

**MEVSİMSEL AYRIŞTIRMA TEMELLİ GRİ TAHMİN YÖNTEMİ İLE
AYLIK ELEKTRİK YÜK TAHMİNİ**

Yücel ÖZKARA

**YÜKSEK LİSANS TEZİ
ENDÜSTRİ MÜHENDİSLİĞİ**

**GAZİ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**HAZİRAN 2009
ANKARA**

Yücel ÖZKARA tarafından hazırlanan MEVSİMSEL AYRIŞTIRMA TEMELLİ GRİ TAHMİN YÖNTEMİ İLE AYLİK ELEKTRİK YÜK TAHMİNİ adlı bu tezin Yüksek Lisans tezi olarak uygun olduğunu onaylıyorum.

Yrd. Doç. Dr. Mehmet ATAK

.....

Tez Danışmanı, Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı

Bu çalışma jürimiz tarafından oy birliği ile Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalında Yüksek Lisans tezi olarak kabul edilmiştir.

Prof. Dr. Hadi GÖKÇEN

.....

Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı, G.Ü.

Yrd. Doç. Dr. Mehmet ATAK

.....

Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı, G.Ü.

Prof. Dr. İhsan ALP

.....

İstatistik Anabilim Dalı, G.Ü.

Tarih : 18 / 06 / 2009

Bu tez ile G. Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu Yüksek Lisans derecesini onamıştır.

Prof. Dr. Nail ÜNSAL

.....

Fen Bilimleri Enstitüsü Müdürü

TEZ BİLDİRİMİ

Tezin içindeki bütün bilgilerin etik davranış ve akademik kurallar çerçevesinde elde edilerek sunulduğunu, ayrıca tez yazım kurallarına uygun olarak hazırlanan bu çalışmada bana ait olmayan her türlü ifade ve bilginin kaynağına eksiksiz atıf yapıldığını bildiririm.

Yücel ÖZKARA

**MEVSİMSEL AYRIŞTIRMA TEMELLİ GRİ TAHMİN YÖNTEMİ İLE
AYLIK ELEKTRİK YÜK TAHMİNİ
(Yüksek Lisans Tezi)**

Yücel ÖZKARA

**GAZİ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
Haziran 2009**

ÖZET

Bu çalışmada öncelikle yük tahmini ve yük tahmininin önemi anlatılmış, yük tahmini metotlarından bahsedilmiştir. Literatürde yapılmış olan çalışmalar incelenerek tez çalışmasının literatürdeki konumu belirlenmiştir. Uygulamada kullanılan veriler 2004-2007 yılları için Ankara merkez metropol alanı aylık puant elektrik yük değerleridir. Puant yük değerleri zaman serisi olarak ele alınmış, bu yüklerin mevsimsel dalgalanmaya sahip olduğu belirlenmiş ve mevsimsel ayrıştırma yöntemi tercih edilmiş, bu yöntemin içerdiği toplamsal ayrıştırma ve çarpımsal ayrıştırma yaklaşımları ayrı ayrı uygulanarak doğrusal regresyon ve gri tahmin yöntemi ile mevsimsellikten arındırılan trend serisinin tahmini yapılmıştır. Ardından tahmin edilen trend serisine mevsimsel etki ilave edilmiş ve yük tahmin değerleri elde edilmiştir. Elde edilen tahmin serilerinin hata terimleri analiz edilerek dört ayrı tahmin modelinin geçerliliği irdelenmiş, hata terimleri ile çeşitli ölçütler hesaplanarak en iyi tahmin modeli seçilmiştir. Seçilen bu model ile 2008 yılı için aylık puant yük tahminleri hesaplanmıştır.

Bilim Kodu : 906.1.148
Anahtar Kelimeler : Yük tahmini, gri tahmin, mevsimsel ayrıştırma
Sayfa adedi : 90
Tez Yöneticisi : Yrd. Doç. Dr. Mehmet ATAĞ

**MONTHLY ELECTRIC LOAD FORECASTING WITH SEASOANAL
DECOMPOSITION BASED GREY PREDICTION METHOD**

(M.Sc.Thesis)

Yücel ÖZKARA

**GAZI UNIVERSITY
INSTITUTE OF SCIENCE AND TECHNOLOGY**

June 2009

ABSTRACT

In this study, first of all, load forecasting and the importance of load forecasting are explained and load forecasting techniques are discussed. Analyzing the studies in the literature the position of this study is specified. Data used in the implementation is the monthly maximum electricity loads of Ankara central metropolitan area for the years 2004-2007. Electricity loads are considered as time series and it is determined that these loads have a seasonal fluctuation. Seasonal decomposition method is preferred. Applying additive and multiplicative decomposition approaches involved by this method, individually, trend series obtained by removing seasonality are predicted by linear regression and grey prediction techniques. Then, integrating seasonal effects to predicted trend series, load predictions are obtained. Errors between obtained load prediction series and actual load series are analyzed for all four prediction models and the best model is chosen by some error criterions' calculation. Monthly load forecasting for the year 2008 is calculated with this model.

Science Code	: 906.1.148
Key Words	: Load forecasting, grey prediction, seasonal decomposition
Page Number	: 90
Adviser	: Assist. Prof. Dr. Mehmet ATAĞ

TEŞEKKÜR

Tez çalışmam sırasında benden desteğini, sabrını ve bilgisini esirgemeyen değerli hocam Yrd. Doç. Dr. Mehmet ATAĞ'a, bilimsel anlamda teşvik ve destekleri ile yanımda olan hocam Prof. Dr. Hadi GÖKÇEN'e, bilgi ve deneyimleri ile yardımını esirgemeyen Dr. Diyar AKAY'a ve Dr. Mustafa YILMAZ'a çeşitli konularda ilgi ve zamanını benden esirgemeyen Alperen TOPRAK ve İbrahim TAŞYURT'a; Faik Yücel GÜNAYDIN, Nazlı SAYLAM ve diğer çalışma arkadaşlarım ile her zaman yanımda olan Nurdan YENİAY'a teşekkürlerimi sunarım. Yaşamımın her evresinde verdikleri destek ve güven ile beni cesaretlendiren aileme sonsuz teşekkür ederim.

Verdiği maddi destek ile yüksek lisans çalışmamı yapmamda beni teşvik eden Türkiye Bilimsel ve Teknolojik Araştırma Kurumu TÜBİTAK'a teşekkürlerimi sunarım.

İÇİNDEKİLER

Sayfa

ÖZET.....	iv
ABSTRACT.....	v
TEŞEKKÜR.....	vi
İÇİNDEKİLER	vii
ÇİZELGELERİN LİSTESİ.....	x
ŞEKİLLERİN LİSTESİ	xii
1. GİRİŞ.....	1
2. YÜK TAHMİNİ	6
2.1. Yük Tahmininde Dönemler.....	7
2.2. Yük Tahmininde Kullanılan Yöntemler.....	8
2.2.1. Orta ve uzun dönemli yük tahmini yaklaşımları.....	8
2.2.2. Kısa dönemli yük tahmin yöntemleri.....	9
3. LİTERATÜR TARAMASI.....	11
3.1. İstatistiksel Yöntemler Kullanılan Yük Tahminleri	11
3.2. Yapay Zekâ Kullanılarak Yapılan Çalışmalar.....	13
3.3. Gri Tahmin ile Yapılan Çalışmalar	16
3.4. Ayırıştırma Yöntemi ile Yapılan Çalışmalar.....	19
4. ÇALIŞMADA KULLANILAN YÖNTEMLER.....	22
4.1. Zaman Serileri ve Mevsimsel Ayırıştırma	22
4.2. Mevsimsel Ayırıştırma Yöntemi	24
4.2.1. Toplamsal ayırıştırma yöntemi	27
4.2.2. Çarpımsal Ayırıştırma Yöntemi.....	29

Sayfa

4.2.3. Mevsimsellik testi	31
4.2.4. Hata teriminin analizi ve yöntemin geçerliliği	32
4.3. Gri Sistem Teorisi	33
4.4. Gri Sistemlerin Modellenmesi ve Gri Tahmin	33
4.4.1. Birikim oluşturma işlemi (BOİ).....	33
4.4.2. Ters birikim oluşturma işlemi (TBOİ).....	34
4.4.3. Gri diferansiyel denklemler	35
4.4.4. GM(n,m) modeli	36
4.4.5. GM(1,1) modeli	36
4.4.6. Gri Modelin Hata Analizi	39
5. YÜK TAHMİNİ UYGULAMASI	40
5.1. Uygulamada İzlenilen Yol ve Kullanılan Yöntemler	42
5.2. Tahminde Kullanılacak Verilerin Mevsimselliğinin Tespiti.....	44
5.3. Toplamsal Ayırıştırma Modeli ile Yük Verilerinin Mevsimsel ve Trend Bileşenlerinin Hesaplanması	45
5.4. Çarpımsal Ayırıştırma Modeli ile Yük Verilerinin Mevsimsel ve Trend Bileşenlerinin Hesaplanması	48
5.5. Toplamsal Ayırıştırma Kullanarak Regresyon ile Tahmin	51
5.5.1. Trend bileşeninden regresyon denkleminin elde edilmesi.....	51
5.5.2. Toplamsal ayırıştırma modeli ile regresyon kullanılarak yapılan tahmin	52
5.5.3. Hata teriminin analizi ve yöntemin geçerliliği	54
5.6. Çarpımsal Ayırıştırma Kullanarak Regresyon ile Tahmin.....	57
5.6.1. Trend bileşeninden regresyon denkleminin elde edilmesi.....	58
5.6.2. Çarpımsal ayırıştırma modeli ile regresyon kullanılarak yapılan tahmin	58

Sayfa

5.6.3. Hata teriminin analizi ve yöntemin geçerliliği	60
5.7. Toplamsal Ayırıştırma Kullanarak Gri Tahmin	63
5.7.1. Trend bileşeninden gri tahmin fonksiyonunun bulunması	63
5.7.2. Toplamsal model ile gri tahmin yönteminin yük tahminleri	66
5.7.3. Hata terimlerinin analizi ve yöntemin geçerliliği	67
5.8. Çarpımsal Ayırıştırma Kullanarak Gri Tahmin.....	70
5.8.1. Trend bileşeninden gri tahmin fonksiyonunun bulunması	70
5.8.2. Çarpımsal model ile gri tahmin yönteminin yük tahminleri.....	72
5.8.3. Hata terimlerinin analizi ve yöntemin geçerliliği	74
5.9. Tahmin Sonuçlarının Değerlendirilmesi	77
6. 2008 YILI İÇİN AYLIK YÜK TAHMİNLERİ.....	80
7. SONUÇ VE ÖNERİLER	81
KAYNAKLAR	84
EKLER.....	88
EK – 1. Günlük İşletme ve Analiz Raporu Örneği	89
ÖZGEÇMİŞ	90

ÇİZELGELERİN LİSTESİ

Çizelge	Sayfa
Çizelge 3.1. Literatürde yer alan bazı çalışmalar	21
Çizelge 5.1. Çalışmada kullanılan veriler (MW)	41
Çizelge 5.2. Kruskal – Wallis Testi sonucunda elde edilen sonuçlar	45
Çizelge 5.3. Toplamsal modelde elde edilen mevsimsel bileşen ve trend bileşenleri	46
Çizelge 5.4. Toplamsal model için mevsimsel endeksler	47
Çizelge 5.5. Çarpımsal modelde elde edilen mevsimsel bileşen ve trend bileşenleri	49
Çizelge 5.6. Çarpımsal model için mevsimsel endeksler.....	50
Çizelge 5.7. Toplamsal model kullanılarak yapılan regresyon tahmininin trend tahminleri	52
Çizelge 5.8. Toplamsal modelde regresyon ile yük tahminleri ve hata terimleri	53
Çizelge 5.9. Toplamsal Model ile Regresyon Tahmini Box-Ljung Testi	56
Çizelge 5.10. Çarpımsal model kullanılarak yapılan regresyon tahmininin trend tahminleri.....	58
Çizelge 5.11. Çarpımsal modelde regresyon ile yük tahminleri ve hata terimleri	59
Çizelge 5.12. Çarpımsal Model ile Regresyon Tahmini Box-Ljung Testi	62
Çizelge 5.13. Toplamsal ayrıştırma ile gri tahmin için $X^{(1)}$ ve $Z^{(1)}$ serileri	64
Çizelge 5.14. Toplamsal model ile gri tahmin için tahmin değerleri ve hata terimleri	66
Çizelge 5.15. Toplamsal Model ile Gri Tahmin Box-Ljung Testi.....	69
Çizelge 5.16. Çarpımsal ayrıştırma ile gri tahmin için $X^{(1)}$ ve $Z^{(1)}$ serileri.....	71
Çizelge 5.17. Çarpımsal model ile gri tahmin için tahmin değerleri ve hata terimleri	73
Çizelge 5.18. Çarpımsal Model ile Gri Tahmin Box-Ljung Testi	76

Çizelge	Sayfa
Çizelge 5.19. En iyi tahmin modelinin seçimi için karar tablosu	79
Çizelge 6.1. Ankara metropol alan için 2008 yılı aylık yük tahminleri.....	80

ŞEKİLLERİN LİSTESİ

Şekil	Sayfa
Şekil 5.1. Çalışmada kullanılan verilerin yıllara göre değişimi	41
Şekil 5.2. Uygulamada izlenen yol	43
Şekil 5.3. Yük değerleri ve toplamsal ayrıştırma ile elde edilen mevsimsel endeksler	47
Şekil 5.4. Yük değerleri ve çarpımsal ayrıştırma ile elde edilen mevsimsel endeksler	50
Şekil 5.5. Toplamsal modelde regresyon ile tahminler, gerçek yükler ve regresyon trendi	53
Şekil 5.6. Toplamsal ayrıştırma ile regresyon kullanılarak yapılan tahminin ACF grafiği	55
Şekil 5.7. Toplamsal ayrıştırma ile regresyon kullanılarak yapılan tahminin PACF grafiği	56
Şekil 5.8. Çarpımsal modelde regresyon ile tahminler, gerçek yükler ve regresyon trendi	59
Şekil 5.9. Çarpımsal ayrıştırma ile regresyon kullanılarak yapılan tahminin ACF grafiği	61
Şekil 5.10. Çarpımsal ayrıştırma ile regresyon kullanılarak yapılan tahminin PACF grafiği	62
Şekil 5.11. Toplamsal Modelde Gri tahmin, gerçek yükler ve gri tahmin trendi	67
Şekil 5.12. Toplamsal ayrıştırma ile gri tahmin kullanılarak yapılan tahminin ACF grafiği	68
Şekil 5.13. Toplamsal ayrıştırma ile gri tahmin kullanılarak yapılan tahminin PACF grafiği	69
Şekil 5.14. Çarpımsal Modelde Gri tahmin, gerçek yükler ve gri tahmin trendi	74
Şekil 5.15. Çarpımsal ayrıştırma ile gri tahmin kullanılarak yapılan tahminin ACF grafiği	75

Şekil	Sayfa
Şekil 5.16. Çarpımsal ayrıştırma ile gri tahmin kullanılarak yapılan tahminin PACF grafiği	76

1. GİRİŞ

Enerji, insanlığın varoluşuyla beraber insanoğlunun her zaman üzerinde önemle durduğu temel ihtiyaçlarından biri olmuştur. İlk çağlarda ısınma, gıda ve benzeri amaçlarla gereksinim duyulan enerjiye sanayi devriminden sonra endüstriyel üretim, gelişen kent ve toplum yapıları, teknolojik değişim gibi nedenlerden dolayı duyulan talep artmıştır.

Keşfi ile birlikte elektrik, talep edildiği anda tüketime hazır biçimde temin edilebilmesinden dolayı özel bir öneme sahiptir. İletim ve dağıtım hatlarından oluşan elektrik sistemleri, belirli merkezlerde üretilen elektriğin her türlü tüketiciye ulaşmasını sağlamaktadır. Tüketicilere güvenilir, ekonomik ve kaliteli enerji sunabilmek için artan elektrik ihtiyacı göz önüne alınarak elektrik sistemlerinin yatırım ve işletme gereksinimleri doğru biçimde belirlenmelidir. Çünkü enerji yatırımları mühendislik anlamında büyük yatırımlardır ve büyük finansman kaynakları ile yapılmaktadır.

Artan sanayileşme, artan nüfus, değişen tüketim alışkanlıkları, toplumun refah düzeyindeki iyileşmeler gibi pek çok etken elektrik talebini artırmaktadır. Elektrik ihtiyacının artışı iki ayrı boyutta incelenmelidir. Bunlardan birincisi elektrik tüketimindeki artıştır. Bu tür artışlar daha ziyade nüfus artışları, sanayileşme gibi makro yapısal değişimlere bağlı olarak artarken; elektrik talebinin ikinci boyutunu oluşturmaktadır. Puant yükler ve belirli bir zaman diliminde dağılan yükler elektrik sisteminin güvenilirliği ile yakından ilgili olup kaliteli elektrik temininde kilit rol oynamaktadır. Bu iki boyutlu elektrik talebi, elbette birbirinden kesin çizgilerle ayrılamamaktadır, aksine birbiri ile yakın ilişkilidir.

Elektrik için yapılan talep tahminleri de yukarıda belirtildiği üzere tüketim ve yük tahmini olarak ikiye ayrılmaktadır. Elektrik enerjisinin depolanamaması gerçeği ile üretildiği anda tüketilmesi gerekmektedir. Bunun için artan yük ihtiyacı iyi

gözlenmeli ve artış ya da azalışlar olduğu anda elektrik üretim sisteminin buna göre yönetilmesi gerekmektedir. Üretim sisteminin farklı teknolojilere sahip farklı kaynaklarla üretim yapan yapısı olduğundan dolayı bu üretim kaynaklarının eş anlı ve entegre bir biçimde yönetilmesi gerekmektedir. Bu yönetimin başarılı bir biçimde yapılabilmesi ve kapasitelerin, daha teknik ifade ile kurulu gücün, etkin ve verimli kullanılabilmesi için yük tahmini önemlidir.

Bu tez çalışmasında Ankara metropol alan için yük tahmininde bulunulmuştur. Uygulama alanı olarak Ankara anakent alanının seçilmesinin nedenleri; Ankara'nın başkent oluşu, demografik ve sosyo-ekonomik yapısı ile gelişmiş bir yerleşim yeri olması, kamu idaresinin merkez teşkilatlarının kentte yer alması, ülkenin önde gelen sanayi bölgelerinin yer alması ve on adet üniversitesinin kentte bulunması ile ülkenin ikinci büyük kenti olmasıdır.

Başkent Elektrik Dağıtım A.Ş., Ankara, Bartın, Karabük, Zonguldak, Çankırı, Kırıkkale, Kastamonu illerinde elektrik dağıtım sisteminin işletmesinden sorumludur. Ankara ili, dağıtım şirketinin görev bölgesindeki diğer illere göre müşteri sayısı, enerji tüketimi, yatırım ödenekleri ve diğer benzeri oranlarda birinciliği taşımaktadır.

Ankara metropol alanının yük tahmini bu çalışmada aylık yük tahmini şeklinde yapılmıştır. Tahminler saatlik, günlük, haftalık yapılabileceği gibi aylık ve yıllık olarak da yapılmaktadır. Aylık tahminler daha çok orta dönemli tahminler sınıfında yer almaktadır. Yıllık tahminler gibi uzun dönemli tahminler ile birlikte orta dönemli tahminler yatırım ve kapasite planlaması için önemlidir. Ayrıca iletim ve dağıtım sistemlerinin bakım, onarım, yenileme, trafo kapasitelerinin belirlenmesi gibi operasyonları için aylık yük tahminleri önem taşımaktadır. Ankara metropol alanının gerek nüfus büyüklüğünün fazlalığı, gerekse sistem güvenilirliği riskinin derinden etkileyeceği hastane, eğitim kurumları, kamu kurum ve kuruluşlarının kent merkezinde yoğun olmasından dolayı aylık tahminler kritik öneme sahiptir.

Son yıllarda ülke genelinde elektrik piyasasının serbestleştirilmesi hedefi ile dağıtım şirketlerinin özelleştirilmesi başlamıştır. Ankara metropol alanda faaliyet gösteren dağıtım şirketi de özelleştirilmiştir. Bu gelişmeler ile birlikte kayıp-kaçak oranlarının azalması, rekabetin artması sonucu enerji yatırımlarının yoğunlaşması, elektrikte arz problemlerinin azalması beklenmektedir. Serbestleşme çalışmaları ile birlikte yük tahmininin de önemi artacaktır.

Çalışmada kullanılan veriler Başkent Elektrik Dağıtım A.Ş. Genel Müdürlüğü bünyesinde yer alan Scada ve Yük Dağıtım İşletme Müdürlüğü'nden temin edilmiş olup, 2004-2005-2006-2007 yıllarına ait aylık puant yüklerdir. Temin edilen 48 adet yük verisi; tahmin amacıyla kullanılmak üzere ele alınmıştır. Verilerin grafikleri incelendiğinde ilk göze çarpan, yük değerlerinin mevsimsel bir dalgalanmaya sahip olabileceğinin görülmesidir.

Yük tahmini için öncelikle hangi metotların kullanıldığının tespiti yapılmıştır. Bu konu ile ilgili bilgiler tez çalışmasının ikinci bölümünde yer almaktadır. Bu bölümde yük tahmininde dönemlerden, yük tahmini için önerilen yöntemlerden bahsedilmiştir. Yöntemler hakkında kısa bilgiler verilerek, ilgili yöntemin nasıl ve ne şekilde yük tahmininde kullanılabileceğinden söz edilmiştir. Bu yöntemler temelde ikiye ayrılabilir: istatistiksel yöntemler ve yapay zekâ tabanlı yöntemler. İstatistiksel yöntemler arasında regresyon tabanlı yaklaşımlar, ekonometrik yöntemler, son kullanıcı modelleri gibi yöntemler bulunmaktadır. Yapay zekâ tabanlı yöntemlerde ise yapay sinir ağları, bulanık mantık, uzman sistemler gibi yöntemlerden bahsedilmektedir.

Son yıllarda bilgisayar ile yapılan ve yapay zekâ kullanan yaklaşımların arttığı görülmektedir. Özellikle karmaşık, modellemesi zor ve işlem zorluğunun yüksek olduğu sistemlerde bu yaklaşımlar sıkça uygulanmakta ve başarılı sonuçlar alınmaktadır.

Tez çalışmasının üçüncü bölümünde literatür taraması yer almaktadır. Bu literatür taramasının yapılmasındaki amaç, yük tahmini yapılan bilimsel çalışmaları incelemek, kullanılan yöntemleri öğrenmek ve uygulamalarını görmek, kendi çalışmamız için uygun yaklaşımları algılamak ve literatürde yer alan çalışmalar içinde kendi çalışmamızın nasıl bir konuma sahip olduğunu ortaya çıkarmaktır.

Yapılan literatür çalışmasında enerjide talep tahmini için kullanılan üç temel yönteme sıkça rastlanmıştır. Bu yöntemler istatistiksel yaklaşımlar, yapay sinir ağı uygulamaları ve gri tahmin yöntemidir. Çalışmalarda yük tahmini ve elektrik tüketim tahminleri ile ilgilenilmiştir. Uygulamaların yapıldığı bölgeler genellikle ilgilenilen ülke geneli ve şehirlerdir. Dönem olarak günlük ve yıllık tahmin çalışmaları fazlaca gözlenmiştir.

Bu çalışmanın amacı uygun bir teknik yardımı ile 2008 yılı için Ankara metropol alanının aylık puant yük tahminini yapmaktır. Bu sebeple veriler incelenmiş ve istatistiksel olarak on iki aylık dönemlerde mevsimselliğe sahip olduğu belirlenmiştir. Mevsimsel dalgalanmaya sahip yük eğrilerinin tahminine ilişkin bir çalışmaya literatürde rastlanamamış olması ve aylık bazda Ankara metropol alanı için herhangi bir yük tahmini çalışmasının bulunmamasından dolayı tez çalışmasında mevsimselliği giderecek bir yaklaşım ile istatistiksel olarak tahmin yapılmaya çalışılmıştır.

Gri tahmin, gri teori içerisinde yer alan bir konudur. Karmaşık ve kaotik yapıya sahip sistemlerin modellenmesi ve tahmini başarı ile yapılabilmektedir. Yük tahmini konusunda da literatürde pek çok gri tahmin uygulaması mevcuttur. Ancak gri sistemlerin yaygın kullanılan modelinde (GM(1,1)) mevsimselliğe sahip veriler, gri tahmine özgü matematik formlarda başarılı olamamaktadır. Bu sebeple aşılması gereken birincil problem, verilerin sahip olduğu mevsimselliğin istatistiksel olarak anlamlı ve güvenilir bir biçimde giderilmesidir. Daha önceden yapılan çeşitli zaman serisi tahmin çalışmalarında mevsimsel ayrıştırma yöntemi tercih edilerek mevsimsel

etki ortadan kaldırılmış; yöntemin içinde önerilen tek değişkenli regresyon yöntemi yerine gri tahmin uygulanmış ve daha iyi sonuçlar elde edilmiştir.

Bahsi geçen bu yaklaşım bu tez çalışmasına örnek olmuş ve aylık yük tahmini için mevsimsel ayrıştırma ile birlikte gri tahmin ve mevsimsel ayrıştırma yönteminin önerdiği regresyon analizi ile tahminler yapılmıştır.

Mevsimsel ayrıştırma yöntemi ve gri tahmin yöntemi tezin dördüncü bölümünde yer almaktadır. Mevsimsel ayrıştırma yöntemi iki yaklaşım önermektedir: toplamsal ayrıştırma ve çarpımsal ayrıştırma. Tahmin yapılacak teknik de; biri ayrıştırma yönteminin önerdiği regresyon ile tahmin; diğeri de etkin tahmin yapılabilmesi bakımından tercih edilen gri tahmin olmak üzere iki tanedir.

Toplamsal ve çarpımsal ayrıştırma yöntemlerinden hangisinin zaman serisine uygun olacağını belirlemek için bir ölçüt ya da test bulunmamaktadır. Bundan dolayı her iki modelin seriye uygulanması ve hangisinin daha iyi sonuç verdiğinin belirlenmesi gerekmektedir. Bu durumda toplamda dört adet yaklaşım ile tahminler yapılarak hangi yaklaşımın daha iyi sonuç vereceği bulunmalıdır. Bu yaklaşımlar:

- 1) Toplamsal ayrıştırma ile regresyon
- 2) Çarpımsal ayrıştırma ile regresyon
- 3) Toplamsal ayrıştırma ile gri tahmin
- 4) Çarpımsal ayrıştırma ile gri tahmin'dir.

Beşinci bölümde yukarıda sıralanan dört yaklaşımın her biri ile tahminler yapılmış, hata terimleri hesaplanarak yöntemlerin geçerlilikleri sınanmıştır.

Altıncı bölümde ise yukarıdaki dört modelden elde edilen hata oranları karşılaştırılarak en uygun modelin belirlenmesi sonucunda bu modelden elde edilen geleceğe yönelik aylık puant yük tahminleri verilmiştir.

2. YÜK TAHMİNİ

Yük tahmini, elektrik iletim ve dağıtım sistemlerinin ve elektrik üreten şirketlerin yönetim ve planlamasında büyük öneme sahip bir konudur. Elektrik talebinin maksimum düzeye çıktığı anlarda ya da dönemlerde gereken elektrik ihtiyacının kaliteli ve kesintisiz bir şekilde sağlanabilmesi için doğru yük tahminlerinin yapılması, kapasitenin ve kurulu gücün bu tahmine göre ayarlanması gerekmektedir. Türkiye'nin kurulu gücü 2000 – 2007 yılları arasında % 51, elektrik tüketimi ise %48,1 oranında artmıştır [1]. Bu oranlar göstermektedir ki, elektrik talebi ülkemizde hızlı bir şekilde artmaktadır. Ankara metropol alanı da dinamik yapısı ile elektrik tüketimi artan bir bölgedir. Hızla gelişen elektrik tüketimi ile birlikte tutarlı tahminler doğrultusunda planlanan bir elektrik sistemine gereksinim duyulmaktadır.

Enerji arzının daima talep ile örtüşecek şekilde sağlanabilmesi sosyal ve ekonomik yaşamda büyük öneme sahiptir. Bunun için enerji sistem planlaması çok dikkatli bir biçimde yapılmalıdır. Enerji sistemlerinin yatırım miktarları büyük olduğundan dolayı etkin ve doğru bir yük tahmini yardımı ile kurulacak iletim ve dağıtım sistemleri verimli ve etkin olacaktır.

Geleceğe dönük tahminlerin gerçek değerlerin altında kalması elektrik sistemine aşırı yüklenilmesine, kalite kaybına ve maliyetlerin artmasına; tahminlerin yüksek olması da sistemin düşük kapasite ile çalışmasına ve yatırım geri dönüşlerinin uzamasına neden olur.

Enerjide talep tahmininin tutarlılığı kullanılan yöntem ve seçilen veriler ile değişkenlere bağlıdır. Yükün karakteristiğinin iyi algılanması, bu karakteristiklerin nasıl ve ne oranda hangi değişkenler tarafından etkilendiğinin belirlenmesi, yük tahmininin başarısı artıracaktır.

Yükü etkileyen faktörler çok çeşitlidir. Nüfus artışları, sosyal ve ekonomik kalkınma göstergeleri, milli gelir artışları, teknolojik değişim, iklimsel ve mevsimsel

değişimler, meteorolojik olaylar, şehir planlaması, kültürel etmenler, tüketici davranışları gibi faktörler yük karakteristiklerini etkilemektedir.

Ekonomik gelişme, enerji tüketiminin de artmasına neden olmaktadır. Elektrik tüketimleri ise ekonomik büyümeden daha yüksek bir büyüme oranı ile artmaktadır [2].

Yük tahminleri tahmin dönemine göre ve tahmin yapılan tekniklere göre sınıflandırılabilir. Aşağıdaki bölümde tahmin dönemleri ve tahminde kullanılan yöntemlerden kısaca bahsedilmiştir.

2.1. Yük Tahmininde Dönemler

Yük tahmininde, tahmin edilecek dönemler kısa dönem, orta dönem ve uzun dönem olmak üzere üç ayrı kategoride sınıflandırılmaktadır. Genellikle, kısa dönemli tahminler bir saatten bir haftaya; orta dönemli tahminler bir haftadan bir yıla; uzun dönemli tahminler de bir yıl ve daha uzun zamanları kapsamaktadır. Tahminin ve tahminde kullanılan girdilerin ve verilerin doğası gereği farklı zaman dilimlerinde yapılan tahminlerde farklı yöntemler kullanılır. Kısa dönemli yük tahmininde bir sonraki gün tahmin edilecekse, o günün hava ve sıcaklık durumu tahmin edilebildiğinden yük tahmini daha az hata verebilecektir. Ancak uzun dönemli tahminde girdi olarak sıcaklık kullanmak uygun olmayacaktır, çünkü uzun dönemli hava tahminleri düşük tutarlılıklara sahip olabilmektedir [3].

Yük tahmininin önemi; üretim, iletim ve dağıtım şirketleri için her zaman yüksektir. Özellikle serbestleşen elektrik piyasalarında, pik talebin yüksek düzeyde arttığı durumlarda elektrik fiyatlarının da yükselmesi ve enerji tedarikinin güçleşmesinden dolayı etkin bir yük tahmini vazgeçilmez bir önem kazanmıştır. Kısa dönemli yük tahmini yük akışlarının öngörülmesinde ve aşırı yüklenmenin önlenmesinde yardımcı olmaktadır. Bu tahmin sonuçlarının ve kararların gereken zamanlarda uygulanması ile sanayide makina bozulmalarının önüne geçilebilir, şebekenin güvenilirliği artar ve

mesken kullanıcıları için de yaşam kalitesi etkilenmez [3]. Benzer şekilde orta ve uzun dönemli tahminler kapasite projeksiyonlarına ve yatırım kararlarının alınmasında etkili olacaktır.

2.2. Yük Tahmininde Kullanılan Yöntemler

Çoğu tahmin metotları, istatistiksel teknikleri ya da yapay zekâ algoritmalarını kullanmaktadır. Bunlar regresyon, yapay sinir ağları, bulanık mantık, uzman sistemler gibi tekniklerdir. Son kullanıcı ve ekonometrik yaklaşım olmak üzere iki metot genellikle orta ve uzun dönemli tahminlerde kullanılır. Pek çok yöntem, örneğin benzer gün yaklaşımı, çeşitli regresyon modelleri, zaman serileri, yapay sinir ağları, istatistiksel öğrenme algoritmaları, bulanık mantık, uzman sistemler gibi yöntemler kısa dönemli yük tahmini için geliştirilmiştir [3].

Bu tahmin teknikleri, geçmişe ait yük verilerinin yanı sıra, yükün etkilendiği değişkenleri de girdi olarak kullanabilmektedir. Yük uzun ya da kısa dönemli olsun çeşitli faktörlerden etkilenmektedir.

2.2.1. Orta ve uzun dönemli yük tahmini yaklaşımları

Son kullanıcı modelleri ve ekonometrik modeller uzun dönemli tahminlerde sıkça tercih edilen modellerdendir [3]. Tüketicilerin davranışları ve alışkanlıkları ile kullanılan ev aletlerinin ya da sanayi bölgesinde elektrik tüketen araç ve gereçlerin yapısı, kullanımı son kullanıcı modellerinde incelenmektedir.

Son kullanıcı modelleri: Bu yaklaşımın temelinde enerji tüketen son kullanıcıların ev aletleri, yaş bilgileri, meskenlerin büyüklükleri, teknolojik değişimler, ısıtma ve soğutma ihtiyaçları, nüfus dinamikleri gibi veriler üzerinden tüketimin tahminine çalışılır. Son kullanıcı modelleri enerji talebini tahmin ederken nispeten daha az geçmişe dönük veri kullanır ancak çok daha fazla ve detaylı tüketici verisi ile enerji tüketen araç-gereçlerle ilgili veriye gereksinim duyar [3].

Ekonometrik modeller: Ekonometrik yaklaşım, iktisat ile istatistiksel teknikleri tahmin amacı ile birleştirir. Yaklaşım; enerji tüketimi ile tüketimi etkileyen faktörler arasında ilişkiyi analiz ederek tahminde bulunur. Tüketimi etkileyen faktörler, kişi başına milli gelir, istihdam seviyesi, elektrik fiyatları gibi faktörlerdir [3].

İstatistiksel yöntemler: İstatistik kullanılarak yapılan bu tahmin yöntemlerinde yükü etkileyen nüfus, ekonomik büyüme, istihdam, sanayi üretimi vb. faktörler dikkate alınarak modeller oluşturulur ve tahminler yapılır. Bu modeller zaman serileri, regresyon gibi pek çok yöntemi içermektedir.

2.2.2. Kısa dönemli yük tahmin yöntemleri

Kısa dönemli yük tahmininde istatistiksel yöntemler ve yapay zekâ teknikleri oldukça sık kullanılan yöntemlerdendir.

Benzer gün yaklaşımı: Bu yaklaşım geçmişe dönük verilerde, tahmin yapılacak günün benzeri bir gününü bularak tahmin yapma esasını kullanır. Benzeri karakteristikler, hava durumu, haftanın günü, tarih gibi özellikleri içerir [3].

Regresyon yöntemleri: Regresyon tahmin konusunda en geniş kullanıma sahip yöntemdir. Elektrik yük tahmini için yük ile yükü etkileyen diğer hava durumu, gün tipi, tüketici sınıfı gibi faktörler arasında matematiksel ilişki kurulur ve tahminde bulunulur [3].

Zaman Serileri: Zaman serileri metotları, verilerin kendi içinde bir yapısı olduğunu ve bu yapının otokorelasyon, trend, mevsimsellik gibi bileşenlere sahip olduğu varsayımı temelinde tahminde kullanılır. Zaman serisi tahmin yöntemleri bu yapıyı tespit eder ve ortaya çıkarır. Zaman serisi modelleri olarak ARMA, ARIMA, ARIMAX gibi modeller kullanılmaktadır [3].

Yapay Sinir Ağları: Yapay sinir ağları yük tahmininde oldukça sık kullanılan bir yöntemdir. Yapay sinir ağları, lineer olmayan işlem yapabilme kabiliyetine sahip lineer olmayan bir yapıya sahiptir. Bu tekniğin elektrik yük tahmini için uygulanmasında kullanılacak mimarî yapı, katmanlar arası bağlantılar, elemanlar arası bağlantılar seçilmelidir. Yük tahmininde genel olarak kullanılan yapı, geri yayılımdır [3].

Uzman Sistemler: Uzman sistemler, uzman kişilerin kural ve prosedürlerini bir yazılım içerisinde birleştirerek insan yardımı olmadan tahmin yapabilmeyi sağlar. Uzman sistemler 1960'ların başından itibaren jeolojik maden aramaları ve bilgisayar tasarımları gibi bazı uygulamalarda kullanılmaya başlanmıştır [3].

Bulanık Mantık: Bulanık mantık, dijital devre tasarımları için kullanılan Boolean mantığın bir genelleştirilmesidir. Bir girdi, Boolean mantık içinde 0 ile 1 arasında gerçek bir değer alır. Ancak bulanık mantık içinde ise bir girdi belirli niteliksel aralıklarda yer alır. Örneğin bir transformatör yükü “düşük”, “orta” ya da “yüksek” olabilir. Bulanık mantık böyle bir durumda bulanık girdilerden birini kendi mantığı ile bu çıktı grubundan birine dönüştürmektedir. Bulanık mantık, girdileri çıktılara eşleyen pek çok teknikten biridir. Bulanık mantık, girdileri çıktılara dönüştürecek ve eşleyecek matematiksel modellere ve hataları en aza indirecek etkinliğe ihtiyaç duyar. Bazı genel iyileştirme kuralları ile özenle tasarlanmış bulanık mantık sistemleri tahmin için kullanıldığında çok faydalı ve güvenilir olmaktadır [3].

3. LİTERATÜR TARAMASI

Çalışmada kullanılan yöntem ve yaklaşımların enerji talep tahmini ile ilgili yapılmış olan diğer çalışmalar içindeki teknik olarak yeri ve çalışma yapılan alan olarak sahip olduğu konunun belirlenebilmesi için yapılan incelemeler sonucunda tez konusu ile ilgili bazı önemli çalışmalara burada yer verilmiştir.

Yük tahmini ya da elektrik tüketimi tahminlerinde genel olarak iki yöneme çok sık rastlanılmaktadır. Bunlar istatistiksel yöntemler ve yapay zekâ tabanlı yöntemlerdir. Ayrıca son yıllarda gri tahmin yöntemi ile yapılan çalışmaların sayısı artmaktadır. Bu tarama sırasında tez çalışmasında kullanılan mevsimsel ayrıştırma yöntemi ile ilgili çalışmalar da istatistiksel yöntemler kullanılan yöntemler arasında olmasına karşın bu tez çalışmasında kullanıldığı için ayrı bir başlık altında verilmiştir.

3.1. İstatistiksel Yöntemler Kullanılan Yük Tahminleri

Haida ve Muto 1994 yılında yaptıkları çalışmadan hem pozitif hem de negatif tahmin hatalarının sistemin işletme maliyetleri üzerinde etkili olduğunu belirtmişlerdir. Ayrıca bu çalışmada regresyon modeli ile nominal yük belirlenmiş, öğrenme modeli ile de artık yükleri tahmin etmişlerdir [4]. Bahsedilen bu model 1998 yılında Haida ve arkadaşları tarafından genişletilerek iki ayrı regresyon yaklaşımı denenmiştir. Bunlardan birincisi trend yok etme, ikincisi trend tahminidir. İki yöntem de regresyon analizine adapte edilerek tahminler yapılmış ve gerçek yüklerle karşılaştırılmıştır. Trend tahmini yapılan yöntemle %1,3'lük bir ortalama mutlak hata yüzdesi elde edilmiştir [5].

Hyde ve Hodnett, 1997 yılında yaptıkları çalışmada bir hava durumu-yük tahmin modeli ortaya koymuşlardır. Bu modelde İrlanda elektrik sisteminde yük tahmini yapmak için geçmiş yıllara ait hava durumu ve yük verileri regresyon modeli ile birlikte ele alınmıştır. Hava durumu verileri sıcaklık, nem, gökyüzünün durumu gibi

bilgileri içermektedir. Ayrıca tatil, bayram gibi günler de ele alınarak hava durumu ve özel günlerin etkisinin yük tahmininde etkili olduğu ortaya konulmuştur[6].

Broadwater ve arkadaşlarının 1997 yılında yaptıkları çalışmadan Arkansas'ın dört bölgesi için regresyon tabanlı yeni bir doğrusal olmayan yük araştırması tahmin edicisi kullanılarak elektrik yükü tahmin edilmiştir. Bu yöntemde tüketici sınıfları, ay ve gün tipi bilgisi yükün tahmininde girdi olarak kullanılmıştır [7].

Alfares ve Nazeeruddin'in 1999 yılında yaptıkları çalışmada tatil günlerini kapsayan tüm bir yılın regresyon yöntemi ile günlük yük tahmini yapılmıştır. Çalışmada mevsimsel faktörler ele alınmıştır. Ayrıca kış mevsimi için serinletici rüzgar etkisi modele eklenmiştir. Yaz mevsimi için de benzer faktörler kullanılmış ve tatil günlerinin bilgisi de çalışmada yer almıştır [8].

Zaman serileri ile yapılan analizler de literatürde oldukça sık rastlanan yöntemlerdendir. Bu yöntemin pek çok değişik modeli, yük tahmininde kullanılmıştır. Öncelikle geçmişe ait veriler ele alınmış, bunlar gerekli analiz ve işlemlere tâbi tutularak geleceğe yönelik tahminler yapılmıştır. Gerek otoregresif modeller, gerek hareketli ortalamalar modelleri, gerekse Box-Jenkins modelleri bu yöntemler arasındadır.

Elrazaz ve Mazi'nin 1989 yılında yaptıkları çalışmada ARIMA modeli uygulanmış, elektrik yükleri haftalık olarak ele alınmış; yük, bileşenlerine ayrılarak bileşenlerin yük üzerindeki etkisi ile tahmin yapılmıştır. Bu bileşenler trend ve hava durumu bileşenleridir [9].

Sümer ve arkadaşları 2008 yılında yaptıkları çalışmada, Kayseri bölgesinin enerji talebini tahmin etmişlerdir. Çalışmada 1997-2005 yılları arasında aylık veriler kullanılmış; ARIMA ve Mevsimsel ARIMA metotları ile tahmin yapılmıştır. Mevsimsel etkilerin gözlendiği verilerde gelecek dönem tahmini yapıldığında sadece ilk tahmin döneminde mevsimselliğin olduğu, ileri dönemlerde ise mevsimselliğin

sönümlendiği gözlenmiştir. Bu durum makalede verilen grafiklerle de desteklenmektedir. Çalışmada alternatif bir metot olarak mevsimsel latent değişken ve trend kullanılarak regresyon ile uzun dönem mevsim dalgalanmalarını da tahmin edebilen bir model oluşturulmuştur. Sonuçta mevsimsel latent değişkeni ve trend kullanılarak yapılan tahminlerin daha iyi sonuç verdiği gözlenmiştir [10].

Türkiye'nin birincil enerji talebi üzerine Ediger ve Akar'ın (2007) yaptığı çalışmada ARIMA ve Mevsimsel ARIMA (SARIMA) metotları kullanılarak tahmin yapılmıştır. Alınan sonuçlara istinaden bazı öneriler getirilmiştir [11].

3.2. Yapay Zekâ Kullanılarak Yapılan Çalışmalar

Literatürde bulanık mantık ve yapay sinir ağı kullanılarak yapılan çalışmalara sıkça rastlanmaktadır. Bunun sebebi, yapay sinir ağlarının oldukça kolay modellenebilmesi, değişik koşul ve durumlara kolaylıkla adapte edilebilmesi, tekniğin yapısından ve bilgisayar yardımı ile öğrenme yapabilmesinden kaynaklanan kolaylıklar bu yönde çalışmaların yoğunlaşmasına neden olmuştur. Burada literatürde yapılan ve bu tez çalışmasında yaklaşım olarak örnek alınan çalışmalardan bahsedilecektir.

Literatürde yük tahmini metotları içerisinde bulanık mantık yaklaşımları da bulunmaktadır. Srinivasan ve arkadaşlarının 1995 yılında yaptıkları çalışmada hibrit bir bulanık sinir ağı ile yük tahmini yapılmıştır. Burada bulanık küme teorisi ile yapay sinir ağları birleştirilmiştir. Tahmin; hafta içi, hafta sonu, milli bayramlar öncesi ve milli bayramlar sonrası gibi gün grupları ele alınarak yapılmış ve etkin günlük tahminler gerçekleştirilmiştir [12].

Dash ve arkadaşlarının çalışmasında ise benzer şekilde bulanık uzman sistem ve hibrit sinir ağı-bulanık uzman sistem olarak iki adet yaklaşım kullanılmıştır. Saatlik tahmin yapılan bu çalışmada geçmiş yük verileri ile birlikte sıcaklık, nem gibi parametreler de kullanılmıştır. Tüm mevsimler için yapılan çalışma, tipik bir kış

günü için verilmiş ve bu modellerin etkinliği ortaya konulmuştur [13].

Mori ve arkadaşlarının 1999 yılında yaptıkları çalışmada kısa dönemli yük tahmini için bulanık çıkarım modeli sunmuşlardır. Önerilen metotta bulanık fonksiyonların sayısı ve yerleri optimize edilerek tahmin hatası minimize edilmeye çalışılmıştır. Çalışma, tabu arama ile bulanık çıkarımın optimal yapısını oluşturmak için yeni bir metot sunmuştur [14].

Hamzaçebi ve Kutay'ın 2004 yılında yaptıkları çalışmada Türkiye elektrik enerjisi tüketimi 2010 yılına kadar tahmin edilmiştir. Tahmin tekniği olarak yapay sinir ağları kullanılmış, ayrıca Box-Jenkins modelleri ve regresyon tekniği ile elde edilen sonuçlarla karşılaştırılmıştır. Çalışmada MINITAB ve MATLAB yazılımlarından faydalanılmıştır. Kullanılan veriler yıllıktır. Ardından her bir tahmin kümesinin gerçek değerler ile karşılaştırması yapılmış ve hangi tekniğin daha az hata ile tahmin yaptığı bulunmuştur. Hatanın hesaplanması mutlak yüzde hata ve ortalama mutlak yüzde hata ile yapılmıştır. Çalışmada karşılaştırma için her üç ayrı metodun test verilerinde ortalama mutlak yüzde hataları karşılaştırılmış ve en düşük hata oranı yapay sinir ağlarında bulunmuştur. Bu durum yapay sinir ağlarının tahmin için kullanılabilirliği göstermektedir. Ardından 2003-2010 yılları için tahmin yapılmıştır [15].

Topallı ve arkadaşlarının 2006 yılında yaptıkları çalışmada Türkiye'nin toplam elektrik yükünün bir gün önceden tahmin edilmesi için metot önerilmiştir ve bir hibrit öğrenme şeması geliştirilmiştir. Çalışmada farklı bir tarzda ele alınan yükler, yapay sinir ağı ile tahmin için kullanılmıştır. Bu metot, çevrimdışı öğrenmeyi gerçek zamanlı tahmin ile birleştirmektedir. Çalışmanın dikkat çekici yönü, haftanın günlerinin dört farklı kümeye yerleştirilerek ele alınması ve farklı gün tipleri için farklı sinir ağları tasarlayarak tahminde bulunmasıdır. Çalışmada elde edilen tahmin sonuçları geleneksel bir ARIMA modeli ile karşılaştırılmış ve yapay sinir ağı ile yapılan tahminin oldukça iyi sonuçlar verdiği görülmüştür [16].

Espinoza ve arkadaşları 2007 yılında yaptıkları çalışmada Belçika'da saatlik yük tahmini yapmışlardır. Yöntem olarak Kernel tabanlı zaman serisi yaklaşımı kullanılmıştır. Model hazırlanırken birçok düzeyde mevsimsel dokuların olduğu gözlenmiştir. Bunlar yaz kış dokusu, haftalık doku ve gün içi dokulardır. Çalışmada hava durumunun yükler üzerinde doğrusal olmayan bir etkisi olduğu belirlenmiştir. Aynı türlerdeki fakat farklı yapıdaki zaman serileri ile sonuçlar karşılaştırılmıştır [17].

Mandal ve arkadaşlarının 2006 yılında yaptıkları çalışma benzer gün yaklaşımı kullanarak 1 ilâ 6 saat önceden yapay sinir ağı ile elektrik yük tahmini yapmaktadır. Benzer gün yaklaşımına göre yük eğrisi, tahmin gününün hava durumuna benzer günlerin bilgileri kullanılarak tahmin edilmiştir. Ayrıca yılın dört mevsiminin özellikleri de model de göz önüne alınmıştır. Sonuçta elde edilen veriler düşük bir hata oranı ile bulunmuştur [18].

Chen ve arkadaşları yaptıkları çalışmada elektrik fiyatlarının ilgili olduğu yük tahminin önemini vurgulamış ve yapay sinir ağı ile kısa dönemli tahmin yapılmıştır. Girdi değişkenleri olarak bir önceki günün ve tahmin edilen günün gün tipi sıcaklık ve spot fiyatları kullanılmıştır. Bu çalışmada verilerin direkt olarak kullanımı bazı ağ sorunlarını yol açabileceğinden veriler $[0,1]$ aralığına gelecek şekilde skalalandırılmıştır ve yapay sinir ağı ile tahmin yapılmıştır. Sonuç olarak yük fiyat ilişkisi ortaya konulmuş ve kısa dönemli yük tahmininde fiyatın önemli bir etken olduğu belirlenmiştir [19].

Yalçınöz ve Eminoğlu'nun 2005 yılında yaptıkları çalışmada kısa dönem ve orta dönemli olmak üzere elektrik enerjisine dair tahminler yapılmıştır. Tahmin üç ayrı sınıftadır. Bunlar günlük pik talep, günlük toplam tüketim ve aylık toplam tüketimdir. Çalışmada yapay sinir ağları kullanılmış, girdi olarak geçmişe ilişkin yükler ve sıcaklıklar yer almıştır. Her bir tahmin için üç farklı yapay sinir ağı, farklı gizli nöronlara sahip olacak şekilde kullanılmıştır. Tercih edilen üç farklı yapay sinir ağı tasarımından birinin iyi sonuçlar verdiği gözlenmiş ve bu yapı ile tahminlerde

bulunulmuştur [20].

Topalli ve Erkmen'in 2003 yılında yaptıkları çalışmada ise saatlik yük tahmini yapmışlardır. Bu model hibrit öğrenmeye dayalı bir modeldir. Çalışmada verileri etkin bir biçimde kümelemek için günün her bir saati için ayrı bir sinir ağı ele alınmıştır. Böylece öğrenme kümeleri elektrik yükünün sadece bir saat tipini içerecek şekilde oluşturulmuştur. Modeli desteklemek için haftanın günü bilgisi de girdi olarak kullanılmıştır. Karşılaştırma yapmak için hibrit modelden farklı olarak gerçek zaman öğreniminin olmadığı; sadece çevrimdışı öğrenimin olduğu; 24 ağ yerine kümelemenin olmadığı tek bir ağ kullanılarak üç farklı sinir ağı yapısı ile sonuçlar karşılaştırılmış ve önerilen hibrit öğrenme metodunun daha iyi sonuç verdiği görülmüştür [21].

Aslan ve arkadaşlarının 2006 yılında yaptıkları çalışmada Kütahya İli için yük tahmininde yapay sinir ağları kullanılmıştır. Çalışmada aylık veriler kullanılmış (2000-2004 yıllarında veriler eğitim, 2005 yılı verileri test ve 2006-2009 yılları için tahmin); girdi olarak sıcaklık ve nüfus bilgileri yer almıştır. Çalışmada farklı girdi kombinasyonları ile tahmin yapılmış, en iyi sonuçların geçmişe ait yük, sıcaklık ve nüfus bilgilerinin yer aldığı sinir ağı yapısı ile elde edildiği görülmüştür [22].

Ceylan ve Demirören, 2004 yılında yaptıkları çalışmada Gölbaşı bölgesi için yapay sinir ağları ile saatlik tahmin yapmışlardır. Çalışmada sıcaklık ve geçmiş yıllara ait saatlik yük verileri girdi olarak kullanılmış, 24 saatlik tahmin benzer gün yaklaşımı ile yapılmıştır. Tahmin değerleri regresyon analizi kullanılarak elde edilen değerler ile karşılaştırılmış ve yapay sinir ağının daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür [23].

3.3. Gri Tahmin ile Yapılan Çalışmalar

Gri tahmin yöntemi yük tahmininde oldukça sık kullanılan yöntemlerden birisidir. Burada Gri tahmin ile yapılan tahminlerden bahsedilmiştir.

Ma ve arkadaşları 2007 yılında yaptıkları çalışmada Çin'in enerji tüketimi ve üretimini gri tahmin ile tahmin etmişlerdir. Çalışmada 1996-2005 yılları arası veriler kullanılarak geleneksel GM(1,N)'e göre daha yüksek ve daha tutarlı sonuçlar verdiği ortaya koyulan geliştirilmiş GM(1,N) ile 2006-2015 yılları için tahmin yapılmıştır [24].

Wang ve arkadaşlarının 2005 yılında yaptıkları çalışmada mevsimsel dalgalanma içeren gözlem serilerinde gri tahmin yapmışlardır. Yazarlar, mevsimsellik içeren serilerin önce mevsimsellikten arındırılmasını, ardından tahmin yapıldıktan sonra tekrar mevsimsel dalgalanmanın tahmin değerlerine eklenmesi yolunu tercih etmişlerdir. Tahmin için GM(1,1) modeli kullanılmıştır. Karşılaştırma için geleneksel bir yöntem kullanılmış ve tahmin sonuçlarına göre mevsimsel endeks temelli GM(1,1) modelinin diğer karşılaştırma modellerine göre daha iyi sonuçlar verdiği gözlenmiştir [25].

Wang, 2007 yılında konferansta sunduğu bildirisinde Şangay için yuvarlama mekanizmalı gri tahmin ile sanayi kesiminin ve toplam elektrik talebinin tahmininde bulunmuştur. Çalışma geleneksel GM(1,1) modeline göre daha yüksek tahmin tutarlılığına sahip yuvarlama mekanizmalı gri tahmini içermektedir. Çalışma sonucunda ortalama mutlak yüzde hatalar hesaplanmış, toplam elektrik talebinin hatası %4,2; sanayi kesimi elektrik talebinin hatası %6,4 bulunmuştur [26].

Hsu ve Chen'in yaptıkları çalışmada Tayvan'ın yıllık elektrik güç talebi tahmin edilmiştir. Orijinal GM(1,1) modeli yerine bu çalışmada hata terimi modifikasyonu yapay sinir ağları ile yapılan geliştirilmiş bir GM(1,1) modeli kullanılmıştır. Elde edilen sonuçlar, orijinal gri tahmin modeli ile karşılaştırıldığında; çalışmada önerilen geliştirilmiş modelin daha iyi sonuçlar verdiğini göstermektedir [27].

Chiang ve arkadaşlarının 2005 yılında yayınladıkları çalışmada günlük yükler için hibrit bir model sunmuşlardır. Bu model yapay sinir ağları ile gri modellemenin bir birleşimidir. Gri ilişkisel analiz ile yapılan ön çalışma sonuçları yapay sinir ağında

girdi olarak yer almış, tahminler yapılmış ve karşılaştırma için otoregresif model kullanılmıştır. Sonuçta görülmüştür ki, bu hibrit yaklaşım ortalama mutlak yüzde hata oranları ile karşılaştırıldığında iyi sonuçlar vermektedir [28].

Tseng ve arkadaşlarının 2001 yılında yaptıkları çalışmada mevsimsel zaman serileri için hibrit bir gri model ortaya konulmuştur. Sunulan hibrit model, hareketli ortalamalara oran yöntemi ile yapılan mevsimsellikten arındırma tekniği ile GM(1,1) gri tahmin modelini birleştirmiş ve dört farklı metot ile karşılaştırmıştır. Karşılaştırma için ortalama mutlak yüzde hata oranları kullanılmış ve önerilen hibrit modelin iyi sonuçlar verdiği görülmüştür [29].

Akay ve Atak'ın 2007 yılında yaptıkları çalışmada Türkiye toplam elektrik talebi ve sanayi kesimi elektrik talebi gri tahmin yöntemi ile tahmin edilmiştir. Çalışmada Türkiye'nin toplam ve sanayi kesimi elektrik tüketimleri yuvarlama mekanizmalı gri tahmin ile ele alınarak tahmin yapılmıştır. Çalışmada 1970-2004 yılları arası yıllık veriler kullanılmış ve tahmin sonuçları Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığının gelecek projeksiyonları için kullanmakta olduğu MAED modelinin tahmin sonuçları ile karşılaştırılmıştır. Elde edilen karşılaştırma sonuçlarında yuvarlama mekanizmalı gri tahminin MAED modelinden daha iyi sonuç verdiği görülmüş, toplam elektrik tüketimi için ortalama mutlak hata oranı % 3,66; sanayi kesimi için % 5,7 olarak bulunmuştur ve gri tahmin ile 2015 yılına kadar tahmin yapılmıştır [30].

Yang ve arkadaşlarının 1995 yılında yaptıkları çalışmada yıllık pik yükler ve bunların meydana gelme zamanları gri tahmin kullanılarak ele alınmıştır. Çalışmada GM (1,2) modeli ile bağlantılı bir hibrit GM (1,1) modeli kullanılmıştır. Yükün oluşma zamanının tahmini için ise topolojik tahmin metodu seçilmiştir. Karşılaştırma farklı istatistiksel metotlarla yapılmış ve önerilen modelin iyi sonuçlar verdiği görülmüştür [31].

3.4. Ayırıştırma Yöntemi ile Yapılan Çalışmalar

Ayırıştırma yöntemi istatistiksel bir yöntem olmasına karşın, bu tez çalışmasının temel yaklaşımı mevsimsel ayırıştırma yöntemi olduğu için burada; yapılan literatür çalışmaları içinde ayrı olarak yer verilmiştir.

Kandil ve arkadaşları, 2000 yılında yaptıkları çalışmada doğrusal olmayan regresyon ile yıllık yük tahmini yapmışlardır. Çalışmada klasik tahmin tekniklerinden bahsederek, kantitatif metotlar başlığı altında stokastik modellere değinmişler ve stokastik modeller olarak üstel düzgünleştirme ve ayırıştırma metodundan bahsetmişlerdir. Üstel düzgünleştirmenin mevsimsel ve döngüsel örüntüleri yansıtmada yeterli olmadığını belirtmişlerdir. Yazarlar, stotastik modeller olarak tanımladıkları üstel düzgünleştirme ve ayırıştırma yaklaşımlarının en esnek yöntemler olduğunu belirtmişlerdir [32].

Barakat ve Eissa'nın 1989 yılında yaptığı çalışmada aylık pik talep, *birleşik çoklu regresyonlu ayırıştırma metodu* adını verdiği yöntemle tahmin edilmeye çalışılmıştır. Ay takvimine bağlı olarak meydana gelen dini bayramların etkisi ve hava koşullarından etkilenen yük için tahmin çoklu regresyon ile ele alınmıştır. Ayırıştırma yöntemi ile üç bayram döneminin bileşenleri bulunmuştur. Bahsi geçen önerilen yöntemle elde edilen veriler Box-Jenkins mevsimsel modeli ile ve düzeltilmemiş verilere sahip Census II metodu ile karşılaştırılmıştır. Önerilen metodun daha iyi sonuç verdiği gözlenmiştir [33].

Ahmed, 2005 yılında yaptığı çalışmada bir şehir için aylık yük verilerinden yola çıkarak istatistiksel yöntemlerle yük tahmini yapmıştır. On adet model bu şehrin enerji tahmini için kullanılmıştır. Uzun dönemli tahmin modeli olarak üç adet trigonometrik model, bir çarpımsal model ve bir adet çok değişkenli model ele alınmıştır. Çalışma sonunda çarpımsal ayırıştırma yöntemi kullanılan modelin daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür [34].

Literatürdeki tez çalışmaları arasında Ankara metropol alan için regresyon analizi ile yıllık yük tahmini yer almaktadır [41]. Türkiye’deki diğer illerde ise yayımlanmış makale olarak; ise Gölbaşı bölgesi için yapay sinir ağları ile günlük yük tahmini [23]; yapay sinir ağları ile Bursa ilinin aylık yük tahmini [42]; yapay sinir ağları ile Kütahya ilinin aylık yük tahmini [22]; Niğde ili için günlük ve aylık tahminler yapay sinir ağları ile yapılmıştır [20].

Aşağıda yer alan Çizelge 3.1’de literatürdeki bazı önemli çalışmalar özetlenmiştir.

Çizelge 3.1. Literatürde yer alan bazı çalışmalar

Yazar & Yılı	Tahmin Türü	Tahmin Frekansı	Ele alınan bölge	Yöntem	Kullanılan Teknik	Kullanılan Değişkenler
Haida ve ark., 1998	Yük tahmini	Günlük	10 adet şehir	İstatistiksel	Regresyon ve trend tahmini	Yük, Sıcaklık, Nem
Hyde ve Hodnett, 1997	Yük tahmini	Günlük	Ülke	İstatistiksel	Regresyon	Yük, Tatil günleri, Sıcaklık, Nem, Gökyüzünün durumu
Elrazaz ve Mazi, 1989	Yük tahmini	Haftalık	Şehir	İstatistiksel	ARIMA	Yük, Sıcaklık
Sümer ve ark., 2008	Yük tahmini	Aylık	Dağıtım Bölgesi (Kayseri ve civarı)	İstatistiksel	Mevsimsel Latent Değişken ile Trend kullanarak Regresyon	Yük
Dash ve ark., 1995	Yük tahmini	Günlük		Yapay Zekâ	Hibrit Sinir Ağı Bulanık Uzman sistem	Yük, Sıcaklık, Nem
Hamzaçebi ve Kutay, 2004	Tüketim tahmini	Yıllık	Türkiye	Yapay Zekâ	Yapay Sinir Ağları	Tüketim verileri
Topallı ve ark., 2006	Yük tahmini	Günlük	Türkiye	Yapay Zekâ	Yapay Sinir Ağları	Yük, farklı gün tipleri
Espinoza ve ark., 2007	Yük tahmini	Saatlik	Ülke	Yapay Zekâ	Yapay Sinir Ağları	Yük, meteorolojik veriler
Yalçınöz ve Eminoğlu, 2005	Yük tahmini, Tüketim Tahmini	Günlük, aylık	Niğde şehri ve iki ilçe	Yapay Zekâ	Yapay Sinir Ağları	Yük, Sıcaklık
Aslan ve ark., 2006	Yük tahmini	Aylık	Kütahya	Yapay Zekâ	Yapay Sinir Ağları	Yük, Sıcaklık, Nüfus
Ceylan ve Demirören, 2004	Yük tahmini	Saatlik	Gölbaşı bölgesi	Yapay Zekâ	Yapay Sinir Ağları	Yük, Sıcaklık
Ma ve ark., 2007	Tüketim tahmini	Yıllık	Çin	Gri Tahmin	GM(1,N)	Yük
Akay ve Atak,2007	Tüketim tahmini	Yıllık	Türkiye	Gri Tahmin	Yuvarlama mekanizmalı GM(1,1)	Tüketim verileri
Wang ve ark., 2005	Sanayi Üretimi	Aylık	Tayvan	Gri Tahmin	Hibrit GM (1,1) ve Ayırıştırma	Üretim Verileri
Tseng ve ark., 2001	Zaman serisi			Gri Tahmin	Hibrit GM (1,1) ve Ayırıştırma	Zaman serisi
Kandil ve ark., 2000	Zaman serisi	Aylık		İstatistiksel	Ayırıştırma	Zaman serisi
Barakat ve Eissa, 1989	Yük tahmini	Aylık	Şehir	İstatistiksel	Regresyon,Ayırıştırma	Yük, gün tipi bilgisi, sıcaklık
Ahmed, 2005	Yük tahmini	Aylık	Şehir	İstatistiksel	Regresyon,Ayırıştırma	Yük

4. ÇALIŞMADA KULLANILAN YÖNTEMLER

Önceki bölümlerde ifade edildiği üzere bu çalışmada yük tahmini için kullanılan verilerin mevsimselliğe sahip olduğu ve bu gerçek üzerine çalışmanın şekillendiği belirtilmişti. Mevsimsel dalgalanmaya sahip olan zaman serilerinin modellenmesi için bazı yöntemler araştırılmış ve yük tahmininde uygulanmasına karar verilmiştir. Aşağıda ayrıntılı bir şekilde anlatılan mevsimsel ayrıştırma bu çalışmada yük tahmininin temelini oluşturmaktadır. Bu yöntem mevsimsellikten arındırılmış trend bileşeni serisinin doğrusal regresyon ile tahminini ve ardından tahmin edilen trend bileşenine mevsimsel etkilerin ilave edilmesini içermektedir. Alternatif metot olarak bu çalışmada regresyon uygulamasının yanında gri tahmin ile trend tahmini yapılmıştır. Aşağıda, tez çalışmasında kullanılan teknikler anlatılmaktadır.

4.1. Zaman Serileri ve Mevsimsel Ayrıştırma

Zaman serileri, pek çok uygulama alanı olan ve geleceğe yönelik tahmin imkânı sağlayan istatistiğin bir konusudur. Zaman serileri, belirli bir zaman diliminde meydana gelen olayların ve yapılan gözlemler sonucunda elde edilen değerlerin bir dizisidir. Normal bir diziden farkı sıranın zamana bağlı olmasıdır. Bir işletmenin ürettiği ürünlerin haftalık ya da aylık sayısı, bir ülkenin aylık enflasyon oranları, bir şehirde günlük tüketilen elektrik ve su miktarları, ülkenin yıllık ihracat miktarları, ülkenin yıllık gayri safi milli hâsıla değerleri, aylık ya da yıllık işsizlik oranları, bir bölgeye düşen aylık yağış miktarları gibi veriler bir zaman serisi oluşturur. Geçmişe ait verilerden yola çıkılarak bunları analiz etmek, zaman bağlı değişimlerini incelemek, nasıl bir gelişme (artış ya da azalış) gösterdiğini sayısal yollarla ve istatistiksel temel ile ele almak, karar vericilerin politika geliştirmelerine yardımcı olur. Karar vericiler politika geliştirirken değişen iki ya da daha fazla zaman serisi arasındaki ilişkileri de incelemek ve tahminde bulunmak isteyeceklerdir. Örneğin kamu yatırımlarının gelecekte ne kadar olacağını tahmin etmek ve buna bağlı uzun dönemli ekonomik politikalar geliştirmek isteyen bir karar verici, enflasyon, büyüme, işsizlik oranı, faiz oranları vb. birçok değişken ile ve bunların zaman içinde

gösterdikleri değişimleri bilmek ve tahminini bu analizler doğrultusunda yapmak isteyecektir.

Tahmin yapılırken geçmişteki olay ya da gözlemlerin nasıl değiştiğini görmek gerekir. Bundan sonra ise gelecek ile ilgili tahminler verilir ve politikalar oluşturulur. Tahmin işlemi, deneyimlere gözlemlere ya da mantıksal çıkarımlarla yapılırsa bu tür tahminlere sübjektif tahminler denilir. Ancak sübjektif analizler yerine karar vericiler sayısal yöntemler kullanır, bunları bilimsel temele oturtur ve belirli modeller üzerinden tahmin işlemini yapar ise bu objektif (kantitatif) bir tahmin olacaktır.

Zaman serisi analizleri, kantitatif yöntemler içerdiğinden geçmişe ait düzenli aralıklarla gözlenen verilerden geleceğe yönelik tahminleri güvenilir bir biçimde yapabilmektedir.

Zaman serilerinde veriler gözlem yapılan dönemlerine göre isimlendirilmektedir. Yılda bir kez gözlenen değerler *yıllık veri*, üçer aylık dönemlerde gözlenen veriler *çeyreklik veri* ya da *üçer aylık veri*, aylık gözlenen veriler *aylık veri*, günlük gözlem değerleri alınan veriler ise *günlük veri* olarak isimlendirilir.

Zaman Serisi Bileşenleri

Zaman serilerinde bileşenler önemli bir konudur. Bu bileşenlerin doğru ve akılcı analizi ile geleceğe yönelik tahminler güvenilir bir biçimde yapılabilir.

Zaman serileri, trend, mevsimsel dalgalanma, döngüsel dalgalanma ve düzensiz hareketler (hata terimi) olmak üzere dört ana bileşenden oluşmaktadır [35].

Trend: Bir zaman serisinin belirli bir dönem boyunca artış ya da azalış hareketine trend adı verilir [35].

Mevsimsel Dalgalanma: Serinin her yıl içinde belirli dönemlerde bir artışa ya da azalışa sahip olması *mevsimsel dalgalanmayı* göstermektedir. Bu dalgalanmanın uzunluğu *periyodu* verir. Genellikle üçer aylık verilerin periyodu 4, aylık verilerin periyodu 12, günlük verilerin ise 7 olarak belirlenebilir. Ancak bu tespit her zaman geçerli olmamaktadır. Verilerin karakteristiği, periyodu etkileyen bir durumdur. Periyoda ya da başka bir deyişle mevsimselliğe sahip verilere *mevsimsel (periyodik) veriler* denmektedir. Mevsimsel dalgalanmalara örnek olarak yaz aylarında dondurma satışlarının artması, kış aylarında ise düşmesi; klima satışlarının yaz aylarında artması gibi örnekler verilebilir [35].

Döngüsel Dalgalanmalar: Mevsimsel dalgalanmalara benzer olarak, bu artış ya da azalışlar her dönemde görülmez fakat 2 ilâ 10 yıllık dönemlerde gözlenirse bu tür dalgalanmalara *döngüsel dalgalanmalar* denir. Temel olarak mevsimsel ve döngüsel hareketlerin analizinde farklılıklar olmamasına karşın, döngüsel hareketleri analiz etmek için daha büyük miktarlarda veriye gereksinim duyulmaktadır [35].

Düzensiz Hareketler: Zaman serisinin hareketi belirli bir yapıya uymuyor ve herhangi bir biçimde modellenemiyor ise bu tür zaman serisi hareketlerine düzensiz hareketler adı verilir. Modellenememesi sebebi ile bu tür serilerin tahmini yapılamaz [35].

4.2. Mevsimsel Ayırıştırma Yöntemi

Zaman serilerinin sahip olduğu yukarıda açıklanan bileşenleri belirli bir sistematik içinde ayırştırmak ve verilerin zaman içinde nasıl bir davranış sergilediğini anlamak ve buna dayanarak geleceğe yönelik tahminlerde bulunmak için ayırıştırma modeli kullanılmaktadır.

Trend, uzun dönemli gözlemlerde verinin gelişme davranışını ortaya koyar. Genellikle trend düz bir çizgi halinde ortaya çıkar. Ancak bazı durumlarda zaman serisinin karakteristiğine bağlı olarak farklı şekiller alabilir. Döngüsel faktörler,

serinin zaman içinde ekonomik ya da endüstriyel etkilerden dolayı yaptığı artış ya da azalışlardır. Genellikle sanayi üretimi, ev satışları, milli gelir hareketleri gibi ekonomik değişimlerden etkilenen serilerde gözlenir. Döngüselliğin şekli genellikle dalga şekline benzer ve büyük değerlerden küçük değerlere ve yine büyük değerlere çıkan bir geometri sergiler. Mevsimsellik de ayrıştırma için önemli bir unsurdur. Mevsimsellik belirli uzunluk ve oransal bir derinliğe sahip, sabit aralıklarda gözlenen, genellikle sıcaklık, mevsim değişimi, yağış, yılın hangi ayı olduğu, tatil dönemleri gibi olaylardan etkilenen bir faktördür. Mevsimsellik ile döngüsellik; mevsimselliğin belirli aralıklarla ortaya çıkması, döngüselliğin ise ekonomik ya da endüstriyel olaylardan etkilenmesinden dolayı daha uzun zaman aralıklarında gözlenmesi sonucu birbirlerinden ayrılmaktadır [36].

Ayrıştırma, verinin;

$$veri = \text{örüntü} + \text{hata}$$

bileşenlerinden oluştuğunu varsaymaktadır[36]. Zaman serilerinde ayrıştırma yapılarak örüntünün ne olduğu, nasıl ve hangi bileşenlerden oluştuğunu belirlemek mümkündür. Örüntü ise üç ayrı bileşenden oluşur. Bu bileşenler,

$$\text{örüntü} = \text{trend}, \text{döngüsellik}, \text{mevsimsellik}$$

olarak belirlenir. Örüntünün bileşenleri içinde, hatanın ya da rassallığın ayrıca var olduğu varsayılır. Bu hata, bahsi geçen üç ayrı bileşenin birleşik etkisi ile gerçek verilerin farkı olarak ele alınır. Çeşitli ayrıştırma yaklaşımlarının hepsi bileşenleri en uygun biçimde seriden uzaklaştırmaya çalışır. Temel görüş öncelikle mevsimselliğin ortadan kaldırılması, ardından trend ve en son olarak da döngüselliğin ortadan kaldırılmasıdır. Bunun sonucunda ortaya çıkan her bir artık (hata), rassallık olarak ele alınır ve tahmin edilemez, tanımlanamaz. Bu durum metodun teorik bir zayıflığı olarak görülse de uygulamada çoğunlukla ihmal edilmektedir ve başarı ile uygulanmaktadır [36].

Ayrıştırma yaklaşımının genel matematiksel ifadesi şöyledir:

$$X_t = f(S_t, T_t, C_t, R_t) \quad (4.1)$$

Burada,

X_t : t periyodunda, zaman serisinin gözlem değeri (gerçek veri)

S_t : t periyodunda, mevsimsel bileşen (ya da endeks)

T_t : t periyodunda, trend bileşeni

C_t : t periyodunda, döngüsel bileşen

R_t : t periyodunda, rassal bileşen (ya da hata) [36].

Ayrıştırma işleminde iki farklı yaklaşım vardır. Bunlar *toplamsal model* ve *çarpımsal modeldir*.

Toplamsal model zaman serisinin bahsedilen bileşenlerin toplamından oluştuğunu kabul eder. Bu durumda model şu şekilde olur:

$$X_t = T_t + S_t + C_t + R_t \quad (4.2)$$

Toplamda yazılan bileşenlerden herhangi birinin etkisi yok ise o bileşenin değeri 0 olarak kabul edilir. Toplamsal modellerde mevsimsellik trendden bağımsız olduğu için dalgalanma büyüklüğü zaman içinde değişmemekte, bir başka deyişle sabit kalmaktadır [35].

Çarpımsal modelde ise zaman serisinin bahsi geçen bileşenlerin bir çarpımı olduğu varsayılır. Bu durumda model şu şekilde olur:

$$X_t = T_t \times S_t \times C_t \times R_t \quad (4.3)$$

Toplamda yazılan bileşenlerden herhangi birinin etkisi yok ise o bileşenin değeri 1 olarak kabul edilir. Çarpımsal modele uyan bir serinin mevsimsel dalgalanmasının büyüklüğü zaman içinde artar ya da azalır. Analiz yapılırken serinin grafiğine bakarak çarpımsal ya da toplamsal olduğuna karar vermek doğru olmayacaktır. Bu modellerin seriye uygun olup olmadığını anlayabilmek için her iki model ile analiz

yapılmalı ve hata kareleri ortalamaları hesaplanıp en küçük ortalamaya sahip model seçilmelidir [35].

Mevsimsel aylık ya da günlük verileri içeren seriler genellikle mevsimsel dalgalanmaya sahiptirler. Bu tür serilerin bazılarında trend olabilir bazılarında ise trend olmayabilir. Döngüsel hareket için de bu durum geçerlidir. Eğer bir seri trend içeriyorsa bu trendin *doğrusal* ya da *eğrisel* biçimde olup olmadığı incelenmelidir. Bu inceleme yapıldıktan sonra da serinin trend bileşeninin bulunabilmesi ve tahmin için uygun denklemin ortaya çıkarılabilmesi için mevsimsel ya da döngüsel dalgalanmadan arındırılmış veriler incelenmelidir [35].

Mevsimsel ya da döngüsel dalgalanmadan seriyi arındırmak için periyot tespit edilmelidir. Genellikle seriler ya mevsimsel dalgalanmaya ya da döngüsel dalgalanmaya sahip olurlar. Her iki dalgalanma birden olamayacağı düşünüldüğünden kurulan modellerde döngüsel hareket C_t genellikle yazılmaz. Dolayısıyla modeldeki S_t bileşeni hem mevsimselliği hem de döngüsellliği içeren bir bileşen olarak ele alınır. Ayrı olarak döngüsellğin tespiti için çok sayıda veriye ihtiyaç duyulmaktadır, çünkü periyodun sağlıklı biçimde belirlenebilmesi için periyodun en az dört katı gözlem sayısına gereksinim duyulur [35].

Zaman serisinin mevsimsellikten arındırılmasından sonra eğer döngüsel bileşen de belirlenmek istenirse, trend bileşeni bulunduktan sonra trende yani bulunan regresyon denklemine dayalı olarak geçmiş verilere yönelik tahmin yapılır ve tahmin edilen değerler ile mevsimsellikten arındırılmış değerler karşılaştırılır. Karşılaştırma sonunda elde edilen fark serisi döngüsel dalgalanmadır [37].

4.2.1. Toplamsal ayrıştırma yöntemi

Yukarıda da belirtildiği üzere toplamsal ayrıştırma yöntemi trende, mevsimselliğe ve hata bileşenine sahip zaman serilerinin modellenmesi için kullanılan modellerden biridir. Bu yöntemdeki model bileşenleri

$$X_t = T_t + S_t + R_t \quad (4.4)$$

olarak ifade edilebilir. Buradaki hata teriminin rassal olduğu unutulmamalıdır [35].

Toplamsal ayrıştırma modeli çeşitli adımlardan oluşur. Bunlar şu şekildedir [35].

- Serinin merkezi hareketli ortalamaları hesaplanır. Burada hareketli ortalaması alınacak veri sayısı periyot sayısına eşit olmalıdır. Örneğin veriler 7’şer günlük periyotlara sahip ise hareketli ortalama hesabı 7’şer gün için ardı ardına yapılır. Ancak merkezi hareketli ortalamalar yerine sadece hareketli ortalamalar alınması da mümkündür. Şöyle ki eğer periyot sayısı çift bir sayı ise hesaplanacak hareketli ortalamalar serinin medyanına denk gelmekte ve çift sayılı periyotlarda medyan $2n$ veri sayısı olmak üzere birinci n adet veri ile ikinci n adet veri arasına denk gelmektedir. Dolayısı ile hareketli ortalama $2n$ adet verinin ikinci n adetlik bölümündeki verinin ilk elemanının karşısına gelecek şekilde yazılır. Tek sayılı periyotlarda (periyot sayısı n ve n tek sayı) ise bu durum oluşmaz. Zira periyodun medyanı $(n+1)/2$ olacağı için hesaplanan hareketli ortalama medyana denk gelmektedir. Periyot sayısının yani hareketli ortalama alınacak veri sayısının çift olması durumunda hareketli ortalamalar hesaplandıktan sonra ardışık hareketli ortalamalarının ortalaması bulunur ve bu değer ardışık hareketli ortalaması hesaplanan hareketli ortalamaların birincisinin karşısına yazılır. Böylece hesaplanan hareketli ortalamaların yeri konusundaki sorun ortadan kalkar [36].
- Gerçek zaman serisinden merkezi hareketli ortalamalar serisi çıkarılarak serinin mevsimsel bileşeni bulunur. Buradaki mevsimsel bileşenin içinde hata terimi bulunmaktadır.
- Mevsimsel bileşendeki hata teriminin yok edilebilmesi amacıyla her bir periyottaki dönemlerin ortalama değerleri hesaplanır. Örneğin aylık bir seride tüm ayların her birinin ortalama değerleri hesaplanır. Yani ilgili her bir ay için o aya ait bir ortalama değeri bulunur. Sonuç olarak yapılan son ortalama işlemi sonunda

periyot sayısı kadar ortalama değeri bulunur. Aylık bir veri için 12 adet, 7 günlük periyot için 7 adet ortalama değeri hesaplanır.

- Periyotta, yukarıdaki yöntem ile elde edilen dönemlerin ortalamaların toplamı sıfır olmalıdır. Eğer bu toplam sıfır değil ise bu durumda ortalama değerlerinin ortalaması hesaplanarak, bulunan değer diğer tüm ortalama değerlerinden çıkartılır. Bu şekilde periyottaki dönemlerin son elde edilen değerleri *mevsimsel endeks* değerleri verir. Bu endeks değerleri, gerçek zaman serisinin saf mevsimsel bileşenleridir. Mevsimsel endeks değerlerinin toplamı sıfırdır.
- Orijinal seriden mevsimsel endeks serisi çıkartılarak serinin trend bileşeni bulunur. Bu trend bileşeni hata terimine sahiptir.
- Doğrusal trende sahip zaman serilerinde trendin sahip olduğu hata terimlerini gidermek için trend bileşeni serisine doğrusal regresyon uygulanır. Bu regresyon sonucu elde edilen tahmin serisi gerçek zaman serisinin saf trend bileşenidir.
- Tahmini yapılan regresyon serisine mevsimsel endeks serisi bileşeni eklendiği zaman gerçek zaman serisinin tahmini elde edilir. Eğer trend, bulunan regresyon denklemi ile geleceğe yönelik uzatılır ve mevsimsel endeksler geleceğe yönelik tahmin edilen trende eklenirse, zaman serisinin gelecekteki değerleri tahmin edilmiş olur.

4.2.2. Çarpımsal Ayırıştırma Yöntemi

Çarpımsal ayırıştırma yöntemi, ayırıştırma yöntemlerinden diğeridir. Bu yöntem, toplamsal ayırıştırma yönteminden bazı küçük noktalarda ayrılmaktadır. Bu durum, diğer modelin toplam, bu modelin ise çarpım esasına göre değerlendirilmesinden ileri gelmektedir. Uygulama mantığı olarak iki yöntem arasında bir farklılık bulunmamaktadır [35].

Bu yöntem de toplamsal ayrıştırmada olduğu gibi aşağıdaki adımlar izlenerek uygulanabilir [35]:

- Zaman serisinin periyodu boyunca hareketli ortalamalar hesaplanır. Bu hesaplama toplamsal ayrıştırma yönteminde yukarıda bahsedilen ilk adımla aynı şekilde yapılır.
- Gerçek zaman serisi elde edilen hareketli ortalama değerlerine bölünür, böylelikle her bir döneme karşılık gelen mevsim bileşeni ortaya çıkarılır. Bu mevsimsel bileşenler hata terimine sahiptir.
- Seriden hata terimini uzaklaştırmak amacı ile elde edilen mevsimsel bileşenlerin toplamsal yöntemde olduğu gibi periyotların her bir dönemlerinin ortalaması alınır.
- Hesaplanan dönem ortalamalarının ortalaması alınarak her bir dönem ortalaması bu genel ortalamaya bölünür. Bunun sebebi dönem ortalamalarının ortalamasını 1'e eşitlemektir. Ortalamaları 1'e eşit olan bu seri, *mevsimsel endeks serisidir* ve gerçek zaman serisinin mevsimsel bileşenini oluşturmaktadır.
- Gerçek zaman serisi *mevsimsel endeks serisine* bölünür ve elde edilen veriler trend serisini verir. Bu trend serisi de içerisinde hata terimini barındırmaktadır.
- Bu trend serisinde mevcut olan hata terimini yok edebilmek ve geleceğe yönelik tahminlerde trendi kullanabilmek için diğer yöntemde olduğu gibi trend serisinin regresyon analizi ile regresyon denklemi bulunur. Bu regresyon sonucu elde edilen tahmin serisi gerçek zaman serisinin saf trend bileşenidir.
- Tahmini yapılan regresyon serisine mevsimsel endeks serisi bileşeni eklendiği zaman gerçek zaman serisinin tahmini elde edilir. Eğer trend, bulunan regresyon denklemi ile geleceğe yönelik uzatılır ve mevsimsel endeksler geleceğe yönelik

tahmin edilen trende eklenirse, zaman serisinin gelecekteki deęerleri tahmin edilmiř olur.

Ayrıştırma yöntemlerine bu açıklamalardan sonra bakacak olursak, bu yöntemler zaman serisini önce mevsimsellikten arındırmakta, ardından mevsimselliğin ortadan kaldırıldığı trend bileřenine dayalı olarak bir regresyon tahmini yapmakta, bu trend bileřenine göre geleceęe yönelik tahmin yapmakta ve ardından gelecek için öngörülen trend bileřenlerine zaman serisinin karakteristiğinde bulunan ve analiz sırasında hesaplanan mevsimsellięi ekleyerek gelecek için tahminlerde bulunmaktadır.

Trend bileřeninin bir fonksiyon olarak hesaplanmasında en çok tercih edilen regresyon temelli analizdir. Ancak doğrusal olmayan trend de benzer şekilde hesaplanabilir [37]. Tseng ve arkadaşlarının 2001 yılında yaptıkları çalışmada trend bileřeninin denklemini regresyonla deęil gri tahmin ile hesaplamış ve bu temel üzerinde tahminde bulunmuşlardır [29].

4.2.3. Mevsimsellik testi

Bir zaman serisinde mevsimselliğin gerçekten olup olmadığı belirlenmek isteniyorsa, bu serinin *Kruskal - Wallis Testi* ile yapılabilmektedir. Zaman serisinde mevsimsellik yok ise *Kruskal - Wallis Testi* sonucunda periyotlar arası fark bulunamayacaktır. Eğer test sonucunda periyotlar arası fark vardır sonucu ortaya çıkarsa bu sonuç zaman serisinin mevsimsel dalgalanmaya sahip olduęu anlamına gelmektedir [35].

Ayrıştırma yöntemi, toplamsal ya da çarpımsal olarak ele alındığından bu yöntemin temelinde bir istatistik teorisi yer almamaktadır. Ayrıca mevsimselliğin tam olarak tespit edilememesi mevsimselliğin seride olmaması anlamına gelmemektedir. Bu sebeple ayrıştırma yönteminin bu seriye uygulanamayacağı sonucunu çıkarmak yanlış olacaktır. Aynı durum trend için de geçerlidir. Çünkü zaman serilerinin

bazılarında mevsimselliğin bazılarında da trendin baskın olması sıkça rastlanılan bir durumdur. Her iki durumda da ayırıştırma yöntemi başarı ile uygulanabilmektedir [35].

4.2.4. Hata teriminin analizi ve yöntemin geçerliliği

Model kurulup tahminler yapıldıktan sonra gerçek değer ile tahmin değeri farkı olan hata terimi serisi analiz edilmelidir. Bunun için birkaç önemli nokta irdelenmelidir. İlk olarak hata terimi serisinin otokorelasyon fonksiyonu (ACF) ve kısmî otokorelasyon fonksiyonu (PACF) grafikleri incelenmelidir. Bu grafiklerdeki gecikmeler güven sınırlarını aşmamalıdır. Ayrıca hata terimi serisinin Box-Ljung testi yapılarak test sonucunda tüm gecikmeler için $H_0: r_k = 0$ hipotezi kabul edilmelidir. H_0 hipotezinin kabulü, hatalar arasında ilişki olmadığını, hata serisinin bilgi içermediğini ve zaman serisine uygulanan yöntemin istatistiksel olarak geçerli bir yöntem olduğu sonucunu ortaya koymaktadır [35].

İkinci olarak Theil'in U istatistiği incelenmelidir. Bu istatistik:

$$\text{Theil'in U İstatistiği} = \frac{\sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T e_t^2}}{\sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T Z_t^2} + \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \hat{Z}_t^2}} \quad (4.5)$$

Burada

e : hata terimi

Z : Gerçek seri değeri

$\hat{Z}$: Tahmin değeri'dir.

Bu istatistik sonucunun, 0,55 değerinden küçük olması oluşturulan modelin seriye çok iyi uyum sağladığını göstermektedir [35].

4.3. Gri Sistem Teorisi

Gri sistem teorisi ilk kez 1982 yılında Deng Ju-long tarafından “Systems and Control Letter” isimli uluslararası dergide ortaya konmuştur. Bu teorinin temelinde bilinmeyen ya da tamamlanmamış bilginin “gri eleman” olarak tanımlanması yer almaktadır.

4.4. Gri Sistemlerin Modellenmesi ve Gri Tahmin

Gri sistemler; gri sayılar, gri cebirsel ve diferansiyel denklemler, gri matrisler ve bu matrislerin işlemleri ile ilgilenen bir matematik sistemdir. Gri sistem teorisinin ana konusu uygun verileri kullanan bir sistemin, gerçekçi olarak işleyen kurallarını ortaya çıkarmaktır. Bu süreç gri dizilerin üretilmesi ile mümkün olmaktadır [39].

Gri tahmin, yapısı kaotik, karmaşık ve belirsiz olan sistemler için alternatif bir tahmin aracıdır. Gri tahmin, diğer tahmin teknikleri ile karşılaştırıldığında model kurmak için az sayıda veriye ihtiyaç duyması, yüksek tahmin tutarlılığı gibi pek çok avantaja sahiptir. Literatürde gri tahmin ile yapılmış pek çok çalışmanın bulunması, gri tahminin enerji alanında pratik ve gerçekçi bir araç olduğunu göstermektedir [30].

4.4.1. Birikim oluşturma işlemi (BOİ)

Kaotik ve karmaşık verilerde verinin özel karakteristiklerini ya da kendine has kurallarını ortaya çıkarmak için Birikim Oluşturma İşlemi (Accumulating Generating Operation-AGO) kullanılır. Birikim oluşturma süreci gri süreçlerin bir beyazlaştırma metodudur.

Bir $X^{(0)}$ negatif olmayan veri serisi ele alalım ve D bir dizi operatörü olsun.

$$X^{(0)} = (x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)) \quad (4.6)$$

ve

$$X^{(0)}D = (x^{(0)}(1)d, x^{(0)}(2)d, \dots, x^{(0)}(n)d) \quad (4.7)$$

olur. Burada

$$x^{(0)}(k)d = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i), \quad k=1,2,\dots,n \quad (4.8)$$

olmak üzere D , $X^{(0)}$ serisinin birinci dereceden birikim oluşturma operatörüdür ve 1-BOİ olarak gösterilir. $X^{(0)}$ 'ın D^r , r 'inci dereceden operatörü ise r kez D operatörünün uygulanması ile elde edilir ve r -BOİ olarak gösterilir.

$$X^{(0)}D = X^{(1)} = (x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n)) \quad (4.9)$$

ve

$$X^{(0)}D^r = X^{(r)} = (x^{(r)}(1), x^{(r)}(2), \dots, x^{(r)}(n)) \quad (4.10)$$

olur. Burada

$$x^{(r)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(r-1)}(i), \quad k=1,2,\dots,n \quad \text{'dir.} \quad (4.11)$$

4.4.2. Ters birikim oluşturma işlemi (TBOİ)

Ters Birikim Oluşturma İşlemi (TBOİ), birikim oluşturma işleminden sonra orijinal verilere geri dönme işlemidir.

Bir $X^{(0)}$ negatif olmayan veri serisi ele alalım ve $\bar{D}$ bir dizi operatörü olsun.

$$X^{(1)} = (x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n)) \quad (4.12)$$

ve

$$X^{(1)}\bar{D} = X^{(0)} = (x^{(1)}(1)\bar{d}, x^{(1)}(2)\bar{d}, \dots, x^{(1)}(n)\bar{d}) \quad (4.13)$$

Burada

$$x^{(1)}(k)\bar{d} = x^{(1)}(k) - x^{(1)}(k-1), \quad k=1,2,3,\dots,n \quad (4.14)$$

olmak üzere $\bar{D}$, $X^{(1)}$ serisinin birinci dereceden ters birikim oluşturma operatörüdür ve 1-TBOİ olarak gösterilir. $X^{(r)}$ 'ın $\bar{D}^r$, r 'inci dereceden operatörü ise r kez $\bar{D}$ operatörünün uygulanması ile elde edilir ve r -TBOİ olarak gösterilir.

$$X^{(1)}\bar{D} = X^{(0)} = (x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)) \quad (4.15)$$

ve

$$X^{(r)}\bar{D} = X^{(r-1)}\bar{D}^{r-1} = (x^{(r-1)}(1), x^{(r-1)}(2), \dots, x^{(r-1)}(n)) \quad (4.16)$$

Burada

$$x^{(r-1)}(k) = x^{(r)}(k) - x^{(r)}(k-1), \quad k=1,2,3,\dots,n \quad \text{'dir.} \quad (4.17)$$

4.4.3. Gri diferansiyel denklemler

Aşağıdaki diferansiyel denklemi ele alalım:

$$\frac{dx}{dt} + ax = b \quad (4.18)$$

$\frac{dx}{dt}$ fonksiyonun türevi; x , $\frac{dx}{dt}$ 'nin arkaplan değeri; a ve b ise diferansiyel denklemin parametreleridir.

Aşağıdaki denklem:

$$x^{(0)}(k) + az^{(1)} = b \quad (4.19)$$

Burada

$$z^{(1)}(k) = 0,5x^{(1)}(k) + 0,5x^{(1)}(k-1) \quad \text{'dir.} \quad (4.20)$$

Bir gri diferansiyel denklemdir.

4.4.4. GM(n,m) modeli

Gri modeller, gerçek sistemin matematiksel modelini bilmeden sistemin gelecek çıktılarını yüksek doğruluk ile tahmin edebilirler [39].

Gri sistem teorisinde GM(n,m), diferansiyel denkleminin derecesi n, değişken sayısı m olan bir gri modeli ifade eder. Pek çok gri modelin kullanılabilmesine rağmen, hesaplama kolaylığı ve etkinliğinden dolayı en çok tercih edilen model GM(1,1) modelidir [39].

4.4.5. GM(1,1) modeli

GM(1,1) modeli uygulamalarda en geniş kullanıma sahip modeldir. Kısaca “Birinci dereceden Bir Değişkenli Gri Model” olarak söylenir. Bu model aslında bir zaman serileri tahmin modelidir [39]. GM(1,1) modeli sadece pozitif veri serilerine uygulanabilir [40].

Tahmin yapmak için, veriler BOİ operatörü ile kümülatif bir seriye dönüştürülür. Gerekli matematiksel işlemler yapılır ve diferansiyel denklem çözülerek tahmin değerlerine ulaşılır. Tahmin değerleri de kümülatif formdadır. Bu tahmin değerleri TBOİ ile normale döndürülür ve bu değerler tahmin değerlerini oluşturur.

Tek bir çıktısı olan bir sistemde $X^{(0)}$ serisi, sistemin zaman serisi olsun.

$$X^{(0)} = (x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)), n \geq 4 \quad (4.21)$$

Burada $X^{(0)}$ negatif olmayan bir seridir ve verinin örnek büyüklüğü n 'dir. Bu seriye BOİ uygulanması ile aşağıdaki monoton artan $X^{(1)}$ serisi elde edilir.

$$X^{(1)} = (x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n)), n \geq 4 \quad (4.22)$$

Burada $x^{(1)}$:

$$x^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i), k=1,2,3,\dots,n \text{ 'dir.} \quad (4.23)$$

$X^{(1)}$ dizisinden üretilen $Z^{(1)}$ dizisi de şu şekilde tanımlanır:

$$Z^{(1)} = (z^{(1)}(1), z^{(1)}(2), \dots, z^{(1)}(n)) \quad (4.24)$$

Burada $z^{(1)}$ bitişik (ardışık) verilerin ortalamasıdır.

$$z^{(1)}(k) = 0,5x^{(1)}(k) + 0,5x^{(1)}(k-1), k=2,3,\dots,n \quad (4.25)$$

GM(1,1) modelinin gri diferansiyel denkleminin en küçük kare tahmin dizisi aşağıda tanımlanmıştır[40]:

$$x^{(0)}(k) + az^{(1)} = b \quad (4.26)$$

Beyazlaştırma denklemi şu şekilde olur:

$$\frac{dx^{(1)}(t)}{dt} + ax^{(1)} = b \quad (4.27)$$

$[a,b]^T$ seri parametreleri de şu şekilde bulunur:

$$a, b^T = (B^T B)^{-1} B^T Y \quad (4.28)$$

Burada Y ve B matrisleri,

$$Y = [x^{(0)}(2), x^{(0)}(3), \dots, x^{(0)}(n)]^T \quad (4.29)$$

$$B = \begin{bmatrix} -z^{(1)}(2) & 1 \\ -z^{(1)}(3) & 1 \\ \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot \\ -z^{(1)}(n) & 1 \end{bmatrix} \quad \text{'dir.} \quad (4.30)$$

Eşitlik 4.27'ye göre bir k zamanı için $x^{(1)}(t)$ 'nin çözümü:

$$x_p^{(1)}(k+1) = \left[x^{(0)}(1) - \frac{b}{a} \right] e^{-ak} + \frac{b}{a} \quad (4.31)$$

şeklinde olur.

Burada $x_p^{(1)}(k+1)$, $k+1$ zamanı için tahmin edilen x 'in kümülatif değerini göstermektedir. Eğer tahmin dileyen verinin kümülatif değil de normal değeri hesaplanmak istenirse denklem şu şekilde olacaktır:

$$x_p^{(0)}(k+1) = \left[x^{(0)}(1) - \frac{b}{a} \right] e^{-ak} (1 - e^a) \quad (4.32)$$

GM(1,1) modelinde (-a) parametresi “geliştirme katsayısı”, b parametresi ise “gri etki miktarı” olarak isimlendirilir. Çünkü a katsayısı $X_p^{(1)}$ ve $X_p^{(0)}$ ’ın gelişim durumlarını; b katsayısı ise arka plandaki değerlerden türetildiği için veride toplanan değişiklikleri yansıtmaktadır [38].

4.4.6. Gri Modelin Hata Analizi

Gri modelden elde edilen tahmin sonuçları gerçek değerler ile karşılaştırılır. Bu karşılaştırma; bu tezde yapılan yük tahmini için Bölüm 4.2.4.’te olduğu gibi, sadece gri tahmin uygulanmış serilerde ise Bölüm 5.9.’da bahsi geçen hata ölçütleri ile yapılır.

5. YÜK TAHMİNİ UYGULAMASI

Bu tez çalışmasında Ankara merkez metropol alanı için aylık en yüksek yük değeri yani aylık puant yükler tahmin edilmiştir. Çalışmada 2004 ile 2007 yılları arası aylık puant yükler ele alınarak modeller oluşturulmuş, bu modeller ile tahminler yapılmış ve uygun olan model belirlenmiştir.

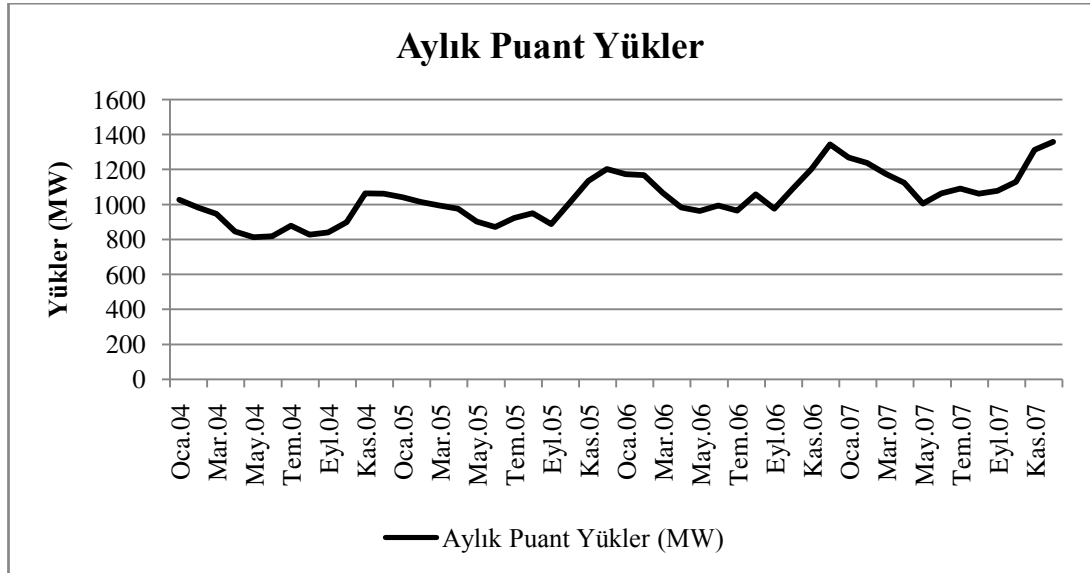
Çalışmada kullanılan 4 yıla ait veriler, Başkent Elektrik Dağıtım Anonim Şirketi’den temin edilmiş; dağıtım şirketi bünyesinde yer alan Scada ve Yük Dağıtım İşletme Müdürlüğü’nün günlük hazırlamakta olduğu “Günlük İşletme ve Analiz Raporu”nda bulunan “1-154/34,5 kV İndirici Merkezlerin; Kurulu ve Puant Güç, Gerilim ve Enerji Tüketim Değerleri Tablosu”nda yer alan günlük puant yükler kullanılarak elde edilmiştir. Bu raporların bir örneği EK-1’de yer almaktadır.

Bu raporlarda yer alan ilgili tabloda; trafo merkezlerinin kurulu güçleri, gücün maksimum ve minimum olduğu saatler ve güç değerleri, bara gerilimleri, toplam aktif ve reaktif enerji tüketimleri, toplamda oluşan güç katsayısı değeri, şehir puant yük değeri ve saati yer almaktadır.

Çalışmada kullanılan veriler aşağıdaki Çizelge 5.1.’de yer almaktadır.

Çizelge 5.1. Çalışmada kullanılan veriler (MW)

	Yıllar			
Aylar	2004	2005	2006	2007
Ocak	1026	1042	1174	1268.3
Şubat	982	1013	1167	1237.3
Mart	945	993	1066	1174.3
Nisan	845	975	983	1123.3
Mayıs	812	901	963	1004.3
Haziran	817	871	994	1063.5
Temmuz	878	922	965	1091.5
Ağustos	826	950	1057	1060.8
Eylül	840	888	976	1077.9
Ekim	898	1010	1090	1128.3
Kasım	1064	1134	1203	1312.7
Aralık	1061	1202	1344.3	1358.4



Şekil 5.1. Çalışmada kullanılan verilerin yıllara göre değişimi

Yukarıdaki şekil ve çizelgede görüldüğü üzere, 4 yıllık aylık veriler 48 adettir. Verilerin grafiğine bakıldığında verilerde bir dalgalanma olduğu göze çarpmaktadır.

Çalışmanın uygulamasında bu mevsimsel dalgalanma üzerinde durulacak ve daha önceki bölümlerde bahsedilen teknikler yardımı ile tahminler yapılacaktır.

5.1. Uygulamada İzlenilen Yol ve Kullanılan Yöntemler

Çalışmada uygulanan yöntemlerin anlatıldığı bir önceki bölümden hatırlanacağı üzere, yük tahmini uygulaması için kullanılan 48 adet verinin yukarıdaki grafikten de anlaşılacağı üzere mevsimsel dalgalanmaya sahip olduğu görüldüğü için mevsimsel ayrıştırma yöntemi uygulamanın ilk aşamasını teşkil etmektedir.

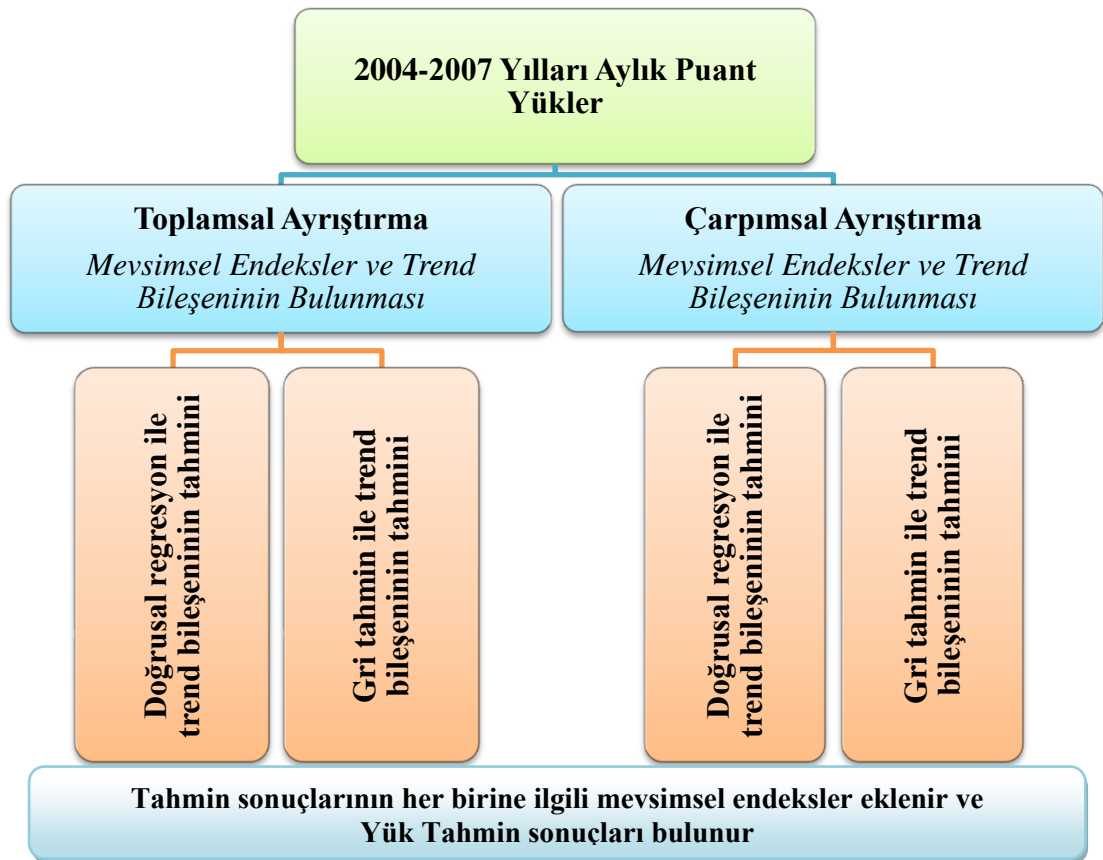
Mevsimsel ayrıştırma ile yük serisinin sahip olduğu dalgalanma mevsimsel bileşen ve trend bileşeni olarak ayrıştırılacak ve bu ayrıştırma için de toplamsal ve çarpımsal ayrıştırma olmak üzere iki ayrı ancak mantıksal olarak benzer yöntem uygulanacaktır.

İkinci aşamada ise mevsimsel etkilerden arındırmak için elde edilecek olan mevsimsel endeksler yardımı ile serinin trend bileşeni bulunacak, bu trend bileşeni üzerinde de mevsimsel ayrıştırma yönteminin önerdiği şekilde regresyon analizi ile bir regresyon tahmin denklemi oluşturulacak ve ayrı olarak gri tahmin yöntemi ile de trend bileşeninden gri tahmin yapılarak tahmin için kullanılacak trend oluşturulacaktır. Ardından hem regresyon hem de gri tahmin ile oluşturulan trend fonksiyonları üzerine; mevsimsel endeksler, toplamsal yöntemde toplanarak, çarpımsal yöntemde de çarpılarak eklenecek ve tahmin serisi oluşturulacaktır. Bu tahmin serileri ile de gerçek yük değerleri karşılaştırılarak tahminin hatası irdelenecek, yöntemlerin geçerlilikleri test edilecektir.

Özetlemek gerekirse tahmin iki farklı metotla yapılacaktır: regresyon analizi ve gri tahmin. Aynı zamanda ayrıştırma işlemi de toplamsal ve çarpımsal ayrıştırma olarak iki farklı metotla gerçekleştirilecektir. Dolayısıyla karşımıza dört farklı uygulama çıkmaktadır. Bunlar:

- 1) Toplamsal ayrıştırma ile regresyon
- 2) Çarpımsal ayrıştırma ile regresyon
- 3) Toplamsal ayrıştırma ile gri tahmin
- 4) Çarpımsal ayrıştırma ile gri tahmin

Bu dört yöntem ve uygulamada izlenilen yol aşağıda yer alan şekilde görülmektedir.



Şekil 5.2. Uygulamada izlenilen yol

Gri tahmin ve regresyon analizi ile yapılacak tahminlerde hem toplamsal hem de çarpımsal yöntemlerin kullanılmasının sebebi, bu iki mevsimsel ayrıştırma yönteminin hangisinin iyi sonuçlar vereceğinin istatistiksel olarak bilinmemesi ve iki yöntemin de denenerek sonuçlarının karşılaştırılması gereğinden dolayıdır.

Yöntemlerin anlatıldığı bir önceki bölümde bir serinin trend, mevsimsel bileşen, döngüsel bileşen ve hata teriminden oluştuğu belirtilmişti. Uygulamada trend ve mevsimselliğin yer aldığı ancak döngüsel bileşenin var olmadığı varsayımı ile hareket edilecektir. Çünkü serilerde genellikle ya mevsimsel dalgalanma ya da döngüsel hareket bulunur. Her ikisinin birden olmayacağı düşünüldüğünden C_t bileşeni genellikle yazılmaz. Ayırıştırma modelindeki S_t bileşeni ile hem mevsimsel dalgalanma hem de döngüsel hareket ifade edilir [35]. Ayrıca mevsim etkisinden arındırılacak serilerin doğrusal trende sahip olduğu varsayılacaktır [35].

5.2. Tahminde Kullanılacak Verilerin Mevsimselliğinin Tespiti

Aylık verilerin kullanıldığı bu tez çalışmasında, verilerin periyodunu 12 alarak işlem yapmak uygun görülmüştür. Genel uygulamalarda periyot 1 yıldır; günlük veriler için 365, haftalık veriler için 52, aylık veriler için 12 adet veri bir periyot olarak alınabilir. Mevsimselliğin ve buna bağlı olarak periyodun kesin olarak tespit edilebilmesi için *Kruskal - Wallis Testi* önerilmektedir [35]. Test sonucunda; eğer seride mevsimsellik yok ise belirlenen periyotlar arasında fark bulunamayacaktır. Eğer seride mevsimsellik var ise periyotlar arasında fark vardır sonucu elde edilmelidir.

Bu testte, yokluk hipotezi ve alternatif hipotez şu şekilde olur:

Toplamsal ayırıştırma modeli için:

$$H_0: \overline{M}_1 = \overline{M}_2 = \dots = \overline{M}_s = 0 \quad (\text{Mevsimsellik yoktur})$$

$$H_1: \overline{M}_i \neq 0 \quad ; i = 1, 2, \dots, s \quad (\text{Mevsimsellik vardır})$$

Çarpımsal ayırıştırma modeli için:

$$H_0: \overline{M}_1 = \overline{M}_2 = \dots = \overline{M}_s = 1 \quad (\text{Mevsimsellik yoktur})$$

$$H_1: \overline{M}_i \neq 0 \quad ; i = 1, 2, \dots, s \quad (\text{Mevsimsellik vardır})$$

Bu çalışmada kullanılan verilerin Kruskal – Wallis Testi, MINITAB 15 paket programı ile yapılmış ve aşağıdaki tabloda yer alan sonuçlar elde edilmiştir:

Çizelge 5.2. Kruskal – Wallis Testi sonucunda elde edilen sonuçlar

Kruskal-Wallis Test					
AY NO	N	Median	Ave Rank	Z	
1	4	1108,0	34,0	1,42	
2	4	1090,0	31,3	1,01	
3	4	1029,5	26,3	0,26	
4	4	979,0	19,0	-0,82	
5	4	932,0	11,8	-1,90	
6	4	932,5	14,8	-1,45	
7	4	943,5	17,0	-1,12	
8	4	1003,5	17,8	-1,01	
9	4	932,0	15,5	-1,34	
10	4	1050,0	25,8	0,19	
11	4	1168,5	39,5	2,24	
12	4	1273,2	41,5	2,54	
Overall	48		24,5		
H = 22,96		DF = 11	P = 0,018		

Bu test sonucunda test istatistiği (H) değerinin p değeri olan, $p = 0,018$ 'in, $p = 0,05$ değerinden küçük olduğu görülmekte ve H_0 yokluk hipotezi reddedilmektedir. Sonuç olarak aylık yük verilerinin 12 aylık dönemlerde mevsimselliğe sahip olduğu ortaya konulmuştur. Verilerimizin periyodu 1 yıldır.

5.3. Toplamsal Ayırıştırma Modeli ile Yük Verilerinin Mevsimsel ve Trend Bileşenlerinin Hesaplanması

Çalışmada kullanılan verilerin gri tahmin ve regresyon analizi için kullanılabilmesi için öncelikle mevsimsel bileşen ve trend bileşenlerinin bulunması gerekmektedir. Mevsimsel bileşenden arındırılan veriler ile bahsi geçen iki metot kullanılarak tahmin yapılacaktır. Burada mevsimsel ayırıştırma toplamsal modelde MINITAB 15 paket programı kullanılarak yapılmıştır. Model mevsimsel bileşeni ve trend bileşenini ortaya çıkarmakta, mevsimsel endeksleri de 12 aylık dönemlerde hesaplamaktadır. Aşağıda yer alan Çizelge 5.3.'te gerçek yük değerleri, toplamsal olarak hesaplanmış mevsimsel endeks değerleri ve trend bileşeni yer almaktadır.

Çizelge 5.3. Toplamsal modelde elde edilen mevsimsel bileşen ve trend bileşenleri

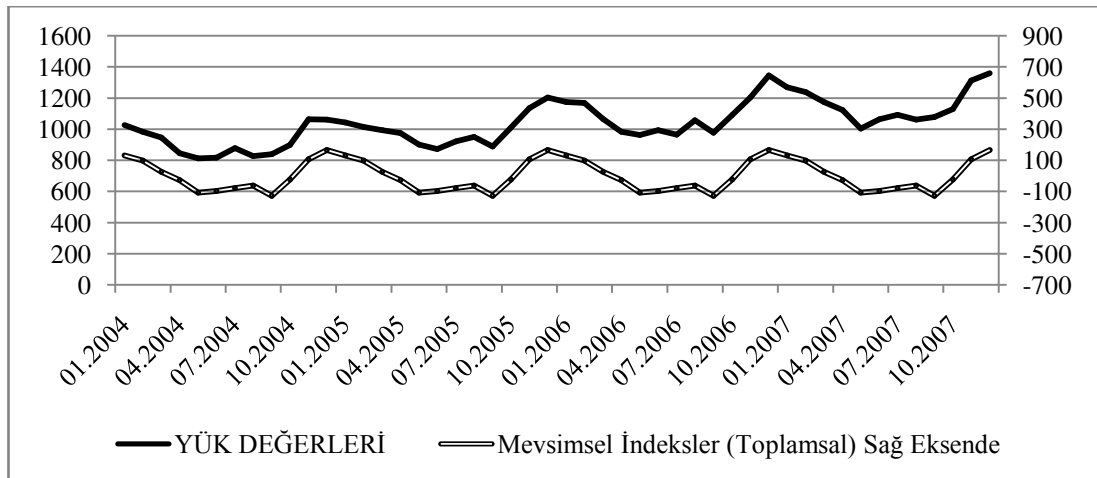
	AY	GERÇEK YÜK	TREND BİLEŞENİ	MEVSİMSSEL BİLEŞEN
1	01.2004	1026	895,1764	130,8236
2	02.2004	982	884,5597	97,44028
3	03.2004	945	918,4681	26,53194
4	04.2004	845	871,8056	-26,8056
5	05.2004	812	919,7597	-107,76
6	06.2004	817	914,9306	-97,9306
7	07.2004	878	956,8847	-78,8847
8	08.2004	826	888,8014	-62,8014
9	09.2004	840	967,7222	-127,722
10	10.2004	898	922,0806	-24,0806
11	11.2004	1064	958,5514	105,4486
12	12.2004	1061	895,2597	165,7403
13	01.2005	1042	911,1764	130,8236
14	02.2005	1013	915,5597	97,44028
15	03.2005	993	966,4681	26,53194
16	04.2005	975	1001,806	-26,8056
17	05.2005	901	1008,76	-107,76
18	06.2005	871	968,9306	-97,9306
19	07.2005	922	1000,885	-78,8847
20	08.2005	950	1012,801	-62,8014
21	09.2005	888	1015,722	-127,722
22	10.2005	1010	1034,081	-24,0806
23	11.2005	1134	1028,551	105,4486
24	12.2005	1202	1036,26	165,7403
25	01.2006	1174	1043,176	130,8236
26	02.2006	1167	1069,56	97,44028
27	03.2006	1066	1039,468	26,53194
28	04.2006	983	1009,806	-26,8056
29	05.2006	963	1070,76	-107,76
30	06.2006	994	1091,931	-97,9306
31	07.2006	965	1043,885	-78,8847
32	08.2006	1057	1119,801	-62,8014
33	09.2006	976	1103,722	-127,722
34	10.2006	1090	1114,081	-24,0806
35	11.2006	1203	1097,551	105,4486
36	12.2006	1344,3	1178,56	165,7403
37	01.2007	1268,3	1137,476	130,8236
38	02.2007	1237,3	1139,86	97,44028
39	03.2007	1174,3	1147,768	26,53194
40	04.2007	1123,3	1150,106	-26,8056
41	05.2007	1004,3	1112,06	-107,76
42	06.2007	1063,5	1161,431	-97,9306
43	07.2007	1091,5	1170,385	-78,8847
44	08.2007	1060,8	1123,601	-62,8014
45	09.2007	1077,9	1205,622	-127,722
46	10.2007	1128,3	1152,381	-24,0806
47	11.2007	1312,7	1207,251	105,4486
48	12.2007	1358,4	1192,66	165,7403

Tablodan görülmektedir ki mevsimsel bileşenler 12 dönemde bir kendini tekrar etmektedir. Mevsimsel endeksler toplamsal modelde şu şekilde ortaya çıkmaktadır:

Çizelge 5.4. Toplamsal model için mevsimsel endeksler

Sıra No	Ay	Toplamsal Mevsimsel İndeks
1	Ocak	130,8236
2	Şubat	97,44028
3	Mart	26,53194
4	Nisan	-26,8056
5	Mayıs	-107,76
6	Haziran	-97,9306
7	Temmuz	-78,8847
8	Ağustos	-62,8014
9	Eylül	-127,722
10	Ekim	-24,0806
11	Kasım	105,4486
12	Aralık	165,7403
Ortalama		0

Elde edilen bu endeksleri yorumlamak gerekirse; 2004-2007 yılları içinde ocak ayları puant yükleri yıl ortalamasına göre ortalama 130,8236 MW daha yüksektir. Aynı şekilde eylül ayları puant yükleri de yıl ortalamasına göre ortalama 127,722 MW daha düşüktür. Aşağıdaki şekilde gerçek yük değerleri ile mevsimsel endekslerin birlikte grafiği görülmektedir. Grafikte görüleceği üzere mevsimsel dalgalanmalar endeks değerleri ile birlikte hareket etmektedir.



Şekil 5.3. Yük değerleri ve toplamsal ayrıştırma ile elde edilen mevsimsel endeksler

5.4. Çarpımsal Ayırıştırma Modeli ile Yük Verilerinin Mevsimsel ve Trend Bileşenlerinin Hesaplanması

Bir önceki kısımda toplamsal ayırıştırma modeli ile bileşenlerine ayrılan veriler, burada çarpımsal ayırıştırma modeli kullanılarak mevsimsel ve trend bileşenlerine ayrılmıştır.

Toplamsal modelde olduğu gibi çarpımsal modelde de MINITAB 15 programı yardımı ile veriler mevsimsel bileşen ve trend bileşeni olarak ayrılmış ve mevsimsel bileşen olan mevsimsel endeks değerleri 12 aylık dönemlerde hesaplanmıştır.

Aşağıda yer alan tabloda gerçek yük değerleri, çarpımsal olarak hesaplanmış mevsimsel endeks değerleri ve trend bileşeni yer almaktadır.

Burada hesaplanan çarpımsal endeks değerleri ve gerçek yük değerlerinin bu endeks değerlerine bölünmesi ile elde edilen trend bileşeni, çarpımsal modele uygulanan regresyon ve gri tahmin yöntemlerine veri olarak girecektir.

Çizelge 5.5. Çarpımsal modelde elde edilen mevsimsel bileşen ve trend bileşenleri

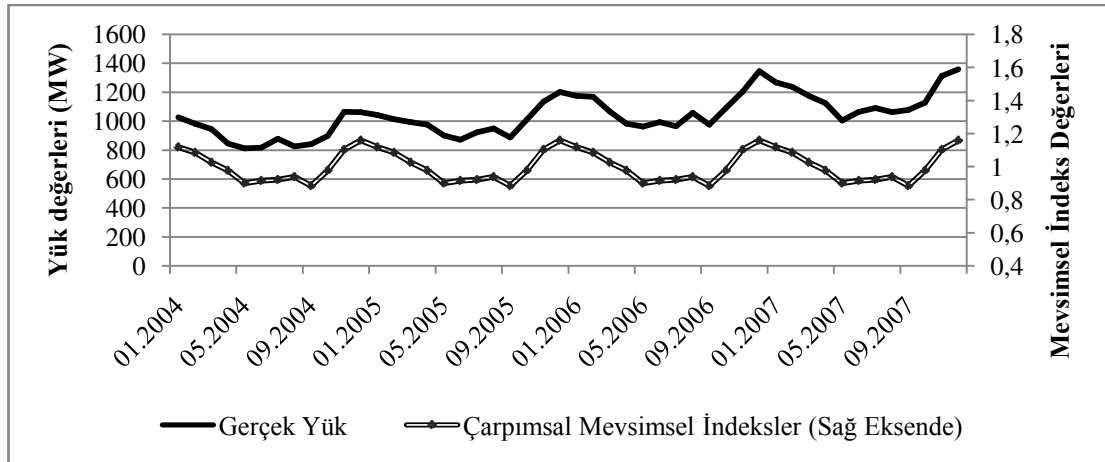
	AY	GERÇEK YÜK	TREND BİLEŞENİ	MEVSİMSEL BİLEŞEN
1	01.2004	1026	918,272	1,117316
2	02.2004	982	905,2376	1,084798
3	03.2004	945	921,4229	1,025588
4	04.2004	845	865,7365	0,976048
5	05.2004	812	903,2476	0,898978
6	06.2004	817	892,8496	0,915048
7	07.2004	878	953,2996	0,921012
8	08.2004	826	880,8077	0,937776
9	09.2004	840	950,4263	0,883814
10	10.2004	898	918,3516	0,977839
11	11.2004	1064	965,3369	1,102206
12	12.2004	1061	914,9878	1,159578
13	01.2005	1042	932,592	1,117316
14	02.2005	1013	933,8143	1,084798
15	03.2005	993	968,2253	1,025588
16	04.2005	975	998,9267	0,976048
17	05.2005	901	1002,249	0,898978
18	06.2005	871	951,8629	0,915048
19	07.2005	922	1001,073	0,921012
20	08.2005	950	1013,035	0,937776
21	09.2005	888	1004,736	0,883814
22	10.2005	1010	1032,89	0,977839
23	11.2005	1134	1028,846	1,102206
24	12.2005	1202	1036,584	1,159578
25	01.2006	1174	1050,732	1,117316
26	02.2006	1167	1075,776	1,084798
27	03.2006	1066	1039,404	1,025588
28	04.2006	983	1007,123	0,976048
29	05.2006	963	1071,216	0,898978
30	06.2006	994	1086,282	0,915048
31	07.2006	965	1047,761	0,921012
32	08.2006	1057	1127,135	0,937776
33	09.2006	976	1104,305	0,883814
34	10.2006	1090	1114,703	0,977839
35	11.2006	1203	1091,448	1,102206
36	12.2006	1344,3	1159,301	1,159578
37	01.2007	1268,3	1135,131	1,117316
38	02.2007	1237,3	1140,581	1,084798
39	03.2007	1174,3	1145,002	1,025588
40	04.2007	1123,3	1150,866	0,976048
41	05.2007	1004,3	1117,157	0,898978
42	06.2007	1063,5	1162,234	0,915048
43	07.2007	1091,5	1185,11	0,921012
44	08.2007	1060,8	1131,187	0,937776
45	09.2007	1077,9	1219,601	0,883814
46	10.2007	1128,3	1153,871	0,977839
47	11.2007	1312,7	1190,975	1,102206
48	12.2007	1358,4	1171,46	1,159578

Tablodan görüldüğü üzere mevsimsel bileşenler 12 dönemde bir kendini tekrar etmektedir. Aşağıda yer alan tabloda çarpımsal modelde hesaplanan mevsimsel endeks değerleri yer almaktadır.

Çizelge 5.6. Çarpımsal model için mevsimsel endeksler

Sıra No	Ay	Çarpımsal Mevsimsel İndeks
1	Ocak	1,117316
2	Şubat	1,084798
3	Mart	1,025588
4	Nisan	0,976048
5	Mayıs	0,898978
6	Haziran	0,915048
7	Temmuz	0,921012
8	Ağustos	0,937776
9	Eylül	0,883814
10	Ekim	0,977839
11	Kasım	1,102206
12	Aralık	1,159578
Ortalama		1

Elde edilen çarpımsal endeksleri yorumlamak gerekirse; 2004-2007 yılları içinde ocak ayları puant yükleri yıl ortalamasına göre ortalama %11,73 daha yüksektir. Benzer şekilde eylül ayları puant yükleri yıl ortalamasına göre ortalama %11,62 daha düşüktür. Aşağıdaki şekilde gerçek yük değerleri ile çarpımsal modelde hesaplanmış mevsimsel endeks değerlerinin birlikte grafiği görülmektedir.



Şekil 5.4. Yük değerleri ve çarpımsal ayrıştırma ile elde edilen mevsimsel endeksler

5.5. Toplamsal Ayırıştırma Kullanarak Regresyon ile Tahmin

Daha önce belirtildiği gibi burada toplamsal ayırıştırma yapılan 2004-2007 yılları arası aylık puant yük verileri kullanılarak regresyon analizi ile trend bileşeninin regresyon doğrusu bulunacak ve bu doğru ile tahmin değerleri elde edilecektir. Ardından elde edilen regresyon tahminlerine toplamsal modeldeki mevsimsel endeksler eklenerek yük tahmini yapılacaktır. Ardından yöntemin geçerliliği incelenecektir.

5.5.1. Trend bileşeninden regresyon denkleminin elde edilmesi

Çizelge 5.1.'de yer alan trend bileşeni serisi MINITAB 15 programı ile ele alındığında regresyon denklemi program tarafından hesaplanmıştır. Denklem şu şekildedir:

t: zaman

Y_t : tahmin değeri olmak üzere

$$Y_t = 869,34 + 6,85*t \quad (5.1)$$

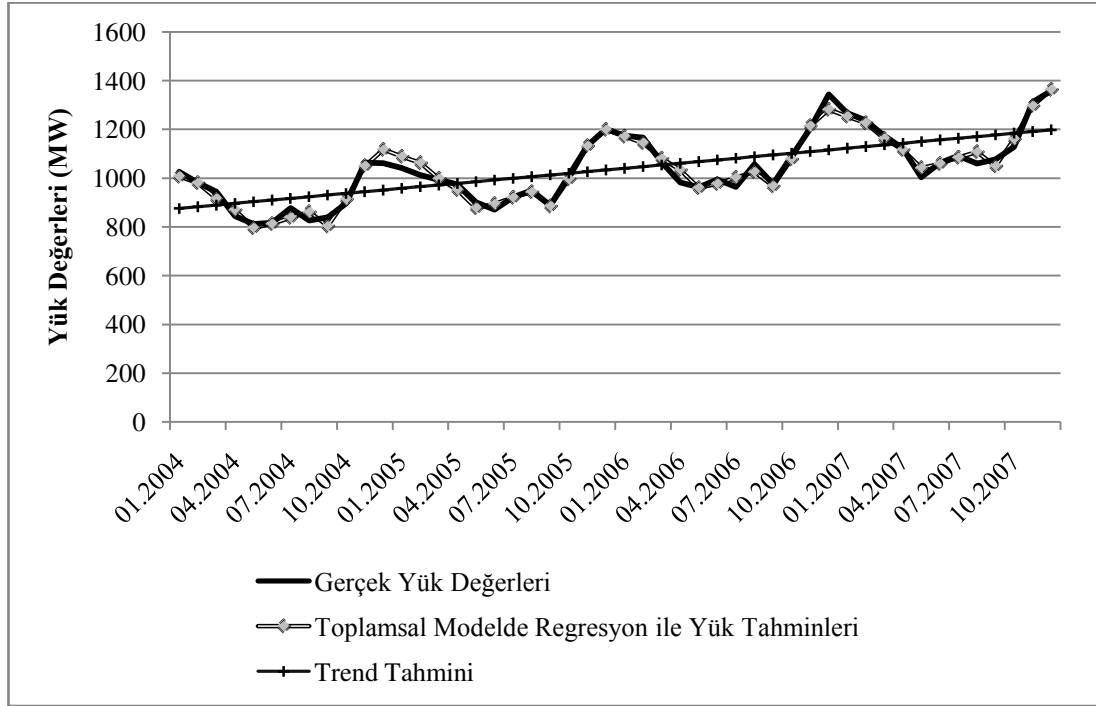
Burada R^2 değeri %92,9 olarak hesaplanmıştır. Regresyon denklemi trend bileşeni serisine oldukça iyi uyum göstermektedir. Bu regresyon denklemi $t: 1, 2, \dots, 48$ alınarak hesaplandığında trend bileşenlerinin tahminleri şu şekilde olur:

Çizelge 5.7. Toplamsal model kullanılarak yapılan regresyon tahmininin trend tahminleri

2004		2005		2006		2007	
Ay No	Trend Bileşeni Tahmini	Ay No	Trend Bileşeni Tahmini	Ay No	Trend Bileşeni Tahmini	Ay No	Trend Bileşeni Tahmini
1	876,1813	13	958,3217	25	1040,462	37	1122,602
2	883,0264	14	965,1667	26	1047,307	38	1129,448
3	889,8714	15	972,0118	27	1054,152	39	1136,293
4	896,7164	16	978,8568	28	1060,997	40	1143,138
5	903,5615	17	985,7018	29	1067,842	41	1149,983
6	910,4065	18	992,5469	30	1074,687	42	1156,828
7	917,2515	19	999,3919	31	1081,532	43	1163,673
8	924,0966	20	1006,237	32	1088,377	44	1170,518
9	930,9416	21	1013,082	33	1095,222	45	1177,363
10	937,7866	22	1019,927	34	1102,067	46	1184,208
11	944,6317	23	1026,772	35	1108,912	47	1191,053
12	951,4767	24	1033,617	36	1115,757	48	1197,898

5.5.2. Toplamsal ayrıştırma modeli ile regresyon kullanılarak yapılan tahmin

Regresyon tahmini yapıldıktan sonra elde edilen tahmin değerlerine mevsimsel endeksler eklenir. Bunun sonucunda elde edilen değerler 2004-2007 yılları arası aylık puant yüklerin tahminlerini vermektedir. Gerçek yük değerleri ile tahmin değerleri arasındaki farklar ise hata terimi serisini oluşturmaktadır. Tahmin değerlerine ilişkin şekil ve tablo aşağıda verilmiştir.



Şekil 5.5. Toplamsal modelde regresyon ile tahminler, gerçek yükler ve regresyon trendi

Çizelge 5.8. Toplamsal modelde regresyon ile yük tahminleri ve hata terimleri

Ay	Gerçek Yük Değerleri	Trend Tahmini	Mevsimsel İndeksler	Yük Tahminleri	Hata Terimleri
01.2004	1026	876,1813	130,8236	1007,005	18,99505
02.2004	982	883,0264	97,44028	980,4666	1,533355
03.2004	945	889,8714	26,53194	916,4033	28,59666
04.2004	845	896,7164	-26,8056	869,9109	-24,9109
05.2004	812	903,5615	-107,76	795,8017	16,19826
06.2004	817	910,4065	-97,9306	812,4759	4,524061
07.2004	878	917,2515	-78,8847	838,3668	39,6332
08.2004	826	924,0966	-62,8014	861,2952	-35,2952
09.2004	840	930,9416	-127,722	803,2194	36,78063
10.2004	898	937,7866	-24,0806	913,7061	-15,7061
11.2004	1064	944,6317	105,4486	1050,08	13,91974
12.2004	1061	951,4767	165,7403	1117,217	-56,217
01.2005	1042	958,3217	130,8236	1089,145	-47,1453
02.2005	1013	965,1667	97,44028	1062,607	-49,607
03.2005	993	972,0118	26,53194	998,5437	-5,54373
04.2005	975	978,8568	-26,8056	952,0513	22,94874
05.2005	901	985,7018	-107,76	877,9421	23,05788
06.2005	871	992,5469	-97,9306	894,6163	-23,6163
07.2005	922	999,3919	-78,8847	920,5072	1,492814
08.2005	950	1006,237	-62,8014	943,4356	6,564449
09.2005	888	1013,082	-127,722	885,3597	2,64025

Çizelge 5.8. (Devam)Toplamsal modelde regresyon ile yük tahminleri ve hata terimleri

Ay	Gerçek Yük Değerleri	Trend Tahmini	Mevsimsel İndeksler	Yük Tahminleri	Hata Terimleri
10.2005	1010	1019,927	-24,0806	995,8464	14,15355
11.2005	1134	1026,772	105,4486	1132,221	1,779353
12.2005	1202	1033,617	165,7403	1199,357	2,642655
01.2006	1174	1040,462	130,8236	1171,286	2,71429
02.2006	1167	1047,307	97,44028	1144,747	22,25259
03.2006	1066	1054,152	26,53194	1080,684	-14,6841
04.2006	983	1060,997	-26,8056	1034,192	-51,1916
05.2006	963	1067,842	-107,76	960,0825	2,917496
06.2006	994	1074,687	-97,9306	976,7567	17,2433
07.2006	965	1081,532	-78,8847	1002,648	-37,6476
08.2006	1057	1088,377	-62,8014	1025,576	31,42407
09.2006	976	1095,222	-127,722	967,5001	8,499868
10.2006	1090	1102,067	-24,0806	1077,987	12,01317
11.2006	1203	1108,912	105,4486	1214,361	-11,361
12.2006	1344,3	1115,757	165,7403	1281,498	62,80227
01.2007	1268,3	1122,602	130,8236	1253,426	14,87391
02.2007	1237,3	1129,448	97,44028	1226,888	10,41221
03.2007	1174,3	1136,293	26,53194	1162,824	11,47551
04.2007	1123,3	1143,138	-26,8056	1116,332	6,967979
05.2007	1004,3	1149,983	-107,76	1042,223	-37,9229
06.2007	1063,5	1156,828	-97,9306	1058,897	4,602915
07.2007	1091,5	1163,673	-78,8847	1084,788	6,71205
08.2007	1060,8	1170,518	-62,8014	1107,716	-46,9163
09.2007	1077,9	1177,363	-127,722	1049,641	28,25949
10.2007	1128,3	1184,208	-24,0806	1160,127	-31,8272
11.2007	1312,7	1191,053	105,4486	1296,501	16,19859
12.2007	1358,4	1197,898	165,7403	1363,638	-5,23811

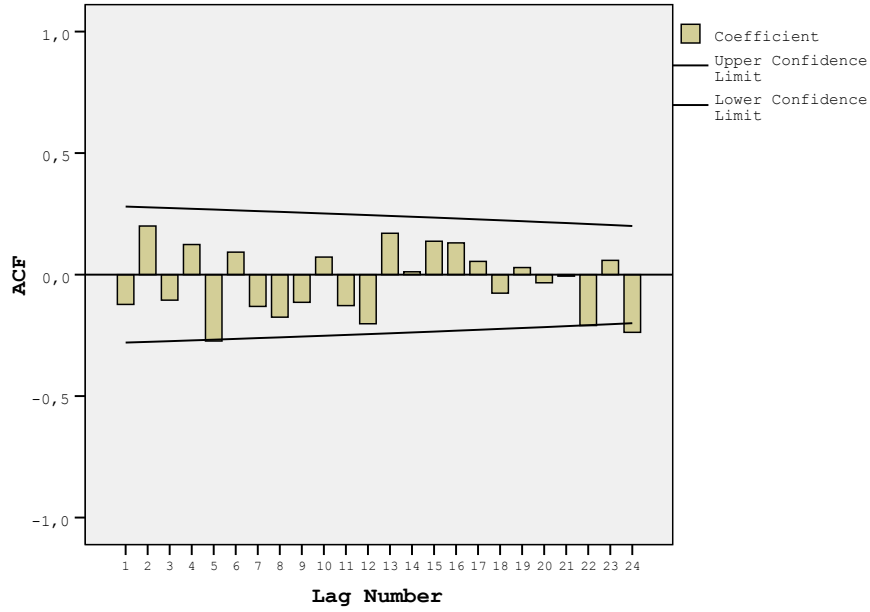
5.5.3. Hata teriminin analizi ve yöntemin geçerliliği

Toplamsal Ayırıştırma modeli ile yapılan regresyon tabanlı tahmin sonuçlarının gerçek yük değerleri ile farkları serisi olan hata terimi serisi yöntemin geçerliliğinin belirlenebilmesi için analiz edilmelidir. Daha önceki bölümde bahsedildiği gibi ACF ve PACF grafikleri incelenmeli ardından Box-Ljung Testi uygulanmalıdır. Son olarak da Theil'in U istatistiği değeri hesaplanmalıdır.

ACF ve PACF Grafikleri:

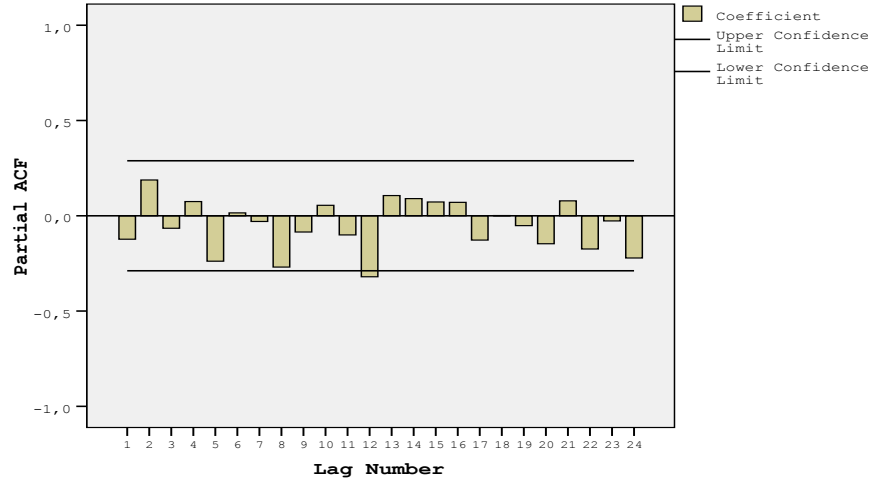
Bu grafikler 24 gecikme için çizilmiş ve bu 24 gecikme için Box-Ljung testi yapılmıştır.

Bu ve diğer hata terimi analizleri işlemleri için SPSS 15.0 paket programından yararlanılmıştır.



Şekil 5.6. Toplamsal ayrıştırma ile regresyon kullanılarak yapılan tahminin ACF grafiği

Yukarıdaki ACF ve aşağıdaki PACF grafikleri incelendiğinde otokorelasyonların ve kısmî otokorelasyonların birkaç değer hariç güven aralığı içinde yer aldığı görülmektedir. Güven sınırı dışına bir miktar çıkan değerler ilk birkaç gecikmede gözlenmiyor ise bu kabul edilebilir bir durumdur. Box-Ljung istatistiği ile bu durum daha kesin olarak belirlenebilir [35].



Şekil 5.7. Toplamsal ayrıştırma ile regresyon kullanılarak yapılan tahminin PACF grafiği

Box-Ljung Testi

Çizelge 5.9. Toplamsal Model ile Regresyon Tahmini Box-Ljung Testi

Gecikme	Otokorelasyon	Std. Hata	Box-Ljung İstatistiği		
			Değer	df	Önemlilik
1	,123	,140	,770	1	,380
2	,200	,138	2,855	2	,240
3	-,105	,137	3,446	3	,328
4	,124	,135	4,281	4	,369
5	-,273	,134	8,451	5	,133
6	,092	,132	8,940	6	,177
7	-,131	,131	9,945	7	,192
8	-,175	,129	11,788	8	,161
9	-,114	,127	12,588	9	,182
10	,072	,126	12,915	10	,228
11	-,128	,124	13,972	11	,235
12	-,202	,122	16,703	12	,161
13	,170	,121	18,686	13	,133
14	,012	,119	18,696	14	,177
15	,137	,117	20,066	15	,169
16	,131	,115	21,343	16	,166
17	,054	,114	21,571	17	,202
18	-,076	,112	22,039	18	,230
19	,029	,110	22,109	19	,279
20	-,033	,108	22,205	20	,329
21	-,006	,106	22,208	21	,388
22	-,210	,104	26,264	22	,241
23	,059	,102	26,595	23	,274
24	-,238	,100	32,237	24	,121

Görüldüğü üzere Box-Ljung istatistiğinin anlamlılık değerleri 0,05 değerinden büyüktür. Bu da teste ait H_0 yokluk hipotezinin kabul edilmesi anlamına gelmektedir.

Theil'in U İstatistiği:

Hatılanacağı üzere;

$$\text{Theil'in U İstatistiği} = \frac{\sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T e_t^2}}{\sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T Z_t^2 + \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \hat{Z}_t^2}}$$

Burada

e : hata terimi

Z : Gerçek seri değeri

$\hat{Z}$: Tahmin değeri'dir.

Değerleri hesaplayacak olursak:

$$U = \frac{\sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T e_t^2}}{\sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T Z_t^2 + \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \hat{Z}_t^2}} = \frac{26,26132101}{1046,089721 + 1045,884768} = 0,012553366$$

olarak bulunur. Bu değer 0,55 değerinden küçüktür.

Sonuç olarak yük serisine uygulanan bu model ve yöntem istatistiksel olarak geçerli bir yöntemdir.

5.6. Çarpımsal Ayırıştırma Kullanarak Regresyon ile Tahmin

Burada çarpımsal ayırıştırma yapılan 2004-2007 yılları arası aylık puant yük verileri kullanılarak regresyon analizi ile trend bileşeninin regresyon doğrusu bulunacak ve bu doğru ile tahmin değerleri elde edilecektir. Ardından elde edilen regresyon tahminlerine toplamsal modeldeki mevsimsel endeksler çarpılarak eklenecek ve yük tahmini yapılacaktır. Ardından yöntemi geçerliliği incelenecektir.

5.6.1. Trend bileşeninden regresyon denkleminin elde edilmesi

Çizelge 5.5.'te yer alan trend bileşeni serisi MINITAB 15 programı kullanılarak ele alındığında regresyon denklemi program tarafından hesaplanmıştır. Denklem şu şekildedir:

t: zaman

Y_t : tahmin değeri olmak üzere

$$Y_t = 870,74 + 6,78 \cdot t \quad (5.2)$$

Burada R^2 değeri % 93,3 olarak hesaplanmıştır. Regresyon denklemi trend bileşeni serisine oldukça iyi uyum göstermektedir. Bu regresyon denklemi $t: 1, 2, \dots, 48$ alınarak hesaplandığında trend bileşenlerinin tahminleri şu şekilde olur:

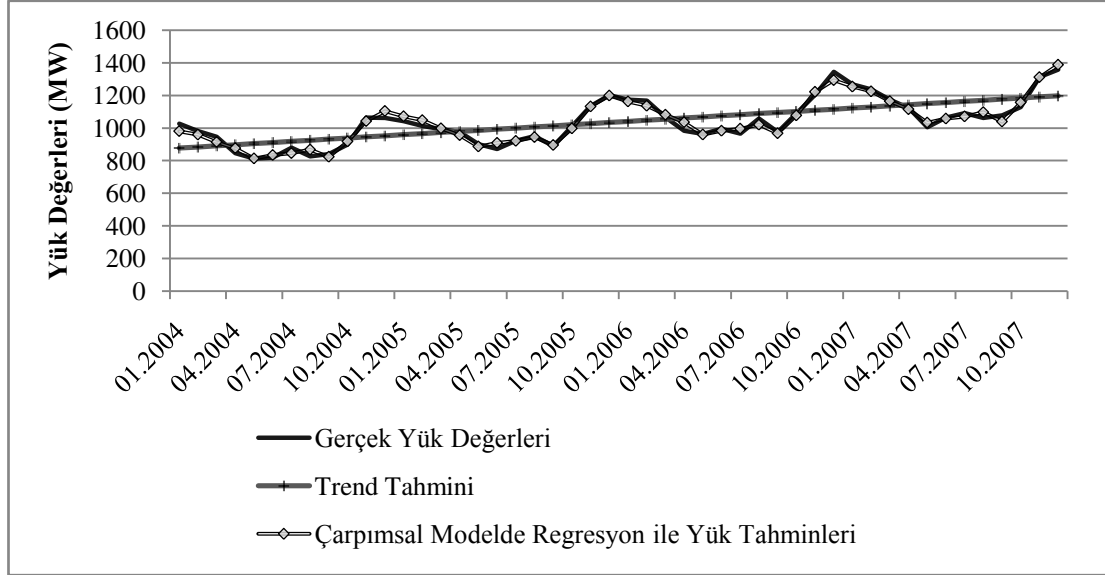
Çizelge 5.10. Çarpımsal model kullanılarak yapılan regresyon tahmininin trend tahminleri

2004		2005		2006		2007	
Ay No	Trend Bileşeni Tahmini	Ay No	Trend Bileşeni Tahmini	Ay No	Trend Bileşeni Tahmini	Ay No	Trend Bileşeni Tahmini
1	877,5238	13	958,9284	25	1040,333	37	1121,738
2	884,3075	14	965,7121	26	1047,117	38	1128,521
3	891,0912	15	972,4958	27	1053,9	39	1135,305
4	897,8749	16	979,2795	28	1060,684	40	1142,089
5	904,6587	17	986,0632	29	1067,468	41	1148,872
6	911,4424	18	992,8469	30	1074,252	42	1155,656
7	918,2261	19	999,6307	31	1081,035	43	1162,44
8	925,0098	20	1006,414	32	1087,819	44	1169,224
9	931,7935	21	1013,198	33	1094,603	45	1176,007
10	938,5772	22	1019,982	34	1101,386	46	1182,791
11	945,3609	23	1026,766	35	1108,17	47	1189,575
12	952,1447	24	1033,549	36	1114,954	48	1196,358

5.6.2. Çarpımsal ayrıştırma modeli ile regresyon kullanılarak yapılan tahmin

Regresyon tahmini yapıldıktan sonra elde edilen tahmin değerlerine mevsimsel endeksler çarpılarak mevsimsellik eklenir. Bunun sonucunda elde edilen değerler 2004-2007 yılları arası aylık puant yüklerin tahminlerini vermektedir. Gerçek yük

değerleri ile tahmin değerleri arasındaki farklar ise hata terimi serisini oluşturmaktadır. Tahmin değerlerine ilişkin şekil ve tablo aşağıda verilmiştir.



Şekil 5.8. Çarpımsal modelde regresyon ile tahminler, gerçek yükler ve regresyon trendi

Çizelge 5.11. Çarpımsal modelde regresyon ile yük tahminleri ve hata terimleri

Ay	Gerçek Yük Değerleri	Trend Tahmini	Mevsimsel İndeksler	Yük Tahminleri	Hata Terimleri
01.2004	1026	877,5238	1,117316	980,4714	45,52859
02.2004	982	884,3075	1,084798	959,2951	22,7049
03.2004	945	891,0912	1,025588	913,8923	31,10775
04.2004	845	897,8749	0,976048	876,3687	-31,3687
05.2004	812	904,6587	0,898978	813,2685	-1,26854
06.2004	817	911,4424	0,915048	834,0133	-17,0133
07.2004	878	918,2261	0,921012	845,6969	32,30309
08.2004	826	925,0098	0,937776	867,4517	-41,4517
09.2004	840	931,7935	0,883814	823,5321	16,46794
10.2004	898	938,5772	0,977839	917,7774	-19,7774
11.2004	1064	945,3609	1,102206	1041,982	22,01757
12.2004	1061	952,1447	1,159578	1104,086	-43,0863
01.2005	1042	958,9284	1,117316	1071,426	-29,426
02.2005	1013	965,7121	1,084798	1047,603	-34,6026
03.2005	993	972,4958	1,025588	997,3798	-4,37979
04.2005	975	979,2795	0,976048	955,8234	19,1766
05.2005	901	986,0632	0,898978	886,4495	14,5505
06.2005	871	992,8469	0,915048	908,5024	-37,5024
07.2005	922	999,6307	0,921012	920,6715	1,328533
08.2005	950	1006,414	0,937776	943,7909	6,209114

Çizelge 5.11. (Devam) Çarpımsal modelde regresyon ile yük tahminleri ve hata terimleri

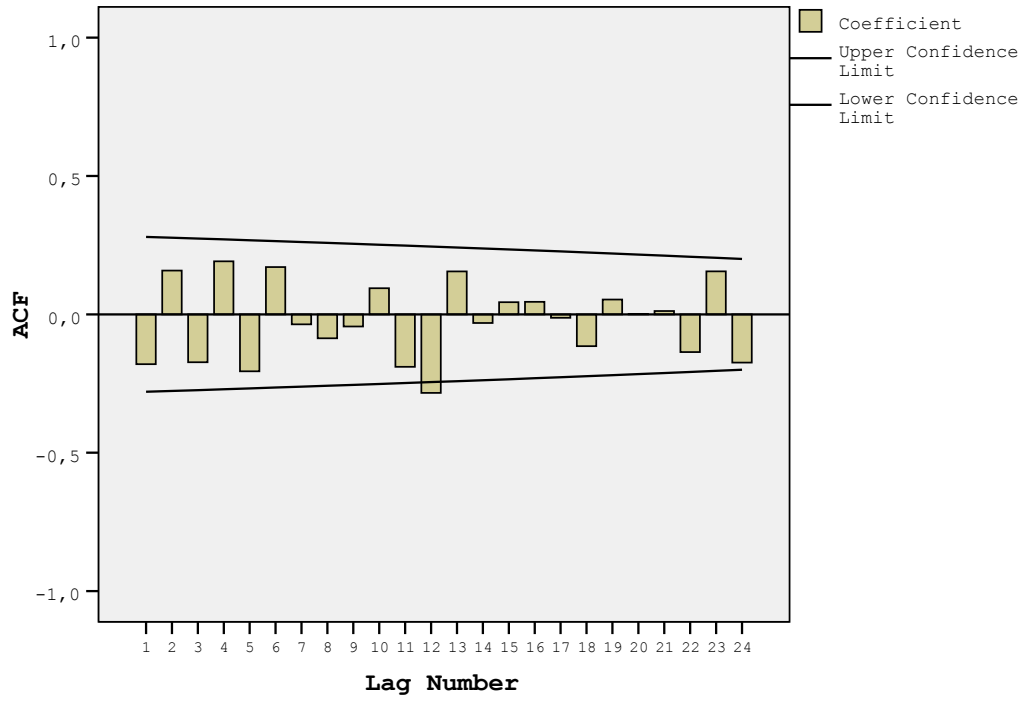
Ay	Gerçek Yük Değerleri	Trend Tahmini	Mevsimsel İndeksler	Yük Tahminleri	Hata Terimleri
09.2005	888	1013,198	0,883814	895,4786	-7,47855
10.2005	1010	1019,982	0,977839	997,378	12,622
11.2005	1134	1026,766	1,102206	1131,707	2,292969
12.2005	1202	1033,549	1,159578	1198,481	3,518758
01.2006	1174	1040,333	1,117316	1162,381	11,61931
02.2006	1167	1047,117	1,084798	1135,91	31,08984
03.2006	1066	1053,9	1,025588	1080,867	-14,8673
04.2006	983	1060,684	0,976048	1035,278	-52,2781
05.2006	963	1067,468	0,898978	959,6304	3,369554
06.2006	994	1074,252	0,915048	982,9914	11,00858
07.2006	965	1081,035	0,921012	995,646	-30,646
08.2006	1057	1087,819	0,937776	1020,13	36,86989
09.2006	976	1094,603	0,883814	967,425	8,574951
10.2006	1090	1101,386	0,977839	1076,979	13,02143
11.2006	1203	1108,17	1,102206	1221,432	-18,4316
12.2006	1344,3	1114,954	1,159578	1292,876	51,42378
01.2007	1268,3	1121,738	1,117316	1253,335	14,96468
02.2007	1237,3	1128,521	1,084798	1224,218	13,08232
03.2007	1174,3	1135,305	1,025588	1164,355	9,945141
04.2007	1123,3	1142,089	0,976048	1114,733	8,567124
05.2007	1004,3	1148,872	0,898978	1032,811	-28,5114
06.2007	1063,5	1155,656	0,915048	1057,48	6,019504
07.2007	1091,5	1162,44	0,921012	1070,621	20,87941
08.2007	1060,8	1169,224	0,937776	1096,469	-35,6693
09.2007	1077,9	1176,007	0,883814	1039,372	38,52846
10.2007	1128,3	1182,791	0,977839	1156,579	-28,2791
11.2007	1312,7	1189,575	1,102206	1311,156	1,54376
12.2007	1358,4	1196,358	1,159578	1387,271	-28,8712

5.6.3. Hata teriminin analizi ve yöntemin geçerliliği

Çarpımsal Ayrıştırma modeli ile yapılan regresyon tabanlı tahmin sonuçlarının gerçek yük değerleri ile farkları serisi olan hata terimi serisi, yöntemin geçerliliğinin belirlenebilmesi için analiz edilmelidir. Bunun için ACF ve PACF grafikleri incelenmeli ardından Box-Ljung Testi uygulanmalıdır. Son olarak da Theil'in U istatistiği değeri hesaplanmalıdır.

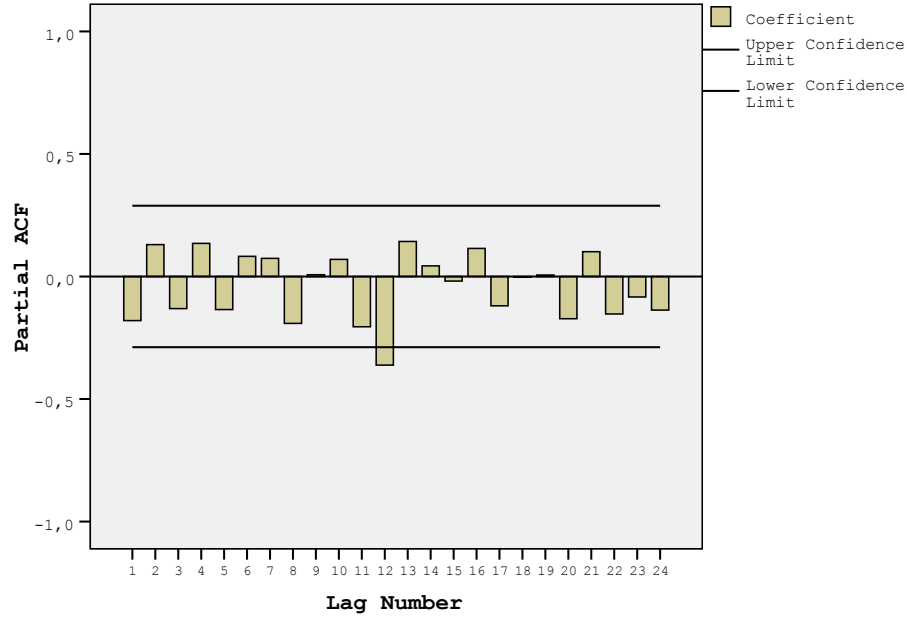
ACF ve PACF Grafikleri:

Bu grafikler 24 gecikme için çizilmiş ve bu 24 gecikme için Box-Ljung testi yapılmıştır.



Şekil 5.9. Çarpımsal ayrıştırma ile regresyon kullanılarak yapılan tahminin ACF grafiği

Yukarıdaki ACF ve aşağıdaki PACF grafikleri incelendiğinde otokorelasyonların ve kısmî otokorelasyonların birkaç değer hariç güven aralığı içinde yer aldığı görülmektedir. Güven sınırı dışına bir miktar çıkan değerler ilk birkaç gecikmede gözlenmiyor ise bu kabul edilebilir bir durumdur. Box-Ljung istatistiği ile bu durum daha kesin olarak belirlenebilir [35].



Şekil 5.10. Çarpımsal ayrıştırma ile regresyon kullanılarak yapılan tahminin PACF grafiği

Box-Ljung Testi

Çizelge 5.12. Çarpımsal Model ile Regresyon Tahmini Box-Ljung Testi

Gecikme	Otokorelasyon	Std. Hata	Box-Ljung İstatistiği		
			Değer	df	Önemlilik
1	-,180	,140	1,659	1	,198
2	,158	,138	2,965	2	,227
3	-,173	,137	4,562	3	,207
4	,191	,135	6,561	4	,161
5	-,206	,134	8,924	5	,112
6	,171	,132	10,591	6	,102
7	-,036	,131	10,667	7	,154
8	-,087	,129	11,116	8	,195
9	-,044	,127	11,236	9	,260
10	,094	,126	11,799	10	,299
11	-,189	,124	14,127	11	,226
12	-,284	,122	19,504	12	,077
13	,155	,121	21,150	13	,070
14	-,031	,119	21,220	14	,096
15	,044	,117	21,361	15	,126
16	,045	,115	21,515	16	,160
17	-,012	,114	21,527	17	,204
18	-,115	,112	22,587	18	,207
19	,053	,110	22,823	19	,245
20	,002	,108	22,823	20	,298
21	,012	,106	22,836	21	,353
22	-,136	,104	24,547	22	,319
23	,155	,102	26,865	23	,262
24	-,174	,100	29,904	24	,188

Görüldüğü üzere Box-Ljung istatistiğinin anlamlılık değerleri 0,05 değerinden büyüktür. Bu da teste ait H_0 yokluk hipotezinin kabul edilmesi anlamına gelmektedir.

Theil'in U İstatistiği:

U değerini hesaplayacak olursak:

$$U = \frac{\sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T e_t^2}}{\sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T Z_t^2} + \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \hat{Z}_t^2}} = \frac{25,37087232}{1046,089721 + 1045,57228} = 0,012129528$$

olarak bulunur. Bu değer 0,55 değerinden küçüktür. Sonuç olarak yük serisine uygulanan bu model ve yöntem istatistiksel olarak geçerli bir yöntemdir.

5.7. Toplamsal Ayırıştırma Kullanarak Gri Tahmin

Bu kısımda ise toplamsal ayırıştırma yapılan 2004-2007 yıllarına ait aylık puant yük verileri kullanılarak gri tahmin ile trend bileşeni serisinin tahmin serisi bulunacak ve bu tahmin serisine toplamsal mevsimsel endeksler eklenerek yük tahmini yapılacaktır. Diğer yöntemlerde olduğu gibi bu yöntemde de kullanılan yöntemin geçerliliği sınanacaktır.

5.7.1. Trend bileşeninden gri tahmin fonksiyonunun bulunması

Toplamsal ayırıştırma sonucu ortaya çıkan trend bileşeni serisine gri tahmin uygulanarak gri tahmin değerleri bulunur. Gri tahmin yapabilmek için bu çalışmada kullanılan GM(1,1) birinci dereceden bir değişkenli gri model için a ve b katsayılarını bulmak gerekmektedir. Bu katsayılar ile gri tahmin fonksiyonu oluşturulacak ve tahmin yapılacaktır; diğer kısımda ise gri tahmin değerlerine mevsimsel endeksler eklenerek yük tahmini yapılacaktır. Bu işlemler aşağıda gösterilmiştir.

Burada;

$X^{(0)}$ serisi verileri $x^{(0)}$ olan toplamsal modelin trend bileşeni serisi,

$X^{(1)}$ serisi verileri $x^{(1)}$ olan BOİ uygulanmış trend bileşeni serisi,

$Z^{(1)}$ serisi ise verileri $z^{(1)}$ olan ardışık $x^{(1)}$ verilerinin ortalaması alınarak elde edilen seridir. Bu serileri tablo olarak gösterecek olursak:

Çizelge 5.13. Toplamsal ayrıştırma ile gri tahmin için $X^{(1)}$ ve $Z^{(1)}$ serileri

Ay (k)	Trend bileşeni serisi	1-BOİ ($X^{(1)}$)	$Z^{(1)}$	Ay (k)	Trend bileşeni serisi	1-BOİ ($X^{(1)}$)	$Z^{(1)}$
1	895,1763889	895,17639	895,17639	25	1043,1764	1043,1764	521,58819
2	884,5597222	1779,7361	1337,4563	26	1069,5597	2112,7361	1577,9563
3	918,4680556	2698,2042	2238,9701	27	1039,4681	3152,2042	2632,4701
4	871,8055556	3570,0097	3134,1069	28	1009,8056	4162,0097	3657,1069
5	919,7597222	4489,7694	4029,8896	29	1070,7597	5232,7694	4697,3896
6	914,9305556	5404,7	4947,2347	30	1091,9306	6324,7	5778,7347
7	956,8847222	6361,5847	5883,1424	31	1043,8847	7368,5847	6846,6424
8	888,8013889	7250,3861	6805,9854	32	1119,8014	8488,3861	7928,4854
9	967,7222222	8218,1083	7734,2472	33	1103,7222	9592,1083	9040,2472
10	922,0805556	9140,1889	8679,1486	34	1114,0806	10706,189	10149,149
11	958,5513889	10098,74	9619,4646	35	1097,5514	11803,74	11254,965
12	895,2597222	10994	10546,37	36	1178,5597	12982,3	12393,02
13	911,1763889	11905,176	11449,588	37	1137,4764	14119,776	13551,038
14	915,5597222	12820,736	12362,956	38	1139,8597	15259,636	14689,706
15	966,4680556	13787,204	13303,97	39	1147,7681	16407,404	15833,52
16	1001,805556	14789,01	14288,107	40	1150,1056	17557,51	16982,457
17	1008,759722	15797,769	15293,39	41	1112,0597	18669,569	18113,54
18	968,9305556	16766,7	16282,235	42	1161,4306	19831	19250,285
19	1000,884722	17767,585	17267,142	43	1170,3847	21001,385	20416,192
20	1012,801389	18780,386	18273,985	44	1123,6014	22124,986	21563,185
21	1015,722222	19796,108	19288,247	45	1205,6222	23330,608	22727,797
22	1034,080556	20830,189	20313,149	46	1152,3806	24482,989	23906,799
23	1028,551389	21858,74	21344,465	47	1207,2514	25690,24	25086,615
24	1036,259722	22895	22376,87	48	1192,6597	26882,9	26286,57

Bu tabloda oluşturulan serilerden ise Y ve B matrisleri şu şekilde oluşturulur.

$$Y = [x^{(0)}(2), x^{(0)}(3), \dots, x^{(0)}(n)]^T$$

$$B = \begin{bmatrix} -z^{(1)}(2) & 1 \\ -z^{(1)}(3) & 1 \\ \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot \\ -z^{(1)}(n) & 1 \end{bmatrix}$$

Bu matrislerin aşağıdaki şekilde çarpılması ile a ve b değerleri elde edilmektedir.

$$a, b^T = (B^T B)^{-1} B^T Y$$

MATLAB R2007b paket programı kullanılarak yapılan işlemler sonucunda

$$a = -0,0066$$

$$b = 880,6977 \text{ olarak bulunmuştur.}$$

GM(1,1) modeli için çözüm denklemi aşağıdadır:

$$x_p^{(1)}(k+1) = \left[x^{(0)}(1) - \frac{b}{a} \right] e^{-ak} + \frac{b}{a}$$

Değerleri yerine yazarsak:

$$x_p^{(1)}(k+1) = \left[895,1763889 - \frac{880,6977}{(-0,0066)} \right] e^{-(-0,0066)k} + \frac{880,6977}{(-0,0066)} \quad (5.3)$$

$$x_p^{(1)}(k+1) = 134334,22184 e^{0,0066k} - 133439,045455$$

olarak bulunur. Burada $x_p^{(1)}(k+1)$, $k+1$ zamanı için tahmin edilen x 'in kümülatif değerini göstermektedir.

5.7.2. Toplamsal model ile gri tahmin yönteminin yük tahminleri

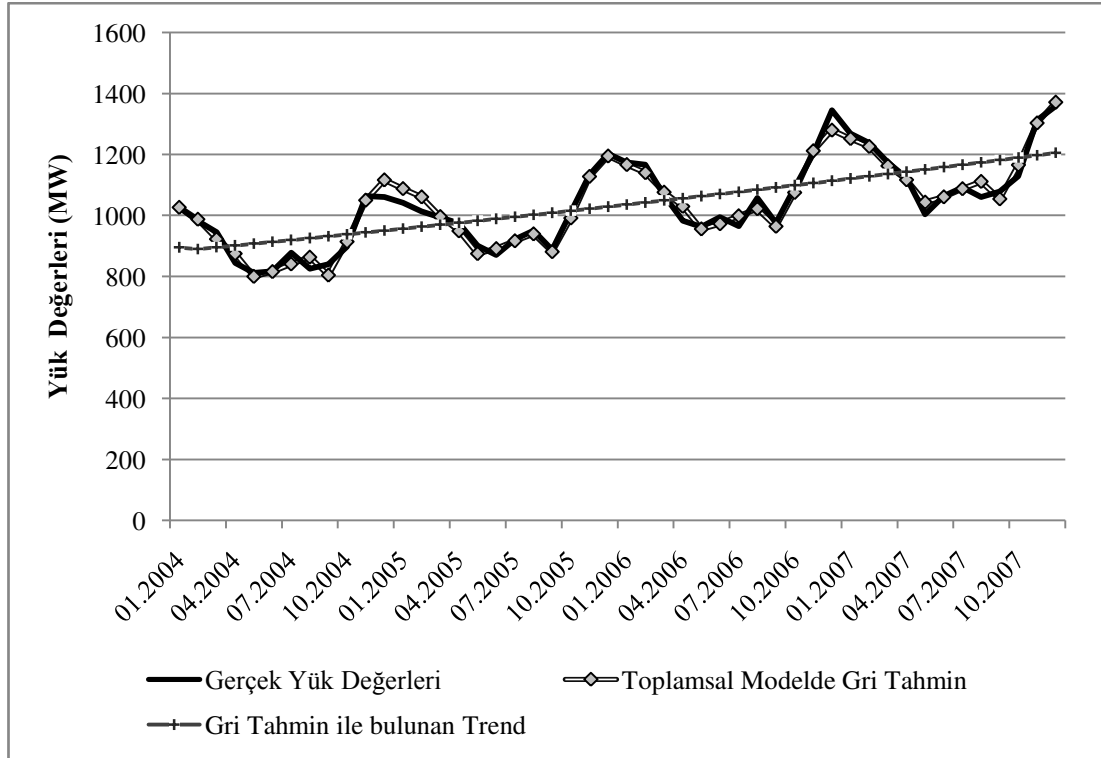
Tahmin serisi hesaplandıktan sonra bu seriye TBOİ uygulanarak gerçek tahmin değerleri bulunur ve ardından mevsimsel endeksler eklenerek yük tahminleri ortaya koyulur. Gerçek yük değerlerini, birikimli tahmin serisini, gerçek tahmin serisini ve hata terimlerini içeren ilgili çizelge aşağıda yer almaktadır.

Çizelge 5.14. Toplamsal model ile gri tahmin için tahmin değerleri ve hata terimleri

Ay	Gri Tahmin (Kümülatif)	Gerçek Gri Tahmin	Mevsimsel İndeksler	Toplamsal Model ile Gri Tahmin	Gerçek Yük Değerleri	Hata Terimleri
01.2004	895,1764	895,1764	130,8236	1026	1026	0
02.2004	1784,714	889,5381	97,44028	986,9784	982	-4,97839
03.2004	2680,143	895,4285	26,53194	921,9604	945	23,03958
04.2004	3581,501	901,3579	-26,8056	874,5523	845	-29,5523
05.2004	4488,827	907,3265	-107,76	799,5668	812	12,43323
06.2004	5402,162	913,3346	-97,9306	815,4041	817	1,595906
07.2004	6321,545	919,3826	-78,8847	840,4979	878	37,50213
08.2004	7247,015	925,4706	-62,8014	862,6692	826	-36,6692
09.2004	8178,614	931,5989	-127,722	803,8767	840	36,12333
10.2004	9116,382	937,7678	-24,0806	913,6872	898	-15,6872
11.2004	10060,36	943,9775	105,4486	1049,426	1064	14,57387
12.2004	11010,59	950,2284	165,7403	1115,969	1061	-54,9687
01.2005	11967,11	956,5206	130,8236	1087,344	1042	-45,3442
02.2005	12929,96	962,8545	97,44028	1060,295	1013	-47,2948
03.2005	13899,19	969,2304	26,53194	995,7623	993	-2,76234
04.2005	14874,84	975,6485	-26,8056	948,8429	975	26,15708
05.2005	15856,95	982,1091	-107,76	874,3493	901	26,65067
06.2005	16845,56	988,6124	-97,9306	890,6819	871	-19,6819
07.2005	17840,72	995,1588	-78,8847	916,2741	922	5,725893
08.2005	18842,47	1001,749	-62,8014	938,9472	950	11,05279
09.2005	19850,85	1008,382	-127,722	880,6598	888	7,340216
10.2005	20865,91	1015,059	-24,0806	990,9788	1010	19,02122
11.2005	21887,69	1021,781	105,4486	1127,229	1134	6,770502
12.2005	22916,24	1028,547	165,7403	1194,287	1202	7,712778
01.2006	23951,6	1035,358	130,8236	1166,181	1174	7,818584
02.2006	24993,81	1042,214	97,44028	1139,654	1167	27,34596
03.2006	26042,93	1049,115	26,53194	1075,647	1066	-9,64707
04.2006	27098,99	1056,062	-26,8056	1029,257	983	-46,2566
05.2006	28162,04	1063,055	-107,76	955,2955	963	7,704473
06.2006	29232,14	1070,095	-97,9306	972,1641	994	21,83594
07.2006	30309,32	1077,181	-78,8847	998,2959	965	-33,2959
08.2006	31393,63	1084,314	-62,8014	1021,512	1057	35,48788
09.2006	32485,13	1091,494	-127,722	963,7714	976	12,22858
10.2006	33583,85	1098,721	-24,0806	1074,641	1090	15,35923
11.2006	34689,84	1105,997	105,4486	1211,445	1203	-8,44548
12.2006	35803,17	1113,321	165,7403	1279,061	1344,3	65,23913
01.2007	36923,86	1120,693	130,8236	1251,516	1268,3	16,78358
02.2007	38051,97	1128,114	97,44028	1225,554	1237,3	11,74588

Çizelge 5.14. (Devam) Toplamsal model ile gri tahmin için tahmin değerleri ve hata terimleri

Ay	Gri Tahmin (Kümülatif)	Gerçek Gri Tahmin	Mevsimsel İndeksler	Toplamsal Model ile Gri Tahmin	Gerçek Yük Değerleri	Hata Terimleri
03.2007	39187,56	1135,584	26,53194	1162,116	1174,3	12,18404
04.2007	40330,66	1143,104	-26,8056	1116,298	1123,3	7,001895
05.2007	41481,33	1150,673	-107,76	1042,913	1004,3	-38,6134
06.2007	42639,63	1158,293	-97,9306	1060,362	1063,5	3,1379
07.2007	43805,59	1165,963	-78,8847	1087,078	1091,5	4,422052
08.2007	44979,27	1173,683	-62,8014	1110,882	1060,8	-50,0821
09.2007	46160,73	1181,455	-127,722	1053,733	1077,9	24,16682
10.2007	47350,01	1189,279	-24,0806	1165,198	1128,3	-36,8982
11.2007	48547,16	1197,154	105,4486	1302,603	1312,7	10,09739
12.2007	49752,24	1205,081	165,7403	1370,822	1358,4	-12,4216



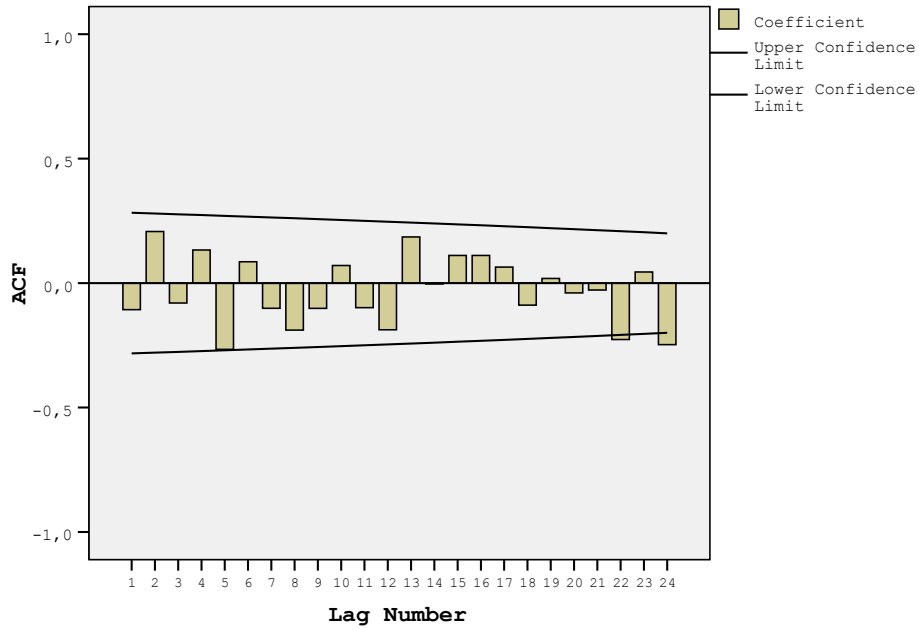
Şekil 5.11. Toplamsal Modelde Gri tahmin, gerçek yükler ve gri tahmin trendi

5.7.3. Hata terimlerinin analizi ve yöntemin geçerliliği

Toplamsal ayrıştırma modeli ile yapılan gri tahmin tabanlı tahmin sonuçlarının da diğer önceki tahminlerde olduğu gibi gerçek yük değerleri ile farkları serisi olan hata

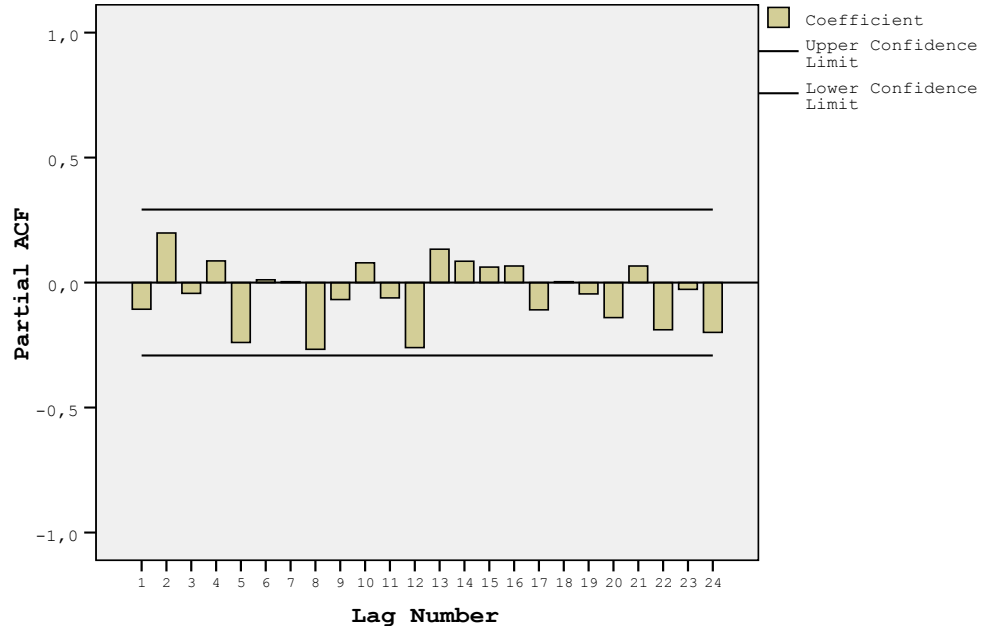
terimi serisi, yöntemin geçerliliğinin belirlenebilmesi için analiz edilmelidir. Bunun için ACF ve PACF grafikleri incelenmeli ardından Box-Ljung Testi uygulanmalıdır. Son olarak da Theil'in U istatistiği değeri hesaplanmalıdır.

ACF ve PACF Grafikleri:



Şekil 5.12. Toplamsal ayrıştırma ile gri tahmin kullanılarak yapılan tahminin ACF grafiği

Yukarıdaki ACF ve aşağıdaki PACF grafikleri incelendiğinde otokorelasyonların ve kısmî otokorelasyonların birkaç değer hariç güven aralığı içinde yer aldığı görülmektedir. Güven sınırı dışına bir miktar çıkan değerler ilk birkaç gecikmede gözlenmiyor ise bu kabul edilebilir bir durumdur. Box-Ljung istatistiği ile bu durum daha kesin olarak belirlenebilir [35].



Şekil 5.13. Toplamsal ayrıştırma ile gri tahmin kullanılarak yapılan tahminin PACF grafiği

Box-Ljung Testi

Çizelge 5.15. Toplamsal Model ile Gri Tahmin Box-Ljung Testi

Gecikme	Otokorelasyon	Std. Hata	Box-Ljung İstatistiği		
			Değer	df	Önemlilik
1	-,107	,141	,570	1	,450
2	,207	,140	2,767	2	,251
3	-,080	,138	3,102	3	,376
4	,133	,137	4,049	4	,399
5	-,266	,135	7,940	5	,160
6	,086	,133	8,352	6	,213
7	-,101	,132	8,943	7	,257
8	-,189	,130	11,049	8	,199
9	-,102	,128	11,675	9	,232
10	,071	,127	11,986	10	,286
11	-,099	,125	12,612	11	,319
12	-,188	,123	14,930	12	,245
13	,185	,122	17,250	13	,188
14	-,004	,120	17,251	14	,243
15	,111	,118	18,138	15	,255
16	,111	,116	19,051	16	,266
17	,064	,114	19,369	17	,308
18	-,089	,112	19,995	18	,333
19	,019	,110	20,023	19	,393
20	-,039	,108	20,156	20	,448
21	-,028	,106	20,226	21	,507
22	-,227	,104	24,967	22	,299
23	,045	,102	25,158	23	,342
24	-,248	,100	31,292	24	,146

Görüldüğü üzere Box-Ljung istatistiğinin anlamlılık değerleri 0,05 değerinden büyüktür. Bu da teste ait H_0 yokluk hipotezinin kabul edilmesi anlamına gelmektedir.

Theil'in U İstatistiği:

U değerini hesaplayacak olursak:

$$U = \frac{\sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T e_t^2}}{\sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T Z_t^2} + \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \hat{Z}_t^2}} = \frac{26,37337684}{1046,089721 + 1045,357877} = 0,01261011$$

olarak bulunur. Bu değer 0,55 değerinden küçüktür.

Sonuç olarak yük serisine uygulanan bu model ve yöntem istatistiksel olarak geçerli bir yöntemdir.

5.8. Çarpımsal Ayırıştırma Kullanarak Gri Tahmin

Bu kısımda ise çarpımsal ayırıştırma yapılan 2004-2007 yıllarına ait aylık puant yük verileri kullanılarak gri tahmin ile trend bileşeni serisinin tahmin serisi bulunacak ve bu tahmin serisine çarpımsal mevsimsel endeksler eklenerek yük tahmini yapılacaktır. Diğer yöntemlerde olduğu gibi bu yöntemde de kullanılan yöntemin geçerliliği sınanacaktır.

5.8.1. Trend bileşeninden gri tahmin fonksiyonunun bulunması

Çarpımsal ayırıştırma sonucu ortaya çıkan trend bileşeni serisine gri tahmin uygulanarak gri tahmin değerleri bulunur. Gri tahmin yapabilmek için bu çalışmada kullanılan GM(1,1) birinci dereceden bir değişkenli gri model için a ve b katsayılarını bulmak gerekmektedir. Bu katsayılar ile gri tahmin fonksiyonu oluşturulacak ve tahmin yapılacaktır; diğer kısımda ise gri tahmin değerlerine mevsimsel endeksler çarpılarak eklenecek ve yük tahmini yapılacaktır. Bu işlemler aşağıda gösterilmiştir.

Burada;

$X^{(0)}$ serisi verileri $x^{(0)}$ olan çarpımsal modelin trend bileşeni serisi,

$X^{(1)}$ serisi verileri $x^{(1)}$ olan BOİ uygulanmış trend bileşeni serisi,

$Z^{(1)}$ serisi ise verileri $z^{(1)}$ olan ardışık $x^{(1)}$ verilerinin ortalaması alınarak elde edilen seridir. Bu serileri tablo olarak gösterecek olursak:

Çizelge 5.16. Çarpımsal ayrıştırma ile gri tahmin için $X^{(1)}$ ve $Z^{(1)}$ serileri

Ay (k)	Trend bileşeni serisi	1-BOİ ($X^{(1)}$)	$Z^{(1)}$	Ay (k)	Trend bileşeni serisi	1-BOİ ($X^{(1)}$)	$Z^{(1)}$
1	918,2719657	918,272	918,272	25	1050,732	23945,54	23420,18
2	905,2375768	1823,51	1370,891	26	1075,776	25021,32	24483,43
3	921,4228503	2744,932	2284,221	27	1039,404	26060,72	25541,02
4	865,7364811	3610,669	3177,801	28	1007,123	27067,85	26564,28
5	903,2475545	4513,916	4062,293	29	1071,216	28139,06	27603,45
6	892,8495878	5406,766	4960,341	30	1086,282	29225,34	28682,2
7	953,2995713	6360,066	5883,416	31	1047,761	30273,1	29749,22
8	880,8076887	7240,873	6800,469	32	1127,135	31400,24	30836,67
9	950,4263234	8191,3	7716,086	33	1104,305	32504,54	31952,39
10	918,3515757	9109,651	8650,475	34	1114,703	33619,25	33061,9
11	965,3368541	10074,99	9592,32	35	1091,448	34710,7	34164,97
12	914,9878123	10989,98	10532,48	36	1159,301	35870	35290,35
13	932,5919964	11922,57	11456,27	37	1135,131	37005,13	36437,56
14	933,8143232	12856,38	12389,47	38	1140,581	38145,71	37575,42
15	968,2252808	13824,61	13340,49	39	1145,002	39290,71	38718,21
16	998,9267089	14823,53	14324,07	40	1150,866	40441,58	39866,14
17	1002,248826	15825,78	15324,66	41	1117,157	41558,73	41000,15
18	951,8629021	16777,65	16301,71	42	1162,234	42720,97	42139,85
19	1001,073126	17778,72	17278,18	43	1185,11	43906,08	43313,52
20	1013,035477	18791,75	18285,24	44	1131,187	45037,26	44471,67
21	1004,736399	19796,49	19294,12	45	1219,601	46256,87	45647,07
22	1032,889857	20829,38	20312,94	46	1153,871	47410,74	46833,8
23	1028,845858	21858,23	21343,8	47	1190,975	48601,71	48006,22
24	1036,583742	22894,81	22376,52	48	1171,46	49773,17	49187,44

Bu tabloda oluşturulan serilerden ise Y ve B matrisleri şu şekilde oluşturulur.

$$Y = [x^{(0)}(2), x^{(0)}(3), \dots, x^{(0)}(n)]^T$$

$$B = \begin{bmatrix} -z^{(1)}(2) & 1 \\ -z^{(1)}(3) & 1 \\ \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot \\ -z^{(1)}(n) & 1 \end{bmatrix}$$

Bu matrislerin aşağıdaki şekilde çarpılması ile a ve b değerleri elde edilmektedir.

$$a, b^T = (B^T B)^{-1} B^T Y$$

MATLAB R2007b paket programı kullanılarak yapılan işlemler sonucunda

$$a = -0,0066$$

$$b = 880,1006 \text{ olarak bulunmuştur.}$$

GM(1,1) modeli için çözüm denklemi aşağıdadır:

$$x_p^{(1)}(k+1) = \left[x^{(0)}(1) - \frac{b}{a} \right] e^{-ak} + \frac{b}{a}$$

Değerleri yerine yazarsak:

$$x_p^{(1)}(k+1) = \left[918,2719657 - \frac{880,1006}{(-0,0066)} \right] e^{-(-0,0066)k} + \frac{880,1006}{(-0,0066)} \quad (5.4)$$

$$x_p^{(1)}(k+1) = 134266,847723 e^{0,0066k} - 133348,575758$$

olarak bulunur. Burada $x_p^{(1)}(k+1)$, $k+1$ zamanı için tahmin edilen x 'in kümülatif değerini göstermektedir.

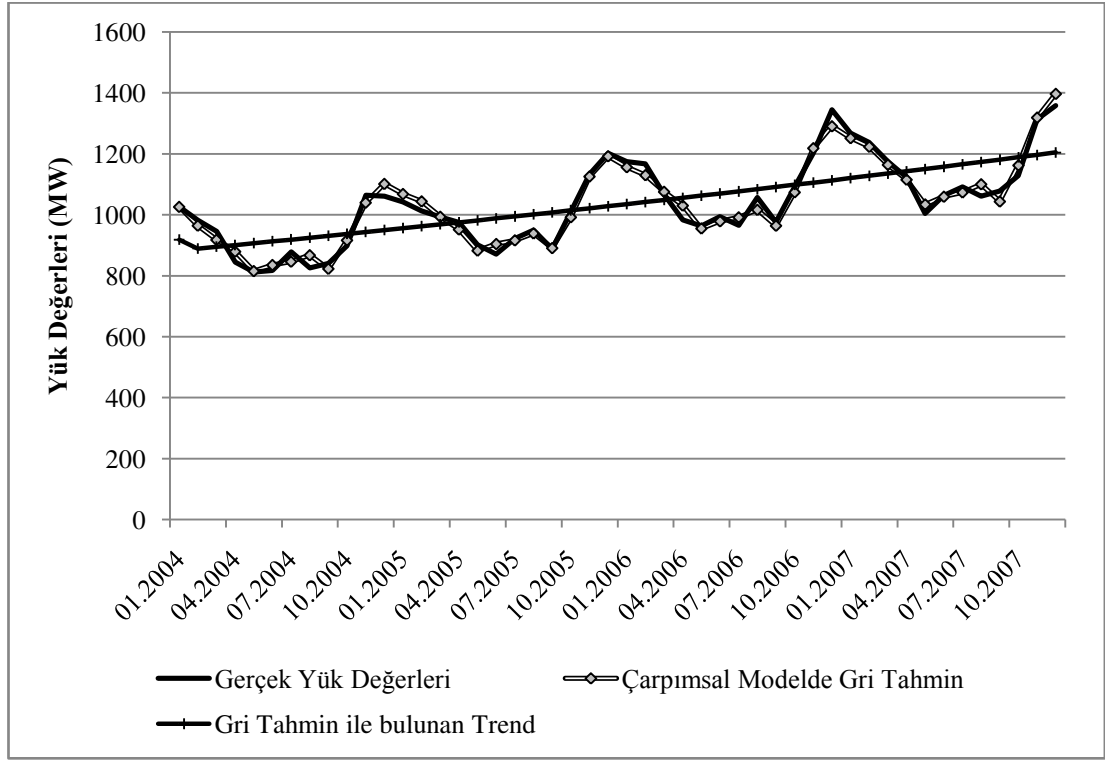
5.8.2. Çarpımsal model ile gri tahmin yönteminin yük tahminleri

Tahmin serisi hesaplandıktan sonra bu seriye TBOİ uygulanarak gerçek tahmin değerleri bulunur ve ardından çarpımsal mevsimsel endeksler eklenerek yük

tahminleri ortaya koyulur. Gerçek yük değerlerini, birikimli tahmin serisini, gerçek tahmin serisini ve hata terimlerini içeren ilgili çizelge aşağıda yer almaktadır.

Çizelge 5.17. Çarpımsal model ile gri tahmin için tahmin değerleri ve hata terimleri

Ay	Gri Tahmin (Kümülatif)	Gerçek Gri Tahmin	Mevsimsel İndeksler	Çarpımsal Model ile Gri Tahmin	Gerçek Yük Değerleri	Hata Terimleri
01.2004	918,2719657	918,27197	1,117316	1026	1026	0
02.2004	1807,363937	889,09197	1,0847981	964,48528	982	17,514722
03.2004	2702,343322	894,97939	1,0255878	917,87991	945	27,120094
04.2004	3603,249107	900,90578	0,9760476	879,32691	845	-34,326914
05.2004	4510,120535	906,87143	0,8989784	815,25778	812	-3,2577837
06.2004	5422,997109	912,87657	0,9150477	835,32565	817	-18,325649
07.2004	6341,918595	918,92149	0,9210116	846,33738	878	31,662617
08.2004	7266,925021	925,00643	0,9377756	867,4485	826	-41,4485
09.2004	8198,056681	931,13166	0,8838139	822,94711	840	17,052892
10.2004	9135,354134	937,29745	0,977839	916,52602	898	-18,526018
11.2004	10078,85821	943,50408	1,1022059	1039,9358	1064	24,064218
12.2004	11028,61001	949,7518	1,1595783	1101,3116	1061	-40,311562
01.2005	11984,6509	956,04089	1,117316	1068,1998	1042	-26,199826
02.2005	12947,02253	962,37163	1,0847981	1043,9789	1013	-30,978911
03.2005	13915,76682	968,74429	1,0255878	993,53229	993	-0,5322877
04.2005	14890,92596	975,15915	0,9760476	951,80173	975	23,198272
05.2005	15872,54244	981,61648	0,8989784	882,45197	901	18,54803
06.2005	16860,65902	988,11658	0,9150477	904,17384	871	-33,173844
07.2005	17855,31874	994,65972	0,9210116	916,09317	922	5,9068254
08.2005	18856,56492	1001,2462	0,9377756	938,94429	950	11,055714
09.2005	19864,44118	1007,8763	0,8838139	890,77505	888	-2,7750541
10.2005	20878,99143	1014,5502	0,977839	992,06681	1010	17,933188
11.2005	21900,25985	1021,2684	1,1022059	1125,6481	1134	8,3518944
12.2005	22928,29093	1028,0311	1,1595783	1192,0825	1202	9,9174746
01.2006	23963,12946	1034,8385	1,117316	1156,2417	1174	17,758307
02.2006	25004,82052	1041,6911	1,0847981	1130,0245	1167	36,975528
03.2006	26053,40947	1048,589	1,0255878	1075,42	1066	-9,4199984
04.2006	27108,942	1055,5325	0,9760476	1030,25	983	-47,249973
05.2006	28171,46408	1062,5221	0,8989784	955,18435	963	7,8156464
06.2006	29241,022	1069,5579	0,9150477	978,69656	994	15,303438
07.2006	30317,66235	1076,6404	0,9210116	991,59829	965	-26,598293
08.2006	31401,43203	1083,7697	0,9377756	1016,3328	1057	40,66719
09.2006	32492,37825	1090,9462	0,8838139	964,19343	976	11,806567
10.2006	33590,54852	1098,1703	0,977839	1073,8337	1090	16,166263
11.2006	34695,99068	1105,4422	1,1022059	1218,4249	1203	-15,424906
12.2006	35808,7529	1112,7622	1,1595783	1290,3349	1344,3	53,965098
01.2007	36928,88363	1120,1307	1,117316	1251,54	1268,3	16,759959
02.2007	38056,43168	1127,548	1,0847981	1223,162	1237,3	14,138025
03.2007	39191,44616	1135,0145	1,0255878	1164,057	1174,3	10,243042
04.2007	40333,9765	1142,5303	0,9760476	1115,164	1123,3	8,1360157
05.2007	41484,07249	1150,096	0,8989784	1033,9114	1004,3	-29,611397
06.2007	42641,78422	1157,7117	0,9150477	1059,3615	1063,5	4,1384995
07.2007	43807,16211	1165,3779	0,9210116	1073,3266	1091,5	18,173398
08.2007	44980,25693	1173,0948	0,9377756	1100,0998	1060,8	-39,299758
09.2007	46161,11979	1180,8629	0,8838139	1043,663	1077,9	34,236988
10.2007	47349,80212	1188,6823	0,977839	1162,34	1128,3	-34,039956
11.2007	48546,35569	1196,5536	1,1022059	1318,8484	1312,7	-6,1484423
12.2007	49750,83264	1204,4769	1,1595783	1396,6853	1358,4	-38,285318

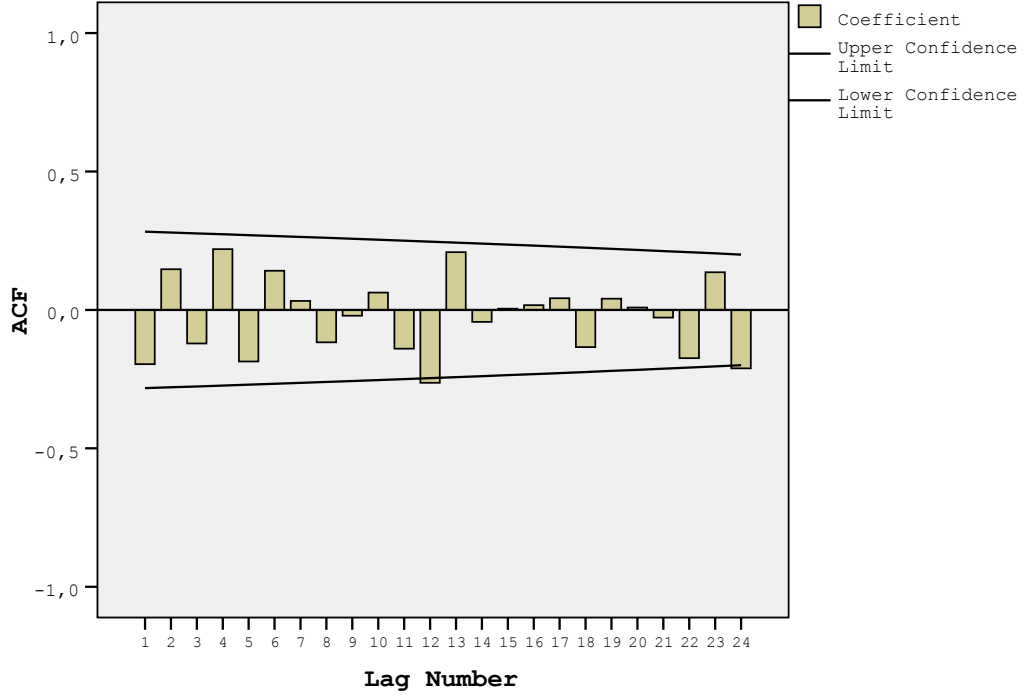


Şekil 5.14. Çarpımsal Modelde Gri tahmin, gerçek yükler ve gri tahmin trendi

5.8.3. Hata terimlerinin analizi ve yöntemin geçerliliği

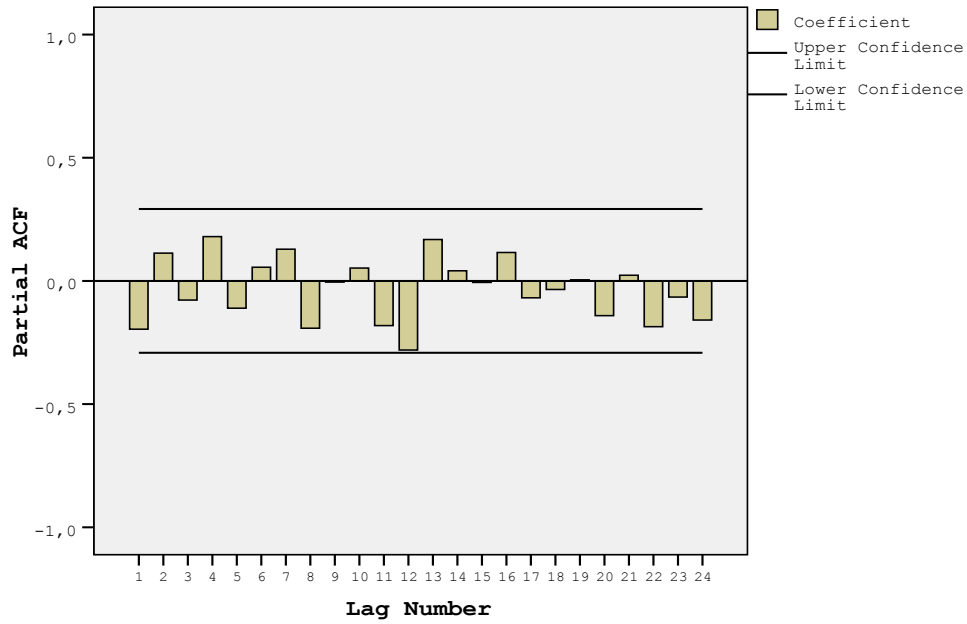
Çarpımsal ayrıştırma modeli ile yapılan gri tahmin tabanlı tahmin sonuçlarının da diğer önceki tahminlerde olduğu gibi gerçek yük değerleri ile farkları serisi olan hata terimi serisi, yöntemin geçerliliğinin belirlenebilmesi için analiz edilmelidir. Bunun için ACF ve PACF grafikleri incelenmeli ardından Box-Ljung Testi uygulanmalıdır. Son olarak da Theil'in U istatistiği değeri hesaplanmalıdır.

ACF ve PACF Grafikleri:



Şekil 5.15. Çarpımsal ayrıştırma ile gri tahmin kullanılarak yapılan tahminin ACF grafiği

Yukarıdaki ACF ve aşağıdaki PACF grafikleri incelendiğinde otokorelasyonların ve kısmî otokorelasyonların birkaç değer hariç güven aralığı içinde yer aldığı görülmektedir. Güven sınırı dışına bir miktar çıkan değerler ilk birkaç gecikmede gözlenmiyor ise bu kabul edilebilir bir durumdur. Box-Ljung istatistiği ile bu durum daha kesin olarak belirlenebilir [35].



Şekil 5.16. Çarpımsal ayrıştırma ile gri tahmin kullanılarak yapılan tahminin PACF grafiği

Box-Ljung Testi

Çizelge 5.18. Çarpımsal Model ile Gri Tahmin Box-Ljung Testi

Gecikme	Otokorelasyon	Std. Hata	Box-Ljung İstatistiği		
			Değer	df	Önemlilik
1	-,196	,141	1,919	1	,166
2	,147	,140	3,024	2	,220
3	-,121	,138	3,796	3	,284
4	,219	,137	6,375	4	,173
5	-,187	,135	8,284	5	,141
6	,141	,133	9,407	6	,152
7	,032	,132	9,467	7	,221
8	-,117	,130	10,278	8	,246
9	-,021	,128	10,305	9	,326
10	,062	,127	10,547	10	,394
11	-,140	,125	11,801	11	,379
12	-,263	,123	16,355	12	,176
13	,208	,122	19,293	13	,114
14	-,043	,120	19,423	14	,149
15	,004	,118	19,425	15	,195
16	,017	,116	19,446	16	,246
17	,042	,114	19,582	17	,296
18	-,134	,112	21,013	18	,279
19	,040	,110	21,147	19	,329
20	,008	,108	21,153	20	,388
21	-,028	,106	21,222	21	,445
22	-,174	,104	24,019	22	,346
23	,136	,102	25,793	23	,311
24	-,211	,100	30,256	24	,176

Görüldüğü üzere Box-Ljung istatistiğinin anlamlılık değerleri 0,05 değerinden büyüktür. Bu da teste ait H_0 yokluk hipotezinin kabul edilmesi anlamına gelmektedir.

Theil'in U İstatistiği:

U değerini hesaplayacak olursak:

$$U = \frac{\sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T e_t^2}}{\sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T Z_t^2} + \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \hat{Z}_t^2}} = \frac{24,94814261}{1046,089721 + 1045,2646658} = 0,01192918$$

olarak bulunur. Bu değer 0,55 değerinden küçüktür.

Sonuç olarak yük serisine uygulanan bu model ve yöntem istatistiksel olarak geçerli bir yöntemdir.

5.9. Tahmin Sonuçlarının Değerlendirilmesi

Tahmin sonuçlarının değerlendirilmesi için çeşitli ölçüler kullanılmaktadır. Bunlar arasında en küçük değere sahip olan model, veriye en uygun olan modeldir. Dikkat edilmelidir ki, bu hata ölçümleri modelin uygunluğunun tespiti için değil, en uygun modelin tespiti için kullanılmaktadır. Bu hata ölçütleri şunlardır:

$$\text{Hatanın Mutlak Ortalaması (HMO)} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T |e_t|$$

$$\text{Hatanın Mutlak Yüzde Ortalaması (HMYO)} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \frac{|e_t|}{Y_t}$$

$$\text{Hata Kareler Ortalaması (HKO)} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T e_t^2$$

$$\text{Hata Kareler Ortalamasının Karekökü (HKOK)} = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T e_t^2}$$

Bu çalışmada yapılan dört farklı tahmin modeli için HMYO ve HKOK ölçütleri ile değerlendirme amacıyla hataların en büyük ve en küçük değerler ile bunların mutlak değerleri ve hata aralıkları da karar tablosuna konulmuştur. Ayrıca Model geçerlilikleri ve Theil U istatistiklerine de karar tablosunda yer verilmiştir.

Çizelge 5.19'a bakıldığında renk tonlaması ile işaretlenen değerler ilgili karar kısıtının en iyi değerini göstermektedir. Bu tabloda Çarpımsal ayrıştırılmalı gri tahmin ile yapılan yük tahminlerinin HKOK, Theil U istatistiği, Box-Ljung testi, en büyük hata, hata aralığı, en küçük ve en büyük hata yüzdeleri ve hata yüzdesi aralığında; en küçük mutlak hata, en küçük ve en büyük mutlak hata yüzdesinde en iyi sonuçları verdiği görülmektedir.

Bu tabloya bakıldığında, çarpımsal model kullanılarak yapılan gri tahmin sonuçlarının hata kareler ortalamasının karekökü değerinin en düşük değer olduğu göze çarpmaktadır. Ayrıştırma modeli kullanılarak yapılan analizlerde HKOK değerinin dikkate alınarak karar verilmesi önerilmektedir [35].

Altıncı bölümde 2008 yılı aylık yük tahminleri, çarpımsal model kullanılarak yapılan gri tahmin ile hesaplanmıştır.

Çizelge 5.19. En iyi tahmin modelinin seçimi için karar tablosu

	REGRESYON		GRİ TAHMİN	
	TOPLAMSAL	ÇARPIMSAL	TOPLAMSAL	ÇARPIMSAL
Ortalama Mutlak Yüzde Hata	% 2,036	% 2,077	% 2,116	% 2,107
Hata Kareleri Ortalamasının Karekökü	26,261	25,371	26,652	25,212
THEIL U İstatistiği	0,01255	0,01213	0,01274	0,01205
Box-Ljung Testi H_0 Hipotezi için	Kabul	Kabul	Kabul	Kabul
	Tüm Gecikmelerde	Tüm Gecikmelerde	Tüm Gecikmelerde	Tüm Gecikmelerde
En Küçük Hata	-56,217	-52,278	-54,969	-47,250
En Büyük Hata	62,802	51,424	65,239	53,965
Hata Aralığı	119,019	103,702	120,208	101,215
En Küçük Hata Yüzdesi	% -5,30	% -5,32	% -5,18	% -5,02
En Büyük Hata Yüzdesi	% 4,67	% 4,44	% 4,85	% 4,01
Hata Yüzdesi Aralığı	% 9,97	% 9,76	% 10,03	% 9,03
En Küçük Mutlak Hata	1,493	1,269	1,596	0,532
En Büyük Mutlak Hata	62,802	52,278	65,239	53,965
En Küçük Mutlak Hata Yüzdesi	% 0,16	% 0,12	% 0,20	% 0,05
En Büyük Mutlak Hata Yüzdesi	% 5,30	% 5,32	% 5,18	% 5,02

6. 2008 YILI İÇİN AYLIK YÜK TAHMİNLERİ

Tahmin modellerinin değerlendirilmesi sonucunda, çarpımsal ayrıştırma modeli kullanılarak yapılan gri tahmin yönteminin tahmin için seçilmesi uygundur. Bu model kullanılarak yapılan tahminler bölüm 5.7.'de yapılan yöntem ile hesaplanmıştır.

Aşağıdaki tabloda 2008 yılı için yük tahminleri verilmiştir.

Çizelge 6.1. Ankara metropol alan için 2008 yılı aylık yük tahminleri

Ay No	Ay	Gri Trend Fonksiyonu	Gri Gerçek Tahminler	Mevsimsel İndeksler	2008 yılı Yük Tahmini
49	01.2008	50963,29	1212,453	1,117316	1354,693
50	02.2008	52183,77	1220,481	1,084798	1323,976
51	03.2008	53412,33	1228,563	1,025588	1259,999
52	04.2008	54649,03	1236,699	0,976048	1207,077
53	05.2008	55893,92	1244,888	0,898978	1119,127
54	06.2008	57147,05	1253,131	0,915048	1146,675
55	07.2008	58408,48	1261,429	0,921012	1161,791
56	08.2008	59678,26	1269,782	0,937776	1190,771
57	09.2008	60956,45	1278,19	0,883814	1129,683
58	10.2008	62243,1	1286,654	0,977839	1258,141
59	11.2008	63538,28	1295,174	1,102206	1427,549
60	12.2008	64842,03	1303,751	1,159578	1511,801

7. SONUÇ VE ÖNERİLER

Elektrik puant yük tahmini, tüketicilere kesintisiz, kaliteli, sağlıklı ve ekonomik enerji sağlanması açısından oldukça önemli bir konudur. Gerek iletim gerekse dağıtım sistemlerinin işletilmesi ve yatırım planlamalarında mutlaka dikkat edilmesi gereken yük tahmini konusunda, etkin ve tutarlı tahminler yapıldığında enerji yatırımlarının büyük yatırımlar olması nedeni ile hem verimlilik hem de ekonomiklik sağlanmış olur. Zira ülkemiz ekonomik büyümesine paralel olarak enerji talebi hızla artan bir yapıya sahiptir. Benzer şekilde uygulama alanı olarak seçilen Ankara metropol alanı; başkent olması, kamu kurum ve kuruluşlarının merkez teşkilatlarının, çok sayıda üniversite ile sağlık ve eğitim kurumlarının yer alması; büyük nüfusu, gelişmiş sanayi yapısı ile elektrik yük tahminin önemli olduğu bir alandır.

Bu çalışmada Ankara metropol alanı elektrik yük tahmini için öncelikle çeşitli yük tahmini metotlarından bahsedilmiş, bu metotlar genel kullanım alanlarına göre uzun, orta ve kısa dönemli olarak sınıflandırılmıştır. Ardından literatürde yer alan yük tahmini çalışmaları incelenerek bu çalışmanın literatürdeki önemi belirlenmiştir. Literatür incelendiğinde, Ankara metropol alanı için aylık düzeyde bir yük tahmini çalışmanın bulunmadığı, aynı zamanda mevsimsel dalgalanmaya sahip zaman serilerinin gri tahmin ile tahminine dönük iki çalışmanın literatürde mevcut olduğu ancak mevsimsel dalgalanmaya sahip yük tahmininde gri tahmin ile yapılan bir çalışmanın bulunmadığı görülmüştür. Dördüncü bölümde mevsimsel dalgalanma içeren zaman serilerinin analizi için yaygın bir teknik olan mevsimsel ayrıştırma yöntemi ile tahmin için kullanılan gri tahmin yöntemi anlatılmıştır.

Beşinci bölümde yük tahmini uygulaması yer almaktadır. 2004 - 2007 yılları arası aylık puant elektrik yükleri çalışmada kullanılan verileri oluşturmaktadır. Uygulamada, önerilen mevsimsel ayrıştırma metodu temel teşkil etmektedir. Mevsimsel ayrıştırma ile öncelikle mevsimsel dalgalanmaya neden olan mevsimsel hareketler, hareketli ortalamalar ile zaman serisinden ayrıştırılmış ve geriye kalan trend serisi temel alınarak tahminde bulunulmuştur. Mevsimsel ayrıştırma toplamsal

ve çarpımsal model olarak iki ayrı ayrıştırma yaklaşımına sahiptir. Ayrıca mevsimsel ayrıştırma trend bileşenin tahmini için doğrusal regresyonu önermektedir. Bu çalışmada regresyona alternatif olarak ise trend bileşeni tahmini zaman serileri tahminine uygun olan gri tahmin metodu ile de yapılmıştır. Sonuç olarak uygulamada dört farklı yöntem ile tahmin ortaya çıkmıştır. Bunlar; toplamsal ayrıştırma ile regresyon, çarpımsal ayrıştırma ile regresyon, toplamsal ayrıştırma ile gri tahmin ve çarpımsal ayrıştırma ile gri tahmin'dir.

Tahmin sonuçları, istatistiksel anlamlılıkları ve hata terimlerinin analizi ile değerlendirilerek bir karar tablosuna özetlenmiş ve en iyi tahmin yöntemi olarak çarpımsal ayrıştırma ile gri tahmin kullanılarak yapılan yük tahmini seçilmiştir. Seçilen bu yöntemin hata terimlerinin Box-Ljung testi sonucu, yöntemin istatistiksel olarak geçerli olduğunu ve tahmin için kullanılabilir olduğunu göstermektedir. Hata kareleri ortalamasının karekökü değeri 25, 212; Theil U istatistiği değeri ise 0,01205 olarak hesaplanmıştır. Ortalama mutlak yüzde hata ise % 2,107'dir. Bu tahmin yöntemi ile de 2008 yılı için aylık elektrik yük tahminleri hesaplanmıştır.

Bu tez çalışmasında uygulanan mevsimsel ayrıştırma temelli gri tahmin yaklaşımı, benzer şekilde mevsimsellik içeren ve periyodun doğru bir şekilde tespit edilebildiği zaman serileri için uygun bir yaklaşım olarak öne çıkmaktadır. Mevsimsellik ve trendin bir arada olduğu zaman serileri için bu çalışmada olduğu gibi mevsimsel etki ayrıştırma ile ortadan kaldırılıp trend bileşenine gri tahmin uygulanabilir ve tahmin serisine mevsimsel etkiler ilave edilerek tahmin yapılabilir.

Uygulanmış olan mevsimsel ayrıştırma temelli gri tahmin yöntemi yerine diğer tekniklerle de yük tahmini yapmak mümkündür. Literatürde oldukça sık rastlanan yapay zekâ teknikleri; yapısı, doğrusal olmaması ve bilgisayar temelli öğrenme yapabilmesinden dolayı kolaylıkla uygulanabilir. Yapay sinir ağları, bu teknikler arasında oldukça sık rastlanılan bir yöntemdir. Aylık tahminler için ayların mevsimsel özellikleri, meteorolojik karakteristikler, tatil dönemleri gibi spesifik ve karakteristik özellikler yapay sinir ağları ile kolaylıkla modellenebilir.

Mevsimsel ayrıştırma kullanılacak tahmin yöntemleri olarak Census II, X-11 ARIMA gibi daha ayrıntılı teknikler uygulanabilir.

Yük tahmini çalışmaları, tahmin bölgesi değiştirilerek ya da uygulanan teknikler değiştirilerek yapılabileceği gibi çalışma kapsamı değiştirilerek de yapılabilir. Geniş kapsamda talep tarafı yönetimi ile yük tahmini yapılabilir; dağıtım, iletim ve üretim sistemleri göz önüne alınarak yük tahmini ile birlikte büyük bir sistem planlaması gerçekleştirilebilir.

KAYNAKLAR

1. Özkara, Y., “Temiz enerji bağlamında Türkiye enerji sektöründe bazı seçilmiş göstergeler (2000-2007)”, **1. Temiz Enerji Kurultayı**, Ankara, 101-106 (2008)
2. Gürsoy, E., “Yük tahmini yöntemleri ve Çukurova Elektrik A.Ş., Kepez Elektrik T.A.Ş. bölgelerine uygulanması”, Yüksek Lisans Tezi, **İstanbul Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü**, İstanbul, 1-10 (2000).
3. Feinberg, E. A., Genethliou, D., “Load Forecasting”, Applied Mathematics for Restructured Electric Power Systems: Optimization, Control, and Computational Intelligence, Chow, J. H., Wu, F.F., Momoh, J.J., **Springer**, United States of America, 269-285 (2005)
4. Haida, T., Muto, S., 1994, “Regression based peak load forecasting using a transformation technique”, **IEEE Transactions on Power Systems**, 9: 1788-1794 (1994).
5. Haida, T., Muto, S., Takahashi, Y., Ishi, Y., “Peak load forecasting using multiple-year data with trend data processing techniques”, **Electrical Engineering in Japan**, 124 (1) :7-16 (1998)
6. Hyde, O., Hodnett, P. F., “Modeling the effect of weather in short-term electricity load forecasting”, **Mathematical Engineering in Industry**, 6 (2): 155-169 (1997).
7. Broadwater, R. P., Sargent, A., Yaralı, A., Shaalan, H. E., Nazarko, J., “Estimating substation peaks from research data”, **IEEE Transactions on Power Delivery**, 12: 451-456 (1997)
8. Alfares, H. K., Nazeeruddin, M., “Regression-based methodology for daily peak load forecasting”, **Proceedings of the 2nd International Conference on Operations and Quantitative Management**, Ahmedabad, India, 468-471 (1999).
9. Elrazaz, Z. S., Mazi, A. A., “Unified weekly peak load forecasting for fast growing power system”, **Generation, Transmission and Distribution, IEE Proceedings**, 136 (1): 29-34 (1989)
10. Sumer, K. K., Goktas, O., Hepsag, A., “The application of seasonal latent variable in forecasting electricity demand as an alternative method”, **Energy Policy**, 37 (4) : 1317-1322 (2009).
11. Ediger, V. S., Akar, S., “ARIMA forecasting of primary energy demand by fuel in Turkey”, **Energy Policy**, 35 (3) : 1701-1708 (2007).
12. Srinivasan, D., Chang, C.S., Liew, A.C., "Demand forecasting using fuzzy neural computation, with special emphasis on weekend and public holiday

- forecasting", *IEEE Transactions on Power Systems*, 10 (4): 1897-1903 (1995)
13. Dash, P. K., Liew, A. C., Rahman, S., Dash, S., "Fuzzy and neuro-fuzzy computing models for electric load forecasting", *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 8 (4): 423-433 (1995)
 14. Mori, H., Sone, Y., Moridera, D., Kondo, T., "Fuzzy inference models for short-term load forecasting with tabu search", *IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics Conference Proceedings*, Tokyo, Japan, 6, 551-556 (1999)
 15. Hamzaçebi, C., Kutay, F., "Yapay sinir ağları ile Türkiye Elektrik Enerjisi Tüketiminin 2010 Yılına Kadar Tahmini", *Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 19 (3): 227-233 (2004)
 16. Topalli, A. K., Erkmén, İ., Topalli, İ., "Intelligent short-term load forecasting in Turkey", *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 28 : 437-447 (2006)
 17. Espinoza, M., Suykens, J.A.K., Belmans, R., De Moor, B., "Electric Load Forecasting", *IEEE Control Systems Magazine*, 27(5): 43-57 (2007)
 18. Mandal, P., Senjyu, T., Urasaki, N., Funabashi, T., "A neural network based several-hour-ahead electric load forecasting using similar days approach", *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 28 : 367-373 (2006)
 19. Chen, H., Canizares, C.A., Singh, A., "ANN-based short-term load forecasting in electricity markets," *Power Engineering Society Winter Meeting*, Columbus, Ohio, 411-415 (2001)
 20. Yalcinoz, T., Eminoglu, U., "Short term and medium term power distribution load forecasting by neural networks", *Energy Conversion & Management*, 46: 1393-1405 (2005)
 21. Topalli, A. K., Erkmén, İ., "A hybrid learning for neural Networks applied to short term load forecasting", *Neurocomputing*, 51: 495-500 (2003)
 22. Aslan, Y., Yaşar, C., Nalbant, A., "Kütahya İlının Yapay Sinir Ağları Kullanılarak Elektrik Puant Yük Tahmini", *Dumlupınar Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, 11: 63-74 (2006)
 23. Ceylan, G., Demirören, A., "Yapay Sinir ağları ile Gölbaşı Bölgesinin Kısa Dönem Yük Tahmini", *ELECO'2004 Elektrik, Elektronik ve Bilgisayar Mühendisliği Sempozyumu*, Bursa, 73-78 (2004)
 24. Ma, H. W., Ma, K. P., Zhang, D. Q., "Grey prediction on China's energy consumption and production", *Proceedings of 2007 IEEE International*

Conference on Grey Systems and Intelligent Services, Nanjing, China, 663-667 (2007)

25. Wang, Q., Liao, X., Zhou, Y., Zou, Z., Zhu, J., Peng Y., "Hybrid grey model to forecast monitoring series with seasonality", *Journal of Central South University of Technology*, 12 (5): 623-627 (2005)
26. Wang, X., "Grey prediction with rolling mechanism for electricity demand forecasting of Shanghai", **Proceedings of 2007 IEEE International Conference on Grey Systems and Intelligent Services**, Nanjing, China, 689-692 (2007)
27. Hsu, C.-C., Chen, C.-Y., "Applications of improved grey prediction model for power demand forecasting", *Energy Conversion and Management*, 44 (14): 2241-2249 (2003)
28. Chiang, C.-C., Ho, M.-C., Chen, J.-A., "A hybrid approach of neural Networks and grey modeling for adaptive electricity load forecasting", *Neural Computing & Applications*, 15 (3-4): 328-338 (2006)
29. Tseng, F. M., Yu, H. C., Tzeng, G. H., "Applied hybrid grey model to forecast seasonal time series", *Technological Forecasting and Social Change*, 67: 291-302 (2001)
30. Akay, D., Atak, M., "Grey prediction with rolling mechanism for electricity demand forecasting of Turkey", *Energy*, 32 (9): 1670-1675 (2007)
31. Yang, H.-T., Liang T.-C., Shih, K.-R., Huang, C.-L., "Power system yearly peak load forecasting: a grey system modeling approach," *International Conference on Energy Management and Power Delivery, Proceedings of EMPD '95*, Singapore, 1: 261-266 (1995)
32. Kandil, M. S., El-Debeiky, S. M., Hasanien, N. E., "Overview and comparison of long-term forecasting techniques for a fast developing utility: part I", *Electric Power Systems Research*, 58:11-17 (2001)
33. Barakat, E. H., Eissa, M. A. M., "Forecasting monthly peak demand in fast growing electric utility using a composite multiregression-decomposition model", *Generation, Transmission and Distribution, IEE Proceedings C*, 136 (1): 35-41 (1989)
34. Ahmed, S., "Seasonal models of peak electric load demand", *Technological Forecasting and Social Change*, 72 (5): 609-622 (2005)
35. Kadılar, C., "SPSS Uygulamalı Zaman Serileri Analizine Giriş", *Bizim Büro Basımevi*, Ankara, 9-95 (2005)

36. Makridakis, S., Wheelwright, S. C., “Forecasting Methods for Management”, **John Wiley & Sons**, Singapore, 95-120 (1989)
37. Wilson, J., H., Keating, B., “Business Forecasting”, Richard D. **Irwin, Inc.**, United States of America, 216-237 (1990)
38. Liu, S.; Lin, Y.; “Grey Information Theory and Practical Applications”, **Springer**, United States of America, 191-243 (2006)
39. Kayacan, E., “Grey prediction based control of a non-linear liquid level system using PID type fuzzy controller”, Yüksek Lisans Tezi, **Boğaziçi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü**, İstanbul, 23-54 (2006).
40. Deng, J. L., “Introduction to grey system theory”, **The Journal of Grey System**, 1:1-24 (1989).
41. Şener, F.; “Yük Tahmin Yöntemleri ve Ankara Merkez Metropol Alan için Regresyon Analizi Yöntemi Kullanılarak Uygulanması”, Yüksek Lisans Tezi, **Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü**, Ankara, 11-86 (2005).
42. Çilliyüz, Y., Aras, F., İnal, M., Karaçor, M., “Yapay Sinir Ağları ile İklim Koşulları Etkili Yük Kestirimi”, **ELECO’2006 Elektrik, Elektronik ve Bilgisayar Mühendisliği Sempozyumu**, Bursa, (2006)

EKLER

ÖZGEÇMİŞ

Kişisel Bilgiler

Soyadı, adı : ÖZKARA, Yücel
 Uyruğu : T.C.
 Doğum tarihi ve yeri : 23.09.1984 Gölhisar
 Medeni hali : Bekar
 Telefon : 0 (312) 467 55 90
 Faks : 0 (312) 427 30 22
 e-mail : yucelozkara@gmail.com

Eğitim

Derece	Eğitim Birimi	Mezuniyet tarihi
Lisans	Gazi Üniversitesi/ Endüstri Mühendisliği Bölümü	2006
Lise	İzmir Fen Lisesi	2002

İş Deneyimi

Yıl	Yer	Görev
2007-	Milli Prodüktivite Merkezi	Uzman Yardımcısı

Yabancı Dil

İngilizce, Almanca

Yayınlar

- 1) Özkara, Y., “Temiz enerji bağlamında Türkiye enerji sektöründe bazı seçilmiş göstergeler (2000-2007)”, *1. Temiz Enerji Kurultayı*, Ankara, 101-106 (2008)
- 2) Ergün, S., Özkara, Y.; “Enerji Sektöründe Verimlilik Göstergeleri”, *ICCI 2008 14. Uluslararası enerji ve Çevre Teknoloji Sistemleri Fuar ve Konferansı*, 167-171 (2008)

Hobiler

Fotoğraf, Tarih, Gezi, Tiyatro