



## Forecasting Agricultural input Price Index Using Statistical and Deep Learning Methods

Cevher Özden<sup>1,a,\*</sup>

<sup>1</sup>Department of Agricultural Economics, Faculty of Agriculture, Cukurova University, Adana, Türkiye

\*Corresponding author

ARTICLE INFO	ABSTRACT
<p><i>Research Article</i></p> <p>Received : 12-09-2023 Accepted : 19-09-2023</p> <p><b>Keywords:</b> Price index prediction Agricultural Long Short-Term Memory Statistic Convolutional Neural Network ARIMA</p>	<p>Agricultural Input Price Index is calculated and published by Turkish Statistical Institute each month in order to track the changes in prices of products and services that are used for current agricultural production and future investments. The prediction of the index will enable agricultural producers to make timely decisions regarding investment decisions and product preferences and will increase their competitiveness in the domestic and international markets. In order to predict changes in this index, (ARIMA, SARIMA) and deep learning models (CNN, LSTM) were used in a comparative way in the study. It is known that CNN and LSTM models capture both linear and nonlinear data traits. The prediction results are evaluated by Root Mean Squared Error (RMSE) and Mean Squared Error (MSE) metrics. According to the study results, ARIMA (RMSE: 0.16409, MSE: 0.0269247) and CNN (RMSE: 0.16994, MSE: 0.288791) models achieved the best results, and they are followed by LSTM model.</p>

Türk Tarım – Gıda Bilim ve Teknoloji Dergisi, 11(9): 1751-1755, 2023

## İstatistiksel ve Derin Öğrenme Yöntemlerini Kullanarak Tarımsal Girdi Fiyat Endeksi'nin Tahmin Edilmesi

MAKALE BİLGİSİ	ÖZ
<p><i>Araştırma Makalesi</i></p> <p>Geliş : 12-09-2023 Kabul : 19-09-2023</p> <p><b>Anahtar Kelimeler:</b> Fiyat endeksi tahmini Tarımsal Uzun Kısa Süreli Bellek İstatistik Evrişimsel Sinir Ağı ARIMA</p>	<p>Tarımsal Girdi Fiyat Endeksi, mevcut tarımsal üretimde kullanılan ürün ve hizmetlerin fiyatlarındaki değişimlerin ve geleceğe yönelik yatırımların takibi amacıyla Türkiye İstatistik Kurumu (TÜİK) tarafından her ay hesaplanıp yayınlanmaktadır. İndeksin tahmini tarım üreticilerinin yatırım kararlarında ve ürün tercihlerinde zamanında karar almalarına imkan sağlayacak, yurt içi ve uluslararası pazarda rekabet güçlerini arttıracaktır. Bu çalışmada Tarımsal Girdi Fiyat Endeksi'ndeki değişimleri tahmin etmek amacıyla istatistiksel (ARIMA, SARIMA) ve derin öğrenme modelleri (CNN, LSTM) kullanılmıştır. CNN ve LSTM modellerinin hem doğrusal hem de doğrusal olmayan veri özelliklerini yakaladığı bilinmektedir. Tahmin sonuçları, Ortalama Karekök Hata (RMSE) ve Ortalama Karesel Hata (MSE) metrikleri ile değerlendirilmiştir. Çalışma sonuçlarına göre ARIMA (RMSE: 0.16409, MSE: 0.0269247) ve CNN (RMSE: 0.16994, MSE: 0.288791) modelleri en iyi sonuçları elde etmiş olup, bunları LSTM modeli takip etmektedir.</p>

<sup>a</sup> [efozden@gmail.com](mailto:efozden@gmail.com)

<https://orcid.org/0000-0002-8445-4629>



## Giriş

Tarımsal üretim, insanlığın binlerce yıl boyunca sürdürülebilirliğini ve hayatta kalmasını sağlayan, dünya çapında temel ve hayati bir alandır. Tarımsal üretimin önemi gıda güvenliği, ekonomik kalkınma, çevrenin korunması ve sürdürülebilirlik gibi çeşitli boyutları kapsamaktadır (Soylu, 2022). Küresel nüfusun katlanarak artması gıda talebini önemli ölçüde etkilemektedir. Gıda güvenliği, bir ülkenin kendi gıda ihtiyacını karşılayabilmesini ve hatta potansiyel olarak fazla ürünü ihraç edebilmesini gerektirir (Gökırmaklı ve Bayram, 2018). Ekonomik kalkınma perspektifinden bakıldığında tarımsal üretim, ülkeler için hayati bir ekonomik faaliyet olarak olağanüstü bir konuma sahiptir. Tarım sektörü birçok ülkede milli gelire önemli ölçüde katkıda bulunmakta ve istihdam yaratma açısından önemli bir potansiyel sunmaktadır. Tarım ürünlerinin ihracatı birçok ulus için döviz kazancını artırarak ekonomik büyümeyi teşvik etmektedir (TBB, 2023). Bu bakımdan, Türkiye'nin ekonomik ve sosyal kalkınmasında tarım önemli bir rol oynamaktadır. Tarımsal faaliyetlerin başarılı bir şekilde yürütülmesi, tarımsal girdi kullanımına bağlıdır (Kayışoğlu ve Türksöy, 2023). Tarımsal girdiler; toprak, su, gübre, tohum ve pestisit gibi temel kaynakları ve teknolojileri kapsar. Bu girdiler tarımsal üretimi, verimi, ürün kalitesini ve çiftçilerin gelirini artırmak için çok önemlidir (Sheahan ve Barrett, 2017).

Türkiye'de tarımsal girdilerin kullanımı da çeşitli zorlukları ve sorunları beraberinde getirmektedir. İlk olarak, tarımsal girdilerle ilgili maliyetler yüksek olma eğiliminde olup, çiftçilerin bu kaynaklara erişimini kısıtlamaktadır. Bu sıkıntı, özellikle yeterli girdiyi elde etmede zorluklarla karşılaşabilen ve dolayısıyla üretim kapasitelerini sekteye uğratan küçük ölçekli çiftçiler arasında daha belirgindir. Bu problemin üstesinden gelmek, girdi maliyetlerinin azaltılması ve çiftçilere finansal destek sağlanması gibi önlemleri gerektirmektedir (Işık ve Özbuğday, 2021).

Türkiye'de tarımsal üretimin en önemli maliyet bileşenini tarımsal girdiler oluşturmaktadır (Konyalı, 2017). Bu nedenle gelecekteki tarımsal girdi fiyatlarının kesin olarak tahmin edilmesi önemli avantajlar sağlamaktadır. Zaman serisi analizi, geleceği tahmin etmede yaygın olarak kullanılan yöntemlerden birisidir. Bu analitik teknik, gelecek değerleri tahmin etmek veya hakim eğilimleri anlamak için geçmiş verileri kullanmaktadır (Deb ve ark., 2017). Zaman serisi analizi ekonomi, finans, meteoroloji, sosyal bilimler ve tarım gibi çeşitli alanlarda geniş kullanım alanı bulmaktadır (Montgomery ve ark., 2015). Öne çıkan zaman serisi modelleri arasında hareketli ortalama, otoregresif entegre hareketli ortalama (ARIMA), mevsimsel ARIMA (SARIMA) ve uzun-kısa süreli bellek (LSTM) sinir ağları bulunur. Bu modeller parametreleri tahmin ederek temeldeki verilere en iyi şekilde yansıtan tahminler üretmektedir (ArunKumar ve ark., 2022).

Ayrıca gelecekteki tarımsal girdi fiyatlarını tahmin etmek için zaman serisi analizinin kullanılması sektöre önemli avantajlar sağlamaktadır (Coble ve ark., 2018). Örneğin tarım işletmeleri gelecekteki girdi fiyatlarını tahmin ederek planlama ve stratejik karar verme yeteneklerini geliştirebilirler. Yüksek gübre fiyatlarının öngörülmesi, çiftçilerin alternatif gübre kaynaklarını

proaktif olarak keşfetmesine veya alternatif tarım yöntemleri kullanmayı düşünmesine olanak sağlar (Puchalsky ve ark., 2018). Ayrıca tarımsal girdi fiyatlarının doğru tahmin edilmesi, çiftçilerin maliyetleri üzerinde kontrol sahibi olmalarına ve bütçelerini etkin bir şekilde yönetmelerine olanak sağlar. Yüksek maliyetleri öngörmek çiftçilerin finansal planlamasını kolaylaştırarak kaynaklarını daha verimli bir şekilde tahsis etmelerine olanak tanır. Düşük fiyatları öngörmek, çiftçilere maliyet avantajı sağlayarak onları ihracat pazarlarında rekabet güçlerini de arttırabilir (Sheahan ve Barrett, 2017).

Bu çalışmada kullanılan veriler, Türkiye İstatistik Kurumu (TÜİK)' nun her ay için ürettiği Tarımsal Girdi Fiyat Endekslerini içermektedir. Endeks, mevcut tarımsal üretim ve gelecekteki yatırımlar için kullanılan çeşitli girdi fiyatlarındaki değişiklikleri izlemek üzere geliştirilmiştir. Çalışmanın temel amacı, tarım fiyat endeksinin gelecekteki değerlerinin tahmin edilmesine yönelik güvenilir bir yöntem geliştirmektir. Bu amaçla, çalışmada çeşitli istatistiksel ve derin öğrenme yöntemleri kullanılarak, sonuçlar karşılaştırmalı olarak analiz edilmiştir.

## Materyal ve Yöntem

Tarımsal Girdi Fiyat Endeksi (Tarım-GFE), çiftçilerin hem mevcut üretim yılında hem de yatırım amaçlı satın aldıkları girdilerin değişkenliğini ortaya koyan önemli bir göstergedir. TÜİK, Ocak 2016 itibarıyla aylık Tarım-GFE endeksini yayınlamaya başlamıştır. TÜİK, endeksin hesaplanmasında Avrupa Birliği (AB) Tarım Fiyat İstatistikleri El Kitabı'ndaki sınıflandırma metodolojisini kullanmaktadır. Temel olarak Tarımda Kullanılan Mal ve Hizmetler ile Tarımsal Yatırıma Katkı Sağlayan Mal ve Hizmetler olmak üzere iki alt endeksten oluşmaktadır. İki endeksin ortalaması Tarım -GFE endeksini vermektedir (Çizelge 1).

Bu çalışmada aylık Tarımsal Girdi Fiyat Endeksi (SÜE) kullanılmıştır. Veriler Ocak 2016 ile Şubat 2023 (86 ay) arasındaki dönemi kapsamaktadır

### İstatistiksel Yöntemler

ARIMA modeli üç temel bileşenden oluşmaktadır: otoregresif (AR), bütünleşik (I) ve hareketli ortalama (MA). Otoregresif terimi, zaman serisinin önceki değerlerine dayanarak mevcut değeri tahmin etmek için kullanılır. Bütünleşik terimi, zaman serisinin durağan olup olmadığını belirlemek için kullanılır. Seri durağan değilse bütünleşme işlemi uygulanarak seri durağan hale getirilir. Hareketli ortalama terimi, mevcut değerlerin önceki hata terimleri üzerindeki etkisini açıklamaktadır (Arslan ve Ertuğrul, 2022).

SARIMA modeli, durağan olmayan bir zaman serisini durağan hale getirmek ve mevsimsel bileşenleri hem otoregresif (AR) hem de hareketli ortalama (MA) açısından analiz etmek için mevsimsel bileşenleri ARIMA modeline entegre eder. SARIMA modeli dört ana bileşenden oluşur: otoregresif (AR), bütünleşik (I), hareketli ortalamalar (MA) ve mevsimsel bileşenler. Serinin tekrar eden kalıplarını ve döngülerini yakalamak için mevsimsel bileşenler kullanılır (Perone, 2022).

Çizelge 1. Tarımsal girdi fiyat endeksi (2015 =100)

Table 1. Agricultural input price index

Ana ve alt grubun adı	2023 Şubat
Tarımsal- GFE ( Girdi 1 + Girdi 2)	607,50
Halihazırda tarımda tüketilen mal ve hizmetler (Girdi 1)	606,36
Tohumlar ve ekim stokları	392,11
Enerji	605,97
Dizel	557,62
Elektrik	729,99
Kömür	837,95
Yakacak odun	542,64
Motor yağı	651,51
Sıvı petrol gazı (LPG)	512,84
Gübreler ve toprak besin maddeleri	857,89
Düz gübreler	836,74
Bileşik gübreler	881,64
Bitki koruma ürünleri ve pestisitler	392,62
Mantar öldürücüler	407,34
Herbisitler	385,10
Böcek öldürücüler	366,46
Akarisit	316,66
Veteriner masrafları	237,23
Hayvan yemleri	633,64
Düz yemler	573,76
Bileşik yemler	665,57
Malzemelerin bakımı	610,11
Binaların bakımı	823,53
Diğer mal ve hizmetler	534,49
Tarımsal yatırıma katkı sağlayan mal ve hizmetler (Girdi 2)	615,39
Malzemeler	529,20
Çiftlik binaları (konut dışı)	869,35

Kaynak: TÜİK, 2023

Çizelge 2. Artırılmış Dickey Fuller Testi Sonuçları

Table 2. Augmented Dickey Fuller test results

İstatistiksel Test	-4.246722
p değeri	0.000549
#lags	6.000000
Kullanılan Gözlem Sayısı	76.000000
Kritik Değer (%1)	-3.519481
Kritik Değer (%5)	-2.900395
Kritik Değer (%10)	-2.587498

Çizelge 3. Uygulanan modellerin tahmin sonuçları

Table 3. Prediction results of the applied models

Yöntemler	RMSE	MSE
ARIMA	0.16409	0.0269247
SARIMA	0,38148	0.1455262
CNN	0.16994	0.0288791
LSTM	0.18336	0.0336199
CNN+LSTM	0.64912	0.4213627

### Derin Öğrenme Yöntemleri

Evrişimli Sinir Ağları (CNN), girdi verilerini (genellikle görüntüler) katmanlar halinde işleyen derin öğrenme modelleridir. Temel olarak evrişim katmanları, aktivasyon fonksiyonları, havuzlama katmanları ve tam bağlantılı katmanlardan oluşurlar. Evrişim katmanları, özellik vektörleri elde etmek için filtreleri kullanarak görüntü üzerinde gezinir. Etkinleştirme işlevleri, her

özellik haritasının çıktısını sınırlandırır ve doğrusal olmamayı artırır. Havuzlama katmanları önemli özellikleri koruyarak vektörlerinin boyutunu azaltır. Tamamen bağlı katmanlar sınıflandırma ve sonuç çıktısı için kullanılır (Ghimire ve ark., 2022).

Uzun Kısa Süreli Bellek (LSTM), zaman serileri ve sıradan verilerin analizi ve tahmininde etkili bir yöntem olarak kabul edilmektedir. Özellikle uzun vadeli bağımlılıkların önemli olduğu durumlarda kullanıldığında diğer geleneksel yöntemlerden daha iyi performans gösterir. LSTM, Tekrarlayan Sinir Ağı (RNN) tabanlı bir mimariye sahiptir. Ancak LSTM'nin önemli bir özelliği hücre durumu adı verilen bir hafıza hücresine sahip olmasıdır. Hücre durumu, geçmiş bilgileri depolayarak uzun vadeli bağımlılıkları korur ve istenirse bilginin geçişini kontrol eder (Lin ve ark., 2022).

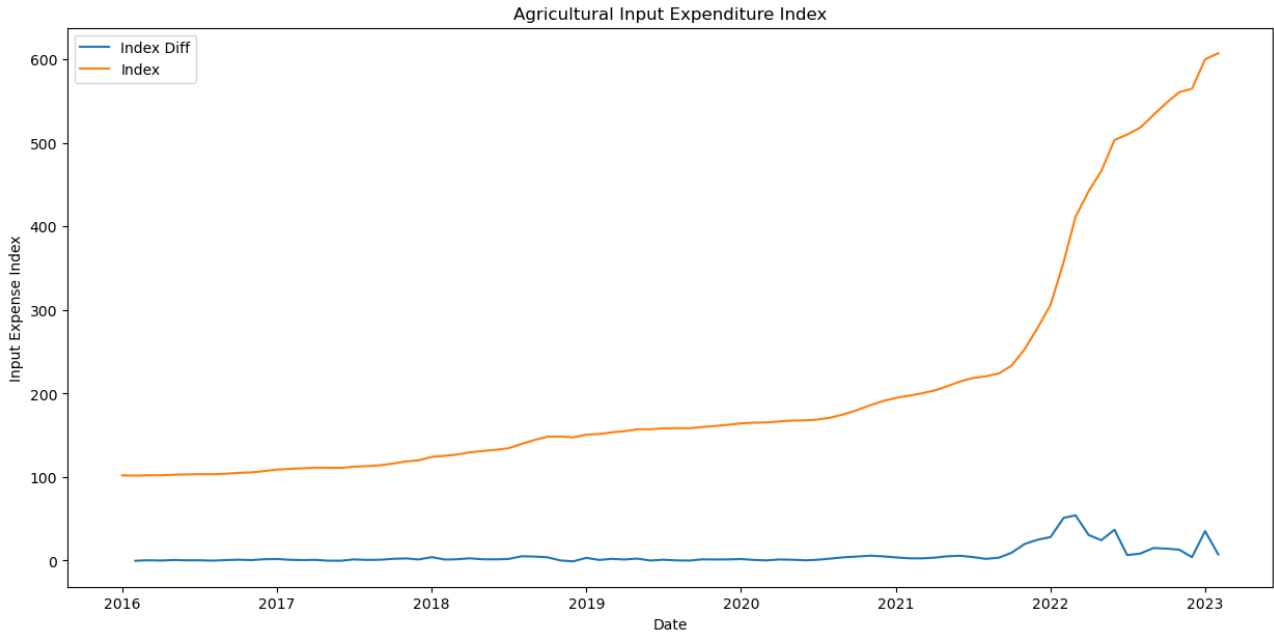
### Sonuçlar ve Tartışma

Artırılmış Dickey-Fuller testi, zaman serisi verilerinin durağan olup olmadığını belirlemek için kullanılır. Test sonucu açıkça (p-değeri 0,998) verilerin durağan olmadığını göstermektedir. ADF testi sonuçları, verilerin birinci farkının seriyi durağan hale getirdiğini göstermektedir (p değeri 0,000549) (Çizelge 2).

Tarımsal Girdi Harcama Endeksi verilerinin orijinal formu ve birinci farkı Şekil 1'de gösterilmektedir.

Durağan veriler ARIMA ve SARIMA istatistiksel yöntemlerine girdi olarak kullanılırken, CNN ve LSTM modellerinde orijinal durağan olmayan veriler kullanılmaktadır. Çalışmada kullanılan CNN ve LSTM mimarileri mümkün olduğunca basit olacak şekilde seçilmiştir. CNN modeli, 63 nöronlu 1 Conv1D katmanı, havuz boyutu 2 olan 1 MaxPooling, 50 nöronlu 1 Yoğun Katman ve çıktı olarak 1 Yoğun katmandan oluşur. Aktivasyon olarak ReLu ve öğrenme oranı olarak ise 0.005 olan Adam yöntemi olarak kullanılır. LSTM modeli, çıktı olarak 50 nöronlu 1 LSTM katmanı ve 1 Yoğun katmandan oluşmaktadır. CNN+LSTM hibrit modeli, CNN modelinin TimeDistributed katmanlarının eklenmesi ile elde edilmektedir. Tüm modeller 1000 döngü ile eğitilmiştir. Yöntemlerin sonuçları RMSE ve MSE metrikleri ile analiz edilip karşılaştırılmıştır (Çizelge 3).

Sonuçlar ARIMA ve CNN'in diğer modellere göre birbirine yakın ve en iyi sonuçları verdiğini ortaya koymaktadır. LSTM, basit mimarisine rağmen başarılı bir model olarak öne çıkmıştır. CNN+LSTM hibrit modeli kabul edilebilir aralıkta olmasına rağmen en kötü tahmin doğruluğunu üretmiştir. Literatürde yer alan çalışmalarda da benzer sonuçlar bildirilmiştir. Assis ve Remali (2010), kakao çekirdeklerinin gelecekteki fiyatlarını tahmin etmek için farklı zaman serisi tekniklerinden elde edilen tahmin sonuçlarını karşılaştıran bir analiz yapmışlardır. Analizin bulguları, otomatik ARIMA tekniğinin kakao çekirdeği fiyat tahmini için en doğru tahminleri sağladığını göstermiştir. Adanacioğlu ve Yercan (2012), mevsimsel bir endeksi dahil ederek yüksek mevsimsellik etkisini etkili bir şekilde ele alan mevsimsel ARIMA modelini kullanarak domates için kesin fiyat tahminleri elde etmeyi amaçlamıştır. Gu ve ark. (2016), mısır fiyatlarını tahmin etmek için öncelikle mısır endüstrisindeki arz-talep ilişkisine odaklanan çok değişkenli doğrusal regresyon modelini kullanmıştır.



Şekil 1. Orijinal veri ve birinci farkı alınmış veri  
Figure 1. Original and first difference data

Ancak modelin performansı, mısır fiyatlarındaki dalgalanmaları yakalamada sınırlı bir doğruluk sergilemiştir. BV ve Dakhayini (2018), domates fiyatlarını ve talebini tahmin etmek için Holt-Winters tekniğini kullanmış ve tahmin performansını basit doğrusal regresyon ve çoklu doğrusal regresyon modelleriyle karşılaştırmıştır. Analiz sonuçları, tahmin performansları ile gerçek değerler arasında önemli farklılıklar olduğunu ortaya koydu ve mevsimsellik etkilerini hesaba katan Holt-Winters modeli en olumlu sonuçları vermiştir.

## Sonuç

Bu çalışmada Tarımsal Girdi Fiyat Endeksi'nde gelecekte meydana gelecek değişiklikleri tahmin etmek için ARIMA, SARIMA, LSTM, CNN ve CNN-LSTM modelleri kullanılmıştır. Söz konusu endeks, tarımsal üretimin artan fiyatlardan nasıl etkilendiği konusunda kısa ve yeterli bilgi vermesi açısından oldukça önemlidir. ARIMA modeli şaşırtıcı bir şekilde endeks değişimlerinde en iyi tahmin performansını elde etmiş olup, bunu CNN modeli yakından takip etmiştir. Bu durum indeks değerleri arasındaki doğrusal ilişkiden kaynaklanıyor olabilir. Bir diğer neden, CNN ve LSTM gibi derin öğrenme modellerinin daha karmaşık özellikler içeren veriler üzerinde daha iyi performans göstermesinden kaynaklanmış olabilir. Gelecek çalışmalarda, derin öğrenme modellerinin daha çok değişken içeren daha uzun zaman serilerinde denenmesi önerilmektedir.

## Kaynaklar

- Altug S, Filiztekin A, Pamuk Ş. 2008. Sources of longterm economic growth for Turkey, 1880–2005. *European Review of Economic History*, 12(3), 393-430.
- Arslan B, Ertuğrul İ. 2022. Çoklu regresyon, ARIMA ve yapay sinir ağı yöntemleri ile Türkiye elektrik piyasasında fiyat tahmin ve analizi. *Journal of Management and Economics Research*, 20 (1), 331-353. doi:10.11611/yead.988146

- ArunKumar KE, Kalaga DV, Kumar CMS, Kawaji M, Brenza TM. 2022. Comparative analysis of Gated Recurrent Units (GRU), long Short-Term memory (LSTM) cells, autoregressive Integrated moving average (ARIMA), seasonal autoregressive Integrated moving average (SARIMA) for forecasting COVID-19 trends. *Alexandria engineering journal*, 61(10), 7585-7603.
- Coble KH, Mishra AK, Ferrell S, Griffin T. 2018. Big data in agriculture: A challenge for the future. *Applied Economic Perspectives and Policy*, 40(1), 79-96.
- Deb C, Zhang F, Yang J, Lee SE, Shah KW. 2017. A review on time series forecasting techniques for building energy consumption. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 74, 902-924.
- Fan M, Shen J, Yuan L, Jiang R, Chen X, Davies WJ, Zhang F. 2012. Improving crop productivity and resource use efficiency to ensure food security and environmental quality in China. *Journal of experimental botany*, 63(1), 13-24.
- Ghimire D, Kil D, Kim S. 2022. A Survey on Efficient Convolutional Neural Networks and Hardware Acceleration. *Electronics*.11(6):945. doi:10.3390/electronics11060945
- Işık S, Özbuğday FC. 2021. The impact of agricultural input costs on food prices in Turkey: A case study. *Agricultural Economics*, 67(3), 101-110.
- Kayıoğlu Ç, Türksöy S. 2023. Tarımda Sürdürülebilirlik ve Gıda Güvenliği. *Bursa Uludağ Üniversitesi Ziraat Fakültesi Dergisi*, 37(1), 289-303. doi:10.20479/bursauludagziraat.1142135
- Konyali S. 2017. Sunflower production and agricultural policies in Turkey. *Sosyal Bilimler Araştırma Dergisi*, 6(4), 11-19.
- Lin J, Ma J, Zhu J, Cui Y. 2022. Short-term load forecasting based on LSTM networks considering attention mechanism. *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*. 137, 107818. doi:10.1016/j.ijepes.2021.107818
- Lunduka R, Ricker-Gilbert J, Fisher M. 2013. What are the farm-level impacts of Malawi's farm input subsidy program? A critical review. *Agricultural Economics*, 44(6), 563-579. m\_Sektor\_Raporu\_130723.pdf [Erişim: 16 Ağustos 2023]
- Montgomery DC, Jennings CL, Kulahci M. 2015. Introduction to time series analysis and forecasting. John Wiley & Sons press. ISBN: 978-1-118-74511-3
- Perone G. 2022. Using the SARIMA model to forecast the fourth global wave of cumulative deaths from COVID-19: Evidence from 12 Hard-Hit big countries. *Econometrics*.10(2):18. doi: 10.3390/econometrics10020018

- Puchalsky W, Ribeiro GT, Veiga CP, Freire RZ, Santos-Coelho L. 2018. Agribusiness time series forecasting using Wavelet neural networks and metaheuristic optimization: An analysis of the soybean sack price and perishable products demand. *International Journal of Production Economics*, 203, 174-189.s
- Saridakis G, Georgellis Y, Torres RIM, Mohammed AM, Blackburn R. 2021. From subsistence farming to agribusiness and nonfarm entrepreneurship: Does it improve economic conditions and well-being? *Journal of Business Research*, 136, 567-579
- Sheahan M, Barrett CB. 2017. Ten striking facts about agricultural input use in Sub-Saharan Africa. *Food Policy*, 67, 12-25.
- Soylu AC. 2022. Sürdürülebilir Kalkınma ve Gıda Güvenliği İlişkisi. *Paradigma: İktisadi ve İdari Araştırmalar Dergisi*, 11(2), 100-111.
- TBB. 2023. Türkiye Bankalar Birliği: Tarım Sektörü Raporu. 2023, İstanbul. <https://www.tbb.org.tr/Content/Upload/Dokuman/8960/Tari>