

## ÜLKELERİN GÜVENLİ OLMALARININ TAHMİNİNDE LOJİSTİK REGRESYON, YAPAY SİNİR AĞLARI VE MOORA YÖNTEMLERİNİN KARŞILAŞTIRILMASI

### A COMPARISON OF LOGISTIC REGRESSION, ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS AND MOORA METHODS IN ESTIMATION OF THE SAFETY OF COUNTRIES

Özlem DENİZ BAŞAR\* & Elif GÜNEREN GENÇ\*\*

\* Prof. Dr. İstanbul Ticaret Üniversitesi, İnsan ve Toplum Bilimleri Fakültesi,  
İstanbul/TÜRKİYE, e-mail: [odeniz@ticaret.edu.tr](mailto:odeniz@ticaret.edu.tr)  
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9430-8975>

\* Doç. Dr. İstanbul Ticaret Üniversitesi, İşletme Fakültesi,  
İstanbul/TÜRKİYE, e-mail: [elifg@ticaret.edu.tr](mailto:elifg@ticaret.edu.tr)  
ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-5439-914X>

Geliş Tarihi: 13 Şubat 2020; Kabul Tarihi: 5 Mart 2020  
Received: 13 February 2020; Accepted: 5 March 2020

#### ÖZET

Son yıllarda yazılım ve donanım teknolojisindeki gelişmeler sayesinde araştırmalarda kullanılan veri kümeleri genişlemiş, yapay zeka teknolojilerinin devreye girmesi ile de öngörülerde kullanılan modeller daha geniş anlamlar içeren sonuçların elde edilmesine imkan sağlamıştır. Bu çalışmada her yıl ülkelerdeki suç oranlarını ortaya çıkarmak amacıyla hesaplanan suç endeksi kullanılarak 106 ülkeye ilişkin güvenilir olma durumları tahmin edilmiştir. Bu amaçla lojistik regresyon analizi, yapay sinir ağları ve sınıflandırma yöntemleri arasında olmamasına rağmen farklı bir bakış açısı sağlamak adına çok kriterli karar verme yöntemlerinden biri olan MOORA yöntemi kullanılmıştır. Çalışma sonucunda yapay sinir ağları yöntemi ile ülkelerin güvenilir olma durumlarına göre yapılan tahminlerin doğru sınıflandırma oranının diğer yöntemlere göre fazla olduğu tespit edilmiştir.

**Anahtar Kelimeler:** Yapay Sinir Ağları, Lojistik Regresyon Analizi, MOORA, Güvenlik, Sınıflandırma

**Jel Kodları:** C45, C24, C44, J28, C38.

## **ABSTRACT**

*In recent years, because of the developments in software and hardware technology, the datasets used in research have expanded, and with the effects of artificial intelligence technologies, the models used in forecasts have enabled to obtain results with broader meanings. In this study, using the crime index calculated to reveal the crime rates in the countries every year, the safety positions of the 106 countries was estimated. For this purpose, logistic regression analysis, artificial neural networks and MOORA method, which is one of the multi-criteria decision making methods and also not a classification method, has been used to provide a different point of view. As a result of the study, it is determined that the correct classification rate of estimations made according to the safety of countries with artificial neural networks method is higher than other methods.*

**Keywords:** *Artificial Neural Network, Logistic Regression Analysis, MOORA, Safety, Classification*

**Jel Codes:** *C45, C24, C44, J28, C38*

## **1. GİRİŞ**

Yazılım ve donanım teknolojisinin gelişimi ile birlikte veri kümelerinin genişlemesi, değişken sayılarının artması ve zaman kısıtları artık araştırmacıları tehdit eden unsurlar olmaktan çıkmış, yapay zeka teknolojilerinin devreye girmesi ile daha geniş anlamlar içeren yorumların yapılmasına imkan sağlamıştır. Yapay zeka teknolojileri içerisinde önemli bir yere sahip olan Yapay Sinir Ağları (YSA), teknolojinin gelişimi ile birlikte son yıllarda sınıflandırma, modelleme ve tahminleme sürecinde oldukça sık kullanılan bir yöntem haline almıştır. İnsan beyninin çalışma süreci mantığı ile uyarlanmış olan yapay sinir ağlarının, gerek sınıflandırma, gerekse tahminleme sürecinde klasik yöntemlere göre daha yüksek oranlarda doğru sonuçlara ulaştığı gözlenmiştir.

Sosyal bilimler alanında yapılan çalışmalarda özellikle son yıllar da yapay sinir ağları genellikle sınıflandırma yapılması söz konusu olduğu zaman, klasik tekniklere göre oldukça fazla tercih edilen yöntemlerden biridir. Bu nedenden dolayı literatürde konu ile ilgili farklı örneklerle rastlamak da mümkündür. Filiz ve arkadaşları (2017) çalışmalarında BİST-50 endeksini etkilediğini düşündükleri çeşitli değişkenleri kullanarak endeksteki günlük artış ve azalış değerlerini k en yakın komşuluk algoritması, Naive Bayes sınıflandırıcısı, C4.5 sınıflandırma algoritması ve YSA yöntemlerini kullanarak incelemişlerdir. Analizlerinin sonucunda bu veri kümesi için C4.5 sınıflandırma algoritmasının, diğer yöntemlere göre daha iyi sonuçlar verdiğini tespit etmişlerdir. Ayyıldız (2018), 2015-2016 sezonu Amerika Ulusal Basketbol Ligi (NBA) sonuçlarını YSA ile tahmin etmiş, yöntemin uygun olduğunu ve çok yüksek oranda bir doğru sınıflandırma yüzdesi yakaladığını belirtmiştir. Altaş ve Gülpınar (2012) Avrupa Birliği'ne üye ve aday ülkelere ait 9 makroekonomik değişkene ait verileri kullanarak bir ülkenin AB üyesi olmasında ekonomik gelişmişlik düzeyini artırma faktörünün etkili olup olmadığını tespit etmek amacıyla karar ağaçları ve YSA yöntemini kullanmışlardır. Çalışmalarının sonucunda YSA uygulamasının doğru sınıflandırma oranının karar ağaçlarına göre daha fazla olduğunu tespit etmişlerdir. Mohamed (2017) çalışmasında karar ağacı, k en yakın komşuluk, YSA ve destek vektör makinesi yöntemlerini kullanarak Almanya'daki kredi başvurularını değerlendirmek amacıyla oluşturulan verileri dikkate almış, belirtilen yöntemler yardımıyla "iyi" ve "kötü" olarak sınıflandırma yapmıştır. Çalışmasında her tekniğin farklı veri setleri ile farklı alanlarda uygulandığını, her tekniğin kendi avantaj ve dezavantajlarına sahip olduğunu ve bir sınıflandırma yönteminin tüm veri setlerini aynı doğrulukta sınıflandırabildiğinin mümkün olmadığını belirterek, kendi uygulamasında en iyi doğru sınıflandırma oranına destek vektör makinesi yöntemi ile ulaştığını ifade etmiştir. Lin ve

arkadaşları (2014) tıp alanında yaptıkları bir uygulama ile omuzdaki kas yırtıklarına ilişkin ameliyat öncesi tanı sağlamak adına öngörücü modeller oluşturmayı amaçlamışlar ve lojistik regresyon modeli ile YSA modeli kullanmışlardır. İki modelden elde edilen sonuçları karşılaştırmış ve YSA modelinin öngörücü doğruluğunun lojistik regresyon modelinden daha fazla olduğunu tespit etmişlerdir.

Bu çalışmada 106 ülkenin, “güvenli” veya “güvensiz” olmak üzere “Suç Endeksi” değerlerine göre sınıflandırılması amaçlanmıştır. Bu nedenle ülkelerin güvenilir olma durumlarını etkileyebileceği düşünülen ve her bir ülkenin 2018 yılına ait işsizlik oranları, nüfus, kişi başına GSYİH, Dünya Bankası gelişmişlik sıralaması, göç oranları, mülteci oranları ve enflasyon oranı değişkenleri dikkate alınmıştır. Sınıflandırma işlemi lojistik regresyon analizi ve YSA ile gerçekleştirilerek sonuçlar karşılaştırılmıştır. Bununla birlikte çok kriterli karar verme yöntemlerinden biri olan ancak bir sınıflandırma aracı olarak literatürde kullanımı bulunmayan MOORA yöntemi yardımıyla, çalışmaya değişik bir bakış açısı sağlanmıştır. Elde edilen bulgular ile çeşitli düzenlemeler yapılmak suretiyle ülkelerin güvenli ve güvensiz olarak kodlanmaları ile doğru sınıflandırma oranının bulunması amaçlanmıştır. Çalışmanın sonucunda lojistik regresyon analizi, YSA ve MOORA yöntemlerinin uygulanması sonucunda endeks değerlerine göre doğru sınıflandırma açısından hangi yöntemin önerilebileceği sunulmuştur.

## 2. YÖNTEM

Ülkelerin güvenilirliklerinin tahmin edilmeye çalışıldığı bu çalışmada 106 ülke için derlenmiş olan verilere Lojistik regresyon analizi, YSA ve MOORA oran yöntemi uygulanacağı için bu bölümde ilgili analiz yöntemleri açıklanmıştır.

### 2.1. Lojistik Regresyon Analizi

Ekonometride bağımlı değişkenin evet/hayır, başarılı/başarısız... gibi iki seçeneğe nitel özellik taşıdığı modellerden günümüzde en yaygın olarak kullanılanı logit modellerdir (Hill, et al., 2011). Logit model özellikle ekonomi, pazar araştırmaları, politika, finans ve ulaştırma mühendisliği gibi birçok alanda kullanılmaktadır (Greene, 2012). İkili logit modellerde bağımlı değişken genellikle “1” ve “0” olarak kodlanır. Eğer gözlemlenen sonuç başarılı veya olumlu bir anlam ifade ediyor ise “1” olarak kodlanırken, tam tersi durum söz konusu olduğunda “0” olarak kodlanır. Logit modellerde, geleneksel regresyon modellerinden farklı olarak hata teriminin gizlenmiş olmasıdır. Geleneksel regresyon modelinde ( $Y_i = \alpha_0 + \alpha_1 X_i + \varepsilon_i$ ) olduğu gibi bir  $\varepsilon_i$  olmamakla birlikte arka planda rol alan bir  $\varepsilon_i$  vardır. Bundan ötürü tahmin edilen bağımlı değişken, neden olma olasılığı olarak yorumlanabilmektedir (Kennedy, 2008).

$$P_i = F(Z_i) = F(\alpha_0 + \alpha_1 X_i) = \frac{1}{1+e^{-Z_i}} = \frac{1}{1+e^{-(\alpha_0+\alpha_1 X_i)}} \quad (1)$$

$0 \leq E(Y_i|X) \leq 1$  şartını sağlamak için geliştirilmiştir (Güriş & Çağlayan, 2005). Logit model, birikimli olasılık dağılımından türetilmiş logistik dağılım fonksiyonudur. Burada  $P_i$  bağımsız değişkenlere ve parametrelere göre doğrusal değildir ayrıca  $P_i$  bağımsız değişken  $x_i$  veri iken i. bireyin belirli bir seçim yapma olasılığını göstermektedir. Odds oranı  $P_i / (1 - P_i)$  'dır ve bir olayın gerçekleşme olasılığının gerçekleşmeme olasılığına bölünmesiyle elde edilmektedir. Odds oranının logaritması ile hem bağımsız değişken hem de parametreler doğrusallaşmış olacaktır (Baddeley & Barrowclough, 2009).

$$\log\left(\frac{P_i}{1-P_i}\right) = \log[P_i] - \log[1 - P_i] = \alpha_0 + \alpha_1 X_i + \varepsilon_i \quad (2)$$

Burada

$$P_i = \frac{\exp(\alpha_0 + \alpha_1 X_i + \varepsilon_i)}{1 + \exp(\alpha_0 + \alpha_1 X_i + \varepsilon_i)} \quad (3)$$

olarak ifade edilmektedir.

Matematiksel olarak logit model 'sigmoid' şekline sahiptir. Eğitim sabit değildir ve fonksiyon asimptotik olarak 0 ve 1 sınırlarına yaklaştıkça düzleşir.

## 2.2. Yapay Sinir Ağları

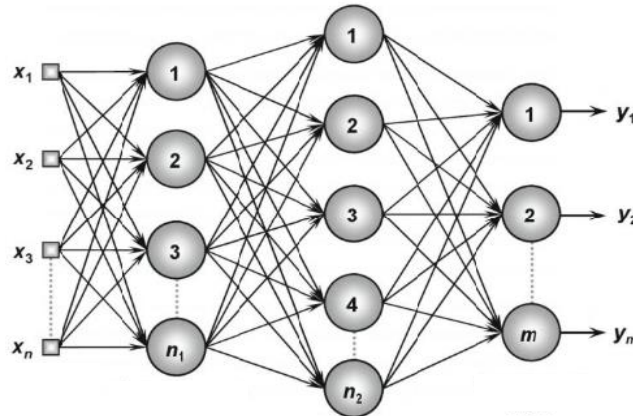
Makine öğrenmesine ilişkin algoritmaların giderek yaygın olarak kullanılmaya başlandığı günümüzde, yapay sinir ağları (YSA), sınıflandırma algoritmaları içerisinde yer almakta ve uygulamada sık tercih edilmektedir. 1943 yılında McCulloch ve Pitts çalışmasında ilk yapay nöron kavramını kullanmış olsalar da, özellikle 90'lı yıllardan sonra oldukça sık kullanılmaya başlamıştır.

Yapay sinir ağları farklı şekillerde tanımlanmıştır. Gamache ve arkadaşları (2018), girdi ve çıktı değişkenleri arasındaki ilişkiyi ölçmede kullanılan bir makine öğrenme tekniği olarak tanımlamışlardır. Çakın ve Özdemir (2019) yapay sinir ağlarının, insan beyninin yapısından ilham alınarak, veriler arasındaki ilişkilerin makineler tarafından öğrenilmesine ve gelecekte onlar tarafından tahminleme yapılmasına imkân verecek bir yöntem olduğunu belirtmişlerdir. Yakubu ve arkadaşları (2019) yapay sinir ağları modellerini geleneksel regresyon modellerine alternatif olarak göstermiş ve insan beyninin işleme mekanizmasını taklit eden doğrusal olmayan bir parametrik yöntem olarak tanımlamışlardır. Kumar ve Giri (2019) sinir ağlarını biyolojik sinir yapılarının sadeleşmiş hali olarak tanımlamışlar ve anlama, bilgi edinme ve bu bilginin kullanımını yüksek derecede birbirine bağlı işlem birimleri (nöronlar) olarak tanımlamışlardır. Bilgin ve Yılmaz (2018) ise insan beyninin özelliği olan öğrenme yolu ile yeni bilgiler üretme ve keşfetme becerilerini, otonom ve kendi başına yerine getirebilen bilgisayar sistemi olarak belirtmişlerdir. Tüm bu tanımlardan yola çıkarak yapay sinir ağlarının, girdi ve çıktı arasındaki ilişkiyi, insan beynini ilham alarak, nöronlar yardımı ile doğrusal olmayan parametrik bir ilişki içerisinde, öğrenme ve test edilmesine imkan sağlayarak çözen sistem olarak tanımlanması uygun olacaktır.

Yapay sinir ağları üç katmandan oluşur: girdi katmanı, gizli katman ve çıktı katmanı. Girdi katmanı istatistiksel analizlerde bağımsız değişkene karşılık gelen düzeyi, çıktı katmanı da bağımlı değişkene karşılık gelen düzeyi göstermektedir. Gizli katman da sadece girdi katmanından gelen sinyallerin çıktı katmanına iletilmesini sağlarlar (Budak & Erpolat, 2012).

YSA birçok farklı şekilde gösterilebilir. Bu çalışmada çok katmanlı algılayıcı model kullanılacaktır. Modelin yapısı Şekil 1'de gösterildiği gibidir.

Şekil 1: Çok Katmanlı Algılayıcı Modelin Yapısı



Kaynak: Ivan Nunes da Silva, Danilo Hernane Spatti, Rogerio Andrade Flauzino, Luisa Helena Bartocci Liboni, Silas Franco dos Reis Alves, (2016), Artificial Neural Networks: A Practical Course, Springer, New York.

Çalışmalarda gizli katman ve gizli katmanda kullanılacak olan nöron sayısını belirlemek için literatürde kabul görmüş uygulama bulunmamakla beraber, elde edilecek modellerde hata kareler ortalaması (MSE), hata kareler ortalaması kökü (RMSE) veya mutlak hata ortalaması (MAE) değerlerini en küçük kılacak olan değerler tercih edilmektedir (Arıkan Kargı, 2015).

YSA modellerini oluşturmak için, eğer yeterli büyüklükte veri varsa veriler eğitim grubu, onaylama grubu ve test grubu olmak üzere üç gruba ayrılır. Eğer yeterli örnek büyüklüğü söz konusu olmaz ise eğitim ve test grubu olmak üzere iki gruba ayrılması da yeterli olacaktır. Eğitim grubu girdiden çıktı alabilmek adına kullanılacak olan ağırlıkların ve aktivasyon fonksiyonunun belirlenmesinde kullanılır ve sistemin öğrenme süreci bu aşamada gerçekleştirilir. Test grubu yardımı ile gerçek çıktının kestirilen çıktı ile uyumu kontrol edilir (Ciaburro & Venkateswaran, 2017).

### 2.3. MOORA Yöntemi

Çok kriterli karar verme yöntemlerinden biri olan MOORA (Multi-Objective Optimization by Ratio Analysis Method) yöntemi Brauers ve Zavadskas (2006) tarafından geliştirilmiş olan ve yıllar içinde kullanımı yaygınlaşan bir yöntemdir. MOORA, oran yöntemi ve referans noktası yaklaşımı olarak iki farklı yöntemle çözülmektedir. Bu çalışmada oran yöntemi kullanıldığı için, sadece bu yöntem açıklanmıştır.

**MOORA-Oran Yöntemi:** Oran yöntemi uygulanırken ilk adımda değişkenlere ait değerlerin gösterildiği karar matrisi oluşturulmalıdır. Karar matrisinin formu aşağıda gösterildiği gibidir (Gadakh, et al., 2013).

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{m1} & x_{m2} & \dots & x_{mn} \end{bmatrix} \quad (4)$$

Karar matrisinin oluşturulmasının ardından, verilerin normalizasyon süreci gerçekleştirilir.

$$x_{ij}^* = \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m x_{ij}^2}} \quad (5)$$

Çalışmada kullanılan değişkenlerin süreci en büyükleme veya en küçükleme durumuna göre tanımlanmasının ardından, normalize edilmiş değişkenlerle aşağıdaki işlem gerçekleştirilir.

$$y_i^* = \sum_{j=1}^g x_{ij}^* - \sum_{j=g+1}^n x_{ij}^* \quad (6)$$

Burada;

$i= 1, 2, \dots, g$  ; en büyükleme değişken

$i= g+1, g+2, \dots, n$  ; en küçükleme değişken

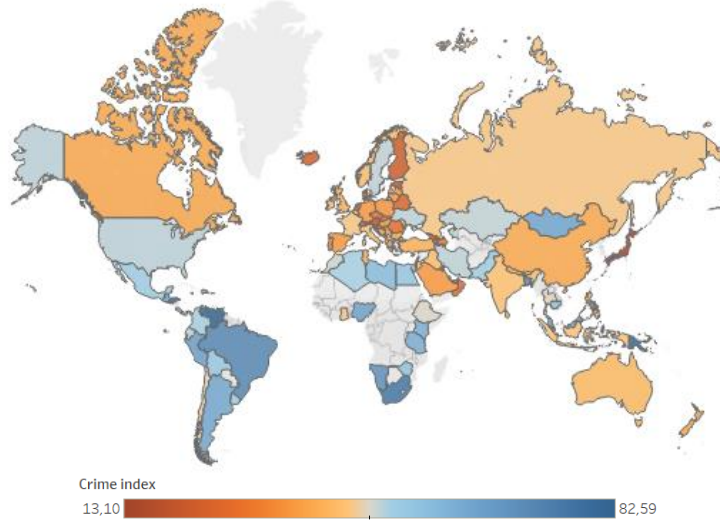
değerlerini göstermektedir. Elde edilen  $y_i^*$  değerleri ise, en büyüğü 1 değerini almak kaydı ile sıralanır (Brauers, 2018).

### 3. UYGULAMA

Uygulamada 106 ülkeye ait olan ve her sene düzenli olarak açıklanan suç endeksi değerleri dikkate alınmıştır. Bu endekse ilişkin sonuçlar, anket yoluyla kamuoyundan bilgi toplayan Numbeo şirketi tarafından derlenmiş ve paylaşılmış olan verilerden elde edilmiştir

(Numbeo, 2019). Burada ifade edilen suç endeksi, belirli bir ülkedeki genel suç düzeyinin bir tahmini olarak yorumlanmakta ve çok düşük, düşük, orta, yüksek ve çok yüksek olarak yorumlanmaktadır. Bu çalışma için diğer değişkenlerin de elde edilebilmesi açısından 2018 yılsonu değerleri dikkate alınmıştır. Ülkeler açısından suç endeksi değerlerinin değişimi Şekil 2’de gösterilmiştir.

**Şekil 2.** Suç Endeks Değerlerinin Ülkeler Açısından Görünümü



Şekil 2’de suç endeks değeri düşük olan ülkeler turuncu ve tonları ile, yüksek olan ülkeler ise mavi ve tonları ile gösterilmiştir. Bu durumda turuncu ve tonları renge sahip olan ülkeler, mavi renk ve tonu ile gösterilen ülkelere göre daha güvenlidir denilebilmektedir. Şekilde herhangi bir renge sahip olmayan ülkelerin veri eksikliğinden dolayı çalışmaya alınmadığı belirtilmelidir. Bu şekilden yola çıkarak suç endeks değeri en düşük olan, diğer bir ifade ile en güvenilir olan ülkenin Japonya, en yüksek olan ülkenin Venezuela olduğu söylenebilir.

Bu çalışmada ülkeler suç endeks değerlerine göre sınıflandırılacaklardır. İlk olarak lojistik regresyon yöntemine göre sınıflandırılması planlanan suç endeks değeri, iki kategori olacak şekilde tekrar düzenlenmiştir. Burada kategoriler oluşturulurken ülkeler için verilmiş olan suç endeks değerlerinin ortalaması alınmış ve ortalamanın altında olduğu belirlenmiş olan ülkeler 0 yani güvenli, ortalamanın üzerinde olan ülkeler 1 yani güvensiz olarak kodlanmış ve gruplanmıştır. Buradan yola çıkarak çalışmanın devamında kullanılacak tüm analiz yöntemlerinde suç endeksine ilişkin gruplar bağımlı/çıktı değişken olarak ifade edilecektir.

Mevcut 106 ülkenin oluşturulmuş olan suç endeksi gruplarına göre dağılımlarını incelemek için 2018 yılına ait, ülkelerin suç endeks değerlerini etkileyebileceği düşünülen ve her bir ülkeye ait işsizlik oranları, nüfus, kişi başına GSYİH, Dünya Bankası gelişmişlik sıralaması, göç oranları, mülteci oranları ve enflasyon oranları dikkate alınmıştır.

### **3.1. Lojistik Regresyon Analizi Sonuçları**

Belirtilmiş olan değişkenler kullanılarak lojistik regresyon analizi uygulanmıştır. Model için anlamlı olan değişkenler belirlendikten sonra modelin anlamlılığı sınanmıştır. Tablo 1’de verilen omnibus test sonuçları modelin genel olarak anlamlı olduğunu göstermektedir.

**Tablo 1.** Model Katsayıları için Omnibus Test Sonuçları

|        |       | Ki-kare | sd | Sig. |
|--------|-------|---------|----|------|
| Adım 1 | Adım  | 38,733  | 3  | ,000 |
|        | Blok  | 38,733  | 3  | ,000 |
|        | Model | 38,733  | 3  | ,000 |

Lojistik regresyon analizi sürecinde dikkate alınması gereken bir nokta olan uyum iyiliğinin ölçümü Hosmer ve Lemeshow testi ile yapılmış ve Tablo 2'deki sonuçlar elde edilmiştir. Elde edilen sonuçlara göre teorik verilerin modeli iyi temsil ettiği anlaşılmıştır.

**Tablo 2.** Hosmer ve Lemeshow Testi

| Adım | Ki-Kare | sd | Sig. |
|------|---------|----|------|
| 1    | 9,657   | 8  | ,290 |

Tablo 3 incelendiğinde Cox&Snell R kare değerine göre bağımsız değişkenlerin bağımlı değişkeni açıklama gücü %30,6 iken, Nagelkerke R kare değerine göre bu değer %40,8 olarak bulunmuştur.

**Tablo 3.** Model Özeti

| Adım | -2 Log Olabilirlik | Cox & Snell R Kare | Nagelkerke R Kare |
|------|--------------------|--------------------|-------------------|
| 1    | 108,063            | ,306               | ,408              |

Lojistik regresyon analizinin sınıflandırma değerleri Tablo 4'de gösterilmiştir. Buna göre lojistik regresyon analizi sonucunda güvenli (0 kodlu) olarak tanımlanmış olan ülkeler %71 oranında doğru olarak sınıflandırılırken, güvensiz (1 kodlu) olarak tanımlanmış ülkeler %78 oranında doğru olarak sınıflandırılmıştır. Genel doğruluk oranının da %75 olduğu görülmüştür.

**Tablo 4.** Lojistik Regresyon Analizi Sınıflandırma Sonuçları

|        |   | Tahmin |    | Toplam | Başarı |
|--------|---|--------|----|--------|--------|
|        |   | 0      | 1  |        |        |
| Gerçek | 0 | 39     | 16 | 55     | 0,71   |
|        | 1 | 11     | 40 | 51     | 0,78   |
| Toplam |   | 50     | 56 | 106    | 0,75   |

### 3.2. Yapay Sinir Ağları Analizi Sonuçları

Yapay sinir ağları uygulaması için, çok katmanlı yapay sinir ağı modeli kullanılmıştır. İşsizlik oranları, nüfus, kişi başına GSYİH, Dünya Bankası gelişmişlik sıralaması, göç oranları, mülteci oranları ve enflasyon oranlarına ait değişkenler girdi olarak modelde yer alırken, tarafımızdan oluşturulmuş olan suç endeks grupları çıktı olarak belirlenmiştir.

Yapay sinir ağı modeli için gizli katman sayısının belirlenmesinde herhangi bir kısıt olmamakla birlikte, bu çalışmada farklı sayıda gizli katman ve nöron sayıları denenmiş, en küçük hata kareler ortalaması (MSE) değerine 1 gizli katman ve 5 nöronun kullanıldığı modelde ulaşılmıştır.

Yapay sinir ağı modellemesinin tamamlanabilmesi için eğitim ve test gruplarının büyüklüklerine karar verilmesi gerekmektedir. Literatürde farklı oranlar kullanılmış olmakla

beraber, örnek büyüklüğü dikkate alındığında, verilerin %80'i eğitim verisi, %20'si de test verisi olarak belirlenmiştir. Yapay sinir ağı model çözümlemesi R programı yardımı ile yapılmıştır. Eğitim ve test verilerine göre sınıflandırma sayıları ve başarı yüzdeleri Tablo 5'te gösterilmiştir.

**Tablo 5.** Eğitim ve Test Verileri için YSA Sonuçları

|               |        | Tahmin |    | Toplam | Başarı |      |
|---------------|--------|--------|----|--------|--------|------|
|               |        | 0      | 1  |        |        |      |
| Eğitim Verisi | Gerçek | 0      | 42 | 2      | 44     | 0,96 |
|               |        | 1      | 1  | 40     | 41     | 0,98 |
|               | Toplam | 43     | 42 | 85     | 0,97   |      |
| Test Verisi   | Gerçek | 0      | 9  | 2      | 11     | 0,82 |
|               |        | 1      | 2  | 8      | 10     | 0,8  |
|               | Toplam | 11     | 10 | 21     | 0,81   |      |

Tablo 5'te görüldüğü üzere, yapay sinir ağları yardımıyla kurulan modelde, eğitim verileri ile oluşturulan modelde %97 oranında doğruluk elde edilirken, test verileri yardımı ile bu oran %81 olarak bulunmuştur.

### 3.3. MOORA – Oran Yöntemi Sonuçları

MOORA oran yönteminin kullanılabilmesi için ilk olarak değişkenlerin kriterler olarak tanımlandığı, ülkelerin de alternatifler olarak tanımlandığı karar matrisi oluşturulmuştur. Yöntemin bir adımı olarak, birimleri standart hale getirmek adına normalizasyon işlemi yapılmıştır. Sonraki adımda kriterlerin, faydalarının en küçük ve en büyük olmasına göre tanımlamaları yapılmıştır. Bu bağlamda işsizlik oranları, nüfus, göç oranları, mülteci oranları ve enflasyon oranlarının en küçüklenmesi, kişi başı GSYİH ve Dünya Bankası gelişmişlik sıralaması değişkenlerinin de en büyüklenmesi gereken değişkenler olduğu belirlenmiştir. Tüm bu tanımlamalar yardımıyla elde edilen normalleştirilmiş değerler, hesaplanan  $y^*$  değerleri ve bu değerlere bağlı olarak bulunan sıralama değerleri Ek1'de gösterilmiştir.

Bu çalışmadaki amaçlardan biri verilerin doğru sınıflandırılma olasılıklarını farklı yöntemlerle karşılaştırmaktır. Ancak literatürde sınıflandırma yöntemleri arasında yer almayan MOORA yönteminden elde edilen sonuçlar, karşılaştırmada kullanılabilmesi açısından uyarlanmıştır. Burada elde edilmiş olan  $y^*$  sonuçlarının ortalaması dikkate alınmış, ortalamanın altında olduğu belirlenmiş olan ülkeler 0 yani güvenli, ortalamanın üzerinde olan ülkeler 1 yani güvensiz olarak kodlanmış ve gruplanmıştır. Bilindiği üzere MOORA yönteminde en yüksek  $y^*$  değerine sahip alternatif ilk sırada yer almaktaydı. Dolayısıyla bu çalışmada ortalamadan yüksek  $y^*$  değerleri, ülkelerin daha güvenli olacağını ifade edeceğinden dolayı, ters kodlanarak; ortalamanın üzerinde  $y^*$  değeri olan ülkeler 0 yani güvenli, ortalamanın altında  $y^*$  değeri olan ülkeler 1 yani güvensiz olarak kodlanmıştır. Yapılan bu kodlama ile ülkelerin MOORA kategorileri ile gerçek suç endeksi grup değerleri karşılaştırılmış ve Tablo 6'daki sonuçlar elde edilmiştir.

**Tablo 6.** MOORA Oran Yöntemi Sonuçları

|        |    | Tahmin |     | Toplam | Başarı |
|--------|----|--------|-----|--------|--------|
|        |    | 0      | 1   |        |        |
| Gerçek | 0  | 41     | 14  | 55     | 0,75   |
|        | 1  | 25     | 26  | 51     | 0,51   |
| Toplam | 66 | 40     | 106 | 0,63   |        |

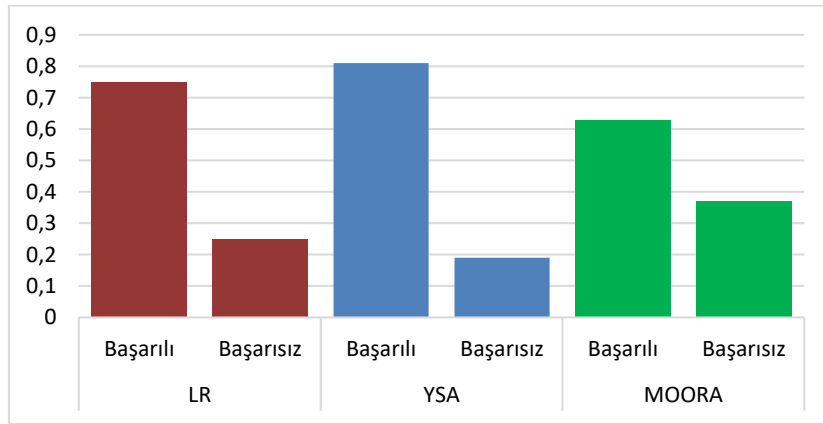


Tablo 6'daki sonuçlara göre gerçekte güvenli kodlanan ve MOORA gruplandırmasında da güvenli olduğu kestirilen ülkeler için başarı %75 oranında bulunurken, suç endeksi gruplandırmasında güvensiz olarak kodlanan ülkelerin %51'i MOORA gruplandırmasında da güvensiz olarak kodlanmıştır. Genel anlamda doğru sınıflandırma oranının %63 olduğu söylenebilir.

#### 4. SONUÇ

Ülkelerin yaşanabilmesi açısından güvenilirliğini gösteren bir ölçüt olarak kabul edilebilen suç endeksi değerleri, ülkelerin güvenilir bir yer olmasını etkileyebileceği düşünülen değişkenler yardımı ile incelenmiştir. Elde edilen sonuçlar, incelenen 106 ülke için güvenilir değil ve güvenilir ülkeler olmak üzere iki kategoriye ayrılmıştır. Çalışmada ülkeler lojistik regresyon, yapay sinir ağları ve MOORA yöntemleri kullanılarak sınıflandırılmıştır. Sınıflandırmadaki başarılar şekil 3'de gösterilmiştir.

**Şekil 3.** Analiz Yöntemlerinin Doğru Sınıflandırma Oranlarının Karşılaştırılması



Doğru sınıflandırma oranları dikkate alındığında yapay sinir ağları yönteminin lojistik regresyon analizinden daha başarılı olduğu belirlenmiştir. Bununla beraber bu çalışmada, literatürde sınıflandırma yöntemlerinden biri olarak gösterilmeyen ancak günümüzde oldukça yaygın olarak kullanılan çok kriterli karar verme yöntemlerinden biri olan MOORA yöntemi sonucunda elde edilen değerler iki kategori olacak şekilde dönüştürülmüş ve ülkelerin, güvenilirlikleri açısından bu kategoriler altında toplanması sağlanmıştır. Bu durumda elde edilen gruplamadaki başarı yüzdesi ise uygulanan diğer iki yöntemle karşılaştırıldığında en düşük düzeyde çıkmıştır.

Zaman içerisinde ülkelere ait kullanılan girdi değişkenlerine ilişkin değerlerde değişiklikler olacaktır. Dolayısıyla gelecekte ülkelerin suç veya güvenilirlik durumları hakkında yapılacak olan tespitlerde yapay sinir ağları yönteminin uygulanmasının, diğer yöntemlere göre daha uygun olacağı kanaatine varılmıştır.

## KAYNAKÇA

- ALTAŞ, D. & GÜLPINAR, V., (2012). Karar Ağaçları ve Yapay Sinir Ağlarının Sınıflandırma Performanslarının Karşılaştırılması: Avrupa Birliği Örneği. *Trakya Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 14(1), 1-22.
- ARIKAN KARGI, V. S., (2015). *Yapay Sinir Ağ Modelleri ve Bir Tekstil Firmasında Uygulama*. Bursa: Ekin Basın Yayın Dağıtım. ISBN: 9786055187620
- AYYILDIZ, E., (2018). Amerika Basketbol Ligi (NBA) Maç Sonuçlarının Yapay Sinir Ağları ile Tahmini. *Gaziantep Üniversitesi Spor Bilimleri Dergisi*, 3(1), 40-53.
- BADDELEY, M. & Barrowclough, D., (2009). *Running Regssions A Practical Guide to Quantitative Research in Economics, Finance and Development Studies*. Edinburg, UK: Cambridge University Press. ISBN: 978-0521603089
- BİLGİN, M. & YILMAZ, A., (2018). *Makine Öğrenmesi: Makine Öğrenmesi Teorisi ve Algoritmaları*. 2. dü. İstanbul: Papatya Bilim. ISBN: 978-605-9594-25-7
- BRAUERS, W. K. M., (2018). Location Theory and Multi-Criteria Decision Making: An Application of the MOORA Method.. *Contemporary Economics*, 12(3), 241-252.
- BRAUERS, W. & ZAVADSKAS, E., (2006). The MOORA Method and Its Application Privatization in a Transition Economy. *Control and Cybernetics*, 35(2), 445-469.
- BUDAK, H. & ERPOLAT, S., (2012). Kredi Riski Tahmininde Yapay Sinir Ağları ve Lojistik Regresyon Analizi Karşılaştırması. *Online Academic Journal of Information Technology*, 3(9), 23-30.
- CHEN, C. L., HSIN, H. C., CHEN, Y. H. & NANG, S. Y., (2014). Predictive Models for Pre-operative Diagnosis of Rotator Cuff Tear: A Comparison Study of Two Methods between Logistic Regression and Artificial Neural Network. *Applied Mechanics and Materials*, Cilt 595, 263-268.
- CIABURRO, G. & VENKATESWARAN, B., (2017). *Neural Networks with R: Smart models Using CNN, RNN, Deep Learning, and Artificial Intelligence Principles*. Birmingham: Packt Publishing. ISBN: 978-1-78839-787-2
- ÇAKIN, E. & ÖZDEMİR, A., (2019). Veri Zarflama Analizi Temelli Yapay Sinir Ağları ve Lojistik Regresyon Analizi ile Teknoloji Geliştirme Bölgelerinin Etkinliklerinin Tahminlenmesi. *Hacettepe Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 37(2), 271-293.
- FİLİZ, E., KARABOĞA, H. A. & AKOGUL, S., (2017). BIST-50 Endeksi Değişim Değerlerinin Sınıflandırılmasında Makine Öğrenmesi Yöntemleri ve Yapay Sinir Ağları Kullanımı. *Ç.Ü. Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 26(1), 231-241.
- GADAKH, V., SHINDE, V. & KHEMNAR, N., (2013). Optimization of Welding Process Parameters Using MOORA Method. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 69(9-12), 2031-2039.
- GAMACHE, K., GIARDINO, J. R., ZHAO, P. & OWENS, R. H., (2018). Bivouacs of the Anthropocene: Urbanization, Landforms, and Hazards in Mountainous Regions. %1 içinde *Urban Geomorphology: Landforms and Processes in Cities*. London: Elsevier, 205-230.
- GREENE, W. H., (2012). *Econometric Analysis*. USA: Pearson Education Inc. ISBN: 0-13-066189-9

- GÜRİŞ, S. & ÇAĞLAYAN, E., (2005). *Ekonometri Temel Kavramlar*. İstanbul: Der Yayınları. ISBN: 9789753535298
- HILL, R. C., GRIFFITHS, W. E. & LIM, G. C., (2011). *Principles of Econometrics*. USA: Wiley. ISBN: 978-0-470-62673-3
- Kennedy, P., 2008. *A Guide to Econometrics*. (2008): Blackwell Publishing. ISBN: 978-1405182577
- KUMAR, H. & GIRI, S., (2019). A Flow Shop Scheduling Algorithm Based On Artificial Neural Network. *Bulletin of Pure and Applied Sciences*, 38(E)(1), 62-71.
- MCCULLOCH, W. S. & PITTS, W., (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics*, Cilt 5, 115-133.
- MOHAMED, A. E., (2017). Comparative Study of Four Supervised Machine Learning Techniques for Classification. *International Journal of Applied Science and Technology* , 7(2), 5-18.
- NUMBEO, (2019). *Numbeo Crime Index by Country 2019*. [Çevrimiçi] : Crime Index by Country 2019, [https://www.numbeo.com/crime/rankings\\_by\\_country.jsp?title=2019](https://www.numbeo.com/crime/rankings_by_country.jsp?title=2019) [Erişildi: 21.9.2019].
- YAKUBU, A., DAHLOUM, L., SHOYOMB, A. & YAHAYA, U., (2019). Modelling hatchability and mortality in muscovy ducks using automatic linear modelling and artificial neural network. *Journal of the Indonesian Tropical Animal Agriculture*, 44(1), 65-76.

**Ek 1. MOORA-Oran Yöntemi Sonuçları**

| Ülke          | min      | min   | max   | max    | min    | min    | min    |        |      | Ülke            | min      | min   | max   | max    | min    | min    | min    |        |      |
|---------------|----------|-------|-------|--------|--------|--------|--------|--------|------|-----------------|----------|-------|-------|--------|--------|--------|--------|--------|------|
|               | İşsizlik | Nüfus | GSYİH | Dbsıra | Göç    | Mültec | Enflas |        |      |                 | İşsizlik | Nüfus | GSYİH | Dbsıra | Göç    | Mültec | Enflas |        |      |
|               | C1       | C2    | C3    | C4     | C5     | C6     | C7     | y*     | Sıra |                 | C1       | C2    | C3    | C4     | C5     | C6     | C7     | y*     | Sıra |
| Albania       | 0,160    | 0,001 | 0,017 | 0,088  | -0,008 | 0,000  | 0,014  | -0,061 | 74   | Kenya           | 0,107    | 0,025 | 0,005 | 0,059  | -0,006 | 0,076  | 0,031  | -0,169 | 90   |
| Algeria       | 0,140    | 0,020 | 0,014 | 0,088  | -0,006 | 0,017  | 0,029  | -0,098 | 80   | Kuwait          | 0,024    | 0,002 | 0,109 | 0,118  | 0,024  | 0,000  | 0,015  | 0,163  | 14   |
| Argentina     | 0,109    | 0,022 | 0,037 | 0,118  | 0,003  | 0,001  | 0,318  | -0,297 | 97   | Latvia          | 0,090    | 0,001 | 0,058 | 0,118  | -0,009 | 0,000  | 0,017  | 0,076  | 34   |
| Armenia       | 0,204    | 0,001 | 0,013 | 0,059  | -0,003 | 0,003  | 0,017  | -0,150 | 87   | Lebanon         | 0,071    | 0,003 | 0,026 | 0,088  | -0,018 | 0,256  | 0,041  | -0,238 | 93   |
| Australia     | 0,062    | 0,012 | 0,183 | 0,118  | 0,096  | 0,010  | 0,013  | 0,108  | 25   | Libya           | 0,199    | 0,003 | 0,023 | 0,088  | -0,001 | 0,002  | 0,154  | -0,245 | 94   |
| Austria       | 0,055    | 0,004 | 0,164 | 0,118  | 0,039  | 0,023  | 0,013  | 0,147  | 16   | Lithuania       | 0,069    | 0,001 | 0,061 | 0,118  | -0,020 | 0,000  | 0,018  | 0,110  | 24   |
| Azerbaijan    | 0,060    | 0,005 | 0,015 | 0,088  | 0,001  | 0,000  | 0,013  | 0,025  | 44   | Luxembourg      | 0,063    | 0,000 | 0,364 | 0,118  | 0,006  | 0,000  | 0,010  | 0,403  | 1    |
| Bahrain       | 0,011    | 0,001 | 0,077 | 0,118  | 0,029  | 0,000  | 0,014  | 0,140  | 17   | Malaysia        | 0,039    | 0,015 | 0,036 | 0,088  | 0,030  | 0,022  | 0,006  | 0,012  | 53   |
| Bangladesh    | 0,050    | 0,078 | 0,005 | 0,059  | -0,223 | 0,163  | 0,037  | -0,040 | 69   | Malta           | 0,053    | 0,000 | 0,096 | 0,118  | 0,001  | 0,002  | 0,008  | 0,151  | 15   |
| Belarus       | 0,066    | 0,005 | 0,020 | 0,088  | 0,005  | 0,000  | 0,033  | 0,000  | 57   | Mauritius       | 0,079    | 0,001 | 0,036 | 0,088  | 0,000  | 0,000  | 0,022  | 0,023  | 45   |
| Belgium       | 0,073    | 0,006 | 0,148 | 0,118  | 0,029  | 0,008  | 0,014  | 0,138  | 18   | Mexico          | 0,038    | 0,061 | 0,031 | 0,088  | -0,036 | 0,003  | 0,033  | 0,021  | 46   |
| Bolivia       | 0,037    | 0,005 | 0,011 | 0,059  | -0,006 | 0,000  | 0,015  | 0,018  | 47   | Moldova         | 0,039    | 0,002 | 0,010 | 0,059  | -0,001 | 0,000  | 0,020  | 0,009  | 56   |
| Bosnia And He | 0,240    | 0,002 | 0,019 | 0,088  | -0,013 | 0,001  | 0,008  | -0,130 | 83   | Mongolia        | 0,073    | 0,002 | 0,013 | 0,088  | -0,001 | 0,000  | 0,045  | -0,018 | 64   |
| Brazil        | 0,144    | 0,101 | 0,028 | 0,088  | 0,013  | 0,002  | 0,025  | -0,168 | 89   | Montenegro      | 0,178    | 0,000 | 0,028 | 0,088  | 0,000  | 0,000  | 0,017  | -0,079 | 78   |
| Bulgaria      | 0,061    | 0,003 | 0,030 | 0,088  | -0,003 | 0,004  | 0,019  | 0,035  | 41   | Morocco         | 0,104    | 0,017 | 0,010 | 0,059  | -0,031 | 0,001  | 0,013  | -0,035 | 68   |
| Cambodia      | 0,012    | 0,008 | 0,005 | 0,029  | -0,018 | 0,000  | 0,019  | 0,013  | 51   | Namibia         | 0,266    | 0,001 | 0,019 | 0,088  | -0,003 | 0,000  | 0,029  | -0,186 | 91   |
| Canada        | 0,068    | 0,018 | 0,147 | 0,118  | 0,146  | 0,020  | 0,015  | -0,003 | 59   | Nepal           | 0,015    | 0,014 | 0,003 | 0,029  | 0,025  | 0,004  | 0,027  | -0,052 | 72   |
| Chile         | 0,083    | 0,009 | 0,051 | 0,118  | 0,068  | 0,000  | 0,016  | -0,008 | 62   | Netherlands     | 0,045    | 0,008 | 0,169 | 0,118  | 0,010  | 0,018  | 0,011  | 0,195  | 9    |
| China         | 0,051    | 0,675 | 0,031 | 0,088  | -0,211 | 0,058  | 0,014  | -0,467 | 103  | New Zealand     | 0,052    | 0,002 | 0,134 | 0,118  | 0,009  | 0,000  | 0,011  | 0,177  | 11   |
| Colombia      | 0,105    | 0,024 | 0,021 | 0,088  | 0,124  | 0,000  | 0,022  | -0,165 | 88   | Nigeria         | 0,069    | 0,095 | 0,006 | 0,059  | -0,036 | 0,006  | 0,081  | -0,150 | 86   |
| Costa Rica    | 0,094    | 0,002 | 0,038 | 0,088  | 0,003  | 0,001  | 0,015  | 0,013  | 52   | Norway          | 0,045    | 0,003 | 0,261 | 0,118  | 0,017  | 0,010  | 0,018  | 0,285  | 4    |
| Croatia       | 0,102    | 0,002 | 0,047 | 0,118  | -0,005 | 0,000  | 0,010  | 0,056  | 36   | Oman            | 0,036    | 0,002 | 0,052 | 0,118  | 0,053  | 0,000  | 0,006  | 0,073  | 35   |
| Cyprus        | 0,093    | 0,001 | 0,090 | 0,118  | 0,003  | 0,002  | 0,005  | 0,103  | 28   | Pakistan        | 0,035    | 0,103 | 0,005 | 0,059  | -0,141 | 0,252  | 0,034  | -0,219 | 92   |
| Czech Republi | 0,028    | 0,005 | 0,074 | 0,118  | 0,013  | 0,000  | 0,014  | 0,131  | 19   | Panama          | 0,045    | 0,002 | 0,050 | 0,088  | 0,007  | 0,000  | 0,005  | 0,079  | 33   |
| Denmark       | 0,057    | 0,003 | 0,193 | 0,118  | 0,009  | 0,007  | 0,005  | 0,230  | 7    | Papua New Guir  | 0,027    | 0,004 | 0,009 | 0,059  | 0,000  | 0,002  | 0,036  | -0,001 | 58   |
| Dominican Re  | 0,067    | 0,005 | 0,024 | 0,088  | -0,018 | 0,000  | 0,024  | 0,035  | 40   | Peru            | 0,033    | 0,015 | 0,022 | 0,088  | 0,060  | 0,000  | 0,009  | -0,007 | 61   |
| Ecuador       | 0,045    | 0,008 | 0,020 | 0,088  | 0,022  | 0,018  | -0,001 | 0,017  | 48   | Philippines     | 0,029    | 0,052 | 0,010 | 0,059  | -0,041 | 0,000  | 0,035  | -0,006 | 60   |
| Egypt         | 0,132    | 0,048 | 0,008 | 0,059  | -0,023 | 0,044  | 0,197  | -0,331 | 98   | Poland          | 0,042    | 0,018 | 0,049 | 0,118  | -0,018 | 0,002  | 0,012  | 0,110  | 23   |
| El Salvador   | 0,051    | 0,003 | 0,013 | 0,059  | -0,025 | 0,000  | 0,007  | 0,036  | 39   | Portugal        | 0,079    | 0,005 | 0,074 | 0,118  | -0,004 | 0,000  | 0,007  | 0,104  | 26   |
| Estonia       | 0,063    | 0,001 | 0,073 | 0,118  | 0,002  | 0,000  | 0,023  | 0,102  | 29   | Qatar           | 0,002    | 0,001 | 0,220 | 0,118  | 0,024  | 0,000  | 0,002  | 0,309  | 2    |
| Ethiopia      | 0,021    | 0,053 | 0,002 | 0,029  | 0,018  | 0,162  | 0,066  | -0,288 | 96   | Romania         | 0,049    | 0,009 | 0,039 | 0,088  | -0,045 | 0,001  | 0,031  | 0,082  | 32   |
| Finland       | 0,089    | 0,003 | 0,158 | 0,118  | 0,008  | 0,004  | 0,007  | 0,165  | 13   | Russia          | 0,055    | 0,070 | 0,036 | 0,118  | 0,110  | 0,014  | 0,019  | -0,114 | 82   |
| France        | 0,106    | 0,032 | 0,132 | 0,118  | 0,022  | 0,066  | 0,012  | 0,011  | 54   | Saudi Arabia    | 0,068    | 0,016 | 0,074 | 0,118  | 0,082  | 0,000  | 0,016  | 0,009  | 55   |
| Georgia       | 0,162    | 0,002 | 0,014 | 0,059  | -0,006 | 0,000  | 0,017  | -0,103 | 81   | Serbia          | 0,155    | 0,003 | 0,023 | 0,088  | 0,002  | 0,006  | 0,013  | -0,068 | 76   |
| Germany       | 0,039    | 0,040 | 0,154 | 0,118  | 0,329  | 0,191  | 0,012  | -0,340 | 99   | Slovakia        | 0,078    | 0,003 | 0,062 | 0,118  | 0,001  | 0,000  | 0,017  | 0,082  | 31   |
| Ghana         | 0,077    | 0,014 | 0,007 | 0,059  | -0,006 | 0,002  | 0,066  | -0,087 | 79   | Slovenia        | 0,063    | 0,001 | 0,084 | 0,118  | 0,001  | 0,000  | 0,012  | 0,124  | 22   |
| Greece        | 0,221    | 0,005 | 0,065 | 0,118  | -0,010 | 0,011  | 0,004  | -0,049 | 70   | South Africa    | 0,310    | 0,028 | 0,020 | 0,088  | 0,088  | 0,016  | 0,030  | -0,363 | 100  |
| Guatemala     | 0,031    | 0,008 | 0,014 | 0,059  | -0,006 | 0,000  | 0,025  | 0,014  | 50   | Spain           | 0,178    | 0,023 | 0,097 | 0,118  | 0,024  | 0,004  | 0,011  | -0,025 | 67   |
| Honduras      | 0,047    | 0,005 | 0,008 | 0,059  | -0,004 | 0,000  | 0,029  | -0,010 | 63   | Sri Lanka       | 0,051    | 0,010 | 0,013 | 0,059  | -0,059 | 0,000  | 0,014  | 0,056  | 37   |
| Hong Kong     | 0,032    | 0,004 | 0,155 | 0,118  | 0,018  | 0,000  | 0,016  | 0,204  | 8    | Sweden          | 0,074    | 0,005 | 0,172 | 0,118  | 0,024  | 0,045  | 0,013  | 0,129  | 20   |
| Hungary       | 0,042    | 0,005 | 0,051 | 0,118  | 0,004  | 0,001  | 0,019  | 0,098  | 30   | Switzerland     | 0,056    | 0,004 | 0,264 | 0,118  | 0,031  | 0,019  | 0,006  | 0,265  | 6    |
| Iceland       | 0,034    | 0,000 | 0,233 | 0,118  | 0,000  | 0,000  | 0,018  | 0,299  | 3    | Tanzania        | 0,022    | 0,027 | 0,003 | 0,029  | -0,024 | 0,050  | 0,023  | -0,066 | 75   |
| India         | 0,029    | 0,655 | 0,006 | 0,059  | -0,322 | 0,035  | 0,033  | -0,365 | 101  | Thailand        | 0,008    | 0,034 | 0,023 | 0,088  | 0,012  | 0,018  | 0,007  | 0,033  | 42   |
| Indonesia     | 0,049    | 0,130 | 0,012 | 0,059  | -0,060 | 0,002  | 0,021  | -0,071 | 77   | Trinidad And To | 0,033    | 0,001 | 0,054 | 0,118  | 0,000  | 0,000  | 0,013  | 0,126  | 21   |
| Iran          | 0,138    | 0,040 | 0,018 | 0,088  | -0,033 | 0,176  | 0,067  | -0,281 | 95   | Tunisia         | 0,178    | 0,006 | 0,011 | 0,088  | -0,002 | 0,000  | 0,049  | -0,131 | 84   |
| Iraq          | 0,091    | 0,019 | 0,019 | 0,088  | 0,005  | 0,051  | 0,002  | -0,061 | 73   | Turkey          | 0,125    | 0,040 | 0,030 | 0,088  | 0,172  | 0,661  | 0,109  | -0,989 | 106  |
| Ireland       | 0,065    | 0,002 | 0,251 | 0,118  | 0,014  | 0,001  | 0,003  | 0,283  | 5    | Ukraine         | 0,108    | 0,022 | 0,010 | 0,059  | 0,006  | 0,000  | 0,073  | -0,140 | 85   |
| Israel        | 0,045    | 0,004 | 0,133 | 0,118  | 0,006  | 0,003  | 0,005  | 0,186  | 10   | United Arab Emi | 0,030    | 0,005 | 0,137 | 0,118  | 0,024  | 0,000  | 0,021  | 0,176  | 12   |
| Italy         | 0,117    | 0,029 | 0,109 | 0,118  | 0,090  | 0,034  | 0,008  | -0,051 | 71   | United Kingdom  | 0,045    | 0,032 | 0,135 | 0,118  | 0,158  | 0,023  | 0,015  | -0,020 | 65   |
| Jamaica       | 0,109    | 0,001 | 0,017 | 0,088  | -0,007 | 0,000  | 0,025  | -0,023 | 66   | United States   | 0,045    | 0,158 | 0,200 | 0,118  | 0,577  | 0,056  | 0,016  | -0,536 | 104  |
| Japan         | 0,028    | 0,061 | 0,125 | 0,118  | 0,043  | 0,000  | 0,007  | 0,104  | 27   | Uruguay         | 0,092    | 0,002 | 0,055 | 0,118  | -0,002 | 0,000  | 0,051  | 0,031  | 43   |
| Jordan        | 0,173    | 0,005 | 0,014 | 0,088  | 0,006  | 0,530  | 0,030  | -0,642 | 105  | Venezuela       | 0,096    | 0,014 | 0,028 | 0,118  | -0,395 | 0,012  | 0,870  | -0,451 | 102  |
| Kazakhstan    | 0,056    | 0,009 | 0,030 | 0,088  | -0,011 | 0,000  | 0,050  | 0,014  | 49   | Zimbabwe        | 0,057    | 0,007 | 0,007 | 0,029  | -0,071 | 0,001  | 0,006  | 0,036  | 38   |