

**BSAD**

**Bankacılık ve Sigortacılık Araştırmaları Dergisi**

Cilt 2, Sayı 7-8, (Kasım 2015), ss.19-33

Telif Hakkı © Ankara Üniversitesi  
Beypazarı Meslek Yüksekokulu

## **Sigorta Piyasasında Finansal Performansın Klasik ve Bulanık Öbekleme Yöntemleri ile İncelenmesi**

**M. Bahar BAŞKIR**

*Bartın Üniversitesi*

### **Özet**

Küresel ve ülke ekonomilerinin temel finansal göstergelerinden bir tanesi sigortadır. Risk durumlarında oluşabilecek zararlar karşısında önceden önlem alabilmede önemli bir araç olan sigortanın sektörel bazda etkin olarak yönetilmesi gerekmektedir. Sigorta piyasasında faaliyet gösteren şirketler finansal açıdan güçlü olmalıdırlar. Bu nedenle, şirketlerin mevcut finansal durumlarını, yatırımlarının güvenliğini veya riskini değerlendirmesi gerekmektedir. Şirket içi ve dışı analizciler, performansı ölçen tekniklere başvurarak sistematik bir şekilde değerlendirmeler yapmaktadırlar. Bu çalışmada, Türk sigorta piyasasında 2010-2014 yılları arasında faaliyet gösteren 16 adet hayat ile hayat ve emeklilik şirketlerinin dış analiz tekniği kullanılarak finansal performansları incelenmiştir. Sigorta şirketleri, öz sermaye kârlılığı, aktif kârlılığı ve kaldıraç oranları bakımından klasik ve bulanık yaklaşımlarla sınıflandırılmıştır. Klasik ve bulanık öbekleme yöntemleri içerisinde en iyi bilinen, sırasıyla, *k*-ortalama ve bulanık öbek ortalamaları algoritmaları kullanılmıştır. Her iki algoritma ile oluşturulan öbek yapılarının benzer olduğu sonucuna varılmıştır. Lojistik regresyon analizi sonucunda, öbekleme yöntemleri ile belirlenen sınıflara %100 doğru bir şekilde atama gerçekleştiği görülmüştür. Öz sermaye kârlılığı oranı, sınıflandırmada en önemli etken olarak belirlenmiştir.

### **Anahtar Sözcükler**

Sigorta, finansal performans, *k*-ortalama, bulanık öbek ortalamaları, lojistik regresyon.

JEL Sınıflaması: G22, L25, G32.

### **An Investigation of Financial Performance in Insurance Market Using Classical and Fuzzy Clustering Methods**

#### **Abstract**

Insurance is one of the financial indicators for both global and country economies. As an important tools associated with hedging against the losses caused by the risk cases, insurance needs to be effectively managed by the market. Companies in the insurance market should be strength in terms of their financial conditions. Therefore, companies need to assess their current financial conditions, the safety or risk of their investments. Internal and external analysts evaluate insurance companies systematically using the performance techniques. In this study, the financial performance assessments of 16-unit life insurance companies in the Turkish insurance market are investigated using an external analysis technique for the period 2010-2014. The insurance companies are classified by their return on equity, return on asset, and financial leverage ratios using the classical and fuzzy approaches. *k*-means and fuzzy *c*-means algorithms are used as the well-known classical and fuzzy clustering methods, respectively. The clusters structured through these algorithms are matched. As a result of logistic regression analysis, 100% of original grouped cases are correctly classified by using these clustering methods. Return on equity ratio is determined as the most important factor in affecting the classification.

#### **Keywords**

Insurance, financial performance, *k*-means, fuzzy *c*-means, logistic regression.

JEL Classification: G22, L25, G32.

## GİRİŞ

Ülkeler, küresel rekabet ortamına güçlü bir ekonomi ile ayak uydurabilmektedir. Ülke ekonomisi gelişmişlik göstergelerinden bir tanesi olan sigorta, gerçekleşen risk karşısında meydana gelen hasarların giderilmesi için kullanılan finansal bir havuz sistemidir. Bu sistemin etkin ve doğru yönetimi ile ilgilenen sigorta piyasası, uzun vadeli finansal kaynak oluşturarak sektörel ve ekonomik kalkınmaya doğrudan fayda sağlamaktadır. Bu kapsamda, sigorta şirketlerinin güçlü bir finansal alt yapıya sahip olmaları gerekmektedir. Bu alt yapı, şirketlerin finansal performans başarısı ve bu başarının devamlılığı olarak ele alınmalıdır. Finansal performans değerlendirme yöntemlerinden bir tanesi, şirket dışı finansal analizcilerin (örneğin, borç verenler, hissedarlar ve rasyonel müşteri) mali tablolardan yararlanarak şirketin piyasadaki genel durumunu analiz etmesidir. Bu dış analiz tekniği ile sigorta şirketlerinin asıl hedefi olan öz sermaye kârlılığı ve buna etki eden etkenler incelenebilmektedir. Böylece şirkete yapılan yatırımın ne derece etkin kullanıldığı ortaya konulabilmektedir. Bunun yanı sıra, şirketlerin öz sermaye kullanımlarındaki etkinliklerinin tespitinde önemli bir yere sahip olan öz sermaye kârlılığı yönetsel kararlarda da etkili olmaktadır.

Sigorta şirketlerinin performans değerlendirmelerine ilişkin literatürde birçok çalışma bulunmaktadır. Bu çalışmalar içerisinde, veri zarflama, klasik kümeleme analizi, regresyon analizi, TOPSIS gibi veri madenciliği teknikleri kullanılmaktadır. Literatürde yer alan çalışmalardan bazıları şöyledir:

Girginer vd (2007) çalışmalarında, hayat ve hayat dışı olmak üzere sigorta piyasasındaki şirketlerin performanslarını incelerken finansal tablo verileriyle veri zarflama analizi skorları hesaplamış, kümeleme analizi ile şirketleri finansal oranlarına göre performans gruplarına ayırmışlardır. Hayat dışı sigorta şirketleri için her iki yöntem sonuçlarının birbiriyle tutarlı olduğu kanısına ulaşmışlardır.

Peker ve Baki (2011), sigorta piyasasında faaliyet gösteren üç şirketin finansal performanslarını gri ilişkisel analiz yöntemi kullanarak likidite, kaldıraç ve kârlılık oranları yardımı ile incelemişlerdir. Likidite oranları yüksek olan bir şirketin finansal performansının da yüksek olabileceği sonucuna varmışlardır.

Majed vd (2012), 2002-2007 yıllarında Ürdün'de faaliyet gösteren sigorta şirketlerinin hisse senedi fiyatlarının öz sermaye kârlılığı, aktif kârlılığı ve yatırım getiri oranları ile ilişkilerini regresyon analizi kullanarak incelemişlerdir. Bu üç oranın birlikte hisse senedi fiyatı üzerinde pozitif yönde etkisi olduğu sonucuna varmışlardır. Öte yandan, her bir oranın etkisi ayrı ayrı incelendiğinde, hisse senedi fiyatlarının aktif kârlılığı ve yatırım kârlılığı oranları ile ayrı ayrı pozitif yönde düşük ilişkiye sahip olduğunu; öz sermaye kârlılığı ile arasında bir ilişki bulunmadığını ortaya koymuşlardır.

Akyüz ve Kaya (2013), hayat dışı ve hayat/emeklilik şirketlerinin 2007-2011 yılları arasında sektöre ait 10 adet finansal oranı kullanarak performanslarını çok kriterli karar verme metodu olan TOPSIS yöntemi ile incelemişlerdir. Bu yöntem sayesinde şirketlerin finansal performanslarının en iyi ve en kötü olduğu yılları belirlemişlerdir.

Raza vd (2013), Güney Asya'daki sigorta şirketlerinin performanslarını DuPont analizi ile incelemişlerdir. Bu analiz kapsamında, şirketlerin aktif kârlılık ve finansal kaldıraç oranlarının öz sermaye kârlılığı oranı üzerine etkilerini regresyon analizi ile incelemişlerdir. Sonuç olarak, analizcilerin alacakları yatırım kararlarında DuPont yöntemi kullanımının sağlayacağı güven vurgulanmıştır.

Burca ve Batrinca (2014), kümeleme ve diskriminant analizlerini kullanarak 2012 yılında Romanya sigorta pazarında faaliyet gösteren şirketleri pazara ilişkin oldukça önemli sekiz adet değişkeni göz önünde bulundurarak sınıflandırmışlardır. Sonuç olarak, % 100 doğru atama ile 38 adet sigorta şirketini üç sınıfa ayırmışlardır.

Mwangi ve Murigu (2015), Kenya'daki sigorta şirketlerinin 2009-2012 yılları arasındaki performanslarını incelemişlerdir. Bu şirketlerin aktif kârlılıklarını etkileyen faktörleri belirlemişler ve çoklu doğrusal regresyon analizi ile bu faktörlerin kârlılık üzerine etkilerini incelemişlerdir. Sonuç olarak, Kenya'daki sigorta şirketlerinin kaldıraç, öz sermaye ve personel kalitesini artırmaları gerektiğini vurgulamışlardır.

Bu çalışmada, dış analiz tekniği kapsamında, 2010-2014 yılları arasında Türkiye'de faaliyet gösteren 16 adet hayat ile hayat ve emeklilik şirketlerinin öz sermaye kârlılığı, aktif kârlılığı ve finansal kaldıraç oranları bakımından benzerlikleri klasik ve bulanık yaklaşımlarla incelenmektedir. Bu nedenle, Klasik ve Bulanık Öbekleme (Kümeleme) yöntemleri içerisinde en iyi bilinen, sırasıyla, *k*-ortalama ve Bulanık Öbek Ortalamaları (*BÖO*) algoritmalarından yararlanılmaktadır. Bu iki algoritma çalışması sonucunda şirketlerin dış analiz tekniği kullanımı ile finansal performans düzeyleri belirlenmekte ve benzer düzeydeki şirketlerin piyasadaki genel durumu ortaya konulmaktadır. *k*-ortalama ve *BÖO* algoritmalarının denetlenememe özellikleri nedeni ile geliştirilmiş geçerlik indeksleri içerisinde, sırasıyla, Silhouette indeksi ve Xie-Beni geçerlik indeksi kullanılarak en doğru klasik küme yapısı ve bulanık parçalanmalar ortaya konulmaktadır. Her iki yöntem sonucunda, 16 adet şirketin 2010-2014 yılları arasındaki finansal performans düzeyleri açısından sınıflandırma yapılarının geçerliliği ve sınıflandırmada etkili olan etken(ler)in belirlenmesi ise lojistik regresyon analizi ile incelenmektedir. Çalışmanın bölümleri aşağıdaki gibi organize edilmiştir:

Bu çalışmanın birinci bölümünde, Türk sigorta piyasası ve finansal analiz teknikleri hakkında bazı bilgiler verilmektedir. Çalışmada ilgilenilen 16 adet hayat ile hayat ve emeklilik şirketlerinin DuPont analizi kapsamında öz sermaye kârlılığı, aktif kârlılığı ve kaldıraç oranları gösterilmektedir. İkinci bölümde, şirketlerin finansal performans düzeyleri ve sınıflandırma yapılarını belirlemede kullanılan Klasik ve Bulanık öbekleme algoritmaları hakkında bilgiler verilmektedir. Klasik ve Bulanık öbekleme algoritmalarını destekleyici olan, sırasıyla, Silhouette ve Xie-Beni geçerlik indeksleri anlatılmaktadır. Çalışmanın üçüncü bölümünde ise, sigorta şirketlerinin 2010-2014 yılları arası DuPont analizi ile incelenen öz sermaye kârlılıkları bakımından finansal performans sınıflandırma yapıları incelenmektedir. Oluşturulan sınıflandırma yapılarının geçerliliği lojistik regresyon analizi ile sınımlanmaktadır.

## 1. TÜRK SİGORTA PİYASASI VE FİNANSAL PERFORMANSI

### 1.1. Türk Sigorta Piyasasına Genel Bir Bakış

Dünyada sigortacılık benzeri uygulamaların yasal başlangıcı olarak Hammurabi Kanunu gösterilmektedir. Hammurabi Kanunlarının en büyük özelliği haydutların saldırısına uğrayan kervanların zararlarının bütün diğer kervanlar arasında paylaşılmasını öngörmeseydi (URL-1). Ekonomik koşullardaki değişimler sonucu ticarete 14. yy. itibari ile meydana gelen önemli gelişmeler ve daha sonraları hayat sigortasının doğuşu, sigortanın günümüzdeki tarifini ortaya koymaktadır. Türkiye'de ise sigortanın doğuşu 19. yy.'ın ikinci yarısında meydana gelen yangınlar ve oluşan büyük hasarları sonucu gerçekleşmiştir. 1872 yılında İngiliz sigorta şirketleri, açtıkları temsilciliklerle Türkiye'de ilk sigortacılık faaliyetlerini başlatmışlardır (URL-2). 1893 yılında ise Osmanlı Umum Sigorta Şirketi ilk yerli sigorta şirketi olarak çalışmaya başlamıştır. Mayıs 2014 tarihi itibariyle Türkiye'de 4'ü (%6,6) hayat, 18'i hayat/emeklilik (%29,5), 39'u hayat-dışı (%63,9) olmak üzere toplamda 61 sigorta şirketi aktif olarak faaliyet göstermektedir (bkz. URL-2).

Risk durumlarında finansal havuz sisteminin yönetiminden sorumlu olan sigorta piyasası, ülkeler ve dünya ekonomisinde etkili bir temel mali göstergedir. Bu anlamda, sigorta şirketlerinin finansal performanslarının düzenli ve sistematik olarak değerlendirilmesi gerekmektedir.

## 1.2 Finansal Performans Değerlendirme Teknikleri ve Türk Sigorta Piyasası

Bir işletmenin mevcut durumunu inceleyerek geleceğe yönelik planlamalar yapması ve kararlar alması gerekmektedir. Bu kapsamda, işletmeler dönemsel olarak finansal denetim ve planlama çalışmaları yapmaktadır. Bunun için, bir işletmeye ait finansal tablolarda (bilanço, gelir-gider vb tablolarda) yer alan kalemler (hesaplar) arasındaki ilişkileri kurma, ölçme ve yorumlama faaliyeti olan finansal analiz ve tekniklerinden yararlanılmaktadır. Finansal analiz teknikleri temelde i) Kapsamına göre, ii) Amacına göre, iii) Analizi yapanın durumuna göre olmak üzere üç ana başlık altında toplanmaktadır:

- Kapsamına göre finansal analiz teknikleri:
  - Statik Analiz
  - Dinamik Analiz
- Amacına göre finansal analiz teknikleri:
  - Yatırım Analizi
  - Kredi Analizi
  - Yönetim Analizi
- Analizi yapanın durumuna göre finansal analiz teknikleri:
  - İç Analiz
  - Dış Analiz

Bu çalışmada, Türk sigorta piyasasındaki şirketlerin finansal performans değerlendirmelerinde analizi yapanın durumuna göre teknik seçimi tercih edilmiştir. Özellikle, şirket dışı finansal analizcilere (borç verenler, hissedarlar ve rasyonel müşteri gibi) değerlendirmelerinde yol gösterebilmek amacı ile dış analiz tekniği ele alınmıştır. Dış analiz tekniği ile analizci bir şirkete ait finansal tablolardan yararlanarak şirketin piyasadaki genel durumunu analiz etme imkânına sahip olmaktadır. Dış analiz tekniği olarak bir işletmenin öz sermaye kârlılığını, kârlılık, etkinlik ve kaldıraç oranları ile sistematik olarak inceleyen DuPont şeması analizinden yararlanılmıştır.

Basitleştirilmiş hali ile DuPont analizinde bir şirketin öz sermaye kârlılığı, aktif kârlılığı ve kaldıraç oranı ile açıklanmaktadır (Ayrıntılı DuPont şeması için bkz. Köse ve Şimşek, 1999). Öz sermaye kârlılığı oranı (net kâr / öz sermaye), bir işletmenin öz sermayesini ne kadar verimli kullandığının ölçütüdür. Bu yönü ile finansal analizcilerin bir işletmeye ilişkin yatırım kararı almada kullanacağı önemli bir orandır. Aktif kârlılığı oranı (net kâr / toplam aktifler), bir işletmenin mevcut aktif büyüklükleri ile ne oranda kâr elde edebildiğinin göstergesidir. Böylece, işletmenin var olan aktiflerini yönetmedeki başarısı izlenebilmektedir. Kaldıraç oranı (toplam aktifler / öz sermaye), bir işletmenin varlıklarının ne kadarlık öz sermaye ile finanse edildiğinin ölçüsüdür. Finansal analizciler için kaldıraç oranları, ilgilenilen işletmeye dair bir finansal risk göstergesidir.

Öz sermaye kârlılığının, kârlılık, etkinlik ve kaldıraç oranları ile arasındaki bağlantı (1)'deki gibidir:

$$\text{Öz Sermaye Kârlılığı} = \underbrace{\frac{\text{Net Kâr}}{\text{Net Satışlar}}}_{\text{KARLILIK}} \times \underbrace{\frac{\text{Net Satışlar}}{\text{Toplam Aktifler}}}_{\text{ETKİNLİK}} \times \underbrace{\frac{\text{Toplam Aktifler}}{\text{Öz Sermaye}}}_{\text{KALDIRAÇ}} \quad (1)$$

Bu çalışmada, Türkiye'de 2010-2014 yılları arasında faaliyet gösteren 16 adet hayat ile hayat ve emeklilik şirketlerinin öz sermaye kârlılığı, aktif kârlılığı ve kaldıraç oranları bakımından klasik ve bulanık yaklaşımlarla sınıflandırılması hedeflenmektedir. Bu şirketlerin adları,

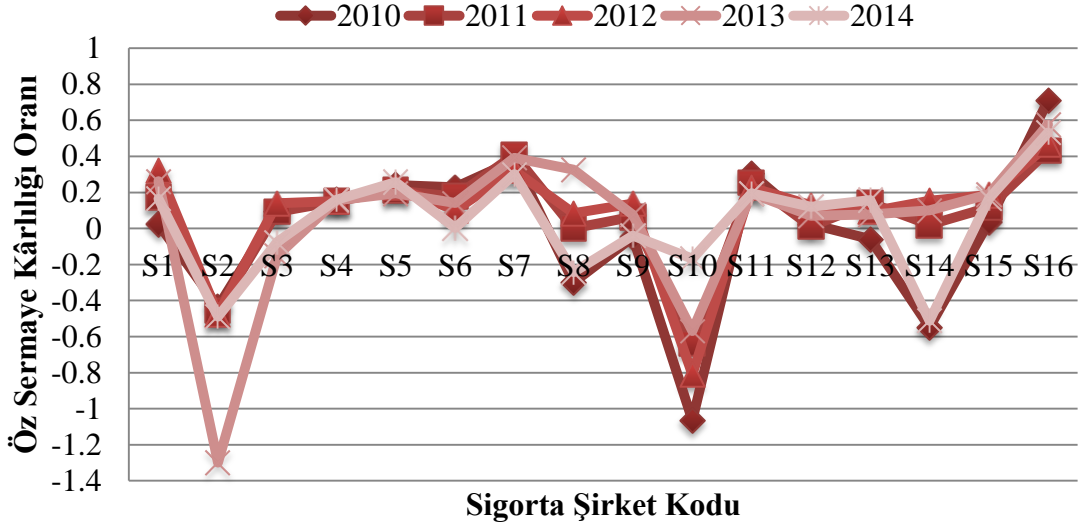
çalışmanın incelenmesinde kolaylık sağlaması açısından atanan kodlar ile birlikte Tablo 1’de verilmektedir.

**Tablo 1: Sigorta Şirketlerinin Adları ve Kodları**

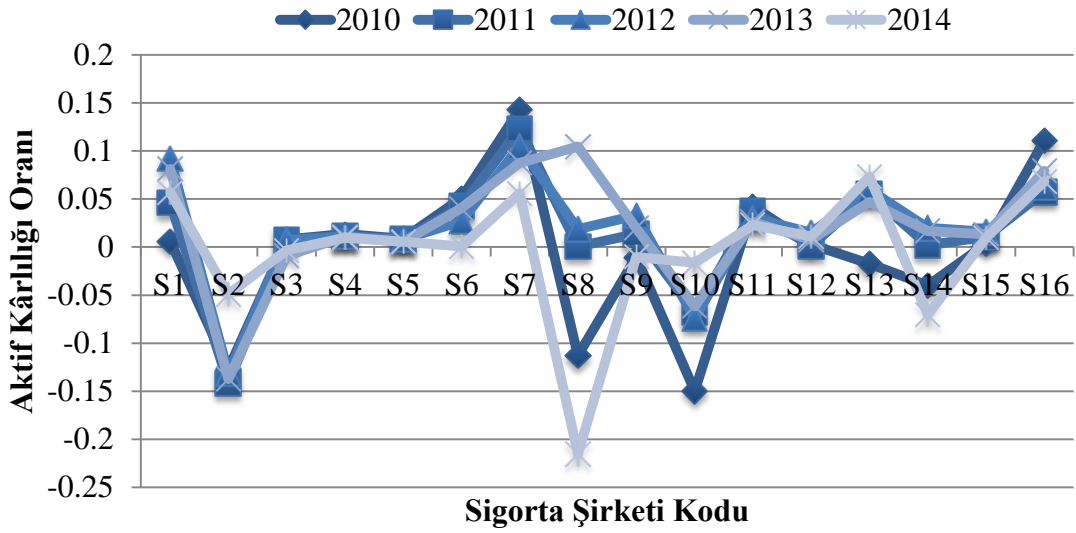
Kod	Şirket	Kod	Şirket	Kod	Şirket
S1	Acıbadem Sağlık ve Hayat	S7	Halk Hayat ve Emeklilik	S12	Groupama Emeklilik
S2	Aegon Emeklilik ve Hayat	S8	Civ Hayat	S13	Mapfre Genel Yaşam
S3	Allianz Hayat ve Emeklilik	S9	Demir Hayat	S14	New Life Yaşam
S4	Anadolu Hayat Emeklilik	S10	Ergo Emeklilik ve Hayat	S15	Vakıf Emeklilik
S5	AvivaSA	S11	Garanti Emeklilik	S16	Ziraat Hayat ve Emeklilik
S6	Axa Hayat Emeklilik				

Tablo 1’de verilen 16 adet sigorta şirketinin 2010-2014 yıllarında öz sermaye kârlılığı, aktif kârlılığı ve kaldıraç oranlarına ilişkin durumları sırasıyla Şekil 1-3’de gösterilmektedir.

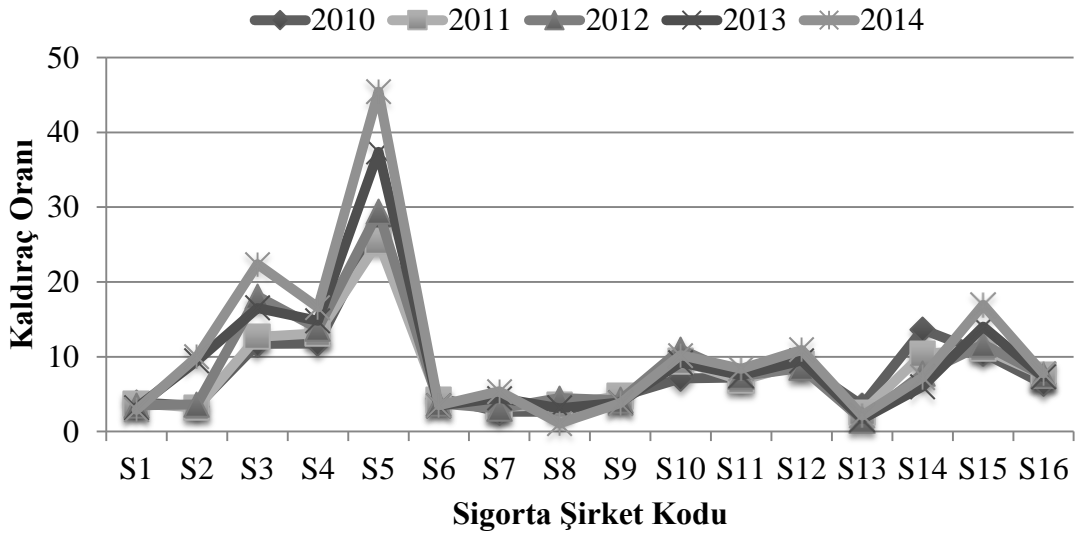
**Şekil 1: Sigorta Şirketlerinin 2010-2014 Yıllarında Öz Sermaye Kârlılığı Oranları**



Şekil 2: Sigorta Şirketlerinin 2010-2014 Yıllarında Aktif Kârlılığı Oranları



Şekil 3: Sigorta Şirketlerinin 2010-2014 Yıllarında Kaldıraç Oranları



## 2. KLASİK VE BULANIK ÖBEKLEME YÖNTEMLERİ

Gerçek dünyada ilgilenilen bir olay, olgu veya sistemin tanımlanması ve açıklanmasında her birim için aynı anda ölçülebilen bir veya daha fazla değişkenden yararlanılmaktadır. Bu çok sayıda değişken arasındaki az veya çok ilişkinin (bağıntının) sonuç çıkarımında çok değişkenli istatistiksel analiz tekniklerinin kullanımı yaygındır. Kümeleme (öbekleme) analizi, bir sistem bileşenlerinin (değişkenlerinin) birimleri bakımından benzerlik veya benzememe durumlarını ele alarak sınıflandıran bir çok değişkenli istatistiksel analiz tekniğidir. Klasik kümeleme analizinde uzaklık matrisi ile birimleri uygun gruplara atama gerçekleştirilmektedir. Bu grupların belirlenmesinde i) aşamalı (hiyerarşik) kümeleme yöntemi, ii) aşamalı olmayan (hiyerarşik olmayan) kümeleme yöntemlerinden yararlanılmaktadır. Aşamalı olmayan kümeleme yöntemleri

bölümleyici kümeleme algoritmaları ile verilmektedir (Hand vd., 2001). Bu klasik yöntem ile araştırmaya konu olan sistem birimlerinin ortak özelliklerini yansıtan sınıflandırma yapıları ortaya konulmaktadır. Böylece, bu sınıf yapıları ve içerdikleri birimler için genel tarifler oluşturulabilmektedir. Herhangi bir sınıfta yer alan birimler benzerlikleri bakımından homojen bir gruba tarif etmektedir. Öte yandan, birimler benzerlik durumlarını yansıtan birbiri ile heterojen gruplar içerisinde toplanmaktadır. Bu noktada, araştırmacılar (karar vericiler, analizciler vb.) kümeleme analizi ile oluşturulan gruplar ve tarifleri üzerinden sisteme ilişkin karar verme süreçlerini tamamlayabilmektedir. Ancak, klasik anlamda kümeleme (öbekleme) analizi birimleri gruplara atamada kesin bir yaklaşım ortaya koymaktadır. Burada, karar vericilerin grup tarifleri için önerilen sözel ifadeleri algılamalarındaki farklılıkları kavramsal belirsizliğe neden olmaktadır.

Zadeh (2005) belirsizlik kavramını bilginin bir özelliği olarak tarif etmektedir. Belirsizlikler temelde üzerinde çalışılan verinin yapısı, çözümlemede kullanılan ölçme-değerlendirme sisteminin yapısı ve karar verme sürecinde etkin olan karar vericilerin düşünce yapısı kaynaklı olmak üzere üç kısma ayrılmaktadır. Belirsizlik kaynakları bir bütün olarak ele alındığında, karar verme süreçlerinde özellikle kavram kaynaklı algı belirsizlikleri karşısında Zadeh (1965) tarafından literatüre mal edilen bulanık mantık ve üyelik dereceleri sayesinde daha yerinde ve tutarlı sonuca ulaşılabilmektedir. Bu çalışmada, kümeleme (öbekleme) analizi sonucu belirlenecek gruplar ve tarifleri için algı belirsizliklerini incelemede klasik ve bulanık öbekleme (kümeleme) yöntemlerinden yararlanılmaktadır. Klasik öbeklemede, birimleri benzerliklerine göre sınıflandırmada kesin atamalar söz konusu iken, bulanık öbeklemede birimler, üyelik derecelerine göre öbeğe ait olma yaklaşımı ile sınıflandırılmaktadır. Sigorta şirketlerinin öz sermaye kârlılığı bakımından finansal performanslarının sınıflandırılmasında, klasik ve bulanık öbekleme teknikleri içerisinde, sırasıyla,  $k$ -ortalama ve Bulanık Öbek Ortalamaları (BÖO) algoritmaları kullanılmaktadır. Her iki algılamada, birimlerin benzerlik durumlarına göre sınıflandırılmasında özel olarak Öklid uzaklık ölçüsünden yararlanılmaktadır.

### 2.1. $k$ -ortalama Algoritması

En eski klasik öbekleme (kümeleme) algoritmalarından biri olan  $k$ -ortalama algoritması 1967 yılında J.B. MacQueen tarafından geliştirilmiştir. Algoritmada amaç,  $n$  adet gözlemin niteliklerine göre  $k$  parçaya ayrılmasıdır.  $k$ -ortalama algoritması ile yapılan sınıflandırmada birimler sadece bir öbeğe (küme) ait olabilmektedir. Bu algılamada, öbek içi toplam değişim en küçüklenmektedir. Amaç fonksiyonu (2) ile verilmektedir:

$$J^* = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^n \|x_j - v_i\|^2 \quad (2)$$

Burada  $x_j : X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  'deki  $j$ . gözlem değeri;  $v_i : V = [v_1, v_2, \dots, v_k]$  merkezler vektörünün  $i$ . öbek merkezini göstermektedir.

$X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  veri kümesi olmak üzere  $k$ -tane kümenin  $\{C_1, C_2, \dots, C_k\}$   $k$ -ortalama algoritması ile bulunma adımları aşağıda verilmektedir (bkz. Hand vd., 2001):

**Adım 1.**  $k$ : Küme (öbek) sayısını ve  $iter$ : İterasyon sayısını belirle.

$i=1, 2, \dots, k$  olmak üzere,  $X$  veri kümesinden rasgele olarak  $v_i$  merkezini seç.

**Adım 2.**  $C_k$  kümelerindeki değişimler gerçekleşirken ( $t=1$ 'den  $iter$ 'e) kümelerde aşağıdaki adımları yap:

- $i=1, 2, \dots, k$  için

$$C_i = \{x \in X \mid \|x - v_l\| \leq \|x - v_i\|, l = 1, \dots, k; l \neq i\}$$

- Yeni küme merkezlerini hesapla:

$i=1, 2, \dots, k$  için  $v_i = C_i$  deki noktaların vektör ortalamasını bul.

$t=iter$  ise DUR.

Denetimsiz atama yöntemi olarak bilinen  $k$ -ortalama algoritması için en uygun sınıflandırma yapılarının belirlenmesi amacıyla bazı geçerlik indeksleri geliştirilmiştir. Klasik öbekleme (kümeleme) yöntemleri ile yapılan çalışmalarda uygun öbek (küme) sayısının belirlenmesinde Calinski ve Harabazs (1974), Davies ve Bouldin (1979), Krzanowski ve Lai (1985) ile Silhouette (Rousseuw, 1987) geçerlik indeksleri yaygın olarak kullanılmaktadır. Bu çalışmada,  $k$ -ortalama algoritması için Silhouette geçerlik indeksinden yararlanılmaktadır.

Rousseuw (1987) her bir birimin atandığı kümeye uygunluğunu belirlemek amacı ile Silhouette indeksini geliştirmiştir.  $a(x_i)$ :  $i$ . birimin yer aldığı kümedeki diğer birimlere olan ortalama uzaklıkları (farklılıkları; benzememe durumları);  $b(x_i)$ :  $i$ . birimin diğer kümelerdeki tüm birimlere olan ortalama uzaklıkların minimumu olmak üzere,  $i$ . birim için Silhouette indeks değeri:

$$sil(x_i) = \frac{b(x_i) - a(x_i)}{\max(a(x_i), b(x_i))} \quad (3)$$

ile hesaplanır.  $sil(x_i)$ , -1 ile 1 arasında değer almaktadır.  $sil(x_i) \cong 1$  veya  $sil(x_i) \cong -1$  ise  $i$ . birim için sırasıyla doğru veya yanlış sınıflandırılmıştır denilir.  $sil(x_i) \cong 0$  ise  $i$ . birim iki küme arasındadır. Tüm kümelemenin kalitesi, (4)'deki formül kullanılarak hesaplanan ortalama Silhouette değeri ile ölçülmektedir:

$$sil(C) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n sil(x_i) \quad (4)$$

Maksimum ortalama Silhouette değerine karşılık gelen küme sayısı uygun küme sayısı olarak alınmaktadır (Rousseuw, 1987). Bu değer 0.50'in üzerinde olduğu durumlar için uygun küme sayısı ve dolayısıyla uygun kümelemeye ulaşılmaktadır.

## 2.2. Bulanık Öbek Ortalamaları Algoritması

Bulanık öbekleme (kümeleme) algoritmaları içerisinde en iyi bilinen Bulanık Öbek Ortalamaları (BÖO) algoritması, ilgilenilen tüm değişkenler bakımından birimleri öbeğe ait olma derecesine göre sınıflandıran bir yöntemdir. BÖO algoritması, Bezdek (1981) tarafından (5) ile verilen bir en iyileme problemi olarak geliştirilmiştir:

$$\min J(U, V) = \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^c u_{ij}^m \left( \|x_j - v_i\| \right)_A \quad (5)$$

$$0 \leq u_{ij} \leq 1, \forall i, j; \sum_{i=1}^c u_{ij} = 1, \forall k; 0 \leq \sum_{j=1}^n u_{ij} \leq n, \forall i$$

Burada,  $J$  minimize edilen amaç fonksiyonu,  $\|\cdot\|_A$  normu  $x_j$  veri vektörü ve  $v_i$  bulanık öbek merkezi arasındaki benzerliği tanımlayan mesafedir. Özel olarak,  $A = I$  Öklid normunu,  $A = COV^{-1}$  ise Mahalonobis normunu, vs. göstermektedir.

BÖO algoritmasının Lagrange çarpanları yöntemi ile bulunan üyelik fonksiyonu ve merkezi, sırasıyla, (6) ve (7)'deki gibidir:



$$u_{ij,t} = \left[ \sum_{l=1}^c \left( \frac{\|x_j - v_{l,t-1}\|_A}{\|x_j - v_{l,t-1}\|_A} \right)^{2/(m-1)} \right]^{-1} \quad (6)$$

$$v_{i,t} = \frac{\sum_{j=1}^n (u_{ij})^m x_j}{\sum_{j=1}^n (u_{ij})^m} \quad (7)$$

BÖO algoritma adımları aşağıda verilmektedir (bkz. Türkşen, 2006):

**Adım 1.**  $c$ : Öbek (küme) sayısını,  $m$ : Bulanıklık mertebesini,  $iter$ : İterasyon sayısını ve  $\varepsilon$ : Hata sayısını belirle.

**Adım 2.** Başlangıç öbek merkezlerini bul.

**Adım 3.**  $t=1$  den  $iter$ .

- Gözlemlerin merkeze olan uzaklıklarını hesapla:

$$d(x_j, v_i) = \|x_j - v_i\|$$

- Üyelik derecelerini (6) ile hesapla.
- Merkezleri (7) ile hesapla.
- Eğer,  $t=iter$  ve  $\|v_{i,t} - v_{i,t-1}\| \leq \varepsilon$

ise DUR.

Denetlenememe özelliğine sahip olan bulanık öbekleme algoritmalarında klasikten farklı olarak uygun öbek sayısının yanı sıra uygun bulanıklık mertebesinin de belirlenmesi gerekmektedir. Bu nedenle, bulanık öbekleme algoritmalarını destekleyici olarak geliştirilmiş birçok öbek geçerlik indeksi bulunmaktadır. Bunlardan bazıları Bezdek (1974a-b), Fukuyama ve Sugeno (1989), Xie ve Beni (1991), Kim ve Ramakrishna (2005)'in geliştirdikleri öbek geçerlik indeksleridir. Bu çalışmada, BÖO algoritması için (8) ile verilen Xie-Beni geçerlik indeksinden yararlanılmaktadır.

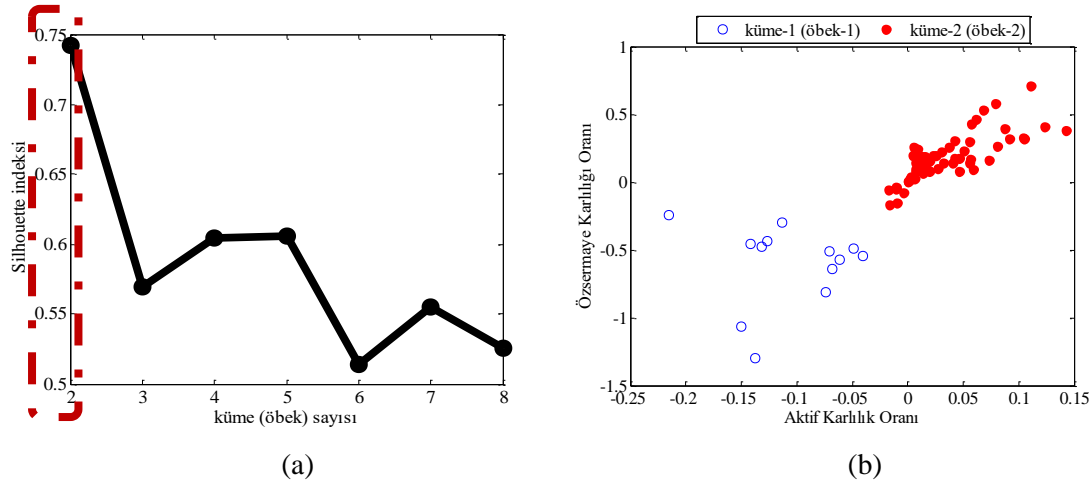
$$V_{XB}(u) = \frac{\sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \|x_j - v_i\|^2}{n \left( \min_{i \neq k} \{ \|v_i - v_k\|^2 \} \right)} \quad (8)$$

### 3. TÜRK SİGORTA PİYASASINDA FİNANSAL PERFORMANS SINIFLANDIRMASI

Bu çalışmada amaç, Türk sigorta piyasasında 2010-2014 yılları arasında faaliyet gösteren 16 adet hayat ile hayat ve emeklilik şirketlerinin finansal performansını dış analizi gözü ile incelemektir. Bu nedenle, 16 adet sigorta şirketinin ilgilenilen yıllar içerisinde öz sermaye kârlılığı, aktif kârlılığı ve kaldıraç oranları hesaplanarak 80x3 boyutlu finansal performans veri tabanı oluşturulmuştur. Öncelikle, bu veri tabanı bakımından şirketlerin klasik öbeklenme yapılarını belirleme çalışmasında uygun küme (öbek) sayısının seçimi için Silhouette indeksi

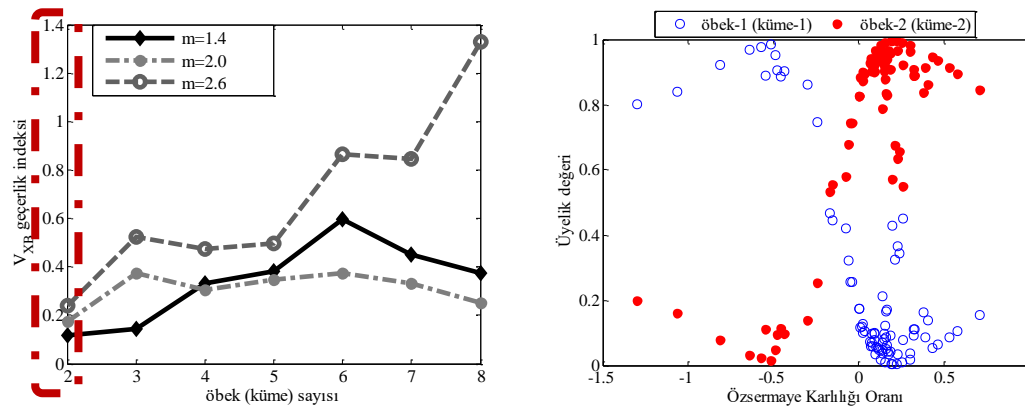
değerleri hesaplanmıştır. Şekil 4-a'da oluşturulacak küme kalitesini ortaya koyan ortalama Silhouette indeks değerleri gösterilmektedir. Maksimum ortalama Silhouette indeks değerine göre uygun küme sayısı iki olarak belirlenmiştir. Buna göre, şirketlerin finansal performansına ilişkin  $k$ -ortalama algoritması sonucu klasik öbeklenme yapıları Şekil 4-b'de verilmektedir.

Şekil 4: (a) Ortalama Silhouette İndeks Değerleri, (b)  $k$ -ortalama Sonucu Öbeklenme Yapısı



Öte yandan, bulanık öbeleme çalışmasında, en uygun öbek sayısı ve bulanıklık mertebesi ikilisinin belirlenmesi için (8) ile verilen  $V_{XB}$  geçerlik indeksi değerleri hesaplanmıştır (bkz. Şekil 5-a). Buna göre, en uygun öbek sayısı ve bulanıklık mertebesi ikilisi ( $c^*=2$ ,  $m^*=2$ ) olarak belirlenmiştir.  $B\ddot{O}O$  algoritması sonucu şirketlerin finansal performansları bakımından öbeklenme yapıları Şekil 5-b'de gösterilmektedir.

Şekil 5: (a)  $V_{XB}$  Geçerlik İndeksi Sonucu, (b)  $B\ddot{O}O$  Algoritması Öbeklenme Yapısı



Klasik ve Bulanık Öbeklenme yapılarını karşılaştırmak amacı ile Şekil 5-b'deki üyelik değerlerinin 0.5 den büyük eşit olanları  $\{u_{ij} \geq 0.5, i = 1, 2 \text{ ve } j = 1, 2, \dots, 80\}$  seçilmiştir. Buna göre, 16 adet sigorta şirketinin her iki algoritma ile belirlenen iki öbeğe atanma sonuçları benzer çıkmıştır. Şirketlerin finansal performans düzeyleri iki adet sözel terim ile tarif edilebilir. Buna göre, 2010-2014 yıllarına ilişkin şirketlerin finansal performansları için önerilen sözel ifadeler ile öz sermaye kârlılığı, aktif kârlılığı ve kaldırma oranı aralıkları Tablo 2'de verilmektedir.

**Tablo 2: Finansal Performans için Önerilen Sözel İfadeler ve Aralıklar**

Yıl	Önerilen Sözel Değişken (Finansal Performans düzeyi)	Öz Sermaye Karlılığı Oranı	Aktif Karlılığı Oranı	Kaldıraç Oranı
2010	Düşük → Öbek-1 (o)	[-1.064,-0.299]	[-0.150,-0.040]	[2.648,13.651]
	Yüksek → Öbek-2 (*)	[-0.060,0.709]	[-0.017,0.143]	[2.646,27.506]
2011	Düşük → Öbek-1 (o)	[-0.639,-0.456]	[-0.142,-0.068]	[3.219,9.441]
	Yüksek → Öbek-2 (*)	[0.002,0.431]	[0.001,0.123]	[2.544,25.430]
2012	Düşük → Öbek-1 (o)	[-0.810,-0.477]	[-0.131,-0.074]	[3.634,10.975]
	Yüksek → Öbek-2 (*)	[0.084,0.463]	[0.008,0.105]	[1.567,29.391]
2013	Düşük → Öbek-1 (o)	[-1.299,-0.569]	[-0.137,-0.062]	[9.233,9.463]
	Yüksek → Öbek-2 (*)	[-0.152,0.577]	[-0.009,0.105]	[1.664,37.380]
2014	Düşük → Öbek-1 (o)	[-0.512,-0.243]	[-0.215,-0.049]	[1.128,10.014]
	Yüksek → Öbek-2 (*)	[-0.168,0.532]	[-0.016,0.073]	[2.156,45.445]

2010-2014 yılları arasında 16 adet sigorta şirketinin düşük ve yüksek finansal performans düzeyleri bakımından sınıflandırmaları Tablo 3’de verilmektedir.

**Tablo 3: 2010-2014 Yılları için Sigorta Şirketleri ve Finansal Performans Düzeyleri**

Yıl	Düşük (Öbek-1)	Yüksek (Öbek-2)
2010	S2, S8, S10, S14	S1, S3, S4, S5, S6, S7, S9, S11, S12, S13, S15, S16
2011	S2, S10	S1, S3, S4, S5, S6, S7, S8, S9, S11, S12, S13, S14, S15, S16
2012	S2, S10	S1, S3, S4, S5, S6, S7, S8, S9, S11, S12, S13, S14, S15, S16
2013	S2, S10	S1, S3, S4, S5, S6, S7, S8, S9, S11, S12, S13, S14, S15, S16
2014	S2, S8, S14	S1, S3, S4, S5, S6, S7, S9, S10, S11, S12, S13, S15, S16

Not: Şirket kodları için bkz. Tablo 1.

Klasik ve bulanık öbeleme algoritmaları sonucu oluşturulan sınıflara birimlerin en az hata ile atanması istenilmektedir. Sınıflandırma doğruluğunun incelendiği çok değişkenli bir modelde yer alan bağımlı değişken nominal ölçekli olmaktadır. Bu durumda, çok değişkenli istatistiksel analiz tekniklerinden diskriminant (ayırma) analizi veya lojistik regresyon analizi kullanımları yaygındır. Lojistik regresyon analizi varyans homojenliği ve normallik varsayımlarının sağlanmadığı durumlarda diskriminant analizinin bir alternatifi olarak kullanılmaktadır. Çok değişkenli normallik varsayımının sınanması için birçok yöntem geliştirilmiştir. Bunlar içerisinde en yaygın kullanılanı Mardia (1970)’nin çok değişkenli çarpıklık

ve basıklık ölçülerine dayalı geliştirdiği testtir. Bu çalışmada yer alan öz sermaye kârlılığı, aktif kârlılığı ve kaldıraç oranlarına ilişkin çok değişkenli normallik varsayımı Mardia testi sonuçlarına (çok değişkenli çarpıklık ve basıklık testleri için  $p$ -değerleri $<0.001$ ) göre sağlanmamaktadır. Normallik varsayımının sağlanmaması durumu, öbekleme (kümeleme) analizi uygulamalarında göz ardı edilebilmektedir. Bu kapsamda,  $k$ -ortalama ve  $B\ddot{O}O$  algoritmaları ile sigorta şirketlerinin finansal performansları bakımından doğru bir biçimde öbeklere ayrılıp ayrılmadığı lojistik regresyon analizi ile incelenmektedir. Ayrıca, çalışmada yer alan bağımsız değişkenlerden (öz sermaye kârlılığı, aktif kârlılığı ve kaldıraç oranlarından) hangisinin öbekleme yapısında (öbek1-öbek2 şeklindeki iki düzeyli bağımlı değişken üzerinde) etkili olduğu adimsal lojistik regresyon yöntemi ile tartışılmaktadır. Adimsal lojistik regresyon, teorik bir modeli sınamak yerine, kitleye dayanan çoklu doğrusal bağlantı probleminin olduğu durumda modele girecek en iyi değişken setinin belirlenmesi amacı ile kullanılmaktadır (Albayrak, 2006).

Öncelikle, tek bağımsız değişkenli lojistik regresyon analizi sonuçlarına bakıldığında, şirketlerin sınıflandırmasında öz sermaye kârlılığı ve aktif kârlılığı oranlarının istatistiksel olarak önemli birer etken olduğu ( $p$ -değerleri $<0.001$ ), kaldıraç oranının ise önemli bir etken olmadığı ( $p$ -değeri $=0.296>0.05$ ) sonucuna ulaşılmıştır. Adimsal lojistik regresyon sonuçlarına göre ise, öz sermaye kârlılığı ve aktif kârlılığı oranlarının modele eklenmesi gerektiğine karar verilmiştir (modele değişken eklenmesi durumunun incelendiği kalıntı ki-kare istatistiği için  $p$ -değeri $<0.001$  dir). Bu iki bağımsız değişken ile oluşturulan çok değişkenli lojistik regresyon sonucunda, en önemli etkenin öz sermaye kârlılığı oranı olduğu görülmüştür ( $p$ -değeri $<0.05$ ). Ayrıca, model geçerliliğini sınamak amacı ile Hosmer ve Lemeshow (1980) tarafından geliştirilen uyum iyiliği testi sonucuna göre (Ki-kare test değeri $=1.916$ ,  $sd=8$ ,  $p$ -değeri $=0.983>0.05$ ), modelin anlamlı olduğu hipotezi reddedilememiştir.

Son olarak, klasik ve bulanık öbekleme algoritmaları ile belirlenen orijinal gruplardaki atamaların lojistik regresyon analizi ile doğruluk kontrolü sonuçları Tablo 4’de verilmektedir. Tablo 4’e göre her iki algoritma sonucu orijinal “düşük” ve “yüksek” finansal performansa sahip şirketlerin oluşturduğu gruplarda %100 doğru atama gerçekleştirilmiştir.

**Tablo 4: Sigorta Şirketlerinin Öbeklenme Yapılarının Geçerlilik Sonucu**

		Tahmini Grup Üyelikleri			
		Öbek (Grup)	Öbek-1	Öbek-2	Toplam
Orijinal	Sayı	Öbek-1	13	0	13
		Öbek-2	0	67	67
	%	Öbek-1	100,0	,0	100,0
		Öbek-2	,0	100,0	100,0

## SONUÇ

Sigorta piyasası, ekonomik gelişmeler ve büyüme ile paralel bir ilerleme göstermektedir. Gelişmiş ve gelişmekte olan tüm ülkelerde kendisini gösteren bu ilerleme nedeni ile sigorta, küresel ve ülke ekonomilerinde temel bir gösterge halini almıştır. Sigorta şirketleri finansal alt yapı olanakları dâhilinde pazarda güçlü bir konuma gelebilmektedirler. Gerek şirketler gerekse yatırımcıları için finansal performans değerlendirmeleri karar almada yol göstericidir. Bu çalışmada, şirket dışı finansal analizciler için yatırım kararı almada etkili bir yöntem olan DuPont analizi ile Türk sigorta piyasasında bir değerlendirme ele alınmıştır. Türkiye’de 2010-2014 yılları arasında faaliyet gösteren 16 adet hayat ile hayat ve emeklilik şirketinin DuPont yöntemi değerlendirmeleri (öz sermaye kârlılığı, aktif kârlılığı ve kaldıraç oranları) bakımından benzerlik durumları incelenmiştir. Bu nedenle, klasik ve bulanık öbekleme yöntemlerinden  $k$ -ortalama ve

BÖO algoritmaları kullanılmıştır. Her iki algoritma ile oluşturulacak öbeklerin kalitesinin belirlenmesinde etkili olan, sırasıyla, Silhouette ve Xie-Beni geçerlik indekslerinden yararlanılmıştır. Bunun sonucunda, şirketler “Düşük” ve “Yüksek” finansal performans düzeylerine göre sınıflandırılmışlardır. Klasik ve bulanık öbekleme algoritmaları ile elde edilen sınıf yapılarının benzer olduğu görülmüştür. 2010 yılında Aegon Emeklilik ve Hayat, Civ Hayat, Ergo Emeklilik ve Hayat ile New Life Yaşam; 2011-2013 yılları arasında Aegon Emeklilik ve Hayat ile Ergo Emeklilik ve Hayat; 2014 yılında Aegon Emeklilik ve Hayat, Civ Hayat ile New Life Yaşam şirketlerinin “Düşük” finansal performans düzeyi olarak tarif edilen öbekte yer aldıkları görülmüştür. Son olarak, lojistik regresyon analizi ile 16 adet sigorta şirketinin oluşturduğu sınıf yapılarının %100 geçerliliğe sahip olduğu ortaya çıkarılmış ve adimsal değişken seçimi yöntemi ile öbek yapısının oluşmasında en önemli etkenin öz sermaye kârlılığı oranı olduğuna karar verilmiştir.

Sigorta piyasasının gelişimi, sosyo-ekonomik ve refah düzeyin gelişmesi, küresel ve ülke ekonomileri arasındaki ilişkilerin güçlenmesi açısından önem arz etmektedir. Bu bağlamda, Türk sigorta piyasasının daha ileri düzeye gelmesi ve tüm finansal analizciler için bilimsel tekniklere dayalı değerlendirmelere gidilmesi gerekmektedir.

### Kaynakça

Akyüz, Y., Kaya, Z., (2013) Türkiye’de Hayat Dışı Ve Hayat\Emeklilik Sigorta Sektörünün Finansal Performans Analiz ve Değerlendirmesi, *SÜ İİBF Sosyal ve Ekonomik Araştırmalar Dergisi*, 26, 355-371.

Albayrak, A.S., (2006). *Uygulamalı Çok Değişkenli İstatistik Teknikleri*, Asil Yayın Dağıtım, Ankara.

Bezdek, J.C., (1974a). Cluster Validity With Fuzzy Sets. *J. Cybernet.*, 3, 58–73.

Bezdek, J.C., (1974b). Numerical Taxonomy With Fuzzy Sets. *J. Math. Biol.*, 1, 57–71

Bezdek, J.C., (1981). *Pattern Recognition With Fuzzy Objective Function Algorithms*, Plenum Press, New York.

Burca, A.M., Batrinca, G.I., (2014). Application of Cluster and Discriminant Analysis on Romanian Insurance Market, *23rd IBIMA Conference Paper, at Valencia*.

Calinski, R.B., Harabasz, J., (1974). A Dendrite Method for Cluster Analysis, *Communications in Statistics*, 3, 1-27.

Davies, D. L., Bouldin, D. W., (1979). A Cluster Separation Measure, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence PAMI-1*, 2, 224–227.

Fukuyama, Y., Sugeno, M. (1989). A New Method of Choosing the Number of Clusters for the Fuzzy C-Means Method, *Proc. 5<sup>th</sup> Fuzzy Systems Symposium*, 247-250.

Girginer, N., Yalam, A., Kaygısız, Z. (2007). Veri Zarflama Analizi ve Kümeleme Analizi ile Türkiye Sigortacılık Sektöründeki Firmaların Performanslarının Karşılaştırılması, *İktisat, İşletme ve Finans Dergisi*, 22 (261), 100-113.

Hand, D., Mannila H., Smyth P., (2001). *Data Mining*, Massachusetts Institute of Technology, USA.

Hosmer, D.W., Lemeshow, S., (1980). A Goodness-of-Fit Test for the Multiple Logistic Regression Model, *Communications in Statistics*, A10, 1043–1069.

Kim, M., Ramakrishna, R.S., (2005). New Indices For Cluster Validity Assessment, *Pattern Recognition Letters*, 26 (15), 2353-2363.

Köse, A., Şimşek, N., (1999). Türk Sigorta Sektörünün Mali Performansı: 1990-1996 Dönemine İlişkin Bir Değerlendirme, *Reasürör*, 31, 6-33.

Krzanowski, W.J., Lai, Y.T., (1985). A Criterion for Determining the Number of Groups in a Data Set Using Sum of Squares Clustering, *Biometrics*, 44, 23-44.

MacQueen, J.B., (1967). Some Methods for Classification and Analysis of Multivariate Observations, *Proc. Symp. Math. Statist. and Probability (5th)*, 281-297.

Majed, M.A., Ahmed, S.M., Dahmash, F.N., (2012). The relationship of RoA, RoE&RoI Ratios with Jordanian Insurance Public Companies Market Share Price, *International Journal of Humanities & Social Science*, 2 (11), 115 – 120.

Mardia, K.V., (1970). Measures of Multivariate Skewness and Kurtosis with Applications, *Biometrika*, 57, 519-530.

Mwangi, M., Murigu, J.W., (2015). The Determinants of Financial Performance in General Insurance Companies in Kenya, *European Scientific Journal*, 11 (1), 288-297.

Peker, İ., Baki, B., (2011). Gri İlişkisel Analiz Yöntemiyle Türk Sigortacılık Sektöründe Performans Ölçümü, *Uluslararası İktisadi ve İdari İncelemeler Dergisi*, 4 (7), 1-18.

Raza, S. A., Jawaid, S.T., Adnan, M., (2013). A DuPont Analysis On Insurance Sector of South Asian Region, <http://mpr.ub.uni-muenchen.de/49289>.

Rousseuw, P.J., (1987). Silhouettes: A Graphical Aid to the Interpretation and Validation of Cluster Analysis, *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 20, 53-65.

Türkşen, I.B., (2006). *An Ontological and Epistemological Perspective of Fuzzy Set Theory*, Elsevier B.V.

URL-1: Türkiye Sigorta Birliği, Sigorta Bilgileri: Sigortanın Tarihi, <http://www.tsb.org.tr/sigortanın-tarihi.aspx?pageID=438> .

URL-2: Türkiye Sigorta Birliği, Sigorta Bilgileri: Türkiye’de Sigortacılık, <http://www.tsb.org.tr/turkiyede-sigortacilik.aspx?pageID=439> .

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

Zadeh, L.A., (1965). Fuzzy sets, *Information Control*, 8 (3), 338-353.

Zadeh, L.A., (2005). Toward a Generalized Theory of Uncertainty (GTU) – an Outline, *Information Sciences*, 172, 1–40.

M. Bahar Başkır

Yrd. Doç. Dr. Bartın Üniversitesi, Fen Fakültesi, İstatistik Bölümü, İstatistiksel Bilgi Sistemleri A.B.D.  
E-posta: mbaskir@bartin.edu.tr

Yazı Bilgisi / Information:

Alındığı tarih: 25 Eylül 2015.

Yayına kabul edildiği tarih: 16 Kasım 2015.

E-yayın tarihi: 25 Kasım 2015.

Yazıcı çıktı sayfa sayısı: 15.

Kaynak sayısı: 28.

Hakemler:

Yrd. Doç. Dr. Hande Küçükönder (Bartın Üniversitesi - Bartın)

Yrd. Doç. Dr. Nuri Çelik (Bartın Üniversitesi - Bartın)