



GİRESUN
ÜNİVERSİTESİ



FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**HOLT'UN DOĞRUSAL TREND YÖNTEMİNDE
PARÇACIK SÜRÜ OPTİMİZASYONU İLE
PARAMETRE TAHMİNİ**

**MATEMATİK
ANA BİLİM DALI**

Yüksek Lisans Tezi

Yasemin ÇELİK

162110005

Haziran 2019

GİRESUN

**T.C.
GİRESUN ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**HOLT'UN DOĞRUSAL TREND YÖNTEMİNDE
PARÇACIK SÜRÜ OPTİMİZASYONU İLE
PARAMETRE TAHMİNİ**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Yasemin ÇELİK

Enstitü Anabilim Dalı : Matematik

Tez Danışmanı : Prof. Dr. Erol EĞRİOĞLU

Haziran 2019

T.C.
GİRESUN ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**HOLT'UN DOĞRUSAL TREND YÖNTEMİNDE
PARÇACIK SÜRÜ OPTİMİZASYONU İLE
PARAMETRE TAHMİNİ**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

YASEMİN ÇELİK

Enstitü Anabilim Dalı : Matematik

Bu tez 27/06/2019 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından oybirliği ile kabul edilmiştir.



**Doç. Dr.
Cem KOÇAK**

Jüri Başkanı



**Doç. Dr.
Eren BAŞ**

Üye



**Prof. Dr.
Erol EĞRİOĞLU**

Üye



**Doç. Dr.
Bahadır KOZ
Enstitü Müdürü**

BEYAN

Tez içindeki tüm verilerin akademik kurallar çerçevesinde tarafımdan elde edildiğini, görsel ve yazılı tüm bilgi ve sonuçların akademik ve etik kurallara uygun şekilde sunulduğunu, kullanılan verilerde herhangi bir tahrifat yapılmadığını, başkalarının eserlerinden yararlanılması durumunda bilimsel normlara uygun olarak atıfta bulunulduğunu, tezde yer alan verilerin bu üniversite veya başka bir üniversitede herhangi bir tez çalışmasında kullanılmadığını beyan ederim.

Yasemin ÇELİK

../../2019

TEŞEKKÜR

Çalışmamız boyunca her adımda büyük sabır ve özveri ile canı gönülden desteklerini esirgemeyen, İstatistik bilimini bizlere zevkle aşılayan, çok değerli saygıdeğer hocam Prof. Dr. Erol EĞRİOĞLU' na teşekkür ve minnetlerimi sunarım.

Ayrıca çalışmam sırasında bilgilerini ve desteklerini aldığım değerli İstatistik Bölümü ve Matematik Bölümü hocalarıma da teşekkürlerimi borç bilirim.

Bu günlere gelmemde emeklerini esirgemeyen değerli ailem ve sevgili eşime teşekkür ederim.

İÇİNDEKİLER

TEŞEKKÜR.....	i
İÇİNDEKİLER	ii
SİMGELER VE KISALTMALAR LİSTESİ.....	iv
ŞEKİLLER LİSTESİ	v
TABLolar LİSTESİ	vi
ÖZET.....	vii
SUMMARY	viii
BÖLÜM 1. GİRİŞ.....	1
BÖLÜM 2. LİTERATÜR ÖZETİ.....	2
BÖLÜM 3. MATERYAL VE YÖNTEM	3
3.1. Materyal	3
3.2. Yöntem.....	3
3.2.1. Üstel Düzleştirme Yöntemleri.....	4
3.2.2. Parçacık Sürü Optimizasyonu	8
3.2.3. Holt'un Doğrusal Trend Yönteminde Parçacık Sürü Optimizasyonu İle Parametre Tahmini	11
BÖLÜM 4. ARAŞTIRMA BULGULARI	16
4.1. Simülasyon Çalışması	17
4.2. Giresun İli Minimum Sıcaklık Değerlerinin Tahmin Edilmesi	19
4.3. BP'nin Ülkeler Bazında Enerji Tüketimi Değerlerinin Tahmin Edilmesi	21

BÖLÜM 5. SONUÇLAR VE TARTIŞMA.....	31
KAYNAKLAR.....	32
ÖZGEÇMİŞ	34

SİMGELER VE KISALTMALAR LİSTESİ

ARIMA	: Otoregresif bütünleşik hareketli ortalamalar
H.D.T.	: Holt'un Doğrusal Trend Yöntemi
HKOK	: Hata Kareler Ortalaması Karekökü
PSO	: Parçacık Sürü Optimizasyonu

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 1. Parçacık Sürü Optimizasyonu İçin Akış Şeması	10
Şekil 2. Simülasyon Zaman Serileri İçin Örnek Grafikler.....	17
Şekil 3. Giresun İli 2006-2018 Yılları Arası Günlük Minimum Sıcaklıklar Zaman Serisi.....	19
Şekil 4. Klasik Holt Yöntemi ve Önerilen Yöntemin Gerçek Değerler ile Birlikte Grafikleri	20
Şekil 5. Almanya Enerji Tüketiminin Klasik Holt Yöntemi ve Önerilen Yöntemin Gerçek Değerler ile Birlikte Grafikleri	22
Şekil 6. İtalya Enerji Tüketiminin Klasik Holt Yöntemi ve Önerilen Yöntemin Gerçek Değerler ile Birlikte Grafikleri	23
Şekil 7. Belçika Enerji Tüketiminin Klasik Holt Yöntemi ve Önerilen Yöntemin Gerçek Değerler ile Birlikte Grafikleri	24
Şekil 8. Türkiye Enerji Tüketiminin Klasik Holt Yöntemi ve Önerilen Yöntemin Gerçek Değerler ile Birlikte Grafikleri	25
Şekil 9. Avustralya Enerji Tüketiminin Klasik Holt Yöntemi ve Önerilen Yöntemin Gerçek Değerler ile Birlikte Grafikleri	26
Şekil 10. İngiltere Enerji Tüketiminin Klasik Holt Yöntemi ve Önerilen Yöntemin Gerçek Değerler ile Birlikte Grafikleri	27
Şekil 11. İspanya Enerji Tüketiminin Klasik Holt Yöntemi ve Önerilen Yöntemin Gerçek Değerler ile Birlikte Grafikleri	28
Şekil 12. Macaristan Enerji Tüketiminin Klasik Holt Yöntemi ve Önerilen Yöntemin Gerçek Değerler ile Birlikte Grafikleri	29
Şekil 13. Bulgaristan Enerji Tüketiminin Klasik Holt Yöntemi ve Önerilen Yöntemin Gerçek Değerler ile Birlikte Grafikleri	30

TABLÖLAR LİSTESİ

Tablo 1. Simülasyon Çalışmasında Farklı Durumlar.....	17
Tablo 2. Simülasyon Sonuçları.....	18
Tablo 3. Klasik Holt Yönteminde Analiz Sonuçları	21
Tablo 4. Önerilen Yöntem Analiz Sonuçları.....	21
Tablo 5. Almanya Enerji Tüketimi Analiz Sonuçları	22
Tablo 6. İtalya Enerji Tüketimi Analiz Sonuçları.....	23
Tablo 7. Belçika Enerji Tüketimi Analiz Sonuçları.....	24
Tablo 8. Türkiye Enerji Tüketimi Analiz Sonuçları	25
Tablo 9. Avustralya Enerji Tüketimi Analiz Sonuçları	26
Tablo 10. İngiltere Enerji Tüketimi Analiz Sonuçları	27
Tablo 11. İspanya Enerji Tüketimi Analiz Sonuçları.....	28
Tablo 12. Macaristan Enerji Tüketimi Analiz Sonuçları	29
Tablo 13. Bulgaristan Enerji Tüketimi Analiz Sonuçları	30

HOLT'UN DOĞRUSAL TREND YÖNTEMİNDE PARÇACIK SÜRÜ OPTİMİZASYONU İLE PARAMETRE TAHMİNİ

ÖZET

Trend içeren zaman serilerinin çözümlenmesinde kullanılan etkili ve basit bir yöntem Holt'un doğrusal trend (H.D.T) yöntemidir. Basit olmasına rağmen Holt'un doğrusal trend yöntemi birçok zaman serisi için başarılı öngörü sonuçları üretebilmektedir. Holt'un doğrusal trend yönteminde düzeltirme parametrelerinin, trend ve seviye için başlangıç değerlerinin tahmin edilmesi öngörü performansını direkt etkilemektedir. Bu çalışmada Holt'un doğrusal trend yönteminde düzeltirme parametrelerinin, trend ve seviye için başlangıç değerlerinin eş anlı olarak tahmin edilmesinde parçacık sürü optimizasyonu yönteminin performansı araştırılmıştır.

Anahtar Kelimeler: Holt'un doğrusal trend yöntemi, düzeltirme parametreleri, parçacık sürü optimizasyonu

PARAMETER ESTIMATION WITH PARTICLE SWARM OPTIMIZATION IN HOLT'S LINEAR TREND METHOD

SUMMARY

Holt's linear trend method is a simple method to solve time series which have linear trend. Although Holt's linear trend method is simple, it can produce successful forecasting results. Estimating smoothing parameters and initial values of trend and level directly effects to forecasting performance. In this study, performance of particle swarm optimization for simultaneously estimation of smoothing parameters and initial values of trend and level is investigated.

Keywords: Holt's linear trend method, smoothing parameters, particle swarm optimization

BÖLÜM 1. GİRİŞ

Zaman serilerinin öngörülmesi problemi gerçek hayatın her alanında çözüm gerektiren önemli bir problemdir. Zaman serilerinin öngörülmesi için kullanılacak en basit yöntem zaman serisi değerlerinin sabit bir ortalama etrafında rastgele salındığı varsayımından hareket etmektir. Bu varsayım altında serinin öngörülmesi de bu ortalamaya eşit olacaktır. Bu model aşağıdaki denklem ile gösterilebilir.

$$X_t = \mu + \varepsilon_t \quad (1)$$

Bu modelde uygun koşullar altında ortalama parametresinin tahmin edicisi örnek ortalamasıdır. Zaman serisinin bir ortalama etrafından salınmasından öte zaman içinde değişen bir ortalamaya sahip olduğu düşünülürse (1) modeli zaman serisinin öngörüsü için yeterli olmayacaktır. Bu durumda ortalamanın değişimine uygun bir modelin kullanılması mümkündür. Serideki değişim sürekli ve sabit hızda artış ya da azalış şeklinde oluyorsa seride doğrusal trendin olduğu varsayılır.

Bu tür zaman serilerinin çözümlenmesinde aşağıda verilen doğrusal regresyon modeli iyi bir araç olarak düşünülebilir.

$$X_t = \beta_0 + \beta_1 t + \varepsilon_t \quad (2)$$

Zaman serisinin bir ortalama etrafında salındığı ancak bu ortalamanın zaman içinde rastgele olmayan bir salınım gerçekleştirildiği varsayılırsa (1) modeli yerine basit üstel düzeltirme yöntemi uygulanır.

Benzer şekilde serideki seviye ve trendin zaman içinde rastgele olmayan bir şekilde değiştiği varsayılırsa (2) modeli yerine Holt'un doğrusal trend yönteminin kullanılması uygun olacaktır.

Basit üstel düzeltirme yöntemleri ve Holt'un doğrusal trend yöntemleri temel üstel düzeltirme yöntemleri olarak bilinmektedir.

BÖLÜM 2. LİTERATÜR ÖZETİ

Üstel düzleştirme yöntemleri literatürde birçok uygulama alanı bulmuş etkili yöntemlerdir.

Üstel düzleştirme yöntemleri ilk olarak Holt (1957), Brown (1959) ve Winters (1960) çalışmalarında ele anılmıştır.

Pegel (1969)'da üstel düzleştirme yöntemlerinin basit bir sınıflamasını vermiştir.

Muth (1960)'da üstel düzleştirme yöntemleri için istatistiksel temeller atılmış ve optimal öngörüler tartışılmıştır.

Box-Jenkins (1970), Roberts (1982), Abraham ve Ledolter (1983, 1986) çalışmalarında ARIMA modelleri ile üstel düzleştirme modelleri arasındaki denklemler ortaya koyulmuştur.

Synder (1985)'de durum konum modelleri formunda ifade edilebileceğini göstermiştir.

Bartolomei ve Sweet (1989), Makridakis ve Hibon (1991) düzleştirme parametrelerinin ve başlangıç değerlerinin tahmini üzerine araştırmalar yapmışlardır.

Hyndman ve ark. (2002)'de çeşitli üstel düzleştirme yöntemlerinin elde edilmesini sağlayan yeni bir sınıflandırma vermişlerdir.

BÖLÜM 3. MATERYAL VE YÖNTEM

3.1. Materyal

Araştırma materyali olarak tezler, kitaplar, yayınlanmış makaleler kullanılmış olup, yöntemi geliştirmek amacıyla analizlerde kullanmak üzere Matlab programı kullanılmıştır. Matlab programında kendi yazmış olduğumuz kod ile veriler analiz edilmiştir.

3.2. Yöntem

Temel üstel düzleştirme yöntemlerinde, düzleştirme parametreleri ve başlangıç değerlerinin eş anlı tahmin edilmesi yöntemin öngörü performansını olumlu bir şekilde etkileyecektir.

Bu tez çalışmasında bu problemin çözümü üzerine odaklanılmıştır. Birinci bölümde zaman serilerine giriş yapılmış olup, Holt'un doğrusal trend yönteminde düzleştirme parametreleri ve başlangıç değerlerinin parçacık sürü optimizasyonu ile eş anlı olarak tahmin edilmesinde parçacık sürü optimizasyonuna dayalı bir yöntem önerilmiştir. İkinci bölümde literatür özeti verilmiştir. Üçüncü bölümde materyal ve yöntem anlatılmış olup, üstel düzleştirme yöntemleri özetlenmiştir. Üstel düzleştirme yöntemlerinden Klasik Holt yöntemi üzerinde durulmuştur. Klasik Holt yöntemi için Matlab fonksiyonu verilmiştir. Parçacık sürü optimizasyonu detaylı bir şekilde açıklanmıştır. Parçacık Sürü Optimizasyonu için akış şeması verilmiştir. Önerilen yöntem olan Holt'un Doğrusal Trend Yönteminde Parçacık Sürü Optimizasyonu ile Parametre Tahmini açıklanmış olup, önerilen yöntemin adımları verilmiştir. Ayrıca önerilen yöntem için Matlab fonksiyonu sunulmuştur. Dördüncü bölümde simülasyon çalışması sonuçları, iki adet gerçek veri uygulaması verilmiş olup grafikleri sunulmuştur. Beşinci bölümde sonuçlar ve tartışma verilmiştir. Son kısımda ise sırasıyla, kaynaklar, özgeçmiş verilmiştir.

3.2.1. Üstel Düzleştirme Yöntemleri

Üstel düzleştirme yöntemleri, zaman serilerinin analiz edilmesinde kullanılan klasik yöntemlerdendir. Üstel düzleştirme yöntemlerinden hangi yöntemin kullanılacağı, zaman serisindeki bileşenlere bağlıdır. Eğer seri ortalama etrafında salınıyorsa ve trend ve mevsimsellik içermiyorsa basit üstel düzleştirme yöntemi kullanılır. Basit Üstel düzleştirme yönteminde öngörü, önceki gerçek değer ve önceki öngörünün ağırlıklı ortalamasıdır. Basit üstel düzleştirme yönteminde sadece bir tane düzleştirme parametresi (λ_1) vardır. Basit üstel düzleştirme yönteminde $n+1$. gün için öngörü aşağıdaki yöntemle hesaplanır.

$$\hat{Z}_{n+1} = \lambda_1 Z_n + (1 - \lambda_1) \hat{Z}_n \quad (3)$$

Düzleştirme katsayısı, $0 \leq \lambda_1 \leq 1$ aralığındadır. Bu parametrenin optimal değeri optimizasyon yöntemleri ile belirlenir. Kullanılan optimizasyon yöntemlerinden en bilineni "grid search" yöntemidir. Bu yöntemde $0 \leq \lambda_1 \leq 1$ aralığı eşit parçalara bölünerek en düşük hataya sahip düzleştirme katsayısı elde edilir. Başlangıç değerleri ise zaman serisinin ortalaması olarak alınır.

Eğer zaman serisi trend içeriyor ise uygulanacak üstel düzleştirme yöntemi Holt'un doğrusal trend yöntemidir. Holt yönteminde serinin seviyesi için ve trendin eğimi için iki adet üstel düzleştirme katsayısı vardır. Düzleştirme katsayıları 0 ile 1 arasında değerler alabilir. Holt yönteminde öngörü aşağıdaki formüller ile elde edilir.

$$\hat{Z}_{n+h} = \hat{L}_n + \hat{b}_n h \quad (4)$$

$$\hat{L}_n = \lambda_1 Z_n + (1 - \lambda_1) \hat{Z}_n \quad (5)$$

$$\hat{b}_n = \lambda_2 (\hat{L}_n - \hat{L}_{n-1}) + (1 - \lambda_2) \hat{b}_{n-1} \quad (6)$$

Holt'un doğrusal trend yönteminde belirlenmesi gereken diğer değerler trend ve seviye için başlangıç değerleri $\hat{L}_0$ ve $\hat{b}_0$ olmaktadır.

Başlangıç değerlerinin elde edilmesi için seriye doğrusal regresyon yöntemi uygulanabilir. Böylece tahmin edilen modelden başlangıç değerleri bulunmuş olur. λ_1 ve λ_2 parametreleri üstel düzeltme parametreleri olup bu parametreler sıfır ve bir aralığında değerler alırlar.

Yöntemin öngörü performansı üstel düzeltme parametrelerinin ve başlangıç değerlerinin belirlenmesine bağlıdır. Holt' un doğrusal trend yönteminde önemli bir problem başlangıç değerleri ve düzeltme parametrelerinin eş anlı tahmin edilmesidir.

Holt yönteminde başlangıç değerlerinin doğrusal regresyondan elde edildiği ve üstel düzeltme parametrelerinin ızgara arama (grid search) yöntemi ile elde edildiği duruma Klasik Holt yaklaşımı adını vereceğiz. Klasik Holt yaklaşımının uygulanması için kullanılacak program tarafımızdan hazırlanarak aşağıda Program 1 olarak verilmiştir.

Program 1. Klasik Holt Yöntemi İçin Matlab Fonksiyonu

```
function [RMSEtest,RMSEegt,lamda,xtah]=holtklasik(x,ntest)
n=length(x);
xegt=x(1:n-ntest);
k=0;
pp=0:0.01:1;
HKOK=zeros(101,1);
for i=1:101
    for j=1:101
        k=k+1;
        [HKOK(k)]=holt([pp(i),pp(j)],xegt);
        L{k,1}=[pp(i),pp(j)];
    end
end
minHKOK=min(HKOK);
jj=find(HKOK==minHKOK);
jj=jj(1);
```

```

lamda=L{jj,1};
[RMSEtum,xtah]=holt(lamda,x);
for i=1:n
    e(i)=xtah(i)-x(i);
end
RMSEtest=(mean(e(n-ntest+1:n).^2))^0.5;
RMSEegt=(mean(e(1:n-ntest).^2))^0.5;
xtah=xtah(n-ntest+1:n)';
function [HKOK,Ykap]=holt(lamda,y)
n=length(y);
X=[ones(n,1),(1:n)'];
Br=inv(X'*X)*X'*y;
a=Br(1);b=Br(2);
Ykap(1)=(a+b);
L(1)=lamda(1)*(y(1))+(1-lamda(1))*(a+b);
B(1)=lamda(2)*(L(1)-a)+(1-lamda(2))*b;
for t=2:n
    L(t)=lamda(1)*(y(t))+(1-lamda(1))*(L(t-1)+B(t-1));
    B(t)=lamda(2)*(L(t)-L(t-1))+(1-lamda(2))*B(t-1);
    Ykap(t)=(L(t-1)+B(t-1));
end
HKOK=(mean((y-Ykap').*(y-Ykap')))^0.5;
end
end

```

Zaman serisinin mevsimsellik içermesi durumunda ise Holt-Winters'ın toplamsal ve çarpımsal üstel düzleştirme yöntemleri en sık kullanılan yöntemlerdir.

Holt-Winters'ın yöntemlerinde üçüncü bir üstel düzleştirme parametresi ve üçüncü bir güncelleme denklemi daha kullanılmaktadır.

Holt-Winters'ın çarpımsal üstel düzleştirme yöntemi aşağıdaki güncelleme formüllerini kullanmaktadır.

$$\hat{Z}_{n+1} = (\hat{L}_n + \hat{b}_n) \times \hat{M}_{n-s+1} \quad (7)$$

$$\hat{L}_n = \lambda_1(Z_n/\hat{M}_{n-s}) + (1 - \lambda_1)\hat{Z}_n \quad (8)$$

$$\hat{b}_n = \lambda_2(\hat{L}_n - \hat{L}_{n-1}) + (1 - \lambda_2)\hat{b}_{n-1} \quad (9)$$

$$\hat{M}_n = \lambda_3(\hat{M}_{n-s}/\hat{L}_n) + (1 - \lambda_3)\hat{M}_{n-s} \quad (10)$$

Burada s zaman serisinin periyodunu göstermektedir. λ_1, λ_2 ve λ_3 yöntemde üstel düzleştirme parametreleri olup, ilk iki denklem için birer tane başlangıç değeri, son denklem için ise periyot kadar başlangıç değerinin belirlenmesi gerekmektedir.

Holt-Winters'ın toplamsal üstel düzleştirme yöntemi aşağıdaki güncelleme formüllerini kullanmaktadır.

$$\hat{Z}_{n+1} = (\hat{L}_n + \hat{b}_n) + \hat{M}_{n-s+1} \quad (11)$$

$$\hat{L}_n = \lambda_1(Z_n - \hat{M}_{n-s}) + (1 - \lambda_1)\hat{Z}_n \quad (12)$$

$$\hat{b}_n = \lambda_2(\hat{L}_n - \hat{L}_{n-1}) + (1 - \lambda_2)\hat{b}_{n-1} \quad (13)$$

$$\hat{M}_n = \lambda_3(\hat{M}_{n-s} - \hat{L}_n) + (1 - \lambda_3)\hat{M}_{n-s} \quad (14)$$

Çarpımsal üstel düzleştirmeye benzer şekilde burada da s zaman serisinin periyodunu göstermektedir. λ_1, λ_2 ve λ_3 yöntemde üstel düzleştirme parametreleri olup, ilk iki denklem için birer tane başlangıç değeri, son denklem için ise periyot kadar başlangıç değerinin belirlenmesi gerekmektedir.

3.2.2. Parçacık Sürü Optimizasyonu

Son yıllarda optimizasyon problemlerinin çözümünde iyi alternatifler olarak, yapay zeka optimizasyon algoritmaları kullanılmaya başlanmıştır. Yapay zeka optimizasyon algoritmalarında, arama uzayları akıllı stratejiler ile ve rastgele bir şekilde araştırılmaktadır. Global optimumun bulunmasını amaçlayan bu algoritmaların en önemli avantajı amaç fonksiyonunun matematiksel bir formunu ya da amaç fonksiyonunun türevlenebilme gibi matematiksel özelliklerini ihtiyaç duyulmamasıdır.

Yapay zeka optimizasyonları ilk başlarda kombinatoriyel problemlerin çözümleri için kullanılmaya başlansa da nümerik optimizasyon problemlerinin çözümü içinde etkili yöntemler ortaya koyulmuş ya da mevcut yapay zeka optimizasyon yöntemleri nümerik optimizasyon problemlerini çözmeye adapte edilmiştir. PSO nümerik optimizasyon problemlerinin çözümü için Kennedy ve Eberhart (1995) çalışmasında önerilmiştir. PSO kuş sürülerinin yem bulma davranışından esinlenilerek ortaya koyulmuş bir algoritmadır. PSO arama uzayını tek bir noktadan başlayarak arama yerine uzaya saçılmış çok sayıda ve birbiriyle haberleşebilen parçacıklar ile aramaktadır. Parçacıklar iterasyonlar ilerledikçe arama uzayının farklı bölgelerini keşfederek gitgide tek bir veya birkaç noktada aramayı derinleştirmektedirler. PSO’ da parçacıkların sayısı bu arama noktalarının sayısına karşılık gelmekte olup bu parametre ps ile gösterilmektedir. PSO’ da parçacıklar pozisyonlara sahip olup pozisyonların sayısı d optimizasyon probleminin boyutunu göstermektedir. PSO’ da parçacıklar aşağıdaki gibi P matrisinde gösterilebilir.

$$P = \begin{bmatrix} p_{1,1} & p_{1,2} & \cdots & p_{1,d} \\ p_{2,1} & p_{2,2} & \cdots & p_{2,d} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ p_{ps,1} & p_{ps,2} & \cdots & p_{ps,d} \end{bmatrix} \quad (15)$$

Her bir parçacığın bir sonraki konumu parçacığın hızına bağlı olarak değişmektedir. Bu nedenle PSO’ da her bir pozisyona karşılık gelen bir hız değeri bulunmaktadır. Hız değerleri de pozisyonlar gibi V matrisinde gösterilebilir.

$$V = \begin{bmatrix} v_{1,1} & v_{1,2} & \cdots & v_{1,d} \\ v_{2,1} & v_{2,2} & \cdots & v_{2,d} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ v_{ps,1} & v_{ps,2} & \cdots & v_{ps,d} \end{bmatrix} \quad (16)$$

Parçacıkların yeni pozisyonlarının belirlenmesi hızlara bağlı olarak aşağıdaki formül ile gerçekleştirilmektedir. Burada t iterasyon sayacını göstermektedir.

$$p_{i,j}^{t+1} = p_{i,j}^t + v_{i,j}^{t+1} \quad (17)$$

Parçacıklarının pozisyonlarının değiştirilmesinde önemli bir aşama hız değerlerinin güncelleştirilmesidir.

Standart parçacık sürü optimizasyonun da bu güncelleştirme iki tür hafıza ile gerçekleştirilmektedir. Bu hafızalar *Pbest* ve *Gbest* adını almakta ve aşağıdaki gibi gösterilmektedir.

$$Pbest = \begin{bmatrix} pb_{1,1} & pb_{1,2} & \cdots & pb_{1,d} \\ pb_{2,1} & pb_{2,2} & \cdots & pb_{2,d} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ pb_{ps,1} & pb_{ps,2} & \cdots & pb_{ps,d} \end{bmatrix} \quad (18)$$

$$Gbest = [gb_1 \ gb_2 \ \cdots \ gb_d] \quad (19)$$

Pbest, her bir parçacığın mevcut ana kadarki en iyi pozisyon değerlerinin saklandığı matrisi, *Gbest* ise mevcut ana kadar tüm parçacıkların en iyi pozisyon değerlerinin saklandığı vektörü göstermektedir. Değiştirilmiş parçacık sürü optimizasyonunda, standart parçacık sürü optimizasyonundan farklı olarak parçacığın bir önceki hız değeri de yeni pozisyon değerini belirlemede etki hale getirilmiştir. PSO' da hız değişimini aşağıda verilen formül ile gerçekleştirebiliriz.

$$v_{i,j}^{t+1} = [w \times v_{i,j}^t + c_1 \times rand_1 \times (pb_{i,j}^t - p_{i,j}^t) + c_2 \times rand_2 \times (gb_j^t - p_{i,j}^t)] \quad (20)$$

Burada w eylemsizlik ağırlığı parametresi olup, yeni hız değerinin belirlenmesinde bir önceki hız değerinin ne kadar etkisi olacağını kontrol etmektedir.

c_1 bilişsel katsayı olup, yeni hız değerinde parçacığın kendi hafızasının ne kadar etkin olacağını kontrol etmede kullanılan bir katsayıdır.

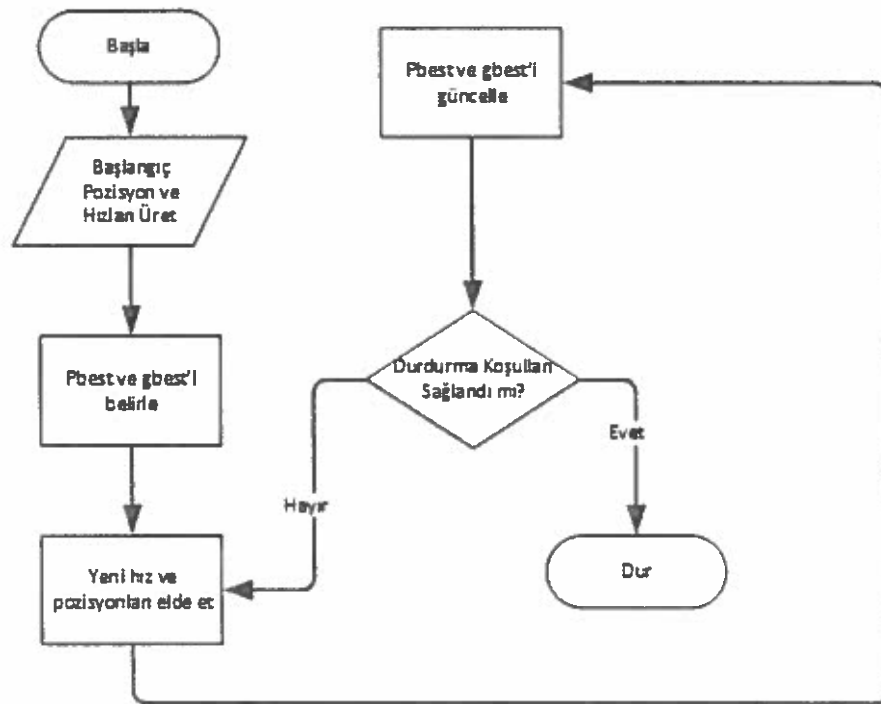
$rand_1$ sıfır ile bir aralığından üretilen rastgele bir sayı olup, parçacığın kendi hafızasının yeni hız değerine rastgele bir etkisinin olmasını sağlamaktadır.

c_2 sosyal katsayı olup yeni hız değerinde sürünün hafızasının ne kadar etkin olacağını kontrol etmekte kullanılan bir katsayıdır.

$rand_2$ sıfır ile bir aralığından üretilen rastgele bir sayı olup, sürünün hafızasının yeni hız değerine rastgele bir etkisinin olmasını sağlamaktadır.

Sonuç olarak yeni hız değeri, bir önceki hıza doğrudan, sürü hafızasına ve parçacığın kendi hafızasına rastgele bağlı olarak elde edilmektedir.

Parçacık sürü optimizasyonunun genel işleyişi akış diyagramı olarak Şekil 1’de verilmiştir.



Şekil 1. Parçacık Sürü Optimizasyonu İçin Akış Şeması

3.2.3. Holt'un Doğrusal Trend Yönteminde Parçacık Sürü Optimizasyonu İle Parametre Tahmini

Holt'un doğrusal trend yönteminde üstel düzleştirme parametreleri ve başlangıç değerlerinin belirlenmesi önemli bir problemdir. Bu tez çalışmasında bu problemin çözümü için parçacık sürü optimizasyonunu kullanan bir yöntem önerilmiştir. Tez çalışması kapsamında bir adım öngörü üzerine odaklanılmıştır. Bu nedenle aşağıda verilen Holt'un doğrusal trend yöntemini ele alalım.

$$\hat{Z}_{T+1} = \hat{L}_T + \hat{b}_T \quad (21)$$

$$\hat{L}_T = \lambda_1 Z_T + (1 - \lambda_1) \hat{Z}_T \quad (22)$$

$$\hat{b}_T = \lambda_2 (\hat{L}_T - \hat{L}_{T-1}) + (1 - \lambda_2) \hat{b}_{T-1} \quad (23)$$

Holt'un doğrusal trend yöntemindeki parametre tahmin problemini aşağıdaki denklem ile ifade etmek mümkündür.

$$\min_{\lambda_1, \lambda_2, \hat{L}_0, \hat{b}_0} \sqrt{\left(\frac{1}{n}\right) \sum_{i=1}^n (Z_i - \hat{Z}_i)^2} = \min_{\lambda_1, \lambda_2, \hat{L}_0, \hat{b}_0} HKOK(\lambda_1, \lambda_2, \hat{L}_0, \hat{b}_0 \setminus Z_1, Z_2, \dots, Z_n) \quad (24)$$

Optimizasyon problemin boyutu 4 olup, tahmin edilmesi gereken parametreler λ_1 , λ_2 , $\hat{L}_0$ ve $\hat{b}_0$ olmaktadır. Holt'un doğrusal trend yönteminin uygulanmasında klasik yaklaşım $\hat{L}_0$ ve $\hat{b}_0$ parametrelerinin optimizasyon süreci dışında basit doğrusal regresyon yaklaşımı ile tahmin edilmesidir. Bu durumda (24) problemi farklı olarak aşağıdaki gibi ifade edilmektedir.

$$\min_{\lambda_1, \lambda_2} \sqrt{\left(\frac{1}{n}\right) \sum_{i=1}^n (Z_i - \hat{Z}_i)^2} = \min_{\lambda_1, \lambda_2, \hat{L}_0, \hat{b}_0} HKOK(\lambda_1, \lambda_2 \setminus \hat{L}_0, \hat{b}_0, Z_1, Z_2, \dots, Z_n) \quad (25)$$

Bu tez çalışmasında Holt'un klasik yaklaşımı yerine yani (25) numaralı optimizasyona dayalı bir yöntem önerilmiştir. Önerilen yöntemin algoritması aşağıda adımlar halinde açıklanmıştır.

Algoritma 1. Önerilen Yöntem

Adım 1. Başlangıç parametreleri belirlenir.

w : Eylemsizlik ağırlığı

c_1 : Bilişsel katsayı

c_2 : Sosyal katsayı

ps : Parçacık Sayısı

n_{test} : Test kümesi uzunluğu

Adım 2. Başlangıç pozisyon ve hız değerleri üretilir.

Parçacık sürü optimizasyonunda optimizasyon probleminin boyutuna göre bir parçacık 4 pozisyondan oluşacaktır. Bu pozisyonların karşılık geleceği karar değişkenleri sırasıyla λ_1 , λ_2 , $\hat{L}_0$ ve $\hat{b}_0$ olmaktadır.

İlk iki pozisyon düzleştirme katsayılarına denk geldiği için;

$$P_{i,j}^0 \sim \text{Düzgün}(0,1) \quad i = 1, 2, \dots, ps; \quad j = 1, 2 \quad (26)$$

Formülü ile rastgele üretilir. Son iki parçacığın üretilmesinde ise ilk olarak basit doğrusal regresyon yöntemi uygulanır ve tahmin denklemi elde edilir.

$$\hat{Z}_t = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 t \quad (27)$$

Pozisyonların başlangıç değeri regresyon parametrelerinin tahmin edicilerine göre elde edilir.

$$P_{i,j}^0 \sim N(\hat{\beta}_0, V(\hat{\beta}_0)) \quad i = 1, 2, \dots, ps ; j = 3 \quad (28)$$

$$P_{i,j}^0 \sim N(\hat{\beta}_1, V(\hat{\beta}_1)) \quad i = 1, 2, \dots, ps ; j = 4 \quad (29)$$

Bunların dışında tüm hız değerleri aşağıdaki gibi rastgele olarak üretilir.

$$v_{i,j}^0 \sim \text{Düzgün}(0,1) \quad i = 1, 2, \dots, ps ; j = 1, 2, 3, 4 \quad (30)$$

Adım 3. Parçacıkların pozisyon değerleri kullanılarak uygunluk fonksiyonu değerleri hesaplanır. Bu hesaplama her bir parçacık için gerçekleştirilir.

$$f_i = HKO(\lambda_1 = P_{i,1}^t, \lambda_2 = P_{i,2}^t, \hat{L}_0 = P_{i,3}^t, \hat{b}_0 = P_{i,4}^t \setminus Z_1, Z_2, \dots, Z_n) \quad i = 1, 2, \dots, ps \quad (31)$$

Her bir parçacık için uygunluk değerinin hesaplanmasında ilk gözlemden başlanarak eğitim setinin tüm gözlemleri için sırasıyla (21), (22) ve (23) formülleri uygulanır.

Adım 4. *Pbest* ve *Gbest* ilk iterasyon için oluşturulur. Diğer iterasyonlarda ise güncellenir.

Adım 5. Durdurma koşulu olarak *Gbest*'in uygunluk değeri kontrol edilir. Bu değer önceden belirlenen bir hata değerinin altındaysa veya üst üste 30 iterasyon iyileşme sağlanmadıysa veya maksimum iterasyon sayısına gelindi ise algoritma durdurulur. Optimizasyon probleminin çözümü *Gbest* vektörüdür.

Adım 6. (20) ve (17) formülleri ardışık olarak kullanılarak yeni hız ve pozisyon değerleri hesaplanır ve Adım 3'e geri dönlür.

Önerilen yöntemin uygulanabilmesi için Matlab’da bir fonksiyon hazırlanmıştır.

Hazırlanan fonksiyon Program 2 olarak verilmiştir.

Program 2. Önerilen Yöntem İçin Matlab Fonksiyonu

```
function [RMSEtest,RMSEegt,gbest,gbestf,xtah,itn]=holtpso2(x,ntest)
```

```
c1=2;c2=2;w=0.9;maxitr=100;ps=30;
msebestEski=10^6;kk=0;
V=unifrnd(-0.01,0.01,ps,4);
n=length(x);
y=x;
x=x(1:(n-ntest));
nx=length(x);
X=[ones(nx,1),(1:nx)'];
Br=inv(X'*X)*X'*x;
a=Br(1);b=Br(2);
P=[unifrnd(0,1,ps,2),normrnd(a,1,ps,1),normrnd(b,1,ps,1)];
for i=1:ps
    Pf(i)=holt2(P(i,:),x);
end
Pbest=P;
Pbestf=Pf;
ms=find(Pbestf==min(Pbestf));
ms=ms(1);
gbest=Pbest(ms,:);
gbestf=Pbestf(ms);
for i=1:maxitr
    for j1=1:ps
```

```

for j2=1:4
    if j2<=2
        V(j1,j2)=w*V(j1,j2)+2*c1*unifrnd(0,1)*(Pbest(j1,j2)-
P(j1,j2))+2*c2*unifrnd(0,1)*(gbest(j2)-P(j1,j2));
        V(j1,j2)=max(min(V(j1,j2),0.1),-0.1);
        P(j1,j2)=P(j1,j2)+V(j1,j2);
        P(j1,j2)=max(min(P(j1,j2),1),0);
    else
        V(j1,j2)=w*V(j1,j2)+2*c1*unifrnd(0,1)*(Pbest(j1,j2)-
P(j1,j2))+2*c2*unifrnd(0,1)*(gbest(j2)-P(j1,j2));
        V(j1,j2)=max(min(V(j1,j2),0.1),-0.1);
        P(j1,j2)=P(j1,j2)+V(j1,j2);
    end
end
Pf(j1)=holt2(P(j1,:),x);
if Pf(j1)<Pbestf(j1)
    Pbest(j1,:)=P(j1,:);
    Pbestf(j1)=Pf(j1);
end
end
ms=find(Pbestf==min(Pbestf));
ms=ms(1);
gbest=Pbest(ms,:);
gbestf=Pbestf(ms);
if abs((msebestEski-gbestf)/gbestf)<10^-3
    kk=kk+1;
end
if kk>30
    break
end
msebestEski=gbestf;
end

```

```

itn=i;
[RMSEtum,xtah]=holt2(gbest,y);
for i=1:n
    e(i)=xtah(i)-y(i);
end
RMSEtest=(mean(e(n-ntest+1:n).^2))^0.5;
RMSEegt=(mean(e(1:n-ntest).^2))^0.5;
xtah=xtah(n-ntest+1:n)';
function [HKOK,Ykap]=holt2(lamda,y)
n=length(y);
a=lamda(3);b=lamda(4);
Ykap(1)=(a+b);
L(1)=lamda(1)*(y(1))+(1-lamda(1))*(a+b);
B(1)=lamda(2)*(L(1)-a)+(1-lamda(2))*b;
for t=2:n
    L(t)=lamda(1)*(y(t))+(1-lamda(1))*(L(t-1)+B(t-1));
    B(t)=lamda(2)*(L(t)-L(t-1))+(1-lamda(2))*B(t-1);
    Ykap(t)=(L(t-1)+B(t-1));
end
HKOK=(mean((y-Ykap').*(y-Ykap')))^0.5;
end
end

```

BÖLÜM 4. ARAŞTIRMA BULGULARI

Analizlerde bir adet simülasyon verisi , iki adet gerçek hayat veri setleri kullanılmıştır. Yapılan analizlerden alınan sonuçlar sırasıyla; simülasyon çalışması, Giresun ilinin minimum sıcaklık değerlerinin tahmin edilmesi ve Bp'nin ülkeler bazında konu başlıkları altında açıklamalı olarak sunulmuştur.

4.1. Simülasyon Çalışması

Simülasyon çalışmasında Klasik Holt yöntemi ile Önerilen yöntemin performansı karşılaştırılmıştır. Toplamda dört farklı durum için simülasyon gerçekleştirilmiştir. Durumlarda örnek sayısının ve verideki hata ya da gürültü seviyesinin değişik miktarları denemiştir. Durumlar aşağıda tabloda özetlenmiştir.

Tablo 1. Simülasyon Çalışmasında Farklı Durumlar

Durumlar	Gözlem Sayısı (n)	Gürültü seviyesi (σ)
1	200	1
2	200	10
3	1000	1
4	1000	10

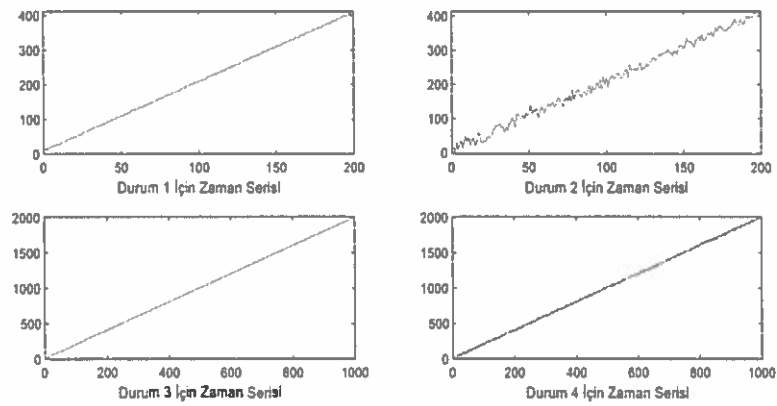
Simülasyonun her bir durumunda yapay zaman serileri aşağıdaki adımlar ile elde edilmiştir.

Adım 1. $e_t \sim Normal(0, \sigma^2)$ n adet örneklem rastgele seçilir.

Adım 2. $Z_t = 10 + 2 \times t$; $t = 1, 2, \dots, n$ gürültüsüz gözlemler elde edilir.

Adım3. $Z_t = Z_t + e_t$ eşitliği ile zaman serisine gürültü eklenir.

Simülasyonun 4 farklı durumu için elde edilen zaman serilerine örnek olarak grafikler aşağıda verilmiştir.



Şekil 2. Simülasyon Zaman Serileri İçin Örnek Grafikler

Simülasyon çalışmasında 200 tekrar yapılarak elde edilen sonuçlar aşağıda Tablo 2’de verilmiştir.

Tüm zaman serilerinin son 20 gözlemi test kümesi olarak ayrılmıştır.

Tabloda Klasik Holt ve Önerilen yöntem için test verileri için elde edilen hata kareler ortalaması karekök (HKOK) değerlerinin ortalama ve standart sapma istatistikleri sunulmuştur.

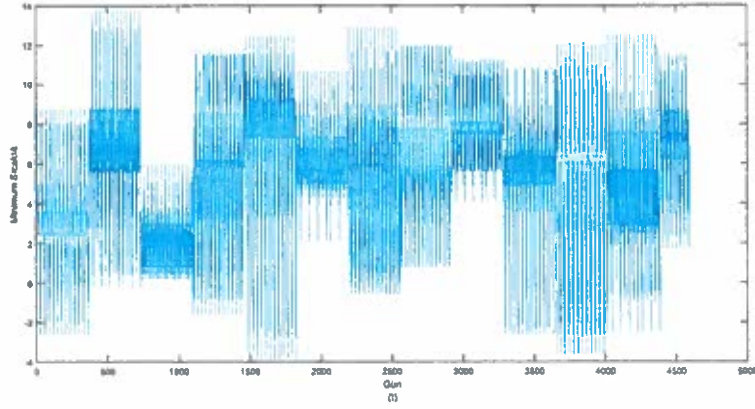
Son sütunda ise elde edilen HKOK değerlerinin ortalamaları karşılaştırılmış ve hipotez testi sonuçları verilmiştir.

Tablo 2. Simülasyon Sonuçları

Durumlar	Yöntem	Test Verisi (HKOK)		t-test
		Ortalama	Standart Sapma	
1	Klasik Holt	0,9835	0,1401	p>0.05
	Önerilen Yöntem	1,0068	0,1403	
2	Klasik Holt	9,7116	1,4107	p>0.05
	Önerilen Yöntem	9,9152	1,4101	
3	Klasik Holt	0,9847	0,1495	p>0.05
	Önerilen Yöntem	0,9983	0,1497	
4	Klasik Holt	10,0368	1,4982	p>0.05
	Önerilen Yöntem	10,0740	1,5137	

4.2. Giresun İli Minimum Sıcaklık Değerlerinin Tahmin Edilmesi

Önerilen yöntemin öngörü performansı Giresun ili için ölçülen minimum sıcaklıklar günlük zaman serisi için araştırılmıştır. Zaman serisinin grafiği Şekil 3’de verilmiştir.



Şekil 3. Giresun İli 2006-2018 Yılları Arası Günlük Minimum Sıcaklıklar Zaman Serisi

Zaman serisinin çözümlenmesinde Klasik Holt Yaklaşımı ve Önerilen yöntem uygulanmıştır. Uygulamada serinin 2018 yılı günlerine denk gelen son 212 gözlem test kümesi olarak ayrılmıştır.

Klasik Holt Yönteminin uygulanmasından elde edilen sonuçlar aşağıda özetlenmiştir.

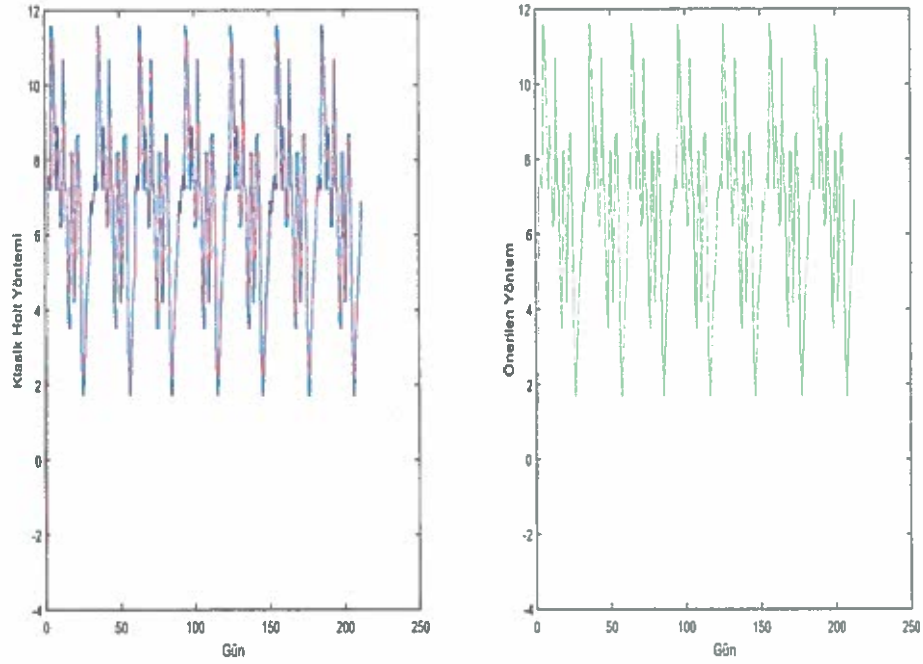
$$\text{HKOK (Eğitim Kümesi)} = 2,2989 ; \text{HKOK (Test Kümesi İçin)} = 2,3013$$

Zaman serisi önerilen yöntem ile çözümlendiğinde ise,

$$\text{HKOK (Eğitim Kümesi)} = 2,2987 ; \text{HKOK (Test Kümesi İçin)} = 2,3013$$

Sonuçlarına ulaşılmıştır. Klasik Holt yöntemi ve önerilen yöntemin her ikisinde de üstel düzleştirme parametreleri aynı ve $\lambda_1 = 1$, $\lambda_2 = 0$ olarak elde edilmiştir.

Şekil 4’de önerilen yöntem ve Klasik Holt yönteminden elde edilen öngörülerin gerçek değerler ile birlikte grafiği sunulmuştur.



Şekil 4. Klasik Holt Yöntemi ve Önerilen Yöntemin Gerçek Değerler ile Birlikte Grafikleri

Çözümleme zamanları karşılaştırılırsa Klasik Holt yöntemi ile 36,27 saniyede çözümleme gerçekleştirilebilirken, önerilen yöntem ile çözüm 9,78 saniyede bulunabilmektedir. Ve zamandan kazanç sağlamaktadır.

4.3. BP'nin Ülkeler Bazında Enerji Tüketimi Değerlerinin Tahmin Edilmesi

BP firmasının ülkeler bazında birincil enerji tüketimi verileri Klasik Holt ve Önerilen yöntem ile çözülmüş olup, alınmış olan sonuçlar karşılaştırılmıştır. Uygulamada; 1965-2016 yılları arası Almanya, İtalya, Belçika, Türkiye, Avustralya, İngiltere, İspanya, Macaristan, Bulgaristan olmak üzere 9 ülkenin yıllık enerji tüketimi verileri alınmıştır. Analizde gözlem sayısı 52 olup, test verisi sayısı da 5 olarak belirlenmiştir. Alınan sonuçlar Tablo 3 ve Tablo 4'te aşağıdaki şekilde gösterilmiştir.

Tablo 3. Klasik Holt Yönteminde Analiz Sonuçları

Ülkeler	KLASİK HOLT YÖNTEMİ			
	HKOK Eğitim Kümesi	HKOK Test Kümesi	λ_1	λ_2
Almanya	13,812	8,09	1	0
İtalya	6,862	6,717	1	0
Belçika	2,165	3,165	0,97	0
Türkiye	3,416	4,188	0,97	0
Avustralya	1,678	2,445	0,86	0
İngiltere	6,347	5,898	0,96	0
İspanya	3,3	4,267	0,77	0,52
Macaristan	1,27	1,029	1	0
Bulgaristan	2,229	1,128	1	0

Tablo 4. Önerilen Yöntem Analiz Sonuçları

Ülkeler	ÖNERİLEN YÖNTEM			
	HKOK Eğitim Kümesi	HKOK Test Kümesi	λ_1	λ_2
Almanya	12,965	8,159	1	0
İtalya	5,16	6,816	1	0
Belçika	2,07	3,151	1	0
Türkiye	2,69	4,208	1	0
Avustralya	1,564	2,511	0,89	0
İngiltere	6,17	5,799	0,95	0
İspanya	3,156	4,263	0,77	0,51
Macaristan	0,843	1,067	1	0
Bulgaristan	1,451	1,168	1	0

Tablo 3 ve Tablo 4'te koyu verilen değerler 2 yöntem karşılaştırılmasında daha iyi çıkmıştır.

Her bir ülkenin verileri önerilen yöntem ile tahmin edildiğinde HKOK (Eğitim Kümesi) performans bakımından daha iyidir.

Test kümesine bakıldığında Belçika, İngiltere, İspanya ülkelerinde önerilen yöntem %33 lük bir başarıya sahip olup, diğer ülkelerin analizinde yakın sonuçlar vermiştir. Fakat önerilen yöntemin hesaplama zamanı Klasik Holt Yöntemine göre daha kısadır.

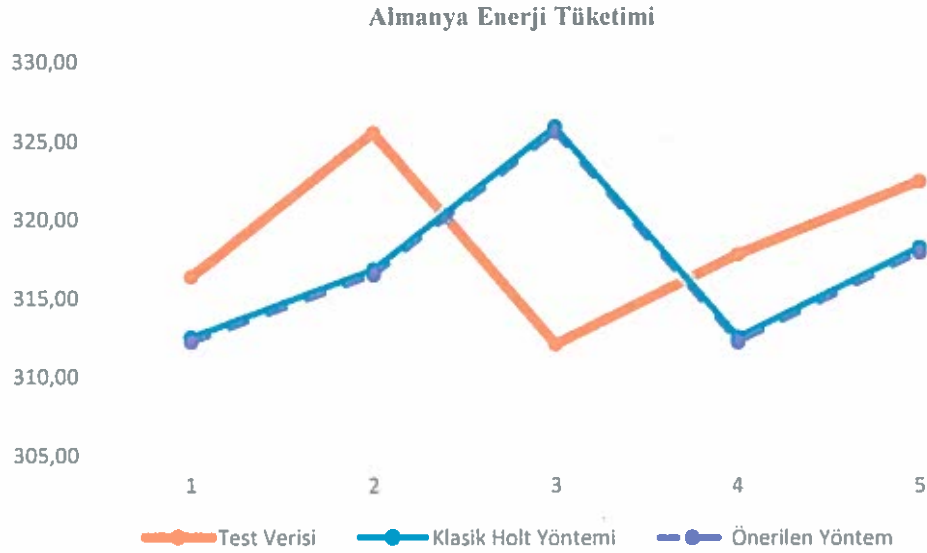
Tablo 4. Almanya Enerji Tüketimi Analiz Sonuçları

Almanya Enerji Tüketimi		
Test Verisi	Klasik Holt Yöntemi	Önerilen Yöntem
316,39	312,54	312,23
325,54	316,84	316,53
312,09	325,94	325,63
317,81	312,54	312,23
322,46	318,24	317,93

1965-2016 Almanya enerji tüketimi analizi sonucunda hem Klasik Holt Yöntemi ile hem de önerilen yöntem ile elde edilen öngörü değerleri Tablo 5’te verilmiştir.

Ayrıca test verisi ile Almanya enerji tüketimine ait veri ile Holt yöntemi ve önerilen yöntemden elde edilen öngörü değerlerinin birlikte grafiği Şekil 5’te verilmiştir.

Görüldüğü gibi Klasik Holt yöntemi ile önerilen yöntem değerleri oldukça yakın çıkmıştır.



Şekil 5. Almanya Enerji Tüketiminin Klasik Holt Yöntemi ve Önerilen Yöntemin Gerçek Değerler ile Birlikte Grafikleri

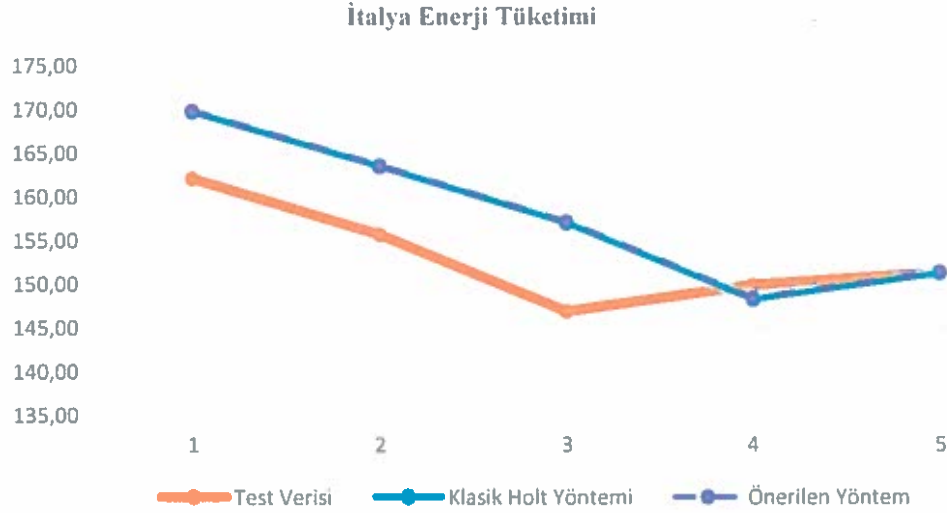
Tablo 5. İtalya Enerji Tüketimi Analiz Sonuçları

İtalya Enerji Tüketimi		
Test Verisi	Klasik Holt Yöntemi	Önerilen Yöntem
162,17	169,84	169,98
155,70	163,54	163,68
146,87	157,04	157,18
149,88	148,24	148,38
151,32	151,24	151,38

1965-2016 İtalya enerji tüketimi analizi sonucunda hem Klasik Holt Yöntemi ile hem de önerilen yöntem ile elde edilen öngörü değerleri Tablo 6’da verilmiştir.

Ayrıca test verisi ile İtalya enerji tüketimine ait veri ile Holt yöntemi ve önerilen yöntemden elde edilen öngörü değerlerinin birlikte grafiği Şekil 6’da verilmiştir.

Klasik Holt yöntemi ile önerilen yöntem değerleri oldukça yakın çıkmıştır.



Şekil 6. İtalya Enerji Tüketiminin Klasik Holt Yöntemi ve Önerilen Yöntemin Gerçek Değerler ile Birlikte Grafikleri

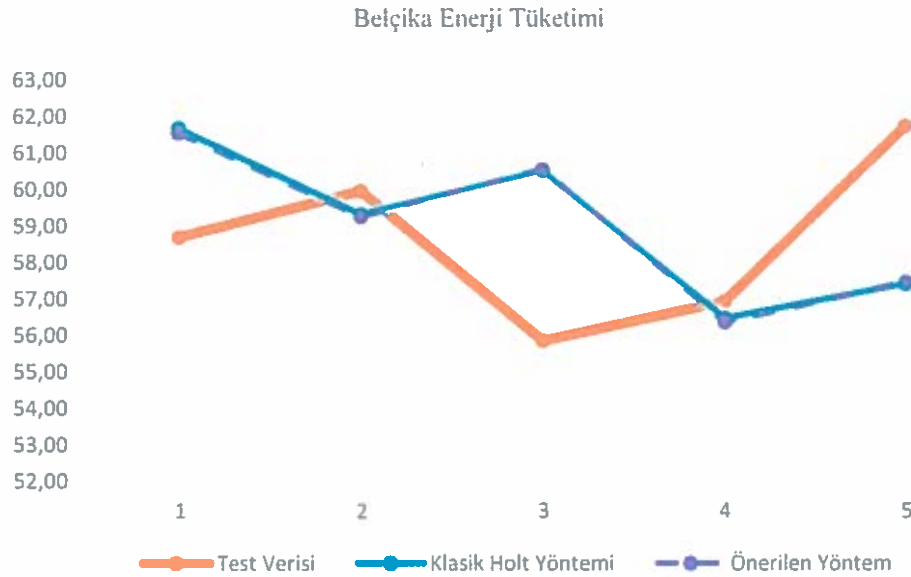
Tablo 6.Belçika Enerji Tüketimi Analiz Sonuçları

Belçika Enerji Tüketimi		
Test Verisi	Klasik Holt Yöntemi	Önerilen Yöntem
58,69	61,68	61,56
59,96	59,32	59,26
55,84	60,51	60,56
56,92	56,47	56,36
61,73	57,42	57,46

1965-2016 Belçika enerji tüketimi analizi sonucunda hem Klasik Holt Yöntemi ile hem de önerilen yöntem ile elde edilen öngörü değerleri Tablo 7’de verilmiştir.

Ayrıca test verisi ile Belçika enerji tüketimine ait veri ile Holt yöntemi ve önerilen yöntemden elde edilen öngörü değerlerinin birlikte grafiği Şekil 7’de verilmiştir.

Tablo 3 ve Tablo 4’deki alınan HKOK sonuçlarına göre hem eğitim kümesinde hem de test kümesinde önerilen yöntem başarılı sonuçlar vermiştir.



Şekil 7. Belçika Enerji Tüketiminin Klasik Holt Yöntemi ve Önerilen Yöntemin Gerçek Değerler ile Birlikte Grafikleri

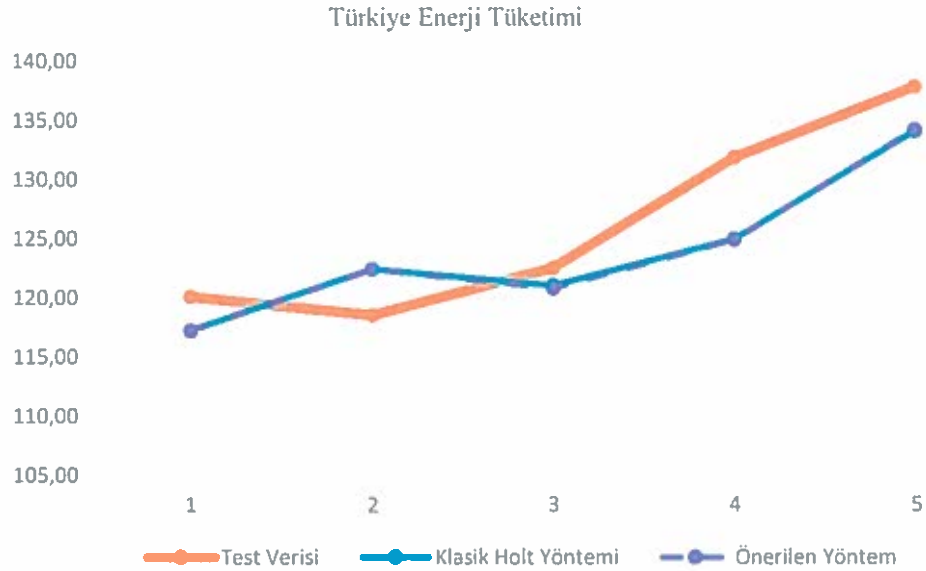
Tablo 7. Türkiye Enerji Tüketimi Analiz Sonuçları

Türkiye Enerji Tüketimi		
Test Verisi	Klasik Holt Yöntemi	Önerilen Yöntem
120,15	117,30	117,24
118,55	122,46	122,44
122,55	121,06	120,84
131,91	125,00	124,94
137,88	134,14	134,24

1965-2016 Türkiye enerji tüketimi analizi sonucunda hem Klasik Holt Yöntemi ile hem de önerilen yöntem ile elde edilen öngörü değerleri Tablo8’de verilmiştir.

Ayrıca test verisi ile Türkiye enerji tüketimine ait veri ile Holt yöntemi ve önerilen yöntemden elde edilen öngörü değerlerinin birlikte grafiği Şekil 8’da verilmiştir.

Tablo 3 ve Tablo 4’deki alınan HKOK sonuçlarına göre Klasik Holt yöntemi ile önerilen yöntem değerleri oldukça yakın çıkmıştır.



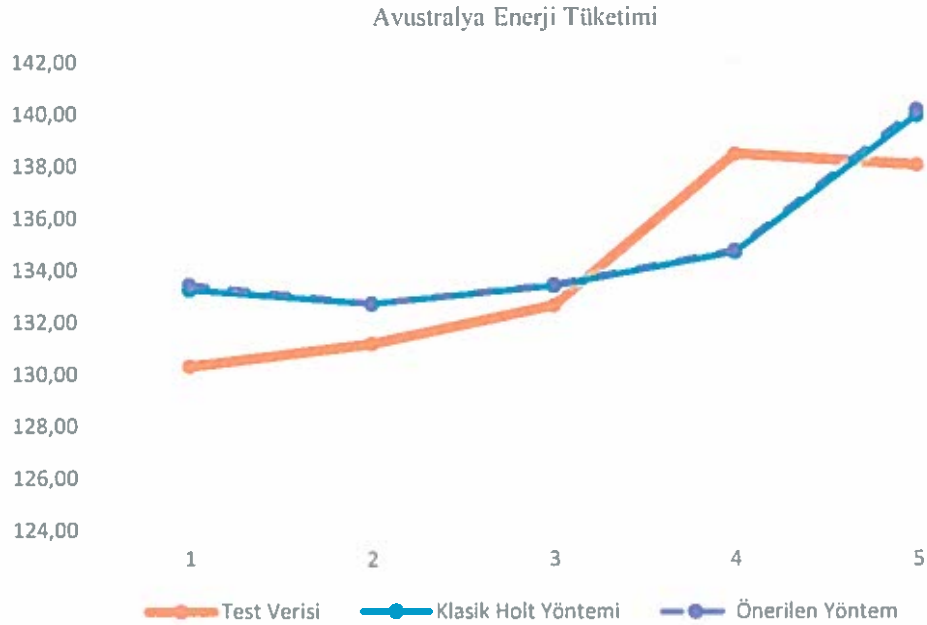
Şekil 8. Türkiye Enerji Tüketiminin Klasik Holt Yöntemi ve Önerilen Yöntemin Gerçek Değerler ile Birlikte Grafikleri

Tablo 8. Avustralya Enerji Tüketimi Analiz Sonuçları

Avustralya Enerji Tüketimi		
Test Verisi	Klasik Holt Yöntemi	Önerilen Yöntem
130,30	133,25	133,44
131,16	132,70	132,72
132,64	133,40	133,44
138,48	134,70	134,77
138,05	139,96	140,18

1965-2016 Avustralya enerji tüketimi analizi sonucunda hem Klasik Holt Yöntemi ile hem de önerilen yöntem ile elde edilen öngörü değerleri Tablo 9’ da verilmiştir.

Ayrıca test verisi ile Avustralya enerji tüketimine ait veri ile Holt yöntemi ve önerilen yöntemden elde edilen öngörü değerlerinin birlikte grafiği Şekil 9’da verilmiştir. Klasik Holt yöntemi ile önerilen yöntem değerleri yakın çıkmıştır.



Şekil 9. Avustralya Enerji Tüketiminin Klasik Holt Yöntemi ve Önerilen Yöntemin Gerçek Değerler ile Birlikte Grafikleri

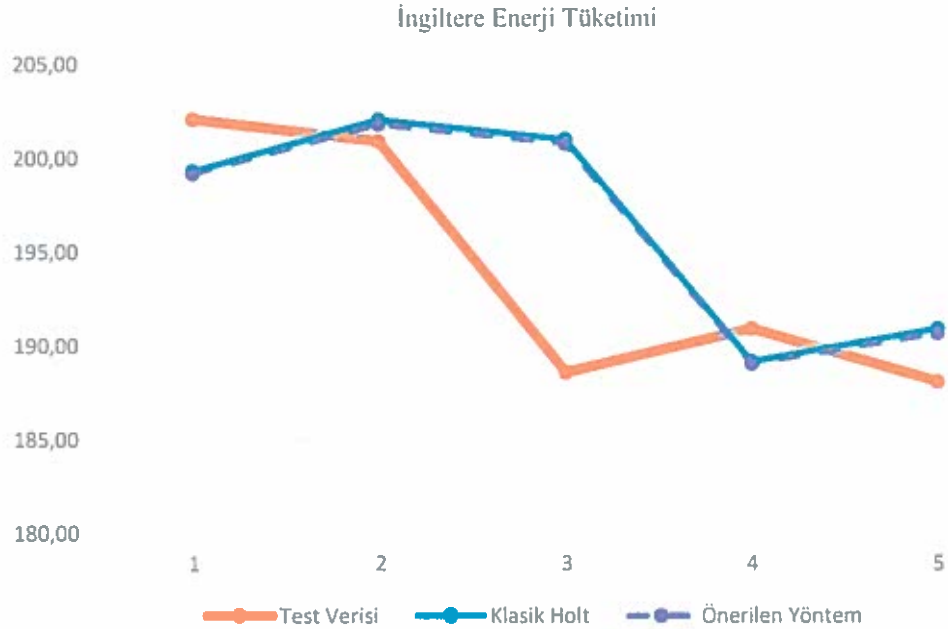
Tablo 9. İngiltere Enerji Tüketimi Analiz Sonuçları

İngiltere Enerji Tüketimi		
Test Verisi	Klasik Holt	Önerilen Yöntem
202,09	199,33	199,20
200,91	202,06	201,82
188,59	201,01	200,80
190,92	189,16	189,04
188,09	190,90	190,67

1965-2016 İngiltere enerji tüketimi analizi sonucunda hem Klasik Holt Yöntemi ile hem de önerilen yöntem ile elde edilen öngörü değerleri Tablo 10'da verilmiştir.

Ayrıca test verisi ile İngiltere enerji tüketimine ait veri ile Holt yöntemi ve önerilen yöntemden elde edilen öngörü değerlerinin birlikte grafiği Şekil 10'da verilmiştir.

Tablo 3 ve Tablo 4'deki alınan HKOK sonuçlarına göre hem eğitim kümesinde hem de test kümesinde önerilen yöntem başarılı sonuçlar vermiştir.



Şekil 10. İngiltere Enerji Tüketiminin Klasik Holt Yöntemi ve Önerilen Yöntemin Gerçek Değerler ile Birlikte Grafikleri

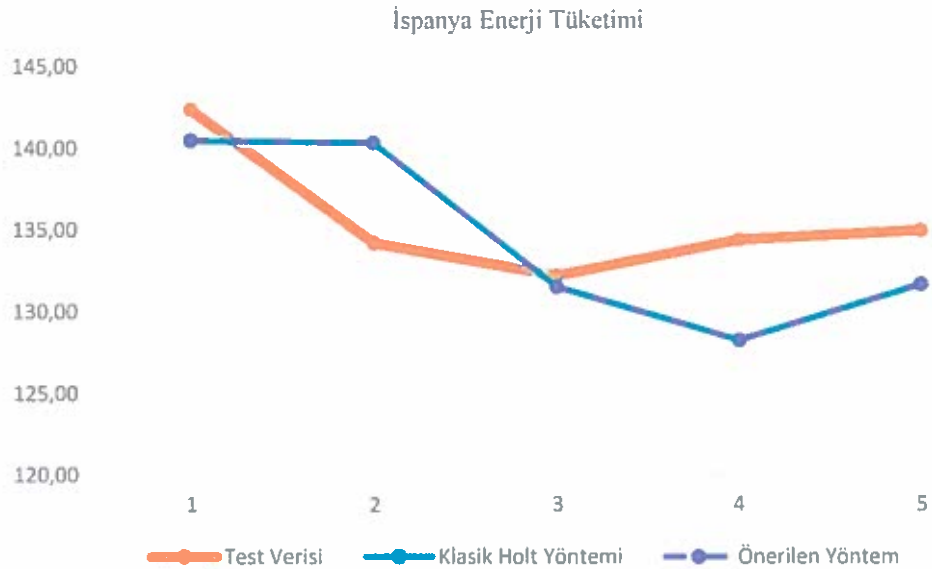
Tablo 10. İspanya Enerji Tüketimi Analiz Sonuçları

Test Verisi	İspanya Enerji Tüketimi	
	Klasik Holt Yöntemi	Önerilen Yöntem
142,38	140,47	140,50
134,18	140,32	140,33
132,18	131,52	131,50
134,38	128,23	128,23
134,95	131,64	131,66

1965-2016 İspanya enerji tüketimi analizi sonucunda hem Klasik Holt Yöntemi ile hem de önerilen yöntem ile elde edilen öngörü değerleri Tablo 11’de verilmiştir.

Ayrıca test verisi ile İspanya enerji tüketimine ait veri ile Holt yöntemi ve önerilen yöntemden elde edilen öngörü değerlerinin birlikte grafiği Şekil 11’de verilmiştir.

Tablo 3 ve Tablo 4’deki alınan HKOK sonuçlarına göre hem eğitim kümesinde hem de test kümesinde önerilen yöntem başarılı sonuçlar vermiştir.



Şekil 11. İspanya Enerji Tüketiminin Klasik Holt Yöntemi ve Önerilen Yöntemin Gerçek Değerler ile Birlikte Grafikleri

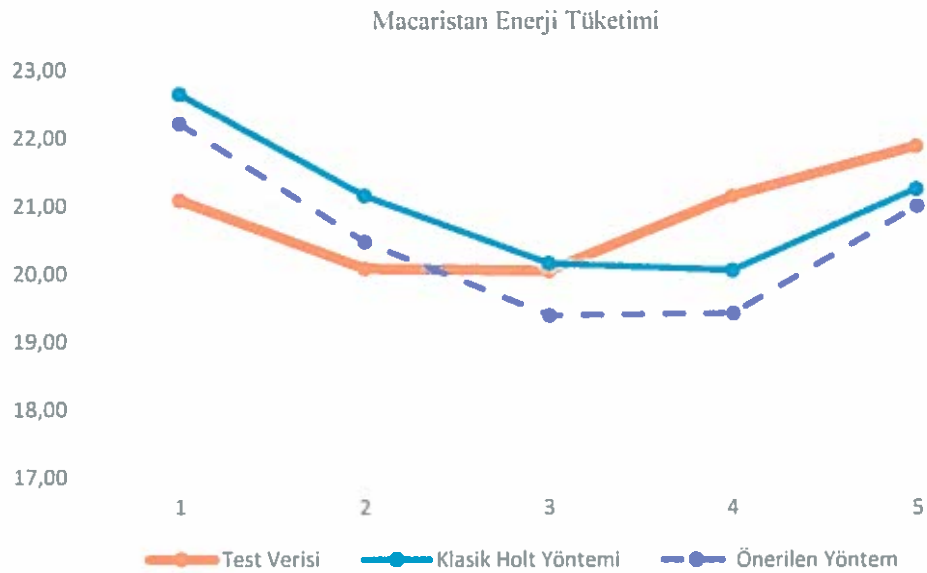
Tablo 11. Macaristan Enerji Tüketimi Analiz Sonuçları

Macaristan Enerji Tüketimi		
Test Verisi	Klasik Holt Yöntemi	Önerilen Yöntem
21,09	22,66	22,22
20,08	21,16	20,48
20,05	20,16	19,40
21,16	20,06	19,43
21,89	21,26	21,01

1965-2016 Macaristan enerji tüketimi analizi sonucunda hem Klasik Holt Yöntemi ile hem de önerilen yöntem ile elde edilen öngörü değerleri Tablo 12’de verilmiştir.

Ayrıca test verisi ile Macaristan enerji tüketimine ait veri ile Holt yöntemi ve önerilen yöntemden elde edilen öngörü değerlerinin birlikte grafiği Şekil 12’de verilmiştir.

Klasik Holt yöntemi ile önerilen yöntem değerleri yakın çıkmıştır.



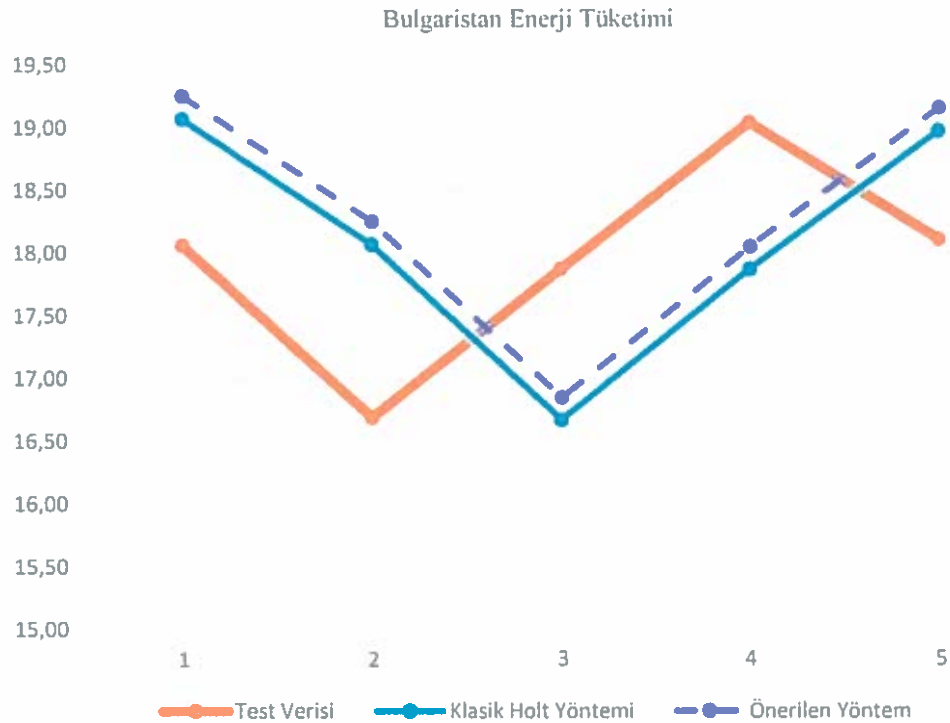
Şekil 12. Macaristan Enerji Tüketiminin Klasik Holt Yöntemi ve Önerilen Yöntemin Gerçek Değerler ile Birlikte Grafikleri

Tablo 12. Bulgaristan Enerji Tüketimi Analiz Sonuçları

Bulgaristan Enerji Tüketimi		
Test Verisi	Klasik Holt Yöntemi	Önerilen Yöntem
18,06	19,07	19,25
16,69	18,07	18,25
17,87	16,67	16,85
19,04	17,87	18,05
18,10	18,97	19,15

1965-2016 Bulgaristan enerji tüketimi analizi sonucunda hem Klasik Holt Yöntemi ile hem de önerilen yöntem ile elde edilen öngörü değerleri Tablo 13’de verilmiştir.

Ayrıca test verisi ile Macaristan enerji tüketimine ait veri ile Holt yöntemi ve önerilen yöntemden elde edilen öngörü değerlerinin birlikte grafiği Şekil 13’de verilmiştir.



Şekil 13. Bulgaristan Enerji Tüketiminin Klasik Holt Yöntemi ve Önerilen Yöntemin Gerçek Değerler ile Birlikte Grafikleri

BÖLÜM 5. SONUÇLAR VE TARTIŞMA

Bu çalışmada Holt'un doğrusal trend yönteminde üstel düzleştirme parametreleri ve başlangıç değerlerinin eş anlı tahmini için parçacık sürü optimizasyonuna dayalı bir yöntem önerilmiştir. Önerilen yöntemin performansı simülasyon zaman serileri ve iki adet gerçek hayat zaman serisi kullanılarak araştırılmıştır.

Simülasyon sonuçlarına göre Klasik Holt yöntemi ile önerilen yöntem arasında anlamlı bir fark bulunamamıştır.

Gerçek hayat zaman serisi uygulamasında ise aynı test sonucuna ulaşılmasına rağmen, eğitim kümesinde başlangıç değerlerinin alınmasından dolayı önerilen yöntemin HKOK değeri daha iyi çıkmıştır.

Önerilen yöntemin klasik Holt yönteminden farklı öngörü performansı üretmese de algoritmanın hızı açısından %75 lik bir iyileşme sağlamıştır.

KAYNAKLAR

- Abraham, B., & Ledolter, J. (1983). Statistical methods for forecasting. New York, John Wiley and Sons.
- Abraham, B., & Ledolter, J. (1986). Forecast functions implied by autoregressive integrated moving average models and other related forecast procedures. *International Statistical Review*, 54, 51 – 66.
- Bartolomei, S. M., & Sweet, A. L. (1989). A note on a comparison of exponential smoothing methods for forecasting seasonal series. *International Journal of Forecasting*, 5, 111 – 116.
- Box, G. E. P., & Jenkins, G. M. (1970). Time series analysis: Forecasting and control. San Francisco7 Holden Day (reviseded. 1976).
- Brown, R. G. (1959). Statistical forecasting for inventory control. New York7 McGraw-Hill.
- Holt, C. C. (1957). Forecasting seasonals and trends by exponentially weighted averages. O.N.R. Memorandum 52/1957, Carnegie Institute of Technology. Reprinted with discussion in 2004. *International Journal of Forecasting*, 20, 5 – 13.
- Hyndman, R. J., Koehler, A. B., Snyder, R. D., & Grose, S. (2002). A state space framework for automatic forecasting using exponential smoothing methods. *International Journal of Forecasting*, 18, 439–454.

- Kennedy, J., Eberhart, R. (1995). Particle swarm optimization, In Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks, pages 1942–1948, Piscataway, NJ, USA, IEEE Press.
- Ledolter, J., & Abraham, B. (1984). Some comments on the initialization of exponential smoothing. *Journal of Forecasting*, 3, 79–84.
- Makridakis, S., & Hibon, M. (1991). Exponential smoothing: The effect of initial values and loss functions on post-sample forecasting accuracy. *International Journal of Forecasting*, 7, 317–330.
- Muth, J. F. (1960). Optimal properties of exponentially weighted forecasts. *Journal of the American Statistical Association*, 55, 299–306.
- Pegels, C. C. (1969). Exponential smoothing: Some new variations. *Management Science*, 12, 311–315.
- Roberts, S. A. (1982). A general class of Holt–Winters type forecasting models. *Management Science*, 28, 808–820.
- Snyder, R. D. (1985). Recursive estimation of dynamic linear statistical models. *Journal of the Royal Statistical Society (B)*, 47, 272–276.
- Winters, P. R. (1960). Forecasting sales by exponentially weighted moving averages. *Management Science*, 6, 324–342.

ÖZGEÇMİŞ

Yasemin ÇELİK, 1991 yılında İstanbul’da doğdu. İlk, orta ve lise eğitimini İstanbul’da tamamladı. 2009 yılında Yakacık Lisesi’nden mezun oldu. 2009 yılında başladığı 19 Mayıs Üniversitesi İstatistik Bölümü’nü 2013 yılında bitirdi. 2016 yılında Giresun Üniversitesi Matematik Anabilim Dalında yüksek lisans eğitimine başladı ve öğrenimine devam etmektedir.

