

## Türkiye'nin Enerji Verimliliğinin Yapay Sinir Ağı ve ARDL Yaklaşımı ile Analizi

### An Analysis of Turkey's Energy Efficiency with Artificial Neural Networks and ARDL Approach

Salih Çam<sup>1</sup>  
Çiler Sigeze<sup>2</sup>  
Esra Ballı<sup>3</sup>

Orcid No: 0000-0002-3521-5728  
Orcid No: 0000-0001-5329-5066  
Orcid No: 0000-0001-6993-9268

#### Özet

Bu çalışmada Türkiye'nin enerji verimliliği ARDL yöntemi, TOPSIS yöntemi ve yapay sinir ağları algoritması analizleri çerçevesinde 1960-2013 dönemi için incelenmiştir. Çalışmanın ilk aşamasında TOPSIS yöntemi kullanılarak enerji verimlilik skorları elde edilmiştir, elde edilen skorlar daha sonra Yapay Sinir Ağlarının çıktı verisi olarak kullanılmıştır. Son olarak, değişkenlerin kısa ve uzun dönem katsayıları ARDL yöntemi ile tahmin edilmiştir. Elde edilen sonuçlar Türkiye'nin enerji verimliliğinin yıllara göre artma eğiliminde olduğunu göstermektedir. Bunun yanında, Yapay Sinir Ağları analizi sonuçlarına göre enerji etkinliğini belirleyen en önemli değişken kişi başına düşen sermaye stokudur.

#### Anahtar Kelimeler

Enerji etkinliği • TOPSIS • Yapay Sinir Ağları Algoritması • ARDL

#### JEL Kodları

C45 • C53 • Q43

#### Abstract

This study investigates Turkey's energy efficiency for the period of 1960-2013 utilizing the ARDL (Autoregressive Distributed Lag) in the context of TOPSIS (Technique for Order Preference by Similarity to the Ideal Solution) and Artificial Neural Networks algorithm. In the first stage of the analysis, energy efficiency scores obtained via TOPSIS, then efficiency scores employed as output for the Artificial Neural Networks. Finally, ARDL utilized to estimate the coefficients of the variables both in the short and the long run. The empirical results depict that Turkey's energy efficiency tends to increase over the years. Besides, according to Artificial Neural Networks results, the most important variable determining energy efficiency is found to be per capita capital stock.

#### Keywords

Energy efficiency • TOPSIS • Artificial Neural Networks • ARDL

#### JEL Codes

C45 • C53 • Q43

U.S. Energy Information Administration (EIA) (2016)'ya göre ülkelerin oluşturdukları enerji politikaları içinde enerji verimliliği konusu merkezi bir öneme sahiptir. Enerji politikalarının içinde yer alan enerji maliyetlerinin ve CO2 emisyonun azaltılması, çevre kirliliği, enerji güvenliği ve enerjiye ulaşılabilirlik gibi konulara ancak güçlü bir enerji verimliliği politikası ile ulaşılabilir. Dünyanın, temiz enerjiye geçişi sürecinde enerji verimliliği bu geçişi daha ucuz, hızlı ve ekonomilerin bütün sektörleri için yararlı olacak şekilde gerçekleştirebilmesini sağlayacaktır. Enerji verimliliğinin ölçümü birçok ülkeyi etkileyen 1973 petrol krizi sonrası önemli bir unsur olarak karşımıza çıkmaktadır. Dünya petrol fiyatlarında görülen önemli artışlarla pek çok ülke, ekonomilerinde enerjinin ne kadar etkili bir şekilde tüketildiğini anlamak ve enerji verimliliğini artırmak gerektiğini kabul etmektedir. Bu nedenlerle enerji verimliliğini ölçmek amacıyla

ekonomik göstergeler geliştirilmiştir. Bu göstergeler, ülkeler arasındaki enerji performansındaki farklılıkları açıklamak amacıyla nicel analizlerde kullanılmıştır. Fosil yakıtların kullanılmasından kaynaklanan küresel ısınma nedeniyle 1980'lerin sonundan bu yana, enerji verimliliğinde iyileştirme ve CO2 emisyonlarını azaltma konusunda ülkeler politika arayışları içerisine girmiştir. Özellikle, 1997'de düzenlenen Kyoto Protokolü ile katılımcı ülkeler, 1990 seviyelerine göre 2008-2012 yılları arasında karbon emisyon oranlarını azaltıcı stratejiler konusunda bir takvim belirlemiştir. Birçok ülkenin karbon emisyonunu azaltma hedeflerini gerçekleştirme stratejisinin ana unsuru ekonominin tüm sektörlerinde enerji verimliliğini artırmaktır. Sonuç olarak, ülkeler, enerji verimliliğinin ölçülmesine ve değerlendirilmesine önem atfetmiştir. 2015 yılında gerçekleştirilen Paris iklim konferansında 195 ülke küresel iklim anlaşmasını kabul etmiştir. Buna göre,

<sup>1</sup> Salih Çam, (Arş.Gör.), Çukurova Üniversitesi, İİBF, 01330, Balcalı, Sarıçam, Adana. E-posta: scam@cu.edu.tr.

<sup>2</sup> Çiler Sigeze, (Arş.Gör.Dr.), Çukurova Üniversitesi, Ekonometri Bölümü, 01330, Balcalı, Sarıçam, Adana. E-posta: csigeze@cu.edu.tr.

<sup>3</sup> Sorumlu Yazar/Correspondence: Esra Ballı, (Dr.), Çukurova Üniversitesi, İİBF, 01330, Balcalı, Sarıçam, Adana. E-posta: balliesra@yahoo.com

hükümetler iklim değişikliğinin etkileri ile ilgili olarak toplumdaki farkındalığı arttıracaktır. Antlaşmaya göre Avrupa Birliği ülkeleri sera gazı emisyonlarını 1990 baz yılına göre 2030 yılına kadar %40 azaltmayı hedeflemektedir. Türkiye’de ise bu oranın 2011 yılına göre en az %21 azaltılması hedefler arasındadır.

Türkiye ekonomisi son yıllarda hızlı bir büyüme göstermektedir. Fakat, bu büyümenin sürdürülebilmesi için büyük ölçüde enerji arzına ihtiyaç duyulmaktadır. Ang (2006)’a göre enerji verimliliği, enerji fiyatının artışı, küresel ısınma ve sürdürülebilir büyüme için birçok ülkenin önemli enerji stratejilerinden birini oluşturmaktadır. EIA (2016)’ya göre OECD’ye üye olan ve üye olmayan ülkelerde küresel çıktı düzeyindeki büyüme ile birlikte küresel enerji talebinde artış meydana gelmiştir. OECD’ye üye olan ülkelerde enerji talebindeki artış göreceli olarak istikrarlı iken GSYH’deki artış %27 olarak gerçekleşmiştir. Buna karşılık, OECD’ye üye olmayan ülkelerde 2000’den itibaren enerji talebi %83 artmış, GSYH’deki artış ise %131 olarak gerçekleşmiştir. Bu yüzden enerji verimliliği ülke ekonomileri açısından hayati önem taşımaktadır. Mukherjee (2008a)’ya göre yenilenemeyen yakıtlardan elde edilen enerjilerin korunması da yakın gelecekte önemli bir amaç olmalıdır. Balachandra vd. (2010)’ya göre enerji verimliliği ulusal politikalar ve kurumlar çerçevesinde teşvik edilmelidir. Buna ek olarak yenilenebilir enerji teknolojilerinin kullanımı gelecekteki enerji ihtiyaçlarının ve iklim değişikliklerinin azaltılmasını sağlayabilecektir. Bu çalışmada Türkiye’nin enerji verimliliği etkinliği ilk defa TOPSIS yöntemi ve yapay sinir ağları algoritması çerçevesinde 1960-2013 dönemi için analiz edilmiştir. Çalışmanın ikinci bölümü literatür taramasını, üçüncü bölümü, veri seti ve metodolojiyi içermektedir. Dördüncü bölümde araştırma bulgularına yer verilmiştir. Son olarak, beşinci bölüm çalışmanın sonuçlarından oluşmaktadır.

### Literatür Özeti

OECD (2011)’e göre enerji verimliliğini arttıran ülkeler enerji altyapısına yapılacak yatırımı azaltabilecek, yakıt maliyetlerini düşürebilecek, yakıt fiyatlarındaki oynaklık sonucu meydana gelebilecek risklerden kaçınabilecek, rekabet edebilirliği arttıracak ve çevreye daha az zarar verecektir. Literatürde enerji verimliliği üzerine yapılmış olan çalışmaların büyük çoğunluğunun Veri Zarflama Analizi’nden yararlanılarak gerçekleştirildiği görülmektedir. Ramanathan (2005) 17 Ortadoğu ülkesi ve Kuzey Afrika ülkeleri için, enerji tüketimi ve CO2 emisyonu arasındaki ilişkiyi; Hu ve Wang (2006) Çin’in 29 bölgesinin enerji etkinliğini; Hu ve Kao (2007) 17 APEC ülkesinin enerji verimliliklerini; Honma ve Hu (2008) Japonya’nın bölgesel toplam faktör enerji verimlilik düzeylerini; Chang ve Hu (2010) Çin’in enerji verimliliğini; Zhang vd. (2011) 23 gelişmekte olan ülkelerin enerji verimliliklerini; Song vd. (2013) BRICS ülkelerinin enerji verimliliklerini; Wang vd. (2013) Çin’in 30 bölgesinin enerji ve çevre

verimliliklerini; Gómez-Calvet vd. (2014) AB ülkelerinin enerji verimliliğini; Apergis, Aye, Barros, Gupta ve Wanke (2015) OECD ülkelerinin enerji verimliliklerini; Bian vd. (2016) Çin’in enerji verimliliğini; Shi vd. (2010) Çin’in 28 idari bölgesinin endüstriyel enerji verimliliğini incelemişlerdir. Sektörel düzeyde yapılan çalışmalara bakıldığında, farklı sonuçlar gözlemlenmektedir. Ramanathan (2000) Hindistan’ın demiryolları ile karayollarının enerji verimlilik düzeylerini; Wei vd. (2007) Çin’in demir ve çelik endüstrilerinin enerji verimliliklerini; Azadeh vd. (2007) seçilmiş OECD ülkelerinin imalat sektöründeki demir, çelik ve kâğıt endüstrilerinin toplam enerji verimliliklerini ve enerji yoğun imalat sektörlerinin optimizasyonunu; Mukherjee (2008a) ABD’nin imalat sektöründeki enerji kullanım etkinliğini; Mukherjee (2008b) Hindistan’ın imalat sektöründeki enerji etkinliğini; Grösche (2009) ABD’deki tek kişilik hanelerin enerji etkinliğini; Lee ve Lee (2009) Tayvan’ın 47 hükümet binasının enerji verimliliklerini; Lee vd. (2011) Çin’in 27 bölgesindeki elektrik, kömür, benzinin verimlilik düzeylerini; Khoshnevisan vd. (2013) İran’daki salatalık üreticisi 26 seranın enerji verimliliklerini; Cui ve Li (2014) Çin’in 30 bölgesindeki ulaşım verimliliğini; Blomberg vd. (2012) İsveç’in selüloz ve kâğıt endüstrisindeki verimlilikleri; Makridou vd. (2016) 23 Avrupa ülkesinin inşaat, elektrik, imalat, madencilik ve ulaşım sektörlerindeki verimlilikleri; Peng vd. (2015) Çin’in selüloz ve kâğıt endüstrisindeki verimlilikleri; Fang vd. (2013) Tayvan’ının hizmet sektöründeki toplam faktör enerji verimliliğini; Liu ve Lin (2018) Çin’in bölgesel düzeyde ulaşım verimliliklerini; Lundgren vd. (2016) İsveç’teki 14 imalat sektöründeki verimlilikleri incelemiştir. Son olarak çalışmamızın temelini oluşturan makalede, Aye vd. (2018) Güney Afrika’nın enerji verimliliğini 1965-2014 yıllarını TOPSIS ve yapay sinir ağları algoritması ile inceledikleri çalışmaya göre G. Afrika’nın enerji verimliliği Çin’in dış piyasalara açıldığı dönem, petrol şoklarının olduğu dönemde farklılaşmıştır. Bunun yanında G. Afrika’nın enerji verimliliği yıllar içinde azalan bir seyir izlemiştir.

### Veri seti ve Metodoloji

Çalışmada Türkiye’nin 1960-2013 dönemine ait GSYH (2010 sabit fiyatlı ABD doları), CO2 emisyonu (bin metrik ton), sermaye stoku miktarı (K, 2010 sabit fiyatlı ABD doları), işgücü miktarı (L, milyon kişi), enerji tüketimi miktarı (E, bin ton eşdeğer petrol), ekonomik krizlerin etkisini göstermek amacıyla 2001 (D2001) ve 2008 (D2008) kukla değişkenleri kullanılmıştır. İşgücü başına kullanılan sermaye miktarının etkisini ölçmek amacıyla sermaye stoku miktarı işgücü miktarına bölünerek K/L değişkeni oluşturulmuştur. Çalışmada kullanılan enerji tüketim miktarı verileri Enerji Enformasyon Ajansı (EIA)’dan, GSYH Dünya Bankası’ndan, CO2 emisyonu CO2 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 değişkenler Apergis vd. (2018) çalışması takip edilerek oluşturulan model:

Enerji Verimliliği= f (GSYH, CO2, E, K/L, D2001, D2008) şeklindedir. Çalışmada öncelikle, TOPSIS yöntemi ile yıllara göre enerji verimliliği hesaplanmıştır. Sonraki aşamada, elde edilen skorların Yapay sinir ağı (YSA) algoritması ile öngörüsü gerçekleştirilmiştir. Son olarak, ARDL modeli ile değişkenlerin uzun dönem katsayıları tahmin edilmiştir.

### TOPSIS

Hwang ve Yoon (1981) tarafından çok kriterli alternatifler arasında en iyi seçimi yapmak amacıyla geliştirilen TOPSIS metodu, en iyi çözüme en yakın olan alternatif veya 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 ile belirlenmektedir. TOPSIS metodu kullanılırken araştırmacının kendi deneyim ve bilgisi doğrultusunda atadığı ağırlıklar ya da her değişkene eşit ağırlık vermek TOPSIS skorları açısından güvenilir olmayan sonuçlara neden olabilmektedir. Bu problemi ortadan kaldırmak amacıyla çoğunlukla Entropi yöntemi kullanılmaktadır. TOPSIS skorları hesaplanmasında ilk olarak veri setindeki bütün değişkenler normleştirilmektedir. Eşitlik 1'de gösterilen X ham veri matrisini, yıllar (1960-2013) alternatifleri (i=1,2,...,n) ve değişkenler (CO2, GSYH, Yenilenemeyen Enerji, Yenilebilir Enerji, Sermaye Stoku, İşgücü Sayısı) kriterleri (j=1,2,...,m) göstermek koşuluyla TOPSIS skorları şu aşamalarla hesaplanmaktadır.

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

Burada değerleri orijinal gözlemlerdir. Ağırlıkların hesaplanması amacıyla veri matrisinin normleştirilmesi gerekmektedir. Normleştirme işlemi eşitlik (2)'de gösterilen vektör normleştirme yöntemi ile yapılmıştır.

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

Normleştirilmiş veri seti "P" olarak eşitlik 3'te gösterilmektedir.

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

Sonraki aşamada P normleştirilmiş veri matrisi yardımı ile ağırlıklar hesaplanmaktadır.

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

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

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

Ağırlıkların hesaplanmasından sonraki aşamada  $V_{ij} = p_{ij} * w_j$  matrisi elde edilir ve en iyi çözüm vektörü (en etkin olana en yakın çözüm) ile en kötü (en az etkin olana en uzak) çözüm vektörleri belirlenir. Uygulamada bazı değişkenlerin maksimum değerleri en iyi çözüm için seçilirken bazı değişkenlerin en küçük değerleri en iyi çözüm olarak seçilmektedir. Son olarak TOPSIS skorları  $p_i = \frac{d_i^-}{d_i^- + d_i^+}$  ile elde edilmektedir.

Burada  $d_{ij}^+ = p_{ij}^+ - p_{ij}$ , ve  $d_{ij}^- = p_{ij}^- - p_{ij}$  denklemleri ile

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

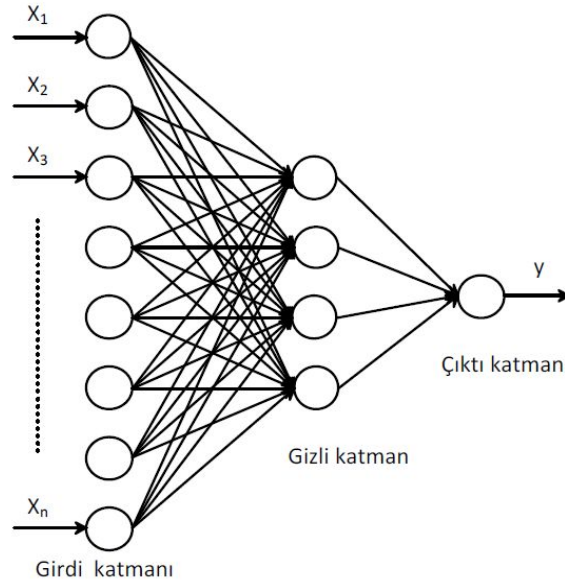
$$d_i^+ = \left[ \sum_{j=1}^m w_j (d_{ij}^+)^2 \right]^{1/2}, i = 1, 2, \dots, n \quad (8)$$

Şeklinde hesaplanmaktadır. TOPSIS, 0 ile 1 arasında değişen skorlar üretmektedir ve 1'e yakın değerler en etkin değerler iken 0'a yakın değerler en az etkin değerlerdir (Deng vd. 1998).

### Yapay Sinir Ağı Algoritması

YSA insan beynindeki sinir hücrelerinden yola çıkarak geliştirilmiş bir tahmin metodudur ve ağdaki dağıtılmış bilgiyi kullanmaktadır. Yapay sinir ağı bir X giriş verisi vektörü ile başlar ve Y çıkış 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 belirlenir (Yu vd. 2007) ve genellikle araştırmacının becerisine bağlıdır. 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 geleneksel ekonometrik ve zaman serileri yöntemlerinin eksik kaldığı veya düşük tahmin performansı sergilediği birçok karmaşık yapıdaki verilerin tahmininde oldukça iyi tahmin sonuçları verdiği birçok çalışma ile gösterilmiştir (Kılıç vd., 2014; Leung vd., 2000; Jasic ve Wood, 2003; Chen ve Leung, 2004; Yu vd., 2010). YSA yapısı genel olarak şekil 1’de olduğu gibi temsil edilmektedir.



Şekil 1: Yapay Sinir Ağı Modeli

Bunun yanında bir YSA algoritmasının matematiksel ifadesi en basit haliyle şu şekilde  $\hat{Y}_t = F_2[(V_t^T F_1(W_t \cdot X_t))]$  gösterilebilir, burada  $F_1$  gizli katma 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, girdi katmanı ile çıktı katmanı arasındaki fonksiyon,

$$F_1(W_t X_t) = (F_2(net_{0(t)}), F_2(net_{1(t)}), \dots, F_2(net_{q(t)}))^T \in R^{q+1 \times 1} \quad (9)$$

ile gösterilmektedir. Burada  $net_{i(t)} = \sum_{j=0}^p w_{ij(t)} \cdot x_{j(t)}$ ,  $i = 0, 1, \dots, q$  ifade etmektedir (Yu ve diğerleri, 2007). Yukarıdaki eşitlikte t zaman operatörünü temsil etmektedir. Yukarıdaki eşitlikte t zaman operatörünü temsil etmektedir. Yukarıdaki matematiksel ifade bir girdi katmanı, bir gizli katmanı ve bir çıktı katmanına sahip ağ yapılarını ifade etmektedir. Literatürdeki çalışmalarda YSA aktivasyon fonksiyonları olarak hem toplam fonksiyonu hem de gizli katman aktivasyon fonksiyonları olarak birçok fonksiyon şekli kullanılmıştır. Çalışmada girdi katmanı ile gizli katman arasında  $NET = \sum_i X_i \cdot W_i$  (net toplam fonksiyonu) gizli katman ile çıktı katmanı arasında ise  $F(NET) = \frac{1}{1 + e^{-NET}}$  (sigmoid) fonksiyonu kullanılmıştır.

#### ARDL Sınır Testi

Bu çalışmada, değişkenler arasındaki uzun dönemli ilişkiyi test etmek amacıyla ARDL sınır testi yaklaşımı kullanılmıştır. Pesaran ve Shin (1999) tarafından önerilen ARDL modeli daha sonra Pesaran vd. (2001) tarafından geliştirilmiştir. Diğer eşbütünlük testlerine göre ARDL modeli, farklı düzeylerde durağan olan serilerin uzun dönemli ilişkilerinin incelenmesine imkân sağlamaktadır. Bunun yanında, diğer eşbütünlük testleri örneklem boyutuna duyarlıyken, ARDL testi küçük örneklemelerde dahi güvenilir sonuçlar vermektedir. Çalışmada kullanılan ARDL modeli eşitlik (11)'teki gibi gösterilmektedir:

$$\begin{aligned} \Delta TOPSIS_t = & \alpha + \beta_1 TOPSIS_{t-1} + \beta_2 K/L_{t-1} + \beta_3 GSYH_{t-1} + \beta_4 CO_{2t-1} + \beta_5 E_{t-1} + \beta_5 D2001_{t-1} + \\ & \beta_6 D2008_{t-1} + \sum_{i=0}^m \lambda_i \Delta TOPSIS_{t-i} + \sum_{i=0}^m \gamma_i \Delta K/L_{t-i} + \sum_{i=0}^m \theta_i \Delta GSYH_{t-i} + \sum_{i=0}^m \phi_i \Delta CO_{2t-i} + \\ & \sum_{i=0}^m \eta_i \Delta E_{t-i} + \sum_{i=0}^m \psi_i \Delta D2001_{t-i} + \sum_{i=0}^m \Phi_i \Delta D2008_{t-i} + \varepsilon_t \end{aligned}$$

### Araştırma Bulguları

#### TOPSIS ve Yapay Sinir Ağı Sonuçları

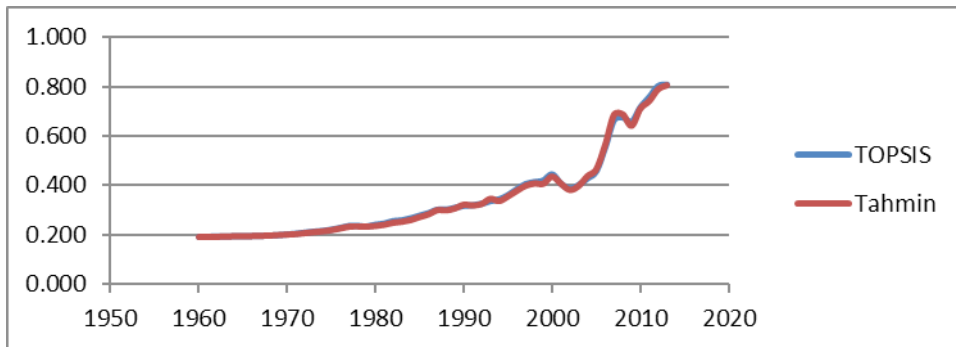
TOPSIS metodu genellikle alternatifler arasında en iyiyi seçmek için kullanılsa da bu çalışmada TOPSIS skorları Türkiye'nin 1960 yılından itibaren enerji etkinliğinde nasıl bir yol izlediğini analiz etmek için kullanılmıştır. TOPSIS enerji verimlilik skorlarının zaman içindeki dağılımlarını ve YSA algoritmasında kullanılmak üzere tahmini verimlilik skorları üretmek için kullanılmıştır (Bkz. Aye vd., 2018). Hesaplanan TOPSIS enerji etkinliği skorlarına göre özellikle 2001 ve 2008 ekonomik kriz dönemlerinde Türkiye'nin enerji etkinliğinin önemli ölçüde düştüğü gözlemlenmiştir. TOPSIS enerji verimlilik skorları elde edildikten sonra, TOPSIS skorları YSA modelinin çıktı verisi olarak kullanılmış ve yapay sinir ağı CO<sub>2</sub>, GSYH, enerji tüketimi, işgücü başına düşen sermaye stoğuna karşılık enerji verimlilik skorları üretmesi için eğitilmiştir. Tahmin edilen YSA algoritması, Türkiye'nin incelenen dönemle ilgili enerji etkinliği skorlarını yüksek bir doğruluk derecesi ile tahmin etmeyi başarmıştır. YSA modelinde

kullanılan TOPSIS verimlilik skorları hesaplanırken objektif ağırlıklar kullanmak amacıyla Entropi yönteminden faydalanılmıştır. Yirmi denemeden sonra, YSA algoritmasının yapısında girdi katmanı ile gizli katmanı arasında net toplam fonksiyonu, gizli katman ile çıktı katmanı arasında ise sigmoid fonksiyonun probleme en iyi uyumu sağlayan fonksiyonlar olduğu gözlemlenmiştir. Probleme en iyi uyumu sağlayan fonksiyonlar seçilirken, ağıın ürettiği hata kareler toplamı, nispi hata toplamı ve gerçek değerler ile tahmin değerleri arasındaki korelasyon katsayısı dikkate alındı. Tahmin edilen YSA algoritmasına göre eğitim sırasında, hata kareleri toplamı 0.024, nispi hata 0.001 ve ağıın eğitim süresi ise 0:00:00.1 saniye olarak gerçekleşmiştir. Test aşamasında ise hata kareleri toplamı 0.007 olurken, nispi hata 0.002 olarak gerçekleşmiştir. Son olarak tahmin edilen YSA algoritmasında örneklem verilerinin %68.5'i ağıın eğitimine ayrılırken, %31.5'i ağıın gücünü test etmek için kullanılmıştır. Tablo 1'de YSA'nın parametre tahminleri gösterilmektedir.

**Tablo 1:** Yapay Sinir Ağı Modeli Parametre Tahminleri

		Gizli katman		Çıktı Katmanı
		H(1:1)	H(1:2)	TOPSIS
Girdi Katmanı	(Hata)	-.453	1.156	
	K/L	.224	-.550	
	GSYH	.323	.092	
	E	.472	-.234	
	D2008	.126	.016	
	D2001	.545	.144	
	CO <sub>2</sub>	.357	-.224	
Gizli Katman	(Hata)			.994
	H(1:1)			.550
	H(1:2)			-1.360

Ağ yapısı incelendiğinde giriş vektöründe altı değişken, başka bir ifade ile yedi düğümün olduğu gizli katmanda ise hata düğümü ile birlikte üç düğümün olduğu görülmektedir. Tahmin edilen YSA verimlilik skorlarını açıklama gücü (belirlilik katsayısı) %99 olarak gerçekleşmiştir. Bu katsayı gerçek skorlar ile tahmin edilen skorlar arasındaki uyumdan hesaplanmıştır.



**Şekil 2:** Türkiye'ye ait 1960-2013 Yılları Arasındaki TOPSIS Enerji Skorları ve YSA Tahmin Değerleri

Şekil 2, Türkiye'nin 1960-2013 dönemine ait enerji verimlilik skorlarını ve YSA algoritmasının tahmini değerlerinin zaman grafiğini göstermektedir. Buna göre, YSA modeli TOPSIS enerji verimlilik skorlarını oldukça iyi tahmin ettiği görülmektedir. Ele alınan dönemlerde enerji etkinliği skorları artan bir trend takip ederken, bu artış 2001 krizinden sonra

2008 yılına kadar artan oranlı olarak gerçekleşmiştir. Bunun yanında Şekil 2'den 2001 krizi ve 2008 küresel krizlerinde enerji verimlilik skorlarının düştüğü net bir şekilde görülmektedir. Enerji verimlilik skorları göz önüne alındığında incelenen dönem boyunca enerjinin en verimli ve en düşük kullanıldığı yıllar sırasıyla 2013 ve 1960 yılları olarak tahmin edilmiştir.

**Tablo 2: TOPSIS verimlilik skorları ve YSA algoritması tahmin değerler**

YIL	TOPSIS	Tahmin	YIL	TOPSIS	Tahmin	YIL	TOPSIS	Tahmin
1960	0.190	0.192	1978	0.235	0.235	1996	0.384	0.379
1961	0.191	0.192	1979	0.233	0.234	1997	0.405	0.400
1962	0.192	0.193	1980	0.240	0.237	1998	0.413	0.409
1963	0.192	0.194	1981	0.245	0.242	1999	0.419	0.408
1964	0.193	0.195	1982	0.255	0.250	2000	0.444	0.437
1965	0.193	0.195	1983	0.258	0.254	2001	0.406	0.408
1966	0.194	0.196	1984	0.266	0.261	2002	0.387	0.383
1967	0.195	0.197	1985	0.277	0.273	2003	0.401	0.399
1968	0.196	0.198	1986	0.287	0.284	2004	0.428	0.439
1969	0.198	0.200	1987	0.301	0.301	2005	0.457	0.467
1970	0.201	0.202	1988	0.301	0.300	2006	0.553	0.564
1971	0.204	0.204	1989	0.309	0.308	2007	0.664	0.687
1972	0.208	0.208	1990	0.317	0.323	2008	0.675	0.689
1973	0.212	0.212	1991	0.319	0.320	2009	0.657	0.643
1974	0.215	0.215	1992	0.325	0.326	2010	0.716	0.713
1975	0.220	0.220	1993	0.336	0.347	2011	0.757	0.743
1976	0.227	0.227	1994	0.343	0.338	2012	0.802	0.791
1977	0.235	0.234	1995	0.360	0.357	2013	0.808	0.807

Tablo 2 Türkiye'nin 1960-2013 dönemine ait TOPSIS metoduyla hesaplanmış enerji verimlilik skorlarını ve YSA algoritmasıyla tahmin edilmiş enerji verimlilik skorlarını göstermektedir. Buna göre, tahmin edilen YSA modeli, gerçek verimlilik değerleri örtüşmektedir. Modelin açıklama gücü 0,998 olarak hesaplanmıştır. İncelenen döneme bakıldığında model kusursuz bir tahmin gerçekleştirmiştir.

YSA modeli verimlilik skorlarını %99 oranında doğru tahmin ettiği ifade edilmiştir. Bunun yanında

enerji etkinliğini belirleyen en önemli değişkenler hangileridir sorusu enerji politikası ve etkin enerji kullanımı için oldukça önemlidir. Zira enerji etkinliği amacıyla uygulanacak politika ve yol haritasının doğru belirlenebilmesi için doğru parametrelere yatırımlar ve iyileştirmeler önemli olmaktadır. Bu doğrultuda YSA algoritması yardımıyla enerji etkinliğinin belirlenmesindeki en önemli değişkenler duyarlılık analizi (önem analizi) yardımıyla tespit edilmeye çalışılmıştır.

**Tablo 3: YSA Modeli Duyarlılık Analizi**

Değişkenler	Önem Yüzdesi	Normalleştirilmiş Önem Yüzdesi
K/L	0,435	100,00%
GSYH	0,044	10,10%
E	0,183	42,10%
CO2	0,152	35,00%
D2008	0,028	6,40%
D2001	0,158	36,40%

Tablo 3'e göre, Türkiye'nin enerji etkinliğini belirleyen en önemli değişkenler %43,5 ve %18,3 ile sırasıyla K/L ve tüketilen toplam enerji miktarı olmuştur. Başka bir ifade ile enerjide büyük oranda dışa bağımlı bir ülke olan Türkiye'nin enerji etkinliğini belirleyen en önemli parametreler K/L değişkeni ve toplam enerji tüketimi olarak görülmektedir. Tabloda yer alan normalleştirilmiş önem yüzdeleri, önem yuzdesi en yüksek değişkenin değeri baz alınarak hesaplanmıştır. Buna göre en büyük önem derecesi %43.5 ile K/L değişkenine aittir ve K/L değişkenin

normalleştirilmiş önemi %100 olarak belirlenmiştir. Diğer değişkenlerin tamamının normalleştirilmiş önem dereceleri, önem yüzdelerinin K/L değişkenin önem yuzdesine bölünmesi ile hesaplanmıştır.

#### ARDL Sınır Testi

Çalışmada ARDL sınır testi ile seriler arasındaki uzun dönemli ilişkiler ve buna bağlı olarak değişkenlerin katsayıları test edilmeden önce, serilerinde durağanlığı ADF birim kök testleri ile incelenmiştir. Serilere uygulanan ADF birim kök testi sonuçları Tablo 4'te gösterilmektedir.

**Tablo 4:** Değişkenlerin ADF Birim Kök Test Sonuçları

Değişkenler	Model A			Model B			Model C	
	k	t	$\phi_3$	k	t	$\phi_1$	k	t
L(GSYH)	0	-2.76	3.82	0	-0.46	<b>34.79***</b>	0	8.36
L(KL)	1	-0.53	1.60	0	2.48	<b>7.75***</b>	0	3.92
L(E)	0	-1.79	2.86	0	-1.77	<b>35.60***</b>	0	7.92
TOPSIS	9	2.19	<b>14.11***</b>	9	5.38	<b>16.38***</b>	2	3.18
L(CO <sub>2</sub> )	0	-2.18	<b>7.10**</b>	0	<b>-3.38***</b>	<b>37.07***</b>	0	6.71
Kritik Değerler								
1%	(***)	-4.14	9.31	-3.56	7.06	-2.61		
5%	(**)	-3.49	6.73	-2.92	4.86	-1.95		
10%	(*)	-3.17	5.61	-2.60	3.94	-1.61		

Model A, B ve C sırasıyla ADF testi için sabitli-trendli model, sabitli model ve sabitsiz-trendsiz modeli temsil etmektedir ve k gecikme uzunluklarını göstermektedir.

Tablo 4'e göre, CO<sub>2</sub> değişkenin düzeyde durağan I(0) olduğu görülmektedir. L(GSYH), L(K/L) L(E) ve TOPSIS değişkenleri birinci farklardan sonra durağanlaşmıştır. Bu durumda, değişkenler aynı dereceden durağan olmadıkları için değişkenler arasındaki uzun dönemli ilişki ARDL sınır testi yaklaşımı ile incelenmiştir. ARDL sınır testinde öncelikle VAR modeli ile uygun gecikme uzunluğu belirlenmektedir. Elde edilen sonuçlarda Schwarz bilgi kriteri (SIC)'ne göre belirlenen gecikme uzunluğu ile model kalıntılarının otokorelasyon ve değişen varyans sorunu içermediği gözlenmiştir. Uygun gecikme değeri ile sınır testine göre değişkenler arasında uzun dönemli ilişki olduğu sonucuna ulaşılmış ve ARDL(4,2,4,1,4,4,0) modeli ile ARDL uzun dönem katsayıları tahmin edilmiştir. ARDL sınır testi sonuçları Tablo 5'te yer almaktadır.

**Tablo 5:** Sınır Testi Sonuçları

k	F-istatistik	Kritik Değerler		
		I(0)	I(1)	
6	5.142*	2.12	3.23	10% (*)
		2.45	3.61	5% (**)
		3.15	4.43	1% (***)

Kısa ve uzun dönemde seriler arasındaki ilişkilere

ilişkin katsayıları belirlemek amacıyla gecikme uzunlukları serbest bırakılarak tahmin edilen ARDL model katsayıları Tablo 6'da yer almaktadır. Elde edilen sonuçlara göre, hata düzeltme katsayısı (uyum hızı), (-0.316627) negatif, -1 ile 0 arasında ve istatistiksel olarak anlamlı olması değişkenler arasında uzun dönem ilişkisi gösteren modelin doğru kurulduğunu göstermektedir. Bu bulgu, uzun dönem dengesinden kısa dönem sapmalarının her yıl %31 oranında düzeltileceğini göstermektedir.

Hata Düzeltme Modeli		
Değişkenler	Katsayı	t-istatistiği
D(K/L)	0.024778*	11.96686
D(GSYH)	-0.005231	-0.211017
D(CO <sub>2</sub> )	0.045967	0.991156
D(E)	0.276161*	4.463556
D(2001)	-0.016092*	-3.826646
D(2008)	-0.006680	-0.662958
ECT(-1)	-0.316627*	-7.067516
Uzun Dönem Katsayıları		
C	15.992599*	-18.871910

K/L	0.019359*	6.9530800
GSYH	0.612458*	12.283380
CO2	-1.479287*	-11.187801
E	0.872197*	3.9041840
D2001	-0.343363*	-5.8605430
D2008	0.196883*	4.9152260

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

Tablo 6'da yer alan sonuçlara göre, bütün değişkenlerin uzun dönemli katsayıları istatistiksel olarak anlamlı bulunmuştur. ARDL testi sonuçlarına göre işgücü başına düşen sermaye stoku, GSYH ve enerji tüketimindeki %1 artış enerji verimliliğini sırasıyla %0.019, %0.61 ve %0.87 oranlarında pozitif etkilemektedir. Bununla birlikte CO2 emisyonunun enerji verimliliği üzerinde etkisi negatif olarak bulunmuştur. Bu durum Türkiye'nin enerji verimliliğini arttırabilmesi için CO2 salınımını azaltıcı önlemleri alması gerektiğini göstermektedir. CO2 salınımını azaltılması Paris İklim Konferansı'ndaki hedeflere ulaşabilmesi açısından da önem taşımaktadır.

### Sonuç

Bu çalışmada Türkiye'nin enerji verimliliği TOPSIS, YSA ve ARDL teknikleri ile 1960-2013 yıllarını esas alarak incelenmiştir. Elde edilen TOPSIS enerji verimliliği

skorları ile Türkiye'nin enerji verimliliğinin ele alınan dönem boyunca yükselme eğiliminde olduğu görülmektedir. Enerji verimliliğindeki yükselme eğilimi 2001 ve 2008 yıllarında gerçekleşen krizler nedeniyle sekteye uğrasa da enerji verimliliği artmaya devam etmiştir. YSA sonuçlarına göre enerji verimliliğini etkileyen en önemli değişkenler sırasıyla işgücü başına düşen sermaye stoku ve CO2 emisyonu olarak gerçekleşmiştir. ARDL sonuçlarına göre, işgücü başına düşen sermaye stoku, GSYH ve enerji tüketiminin enerji verimliliğini pozitif etkilerken, CO2 emisyonu negatif yönde etkilemektedir. Türkiye'de enerji talebinin ekonomik büyümeye paralel olarak artması nedeniyle Türkiye'nin enerji verimliliğini arttırıcı politikalar geliştirilmesi önem arz etmektedir. Gelişmekte olan ülkelerin enerji ihtiyaçlarını yenilenemeyen fosil yakıt türlerinden karşılamaları sonucunda CO2 emisyonu buna paralel olarak artmaktadır. Bununla birlikte, enerji talebinin yenilenebilir enerji çeşitlerinden sağlanması hem enerji verimliliğini arttırabilecek hem de Paris İklim Konferansı'nda belirlenen 2011 yılı düzeyine göre 2023 yılına kadar sera gazı salınımının %21 azaltılması hedefine ulaşmasını sağlayacaktır. Bu nedenle, politika yapıcılar yenilenebilir enerji çeşitlerinden güneş enerjisi, rüzgâr ve doğal gaz gibi çevreye zararsız enerji kaynaklarını daha fazla kullanmayı sağlayacak politikalar oluşturmalıdır.



## Kaynakça/References

- Ang, B. W. (2006). Monitoring changes in economy-wide energy efficiency: From energy-gdp ratio to composite efficiency index. *Energy Policy*, 34 (5), 574-582.
- 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 (2018). Energy efficiency drivers in South Africa: 1965–2014. *Energy Efficiency*, 1-18.
- 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.
- Balachandra, P., Ravindranath, D. ve Ravindranath, N. H. (2010). Energy efficiency in India: Assessing the policy regimes and their impacts. *Energy Policy*, 38(11), 6428-6438.
- Bian, C., Hu, Y., Ravi, V., Kuznetsova, I. S., Shen, X., Mu, X. ve Qiu, Y. (2016). *The Asian arowana (scleropages formosus) genome provides new insights into the evolution of an early lineage of teleosts*. Scientific Reports, 6, 24501.
- Blomberg, J., Henriksson, E. ve Lundmark, R. (2012) Energy efficiency and policy in swedish pulp and paper mills: A data envelopment analysis approach. *Energy Policy*, 42, 569-579.
- 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.
- Cui, Q. ve Li, Y. (2014). The evaluation of transportation energy efficiency: an application of three-stage virtual frontier DEA. *Transportation Research Part D: Transport And Environment*, 29: 1-11.
- 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.
- Fang, C. Y., Hu, J. L. ve Lou, T. K. (2013). Environment-adjusted total-factor energy efficiency of Taiwan's service sectors. *Energy Policy*, 63, 1160-1168.
- 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.
- Gröschke, P. (2009). Measuring residential energy efficiency improvements with DEA. *Journal Of Productivity Analysis*, 31(2), 87-94.
- Jasic, T. ve Wood, D. (2003). Neural network protocols and model performance. *Neurocomputing*, 55(3), 747-753.
- Kılıç, S. B., Lopcu, K. ve Paksoy, S. (2014). Artificial neural network models to build an early warning system for Turkish commercial banks before and after the 2001 financial crisis *international conference on eurasian economies bildiriler kitabı*: 1-10.
- Kılıç, S. B., Lopcu, K. ve Paksoy, S. (2014). Artificial neural network models to build an early warning system for Turkish commercial banks before and after the 2001 financial crisis *international conference on eurasian economies bildiriler kitabı*: 1-10.
- Khoshnevisan, B., Rafiee, S., Omid, M. ve Mousazadeh, H. (2013). Reduction of co<sub>2</sub> emission by improving energy use efficiency of greenhouse cucumber production using DEA approach. *Energy*, 55, 676-682.
- Lee, W. S. ve Lee, K. P. (2009). Benchmarking the performance of building energy management using data envelopment analysis. *Applied Thermal Engineering*, 29(16), 3269-3273.
- Lee, Y. C., Hu, J. L. ve Kao, C. H. (2011). Efficient saving targets of electricity and energy for regions in China. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 33(6), 1211-1219.
- 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.
- Liu, W. ve Lin, B. (2018) Analysis of energy efficiency and its influencing factors in China's transport sector. *Journal of Cleaner Production*, 170, 674-682.
- Lundgren, T., Marklund, P. O. ve Zhang, S. (2016). Industrial energy demand and energy efficiency—evidence from Sweden. *Resource and Energy Economics*, 43, 130-152.
- 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 Wang, S. C. (2006). Total-factor energy efficiency of regions in China. *Energy Policy*, 34(17), 3206-3217.
- Hu, J. L. ve Kao, C. H. (2007). Efficient energy-saving targets for apec economies. *Energy Policy*, 35(1), 373-382.
- Hwang, C. L. ve Yoon, K. (1981). *Methods for multiple attribute decision making. in multiple attribute decision making* (pp. 58-191). Berlin: Springer.
- Makridou, G., Andriosopoulos, K., Doumpos, M. ve Zopounidis, C. (2016). Measuring the efficiency of energy-intensive industries across European countries. *Energy Policy*, 88, 573-583.
- 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*, OECD Publishing.
- Peng, L., Zeng, X., Wang, Y. ve Hong, G. B. (2015). Analysis of energy efficiency and carbon dioxide reduction in the Chinese pulp and paper industry. *Energy Policy*, 80, 65-75.
- Pesaran, M. H., Shin, Y., & Smith, R. J. (2001). Bounds testing approaches to the analysis of level relationships. *Journal of Applied Econometrics*, 16(3), 289-326.
- Pesaran MH, Shin Y. (1999). An autoregressive distributed lag ve distributed lag modeling approach to cointegration analysis. Strom, S.(eds.). *Econometrics and Economic Theory in the 20th Century: The Ragnar Frisch Centennial Symposium*, Cambridge: Cambridge University Press.
- 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.
- Shi, G. M., Bi, J. ve Wang, J. N. (2010). Chinese regional industrial energy efficiency evaluation based on a DEA model of fixing non-energy. Inputs *Energy Policy*, 38(10), 6172-6179.
- 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 (ETKB) (2017). [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).
- 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 Ching-Lai H. (1981). *Multiple Attribute Decision Making: Methods And Applications*, Verlag Berlin An.: Springer
- Yu, L., Wang, S. ve Lai, K. K. (2010). *Foreign-Exchange-Rate Forecasting With Artificial Neural Networks*, 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.