

**Pay Senetlerinden Portföy Oluşturmaya Bulanık Kümeleme Analizi Yaklaşımı:
BIST 100 Endeksi Pay Senetleri Üzerine Bir Uygulama**

Bilgehan TEKİN*

Pembe GÜÇLÜ**

Burak KESKİN***

Geliş Tarihi (Received): 09.04.2019 – Kabul Tarihi (Accepted): 11.06.2019

Öz

Portföy çeşitlendirmede amaç riskin kontrol altında tutulması ve azaltılmasıdır. Aynı zamanda çeşitlendirilmiş portföyler yatırımcılara, riski önemli ölçüde arttırmadan getiriye artırma imkanı tanımaktadır. Literatürde yer alan çalışmalarda ve finansal piyasalarda portföy çeşitlendirmek amacıyla çok çeşitli yöntemler kullanıldığı görülmektedir. Bu çalışmada, pay senedi yatırımı ve portföy oluşturma amaçlarıyla kullanılabilen ve çok kriterli karar verme yöntemlerinden biri olan Analitik Hiyerarşi Süreci (AHP) ve çok değişkenli istatistikî yöntemlerden biri olan bulanık kümeleme analizi yöntemleri uygulanmıştır. Bulanık kümeleme yöntemi, birimlerin birden fazla kümeye ait olabilmelerine izin vermesi nedeniyle sınırları kesin olarak belli olmayan bulanık kümelerin oluşturulmasını sağlamaktadır. Çalışmada öncelikle AHP ile pay senedi yatırımında dikkate alınan ve hesaplanan oranların önem dereceleri belirlenmiş ve sonrasında bulanık kümeleme analizi yöntemi ile pay senetleri kümelendirilmiştir. Çalışma sonucunda piyasa temelli oranlara (Fiyat/Kazanç, Piyasa Değeri/Defter Değeri ve Temettü Verimi), kar oranlarına (Özkaynak Karlılığı, Aktif Karlılığı ve Hisse Başına Kar) ve Risk- Getiri göstergelerine göre kümeler oluşturulmuş ve 1, 3, 6 aylık ve 1 yıllık dönemler itibarıyla küme performansları karşılaştırılıp değerlendirilmiştir.

Anahtar Kelimeler: *Bulanık Kümeleme Analizi, Hisse Senedi Tercih, Portföy Oluşturma, Risk, Getiri*

* Dr. Öğr. Üyesi, Çankırı Karatekin Üniversitesi İİBF, btekin@karatekin.edu.tr, ORCID ID: 0000-0002-4926-3317

** Dr. Öğr. Üyesi, Çankırı Karatekin Üniversitesi İİBF, pembe_guclu@hotmail.com, ORCID ID: 0000-0003-0395-7433

*** Dr. Öğr. Üyesi, Çankırı Karatekin Üniversitesi İİBF, burakkeskin@gmail.com, ORCID ID: 0000-0002-7042-2095

Fuzzy Cluster Analysis Approach To Portfolio Creation With Shares: An Application On The BIST 100 Index Stocks

Abstract

The purpose of portfolio diversification is to keep the risk under control and to reduce it. Diversified portfolios also allow investors to increase their returns without significantly increasing the risk. As can be seen in the literature and the transactions made in financial markets, various methods are used to diversify the portfolio. In this study, Analytic Hierarchy Process (AHP), which is considered to be used for stock investment and portfolio formation purposes, and fuzzy clustering analysis methods, which is one of the multivariate statistical methods, are applied. The fuzzy clustering method allows the formation of fuzzy clusters whose boundaries are not definite because they allow the units to belong to more than one cluster. In this study, first of all, the importance of the ratios taken into consideration and calculated in the stock investment with AHP were determined and then the stocks were clustered with fuzzy clustering analysis method. As a result of the study, clusters were formed according to market-based ratios (Price / Earnings, Market Value / Book Value and Dividend Yield), profit rates (Return on Equity, Return on Assets and Profit Per Share) and Risk-Return indicators and cluster performances were compared and evaluated for 1, 3, 6 months and 1 year periods.

Keywords: *Fuzzy Cluster Analysis, Stock Preference, Portfolio Creation, Risk, Return*

Giriş

Finansal piyasalar karmaşık sistemlerdir. Finansal piyasalardaki varlık fiyatları bireylerin ve işletmelerin gerçekleştirdikleri toplu hareketler sonucu oluşmaktadır. Bu nedenle piyasalar, birbirleri ile sürekli etkileşimde bulunan çok sayıda finansal aktörün davranışını yansıtmaktadır. Finansal piyasalar bu karmaşık yapılarına rağmen, her geçen gün daha fazla gelişen teknoloji ve bilgisayar sistemleri ile birlikte kolaylıkla toplanılabilir hale gelen büyük çaptaki veri sayesinde detaylı istatistiksel analizler yapılarak incelenebilmektedir (Rosen, 2006).

Finansal piyasalardan kazanç sağlamayı arzulayan yatırımcıların en önemli karar problemlerinin başında yatırım enstrümanı seçimi gelmektedir. Bireysel yatırımcıların yanı sıra kurumsal yatırımcılar ve portföy yönetim şirketleri de yoğun ve karmaşık rekabet ortamında varlıklarını sürdürebilmek ve kazanç elde edebilmek için yatırımcıların getirilerini optimize edecek politikalar geliştirmeye çalışmaktadırlar. Bu bağlamda finansal piyasalarda işlem yapan aktörlerin temel karar problemlerinin yatırım aracı seçimi, portföy oluşturma ve portföyü en doğru şekilde yöneterek kazanç sağlama olduğunu ifade edebiliriz.

Etkin bir yatırım portföyü oluşturmak, bu portföyü yönetmek ve var olan etkinliğini devam ettirmek ise ekonomik sistemlerin ve finansal piyasaların karmaşık yapıları nedeniyle oldukça zordur. Günümüzde yatırımcıların önünde çok fazla belirsizlik vardır. Etkin piyasalar hipotezine göre pay senedi fiyatları, ilgili tüm bilgileri içerdiğinden piyasanın yenilmesi ve piyasanın ortalama getirisinin üzerinde getiri elde edilmesi mümkün değildir. Aynı zamanda yatırımcıların kararlarını etkileyen ve davranışsal finans alanında belgelenmiş çok sayıda psikolojik etken söz konusudur. İnsan davranışları üzerine yapılan çalışmalarda, finansal boyutu olan kararlar söz konusu olduğunda bireylerin çoğu zaman rasyonellikten saptıkları gözlemlenmiştir. Yatırımcıların karar verme süreçlerini etkileyen bu ve benzeri daha birçok etken söz konusudur. Bu nedenle yatırımcıların piyasalardaki belirsizliğe karşın var olan riski azaltıp getiriye arttırabilmeleri daha kantitatif yatırım yöntemlerine yönelmelerini gerektirmektedir (Marvin, 2015).

Portföy oluşturmada temel mantık, kabul edilebilir bir risk seviyesinde getiriye en üst düzeye çıkarmaktır. Matematiksel anlamda portföy optimizasyonuna yönelik ilk adım, Markowitz tarafından ortalama varyans modeline dayalı modern portföy teorisi (Markowitz, 1952) ile atılmıştır. Modern Portföy Teorisi, belirli bir risk düzeyine göre beklenen getiriye en üst düzeye

çıkarma veya belirli bir beklenen getiri oranı için riski en aza indirme prensibine dayanmaktadır. Bu yöntem etkin bir finansal yatırım portföyü oluşturmak amacıyla yaygın olarak kullanılmaktadır. Riskin azaltılması ise portföyün çeşitlendirilmesi ile mümkün olabilmektedir. Çeşitlendirme, varlıkların mümkün olduğunca birbirleri ile ilişkisiz olmalarına göre yapılmaktadır. Bununla birlikte portföy çeşitlendirmesi amacıyla kullanılan genel kabul görmüş herhangi bir yöntem söz konusu değildir (Marvin, 2015). Aynı zamanda, yatırım aracı veya finansal enstrüman tercihinde insanların doğası gereği sahip olduğu özelliklerin etkisinin en aza indirgenebileceği yöntemlerin uygulanması daha etkin sonuçlar alınmasını sağlayabilecektir.

Akademik alanda yapılan çalışmalar ile yeni istatistiksel, matematiksel ve algoritmik yöntemler kullanılarak etkin portföy oluşturmanın en doğru yolları aranmaktadır. Bu yöntemlerden biri de kümeleme analizidir. Kümeleme, gözlem birimlerinin belirli benzer özelliklerine göre alt gruplara ayrılması olarak tanımlanabilir. Kümeleme analizi, portföy oluşturma amacı ile geleneksel yöntemlere nazaran çok fazla kullanılan bir yöntem değildir. Buna karşın geleneksel yöntemlerde karşılaşılan girdi değerlerine (varyans tahmini) aşırı duyarlılık sorunu bu yöntem ile azaltılabilmektedir (Korzeniewski, 2018). Kümeleme analizi ile pay senetleri belirli değişkenler veya finansal göstergeler temelinde, küme içi benzerlikleri en üst düzeyde ve kümeler arası benzerlikleri ise en düşük düzeyde olacak şekilde gruplara ayrılabilir. Böylece pay senetlerinin hangi kombinasyonları ile iyi çeşitlendirilmiş etkin bir portföy oluşturulabileceğine yönelik kararlara ilişkin bir kıstas ortaya konulabilmektedir.

Geleneksel kümeleme yöntemlerinde alt küme sınırları net bir şekilde çizilmekte ve her bir gözlem ya da nesnenin bir kümeye aitliğinin kesin olduğu söylenebilmektedir. Ancak gerçek durumların çoğunda kümelenmeye çalışılan birimler birden fazla kümenin özelliğini farklı düzeylerde bünyesinde barındırabilmektedir. Böyle durumlar için net küme sınırlarının çizilmesinden ziyade sınırları kesin olarak belli olmayan, bulanık kümelerin oluşturulmasının daha uygun olacağı düşünülmektedir. Önerilen bulanık kümeleme yöntemi, bir birimin $[0,1]$ arasında değer alan üyelik dereceleri ile birden fazla kümeye ait olabilmesine izin vermektedir (Sato-Ilic ve Jain, 2006). Üyelik dereceleri, verinin bir kümeye ait olmak için ne kadar belirsiz veya kesin olduğu hakkında bilgi vermektedir (Döring, Lesot ve Kruse, 2006).

Bu çalışmada, Nisan 2017 tarihi itibarıyla BIST100 endeksinde yer alan şirketlerin pay senetlerinin bulanık kümeleme analizi yöntemi ile finansal göstergeler temelinde

sınıflandırılması amaçlanmıştır. Çalışmanın yazın taraması bölümünde pay senedi tercihi ve portföy oluşturma konuları ile kümeleme analizini ilişkilendiren ulusal ve uluslararası yazındaki çalışmalara yer verilmiştir. Yöntem bölümünde ise bulanık kümeleme yöntemi ile ilgili teorik bilgiye yer verilmeden önce, pay senedi seçiminde rol oynayan finansal oranların ağırlıklarının belirlenmesinde kullanılan AHP yöntemine ilişkin açıklamalarda bulunulmuştur. Kümelemede kullanılacak finansal oranlar listelendikten sonra uygulama aşamasında bu finansal oranlar AHP ile ağırlıklandırılarak en önemli finansal oranlar belirlenmiştir. Ağırlıklara göre analizde yer alacak şirketlerin elde ettikleri karı dağıtan şirketler olması gerektiği sonucuna varılarak son beş yılda en az üç defa temettü geliri dağıtan 39 BIST100 işletmesi seçilmiş ve bu işletmeler bulanık kümeleme analizine tabi tutulmuştur. Çalışmanın son bölümünde sonuçlar değerlendirilerek bundan sonraki çalışmalara ilişkin tavsiyelerde bulunulmuştur.

1. Literatür Taraması

Daha önce geleneksel anlamda sadece basit çeşitlendirme üzerine kurulu bir anlayışla portföy oluşturma etkin bir risk yönetimi ve maksimum fayda sağlayacağı şeklinde bilimsel bir temele dayanmayan varsayım, Markowitz (1952) tarafından ortaya konan ve portföy oluşturmaya daha formal bir yaklaşım getiren çalışmaya kadar teorik ve pratik anlamda yoğun bir şekilde kullanılmıştır. Markowitz (1952) ise varlıkların getirilerinin birbirleri ile ilişkili olduğunu ve sadece getirileri dikkate alınarak çok sayıda varlığın portföye alınması yoluyla riskin tümünün ortadan kaldırılamayacağını belirtmiştir (Kıyılar ve Akkaya, 2016). Markowitz'in modelinde bir varlığın getirisi ortalama getiri, riski ise getirilerin standart sapmasıdır. Risk, yatırımcıların risk-getiri tercihlerinin analiz edilebilmesi için ölçülür. Ayrıca, riskin ölçülmesi, yatırımcıların yatırım çeşitliliğinin yarattığı risk azalmasını ölçebilmelerini sağlar. Dolayısıyla, verimli bir portföy oluşturmak için çeşitlendirme şarttır ancak yeterli değildir. Uygun bir portföy, iyi performansa sahip ve birbiri ile pozitif ilişkili olmayan tekil hisse senetlerinden oluşmalıdır. Yalnızca tek bir sektör dikkate alınarak seçilen şirketlerin hisse senetlerinden oluşturulmuş bir portföyden kaçınılmalıdır. Dolayısıyla sektörler arası bir çeşitlendirme yapılmalıdır. İyi çeşitlendirilmiş hisse senetlerinin seçilmesi sorunu ise hisse senedi verilerinden yola çıkılarak hisse senetlerinin kümelenmesi ile aşılabilir (Nanda, Mahanty ve Tiwari, 2010).

Pay senedi tercihi ve portföy oluşturma konuları ile ilgili literatüre bakıldığında, finansal varlıkları fiyatlandırma modeli ve optimal portföy tercihi modeli gibi modern finans modellerinin sıklıkla kullanılmasına rağmen kümeleme gibi çok değişkenli istatistikî yöntemlerin kullanıldığı çalışmaların sayısının oldukça sınırlı olduğu dikkat çekmektedir. Türkiye’de ve yurtdışı piyasalarda hisse senedi tercihi ve portföy oluşturmada kümeleme analizi yönteminin kullanılabilirliğinin araştırıldığı çalışmaların bir özeti Tablo 1’de verilmiştir.

Tablo 1: Türkiye’ de ve Yurtdışında Konu ile İlgili Bazı Çalışmalar

Yazarlar	Kümelenen Unsurlar	Değişkenler	Yöntem	Bulgular
Da Costa vd. (2005)	ABD’ de 816 halka açık şirket	Risk, getiri, fiyat-kazanç oranı, piyasa değeri-defter değeri, fiyat-satış oranı, hisse senedi sayısı-satış oranı ve temettü verimi	Hiyerarşik Yığinsal Kümeleme Yöntemi	Çalışma sonucunda, bir yatırımcı eğer birinci zaman aralığındaki kümelerde listelenen hisse senetlerine göre tercih yaparsa söz konusu hisse senetlerinin ikinci zaman aralığında yatırımcıya kazanç sağlayacağı görülmüştür.
Aktaş ve Doğanay (2007)	Gelişmekte olan ülke hisse senedi piyasaları	Borsaya kayıtlı şirket sayısı, toplam piyasa değeri, işlem hacmi, devir hızı, fiyat endeksindeki yüzde değişim, fiyat-kazanç oranı (P/E) ve piyasa değeri/defter değeri	Hiyerarşik kümeleme analizi	Analizlerin sonucunda, gelişmekte olan piyasaları farklılaştıran temel değişkenlerin toplam piyasa değeri, işlem hacmi ve devir hızı olduğu belirlenmiştir. Ayrıca piyasa verileri esas alındığında gelişmiş ve gelişmekte olan piyasa ayrımının halâ geçerli olup olmadığını belirlemek amacıyla gelişmekte olan hisse senedi piyasaları ile gelişmiş hisse senedi piyasaları da gruplandırılmıştır. Sonuç olarak büyük, orta büyüklükte ve küçük; likiditesi yüksek, orta seviyede likiditeye sahip ve likiditesi düşük piyasalar şeklinde bir ayrımın daha uygun olacağı değerlendirilmiştir.
Tola vd. (2008)	New York Borsasında 1071 hisse senedi	Risk ve getiri	Ortalama bağlantı ve tek bağlantı kümeleme	Bu iki yeni yöntemle elde edilen optimal portföy çeşitli araştırmacılar tarafından önerilen model ile karşılaştırılmıştır. Bu modelin ideal şartlarda ve daha gerçekçi koşullar altında geçerli olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Nispeten büyük portföyler için, kümeleme filtreleme yöntemleri hem Markowitz temel tahmini hem de RMT filtrelemesi ile yapılan korelasyon katsayısının belirlenmesine ilişkin tahmin edilen risk-getiri profiline daha güvenilir tahmin edilmesini sağlar. Seçilen portföylerle ilişkili risk seviyesinin yönü açısından, en başarılı yöntemler ortalama bağlantı ve RMT filtrelemesidir.
Karabayır ve Doğanay (2010)	Borsa İstanbul 100 endeksi	Getiri, risk, fiyat/kazanç oranı, fiyat/nakit akışı oranı ve piyasa değeri/defter değeri	Hiyerarşik kümeleme analizi	Hisse senetleri 10 kümeye ayrılmış ve elde edilen bulgulara göre yatırımcının ilk zaman aralığında seçtiği hisse senetlerinden oluşan kümeyi, ikinci zaman aralığında portföyünde tuttuğunda kazanç sağlayacağı sonucuna ulaşılmıştır.
Topak (2010)	İMKB’de imalat sanayi şirketleri	Satış gelirlerinin standart sapması, faaliyet karlılığı oranının değişim katsayısı, aktiflerin faaliyet karlılığı oranının değişim katsayısı, faaliyet giderlerinin satışların maliyetine oranı, faaliyet karının satışlara oranı ve	Korelasyon ve iki aşamalı kümeleme	Çalışma sonucunda oluşan 5 kümeye göre, iş ve finansal riski yüksek olan şirketlerin toplam risklerinin de yüksek olacağı, iş ve finansal riski düşük olan şirketlerin toplam risklerinin de düşük olacağı sonucuna ulaşılmıştır. Toplam risk açısından en riskli sektörün tekstil sektörü en az riskli sektörün ise taş-toprak sektörü olduğu görülmüştür.

		faaliyet karının aktiflere oranı			
Nanda, Mahanty ve Tiwari (2010)	Bombay Borsası hisseleri	Getiri, PD/DD, Akışı, Kapitalizasyonu/Satışlar, Firma Değeri/FVÖK	Fiyat/Kazanç, Fiyat/Nakit Piyasa	K-Ortalamalar, Bulanık K-Ortalamalar yöntemi ve Kendini Düzenleyen Haritalar	Yaptıkları analizin sonuçları, K-means kümeleme analizinin, hisse senedi sınıflandırması diğer kümeleme yöntemlerine göre daha uygun olduğunu göstermiştir. Oluşan kümelerin riski en aza indirmede ve portföy oluşturmada kullanılabileceğini belirtmektedirler.
Kalfa ve Bekçioğlu (2013)	Borsada işlem gören gıda, tekstil ve çimento sektörü işletmeleri	10 farklı finansal oranın 2006-2011 yılları arasında aldıkları değerlerin ortalamaları		K-ortalamalar kümeleme yöntemi ve Diskriminant Analizi	Net kâr marjı, özsermaye kârlılık oranı ve aktif kârlılık oranı değişkenlerinin şirketleri kümelere ayırmada etkili birer değişken olmadığı, öte yandan şirketlerin 3 gruba ayrılmasında anlamlı olan oranların ise fiyat-kazanç ve net çalışma sermayesi devir hızı oranları olduğu bulgusuna ulaşılmıştır.
Aktan (2013)	Bahreyn Borsası'nda listelenen firmalar	Günlük ortalamaları ve standart sapmaları	getirilerin ve standart	Hiyerarşik kümeleme tekniği: Ward	Çalışmanın bulguları, firmaların üç ana kümeye ayrılabilceğini ve küçük yatırımcıların yüksek dalgalı piyasa koşulları altında ve finansal piyasalardaki belirsizliğin arttığı durumlarda portföy oluştururken hisse senedi seçim süreçlerini kolaylaştırabileceğini göstermiştir.
Momeni, Mohseni ve Soofi (2015)	2012 yılında Tahran Borsası'nda 87 şirket	Aktif karlılığı, özsermaye karlılığı, net kar/satışlar, hisse başına kazanç ve faaliyet kar marjı		K-ortalamalar kümeleme yöntemi	Aktif karlılığının, hisse başına kar, özsermaye karlılığı ve satışların karlılığı değişkenlerinden daha önemli bir gösterge olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Ayrıca analiz sonucunda tüm şirketler iki kümede toplanmıştır. Kümelene sonucunda şirketlerin çoğu küme 1'de yer almıştır. Söz konusu küme finansal oranlar bakımından daha düşük değerlere sahip olan kümedir. Çalışmanın sonuçlarının yatırımcıların yatırım kararlarını kolaylaştıracağı belirtilmiştir.
Özçalıcı (2016)	BIST50 Endeksi	Fiyat ve hacim bilgilerini kullanılmak suretiyle 196 adet teknik gösterge hesaplanmış ve hisse senetlerinin risk ve getiri değerleri kümeleme amacıyla kullanılmıştır		Aşırı Öğrenme Makineleri (AÖM), k-ortalamalar yöntemi	Çalışma sonucunda daha yüksek risk ve daha düşük getiriye sahip senetlerin diğer gruptaki senetlerden ortalama olarak daha yüksek doğru oranı ile tahmin edildiği belirlenmiştir. Sonuçta 2 küme oluşturulmuştur. İkinci kümedeki hisse senetlerinin kapanış fiyatları genel olarak daha yüksek doğrulukla önceden tahmin edilmiştir. Ayrıca bu gruptaki senetlerin ortalama getirisi negatiftir ve birinci küme ile karşılaştırıldığında daha yüksek riske sahip hisse senetleridir.
Gazel ve Akel (2018)	Çeşitli sektörlerde yer alan 70 farklı şirket	Hisse senedinin haftalık fiyat verileri		Hiyerarşik Yığınsal Kümeleme yöntemi	Bazı hisse senetlerinin BIST100'deki sektör sınıflandırmasına benzer bir şekilde kümelendiği ve Ward's Yönteminin diğer bağlantı teknikleri ile karşılaştırıldığında kümelemeyi en iyi gerçekleştiren yöntem olduğu tespit edilmiştir.

2. Yöntem

2.1. Veri Seti

Çalışma 4 Nisan 2017- 4 Nisan 2018 tarihi arasını kapsamaktadır. Çalışmada 4 Nisan 2017 kapanış fiyatlarına göre BIST 100 endeksinde yer alan tüm şirketler dikkate alınmıştır. Dönemler arası karşılaştırma amacıyla 4 Nisan 2018 tarihinden geriye doğru 3 (4 Ocak 2018), 6 (4 Ekim 2017) ve 12 (4 Nisan 2017) aylık periyotlar dikkate alınmıştır. Veriler investing,

finnet ve Kamuyu Aydınlatma Platformu internet sitelerinden elde edilmiştir. Çalışmada kullanılan değişkenlere ve yöntemlere ilişkin bilgiler aşağıda başlıklar halinde verilmiştir. Çalışmanın değişkenlerini oluşturan finansal oranlar şöyledir:

Fiyat/Kazanç Oranı: Yatırımcıların elde edilen her bir liralık vergi sonrası kar başına ne kadar ödemeye istekli olduklarını göstermekte ve pay başına fiyatın pay başına kazançla bölünmesiyle hesaplanmaktadır.

Piyasa Değeri/Defter Değer: Bu oran şirkete yapılan yatırımların bugünkü değerleri ile maliyetlerini karşılaştırmaktadır. Oran ne kadar yüksek ise yatırımcıların o şirketi o kadar fazla beğendikleri sonucuna ulaşılır. Pay senetlerinin piyasa değerlerinin pay başına defter değerine oranını ifade eder. Pay başına defter değerinin hesabında ise şirketin özsermayesinin defter değeri (ödenmiş sermaye + dağıtılmayan karlar) piyasadaki pay senedi sayısına bölünür.

Risk: Finansal piyasalar ve yatırım kararları bağlamında **risk**, getirilerin olasılık dağılımının varyansı olarak tanımlanır (Mazıbaş, 2005). Bu çalışmada ise risk, pay senetlerinden beklenen getirilerin gerçekleşme olasılıklarındaki belirsizliği ifade etmektedir. Çalışmada risk ölçüsü olarak son bir yıllık getirilerin standart sapması kullanılmıştır.

Getiri: Çalışmada getiri ölçüsü olarak son bir yıllık süreçteki günlük getirilerin geometrik ortalaması kullanılmış ve geometrik ortalama getiri hesaplanmıştır. Getirinin hesaplanmasında Eşitlik 9 kullanılmıştır (Tekin ve Gümüş, 2017).

$$I+Geo=[(1 + X_1). (1 + X_2). (1 + X_n)]^{1/n} \quad (9)$$

Temettü verimi: Pay senedinin elde tutulma süresi boyunca, yatırımcılar elde edilen temettü gelirlerinden faydalanmaktadırlar. Bu nedenlerle ödenen temettü miktarlarının pay senetlerinin değerlemesinde dikkate alınması gerekmektedir. Çalışmada son 3 yılın ortalaması şeklinde hesaplanan ve aynı zamanda “verim oranı” olarak bilinen temettü verimi Eşitlik 10’deki şekilde hesaplanmaktadır;

$$Temettü Verimi = \frac{Pay Başına Kar Payı}{Pay Senedi Fiyatı} \quad (10)$$

Özsermaye karlılığı: Vergiden sonraki karın özsermayeye oranı şeklinde hesaplanmaktadır hesaplanmaktadır (Eşitlik 11). Bu oran şirket ortaklarının şirkete yatırdıkları her bir lira karşılığında elde ettikleri getiriyi göstermektedir (Tekin ve Gümüş, 2017).

$$\text{Özsermaye Karlılığı} = \frac{\text{Net Kar}}{\text{Özsermaye}} \quad (11)$$

Pay başına kar (PBK) ve Aktif karlılığı: Çalışmada PBK ve aktif karlılığı oranları sırasıyla Eşitlik 12 ve 13' te görüldüğü gibi hesaplanmıştır. PBK son 4 yılın ortalaması şeklinde alınmıştır.

$$PBK = \frac{\text{Net Kar}}{\text{Toplam Hisse Senedi Sayısı}} \quad (12)$$

$$\text{Aktif Karlılığı} = \frac{\text{Net Kar}}{\text{Toplam Aktif}} \quad (13)$$

2.2. Analitik Hiyerarşi Süreci (AHP)

Finansal piyasalarda en doğru yatırım kararını verebilmek için çok sayıda faktörün dikkate alınması gerekmektedir. Yatırımcılar, yatırım alternatifleri arasından seçim yaparken belirli kriterleri dikkate almak durumundadırlar. Çok kriterli karar verme, alternatifler arasından karar verme problemlerine çözüm getirmek amacıyla ortaya konulmuş ve yaygın olarak kullanılan bir yöntemdir. AHP ise çok kriterli karar verme tekniklerinden biridir. İlk olarak 1968 yılında Myers ve Alpert ikilisi tarafından ortaya atılmış ve daha sonra Saaty (1977) tarafından bir model olarak geliştirilerek karar verme problemlerinin çözümünde kullanılabilir hale getirilmiştir (Lai, 2013). AHP, karar hiyerarşisinin tanımlanabilmesi durumunda kullanılan, kararı etkileyen faktörler açısından karar noktalarının yüzde dağılımlarını veren bir karar verme ve tahminleme yöntemi olarak açıklanabilir.

AHP yönteminin amacı, verilen seçenekler kümesi için bağlantılı önceliklerin bir çizelgeye oturtulmak suretiyle, karar vericilerin sezgisel yargılarını ve karar verme sürecindeki seçeneklere ait karşılaştırma tutarlılığını da dikkate alarak, bu karar verme sürecinin en etkin şekilde tamamlanmasını sağlamaktır. Bu yaklaşım, karar vericinin bilgi ve tecrübesine dayalı sahip olduğu yargıları destekler niteliktedir. AHP yöntemi dört temel aşamada uygulanmaktadır (Saaty, 2008, s. 85; Tütek, Gümüsoğlu ve Özdemir, 2016, s. 339);

- I. Problemin tanımlanması ve gerekli bilgilerin toplanması. Bu aşamada kararın amacı, karar alternatifleri, seçme kriterleri ve varsa alt kriterleri belirlenir.
- II. Kararın hiyerarşik yapısının oluşturulması.
- III. İkili karşılaştırmalar matrislerinin oluşturulması: Karar verici Tablo 2'de verilen ölçek bazında iki kriter ve/veya alternatifi görelî önemlerini karşılaştırır.

Tablo 2: Kriter Karşılaştırma Ölçeği

ÖLÇEK	TERCİH DERESESİ
1	Eşit Önem
3	Biraz Önemli
5	Güçlü veya Temel Derecede Önemli
7	Çok Güçlü Derecede Önemli
9	Aşırı Derecede Önemli
2, 4, 6, 8	Ters Karşılaştırma Değerleri (Ara Değerler)
1/3	Biraz Önemsiz
1/5	Güçlü veya Temel Derecede Önemsiz
1/7	Çok Güçlü Derecede Önemsiz
1/9	Aşırı Derecede Önemsiz
1/2, 1/4, 1/6, 1/8	Ters Karşılaştırma Değerleri (Ara Değerler)

Kaynak: Saaty ve Vargas (1991), Saaty (2008)

- IV. İkili karşılaştırma matrislerinin tutarlılığının test edilmesi ve öncelik değerlerinin oluşturulması
- V. Elde edilen öncelikleri kullanarak global önceliklerin hesaplanması ve alternatiflerin skorlarının hesaplanması

2.3. Bulanık Kümeleme Analizi

Bir birimin aynı anda birden fazla kümeye ait olabileceği fikri ile bulanık c ortalama kümeleme algoritması ilk olarak Dunn (1973) tarafından ortaya atılmış ve Bezdek (1980) tarafından geliştirilmiştir (Azadnia vd., 2011, s.665). Öklidyen uzaklığa dayalı olan bu kümeleme yöntemi, kümelerin yaklaşık olarak aynı büyüklükte olması varsayımını içerir (Hoepfner, Klawonn, Kruse ve Runkler, 2000, s.37).

Bu çalışmada pay senetlerinin kümelenmesinde kullanılan bulanık maksimum benzerlik tahmini tabanlı *Gustafson ve Kessel Algoritması*, bulanık c ortalama algoritmasının geliştirilmiş bir versiyonudur. Bulanık c ortalama algoritmasından farkı küresel (küre şeklinde) olmayan (non-spherical), farklı şekil ve konumlardaki kümeleri ortaya çıkarabilmesidir. Her iterasyonda küme kovaryans matrisinin tersi ve determinantı hesaplandığından bulanık c ortalama algoritmasından daha karmaşık bir yapıya sahiptir (Babuska, 1998, ss. 60-63). Kovaryans matrisi temeline dayanan algoritma, birimler arası bulanık Mehalanobis uzaklıklarının minimize edilmeye çalışıldığı amaç fonksiyonu (Eşitlik 1) ile birimleri küme üyelik derecelerine ilişkin standart kısıtlardan (Eşitlik 2, 3, 4) oluşur (Gustafson ve Kessel, 1979; Babuka, van der Veen ve Kaymak, 2002; Graves ve Pedrycz, 2007; Eğrioğlu, Aladağ, Yolcu, Uslu ve Erilli, 2011).

$$Q = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^N u_{ik}^m d_{GK}^2 \quad (1)$$

Amaç fonksiyonunun değerini kısıtlayan standart kısıtlar ise Eşitlik 2, 3 ve 4 ile verilmiştir.

$$0 \leq u_{ik} \leq 1 \forall i, k \quad (2)$$

$$0 < \sum_{k=1}^N u_{ik} < N \forall i \quad (3)$$

$$\sum_{i=1}^c u_{ik} = 1 \forall k \quad (4)$$

Amaç fonksiyonunun hesaplanmasında kullanılan d_{GK}^2 farklı geometrik şekillerdeki kümelerin ortaya çıkarılmasını sağlayan uzaklık ölçütüdür ve Eşitlik 5 ile hesaplanır.

$$d_{ikAi}^2 = (x_k - v_i)^T A_i (x_k - v_i) \quad (5)$$

Hesaplama v_i ifade edilen merkez üyelik derecelerinden faydalanılarak Eşitlik 6'daki gibi hesaplanır.

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^N u_{ik}^m x_k}{\sum_{k=1}^N u_{ik}^m} \quad (6)$$

Uzaklık matrisinin hesaplanmasında kullanılan A_i matrisi bulanık kovaryans matrisinin tersini ifade etmektedir (Eşitlik 7).

$$A_i = \frac{\sum_{k=1}^N u_{ik}^m (x_k - v_i)(x_k - v_i)^T}{\sum_{k=1}^N u_{ik}^m} \quad (7)$$

0-1 aralığında değer alan üyelik derecesi (u_{ik}^m) matrisini temsil etmektedir ve eşitlik 8 ile hesaplanmaktadır.

$$u_{ik} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left(\frac{d_{ikAi}}{d_{jkAj}} \right)^{2/(m-1)}} \quad (8)$$

Uygun küme sayısının belirlenmesi için literatürde çok sayıda küme geçerlilik indeksi önerilmiştir. Bunlardan ayırma katsayısı PC (Partition Coefficient), değiştirilmiş ayırma katsayısı MPC (modified partition coefficient), ayırma dağıntısı/entropisi PE (partition entropy), kesin silhouette (CS), bulanık silhouette (FS) ve Xie-Beni index (XB) pay senetlerinin kümelenebilmesi için en fazla kullanılan geçerlilik indekslerindendir.

Küme geçerlilik indeksi olarak en iyi bilinen iki indeks PC ve PE'dir. PC indeks üyelik derecesi matrisi U 'ya bağlı olarak hesaplanan bir indeks olup (k optimal küme sayısı olmak üzere) $[1/k, 1]$ aralığında değer alır. Küme sayısı optimal olduğunda indeks maksimum değerini alır. Kuadratik formda olan PC'nin doğrusal dönüşümü sonucu MPC (modifiye PC) indeksi elde edilir. MPC $[0,1]$ aralığında değer alır. Sadece üyelik derecesi matrisi yardımıyla hesaplanan bir diğer indeks PE indeksi, logaritmik bir fonksiyon ile üretilir, optimal küme sayısında iken PE indeksi minimum değerini alır. Daha kompleks bir yapıya sahip olan Xie-Beni indeks (Xie ve Beni, 1991), yoğunluk ve ayrılık geçerlilik fonksiyonu olarak da bilinir (Halkidi, Batistakis ve Vazirgiannis, 2002, s.24). XB, üyelik derecesi matrisine ek olarak prototip matrisi H 'a da ihtiyaç duyar. Optimal küme büyüklüğüne ulaşıldığında indeks minimize edilmiş olur (Ferraro ve Giordani, 2015, ss.7-8).

3. Veri Analizi

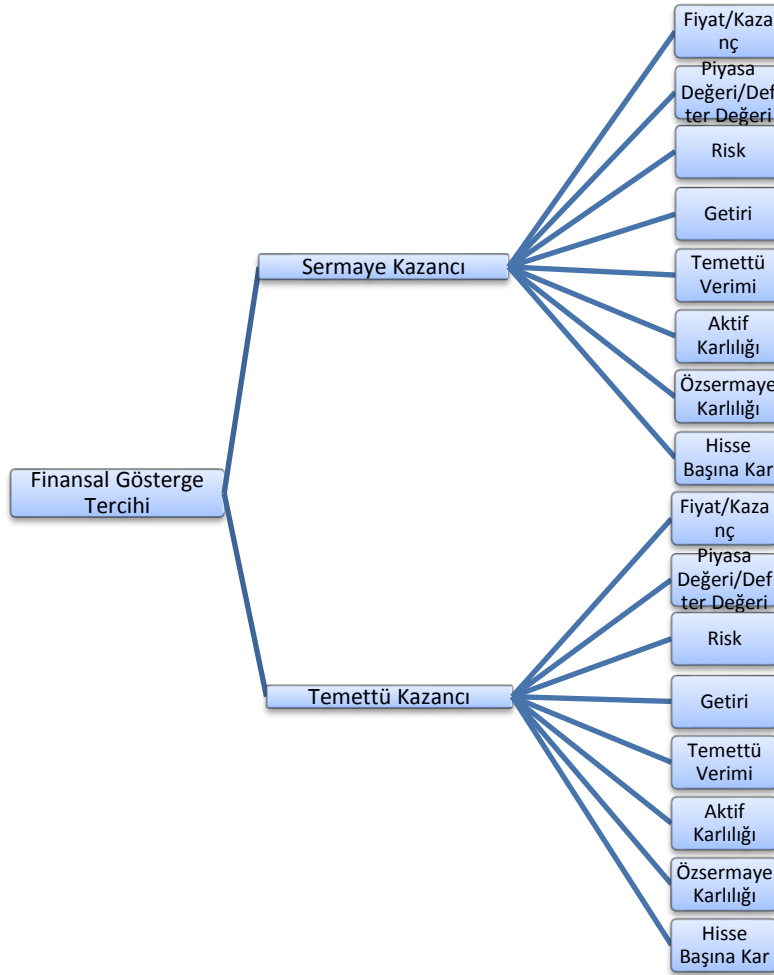
Bu çalışmada, öncelikle finans alanında uzman kişilerin pay senedi yatırımı tercihinde önemli gördükleri finansal göstergelerin ne olduğunun ve bu konudaki önceliklerinin belirlenmesi AHP ile yapılmıştır. AHP sonucu BIST 100 endeksi içerisinde kümeleme analizi için uygun şartları sağlayan 39 şirket olduğu belirlenmiş ve bu şirketler baz alınarak bulanık kümeleme analizi gerçekleştirilmiştir. AHP süreci için 2017 yılı Nisan ayı ile 2018 yılı Nisan ayı arasında 11 adet uzman görüşüne başvurulmuştur. Bu uzmanlar üniversitelerde finans alanında uzmanlaşmış akademisyenler ile portföy yönetim şirketi portföy yöneticilerinden oluşmuştur.

3.1. AHP ile Finansal Oranların Önceliklendirilmesi

AHP yöntemi, pay senedi seçiminde rol oynayan finansal oranların ağırlıklarının belirlenmesi aşamasında kullanılmıştır. İlk aşamada, ilgili yazında gerçekleştirilmiş benzer çalışmalarda kullanılan finansal oranlar listelenmiştir. Daha sonra, listelenen bu finansal oranlara dair anket formu üzerinde ikili karşılaştırma matrisi oluşturulmuş ve alanında uzman kişilerden bu karşılaştırmaları yaparak önceliklerinin belirtilmesi istenmiştir.

Her bir uzman karar vericinin karar hiyerarşisi diyagramı, problemin karar elementlerine ayrıştırılmış hali ile Şekil 1’de görülmektedir. Bu diyagrama göre uzman karar vericinin yapması gereken, sermaye ve temettü kazançlarını göz önünde bulundurarak pay senedi tercihinde etkili en önemli finansal göstergeleri birbirleriyle kıyaslayıp 1’den 9’a kadar ölçeklendirmektir. Söz konusu finansal göstergeler ise Fiyat/Kazanç oranı, Piyasa Değeri/Defter Değeri oranı, Temettü Verimi, Aktif karlılığı, Özsermaye Karlılığı, Getiri ve Risktir. Bu değişkenler, firma ve pay senedi değerlemesinde ve portföy oluşturmada en çok dikkate alınan değişkenlerdir.

Şekil 1: Karar Hiyerarşisi Diyagramı



Tablo 3’te ise finansal göstergelerin ikili karşılaştırmaları görülmektedir. Bu tabloya göre örneğin bir uzman F/K kriterinin PD/DD kriterine göre “Güçlü Derecede Daha Önemli”

olduğunu düşünüyorsa F/K ile PD/DD değerlerinin kesiştikleri hücreye Tablo 1 göz önünde bulundurularak 5 yazması gerekmektedir. Örneğin F/K-PD/DD hücresi 5 ise PD/DD-F/K hücresi 1/5 olacaktır. Siyah bölge, uzman cevaplarının görece değerlerinden yola çıkılarak çalışmanın yazarları tarafından doldurulmuştur.

Tablo 3: İkili Karşılaştırma Matrisi

	Aktif Karlılığı	Fiyat/Kazanç	Fiyat/Nakit Akışı	Getiri	Pay Başına Kar	Özsermaye Karlılığı	PD/DD	Risk	Temettü Verimi
Aktif Karlılığı	1								
Fiyat/Kazanç		1							
Fiyat/Nakit Akışı			1						
Getiri				1					
Pay Başına Kar					1				
Özsermaye Karlılığı						1			
PD/DD							1		
Risk								1	
Temettü Verimi									1

Uzman görüşleri doğrultusunda toplanan veriler Super Decision paket programı aracılığı ile analiz edilmiştir. Ancak analiz sonucunda bazı anketlerde tutarsızlık oranlarının %10 seviyesinden yukarıda olduğu belirlenmiştir. AHP çalışmalarında uzman görüşü doğrultusunda elde edilen anket verilerinin dikkate alınabilmesi için tutarsızlık oranının %10 seviyesinin altında olması beklenmektedir. Tutarsızlık oranı yüksek çıkan anketler dikkate alınmamış ve süreç farklı uzmanların görüşlerine başvurulmak üzere tekrarlanmıştır.

Tutarsızlık oranı makul seviyede olan anket formları Super Decision paket programı aracılığı ile yeniden analiz edilmiş ve uzman görüşleri doğrultusunda çalışmaya konu olan finansal oranlara ilişkin elde edilen ağırlıkların ortalaması aşağıdaki Tablo 4' te verilmiştir.

Tablo 4: AHP Sonucu Oluşan Ağırlıklar

Finansal Oran	Hesaplanan Ağırlık
Pay Başına Kar	0,1852
Getiri	0,1456
Temettü Verimi	0,1406
Özsermaye Karlılığı	0,1395
Risk	0,1011
Fiyat/Nakit Akışı*	0,0894
Aktif Karlılığı	0,0844
Fiyat/Kazanç	0,0577
PD/DD	0,0565
AĞIRLIKLAR TOPLAMI	1

*Bu oran çok sayıda firma için hesaplanmadığından analizlerde kullanılmamıştır.

BİST 100 endeksinde yer alan firmalardan hangilerinin analize dahil edileceğinin tespit edilmesi amacıyla AHP sonucu ortaya çıkan ağırlıklar kullanılmıştır. Ağırlıklara göre toplam dokuz finansal orandan ilk 5 içerisinde ağırlıklı olarak firma karı ile ilişkili finansal oranlar yer aldığından analize dahil edilecek firmaların öncelikle karlı firmalar olması gerektiği sonucuna varılmıştır. AHP sonucu oluşan ağırlıklar dikkate alındığında analizde yer alacak şirketlerin kar dağıtan şirketler olması gerektiği görülmüştür. Bu nedenle şirketlerin finansal tabloları incelenerek son 5 yılın (2013-2017) 3'ünde temettü ödemesi yaptığı anlaşılan 39 şirket dikkate alınmıştır. Bu sayının 3 ile sınırlı tutulmasının nedeni daha fazla yıla ilişkin temettü ödemesi dikkate alındığında örneklem sayısının düşmesi daha az sayıda yıla ilişkin temettü ödemesi dikkate alındığında ise AHP sonucunda ortaya çıkan temettü kriterinin tam olarak karşılanamamasıdır.

3.2.Bulanık Kümeleme ile Pay Senetlerinin Kümelenmesi

BİST 100 içerisinde AHP sonucu ve temettü ödeme kriterine göre belirlenen 39 şirketin bulanık kümeleme analizi, R Programlama'nın *fclust* paketinden faydalanılarak gerçekleştirilmiştir.

Farklı küme sayıları temel alınarak yapılan analiz sonucunda F/K, PD/DD ve temettü verimi oranlarına göre en uygun küme sayısının 3 ve 6 küme olduğu görülmüştür (Tablo 5'teki indeks değerlerine göre). Tablo 5'te sonuçları verilen analize göre oluşan 3 kümenin üyeleri ise Tablo 6'da görülmektedir. Tablo 5'e bakıldığında en yüksek ve en düşük indeks değerlerinin küme 3 için en uygun sonuçları verdiği görülmektedir. Bu nedenle uygun küme sayısı olarak 3 kabul edilmiştir.

Tablo 5: Fiyat/Kazanç, Piyasa Değeri/Defter Değeri ve Temettü Verimi değişkenleri ile oluşan küme sayıları

İndex	Küme Sayısı						
	2	3	4	5	6	7	8
SIL (max)	0.1393	0.4901	0.3796	0.1988	0.3424	0.1310	-0.0165
SILF (max)	0.1872	0.5195	0.4306	0.2041	0.3167	0.1479	-0.0427
PE (min)	0.3561	0.2722	0.3141	0.3662	0.2776	0.4021	0.4306
PC (max)	0.7793	0.8447	0.8249	0.8076	0.8517	0.8066	0.7864
MPC (max)	0.5585	0.7671	0.7665	0.7595	0.8220	0.7743	0.7559
XB (min)	1.3764	0.4339	0.3603	1.3366	1.6575	9.0890	7.1101

Tablo 6'ya bakıldığında en fazla pay senedinin Küme 3'te yer aldığı görülmektedir. Çeşitlendirme bağlamında düşünüldüğünde F/K, PD/DD ve Temettü Verimi değişkenleri dikkate alınarak portföy oluşturmaya en uygun kümenin Küme 3 olduğu belirtilebilir. Sektör bazında bakıldığında Küme 1'de perakende satış, gıda, bankacılık ve otomotiv gibi farklı sektörlerin yer aldığı görülmektedir. Küme 2'de ise kimya, silah sanayi, otomotiv, demir-çelik ve gıda gibi farklı sektörlerde faaliyet gösteren şirketlerin pay senetlerinin yer aldığı görülmektedir. Otomotiv sektöründe faaliyet gösteren firmalar genel olarak Küme 2'de yer almaktadırlar. Küme 3'ün sektörel dağılımına bakıldığında ise bankacılık sektörü ile gayrimenkul yatırım ortaklığı şirketlerinin çoğunlukla bu kümede yer aldığı görülmektedir. Analiz sonucu ortaya çıkan kümelerden portföy oluşturmaya bir başka açıdan yaklaşıldığında ise her kümeyi temsil eden bir pay senedi seçilerek benzerlikleri en az olan kümelerden seçilmiş pay senetleri ile de bir portföy çeşitlendirmesi gerçekleştirilebilir. Örneğin, Küme 1'den BIMAS, Küme 2'den EREGLI, Küme 3'ten GARAN paylarından oluşan bir çeşitlendirmeye gidilebilir. Bu sayede finansal oranlar temelinde birbirlerine en az benzeyen pay senetlerinden oluşan bir portföy söz konusu olacaktır.

Pay senetleri, BIST 100'deki ağırlıkları bağlamında ele alındığında ise ağırlığı en fazla olanlardan GARAN ve AKBNK'nın Küme 3'te, BIMAS ve ISCTR'nin Küme 1'de, EREGL ise Küme 2'de yer aldığı görülmektedir. İlk bakışta anlaşılacağı üzere Küme 3'te yer alan pay senetlerinin çoğunlukla bankacılık sektöründe faaliyet gösteren şirket payları olması nedeniyle Küme 3'ün ağırlığının daha fazla olduğu söylenebilir.

Tablo 6: Küme Üyelikleri (3 Küme)

Küme	Küme Üyeleri
Küme 1	BIMAS, CCOLA, ISCTR, OTKAR
Küme 2	AKSA, ASELS, EGEEN, EREGL, FROTO, TOASO, TTRAK, ULKER AKBNK, ALARK, ALGYO, ANACM, ANELE, ARCLK, BRSAN, CEMTS, ECILC, ENKAI, GARAN, GOLTS, GOODY, HALKB, HLGYO, ISGYO, KCHOL, KORDS, SAHOL, SISE, SODA, TAVHL, TKFEN, TRCAS, TRKCM, TSKB, VAKBN

Yatırımcılar açısından değerlendirildiğinde ilgili finansal oranların küme ortalamalarının da dikkate alınması gerekmektedir. Buna göre Tablo 7'ye bakıldığında pay senedi piyasa değeri açısından önemli göstergelerden biri olan temettü verimi ortalamasının Küme 2'de en fazla olduğu görülmektedir.

Tablo 7: Küme Ortalamaları

	Küme 1	Küme 2	Küme 3
TEM. VER.	0.026	0.052	0.030
PD/DD	4.585	3.466	1.030
F/K	63.329	11.043	8.729

PD/DD oranı bazında bakıldığında ise Küme 3' ün ortalaması oldukça düşüktür. F/K oranı ise yine Küme 3'te oldukça düşüktür. Küme ortalamaları dikkate alınarak portföy oluşturmak amacıyla öncelikli olarak tercih edilebilecek kümelerin Küme 2 veya 3 olduğu söylenebilir. Bu noktada küme performanslarının birbirleriyle ve BIST100 endeksi ile karşılaştırılması yararlı olacaktır.

Tablo 8: Piyasa Temelli Oranlara Göre Oluşan Kümelerin Performansları (%)

HİSSE PERFORMANSLARI					
	1 Aylık (04.04.2018- 04.05.2018)	3 Aylık (04.04.2018- 04.07.2018)	Geriye dönük 3 Aylık (04.04.2018- 04.01.2018)	Geriye dönük 6 aylık (04.04.2018- 04.10.2017)	Geriye dönük 1 Yıllık (04.04.2018- 04.04.2017)
Küme 1	-11,3875	-13,725	-2,93	1,13	9,605
Küme 2	-10,665	-13,845	3,325	19,053	49,11
Küme 3	-7,9118	-11,869	-1,319	7,700	26,270
BIST 100	-10,46%	-15,69%	-1,00%	10,10%	30,40%

Yukarıdaki Tablo 8'de söz konusu karşılaştırma görülmektedir. Tabloya göre 2018 Nisan ayından itibaren pay senedi piyasasının hızlı bir şekilde düşüşe geçtiği süreçte 1 aylık ve 3 aylık vadelerde Küme 3' ün hem BIST 100 endeksinden hem de diğer iki kümeden daha iyi bir performans gösterdiği görülmektedir. 4 Nisan tarihinden geriye doğru 3 (4 Ocak 2018), 6 (4 Ekim 2017) ve 12 (4 Nisan 2017) aylık süreçlerde ise Küme 2' nin daha iyi bir performans gösterdiği görülmektedir. Sonuç olarak pay senedi piyasasının genel düzeyi düşüş eğilimi gösterirken PD/DD ve F/K oranları diğerlerine oranla daha düşük pay senetlerinin daha yavaş düştüğü görülmektedir. Ters durumda ise aynı grup pay senetlerinin piyasa değeri daha yavaş artmaktadır. Bu tespitlerden hareketle borsanın genel eğilimi düşüş yönlü olduğunda genel olarak PD/DD ve F/K oranları düşük paylar, borsanın genel düzeyi yükseliş eğilimli olduğunda ise söz konusu oranları yüksek pay senetleri tercih edilebilir. Aynı zamanda söz konusu oranları aşırı değerlere ulaşmış pay senetlerine de temkinli yaklaşılması gerekmektedir (Küme 1).

Çalışmanın ikinci aşamasında karlılık oranlarına göre bir kümeleme analizi yapılmıştır. Özkaynak karlılığı, aktif karlılığı ve pay başına kar değişkenlerine göre oluşan küme sayıları Tablo 9' da görüldüğü gibidir. SIL, SILF ve XB kriterleri dikkate alınarak değerlendirme

yapıldığında en uygun küme sayısının 2 olduğu sonucuna varılmıştır. Oluşan kümeler ise Tablo 10’da görülmektedir.

Tablo 9: Özkaynak Karlılığı, Aktif Karlılığı ve Hisse Başına Kar değişkenlerine göre oluşan küme sayıları

İndeks	Küme Sayısı						
	2	3	4	5	6	7	8
SIL (max)	0.4651	0.0260	-0.0204	0.1570	0.0266	0.0777	0.0015
SILF (max)	0.4913	0.0876	-0.0169	0.1275	0.0218	0.1000	0.0451
PE (min)	0.3134	0.4412	0.5425	0.3645	0.3349	0.2546	0.2815
PC (max)	0.8136	0.7593	0.7237	0.7986	0.8335	0.8697	0.8531
MPC (max)	0.6271	0.6389	0.6316	0.7482	0.8002	0.8480	0.8321
XB (min)	0.6905	0.9710	1.2335	3.4468	3.2761	2.3989	3.2120

Tablo 10’da görüldüğü üzere en fazla pay senedi Küme 1’de yer almaktadır. Bunun sebebi Küme 1’deki şirketlerin özkaynak karlılığı, aktif karlılığı ve pay başına kar oranı değerlerinin birbirlerine benzemesidir. Şirketlerin sektörel dağılımına bakıldığında ise bankacılık sektöründe yer alan pay senetlerinin ISCTR hariç olmak üzere genel olarak Küme 1’de yer aldığı görülmektedir. Yine Küme 1’de piyasa temelli oranlara göre oluşan kümelerde olduğu gibi gayrimenkul ve bankacılık sektörüne ait pay senetlerinin genel olarak aynı kümede yer aldığı görülmektedir. Küme 2’de ise savunma sanayi, bankacılık, perakende, gıda, otomotiv, havacılık gibi farklı sektörler için ait payların yer aldığı görülmektedir. Çeşitlendirme anlamında her iki kümenin de tercih edilebileceği buna karşın sektörel anlamda Küme 2’nin daha heterojen olduğu söylenebilir.

Tablo 10: Küme Üyelikleri (2 Küme)

Küme	Küme Üyeleri
Küme 1	AKBNK, AKSA, ALARK, ALGYO, ANACM, ANELE, ARCLK, BRSAN, CEMTS, ECILC, EGEEN, ENKAI, EREGL, GARAN, GOLTS, GOODY, HALKB, HLGYO, ISGYO, KCHOL, KORDS, SAHOL, SISE, SODA, TKFEN, TRCAS, TRKCM, TSKB, VAKBN
Küme 2	ASELS, BIMAS, CCOLA, FROTO, ISCTR, OTKAR, TAVHL, TOASO, TTRAK, ULKER

Küme ortalamalarına bakıldığında ise Küme 2 dikkat çekmektedir. Özellikle HBK ortalaması Küme 1’e göre oldukça yüksektir. Aynı şekilde özsermaye karlılığı ortalaması da Küme 1’den yüksektir. Aktif karlılıkları ise her iki kümede birbirine yakın seviyededir.

Tablo 11: Küme Ortalamaları

	Küme 1	Küme 2
HBK	2.008185	8.181124
ÖK	0.119493	0.173312
AK	0.064399	0.052215

BIST 100 ve kümelerin karşılaştırmalı performansları ise Tablo 12’de görülmektedir. Buna göre yapılan analiz sonucunda oluşan kümelerden 1 ve 3 aylık sürede en iyi performans sergileyen kümenin Küme 1 olduğu görülmektedir. Bu sürelerde BIST 100 sırasıyla yaklaşık %10 ve %15 düşerken, Küme 1; %8 ve %12, Küme 2; %11 ve %14 düşmüştür. Geriye dönük olarak değerlendirme yapıldığında ise yine Küme 1’ in Küme 2’ ye göre daha başarılı olduğu görülmektedir. Küme 1, 6 ve 12 aylık süre zarflarında ise BIST 100’e paralel performans sergilemiştir.

Tablo 12: Karlılık Oranlarına Göre Oluşan Kümelerin Performansları

	Pay Performansları				
	1 Aylık	3 Aylık	Geriye dönük 3 Aylık	Geriye dönük 6 aylık	Geriye dönük 1 Yıllık
Küme 1	-8,359	-12,247	-0,3125	9,691	30,237
Küme 2	-11,044	-14,321	-1,199	9,35	29,396
BIST 100	-10,46%	-15,69%	-1,00%	10,10%	30,40%

Çalışmanın üçüncü aşamasında risk ve getiri değişkenlerine göre analiz yapılmıştır. Oluşan küme sayıları Tablo 13’ te görüldüğü gibidir. SIL, SILF ve XB kriterleri dikkate alınarak değerlendirme yapıldığında en uygun küme sayısının 2 olduğu sonucuna varılmıştır. Oluşan kümeler ise Tablo 14’ te görülmektedir. En net küme sayısı risk ve getiri değişkenlerine göre ortaya çıkmıştır. Tablo 13 incelendiğinde tüm kriterlerin koşullarının küme sayısının 2 olduğu durum için sağlandığı görülmektedir.

Tablo 13: Risk ve Getiri değişkenlerine göre oluşan küme sayıları

İndex	Küme Sayısı						
	2	3	4	5	6	7	8
SIL (max)	0.4017	0.0979	0.1259	0.0376	-0.1739	-0.1826	-0.2468
SILF (max)	0.4794	0.1495	0.2065	0.0949	-0.1377	-0.1565	-0.2554
PE (min)	0.3279	0.5570	0.5696	0.6437	0.5268	0.5213	0.5795
PC (max)	0.8025	0.6795	0.7027	0.6791	0.7472	0.7542	0.7350
MPC (max)	0.6051	0.5193	0.6035	0.5989	0.6966	0.7132	0.6971
XB (min)	0.4208	1.0813	1.4121	3.4468	3.6191	6.6452	27.2654

Tablo 14’ e bakıldığında pay senetlerinin 2 kümede toplandığı ve önceki analiz sonuçlarına göre daha eşit bir dağılım olduğu görülmektedir. Bu dağılımda dikkate çeken bir husus tüm bankacılık sektörü şirketlerinin aynı kümede yer almış olmalarıdır (Küme 1). Ayrıca Küme 1,

BIST100' de ağırlığı en fazla olan pay senetlerini de kapsamaktadır. Küme 2 ise reel sektör şirketlerinden oluşmaktadır.

Tablo 14: Küme Üyelikleri (2 küme)

Küme	Küme Üyeleri
Küme 1	AKBNK, ALARK, ANELE, BIMAS, CCOLA, ENKAI, GARAN, GOLTS, GOODY, HALKB, ISCTR, ISGYO, KCHOL, SAHOL, TRCAS, TSKB, VAKBN
Küme 2	AKSA, ALGYO, ANACM, ARCLK, ASELS, BRSAN, CEMTS, ECILC, EGEEN, EREGL, FROTO, HLGYO, KORDS, OTKAR, SISE, SODA, TAVHL, TKFEN, TOASO, TRKCM, TTRAK, ULKER

Küme ortalamalarına bakıldığında ise (Tablo 15), Küme 2'nin getiri ve risk ortalamalarının Küme 1'den yüksek olduğu görülmektedir.

Tablo 15: Küme Ortalamaları

	Küme 1	Küme 2
Ortalama Getiri	0.044	0.104
Risk (Std. Sapma)	1.649	1.815

Tablo 16'da ise küme performansları görülmektedir. Tabloya göre çok net bir durum ortaya çıkmıştır. Küme 2 her dönem hem küme 1'den hem de BIST 100'den daha iyi bir performans sergilemiştir. Reel sektör şirketleri, yani reel anlamda sermaye yatırımından üretim yolu ile kazanç elde etme amacı güden şirketler her dönem daha iyi performans göstermiştir. Ayrıca Tablo 15'ten görüldüğü üzere bu türden şirketlerin pay senedi getirileri daha yüksektir.

Tablo 16: Risk ve Getiri Değişkenlerine Göre Oluşan Kümelerin Performansları

	Pay Performansları				
	1 Aylık	3 Aylık	Geriye dönük 3 Aylık	Geriye dönük 6 aylık	Geriye dönük 1 Yıllık
Küme 1	-9,828	-16,535	-4,457	-1,364	13,288
Küme 2	-8,448	-9,762	2,620	18,479	43,557
BIST 100	-10,46%	-15,69%	-1,00%	10,10%	30,40%

Sonuç ve Değerlendirme

Çeşitlendirilmiş portföyler yatırımcılara riski önemli ölçüde arttırmadan getirilerini artırmalarına izin vermektedir. Bununla birlikte, portföy çeşitlendirmede kullanılan genel kabul görmüş bir yöntem yoktur. Bu çalışmada geleneksel portföy oluşturma yöntemlerinin dışına

çıkılarak portföy oluşturmaya farklı bir yaklaşım getirilmeye çalışılmıştır. Bu amaçla çok kriterli karar verme yöntemlerinden biri olan AHP ve çok değişkenli istatistiki yöntemlerden biri olan kümeleme analizinden yararlanılmıştır. Aynı zamanda bu çalışma ile literatürde konu ile ilgili olarak yapılan çalışmalarda kullanılan kümeleme yöntemlerinden farklı bir yöntem olan bulanık kümeleme analizi kullanılmış ve sürece AHP dahil edilmiştir. Burada amaç, pay senedi tercihi sürecini, mevcut verilerden ve analizlerden yararlanmak ve insan müdahalesini mümkün olduğunca en aza indirmek suretiyle subjektif değerlendirmelerden uzak tutmak ve karardaki rasyonaliteyi arttırmaktır. Portföy oluşturmanın veya çeşitlendirmenin çok sayıda potansiyel, pratik ve kolay yönteminin olduğu açıktır. Ancak bu türden portföylerin önyargıların insan davranışındaki etkileri dikkate alınmadan etkin yönetilmeleri ve başarılı olmaları zordur. Bu nedenle bilgisayar teknolojilerinin kullanımı ve istatistiksel veri analizi, önyargıların etkisini ve portföylerin yönetilmesi için gereken çabayı azaltmak amacıyla yatırım süreçlerinde giderek daha fazla kullanılır olmuştur.

Bu çalışmada kullanılan yaklaşım, yeni yatırımcılara nasıl yatırım yapılacağını öğrenme konusunda yardımcı sonuçlar ortaya koymaktadır. Bununla birlikte benzer karakteristik özelliklere sahip pay senetlerinin kolaylıkla aynı kümede toplanması en doğru ve çeşitlendirilmiş portföyün seçiminde harcanan zamanın azaltılmasına yardımcı olmaktadır. Yatırımcılar, finansal piyasalarda ve pay senetlerinde aldıkları pozisyonlara göre bu çalışmanın sonuçlarından yararlanabilirler. Çalışma sonucunda oluşan kümeler, başlı başına bir portföy oluşturmak amacıyla makro ve mikro ölçekte tüm diğer faktörler göz önünde bulundurularak kullanılabileceği gibi her bir kümeden risk, getiri ve tarihsel performanslarına göre seçilmiş pay senetlerinden de bir portföy oluşturulabilir. Bu çalışmanın sonuçları aracı kurumların raporlarıyla, şirketlerin gelecek dönem/dönemler beklentileriyle, siyasi ve ekonomik konjonktürle ve yatırımcılarca yapılan teknik ve temel analizler ile birlikte değerlendirilmesi ve böylece yatırım kararının verilmesi daha etkin sonuçlar alınmasını sağlayacaktır.

Sonraki çalışmalarda ülkeler bazında veya sektörel bazda karşılaştırmalı analizler yapılabileceği gibi farklı kümeleme algoritmalarının sonuçlarının karşılaştırılması da yararlı olacaktır. Ayrıca dönem itibarıyla daha uzun süreli kapsayan analizlerin yapılması daha tutarlı ve doğru sonuçların elde edilmesini sağlayacaktır.

Kaynakça

- Aktan, Bora. (2013). An Empirical Examination of Clustering at Bahrain Bourse (BHB). *International Research Journal of Finance and Economics*, (110).
- Aktaş, Ramazan. ve Doğanay, M. Mete. (2007). Gelişmekte Olan Hisse Senedi Piyasalarının Piyasa Verilerine Göre Gruplandırılması, *BDDK Bankacılık ve Finansal Piyasalar*, 1(2), 77-91.
- Azadnia, Amir Hossain, et al. (2011). Supplier selection: a hybrid approach using ELECTRE and fuzzy clustering. In *International Conference on Informatics Engineering and Information Science* (pp. 663-676). Springer, Berlin, Heidelberg.
- Babuka, R., Van Der Veen, P. J., & Kaymak, U. (2002). Improved covariance estimation for Gustafson-Kessel clustering. In *Fuzzy Systems, 2002. FUZZ-IEEE'02. Proceedings of the 2002 IEEE International Conference on* (Vol. 2, pp. 1081-1085). IEEE.
- Babuska, R. (1998). *Fuzzy modeling and identification*. Technical Report.
- Bezdek, James C., 1980, A convergence theorem for the fuzzy C-Means clustering algorithms: IEEE Trans. PAMI, PAMI2(1), p. 1-8.
- Campello, Ricardo J. & Hruschka, Eduardo (2006). A fuzzy extension of the silhouette width criterion for cluster analysis. *Fuzzy Sets and Systems*, 157(21), 2858-2875.
- Da Costa Jr, N., Cunha, J., & Da Silva, S. (2005). Stock selection based on cluster analysis. *Economics Bulletin*, 13(1), 1-9.
- Döring, Christian, Marie-Jeanne Lesot, & Rudolf Kruse (2006). Data analysis with fuzzy clustering methods. *Computational Statistics & Data Analysis*, 51(1), 192-214.
- Dunn, Joseph. C. (1973). A fuzzy relative of the ISODATA process and its use in detecting compact well-separated clusters.
- Egrioglu, Erol. et al. (2011). Fuzzy time series forecasting method based on Gustafson–Kessel fuzzy clustering. *Expert Systems with Applications*, 38(8), 10355-10357.
- Evers, Frederick Thomas, et al. (2000). Fuzzy cluster analysis: methods for classification, data analysis and image recognition. *Journal-Operational Research Society*, 51(6), 769-769.
- Ferraro, Maria Brigida, & Paolo Giordani (2015). A toolbox for fuzzy clustering using the R programming language. *Fuzzy Sets and Systems*, 279, 1-16.

- Gath, I., & Geva, A. B. (1989a). Unsupervised optimal fuzzy clustering. *IEEE Transactions on Pattern analysis and Machine Intelligence*, 11(7), 773-780.
- Gath, Isak., & Geva, Amir. B. (1989b). Fuzzy clustering for the estimation of the parameters of the components of mixtures of normal distributions. *Pattern Recognition Letters*, 9(2), 77-86.
- Gazel, Sümeyra., & Akel, Veli. (2018). Borsa İstanbul'da Sektör Sınıflandırmasının Kümeleme Analizi İle Belirlenmesi. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, (77).
- Graves, Daniel, & Witold Pedrycz (2007). Fuzzy C-Means, gustafson-kessel fcm, and kernel-based fcm: A comparative study. In *Analysis and Design of Intelligent Systems using Soft Computing Techniques* (pp. 140-149). Springer, Berlin, Heidelberg.
- Gustafson, Donald E., & William C. Kessel (1979). Fuzzy clustering with a fuzzy covariance matrix. In *Decision and Control including the 17th Symposium on Adaptive Processes, 1978 IEEE Conference on* (pp. 761-766). IEEE.
- Halkidi, Maria, Yannis Batistakis, & Michalis Vazirgiannis (2002). Clustering validity checking methods. *ACM Sigmod Record*, 31(3), 19-27.
- Iorio, Carmela, et al. (2018). A P-spline based clustering approach for portfolio selection.. *Expert Systems with Applications*, 95, 88-103.
- İçke, Başak Turan, & Yusuf Aytürk. (2011). Fiyat–Kazanç Oranı Etkisinin Değer Yatırım Stratejileri Kapsamında Analizi: İmkb İçin Ampirik Bir Uygulama. *Öneri Dergisi*, 9(35), 103-115.
- Joglekar, Sachin. R. (2014, May). Two-Stage Stock Portfolio Construction: Correlation Clustering and Genetic Optimization. In *The Twenty-Seventh International Flairs Conference*.
- Kalfa, Veli Rıza, & Selim Bekçioğlu (2014). İmkb'de İşlem Gören Gıda, Tekstil Ve Çimento Sektörü Şirketlerinin Finansal Oranlar Yardımıyla Kümeleneşmesi. *Dumlupınar Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 441-464.
- Karabayır, Mehmet Emin, & Murat Doganay (2010). Kümeleme Analizi ile Portföy Seçimi: İMKB-100 Endeks Üzer Ne Bir Çalışma. *Journal of Commerce*, (2), 161.
- Kıyılar, Murat., & Akkaya, Murat. (2016). Davranışsal finans. *Literatür Yayıncılık, İstanbul*.
- Korzeniewski, Jerzy. (2018). Efficient Stock Portfolio Construction by Means of Clustering. *Acta Universitatis Lodziensis. Folia Oeconomica*, 1, 85-92.

- Kurtaran, Ahmet. (2014). Hisse Senedi Değerlendirme Yöntemlerinin Yatırım Kararlarındaki Başarısının Değerlendirilmesi. *Uluslararası İktisadi ve İdari İncelemeler Dergisi*, 13(13), 155-168.
- Lai, Po Lin (2013). A Study On The Relationship Between Airport Privatisation And Airport Efficiency: An Application Of Using Ahp/Dea Methods. Cardiff University
- Liu, Yanchi et al. (2010) Understanding of internal clustering validation measures, *IEEE 10th International Conference on Data Mining (ICDM)*, pp. 911-916.
- Männiste, Mari., Hazak, Aaro., & Listra, Enn. (2011). Typology of European listed companies' reactions to global credit crunch: Cluster analysis of share price performance. In *3rd International Conference on Information and Financial Engineering* (pp. 565-569).
- Markowitz, Harry. (1952). Portfolio selection. *The journal of finance*, 7(1), 77-91.
- Marvin, Karina. (2015). Creating Diversified Portfolios Using Cluster Analysis. *Princeton University*.
- Mazıbaşı, Murat. (2005). İMKB Piyasalarındaki volatilitenin modellenmesi ve öngörülmesi: Asimetrik GARCH modelleri ile bir uygulama. *VII. Ekonometri ve İstatistik Sempozyumu*, İstanbul Üniversitesi İktisat Fakültesi Ekonometri Bölümü, İstanbul, Çevrimiçi, 28, 2008.
- Momeni, Mansoor, Maryam Mohseni, & Mansour Soofi (2015). Clustering Stock Market Companies via K-Means Algorithm. *Kuwait Chapter of the Arabian Journal of Business and Management Review*, 4(5), 1.
- Myers, James H., & Mark I. Alpert (1968). Determinant buying attitudes: meaning and measurement. *The Journal of Marketing*, 13-20.
- Nanda, S. R., Mahanty, B., & Tiwari, M. K. (2010). Clustering Indian stock market data for portfolio management. *Expert Systems with Applications*, 37(12), 8793-8798.
- Nargeleckenler, Mehmet. (2011). Hisse Senedi Fiyatları ve Fiyat/Kazanç Oranı İlişkisi: Panel Verilerle Sektörel Bir Analiz*/StockPricesandPrice/EarningRatioRelationship: A Sectoral Analysis with Panel Data. *Business and Economics Research Journal*, 2(2), 165.
- Özçalıcı, Mehmet. (2016). Hisse Senetlerinin Doğru Tahmin Oranları İle Kümelendirilmesi. *MU İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 38(1), 279-293.
- Rosen, Fredrik. (2006), Correlation based clustering of the stockholm stock exchange, Stockholm University, 2006.

- Rousseeuw, Peter. J. (1987). Silhouettes: a graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 20, 53-65.
- Saaty, Thomas. L. & Vargas, L.G. (1991) *Prediction, Projection and Forecasting*. Kluwer Academic Publisher, Dordrecht,
- Saaty, Thomas. L. (1977). A scaling method for priorities in hierarchical structures. *Journal of mathematical psychology*, 15(3), 234-281.
- Saaty, Thomas. L. (2008). Decision making with the analytic hierarchy process. *International journal of services sciences*, 1(1), 83-98.
- Sato-Ilic, M. & Jain, L. C. (2006). Introduction to fuzzy clustering. *Innovations in Fuzzy Clustering* içinde. Ss.1-8. Springer, Berlin, Heidelberg.
- Tekin, Bilgehan., & Gümüş, Fatih. B. (2017). The Classification of Stocks with Basic Financial Indicators: An Application of Cluster Analysis on the BIST 100 Index. *International Journal of Academic Research in Business and Social Sciences*, 7(5), 104-131.
- Tola, V., Lillo, F., Gallegati, M., & Mantegna, R. N. (2008). Cluster analysis for portfolio optimization. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 32(1), 235-258.
- Topak, Mehmet S. (2010). İmalat Sanayinde Firma Risklerinin Belirlenmesi: Kümeleme Analizi Yöntemiyle Ampirik Bir Çalışma. *Ekonometri ve İstatistik e-Dergisi*, (11), 100-127.
- Tütek, Hülya, Gümüšoğlu Şevkinaz, & Özdemir, Aslı. (2016), *Sayısal Yöntemler Yönetmel Yaklaşım*, Beta Basım Yayım, İstanbul.
- Xie, Xuanli Lisa, & Gerardo Beni. (1991). A validity measure for fuzzy clustering. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, (8), 841-847.

Veri Kaynakları

<https://www.finnet.com.tr/>

<https://tr.investing.com/>

<https://www.kap.org.tr/tr/>