

## ELEKTRİK ENERJİSİ TÜKETİM VERİLERİ İÇİN UYGUN TAHMİN YÖNTEMİ SEÇİMİ

Ezel ÖZKAN<sup>1</sup>, Ezgi GÜLER<sup>2\*</sup>, Zerrin ALADAĞ<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Kocaeli Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Endüstri Mühendisliği, Kocaeli

ORCID No : <https://orcid.org/0000-0002-2638-3674>

<sup>2</sup>Bilecik Şeyh Edebali Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Endüstri Mühendisliği, Bilecik

ORCID No : <https://orcid.org/0000-0001-8789-8244>

<sup>3</sup>Kocaeli Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Endüstri Mühendisliği, Kocaeli

ORCID No : <https://orcid.org/0000-0002-5986-7210>

Anahtar Kelimeler	Öz
Elektrik Tüketimi, Tahminleme, Fourier Analizi, Winters' Yöntemi.	<i>Küreselleşen dünyada enerjinin önemi gün geçtikçe artmaktadır. Ülkeler elektrik enerjisi için üretim ve tüketim verilerinin analizi dahilinde yatırım planlarını yapabilmektedir. Bu çalışmada Ocak 2016-Aralık 2018 arası dönemdeki elektrik enerjisi tüketim verileri üzerinde çalışılmış ve tahminleme başarısı yüksek bir tahmin yöntemi belirlemek üzere analizler yapılmıştır. Tahminleme yaklaşımı olarak "En Küçük Kareler Yöntemi ile Fourier Analizi" ve "Winters' Yöntemi" kullanılmıştır. 2019 yılına ait aylık veriler tahmin yöntemi seçimi için analiz edilmiştir. Tahmin analizinde elektrik tüketim değerleri (GWh) 12 ay, 24 ay ve 36 ay olmak üzere dönemsel olarak incelenmiş ve değişkenlik (varyasyon) katsayıları hesaplanmıştır. Bu bağlamda veri setinin dönemsel değişkenliği ve tahmin modellerinin başarısı; değişkenlik katsayısı (Cv), MAPE (Ortalama Mutlak Yüzde Hata), MSE (Hataların Kareli Ortalaması), RMSE (Hataların Kareli Ortalamasının Karekökü) ve MAD(Ortalama Mutlak Sapma) başarı ölçütleri ile değerlendirilmiştir. Çalışmanın sonraki aşamasında başarı ölçütleri bakımından tatmin edici tahmin yöntemine karar verilmiş ve 2020 yılı için 12 aylık tahmin değerleri elde edilmiştir. Çalışmamızda; elektrik enerjisi değerli ve kıt kaynak olduğundan planlı tüketim ve stratejik kararlara temel oluşturabilmesi amacıyla modelleme başarısı yüksek alternatif tahmin modelleri analiz edilmektedir. Tahmin algoritması birbirinden farklı olan iki yöntemin tahmin başarı performanslarının veri seti karakteristikleri için uygunluğu sorgulanmış ve benzer özellikler gösteren veri setleri için önerilebilir olması amaçlanmıştır.</i>

## SELECTION OF THE APPROPRIATE FORECASTING METHOD FOR ELECTRIC ENERGY CONSUMPTION DATA

Keywords	Abstract		
Electricity Consumption, Forecasting, Fourier Analysis, Winters' Method.	<i>The importance of energy is increasing day by day in the globalizing world. Countries can make investment plans for electricity energy within the analysis of production and consumption data. In this study, electrical energy consumption data between January 2016 and December 2018 were studied and analyzes were carried out to determine a prediction method with high predictive success. "Fourier Analysis with Least Squares Method" and "Winters' Method" were used as the estimation approach. Monthly data for 2019 has been analyzed for the selection forecasting method. In estimation analysis, electricity consumption values (GWh) were examined periodically as 12 months, 24 months and 36 months and variability coefficients were calculated. In this context, the periodic variability of the data set and the success of the prediction models were evaluated with the coefficient of variability (Cv), MAPE (Mean Absolute Percentage Error), MSE (Mean Squared Error), RMSE (Root Mean Square Error) and MAD (Mean Absolute Deviation) success criteria. In the next stage of the study, the 12-month forecast values for 2020 were obtained by deciding on the satisfactory forecast method in terms of success criteria. In our study, alternative prediction models with high modeling success are analyzed in order to provide a basis for planned consumption and strategic decisions, since electrical energy is a valuable and scarce resource. The appropriateness of the predictive success performances of the two methods whose estimation algorithm is different from each other has been questioned and it is aimed to be recommended for datasets with similar characteristics.</i>		
Araştırma Makalesi	Research Article		
Başvuru Tarihi	: 24.03.2020	Submission Date	: 24.03.2020
Kabul Tarihi	: 07.06.2020	Accepted Date	: 07.06.2020

\*Sorumlu yazar; e-posta : [ezgigulerr@gmail.com](mailto:ezgigulerr@gmail.com)

## 1. Giriş

Zaman serileri, zamanın belirli periyotlarında bir değişken için ölçülen ya da gözlemlenen verilerin bütünüdür (Terry, 1996). Genel anlamda bir olaya ilişkin verilerin zamana göre sıralanması, olayın zaman serisini oluşturur. Olayın daha iyi kavranması, açıklanması, denetlenmesi ve gelecekteki durumunun tutarlı şekilde tespit edilebilmesi için söz konusu olayın zaman serisinin analizi gerekir (Burnak, 1982). Ortalama metotları, lineer regresyon analizleri ve daha birçok yöntem zaman seri analizlerinde sıklıkla kullanılmaktadır. Zaman serisi analizinin; tanımlama, açıklama, tahmin ve kontrol olmak üzere dört ana amacı vardır. Gözlem verileri elde edildikten sonra veri davranışı görsel olarak grafikler ile incelenebilir, serinin periyodik değişimi ve eğilimi hakkında bir bilgiye ulaşılabilir. Eğer gözlemler birden fazla değişkene bağlı ise her bir değişken için ayrı birer grafik oluşturulabilir. Zaman serilerinden gelecekteki verileri tahmin etmek için yararlanılabilir ve sonuçların belirlenen hedeflere uygunluğu saptanabilir (Abbak, 2003).

Zaman serisi verileri incelendiğinde bazı düzenli ve düzensiz hareketler göze çarpar. Bir zaman serisini etkileyen; genel eğilim, konjonktür dalgalanmaları, mevsimsel dalgalanmalar ve düzensiz dalgalanmalar gibi etmenler bulunmaktadır. Bir olayın uzun dönemde gösterdiği davranış gelecek dönemde söz konusu olayın göstereceği davranış hakkında fikir veren özelliklere sahiptir. Konjonktür dalgalanmaları; sosyoekonomik yapıda oluşan değişmelerin olayın zaman içindeki gelişimine yansımalarıdır. Düzensiz dalgalanmalar; sosyoekonomik ya da doğal bir olayın seri üzerinde yarattığı ani etkilerdir (Burnak, 1982).

Mevsimsel dalgalanmalar birbirini izleyen yılların, ayların, mevsimlerin ya da günlerin aynı zaman noktalarında zaman serisi gözlem değerlerindeki düzenli değişimleri açıklar. Mevsimsel dalgalanma gösteren zaman serileri dalga boyu (frekansı) ve dalga yüksekliği olan periyodik ve döngüsel özelliğe sahiptirler. Zaman serilerinde mevsimsel dalgalanmaların incelenmesi, kısa dönem tahminlerin yapılabilmesi ve mevsim etkilerinin seriden arındırılması bakımından gereklidir. Bir zaman serisinin mevsimsellik bileşeni Fourier dönüşümü yardımıyla incelendiğinde periyotlar önemli hale gelir (Granger, Clive ve Hatanaka, 1964). Mevsimsel dalgalanmalar zamanla belirgin olarak değişmiyorsa, tavsiye edilen yöntem 12 aylık ve bu dönemin harmoniklerini içeren Fourier terimlerini

kullanmaktır (Bekçioğlu, Kaderli ve Varlık, 2018). Yani mevsimsel dalgalanma içeren gözlem değerleri için model geliştirme işlemlerinde Fourier serisinin periyodik fonksiyonların açılımı özelliğinden yararlanılmaktadır (Burnak, 1982). Bir diğer zaman serisi analizi yöntemlerinden olan Winters' yönteminde her denklem; durgunluk, doğrusallık ve mevsimselliğe bağlı parametrelerin düzgünleştirilmesinde kullanılmaktadır (Önder ve Kuvat, 2009).

Elektrik talebi depolanamayacağı, mevsimsel ve günlük olarak değişebileceği için benzersiz özelliklere sahiptir. Elektrik talep tahmini hem elektrik sistemi planlamacıları hem de operatörler için çok önemlidir. Elektrik talep tahmini kısa, uzun ve orta vadeli olarak yapılmaktadır. Uzun vadeli tahmin politika kararları, sistem planlaması ve kaynak tahsisi için kullanılmaktadır. Orta vadeli tahmin, santrallerin yıllık bakım faaliyetlerinin planlamasına ve aylık enerji talebi yönetimlerine yardımcı olmaktadır. Kısa vadeli tahmin ise santrallerin ve elektrik şebekelerinin günlük çalışmalarını ve günlük işlerini yönetmek için kullanılmaktadır (Rallapalli ve Ghosh, 2012). Literatürde elektrik talep tahmin değerleri ile ilgili birçok çalışma bulunmaktadır ve çalışmaların çoğunda uzun vadeli tahminleme yapılmıştır. Bu çalışmada aylık elektrik talep tahminlemesi yapıldığından dolayı literatürde bu yönde yapılan çalışmalar incelenmiş ve MSARIMA (Rallapalli ve Ghosh, 2012), bulanık yapay sinir ağları ve genetik algoritma (Chang, Fan ve Lin, 2011), ARIMA (Guo, Chen, Xia, Kang ve Zhang, 2018), çoklu regresyon modeli (Vu, Muttaqi, Agalgaonkar, 2015) ve parçacık sürü optimizasyonu (Son ve Kim, 2017) gibi farklı yöntemlerin kullanıldığı görülmüştür.

Bu çalışmada Türkiye'de elektrik tüketim verilerinin tahminlemesi için, mevsimsellik içeren zaman serilerinin analizinde kullanılabilen iki tahmin modeli oluşturulmuştur. İkinci bölümde literatürde yapılan çalışmalar incelenmiştir. Üçüncü bölümde yöntem ve metodoloji sunulmuştur. Dördüncü ve beşinci bölümlerde sırasıyla bulgular ile birlikte tartışma ve sonuca yer verilmiştir.

## 2. Yazın Taraması

2002- 2018 yılları arasında; borsa, hava ulaşımı, elektrik tüketimi, moda endüstrisi, sağlık ve turizm sektörü gibi farklı alanlarda Holt-Winters' ve Fourier yöntemleri kullanılarak yapılmış olan tahminleme çalışmalarından bazı örnekler aşağıda özetlenmiştir.

Jiang, Wu, Gong, Yu ve Zhoang (2020) yapmış oldukları çalışmada Çin'in aylık elektrik tüketim verilerini kullanarak Holt-Winters yöntemi ve meyve sineği algoritmasını içeren hibrit bir yaklaşım ile aylık elektrik talep tahminini yapmışlardır.

Bekçioğlu, Kaderli ve Varlık (2018) Borsa İstanbul Ulusal 100 Endeksi'nin 1995- 2015 yılları aralığındaki verilerini, Fourier açılımının kullanıldığı klasik spektral analiz tekniği ile incelemişlerdir.

Tüzemen ve Yıldız (2018) yapmış oldukları çalışmada Türkiye'de işsizlik oranlarını Toplamsal ve Çarpımsal Holt-Winters modelleriyle incelemişlerdir. Çalışmada tahmin değerlerinin incelenmesi ile işsizlik oranlarının zamanla artacağı sonucuna ulaşılmıştır.

Dantas, Oliveira ve Repolho (2017) yapmış oldukları çalışmada hava ulaşım talep tahmini için Holt-Winters yöntemini kullanmışlardır. 14 ülkeden aldıkları veriler ile Holt-Winters yöntemini diğer tahminleme yöntemleriyle karşılaştırmışlardır.

Iwok (2016) çalışmasında periyodik bir zaman serisi fonksiyonunu doğrusal eğilim ile modellemiştir. Bu gösterimde, zaman serileri doğrusal trend bileşeninin ve ortogonal trigonometrik fonksiyonların doğrusal bir kombinasyonu olarak ifade edilmiştir. Yağış verilerine uygulanan metot ile önerilen modelin tahminleme başarısının iyi olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Beatrice, Nasser, Afshar, Selaman ve Fahmi (2014) çalışmalarında 8 adet yağmur ölçme istasyonunun verilerini analiz etmişler ve Fourier serisi denklemi ile 27 yıllık yıllık yağış verilerini tahminlemişlerdir. Elde ettikleri sonuçları harmonik seri modellerinden elde edilen sonuçlarla karşılaştırmışlardır.

Fumi, Pepe, Scarabotti ve Schiraldi (2013) çalışmalarında moda endüstrisinde, yıllık satış verilerinin talep tahmini için hızlı Fourier dönüşümü algoritması ile hareketli ortalama ve üssel yumuşatmaya dayanan diğer iki tahmin tekniği arasında bir karşılaştırma yapmıştır.

Jalil, Ahmad ve Mohamed (2013) yılında yapmış oldukları çalışmada Malezya'nın saatlik elektrik talep tahminlemesi için Holt-Winters metodunu kullanmışlardır.

Abbak ve Yerci (2012) çalışmasında deniz düzeyi gözlemlerini tahminlemede hem spektral analiz hem de Fourier tekniğini kullanmış ve sayısal sonuçları kıyaslamışlardır.

Al-Hafid ve Al-maamary (2012) yapmış oldukları çalışmada Irak'ın günlük elektrik tüketim verilerini

kullanarak geleceğe yönelik elektrik talep tahmini için zaman serileri analizinde Holt-Winters metodunu kullanmışlardır. Model değerlendirmesi MAPE başarı ölçütüne göre yapıldığında Holt-Winters metodunun iyi bir model olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Irmak, Köksal ve Asilkan (2012) yapmış oldukları çalışmada gelecekteki hasta yoğunluğunu belirlemek amacıyla ARIMA, Winters' Yöntemi toplamsal model ve Yapay Sinir Ağları yöntemlerini kullanmışlardır. Başarı ölçütlerine göre Winters' Yöntemi toplamsal modelin diğer yöntemlerden daha iyi bir tahmin modeli olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Hsu, Liu, Yeh ve Hung (2009) çalışmalarında hisse senedi endeksinin dönüş süresini tahmin etmek amacıyla gri model, Fourier serisi ve Markov-Fourier gri modeli kapsayan hibrit bir tahminleme modeli sunmuşlardır. Gri model tarafından üretilen kalıntıları iyileştirmek için Fourier serisini ve gri modelin sonuçlarının olasılığını hesaplamak için Markov zincirini kullanmışlardır.

Önder ve Kuvat (2009) yapmış oldukları çalışmada 1986-2007 yılları arasında Türkiye'ye gelen turist sayısı verilerini kullanarak 2010 yılına kadar ziyarette bulunacak muhtemel turist sayısını tahminlemek amacıyla Yapay Sinir Ağları, Box-Jenkins, zaman serileri analizi ve Winters' yöntemlerini kullanmışlardır. Doğrusal ve Mevsimsel üstel düzgülendirme yöntemleri arasında Winters' yönteminin daha iyi olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

González, Jaramillo ve Carmona(2008), çalışmalarında yapay sinir ağları ve Fourier serileri ile aylık elektrik taleplerini içeren zaman serisinin periyodik davranışlarını incelemişlerdir. Çalışmada mevsimsel ya da periyodik davranış, bir Fourier serisiyle tahmin edilirken; eğilim yapay sinir ağıyla tahmin edilmiştir. Aynı amaçla yalnızca yapay sinir ağları veya ARIMA kullanıldığında ulaşılan % 2'den daha düşük bir MAPE değeri ile tahminleme için daha tatmin edici sonuçlar elde etmişlerdir.

Taylor ve McSharry (2008) yapmış oldukları çalışmada 10 Avrupa ülkesinin elektrik talep tahmini için ARIMA ve Holt-Winters yöntemini kullanmışlardır. Yapılan analizlerle Holt-Winters metodunun MAPE değerine göre daha iyi sonuç verdiği ulaşılmıştır.

Kotsialos, Papageorgiou ve Poulimenos (2005) yapmış oldukları çalışmada orta ve uzun vadeli satış tahminleri için yapay sinir ağları ve Holt-Winters yöntemlerini kullanmışlardır.

Yohda, Saito- Arita, Okada, Suzuki ve Kakemeto (2002) yapmış oldukları çalışmada yapay sinir ağı ve Fourier dönüşümü kullanan yeni bir talep tahmin yöntemi önermişlerdir. Elde edilen satış sonuçlarının zaman serisi verileri, frekans verilerine dönüştürülmüştür. Yöntemin geçmiş verileri bulunmayan yeni ürünlere yönelik talep tahmini için etkili olabileceği sonucuna ulaşılmıştır.

Yukarıdaki çalışmaların çoğunda tahmin modellerinin başarı ölçütü olarak MAPE değeri ön planda tutulmuştur. Ayrıca MAPE değerleri literatürde çoğunlukla tek başına bir başarı ölçütü olarak kullanılabilir. Bu nedenle çalışmanın uygulama kısmında Winters' Yöntemi için parametre

optimizasyonu da MAPE değeri baz alınarak yapılmıştır. Tablo 1'de yer alan bazı çalışmaların MAPE değerleri verilerek tahmin modeli uygunlukları bu kapsamda incelenmiştir. Kullanılan tahmin yöntemleri için incelenen başka çalışmalarda da MAPE değerlerinin oldukça iyi olduğu söylenebilmektedir.

Çalışmada ek olarak veri seti dönemlere ayrılmış (12-24-36 ay) ve değişkenlik katsayısının değişimi ile model başarı ölçütleri arasındaki ilişki incelenmiştir. Bu yaklaşım da literatürdeki çalışmalardan farklı bir alt inceleme konusu oluşturmaktadır.

Tablo 1

2002-2018 Yıllarına Ait Zaman Serileri, Fourier Serileri, Winters vb. Tahminleme Yöntemlerini Kullanmış Örnek Çalışmalar

Yazar	Yıl	Yöntem	MAPE değerleri
Tüzemen ve Yıldız	2018	Toplamsal ve Çarpımsal-Mevsimsel Holt Winters	0,022
Dantas ve diğerleri	2017	Holt-winters yöntemi	1,09
Fumi ve diğerleri	2013	Fourier analizi, hareketli - ortalama üssel fonksiyonlar	0,43
Al-Hafid ve Al-maamary	2012	Holt-winters ve zaman serileri	0,394
Irmak ve diğerleri	2012	ARIMA, Winters Additive modeli ve YSA	0,611
Taylor ve McSharry	2008	ARIMA, Holt- Winters	0,03

### 3. Yöntem ve Metodoloji

Bu çalışmada elektrik enerjisi tüketim verileri için zaman serisi analizinde "En Küçük Kareler Yöntemi ile Fourier Analizi" ve "Winters Yöntemi" ile tahmin modelleri oluşturulmuştur. Tahmin analizinde ilk olarak 36 aylık elektrik enerjisi tüketim verileri 12 aylık dönemler halinde incelenmiştir. Veri setinin 12-24-36 aylık dönemlere ayrılmasıyla her bir dönemdeki değişkenlik katsayısı ile oluşturulan tahmin modellerinin başarısı arasındaki ilişki hakkında çıkarımlar yapılmıştır. Oluşturulan deney tasarımındaki amaç; veri setinin büyüklüğüne bağlı olarak değişkenliğin artmasıyla birlikte tahmin modellerinin başarısını incelemektir. Model başarı ölçütü olarak MAPE, MSE, RMSE ve MAD değerleri hesaplanmıştır. Ayrıca çalışmada veri setleri "tahminleme (estimation)", "model başarısını

doğrulama (validation)" ve "gelecek dönem ya da dönemler için tahminde bulunma (forecast into future)" adımlarını temel alacak şekilde analiz edilmiştir. "Tahminleme" adımıyla 2016-2017-2018 yıllarındaki aylık veriler tahminleme periyodu olarak değerlendirilmiştir. Tahmin yöntemleri için başarı ölçütlerinin (MAPE, MSE, RMSE, MAD) hesaplanmasındaki amaç; değişkenlik katsayıları ile mevcut başarı ölçütleri arasındaki ilişkiyi inceleyebilmektir. "Model başarısını doğrulama" adımı için 2019 yılı aylık verileri analiz edilmiş ve başarı ölçütlerinden MAPE değeri hesaplanmıştır. "Gelecek dönem için tahminde bulunma" adımı için başarı ölçütlerine göre alternatif iki model arasından seçim yapılmış ve 2020 yılı için 12 aylık elektrik enerjisi tahmin verileri hesaplanmıştır.

Bu çalışmada Araştırma ve Yayın Etiğine uyulmuştur.

### 3.1 En Küçük Kareler Yöntemi ile Fourier Analizi

Zaman serilerinin analizinde, dizi öğeleri rastgele değişkenler kümesinin elemanları olarak yer alır. Çoğu analiz işlemi, stokastik bileşenlerin deterministik bileşenlerden elimine edilmesini içerir. Zaman serilerinin sistematik unsurları Fourier analizi ile ortaya konabilir.

Fourier analizi, ayrık zaman serileri kullanılarak trigonometrik terimler içeren bir fonksiyona deneysel olarak yaklaşımlarını kapsar. Fourier analizinin ayrık zaman serisinde uygulanması için sınırlı sayıda gözlem ile tanımlanması gerekmektedir.

Problem tek boyutlu bir zaman serisi olarak ele alınırsa  $t$ (süre) değişkeninin artan değerleri karşısında  $y_t$  ( $t$  anındaki gözlem değeri) değerlerine göre bir Fourier serisi belirlenir. Bu analize "sinüzoidal fonksiyonlarla eğri uydurma" adı verilir (Türker, 1989). En küçük kareler yaklaşımı kullanılarak Fourier analizindeki regresyon denklemi Eşitlik (1)'de verilmiştir.  $\hat{y}_t$ ; herhangi bir  $t$  anındaki tahmin değerini vermektedir.

$$\hat{y}_t = a_0 + 2 \sum_{k=1}^K a_k \cos(wkt) + 2 \sum_{k=1}^K b_k \sin(wkt) + e \quad (1)$$

Eşitlik (1)'de  $t$  anındaki rassal hata "e" ile gösterilmektedir.  $K$  değeri  $N$ 'ye ( $N$ =gözlem sayısı) bağlıdır.

Modelde "Katsayılar Matrisi" Eşitlik (2)'deki  $A$  matrisi ile gösterilmektedir.  $G$  matrisi "Yalın Ölçüler Vektörü" ya da "Ölçü Matrisi" dir.

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 2\cos(wt_0) & 2\sin(wt_0) \\ 1 & 2\cos(wt_1) & 2\sin(wt_1) \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & 2\cos(wt_{N-1}) & 2\sin(wt_{N-1}) \end{pmatrix} \quad (2)$$

$N$  matrisi, Katsayılar Matrisinin transpozunu ile Katsayılar Matrisinin çarpımını verir.  $n$  matrisi Katsayılar Matrisinin transpozunu ile Ölçü Matrisinin çarpımıdır,  $x$  matrisi ise Bilinmeyenler Matrisidir ve tahmin denklemi için gerekli tahmin katsayılarını içerir. Söz konusu matris denklemleri sırasıyla Eşitlik (3), Eşitlik (4), Eşitlik (5) ve Eşitlik(6)'da verilmiştir.

$$N = A^T \cdot A \quad (3)$$

$$n = A^T \cdot G \quad (4)$$

$$x = N^{-1} \cdot n \quad (5)$$

$$x = [a_0 \ a_1 \ b_1 \ a_2 \ b_2 \ \dots \ a_k \ b_k]^T \quad (6)$$

Zaman serisinin gözlem değerleri arasında korelasyon yoksa  $x$  "Bilinmeyenler Matrisi" Eşitlik (7) ile ifade edilmektedir.

$$x = (A^T \cdot A)^{-1} \cdot A^T \cdot G \quad (7)$$

Uygulamalarda  $T$  (periyot) gözlemlerin grafik gösterimleri ile belirlenebilmektedir. Bu değer Eşitlik (8)'deki gibi ardışık en büyük ya da ardışık en küçük değerli gözlemler arasındaki birim aralığa eşittir.

$$T = \max(y_{t+1}) - \max(y_t) \quad (8)$$

### 3.2 Winters' Yöntemi

Trende ve mevsimsel dalgalanmaya sahip zaman serilerinin tahmininde Winters' yöntemi yaygın olarak kullanılmaktadır. Bu yöntem serinin ortalama düzeyine, eğimine ve mevsimsel bileşenine uygulanmaktadır. Winters' yöntemi toplamsal ya da çarpımsal modeller olarak incelenebilmektedir. Mevsimselliğin trendden bağımsız olduğunun kabul edildiği durumlarda toplamsal modeller kullanılır. Çarpımsal modellerde ise mevsimsellik trend ile ilişkilidir ve mevsimsel düzeltmesi yapılmış seriye ulaşmak için oranlamalar yapılır. Bu çalışmada söz konusu zaman serisinde mevsimsellik trendden bağımsız değildir. Bu nedenle Minitab 19 paket programında Winters' Yöntemi için çarpımsal model ile çalışılmıştır.

Winters' Yöntemi çarpımsal modelin denklemleri sırasıyla Eşitlik(9), Eşitlik(10) ve Eşitlik(11) ile verilmiştir.  $y_t^l$ ; serinin  $t$  dönemi için düzeltilmiş değerini,  $b_t$ ; serinin  $t$  dönemi için trend tahmin değerini,  $I_t$  ise serinin  $t$  dönemi için mevsimsel tahmin değerini vermektedir.  $t-1$  alt indisi bir önceki ayın ilgili parametre değerini gösterirken,  $t- L$  alt indisi bir önceki periyodun parametre değerini göstermektedir.

$$y_t^l = \alpha \cdot \frac{y_t}{I_{t-L}} + (1 - \alpha) \cdot (y_{t-1}^l + b_{t-1}) \quad (9)$$

$$b_t = \gamma \cdot (y_t^l - y_{t-1}^l) + (1 - \gamma) \cdot b_{t-1} \quad (10)$$

$$I_t = \beta \cdot \frac{y_t}{y_t^l} + (1 - \beta) \cdot I_{t-L} \quad (11)$$

Denklemden  $L$ ; belli bir dönemdeki mevsim uzunluğu,  $I$ ; ise mevsimsel düzeltme faktörüdür.  $\alpha, \beta, \gamma$  bileşenleri sırasıyla; modelin düzgünleştirme sabiti, mevsim düzgünleştirme sabiti ve trend düzgünleştirme sabitidir.

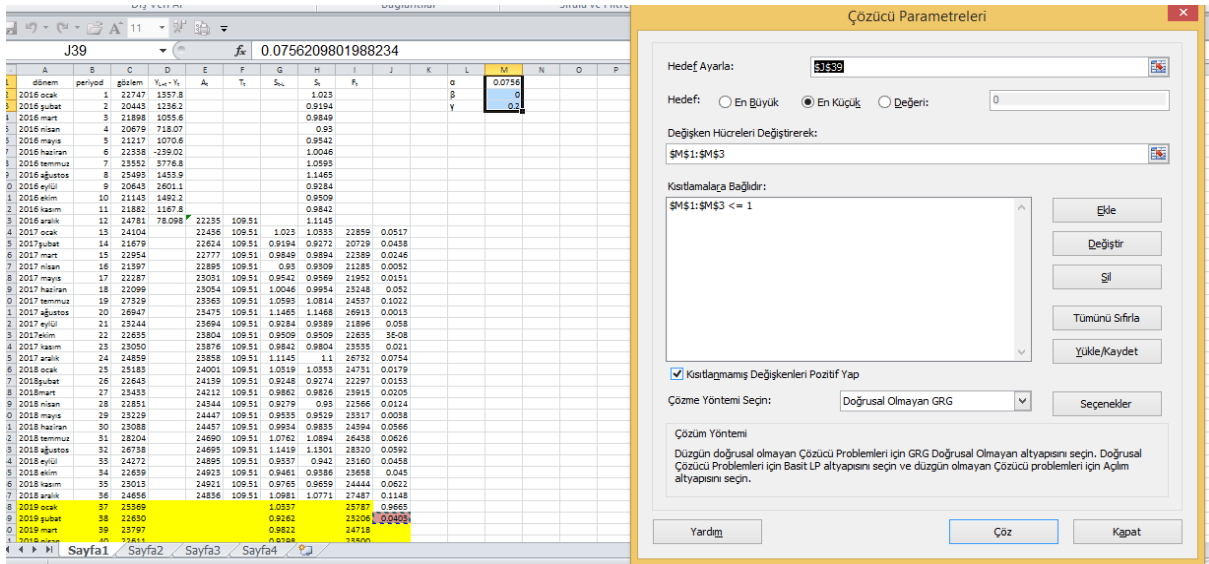
Winters' Yöntemi çarpımsal model için tahminleme denklemi Eşitlik (12)'de verilmiştir.

Tahmin denklemindeki düzgünleştirme sabitleri seçiminde diğer düzgünleştirme yöntemlerinde olduğu gibi tahmin hataları kareleri toplamı veya ortalamasını minimum yapan değerlere öncelik verilmelidir (Önder ve Kuvat, 2009).

$$\widehat{y}_{t-m} = (y_t + b_t \cdot m) \cdot I_{t-L+m} \quad (12)$$

Tahmin yöntemlerinden biri olan Winters' Yönteminde  $\alpha, \beta, \gamma$  parametrelerinin optimizasyonu,

literatürde üzerinde çalışılan önemli bir konudur. Bu katsayıların değişimi ile tahmin sonuçları da önemli ölçüde değişebilmektedir. Bu çalışmada Winters' Yöntemi uygulanırken öncelikle tüm veri seti üzerinden bir parametre optimizasyonu yapılmıştır. Model başarı ölçütlerinden MAPE değeri çoğu zaman tek başına bir başarı ölçütü olarak kullanılabilir (Rasmussen, 2004). Bu nedenle MAPE'yi minimize edecek  $\alpha, \beta, \gamma$  parametreleri Excel Solver eklentisi ile optimize edilmiştir. Excel Solver ekran görüntüsü Şekil 1'de bulunmaktadır. Parametre optimizasyonu sonucunda Winters' Yöntemi denklemlerinde yer alan parametreler ( $\alpha, \beta, \gamma$ ) sırasıyla 0,0756, 0, 0,2 olarak elde edilmiştir. Elde edilen optimal parametre değerleri tüm veri setlerinde kullanılmıştır.



Şekil 1. Excel Solver ile Parametre Optimizasyonu

### 3.3 Tahmin Modelleri için Başarı Ölçütleri

Tahmin modellerinin performans etkinliği ya da oluşturulan modellerin doğrulanması literatürde sıklıkla kullanılan başarı ölçütleri ile değerlendirilebilmektedir (Mohanasundaram, Narasimhan ve Kumar, 2016). Bu çalışmada, tahmin modellerinin performansını ölçmek için başarı ölçütlerinden MSE, MAD, RMSE, MAPE ve  $C_v$

(Değişkenlik Katsayısı) kullanılmıştır. Söz konusu başarı ölçütlerinin formüllerinde  $y_t$ ; t anındaki gözlenen değer,  $\hat{y}_t$ ; t anındaki tahmin değeri, s standart sapma,  $\bar{x}$  ortalama ve N gözlem miktarıdır.

Başarı ölçütleri ve formülleri Tablo 2' de verilmiştir (Groebner, Shannon ve Smith, 2001).

Tablo 2  
Tahmin Modeli Başarı Ölçütleri ve Formülleri

$MSE = \frac{1}{N} \sum (y_t - \hat{y}_t)^2$	Hataların Kareli Ortalaması
$MAD = \frac{1}{N} \sum  y_t - \hat{y}_t $	Ortalama Mutlak Sapma
$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum (y_t - \hat{y}_t)^2}$	Hataların Kareli Ortalamasının Karekökü
$MAPE = \frac{1}{N} \sum  y_t - \hat{y}_t  / y_t$	Ortalama Mutlak Yüzde Hata
$C_v = s / \bar{x}$	Değişkenlik Katsayısı (Varyasyon Katsayısı)

#### 4. Fourier ve Winters' Yöntemi ile Tahminleme Analizi

Bu çalışmada tahmin modellerinin oluşturulması için Microsoft Excel ve Minitab 19 paket programı kullanılmıştır. Geçmiş aylara ilişkin elektrik enerjisi tüketim verileri IEA (Uluslararası Enerji Ajansı) ve TEİAŞ'den temin edilmiştir. Çalışmada "tahminleme" adımı için zaman serisi, 2016 Ocak - 2018 Aralık arası 36 aylık dönemi kapsamaktadır. Tahminleme yöntemleri için veri seti 12 aylık sıralı dönemler halinde analiz edilmiştir. Zaman serisi analizinde tahminleme modeli yaklaşımı olarak "En Küçük Kareler Yöntemi ile Fourier Analizi" ve "Winters' Yöntemi" kullanılmıştır. Tablo 3'de 2016-2018 yılları aylık elektrik tüketim verileri gösterilmiştir.

Tablo 3  
2016-2018 Yılları Aylık Elektrik Tüketim Verileri (GWh)

Aylar	2016	2017	2018
Ocak	22746,58	24104,36	25183,03
Şubat	20442,87	21679,11	22643,49
Mart	21898,04	22953,64	23433,32
Nisan	20678,51	21396,58	22850,81
Mayıs	21216,8	22287,36	23228,78
Haziran	22337,67	22098,65	23087,72
Temmuz	23552,38	27329,17	28204,24
Ağustos	25493,02	26946,87	26738,44
Eylül	20643,16	23244,28	24272,4
Ekim	21142,97	22635,14	22638,7
Kasım	21882,47	23050,29	23012,61
Aralık	24780,54	24858,64	24656,19

#### 4.1 12 Aylık Dönem için Tahminleme Modelleri

"En Küçük Kareler Yöntemi İle Fourier Analizi" uygulamasında ilk 12 aylık veri seti için A Katsayılar Matrisi Eşitlik (13)'deki gibi 12x3 boyutlarında bir matristir. Microsoft Excel'de yapılan işlemler ile elde edilen  $N = A^T \cdot A$  matrisi Eşitlik (3)'de verilmiştir. G ölçü matrisi verilen elektrik tüketim değerlerinin bulunduğu matristir. Elde edilen  $N, N^{-1}, n = A^T \cdot G$  ve Bilinmeyenler Matrisi  $x = N^{-1} \cdot n$  sırasıyla Eşitlik (14), Eşitlik (15) ve Eşitlik (16)'da verilmiştir. Diğer veri setleri için (24 aylık-36 aylık) matris işlem adımları aynı olacağından sadece tahmin denklemleri oluşturulmuştur, ayrıntılı matris işlemleri yalnızca bu bölümde verilmiştir.

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 0 \\ 1 & 1,732051583 & 0,999998657 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & 1,732042276 & -1,000014777 \end{pmatrix}_{12 \times 3} \quad (13)$$

$$N = A^T \cdot A = \begin{pmatrix} 12 & -3,47349E-05 & 9,30734E-06 \\ -3,47349E-05 & 23,99996776 & 1,86147E-05 \\ 9,30734E-06 & 1,86147E-05 & 24,00003 \end{pmatrix} \quad (14)$$

$$N^{-1} = \begin{pmatrix} 0,083333 & 1,20607E-07 & -3,23172E-08 \\ 1,20607E-07 & 0,041666723 & -3,23172E-08 \\ -3,23172E-08 & -3,23172E-08 & 0,041666611 \end{pmatrix} \quad (15)$$

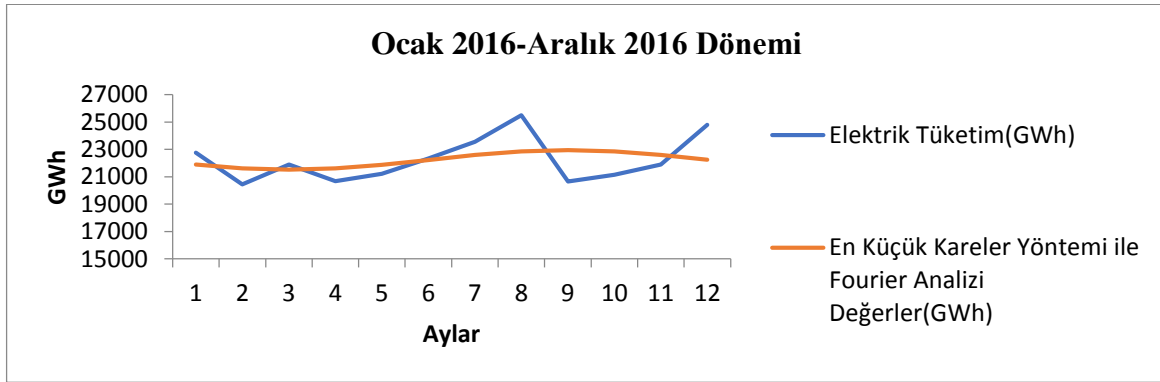
$$n = A^T \cdot G = \begin{pmatrix} 266815,00 \\ -4207,777 \\ -7401,184 \end{pmatrix} \quad (16)$$

$$x = N^{-1} \cdot n = \begin{pmatrix} 22234,58 \\ -175,292 \\ -308,391 \end{pmatrix} \quad (17)$$

En Küçük Kareler Yöntemi ile Fourier Analizi sonucu tahmin denklemi, Eşitlik (18)'deki gibi elde edilmiştir.

$$\hat{y}_t = 22234,58 + (-350,584) \cdot \cos(wt) + (-617,862) \cdot \sin(wt) \quad (18)$$

İlk 12 aylık dönem için elektrik enerjisi tüketim değerleri ve elde edilen tahmin değerlerinin grafik üzerindeki görünümü Şekil 2'de verilmiştir.



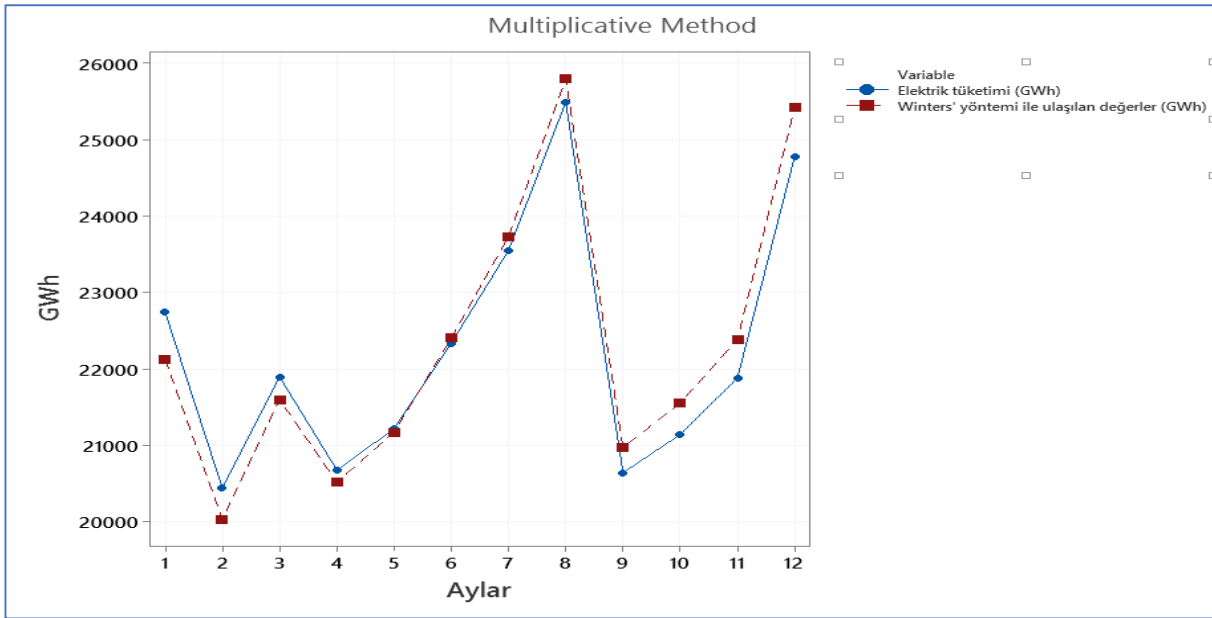
Şekil 2. İlk 12 Aylık Dönem için (Ocak 2016-Aralık 2016) En Küçük Kareler Yöntemi ile Fourier Analizi

Elektrik enerjisi tüketim değerlerinin zaman serisi analizi için kullanılan bir diğer tahminleme yöntemi "Winters' Yöntemi"dir. Winters' Yönteminde çarpımsal model ile çalışılmıştır.

Winters' Yöntemi çarpımsal model için  $\alpha, \beta, \gamma$  parametreleri optimize edilmiş değerlerdir ve

sırasıyla 0,0756, 0, 0,2 olarak alınmıştır. Minitab 19 Paket programında Winters' Yönteminin ilk 12 aylık veri setine uygulanması ile tahmin değerleri elde edilmiştir. Gözlenen değerler ve tahmin değerlerinin grafik görünümü Şekil 3'de verilmiştir.





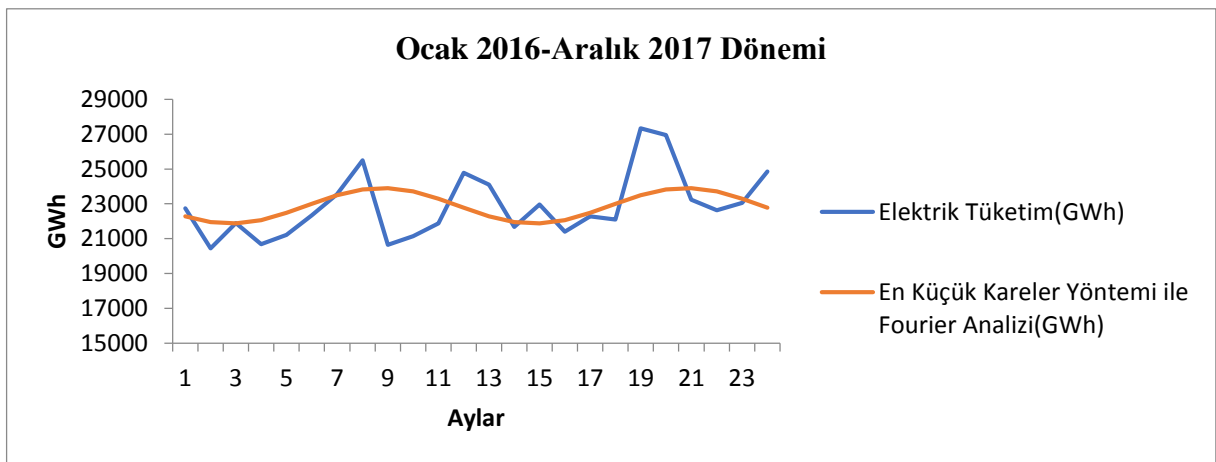
Şekil 3. İlk 12 aylık dönem için (Ocak 2016-Aralık 2016) Winters' Yöntemi

#### 4.2 24 Aylık Dönem İçin Tahminleme Modelleri

En Küçük Kareler Yöntemi İle Fourier Analizi uygulamasında 24 aylık veri seti için de Eşitlik(3), Eşitlik(4), Eşitlik(5) ve Eşitlik(6)'deki matris işlemleri uygulanmıştır. A Katsayılar Matrisi 24x3 boyutlarında bir matristir. Microsoft Excel'de yapılan işlemler sonucu tahmin denklemi Eşitlik(19)'da verilmiştir.

24 aylık dönem için elektrik enerjisi tüketim değerleri ve elde edilen tahmin değerlerinin grafik üzerindeki görünümü Şekil 4'de verilmiştir.

$$\hat{y}_t = 22891,63 + (-605,335) \cdot \cos(\omega t) + (-822,125) \cdot \sin(\omega t) \quad (19)$$

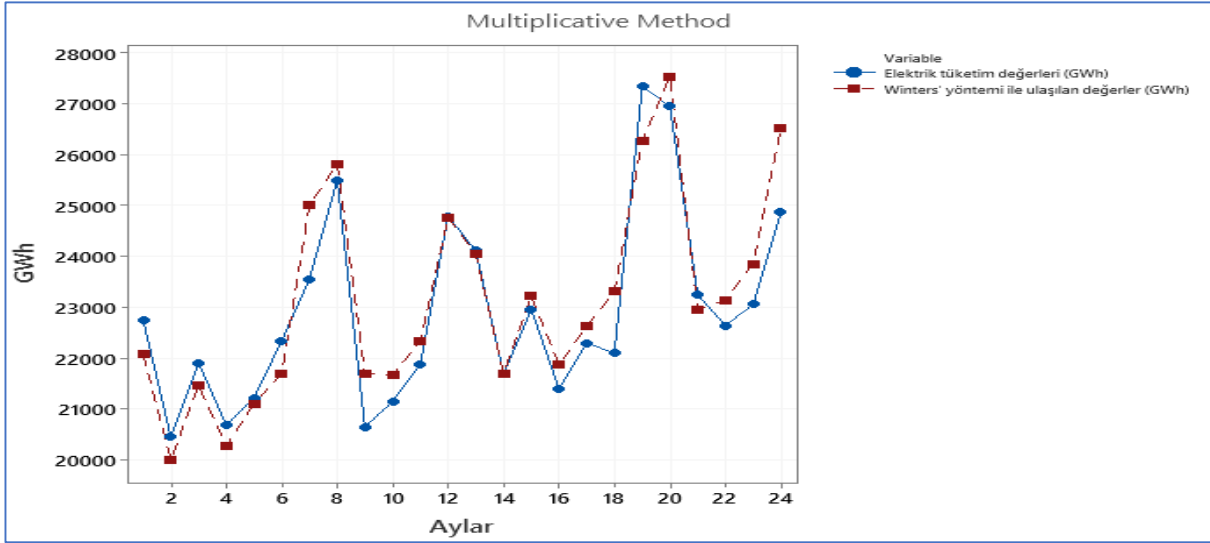


Şekil 4. 24 Aylık Dönem için (Ocak 2016-Aralık 2017) En Küçük Kareler Yöntemi ile Fourier Analizi

Bir diğer tahminleme yöntemi olan Winters' Yöntemi çarpımsal model için  $\alpha, \beta, \gamma$  parametreleri optimize

edilmiş değerlerdir ve sırasıyla 0,0756, 0, 0,2 olarak alınmıştır. Minitab 19 Paket programında Winters'

Yönteminin 24 aylık veri setine uygulanması ile tahmin değerleri elde edilmiştir. Gözlenen değerler ve tahmin değerlerinin grafik görünümü Şekil 5'de verilmiştir.



Şekil 5. 24 Aylık Dönem için (Ocak 2016-Aralık 2017) Winters' Yöntemi

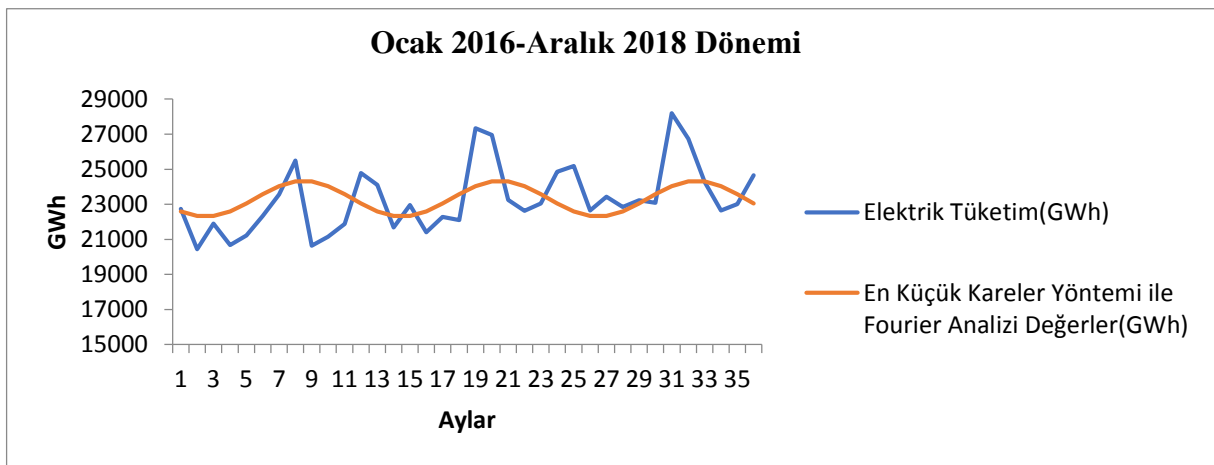
#### 4.3 36 Aylık Dönem İçin Tahminleme Modelleri

En Küçük Kareler Yöntemi İle Fourier Analizi uygulamasında 36 aylık bütün veri seti için de yine Eşitlik(3), Eşitlik(4), Eşitlik(5) ve Eşitlik(6)'daki matris işlemleri uygulanmıştır. A Katsayılar Matrisi 36x3 boyutlarında bir matristir. Microsoft Excel'de

yapılan işlemler sonucu tahmin denklemi Eşitlik (20)'de verilmiştir.

$$\hat{y}_t = 23315,24 + (-722,272) \cdot \cos(wt) + \sin(wt) \cdot (-723,582) \quad (20)$$

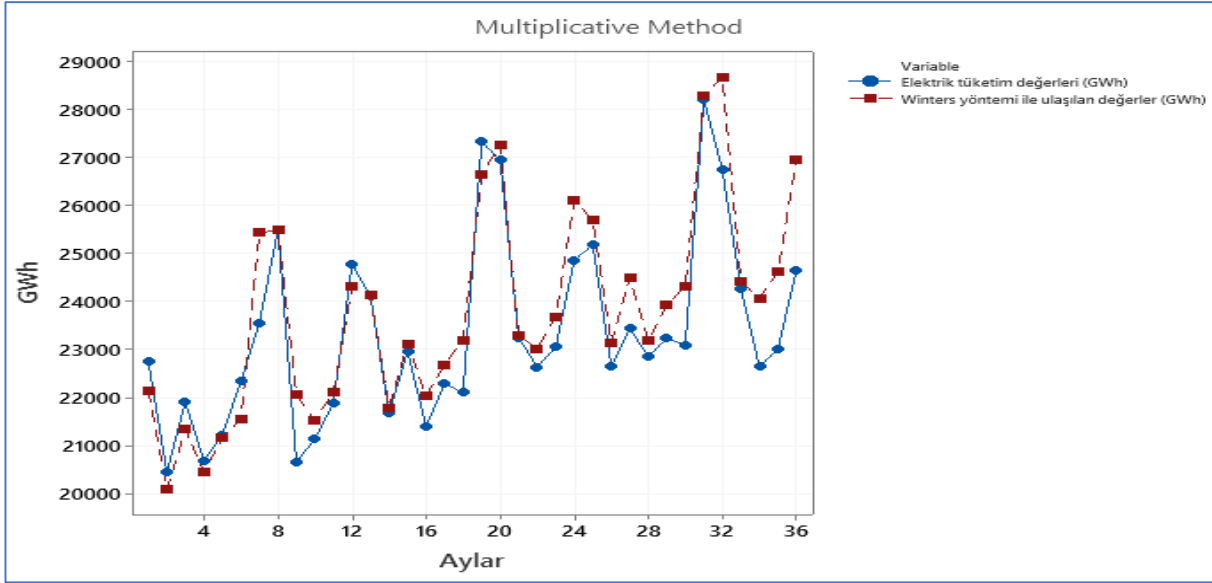
36 aylık dönem için elektrik enerjisi tüketim değerleri ve elde edilen tahmin değerlerinin grafik üzerindeki görünümü Şekil 6'da verilmiştir.



Şekil 6. 36 Aylık Dönem için (Ocak 2016-Aralık 2018) En Küçük Kareler Yöntemi ile Fourier Analizi

Bir diğer tahminleme yöntemi olan Winters' Yöntemi çarpımsal model için  $\alpha, \beta, \gamma$  parametreleri optimize edilmiş değerlerdir ve sırasıyla 0,0756, 0, 0,2 olarak alınmıştır. Minitab 19 Paket programında Winters' Yönteminin 36 aylık veri setine uygulanması ile

tahmin değerleri elde edilmiştir. Gözlenen değerler ve tahmin değerlerinin grafik görünümü Şekil 7'de verilmiştir.



Şekil 7. 36 Aylık Dönem için (Ocak 2016-Aralık 2018) Winters' Yöntemi

Yöntemlerin uygulanması sonucu elde edilen tahmin değerleri ile yapılan hesaplamaların sonucunda

başarı ölçütlerinin ( $MAPE$ ,  $MSE$ ,  $RMSE$   $MSD$  ve  $C_v$ ) değerleri Tablo 4'de verilmiştir.

Tablo 4  
Elektrik Tüketim Değerleri için Tahmin Yöntemleri Başarı Ölçütleri

			Elektrik Enerjisi Tüketim Değerleri (GWh) Tahmin Yöntemleri							
			En Küçük Kareler Yöntemi ile Fourier Analizi				Winters' Yöntemi			
Dönem Aralığı	t	C <sub>v</sub>	MAPE	MSE	RMSE	MAD	MAPE	MSE	RMSE	MAD
Ocak 2016-Aralık 2016	12 ay	0,0708	0,055	2226470,14	1492,14	1249,69	0,010	144927	380,69	330
Ocak 2016-Aralık 2017	24 ay	0,0804	0,058	2866892,49	1693,19	1344,33	0,025	511346	715,08	574
Ocak 2016-Aralık 2018	36 ay	0,0811	0,060	3053291,59	1747,37	1422,81	0,034	817698	904,27	683

Tablo 4'de 12 aylık, 24 aylık ve 36 aylık dönem için yapılan analizlerde En Küçük Kareler Yöntemi ile Fourier Analizi ile oluşturulan modelin MAPE değerleri sırasıyla 0,055, 0,058 ve 0,060; MSE değerleri sırasıyla 2226470,14, 2866892,49 ve 3053291,59; RMSE değerleri 1492,14, 1693,19 ve 1747,37; ve MAD değerleri 1249,69, 1344,33 ve 1422,81 olarak bulunmuştur. Winters' Yöntemi ile oluşturulan modelde 12 aylık, 24 aylık ve 36 aylık dönem için MAPE değerleri sırasıyla 0,010, 0,025 ve 0,034, MSE değerleri 144927, 511346 ve 817698, RMSE değerleri 380,69, 715,08 ve 904,27 MAD değerleri 330, 574 ve 683 olarak hesaplanmıştır. Tablo 4'de bulunan başarı ölçütleri veri setinin karakteristiklerine uygun değerlendirmeler yapılmasını mümkün kılmaktadır. İlk 12 ay için değişkenlik katsayısı 0,0708, 24 ay için değişkenlik katsayısı 0,0804, 36 ay için değişkenlik katsayısı 0,0811 olarak hesaplanmıştır. İki tahmin yöntemi için değişkenlik katsayısının artması başarı ölçütlerinin kötüleşmesine neden olmuştur. Veri

setinin büyüklüğü arttıkça tahmin modellerinin başarısının azaldığı görülmüştür.

Çalışmada 2016-2018 yılları arası incelenen veri seti için tahmin modelleri oluşturulduktan sonra model başarısı doğrulama adımı için 2019 yılına ait 12 aylık gözlem değerleri analiz edilmiştir. Yöntemlerin uygulanması ile elde edilen tahmin değerleri Tablo 5'te yer almaktadır. Bu modeller için literatürdeki çalışmalar baz alınarak MAPE değerleri hesaplanmıştır. En Küçük Kareler Yöntemi ile Fourier Analizinde elde edilen MAPE değeri 0,049 iken Winters' Yöntemi çarpımsal model ile elde edilen MAPE değeri 0,026'dır. Bu değerler incelendiğinde Winters' Yöntemi çarpımsal modelinin daha iyi bir tahmin modeli ortaya koyduğu görülmüştür. Bu nedenle gelecek dönem tahminlemesi için Winters' Yöntemi çarpımsal modelinin kullanımının tahmin modeli başarısı açısından daha avantajlı olacağı öngörülebilmektedir.

Tablo 5  
2019 Yılı için Tahmini Elektrik Enerjisi Tüketim Değerleri

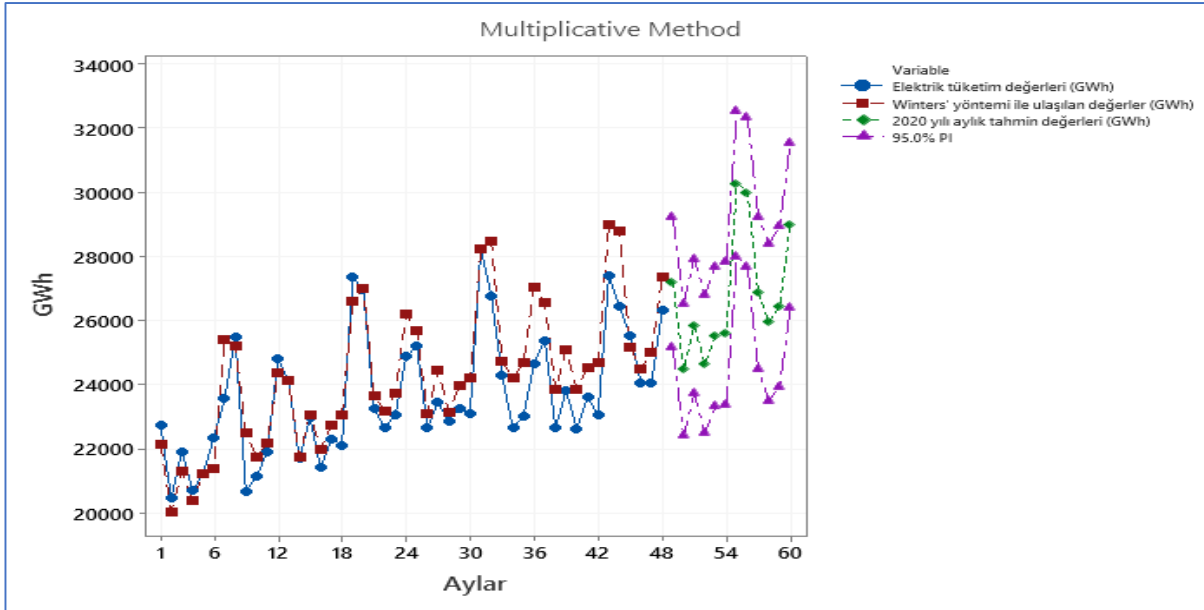
Aylar	2019 Yılı Elektrik Enerjisi Tüketim Değerleri (GWh)	Tahmini Değerler	
		En Küçük Kareler Yöntemi ile Fourier Analizi	Winters' Yöntemi
Ocak	25368.9	24376.36	24630.6
Şubat	22630.3	24211.43	22142.9
Mart	23796.6	24339.84	23449.9
Nisan	22611.1	24727.19	22426.6
Mayıs	23586.5	25269.68	23533.3
Haziran	23034.6	25821.96	23107.8
Temmuz	27380.7	26236.04	27604.6
Ağustos	26421.5	26400.97	26759.1
Eylül	25506.45	26272.56	25940.3
Ekim	24058.41	25885.21	24561.2
Kasım	24052.95	25342.72	24641.7
Aralık	26311.61	24790.44	27042.2
	<b>MAPE</b>	<b>0,049</b>	<b>0,026</b>

Çalışmanın bundan sonraki aşamasında tahminleme ve model başarısını doğrulama için analizleri yapılan veri setleri birleştirilmiştir. Gelecek dönem tahminlemesi için 2016-2017-2018-2019 elektrik tüketim değerleri baz alınmıştır. Minitab 19 paket programında Winters' Yöntemi çarpımsal model ile 2020 yılı için 12 aylık tahmin değerleri elde edilmiştir. Winters' Yöntemi çarpımsal model ile elde edilen tahmin değerleri Tablo 6'da bulunmaktadır. Minitab 19 paket programı, tahminleme ile birlikte belli bir güven seviyesindeki tahmin aralıklarını elde etmeye imkan vermektedir. Çalışmada güven seviyesi %95 olarak belirlenmiştir. Tahmin aralıklarına ait değerler Tablo 6'da bulunmaktadır. Alt ve üst sınırlar, %5 risk altında tahmin değerlerinin alabileceği maksimum ve minimum değerlerdir.

Tablo 6  
Winters' Yöntemi Çarpımsal Model ile 2020 Yılı için Tahmini Elektrik Enerjisi Tüketim Değerleri ve Tahmin Aralıkları

Aylar	2020 Yılı Tahmini Elektrik Enerjisi Tüketim Değerleri (GWh)	Alt Sınır	Üst Sınır
Ocak	27195.8	25157.6	29233.9
Şubat	24456.4	22386.4	26526.5
Mart	25818.4	23712.7	27924.1
Nisan	24627.9	22483.1	26772.6
Mayıs	25490.5	23303.4	27677.7
Haziran	25575.3	23342.7	27808
Temmuz	30252.5	27971.4	32533.6
Ağustos	29987.6	27655.3	32319.9
Eylül	26851.4	24465.4	29237.5
Ekim	25933.1	23490.9	28375.3
Kasım	26423.1	23922.5	28923.6
Aralık	28965.7	26404.7	31526.8

Tahmin değerlerinin Minitab 19 Paket programındaki gösterimi mevcut verilerle birlikte Şekil 8’de yer almaktadır.



Şekil 8. Winters’ Yöntemi ile 2020 Yılı için Elektrik Talep Tahmin Değerleri

## 5. Sonuçlar ve Tartışma

Enerji ekonomik gelişmenin yapı taşıdır. Elektrik ise sosyo-ekonomik kalkınmanın en önemli girdilerinden birini oluşturan enerji şeklidir. Enerji tüketimi ve ekonomik büyüme arasındaki ilişki 1970’lerden bugüne kadar ekonomist ve politika analistlerinin odak noktası olmuştur (Ghosh, 2002).

Elektrik enerjisi sektöründe işletmeler oluşturulan enerji tahmin modelleri sayesinde dönemlik üretim, iletim ve dağıtım planlarını oluşturmaktadır. Tüketim analizi ileriye dönük politikalar açısından karar vericiler için önemli bir konudur. Elektrik enerjisi tüketimi dönemlere bağlı olarak değişebilmekte ve karar vericiler için tahminleme konusunun önemi giderek artmaktadır. Özellikle mevsimsellik etkisi bulunan veri setleri için tahminleme konusu daha önemli hale gelmiştir.

Bu çalışmada, Ocak 2016 - Aralık 2018 arasında tahminleme için 12 aylık, 24 aylık ve 36 aylık mevsimsel dalgalanma içeren elektrik enerjisi tüketim verileri esas alınmıştır. “En Küçük Kareler Yöntemi ile Fourier Analizi” ve “Winters’ Yöntemi” tahmin başarı ölçütleri bakımından analiz edilmiştir. Kullanılan tahmin algoritmalarının oldukça farklı olması tercih edilmiş ve veri karakteristiklerine

uygunluğu test edilmiştir. Winters’ Yöntemi mevsimsel etkiler gösteren zaman serilerinin analizinde sıklıkla kullanılan bir üstel düzleştirme tahmin yöntemi iken, Fourier Analizi yaklaşımı bir sinüzoidal eğri uydurma yöntemidir. Fakat bu yöntemlerle oluşturulan tahmin modelleri çoğu zaman birbirinin alternatifi olabilmektedir. İki modelin tahmin başarısı,  $C_v$ , MAPE, MSE, RMSE ve MAD başarı ölçütleri ile değerlendirilmiştir. Dönemsel incelemede  $C_v$  (değişkenlik katsayısı) arttığında iki yöntemin de tahmin modeli başarısı düşmüştür. Model başarısının doğrulanması için 2019 yılı gözlenen değerler analiz edilmiştir. Hesaplanan MAPE değerleri dikkate alındığında Winters’ Yönteminin uygunluğu görülmüştür. Sonuç olarak Winters’ Yöntemi çarpımsal model başarı ölçütü olan MAPE değeri bakımından 2020 yılı için tercih edilebilir niteliktedir. Ancak veri seti karakteristikleri açısından benzerlik gösteren ve tahmin gereksinimi koşulları doğrulan durumlarda En Küçük Kareler Yöntemi ile Fourier Analizi yaklaşımının da karar planlarına temel oluşturabileceği dikkate alınmalıdır.

Çalışmada tahmin modellerini değerlendirmek için başarı ölçütleri hesaplanarak yöntemler karşılaştırılmıştır. Başarı ölçütüne göre daha iyi bir tahmin modeli olan Winters’ Yöntemi çarpımsal

model ile 2020 yılına ait elektrik enerjisi tahmin değerleri ve tahmin aralıkları elde edilmiştir. Literatürde Winters' Yöntemi ve En Küçük Kareler Yöntemi ile Fourier Analizinin alternatif tahmin modeli seçimi için birlikte kullanıldığı bir çalışmaya rastlanmamıştır. Ayrıca tahmin modelleri için farklı büyüklükteki veri setleri(12 ay- 24 ay- 36 ay) analiz edilmiş ve hesaplanan değişkenlik katsayılarının tahmin yöntemlerinin başarı performansını açıklayıcı rolü sorgulanmıştır. En Küçük Kareler Yöntemi ile Fourier Analizinde daha sabit ve periyodik bir yaklaşım bulunmaktadır ve başarı ölçütlerine göre uç değerlerden oldukça uzak tahmin değerleri ortaya çıkmaktadır. Bu durumda bu yaklaşımın mevsimsellik içeren zaman serileri için ne derece etkin bir yöntem olarak kullanılabileceği üstel düzgünleştirme yöntemlerinden olan Winters' Yöntemi ile kıyaslanarak incelenmiştir.

Elde edilen tahmin modelleri karar vericiler için enerji planlaması alanında veri seti karakteristikleri bakımından benzerlik gösteren durumlar için önerilebilir. Farklı alanlardaki çalışmalar da veri setleri karakteristiklerine odaklanarak tahmin başarı ölçütlerine dayandırılmış hibrit yöntemlerle birlikte incelenebilir.

### Araştırmacıların Katkısı

Bu araştırmada; Ezel ÖZKAN, bilimsel yayın araştırması, veri düzenlenmesi, bilgisayar ortamına aktarılması; Ezgi GÜLER, istatistiki analizler, paket program kullanımı, makalenin oluşturulması; Zerrin ALADAĞ, makale fikrinin hazırlanması, gözden geçirilmesi ve analiz sonuçlarının hazırlanması konularında katkı sağlamışlardır.

### Çıkar Çatışması

Yazarlar tarafından herhangi bir çıkar çatışması beyan edilmemiştir.

### Kaynaklar

Al-Hafid, M. S., & Al-maamary, G. H. (2012). Short term electrical load forecasting using holt-winters method. *AL Rafdain Engineering Journal*, 20(6), 15-22. Erişim adresi: <https://www.iasj.net/iasj?func=article&aid=63377>

Abbak R., (2003). *Jeodezide Zaman Dizilerinin Fourier Analizi* (Yüksek Lisans Semineri), Selçuk Üniversitesi, Konya.

Abbak, R. & Yerci, M. (2012). En küçük karelerle spektral analiz ve fourier tekniğinin karşılaştırılması. *Selçuk-Teknik Dergisi*, 11(1), 32-47. Erişim adresi: <http://sutod.selcuk.edu.tr/sutod/article/viewFile/80/396>

Beatrice, C. B., Nasser, R., Afshar, K., Selaman, O., & Fahmi, H. (2014). Application of mathematical modelling in rainfall forecast: A case study in SGS, *International Journal of Research in Engineering and Technology*, 3, 2321-7308,. Erişim adresi: [https://scholar.google.com/scholar?hl=tr&as\\_sdt=0%2C5&q=Application+of+mathematical+modelling+in+rainfall+forecast%3A+A+case+study+in+SGS&btnG=](https://scholar.google.com/scholar?hl=tr&as_sdt=0%2C5&q=Application+of+mathematical+modelling+in+rainfall+forecast%3A+A+case+study+in+SGS&btnG=)

Bekçioğlu, S., Kaderli, Y., & Varlık, B. (2018). BİST 100 endeksinin spektral analiz yöntemiyle incelenmesi. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, (78), 87-110. Erişim Adresi: <https://dergipark.org.tr/en/download/article-file/452856>

Burnak N (1982). Mevsimsel dalgalanma gösteren zaman serilerinin matematiksel modeli - fourier serisi uygulaması, *Eskişehir İktisadi Ve Ticari İlimler Akademisi Dergisi*, XVIII (2), 370-387. Erişim adresi: <http://iibf.erciyes.edu.tr/kutuphane/petas/petas.php?skip=0&keyword=N%C4%B0METULLAH+BURNAK&type=5>

Chang, P. C., Fan, C. Y., & Lin, J. J. (2011). Monthly electricity demand forecasting based on a weighted evolving fuzzy neural network approach. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 33(1), 17-27. doi: <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2010.08.008>

Guo, H., Chen, Q., Xia, Q., Kang, C., & Zhang, X. (2018). A monthly electricity consumption forecasting method based on vector error correction model and self-adaptive screening method. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 95, 427-439. doi: <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2017.09.011>

Dantas, T. M., Oliveira, F. L. C., & Repolho, H. M. V. (2017). Air transportation demand forecast through Bagging Holt Winters methods. *Journal of Air Transport Management*, 59, 116-123. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2016.12.006>

- Fumi, A., Pepe, A., Scarabotti, L., & Schiraldi, M. M. (2013). Fourier analysis for demand forecasting in a fashion company. *International Journal of Engineering Business Management*, 5 (Godište 2013), 5-30. doi: <https://doi.org/10.5772/56839>
- Granger, C.W.J - Hatanaka, M. (1964). *Spectral Analysis of Economic Time Series*. Princeton: Princeton University Press.
- Ghosh, S. (2002). Electricity consumption and economic growth in India. *Energy policy*, 30(2), 125-129. doi: [https://doi.org/10.1016/S0301-4215\(01\)00078-7](https://doi.org/10.1016/S0301-4215(01)00078-7)
- González E., Jaramillo M.A., Carmona D. (2008). Monthly electric energy demand forecasting with neural networks and Fourier series, *Energy Conversion and Management*, 49(11), 3135-3142. doi: <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2008.06.004>
- Groebner, D. F., Shannon, P. W., Fry, P. C., & Smith, K. D. (2001). *Business statistics. A Decision making approach*, Upper Saddle River: Prentice Hall/Pearson.
- Hsu Y., Liu M., Yeh J., Hung H. (2009). Forecasting the turning time of stock market based on Markov-Fourier grey model, *Expert Systems with Applications*, 36(4), 8597-8603. doi: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2008.10.075>
- Iwok, I. A. (2016). Seasonal modelling of fourier series with linear trend. *International Journal of Statistics and Probability*, 5(6), 65-72. doi: <https://doi.org/10.5539/ijsp.v5n6p65>
- Irmak, S., Köksal, C. D., & Asilkan, Ö. (2012). Hastanelerin gelecekteki hasta yoğunluklarının veri madenciliği yöntemleri ile tahmin edilmesi. *Journal of Alanya Faculty of Business/Alanya İşletme Fakültesi Dergisi*, 4(1), 101-114. Erişim adresi: <http://www.acarindex.com/dosyalar/makale/acarindex-1423869108.pdf>
- Jalil, N. A. A., Ahmad, M. H., & Mohamed, N. (2013). Electricity load demand forecasting using exponential smoothing methods. *World Applied Sciences Journal*, 22(11), 1540-1543. doi: <https://doi.org/10.5829/idosi.wasj.2013.22.11.2891>
- Jiang, W., Wu, X., Gong, Y., Yu, W., & Zhong, X. (2020). Holt-Winters smoothing enhanced by fruit fly optimization algorithm to forecast monthly electricity consumption. *Energy*, 193, 116779. doi: <https://doi.org/10.1016/j.energy.2019.116779>
- Kotsialos, A., Papageorgiou, M., & Poulimenos, A. (2005). Long-term sales forecasting using holt-winters and neural network methods. *Journal of Forecasting*, 24(5), 353-368. doi: <https://doi.org/10.1002/for.943>
- Mohanasundaram S., Narasimhan B., Kumar G.S., (2016). Transfer function noise modelling of groundwater level fluctuation using threshold rainfall-based binary-weighted parameter estimation approach, *Hydrological Sciences Journal*, 62(1), 36-49. doi: <https://doi.org/10.1080/02626667.2016.1171325>
- Önder, E., & Hasgül Kuvat, Ö. (2009). Yabancı ziyaretçi sayısının tahmininde box jenkins modeli, winters yöntemi ve yapay sinir ağlarıyla zaman serisi analizi (time series analysis with using box jenkins models and artificial neural network for forecasting number of foreign visitors). *Istanbul University, Business Economy Institute Journal of Management*, 62, 62-83. Erişim adresi: <http://dspace.balikesir.edu.tr/xmlui/bitstream/handle/20.500.12462/4917/%C3%B6zlem-hasg%C3%BCI.pdf?sequence=1&isAllowed=y>.
- Rasmussen R.(2004). On time series data and optimal parameters, *Omega*, 32, 111-120. doi: <https://doi.org/10.1016/j.omega.2003.09.013>
- Rallapalli, S. R., & Ghosh, S. (2012). Forecasting monthly peak demand of electricity in India—A critique. *Energy policy*, 45, 516-520. doi: <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2012.02.064>
- Son, H., & Kim, C. (2017). Short-term forecasting of electricity demand for the residential sector using weather and social variables. *Resources, conservation and recycling*, 123, 200-207. doi: <https://doi.org/10.1016/j.resconrec.2016.01.016>
- Taylor, J. W., & McSharry, P. E. (2008). Short-term load forecasting methods: An evaluation based on european data. *IEEE Transactions on Power Systems*, 22(4), 2213-2219. doi: <https://doi.org/10.1109/TPWRS.2007.907583>
- Terry S., (1996). *Business Statistics By Example*. USA: Prentice Hall International Editions.
- Türker E.S., ve Can E., (1989). *Bilgisayar uygulamalı sayısal analiz yöntemleri*. Türkiye: Değişim Yayınları.
- Tüzemen, A., ve Yıldız, Ç. (2018). Holt-Winters tahminleme yöntemlerinin karşılaştırmalı



analizi: Türkiye işsizlik oranları uygulaması. *Atatürk Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 32(1), 1-18. Erişim adresi: <https://dergipark.org.tr/en/download/article-file/478061>

Vu, D. H., Muttaqi, K. M., & Agalgaonkar, A. P. (2015). A variance inflation factor and backward elimination based robust regression model for forecasting monthly electricity demand using climatic variables. *Applied Energy*, 140, 385-394. doi: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2014.12.011>

Yohda M., Saito- Arita M., Okada A., Suzuki R., & Kakemoto Y. (2002). *Demand forecasting by the neural network with discrete Fourier transform*, IEEE International Conference on Data Mining, Maebashi City, Japan. doi: <https://doi.org/10.1109/ICDM.2002.1184052>