

---

## ENERJİ VERİMLİLİĞİNİN BELİRLEYİCİLERİ: TÜRKİYE ÖRNEĞİ

---

Salih ÇAM<sup>1</sup> Esra BALLI<sup>2</sup> Çiler SİGEZE<sup>3</sup>

### Öz

Bu çalışmada Türkiye'nin enerji verimliliğinin belirleyicileri TOPSIS (Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution), Tobit model ve yapay sinir ağları (YSA) algoritması yöntemleri birlikte kullanılarak incelenmiştir. Çalışma TOPSIS enerji verimlilik skorlarının hesaplanması ve yapay sinir ağları ve Tobit modelleriyle tahmin olmak üzere iki aşamada gerçekleştirilmiştir. İlk aşamada karbon emisyonu, Gayri Safi Yurtiçi Hasıla (GSYİH), yenilenebilir ve yenilenemeyen enerji tüketimi, işgücü miktarı ve sermaye stoku değişkenleri kullanılarak Türkiye'nin 1960-2013 dönemine ait yıllık enerji etkinlik skorları hesaplanmıştır. Sonraki aşamada TOPSIS yöntemiyle elde edilen etkinlik skorları YSA ve Tobit modellerinde bağımlı değişken olarak kullanılırken, karbon emisyonu, GSYİH, yenilenebilir ve yenilenemeyen enerji tüketimi, işgücü miktarı, sermaye stoku-işgücü oranı, kriz yıllarını temsil eden kukla değişkenler, doğrusal trend ve trendin karesi bağımsız değişkenler olarak kullanılmıştır. Yapılan analizler sonucunda YSA algoritmasının tahmini değerleri ile TOPSIS enerji verimlilik skorları arasındaki korelasyon katsayısı 0.998 olarak gerçekleşmiştir.

**Anahtar Kelimeler:** TOPSIS, Yapay Sinir Ağları, Tobit, Enerji Verimliliği

**JEL Sınıflandırması:** Q43, C45, C53

---

## THE DETERMINANTS OF ENERGY EFFICIENCY: THE CASE OF TURKEY

---

### Abstract

In this study, energy efficiency determinants of Turkey were investigated using TOPSIS (Technique for Order Similarity to Ideal Solution) method, Tobit model and Artificial Neural Network (ANN) algorithm. The study performed a two stage analysis: calculation of TOPSIS energy efficiency scores and estimation with artificial neural networks and Tobit models. In the first stage, Annual energy efficiency scores of Turkey for the period 1960-2013 calculated by using carbon emissions, Gross Domestic Product (GDP), renewable and non-renewable energy consumption, labor force and capital stock variables. In the second stage, the efficiency scores obtained by the TOPSIS method used as a dependent variable in YSA and Tobit models, while carbon emissions, GDP, renewable and non-renewable energy consumption, labor force, capital stock/labor ratio, dummy variables representing crisis years, deterministic trend and square of trend used as independent variables. The results exhibit that the ANN model can predict the experimental results with high correlation coefficient, 0.998.

**Keywords:** TOPSIS, Artificial Neural Network, Tobit, Energy Efficiency

**JEL Classification:** Q43, C45, C53

---

<sup>1</sup> Arş. Gör. Çukurova Üniversitesi, İ.İ.B.F., Ekonometri Bölümü, scam@cu.edu.tr

<sup>2</sup> Arş.Gör. Dr. Çukurova Üniversitesi, İ.İ.B.F., İktisat Bölümü, esraballi@cu.edu.tr

<sup>3</sup> Arş.Gör. Çukurova Üniversitesi, İ.İ.B.F., Ekonometri Bölümü, csigeze@cu.edu.tr

## 1. Giriş

Enerji güvenliği ve küresel ısınmanın yaratacağı çevresel etkiler nedeniyle, politika yapıcılar enerji verimliliğini geliştirme üzerine yoğunlaşmış ve çeşitli çalışmalar ile enerji verimliliğini artırmanın önemini vurgulamışlardır. Uluslararası Enerji Ajansı'na (IEA) (2011) göre enerji verimliliği, enerji tüketimindeki artışı sınırlamanın önemli bir yolunu oluşturmaktadır. Aynı enerji girdisi ile daha fazla hizmet üretilmesi ya da daha az enerji kullanarak aynı oranda hizmet sağlanması durumunda enerji daha etkin kullanılmış olacaktır.

Enerji verimliliği ile amaçlanan yaşam standardını, üretim kalitesini ve kârlılığı azaltmadan enerji kullanımını minimum seviyeye indirmektir. Enerji verimliliği, enerji kaynaklarının en verimli ve en etkin şekilde kullanılması olarak ifade edilebilir. Enerji verimliliği ile enerji tasarrufu arasında yakın bir ilişki bulunmaktadır. Enerji tasarrufu genellikle bir evde aydınlatma için elektrik kullanımı gibi tüketimin son noktasında enerji kullanımını azaltmak için alınan tedbirlerle ilişkilendirilirken, enerji verimliliği, üretimin başından sonuna kadar her aşamada enerjinin en verimli ve en az kullanılmasıyla ilişkilidir. Bu nedenle, enerji verimliliği enerji tasarrufunu da içeren daha geniş bir terimdir (Çengel, 2011: 154). OECD'ye (2011) göre enerji verimliliğini artıran ülkeler enerji altyapısına yapılacak yatırımı azaltabilecek, yakıt maliyetlerini düşürebilecek, yakıt fiyatlarındaki oynaklık sonucu meydana gelebilecek risklerden kaçınabilecek, rekabet edebilirliği arttırabilecek ve çevreye daha az zarar verecektir.

Bununla birlikte EIA'nın yayınlamış olduğu Enerji Teknolojisi Perspektifleri (Energy Technology Perspectives) 2017 raporuna göre küresel enerji sistemi, tarihsel bir değişim süreci içindedir. Enerji güvenliği, iklim değişikliği ve ekonomik rekabet edebilirlik konularındaki endişeler, enerji sektöründe önemli değişimlere neden olmaktadır. Rapora göre, 2016 yılında yenilenebilir enerji üretimi küresel elektrik talebindeki artışın yarısını sağlarken, nükleer enerji kapasitesi 1993'ten beri en yüksek seviyesine ulaşmıştır. Aynı yıl, küresel enerji yoğunluğu ise % 2,1 oranında düşmüştür. Düşük karbon teknolojilerine yapılan yatırımların artmasıyla birlikte, diğer bir deyişle, daha az karbon emisyonu üreten teknolojiler kullanılmasıyla birlikte küresel karbon emisyonu azalan trende girmiştir. Bu şekilde enerji-verimli teknolojilerin benimsenmesi, enerji tüketimini ve sera gazı emisyonlarını azaltmak için önemli bir politika seçeneği olarak karşımıza çıkmaktadır. Uluslararası Enerji Ajansı'na göre enerji tasarrufu sağlayabilecek teknolojiler 2050 yılına kadar küresel ısınmadaki artışı 2°C ile sınırlandırarak politikaları gerçekleştirme potansiyeline sahiptirler. Bu politikalar sayesinde küresel sera gazını azaltmak mümkün olacaktır.

EIA'ya göre Türkiye'nin doğal gaz tüketimi son yıllarda hızla artmış ve 2014 yılında 1.7 trilyon kübik feet (Tcf)'e ulaşmıştır. 2015 yılında ise tüketim 2014 yılındaki tüketimden 0.1 Tcf daha az olarak gerçekleşmiştir. İthal edilen doğal gazın neredeyse yarısı enerji üretimi için kullanılırken arta kalanı da inşaat ve endüstri sektörlerinde kullanılmıştır. Türkiye'nin doğal gaz ithal ettiği ülkeler içerisinde Rusya %56 payla önde gelmektedir. Rusya'yı %16 ile İran, %11 ile Azerbaycan, % 8 ile Cezayir takip etmektedir.

Türkiye'nin enerjide dışa bağımlı bir ülke olması, enerji etkinliğini daha önemli hale getirmektedir. Çalışma Türkiye'nin enerji etkinliğinin zaman içerisinde nasıl değiştiğini ve Türkiye'nin enerji etkinliğini hangi değişkenlerin belirlediğini analiz etmek amacıyla yapılmıştır. Çalışmada 1960-2013 dönemi için Türkiye'nin enerji verimliliği etkinlik skorları TOPSIS (Technique for Order Preference By Similarity to Ideal Solution) yöntemi, Tobit modeli ve yapay sinir ağıları (YSA) algoritması kullanılarak analiz edilmiştir. Çalışmanın devamı literatür taraması, veri seti ve metodoloji, ampirik bulgular ve sonuç kısımlarını içermektedir.

## 2. Literatür Taraması

Son yıllarda, enerji politikası belirleyicileri ve araştırmacılar enerji verimliliğini arttırmanın ekonomi üzerindeki önemini vurgulayan çalışmalara ağırlık vermişlerdir. Bu çalışmalar arasından; Apergis vd. (2015) OECD ülkelerinin enerji verimliliklerini analiz ettikleri çalışmada sermaye yoğun ülkelerin işgücü yoğun ülkelere göre daha verimli enerji düzeylerine sahip olduğunu sonucuna

ulaşmışlardır. Song vd. (2013) BRICS ülkelerinin enerji verimliliğini 2009 ve 2010 yılları için analiz ettikleri çalışmada BRICS ülkelerinin zaman içerisinde azalan trendde enerji verimliliğine sahip olduğunu bulmuşlardır. Gómez-Calvet vd. (2014) AB ülkelerinin enerji verimliliğini inceledikleri çalışmada daha geç AB üyesi olan ülkelerinin enerji verimliliğinin daha düşük ve karbon emisyonlarının daha yüksek olduğu sonucuna ulaşmışlardır. Chang ve Hu (2010) Çin'in toplam faktör enerji verimliliğini 2000-2004 yılları için inceledikleri çalışmada, ele alınan dönemde Çin'in enerji verimliliğinin %1.4 oranında düştüğünü, toplam faktör enerji etkinliğinin her yıl % 0.6 oranında arttığını ve toplam faktör enerji teknik değişiminin ise yıllık % 2 oranında azaldığını bulmuşlardır. Hu ve Wang (2006) Çin'in 29 bölgesinin enerji etkinliğini 1995-2002 yıllarını esas alarak toplam faktör enerji indeksi ile incelemişlerdir. Toplam faktör enerji indeksi sonuçlarına göre, Çin'in merkez bölgeleri enerji etkinliği sıralamasında en kötü performansı göstermişlerdir. Bölgesel sonuçlara bakıldığında, enerji etkinliğinin doğu bölgesi hariç, diğer alanlarda arttığı sonucuna ulaşmışlardır. Bunun yanında U eğrisi hipotezinin Çin'in bölgeleri için de geçerli olduğunu bulmuşlardır. Benzer bir çalışmada Wei vd. (2007) Çin'in demir ve çelik endüstrilerinin enerji etkinliklerini 1994-2003 yılları için Malmquist Verimlilik İndeksi ile incelemiştir. Elde ettikleri sonuçta göre demir ve çelik endüstrilerinin enerji etkinlik düzeyleri zaman içinde %60 oranında artmıştır. Wang vd. (2013) Çin'in 30 bölgesinin enerji ve çevre etkinliklerini 2006-2010 yılları için Range-Adjusted Measure (RAM) yaklaşımı ile ölçtükleri çalışmaya göre Pekin, Şangay ve Guangdong'da en yüksek enerji ve çevre etkinliğine ulaşmıştır. Ele alınan dönemde ortalama üretim etkinliğinin çok az oranda azaldığı ve ortalama emisyon etkinliğinin ise arttığı gözlenmiştir. Bir başka çalışmada Bian vd. (2016), Çin'in enerji verimliliğini 1986-2012 yılları için incelemişler ve Çin'in enerji verimliliğinin 2001-2005 yılları haricinde diğer yıllarda arttığı sonucuna ulaşmışlardır. Aye vd. (2015) Güney Afrika'nın enerji verimliliğini 1965-2014 dönemini esas alarak TOPSIS, Tobit ve YSA algoritması ile inceledikleri çalışmada G. Afrika'nın enerji verimliliğinin Çin'in dış piyasalara açıldığı dönem ve petrol şoklarının olduğu dönemde farklılaştığını bulmuşlardır. Bunun yanında çalışmada G. Afrika'nın enerji verimliliğinin yıllar içinde azalan bir seyir izlediğini gözlemlemişlerdir. Pusnik vd. (2016) enerji verimlilik endeksi kullanarak Slovenya'nın 2000-2013 yılları arası enerji verimliliğini hesapladıkları çalışmada endüstrideki enerji verimlilik düzeyinin %18 olduğuna değinmişlerdir.

Literatürde enerji verimliliği üzerine yapılmış olan çalışmaların büyük çoğunluğu Veri Zarflama Analizinden yararlanılarak gerçekleştirildiği görülmektedir. Azadeh vd. (2007) seçilmiş OECD ülkelerinin imalat sektöründeki demir, çelik ve kâğıt endüstrilerinin toplam enerji etkinliklerini ve enerji yoğun imalat sektörlerinin optimizasyonunu Veri Zarflama Analizi, Temel Bileşenler Analizi ile inceledikleri çalışmada Avusturya'nın 1991, 1993 ve 1995 yıllarında göreceli olarak enerjiyi daha etkin kullandıkları sonucuna ulaşmışlardır. Mukherjee (2008a) ABD'nin imalat sektöründeki enerji kullanım etkinliğini 1970-2001 yılları arasında enerjiyi en fazla tüketen 2 dijital 6 sektörü Veri Zarflama Yöntemi ile incelemiştir. Kâğıt ve kâğıtla ilgili sektörlerde enerji kullanımının diğer sektörlerle oranla daha etkin olduğunu bulmuştur. Grösche (2009) ABD'deki tek kişilik hanelerin enerji etkinliğini iki aşamalı olarak 1997 ve 2001 yıllarını esas alarak yaptığı çalışmada, Veri Zarflama Analizi ve Bootstrap kesikli regresyon tekniği kullanmıştır. Elde edilen sonuçlar, benzin ve doğal gaz kullanan hanelerde enerji etkinliğinde gelişme kaydedildiğini göstermektedir. Hu ve Kao (2007) 17 APEC ülkesinin 1991-2000 yılları için enerji verimliliklerini Veri Zarflama Yöntemi ile inceledikleri çalışmada Hong Kong, Filipinler ve Amerika Birleşik Devletleri'nin en yüksek enerji etkinlik skorlarına sahip olduğu sonucuna varmışlardır. Buna ek olarak, APEC ülkelerinin enerji verimliliklerinin Kanada ve Yeni Zelanda dışında arttığı ve U eğrisi hipotezinin ele alınan ülkeler için geçerli olduğu sonucuna ulaşmışlardır.

Honma ve Hu (2008) Japonya'nın bölgesel toplam faktör enerji verimlilik düzeyini 1993-2003 yılları için Veri Zarflama Yöntemi ile inceledikleri çalışmada Japonya'nın Japon denizine yakın kısımlarında enerji kullanımının etkin olduğu, enerji yoğun endüstrilerin yer aldığı Pasifik bölgelerinde ise enerjinin etkin olarak kullanılmadığını bulmuşlardır. Ramanathan (2005) enerji tüketimi ve CO<sub>2</sub> emisyonu arasındaki ilişkiyi 17 Ortadoğu ve Kuzey Afrika ülkeleri üzerine 1996 yılı için Veri Zarflama Analizini uyguladığı çalışmada 17 ülke arasında yalnızca 3 ülkenin Sudan,

Bahreyn ve Oman'ın enerji etkin ülkeler arasında sayılabileceği sonucuna ulaşmıştır. Ramanathan (2000) Hindistan'ın demiryolları ile karayollarının enerji etkinlik düzeylerini 1980-1994 yıllarını esas alarak Veri Zarflama Analizi (VZA) ile incelemiştir. Elde ettiği sonuçlara göre demiryollarının enerji etkinlik oranları ele alınan yıllar içinde artarken, tam tersine, karayollarının etkinlik düzeyleri bu dönemde azalan bir seyir izlemiştir. 1980-1981 yılları arasında demiryollarının enerji etkinliği %37 iken bu oran 1993-1994 yıllarında %63 seviyesine ulaşmıştır. Mukherjee (2008b) Hindistan'ın imalat sektöründeki enerji etkinliğini Veri Zarflama Yöntemi ile 1988-1999 ve 2003-2004 yılları için ölçtüğü çalışmada enerji etkinliğinin Hindistan'ın eyaletleri arasında farklılıklara sahip olduğunu bulmuştur. Çalışmada elde edilen sonuçlara göre görece enerji fiyatlamasının enerji etkinliğinde doğru seçenek olduğuna dair kanıt elde edilmemiştir. Buna ek olarak, enerji yoğun sektörlerin yer aldığı eyaletlerde düşük enerji etkinliği olduğu, yüksek kalifiye işgücüne sahipliğin enerji etkinliğine yol açtığı ve son olarak enerji sektörleri reformlarının enerji etkinliğini üzerinde önemli bir iyileştirmeye yol açmadığı sonucuna varılmıştır. Zhang vd. (2011) 23 gelişmekte olan ülkelerin enerji etkinliklerini 1980-2005 yılları için Veri Zarflama Analizi ile inceledikleri çalışmada enerji etkinliği en iyi olan ülkelerin Bostvana, Meksika ve Panama, en kötülerinin ise Filipinler, Kenya, Sri Lanka ve Suriye olduğu sonucuna ulaşmışlardır. Bunun yanında Çin'in toplam faktör enerji verimliliğinin artan oranlı bir eğilim sergilediğine değinmişlerdir. Tobit regresyon analizi sonuçlarına göre toplam faktör enerji verimliliği ve kişi başına gelir arasında U eğrisi ilişkisi bulunmuştur. Özkara ve Atak (2015) Türkiye'nin 26 bölgesinde faaliyet gösteren imalat endüstrilerinin verimlilik ve toplam faktör enerji verimlilik düzeylerini Veri Zarflama Analizi ile 2003-2012 yıllarını esas alarak inceledikleri çalışmada Türkiye'nin imalat endüstrisinde toplam elektrik tasarruf potansiyelinin %29 olduğunu bulmuşlardır. Jebali vd. (2017) Akdeniz ülkelerinin enerji verimliliğinin belirleyicilerinin 2009-2012 yıllarını esas alarak iki aşamalı olarak bootstrap ve Veri Zarflama Analizi ile inceledikleri çalışmada, ilk aşamada analize konu olan ülkeler için yıllar içinde enerji verimliliğinin düştüğünü göstermişlerdir. İkinci aşamada gerçekleştirilen analizin sonuçlarına göre kişi başına düşen milli gelir, nüfus yoğunluğu ve yenilenebilir enerji kullanımının enerji verimliliği üzerinde olumlu etkisi olduğuna ilişkin sonuçlara ulaşmışlardır.

### 3. Veri Seti Ve Metodoloji

Çalışmada Türkiye'nin 1960-2013 dönemine ait GSYİH (sabit fiyatlı ABD doları), karbon emisyonunun (CO<sub>2</sub>, bir metrik ton karbon) toplam enerji tüketimi içindeki payı, sermaye stoku miktarı (sabit fiyatlı ABD doları), işgücü miktarı (milyon kişi), tüketilen yenilenebilir enerji miktarı, tüketilen yenilenemeyen enerji miktarı (bin ton eşdeğer petrol), doğrusal trend ve doğrusal trendin karesi verileri kullanılmıştır. Analizde öncelikle TOPSIS skorları GSYİH, karbon emisyonunun (CO<sub>2</sub>) toplam enerji tüketimi içindeki payı, sermaye stoku miktarı, işgücü miktarı, tüketilen yenilenebilir enerji miktarı, tüketilen yenilenemeyen enerji miktarı değişkenleri kullanılarak hesaplanmıştır. Tobit model ve YSA algoritması tahmin edilirken ise doğrusal trend, doğrusal trendin karesi, 2001 krizini temsil eden kukla değişkeni ve 2008 krizini temsil eden kukla değişkenleri de analize dahil edilmiştir. Analizde kullanılan değişkenler Apergis vd. (2015) çalışması takip edilerek belirlenmiştir. Analizler Stata 13 paket programı ve SPSS 23 paket programı yardımıyla yapılmıştır. Çalışmada kullanılan yenilenebilir ve yenilenemeyen enerji tüketim miktarı verileri Enerji Enformasyon Ajansı (EIA)'dan, GSYİH miktarı Dünya Bankası'ndan, CO<sub>2</sub> emisyonu CO<sub>2</sub> Bilgi Analiz Merkezi'nden (Carbon Dioxide Information Analysis Center), işgücü miktarı OECD ve Dünya Bankası veri tabanından ve sermaye stoku Penn World Table 9 'dan elde edilmiştir. Çalışmada kullanılan değişkenlere ait özet istatistikler Tablo 1'de yer almaktadır.

Tablo 1: Değişkenlere Ait Özet İstatistikler

Değişkenler	Maksimum	Minimum	Ortalama	Std. Sapma
CO <sub>2</sub>	89872	4587	37150.81	25313.45
GSİYH	11102.29	2996.48	6254.42	2288.73
Yenilenebilir Enerji	13086.96	5965.04	8911.37	1962.63
İşgücü Miktarı	27797247	13488000	19605647	4228524.95
Sermaye Stoku	3965485.75	211958.18	1075787.91	899301.91
Yenilenemeyen Enerji	118207845.32	10684034.95	50218496.04	31471272.37
K/L	0.143	0.016	0.049	0.031
CO <sub>2</sub> /Toplam Enerji	0.078	0.043	0.07	0.009

Çalışma yılları itibarıyla TOPSIS enerji etkinliği skorlarının hesaplanması ve enerji etkinliği skorlarının Yapay sinir ağları (YSA) algoritması ve Tobit modeliyle öngörüsü olmak üzere iki aşamadan oluşmaktadır. TOPSIS etkinlik skorları elde edilirken nesnel ağırlıklar kullanmak amacıyla Entropi metodundan faydalanılmıştır. Bunun yanında YSA algoritması tahmin edilirken çok katmanlı model ve geriye yayılma algoritması tercih edilmiştir. YSA modelinin girdi katmanında net toplam fonksiyonu, gizli katmanda ise sigmoid fonksiyonu aktivasyon fonksiyonu olarak kullanılmıştır. Kullanılan aktivasyon fonksiyonları ve eğitim algoritması yapay sinir ağının veriye en iyi uyum sağladığı model göz önüne alınarak belirlenmiştir. En iyi model belirlenirken hata kareler toplamının minimum olması ve tahmin değerleri ile TOPSIS değerleri arasındaki korelasyon katsayısının maksimum olması göz önüne alınmıştır. Toplam 54 gözlemden oluşan veri setindeki verilerin %70'i eğitim ve %30'u test verisi olmak üzere iki gruba ayrılmıştır. YSA tahmin edilirken yaklaşık elli deneme yapılmış ve en yüksek açıklama gücüne sahip model nihai (veriye en iyi uyumu sağlayan) model olarak alınmıştır. YSA modeli bir girdi katmanı, bir gizli katman ve bir çıktı katmanı olacak şekilde oluşturulmuştur. Çalışmanın son aşamasında ise Tobit model tahmin edilmiştir. Tobit model tahmininden önce değişkenlerin durağanlık analizleri yapılmış ve değişkenlerin doğrusal trend içerdiği görülmüştür. Tobit model tahmin edilirken trendin açıklayıcı değişken olarak modelde yer almasından dolayı değişkenler trendden arındırılmamıştır.

### 3.1. TOPSIS

TOPSIS (Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution) metodu ilk defa Hwang ve Yoon (1981) tarafından çok kriterli alternatifler arasında en iyi seçimi yapmak amacıyla geliştirilmiştir. TOPSIS metodu en iyi çözüme en yakın olan alternatif ya da en kötü çözüme en uzak olan alternatifi bulmayı amaçlamaktadır. En iyi çözüm bütün kriterlerin en iyi değerleri göz önüne alınarak belirlenirken, en kötü çözüm bütün kriterlerin en kötü değerleri üzerinden belirlenmektedir. TOPSIS metodu kullanılırken araştırmacının kendi deneyim ve bilgisi doğrultusunda ağırlıklar atamak ya da her değişkene eşit ağırlık vermek TOPSIS skorları açısından güvenilir olmayan sonuçlara neden olabilmektedir. Bu problemi ortadan kaldırmak amacıyla çalışmada etkinlik skorları hesaplanırken nesnel ağırlıklandırma metodu Entropi kullanılmıştır. Ağırlıkların hangi yöntemle belirleneceğine karar verildikten sonra çalışmada yıllar (1960-2013) alternatifleri ( $i=1,2,\dots,n$ ) ve değişkenler (CO<sub>2</sub>, GSYİH, toplam enerji tüketim miktarı, işgücü miktarı, sermaye stoku miktarı) kriterleri ( $j=1,2,\dots,m$ ) göstermek koşuluyla TOPSIS skorları şu aşamalarla hesaplanmaktadır.

İlk olarak veri setindeki bütün değişkenlerin normalleştirilmesi gerekmektedir. Bu amaçla  $x_{ij}$  orijinal gözlemleri göstermek üzere X orijinal veri matrisini eşitlik (1) ile gösterilmektedir.

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1m} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2m} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{nm} \end{bmatrix}, \quad (1)$$

X veri matrisinin normalleştirilmesi amacıyla eşitlik (2)'de belirtilen vektör normalleştirme yönteminden yararlanılmıştır.

$$r_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^n x_{ij}^2}}; j=1,2,\dots,m; i=1,2,\dots,n \quad (2)$$

Bütün sütunları aynı yöntemle normalleştirilen "X" orijinal veri matrisi artık "P" normalleştirilmiş veri matrisi olarak gösterilmektedir.

$$P = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & \dots & p_{1m} \\ p_{21} & p_{22} & \dots & p_{2m} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ p_{n1} & p_{n2} & \dots & p_{nm} \end{bmatrix} \quad (3)$$

Normalleştirilmiş veri matrisi elde edildikten sonra her bir kriterin önemini gösteren ağırlıklar hesaplanmalıdır.  $k = 1/\ln(n)$  ve  $0 \leq e_j \leq 1$  olmak üzere ağırlıkların hesaplanması için

$$e_j = -k \sum_{i=1}^n p_{ij} \ln p_{ij} \quad (4)$$

değerleri elde edilmektedir. Daha sonra her bir kriterin (değişkenin)  $C_j$  ( $j=1,2,\dots,m$ ) ortalama bilgiden sapma oranı ifade eden  $d_j = 1 - e_j$  değerleri hesaplanmalıdır. Ortalama bilgiden sapma ne kadar yüksek ise alternatif için kriterin değeri de o kadar yüksek olacaktır ve buna bağlı olarak ilgili değişkenin ağırlığı da yüksek olacaktır. İlgili satırların standart sapmaları denklem (5) ve değişkenlere ait  $w_j$  nesnel ağırlıklar denklem (6) yardımı ile hesaplanmaktadır.

$$\sigma_k = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (P_{ik} - \bar{P}_k)^2}{n-1}} \quad (5)$$

$$w_j = \frac{\sigma_j}{\sum_{k=1}^m \sigma_k}; j=1,2,\dots,m \quad (6)$$

Ağırlıkların hesaplanmasından sonraki aşamada  $V_{ij} = p_{ij} * w_j$  matrisi elde edilmekte ve en iyi çözüm vektörü (en etkin olana en yakın çözüm) ile en kötü (en etkin olana en uzak) çözüm vektörleri belirlenmektedir.  $A^+ = (\max_i(p_{i1}), \max_i(p_{i2}), \dots, \max_i(p_{im})) = (p_1^+, p_2^+, \dots, p_m^+)$  en iyi (ideal) çözüm kriter vektörünü ifade etmektedir. Burada önemli bir nokta hangi değişken için en iyi (ideal) değer maksimum değer ve hangi değişken için en kötü (idealden en uzak) değer minimum değer olduğudur. Uygulamada bazı değişkenlerin maksimum değerleri en iyi çözüm için seçilirken bazı değişkenlerin en küçük değerleri en iyi çözüm olarak seçilmektedir. En iyi çözüm vektöründen sonra,  $A^- = (\min_i(p_{i1}), \min_i(p_{i2}), \dots, \min_i(p_{im})) = (p_1^-, p_2^-, \dots, p_m^-)$  en kötü çözüm kriter vektörünü ifade etmektedir. TOPSIS skorları elde edilmeden önceki son aşamada  $d_{ij}^+ = p_j^+ - p_{ij}$ , ve  $d_{ij}^- = p_j^- - p_{ij}$  olmak üzere eşitlik (7) ve eşitlik (8) hesaplanmaktadır.

$$d_i^+ = \left[ \sum_{j=1}^m w_j (d_{ij}^+)^2 \right]^{1/2}, i=1,2,\dots,n \quad (7)$$

$$d_i^- = \left[ \sum_{j=1}^m w_j (d_{ij}^-)^2 \right]^{1/2}, i = 1, 2, \dots, n \quad (8)$$

Son aşama olarak TOPSIS skorları eşitlik (9) ile elde edilmektedir.

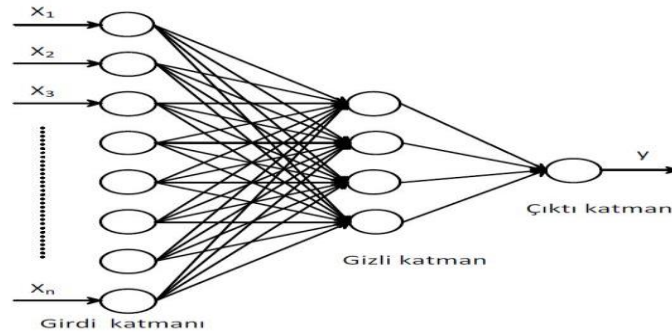
$$P_i = \frac{d_i^-}{d_i^- + d_i^+} \quad (9)$$

TOPSIS, alttan 0'da üstten ise 1'de sınırlanmış skorlar üretmektedir. Buna göre 1'e yakın değerler en etkin değerler iken 0'a yakın değerler en az etkin değerleri göstermektedir (Deng vd., 2000:964).

### 3.2. Yapay Sinir Ağı Algoritması

Yapay sinir ağları (YSA) insan beynindeki sinir hücrelerinden yola çıkarak geliştirilmiş bir tahmin metodudur ve ağdaki dağıtılmış bilgiyi kullanmaktadır. Yapay sinir ağı bir X girdi verisi vektörü ile başlar ve Y çıktı verisi vektörü ile biter. Başka bir ifade ile X açıklayıcı değişkenler matrisi Y ise bağımlı değişken vektörüdür. Giriş vektörü ile çıkış vektörü arasındaki ağ yapısı YSA mühendisliği ile belirlenmektedir (Yu vd., 2010: 27). YSA genel olarak bir girdi katmanı, bir gizli katman ve bir çıktı katmanı olmak üzere üç katmandan oluşmaktadır. YSA modelleme aşamasında girdi katmanı ile gizli katman arasında bir toplam fonksiyonu kullanılırken, gizli katman ile çıktı katmanı arasında da bir aktivasyon fonksiyonu kullanılmaktadır. Kullanılacak olan fonksiyon tipleri seçimi konusunda herhangi bir metot yoktur ve her probleme en uygun fonksiyon kalıpları değişiklik göstermektedir. YSA modelinin deneme yanılma yoluyla veya araştırmacının deneyim ve gözlemine dayanması YSA algoritmalarının en zayıf noktası olarak görülmektedir. Bunun yanında YSA modellerinin veriler arasındaki doğrusal olmayan ilişkiyi göz önüne alması, geleneksel ekonometrik ve zaman serileri yöntemlerinin birçok temel varsayımından uzak olması ve hızla güncellenebilir yapısı birçok karmaşık yapıdaki verilerin tahmininde YSA modellerini ön plana çıkarmıştır (Bkz. Leung vd., 2000; Chen ve Leung, 2004; Yu vd., 2004; Jasic ve Wood, 2003). YSA yapısı genel olarak şekil 1'de olduğu gibi gösterilebilir.

Şekil 1: Yapay Sinir Ağı Modeli



Bunun yanında bir YSA algoritmasının matematiksel ifadesi en basit haliyle şu şekilde gösterilebilir.  $\hat{Y}_t = F_2[(V_t^T F_1(W_t \cdot X_t))]$ , burada  $F_1$  gizli katman ile çıktı katmanı arasındaki aktivasyon fonksiyonunu,  $F_2$  girdi katmanı ile gizli katman arasındaki toplam fonksiyonunu,  $W_t$  gizli katman ile çıktı katmanı arasındaki ağırlık matrisini,  $V_t$  ise girdi katmanı ile gizli katman arasındaki ağırlık matrisini temsil etmektedir. Daha açık bir şekilde ifade etmek gerekirse, gizli katman ile çıktı katmanı arasındaki fonksiyon eşitlik (10) ile gösterilmektedir.

$$F_1(W_t X_t) = (F(net_{0(t)}), F(net_{1(t)}), \dots, F(net_{q(t)}))^T \in R^{(q+1) \times 1} \quad (10)$$

Burada  $net_{i(t)} = \sum_{j=0}^p w_{ij(t)} \cdot x_{j(t)}$ ,  $i = 0,1,\dots,q$  ifade etmektedir. Sonuç olarak yapay sinir ağı yapısı

eşitlik (11) ile ifade edilmektedir.

$$\hat{Y}_t = \begin{bmatrix} f_2 \left[ \sum_{i=1}^q f_1 \left( \sum_{j=1}^p w_{ij(t)} \cdot x_{j(t)} + w_{i0(t)} \right) v_{i1(t)} + v_{10(t)} \right] \\ f_2 \left[ \sum_{i=1}^q f_1 \left( \sum_{j=1}^p w_{ij(t)} \cdot x_{j(t)} + w_{i0(t)} \right) v_{i2(t)} + v_{20(t)} \right] \\ \dots \\ f_2 \left[ \sum_{i=1}^q f_1 \left( \sum_{j=1}^p w_{ij(t)} \cdot x_{j(t)} + w_{i0(t)} \right) v_{ik(t)} + v_{k0(t)} \right] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_2 \left[ \sum_{i=1}^q f_1 \left( \sum_{j=1}^p w_{ij(t)} \cdot x_{j(t)} \right) v_{i1(t)} \right] \\ f_2 \left[ \sum_{i=1}^q f_1 \left( \sum_{j=1}^p w_{ij(t)} \cdot x_{j(t)} \right) v_{i2(t)} \right] \\ \dots \\ f_2 \left[ \sum_{i=1}^q f_1 \left( \sum_{j=1}^p w_{ij(t)} \cdot x_{j(t)} \right) v_{ik(t)} \right] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_2 [V_1^T \cdot F_1(W_t, X_t)] \\ f_2 [V_2^T \cdot F_1(W_t, X_t)] \\ \dots \\ f_2 [V_k^T \cdot F_1(W_t, X_t)] \end{bmatrix} \quad (11)$$

Eşitlik (11)'de  $f_1$  gizli katmandaki düğümlerin aktivasyon fonksiyonunu,  $f_2$  çıktı katmanındaki düğümlerin aktivasyon fonksiyonunu ve t zaman operatörünü temsil etmektedir. Literatürdeki çalışmalarda YSA toplam fonksiyonu ve aktivasyon fonksiyonu için birçok fonksiyon şekli kullanılmıştır. Uygulamada genelde girdi katmanı ile gizli katman arasında  $NET = \sum_i^n X_i \cdot W_i$  (net

toplam fonksiyonu), gizli katman ile çıktı katmanı arasında ise  $F(NET) = \frac{1}{1 + e^{-NET}}$  (sigmoid) fonksiyonunun probleme en iyi uyumu sağladığı görülmüştür (Yu vd., 2007:29).

YSA algoritması tahmin yapmasının yanında kullanılan değişkenlerin çıktı üzerindeki etkilerini (önem analizi) de hesaplamamıza olanak tanımaktadır. Çalışmada önem analizi için kullanılan yöntem açıklayıcı değişkenlerin bağımlı değişken üzerindeki birinci dereceden etkilerini hesaplamaktadır. Buna göre  $h_k$  gizli katmandaki k düğümünün çıktısı olmak üzere önem dereceleri eşitlik(12)'de belirtilen zincir kuralı yardımı ile hesaplanmaktadır.

$$\frac{dy_i}{dx_i} = \sum_k \frac{dy_i}{dnet_j} \cdot \frac{dnet_j}{dh_k} \cdot \frac{dh_k}{dnet_k} \cdot \frac{dnet_k}{dx_i} = \sum_k f'_k W_{kj} f'_k W_{ik} \quad (12)$$

Burada  $f'_j = y_j(1 - y_j)$ ,  $f'_k = h_k(1 - h_k)$  ve  $W_{ij}$  ilgili düğümlerin ağırlıkları olarak tanımlanmıştır. Bununla birlikte her bir açıklayıcı değişkenin önem değeri  $L_i$ , eşitlik (13) ile gösterilmektedir.

$$L_i = \frac{\sum_p \frac{dy_j}{dx_i}}{P} \quad (13)$$

Burada P, eğitim verisindeki toplam gözlem sayısını göstermektedir (Ona ve Garrido, 2014:862).

### 3.3. Tobit Model

Bağımlı değişkenin değişim aralığının herhangi bir şekilde sınırlandırıldığı regresyon modellerinde eğer belirli bir aralığın dışındaki gözlemlere ulaşılamıyorsa kesikli model ancak en azından bağımsız değişkenler gözlenebiliyorsa sansürlü model kullanılmaktadır. Ekonometri literatüründe sansürlü regresyon modeline Tobit model de denilmektedir. Tobit modelde gözlemlenemeyen bağımlı değişkene sağdan ve/veya soldan bir değerde sansür uygulanabilmektedir. Buna göre  $Y_i^*$  gizli (sansürlenmiş) değişken ve hata terimi  $\varepsilon_i \sim IN(0, \sigma^2)$  olmak üzere sıfır değerinde sansürlenmiş Tobit model için genel formülasyon aşağıdaki şekilde gösterilmektedir (Greene, 2003:762).

$$Y_i^* = \beta' X_i + \varepsilon_i$$



$$Y_i = Y_i^*, \text{ eğer } Y_i^* > 0 \quad (13)$$

$$Y_i = 0, \text{ eğer } Y_i^* \leq 0$$

Çalışmada TOPSIS yöntemiyle elde edilen enerji etkinlik skorları Tobit modelin sansürlenmiş bağımlı değişkeni olarak kullanılmıştır. TOPSIS skorları doğası gereği soldan "0" değerinde sağdan ise "1" değerinde sansürlenmiştir. Dolayısıyla Tobit model hem sağdan hem de soldan sansürlenmiş olarak tahmin edilmiştir.

#### 4. Ampirik Bulgular

TOPSIS yöntemi genellikle alternatifler arasında en iyiyi belirlemek için kullanılmasına rağmen bu çalışmada TOPSIS skorları Türkiye'nin 1960-2013 dönemi için enerji etkinliğini incelemek amacıyla kullanılmıştır. Yani TOPSIS seçim amacının dışında enerji etkinlik skorlarının zaman içindeki seyrini görmek ve YSA algoritmasıyla tahmini etkinlik skorları üretmek için kullanılmıştır.

Enerji etkinliği aynı enerji girdisi ile daha fazla hizmet üretilmesi ya da daha az enerji kullanarak aynı oranda hizmet sağlanması durumunda gerçekleşmektedir (IEA, 2015). Enerji etkinliği üretim ve tüketimde etkinlik olmak üzere iki açıdan değerlendirilebilir. Üretimde etkinlik en az kaynak kullanımı ile en çok enerji üretimini ifade ederken, tüketimde etkinlik aynı miktar enerji tüketerek daha fazla çıktı elde etmeyi ifade etmektedir (Bayraç, 2010:246). TOPSIS skorları da CO<sub>2</sub> emisyonu, maliyet unsuru olan yenilenebilir ve yenilenemeyen enerji tüketimi, işgücü miktarı ve sermaye stoku miktarlarının düşük olması ve çıktığı ifade eden GSYİH'nın yüksek olması durumunda daha yüksek skorlar ürettiği için, enerji etkinliğinin bir göstergesi olarak kullanılabilir (bkz. Aye vd., 2015 ve Apergis vd., 2015). Bu doğrultuda enerji etkinlik skorları hesaplanma aşamasında en iyi çözüm vektörü (A<sup>+</sup>) hesaplanırken, Entropi ağırlıkları ile çarpılan standartlaştırılmış matristeki CO<sub>2</sub> emisyonu, yenilenebilir ve yenilenemeyen enerji tüketimi, işgücü miktarı ve sermaye stoku miktarlarının minimum değerleri ve GSYİH değişkeninin maksimum değeri kullanılmıştır. En kötü çözüm vektörü (A<sup>-</sup>) hesaplanırken ise CO<sub>2</sub> emisyonu, yenilenebilir ve yenilenemeyen enerji tüketimi, işgücü miktarı ve sermaye stoku miktarlarının maksimum değerleri ile GSYİH değişkeninin minimum değeri kullanılmıştır. Uygulanan Entropi yöntemine göre CO<sub>2</sub> emisyonu, GSYİH, yenilenebilir enerji miktarı, işgücü miktarı, sermaye stoku ve yenilenemeyen enerji miktarının ağırlıkları sırasıyla w<sub>j</sub>=(0.26, 0.10, 0.04, 0.04, 0.34, 0.23) olarak hesaplanmıştır. Buna bağlı olarak A<sup>+</sup>=( 0.0036, 0.0227, 0.0036, 0.0037, 0.0070, 0.0057) ve A<sup>-</sup>=(0.0709, 0.0061, 0.0078, 0.0075, 0.1314, 0.0626) değerleri hesaplanmıştır. Son olarak A<sup>+</sup> ve A<sup>-</sup> yardımıyla Tablo 2'deki TOPSIS skorları elde edilmiştir.

Hesaplanan TOPSIS etkinlik skorlarına göre Türkiye'nin enerji etkinliği incelenen dönem içinde artma eğilimindedir. Özellikle 2001 krizinden sonra küresel kriz yılları dışında enerji etkinliği oldukça artmıştır. TOPSIS skorları elde edildikten sonra YSA algoritmasının tahmini gerçekleştirilmiştir. TOPSIS etkinlik skorları YSA algoritmasının çıktı verisi olarak kullanılırken, CO<sub>2</sub>'nin toplam enerji tüketimi içindeki payının (CO<sub>2</sub>/Enerji) logaritması, işgücü başına düşen sermaye miktarının logaritması, yıllık işgücü büyüme oranı, doğrusal trend, trend kare, 2001 krizini temsil eden kukla değişkeni ve 2008 krizini temsil eden kukla değişkeni YSA algoritmasının girdi verisi olarak kullanılmıştır. Tahmin için kullanılan YSA modeli yaklaşık elli denemeden sonra en küçük hata kareleri toplamı ve en yüksek açıklama gücüne sahip model olarak seçilmiştir. YSA algoritmasının açıklama gücü tahmini değerler ile TOPSIS değerleri arasındaki korelasyon katsayısı ile belirlenmiştir. Tahmin için kullanılan YSA algoritmasının tahmini değerleri ile TOPSIS skorları arasındaki korelasyon katsayısı 0.998 olarak gerçekleşmiştir.

Tablo 2: TOPSIS Etkinlik Skorları ve YSA Algoritması Tahmin Değerleri

Yıl	TOPSIS	Tahmin	Sapma	Yıl	TOPSIS	Tahmin	Sapma	Yıl	TOPSIS	Tahmin	Sapma
1960	0.142	-	-	1978	0.189	0.180	0.009	1996	0.363	0.349	0.014
1961	0.142	0.150	0.008	1979	0.192	0.190	0.002	1997	0.385	0.368	0.017
1962	0.142	0.141	0.001	1980	0.197	0.194	0.003	1998	0.400	0.382	0.018
1963	0.142	0.142	0.000	1981	0.203	0.206	0.003	1999	0.405	0.394	0.011
1964	0.141	0.138	0.003	1982	0.213	0.217	0.004	2000	0.431	0.410	0.021
1965	0.142	0.139	0.003	1983	0.215	0.216	0.001	2001	0.387	0.378	0.009
1966	0.141	0.139	0.002	1984	0.223	0.227	0.004	2002	0.369	0.378	0.009
1967	0.142	0.140	0.002	1985	0.237	0.246	0.009	2003	0.389	0.378	0.011
1968	0.142	0.141	0.001	1986	0.249	0.255	0.006	2004	0.421	0.424	0.003
1969	0.143	0.142	0.001	1987	0.265	0.262	0.003	2005	0.455	0.464	0.009
1970	0.146	0.147	0.001	1988	0.265	0.263	0.002	2006	0.555	0.569	0.014
1971	0.148	0.149	0.001	1989	0.278	0.281	0.003	2007	0.679	0.688	0.009
1972	0.153	0.152	0.001	1990	0.291	0.288	0.003	2008	0.700	0.706	0.006
1973	0.158	0.155	0.003	1991	0.293	0.297	0.004	2009	0.669	0.670	0.001
1974	0.163	0.159	0.004	1992	0.299	0.307	0.008	2010	0.744	0.749	0.005
1975	0.169	0.167	0.002	1993	0.313	0.327	0.014	2011	0.793	0.781	0.012
1976	0.178	0.173	0.005	1994	0.315	0.320	0.005	2012	0.848	0.829	0.019
1977	0.188	0.177	0.011	1995	0.337	0.334	0.003	2013	0.857	0.856	0.001

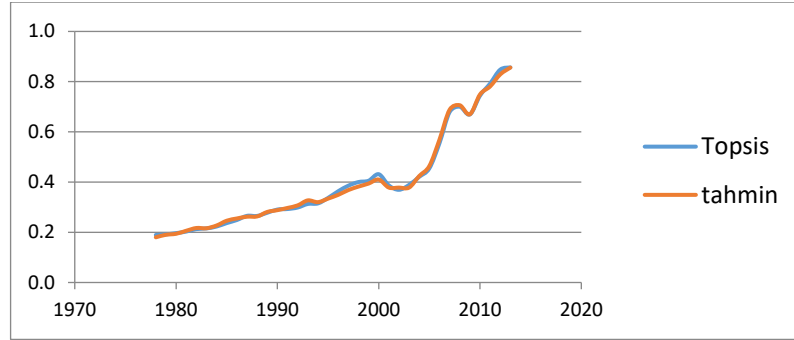
Tablo 2, Türkiye'nin 1960-2013 dönemine ait TOPSIS yöntemiyle hesaplanmış enerji etkinlik skorlarını, YSA algoritmasıyla tahmin edilmiş enerji etkinlik skorlarını ve gerçek değerler ile tahmin değerlerin mutlak sapmasını göstermektedir. Mutlak sapma gerçek değer ile tahmin değeri arasındaki farkın mutlak değerine eşittir. İşgücü büyüme oranları hesaplanırken 1960 yılına ait gözlem kaybolduğu için ilgili yılın YSA modeli tahmin değeri bulunmamaktadır. Mutlak sapma değerlerinin sıfıra yakın olması, YSA'nın etkinlik değerlerini neredeyse mükemmel tahmin ettiği sonucunu vermektedir. En küçük mutlak sapma değerleri 0.001 olarak, en büyük mutlak sapma değeri ise 2000 yılında 0.021 olarak gerçekleşmiştir.

Tablo 3: Yapay Sinir Ağı Parametre Tahmini

		Gizli katman 1		Çıktı Katmanı
		H(1:1)	H(1:2)	TOPSIS
Girdi Katmanı	(sapma)	-0.358	-1.358	
	Trend <sup>2</sup>	0.597	0.597	
	Trend	0.287	-0.474	
	CO <sub>2</sub> /enerji	0.441	-0.363	
	K/L	0.305	0.902	
	İşgücü	-0.031	0.031	
	D2001	0.363	-0.299	
	D2008	-0.649	0.187	
Gizli Katman	(sapma)			1.107
1	H(1:1)			0.605
	H(1:2)			1.421

Tablo 3, enerji etkinliğinin tahmininde kullanılan YSA algoritmasına ait parametre tahminlerini göstermektedir. Girdi katmanında sekiz adet düğüm ve gizli (ara) katmanda üç adet düğüm tahmin edilmiştir. YSA algoritmasının yapısına bakıldığında probleme en iyi uyumu gösteren modelde bir girdi katmanı bir gizli katman ve bir de çıktı katmanı tahmin edilmiştir. YSA algoritmasının tahmini değerleri ve parametre tahminleri verildikten sonra tahmin değerleri ile TOPSIS değerlerini aynı grafikte görmek YSA modelinin tahmin gücünü gösterecektir.

Grafik 1: TOPSIS ve YSA Değerleri



Grafik 1, TOPSIS etkinlik skorları ve YSA algoritması tahmini skorlarını göstermektedir. Grafikten görüldüğü gibi YSA algoritması enerji etkinlik skorlarını neredeyse mükemmel tahmin etmiştir. İncelenen dönem için Türkiye'nin enerji etkinliği genel olarak sürekli bir artış göstermiştir. 1960'tan itibaren artış eğiliminde olan enerji etkinlik değerleri 2001 ve 2008 krizlerinde düşüş göstermiştir. Kriz dönemlerinde talep daralmakta ve üretim düşmektedir. Yani enerji etkinliğinin önemli bir kalemini oluşturan çıktı, bu dönemlerde iç ve dış talep daralmalarına bağlı olarak önemli ölçüde düşmektedir. Düşen üretim miktarı beraberinde azalan enerji tüketimini de getirmektedir. Fakat kriz dönemlerinde genel olarak çıktıdaki düşüş enerji tüketimindeki düşüşten daha fazla olmaktadır. Dolayısıyla çıktı/girdi oranı da düşüş gösterebilmektedir. Bu nedenle kriz dönemlerinde enerji etkinliğinin düşmesi beklenen bir sonuç olmaktadır.

Tablo 4: YSA Önem Analizi Sonuçları(%)

Değişken	Önem (%)	Normalize Edilmiş Önem(%)
K/L	0.362	100.0
CO <sub>2</sub> /Enerji	0.067	18.4
İşgücü	0.009	2.5
Trend	0.060	16.5
Trend <sup>2</sup>	0.302	83.5
D2001	0.110	30.3
D2008	0.091	25.2

YSA algoritması, tahmini etkinlik değerleri üretmenin yanında değişkenlerin enerji etkinliği üzerine önem analizi yapmamıza da olanak sağlamaktadır. YSA algoritmasının önem analizi sonuçları Tablo 4'te özetlenmiştir. Önem analizi sonuçlarına göre enerji etkinliğini en çok etkileyen değişken %36.2 ile işgücü başına düşen sermaye miktarı olduğu görülmüştür. Karbon emisyonu/enerji oranı enerji etkinliğini %6.7 oranında etkilerken, işgücü büyüme oranı %0.9, trend %0.6, trend kare %30.2, 2001 krizi %0.11 ve 2008 küresel krizi %9.1 oranında etkilemiştir. Türkiye'nin enerji etkinlik değeri 1960'tan itibaren artış eğilimindedir. Bu durum, Türkiye'nin mevcut enerji miktarı ve yeni üretim teknikleri ışığında enerjiyi daha etkin kullandığı göstermektedir. Beklentilerle uyumlu olarak işgücü başına sermaye oranının enerji etkinliği üzerinde büyük öneme sahip olduğu bulunmuştur. Kriz dönemlerini gösteren 2001 ve 2008 kukla değişkenlerinin de enerji etkinliği üzerinde önemi bulunmaktadır. Bunun yanında işgücü büyüme oranının enerji etkinliği üzerinde göreceli olarak daha az öneme sahip olduğu sonucuna ulaşılmıştır. YSA modeli sonuçları enerji politikalarında kullanılacak K/L oranı, CO<sub>2</sub>/Enerji ve işgücü miktarı değişkenlerinin önem derecelerinin K/L > CO<sub>2</sub>/Enerji > işgücü olarak gerçekleştiğini göstermektedir. YSA algoritmasına ek olarak çalışmada Tobit model kullanılarak TOPSIS enerji etkinliği skorları üzerinde analizde kullanılan değişkenlerin etkileri belirlenmiştir. Tablo 5, Tobit modelin sonuçlarını göstermektedir.

Tablo 5: Tobit Model Tahmin Sonuçları

Değişkenler	Katsayılar	Std Hata	t-değeri	P-değeri
L(K/L)	0.190***	0.016	11.49	0.0000
L(CO <sub>2</sub> /Enerji)	0.128*	0.068	1.89	0.0660
İşgücü	0.308**	0.116	2.63	0.0110
Trend	-0.018***	0.001	-10.4	0.0000
Trend2	0.0004***	0.00002	17.43	0.0000
D2001	-0.029**	0.012	-2.25	0.0290
D2008	-0.034**	0.017	-1.91	0.0620
Sabit terim	0.498**	0.209	2.38	0.0210
Gözlem Sayısı	53	Likelihood	141.31	

**Not:** \*\*\*, \*\*, \* sırasıyla %1, %5 ve %10 anlamlılık düzeylerini göstermektedir.

Tobit modeli sonuçlarına göre açıklayıcı değişken (işgücü başına düşen sermaye miktarının logaritması, karbon emisyonunun toplam enerji tüketimi içindeki payının logaritması, işgücü büyüme oranı, doğrusal trend, trend kare ve kriz dönemi kukla değişkenleri) olarak kullanılan tüm değişkenler istatistiksel olarak anlamlı bulunmuştur. Krizlerin etkilerini göstermek amacıyla kullanılan 2001 ve 2008 yıllarına ait kukla değişkenleri, beklenildiği gibi enerji verimliliğini negatif yönde etkilemektedir. İşgücü büyüme oranı değişkeni ise enerji etkinliği üzerinde pozitif bir etkiye sahip olmaktadır. Bunun yanında, trend ve trend kare değişkenlerinin işaretleri Türkiye'nin enerji verimliliğinin 1960-2013 yılları arasında artan oranda artmakta olduğunu göstermektedir. CO<sub>2</sub>/Enerji değişkeninin katsayısının pozitif bulunması Türkiye gibi gelişmekte olan ülkeler için beklenen bir sonuç olmaktadır. Türkiye enerji ihtiyacının büyük bir kısmını petrol ve doğal gaz gibi yenilenemeyen enerji kaynaklarından elde ettiği için bu durum CO<sub>2</sub> emisyonunun artmasına neden olmaktadır.

Tobit modelin katsayıları ile YSA modeli sonuçlarını doğrudan karşılaştırmak mümkün olmasa da önem analizindeki oranların büyüklükleri ile Tobit modeldeki katsayıların anlamlılık düzeyleri bir ölçüt olarak karşılaştırılabilir. Buna göre YSA algoritması ve Tobit modelin sonuçlarının birbirine paralel olduğu görülmektedir. Öyle ki YSA algoritmasına göre enerji etkinliğini en çok etkileyen değişken K/L oranı iken Tobit modelde bu değişkene ait katsayı %1 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamlı bulunmuştur. Bunun yanında Tobit modelde %5 ve %1 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamsız olan CO<sub>2</sub>/Enerji değişkeninin katsayısı, YSA algoritmasında da önem derecesi en düşük ikinci değişkendir.

## 5. Sonuç

Hesaplanan TOPSIS enerji etkinliği skorları Türkiye'de enerji etkinliğinin 1960 yılından itibaren önce azalan oranda artış 2001 yılından sonra ise artan oranda bir artış yakaladığını göstermiştir. Enerji etkinliğindeki artışın ivmesi hem grafik 1'den hem de Tobit modeldeki trend ve trend kare değişkenlerinin katsayılarından çıkartılabilir. Bununla birlikte trendin negatif işaretli, trendin karesinin ise pozitif işaretli olması grafiğin konveks bir yapıya sahip olduğunun bir göstergesidir. Enerji etkinliklerinin elde edilmesi aşamasında TOPSIS, en iyi çözüm vektörü yardımıyla enerji tüketimi, işgücü miktarı ve sermaye stokunun düşük olduğu veya en azından değişmediği buna karşılık GSYİH'nin daha yüksek olduğu yılları daha enerji etkin yıllar olarak hesaplamıştır. Önem analizi ve tahmin amacıyla modellenen YSA algoritması TOPSIS ile hesaplanan enerji etkinlik skorlarını oldukça 0.998 ile tahmin etmiştir. En yüksek performansa sahip YSA modeli sonuçlarına göre etkinlik üzerinde en önemli değişken K/L oranı olmuştur. Artan sermaye yatırımı yeni üretim tekniklerini beraberinde getireceği için aynı enerji miktarı ile daha fazla üretmek enerji etkinliğini artıracaktır. Tobit model sonuçlarına bakıldığında ise modelde kullanılan bütün değişkenlerin istatistiksel olarak anlamlı olduğu görülmektedir. Modelin katsayı işaretlerine göre kriz dönemlerinin enerji etkinliği üzerinde negatif bir etkisi varken K/L oranının logaritmasının,

CO<sub>2</sub>/Enerji oranının logaritmasının ve işgücü miktarının enerji etkinliği üzerinde pozitif bir etkisi bulunmaktadır. Enerji etkinliğini belirleyen en önemli değişkenlerin belirlenmesi enerji etkinliği amacıyla uygulanacak politika ve yol haritasının doğru oluşturulabilmesi açısından önem kazanmaktadır. Bu doğrultuda, enerji verimliliği ve ekonomik büyüme arasında bir denge sağlanabilmesi için ekonomik, çevre ve endüstriyel politikalar bir bütün halinde oluşturulmalıdır. Enerji verimliliği enerji güvenliliğini, sera gazı etkilerinin azaltılmasını ve büyümeyi de beraberinde getirecektir. Türkiye, Kyoto protokolü ile verilen taahhütleri yerine getirebilmeyi ve 2015 yılında gerçekleştirilen Paris iklim konferansı ile sera gazı emisyonlarını 2030 yılına kadar %21 azaltmayı hedeflemektedir. Türkiye enerji verimliliği için sermaye yatırımlarını artırmalı ve bu doğrultuda firma ve endüstriyel düzeyde teşvik edici politikalar üretmelidir. Bunun yanında Türkiye'nin Avrupa Birliği çevre politikalarına uyum ve Kyoto protokolündeki taahhütleri yerine getirebilmesi uygulamaya konulacak politikaların sonuçlarının izlenmesi ile mümkün olacaktır.

#### Kaynakça

- Apergis, N., Aye, G. C., Barros, C. P., Gupta, R. ve Wanke, P. (2015). Energy Efficiency of Selected OECD Countries: A Slacks Based Model with Undesirable Outputs. *Energy Economics*, 51, 45-53.
- Aye, G. C., Gupta, R. ve Wanke, P. (2015). Energy Efficiency Drivers in South Africa: 1965-2014 (No. 201571).
- Azadeh, A., Amalnick, M. S., Ghaderi, S. F. ve Asadzadeh, S. M. (2007). An Integrated DEA PCA Numerical Taxonomy Approach for Energy Efficiency Assessment and Consumption Optimization in Energy Intensive Manufacturing Sectors. *Energy Policy*, 35(7), 3792-3806.
- Bayraç, H. N. (2010). Enerji Kullanımının Küresel Isınmaya Etkisi ve Önleyici Politikalar. *Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 11(2).
- Bian, Y., Hu, M., Wang, Y. ve Xu, H. (2016). Energy Efficiency Analysis of The Economic System in China During 1986–2012: A Parallel Slacks-Based Measure Approach. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 55, 990-998.
- Carbon Dioxide Information Analysis Center. <http://cdiac.ornl.gov>
- Chang, T. P. ve Hu, J. L. (2010). Total-Factor Energy Productivity Growth, Technical Progress, and Efficiency Change: An Empirical Study of China. *Applied Energy*, 87(10), 3262-3270.
- Chen, A. S., ve Leung, M. T. (2004). Regression Neural Network for Error Correction in Foreign Exchange Forecasting and Trading. *Computers & Operations Research*, 31(7), 1049-1068.
- Çengel, Y. A. (2011). Energy Efficiency As an Inexhaustible Energy Resource with Perspectives from the US and Turkey. *International Journal of Energy Research*, 35(2), 153-161.
- De Oña, J., ve Garrido, C. (2014). Extracting the Contribution of Independent Variables in Neural Network Models: A New Approach to Handle Instability. *Neural Computing and Applications*, 25(3-4), 859-869.
- Deng, H., Yeh, C. H. ve Willis, R. J. (2000). Inter-Company Comparison Using Modified TOPSIS with Objective Weights. *Computers & Operations Research*, 27(10), 963-973.
- Energy Information Agency (EIA) (2011), <https://www.iea.org/newsroom/news/2011/march/2011-03-08-.html>
- Energy Information Agency (EIA) (2017), Energy Technology Perspectives 2017. Catalysing Energy Technology Transformations. <https://www.iea.org/publications/freepublications/publication/EnergyTechnologyPerspectives2017ExecutiveSummaryEnglishversion.pdf>

- Gómez-Calvet, R., Conesa, D., Gómez-Calvet, A. R. ve Tortosa-Ausina, E. (2014). Energy Efficiency in the European Union: What Can Be Learned from The Joint Application of Directional Distance Functions and Slacks-Based Measures?. *Applied Energy*, 132, 137-154.
- Greene, W. H. (2003). *Econometric Analysis*. Pearson Education India.
- Grösche, P. (2009). Measuring Residential Energy Efficiency Improvements with DEA. *Journal of Productivity Analysis*, 31(2), 87-94.
- Honma, S. ve Hu, J. L. (2008). Total-Factor Energy Efficiency of Regions in Japan. *Energy Policy*, 36(2), 821-833.
- Hu, J. L. ve Kao, C. H. (2007). Efficient Energy-Saving Targets for APEC Economies. *Energy Policy*, 35(1), 373-382.
- Hu, J. L. ve Wang, S. C. (2006). Total-Factor Energy Efficiency of Regions in China. *Energy Policy*, 34(17), 3206-3217.
- Jasic, T., ve Wood, D. (2003). Neural Network Protocols and Model Performance. *Neurocomputing*, 55(3), 747-753.
- Jebali, E., Essid, H. ve Khraief, N. (2017). The Analysis of Energy Efficiency of the Mediterranean Countries: A Two-Stage Double Bootstrap DEA Approach. *Energy*.991-1000.
- Leung, M. T., Daouk, H., ve Chen, A. S. (2000). Forecasting Stock Indices: A Comparison of Classification and Level Estimation Models. *International Journal of Forecasting*, 16(2), 173-190.
- Mukherjee, K. (2008a). Energy Use Efficiency in US Manufacturing: A Nonparametric Analysis. *Energy Economics*, 30(1), 76-96.
- Mukherjee, K. (2008b). Energy Use Efficiency in The Indian Manufacturing Sector: An Interstate Analysis. *Energy Policy*, 36(2), 662-672.
- OECD (2011). Towards Green Growth. <https://www.oecd.org/greengrowth/48012345.pdf>
- Özkara, Y. ve Atak, M. (2015). Regional Total-Factor Energy Efficiency and Electricity Saving Potential of Manufacturing Industry in Turkey. *Energy*, 93, 495-510.
- Pusnik, M., Al-Mansour, F., Sucic, B. ve Cesen, M. (2016). Trends and Prospects of Energy Efficiency Development in Slovenian Industry. *Energy*.
- Ramanathan, R. (2000). A Holistic Approach to Compare Energy Efficiencies of Different Transport Modes. *Energy Policy*, 28(11), 743-747.
- Ramanathan, R. (2005). An Analysis of Energy Consumption and Carbon Dioxide Emissions in Countries of the Middle East and North Africa. *Energy*, 30(15), 2831-2842.
- Song, M. L., Zhang, L. L., Liu, W. ve Fisher, R. (2013). Bootstrap-DEA Analysis of BRICS' Energy Efficiency Based on Small Sample Data. *Applied energy*, 112, 1049-1055.
- T.C. Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı  
[http://www.enerji.gov.tr/File/?path=ROOT%2F1%2FDocuments%2FFaaliyet%20Raporu%2Fetkb\\_fr\\_ds\\_225x300mm\\_bask%C3%B0\\_d.pdf](http://www.enerji.gov.tr/File/?path=ROOT%2F1%2FDocuments%2FFaaliyet%20Raporu%2Fetkb_fr_ds_225x300mm_bask%C3%B0_d.pdf), (02.08.2017).
- Tzeng, G. H. ve Huang, J. J. (2011). *Multiple Attribute Decision Making: Methods and Applications*. CRC Press.
- Wang, K., Lu, B. ve Wei, Y. M. (2013). China's Regional Energy and Environmental Efficiency: A Range-Adjusted Measure Based Analysis. *Applied Energy*, 112, 1403-1415.

- Wei, Y. M., Liao, H. ve Fan, Y. (2007). An Empirical Analysis of Energy Efficiency in China's Iron and Steel Sector. *Energy*, 32(12), 2262-2270.
- Yoon, K. ve Hwang, C. L. (1981). TOPSIS (Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution)–A Multiple Attribute Decision Making, w: Multiple Attribute Decision Making–Methods And Applications, A State-Of-The-At Survey.
- Yu, L., Wang, S. ve Lai, K. K. (2010). *Foreign-Exchange-Rate Forecasting with Artificial Neural Networks* (Vol. 107). Springer Science ve Business Media.
- Zhang, X. P., Cheng, X. M., Yuan, J. H. ve Gao, X. J. (2011). Total-Factor Energy Efficiency in Developing Countries. *Energy Policy*, 39(2), 644-650.

---

**THE DETERMINANTS OF ENERGY EFFICIENCY: THE CASE OF TURKEY**

---

**Extended Abstract**

**Aim:** Energy is one of the important inputs in many production processes. Energy consumption generally classified into three main sectors namely industry, residential and commercial buildings, and transportation. Energy is used in the many sectors and area such as transportation, buildings, among others. Additionally, energy demand is increasing because of economic growth and rising population. The present energy system depends on fossil fuels, as a result, global CO<sub>2</sub> emissions from fossil fuels have increased since 1970. Therefore, a trade-off would be between economic growth stems from energy consumption and environmental degradation, if appropriate and targeted strategies undeveloped. On account of this, energy efficiency becomes important and it is one of the cost-minimization effective methods to reduce CO<sub>2</sub> emission and deal with climate change. This study examines the energy efficiency determinants of Turkey using TOPSIS (Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution) method, Tobit model and artificial neural network (ANN) algorithm for the period 1960-2013.

**Methods:** In the analysis, Turkey's GDP, carbon emission (CO<sub>2</sub>) / total energy ratio (sum of renewable and non-renewable energy consumption amounts), capital stock / labor ratio, trend and trend square data used as variables for the period of 1960-2013. In this study, energy efficiency determinants of Turkey investigated utilizing TOPSIS method, Tobit model and artificial neural network (ANN) algorithm. The study performed a two stage analysis: calculation of TOPSIS energy efficiency scores and estimation with artificial neural networks and Tobit models. To calculate TOPSIS efficiency scores, entropy weighting method used. In addition, Multi-layer feed-forward neural networks the back-propagation algorithm is used as the model framework. The activation values of the hidden units in ANN, with the sigmoid activation function employed in every layer. In the data set consisting of 54 observations and divided into, 70% as a training and 30% as a test data. While ANN estimated, twenty trials made and the model with the highest power of explanation taken as a final model. This ANN model is formed in three layers, including the input layer, hidden layer, and output layer. Finally, the model estimated using Tobit model.

**Findings:** According to the computed energy efficiency scores, the level of energy efficiency in Turkey has been increasing for the period covered. In the Tobit model, the logarithmic capital-labor ratio, logarithmic carbon emission-total energy consumption ratio, labor force' growth rate, trend, trend square, 2001 and 2008 dummy variables (included the model as dummy variables for banking and global crisis respectively) found statistically significant. Tobit results show that logarithmic capital-labor ratio, logarithmic carbon emission-total energy consumption ratio, labor force growth rate affect the energy efficiency level by 0.19, 0.12, 0.30 respectively. Finally, according to the importance analysis of the variables utilized by artificial neural network algorithm, the most important variable determining the energy efficiency found logarithmic capital-labor ratio with a logarithmic capital-labor ratio of 0.48, the logarithmic carbon emission-total energy consumption ratio and the trend square of 0.17.

**Conclusion:** In order to achieve a balance between energy efficiency and economic growth, environmental, economical and industrial policies must be integrated. Energy efficiency will also bring energy security, energy conservation and reducing greenhouse gas emissions. Additionally, energy efficiency plays an important role in achieving the cost minimization of production. Policy makers should establish policies for improving energy efficiency usage and reduce environmental deterioration. Furthermore, Governments should implement and support improvements in industrial energy efficiency, stimulating efficient technologies in industries, lighting systems, measurement fuel-efficiency standards, electricity saving measures and renewable resources. In this situation, Turkey would achieve targets set by the European Union's environmental policy and fulfill its commitments under the Kyoto Protocol.