



YAPAY SINIR AĞLARI İLE RISK-GETİRİ TAHMİNİ VE PORTFÖY ANALİZİ

Mehmet YAVUZ*

Şakir SAKARYA†

Necati ÖZDEMİR‡

Özet

Bu çalışmada, BIST-Sınai Endeksi'nde yer alan 140 hisse senedinin 2010 yılına ait aylık ortalama getirileri kullanılarak risk-getiri tahmini ve portföy optimizasyonu amaçlanmıştır. Bu amaç doğrultusunda, belirtilen hisse senetleri ile aktif büyüklük, piyasa değeri, işlem hacmi ve özsermaye niceliklerine göre eşit ağırlıklı portföyler oluşturulmuş ve bu portföylerin risk-getirileri hesaplanmıştır. Bu değerler kullanılarak bir yapay sinir ağı (YSA) modeli eğitilmiş ve eğitilen bu ağ ile de test işlemi gerçekleştirilmiştir. Test sonucunda getiri ve risk bazında en iyi sonuç özsermayeye göre oluşturulan portföylerde elde edilmiştir. Ayrıca YSA ile getiri tahmininin %1'in altında hata oranı ile gerçekleştiği, risk tahmininde ise hata miktarının %0.5'in altında olduğu gözlemlenmiştir.

Anahtar Kelimeler: Yapay Sinir Ağları, Risk-Getiri Tahmini, Minimum Risk, Maksimum Getiri
JEL Sınıflaması: C45, C53, G32

RISK-RETURN PREDICTION AND PORTFOLIO ANALYSIS WITH ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

Abstract

In this study, using the monthly average returns of 140 stocks contained in ISE-Industrial Index for the year 2010, risk-return forecasting and portfolio optimization were aimed. For this purpose, using these stocks, equal-weighted portfolios were formed according to companies' active sizes, market capitalizations, trading volumes and equities. Meanwhile risks and returns of these portfolios were calculated. An artificial neural network was trained using the founded values and testing process was realized with this network was trained. According to test results, the best results on the basis of return and risk were obtained in portfolios which generated from equity. In addition, the error rate of ANN's return prediction was realized approximately 1 percent, the amount of error of risk estimate was observed as less than 0.5 percent.

Key Words: Artificial Neural Networks, Risk-Return Prediction, Risk Minimization, Return Maximization
JEL Classification: C45, C53, G32

*Öğr. Gör., Necmettin Erbakan Üniversitesi, mehmetyavuz@konya.edu.tr, Fen Fakültesi, Matematik-Bilgisayar Bilimleri Bölümü, KONYA

†Prof. Dr., Balıkesir Üniversitesi, sakarya@balikesir.edu.tr, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, İşletme Bölümü, BALIKESİR

‡Doç. Dr., Balıkesir Üniversitesi, nozdemir@balikesir.edu.tr, Fen-Edebiyat Fakültesi, Matematik Bölümü, BALIKESİR

GİRİŞ

Yapay Sinir Ağları (YSA) özellikle son yıllarda büyük gelişme gösteren bir çalışma disiplini. Teknolojinin çok hızlı bir şekilde ilerlediği günümüz dünyasında özellikle yapay zekâ ana başlığı altında yer alan pek çok yöntem ve teknik kendine uygulama alanı bulmuştur. Bu alanların en yaygın olanlarından biri de şüphesiz finansdır. Bu çalışmanın amacı da YSA'nın finans alanında bir uygulamasını göstermektir. Çalışmada, oluşturulan bir yapay sinir ağı modeli ile BIST-Sınai Endeksi'nde işlem gören hisse senetlerinden çeşitli kriterlere göre portföyler oluşturulup risk ve getiri tahmininde bulunulmuştur. Aynı zamanda belirlenen portföyler arasından minimum riskli ve maksimum getirili portföy elde edilmeye çalışılmıştır.

Portföy optimizasyonunda temel faktörler risk ve getiridir. Yatırım gelecekte belli bir getiri elde etme beklentisiyle yapılır. Ancak, finansal piyasalarda fiyatlar çok sayıda ölçülebilen ve ölçülemeyen ekonomik, politik ve sosyal değişkenin etkileşimi ile meydana geldiğinden, finansal varlıkların fiyatlarını önceden tahmin etmek mümkün değildir. Dolayısıyla, finansal piyasalarda yatırım kararları önemli ölçüde belirsizlik içermekte ve yapılan yatırımlardan beklenen getiri için kayda değer bir risk söz konusu olmaktadır. Yatırımcılar beklenen getirilerini yükseltmek isterken, elde edecekleri getiri ile ilgili belirsizlikleri (risk) azaltmak isterler. Bununla birlikte aynı getiri düzeyinde daha az riski tercih ederler. Daha basit bir ifade ile bir taraftan getirilerini maksimize etmek isterken diğer taraftan da risklerini minimize etmek isterler. Portföy optimizasyonu için en önemli unsur portföy yönetim sürecidir. Özellikle son yıllarda bilgisayar ve iletişim teknolojisindeki gelişmeler, piyasaların globalleşmesi ve yeni finansal araçların işlem gördüğü piyasaların oluşturulması portföy yönetimine de yeni bir yön vermiştir (Özçam 1997: 5).

Risk ve getiri faktörleri göz önünde bulundurulduğunda portföy optimizasyonunda yatırımcıların kişisel tercihleri ön plana çıkmaktadır. Bir yatırım herhangi bir yatırımcı için optimum tercih olurken, diğeri için olmayabilir. Modelin kişiselleştirilebilmesi için istatistiksel analizler ve YSA gibi yöntemlerden yararlanılabilir. Finansal piyasalarda günlük fiyat hareketleri dinamik ve dalgalı bir yapıya sahip olduğu için, YSA gibi bilgisayar temelli öğrenme algoritmaları finansal piyasaların yönünü tahmin etmede oldukça uygun yöntemlerdir (Oh, Kim et al. 2006: 86).

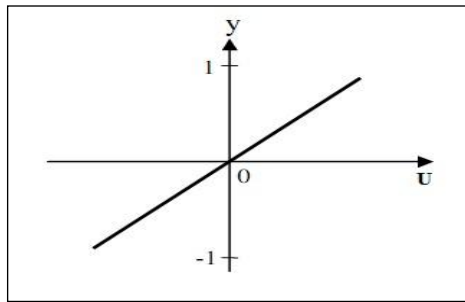
I. LİTERATÜR TARAMASI

Yapay sinir ağlarının finans alanında kullanımı oldukça yaygındır. YSA ile risk-getiri tahmini ve optimum portföyün elde edilmesiyle ilgili çeşitli çalışmalar yapılmıştır. Steiner and Wittkemper (1997) Almanya Borsası üzerinden YSA modeli kullanarak seçtikleri hisse senetleriyle oluşturdukları portföyün yıllık getirisini %60 olarak bulurken, bu değer borsa üzerinde %25 olarak ölçülmüştür. Aynı çalışmada pazarın volatilitesi %21.08 iken oluşturdukları modelin volatilité değeri %8.62 seviyesindedir. Yao J. (2000) Black-Scholes opsiyon fiyatlama modeli ile YSA'yı hisse senedi fiyatını tahmin etmek amacıyla karşılaştırmış; YSA, para dışında (out-of-the-money) ve parada (in-the-money) durumlarında Black-Scholes modelinden daha iyi sonuçlar vermiştir. YSA'nın hisse senedi fiyatını tahmin konusunda bulanık mantık ve genetik algoritmalar gibi yapay zeka yöntemleriyle karşılaştırıldığı çalışmalar da vardır: Chen, Leung et al. (2003), Chun and Kim (2004), Thawornwong and Enke (2004), Armano, Marchesi et al. (2005). Ayrıca Enke and Thawornwong (2005) hisse senedi getirisinde YSA modellerini karşılaştırmak amacıyla yaptıkları çalışmada YSA modellerinin %95 oranında tahmin yapabilme gücü olduğunu göstermişlerdir. Fernández and Gómez (2007) Hong Kong (Hang Seng Endeksi-31 hisse), Almanya (DAX 100 Endeksi-85 hisse), İngiltere (FTSE 100 Endeksi-89 hisse), Amerika (S&P 100 Endeksi-98 hisse), Japonya (Nikkei 225 Endeksi-225 hisse) borsaları üzerinde yaptıkları çalışmada Hopfield tipi YSA modeli ile tavlama benzetimi algoritması (SA), tabu araştırması (TS) ve genetik algoritmayı

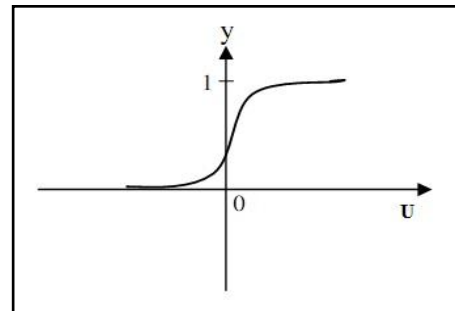
karşılaştırmış ve portföy seçiminde YSA'nın diğer modellere göre daha başarılı olduğunu göstermişlerdir. Chang, P.-C., Liu C.-H. et al. (2009) 9 hisse senedi ile oluşturulan bir portföy üzerine yaptıkları çalışmada, YSA kullanarak portföy getirisinin düşüşünü %46.62 oranında, sabit kalma oranını %37.75 oranında ve artışını ise %93.57 oranında doğru tahmin etmişlerdir. Freitas, De Souza et al. (2009) Brezilya Endeksi (IBOVESPA) üzerinde yaptıkları çalışmada oluşturdukları otoregresif hareketli referans yapay sinir ağıyla endeks üzerinde %78 getiri sağlamışlardır. Kutlu and Badur (2009) tarafından yapılan bir başka çalışmada ise BIST Endeks değerini ileri beslemeli yapay sinir ağları yaklaşımı ile başarılı bir şekilde modellenebileceği öngörülmüş ve endeks yönünü tahmin etmekte YSA'nın Basit Hareketli Ortalamalar (HO) yöntemine göre daha iyi performans gösterdiği belirtilmiştir. Zira endeks yönü doğruluk oranı HO ile %50,4 bulunurken, bu oran YSA ile %55,1 olarak bulunmuştur. Wang, Wang et al. (2011) Şangay Bileşik Endeksi'nde (SSE) yer alan hisseler üzerinde yaptıkları çalışmada, kurdukları geri yayımlı YSA modeli ile endeks değerini 0.1948 ortalama mutlak hata oranı ile tahmin etmişlerdir. Aghababaeyan, Siddiqui et al. (2011) Tahran Borsa Endeksi (TSE) üzerinde ileri beslemeli ve geri yayımlı bir YSA modeli kullanarak yaptıkları çalışmada Tahran Borsa Endeksi'nin yönünü %81 olasılıkla tahmin etmişlerdir. Kara, Boyacıoğlu et al. (2011) BIST-100 Endeksinin günlük kapanış fiyatını tahmin etmede YSA ile destek vektör makinelerini (DVM) karşılaştırmış ve DVM ile bulunan sonuç %71.52 iken YSA'da bu değer %75.74 olarak bulunmuştur. Ticknor J.L. (2013) hisse senedi getirisini tahmin etmek için Bayes-tipi YSA ile ARIMA modeli karşılaştırmış ve YSA'nın hisse senedi getiri tahmininde oldukça başarılı olduğu gözlenmiştir. Bir diğer çalışmada Sakarya, Yavuz et al. (2015) BIST-100 Endeksinin bir gün ve bir hafta sonraki değerini MLP ağıyla tahmin etmeye çalışmışlar ve YSA'nın endeks değerini başarılı bir şekilde tahmin ettiğini ortaya koymuşlardır. Zira oluşturdukları YSA modeli, endeks değerini %5'ten daha düşük bir hatayla tahmin etmiştir.

II. MATERYAL VE YÖNTEM

Bu çalışmada Yapay Sinir Ağları'ndan (YSA) faydalanılarak risk-getiri tahmini yapılmış ve oluşturulan portföyler arasında en yüksek getirili ve en düşük riskli portföyler tahmin edilmeye çalışılmıştır. Çok katmanlı ve ileri beslemeli ağlar (MLP-feed forward) değişkenleri isabetli sınıflandırabilme ve yüksek kestirim yeteneği sayesinde finansal tahmin için çok yaygın olarak kullanılan bir YSA modelidir (Vellido, Lisboa et al. 1999). Bu yüzden çalışmada ileri beslemeli MLP ağı kullanılmıştır. Girdi katmanındaki nöronlarda aktivasyon fonksiyonu olarak pürelin, diğer katmanlarda ise tanjant sigmoid fonksiyon kullanılmıştır. Bu fonksiyonların matematiksel yapıları Şekil 1 ve Şekil 2'de verilmiştir.



Şekil 1. Pürelin Fonksiyon



Şekil 2. Tanjant Sigmoid Fonksiyon

Pürelin fonksiyon, $U = \sum_{i=1}^n x_i w_i + \theta$ ya da $U = \sum_{i=1}^n x_i w_i - \theta$ olmak üzere

$Y = f(U) = AU$ şeklinde tanımlanmaktadır. Burada A herhangi bir sabiti, θ eşik değerini ve U

da net girdiyi (toplama fonksiyonu) ifade etmektedir. Tanjant sigmoid fonksiyon da

$$y = f(U) = \frac{1}{1 + e^{-U}} = \frac{1}{2} \left[\tanh\left(\frac{U}{2}\right) + 1 \right]$$
 formunda gösterilmektedir.

Ağı eğitmek ve sonrasında test etmek amacıyla Borsa İstanbul Sınai Endeksi'nde (BIST-XUSIN) yer alan 140 hisse senedinin 2010 yılına ait aylık ortalama getirileri ele alınmıştır. Araştırmada kullanılan veriler BIST'in elektronik veri dağıtım sitesinden elde edilmiştir.

Tablo 1. Çalışmada Kullanılan Hisse Senetleri

Hisse Kodu	Hisse Simgesi	Hisse Kodu	Hisse Simgesi	Hisse Kodu	Hisse Simgesi	Hisse Kodu	Hisse Simgesi	Hisse Kodu	Hisse Simgesi
1	ALYAG	29	KRTEK	57	AKSA	85	BUCIM	113	KRDMA
2	AEFES	30	KORDS	58	ALKIM	86	CMBTN	114	KRDMB
3	BANVT	31	LUKSK	59	AYGAZ	87	CMEN	115	KRDMD
4	CCOLA	32	MNDRS	60	BAGFS	88	CIMSA	116	SARKY
5	ERSU	33	MTEKS	61	BRISA	89	DENCM	117	ALCAR
6	FRIGO	34	SKTAS	62	DEVA	90	ECYAP	118	ASUZU
7	KENT	35	YATAS	63	DYOBY	91	EGSER	119	ARCLK
8	KERTV	36	YUNSA	64	ECILC	92	GOLTS	120	BFREN
9	KNFRT	37	ALKA	65	EGGUB	93	HZNR	121	BSHEV
10	KRSTL	38	BAKAB	66	GOODY	94	IZOCM	122	DITAS
11	MERKO	39	DENTA	67	GUBRF	95	KONYA	123	EGEEN
12	PENGD	40	DOBUR	68	HEKTS	96	KUTPO	124	EMKEL
13	PETUN	41	DGZTE	69	MRSHL	97	MRDIN	125	EMNIS
14	PINSU	42	DURDO	70	PETKM	98	NUHCM	126	FMIZP
15	PNSUT	43	HURGZ	71	PTOFS	99	TRKCM	127	FROTO
16	SKPLC	44	IHGZT	72	PIMAS	100	USAK	128	GEREL
17	TATKS	45	IPEKE	73	SODA	101	UNYEC	129	IHEVA
18	TBORG	46	KAPLM	74	TRCAS	102	BRSAN	130	KARSN
19	TUKAS	47	KARTN	75	TUPRS	103	BURCE	131	KLMSN
20	ULKER	48	KOZAA	76	ADANA	104	BURVA	132	MUTLU
21	AKALT	49	TIRE	77	ADBGR	105	COMDO	133	OTKAR
22	ATEKS	50	OLMKS	78	ADNAC	106	CELHA	134	PARSN
23	ALTIN	51	VKING	79	AFYON	107	CEMTS	135	TUDDF
24	ARSAN	52	GENTS	80	AKCNS	108	DMSAS	136	TOASO
25	BOSSA	53	KLBMO	81	ANACM	109	ERBOS	137	PRKAB
26	DERIM	54	ADEL	82	BTCIM	110	EREGL	138	TTRAK
27	DESA	55	SERVE	83	BSOKE	111	FENIS	139	VESTL
28	IDAS	56	SASA	84	BOLUC	112	IZMDC	140	VESBE

III. BULGULAR

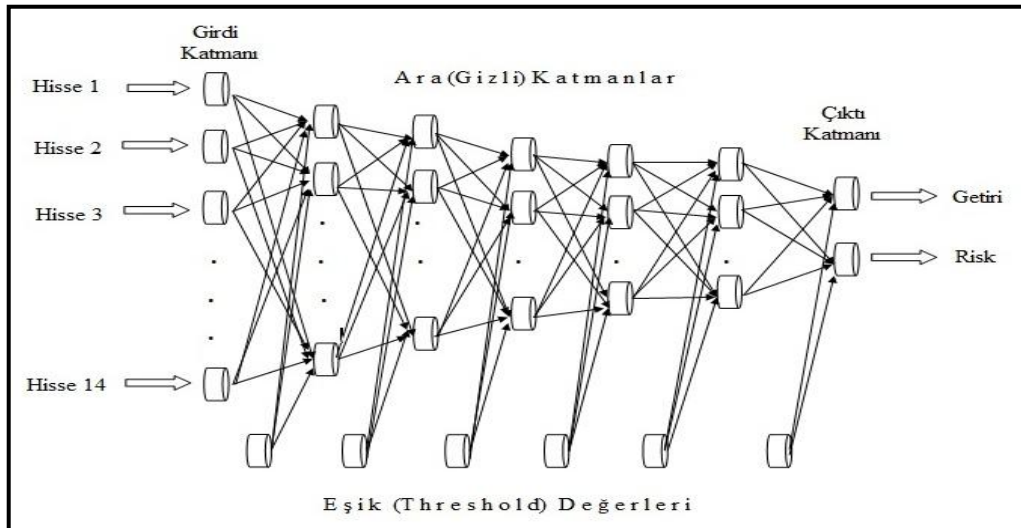
III.I. Risk-Getiri Tahmini

Son yıllarda finans alanında yapıla gelen bilimsel çalışmalardan büyük bir kısmı menkul kıymetlerin veya menkul kıymetlerden oluşan çeşitli portföylerin gelecekteki fiyatlarının,

dolayısıyla da getirilerinin tahmini üzerinde yoğunlaşmıştır (Tektaş and Karataş 2004). Yapay sinir ağları ile risk ve getiri tahmininin yapıldığı bu bölümde BIST-Sınai Endeksi'nde yer alan 140 şirketin (Tablo 1) 2010 yılı içerisindeki aylık kapanış (2. Seans) fiyatları ele alınarak getiri ve riskleri hesaplanmış, bu şirketlerle çeşitli kriterlere göre eşit ağırlıklı portföyler oluşturulmuştur. Bu kriterler; hisse senetlerine konu olan şirketlerin aktif büyüklükleri, piyasa değerleri, işlem hacimleri ve özsermayeleridir. Risk-getiri tahmininde amaç, geliştirilen bir yapay sinir ağı modeliyle portföy risk ve getirisini tahmin etmek ve portföy oluşturmada daha önce belirtilen dört özellikten hangisi kullanılarak daha optimum (maksimum getirili-minimum riskli) portföylerin oluşturulduğunu görebilmektir. Çalışmada kullanılan hisse senetlerine ait aylık getiriler kullanılarak her bir hisse senedinin yıllık (2010 yılına ait) ortalama getirisi ve standart sapması (riski) hesaplanmıştır. Hisse senetlerine ait risk-getiri tablosu ve örnek olarak bir portföye ait varyans-kovaryans matrisi sırasıyla Tablo 12 ve Tablo 13'te verilmiştir.

III.I.I. Risk-Getiri Tahmini için YSA Modelinin Geliştirilmesi ve Ağ Eğitimi:

Tablo 1'de yer alan 140 hisse senedi kullanılarak her bir portföyde 14 hisse senedi olacak şekilde 10 tane portföy oluşturulmuştur. Aktif büyüklük, piyasa değeri, işlem hacmi ve özsermaye kriterlerinden her birine göre 10 adet portföy oluşturulduğu için uygulamanın ilk kısmı (risk-getiri tahmini) toplam 40 portföy üzerinde yapılmıştır. Her gruptan ilk 9 portföy ile, geliştirilen yapay sinir ağı eğitilmiş ve 1 portföy de eğitilen ağın performansını ve tahminleme yeteneğini test etmek amacıyla kullanılmıştır. İleri beslemeli ağın topolojisi 1 girdi katmanı, 5 ara katman ve 1 de çıktı katmanından oluşmuştur. Her katmanda sırasıyla 14 (14 adet bağımsız girdi değişkenine karşılık olarak) 12, 10, 8, 6, 4 ve 2 (2 adet bağımlı çıktı değerine karşılık olarak) nöron bulunmaktadır. Girdi katmanındaki nöronlarda aktivasyon fonksiyonu olarak pürelin, diğer katmanlarda ise tanjant sigmoid ve lojistik sigmoid fonksiyonları kullanılmıştır. Bu çalışmanın risk-getiri tahmini aşamasında kullanılan yapay sinir ağının mimarisi Şekil 1'de gösterilmiştir.



Şekil 1. Risk ve getiri tahmini için oluşturulan MLP ağı topolojisi (Öztemel 2012: 76; Karaoglan 2011: 517).

Ağın topolojisi belirlendikten sonra Tablo 2, 3, 4 ve 5'te verilen girdi ve çıktılar, bütün değerler 1 den küçük olacak şekilde belirlenen bir katsayıya bölünerek normalize edilmiştir. Eğitim algoritması olarak ise “**gradient descent**” algoritması kullanılmıştır. Bilindiği gibi YSA eğitimleri deneme yanılma metoduna dayanmaktadır. En uygun eğitim parametrelerinin belirlenebilmesi amacı ile deneme yanılma yöntemi kullanılarak ağ eğitilmiştir. Bu yolla eğitim parametrelerinden

öğrenme oranı (lr) ve **momentum katsayısı (mc)**'nin hangi kombinasyonunun verilen ağ mimarisi için ortalama hata kareyi (mean square error- mse) minimize ettiği araştırılmıştır. Yapay sinir ağının eğitimi MATLAB 7.5.0'da gerçekleştirilmiştir. Aşağıdaki Tablo 2'de aktif büyüklüklerine göre belirlenmiş eşit ağırlıklı portföylerin kodları ve bu portföylerin risk-getiri değerleri gösterilmiştir. Burada Portföy 1'de yer alan 14 hisse, belirtilen 140 hisse arasındaki aktif büyüklüğü en yüksek olan hisselerdir. Benzer şekilde Portföy 10 da aktif büyüklüğü en düşük olan hisselerin yer aldığı portföydür.

Tablo 2. Çalışmada Kullanılan Hisse Senetleri

Portföyler	Bağımsız Değişkenler (Girdiler)														Bağımlı Değişkenler (Çıktılar)	
	Hisse 1	Hisse 2	Hisse 3	Hisse 4	Hisse 5	Hisse 6	Hisse 7	Hisse 8	Hisse 9	Hisse 10	Hisse 11	Hisse 12	Hisse 13	Hisse 14	Getiri (%)	Risk
Portföy 1	20	3	30	23	43	45	71	70	99	81	110	102	127	121	4.1250	0.0037
Portföy 2	7	17	25	32	48	41	67	73	80	88	116	112	138	133	4.4833	0.0048
Portföy 3	15	13	34	22	49	50	61	62	98	82	113	114	135	130	4.4921	0.0059
Portföy 4	18	8	35	21	44	39	74	66	90	92	115	105	118	129	4.1850	0.0051
Portföy 5	16	19	36	24	47	37	63	60	95	85	101	107	134	137	4.8657	0.0090
Portföy 6	12	14	29	27	52	38	65	58	97	76	77	111	117	132	2.7271	0.0048
Portföy 7	10	9	28	51	54	69	72	78	84	83	108	131	123	120	4.9550	0.0072
Portföy 8	11	1	26	40	46	68	75	91	94	96	109	128	124	125	3.8254	0.0076
Portföy 9	6	5	31	42	53	59	64	100	79	89	106	122	126	119	8.9421	0.0415
Portföy 10	2	4	33	55	57	56	86	93	87	103	104	136	139	140	4.4850	0.0074

Hisselerin aktif büyüklüklerine göre oluşturulan portföylerde risk ve getiri tahminine ilişkin yapay sinir ağının Matlab kodlamasına dair yapısal dil (pseudocode: sahte kod) Ek'te verilmiştir (Yalcin, Karaoglan et al. 2013: 3409).

Ağın eğitilmesinde öğrenme ve momentum katsayılarının belirlenmesi de ağın performansını yakından ilgilendirmektedir. Öğrenme katsayısı ağırlıkların değişim miktarını belirlemektedir. Eğer büyük değerler seçilirse o zaman yerel çözümler arasında ağın dolaşması ve osilasyon yaşaması söz konusudur. Küçük değerler seçilmesi ise öğrenme zamanını artırmaktadır. Bu yüzden öğrenme katsayısı için genellikle 0.2-0.4 arasındaki değerler kullanılır. Fakat bu tamamen ilgili probleme bağlıdır (Öztemel 2012: 99). Nitekim bu çalışmada ön denemeler sonucunda **öğrenme oranı (lr)**'nin 0.009-0.04 aralığında olmasına karar verilmiş ve ağ en iyi performansını 0.05 dolaylarında iken göstermiştir.

Benzer şekilde momentum katsayısı da öğrenmenin performansını etkiler. Momentum katsayısı, bir önceki iterasyondaki değişimin belirli bir oranının yeni değişim miktarına eklenmesi olarak görülmektedir. Bu katsayı, özellikle yerel çözümlere takılan ağların bir sıçrama ile daha iyi sonuçlar vermesini sağlamak amacıyla önerilmiştir. Bu değer küçük olması yerel çözümlerden kurtulmayı zorlaştırabilir. Çok büyük değerler ise tek bir çözüme ulaşmada sorunlar yaşatabilir. Tecrübeler bu değer 0.6-0.8 arasında seçilmesinin uygun olacağını göstermektedir (Öztemel 2012: 99). Bu çalışmada **momentum katsayısı (mc)**'nin 0.2-0.9 arasında olmasına karar verilmiş

ve ağ en iyi performansını 0.7 dolaylarında iken sergilemiştir. Piyasa değeri göz önünde bulundurularak oluşturulan portföy kombinasyonları ise Tablo 3'te verilmiştir.

Tablo 3. Piyasa Değerine Göre Portföyler Matrisi

Portföyler	Bağımsız Değişkenler (Girdiler)														Bağımlı Değişkenler (Çıktılar)	
	Hisse 1	Hisse 2	Hisse 3	Hisse 4	Hisse 5	Hisse 6	Hisse 7	Hisse 8	Hisse 9	Hisse 10	Hisse 11	Hisse 12	Hisse 13	Hisse 14	Getiri (%)	Risk
Portföy 1	2	4	30	23	43	48	75	71	99	98	110	112	121	119	3.3021	0.0020
Portföy 2	7	20	25	34	47	45	59	70	80	88	102	115	127	136	5.7554	0.0081
Portföy 3	15	17	24	32	49	41	67	64	95	81	105	113	138	139	4.2864	0.0074
Portföy 4	3	13	22	29	44	50	61	74	97	94	116	114	140	135	5.1193	0.0048
Portföy 5	18	8	36	27	54	39	57	73	87	79	101	107	120	133	9.1271	0.0400
Portföy 6	1	6	28	55	68	72	86	93	10	10	104	122	124	128	2.8732	0.0058
Portföy 7	16	10	31	46	38	69	66	76	90	77	103	126	118	132	5.6150	0.0072
Portföy 8	14	9	26	51	53	65	56	84	91	78	109	117	137	134	4.4321	0.0095
Portföy 9	11	5	33	40	42	58	63	83	89	96	108	131	123	125	4.3129	0.0075
Portföy 10	19	12	21	35	52	37	62	60	82	92	85	111	130	129	2.2621	0.0046

İşlem hacmi göz önünde bulundurularak oluşturulan portföy kombinasyonları da Tablo 4'te verilmiştir.

Tablo 4. İşlem Hacmine Göre Portföyler Matrisi

Portföyler	Bağımsız Değişkenler (Girdiler)														Bağımlı Değişkenler (Çıktılar)	
	Hisse 1	Hisse 2	Hisse 3	Hisse 4	Hisse 5	Hisse 6	Hisse 7	Hisse 8	Hisse 9	Hisse 10	Hisse 11	Hisse 12	Hisse 13	Hisse 14	Getiri (%)	Risk
Portföy 1	20	7	32	24	48	45	70	75	79	95	110	115	129	120	10.4769	0.0479
Portföy 2	2	3	29	28	49	43	60	64	91	78	113	114	119	130	2.8921	0.0041
Portföy 3	1	8	33	35	47	44	67	61	92	100	112	104	139	136	6.1754	0.0075
Portföy 4	16	12	31	26	38	51	57	59	99	86	111	103	121	127	5.2871	0.0086

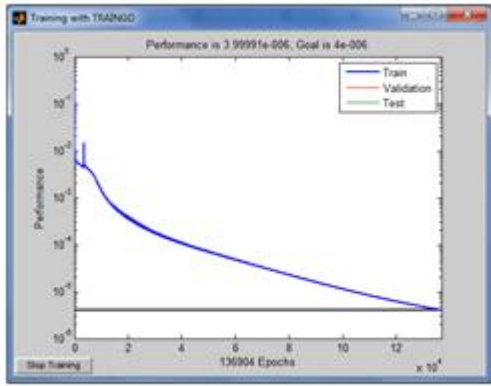
Portföy 5	10	19	27	21	41	54	65	71	80	88	90	102	126	138	3.9214	0.0048
Portföy 6	4	9	36	30	42	39	56	62	96	81	89	109	135	124	5.3964	0.0054
Portföy 7	15	5	25	40	50	69	68	94	83	97	107	132	134	123	4.9057	0.0067
Portföy 8	13	6	22	55	58	72	85	82	77	106	108	117	122	125	2.1950	0.0042
Portföy 9	18	14	34	53	52	73	66	87	84	93	116	137	128	118	3.2036	0.0058
Portföy 10	17	11	23	37	46	63	74	76	98	101	105	140	131	133	2.8171	0.0045

Son olarak şirketlerin özsermaye büyüklüğüne göre belirlenen portföy bileşenleri ve onların risk-getiri değerleri Tablo 5’te verilmiştir.

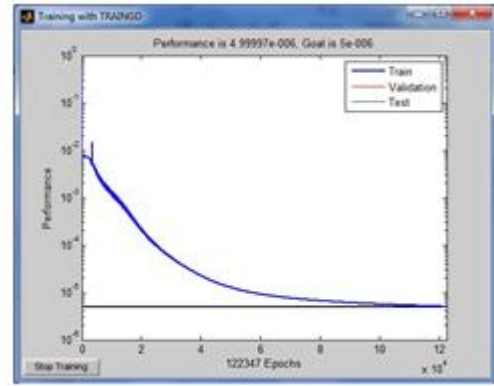
Tablo 5. Özsermayeye Göre Portföyler Matrisi

Portföyler	Bağımsız Değişkenler (Girdiler)														Bağımlı Değişkenler (Çıktılar)	
	Hisse 1	Hisse 2	Hisse 3	Hisse 4	Hisse 5	Hisse 6	Hisse 7	Hisse 8	Hisse 9	Hisse 10	Hisse 11	Hisse 12	Hisse 13	Hisse 14	Getiri (%)	Risk
Portföy 1	2	4	30	25	43	48	75	71	99	88	110	115	119	127	2.4650	0.0032
Portföy 2	20	15	23	32	45	41	64	59	80	98	102	112	136	139	3.2100	0.0054
Portföy 3	7	13	22	34	44	50	70	57	81	87	116	105	121	140	6.4547	0.0068
Portföy 4	3	17	21	29	47	49	73	74	82	95	113	107	138	117	4.2564	0.0054
Portföy 5	18	14	24	27	52	37	67	61	78	92	101	114	129	134	4.5600	0.0085
Portföy 6	19	10	35	36	54	39	62	66	97	85	83	108	118	133	4.1957	0.0043
Portföy 7	12	16	28	38	40	56	60	84	76	77	111	130	137	132	2.6871	0.0075
Portföy 8	6	9	33	55	63	72	89	86	93	103	104	128	125	120	5.4686	0.0071
Portföy 9	11	1	31	53	42	65	68	90	79	100	106	126	122	124	8.3304	0.0430
Portföy 10	9	5	26	46	51	58	69	91	94	96	109	135	131	123	5.4579	0.0096

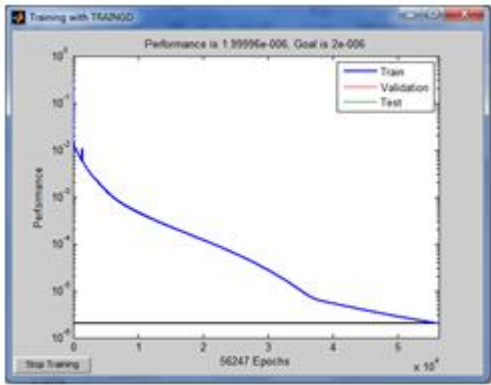
Aktif büyüklük, piyasa değeri, işlem hacmi ve özsermaye değişkenleri göz önünde bulundurularak eğitilen ağların eğitim grafiği de aşağıdaki gibidir:



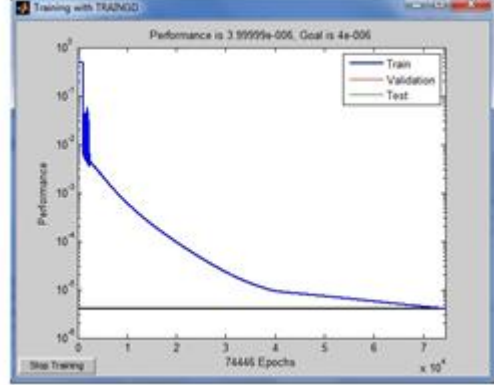
Şekil 2. Aktif büyüklüğe göre eğitimi tamamlanan YSA modelinin öğrenme grafiği



Şekil 3. Piyasa değerine göre eğitimi tamamlanan YSA modelinin öğrenme grafiği



Şekil 4. İşlem hacmine göre eğitimi tamamlanan YSA modelinin öğrenme grafiği



Şekil 5. Özsermayeye göre eğitimi tamamlanan YSA modelinin öğrenme grafiği

III.I.II. Risk-Getiri Tahminine İlişkin Test Sonuçları ve Tartışma

Hisse senetlerinin aktif büyüklüğü, piyasa değeri, işlem hacmi ve özsermaye büyüklüğü kriterlerine göre oluşturulmuş portföylerden ilk 9 tanesi ile daha önce de belirtildiği üzere ağırlık eğitimi yapılmıştır. Eğitilmiş olan YSA Tablo 2, 3, 4 ve 5'te verilmiş olan 14 bağımsız değişkenin (14 tane çeşitlendirilmiş portföy) risk ve getirisi kullanılarak ilgili dönem verileri için test edilip ağırlık hiç gösterilmeyen ve belirtilen dört kriterden her birinin 10. portföyü ile test aşaması gerçekleştirilmiştir. Test sonuçları aşağıdaki Tablo 6'da olduğu gibidir.

Tablo 6. Risk ve Getiri Tahminine İlişkin Test Sonuçları

YSA Testi İçin Portföy Kriterleri	(A) Getiri (%)	(B) YSA ile Tahmin Edilen Getiri (%)	(A-B)/A Hata Oranı	(D) Risk	(E) YSA ile Tahmin Edilen Risk	(D-E) Hata Miktarı
Aktif Büyüklüğe Göre Test Verisi	4.4850	4.5285	-0.0097	0.0074	0.0039	-0.0035
Piyasa Değerine Göre Test Verisi	2.2621	2.2695	-0.0033	0.0046	0.0033	-0.0013
İşlem Hacmine Göre Test Verisi	2.8171	2.8290	-0.0042	0.0045	0.0034	0.0011
Özsermayeye Göre Test Verisi	5.4579	5.4420	0.0029	0.0096	0.0097	-0.0001

Tabloda görüldüğü gibi eğitim sonuçları getiri ve risk bazında en iyi sonucu özsermayeye göre oluşturulan portföylerde vermiştir. Bunun sebebinin, özsermayeye göre oluşturulan portföylerde risk ve getiri değerlerinin kendi aralarında tutarlı olması ve bu sayede ağın daha iyi eğitilmiş olmasından kaynaklandığı söylenebilir. Ayrıca YSA ile getiri tahmininin %1'in altında hata oranı ile gerçekleştiği, risk tahmininde ise hata miktarının binde 5'in altında olduğu gözlenmektedir.

Buna ilaveten; Tablo 2'de aktif büyüklüğü en yüksek olan hisse senetleriyle oluşturulan portföyün getirisi diğer portföylere göre daha yüksek getiriye sahip olmamasına rağmen risk seviyesi diğer portföy risklerine nazaran minimum seviyededir. Benzer şekilde Tablo 3'de yer alan ve piyasa değeri en yüksek olan hisse senetleriyle oluşturulan portföyün getirisi maksimum olmamasına rağmen, risk seviyesi diğer portföylere göre en düşük seviyededir. Tablo 4'te görüldüğü üzere, işlem hacmi en yüksek olan hisse senetleriyle oluşturulan portföyün getiri ve riski maksimum düzeydedir. Bununla birlikte Tablo 5'te yer alan özsermayesi en yüksek olan hisse senetlerinin oluşturduğu portföyün getirisi maksimum seviyede bulunmadığı buna karşılık riskinin minimum düzeyde yer aldığı gözlenmektedir.

III.I.III. Gerçek Verilerle Tahmin Değerlerinin Uyumluluğunun Test Edilmesi

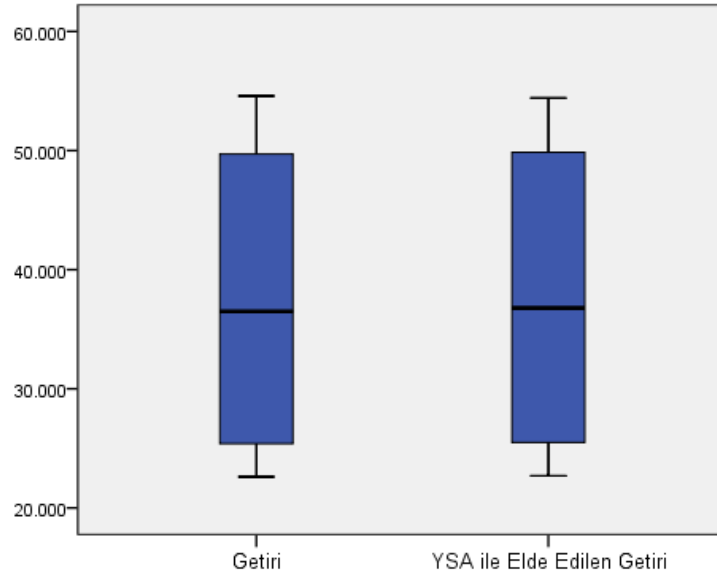
Çalışmada YSA ile elde edilen değerler ile gerçek değerlerin uyumluluğunu test etmek için *SPSS Statistics 20* programında **One-Sample Kolmogorov-Smirnov Testi** uygulanmıştır. Getiri tahmini kısmında yapılan bu test sonucunda aşağıdaki Tablo 7'de görüldüğü gibi Kolmogorov-Smirnov Z değeri gerçek değerler için 0.978 ve tahmin değeri için 0.977 olarak bulunmuştur. Bu değerler $p=0.05$ değerinden büyük olduğu için değerlerin normal dağıldığı görülmüştür. Dolayısıyla T-Testi uygulanabilir. Yapılan T-Testi sonucunda Tablo 8'de görüldüğü üzere (Anlamlılık) değeri 0.408 olarak bulunmuştur. Bu sonuç tahmin değerleri ile gerçek değerlerin ortalamaları arasında anlamlı bir fark olmadığını göstermektedir. Elde edilen sonuca ilişkin grafik Şekil 6'da görüldüğü gibidir.

Tablo 7. Portföyün Getirisi ile Tahmin Değerleri için One-Sample Kolmogorov Smirnov Test Sonuçları

No	Hipotez	Anlamlılık Düzeyi	Karar
1	Getiri değerleri 37.555,25 ortalama ve 14.766,15 standart sapma ile normal dağılıma sahiptir.	0.978	Hipotez sağlanır.
2	YSA ile elde edilen getiri değerleri 37.672,50 ortalama ve 14.728,50 standart sapma ile normal dağılıma sahiptir.	0.977	Hipotez sağlanır.

Tablo 8. Portföyün Getirisi ile Tahmin Değerleri için T Testi Sonuçları

Parça 1	Eşlenmiş Farklar		T değeri	Df değeri	Anlamlılık
	Farkın %95 Güven Aralığı				
	Alt Değer	Üst Değer			
Getiri – YSA ile Elde Edilen Getiri	-506.10009	271.60009	-.960	3	.408



Şekil 6. Getiri Tahminine İlişkin T Testi

Şekil 6'da, elde edilen portföylerin ortalama getirileri ile YSA tahmin değerleri medyanlarının birbirine çok yakın olduğu gözlenmiştir. Bu ise YSA'nın getiri tahmini konusunda oldukça başarılı olduğunu göstermektedir.

III.II. Portföy Analizi

Optimizasyon yöntemlerinde amaç belirtilen kısıtlar altında en iyi çözümün elde edilmesidir. Bu çalışmada da Tablo 1’de yer alan 140 hisse senedi arasından aktif büyüklük, piyasa değeri, işlem hacmi, özsermaye ya da herhangi başka bir kriter göz önüne alınmaksızın rastgele olarak seçilen 10’ar hisse senediyle eşit ağırlıklı portföyler oluşturulmuştur. Bu yöntemle oluşturulan eşit ağırlıklı 50 portföyün risk ve getirileri hesaplanmış ve bu değerler Tablo 9’da verilmiştir.

Tablo 9. 140 Hisse Senedi Kullanılarak Rastgele Oluşturulmuş Eşit Ağırlıklı Portföyler

Portföyler	Bağımsız Değişkenler (Girdiler)										Bağımlı Değişkenler (Çıktılar)	
	Hisse 1	Hisse 2	Hisse 3	Hisse 4	Hisse 5	Hisse 6	Hisse 7	Hisse 8	Hisse 9	Hisse 10	Getiri (%)	Risk
Portföy 1	20	3	30	23	43	45	71	70	99	81	4.1030	0.0040
Portföy 2	7	17	25	32	48	41	67	73	80	88	4.2496	0.0065
Portföy 3	15	13	34	22	49	50	61	62	98	82	4.2190	0.0050
Portföy 4	18	8	35	21	44	39	74	66	90	92	4.9790	0.0054
Portföy 5	16	19	36	24	47	37	63	60	95	85	5.4530	0.0092
Portföy 6	12	14	29	27	52	38	65	58	97	76	2.7320	0.0050
Portföy 7	10	9	28	51	54	69	72	78	84	83	4.0500	0.0057
Portföy 8	11	1	26	40	46	68	75	91	94	96	4.4355	0.0072
Portföy 9	6	5	31	42	53	59	64	100	79	89	4.8380	0.0055
Portföy 10	2	4	33	55	57	56	86	93	87	103	5.0300	0.0091
Portföy 11	2	4	30	23	43	48	75	71	99	98	3.1790	0.0019
Portföy 12	7	20	25	34	47	45	59	70	80	88	6.4076	0.0110
Portföy 13	15	17	24	32	49	41	67	64	95	81	4.5280	0.0078
Portföy 14	3	13	22	29	44	50	61	74	97	94	5.0870	0.0040
Portföy 15	18	8	36	27	54	39	57	73	87	79	4.3950	0.0054
Portföy 16	19	12	21	35	52	37	62	60	82	92	2.7260	0.0046
Portföy 17	16	10	31	46	38	69	66	76	90	77	4.5800	0.0061
Portföy 18	14	9	26	51	53	65	56	84	91	78	4.4670	0.0093
Portföy 19	11	5	33	40	42	58	63	83	89	96	4.2210	0.0065
Portföy 20	1	6	28	55	68	72	86	93	100	106	3.0245	0.0061
Portföy 21	20	7	32	24	48	45	70	75	79	95	6.3016	0.0093
Portföy 22	2	3	29	28	49	43	60	64	91	78	2.5560	0.0035
Portföy 23	1	8	33	35	47	44	67	61	92	100	7.2825	0.0088
Portföy 24	16	12	31	26	38	51	57	59	99	86	4.3750	0.0093
Portföy 25	10	19	27	21	41	54	65	71	80	88	3.5200	0.0042

Portföy 26	4	9	36	30	42	39	56	62	96	81	4.1800	0.0040
Portföy 27	15	5	25	40	50	69	68	94	83	97	4.4690	0.0047
Portföy 28	17	11	23	37	46	63	74	76	98	101	3.0170	0.0040
Portföy 29	18	14	34	53	52	73	66	87	84	93	3.4200	0.0056
Portföy 30	13	6	22	55	58	72	85	82	77	106	1.8570	0.0043
Portföy 31	2	4	30	25	43	48	75	71	99	88	2.4060	0.0025
Portföy 32	20	15	23	32	45	41	64	59	80	98	3.0700	0.0044
Portföy 33	7	13	22	34	44	50	70	57	81	87	7.5916	0.0089
Portföy 34	3	17	21	29	47	49	73	74	82	95	3.9020	0.0061
Portföy 35	18	14	24	27	52	37	67	61	78	92	4.8320	0.0082
Portföy 36	19	10	35	36	54	39	62	66	97	85	4.2900	0.0038
Portföy 37	12	16	28	38	40	56	60	84	76	77	2.8470	0.0080
Portföy 38	9	5	26	46	51	58	69	91	94	96	4.8800	0.0080
Portföy 39	11	1	31	53	42	65	68	90	79	100	4.0705	0.0053
Portföy 40	6	9	33	55	63	72	89	86	93	103	6.0930	0.0083
Portföy 41	81	110	102	127	121	7	17	25	32	48	4.9046	0.0074
Portföy 42	88	116	112	138	133	15	13	34	22	49	4.9880	0.0044
Portföy 43	82	113	114	135	130	18	8	35	21	44	4.8840	0.0071
Portföy 44	92	115	105	118	129	16	19	36	24	47	4.6270	0.0104
Portföy 45	85	101	107	134	137	12	14	29	27	52	2.7380	0.0066
Portföy 46	76	77	111	117	132	10	9	28	51	54	3.2840	0.0057
Portföy 47	83	108	131	123	120	11	1	26	40	46	5.5245	0.0099
Portföy 48	96	109	128	124	125	6	5	31	42	53	2.8650	0.0074
Portföy 49	64	100	122	126	119	2	4	33	55	57	2.9680	0.0036
Portföy 50	2	4	127	136	15	17	140	135	18	8	4.6370	0.0054

III.II.I. Uygulamanın Amacı

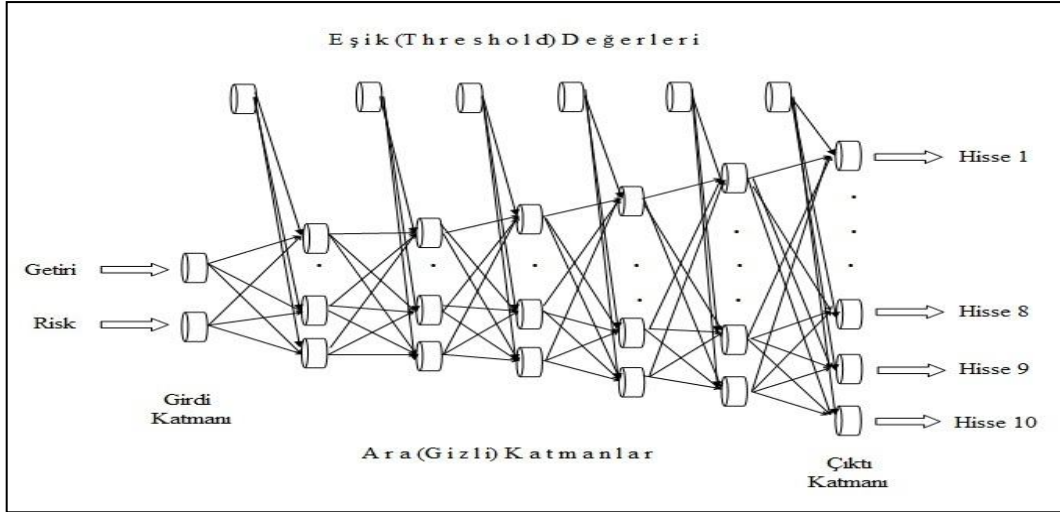
Uygulama kısmının bu bölümünde amaç, geliştirilen bir yapay sinir ağı modeli kullanılarak etkin portföyün elde edilmesidir. Bu amaç için öncelikle bir yapay sinir ağı modeli geliştirilmiş ve geliştirilen bu ağ Tablo 1’de verilen 140 hisse senedi içerisinde 10’ar tanesinin rastgele alınmasıyla oluşturulan portföylerin risk ve getirileri kullanılarak eğitilmiştir. Eğitilen bu ağ yardımıyla optimum portföy (minimum risk veya maksimum getiri) elde edilmeye çalışılmıştır.

III.II.II. Portföy Analizi İçin YSA Modelinin Geliştirilmesi

Çalışmanın bu kısmında da risk-getiri tahmininde olduğu gibi ileri beslemeli ve çok katmanlı bir yapay sinir ağı (MLP) modeli kullanılmıştır. Tablo 1’de yer alan 140 hisse senedi kullanılarak her bir portföyde 10 hisse senedi olacak şekilde Tablo 9’da gösterildiği gibi 50 tane eşit ağırlıklı portföy oluşturulmuştur. Bu 50 portföyden 49 tanesi ağı eğitmek için kullanılmış ve en

yüksek getiriye sahip portföy ve en düşük riske sahip portföy de eğitilen ağın performansını ve optimizasyon yeteneğini test etmek amacıyla kullanılmıştır.

Kullanılan ileri beslemeli ağın topolojisi 1 girdi katmanı, 5 ara katman ve 1 de çıktı katmanından oluşmuştur. Her katmanda sırasıyla 2 (2 adet bağımsız girdi değişkenine karşılık olarak) 4, 6, 8, 10 ve 10 (10 adet bağımlı çıktı değerine karşılık olarak) nöron bulunmaktadır. Girdi katmanındaki nöronlarda aktivasyon fonksiyonu olarak pürelin, diğer katmanlarda ise tanjant sigmoid ve lojistik sigmoid fonksiyonları kullanılmıştır. Bu çalışmanın portföy analizi aşamasında kullanılan yapay sinir ağına topolojisi Şekil 7’de görüldüğü gibidir.

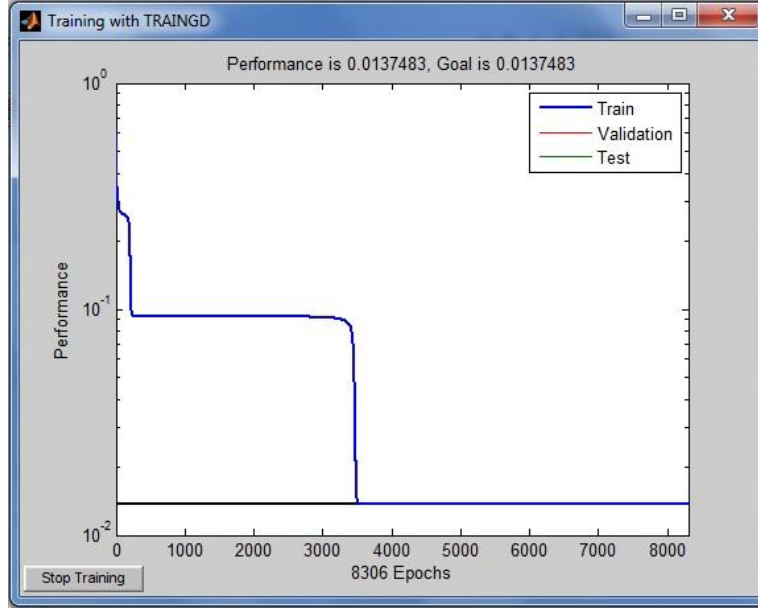


Şekil 7. Portföy Optimizasyonu İçin Oluşturulan Mlp Ağına Mimarisi

III.II.III. Maksimum Getirili Portföyün Elde Edilmesi

Tablo 9’da verilen 50 portföyden maksimum getiriye sahip olan 33 numaralı portföyü elde etmeye yönelik ağ eğitimi için kullanılan ileri beslemeli YSA modelinde de yine ağına topolojisi 1 girdi katmanı, 5 ara katman ve 1 de çıktı katmanından oluşmuştur. Her katmanda sırasıyla 2 (2 adet bağımsız girdi değişkenine karşılık olarak) 2, 4, 6, 8, 10 ve 10 (10 adet bağımlı çıktı değerine karşılık olarak) nöron bulunmaktadır. Girdi katmanındaki nöronlarda aktivasyon fonksiyonu olarak pürelin, sonraki 3 katmanda lojistik sigmoid ve son 3 katmanda ise tanjant sigmoid fonksiyonları kullanılmıştır. Ayrıca ağ eğitimi sırasında öğrenme oranı (lr) olarak 0.053 değeri ve momentum katsayısı (mc) olarak da 0.8 değeri kullanılmıştır.

Adı geçen portföylerin risk - getirileri kullanılıp verilen YSA kodu ile eğitilmesi sonucu oluşan eğitim grafiği Şekil 8’de görüldüğü gibidir.



Şekil 8. Maksimum Getiriye Göre Eğitimi Tamamlanan YSA Modelinin Öğrenme Grafiği

Şekil 8’de görüldüğü gibi eğitim 1 ile 0.1 arasında bir hata ile başlayıp, yaklaşık ilk 3500 iterasyonda 0.02 seviyelerine kadar inmiş ve toplamda 8306 iterasyonda hedef değer olan 0.01375 hata oranının altına inmiştir. Eğitim sonucunun istenilen performans düzeyini karşılaması üzerine ağın test edilmesine geçilmiştir.

III.II.IV. Maksimum Getiri için Test Sonuçları ve Tartışma

Şekil 8’de öğrenme grafiği görülen eğitilmiş ağ modeli kullanılarak test aşaması gerçekleştirilmiştir. Bu aşamada maksimum getiriye sahip portföyü elde etmek amaçlanmıştır. Bu amaçla hedef getiri olan %7.5916 değerine ulaşmaya yönelik test sonuçları aşağıdaki tabloda verildiği gibidir.

Tablo 10. Getiri Maksimizasyonuna İlişkin Test Sonuçları

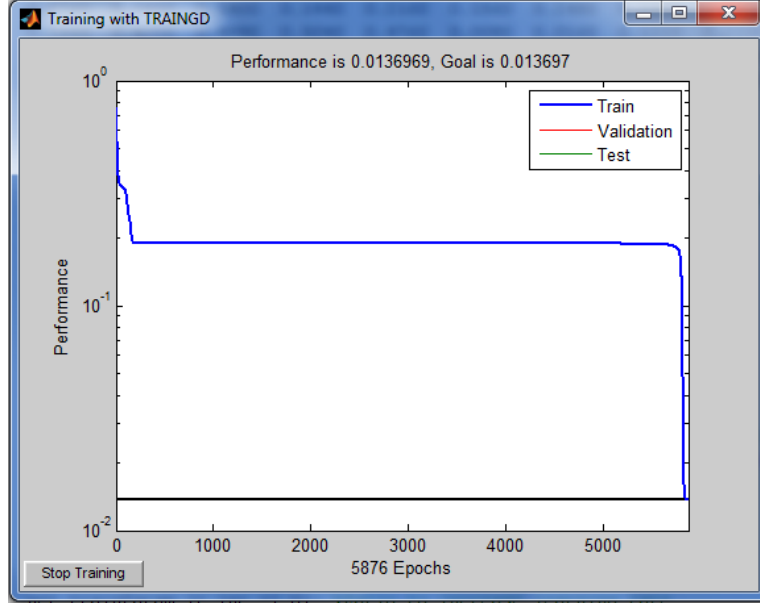
(A) Optimum Portföyün Getirisi (%)	YSA ile Elde Edilen Portföyde Yer Alan Hisseler	(B) YSA ile Tahmin Edilen Portföyün Getirisi (%)	(C) (A-B)/A Hata Oranı
7.5916	24, 27, 44, 47, 54, 59, 63, 68, 78, 81	7.1590	0.0567

Tablo 10’da görüldüğü gibi YSA kullanılarak gerçek getiri oranına (%7.5916) yakın bir getiri değeri (%7.1590) elde edilmiştir. Ayrıca bu getiriye sağlayan portföyler ve hata oranı da tabloda belirtilmiştir.

III.II.V. Minimum Riskli Portföyün Elde Edilmesi

Tablo 9’da verilen 50 portföyden minimum riske sahip olan 11 numaralı portföyü elde etmeye yönelik ağ eğitimi için kullanılan ileri beslemeli YSA modelinde de yine ağın topolojisi 1 girdi katmanı, 6 ara katman ve 1 de çıktı katmanından oluşmuştur. Her katmanda sırasıyla 2 (2 adet bağımsız girdi değişkenine karşılık olarak) 2, 4, 6, 6, 8, 10 ve 10 (10 adet bağımlı çıktı değerine karşılık olarak) nöron bulunmaktadır. Girdi katmanındaki nöronlarda aktivasyon fonksiyonu olarak

pürelin, sonraki 4 katmanda lojistik sigmoid ve son 3 katmanda ise tanjant sigmoid fonksiyonları kullanılmıştır. Ayrıca ağ eğitiminde **öğrenme oranı (lr)** olarak 0.053 değeri ve **momentum katsayısı (mc)** olarak da 0.8 değeri kullanılmıştır. Adı geçen portföylerin risk-getirileri kullanılıp verilen YSA kodu ile eğitilmesi sonucu oluşan eğitim grafiği Şekil 9’da görüldüğü gibidir.



Şekil 9. Minimum Riske Göre Eğitimi Tamamlanan YSA Modelinin Öğrenme Grafiği

Şekil 9’da görüldüğü gibi eğitim 1 ile 0.1 arasında bir hata ile başlayıp, yaklaşık ilk 500 iterasyonda 0.5 seviyelerine kadar inmiş ve toplamda 5876 iterasyonda hedef değer olan 0.013697 hata oranının altına inmiştir. Eğitim sonucunun istenilen performans düzeyini karşılama üzerine ağın test edilmesine geçilmiştir.

III.II.VI. Minimum Risk için Test Sonuçları ve Tartışma

Şekil 9’da öğrenme grafiği görülen eğitilmiş ağ modeli kullanılarak test aşaması gerçekleştirilmiştir. Bu aşamada minimum riske sahip portföyü elde etmek amaçlanmıştır. Bu amaçla hedef risk değeri olan 0.0019 değerine ulaşmaya yönelik test sonuçları aşağıdaki tabloda verildiği gibidir.

Tablo 11. Risk Minimizasyonuna İlişkin Test Sonuçları

(A) Optimum Portföyün Risk	YSA ile Elde Edilen Portföyde Yer Alan Hisseler	(B) YSA ile Tahmin Edilen Portföyün Risk	(C) (B-A) Mutlak Hata
0.0019	4, 23, 30, 48, 54, 57,66, 71, 75, 98	0.0024	0.0005

Tablo 11’de görüldüğü gibi YSA kullanılarak 0.0019 risk değerine yakın bir değer (0.0024) elde edilmiştir. Ayrıca bu risk değerine sahip portföyler ve mutlak hata oranları da tabloda gösterilmiştir.

SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu çalışmada, geliştirilen bir yapay sinir ağı modeliyle risk-getiri tahmini ve portföy analizi işlemi gerçekleştirilmiştir. Uygulamanın 1. kısmında geliştirilen bir yapay sinir ağı modeliyle, BIST-Sınai Endeksi'nde yer alan 140 şirket arasında aktif büyüklük, piyasa değeri, işlem hacmi ve özsermaye kriterlerine göre oluşturulan portföyler eğitilmiş ve bu eğitilen ağ ile risk-getiri tahmini yapılmıştır. Eğitimden sonra getiri ve risk bazında en iyi tahmin özsermayeye göre oluşturulan portföylerde elde edilmiştir. Bunun sebebinin, özsermayeye göre oluşturulan portföylerle ağın daha iyi eğitilmiş olmasından kaynaklandığı söylenebilir. Ayrıca YSA ile getiri tahmininin %1'in altında hata oranı ile gerçekleştiği, risk tahmininde ise hata miktarının %0.5'in altında olduğu gözlenmektedir. Boyacıoğlu ve Avcı (2010) BIST-100 üzerinde yaptığı benzer çalışmada YSA ile getiri oranını %98.3 oranında tahmin etmişlerdir. Akcan ve Kartal (2011) tarafından yapılan bir diğer çalışmada ise BIST-100 içerisinde yer alan 7 adet sigorta şirketinin hisse senetlerinin getiri ve riskleri tahmin edilmeye çalışılmış; 1 aylık süre zarfında hisse senetlerinin artış ve azalışını ortalama %2'lik bir değerde tahmin etmişlerdir. Böylece bu çalışmada elde edilen hata oranları literatürde daha önce elde edilen sonuçlara göre daha az hataya sahiptir.

Çalışmamızda aktif büyüklüğü, piyasa değeri ve özsermayesi en yüksek olan hisse senetleriyle oluşturulan portföylerin getirileri diğer portföylere göre daha yüksek olmamasına rağmen risk seviyeleri diğer portföy risklerine nazaran minimum seviyededir. Fakat işlem hacmi en yüksek olan hisse senetleriyle oluşturulan portföyün getiri ve riskinin maksimum düzeyde olduğu gözlenmiştir. Uygulamanın 2. kısmında, bahsi geçen 140 şirketin risk ve getirileri kullanılarak eşit ağırlıklı 50 tane portföy oluşturulmuştur. Bu portföylerden 49 tanesi geliştirilen bir yapay sinir ağını eğitmek için, son 1 tanesi de (maksimum getiri ve minimum riskli) eğitilen ağ test etmek için kullanılmıştır. Maksimum getiriye sahip portföyün getirisi olan %7.5916 değeri için YSA 0.0567 hata oranı ile %7.1590 değerini bulmuştur. Bu getiriye sahip olan portföyü oluşturan hisse senetlerinin kodları ve simgeleri ise 24 (ARSAN), 27 (DESA), 44 (IHGZT), 47 (KARTN), 54 (ADEL), 59 (AYGAZ), 63 (DYOBY), 68 (HEKTS), 78 (ADNAC) ve 81 (ANACM) dir. Ayrıca oluşturulan 50 portföy arasında minimum riske sahip olan portföyün riski de 0.0019 dur. Bu değer YSA'da 0.0005 hata farkıyla 0.0024 olarak tahmin edilmiştir. Bu risk seviyesine sahip portföyü oluşturan hisse senetleri ise 4 (COLLA), 23 (ALTIN), 30 (KORDS), 48 (KOZAA), 54 (ADEL), 57 (AKSA), 66 (GOODY), 71 (PTOFS), 75 (TUPRS) ve 98 (NUHCM) kodlu hisselerdir.

Daha önceki bölümlerde de belirtildiği gibi, yapay sinir ağlarının finans alanındaki uygulamaları oldukça fazladır. Bundan sonra yapılacak çalışmalarda sistemin uygulanabilirliği test edildikten sonra daha iyi sonuçlar elde edilebilmesi göz önünde bulundurulmalıdır. İleriki çalışmalarda risk ve getiri tahmininde sonuçların daha az hata oranı ile elde edilebilmesi için YSA'yı test etmek amacıyla daha geniş bir zaman dilimi (örneğin; 2 ya da 3 yıllık veriler) kullanılabilir. Ayrıca bu zaman dilimleri daha sık aralıklara (örneğin; günlük ya da haftalık değerlere) bölünerek ele alınabilir. Böylelikle ağ eğitiminin daha iyi gerçekleştirilmesi ve tahmin hatasının düşürülmesi sağlanabilir. Maksimum getirili ve minimum riskli portföyü elde etmek için de risk getiri tahmininde olduğu gibi daha geniş bir zaman dilimi kullanılabilir. Ayrıca elde edilen portföyü oluşturan 10 adet hisse senedi (çıkıtı değerleri) yerine daha az (örneğin; 5-8 arası) çıkıtı değeri kullanılabilir. Çünkü 2 girdi değerine karşılık ağın 10 adet çıkıtı değeri üretmesi zorlaşmakta ve ağın eğitim süreci uzamaktadır. Bununla beraber girdi değerleri olarak risk ve getiri dışında endeks değeri, faiz oranı ve şirketlere ait farklı veriler de kullanılabilir. Böylelikle hem ağ eğitmek kolaylaşacak, hem eğitim daha az sürede gerçekleştirilecek ve hem de hata oranı düşürülebilecektir. Finansal piyasalarda getiri beklentisi içerisinde olan bireysel ve kurumsal yatırımcılar açısından YSA gibi tahmin modelleri oldukça önem arz etmektedir. Bu nedenle de çalışmaların bu boyutta ele alınıp değerlendirilmesi daha uygun sonuçlar verebilecektir.

KAYNAKÇA

- Aghababaeyan, R. et al. (2011). Forecasting the Tehran Stock Market by artificial neural network. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications, Special Issue on Artificial Intelligence*.
- Akcan A. ve Kartal C. (2011). İMKB sigorta endeksini oluşturan şirketlerin hisse senedi fiyatlarının yapay sinir ağları ile tahmini. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, 27-40.
- Armano, G., et al. (2005). A hybrid genetic-neural architecture for stock indexes forecasting. *Information Sciences*, 170(1): 3-33.
- Boyacioglu M.A. ve Avcı D. (2010). An adaptive network-based fuzzy inference system (ANFIS) for the prediction of stock market return: The case of the Istanbul Stock Exchange. *Expert Systems with Applications*, 37(12): 7908-7912.
- Chang, P.-C., et al. (2003). A neural network with a case based dynamic window for stock trading prediction. *Expert Systems with Applications*, 36(3): 6889-6898.
- Chen, A.-S., et al. (2003). Application of neural networks to an emerging financial market: forecasting and trading the Taiwan Stock Index. *Computers & Operations Research*, 30(6): 901-923.
- Chun, S.-H. and S. H. Kim (2004). Data mining for financial prediction and trading: application to single and multiple markets. *Expert Systems with Applications*, 26(2): 131-139.
- Enke, D. and S. Thawornwong (2005). The use of data mining and neural networks for forecasting stock market returns. *Expert Systems with Applications*, 29(4): 927-940.
- Fernández, A. and S. Gómez (2007). Portfolio selection using neural networks. *Computers & Operations Research*, 34(4): 1177-1191.
- Freitas, F. D., et al. (2009). Prediction-based portfolio optimization model using neural networks. *Neurocomputing*, 72(10): 2155-2170.
- Kara, Y., et al. (2011). Predicting direction of stock price index movement using artificial neural networks and support vector machines: The sample of the Istanbul Stock Exchange. *Expert Systems with Applications*, 38(5), 5311-5319.
- Özçam, M. (1997). *Varlık fiyatlama modelleri aracılığıyla dinamik portföy yönetimi*, Ankara: Sermaye Piyasası Kurulu.
- Karaoglan, A. D. (2011). An integrated neural network structure for recognizing autocorrelated and trending processes. *Mathematical and Computational Applications*, 16(2): 514.
- Kutlu, B. and B. Badur (2009). Yapay sinir ağları ile borsa endeksi tahmini. *Yönetim*, 20 (63): 25-40.
- Oh, K. J., et al. (2006). An early warning system for detection of financial crisis using financial market volatility. *Expert Systems*, 23(2): 83-98.
- Öztemel, E. (2012). *Yapay sinir ağları*, Papatya Yayıncılık, İstanbul.
- Sakarya, Ş., et al. (2015). Stock market index prediction with neural network during financial crises: A review on Bist-100. *Financial Risk and Management Reviews*, 1(2):53-67
- Steiner, M. and H.-G. Wittkemper (1997). Portfolio optimization with a neural network implementation of the coherent market hypothesis. *European Journal of Operational Research*, 100(1): 27-40.

- Tektaş, A. and A. Karataş (2004). Yapay sinir ağları ve finans alanına uygulanması: Hisse senedi fiyat tahminlemesi. *Atatürk Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 18(3-4).
- Thawornwong, S. and D. Enke (2004). The adaptive selection of financial and economic variables for use with artificial neural networks. *Neurocomputing*, 56: 205-232.
- Ticknor J.L. (2013). A Bayesian regularized artificial neural network for stock market forecasting. *Expert Systems with Applications*, 40(14): 5501-5506.
- Vellido, A., et al. (1999). Neural networks in business: a survey of applications (1992–1998). *Expert Systems with Applications*, 17(1): 51-70.
- Wang, J.-Z., et al. (2011). Forecasting stock indices with back propagation neural network. *Expert Systems with Applications*, 38(11): 14346-14355.
- Yalcin, U., et al. (2013). Optimization of cutting parameters in face milling with neural networks and Taguchi based on cutting force, surface roughness and temperatures. *International Journal of Production Research*, 51(11): 3404-3414.
- Yao J., Li, Y. et al. (2000). Option price forecasting using neural networks. *The International Journal of Management Science*, 28(4): 455-466.
- Borsa İstanbul (BIST). Hisse Senetleri Piyasası / Gelişen İşletmeler Piyasası / Serbest İşlem Platformu Verileri. [online]. (24.01.2013). <http://www.imkb.gov.tr/Data/StocksData.aspx>

EKLER

Yapay sinir ağının Matlab kodlamasına dair yapısal dil:

```
Girdi Matrisini (P0) Tanımla ve Transpozunu al (P)
Çıktı Matrisini (T0) Tanımla ve Transpozunu al (T)
Girdi Katmanı Nöron Sayısını (S0) Tanımla
Ara katmanların Nöron Sayılarını (S1,S2,S3,S4,S5) Tanımla
Çıktı Katmanı Nöron Sayısını (S6) Tanımla
Aşağıdaki Kod Yapısını Kullanarak Ağ Topolojisini Oluştur ve Eğitime Başla
[Pn,minP,maxP,tn,minT,maxT] = premmx(P,T);
[Net = newff(minmax(P), [S0,S1,S2,S3,S4,S5,S6], {'purelin',
'tansig','tansig','tansig','logsig','tansig','tansig'},'traingd');
net.trainParam.epochs = 200000;
net.trainParam.goal = 0.000004;
net.trainParam.show = 10000;
net.trainParam.mc = 0.7;           % Momentum coefficient
net.trainParam.lr = 0.05;         % Learning rate
net.trainParam.lr_inc = 1.01;    % Ratio to increase lr
net = train(net,P,T);
Eğitim Sonucunu Kaydet
```

Tablo 12. Çalışmada Kullanılan Hisse Senetlerinin Yıllık (2010 Yılına Ait) Ortalama Getiri ve Riskleri

Hisse Senedi Kodu	Hisse Senedi Simgesi	Yıllık Ortalama Getiri (2010)	Getirilerin Standart Sapması (Risk)	Hisse Senedi Kodu	Hisse Senedi Simgesi	Yıllık Ortalama Getiri (2010)	Getirilerin Standart Sapması (Risk)	Hisse Senedi Kodu	Hisse Senedi Simgesi	Yıllık Ortalama Getiri (2010)	Getirilerin Standart Sapması (Risk)
1	ALYAG	6.765	21.49	48	KOZAA	0.19	9.66	95	KONYA	13.43	25.25
2	AEFES	3.19	7.33	49	TIRE	-1.31	7.29	96	KUTPO	0.37	7.47
3	BANVT	3.56	11.37	50	OLMKS	4.23	11.11	97	MRDIN	2.04	4.61
4	CCOLA	3.14	9.39	51	VKING	1.6	12.84	98	NUHCM	0.97	6.93
5	ERSU	5.75	21.03	52	GENTS	5.2	9.46	99	TRKCM	5.28	8.68
6	FRIGO	-0.91	9.56	53	KLBMO	4.58	13.37	100	USAK	4.97	9.32
7	KENT	22.766	59.41	54	ADEL	7.73	9.2	101	UNYEC	3.42	10.63
8	KERVT	7.28	13.47	55	SERVE	0.17	8.77	102	BRSAN	4.94	18.67
9	KNFRT	4.7	13.75	56	SASA	7.27	20.29	103	BURCE	19.92	38.24
10	KRSTL	7.15	18.81	57	AKSA	4.04	12.86	104	BURVA	4.33	22.25
11	MERKO	-0.27	8.88	58	ALKIM	1.73	7.31	105	COMDO	1.49	7.61
12	PENGD	1.69	9.61	59	AYGAZ	3.93	7.8	106	CELHA	3.19	10.87
13	PETUN	4.83	7.98	60	BAGFS	5.33	9.68	107	CEMTS	3.16	11.72
14	PINSU	0.46	8.27	61	BRISA	7.79	14.38	108	DMSAS	5.82	15.39
15	PNSUT	6.91	7.85	62	DEVA	0.87	7.1	109	ERBOS	6.32	15.13
16	SKPLC	2.72	17.57	63	DYOBY	2.88	11.3	110	EREGL	1.36	7.85
17	TATKS	3.32	9.44	64	ECILC	0.52	7.75	111	FENIS	-0.07	10.63
18	TBORG	1.26	11.4	65	EGGUB	5.01	12.57	112	IZMDC	4.02	9.16
19	TUKAS	3.68	11.39	66	GOODY	6.22	12.31	113	KRDMA	4.46	14.06
20	ULKER	4.37	10.71	67	GUBRF	7.33	12.42	114	KRDMB	5.27	15.98
21	AKALT	-0.61	8.45	68	HEKTS	5.48	6.29	115	KRDMD	1.87	9.16
22	ATEKS	4.59	15.2	69	MRSHL	10.14	15.35	116	SARKY	3.95	7.59
23	ALTIN	8.84	15.72	70	PETKM	4.65	12.35	117	ALCAR	4.05	10.12
24	ARSAN	8.74	28.13	71	PTOFS	2.72	7.93	118	ASUZU	3.51	13.24
25	BOSSA	-1.23	8.36	72	PIMAS	0.62	7.66	119	ARCLK	2.93	8.18
26	DERIM	6.95	19.45	73	SODA	3.84	5.55	120	BFREN	10.46	17.77
27	DESA	5.31	12.09	74	TRCAS	2.94	9.03	121	BSHEV	6.13	6.13
28	IDAS	-0.67	9.49	75	TUPRS	3.25	10.48	122	DITAS	2.53	7.5
29	KRTEK	0.85	17.44	76	ADANA	1.47	4.12	123	EGEEN	11.09	20.98
30	KORDS	3.41	7.23	77	ADBGR	2.04	6.9	124	EMKEL	2.04	14.44
31	LUKSK	5.61	12.05	78	ADNAC	5.31	13.13	125	EMNIS	-0.24	6.92
32	MNDRS	2.07	11.16	79	AFYON	66.81	247.94	126	FMIZP	4.54	10.76
33	MTEKS	3.65	18.13	80	AKCNS	1.84	9.85	127	FROTO	4.29	9.94
34	SKTAS	11.28	22.63	81	ANACM	5.21	9.12	128	GEREL	1.08	14.92
35	YATAS	2.15	10.9	82	BTCIM	2.03	7.73	129	IHEVA	1.93	10.01
36	YUNSA	5.47	10.35	83	BSOKE	3.11	8.57	130	KARSN	2.27	8.88
37	ALKA	1.03	9.53	84	BOLUC	0.81	8.78	131	KLMSN	1.5	8.72
38	BAKAB	3.56	20.44	85	BUCIM	0.28	6.38	132	MUTLU	4.84	13.3
39	DENTA	7.31	18.32	86	CMBTN	8.37	19.17	133	OTKAR	3.4	8.31
40	DOBUR	4.25	15.86	87	CMEN	-1.71	10.03	134	PARSN	4.9	16.25
41	DGZTE	-0.94	9.75	88	CIMSA	3.31	9.48	135	TUDDF	8.7	22.88
42	DURDO	4.05	14.65	89	DENCM	16.69	9.16	136	TOASO	5.4	11.47
43	HURGZ	0.8	10.29	90	ECYAP	1.32	7.45	137	PRKAB	2.11	8.58
44	IHGZT	16.03	25.25	91	EGSER	7.98	14.67	138	TTRAK	8.9	10.22
45	IPEKE	2.19	12.93	92	GOLTS	5.89	15.81	139	VESTL	-0.12	8.88
46	KAPLM	5.57	11.29	93	HZNDR	2.26	12.36	140	VESBE	2.88	13.99
47	KARTN	10.97	21.2	94	IZOCM	4.01	10.15				

Tablo 13. Çalışmada Kullanılan Bir Portföyü Oluşturan Hisse Senetlerinin Aylık Ortalama Getirileri ve Varyans-Kovaryans Matrisi

Aylar	MERKO	ALYAG	DERIM	DOBUR	KAPLM	HEKTS	TUPRS	EGSER	IZOCM	KUTPO	ERBOS	GEREL	EMKEL	EMNIS
1	4.84	9.91	16.24	7.12	13.78	5.41	5.75	15.46	29.66	4.94	27.32	-9.43	12.63	0.00
2	-4.62	-6.72	-16.17	0.34	5.83	2.07	-5.19	17.58	-0.75	-1.22	-10.87	-7.56	-31.65	-1.82
3	0.78	-2.46	-3.69	4.26	-4.76	5.84	-1.28	6.45	-1.85	9.33	0.88	7.50	6.11	11.01
4	4.88	-1.61	19.02	18.49	8.62	2.24	13.87	7.64	0.93	6.64	2.70	0.63	14.91	3.81
5	-8.89	0.00	-16.33	-4.80	3.57	2.29	0.00	15.20	-1.83	-4.95	5.71	1.92	-10.94	-0.94
6	4.65	-8.15	36.87	8.70	-5.88	3.15	18.10	4.17	0.93	0.45	1.94	14.71	23.08	-3.64
7	7.50	62.65	14.74	-2.13	6.25	6.72	0.87	-1.64	8.00	3.76	5.64	0.00	0.00	6.80
8	-15.49	-16.16	-26.07	-14.78	3.70	9.29	-13.53	-17.01	-6.54	-18.08	-17.22	-23.60	-7.14	-15.57
9	0.71	30.26	32.70	39.56	-9.24	20.00	2.59	2.08	-7.76	-7.80	0.81	11.95	6.67	1.67
10	15.57	18.75	17.78	21.62	31.49	7.95	23.21	28.57	0.74	7.28	38.98	11.97	7.14	6.19
11	-15.28	-16.88	-7.53	-20.60	-5.73	-8.33	-10.40	-15.79	10.19	-1.60	-1.67	-24.06	-10.91	-9.60
12	2.13	11.59	15.87	-6.80	19.25	9.09	5.04	33.00	16.38	5.65	21.62	28.97	14.58	-0.79

Var-Cov.	MERKO	ALYAG	DERIM	DOBUR	KAPLM	HEKTS	TUPRS	EGSER	IZOCM	KUTPO	ERBOS	GEREL	EMKEL	EMNIS
MERKO	0.0079	0.0114	0.0129	0.0092	0.0053	0.0020	0.0080	0.0080	0.0019	0.0047	0.0097	0.0087	0.0077	0.0047
ALYAG	0.0114	0.0462	0.0197	0.0132	0.0054	0.0069	0.0057	0.0062	0.0031	0.0043	0.0123	0.0120	0.0062	0.0085
DERIM	0.0129	0.0197	0.0378	0.0214	0.0014	0.0046	0.0155	0.0081	0.0040	0.0063	0.0144	0.0186	0.0224	0.0058
DOBUR	0.0092	0.0132	0.0214	0.0252	0.0010	0.0064	0.0105	0.0075	-0.0042	0.0026	0.0076	0.0118	0.0098	0.0060
KAPLM	0.0053	0.0054	0.0014	0.0010	0.0127	0.0006	0.0056	0.0115	0.0043	0.0034	0.0128	0.0043	0.0021	0.0017
HEKTS	0.0020	0.0069	0.0046	0.0064	0.0006	0.0040	0.0011	0.0019	-0.0017	-0.0010	0.0013	0.0045	0.0028	0.0011
TUPRS	0.0080	0.0057	0.0155	0.0105	0.0056	0.0011	0.0110	0.0091	0.0010	0.0046	0.0109	0.0103	0.0103	0.0038
EGSER	0.0080	0.0062	0.0081	0.0075	0.0115	0.0019	0.0091	0.0215	0.0043	0.0064	0.0157	0.0155	0.0043	0.0052
IZOCM	0.0019	0.0031	0.0040	-0.0042	0.0043	-0.0017	0.0010	0.0043	0.0103	0.0035	0.0085	-0.0002	0.0039	0.0003
KUTPO	0.0047	0.0043	0.0063	0.0026	0.0034	-0.0010	0.0046	0.0064	0.0035	0.0056	0.0071	0.0054	0.0045	0.0040
ERBOS	0.0097	0.0123	0.0144	0.0076	0.0128	0.0013	0.0109	0.0157	0.0085	0.0071	0.0229	0.0112	0.0109	0.0049
GEREL	0.0087	0.0120	0.0186	0.0118	0.0043	0.0045	0.0103	0.0155	-0.0002	0.0054	0.0112	0.0222	0.0124	0.0060
EMKEL	0.0077	0.0062	0.0224	0.0098	0.0021	0.0028	0.0103	0.0043	0.0039	0.0045	0.0109	0.0124	0.0208	0.0031
EMNIS	0.0047	0.0085	0.0058	0.0060	0.0017	0.0011	0.0038	0.0052	0.0003	0.0040	0.0049	0.0060	0.0031	0.0048