öngörü hatalarının bugünden hesaplanması mümkün değildir. Sonuç olarak, MA(1) modelinde öngörü değerleri

$$\hat{Z}_T(k) = \begin{cases} \mu - \theta\varepsilon_T & ;k = 1 \\ \mu & ;k = 2,3,4..... \end{cases}$$

biçiminde olmaktadır. Bir dönemlik tahmin hatası ise,

$$e_t(1) = Z_{t+1} - \hat{Z}_t(1)$$
$$= \mu + \varepsilon_{t+1} - \theta\varepsilon_t - \mu + \theta\varepsilon_t$$
$$= \varepsilon_{t+1}$$

biçiminde gösterilmektedir.

Birinci dereceden bütünleşik bir seriye uygun olan model birinci dereceden hareketli ortalama modeli olsun. Bu durumda model ARIMA (0,1,1) modeli olmaktadır. Bu modelde sabit terim de dikkate alındığında, model

$$(1-B)z_t = \mu + (1-\theta B)\varepsilon_t \qquad (3.56)$$

biçiminde olmaktadır. (3.56) numaralı denklem,

$$z_t = \mu + z_{t-1} + \varepsilon_t - \theta\varepsilon_{t-1}$$

biçiminde de yazılabilmektedir. Bu eşitlik kullanılarak bir dönemlik öngörü,

$$\hat{Z}_T(1) = \mu + Z_T - \theta\varepsilon_T$$

biçiminde, iki dönemlik öngörü ise

$$\hat{Z}(2) = \mu + \hat{Z}_T(1) = 2\mu + Z_T - \theta\varepsilon_T$$

biçiminde ve dolayısıyla

$$\hat{Z}(k) = k\mu + Z_T - \theta\varepsilon_T$$

olacaktır. Ancak teoride hata teriminin değerinin 0 olarak alınması gerektiği unutulmamalıdır.

Öngörü hatası ise (3.53) numaralı denklem kullanılarak elde edilmektedir. Ancak bu denklemdeki

$$\psi_j = (1-\theta) \qquad ;j=0,1,2,\ldots$$

olmaktadır.

(3.47) numaralı denklemde q=2 olduğunda ikinci dereceden hareketli ortalama modeli, yani MA(2) modeli, elde edilir. Bu durumda MA(2) modeli,

$$z_t = (1-\theta_1 B - \theta_2 B^2)\varepsilon_t \qquad (3.57)$$

biçiminde olmaktadır. Dolayısıyla, bu modelin açık biçimi

$$z_t = \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2}$$

olmaktadır. Bu durumda

$$E(Z_t) = 0$$

MA(2) modelinde otokorelasyon fonksiyonu grafiğindeki ilk iki gecikmeye ait ilişki önemli olmaktadır. Otokorelasyon değerleri kullanıldığı kısmi otokorelasyon katsayısı formüllerinden yararlanılarak MA(2) modelinin kısmi otokorelasyon değerleri bulunabilir. Bu değerler bulunduğunda kısmi otokorelasyon fonksiyonunun gecikme sayısı arttıkça yavaş bir şekilde azaldığı görülür.

MA(2) modelinin tersinirlik özelliğine göre modelin katsayılarının

$$\theta_2 + \theta_1 \langle 1$$
$$\theta_2 - \theta_1 \langle 1$$
$$-1 \langle \theta_2 \langle 1$$

koşulları sağlanmalıdır. (Wei 1990)

MA(2) modelinin seriye uygunluğu denetlendikten sonra bu model ile serinin öngörü değerleri bulunabilir. Örneğin, ikinci farkı alındıktan sonra durağan olan bir seri MA(2) modeline sahip olsun. Bu durumda model ARIMA (0,2,2) modeli olacaktır. Bu model, (3.47) numaralı denklemin q=2 olduğu ve serinin ikinci farkının bu denkleme dahil edildiği model, yani

$$(1-B)^2 z_t = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2)\varepsilon_t$$

biçimli model olmaktadır. Bu durumda modelin açık biçimi

$$(1 - 2B + B^2) z_t = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2)\varepsilon_t$$

$$z_t = 2z_{t-1} - z_{t-2} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{-2}$$

olmaktadır. Dolayısıyla k dönemlik öngörü,

$$\hat{Z}_{T+1} = 2Z_T - Z_{T-1} - \theta_1 \varepsilon_T - \theta_2 \varepsilon_{T-1}$$

$$\hat{Z}_{T+2} = 2\hat{Z}_{T+1} - Z_T - \theta_2 \varepsilon_T$$

$$\hat{Z}_{T+k} = 2\hat{Z}_{T+k-1} - \hat{Z}_{T+k-2} \qquad ;k=3,4,5,\ldots$$

biçiminde hesaplanmaktadır.

Otoregresif hareketli ortalama modelleri

(3.48) numaralı denklemde p=1 ve q=1 olduğunda model ARMA(1,1) Modeli olmaktadır ve bu model

$$(1-\phi B)z_t = (1-\theta B)\varepsilon_t \qquad (3.58)$$

biçiminde yazılmaktadır. Buradan modelin açık biçimi

$$z_t = \theta z_{t-1} + \varepsilon_t - \theta\varepsilon_{t-1}$$

olmaktadır. Bu modele $\phi=0$ olduğunda model MA(1) modeline $\theta=0$ olduğunda ise model AR(1) modeline dönmektedir. Dolayısıyla, AR(1) ve MA(1) modellerinin ARMA (1,1) modelinin özel durumu olduğu söylenebilir. Bu nedenle ARMA(1,1) modelinin tersinirlik özelliği $|\phi| < 1$ durumunda sağlanmış olmaktadır. Bu özellik sayesinde ARMA(1,1) modeli

$$\pi(B)z_t = \varepsilon_t$$

biçiminde yazılabilmektedir. Burada

$$\pi(B) = (1-\pi_1 B - \pi_2 B^2 - ...) = \frac{1-\phi B}{1-\theta B}$$

olmaktadır. Buradan

$$(1-\theta B)(1-\pi_1 B - \pi_2 B^2 - \pi_3 B^3 - ...) = 1-\phi B$$

$$1-(\pi_1+\theta)B-(\pi_2-\pi_1\theta)B^2-(\pi_3-\pi_2\theta)B^3-... = 1-\phi B$$

eşitlikleri elde edilmektedir. Dolayısıyla,

$$\pi_1 + \theta = \phi \quad \Rightarrow \quad \pi_1 = \phi - \theta$$

$$\pi_2 - \pi_1\theta = 0 \quad \Rightarrow \pi_2 = \pi_1\theta \Rightarrow \pi_2 = \theta(\phi-\theta)$$

$$\pi_3 - \pi_2\theta = 0 \quad \Rightarrow \pi_3 = \pi_2\theta \Rightarrow \pi_3 = \theta^2(\phi-\theta)$$

.

.

.

$$\pi_j = \theta^{j-1}(\phi-\theta) \qquad j = 1,2,3,...$$

olmaktadır. Burada ARMA(1,1) modelinin otoregresyon modeli biçiminde ele alındığına dikkat edilmelidir. Eğer ARMA(1,1) modeli hareketli ortalama modeli biçiminde ele alınsaydı bu durumda ARMA(1,1) modelinin

$$z_t = \psi(B)\varepsilon_t = \frac{(1-\theta B)}{(1-\phi B)}\varepsilon_t$$

biçiminde yazılacağı ve burada aynı mantıkla

$$\psi(B) = \phi^{j-1}(\phi - 0) \qquad ; j = 1,2,3,... \qquad (3.59)$$

olacağı unutulmamalıdır.

Kısmi otokorelasyon katsayısı formüllerinden yararlanılarak ARMA(1,1) modelinin kısmi otokorelasyon fonksiyonu elde edilmektedir. Bu fonksiyon bulunduğunda gecikme sayısı arttıkça fonksiyonun aldığı değerlerin yavaş yavaş azaldığı görülür.

Dolayısıyla ARMA(p,q) modellerinde hem ACF hem de PACF grafiklerindeki ilişkiler gecikme sayısı arttıkça yavaş yavaş azalmaktadır. Burada p değerinin PACF grafiğindeki ilk gecikmelere ait önemli ilişkilerden, q değerinin ise ACF grafiğindeki ilk gecikmelere ait önemli ilişkilerden belirlenmesi gerektiği unutulmamalıdır.

Seriye uygun model belirlendikten sonra modeldeki katsayıların tahminleri en küçük kareler veya koşullu ya da koşulsuz en çok olabilirlik tahmin yöntemleri kullanılarak elde edilir. Bu tahminlerin istatistiksel özellikleri AR(1) modelinde

$$V(\hat{\phi}) \cong \frac{1-\phi^2}{T}$$

AR(2) modelinde

$$V(\hat{\phi}_1) \cong V(\hat{\phi}_2) \cong \frac{1-\phi^2}{T}$$

$$corr\left(\hat{\phi}_1, \hat{\phi}_2\right) \cong \frac{\phi_1}{1-\phi_2} = -\rho_1$$

ARMA(1) modelinde

$$V(\hat{\theta}) \cong \frac{1-\theta^2}{T}$$

ARMA(2) modelinde

$$V(\hat{\theta}_1) \cong V(\hat{\theta}_2) \cong \frac{1-\theta^2}{T}$$

$$corr\left(\hat{\phi}_1, \hat{\phi}_2\right) \cong \frac{\theta_1}{1-\theta_2}$$

ARMA(1,1) modelinde

$$V(\hat{\phi}) \cong \frac{1-\phi^2}{T}\left[\frac{1-\phi\theta}{\phi-\theta}\right]^2$$

$$V(\hat{\theta}) \cong \frac{1-\phi^2}{T}\left[\frac{1-\phi\theta}{\phi-\theta}\right]^2$$

$$corr\left(\hat{\phi}, \hat{\theta}\right) \cong \frac{\sqrt{\left(1-\phi^2\right)\left(1-\theta^2\right)}}{1-\phi\theta}$$

biçiminde olmaktadır (Cryer,1986).

Modeldeki katsayılar hesaplandıktan sonra ARMA(1,1) modeline göre öngörü değerinin bulunması

$$(1-\phi B)z_t = (1-\theta B)\varepsilon_t$$

$$z_t = \phi z_{t-1} + \varepsilon_t - \theta\varepsilon_{t-1}$$

$$\hat{Z}_T(1) = \phi Z_T - \theta\varepsilon_T$$

$$\hat{Z}_T(2) = \phi\,\hat{Z}_T(1) = \phi(\phi Z_T - \theta\varepsilon_T)$$

$$\hat{Z}_T(3) = \phi\,\hat{Z}_T(2) = \phi^2(\phi Z_T - \theta\varepsilon_T)$$

$$\Rightarrow \hat{Z}(k) = \begin{cases} \phi Z_T - \theta\varepsilon_T & ;k=1 \\ \phi^{k-1}\,\hat{Z}_T(1) & ;k=2,3,4,..... \end{cases}$$

biçiminde olmaktadır. Burada sabit terimin ihmal edilmiş olduğuna ve ε_T teriminin hata serisinin son verisi olduğuna dikkat edilmelidir. Ayrıca teoride hata serisi verilerinin 0 olarak kabul edildiği unutulmamalıdır. Bu varsayım, uygulamada geçerli değildir.

ARMA(1,1) modelinin öngörü hatasının bulunması amacıyla (3.53) numaralı denklemdeki $\psi_j = \phi^{j-1}(\phi-\theta)$ olduğu (3.59) numaralı denklem ile elde edilmişti. Bu durumda öngörü hatasının varyansı

$$V[e_t(k)] = \sigma_\varepsilon^2\left[1+\sum_{j=1}^{k-1}\left\{\phi^{j-1}(\phi-\theta)\right\}^2\right]$$

olacağı açıktır. Bu eşitlik

$$V[e_t(k)] = \sigma_\varepsilon^2 \left[1 + \frac{(\phi - \theta)^2}{1 - \phi^2} \right]$$

eşitliğine yakınsamaktadır (Wei,1990).

3.5.2.2. Mevsimsel Box-Jenkıns modelleri

Mevsimsel Box-jenkins modellerinin istatistiksel analizleri mevsimsel olmayan Box-Jenkıns modelleriyle aynı mantıkla yapılmaktadır. Ancak mevsimsel modellerde aynı zamanda fark işlemleri yanında mevsimsel olmayan modellerin terimleri de olabileceğinden mevsimsel modellerin otokorelasyon fonksiyonunu, özellikle kısmi otokorelasyon fonksiyonunu teorik olarak elde etmek çok zor olmaktadır. Bu mevsimsel modeller mevsimsel otoregresyon (SAR),mevsimsel hareketli ortalama (SMA) ve mevsimsel otoregresif hareketli ortalama (SARMA) modelleri olmaktadır. Bu modellerin belirlenebilmesi için serilen muhakkak durağan hale getirilmesi, yani fark işlemi ile trendden arındırılmış, mevsimsel fark işlemi de mevsimsellikten arındırılmış olması gerektiği unutulmamalıdır. Mevsimsel modelleri belirleme aşamasında ACF ve PACF grafiklerinin yorumu mevsimsel olmayan modellerdeki yorumların temelinde yapıldığına dikkat edilmelidir.

Mevsimsel otoregresyon modelleri

Derecesi P,periyodu s olan $SAR(P)_S$ mevsimsel otoregresyon modeli

$$\left(1 - \Phi_1 B^s - \Phi_2 B^{2s} - ...\Phi_p B^{ps}\right) z_t = \varepsilon_t \qquad (3.60)$$

biçiminde olmaktadır.Burada i=1,2,3,…P olmak üzere Φ_i mevsimsel otoregresyon modelinin katsayısı olmaktadır.Birinci dereceden ve örneğin periyodu 12 olan mevsimsel otoregresyon modeli $SAR(1)_{12}$ modelinin yazımı (3.60) numaralı denklemde p=1 ve s=12 olduğunda elde edilmekte,yani $SAR(1)_{12}$ modeli

$$\left(1-\Phi B^{12}\right)z_t = \varepsilon_t$$

biçiminde olmaktadır. Burada Φ SAR(1) modelinin katsayısı olmaktadır. Aynı mantıkla ikinci dereceden mevsimsel otoregresyon $\text{SAR}(2)_{12}$ modeli ise

$$\left(1-\Phi_1 B^{12}-\Phi_2 B^{24}\right)z_t = \varepsilon_t$$

biçiminde olmaktadır. Burada Φ_1 SAR(1) terimine ait katsayı, Φ_2 ise SAR(2) terimine ait katsayı olmaktadır.

Mevsimsel otoregresyon modelinin otokorelasyon fonksiyonu ve kısmi otokorelasyon fonksiyonu mevsimsel olmayan otoregresyon modeli ile aynı mantıkla elde edilmektedir. Ancak buradaki tek fark periyottan kaynaklanmaktadır. Dolayısıyla, $\text{SAR}(1)_{12}$ modeli

$$\rho_k = \begin{cases} \Phi^{k/12} & ;k = 12,24,36,..... \\ 0 & ;\ddot{o}.d. \end{cases}$$

$$\rho_{kk} = \begin{cases} \Phi & ;k = 12 \\ 0 & ;\ddot{o}.d. \end{cases}$$

özelliğine sahip olmaktadır. Mevsimsel olmayan otoregresyon modelinde olduğu gibi ikinci dereceden otoregresyon modelinin PACF grafiğinde ise iki tane önemli ilişki vardır. Ancak bu önemli ilişkiler mevsimsel olmayan otoregresyon modellerinde olduğu gibi ilk iki gecikmede değil, ilk iki periyoda ait gecikmelerde, yani periyot 12 olduğunda 12'nci ve 24'üncü gecikmelerde olmaktadır.

Buraya kadar anlatılan mevsimsel otoregresyon modelleri ile ilgili bilgiler sade mevsimsel modeller için geçerlidir. Bu tür modeller günlük hayattaki zaman serilerini açıklamak için genellikle yeterli olmamaktadır. Dolayısıyla çarpımsal Box-Jenkins modelleri diye adlandırılan mevsimsel ve mevsimsel olmayan bileşenleri içeren modellere gerek duyulmaktadır. Bu tür modellere örnek olarak ARIMA $(1,1,0)(1,1,0)_{12}$ modelleri verilebilir. Bu model hem AR(1) teriminin hem de SAR(1) terimini içermektedir. Dolayısıyla bu modelde bu iki terimin etkileşimi de olmaktadır. Sonuç olarak $\text{ARIMA}(1,1,0)(1,1,0)_{12}$ modeli,

$$\left(1-\phi B\right)\left(1-\Phi B^{12}\right)\left(1-B\right)\left(1-B^{12}\right)z_t = \varepsilon_t \qquad (3.61)$$

biçiminde yazılmaktadır. Bu modelin açık biçimi

$$\left(1-\phi B-\Phi B^{12}+\phi\Phi B^{13}\right)\left(1-B\right)\left(1-B^{12}\right)z_t=\varepsilon_t$$

$$\left(1-\phi B-\Phi B^{12}+\phi\Phi B^{13}-B+\phi B^{2}+\Phi B^{13}-\phi\Phi B^{14}\right)\left(1-B^{12}\right)z_t=\varepsilon_t$$

$$\begin{aligned}&(1-\phi B-\Phi B^{12}+\phi\Phi B^{13}-B+\phi B^{2}+\Phi B^{13}-\phi\Phi B^{14}-B^{12}+\phi B^{13}\\&+\Phi B^{24}-\phi\Phi B^{25}+B^{13}-\phi B^{14}-\Phi B^{25}+\phi\Phi B^{26})z_T=\varepsilon_t\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}&z_t=(\phi+1)z_{t-1}-\phi z_{t-2}+(\Phi+1)z_{t-12}-(\phi\Phi+\Phi+\phi+1)z_{t-13}+\\&(\phi\Phi+\phi)z_{T-14}-\Phi z_{t-24}+(\phi\Phi+\Phi)z_{t-25}-\phi\Phi z_{t-26}+\varepsilon_t\end{aligned}$$

olmaktadır. Burada $\phi\Phi$ katsayısı modeldeki etkileşimi göstermektedir. Bu modelde öngörü işlemi için t yerine (T+k) konulması gerekmektedir. Birinci dereceden model ve birinci dereceden fark işlemi olmasına rağmen bu kadar uzun ve karışık bir model elde edilmiş olması, bu tür modeller üzerinde teorik çıkarsamaların hele hele kısmi otokorelasyon fonksiyonunun bulunması gibi uzun işlemi olan çıkarsamaların yapılmasını mümkün kılmaktadır. Bu nedenle ACF ve PACF grafiklerinin periyoda ait gecikmelerinde ilişki miktarlarının ve işaretlerinin ney bir şekilde söylenebilmesi olanaklı olmamaktadır. Ancak geçen altbölümden de bilindiği gibi ACF grafiği yavaş yavaş azalıyorsa model otoregreyon modeli oluyordu. Dolayısıyla böyle bir durumda bu tespit sayesinde q=0 olduğu kesindir ve Q=0 olabilir. Ayrıca PACF grafiğinde ilk gecikmelere ait önemli ilişkiler otoregresyon modelinin derecesini, yani p değerini veriyordu. Bu durumda tek bilinmeyen mevsimsel otoregresyon modelinin derecesi olan P değeridir. Bu değerin bulunabilmesi için en iyi ve en garantili yöntem denemektir, yani önce P=1 alınır, eğer SAR(1) katsayısı (Φ_1) önemsiz ise P=0'dır, önemli ise P=2 alınır; eğer SAR(2) katsayısı (Φ_2) önemsiz ise P=1'dir,önemli ise P=2'dir. Çünkü üçüncü dereceden mevsimsel modeller uygulamada çok nadir görülmektedir. İşi garantiye almak isteniyorsa P=3 de denenebilir. Her ne kadar Q=0 olabileceği düşünülebilse de aynı denemelerin Q için de yapılması önerilir.

PACF grafiğine bakılarak mevsimsel otoregresyon modelinin derecesi belirlenmek isteniyorsa çok garantili bir yol olmamasına rağmen periyodun yanındaki ilişkilerin büyüklüğü ve bu tür ilişkilerin sayısına dikkat edilmelidir. Eğer çarpımsal bir mevsimsel model ile ilgileniyorsa muhakkak kendini belli edecek kadar büyüklükte periyodun yanındaki gecikmelerde ilişkiler var olmaktadır. Özellikle PACF grafiğinde periyodun yanındaki gecikmelerden birinde önemli bir ilişki varsa bu durumda P=1

olması beklenir, eğer periyodun etrafında bir grup şeklinde kendini belli eden ilişkiler söz konusu ise P=2 olması beklenir(Yaffee and McGee,2000).

ARIMA(p,d,0)(P,D,0)$_s$ modelinde durağanlık özelliği katsayılar

$-1<\phi_i<1$;i=1,2,3,…,p

$-1<\Phi_j<1$;j=1,2,3,…,p

sınırları içinde sağlanmaktadır (Yaffee and McGee,2000).

Mevsimsel hareketli ortalama modelleri

Çarpımsal mevsimsel hareketli ortalama modelleri hareketli ortalama modelindeki ACF ve PACF grafiklerinin yorumunu içermekte ayrıca periyoda ait gecikmelerde ek yorumlara sahip olmaktadır. Çarpımsal mevsimsel hareketli ortalama modellerine örnek olarak ARIMA (0,1,1)(0,1,1)$_{12}$ modeli

$$(1-B)(1-B^{12})Z_t=(1-\theta B)(1-\Theta B^{12})\varepsilon_t \qquad (3.62)$$

biçiminde verilebilir. Burada Θ mevsimsel hareketli ortalama SMA(1)teriminin katsayısı olmaktadır. Bu modelde

$$\gamma_0=(1+\theta^2)(1+\Theta^2)\sigma_\varepsilon^2$$

$$\gamma_1=-\theta(1+\Theta^2)\sigma_\varepsilon^2$$

$$\gamma_{11}=\theta\Theta\sigma_\varepsilon^2$$

$$\gamma_{12}=-\Theta(1+\theta^2)\sigma_\varepsilon^2$$

$$\gamma_{13}=\theta\Theta\sigma_\varepsilon^2$$

olmaktadır (Wei,1990). Buradan

$$\rho_k=\begin{cases}-\dfrac{\theta}{1+\theta^2} & ;k=1\\ \dfrac{\theta\Theta}{(1+\theta^2)(1+\Theta^2)} & ;k=11,13\\ -\dfrac{\theta}{1+\Theta^2} & ;k=12\\ 0 & ;ö.d.\end{cases}$$

olacağı açıktır. Bu durumda çarpımsal mevsimsel hareketli ortalama modellerinde periyodun yanındaki gecikmelere ait ilişkiler aynı büyüklükte ve aynı işaretli olmaktadır. Bu durumda birinci dereceden mevsimsel hareketli ortalama modelleri için ACF grafiğinde periyodun yanındaki birer gecikme aynı yönde ilişkiye sahip olmaktadır. İkinci dereceden mevsimsel hareketli ortalama modeller için ise periyodun yanındaki ikişer gecikme aynı yönde ilişkiye sahip olmalıdır. Ancak geçen alt bölümde belirtildiği gibi grafik yorumları mevsimsel modellerin derecesinin belirlenmesi için garantili bir yol olmamaktadır. En garantili yol mevsimsel hareketli ortalama modelleri içinde deneme yolu olmaktadır. Önce Q=1 denenir, katsayı önemliyse Q=2 denenmelidir. Uygulamalarda çok nadir olsa da $\Theta = 3$ olabilir. Aynı denemeler P için de yapılmalıdır.

Sonuç olarak, mevsimsel hareketli ortalama modellerinde PACF grafiği yavaş yavaş azalmakta, dolayısıyla p=0 olur ve P=0 gibi düşünülebilir. ACF grafiğinin ilk gecikmelerine ait önemli ilişki sayısına göre q=1,2 ya da 3 ve ACF grafiğinin periyodun yanındaki gecikmelere ait ilişkilerin aynı yönde olanların sayısına öre de Q=1 ya da 2 olarak belirlenmektedir.

ARIMA $(0,1,1)(1,1,1)_{12}$ modelinin açık biçimi (3.62) numaralı denklem kullanılarak,

$$\left(1-B^{12}-B+B^{13}\right)z_t = \left(1-\Theta B^{12}-\theta B+\theta\Theta B^{13}\right)\varepsilon_t$$

$$z_t = z_{t-1}+z_{t-12}-z_{t-13}+\varepsilon_t-\theta\varepsilon_{t-1}-\Theta\varepsilon_{t-12}+\theta\Theta\varepsilon_{t-13}$$

biçiminde elde edilmektedir. Bu eşitlikte t yerine (T+k) yazıldığında öngörü değerleri hesaplanabilir. Burada ε_t terimlerinin teoride 0 olduğuna ve uygulamada da k'nın büyüklüğüne bağlı olarak hata terimlerinin 0 olup olmadığına dikkat edilmelidir. Örneğin, k>13 için tüm hata terimleri 0 değerini almaktadır. Bu modelde tersinirlik özelliği $|\theta| < 1$ ve $|\Theta| < 1$ olduğunda sağlandığı unutulmamalıdır.

Mevsimsel otoregresif hareketli ortalama modelleri

En genel Box-Jenkins modeli olan ARIAM $(p,d,q)(P,D,Q)_s$ modeli,

$$\left(1-\phi_1 B-\phi_2 B^2-\ldots-\phi_p B^p\right)\left(1-\Phi_1 B^s-\Phi_2 B^{2s}-\ldots-\Phi_p B^{Ps}\right)(1-B)^d\left(1-B^s\right)^D z_t =$$
$$\left(1-\theta_1 B-\theta_2 B^2-\ldots-\theta_q B^q\right)\left(1-\Theta_1 B^s-\Theta_2 B^{2s}-\ldots-\Theta_Q B^{Qs}\right)\varepsilon_t$$

biçiminde yazılmaktadır. Bu modele karma çarpımsal Box- Jenkins modeli adı da verilmektedir. Ayrıca burada z_t zaman serisine Box-Cox testi sonuca değişen varyanslılık sorununun giderilmesi ile ilgili bir takım dönüşümler $\left(\sqrt{Z_{t,}}\ \log(Z_t)\right)$ gibi de uygulanabilmektedir. Mevsimsel otoregresif hareketli ortalama modellerine örnek olarak

ARIMA$(1,1,1)(1,1,1)_4$ modeli

$$(1-\phi B)(1-\Phi B^4)(1-B)(1-B^4)Z_t = (1-\theta B)(1-\Theta B^4)\varepsilon_t$$

$$\left(1-\phi B-\Phi B^4+\phi\Phi B^5\right)\left(1-B-B^4+B^5\right)Z_t = \left(1-\theta B-\Theta B^4+\theta\Theta B^5\right)\varepsilon_t$$

$$(1-\phi B-\Phi B^4+\phi\Phi B^5-B+\phi B^2+\Phi B^5-\phi\Phi B^6-B^4+\phi B^5+\Phi B^8$$
$$-\phi\Phi B^9+B^5-\phi B^6-\Phi B^9+\phi\Phi B^{10})Z_t = \left(1-\theta B-\Theta B^4+\theta\Theta B^5\right)\varepsilon_t$$

$$z_t = (\phi+1)z_{t-1}-\phi z_{t-2}+(\Phi+1)z_{t-4}-(1+\phi+\Phi+\phi\Phi)z_{t-5}+(\phi+\phi\Phi)z_{t-6}-$$
$$\Phi z_{t-8}+(\Phi+\phi\Phi)z_{t-9}-\phi\Phi z_{t-10}+\varepsilon_t-\theta\varepsilon_{t-1}-\Theta\varepsilon_{t-4}+\theta\Theta\varepsilon_{t-5}$$

biçiminde verilebilir. En basit hali bu kadar uzun ve karışık olan mevsimsel otoregresif hareketli ortalama modelleri üzerinde birtakım istatistiksel çıkarımların yapılması oldukça güç olmaktadır. Bu nedenle bu modellerin otokorelasyon ve kısmi otokorelasyon fonksiyonları gibi istatistiksel özellikleri teorik olarak elde edilmeyecektir.

Ancak buraya kadar anlatılan bilgilerden mevsimsel otoregresif hareketli ortalama modellerin hem ACF hem de PACF grafiklerindeki ilk gecikmelere ait ilişkilerin yavaş yavaş azalması gerektiği ve ACF grafiğinde periyodun yanındaki gecikmelere ait ilişkilerin yönü ve büyüklüğünden Q parametresinin değeri,PACF grafiğinkinden de P parametresinin değerinin elde edileceği bilinmektedir.

3.5.3. Model seçim kriterleri

Bazı durumlarda seriye uygun birden fazla model olabilir. Başka bir deyişle, birden fazla modelin tüm katsayıları istatistiksel olarak önemli elde edilir.Bu durumda bu modellerden seriye en uygun modelin seçimi için birtakım kriterler geliştirilmiştir.Bu kriterlerden en yaygın olarak kullanılan Akaike Bilgi Kriteri (AIC) değeri

$$AIC = T\ \ln\sigma_\varepsilon^2 + 2M$$

formülüyle hesaplanmaktadır. Burada M modelin parametre sayısı, yani mevsimsel olmayan Box-Jenkins modelleri için M=p+q; mevsimsel modeller için de M=p+q+P+Q olmaktadır. Tabi modelde sabit terim olduğunda parametre sayısına 1 eklemek gerekmektedir. Akaike kriterine alternatif olarak geliştirilen Schwartz Bayes Kriteri (SBC) değeri

$$\text{SBC} = \text{T}\ln\sigma_{\varepsilon}^{2} + M \quad \ln T$$

formülüyle hesaplanmaktadır. Dikkat edilirse bu iki formülün aralarındaki tek fark Akaike bilgi kriteri formülündeki 2 yerine lnT teriminin gelmesidir ki bu terim küçük örneklemler için (50<T<150 gibi) 4 ile 5 arasında değer almaktadır. Bu fark Schwartz kriterinin Akaike bilgi kriterine göre daha az parametreli modelleri modelleri seçme eğilimli olmasını sağlamaktadır. Bu açıdan bakıldığında Schwartz kriteri Akaike kriterine göre tercih edilebilmektedir. Uygun olan modeller içinden bu kriter değerlerinin en küçüğüne sahip olan model seriye en uygun model olmaktadır.Sonuç olarak ACF ve PACF grafikleriyle belirlenen uygun modellerden incelenen seri için en doğru modeli bulabilmek amacıyla Akaike ya da Schwartz bilgi kriterleri kullanılmaktadır. Model seçim kriterleri ile belirlenen modelin tahminlerinin seriye uyumu, serinin tahmin değerlerinin alt ve üst sınırları arasında yer aldığı ve en önemlisi hata teriminin akgürültü olduğu muhakkak kontrol edilmelidir. Başka bir deyişle, model seçim kriterleri model belirleme aşamasının son adımı olmakta, dolayısıyla tanısal denetim aşaması model seçim kriterleri uygulandıktan sonra muhakkak yapılmalıdır. Eğer tanısal denetim sonucunda seriye en uygun model olarak belirlenen istatistiksel olarak güvenilir bir model olmadığı sonucuna varılırsa seriye Box-Jenkins modellerinin uygulanamayacağı başka bir yöntemin denenmesi gerektiği anlaşılır.

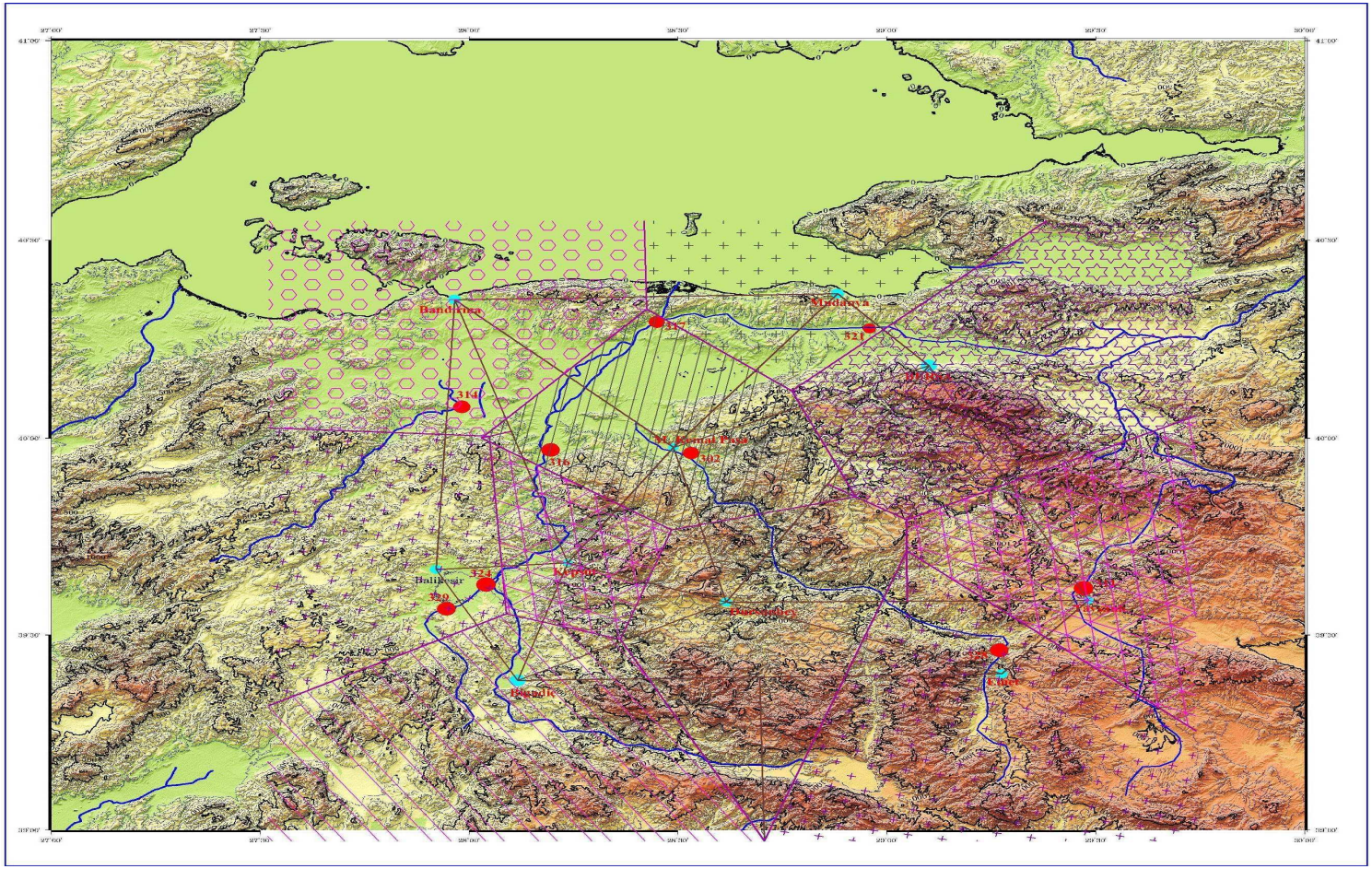
Box-Jenkins modellerinin seriye uyum sağlayabilmesinde gözlem sayısının da önemi büyük olmaktadır. Genel kanı Box-Jenkins modellerinin uygulanabilmesi için gerekli gözlem sayısının en az 50 civarında olmasıdır.

4. ARAŞTIRMA SONUÇLARI VE DEĞERLENDİRME

Susurluk havzasında geçmişten günümüze kadar pek çok akım gözlem istasyonu kurulmuş ancak çoğu çeşitli nedenlerle kısa periyotlarda işletilmiş hatta kaldırılmıştır. Havzada yapılan modelleme çalışmalarında YSA, ANFIS ve ARIMA modellerinin kıyaslanmasına ve performanslarının değerlendirilmesine elverişli 7 adet akım gözlem istasyonu tespit edilmiştir.

4.1. Yapay Sinir Ağları Uygulama Sonuçları

Havzadaki 302, 311, 314, 316, 317, 324, 328 numaralı istasyonlara ait aylık ortalama akım verilerinin YSA ile modelleme aşamasında, istasyondaki akım verilerini etkileyebilecek olan yağış değerlerini tespit edebilmek için havzada yağış ölçümü yapan meteoroloji istasyonları ile bir Thiessen Çokgeni oluşturulmuştur (Şekil 4.1) Ayrıca istasyonlarda ölçülen akım değerlerinden, o istasyonun memba tarafında bulunan istasyona ait akım değerleri ve varsa baraj gibi rezervuarlardan kontrollü olarak mansabına bırakılan akım değerleri çıkarılarak yalnız o istasyon için modelleme yapılması amaçlanmıştır. Ayrıca veri setlerini oluşturabilmek için geçmiş aylara ait yağış ve akım değerlerinin modelleme yapılan aydaki akım değeri ile korelasyonuna bakılmıştır.



Şekil 4.1. Havza üzerindeki meteoroloji istasyonları ile oluşturulan Thiessen Çokgeni

Model sonucunda elde edilen öngörü değeri, önceden çıkarılan memba tarafındaki istasyonun akım değeri ve rezervuar akım değerleri ilave edilerek, ölçülmüş gerçek akım değerleri ile kıyaslaması yapılmıştır.

YSA ile modellemede literatürde çok sayıda öğrenme algoritması mevcuttur. Bunlar YSA yapılarına göre değişmektedir. Bu çalışmada radial tabanlı YSA modeli ve geriye yayılımlı çok katmanlı YSA modeli denenmiştir. Geriye yayılımlı çok katmanlı YSA modelinden de Levenberg-Marquart ve Ölçeklendirilmiş Eşleştirmeli Gradyent algoritmaları kullanılmıştır. Verilere daha iyi sonuçlar vermesi ve diğer yapılardan sağlıklı sonuçlar alınamaması nedeniyle modellemelerde geriye yayılımlı çok katmanlı YSA modeli esas alınmış ve Ölçeklendirilmiş Eşleştirmeli Gradyent algoritması kullanılmıştır.

Ölçeklendirilmiş Eşleştirmeli Gradyent algoritması, Moller tarafından doğrudan arama süresinde kazanç sağlamak amacıyla geliştirilmiş son derece kompleks bir algoritmadır. Temel yaklaşımı, güvenilir bölgelerin birleştirilmesine dayanır (Moller 1993).

YSA modellerinin eğitilmesi ve test edilmesi MATLAB bilgisayar programında MATLAB kodları yazılarak yapılmıştır. Modellemede her bir istasyon için farklı katman sayısı ve gizli katmanda farklı gizli düğüm sayıları denenerek en iyi sonuç elde edilmeye çalışılmıştır.

4.1.1. 302 numaralı istasyon

İstasyona ait verilerin modellemesinde Thiessen Çokgenindeki yağış istasyonları ve geçmiş aylardaki akımlar da dikkate alınarak 204 adet veri seti oluşturulmuştur. Bu veri setlerinden 105'i eğitme aşamasında, 99'u da test aşamasında kullanılmıştır. Verilerin istasyondaki akımla olan korelasyonu Çizelge 4.1' de ve oluşturulan veri setleri de Çizelge 4.2' de verilmiştir.

Çizelge 4.1. Kullanılan verilerin akımla arasındaki korelasyonu

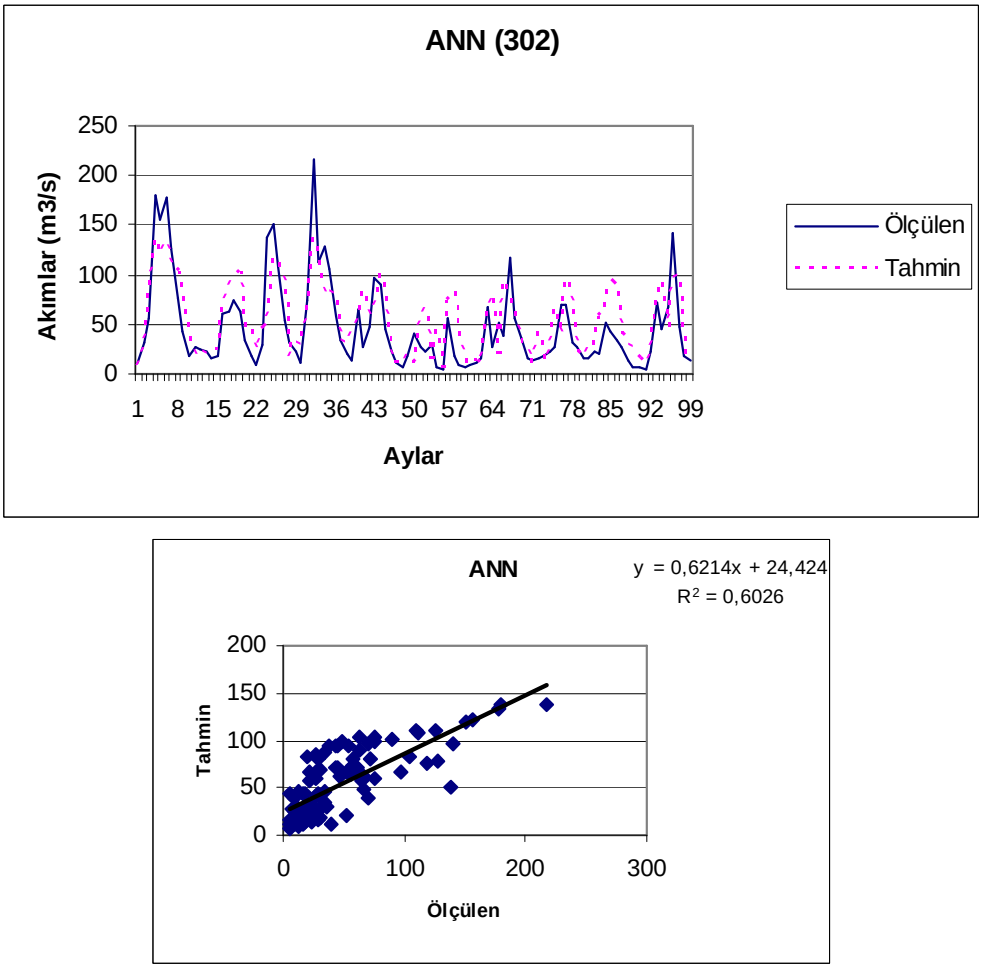
Kullanılan Veri	**Q(t) ile ilişkisi**
Q(t-1)	0.656
Q(t-2)	0.338
$R(t-1)_{Emet}$	0.489
$R(t-2)_{Emet}$	0.403
$R(t-1)_{Dursunbey}$	0.524
$R(t-2)_{Dursunbey}$	0.437
$R(t-1)_{Mustafa\ Kemalpasa}$	0.528
$R(t-2)_{Mustafa\ Kemalpasa}$	0.464

Çizelge 4.2. Modellemede kullanılan veri setleri

İstasyon	**Modellenen Veri (Q)**	**Modellemede Kullanılan Veri**	**Veri Sayısı**	
			Eğitme	**Test**
302	$Q(t)=Q(t)_{302}-(Q(t)_{311}+Q(t)_{328})$	Q(t-1), Q(t-2), $R(t-1)_{Emet}$, $R(t-2)_{Emet}$, $R(t-1)_{Dursunbey}$, $R(t-2)_{Dursunbey}$, $R(t-1)_{Mustafa\ Kemalpasa}$, $R(t-2)_{Mustafa\ Kemalpasa}$	105	100

Bu veri setleri ile en iyi sonuç, 1 giriş katman, 2 gizli katman ve 1 çıkış katmanından oluşan 4 katmanlı YSA yapısında elde edilmiştir. Gizli katmanlarda ise

sırasıyla 25 ve 15 gizli düğüm kullanılmıştır. Bu yapıdaki YSA ile elde edilen sonuca göre model tahmini ile gerçek değerler arasındaki ilişki Şekil 4.2' de verilmiştir.



Şekil 4.2. YSA modeli ile elde edilen değerler ile gerçek değerler arasındaki ilişki

4.1.2. 311 numaralı istasyon

İstasyona ait verilerin modellemesinde Thiessen Çokgenindeki yağış istasyonları ve geçmiş aylardaki akımlar da dikkate alınarak 216 adet veri seti oluşturulmuştur. Bu veri setlerinden 116'sı eğitme aşamasında, 100'ü de test aşamasında kullanılmıştır. Verilerin istasyondaki akımlarla olan korelasyonu Çizelge 4.3' te ve oluşturulan veri setleri de Çizelge 4.4' te verilmiştir.

Çizelge 4.3. Kullanılan verilerin akımla arasındaki korelasyonu

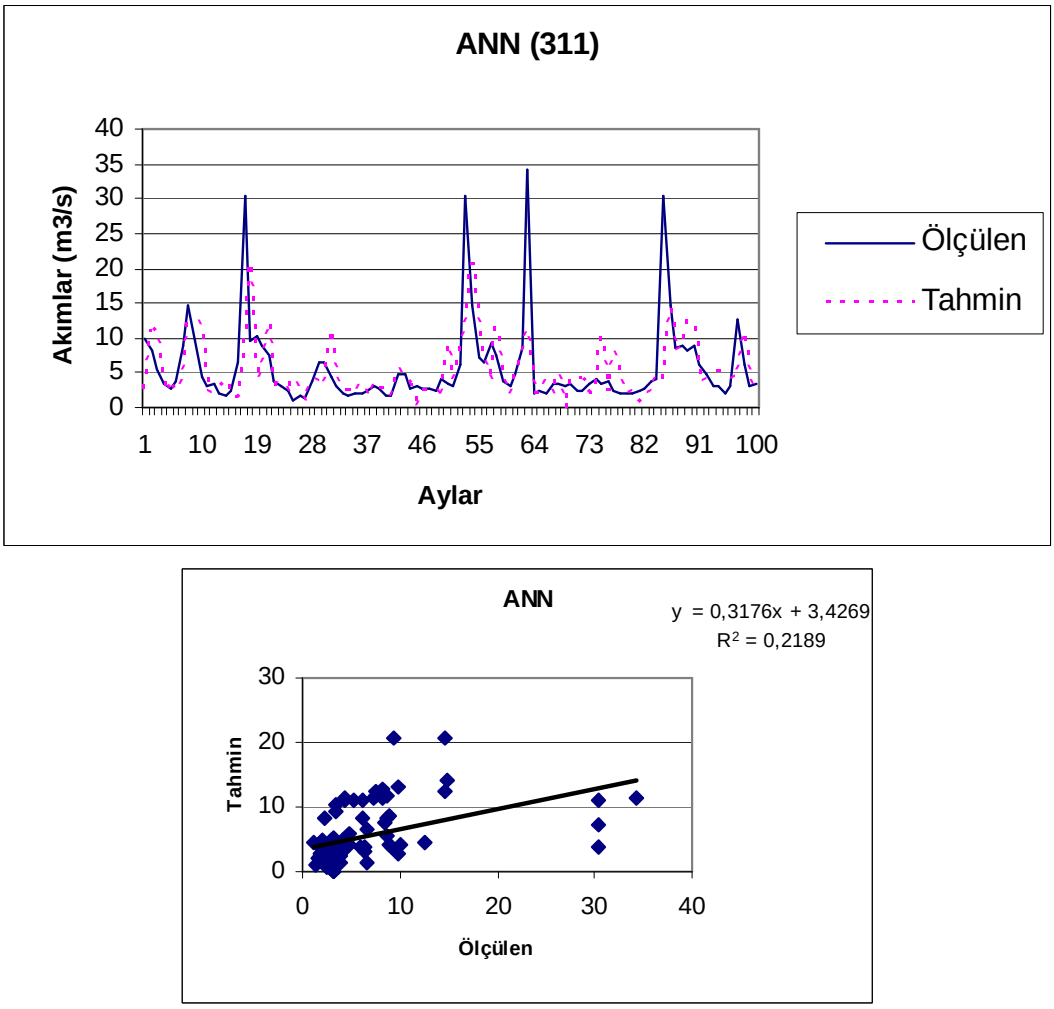
Kullanılan Veri	**Q(t) ile ilişkisi**
Q(t-1)	0.623
Q(t-2)	0.383
$R(t-1)_{Emet}$	0.470
$R(t-2)_{Emet}$	0.346
$R(t-1)_{Tavşanlı}$	0.380
$R(t-2)_{Tavşanlı}$	0.239

Çizelge 4.4. Modellemede kullanılan veri setleri

İstasyon	**Modellenen Veri (Q)**	**Modellemede Kullanılan Veri**	**Veri Sayısı**	
			Eğitme	**Test**
311	$Q(t)=Q(t)_{311}$	Q(t-1), Q(t-2), $R(t-1)_{Emet}$, $R(t-2)_{Emet}$, $R(t-1)_{Tavsanlı}$, $R(t-2)_{Tavsanlı}$	116	100

Bu veri setleri ile en iyi sonuç, 1 giriş katman, 1 gizli katman ve 1 çıkış katmanından oluşan 3 katmanlı YSA yapısında elde edilmiştir. Gizli katmanda ise 5

gizli düğüm kullanılmıştır. Bu yapıdaki YSA ile elde edilen sonuca göre model tahmini ile gerçek değerler arasındaki ilişki Şekil 4.3' te verilmiştir.



Şekil 4.3. YSA modeli ile elde edilen değerler ile gerçek değerler arasındaki ilişki

4.1.3. 314 numaralı istasyon

İstasyona ait verilerin modellemesinde Thiessen Çokgenindeki yağış istasyonları ve geçmiş aylardaki akımlar da dikkate alınarak 268 adet veri seti oluşturulmuştur. Bu veri setlerinden 168'i eğitme aşamasında, 100'ü de test aşamasında kullanılmıştır. Verilerin istasyondaki akımlarla olan korelasyonu Çizelge 4.5' te ve oluşturulan veri setleri de Çizelge 4.6' da verilmiştir.

Çizelge 4.5. Kullanılan verilerin akımla arasındaki korelasyonu

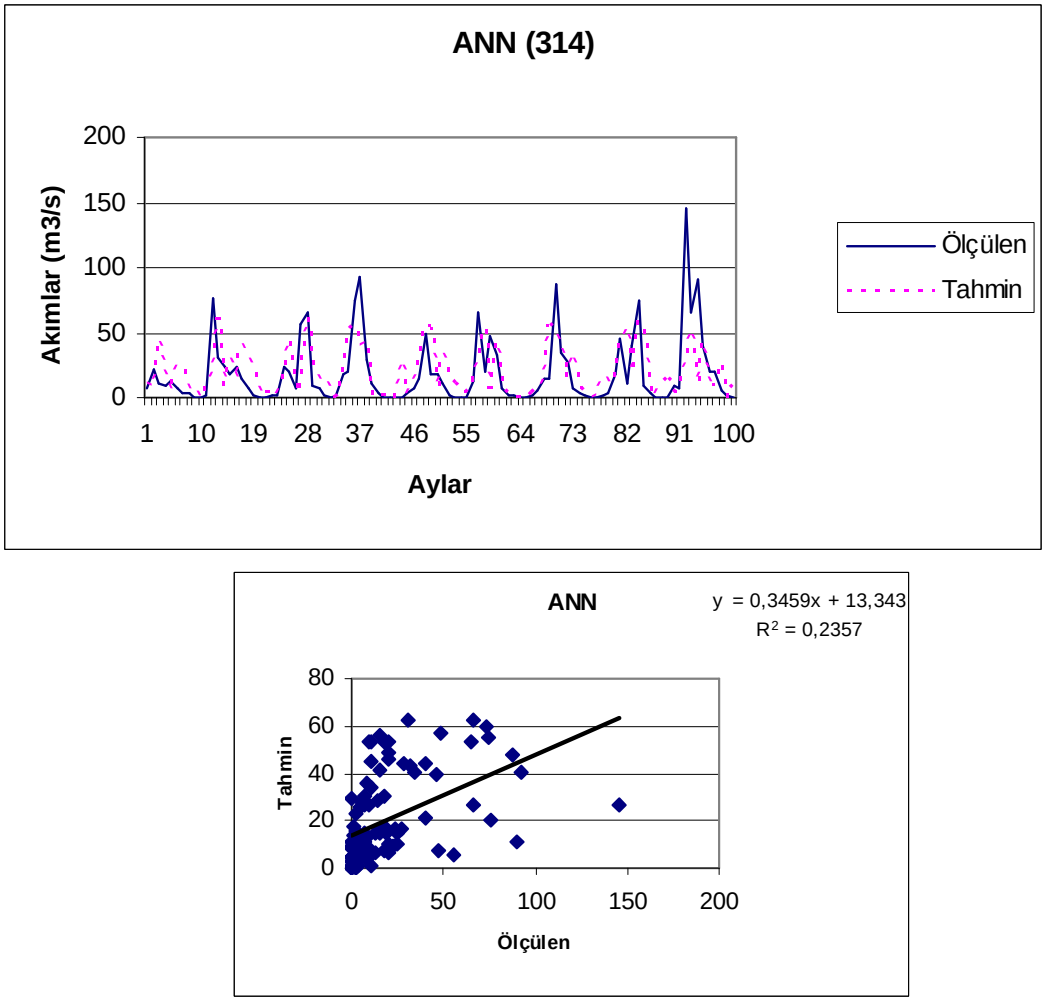
Kullanılan Veri	**Q(t) ile ilişkisi**
Q(t-1)	0.490
Q(t-2)	0.196
$R(t-1)_{Balıkesir}$	0.478
$R(t-2)_{Balıkesir}$	0.393
$R(t-1)_{Bandırma}$	0.523
$R(t-2)_{Bandırma}$	0.402

Çizelge 4.6. Modellemede kullanılan veri setleri

İstasyon	**Modellenen Veri (Q)**	**Modellemede Kullanılan Veri**	**Veri Sayısı**	
			Eğitme	**Test**
314	$Q(t)=Q(t)_{314}$	Q(t-1), Q(t-2), $R(t-1)_{Balıkesir}$, $R(t-2)_{Balıkesir}$, $R(t-1)_{Bandırma}$, $R(t-2)_{Bandırma}$	168	100

Bu veri setleri ile en iyi sonuç, 1 giriş katman, 2 gizli katman ve 1 çıkış katmanından oluşan 4 katmanlı YSA yapısında elde edilmiştir. Gizli katmanlarda ise

sırasıyla 25 ve 25 gizli düğüm kullanılmıştır. Bu yapıdaki YSA ile elde edilen sonuca göre model tahmini ile gerçek değerler arasındaki ilişki Şekil 4.4' te verilmiştir.



Şekil 4.4. YSA modeli ile elde edilen değerler ile gerçek değerler arasındaki ilişki

4.1.4. 316 numaralı istasyon

İstasyona ait verilerin modellemesinde Thiessen Çokgenindeki yağış istasyonları ve geçmiş aylardaki akımlar da dikkate alınarak 85 adet veri seti oluşturulmuştur. Bu veri setlerinden 50'si eğitme aşamasında, 35'i de test aşamasında kullanılmıştır. Verilerin istasyondaki akımlarla olan korelasyonu Çizelge 4.7' de ve oluşturulan veri setleri de Çizelge 4.8' de verilmiştir.

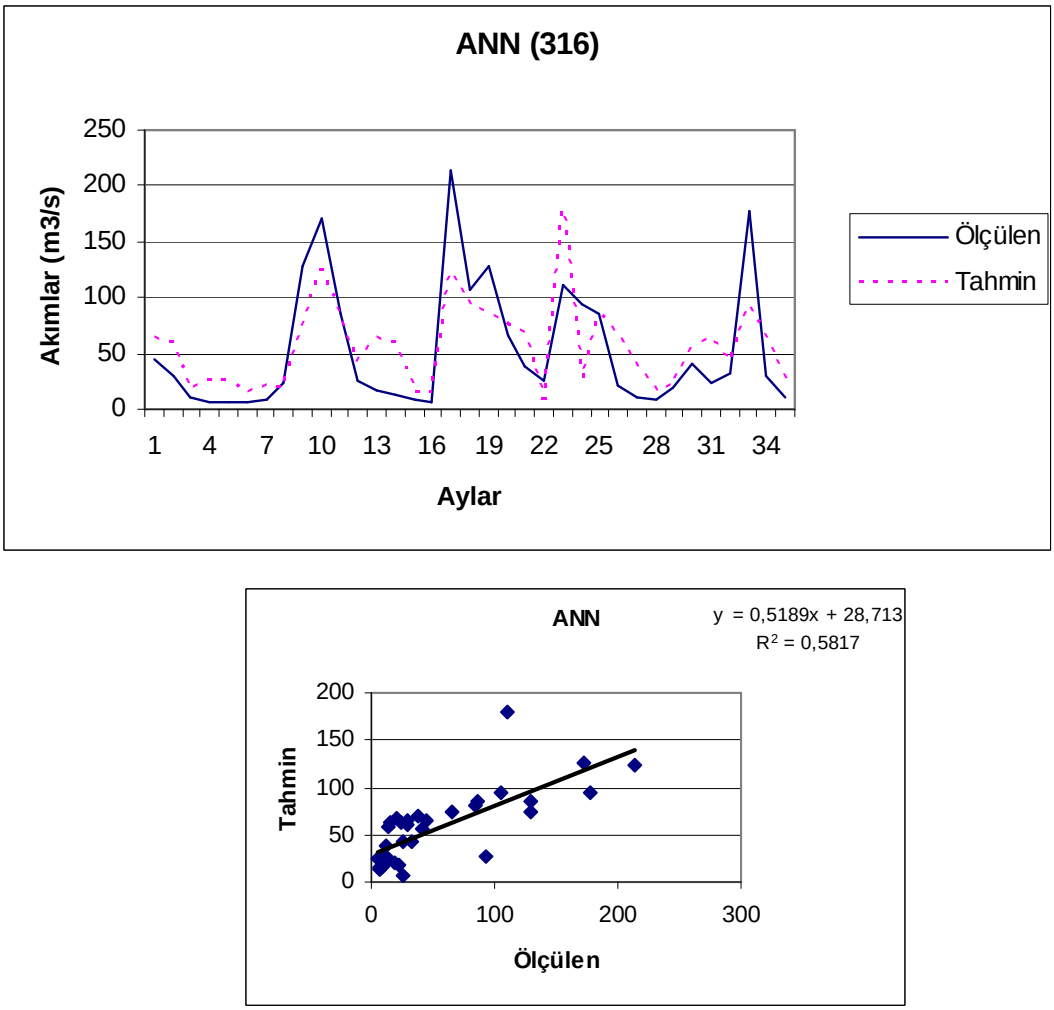
Çizelge 4.7. Kullanılan verilerin akımla arasındaki korelasyonu

Kullanılan Veri	**Q(t) ile ilişkisi**
Q(t-1)	0.438
$R(t-1)_{Kepsut}$	0.570
$R(t-2)_{Kepsut}$	0.382
$R(t-1)_{M.Kemalpaşa}$	0.509
$R(t-2)_{M.Kemalpaşa}$	0.394
$R(t-1)_{Bigadiç}$	0.559
$R(t-2)_{Bigadiç}$	0.363
$R(t-1)_{Balıkesir}$	0.532
$R(t-2)_{Balıkesir}$	0.334

Çizelge 4.8. Modellemede kullanılan veri setleri

İstasyon	**Modellenen Veri (Q)**	**Modellemede Kullanılan Veri**	**Veri Sayısı**	
			Eğitme	**Test**
316	$Q(t)=Q(t)_{316}-(Q(t)_{324}+Q(t)_{Reservoir})$	Q(t-1), $R(t-1)_{Kepsut}$, $R(t-2)_{Kepsut}$, $R(t-1)_{Mustafa\ Kemalpasa}$, $R(t-2)_{Mustafa\ Kemalpasa}$ $R(t-1)_{Bigadic}$, $R(t-2)_{Bigadic}$, $R(t-1)_{Balikesir}$, $R(t-2)_{Balikesir}$,	50	35

Bu veri setleri ile en iyi sonuç, 1 giriş katman, 1 gizli katman ve 1 çıkış katmanından oluşan 3 katmanlı YSA yapısında elde edilmiştir. Gizli katmanda ise 20 gizli düğüm kullanılmıştır. Bu yapıdaki YSA ile elde edilen sonuca göre model tahmini ile gerçek değerler arasındaki ilişki Şekil 4.5' te verilmiştir.



Şekil 4.5. YSA modeli ile elde edilen değerler ile gerçek değerler arasındaki ilişki

4.1.5. 317 numaralı istasyon

İstasyona ait verilerin modellemesinde Thiessen Çokgenindeki yağış istasyonları ve geçmiş aylardaki akımlar da dikkate alınarak 124 adet veri seti oluşturulmuştur. Bu veri setlerinden 74'ü eğitme aşamasında, 50'si de test aşamasında kullanılmıştır. Verilerin istasyondaki akımlarla olan korelasyonu Çizelge 4.9' da ve oluşturulan veri setleri de Çizelge 4.10' da verilmiştir.

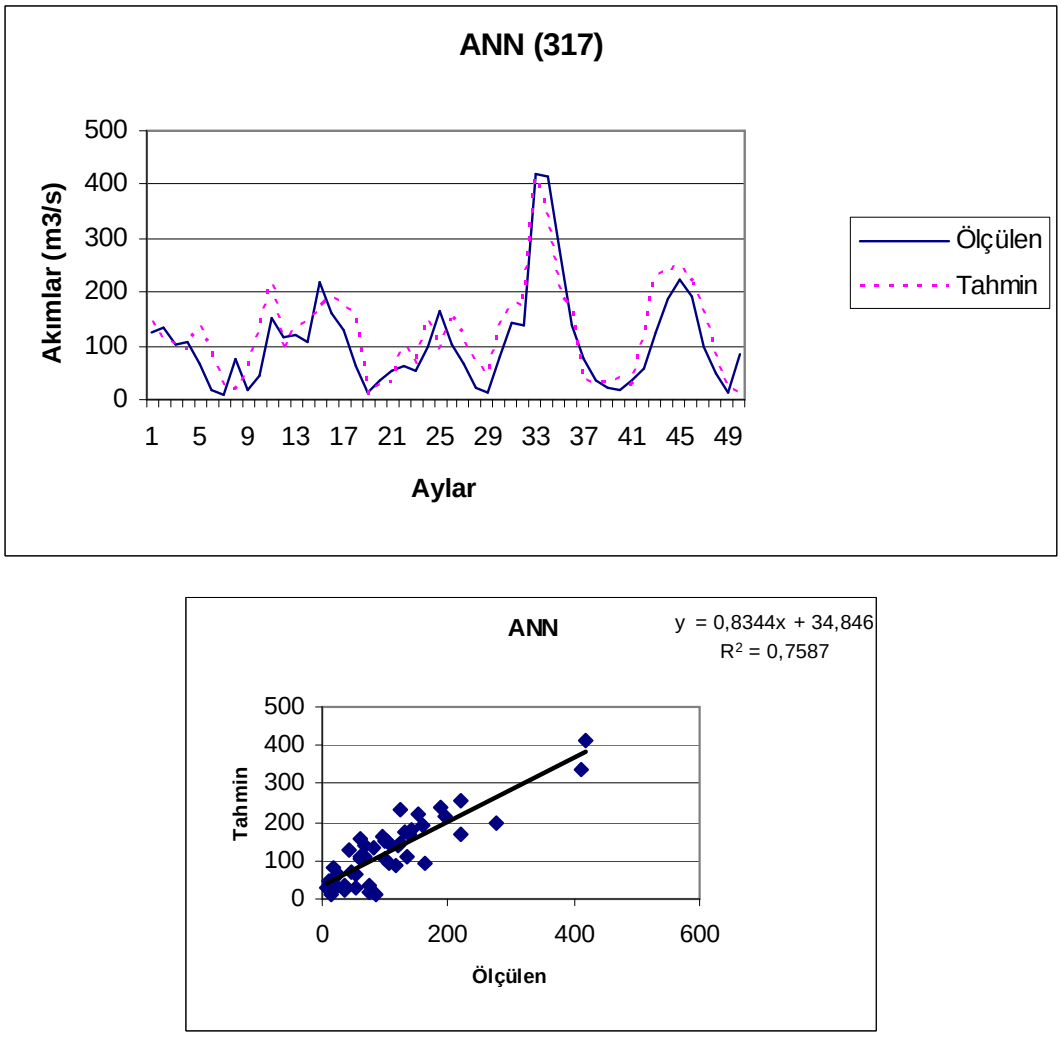
Çizelge 4.9. Kullanılan verilerin akımla arasındaki korelasyonu

Kullanılan Veri	**Q(t) ile ilişkisi**
Q(t-1)	0.625
Q(t-2)	0.331
$R(t-1)_{M.Kemalpaşa}$	0.357
$R(t-2)_{M.Kemalpaşa}$	0.424
$R(t-1)_{Mudanya}$	0.344
$R(t-2)_{Mudanya}$	0.464
$R(t-1)_{Bandırma}$	0.254
$R(t-2)_{Bandırma}$	0.367

Çizelge 4.10. Modellemede kullanılan veri setleri

İstasyon	**Modellenen Veri (Q)**	**Modellemede Kullanılan Veri**	**Veri Sayısı**	
			Eğitme	**Test**
317	$Q(t)=Q(t)_{317}-Q(t)_{316}$	Q(t-1), Q(t-2), $R(t-1)_{Mustafa\ Kemalpasa}$, $R(t-2)_{Mustafa\ Kemalpasa}$, $R(t-1)_{Mudanya}$, $R(t-2)_{Mudanya}$, $R(t-1)_{Bandırma}$, $R(t-2)_{Bandırma}$	74	50

Bu veri setleri ile en iyi sonuç, 1 giriş katman, 1 gizli katman ve 1 çıkış katmanından oluşan 3 katmanlı YSA yapısında elde edilmiştir. Gizli katmanda ise 25 gizli düğüm kullanılmıştır. Bu yapıdaki YSA ile elde edilen sonuca göre model tahmini ile gerçek değerler arasındaki ilişki Şekil 4.6' da verilmiştir.



Şekil 4.6. YSA modeli ile elde edilen değerler ile gerçek değerler arasındaki ilişki

4.1.6. 324 numaralı istasyon

İstasyona ait verilerin modellemesinde Thiessen Çokgenindeki yağış istasyonları ve geçmiş aylardaki akımlar da dikkate alınarak 206 adet veri seti oluşturulmuştur. Bu veri setlerinden 106'sı eğitme aşamasında, 100'ü de test aşamasında kullanılmıştır. Verilerin istasyondaki akımlarla olan korelasyonu Çizelge 4.11' de ve oluşturulan veri setleri de Çizelge 4.12' de verilmiştir.

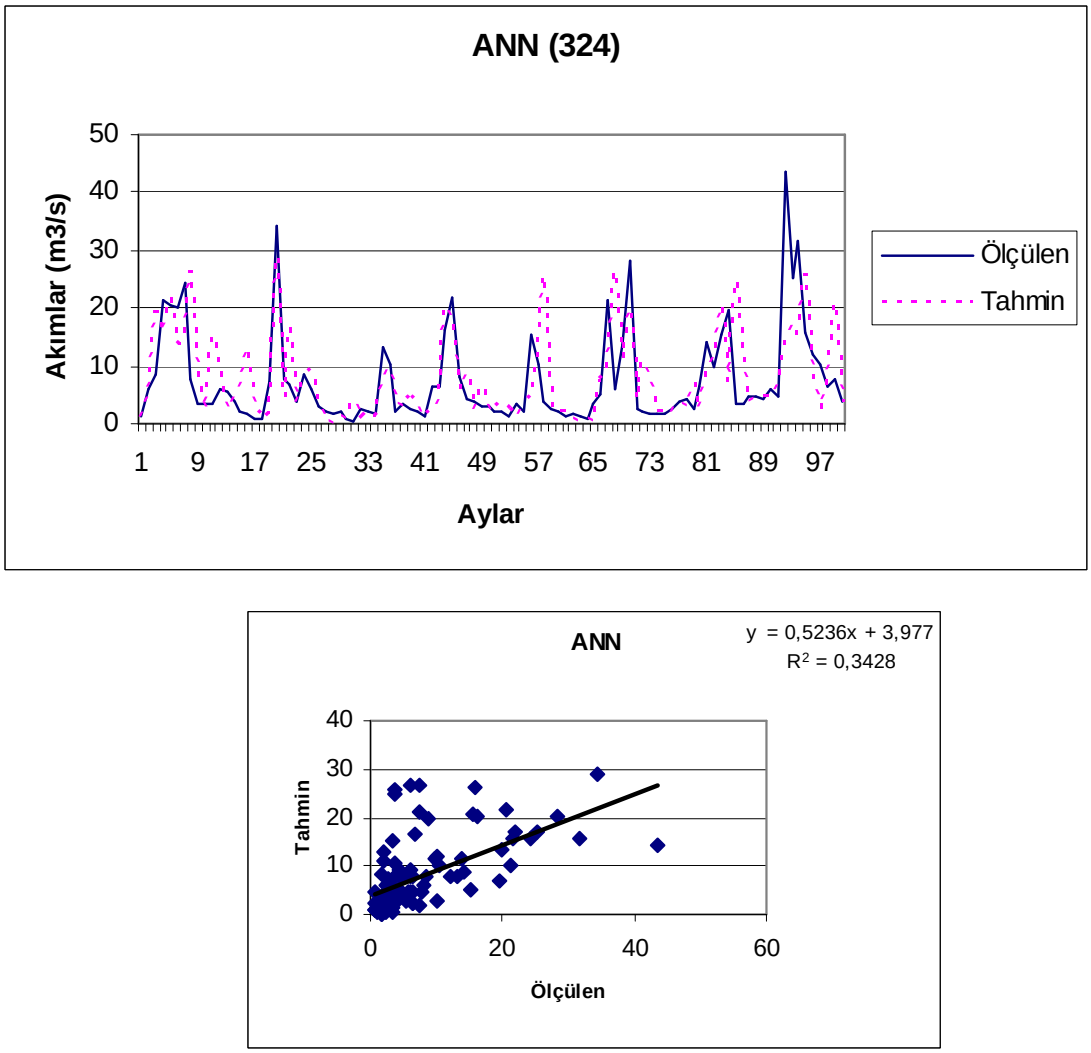
Çizelge 4.11. Kullanılan verilerin akımla arasındaki korelasyonu

Kullanılan Veri	**Q(t) ile ilişkisi**
Q(t-1)	0.354
$R(t-1)_{Balıkesir}$	0.475
$R(t-2)_{Balıkesir}$	0.336

Çizelge 4.12. Modellemede kullanılan veri setleri

İstasyon	**Modellenen Veri (Q)**	**Modellemede Kullanılan Veri**	**Veri Sayısı**	
			Eğitme	**Test**
324	$Q(t)=Q(t)_{324}-Q(t)_{329}$	Q(t-1), $R(t-1)_{Balikesir}$, $R(t-2)_{Balikesir}$,	106	100

Bu veri setleri ile en iyi sonuç, 1 giriş katman, 2 gizli katman ve 1 çıkış katmanından oluşan 4 katmanlı YSA yapısında elde edilmiştir. Gizli katmanlarda ise sırasıyla 25 ve 25 gizli düğüm kullanılmıştır. Bu yapıdaki YSA ile elde edilen sonuca göre model tahmini ile gerçek değerler arasındaki ilişki Şekil 4.7' de verilmiştir.



Şekil 4.7. YSA modeli ile elde edilen değerler ile gerçek değerler arasındaki ilişki

4.1.7. 328 numaralı istasyon

İstasyona ait verilerin modellemesinde Thiessen Çokgenindeki yağış istasyonları ve geçmiş aylardaki akımlar da dikkate alınarak 216 adet veri seti oluşturulmuştur. Bu veri setlerinden 130'u eğitme aşamasında, 86'sı da test aşamasında kullanılmıştır. Verilerin istasyondaki akımlarla olan korelasyonu Çizelge 4.13' te ve oluşturulan veri setleri de Çizelge 4.14' de verilmiştir.

Çizelge 4.13. Kullanılan verilerin akımla arasındaki korelasyonu

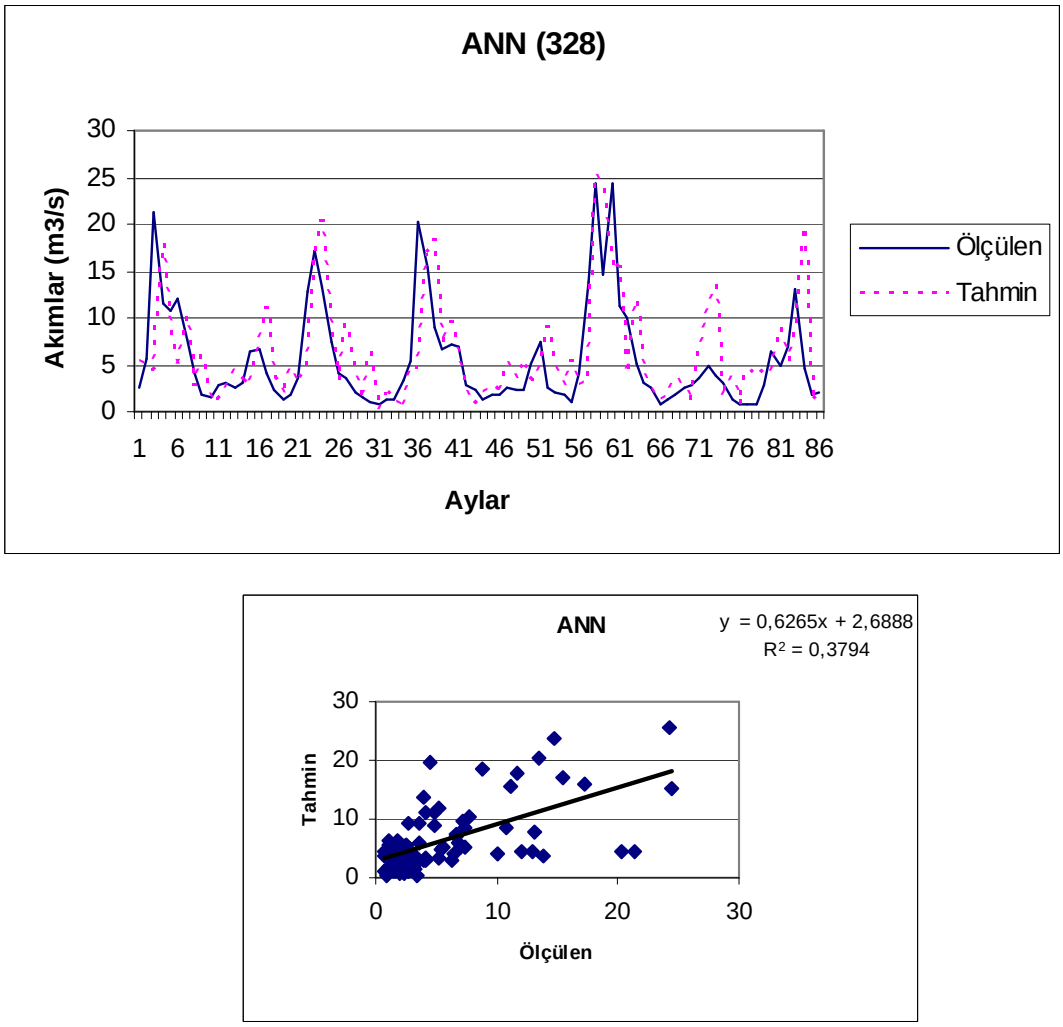
Kullanılan Veri	**Q(t) ile ilişkisi**
Q(t-1)	0.702
Q(t-2)	0.412
$R(t-1)_{Emet}$	0.491
$R(t-2)_{Emet}$	0.401
$R(t-1)_{Tavşanlı}$	0.399
$R(t-2)_{Tavşanlı}$	0.280

Çizelge 4.14. Modellemede kullanılan veri setleri

İstasyon	**Modellenen Veri (Q)**	**Modellemede Kullanılan Veri**	**Veri Sayısı**	
			Eğitme	**Test**
328	$Q(t)=Q(t)_{328}$	Q(t-1), Q(t-2), $R(t-1)_{Emet}$, $R(t-2)_{Emet}$, $R(t-1)_{Tavsanlı}$, $R(t-2)_{Tavsanlı}$	130	86

Bu veri setleri ile en iyi sonuç, 1 giriş katman, 1 gizli katman ve 1 çıkış katmanından oluşan 3 katmanlı YSA yapısında elde edilmiştir. Gizli katmanda ise 25

gizli düğüm kullanılmıştır. Bu yapıdaki YSA ile elde edilen sonuca göre model tahmini ile gerçek değerler arasındaki ilişki Şekil 4.8' de verilmiştir.



Şekil 4.8. YSA modeli ile elde edilen değerler ile gerçek değerler arasındaki ilişki

4.2. ANFIS Uygulama Sonuçları

ANFIS uygulamalarında, YSA uygulamalarında kullanılan veri setleri ile aynı özellikteki veriler kullanılmıştır. ANFIS'te üç farklı Fuzzy Inference System (FIS) yapısı üretilmektedir.

Genfis 1: ANFIS eğitimi için başlangıç şartlarını kullanarak Sugeno tipi bir FIS yapısı üretir.

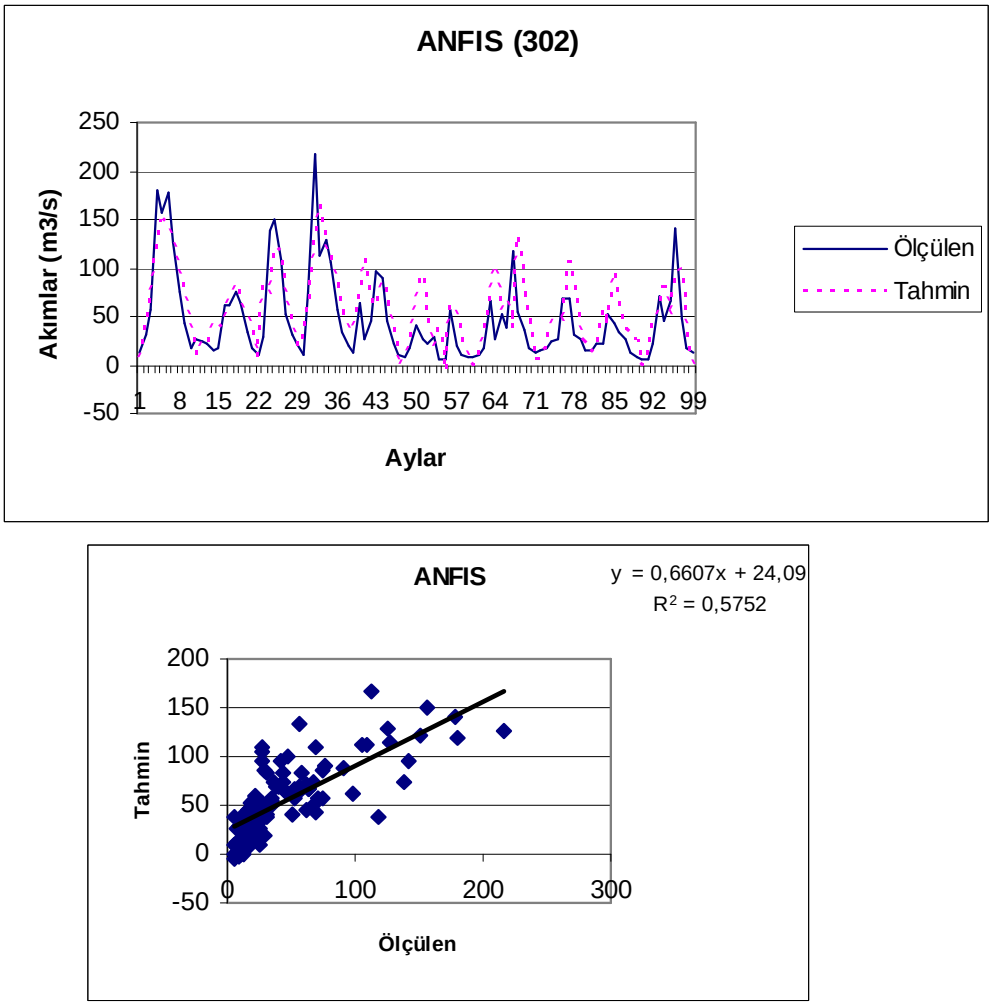
Genfis 2: Kümeleme çıkarımı kullanarak Sugeno tipi bir FIS yapısı üretir ve giriş için ayrılmış girdi ve çıktı veri setlerine ihtiyaç duyar. Tek bir çıktısı olan durumlarda ANFIS eğitimi için başlangıç FIS üretmede genfis 2 kullanılabilir.

Genfis 3: "Fuzzy c-means" (FCM) kümelemesi kullanarak bir FIS yapısı üretir (URL3).

ANFIS modellemesi, yine MATLAB bilgisayar programında Genfis 2'yi içeren ANFIS kodları yazılarak modelleme yapılmıştır.

4.2.1. 302 numaralı istasyon

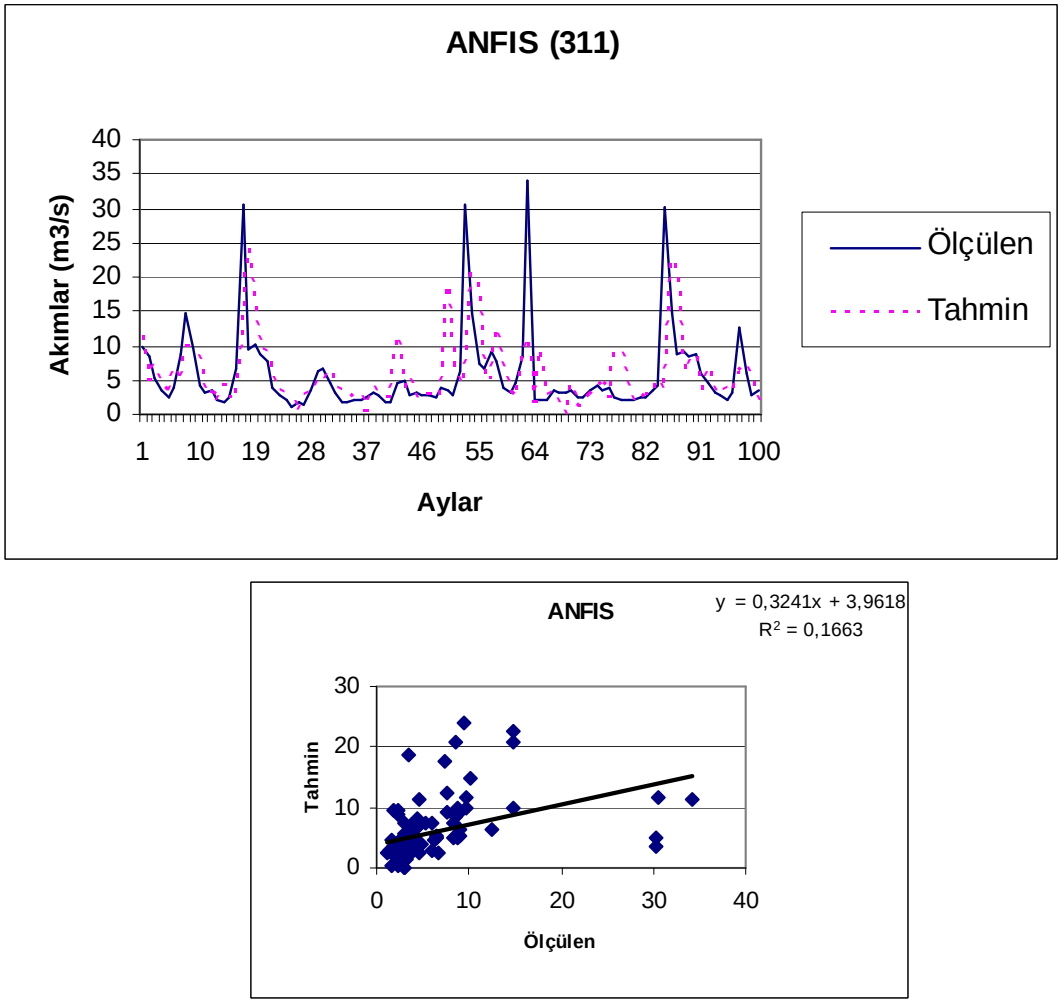
204 adet veri setinden 105'i eğitme aşamasında, 99'u da test aşamasında kullanılmıştır. Genfis 2 kullanılarak üretilen FIS yapısıyla elde edilen model tahmini ile gerçek değerler arasındaki ilişki Şekil 4.9' da verilmiştir.



Şekil 4.9. ANFIS modeli ile elde edilen değerler ile gerçek değerler arasındaki ilişki

4.2.2. 311 Numaralı İstasyon

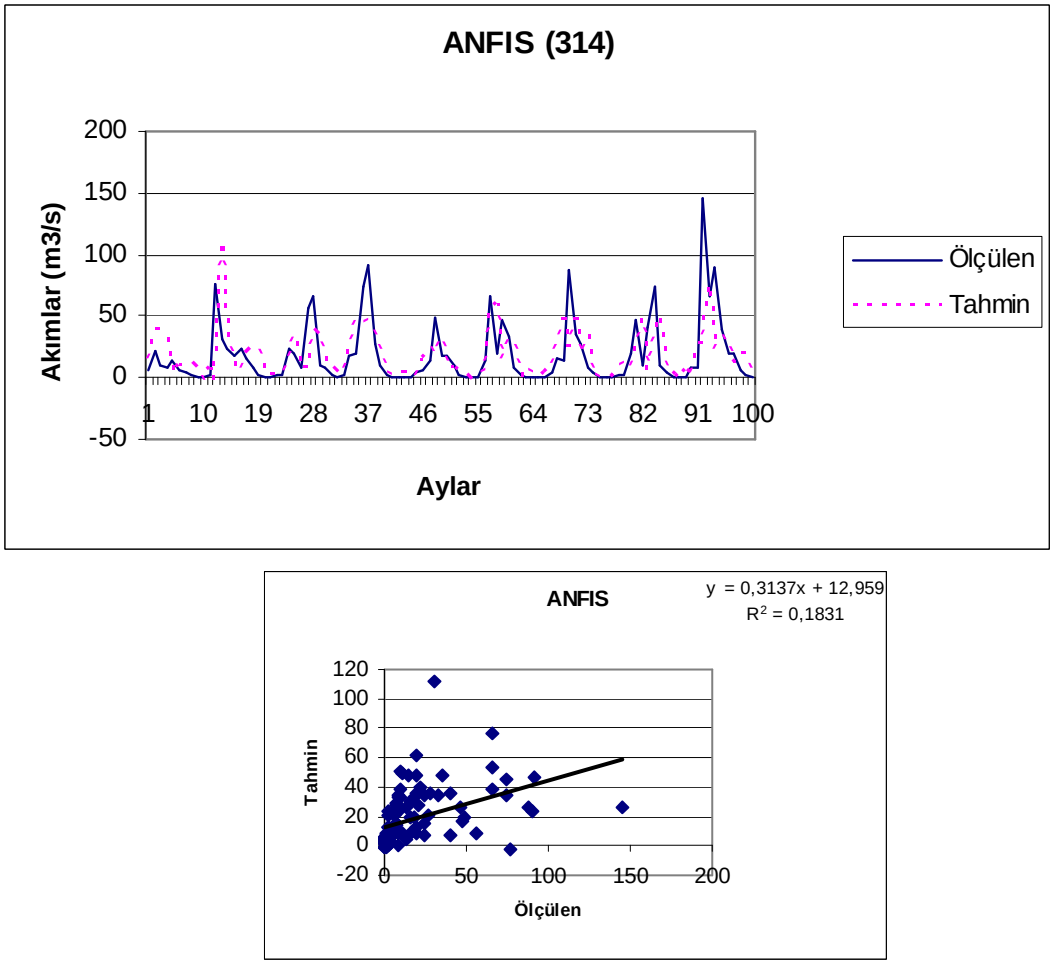
216 adet veri setinden 116'sı eğitme aşamasında, 100'ü de test aşamasında kullanılmıştır. Genfis 2 kullanılarak üretilen FIS yapısıyla elde edilen model tahmini ile gerçek değerler arasındaki ilişki Şekil 4.10' da verilmiştir.



Şekil 4.10. ANFIS modeli ile elde edilen değerler ile gerçek değerler arasındaki ilişki

4.2.3. 314 Numaralı İstasyon

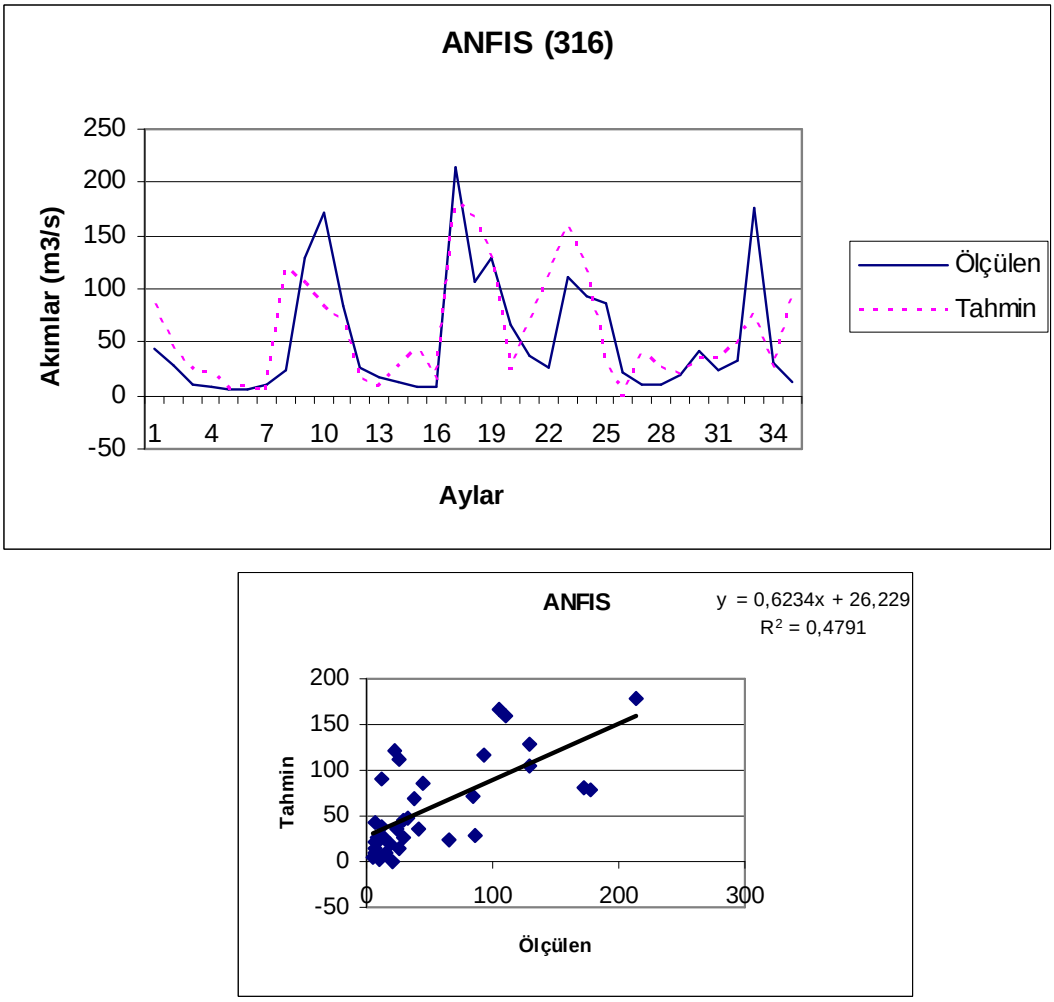
268 adet veri setinden 168'i eğitme aşamasında, 100'ü de test aşamasında kullanılmıştır. Genfis 2 kullanılarak üretilen FIS yapısıyla elde edilen model tahmini ile gerçek değerler arasındaki ilişki Şekil 4.11' de verilmiştir.



Şekil 4.11. ANFIS modeli ile elde edilen değerler ile gerçek değerler arasındaki ilişki

4.2.4. 316 Numaralı İstasyon

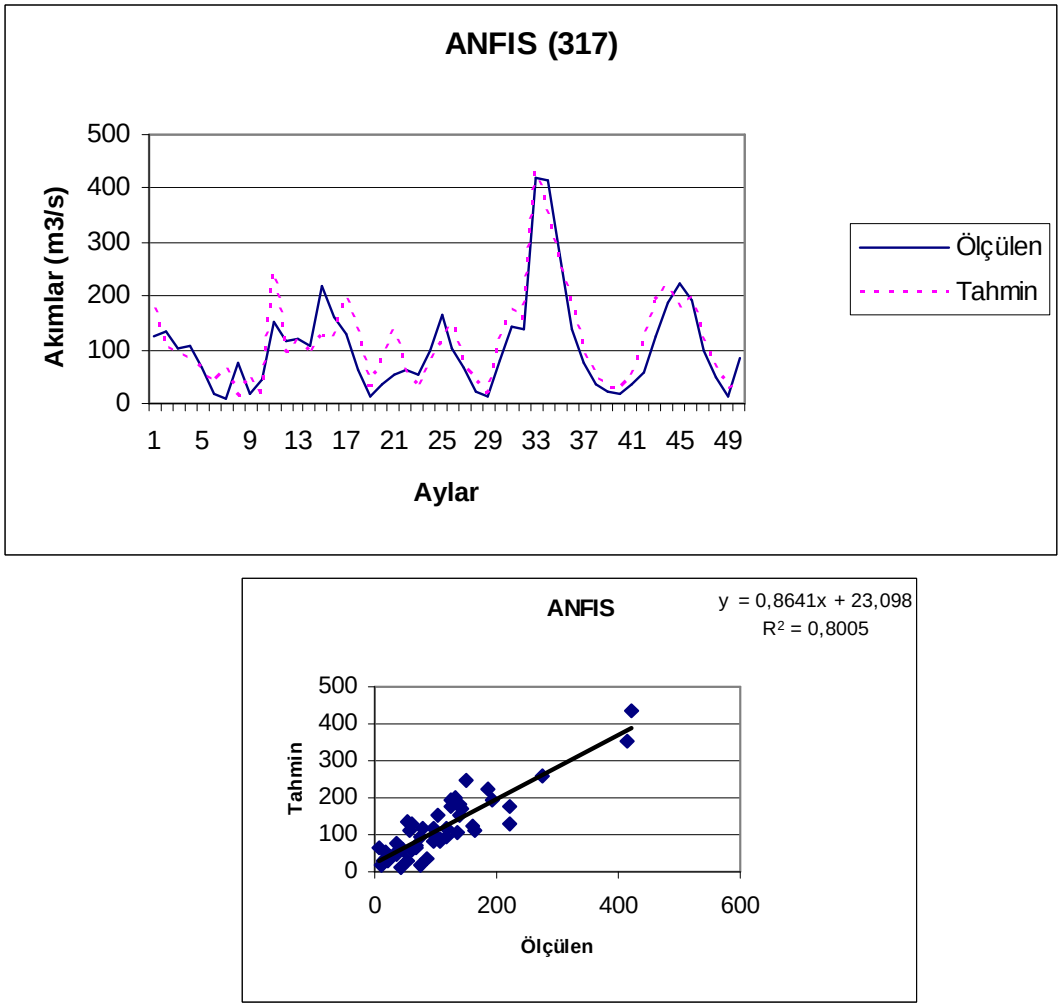
85 adet veri setinden 50'si eğitme aşamasında, 35'i de test aşamasında kullanılmıştır. Genfis 2 kullanılarak üretilen FIS yapısıyla elde edilen model tahmini ile gerçek değerler arasındaki ilişki Şekil 4.12' de verilmiştir.



Şekil 4.12. ANFIS modeli ile elde edilen değerler ile gerçek değerler arasındaki ilişki

4.2.5. 317 Numaralı İstasyon

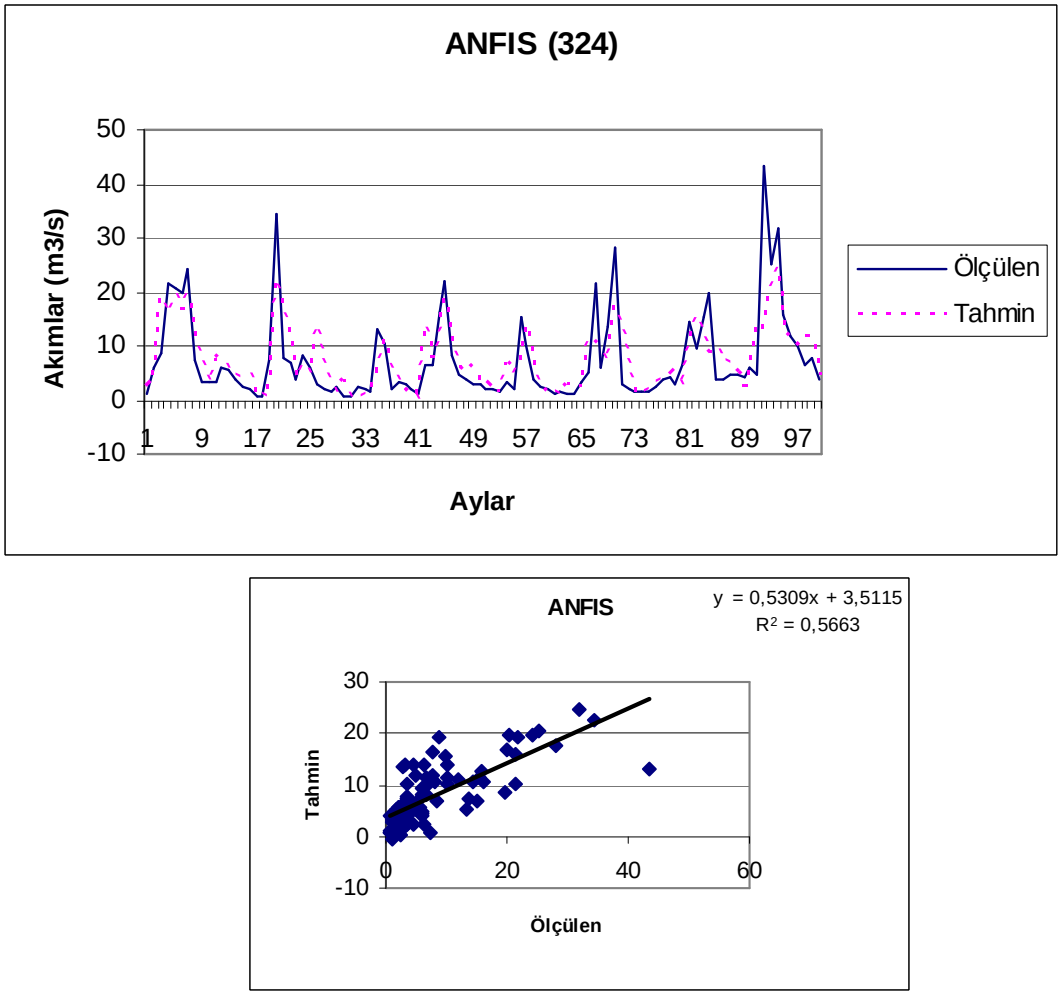
124 adet veri setinden 74'ü eğitme aşamasında, 50'si de test aşamasında kullanılmıştır. Genfis 2 kullanılarak üretilen FIS yapısıyla elde edilen model tahmini ile gerçek değerler arasındaki ilişki Şekil 4.13' te verilmiştir.



Şekil 4.13. ANFIS modeli ile elde edilen değerler ile gerçek değerler arasındaki ilişki

4.2.6. 324 Numaralı İstasyon

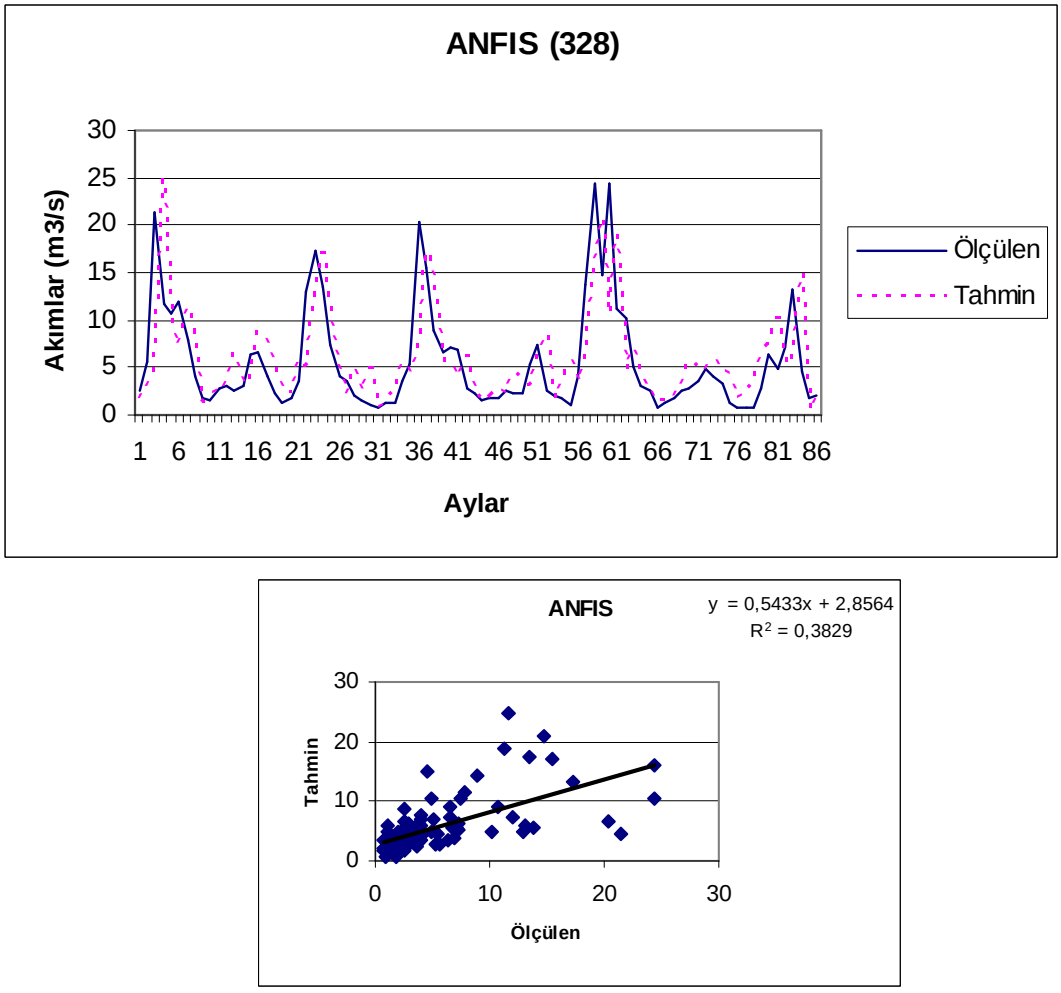
206 adet veri setinden 106'sı eğitme aşamasında, 100'ü de test aşamasında kullanılmıştır. Genfis 2 kullanılarak üretilen FIS yapısıyla elde edilen model tahmini ile gerçek değerler arasındaki ilişki Şekil 4.14' de verilmiştir.



Şekil 4.14. ANFIS modeli ile elde edilen değerler ile gerçek değerler arasındaki ilişki

4.2.7. 328 Numaralı İstasyon

216 adet veri setinden 130'u eğitme aşamasında, 86'sı da test aşamasında kullanılmıştır. Genfis 2 kullanılarak üretilen FIS yapısıyla elde edilen model tahmini ile gerçek değerler arasındaki ilişki Şekil 4.15' de verilmiştir.



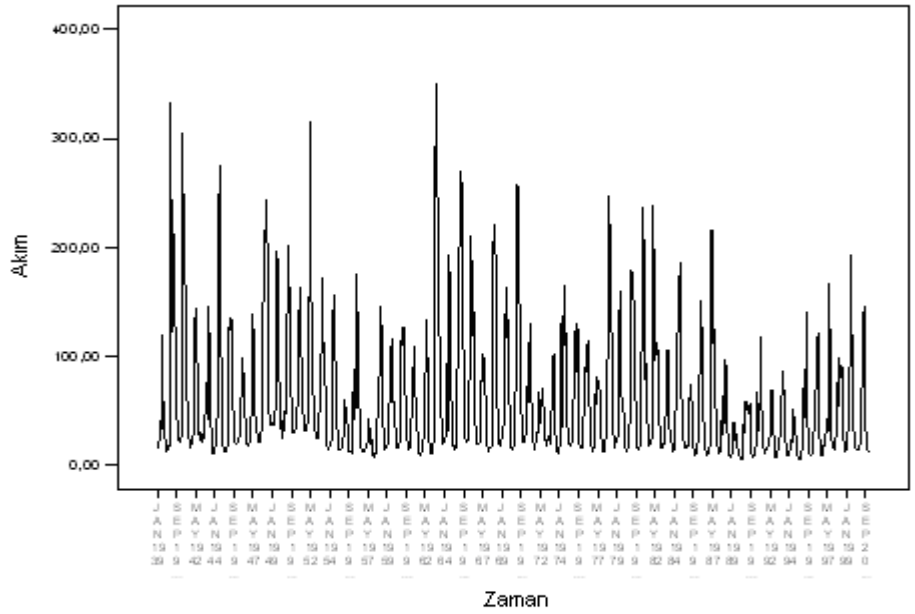
Şekil 4.15. ANFIS modeli ile elde edilen değerler ile gerçek değerler arasındaki ilişki

4.3. ARIMA Uygulama Sonuçları

ARIMA uygulamalarında işlemler sırasıyla model belirleme, model tahmini, tanısal denetim ve öngörü süreçlerini kapsamaktadır. Bütün bu süreçler SPSS paket programı yardımıyla her bir istasyona ait veriler üzerinde yapılmıştır. Öncelikle verilere ait zaman serisi grafikleri çizilmiş daha sonra ACF ve PACF grafikleri yardımıyla durağan olup olmadığı kontrolü yapılmış, durağan olmayan seriler durağanlaştırılarak model belirlenmeye çalışılmıştır. Belirlenen model aracılığıyla modelin tahmini ve denetiminin ardından uygunluğuna karar verildikten sonra öngörü işlemi yapılmıştır.

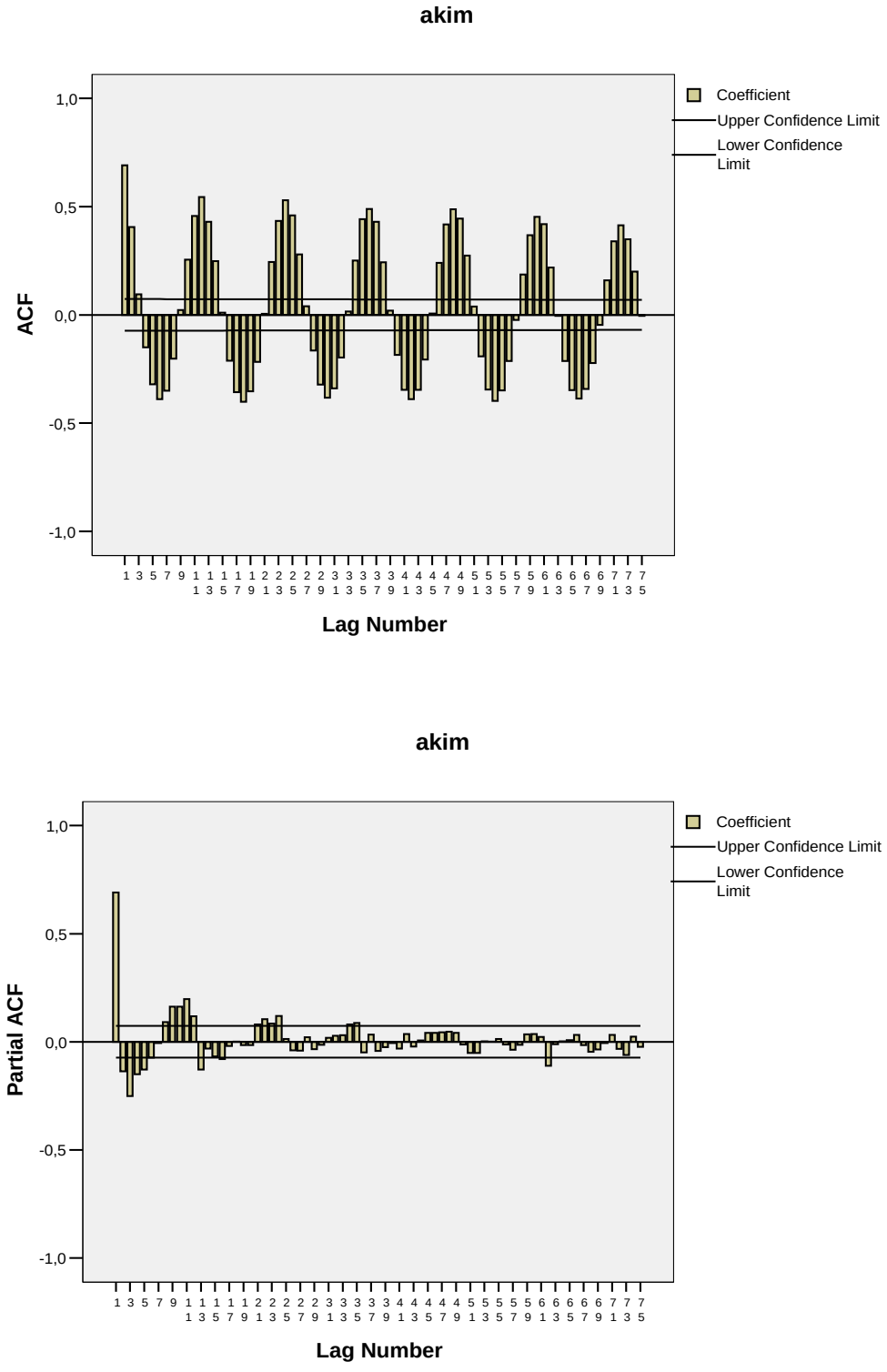
4.3.1. 302 Numaralı İstasyon

302 numaralı istasyona ait zaman serisi grafiği Şekil 4.16'da verilmiştir.



Şekil 4.16. 302 numaralı istasyona ait zaman serisi grafiği

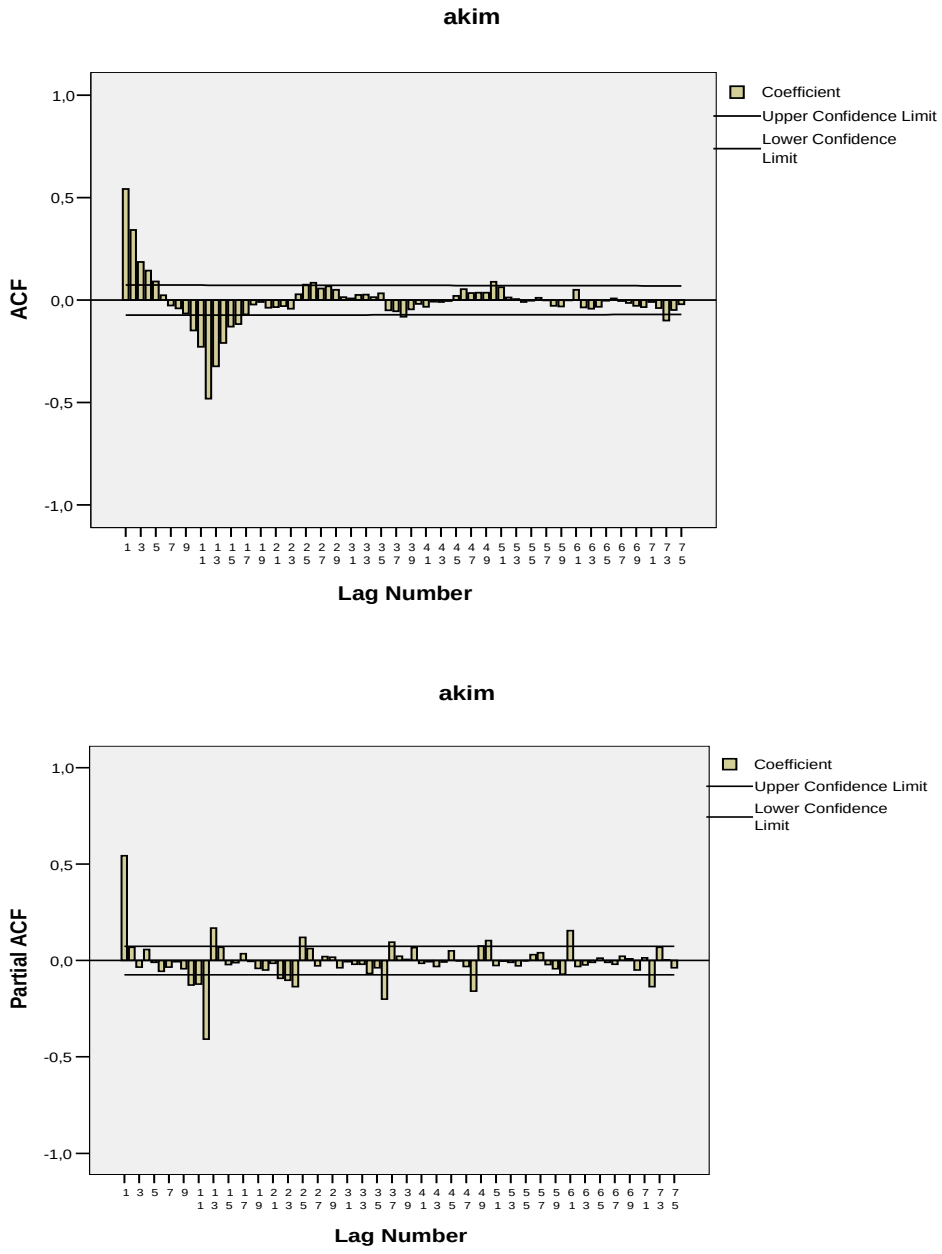
Bu zaman serisine ait ACF ve PACF grafikleri Şekil 4.17 de verilmiştir.



Şekil 4.17. 302 numaralı istasyona ait verilerin ACF ve PACF grafikleri

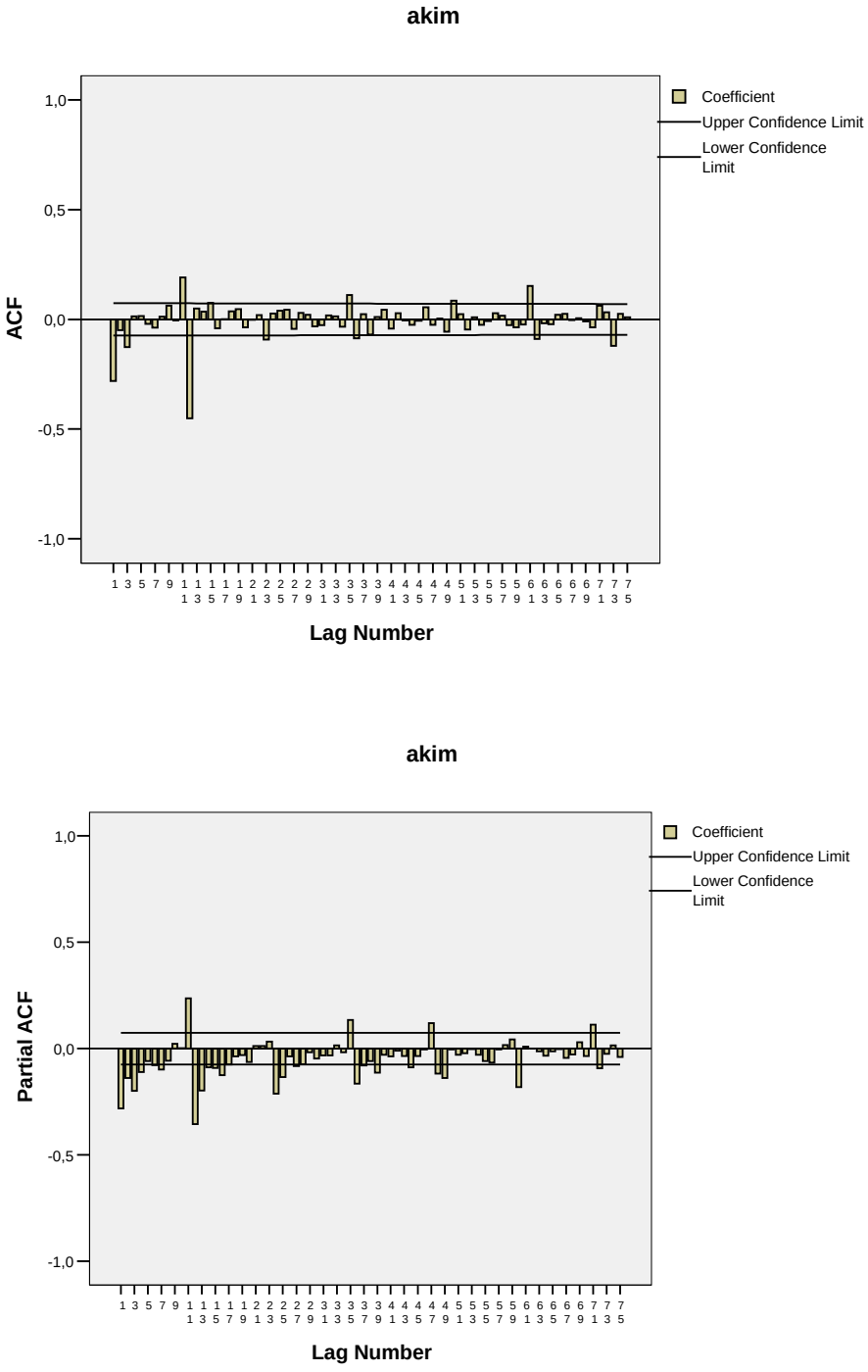
ACF ve PACF grafiklerinin incelenmesi sonucu ACF grafiğinin 12., 24., 36. gecikmelerin etrafında çok önemli ilişkiler olduğundan seride mevsimsel bir dalgalanma

olduğu ve periyodunun 12 olduğu görülmüştür. Durağan olmayan seriyi durağanlaştırmak için seriye periyodu 12 olan mevsimsel 1 fark uygulanmalıdır. 1 mevsimsel fark alınarak elde edilen seriye ait ACF ve PACF Şekil 4.18'de verilmiştir.



Şekil 4.18. 1 mevsimsel farkı alınan serinin ACF ve PACF grafikleri

Mevsimsel farkı alınan serinin ACF ve PACF grafikleri incelendiğinde seride bir trend olduğu anlaşılmıştır. Bu trendi kaldırabilmek için serinin birinci farkının alınması gerekmektedir. Birinci farkı da alınan serinin ACF ve PACF grafikleri Şekil 4.19'da verilmiştir.



Şekil 4.19. Birinci farkı alınan serinin ACF ve PACF grafikleri

ACF ve PACF grafikleri incelendiğinde serinin durağanlaştığı görülmektedir. Bundan sonra model belirleme aşamasına geçilebilir.

Seri durağanlaşana kadar birinci farkı ve birinci dereceden mevsimsel farkı alındığı için d=1 ve D=1 olmaktadır. PACF grafiği ACF grafiğine göre daha yavaş

yavaş azaldığından seriye uygun model hareketli ortalama modeli olduğu ve bu durumda p=0, P=0 olarak düşünülebilir. ACF grafiğinin ilk gecikmesine ait ilişki önemli olduğundan q=1 ve ACF grafiğinde periyodun yanındaki 11'inci veya 13'üncü gecikmelere ait ilişkiler önemli olduğundan Q=1 olması beklenebilir.

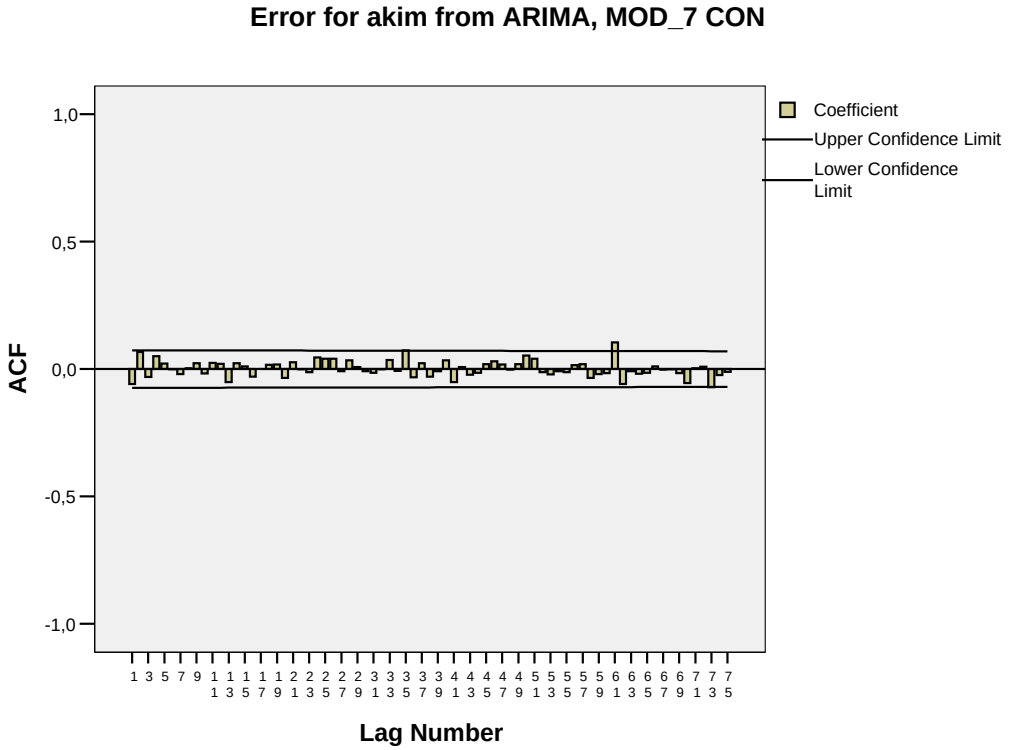
Buna göre ARIMA $(0,1,1)(0,1,1)_{12}$ modeli SPSS programında uygulanmış ve AIC=7430.449 ve BIC=7444,232 olarak bulunmuştur.

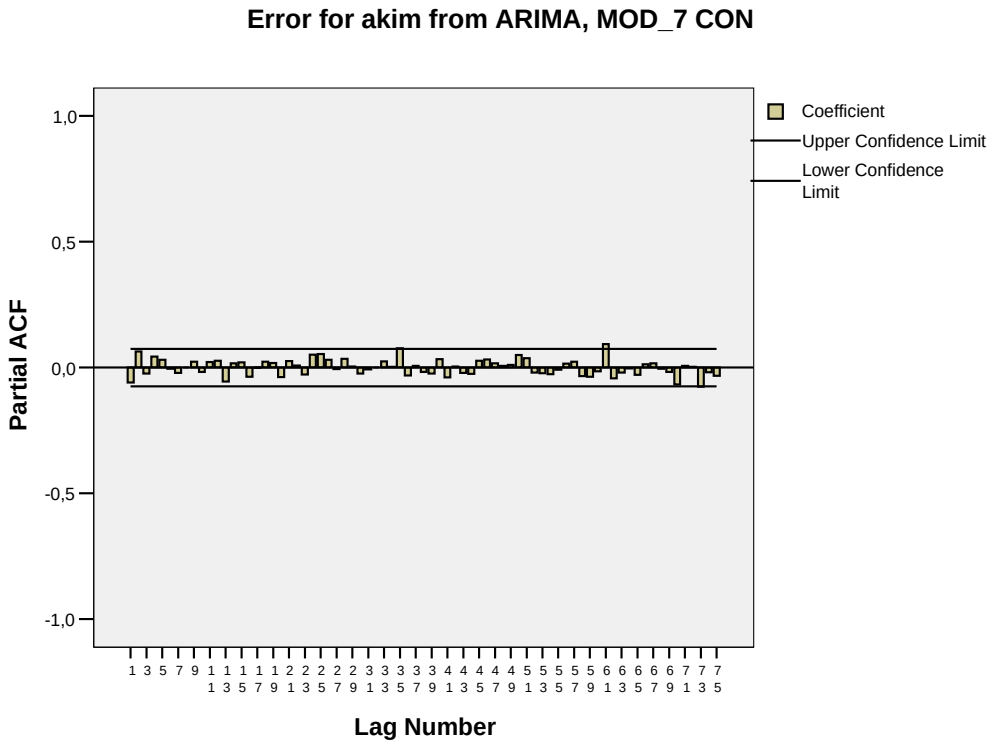
Ayrıca seriye başka modeller de denenmiş ve AIC ve BIC değerlerine bakılarak en uygun model belirlenmeye çalışılmıştır. Uygulanan model denemeleri Çizelge 4.15'de verilmiştir.

Çizelge 4.15. 302 numaralı istasyon için uygulanan model denemeleri

Model	**AIC**	**BIC**	**Not**
ARIMA $(0,1,1)(0,1,1)_{12}$	7430.449	7444.232	
ARIMA $(0,1,2)(0,1,2)_{12}$	7391.023	7413.995	
ARIMA $(1,1,1)(1,1,1)_{12}$	**7338.701**	**7361.673**	
ARIMA $(1,1,2)(1,1,2)_{12}$	7337.846	7370.007	MA(2) ve SMA(2) önemsiz
ARIMA $(2,1,1)(2,1,1)_{12}$	7336.646	7368.807	AR(2) ve SAR(2) önemsiz

AIC ve BIC değerleri ışığında uygun modelleme ARIMA $(1,1,1)(1,1,1)_{12}$ modeli ile elde edilebileceği görülmektedir. Modelin geçerliliği hata serisinin akgürültü olup olmadığına bağlıdır. Hata serisinin ACF grafiği Şekil 4.20'de verilmiştir.





Şekil 4.20. Hata serisinin ACF ve PACF grafiği

Hata serisinin ACF ve PACF grafiğinden de anlaşılacağı üzere hatalar akgürültüdür. Dolayısıyla model geçerlidir.

Sonuçta ARIMA $(1,1,1)(1,1,1)_{12}$ modelinin denklemi aşağıda verilmiştir.

$$Z_t = \mu + (1+\phi)(Z_{t-1}-\mu) - \phi(Z_{t-2}-\mu) + (1+\Phi)(Z_{t-12}-\mu) - (1+\phi+\Phi+\phi\Phi)(Z_{t-13}-\mu) + (\phi-\phi\Phi)(Z_{t-14}-\mu) - \Phi(Z_{t-24}-\mu) + (\Phi+\phi\Phi)(Z_{t-25}-\mu) - \phi\Phi(Z_{t-26}-\mu) + \varepsilon_t - \Theta\varepsilon_{t-12} - \theta\varepsilon_{t-1} + \theta\Theta\varepsilon_{t-13}$$

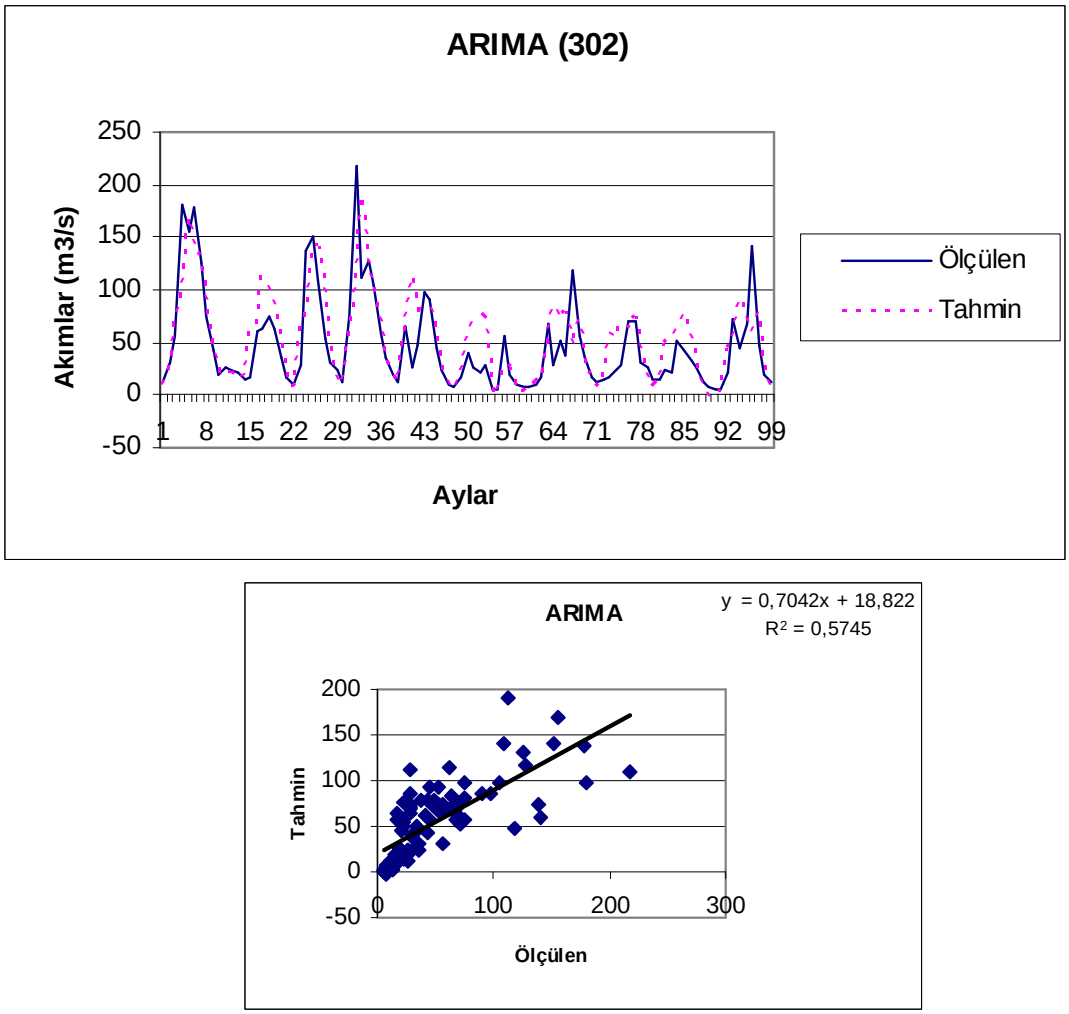
Modele ait parametre tahmin değerleri Çizelge 4.16'da, parametre değerleri kullanılarak oluşan model denklemi de aşağıda verilmiştir.

Çizelge 4.16. Oluşturulan modele ait parametre tahmin değerleri

Parametre	**Değer**
AR(1)	0.539
MA(1)	0.995
SAR(1)	0.124
SMA(1)	0.974
Sabit Terim	-0.002

$$Z_t = -0.002 + (1+0.539)(Z_{t-1}+0.002) - 0.539(Z_{t-2}+0.002) + (1+0.124)(Z_{t-12}+0.002) - (1+0.539+0.124+0.539\times0.124)(Z_{t-13}+0.002) + (0.539-0.539\times0.124)(Z_{t-14}+0.002) - 0.124(Z_{t-24}+0.002) + (0.124+0.539\times0.124)(Z_{t-25}+0.002) - 0.539\times0.124(Z_{t-26}+0.002) + \varepsilon_t - 0.974\varepsilon_{t-12} - 0.995\varepsilon_{t-1} + 0.995\times0.974\varepsilon_{t-13}$$

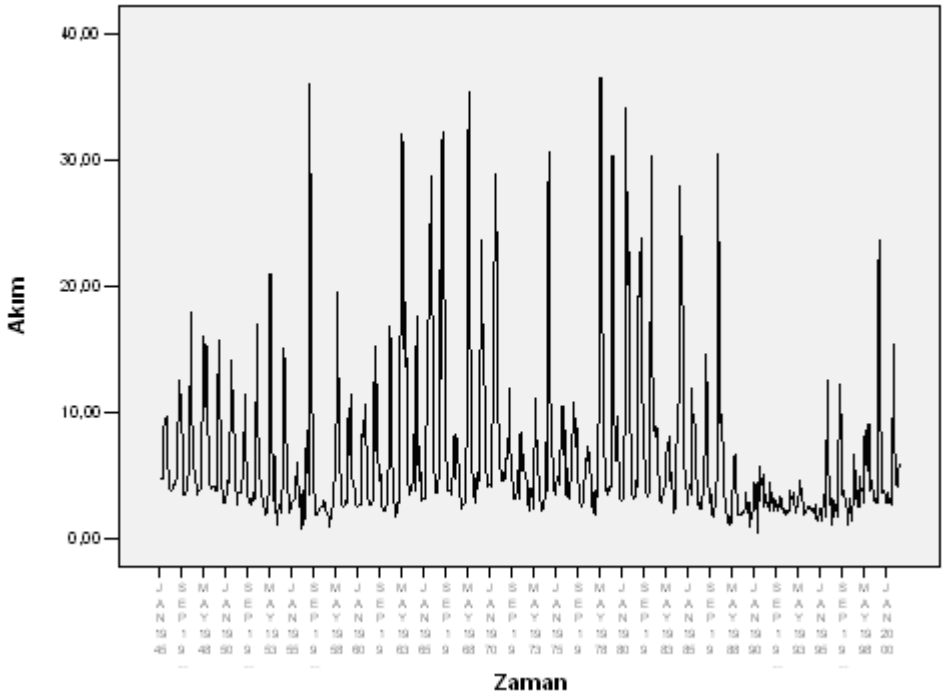
ARIMA $(1,1,1)(1,1,1)_{12}$ modelinden elde edilen model tahmini ile gerçek değerler arasındaki ilişki Şekil 4.21'de verilmiştir.



Şekil 4.21. Model tahmini ile gerçek değerler arasındaki ilişki

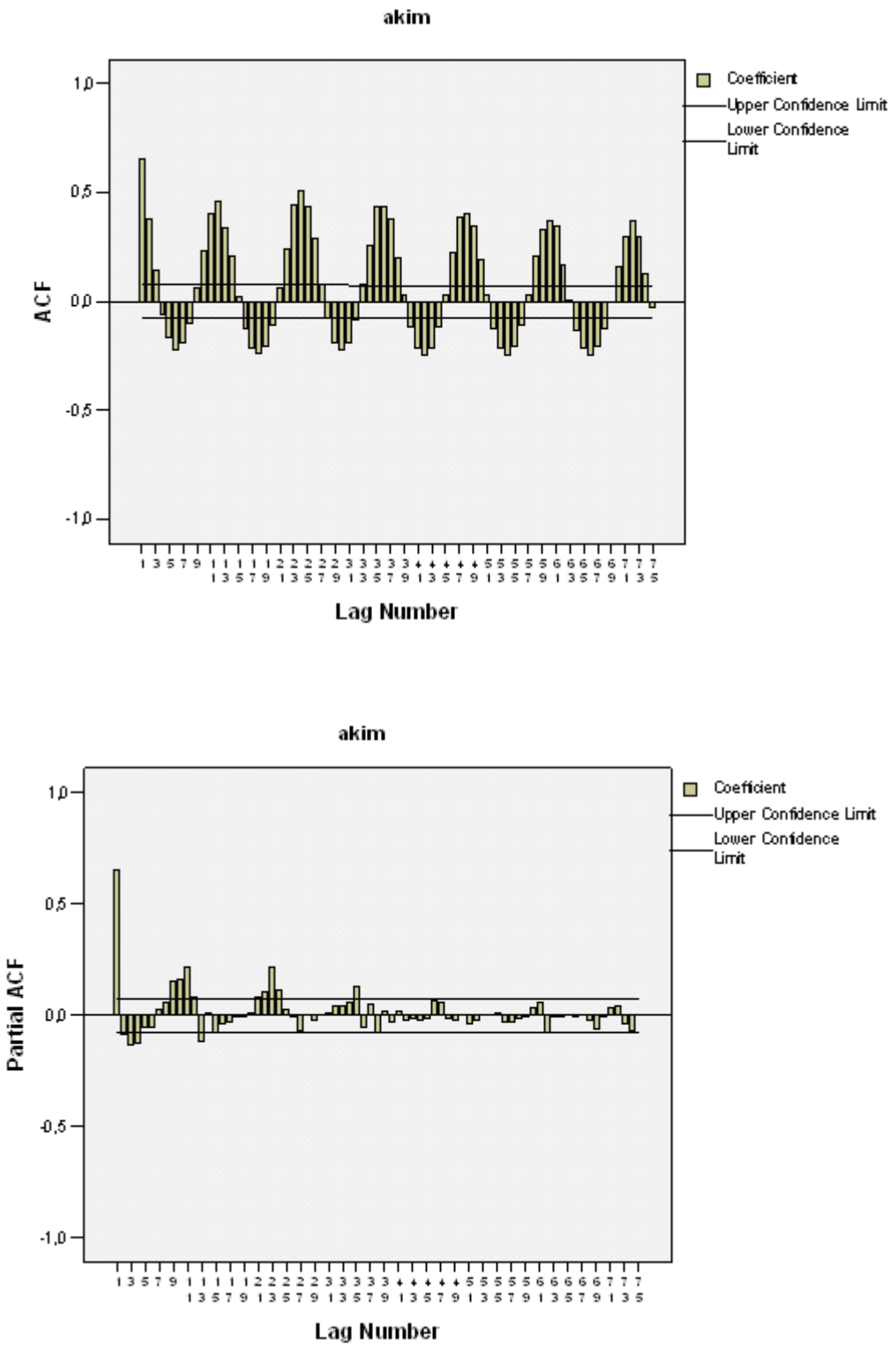
4.3.2. 311 Numaralı İstasyon

311 numaralı istasyona ait zaman serisi grafiği Şekil 4.22'de verilmiştir.



Şekil 4.22. 311 numaralı istasyona ait zaman serisi grafiği

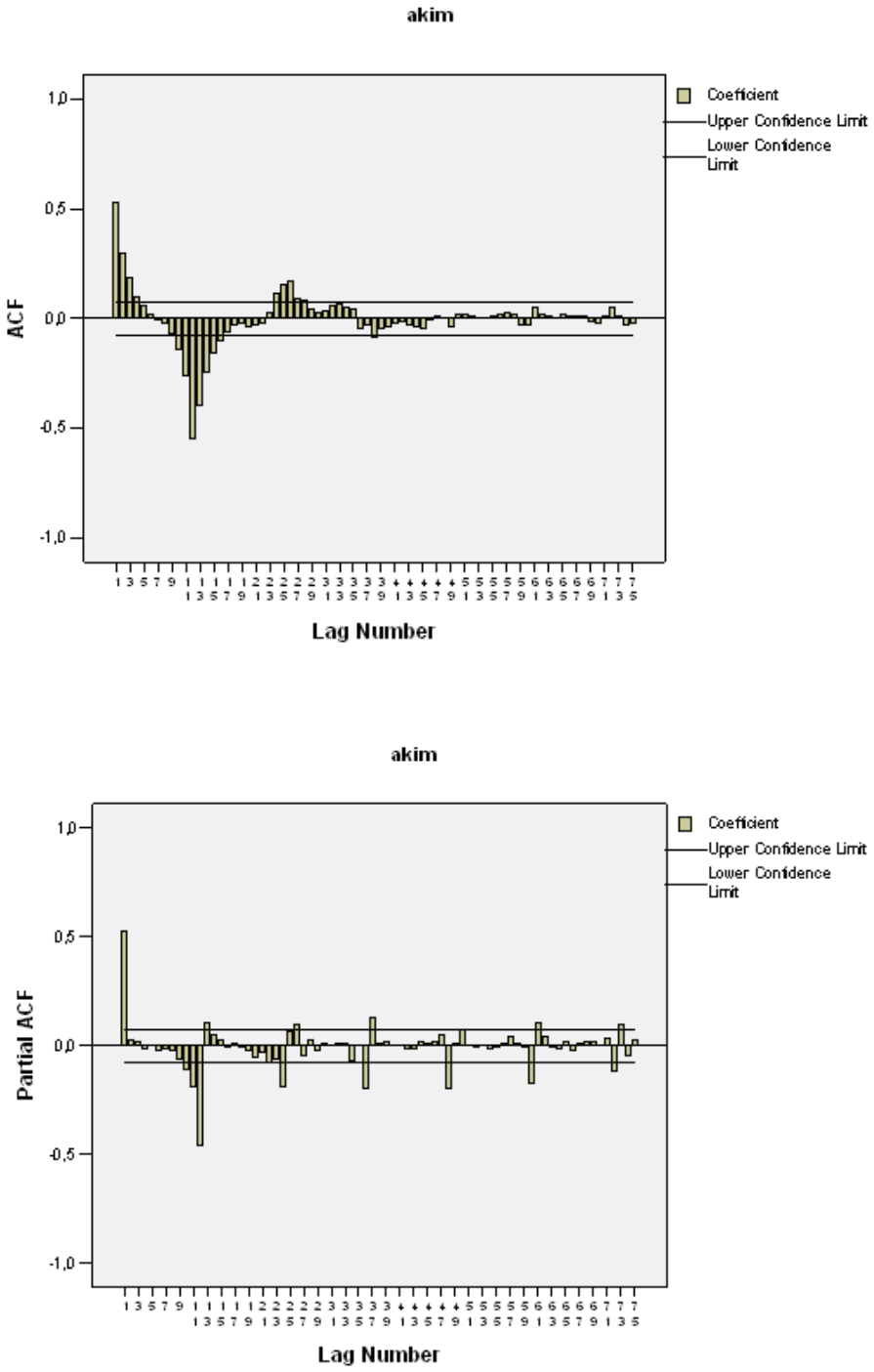
Bu zaman serisine ait ACF ve PACF grafikleri Şekil 4.23'de verilmiştir.



Şekil 4.23. 311 numaralı istasyona ait verilerin ACF ve PACF grafikleri

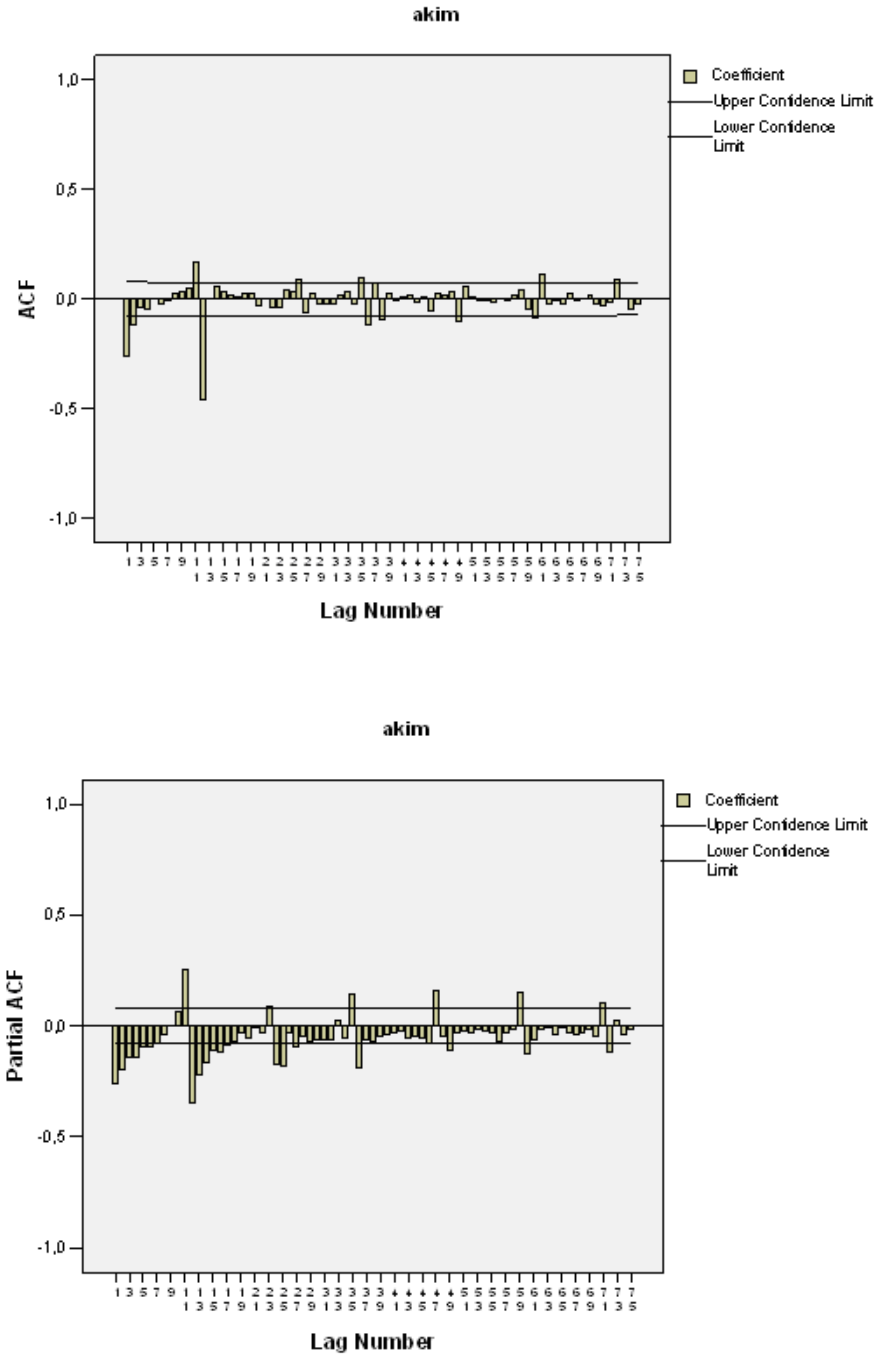
ACF ve PACF grafiklerinin incelenmesi sonucu ACF grafiğinin 12., 24., 36. gecikmelerin etrafında çok önemli ilişkiler olduğundan seride mevsimsel bir dalgalanma olduğu ve periyodunun 12 olduğu görülmüştür. Durağan olmayan seriyi

durağanlaştırmak için seriye periyodu 12 olan mevsimsel 1 fark uygulanmalıdır. 1 mevsimsel fark alınarak elde edilen seriye ait ACF ve PACF grafikleri Şekil 4.24'da verilmiştir.



Şekil 4.24. 1 mevsimsel farkı alınan serinin ACF ve PACF grafikleri

Mevsimsel farkı alınan serinin ACF ve PACF grafikleri incelendiğinde seride bir trend olduğu anlaşılmıştır. Bu trendi kaldırabilmek için serinin birinci farkının alınması gerekmektedir. Birinci farkı da alınan serinin ACF ve PACF grafikleri Şekil 4.25'de verilmiştir.



Şekil 4.25. Birinci farkı alınan serinin ACF ve PACF grafikleri

ACF ve PACF grafikleri incelendiğinde serinin durağanlaştığı görülmektedir. Bundan sonra model belirleme aşamasına geçilebilir.

Seri durağanlaşana kadar birinci farkı ve birinci dereceden mevsimsel farkı alındığı için d=1 ve D=1 olmaktadır. PACF grafiği ACF grafiğine göre daha yavaş yavaş azaldığından seriye uygun model hareketli ortalama modeli olduğu ve bu durumda p=0, P=0 olarak düşünülebilir. ACF grafiğinin ilk iki gecikmesine ait ilişki önemli olduğundan q=2 ve ACF grafiğinde periyodun yanındaki 11'inci veya 13'üncü gecikmelere ait ilişkiler önemli olduğundan Q=1 olması beklenebilir.

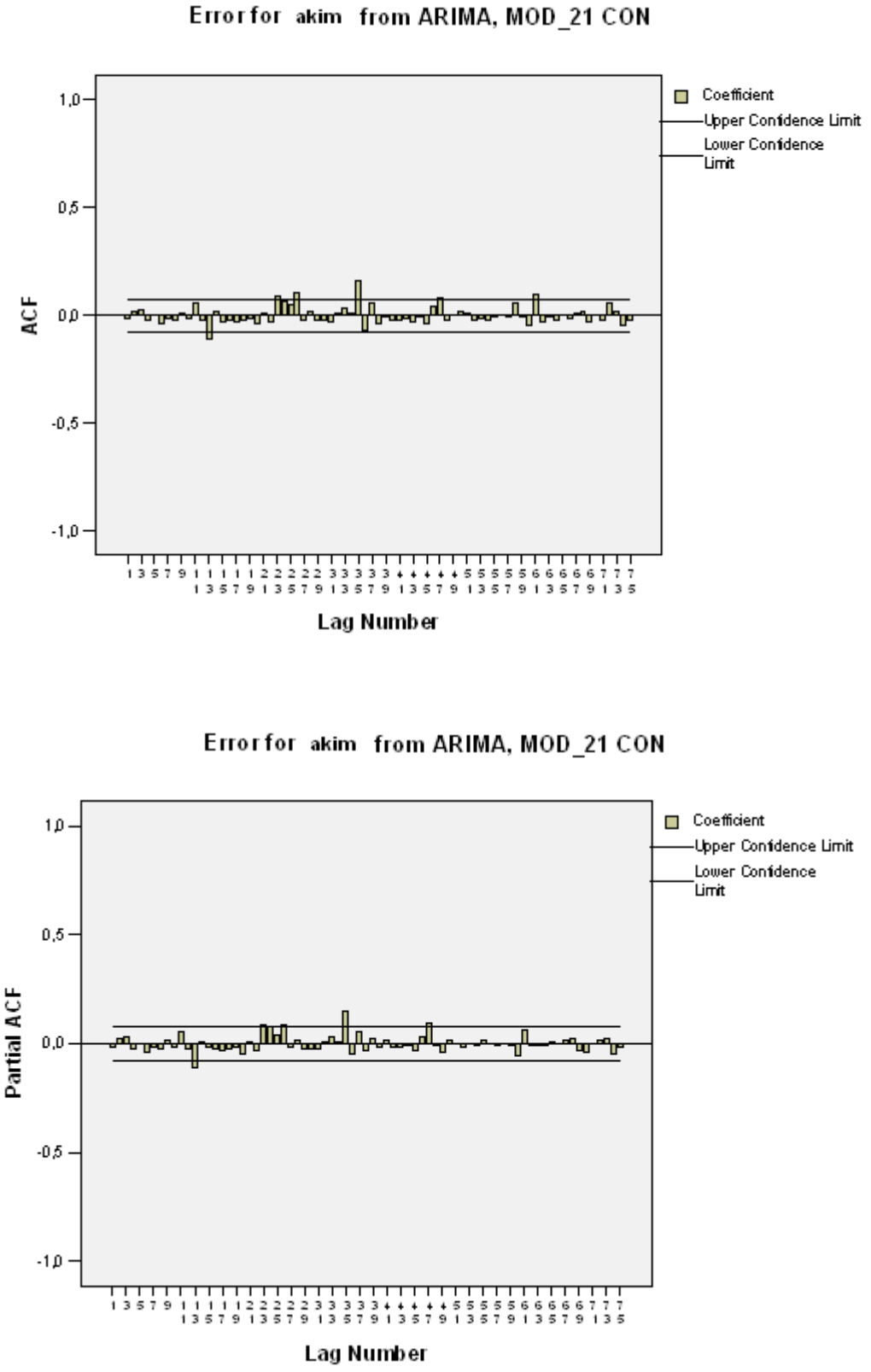
Buna göre ARIMA $(0,1,2)(0,1,1)_{12}$ modeli SPSS programında uygulanmış ve AIC=3784.936 ve BIC=3802.899 olarak bulunmuştur.

Ayrıca seriye başka modeller de denenmiş ve AIC ve BIC değerlerine bakılarak en uygun model belirlenmeye çalışılmıştır. Uygulanan model denemeleri Çizelge 4.17'de verilmiştir.

Çizelge 4.17. 311 numaralı istasyon için uygulanan model denemeleri

Model	**AIC**	**BIC**	**Not**
ARIMA $(0,1,2)(0,1,1)_{12}$	3784.936	3802.899	
ARIMA $(0,1,2)(0,1,2)_{12}$	3786.729	3809.183	
ARIMA $(1,1,1)(1,1,1)_{12}$	**3750.761**	**3773.215**	
ARIMA $(1,1,2)(1,1,1)_{12}$	3752.119	3779.063	MA(2) önemsiz

AIC ve BIC değerleri ışığında un uygun modelleme ARIMA $(1,1,1)(1,1,1)_{12}$ modeli ile elde edilebileceği görülmektedir. Modelin geçerliliği hata serisinin akgürültü olup olmadığına bağlıdır. Hata serisinin ACF grafiği Şekil 4.26'da verilmiştir.



Şekil 4.26. Hata serisinin ACF ve PACF grafiği

Hata serisinin ACF ve PACF grafiğinden de anlaşılacağı üzere hatalar akgürültüdür. Dolayısıyla model geçerlidir.

Sonuçta ARIMA $(1,1,1)(1,1,1)_{12}$ modelinin denklemi aşağıda verilmiştir.

$$Z_t = \mu + (1+\phi)(Z_{t-1}-\mu) - \phi(Z_{t-2}-\mu) + (1+\Phi)(Z_{t-12}-\mu) - (1+\phi+\Phi+\phi\Phi)(Z_{t-13}-\mu) + (\phi-\phi\Phi)(Z_{t-14}-\mu) - \Phi(Z_{t-24}-\mu) + (\Phi+\phi\Phi)(Z_{t-25}-\mu) - \phi\Phi(Z_{t-26}-\mu) + \varepsilon_t - \Theta\varepsilon_{t-12} - \theta\varepsilon_{t-1} + \theta\Theta\varepsilon_{t-13}$$

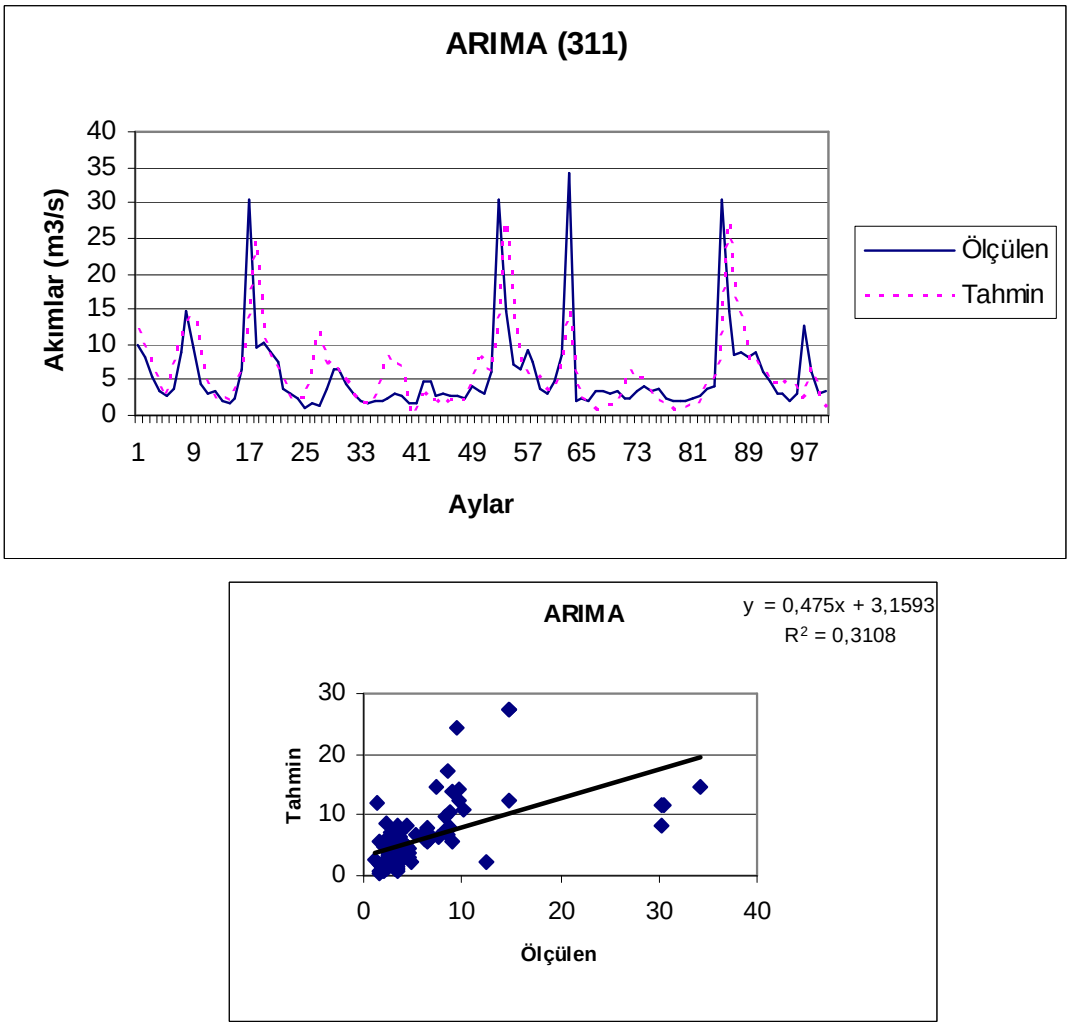
Modele ait parametre tahmin değerleri Çizelge 4.18'de, parametre değerleri kullanılarak oluşan model denklemi de aşağıda verilmiştir.

Çizelge 4.18. Oluşturulan modele ait parametre tahmin değerleri

Parametre	**Değer**
AR(1)	0.507
MA(1)	0.973
SAR(1)	0.088
SMA(1)	0.931
Sabit Terim	0.000

$$Z_t = 0.000 + (1+0.507)(Z_{t-1}-0.000) - 0.507(Z_{t-2}-0.000) + (1+0.088)(Z_{t-12}-0.000) - (1+0.507+0.088+0.507\times0.088)(Z_{t-13}-0.000) + (0.507-0.507\times0.088)(Z_{t-14}-0.000) - 0.088(Z_{t-24}-0.000) + (0.088+0.507\times0.088)(Z_{t-25}-0.000) - 0.507\times0.088(Z_{t-26}-0.000) + \varepsilon_t - 0.931\varepsilon_{t-12} - 0.973\varepsilon_{t-1} + 0.973\times0.931\varepsilon_{t-13}$$

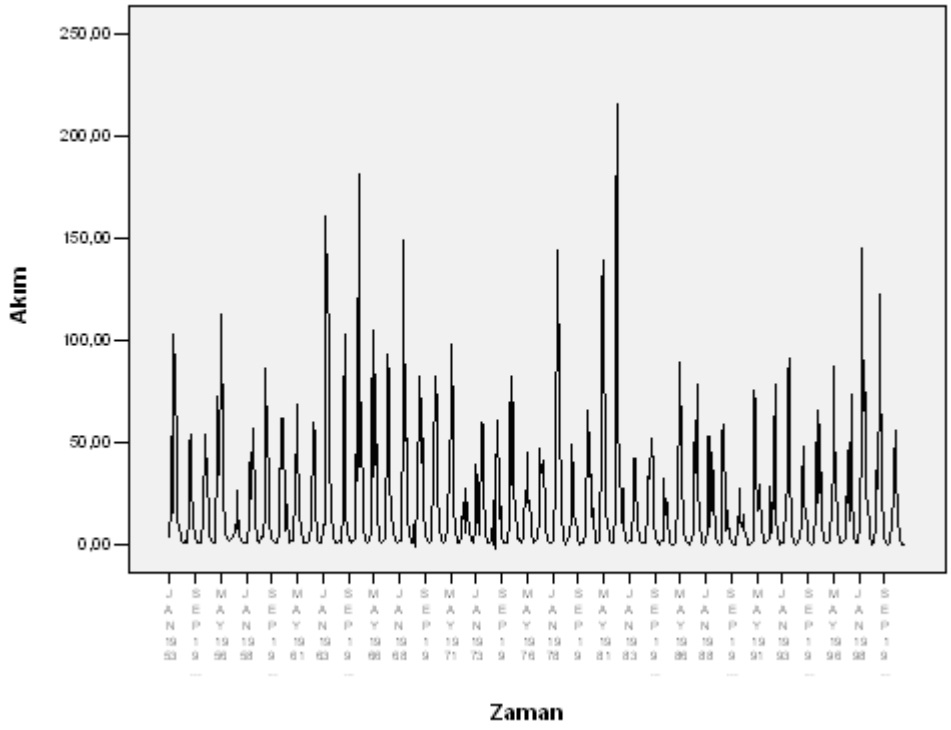
ARIMA $(1,1,1)(1,1,1)_{12}$ modelinden elde edilen model tahmini ile gerçek değerler arasındaki ilişki Şekil 4.27'de verilmiştir.



Şekil 4.27. Model tahmini ile gerçek değerler arasındaki ilişki

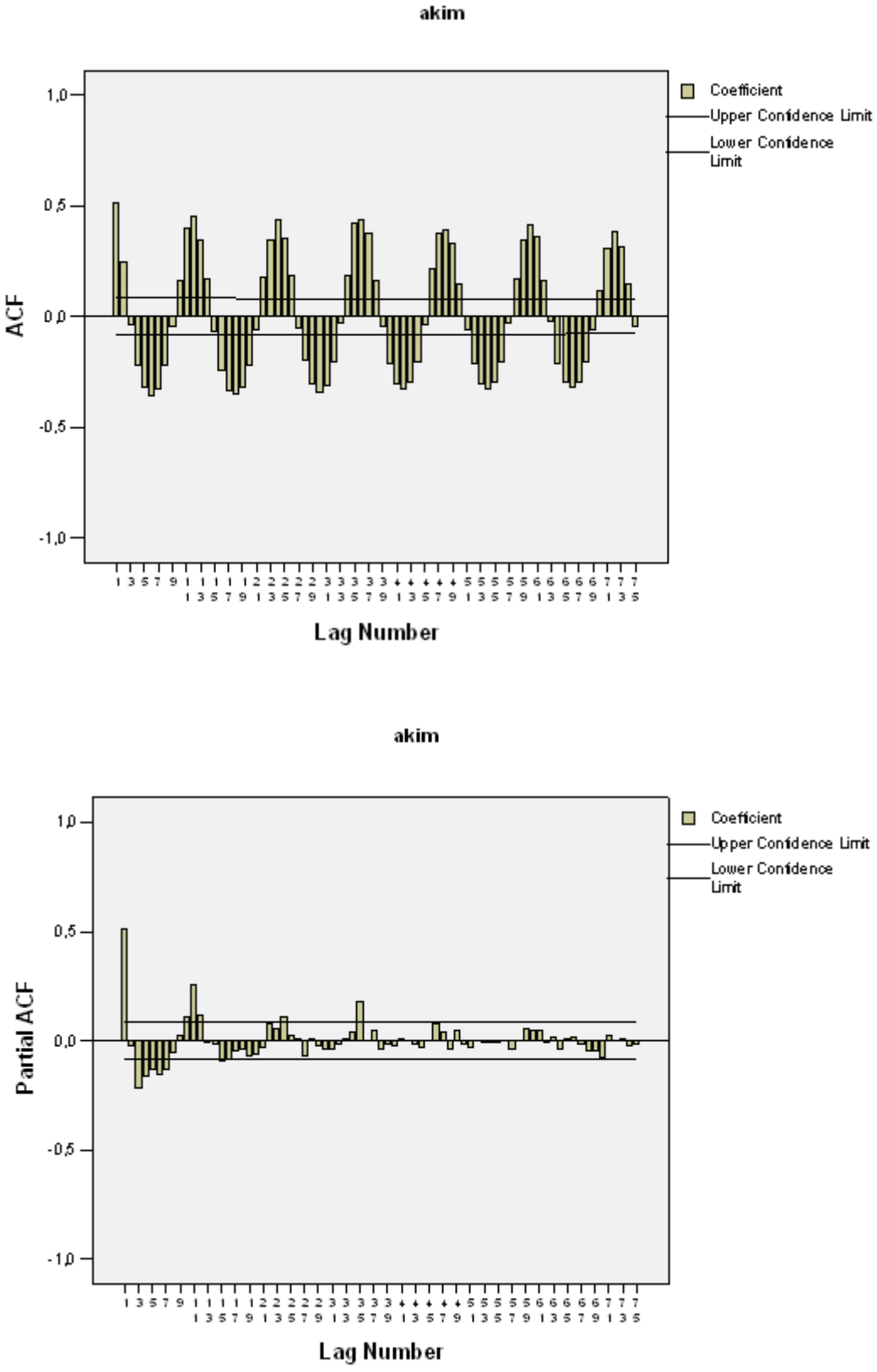
4.3.3. 314 Numaralı İstasyon

314 numaralı istasyona ait zaman serisi grafiği Şekil 4.28'de verilmiştir.



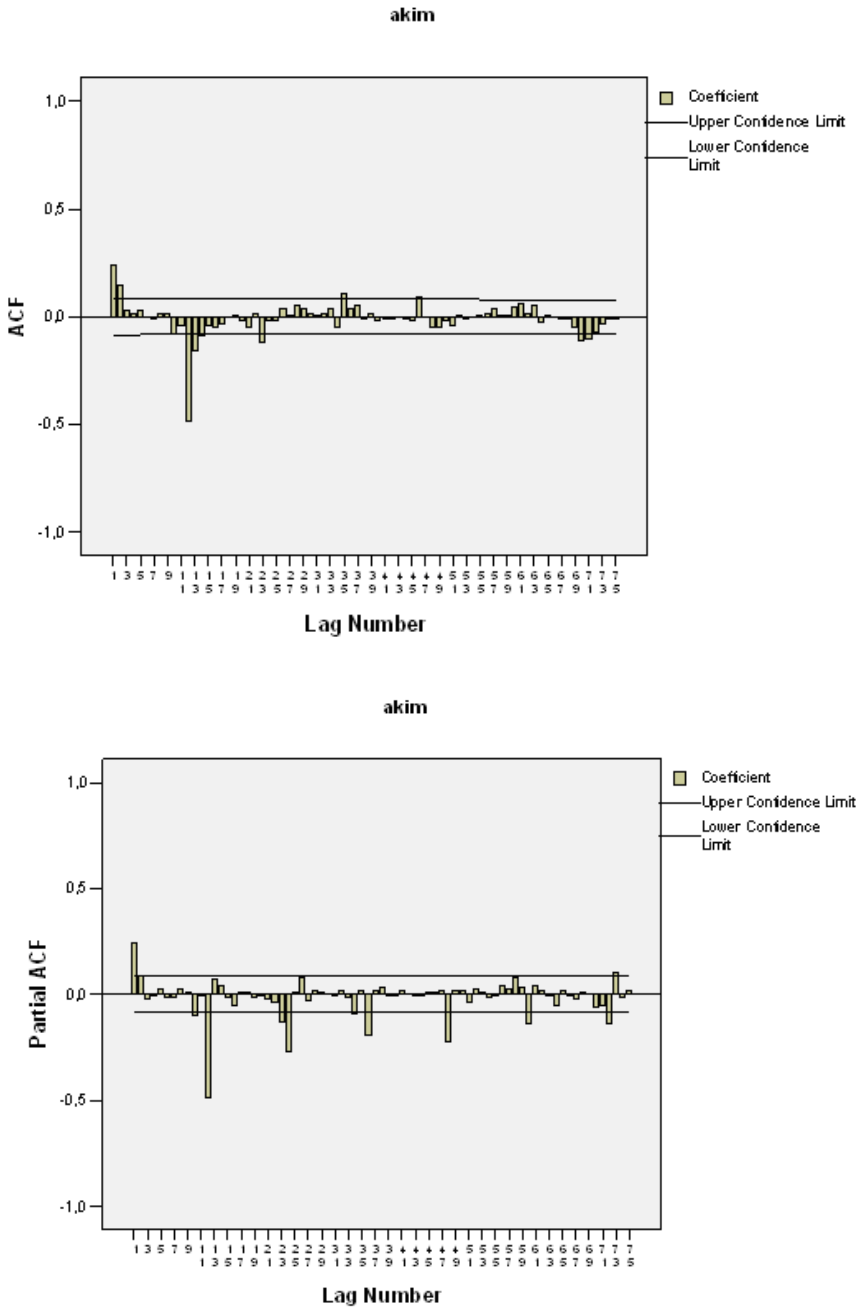
Şekil 4.28. 314 numaralı istasyona ait zaman serisi grafiği

Bu zaman serisine ait ACF ve PACF grafikleri Şekil 4.29'da verilmiştir.



Şekil 4.29. 314 numaralı istasyona ait verilerin ACF ve PACF grafiği

ACF ve PACF grafiklerinin incelenmesi sonucu ACF grafiğinin 12., 24., 36. gecikmelerin etrafında çok önemli ilişkiler olduğundan seride mevsimsel bir dalgalanma olduğu ve periyodunun 12 olduğu görülmüştür. Durağan olmayan seriyi durağanlaştırmak için seriye periyodu 12 olan mevsimsel 1 fark uygulanmalıdır. 1 mevsimsel fark alınarak elde edilen seriye ait ACF ve PACF grafikleri Şekil 4.30'da verilmiştir.



Şekil 4.30. 1 mevsimsel farkı alınan serinin ACF ve PACF grafikleri

ACF ve PACF grafikleri incelendiğinde serinin durağanlaştığı görülmektedir. Bundan sonra model belirleme aşamasına geçilebilir.

Seri durağanlaşana kadar birinci dereceden mevsimsel farkı alındığı için D=1 ve normal fark alınmadığı için d=0 olmaktadır. ACF grafiği PACF grafiğine göre daha yavaş yavaş azaldığından seriye uygun model otoregresyon modeli olduğu ve bu durumda q=0, Q=0 olarak düşünülebilir. PACF grafiğinin ilk iki gecikmesine ait ilişki önemli olduğundan p=2 ve PACF grafiğinde periyodun yanındaki 11'inci veya 13'üncü gecikmelere ait ilişkiler önemli olduğundan P=1 olması beklenebilir.

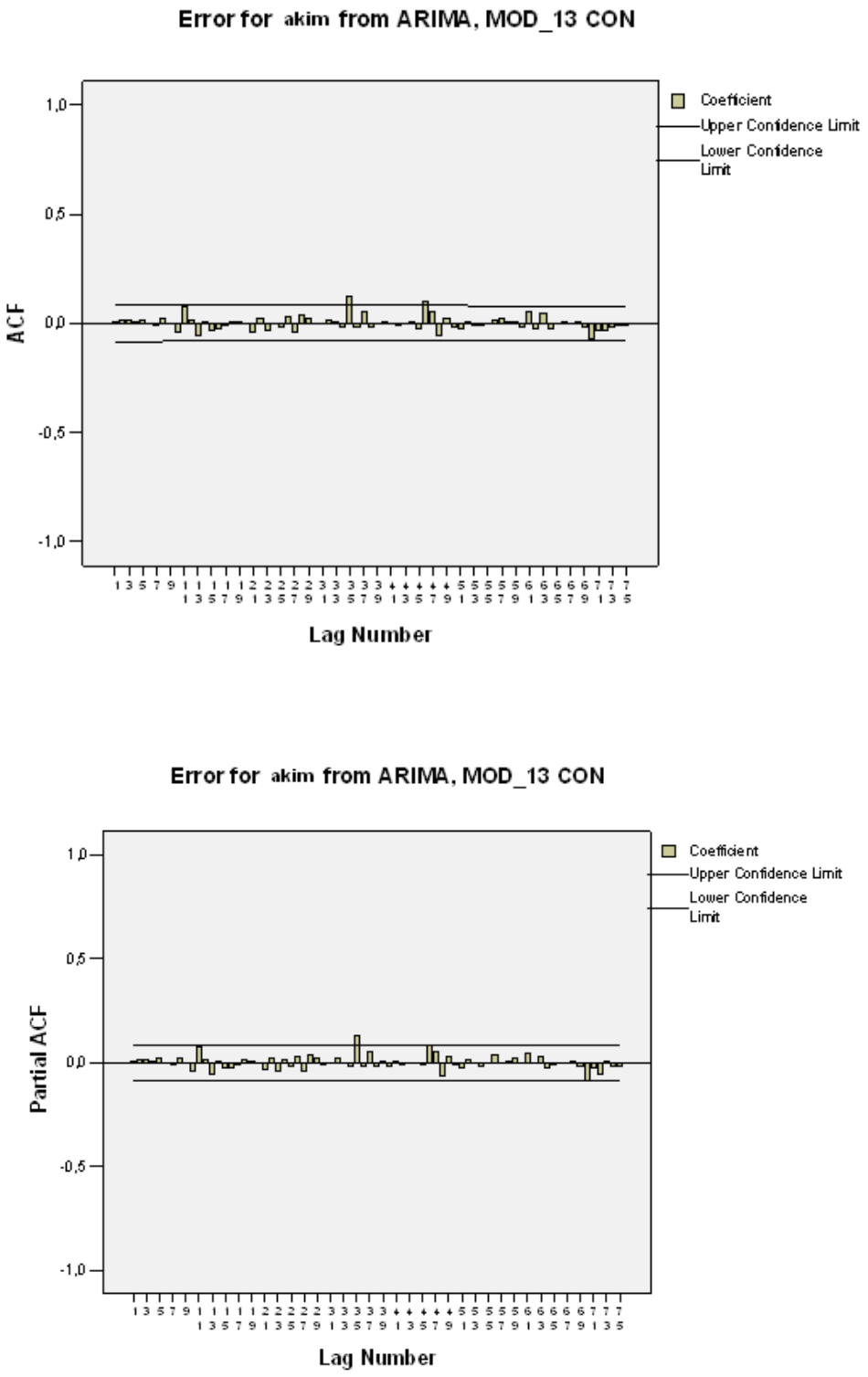
Buna göre ARIMA $(2,0,0)(1,1,0)_{12}$ modeli SPSS programında uygulanmış ve AIC=5242.667 ve BIC=5260.007 olarak bulunmuş ancak AR(2) terimi istatistiksel olarak önemsiz çıkmıştır.

Bu nedenle seriye başka modeller de denenmiş ve AIC ve BIC değerlerine bakılarak en uygun model belirlenmeye çalışılmıştır. Uygulanan model denemeleri Çizelge 4.19'da verilmiştir.

Çizelge 4.19. 314 numaralı istasyon için uygulanan model denemeleri

Model	**AIC**	**BIC**	**Not**
ARIMA $(2,0,0)(1,1,0)_{12}$	5242.667	5260.007	AR(2) önemsiz
ARIMA $(2,0,0)(2,1,0)_{12}$	5184.513	5206.189	
ARIMA $(1,0,0)(1,1,0)_{12}$	5242.333	5255.339	
ARIMA $(0,0,2)(0,1,2)_{12}$	5065.754	5087.429	SMA(2) önemsiz
ARIMA $(0,0,2)(0,1,1)_{12}$	**5063.957**	**5081.297**	
ARIMA $(2,0,2)(2,1,1)_{12}$	5071.527	5106.208	AR(1), AR(2), MA(1), MA(2), SAR(1), SAR(2) önemsiz
ARIMA $(1,0,1)(1,1,1)_{12}$	5066.977	5088.652	MA(1), SAR(1) önemsiz
ARIMA $(0,0,1)(0,1,1)_{12}$	5070.794	5083.799	

AIC ve BIC değerleri ışığında un uygun modelleme ARIMA $(0,0,2)(0,1,1)_{12}$ modeli ile elde edilebileceği görülmektedir. Modelin geçerliliği hata serisinin akgürültü olup olmadığına bağlıdır. Hata serisinin ACF grafiği Şekil 4.31'de verilmiştir.



Şekil 4.31. Hata serisinin ACF ve PACF grafiği

Hata serisinin ACF ve PACF grafiğinden de anlaşılacağı üzere hatalar akgürültüdür. Dolayısıyla model geçerlidir.

Sonuçta ARIMA $(0,0,2)(0,1,1)_{12}$ modelinin denklemi aşağıda verilmiştir.

$$Z_t = \mu + (Z_{t-12} - \mu) + \varepsilon_t - \Theta\varepsilon_{t-12} - \theta_1\varepsilon_{t-1} + \theta_1\Theta\varepsilon_{t-13} - \theta_2\varepsilon_{t-2} + \theta_2\varepsilon_{t-14}$$

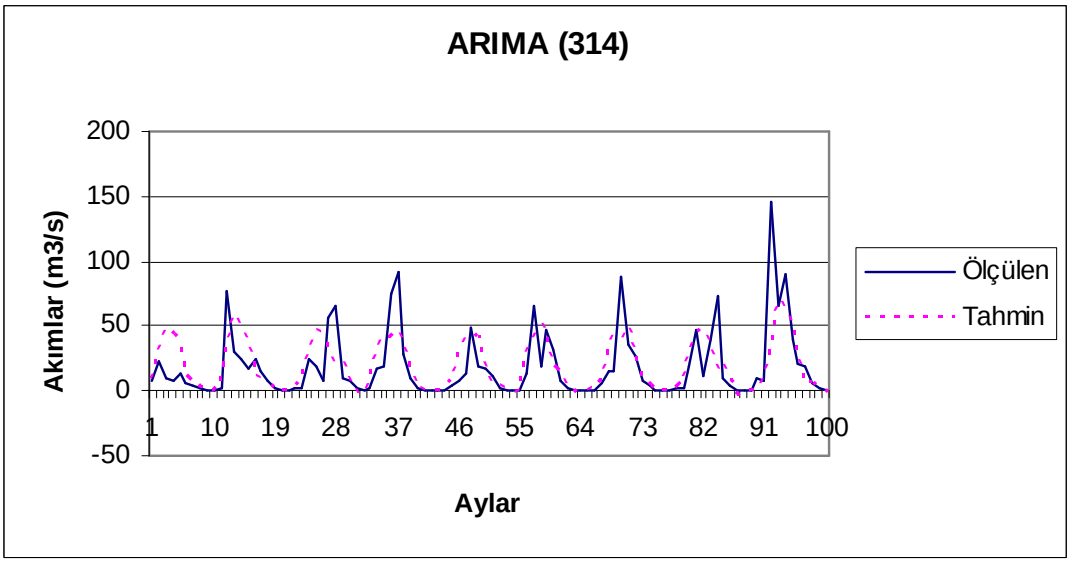
Modele ait parametre tahmin değerleri Çizelge 4.20'de, parametre değerleri kullanılarak oluşan model denklemi de aşağıda verilmiştir.

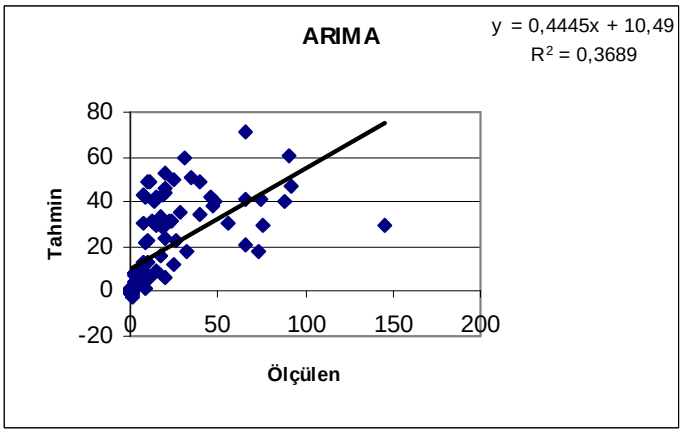
Çizelge 4.20. Oluşturulan modele ait parametre tahmin değerleri

Parametre	**Değer**
MA(1)	-0.233
MA(2)	-0.126
SMA(1)	0.971
Sabit Terim	-0.077

$$Z_t = -0.077 + (Z_{t-12} + 0.077) + \varepsilon_t - 0.971\varepsilon_{t-12} + 0.233\varepsilon_{t-1} - 0.233\times 0.971\varepsilon_{t-13} + 0.126\varepsilon_{t-2} - 0.126\varepsilon_{t-14}$$

ARIMA $(1,1,1)(1,1,1)_{12}$ modelinden elde edilen model tahmini ile gerçek değerler arasındaki ilişki Şekil 4.32'de verilmiştir.

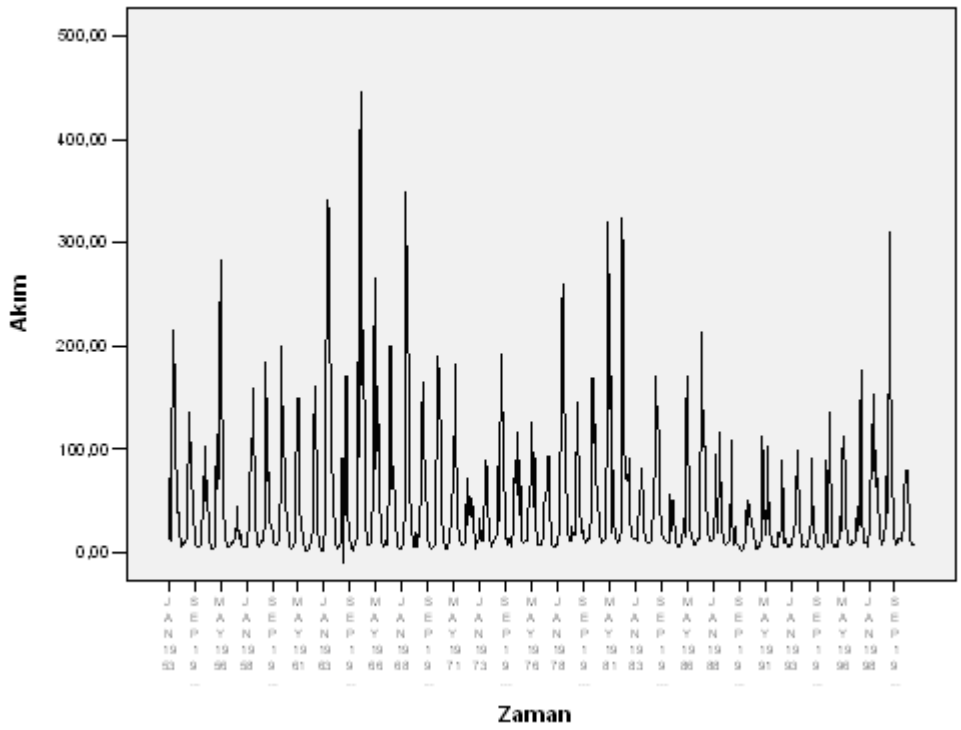




Şekil 4.32. Model tahmini ile gerçek değerler arasındaki ilişki

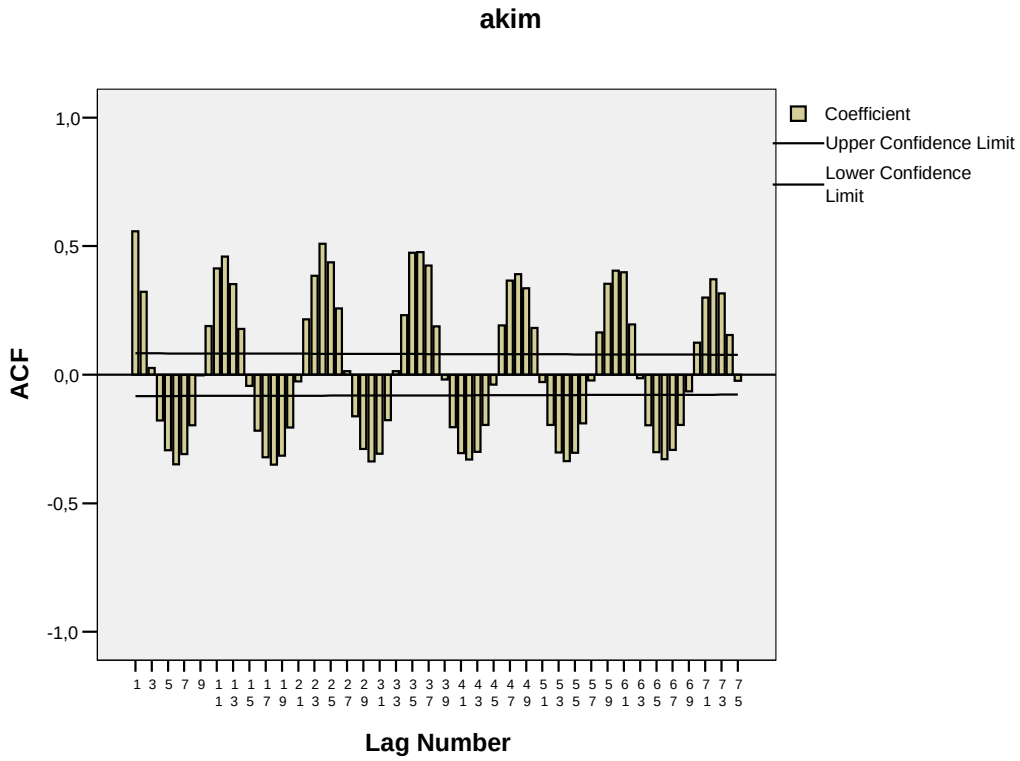
4.3.4. 316 Numaralı İstasyon

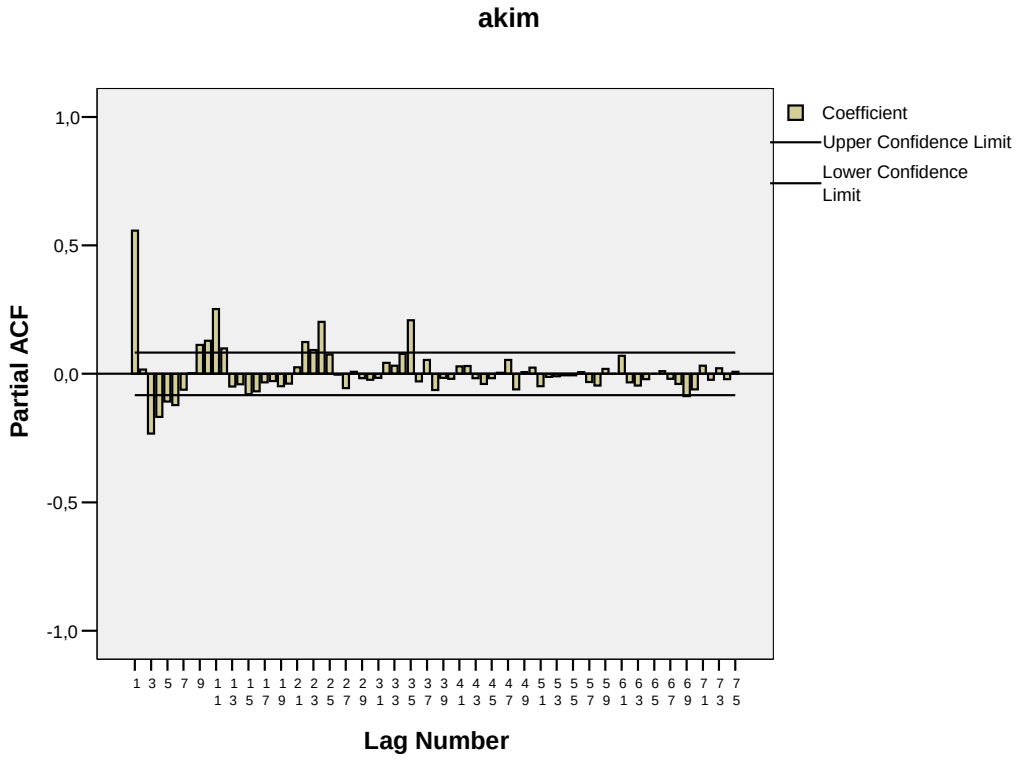
316 numaralı istasyona ait zaman serisi grafiği Şekil 4.33'de verilmiştir.



Şekil 4.33. 316 numaralı istasyona ait zaman serisi grafiği

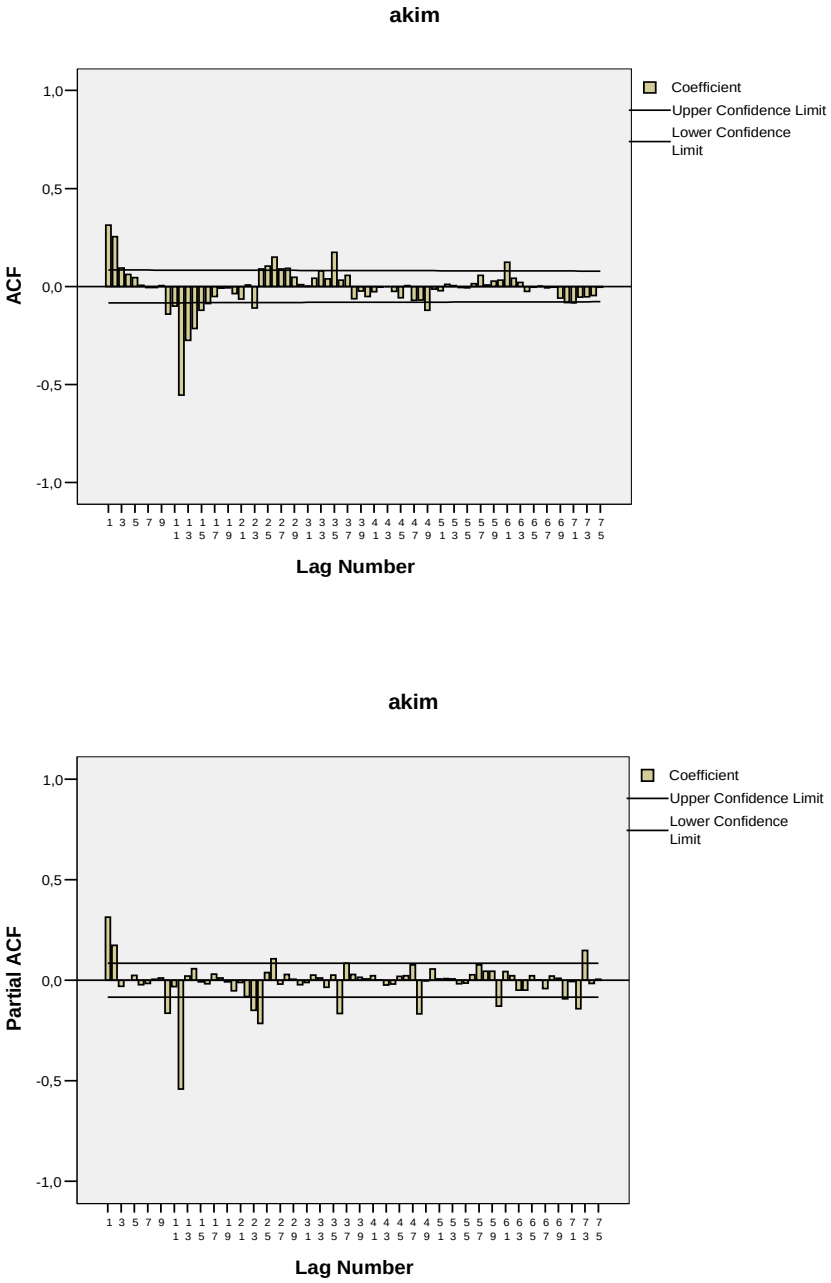
Bu zaman serisine ait ACF ve PACF grafikleri Şekil 4.34'de verilmiştir.





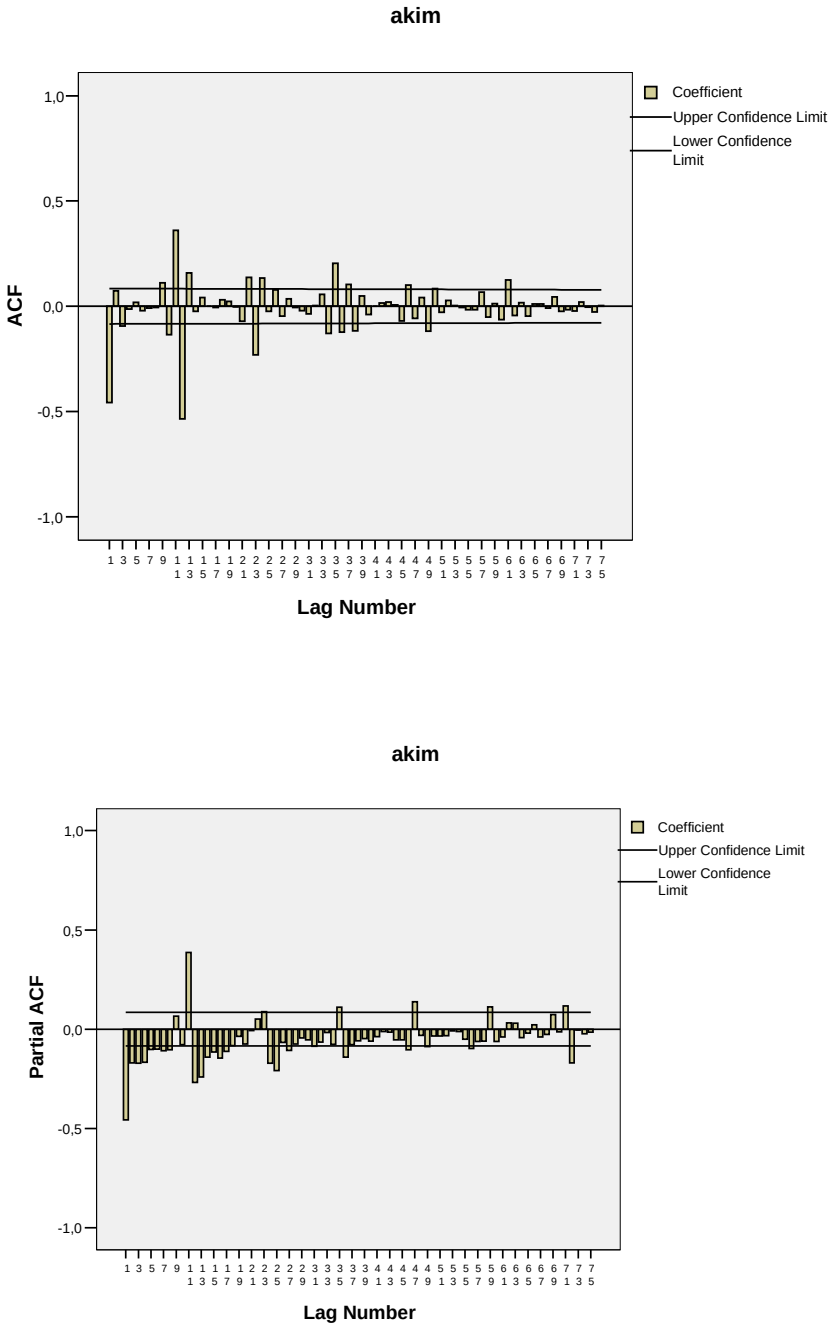
Şekil 4.34. 316 numaralı istasyona ait verilerin ACF ve PACF grafikleri

ACF ve PACF grafiklerinin incelenmesi sonucu ACF grafiğinin 12., 24., 36. gecikmelerin etrafında çok önemli ilişkiler olduğundan seride mevsimsel bir dalgalanma olduğu ve periyodunun 12 olduğu görülmüştür. Durağan olmayan seriyi durağanlaştırmak için seriye periyodu 12 olan mevsimsel 1 fark uygulanmalıdır. 1 mevsimsel fark alınarak elde edilen seriye ait ACF ve PACF grafikleri Şekil 4.35'de verilmiştir.



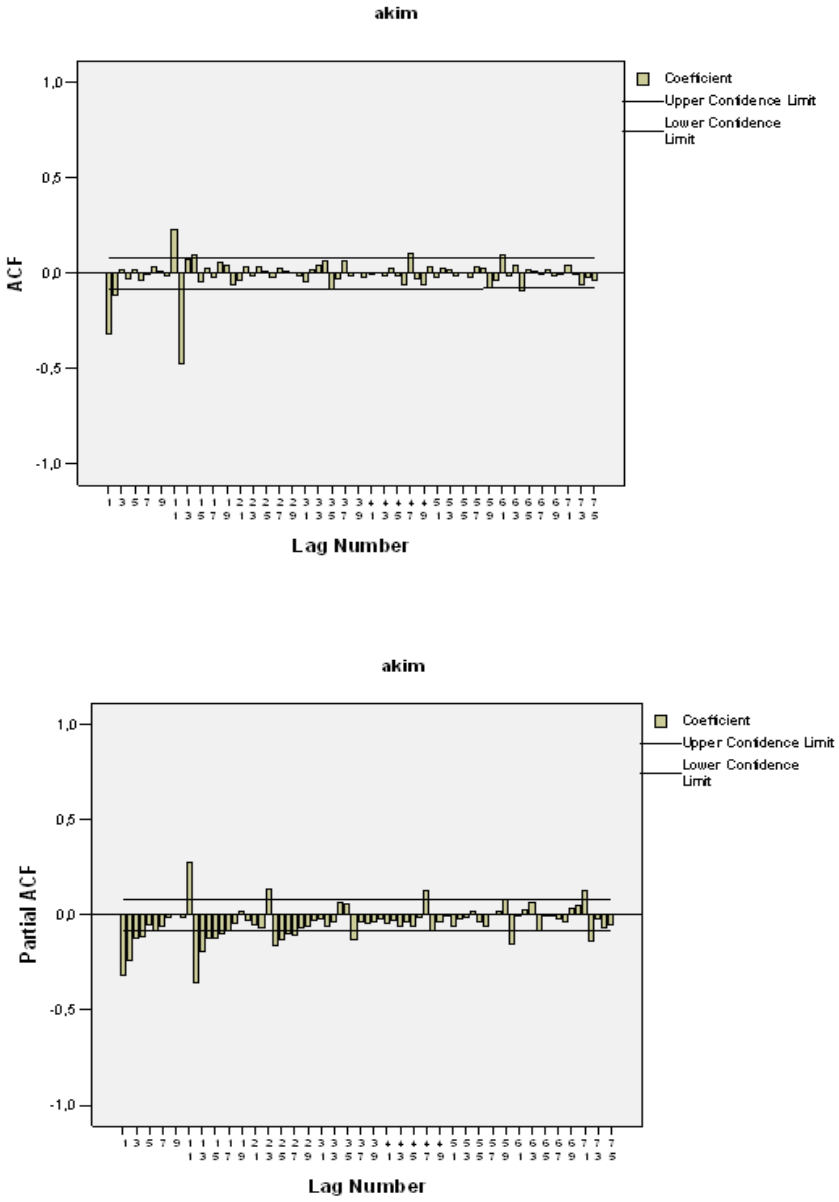
Şekil 4.35. 1 mevsimsel farkı alınan serinin ACF ve PACF grafikleri

Mevsimsel farkı alınan serinin ACF ve PACF grafikleri incelendiğinde seride bir trend olduğu anlaşılmıştır. Bu trendi kaldırabilmek için serinin birinci farkının alınması gerekmektedir. Birinci farkı da alınan serinin ACF ve PACF grafikleri Şekil 4.36'da verilmiştir.



Şekil 4.36. Birinci farkı alınan serinin ACF ve PACF grafikleri

Birinci dereceden mevsimsel farkı ve birinci farkı alınan serinin ACF ve PACF grafikleri incelendiğinde serinin halen durağanlaşmadığı görülmüştür. Serinin normal dağılmama sorunu olabileceğinden seriye uygun bir dönüşüm yapılarak serinin normal dağılıma sahip olması sağlanmalıdır. Bu nedenle seriye doğal logaritmik dönüşüm uygulanmıştır. Birinci dereceden mevsimsel farkı ve birinci farkı alınan seriye doğal logaritmik dönüşümü uygulandığında elde edilen ACF ve PACF grafikleri Şekil 4.37'de verilmiştir.



Şekil 4.37. Doğal logaritmik dönüşüm uygulanan serinin ACF ve PACF grafikleri

ACF ve PACF grafikleri incelendiğinde serinin durağanlaştığı görülmektedir. Bundan sonra model belirleme aşamasına geçilebilir.

Seri durağanlaşana kadar birinci farkı ve birinci dereceden mevsimsel farkı alındığı için d=1 ve D=1 olmaktadır. PACF grafiği ACF grafiğine göre daha yavaş yavaş azaldığından seriye uygun model hareketli ortalama modeli olduğu ve bu durumda p=0, P=0 olarak düşünülebilir. ACF grafiğinin ilk iki gecikmesine ait ilişki önemli olduğundan q=2 ve ACF grafiğinde periyodun yanındaki 11'inci veya 13'üncü gecikmelere ait ilişkiler önemli olduğundan Q=1 olması beklenebilir.

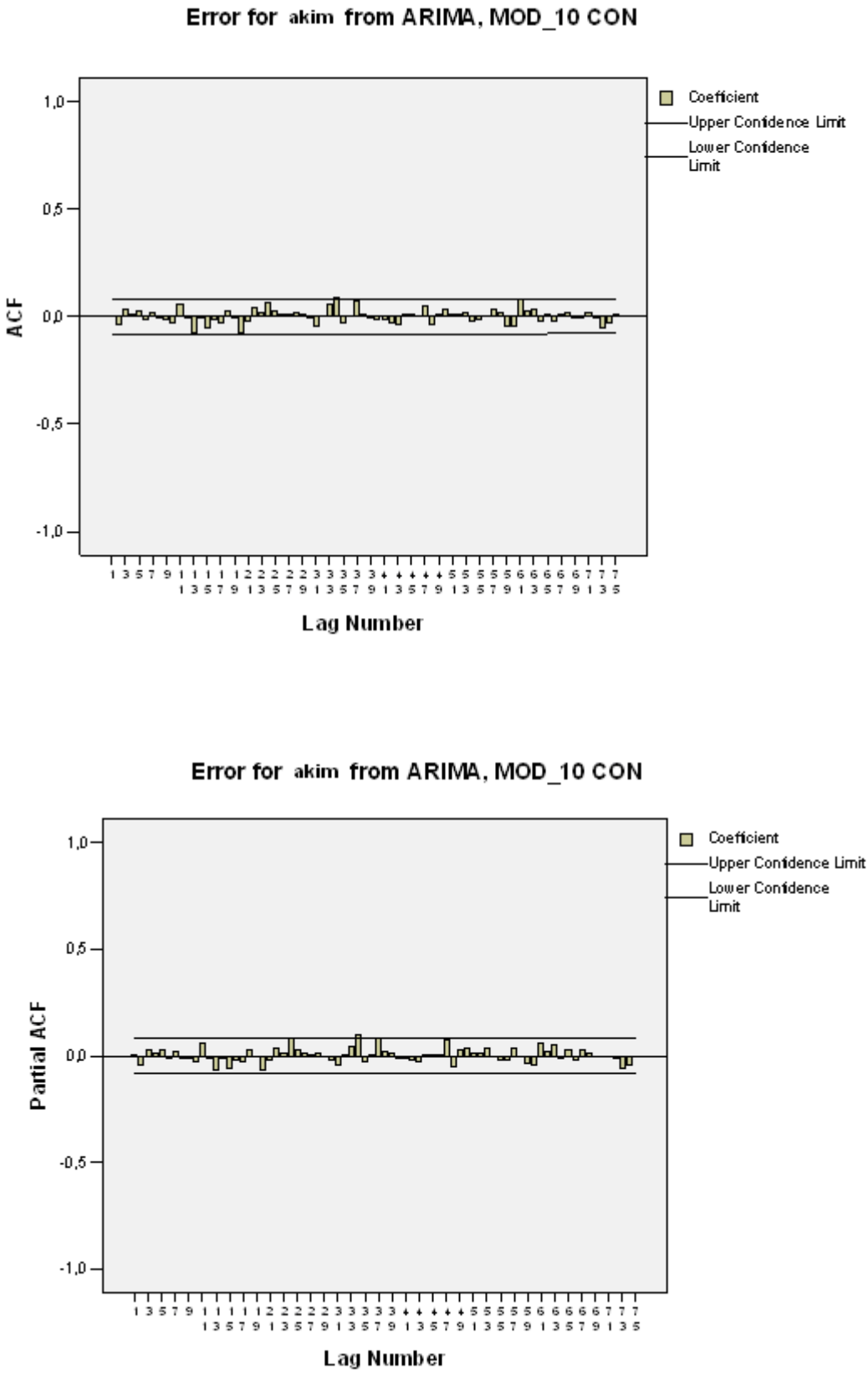
Buna göre ARIMA $(0,1,2)(0,1,1)_{12}$ modeli SPSS programında uygulanmış ve AIC=925.651 ve BIC=942.984 olarak bulunmuştur.

Ayrıca seriye başka modeller de denenmiş ve AIC ve BIC değerlerine bakılarak en uygun model belirlenmeye çalışılmıştır. Uygulanan model denemeleri Çizelge 4.21'de verilmiştir.

Çizelge 4.21. 316 numaralı istasyon için uygulanan model denemeleri

Model	**AIC**	**BIC**	**Not**
ARIMA $(0,1,2)(0,1,1)_{12}$	925.651	942.984	
ARIMA $(0,1,2)(0,1,2)_{12}$	926.715	948.382	SMA(2) önemsiz
ARIMA $(1,1,2)(1,1,1)_{12}$	**904.914**	**930.914**	
ARIMA $(2,1,2)(1,1,1)_{12}$	910.598	940.931	AR(1), AR(2), MA(1), MA(2), SAR(1) önemsiz

AIC ve BIC değerleri ışığında un uygun modelleme ARIMA $(1,1,2)(1,1,1)_{12}$ modeli ile elde edilebileceği görülmektedir. Modelin geçerliliği hata serisinin akgürültü olup olmadığına bağlıdır. Hata serisinin ACF grafiği Şekil 4.38'de verilmiştir.



Şekil 4.38. Hata serisinin ACF ve PACF grafiği

Hata serisinin ACF ve PACF grafiğinden de anlaşılacağı üzere hatalar akgürültüdür. Dolayısıyla model geçerlidir.

Sonuçta ARIMA $(1,1,2)(1,1,1)_{12}$ modelinin denklemi aşağıda verilmiştir.

$$Z_t = \mu + (1+\phi)(Z_{t-1}-\mu) - \phi(Z_{t-2}-\mu) + (1+\Phi)(Z_{t-12}-\mu) - (1+\phi+\Phi+\phi\Phi)(Z_{t-13}-\mu) + (\phi-\phi\Phi)(Z_{t-14}-\mu) - \Phi(Z_{t-24}-\mu) + (\Phi+\phi\Phi)(Z_{t-25}-\mu) - \phi\Phi(Z_{t-26}-\mu) + \varepsilon_t - \Theta\varepsilon_{t-12} - \theta_1\varepsilon_{t-1} + \theta_1\Theta\varepsilon_{t-13} - \theta_2\varepsilon_{t-2} + \theta_2\Theta\varepsilon_{t-14}$$

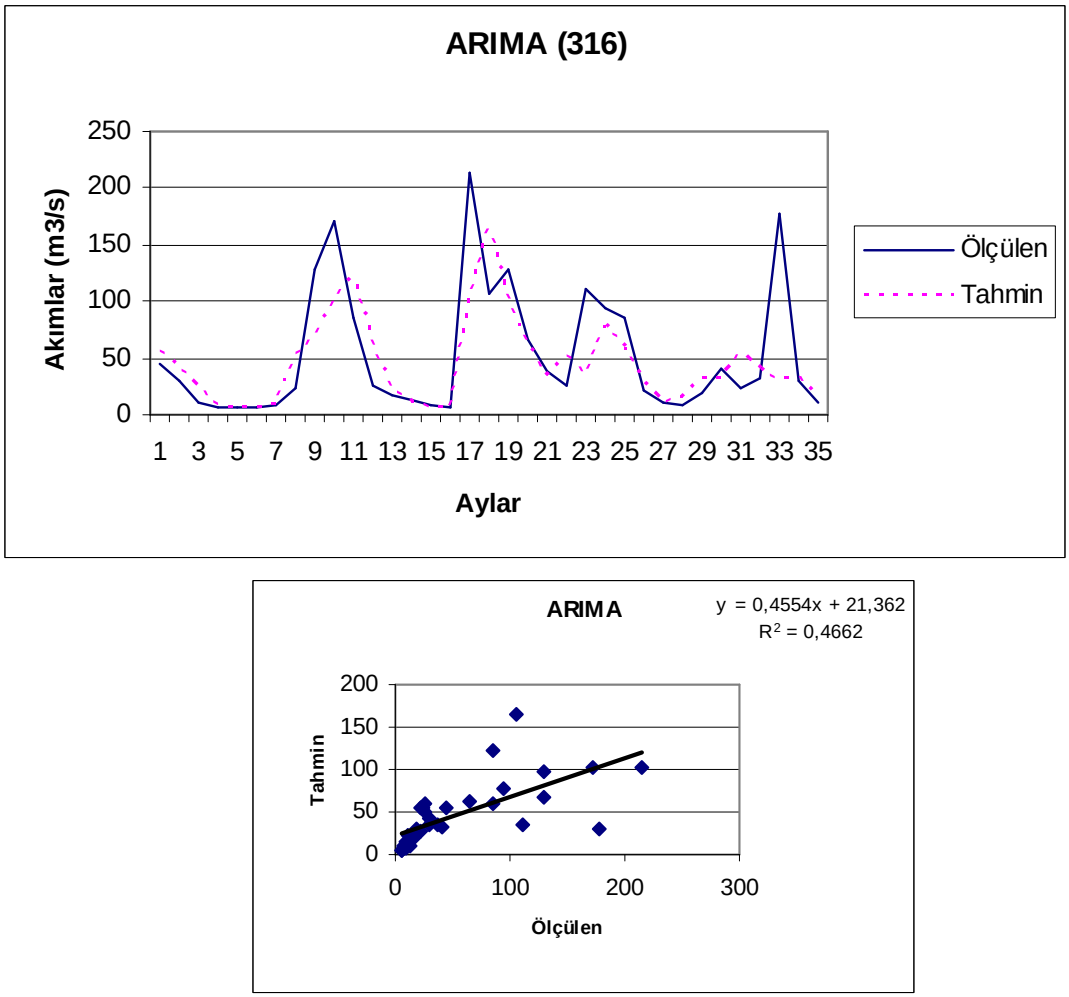
Modele ait parametre tahmin değerleri Çizelge 4.22'de, parametre değerleri kullanılarak oluşan model denklemi de aşağıda verilmiştir.

Çizelge 4.22. Oluşturulan modele ait parametre tahmin değerleri

Parametre	**Değer**
AR(1)	0.643
MA(1)	1.174
MA(2)	-0.191
SAR(1)	0.107
SMA(1)	0.936
Sabit Terim	$2.57\text{x}10^{-5}$

$$Z_t = 2.57\times10^{-5} + (1+0.643)(Z_{t-1} - 2.57\times10^{-5}) - 0.643(Z_{t-2} - 2.57\times10^{-5}) + (1+0.107)(Z_{t-12} - 2.57\times10^{-5}) - (1+0.643+0.107+0.643\times0.107)(Z_{t-13} - 2.57\times10^{-5}) + (0.643-0.643\times0.107)(Z_{t-14} - 2.57\times10^{-5}) - 0.107(Z_{t-24} - 2.57\times10^{-5}) + (0.107+0.643\times0.107)(Z_{t-25} - 2.57\times10^{-5}) - 0.643\Phi(Z_{t-26} - 2.57\times10^{-5}) + \varepsilon_t - 0.936\varepsilon_{t-12} - 1.174\varepsilon_{t-1} + 1.174\times0.936\varepsilon_{t-13} + 0.191\varepsilon_{t-2} - 0.191\times0.936\varepsilon_{t-14}$$

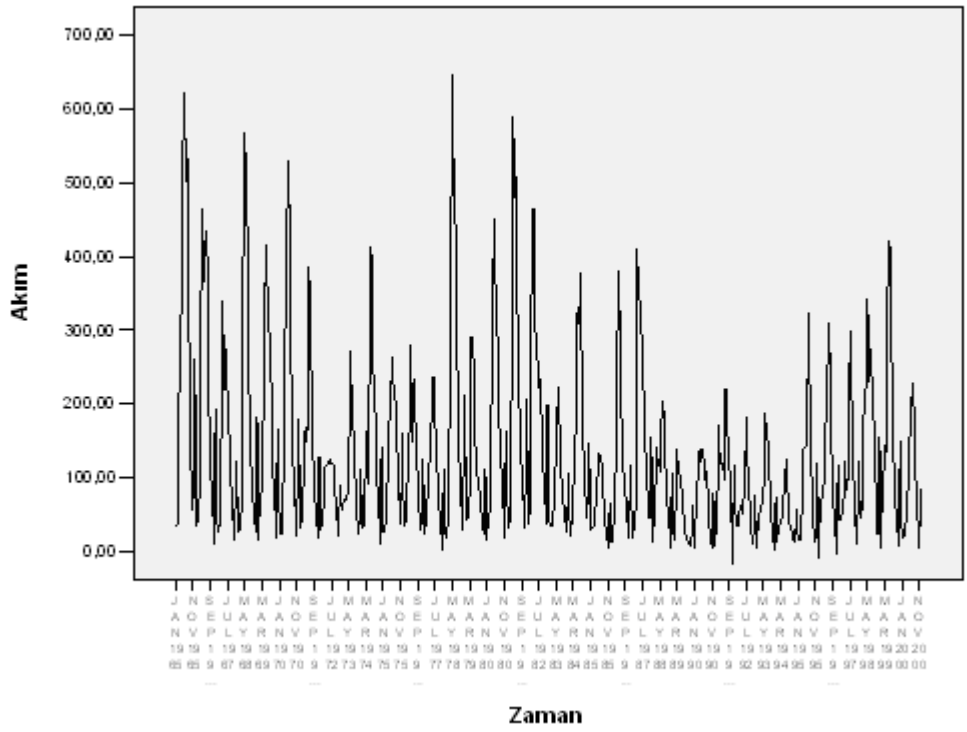
ARIMA $(1,1,2)(1,1,1)_{12}$ modelinden elde edilen model tahmini ile gerçek değerler arasındaki ilişki Şekil 4.39'da verilmiştir.



Şekil 4.39. Model tahmini ile gerçek değerler arasındaki ilişki

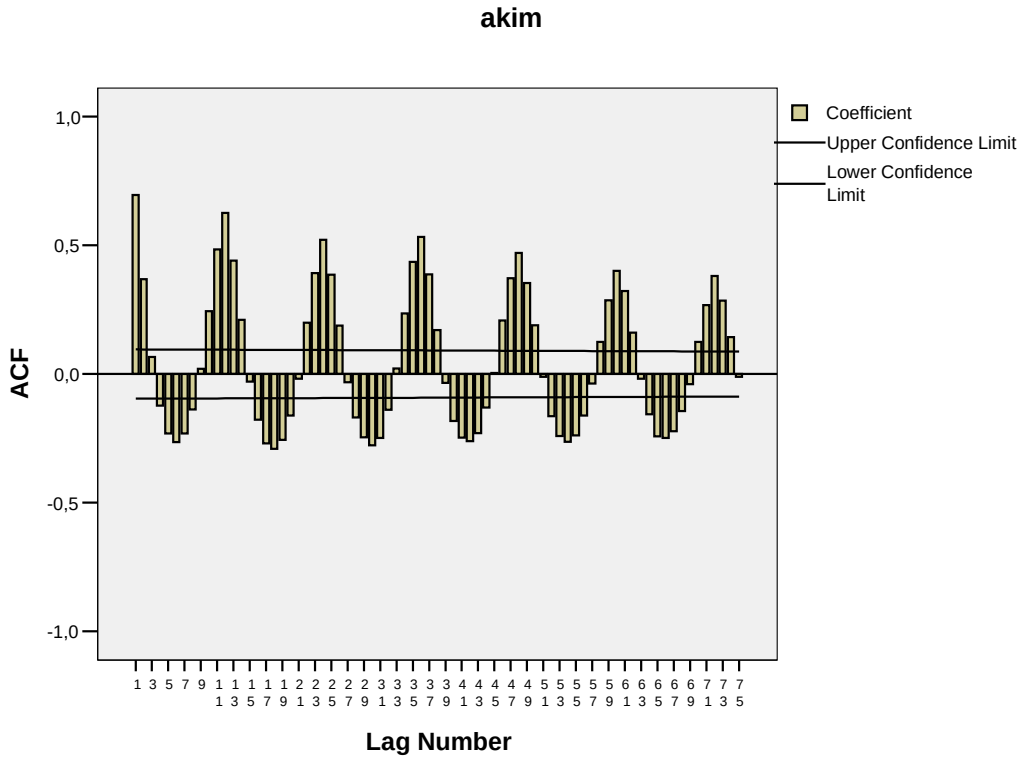
4.3.5. 317 Numaralı İstasyon

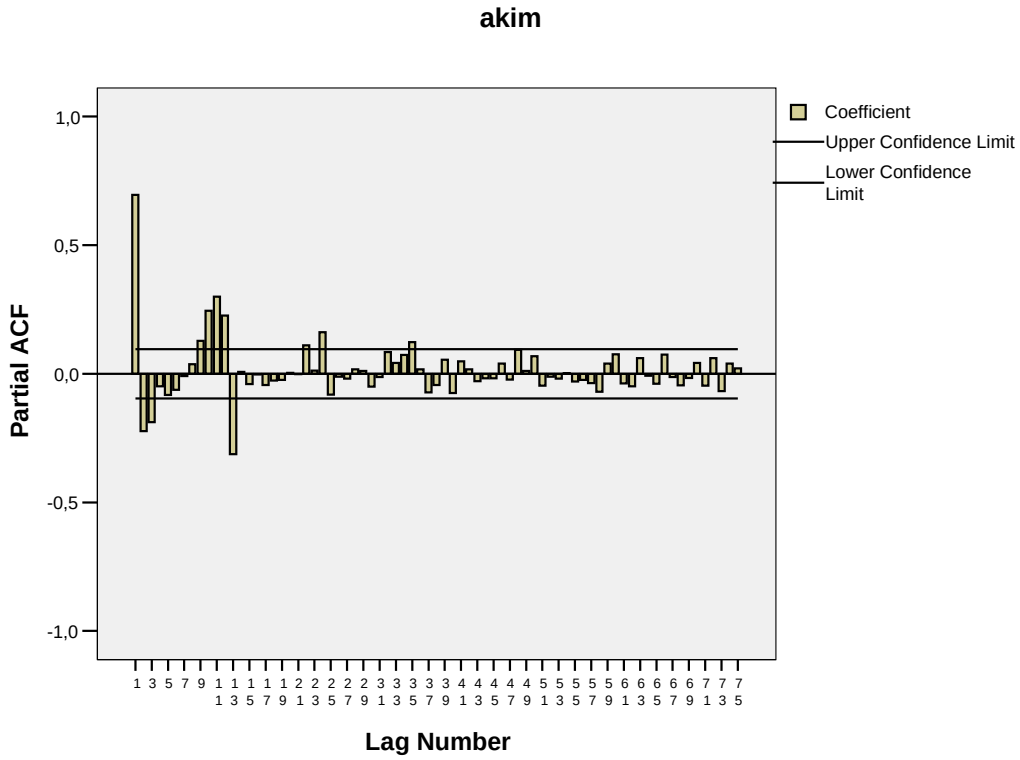
317 numaralı istasyona ait zaman serisi grafiği Şekil 4.40'da verilmiştir.



Şekil 4.40. 317 numaralı istasyona ait zaman serisi grafiği

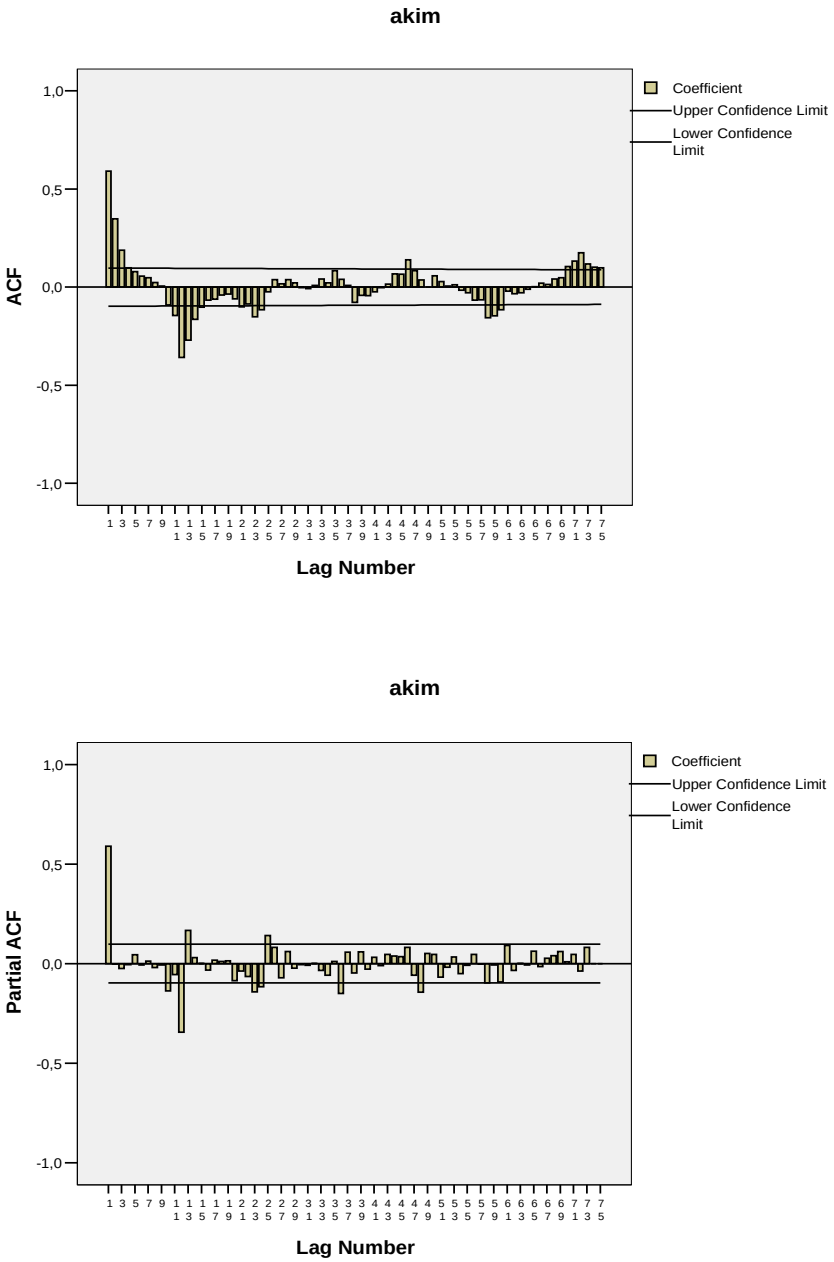
Bu zaman serisine ait ACF ve PACF grafikleri Şekil 4.41'de verilmiştir.





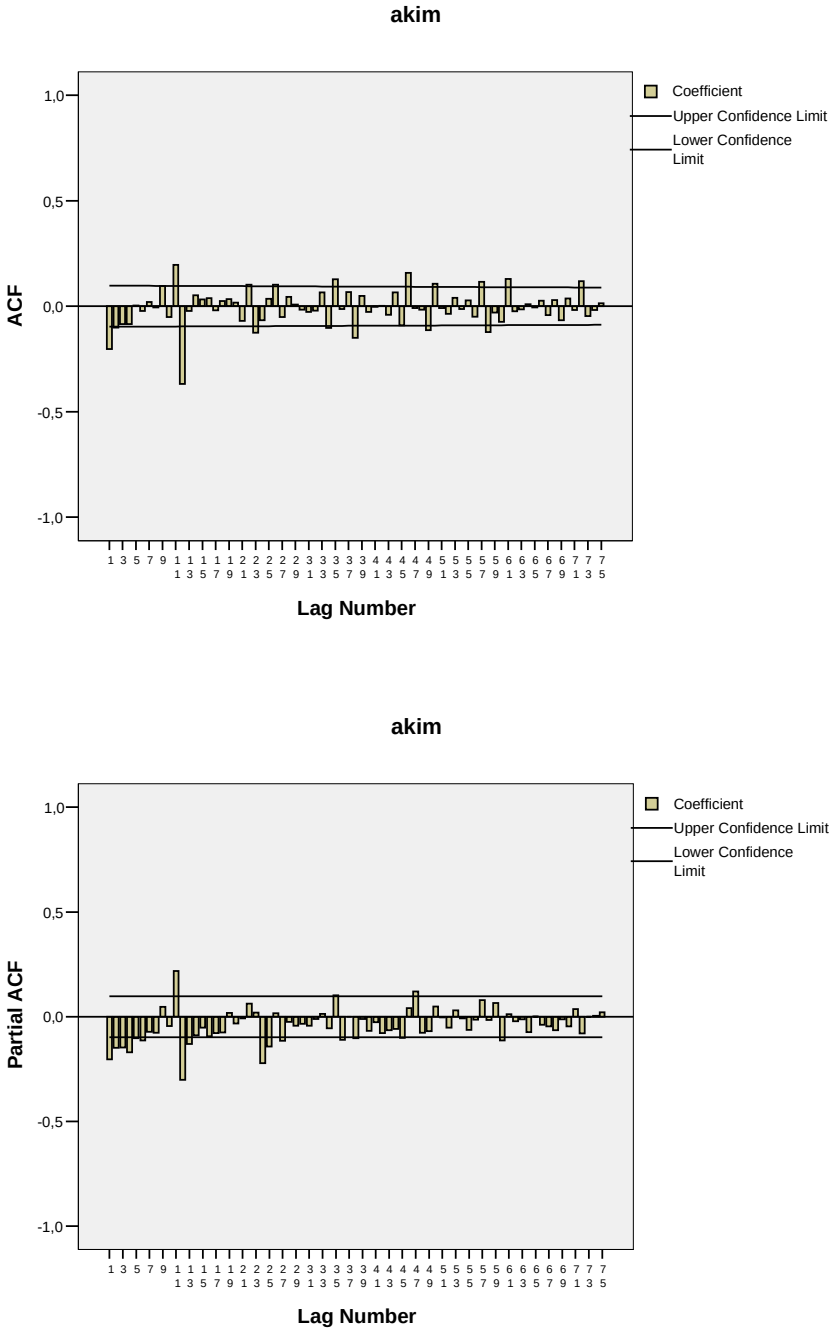
Şekil 4.41. 317 numaralı istasyona ait verilerin ACF ve PACF grafikleri

ACF ve PACF grafiklerinin incelenmesi sonucu ACF grafiğinin 12., 24., 36. gecikmelerin etrafında çok önemli ilişkiler olduğundan seride mevsimsel bir dalgalanma olduğu ve periyodunun 12 olduğu görülmüştür. Durağan olmayan seriyi durağanlaştırmak için seriye periyodu 12 olan mevsimsel 1 fark uygulanmalıdır. 1 mevsimsel fark alınarak elde edilen seriye ait ACF ve PACF grafikleri Şekil 4.42'de verilmiştir.



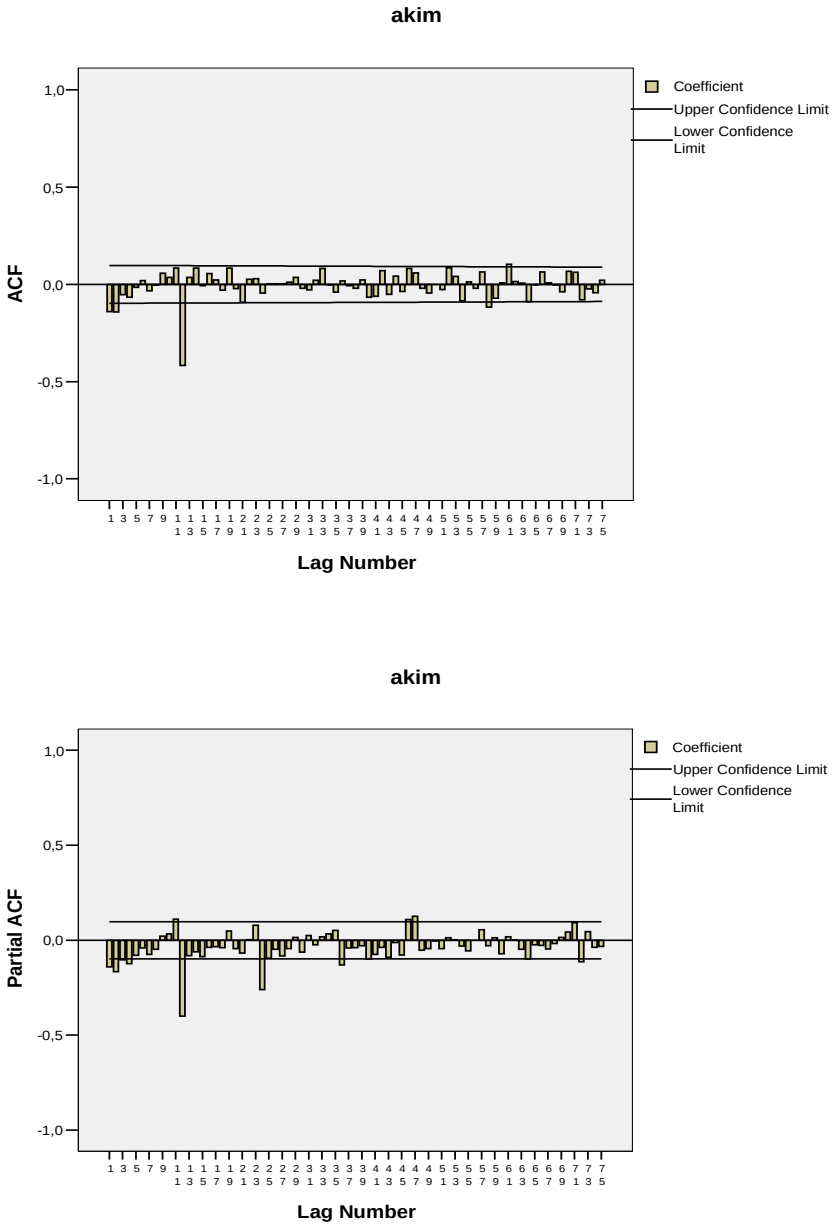
Şekil 4.42. 1 mevsimsel farkı alınan serinin ACF ve PACF grafikleri

Mevsimsel farkı alınan serinin ACF ve PACF grafikleri incelendiğinde seride bir trend olduğu anlaşılmıştır. Bu trendi kaldırabilmek için serinin birinci farkının alınması gerekmektedir. Birinci farkı da alınan serinin ACF ve PACF grafikleri Şekil 4.43'de verilmiştir.



Şekil 4.43. Birinci farkı alınan serinin ACF ve PACF grafikleri

Birinci dereceden mevsimsel farkı ve birinci farkı alınan serinin ACF ve PACF grafikleri incelendiğinde serinin halen durağanlaşmadığı görülmüştür. Serinin normal dağılmama sorunu olabileceğinden seriye uygun bir dönüşüm yapılarak serinin normal dağılıma sahip olması sağlanmalıdır. Bu nedenle seriye doğal logaritmik dönüşüm uygulanmıştır. Birinci dereceden mevsimsel farkı ve birinci farkı alınan seriye doğal logaritmik dönüşümü uygulandığında elde edilen ACF ve PACF grafikleri Şekil 4.44'de verilmiştir.



Şekil 4.44. Doğal logaritmik dönüşüm uygulanan serinin ACF ve PACF grafikleri

ACF ve PACF grafikleri incelendiğinde serinin durağanlaştığı görülmektedir. Bundan sonra model belirleme aşamasına geçilebilir.

Seri durağanlaşana kadar birinci farkı ve birinci dereceden mevsimsel farkı alındığı için d=1 ve D=1 olmaktadır. PACF grafiği ACF grafiğine göre daha yavaş yavaş azaldığından seriye uygun model hareketli ortalama modeli olduğu ve bu durumda p=0, P=0 olarak düşünülebilir. ACF grafiğinin ilk iki gecikmesine ait ilişki önemli olduğundan q=2 ve ACF grafiğinde periyodun yanındaki 11'inci veya 13'üncü gecikmelere ait ilişkiler önemli olduğundan Q=1 olması beklenebilir.

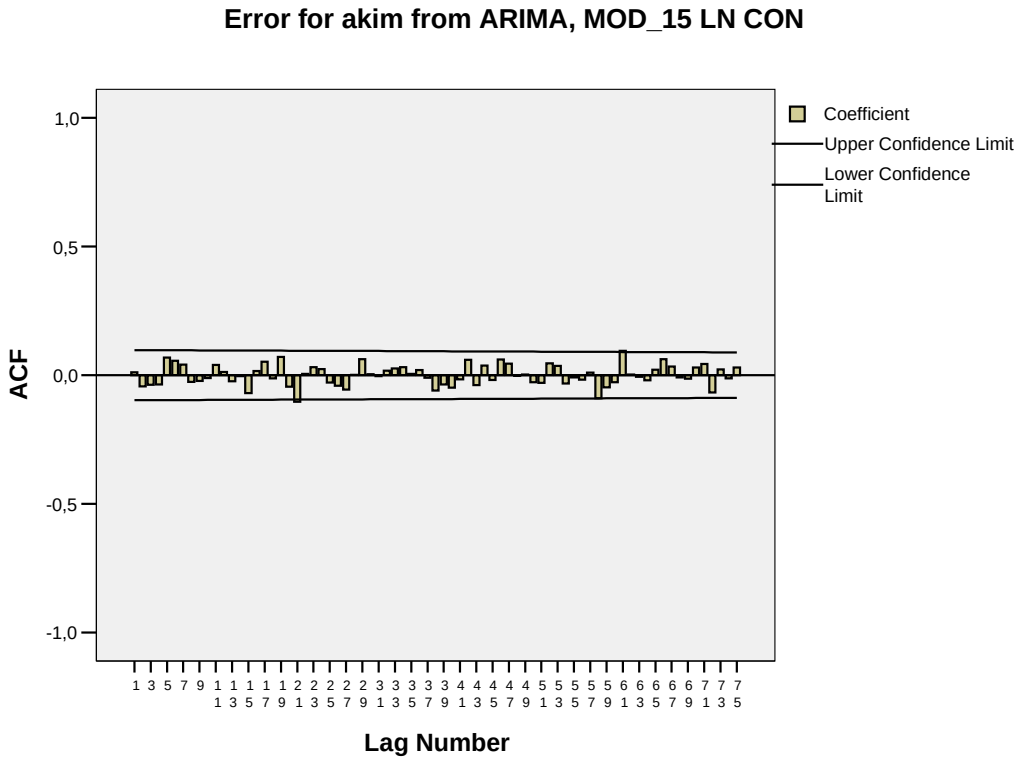
Buna göre ARIMA $(0,1,2)(0,1,1)_{12}$ modeli SPSS programında uygulanmış ve AIC=362.110 ve BIC=378.261 olarak bulunmuştur.

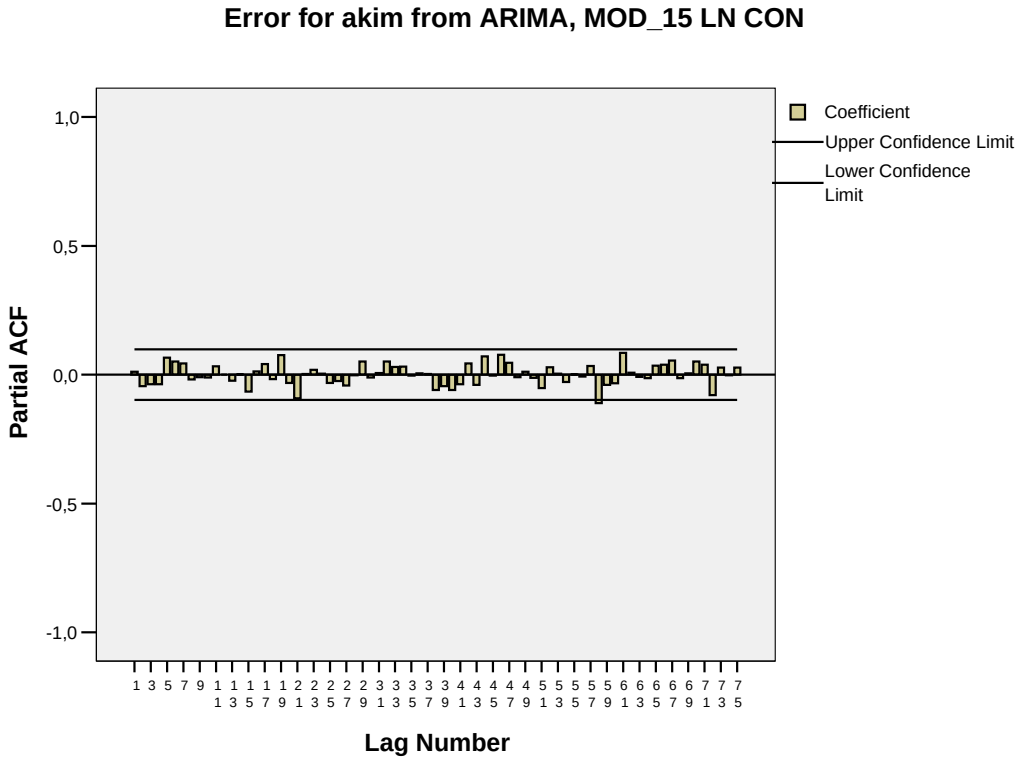
Ayrıca seriye başka modeller de denenmiş ve AIC ve BIC değerlerine bakılarak en uygun model belirlenmeye çalışılmıştır. Uygulanan model denemeleri Çizelge 4.23'de verilmiştir.

Çizelge 4.23. 317 numaralı istasyon için uygulanan model denemeleri

Model	**AIC**	**BIC**	**Not**
ARIMA $(0,1,2)(0,1,1)_{12}$	362.110	378.261	
ARIMA $(0,1,2)(0,1,2)_{12}$	360.543	380.732	
ARIMA $(1,1,2)(1,1,1)_{12}$	337.672	361.899	MA(2) önemsiz
ARIMA $(1,1,1)(1,1,1)_{12}$	**336.889**	**357.079**	
ARIMA $(2,1,1)(1,1,1)_{12}$	337.727	361.955	AR(2) önemsiz

AIC ve BIC değerleri ışığında un uygun modelleme ARIMA $(1,1,1)(1,1,1)_{12}$ modeli ile elde edilebileceği görülmektedir. Modelin geçerliliği hata serisinin akgürültü olup olmadığına bağlıdır. Hata serisinin ACF grafiği Şekil 4.45'de verilmiştir.





Şekil 4.45. Hata serisinin ACF ve PACF grafiği

Hata serisinin ACF ve PACF grafiğinden de anlaşılacağı üzere hatalar akgürültüdür. Dolayısıyla model geçerlidir.

Sonuçta ARIMA $(1,1,1)(1,1,1)_{12}$ modelinin denklemi aşağıda verilmiştir.

$$Z_t = \mu + (1+\phi)(Z_{t-1}-\mu) - \phi(Z_{t-2}-\mu) + (1+\Phi)(Z_{t-12}-\mu) - (1+\phi+\Phi+\phi\Phi)(Z_{t-13}-\mu) + (\phi-\phi\Phi)(Z_{t-14}-\mu) - \Phi(Z_{t-24}-\mu) + (\Phi+\phi\Phi)(Z_{t-25}-\mu) - \phi\Phi(Z_{t-26}-\mu) + \varepsilon_t - \Theta\varepsilon_{t-12} - \theta\varepsilon_{t-1} + \theta\Theta\varepsilon_{t-13}$$

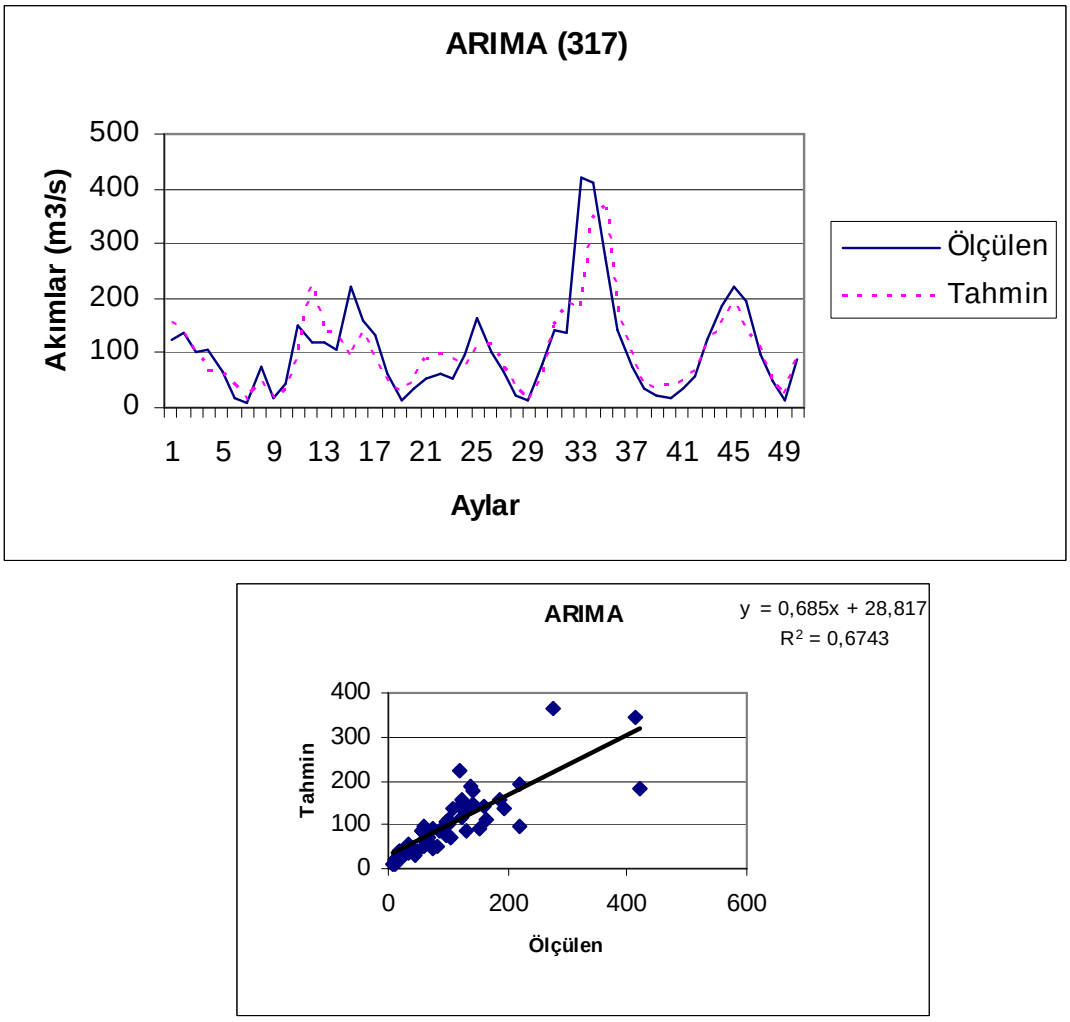
Modele ait parametre tahmin değerleri Çizelge 4.24'de, parametre değerleri kullanılarak oluşan model denklemi de aşağıda verilmiştir.

Çizelge 4.24. Oluşturulan modele ait parametre tahmin değerleri

Parametre	**Değer**
AR(1)	0.688
MA(1)	0.985
SAR(1)	0.151
SMA(1)	0.899
Sabit Terim	0.000

$$Z_t = 0.000 + (1+0.688)(Z_{t-1}-0.000) - 0.688(Z_{t-2}-0.000) + (1+0.151)(Z_{t-12}-0.000) - (1+0.688+0.151+0.688\times0.151)(Z_{t-13}-0.000) + (0.688-0.688\times0.151)(Z_{t-14}-0.000) - 0.151(Z_{t-24}-0.000) + (0.151+0.688\times0.151)(Z_{t-25}-0.000) - 0.688\times0.151(Z_{t-26}-0.000) + \varepsilon_t - 0.899\varepsilon_{t-12} - 0.985\varepsilon_{t-1} + 0.985\times0.899\varepsilon_{t-13}$$

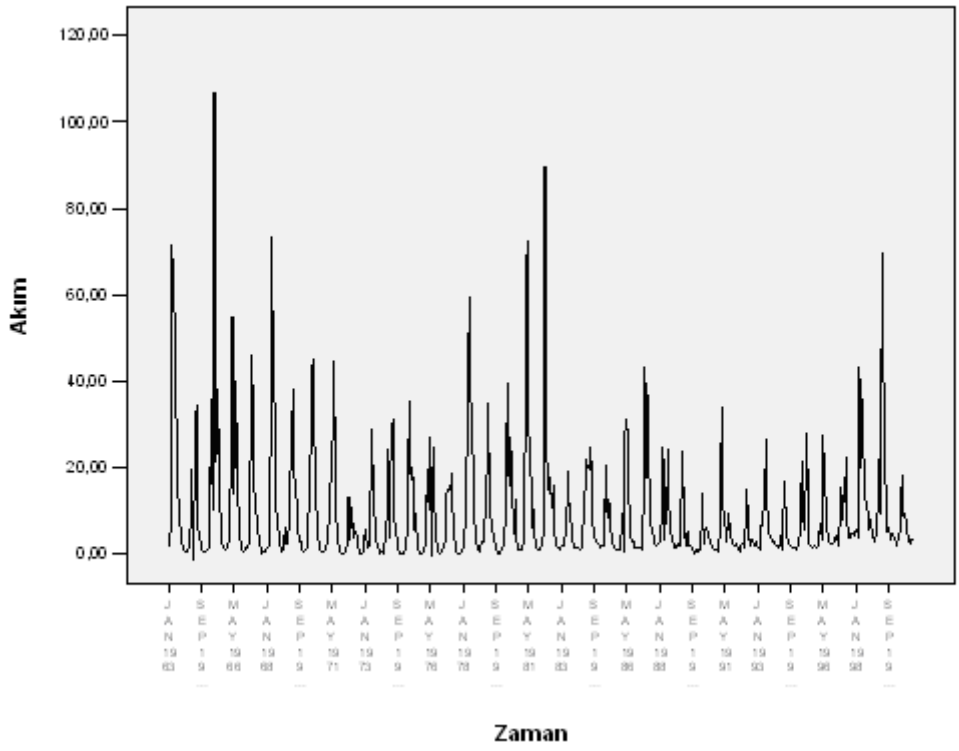
ARIMA $(1,1,1)(1,1,1)_{12}$ modelinden elde edilen model tahmini ile gerçek değerler arasındaki ilişki Şekil 4.46'da verilmiştir.



Şekil 4.46. Model tahmini ile gerçek değerler arasındaki ilişki

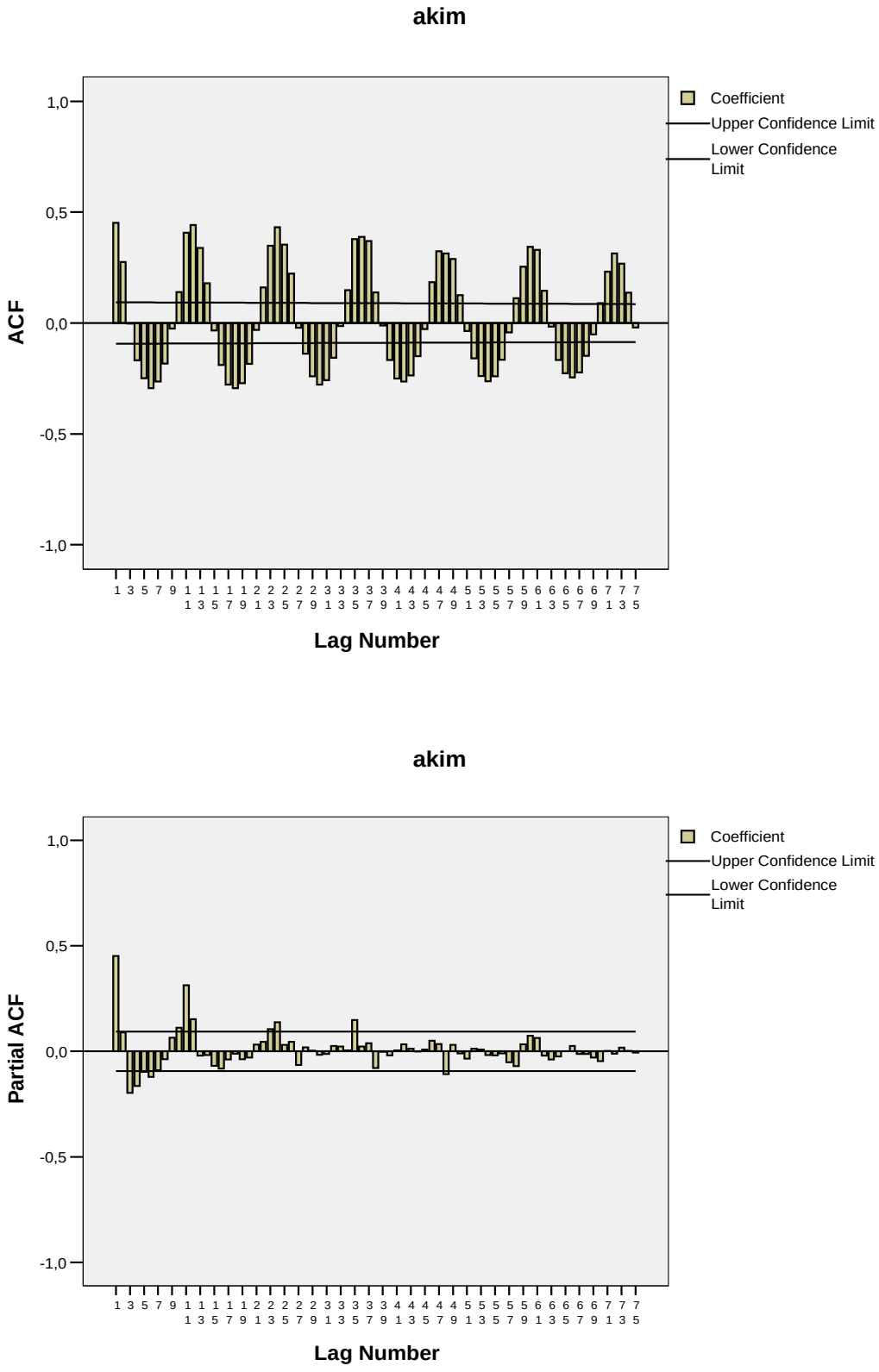
4.3.6. 324 Numaralı İstasyon

324 numaralı istasyona ait zaman serisi grafiği Şekil 4.47'de verilmiştir.



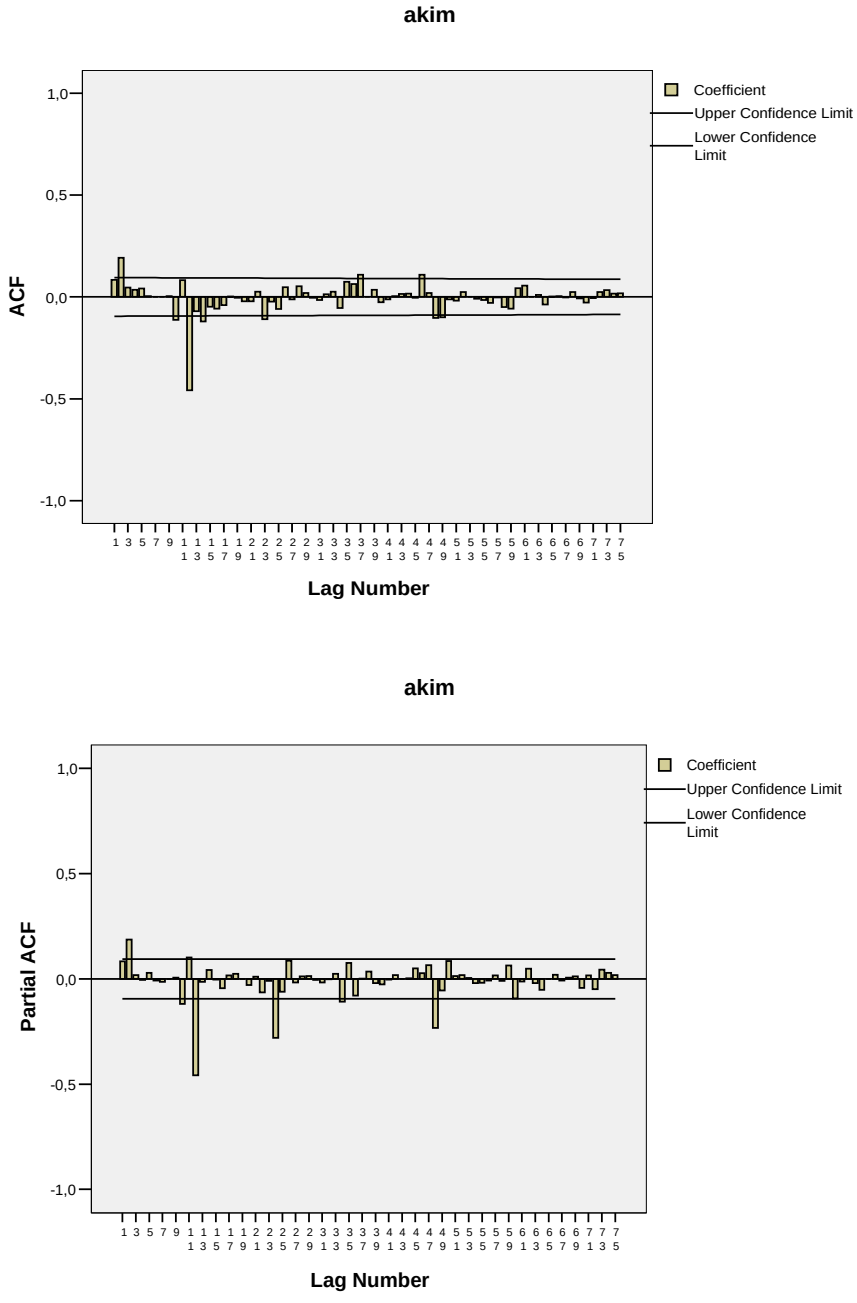
Şekil 4.47. 324 numaralı istasyona ait zaman serisi grafiği

Bu zaman serisine ait ACF ve PACF grafikleri Şekil 4.48'de verilmiştir.



Şekil 4.48. 324 numaralı istasyona ait verilerin ACF ve PACF grafikleri

ACF ve PACF grafiklerinin incelenmesi sonucu ACF grafiğinin 12., 24., 36. gecikmelerin etrafında çok önemli ilişkiler olduğundan seride mevsimsel bir dalgalanma olduğu ve periyodunun 12 olduğu görülmüştür. Durağan olmayan seriyi durağanlaştırmak için seriye periyodu 12 olan mevsimsel 1 fark uygulanmalıdır. 1 mevsimsel fark alınarak elde edilen seriye ait ACF ve PACF grafikleri Şekil 4.49'da verilmiştir.



Şekil 4.49. 1 mevsimsel farkı alınan serinin ACF ve PACF grafikleri

ACF ve PACF grafikleri incelendiğinde serinin durağanlaştığı görülmektedir. Bundan sonra model belirleme aşamasına geçilebilir.

Seri durağanlaşana kadar birinci dereceden mevsimsel farkı alındığı için D=1 ve normal fark alınmadığı için d=0 olmaktadır. ACF grafiği PACF grafiğine göre daha yavaş yavaş azaldığından seriye uygun model otoregresyon modeli olduğu ve bu durumda q=0, Q=0 olarak düşünülebilir. PACF grafiğinin ilk iki gecikmesine ait ilişki önemli olduğundan p=2 ve PACF grafiğinde periyodun yanındaki 11'inci veya 13'üncü gecikmelere ait ilişkiler önemli olduğundan P=1 olması beklenebilir.

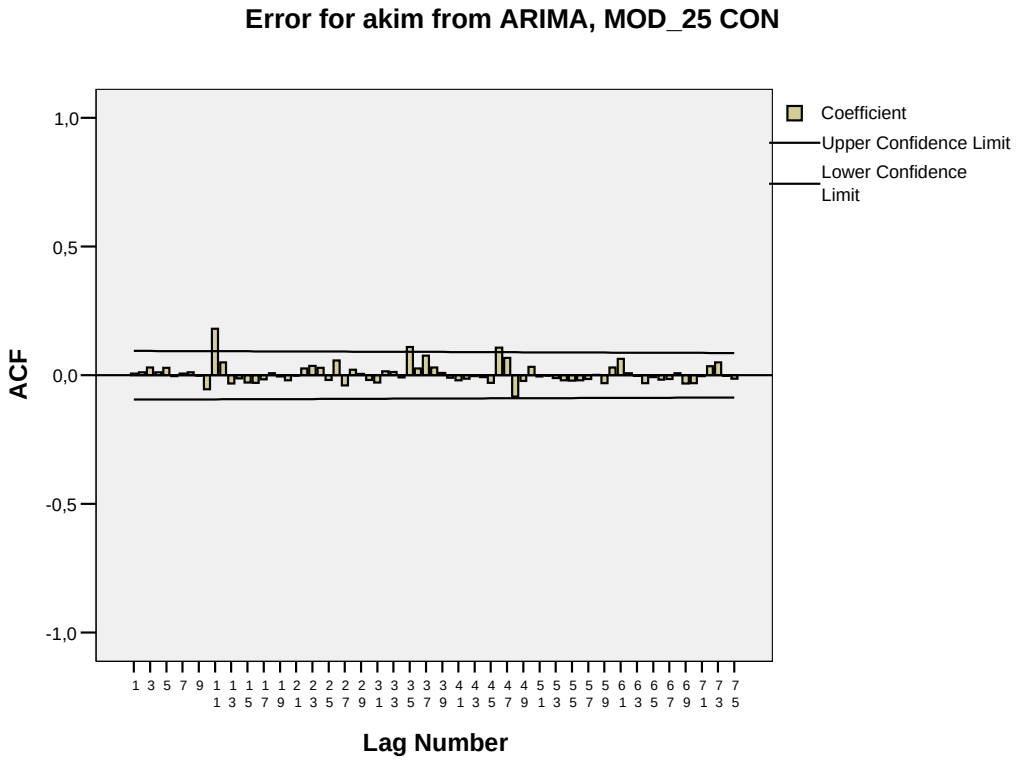
Buna göre ARIMA $(2,0,0)(1,1,0)_{12}$ modeli SPSS programında uygulanmış ve AIC=3454.961 ve BIC=3471.344 olarak bulunmuştur.

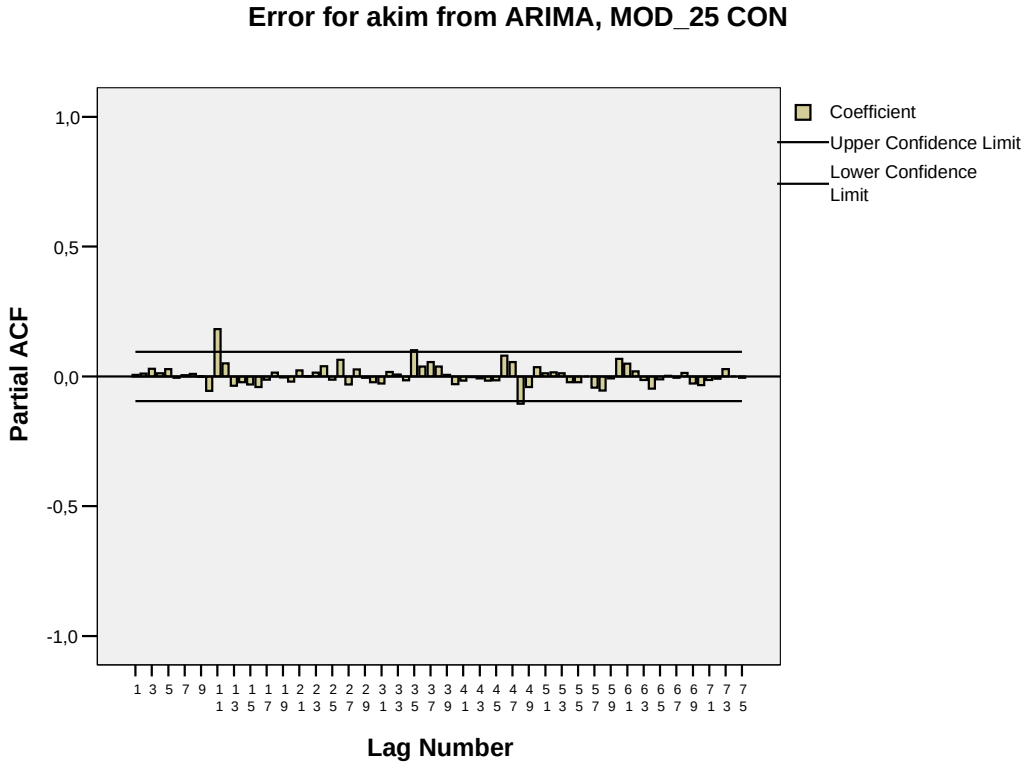
Seriye başka modeller de denenmiş ve AIC ve BIC değerlerine bakılarak en uygun model belirlenmeye çalışılmıştır. Uygulanan model denemeleri Çizelge 4.25'de verilmiştir.

Çizelge 4.25. 324 numaralı istasyon için uygulanan model denemeleri

Model	**AIC**	**BIC**	**Not**
ARIMA $(2,0,0)(1,1,0)_{12}$	3454.961	3471.344	
ARIMA $(1,0,0)(1,1,0)_{12}$	3461.504	3473.791	
ARIMA $(2,0,0)(2,1,0)_{12}$	3407.025	3427.504	AR(1) önemsiz
ARIMA $(1,0,0)(2,1,0)_{12}$	3415.882	3432.265	AR(1) önemsiz
ARIMA $(2,0,1)(1,1,1)_{12}$	3358.504	3383.079	AR(1), MA(1), SAR(1), önemsiz
ARIMA $(0,0,1)(0,1,1)_{12}$	3367.310	3379.567	
ARIMA $(0,0,2)(0,1,1)_{12}$	**3355.849**	**3372.233**	
ARIMA $(0,0,2)(0,1,2)_{12}$	3357.131	3377.610	SMA(2) önemsiz

AIC ve BIC değerleri ışığında un uygun modelleme ARIMA $(0,0,2)(0,1,1)_{12}$ modeli ile elde edilebileceği görülmektedir. Modelin geçerliliği hata serisinin akgürültü olup olmadığına bağlıdır. Hata serisinin ACF grafiği Şekil 4.50'de verilmiştir.





Şekil 4.50. Hata serisinin ACF ve PACF grafiği

Hata serisinin ACF ve PACF grafiğinden de anlaşılacağı üzere hatalar akgürültüdür. Dolayısıyla model geçerlidir.

Sonuçta ARIMA $(0,0,2)(0,1,1)_{12}$ modelinin denklemi aşağıda verilmiştir.

$$Z_t = \mu + (Z_{t-12} - \mu) + \varepsilon_t - \Theta\varepsilon_{t-12} - \theta_1\varepsilon_{t-1} + \theta_1\Theta\varepsilon_{t-13} - \theta_2\varepsilon_{t-2} + \theta_2\varepsilon_{t-14}$$

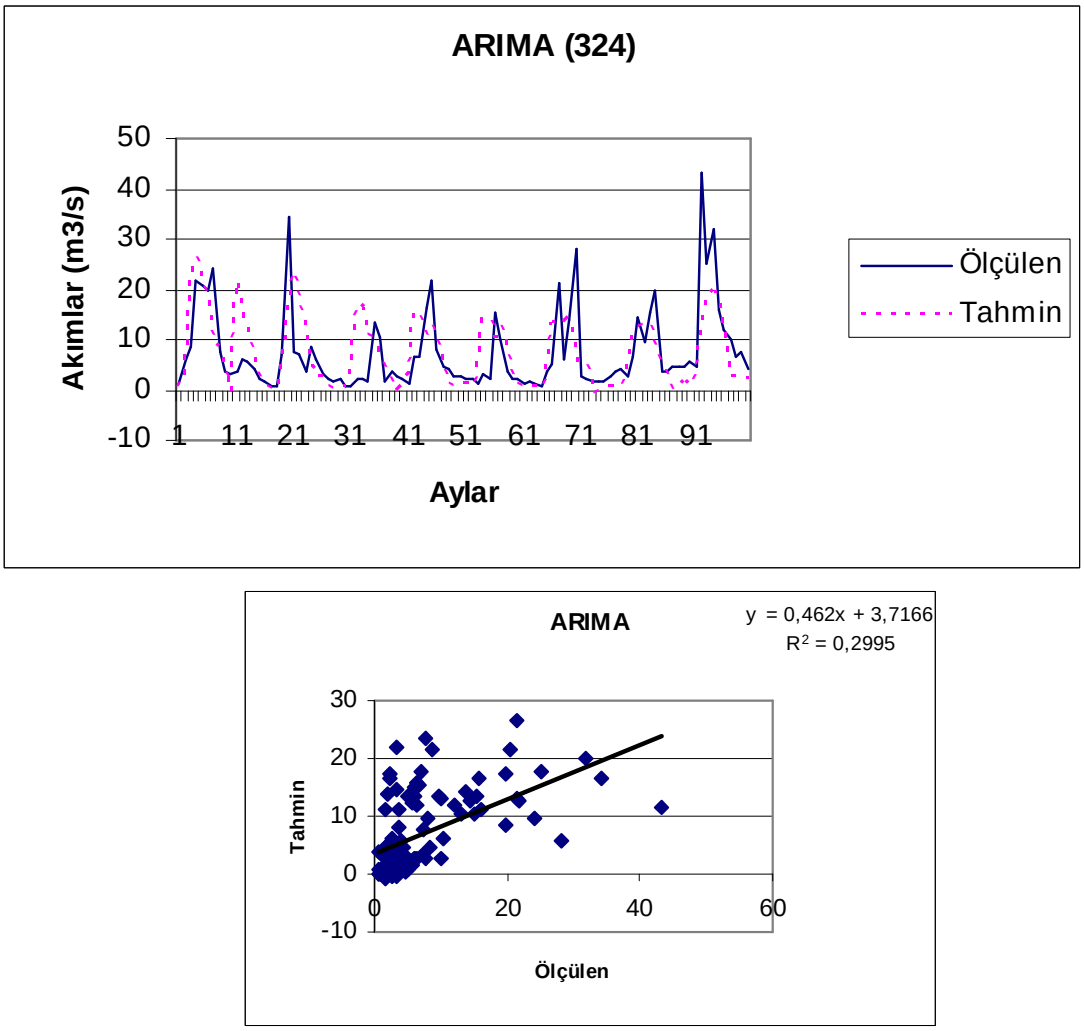
Modele ait parametre tahmin değerleri Çizelge 4.26'da, parametre değerleri kullanılarak oluşan model denklemi de aşağıda verilmiştir.

Çizelge 4.26. Oluşturulan modele ait parametre tahmin değerleri

Parametre	**Değer**
MA(1)	-0.133
MA(2)	-0.174
SMA(1)	0.887
Sabit Terim	-0.148

$$Z_t = -0.148 + (Z_{t-12} + 0.148) + \varepsilon_t - 0.887\varepsilon_{t-12} + 0.133\varepsilon_{t-1} - 0.133\times 0.887\varepsilon_{t-13} + 0.174\varepsilon_{t-2} - 0.174\varepsilon_{t-14}$$

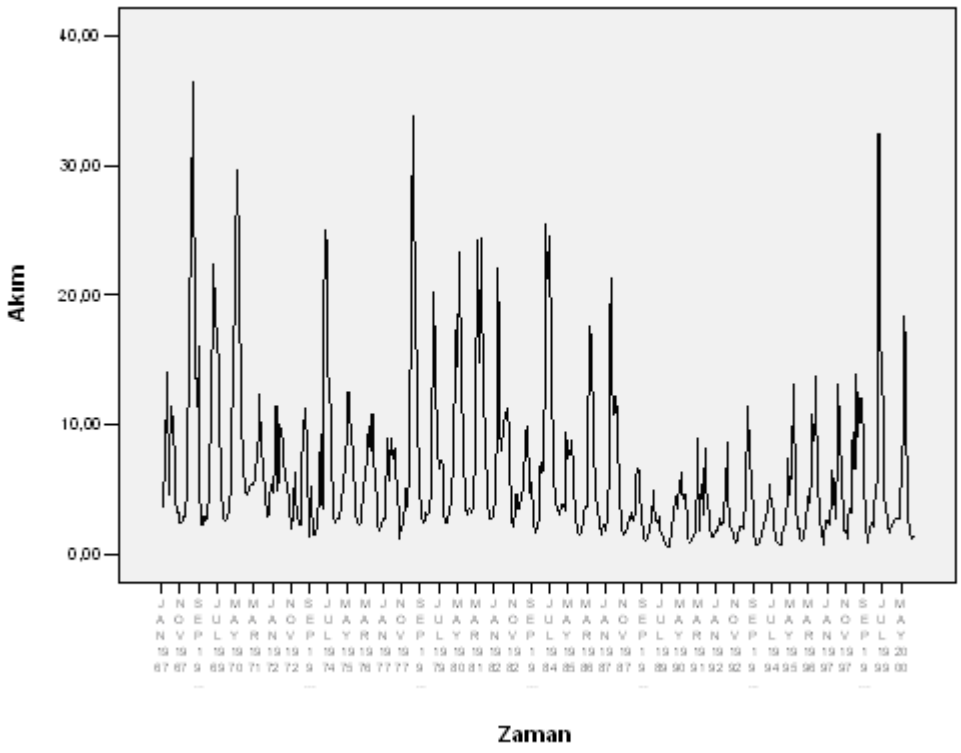
ARIMA $(1,1,1)(1,1,1)_{12}$ modelinden elde edilen model tahmini ile gerçek değerler arasındaki ilişki Şekil 4.51'de verilmiştir.



Şekil 4.51. Model tahmini ile gerçek değerler arasındaki ilişki

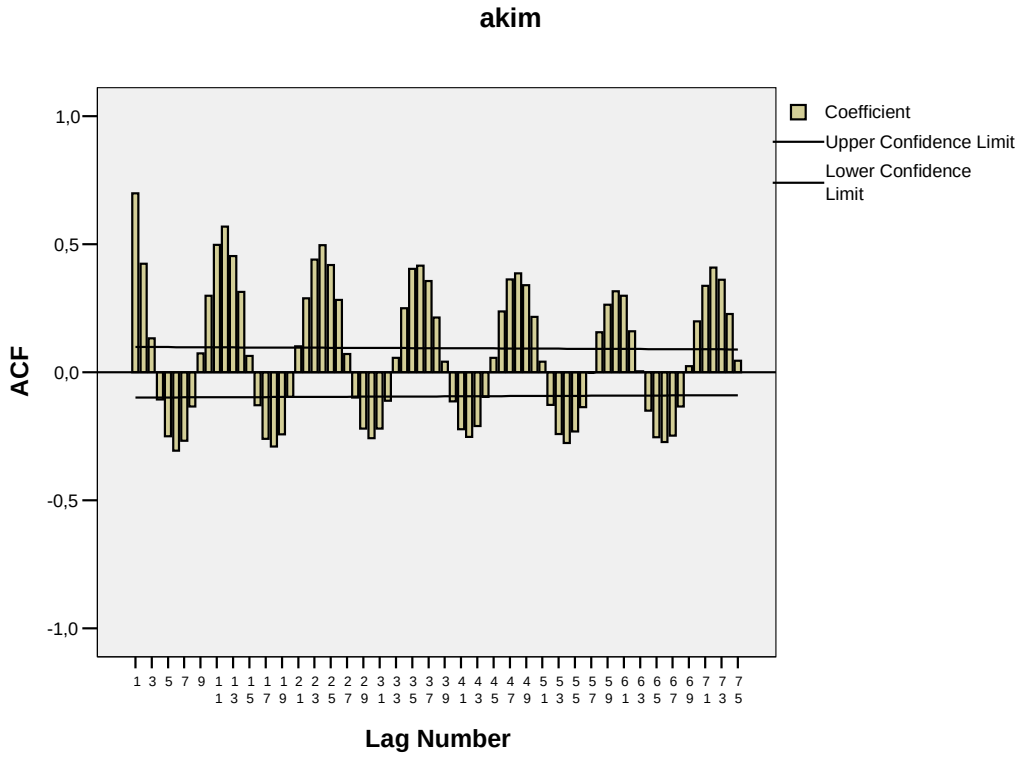
4.3.7. 328 Numaralı İstasyon

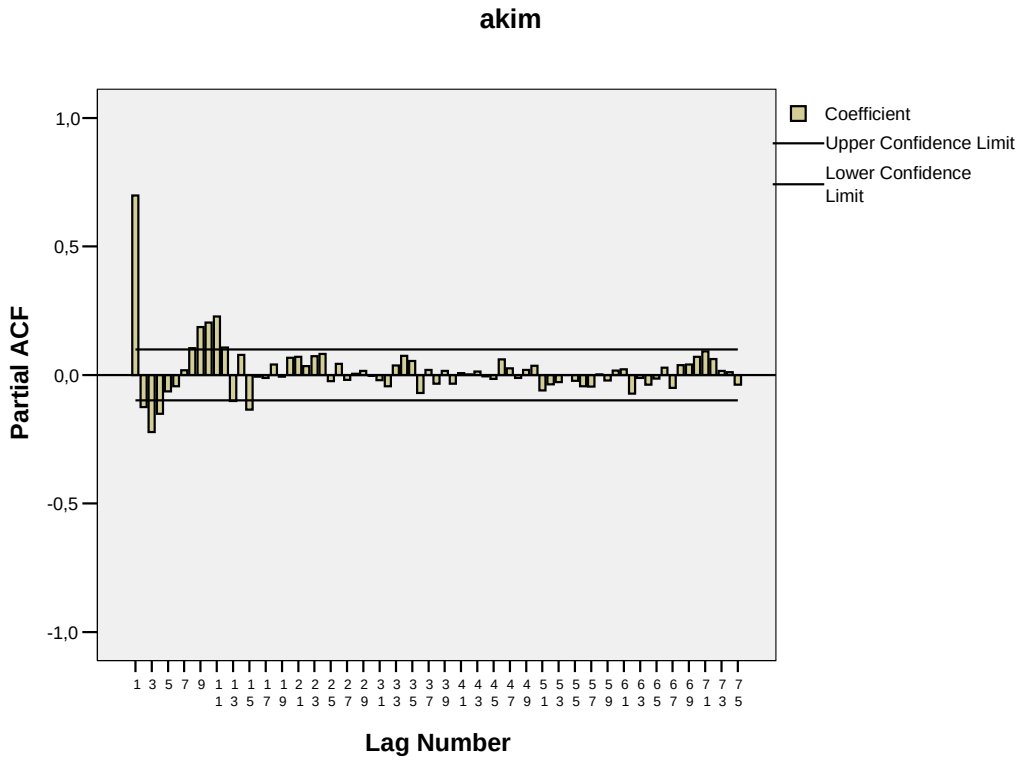
328 numaralı istasyona ait zaman serisi grafiği Şekil 4.52'de verilmiştir.



Şekil 4.52. 328 numaralı istasyona ait zaman serisi grafiği

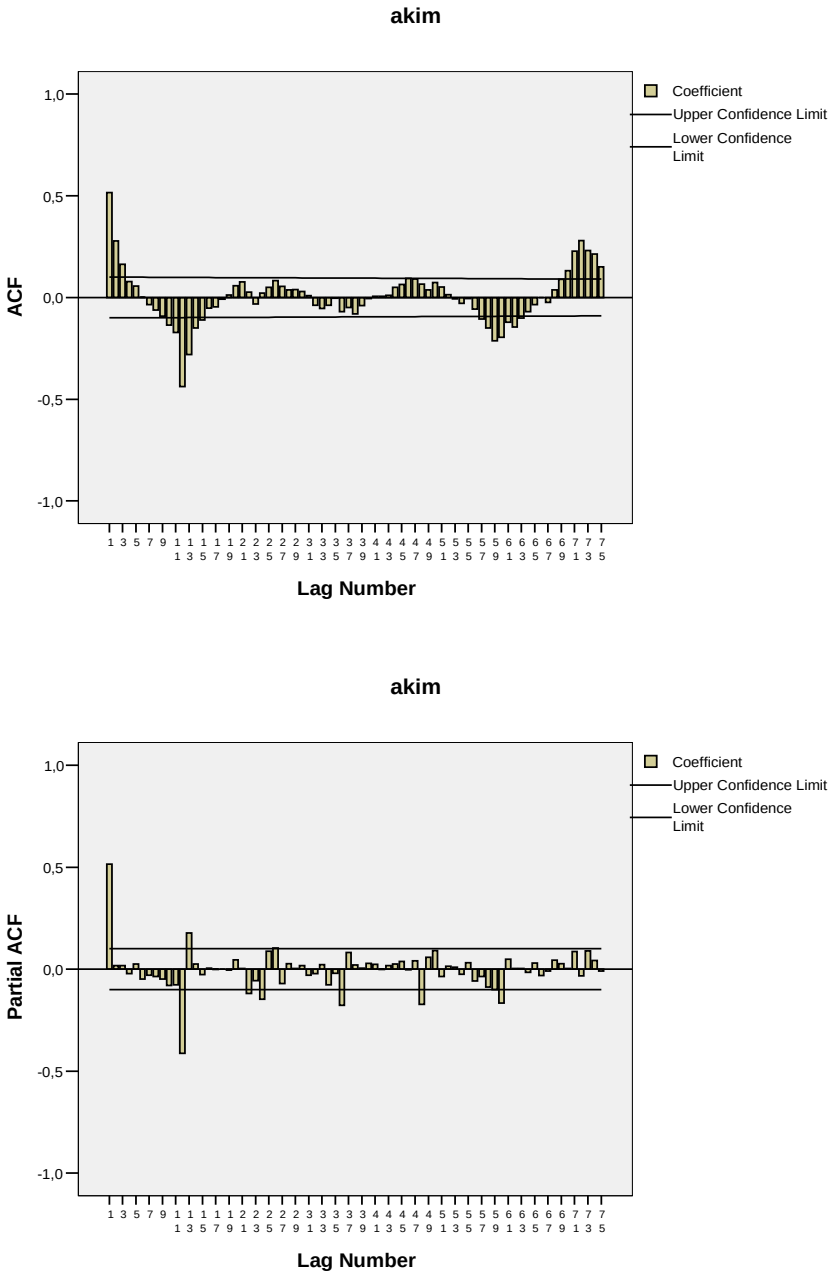
Bu zaman serisine ait ACF ve PACF grafikleri Şekil 4.53'de verilmiştir.





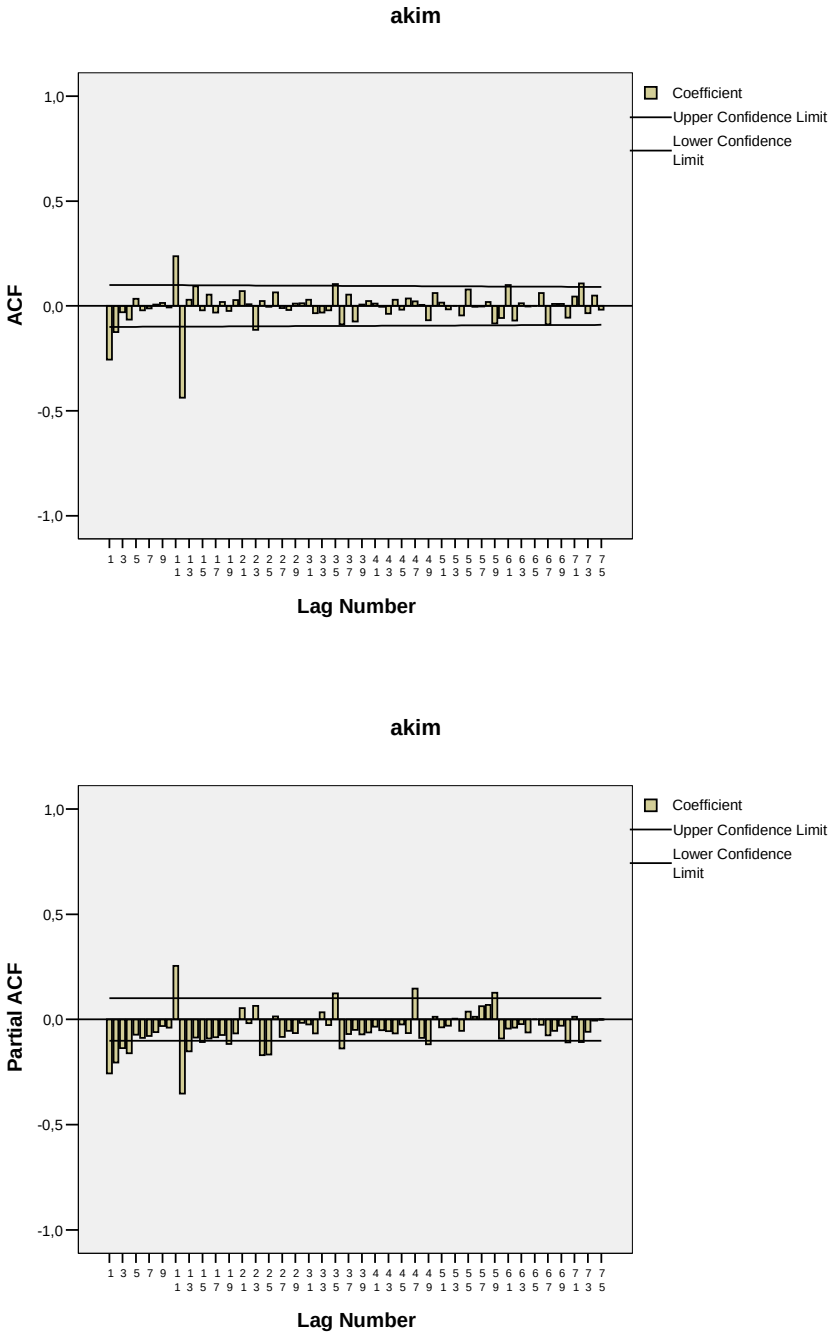
Şekil 4.53. 328 numaralı istasyona ait verilerin ACF ve PACF grafikleri

ACF ve PACF grafiklerinin incelenmesi sonucu ACF grafiğinin 12., 24., 36. gecikmelerin etrafında çok önemli ilişkiler olduğundan seride mevsimsel bir dalgalanma olduğu ve periyodunun 12 olduğu görülmüştür. Durağan olmayan seriyi durağanlaştırmak için seriye periyodu 12 olan mevsimsel 1 fark uygulanmalıdır. 1 mevsimsel fark alınarak elde edilen seriye ait ACF ve PACF grafikleri Şekil 4.54'de verilmiştir.



Şekil 4.54. 1 mevsimsel farkı alınan serinin ACF ve PACF grafikleri

Mevsimsel farkı alınan serinin ACF ve PACF grafikleri incelendiğinde seride bir trend olduğu anlaşılmıştır. Bu trendi kaldırabilmek için serinin birinci farkının alınması gerekmektedir. Birinci farkı da alınan serinin ACF ve PACF grafikleri Şekil 4.55'de verilmiştir.



Şekil 4.55. Birinci farkı alınan serinin ACF ve PACF grafikleri

ACF ve PACF grafikleri incelendiğinde serinin durağanlaştığı görülmektedir. Bundan sonra model belirleme aşamasına geçilebilir.

Seri durağanlaşana kadar birinci farkı ve birinci dereceden mevsimsel farkı alındığı için d=1 ve D=1 olmaktadır. PACF grafiği ACF grafiğine göre daha yavaş yavaş azaldığından seriye uygun model hareketli ortalama modeli olduğu ve bu durumda p=0, P=0 olarak düşünülebilir. ACF grafiğinin ilk iki gecikmesine ait ilişki önemli olduğundan q=2 ve ACF grafiğinde periyodun yanındaki 11'inci veya 13'üncü gecikmelere ait ilişkiler önemli olduğundan Q=1 olması beklenebilir.

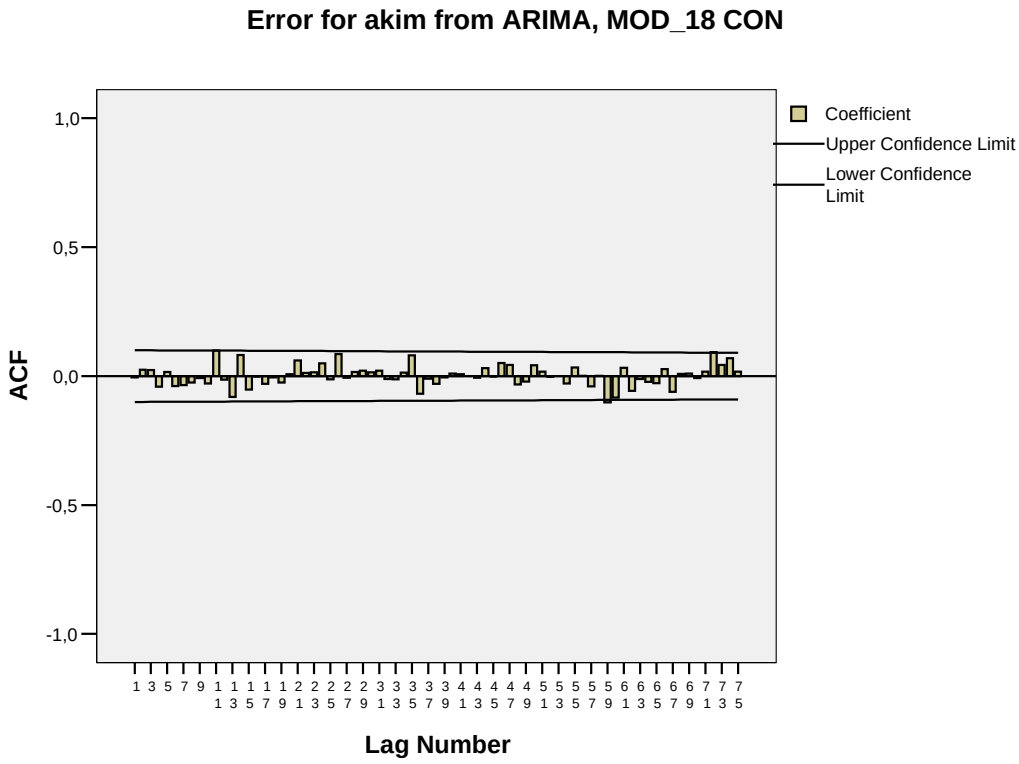
Buna göre ARIMA $(0,1,2)(0,1,1)_{12}$ modeli SPSS programında uygulanmış ve AIC=2190.214 ve BIC=2206.230 olarak bulunmuştur.

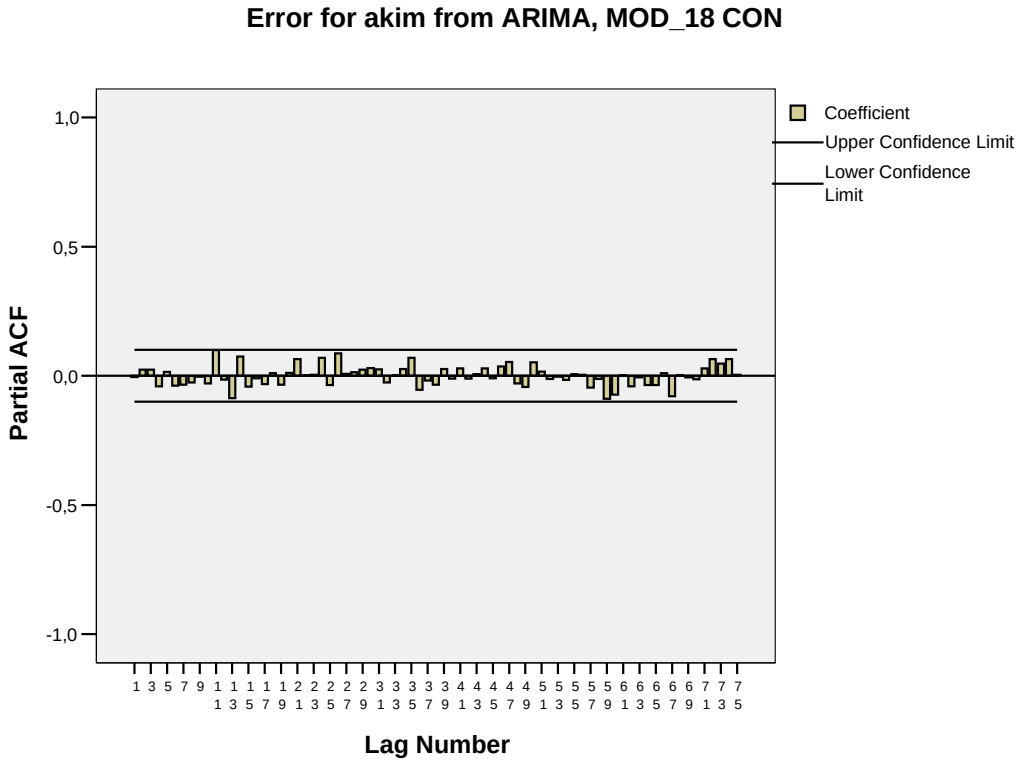
Ayrıca seriye başka modeller de denenmiş ve AIC ve BIC değerlerine bakılarak en uygun model belirlenmeye çalışılmıştır. Uygulanan model denemeleri Çizelge 4.27'de verilmiştir.

Çizelge 4.27. 328 numaralı istasyon için uygulanan model denemeleri

Model	**AIC**	**BIC**	**Not**
ARIMA $(0,1,2)(0,1,1)_{12}$	**2190.214**	**2206.230**	
ARIMA $(0,1,2)(0,1,2)_{12}$	2190.759	2210.654	SMA(2) önemsiz
ARIMA $(1,1,2)(1,1,1)_{12}$	2170.332	2194.205	MA(2) önemsiz
ARIMA $(0,1,1)(0,1,1)_{12}$	2220.867	2232.804	

AIC ve BIC değerleri ışığında un uygun modelleme ARIMA $(0,1,2)(0,1,1)_{12}$ modeli ile elde edilebileceği görülmektedir. Modelin geçerliliği hata serisinin akgürültü olup olmadığına bağlıdır. Hata serisinin ACF grafiği Şekil 4.56'da verilmiştir.





Şekil 4.56. Hata serisinin ACF ve PACF grafiği

Hata serisinin ACF ve PACF grafiğinden de anlaşılacağı üzere hatalar akgürültüdür. Dolayısıyla model geçerlidir.

Sonuçta ARIMA $(0,1,2)(0,1,1)_{12}$ modelinin denklemi aşağıda verilmiştir.

$$Z_t = \mu + (Z_{t-1} - \mu) - (Z_{t-12} - \mu) - (Z_{t-13} - \mu) + \varepsilon_t - \Theta\varepsilon_{t-12} - \theta_1\varepsilon_{t-1} + \theta_1\Theta\varepsilon_{t-13} + \theta_2\varepsilon_{t-2} + \theta_2\Theta\varepsilon_{t-14}$$

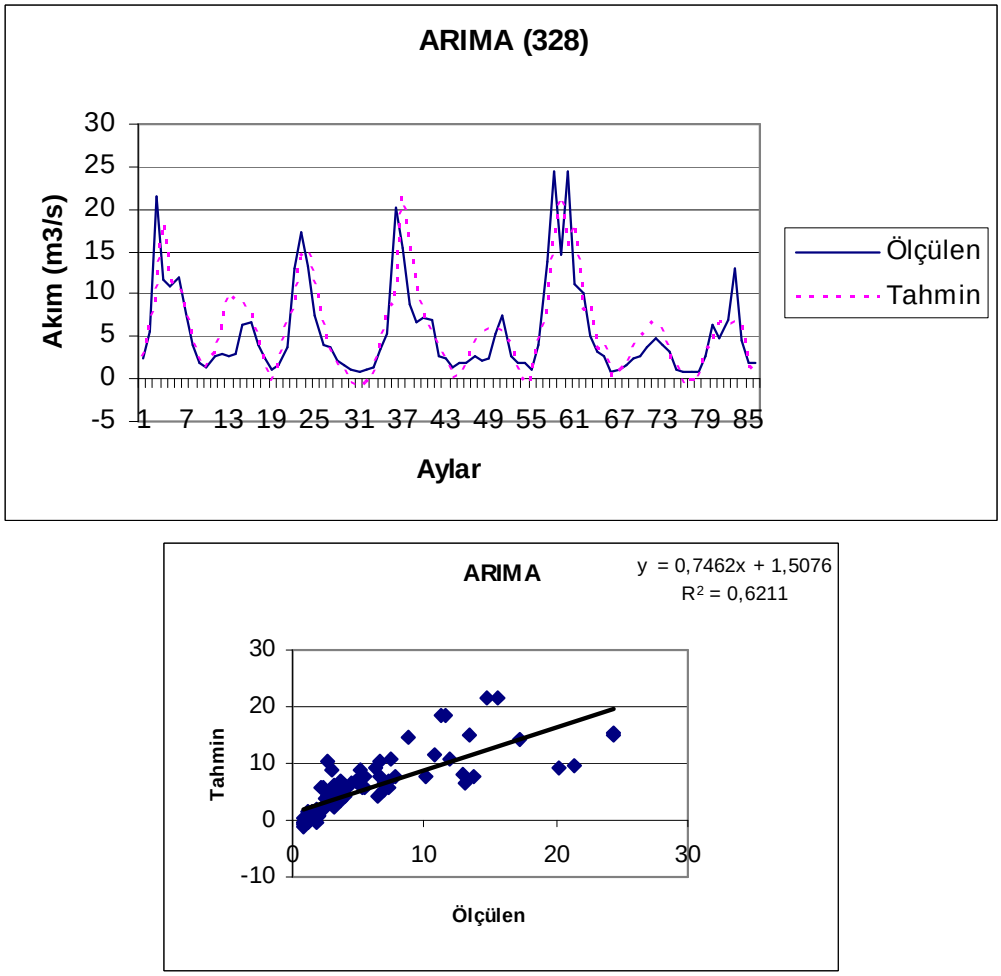
Modele ait parametre tahmin değerleri Çizelge 4.28'de, parametre değerleri kullanılarak oluşan model denklemi de aşağıda verilmiştir.

Çizelge 4.28. Oluşturulan modele ait parametre tahmin değerleri

Parametre	**Değer**
MA(1)	0.518
MA(2)	0.359
SMA(1)	0.872
Sabit Terim	0.000

$$Z_t = 0.000 + (Z_{t-1} - 0.000) - (Z_{t-12} - 0.000) - (Z_{t-13} - 0.000) + \varepsilon_t - 0.872\varepsilon_{t-12} - 0.518\varepsilon_{t-1} + 0.518\times 0.872\varepsilon_{t-13} + 0.359\varepsilon_{t-2} + 0.359\times 0.872\varepsilon_{t-14}$$

ARIMA $(0,1,2)(0,1,1)_{12}$ modelinden elde edilen model tahmini ile gerçek değerler arasındaki ilişki Şekil 4.57'de verilmiştir.



Şekil 4.57. Model tahmini ile gerçek değerler arasındaki ilişki

5. SONUÇ VE ÖNERİLER

Son yıllarda meydana gelen iklim düzensizliği ve buna bağlı olarak önemi artan hidrolojik çalışmalardan yola çıkılarak yapılan bu çalışmada, su kaynakları bakımından oldukça zengin olan Susurluk Havzası'ndaki akarsularda yağış-akış ilişkisi YSA ve ANFIS metotlarıyla modellenmeye çalışılmış ve modelden elde edilen akım tahminleri, zaman serisi modeli olan ARIMA modellerinin akım tahminleri ile karşılaştırılmıştır. Havzada uzun yıllar akım gözlemi yapılan Elektrik İşleri Etüt İdaresi'ne bağlı 7 adet akım gözlem istasyonuna ait aylık ortalama akım verileri, modelleme çalışmaları için kullanılmıştır.

YSA modelleme çalışmalarında, akım değerlerini etkileyebileceği düşünülen yağış değerleri, havzadaki meteoroloji istasyonları ile oluşturulan Thiessen Çokgeni yardımıyla belirlenmiştir. Bir ayın akım değeri ile geçmiş aylara ait yağış değerleri arasındaki korelâsyona bakılarak modellemeye esas olan veri setleri oluşturulmuştur. Modelleme, MATLAB programında YSA kodları yazılarak farklı YSA yapılarında eğitim ve test süreçlerinden oluşturulmuştur.

ANFIS modelleme çalışmasında da YSA modeline esas olan veri setleri kullanılmıştır. Modelleme, MATLAB programında ANFIS kodları yazılarak eğitim ve test süreçlerinden oluşturulmuştur.

ARIMA modelleme çalışmaları, istasyonlarda ölçülen akım veri serisi kullanılarak yapılmıştır. ACF ve PACF grafikleri analiz edilerek her bir seri öncelikle durağan hale getirilmiştir. Durağan hale getirilen serilerde yine ACF ve PACF grafikleri yardımıyla model tahmini yapılmış ve tahmin edilen modellerin geçerliliği araştırılmıştır. Geçerli olan modeller arasından AIC değerleri karşılaştırılarak seriler için en ideal model belirlenmiştir.

Modellerden elde edilen her bir istasyona ait model performansları Çizelge 5.1'de verilmiştir.

Çizelge 5.1. YSA model sonuçları

Modellere Ait Sonuçlar									
İstasyon	**YSA Modeli**			**ANFIS Modeli**			**ARIMA Modeli**		
	YSA Yapısı	**R^2 Değeri**	**Hata Kareler Ortalamasının Karekökü**	**ANFIS Yapısı**	**R^2 Değeri**	**Hata Kareler Ortalamasının Karekökü**	**ARIMA**	**R^2 Değeri**	**Hata Kareler Ortalamasının Karekökü**
302	1-25-15-1	0.60	28.53	Genfis 2	0.58	30.21	SARIMA $(1,1,1)(1,1,1)_{12}$	0.57	30.08
311	1-5-1	0.22	5.52	Genfis 2	0.17	6.00	SARIMA $(1,1,1)(1,1,1)_{12}$	0.31	5.33
314	1-25-25-1	0.24	23.43	Genfis 2	0.18	24.71	SARIMA $(0,0,2)(0,1,1)_{12}$	0.37	20.83
316	1-20-1	0.58	36.24	Genfis 2	0.48	42.06	SARIMA $(1,1,2)(1,1,1)_{12}$	0.47	41.07
317	1-25-1	0.76	47.31	Genfis 2	0.80	40.84	SARIMA $(1,1,1)(1,1,1)_{12}$	0.67	50.54
324	1-25-25-1	0.34	7.06	Genfis 2	0.57	5.36	SARIMA $(0,0,2)(0,1,1)_{12}$	0.30	7.22
328	1-25-1	0.38	4.84	Genfis 2	0.38	4.51	SARIMA $(0,1,2)(0,1,1)_{12}$	0.62	3.46

Elde edilen model performans değerleri incelendiğinde 311 ve 314 numaralı istasyon dışında YSA ve ANFIS modelleri kabul edilebilir sonuçlar üretebildiği görülmüştür. Ancak 311 ve 314 numaralı istasyonlarda R^2 değerlerinin düşük çıkmasına rağmen, tahmin değerleri ile ölçülen değerler arasında pik akım değerleri dışında kısmen uyum olduğu da gözden kaçırılmamalıdır. Bu istasyonlar gibi çok değişkenli akımların gözlendiği istasyonlarda çok güvenilir olmamasına rağmen, genel bir fikir sahibi olunması açısından modellerin tahminlerine başvurulabileceği düşünülebilir. Diğer istasyonlarda ise araştırılan modellerin performanslarına göre birbirlerinin alternatifi olabileceği sonucuna varılmıştır. Her bir modelden elde edilen tahmin değerleri EK 4' de verilmiştir.

Hidrolojik öngörü modelleme çalışmaları, sel ve kuraklık gibi doğal afetlere fazlaca hazırlıklı olmayan ülkemiz için büyük önem taşımaktadır. Hidrolojik parametrelerin ayrı ayrı gerek havza bazında, gerekse ülke bazında modellenip, model öngörülerine dayalı afet senaryoları üretilebilir.

Günümüzde her türlü politikaların geliştirilmesi bilime, dolayısıyla matematiğe dayanmaktadır. Bölgenin hem sosyolojik hem de ekonomik yapısını doğrudan etkileyen hidrolojik süreçler de son yıllarda pek çok matematik modellere tabi tutulmaktadır.

Ülkemizin tarım ekonomisi de göz önüne alındığında, su kullanım politikaları ve bitki deseni üzerine çalışmaların da, geliştirilen afet senaryoları altında yapılabileceği düşünülmektedir.

Bütün bunların ışığında, gelişen dünyanın insan sağlığına, ekolojik dengeye ve ekonomiye verdiği önemin ülkemiz için de geliştirilmesi birçok konuda fayda sağlayacaktır.

KAYNAKLAR

Akyılmaz, O., 2005, Esnek Hesaplama Yöntemlerinin Jeodezide Uygulamaları, Doktora Tezi, *İTÜ Fen Bilimleri Ens*., İstanbul.

Akyılmaz, O., Ayan T., 2006, Esnek Hesaplama Yöntemlerinin Jeodezide Uygulamaları, *İTÜ Fen Bilimleri Ens*., İstanbul.

Bayazıt M., Avcı İ., 1997, Water Resources of Turkey: Potential, Planning, and Development, *International Journal of Water Resources Development*, 13 (4): 443-452.

Baykal, N., Beyan, T.,2004, Bulanık Mantık Uzman Sistemler Ve Denetleyiciler, *Bıçaklar Kitabevi* , Ankara.

Bowden G. J., Dandy G. C., Maier H. R. 2003, Data Transformation for Neural Network Models in Water Resources Applications, *Journal of Hydroinformatics*, 5: 245-258.

Can İ., Acar R., 2001, Yapay Sinir Ağı Kullanılarak Yıllık Ortalama Yağış Yüksekliğinin Yersel Değişiminin İncelenmesi, *Mühendislikte Modern Yöntemler Sempozyumu*, İstanbul Teknik Üniversitesi Bulanık Mantık ve Teknolojisi Kulübü, 26-28 Eylül, s. 122,

Chang F.J., Chang, Y.T., 2006, Adaptive neuro-fuzzy inference system for prediction of water level in reservoir, *Advances in Water Resources*, 29: 1-10.

Chen, S.H., Lin Y.H., Chang L.C., Chang F.J., 2006, The strategy of building a flood forecast model by neuro-fuzzy network. *Hydro.Process*, 20: 1525–1540.

Cryer, J.D., 1986, Time Series Analysis, *Duxbury Press*, Boston.

Da Silva, L.N., De Arruda, L.V.R., Do Amaral, W.C., 1999, A novel approach to robust parameter estimation using neuro fuzzy systems, *Mathematics and Computers in Simulation*, 48: 251-268.

Daoming, G., Jie, C.,2006, ANFIS for high-pressure waterjet cleaning prediction, *Surface & Coatings Technology*, 201(3-4): 1629-1634.

Dibike, Y. B., Solomatine, D. P. 2001, River Flow Forecasting Using Artificial Neural Networks, *Journal of Physics and Chemistry of the Earth, Part B:Ç Hydrology, Oceans and Atmosphere*, 26(1): 1-8.

Elmas, Ç., 2003, Bulanık Mantık Denetleyiciler, *Seçkin Yayıncılık San. Tic. A.Ş.*

Fırat, M., 2007, Sinirsel Bulanık Mantık Yaklaşımı İle Havza Modellemesi, Doktora Tezi, *Pamukkale Üniversitesi Fen Bilimleri Ens*.,Denizli.

Fırat, M., Güngör, M., 2007, River flow estimation using adaptive neuro-fuzzy inference system, *Mathematics and Computers in Simulation*, 75(3-4), 87-96.

Govindaraju R.S., 2000, Artificial Neural Networks in Hydrology, II: Hydrologic Applications, *Journal of Hydrologic Engineering*, 5(2): 124-137

Grossberg, S., 1986, The Adaptive Brain I: Cognition, Learning, Reinforcement, and Rhytm, and The Adaptive Brain II: *Visions, Speech, Language, and Motor Control*, Elsevier/North-Holland, Amsterdam.

Gutierrez, W.J., Grandin, R.D. 1989, Estimating hidden units for two layer perceptrons, *Proc. of the 1st Int. Conf. On Artificial Neural Networks*, London, U.K., October, 120-124.

Güler, N., 2006, Bulanık Kümeleme Analizi Ve Bulanık Modellemeye Uygulamaları, Yüksek Lisans Tezi, *Muğla Üniversitesi Fen Bilimleri Ens*., Muğla.

Harmancıoğlu, N.B., Alpaslan, N., 1997, "Su Kaynakları Yönetiminde Entegre Yaklaşımlar", TMMOB İnşaat Mühendisleri Odası, *Türkiye İnşaat Mühendisliği 14. Teknik Kongresi*, İnşaat Mühendisleri Odası İzmir Şubesi, 26, 639-648.

Hebb, D. O., 1949, The Organization of Behaviour , *John WileySons*, New York.

Hocaoğlu, F.O., Kurban, M., 2005, Adaptif Ağ Tabanlı Bulanık Mantık Çıkarım Sistemi İle Eskişehir Bölgesi İçin Güneşlenme Süreleri Tahmini, *Elektrik-Elektronik-Bilgisayar Mühendisliği 11. Ulusal Kongresi ve Fuarı*, İstanbul, 22-25 Eylül.

Hopfield, J.J., 1982, Neural Networks and Physicial Systems With Emergent Collective Computational Abilities, *Proc. Nat. Acad.Sci*, 79: 2554-2558.

Hopfield, J.J., Tank, D.W., 1985, Neural Computation of Decisions in Optimization Problems, *Biological Cybernetics*, 52:141-152.

Hosking, J. R. M., 1984, Modeling Persistence in Hydrological Time Series Using Fractional Differencing, *Water Resources Research*, 20(12): 1898-1908.

Hsu, K., Gupta H.V.,Sorooshian S., 1998, River flow Forecasting Using Artificial Neural Networks. ASCE, *Water Resources Engin.Conference'98*, 967-972.

Islam S., Kothari R., 2000, Artificial Neural Networks in Remote Sensing of Hydrologic Processes, *Journal of Hydrologic Engineering*, 5 (2): 138-144

Kadılar, C., 2005, SPSS Uygulamalı Zaman Serileri Analizine Giriş, *Hacettepe Üniversitesi*.

Kaltakcı M.Y., Dere Y. 1997, Yapay Sinir Ağları Uygulamalarının İnşaat Mühendisliğinde Kullanımı, *Prof. Dr. Rifat Yarar Sempozyumu*, Editör: Semih S. Tezcan, İTÜ İnşaat Fakültesi Dekanlığı, Maslak-İstanbul, 10 Aralık, 411-420.

Katimon, A., Demun, A. S., 2004, Water Use Trend at Universiti Teknologi Malaysia: Application of ARIMA Model. *Jurnal Teknologi*, 41(B), 47-56.

Keskin, M. E., Terzi, Ö. 2001, Yapay Sinir Ağları Metodu ile Buharlaşma Miktarının Belirlenmesi, *Mühendislikte Modern Yöntemler Sempozyumu*, İstanbul Teknik Üniversitesi Bulanık Mantık ve Teknolojisi Kulübü,26-28 Eylül, s. 107,

Kohonen, T., 1984, Self-Organization and Associative Memory, *Springer-Verlag*, Berlin.

Lippmann, R.P., 1987, An Introduction to Computing With Neural Nets, *IEEE ASSP Magazine April*: 4-22.

Mamdani, E.H., Assilian, S., 1975, An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller, *Int. Journal of Man-Machine Studies*, 7(1), 1-13.

Mc Culloch, W.S., Pitts, W.H., 1943, A Logical Calculus of The Ideas Immanent In Neural Nets, *Bull. Math. Biophys*. 5: 115-133.

Minsky M., Papert, S., 1969, Perceptrons: An Introduction to Computational Geometry, *MIT Pres*, Cambridge, MA.

Mohan S., Vedula S., 1995, Multiplicative Seasonal Arima Model for Longterm Forecasting of Inflows, *Water Resources Management*, 9(2): 115-126.

Moller M. F., 1993, A Scaled Conjugate Gradient Algorithm for Fast Supervised Learning, *Neural Networks*, 6: 525-533.

Murat, Y.S., 2006, Comparison of Fuzzy Logic and Artificial Neural Networks Approaches in Vehicle Delay Modeling, *Transportation Research Part C-Emerging Technologies*, 14/1: 316-334.

Nayak, P.C., Sudheer, K.P., Ramasastri, K.S.,2004a. Fuzzy computing based rainfall-runoff model for real time flood forecasting, *Hydrological Process*, 17: 3749–3762.

Nayak, P.C., Sudheer, K.P., Ragan, D.M., Ramasastri, K.S., 2004b, A Neuro Fuzzy computing technique for modeling hydrological time series, *Journal of Hydrology*, 29: 52–66.

Özkan,İ.,A., 2006, Tornalamada Kesme Kuvvetlerinin Ve Takım Ucu Sıcaklığının Bulanık Mantık Ve Yapay Sinir Ağı Teknikleriyle Tahmin Edilmesi, Yüksek Lisans Tezi, *Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Ens.*, Konya.

Pao, Y.H. 1989, Adaptive Pattern Recognation and Neural Networks, *Addison-Wesley Publishing Co.*, Reading, Mass.

Rangel, J.L., Viveros, U.I., Ayala, A.G., Cervantes, F., 2005, Tunnel stability analysis during construction using a neuro-fuzzy system, *Int. J. Numer. Anal. Meth.Geomech*, 29:1433–1456.

Rosenblatt, F., 1959, Principles of Neurodynamics, *Spartan Books*, New York.

Rosenblatt, F., 1962, Principles of Neurodynamics: Perceptrons and The Theory of Brain Mechanisms, *Spartan Books*, Washington D.C.

Rumelhart, D.E., McClelland, J.L., PDP Research Group, 1986a, Paralel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition, v. I: Foundations, *MIT Pres*, Cambridge, MA.

Rumelhart, D.E., Hinton, G.E., Williams, R.J., 1986b, Learning Internal Representations by Error Propagation, *MIT Pres*, Cambridge, MA.

Şen, Z., 2001, Bulanık Mantık ve Modelleme İlkeleri, *Bilge Kültür Sanat Yayıncılık*, İstanbul.

Şen, Z., 2004, Mühendislikte Bulanık (Fuzzy) ile Modelleme Prensipleri, *İ.T.Ü. Uçak ve Uzay Bilimleri Fakültesi*, İstanbul.

Taewichit, C., Chittaladakorn, S., 2009, Hydrologic Time Series Data Modeling Using Multiplicative ARIMA, *Advances in Geosciences*, 11(HS): 81-94.

Thirumalaiah, K., Deo, M., 2000, Hydrological Forecasting Using Neural Networks, *Journal of Hydrologic Engineering*, 5(2): 180-189

Tokar, A.S., Markus, M., 2000, Precipitation-Runoff Modelling Usin Artificial Neural Networks and Conceptual Models, *Journal of Hydrologic Engineering*, 5(2): 156-161

Topçuoğlu, K., Pamuk, G., Özgürel, M., 2005, Gediz Havzası Yağışlarının Stokastik Modellemesi, *Ege Üniversitesi Ziraat Fakültesi Dergisi*, 42(3): 89-97.

Tütmez, B., Hatipoğlu, Z., Kaymak, U., 2006, Modelling electrical conductivity of groundwater using an adaptive neuro-fuzzy inference system, *Computers &Geosciences*, 32:421–433.

Uzundurukan, S., 2006. Zeminlerin Şişme Özelliklerine Etkiyen Temel Parametrelerin Belirlenmesi Ve Modellenmesi, Doktora Tezi, *Süleyman Demirel Üniversitesi, Fen Bilimleri Ens.*, Isparta

Vernieuwe, H., Georgieva, O., De Baets, B., Pauwels, V.R.N., Verhoest, N.E.C., De Troch, F.P., 2005, Comparison of data-driven Takagi–Sugeno models of rainfall–discharge Dynamics, *Journal of Hydrology*, 302: 173–186.

Wei, W.W.S., 1990, Time Series Analysis, Addison-Wesley *Publishing Company*

Widrow, B., Hoff, M., 1960, Adaptive switching circuits, *IRE WESCON Convention Record*, 4: 96-104.

Yaffee, R., McGee, M., 2000, Introduction to The Time Series Analysis and Forecasting, Academic Press.

Yılmaz, N.A.Ş., Alpaslan, F.N., Jain, L., 2004, ANFIS unfolded in time for multivariate time series forecasting, *Neurocomputing*, 61: 139 – 168.

URL1: http://www.yapay-zeka.org/modules/icontent/index.php?page=33 [Ziyaret Tarihi: 05 Mayıs 2008]

URL2: http://www.cems.uwe.ac.uk/~xzhang/PDF/MSc/Fuzzy%20Logic.pdf. [Ziyaret Tarihi: 30 Mayıs]

URL3: http://www.mathworks.com/access/helpdesk/help/toolbox/fuzzy [Ziyaret Tarihi: 08 Nisan 2009]

EKLER

EK 1: İstasyonlara Ait Resimler



302 numaralı istasyon



316 numaralı istasyon



302 numaralı istasyon



316 numaralı istasyon



302 numaralı istasyon



316 numaralı istasyon

EK 1'in Devamı



317 numaralı istasyon



324 numaralı istasyon



317 numaralı istayon



324 numaralı istasyon



317 numaralı istasyon



324 numaralı istasyon

EK 2: İstasyonlara ait akım verileri

302 numaralı istasyon

	Akım (m^3/s)											
	Aylar											
Yıl	EKİM	KASIM	ARALIK	OCAK	ŞUBAT	MART	NİSAN	MAYIS	HAZİRAN	TEMMUZ	AĞUSTOS	EYLÜL
1939	14,600	16,000	21,400	40,300	32,500	120,000	58,600	25,700	27,900	14,100	11,300	17,800
1940	14,400	21,900	334,000	123,000	149,000	163,000	212,000	92,300	60,800	34,200	23,400	21,600
1941	23,100	26,400	305,000	214,000	248,000	171,000	133,000	64,100	29,800	25,700	15,800	16,300
1942	20,200	21,600	33,900	127,000	145,000	125,000	75,100	41,400	22,100	31,000	21,200	28,900
1943	23,700	39,800	47,100	75,100	65,200	42,800	146,000	47,300	40,800	14,100	10,500	11,600
1944	14,100	19,900	36,600	49,700	205,000	276,000	202,000	64,400	31,100	14,900	12,300	11,700
1945	14,000	16,600	18,100	127,000	124,000	136,000	123,000	58,000	29,100	21,700	19,200	19,800
1946	21,500	21,800	29,800	32,700	79,200	99,200	80,500	50,900	42,900	22,200	18,200	18,300
1947	20,200	24,600	40,100	81,900	140,000	83,200	47,400	36,700	30,600	26,700	20,200	21,600
1948	23,700	35,100	97,000	183,000	214,000	218,000	244,000	197,000	81,500	46,100	36,900	36,200
1949	38,100	36,800	39,100	46,100	62,200	197,000	174,000	91,300	51,200	38,500	24,700	41,000
1950	31,500	49,800	47,700	74,700	162,000	202,000	152,000	93,200	58,400	36,500	28,700	30,500
1951	32,500	38,100	47,500	85,900	136,000	163,000	111,000	83,800	58,000	34,700	32,000	31,100
1952	36,800	37,500	53,100	189,000	316,000	127,000	92,400	59,800	45,000	31,400	26,300	23,400
1953	27,100	47,200	52,000	79,300	172,000	119,000	105,000	82,800	62,400	23,200	14,600	16,300
1954	17,100	18,900	22,400	61,200	157,000	116,000	95,000	85,700	32,000	16,700	13,500	14,200
1955	15,200	16,800	23,300	31,100	60,300	40,800	50,200	25,400	11,500	13,400	11,500	14,800
1956	11,000	87,800	42,500	54,000	175,000	136,000	92,000	52,300	26,900	16,100	13,000	12,400
1957	13,500	15,700	16,100	17,100	26,400	42,900	19,800	35,000	16,800	9,490	7,600	11,300
1958	9,580	19,300	47,300	69,100	80,900	146,000	129,000	72,000	36,500	19,700	14,600	16,700
1959	18,500	18,800	27,200	109,000	64,600	116,000	56,900	58,500	52,900	28,500	15,700	15,200
1960	17,900	21,800	28,700	127,000	110,000	127,000	109,000	65,400	51,700	23,500	14,800	14,400
1961	15,500	16,700	78,000	70,900	109,000	65,400	61,100	35,300	28,900	13,500	9,350	10,600
1962	13,000	17,600	24,100	26,400	85,500	133,000	108,000	44,800	23,500	13,000	9,570	11,200
1963	18,100	25,500	264,000	321,000	350,000	184,000	126,000	113,000	73,200	34,500	19,100	19,800
1964	23,600	25,600	93,700	30,800	64,800	193,000	71,900	62,000	38,700	18,000	13,400	19,300
1965	16,600	23,100	156,000	107,000	270,000	215,000	260,000	215,000	70,400	36,200	22,800	20,800
1966	21,600	30,500	77,500	211,000	109,000	188,000	160,000	83,100	39,900	23,300	19,800	20,400
1967	19,400	21,600	48,600	102,000	76,200	98,200	87,300	56,300	25,600	16,900	12,200	15,700
1968	16,000	16,400	44,500	205,000	201,000	222,000	109,000	56,200	38,800	18,600	17,200	21,400
1969	25,600	23,800	46,600	80,500	164,000	117,000	134,000	99,700	40,300	24,600	15,600	14,700
1970	17,100	18,100	61,900	111,000	258,000	242,000	173,000	89,100	57,700	33,300	20,500	20,700
1971	25,000	31,300	72,600	62,300	58,000	131,000	88,400	52,900	40,900	18,000	14,600	19,700
1972	21,000	25,300	66,800	30,400	60,100	58,000	70,200	61,800	40,000	25,400	17,800	18,800
1973	27,500	26,900	19,800	27,900	56,800	86,800	103,000	54,700	26,800	19,800	12,400	11,000
1974	16,400	26,700	131,000	35,300	126,000	165,000	110,000	122,000	49,000	21,700	19,900	19,100
1975	17,900	21,600	46,500	66,300	89,400	130,000	86,600	125,000	55,600	19,300	18,600	16,200
1976	16,500	35,600	71,600	82,500	111,000	85,100	115,000	72,100	34,300	16,900	15,900	13,000
1977	18,000	17,500	82,400	56,800	74,200	77,900	69,200	40,800	23,700	12,400	12,000	14,000
1978	22,500	29,600	66,200	176,000	248,000	176,000	150,000	83,500	40,100	19,500	15,900	21,800
1979	23,000	25,600	44,700	160,000	110,000	62,100	49,000	48,700	47,100	16,400	12,000	14,800
1980	18,300	30,800	56,700	180,000	156,000	178,000	126,000	75,500	43,400	18,400	14,600	15,000
1981	17,600	26,000	115,000	237,000	143,000	207,000	78,900	93,700	40,000	23,300	17,900	18,900
1982	20,800	32,500	238,000	134,000	96,200	104,000	112,000	104,000	53,200	26,700	16,600	16,400
1983	19,200	19,100	21,500	44,700	57,800	106,000	78,300	32,500	29,200	23,800	13,000	13,200
1984	14,600	46,700	55,400	82,500	161,000	157,000	186,000	111,000	41,400	23,700	22,200	15,100
1985	14,600	17,600	17,300	61,600	62,600	74,900	62,900	34,600	17,300	9,800	9,640	11,400
1986	13,100	30,300	28,300	138,000	151,000	109,000	53,200	30,800	23,000	11,600	8,410	9,600
1987	13,400	16,200	75,200	217,000	112,000	128,000	105,000	58,100	34,700	19,600	12,400	10,400
1988	13,600	24,700	64,500	27,300	46,200	97,400	90,400	45,000	23,200	11,100	7,830	7,560
1989	9,340	17,200	40,400	27,200	21,600	28,800	16,200	12,700	8,950	6,170	5,570	5,600
1990	37,400	30,300	59,200	50,500	57,700	51,500	48,200	57,100	19,000	9,520	7,830	8,790
1991	10,700	16,500	66,700	27,900	52,000	37,800	118,000	55,500	36,000	16,300	12,400	11,300
1992	14,800	15,500	17,400	23,300	27,700	69,400	69,400	30,800	26,100	15,400	7,410	7,520
1993	13,100	19,800	26,100	27,600	56,600	86,800	77,500	58,300	25,900	10,400	8,090	8,460
1994	10,600	15,300	23,000	21,000	51,800	42,700	33,900	26,700	13,300	7,450	6,250	5,530
1995	8,050	11,500	21,500	71,300	44,200	67,000	141,000	47,900	18,100	13,000	9,060	9,970
1996	11,500	23,400	36,700	35,800	81,000	91,700	122,000	54,400	23,700	11,100	8,500	12,500
1997	18,500	17,700	25,200	43,200	31,200	33,600	167,000	57,600	29,900	15,400	20,000	13,100
1998	25,500	26,200	76,300	53,900	98,800	79,300	91,000	90,800	50,000	22,200	12,500	12,500
1999	17,000	27,000	58,400	49,800	193,000	135,000	98,900	37,700	24,800	16,500	14,400	15,000
2000	14,300	18,200	18,800	25,400	76,900	105,000	146,000	84,600	31,100	16,200	13,700	12,000

EK 2 ‘nin devamı:

311 numaralı istasyon

Yıl	Akım (m3/s)											
	Aylar											
	EKİM	KASIM	ARALIK	OCAK	ŞUBAT	MART	NİSAN	MAYIS	HAZİRAN	TEMMUZ	AĞUSTOS	EYLÜL
1945	4,620	4,790	4,750	7,690	9,550	9,400	9,560	6,070	4,400	3,860	3,780	3,860
1946	4,220	4,250	4,380	4,960	8,910	9,940	12,100	9,250	8,290	3,950	3,390	3,470
1947	3,790	4,080	5,920	10,100	17,900	9,310	6,210	5,380	4,750	4,310	3,620	3,830
1948	3,780	4,150	8,350	12,600	15,700	12,500	14,800	10,700	6,760	4,310	3,960	3,910
1949	4,100	4,170	4,170	3,720	3,800	15,800	12,400	7,050	4,530	2,970	2,800	2,860
1950	3,340	4,590	4,510	5,540	10,000	12,800	10,700	9,140	6,430	3,800	3,070	3,620
1951	3,690	3,640	3,610	5,620	6,800	11,400	6,640	3,960	3,220	2,770	2,680	2,750
1952	3,560	3,080	3,210	7,850	17,000	8,330	5,430	4,630	3,500	3,150	2,470	2,330
1953	1,930	2,480	2,110	7,920	21,000	7,910	6,410	4,240	5,450	2,180	1,530	2,200
1954	2,500	2,720	2,300	3,910	14,600	14,200	9,300	6,450	4,460	2,130	2,080	2,800
1955	2,920	2,990	3,160	3,870	5,590	4,210	4,070	2,760	1,740	3,340	2,130	3,800
1956	2,470	8,620	5,610	4,780	36,000	17,000	10,300	8,210	3,510	2,330	1,810	1,990
1957	2,160	2,380	2,540	2,540	2,540	2,990	2,810	2,140	1,950	1,710	1,100	1,810
1958	2,310	2,750	3,730	7,290	9,060	19,600	11,800	6,230	4,540	2,810	2,510	2,500
1959	2,880	2,700	3,020	10,300	6,490	11,400	4,970	4,520	4,640	3,160	2,550	2,480
1960	2,550	2,660	2,650	8,240	8,140	9,030	9,850	7,900	5,930	3,190	2,640	2,680
1961	2,690	2,970	10,500	8,960	15,200	7,850	6,210	4,990	5,470	2,820	2,440	2,170
1962	2,230	2,480	2,810	2,770	11,000	16,800	9,400	5,270	3,600	2,460	1,900	2,100
1963	2,760	2,750	12,900	27,200	32,100	24,900	13,600	18,800	12,200	5,060	3,430	3,540
1964	3,810	4,030	6,330	4,090	6,760	17,700	6,340	5,240	6,680	3,390	2,960	3,170
1965	3,100	3,380	9,720	10,000	21,000	23,900	26,400	22,200	8,560	5,210	4,030	3,550
1966	3,820	4,860	8,440	31,600	12,500	32,200	21,700	9,190	6,070	4,060	3,710	3,760
1967	3,640	4,100	5,750	7,480	5,980	8,060	7,350	5,910	3,610	3,010	2,480	2,590
1968	2,750	2,800	4,200	17,400	32,400	33,900	12,600	7,270	4,130	3,450	3,100	4,650
1969	4,980	3,990	8,750	15,000	23,600	15,200	13,800	11,100	5,540	4,390	4,090	4,270
1970	4,130	4,080	9,690	14,700	25,500	28,900	19,800	10,200	7,120	5,480	4,680	4,440
1971	5,120	4,920	6,240	6,450	6,280	10,200	7,040	5,910	4,480	3,320	3,050	3,410
1972	3,530	3,880	7,020	4,040	7,800	6,710	6,180	5,200	5,000	4,500	2,840	2,530
1973	3,930	3,900	3,340	2,840	7,120	11,200	7,320	5,520	4,630	3,710	2,190	2,160
1974	2,710	2,690	6,030	3,740	20,000	30,700	11,000	10,400	7,830	4,140	3,650	3,550
1975	4,470	4,800	4,410	6,040	7,440	9,510	7,530	9,770	6,100	3,700	4,570	3,050
1976	3,410	4,900	7,230	9,240	10,300	7,920	9,320	6,580	4,520	3,030	2,700	2,500
1977	2,960	3,010	6,190	5,580	6,950	6,360	6,580	4,940	3,170	2,230	3,150	2,450
1978	3,650	3,500	4,790	23,800	36,500	19,400	15,900	7,960	5,690	3,930	3,580	4,040
1979	4,110	3,790	6,220	30,400	14,700	7,330	6,580	9,090	7,570	3,790	3,150	3,050
1980	3,140	4,640	8,560	34,200	20,000	27,500	18,000	9,260	6,260	3,390	3,150	3,230
1981	4,540	4,340	13,500	22,700	19,100	23,800	10,800	10,100	6,310	4,160	3,480	3,300
1982	3,660	4,050	30,300	14,800	8,630	8,970	8,340	8,770	6,040	4,670	3,090	2,920
1983	3,380	3,520	3,780	5,180	6,920	7,190	7,800	4,530	4,480	4,980	2,670	2,110
1984	2,480	7,290	9,460	10,700	28,000	19,600	24,000	13,900	6,400	4,250	4,040	3,180
1985	3,870	4,160	3,890	10,700	9,540	9,750	8,330	5,320	3,470	2,630	2,800	2,220
1986	2,760	3,520	3,780	8,810	14,700	9,720	4,360	3,070	3,530	2,080	1,670	2,210
1987	2,540	2,540	6,590	30,500	9,460	10,100	8,760	7,570	3,770	2,980	2,240	1,840
1988	1,160	1,110	1,650	1,450	3,630	6,450	6,510	4,420	3,020	1,910	1,830	1,830
1989	1,830	2,100	2,090	2,370	3,230	2,810	2,310	2,620	1,360	1,720	1,730	3,140
1990	4,400	3,160	4,320	1,900	3,320	4,990	4,380	4,700	4,900	2,700	3,190	2,770
1991	2,790	2,440	3,940	3,480	2,930	2,510	3,130	2,550	2,720	2,290	2,530	3,310
1992	3,210	2,460	2,060	2,370	1,930	1,990	2,230	2,130	3,580	3,260	3,120	3,370
1993	2,800	2,190	2,490	2,470	3,350	4,050	3,480	3,800	2,360	1,940	2,120	2,220
1994	2,500	2,590	2,290	2,350	2,360	1,990	2,390	2,500	1,500	1,430	1,790	2,030
1995	2,360	1,880	2,490	3,080	2,050	2,990	12,500	6,090	2,940	3,490	1,310	1,580
1996	2,900	2,690	2,370	2,070	5,640	11,300	12,100	3,560	3,800	3,790	3,070	2,680
1997	2,360	1,510	2,500	3,010	1,670	2,210	5,130	3,630	4,620	2,560	3,400	2,940
1998	4,330	3,800	4,030	3,390	8,100	6,970	8,780	6,660	7,890	4,160	4,500	4,210
1999	3,300	2,930	3,120	2,710	16,800	23,700	13,200	4,810	3,730	3,810	3,520	3,310
2000	2,800	3,330	2,730	3,000	2,860	3,610	15,500	7,870	4,450	4,150	4,160	5,840

EK 2 ‘nin devamı:

314 numaralı istasyon

Yıl	Akım (m^3/s)											
	Aylar											
	EKİM	KASIM	ARALIK	OCAK	ŞUBAT	MART	NİSAN	MAYIS	HAZİRAN	TEMMUZ	AĞUSTOS	EYLÜL
1953	3,230	42,000	27,600	103,000	75,900	61,200	14,600	6,710	6,490	1,680	0,600	0,540
1954	1,660	1,080	1,410	21,700	54,700	26,200	14,600	7,230	2,560	1,480	1,020	0,790
1955	0,980	2,340	17,300	35,700	48,500	34,900	23,400	5,550	2,250	1,160	0,832	0,810
1956	1,610	73,000	36,900	34,500	113,000	78,500	22,200	10,800	4,830	3,060	2,280	2,060
1957	2,470	3,480	3,660	8,980	6,800	20,700	4,190	4,000	1,860	0,910	0,360	0,400
1958	0,610	2,120	14,100	43,600	28,800	51,300	39,400	12,800	3,850	1,590	1,090	2,320
1959	4,120	3,550	11,100	86,400	50,500	45,700	9,460	5,650	2,650	1,980	0,570	0,580
1960	0,990	3,570	17,700	61,700	36,900	52,500	25,900	9,660	15,800	3,250	1,400	1,710
1961	1,810	3,350	30,900	44,500	68,600	11,400	11,100	7,370	3,660	1,160	0,560	0,700
1962	1,150	2,060	6,740	7,110	54,500	60,000	22,200	6,210	2,220	0,790	0,490	0,506
1963	9,250	9,700	161,000	125,000	120,000	50,700	21,200	11,300	4,920	1,790	0,960	0,803
1964	1,500	1,890	1,200	8,950	73,500	88,100	11,900	7,600	3,110	1,470	0,860	2,110
1965	1,820	2,740	44,000	30,300	182,000	37,800	55,200	31,100	6,840	2,540	1,510	1,160
1966	1,500	4,720	47,900	105,000	32,800	83,500	36,300	11,600	4,880	1,470	0,920	1,760
1967	1,880	3,610	57,800	93,800	25,300	23,500	12,800	6,940	3,170	1,290	0,830	0,965
1968	2,060	1,970	22,600	149,000	54,100	62,400	14,100	7,500	4,080	1,110	0,900	7,280
1969	2,510	11,000	23,400	67,600	79,900	42,400	46,400	14,400	5,210	2,900	1,540	0,950
1970	1,220	2,030	30,800	55,300	78,400	71,800	20,900	11,200	4,370	1,560	0,794	0,939
1971	3,000	6,720	20,100	45,700	53,500	98,200	30,600	8,900	6,090	1,180	0,764	2,000
1972	2,800	13,200	17,900	9,310	23,800	12,000	10,700	4,710	3,870	1,270	0,452	7,580
1973	36,700	16,700	8,160	19,400	59,700	59,000	23,300	7,850	2,800	0,626	1,050	0,469
1974	5,470	2,770	19,200	6,980	54,000	58,800	14,600	17,900	3,780	0,654	0,319	0,523
1975	0,966	4,400	15,600	83,200	39,300	55,300	18,600	15,000	6,260	2,080	2,630	1,040
1976	1,840	3,510	23,000	19,500	45,400	17,400	20,500	9,510	3,800	1,420	2,220	1,280
1977	4,590	9,000	41,300	36,400	34,500	39,500	9,960	4,900	2,010	0,775	0,342	0,538
1978	1,570	7,520	38,000	95,000	144,000	55,500	41,700	12,700	5,710	1,360	0,392	2,140
1979	3,200	4,350	9,950	49,000	29,100	11,700	11,500	6,700	1,680	0,387	0,551	1,020
1980	0,745	5,020	9,860	66,100	34,100	48,200	21,000	14,100	16,400	1,840	0,597	0,993
1981	1,770	6,900	58,000	140,000	91,500	55,900	12,900	12,100	4,230	1,460	0,491	0,544
1982	2,660	24,400	216,000	62,300	34,200	27,700	15,900	22,000	6,430	2,290	1,040	0,908
1983	1,720	2,040	5,140	19,700	42,300	24,300	17,400	6,420	2,380	0,772	0,537	0,370
1984	0,868	6,300	14,100	34,000	32,800	50,100	46,500	15,400	3,930	2,240	0,706	0,174
1985	0,384	2,000	1,790	24,500	17,100	22,300	12,600	4,200	0,544	0,117	0,000	0,156
1986	1,360	13,700	13,400	89,600	71,100	40,400	9,350	4,560	4,090	0,708	0,158	0,181
1987	1,670	2,520	7,800	50,300	40,400	78,600	24,000	9,500	4,810	0,972	0,097	0,257
1988	1,030	9,400	53,200	12,800	18,100	40,700	18,400	11,600	3,140	0,589	0,241	0,194
1989	0,575	56,400	58,300	12,200	7,010	13,100	4,810	2,630	1,590	0,213	0,049	0,208
1990	4,360	6,990	22,100	10,100	8,590	13,000	6,700	4,320	2,980	0,288	0,024	0,392
1991	0,976	2,480	76,300	30,900	24,500	17,300	24,300	15,300	7,580	2,170	0,602	0,763
1992	2,220	2,100	24,200	19,600	8,010	55,800	65,900	9,960	7,200	1,820	0,286	0,306
1993	0,795	2,500	17,700	19,700	74,500	91,900	28,400	10,200	2,730	0,729	0,218	0,536
1994	0,577	3,900	7,010	14,000	48,600	18,200	17,700	11,000	2,050	0,532	0,084	0,117
1995	0,508	8,750	13,500	65,900	19,800	47,300	32,500	7,760	2,680	1,240	0,300	0,802
1996	1,020	5,140	15,400	14,900	87,700	34,900	26,700	8,060	3,970	1,020	0,390	0,808
1997	1,520	2,840	19,000	46,100	10,700	40,200	73,900	9,230	3,360	0,637	0,621	0,661
1998	8,870	7,830	145,000	65,500	90,300	39,800	20,400	19,800	6,360	2,070	0,309	0,800
1999	3,110	15,200	45,200	26,500	123,000	50,800	23,200	6,560	2,820	0,581	0,068	0,685
2000	1,300	8,780	14,700	27,800	52,100	31,000	15,400	7,330	2,530	0,222	0,000	0,430

EK 2 ‘nin devamı:

316 numaralı istasyon

Yıl	Akım (m^3/s)											
	Aylar											
	EKİM	KASIM	ARALIK	OCAK	ŞUBAT	MART	NİSAN	MAYIS	HAZİRAN	TEMMUZ	AĞUSTOS	EYLÜL
1953	12,700	63,000	34,500	167,000	206,000	129,000	70,700	39,100	39,600	11,100	5,570	7,170
1954	9,700	10,500	15,300	80,900	137,000	87,000	63,100	49,500	16,000	6,790	5,590	5,570
1955	5,770	8,140	34,400	63,800	86,100	49,600	62,800	21,000	8,030	4,500	4,680	4,020
1956	5,340	115,000	69,500	76,500	284,000	158,000	58,700	28,700	14,500	7,430	5,500	6,020
1957	7,280	9,700	9,520	14,900	21,600	36,400	13,300	20,100	11,000	5,980	4,600	5,460
1958	6,120	13,700	32,400	83,000	90,400	136,000	94,600	27,000	15,200	7,300	6,310	8,270
1959	12,600	11,400	25,200	185,000	71,400	74,100	29,200	24,600	21,100	10,400	8,460	9,210
1960	8,160	11,800	31,200	200,000	109,000	98,000	62,700	29,500	24,600	7,400	4,170	4,450
1961	5,480	8,840	96,500	98,200	150,000	40,000	31,800	21,200	10,800	3,890	2,060	2,490
1962	3,510	6,630	15,200	18,700	119,000	162,000	92,900	24,100	8,780	4,730	2,230	2,420
1963	13,700	37,800	320,000	338,000	322,000	123,000	86,100	53,600	28,000	8,320	4,230	4,520
1964	6,450	9,190	92,900	21,800	51,500	172,000	35,500	27,400	12,500	3,880	2,380	5,600
1965	6,810	14,700	186,000	91,400	446,000	162,000	216,000	142,000	28,200	11,300	6,560	7,040
1966	8,470	24,100	111,000	267,000	80,800	162,000	110,000	45,400	19,900	6,730	4,820	10,200
1967	7,520	10,200	87,100	201,000	69,300	78,600	63,300	37,000	12,100	4,110	2,830	3,370
1968	5,350	7,190	35,600	350,000	205,000	191,000	58,400	29,600	17,300	5,620	5,130	18,800
1969	10,100	18,000	38,600	101,000	165,000	90,300	90,000	39,700	11,600	8,670	4,640	3,420
1970	5,090	6,640	63,400	112,000	183,000	149,000	116,000	27,600	15,000	6,070	3,040	3,710
1971	9,050	14,900	48,100	58,500	68,000	183,000	82,900	28,200	17,100	11,500	8,220	8,030
1972	7,710	11,700	63,200	32,200	47,300	36,600	49,200	34,400	15,000	6,880	9,920	12,900
1973	27,400	16,600	11,400	14,900	72,400	87,800	53,100	25,000	12,700	6,340	8,920	11,400
1974	14,400	17,900	84,700	30,200	136,000	192,000	68,400	60,000	16,000	8,860	13,400	12,700
1975	6,390	11,500	38,900	85,700	71,500	98,500	45,200	89,700	23,500	9,270	9,450	11,800
1976	11,000	22,700	61,600	60,200	104,000	43,200	98,700	35,000	14,700	7,410	7,840	6,750
1977	11,600	12,600	54,200	53,800	66,400	94,800	43,400	19,500	7,170	6,150	6,280	8,120
1978	8,260	19,000	60,600	194,000	260,000	140,000	125,000	41,900	19,200	10,700	10,200	21,700
1979	17,800	17,100	42,100	146,000	100,000	40,000	31,500	20,500	21,500	9,330	9,630	13,700
1980	12,700	17,200	43,200	170,000	113,000	119,000	65,100	44,800	36,100	14,100	10,700	12,400
1981	11,200	16,900	106,000	321,000	138,000	171,000	41,800	61,000	20,000	12,300	10,600	9,890
1982	14,400	20,400	325,000	114,000	83,300	71,300	69,700	79,500	28,200	16,400	12,900	13,000
1983	13,700	11,600	20,200	57,900	61,200	75,000	48,100	18,000	14,200	8,770	8,870	9,490
1984	11,600	30,500	41,100	81,300	150,000	129,000	118,000	47,300	19,800	16,000	13,300	11,300
1985	10,300	10,500	9,410	53,800	31,800	44,500	28,900	10,900	7,120	6,030	6,360	9,550
1986	9,940	29,500	22,900	129,000	172,000	85,200	25,500	16,100	13,100	7,740	7,090	11,200
1987	12,700	13,400	53,700	214,000	106,000	129,000	65,600	37,900	21,300	11,400	10,500	11,000
1988	12,600	27,200	96,200	24,000	38,400	117,000	51,100	21,000	12,200	7,810	7,700	9,450
1989	10,800	25,300	76,000	23,700	12,500	20,600	9,740	8,170	6,450	2,590	1,370	3,060
1990	6,920	12,700	48,300	32,800	42,100	33,600	25,400	21,100	11,100	4,430	3,520	6,040
1991	5,890	14,500	114,000	35,000	37,800	19,800	76,200	42,900	22,200	8,550	5,530	7,530
1992	5,960	6,100	18,600	19,100	15,700	72,800	54,900	11,100	13,000	6,740	4,720	6,800
1993	7,590	10,700	23,400	27,000	67,100	85,100	57,800	27,700	10,300	5,690	7,260	5,970
1994	5,080	6,580	15,400	14,600	68,600	36,400	20,600	12,500	8,370	5,570	5,360	4,610
1995	4,680	6,260	18,800	90,300	31,000	74,700	136,000	22,000	9,600	7,200	4,880	7,590
1996	5,450	14,700	31,600	25,700	111,000	93,700	86,000	21,300	11,300	7,200	5,860	11,700
1997	10,800	9,370	19,000	41,300	24,200	32,000	177,000	29,700	11,600	8,030	9,610	7,390
1998	17,800	16,700	125,000	78,400	124,000	83,900	66,900	70,900	24,400	13,700	8,430	9,990
1999	15,500	37,500	77,800	48,000	311,000	132,000	80,800	25,600	13,300	8,340	8,760	13,800
2000	13,200	12,000	17,000	32,500	79,100	79,500	78,800	39,500	13,100	6,960	7,660	8,270

EK 2 ‘nin devamı:

317 numaralı istasyon

Yıl	Akım (m^3/s)											
	Aylar											
	EKİM	KASIM	ARALIK	OCAK	ŞUBAT	MART	NİSAN	MAYIS	HAZİRAN	TEMMUZ	AĞUSTOS	EYLÜL
1965	33,800	37,200	230,000	286,000	541,000	598,000	510,000	524,000	189,000	102,000	58,100	262,000
1966	37,500	41,500	102,000	466,000	372,000	422,000	433,000	208,000	123,000	67,600	34,700	195,000
1967	25,300	30,300	77,300	341,000	232,000	257,000	203,000	151,000	90,400	45,800	22,200	124,000
1968	25,900	28,500	56,400	399,000	547,000	512,000	261,000	146,000	96,800	57,300	35,300	184,000
1969	40,900	68,500	99,300	235,000	417,000	351,000	296,000	250,000	116,000	71,100	39,000	167,000
1970	23,000	24,000	67,100	248,000	438,000	501,000	446,000	178,000	110,000	64,700	30,800	179,000
1971	34,300	41,800	107,000	168,000	148,000	387,000	300,000	146,000	99,600	53,300	32,000	129,000
1972	32,100	35,500	115,000	116,000	120,000	125,000	118,000	121,000	81,100	49,500	31,100	80,900
1973	58,700	69,100	69,600	70,800	106,000	246,000	205,000	142,000	86,300	42,900	25,800	94,900
1974	31,600	34,100	149,000	119,000	236,000	415,000	242,000	231,000	119,000	66,200	35,500	142,000
1975	25,700	33,100	60,000	156,000	197,000	253,000	221,000	203,000	143,000	76,800	49,000	121,000
1976	34,800	39,100	97,200	155,000	251,000	174,000	212,000	147,000	95,300	47,100	29,800	109,000
1977	30,400	40,000	103,000	129,000	182,000	237,000	174,000	124,000	69,500	34,200	16,600	96,200
1978	18,700	28,300	108,000	379,000	647,000	448,000	442,000	213,000	121,000	67,800	38,600	212,000
1979	44,100	45,000	81,000	292,000	281,000	153,000	112,000	88,200	79,800	44,300	27,400	107,000
1980	29,300	43,800	70,900	310,000	431,000	352,000	293,000	174,000	130,000	76,100	40,900	165,000
1981	33,300	40,200	173,000	591,000	488,000	500,000	222,000	187,000	112,000	70,500	38,700	207,000
1982	43,100	53,500	466,000	464,000	298,000	268,000	226,000	231,000	139,000	88,800	58,000	199,000
1983	38,500	34,900	36,700	78,400	139,000	214,000	169,000	101,000	69,800	44,400	32,200	81,800
1984	24,300	38,300	90,500	128,000	319,000	312,000	352,000	229,000	111,000	70,800	49,100	147,000
1985	30,100	32,200	34,900	70,800	103,000	132,000	130,000	84,900	46,000	23,100	13,000	59,200
1986	12,100	32,700	56,700	220,000	380,000	297,000	147,000	105,000	76,600	46,200	25,800	118,000
1987	20,500	29,800	57,000	390,000	350,000	305,000	282,000	169,000	122,000	76,500	43,900	156,000
1988	27,500	46,700	135,000	120,000	114,000	180,000	201,000	126,000	75,800	43,600	20,000	92,000
1989	18,000	48,800	127,000	113,000	87,100	83,400	37,500	21,600	15,200	11,100	8,200	48,300
1990	21,700	56,500	106,000	138,000	124,000	135,000	101,000	106,000	68,100	17,100	8,360	74,200
1991	18,000	43,900	151,000	118,000	119,000	108,000	220,000	159,000	131,000	61,000	14,700	96,500
1992	37,300	35,000	54,700	60,600	54,200	98,100	163,000	102,000	66,700	23,600	11,500	59,700
1993	15,700	38,600	56,800	66,500	87,500	177,000	166,000	126,000	68,800	21,200	10,900	70,800
1994	19,600	37,000	39,800	52,700	93,800	117,000	78,500	35,800	30,900	16,600	13,100	45,800
1995	15,300	15,200	48,900	139,000	140,000	145,000	325,000	170,000	82,800	26,000	11,900	95,000
1996	20,900	64,000	79,200	96,500	187,000	250,000	300,000	160,000	83,700	32,400	11,700	109,000
1997	42,800	49,000	59,100	108,000	88,700	99,000	301,000	206,000	106,000	38,700	17,300	96,000
1998	49,200	57,200	195,000	212,000	344,000	245,000	263,000	217,000	162,000	81,600	23,400	155,000
1999	37,000	80,200	142,000	138,000	420,000	413,000	276,000	140,000	75,400	35,300	19,400	150,000
2000	22,100	18,900	35,100	58,800	124,000	187,000	221,000	194,000	96,100	46,900	13,000	86,400

EK 2 ‘nin devamı:

324 numaralı istasyon

Yıl	Akım (m^3/s)											
	Aylar											
	EKİM	KASIM	ARALIK	OCAK	ŞUBAT	MART	NİSAN	MAYIS	HAZİRAN	TEMMUZ	AĞUSTOS	EYLÜL
1963	1,680	4,970	71,600	59,100	52,800	21,900	11,900	6,790	3,070	0,994	0,455	0,590
1964	1,110	1,530	19,600	3,550	15,200	34,600	5,560	3,710	1,670	0,383	0,160	0,560
1965	0,904	1,740	36,200	10,100	107,000	21,100	33,600	21,300	4,050	1,700	1,070	1,170
1966	1,600	3,820	18,400	54,900	13,800	40,100	17,800	6,600	2,840	0,916	0,573	1,640
1967	1,310	2,190	21,600	46,100	16,200	11,500	8,310	3,960	1,860	0,344	0,580	0,655
1968	1,270	1,480	7,000	73,500	36,900	34,100	7,490	5,810	2,570	0,500	0,982	5,410
1969	2,030	3,740	9,350	30,800	34,600	16,200	14,400	5,500	2,670	2,780	0,648	0,583
1970	1,200	1,840	16,300	26,000	45,200	27,200	14,200	4,560	1,860	0,530	0,719	0,261
1971	1,580	3,020	7,920	16,700	23,100	44,800	13,200	4,020	2,080	0,271	0,014	0,182
1972	0,838	2,160	13,200	5,010	9,250	4,040	5,230	4,430	1,560	0,090	0,000	0,757
1973	5,370	3,330	1,660	2,450	29,100	17,200	7,950	2,750	2,110	0,178	0,614	0,005
1974	2,410	4,530	18,000	3,650	29,800	30,600	7,710	5,430	1,730	0,183	0,000	0,097
1975	0,271	2,120	5,810	35,700	17,000	19,800	6,710	8,480	2,950	0,253	0,041	0,143
1976	0,683	2,830	17,900	11,300	24,100	6,130	17,500	4,840	1,980	0,232	0,248	0,362
1977	1,730	2,780	15,000	14,500	15,200	17,300	5,050	2,510	0,359	0,019	0,000	0,320
1978	1,280	6,010	15,000	48,000	54,900	26,300	22,700	7,300	2,990	0,872	0,689	2,780
1979	2,570	8,140	8,730	30,000	20,300	7,200	5,210	3,360	1,290	0,312	0,156	0,632
1980	1,050	3,000	9,830	39,500	16,300	25,800	13,100	6,600	10,100	1,110	0,645	1,160
1981	1,090	3,600	30,200	72,400	27,500	24,800	6,910	8,870	2,570	1,490	0,995	1,170
1982	2,140	4,670	89,600	22,300	15,600	16,900	11,600	14,400	4,060	1,790	1,590	1,190
1983	1,820	1,660	2,930	7,760	15,700	9,220	6,740	2,640	1,620	1,670	1,270	1,230
1984	1,140	6,130	8,730	21,500	20,500	19,900	24,300	7,520	3,550	3,220	2,600	2,010
1985	1,350	2,080	1,770	18,000	8,650	12,400	6,390	2,940	1,990	1,090	0,903	0,918
1986	0,932	7,690	3,830	30,500	31,400	15,100	5,000	2,850	3,080	1,520	1,570	1,240
1987	1,500	1,200	9,840	43,600	17,400	29,400	9,700	5,780	4,720	2,180	1,740	2,180
1988	2,500	6,600	25,000	5,690	9,000	20,000	8,060	4,330	3,330	1,560	1,650	2,600
1989	1,730	9,450	23,800	5,060	2,690	5,330	2,090	2,020	1,070	0,232	0,489	1,070
1990	0,640	1,400	10,500	3,430	6,060	5,560	3,970	2,350	1,880	0,838	0,837	1,320
1991	0,637	7,300	34,300	7,780	6,890	3,670	8,380	6,100	3,050	2,170	1,670	2,350
1992	0,813	0,601	2,390	2,220	1,530	13,200	10,300	1,940	3,450	2,680	2,080	2,540
1993	1,690	1,180	6,410	6,550	16,100	21,900	8,150	4,470	3,920	2,830	2,800	2,200
1994	2,030	1,450	3,340	1,980	15,200	10,200	3,800	2,380	2,040	1,230	1,570	1,100
1995	0,947	3,520	5,000	21,400	5,960	13,700	28,200	2,750	2,100	1,550	1,610	1,750
1996	1,460	2,390	6,730	4,390	24,900	15,900	7,380	3,090	2,600	2,150	2,520	3,650
1997	4,110	2,730	6,400	14,300	9,690	15,500	19,700	3,560	3,620	4,760	4,870	4,420
1998	5,820	4,660	43,400	25,200	31,800	15,700	12,000	10,200	6,520	7,570	3,990	3,070
1999	3,940	7,190	18,300	12,500	69,700	34,300	17,100	5,490	5,960	3,720	4,660	3,890
2000	3,490	2,390	3,770	5,950	17,200	9,120	9,140	5,760	3,260	2,220	3,370	3,380

EK 2 ‘nin devamı:

328 numaralı istasyon

Yıl	Akım (m^3/s)											
	Aylar											
	EKİM	KASIM	ARALIK	OCAK	ŞUBAT	MART	NİSAN	MAYIS	HAZİRAN	TEMMUZ	AĞUSTOS	EYLÜL
1967	3,540	3,720	8,780	12,300	6,580	11,200	10,400	7,780	3,080	3,220	2,380	2,390
1968	2,930	2,940	6,970	19,200	23,900	36,500	16,400	12,000	14,100	2,380	2,230	2,910
1969	2,530	2,990	7,140	12,500	22,400	18,300	16,900	14,500	5,120	3,670	2,450	2,700
1970	3,050	3,500	10,400	15,100	24,400	29,800	21,500	11,700	6,870	5,470	4,530	4,790
1971	5,240	5,340	5,460	6,820	7,710	11,200	8,480	6,230	4,930	2,880	3,080	5,310
1972	4,830	6,120	11,500	4,740	9,860	9,610	7,170	5,810	5,350	4,060	2,070	2,600
1973	5,850	3,450	2,520	2,140	7,720	10,200	11,100	5,370	2,500	4,290	1,400	1,420
1974	2,200	4,000	8,560	3,340	21,200	25,100	13,600	13,400	6,990	2,900	2,450	2,690
1975	2,720	3,640	4,850	6,440	8,440	12,600	10,200	8,820	6,610	2,940	2,430	2,270
1976	2,370	4,760	6,070	7,040	9,760	8,040	10,800	6,750	5,480	2,150	1,850	2,190
1977	2,710	2,780	8,200	6,370	8,650	7,390	8,040	5,760	3,970	1,570	2,150	2,510
1978	4,660	4,020	6,050	19,800	33,900	20,600	15,000	7,760	4,260	2,650	2,390	3,160
1979	3,050	3,440	5,440	20,300	15,500	8,850	6,710	7,240	6,890	2,810	2,360	2,760
1980	3,410	4,640	8,350	16,500	15,200	21,200	16,600	8,730	5,370	2,940	3,340	3,510
1981	3,220	4,060	13,800	24,300	14,700	24,400	11,200	10,100	5,140	3,100	2,660	2,830
1982	3,680	4,340	22,100	9,040	8,190	10,000	10,800	11,100	9,700	3,640	2,060	2,980
1983	4,610	3,440	3,900	4,380	6,180	9,580	9,770	4,920	5,360	3,450	1,580	1,980
1984	2,520	7,110	6,220	9,260	23,800	21,800	23,800	13,800	6,370	3,950	3,520	3,090
1985	3,400	3,910	3,610	8,980	7,530	7,860	8,610	4,970	2,930	1,700	1,500	1,630
1986	2,350	3,720	3,640	12,900	17,300	13,400	7,380	4,100	3,670	2,030	1,640	2,230
1987	1,940	2,500	5,550	21,400	11,600	10,800	12,000	7,780	4,020	1,870	1,470	1,600
1988	1,980	2,740	3,080	2,570	2,960	6,370	6,620	4,060	2,390	1,210	0,984	1,230
1989	1,770	2,740	4,330	2,870	2,410	2,750	1,690	1,460	0,972	0,670	0,472	0,679
1990	2,160	2,950	4,330	3,790	5,000	5,960	4,210	4,640	3,560	1,040	0,883	1,170
1991	1,370	1,940	6,900	2,810	4,980	3,850	7,460	4,240	3,380	1,660	1,340	1,400
1992	1,800	1,870	2,570	2,230	2,400	5,230	7,330	2,610	1,970	1,770	1,040	0,855
1993	1,600	2,080	2,130	1,980	4,740	10,600	8,880	5,470	3,790	0,881	0,685	0,765
1994	1,160	1,750	2,480	2,780	3,670	4,870	3,970	3,200	1,200	0,845	0,761	0,750
1995	1,650	2,110	2,820	6,470	4,940	7,040	13,100	4,510	1,900	1,940	0,936	1,140
1996	1,970	3,240	4,370	3,950	9,980	8,960	12,100	5,900	3,090	1,520	1,040	2,040
1997	2,650	2,310	3,440	6,190	3,910	2,910	13,200	8,280	6,910	1,850	1,840	1,370
1998	3,590	3,360	9,270	6,550	13,000	9,630	12,000	12,100	6,240	1,880	1,160	1,810
1999	2,440	2,200	4,720	5,490	32,500	15,800	14,200	4,160	3,570	2,030	1,710	2,260
2000	2,350	2,710	2,750	2,670	5,230	8,390	18,400	8,450	2,600	1,410	1,180	1,400

EK 3: Meteoroloji istasyonlarına ait yağış verileri

Balıkesir meteoroloji istasyonu

Yıl	Aylık Toplam Yağış (mm)											
	Aylar											
	EKİM	KASIM	ARALIK	OCAK	ŞUBAT	MART	NİSAN	MAYIS	HAZİRAN	TEMMUZ	AĞUSTOS	EYLÜL
1975				119,100	36,800	73,300	59,600	81,800	24,600	0,100	3,000	11,200
1976	31,100	81,500	113,000	48,200	57,600	31,300	60,000	57,000	2,000	11,300	35,800	8,000
1977	97,700	24,800	101,900	61,600	38,800	45,000	39,200	17,500	1,700	6,800	0,000	52,300
1978	38,400	110,800	77,100	110,000	94,900	68,400	65,000	75,900	2,500	NaN	0,000	119,700
1979	60,900	55,100	15,100	98,100	57,100	25,500	54,600	40,800	20,300	4,000	8,600	8,500
1980	36,700	110,100	75,000	148,100	26,900	88,600	62,600	58,600	91,700	0,100	0,000	7,000
1981	7,600	118,100	139,800	145,800	36,100	42,300	4,700	74,800	0,000	16,500	3,600	7,700
1982	46,700	102,500	300,000	49,000	30,100	26,400	76,600	70,200	2,500	25,200	0,000	0,000
1983	38,500	3,300	103,700	48,200	49,900	12,900	44,700	29,900	10,700	51,900	0,100	15,600
1984	38,200	108,400	58,000	75,600	69,600	63,300	103,000	9,800	4,500	34,400	5,000	10,300
1985	1,900	71,200	12,500	124,900	37,500	52,000	8,200	48,000	30,700	0,300	3,700	0,000
1986	69,300	107,300	40,000	118,600	105,200	16,600	34,700	10,500	19,200	0,000	0,200	8,100
1987	54,800	24,500	86,000	164,600	43,700	55,000	24,400	39,100	16,800	9,500	1,000	0,000
1988	31,000	113,900	135,800	17,600	46,200	93,700	40,900	19,100	23,400	1,400	NaN	5,000
1989	29,400	167,200	111,800	12,900	3,600	45,000	13,000	31,500	34,700	2,100	NaN	10,000
1990	60,700	64,800	120,700	4,800	37,400	31,100	66,600	20,600	22,500	0,000	NaN	20,300
1991	34,100	165,900	154,100	21,200	21,600	21,600	87,400	120,600	0,200	18,800	0,000	9,400
1992	23,100	30,100	31,400	2,400	28,300	62,700	46,700	18,200	39,900	6,000	NaN	0,000
1993	38,500	73,000	83,300	30,600	72,100	40,100	53,500	60,600	10,100	8,400	3,600	25,300
1994	12,400	68,700	62,300	33,600	83,100	26,200	32,200	35,500	23,100	2,600	0,000	0,500
1995	60,200	103,500	61,600	122,900	20,300	123,700	70,400	9,000	28,100	11,200	13,300	48,700
1996	32,800	94,400	66,200	31,200	99,000	103,000	39,200	28,500	0,100	14,600	5,200	61,100
1997	30,200	38,500	109,400	71,400	39,900	74,800	96,600	4,900	13,700	8,100	34,500	0,000
1998	113,700	61,000	196,400	69,600	68,700	68,400	19,800	94,300	14,300	7,700	NaN	NaN
1999	NaN	NaN	NaN									

Mudanya meteoroloji istasyonu

Yıl	Aylık Toplam Yağış (mm)											
	Aylar											
	EKİM	KASIM	ARALIK	OCAK	ŞUBAT	MART	NİSAN	MAYIS	HAZİRAN	TEMMUZ	AĞUSTOS	EYLÜL
1975				76,100	50,900	135,500	36,100	80,200	45,100	0,000	44,000	8,600
1976	48,600	82,300	106,100	78,600	18,500	16,500	43,700	19,200	4,900	22,600	58,300	47,600
1982	41,800	NaN	NaN	111,600	43,500	45,600	63,800	34,300	8,000	97,000	21,000	NaN
1983	40,200	9,000	91,800	103,400	55,600	9,400	37,700	41,700	57,400	30,200	0,000	35,300
1984	65,800	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	72,900	3,500	1,100
1985	12,400	62,800	13,200	144,000	70,300	36,300	34,000	31,600	9,500	7,500	5,400	18,200
1986	102,600	168,800	44,600	154,200	98,000	6,600	32,700	19,800	89,100	2,000	NaN	NaN
1987	47,400	53,400	148,400	165,300	21,100	66,500	31,400	46,700	9,400	NaN	NaN	NaN
1989	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	2,700	12,500
1990	96,300	97,300	81,600	21,400	51,500	21,000	47,100	51,000	20,600	19,600	0,000	70,700
1991	69,800	119,600	127,800	13,400	48,700	15,300	107,700	141,600	18,900	10,000	0,400	59,800
1992	65,400	14,800	36,400	4,400	48,500	61,000	38,400	14,500	85,900	18,300	NaN	NaN
1998	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	50,600
1999	109,100	91,300	103,000	50,700	222,400	79,700	22,600	7,800	30,900	6,400	33,000	6,500
2000	21,000	88,800	84,700	231,900	175,300	115,900	129,200	24,800	24,500	10,400	8,200	34,900
2001	83,300	36,600	76,100	13,100	62,300	38,100	113,200	58,800	10,500	4,200	18,800	22,600
2002	13,400	206,800	383,700	51,800	71,300	111,100	182,000	29,400	32,500	17,800	114,700	89,400
2003	107,700	59,600	58,300	104,200	117,100	31,400	177,800	24,500	NaN	NaN	NaN	156,300
2004	135,900	64,000	160,700	115,500	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
2005	NaN	NaN	NaN									

EK 3' ün devamı:

Bandırma meteoroloji istasyonu

	Aylık Toplam Yağış (mm)											
	Aylar											
Yıl	EKİM	KASIM	ARALIK	OCAK	ŞUBAT	MART	NİSAN	MAYIS	HAZİRAN	TEMMUZ	AĞUSTOS	EYLÜL
1975				160,900	112,000	64,400	62,200	55,000	95,000	4,700	24,500	4,800
1976	52,600	84,800	149,500	62,200	42,600	23,500	33,800	19,500	17,100	84,300	35,700	16,500
1977	99,800	77,400	109,300	68,000	50,100	115,300	48,000	10,600	8,100	69,000	0,300	54,600
1978	25,100	99,600	190,500	333,900	129,300	91,200	92,500	33,200	0,100	1,200	0,500	136,700
1979	69,400	76,200	122,000	146,900	60,200	22,500	40,400	20,400	6,600	18,800	117,800	34,300
1980	65,700	111,400	91,900	118,600	68,100	128,200	63,400	53,600	37,700	22,500	1,200	14,400
1981	13,200	114,600	128,000	283,900	121,600	59,600	14,200	75,600	22,100	15,900	0,300	13,400
1982	85,900	113,300	242,300	114,700	25,800	39,900	99,200	75,200	2,900	19,200	6,100	2,000
1983	37,200	33,200	84,500	136,300	93,900	7,700	74,800	21,700	61,800	28,800	4,200	79,200
1984	37,700	92,400	57,800	94,100	55,200	99,600	83,600	16,400	11,500	14,700	12,500	0,200
1985	17,200	64,500	16,100	163,700	72,600	27,900	31,900	12,500	3,000	5,200	1,100	2,200
1986	108,700	157,200	58,500	189,200	135,900	34,100	77,600	9,800	68,200	NaN	0,000	3,900
1987	58,400	56,800	67,500	135,500	37,300	137,700	42,300	35,700	13,700	21,300	7,200	1,000
1988	61,100	131,700	121,500	11,900	57,000	80,000	69,000	3,700	48,100	15,300	7,500	12,000
1989	30,100	362,600	165,400	14,900	12,500	40,200	13,700	71,600	25,100	0,000	3,000	11,500
1990	158,400	125,800	137,200	26,700	24,300	42,800	44,200	50,600	68,300	6,100	0,400	46,800
1991	57,500	86,800	175,200	41,500	39,200	27,500	87,300	104,200	13,000	7,300	0,800	50,800
1992	205,000	77,000	133,900	2,200	54,400	127,000	43,000	22,300	71,400	35,700	NaN	0,900
1993	44,100	74,300	110,900	102,300	89,100	53,700	52,600	21,800	4,900	5,300	12,300	20,800
1994	7,500	91,800	54,800	43,300	84,900	28,100	55,300	44,000	39,300	14,200	5,500	NaN
1995	181,500	91,000	110,600	122,100	22,000	129,900	46,600	0,900	2,600	36,700	15,300	15,300
1996	21,400	129,800	94,400	61,000	128,200	109,900	61,900	35,100	3,500	31,100	0,800	57,100
1997	19,600	35,700	74,400	61,700	44,100	92,500	103,000	20,500	19,400	16,200	70,700	2,000
1998	171,900	59,800	179,300	32,300	61,400	98,100	36,200	125,800	19,600	21,400	NaN	63,600
1999	109,600	116,200	169,300	66,900	125,500	70,700	24,800	4,300	14,200	NaN	21,000	18,100
2000	17,100	83,700	147,000	70,500	93,000	66,200	42,200	30,000	21,000	5,400	18,000	30,100
2001	53,000	67,900	43,100	20,700	81,000	19,800	81,700	38,800	4,500	3,600	27,200	22,300
2002	3,000	158,200	273,700	48,800	21,900	54,900	76,400	16,100	14,600	0,400	22,300	139,600
2003	83,000	59,200	52,200	76,400	170,300	89,000	78,300	9,300	NaN	7,200	NaN	56,800
2004	92,400	56,400	137,400	203,200	41,900	46,200	53,700	14,300	9,500	6,700	53,600	1,600
2005	46,100	55,400	58,400	125,900	125,500	54,500	32,000	45,200	4,500	41,600	18,400	47,100
2006	126,200	133,400	62,800	102,100	105,300	91,500	10,500	3,000	9,800	NaN	NaN	106,800
2007	58,500	NaN	NaN									

Emet meteoroloji istasyonu

	Aylık Toplam Yağış (mm)											
	Aylar											
Yıl	EKİM	KASIM	ARALIK	OCAK	ŞUBAT	MART	NİSAN	MAYIS	HAZİRAN	TEMMUZ	AĞUSTOS	EYLÜL
1975				56,000	40,800	70,900	42,400	68,800	62,200	1,200	21,700	5,800
1976	31,700	83,400	64,000	71,300	37,800	16,000	52,300	70,100	35,000	16,700	12,600	7,700
1977	79,400	18,200	97,600	42,100	28,100	38,500	58,100	5,100	28,200	2,600	1,600	55,100
1978	102,700	56,100	107,600	128,000	103,100	54,200	44,700	55,800	1,300	0,300	0,400	78,800
1979	43,900	30,900	48,900	131,800	40,000	19,100	23,000	96,300	38,500	12,100	NaN	4,400
1980	51,400	82,600	58,600	124,300	21,000	84,300	24,600	15,900	72,900	1,000	18,600	18,400
1981	24,500	71,100	92,600	108,000	61,000	52,400	17,700	56,700	9,000	14,900	13,700	7,400
1982	63,300	38,000	142,300	43,300	24,200	26,100	67,900	54,200	5,200	26,600	25,100	1,900
1983	45,800	11,300	48,400	50,300	61,100	11,600	66,200	41,000	64,300	44,700	13,800	9,400
1984	29,200	123,000	21,200	73,400	75,200	48,700	83,600	35,400	0,000	33,000	12,200	NaN
1985	2,800	51,300	5,400	99,000	46,700	30,800	24,600	14,300	9,800	NaN	9,500	NaN
1986	35,800	82,200	40,500	79,000	50,400	18,800	11,000	35,600	56,500	0,000	NaN	5,200
1987	9,600	11,600	126,700	155,000	11,600	60,000	55,000	8,800	27,100	3,800	NaN	3,800
1988	9,200	37,000	64,500	5,400	45,500	52,600	58,200	17,000	48,000	9,000	NaN	3,400
1989	27,200	58,000	44,100	13,100	12,200	NaN	NaN	33,800	8,900	23,200	NaN	NaN
1990	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	3,600	37,700	57,600	17,600	5,500	17,000	36,500
1991	32,200	21,100	121,600	23,400	25,000	22,300	39,900	61,200	30,900	18,400	2,700	3,100
1992	37,900	32,200	42,400	2,900	9,000	63,700	46,600	21,400	86,400	21,700	28,700	NaN
1993	30,600	52,700	44,200	27,100	53,200	56,900	30,800	84,600	63,100	4,700	12,600	6,500
1994	5,200	77,000	46,200	34,600	37,500	38,600	34,400	40,200	29,000	45,200	12,700	NaN
1995	41,700	67,500	51,100	67,800	10,800	80,200	56,700	16,300	21,300	NaN	NaN	NaN
1996	NaN	NaN	NaN									

EK 3' ün devamı:

Dursunbey meteoroloji istasyonu

Yıl	Aylık Toplam Yağış (mm)											
	Aylar											
	EKİM	KASIM	ARALIK	OCAK	ŞUBAT	MART	NİSAN	MAYIS	HAZİRAN	TEMMUZ	AĞUSTOS	EYLÜL
1975				59,300	57,700	76,000	54,500	60,700	42,100	11,200	29,600	5,900
1976	29,900	81,400	63,700	74,300	40,100	21,300	72,600	76,300	4,400	6,600	40,600	3,000
1977	78,800	32,400	90,500	54,200	36,300	39,300	55,900	5,000	24,000	1,400	0,800	30,800
1978	76,100	73,500	111,900	133,700	79,200	86,800	75,800	44,200	3,300	0,900	11,500	100,400
1979	39,100	32,100	42,600	108,400	42,500	19,700	37,400	44,000	11,800	4,300	31,200	6,700
1980	77,300	90,100	47,800	131,000	42,400	72,700	44,200	51,500	67,600	NaN	0,000	4,200
1981	6,200	106,700	91,300	170,800	46,100	66,700	16,200	63,100	26,400	3,000	7,300	33,600
1982	38,500	62,500	187,200	58,200	36,500	35,200	87,800	60,200	2,200	19,700	3,500	3,000
1983	50,900	3,700	73,100	57,700	63,600	17,000	40,200	63,700	37,700	54,900	10,500	21,700
1984	62,300	153,200	44,000	69,100	88,500	70,000	87,900	26,300	10,800	7,000	9,300	0,400
1985	3,400	86,900	26,000	94,200	72,500	41,800	23,500	28,600	10,900	0,900	0,700	NaN
1986	50,200	115,400	45,900	136,800	90,100	14,300	32,100	38,400	57,200	NaN	14,100	0,900
1987	23,500	38,300	162,600	193,100	32,100	40,800	34,200	39,700	34,900	22,100	4,400	0,200
1988	22,800	60,000	139,100	10,100	56,600	128,500	42,100	15,100	22,800	8,500	0,300	7,500
1989	37,900	82,400	77,200	9,900	9,900	31,300	12,100	42,800	44,400	1,600	10,600	6,800
1990	83,900	82,300	102,500	17,700	36,400	15,600	84,000	33,500	35,400	1,200	13,000	42,300
1991	41,400	39,400	145,500	31,500	44,900	21,400	91,700	149,200	6,200	10,300	0,100	21,800
1992	14,800	25,200	50,700	23,500	19,800	77,200	35,600	10,700	79,100	10,600	30,800	NaN
1993	65,300	73,900	60,800	44,900	57,500	42,500	47,700	77,300	3,900	6,000	0,900	17,200
1994	9,800	65,200	67,100	34,900	87,900	36,000	22,800	32,600	53,800	3,500	1,000	0,600
1995	53,200	69,200	61,000	132,100	12,300	87,000	77,200	6,100	6,300	2,100	7,200	32,300
1996	39,100	97,300	39,600	27,200	75,500	68,900	51,700	17,400	1,200	6,200	15,700	75,000
1997	20,800	34,300	59,100	41,700	40,000	48,000	153,500	17,900	44,200	19,400	45,800	2,500
1998	121,200	33,800	130,000	45,700	50,900	75,000	27,700	96,500	34,500	23,500	NaN	15,100
1999	103,900	119,400	93,400	52,000	156,300	57,300	37,800	8,200	13,300	10,400	13,700	2,100
2000	21,700	73,400	55,300	68,900	70,200	102,700	140,800	41,400	3,600	5,000	5,800	1,500
2001	76,300	10,700	34,400	5,200	47,600	45,400	87,700	93,200	3,900	27,100	34,000	12,500
2002	0,600	134,900	200,700	50,200	35,900	66,400	82,400	18,800	64,900	10,700	5,300	75,000
2003	63,300	63,800	44,000	74,600	96,900	16,600	98,200	18,400	NaN	NaN	6,300	17,800
2004	68,500	27,600	68,400	90,400	64,700	51,600	58,700	45,200	10,600	2,100	8,300	0,300
2005	5,100	89,300	38,700	92,100	54,400	88,200	67,600	30,200	10,300	37,800	4,500	16,000
2006	20,900	115,000	63,300	100,700	96,400	68,500	38,200	33,600	45,900	4,800	0,000	38,200
2007	34,600	NaN	NaN									

EK 3' ün devamı:

Mustafa Kemal Paşa meteoroloji istasyonu

	Aylık Toplam Yağış (mm)											
	Aylar											
Yıl	EKİM	KASIM	ARALIK	OCAK	ŞUBAT	MART	NİSAN	MAYIS	HAZİRAN	TEMMUZ	AĞUSTOS	EYLÜL
1975				96,100	83,300	89,300	61,200	52,900	56,300	0,700	9,900	8,200
1976	30,800	58,700	121,400	91,300	76,200	27,900	63,000	40,700	14,600	27,600	44,600	46,000
1977	54,800	67,100	100,600	70,300	49,300	95,200	51,700	11,900	8,000	10,100	NaN	45,900
1978	29,400	116,600	171,800	160,800	108,500	55,200	76,200	74,800	6,400	1,000	20,800	96,200
1979	70,700	65,300	47,100	128,800	89,000	15,100	46,600	76,500	4,000	24,000	67,200	38,100
1980	73,900	92,300	103,600	174,100	68,500	142,800	43,400	70,000	41,200	2,200	NaN	9,000
1981	15,800	147,400	209,800	261,000	72,000	64,000	8,700	67,800	8,200	14,400	5,400	44,700
1982	59,200	86,700	218,400	85,100	42,800	40,200	76,200	92,500	0,900	49,000	18,500	0,000
1983	52,000	7,400	120,000	118,400	87,800	18,000	53,000	26,200	24,200	36,500	21,800	33,700
1984	52,700	132,500	65,400	76,900	54,000	99,300	81,000	16,000	15,500	107,600	9,700	1,700
1985	40,900	67,200	24,600	128,600	58,100	26,600	33,100	18,100	10,700	12,500	0,400	3,700
1986	140,200	126,800	23,600	131,100	109,200	6,000	26,400	28,800	68,300	0,500	0,200	NaN
1987	76,100	74,500	93,900	202,100	44,600	121,400	31,600	43,300	67,600	46,400	NaN	NaN
1988	60,300	145,200	200,300	14,900	57,900	72,200	44,900	17,900	21,400	7,000	NaN	16,300
1989	69,000	191,000	117,700	25,200	2,000	33,700	3,400	61,500	54,200	0,800	0,200	4,500
1990	209,400	89,100	112,700	28,200	48,200	35,800	43,000	67,600	40,700	1,500	8,400	52,500
1991	74,100	167,700	106,500	32,300	48,400	18,100	116,500	115,700	10,400	5,400	NaN	48,000
1992	21,500	25,100	129,600	12,300	56,600	185,400	37,600	36,300	35,200	9,100	NaN	1,300
1993	94,900	93,000	149,300	93,300	73,100	40,300	49,600	30,200	4,700	4,200	32,400	23,600
1994	4,600	117,500	56,300	83,000	134,300	30,500	60,400	26,500	63,300	3,100	27,100	0,000
1995	85,400	69,900	95,000	98,700	25,200	134,800	85,200	3,400	16,500	7,200	14,700	34,100
1996	45,100	201,700	59,400	75,900	118,100	102,800	63,300	37,100	NaN	20,200	6,300	61,300
1997	100,700	25,900	70,900	68,500	54,500	65,300	159,000	5,200	43,600	24,900	51,800	0,700
1998	179,200	45,900	160,100	38,700	92,900	80,500	40,500	104,600	34,000	21,900	NaN	51,400
1999	112,200	77,200	107,400	43,600	149,000	74,600	22,400	19,200	31,100	0,000	21,300	7,700
2000	21,900	71,300	77,200	116,400	119,500	91,300	75,300	57,500	11,800	9,800	5,400	42,200
2001	91,500	19,500	57,600	11,800	76,300	24,100	83,000	53,200	8,300	NaN	3,900	24,700
2002	4,600	113,700	213,200	96,700	39,000	86,400	102,900	18,500	26,900	0,000	47,300	52,900
2003	53,000	71,200	39,500	57,700	203,200	54,100	97,400	14,600	NaN	0,000	NaN	43,800
2004	136,700	144,800	84,900	173,600	100,400	39,600	NaN	19,600	40,500	5,200	27,400	1,000
2005	16,800	73,100	49,700	108,400	79,700	68,800	18,300	25,700	7,200	12,600	28,400	42,300
2006	50,700	122,900	93,400	85,900	97,500	69,600	13,000	14,600	34,200	2,700	NaN	102,300
2007	NaN	NaN	NaN									

Kepsut meteoroloji istasyonu

	Aylık Toplam Yağış (mm)											
	Aylar											
Yıl	EKİM	KASIM	ARALIK	OCAK	ŞUBAT	MART	NİSAN	MAYIS	HAZİRAN	TEMMUZ	AĞUSTOS	EYLÜL
1975				97,200	46,100	71,800	45,500	111,100	117,100	0,100	30,200	15,400
1976	36,500	101,100	124,200	64,800	71,100	12,800	86,400	71,400	9,300	28,600	7,700	6,300
1977	83,900	36,000	58,100	76,000	37,000	79,500	71,100	20,600	1,800	0,900	0,000	77,600
1978	30,200	114,200	112,200	153,300	111,200	94,900	86,200	72,400	4,800	0,200	0,000	137,400
1979	52,900	80,800	19,900	133,200	77,700	29,600	47,000	42,900	25,900	1,800	5,500	32,800
1980	53,400	128,400	88,400	163,800	38,100	111,200	53,600	68,900	100,100	1,100	0,000	10,900
1981	4,900	121,200	172,600	175,200	49,800	46,900	6,700	108,900	4,500	3,700	2,800	13,000
1982	60,500	103,200	277,800	64,200	53,100	33,000	103,900	68,400	5,600	17,600	11,800	0,300
1983	39,400	6,700	124,800	62,600	111,900	20,100	49,200	13,700	21,300	22,800	34,500	9,700
1984	37,500	101,700	70,600	95,400	79,300	92,700	98,300	12,500	7,900	55,700	10,900	0,700
1985	2,800	73,100	25,800	121,800	59,400	67,500	11,100	15,900	15,200	0,400	1,800	0,000
1986	46,700	133,200	40,600	133,300	103,600	13,900	37,800	14,100	15,300	0,000	0,000	5,000
1987	72,300	19,700	125,800	200,300	45,200	88,000	26,500	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
1995	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
1996	NaN	118,800	66,600	48,400	103,600	71,200	39,100	17,500	NaN	4,900	NaN	78,500
1997	33,200	70,800	55,900	96,300	51,500	64,400	152,200	7,200	NaN	NaN	NaN	NaN
1998	NaN	NaN	NaN									

EK 3' ün devamı:

Tavşanlı meteoroloji istasyonu

Yıl	Aylık Toplam Yağış (mm)											
	Aylar											
	EKİM	KASIM	ARALIK	OCAK	ŞUBAT	MART	NİSAN	MAYIS	HAZİRAN	TEMMUZ	AĞUSTOS	EYLÜL
1975				23,400	24,300	48,000	24,000	56,800	69,400	2,900	105,300	42,400
1976	23,100	67,100	61,400	61,700	28,000	20,100	35,200	87,000	49,400	31,200	15,400	6,700
1977	50,200	7,600	91,800	29,600	22,500	40,100	55,000	4,900	27,700	3,000	15,500	47,800
1978	85,300	59,700	72,400	103,200	82,100	40,200	44,600	46,100	7,900	0,200	0,500	71,400
1979	42,000	17,500	45,500	104,700	43,100	22,700	23,800	129,900	30,300	31,200	0,500	3,300
1980	38,800	72,800	47,800	84,500	28,300	92,900	29,400	7,500	32,600	0,200	21,000	14,400
1981	19,400	58,500	74,500	73,800	37,000	58,900	22,300	49,500	20,400	40,600	1,800	11,800
1982	42,600	27,700	96,800	45,800	24,800	20,200	65,700	93,100	2,600	34,400	8,700	7,000
1983	29,900	12,800	30,500	31,400	43,100	11,800	41,400	41,100	35,800	75,700	14,900	34,600
1984	29,900	109,200	33,600	56,500	79,100	46,700	82,300	28,600	14,400	47,200	10,000	NaN
1985	1,200	47,000	7,800	62,100	62,300	44,400	24,100	24,000	11,200	2,300	2,000	NaN
1986	30,100	91,500	35,900	75,200	56,900	13,600	17,900	22,600	66,200	0,100	2,600	28,000
1987	23,200	17,500	121,100	145,200	12,600	38,900	39,400	38,900	24,100	6,900	2,200	2,100
1988	4,700	52,900	74,100	12,800	39,600	60,000	43,800	19,400	41,800	1,800	8,200	6,100
1989	34,400	43,800	50,700	13,400	7,300	18,400	0,700	30,800	13,000	28,500	22,300	3,400
1990	116,700	73,200	72,400	18,900	33,100	41,300	70,200	40,000	24,100	10,600	14,200	31,800
1991	31,700	38,700	97,400	23,200	40,400	24,400	46,800	67,100	18,300	42,000	15,600	8,900
1992	62,500	26,600	37,900	5,400	24,000	67,800	34,500	10,100	72,100	63,300	20,900	NaN
1993	58,000	63,200	40,600	29,700	47,400	28,500	31,300	70,900	20,200	0,300	21,100	7,700
1994	5,400	72,000	46,000	40,600	32,600	29,200	33,600	45,100	27,400	23,600	28,000	4,300
1995	47,200	56,600	66,600	68,300	13,700	68,400	79,300	5,300	27,100	32,200	8,600	42,500
1996	39,700	70,000	16,600	40,800	44,300	60,200	53,500	30,200	13,200	20,200	22,700	72,800
1997	64,600	19,600	58,100	47,500	18,300	26,400	105,300	58,100	75,300	19,300	52,100	13,500
1998	114,300	53,800	79,900	43,700	31,700	58,500	48,300	114,500	14,900	11,800	NaN	26,400
1999	55,800	61,800	55,400	49,000	117,100	48,000	8,300	9,300	27,900	20,000	122,000	59,900
2000	18,200	44,500	23,700	51,200	43,000	71,000	171,800	33,000	11,000	11,200	17,600	4,900
2001	36,000	1,800	36,000	4,900	38,500	33,300	49,200	67,000	5,000	48,900	12,700	8,400
2002	14,900	119,500	176,500	58,200	15,900	49,000	76,000	12,100	9,700	43,500	1,500	63,400
2003	32,300	47,700	30,600	48,300	86,800	14,800	116,000	33,000	16,000	NaN	14,400	9,200
2004	49,300	10,900	82,100	67,400	42,200	27,200	59,000	57,800	18,400	NaN	6,700	1,700
2005	8,800	73,800	32,100	46,900	71,200	82,500	39,600	67,100	59,600	42,700	29,300	22,100
2006	24,900	56,000	46,100	57,200	63,300	49,700	11,700	23,600	8,400	10,400	NaN	43,900
2007	51,900	NaN	NaN									

EK 3' ün devamı:

Bigadiç meteoroloji istasyonu

Yıl	Aylık Toplam Yağış (mm)											
	Aylar											
	EKİM	KASIM	ARALIK	OCAK	ŞUBAT	MART	NİSAN	MAYIS	HAZİRAN	TEMMUZ	AĞUSTOS	EYLÜL
1975				86,300	48,000	59,900	27,500	105,400	63,500	3,000	30,800	13,900
1976	30,600	106,000	66,800	56,000	30,200	18,800	102,900	61,300	13,200	19,600	37,500	0,100
1977	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	49,300	9,200	NaN	NaN	NaN	NaN
1979	NaN	NaN	NaN	92,300	64,900	30,000	40,300	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
1980	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	4,000
1981	3,700	106,100	93,900	177,800	36,300	38,700	5,100	75,600	0,000	2,400	1,300	14,500
1982	45,400	106,800	188,900	55,700	21,600	29,000	104,000	56,000	3,100	9,600	0,400	
1983	61,400	1,200	92,900	64,600	47,100	5,500	43,000	12,800	2,400	5,300	36,000	12,400
1984	31,700	129,800	69,000	74,400	59,100	90,700	75,500	20,000	1,800	22,000	4,000	0,200
1985	0,600	79,600	20,800	91,100	45,400	48,600	5,500	26,800	2,500	0,000	0,800	NaN
1986	61,800	121,900	29,500	84,600	107,900	26,900	30,100	30,000	22,500	NaN	NaN	21,100
1987	37,900	22,700	124,900	167,100	41,300	47,200	52,600	47,200	4,100	7,900	0,700	NaN
1988	15,400	82,600	111,000	17,900	43,900	102,900	30,400	13,500	27,900	NaN	NaN	2,200
1989	27,400	106,000	89,900	8,000	4,500	52,000	19,000	56,700	22,000	0,000	2,200	2,200
1990	48,000	56,500	103,600	5,300	43,900	20,400	66,300	11,700	28,000	1,000	NaN	33,200
1991	28,000	34,200	137,500	43,200	28,000	16,100	87,600	92,400	2,000	5,900	NaN	6,800
1992	41,000	37,800	57,600	3,500	14,700	92,900	32,500	9,300	65,800	12,500	NaN	NaN
1993	26,200	68,000	92,000	56,400	83,400	74,500	45,100	54,400	28,300	1,400	3,300	9,700
1994	12,100	78,500	86,200	55,300	93,900	32,100	20,700	27,000	22,000	2,300	0,900	NaN
1995	66,400	73,800	70,400	149,300	18,900	137,100	55,700	1,000	4,700	0,100	2,500	47,200
1996	13,300	88,800	33,300	27,500	71,200	58,800	54,200	29,300	1,000	0,900	2,700	94,500
1997	17,900	43,000	62,400	65,600	20,400	76,800	141,900	3,300	25,500	22,100	11,100	NaN
1998	143,500	39,100	138,500	70,300	40,800	70,300	25,800	119,600	9,700	29,000	NaN	40,600
1999	164,100	136,300	93,400	71,000	167,000	69,800	35,300	5,800	6,300	18,700	0,400	2,400
2000	24,000	48,100	61,700	66,000	93,100	98,900	78,300	3,400	7,200	NaN	15,200	1,300
2001	59,600	17,800	24,300	17,100	54,500	18,300	64,100	118,800	6,200	NaN	10,800	45,700
2002	0,300	104,100	203,100	45,500	20,800	91,700	73,800	10,700	6,600	22,700	6,500	61,800
2003	44,400	81,300	64,800	63,900	104,800	26,600	91,600	7,300	NaN	NaN	NaN	41,200
2004	37,300	47,300	68,900	130,800	37,400	26,900	62,600	13,500	14,600	0,000	0,900	NaN
2005	6,100	63,300	28,800	70,900	61,900	57,500	41,500	16,000	31,200	8,300	1,800	13,600
2006	12,700	90,500	51,200	48,200	93,800	91,300	20,900	10,200	5,900	0,000	NaN	109,700
2007	NaN	NaN	NaN									

EK 4: Modelleme sonucu elde edilen veriler

302 numaralı istasyon

ORJ	ARIMA	ANFIS	YSA
12,000	11,020	7,990	9,220
30,800	22,750	37,190	27,630
56,700	66,500	69,970	72,440
180,000	96,500	119,470	138,140
156,000	169,420	149,570	122,450
178,000	137,070	139,930	134,290
126,000	129,830	128,280	109,700
75,500	80,330	89,490	103,590
43,400	42,720	74,160	72,060
18,400	20,460	35,350	30,870
26,000	24,070	10,140	17,420
23,700	22,110	24,930	22,420
22,200	15,140	19,840	20,940
15,100	19,100	43,780	25,110
17,300	63,420	35,350	23,850
61,600	68,280	45,390	70,780
62,600	113,500	71,560	89,760
74,900	97,950	85,740	99,600
62,900	84,330	66,950	103,870
34,600	45,060	50,080	45,960
17,300	14,210	31,480	44,520
9,800	7,060	7,610	24,230
28,300	64,900	84,910	44,580
138,000	72,850	72,620	50,620
151,000	141,620	122,000	119,780
109,000	141,000	112,870	110,840
53,200	91,930	66,110	94,280
30,800	37,840	41,210	18,410
23,000	13,970	20,760	31,810
11,600	9,740	24,730	28,820
75,200	56,230	57,250	59,690
217,000	108,740	125,700	137,250
112,000	190,500	166,330	108,370
128,000	116,920	115,470	78,690
105,000	97,350	111,690	83,570
58,100	65,860	82,900	80,280
34,700	30,070	54,080	34,670
19,600	16,060	36,470	31,040
12,400	11,960	39,070	44,840
64,500	68,340	65,980	57,290
27,300	112,970	110,270	85,970
46,200	74,610	64,210	61,550
97,400	85,910	61,760	65,720
90,400	85,400	86,970	101,140
45,000	56,800	64,450	71,680
23,200	21,860	33,510	13,930
11,100	9,250	-0,300	10,690
7,830	6,410	12,670	10,850
17,200	17,870	20,380	21,160
40,400	61,300	68,020	10,690

ORJ	ARIMA	ANFIS	YSA
27,200	73,450	94,760	59,750
21,600	77,370	43,330	66,740
28,800	72,570	18,750	16,530
6,170	-0,180	37,510	44,140
5,570	2,300	-5,240	7,660
57,100	31,650	63,170	73,630
19,000	26,370	51,900	82,820
9,520	5,140	27,750	40,220
7,830	3,610	7,690	12,330
8,790	6,100	-1,850	12,220
10,700	12,630	11,310	14,240
16,500	15,550	31,470	10,890
66,700	57,020	73,310	62,650
27,900	86,610	104,310	81,340
52,000	73,180	56,970	20,740
37,800	78,440	68,040	94,100
118,000	47,250	38,370	75,380
55,500	72,920	132,930	64,130
36,000	22,840	74,410	30,640
16,300	13,570	45,670	26,850
12,400	6,840	6,230	11,220
15,500	17,310	6,490	42,990
17,400	58,050	17,490	12,880
23,300	54,130	42,030	24,540
27,700	70,160	52,550	67,360
69,400	61,980	43,610	39,690
69,400	75,390	108,890	96,790
30,800	40,330	82,740	69,070
26,100	11,160	26,040	21,820
15,400	7,060	21,520	18,160
15,300	13,820	12,630	26,740
23,000	49,190	16,660	26,710
21,000	56,540	60,020	57,460
51,800	66,450	39,880	65,860
42,700	79,740	95,860	93,580
33,900	50,950	56,750	88,440
26,700	22,730	35,390	41,610
13,300	6,340	28,100	28,290
7,450	-1,200	27,190	27,710
6,250	-0,140	-0,680	15,000
5,530	2,620	9,660	10,580
21,500	45,270	41,980	23,410
71,300	53,060	57,700	79,400
44,200	92,260	83,090	94,360
67,000	68,510	49,550	47,700
141,000	60,380	95,680	96,940
47,900	79,400	99,140	98,610
18,100	18,170	26,590	17,190
13,000	1,730	-0,190	13,760

EK 4'ün devamı:

311 numaralı istasyon

ORJ	ARIMA	ANFIS	YSA
9,750	12,280	11,510	2,610
8,330	9,670	5,080	11,280
5,320	6,780	7,360	11,050
3,470	3,960	4,130	2,480
2,630	2,770	2,750	3,220
3,780	7,100	7,160	2,890
8,810	10,580	4,930	3,980
14,700	12,500	9,860	12,450
9,720	14,420	9,790	13,110
4,360	8,300	8,020	11,260
3,070	4,210	3,130	2,240
3,530	2,520	3,280	2,030
2,080	2,420	1,890	2,580
1,670	2,010	4,570	3,970
2,540	3,240	2,520	1,890
6,590	6,040	2,450	1,510
30,500	11,470	11,550	7,180
9,460	24,490	24,090	20,810
10,100	11,040	14,710	3,980
8,760	7,810	9,960	5,630
7,570	6,410	9,200	12,340
3,770	5,090	5,930	2,370
2,980	2,530	3,610	4,050
2,240	2,450	2,900	2,160
1,110	2,440	2,540	4,610
1,650	5,650	0,280	2,210
1,450	11,940	2,750	1,190
3,630	6,420	3,320	3,970
6,450	7,710	5,090	3,830
6,510	5,810	4,950	3,240
4,420	4,960	6,790	11,160
3,020	2,590	4,350	4,310
1,910	1,660	3,520	2,630
1,830	1,780	3,500	2,370
2,100	2,110	2,120	2,180
2,090	5,020	2,890	3,720
2,370	8,650	0,510	1,810
3,230	7,110	4,300	3,870
2,810	6,960	2,990	2,780
1,720	0,260	2,410	2,850
1,730	0,780	2,350	1,860
4,700	2,990	11,430	5,740
4,900	2,100	4,030	4,100
2,700	2,120	5,120	3,310
3,190	1,230	2,330	0,110
2,770	1,890	2,800	2,550
2,790	2,110	2,910	2,520
2,440	2,120	2,930	2,590
3,940	4,580	2,660	1,410
3,480	8,130	18,780	9,190

ORJ	ARIMA	ANFIS	YSA
2,930	6,730	7,530	3,990
6,220	5,990	4,430	8,330
30,400	11,510	4,840	11,130
14,700	27,470	20,830	20,810
7,330	14,670	17,820	11,230
6,580	7,050	5,190	6,680
9,090	5,660	5,400	3,820
7,570	6,280	12,470	11,590
3,790	4,990	6,750	3,980
3,150	3,510	3,020	2,100
4,640	3,760	2,610	4,390
8,560	6,600	8,450	7,470
34,200	14,620	11,210	11,330
1,990	4,710	1,830	2,060
2,230	2,260	9,460	2,130
2,130	1,560	2,650	3,990
3,580	0,760	3,520	2,040
3,260	1,140	1,450	5,180
3,120	1,390	0,100	0,050
3,370	1,630	4,640	3,980
2,490	3,720	1,190	3,720
2,470	6,520	1,660	4,000
3,350	5,170	2,700	2,030
4,050	5,130	3,770	3,050
3,480	3,180	4,660	10,400
3,800	2,180	2,540	2,280
2,360	1,870	8,960	8,190
1,940	0,620	9,430	4,080
2,120	0,740	3,450	2,200
2,220	1,110	2,170	2,230
2,500	1,350	2,210	0,790
2,590	1,550	2,800	2,170
3,660	4,580	3,170	2,450
4,050	4,730	5,440	4,910
30,300	8,120	3,680	3,960
14,800	27,440	22,680	14,280
8,630	17,150	20,750	8,380
8,970	13,880	6,330	8,770
8,340	7,520	7,250	12,820
8,770	7,750	8,680	11,700
6,040	6,650	2,960	3,880
4,670	4,570	7,080	3,980
3,090	4,420	3,320	4,850
2,920	3,800	3,570	4,970
2,050	4,980	3,890	4,750
2,990	3,930	3,100	3,940
12,500	2,420	6,320	4,550
6,090	6,930	7,520	10,970
2,940	2,830	5,640	3,980
3,490	0,950	2,220	2,450

EK 4'ün devamı:

314 numaralı istasyon

ORJ	ARIMA	ANFIS	YSA
6,990	9,534	15,971	10,814
22,100	31,159	40,005	8,863
10,100	48,499	38,308	45,125
8,590	42,429	32,399	12,482
13,000	31,468	5,021	5,994
6,700	10,667	9,978	26,276
4,320	5,356	7,761	25,844
2,980	2,366	12,156	7,229
0,288	0,032	6,495	8,727
0,024	-0,443	-1,569	0,254
2,480	8,615	8,451	8,162
76,300	29,474	-2,454	20,617
30,900	59,536	111,780	62,679
24,500	50,076	34,085	9,895
17,300	33,425	10,178	30,612
24,300	11,725	7,028	14,661
15,300	9,277	19,522	41,402
7,580	6,010	25,478	30,490
2,170	1,075	23,247	22,819
0,602	-0,183	4,563	1,892
0,763	0,176	2,759	3,304
2,220	1,799	3,266	2,767
2,100	8,637	3,881	2,460
24,200	31,066	15,890	16,348
19,600	46,232	35,428	46,110
8,010	42,782	8,577	6,315
55,800	30,544	8,683	5,797
65,900	20,341	38,604	62,673
9,960	22,339	33,523	27,046
7,200	5,950	13,424	13,807
1,820	-1,311	7,520	15,605
0,286	0,219	4,596	4,436
2,500	8,003	6,289	0,903
17,700	30,791	19,874	17,357
19,700	43,815	48,047	48,800
74,500	41,043	45,545	55,581
91,900	47,178	46,526	40,547
28,400	35,030	36,153	43,948
10,200	12,588	24,280	0,911
2,730	1,785	4,457	3,359
0,729	-0,138	1,436	2,474
0,218	-0,391	4,176	2,304
0,536	0,002	3,352	0,010
0,577	1,608	3,555	29,082
3,900	7,719	1,709	3,904
7,010	30,569	15,329	14,859
14,000	40,544	26,124	28,524
48,600	39,991	19,210	56,823
18,200	42,716	33,214	53,666
17,700	15,960	10,031	7,253

ORJ	ARIMA	ANFIS	YSA
11,000	5,818	9,059	33,808
2,050	4,510	7,030	14,226
0,532	-0,030	2,972	11,154
0,084	-0,935	-0,750	4,927
0,117	0,009	2,263	4,186
13,500	30,849	5,938	14,904
65,900	41,441	52,970	27,117
19,800	52,570	61,339	53,695
47,300	38,515	16,673	7,300
32,500	18,348	33,924	42,808
7,760	12,908	28,777	9,174
2,680	3,549	0,866	1,678
1,240	-1,013	6,661	0,529
0,300	-0,389	3,555	0,039
0,802	0,082	0,081	0,895
1,020	1,452	4,578	4,524
5,140	7,627	7,966	7,953
15,400	29,376	29,832	14,303
14,900	42,375	47,964	56,093
87,700	39,813	25,968	48,221
34,900	50,862	48,036	40,619
26,700	23,049	20,209	16,456
8,060	7,246	34,355	35,427
3,970	3,533	3,192	7,156
1,020	0,012	-0,105	3,446
0,390	-0,555	4,458	0,485
0,808	-0,053	-0,332	1,223
1,520	1,434	9,204	17,860
2,840	7,605	12,118	11,987
19,000	28,341	8,040	14,720
46,100	42,049	26,196	39,128
10,700	49,007	49,102	53,694
40,200	34,370	6,846	20,812
73,900	17,419	34,414	60,076
9,230	22,217	50,252	53,698
3,360	6,915	6,404	1,173
0,637	-2,690	3,062	3,108
0,621	-0,551	1,237	11,417
0,661	0,255	5,735	13,676
8,870	1,293	0,885	4,038
7,830	9,063	27,130	8,010
145,000	29,682	26,623	26,849
65,500	71,529	76,732	52,978
90,300	60,965	22,884	11,199
39,800	48,714	35,825	43,953
20,400	24,174	28,147	6,625
19,800	6,265	12,916	9,859
6,360	5,465	20,612	27,292
2,070	1,633	20,146	0,216
0,309	-0,693	1,660	9,077

EK 4'ün devamı:

316 numaralı istasyon

ORJ	ARIMA	ANFIS	YSA
44,500	54,680	85,820	64,270
28,900	42,460	45,070	60,750
10,900	23,550	24,870	17,450
7,120	9,090	20,620	25,080
6,030	5,390	5,000	24,880
6,360	5,730	8,450	15,530
9,550	7,590	2,850	21,650
22,900	54,250	120,330	18,460
129,000	68,510	105,310	74,660
172,000	103,520	81,290	126,300
85,200	122,080	71,730	79,990
25,500	59,860	14,000	43,440
16,100	21,120	8,380	63,490
13,100	10,420	25,460	58,870
7,740	7,130	43,550	14,460
7,090	6,740	14,230	14,230
214,000	103,120	179,720	123,250
106,000	164,280	167,590	94,140
129,000	98,680	128,800	85,370
65,600	62,410	24,360	74,190
37,900	34,710	69,770	68,750
25,700	50,820	111,830	7,620
111,000	35,360	160,660	179,320
93,700	78,530	116,520	27,730
86,000	60,320	28,810	84,450
21,300	28,410	-1,110	66,620
11,300	11,540	38,690	39,150
9,370	15,060	27,070	16,380
19,000	31,190	19,190	21,040
41,300	32,230	35,300	56,430
24,200	55,690	35,620	63,590
32,000	39,910	48,480	43,160
177,000	30,710	78,300	93,840
29,700	35,040	26,280	64,170
11,600	14,410	90,730	25,890

EK 4'ün devamı:

317 numaralı istasyon

ORJ	ARIMA	ANFIS	YSA
124,000	154,710	176,650	145,690
135,000	137,960	104,740	109,580
101,000	100,840	95,460	103,590
106,000	68,570	81,490	93,940
68,100	61,370	63,050	136,890
17,100	37,700	36,270	83,570
8,360	12,330	65,860	28,490
74,200	46,560	14,990	19,970
18,000	19,410	52,880	54,400
43,900	31,510	11,110	128,750
151,000	89,890	246,490	219,790
118,000	224,300	94,140	88,930
119,000	139,240	119,880	139,640
108,000	137,750	87,440	144,490
220,000	94,600	126,560	168,580
159,000	140,830	124,630	192,230
131,000	87,010	200,090	173,070
61,000	49,960	131,440	157,690
14,700	27,710	30,430	10,490
35,000	53,800	79,170	25,930
54,700	88,520	137,660	31,150
60,600	97,770	59,650	104,910
54,200	87,130	26,520	64,110
98,100	75,250	81,750	149,610
163,000	110,840	111,070	95,840
102,000	112,850	151,920	153,170
66,700	69,970	72,910	112,380
23,600	35,680	41,670	65,850
11,500	12,570	17,240	47,390
80,200	51,230	118,010	134,360
142,000	148,390	173,290	178,860
138,000	189,660	154,900	174,850
420,000	180,790	432,360	413,750
413,000	343,400	353,230	335,040
276,000	367,010	257,130	196,710
140,000	177,950	183,810	167,200
75,400	92,780	94,140	36,910
35,300	37,850	53,860	32,380
22,100	37,230	26,610	30,130
18,900	41,130	27,740	38,260
35,100	49,880	49,940	26,580
58,800	67,150	112,900	113,250
124,000	116,740	193,780	229,920
187,000	156,930	221,830	238,660
221,000	193,200	176,600	256,490
194,000	136,720	195,280	217,190
96,100	105,280	117,680	161,720
46,900	42,130	60,750	70,700
13,000	21,860	26,480	23,250
86,400	86,620	35,410	13,160

EK 4'ün devamı:

324 numaralı istasyon

ORJ	ARIMA	ANFIS	YSA
1,140	0,890	2,590	1,270
6,130	2,600	3,920	4,740
8,730	21,730	19,170	19,850
21,500	26,730	16,180	15,650
20,500	21,490	19,630	21,740
19,900	17,390	16,630	13,470
24,300	9,720	19,710	15,840
7,520	7,710	11,350	26,680
3,550	4,290	7,240	7,880
3,220	-0,350	3,520	2,390
3,430	21,740	7,640	15,240
6,060	14,870	8,330	7,820
5,560	12,460	5,630	2,590
3,970	5,790	4,790	5,070
2,350	2,560	4,370	5,800
1,880	1,330	5,210	13,080
0,840	0,040	0,810	2,480
0,840	0,020	0,950	0,910
7,300	3,280	0,850	1,850
34,300	16,390	22,640	29,010
7,780	23,650	16,590	4,590
6,890	17,800	10,320	16,520
3,670	11,190	4,120	3,940
8,380	4,710	6,800	7,940
6,100	2,850	4,970	9,260
3,050	2,620	14,090	2,980
2,170	0,570	5,780	0,580
1,670	0,070	3,230	0,210
2,350	0,590	1,590	1,410
0,810	0,690	3,890	1,000
0,600	3,750	0,570	4,430
2,390	17,380	0,270	0,660
2,220	16,430	1,260	2,300
1,530	11,040	1,440	1,340
13,200	10,190	5,460	7,630
10,300	6,300	11,460	9,980
1,940	4,850	5,670	3,660
3,450	1,880	3,830	3,000
2,680	-0,250	1,520	4,520
2,080	0,510	2,570	3,110
1,180	3,390	-0,430	1,380
6,410	15,790	13,920	2,480
6,550	15,300	7,980	4,400
16,100	11,010	10,820	20,400
21,900	12,860	19,100	17,030
8,150	9,800	10,440	6,030
4,470	4,790	6,060	9,190
3,920	1,310	4,900	2,530
2,830	0,490	6,260	6,650
2,800	0,720	2,860	2,260

ORJ	ARIMA	ANFIS	YSA
2,200	1,010	3,290	2,540
2,030	0,650	2,000	3,940
1,450	3,000	1,720	2,520
3,340	14,710	6,810	1,360
1,980	13,830	5,300	3,310
15,200	10,370	6,850	4,900
10,200	13,060	14,030	12,170
3,800	8,070	6,250	25,750
2,380	2,340	2,660	2,870
2,040	1,010	1,030	2,010
1,230	0,490	1,350	2,260
1,570	0,410	1,110	1,000
1,100	0,670	2,970	0,370
0,950	0,460	3,030	1,060
3,520	2,470	2,270	0,460
5,000	13,470	11,880	7,600
21,400	12,990	10,300	9,990
5,960	13,560	9,400	26,440
13,700	14,300	7,300	11,520
28,200	5,640	17,500	20,220
2,750	6,040	13,670	4,380
2,100	5,120	5,550	11,180
1,550	-0,670	1,460	8,180
1,610	-0,090	1,220	2,110
1,750	0,930	2,210	2,090
2,520	0,680	3,240	1,990
3,650	0,850	4,390	3,780
4,110	0,830	4,840	3,060
2,730	3,100	5,730	7,220
6,400	11,930	2,350	2,370
14,300	12,520	10,790	8,870
9,690	13,350	15,560	11,400
15,500	13,610	11,590	20,610
19,700	8,530	8,520	7,130
3,560	4,640	10,080	24,910
3,620	3,310	7,250	10,370
4,760	0,210	6,680	3,750
4,870	0,940	5,140	4,650
4,420	1,870	2,230	4,630
5,820	1,460	4,630	4,520
4,660	3,120	13,840	7,450
43,400	11,660	12,940	14,060
25,200	17,780	20,480	16,950
31,800	19,940	24,780	15,460
15,700	16,700	12,510	25,990
12,000	11,910	11,000	7,690
10,200	2,590	10,000	2,740
6,520	2,630	11,560	7,870
7,570	2,540	11,970	20,950
3,990	1,990	4,500	3,950

EK 4'ün devamı:

328 numaralı istasyon

ORJ	ARIMA	ANFIS	YSA
2,500	2,690	1,820	5,440
5,550	5,910	2,890	5,010
21,400	9,710	4,480	4,360
11,600	18,470	24,920	17,920
10,800	11,380	9,220	8,340
12,000	10,710	7,330	4,580
7,780	7,630	11,560	10,260
4,020	4,670	7,150	2,820
1,870	1,810	1,370	6,230
1,470	1,450	2,080	1,040
2,740	3,030	2,610	1,210
3,080	6,160	3,610	2,550
2,570	10,220	6,720	4,510
2,960	8,990	3,670	3,400
6,370	9,100	3,480	2,810
6,620	7,620	8,970	7,440
4,060	4,170	7,580	11,230
2,390	1,750	4,550	3,680
1,210	-0,360	2,770	1,680
1,700	1,240	2,210	4,930
3,640	6,860	5,910	2,950
12,900	8,130	5,020	4,600
17,300	14,370	13,120	15,980
13,400	15,130	17,350	20,490
7,380	10,860	10,520	8,580
4,100	5,800	4,640	3,350
3,670	3,340	2,270	9,390
2,030	1,480	4,970	4,200
1,640	0,970	2,540	1,190
1,040	-0,520	5,000	6,460
0,880	-1,040	0,750	0,360
1,170	-0,380	1,330	1,970
1,370	0,310	2,640	1,660
3,440	4,360	5,700	0,300
5,440	7,520	4,460	4,950
20,300	9,400	6,710	4,530
15,500	21,640	17,250	16,960
8,850	14,790	14,340	18,540
6,710	10,450	5,560	7,120
7,240	7,080	5,300	9,740
6,890	5,560	3,960	5,790
2,810	3,650	6,340	2,310
2,360	2,140	2,560	0,760
1,400	0,150	1,530	1,970
1,800	0,690	1,700	2,710
1,870	1,600	2,870	1,830
2,570	4,150	2,310	5,470
2,230	5,670	4,510	3,480
2,400	5,760	3,530	4,850
5,230	5,820	2,960	3,460

ORJ	ARIMA	ANFIS	YSA
7,330	5,580	6,380	5,070
2,610	3,750	8,770	9,180
1,970	0,580	1,850	5,120
1,770	-0,390	3,220	2,880
1,040	-0,290	5,780	5,700
4,060	4,500	3,590	2,940
13,800	7,740	5,450	3,530
24,300	15,570	16,190	25,440
14,700	21,530	20,900	23,890
24,400	15,140	10,600	15,230
11,200	18,440	18,980	15,720
10,100	7,860	4,770	4,140
5,140	8,850	7,130	11,930
3,100	3,590	4,250	4,020
2,660	4,220	2,560	2,460
0,770	0,410	1,620	1,280
1,160	0,860	1,460	1,900
1,750	1,570	2,030	3,790
2,480	3,780	2,930	2,470
2,780	4,840	5,960	1,080
3,670	5,590	4,730	5,790
4,870	6,800	4,890	11,240
3,970	5,690	6,090	13,660
3,200	2,400	4,710	1,610
1,200	1,600	4,360	3,730
0,850	-0,830	1,680	0,730
0,760	-0,320	2,250	4,500
0,750	-0,210	3,350	3,660
2,820	3,320	6,170	4,410
6,470	4,370	7,340	4,090
4,940	6,780	10,510	9,070
7,040	6,520	5,420	5,280
13,100	6,560	5,940	7,870
4,510	6,670	15,120	19,770
1,900	1,450	0,630	0,910
1,940	0,700	1,830	2,070

ÖZGEÇMİŞ

KİŞİSEL BİLGİLER

Adı Soyadı: Alpaslan YARAR

Uyruğu: Türkiye Cumhuriyeti

Doğum Yeri ve Tarihi: KONYA 01.03.1979

Telefon: 0 332 223 1988

Faks: 0332 241 0635

e-mail: ayarar@selcuk.edu.tr

EĞİTİM

Lise: Muhittin Güzelkılınç Lisesi, Meram, KONYA, 1996

Üniversite: Selçuk Üniversitesi Mühendislik- Mimarlık Fakültesi İnşaat Mühendisliği Bölümü, Selçuklu, KONYA, 2001

Yüksek Lisans: Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü İnşaat Mühendisliği Ana Bilim Dalı, Selçuklu, KONYA, 2004

Doktora: Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü İnşaat Mühendisliği Ana Bilim Dalı, Selçuklu, KONYA,

İŞ DENEYİMLERİ

2001-Devam: Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, KONYA, Araştırma Görevlisi

YABANCI DİLLER: İngilizce

YAYINLAR:

A- Uluslar arası Çalışmalar

A-1) TUBİTAK yayın teşvik listesindeki A ve B grubu dergilerde yayınlanan araştırma makalesi

1) Dorum A., **Yarar A.**, Sevimli M.F., Onüçyıldız M., 2010. "Modelling the rainfall-runoff data of susurluk basin", Expert Systems with Applications, Vol: 37, Issue: 9, Pages: 6587-6593, Sep. 2010 (Doktora tezinden yapılmıştır).

2) Yarar A., Onüçyıldız M. Copty N.K., 2009. "Modelling level changes in lakes using neuro-fuzzy and artificial neural Networks", Journal of Hydrology, Vol: 365, Issue: 3-4, Pages: 329-334, Feb. 2009.

B- Uluslararası Bildiriler

B-1) Tam metinli bildiriler (Yabancı dilde sözlü sunulan ve tam metni yayınlananlar)

1) Yarar A., Onüçyıldız M., Sevimli M.F., "Forecasting the rainfall data by adaptive neuro-fuzzy inference system", 9th International Multidisciplinary Scientific GeoConference /SGEM 2009, 14-19 June 2009, Albena,Varna,Bulgaria.

2) Yarar A., Onüçyıldız M., "An adaptive neuro-fuzzy approach to forecast the evaporation data of Konya", 8th International Congress on Advances in Civil Engineering /ACE2008, 15-17 September 2008, Eastern Mediterranean University, Famagusta, North Cyprus.

D- Ulusal Çalışmalar

D-1) Araştırma makalesi (hakemli)

1) Yarar A., Onüçyıldız M., "Yapay sinir ağları ile Beyşehir Gölü su seviyesi değişimlerinin belirlenmesi", Selçuk Üniversitesi Müh. Mim. Fakültesi Dergisi, Cilt: 24, Sayı: 2, 2009, Konya (Yüksek Lisans tezinden yapılmıştır).

E- Ulusal Bildiriler

E-1) Tam metinli bildiriler
(Sözlü sunulan ve tam metin yayınlananlar)

1) Onüçyıldız M., **Yarar A.,** "Beyşehir Gölü su seviyesi değişimlerinin yapay sinir ağları ile belirlenmesi", II. Ulusal Su Mühendisliği Sempozyumu, 21-24 Eylül 2005, Gümüldür, İzmir.