Harita Dergisi, Temmuz 2019; 162: 25-35

ARAŞTIRMA MAKALESİ / RESEARCH ARTICLE

GRACE Uydusu Zaman Serisinin İstatiksel Yaklaşımlarla Kestirimi

(Statistical Estimation Approaches for GRACE Satellite Time Series)

Gonca OKAY AHİ[1], Hatice ÖNCEL ÇEKİM[2]

[1]Hacettepe Üniversitesi, Geomatik Mühendisliği Bölümü, Jeodezi A.B.D, Beytepe, Ankara

[2]Hacettepe Üniversitesi, İstatistik Bölümü, Beytepe, Ankara

goncaokayahi@hacettepe.edu.tr, oncelhatice@hacettepe.edu.tr

Geliş Tarihi (Received): 06.05.2019 Kabul Tarihi (Accepted): 28.05.2019

ÖZ

Uydu gravite misyonları, yeryüzündeki birçok jeodezik ve jeofizik nedenden ötürü, statik ve zamana bağlı değişen kütle değişimlerini izlemek ve bu değişimlerin geleceğe yönelik bir projeksiyonuna sahip olabilmek adına büyük öneme sahiptir. Fakat bu uydular, donanımsal sorunlar sebebiyle belli aralıklarda (Bir veya birkaç ay) veri sağlayamayabilir ya da bir misyonun ömrü tamamlandığında benzeri devreye girene kadar gravite verisi ile yeryüzü gözlemleri kesintiye uğrayabilir. Bu sebeple, mevcut veriden ileriye dönük kestirim yapmamıza olanak sağlayacak yöntemlere ihtiyaç duyulmaktadır. Bu çalışmada, Texas (Austin) Üniversitesine ait Uzay Araştırmaları Merkezinden (Center for Space Research: CSR) alınan, 2002-2016 yıllarına ait, eşdeğer su kalınlığı cinsinden ifade edilen GRACE (Gravity Recovery and Climate Experiment) uydusu (Seviye-3, Sürüm-05: RL05) aylık toplam su bütçesi (Terrestrial Water Storage: TWS) değişimi veri ürünleri kullanılmıştır. Bu zaman serileri üzerinden, istatiksel tahmin yöntemlerinin (1) ARIMA: (Autoregressive Integrated Moving Average), (2) ETS (Error, Trend, Seasonal) ve (3) SSA (Singular Spectrum Analysis) performansları, uyumluluğu irdelenmiş ve ileriye dönük kuraklık analizi çalışmalarında kullanılabilinecek, kısa zamanlı (1 yıllık) ama güvenirliği yüksek kestirimler gerçekleştirilmiştir. Buna göre, üç tahmin yöntemi de, GRACE zaman serilerinin ileriye yönelik kestiriminde karesel ortalama hata (KOH) cinsinden iyi sonuçlar (≤ 3 cm) vermiştir. Çok yıllık bir verinin tahmininde (ör. 5-10 yıllık), artan ya da azalan genel trendi en iyi SSA modelinin yakaladığı (KOH = 1.8), diğer yöntemlerin zamansal çözünürlüğü daha yüksek, diğer bir deyişle, daha kısa zaman aralıklarının (ör. 6 ay) kestirilmesinde daha doğru sonuçlar verebileceği sonucuna varılmıştır. Elde edilen sonuçların, yakın zamanda kullanıcılara sunulacak GRACE-Follow-on (GRACE-FO) verileri ile doğrulanması planlanmaktadır.

***Anahtar Kelimeler**: GRACE, toplam su bütçesi, istatiksel kestirim, ARIMA, ETS, SSA, Türkiye*

ABSTRACT

Satellite gravity missions have an important role in order to monitor and to have a visionary projection about the static and time-variable mass transport within the Earth due to various geodetic and geophysical reasons. However, satellites might encounter with some instrumental problems resulting in missing data for some time intervals (one or couple of months) or with the interruption of the observations after the end of a gravimetric mission till a successor mission is realized. Thus, methods providing predictions from the available data are needed to fill the so-called data gaps. In this study, GRACE (Gravity Recovery and Climate Experiment) satellite's (Level-3, Release-05: RL05) monthly terrestrial water storage change data in terms of equivalent water height from the Center for Space Research (CSR) of the University of Texas (Austin), for the period 2002-2016 have been used. From these GRACE TWS time series, the performances and the compatibility of the statistical prediction methods (1)ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average), (2) ETS (Error, Trend, Seasonal)and (3) SSA(Singular Spectrum Analysis) have been tested and short-time (One year) but accurate predictions have been realized for further drought monitoring studies. We found that all three methods offered good predictions of GRACE time series in terms of RMSE (≤ 3). For long-term prediction (e.g. 5-10 years), it has been concluded that SSA methods are better to represent the increasing or decreasing trend (RMSE = 1.8) while for the short-time prediction (e.g. 6 months) with high temporal resolution other methods can also be used. It is planned to validate our results with the GRACE-Follow-on (GRACE-FO) data which will be publicly available to users soon.

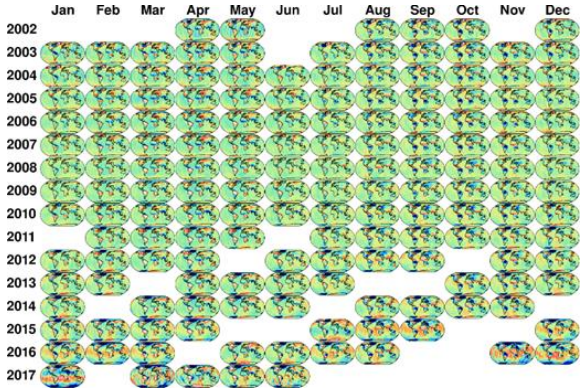
***Keywords**: GRACE, terrestrial water storage, statistical prediction, ARIMA, ETS, SSA, Turkey*

1. GİRİŞ

Uydu gravite misyonları, özellikle, 2002 yılında fırlatılan ve 2017 yılına kadar görev yapan, bir ikiz uydu sisteminden ibaret GRACE (Gravity Recovery and Climate Experiment) misyonu, yeryüzündeki kütle dağılımını ve bu kütle dağılımının jeodinamik olaylar sebebiyle değişimini incelemek için çok kıymetli veriler sağlamıştır. Bunun önemi, kuraklık ve taşkın analizi, buzul kütlelerinin incelenmesi, deniz seviyesi değişimleri, statik ve zamana bağlı değişen gravite alanı modellerinin üretilmesi, akabinde bu modellerin jeoit belirleme, yükseklik sistemlerinde kullanılması çerçevesinde yapılan çalışmalarla ortaya konulduğu gibi, devamında planlanan ve yakın zamanda fırlatılan (22 Mayıs 2018) GRACE-Follow on (GRACE-FO) ile bu

Atıf/To cite this article: Okay Ahi, G. ve Çekim, H.Ö. (2019). GRACE Uydusu Zaman Serisinin İstatiksel Yaklaşımlarla Kestirimi. *Harita Dergisi,* 162, 25-35.

çalışmaların devamının gerekliliği vurgulanmıştır. Bu misyonlarda, her ne kadar uydu teknolojileri kullanılarak, iyi bir zamansal ve mekansal çözünürlükle yeryüzünün tümüne (küresel) ya da bir parçasına (bölgesel) ait gözlemler yapılsa da, uydu teknolojilerinin doğasından gelen olası problemlerverilerin kalitesine ya da bütünlüğüne etki etmektedir. 2002 yılında başlayan misyonun verileri, yeterli küresel çözünürlüğü aylık çözümlerden elde etmektedir. Dolayısıyla kullanıcılar, genellikle aylık çözümleri kullanmaktadırlar. Fakat, çeşitli sebepler ile (ör. ivmeölçerlerdeki gürültü seviyesinde artış, kalibrasyon hatası vb.) bazı aylarda veri sağlanamamaktadır. GRACE uydusunun görev yaptığı 14 yıl boyunca, toplamda 24 ay bu ve benzeri donanımsal hatalar sebebiyle kullanıcılara veri sağlanamamıştır (Şekil 1).



Şekil 1. GRACE uydusu aylık çözümleri. ("Graz Teknik Üniversitesi", t.y.)

Bu veri boşlukları sebebiyle oluşan jeodezik gözlem ve yorumlamalardaki eksiklik, kullanıcılar tarafından istatistiksel enterpolasyon yöntemleri ile telafi edilmeye çalışılmıştır. İlk olarak 1956 yılında önerilen doğrusal enterpolasyon yöntemi günümüze kadar birçok yeni yöntem önerilmesine rağmen güncelliğini yitirmeden kullanılmaya devam etmektedir (Stein, 1956). Hatta son zamanlarda önerilen yeni enterpolasyon yöntemleri ile karşılaştırıldığında hala birçok açıdan avantaj sağladığı görülmektedir (Junninen ve diğerleri, 2004). Bu nedenle, bu çalışmada doğrusal enterpolasyon yöntemi ile kayıp gözlemler tahmin edilmiştir. Fakat yine de veri sürekliliği misyonun ömrü ile sınırlı kalmaktadır. 2017 yılında tamamlanan GRACE misyonununun devamı niteliğinde olan GRACE-FO uydusu ancak 22 Mayıs 2018 yılında fırlatılabilmiştir. Bu durumda, yeryüzünün gravite alanına dair uydu gözlemleri, dolayısıyla olası kuraklık, taşkın vs. tahminleri kesintiye uğramıştır. Her ne kadar GRACE-FO uydusu şu an yörüngede olsa da, 22 Mayıs 2018'de fırlatılan uydudan, ancak Şubat 2019 tarihinden itibaren kesintisiz olarak veri elde edilmeye başlanmıştır. Misyonun ilk aylarında, GRACE-FO ikiz uzay araçlarından birinde mikrodalga cihazının bir bileşeninin davranışında anormal bir davranış gözlemlenmiş sonrasında bu problemler çözülmüştür. Yine de henüz veriler kullanıma açılmamış olup, 28 Mayıs 2019 tarihinden itibaren açılması planlanmaktadır. Belirtilen tarihe uyulacak olunursa, GRACE misyonunun bitmesinden itibaren geçen 1 sene 10 ay boyunca gözlem kesintisi oluşmuş demektir. GRACE-FO uydusu, görev süresi boyunca, GRACE uydusuna benzer veri kayıplarına uğrayabilir. Bu durum, yukarıda bahsettiğimiz veri bütünlüğünü, sürekliliğini ve ileriye dönük kestirimleri etkilemektedir. Veri bütünlüğünün sağlanması, ilerde karşılaşılabilinecek olası durumlara çözüm olabilmesi ve geleceğe dönük gravite uydusu verilerinin (GRACE ve/veya GRACE-FO) gravite alanının herhangi bir fonksiyonuna ait zaman serilerinin kestirilmesi için, benzer nitelikte diğer veri gruplarında da kullanıldığı üzere belirli istatistiksel yaklaşımlar mevcuttur. Bunlardan en bilinenleri 'zaman serileri' analizidir. Bu analiz, zaman içinde ardışık yapılan gözlemlerden oluşan tüm veri setlerinde kullanılabilmektedir. Bu nedenle, yıllardır önemini yitirmeden birçok alanda ve farklı durumlarda (parametrik ve parametrik olmayan serilerde) uygulanmaktadır. Ayrıca, model tahmini ve gelecekle ilgili kestirimlerde literatüre katkı sağlayan birçok yeni model eklenmektedir. Bu modeller, son yıllarda GRACE uydusundan elde edilen verileri de analiz etmek içinde tercih edilmektedir. Liesch ve Ohmer (2016), Box-Jenkins modeli olarak da bilinen ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) modelini kullanarak, Ürdün'de yeraltı suyunun tükenmesinde GRACE verilerini ve yersel yeraltı su seviye gözlemlerini karşılaştırmışlardır. GRACE ile gözlenen kütle değişimleri, Kuzey Amerika'da 4 yıllık bir zaman aralığında (2002 ilkbaharından 2006 ilkbaharına kadar) Temel Bileşenler Analizi ve Tekil Spektrum Analizi (Singular Spectrum Analysis: SSA) kullanılarak Rangelova, Van, Braun, Sideris ve Wu (2006) tarafından analiz edilmiştir.

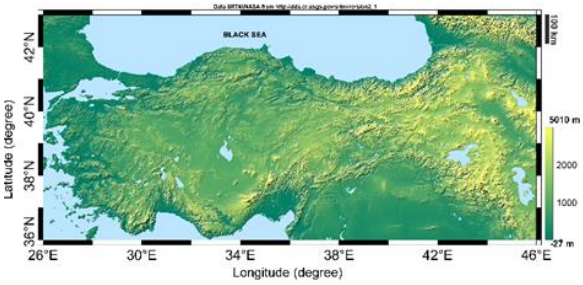
GRACE uydusundan elde edilen verileri bilgiye dönüştürmek için şimdiye kadar birçok istatistiksel yöntemden yararlanılmıştır. İstatistiksel yöntemlerden, Doğrusal ve Doğrusal olmayan Regresyon ve Korelasyon analizi ile, 2002-2012 yılları arasında, Hindistan'ın Tamil Nadu eyaletinde, yeraltı su bütçesindeki toplam değişim, GRACE verileri yardımıyla, Chinnasamy ve Agoramoorthy (2015) tarafından değerlendirilmiştir. Aynı yöntemleri, Panda ve

Wahr (2016) kullanarak, Hindistan'ın Toplam Su Bütçesindeki (TSB) değişimi, 2003-2014 yıllarına ait GRACE verileri ile incelemiştir. Ancak, bu yöntemler yalnızca dikkate alınan veriler (değişkenler) arasındaki ilişkileri yorumlayabilir ve gelecekle ilgili herhangi bir tahminde bulunamazlar. Temel Bileşenler Analizi (Principal Components Analysis) ya da diğer bir adıyla Ampirik Ortogonal Fonksiyon analizi (Empirical Orthogonal Function) kullanılarak Kuzey Amerika'da GRACE'den elde edilmiş kıta ölçeğindeki zamansal jeoit değişimleri Rangelova ve Sideris (2008) tarafından modellenmiştir. Ayrıca, Yang, Xia, Zhan, Qiao ve Wang (2017), Ampirik Ortogonal Fonksiyon ve çok değişkenli doğrusal regresyon analizleriyle, Tarim Nehri havzasında, 2002-2015 yılları arasında, GRACE verileri yardımıyla, Toplam Su Bütçesindeki zamansal değişimleri izlemişlerdir. Fakat, Ampirik Ortogonal Fonksiyon yöntemi, veri kümesinde birbirleriyle ilişkili değişkenleri birleştirerek birbirinden bağımsız bileşenler ile verinin daha iyi açıklanmasını sağlarken, gelecekle ilgili herhangi bir prediksiyon sağlayamaz. Makine öğrenme yöntemlerinden ise Yapay Sinir Ağları (Artificial Neural Networks), Doğrusal Regresyon Modelleri (Lineer Regression Model) ve Destek Vektör Regresyonu (Support Vector Regression) metotları da bu alanda aktif olarak kullanılmaktadır. Sun (2013), yeraltı sularının seviyelerini tahmin etmek için Yapay Sinir Ağlarını kullanarak GRACE verilerinden yararlanmıştır. Son yıllarda, Mukherjee ve Ramachandran (2018), Hindistan'ın yeraltı suları seviyesini GRACE verileri ve bu üç makine öğrenme yöntemleri ile tahmin etmiş ve elde ettikleri tahminlerin doğruluğunu değerlendirmişlerdir. Makine öğrenme yöntemleri son yıllarda birçok alanda sıklıkla tercih edilse de, önemli eksiklikleri vardır. Bunlar, çalışması için çok büyük veri setlerine gereksinim duyması, algoritmaların ürettiği sonuçların doğru şekilde yorumlanabilmesinin zor olması, algoritmaların çalışması için çok büyük bilgisayar gücü ve zaman gibi büyük kaynaklara ihtiyaç duyulması şeklinde sıralanabilir. GRACE verileri, zamana bağlı olarak elde edildiği için, zaman serisi yöntemleri sıklıkla kullanılmaktadır. ARIMA yöntemi, su bütçelerini analiz etmek için kullanılan en popüler Zaman serisi yöntemidir. Adamowski ve Chan (2011), Adamowski, Fung Chan, Prasher, Ozga-Zielinski ve Sliusarieva (2012), Tiwari ve Adamowski (2013), Al-Zahrani ve Abo-Monasar (2015), Döll, Mueller Schmied, Schuh, Portmann ve Eicker (2014) gibi birçok yazar tarafından su bütçesi prediksiyonlarında yaygın olarak kullanılmıştır. Ancak, sadece ARIMA modeli ile prediksiyon yapmak yeterli olmayabilir. ETS (Error, Trend, Seasonal) ve SSA (Singular Spectrum Analysis) dahil olmak üzere yeni zaman serisi analiz yöntemleri ile su bütçesi için daha doğru prediksiyon sonuçları elde edilebilir. ETS, su bütçesi çalışmaları hariç, farklı sorunların analizinde kullanılan tek değişkenli modellerden biridir (De Livera, Hyndman ve Snyder, 2011; Dong, Yang, Reindl, Walsh ve 2013; Hyndman, Koehler, Snyder ve Grose, 2002). Yeni ve güçlü bir Zaman serisi yöntemi olan SSA ise diğer klasik yöntemlerden farklı olarak varsayımlara ihtiyaç duymamaktadır (Hassani, Heravi ve Zhigljavsky, 2009). Birçok uygulama alanında kullanılması, SSA'nın başarılı prediksiyonlar sağlayabileceğini göstermiştir. Bildiğimiz kadarıyla, su bütçesi tahmini hakkında gelecekle ilgili tahmin yapmak için ne SSA ne de ETS metodu henüz kullanılmamıştır.

Bu çalışmada, ARIMA, ETS ve SSA istatistik yöntemleri ile bir test alanı olarak seçilen tüm Türkiye'de, GRACE uydusu 2002-2016 yıllarına ait ortalama Toplam Su Bütçesi (Terrestrial Water Storage: TWS) zaman serilerinin ileriye dönük olarak kestirilmesi, bu kestirim için en uygun yöntemin belirlenmesi ve kuraklık tahmini için kullanılabilirliği gibi sorulara genel bir cevap aranmıştır. Makalenin bundan sonraki ikinci bölümünde çalışma alanı ve kullanılan veriler, üçüncü kısmında yöntemler ve GRACE veri analizi, dördüncü kısmında ise sonuçlar verilmiştir.

2. ÇALIŞMA ALANI VE KULLANILAN VERİLER

Bu çalışmada, test alanı olarak yaklaşık 36–42° K ve 26–45° D koordinatlarında yer alan tüm Türkiye seçilmiştir (Şekil 2).



Şekil 2. Türkiye sayısal yükseklik haritası (Okay Ahi ve Jin, 2019).

Türkiye NASA'nın kayıtlarına göre son 900 yıldır görülmemiş en kurak dönemden geçmektedir ("Nasa Doğu Akdeniz'de", 2019) Dolayısıyla, bu coğrafyada yapılacak kuraklık analizine yönelik tahmin çalışmaları ekonomik ve iklimsel açılardan oldukça kıymetlidir. Türkiye'de

GRACE verileri kullanılarak yapılan kuraklık analizi çalışmalarına Lenk (2013) ve Okay Ahi ve Jin (2019) örnek olarak verilebilir. Bu makalede, Teksas Austin Üniversitesine ait Uzay Araştırmaları Merkezinden (Center for Space Research: CSR) elde edilen, Nisan 2002'den Aralık 2016'ya kadar olan süreyi kapsayan, 3. Seviye, 5. Sürüm (RL05) GRACE toplam su bütçesi değişimlerine ait veriler ("Podaac". (t.y.)). bağlantısından temin edilmiştir. İlgili bağlantıdan indirilen veri, küreseldir, 1°x1° gridler halinde, aylık zamansal çözünürlüğe sahiptir. Bu veriler ile, ilgili bir enlem ve boylam için, gravite alanının bir fonksiyonu olan, artması ya da azalması kuraklık analizi için önemli, Toplam Su Bütçesi (TSB) değişimi, eşdeğer su kalınlığı cinsinden (cm) kullanıcıya hazır halde verilmektedir (Wahr, Molenaar ve Bryan, 1998) (Denklem 1).

$$TSB(\theta,\lambda,t)=\frac{R\rho_{ort}}{3\rho_{su}}\sum_{l=0}^{\infty}\sum_{m=0}^{l}W_n\tilde{P}_{lm}(\cos\theta)\frac{2l+1}{1+k_l}\left(\Delta C_{lm}\cos(m\lambda)+\Delta S_{lm}\sin(m\lambda)\right) \quad (1)$$

Burada, R Dünya'nın ekvatoral yarıçapı, ρ_{ort} Dünya'nın ortalama yoğunluğu, ρ_{su} suyun yoğunluğu, $\tilde{P}_{lm}$ l derecesinden ve m mertebesinden normalize edilmiş Legendre fonksiyonu, k_l l derecesinden Love katsayısı, θ kutupsal enlem, λ boylamdır.

3. YÖNTEMLER

a. GRACE Veri Analizi

Üçüncü seviye GRACE verileri kullanıcıya sunulmadan önce belli başlı veri işlem aşamaları analiz merkezleri tarafından gerçekleştirilir. Öncelikle, karalardaki su kütleleri değişimlerinin analiz edilebilmesi için, Avrupa Orta VadeliHava Tahmini Merkezi'nin (European Centre for Medium-Range Weather Forecasts: ECMWF) modelleri sayesinde atmosferdeki kütle değişimleri kaynaklı sinyaller mevcut sinyalden çıkarılır. Geriye çıkarılması gereken okyanus kütlelerindeki ve yer kabuğundaki buzul sonrası çözünme kaynaklı kütle değişim sinyalleri kalır. Okyanus ve yer kabuğundaki buzul sonrası çözünme kaynaklı kütle değişimleri mevcut okyanus (Flechtner, 2007; Flechtner, Dobslaw ve Fagiolini, 2014) ve yer kabuğu modellerinden (Gerou, Wahr ve Zhong, 2012) hesaplanarak sinyalden çıkarılır. Bunun dışında, uydu gravite misyonları ile duyarlı olarak ölçülemeyen C_{20} küresel harmonik katsayıları, (Satellite Laser Ranging: SLR) yöntemi ile daha duyarlı olarak kestirilir ve veri dosyalarında duyarlı olarak kestirilen katsayılar ile yer değiştirilir (Cheng, Tapley ve Ries, 2013). Koordinat sisteminin tanımlanması açısından önemli olan birinci derece katsayıları Swenson, Chambers ve Wahr (2008) tarafından kestirilir. Kuzey-Güney yönlü şeritvari gürültüler filtrelenir ve ek olarak Gauss yumuşatma filtresi (R=300 km) verilere uygulanır (Jekeli, 1981).

Her ne kadar seviye 3 verileri, kullanıcıya yukarıda bahsedilen veri işlem aşamalarından geçmiş halde hazır olarak sunulsa da, analiz merkezlerinin ek olarak uygulanmasını gerekli gördükleri işlemler vardır. Bunlardan ilki ölçeklendirme (Scaling), ikincisi ise sızma hatası düzeltmesidir (Leakage Error correction). Ölçeklendirme ve sızma hatası düzeltmesi için kullanılan dosya CLM4.SCALE_FACTOR.DS.G300KM.RL05.DSTvSCS1409.nc olup ("Podaac". (t.y.)). bağlantısından indirilmiştir. Ölçeklendirme işlemi, sinyalin örnekleme ve filtreleme işlemleri ile sönümlenmeye uğrayan kısmının tekrar kazanılmasını hedefler ve aşağıdaki şekilde uygulanır (Denklem 2):

$$g'(x,y,t)=g(x,y,t).s(x,y) \quad (2)$$

Burada, x ve y sırasıyla ilgili grid orta noktasının boylam ve enlemi, t ay cinsinden zaman, $g(x,y,t)$ ilgili griddeki t zamanındaki ham TSB değişim sinyali, $s(x,y)$ ölçeklendirme katsayısı ve $g'(x,y,t)$ de söz konusu griddeki ölçeklendirilmiş TSB değişim sinyalidir. Sızma hatası düzeltmesi için, aynı dosyadaki sızma hatalarına ilişkin katsayılar aşağıdaki şekilde kullanılır (Denklem 3):

$$g'_{s.düz}(x,y,t)=g'(x,y,t)+s.hata.kat.(x,y) \quad (3)$$

Burada, $s.hata.kat.(x,y)$ sızma hatasına dair kestirilmiş katsayılar ve $g'_{s.düz}(x,y,t)$ ise ölçeklendirilmiş ve sızma hatası giderilmiş sonuç TSB değişim sinyalidir.

b. İstatistiksel Yöntemler

(1) ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) Yöntemi

ARIMA modelleri, tek değişkenli zaman serisi verilerini analiz etmek ve bunlara dayalı tahminler gerçekleştirmek için Box ve Jenkins tarafından 1976 yılında önerilmiştir (Box, Jenkins, Reinsel ve Ljung, 2015). Mevsimsel ARIMA, $ARIMA(p,d,q)(P,D,Q)_s$ olarak

tanımlanmaktadır. Burada p ve P AR (Otoregresyon) modelinin mevsimsel ve mevsimsel olmayan derecelerini, q ve Q MA (Hareketli ortalama) modelinin mevsimsel ve mevsimsel olmayan derecelerini ve d ve D ise mevsimsel ve mevsimsel olmayan fark derecelerini göstermektedir ve s mevsimsel periyodu belirtmek üzere ARIMA modelinin en genel formülü Z_i ve ε_i zaman ve hata terimleri, $\Delta_p\left(B^s\right)$ ve $\Omega_Q\left(B^s\right)$ mevsimsel otoregresyon ve hareketli ortalama terimleri, $\delta_p(B)$ ve $\omega_q(B)$ mevsimsel olmayan otoregresyon ve hareketli ortalama terimleri, $\Psi_s^d = \left(1-B^s\right)^D$ ve $\Psi^d = (1-B)^d$ ise mevsimsel ve mevsimsel olmayan fark operatörleri olmak üzere aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır (Denklem 4):

$$\Psi_s^D \Psi^d \Delta_P\left(B^s\right)\delta_p\left(B\right)Z_t = \Omega_Q\left(B^s\right)\omega_q\left(B\right)E_t \qquad (4)$$

Burada B geriye doğru gecikme operatörünü $B^i Z_t = Z_{t-i}$ göstermektedir. En iyi ARIMA modelini belirlemek için serinin durağan olması gerekmektedir. Bu nedenle, durağan olmayan seriler fark işlemleri kullanılarak d ve D fark dereceleri ile durağanlaştırılmalıdır. Daha sonra ACF (Otokorelasyon Fonksiyonu) ve PACF (Kısmi Otokorelasyon Fonksiyonu) grafiklerine uyumlu şekilde p, q, P ve Q katsayıları anlamlı olan modeller belirlenerek en küçük Akaike Bilgi Kriterine (AIC) sahip model optimum model olarak seçilmektedir. Son olarak, optimum modelin hatalarının bağımsız olup olmadığını ve normal dağılım sergileyip sergilemediklerini kontrol etmek için (yani hata serisinin beyaz gürültü olduğunu) Box-Ljung testi uygulanarak karar verilmektedir (Kadılar, 2000).

(2) ETS (Hata, Trend, Mevsimsel) Yöntemi

İlk olarak, Pegels tarafından temelleri atılan bu yöntem Makridakis, Andersen, Carbone, Fildes, Hibon, Lewandowski, Newton, Parzen ve Winkler (1982) tarafından yeni bir yaklaşım olarak geliştirilmiştir. Daha sonra, trend ve mevsimsel bileşenlere sahip olan optimum modeli elde etmek için üstel yumuşatma yöntemi (Exponential Smoothing method) (Hyndman ve diğerleri, 2002) düzenlenmiştir. Metot daha sonra 30 toplamsal ve çarpımsal modelin birleştirilmesiyle Hyndman ve Athanasopoulos (2009) tarafından genişletilmiştir. ARIMA yöntemi ile benzer şekilde AIC yardımıyla en iyi model bu modeller arasından seçilmektedir ve modelin hata serisi beyaz gürültü varsayımını sağlamaktadır. Trend ve mevsimsel bileşenler içindeki toplamsal ve çarpımsal yöntemlerdeki farklılıklar göz önüne alınarak, ETS yöntemi için üstel yumuşatma yöntemlerinin kombinasyonları aşağıdaki şekilde listelenmiştir:

- Hata: Toplamsal (A), Çarpımsal (M),
- Trend: Hiçbiri (N), A, Azalan toplamsal (Ad), M, Azalan çarpımsal (Md),
- Mevsimsel: N, A, M.

(3) SSA (Tekil Spektrum Analizi) Yöntemi

SSA yöntemi, hem durağan hem de durağan olmayan zaman serilerini analiz ve tahmin edebildiği için farklı alanlar için son derece önemlidir. Başka bir deyişle, SSA yöntemi herhangi bir varsayıma ihtiyaç duymadan daha düşük hata oranına sahip prediksiyon serileri üretebilmektedir. Bunu yaparken orjinal seriyi trend, periyodik ve gürültü bileşenlerine ayırmaktadır. Yöntemin adımları sırasıyla, (i) sinyali gömme (embedding), (ii) tekil değer ayrışımı (singular value decomposition) işlemleri ile ayrıştırma sürecini sonradan gruplandırarak, oluşturulan yeni matrisin diyagonal ortalamasının alınması ve (iii) yeniden yapılandırma (reconstruction) sürecinden oluşmaktadır. Süreç kısaca aşağıdaki sırayla gerçekleşmektedir. $Z = \left[z_1, z_2, \ldots, z_n\right]$ bir zaman serisi vektörü olsun. SSA için $u = 1,\ldots,K$ ve $K = N - L + 1$ $\left(L \le N/2\right)$ olmak üzere Z bir boyutlu zaman serisi vektörü ile $X_u = \left[z_u, z_{u+1}, \ldots, z_{u+L-1}\right]^T$ vektörü tanımlansın. Gömme işlemi sonucu aşağıda elde edilen matris yörünge matrisi (trajectory matrix) olarak adlandırılır (Denklem 5):

$$X = \left[X_1, X_2, \ldots, X_K\right] = \begin{bmatrix} z_1 & z_2 & \cdots & z_K \\ z_2 & z_3 & \cdots & z_{K+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ z_L & z_{L+1} & \cdots & z_N \end{bmatrix} \qquad (5)$$

Bir sonraki adım, X matrisinin tekil değer ayrıştırmasıdır. Bunun için kovaryans matrisi $S = XX^T$'nin öz değerleri kullanılmaktadır. Bu, S matrisinin öz değerlerinin karekökü olan L tekil değerlerinin bir grubunu ve sol ve sağ tarafları denk tekil vektörleri sağlamaktadır. Burada L (pencere uzunluğu) değerinin yeterince büyük

olduğuna dikkat edilmelidir (Du, Zhao ve Lei, 2017). Tekil değer ayrıştırmasından elde edilen r (özdeğerlerin sayısı) grubu özvektörler, X_J vektörlerinin L boyutlu uzayda r boyutlu bir hiperdüzlemini belirlemektedir $(1 \le r < L)$. Son olarak, sinyal, gürültü, trend ve mevsimselliği ayırmak için elde edilen hiperdüzlem bileşenlere ayrılır. SSA işlemleri sonucunda elde edilen bileşenler kullanılarak prediksiyon değerleri hesaplanmaktadır. Bu adımlar gerçekleştirilirken, L ve r değerleri optimum olarak belirlenmektedir. Bu yöntem, matematiksel analizi görselleştirme araçlarıyla birleştirerek sonlandırılmaktadır. SSA'nın, diğer parametrik olmayan yöntemlere göre diğer bir avantajı da zaman serilerini modellemek için yalnızca bir parametreye ihtiyaç duymasıdır (Hassani ve Ghodsi, 2015).

(4) Yöntem Değerlendirme Ölçütleri

Analizlerin güvenirliliğini arttırmak için son yıllarda birçok araştırmacı çalışma verilerini eğitim ve test verisi olarak ikiye ayırmaktadır. Genellikle eğitim verisi ile tahmin modellerinin parametreleri belirlenirken, test verisi ile de bu parametrelerin güvenirliği/geçerliliği ölçülmektedir. Sadece Karesel Ortalama Hata (KOH) yardımıyla tüm verileri kullanarak en iyi modeli belirlemek istatistiksel olarak yeterli olmayacağından, 12 aylık tahminleri elde etmek için bu çalışmada 2002-2015 yılları arasındaki veri seti eğitim verisi, 2015-2016 yılları arasındaki veri seti ise test verisi olarak dikkate alınmıştır. Diğer tahmin dönemleri de benzer olarak, 2002-2016 yıllarına sahip veri setimizde test verisi tahmin dönemine eşit olacak şekilde son yıllardaki verilerden ayrılırken geriye kalan veri eğitim verisi olarak kullanılmıştır. Çalışmada ilgilenilen her dönem için KOH formülü denklem 6'da aşağıdaki şekilde verilmektedir (Naim ve Mahara, 2018).

$$KOH = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{t=1}^{N}\left(z_t - \hat{z}_t\right)}, t = 1,.....N \,. \qquad (6)$$

Burada, z_t, t. gözlemin değerini ve $\hat{z}_t$ ise t. gözlemin prediksiyon değerini göstermektedir. KOH'nın ortalaması, (KOHO) karşılaştırma modeli olarak belirlenen modelin KOH'nın diğer modellerin KOH'larıyla karşılaştırılması ile hesaplanmaktadır (Hassani, Silva, Antonakakis, Filis ve Gupta, 2017). Başka bir şekilde ifade edilecek olursa KOHO aşağıdaki şekilde tanımlanabilir (Denklem 7).

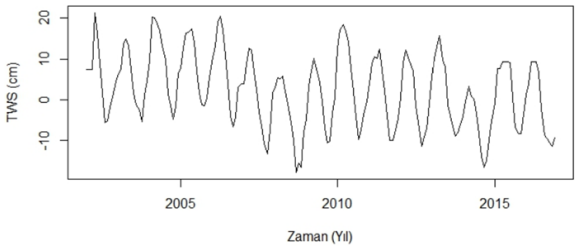
$$KOHO_{SSA/ETS} = \frac{KOH_{SSA}}{KOH_{ETS}} \text{ ve}$$

$$KOHO_{SSA/ARIMA} = \frac{KOH_{SSA}}{KOH_{ARIMA}} \,. \qquad (7)$$

KOHO değerlerinin anlamlılığı Hassani ve Silva (2015) tarafından önerilen KSPA (Kolmogorov-Smirnov Predictive Accuracy) testi ile test edilmektedir.

4. SONUÇ

Türkiye'nin kuraklık analizi hakkında ileriye dönük tahminlerde bulunmayı sağlayacak en iyi istatistiksel kestirim yöntemini saptamak için, bu çalışmada dikkate alınan veriler R programı dili yardımıyla R studio 3.5.2 sürümü ile analiz edildi. İlk olarak, Türkiye'ye ait, 2002-2016 yıllarını dikkate alan, eşdeğer su kalınlığı cinsinden ifade edilmiş toplam su bütçesi (GRACE TWS) verisinin (Şekil 3), Shapiro Wilks testi ile Normal dağılıma sahip olup olmadığı test edilmiştir. Tablo 1'de verilen Shapiro Wilks testi sonuca göre, GRACE serisi %1 yanılma düzeyi ile Normal dağılım göstermektedir. Bu durumda, çalışmada kullanılan parametrik ve parametrik olmayan yöntemler eşit şartlara sahip olmaktadır.



Şekil 3. Türkiye'ye ait GRACE verisinin 2002-2016 yıllarına ait aylık ortalama toplam su bütçesi (cm) zaman serisi.

Şekil 3'te, GRACE zaman serilerinin, 2002-2008 (aralık) yılları arasında ciddi bir kuraklığı gösteren azalan bir trend, (Aralık) 2008-2010 yılları arasında hafif bir artış, sonrasında 2010-2014 (Ekim) aralığında da yine azalan bir trend sergilediği görülmektedir. Literatürde yer alan önceki çalışmalarda da belirtildiği üzere, 2008 yılı Türkiye'de kuraklığın en ciddi şekilde hissedildiği bir zaman olmuştur. Görüldüğü gibi GRACE zaman serilerinden TWS değerlerinin zaman içindeki artan ve azalan davranışına göre kuraklığa dair çalışmalar yapmak mümkündür.

Tablo 1. GRACE hakkındaki Betimsel istatistikler

	Minimum	Maksimum	Ortalama
GRACE	-17.739	21.294	2.384
	Medyan	**Standart Sapma**	**Shapiro Wilks Testi**
GRACE	2.133	9.008	0.035*

Yaptığımız çalışmada Şekil 3'de verilen zaman serisinin ileriye dönük davranışını istatiksel olarak kestirebilmek için, ETS ve ARIMA yöntemlerinin R programındaki "forecast" paketi aracılığıyla varsayımları sağlayan en iyi modelleri tahmin edilebilirken, SSA yöntemi daha karmaşık bir hesaplama prosedürüne sahiptir. W-korelasyon matrisi yardımı ile *L* penceresinin uzunluğu, sinyal ve gürültü arasındaki ayrımı kullanarak *r* eşleştirilmiş özvektörlerin değeri belirlenerek SSA yönteminin en iyi modeli tahmin edilebilir. Bu uygulama aşamalarından sonra öncelikle hangi kestirim döneminin daha yakın tahminlerde bulunacağını belirlemek için farklı dönemler dikkate alınmıştır. Çalışmada kullanılan veri seti çok büyük olmadığı için, kısa dönemli tahminlerde daha iyi sonuçlar vereceği beklenmektedir. Veri setinin tahmin edilecek dönemi test verisi olarak ayrıldığından uzun dönemli tahminlerde eğitim verisi azalmaktadır. Bu yüzden de tahmin etmek istediğimiz dönemimiz büyüdükçe prediksiyonların güvenirliğinin azalması beklenmektedir. Farklı dönemler ve yöntemler için KOH değerleri Tablo 2'deki gibi elde edilmektedir.

Tablo 2. GRACE için farklı dönemler elde edilen KOH değerleri

	KOH Sonuçları		
h\Yöntem	**ETS**	**ARIMA**	**SSA**
12	2.44	2.31	1.83
18	4.34	3.75	3.66
24	6.74	6.83	3.44
30	6.19	6.74	4.98
36	4.38	4.43	4.31

Tablo 2' de verilen sonuçlara göre en küçük KOH değerine beklendiği gibi 12 aylık tahminlerde ulaşılmaktadır. Bu nedenle, çalışmada elde edilecek Türkiye'nin toplam su bütçesi tahminleri h=12 olacak şekilde analiz edilecektir. Ayrıca, bu sonuçlar, dikkatle incelenirse, SSA yönteminin, her dönemde, en küçük hata oranıyla tahminlerde bulunabileceğini göstermektedir. 12 aylık tahminlerde ARIMA, ETS ve SSA yöntemlerindeki GRACE verisine en uygun modelleri Tablo 3'teki gibi belirlenmiştir. Parametrik yöntemlerden olan ARIMA ve ETS yöntemleri için orijinal seriden tahmin serisi çıkarılarak elde edilen hata serilerinde beyaz gürültü olup olmadığı Box-Ljung testi ile kontrol edilmiştir. 0.01 yanılma düzeyine göre bu iki yöntemin hata serileri, beyaz gürültülü olarak bulunmuştur. Parametrik olmayan SSA yöntemi model geçerliliği için hiçbir varsayıma gerek duymadığından, elde edilen model için de herhangi bir kontrole gerek yoktur.

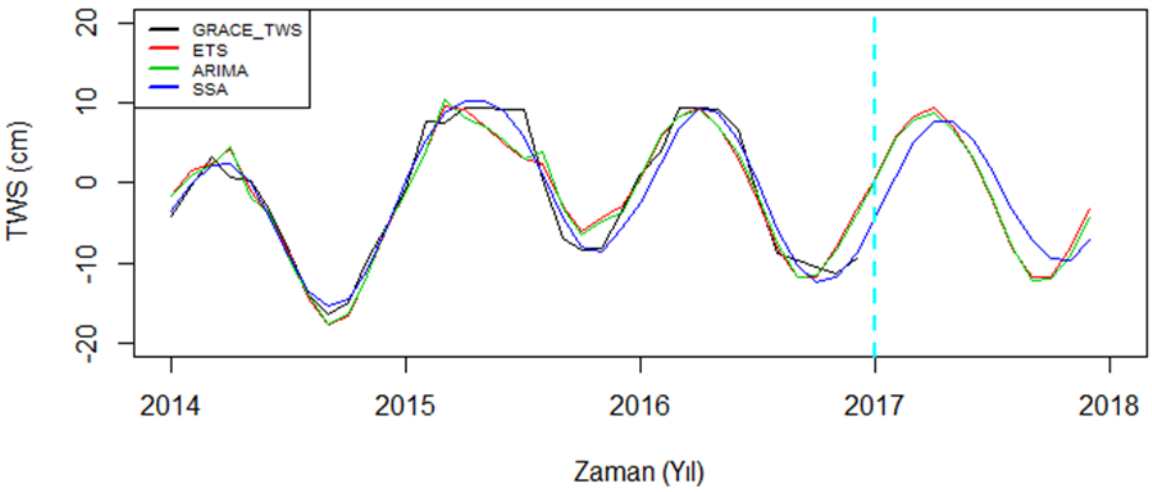
Tablo 3. GRACE için elde edilen optimum modeller

GRACE
$ARIMA(p,d,q)(P,D,Q)_s$
$(0,1,0)(0,1,1)_{12}$
$ETS(Hata,Trend,Mevsimsel)$
ANA
$SSA(L,r)$
$(24,8)$

Çalışmadaki 2002-2015 yılları arasındaki eğitim verisi dikkate alınarak bulunan modeller, 2015-2016 yıllarına ait test verileri kullanılarak değerlendirilmektedir. Tablo 4'teki KOH değerleri her bir yönteme ait modellerin bir yıllık (12 aylık) GRACE prediksiyonlarından hesaplanmaktadır. Buna göre, en küçük KOH değerine, SSA yönteminin sahip olduğu görülmektedir. Başka bir ifadeyle, SSA yöntemi daha az hata ile gelecekle ilgili kuraklık çalışmalarına dair tahminlerde kullanılabilmektedir. Ayrıca Şekil 4'ten çalışmada dikkate alınan üç yöntemin oldukça yakın değerlerle kuraklık tahmini için kullanılabilineceği görülmektedir. Bu şekil ile hangi yöntemin daha iyi sonuçlar verdiğini belirlemek oldukça zordur. Hatta, üç yöntemin en iyi modellerinden 2017-2018 arasındaki dönemi kapsayan tahminleri de Şekil 4'te verilmektedir.

Tablo 4. Modellerden elde edilen KOH değerleri

	ETS	ARIMA	SSA
GRACE	2.44	2.31	1.83



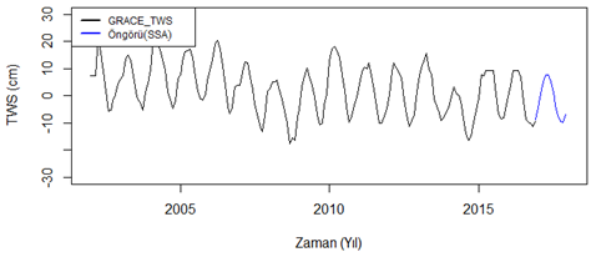
Şekil 4. GRACE zaman serisi ve üç istatiksel kestirim modelinden elde edilen tahminlerin zaman serileri

Tablo 5, SSA yöntemi dikkate alınarak ETS ve ARIMA yöntemleri ile karşılaştırıldığında KOHO değerlerini vermektedir. Bu değerlere göre SSA yöntemi, ETS yöntemine göre %27, ARIMA yöntemine göre %21 kazanç sağlamaktadır. Yani GRACE TWS verileri için prediksiyonlarda bulunduğumuzda, SSA yöntemini kullanmak ETS yöntemine göre %27 oranında, ARIMA yöntemine göre %21 oranında daha doğru sonuçlar vermektedir. Ayrıca Tablo 5'teki iki değerde KSPA testine göre 0.01 yanılma düzeyinde istatistiksel olarak anlamlıdır.

Tablo 5. Modellerden elde edilen KOHO değerleri

	KOHO Sonuçları	
	SSA/ETS	**SSA/ARIMA**
GRACE	0.73	0.79

En iyi sonuçları elde eden yöntem olan SSA modelinden, Şekil 5'te 2002-2017 yılları için Şekil 6'da sadece 2017 yılı için hesaplanan tahmin değerleri verilmektedir. Ayrıca 2017 yılında da GRACE değerlerinin ortalama seviyelerinde ve sabit bir trend ile mevsimsel dalgalanmalarla devam ettiği görülmektedir. 2017 yılına ait tahmin değerleri Tablo 6 da gibi elde edilmektedir.

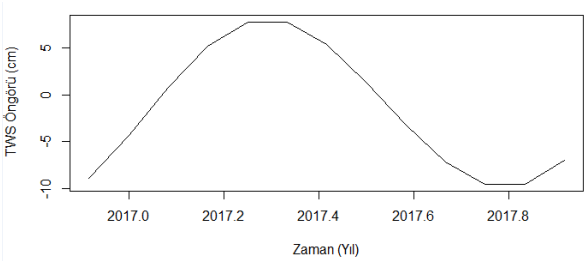


Şekil 5. GRACE serisi ve SSA modelinden elde edilen prediksiyonun zaman serisi

Tablo 6. SSA yönteminden elde edilen 2017 yılına ait prediksiyon değerleri

Prediksiyon değerleri			
Aylar	**TWS**	**Aylar**	**TWS**
1	-4.35	**7**	1.34
2	0.74	**8**	-3.20
3	5.15	**9**	-7.16
4	7.73	**10**	-9.52
5	7.75	**11**	-9.55
6	5.36	**12**	-7.00
	Ortalama		1.06

Bu çalışmada genel olarak istatistikte çokça bilinen ve sıkça kullanılan ARIMA, ETS ve SSA yöntemleri ile GRACE uydusu zaman serisinin özellikle kuraklık analizinde kestirimi ve bu kapsamda mevcut yöntemlerin performansı ve doğruluğu incelenmiştir. Veri seti büyüklüklerinin çok büyük olmadığı durumlarda kısa dönemlik tahminlerin daha güvenilir sonuçlar verdiği birçok zaman serisi çalışmasıyla desteklenmektedir (Hassani ve Ghodsi, 2015; Hassani ve diğerleri, 2017; Shang ve Hyndman, 2017). Çalışmamızda da farklı tahmin dönemleri dikkate alındığında, veri setimiz için en uygun dönemin, beklenildiği gibi, 12 aylık dönem olduğu bulunmuştur. Çalışmada bahsedilen dönemler için elde edilen sonuçlarda, tüm yöntemlerin genel olarak HKO cinsinden olumlu sonuçlar verdiği saptanmıştır. Genele bakıldığında, daha uzun süreli bir kestirim için SSA modelinin (ör. 3 yıllık), kısa dönemli kestirimlerde (12 ve 18 aylık) ise ARIMA veya ETS modellerinin SSA' ya yakın sonuçlar verebileceği tespit edilmiştir.



Şekil 6**.** SSA modelinden elde edilen 2017 yılı için elde edilen prediksiyonların zaman grafiği

Sonuçlar dikkatle incelendiğinde, SSA yöntemi ile hesaplanan bir yıllık kestirim değerleri ile kuraklığa dair bir yorumda bulunmak doğru olmayacağı görülmektedir. Bu nedenle, çalışmanın amacı olan hangi yöntemin daha iyi kestirimler sağlayabileceğini göstermeyi desteklemektedir. Ayrıca, çalışmada kullanılan yöntemler ile daha uzun süreli kestirimler (5 yıllık, 10 yıllık) yapabilmek de mümkündür. Ancak bu tip tahminlerde daha büyük zaman aralığında gözlenmiş veri setleri ile (ör. 20 yıllık) çalışmanın daha güvenilir ve gelecekle ilgili daha uzun dönemli prediksiyon sonuçları vermesi beklenir. İleriye dönük olarak, bu çalışmanın prediksiyon sonuçlarının, GRACE-FO verileri ile de karşılaştırılması öngörülmüştür. Ek olarak, bu kapsamda, kuraklık analizi çalışmalarında GRACE verileriyle uyumlu yardımcı verilerin de (ör. yağmur verisi, hidrolojik modeller) kestirimlerimize dahil edilmesi ve akabinde çok parametreli kestirimler yapılması, bu kestirimlerin sonuçların doğruluğunu ne oranda geliştireceği bir sonraki hedeflerimiz arasındadır.

ORCID

Gonca OKAY AHİ https://orcid.org/0000-0001-7235-1502

Hatice ÖNCEL ÇEKİM https://orcid.org/0000-0001-8538-6296

KAYNAKLAR

Adamowski, J. ve Chan, H.F. (2011). A wavelet neural network conjunction model for groundwater level forecasting. *Journal of Hydrology, 407*(1-4), 28-40. doi:10.1016/j.jhydrol.2011.06.013

Adamowski, J., Fung Chan, H., Prasher, S.O., Ozga-Zielinski, B. ve Sliusarieva., A. (2012). Comparison of multiple linear and nonlinear regression, autoregressive integrated moving average, artificial neural network and wavelet artificial neural network methods for urban water demand forecasting in Montreal (Canada). *Water Resources Research, 48*(1). doi: 10.1029/2010WR009945

Al-Zahrani, M. A. ve Abo-Monasar, A. (2015). Urban residential water demand prediction based on artificial neural networks and time series models. *Water Resources Management, 29*(10). 3651-3662. doi:10.1007/s11269-015-1021-z

Arandia, E., Ba, A., Eck, B. ve McKenna, S. (2015). Tailoring seasonal time series models to forecast short-term water demand. *Journal of Water Resources Planning and Management, 142*(3). 04015067. doi:10.1061/(asce)wr.1943-5452.0000591

Box, G. E., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C. ve Ljung, G. M. (2015). *Time series analysis: forecasting and control.* doi:10.2307/3150485

Cheng, M.K., Tapley, B. D. ve Ries, J. C. (2013). Deceleration in the Earth's oblateness. *Journal of Geophysical Research,* 118, 1-8, doi:10.1002/jgrb.50058.

Chinnasamy, P. ve Agoramoorthy, G. (2015). Groundwater storage and depletion trends in Tamil Nadu State, India. *Water Resources Management, 29*(7), 2139-2152. doi:10.1007/s11269-015-0932-z

De Livera, A. M., Hyndman, R. J. ve Snyder, R.D. (2011). Forecasting time series with complex seasonal patterns using exponential smoothing. *Journal of the American Statistical Association, 106*(496), 1513-1527. doi:10.1198/jasa.2011.tm09771

Döll, P., Mueller Schmied. H., Schuh, C., Portmann, F.T. ve Eicker, A. (2014). Global-scale assessment of groundwater depletion and related groundwater abstractions: Combining hydrological modeling with information from well observations and GRACE satellites. *Water Resources Research, 50*(7), 5698-5720. doi:10.1002/2014WR015595

Dong, Z., Yang, D., Reindl, T. ve Walsh, W.M. (2013). Short-term solar irradiance forecasting using exponential smoothing state space model. *Energy,* 55, 1104-1113. doi:10.1016/j.energy.2013.04.027

Du, K., Zhao, Y. ve Lei, J. (2017). The incorrect usage of singular spectral analysis and discrete wavelet transform in hybrid models to predict hydrological time series. *Journal of Hydrology*, 552, 44-51. doi:10.1016/j.jhydrol.2017.06.019

Flechtner, F. (2007). AOD1b product description document for product releases 01 to 04 (Rapor no: GRACE 327-750 (GR-GFZ-AOD-0001), rev. 3.1, april 13, 2007). GRACE project document. 327-750. Erişim adresi: http://op.gfzpotsdam.de/grace/results/grav/AOD1B_PDD_20070413.pdf

Flechtner, F., Dobslaw, H. ve Fagiolini, E. (2014). AOD1b product description document for product release 05 (Rapor No: GRACE 327-750 (GR-GFZ-AOD-0001), rev. 4.4, december 14, 2015). Erişim adresi: http://www-app2.gfzpotsdam.de/pb1/op/grace/results/grav/AOD1B_20151214.pdf

Gerou, Wahr J. ve Zhong, S. (2012). Computations of the viscoelastic response of a 3-d compressible earth to surface loading: An application to glacial isostatic adjustment in antarctica and canada. *Geophysical Journal International, 192*(2), 557-572. doi:10.1093/gji/ggs030

Graz Teknik Üniversitesi (t.y). Gravite alanı modelleri. Erişim adresi: https://www.tugraz.at/institute/ifg/downloads/gravity-field-models/itsg-grace2016/

Hassani, H. ve Ghodsi, Z. (2015). A glance at the applications of singular spectrum analysis in gene expression data. *Biomolecular detection and quantification,* 4, 17-21. doi:10.1016/j.bdq.2015.04.001

Hassani, H., Heravi, S. ve Zhigljavsky, A. (2009). Forecasting European industrial production with singular spectrum analysis. *International journal of forecasting, 25*(1), 103-118. doi:10.1016/j.ijforecast.2008.09.007

Hassani, H. ve Silva. E.S. (2015). A Kolmogorov-Smirnov based test for comparing the predictive accuracy of two sets of forecasts. *Econometrics, 3*(3), 590-609. doi:10.3390/econometrics3030590

Hassani, H., Silva, E.S., Antonakakis, N., Filis, G. ve Gupta, R. (2017). Forecasting accuracy evaluation of tourist arrivals. *Annals of Tourism Research,* 63, 112-127. doi:10.1016/j.annals.2017.01.008

Hyndman, R. ve Athanasopoulos, G., (2009). *Forecasting Multiple Time Series*. Yer: John Wiley & Sons, Inc.

Hyndman, R.J., Koehler, A.B., Snyder, R.D. ve Grose, S. (2002). A state space framework for automatic forecasting using exponential smoothing methods. *International Journal of forecasting, 18*(3), 439-454. doi:10.1016/S0169-2070(01)00110-8

Jekeli, C. (1981). Alternative methods to smooth the Earth's gravity field (Rapor No: 327). Yer bilgisi: Department of Geodetic Science and Surveying, The Ohio State University, Columbus. Erişim adresi:https://ntrs.nasa.gov/search.jsp?R=19820014947

Junninen, H., Niska, H., Tuppurainen, K., Ruuskanen, J. ve Kolehmainen, M. (2004). Methods for imputation of missing values in air quality data sets. *Atmospheric Environment, 38*(18), 2895-2907. doi:10.1016/j.atmosenv.2004.02.026

Kadılar, C. (2009). *SPSS Uygulamalı zaman serileri analizine giriş.* Yer: Bizim Büro Basımevi, İkinci Baskı, Ankara (İlk Basım: 2005).

Lenk, O. (2013) Satellite based estimates of terrestrial water storage variations in Turkey. *Journal of Geodynmics,* 67, 106-110. doi:10.1016/j.jog.2012.04.010

Liesch, T. ve Ohmer, M. (2016). Comparison of GRACE data and groundwater levels for the assessment of groundwater depletion in Jordan. *Hydrogeology Journal, 24*(6), 1547-1563. 10.1007/s10040-016-1416-9

Makridakis, S., Andersen, A., Carbone, R., Fildes, R., Hibon, M., Lewandowski, R., … Winkler, R. (1982) The accuracy of extrapolation (time series) methods: Results of a forecasting competition. *Journal of Forecast, 1*(2), 111-153. doi:10.1002/for.3980010202

Mukherjee, A. ve Ramachandran, P. (2018). Prediction of GWL with the help of GRACE TWS for unevenly spaced time series data in India: Analysis of comparative performances of SVR. ANN and LRM. *Journal of hydrology,* 558, 647-658. doi:10.1016/j.jhydrol.2018.02.005

Naim, I. ve Mahara, T. (2018). Comparative Analysis of Univariate Forecasting Techniques for Industrial Natural Gas Consumption. *International Journal of Image, Graphics and Signal Processing, 10*(5), 33-44. doi:10.5815/ijigsp.2018.05.04

Nasa Doğu Akdeniz'de 900 yıldır gözlenen en şiddetli kuraklığı belirledi. (2019, 20 Haziran). Erişim adresi: https://www.nasa.gov/feature/goddard/2016/nasa-finds-drought-in-eastern-mediterranean-worst-of-past-900-years.

Okay Ahi, G. ve Jin, S. (2019). Hydrologic Mass Changes and Their Implications in Mediterranean-Climate Turkey from GRACE Measurements. *Remote sensing, 11*(2), 120. doi:10.3390/rs11020120

Panda, D.K. ve Wahr, J. (2016). Spatiotemporal evolution of water storage changes in India from the updated GRACE-derived gravity records. *Water Resources Research,* 52, 135-149. doi:10.1002/2015WR017797

Podaac. (t.y.). Kara kütlesi sürüm 5 (RL05) verisi. Erişim adresi: https://podaac-w10n.jpl.nasa.gov/w10n/allData/tellus/L3/land_mass/RL05/netcdf/

Rangelova, E., Van der Wal, W., Braun, A., Sideris, M.G. ve Wu, P. (2007). Analysis of Gravity Recovery and Climate Experiment time-variable mass redistribution signals over North America by means of principal component analysis. *Journal of Geophysical Research: Earth Surface, 112*(F3). doi:10.1029/2006JF000615

Rangelova, E. ve Sideris, M.G. (2008). Contributions of terrestrial and GRACE data to the study of the secular geoid changes in North America. *Journal of Geodynamics, 46*(3-5), 131-143. doi:10.1016/j.jog.2008.03.006

Shang, H. L. ve Hyndman, R. J. (2017). Grouped functional time series forecasting: an application to age-specific mortality rates. *Journal of Computational and Graphical Statistics, 26*(2), 330-343. doi:10.1080/10618600.2016.1237877

Stein, E.M. (1956). Interpolation of linear operators. *Transactions of the American Mathematical Society, 83*(2), 482-492. https://pdfs.semanticscholar.org/8a50/3700637e72d56299a743d94e4926e7de0286.pdf

Sun, A.Y. (2013). Predicting groundwater level changes using GRACE data. *Water Resources Research, 49*(9), 5900-5912. doi:10.1002/wrcr.20421

Swenson, S., Chambers, D. ve Wahr, J. (2008). Estimating geocenter variations from a combination of grace and ocean model output. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth, 113* (B8). doi:10.1029/2007JB005338

Tiwari, M. K. ve Adamowski, J. (2013). Urban water demand forecasting and uncertainty assessment using ensemble wavelet-bootstrap-neural network models. *Water Resources Research, 49*(10), 6486-6507. doi:10.1002/wrcr.20517

Wahr, J., Molenaar, M. ve Bryan, F. (1998). Time variability of the Earth's gravity field: Hydrological and oceanic effects and their possible detection using GRACE. *Journal of Geophysical Research,* 103. B12. 30, 205-30. 229. doi:10.1029/98jb02844

Yang, P., Xia, J., Zhan, C., Qiao, Y. ve Wang, Y. (2017). Monitoring the spatio-temporal changes of terrestrial water storage using GRACE data in the Tarim River basin between 2002 and 2015. *Science of the Total Environment,* 595, 218-228. doi:10.1016/j.scitotenv.2017.03.268