

Türkiye'de Tahıl Üretiminin Tahminlemesi: Karşılaştırmalı Analiz İsmet Soylemez^{*1}, Mehmet Eren Nalici², Ramazan Ünlü³

^{*1,2,3} Abdullah Gül Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Endüstri Mühendisliği, KAYSERİ

(Alınış / Received: 03.07.2024, Kabul / Accepted: 01.08.2024, Online Yayınlanma / Published Online: 30.08.2024)

Anahtar Kelimeler

Tahminleme,
Tarımsal Üretim,
ARIMA,
Üstel Düzeltme,
Hareketli Ortalama,
Holt Doğrusal Yöntemi

Öz: Tarım, Türkiye'de hayati bir sektör olmuş ve ülkenin ekonomik ve sosyal yapısına önemli katkılarda bulunmuştur. Bu çalışma, çeşitli tahmin modelleri kullanarak 2023-2030 yılları arasında Türkiye'de dokuz farklı tahıl ürününün üretim miktarlarını tahmin etmeyi amaçlamaktadır. Kullanılan modeller arasında Üstel Düzeltme, Holt Doğrusal Yöntemi, Holt-Winters Sönümlü Trend, Hareketli Ortalama ve ARIMA yer almaktadır. Bu modellerin performansı Ortalama Karesel Hata (MSE) ve Ortalama Mutlak Hata (MAE) değerleri kullanılarak değerlendirilmiştir. Bu analiz için kullanılan veriler 1990-2022 yıllarını kapsamaktadır ve Türkiye İstatistik Kurumu'ndan (TÜİK) alınmıştır. Sonuçlar, buğday, arpa, mısır ve yulafın artan bir üretim eğilimi yaşayacağını, çeltik, çavdar, darı ve kaplıca ise azalan bir eğilim göstereceğini göstermektedir. Bu çalışma, iklim değişikliği ve nüfus artışı gibi küresel zorluklar karşısında sürdürülebilir tarımsal üretim ve istikrarı sağlayarak etkili ulusal gıda güvenliği politikaları ve stratejileri geliştirmede doğru tahmin modellerinin önemini vurgulamaktadır.

Forecasting of Agricultural Production in Turkey: Comparative Analysis

Keywords

Forecast,
Agricultural Production,
ARIMA,
Exponential Smoothing,
Moving Average,
Holt Linear Method

Abstract: Agriculture has been a vital sector in Turkey for thousands of years, significantly contributing to the country's economic and social structure. This study aims to forecast the production quantities of nine different grain products in Turkey from 2023 to 2030 using various predictive models. The models employed include Exponential Smoothing, Holt Linear Method, Holt-Winters Damped Trend, Moving Average, and ARIMA. The performance of these models is evaluated using Mean Squared Error (MSE) and Mean Absolute Error (MAE) values. The data used for this analysis spans from 1990 to 2022 and was sourced from the Turkish Statistical Institute (TÜİK). Results indicate that wheat, barley, maize, and oats will experience an increasing production trend, while rice, rye, millet, and spelt show a decreasing trend. This study highlights the importance of accurate forecasting models in developing effective national food security policies and strategies, ensuring sustainable agricultural production and stability in the face of global challenges such as climate change and population growth.

*İlgili Yazar, email: ismet.soylemez@agu.edu.tr

1. Giriş

Tarım binlerce yıldır Türkiye'de önemli bir sektör olmuştur. Anadolu toprakları tarih boyunca çeşitli medeniyetlere ev sahipliği yapmış ve tarımsal faaliyetlerle ayakta tutulmuştur. Topluma gelir kaynağı sağlayarak Türkiye'nin ekonomik ve sosyal yapısında önemli bir rol oynamıştır. Türkiye, elverişli coğrafi konumu, farklı iklimi ve verimli toprakları nedeniyle tarımsal üretim açısından zengindir. Tarımın Türkiye için stratejik önemi, sadece geçmişte değil günümüzde de devam etmektedir. Dünyanın önde gelen ülkeleri, sadece kendi gıda ihtiyaçlarını karşılama konusunda değil, aynı zamanda küresel tarımsal üretimde karar verici konumundadırlar. Gelişmiş

ülkeler, tarımın stratejik önemini kavramış ve sektörü destekleyici politikalar geliştirmiştir. Araştırma, teknoloji ve eğitim gibi alanlara yapılan yatırımlar, tarımsal üretimin verimliliğini artırmış ve sürdürülebilirliğini sağlamıştır. Ayrıca, uluslararası ticaret anlaşmaları ve tarım politikalarındaki uyum, bu ülkelerin küresel tarımsal üretimde etkin rol oynamasını sağlamıştır. Bu çabalar, dünya genelinde gıda güvenliği ve istikrarı için önemli bir katkı sağlamaktadır. Tarım, insanların temel gıda ve giyim ihtiyaçlarının karşılanmasında önemli bir sektördür. Tarih boyunca vazgeçilmez olmuş ve stratejik öneme sahip olmaya devam etmektedir [1]. İklim değişikliği, doğal afetler, kuraklık, kaynak belirsizliği ve nüfus artışı, küresel gıda güvenliğine yönelik giderek artan tehditler oluşturuyor. Dünya nüfusunun 2050 yılında 9,7 milyarı aşacağı, bunun da yaygın açlığa ve gıda güvensizliğine yol açacağı tahmin ediliyor. Gıda tedariki yerli üretim ve ithalat olmak üzere iki ana kaynağa dayanmaktadır. Bir bölgenin gıda üretme kapasitesinin farkındalığı, gıda güvenliği konusunda bilinçli politikaların geliştirilmesi açısından çok önemlidir. Bu nedenle gıda yönetimi ve iş modelleri için doğru tahmin modellerinin geliştirilmesinin gerekli olduğu düşünülmektedir. Ulusal gıda güvenliği politikalarının ve stratejilerinin geliştirilmesi ve uygulanması büyük ölçüde gıda üretimini doğru bir şekilde tahmin etmek için gelişmiş modellerin kullanılmasına bağlıdır. [2,3]

Literatürde gıda ürünlerinin üretim tahminlemesi ile ilgili farklı çalışmalar mevcuttur. Nosratabadi ve arkadaşları [2] tarım ürünlerinin üretim tahminlemesinde uyarlanabilir ağ tabanlı bulanık çıkarım sistemi (ANFIS) ve çok katmanlı algılayıcı (MLP) yöntemleri kullanmaktadır. Bunun yanında, Baswaraju ve arkadaşları [3] AROA tabanlı hibrit derin öğrenme modelini tarım ürünlerin üretim miktarının tahminlemesinde, Abraham ve arkadaşları [4] ise yapay sinir ağlarını soya fasulyesi üretimi tahminlemesinde kullanmıştır. Olowa ve Olowa, Wenjun ve arkadaşları [5,6] lineer regresyon yöntemini tarım, balık ve hayvancılık taleplerini tahmin etmek için kullanmıştır. Wang ve arkadaşları [7] yapay sinir ağlarını kullanarak Çin'deki balık ve pirinç üretim miktarlarını, Kharal ve arkadaşları [8] karar destek vektörlerini kullanarak buğdayın verimini tahmin etmeye çalışmıştır. Ayrıca, literatürde tarımsal ürünler ile ilgili farklı tahminleme çalışmaları da bulunmaktadır. Mittal ve Zhang [9] gıdaların donma sürelerinin tahminlenmesi için sinir ağlarını, Lutoslawski ve arkadaşları [10] işlenmiş gıdaların tüketim miktarlarının tahminlemesi için doğrusal olmayan otoregresif eksojen yapay sinir ağını, Mamoudan ve arkadaşları [11] bozulabilir gıdalar için fiyat tahminlemesi için yapay sinir ağlarını, Fahrudin ve arkadaşları [12], Rana ve arkadaşları [13] gıda fiyatlarının tahminlemesi için Uzun kısa süreli bellek (LSTM) yöntemini kullanmıştır. Buna ilaveten, Wu ve Weng [14] gıda güvenliği risk tahmini için toplu öğrenme modellerini kullanmıştır. Diğer yandan, Ye ve arkadaşları [15] çok değişkenli zaman gecikmeli ayrık gri model kullanarak Çin'deki gıda endüstrisinin üretim tahminlemesi; Shi ve arkadaşları [16] lineer regresyon, yapay sinir ağı, karar destek vektörleri ve rassal orman kullanarak Kuzey Kore'deki yer altı verisi seyrek olan bölgelerde pirinç verimliliğinin tahminlemesi; Raihen ve Akter [17] GaussianNB, karar ağacı, K-En yakın komşu algoritması, rassal orman, , karar destek vektörleri XGBoost, LightGBM, AdaBoost, lojistik regresyon, yapay sinir ağı ve derin öğrenme yöntemleri kullanılarak kurutulmuş üzümün sınıflandırılması; Ünlü [18] karar destek vektörleri, ağırlıklandırılmış destek vektörleri kullanılarak şarap kalitesi tahminlemesi üzerine çalışmışlardır. Çalışmalarda kullanılan metotlar ve çalışmaların amaçları özet şeklinde Tablo 1'de gösterilmiştir.

Türkiye'deki tarımsal üretimin büyük bir bölümünü tahıl ürünleri oluşturmaktadır. Örneğin, buğday ve arpa gibi ürünler hem iç tüketimde hem de ihracatta önemli yer tutmaktadır. Tahıl ürünleri hem Türkiye içinde hem de küresel pazarda yüksek talep gören ürünlerdir. Bu nedenle, bu ürünlerin üretim miktarlarının doğru bir şekilde tahmin edilmesi, ekonomik planlama ve ticaret stratejileri açısından kritiktir. Bu çalışma, Türkiye'de 2023-2030 yılları arasında 9 farklı tahıl ürününün üretim miktarlarını tahmin etmek için çeşitli tahmin modelleri kullanmaktadır. Tarımsal üretim tahminleri, ulusal gıda güvenliği politikalarının ve stratejilerinin geliştirilmesi için hayati öneme sahiptir. Bu çalışma, tarım sektörünün sürdürülebilirliği ve istikrarını sağlamak adına doğru tahmin modellerinin kullanılmasının önemini vurgulamaktadır. Ayrıca, bu çalışmada farklı tahmin modellerinin karşılaştırmalı analizini sunarak, hangi modelin Türkiye'deki tahıl üretimini en doğru şekilde tahmin edebileceğini göstermektedir. Elde edilen sonuçlar, tarımsal üretim ve planlama alanında yapılacak sonraki çalışmalar için bir referans kaynağı olma potansiyeline sahiptir.

"Materyal ve Metot" bölümünde, Türkiye'deki tahıl üretim verilerinin nasıl ön işlendiği, ayrıca kullanılan tahmin modelleri ayrıntılı bir şekilde açıklanmaktadır. "Bulgular" başlığı altında, farklı tahmin modellerinin performans karşılaştırmaları ve bu modellerin tahıl üretim tahminleri sunulmaktadır. "Tartışma ve Sonuç" kısmında, elde edilen sonuçlar tartışılmakta ve bu sonuçların Türkiye'nin tarım politikalarına ve gıda güvenliği stratejilerine olan etkileri değerlendirilmektedir. Ek olarak, farklı tahmin modellerinin gelecek çalışmalarda nasıl geliştirilebileceği konusunda önerilerde bulunmaktadır. Ekler kısmında ise, kullanılan veriler ve modellerin geçerlilik testlerine dair detaylar yer almaktadır.

Tablo 1 Çalışmaların Özet Tablosu

Referans No.	Kullanılan Metotlar	Çalışmanın Amacı
[2]	Ağ Tabanlı Bulanık Çıkarım Sistemi (ANFIS) ve Çok Katmanlı algılayıcı (MLP)	Tarım Ürünleri Üretim Miktarı Tahminleme
[3]	AROA Tabanlı Hibrit Derin Öğrenme Modeli	Tarım Ürünleri Üretim Miktarı Tahminleme
[4]	Yapay Sinir Ağları	Soya Fasulyesi Üretim Miktarı Tahminleme
[5]	Lineer Regresyon	Tarım, balık ve hayvancılık Talepleri Tahminleme
[6]	Lineer Regresyon	Tarım, balık ve hayvancılık Talepleri Tahminleme
[7]	Yapay Sinir Ağları	Balık ve Pirinç Üretim Miktarı Tahminleme
[8]	Karar Destek Vektörleri	Buğday Verimi Tahminleme
[9]	Yapay Sinir Ağları	Gıdaların Donma Süresi Tahminleme
[10]	Doğrusal Olmayan Otoregresif Eksojen Yapay Sinir Ağları	İşlenmiş Gıdaların Tüketim Miktarını Tahminleme
[11]	Yapay Sinir Ağları	Bozulabilir Gıdalar için Fiyat Tahminleme
[12]	Uzun kısa süreli bellek (LSTM)	Gıda Fiyatlarını Tahminleme
[13]	Uzun kısa süreli bellek (LSTM)	Gıda Fiyatlarını Tahminleme
[14]	Toplu Öğrenme Modelleri	Gıda Güvenliğinde Risk Tahminleme
[15]	Çok Değişkenli Zaman Gecikmeli Ayrık Gri Model	Gıda Endüstrisi Üretim Miktarı Tahminleme
[16]	Lineer Regresyon, Yapay Sinir Ağları, Karar Destek Vektörleri ve Rassal Orman	Pirinç Verimliliğini Tahminleme
[17]	GaussianNB, Karar Ağacı, K-En Yakın Komşu Algoritması, Rassal Orman, Karar Destek Vektörleri XGBoost, LightGBM, AdaBoost, Lojistik Regresyon, Yapay Sinir Ağları ve Derin Öğrenme Yöntemleri	Kurutulmuş Üzümlerin Sınıflandırılması
[18]	Karar Destek Vektörleri ve Ağırlıklandırılmış Destek Vektörleri	Şarap Kalitesinin Tahminlenmesi

2. Materyal ve Metot

Bu çalışmada Türkiye’de üretilen 9 farklı tahıl ürününün (Buğday, Arpa, Mısır, Çeltik, Çavdar, Yulaf, Kaplıca, Darı, Mahlut) 1990-2022 yılları arasındaki üretim verileri kullanılmıştır. Veri TÜİK sisteminden alınmış olup üretim miktarları ton olarak kullanılmıştır (Ek A.). Verinin ön işleme ve analiz işlemleri Python 3.11.2 sürümü kullanılarak oluşturulmuştur. Veri ön işleme için “Pandas”, “Numpy”, “Sklearn” kütüphaneleri; tahminleme modelleri için Python içerisinde yer alan “Statsmodels” kütüphanesi; modellerin performansının kıyaslanmasında “Sklearn” kütüphanesi; verilerin görselleştirilmesinde “Matplotlib” kütüphanesi kullanılmıştır.

Tahminleme modelleri olarak “Üstel Düzeltme”, “Holt Doğrusal Yöntemi (Holt Linear Trend)”, “Holt Sönme Eğilim (Holt Damped Trend)”, “Hareketli Ortalama” ve “Bütünleşik Otoregresif Hareketli Ortalama (ARIMA)” kullanılmıştır. Üstel düzeltme, zaman serisi verilerindeki kısa vadeli tahminler için yaygın olarak kullanılır ve özellikle mevsimsellik ve trend bileşenlerini yakalamada etkilidir. Holt doğrusal yöntemi, trend içeren veriler için uygundur ve zaman serisi verilerinde belirgin trendlerin olduğu durumlarda iyi sonuç verir. Holt sönme eğilim yöntemi, uzun vadeli tahminlerde trendin sönümlenmesini sağlar, bu da aşırı tahmin riskini azaltır. Hareketli ortalama basit ve anlaşılır bir yöntemdir, verideki gürültüyü azaltmak ve genel eğilimi görmek için kullanılır. ARIMA, zaman serisi verilerinde yaygın olarak kullanılan, geçmiş verilerden gelecekteki değerleri tahmin eden güçlü bir modeldir. Ayrıca, seçilen modellerin uygulanabilirliği, anlaşılabilirliği ve sonuçların tarımsal üretimle ilgilenen paydaşlar tarafından kolayca yorumlanabilmesi açısından önemlidir. Buna ilaveten, modellerin performans kıyaslaması için veri seti eğitim ve test olarak ikiye bölünmüştür ve test değerleri için ortalama hata karesi (MSE) ve ortalama mutlak hata (MAE) değerleri kıyaslanmıştır. Ayrıca, eğitim veri seti verinin ilk 0,8 verisinden, test veri seti verinin son 0,2 verisinden oluşmaktadır.

2.1. Veri ön işleme

Veri setlerinde analize başlamadan önce verinin durağan (stationary) olup olmaması analiz edilmiştir. Serinin deterministik özellikleri sabit, trend ve mevsimsellik bileşenlerinin varlığı veya yokluğu ile belirlenir. Bir serinin

stokastik özellikleri öncelikle değişkenlerin durağan olup olmadığıyla ilgilidir. Ancak zaman serisi analizi yapılırken analiz edilen serilerin durağan olduğunun belirlenmesi büyük önem taşımaktadır [19]. 9 tahıl ürünü için durağanlık analizi yapılmıştır. Bu analiz için Dickey-Fuller testi kullanılmıştır. Dickey-Fuller testi, otoregresif (AR) bir zaman serisi modelinin birim kök içerip içermediğini belirlemek için kullanılan istatistiksel bir testtir. Alternatif hipotez, kullanılan testin versiyonuna bağlı olarak değişir, ancak genellikle ya durağanlığı ya da trend-durağanlığı içerir [20]. Her bir tahıl ürünü için 0,95 güven aralığı için Dickey-Fuller testi uygulanmıştır ve p değerlerine göre durağan olup olmadığı Tablo 2.'de gösterilmiştir.

Tablo 2. Tahıl ürünleri durağanlık tablosu

Tahıl Ürünü	Durağan / Durağan değil
Buğday	Durağan
Arpa	Durağan
Mısır	Durağan değil
Çeltik	Durağan değil
Çavdar	Durağan değil
Yulaf	Durağan değil
Kaplıca	Durağan değil
Darı	Durağan
Mahlut	Durağan

Durağan olmayan verileri durağanlaştırmak için Farklılaştırma (Differencing) ve Dönüşüm (Transformation) yöntemleri kullanılmıştır. Farklılaştırma, değişimi ortadan kaldırmak ve durağanlığı sağlamak için durağan olmayan serilerin bir, iki, hatta üç kez farkının alınması yöntemidir. Fark alma, durağan olmayan bütünleşmiş seriler için uzun hafızalı zaman serisi analizinin hafıza parametresini tahmin etmek için kullanılır [21]. Çeltik Çavdar ve Yulaf için mevcut bir kez farkı alınarak mevcut veriden çıkartılarak yeni veri elde edilmiştir. Dahası, Mısır verisi için üç farkı alınarak mevcut veriden çıkartılarak yeni veri elde edilmiştir. Kaplıca verisinin durağanlaştırılması içinse Dönüşüm yöntemi kullanılmıştır. Literatürde zaman serilerindeki durağanlık sorununun üstesinden gelmek için çeşitli dönüşüm yöntemleri önerilmiştir. Ancak belirli bir zaman serisi uygulaması için uygun yöntemin seçilmesi basit bir iş değildir. Her yöntemin özelliklerini ve beklenen faydalarını analiz etmek çok önemlidir. Önemli hususlar, başlangıçtaki veri varsayımlarını ve yöntemin kendine özgü özelliklerini içerir [22]. Veriyi durağanlaştırmak için Kaplıca verisinin logaritma 10 tabanında değerleri oluşturulmuştur. Daha sonra, oluşturulan bu verinin 3 farkı alınarak ilk veriden çıkarılmıştır. En son oluşturulan tüm veriler için Dickey-Fuller testi ile tekrar test edilmiş 0,95 güven aralığında tüm veriler durağan olduğu tespit edilmiştir.

Analize başlamadan önce veri seti normalize edilmiştir. Veri normalleştirme yönteminin temel amacı, herhangi bir öğrenme algoritmasına beslenebilecek yüksek kaliteli veriler üretmektir. Zaman serisi verileri geniş bir değer aralığına sahip olabilir, dolayısıyla öğrenme sürecini hızlandırmak için aynı değer aralığına ölçeklendirilmesi gerekir [23].

2.2. Üstel düzeltme

Üstel düzeltme, açıklığı, uyarlanabilirliği ve şeffaflığı nedeniyle yaygın olarak kullanılan bir tahmin yöntemidir [24]. Üstel düzeltme, hata, eğilim ve mevsimsellik değişkenleri olmak üzere 3 temel bileşeni içerir. Yöntemin çalışma prensibi güncel veri ve gözlemlerin eskilere göre daha fazla önem taşımasıdır [25]. Üstel düzeltme, özyinelemeli bir formül kullanarak tüm gözlemlerin ağırlıklarını hesaplar ve bu bilgiyi geleceğe ilişkin tahminlerde bulunmak için kullanılır. [26].

$$X_t = \alpha x Y_{t-1} + (1-\alpha) x X_{t-1} \quad (1)$$

Denklem 1'de üstel düzeltme denklemi gösterilmiştir. X_t , t zamanında tahmin edilen değeri, X_{t-1} , t - 1 zamanında tahmin edilen değeri, Y_{t-1} , t - 1 zamanındaki gerçek değeri ifade etmektedir. Ayrıca α değeri 0 ile 1 arasında belirlenen verinin yumuşatma faktörünü belirtmektedir. Bu çalışmada, α değeri 0,01 ile 1 arasındaki 0,01 arttırarak her bir tahıl ürünü için tahminlemesi yapılmış ve ortalama hata karesi değerleri hesaplanmıştır.

2.3. Holt doğrusal yöntemi

Üstel ağırlıklı hareketli ortalama, rastgele değişkenliği yumuşatmaya yönelik bir yöntemdir. Eski verilere daha az ağırlık vermesi, hesaplamının basit olması ve veri kümesi için minimum düzeyde veri gerektirmesi bu metodun

avantajlarından [27]. Holt üstel düzeltme, trend verilerini doğrudan düzelter ve ikincil üstel düzeltmeyi kullanmadan orijinal zaman serisini tahmin eden doğrusal bir üstel düzeltme yöntemidir. Bu yöntemin en belirgin avantajı, zaman serilerindeki trendin değişmesi, trend verilerini doğrudan yumuşatması ve ikincil üstel düzeltme kullanmadan orijinal zaman serisini tahmin etmesidir. Esnekliği nedeniyle yaygın olarak kullanılmaktadır [28]. Holt üstel düzgünleştirme iki temel yumuşatma formülü ve bir tahmin formülü vardır (Denklem 2).

$$\begin{aligned} X_{t+T} &= L_{t-1} + k_{t-1} \times T \\ L_t &= \alpha \times Y_t + (1-\alpha) \times (L_{t-1} - k_{t-1}) \\ k_t &= \beta \times (L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta) \times k_{t-1} \end{aligned} \quad (2)$$

Denklem 2'de Holt Doğrusal Yönteminin denklem hesapları gösterilmiştir. X_t , t zamanında tahmin edilen değerini; L_t , t zamanındaki seviye değerini; k_t , t zamanındaki trend değerini ve T ise tahmin dönemi periyodunu ifade etmektedir. Buna ilaveten, α ve β değerleri 0 ile 1 arasında sırasıyla seviye yumuşatma faktörü ve trend yumuşatma faktörüdür. Bu çalışmada, her bir tahıl ürünü için α ve β değerleri, 0,01'den 1'e 0,01 artırılarak tahminleme çalışması yapılmıştır. Daha sonra ortalama hata karesi değerleri hesaplanmıştır.

2.4. Holt sönme eğilim yöntemi

Holt'un doğrusal yöntemi, gelecekte süresiz olarak artan veya azalan sabit bir eğilim sergileyen tahminler üretir. Ancak ampirik kanıtlar, bu yöntemlerin özellikle daha uzun tahmin ufukları için aşırı tahmin yapma eğiliminde olduğunu göstermektedir [29]. Gelecekte bir noktada trendi düz bir çizgiye 'sönümleyen' bir parametre tanıttı. Sönümlü trend içeren yöntemler birçok serinin otomatik tahmininde başarılı ve popülerdir [30].

$$\begin{aligned} X_{t+h} &= L_t + (j + j^2 + j^3 + \dots + j^h) \times k_{t-1} \\ L_t &= \alpha \times Y_t + (1-\alpha) \times (L_{t-1} + (j \times k_{t-1})) \\ k_t &= \beta \times (L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta) \times j \times k_{t-1} \end{aligned} \quad (3)$$

Holt Sönme Eğilim yönteminde kullanılan denklemler Denklem 3'te gösterilmiştir. X_{t+h} , t zamanından h zaman sonrasının tahmin edilen değerini; L_t , t zamanındaki seviye değerini ve k_t , t zamanındaki trend değerini ifade etmektedir. Holt Doğrusal Yönteminden farklı olarak trend değeri bir sönümleme değeri (j) ile çarpılmaktadır. Bu değer 0 ile 1 arasında değer almaktadır. Bu çalışmada, her bir tahıl ürünü için α , β değerleri, 0,01'den 1'e 0,01 artırılarak farklı parametreler için ortalama hata karesi değerleri hesaplanmıştır. Buna ilaveten Sönümleme katsayısı her α ve β kombinasyonu için optimize edilerek hesaplanmıştır.

3.5. Hareketli ortalama

Basit Hareketli Ortalama, zaman serisi verilerinde önceki n veri noktasının ortalamasını hesaplamak için yaygın olarak kullanılan bir yöntemdir. Zaman serisindeki her veri noktasına herhangi bir ek ağırlıklandırma faktörü uygulanmadan eşit ağırlık verilir [31]. Veriler ortalamasının etrafında merkezlenmemişse, basit bir hareketli ortalama, en son verinin örnek genişliğinin yarısı kadar gerisinde kalacaktır. Ek olarak, bir Basit Hareketli Ortalama, eski verilerin azalmasından veya yeni verilerin gelmesinden orantısız bir şekilde etkilenebilir. Basit Hareketli Ortalamasının bir özelliği, eğer veriler periyodik dalgalanmalar gösteriyorsa, o döneme ait bir Basit Hareketli Ortalama uygulanmasının bu varyasyonu ortadan kaldırmasıdır. Ancak mükemmel derecede düzenli döngülere nadiren rastlanır [32].

$$X = \frac{Y_1 + Y_2 + \dots + Y_n}{n} \quad (4)$$

Denklem 4'te X, tahmin edilen değeri ifade etmektedir. Buna ilaveten, Y değerleri X'den n periyot öncesine kadar olan değerleri ifade etmektedir. Bu çalışmada ise n değeri 2,3 ve 4 olarak alınmış ve her bir tahıl ürünü ve her bir n değeri için ortalama hata karesi değeri hesaplanmıştır.

3.6. Bütünleşik otoregresif hareketli ortalama (ARIMA)

Otomatik Regresif Entegre Hareketli Ortalama (ARIMA), zaman serisi verilerini tahmin etmek için yaygın olarak kullanılan olasılıksal bir yöntemdir. Finans sektöründe hisse senedi ve hava durumu tahminlerinin yanı sıra sinyale

işlemede de yaygın olarak kullanılır [33]. ARIMA yöntemi zaman serisi analizinde en çok bilinen yaklaşımdır. Bu yöntem, bazen Box-Jenkins modelleri olarak da adlandırılan ARMA modellerinin analizini büyük ölçüde kolaylaştırır [34]. Yapı, otoregresif AR(p), hareketli ortalama MA(q), otoregresif hareketli ortalama ARMA(p,q) ve otoregresif entegre hareketli ortalama ARIMA(p,d,q) modellerini içerir [35]. Orijinal veriler iteratif olarak dönüştürüldükten sonra istatistiksel olarak durağan zaman serisi verileri elde edilebilir. Çoğu durumda, geçmiş tahmin hataları da dahil olmak üzere mevcut ve geçmiş durumlar içindeki doğrusal veya doğrusal olmayan ilişkiyi temsil edecek uygun bir ARIMA modelinin tanımlanması gerekir [36].

$$Y_t = c + \beta_1 x Y_{t-1} + \beta_2 x Y_{t-2} + \dots + \alpha_t - \gamma_1 x \alpha_{t-1} - \gamma_2 x \alpha_{t-2} - \dots \quad (5)$$

Denklem 5'te belirtilen modelde Y_t , t zamanındaki değeri; c sabit bir değeri, β otoregresif sabitini (p); α_t , t zamanındaki tahmin hatası; γ , hareketli ortalama katsayısını ifade etmektedir. Bu çalışmada her bir tahıl ürünü için 0 ile 8 arasındaki p, d ve q değerleri için kombinasyonları oluşturulmuştur ve bu kombinasyonlar ARIMA modeli için parametre değeri olarak kullanılmıştır. Her bir model için ortalama hata karesi değeri hesaplanmıştır.

3. Bulgular

2. bölümde belirtilen modellerin geçerlemesi (validation) için veri seti eğitim ve test olmak üzere ikiye bölünmüş ve her model için ortalama kare hata değeri hesaplanmıştır. Her bir model için en düşük ortalama hata kare değerini veren parametrelerin birbirleri ile kıyaslaması Tablo 3'te gösterilmiştir. Buna ilaveten, parantez içinde kullanılan parametrelerin değerleri belirtilmiştir. Ayrıca, her bir tahıl ürünü için her modelin en küçük ortalama kare hatası değeri veren parametresine göre karşılaştırmalı değerleri gösterilmiştir (Ek B.). Grafiklerdeki verilerde normalize edilmiş değerler kullanılmıştır. Sonuçlar incelendiğinde Mahlut ürününde Holt Doğrusal yöntemi Holt Sönme Eğilim Yöntemi ve ARIMA modellerinin negatif değer tahminlemesi yaptığı gözlemlenmiştir. Bunun sebebi olarak Mahlut ürününün üretiminde düşüş trendinde olması ve son yıllarda üretim yapılmaması olduğu düşünülmektedir. ARIMA ve Hareketli Ortalama modellerinin tahmin doğruluğu açısından öne çıktığını göstermektedir. Buğday üretimi tahminlerinde, ARIMA modeli ve Hareketli Ortalama modeli en düşük MSE değerlerini vermiştir. Arpa üretimi tahminlerinde de Hareketli Ortalama ve ARIMA modelleri en düşük MSE değerlerini sağlamıştır. Darı üretimi tahminlerinde en düşük MSE değeri ARIMA modelinden elde edilmiştir. Çeltik üretimi tahminlerinde ise Hareketli Ortalama modeli en düşük MSE değerini vermiştir. Çavdar üretimi için ARIMA modeli en düşük MSE değerini vermiş ve bu ürün için en uygun model olarak belirlenmiştir. Yulaf ve Mısır üretim tahminlerinde de Hareketli Ortalama modeli en düşük MSE değerlerine ulaşmış, bu da bu ürünlerin üretiminde en doğru tahminleri sağladığını ortaya koymaktadır. Son olarak, Kaplıca üretimi tahminlerinde de en düşük MSE değeri Hareketli Ortalama modelinden elde edilmiştir.

Tablo 3 Ortalama hata karesi değerleri özet tablo

Ürün Adı	Üstel Düzeltme (α)	Holt Doğrusal Yöntemi ($\alpha; \beta$)	Holt Sönme Eğilim Yöntemi ($\alpha; \beta; j$)	ARIMA (p,d,q)	Hareketli Ortalama (n)
Buğday	(0,03) 0.0462	(0,22; 0,01) 0.0374	(0,08; 0,45; 0,8) 0.0735	(5,0,6) 0.024	(3) 0.0222
Arpa	(0,36) 0.0549	(0,2; 0,77) 0.0479	(0,17; 0,99; 0,8) 0.0504	(2,2,5) 0.0412	(3) 0.0378
Darı	(0,01) 0.1268	(0,19; 0,86) 0.0174	(0,99; 0,99; 0,8) 0.0305	(5,3,4) 0.0084	(2) 0.0117
Mahlut	(0,99) 0.0005	(0,68; 0,37) 0	(0,77; 0,17; 0,91) 0	(5,2,0) 0.00004	(2) 0
Çeltik	(0,96) 0.0413	(0,07; 0,62) 0.0356	(0,75; 0,98; 0,8) 0.0386	(0,2,3) 0.038	(2) 0.0204
Çavdar	(0,23) 0.0678	(0,18; 0,11) 0.0677	(0,06; 0,99; 0,8) 0.0671	(7,1,4) 0.039	(2) 0.0428
Yulaf	(0,25) 0.0941	(0,08; 0,9) 0.0639	(0,11; 0,98; 0,8) 0.0795	(4,2,2) 0.0546	(3) 0.0447
Mısır	(0,01) 0.1118	(0,01; 0,38) 0.101	(0,98; 0,01; 0,8) 0.1125	(2,1,2) 0.0609	(2) 0.0168
Kaplıca	(0,5) 0.0751	(0,14; 0,98) 0.0524	(0,18; 0,99; 0,8) 0.0609	(0,1,5) 0.0379	(2) 0.0358

Diğer yandan, Tablo 4'de tüm ürün tipleri için tahminler gerçekleştirilmiş olup, en küçük MAE değerini veren tahmin değerleri hesaplanmıştır. MAE değerleri analiz edildiğinde en küçük olan parametrelerin hareketli ortalama, üstel düzeltme ve Holt sönme eğilim yöntemi için de MSE sonuçları ile uyumlu olduğu görülmüştür.

Geçerlemede kullanılan modeller ile 2023-2030 yılları arasındaki üretim miktarlarının tahmin edilmesi yapılmıştır (Ek C.). Daha iyi ve güvenilir tahminleme sonuçları elde edebilmek için sonuçların bir araya getirilmesi

amaçlanmıştır. Bu yüzden, Tablo A2'de belirtilen modellerin tahmin sonuçlarının aritmetik ortalaması alınarak her bir tarım ürünü için 2023-2030 yılları arasındaki üretim tahminleri Tablo 5'te belirtilmiştir. Ancak, Mahlut ürününde Holt Doğrusal yöntemi Holt Sönme Eğilim Yöntemi ve ARIMA modellerinin negatif değer tahminlemesi yapıldığı için Mahlut ürününün tahminlemesinde bu modellerin sonuçları ortalamaya dahil edilmemiş ve sıfır kabul edilmiştir. Buna ilaveten Kaplıca ürününde Holt Doğrusal yöntemi Holt Sönme Eğilim Yöntemi modellerinin negatif değer tahminlemesi yapıldığı için Kaplıca ürününün tahminlemesinde bu modellerin sonuçları ortalamaya dahil edilmemiş ve sıfır kabul edilmiştir. Ortalama sonuçları yukarı yuvarlanmıştır.

Tablo 4 Ortalama Mutlak Hata değerleri özet tablo

Ürün Adı	Üstel Düzeltme (α)	Holt Doğrusal Yöntemi ($\alpha; \beta$)	Holt Sönme Eğilim Yöntemi ($\alpha; \beta; j$)	ARIMA (p,d,q)	Hareketli Ortalama (n)
Buğday	(0,07) 0,165	(0,26; 0,01) 0,145	(0,08; 0,45; 0,8) 0,206	(5,0,2) 0,131	(3) 0,122
Arpa	(0,36) 0,198	(0,2; 0,77) 0,158	(0,17; 0,99; 0,8) 0,178	(2,2,5) 0,176	(3) 0,151
Darı	(0,01) 0,325	(0,24; 0,55) 0,086	(0,99; 0,99; 0,8) 0,165	(5,3,0) 0,082	(2) 0,093
Mahlut	(0,99) 0,020	(0,69; 0,36) 0,004	(0,77; 0,17; 0,9) 0,003	(5,2,0) 0,006	(2) 0,002
Çeltik	(0,96) 0,186	(0,78; 0,98) 0,175	(0,75; 0,98; 0,8) 0,186	(0,2,2) 0,180	(2) 0,129
Çavdar	(0,23) 0,184	(0,06; 0,99) 0,172	(0,08; 0,98; 0,8) 0,176	(4,1,2) 0,153	(2) 0,149
Yulaf	(0,25) 0,243	(0,08; 0,99) 0,200	(0,11; 0,98; 0,8) 0,212	(6,2,2) 0,179	(3) 0,171
Mısır	(0,01) 0,276	(0,01; 0,31) 0,259	(0,98; 0,01; 0,8) 0,277	(3,0,0) 0,174	(2) 0,115
Kaplıca	(0,99) 0,195	(0,24; 0,53) 0,144	(0,21; 0,99; 0,8) 0,149	(4,3,2) 0,139	(2) 0,131

Tablo 5 2023-2030 yılları arası Tahıl Ürünleri Üretim Tahminleri (Milyon Ton)

Yıl	ARPA	MISIR	DARI	YULAF	ÇELTİK	ÇAVDAR	KAPLİCA	BUĞDAY
2023	7,906	7,171	0,0044	0,338	0,989	0,282	0,0042	19,557
2024	7,907	7,327	0,0043	0,352	0,982	0,282	0,0037	19,645
2025	7,971	7,379	0,0042	0,367	0,981	0,275	0,0036	19,719
2026	7,968	7,473	0,0041	0,377	0,978	0,267	0,0037	19,754
2027	8,135	7,553	0,0039	0,392	0,975	0,266	0,0036	19,724
2028	8,210	7,634	0,0038	0,409	0,973	0,261	0,0036	19,774
2029	8,347	7,720	0,0037	0,425	0,970	0,258	0,0036	19,738
2030	8,422	7,797	0,0035	0,442	0,968	0,250	0,0036	19,735

4. Tartışma ve Sonuç

Birleştirilmiş tahmin değerleri incelendiğinde, Arpa, Mısır, Buğday ve Yulaf üretimden artış trendi gözlenmiştir. Diğer yandan, Çeltik, Çavdar, Darı ve Kaplıca ürünlerinde azalış trendi gözlemlenmiştir. Mahlut ürününde ise son 5 senedeki gibi üretim olmayacağı tahmin edilmektedir. Arpa, Mısır ve Yulaf ürünlerinde Türkiye'nin 32 yıllık ortalama üretim miktarının üzerinde üretim yapacağı tahmin edilmiştir. Ancak, Birleşmiş Milletler Gıda ve Tarım Örgütü'nün [37] verilerine göre 2022 yılında Türkiye'nin Arpa, Mısır ithalatı sırasıyla 1,6 milyon ton ve 3,4 milyon ton olarak gerçekleşmiştir. Tüketim miktarının aynı kaldığı var sayılırsa Arpa ve Mısır üretimindeki artış ile ithalat miktarının azalacağı öngörülmektedir. Diğer yandan, Buğday üretiminin Türkiye'nin 32 yıllık ortalama üretim miktarı ile yaklaşık olarak aynı kalacağı öngörülmektedir.

Son dönemde Arpa, Mısır, Buğday ve Yulaf gibi stratejik ürünlerdeki artış trendi, tarımsal üretimin potansiyelini ve çeşitliliğini ortaya koymaktadır. Bu artış eğilimi, tarım politikalarının ve çiftçilere sağlanan desteklerin etkili bir şekilde uygulanmasıyla elde edilmiştir. Üretimdeki artış trendi, tarımsal üretimin sürdürülebilirliğini ve ulusal gıda güvenliğini güçlendirmektedir. Arpa, Mısır ve Yulaf gibi ürünlerdeki artış, Türkiye'nin dışa bağımlılığını azaltarak ekonomik bağımsızlığını güçlendirecektir. Aynı zamanda, bu ürünlerin iç piyasada bol miktarda bulunması, tüketicilere daha sağlıklı ve uygun fiyatlı gıda erişimi sağlayacaktır. Ancak, azalış trendi gösteren Çeltik, Çavdar, Darı ve Kaplıca gibi ürünlerde çiftçilere yönelik desteklerin artırılması ve verimliliği artıracak tedbirlerin alınması önemlidir. Bu ürünlerdeki azalışın tersine dönmesi, tarımsal çeşitliliği artırarak ekonomik kalkınmaya katkı sağlayacaktır. Tarım sektörünün desteklenmesi, sadece çiftçilerin refahını artırmakla kalmayacak, aynı

zamanda kırsal kalkınmayı teşvik ederek iş imkanları yaratacaktır. Bu nedenle, tarım politikalarının ve uygulamalarının çiftçilerin ihtiyaçlarına ve sektörün gereksinimlerine göre şekillendirilmesi büyük önem taşımaktadır. Türkiye’nin tarımsal potansiyelini tam anlamıyla değerlendirebilmesi için sürdürülebilir ve kapsayıcı bir tarım politikasının benimsenmesi elzemdir. Bu politikaların çiftçilerin yanı sıra çevreyi de koruyacak şekilde tasarlanması, gelecek nesillere daha yaşanabilir bir dünya bırakılmasına katkı sağlayacaktır.

Tahıl ürünleri Türkiye’nin her döneminde önemli bir tüketim ve ihracat ürünü olmuştur. Tahıl üretimi stratejik açıdan bakıldığında sadece Türkiye’nin kendi gıda ihtiyacını karşılamayı değil, aynı zamanda küresel tarımsal üretimde kilit karar vericilerden biri olmak için de önemlidir. Bu çalışmada, 9 farklı tahıl ürününün 2023-2030 yılları arasındaki üretim miktarının tahminlenmesi amaçlanmıştır. Tahminleme modelleri olarak “Üstel Düzeltme”, “Holt Doğrusal Yöntemi”, “Holt Sönme Eğilim”, “Hareketli Ortalama” ve “Bütünleşik Otoregresif Hareketli Ortalama (ARIMA)” kullanılmıştır. Modellerin farklı parametrelerdeki performansları ortalama hata karesi değerlerine göre kıyaslanmıştır. Her bir modelin en düşük ortalama hata karesi değerini veren parametreleri ile diğer modellerin kıyaslaması yapılmış ve 2023-2030 yılları arasında tahminlemesi yapılmıştır. Buna ilaveten, daha tutarlı sonuç alınabilmesi için her bir modelin tahmin değerlerinin aritmetik ortalaması alınarak tahminler oluşturulmuştur.

İlerleyen çalışmalarda, yapay sinir ağları, derin öğrenme gibi farklı makine öğrenmesi teknikleri ile tahminleme çalışmaları yapılabilir. Modellerin performanslarının kıyaslamak için farklı anahtar performans göstergeleri kullanılabilir. Ayrıca, modellerin sonuçları birleştirilirken her modelin tahminlerine bir ağırlık atayarak ve bu ağırlıklı tahminlerin ortalamasını alarak birleştirilebilir. Ağırlıklar, modellerin geçmiş performansına veya güvenilirliğine göre belirlenebilir veya birçok farklı modeli birleştirmek için daha karmaşık teknikler (istifleme veya artırma) (Stacking ve Bagging) yöntemleri kullanılabilir.

Kaynakça

- [1] E. Ergüneş Berkin, “Türkiye’de Tarımsal Eğitimin Tarihi”, Black Sea Journal of Public and Social Science, Şub. 2024.
- [2] S. Nosratabadi, S. Ardabili, Z. Lakner, C. Mako, ve A. Mosavi, “Prediction of Food Production Using Machine Learning Algorithms of Multilayer Perceptron and ANFIS”, Agriculture, c. 11, sy 5, s. 408, May. 2021.
- [3] S. Baswaraju, V. U. Maheswari, krishna K. Chennam, A. Thirumalraj, M. V. V. P. Kantipudi, ve R. Aluvalu, “Future Food Production Prediction Using AROA Based Hybrid Deep Learning Model in Agri-Sector”, Human-Centric Intelligent Systems, c. 3, sy 4, ss. 521-536, Eki. 2023.
- [4] E. R. Abraham vd., “Time Series Prediction with Artificial Neural Networks: An Analysis Using Brazilian Soybean Production”, Agriculture, c. 10, sy 10, s. 475, Eki. 2020.
- [5] Olowa O.W. ve Olowa O.A., “Food demand forecast for Nigeria (2016-2028)”, Scientia Agriculturae, c. 15, sy 1, May. 2016.
- [6] Z. Wenjun, B. Changjun, ve L. Guodao, “A longer-term forecast on global supply and demand of food products”, J Food Agric Environ, c. 5, sy 1, ss. 105-110, 2007.
- [7] Wang, J., Zeng, G., Xu, M., Wan, X., Wang, K., Mou, J., Hua, C., Fan, C., & Han, P. (2024). SSA-BP Neural Network Model for Predicting Rice-Fish Production in China. Journal of Applied Ichthyology, 2024(1).
- [8] Kharal, A. S., Mahar, S. A., Mushtaque, M. I., Magsi, A., & Mahar, J. A. (2024). A Model for Wheat Yield Prediction to Reduce the Effect of Climate Change Using Support Vector Regression. VFAST Transactions on Software Engineering, 12(2), 192-212.
- [9] G. S. Mittal ve J. Zhang, “Prediction of freezing time for food products using a neural network”, Food Research International, c. 33, sy 7, ss. 557-562, Ağu. 2000.
- [10] K. Lutoslawski, M. Hernes, J. Radomska, M. Hajdas, E. Walaszczyk, ve A. Kozina, “Food Demand Prediction Using the Nonlinear Autoregressive Exogenous Neural Network”, IEEE Access, c. 9, ss. 146123-146136, 2021.
- [11] Mamoudan, M. M., Mohammadnazari, Z., Ostadi, A., & Esfahbodi, A. (2022). Food products pricing theory with application of machine learning and game theory approach. International Journal of Production Research, 1-21.
- [12] Rifqi Fahrudin, Kusnadi Kusnadi, & Lukita, C. (2024). Price Prediction System of Basic Commodities Using Long Short-Term Memory Method: Analysis and Implementation for Future Projections. Journal Research of

Social Science, Economics, and Management/Journal Research of Social Science, Economics and Management, 3(7).

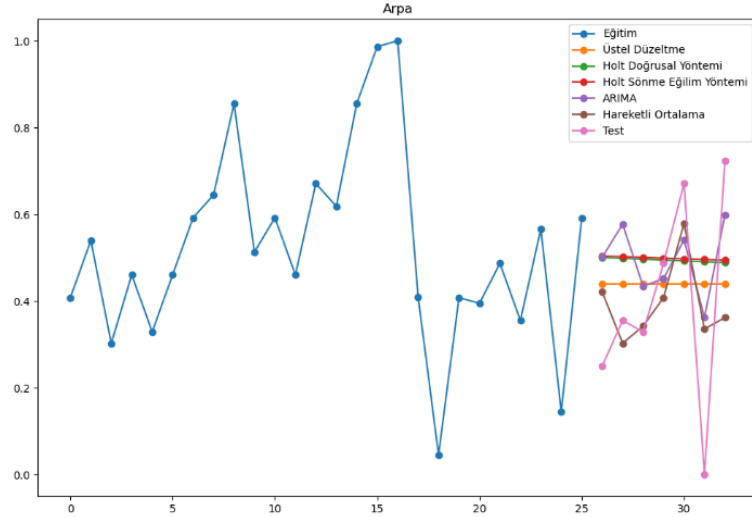
- [13] Rana, H., Farooq, M. U., Kazi, A. K., Baig, M. A., & Akhtar, M. A. (2024). Prediction of Agricultural Commodity Prices using Big Data Framework. *Engineering, Technology & Applied Science Research*, 14(1), 12652–12658.
- [14] L.-Y. Wu ve S.-S. Weng, “Ensemble Learning Models for Food Safety Risk Prediction”, *Sustainability*, c. 13, sy 21, s. 12291, Kas. 2021.
- [15] Ye, J., Li, Y., Meng, F., & Geng, S. (2024). A novel multivariate time-lag discrete grey model based on action time and intensities for predicting the productions in food industry. *Expert Systems with Applications*, 238, 121627–121627.
- [16] Shi, Y., Li, L., Wu, B., Zhang, Y., Wang, B., Niu, W., He, L., Jin, N., Pan, S., Tian, H., & Yu, Q. (2024). Predicting rice productivity for ground data-sparse regions: A transferable framework and its application to North Korea. *Science of the Total Environment*, 946, 174227–174227.
- [17] Md Nurul Raihen, & Akter, S. (2023). Prediction modeling using deep learning for the classification of grape-type dried fruits. *International Journal of Mathematics and Computer in Engineering*, 0(0).
- [18] Ünlü, R. (2020). The Role of Machine Learning in Productivity: A Case Study of Wine Quality Prediction. *European Journal of Science and Technology*, (20), 280-286.
- [19] M. Yavuz, “Türkiye’de İhracatın Ekonomik Büyüme Üzerine Etkisi: Bir Zaman Serisi Analizi”, e Ege Üniversitesi, 15. İktisat Öğrencileri Kongresi, 2012.
- [20] D. A. Dickey ve W. A. Fuller, “Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series with a Unit Root”, *J Am Stat Assoc*, c. 74, sy 366a, ss. 427-431, Haz. 1979.
- [21] Z. Hossain, A. Rahman, M. Hossain, ve J. H. Karami, “Over-Differencing and Forecasting with Non-Stationary Time Series Data”, *Dhaka University Journal of Science*, c. 67, sy 1, ss. 21-26, 2019.
- [22] R. Salles, K. Belloze, F. Porto, P. H. Gonzalez ve E. Ogasawara, “Nonstationary time series transformation methods: An experimental review”, *Knowl Based Syst*, c. 164, ss. 274-291, Oca. 2019.
- [23] D. A. Bhanja Samit, “Impact of Data Normalization on Deep Neural Network for Time Series Forecasting”, *ArXiv*, Ara. 2018.
- [24] M. Yagimli ve H. Ergin, “Türkiye’de İş Kazalarının Üssel Düzeltme Metodu ile Tahmin Edilmesi”, *Marmara Fen Bilimleri Dergisi*, Oca. 2018.
- [25] C. Bergmeir, R. J. Hyndman, ve J. M. Benítez, “Bagging exponential smoothing methods using STL decomposition and Box-Cox transformation”, *Int J Forecast*, c. 32, sy 2, ss. 303-312, Nis. 2016.
- [26] X. Hu, J. Li, ve M. Huang, “Research On Replenishment Decision of Vegetable Commodities Based on Seasonal Decomposition Exponential Smoothing Method and Objective Programming Model”, *Highlights in Business, Economics and Management*, c. 25, ss. 151-159, Oca. 2024.
- [27] M. Abotaleb vd., “State of the art in wind speed in England using BATS, TBATS, Holt’s Linear and ARIMA model”, *MAUSAM*, c. 73, sy 1, ss. 129-138, Oca. 2022.
- [28] X. Li, “Comparison and Analysis Between Holt Exponential Smoothing and Brown Exponential Smoothing Used for Freight Turnover Forecasts”, içinde 2013 Third International Conference on Intelligent System Design and Engineering Applications, *IEEE*, Oca. 2013, ss. 453-456.
- [29] E. S. Gardner ve Ed. Mckenzie, “Forecasting Trends in Time Series”, *Manage Sci*, c. 31, sy 10, ss. 1237-1246, Eki. 1985.
- [30] R. J. Hyndman ve G. Athanasopoulos, *Forecasting: principles and practice*, 3rd Edition. Melbourne: OTexts, 2021.
- [31] S. Hansun, “A new approach of moving average method in time series analysis”, içinde 2013 Conference on New Media Studies (CoNMedia), *IEEE*, Kas. 2013, ss. 1-4.
- [32] Y.-L. Chou, *Statistical Analysis*, First Edition. Holt Rinehart Winston, 1975.
- [33] A. K. Sharma, P. Punj, N. Kumar, A. K. Das, ve A. Kumar, “Lifetime Prediction of a Hydraulic Pump Using ARIMA Model”, *Arab J Sci Eng*, c. 49, sy 2, ss. 1713-1725, Şub. 2024.

- [34] G. Box ve G. Jenkins, Time series analysis; forecasting and control. San Francisco: Holden-Day, 1970.
- [35] V. Önen, "Arıma Yöntemiyle Türkiye 'nin Hava Yolu Kargo Talep Tahmin Modellemesi ve Öngörüsü", Yönetim ve Ekonomi Araştırmaları Dergisi, c. 18, sy 4, ss. 29-53, Ara. 2020.
- [36] Y. Lu ve S. M. AbouRizk, "Automated Box-Jenkins forecasting modelling", Autom Constr, c. 18, sy 5, ss. 547-558, Ağu. 2009.
- [37] United Nations 2024, "Birleşmiş Milletler Gıda ve Tarım Örgütü". <https://www.fao.org/turkiye/tr/> (Erişim Tarihi: 03.07.2024)

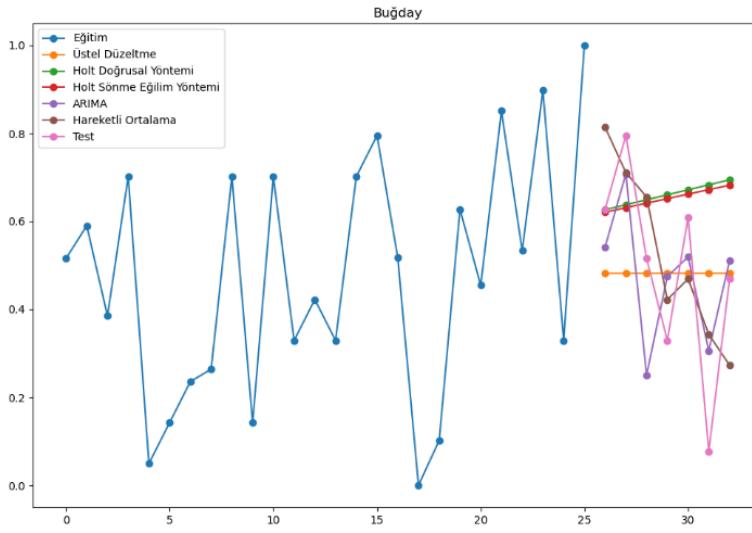
Ekler**Ek A. Tarım Ürünleri Üretim Miktarları (Ton)**

Yıl	Buğday	Arpa	Mısır	Çeltik	Çavdar	Yulaf	Kaplıca	Darı	Mahlut
1990	20000000	7300000	2100000	230000	240000	270000	22000	6200	33000
1991	20400000	7800000	2180000	200000	256000	255000	18500	5000	33000
1992	19300000	6900000	2225000	215000	230000	240000	18000	4100	25000
1993	21000000	7500000	2500000	225000	235000	245000	16000	3950	24000
1994	17500000	7000000	1850000	200000	195000	230000	14000	3600	21500
1995	18000000	7500000	1900000	250000	240000	250000	15000	6000	22000
1996	18500000	8000000	2000000	280000	245000	275000	14000	5750	23000
1997	18650000	8200000	2080000	275000	235000	280000	13400	5300	21600
1998	21000000	9000000	2300000	315000	232000	310000	11000	4700	14000
1999	18000000	7700000	2297000	340000	233000	290000	8800	4600	12000
2000	21000000	8000000	2300000	350000	260000	314000	8600	5300	10560
2001	19000000	7500000	2200000	360000	220000	265000	7000	6700	11650
2002	19500000	8300000	2100000	360000	255000	290000	8000	7200	10000
2003	19000000	8100000	2800000	372000	240000	270000	8200	7000	9000
2004	21000000	9000000	3000000	490000	270000	275000	8500	7000	7500
2005	21500000	9500000	4200000	600000	270000	270000	7400	7200	6700
2006	20010000	9551000	3811000	696000	271000	208787	6341	6955	3971
2007	17234000	7306800	3535000	648000	240540	189099	6977	7094	2826
2008	17782000	5923000	4274000	753325	246521	196099	7361	6995	4126
2009	20600000	7300000	4250000	750000	343330	218286	7524	7171	1673
2010	19674000	7250000	4310000	860000	365560	203870	7675	6772	1100
2011	21800000	7600000	4200000	900000	365750	218040	7018	6253	1005
2012	20100000	7100000	4600000	880000	370000	210000	6565	4759	990
2013	22050000	7900000	5900000	900000	365000	235000	13658	5906	993
2014	19000000	6300000	5950000	830000	300000	210000	6152	6744	827
2015	22600000	8000000	6400000	920000	330000	250000	4700	6219	825
2016	20600000	6700000	6400000	920000	300000	225000	4549	5327	615
2017	21500000	7100000	5900000	900000	320000	250000	6610	4737	495
2018	20000000	7000000	5700000	940000	320000	260000	13071	4397	0
2019	19000000	7600000	6000000	1000000	310000	265000	3006	4765	0
2020	20500000	8300000	6500000	980000	295681	314528	2820	5711	0
2021	17650000	5750000	6750000	1000000	200000	276000	4069	4320	0
2022	19750000	8500000	8500000	950000	273000	365000	3447	4168	0

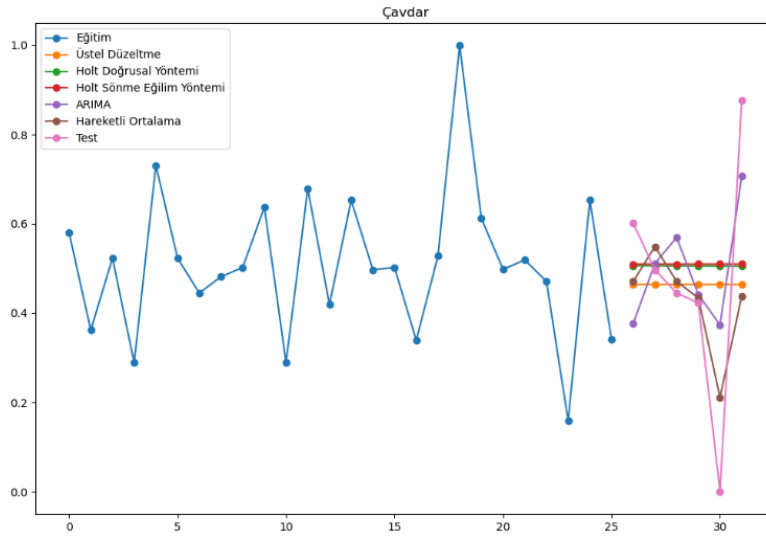
Ek B. Geçerleme için Modellerin Karşılaştırılması



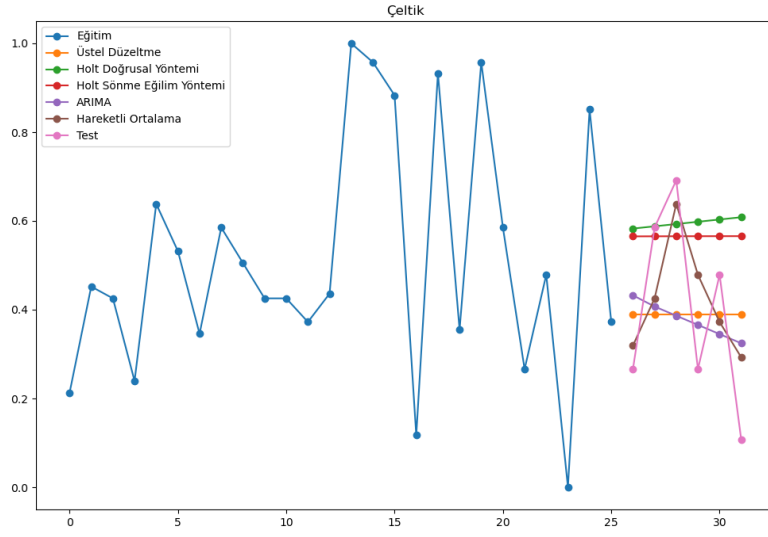
Şekil B1 Geçerleme için Modellerin Karşılaştırılması (Arpa)



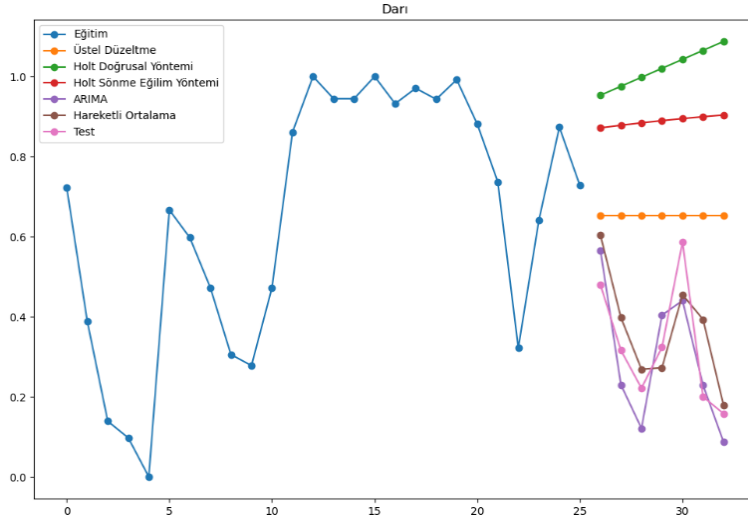
Şekil B2 Geçerleme için Modellerin Karşılaştırılması (Buğday)



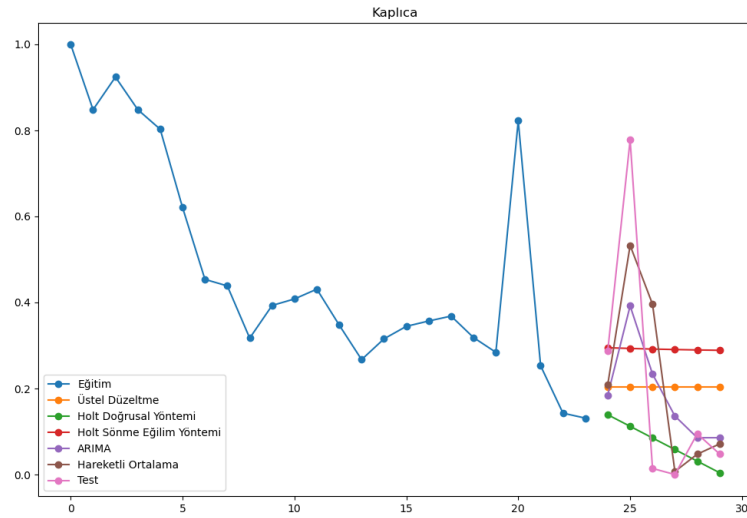
Şekil B3 Geçerleme için Modellerin Karşılaştırılması (Çavdar)



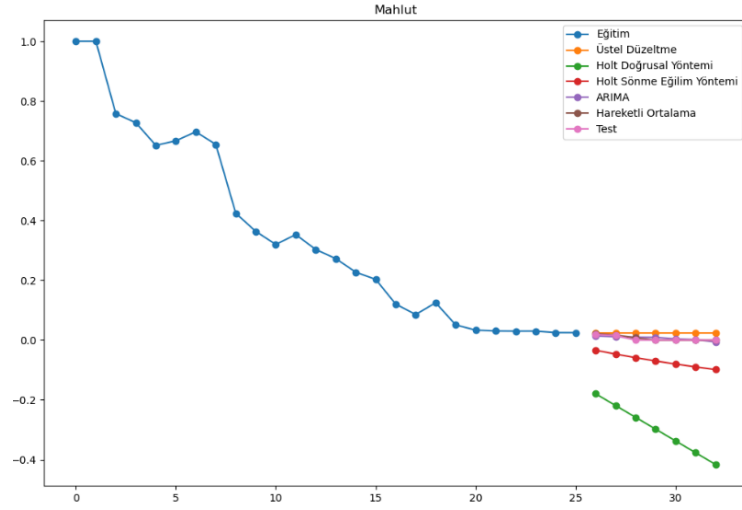
Şekil B4 Geçerleme için Modellerin Karşılaştırılması (Çeltik)



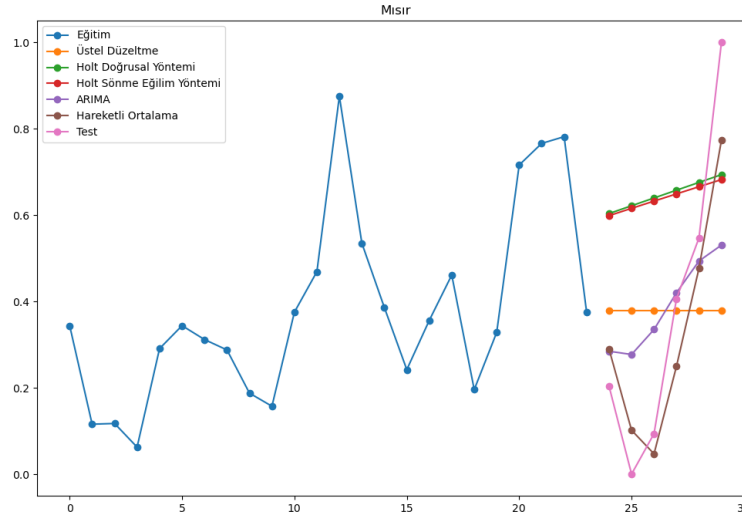
Şekil B5 Geçerleme için Modellerin Karşılaştırılması (Darı)



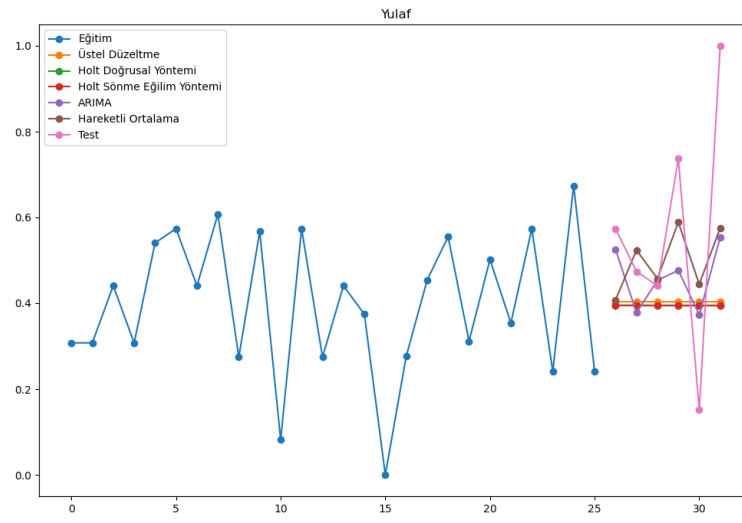
Şekil B6 Geçerleme için Modellerin Karşılaştırılması (Kaplıca)



Şekil B7 Geçerleme için Modellerin Karşılaştırılması (Mahlut)



Şekil B8 Geçerleme için Modellerin Karşılaştırılması (Mısır)



Şekil B9 Geçerleme için Modellerin Karşılaştırılması (Yulaf)

Ek C. 2023-2030 yılları arasındaki tahmin edilen değerleri

Ürün Adı	YIL	Üstel Düzeltme	Holt Doğrusal Yöntemi	Holt Sönme Eğilim Yöntemi	ARIMA	Hareketli Ortalama
ARPA	2023	7515116	7800057	7811926	8882825	7516667
	2024	7515116	7925521	7900488	8939100	7255556
	2025	7515116	8050986	7988165	8543985	7757407
	2026	7515116	8176450	8074964	8564847	7509877
	2027	7515116	8301914	8160896	9190701	7507613
	2028	7515116	8427378	8245969	9269356	7591632
	2029	7515116	8552842	8330190	9799569	7536374
	2030	7515116	8678307	8413570	9959267	7545207
MISIR	2023	3996405	6954712	8520408	8758823	7625000
	2024	3996405	7141237	8574588	8862212	8062500
	2025	3996405	7327761	8628226	9097369	7843750
	2026	3996405	7514286	8681328	9219569	7953125
	2027	3996405	7700810	8733899	9437345	7898438
	2028	3996405	7887334	8785944	9573007	7925781
	2029	3996405	8073859	8837469	9777967	7912109
	2030	3996405	8260383	8888479	9923207	7918945
DARI	2023	5691	4406	3959	3703	4244
	2024	5691	4296	3763	3431	4206
	2025	5691	4185	3568	3432	4225
	2026	5691	4075	3373	3276	4216
	2027	5691	3964	3180	2361	4220
	2028	5691	3853	2988	2097	4218
	2029	5691	3743	2796	1855	4219
	2030	5691	3632	2606	1212	4218
MAHLUT	2023	0	0	0	0	0
	2024	0	0	0	0	0
	2025	0	0	0	0	0
	2026	0	0	0	0	0
	2027	0	0	0	0	0
	2028	0	0	0	0	0
	2029	0	0	0	0	0
	2030	0	0	0	0	0
YULAF	2023	290876	331256	360947	387608	318509
	2024	290876	360151	385530	402150	319836
	2025	290876	389046	409867	409019	334449
	2026	290876	417941	433961	419986	324265
	2027	290876	446835	457814	439692	326183
	2028	290876	475730	481428	467420	328299
	2029	290876	504625	504806	499155	326249
	2030	290876	533519	527950	530498	326910

Ek C. 2023-2030 yılları arasındaki tahmin edilen değerleri (devamı)

Ürün Adı	YIL	Üstel Düzeltme	Holt Doğrusal Yöntemi	Holt Sönme Eğilim Yöntemi	ARIMA	Hareketli Ortalama
ÇELTİK	2023	951969	1122586	928535	966575	975000
	2024	951969	1123660	893219	979743	962500
	2025	951969	1124734	858256	1000123	968750
	2026	951969	1125808	823643	1020504	965625
	2027	951969	1126883	789376	1040885	967188
	2028	951969	1127957	755451	1061265	966406
	2029	951969	1129031	721866	1081646	966797
	2030	951969	1130105	688617	1102026	966602
ÇAVDAR	2023	283701	305911	308713	276332	236500
	2024	283701	305268	285965	278749	254750
	2025	283701	304624	263444	275758	245625
	2026	283701	303981	241149	255465	250188
	2027	283701	303338	219076	274498	247906
	2028	283701	302694	197224	274206	249047
	2029	283701	302051	175590	277818	248477
	2030	283701	301408	154173	263906	248762
KAPLICA	2023	3879	2417	2445	4985	3758
	2024	3879	1330	1481	3485	3603
	2025	3879	243	527	3267	3680
	2026	3879	-843	-417	3452	3641
	2027	3879	-1930	-1351	3222	3661
	2028	3879	-3017	-2277	3222	3651
	2029	3879	-4104	-3193	3222	3656
	2030	3879	-5191	-4100	3222	3654
BUĞDAY	2023	19781324	19796765	20756507	18150815	19300000
	2024	19781324	19803102	20625476	19114147	18900000
	2025	19781324	19809439	20495756	19191730	19316667
	2026	19781324	19815776	20367332	19635227	19172222
	2027	19781324	19822112	20240193	19647616	19129630
	2028	19781324	19828449	20114325	19942218	19206173
	2029	19781324	19834786	19989716	19915270	19169342
	2030	19781324	19841123	19866353	20017661	19168381