

Zaman Serisi Verilerinde Kullanılan Tahmin Tekniklerinin Veri Özelliklerine Göre Belirlenmesi ve Karşılaştırılması: BİST-100 Endeksi Üzerine Uygulama

Prof. Dr. Hakan Yıldırım*
Arş. Gör. Sami Özcan**
Arş. Gör. Hakan Aydoğan***

Öz

Literatürde birçok tahmin tekniği yer almasına rağmen en temel tahmin teknikleri hareketli ortalamalar, üstel düzeltme, ileri düzey üstel düzeltme tahmin teknikleri ve Pegels'in sınıflandırma yöntemidir. Toplamda 18 farklı yöntemden oluşan bu temel tekniklerin hepsi için hesaplamalar yapmak oldukça zor ve zaman alıcıdır. Bu nedenle, çalışmada 2005 – 2017 arasındaki yıllık ve 2010 Ocak – 2018 Nisan arasındaki aylık BİST-100 tüm endeks ortalama değerlerinin trend ve mevsimlik bileşenleri incelenmiş ve temel tahmin tekniklerinden 6 tanesine göre tahminler yapılmıştır. Sonuç olarak zaman serisinin bileşenlerine göre öncelikle tahmin tekniklerinin belirlenmesinin hem zaman olarak hem de hesaplama açısından karar vericilere olumlu katkı sağlayacağını söylemek mümkündür.

Anahtar Kelimeler: Zaman Serisi, BİST-100, Tahmin Teknikleri.

JEL Sınıflandırması: C13, C22, C53, C58, E47, G17

**Determination and Comparison of Forecasting Methods Used in Time Series by Data Features:
An Application on BIST 100 Index**

Abstract

Although there are many forecasting methods in the literature, the most basic ones are moving averages, exponential smoothing methods, advanced exponential smoothing methods and Pegel's classification method. It is difficult and time-consuming to calculate for all of these basic methods, which consist of a total of 18 different methods. Thus, in this paper, the trend and seasonal components of BIST-100 index between 2005 and 2017 as annually and between January 2010 and April 2018 as monthly average were analyzed and forecasted based on 6 of these basic forecasting methods. As a result, it is possible to say that determination of forecasting methods firstly according to the components of time series will contribute positively to decision makers in terms of both time and calculation.

Keywords: Time Series, BIST 100, Forecasting Methods.

JEL Classification: C13, C22, C53, C58, E47, G17

* Marmara Üniversitesi, İşletme Fakültesi, Öğretim Üyesi. <https://orcid.org/0000-0003-0851-4607>.

**Ardahan Üniversitesi, İİBF, İşletme Bölümü Arş.Görevlisi. <https://orcid.org/0000-0002-7654-7614>.

***Kastamonu Üniversitesi, Orman Fak., Arş. Görevlisi. <https://orcid.org/0000-0001-9482-9888>.

1. Giriş

İnsanlığın varoluşundan günümüze kadar, geleceğin tahmin edilebilmesi en önemli merak konularının başında gelmektedir. Bilimin ortaya çıktığı 14.yy'dan itibaren ise bu merakın giderilebilmesi için her alanda farklı yöntemler önerilmiş ve uygulanmıştır. Günümüzde de bu çalışmalar devam etmekte ve yeni yöntemler geliştirilmeye çalışılmaktadır.

Her alanda olduğu gibi ekonomi alanında da geleceğe dönük tahminlerin en doğru şekilde yapılabilmesi için birçok çalışma mevcuttur. Ekonomik verilerin zaman serisi özelliği göstermesi nedeniyle zaman serisi verilerinin tahmini için de çok fazla teknik ve model (hareketli ortalama tekniği, üstel düzeltme tekniği, otoregresif süreçler, Box-Jenkis Yaklaşımı vb.) önerilmiştir. Bu tekniklerin başında hareketli ortalama tahmin teknikleri, üstel düzeltme tahmin teknikleri, ileri düzey tahmin teknikleri ve Pegel tarafından yapılan sınıflandırma teknikleri gelmektedir. Bu tekniklerin yanı sıra otoregresif modeller, yapay sinir ağları gibi yoğun bilgisayar programları ve uzmanlık gerektiren teknikler de yer almaktadır. Ekonomik verilerin tahmini hiç şüphesiz yatırımcılar, devlet yöneticileri ve ekonomistler için hayati önem taşımaktadır. Ayrıca Hedge opsiyonlarını kullanmak ve future/forward işlemleri için şirket yöneticileri açısından da önem arz etmektedir. Enflasyon, işsizlik, büyüme gibi makroekonomik göstergelerin analiz edilmesi ile birlikte şirketlere ait hisse senetleri fiyatlarının veya ülke çapındaki hisse senedi endekslerinin analizi de karar vericiler için önemli göstergeler olmuştur. Ancak zaman serisi özelliği gösteren tüm ekonomik veriler yıllar veya aylar içerisinde yaşanan ekonomik, siyasi ve hatta iklimsel değişiklikler sebebiyle sürekli değişim gösterebilmektedir. Bu yüzden ekonomik verilerin doğru şekilde tahmin edilmesi oldukça güç bir hale gelmektedir. Ekonomik gösterge kalemlerinden biri olarak ele alınan ve yabancı yatırımcılar tarafından da yakından takip edilen BİST-100 Endeksi, karar vericiler tarafından takip edilen ve tahmin edilmeye çalışılan göstergelerden birisidir. Tüm ekonomik veriler gibi BİST-100 endeksi de yaşanan olumlu ya da olumsuz gelişmelerden etkilenmektedir. Bu sebeple de geleceğe yönelik tahmin edilmesi zorlaşmakta ve tahmin için farklı teknikler kullanılmaktadır. Bu kapsamda, çalışmada ilk olarak zaman serisi verilerinin özelliklerine göre yani yıllık ya da aylık trend olup olmadığının belirlenmesine ilişkin testler yapılmıştır. Yapılan testler sonucunda trendin olması halinde bu trendin gösterdiği özelliğe göre tahmin tekniğinin belirlenmesi ve elde edilen sonuçların tahmin teknikleri seçim kriterlerine göre karşılaştırılması amaçlanmaktadır. Çalışmanın giriş bölümünün ardından model belirleme kriterlerinden kısaca bahsedilmiş ve devamında hareketli ortalama tahmin teknikleri, üstel düzeltme tahmin teknikleri, ileri düzey tahmin teknikleri ve Pegel tarafından yapılan sınıflandırma teknikleri hakkında kısa bilgiler verilmiş ve sonrasında ise trendin ve mevsimlik dalgalanmanın belirlenmesinden bahsedilmiştir. Ayrıca trend ve mevsimlik dalgalanmanın belirlenmesinden de kısaca bahsedilmiştir. Takip eden bölümde BİST-100 endeksinin 2005 ile 2017 yılları arasındaki yıllık verileri ve 2010 ile 2018 (Nisan) arasındaki aylık verileri kullanılarak tahminler yapılmıştır. Son bölümde ise elde edilen bulgular yorumlanmış ve tahmin tekniklerinin seçimi ile ilgili önerilerde bulunulmuştur.

2. Literatür Taraması

Ekonometrik ve finansal verilerin tahmin edilmesine ilişkin literatürde birçok çalışmaya rastlamak mümkündür. Hem tahmin edilen göstergeler açısından hem de çalışma kapsamında ele alınan tahmin teknikleri bakımından incelendiğinde genel olarak aşağıdaki çalışmalardan bahsedilebilir. Chen, Leung ve Daouk (2003), Taiwan Borsası endeksinin yönünü tahmin etmek için Olasılıksal Sinir Ağları (PNN) yöntemi uygulanmış ve PNN tahminlerinin istatistiksel performansını Kalman filtresiyle Genelleştirilmiş Momentler Metodu (GMM) ile kıyaslamışlardır. Yazarlar ayrıca, alım-satım stratejisini belirleyen farklı endeksler için rassal yürüyüş modeli ve parametrik GMM modelleri kullanılarak tahminler yapmışlardır. Çalışmanın deneysel sonuçları, PNN tabanlı yatırım stratejilerinin, çalışmada incelenen diğer

yatırım stratejilerinden daha yüksek getiri elde ettiğini göstermektedir. Boyacıoğlu ve Avcı (2010), Uyarlanabilir Ağ Tabanlı Fuzzy Çıkarım Sistemi (ANFIS- Adaptive Network-Based Fuzzy Inference System) yöntemi kullanarak Borsa İstanbul'da işlem gören hisse senetlerinin getirilerinin tahmin edilmesi üzerine yaptıkları çalışmalarında girdi değişkenleri olarak altı tane makroekonomik değişken (altın fiyatları ABD doları kuru, faiz oranları, tüketici fiyat endeksi, hazine bonosu faiz oranları ve sanayi üretim endeksi) ve üç tane endeks (Dow Jones Borsası Endüstri Endeksi, Alman Birleşik Borsa Endeksi ve Brezilya Borsası Endeksi) kullanmışlardır. Bu yöntemle hisse senedi tahmininde %98.3 doğruluk oranında başarı elde etmişlerdir. Ulusoy (2010) tarafından yapılan çalışmada, 1997-2000 yılları arasında BİST de gerçekleşen borsa endeks değerinin yapay sinir ağları (YSA) ile tahminine ait bir uygulamaya yer verilmiştir. Pazarın yönü tahmin edilirken girdi olarak on üç değişkenli bir Yapay Sinir Ağ Sistemi kurulmuş ve sistemin Hatayı Geriye Yayma Algoritması ile değerlendirilmesi yapılmıştır. Tüm hesaplamalar BİST endeksi Yapay Sinir Ağ Simülatorü adı verilen bir programla yapılmıştır. Elde edilen veriler karşılaştırıldığında endeks değerinin bir sonraki işlem gününde ne olması gerektiğinden çok yüzde kaç olasılıkla ne olması gerektiği sonucunu yakalamanın literatüre daha fazla katkı sağlayacağı sonucuna varılmıştır.

Gündüz ve Çataltepe (2013), Türkiye'de finansal haber hizmeti veren website haberlerinin Borsa İstanbul'da işlem gören hisse senetlerinin açılış fiyatları üzerine etkilerini incelemişler ve fiyatların yönlerini tahmin etmişlerdir. Söz konusu çalışmada, finans haberleri yapan üç ünlü websitesinden makaleler alınmış ve bunlar özellik vektörü olarak temsil edilmişlerdir. Borsa İstanbul 100 endeksinden sınıf etiketleri alınmış ve bunlar bahsedilen vektörlere atanmışlardır. Veri kümeleri oluşturulduktan sonra, metinler üzerinde Karşılıklı Bilgi (MI: Mutual Information) ve Terim Frekansı- Ters Metin Frekansı (TF-IDF: Term Frequency- Inverse Document Frequency) yöntemleri kullanılarak bilgilendirici özellikler seçilmiştir. Çalışmada TF-IDF yöntemi MI'den daha iyi sonuçlar vermiştir. Benzer şekilde, Seker vd. (2014), ekonomi haberlerinin farklı zaman serileri analizleri kullanılarak metin madenciliği korelasyonunu inceleyip, bu haberlerin borsada işlem gören hisse senetlerinin kapanış fiyatları tahmini üzerine etkilerini araştırmışlardır. Söz konusu çalışmada, hareketli ortalama, rassal yürüyüş, Bollinger band, fiyat değişim oranı, göreceli güç endeksi gibi on tane yöntem kullanılarak analiz yapılmış, sınıflandırma oranında hata ve başarı oranlarına bakılmıştır. Analiz sonuçlarına göre doğru sınıflandırmada, hisse senetlerinin kapanış fiyatları tahminlerinde (artış, azalış, sabit) en yüksek başarı hareketli ortalama (%52,07) ve Bollinger Band (%52,92) yöntemlerinde elde edilmiştir. Yıldız ve Yıldız (2014) tarafından yapılan çalışmada, Box Jenkins tarafından geliştirilen Autoregressive Integrated Moving Averages (ARIMA), yapay sinir ağları (YSA) ve Zhang tarafından geliştirilen karma model ile BİST-100 endeksi tahminleri yapılmış ve sonuçlar karşılaştırılmıştır. Sonuç olarak karma modelin, ARIMA ve YSA modelinin tek başına gösterdiği performanstan çok daha başarılı sonuç verdiğini ifade etmişlerdir.

Aydın ve Cavdar (2015), Borsa İstanbul (BİST) 100 endeksini, Amerikan doları-Türk Lirası (USD/TRY) ve Altın fiyatlarını yapay sinir ağları (YSA) ve vektör otoregresif model (VAR) yöntemlerini kullanarak tahmin etmişler ve performanslarını kıyaslamışlardır. Söz konusu çalışmada, YSA yaklaşımının VAR yöntemine göre fiyat tahmininde çok daha başarılı sonuçlar verdiği belirlenmiştir. Özçalıcı (2016), hisse senetlerinin 1 gün, 2 gün ve 20 gün sonraki kapanış fiyatlarını tahmin etmiştir. Veri seti olarak Borsa İstanbul 30 endeksinde listelenen hisse senetlerinin Ocak 2010 ile Kasım 2015 tarihleri arasındaki fiyat ve hacim bilgilerini kullanmış ve girdi olarak teknik göstergeleri hesaplamıştır. Çalışmada tahmin yöntemi olarak yapay sinir ağları kullanmış ve sonuçta hisse senetlerindeki fiyat hareketlerini %72.88'e varan oranda 20 gün önceden doğru bir şekilde tahmin edebilmiştir. Taş ve Gürsoy (2016), Mart 2012- Kasım 2014 yılları arasında Borsa İstanbul (BİST-30) ve İslami (Katılım) Endeksi verilerini ele almış ve yatırımcılar tarafından kullanılan popüler göstergelere alternatif gösterilebilecek Fuzzy Mantık yöntemini kullanarak yeni bir teknik analiz göstergesini oluşturmayı amaçlamışlardır. Diğer analizlere kıyasla, fuzzy göstergesinin

Sharpe oranı BİST-30 için 66,12 değeriyle en yüksek bulunmuş, İslami endeks için ise 52.23 Sharpe oranı değeriyle en iyi ikinci gösterge olarak elde edilmiştir. Grubb ve Mason (2001) tarafından yapılan çalışmada, 1949 ile 1997 yılları arasındaki aylık verilerden oluşan 600 gözlemden yola çıkarak 2015 için İngiltere'deki havayolu yolcu sayısının tahmin edilmesi amaçlanmıştır. Bununla birlikte tarihsel veriler incelenerek sektörün gelişim yönü ve hızı da hesaplanmış ve elde edilen ortalama trend ile Holt-Winters metodu uygulanmıştır. Çalışmada, 2015 yılı için yıllık 313 milyon yolcu tahmini yapılırken tarihsel trend yardımı ile bu sayısının 260 ile 370 milyon arasında olabileceği vurgulanmıştır. Elde edilen sonuçlar Amerikan Ulaştırma Bakanlığı tarafından yapılan tahminler ile karşılaştırılmış ve sonuçların birbirine oldukça yakın olduğu görülmüştür. Maçaira, Souza ve Oliveira (2015), Brezilya'nın 2050 yılına kadar ki konut enerji tüketimini Pegels'in sınıflandırmasını kullanarak modellemeyi ve tahmin etmeyi amaçlamışlardır. Trendsiz, doğrusal trende sahip ve çarpımlı trende sahip modeller aracılığı ile elde edilen öngörülerin minimum hataya sahip olduğu sonucuna ulaşmışlardır. Meesad ve Srikhacha (2006), üstel düzeltme tahmin tekniklerinde ve Pegels'in sınıflandırmasında trendin var olduğu durumlar için basit bir trend hesaplama eşitliği kullanarak simülasyon çalışması yapmışlardır. Simülasyon ile türetilen veriler üstel düzeltme tahmin tekniklerine ve Pegels'in sınıflandırmasına göre hesaplanmış ve eklenen trend eşitliği ile hesaplanan değerler ile karşılaştırılmıştır. Sonuç olarak, çalışma kapsamında kullanılan basit hesaplama türünün daha küçük model seçim kriterlerine sahip olduğu ifade edilmiştir. Tirkeş, Güray ve Çelebi (2017) tarafından yayınlanan makalede, reçel ve şerbet talebi ile oluşturulan bir zaman serisinin tahmini için Trend Analizi, Ayırıştırma ve Holt-Winters (HW) modelleri arasındaki performansların karşılaştırılması amaçlanmıştır. Çalışmada kullanılan veriler Ocak 2013 ile Aralık 2014 arasında özel bir şirketten elde edilen aylık satış serilerinden oluşmuştur. Performans ölçütleri olarak, Ortalama Mutlak Yüzde Hatası (MAPE) göz önüne alınmıştır. Çalışmada sonucunda, HW ve Ayırıştırma modelleri ile daha iyi sonuçlara ulaşıldığı vurgulanmıştır.

Athanasopoulos vd. (2011), Hong Kong, Yeni Zelanda, Avustralya gibi ülkelerin turizm verilerini ele almışlardır. Analizleri, 366 aylık veri, 427 çeyreklik veri ve 518 yıllık veri ile gerçekleştirmişlerdir. Analizler saf zaman serisi tahmin yöntemleri (ARIMA, Forecast Pro ve üstel düzeltme teknikleri), özel yaklaşımlar (Theta yaklaşımı ve damped trend yaklaşımı) ve açıklayıcı değişkenlere sahip modeller (statik regresyon, dinamik regresyon, otoregresif gecikme modelleri, zamanla değişen parametre modelleri ve vektör otoregresyon) ile gerçekleştirilmiş ve sonuçlar karşılaştırılmıştır. Genel olarak aylık ve çeyreklik verilerin analizlerinde saf zaman serisi tahmin yöntemlerinin, yıllık verilerin analizinde ise özel yaklaşımların daha küçük Ortalama Mutlak Yüzde Hatası (MAPE) değerlerinin hesaplandığı sonucuna ulaşılmıştır. Çekici ve İnel (2013), sigortacılıkta prim üretim değerlerinin 2012 ve 2013 yıllarına ait tahminini yapabilmek amacıyla 1981–2011 yılları arasındaki prim üretim değerlerinin, farklı modellere uygunluğunu incelemişlerdir. Çalışma kapsamında basit ortalama tahmin tekniği, basit hareketli ortalama tahmin tekniği, ağırlıklı hareketli ortalama tahmin tekniği, basit üstel düzeltme tahmin tekniği, çift katlı üstel düzeltme tahmin tekniği, Holt'un iki parametrelili üstel düzeltme tahmin tekniği ve doğrusal regresyon modeli olmak üzere yedi model ele alınmıştır. Sonuç olarak, çift katlı üstel düzeltme tahmin tekniğinin, en küçük ortalama mutlak sapmaya sahip olması nedeniyle, en uygun teknik olduğuna karar verilmiştir. Çuhadar (2014) tarafından yapılan çalışmada, Muğla iline yönelik dış turizm talebinin üstel düzeltme ve Box-Jenkins yöntemleri ile modellenmesi ve en yüksek doğruluğu sağlayan model yardımıyla 2012 ve 2013 yılları için aylık talep tahminlemesi amaçlanmıştır. Yapılan analiz ve değerlendirmeler neticesinde, en başarılı sonucu Holt-Winters'in çarpımlı mevsimsel üstel düzeltme yönteminin verdiği belirlenmiş ve elde edilen model yardımıyla Muğla iline yönelik aylık dış turizm talebi tahminleri yapılmıştır.

Soysal ve Ömürgönülşen (2009), Türkiye'de 2000 ile 2007 yılları arasında T.C. Kültür ve Turizm Bakanlığı'nca verilen turizm işletme belgesine sahip tesislerde konaklayan yerli ve yabancı turist sayısının veri olarak kullanarak en uygun olan tahmin yöntemini (Hareketli

Ortalama, Basit Üstel Düzleştirme, Holt ve Winter yöntemleri) bulmayı ve bu yöntemi kullanarak 2008 yılında bu tesislere gelen turist sayısına ilişkin altı aylık tahminde bulunmayı amaçlamışlardır. Bu amacı gerçekleştirmek için, önce zaman serisi yöntemlerini eldeki veriye uygulamışlar, daha sonra bu yöntemlerin performanslarını karşılaştırmışlardır. Yapılan değerlendirme sonucunda Winter yönteminin, mevsimselliği ve trendi ele alıyor olması sebebiyle eldeki veri setiyle tahmin yapılması için daha uygun olduğunu (en küçük ortalama mutlak sapma ve ortalama mutlak yüzde hata) tespit etmişlerdir.

3. Tahmin Tekniklerinin Seçim Kriterleri

Ele alınan zaman serisinde ileriye dönük tahminler için kullanılan tahmin tekniklerinin doğruluk derecelerini ölçmek ve model sonuçlarını karşılaştırmak için birçok seçim kriteri vardır. Bunlardan en çok kullanılanlar ortalama mutlak sapma (mean absolute error-MAD), hata kareleri ortalaması (mean squared error-MSE), mutlak sapma oranlarının ortalaması (mean absolute percentage error-MAPE), hata oranları ortalaması (mean percentage error-MPE) ve Theil Eşitsizlik Katsayısı istatistiği kriterleridir. MAD, MSE, MAPE ve MPE seçim kriterlerinin hesaplanmasında kullanılan eşitlikler sırasıyla aşağıdaki gibidir (Armutlulu, 2008: 344).

$$MAD = \frac{\sum |e_t|}{n} \quad MSE = \frac{\sum e_t^2}{n} \quad MAPE = \frac{\sum \frac{|e_t|}{Y_t}}{n} \quad MPE = \frac{\sum \frac{e_t}{Y_t}}{n} \quad (1)$$

Genel olarak yukarıdaki dört kriterin de minimum olması istenen durumdur. Ancak bunların içerisinde en sık kullanılan kriter belli bir yüzde ile ifade edilmesi ve dolayısıyla tek başına da yorum yapma da kullanılabilmesi sebepleriyle MAPE kriteridir (Akgül, 2003: 151). Theil Eşitsizlik Katsayısı (Theil's U) istatistiği hem ölçüm için oldukça sade hem de büyük değerlerdeki hatalara küçük değerlerdeki hatalardan daha fazla ağırlık vermek için hataların karesiyle ilgilenmesi sebebiyle oldukça kullanışlı bir kriterdir. Theil Eşitsizlik Katsayısı istatistiğinin matematiksel olarak gösterimi aşağıdaki gibidir (Makridakis, Wheelwright ve Hyndman, 1998: 48).

$$U = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{n-1} (FPE_{t+1} - APE_{t+1})^2}{\sum_{t=1}^{n-1} (APE_{t+1})^2}} \quad (2)$$

$$FPE_{t+1} = \frac{F_{t+1} - Y_t}{Y_t} \quad APE_{t+1} = \frac{Y_{t+1} - Y_t}{Y_t} \quad (3)$$

Yukarıda yer alan eşitliklerde FPE_{t+1} ; t+1 dönemine ait tahmin değerinin göreceli değişimini ve APE_{t+1} ise t+1 dönemine ait gözlem değerinin göreceli değişimini ifade etmektedir. Theil's U istatistiğinin mümkün olduğunca 1'den küçük olması kullanılan tahmin tekniğinin uygunluğunu ve doğruluğunu arttırmaktadır.

4. Tahmin Tekniklerine İlişkin Genel Bilgiler

Yeni bilgiler geldikçe düzeltilen ortalamalara hareketli ortalama denir. Her seferinde en eski değeri çıkarmak ve yeni değeri eklemek suretiyle, belli sayıda geçmiş döneme ilişkin gerçekleşen talep değerlerinin ortalaması alınarak elde edilir. Elde edilen sonuç, bir sonraki dönem için tahmin değeri olarak kullanılır (Üreten, 2006; 146). Hareketli ortalama tahmin teknikleri içerisinde basit hareketli ortalama, ağırlıklı hareketli ortalama ve çift katlı hareketli ortalama teknikleri yer almaktadır.

Tahmin edilen değişken için eğer mevsimsellik, trend ve konjonktürel etkenlerin varlığı önemli değilse basit hareketli ortalama tekniğinin uygulanması mümkün olmaktadır (Cook ve Russell, 1981, s. 408). Bir diğer hareketli ortalama tahmin tekniği olan ağırlıklı hareketli ortalama tahmin tekniği (EWMA), her bir veri için farklı ağırlık seçimini içermekte ve buna göre tahmin değeri için, belirlenen k dönemin ağırlıklı ortalamasını dikkate almaktadır (Anderson, Sweeney, Williams ve Martin, 2008: 766). Son olarak ele alınan zaman serisi verilerinde birinci veya ikinci dereceden polinom biçiminde bir trend var ise hareketli ortalama tahmin tekniklerinden çift katlı hareketli ortalama tahmin tekniğini kullanmak çok daha doğru sonuçlar verebilmektedir (Çekerol ve Ulukan, 2012: 112). Hareketli ortalamalar tahmin tekniklerinde hesaplamaya kaç periyodun dahil edileceğinin deneme yanılma yoluyla belirlenmesi ve özellikle basit hareketli ortalama tahmin tekniğinde ele alınan k dönemin eşit ağırlıklarla hesaplamaya dahil edilmesi hareketli ortalamaların dezavantajı olarak görülmektedir (Armutlulu, 2008: 347). Üstel düzeltme tahmin tekniklerinin, ele alınan zaman serisindeki özellikleri dikkate alması ve parametrelerin bu özelliklere göre belirlenmesi sebepleriyle daha uygun tahmin teknikleri olduğunu ifade etmek mümkündür. Üstel düzeltme tahmin teknikleri içerisinde basit üstel düzeltme tahmin tekniği, Brown'un tek parametrelili üstel düzeltme tahmin tekniği (çift katlı üstel düzeltme tekniği) ve Brown'un ikinci derece üstel düzeltme tahmin tekniği (üçlü üstel düzeltme tahmin tekniği) yer almaktadır.

Hareketli ortalamalar tahmin tekniklerinde sadece en güncel gözlem değerleri hesaba katılırken basit üstel düzeltme tahmin tekniğinde, önceden gözlenen tüm değerlerin katlanarak ağırlıklandırılmış bir hareketli ortalaması hesaplanır. Model, öngörülebilir yukarı veya aşağı doğru trend göstermeyen veriler için daha uygundur uygundur (Hanke ve Wichern, 2008: 73). Brown'un tek parametrelili üstel düzeltme tahmin tekniğinde çift hareketli ortalama tahmin tekniğinde olduğu gibi zaman serisinin bir trende sahip olması durumunda başvurulacak bir yöntemdir (Armutlulu, 2008: 353). Bir diğer ismi üçlü üstel düzeltme tahmin tekniği olan Brown'un ikinci derece üstel düzeltme tahmin tekniği, zaman serilerinin ikinci, üçüncü veya daha üst dereceden eğrisel trende sahip olduğunda kullanılabilen bir tahmin tekniğidir (Çekerol ve Ulukan, 2012: 122). İleri düzey tahmin teknikleri ise daha yoğun analiz gerektiren ve kısmen daha zor olan tekniklerden oluşmaktadır (Armutlulu, 2008: 357). İleri düzey tahmin teknikleri içerisinde Winters'ın mevsimlik üstel düzeltme tekniği, yanıt oranı uyarlamalı üstel düzeltme tekniği ve Holt'un iki parametrelili üstel düzeltme tekniği yer almaktadır. Winters'ın mevsimlik üstel düzeltme tekniği, Holt'un iki parametrelili üstel düzeltme tekniğinin genişletilmiş şekli olarak düşünülmekte ve verileri daha iyi temsil edebileceği için tahmin hatalarını düşürebileceği ifade edilmektedir (Hanke ve Wichern, 2008: 84).

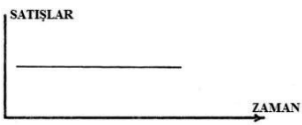
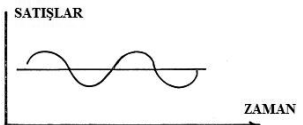
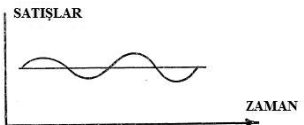
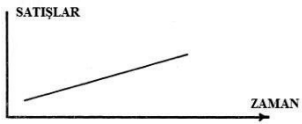
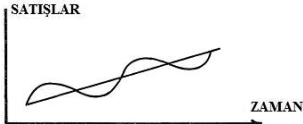
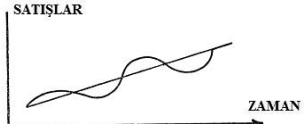
Winters'ın mevsimlik üstel düzeltme tekniği ile oransal, toplamı veya doğrusal trende sahip mevsimlik veya çeyreklik verilerden oluşan zaman serileri için bir tahmin modeli geliştirmek mümkündür (Winters, 1960: 327). Yanıt oranı uyarlamalı üstel düzeltme tekniğinin en önemli özelliği, her tür zaman serisinde kullanılabilmesidir (Armutlulu, 2008: 365). Holt'un iki parametrelili üstel düzeltme tekniğinin en önemli avantajı ise zaman serilerinin değişik eğilim verisini doğrudan yumuşatarak ikinci üstel yumuşatma kullanmadan orijinal zaman serilerini tahmin etmesidir. Böylesine büyük bir esneklikten dolayı, yaygın olarak kullanılmaktadır (Li, 2013: 454).

5. Pegels'in Sınıflandırması

Pegels (1960) yaptığı çalışmada temel üstel düzeltme tekniklerini birkaç farklı özelliğe göre genişletmiştir. Bununla birlikte yapılan genişletmelerin kolaylığı ve farklı tahmin modellerinin ele alınma esnekliği gibi özelliklere sahip olduğunu vurgulamıştır. Pegels tarafından genel olarak üç farklı trend bileşenine ve üç farklı mevsimlik bileşene göre toplam dokuz tane tahmin eşitliği önerilmiştir. Aşağıda yer alan Tablo 1 bu sınıflandırmayı özetlemektedir.

Aşağıda belirtilen dokuz mümkün model, üç farklı modelin, üç farklı kümesini içermektedir. Tablo 1'de gösterilen ilk küme, trend etkisinin olmadığı temel üstel düzeltme tekniği olan Model A-1, Model A-2 ve Model A-3'den oluşmaktadır. Üç modelin ikinci kümesi, bir önceki kümeden farklı olarak toplamli trende sahip olup Model B-1, Model B-2 ve Model B-3 ile sınıflandırılmaktadır. Üç modelin son kümesi ise trend etkisinin çarpımlı bir yapıya sahip olduğu Model C-1'den, Model C-2'den ve Model C-3'den meydana gelmektedir (Pegels, 1969: 311).

Tablo 1: Pegels'in Sınıflandırması

Trend Bileşeni	Mevsimlik Bileşen		
	Mevsimlik Etki Yok	Toplamli Mevsimlik Bileşen	Çarpımlı Mevsimlik Bileşen
Trend Etkisi Yok	 (A-1)	 (A-2)	 (A-3)
Toplamli Trend Bileşeni	 (B-1)	 (B-2)	 (B-3)
Çarpımlı Trend Bileşeni	 (C-1)	 (C-2)	 (C-3)

Sınıflandırmaların her birine ait hesaplamaları yapabilmek için gerekli olan üç tane ön eşitlik bulunmaktadır. Bunlar, L_t ; temel, b_t ; trend ve S_t ise mevsimlik bileşen eşitliklerini göstermek üzere aşağıda verilmiştir.

C-3 Hariç Tüm Sınıflar

$$L_t = \alpha P_t + (1 - \alpha)Q_t \quad (4)$$

$$b_t = \beta R_t + (1 - \beta)b_{t-1} \quad (5)$$

$$S_t = \gamma T_t + (1 - \gamma)S_{t-s} \quad (6)$$

C-3 Sınıfı

$$L_t = \alpha \frac{Y_t}{S_{t-s}} + (1 - \alpha)(Q_t * b_{t-1}) \quad (7)$$

$$b_t = \beta \frac{L_t}{L_{t-1}} + (1 - \beta)b_{t-1} \quad (8)$$

$$S_t = \gamma \frac{L_t}{L_t} + (1 - \gamma)S_{t-s} \quad (9)$$

Tüm üstel düzeltme tahmin tekniklerinde olduğu gibi Pegels'in sınıflandırmasında yer alan bütün teknikler için L_t , b_t ve S_t parametrelerinin başlangıç değerlerinin belirlenmesi çok önemlidir. Toplamli mevsimlik bileşene sahip zaman serilerinde ilgili parametrelerin başlangıç değerleri aşağıdaki eşitlikler yardımıyla hesaplanmaktadır (Makridakis vd., 1998: 168).

$$L_s = \frac{1}{s} (Y_1 + Y_2 + \dots + Y_s) \quad (10)$$

$$L_s = \frac{1}{s} \left[\frac{Y_{s+1} - Y_s}{s} + \frac{Y_{s+2} - Y_2}{s} + \dots + \frac{Y_{s+s} - Y_s}{s} \right] \quad (11)$$

$$S_1 = Y_1 - L_s, S_2 = Y_2 - L_s, \dots, S_s = Y_s - L_s \quad (12)$$

Çarpımlı mevsimlik bileşene sahip zaman serilerinde ise L_t ve b_t için başlangıç değerleri toplamli mevsimlik bileşene sahip zaman serileri ile aynı olurken, sadece mevsimlik eşitliği ifade eden S_t parametresinin hesaplanması aşağıdaki eşitlik ile gerçekleştirilir.

$$S_1 = \frac{Y_1}{L_s}, S_2 = \frac{Y_2}{L_s}, \dots, S_s = \frac{Y_s}{L_s} \quad (13)$$

Yukarıda yer alan eşitliklerdeki s , mevsim uzunluğunu (eğer zaman serisi verileri aylık ise 12, çeyreklik ise 4) göstermektedir. Pegels'in sınıflandırmasında kullanılan hesaplama ve tahmin eşitlikleri ise Tablo 2'de yer almaktadır.

Tablo 2: Pegels'in Sınıflandırmasında Kullanılan Hesaplama ve Tahmin Eşitlikleri

Trend Bileşeni	Mevsimlik Bileşen		
	Mevsimlik Etki Yok	Toplamli Mevsimlik Bileşen	Çarpımlı Mevsimlik Bileşen
Trend Etkisi Yok	$P_t = Y_t$ $Q_t = L_{t-1}$ $F_{t+m} = L_t$	$P_t = Y_t - S_{t-s}$ $Q_t = L_{t-1}$ $F_{t+m} = L_t + S_{t+m-s}$	$P_t = Y_t / S_{t-s}$ $Q_t = L_{t-1}$ $T_t = Y_t / L_t$ $F_{t+m} = L_t S_{t+m-s}$
Toplamli Trend Bileşeni	$P_t = Y_t$ $Q_t = L_{t-1} + b_{t-1}$ $R_t = L_t + L_{t-1}$ $F_{t+m} = L_t + mb_t$	$P_t = Y_t - S_{t-s}$ $Q_t = L_{t-1} + b_{t-1}$ $R_t = L_t + L_{t-1}$ $T_t = Y_t + L_t$ $F_{t+m} = L_t + mb_t + S_{t+m-s}$	$P_t = Y_t / S_{t-s}$ $Q_t = L_{t-1} + b_{t-1}$ $R_t = L_t + L_{t-1}$ $T_t = Y_t / L_t$ $F_{t+m} = (L_t + mb_t) S_{t+m-s}$
Çarpımlı Trend Bileşeni	$P_t = Y_t$ $Q_t = L_{t-1} b_{t-1}$ $R_t = L_t / L_{t-1}$ $F_{t+m} = L_t * mb_t$	$P_t = Y_t - S_{t-s}$ $Q_t = L_{t-1} b_{t-1}$ $R_t = L_t / L_{t-1}$ $T_t = Y_t - L_t$ $F_{t+m} = L_t * mb_t + S_{t+m-s}$	$P_t = Y_t / S_{t-s}$ $Q_t = L_{t-1} b_{t-1}$ $R_t = L_t / L_{t-1}$ $T_t = Y_t / L_t$ $F_{t+m} = L_t * mb_t * S_{t+m-s}$

Kaynak: Makridakis vd., 1998: 171

Tablo 2'de yer alan eşitliklerdeki s , mevsim uzunluğunu (eğer zaman serisi verileri aylık ise 12, çeyreklik ise 4) ve m ise tahmin edilecek olan dönem sayısını ifade etmektedir.

6. BİST-100 Endeksi Verileri Üzerine Deneme

Çalışmanın bu bölümünde, daha önce bahsedilen tahmin tekniklerinden zaman serisine uygun olan tekniklerin seçimi ve uygulaması yer almaktadır. Çalışma kapsamında BİST-100 tüm endeksi ortalama kapanış fiyatlarının ileriye dönük tahmini üzerinde uygulama gerçekleştirilmiştir. BİST-100 endeksi, Gündüz ve Çataltepe (2013) ile Özçalıcı (2016) tarafından yapılan çalışmalar da belirtildiği gibi Borsa İstanbul Pay Piyasası için temel endeks olarak kullanılmaktadır. Yıldız Pazar ve Ana Pazar'da işlem gören şirketlerle, Kolektif Yatırım Ürünleri ve Yapılandırılmış Ürünler Pazarı'nda işlem gören gayrimenkul yatırım ortaklıkları ve girişim sermayesi yatırım ortaklıkları arasından seçilen 100 paydan oluşmakta olup, BIST 30 ve BIST 50 endekslerine dâhil payları da kapsar (www.borsaistanbul.com). BİST-100 endeksi bu önemi nedeniyle seçilmiştir.

6.1. Çalışmanın Amacı ve Çalışmada Kullanılan Veriler

BİST-100 endeksi, piyasada en çok işlem hacmine sahip 100 şirketin hisse senetleri üzerinden hesaplanan bir endekstir. Bu endeks özellikle yatırımcıların şirketler hakkında ve Türkiye'de önde gelen sektörler hususunda karar vermeleri için büyük bir önem arz etmektedir. Dolayısıyla BİST-100 endeksinin takip edilmesi, analizi ve tahmininin yapılabilmesi hem yerli ve yabancı yatırımcılar hem de makro düzeydeki kurum, kuruluş, ülke ve ekonomistler için temel göstergelerden birisidir. Bu sebeple, çalışmada BİST-100

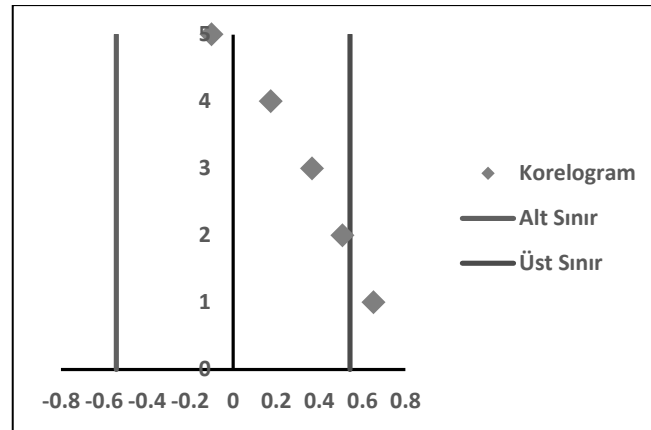
endeksinin aylık bazda tahmini için temel tahmin teknikleri içerisinde uygun olan tekniklerin seçilmesi ve sonuçların karşılaştırılması amaçlanmıştır.

Çalışmanın amacına uygun olarak 2005 ile 2017 yılları arasındaki yıllık BİST-100 endeksi verileri ve 2010 Ocak ile 2018 Nisan aralığındaki aylık BİST-100 endeksi verileri ele alınmıştır. Yıllık verilerin 2005 yılından itibaren alınmasının nedeni 2002 yılındaki siyasi değişim ve uygulanan yeni politikaların etkisinin uzun vade de hissedildiği düşüncesidir. Ayrıca aylık verilerin ortalama 50-60 dönemlik verilerden oluşması gerekliliği ve son dönemlerin geleceği daha fazla etkileyebileceği sebepleriyle son 96 dönemi kapsayan 2010 Ocak-2018 Nisan arası aylık veriler analize dahil edilmiştir. Son olarak aylık verilerin 2018 Nisan ayına kadar dahil edilmesinin sebebi ise Mayıs, Haziran, Temmuz ve Ağustos aylarına ait verilerin kontrol verileri olarak ele alınmasıdır. İlgili veriler Türkiye Cumhuriyeti Merkez Bankası Elektronik Veri Dağıtım Sistemi (EVDS) üzerinden elde edilmiştir. İşlem ve yorum kolaylığı sağlamak için elde edilen veriler 1000 ile sadeleştirilmiş, analizler ve elde edilen bulgular buna göre gerçekleştirilmiştir.

6.2. Bulgular

Kullanılacak olan tahmin tekniklerinin belirlenebilmesi için ilk olarak serinin trendi ve mevsimlik bileşen türü incelenmiştir. Trend, verilerin uzun dönemli seyri hakkında bilgi verdiğinden 2005 – 2017 yıllarını kapsayan 13 yıllık döneme ait BİST-100 endeksi verileri ele alınmış ve serinin trend içerip içermediği hem Durbin Watson testi ile hem de oluşturulan korelogram ile incelenmiştir. Durbin Watson testi sonucunda test istatistiği 0,169 olarak hesaplanmış ve bu durum seride pozitif güçlü bir otokorelasyon olduğunu göstermiştir. Serinin 5 gecikmeye kadar korelogramı ise aşağıdaki gibi elde edilmiştir.

Şekil 1: 2005 – 2017 Yılları Arasındaki BİST-100 Endeksi Verilerinin k = 5 Gecikmeli Koreogramı

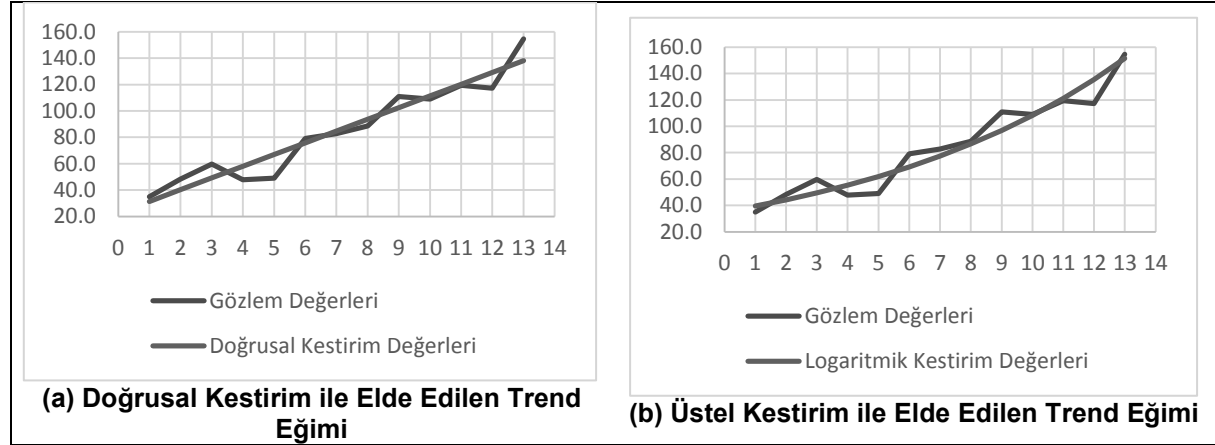


Elde edilen korelogram incelendiğinde gecikme sayısı arttıkça otokorelasyon (autocorrelation-AC) değerlerinin de sıfıra yaklaştığı görülmektedir. Bu durum da Durbin Watson test istatistiğini tam olarak desteklemekte olup serinin durağan olmadığını ve pozitif güçlü bir trend içerdiğini ifade etmektedir. Serinin trend içerdiği belirlendikten sonra mevcut trendin türünün ortaya çıkarılması için yıllık veriler kullanılarak toplam 8 farklı trend belirleme modeli ele alınmıştır. Bu modeller içerisinde en yüksek R^2 değerine sahip ilk 4 modele ait bilgiler aşağıda bulunan Tablo 3'deki gibi elde edilmiştir.

Tablo 3: Doğrusal ve Logaritmik Fonksiyonlara Göre Belirlenen Modellere Ait Hesaplamalar

Seçilen Modeller	Katsayılar	Katsayı Değeri	Standart Hata	P Değeri	Model Anlamlılığı (F Değeri)	R ²
Doğrusal Kestirim Modeli ($Y = \beta_0 + \beta_1 X$)	Kesişim (β_0)	22,551	5,991	0,003	0,00000014	0,93
	Eğim (β_1)	8,881	0,755	0,000		
Logaritmik Kestirim Modeli ($\ln Y = \ln \beta_0 + \beta_1 X$)	Kesişim (β_0)	3,567	45,326	0,000	0,00000022	0,92
	Eğim (β_1)	0,112	11,267	0,000		
Oransal Kestirim Modeli ($\frac{1}{Y} = \beta_0 + \beta_1 \frac{1}{X}$)	Kesişim (β_0)	0,000009	6,387	0,000	0,00014	0,75
	Eğim (β_1)	0,000022	5,693	0,000		
$\ln Y = \beta_0 + \beta_1 \frac{1}{X}$	Kesişim (β_0)	11,596	0,114	1,08E-17	0,0015	0,62
	Eğim (β_1)	-1,386	0,329	0,0015		

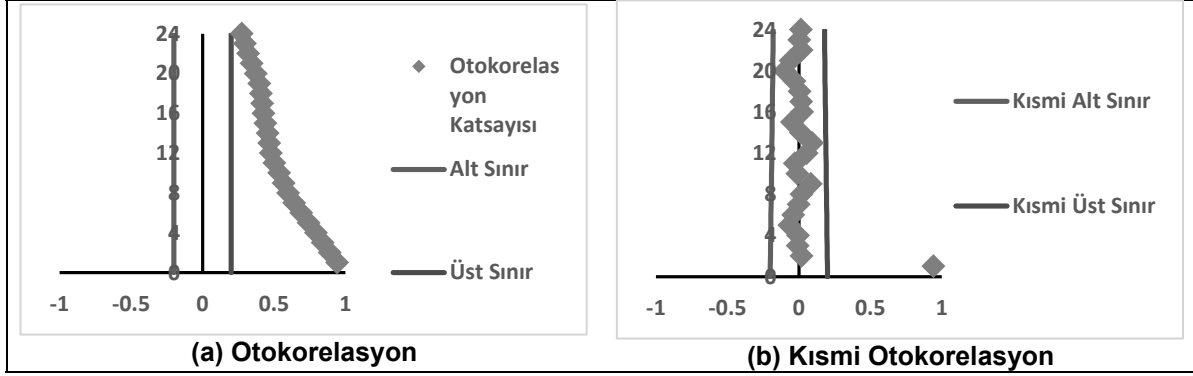
Tablo 3'deki bulgular incelendiğinde tüm trend modellerinin anlamlı olduğunu söylemek mümkündür. Ancak en yüksek R² değerinin doğrusal kestirim modeli ve logaritmik kestirim modeli olduğu görülmektedir. Aynı zamanda katsayılara ait p değerlerinin 0,05'den küçük olması katsayıların da anlamlı olduğunu ifade etmektedir. Her iki modele ait katsayıların standart hataları göz önüne alındığında doğrusal kestirim modeline ilişkin katsayıların standart hata değerleri daha küçük olarak elde edilmiştir. Her iki model fonksiyonu ile elde edilen kestirim değerleri ve gözlem değerlerine ait grafiklere ise aşağıda Şekil 2'de yer verilmiştir.

Şekil 2: BİST-100 Endeksi Yıllık Verileri İçin Trendin İncelemesi

Şekil 2(a) grafiği ve Şekil 2(b) grafiği birlikte ele alındığında iki modele ait kestirimlerin arasında çok büyük bir farklılık görülmemektedir. Ancak hem Tablo 3'deki bulgular hem de Şekil 2(a)'daki grafiği ifade eden doğrusal kestirim modelinin BİST-100 endeksi verilerini daha iyi açıkladığını söylemek mümkündür. Trend fonksiyonunun belirlenmesinin ardından mevsimlik bileşen olup olmadığı incelenmiştir. Mevsimlik bileşen, çarpımlı ve toplamı olmak üzere iki farklı türde gerçekleşmektedir. Mevsimlik bileşen türünün belirlenmesinden önce bileşenin var olup olmadığı analiz edilmelidir. Zaman serilerinde mevsimlik etkinin varlığını araştırmak için çeşitli yöntemler geliştirilmiştir. Hareketli ortalamalar, ortalama yüzde yöntemleri, mevsim indeksi gibi tanımlayıcı yöntemlerin yanı sıra regresyon ve varyans analizi (Tek Yönlü ANOVA) yöntemleri aracılığıyla da, zaman serilerinde mevsimsel etkinin olup olmadığı ortaya çıkarılabilir (Ünsal, 1997: 121). Buna göre varyans analizi yöntemi uygulanmış ve aylık verilerin ortalamaları arasındaki farkın testi ile elde edilen F değerinin

(0,109), F tablo değerinden küçük olması (1,905) sebebiyle mevsimlik etkinin olmadığını ifade eden hipotez reddedilemez. Dolayısıyla 2010 Ocak ile 2018 Nisan aralığındaki aylık BİST-100 endeksi verilerinin mevsimlik bileşen içermediği sonucuna ulaşılmıştır. Ayrıca ilgili veriler için oluşturulan otokorelasyon ve kısmi otokorelasyon korelogramları da varyans analizi sonucunu desteklemiştir.

Şekil 3: BİST-100 Endeksi Aylık Verileri İçin k = 24 Gecikmeli Korelogramları



Şekil 3 de yer alan korelogramlar incelendiğinde (a) şıkkındaki korelogram otokorelasyon katsayılarıyla, (b) şıkkındaki korelogram ise kısmi otokorelasyon katsayılarıyla elde edilmiştir. Buna göre BİST-100 endeksinin otokorelasyon katsayıları ile oluşturulan korelogram incelendiğinde toplam 24 gecikmeye kadar güven sınırları dışında olduğu görülmektedir. Ancak mevsimlik dalgalanma için her ayın katsayısı incelendiğinde birbirinden farklı olduğu (örneğin her bir Ocak ayı kendi içerisinde, her bir şubat ayı kendi içerisinde gibi) görülmektedir. Bu durum mevsimlik dalgalanmanın olmadığını işaret eder. Otokorelasyon katsayılarının güven sınırları dışında yer almasının sebebi ise serinin trend içermesinden kaynaklanmaktadır. Ayrıca kısmi otokorelasyon katsayılarına ait korelogramda ise birinci gecikme dışında tüm katsayılar güven sınırları içerisinde yer almaktadır. Bu durum da serinin mevsimlik bileşen içermediğini işaret etmektedir.

Bu sonuca göre tahmin teknikleri içerisinde trendin olması durumunda kullanılan çift hareketli ortalama tahmin tekniğine, Brown'un tek parametrelili üstel düzeltme tahmin tekniğine, Brown'un ikinci derece üstel düzeltme tahmin tekniğine, Winters'in mevsimlik üstel düzeltme tahmin tekniğine ve Holt'un iki parametrelili üstel düzeltme tahmin tekniğine göre tahminler yapılmıştır. Trendin olması durumunda kullanılan basit üstel düzeltme tahmin tekniği ve yanıt oranı uyarlamalı üstel düzeltme tahmin tekniği sadece 1 dönem sonrası için tahmine imkan verdiğinden analiz dışında bırakılmıştır. Bununla birlikte yıllık trendin doğrusal olması ve mevsimlik bileşenin ise yer almaması sebebiyle Pegels'in sınıflandırması içerisinde B-1 sınıfındaki tahmin tekniğinin kullanılmasına karar verilmiştir. Uygulanan tahmin yöntemlerine ait model seçme kriterlerine ilişkin bilgiler aşağıda yer alan Tablo 4'de verilmiştir.

Tablo 4'deki model belirleme kriterleri incelendiğinde MAD (0,2840), MSE (2,7918) ve Theil's U (0,97) kriterleri için en düşük değerler Winters'in mevsimlik üstel düzeltme tekniğinde gerçekleşmiştir. Diğer kriterlerden MAPE kriteri için en düşük değer 0,298 ile Holt'un iki parametrelili üstel düzeltme tahmin tekniği sonunda oluşurken en küçük MPE değeri -0,0009 ile çift hareketli ortalama tahmin tekniği (k = 3 seviyesinde) kullanılmasıyla elde edilmiştir. Tüm kriterler genel olarak incelendiğinde en iyi sonuçlar Winters'in mevsimlik üstel düzeltme tekniği, Holt'un iki parametrelili üstel düzeltme tahmin tekniği ve Pegels'in sınıflandırmasındaki B-1 hücresi tekniği ile sağlanmıştır. Buna göre ele alınan tahmin tekniklerine ait yılsonuna kadar ki tahmin değerleri ise aşağıdaki Tablo 5'de yer almaktadır.

Tablo 4: Kullanılan Tahmin Tekniklerini Seçme Kriterleri

Tahmin Tekniği	MAD	MSE	MAPE	MPE	Theil's U
Çift Hareketli Ortalama (k = 3)	5,7932	50,9474	0,0645	-0,0009	1,37
Çift Hareketli Ortalama (k = 4)	5,2053	41,0867	0,0583	0,0004	1,69
Çift Hareketli Ortalama (k = 5)	4,8418	38,6280	0,0539	-0,0008	2,04
Brown'un Tek Parametrelili Üstel Düzeltme ($\alpha = 0,44$)	2,9398	15,0654	0,0334	0,0008	1,09
Brown'un İkinci Derece Üstel Düzeltme ($\alpha = 0,276$)	3,1228	17,4834	0,0357	-0,0003	1,19
Winters'in Mevsimlik Üstel Düzeltme ($\alpha = 0,975$; $\beta = 0,000$; $\gamma = 1,000$)	0,2840	2,7918	14,4344	14,4395	0,97
Holt'un İki Parametrelili Üstel Düzeltme ($\alpha = 0,725$; $\beta = 0,871$)	2,6266	12,0849	0,0298	0,0075	0,98
Pegels'in Sınıflandırması (B-1 Hücresi) ($\alpha = 1,000$; $\beta = 0,077$)	2,6270	14,4159	0,0299	-0,0039	0,99

Tablo 5: Ele Alınan Tahmin Teknikleri İçin Yılsonuna Kadar Tahmin Değerleri

Tahmin Tekniği	Aylar							
	Mayıs	Haziran	Temmuz	Ağustos	Eylül	Ekim	Kasım	Aralık
Çift Hareketli Ortalama (k = 3)	184,525	193,597	202,669	211,741	220,813	229,886	238,958	248,030
Çift Hareketli Ortalama (k = 4)	177,224	183,724	190,224	196,724	203,224	209,724	216,224	222,724
Çift Hareketli Ortalama (k = 5)	170,173	174,774	179,374	183,975	188,576	193,176	197,777	202,378
Brown'un Tek Parametrelili Üstel Düzeltme ($\alpha = 0,44$)	164,272	166,679	169,086	171,494	173,901	176,308	178,715	181,123
Brown'un İkinci Derece Üstel Düzeltme ($\alpha = 0,276$)	166,037	169,113	172,187	175,260	178,331	181,400	184,468	187,534
Winters'in Mevsimlik Üstel Düzeltme ($\alpha = 0,975$; $\beta = 0,000$; $\gamma = 1,000$)	159,243	159,070	154,961	156,521	152,740	153,166	156,771	157,064
Holt'un İki Parametrelili Üstel Düzeltme ($\alpha = 0,725$; $\beta = 0,871$)	154,857	151,935	149,013	146,092	143,170	140,248	137,326	134,405
Pegels'in Sınıflandırması (B-1 Hücresi) ($\alpha = 1,000$; $\beta = 0,077$)	160,128	162,222	164,315	166,408	168,502	170,595	172,689	174,782

BİST-100 tüm endeksi ortalama kapanış fiyatlarının 2018 Mayıs ayında 145,511 (145,510.669) Haziran ayında, 135,469 (135,468.799), Temmuz ayında 136,142 (136,142.655) ve Ağustos ayında ise 129,865 (129,865.324) olarak gerçekleştiği

görülmüştür. Buna göre Tablo 5 de yer alan tahmin değerleri incelendiğinde tüm aylar için Holt'un iki parametrelili üstel düzeltme tahmin tekniği ile elde edilen tahmin değerlerinin en yakın sonucu verdiği gözlenmiştir. Model seçme kriterleri ile uyumlu olarak Winters'in mevsimlik üstel düzeltme tekniği ve Pegels'in sınıflandırmasındaki B-1 hücresi tekniği ile yapılan tahminlerin de her iki ayda gerçekleşen değerlere yakın tahminler sunduğunu söylemek mümkündür.

7. Sonuç

Gerek makroekonomik göstergelerin gerekse finansal verilerin geleceğe yönelik tahminlerinin yapılması yatırımcılar, ekonomistler, devlet kuruluşları kısaca karar vericiler açısından hayati bir önem arz etmektedir. Ele alınan verilerin zaman serisi özelliği taşımasına göre tahmin için birçok teknik olmasına rağmen en iyi sonuç veren belli bir teknik bulunmamaktadır. Bu nedenle uygulanacak tahmin tekniğinin seçimi için öncelikle zaman serisinin bileşenlerinin incelenmesi ve buna göre tahmin tekniğine karar verilmesi karar vericilere zaman ve maliyet tasarrufu sağlamaktadır. Çalışmada zaman serisi özelliği taşıyan BİST-100 tüm endeksine ait 2005 – 2017 dönemindeki yıllık ve 2010 Ocak – 2018 Nisan dönemindeki aylık ortalama kapanış fiyatları verilerinin trend ve mevsimlik bileşen özellikleri ele alınmıştır. Buna göre BİST-100 tüm endeksinin doğrusal bir trende sahip olduğu ancak mevsimlik bir bileşenin bir diğer ifadeyle mevsimlik bir dalgalanmanın hakim olmadığı görülmüştür. Herhangi bir sektöre ait endeks ele alınmadığı için mevsimlik dalgalanmanın olması beklenmemiş ve elde edilen sonuç bu düşüncüyü desteklemiştir. Temel tahmin tekniklerinden hareketli ortalamalar tahmin tekniklerinde 3, üstel düzeltme tahmin tekniklerinde 3, ileri düzey üstel düzeltme tahmin tekniklerinde 3 ve Pegels'in sınıflandırmasında 9 olmak üzere toplam 18 temel tahmin tekniğinin ayrı ayrı uygulanması ile MAD, MSE, MAPE, MPE ve Theil's U kriterlerine göre karşılaştırmalar yaparak tahmin tekniğinin belirlenmesi mümkündür. Ancak böyle bir yol izlemek karar verici için zahmetli ve zaman alıcı olabilir. Bu nedenle çalışmada trend ve mevsimlik bileşen incelenmiş ve 18 tahmin tekniği 6 tekniğe düşürülmüştür. Böylece BİST-100 tüm endeksi için 6 tahmin tekniği karşılaştırılmış ve en küçük MAPE değerine sahip teknikler belirlenebilmiştir. Sonuç olarak, MAPE kriteri için en düşük değer 0,298 ile Holt'un iki parametrelili üstel düzeltme tahmin tekniği ile elde edilirken, tüm kriterler genel olarak incelendiğinde ise en iyi sonuçlar Winters'in mevsimlik üstel düzeltme tekniği, Holt'un iki parametrelili üstel düzeltme tahmin tekniği ve Pegels'in sınıflandırmasındaki B-1 hücresi tekniği ile sağlanmıştır. Bu tahmin teknikleri ile BİST-100 tüm endeksinin 2018 Mayıs ile 2018 Aralık dönemleri arasındaki tahmin değerleri de model belirleme kriterleri ile paralel şekilde ortaya çıkmıştır. Ayrıca 2018 Mayıs tahmini ve 2018 Haziran tahmini için gerçekleşen değerler ile karşılaştırma yapıldığında tahmin değerlerinin gerçekleşen değerlere yakın sonuçlar verdiği görülmüştür. Çalışmada BİST-100 tüm endeksi verileri ele alınmıştır. Bunun yanı sıra BİST 30, BİST 50 endeksleri veya BİST-100 tüm endeksinin hizmet, mali, sınai veya teknoloji endeksleri şeklinde daha özele indirgeyerek trend ve mevsimlik bileşenlere göre uygun tahmin teknikleri belirlenebilir. Belirlenen tekniklere göre tahminler gerçekleştirilerek karar vericilere yol gösterici bir araç olarak sunulabilir.

Kaynakça

- Akgül, I. (2003). *Geleneksel Zaman Serisi Yöntemleri*. Der Yayınevi, İstanbul.
- Anderson, D.R., Sweeney, D.J., Williams, T.A. ve Martin, K. (2008). *An Introduction To Management Science Quantitative Approaches To Decision Making*. 20.Baskı, Thomson South-Western Inc, Kanada.
- Armutlulu, İ.H. (2008). *İşletmelerde Uygulamalı İstatistik*. 2.Baskı, Alfa Basım Yayım Dağıtım, İstanbul.
- Athanasopoulos, G., Hyndman, R. J., Song, H. ve Wu, D. C. (2011). The Tourism Forecasting Competition. *International Journal of Forecasting*, 27, 822 – 844.
- Aydın, A.D ve Cavdar, Ş.Ç. (2015). Comparison of Prediction Performances of Artificial Neural Network (ANN) and Vector Autoregressive (VAR) Models by Using the Macroeconomic Variables of Gold Prices, Borsa İstanbul (BIST) 100 Index and US Dollar-Turkish Lira (USD/TRY) Exchange Rates. *Procedia Economics and Finance*, 30, 3 – 14.
- Borsa İstanbul, <http://www.borsaistanbul.com/docs/default-source/endeksler/BIST-pay-endeksleri-temel-kurallari.pdf?sfvrsn=10> E.T: 21.06.2018.
- Boyacıoğlu, M.A. ve Avcı, D. (2010). An Adaptive Network-Based Fuzzy Inference System (ANFIS) For The Prediction Of Stock Market Return: The Case Of The Istanbul Stock Exchange. *Expert Systems with Applications*, 37(12), 7908–7912.
- Chen, A., Leung, M.T., Daouk, H. (2003). Application Of Neural Networks To An Emerging Financial Market: Forecasting And Trading The Taiwan Stock Index. *Computers and Operations Research*, 30, 901-923.
- Cook, T.M. ve Russell, R.A. (1981). *Introduction To Management Science*. 2.Baskı, Prentice/Hall Inc, United States of America.
- Çekerol, G.S. ve Ulukan, A. (2012). *Kantitatif Tahmin Yöntemleri*. Nisan Kitabevi, Ankara.
- Çekici, M. E. ve İnel, M. N. (2013). Türk Sigorta Sektörünün Direkt Prim Üretimlerinin Tahmin Teknikleri İle İncelenmesi. *Marmara Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 34 (1), 135 – 152.
- Çuhadar, M. (2014). Muğla İline Yönelik Dış Turizm Talebinin Modellenmesi ve 2012 – 2013 Yılları İçin Tahminlenmesi. *Uluslararası İktisadi ve İdari İncelemeler Dergisi*, 12, 1 – 22.
- Grubb, H. ve Mason, A. (2001). Long Lead-Time Forecasting of UK Air Passengers By Holt–Winters Methods With Damped Trend. *International Journal of Forecasting*, 17, 71 – 82.
- Gündüz, H. ve Çataltepe, Z. (2013). Prediction of İstanbul Stock Exchange (ISE) Direction Based on News Articles. Conference: The Third International Conference on Digital Information Processing and Communications (ICDIPC2013). January 30 – February 1 2013, Dubai, 320 – 330.
- Hanke, J. E. ve Wichern, D. (2014). *Business Forecasting*. 9. Baskı, Pearson Education Limited, United State of America.
- Li, X. (2013). Comparison And Analysis Between Holt Exponential Smoothing And Brown Exponential Smoothing Used For Freight Turnover Forecasts. *Proceedings of the 2013 Third International Conference on Intelligent System Design and Engineering Applications*. 16-18 January 2013, Hong Kong, China, 453 – 456.
- Maçaira, P. M., Souza, R.C. ve Oliveira, C. (2015). Modelling and Forecasting the Residential Electricity Consumption in Brazil with Pegels Exponential Smoothing Techniques. *Procedia Computer Science*, 55, 328 – 335.
- Makridakis, S., Wheelwright, S. C. ve Hyndman, R. J. (1998). *Forecasting: Methods And Applications*. 3. Baskı, John Wiley & Sons. Inc, United State of America.
- Meesad, P. ve Srikhacha, T. (2006). Adaptive Approach and Seasonal Technique for Universal Data Forecasting. *Proceeding of the 2006 International Conference on Computational Inteligence for*

- Modelling Control and Automation and International Conference on Intelligent Agents Web Technologies and International Commerce (CIMCA'06)*. 28 November – 1 December 2006, Vienna, Austria, 65 – 70.
- Özçalıcı, M. (2016). Yapay Sinir Ağları İle Çok Aşamalı Fiyat Tahmini: BİST30 Senetleri Üzerine Bir Araştırma. *Dokuz Eylül Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 31 (2), 209 – 227.
- Pegels, C.C. (1969). Exponential Forecasting: Some New Variations. *Management Science*, 15 (5), 311 – 315.
- Seker, S.E., Mert, C., Al-Naami, K., Ozalp, N. ve Ayan, U. (2014). Time Series Analysis on Stock Market for Text Mining Correlation of Economy News. *International Journal of Social Sciences and Humanity Studies*, 6(1), 69-91.
- Soysal, M. ve Ömürgönülşen, M. Ö. (2009). Türk Turizm Sektöründe Talep Tahmini Üzerine Bir Uygulama. *Anatolia: Turizm Araştırmaları Dergisi*, 21 (1), 128 – 136.
- Taş, O. ve Gürsoy, Ö.Z. (2016). A Fuzzy Logic Based Technical Indicator for BIST 30 Index and Islamic Index. *Procedia Economics and Finance*, 38, 203-212.
- Tirkeş G., Güray, C. ve Çelebi, N. (2017). Demand Forecasting: A Comparison Between The Holt-Winters, Trend Analysis And Decomposition Models. *Technical Gazette*, 24, 503 – 509.
- Ulusoy, T. (2010). İMKB Endeks Öngörüsü İçin İleri Beslemeli Ağ Mimarisine Sahip Yapay Sinir Ağı Modellemesi. *Uluslararası İktisadi ve İdari İncelemeler Dergisi*, 5, 21 – 40.
- Ünsal, A. (1997). Zaman Serilerinde Regresyon ve Varyans Analizi Yöntemleri İle Mevsimsel Dalgalanmaların Araştırılması ve Bir Uygulama. *Ekonomik Yaklaşım*, 8 (26), 119 – 130.
- Üreten, S. (2006). *Üretim İşlemler Yönetimi Stratejik Kararlar ve Karar Modelleri*. 5.Baskı, Gazi Kitabevi, Ankara.
- Winters, P.R. (1960). Forecasting Sales By Exponentially Weighted Moving Averages. *Managment Science*, 6 (3), 324 – 342.
- Yıldız, A. ve Yıldız, D. (2014). BİST-100 Endeksinin ARIMA ve Yapay Sinir Ağlarına Dayalı Karma Yöntem İle Tahmini. *Finans Politik & Ekonomik Yorumlar*, 51 (588), 59 – 72.