



## **BULANIK C-ORTALAMA KÜMELEME ALGORİTMASI İLE ÜLKE RİSK DEĞERLENDİRMESİ**

### **COUNTRY RISK ASSESSMENT WITH FUZZY C-MEANS CLUSTERING ALGORITHM**

**Hasan TÜRE\***

**Furkan BAŞER\*\***

#### **Özet**

Ülkelerin karşılaştığı ekonomik, finansal zorlukların ve ilgili risk faktörlerinin, iş ve yatırım çevreleri yanında ekonomi politikasına da önemli etkileri vardır. Bu nedenle ülke risk analizi son yıllarda, ekonomi ve finans alanında önemli bir araştırma konusu olarak gelişmektedir. Bu çalışmada, bulanık c-ortalama kümeleme algoritması kullanılarak ülke riskinin, ekonomi ve genel hükümet göstergelerine, ödemeler dengesi ve politik risk faktörlerine göre değerlendirilmesi için bir metodoloji önerilmiştir. 2012 yılında 89 ülke için gerçekleştirilen uygulamaya göre önerilen yöntemin dikkate değer sonuçlar verdiği gözlenmiştir. Ayrıca elde edilen sonuçlar, OECD'nin aynı yıl yapmış olduğu sınıflama sonuçları ile karşılaştırılmıştır.

**Anahtar Kelimeler:** Ülke riski, Politik risk, Bulanık c-ortalama

**Jel Sınıflaması:** C38, G24

#### **Abstract**

The economic and financial challenges that countries face and related risk factors have great impacts on economic policymaking, as well as on the business and investment environments. Therefore, country risk analysis has evolved as an important research topic within the fields of economics and finance in recent years. In this paper, a methodology is proposed by using fuzzy c-means clustering algorithm in order to assess country risk based on their economic and general government indicators, payments and political structures. According to the numerical application carried out for 89 countries in the year 2012, it is determined that proposed method gives remarkable results. Moreover, the quality of the projection is validated through the classification results obtained from OECD's rating data in the same year.

**Keywords:** Country risk, Political risk, Fuzzy c-means

**Jel Classification:** C38, G24

\* Araş. Gör. Dr., Gazi Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, Ekonometri Böl., 06500 Beşevler, Ankara, hasanture@gmail.com

\*\* Araş. Gör. Dr., Gazi Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, Uluslararası Ticaret Böl., 06500 Beşevler, Ankara, furkan.baser@gmail.com

## 1.GİRİŞ

Ülkeler küresel bağlamdaki ilişkilerinin artmasıyla birlikte ekonomiden siyasete kadar birçok alanda birbirleriyle iç içe girmeye başlamıştır. Bu durum sermaye, işgücü ve bilgi gibi ekonomik unsurların ülke sınırlarının ötesine geçmesini sağlamıştır. Dolayısıyla, ülkeler ve dış ticaret yapan firmalar birbirleriyle daha fazla rekabet edebilir hale gelmiş ve kendilerine yeni iş fırsatları, farklı pazarlardan ürün satın alabilme imkanları, hatta daha karlı pazarlar keşfedebilme fırsatlarını bulmuşlardır.

Ülke risk analizi, ekonomi ve finans alanında son yıllarda gerçekleştirilen önemli araştırma konularından biridir (Oetzel vd., 2001). Yapılan çalışmalarda, ülkelerin karşılaştıkları ekonomik ve mali zorluklar ile ilgili faktörlerin ve yatırım ortamlarının incelenmesine özel bir önem verilmektedir (Kosmidou vd., 2008). Ülke riski, bir ülkenin yabancı kreditorlerine karşı yükümlülüğünü ödemek için yeterli döviz üretme başarısızlık olasılığı olarak tanımlanır (Cosset vd., 1992). Bu tanıma dayalı olarak; ülke risk değerlendirmesi çalışmalarının yanı sıra risk analizi sistemlerinin kurulmasının önemi açık hale gelmiştir.

Farklı sayısal metodolojilerin kullanılarak uygun bir ülke risk değerlendirmesi modeli geliştirmek üzere gerçekleştirilen çalışmalarda, ülke risk göstergeleri ile ülkenin risk düzeyi arasındaki ilişkinin tanımlanması amaçlanmaktadır. Denetimli (supervised) ve denetimsiz (unsupervised) öğrenme ise bu çalışmalarda kullanılan iki önemli yaklaşımdır. Denetimli öğrenme yöntemleri, yüksek kestirim performansına sahip olmasına rağmen sınıf etiketleri önsel olarak tanımlanamayan veriler için kullanılamazlar (Kou vd., 2014). Bunun aksine; kümeleme yöntemleri, nesnelere aynı küme içinde, diğer kümelerdeki nesnelere göre birbirine daha benzer olacak şekilde veri içindeki potansiyel grupları bulan bir denetimsiz öğrenme yaklaşımıdır (Smet ve Guzmán, 2004).

Ülke riski sınıflaması çalışmalarında; regresyon analizi (Cosset ve Roy, 1991; Lee, 1993; Cantor ve Packer, 1996; Haque vd., 1998; Kaminsky ve Schmukler, 2002; Afonso, 2003), probit ve lojit modeller (Feder ve Just, 1977; Mayo ve Barrett, 1978; Citron ve Nickelsburg, 1987; Reinhart, 2002; Vij , 2005), diskriminant analizi (Frank ve Cline, 1971; Sargen, 1977; Burton ve Inoue, 1987; Cooper, 1987), yapay sinir ağları (Cooper, 1999; Yim ve Mitchell, 2005) gibi yöntemler önsel bilgi kullanımına dayalı denetimli öğrenme

yöntemleri arasında değerlendirilir. Denetimsiz öğrenme yöntemlerinin önemli bir türü olan kümeleme algoritmaları da ülke risk analizinde etkin bir biçimde kullanılmaktadır (Cooper, 1987; Smet ve Guzmán, 2004).

Ülke riskinin değerlendirilmesinde uygun yöntem seçimi, önemli bir konu olarak görülmektedir. Risk grubu sınırlarının örtüşen yapısı dolayısıyla klasik istatistiksel yöntemler ile gerçek risk gruplarının belirlenmesi güçleşmektedir. Klasik kümeleme algoritmaları, her bir nesnenin bir kümeye kesin sınırlar ile ait olduğu düşüncesine göre oluşturulur. Ancak nesnelerin ait olabileceği sınıfların sınırları her zaman kesin olarak tanımlanamayabilir (Apaydın vd., 2009). Bu gibi durumlarda ve çoklu karmaşık risk karakteristikleri mevcut ise bulanık küme metodolojisi, sistemi en iyi temsil edecek bir model oluşturmak üzere etkili bir yöntem sağlamaktadır (Ostaszewski, 1993). Böylece, önerilen bulanık tip kümeleme (Dunn, 1974; Bezdek, 1981) ile örüntülerin üyelikleri hakkında daha fazla bilgi sağlanması amaçlanmaktadır. Bulanık c-ortalama (BCO) kümeleme yönteminde örüntüler, farklı üyelik dereceleri ile kümelere dahil olabilir (Nayak vd., 2015). Höppner vd. (1999) tarafından yapılan çalışmada, BCO kümeleme yöntemi kapsamlı bir biçimde incelenmiştir.

Bu çalışmada, BCO kümeleme algoritması kullanılarak önsel bir bilgi olmadan ülkelerin; ekonomik, genel hükümet, ödemeler dengesi ve politik risk göstergelerine göre değerlendirilmesi amaçlanmaktadır. Elde edilen kümeleme sonuçları OECD'nin aynı yıl yayınlamış olduğu ülke risk sınıflandırılması ile karşılaştırılmıştır. Buna göre; çalışmanın ikinci bölümünde BCO kümeleme algoritması incelenecek ve bu algoritma, üçüncü bölümde ele alınacak uygulamaya ilişkin metodolojinin temelini oluşturacaktır. Dördüncü bölümde, uygulamadan elde edilen bulgular da değerlendirilerek ulaşılan önemli sonuçlar özetlenecektir.

## **2. BULANIK C-ORTALAMA KÜMELEME ALGORİTMASI**

Bulanık kümeleme yöntemi, nesnelerin kümelere hangi derece ile ait olduğunu belirleyen üyelik fonksiyonlarını hesaplamak ve veri seti içerisindeki örtüşen kümeleri saptamak üzere kullanılmaktadır (De Oliveira ve Pedrycz, 2007). Yaygın olarak kullanılan

kümeleme yöntemlerinden biri olan BCO kümeleme algoritması ise ilk olarak Dunn (1974) tarafından önerilmiş ve Bezdek (1981) tarafından geliştirilmiştir.

$X = \{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n\}$  nesnelar kümesini göstermek üzere;  $i$ . nesne ( $i = 1, 2, \dots, n$ ),  $d$  boyutlu  $\mathbf{x}_i = [x_{1,i} \ x_{2,i} \ \dots \ x_{d,i}]^T \in \mathbb{R}^d$  vektörü ile temsil edilsin. Buna göre,  $n$  vektörlü bu küme,  $n \times d$  boyutlu veri matrisi

$$X = \begin{bmatrix} x_{1,1} & x_{1,2} & \dots & x_{1,d} \\ x_{2,1} & x_{2,2} & \dots & x_{2,d} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n,1} & x_{n,2} & \dots & x_{n,d} \end{bmatrix} \quad (1)$$

biçimindedir. Bir bulanık kümeleme algoritması  $X$  veri kümesini,  $U$  parçalanma matrisi tasarımıyla  $c$  sayıda örtüşen kümeye parçalar.

Bulanık parçalanma matrisi,  $U$ , her  $k$  ( $k = 1, 2, \dots, c$ ) kümesinde yer alan  $\mathbf{x}_i$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ ) nesnelarının üyelik derecelerinden oluşan bir matristir.  $k$  kümesindeki  $i$ . vektörün üyelik derecesi  $\mu_{k,i} \in U$  ile gösterilir. Buna göre de parçalanma matrisi,

$$U = \begin{bmatrix} \mu_{1,1} & \mu_{2,1} & \dots & \mu_{c,1} \\ \mu_{1,2} & \mu_{2,2} & \dots & \mu_{c,2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mu_{1,n} & \mu_{2,n} & \dots & \mu_{c,n} \end{bmatrix} \quad (2)$$

ile verilir. Bulanık kümeleme algoritmasında her bir küme, küme merkez vektörü veya küme prototip vektörü ile temsil edilir.  $d$  boyutlu veri vektörlerinden oluşan bir  $X$  matrisi için bulanık kümeleme algoritması  $\mathbf{v}_i$ ,  $k = 1, 2, \dots, c$  küme merkez vektörlerini belirler.  $V = \{\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_c\} \in \mathbb{R}^{c \times d}$  olmak üzere her bir küme merkezi,  $\mathbf{v}_i \in \mathbb{R}^d$ ,  $d$  boyutlu bir vektördür. Bu küme merkezleri genellikle,  $d$  sayıda nesnenin ağırlık merkezi olarak ifade edilir (Celikyilmaz ve Türksen, 2009).

BCO kümeleme algoritması (Bezdek, 1981) basit ve kullanışlı bir yöntemdir. Bu yöntemde,  $X = \{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n\}$  veri setinin kaç kümeye parçalanacağını belirten  $c$  sayısının bilindiği veya en azından belirlenebilir olduğu varsayılır. Birçok veri çözümleme probleminde

bu varsayımın gerçekçi bulunmamasından dolayı, BCO kümeleme algoritmasında küme sayısının belirlenmesinde Küme Geçerlilik İndeksi analizi gibi yöntemler geliştirilmiştir.

BCO kümeleme yöntemi, optimum çözüme amaç fonksiyonunun minimumu ile ulaşan bir kısıtlı optimizasyon problemine dayanır. Küme sayısı ( $c$ ) ve bulanıklık parametresi ( $m$ ) gibi iki önsel bilgi ile bu optimizasyon problemi;

$$\begin{aligned} \min J(X; U, V) &= \sum_{k=1}^c \sum_{i=1}^n (\mu_{k,i})^m d^2(\mathbf{x}_i, \mathbf{v}_k) \\ 0 &\leq \mu_{k,i} \leq 1, \quad \forall i, k \\ \sum_{k=1}^c \mu_{k,i} &= 1, \quad \forall i > 0 \\ 0 &< \sum_{i=1}^n \mu_{k,i} < n, \quad \forall k > 0 \end{aligned} \quad (3)$$

matematiksel modeli ile tanımlanır (Bezdek, 1981). Burada her bir küme bir prototip  $\mathbf{v}_i$  ile temsil edilir. Amaç fonksiyonundaki  $m \in (1, \infty)$  değeri, bulanık kümeleme algoritmasında bulanıklık derecesi veya bulanıklaştırıcı (fuzzifier) olarak ifade edilir ve kümelerin örtüşme derecesini belirler. “ $m = 1$ ” durumu kümelerin örtüşmemesi anlamına gelip kesin (crisp) kümeleme yapısını temsil etmektedir (Hammah ve Curran, 1998). Burada  $d^2(\mathbf{x}_i, \mathbf{v}_k)$  ise  $i$ . nesne ile  $k$ . küme merkezi arasındaki uzaklık ölçüsüdür. BCO kümeleme algoritması, özel olarak Öklid uzaklığını kullanmaktadır. Karesel uzaklık, amaç fonksiyonunun negatif tanımlı olmamasını,  $J > 0$ , sağlamaktadır (Hammah ve Curran, 1998).

(3) optimizasyon probleminin Lagrange Çarpanları yöntemi ile çözümünden elde edilen optimum üyelik değerleri ve küme merkezleri,

$$\mu_{k,i}^{(t)} = \left[ \sum_{l=1}^c \left( \frac{d(\mathbf{x}_i, \mathbf{v}_k^{(t-1)})}{d(\mathbf{x}_i, \mathbf{v}_l^{(t-1)})} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right]^{-1} \quad (4)$$

$$\mathbf{v}_k^{(t)} = \frac{\sum_{i=1}^n (\mu_{k,i}^{(t)})^m \mathbf{x}_i}{\sum_{i=1}^n (\mu_{k,i}^{(t)})^m}, \quad \forall k = 1, 2, \dots, c \quad (5)$$

biçiminde hesaplanır (Bezdek vd., 1984). (4) denkleminde  $\mathbf{v}_k^{(t-1)}$ ,  $(t-1)$ . iterasyonda  $k$ . küme için elde edilen küme merkez vektörünü göstermektedir. (4) ve (5) denklemlerinde birlikte görülen  $\mu_{k,i}^{(t)}$  ise  $t$ . iterasyonda hesaplanan optimum üyelik değerlerini ifade etmektedir. Bu işlemlere göre üyelik değerleri ve küme merkezlerinin birbirlerine bağımlı olduğu görülmektedir. Bundan dolayı; Bezdek (1981), üyelik değerlerinin ve küme merkezlerinin belirlenmesi için bir iteratif formül önermiştir. Buna göre her bir  $t$  iterasyonunda,  $J^{(t)}$  amaç fonksiyonu,

$$J^{(t)} = \sum_{k=1}^c \sum_{i=1}^n \left( \mu_{k,i}^{(t)} \right)^m d^2 \left( \mathbf{x}_i, \mathbf{v}_k^{(t)} \right) > 0 \quad (6)$$

ile belirlenir. BCO algoritması, belirli bir iterasyon sonunda veya iki en yakın kümenin ayrılma büyüklüğünün  $\varepsilon$  gibi bir değerden küçük olması biçiminde tanımlanan bir durdurma kuralına göre son bulur.

### 3. UYGULAMA

Bu çalışmada ülkeleri; Tablo 1’de verilen, ekonomik, genel hükümet, ödemeler dengesi ve politik risk göstergelerine göre değerlendirmek üzere BCO kümeleme algoritması kullanılmıştır. Bu amaçla; 89 ülkenin 2012 yılı için 22 risk faktörüne ilişkin verileri derlenmiştir. Çalışma, belirtilen değişkenler için verilerine ulaşılabilen tüm ülkeleri kapsamaktadır. Değişkenler arasında yer alan politik risk göstergelerinin her birinin etkisinin bir sonraki yıl gözlenmesi nedeniyle; bu değişkenler bir yıl gecikmeli olarak veri setine dahil edilmiştir.

Politik risk göstergeleri Dünya Bankasının hazırladığı WGI (Worldwide Governance Indicators)’den derlenmiştir. WGI veri seti temel olarak; Hane halkı ve Firmalara Yapılan Anketler, Ticari Faaliyetler Hakkındaki Bilgi Sağlayıcılar, Hükümet Dışı Kuruluşlar ve Kamu Kuruluşlarından sağlanan bilgilerle oluşturulmuştur (Kaufmann vd., 1999; 2008).

**Tablo 1: Çalışmada Kullanılan Değişkenler**

Gösterge	Etki	
Ekonomik	Kişi Başına Gayri Safi Yurtiçi Hasıla (2000 yılı sabit, ABD \$)	Pozitif
	Gayri Safi Yurtiçi Tasarruf (% GSYİH)	Pozitif
	Toplam Yatırım (% GSYİH)	Pozitif
	GSYİH Büyümesi (yıllık %)	Pozitif
	İşsizlik, toplam (% toplam işgücü)	Negatif
	Kişi Başına Gayri Safi Milli Gelir, Satınalma Gücü Paritesi (ABD \$)	Pozitif
Genel Hükümet	Gayri Safi Genel Hükümet Borçları (% GSYİH)	Negatif
	Genel Hükümet Geliri (% GSYİH)	Pozitif
	Enflasyon, GSYİH Deflatörü (Yıllık, %)	Negatif
	Genel Hükümet Net Borç Verme / Borçlanma (% GSYİH)	Pozitif
Ödemeler Dengesi	Mal ve Hizmet İhracatı (% GSYİH)	Pozitif
	Mal ve Hizmet İthalatı (% GSYİH)	Negatif
	Cari İşlemler Dengesi (% GSYİH)	Pozitif
	Yabancı Doğrudan Yatırımlar / GSYİH (%)	Pozitif
	Mal ve Hizmetler Üzerindeki Dış Denge (% GSYİH)	Pozitif
	Ticaret (% GSYİH)	Pozitif
Politik Risk (t-1)	Konuşma Yetkisi ve Denetlenebilme	Pozitif
	Politik İstikrar ve Şiddet / Terörizm Olmaması	Pozitif
	Hükümet Etkinliği	Pozitif
	Düzenleyicilik Kabiliyeti	Pozitif
	Hukukun Üstünlüğü İlkesi	Pozitif
	Yolsuzluğu Kontrol Edebilme	Pozitif

Politik göstergelerden “Konuşma Yetkisi ve Denetlenebilme” ilgili ülkenin silahlı kuvvetlerinin siyasette rol alıp almadığının ve denetlenebilme düzeyinin ölçülebilmesi için modele dahil edilmiştir. “Politik İstikrar ve Şiddetin Olmaması” göstergesi ülke hükümet istikrarı, iç çatışma, dış çatışma, etnik gerilimler başlıkları altında inceleyerek ülkelerin politik yapılarının ortaya konabilmesi amacını taşımaktadır. Bir diğer politik gösterge olan “Hükümet Etkinliği” ise ilgili ülkelerdeki bürokratik kaliteyi ortaya konmayı amaçlamaktadır. “Düzenleyicilik Kabiliyeti” göstergesi ile ilgili ülkenin yatırım profilinin ve bunu yönetebilmedeki başarısının bir ölçüsü olarak modele alınmıştır. “Hukukun Üstünlüğü” göstergesi ülkelerdeki yasaların ve düzenin ortaya konması amacıyla modele dahil edilmiştir. Bilindiği gibi devlete zarar veren en büyük potansiyel tehlikelerin başında belirsizlik

gelmektedir (Karabacak, 2003). Devlet kurallarının ve kanunların sürekli olarak deęiştirilmesi iřletmeler veya bireyler için gelecekte neyin karlı veya yasal olup olmayacağı konusunda belirsizlik doğurmaktadır. “Yolsuzluğu Kontrol Edebilme”, göstergesi ülkelerde kişisel çıkar sağlamak amacıyla kamu görevlerinin ne ölçüde kötüye kullanıldığının belirlenebilmesi amacını taşımaktadır (Tosun, 2003:2).

Kullanılan deęişkenlerin farklı ölçü birimlerinde (sayı, \$, yüzde) ve farklı büyüklüklerde olması nedeniyle tüm deęişkenler için normalleştirme işlemi yapılmıştır. Böylece deęişkenlerin daha fazla ya da daha az ağırlıklandırılmasının önüne geçilmiş olur. Herhangi bir  $X$  deęişkeni için normalleştirme işlemi

$$X_{yeni} = \frac{X_i - X_{min}}{X_{maks} - X_{min}} \cdot 100$$

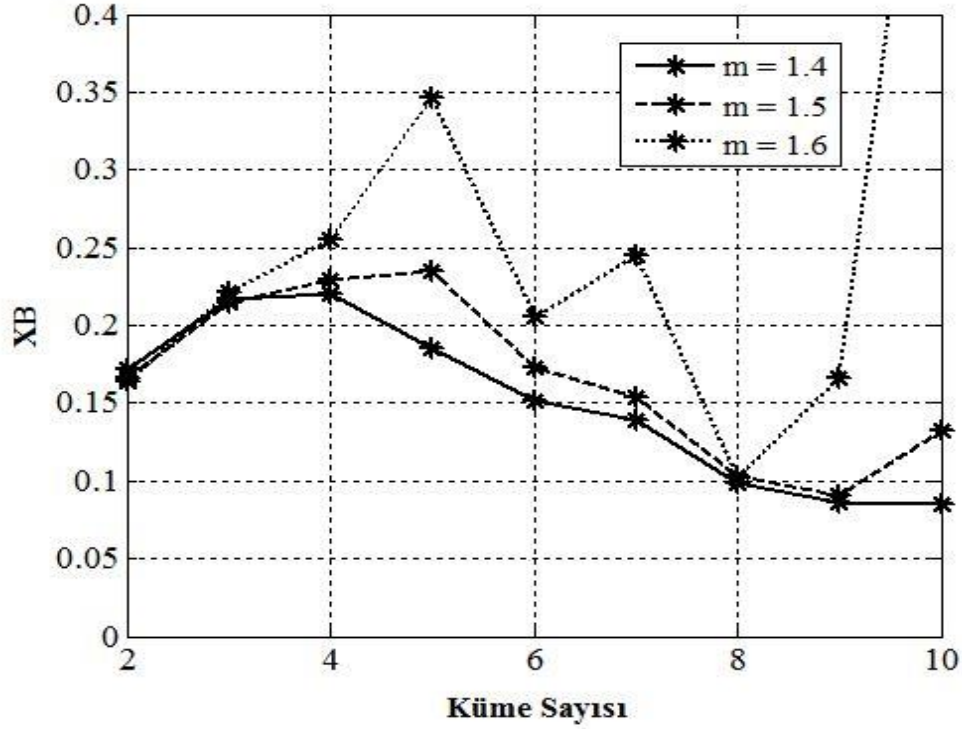
ile gerçekleştirilir. Burada,  $X_{min}$  ilgili deęişkenin aldığı minimum deęer;  $X_{maks}$  ise maksimum deęeri göstermektedir. Normalleştirme ile tüm deęişkenler [0, 100] aralığına göre ölçeklendirilir.

Bu çalışmada, normalleştirme işleminin ardından uygulanan BCO kümeleme analizi ile elde edilen küme merkez vektörleri için hesaplanacak Öklid normunun, o kümenin genel risklilięi konusunda bir deęerlendirme imkanı sağlayacağı iddia edilmektedir. Böylece, her bir kümeye ilişkin hesaplanan normun deęeri büyüdükçe ilgili kümenin tanımlanan faktörlere göre risklilięi azalacak; norm deęeri küçüldükçe ise kümenin risklilięi artacaktır. Bu amacı gerçekleştirmek üzere analize dahil edilen 22 deęişkenin her birinin deęerindeki artışın, ülke risklilięine olumlu etkisi olacak biçimde düzenlenmesi gerekmektedir. Bunun için Tablo 1’de görölen, İşsizlik, Gayri Safi Genel Hükümet Borçları, Enflasyon, Mal ve Hizmet İthalatı deęişkenlerinin aldığı her bir deęerin tümleyeni hesaplanmıştır.

Optimum küme sayısının ve optimum bulanıklık derecesinin belirlenebilmesi için küme geçerlilik indekslerinden biri kullanılır. Bu arařtırmada uygun küme sayısının belirlenmesi amacıyla Xie – Beni (XB) İndeksi (Xie ve Beni, 1991) hesaplanmıştır. XB küme geçerlilik indeksinin, küme sayılarına göre deęişimi ise Şekil 1’de gösterilmiştir. Buna göre; BCO kümeleme analizinde kullanılacak küme sayısı ve bulanıklık derecesinin optimum deęeri sırasıyla  $c = 8$  ve  $m = 1.4$  olarak belirlenmiştir.



Küme sayısının ve bulanıklık derecesinin uygun değerlerinin belirlenmesinin ardından BCO kümeleme algoritması uygulanmıştır. Analiz sonucunda 8 kümenin merkez vektörleri için hesaplanmış Öklid normu da Tablo 2 ile verilmiştir. Burada norm değerinin büyümesi, ilgili kümenin 22 faktöre göre riskliliğinin azalması biçiminde yorumlanabilir.



Şekil 1. XB küme geçerlilik göstergesinin küme sayılarına göre değişimi

**Tablo 2: Bulanık c-ortalama kümeleme sonucunda küme merkez vektörlerine ilişkin hesaplanan Öklid normu**

Küme No	Norm ( $h_i$ )
1	241.63
2	203.22
3	284.66
4	255.44
5	284.76
6	332.37
7	259.89
8	219.64

BCO kümeleme analizinin avantajı her bir ülkenin  $c$  kümeye olan üyelik derecelerini de üretmesidir.  $i$ . ülkenin  $c$  kümeye olan üyeliklerine ilişkin vektör  $\mu_i = [\mu_{1,1}, \mu_{2,1}, \dots, \mu_{c,1}]$  ve bu kümelerin merkez vektörlerinin normlarından oluşan vektör de  $h$  ile gösterilsin. Bu durumda her bir ülkeye ilişkin risklilik değeri,

$$r_i = \mu_i h$$

formülü ile belirlenir. Buna göre de risk derecesi,  $R_i, i = 1, 2, \dots, n$  verilerinin normalleştirilmiş biçimidir. O halde  $i$ . ülke için risk derecesi

$$R_i = 100 - \frac{r_i - r_{\min}}{r_{\max} - r_{\min}} \cdot 100$$

biçiminde hesaplanır. Çalışmada ele alınan 89 ülke için belirlenen risklilik ve buna bağlı olarak risk dereceleri Tablo 3 ile verilmiştir.

Elde edilen sonuçların, OECD'nin gerçekleştirdiği derecelendirme sistemi ile karşılaştırılabilmesi için [0, 100] aralığında tanımlı risk dereceleri, grup aralığı eşit ve değeri

$$\text{Grup Aralığı} = \frac{\text{Açıklık}}{\text{Küme Sayısı}} = \frac{100}{8} = 12.5$$

olacak şekilde 8 risk grubuna ayrılmıştır.

OECD'nin sınıflamasında ülkeler iki adımdan oluşan bir metodoloji ile 8 gruba ayrılmaktadır. Bu yaklaşıma göre; öncelikli olarak Ülke Riski Değerlendirme Modeli ( The Country Risk Assessment Model, CRAM) ile üç risk göstergesi grubuna (ülkelerin ödeme deneyimi, finansal durum ve ekonomik durum) dayanılarak nicel bir ülke riski değerlendirilmesi üretilir. Daha sonra, OECD üyelerinin ülke risk uzmanları tarafından yapılan değerlendirme ile CRAM sonuçlarına politik risk faktörleri entegre edilir (OECD, 2015).

**Tablo 3: BCO kümeleme algoritması ile ülkelere göre risk dereceleri**

Ülke	$\mu_i h$	Risk derecesi (%)	Ülke	$\mu_i h$	Risk derecesi (%)
Arnavutluk	220.62	87.79	Kore Cum.	261.66	55.48
Cezayir	252.18	62.94	Kırgızistan Cum.	224.73	84.56
Arjantin	236.61	75.21	Letonya	265.49	52.46
Ermenistan	223.24	85.73	Litvanya	278.02	42.60
Avusturya	332.12	0.00	Lüksemburg	296.58	27.98
Azerbaycan	254.32	61.26	Malezya	258.33	58.10
Bahamalar	266.83	51.41	Malta	286.14	36.21
Belarus	236.00	75.68	Morityus	265.65	52.34
Belçika	315.74	12.90	Meksika	241.41	71.42
Bosna Hersek	228.10	81.91	Moldova	227.26	82.56
Brezilya	247.02	67.01	Moğolistan	241.24	71.56
Bulgaristan	256.71	59.38	Fas	233.56	77.60
Kanada	323.26	6.97	Hollanda	331.35	0.61
Cape Verde	255.74	60.14	Yeni Zelanda	313.24	14.87
Şili	240.19	72.38	Nikaragua	211.73	94.79
Çin	247.35	66.74	Norveç	319.23	10.15
Kolombiya	239.55	72.89	Pakistan	207.96	97.76
Kosta Rika	258.71	57.80	Panama	250.15	64.54
Hırvatistan	263.69	53.88	Paraguay	211.73	94.79
Kıbrıs	284.65	37.37	Peru	241.27	71.53
Çek Cum.	284.34	37.62	Filipinler	238.82	73.47
Danimarka	331.67	0.36	Polonya	275.68	44.44
Ekvator	235.71	75.91	Portekiz	284.28	37.67
Mısır Arap Cum.	205.12	100.00	Romanya	255.45	60.37
El Salvador	230.78	79.80	Rusya Federasyonu	252.29	62.86
Estonya	283.50	38.29	Suudi Arabistan	254.12	61.41
Etiyopya	222.89	86.01	Sırbistan	223.61	85.44
Finlandiya	328.77	2.64	Singapur	290.93	32.43
Fransa	288.75	34.14	Slovak Cum.	282.87	38.78
Gürcistan	227.43	82.43	Slovenya	284.91	37.17
Almanya	329.50	2.06	Güney Afrika	242.18	70.82
Yunanistan	267.53	50.86	İspanya	281.06	40.20
Honduras	215.69	91.67	Sudan	216.97	90.67
Hong Kong	285.34	36.84	İsveç	332.07	0.04
Macaristan	283.20	38.52	İsviçre	328.80	2.61
İzlanda	304.74	21.56	Tayland	241.74	71.16
Hindistan	239.36	73.04	Tunus	221.47	87.13
Endonezya	239.84	72.66	Türkiye	235.58	76.01
İrlanda	293.53	30.38	Ukrayna	216.59	90.97
İsrail	272.70	46.79	Birleşik Krallık	285.19	36.95
İtalya	281.79	39.63	ABD	289.43	33.61
Jamaika	227.44	82.42	Uruguay	266.85	51.40
Japonya	288.09	34.67	Venezüella	215.90	91.51
Ürdün	224.79	84.51	Vietnam	268.94	49.75
Kazakistan	251.43	63.54			

**Tablo 4: Ülke riskliliği açısından BCO kümeleme yöntemi ve OECD derecelendirme sisteminin karşılaştırılması**

Ülke	OECD	BCO	Ülke	OECD	BCO
Arnavutluk	6	7	Kore Cum.	7	4
Cezayir	3	5	Kırgızistan Cum.	7	6
Arjantin	7	6	<b>Letonya</b>	<b>4</b>	<b>4</b>
<b>Ermenistan</b>	<b>6</b>	<b>6</b>	<b>Litvanya</b>	<b>3</b>	<b>3</b>
<b>Avusturya</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	Lüksemburg	0	2
Azerbaycan	5	4	Malezya	2	4
Bahamalar	3	4	Malta	0	2
Belarus	7	6	Morityus	3	4
Belçika	0	1	Meksika	3	5
Bosna Hersek	7	6	Moldova	7	6
Brezilya	3	5	<b>Moğolistan</b>	<b>5</b>	<b>5</b>
<b>Bulgaristan</b>	<b>4</b>	<b>4</b>	Fas	3	6
<b>Kanada</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>Hollanda</b>	<b>0</b>	<b>0</b>
Cape Verde	6	4	Yeni Zelanda	0	1
Şili	2	5	<b>Nikaragua</b>	<b>7</b>	<b>7</b>
Çin	2	5	<b>Norveç</b>	<b>0</b>	<b>0</b>
Kolombiya	4	5	<b>Pakistan</b>	<b>7</b>	<b>7</b>
Kosta Rika	3	4	Panama	3	5
Hırvatistan	5	4	Paraguay	5	7
Kıbrıs	0	2	Peru	3	5
Çek Cum.	0	3	Filipinler	4	5
<b>Danimarka</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	Polonya	0	3
Ekvator	7	6	Portekiz	0	3
Mısır Arap Cum.	5	7	<b>Romanya</b>	<b>4</b>	<b>4</b>
El Salvador	4	6	Rusya Federasyonu	3	5
Estonya	0	3	Suudi Arabistan	2	4
Etiyopya	7	6	<b>Sırbistan</b>	<b>6</b>	<b>6</b>
<b>Finlandiya</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	Singapur	0	2
Fransa	0	2	Slovak Cum.	0	3
<b>Gürcistan</b>	<b>6</b>	<b>6</b>	Slovenya	0	2
<b>Almanya</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	Güney Afrika	3	5
Yunanistan	0	4	İspanya	0	3
Honduras	6	7	<b>Sudan</b>	<b>7</b>	<b>7</b>
Hong Kong	1	2	<b>İsveç</b>	<b>0</b>	<b>0</b>
Macaristan	0	3	<b>İsviçre</b>	<b>0</b>	<b>0</b>
İzlanda	0	1	Tayland	3	5
Hindistan	3	5	Tunus	3	6
Endonezya	3	5	Türkiye	4	6
İrlanda	0	2	<b>Ukrayna</b>	<b>7</b>	<b>7</b>
İsrail	0	3	Birleşik Krallık	0	2
İtalya	0	3	ABD	0	2
Jamaika	7	6	Uruguay	3	4
Japonya	0	2	<b>Venezüella</b>	<b>7</b>	<b>7</b>
Ürdün	5	6	Vietnam	5	3
<b>Kazakistan</b>	<b>5</b>	<b>5</b>			

2012 yılında 89 ülkenin BCO kümeleme yöntemine ve OECD'nin derecelendirmesine göre karşılaştırması Tablo 4'de verilmiştir. Bu iki derecelendirme arasındaki benzerliğin doğrulanması amacıyla korelasyon analizinden faydalanılmıştır. Gerçekleştirilen korelasyon katsayısı anlamlılık testi sonucunda; iki derecelendirme yönteminden elde edilen sonuçlar arasındaki korelasyonun anlamlı olduğu sonucuna ulaşılmıştır [ $p = 0.000$ ]. Ayrıca, Kendall'ın  $\tau$  sıra korelasyon değeri 0.728 olarak bulunmuştur. Bu değer 1'e yakın olması iki derecelendirme arasındaki uyumun önemli olduğunu göstermektedir.

#### 4. SONUÇ

Son yıllarda yoğun bir biçimde yaşanan ekonomik krizler, terör olayları, uluslararası gruplaşmalar ve etnik çatışmalar ülke riski çalışmalarının önemini arttırmaktadır. Ülke risk değerlendirmesinde, araştırmacılar ve kredi derecelendirme kuruluşları tarafından çeşitli sınıflandırma yöntemleri kullanılmaktadır. Ancak daha nesnel, yansız ve etkin alternatif yöntemlerin tasarlanması gerekliliği düşüncesiyle bu çalışmada, BCO yönteminin kullanımı önerilmiştir. 2012 yılı için 89 ülke riskini; ekonomik, genel hükümet, ödemeler dengesi ve politik risk faktörlerine göre değerlendirmek üzere gerçekleştirilen uygulamadan elde edilen bulgular değerlendirildiğinde önemli sonuçlar aşağıda özetlenmiştir.

- Önerilen yaklaşım sonucunda hesaplanan risk dereceleri incelendiğinde; Avusturya, Kanada, Danimarka, Finlandiya, Almanya, Hollanda, Norveç, İsveç, İsviçre'nin en düşük risk grubunda; Arnavutluk, Mısır Arap Cum., Honduras, Nikaragua, Pakistan, Paraguay, Sudan, Ukrayna, Venezuela'nın ise en yüksek risk grubunda konumlandığı belirlenmiştir.
- BCO ile elde edilen kümeleme sonuçları ve OECD'nin aynı yıl yayınlamış olduğu ülke risk derecelendirmesi arasındaki benzerliğin ortaya konulması amacıyla korelasyon analizi uygulanmıştır. İki derecelendirme yönteminden elde edilen sonuçlar arasındaki korelasyonun anlamlı olduğu sonucuna ulaşılmıştır [ $p = 0.000$ ]. Kendall'ın  $\tau$  sıra korelasyon katsayısı 0.728 olarak bulunmuş; iki derecelendirme yöntemi sonuçları arasında önemli düzeyde uyum olduğu belirlenmiştir. Bu durum, iki yönteme göre ülkelerin benzer risk gruplarında sınıflandırıldığını göstermektedir. İki derecelendirme

arasındaki en büyük farklılık ise Yunanistan'da yaşanmıştır. OECD sınıflandırmasında “en düşük riskli” grupta yer alan Yunanistan BCO kümeleme yaklaşımına göre “orta riskli” grupta yer almıştır. Önerilen yöntem ve OECD derecelendirme sistemi arasındaki korelasyona rağmen son yıllarda ekonomik krizler yaşayan Yunanistan'ın OECD sınıflandırmasında risksiz grupta yer alması dikkat çekmektedir.

## **KAYNAKLAR**

Afonso, A. (2003) “Understanding The Determinants of Sovereign Debt Ratings: Evidence for The Two Leading Agencies,” *Journal of Economics and Finance*, 27(1), 56-74.

Apaydın, A., Başer, F., Tosunoğlu, N. (2009) “Hayat sigortalarında bulanık risk sınıflandırma,” *S. Ü. Fen Fak. Fen Derg.*, 34, 79-92.

Bezdek, J.C. (1981) “Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms,” Plenum Press, New York.

Bezdek, J., Ehrlich, R., Full, W. (1984) “FCM: The fuzzy c-means clustering algorithm,” *Computers & Geosciences*, 10(2-3):191-203.

Burton, F.N., Inoue, H. (1987) “A country risk appraisal model of foreign asset expropriation in developing countries,” *Applied Economics*, 19, 1009-1048.

Cantor, R., Packer, F. (1996) “Determinants and Impact of Sovereign Credit Ratings,” *Economic Policy Review*, Federal Reserve of Bank of New York, 2(2), 37-53.

Celikyilmaz, A., Türksen, I.B. (2009) “Modeling Uncertainty with Fuzzy Logic: With Recent Theory and Applications,” Springer-Verlag, Berlin Heidelberg.

Citron, J.T., Nickelsburg, G. (1987) “Country risk and political instability,” *Journal of Development Economics*, 25, 385-392.

Cooper, J.C.B. (1987) “Country creditworthiness: The use of cluster analysis and discriminant analysis,” Glasgow College of Technology, Department of Economics, Discussion Papers, no. 6.

Cooper, J.C.B. (1999) “Artificial Neural Networks Versus Multivariate Statistics: An Application from Economics,” *Journal of Applied Statistics*, 26(8), 909-921.

Cosset, J.C., Roy, J. (1991) “The Determinants of Country Risk Ratings,” *Journal of International Business Studies*, 22(1), 135-142.

Cosset, J.C., Siskos Y., Zopounidis, C. (1992) “Evaluating country risk: A decision support approach,” *Global Finance Journal*, 3(1), 79-95.

De Oliveira, J.V., Pedrycz, W. (2007) “Advances in fuzzy clustering and its applications,” Wiley, West Sussex.

De Smet, Y., Montano Guzmán, L. (2004) “Towards multicriteria clustering: An extension of the k-means algorithm,” *European Journal of Operational Research*, 158(2), 390-398.

Dunn, J.C. (1974) “A fuzzy relative ISODATA process and its use in detecting compact well-separated clusters,” *Journal of Cybern*, 3, 32-57.

Feder, G., Just, R. (1977) “A study of debt servicing capacity applying logit analysis,” *Journal of Development Economics*, 4, 25-38.

Frank, C.R., Cline, R. (1971) “Measurement of debt servicing capacity: An application of discriminant analysis,” *Journal of International Economics*, 1, 327-344.

Hammah, R.E., Curran, J.H. (1998). "Fuzzy cluster algorithm for the automatic identification of joint sets," *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 35(7), 889-905.

Haque, N.U., Mark, N., Mathieson, D. (1998) "The Relative Importance of Political and Economic Variables in Creditworthiness Ratings," *International Monetary Fund Papers*, No: 98/46.

Höppner, F., Klawonn, F., Kruse, R., Runkler, T. (1999) "Fuzzy Cluster Analysis," Wiley.

Kaminsky G., Schmukler S.L. (2002) "Emerging market instability: Do sovereign ratings affect country risk and stock returns?," *World Bank Economic Review*, 16, 171-195.

Karabacak, H. (2003) "Hukukun Üstünlüğü ve İyi Yönetişim", *İyi Yönetişimin Temel Unsurları*, Ankara: Maliye Bakanlığı Avrupa Birliği ve Dış İlişkiler Dairesi Başkanlığı Yayını, 63-78.

Kaufmann, D., Kraay, A., Zoido, P. (1999) "Governance Matters", *World Bank Policy Research Working Paper*, no: 2196.

Kaufmann, D., Kraay, A., Mastruzzi, M. (2008) "Governance matters VII: Aggregate and Individual Governance Indicators 199-2007", *World Bank Policy Research Working Paper*.

Kosmidou, K., Doumpos, M., Zopounidis, K. (2008) "Country Risk Evaluation – Methods and Applications," *Springer Optimization and Its Applications*, Vol. 15.

Kou, G., Peng, Y., Wan, G. (2014) "Evaluation of clustering algorithms for financial risk analysis using MCDM methods," *Information Sciences*, 275, 1-12.

Lee, S.H. (1993) "Relative Importance of Political Instability and Economic Variables on Perceived Country Creditworthiness," *Journal of International Business Studies*, 24 (4), 801-812.



Mayo, A.L., Barrett, A.G. (1978) “An early warning model for assessing developing country risk,” In: Financing and Risk in Developing Countries (Goodman, S.H., Ed.), Praeger Publishers, New York.

Nayak, J., Naik B., Behera, H.S. (2015) “Fuzzy C-Means (FCM) Clustering Algorithm: A Decade Review from 2000 to 2014” Computational Intelligence in Data Mining - Volume 2. Jain, L.C., H.S., B., Mandal, J.K., Mohapatra, D.P. (Eds.), pp. 133-149, Springer India

OECD (2015) “Country Risk Classification” <http://www.oecd.org/tad/xcred/crc.htm>  
Erişim Tarihi: 05.12.2015.

Oetzel, J. M., Bettis, R. A., Zenner, M. (2001) “Country Risk Measures: How Risky Are They?,” Journal of World Business, 36(2), 128-145.

Ostaszewski, K. M. (1993) “An Investigation into Possible Applications of Fuzzy Set Methods in Actuarial Science,” The Society of Actuaries, Schaumburg.

Reinhart, C.M. (2002) “Default, Currency Crises, and Sovereign Credit Ratings,” World Bank Economic Review, 16, 151-170.

Sargen, N. (1977) “Use of economic indicators and country risk appraisal,” Economic Review of the Federal Reserve Bank of San Francisco, Fall.

Tosun, M. U. (2003) “Yolsuzluğun Nedenleri Üzerine Ampirik Bir Çalışma” Akdeniz Üniversitesi İİBF Dergisi, 3(5), 125-146.

Vij, M. (2005) “The Determinants of Country Risk Analysis An Empirical Approach,” Journal of Management Research, 5(1), 20-31.

Xie, X.L., Beni, G.A. (1991) "Validity Measure for Fuzzy Clustering," IEEE Trans. Pattern and Machine Intelligence 3(8), 841-846.

Yim, J., Mitchell, H. (2005) "Comparison of Country Risk Models: Hybrid Neural Networks, Logit Models, Discriminant Analysis and Cluster Techniques," Expert Systems with Applications, 28(1), 137-148.