

Türkiye İç Piyasasında Ulusal Çimento Talebinin Yapay Sinir Ağları ile Tahmini

Selim TÜZÜNTÜRK¹ - Fatma SERT ETEMAN²

Makale Gönderim Tarihi: 16 Mayıs 2023

Makale Kabul Tarihi: 15 Eylül 2023

Öz

Bu çalışma, Türkiye’de ulusal çimento talebini tahmin etme problemi ile ilgilidir. Türkiye’nin yurt içi çimento talebinin gelecekte ne kadar olacağına ilişkin araştırma sorusuna cevap bulmak amacıyla tasarlanan bu çalışmanın birinci amacı, Türkiye’nin yurt içi çimento talebinin YSA ile tahmin edilmesidir. Bu çalışmanın ikinci amacı, Türkiye’nin gelecek dönemde gerçekleşecek olan ancak henüz gerçekleşmemiş yurt iç çimento talebinin YSA ile öngörülmesidir. Bu çerçevede, öncelikle mevcut iç talep değerleri Ocak 2017 ve Kasım 2022 arasındaki dönem için Yapay Sinir Ağları Yöntemi kullanılarak tahmin edilmiştir. Böylece, gerçek değerlerle tahmin edilen değerler karşılaştırılmıştır. Tahmin değerleri ile gerçek değerler birbiri ile tutarlı bulunmuştur. Daha sonra, yine Yapay Sinir Ağları Yöntemi kullanılarak Aralık 2022 ve Aralık 2023 arasındaki dönemin öngörüsü yapılmıştır.

Anahtar Kelimeler: Çimento Sektörü, Tahmin, Yapay Sinir Ağları

JEL Kod: C13, C45, E37

¹ Doç. Dr., Bursa Uludağ Üniversitesi, İktisadi İdari Bilimler Fakültesi, Ekonometri Bölümü, selimtu-zunturk@uludag.edu.tr, ORCID ID: 0000-0002-8987-2280

² Dr. Öğr. Üyesi, Munzur Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, Uluslararası Ticaret ve İşletmecilik Bölümü, fatmasert@munzur.edu.tr, ORCID ID: 0000-0002-7372-4224

Forecasting National Cement Demand in the Turkish Domestic Market with Artificial Neural Networks

Abstract

This study is about the problem of estimating the national cement demand in Turkey. The primary purpose of this study, which is designed to answer the research question about how much domestic cement demand will be in Turkey in the future, is to estimate Turkey's domestic cement demand with ANN. The second aim of this study is to predict the domestic cement demand of Turkey, which will be realized in the future but has not yet been realized, with ANN. In this framework, first of all, the current domestic demand values were estimated using the Artificial Neural Networks Method for the period between January 2017 and November 2022. Thus, the estimated values were compared with the actual values. Estimated values and actual values were found to be consistent with each other. Then, the forecast for the period between December 2022 and December 2023 was made using the Artificial Neural Networks Method.

Keywords: Cement Industry, Forecasting, Artificial Neural Networks

JEL Code: C13, C45, E37

1. Giriş

Tahmin yntemleri genel olarak  tre ayrılabilir (Chatfield, 2000: 12): (i) Yargısal tahmin, (ii) tek deęişkenli yntemler ve (iii) ok deęişkenli yntemler. Yargısal tahmin sbjektif yargıya, sezgiye dayalı tahmin yntemidir. Tek deęişkenli yntemler tek bir deęişkenin şimdiki ve gemişteki deęerlerine dayalı tahmin yntemleridir. ok deęişkenli yntemler ise, birden fazla (biri baęımlı bir ya da birkaçı baęımsız) deęişkenin deęerlerine dayalı tahmin yntemleridir. rneęin bir malın satışına veya talebine iliřkin tahmin gerekleřtirilecek ise, tek deęişkenli yntemlerde o malın şimdiki ve gemişteki satış veya talep rakamlarını ieren sayısal bilgiler kullanılır. ok deęişkenli yntemlerde ise o malın şimdiki ve gemişteki satış veya talep rakamlarını ieren sayısal bilgilerin yanında bununla iliřkili bir veya birden fazla sayıda iktisadi deęişken de kullanılır.

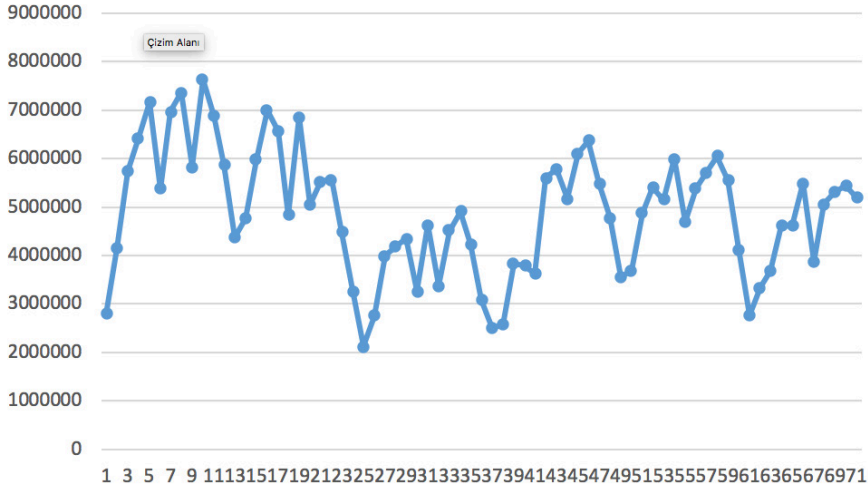
Tek deęişkenli yntemlerde, tek bir deęişkenin gelecekte gerekleřecek gzlem deęerlerine iliřkin ngrler zaman serisi modelleri kullanılarak yapılmaktadır. Bu modeller duraęan ve duraęan olmayan modeller olarak ikiye ayrılmaktadır. Duraęan olmayan seriler iin otoregresif entegre hareket-

li ortalama (ARIMA) modellerinin yanı sıra durağan seriler için otoregresif (AR), hareketli ortalamalar (MA), otoregresif hareketli ortalama (ARMA) gibi modeller söz konusudur (Akgül, 2003a: 4). Zaman serisi analizlerinde, değişkenin gelecekte gerçekleşecek gözlem değerlerinin öngörülmesi için çeşitli zaman serisi modelleri arasında değişkenin davranışını en iyi temsil eden model belirlenir ve değişkenin gelecekteki değerleri belirlenen o model ile tahmin edilir. Bu amaçla modeller Ortalama Kare Hata (MSE), Ortalama Mutlak Hata (MAE), Ortalama Mutlak Yüzde Hata (MAPE) gibi çeşitli kriterler bakımından karşılaştırılır (Akgül, 2003b: 71). Öte yandan çok değişkenli yöntemlerde, öngörüsü yapılmak istenen değişkenin gelecekte gerçekleşecek gözlem değerlerine ilişkin öngörüler o değişkenin ilişkili olduğu iktisadi değişkenlere bağlı olarak regresyon modelleri kullanılarak yapılmaktadır. Regresyon modelleri neden sonuç ilişkisinin modellendiği nedensel modellerdir. Bu modellerde bağımlı ve bağımsız değişken(ler)in gözlem değerleri veri olarak alınır ve bunlar arasındaki fonksiyonel ilişki belirlenir. Belirlenen fonksiyonel ilişkiye ve modelde yer alan nedensel faktör(ler) olan bağımsız değişken(ler)e bağlı olarak bağımlı değişkenin değerleri öngörülür. Doğrusal olmayan fonksiyonel ilişkiler varsa bunlar doğrusala dönüştürülür ve doğrusal regresyon modelinin katsayıları En Küçük Kareler (OLS) tahmin yöntemi ile tahmin edilir ve buradan öngörüler yapılır. Bu iki farklı yaklaşım (zaman serisi analizi ve regresyon analizi) tahmin doğruluğu bakımından karşılaştırıldığında; bu konuda elde edilen ampirik bulgular uzun dönemde regresyon modellerinin daha iyi performansa sahip olduğunu, buna karşın zaman serisi modellerinin ise kısa dönemde (bir yıldan az sürelerde) daha iyi performansa sahip olduğunu göstermektedir (Makridakis ve Wheelwright, 1989: 297).

YSA uygulamalarının başarısı, geleneksel doğrusal modellerin yanı sıra doğrusal olmayan modeller oluşturma yeteneğinden gelir (Walczak ve Cerpa, 2001: 632). Otoregresif (AR), hareketli ortalama (MA), otoregresif hareketli ortalama (ARMA) ve otoregresif entegre hareketli ortalama (ARIMA) gibi tek değişkenli zaman serisi modelleri geleneksel tahmin modelleridir. Bununla birlikte, literatürde bu modellerin satış veya talep verilerinden oluşan doğrusal olmayan kalıpları tahmin etmede pek uygun olmadığı, bunlar yerine araştırmacıların Yapay Sinir Ağları (YSA) ve bir çeşit yapay sinir ağı olan uyarlanabilir nöro bulanık çıkarım sistemi (ANFIS-Adaptive Neuro Fuzzy Inference System) gibi yapay zekâ tekniklerini benimsedikleri görülmektedir (Singh ve Challa, 2016: 158). Bunun nedeni, YSA ile ilgili değişkenin davranışını en iyi şekilde temsil edecek biçimde tahmin yapılabilmesidir. YSA'nın önemli özelliği örneklerden (değişkenin şimdiki ve geçmişteki değerlerinden) değişkenin davranış biçimini öğrenebilmesidir (Singh ve Challa, 2016: 160).

Çimento satışlarının doğrusal dışı bir hareket kalıbına sahip olması satış tahmininde dikkate alınması gereken önemli bir özelliktir. Böyle doğrusal olmayan kalıpların davranış biçimlerinin doğru bir şekilde tahmin edilmesi ve gelecek dönemlere ilişkin öngörülerinin doğru yapılabilmesi için YSA oldukça uygun bir tahmin tekniğidir. Ayrıca, basit doğrusal ve çoklu doğrusal regresyon modellerinde regresyon denkleminin hata teriminin normal dağılması ve hata terimlerinin varyansının bağımsız değişkenlerin değerleri arasında benzer olduğu (homoskedastisite) varsayımları gibi gerekli varsayımlar YSA modellerinde bulunmadığı için, YSA modelleri uygulamada kolaylık sağlamaktadır (Walczak ve Cerpa, 2001: 632). Bu çalışmada kullanılan ve yurt içi çimento talebini temsil eden Ocak 2017-Kasım 2022 dönemini kapsayan 71 aylık yurt içi çimento satış rakamlarına ilişkin verilerin³ Şekil 1’de görülen zaman yolu grafiği incelendiğinde, verilerin bahsedilen doğrusal olmayan kalıp formunda olduğu görülmektedir:

Şekil 1. Türkiye’nin Ocak 2017-Kasım 2022 Dönemi Aylık Yurt İçi Çimento Satışı (Ton)



YSA uygulama alanları arasında; fonksiyon yakınsama, süreç kontrolü, örüntü tanıma ve sınıflandırma, veri kümeleme, tahmin, sistem optimizasyonu ve çağrışımlı bellek gibi birçok uygulama yer almaktadır (Da Silva ve diğerleri, 2017: 8). Son yıllarda YSA’nın tahmin amaçlı kullanıldığı yerli yazındaki çeşitli iktisadi çalışmalardan bazıları Tablo 1’de görüldüğü gibidir:

³ <https://www.turkcimento.org.tr/>, erişim 10.01.2023.

Tablo 1: Yerli Yazında Tahmin Amaçlı YSA Uygulamaları

Tahmin Konusu	Araştırmacılar ve Yayın Yılları
Hisse senedi getirileri	Ünlü, Yıldız ve Yalama, 2009
Kentsel doğal gaz tüketimi	Erilli, Eğrioğlu, Yolcu, Aladağ ve Uslu, 2010
Türkiye'nin enflasyonu	Özkan, 2011
Türkiye'nin döviz kuru	Bektaş ve Gökçen, 2011
Türkiye'nin bankaların finansal güçleri	Karaatlı, Helvacıoğlu, Ömürbek ve Tokgöz, 2012
Türkiye'nin otomobil satışı	Ataseven, 2013
Borsa İstanbul endeksi	Es, Kalender ve Hamzaçebi, 2014
Türkiye'nin enerji talebi	Söyler ve Kızılkaya, 2015
Türkiye'nin Gayri Safi Milli Hasılası	Akdağ, 2016
Kentsel içme suyu talebi	Makas ve Karaatlı, 2016
Hidroelektrik enerji üretimi	Özçalıcı, 2016
Türkiye'nin tohumlu bitkiler ithalatı	Güler, Saner ve Naseri, 2017
Türkiye'nin iç göç nedenleri	Demirtaş, 2017
Kentsel konut fiyatları	Yılmazel, Afşar ve Yılmazel, 2018
Kentsel pamuk fiyatları	Can ve Gerşil, 2018
Türkiye sanayi elektrik enerjisi tüketimi	Pençe, Kalkan ve Çeşmeli, 2019
Türkiye ihracat değerleri	Selçi ve Akgül, 2020
Kentsel konut satışları	Güner, 2021
Kentsel elektrik enerjisi tüketimi	Özdemir, 2021
Türkiye'nin döviz rezervi	Süleymanlı, 2021
Türkiye'nin işsizlik oranları	Cinel ve Yolcu, 2021
Türkiye'nin ihracat ve ithalatı	Kurt, 2022
Türkiye'nin demir çelik ithalatı	Güner ve Demir, 2022
Yangın ve doğal afet sigortası primi	Dilmen, Gencer, Arıkel, Kayır ve Erdemir, 2022
Türkiye'nin yenilenebilir enerji üretimi	Albayrak, 2023

Bu çalışma, Türkiye'de ulusal çimento talebini tahmin etme problemi ile ilgilidir. Türkiye yurt içi çimento talebini tahmin etme konusunda, merak edilen “Türkiye'nin yurt içi çimento talebi gelecekte ne kadar olacaktır?” araştırma sorusuna cevap bulmak amacıyla tasarlanan bu çalışmanın birinci amacı, Türkiye'nin yurt iç çimento talebinin YSA ile tahmin edilmesidir. Bu amaçla, gerçek (veya geçmiş dönemde gerçekleşmiş) satış değerleri ile tahmin edilen satış değerleri karşılaştırılarak, anlamlı tahmin sonuçlarının elde edilip edilmediği değerlendirilecektir.

Bu çalışmanın ikinci amacı, gelecek dönemde gerçekleşecek olan ancak henüz gerçekleşmemiş Türkiye'nin yurt iç çimento talebinin YSA ile ön-

grlmesidir. Karayolları, kaldırımlar, kprler, barajlar, tneller, viyadkler, su depoları, betonarme borular, arıtma tesisleri, inŖaatlar (okullar, hastaneler, konutlar vb.), betonarme yollar, demiryolları, havaalanları, limanlar, aık deniz yapıları gibi birok yerde imento kullanılmaktadır. Bu nemli inŖaat malzemesinin arzının planlanması byk neme sahiptir. retim piyasa talebine baėlıdır (Juliana, Lubis ve Lubis, 2023: 136). imento arzının planlanması ise talebin tahmin edilmesine baėlıdır. Gelecekteki retim miktarı ancak ngrlen talebe gre planlanabilir. Stokların ve retim planlanması gelecekteki talebi karŖılamak iin Ŗimdiden planlı olmayı gerektirir. Ayrıca, imento talebine ynelik tahminler imento endstrisi planlamacılarının yanında nihai tketicileri de ilgilendiren bir husustur. Bu bakımdan imento talebinin tahmini birok kesim iin byk nem taŖımaktadır.

Literatrdeki yerli alıŖmalar imento talep tahmini ile ilgili sınırlı sayıda alıŖma olduėunu gstermektedir. rneėin; Demirdėen (1998) alıŖmasında Monte Carlo simlasyon yntemiyle Erzurum AŖkale imento Fabrikasının imento talep tahminini yapmıŖtır. Diėer bir alıŖmada, Sofyalıoėlu ve ztrk (2013) Bursa imento Fabrikasının imento satıŖ miktarlarının tahmininde bulanık zaman serisi modellerini kullanmıŖtır. Tzemen ve Yıldız'ın (2018) alıŖmalarında Basit stel DzgnleŖtirme, ift stel DzgnleŖtirme ve ift Hareketli Ortalama yntemlerini kullanarak Trkiye imento retimini tahmin etmiŖtir. FıŖkın ve Cerit (2019) alıŖmalarında SARIMAX, YSA ve Hibrit SARIMAX-YSA kullanarak Trkiye limanlarında yklenen imento sevkiyatı talebini tahmin etmiŖtir. aėatay (2021) alıŖmasında bir tahmin yapmamakla birlikte, OECD ve UNDP gibi kurumların yaptığı gelecek tahminleri baėlamında Trk imento sektrnn gelecekteki yerini deėerlendirmiŖtir. Keskin ve Soyuer (2022) alıŖmalarında zaman serileri yntemlerini kullanarak bir imento firması iin talep tahmini yapmıŖtır. Bu kaynaklar arasında Trkiye'de yurt ii ulusal imento talebini tahmin etme konusunda bir alıŖmanın bulunmadığı grlmektedir. Dolayısıyla, bu alıŖma literatrdeki bahsedilen boŖluėu doldurmakta ve bu anlamda taŖıdığı zgnlk bakımından da ilgili yazına katkı saėlamaktadır.

Bu alıŖmanın takip eden ikinci blmnde, Trk imento sektrndeki geliŖmeler, nc blmde yntem, drdnc blmde uygulama ve son blmde sonular yer almaktadır.

2. Trk imento Sektrndeki GeliŖmeler

imento zellikle geliŖmekte olan lkelerde nem verilen bir maddedir (BaŖaran ve Turun, 1995: 4). GeliŖmekte olan lkelerde nfus artışı ile birlikte altyapı, yollar, limanlar, hava alanları, barajlar ve konutlar gibi birok

ihtiyacın karşılanmasında çimento kullanımı çimento sektörüne yatırım yapılmasını birlikte getirmiştir. Çimento sektöründe yatırım maliyetlerinin yüksek olması her tüketim bölgesinde az sayıda üreticinin bulunması dolayısıyla çimento sektörü oligopolcü bir piyasa yapısına sahiptir (d'Aspremont, Encaoua & Ponsard, 1997: 11; RT International, 2009: 2-10). Çimento önemli ölçüde pahalı yatırımlar gerektirdiğinden ve yatırımların faaliyete geçmesi zaman aldığından arz esnekliğinin düşük olduğu bir sektör olarak kabul edilir (Largo, 2001: 71).

Türkiye'de ilk çimento fabrikası 1910 yılında İzmit'te kurulmuş olup (Özeken, 1939: 479), 1925 yılından itibaren modern çimento fabrikaları kurulmaya başlanmıştır (Çelenk, 1995: 22). Yılda 20.000 ton ile başlayan ve sonra 40.000 tona yükselen üretim 1950'li yıllarda 370.000 tona kadar çıkmıştır (Başaran ve Turunç, 1995: 5-6). Bu yıllarda, çimento ihtiyacının karşılanması için özel sektör kuruluşlarının yanında, devlet de kurduğu bir şirket vasıtasıyla yeni çimento fabrikalarının inşasına başlamıştır (Sümer ve Yavuz, 1998: 35). 1970 yılından itibaren başlayan üretim fazlalığı ihracata yönelmiş ve 1979 yılına gelindiğinde üretim 13 milyon 812 bin ton olmuştur (Çelenk, 1995: 23-24). 1980'li yıllarda sektörde duraklama yaşanmış, 1984 yılının ikinci yarısından sonra tüketim artmış, 1999 Marmara depremi ile 2001 ekonomik krizinin önemli etkileri görülmüş, üretim 29 milyon tona gerilemiş ve 2002 yılından itibaren çimento endüstrisi yeniden canlanmaya başlamıştır (Yılmaz ve diğerleri, 2004: 149).

Tablo 2'de 2007-2021 yıllarında Türkiye'nin ulusal çimento üretimine, iç satışına ve dış satışına ilişkin veriler⁴ görülmektedir. Tablo incelendiğinde, çimento üretiminin yıllar itibarıyla artış içinde olduğu fakat 2019 yılında yaşanan Covid-19 küresel salgınında Türk çimento sektörünün de olumsuz yönde etkilendiği ve çimento üretimi 2018 yılında 72.544.430 ton iken 2019 yılında 56.966.272 tona düştüğü gözlenmektedir. Covid-19 küresel salgının etkisi 2019 yılı sonuna kadar devam etmiştir ve daha sonra bu etkinin azalmasıyla birlikte üretimin tekrar eski seviyesine yükselerek artış gösterdiği görülmektedir. Nitekim 2020 yılında çimento üretimi 72.299.054 ton olarak gerçekleşmiştir.

Tablo 2: Türkiye'nin Yıllık Ulusal Çimento Üretimi, İç Satışı ve Dış Satışı (Ton)

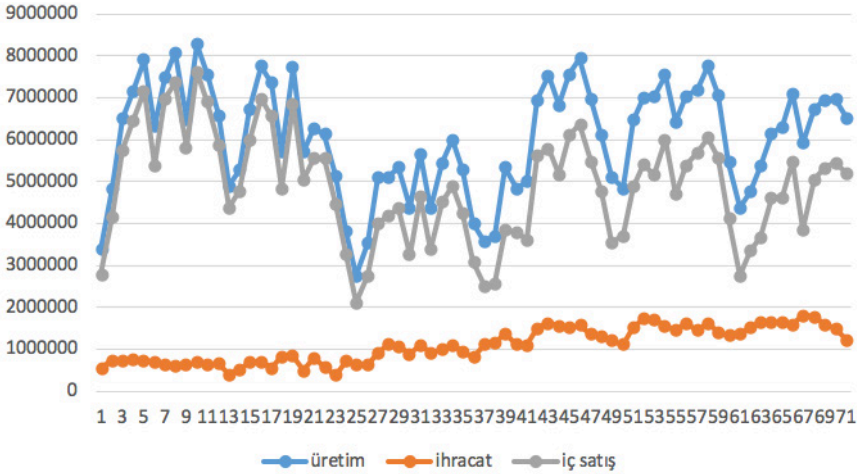
Yıllar	Üretim	İç Satış	Dış Satış
2007	49.255.880	42.456.000	6.619.842

⁴ <https://www.turkcimento.org.tr/>, erişim 11.05.2023.

2008	51.431.869	40.574.007	10.584.662
2009	53.972.758	39.986.237	14.027.538
2010	62.737.276	47.720.000	15.062.999
2011	63.405.094	52.250.880	11.061.092
2012	63.879.050	53.930.192	9.702.083
2013	71.337.404	60.940.404	9.627.438
2014	71.239.022	63.175.930	7.652.557
2015	71.418.945	63.696.663	7.398.826
2016	75.403.325	66.804.603	7.461.123
2017	80.552.257	72.227.260	7.980.441
2018	72.544.430	64.364.011	7.466.725
2019	56.966.272	45.412.117	11.116.119
2020	72.299.054	55.653.157	16.245.597
2021	78.945.029	60.207.658	17.727.654

Şekil 2’de Türkiye’nin Ocak 2017-Kasım 2022 dönemini kapsayan 71 aylık üretim, yurt içi satış ve ihracat verilerine⁵ ilişkin zaman yolu grafikleri görlmektedir:

Şekil 2. Türkiye’nin Aylık Ulusal Çimento Üretimi, Yurt İçi Satışı ve İhracatı (Ton)



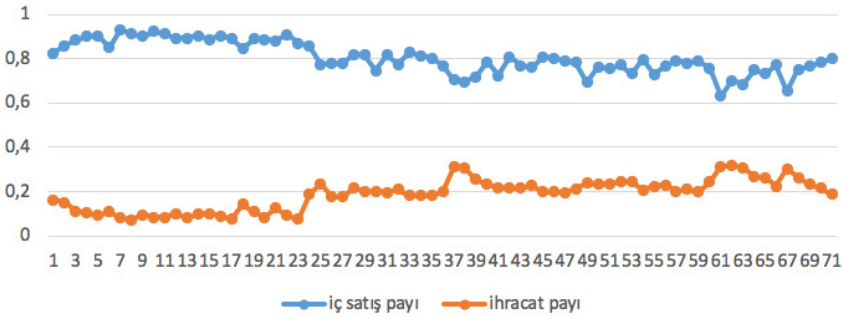
Şekil 2 incelendiğinde; Ocak 2017-Kasım 2022 döneminde Türkiye’nin aylık çimento yurt içi satışının üretim ile paralel bir hareket kalıbına sahip olduđu ve üretime yakın değerlerde seyrettiđi görlmektedir. Yine dikkati çe-

⁵ <https://www.turkçimento.org.tr/>, erişim 10.01.2023. Veriler tarafımızdan derlenmiş ve görselleştirilmiştir.

ken diğerk bir nokta, Ocak 2017-Kasım 2022 döneminde Türkiye'nin aylık çimento ihracatı, yurt içi satışına nispeten tüm dönemlerde çok daha düşük seyretmiştir.

Şekil 3'te Ocak 2017-Kasım 2022 dönemini kapsayan Türkiye'nin 71 aylık çimento yurt içi satışının ve ihracatının üretim içindeki yüzde paylarına ilişkin verilerin⁶ zaman yolu grafikleri görülmektedir:

Şekil 3. Türkiye'nin Aylık Ulusal Çimento Üretimi İçinde Yurt İçi Satış ve İhracatın Oranları



Şekil 3 incelendiğinde; Ocak 2017-Kasım 2022 döneminde Türkiye'nin aylık çimento yurt içi satışının üretim içindeki yüzdelik payının (ortalama %80 civarında) ihracatın üretim içindeki yüzdelik payından (ortalama %20 civarında) her dönem daha yüksek olduğu görülmektedir. Bir başka deyişle, Türkiye'de üretilen çimentonun ağırlıklı olarak iç pazarda satıldığı gözlenmektedir.

Eylül 2022 tarihi itibarıyla Türkiye'de üretim yapan toplam 56 entegre fabrikanın yanında 21 öğütme tesisi üretim faaliyetlerini sürdürmekte, istihdam yaratmakta ve Türkiye ekonomisine katkı vermektedir.

3. Yöntem

Türkiye yurt içi çimento talebi konusunda, merak edilen “Türkiye'nin yurt içi çimento talebi gelecekte ne kadar olacaktır?” araştırma sorusuna cevap bulmak amacıyla tasarlanan bu çalışmanın birinci amacı, Türkiye'nin yurt içi çimento talebinin YSA ile tahmin edilmesidir. Bu çalışmanın ikinci amacı, Türkiye'nin gelecek dönemde gerçekleşecek olan ancak henüz gerçekleşmemiş yurt içi çimento talebinin YSA ile öngörülmesidir. Bu çerçevede, öncelikle mevcut iç talep değerleri Ocak 2017 ve Kasım 2022 arasındaki dönem için

⁶ <https://www.turkcimento.org.tr/>, erişim 10.01.2023. Veriler tarafımızdan derlenmiş, yüzde hesaplamalar yapılmış ve görselleştirilmiştir.

Yapay Sinir Ađları Yntemi kullanılarak tahmin edilmiřtir. Bylece, gerek deđerlerle tahmin edilen deđerler karřılařtırılmıřtır. Daha sonra, yine Yapay Sinir Ađları Yntemi kullanılarak Aralık 2022 ve Aralık 2023 arasındaki dnemin ngrs yapılmıřtır. Bylece, gelecek bir yıl iinde gerekleřecek aylık yurt ii imento talep tahminleri rakamlarla ngrlmřtir.

Bu alıřmada Trkiye'nin aylık yurt ii imento satıř verileri (ton cinsinden) veri olarak kullanılmıřtır. Veriler Trk imento'nun resmi web sayfasından⁷ elde edilmiřtir. 2017 yılının Ocak ve 2022 Kasım arasındaki dnemi ieren aylık veriler toplam 71 gzlemden oluřmaktadır. Bu verilerin -rassal olarak seilen- 61 adeti ađın eđitiminde, 10 adeti ise eđitilen ađın testinde kullanılmıřtır. Veriler ađa tanıtılmadan nce -1 ile +1 aralıđında olacak řekilde standartlařtırılmıř, ađdan elde edilen tahmin verileri kullanılmadan nce standartlařtırma iřleminin tersi uygulanmıřtır.

Uygulamada MATLAB R2021a programlama dili, Microsoft Excel 2016 ile MINITAB 17 paket programları kullanılmıřtır. Verilerin iřlenmesi ve analize hazırlanması ařamasında ve elde edilen sonuların grselleřtirilmesinde Excel programından yararlanılmıř, uygulama ise MATLAB (Matrix Laboratory) ortamında gerekleřtirilmıřtir. Analizin gerekleřtirilmesinde MATLAB ortamında yer alan Derin đrenme Ara Kutusu (Deep Learning Toolbox) ierisindeki komutlardan faydalanılmıřtır.

Biyolojik sinir hcrelerinin alıřma prensibini matematiksel olarak taklit eden ok sayıda dđmn bir araya gelerek oluřturduđu ađlara Yapay Sinir Ađları denir. Basit matematiksel iřlemleri gerekleřtiren bu dđmlere ise Yapay Sinir Hcre (YSH) denir. YSA'nın gc bu kk iřlemcilerin paralel olarak alıřabilme yeteneđinden gelmektedir. Karmařık bir veri setinin ierisinde saklı olan rnt(ler) veya veri setleri arasında yer alan gizli matematiksel yapı(lar) bu basit matematiksel iřlemcilerin bađlantılarla bir araya gelerek gerekleřtirdikleri paralel iřlemler aracılıđıyla bařarılı bir řekilde modellenabilmektedir.

Yapay Sinir Ađları evrensel bir fonksiyon yakınsama aracı olarak tanımlanmaktadır (Zhang, Patuwo ve Hu, 1998: 36, Claveria ve Torra, 2014: 221). YSA'ların herhangi bir srekli fonksiyonu istenilen oranda yakınsatabileceđini gsteren ok sayıda alıřma mevcuttur (Hornik, Stinchcombe ve White, 1998, Hornik, 1993, Hornik 1991 ve Funahashi, 1989). Ancak ilgili fonksiyonun yakınsanabilmesi iin ađa yeterli miktarda veri tanıtımının yapılması gereklidir. Burada yeterli kavramının net bir tanıma sahip olmaması,

⁷ <https://www.turkcimento.org.tr/>, eriřim 10.01.2023.

tasarımcıların karşılaştığı ortak sorunlardan biridir. Geçmiş/Mevcut koşulların sürekliliği karşısında geleceğin öngörülebileceği varsayımı altında değerlendirildiğinde, olası bütün senaryoların ağı tanıtılması halinde, gelecek için başarılı tahminlerin elde edilebileceği söylenebilir. Daha detaylı ifade etmek gerekirse, mevsimsellik içeren bir veri setindeki mevsimsellik yapısının ağ tarafından tanınabilmesi için, eğitim esnasında her bir mevsim için birden fazla gözlem değeri kullanılarak veri setindeki mevsimsel etkinin ağ tarafından yakınsanabilmesine imkân vermek gerekmektedir.

“İyi bir genelleme yeteneği için eğitim seti ne kadar büyük olmalı?” sorusu yanında “Ağda kaç adet ara katman kullanılmalı?”, “Ara katman(lar) da kaç adet YSH bulunmalı?” ve “Veri seti eğitim-doğrulama-test için hangi oranlarda bölünmeli?” sorularına da mutlak yanıtlar verilememesi ağın tasarımı esnasında karşılaşılan sorunlardandır. Ağ tasarımcıları bu sorulara deneme yanılma yöntemi ile yanıt bulmaya çalışmaktadırlar. Bu da oluşturulan ağın optimal olup olmadığı sorusunu ortaya çıkarmaktadır. Ağın tasarımı esnasında karşılaşılan güçlüklerle rağmen; YSA'nın genelleme yeteneğine sahip olması, doğrusal olmayan fonksiyonları yakınsayabilmesi ve geleneksel istatistiksel yöntemlerde var olan varsayımların kısıtlamalarından bağımsız olması nedeni ile YSA, özellikle tahmin araştırmacılarına uygulama aracı olarak çekici bir alternatif sağlamaktadır (Zhang, Patuwo ve Hu, 1998: 35-36).

Yazında yer alan YSA üzerine yapılmış ampirik çalışmaların azımsanamayacak bir kısmının öngörü/tahmin üzerine oluşturulduğu görülmektedir. Bu çalışmaların özellikle YSA ve geleneksel istatistiksel yöntemlerle yapılan tahmin/öngörülerin performanslarının karşılaştırılması üzerine gerçekleştirildiği görülmektedir. Marques ve diğerleri (1992), Hill ve diğerleri (1994) ve Zhang, Patuwo ve Hu (1998) çalışmalarında regresyona dayalı tahmin ve zaman serisi tahmini alanlarında yapay sinir ağları ile istatistiksel modelleri karşılaştıran ampirik çalışmaları gözden geçirmişlerdir. Yapılan literatür taramalarından da görüleceği üzere sonuçların YSA lehine olduğu çalışmalar bulunduğu gibi tersi yönünde bulguların yayımlandığı çalışmalar da yazında mevcuttur. Hill ve diğerleri (1994) ve Zhang, Patuwo ve Hu (1998) YSA'nın daha düşük başarılı tahminler verdiği çalışmalarda ağ tasarımının optimal olup olmadığı sorusuna yanıt verilemeyeceği için bu konuda kesin bir sonuca varmanın mümkün olmadığını belirtmiştir.

Özetle; deneyimden öğrenme yeteneğine sahip olan YSA'lar, özellikle verinin üretildiği sisteme ilişkin kuramsal bilginin yetersiz veya önemsiz olduğu ancak yeterli veri veya gözlem değeri bulunan durumlar için pratik bir modelleme aracıdır. Bu nedenle YSA uygulamalarının önemli bir alanını

tahmin ve öngörü çalışmaları oluşturmaktadır. Mevcut çalışmanın amacının çimento satışını etkileyen faktörlerin tespiti veya çimento üretimine ilişkin kuramsal bir analiz olmadığı; gelecekteki çimento satış miktarlarının ne oranda gerçekleşeceği sorusuna cevap arandığı göz önüne alındığında YSA, bu amaç için uygun bir araçtır.

4. Uygulama

Türkiye'nin yurt iç çimento talebinin YSA ile tahmin edilmesi ve Türkiye'nin gelecek dönemde gerçekleşecek olan ancak henüz gerçekleşmemiş yurt iç çimento talebinin YSA ile öngörülmesi amaçları çerçevesinde; bu bölümde, sırasıyla model; ağın mimarisi ve ağın eğitimi üzerinde durulmuştur. Daha sonra elde edilen tahmin sonuçları ve yapılan öngörüler yer almaktadır.

4.1. Model

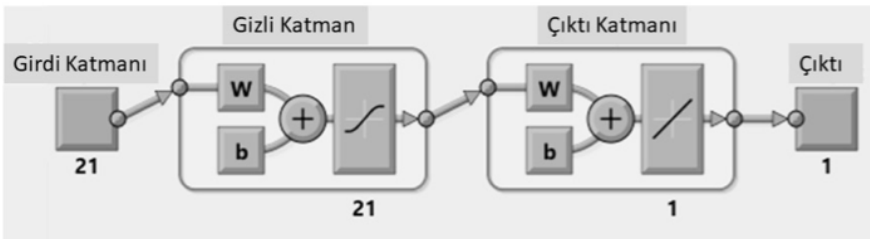
Çimento satışını etkileyen çok sayıda değişken olmakla beraber, mevcut çalışmanın amacı bu değişkenlerin tespiti değil, gelecekteki satış miktarlarının öngörülmesidir. Bu bağlamda oluşturulan modelde yer alacak bağımsız değişkenlerin seçiminde kısıtlamaya gidilmiştir. Zira bağımlı değişkenin öngörüsünün gerçekleştirilebilmesi için bağımsız değişkenlerin de gelecekteki değerlerinin tahmin edilmesi gerekmektedir. Modelde tahmine dayanan bağımsız değişken sayısı arttıkça, yapılan öngörülerin de sapma oranı artacaktır. Çünkü tahmin üzerinden yapılan tahminlerin tutarlılığı azalacak, sapma miktarı artacaktır. Dolayısı ile çimento satışını etkilediği bilinen nüfus, enerji maliyetleri ve makroekonomik değişkenler gibi değişkenler modele dâhil edilmemiş, kullanılan kukla değişkenler ile çimento satış veri seti içerisindeki saklı yapıların YSA tarafından çözümlenmesi amaçlanmıştır. Ayrıca kukla değişkenlerin gelecek değerlerinin tahmin edilmesine gerek olmaması, uzak geleceğin öngörülmesinde kolaylık sağlayacaktır. Bu bağlamda oluşturulan model şöyledir: $C_t = f(C_{t-1}, C_{t-2}, C_{t-3}, M_{it}, Y_{it})$. Burada; C_t , t ayında gerçekleşen çimento satış miktarını ($t=1,2,3,\dots,68$), C_{t-1} , t-1 ayında gerçekleşen çimento satış miktarını ($t=1,2,3,\dots,69$), C_{t-2} , t-2 ayında gerçekleşen çimento satış miktarını ($t=1,2,3,\dots,69$), C_{t-3} , t-3 ayında gerçekleşen çimento satış miktarını ($t=1,2,3,\dots,69$), M_{it} , t zamanındaki i ayına ilişkin kukla değişkeni ($i=1,2,3,\dots,12$) ve Y_{it} , t zamanındaki i yılına ilişkin kukla değişkeni ($i=1,2,3,\dots,6$) göstermektedir. Oluşturulan modele göre çimento satış miktarları; birinci, ikinci ve üçüncü gecikmeli ($C_{t-1}, C_{t-2}, C_{t-3}$) çimento satış miktarlarının, ilgili ayın ve ilgili yılın bir fonksiyonudur. Satışın gerçekleştiği aya ilişkin M_i değişkeni kukla bir değişkendir. Modelde her bir ay için birer tane olmak üzere 12 adet kukla ay değişkeni bulunmaktadır. Satış verilerinin grafiği çizildiğinde verinin bir trend içermediği gözlemlendiğinden modele trend

değişkeni eklenmemiştir. Ancak satış ortalamasının yıldan yıla değişkenlik gösterdiği gözlemlenmiş ve bu nedenle modele satış verilerinin kapsadığı her bir yıl için birer tane olmak üzere 6 farklı kukla yıl değişkeni eklenmiştir. Çalışmada gerçekleştirilen 2023 yılının öngörüsünde ise bir önceki yıldaki koşulların geçerliliğini koruyacağı varsayımı altında 2022 yılının kukla değişkeni kullanılmıştır. Öngörüsü yapılacak yılın satış ortalaması belirlendikten sonra elde edilen tahminlerde güncellemeye gidilerek daha başarılı öngörülerin elde edilmesi mümkün olacaktır. Klasik modelleme yönteminde dikkat edilmesi gereken kukla değişken tuzağının YSA yöntemi için geçerli olmadığı unutulmamalıdır.

4.2. Ağ Tasarımı ve Mimarisi

Oluşturulan ağ 3 katmandan meydana gelmektedir. Bunlar sırasıyla girdi katmanı, gizli katman ve çıktı katmanıdır. Girdi katmanında, oluşturulan modelde yer alan bağımsız değişken sayısı kadar YSH bulunur ve bu hücreler bağımsız değişkenlere ilişkin gözlem değerlerini gizli katmanda yer alan hücrelere aktarır. Uygulamada bir gecikmeli, iki gecikmeli ve üç gecikmeli satış verileri yanında aylar için kullanılan 12 adet kukla değişken ve yıllar için kullanılan 6 adet kukla değişken olmak üzere toplamda 21 adet girdi değişkeni kullanıldığından, oluşturulan ağın girdi katmanında da 21 adet YSH bulunmaktadır. Ara katmanda da yine girdi olarak kullanılan değişken sayısı kadar YSH kullanılmıştır. Ağın çıktı katmanında ise çimento satış tahminlerini verecek olan bir adet YSH bulunmaktadır.

Şekil 4. Ağ Tasarımı



Gizli katmanda ve çıktı katmanında bulunan YSH'leri için birleştirme fonksiyonu olarak toplama fonksiyonu kullanılmıştır. Gizli katmanda yer alan YSH'leri için aktivasyon fonksiyonu olarak Hiperbolik Tanjant Sigmoid (tansig) fonksiyonu, çıktı katmanında yer alan YSH için ise doğrusal (purelin) fonksiyon kullanılmıştır. Ara katmanda bulunan 21 adet YSH ve çıktı katmanında bulunan bir adet YSH için olmak üzere ağda 22 adet eşik değeri (bias) bulunmaktadır. Girdi katmanındaki 21 adet YSH'den ara katmanda bulunan

21 adet YSH'nin her birine aktarılan verilerin çarpıldığı 21×21 boyutunda ağırlık matrisi ve ara katmanda yer alan YSH'lerinden çıktı katmanında yer alan YSH'ne aktarılan değerlerin çarpıldığı 21×1 boyutunda ağırlık matrisi bulunmaktadır. Ağın eğitilmesi ile bu eşik değerler ve ağırlıklar belirlenmiştir.

4.3. Ağın Eğitimi

YSA da ağın eğitimi, ağda yer alan ağırlık ve eşik değerlerinin, elde edilen tahminlerdeki hatayı en küçük yapacak şekilde belirlenmesinden ibarettir. Bunun için geliştirilmiş çok sayıda eğitim algoritması yazında mevcut olmakla birlikte, mevcut çalışmada Levenberg-Marquardt Geri Yayılım Algoritması (Levenberg-Marquardt Backpropagation Algorithm - trainlm) kullanılmıştır. Bu algoritmada, ağda yer alan ağırlık ve eşik değerleri Levenberg-Marquardt optimizasyonuna göre tahminlerin performansını arttıracak şekilde güncellenir. Tahmin performansının ölçülmesinde ise ortalama hata kareleri (MSE-Mean Squared Error) kullanılmıştır. Bu algoritmada eğitim, ağın genelleme yeteneği gelişmeyi bıraktığında durur. Ağın genelleme yeteneği ise doğrulama veri seti için yapılan tahmin performansı (MSE) ile ölçülür. Ağın eğitimi esnasında ağa tanıtılmayan rassal olarak seçilmiş veri seti için güncellenen ağırlıklar ile tahmin gerçekleştirilir. Yapılan tahminlerin hata karelerinde azalış olduğu sürece eğitime devam edilir. Hata karelerinde artış gerçekleşmesi ile ağın eğitimi durdurulur. Doğrulama için ayrılan veri seti eğitim esnasında ağa tanıtılmasa da ağın eğitiminin durdurulmasında rol aldığı için, veri setinin bir kısmı da ağın testi için ayrılır. Ağın testi için veri seti ayrılması algoritmanın çalışması için zorunlu olmasa da ağ tasarımcısına ağın genelleme yeteneğinin geçerliliği için fikir vererek, eğitim esnasında ağın veriyi ezberlemesi durumunun tespit edilmesine yardımcı olur. Uygulamada verilerin %70'i ağın eğitimi için, %20'si eğitim doğrulanması için ve %10'u ise ağın test edilmesi için ayrılmıştır. Eğitim-doğrulama ve test için ayrılan veriler ile elde edilen tahminlerin performanslarının birbirlerine yakın olması arzu edilir. Eğitilen ağda belirlenen eşik değerler ve ağırlıklar sırasıyla aşağıdaki Tablo 3 ve Tablo 4'te görüldüğü gibidir:

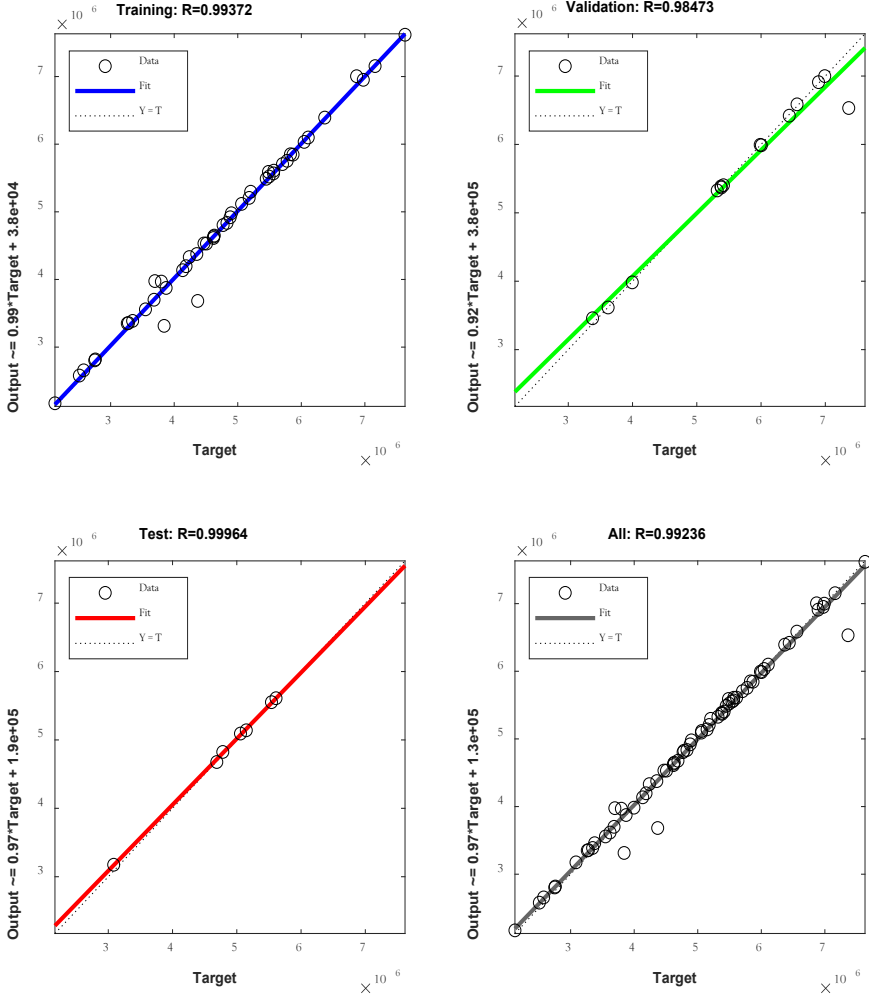
Tablo 3: Ara Katmanda ve Çıktı Katmanında Bulunan YSH'lerin Eşik Değerleri

YSH Sayısı	Eşik Değerler	
	Ara Katman	Çıktı Katmanı
1	1.632009715	-0.1648193
2	1.455996407	
3	-1.225719318	
4	1.087282042	
5	-0.937443502	
6	-0.916625638	
7	0.643109699	
8	-0.449453495	
9	-0.345316354	
10	-0.210979139	
11	-0.078240537	
12	0.183315061	
13	0.365086376	
14	0.484421436	
15	-0.663625307	
16	0.811836593	
17	1.010749305	
18	1.12712968	
19	-1.37243431	
20	-1.45480201	
21	-1.609159459	

4.4. Tahminler

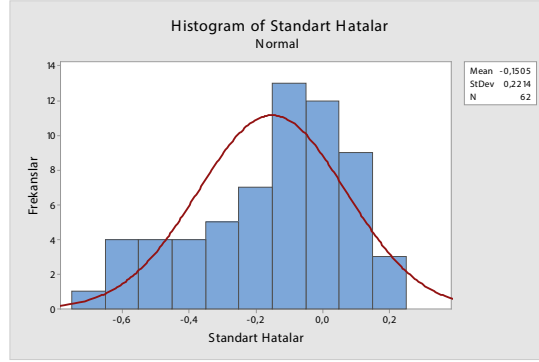
Eđitimi tamamlanan ađda ađırlık ve eřik deđerleri sabitlenmiř ve sabitlenen bu deđerler kullanılarak imento satıř verilerinin tahmini gerekleřtirilmiřtir. Elde edilen tahminlerin performansı, dřük hata ve yksek korelasyon ile llmektedir. Tahminlerin ortalama mutlak hatası (MAE-Mean Absolute Error) 67,417 olarak hesaplanmıřtır. Elde edilen tahminler ile gzlem deđerleri arasındaki korelasyon katsayısı ise 0.99236 olarak hesaplanmıřtır. Eđitilen ađın, eđitim esnasında kullanılan veri setini ezberlemediđi ve genelleme yeteneđine sahip olduđunu syleyebilmek iin eđitim, dođrulama ve test iin rassal olarak ayrılan verilerle elde edilen tahminlerin performansı incelenmelidir. Eđitim esnasında kullanılmayan ve ancak eđitim tamamlandıktan sonra ađa tanıtılan test verileri ile elde edilen tahminlerin performans sonuçlarının, eđitim esnasında kullanılan verilerle elde edilen tahminlerin performansına yakın olması beklenmektedir. Bu nedenle eđitim, dođrulama ve test ařamalarında kullanılan verilerle elde edilen tahminlerin performansları MAE ve korelasyon katsayıları ile incelenmiřtir. Ortalama mutlak hata deđerleri eđitim veri seti iin 70,641 dođrulama veri seti iin 76,013 ve test veri seti iin 28,575 olarak hesaplanmıřtır. Ađın testi iin hesaplanan tahmin hatalarının eđitim ve dođrulama performansından daha iyi sonu gstermesi ađın genelleme yeteneđine sahip olduđunu gstermektedir. Ayrıca eđitim, dođrulama ve test verileri ile elde edilen tahminlerin, gerekleřen gzlem deđerleri ile arasındaki korelasyon katsayıları Őekil 5'te verildiđi gibidir:

Şekil 5: Tahminler ile Gözlem Değerleri Arasındaki Korelasyon Katsayıları



Ağın, verideki sistematik yapıyı yakınsaması durumunda tahmin hatalarının normal dağılıma yakın bir dağılım göstermesi beklenmelidir. Bu nedenle standartlaştırılmış tahmin hatalarının histogram grafiği çizilerek Şekil 6'da verilmiştir.

Şekil 6: Standartlaştırılmış Tahmin Hatalarının Histogram Grafiği



Şekil 6'daki grafik incelendiğinde standartlaştırılmış hataların kabaca normal dağılıma uygun bir dağılım gösterdiği söylenebilir. Kesin bir kanıya varabilmek için hipotez testi yapılmış ve elde edilen test sonuçları Tablo 5'deki gibi elde edilmiştir:

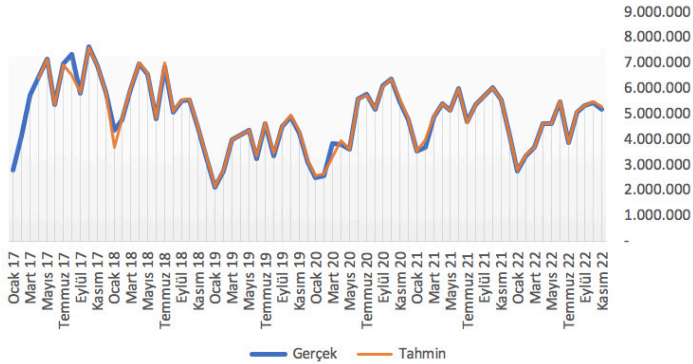
Tablo 5: Kolmogorov-Smirnov Normal Dağılım Testi Sonuçları

K-S İstatistiği	p-değeri
0,109	0,068

Kolmogorov-Smirnov normal dağılım testinin sonuçları incelendiğinde, p-değeri $\geq \alpha = 0,05$ olduğu için H_0 reddedilemez, dolayısıyla standartlaştırılmış hataların normal dağılıma sahip olduğu görülür.

Gerçek gözlem değerleri ile birlikte tasarlanan ağ üzerinden elde edilen tahminlere ilişkin verilerin grafikleri Şekil 7'de görüldüğü gibidir.

Şekil 7: Çimento Gerçek ve Tahmin Satış Miktarları Grafiği



Şekil 7 incelendiğinde, gerçek veriler ile tahmin edilen verilerin benzer bir patika izlediği görülmektedir.

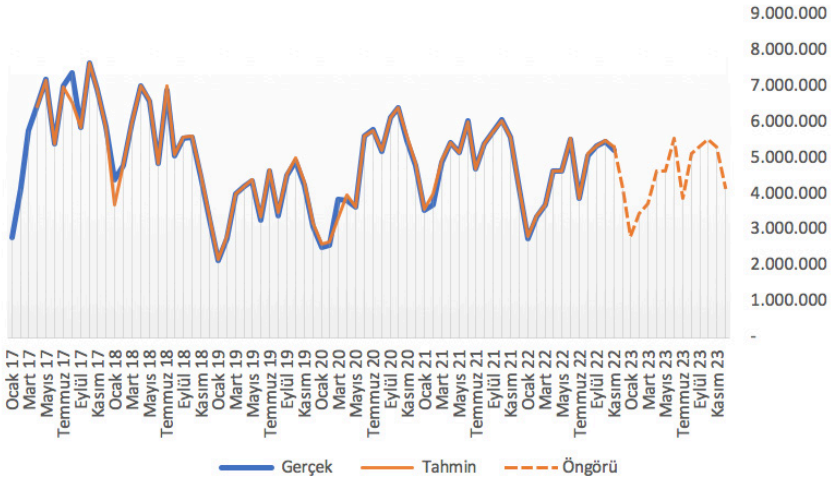
4.5. Öngörüler

Çalışma kapsamında 2023 yılı Aralık ayına kadar gelecek 13 aylık çimento satış miktarlarının öngörüsü gerçekleştirilmiştir. Elde edilen öngörü değerleri Tablo 6'da, gerçek değerler, tahmin ve öngörü değerlerine ilişkin grafikler ise Şekil 8'deki gibidir:

Tablo 6: Çimento Satış Miktarları Öngörü Değerleri

Dönem	Öngörü
Aralık 2022	4149488
Ocak 2023	2815879
Şubat 2023	3429887
Mart 2023	3715872
Nisan 2023	4622386
Mayıs 2023	4637161
Haziran 2023	5520767
Temmuz 2023	3876897
Ağustos 2023	5115599
Eylül 2023	5316451
Ekim 2023	5509552
Kasım 2023	5291095
Aralık 2023	4165918

Şekil 8: Çimento Satış Miktarları Öngörüsü



5. Sonuç

Bu çalışmada, Türkiye'nin aylık ulusal yurt içi çimento talebinin tahmin edilmesi ve kısa dönem (bir yıllık) öngörüsünün yapılması için YSA kullanılmıştır. Yapılan tahminlere ilişkin kalıbın, gerçek talep verilerinin doğrusal dışı hareket kalıbına paralel bir davranış biçimi gösterdiği görülmüştür. Dolayısıyla, tasarlanan model ve ağ mimarisi çerçevesinde; gerçek değerler ile elde edilen tahmin değerlerinin birbiri ile tutarlı olduğu söylenebilir. Bu kapsamda yapılan kısa dönem (bir yıllık) öngörü de anlamlı olup, çimento endüstrisinde yer alan birçok kesim için önemli bir projeksiyondur. Sektörde geleceğe yönelik iktisadi politikalar belirlenirken yapılan öngörüler ilgili kesimler tarafından birer gösterge olarak kullanılabilir. Ayrıca çalışma kapsamında verilen ağırlık ve eşik değerlerini kullanarak okuyucular arzu edildiği oranda uzak geleceğin tahminlerini gerçekleştirebilirler.

Bu çalışmada belirtilmesi gereken önemli bir husus, 2023 yılına ilişkin öngörülerin 2022 yılına ait olan kukla değişkenin kullanılarak elde edilmiş olmasıdır. Diğer anlatımla, 2022 yılındaki koşulların geçerli olması halinde 2023 yılında gerçekleşecek olan satış tutarları öngörülen değerlere oldukça yakın değerler olarak gerçekleşecektir. Şekil 8'deki grafikten; inşaat sektörünün aylık ve yıllık olarak mevsimsel hareketler gösterdiği ve gözlemlenen 6 yılda da aylık olarak en düşük satışların kış aylarında, en yüksek satış miktarlarının ise sonbahar aylarında gerçekleştiği görülmektedir. Ancak aylık hareketler tutarlı olsa da yıllık olarak satış ortalamasının farklılık gösterdiği açıktır. Bu durumda yılın ilk aylarında gerçekleşecek satış miktarlarının gözlenmesi ile yeni yılın kukla değişkeni ağa eklenerek ağ tekrar eğitilebilir ve böylece ilgili yıl için daha başarılı sonuçların elde edilmesi mümkün kılınabilir. Ya da deprem gibi doğal felaketler nedeni ile iç piyasada meydana gelecek talepteki artışların bilinmesi halinde, ağ tarafından elde edilen tahminlere bu talep artışları belirli bir katsayı ile dâhil edilerek yıl içerisinde tahmin güncellemesine gidilebilir. Zira dinamik bir yapıya sahip olan ağlar ile daha başarılı sonuçların elde edileceği açıktır.

Son olarak, coğrafi bölgelerin iç taleplerine ilişkilerin verilerin son yıllarda derlendiği ve düzenli bir biçimde kayıtlarının tutulmaya başlandığı göz önüne alındığında, araştırmacılar gelecekte YSA ve diğer tahmin yöntemleri kullanılarak çimento iç talep tahminlerini gerçekleştirirken bölge bazında verileri kullanabileceği söylenebilir. Böylece, coğrafi bölge bazında gelecekteki çimento talebinin belirlenmesi ile elde edilen öngörü değerleri çimento üretiminin bölgesel bazda planlanması konusunda ilgili kesimlere bir rehber olabilir. Geleceğe ilişkin üretim politikaları bu öngörülere göre belirlenebilir.

Kaynakça

- Akdağ, R. (2016). Yapay Sinir Ağları, Destek Vektör Makineleri ve Box-Jenkins Yöntemleriyle Kentsel İçme Suyu Talebi Tahmini ve Karşılaştırmalı Analizi, *Business and Economics Research Journal*, 7(1), 123-138.
- Akgül, I. (2003a). Zaman Serilerinin Analizi ve ARIMA Modelleri, İstanbul: DER Yayınları.
- Akgül, I. (2003b). Geleneksel Zaman Serisi Yöntemleri, İstanbul: DER Yayınları.
- Albayrak, Ö. K. (2023). Forecasting Renewable Energy Generation for Türkiye by Artificial Neural Networks and ARIMA Model: 2023 Generation Targets by Renewable Energy Resources, *Verimlilik Dergisi*, 57(1), 121-138.
- Ataseven, B. (2013). Yapay Sinir Ağları ile Öngörü Modellemesi, *Marmara Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Öneri Dergisi*, 10(39), 101-115.
- Başaran, E. & Turunç, N. (1995). Türkiye’de Çimento Sektörünün Durumu, Çimento Sempozyumu, Ankara-Türkiye, 16-17 Kasım, 4-15.
- Bektaş, H. & Gökçen, A. (2011). Türk Bankacılık Sektöründe Finansal Güç Derecesine Sahip Olan Bankaların Kantitatif Verilerinin İstatistiksel Analizi, *Marmara Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 31(2), 345-366.
- Can, Ş. & Gerşil, M. (2018). Manisa Pamuk Fiyatlarının Zaman Serisi Analizi ve Yapay Sinir Ağları Teknikleri ile Tahminlenmesi ve Tahmin Performanslarının Karşılaştırılması, *Manisa Celal Bayar Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Yönetim ve Ekonomi Dergisi*, 25(3), 1017-1031.
- Chatfield, C. (2000). *Time Series Forecasting*, USA: Chapman & Hall/CRC.
- Cinel, E. A. & Yolcu, U. (2021). Türkiye’de Aylık İşsizlik Oranlarının Yapay Sinir Ağları ile Öngörüsü, *Journal of Yaşar University*, 16(62), 492-508.
- Claveria, O. & Torra, S. (2014). Forecasting Tourism Demand to Catalonia: Neural Networks Versus Time Series Models, *Economic Modelling*, 36, 220-228.
- Çağatay, B. (2021). Türkiye’de Çimento Sektörüne İlişkin Gelecek Tahminleri: Küresel Ticaret ve Makroekonomik Değişkenler Işığında Yeni Politikalar, *Dumlupınar Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 4(8), 95-115.
- Çelenk, A. (1995). Türkiye Çimento Sektörünün Dünü, Bugünü ve Yarını, Çimento Sempozyumu, Ankara-Türkiye, 16-17 Kasım, 16-32.
- d’Aspremont, C., Encaoua, D., & Ponssard, J. C. (2000). Competition policy and game-theory: reflections based on the cement industry case. In G. Norman & J. Thisse (Eds.), *Market Structure and Competition Policy: Game-Theoretic Approaches* (pp. 9-30). Cambridge: Cambridge University Press.
- Da Silva, I. N., Spatti, D. H., Flauzino, R. A., Liboni, L. H. B. & Dos Reis Alves, S. F. (2017). *Artificial Neural Networks A Practical Course*, Switzerland: Springer.
- Demirdöğen, O. (1998). Talep Tahmininde Monte-Carlo Simülasyon Tekniğinin Kullanılması, *Atatürk Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 12(1-2), 229-240.
- Demirtaş, Ö. (2017). Türkiye’deki İç Göçün Yapay Sinir Ağları ile İncelenmesi, *Gazi Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi Özel Sayısı*, 414-427.
- Dilmen, B., Gencer, Ş., Arıkel, F., Kayır, Ş. & Erdemir, Ö. K. (2022). Yangın ve Doğal Afet Sigortası Priminin Box-Jenkins Modelleri ve Yapay Sinir Ağları ile Tahmin Edilmesi, *İstatistikçiler Dergisi: İstatistik & Aktüerya*, 2, 60-71.

- Erilli, N. A., Eğrioğlu, E., Yolcu, U., Aladağ, Ç. H. & Uslu, V. R. (2010). Türkiye’de Enflasyonun İleri ve Geri Beslemeli Yapay Sinir Ağlarının Melez Yaklaşımı ile Öngörüsü, *Doğuş Üniversitesi Dergisi*, 11(1), 42-55.
- Es, H. A., Kalender, F. Y. & Hamzaçebi, C. (2014). Yapay Sinir Ağları ile Türkiye Net Enerji Talep Tahmini, *Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 29(3), 495-504.
- Fışkın, C. S. & Cerit, A. G. (2019). Forecasting Domestic Shipping Demand of Cement: Comparison of SARIMAX, ANN and Hybrid SARIMAX-ANN, 4 th International Conference on Computer Science and Engineering, 68-72.
- Funahashi, K. (1989). On the Approximate Realization of Continuous Mapping by Neural Networks, *Neural Networks*, 3, 183-192.
- Güler, D., Saner, G. & Naseri, Z. (2017). Yağlı Tohum Bitkiler İthalat Miktarlarının ARIMA ve Yapay Sinir Ağları Yöntemleriyle Tahmini, *Balkan ve Yakın Doğu Sosyal Bilimler Dergisi*, 3(1), 60-70.
- Güner, Ş. N. (2021). Yapay Sinir Ağları Yöntemiyle Konut Satışlarının İncelenmesi: Ankara İli Örneği, *Fiscaoeconomia*, 5(1), 359-371.
- Güner, Ş. N. & Demir, H. U. (2022). Yapay Sinir Ağları ve Zaman Serileri Yöntemi ile Demir Çelik İthalatı Tahmini, *Sakarya İktisat Dergisi*, 11(3), 389-397.
- Hill, T., Marquez, L., O’Conner, M. & Remus, W. (1994). Artificial Neural Network Models for Forecasting and Decision Making, *International Journal of Forecasting*, 10(1), 5-15.
- Hornik, K. (1991). Approximation Capabilities of Multilayer Feedforward Networks *Neural Networks*, 4(2), 251-257.
- Hornik, K. (1993). Some New Results on Neural Network Approximation, *Neural Networks*, 6(8), 1069-1072.
- Hornik, K., Stinchcombe, M. & White, H. (1989). Multilayer Feedforward Networks Are Universal Approximators, *Neural Networks*, 2(5), 359-366.
- Juliana, L., Lubis, A. P. & Lubis, I. A. (2023). Implementation of the Least Square Method to Forecast Cement Sales, *Research of Applied Science and Education*, 17, 131-137.
- Karaatlı, M., Helvacioğlu, Ö. C., Ömürbek, N. & Tokgöz, G. (2012). Yapay Sinir Ağları Yöntemi ile Otomobil Satış Tahmini, *Uluslararası Yönetim ve İşletme Dergisi*, 5(17), 87-100.
- Keskin, F. D. & Soyuer, H. (2022). Bir Çimento Firmasında İstatistiksel Zaman Serileri Yöntemleri ve Derin Öğrenme ile Talep Tahminleme, *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, Özel Sayı 36, 15-20.
- Kurt, A. S. (2022). Türkiye Ekonomisi için ihracat ve İthalatın Yapay Sinir Ağları ile Tahmini, *Fiscaoeconomia*, 6(2), 808-822.
- Makas, Y. & Karaatlı, M. (2016). Yapay Sinir Ağlarıyla Hidroelektrik Enerji Üretimimin Çok Dönemli Tahmini, *Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 21(3), 757-772.
- Makridakis, S. & Wheelwright, S. C. (1989). *Forecasting Methods for Management*, John Wiley & Sons: New York.
- Marques, L., Hill, T., O’Connor, M. & Remus, W. (1992). Neural Network Models for Forecast: A Review, *Proceedings of the Twenty-Fifth Hawaii International Conference on System Sciences*, 494-498.
- Largo, E. (2001). Çimento Sektörü Açısından Türkiye ve Dünyada Rekabet Politikası Uygulamaları, *Rekabet Kurumu Perşembe Konferansları*, Ankara, 65-88.

- Özçalıcı, M. (2016). Yapay Sinir Ağları ile Çok Aşamalı Fiyat Tahmini: BIST30 Senetleri Üzerine Bir Araştırma, *Dokuz Eylül Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 31(2), 209-227.
- Özdemir, M. E. (2021). Yapay Sinir Ağları Kullanılarak Orta Dönem Elektrik Enerjisi Tüketim Tahmini: İskenderun Örneği, *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, Özel Sayı 28, 489-492.
- Özeken, A. A. (1939). Türkiye Çimento Sanayinin İktisadi ve Mali Bünyesi, *İstanbul Üniversitesi İktisat Fakültesi Mecmuası*, 1(1), 478-506.
- Özkan, F. (2011). Döviz Kuru Tahmininde Yapay Sinir Ağlarıyla Alternatif Yaklaşım, *Eskişehir Osmangazi Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 6(2), 185-200.
- Peñçe, İ., Kalkan, A. & Çeşmeli, M. Ş. (2019). Türkiye Sanayi Elektrik Enerjisi Tüketiminin 2017-2023 Dönemi için Yapay Sinir Ağları ile Tahmini, *Mehmet Akif Ersoy Üniversitesi Uygulamalı Bilimler Dergisi*, 3(2), 206-228.
- RT International. (2009). *Regulatory Impact Analysis: National Emission Standards for Hazardous Air Pollutants from the Portland Cement Manufacturing Industry*. U.S. Environmental Protection Agency, (Erişim 27.02.2023),
- Selçi, B. Y. & Akgül, Y. (2020). Türkiye'nin İhracat Değerlerinin Yapay Sinir Ağları ile Tahmini Üzerine Bir İnceleme, *Nicel Bilimler Dergisi*, 2(2), 29-42.
- Singh, L. P. & Challa, R. T. (2016). Integrated Forecasting Using the Discrete Wavelet Theory and Artificial Intelligence Techniques to Reduce the Bullwhip Effect in a Supply Chain, *Global Journal of Flexible Systems Management*, 17(2), 157-169.
- Sofyalıoğlu, Ç. & Öztürk, Ş. (2013). Bir Çimento Firması için Dönemsel Satış Miktarlarının Tahmininde Bulanık Zaman Serisi Modellerinin Karşılaştırılması, *Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 18(3), 161-186.
- Söyler, H. & Kızılkaya, O. (2015). Türkiye'nin GSYİH Tahmini için Yapay Sinir Ağları Model Performanslarının Karşılaştırılması, *Cumhuriyet Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi*, 16(1), 45-58.
- Sümer, M. & Yavuz, B. (1998). Türkiye'de Çimento Sanayii'ndeki Gelişmeler, *Sakarya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, 1, 35-39.
- Süleymanlı, C. (2021). Yapay Sinir Ağları ile Türkiye'nin Brüt Döviz Tahminlerine Yönelik Öngörü, *Finans Ekonomi ve Sosyal Araştırmalar Dergisi*, 6(4), 612-624.
- Tüzemen, A. & Yıldız, Ç. (2018). Geleceğe Yönelik Tahminleme Analizi: Türkiye Çimento Üretimi Uygulaması, *Yönetim ve Ekonomi Araştırmaları Dergisi*, 16(3), 162-177.
- Ünlü, U., Yıldız, B. & Yalama, A. (2009). İlk Halka Arzlarda Uzun Dönem Getirilerinin Tahmini: Yapay Sinir Ağları ile İMKB için Ampirik Bir Çalışma, *İstanbul Üniversitesi İktisat Fakültesi Ekonometri ve İstatistik Dergisi*, 10, 29-47.
- Walczak, S. & Cerpa, N. (2001). Artificial Neural Networks. In Robert A. Meyers (Ed.), *Encyclopedia of Physical Science Technology* (pp. 631-645). California: Academic Press.
- Yılmaz, A O., M. Vieil, İ. Alp, İ. Çavuşoğlu & E. Yazıcı. (2004). 1970-2002 Döneminde Çimento Sektörümüzün İstatistiksel Değerlendirilmesi. 5. Endüstriyel Hammaddeler Sempozyumu, İzmir-Türkiye, 13-14 Mayıs, 149-160.
- Yılmazel, Ö., Afşar, A. & Yılmazel, S. (2018). Konut Fiyat Tahmininde Yapay Sinir Ağları Yönteminin Kullanılması, *Uluslararası İktisadi ve İdari İncelemeler Dergisi*, 20, 285-300.
- Zhang, G., Patuwo, B. E. & Hu, M. Y. (1998). Forecasting with Artificial Neural Networks: The State of the Art, *International Journal of Forecasting*, 14, 35-62.