



Araştırma Makalesi / Research Article

Kendini Örgütleyen Haritalar Algoritması Yöntemiyle Türkiye Dokuma Sektörünün Analizi: BİST Şirketleri Üzerine Bir Uygulama*

Aykut Yakar¹, Halil Cem Sayın¹

Öz

Finansal bilgi kullanıcıları; kredi, yatırım ve yönetim gibi çeşitli finansal konularda doğru kararlar alabilmek için finansal analize ihtiyaç duymaktadır. Ancak finansal verilerin ulaşılabilirliği ve karmaşıklığı, analiz tekniklerinin sınırlılıkları; bilgi kullanıcılarının sahip oldukları mevcut bilgilerden yüksek fayda sağlayabilmelerine engel olmaktadır. Bu durumun üstesinden gelmek ve finansal analizin etkinliğini artırmak amacıyla istatistiksel yöntemler ve yapay sinir ağları gibi yöntemlere başvurulmaktadır. Bu çalışmanın amacı, dokuma sektöründe faaliyet gösteren şirketlerin finansal performansları ile hisse senedi getirileri arasındaki ilişkinin ve sektörün finansal yapısının, KÖH (Kendini Örgütleyen Haritalar) algoritması yöntemiyle ortaya konulmasıdır. Bu amaçla, Borsa İstanbul'da işlem gören ve faaliyetlerini dokuma sektöründe sürdüren 16 şirketin 2013-2018 yılları arasındaki yıllık finansal tabloları, KÖH algoritması yardımıyla analiz edilmiştir. Yapılan çalışmada, sektörün en yüksek hisse senedi getirilerine sahip şirketlerin düşük likidite oranlarıyla birlikte yüksek faaliyet oranlarına ve yüksek kaldıraç oranlarıyla birlikte pozitif kâr marjlarına sahip olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Sektörün en düşük hisse getirilerine sahip şirketlerin ise düşük likidite ve faaliyet oranlarına ve yüksek kaldıraç oranlarıyla birlikte negatif kârlılığa sahip olduğu sonucu elde edilmiştir.

Anahtar Kelimeler: Finansal analiz, kendini örgütleyen haritalar algoritması, dokuma sektörü.

Analysis of Turkish Textile Sector with Self Organizing Maps Method: An Application on the Companies in Borsa İstanbul

Abstract

The users of the financial statements need financial analysis to be able to make decisions on various financial issues such as credit, investment, and management. However the accessibility and complexity of financial data as well as the limitations of analytical techniques prevent information users from getting optimal benefit from the available data they use. Methods as statistical methods and artificial neural networks are used to overcome this situation and to increase the efficiency of financial analysis. The aim of this study is to reveal the relationship between the financial performance and stock returns of corporations operating in the textile sector, and the financial structure of the textile sector by using the SOM (Self Organizing Maps) algorithm. For this purpose, the annual financial statements of the 16 corporations trading on the Istanbul Stock Exchange and operating in the textile sector were analyzed with SOM algorithm between 2013-2018. The findings revealed that the corporations with the highest stock returns in the sector have high activity ratios with low liquidity ratios and positive margins with high leverage ratios. Furthermore, the companies with the lowest stock returns in the sector have low liquidity and activity ratios and negative profitability with high leverage ratios.

Keywords: Financial analysis, self organizing maps algorithm, textile sector.

*Bu çalışma Anadolu Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü İşletme Anabilim Dalı'nda Dr. Öğr. Üyesi Halil Cem Sayın danışmanlığında Aykut Yakar tarafından "Kendini Örgütleyen Haritalar Algoritması Yöntemiyle Türkiye Dokuma Sektörünün Analizi: BİST Şirketleri Üzerine Bir Uygulama" başlığı ile tamamlanarak 11 Temmuz 2018 tarihinde savunulan Yüksek Lisans tezinden türetilmiştir.

¹ Araş. Gör., Anadolu Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, İşletme Bölümü, aykut_yakar@anadolu.edu.tr, <https://orcid.org/0000-0002-5277-6789>

¹ Sorumlu Yazar (Corresponding Author), Dr. Öğr. Üyesi, Anadolu Üniversitesi, İşletme Fakültesi, İşletme Bölümü, hcsayin@anadolu.edu.tr, <https://orcid.org/0000-0003-3487-805X>

GİRİŞ

Bilginin erişilebilirliği ve çeşitli sınırlılıklar nedeniyle finansal bilgi kullanıcıları, karar alma sürecinde ihtiyaç duydukları bilgiye ulaşmak için finansal analiz gerçekleştirmektedir. Bilgi kullanıcıları; analiz sürecinde şirketin performansını ölçmek ve performansını şirketin geçmiş dönemleri, diğer şirketler ya da sektör ortalaması ile karşılaştırmak amacıyla analiz sürecinde likidite, mali yapı, faaliyet, kârlılık ve piyasa performansı gibi şirketin farklı boyutlarını gösteren çeşitli finansal oranlar kullanmaktadır. Ancak çok sayıda şirketin karşılaştırılması veya sektör analizi yapılması amaçlandığında geniş, karmaşık ve çok boyutlu bir veri seti üzerinde çalışmak bilgi kullanıcıları açısından zorlu bir süreç haline gelmektedir.

Çok boyutlu ve karmaşık veri setlerinin analiz edilmesinde birçok gelişmiş ve karmaşık istatistik yöntemi kullanılmaktadır. Ancak bu yöntemlerin karmaşıklığı, kullanıcılara zaman kaybına ve maliyete neden olabilmektedir. Bu noktada, basit istatistik analiz gerçekleştirebilen ve basit görseller kullanarak veri setini kullanılabilir bilgiye dönüştürebilen yöntemlerin tercih edilmesi, zaman ve maliyet kayıplarının önüne geçilmesine yardımcı olmaktadır (Serrano-Cinca, 1998). Çok boyutlu veri setlerini iki veya üç boyutlu haritalar yardımıyla görselleştirebilme yeteneğine sahip Kendini Örgütleyen Haritalar (KÖH) algoritması, bilgi kullanıcılarının hızlı bir şekilde kolay yorumlanabilir bilgi üretmelerine fayda sağlamaktadır. Haritaların oluşturulmasında algoritma, girdi verilerindeki desene benzer bir desen yaratmak amacıyla verilen desen üzerinden danışmansız öğrenme gerçekleştirmektedir. Algoritma, eğitim sürecinde benzer gözlem değerlerine sahip birimleri harita üzerinde komşu olacak şekilde organize etmekte ve süreç sonunda birimleri aldıkları gözlem değerlerine göre farklı tonlarda renkler ile temsil ederek haritalarda görselleştirmektedir. Böylelikle algoritma, veri setini oluşturan sayısal gözlem değerlerini, renkler aracılığıyla temsil ederek karmaşık verilerin yorumlanmasını kullanıcılar açısından oldukça kolaylaştırmaktadır. Muhasebe, finans, denetim ve ekonomi gibi birçok bilim alanında KÖH algoritması birçok farklı konuda karar destek sistemi olarak kullanılmaktadır.

Yatırım yapılması planlanan sektör içerisindeki başarılı şirketlerin temel analiz kapsamında belirlenmesi sürecinde şirketlerin finansal performanslarının değerlendirilmesi ve diğer şirketler ile karşılaştırılması oldukça önemlidir. Temel analiz ile finansal açıdan başarılı olduğu sonucuna varılan işletmelerin gelecekte nakit yaratma potansiyelinin yüksek olması nedeniyle hisse senedi getirilerinin de yüksek olması beklenmektedir. Bu bağlamda şirketlerin finansal performansları ile hisse senedi getirileri arasında bir ilişki bulunması beklenmektedir. Dolayısıyla bu çalışmanın amacı, Türkiye ekonomisi açısından hayati öneme sahip doküma sektöründe faaliyet gösteren şirketlerin finansal performansları ile hisse senedi getirileri arasındaki ilişkinin ve sektörün finansal yapısının, KÖH algoritması yöntemiyle ortaya konulmasıdır. Bu noktada, KÖH algoritmasının sahip olduğu niceleme, görselleştirme ve kümeleştirme yetenekleri doğrultusunda, karmaşık ve çok değişkenli finansal verilerin analizinde etkin ve pratik bir karar destek aracı olarak kullanılabileceği gösterilmeye çalışılmıştır.

Belirlenen amaç doğrultusunda, doküma sektöründe faaliyetlerini sürdüren şirketlerin finansal oranlarından elde edilen çok değişkenli finansal veriler, KÖH algoritması ile analiz edilerek şirketlere ve sektöre ait bilgi keşfi yapılmıştır. Çalışmada şirketler, finansal performanslarının benzerliklerine göre kümelenecek ve bu kümelerin finansal performanslarıyla hisse senedi getirileri dönemler itibarıyla incelenmiştir. Yapılan analizde, Türkiye doküma sektöründe hisse senedi getirileri yüksek olan şirketlerin, düşük likidite oranlarıyla birlikte yüksek faaliyet oranlarına ve yüksek kaldıraç oranlarıyla birlikte pozitif kâr marjlarına sahip olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Çalışmanın takip eden bölümlerinde ilk olarak alanyazında yapılan çalışmalara değinilecek ardından çalışmada kullanılan veri ve yöntem ele alınacaktır. Sonrasında KÖH algoritmasının çalışma süreciyle birlikte algoritmanın çıktıları olan U-matris ve bileşen düzlemlerinin nasıl yorumlandığı aktarılacaktır. Bileşen düzlemlerinden elde edilen bulgular tartışıldıktan sonra çalışma sonuç ve öneriler kısmı ile tamamlanacaktır.

1. FİNANS ALANINDA KÖH ALGORİTMASININ KULLANIMINA İLİŞKİN LİTERATÜR TARAMASI

Çalışmanın bu bölümünde çalışmayı yönlendiren geçmiş dönemlerde yapılmış çeşitli çalışmalara değinilecektir. Bu kapsamda finans ve muhasebe alanında KÖH algoritmasını iflas tahmini, portföy yönetimi, finansal kıyaslama, sektör analizi amacıyla kullanan çalışmalar kronolojik olarak incelenecektir.

Serrano-Cinca (1996) yaptığı çalışmada finansal tanılama yapabilmek amacıyla KÖH algoritmasını temel alan bir karar destek sistemi geliştirmeyi amaçlamıştır. Yapılan çalışmada Altman Z-Score modeli temel alınarak 1975-1985 yılları arasında 65 tanesi iflas etmiş toplamda 129 tane şirkete ait veri, analize dâhil edilmiştir. Çalışmanın sonucunda, geleneksel Altman Z-Score modelinin ötesine geçilerek şirketin iflas riskini ve finansal karakteristiğini gösteren kolay anlaşılabilir grafikler sunan bir karar destek sistemi geliştirilmiştir.

Eklund, Back, Vanharanta ve Visa (2001) yaptıkları çalışmada şirketler arası finansal kıyaslama sürecinde KÖH algoritmasının uygulanabilirliğini göstermeye çalışmışlardır. Yapılan çalışmada şirketlerin kârlılık, likidite, finansal yapı ve etkinliğinin değerlendirilmesinde kullanılan 7 adet finansal oran analize dâhil edilmiştir. 1998 yılında dünyada en fazla selüloz ve kâğıt net satışına sahip 150 şirketin 76'sına ait 1995-1999 yıllarına ait finansal bilgiler kullanılmıştır. Yapılan çalışmanın sonucunda haritalardan elde edilen bulgular doğrultusunda şirketler finansal durumlarının benzerliklerine göre 5 farklı küme içerisinde görselleştirilmiş ve şirketlerin finansal durumları kümeler yardımıyla özetlenmiştir.

Marghescu (2007) yaptığı çalışmada çok boyutlu finansal verilerin görselleştirilmesinde kullanılan teknikleri, kullanıcılara sağladıkları görsel kavrama yeteneklerine göre karşılaştırmayı amaçlamıştır. 1997-1998 yılları arasında selüloz ve kâğıt endüstrisinde dünya çapında faaliyet gösteren 80 şirket, çalışmanın örneklemini olarak seçilmiştir. İşletmeler arasında finansal karşılaştırmanın yapılması amacıyla kârlılık, borç ödeme gücü, likidite ve performans ile ilgili 7 finansal oran kullanılmıştır. Kullanılan görselleştirme tekniklerinin karşılaştırılmasında; anormal değer tespiti, bağımlılık analizi, veri kümeleme, küme tanımlama, sınıf tanımlama ve veri elemanları arasında karşılaştırma yapabilme yetenekleri göz önünde bulundurulmuştur. Çalışmada çok boyutlu verilerin gösterilmesinde kullanılan çizgisel grafik, permütasyon matrisi, gözlem grafiği, serpilme diyagramı, paralel koordinatlar, ağaç haritası, temel bileşenler analizi, Sammon's haritası ve KÖH algoritması belirlenen yeteneklere göre karşılaştırılmıştır. Yapılan çalışma, analiz kapsamında ele alınan birçok tekniğin sahip oldukları sınırlılıklar nedeniyle tek başına kullanılmasının verinin sınırlı bir şekilde anlaşılmasına neden olduğunu göstermektedir. Ancak KÖH algoritmasının çalışmada belirlenen bütün yetenekleri yerine getirebildiği sonucuna varılmıştır.

Ekergil, Karagül ve Germen (2007) yaptıkları çalışmada bilgi kullanıcılarının şirketlere ait finansal bilgileri doğru bir şekilde karşılaştırılabilmelerine olanak sağlayacak bir yaklaşım geliştirmeyi amaçlamışlardır. Bu amaç doğrultusunda, BİST'de işlem gören 16 çimento şirketinin finansal tabloları KÖH algoritması yardımıyla analiz edilmiştir. Çalışmada şirketlerin 1 Ocak 2000-31 Ocak 2006 tarihleri arasındaki üçer aylık dönemlerine ait finansal tabloları kullanılmıştır. Finansal tablolardan şirketlerin likidite yapısını gösteren cari oran, asit test oranı, nakit oranı ve stokların net çalışma sermayesine oranı ve likidite oranlarının yorumlanmasına katkı sağlaması amacıyla alacak devir hızı ve stok devir hızı olmak üzere 6 adet finansal oran hesaplanmıştır. Bileşen düzleminin şirketlerin likidite yapılarına göre organize edilmesi amacıyla 7 şirket çalışmanın eğitim grubu olarak belirlenirken kalan 9 şirket ise bölgelerin test edilmesi amacıyla test grubu olarak kullanılmıştır. Çalışmanın sonucunda bileşen düzlemleri yardımıyla şirketler oranları doğrultusunda birbirleriyle karşılaştırılmış ve şirketlerin çeşitli dönemlerinde göstermiş oldukları eğilim tespit edilmiştir.

Silva ve Marques (2010), KÖH algoritmasının kümeleme yeteneği sayesinde portföy oluşturma sürecinde uygulanabilir bir yöntem olduğunu göstermeye çalışmıştır. Veri setindeki doğrusal olmayan ilişkilerin keşfedilmesi amacıyla KÖH algoritması kullanılarak dinamik sistem modellemesi geliştirilmeye çalışılmıştır. 1998 ve 2009 yılları arasında işlem gören 49 hisse senedi ve altın fiyatlarından elde edilen 2.928 değer çalışmanın örneklemini oluşturmuştur. Elde edilen haritalarda 10 farklı küme oluşturulmuş; ardından hisse senetleri, altının geçmiş fiyat hareketlerine benzerlikleri referans alınarak kümelendirilmiştir.

Elde edilen haritada benzer tarihi davranışlar sergileyen hisse senetleri aynı kümelerde gösterilmiştir. Altın ve hisse senetleri fiyatları farklı kümelerde görselleştirilerek portföy seçiminde KÖH algoritmasının yatırımcılar için kullanışlı bir araç olduğu sonucuna varılmıştır.

Özşahin ve Yüregir (2012) yapmış olduğu çalışmada finansal başarının altında yatan nedenleri KÖH algoritması kullanarak araştırmıştır. Yapılan çalışmada; BİST’de işlem gören 6 şirketin şirket bilgileri (kuruluş yılı, ihracat oranı, sermaye yapısı vb.), makro göstergeler (ekonomik büyüme, işsizlik oranı vb.) ve şirketlere ait finansal oranlar olmak üzere 3 farklı grupta sınıflandırılmış 52 tane değişkenin 1998-2008 yıllarına ait verileri kullanılmıştır. Çalışmanın yönteminde, öncelikle şirketlerin finansal başarısının belirlenmesinde bir uzman sistemden faydalanılmıştır. Ardından şirketler finansal başarı kriterlerine göre 4 farklı kümede sınıflandırılmıştır. Çalışmanın sonucunda KÖH kullanılarak elde edilen haritalar aracılığıyla finansal olarak başarılı veya başarısız şirketlerin özellikleri ve makro göstergelerin finansal başarı üzerindeki etkileri belirlenmiştir.

Özçalıcı (2016), etkin bir portföy yöntemi elde edilmesi amacıyla KÖH algoritmasını kullanarak bir araştırma yapmıştır. Yapılan çalışmada 2015 yılının ilk çeyreğinde BİST50 endeksinde işlem gören 50 adet hisse senedinin günlük standartlaştırılmış getiri ve risk değerleri kullanılmıştır. Bu hisse senetlerine ait 01.01.2014-30.06.2015 tarihleri arasındaki 708 seansa ilişkin kapanış fiyatları BİST Datastore’den elde edilmiştir. Her bir hisse senedi risk ve getiri değerlerine göre iki farklı kümede toplanmıştır. Çalışmanın analiz sürecinde ve şekillerin çizilmesinde MATLAB yazılımı kullanılmıştır. Yapılan çalışma ile analiz edilmesi karmaşık ve çok boyutlu finansal verilerin analizinde, yatırımcıların kararlarını kolaylaştırılması amacıyla iki boyutlu görsel bilgi sunumu yapan KÖH algoritmasının etkin olduğu sonucuna varılmıştır.

Kolari ve Sanz (2017), 2003-2012 yıllarını kapsayan dönemde ABD’de bankacılık sektörünün genel özelliklerini belirlemek amacıyla KÖH algoritmasını kullanmıştır. Çalışma kapsamında, ABD’de faaliyet gösteren en büyük 16 bankanın finansal tablolarından elde edilen 19 finansal oran analiz edilmiştir. Yapılan çalışmada bankalar, finansal performansları dahilinde 5 farklı kümeye ayrılmış ve farklı sistemik risk dönemleri itibarıyla kümelerin finansal davranışları incelenmiştir. Çalışmada bankacılık sektöründeki sistemik riskin karmaşık yapısının anlaşılması ve bankaların finansal durumundaki değişimlerin izlenmesi noktasında, KÖH yönteminin kullanışlı bir yöntem olduğu sonucuna varılmıştır.

Özçalıcı (2017), Türkiye’de faaliyet gösteren 13 mevduat bankasına ait finansal tablolardan elde edilen verileri KÖH algoritmasıyla analiz etmiştir. 2014-2017 yıllarını kapsayan dönem için sermaye yeterlilik, bilanço yapısı, aktif kalitesi, likidite, kârlılık oranları ve sektör payı ile ilgili 12 oran analize dahil edilmiştir. Yapılan çalışmada küme bileşenlerinin değişmediği, dolayısıyla sektörün kararlı bir yapıya sahip olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Özçalıcı ve Bumin (2020), 2018 yılı için Türkiye’de faaliyet gösteren bankaların performansını EDAS, MOORA, OCRA ve TOPSİS gibi çok kriterli karar verme yöntemleri ile değerlendirmiştir. Çalışmada bankaların performansının değerlendirilmesinde 27 adet finansal oran, şube ve personel sayıları, günlük hisse senedi getirileri ve günlük getirilerin standart sapmaları kullanılmıştır. Ancak değerlendirme sürecinde finansal oran sayısının yüksekliği nedeniyle, KÖH algoritmasının kümeleme yeteneği kullanılarak değişken sayısı azaltılmıştır. Çalışmada KÖH algoritması yönteminin, veri setini kullanıcı bilgisine gerek duymadan kümelere ayırabilme üstünlüğüne sahip olduğu ortaya konulmuştur.

2. VERİ VE YÖNTEM

Yapılan çalışmada, KÖH algoritmasının görselleştirme ve kümeleme işlevleri kullanılarak doküman sektöründe faaliyetlerini sürdüren şirketlerin finansal analizi yapılmıştır. Analiz kapsamında 2013-2018 yılları arasında BİST’te işlem gören 16 şirketin finansal analizi, 15 finansal değişken kullanılarak yapılmıştır. Bu doğrultuda, sektörde faaliyetlerini sürdüren şirketlerin finansal oranları ile hisse getirileri arasındaki ilişki KÖH algoritmasının çıktısı olan iki boyutlu haritalar ile analiz edilmiştir. Ardından yine algoritmanın diğer kümeleme yöntemleri ile bütünlük çalışması özelliği kullanılarak sektörün durumunun analiz

edilmesi amacıyla şirketler benzerliklerine göre kümelenmiştir. Çalışmada KÖH algoritmasının, finansal analiz sürecinin etkinliğini artırmak amacıyla kullanılabilir bir yöntem olduğu gösterilmeye çalışılmıştır.

Araştırmanın kapsamını, 2013-2018 yılları arasında BİST'te işlem gören dokuma sanayi şirketleri oluşturmaktadır. 2018 yılı itibarıyla BİST dokuma sektöründe işlem gören 22 şirket çalışmanın evrenini oluşturmaktadır. Bazı şirketlerin BİST'te işlem görmeye başlama ve faaliyetlerini durdurma dönemleri çalışmanın yapıldığı yıllar arasında gerçekleştiği için bu şirketler çalışmanın örnekleme dâhil edilmemiştir. Bu doğrultuda BİST'te işlem gören 16 dokuma sanayi şirketi bu çalışmanın örneklem kümesini oluşturmuştur. Araştırma kapsamında finansal tabloları kullanılan şirketlerin BİST kodu ve analiz sürecinde kullanılan kısaltmaları; ARSAN (AR), ATEKS(AT), BLCYT (BL), BOSSA (BO), BRKO (BR), BRMEN (BRM), DIRIT (DI), HATEKS (HA), KORDS (KO), KRTEK (KR), LUKSK (LU), MNDRS (MN), SKTAS (SK), SNPAM (SN), YATAS (YA) ve YUNSA (YU)'dır.

Şirketlere ait finansal oranların hesaplanmasında kullanılan finansal tablolar, KAP'ın resmi internet sitesinden elde edilmiştir. Diğer yandan şirketlerin yıllık hisse senedi getirilerinin hesaplanmasında kullanılan BİST verileri ise Yahoo Finance'nin internet sitesinden elde edilmiştir. Yapılan çalışmada; yıllık hisse getiri oranı ve 14 adet finansal oran olmak üzere toplam 15 tane değişken kullanılmıştır.

Şirketin durumunu gösteren finansal tabloların analizi, temel analiz sürecinin şirket analizi kapsamında gerçekleştirilmektedir. Finansal tablolardan elde edilen oranlar ve hisse getirileri arasındaki ilişkinin belirlenmesi amacıyla literatürde birçok çalışma yapılmıştır. Ou ve Penman (1989), Basu (1977), Chan (1991) ve Martikainen (1989) tarafından gerçekleştirilen çalışmalarda hisse getirilerini açıklama gücü yüksek olduğu ifade edilen finansal oranlar dikkate alınarak bu çalışmada kullanılan finansal oranlar belirlenmiştir. Finansal oranların hesaplanmasında şirketlerin 2013-2017 yıllarına ait yıllık finansal tabloları kullanılmıştır. Tablo 1'de görüldüğü üzere çalışmada kullanılan finansal oranlar; likidite, finansal yapı, faaliyet ve kârlılık ve piyasa performansı oranları olmak üzere beş farklı grupta ele alınmıştır.

Tablo 1: Çalışmada Kullanılan Finansal Oranlar

Kod	Oran Adı	Kod	Oran Adı
Likidite Oranları		Kârlılık Oranları	
L1	Cari oran	P1	Brüt kâr marjı
L2	Asit-test oranı	P2	Net kâr marjı
Faaliyet Oranları		P3	Özkaynak kârlılık oranı
O1	Stok devir hızı	P4	Aktif kârlılık oranı
O2	Alacak devir hızı	Piyasa Performansı Oranları	
O3	Aktif devir hızı	V1	Piyasa değeri-defter değeri oranı
Finansal Yapı Oranları		V2	Hisse başına kâr oranı
D1	Kaldıraç oranı	V3	Fiyat-kazanç oranı
D2	Yabancı kaynakların özkaynaklara oranı		

Şirketlerin yıllık hisse senedi getirilerinin hesaplanmasında kâr payı ödemeleri ve hisse bölünmeleri göz önünde bulundurulmuştur. Bu nedenle, yapılan çalışmada kâr payı ödemeleri ve hisse bölünmelerinin hisse senedi fiyatına etkisini yansıtan düzeltilmiş kapanış fiyatı kullanılarak aylık ve yıllık getiri hesaplamaları yapılmıştır.

Basu (1977) yapmış olduğu çalışmada düşük F/K oranına sahip şirketlerin, yüksek olanlara göre daha fazla getiri sağladığı sonucuna varmıştır. Ancak bu durum pozitif en düşük F/K oranına sahip şirketler için geçerlidir. Çünkü F/K oranı $[-\infty, \infty]$ değer aralığında olabilmektedir. Bu nedenle yapılan çalışmada

negatif F/K değerlerinin analize dâhil edilmesi amacıyla Basu (1977)'nin çalışmasındaki gibi negatif F/K değerleri, analizi yapılan dönemin en yüksek F/K değerine eşitlenmiştir.

Verilerin analiz edilmesi ve görsel oluşturulması amacıyla MathWorks tarafından geliştirilmiş Matlab R2015b programı kullanılmıştır. Matlab çeşitli modellemelerin ve analizlerin yapılmasına olanak sağlayan araç kutularının (toolbox) kullanılmasına olanak sağlamaktadır. Bu çalışmada, bu araç kutularından biri olan SOM Toolbox kullanılmıştır. Bu araç, KÖH algoritmasının Matlab üzerinde kullanıcılar tarafından kullanılabilir olması amacıyla 1997 yılında Helsinki University of Technology tarafından geliştirilmiştir. Bu araç; verilerin ön işleme, farklı tür ağ topolojilerini kullanarak KÖH algoritmasının başlatılması, eğitilmesi ve görselleştirilmesi, veri setinin ve KÖH algoritmasının özelliklerinin analiz edilmesi amacıyla geliştirilmiştir (Vesanto, Himberg, Alhoniemi ve Parhankangas, 2000).

2.1. KÖH Algoritması ve Çıktıları

Danışmansız öğrenme gerçekleştiren yapay sinir ağlarından KÖH algoritması, yapay zekâ üzerine çalışan Finli Teuvo Kohonen tarafından 1982 yılında geliştirilmiştir. 1980'lerin başından bu yana algoritma başta mühendislik olmak üzere diğer birçok alanda ilgi görmüş ve kullanılmıştır (Deboeck ve Kohonen, 1998: xxviii). Son yıllarda finansal verilerin erişilebilirliği ve kullanılabilirliği noktasında yaşanan değerli gelişmeler, araştırmacıların artan veri miktarının analizinde çok yönlü ve daha karmaşık yöntemlere ihtiyaç duymasına neden olmuştur. KÖH algoritması çok yönlü ve karmaşık zaman serisi verilerini kullanışlı ve basit bir şekilde işleyerek çözüm sunduğu için finans ve ekonomi alanında da özel bir ilgi görmüştür (Edler, 2007).

KÖH algoritması başlatılmadan önce, veri setinin durumuna göre veri setinin normalleştirilmesine ihtiyaç duyabilmektedir. Normalleştirme işlemi gerekli ise bu adımdan sonra ağ doğrusal veya rastgele başlatılmaktadır. Ağ başlatıldıktan sonra haritaların biçimlenmesini sağlayan ağın eğitim süreci devam ettirilmektedir. Algoritmanın çalışma sürecindeki bütün adımlar aşağıda açıklanmıştır (Priddy ve Keller, 2005; Haykin, 2008):

Adım 1. Veri setinin normalleştirilmesi: KÖH algoritması başlatılmadan önce, veri setindeki her bir değişkene ait değer aralıklarının farklı olmasından kaynaklı verilerin ön işlemde geçirilmesine ihtiyaç duyabilmektedir. Bu çalışmada veri setine uygun olduğundan dolayı Softmax (lojistik) normalleştirme yöntemi kullanılmıştır. Bu yöntemde, Denklem 1 kullanılarak veri seti normalleştirilmektedir. Denklemde; x' gözlem değerlerinin normalleştirilmiş değerlerini, x değişkene ait gözlem değerlerini, \bar{X} değişken gözlem değerlerinin ortalamasını ve s_x değişken gözlem değerlerinin standart sapmasını temsil etmektedir.

$$x' = \frac{1}{1 + e^{-\left(\frac{x - \bar{X}}{s_x}\right)}} \quad (1)$$

Adım 2. Ağın başlatılması: KÖH algoritmasının başlatılması için başlangıç ağırlık vektörlerinin belirlenmesi gerekir. Başlangıç ağırlık vektörlerinin belirlenmesinde rastgele ve doğrusal olmak üzere iki farklı yöntem kullanılabilir.

Adım 3. Eğitim süreci: Ağ uygun bir şekilde başlatıldıktan sonra haritanın biçimlenmesini sağlayan üç önemli süreç mevcuttur. Bunlar; rekabet, iş birliği ve uyarlanma süreçleridir.

a. Rekabet Süreci: Kohonen katmanı üzerindeki kazanan hücreyi belirlemek için Denklem 2 kullanılmaktadır. Denklemde x girdi veri seti kümesini ve w_j hücreler ile girdi veri setindeki elemanların sinaptik bağlantısını sağlayan ağırlık vektörlerinin kümesini temsil etmektedir. Eğitimin bu adımında x kümesinin girdi vektörleri ile w_j kümesindeki bütün ağırlık vektörleri arasındaki Öklid mesafesi ölçülmektedir. Öklid mesafesi en az olan hücre i kazanan hücre veya en iyi eşleşen hücre olarak seçilmektedir.

$$i(x) = \arg \min_j \|x - w_j\| \quad (2)$$

b. İşbirliği Süreci: Kazanan hücre belirlendikten sonra kazanan hücre ve komşuları iş birliği yaparak ağırlıklarını güncellemektedirler. Merkezinde kazanan hücre i olmak üzere çevresinde uyarılmış (işbirliği yapan) hücrelerden oluşan topolojik komşuluk $h_{j,i}$ ile ifade edilmiştir. $h_{j,i}$ 'nin etkili bir şekilde seçilmesi amacıyla genellikle Denklem 3'teki Gauss fonksiyonu kullanılmaktadır (Haykin, 2008: 431).

$$h_{j,i}(n) = \exp\left(\frac{d_{j,i}^2}{2\sigma^2(n)}\right) \quad (3)$$

Kohonen katmanı üzerindeki kazanan hücre r_i ve uyarılmış hücreler r_j arasındaki yanıl uzaklığı temsil etmek için $d_{j,i}$ kullanılmaktadır. Denklem 4, iki boyutlu latiste kazanan hücre ve uyarılmış hücre arasındaki yanıl uzaklığın hesaplanması için kullanılmaktadır. σ parametresi ise topolojik komşuluk alanının genişliğini temsil etmektedir. Bu genişliğin ağırlı eğitimi süresince sürekli azalma göstermesi gerekmektedir. Bu gereksinimin yerine getirilmesi için Denklem 5'te gösterilen üstel azalan fonksiyonu kullanılmaktadır. Bu formülde n kesikli zamanı (tekrarlanma veya iterasyon) ve τ_1 zaman sabitini göstermektedir.

$$d_{j,i}^2 = \|r_j - r_i\|^2 \quad (4)$$

$$\sigma(n) = \sigma_0 \exp\left(-\frac{n}{\tau_1}\right) \quad (5)$$

c. Uyarılma Süreci: Ağırlık kendini örgütlemesi için ağırdaki hücrelerin x girdi vektörlerine benzemeye çalışarak sinaptik ağırlıklarını değıştirmesi gerekmektedir. Bu nedenle Denklem 6 kazanan hücre ve topolojik komşusu olan bütün hücrelere uygulanarak bu hücrelerin ağırlıkları güncellenmektedir. Denklem 7 algoritmanın n kesikli zamanda, öğrenme katsayısını belirlemek için kullanılmaktadır. Denklemde α öğrenme katsayısını temsil etmektedir. n kesikli zamanı arttıkça α öğrenme katsayısının azalma göstermesi gerekmektedir. Denklemdeki τ_2 değeri, KÖH algoritmasındaki diğeri bir zaman sabitini temsil etmektedir.

$$w_j(n+1) = w_j(n) + \alpha(n)h_{j,i(x)}(n)(x(n) - w_j(n)) \quad (6)$$

$$\alpha(n) = \alpha_0 \exp\left(-\frac{n}{\tau_2}\right) \quad (7)$$

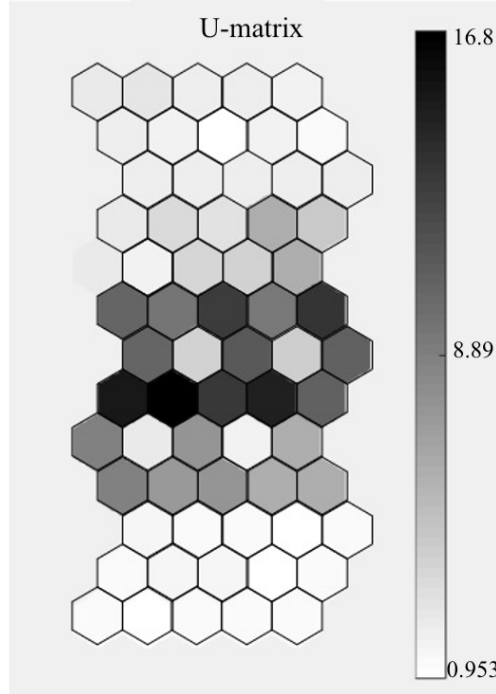
Adım 4. Kümeleme: KÖH algoritmasının ağırlık vektörlerinin üretilmesinin ardından algoritma Ward kümeleme yöntemi ile bütünleşik çalışabilmektedir. Her bir düğüm küme olarak belirlendikten sonra Denklem 8 Ward uzaklığını (en düşük uzaklık) ölçerek birbirine en yakın iki küme belirlemektedir. Ardından bu iki küme birleştirilmektedir. Denklemde; r ve p ayrı kümeleri, n_r ve n_p kümelerin eleman sayısını ve \bar{x}_r ve \bar{x}_p kümelerin ortalamalarını temsil etmektedir. Ardından birleştirilen kümelerin ortalamaları ve eleman sayılarının güncelleştirilmesi amacıyla Denklem 9 kullanılmaktadır (Yörek, Uğulu ve Aydın, 2016: 4).

$$d_{rp} = \frac{n_r n_p}{n_r + n_p} \|\bar{x}_r - \bar{x}_p\| \quad (8)$$

$$\bar{x}_r^{(yeni)} = \frac{1}{n_r + n_p} (n_r \bar{x}_r + n_p \bar{x}_p), n_r^{(yeni)} = n_r + n_p \quad (9)$$

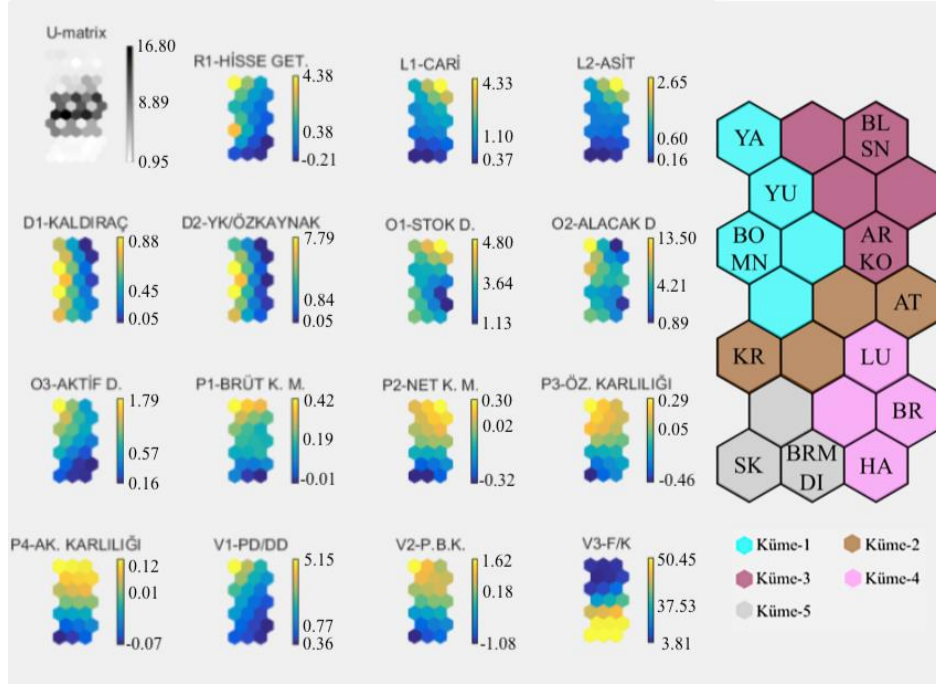
Ağın eğitim ve kümeleme aşamasının ardından algoritmanın çıktısı olan U-matris, bileşen düzlemleri ve U-matris temel alınarak oluşturulan kümeleri gösteren iki boyutlu haritalar çizilmiştir. Şekil 1'de Kohonen katmanı üzerindeki hücreler arasındaki mesafeyi ve hücrelerin komşularına ortalama uzaklıklarını gösteren U-matris gösterilmiştir. U-matrisin hücre sayısı bileşen düzlemine ait hücre sayısından fazladır. Bunun nedeni U-matris üzerindeki hücreler, bir hücrenin komşu hücreler ile arasındaki mesafesini ve söz konusu hücrenin komşularına olan ortalama uzaklığını göstermek amacıyla kullanılmaktadır. Bu nedenle Şekil 2'de görüldüğü üzere bileşen düzlemleri 7x3 haritalar kullanılarak çizilirken Şekil 1'de görülen U-matrisin çizilmesinde 13x5 harita kullanılmıştır. U-matris, bitişik hücreler arasındaki mesafeyi ve hücrelerin komşularına ortalama uzaklıklarını göstererek haritadaki küme yapısının belirlenmesine yardımcı olmaktadır. Bu doğrultuda, U-matriste topolojik komşuluğu olan düğümler arasında uzaklığı az olan düğümlerin, birbirlerine benzer oldukları sonucuna varılmaktadır. Tam tersi olarak U-matriste yer alan yüksek değerler ise düğümler arasında benzerliğin az olduğunu göstererek kümeler arasındaki sınırı belirlemektedir. Şekil 1'de, açık tonlar komşu düğümler arasındaki benzerliğin fazla olduğunu koyu tonlar ise az olduğunu göstermektedir.

Şekil 1: U-matris



Bileşen düzlemleri, her bir örneklem elemanının değişken değerlerini göstermek amacıyla kullanılmaktadır. Şekil 2'de sol tarafta her bir değişkene ait 15 bileşen düzlemi ve sağ tarafta bileşen düzlemlerinde her bir şirketin temsil edildiği düğüm ve dâhil olduğu küme gösterilmiştir. Değişkenlere ait gözlem değerlerini göstermek için kullanılan bu haritalarda örneklem elemanlarının konumu, her bir haritada aynı düğüm tarafından temsil edilmektedir. Haritalarda elemanların değişken değerlerini göstermek için çubuk grafiğinde değişkene ait en yüksek değer, ortanca değer ve en düşük değerler kullanılmıştır. Çubuk grafiğinde her renk bir değeri temsil etmek amacıyla kullanılmaktadır. Ancak değerleri temsil eden renk tonları arasındaki geçişler doğrusal bir şekilde azalma veya artış göstermemektedir.

Şekil 2: Bileşen Düzlemleri ve Kümeler

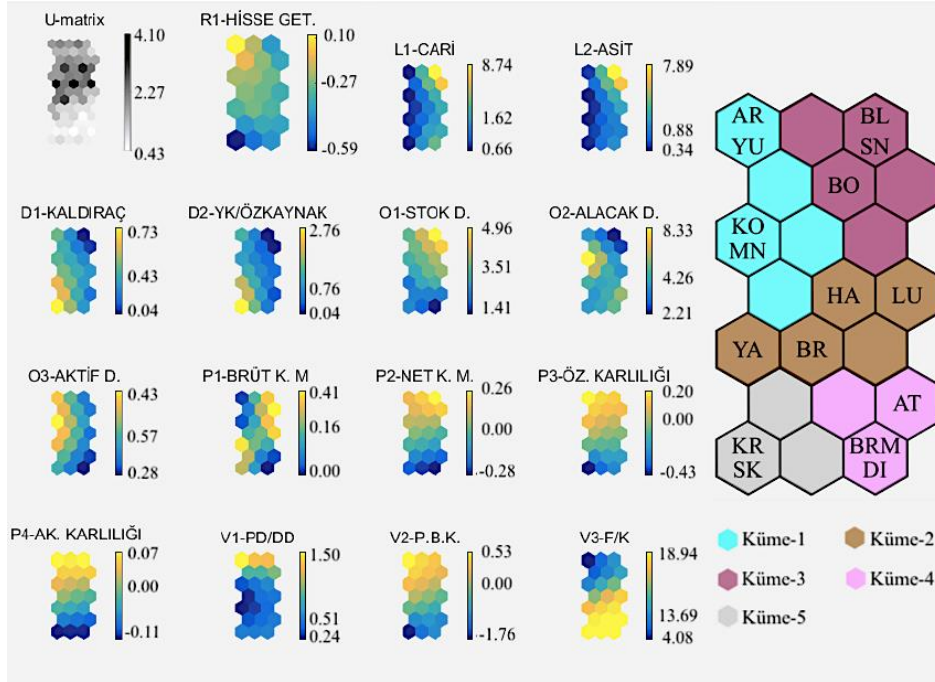


3. BULGULAR VE TARTIŞMA

İşletmelere ait 15 farklı değişkenin oluşturduğu çok boyutlu ve karmaşık veri seti, KÖH algoritması yardımıyla bilgi kaybı olmadan iki boyutlu haritalara indirgenerek analiz edilmiştir. Bileşen düzlemlerinin değişkenlere ait gözlem değerlerini farklı renkler ile temsil edebilme yeteneği; şirketlerin karşılaştırılması ve sektöre ait değerlerin okunması noktasında analizin sürdürülmesine önemli ölçüde kolaylık sağlamıştır. Aynı şekilde bileşen düzlemlerinin görselleştirme yeteneği, değişkenler arasındaki ilişkinin analiz edilmesine olanak sağlamıştır. Algoritmanın kümeleme özelliği, kümelerin performanslarının birbirleriyle karşılaştırılmasına ve kümelerin performansları doğrultusunda hisse senedi fiyatları hareketlerinin incelenmesine olanak sağlamıştır. Farklı şirketlerin performanslarının karşılaştırılmasında ve sektöre ait bilgi keşfi yapılmasında bileşen düzlemlerinin kolay yorumlanabilir haritalar sunması, KÖH algoritmasının finansal analiz sürecinde etkili ve kullanılabilir bir araç olduğunu göstermiştir. Bileşen düzlemlerinin analizi sonucunda elde edilen bilgiler ve oluşturulan beş kümenin özellikleri doğrultusunda her yıla ait bulgular aşağıda tartışılmıştır.

2013 yılı için şirketlerin değişken gözlem değerlerini temsil eden bileşen düzlemleri ve dahil oldukları küme bilgileri Şekil 3'te paylaşılmıştır. Ayrıca Ek 1'de bu kümelerin gözlem değerleri ve sektör ortalamaları verilmiştir.

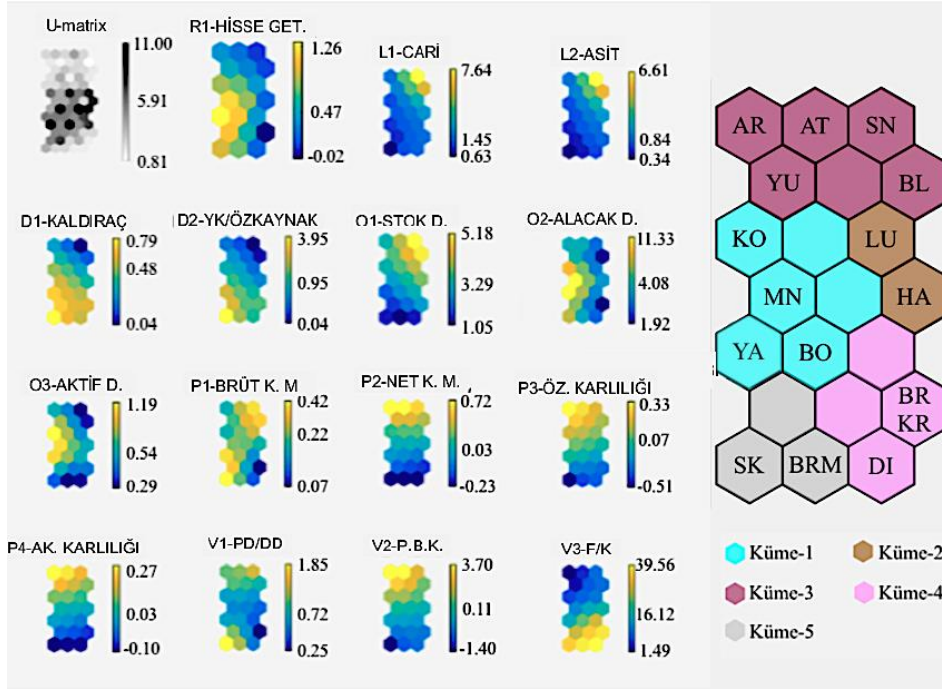
Şekil 3: 2013 Yılı Bileşen Düzlemleri ve Kümeler



Şekil 3'te görüldüğü üzere sektördeki şirketlerin önemli bir çoğunluğunun getirileri negatiftir. Yıl içerisinde yatırımcısına sektör ortalaması üzerinde getiri sağlayan şirketler (turkuaz ve kahverengi küme) incelendiğinde bu şirketlerin düşük likidite oranlarına sahip olduğu ancak faaliyet oranlarının yüksek olması nedeniyle çalışma sermayesini etkin kullandığı sonucuna varılmıştır. Aynı şekilde söz konusu şirketler arasında faaliyetlerini yüksek finansal kaldıraç oranıyla sürdüren ve pozitif kârlılık oranlarına sahip şirketlerin (turkuaz) sektörün en yüksek getirisini sağladığı görülmüştür. Ayrıca bu şirketler (turkuaz), net kâr marjı açısından sektörün en yüksek değerlerine sahip olmamalarına rağmen kaldıraç yapıları nedeniyle sektörün en yüksek pay başına kazanç sağlayan şirketleri olmuştur. Diğer taraftan likidite ve finansal yapı oranları güçlü olan şirketlerin (mor) ise sektörün en yüksek net kâr marjına sahip olmalarına rağmen kaldıraç yapısı nedeniyle özkaynak kârlılığının düşük olduğu görülmektedir. Bu şirketlerin özkaynak kârlılığının yanında devir hızlarının da düşük olması, getirilerinin sektör ortalamasına yakın seyretmesine neden olmuştur. Bu şirketlerin diğer ayırt edici özelliği ise sektörün en yüksek piyasa değeri-defter değeri ve fiyat kazanç oranlarına sahip olmalarıdır. Bu doğrultuda bu şirketlerin hem beklenen nakit girişlerini karşılamaması hem piyasa performans oranlarının sektörün en yüksek değerleri olması, bu şirketlerin piyasa değerlerinin gerçek değerlerinin üzerinde olduğunu göstermektedir. Diğer bir grup olarak ele alınan şirketlerin (pembe ve gri) özellikleri ise yüksek kaldıraç oranlarına sahip olmalarının yanı sıra negatif kârlılık oranlarına sahip olmalarıdır. Bu şirketlerin mali yapılarının riskli finansmanı, düşük likidite ve faaliyet oranları nedeniyle kârlılık oranlarının negatif olduğu görülmüştür. Bu faktörler göz önünde bulundurulduğunda söz konusu şirketlerin finansal performansının piyasa tarafından doğru fiyatlandığını, şirketlerin kötü performansı dolayısıyla sektörün en düşük getirilerine sahip olduğu sonucuna varılmıştır.

2014 yılı için şirketlerin değişken gözlem değerlerini temsil eden bileşen düzlemleri ve dahil oldukları küme bilgileri Şekil 4'te paylaşılmıştır. Ayrıca Ek 2'de bu kümelerin gözlem değerleri ve sektör ortalamaları verilmiştir. Şekil 4'te görüldüğü üzere 2014 yılında sektördeki şirketlerin neredeyse tamamı, yatırımcısına pozitif getiri sağlamıştır. Ancak sektör ortalaması üzerinde getiri sağlayan şirketler (turkuaz ve gri) incelendiğinde şirketlerin bir kısmının sektörün en iyi finansal oranlarına sahip şirketleri olduğu (turkuaz) diğer bir kısmının (gri) ise sektörün en kötü oranlarına sahip olduğu görülmüştür.

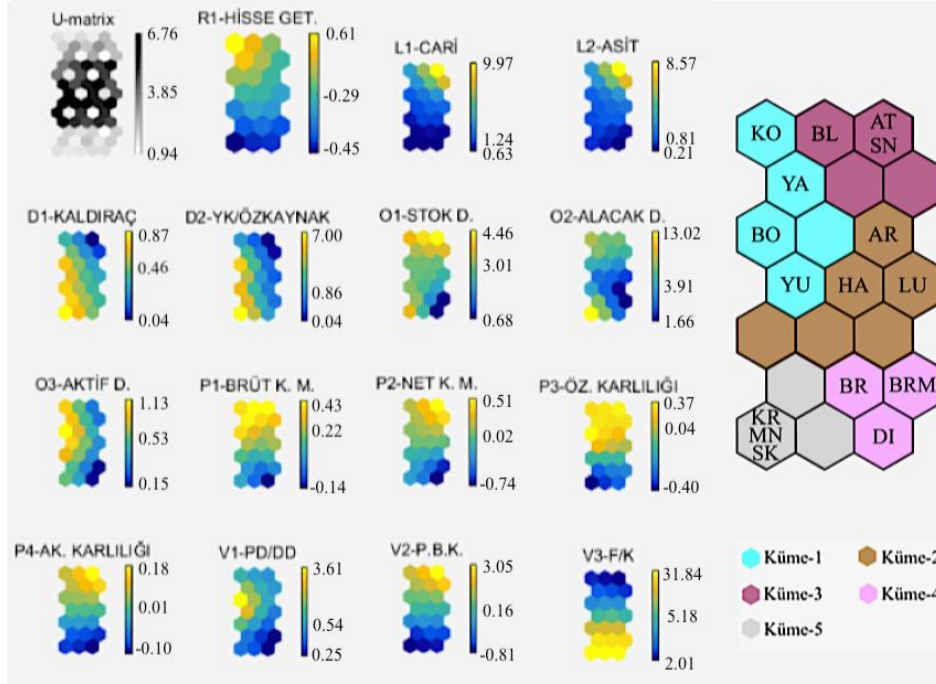
Şekil 4: 2014 Yılı Bileşen Düzlemleri ve Kümeler



Sektörün en yüksek getirisine ve en iyi performansına sahip şirketlerin (turkuaz) 2013 yılında olduğu gibi düşük likidite oranlarının yanında yüksek faaliyet oranlarına; yüksek kaldıraç oranlarının yanında yüksek kârlılık oranlarına sahip olduğu görülmektedir. Bahsedilen iki grubun da benzer likidite ve mali yapı oranlarına sahip olduğu ancak faaliyet ve kârlılık oranlarında farklılaştığını söylemek mümkündür. Gruplar arasındaki diğer bir özellik ise yüksek faaliyet ve kârlılık oranlarına sahip grubun (turkuaz) piyasa değeri-defter değeri oranının, performansı düşük ancak yüksek getiri sağlayan gruba (gri) göre düşük olmasıdır. Sektörün en düşük özkaynak kârlılığına ve faaliyet oranlarına sahip şirketlerin (gri) sektör ortalaması üzerinde getiri sağlaması, söz konusu şirketlerin performanslarından bağımsız bir şekilde gerçek değerlerinin üzerinde fiyatlandığını göstermektedir. Diğer taraftan sektör ortalamasının altında getiriye sahip şirketler (kahverengi, mor ve pembe) incelendiğinde söz konusu şirketlerin likidite ve mali yapı oranları kötüleştikçe kârlılık oranlarının kötüleştiği gözlemlenmiştir. Bu şirketlerin getirilerinin kârlılık oranlarına göre değişim gösterdiği diğer bir ifadeyle azalan kârlılık oranları doğrultusunda getirilerinin de azaldığı sonucuna ulaşılmıştır.

2015 yılı için şirketlerin değişken gözlem değerlerini temsil eden bileşen düzlemleri ve dahil oldukları küme bilgileri Şekil 5'te paylaşılmıştır. Ayrıca Ek 3'te bu kümelerin gözlem değerleri ve sektör ortalamaları verilmiştir. Şekil 5'te görüldüğü üzere 2013 yılında olduğu gibi 2015 yılında da şirketlerin önemli bir çoğunluğunun getirileri negatif olmuştur.

Şekil 5: 2015 Yılı Bileşen Düzlemleri ve Kümeler

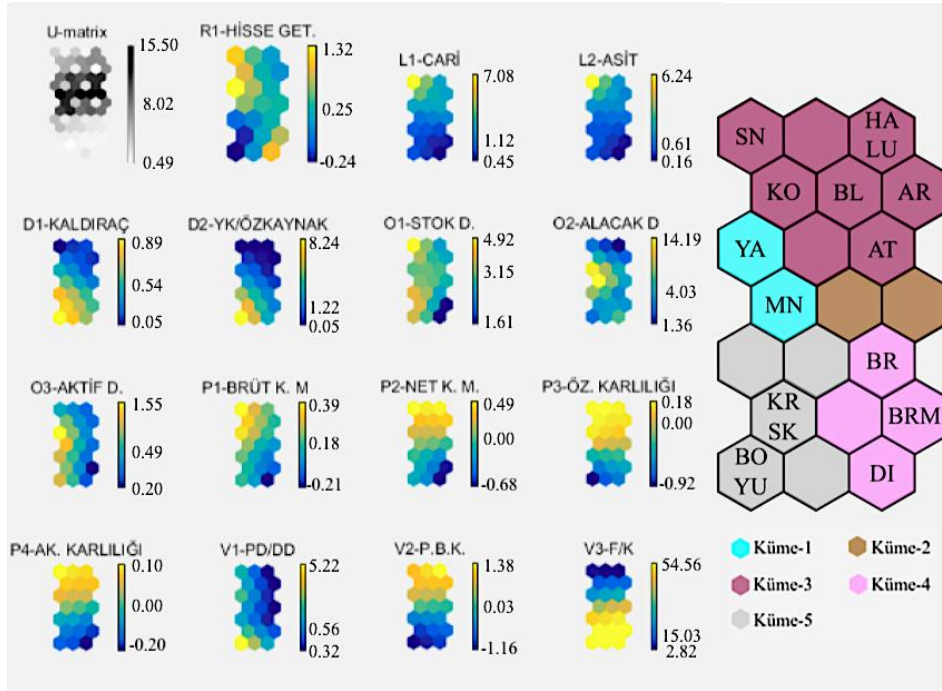


2013 yılı analizinin sonucunda hisse getirileri-finance performans arasındaki desenin 2015 yılı analizi sonucunda elde edilen desene benzer olduğu sonucuna varılmıştır. Özetle düşük likidite oranları ile birlikte yüksek faaliyet oranlarına ve yüksek kaldıraç oranları ile birlikte yüksek kârlılık oranlarına sahip şirketlerin (turkuaz) getirilerinin yüksek olduğunu söylemek mümkündür. Diğer taraftan yüksek likidite ve düşük kaldıraç oranlarıyla birlikte yüksek kârlılık oranlarına sahip şirketlerin (mor) getirileri ise sektör ortalamasına yakın seyretmiştir. Son olarak sektörün en düşük getirilerine sahip şirketlerin likidite, faaliyet, mali ve kârlılık açısından yeterli performansa sahip olmayan şirketlerin (pembe ve gri) olduğu görülmüştür.

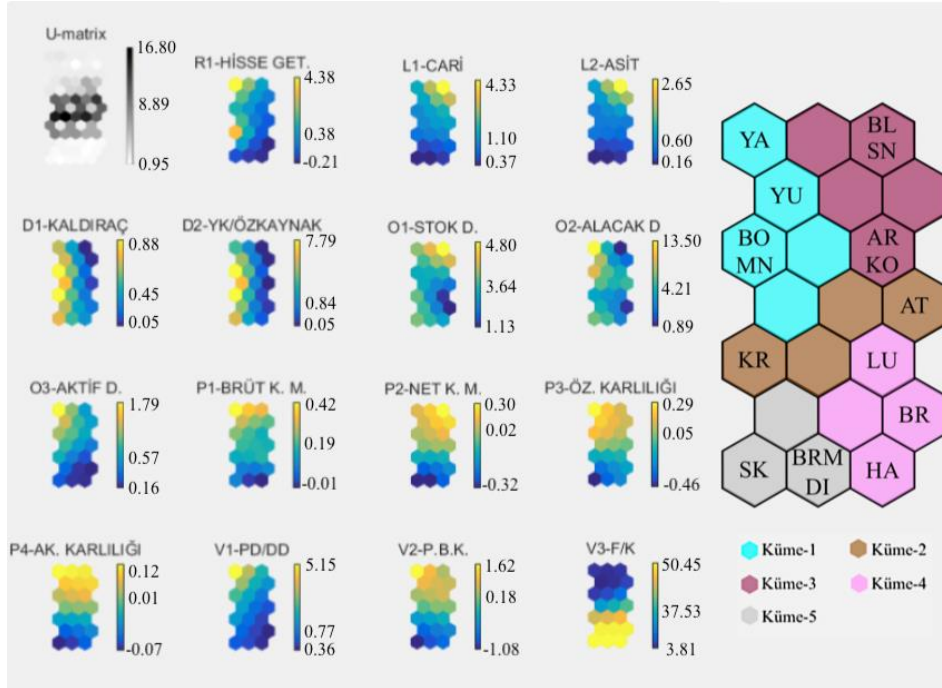
2015 ve 2016 yılı için şirketlerin değişken gözlem değerlerini temsil eden bileşen düzlemleri ve dahil oldukları küme bilgileri sırasıyla Şekil 6 ve Şekil 7'de paylaşılmıştır. Ayrıca Ek 4 ve 5'te bu kümelerin gözlem değerleri ve sektör ortalamaları verilmiştir.

Şekil 6 ve Şekil 7'de görüldüğü gibi 2016 ve 2017 yıllarında şirketlerin önemli bir çoğunluğunun hisse senedi getirileri pozitif olmuştur. Bu yıllar içerisinde şirketlerin getiri ve finansal performans ilişkisine ait desenin özellikle sektördeki şirketlerin önemli bir çoğunluğunun getirisinin pozitif olduğu 2014 yılındaki desene benzerlik gösterdiği söylenebilmektedir.

Şekil 6: 2016 Yılı Bileşen Düzlemleri ve Kümeler



Şekil 7: 2017 Yılı Bileşen Düzlemleri ve Kümeler



Yapılan analiz sonucunda şirketlerin yıllık getirilerinin öncelikle ekonomik konjoktüre bağlı olarak değiştiğini söylemek mümkündür. 2013 ve 2015 yıllarında sektördeki şirketlerin getirilerinin negatif; 2014, 2016 ve 2017 yılları arasında ise şirketlerin getirilerinin pozitif olduğu görülmüştür. Şirket getirileri, ekonomik konjoktürden etkilenmesine rağmen getiriler ekonomik konjoktürden bağımsız olarak incelendiğinde şirket getirilerinin sektör içerisindeki sıralanması, finansal performansları doğrultusunda

gerçekleşmiştir. Diğer bir ifadeyle sektör ortalamasının negatif ya da pozitif olduğu dönemlerde şirketlerin getirileri genellikle finansal performansları doğrultusunda sıralanmıştır.

Analiz yapılan yıllar içerisinde düşük likidite ve yüksek faaliyet oranlarına sahip şirketlerin çalışma sermayesinin etkin kullanımından dolayı hisse getirileri, sektör ortalaması üzerinde gerçekleşmiştir. Genellikle net çalışma sermayesi âtil durumda finanse edilen ancak kârlı şirketlerin yatırımcılarına sağlamış olduğu getirilerin, yukarıda bahsedilen şirketlerin getirilerine göre daha düşük olduğu gözlemlenmiştir. Ancak düşük likidite ve faaliyet oranlarına sahip şirketlerin net çalışma sermayesi yapılarının zayıf olmasından ötürü sektör içerisindeki en düşük getirilere sahip şirketler olduğu gözlemlenmiştir.

Yapılan analiz sonucunda yeterli kârlılık oranlarına sahip olan şirketler arasında yüksek kaldıraç oranına sahip olan şirketlerin genellikle yatırımcılarına daha fazla hisse getirisi sağladığı görülmüştür. Ancak kârlılık oranları çok düşük ve kaldıraç oranları yüksek olan şirketlerin riskli finansmanı, bu şirketlerin hisse getirilerinin sektörün en düşük değerleri olmasına neden olmuştur. Analiz sonucunda elde edilen diğer önemli bir bulgu ise kaldıraç oranı yüksek olup pozitif özkaynak kârlılığına ve aktif devir hızı yüksek olup pozitif aktif kârlılığına sahip olan şirketlerin hisse getirilerinin sektör içerisindeki en yüksek getirilere sahip olduğudur.

4. SONUÇ VE ÖNERİLER

Çalışmada şirketler, KÖH algoritması kullanılarak finansal performanslarının benzerliklerine göre kümelenecek ve bu kümelerin finansal performanslarıyla hisse senedi getirileri dönemler itibariyle incelenmiştir. Analiz yapılan dönem içerisinde, kümelenecek şirketlerin finansal oranları ile hisse senedi getirileri arasında aşağıdaki ilişkiler gözlemlenmiştir:

- Hisse senedi getirileri yüksek olan şirketler, sektör ortalamasının altında likidite oranları ile çalışmaktadır. Ancak bu şirketler, sektörün en iyi etkinlik oranlarına sahiptirler. Diğer taraftan sektör ortalamasının üzerinde finansal yapı oranlarına sahip olan bu şirketlerin kâr marjları, her ne kadar pozitif olsa da sektörün en iyi oranları değildir. Ancak bu şirketler, özkaynak kârlılığı açısından sektörün en başarılı şirketleridir.
- Hisse senedi getirileri düşük olan şirketler ise sektör ortalamasının altında likidite oranlarının yanı sıra en kötü etkinlik oranlarına sahip olan şirketlerdir. Bu şirketler, yüksek finansal yapı oranlarıyla birlikte negatif kârlılık oranlarına sahiptirler.
- Hisse senedi getirileri sektör ortalamasında seyreden şirketlerin genel özellikleri ise yüksek likidite ve düşük finansal yapı oranlarına sahip olmalarıdır. Ayrıca bu şirketler, sektörün en iyi kâr marjlarına sahip şirketleri olmuştur.

Bu noktada, elde edilen sonuçlar gerek yatırımcılar gerekse şirket yöneticileri açısından önem arz etmektedir.

KÖH algoritması yöntemiyle yapılan analizler, şirket yöneticileri açısından, şirketin sektördeki konumunun tespit edilmesine ve rakipleri karşısında durumunun görülmesine olanak sağlayacaktır. Böylece, gelecekte sektör içerisinde daha rekabetçi bir konuma ulaşılması için gerekli stratejilerin daha isabetli bir biçimde belirlenmesine yardımcı olacaktır. Örneğin, gerçekleştirilen analiz sonucunda YA ve MN şirketlerinin gözlem dönemi içerisinde genellikle (yalnızca bir dönem Küme-2'de bulunmuşlardır) en yüksek hisse senedi getirisine sahip şirketlerin bulunduğu kümede yer aldığı gözlemlenmiştir. Bu şirketlerin düşük likidite oranlarıyla birlikte başta alacak devir hızı olmak üzere yüksek etkinlik oranları ile etkin bir çalışma sermayesi yönetimine sahip olduğu görülmektedir. Sektör ortalamasının en yüksek net kâr marjına sahip olmaları da her dönem pozitif kâr marjına sahip olan bu şirketlerin sermaye yapısında borç finansmanını tercih ettikleri görülmektedir. Bu durum, şirketlerin sermaye maliyetini de olumlu etkileyen bir unsur olmuştur. Bu noktada, dönemler itibariyle yüksek getirili kümede yer alan şirketlerin finansal performansı, diğer kümelerde yer alan şirketlerin daha rekabetçi konuma gelmeleri için performans kriteri olarak belirlenebilir.

KÖH algoritması, çok sayıda şirketin çok boyutlu finansal verilerinin tek bir harita ile incelenmesi olanağı sağlamaktadır. Dolayısıyla, yöntemin temel analiz sürecinde kullanılmasının portföy yöneticilerine, bireysel ve kurumsal yatırımcılara, analistlere vb. ilgili taraflara önemli katkılar sağlayacağını söylemek mümkündür. Bu bağlamda haritalar, şirketlerin finansal performanslarına göre sektör içerisindeki yerinin belirlenmesi ve sektördeki şirketlerin pratik bir şekilde karşılaştırılmasını mümkün kılmaktadır. Haritalar yardımıyla hisse senedi getirileri ile finansal performans arasındaki sektöre özgü ilişki, dönemler itibarıyla incelenebilmektedir. Yapılan analizin sonuçları da dokuma sektöründe dönemler itibarıyla hisse senedi getirileri yüksek ya da düşük olan şirketlerin finansal açıdan belirli karakteristik özellikler sergilediğini göstermektedir. Örneğin sektördeki yüksek getirili şirketler; düşük likidite oranları ile birlikte yüksek faaliyet oranlarına, yüksek kaldıraç oranlarıyla birlikte pozitif kâr marjına sahiptirler (bknz. Küme 1). Dokuma sektörüne yatırım yapmayı düşünen yatırımcılar için sektöre yönelik elde edilen bu bilgi keşfi de yatırım kriteri olarak kullanılabilir. Dokuma sektöründe yapılan ya da diğer sektörler için yapılacak olan bu keşifler, şirket seçiminde ilgili tarafların daha etkin karar verebilmesine olanak tanıyacaktır. Sonuç olarak yöntem, ilgili tarafların doğru bilgiye hızlı ve daha az maliyetle ulaşmalarını sağlayacaktır.

Yapılan çalışmada yıllık verinin kullanılması, uzun vadeli yatırım kararlarında kullanılabilir bilgi üretmektedir. Bu nedenle sonraki çalışmalarda üçer aylık verilerin kullanılması hem üç aylık verilerin hisse fiyatlarına etkisinin belirlenmesini hem de elde edilen bilginin kısa vadeli yatırım kararlarında kullanılabilir olmasını olanaklı kılacaktır. Aynı şekilde yapılan analizde getiri yanında hisse senedine ait risklerin de analize dâhil edilmesi, hisse senedi seçiminde daha etkin karar verilmesine imkân tanıyacaktır.

Yapılan analizde sektörün genel yapısına dair bilgi elde edilmesi amacıyla şirketlerin çeşitli boyutlarını gösteren değişkenler kullanılmıştır. Daha sonraki çalışmalarda analizin kredi, yönetim ya da yatırım analizi gibi analizin sınırlarının belirli amaçlar doğrultusunda daraltılması ve bu doğrultuda yeni değişkenlerin eklenmesi, sektöre ait daha detaylı bilgiler üretilmesini sağlayacaktır.

Sonraki çalışmalarda, dokuma sektörünün yanında diğer imalat sektörlerinin de analize dâhil edilmesi sektörlerin birbirleriyle karşılaştırılmasına ve sektörlerin kendilerine özgü finansal özelliklerinin keşfedilmesine olanak sağlayacaktır. Aynı şekilde çalışmada kullanılan örneklem sayısının artması algoritmanın nicelme ve kümeleme performansını arttıracaktır. Örneklem sayısının artması nedeniyle harita boyutunun büyümesi, örneklemin daha geniş bir alanda temsil edilmesine neden olacaktır.

YAZAR BEYANI

Araştırma ve Yayın Etiği Beyanı

Bu çalışma bilimsel araştırma ve yayın etiği kurallarına uygun olarak hazırlanmıştır.

Yazar Katkıları

Yazarlar çalışmaya eşit oranda katkıda bulunmuştur.

Çıkar Çatışması

Yazarlar açısından ya da üçüncü taraflar açısından çalışmadan kaynaklı çıkar çatışması bulunmamaktadır.

KAYNAKÇA

- Basu, S. (1977), "Investment Performance of Common Stocks in Relation to Their Price Earnings Ratios: A Test of the Efficient Market Hypothesis", *The Journal of Finance*, 32(3), 663-682.
- Chan, L.K.C., Y. Hamao, J. Lakonishok (1991), "Fundamentals and Stock Returns in Japan", *The Journal of Finance*, 46(5), 1739-1764.
- Deboeck, G., T. Kohonen (1998), *Visual Explorations In Finance With Self Organizing Map*, Londra: Springer.

- Edler, L. (2007), *Analysing Economic Data with Self Organizing Maps*, Yayımlanmamış Doktora Tezi, Kiel: University of Kiel, Faculty of Economics, Business, and Social Sciences.
- Ekergil, V., A.A. Karagül, E. Germen (2007), "Özörgütlemeli Haritalar Tekniğinin Türkiye'deki Çimento Şirketlerinin Likit Yapısının Analiz Edilmesinde Kullanılması", *İktisat İşletme ve Finans*, 22(261), 114-136.
- Eklund, T., B. Back, H. Vanharanta, A. Visa (2001), "Benchmarking International Pulp and Paper Companies Using Self-Organizing Maps", *Paper and Timber*, 83(4), 304- 316.
- Haykin, S.O. (2008), *Neural Networks and Learning Machines* (3rd Edition), New Jersey: Pearson.
- Kolari, J. W., I.P. Sanz (2017), *Systemic Risk Measurement in Banking Using Self-Organizing Maps*, *Journal of Banking Regulation*, 18, 338-358.
- Marghescu, D. (2007), "Multi-Dimensional Data Visualization Techniques for Exploring Financial Performance Data", 13th Americas Conference on Information Systems 2007, Colorado, Amerika Birleşik Devletleri, 507-518.
- Martikainen, T. (1989), "Modelling Stock Price Behaviour by Financial Ratios" *Decisions Economics and Finance*, 12(1), 119-138.
- Ou, J.A., S.H. Penman (1989), "Financial Statement Analysis and Prediction of Stock Returns Using Financial Statement Information", *Journal of Accounting & Economics*, 11(4), 295-329.
- Özçalıcı, M. (2016), "Hisse Senetlerinin Özdüzenleyici Haritalarla Kümelendirilmesi: BIST50 Endeksinde Yer Alan Hisseler Üzerine Bir Uygulama" *İstanbul Üniversitesi İşletme Fakültesi Dergisi*, 45(1), 22-33.
- Özçalıcı, M. (2017), "Özdüzenleyici Haritalar Yöntemi ile Bankacılık Sektörü Piyasa Bölümlendirmesi", *BDDK Bankacılık ve Finansal Piyasalar Dergisi*, 11(2), 9-30.
- Özçalıcı, M., M. Bumin (2020), "An Integrated Multi-Criteria Decision Making Model with Self-Organizing Maps for the Assessment of Performance Publicly Trade Banks in Borsa İstanbul", *Applied Soft Computing Journal*, 90(2020), 1-23.
- Özşahin, M., O.H. Yüregir (2012), "Otomotiv Sektörünün Kendini Örgütleyen Haritalar ile Finansal Analizi", *Çukurova Üniversitesi Fen ve Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 28(2), 155-164.
- Priddy, K., L., P.E. Keller (2005), *Artificial Neural Networks: An Introduction*, Washington: SPIE Press.
- Serrano-Cinca, C. (1996), "Self Organizing Neural Networks for Financial Diagnosis", *Decision Support Systems*, 17(3), 227-238.
- Serrano-Cinca, C. (1998), "Let Financial Data Speak for Themselves" in G. Deboeck ve T. Kohonen (editörler), *Visual Explorations in Finance with Self Organizing Map*, Londra: Springer, 3-23.
- Silva, B., N. Marques (2010), "Feature Clustering with Self-Organizing Maps and an Application to Financial Time-Series for Portfolio Selection", *International Conference on Neural Computation 2010*, Valensiya, İspanya, 301-309.
- Vesanto, J., J. Himberg, E. Alhoniemi, J. Parhankangas, (2000), *SOM Toolbox for Matlab 5*, Espoo: SOM Toolbox Team Helsinki University of Technology.
- Yörek, N., İ. Uğulu, H. Aydın, (2016), "Using Self-Organizing Neural Network Map Combined with Ward's Clustering Algorithm for Visualization of Students' Cognitive Structural Models about Aliveness Concept", *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2016 (2016), 1-14 <https://www.hindawi.com/journals/cin/2016/2476256/>, E.T.: 15.03.2018.

EKLER

Ek 1: 2013 Yılı Kümelerin ve Sektörün Değişken Ortalamaları

Değişkenler	Küme-1	Küme-2	Küme-3	Küme-4	Küme-5	Sektör Ort.
R1-Hisse getirisi	-0.14	-0.23	-0.27	-0.32	-0.42	-0.25
L1-Cari oran	1.20	1.92	4.39	2.69	1.19	2.26
L2-Asit test oranı	0.70	1.28	3.80	1.42	0.80	1.57
D1-Kaldıraç Oranı	0.51	0.51	0.27	0.36	0.69	0.46
D2-Yabancı kaynaklar/öz kaynaklar	1.20	1.19	0.43	0.61	2.26	1.08
O1-Stok devir hızı	3.55	3.32	4.37	2.63	3.37	3.45
O2-Alacak devir hızı	5.67	3.90	3.35	5.24	4.21	4.53
O3-Aktif devir hızı	0.88	0.62	0.48	0.39	0.59	0.61
P1-Brüt kâr marjı	0.12	0.25	0.23	0.13	0.20	0.18
P2-Net kâr marjı	0.06	-0.03	0.14	-0.22	-0.20	-0.03
P3-Öz kaynak kârlılığı	0.10	-0.02	0.07	-0.13	-0.34	-0.03
P4-Aktif kârlılığı	0.04	-0.01	0.05	-0.08	-0.10	-0.01
V1-PD/DD	0.69	0.48	0.77	0.55	0.55	0.61
V2-Pay başına kazanç	0.24	-0.06	0.14	-0.39	-1.05	-0.14
V3-F/K	8.04	18.20*	10.78	-F/K	-F/K	14.64

*Küme-2'de YA hariç diğer şirketlerin F/K oranı negatiftir.

Ek 2: 2014 Yılı Kümelerin ve Sektörün Değişken Ortalamaları

Değişkenler	Küme-1	Küme-2	Küme-3	Küme-4	Küme-5	Sektör Ort.
R1-Hisse getirisi	0.84	0.39	0.36	0.17	0.74	0.50
L1-Cari oran	1.33	1.76	2.76	1.46	1.18	1.83
L2-Asit test oranı	0.72	1.17	2.11	0.83	0.61	1.22
D1-Kaldıraç Oranı	0.57	0.42	0.32	0.57	0.66	0.48
D2-Yabancı kaynaklar/özkaynaklar	1.43	0.73	0.66	1.44	2.51	1.24
O1-Stok devir hızı	2.88	3.43	3.84	2.69	2.53	3.17
O2-Alacak devir hızı	6.81	4.26	3.97	3.43	4.81	4.72
O3-Aktif devir hızı	0.83	0.53	0.58	0.50	0.42	0.60
P1-Brüt kâr marjı	0.24	0.23	0.22	0.09	0.26	0.21
P2-Net kâr marjı	0.03	0.08	0.33	-0.14	-0.19	0.07
P3-Özkaynak kârlılığı	0.07	0.05	0.22	-0.14	-0.32	0.03
P4-Aktif kârlılığı	0.03	0.03	0.14	-0.06	-0.08	0.03
V1-PD/DD	0.73	0.74	1.04	0.52	1.25	0.85
V2-Pay başına kazanç	0.19	0.27	1.15	-0.23	-0.77	0.30
V3-F/K	15.81	16.13	7.77	-F/K	-F/K	12.21

Ek 3: 2015 Yılı Kümelerin ve Sektörün Değişken Ortalamaları

Değişkenler	Küme-1	Küme-2	Küme-3	Küme-4	Küme-5	Sektör Ort.
R1-Hisse getirisi	0.06	-0.17	-0.12	-0.34	-0.41	-0.18
L1-Cari oran	1.26	1.37	4.60	1.01	0.99	1.81
L2-Asit test oranı	0.68	0.88	3.69	0.48	0.63	1.24
D1-Kaldıraç Oranı	0.68	0.43	0.19	0.52	0.76	0.53
D2-Yabancı kaynaklar/özkaynaklar	3.12	0.74	0.28	1.13	3.78	1.89
O1-Stok devir hızı	2.70	2.88	3.89	1.68	3.33	2.88
O2-Alacak devir hızı	4.95	3.63	4.55	2.87	7.72	4.76
O3-Aktif devir hızı	0.89	0.50	0.39	0.30	0.62	0.56
P1-Brüt kâr marjı	0.27	0.19	0.28	0.06	0.17	0.20
P2-Net kâr marjı	0.04	0.08	0.37	-0.46	-0.10	-0.01
P3-Özkaynak kârlılığı	0.15	0.06	0.15	-0.17	-0.27	0.00
P4-Aktif kârlılığı	0.03	0.03	0.13	-0.08	-0.06	0.01
V1-PD/DD	1.61	0.67	0.62	0.29	0.64	0.82
V2-Pay başına kazanç	0.27	0.18	1.18	-0.34	-0.44	0.18
V3-F/K	11.96	17.13	4.53	-F/K	-F/K	18.99

Ek 4: 2016 Yılı Kümelerin ve Sektörün Değişken Ortalamaları

Değişkenler	Küme-1	Küme-2	Küme-3	Küme-4	Küme-5	Sektör Ort.
R1-Hisse getirisi	0.76		0.29	0.58	-0.06	0.32
L1-Cari oran	1.09		2.31	0.75	1.01	1.54
L2-Asit test oranı	0.57		1.62	0.41	0.63	1.01
D1-Kaldıraç Oranı	0.68		0.31	0.57	0.84	0.54
D2-Yabancı kaynaklar/özkaynaklar	2.13		0.50	1.37	5.49	2.12
O1-Stok devir hızı	2.94		3.23	2.21	3.51	3.07
O2-Alacak devir hızı	12.10		4.11	4.87	4.23	5.28
O3-Aktif devir hızı	1.17		0.45	0.30	0.72	0.58
P1-Brüt kâr marjı	0.26		0.20	0.01	0.19	0.17
P2-Net kâr marjı	0.02		0.18	-0.45	-0.11	-0.03
P3-Özkaynak kârlılığı	0.08		0.08	-0.32	-0.56	-0.15
P4-Aktif kârlılığı	0.02		0.06	-0.13	-0.08	-0.02
V1-PD/DD	1.32		0.65	0.68	1.95	1.07
V2-Pay başına kazanç	0.20		0.51	-0.46	-0.73	-0.02
V3-F/K	12.88*		15.00	-F/K	-F/K	14.74

*Küme-1'de MN şirketi, -F/K oranına sahiptir.

Ek 5: 2017 Yılı Kümelerin ve Sektörün Değişken Ortalamaları

Değişkenler	Küme-1	Küme-2	Küme-3	Küme-4	Küme-5	Sektör Ort.
R1-Hisse getirisi	1.55	2.11	0.47	0.13	0.06	0.80
L1-Cari oran	1.11	1.21	2.17	1.02	0.65	1.29
L2-Asit test oranı	0.61	0.60	1.39	0.57	0.32	0.74
D1-Kaldıraç Oranı	0.72	0.52	0.31	0.41	0.62	0.52
D2-Yabancı kaynaklar/özkaynaklar	3.57	2.21	0.51	0.71	2.48	1.90
O1-Stok devir hızı	3.33	3.52	3.95	2.46	3.40	3.36
O2-Alacak devir hızı	8.58	6.67	3.90	2.89	6.83	5.78
O3-Aktif devir hızı	1.14	0.63	0.60	0.36	0.34	0.64
P1-Brüt kâr marjı	0.28	0.19	0.23	0.20	0.14	0.21
P2-Net kâr marjı	0.06	0.01	0.16	-0.05	-0.22	0.00
P3-Özkaynak kârlılığı	0.20	0.00	0.11	-0.03	-0.23	0.03
P4-Aktif kârlılığı	0.06	0.00	0.08	-0.02	-0.06	0.02
V1-PD/DD	2.49	1.13	1.13	0.49	0.77	1.28
V2-Pay başına kazanç	0.64	0.13	0.43	-0.21	-0.50	0.15
V3-F/K	11.89	50.45*	10.64	-F/K	-F/K	15.62

*Küme-2'de KR şirketi, -F/K oranına sahiptir.