

Finansal Göstergeler Açısından Borsa İstanbul'da Faaliyet Gösteren Üretim Şirketlerinin Değerlendirilmesi: Silhouette İndeksine ve Elbow Yöntemine Göre K-Ortalamalar ile Kümelenmesi

Evaluating Production Companies on Borsa Istanbul In Terms of Financial Indicators: Clustering Companies Using K-Means with the Silhouette Index and Elbow Method

Çiğdem Özari¹ , Esin Nesrin Can² 

¹Dr. Öğr. Üyesi, Ekonomi ve Finans, İstanbul Aydın Üniversitesi, İstanbul, Türkiye. E-posta: cigdemozari@aydin.edu.tr

²Dr. Öğr. Üyesi, İşletme, İstanbul Aydın Üniversitesi, İstanbul, Türkiye. E-posta: esincan@aydin.edu.tr

ORCID: Ç.Ö. 0000-0002-2948-8957; E.N.C. 0000-0002-3525-0793

ÖZ

Bu çalışmanın ana amacı, k-ortalamalar kümeleme yöntemi kullanılmak suretiyle, Borsa İstanbul'da faaliyet gösteren üretim şirketlerini, finansal tablolarından hareketle hesaplanmış finansal göstergelerine göre gruplamak ve grup yapılarını değerlendirmektir. Çalışmada şirketler 11 yıllık finansal tablolardan yararlanılarak 15 finansal oran ve 2 göstere ile gruplanmıştır. Şirketlerin finansal performans benzerliği k-ortalamalar kümeleme yöntemi ile değerlendirilirken, uygun küme grubu ve ayrılması gereken uygun küme sayısı Silhouette İndeks ve Elbow Yöntemi aracılığı ile değerlendirilmiştir. Çalışmada k-ortalamalar kümeleme yönteminin sorunsallarından biri olan başlangıç merkez seçimi göz önünde tutularak, her "k" değeri için veri seti içerisinde farklı başlangıç merkezleri itibarıyla analiz gerçekleştirilmiştir. Ayrıca üretim şirketlerinin doğal gruplanması gereken küme sayısı bilinmediği için farklı "k" değerleri incelenmiş ve bu değerlerden hareketle ayrışması uygun olan küme sayısı, Silhouette İndeks ve Elbow Yöntemi yardımıyla belirlenmiştir. Yapılan analizler sonucunda Borsa İstanbul'da faaliyet gösteren üretim şirketlerinin iki kümeye ayrılmasının daha fazla kümeye ayrılmasına göre daha uygun olduğu belirlenmiştir.

Anahtar kelimeler: K-ortalamalar Kümeleme Yöntemi, Silhouette İndeksi, Elbow Yöntemi, Finansal Göstergeler.

Jel Kodu: G17, C38, M00

ABSTRACT

The main aim of this study is to cluster production companies in Borsa Istanbul based on financial ratios using the k-means clustering method and to determine the natural structure of these companies. The analysis focuses on 11 years of production companies based on 15 financial ratios and two financial indicators. The study determined the similarity among the financial performances of these companies using the k-means clustering analysis and evaluated the most appropriate cluster group and the most appropriate number of clusters that should be separated using the silhouette index and elbow method. The analysis was performed with different initial centers within the dataset for each k value by considering the choice of the initial center, which is a drawback of the k-means clustering method. In addition, because the number of clusters in which production companies should be grouped naturally is unknown, different k values were examined, with the most appropriate number of clusters to be separated from these values being determined using the silhouette index and elbow method. The results of the clustering analysis imply that splitting production companies into two clusters provides more accurate results.

Keywords: K-Means Clustering Method, Silhouette Index, Elbow Method, Financial Indicators

Jel Codes: G17, C38, M00

Başvuru/Submitted: 07.04.2023 **Revizyon Talebi/Revision Requested:** 08.06.2023 **Son Revizyon/Last Revision Received:** 11.06.2023 **Kabul/Accepted:** 13.06.2023



Sorumlu yazar/Corresponding author: Çiğdem Özari / cigdemozari@aydin.edu.tr

Atıf/Citation: Ozari, C. & Can, E.N. (2023). Finansal göstergeler açısından Borsa İstanbul'da faaliyet gösteren üretim şirketlerinin değerlendirilmesi: Silhouette indeksine ve Elbow yöntemine göre k-ortalamalar ile kümelenmesi. *Muhasebe Enstitüsü Dergisi - Journal of Accounting Institute*, 69, 1-19. <https://doi.org/10.26650/MED.1278850>

Extended Abstract

The main purpose of this study is to cluster production companies operating in Borsa Istanbul based on the most important financial indicators using the k-means clustering method and to find the natural and accurate structure of these companies. Some studies determine the performance of companies and even universities in different sectors by using financial ratios and indicators alongside the k-means clustering method in order to determine their place in the sector.

Unlike other studies, this study aims to determine the most appropriate grouping structure by running an algorithm for different initial centers. In other words, it aims to eliminate one of the drawbacks of the k-means clustering analysis, which is the selection of initial centers, by considering different initial centers from inside the dataset. In addition, the natural structure (i.e., grouping structure) of production companies is not well defined, which means that the accurate value of k is not determined. As such, the k-means clustering algorithm is applied for different values of k (e.g., 2, 3, 4, and 5) in order to determine which cluster group is more accurate using the silhouette index and elbow method. Determining the best value of k provides information about how many clusters similar companies will be grouped into in terms of financial performance similarities of production companies.

Due to one of the study's goals being to understand and determine the natural structure of production companies, having a long enough study period is desired. The study covers 11 years of data. Although Borsa Istanbul had 142 different companies operating during this period of analysis, the 42 companies of these that did not operate throughout the entire 11-year period were not included in the study. To discover the similarities between these companies concerning their financial performance, this study needed to examine their financial ratios. Due to variation of the number of financial ratios in the literature, the researcher in this study has decided to select the financial ratios to be used in the analysis based on scientific reasons. This study has examined the literature and resultantly uses 15 financial ratios and two indicators. Four of these show the ability of short-term assets to meet the short-term liabilities of companies, five show the profitability of companies, and three show the ability of a company to effectively use their liabilities. One instance that should not be overlooked in this situation is the possibility of obtaining varied outcomes by grouping these producing organizations with various financial ratios.

During the study period, the EREGL and TUPRS listings remained in the same group and showed similarities in terms of financial performance. In Year 2, the ARCLK listing was added to this group and remained in the same group as EREGL and TUPRS for all subsequent years. In Year 3, AEFES was added to this group. Similar to ARCLK, AEFES continued to participate in the same group for all subsequent years after joining the group. In Year 4, the TOASA and VESTL listings were included in this group. In addition, the FROTO listing has been determined to be in the same group as these companies only for Years 6 and 10. ARCLK, ERGL, TUPRS, and AEFES were discovered to be part of the same cluster group for 8 years.

As a result of the findings obtained from the study, the financial performance of production companies can be said to have been preserved over time. However, the fact that 40 companies were not included in the study due to data losses may indicate that the resulting cluster groups do not fully reflect reality. Future studies may obtain more effective results by comparing the results that were obtained using different clustering methods. In addition, which of the cluster groups is more suitable can be determined using different statistical methods.

1. Giriş

Şirketler faaliyetlerini sürdürmek, rekabet avantajı sağlamak, hedeflerine ulaşmak ve finansal performanslarını sürekli iyileştirmek için uygun kararlar almalıdır. Bu bağlamda şirketler, finansal performanslarını gerçekçi bir şekilde belirleme amaçları çerçevesinde, performans sonuçlarının rakip bir şirket ile veya içinde bulunulan sektör genelinde karşılaştırmalı analizine gereksinim duyarlar. Söz konusu karşılaştırmalı analiz sonrasında, bir şirketin mevcut durumunun nasıl değerlendirilebileceği ve yakın gelecekte neler olabileceğinin nasıl tahmin edilebileceği konusunda daha iyi bir fikre sahip olunmaktadır. Bu sebeple, günümüz koşullarında şirketlerin faaliyetlerini sürdürme, büyüme ve rekabet edebilme amacına yönelik olarak, dinamik performans analizi çalışması bu alandaki temel kabullerden biridir. Finansal performans tespiti, analizi ve değerlendirilmesi çerçevesinde finansal tablolar analizinin de kullanıldığı bilinmektedir. Finansal tablolar analizinin, -özetle- yatay analiz, dikey analiz, trend analizi ve oran analizi olmak üzere dört ana yolu vardır (Akgüç, 2013, s. 426; Karapınar ve Ayıkoğlu Zaif, 2018, s. 81; (Miller-Nobles ve ark., 2016, s.899). Performans analizinde kullanılan oranlar ise, kullanılış biçimlerine göre faaliyet oranları, likidite oranları, finansal oranlar ve kârlılık oranları olarak gruplandırılmaktadır. Şirketlerin aldıkları kararlarda ön plana çıkan çeşitli finansal oranlar, şirketlerin finansal performansları üzerinde etkili olmaktadır. Şirketler farklı finansal oranları analiz ederek, faaliyetlerinin başarı veya başarısızlıklarının boyutunu belirleyebilirler. Finansal oran analizi, finansal performansı değerlendirmek için nihai araç olmaktadır (Abbas ve ark., 2012; Adedeji, 2014; Alam ve ark., 2011; Bansal, 2014; Kumbirai ve Webb, 2010; Rashid, 2018; Rodrigues ve Rodrigues, 2018; Wang ve ark., 2013). Finansal oran analizi ile şirketler hem zaman içindeki finansal performanslarının değişimini hem de sektörde yer alan diğer şirketlere göre finansal performanslarının karşılaştırmasını gerçekleştirebilirler.

Literatür incelendiğinde şirketlerin performans değerlendirmelerinde çok çeşitli yöntemlerin kullanıldığı görülmektedir (Abdel-Basset ve ark., 2020; Bağcı ve Yerdelen Kaygın 2020; Oruç Erdoğan ve ark., 2015, s. 35-36; Özari ve Erol, Demir, 2019). Bu yöntemler dışında k-ortalamar kümeleme yöntemi ve farklı kümeleme yöntemleri de performans değerlendirilmesinde kullanılmıştır (Gazel ve Akel, 2018; Esmer ve Dayı, 2019; Tekin ve Temelli, 2021; Santis ve ark., 2016). K-ortalamar kümeleme yöntemiyle birlikte finansal oranları kullanarak farklı sektörlerde yer alan şirketlerin ve hatta üniversitelerin performanslarını ve sektör içindeki yerini belirleyen çalışmalar bulunmaktadır (Arı ve ark., 2016; Feranecová ve Krigovská, 2016; Momeni ve ark., 2015). Benzer kümeleme yöntemleri yardımıyla farklı değerlendirme kriterleriyle bankaların benzerliklerini tespit etmeye yönelik çalışmalar da literatürde yer almaktadır (Bülbül ve Camkıran, 2018; Mercadier ve ark., 2021; Moldovan ve Mutu, 2015; Özari ve Can, 2023; Tavşanlı ve Hamlacı, 2021). Bunlara ek olarak; müşteri satın alma davranışlarını inceleyen çalışmalarda da (Dhandayudam ve Krishnamurthi, 2012; Anitha ve Patil, 2022), şehirlerin veya ülkelerin farklı özelliklere göre sınıflandırılmasını yapan çalışmalarda da (Akdamar, 2019; Demirkale ve Özari, 2020; Değirmenci ve Yakıcı Ayan, 2020; Gençoğlu, 2018; İncekırık ve Altın, 2021) bu yöntemin kullanıldığı gözlemlenmiştir.

Kümeleme analizlerinden elde edilen sonuçların uygunluğunu ve geçerliliğini belirlemek için çeşitli istatistiksel indeksler geliştirilmiştir. Calinski-Harabasz İndeksi (1974), Silhouette İndeksi (Rousseeuw, 1987), Elbow Yöntemi (Thorndike, 1953) bunlardan bazılarıdır (Sevimli Deniz, 2019, s. 189). Akay ve arkadaşları (2019) çalışmasında panel kümeleme analizi ile illeri konut talebine uygun olarak gruplandırmışlardır. Elde edilen bulguların geçerliliğini ise Dunn, Silhouette ve Connectivity indeks değerleri ile belirlemişlerdir. Bu ve benzeri indeksler küme sayısının kesin belli olmadığı durumlarda da kullanılabilir. Aslanyürek ve Mesut (2021) çalışmalarında alternatif bir yöntem geliştirerek, yöntemin etkinliğini de Silhouette, Calinski-Harabasz ve Davies-Bouldin indeksleri ile karşılaştırmışlardır. Oluşturdukları Sıkıştırma Oran İndeksi ile daha iyi sonuçlar elde etmişlerdir. Kartal ve arkadaşları (2021) çalışmalarında küme sayısının belirlenmesi için Silhouette İndeksini kullanmışlardır. Aydın ve Başkır (2013) çalışmalarında 44 banka ile oluşturulan küme gruplarından uygun küme sayısının belirlenmesi için yine Silhouette İndeksini kullanmışlardır. Farklı alan çalışmalarında yine hangi küme grubunun daha uygun yapısı olduğunun belirlenmesi ve/veya nesnelerin kaç kümeye ayrılmasının doğal yapısına daha uygun olduğunun belirlenmesi için Silhouette İndeksinden yararlanılmıştır (Anitha ve Patil, 2022; Bigdeli ve ark., 2022; Hu ve ark., 2023; Mamat ve ark., 2018; Shen ve ark., 2017; Yeşilbudak, 2016). Birkalan ve Tekeli (2022) çalışmalarında vergi

takozu açısından OECD ülkelerini k-ortalamlar kümeleme yöntemi ile gruplarken k değerinin belirlenmesi için Elbow yöntemini kullanmışlardır. Dikmen (2021) çalışmasında ise Elbow, Silhouette ve GAP yöntemlerinden yararlanarak Türkiye'de yer alan illeri iyi oluş ve yaşam kalitesi açısından kümeler ayırmıştır. Yalçın ve Ayyıldız (2018) çalışmalarında Türkiye'de yer alan havaalanlarını Elbow yöntemi yardımıyla belirlediği küme sayısı kadar gruplayarak, havaalanlarını değerlendirmiştir. Syakur ve ark. (2018) çalışmalarında müşteri profili belirlemek için K-ortalamlar kümeleme analizini Elbow yöntemi ile değerlendirmiştir. Farklı alan çalışmalarında da diğer indekslerle birlikte veya tek başına Elbow yönteminden yararlanılarak en uygun küme sayısı belirlenmiştir (Paul ve Sen, 2018; Wang ve ark., 2020; Coşkun ve ark., 2021; Mouton ve ark., 2020). Veri setlerini belirli kriterler dikkate alınarak benzerliklerine göre ayırtmak yöntemsel olarak kolay olsa da iyi ayrılmış küme gruplarını bulmak zor bir iştir.

Bu çalışmanın ana amacı finansal göstergeler dikkate alınarak, k-ortalamlar kümeleme yöntemi yardımıyla şirketleri gruplamak, en uygun grup yapısını tespit etmek ve böylelikle en başarılı grupları veya şirketleri belirlemektir. Bu bağlamda farklı sektörlerde yer alan şirketler için farklı finansal oranların/göstergelerin dikkate alınmasının daha uygun olması nedeniyle Borsa İstanbul'da faaliyet gösteren tek bir sektörde yer alan şirketler (üretim sektörü) incelenmiştir. Bir başka ifade ile çalışmanın ana amacı üretim şirketleri gibi aynı sektörde yer alan şirketlerin finansal açıdan birbirine ne derecede benzediğini/benzemediğini ve birbirine benzeyen kaç farklı yapı oluştuğunu belirlemeye çalışmaktır. İlgili sektörde faaliyet gösteren şirketlerin kaç gruba ayrıldığına belirlenmesi ise, sektördeki şirketlerin farklılaşmasının dağılımını anlamak için önemli bir araç olabilir. Bu bağlamda, gruplandırma sayısının belirlenmesi sektördeki şirketlerin finansal açıdan benzerlik gösterme durumunu yansıtabilir. Örneğin, tek bir grup olması durumu, sektördeki tüm şirketlerin benzer finansal yapıya sahip olduğunu işaret eder. Bu durumda şirketlerin finansal oranlarını/göstergelerini inceleyerek sektörün finansal yapısı hakkında bilgi sahibi olunabilir. İki grup olması ise, finansal açıdan benzer olan şirketlerin aynı grupta yer alırken farklılık gösteren şirketlerin diğer grupta yer almasını ifade eder. İki grubunda finansal oranları/göstergeleri değerlendirilerek, gruplardan hangisinin finansal yapısının daha güçlü olduğu hakkında bilgi sahibi olunabilir. Bu grupların birbirinden uzaklıkları da grupta yer alan şirketleri değil de grupları karşılaştırmak için bilgi verebilir. Kısaca grupların finansal oranlarını/göstergelerini inceleyerek, grupları iyi, çok iyi veya iyi, kötü gibi kategorilere ayırmak mümkündür. Özetle gruplar incelendiğinde, farklı gruplarda yer alan şirketlerin neden farklılaştığı araştırılarak grup yapısıyla ilgili bilgi edinilebilir. Bu iki farklı gruptan birinin finansal performansının diğerine göre daha üstün veya daha zayıf olduğu belirlenebilir; ancak şirketler arasında böyle bir önemli farklılık olmaksızın da ayrışma gerçekleşebilir. Bu bilgiler, özellikle dış finansal bilgi kullanıcılarının (yatırımcıların, kredi verenlerin, analistlerin, rakip şirketlerin, düzenleyici ve denetleyici kuruluşların) etkin karar almasında yardımcı olur.

Özetle, bu çalışmada k-ortalamlar kümeleme yöntemi Borsa İstanbul'da faaliyet gösteren üretim şirketlerinin finansal performansını ölçmede farklı k değerleri için kullanılarak, şirketlerin doğal gruplanma yapısı Silhouette İndeksi ve Elbow Yöntemi yardımıyla belirlenmiştir. Bu çalışmada diğer çalışmalardan farklı olarak, farklı başlangıç merkezleri için algoritma çalıştırılarak en uygun gruplanma yapısının belirlenmesi hedeflenmiştir. Bir başka ifade ile çalışmada, 102 üretim şirketi k-ortalamlar kümeleme yönteminden yararlanılarak 11 yıllık bir dönem için finansal göstergeler temelinde gruplanmıştır. En uygun grup yapısı ise Silhouette İndeksi ve Elbow Yöntemi yardımıyla belirlenmiştir.

Çalışmanın ikinci bölümünde, veri seti ve kullanılan yöntemlerin adımları ayrıntılı bir şekilde sunulacak; üçüncü bölümde ise bu yöntemlerin uygulanması detaylı bir şekilde açıklanacaktır. Sonuçlar bölümünde ise elde edilen bulgular kapsamlı bir şekilde tartışılacaktır.

2. Veri Seti ve Kullanılan Yöntemler

Çalışmanın bu bölümünde veri seti, ilgili finansal göstergeler, k-ortalamlar kümeleme yönteminden, Silhouette İndeksinden ve Elbow Yönteminden bahsedilecektir. Çalışmanın ana amacı finansal performans açısından üretim şirketlerinin doğal yapısını belirlemek olduğundan kümeleme yapılacak dönemin uzun tutulması ve veri kaybı olmadan yeterince şirketin analize dahil edilmesi gerekmektedir. Bu bağlamda 11 yıllık bir dönem incelenmiş olup, belirlenen dönemin son yılında Borsa İstanbul'da işlem gören 142 şirketten, veri kaybı nedeniyle 102 şirket analize tabi tutulmuştur. Veri kaybının nedeni

ise bu 40 şirketin, ilgili dönemde Borsa İstanbul'da işlem görmemesidir. Çalışmada kullanılan veriler Finnet Veri tabanından temin edilmiş ve ilgili finansal oranlar bu veriler yardımıyla oluşturulmuştur. Şirketlerin finansal performans açısından benzerliklerini dikkate almak için kullanılan finansal göstergeler Tablo 1'de sunulmuştur.

Tablo 1: Çalışmada Kullanılan Finansal Göstergeler			
Kod	Finansal Göstergeler	Kod	Finansal Göstergeler
C1	Cari Oran	C10	Stok Devir Hızı
C2	Asit Test Oranı	C11	Aktif Devir Hızı
C3	Nakit Oran	C12	Dönen Varlıklar
C4	Kısa Vadeli Alacaklar/Aktif Toplamı Oranı	C13	Çalışma Sermayesi Devir Hızı
C5	Toplam Borç	C14	Net Satışlar / (Duran Varlıklar-Amortismanlar)
C6	Dönen Varlıklar/Toplam Varlıklar	C15	Brüt Esas Faaliyet Kârı / Net Satışlar
C7	Faiz ve Vergi Öncesi Kâr/Faiz Giderleri Oranı	C16	Net Kâr Büyüme Oranı
C8	Net Kâr/Varlık (Aktif) Toplamı Oranı	C17	Satış Büyümesi
C9	Vergi Öncesi Kâr/Net Satışlar		

C_1 , C_2 , C_3 ve C_7 şirketlerin dönen varlık kalemlerinin kısa vadeli yükümlülükleri yerine getirebilme gücünü gösterdiğinden, bu oranlar seçilen göstergeler arasında yer almaktadır. Bu oranlar aynı zamanda şirketlerin likidite durumunu da belirlemektedir. C_{10} , C_{11} , C_{13} ve C_{14} ise ilgili kalemlerin etkin kullanımlarının belirlenmesi için tercih edilen devir hızı oranları, C_8 , C_9 , C_{15} ve C_{16} ise şirketlerin kârlılığını gösteren finansal oranlardır. Ancak literatürde C_8 , C_9 , C_{15} oranları kârlılık oranları grubunda yer alırken C_{16} büyüme oranı grubunda da yer almaktadır. C_{16} ve C_{17} ise şirketlerin çeşitli açılardan zaman içerisindeki gelişimini gösteren büyüme oranlarıdır. C_4 ve C_6 oranları ise finansal yapıyla ilgili diğer önemli oranlardır. Temel finansal tablo hesaplarından C_5 ve C_{12} değerleri ise, şirketlerin özellikle "işletme-faaliyet" dönemlerinde karşılaştırmalı ve dinamik olarak izlenmesi gerekliliği nedeniyle çalışmada değerlendirme kriteri olarak ele alınmıştır. Nitekim bu bilanço hesaplarının önemi, Tablo 1'de yer alan finansal göstergeler bazındaki kullanım sıklıkları dikkate alındığında da ortaya çıkmaktadır. Bu bağlamda günümüzde şirketlerin sürdürülebilirlikleri yönünden, bu iki bilanço hesabının öneminin daha da arttığı vurgulanabilir.

Literatürde şirketlerin finansal performansları değerlendirilirken beş ana grupta (likidite oranları, büyüme oranları, finansal yapı oranları, devir hızları ve kârlılık oranları) yer alan farklı finansal oranların kullanıldığı görülmektedir (Ağırbaş, 2014; Akgüç, 2013; Özgülbaş ve ark., 2008). Örneğin; Acar (2003) çalışmasında 150 dolayında tarım işletmesinin finansal performansını değerlendirirken çeşitli oranlarla birlikte C_1 , C_2 , C_8 , C_{11} oranlarını da dikkate almıştır. Özgülbaş ve ark. (2008) çalışmalarında özel hastanelerin finansal durumunu oran ve trend analizi ile belirlerken C_1 , C_2 , C_3 , C_4 , C_6 , C_{10} , C_{11} , C_{13} , C_{14} , C_{15} finansal oranlarını kullandığı gibi özkaynak devir hızı, duran varlıklar/özkaynaklar oranı gibi farklı finansal oranları da kullanmışlardır. Bülbül ve arkadaşları (2017) çalışmalarında BIST'da işlem gören özel bir hastanenin finansal performansını değerlendirmek için C_1 , C_2 , C_3 , C_9 , C_{10} , C_{11} , C_{15} finansal oranları ile birlikte toplam 24 finansal oran kullanmışlardır. Orçun ve Eren (2017) çalışmasında Borsa İstanbul'da işlem gören teknoloji şirketlerinin finansal performanslarının belirlenmesinde de C_1 , C_2 , C_3 , C_{11} oranlarının yanı sıra kârlılık ile ilgili farklı oranları da ele almışlardır. Erkilic ve Aksoy (2020) çalışmalarında kamu hastanelerine yönelik finansal başarısızlık tahmin modelini geliştirirken, araştırma kapsamında kullanılan bağımsız değişkenler arasında C_1 , C_2 , C_3 , C_6 , C_{17} , C_{18} oranları yer almıştır. Benzer finansal oranları kullanarak şirketlerin finansal performansını değerlendiren başka çalışmalar da literatürde yer almaktadır (Yücel ve Durak, 2021; He ve ark., 2021; Özcan, 2019; Ögünç, 2019; Ömürbek ve Kınay, 2013).

2.1. K-ortalamlar kümeleme yöntemi

En çok bilinen ve uygulanan kümeleme yöntemlerinden biri olan K-ortalamlar kümeleme yöntemi hiyerarşik olmayan bir yapıya sahiptir (Burn ve ark., 1997; Kou ve ark., 2014; Lin ve Chen, 2006). Bu yöntem ilk olarak MacQueen (1967) tarafından önerilmiştir. Bu yöntem benzer özelliklere sahip verilerin birlikte gruplandırılmasını sağlayan veri ayrıştırma tekniği olarak da tanımlanabilir. Bu yöntemin ilk basamağı k değerinin belirlenmesi olarak tanımlanmıştır ve k değerinin belirlenmesi için literatürde objektif ve subjektif yöntemler yer almaktadır (Yuan ve Yang, 2019; Pham ve ark., 2005). Algoritmanın performansı ise belirlenen k değerinden etkilenmektedir (Pham ve ark., 2005). Yöntemin basamakları aşağıda

özetlenmiştir (Steinbach ve ark., 2000; Rishah ve ark., 2022):

Adım 1: Gruplanacak küme sayısını belirleme (k değerini belirleme)

Adım 2: Gruplanacak küme sayısı kadar başlangıç küme merkezlerini belirleme

Adım 3: Veri seti içinde yer alan her veriyi, küme merkezi kendine en yakın olan kümeyle atama

Adım 4: Kümeler belirlendiğinde (Adım 3 tamamlandığında), küme ortalamalarını hesaplama, elde edilen ortalamaları yeni başlangıç merkezleri olarak atama

Adım 5: Adım 3 ve Adım 4'ü kümelerde yer alan veriler sabitleninceye kadar tekrarlama.

K-ortalamar kümeleme yönteminin ikinci adımı olan başlangıç küme merkezi seçiminin farklı sonuçlar elde etmesi nedeniyle, Meila ve Heckerman'ın (1998) çalışmasında da belirttiği üzere bu yöntem herkes tarafından genel kabul görmemiştir. Bu çalışmada ise veri seti içinden farklı başlangıç merkezlerle yöntem tekrarlanarak, oluşan farklı küme grupları tespit edilmiştir. Bu küme gruplarından hangisinin daha uygun olacağı ise Silhouette İndeksi yardımıyla belirlenmiştir. Bunlara ek olarak, Silhouette İndeksi hangi k değerinin daha iyi bir gruplama yapısı oluşturduğunu belirlemek için kullanılmıştır. Üçüncü adımda yer alan her veri nesnesini kendine en yakın olan küme merkezine atama işlemi gerçekleştirilirken, literatürde yer alan çok çeşitli uzaklık fonksiyonlarından yararlanılabilir (Mohamed ve Çelik, 2022). Bu çalışmada ise Öklid uzaklık fonksiyonu kullanılmıştır.

2.2. Silhouette indeks

Gölge istatistiği olarak da adlandırılan Silhouette İndeks Rousseeuw tarafından 1987 yılında geliştirilmiştir. Bu katsayı hangi nesnelerin kümelerine daha uyumlu olduğunu göstermektedir. Herhangi bir i verisi için Silhouette değeri $s(i)$ aşağıdaki gibi hesaplanmaktadır (Rousseeuw, 1987). $S(i)$ değerleri Silhouette katsayıları olarak da adlandırılır. Bu katsayıların ortalaması ise o küme grubunun Silhouette değerini verir ve bu değer Silhouette İndeks olarak tanımlanır.

$$s(i) = \frac{b(i) - a(i)}{\max\{a(i), b(i)\}}$$

Eşitlikte; $a(i)$: i. verinin kendi yer aldığı kümedeki tüm diğer verilere olan uzaklıklarının ortalaması

$b(i)$: i. verinin diğer kümelerdeki tüm verilere olan uzaklıklarının ortalamalarının en küçük değeri

Herhangi bir i değeri için $S(i)$ değerinin 1'e yakın değer alması kümelemenin iyi yapılmış yani birimlerin doğru kümelendiğini, 0'a yakın olması kümelemeye karar vermedeki belirsizliği, negatif değer olması ise birimlerin yanlış kümelendiğini ifade etmektedir (Yılcıncı, 2010; Sangaiah ve ark., 2023; Verma ve ark., 2023). Bagirov ve arkadaşları (2023) yeni bir optimizasyon modeli geliştirerek, Silhouette katsayıları kullanılarak elde edilen küme gruplarının diğer algoritmalarla elde edilenlere kıyasla önemli ölçüde daha iyi ayrılabilir kompakt kümeleri hesaplayabildiğini göstermişlerdir.

2.3. Elbow (Dirsek) yöntemi

En uygun ayrıştırılacak küme sayısının bir başka ifade ile k-ortalamar analizinde yer alan k değerinin belirlenmesinde kullanılan Elbow yöntemi, her bir verinin oluşan küme merkezlerine olan uzaklığının karelerinin toplamı yardımı ile hesaplanmaktadır. Bu yöntemde göre bu toplam değer değişim miktarının azaldığı k değeri dirsek noktası olarak tanımlanır ve bu dirsek noktası en iyi k küme sayısını ifade eder (Ketchen ve Shook, 1996). Kısaca bu yöntem, bir başka küme daha eklemenin verilerin daha iyi modellenmesini sağlamaması fikri üzerine dayanmaktadır (Bholowalia ve Kumar, 2014). Görsel bir yöntem olarak tanımlanan Elbow yönteminin adımları aşağıdaki gibidir (Syakur ve ark., 2018).

Adım 1: $k = 1$ değeri ile başlama

Adım 2: Bu değer için hata kareler toplamını hesaplama

Adım 3: k değerini 1 arttırarak, yeniden bu değer için hata kareler toplamını hesaplama

Adım 4: Eğer bir noktada hata kareler toplamı herhangi bir k değerinde önemli ölçüde azalır, azalmanın yaşandığı k değeri doğru k değeridir.

3. Uygulama

Çalışmanın uygulama kısmında ilk olarak analiz kapsamına alınan 102 üretim şirketinin önce Tablo 1’de belirtilen benzerliklerin dikkate alınacağı finansal oranları hesaplanmıştır. İkinci adım olarak, benzerlikleri belirlemek için k-ortalamar kümeleme yöntemi farklı k değerleri ve farklı başlangıç merkezler için gerçekleştirilmiştir. Üçüncü ve son adım olarak ise hangi başlangıç merkezlerle ve hangi k değeri ile daha iyi bir küme yapısı olduğunu belirlemek için k-ortalamar kümeleme yönteminden elde edilen küme gruplarının Silhouette indeksleri hesaplanmıştır. Bu adımda, Silhouette indeksine ek olarak Elbow yöntemi de değerlendirilmiştir.

Uygulamanın ikinci adımında, ilgili dönemde yer alan her yıl için üretim şirketlerinin 17 finansal gösterge dikkate alınarak farklı başlangıç merkez verileri ve farklı k değerleri için analiz gerçekleştirilmiştir. Farklı başlangıç merkezler veri seti içinden elde edilmiştir. Toplamda her bir analiz için farklı 1000 başlangıç merkezi, veri setinin farklı kombinasyonlarından türetilmiş ve her k değeri için kümeleme algoritması uygulanmıştır. “k” değeri benzerlik gösterecek küme sayısını ifade ettiğinden, “k” değeri 2, 3, 4 ve 5 olarak ayrı ayrı değerlendirilmiştir. Analizlerden elde edilen bulgular karşılaştırılarak hangi başlangıç merkezlerle ve hangi k değerinden elde edilen küme grubunun daha iyi bir gruplama oluşturduğunun belirlenmesi hedeflenmiştir.

Çalışma kapsamında yer alan ilk yıl (Yıl 1) için k-ortalamar yönteminden elde edilen tüm küme grupları ve bu grupların görülme sıklıkları Tablo 2’de sunulmuştur. Farklı başlangıç merkezlerle analiz gerçekleştirildiğinde, birden fazla (beş) farklı küme grubu elde edilmiştir. Bu küme gruplarının görülme sıklıkları birbirinden farklıdır. Daha fazla başlangıç merkezlerle elde edilen, görülme sıklıkları daha fazla olan küme gruplarının bir anlamda daha çok elde edildiği için daha iyi ayrıştığı düşünülebilir, ancak bu ispatlanması gereken bir savdır.

k	Farklı Başlangıç Merkez Sayısı	Küme 1	Küme 2	Küme 3	Küme 4	Küme 5
2	979	Diğer Şirketler	ARCLK, EREGL, TUPRS			
2	14	Diğer Şirketler	EREGL, TUPRS			
3	993	Diğer Şirketler	AEFES, ARCLK, CCOLA, FROTO, TOASO, ULKER, VESTL	EREGL, TUPRS,		
4	993	Diğer Şirketler	AKSA, AYGZ, CCOLA, FROTO, GUBRF, HURGZ, PETKM, TTRAK, ULKER, VESBE	AEFES, ARCLK, TOASO, VESTL	EREGL, TUPRS	
5	993	Diğer Şirketler	AKCNS, AKSA, BANVT, BRSAN, BRISA, CMENT, CIMS, DEVA, DYOB, GOODY, HURGZ, IZMDC, KRDM, KARSN, KENT, KORDS, NUHCM, OTKAR, SARKY, SASA, TATGD, TTRAK, VESBE	AEFES, ARCLK, TOASO, VESTL	AYGAZ, CCOLA, FROTO, GUBRF, PETKM, ULKER	EREGL, TUPRS

Tablo 2’nin ilk satırında k’nın 2 olduğu durum için, veri setinden elde edilen farklı 979 başlangıç merkezi ile oluşan küme grubu bilgisi yer almaktadır. Bu küme grubunda ARCLK, EREGL ve TUPRS finansal performansları açısından birbirine benzer olduğundan bir grupta, analizde yer alan diğer tüm şirketler ise yine aynı açıdan benzerlik gösterdiğinden başka bir grupta yer almıştır. Bu durumda, ARCLK, EREGL ve TUPRS şirketleri diğer üretim şirketlerinden finansal performans açısından farklılaşmıştır. Tablo 2’nin ikinci satırında ise yine k’nın 2 olduğu durum için, toplam 14 farklı başlangıç merkez veri setinden elde edilen küme grubu gösterilmiştir. Bu küme grubundan ise EREGL ve TUPRS şirketlerinin finansal performans açısından birbirine benzer olduğu anlaşılmaktadır. Elde edilen tüm küme gruplarının biri dışında EREGL ve TUPRS şirketlerinin birlikte tek bir küme oluşturduğu gözlemlenmiştir, diğer küme grubunda ise EREGL, TUPRS ve ARCLK birlikte yer almıştır.

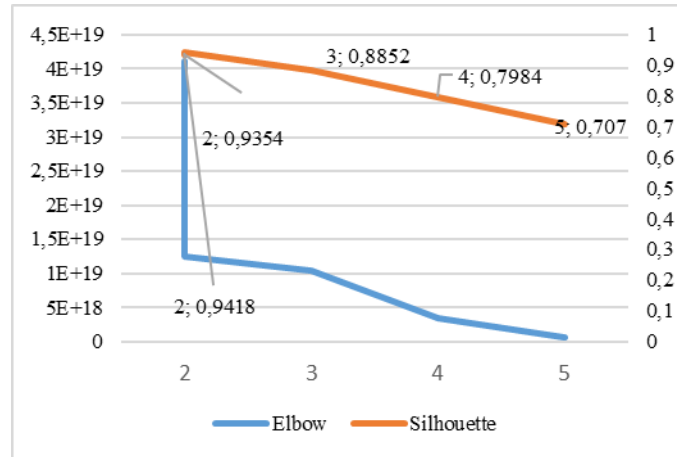
Bir sonraki uygulama adımında ise farklı başlangıç merkezlerle elde edilen tüm küme gruplarının Silhouette katsayıları

hesaplanarak, hangi küme grubunun daha uygun olduğu tespit edilmiştir. Bir başka ifade ile üretim şirketleri öncelikle farklı başlangıç merkezler yardımıyla iki gruba ayrılarak oluşan küme gruplarının Silhouette indeks değerleri hesaplanmıştır. En uygun küme grubuna Silhouette indeks yardımıyla karar verilmiş olup, aynı analiz k'nın 3, 4 ve 5 olduğu değerler için de gerçekleştirilmiştir. Tablo 3'te Yıl 1 için elde edilen küme grupları ile birlikte Silhouette indeks değerleri yer almaktadır.

k	Silhouette	Küme 1	Küme 2	Küme 3	Küme 4	Küme 5
2	0,9418	Diğer Şirketler	EREGL, TUPRS			
2	0,9354	Diğer Şirketler	ARCLK, EREGL, TUPRS			
3	0,8852	Diğer Şirketler	AEFES, ARCLK, COCOLA, FROTO, TOASO, ULKER, VESTL	EREGL, TUPRS		
4	0,7984	Diğer Şirketler	AKSA, AYGZ, COCOLA, FROTO, GUBRF, HURGZ, PETKM, TTRAK, ULKER, VESBE	AEFES, ARCLK, TOASO, VESTL	EREGL, TUPRS	
5	0,7070	Diğer Şirketler	AKCNS, AKSA, BANVT, BRSA, BRISA, CMENT, CIMS, DEVA, DYOB, GOODY, HURGZ, IZMDC, KRDM, KARSN, KENT, KORDS, NUHCM, OTKAR, SARKY, SASA, TATGD, TTRAK, VESBE	AEFES, ARCLK, TOASO, VESTL	AYGZ, COCOLA, FROTO, GUBRF, PETKM, ULKER	EREGL TUPRS

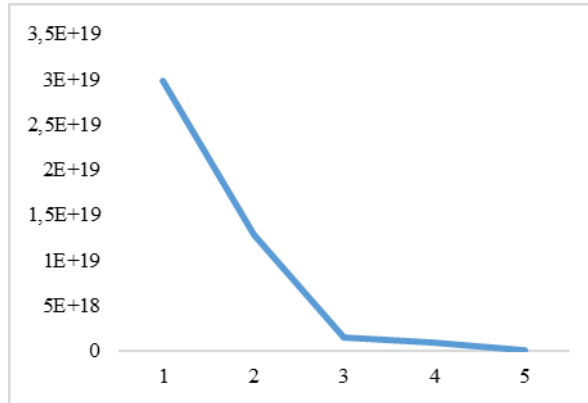
Yıl 1'den elde edilen bulgular incelendiğinde, en iyi küme grup yapısının 2 olduğu belirlenmiştir. Bir başka ifade ile, Yıl 1 için üretim şirketleri 17 finansal değişken dikkate alınarak kümelendiğinde farklı 2 küme grubunun en uygun olduğu tespit edilmiştir. Elde edilen en iyi küme grupları incelendiğinde EREGL ve TUPRS'ın her durumda aynı küme grubunda yer aldığı gözlemlenmiştir. Üretim şirketleri finansal performans açısından üç veya daha fazla gruba ayrıştırıldığında; AEFES, ARCLK, TOASO ve VESTL şirketlerinin hep aynı grupta yer aldığı gözlemlenmiştir.

Silhouette indeks yardımıyla Yıl 1 için belirlenen en iyi k değeri 2 olarak belirlenmiştir. Uygulamanın bu aşamasında Yıl 1 için belirlenen küme gruplarının hangisinin daha iyi ayrılmış olduğunu belirlemek amacıyla Elbow yönteminden yararlanılmıştır. Bir başka ifade ile uygun dirsek noktasının belirlenmesi için hata karelerinin toplamı hesaplanmış ve Şekil 1'de sunulmuştur.



Şekil 1: Uygun Dirsek Noktasının Belirlenmesi (Yıl 1)

Şekil 1'den de görüldüğü gibi Yıl 1 için Elbow yönteminin temel sorunlarından biriyle karşılaşmış ve uygun bir dirsek noktasının oluşmadığı görülmüştür. Bununla birlikte k=2 için Silhouette indekse göre en uygun olan küme grubunun hata karelerinin toplamı yüksek olmakla birlikte k=2 için diğer belirlenen küme grubundan düşüktür. Şekil 2'de ise Yıl 2 için uygun dirsek noktasının belirlenmesi için hata karelerinin toplamı hesaplanmış ve sunulmuştur.



Şekil 2: Uygun Dirsek Noktasının Belirlenmesi (Yıl 2)

Şekil 2’de k 3’e kadar kümeler içi kareler toplamı önemli ölçüde bir düşüş gösterirken, k 3’ten sonra ise kareler toplamı yatay olarak seyretmektedir. Bu yatay eğilim nedeniyle 3 değerinin optimal küme sayısı olduğu anlaşılmaktadır. Ancak çalışmada yer alan çoğu yıl için Elbow yönteminin uygun bir dirsek noktası belirleyememesi nedeniyle, uygun küme sayısı Silhouette indeksi yardımıyla hesaplanmıştır. Çalışmanın en önemli kısıtlarından biri uygun küme sayısının belirlenmesi için kullanılacak yöntemlerin farklı değerler vermesidir.

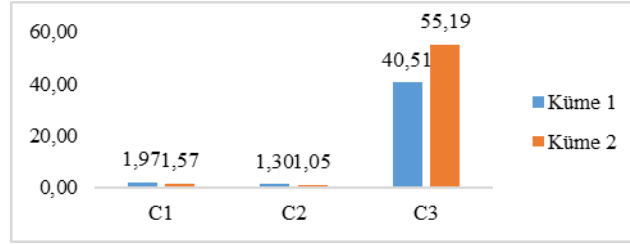
Diğer yılların k-ortalama kümeleme analiz bulguları ekte yer almaktadır. Her yıl için öncelikle hangi ikili, üçlü, dörtlü veya beşli grubun daha uygun olduğu, sonrasında ise bunlardan hangisinin daha uygun olduğu Silhouette indeksi yardımıyla belirlenmiştir. Tablo 4’te ise her yılın en iyi küme grupları yer almaktadır. Her yıl için en iyi küme grubu yapısı 2 olarak belirlenmiş olsa bile, diğer küme gruplarının Silhouette katsayıları 1’e yakın olmakla birlikte en küçük değer yaklaşık 0,6 olarak tespit edilmiştir.

Tablo 4: K-Ortalamalar Kümeleme Analizi ve Silhouette İndeksi: Yıl 1-Yıl 11

Yıl	k	Silhouette	Küme 1	Küme 2	Şirket Sayısı
Yıl 1	2	0,9418	Diğer Şirketler	EREGL, TUPRS	2
Yıl 2	2	0,9233	Diğer Şirketler	ARCLK, EREGL, TUPRS	3
Yıl 3	2	0,9278	Diğer Şirketler	ARCLK, EREGL, TUPRS	3
Yıl 4	2	0,9213	Diğer Şirketler	ARCLK, EREGL, TUPRS, AEFES	4
Yıl 5	2	0,9081	Diğer Şirketler	ARCLK, EREGL, TUPRS, AEFES, TOASO, VESTL	6
Yıl 6	2	0,9083	Diğer Şirketler	ARCLK, EREGL, TUPRS, AEFES, TOASO, VESTL, FROTO	7
Yıl 7	2	0,9099	Diğer Şirketler	ARCLK, EREGL, TUPRS, AEFES, TOASO, VESTL	6
Yıl 8	2	0,9084	Diğer Şirketler	ARCLK, EREGL, TUPRS, AEFES, TOASO, VESTL	6
Yıl 9	2	0,9126	Diğer Şirketler	ARCLK, EREGL, TUPRS, AEFES, VESTL	5
Yıl 10	2	0,9187	Diğer Şirketler	ARCLK, EREGL, TUPRS, AEFES	4
Yıl 11	2	0,9036	Diğer Şirketler	ARCLK, EREGL, TUPRS, AEFES, VESTL, FROTO	6

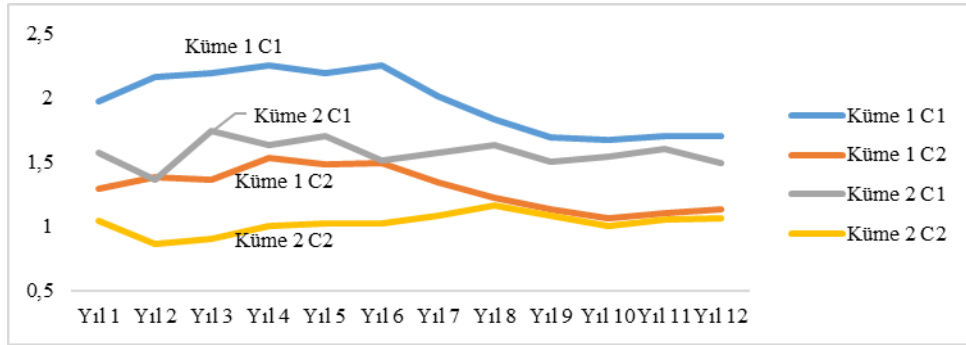
11 yıllık dönemde her yıl EREGL ve TUPRS şirketleri aynı grupta kalarak finansal performans açısından benzerlik göstermektedir. Yıl 2’de bu gruba ARCLK şirketi de eklenmiş ve takip eden tüm yıllarda da EREGL ve TUPRS şirketleri ile aynı grupta kalmıştır. Yıl 4’te bu gruba AEFES şirketi eklenmiştir. AEFES şirketi de ARCLK şirketi gibi gruba dahil olduktan sonraki tüm yıllarda aynı grupta yer almaya devam etmiştir. Yıl 5’te ise TOASA ve VESTL şirketleri bu gruba dahil olmuştur. TOASA’nın Yıl 9’dan itibaren bu şirketlerle aynı grupta yer almadığı gözlemlenmiştir. VESTL ise Yıl 10 hariç (Yıl 5’ten itibaren) bu şirketlerle aynı grupta yer almıştır. Bunlara ek olarak, FROTO şirketinin sadece Yıl 6 ve Yıl 10’da bu şirketlerle aynı grupta yer aldığı tespit edilmiştir.

Küme gruplarında farklılaşan finansal performans değişikliğinin hangi yönde olduğunu tespit edebilmek amacıyla, Küme 1 ve Küme 2’de yer alan şirketlerin likidite oranlarının ortalaması Şekil 3’te sunulmuştur.



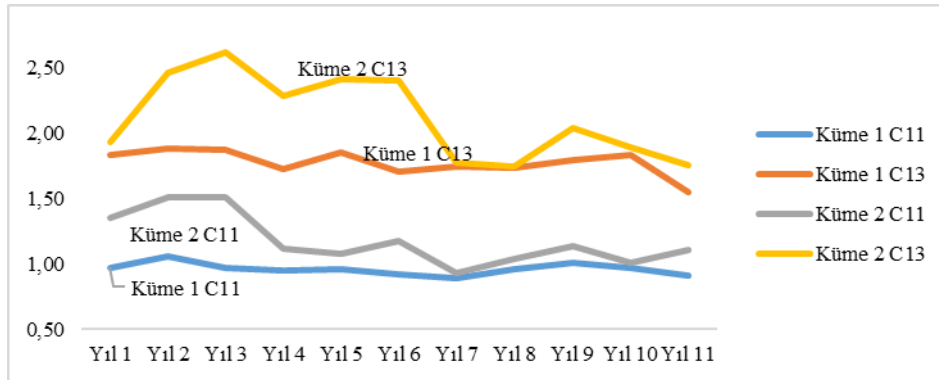
Şekil 3: Küme 1 ve Küme 2 Karşılaştırması: Ortalama Likidite Oranları (C_1 , C_2 ve C_3)

Küme 1'de yer alan şirketlerin C_1 ve C_2 likidite oranlarının ilgili dönemdeki ortalamalarının biraz daha yüksek olmasına rağmen, C_3 likidite oranının ortalama değerinin çok daha düşük olduğu gözlemlenmiştir. C_1 ve C_2 oranlarının zaman içerisindeki değişimi ise Şekil 4'te sunulmuştur.



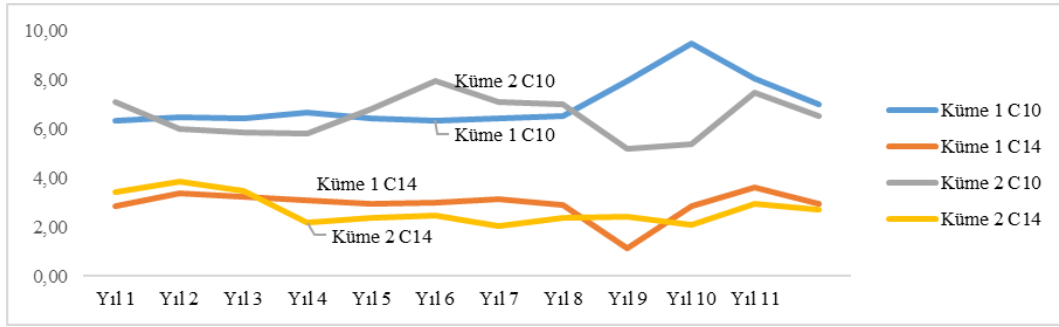
Şekil 4: Küme 1 ve Küme 2 C_1 ve C_2 Likidite Oran Karşılaştırması: Yıl 1-Yıl 12

Özellikle Yıl 7'den sonra bu oranların farklı kümelerde de birbirine yaklaştığı görülmektedir. Bu bağlamda Küme 2'de yer alan şirketlerin diğer şirketlere oranla daha fazla nakit bulundurduğu ve diğer likidite oranlarının ise ideal olarak kabul edilen seviyede olduğu tespit edilmiştir. Küme 1 ve Küme 2'de yer alan şirketlerin devir hızı oranlarından C_{11} ve C_{13} 'ün ortalaması Şekil 5'te sunulmuştur.



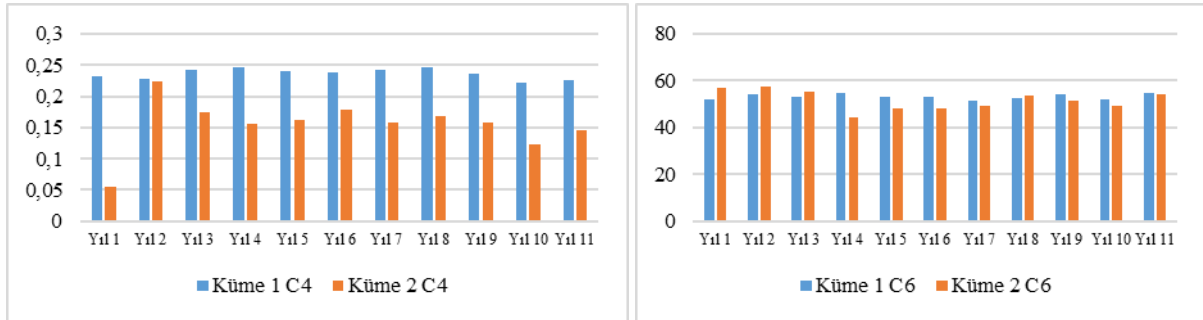
Şekil 5: Küme 1 ve Küme 2 C_{11} ve C_{13} Devir Hızı Oran Karşılaştırması: Yıl 1- Yıl 11

Küme 2'de yer alan şirketlerin devir hızı oranlarından C_{11} ve C_{13} 'ün değerlerinin Şekil 5'ten de görüldüğü üzere ilgili dönemde Küme 1'de yer alan şirketlerden daha yüksek olduğu tespit edilmiştir. Diğer devir hızı oranlarının zaman içindeki değişimi ise Şekil 6'da sunulmuştur.



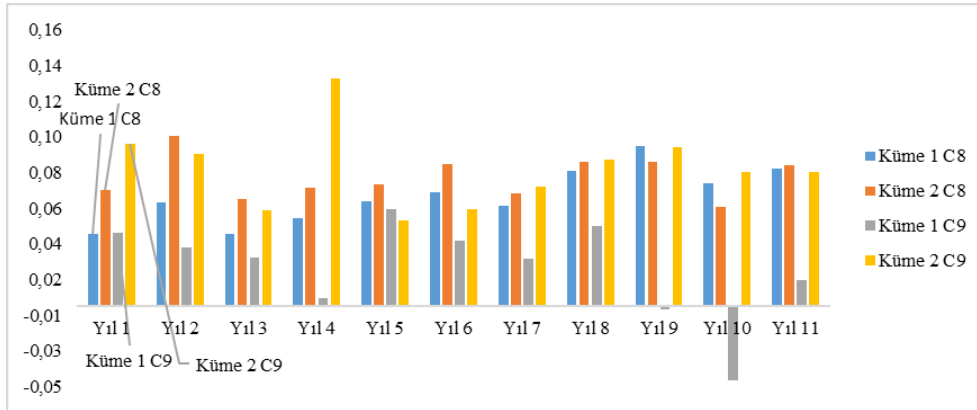
Şekil 6: Küme 1 ve Küme 2 C_{10} ve C_{14} Devir Hızı Oran Karşılaştırması: Yıl 1- Yıl 11

Küme 1 ve Küme 2'de yer alan şirketlerin finansal yapı oranlarından C_4 ve C_6 'nın ortalaması Şekil 7'de sunulmuştur. C_4 finansal oranının neredeyse ilgili dönemdeki tüm yıllarda çok daha yüksek değerler aldığı gözlemlenmiştir.



Şekil 7: Küme 1 ve Küme 2 C_4 ve C_6 Finansal Yapı Oran Karşılaştırması: Yıl 1- Yıl 11

Küme 1 ve Küme 2'de yer alan şirketlerin kârlılık oranlarından C_8 ve C_9 'un ortalaması Şekil 8'de sunulmuştur. C_8 finansal oranı Küme 2'de yer alan şirketlerde Yıl 9 ve 10 dışında, C_9 finansal oranının ise Yıl 5 dışında ortalamada daha yüksek değerlere sahip olduğu tespit edilmiştir.



Şekil 8: Küme 1 ve Küme 2 C_8 ve C_9 Kârlılık Oran Karşılaştırması: Yıl 1- Yıl 11

Şekil 8'de ise C_8 ile C_9 bazında ve Küme 1 ve Küme 2 kapsamındaki şirketler itibarıyla 11 yıllık eğilim ortaya konulmuştur. C_8 oranı için zaman serisindeki ilk 8 yıl itibarıyla Küme 2 şirketlerinin önde bir seyir sahip olduğu görülmüştür. 9. ve 10. yıllarda ise bu seyir Küme 1 lehine değişim gösterirken, 11. yılda eşit düzeye yaklaşmıştır. Diğer yandan C_9 oranında ise ilk 4 yıl itibarıyla Küme 2 şirketlerinin yüksek düzeydeki seyri 5. yılda az da olsa az bir farkla terse dönerken, izleyen yıllarda sürekli yüksek düzeyde seyrini sürdürdüğü; bu seyrin 10. ve 11. yıllarda daha da çarpıcı farklılığa ulaştığı gözlemlenmiştir. BIST kapsamında işlem gören ve diğer şirketlerden farklılaşan Küme 2 şirketlerinin özellikle son 3 yıllık dönemde dönem net satış kârlılıkları diğer şirketlere göre yüksek düzeylerde gerçekleşirken, toplam aktif kârlılıklarının ise paralel düzeyde seyrettiği ortaya çıkmıştır. Özellikle Şekil 8'den elde edilen tespitler, Küme 1 ve Küme 2 itibarıyla C_8 ile C_9 finansal oranlarındaki değişimlerin diğer finansal oranlarla karşılaştırmalı olarak irdelenmesi açısından önemli bulunmaktadır.

4. Sonuç ve Tartışma

Bu çalışmanın ana amacı, finansal performans açısından Borsa İstanbul'da faaliyet gösteren üretim şirketlerini gruplamak, en uygun grup yapısını belirlemek ve böylelikle en başarılı grupları veya şirketleri belirlemektir. Çalışmada tek bir sektör (üretim) üzerinden değerlendirme yapılmasının nedeni ise finansal oranların/göstergelerin sektörlere göre farklılaşması ve böylelikle sektörün finansal performansının kendi içinde belirlenmesinin daha uygun olmasıdır. Seçilecek farklı bir sektör için farklı finansal oranlar/göstergeler dikkate alınarak benzer başka çalışmalar da gerçekleştirilebilir.

Yapılan analizler sonucunda Borsa İstanbul'da faaliyet gösteren üretim şirketlerinin iki kümeye ayrılmasının daha fazla kümeye ayrılmasına göre daha uygun olduğu tespit edilmiştir. Bu gruplanmalar incelendiğinde ise elde edilen önemli bir bulgu finansal performans açısından az sayıda şirketin uzun bir zaman aralığı itibarıyla hep aynı küme grubunda yer almasıdır. Nitekim 11 yıllık dönem için gerçekleştirilen analizde ARCLK, ERGL, TUPRS ve AEFES şirketlerinin 8 yıl aynı küme grubu içinde yer aldığı gözlemlenmiştir. Bu bağlamda, BIST kapsamındaki üretim şirketlerinden Küme 2 kapsamında olan şirketlerin, finansal performanslarının zaman içerisinde korunduğu söylenebilir. Şüphesiz bu seyrin, Küme 2 içindeki şirketler yönünden finansal nedenlerinin ölçülmesi ise esas alınan finansal oranlar/göstergeler itibarıyla ayrıca analize muhtaç bulunmaktadır. Çalışmada örnek olarak yer verilen analizler de dikkate alındığında ise, k-ortalamalar yönteminin ilgili şirketlerin gerek varlık ve kaynak yönetimi gerekse faaliyet sonuçlarının analizinde sorgulama ve değerlendirmeye açılım sağlama potansiyelinin yüksek olduğu sonucuna ulaşılabilecektir.

Diğer yandan incelenen zaman aralığı itibarıyla veri kayıpları nedeniyle çalışmaya dahil edilmemiş 40 şirketin daha bulunduğu dikkate alındığında ise, elde edilen küme gruplarının tam anlamıyla gerçeği yansıttığından söz edilebilmesi güçleşmekle birlikte, sürdürülebilirlik boyutunun bir veri olarak göz önünde tutulmasının yarar sağlayacağı da bu aşamada vurgulanabilir. Elde edilen küme gruplarının, ilgili şirket yönünden hangisinin en geçerli olduğunun belirlenmesinde kullanılan Silhouette indeks değerlerinin birbirine yakın olması, çalışma kapsamı dışında kalan şirketlerin analize dahil edilmesi halinde daha iyi olarak belirlenen küme grubunda değişime neden olabileceğini göstermektedir. Bu da ilgili şirketlerin içinde buldukları küme, diğer bir ifadeyle de ilgili ana sektörün alt şirket grubu itibarıyla finansal performans analizinde bu yöntemin kullanılmasının güvenilirliğini artıracaktır.

Kümeleme yapısından elde edilen bulgular ise dış finansal bilgi kullanıcılarının karar alma sürecine önemli biçimde fayda sağlar. Örneğin; aynı kümede yer alan şirketlerin hisse senetlerinden biri, aynı kümede yer alan diğer şirketlerin hisselerinde henüz bir artış/azalış olmadan öncü bir artış/azalış gerçekleştirmişse, aynı kümede yer alan diğer şirketlerin hisse senetlerinde de benzer bir durum yaşanacağı varsayılabilir. Bu da yatırımcıların karar alma sürecine önemli bir katkı sağlar.

Yöntemin uygulanmasında hem ayrılan küme grubu sayısının değişebilmesi hem de en iyi ayrılan küme grubunda yer alan şirketlerin değişimi, çalışmanın en önemli çıktılarından biridir. Bu çalışma özelinde ise bu veri sınırı kısıt olarak ortaya çıkmıştır. Çalışmanın uzun bir dönemi kapsamı nedeniyle, şirketlerin finansal performansları hakkındaki tespit ve analiz modeli çalışma içeriği sınırlarına dayanmaktadır. Bu aşamada vurgulanması gereken diğer bir husus ise, ileriki çalışmalarda farklı kümeleme yöntemlerinden elde edilen bulgularla karşılaştırma yapılarak daha kapsamlı sonuçlara ulaşılabileceğidir. Ayrıca farklı istatistiksel yöntemler kullanılmak suretiyle küme gruplarının hangisinin daha uygun olacağını irdelenmesi de ulaşılabilecek sonuçlara olumlu yönde katkı sağlayacaktır.

Hakem Değerlendirmesi: Dış bağımsız.

Yazar Katkıları: Çalışma Konsepti/Tasarım- Ç.Ö., E.N.C.; Veri Toplama- Ç.Ö., E.N.C.; Veri Analizi/Yorumlama- Ç.Ö., E.N.C.; Yazı Taslağı- Ç.Ö., E.N.C.; İçeriğin Eleştirel İncelemesi- Ç.Ö., E.N.C.; Son Onay ve Sorumluluk- Ç.Ö., E.N.C.

Çıkar Çatışması: Yazarlar çıkar çatışması beyan etmemişlerdir.

Finansal Destek: Yazarlar finansal destek beyan etmemişlerdir.

Peer Review: Externally peer-reviewed.

Author Contributions: Conception/Design of Study- Ç.Ö., E.N.C.; Data Acquisition- Ç.Ö., E.N.C.; Data Analysis/Interpretation- Ç.Ö., E.N.C.; Drafting Manuscript- Ç.Ö., E.N.C.; Critical Revision of Manuscript- Ç.Ö., E.N.C.; Final Approval and Accountability- Ç.Ö., E.N.C.

Conflict of Interest: Authors declared no conflict of interest.

Financial Disclosure: Authors declared no financial support.

Financial Disclosure: Authors declared no financial support.

Kaynaklar

- Abbas, F., Tahir, M., & Rahman, M. U. (2012). A comparison of financial performance in the banking sector: Some evidence from Pakistani commercial banks. *Journal of Business Administration and Education*, 1(1), 101-112.
- Abdel-Basset, M., Ding, W., Mohamed, R., & Metawa, N. (2020). An integrated plithogenic MCDM approach for financial performance evaluation of manufacturing industries. *Risk Management*, 22, 192-218. <https://doi.org/10.1057/s41283-020-00061-4>
- Acar, M. (2003). Tarımsal işletmelerde finansal performans analizi. *Erciyes Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, (20), 21-37.
- Adedeji, E. A. (2014). A tool for measuring organization performance using ratio analysis. *Research Journal of Finance and Accounting*, 5(19), 16-22.
- Ağırbaş, İ. (2014). *Sağlık Kurumlarında Finansal Yönetim ve Maliyet Analizi*, Siyasal Kitabevi, Ankara.
- Akay, Ö., Çelik, C. ve Kırıl, G. (2019). Konut talebine göre benzer özellik gösteren Türkiye illerinin panel veri kümeleme analizi ile belirlenmesi. *Uluslararası Ekonomi ve Yenilik Dergisi*, 5(2), 231-245.
- Akdamar, E. (2019). OECD ülkelerinin bazı iş gücü piyasası göstergeleri kullanılarak kümeleme analizi ve çok boyutlu ölçekleme analizi ile irdelenmesi. *Akademik Araştırmalar ve Çalışmalar Dergisi*, 11(20), 50-65.
- Akgüç, Ö. (2013). *Mali Tablolar Analizi*, Genişletilmiş 15. Baskı, Avcıol Basım Yayım, İstanbul.
- Alam, H. M., Raza, A., & Akram, M. (2011). A financial performance comparison of public vs private banks: The case of commercial banking sector of Pakistan. *International Journal of Business and Social Science*, 2(11), 56-64.
- Anitha, P., & Patil, M. M. (2022). RFM model for customer purchase behavior using K-Means algorithm. *Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences*, 34(5), 1785-1792. <https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2019.12.011>
- Aslanyürek, M., & Mesut, A. (2021). Kümeleme Performansını Ölçmek için Yeni Bir Yöntem ve Metin Kümeleme için Değerlendirmesi. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, (27), 53-65.
- Aydın, D. ve Başkır, M. B. (2013). Bankaların 2012 yılı sermaye yeterlilik rasyolarına göre kümeleme analizi ve çok boyutlu ölçekleme sonucu sınıflandırılma yapıları. *Bankacılık ve Sigortacılık Araştırmaları Dergisi*, 1(5), 29-47.
- Arı, E. S., Özköse, H., Doğan, A. ve Calp, M. H. (2016). İstanbul Borsası'nda işlem gören firmaların finansal performanslarının kümeleme analizi ile değerlendirilmesi. *Bilişim Teknolojileri Dergisi*, 9(1), 33-39. <https://doi.org/10.17671/btd.55726>
- Bansal, R. (2014). A Comparative Analysis of the Financial Ratios of Selected Banks in the India for the period of 2011-2014. *Research Journal of Finance and Accounting*, 5(19), 153-167.
- Bagirov, A. M., Aliguliyev, R. M., & Sultanova, N. (2023). Finding compact and well-separated clusters: Clustering using silhouette coefficients. *Pattern Recognition*, 135,1-15. <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2022.109144>
- Bağcı, H., & Yerdelen Kaygın, C. (2020). The financial performance measurement of the companies listed in the b1st holding and investment index by the medm methods. *Journal of Accounting & Finance*, (87), 301-324. <https://doi.org/10.25095/mufad.756394>
- Bholowalia, P., & Kumar, A. (2014). EBK-means: A clustering technique based on elbow method and k-means in WSN. *International Journal of Computer Applications*, 105(9), 17-24.
- Bigdeli, A., Maghsoudi, A., & Ghezlbash, R. (2022). Application of self-organizing map (SOM) and K-means clustering algorithms for portraying geochemical anomaly patterns in Moalleman district, NE Iran. *Journal of Geochemical Exploration*, 233(106923),1-13. <https://doi.org/10.1016/j.gexplo.2021.106923>.

- Birkalan, A. Ö., & Tekeli, R. (2022). K-Means yöntemi ile Türkiye'nin vergi takozu açısından OECD ülkeleri arasındaki yerinin belirlenmesi. *Proceeding Book*, 260.
- Burn, D. H., Zrinji, Z., & Kowalchuk, M. (1997). Regionalization of catchments for regional flood frequency analysis. *Journal of Hydrologic Engineering*, 2(2), 76-82.
- Bülbül, Ş. ve Camkıran, C. (2018). Bankaların klasik ve bulanık yaklaşımlarla sınıflandırılması. *Trakya Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 20(2), 367-385. <https://doi.org/10.26468/trakyasobed.464442>.
- Bülüş, F., Özkan, O. ve Ağırbaş, İ. (2017). Oran analizi yöntemiyle özel hastane finansal performansının değerlendirilmesi. *International of Academic Value Studies*, 3(11), 64-72.
- Caliński, T., & Harabasz, J. (1974). A dendrite method for cluster analysis. *Communications in Statistics-theory and Methods*, 3(1), 1-27.
- Coşkun, E., Gündoğan, E., Kaya, M., & Alhaji, R. (2021). Veri madenciliği yöntemleri kullanarak yoğun bakım ünitesindeki hastaların sınıflandırılması. *Computer Science*, (Special), 319-328. <https://doi.org/10.53070/bbd.990718>.
- Demirkale, Ö. ve Özarı, Ç. (2020). K-ortalamalar kümeleme yöntemi ile temel makroekonomik ve finansal göstergeler ile değerlendirilmesi: kırılıgı beşli ülkelerinin örneği. *Finans Ekonomi ve Sosyal Araştırmalar Dergisi*, 5(1), 22-32.
- Değirmenci, N. ve Yakici Ayan, T. (2020). OECD ülkelerinin sağlık göstergeleri açısından bulanık kümeleme analizi ve TOPSIS yöntemine göre değerlendirilmesi. *Hacettepe Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 38(2), 229-241. <https://doi.org/10.17065/huniibf.592991>.
- Dhandayudam, P., & Krishnamurthi, I. (2012). An improved clustering algorithm for customer segmentation. *International Journal of Engineering Science and Technology*, 4(2), 99-102.
- Dikmen, F. C. (2021). Türkiye'deki illerin iyi oluş ve yaşam kalitesinin kümeleme çözümlemesiyle incelenmesi. *Anadolu Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 22(2), 39-58.
- Erkılıç, C. E. ve Aksoy, A. (2020). Hastanelerde finansal başarısızlık tahmini: Lojistik regresyon modeli ile kamu hastaneleri üzerine bir uygulama. *İşletme Araştırmaları Dergisi*, 12(2), 1415-1433.
- Esmer, Y. ve Dayı F. (2019). Stratejik performans yönetiminde finansal performans değerlemesi: BİST otomotiv sektöründe bir uygulama. *Selçuk Üniversitesi Sosyal Bilimler Meslek Yüksekokulu Dergisi*, 22(2), 628-645.
- Feranecová, A., & Krigovská, A. (2016). Measuring the performance of universities through cluster analysis and the use of financial ratio indexes. *Economics & Sociology*, 9(4), 259-27. <https://doi.org/10.14254/2071-789X.2016/9-4/16>
- Gazel, S. ve Akel, V. (2018). Borsa İstanbul'da sektör sınıflandırmasının kümeleme analizi ile belirlenmesi. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, (77), 147-164.
- Gençoğlu, P. (2018). Türkiye'de illerin gelişmişlik düzeyi dikkate alınarak sağlık hizmetlerinin kümeleme analizi aracılığıyla değerlendirilmesi. *Erciyes Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, (52), 301-324.
- He, X., Wang, C., Yang, X., & Lai, Z. (2021). Do enterprise ownership structures affect financial performance in China's power and gas industries?. *Utilities Policy*, 73, 1-11. <https://doi.org/10.1016/j.jup.2021.101303>
- Hu, H., Zhao, J., Bian, X., & Xuan, Y. (2023). Transformer-customer relationship identification for low-voltage distribution networks based on joint optimization of voltage silhouette coefficient and power loss coefficient. *Electric Power Systems Research*, 216(109070), 1-12. <https://doi.org/10.1016/j.epsr.2022.109070>
- İncekırık, A. ve Altın E. (2021). Türkiye'deki illerin ulaştırma göstergelerine göre kümeleme analizi yöntemleriyle sınıflandırılması. *Manisa Celal Bayar Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, (19)3: 186-206. <https://doi.org/10.18026/cbayarsos.891649>
- Karapınar, A., & Ayıkoğlu Zaif, F. (2018). Finansal Analiz (UFRS ile Uyumlu), 5. Baskı, Gazi Kitabevi, Ankara.
- Kartal, E., Balaban, M. E., & Bayraktar, B. (2021). Changing status of global covid-19 outbreak in the world and in turkey and clustering analysis. *Journal of Istanbul Faculty of Medicine*, 84(1), 9-20.
- Ketchen, D. J., & Shook, C. L. (1996). The application of cluster analysis in strategic management research: an analysis and critique. *Strategic Management Journal*, 17(6), 441-458.

- Kou, G., Peng, Y., & Wang, G. (2014). Evaluation of clustering algorithms for financial risk analysis using MCDM methods. *Information Sciences*, 275, 1-12.
- Kumbirai, M., & Webb, R. (2010). A financial ratio analysis of commercial bank performance in South Africa. *African Review of Economics and Finance*, 2(1), 30-53.
- Lin, G. F., & Chen, L. H. (2006). Identification of homogeneous regions for regional frequency analysis using the self-organizing map. *Journal of Hydrology*, 324(1-4), 1-9. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2005.09.009>
- MacQueen, J. (1967, June). Some methods for classification and analysis of multivariate observations. In *Proceedings of the fifth Berkeley Symposium On Mathematical Statistics And Probability*, 1(14), 281-297.
- Mamat, A. R., Mohamed, F. S., Mohamed, M. A., Rawi, N. M., & Awang, M. I. (2018). Silhouette index for determining optimal k-means clustering on images in different color models. *International Journal of Engineering Technology*, 7(2), 105-109.
- Meilă, M., & Heckerman, D. (1998, July). An experimental comparison of several clustering and initialization methods. In *Proceedings of the Fourteenth Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*, 386-395.
- Mercadier, M., Tarazi, A., Armand, P., & Lardy, J. P. (2021). Banks' risk clustering using k-means: a method based on size and individual and systemic risks. *Available at SSRN*. 1-47 <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3946293>
- Miller-Nobles, T. L., Mattison, B., & Matsumura, E. M. (2016). *Horngren's Accounting: The Managerial Chapters*. Pearson.
- Mohamed, E., & Çelik, T. (2022). Early detection of failures from vehicle equipment data using K-means clustering design. *Computers and Electrical Engineering*, 103(108351), 1-13. <https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2022.108351>
- Moldovan, D., & Mutu, S. (2015, June). A cluster analysis on the default determinants in the European banking sector. In *International Conference on Business Information Systems*, 64-74. Springer, Cham.
- Momeni, M., Mohseni, M., & Soofi, M. (2015). Clustering stock market companies via k-means algorithm. *Kuwait Chapter of Arabian Journal of Business and Management Review*, 4(5), 1-10.
- Mouton, J. P., Ferreira, M., & Helberg, A. S. (2020). A comparison of clustering algorithms for automatic modulation classification. *Expert Systems with Applications*, 151, 113317. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.113317>
- Orçun, Ç., & Eren, B. S. (2017). TOPSIS yöntemi ile finansal performans değerlendirme: XUTEK üzerinde bir uygulama. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, (75), 139-154.
- Oruç Erdogan, E., Erdogan, M., & Ömürbek, V. (2015). Evaluating the effects of various financial ratios on company financial performance: Application in Borsa Istanbul. *Business and Economics Research Journal*, 6(1), 35-42.
- Öğünç, H. (2019). Bir tuğla üretim işletmesi ve ilişkili sektörlerin karşılaştırmalı finansal analizi. *Mehmet Akif Ersoy Üniversitesi Uygulamalı Bilimler Dergisi*, 3(2), 241-262. doi.org/10.31200/makuubd.567335
- Ömürbek, V., Kınay B. (2013). Havayolu taşımacılığı sektöründe TOPSIS yöntemiyle finansal performans değerlendirme. *Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 18(3), 343-363.
- Özari, Ç., & Erol, Demir, E. (2019). Trend Analizi ve Gri İlişkisel Analiz Yöntemleriyle Finansal Performans Analizi. *R&S-Research Studies Anatolia Journal*, 2(5), 230-246.
- Özari, Ç., & Can, E. N. (2023). Financial Performance Evaluating and Ranking Approach for Banks in Bist Sustainability Index Using Topsis and K-Means Clustering Method. *Academic Journal of Interdisciplinary Studies*, 12(1), 34-50.
- Özcan, I. (2019). Entropi ve TOPSIS yöntemleriyle finansal performans ile pay senedi getirileri arasındaki ilişkinin incelenmesi. *Kent Akademisi*, 12(1), 200-213.
- Özgülbaş, N., Koyuncu, A. S., Duman, R., & Hatipoğlu, B. (2008). Özel hastane sektörünün finansal değerlendirme. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, (40), 120-131.
- Paul, A., & Sen, J. (2018). Livability assessment within a metropolis based on the impact of integrated urban geographic factors (IUGFs) on clustering urban centers of Kolkata. *Cities*, 74, 142-150. <https://doi.org/10.1016/j.cities.2017.11.015>
- Pham, D. T., Dimov, S. S., & Nguyen, C. D. (2005). Selection of K in K-means clustering. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science*, 219(1), 103-119. <https://doi.org/10.1243/095440605X8298>

- Rashid, C. A. (2018). Efficiency of financial ratios analysis for evaluating companies' liquidity. *International Journal of Social Sciences & Educational Studies*, 4(4), 110-123. <https://doi.org/0.23918/ijsses.v4i4p110>.
- Risheh, A., Tavakolian, P., Melinkov, A., & Mandelis, A. (2022). Infrared computer vision in non-destructive imaging: Sharp delineation of subsurface defect boundaries in enhanced truncated correlation photothermal coherence tomography images using K-means clustering. *NDT & E International*, 125(102568), 1-4. <https://doi.org/10.1016/j.ndteint.2021.102568>
- Rodrigues, L., & Rodrigues, L. (2018). Economic-financial performance of the Brazilian sugarcane energy industry: An empirical evaluation using financial ratio, cluster and discriminant analysis. *Biomass and bioenergy*, 108, 289-296. <https://doi.org/10.1016/j.biombioe.2017.11.013>
- 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.
- Santis, P., Albuquerque, A., & Lizarelli, F. (2016). Do sustainable companies have a better financial performance? A study on Brazilian public companies. *Journal of Cleaner Production*, 133, 735-745. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2016.05.180>.
- Sangaiah, A. K., Rezaei, S., Javadpour, A., & Zhang, W. (2023). Explainable AI in big data intelligence of community detection for digitalization e-healthcare services. *Applied Soft Computing*, 136(110119), <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2023.110119>
- Sevimli Deniz, S. (2019). Kümeleme analizinde küme doğrulama yöntemleri (Bölüm 10). A. Öztekin ve N. Mansuroğlu (Ed.), *Fen bilimleri ve matematik alanında araştırma makaleleri içinde* (s. 183-194), Ankara: Geceakademi.
- Shen, L., Zhang, Z., & Long, Z. (2017). Significant barriers to green procurement in real estate development. *Resources, Conservation and Recycling*, 116, 160-168. <https://doi.org/10.1016/j.resconrec.2016.10.004>
- Steinbach, M., Karypis, G., & Kumar, V. (2000). A comparison of document clustering techniques, Technical Report, 1-22.
- Syakur, M. A., Khotimah, B. K., Rochman, E. M. S., & Satoto, B. D. (2018, April). Integration k-means clustering method and elbow method for identification of the best customer profile cluster. In *IOP conference series: materials science and engineering*. IOP Publishing. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/336/1/012017>
- Tavşanlı, M. B., & Hamlacı, T. (2021). Financial performance of Turkish banks in the covid-19 era: a cluster analysis. *Journal of Economics Finance and Accounting*, 8(4), 184-189. <https://doi.org/10.17261/Pressacademia.2021.1474>.
- Tekin, B., & Temelli, F. (2021). Firmaların kümeleme analizi ile finansal oranlar temelinde finansal başarılarının değerlendirilmesi: Borsa İstanbul Örneği. *JOEEP: Journal of Emerging Economies and Policy*, 6(1), 210-220.
- Thorndike, R. L. (1953). Who belongs in the family? *Psychometrika* 18 (4): 267-276.
- Verma, R., Patel, M., Shikha, D., & Mishra, S. (2023). Assessment of food safety aspects and socioeconomic status among street food vendors in Lucknow city. *Journal of Agriculture and Food Research*, 11(100469). <https://doi.org/10.1016/j.jafr.2022.100469>
- Wang, R., Hozumi, Y., Yin, C., & Wei, G. W. (2020). Mutations on COVID-19 diagnostic targets. *Genomics*, 112(6), 5204-5213. <https://doi.org/10.1016/j.ygeno.2020.09.028>
- Wang, W. K., Lu, W. M., & Wang, Y. H. (2013). The relationship between bank performance and intellectual capital in East Asia. *Quality & Quantity*, 47(2), 1041-1062. <https://doi.org/10.1007/s11135-011-9582-2>
- Yalçın, S., & Ayyıldız, E. (2018). Analysis of airports using clustering methods: case study in Turkey. *Journal of Management Marketing and Logistics*, 5(3), 194-205. <http://doi.org/10.17261/Pressacademia.2018.963>
- Yılcı, V. (2010). Bulanık kümeleme analizi ile Türkiye'deki illerin sosyoekonomik açıdan sınıflandırılması. *Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 15(3), 453-470.
- Yeşilbudak, M. (2016, November). Clustering analysis of multidimensional wind speed data using k-means approach. In *2016 IEEE International Conference on Renewable Energy Research and Applications*, 961-965.
- Yuan, C., & Yang, H. (2019). Research on K-value selection method of K-means clustering algorithm. *J Multidisciplinary Scientific Journal*, 2(2), 226-235. <https://doi.org/10.3390/j2020016>
- Yücel, S. & Durak, İ. (2021). COVID-19'un BIST imalat sektörü firmalarına olan finansal etkilerinin finansal oranlar ve istatistiksel tekniklerle incelenmesi, *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, (90), 101-126. <https://doi.org/10.25095/mufad.813411>

EKLER

Ek 1: Yıl 2 Analiz Sonuçları						
k	Silhouette	Küme 1	Küme 2	Küme 3	Küme 4	Küme 5
2	0,9233	Diğer Şirketler	ARCLK, EREGL, TUPRS			
3	0,8719	Diğer Şirketler	AEFES, CCOLA, FROTO, GUBRF, TOASO, ULKER, VESTL	ARCLK, EREGL, TUPRS		
4	0,7164	Diğer Şirketler	AKCNS, AKSA, AYGAZ, BANVT, BRISAN, BRISA, DYOBY, GOODY, HURGZ, IZMDC, KRDM, KORDS, NUHCM, OTKAR, PETKM, SARKY, SASA, TATGD, TTRAK, VESBE	AEFES, CCOLA, FROTO, GUBRF, TOASO, ULKER, VESTL	ARCLK, EREGL, TUPRS	
5	0,7331	Diğer Şirketler	AKCNS, AKSA, AYGAZ, BANVT, BRISAN, BRISA, DYOBY, GOODY, HURGZ, IZMDC, KRDM, KORDS, NUHCM, OTKAR, PETKM, SARKY, SASA, TATGD, TTRAK, VESBE	AEFES, CCOLA, FROTO, GUBRF, ULKER	ARCLK, EREGL, TOASO, VESTL	TUPRS

Ek 2: Yıl 3 Analiz Sonuçları						
k	Silhouette	Küme 1	Küme 2	Küme 3	Küme 4	Küme 5
2	0,9278	Diğer Şirketler	ARCLK, EREGL, TUPRS			
3	0,8729	Diğer Şirketler	AEFES, CCOLA, FROTO, TOASO, ULKER, VESTL	ARCLK, EREGL, TUPRS		
4	0,7366	Diğer Şirketler	AKCNS, AKSA, AYGAZ, BANVT, BRISAN, BRISA, CIMS, DYOBY, GUBRF, HURGZ, IZMDC, KRDM, KARSN, KORDS, NUHCM, OTKAR, PETKM, SARKY, SASA, TATGD, TTRAK, VESBE	AEFES, CCOLA, FROTO, TOASO, ULKER, VESTL	ARCLK, EREGL, TUPRS	
5	0,7275	Diğer Şirketler	AKCNS, AKSA, AYGAZ, BANVT, BRISAN, BRISA, CIMS, DEVA, DYOBY, HURGZ, IZMDC, KRDM, KARSN, KORDS, NUHCM, OTKAR, SARKY, SASA, TATGD, TTRAK, VESBE	AEFES, ARCLK, EREGL, TOASO, VESTL	CCOLA, FROTO, GUBRF, PETKM, ULKER	TUPRS

Ek 3: Yıl 4 Analiz Sonuçları						
k	Silhouette	Küme 1	Küme 2	Küme 3	Küme 4	Küme 5
2	0,9213	Diğer Şirketler	AEFES, ARCLK, EREGL, TUPRS			
3	0,8639	Diğer Şirketler	AEFES, ARCLK, TUPRS,	CCOLA, EREGL, FROTO, GUBRF, TOASO, ULKER, VESTL		
4	0,7562	Diğer Şirketler	AKSA, AYGAZ, BANVT, BRISAN, BRISA, GUBRF, HURGZ, IZMDC, KRDM, KARSN, KORDS, OTKAR, PETKM, SARKY, TTRAK, ULKER, VESBE	AEFES, ARCLK, CCOLA, EREGL, FROTO, TOASO, VESTL	TUPRS	
5	0,6047	Diğer Şirketler	AKCNS, ASUZU, BAGFS, BTCIM, BOSSA, BUCIM, CMENT, CIMS, DEVA, DOKTA, DYOBY, EGPRO, GOODY, HURGZ, KARSN, KENT, KERV, KLMSN, MNDRS, NUHCM, SARKY, SASA, SKTAS, TATGD, TBORG	AKSA, AYGAZ, BANVT, BRISAN, BRISA, GUBRF, IZMDC, KRDM, KORDS, OTKAR, PETKM, TTRAK, ULKER, VESBE	AEFES, ARCLK, CCOLA, EREGL, FROTO, TOASO, VESTL	TUPRS

Ek 4: Yıl 5 Analiz Sonuçları						
k	Silhouette	Küme 1	Küme 2	Küme 3	Küme 4	Küme 5
2	0,9081	Diğer Şirketler	AEFES, ARCLK, EREGL, TOASO, TUPRS, VESTL			
3	0,9042	Diğer Şirketler	AEFES, ARCLK, CCOLA, EREGL, FROTO, TOASO, ULKER, VESTL	TUPRS		
4	0,8349	Diğer Şirketler	AEFES, ARCLK, EREGL, TOASO, VESTL	BRISAN, CCOLA, FROTO, GUBRF, PETKM, ULKER	TUPRS	
5	0,7709	Diğer Şirketler	AKSA, AYGAZ, BANVT, BRISAN, BRISA, GUBRF, IZMDC, KRDM, KARSN, KORDS, OTKAR, PETKM, TTRAK, VESBE	AEFES, ARCLK, EREGL, VESTL	CCOLA, FROTO, TOASO, ULKER	TUPRS

EK 5: Yıl 6 Analiz Sonuçları						
k	Silhouette	Küme 1	Küme 2	Küme 3	Küme 4	Küme 5
2	0,9083	Diğer Şirketler	AEFES, ARCLK, EREGL, FROTO, TOASO, TUPRS, VESTL			
3	0,9017	Diğer Şirketler	AEFES, ARCLK, CCOLA, EREGL, FROTO, TOASO, ULKER, VESTL	TUPRS		
4	0,7925	Diğer Şirketler	AKSA, AYGAZ, BRSAN, BRISA, CCOLA, GUBRF, IZMDC, KRDM, KARSN, OTKAR, PETKM, TTRAK, ULKER, VESBE	AEFES, ARCLK, EREGL, FROTO, TOASO, VESTL	TUPRS	
5	0,7708	Diğer Şirketler	AKSA, AYGAZ, BRSAN, BRISA, GUBRF, IZMDC, KRDM, KARSN, KORDS, OTKAR, TTRAK, VESBE	AEFES, ARCLK, EREGL, TOASO, VESTL	CCOLA, FROTO, PETKM, ULKER	TUPRS

EK 6: Yıl 7 Analiz Sonuçları						
k	Silhouette	Küme 1	Küme 2	Küme 3	Küme 4	Küme 5
2	0,9099	Diğer Şirketler	AEFES, ARCLK, EREGL, TOASO, TUPRS, VESTL			
3	0,9012	Diğer Şirketler	AEFES, ARCLK, CCOLA, EREGL, FROTO, TOASO, ULKER, VESTL	TUPRS		
4	0,8033	Diğer Şirketler	AKSA, AYGAZ, BRSAN, BRISA, CCOLA, GUBRF, IZMDC, KRDM, KERVT, OTKAR, PETKM, TTRAK, ULKER, VESBE	AEFES, ARCLK, EREGL, FROTO, TOASO, VESTL	TUPRS	
5	0,6283	Diğer Şirketler	AKCNS, AKSA, ASUZU, AYGAZ, BAGFS, BANVT, BTCIM, CIMS, DEVA, DOKTA, DYOPY, EGPRO, GOODY, HURGZ, KARSN, KLMSN, KORDS, MNDRS, NUHCM, SARKY, SASA, TBORG	AEFES, ARCLK, EREGL, FROTO, TOASO, VESTL	BRSAN, BRISA, CCOLA, GUBRF, IZMDC, KRDM, KERVT, OTKAR, PETKM, TTRAK, ULKER, VESBE	TUPRS

EK 7: Yıl 8 Analiz Sonuçları						
k	Silhouette	Küme 1	Küme 2	Küme 3	Küme 4	Küme 5
2	0,9084	Diğer Şirketler	AEFES, ARCLK, EREGL, TOASO, TUPRS, VESTL			
3	0,9078	Diğer Şirketler	AEFES, ARCLK, CCOLA, EREGL, FROTO, TOASO, ULKER, VESTL	TUPRS		
4	0,7937	Diğer Şirketler	AKSA, AYGAZ, BRSAN, BRISA, CIMS, GUBRF, IZMDC, KRDM, KERVT, OTKAR, PETKM, TTRAK, ULKER, VESBE	AEFES, ARCLK, CCOLA, EREGL, FROTO, TOASO, VESTL	TUPRS	
5	0,6144	Diğer Şirketler	AFYON, AKCNS, ASUZU, BAGFS, BANVT, BTCIM, BSOKE, BUCIM, CMENT, CIMS, DEVA, DGKLB, DOKTA, DYOPY, EGPRO, GOODY, GOLTS, HURGZ, KARSN, KATMR, KLMSN, KORDS, MNDRS, OLMK, TIRE, NUHCM, ORMA, PARSN, PNSUT, ROYAL, SARKY, SASA, TATGD, TBORG	AKSA, AYGAZ, BRSAN, BRISA, GUBRF, IZMDC, KRDM, KERVT, OTKAR, PETKM, TTRAK, ULKER, VESBE	AEFES, ARCLK, CCOLA, EREGL, FROTO, TOASO, VESTL	TUPRS

EK 8: Yıl 9 Analiz Sonuçları						
k	Silhouette	Küme 1	Küme 2	Küme 3	Küme 4	Küme 5
2	0,9126	Diğer Şirketler	AEFES, ARCLK, EREGL, TUPRS, VESTL			
3	0,8696	Diğer Şirketler	AEFES, ARCLK, EREGL, TUPRS,	CCOLA, FROTO, PETKM, TOASO, ULKER, VESTL		
4	0,765	Diğer Şirketler	AKSA, AYGAZ, BRSAN, BRISA, CIMS, GUBRF, IZMDC, KRDM, KARSN, KERVT, KORDS, OTKAR, SASA, TTRAK, VESBE	AEFES, ARCLK, EREGL, TUPRS,	CCOLA, FROTO, PETKM, TOASO, ULKER, VESTL	
5	0,765	Diğer Şirketler	AKSA, BRSAN, BRISA, GUBRF, KRDM, KORDS, TTRAK, VESBE	AEFES, ARCLK, EREGL, TUPRS	AYGAZ, CIMS, IZMDC, KARSN, KERVT, OTKAR, SARKY, SASA, TBORG	CCOLA, FROTO, PETKM, TOASO, ULKER, VESTL

EK 9: Yıl 10 Analiz Sonuçları						
k	Silhouette	Küme 1	Küme 2	Küme 3	Küme 4	Küme 5
2	0,9187	Diğer Şirketler	AEFES, ARCLK, EREGL, TUPRS			
3	0,8856	Diğer Şirketler	AEFES, COLA, EREGL, FROTO, PETKM, TOASO, ULKER, VESTL	ARCLK, TUPRS		
5	0,7668	Diğer Şirketler	AKSA, AYGAZ, BRSAN, BRISA, CIMS, GUBRF, IZMDC, KRDM, KARSN, KERV, KORDS, OTKAR, SARKY, SASA, TTRAK, VESBE	AEFES, ARCLK, EREGL	COLA, FROTO, PETKM, TOASO, ULKER, VESTL	TUPRS
4	0,7612	Diğer Şirketler	AKSA, AYGAZ, BRSAN, BRISA, COLA, CIMS, GUBRF, IZMDC, KRDM, KORDS, OTKAR, SASA, TTRAK, VESBE	AEFES, EREGL, FROTO, PETKM, TOASO, ULKER, VESTL	ARCLK, TUPRS	

EK 10: Yıl 11 Analiz Sonuçları						
k	Silhouette	Küme 1	Küme 2	Küme 3	Küme 4	Küme 5
2	0,9036	Diğer Şirketler	AEFES, ARCLK, EREGL, FROTO, TUPRS, VESTL			
3	0,8945	Diğer Şirketler	AEFES, COLA, EREGL, FROTO, PETKM, TOASO, ULKER, VESTL	ARCLK, TUPRS		
4	0,8945	Diğer Şirketler	AEFES, COLA, EREGL, FROTO, PETKM, TOASO, ULKER, VESTL	ARCLK, TUPRS		
5	0,6235	Diğer Şirketler	AKCNS, ASUZU, BAGFS, BANVT, BTCIM, BSOKE, DEVA, DGKLB, DOKTA, DYOB, EGPRO, GOODY, HEKTS, KARSN, KATMR, KERV, KLMSN, MNDRS, NUHCM, OYAKC, PARSN, PNSUT, SARKY, TATGD, TBORG, YATAS	AKSA, AYGAZ, BRSAN, BRISA, COLA, CIMS, GUBRF, IZMDC, KRDM, KORDS, OTKAR, SASA, TTRAK, VESBE	AEFES, EREGL, FROTO, PETKM, TOASO, ULKER, VESTL	ARCLKTUPRS

