

T.C.
MARMARA ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ
İŞLETME ANABİLİM DALI
SAYISAL YÖNTEMLER BİLİM DALI

**FİNANSAL VERİLERE DAYALI MARKA DEĞERİ
BELİRLEMeye YÖNELİK YAPAY ZEKÂ TEMELLİ AMPİRİK
BİR ÇALIŞMA**

Yüksek Lisans Tezi

HASAN ŞENGÜLER

İstanbul, 2020

T.C.
MARMARA ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ
İŞLETME ANABİLİM DALI
SAYISAL YÖNTEMLER BİLİM DALI

**FİNANSAL VERİLERE DAYALI MARKA DEĞERİ
BELİRLEMeye YÖNELİK YAPAY ZEKÂ TEMELLİ AMPİRİK
BİR ÇALIŞMA**

Yüksek Lisans Tezi

HASAN ŞENGÜLER

DANIŞMAN: DOÇ. DR. MEHMET NURİ İNEL

İstanbul, 2020

GENEL BİLGİLER

İsim ve Soyadı : Hasan ŞENGÜLER
Anabilim Dalı: : İşletme
Programı: : Sayısal Yöntemler
Tez Danışmanı: : Doç.Dr. Mehmet Nuri İNEL
Tez Türü ve Tarihi: : Yüksek Lisans - 2020
Anahtar Kelimeler: : Marka, Marka Değeri, Yapay Zekâ, Yapay Sinir Ağları

ÖZET

FİNANSAL VERİLERE DAYALI MARKA DEĞERİ BELİRLEMeye YÖNELİK YAPAY ZEKÂ TEMELLİ AMPİRİK BİR ÇALIŞMA

Marka değeri finansal yöntemler, tüketici davranışına dayalı yöntemler ve bu iki yöntemin bir arada kullanıldığı karma yöntemler ile belirlenmektedir. Bu çalışmada marka değerini belirleyen finansal yöntemlerin değişkenleri belirlenip, bu değişkenler kullanılarak marka değeri belirlemeye yönelik yapay sinir ağı yöntemi ile iki model kurulmuştur. Daha sonra bu modellerin sonuçları değerlendirilerek karşılaştırılmıştır.

GENERAL KNOWLEDGE

Name and Surname :Hasan ŞENGÜLER
Field :Business Administration
Programme :Quantitative Methods
Supervisor :Assoc. Prof. Dr. Mehmet Nuri İNEL
Degree Awarded and Date :Master- 2020
Keywords :Brand, Brand Value, Artificial Intelligence, Artificial
Neural Networks

ABSTRACT

FİNANSAL AN EMPRICIAL STUDY BASED ON ARTIFICIAL INTELLIGENCE FOR DETERMINING BRAND VALUE BASED ON FINANCIAL DATA

Brand value is determined by financial methods, methods based on consumer behavior, and mixed methods in which these two methods are used together. Firstly, the variables of financial methods that determine brand value are detected in this study. Socondly, two models are established with an artificial neural network method to determine brand value using these variables. Then, the result of these two models are evaluated and compared.

İÇİNDEKİLER

	Sayfa No.
TABLO LİSTESİ.....	v
ŞEKİL LİSTESİ.....	vi
KISALTMALAR	vii
1.GİRİŞ	1
2.MARKA KAVRAMI ve MARKA DEĞERLEME MODELLERİ.....	2
2.1.Marka ve Marka Değeri Kavramı	2
2.2.Marka Değerleme Modelleri	3
2.2.1.Finansal Yöntemler	5
2.2.1.1.Maliyet Esaslı Marka Değerleme	6
2.2.1.2.Piyasa Esaslı Marka Değerleme	6
2.2.1.2.1.Sermaye Piyasası Esaslı Marka Değerleme	7
2.2.1.3.Gelir Hasılat Esaslı Marka Değerleme	8
2.2.1.3.1.Fiyat Primi Modeli	8
2.2.1.3.2.İsim Hakkından Kurtulma Yöntemi	9
2.2.1.3.3.Birleştirme Analiz Yöntemi	10
2.2.1.3.4.Hedonik Yöntem	10
2.2.1.3.5.Crimmins Yöntemi	12
2.2.1.3.6.Kern Yöntemi	12
2.2.1.3.7.Hirose Yöntemi	13
3.YAPAY SİNİR AĞLARI	22
3.1.Yapay Sinir Ağlarının Tanımı.....	22
3.2.Yapay Sinir Ağları Yapısı ve Temel Elemanları	23

3.3.Yapay Sinir Ağlarının Sınıflandırılması	25
3.3.1.Mimari Yapılarına Göre Yapay Sinir Ağları.....	25
3.3.1.1.İleri Beslemeli Ağlar	25
3.3.1.2.Geri Beslemeli Ağlar.....	26
3.3.2.Öğrenme Yapılarına Göre Yapay Sinir Ağları.....	26
3.3.2.1.Danışmanlı(Denetimli) Öğrenme	26
3.3.2.2.Destekleyici(Takviyeli) Öğrenme	27
3.3.2.3.Danışmansız(Denetimsiz) Öğrenme	27
3.3.3.Öğrenme Zamanlarına Göre Yapay Sinir Ağları	27
3.4.Yapay Sinir Ağlarının Eğitilmesi ve Öğrenme Kuralları.....	28
3.4.1.Hebb Kuralı.....	28
3.4.2.Hopfield Kuralı	28
3.4.3.Delta Kuralı.....	29
3.4.4.Kohonen Kuralı.....	29
4.FİNANSAL VERİLERE DAYALI MARKA DEĞERİ BELİRLEMeye	
YÖNELİK YAPAY ZEKÂ TEMELLİ UYGULAMA.....	29
4.1.Uygulamanın Konusu, Amacı ve Önemi	29
4.1.1.Uygulamanın Konusu.....	29
4.1.2.Uygulamanın Amacı	29
4.1.3.Uygulamanın Önemi	30
4.1.4.Uygulamanın Yöntem ve Kısıtları	30
4.2.Verinin Tanıtılması ve Hazırlanması	32
4.3.Yapay Sinir Ağları İle Modelin Kurulması.....	47
4.3.1.Yapay Sinir Ağı Mimarisi.....	47
4.3.2.Yapay Sinir Ağı'nın Eğitilmesi ve Testi	52
4.3.3.Yapay Sinir Ağı Modeli Çıktıları.....	58
4.4.Yapay Sinir Ağlarının Sonuçlarının Değerlendirilmesi	65
5.SONUÇ VE ÖNERİLER.....	68
KAYNAKÇA.....	71

TABLO LİSTESİ

Sayfa No.

Tablo 1: Aselsan Elektronik A.Ş. 2018 Yılsonu Bilançosu	36
Tablo 2: Aselsan Elektronik A.Ş. 2018 Gelir-Gider Tablosu	37
Tablo 3: Firmaların Bağımlı ve Bağımsız Değişken Değerleri	40
Tablo 4: Firmaların Bağımlı ve Bağımsız Değişkenleri Normalize Edilmiş Değerleri	44
Tablo 5: %80 - %20 Oranında Ayrılmış Test Kümesi.....	46
Tablo 6: %90 - %10 Oranında Ayrılmış Test Kümesi.....	47
Tablo 7: Yapay Sinir Ağı 1. Modelin Çıktısı ve Gerçek Değerler (Normalize Edilmiş Hali)	59
Tablo 8: Yapay Sinir Ağı 1. Modelin Tahmininin Hata ve Güvenirlik Sonuçları.....	60
Tablo 9: Yapay Sinir Ağı 2. Modelin Çıktısı ve Gerçek Değerler (Normalize Edilmiş Hali)	61
Tablo 10: Yapay Sinir Ağı 2. Modelin Tahmininin Hata ve Güvenirlik Sonuçları.....	62
Tablo 11: Yapay Sinir Ağı 2. Modelin Çıktısı ve Gerçek Değerler	64
Tablo 12: Yapay Sinir Ağı 2. Modelin Çıktısı ve Gerçek Değerler	64

ŞEKİL LİSTESİ

	Sayfa No.
Şekil 1: Yapay Sinir Hücresi Yapısı.....	23
Şekil 2: Yapay Sinir Ağı Modeli	25
Şekil 3: Matlab "nntool" Penceresi.....	49
Şekil 4: "Matlab Create Network or Data" Penceresi	51
Şekil 5: Yapay Sinir Ağı Modeli 1	51
Şekil 6: Yapay Sinir Ağı Modeli 2	52
Şekil 7: Öğrenmenin Hata Uzayındaki Gösterimi.....	52
Şekil 8: Yapay Sinir Ağı Parametreleri.....	53
Şekil 9: Yapay Sinir Ağı Eğitim Penceresi 1	54
Şekil 10: Yapay Sinir Ağı İterasyona Bağlı Hata Değişim Grafiği 1	55
Şekil 11: Ağın Eğitim Regresyon Grafikleri 1	55
Şekil 12: Yapay Sinir Ağı Eğitim Penceresi 2	56
Şekil 13: Yapay Sinir Ağı İterasyona Bağlı Hata Değişim Grafiği 2	57
Şekil 14: Ağın Eğitim Regresyon Grafikleri 1	58
Şekil 15: Yapay Sinir Ağı Test.....	59
Şekil 16: 1. Modelin R-kare Grafiği.....	60
Şekil 17: 2. Modelin R-kare Grafiği.....	62

KISALTMALAR

YSA	Yapay Sinir Ağları
MD	Marka Deęeri
MDV	Maddi Duran Varlıklar
MODV	Maddi Olmayan Duran Varlıklar
SM	Satışların Maliyeti
YS	Yurtdışı Satışlar
AFDG	Ana Faaliyet Dışı Gelirler
HSS	Hisse Senedi Sayısı
HSBF	Hisse Senedi Birim Fiyatı

1. GİRİŞ

Geçmişten günümüze marka ve marka değerini belirlemeye yönelik yapılan çalışmalar incelendiğinde, marka kavramının, üreticiler, aracılar ve tüketiciler açısından oldukça önemli bir konumda olduğunu söylemek mümkündür (Bursalı, 2009, s. 29). Markanın öneminin artması ile birlikte, marka değerinin nasıl hesaplanacağı konusu da önem kazanmış ve birçok çalışmaya konu olmuştur. Bu çalışmalar neticesinde, marka değeri belirlemeye yönelik finansal yöntemler, tüketici davranışına dayalı yöntemler ve bu iki yöntemin bir arada kullanıldığı karma yöntemler gibi birçok yöntem ortaya çıkmıştır.

Bu çalışmada marka değeri, yapay sinir ağı modeli ile marka değeri belirleme yöntemlerinden finansal modellerin değişkenleri kullanılarak belirlenmeye çalışılmış ve finansal değerler kullanılarak marka değerinin belirlenmesine yönelik yeni bir model geliştirilmesi amaçlanmıştır.

Çalışmanın ikinci bölümünde marka kavramı, marka değeri kavramı açıklanmış, marka değerlendirme yöntemlerinden bahsedilmiş ve uygulamamızda değişkenlerini kullandığımız finansal modeller detaylı olarak ele alınmıştır. Literatürde marka değeri belirlenmesi üzerine yapılmış çalışmalara değinilmiştir.

Üçüncü bölümde, çalışmada kullanılan yapay zekâ tekniklerinden yapay sinir ağları konu anlatımına yer verilmiştir. Yapay sinir ağları yapısı, bileşenleri, sınıflandırılması ve öğrenme kuralları detaylı olarak anlatılmıştır.

Dördüncü bölümde ise, önceki bölümlerde anlatılan finansal temelli marka değerlendirme modellerinden belirlenen uygun değişkenler ile yapay sinir ağı modeli kullanılarak marka değerini belirleyen modelin kurulumu anlatılmıştır. Kurulan iki farklı yapay sinir ağı modelinin sonuçları gösterilmiştir. Bölümün son kısmında da iki modelin sonuçları karşılaştırılarak genel bir yorumlama ile değerlendirilmiştir.

2. MARKA KAVRAMI ve MARKA DEĞERLEME MODELLERİ

2.1. Marka ve Marka Değeri Kavramı

Marka, eski yıllarda kullanılmış olan bir İskandinav dilinde yakma fiili anlamında kullanılan “brandr” kelimesinden gelmektedir (Akgün & Akgün Ali, 2014, s. 3). Türk Dil Kurumuna göre marka, ticari bir malı, herhangi bir nesneyi tanıtmaya, benzerinden ayırmaya yarayan özel bir işaret veya isim olarak tanımlanmaktadır (Türk Dil Kurumu, 2019). Literatür incelendiğinde birçok marka tanımının olduğu görülmektedir.

Aaker marka tanımını, satıcılar tarafından sunulan mal ya da hizmetlerin tanımlanması ve aralarındaki farklılıkların ortaya konulabilmesini hedefleyen ayırt edici isim ve sembol tasarımı olarak yapmıştır (Aaker, 1991, s. 31).

Marka, satıcı ya da satıcıların rakiplerinden ayırt edilmesine ve ürünlerinin ya da hizmetlerinin tanınmasına yarayan bir isim, bir işaret ya da bunların ikisinin birleşimidir (Keller, 1998, s. 3).

Keller ve Kotler’in tanımlamasına göre ise marka, diğer ürün ve hizmetlerden işlevsel, rasyonel, somut, sembolik, doğrusal veya soyut olarak farklılaşmayı sağlayan özellikleri ekleyen ürün ya da hizmetlerdir (Kotler & Keller, 2006, s. 274).

Kapferer’e (2008, s. 10) göre marka, bir malın veya hizmetin geçmişi ve geleceğidir. Bu mal veya hizmetlere anlam katarak zamanla firma ve tüketici arasında bir anlaşmaya dönüşür.

A.Seethraman, Azlan, & S.Gunalan’e (2001, s. 243) göre marka, firmanın ürünlerini veya hizmetlerini benzer ürünler veya hizmetlerden ayırt etme amaçlı düşünülen işarettir.

Marka değeri ise markanın müşterilerinin, dağıtıcıların ve diğer firmaların, marka hakkında sahip oldukları çağrışımlardır (Kapferer, 2008, s. 13).

Marka değeri, firmaya ait olan marka ismi ya da marka sembolünün, bir ürün veya hizmete eklemiş olduğu değerdir (Aaker, 1991, s. 15).

Keller tüketici taraflı yapmış olduğu tanımda, marka değerine karşı tüketicilerin vermiş oldukları tepkilerin farklılık gösterdiğini ve tüketicilerin marka değeri hakkındaki bilgileri sayesinde markaya karşı bir tutum geliştirdiklerini vurgulamıştır (Keller, 1998, s. 60).

Marka değeri, tüketicilerin markaya karşı tutumları, davranışları ve markaya verdikleri değere bağlı olarak ortaya çıkan, markayı diğer markalardan ayırt etmeye yarayan ve markanın rakip markalara karşı parasal gücünü ifade eden bir değer olarak tanımlanabilir (Fırat & Badem, 2008, s. 211). Buradan, marka değerinin, tüketicinin marka hakkındaki tutumuna, markanın ismine ya da sembolüne bağlı bir değer olduğu söylenebilir.

Literatür incelendiğinde marka değeri olarak karşımıza iki kavram çıkmaktadır. Bunlar “Brand Equity” ve “Brand Value” kavramlarıdır. “Brand Equity” kavramı müşterilerde oluşan marka değeri algısını, “Brand Value” kavramı ise finansal açıdan marka değerini ifade etmektedir (U.Divanoğlu, Bağcı, & Eroğlu, 2019, s. 2567).

2.2. Marka Değerleme Modelleri

Marka değeri belirlemede, finansal yöntem, tüketici davranışına dayalı yöntem ve bu iki yöntemin eksikliklerinin ortadan kaldırılması amacıyla beraber kullanıldıkları karma yöntem yaklaşımları geliştirilmiştir (Kim, Kim, & An, 2003, s. 336).

Finansal temelli marka değerlendirme, markanın oluşturulması, pazarlanması ve dağıtımı süreçlerindeki çalışmaları kapsayan modellerdir (Kriegbaum, 1998, s. 9). Tüketici davranışı temelli marka değerlendirme modelleri, finansal temelli modellerde kullanılan hesaplama kriterlerinin yerine tüketicilerin izlenimleri, tüketicinin marka hakkındaki tutumu gibi kriterleri kapsamaktadır (Lassar, Mittal, & Sharma, 1995, s. 13). Karma yöntemler ise finansal temelli ve tüketici davranışı temelli modellerdeki eksikliklerin gözlemlenmesi sonucunda bu eksiklikleri ortadan kaldırma amacıyla iki yöntemin bir arada kullanılmasıyla meydana gelmiştir (Kim, Kim, & An, 2003, s. 338).

Finansal yöntemler uygulamamızın konusu olduğundan dolayı ayrı bir başlık altında detaylı olarak incelenecektir. Marka değeri belirlenirken finansal temelli modellerde dikkate alınmayan tüketici davranışları, tutumları ve görüşleri tüketici davranışı temelli modellerde dikkate alınmaktadır. Tüketici davranışına dayalı yöntemler, marka değerini belirlemek için anket, gözlem, yüz yüze görüşme vb. gibi yöntemler kullanılmaktadır (Çelik, 2001, s. 200). Bu yöntem parasal olmayan model olarak da adlandırılır (Fırat & Badem, 2008, s. 214). Literatür incelendiğinde tüketici davranışına dayalı marka değeri belirleme yöntemlerinden yaygın olarak kullanılan modeller aşağıda gösterildiği gibidir (Tuğay & Top, 2014, s. 223).

- Aaker Marka Değerleme Modeli
- Keller Marka Değerleme Modeli
- McKinsey Marka Değerleme Modeli
- Kapfferer Marka Değerleme Model

Aaker marka değerleme modeline göre, marka değeri “diğer marka varlıkları”, “algılanan kalite”, “marka çağrışımları”, “marka bağlılığı” ve “marka çağrışımı” gibi beş ögeden oluşmaktadır (Aaker, 1991, s. 15). Aaker modelinde kullanılan değişkenlerin öznel olarak belirlenmesi ve elde edilen marka değerinin sayısal verilerle nasıl ifade edileceğinin belli olmaması bu modelin eksiklikleridir (Fırat & Badem, 2008, s. 214).

Keller marka değerleme modeline göre, marka değeri marka bilgisine dayanmaktadır ve marka bilgisinin “marka farkındalığı” ve “marka imajı” olmak üzere iki ögesi bulunmaktadır (Keller, 1993, s. 2). Keller modeli de Aaker modeli ile benzer eksikliklere sahip bir modeldir (Fırat & Badem, 2008, s. 214).

McKinsey marka değerleme modeline göre, markanın gücü ölçülebilir bir unsurdur. Fakat yöntemde kullanılan veriler ile sayısal sonuçlar elde edilememektedir. Bundan dolayı marka değeri belirlemeye yönelik yetersiz bir model olarak görülmektedir (Karataş, 2014, s. 100).

Kapfferer marka deęerleme modeline gre, mřteriler ile markanın arasında bir baęlılık oluřtuęunu ve oluřan bu baęlılık sayesinde mřterinin tekrardan markalı rn tercih etme davranıřına srklendięi ifade edilmektedir (Tuęay & Top, 2014, s. 222).

Finansal temelli yntem ve tketicici davranıřı temelli yntemin bir arada kullanıldıęı karma yntemler, birleřtirilmiř yntemler olarak da adlandırılmaktadır. Birleřtirilmiř modeller, finansal temelli yntemlerin tketicici davranıřlarını dikkate almaması ve tketicici davranıřı temelli yntemlerin sayısal sonular elde edememesi gibi eksikliklerini ortadan kaldırma amacıyla geliřtirilmiř modellerdir (Fırat & Badem, 2008, s. 214). Birleřtirilmiř modellere gre marka deęerinin belirlenmesi ařamasında tketicici davranıřına ynelik verilerden ve finansal verilerden yararlanılarak sayısal olarak marka deęeri hesaplanmaktadır (Bařcı, 2009, s. 80). Karma modeller finans ve pazarlama alanlarında danıřmanlık yapan firmalar tarafından geliřtirilmiř olan modellerdir. Karma modellerle hesaplanan marka deęerinde kullanılan yntemler hakkında bilgi verilmemektedir (U.Divanoęlu, Baęcı, & Eroęlu, 2019, s. 2568). Karma modelleri ierisinde, Interbrand Modeli, Financial Word Modeli, Nielsen Modeli, Brand Finance Modeli, Brand Raiting Modeli, Semion Yaklařımı Modeli gibi modeller yer almaktadır. Karma modeller arasında en ok kullanılan modeller ise InterBrand ve Brand Raiting modelleridir (Fırat & Badem, 2008, s. 215).

2.2.1. Finansal Yntemler

Finansal yntemler kullanarak marka deęeri belirlenmesindeki temel ama firmanın marka deęerini parasal olarak belirlemektir (U.Divanoęlu, Baęcı, & Eroęlu, 2019, s. 2567). Finansa dayalı modellerde, hesaplamalar finansal deęerler kullanılarak yapılmaktadır. (Baldauf, Cravens, & Binder, 2003, s. 221).

Marka deęeri belirlemeye ynelik finansal modelleri, maliyet esaslı yntemler, piyasa esaslı yntemler ve gelir esaslı yntemler olarak ele alınmaktadır (Uygurtrk, Uygurtrk , & Korkmaz, 2017, s. 13)

2.2.1.1. Maliyet Esaslı Marka Değerleme

Maliyet esaslı marka değerleme modeli, marka değerini, markanın oluşturulması ve geliştirilmesinde yer alan reklam, promosyon, tanıtım giderleri vb. gibi harcamaların tamamını dikkate alarak değerlendirir (A.Seethraman, Azlan, & S.Gunalan, 2001, s. 248). Bu model, marka değerini “tarihi maliyet yöntemi” ve “yerine koyma maliyet (ikame maliyet) yöntemi” olmak üzere iki yaklaşım ile hesaplamaktadır (Çelik, 2001, s. 197).

Tarihi maliyet yöntemine göre, firma tarafından markaya yönelik yapılmış olan tüm harcamalar marka değerini oluşturmaktadır (Fırat & Badem, 2008, s. 212). Çok eskiden beri var olan markaların harcamalarının belirlenmesinin zor olması, hesaplamalarda kullanılan verilerin geçmişe dayanıyor olması ve geleceğin önemli bir unsur olarak görülmemesi bu yöntemin sorunlarından (Yılmaz & Güzel, 2012, s. 146). Tarihi maliyet yönteminin formüle edilmiş hali aşağıdaki gibidir (Karataş Aracı & Bekçi, 2017, s. 36).

MARKA DEĞERİ= Marka Geliştirme Maliyetleri + Marka Pazarlama ve Dağıtım Maliyeti + Marka Promosyon Maliyetleri

Yerine koyma(ikame) maliyet yöntemine göre marka değeri, markanın tekrardan oluşturulması durumunda yapılması gereken harcamaların toplamı alınarak belirlenmektedir (İlik, 2014, s. 42). Yani, markaya benzer yeni bir marka oluşturulmasıyla katlanılan maliyetler toplamı ile marka değeri belirlenir. Aynı değerde benzer bir marka yaratmak için yapılan harcamaların miktarının öznel hesaplar ile belirlenmesi modelin güvenilir sonuçlar vermesini önlemektedir (Kaya, 2002, s. 6).

2.2.1.2. Piyasa Esaslı Marka Değerleme

Modele göre marka değeri, markanın faaliyette olduğu piyasada aynı ürüne sahip diğer markaların piyasa değerleri kıyaslanarak belirlenmektedir (Durusoy, 2005, s. 53). Yöntem, markaların alınıp satılabildiği bir pazarın olduğunu ve bu pazarda kıyaslama yapılabilecek benzer markaların olduğunu varsaymaktadır (Çelik, 2001, s. 198). Marka değeri belirlenmek istenen bir firmanın faaliyette olduğu sektörde, bu firma

ile aynı ürünü üreten benzer bir firmanın olup olmadığı tespit edilir. Benzer firma bulunduğundan sonra bu firmanın daha önceden belirlenmiş olan marka değeri baz alınır ve marka değeri hesaplanır (İlik, 2014, s. 45).

Markalar sürekli alınıp satılan varlıklar olmadığından dolayı kıyaslama yapılacak marka alım satım işlemi bulmak her zaman mümkün olmayabilir (Zimmermann, Bölting, Sander, & Aga, 2001, s. 33). Ayrıca kıyaslama yapılacak markanın belirlenmesi zor olabilmektedir (Fırat & Badem, 2008, s. 213). Firmalar gerçekleştirdikleri alım satım işlemleri sırasında ödenen bedeller genellikle açıklanmadığından dolayı bu yöntem kullanılabilirliğini kaybetmektedir (Çelik, 2001, s. 198).

2.2.1.2.1. Sermaye Piyasası Esaslı Marka Değerleme

Simon ve Sullivan tarafından geliştirilmiş olan bu modele göre marka değeri, gelecekte elde edilecek ve yalnızca marka ile ilişkilendirilebilen getirilerin bugünkü değeri şeklinde tanımlanmıştır (Simon & Sullivan, 1993, s. 30). Modelde firmanın finansal değeri maddi ve maddi olmayan duran varlıkları içerdiği ve sermaye piyasalarının aktif olduğu kabul edilmektedir (Kriegbaum, 1998, s. 18).

Bu yöntem kullanılarak marka değerinin doğru bir şekilde tespit edilebilmesi için aktif bir hisse senedi piyasası olmalı ve marka değerini olumlu ya da olumsuz etkileyecek durumlar aynı zamanda hisse senedi fiyatını da etkilemelidir (Zimmermann, Bölting, Sander, & Aga, 2001, s. 33).

Modelde marka değeri regresyon analizi kullanılarak piyasa değerinden ayrıştırılır. Bu ayrıştırma işleminde ilk olarak firmanın piyasa değeri maddi ve maddi olmayan varlıklara bölünür. Daha sonra maddi olmayan varlıklar ayrıştırılır ve marka değeri belirlenmiş olur (Fırat & Badem, 2008, s. 213). Modelin formülasyonu aşağıdaki gibidir (Kendirli, 2018, s. 119).

MARKA DEĞERİ = (Borsada İşlem Gören Hisse Senedi Sayısı x Hisse Senedi Birim Fiyatı) – (Maddi Duran Varlıklar + Maddi Olmayan Duran Varlıklar)

Modelde karşılaşılan sorunlardan biri, herhangi bir sermaye piyasasına kote olan firmalara uygulanabileceği için kullanım alanının sınırlı olmasıdır (Kaya, 2002, s. 9). Bir diğer sorun ise yöntemin hisse senedi fiyatına bağlı olmasıdır. Bundan dolayı hisse senedi fiyatlarındaki değişimler, marka değerinde de bir değişime neden olacaktır (İlik, 2014, s. 48).

2.2.1.3. Gelir Hasılat Esaslı Marka Değerleme

Bu modeller, şirketin markanın etkisiyle elde ettiği karlardan hareketle marka değerini belirlemeye yöneliktir (Bursalı & Karaman, 2009, s. 288). Firmanın markaya sahip olmadan önceki kazançları ile firmanın markaya sahip olduktan sonraki kazançları arasındaki fark hesaplanır ve markanın firmanın karını ne kadar arttırdığı bulunur (Yılmaz & Güzel, 2012, s. 147). Bu oransal olarak hesaplanan değer ve markalaşmış ürünlerin sağlamış olduğu nakit akışları tahmin edilerek şimdiki değerine indirgenmesi ile marka değeri belirlenir (İlik, 2014, s. 51). Gelir esaslı marka değerlemeye yönelik aşağıda görülen yöntemler kullanılmaktadır (Bozkaya, 2019, s. 28).

- Fiyat Primi Modeli
- İsim Hakkından Kurtulma Modeli
- Birleştirme Analiz Modeli
- Hedonic Model
- Crimmins Model
- Kern Modeli
- Hirose Modeli

2.2.1.3.1. Fiyat Primi Modeli

Markalı ve markasız firmaların ürünlerin birbirleriyle karşılaştırılması bu yöntem ile marka değeri belirlemenin mantıklı bir yoludur. Markalı olan ürünün fiyat primi, tüketici anketiyle ya da perakendecilerin talep ettikleri fiyatların ortalamaları alınarak belirlenebilir. Marka değerini belirlemek için marka satışları, markalı ve markasız bir ürün arasındaki fiyat farkının satılan ürün sayısı ile çarpılması ve markadan kaynaklı maliyetin çıkarılması ile hesaplanır. Sonuç olarak bu yöntemle göre

marka değeri, yalnızca markadan kaynaklanan kârdır ve markalı ürünler satan firmanın, isimsiz bir firmanın kârına kıyasla ek kazancıdır. Bu kazanç iskonto edilir ve marka değeri bulunur (Kriegbaum, 1998, s. 11). Buradan hareketle model formüle edecek olursak,

$$\text{Ürünlerin Fiyat Farkı} = \text{Markalı Ürün Fiyatı} - \text{Markasız Ürün Fiyatı}$$

$$\text{Fiyat Primi} = \text{Ürünlerin Fiyat Farkı} / \text{Markalı Ürün Fiyatı}$$

$$\text{Fiyat Primi Tutarı} = \text{Satışların Tahmini} \times \text{Fiyat Primi}$$

$$\text{Fiyat Primi Tutarı Bugünkü Değeri} = \text{Fiyat Primi Tutarı} \times \text{İskonto Oranı}$$

$$\text{MARKA DEĞERİ} = \Sigma \text{FİYAT PRİMİ TUTARLARI}$$

şeklinde marka değeri hesaplanmış olur.

Bu yöntemin kullanımı oldukça makul ve kolay görülse de yöntem ile ilgili birkaç sorun vardır. Bu sorunlardan bir tanesi, modelde gelecekteki kâr potansiyeli hiç dikkate alınmazken, sadece mevcut karlar dikkate alınmaktadır (Crimmins, 1992, s. 16). Diğer bir sorun ise bu yöntem ile karşılaştırma yapılacak markasız ürünün her zaman var olamayacağıdır (Kapferer, 2008, s. 517). Markalı ürünlerin, düşük fiyatlara sahip olması veya markasız ürünlere kıyasla çok daha pahalı olması ihtimalleri göz önüne alındığında, bir fiyatın marka ile çoğu zaman ilgisi olmadığı düşünülebilir. Ayrıca fiyatlar zaman içerisinde sabit kalmayıp değişebilir. Sonuç olarak bu fiyat primi yönteminin marka değeri belirlemede eksiklikleri görülmektedir (Kriegbaum, 1998, s. 11).

2.2.1.3.2. İsim Hakkından Kurtulma Yöntemi

Yöntem, firmanın bir markaya sahip olmadığını, bunun yerine firmanın markayı belli bir lisans bedeli ödeyerek kullandığını varsaymaktadır (Kaya, 2002, s. 9). Marka değeri bir marka için elde edilebilecek lisans bedeline göre belirlenir (Kriegbaum, 1998, s. 10).

Yöntemde, marka için ödenecek isim hakkı tutarları bir oran olarak belirlenir ve gelecek için tahmin edilen satışlara uygulanır. Daha sonra gelecekte ödenmesi tahmin edilen isim hakkı bedelleri iskonto edilerek marka değeri belirlenir. Yöntemden doğru sonuçlar elde edebilmek için, yöntemde kullanılan royalti oranının iyi tespit edilmesi gerekmektedir. (Kaya, 2002, s. 10).

Ancak yöntemde isim hakkı uygulaması kullanıldığından ve sektörlerin tümünde bu uygulama bulunmadığından dolayı modelin kullanım alanı sınırlıdır (Kapferer, 2008, s. 286). Ayrıca kullanıldıkları zaman dilimi, kullanım bölgesi, kullanım hakları ve lisanslı markanın kullanabileceği ürünler ile ilgili karşılaştırılabilir isim hakkı anlaşmaları bulmak zor olacağından, karşılaştırılabilir markaların isim hakkı bedelini belirlemek zor olacaktır. Ek olarak isim hakkı sözleşmeleri kalite, pazarlama, tasarım, paketleme ile ilgili sözleşmeleri içerdiğinden dolayı, markanın net değeri yerine brüt değerini belirlemek için uygundur (Kriegbaum, 1998, s. 10).

2.2.1.3.3. Birleştirme Analiz Yöntemi

Birleştirme analiz yöntemi, fiyat primi modelinden hareketle ortaya çıkan bir yaklaşım olarak düşünülebilir. Bu yöntem, farklı ürün özelliklerinin, müşteriler tarafından bir ürün için ifade edilen tercihler üzerindeki etkisini ortaya koymaktadır. Bu etkiyi belirlemek için modelin ihtiyacı olan veriler anket, mülakat gibi yöntemler yardımıyla elde edilmektedir (Zimmermann, Bölting, Sander, & Aga, 2001, s. 40).

Marka değerinin belirlenebilmesi için tüketicinin markalı ürüne ödemiş olduğu fiyatın hangi miktarda markadan kaynaklı olduğu birleştirme analiz yöntemi ile hesaplanır (Calderon, Cervera, & Molla, 1997, s. 293). Hesaplanan bu değer oransal bir değerdir ve firmanın gelecek yıllardaki satışlarının tahmini ile çarpılarak marka değeri belirlenir (Kaya, 2002, s. 17).

2.2.1.3.4. Hedonik Yöntem

Yöntemde, ürünlerin özellikleri ve piyasa fiyatları arasında fonksiyonel bir ilişki olduğu varsayımına göre, her bir özelliğin piyasa değeri bir regresyon analizi ile belirlenir. Bu ürünün fiyatı ile özellikleri arasındaki ilişkiye hedonik fiyat fonksiyonu

olarak adlandırılır. Birleştirme yönteminde olduğu gibi markanın piyasa değeri ve fiyatı, ürünün tüm fiyatından ayrıştırılabilir. Fakat hedonik yönteme göre marka değeri direkt olarak tüketici değerlendirmelerine dayanmamaktadır. Bunun yerine piyasada bulunan farklı özelliklere sahip ürünlerin fiyat değişimlerini açıklamak amacıyla analiz edilmektedir (Kriegbaum, 1998, s. 13). Burada bahsedilen hedonik fiyat fonksiyonu ürünün fiyata etki eden her bir özelliğin sayısal olarak karşılığını belirlemektedir. Hedonik fiyat fonksiyonu aşağıda gösterildiği gibi kurulabilir (Karataş Aracı & Bekçi, 2017, s. 37).

$$y = \beta_0 + \beta_1 * x_1 + \beta_2 * x_2 + \dots + \beta_n * x_n + \epsilon$$

Burada,

Y= Varlığın Fiyatını

β_0 = Bireysel Karakteristiklerle Açıklanamayan Fiyat Sabitini

β_1 =Bireysel Karakteristik Katsayısını

X_i =İşlem ile Alakalı Bireysel Varlık Karakteristiğini

ϵ = Rastgele Hatayı ifade etmektedir.

Marka, ürüne ait özelliklerden biridir ve hedonik fiyat fonksiyonu kullanılarak ürünün fiyatı içerisinde markanın payı oran olarak hesaplanır ve firmanın ileriki yıllara ait satışlarının tahminleri yapılır. Yapılan bu tahminler içerisinde marka payı hedonik fonksiyon ile belirlenen oran kullanılarak tespit edilir. Son olarak marka değeri, markadan kaynaklanan hasılatların içerisinde, marka için yapılan harcamalar çıkarılarak hesaplanır (Kaya, 2002, s. 17).

Yöntem, birleşik analiz yöntemine benzediğinden dolayı karşılaştıkları sorunlar da benzerlik göstermektedir (Kriegbaum, 1998, s. 13). Bu benzer sorunlara ek olarak, yöntem için öngörülen en büyük sorun, markadan kaynaklı harcamaların belirlenmesi hususudur (Zimmermann, Bölting, Sander, & Aga, 2001, s. 40).

2.2.1.3.5. *Crimmins Yöntemi*

Crimmins (1992, s. 11-19) tarafından bu yöntem, markanın firmaya kattığı ek değeri belirlemek amacıyla geliştirilmiştir. Crimmins yöntemi, bir markanın katma değer miktarını ölçerken, incelenen markalı ürünün fiyatını, müşterilerle rakip bir ürün arasında kayıtsız kalınan noktaya ulaşınca kadar düşürüp arttırarak belirler (Zimmermann, Bölting, Sander, & Aga, 2001, s. 39). Belirlenen fiyat marka için pozitif bir değere denk geliyor ise bu değer markanın yaratmış olduğu fiyat primidir. Son olarak bu oransal değer fiyat primi metodundaki gibi kullanılarak marka değeri belirlenir (Kaya, 2002, s. 19). Yöntem fiyat primi metodu ile benzerlik gösterdiğinden dolayı, aldığı eleştiriler ve sorunları da benzerlik göstermektedir.

2.2.1.3.6. *Kern Yöntemi*

Kern modelinin amacı gelecekte elde edilecek olan gelirlerin şu an ki değerini belirlemektir. Modele göre, değeri hesaplanacak olan markanın, gelecek senelerde elde edilecek gelirler tahmini olarak belirlenir. Belirlenen değer, makul bir iskonto oranı aracılığıyla bugüne indirgenir ve marka değeri belirlenir (İlik, 2014, s. 59). Kern modelinin formüle edilmiş hali aşağıdaki denklemde gösterildiği gibidir (Zimmermann, Bölting, Sander, & Aga, 2001, s. 35).

$$\text{MARKA DEĞERİ} = \sqrt[3]{R^2} * L * \frac{qn-1}{qn(q-1)}$$

Burada,

R = Beklenen Senelik Gelirin Ortalaması

L = Sektördeki Standart Royalti Oranı

n = Markanın Faydalı Ömrü

$\frac{qn-1}{qn(q-1)}$ = Kapitalizasyon Faktörü, $q = (\text{sektör faiz oranı}/100) + 1$ olarak ifade edilmektedir.

Bu model üzerinde bir eleştiri noktası, marka değerindeki büyüme için formüldeki köklü ifadeden kaynaklı beklenen gelirlerin doğrultusunda yavaşlayan eğri varsayımını destekleyecek hiçbir kanıtın bulunmamasıdır (Zimmermann, Bölting, Sander, & Aga, 2001, s. 36). Bir diğer eleştiri ise denklemde kullanılan diğer değişkenlerin öznel karakterde olmasıdır (İlik, 2014, s. 60).

2.2.1.3.7. Hirose Yöntemi

Gelire dayalı modellerden biri olan Hirose modeli, Japonya Ekonomi, Ticaret ve Endüstri Bakanlığı tarafından en doğru sonuç veren yöntem olarak kabul edilmektedir (Bursalı & Karaman, 2009, s. 291). Model 2002 yılında Yoshikuni Hirose'nin başkanlığını yaptığı bir çalışma sonucunda ortaya çıkmıştır (Uygurtürk, Uygurtürk, & Korkmaz, 2017, s. 15).

Hirose yöntemine göre, yalnızca firmaların mali tablolarındaki verileri kullanılarak marka değeri belirlenebilmektedir. Hirose modeline göre marka değeri aşağıda gösterilen parametreler ile oluşturulan fonksiyonu ifade etmektedir (Hiroshi, 2012, s. 158).

$$\text{MARKA DEĞERİ} = f(\text{PD}, \text{SD}, \text{GD}, r) = \frac{\text{PD}}{r} * \text{LD} * \text{ED}$$

Burada,

PD= Prestij Değişkeni,

SD= Sadakat Değişkeni,

GD= Genişleme Değişkeni,

r= Risksiz Faiz Oranı olarak ifade edilmektedir.

Modelde kullanılan prestij değişkeni, firmanın marka üzerinden sağlamış olduğu fiyat üstünlüğünü göstermektedir. Sağlanan fiyat üstünlüğü, işletmenin rakip işletmeye göre ürününü yüksek fiyattan satmasına olanak sağlamaktadır. Prestij değişkeninin formüle edilmiş hali aşağıdaki gibidir (Ekinci, 2019, s. 268).

$$\text{Prestij Değişkeni} = \frac{1}{5} \sum_{i=-4}^0 \left[\left(\frac{S_i}{SMM_i} - \frac{S_i^*}{SMM_i^*} \right) \times \frac{RPG_i}{FG_i} \right] \times SMM_0$$

Burada,

S_i =Satışlar

SMM_i = Satılan Malın Maliyeti

S_i^* = Karşılaştırma Yapılan Şirketin Satışları

SMM_i^* = Karşılaştırma Yapılan Şirketin Satılan Mal Maliyeti

RPG_i = Reklam ve Promosyon Giderleri

FG_i = Faaliyet giderlerini ifade etmektedir.

Denklemden verileri karşılaştırılma yapılacak olan firmanın seçiminde, aynı sektörden firmanın seçilmesi ve kullanılan değişken değerlerinin en düşük olduğu firmanın seçilmesi gerekmektedir (Uygurtürk, Uygurtürk , & Korkmaz, 2017, s. 16).

Modelde kullanılan diğer bir değişken ise sadakat değişkenidir. Bu değişken, tüketicilerin sadakati ile ilişkilendirilerek, markanın uzun bir dönem boyunca istikrarlı satışlarını devam ettirme kabiliyetini ölçen değişkendir. Sadakat değişkeninin formüle edilmiş hali aşağıdaki gibidir (Çam, Kalkan, Soydaş, & Taşdemir, 2018, s. 197-198).

$$\text{Sadakat Değişkeni} = \frac{\mu_c - \sigma_c}{\mu_c}$$

Burada,

μ_c = Satışların Maliyetinin 5 yıllık Ortalamasını,

σ_c = Satışların Maliyetinin Standart Sapmasını göstermektedir.

Genişleme değişkeni modelin son değişkenidir. Bu değişkene göre firmaların marka değerleri, firmaların bilinirlikleri ile doğru orantılıdır. Marka değeri yükseldikçe,

artan firma bilinirlikleri ile firmaların, diğer sektörlere ya da uluslararası piyasalara yönelme eğiliminde oldukları düşünülmektedir. Başka bir ifadeyle, genişleme değişkeni, markaya sahip olan şirketin yurtdışı satışları ile ana faaliyet dışı gelirlerine odaklanır. (Gökbayrak, 2019, s. 19). Genişleme değişkeninin denklemi aşağıdaki gibidir (Dımbıloğlu, 2014, s. 68).

$$\text{Genişleme Değişkeni} = \frac{1}{2} \left[\frac{1}{2} \sum_{i=-1}^0 \left(\frac{\dot{I}HR_i - \dot{I}HR_{i-1}}{\dot{I}HR_{i-1}} + 1 \right) + \frac{1}{2} \sum_{i=-1}^0 \left(\frac{XS_i - XS_{i-1}}{XS_{i-1}} + 1 \right) \right]$$

Burada,

$\dot{I}HR$ = Firmanın Yurtdışı Satışlarını

XS = Firmanın Ana Faaliyet Dışı Gelirlerini göstermektedir.

Denklemleri gösterilen değişkenlerin değerleri hesaplandıktan sonra, hesaplanan değer risksiz faiz oranına bölünerek firmanın marka değeri elde edilir. Modelde kullanılan risksiz faiz oranı, marka değeri hesaplamasının yapıldığı tarihteki devlet tahvili/hazine bonosu faiz oranıdır (U.Divanoğlu, Bağcı, & Eroğlu, 2019).

Literatürde marka değerine yönelik yapılan araştırmalar incelendiğinde, ilk çalışmaların finansal yaklaşımlar vasıtası ile yapıldığı görülmektedir. Finansal temellere dayalı yöntemlerin, tüketici davranışlarını açıklama konusunda eksiklikleri nedeniyle tüketici davranışına dayalı yaklaşımlara yönelik çalışmalar ortaya çıkmıştır. Her iki yönteminde sahip olduğu eksiklikleri minimuma indirmek amacıyla, iki yaklaşımın beraber kullanıldığı karma modeller üzerine çalışmalar söz konusu olmuştur. Literatürde marka değeri üzerine yapılan çalışmalardan bazıları şunlardır:

Çelik (2001) tarafından yapılan çalışmada, marka değerini belirlemek için kullanılan yöntemleri açıklamış ve kullanılan yöntemlerin güçlü ya da zayıf özelliklerini ortaya koymuştur.

Vazquez vd., (2002) çalışmalarında, tüketiciler tarafından markalara atfedilen değere yönelik bir marka değeri modelinin geliştirilmesi amaçlamışlardır. Elde edilen sonuçlara göre, geliştirilen modelin, ürünün işlevsel yararı ile sembolik yararı ve

markanın işlevsel yararı ile sembolik yararı olmak üzere 4 temel boyutunun olduğunu ifade etmişlerdir. Spor ayakkabı sektörü için uygulanan yöntemde önerilen ölçeğin yüksek güvenilirlikte olduğu belirlenmiştir.

Kim vd., (2003) marka değeri değişkenlerinin, otel işletmelerinin finansal başarılarına olan etkisini belirlemek amacıyla yapmış oldukları çalışmada, 12 otelden topladıkları verileri kullanmışlardır. Çalışma sonucunda, markaya olan bağlılık, marka kalite algısı ve marka imajı boyutlarının, önemli belirleyiciler olduğu ifade edilmiştir.

Christodoulides ve de Chernatony (2004) yapmış oldukları çalışmada, marka değerini belirlemek için, Aaker'in modeline uyarak on ilk hareket noktasını kullanmışlardır. Klasik marka değeri yöntemlerinin web temelli marka değeri belirlenmesi yapılabilmesi için yetersiz olduğu sonucuna varmışlardır.

Koçak ve Özer (2004) yapmış oldukları çalışmada, Vazquez ve arkadaşlarının geliştirmiş olduğu 22 değişkeni içeren ölçeğin, Türkiye'de uygulanabilir olduğunu belirlemeyi hedeflemişlerdir. Araştırmada Doğrulayıcı Faktör Analizi kullanmışlardır ve sonucunda kullandıkları ölçeğin Türkiye'de uygulanabilir olduğunu tespit etmişlerdir.

Sloot vd., (2005) çalışmalarında, sekize ayrılmış ürün grubu ve sekize bölünmüş perakende zinciri için Hollanda tüketicisi örneği kullanmış ve hipotezleri test ederek, tüketicilerin stoğu kalmayan ürünlerde markalı ürüne, markasız ürüne göre daha sadık kaldıkları sonucuna ulaşmışlardır. Hedonik ürün gruplarında ise tüketicilerin başka markaya geçme olasılığı daha yüksek olduğu belirlenmiştir.

Marangoz (2007), tüketici davranışı esaslı marka değeri belirlemeye yönelik çalışmasında, otomobil sahiplerine uygulanan anket ile marka değeri değişkenlerinin, marka değerini pozitif yönde etkilediğini tespit etmiştir.

Kuhn, Alpert ve Pope (2008) çalışmalarında, Keller'in müşteri odaklı marka değerinin uygunluğunu ve sınırlarını inceleyerek, B2B(Business to Business) pazarında uygulanabilirliğini test etmişlerdir. Araştırma sonuçlarına göre, kurumsal bir

markanın satış organizasyonuna verdiği önemin, diğer marka değeri bileşenlerine kıyasla çok daha fazla olduğu tespit edilmiştir.

Avcılar (2008) çalışmasında, Aaker'in marka değer modelini baz alarak, dört bileşenli (marka farkındalığı, çağrışımları, sadakati ve kalite algısı) tüketici davranışına dayalı marka değerlendirme modeli yapısının geçerliliğini test etmiştir. Araştırma sonucunda kullanılan dört bileşenli modelin geçerli olduğunu tespit edilmiştir.

Chen ve Chang (2008) yapmış oldukları çalışmada, Tayvan'da uluslararası hava yolcularının kararlarına yönelik marka değeri, marka tercihi ve satın alma niyetleri arasındaki ilişkiyi tespit etmeyi amaçlamışlardır. Yapılan analizler sonucunda, bu üç bileşen arasında pozitif bir ilişki olduğu bulunmuştur.

Bursalı (2009) yapmış olduğu çalışmada, İMKB tekstil sektöründen belirlenen şirketlerin mali tablo değerlerinden yararlanarak Hirose yöntemi ile marka değerleri belirlemiştir. Çalışmada, belirlenen marka değerinin, firmaya marka yönetimi hususunda destek sağladığı belirtilmiştir.

Başçı (2009) İMKB gıda sektörü şirketlerin marka değerini belirlemeye yönelik çalışmasında, Hirose modeli ve buna ek olarak düzeltilmiş genişleme parametresinin dahil edildiği bir yaklaşım ile marka değerlerini belirleyerek, elde ettiği değerler üzerine çoklu regresyon analizi uygulamıştır. Regresyon modellerinin sonuçları karşılaştırılarak gıda sektörü şirketlerinin marka değerlerini belirleyecek pratik bir yöntem önermiştir.

Bursalı ve Karaman (2009), Denizi tekstik sektöründen bazı firmalar üzerinde Hirose yöntemini baz alarak yaptıkları çalışmada, sektörde faaliyet gösteren firmaların bazılarının markalaşma hususunda olumlu adımlar attığını ortaya çıkarmışlardır.

Taşkın ve Akat (2010) yaptıkları çalışmada, “yapısal eşitlik modelleme” yaklaşımı kullanarak Bosch markasının tüketici davranışlarına dayalı marka değerini ve boyutlar arası ilişkilerini araştırmışlardır.

Yüce (2010) otomobil sektörü üzerine yapmış olduğu çalışmada, marka değeri bileşenlerinin tüketici davranışına dayalı marka değerine etkilerini incelemiştir. Elde

edilen sonuçlarda, lüks ve ekonomik otomobil markalarında marka değeri bileşenlerinin marka değerinde etkisinin olduğunu belirlemiştir.

Nam (2010) gıda sektöründen 10 şirket üzerine yapmış olduğu çalışmada, royalti, fiyat primi ve hirose modellerini kullanarak şirketlerin marka değerlerini 3 şekilde belirlemiş ve eleştirmişlerdir.

Özgüven (2010) çalışmasında, marka, marka değeri kavramları ve bileşenlerini açıklayarak, Brand Finance firmasının yayımladığı en iyi global markaların yer aldığı raporda bulunan markaları değerlendirmiştir. Sektör ayrımı yapılmadan oluşturulan sıralamada en iyi marka değerine sahip firma Walmart olduğu ve Türk firmalarının 100 firma arasında bulunmadığı bulgularına ulaşılmıştır.

Toksarı ve İnal (2011) çalışmalarında, Kayseri’de ikamet eden 1200 otomobil kullanıcısına, tüketici davranışlarına dayalı marka değerinin değişkenlerini inceleyip güvenilirliğini test etme amacıyla anket uygulamıştır. Toplanan verilere uyguladıkları faktör analizi ile, değişkenlerin hepsinin yüksek güvenilirlikte olduğu ve modelde kullandığı bileşenler ile literatürdeki modellerin boyutlarının benzerlik gösterdiğini ortaya koymuşlardır.

Yılmaz ve Güzel (2012) yaptıkları çalışmada, telif ücretinden kurtulma yöntemini bir marka üzerinde uygulamış ve marka değerini belirlemişlerdir. Çalışmada, telif ücretinden kurtulma yöntemiyle marka değeri belirlenirken kullanılan iskonto oranı ve satış tahminlerine göre marka değerinin farklılık göstereceği belirtilmiştir.

Ural ve Perk (2012) Antakya ilinde yaşayan bilgisayar kullanıcılarından 398’una ulaşarak yapmış oldukları çalışmada, marka farkındalığı, bağlılığı, imajı ve algılanan kalite bileşenlerinin marka değeri ile aralarındaki ilişkiyi tespit etmeyi amaçlamışlardır ve bileşenlerin tüketici davranışına dayalı marka değerini olumlu etkilediği sonucuna ulaşmışlardır. Ayrıca, müşterilerin kişisel bilgisayar alma düşünceleri ile marka değeri arasında pozitif yönlü bir ilişki olduğu da araştırmanın bulguları arasındadır.

Yıldız, Ay ve Özbey (2012) yapmış oldukları çalışmada, futbol takımlarına yönelik tüketici davranışı temelli marka değerini incelemişler ve yeni bir model önerisinde bulunmuşlardır.

Kocaman ve Güngör (2012) çalışmalarında, “tüketici temelli marka değeri” ölçeğinden uyarladıkları ölçeği kullanarak Alanya ilinin destinasyon olarak marka değerini belirlemişlerdir ve marka değeri bileşenlerinin, marka değeri üzerine etkilerine göre sıralamalarını yapmışlardır. Sonuç olarak marka farkındalığı bileşeni, marka değerini en fazla etkileme derecesine sahip bileşen olarak bulunmuştur.

İlik (2014) çalışmasında, telif hakkından kurtulma ve fiyat primi modelleri ile boya sektöründen DYÖ ve MARSHALL şirketlerinin marka değerlerini belirleyip, modeller arasında karşılaştırma yapmıştır ve iki modelden elde edilen sonuçların farklılık gösterdiğini ifade etmiştir.

Akgün ve Akgün Ali (2014) çalışmalarında, marka, marka değeri ve marka belirleme modellerini açıklayarak, BİST’te faaliyet gösteren Vestel A.Ş. firmasının marka değerini Hirose modelini kullanarak belirlemişlerdir.

Yazgan, Kethüda ve Çatı (2014) yapmış oldukları çalışmada, tüketici davranışına dayalı marka değeri boyutlarının kendi aralarındaki ve ağızdan ağıza pazarlama ile etkileşimlerini belirlemek amacıyla anket yöntemi kullanmışlardır. Araştırmada, boyutların bir kısmının ağızdan ağza pazarlamayı doğrudan etkilediği gözlemlenirken, bir kısmının ise dolaylı olarak etkilediği gözlemlenmiştir.

Dımbıloğlu (2014) çalışmasında, Hirose yöntemi kullanarak, kimya, petrol, kauçuk ve plastik ürün sektörlerindeki firmaların marka değerlerini hesaplamayı ve şirketlerin marka değerleri ile piyasa değerleri arasındaki ilişkiyi belirlemeyi hedeflemiştir. Uygulamamın sonucunda marka değerleri belirlenmiş ve şirketlerin marka değerleri ile piyasa değerleri arasında pozitif ilişkinin olduğu tespit edilmiştir.

Kuang Yu ve Min Wang (2015) yapmış oldukları çalışmada, bulanık mantık analizi uygulayarak, Tayvan bankacılık endüstrisinin marka değerini belirlemeyi amaçlamışlardır. Marka tespitinde, bulanık mantık yönteminin etkinliğini araştırmak

amacıyla Hirose yöntemini kullanmışlardır. Çalışmanın sonucunda, bulanık mantık ile Hirose yönteminin marka değeri tahmininde benzerlik gösterdiği tespit edilmiştir.

Zengin ve Güngördü (2015) çalışmalarında, gıda perakendeciliği sektöründen seçilen Migros, TESCO KİPA, BİM, Kiler, Carrefoursa şirketlerinin marka değerlerini Hirose yöntemi kullanarak finansal olarak belirlemişlerdir. Yine aynı şirketlerin tüketici davranışına dayalı marka değerleri belirlenmesi amacıyla 400 kişi üzerine anket uygulanmış ve marka değeri belirlenmiştir. Belirlenen marka değerleri birbirleriyle ve Brand Finance'in belirlediği marka değerleri ile karşılaştırılmıştır.

Yılmaz ve Bağdiken (2015) yaptıkları çalışmada, marka değerini, endüstriyel hizmetlerde muhasebe yazılımı kullanıcıları bakımından incelenmişlerdir ve daha önce farklı bir muhasebe yazılımı kullanan kullanıcıların, kullanmayan kullanıcılara göre kalite algısının farklılık gösterdiğini tespit etmişlerdir.

Majerova ve Kliestik (2015) Slovakya Cumhuriyeti şartlarında marka değeri belirleme modellerinden en uygun olanını belirlemeyi hedefledikleri çalışmalarında, Hirose modelini en uygun model olarak tespit etmişlerdir.

Kendirli vd., (2016) yaptıkları çalışmada, gıda sektöründe faaliyet gösteren iki şirketin Hirose yöntemiyle marka değerlerini belirlemiş ve şirketlerin marka ile ilişkilendirilebilen finansal verileri incelemişlerdir. Çalışmada elde edilen verilere göre, çalışmada kullanılan iki firmadan biri olan Banvit şirketinin piyasada işlem gördüğü sürede marka değerini tümüyle yansıtamadığı belirlenmiştir.

Bayrakdaroğlu ve Mirgen (2016) şirketlerin marka değerinin hisse senedi getirilerine etkisini tespit etmek amaçlı yürütmüş oldukları çalışmalarında, panel regresyon analizi uygulayarak, aralarındaki etkinin anlamlı ve pozitif olduğunu belirlemişlerdir.

Alsu ve Palta (2017) çalışmalarında Hirose yöntemini kullanarak imalat sektöründen seçilen 10 şirketin marka değerini hesaplamış ve 2016 yılı marka değeri en yüksek olan şirketi Banvit A.Ş olduğunu tespit etmişlerdir. Belirlenen marka değeri sıralamasının ilk 3 sırası ile Brand Finance'in belirlemiş olduğu marka değeri

sıralamasının ilk 3 sırası karşılaştırıldığında, ilk üç sıranın farklı sıralamalarda olduğu görülmüştür.

Uygurtürk vd., (2017) çalışmalarında, BİST’te faaliyet gösteren seramik sektörü şirketlerinin marka değeri Hirose yöntemine göre belirlemiş ve sonuçları yorumlamışlardır.

Karataş Aracı ve Bekçi (2017) yapmış oldukları çalışmada, bulanık AHP(Analitik Proses Hiyerarşi) yöntemini kullanarak, bankacılık sektöründe marka değeri belirlemeye yönelik kullanılacak finansal modelin seçimini yapmışlardır. Analiz sonucunda, ilk sıradaki modelin isim hakkından kurtulma modeli olduğu, son sıradaki modelin ise ikame maliyet modeli olduğu tespit edilmiştir.

Çam vd., (2018) çalışmalarında, Hirose yöntemi değişkenlerine ek olarak beta katsayısı ve dibe uzaklık değişkenleri eklenerek yeni bir entegre model geliştirmeyi hedeflemişlerdir. Çalışmada, otomotiv sektöründe bulunan Ford Otosan, Türk Traktör, Tofaş, Anadolu Isuzu, Karsan, Çelik Motor, Otokar gibi firmaların entegre model ile belirlenen marka değerleri ile mevcut yöntemlerle belirlenen marka değerleri karşılaştırılmış ve yorumlanmıştır. Yeni geliştirilen entegre modelin, marka değeri belirlemeye yönelik yeni bir bakış açısı sağlayacağı söylenmiştir.

Ekinci (2019) çalışmasında, 2013-2017 yıllarına ait finansal tablo verilerini kullanarak, Türkiye’deki katılım bankalarının marka değerlerini Hirose yöntemi ile tespit edilmiştir. Çalışma sonucunda, Kuveyt Türk Katılım bankasının, Türkiye Finans Katılım bankasından daha yüksek marka değerine sahip olduğu belirlenmiştir.

U.Divanoğlu vd., (2019) çalışmalarında, bankacılık sektöründe 2014-2018 yıllarında BİST’e kote olan bankaların marka değerini Hirose yöntemine aracılığıyla hesaplanmış ve en yüksek değerdeki bankayı Garanti Bankası, en düşük marka değerdeki bankayı ise Türkiye Kalkınma Bankası olarak bulmuşlardır.

Gökbayrak (2019) çalışmasında, marka, marka değeri ve marka değeri belirleme yöntemlerini açıklayarak, Vakko firmasının marka değerini Hirose modeli ile belirlemiştir.

3. YAPAY SİNİR AĞLARI

3.1. Yapay Sinir Ağlarının Tanımı

YSA, insan beyni gibi biyolojik sinir sistemlerinin işlem bilgisinden esinlenen bir bilgi işleme modelidir. YSA'lar, insanlar ile diğer bilgisayar teknikleri tarafından fark edilemeyecek kadar karmaşık ya da kesin olmayan verileri kullanarak, bu verilerden anlamlı sonuçlar elde etme yeteneğine sahiptir (Zakaria, AL-Shebany, & Sarhan, 2014, s. 7). Sinir ağlarına yönelik çalışmalar, insan beyninin, bilgisayarlardan tamamen farklı olarak çalışıp hesaplamalar yapabildiği düşüncesine odaklanmıştır (Haykin, 2005, s. 23). Sinir ağları, beynin öğrenme özelliğini model alarak, yeni bilgiler üretebilme, keşfedebilme ve oluşturabilme gibi özellikleri hiçbir şekilde destek almadan kendiliğinden gerçekleştirmek için geliştirilmiş olan bilgisayar yazılımlarıdır. (Öztemel, 2006, s. 29). Doğrusal olmayan bir model olan YSA, kendisine yollanan giriş ve çıkış veri setlerini eşleştirebilen, tahmin, sınıflandırma ve kümeleme gibi problemlerin çözülmesinde kullanılan modellerdir (Akcan & Kartal, 2011, s. 32).

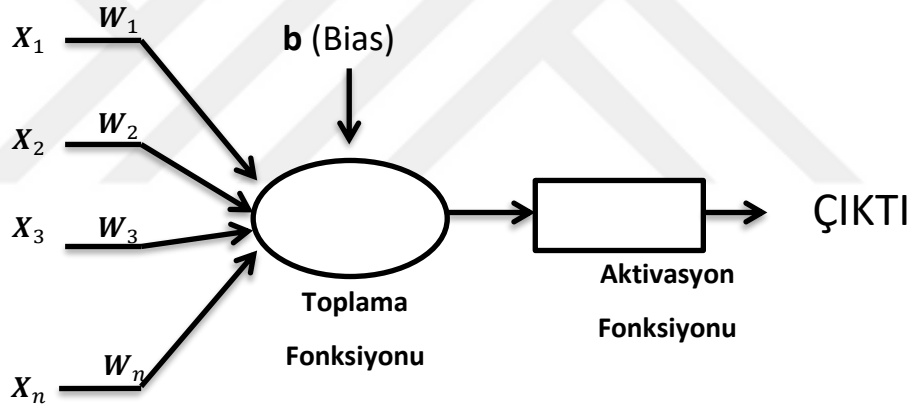
Yapay sinir ağları, bilginin, ağ tarafından bir öğrenme süreci aracılığıyla elde edilmesi ve iki nöronun birinden diğerine bilgi iletmek amaçlı bağlandığı sinaptik ağırlıklar olarak bilinen bağlantı kuvvetlerinin, edinilen bilgiyi saklamak için kullanılması yönleriyle insan beynine benzemektedir (Haykin, 2005, s. 24).

Yapay sinir ağları, aşağıdaki varsayımlara dayanarak insan bilişi veya sinirsel biyolojinin matematiksel modeli olarak geliştirilmiştir (Çakın, 2017, s. 9).

- Bilgi işleme, nöron ismi verilen basit yapılarda gerçekleşir ve sinyaller nöronlar arasındaki bağlantılar aracılığıyla aktarılır.
- Nöronlar arasındaki her bağlantı, ağı içindeki geliş sinyalleri ile çarpılan bir ağırlığa sahiptir.
- Her nöronda, girdi sinyallerini çıktı sinyallerine dönüştüren bir aktivasyon fonksiyonu kullanır.

3.2. Yapay Sinir Ağları Yapısı ve Temel Elemanları

Yapay sinir ağları, “proses elemanları” da denilen yapay sinir hücrelerine sahiptirler ve bu hücrelerin bir araya gelmesi ile oluşurlar. Proses eleman, girdiler, ağırlıklar, toplam fonksiyonu, aktivasyon fonksiyonu ve hücre çıktısı olmak üzere 5 temel öğeden oluşur (Öztemel, 2006, s. 48). Basit bir yapay sinir hücresi Şekil 1’de gösterildiği gibidir. Şekilde gösterildiği gibi yapay sinir hücrelerinde dış ortamdan gelen giriş verileri ($X_1, X_2, X_3, \dots, X_n$), verilerin ağırlıkları ($W_1, W_2, W_3, \dots, W_n$) ile nörona bağlanırlar. Ağırlıklar ile girdi verilerinin çarpılmasıyla toplama fonksiyonu yani net girişler belirlenir. “b” ise bias(eşik) değerini göstermektedir. Giriş verileri toplamı sıfır olduğunda ağda öğrenme gerçeklemediği olur. Değeri 1 ve sabit olan biaslar, giriş verilerinin sıfırdan farklı olmasını sağlar. Aktivasyon fonksiyonu ile sinir ağı hücresinin çıktı değeri hesaplanır (Haykin, 2005, s. 33).



Şekil 1: Yapay Sinir Hücresi Yapısı

Kaynak: Simon Haykin, **Neural Networks A Comprehensive Foundation**, İndia, Pearson Prentice Hall, 2005, s.33.

Girdi: Dış ortamdan gelen ham verilerdir.

Ağırlık: Yapay sinir hücresine gelen verilerin, hücre üzerindeki önemini ve etkisini gösteren, değişken ya da sabit değerlere sahip olabilen katsayılardır. Ağırlık değerinin artı veya eksi olması, hücre üzerindeki etkisinin pozitif ya da negatif olduğunu, sıfır olması ise hücre üzerinde etkisinin olmadığını ifade eder (Öztemel, 2006, s. 49).

Toplama Fonksiyonu: Hücreye gelen her girdi değerini, kendi ağırlığı ile çarpar ve çarpımları bias değeriyle toplayarak net girdi değerini hesaplar. Hesaplamış olduğu net girdi değerini aktivasyon fonksiyonuna iletir. En yaygın olan toplama fonksiyonu ağırlıklı toplam fonksiyonudur ve formüle edilmiş hali aşağıdaki gibidir (Taner, 2007, s. 12).

$$NET = \sum_i^n (X_i W_i)$$

Aktivasyon Fonksiyonu: Toplama fonksiyonu tarafından iletilen net girdiyi işleme alarak hücrenin çıktı değerini belirleyen ve genelde doğrusal olmayan bir fonksiyondur (Taner, 2007, s. 13). Çıktı değerini hesaplamak için kullanılan birçok aktivasyon fonksiyonu vardır. Aktivasyon fonksiyonu seçilirken, fonksiyonun kolay türev alınabilir olmasına dikkat edilmelidir (Haykin, 2005, s. 190). Son zamanlarda en çok kullanılan model olan, çok katmanlı algılayıcı modeline göre aktivasyon fonksiyonu türevi alınabilir bir fonksiyon olmalıdır ve kolay türevi alınabildiğinden dolayı bu model aktivasyon fonksiyonu olarak, sigmoid fonksiyonunu kullanır. Sigmoid fonksiyonu formülü aşağıda gösterildiği gibidir (Çakın, 2017, s. 23).

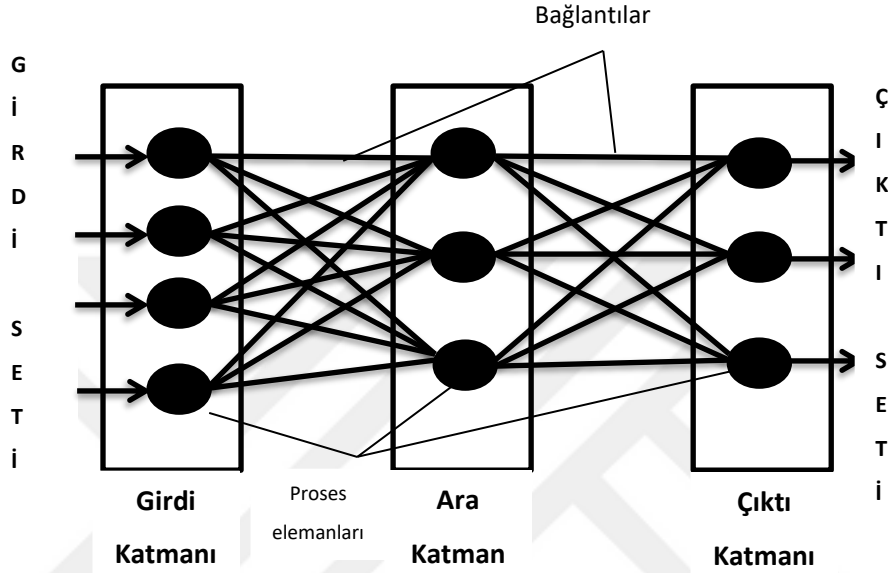
$$F(Net) = \frac{1}{1 + e^{-Net}}$$

Sigmoid fonksiyonu dışında, lineer, step(adım), sinüs, eşik değer ve hiperbolik tanjant gibi fonksiyonlar da aktivasyon fonksiyonu olarak kullanılan diğer fonksiyonlardır (Öztemel, 2006, s. 51).

Çıktı: Aktivasyon fonksiyonundan iletilen, nihai sonuç olarak dış ortama ya da diğer bir nörona girdi olarak gönderilen değerdir (Çakın, 2017, s. 23).

Sinir hücrelerinin bir araya gelmesiyle oluşan yapay sinir ağlarında, bir araya gelme işlemi rasgele yapılmaz. Genelde bu hücreler, paralel şekilde girdi, çıktı ve gizli katmanların içerisinde bir araya gelerek sinir ağını oluştururlar. Girdi katmanının görevi, dış ortamdan gelen verileri almak ve gizli katmanlara iletmektir. Gizli katmanının görevi, girdi katmanından iletilen verileri işlemek, işlendikten sonra çıktı katmanına

iletmektir. Çıktı katmanının görevi ise, gizli katmandan iletilen verileri işlemek ve dış ortama iletmektir. Bu katmanların ve katmanları oluşturan proses elemanlarının (yapay sinir hücrelerinin) aralarındaki ilişkiler Şekil2’de gösterildiği gibidir (Öztemel, 2006, s. 52-53).



Şekil 2: Yapay Sinir Ağı Modeli

Kaynak: Ercan Öztemel, **Yapay Sinir Ağları**, İstanbul, Papatya Yayıncılık, 2006, s.53.

3.3. Yapay Sinir Ağlarının Sınıflandırılması

YSA’lar, nöronların birbirlerine mimari olarak bağlantı yapıları, öğrenme yapıları ve yöntemleri ve öğrenme zamanları gibi kıstaslar dikkate alınarak sınıflandırılırlar (Çakın, 2017, s. 25).

3.3.1. Mimari Yapılarına Göre Yapay Sinir Ağları

Bağlantı modeline yani mimari yapılarına bağlı olarak YSA’lar grafiklerin döngülü olmadığı ileri beslemeli ağlar ve geri beslemeli bağlantıları ile tekrarlayan geri beslemeli ağlar olarak iki kategoriye ayrılır (Jain, Mao, & Mohiuddin, 1996, s. 34).

3.3.1.1. İleri Beslemeli Ağlar

İleri beslemeli ağlarda proses elemanlar katmanlara ayrılmışlardır ve veriler girdi katmanından tek yönlü bağlantılar kullanılarak çıktı katmanına iletilirler.

Katmanları oluşturan hücrelerin çıktı verileri kendilerinden sonraki katmana ağırlıklar üzerinden girdi olarak aktarılır. Katmanlardaki hücrelerin arasında veya kendilerinden önceki katmanlara yönelik veri aktarımı olmamaktadır (Asilkan & Irmak, 2009, s. 380).

3.3.1.2. Geri Beslemeli Ağlar

Geri beslemeli ağlarda, girdiler ileri beslemeli ağlarda olduğu gibi yalnızca tek yönlü hareket ederek sonraki katmana iletilmez. Girdi değerleri, katmanlardaki hücreler arasında veya kendilerinden önceki katmanlara aktarılırlar (Öztürk & Şahin, 2018, s. 32). Geri beslemeli ağlar, doğrusal olmayan geri yönlü hareketli yapıları nedeniyle dinamik sistemlerdir (Jain, Mao, & Mohiuddin, 1996, s. 34).

3.3.2. Öğrenme Yapılarına Göre Yapay Sinir Ağları

Öğrenme yapılarına göre YSA'lar, genel olarak denetimli(danışmanlı), denetimsiz(danışmansız) ve destekleyici(takviyeli) öğrenme olarak 3 öğrenme stratejisi uygulanmaktadır (Krenker, Bester, & Kos, 2011, s. 13).

3.3.2.1. Danışmanlı(Denetimli) Öğrenme

Danışmalı öğrenme stratejisinde, öğretilmesi istenen olayların örnekleri girdi ve çıktı veri seti olarak ağa verilir. Her bir örnek için girdi ve her girdi değerine karşılık da bir çıktı değeri ağa gösterilir. Bu çıktı değerleri ile ağın oluşturduğu çıktı değerleri karşılaştırılır. İki değer arasındaki fark hata olarak kabul edilir. Öğrenmenin başında rastgele verilen ağırlık değerleri, hatanın en düşük değerine ulaşıncaya kadar değiştirilir (Ataseven, 2013, s. 104). Bu şekilde olayın girdileri ile çıktıları arasındaki ilişki öğrenilmektedir. “Çok katmanlı algılayıcı” ağı bu öğrenme stratejisine örnek olarak gösterilebilir (Öztemel, 2006, s. 25). Denetimli öğrenen bir ağın, iyi bir performans gösterdikten sonra, daha önce kendisine gösterilmeyen veriler üzerinde performansını görmek önemlidir. Eğer ağ, test seti için makul çıktı sonuçları vermezse, eğitim sona ermez. Bu test, ağın belirli bir veri kümesini ezberlemeyip, öğrendiğinden emin olmak için önemlidir (Anderson & McNeill, 1992, s. 27).

3.3.2.2. Destekleyici (Takviyeli) Öğrenme

Destekleyici öğrenme stratejisinde, öğrenilmesi istenen olayların örnekleri girdi veri seti olarak ağa verilir. Fakat danışmanlı öğrenmeden farklı olarak, destekleyici öğrenmede ağın girdi değerlerine karşılık çıktı değeri ağa gösterilmez. Bunun yerine ağ kendisine gösterilen girdi verilerini işleyerek bir çıktı değeri oluşturur ve öğretici tarafından çıktı değerlerinin doğru ya da yanlış olduğu konusunda ağa bilgi verilir. Destekleyici öğrenme stratejileri, birçok problemin çözümünde başarılı ile uygulanmıştır (Çakın, 2017, s. 28)

3.3.2.3. Danışmansız (Denetimsiz) Öğrenme

Danışmansız öğrenme stratejisinde, ağın öğrenmesine yardımcı edecek bir öğretici bulunmamaktadır. Ağ sadece girdi verileri girilir ve ağın örneklerdeki değişkenler arasındaki ilişkiyi, kendi kendine öğrenmesi beklenir. Bu strateji genelde sınıflandırma problemlerinde kullanılır. Öğrenme işlemi tamamlandıktan sonra çıktı değerlerinin ne anlam ifade ettikleri kullanıcı tarafından belirlenmelidir. “Adaptif Rezonans Teori” ağı bu öğrenme stratejisine örnek olarak gösterilebilir (Öztemel, 2006, s. 25).

3.3.3. Öğrenme Zamanlarına Göre Yapay Sinir Ağları

Öğrenme zamanlarına göre YSA’lar, çevrim içi ve çevrim dışı öğrenme kuralı olarak ikiye ayrılmaktadır. Çevrimiçi öğrenme kuralına göre, gerçek zamanda çalışan ağ, fonksiyonlarını yerine getirirken aynı zamanda öğrenmesini de sürdürmektedir. Yani eğitim verilerini kullanarak eğitilen ağ kullanımı esnasında da kendini düzenlemeye devam eder. Çevrimdışı öğrenme kuralına göre ise, ağ kullanılmadan önce kendisine gösterilen örnekler aracılığıyla eğitilirler. Eğitim bittikten sonra gerçek hayatta kullanıma geçildiğinde öğrenme gerçekleşmemektedir. Yani eğitim verilerini kullanarak eğitilen ağ yapısı kaydedilir ve ağ kullanım sırasında herhangi bir değişikliğe uğramadan kaydedilmiş olan yapıyla çalışır. Eğer ağın öğrenmesi gereken yeni bilgiler mevcut ise ağ çevrimdışı olarak tekrardan eğitilmektedir. “Delta Öğrenme Kuralı” en çok kullanılan çevrimdışı öğrenme kuralına bir örnektir (Öztemel, 2006, s. 26).

3.4. Yapay Sinir Ağlarının Eğitilmesi ve Öğrenme Kuralları

YSA’larda hücreler arasındaki bağlantıların ağırlık değerlerinin belirlenmesine “ağın eğitilmesi” denir. Bu belirleme işleminin başlangıç aşamasında, ağırlık değerleri rastgele tayin edilir. Ağa örnekler gösterildikçe, ağ tarafından en doğru çıktı değeri elde edilene kadar ağırlık değerleri değiştirilir. Doğru ağırlık değerleri belirlendiğinde, ağ kendisine gösterilen örnek üzerinde genellemeler yapabilme kabiliyetini elde eder ve bu “ağın öğrenmesi” olarak adlandırılır (Öztemel, 2006, s. 55).

YSA’larda, ağın öğrenmesi işlemi belirli kurallara göre yürütülmektedir. Bu kurallara “öğrenme kuralları” denir. Öğrenme kuralları, ağın çıktı değerleri ile gerçek çıktı değerleri arasındaki farkın minimum seviyeye inmesinde rol oynamaktadırlar. Literatürde Hebb, Hopfield, Delta ve Kohanen gibi öğrenme teknikleri kullanılmaktadır (Çakın, 2017, s. 32).

3.4.1. Hebb Kuralı

1949 yılında Donald Hebb tarafından geliştirilen bu kural bilinen en eski öğrenme kuralıdır ve diğer kuralların temelini oluşturmaktadır. Kurala göre, nöronlardan biri diğerinden bilgi alışverişinde bulunursa ve nöronlar aktif ise nöronlar arasındaki bağlantı kuvvetlendirilmelidir (Anderson & McNeill, 1992, s. 29). Birbirine bağlanan iki nörondan sadece birisi aktifse ağırlık zayıflatılmalıdır (Bakpo & Kabari, 2011, s. 255).

3.4.2. Hopfield Kuralı

Bağlantı ağırlıklarının kuvvetlendirilmesi ya da zayıflatılması gibi değişikliklerin büyüklük derecesinin de belirlenmesi dışında Hebb kuralına benzemektedir. Kurala göre, ağırlıkların güçlendirilmesi ya da zayıflatılması öğrenme oranı ile gerçekleşir. Girdi ve ağdan beklenen çıktının her ikisi de aynı anda aktifse ya da pasifse, ağırlık öğrenme oranı kadar güçlendirilir, aksi durum söz konusu ise bu oran kadar zayıflatılır (Yurtoğlu, 2005, s. 100).

3.4.3. Delta Kuralı

Hebb kuralının geliştirilmiş hali olan bu kural son zamanlarda en çok kullanılan öğrenme kurallarındandır. Kurala göre, nöronlar arasındaki bağlantı kuvvetleri, ağırlık çıktısı değeri ve hedeflenen çıktı değeri arasındaki fark en az olana kadar değiştirilir. Amaç, ağırlık değerleri arasındaki hatanın kareleri toplamının minimuma indirilmesidir. Bu kurala aynı zamanda “Widrow-Hoff Öğrenme Kuralı” ve En Küçük Ortalama Kareler Kuralı” da denir (Anderson & McNeill, 1992, s. 29).

3.4.4. Kohonen Kuralı

Bu kurala göre, sinir hücreleri ağırlıklarını öğrenmek veya değiştirmek için birbirleri ile yarış içindedirler. En büyük çıktı değerine sahip sinir hücresi kazanan hücre olarak belirlenir ve kazanan hücre ile öteki komşu hücrelerinin ağırlıkları güncellenir (Anderson & McNeill, 1992, s. 29).

4. FİNANSAL VERİLERE DAYALI MARKA DEĞERİ BELİRLEMeye YÖNELİK YAPAY ZEKÂ TEMELLİ UYGULAMA

4.1. Uygulamanın Konusu, Amacı ve Önemi

4.1.1. Uygulamanın Konusu

Marka değeri, finansal yöntemler, tüketici davranışına dayalı yöntemler ve bu iki yöntemin bir arada kullanıldığı karma yöntemler ile belirlenmektedir. Uygulamamızın konusu, marka değerini belirleyen finansal yöntemlerin değişkenlerini belirleyip, bu değişkenleri kullanarak yapay sinir ağı yöntemi ile yeni bir model kurulmasına yönelik ampirik bir çalışma yapmaktır.

4.1.2. Uygulamanın Amacı

Uygulamanın amacı, marka değerini belirleyen finansal yöntemlerin uygun olan değişkenlerini belirledikten sonra bu değişkenleri kullanarak yapay sinir ağları ile “Brand Finance” firmasının belirlemiş olduğu marka değerine yaklaşmak ve en uygun modeli belirlemektir. Literatürde finansal temelli modellerin uygulandığı çalışmalar

incelendiğinde, modellerden elde edilen marka değerlerinin, Brand Finance firmasının yayımlamış olduğu marka değeri ile karşılaştırılarak yorumlandığı görülmüştür (Alsu & Palta, 2017). Uygulamamızda da bağımlı değişken olarak “Brand Finance” firmasının belirlemiş olduğu marka değerleri kullanılmıştır.

4.1.3. Uygulamanın Önemi

Uygulamanın önemi, finansal verilere dayalı marka değerini belirlemeye yönelik yapay zekâ temelli bir model oluşturmaktır. Literatür incelendiğinde, marka değerinin finansal, tüketici temelli ve karma yaklaşımlar kullanılarak belirlendiği, fakat marka değerlemesine yönelik yapay makine öğrenmesinin kullanılmadığı gözlemlenmiştir. Finansal veri temelli marka değeri belirlemeye yönelik uygulamamızda, yapay zekâ tekniklerinden yapay sinir ağları modelinin kullanılması ve makine öğrenmesi ile beraber yeni bir model geliştirilecek olması, uygulamanın önemini arttırmaktadır.

4.1.4. Uygulamanın Yöntem ve Kısıtları

Marka değeri belirlemeye yönelik yapılan çalışmalarda, finansal yöntemler, tüketici davranışına dayalı yöntemler ve bu iki yöntemin eksikliklerinin ortadan kaldırılması amacıyla bir arada kullanıldıkları karma yöntemler kullanılmıştır. Literatürde finansal olarak marka değeri belirlemeye yönelik birçok model kullanılmıştır. Bu çalışmada marka değeri belirleyen finansal modeller arasında kullanılan yaygın tekniklerin değişkenleri belirlenmiştir. Belirlenen bu değişkenlerin değerlerinin elde edilebilirliği ve ulaşılabilirliği dikkate alınmıştır. Daha sonra bu değişkenler kullanılarak yapay zekâ tekniklerinden yapay sinir ağı yöntemi ile yeni bir model ampirik olarak geliştirilmiştir. Uygulamamız için “Brand Finance” firmasının belirlemiş olduğu ve 2018 yılında yayımladığı En Değerli 100 Türk Markası içerisinde yer alan ve aynı zamanda BİST'e bağlı olan 75 adet şirket yer almaktadır. Bu şirketler, Adel Kalemcilik Sanayi ve Ticaret A.Ş., Anadolu Efes Biracılık ve Malt Sanayi A.Ş., Akbank T.A.Ş., Ak Sigorta A.Ş., Albaraka Türk Katılım Bankası A.Ş., Alarko Carrier Sanayi ve Ticaret A.Ş., Anel Elektrik Proje Taahhüt ve Ticaret A.Ş., Anadolu Anonim Türk Sigorta, Arena Bilgisayar Sanayi ve Ticaret A.Ş., Armada Bilgisayar Sistemleri

Sanayi ve Ticaret A.Ş., Arçelik A.Ş., Aselsan Elektronik Sanayi ve Ticaret A.Ş., Anadolu Isuzu Sanayi ve Ticaret A.Ş., Aygaz A.Ş., Banvit Bandırma Vitaminli Yem Sanayii A.Ş., Bim Birleşik Mağazalar A.Ş., Beşiktaş Futbol Yatırımları Sanayi ve Ticaret A.Ş., Bossa Ticaret ve Sanayi İşletmeleri A.Ş., Boyner Perakende ve Tekstil Yatırımları A.Ş., Brisa Bridgestone Sabancı Lastik Sanayi ve Ticaret A.Ş., Carrefoursa Carrefour Sabancı Ticaret Merkezi A.Ş., Dardanel Önentaş Gıda Sanayi A.Ş., Denizbank A.Ş., Derimod Konfeksiyon Ayakkabı Deri Sanayi ve Ticaret A.Ş., Datagate Bilgisayar Malzemeleri Ticaret A.Ş., Doğtaş Kelebek Mobilya Sanayi ve Ticaret A.Ş., Doğu Otomotiv Servis ve Ticaret A.Ş., Dyo Boya Fabrikaları Sanayi ve Ticaret A.Ş., Eis Ezcacıbaşı İlaç Sınai ve Finansal Yatırımlar Sanayi ve Ticaret A.Ş., Ege Profil Ticaret ve Sanayi A.Ş., Ege Seramik Sanayi ve Ticaret A.Ş., Emlak Konut Gayrimenkul Yatırım Ortaklığı A.Ş., Enka İnşaat ve Sanayi A.Ş., Fenerbahçe Futbol A.Ş., Ford Otomotiv Sanayi A.Ş., Türkiye Garanti Bankası A.Ş., Galatasaray Sportif Sınai ve Ticari Yatırımlar A.Ş., Güneş Sigorta A.Ş., Türkiye Halk Bankası A.Ş., Halk Sigorta A.Ş., Hürriyet Gazetecilik ve Matbaacılık A.Ş., İndeks Bilgisayar Sistemleri Mühendislik Sanayi ve Ticaret A.Ş., İntema İnşaat ve Tesisat Malzemeleri Yatırım ve Pazarlama A.Ş., Türkiye İş Bankası A.Ş., Karel Elektronik Sanayi ve Ticaret A.Ş., Karsan Otomotiv Sanayii ve Ticaret A.Ş., Kent Gıda Maddeleri Sanayii ve Ticaret A.Ş., Kütahya Porselen Sanayi A.Ş., Lokman Hekim Engürüsağ Sağlık Turizm Eğitim Hizmetleri ve İnşaat Taahhür A.Ş., Logo Yazılım Sanayi ve Ticaret A.Ş., Mavi Giyim Sanayi ve Ticaret A.Ş., Migros Ticaret A.Ş., Otokar Otomotiv ve Savunma Sanayi A.Ş., Penguen Gıda Sanayi A.Ş., Pınar Entegre Et ve Un Sanayii A.Ş., Pegasus Hava Taşımacılığı A.Ş., Ray Sigorta A.Ş., Reysaş Taşımacılık ve Lojistik Ticaret A.Ş., Türkiye Şişe ve Cam Fabrikaları A.Ş., Şekerbank Türk A.Ş., Tat Gıda Sanayi A.Ş., Tav Havalimanları Holding A.Ş., Türk Tuborg Bira ve Malt Sanayii A.Ş., Turkcell İletişim Hizmetleri A.Ş., Türk Hava Yolları Anonim Ortaklığı, Teknosa İç ve Dış Ticaret A.Ş., Tofaş Türk Otomobil Fabrikası A.Ş., Trabzonspor Sportif Yatırım ve Futbol İşletmeciliği Ticaret A.Ş., Türk Telekomünikasyon A.Ş., Türk Traktör ve Ziraat Makineleri A.Ş., Tukaş Gıda Sanayi ve Ticaret A.Ş., Ülker Bisküvi A.Ş., Vakko Tekstil ve Hazır Giyim Sanayi İşletmeleri A.Ş., Vestel Beyaz Eşya Sanayi ve Ticaret A.Ş., Yünsa Yünlü Sanayi ve Ticaret A.Ş.' dir. Seçilen işletmelerin mali tablolarından 2018 yılına ait yılsonu verileri kullanılmıştır.

4.2. Veri Setinin Tanıtılması ve Hazırlanması

Literatürde yer alan finansal verilere dayalı marka değeri belirlemeye yönelik yöntemlerin, uygun olan değişkenleri belirlenmiş ve veri setimizin bağımsız değişkenleri oluşturulmuştur.

İkinci bölümde ele aldığımız marka değerini belirlemede kullanılan finansal yöntemler içerisinde modelimizde kullanılacak olan değişkenlerin hangileri olduğu bu bölümde belirlenmiştir. Bu değişkenlerin seçiminde, modelimizde kullanacağımız verilerin finansal karakterde olması, tek döneme ait seçilmesi, subjektif özellikler taşıması gibi kriterleri dikkate alınmıştır.

Maliyet esaslı marka değerlendirme modeline göre bir marka, markanın oluşturulması ve geliştirilmesinde yer alan harcamaların tamamı dikkate alınarak değerlendirilir. Bu harcamalar, markanın oluşturulması veya geçmişten günümüze kadar var olması sürecinde katlanılan maliyetlerdir (A.Seethraman, Azlan, & S.Gunalan, 2001, s. 243). MD marka değeri olmak üzere, marka değerlendirme modeli

$$MD = \Sigma T\ddot{U}M HARCAMALAR$$

Şeklinde formüle edilir. Bu model, firmanın geçmişten günümüze kadar olan tüm harcamalarını esas aldığı için değişkenleri modelimize uygun değildir ve modelimizde kullanılmamıştır.

Piyasa esaslı marka değerlendirme modeli, sektördeki aynı ürünü üreten diğer markalar ile aralarında kıyaslama yaparak marka değerini belirlemeyi hedefleyen bir modeldir (Fırat & Badem, 2008, s. 212). Yöntem, kıyaslama içerdiği için modelimize uygun olmadığı belirlenmiş ve modelimizde kullanılmamıştır.

Sermaye piyasası esaslı marka değerlendirme modeli, gelecekte elde edilebilecek olan ve sadece markaya ait getirilerin bugünkü değeri olarak ifade edilen bir modeldir. (Simon & Sullivan, 1993, s. 30). Modelin değişkenleri aşağıdaki gibidir.

- Hisse senedi piyasa birim fiyatı
- Borsada işlem gören hisse senedi sayısı

- Maddi duran varlıklar
- Maddi olmayan duran varlıklar

Bu dört değişken, modelimizin bağımsız değişkenlerine eklenmiştir.

Gelir (hasılat) esaslı marka değerlendirme yöntemlerinden fiyat primi modelinde, marka değeri belirlenecek olan markalı ürünün gelirleri ile markaya sahip olmayan rakip bir ürünün gelirleri farkı, markanın kattığı değeri gösterir (Tollington, 1995, s. 58).

Modelin formüle edilmiş hali aşağıdaki gibidir.

$$\text{MARKA DEĞERİ} = \Sigma \text{FİYAT PİRİMİ TUTARLARI}$$

Fiyat primi modelinde fiyat primi oranı, satışların tahmini ve iskonto oranı değişkenleri vardır. Ancak bu yöntemde bu değişkenleri kullanarak markalı ürüne karşılık markasız bir ürün gerekmektedir. Bu yüzden fiyat primi modelinin değişkenleri modelimizden çıkarılmıştır.

Gelir (hasılat) esaslı marka değerlendirme yöntemlerinden isim hakkından kurtulma yöntemi değişkenleri, royalti oranı, satışların tahmini ve iskonto oranıdır. Fakat sektörlerin tümünde royalti uygulaması bulunmamaktadır ve bundan dolayı model ancak bazı sektörlerde uygulanabilecektir (Kaya, 2002, s. 10).

Modelimiz sektör ayrımı yapılmadan 75 adet firma verileri ile kurulduğundan ve aynı zamanda sadece 2018 yılı yılsonu verileri kullanılacağından dolayı isim hakkından kurtulma yöntemi değişkenleri modelimizden çıkarılmıştır.

Gelir (hasılat) esaslı marka değerlendirme yöntemlerinden birleştirme analiz yöntemi, fiyat primi yöntemine benzetilmektedir. Modelde, müşterilerin markalı ürünü tercih etme sebebinin markanın hangi özelliklerinden kaynaklandığı, anket, mülakat, yüz yüze görüşme vb. metotlar ile oransal olarak hesaplanır ve bu oran tahmini yapılan gelecek yıllara ait satışlar ile çarpılır (Zimmermann, Bölting, Sander, & Aga, 2001, s. 40). Satışların tahminini ve anket, mülakat vb. gibi metotlar ile belirlenen oranı kullanan bu yöntemin değişkenleri modelimizde kullanılmamıştır.

Gelir(hasılat) esaslı marka değ erleme y ontemlerinden Hedonic y ontemde,  r nlerin  zellikleri ile piyasa fiyatları arasında i levsel bir ili ki vardır ve her  zelliğ in piyasa değ eri regresyon analizi ile belirlenir (Kriegbaum, 1998, s. 13). Modelde markanın,  r n fiyatı i erisindeki payı değ i kenlerinden biridir. Gelirlerin marka payından giderlerin marka payı d    lerek marka değ eri hesaplanır. Bu y ontem i in en b y k sorun, markadan kaynaklı maliyetlerin nasıl belirleneceğ idir (Zimmermann, B lting, Sander, & Aga, 2001, s. 38).  r nler arasındaki fiyat farklılıkları, gelirlerin marka payı, giderlerin marka payı modelimize uygun değ i kenler olmadığ ından modelimizden  ıkarılmıştır.

Gelir(hasılat) esaslı marka değ erleme y ontemlerinden Crimmins y ontemi James C.Crimmins tarafından markanın yarattıė  ek değ eri belirlemek amacıyla geli tirilmi tir. Crimmins marka değ erinin    boyutu olduė unu belirtmi tir (Crimmins, 1992, s. 16-17). Bu    boyut markaların eklediė i değ erin miktarı, geni liė i ve i erikleri  eklindeedir. Markaların eklediė i değ erde bir oran elde edilmektedir ve bu oran fiyat pirimi y onteminde anlatıldıė ı gibi hesaplanmaktadır. Fiyat pirimi metodu kar ıla tırma yaptıė ından dolayı değ i kenleri modelimizden  ıkarılmıştır. Geni lik boyutunda, firmalar ba ka  r nler imal eden firma ile kar ıla tırılmaktadır. I erik boyutu ise  r nlerdeki kalite ve hissedilen g vendir. Değ i kenler finansal karakteristikler olmadıė ı i in modelimize uygun olmadıė ından dolayı modelimizden  ıkarılmıştır.

Gelir (hasılat) esaslı marka değ erleme y ontemlerinden Kern y onteminde kullanılan değ i kenler, senelik beklenen gelirin ortalaması, piyasadaki standart isim hakkı oranı, markanın fayda saė layacaė ı yıl, kapitalizasyon fakt r d r. Modelde kullanılan değ i kenler i in ele tiriler yer almaktadır. Sekt r i in kabul edilen isim hakkı oranı, markanın fayda saė layacaė ı yıl, iskonto fakt r nde kullanılacak parametre bilgileri  znel karakterde olduė undan ele tirilmi tir ( lik, 2014, s. 60). Modelimize uygun olmadıė ından dolayı Kern y ontemi değ i kenleri modelimizden  ıkarılmıştır.

Gelir (hasılat) esaslı marka değ erleme y ontemlerinden bir diğ eri ise Hirose y ontemidir. Hirose y onteminin değ i kenleri, prestij parametresi, sadakat parametresi, geni leme parametresi ve risksiz faiz oranıdır (Hiroshi, 2012, s. 158).

Prestij parametresi şirketin satışları, satılan malın maliyeti, reklam ve promosyon giderleri, faaliyet giderleri kullanılarak aynı sektördeki ikinci bir firma ile karşılaştırma yapılarak hesaplandığından dolayı bu değişkenler modelimizden çıkarılmıştır.

Sadakat parametresi firmanın satışların maliyeti kullanılır. Satışların maliyetinin 5 yıllık ortalaması ve satışların maliyetinin standart sapmalarını kullanılarak hesaplanır. Modelimizde firmaların 2018 yılı son dönem verileri kullanıldığından değişken olarak sadece satışların maliyeti değişkeni modelimize eklenmiştir.

Genişleme parametresi ise firmaların yurt dışı satışları ana faaliyet dışı gelirleri değişken olarak kullanılmıştır. Bu iki değişken modelimize eklenmiştir. Son olarak modelde kullanılan risksiz faiz oranı sabit olacağından dolayı modelimize eklenmemiştir.

Marka değeri belirlemede kullanılan finansal yöntemlerin değişkenleri arasından modelimize uygun olan değişkenler belirlenmiştir. Bu değişkenler, maddi duran varlıklar, maddi olmayan duran varlıklar, satışların maliyeti, yurt dışı satışlar, ana faaliyet dışı gelirler, hisse senedi piyasa birim fiyatı ve borsada işlem gören hisse senedi sayısı bağımsız değişkenleridir. Bağımlı değişkenimiz ise “Brand Finance” firmasının “Brand Finance Turkey 100” de yayımlamış olduğu Türk firmalarının marka değerleridir. Bu veriler Brand Finance şirketinin hazırlamış olduğu Türkiye’nin en değerli markalarının 2018 yıllık raporundan elde edilmiştir (Haigh & İlgüner, 2018).

BİST’ te yer alan ve aynı zamanda “Brand Finance” firmasının yayımlamış olduğu “En Değerli 100 Türk Markası” içerisinde yer alan firmaların bağımsız değişkenlerinden maddi duran varlıklar, maddi olmayan duran varlıklar, satışların maliyeti, yurtdışı satışlar, ana faaliyet dışı gelirler verilerinin değerleri bu firmaların 2018 yılı yılsonu mali tablolarından elde edilmiştir. Hisse senedi piyasa birim fiyatı ve borsada işlem gören hisse senedi sayısı verileri ise “tr.investing.com” sitesinden elde edilmiştir. Uygulamamızda şirketlerin 2018 yılı yılsonu verilerini kullandığımızdan dolayı şirketlerin hisse senedi birim fiyatı 28.12.2018 tarihi kapanış fiyatı olarak alınmıştır. Şirketlere ait mali tablolar “kap.org.tr” sitesinden elde edilmiştir.

Uygulamamızda yer alan şirketlerden biri olan ASELSAN ELEKTRONİK A.Ş. firmasının mali tablosu Tablo 1 ‘de görülmektedir.

Tablo 1
Aselsan Elektronik A.Ş. 2018 Yılsonu Bilançosu

ASELSAN ELEKTRONİK SANAAYİ VE TİCARET A.Ş. 2018/Yıllık			
VARLIKLAR		KAYNAKLAR	
DÖNEN VARLIKLAR	507.031.289	KISA VADELİ YÜKÜMLÜLÜKLER	151.317.847
Nakit ve Nakit Benzerleri	101.862.210	Kısa Vadeli Borçlanmalar	54.038.213
Finansal Yatırımlar	0	Uzun Vadeli Borçlanmaların Kısa Vadeli Kısımları	0
Ticari Alacaklar	197.996.556	Diğer Finansal Yükümlülükler	0
Finans Sektörü Faaliyetlerinden Alacaklar	0	Ticari Borçlar	60.501.765
Diğer Alacaklar	196.951	Finans Sektörü Faaliyetlerinden Borçlar	0
Türev Araçlar	395.395	Çalışanlara Sağlanan Faydalar Kapsamında Borçlar	4.008.036
Stoklar	174.278.753	Diğer Borçlar	259.574
Canlı Varlıklar	0	Türev Araçlar	0
Peşin Ödenmiş Giderler	22.012.334	Devlet Teşvik ve Yardımları	0
Cari Dönem Vergisiyle İlgili Varlıklar	0	Ertelenmiş Gelirler	25.769.682
Diğer Dönen Varlıklar	9.436.401	Dönem Karı Vergi Yükümlülüğü	491.756
ARA TOPLAM	506.178.600	Kısa Vadeli Karşılıklar	5.740.572
Satış Amaçlı Sınıflandırılan Duran Varlıklar	852.689	Diğer Kısa Vadeli Yükümlülükler	508.249
DURAN VARLIKLAR	50.821.062	ARA TOPLAM	151.317.847
Finansal Yatırımlar	0	Satış Amaçlı Sınıflandırılan Varlık Gruplarına İlişkin Yükümlülükler	0
Ticari Alacaklar	2.975.792	UZUN VADELİ YÜKÜMLÜLÜKLER	24.651.892
Finans Sektörü Faaliyetlerinden Alacaklar	0	Uzun Vadeli Borçlanmalar	2.615.622
Diğer Alacaklar	22.678	Diğer Finansal Yükümlülükler	0
Türev Araçlar	0	Ticari Borçlar	0
Özkaynak Yöntemiyle Değerlenen Yatırımlar	0	Finans Sektörü Faaliyetlerinden Borçlar	0
Canlı Varlıklar	0	Diğer Borçlar	498.943
Yatırım Amaçlı Gayrimenkuller	0	Türev Araçlar	0
Maddi Duran Varlıklar	27.760.480	Devlet Teşvik ve Yardımları	0
Maddi Olmayan Duran Varlıklar	6.489.379	Ertelenmiş Gelirler	239.114
Peşin Ödenmiş Giderler	143.720	Uzun Vadeli Karşılıklar	21.298.213

Ertelenmiş Vergi Varlığı	13.429.006	Cari Dönem Vergisiyle İlgili Borçlar	0
Diğer Duran Varlıklar	7	Ertelenmiş Vergi Yükümlülüğü	0
TOPLAM VARLIKLAR	557.852.351	Diğer Uzun Vadeli Yükümlülükler	0
		ÖZ KAYNAKLAR	381.822.612
Kar veya Zarar ve Diğer Kapsamlı Gelir Tablosu		ANA ORTAKLIĞA AİT ÖZKAYNAKLAR	381.822.612
Satışlar (Hasılat)	636.317.643	Ödenmiş Sermaye	10.800.000
Finansman Giderleri	-10.675.619	Sermaye Düzeltme Farkları	25.665.050
		Geri Alınmış Paylar (-)	0
		Karşılıklı İştirak Sermaye Düzeltmesi (-)	0
		Paylara İlişkin Primler/İskontolar	0
		Kar veya Zararda Yeniden Sınıflandırılmayacak Birikmiş Diğer Kapsamlı Gelirler veya Giderler	-829.026
		Kar veya Zararda Yeniden Sınıflandırılacak Birikmiş Diğer Kapsamlı Gelirler veya Giderler	0
		Kardan Ayrılan Kısıtlanmış Yedekler	18.382.843
		Geçmiş Yıllar Karları/Zararları	278.543.259
		Net Dönem Karı/Zararı	49.330.486
		KONTROL GÜCÜ OLMAYAN PAYLAR	0
		TOPLAM KAYNAKLAR	557.852.351

Kaynak: Kamu Aydınlatma Platformu, Finansal Tablolar.

Tablo 2
Aselsan Elektronik A.Ş. 2018 Gelir-Gider Tablosu

Gelir-Gider Tablosu	
KAR VEYA ZARAR KISMI	
Hasılat	636.317.643
Yurtiçi Satışlar	544.729.986
Yurtdışı Satışlar	102.295.467
Satışların Maliyeti (-)	-471.180.024
Ticari Faaliyetlerden Brüt Kar (Zarar)	165.137.619
Finans Sektörü Faaliyetleri Hasılatı	0
Finans Sektörü Faaliyetleri Maliyeti (-)	0
Finans Sektörü Faaliyetlerinden Brüt Kar (Zarar)	0
BRÜT KAR/ZARAR	165.137.619
Genel Yönetim Giderleri (-)	-33.674.811

Pazarlama Giderleri (-)	-86.702.005
Araştırma ve Geliştirme Giderleri (-)	-10.057.098
Esas Faaliyetlerden Diğer Gelirler	80.113.188
Esas Faaliyetlerden Diğer Giderler (-)	-43.062.359
ESAS FAALİYET KARI/ZARARI	71.754.534
Yatırım Faaliyetlerinden Gelirler	3.277
Yatırım Faaliyetlerinden Giderler (-)	0
Özkaynak Yöntemiyle Değerlenen Yatırımların Karlarından/Zararlarından Paylar	0
FİNANSMAN GİDERİ ÖNCESİ FAALİYET KARI/ZARARI	71.757.811
Finansman Giderleri (-)	-10.675.619
SÜRDÜRÜLEN FAALİYETLER VERGİ ÖNCESİ KARI/ZARARI	61.082.192
Sürdürülen Faaliyetler Vergi Gideri (-)/Geliri	-11.751.706
- Dönem Vergi Gideri (-)/Geliri	-12.762.300
- Ertelenmiş Vergi Gideri (-)/Geliri	1.010.594
SÜRDÜRÜLEN FAALİYETLER DÖNEM KARI/ZARARI	49.330.486

Kaynak: Kamu Aydınlatma Platformu, Finansal Tablolar.

Uygulamamızdaki şirketlerin bağımsız değişken verilerinden bazıları göstermiş olduğumuz mali tablolarından elde edilmiştir. Fakat uygulamamızda sektör ayrımı yapılmadığından dolayı seçilen şirketler arasında bankacılık sektöründen ve sigortacılık sektöründen de firmalar yer almaktadır. Bankacılık sektörü ve sigortacılık sektörü farklı gelir tablosu ve bilanço tablolarına sahiptirler. Mali tablolardan kullandığımız kalemlerin, bankacılık ve sigortacılık sektörlerinin mali tablolarında hangi kalemlere denk geldikleri aşağıda açıklanmıştır.

Bankacılık sektöründeki firmalar için maddi ve maddi olmayan duran varlıklar kalemleri aynı şekilde alınmıştır. Bankalarda fiziki üretim olmadığından dolayı

satışların maliyeti kalemi bilanço ve gelir tablolarında yer almamaktadır. Satışların maliyeti kalemi yerine faiz giderleri kalemi değerleri kullanılmıştır. Aynı şekilde ana faaliyet dışı gelirler kalemi de bankacılık sektörü mali tablolarında bulunmamaktadır. Ana faaliyet dışı gelirler kalemi yerine diğer faaliyet gelirleri kalemi kullanılmıştır. Son olarak bankacılık sektörü mali tablolarında yurtdışı satışlar kalemi de bulunmamaktadır. Yurtdışı satışlar kalemi yerine bankaların yurtdışı döviz işlemlerinin esasını oluşturan kambiyo işlemleri ve türev finansal işlemler kalemlerinin toplamaları kullanılmıştır (U.Divanoğlu, Bağcı, & Eroğlu, 2019, s. 2751).

Uygulamamızın bankacılık sektöründeki şirketleri için kullanılan değişkenlerden faiz giderleri kalemi değerleri, diğer faaliyet gelirleri kalemi değerleri ve türev finansal işlemler ile kambiyo işlemleri kalemleri değerleri şirketlerin mali tablolarından gelir tablosundan alınmıştır. Maddi ve maddi olmayan duran varlıklar değerleri ise şirketlerin mali tablolarının bilanço tablosundan alınmıştır.

Sigortacılık sektöründeki firmalar için maddi ve maddi olmayan duran varlık kalemleri aynı şekilde alınmıştır. Fakat satışların maliyeti, yurtdışı satışlar ve ana faaliyet dışı gelirler kalemleri sigorta sektörü bilanço ve gelir tablolarında yer almamaktadır. Bundan dolayı satışların maliyeti, yurtdışı satışlar ve ana faaliyet dışı gelirler kalemleri yerine bu kalemlerin sigortacılık sektörü mali tablolarında eşleştirildiği değerler kullanılmıştır. Satışların maliyeti kalemi için reasüröre devreden pirimler kalemi değeri kullanılmıştır. Ana faaliyet dışı gelirler kalemi için yatırım gelirleri kalemi değeri kullanılmıştır. Son olarak yurtdışı satışlar kalemi yerine ise türev finansal işlemler ve kambiyo işlemleri kalemlerinin toplamaları değeri kullanılmıştır.

Uygulamamızın sigortacılık sektöründeki şirketleri için kullanılan değişkenlerden maddi ve maddi olmayan duran varlıklar kalemleri değerleri şirketlerin mali tablolarından bilanço tablosundan alınmıştır. Reasüröre devreden pirimler kalemi, yatırım gelirleri ve türev finansal işlemler ile kambiyo işlemleri kalemleri değerleri ise şirketlerin mali tablolarının gelir tablosundan elde edilmiştir.

Finansal kuruluşlar için marka değeri belirlenmesine yönelik çalışmalarda satışların maliyeti, yurt dışı satışlar ve ana faaliyet dışı gelir kalemleri yerine kullanılan

değerler, finansal kuruluşlar kendi aralarında kıyaslandığında anlamlı sonuçlar vermektedir. Fakat çalışmamızda sektör ayrımı gözetilmediğinden finansal kuruluşlar için bu değerler literatürdeki çalışmalarda olduğu gibi kullanılmıştır.

İşletmelerin mali tabloları genellikle aynı yılın 1 Ocak ile 31 Aralık tarihleri arası hesap dönemini kapsamaktadır. Ancak futbol kulüplerinin mali tablolarının hesap dönemi bir önceki yılın 1 Haziran'ı ile bir sonraki yılın 31 Mayıs'ı arasındaki dönemi kapsamaktadır. Bu doğrultuda çalışmaya dahil edilen 4 futbol kulübünün belirtilen dönemlere ait mali tabloları kullanılmıştır.

Tüm firmalarımız için elde edilen bağımlı ve bağımsız değişkenlerin değerleri Tablo 3'de görülmektedir. Tabloda yer alan Brand Finance marka değeri bağımlı değişkenimiz; maddi duran varlıklar, maddi olmayan duran varlıklar, satışların maliyeti, yurtdışı satışlar, ana faaliyet dışı gelirler, hisse senedi piyasa birim fiyatı ve hisse senedi sayısı ise bağımsız değişkenlerimizdir.

Tabloda yer alan değişkenlerde;

MDV: Maddi Duran Varlıkları

MODV: Maddi Olmayan Duran Varlıkları

SM: Satışların Maliyetini

YS: Yurtdışı Satışları

AFDG: Ana Faaliyet Dışı Gelirleri

HSS: Hisse Senedi Sayısını

HSBF: Hisse Senedi Birim Fiyatını ifade etmektedir.

Tablo 3
Firmaların Bağımlı ve Bağımsız Değişken Değerleri

	MDV	MODV	SM	YS	AFDG	HSS	HSB F	MD
1	111.082.000	6.860.000	210.841.000	30.872.000	416.000	23.625.000	10,2 7	174.850.500
2	10.049.742.00	16.959.421.00	11.704.576.00	12.267.910.00	231.251.000	592.105.000	20,0	2.124.698.500

	0	0	0	0			7	
3	3.959.052.000	646.193.000	19.923.670.000	8.832.410.000	1.015.593.000	5.200.000.000	5,89	8.737.226.500
4	655.449.000	31.419.000	2.000.179.000	361.836.000	360.618.000	900.000.000	1,10	545.745.500
5	27.760.480	6.489.379	471.180.024	102.295.467	3.277	434.526.825	39,3	74.179.000
6	52.938.897	230.076	1.349.477.385	1.354.477.385	2.521.364	110.000.000	1,62	127.164.000
7	119.925.667	72.803.483	1.761.121.334	562.395.999	1.508.904.511	500.000.000	3,93	815.969.000
8	4.534.276.000	3.108.815.000	18.358.622.000	18.479.346.000	13.278.000	675.728.000	15,7	6.665.513.000
9	24.329.768	55.639.894	1.315.722.213	135.791.622	659.044.752	306.000.000	9	307.313.000
10	3.239.954	2.498.745	2.093.553.445	47.598.052	0	32.000.000	3,14	158.955.000
11	5.336.267	165.846	1.619.529.777	0	0	24.000.000	4,41	100.671.500
12	1.336.297.000	1.082.067.000	6.797.424.000	888.955.000	4.789.000	1.140.000.000	9,29	1.435.893.500
13	560.648.627	93.901.876	994.834.345	528.831.949	726.273	84.000.000	23,8	132.462.500
14	686.530.000	21.354.000	8.920.093.000	1.477.562.000	27.397.000	300.000.000	9	720.596.000
15	513.704.531	4.442.492	2.517.856.729	572.691.399	449.358	100.023.579	10,7	471.566.500
16	3.698.551.000	16.460.000	26.613.139.000	0	44.327.000	607.200.000	41,9	3.094.324.000
17	254.459.052	98.167.527	649.551.043	74.775.714	0	240.000.000	0	641.118.500
18	1.753.497.711	66.017.302	2.232.016.139	1.089.293.799	258.229	305.116.875	1,62	545.745.500
19	254.357.137	11.638.559	358.029.166	226.847.790	33.246.390	62.000.000	6,33	143.059.500
20	423.368.802	1.617.818.249	3.060.497.110	65.704.649	116.760.292	657.700.000	4,20	402.686.000
21	633.413.074	545.056.101	3.901.836.979	0	569.337.061	700.000.000	4,38	535.148.500
22	17.060.839	1.797.338	237.899.635	102.166.986	0	53.281.753	3,48	79.477.500
23	437.922.000	230.632.000	10.841.929.000	3.722.640.000	448.967.000	3.316.100.000	1,10	1.838.579.500
24	515.650	22.936	215.467.634	8.886.508	3.411.424	27.000.000	19,1	68.880.500
25	118.251	538.193	71.580.494	4.928.899	0	29.841.960	2,81	100.671.500
26	249.063.153	22.242.896	420.347.269	86.566.416	566.628	269.069.767	4,28	105.970.000
27	982.378.000	35.354.000	9.387.395.000	0	55.103.000	198.000.000	1,22	1.684.923.000
28	404.108.021	11.507.462	752.792.627	53.352.129	2.027.083	100.000.000	4,07	180.149.000
29	6.048.000	14.396.000	447.692.000	707.000	72.599.000	685.260.000	2,90	185.447.500
30	394.421.374	6.240.123	754.554.441	137.459.835	12.870.502	80.980.793	2,43	52.985.000
31	149.052.844	2.790.397	294.044.707	239.201.428	106.501	75.000.000	8,40	68.880.500
32	63.494.000	1.824.000	2.248.040.000	0	208.000	3.679.920.829	2,96	974.924.000
33	8.177.510.000	231.805.000	10.398.138.000	4.967.818.000	981.287.000	4.974.600.000	1,46	1.531.266.500
34	22.253.833	101.986.077	769.617.262	0	44.161	98.980.000	4,34	540.447.000
35	3.922.747.000	823.342.000	29.833.459.000	27.303.441.000	410.000	350.910.000	6,92	4.652.083.000
36	4.494.918.000	416.072.000	20.369.094.000	0	3.517.425.000	4.200.000.000	46,6	8.392.824.000
37	13.493.884	221.144.071	805.610.135	231.974.127	0	540.000.000	5	392.089.000
38	223.734.594	6.504.997	870.151.643	25.930.251	361.695.776	540.000.000	7,96	153.656.500
39	3.147.914.000	140.250.000	28.591.260.000	3.760.040.000	624.474.000	1.250.000.000	1,24	4.010.964.500
40	2.002.455	3.702.315	515.200.543	16.692.721	296.251.972	349.000.000	0	0,88
41	273.576.563	11.954.109	305.867.872	57.370.209	390.489.483	592.000.000	0	386.790.500
42	27.091.338	4.832.170	746.002.715	0	21.878	19.440.000	0,93	47.686.500
43	5.130.314.000	623.294.000	21.788.130.000	2.711.084.000	1.912.307.000	4.500.002.458	6,00	222.537.000
44	37.990.043	75.991.731	497.846.770	28.235.336	156.757	58.320.000	4,53	7.068.199.000
45	26.976.138	5.318.354	3.717.149.973	81.674.843	74.052.436	55.837.598	8	52.985.000
46	561.416.085	195.607.116	1.224.801.604	807.119.634	70.024.308	900.000.000	4,17	312.611.500
47	286.667.358	9.584.567	629.420.898	334.144.101	6.123.197	28.977.661	5,57	164.253.500
48	146.613.775	172.655	243.606.236	133.171.885	1.560.527	39.916.800	1,19	349.701.000
49	109.060.378	25.101.664	247.514.456	0	532.004	22.647.883	4,55	84.776.000
50	20.708.350	301.095.882	63.953.940	114.612.154	6.243.889	22.832.327	4,45	42.388.000
							27,1	211.940.000
							4	

51	3.863.042.000	2.479.242.000	13.468.821.000	533.441.000	6.947.000	178.092.000	14,90	3.380.443.000
52	107.603.000	280.656.000	1.085.704.000	1.101.378.000	0	24.000.000	85,89	466.268.000
53	63.113.186	10.003	151.376.402	81.695.530	10.150.711	55.600.000	1,08	74.179.000
54	159.739.000	194.454.000	1.144.905.000	437.914.000	0	49.657.000	32,22	921.939.000
55	316.296.032	1.176.176	603.260.959	28.050.021	5.210.954	43.335.000	4,44	1.812.087.000
56	8.248.203.635	46.859.897	7.033.557.877	4.007.365.026	23.047.488	102.299.707	22,92	1.186.864.000
57	66.477.012	9.716.465	464.768.124	26.322.212	141.996.080	163.069.856	1,39	52.985.000
58	382.666.461	0	388.859.046	52.063.376	2.364.908	119.350.000	0,74	58.283.500
59	12.049.679.000	665.206.000	10.392.908.000	6.540.916.000	1.127.564.000	2.250.000.000	5,48	1.695.520.000
60	627.949.000	92.434.000	2.728.640.000	2.358.617.000	60.175.000	1.158.000.000	1,10	720.596.000
61	189.547.315	7.474.977	919.539.938	128.965.798	3.261.213	136.000.000	3,82	413.283.000
62	1.394.493.000	10.329.094.000	3.240.291.000	871.069.000	102.153.000	363.281.250	21,99	831.864.500
63	89.584.000	26.999.000	2.831.234.000	0	316.000	110.000.000	2,97	280.820.500
64	682.469.000	7.549.000	794.042.000	85.737.000	272.090.000	322.508.000	7,93	1.059.700.000
65	12.433.533.000	10.382.557.000	13.785.448.000	1.655.793.000	238.753.000	2.191.565.796	11,74	9.754.538.500
66	73.219.000.000	494.000.000	49.284.000.000	54.835.000.000	493.000.000	1.380.000.000	16,11	10.819.537.000
67	2.247.601.000	1.579.461.000	16.190.143.000	14.455.023.000	34.681.000	500.000.000	15,51	2.357.832.500
68	3.475.409	372.530.576	280.741.567	0	0	235.990.631	1,38	174.850.500
69	590.236.861	268.746.661	3.192.105.745	1.899.619.829	7.434.129	53.369.000	34,90	1.361.714.500
70	230.976.822	247.329	276.675.032	78.617.614	0	272.650.000	1,66	111.268.500
71	2.276.366.000	589.733.000	4.395.223.000	2.246.220.000	1.709.158	342.000.000	14,67	3.263.876.000
72	14.254.053.000	9.783.039.000	11.249.445.000	926.220.000	130.288.000	3.500.000.000	3,90	10.104.239.500
73	253.590.908	5.470.398	421.485.205	1.843.250	19.447	160.000.000	2,61	196.044.500
74	1.435.364.000	146.867.000	4.781.608.000	4.477.939.000	0	190.000.000	5,55	2.336.638.500
75	47.272.899	18.571.602	270.531.888	249.367.725	279.741	29.160.000	4,17	58.283.500

Yapay sinir ağlarında verilerin eğitimlerinin daha başarılı gerçekleştirilmesini sağlamak için ağı eğitiminden önce ağı girdi değerleri ve çıktı değerleri üzerinde belirli işlemler gerçekleştirilebilir. Girdi işlem fonksiyonları, girdileri ağı kullanımı için daha düzenli bir forma çevirir. Ham verilere uygulanan normalizasyon işlemi bu verilerin eğitimi için uygun bir veri seti oluşturulmasında etkilidir (Santhakumaran & Jayalakshmi, 2011, s. 90). Eğer elimizdeki ham veriler üzerine normalleştirme işlemi uygulanmasaydı yapay sinir ağının eğitimi çok yavaş gerçekleşebilirdi (Yavuz & Deveci, 2012, s. 175).

Normalizasyon işlemi ile aynı ölçekteki veriler için eğitim süreci başlatılarak eğitim süresi hızlandırılabilir. Z-Score normalizasyon yöntemi, Min-Max normalizasyon yöntemi, Sigmoid normalizasyon yöntemi, D_Min_Max normalizasyon

yöntemi ve Medyan normalizasyon yöntemi gibi birçok normalizasyon yöntemi vardır (Santhakumaran & Jayalakshmi, 2011, s. 90).

Yapay sinir ağı çok katmanlı ağ modelinin girdi değerleri ile çıktı değerlerinin normalleştirilmesinin ağıın performansı açısından oldukça önemli olmasının sebebi normalleştirme işleminin ağıın girdi değerleri ile çıktı değerlerinin dağılımlarını düzenli bir hale getiriyor olmasıdır. Yanlışlıktan kaynaklı girdi verileri arasına çok büyük ya da çok küçük değerler alınmış olabilir ve bu değerler ağıımızı yanlış yönlendirebilirler. Normalleştirme işlemi sayesinde girdilerin hepsi belli bir aralıkta ölçeklendirilir ve yanlış girilmiş olan aşırı büyüklük ve küçüklükteki değerler ortadan kaldırılmış olur. Çok katmanlı ağ modeli tasarımcısı verilerini normalleştirecek yöntemi kendileri seçebilir. Bu seçim konusunda herhangi bir standart koyulması doğru olmayacaktır (Öztemel, 2006, s. 101).

Uygulamamızda normalizasyon yöntemlerinden D_Min_Max normalizasyon modeli kullanılarak verilerimiz düzenli hale getirilmiştir.

Modelin uygulanması için aşağıda gösterilmiş olan denklem kullanılarak veri setimizde bulunan verilerin hepsi 0,1 ile 0,9 arasında normalleştirilmiştir. Uygulanan normalizasyon işlemi ile veriler boyutsuz duruma getirilir (Doğan, Işık, & Sandalcı, 2007, s. 4121).

$$X' = 0,8 * \frac{X_i - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} + 0,1$$

Bu denklemde,

X' = Normalize edilmiş değerleri,

X_i = Girdi değerlerini,

X_{min} = Girdi seti içerisindeki en küçük değeri,

X_{max} = Girdi seti içerisindeki en büyük değeri,

ifade etmektedir (Doğan, Işık, & Sandalcı, 2007, s. 4121).

Veri setimizde birinci sütundaki girdi verilerinin içerisinde yer alan maksimum değerin 73.219.000.000 olduğu, minimum değerin ise 118.251 olduğu görülmektedir. Birinci sütun birinci satırda yer alan değer ise 111.082.000'tir. Bu değeri normalize etmek için girdi değerini, maksimum ve minimum değerlerimizi yukarıda göstermiş olduğumuz denklemde yerine koymuştur.

$$X' = 0,8 * \frac{111.082.000 - 118.251}{73.219.000.000 - 118.251} + 0,1$$

Buradan gerekli işlemler yapıldığında gerçek değer normalize edilmiş değeri $X' = 0,101212$ olarak bulunmuştur. Daha sonra birinci satır birinci sütundaki verimize uygulanan D_Max_Min normalizasyon yöntemi diğer tüm satır ve sütunlardaki veriler için uygulanmıştır. Normalizasyon işlemi bittikten sonra elde edilen veri seti oluşturacağımız yapay sinir ağı modelimizde kullanılmak üzere Tablo 4' de görüldüğü gibi hazır duruma getirilmiştir.

Tablo 4
Firmaların Bağımlı ve Bağımsız Değişkenleri Normalize Edilmiş Değerleri

	MDV	MODV	SM	YS	AFDG	HSS	HSBF	MD
1	0,101212	0,100324	0,102387	0,10045	0,100095	0,100646	0,164468	0,109833
2	0,209804	0,9	0,289201	0,278979	0,152596	0,188433	0,230763	0,254572
3	0,143256	0,130482	0,422791	0,228858	0,330986	0,9	0,134838	0,745428
4	0,10716	0,101482	0,131471	0,105279	0,182019	0,235979	0,102435	0,137365
5	0,100302	0,100306	0,106619	0,101492	0,100001	0,164099	0,361255	0,10236
6	0,100577	0,100011	0,120894	0,119761	0,100573	0,113985	0,105953	0,106293
7	0,101309	0,103434	0,127585	0,108205	0,443184	0,17421	0,12158	0,157424
8	0,149541	0,246647	0,397353	0,369599	0,10302	0,201346	0,20181	0,591642
9	0,100265	0,102625	0,120346	0,101981	0,249893	0,144252	0,116235	0,119666
10	0,100034	0,100118	0,132988	0,100694	0,1	0,10194	0,124827	0,108653
11	0,100057	0,100008	0,125284	0,1	0,1	0,100704	0,157839	0,104326
12	0,114599	0,151043	0,209443	0,112969	0,101089	0,273041	0,256604	0,203441
13	0,106124	0,104429	0,11513	0,107715	0,100165	0,10997	0,1368	0,106686
14	0,1075	0,101007	0,243944	0,121556	0,106231	0,143325	0,162236	0,150344
15	0,105612	0,10021	0,139885	0,108355	0,100102	0,112444	0,167986	0,131858
16	0,14041	0,100776	0,531518	0,1	0,110082	0,190764	0,378437	0,326549
17	0,102779	0,104631	0,109518	0,101091	0,1	0,13406	0,105953	0,144444
18	0,119158	0,103114	0,135239	0,115892	0,100059	0,144115	0,137815	0,137365
19	0,102778	0,100549	0,10478	0,10331	0,107562	0,106572	0,123406	0,107473
20	0,104624	0,176315	0,148704	0,100959	0,126556	0,198562	0,124624	0,126745
21	0,106919	0,125711	0,162379	0,1	0,22949	0,205094	0,118535	0,136578
22	0,100185	0,100085	0,102827	0,101491	0,1	0,105226	0,102435	0,102753
23	0,104784	0,110879	0,27518	0,15431	0,202113	0,609082	0,224201	0,233333
24	0,100004	0,100001	0,102463	0,10013	0,100776	0,101167	0,114003	0,101967
25	0,1	0,100025	0,100124	0,100072	0,1	0,101606	0,123947	0,104326
26	0,10272	0,101049	0,105793	0,101263	0,100129	0,138549	0,103247	0,10472

27	0,110732	0,101668	0,251539	0,1	0,112533	0,127574	0,122527	0,221927
28	0,104414	0,100543	0,111196	0,100778	0,100461	0,11244	0,114612	0,110226
29	0,100065	0,100679	0,106237	0,10001	0,116512	0,202818	0,111432	0,110619
30	0,104308	0,100294	0,111225	0,102005	0,102927	0,109503	0,151818	0,100787
31	0,101627	0,100132	0,10374	0,10349	0,100024	0,10858	0,115018	0,101967
32	0,100692	0,100086	0,135499	0,1	0,100047	0,665264	0,104871	0,169223
33	0,189347	0,110935	0,267967	0,172477	0,323183	0,865193	0,124353	0,210521
34	0,100242	0,104811	0,11147	0,1	0,10001	0,112283	0,141806	0,136971
35	0,142859	0,138838	0,58386	0,498336	0,100093	0,151187	0,41057	0,442183
36	0,149111	0,119627	0,43003	0,153672	0,9	0,745577	0,148842	0,719862
37	0,100146	0,110432	0,112055	0,103384	0,1	0,180387	0,103382	0,125959
38	0,102443	0,100307	0,113104	0,100378	0,182264	0,180387	0,104465	0,10826
39	0,134393	0,106616	0,56367	0,154856	0,24203	0,290027	0,142483	0,394592
40	0,100021	0,100175	0,107334	0,100244	0,167379	0,150892	0,100947	0,125565
41	0,102988	0,100564	0,103932	0,100837	0,188813	0,188417	0,101285	0,100393
42	0,100295	0,100228	0,111086	0,1	0,100005	0,1	0,135583	0,113373
43	0,156053	0,129402	0,453095	0,139553	0,534933	0,791904	0,125638	0,621534
44	0,100414	0,103585	0,107052	0,100412	0,100036	0,106004	0,123203	0,100787
45	0,100293	0,100251	0,159377	0,101192	0,116842	0,105621	0,132674	0,120059
46	0,106133	0,109227	0,118868	0,111775	0,115926	0,235979	0,103044	0,109046
47	0,103131	0,100452	0,109191	0,104875	0,101393	0,101473	0,9	0,122812
48	0,101601	0,100008	0,10292	0,101943	0,100355	0,103162	0,125774	0,103147
49	0,10119	0,101184	0,102984	0,1	0,100121	0,100495	0,125097	0,1
50	0,100225	0,114203	0,1	0,101672	0,10142	0,100524	0,27859	0,112586
51	0,142207	0,216949	0,317877	0,107782	0,10158	0,1245	0,195789	0,347788
52	0,101174	0,113239	0,116607	0,116068	0,1	0,100704	0,676019	0,131465
53	0,100688	0,1	0,101421	0,101192	0,102309	0,105584	0,1023	0,10236
54	0,101744	0,109173	0,117569	0,106389	0,1	0,104666	0,312955	0,16529
55	0,103455	0,100055	0,108766	0,100409	0,101185	0,10369	0,12503	0,231367
56	0,19012	0,10221	0,213281	0,158464	0,105242	0,112795	0,250042	0,184956
57	0,100725	0,100458	0,106515	0,100384	0,132295	0,12218	0,104397	0,100787
58	0,10418	0,1	0,105281	0,10076	0,100538	0,115428	0,1	0,10118
59	0,231655	0,131379	0,267882	0,195427	0,356452	0,444451	0,132065	0,222714
60	0,10686	0,10436	0,143311	0,13441	0,113686	0,27582	0,102435	0,150344
61	0,10207	0,100353	0,113906	0,101882	0,100742	0,118	0,120835	0,127532
62	0,115235	0,587238	0,151627	0,112708	0,123234	0,153097	0,243751	0,158604
63	0,100978	0,101274	0,144978	0,1	0,100072	0,113985	0,115085	0,117699
64	0,107455	0,100356	0,111867	0,101251	0,161884	0,146801	0,148639	0,175516
65	0,235849	0,58976	0,323023	0,124157	0,154302	0,435427	0,174412	0,820944
66	0,9	0,123303	0,9	0,9	0,212127	0,310102	0,203974	0,9
67	0,124556	0,174505	0,362108	0,310888	0,107888	0,17421	0,199915	0,271878
68	0,100037	0,117573	0,103524	0,1	0,1	0,13344	0,104329	0,109833
69	0,106448	0,112677	0,150844	0,127714	0,101691	0,105239	0,331084	0,197935
70	0,102522	0,100012	0,103457	0,101147	0,1	0,139102	0,106224	0,105113
71	0,124871	0,127819	0,170398	0,132771	0,100389	0,149811	0,194233	0,339135
72	0,255741	0,56148	0,281804	0,113513	0,129633	0,63748	0,121377	0,846903
73	0,102769	0,100258	0,105811	0,100027	0,100004	0,121706	0,11265	0,111406
74	0,115682	0,106928	0,176679	0,16533	0,1	0,126338	0,132538	0,270305
75	0,100515	0,100876	0,103358	0,103638	0,100064	0,101501	0,123203	0,10118

Yapay sinir ağı modeli MS Excel, SPSS, MATLAB gibi farklı programlarda kullanılarak uygun çözüme ulaşılmaya çalışılabilir. MATLAB programı kendisine gösterilen verilerden bir eğitim seti oluşturmaktadır ve eğitim setinin içinden kendi

seçtiği test verisi ile modeli test etmektedir. MATLAB programında eğitim verilerinin öğrenmesi gerçekleşikten sonra programın kendisinin ayırdığı test verilerini kullanarak modeli test etmesine rağmen belli miktarda veri programa eklenmeyerek test verisi olarak ayrılabilir ve sonrasında ayrılmış olan test verisi modelde test edilebilir (Yılmaz, 2019, s. 341).

Yapay sinir ağında kullanacağımız veriler hazırlandıktan sonra modelin öğrenme aşaması için ve modelin test aşaması için veri grubumuzu ikiye ayırmamız gerekmektedir. Öğrenme aşaması için ayırdığımız veriler eğitim verileridir. Test aşaması için ayırdığımız veriler ise ağın daha önce hiç görmediği verilerden oluşmaktadır. Literatür incelendiğinde eğitim ve test verileri %70, %30 olarak veya %80, %20 olarak ya da %90, %10 oranlarına göre belirlenip ayrılabilir (G.Zhang, Patuwo, & Y.Hu, 1998, s. 50).

Uygulamamızda kullandığımız eğitim ve test verilerini %90, %10 ve %80, %20 oranlarında ayırarak bu iki durumda modelin sonuçları elde edilecek ve karşılaştırılarak değerlendirilecektir. 75 adet veri bulunan veri setimiz ilk olarak %80, %20 oranında 60'ı eğitim ve 15'i test için ayrılmıştır. Daha sonra %90, %10 oranında 67'si eğitim ve 8'i test için ayrılmıştır.

Literatürde eğitim ve test verisi ayırma işleminde test verisi seçiminin veri setinden tamamen tesadüfi yöntemle ayrılmış olduğu ve yine veri setinden rassal olarak seçilmiş olduğu gibi çalışmalara rastlanmıştır (Karaatlı, Güngör, Demir, & Kalaycı, 2005, s. 43). Uygulamamızda veri setimizden eğitim ve test kümesi ayırma işlemi sistematik rassal örnekleme ile yapılmıştır. %80, %20 oranında ayıracağımız verilerimizde rassal olarak birinci örneğimiz 5.satırdır. $k=75/15$ olduğundan $k=5$ alınarak rassal olarak seçtiğimiz ilk örnekten sonra 5 adımda bir satır seçilerek ilk test kümesi oluşturulmuştur ve Tablo 5'de gösterilmiştir.

Tablo 5
%80 - %20 Oranında Ayrılmış Test Kümesi

0,100302	0,100306	0,106619	0,101492	0,100001	0,164099	0,361255
0,100034	0,100118	0,132988	0,100694	0,1	0,10194	0,124827
0,105612	0,10021	0,139885	0,108355	0,100102	0,112444	0,167986

0,104624	0,176315	0,148704	0,100959	0,126556	0,198562	0,124624
0,1	0,100025	0,100124	0,100072	0,1	0,101606	0,123947
0,104308	0,100294	0,111225	0,102005	0,102927	0,109503	0,151818
0,142859	0,138838	0,58386	0,498336	0,100093	0,151187	0,41057
0,100021	0,100175	0,107334	0,100244	0,167379	0,150892	0,100947
0,100293	0,100251	0,159377	0,101192	0,116842	0,105621	0,132674
0,100225	0,114203	0,1	0,101672	0,10142	0,100524	0,27859
0,103455	0,100055	0,108766	0,100409	0,101185	0,10369	0,12503
0,10686	0,10436	0,143311	0,13441	0,113686	0,27582	0,102435
0,235849	0,58976	0,323023	0,124157	0,154302	0,435427	0,174412
0,102522	0,100012	0,103457	0,101147	0,1	0,139102	0,106224
0,100515	0,100876	0,103358	0,103638	0,100064	0,101501	0,123203

%90, %10 oranında ayıracağımız verilerimizde ise rassal olarak birinci örneğimiz 9. Satır olmuştur. Buradan $k=75/8$ olduğundan $k=9$ alınarak rassal olarak seçtiğimiz birinci örnekten sonra 9 adımda bir satır seçilerek ikinci test kümemiz oluşturulmuştur ve Tablo 6’ de gösterilmiştir.

Tablo 6
%90 - %10 Oranında Ayrılmış Test Kümesi

0,100265	0,102625	0,120346	0,101981	0,249893	0,144252	0,116235
0,119158	0,103114	0,135239	0,115892	0,100059	0,144115	0,137815
0,110732	0,101668	0,251539	0,1	0,112533	0,127574	0,122527
0,149111	0,119627	0,43003	0,153672	0,9	0,745577	0,148842
0,100293	0,100251	0,159377	0,101192	0,116842	0,105621	0,132674
0,101744	0,109173	0,117569	0,106389	0,1	0,104666	0,312955
0,100978	0,101274	0,144978	0,1	0,100072	0,113985	0,115085
0,255741	0,56148	0,281804	0,113513	0,129633	0,63748	0,121377

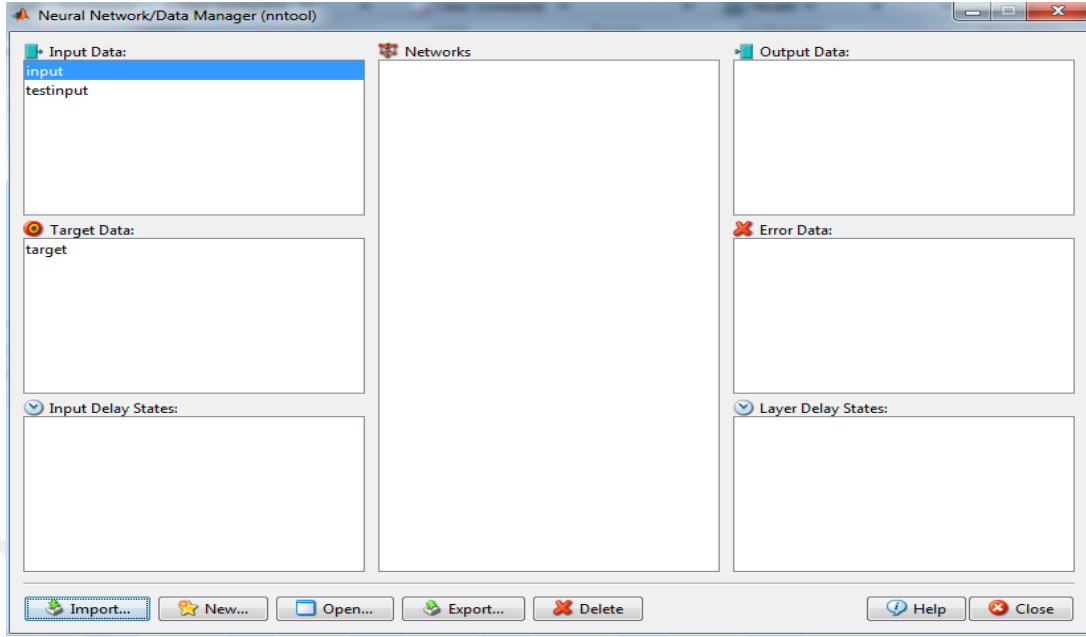
4.3. Yapay Sinir Ağları ile Modelin Kurulması

4.3.1. Yapay Sinir Ağı Mimarisi

Veri setimiz oluşturulup eğitim ve test verileri olarak ayrıldıktan sonraki aşama yapay sinir ağı modelimizin kurulmasıdır. Ağı oluştururken kullanılacak program daha önce belirttiğimiz gibi MATLAB R2018 programıdır.

İlk olarak Excel programında düzenlediğimiz verilerin seçilmesi ve programa girdi verisi, çıktı verisi ve programa daha önce hiç göstermeyeceğimiz test verisi olarak aktarmamız gerekmektedir. Matlab programını açtığımızda Excel dosyamızı açıp verileri aktarmak için ilk olarak üst sekmede bulunan “import data” sekmesine tıklanmıştır ve açılan pencerede içinde verilerimizin yer aldığı Excel klasörü açılmıştır. Verilerin matris formuna getirilerek Matlab programına aktarılması gerekmektedir. Ağa aktarılacak girdi, çıktı ve test için ayırmış olduğumuz test girdi değerlerinin nümerik olarak gösterilmesi gerekmektedir (Öztemel, 2006, s. 94). Bu yüzden açılan klasörde üst tarafta bulunan “Output Type” seçeneklerinden nümerik matris işaretlenmiş ve klasörden girdi, çıktı ve test çıktı değerleri programa nümerik matris formunda aktarılmıştır. Girdi verileri “input”, çıktı verileri “target” ve test girdi verileri “testinput” olarak adlandırarak programa aktarılmıştır. Ağı oluşturmak ve eğitimi yaptırmak için Matlab programı içerisinde yer alan neural network tool (nntool) veri ağı yapısı kullanılmıştır. “nntool” veri ağı yapısı satır halinde çalışmaktadır. Dolayısıyla programa matris formunda aktarmış olduğumuz verilerin transpoze edilmesi gerekmektedir. Transpoze işlemi Excel programında veya verileri aktarmış olduğumuz Matlab programında yapılabilir. Matlab programında girdi verileri için “input=input’;” komutu, çıktı verileri için “target=target’;” komutu ve test girdi verileri için “testinput=testinput’;” komutu ile transpoze işlemi yapılmıştır.

Transpoze işlemi gerçekleştirildikten sonra nntool ara yüzünü çalıştırmak için programa “nntool” komutu girilmiştir. Komut girildikten sonra açılan pencere Şekil 3’de görüldüğü gibidir. Açılan pencerede “import” sekmesine tıklayarak “Input Data” kısmına girdi(input) ve test girdi(testinput) değerleri, “Target Data” kısmına ise çıktı(target) değerleri aktarılmıştır.



Şekil 3: Matlab "nntool" Penceresi

Değerler yerlerine aktarıldıktan sonra “New” sekmesine tıklayarak eğitim için yeni ağ oluşturulmuştur. Amacı tahmin olan yani ağın girdilerine karşı bir çıktı değerinin tahmin edilmesi uygulamalarında çok katmanlı algılayıcı (Multi-layer perceptron) modelinin seçilmesi, uygulamanın daha başarılı olmasını sağlayacaktır (Öztemel, 2006, s. 207).

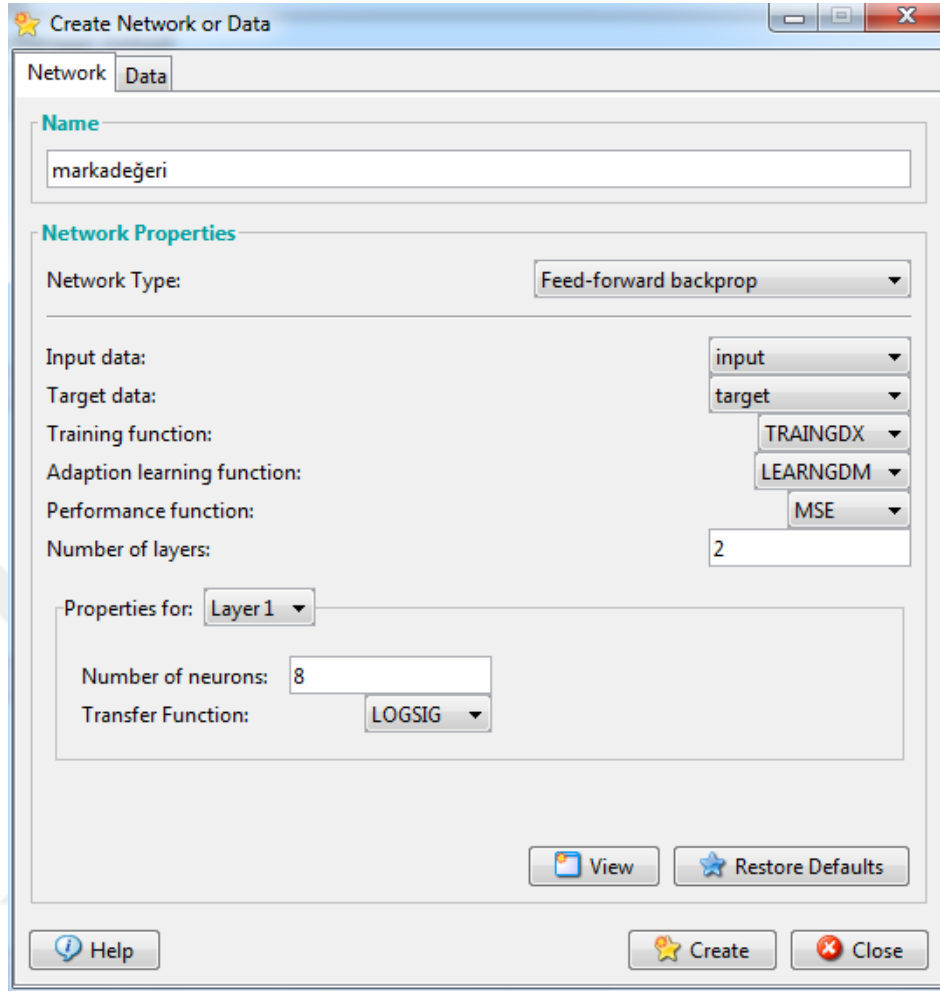
Çok katmanlı algılayıcı modeli aynı zamanda geriye yayılım modeli (backpropagation network) veya hata yayma modeli olarak da adlandırılmaktadır. Çok katmanlı algılayıcı modeli öğrenme yöntemi olarak delta öğrenme kuralı adında bir yöntemi kullanmaktadır. Bu modelin temel hedefi ağıdaki beklenen çıktı değeri ile ağın ürettiği çıktı değeri arasındaki hatayı minimuma indirmektir (Öztemel, 2006, s. 76).

Uygulamamızda çok katmanlı algılayıcı modeli kullanılmıştır. “New” sekmesine tıkladığımızda açılan ekranda “Network Type” seçeneklerinden ileri beslemeli öğrenme “feed-forward backprop” seçilmiştir. Eğitim fonksiyonu olarak “Training Function” sekmesinden “TRAINGDX” fonksiyonu seçilmiştir. TRAINGDX (Gradient descent with momentum and adaptive learning rate backpropagation) fonksiyonu ağırlık ve bias değerlerini uyarlanabilir bir öğrenme hızına ve gradyan iniş momentumuna göre değiştirip güncelleyen bir ağ eğitimi fonksiyonudur (MathWorks,

2020). Adaptasyon öğrenme fonksiyonu olarak “Adaptation learning function” sekmesinden “LEARNGDM” fonksiyonu seçilmiştir. LEARNGDM (Gradient descent with momentum weight and bias learning function) fonksiyonu momentum ağırlığı ve bias öğrenme işlevine sahip gradyan inişidir (MathWorks, 2020). Ağın performansını ölçmek için ise performans fonksiyonlarından ortalama hata kareleri toplamı fonksiyonu MSE (Mean Squared Error) kullanılmıştır. Matlab uygulamasında “Performance function” sekmesinden “MSE” fonksiyonu olarak seçilmiştir.

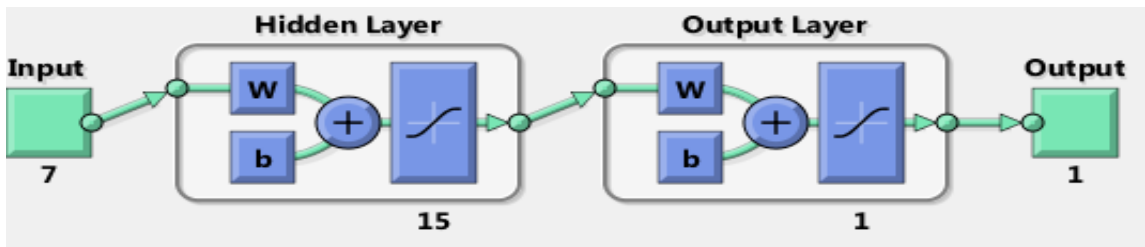
Ağımız için transfer fonksiyonu seçmemiz gerekmektedir. Logsig(Log-Sigmoid Transfer Function), Tansig(Hyperbolic Tangent Sigmoid Transfer Function), Purelin(Linear Transfer Function) vb. gibi birçok transfer fonksiyonu bulunmaktadır. Matlab programında “Transfer Function” sekmesinde “Logsig”, “Tansig” ve “Purelin” fonksiyonları bulunmaktadır. Logsig aktivasyon fonksiyonu doğrusal olmadığından dolayı YSA uygulamalarında en yaygın kullanılan ve girdi değerleri için 0 ile 1 arasında bir değer üreten fonksiyondur (Çayıroğlu, 2020). Uygulamamızda transfer fonksiyonu olarak Logsig transfer fonksiyonu kullanılmıştır.

Son olarak ağımızın nöron sayısını belirlememiz gerekmektedir. Literatürde yapay sinir ağlarında nöron sayısının belirlenmesi üzerine uzlaşılan net bir formül bulunmadığından dolayı nöron sayısı belirlenirken deneme yanılma yöntemi kullanılır (Yüksel & Akkoç, 2016). Uygulamamızda iki farklı eğitim ve test veri seti ayırma işlemi yaptığımızdan ve bu iki veri seti ile model oluşturacağımızdan dolayı nöron sayıları iki modelde ayrı ayrı denenerek en uygun nöron sayıları belirlenmiştir. Modellerimizde deneme yanılma yöntemiyle 1 ile 20 arasındaki nöron sayıları kullanılarak ve katman sayıları da değiştirilerek denemeler yapılmıştır. İlk olarak 60-15 adet olarak ayırdığımız veri setimizi kullandığımız modelin bu denemelerinde modelimize en uygun nöron sayısı 15, katman sayısı 2 olarak belirlenmiştir. Daha sonra 67-8 adet olarak ayırdığımız veri setimizi kullandığımız modelde yapılan denemeler sonucu modelimize en uygun nöron sayısı 8, katman sayısı 2 olarak belirlenmiştir.



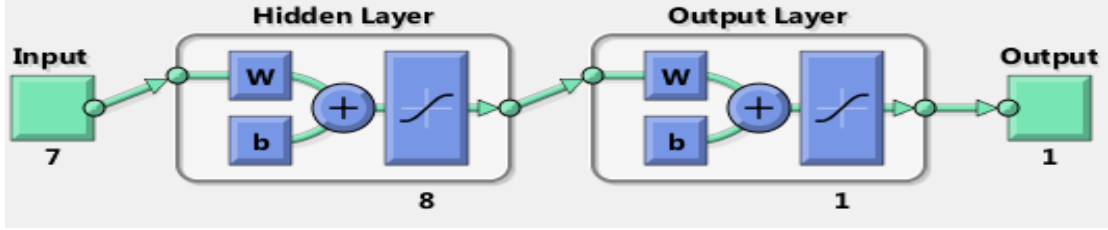
Şekil 4: "Matlab Create Network or Data" Penceresi

Şekil 4’de görüldüğü üzere modellerimize uygun olan fonksiyonlar seçildikten sonra sağ alt kısımda bulunan “Create” sekmesine tıklanarak “marka değeri” isimli ağımız oluşturulmuştur. Bu işlemlerde seçtiğimiz fonksiyonlar kurmuş olduğumuz iki model için aynı olup sadece nöron sayıları farklıdır. 60 eğitim ve 15 test verisi olarak ayırdığımız veri setimiz ile kurulan YSA modeli Şekil 5’de görüldüğü gibidir.



Şekil 5: Yapay Sinir Ağı Modeli 1

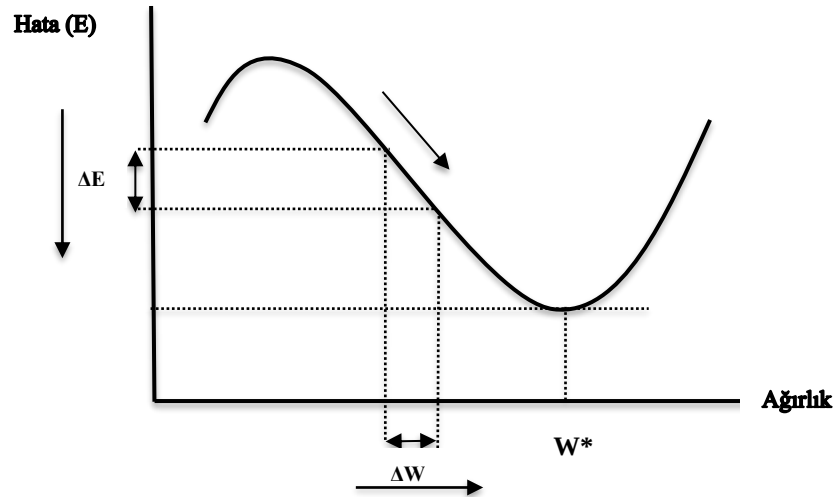
67 eğitim ve 8 test verisi olarak ayırdığımız veri setimiz ile kurulan yapay sinir ağı modeli Şekil 6’da görüldüğü gibidir.



Şekil 6: Yapay Sinir Ağı Modeli 2

4.3.2. Yapay Sinir Ağının Eğitilmesi ve Testi

Ağ oluşturulduktan sonraki aşama ağı eğitilmesi aşamasıdır. Çok katmanlı algılayıcı ağlarının eğitilirken kendisine gösterilmiş olan girdi örneğine karşılık beklenen çıktı değerini üretmesini sağlayacak ağırlık değerleri vardır. Bu ağırlık değerleri en başta rasgele atanır ve ağı örnekler gösterildikçe atanan ağırlıklar yenilenerek istenen değere ulaşılması sağlanır. Ağıın amacı problem uzayında en az hatayı verecek ağırlık değerlerinin bulunmasıdır. Öğrenmenin hata uzayındaki gösterimi Şekil 7’de görüldüğü gibidir. Burada W^* olarak görülen değer en az hatanın bulunduğu ağırlık değerini göstermektedir (Öztemel, 2006, s. 82).



Şekil 7: Öğrenmenin Hata Uzayındaki Gösterimi

Kaynak: Ercan Öztemel, *Yapay Sinir Ağları*, İstanbul, Papatya Yayıncılık, 2006, s.82.

Burada ağın problem için hatanın en az olduğu W^* değerine ulaşması istenmektedir. Burada ΔE hatadaki değişimi, ΔW ağırlıklardaki değişimi ifade etmektedir. W^* değerine ulaşmak için gerçekleşen her iterasyonda ΔE kadar bir hata düşüşü sağlamak için ağırlıkta ΔW kadar değişim yapılmaktadır. Karmaşık bir problemde W^* değerine ulaşmak her zaman kolay olmayacaktır. Bu yüzden kullanıcılar tarafından bir tolerans değeri (ϵ hata değeri) belirlenir ve bu değer altındaki herhangi bir noktada olayın öğrenmiş olduğu kabul edilir (Öztemel, 2006, s. 83).

Oluşturduğumuz ağı eğitimi için “markadeğeri” isimli ağa tıklanmıştır. Çıkan ekranda “Train” sekmesine ve altındaki “Training Info” sekmesine tıklanmıştır. Açılan pencerede girdi değişkeni olarak “input” seçeneğini, çıktı değişkeni olarak “target” değişkenini seçilmiştir. Daha sonra “Training Parameters” sekmesine tıklanıp parametreler Şekil 8’de gösterildiği gibi belirlenmiştir.

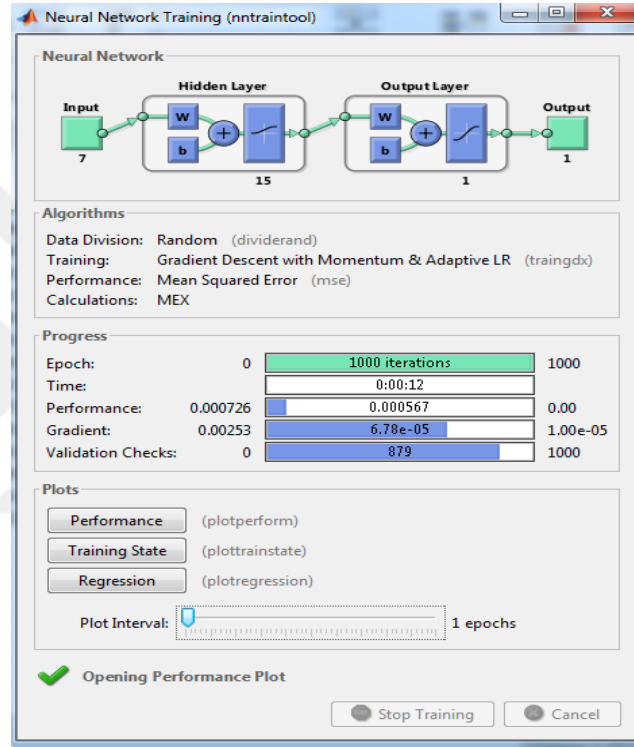
Training Parameters			
showWindow	true	lr	0.01
showCommandLine	false	lr_inc	1.05
show	25	lr_dec	0.7
epochs	1000	max_perf_inc	1.04
time	Inf	mc	0.9
goal	0		
min_grad	1e-05		
max_fail	1000		

Şekil 8: Yapay Sinir Ağı Parametreleri

Burada veri setinin kaç kere model üzerinden geçerek eğitileceğini belirleyen “epochs” sayısı 1000 olarak belirlenmiştir. Eğitimin durdurma kriteri olan “min_grad” yani minimum hata değeri 1e-05 olarak, “goal” yani hata değeri 0 olarak, “max_fail” yani doğrulama hata sayısı ise 1000 olarak, “lr” öğrenme katsayısı 0,01 olarak ve “mc” momentum değeri 0,9 olarak kullanılmıştır. Bu değerler seçildikten sonra “Train Network” sekmesine tıklanarak eğitim başlatılmıştır. Regresyon ve performans

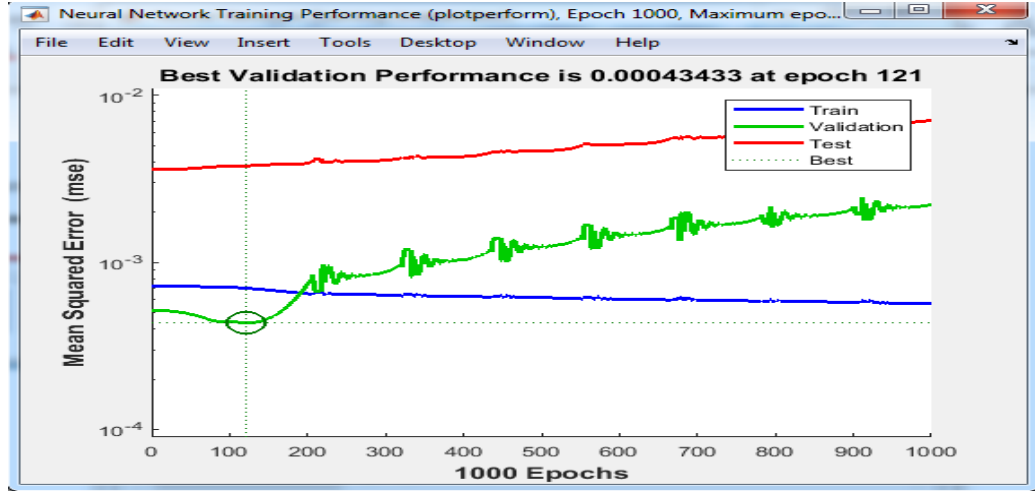
grafiklerine bakılarak eğitim hakkında yorum yapılabilir. Eğer grafiklerde kötü eğitim sonuçları belirlenmiş ise tekrardan “Train Network” sekmesine tıklanıp eğitim yeniden başlatılır. Bu şekildeki denemeler sonucunda en iyi performans değeri ve regresyon değerlerine ulaşıldığında eğitim durdurulur.

İlk olarak Şekil 9’da 60 eğitim ve 15 test verisi olarak ayırdığımız verilerimiz ile kurduğumuz modelin eğitim sonuçları görülmektedir.



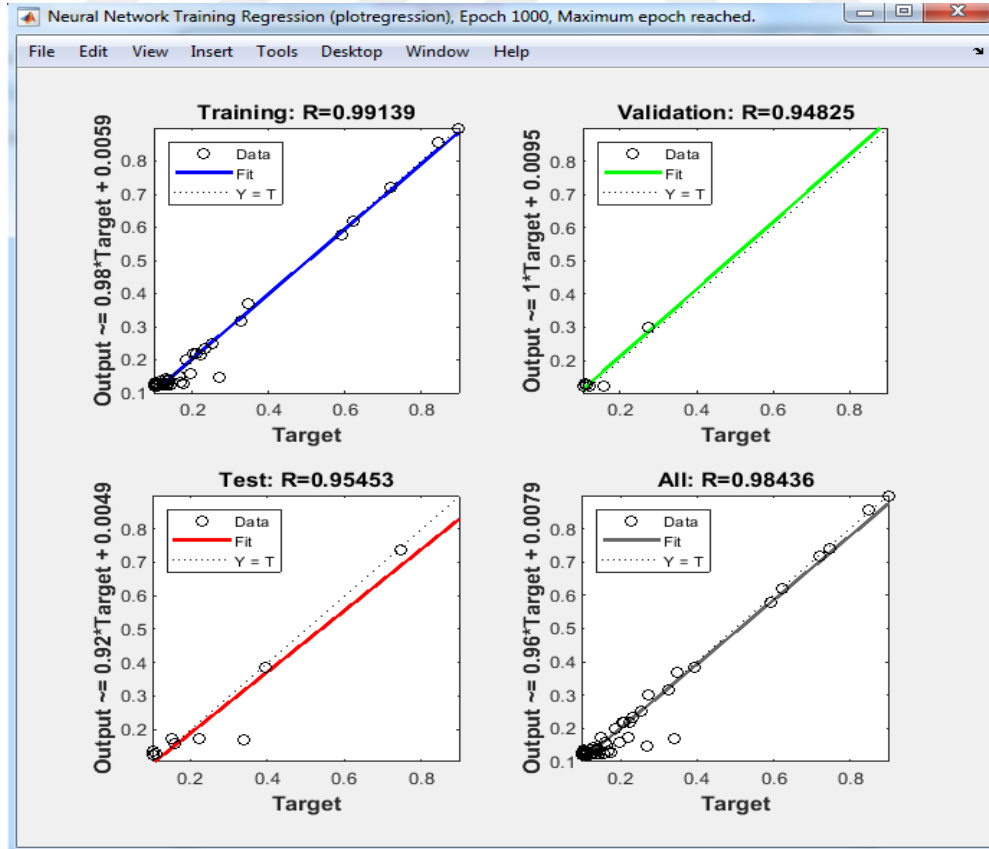
Şekil 9: Yapay Sinir Ağı Eğitim Penceresi 1

Burada “performance” sekmesine tıklayarak Şekil 10’da görüldüğü gibi birinci modelimize ait eğitimin performans grafiğine ulaşılmıştır. Yapay sinir ağı modelimizin iterasyona bağlı hata değişim grafiği incelendiğinde 121 iterasyon sonunda en iyi performans değeri olan 0,00043433 hata değerine ulaşılmıştır.



Şekil 10: Yapay Sinir Ağı İterasyona Bağlı Hata Değişim Grafiği 1

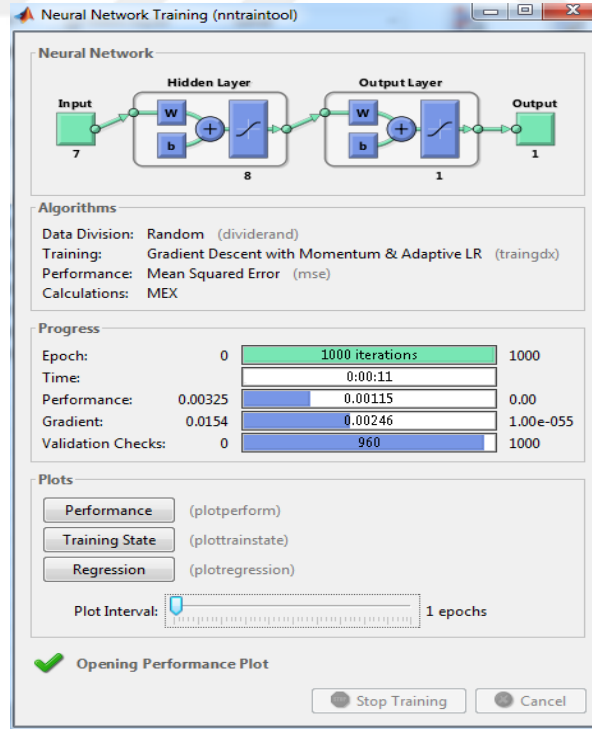
“nntraintool” penceresinde bulunan “regression” sekmesi ise ağı eğitiminin ardından ağı çıktıları ve hedefleri arasındaki doğrusal regresyonu çizen kısımdır. “regression” sekmesine tıkladığımızda açılan pencerede ağı eğitimi sonucu oluşan regresyon grafikleri Şekil 11’de görüldüğü gibidir.



Şekil 11: Ağı Eğitim Regresyon Grafikleri 1

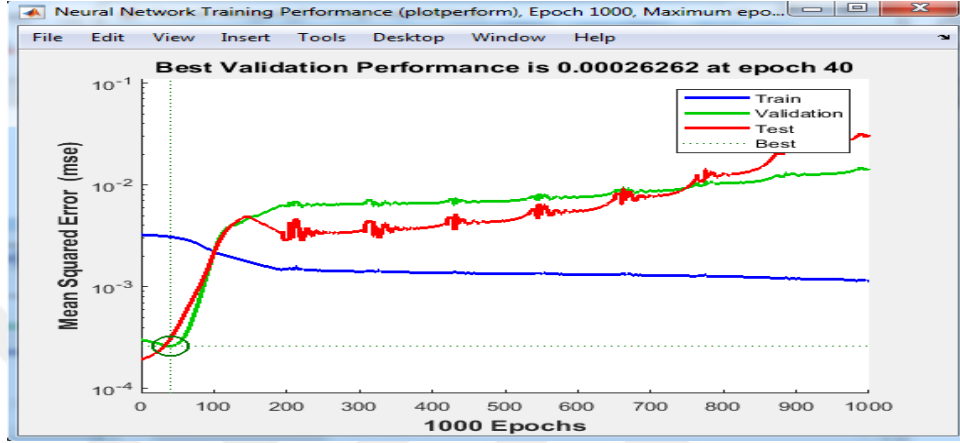
Matlab programı eğitim için ayırdığımız ve kendisine gösterdiğimiz verileri, tamamen randomize bir şekilde %70'i eğitim, %15'i doğrulama ve %15'i test verisi olarak ayırmaktadır. Şekil 11 'de gerçek değerler ile yapay sinir ağı modelinin tahmin değerleri arasındaki ilişki gösterilmektedir. Burada pencerede 4 adet grafik görülmektedir. "Training" isimli grafik Matlab programının randomize şekilde ayırdığı eğitim verileri için, "Validation" isimli grafik doğrulama verileri için, "Test" isimli grafik test verileri için ve "All" isimli grafik ise tüm veriler için regresyon değerlerini ifade etmektedir. Bu grafiklerde görülen R değerlerinin 1 sayısına yaklaşması gerçek değerler ile modelin tahmin değerleri arasındaki ilişkinin kuvvetli olduğu anlamına gelmektedir. Buradan, modelimizin regresyon grafiklerindeki R değerleri, 1sayısına oldukça yakın olduğundan dolayı eğitimin başarılı sonuçlandığı görülmektedir.

Veri setimizi 60 eğitim 15 test verisi olarak ayırdığımız modelimizin eğitimi tamamlanmıştır. Aynı şekilde %90, %10 oranında 67 eğitim 8 test verisi olarak ayırdığımız modelin eğitim sonuçları "nntraintool" penceresinde Şekil 12'deki gibi görülmektedir.



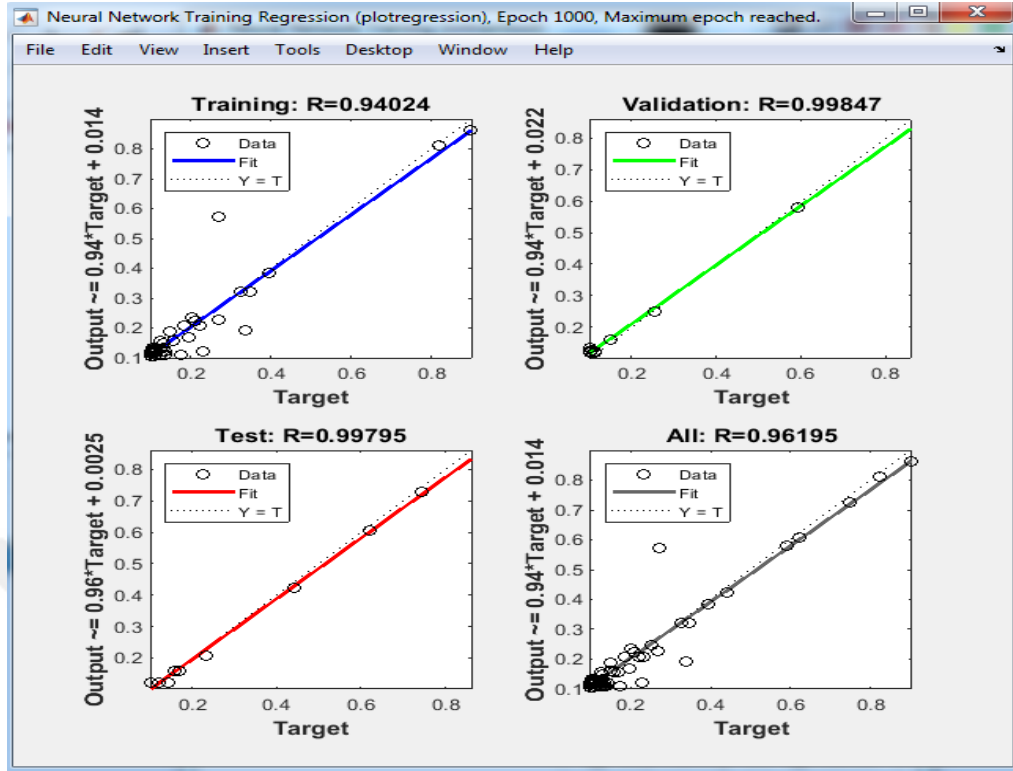
Şekil 12: Yapay Sinir Ağı Eğitim Penceresi 2

Burada “performance” sekmesine tıkladığımızda Şekil 13’de görüldüğü gibi ikinci modelimize ait eğitim performans grafiğine ulaşılmıştır. Modelimizin iterasyona bağlı hata değişim grafiği incelendiğinde 40 iterasyon sonucunda en iyi performans değeri olan 0,00026262 hata değerine ulaşılmıştır.



Şekil 13: Yapay Sinir Ağı İterasyona Bağlı Hata Değişim Grafiği 2

“nntraintool” penceresinde bulunan “regression” sekmesine tıkladığımızda ağın eğitimi sonucu oluşan regresyon grafikleri şekil 14’deki gibidir. Modelimizin regresyon grafiklerindeki R değerleri, 1 sayısına oldukça yakın olduğundan dolayı eğitimin başarılı bir şekilde sonuçlandığı görülmektedir.

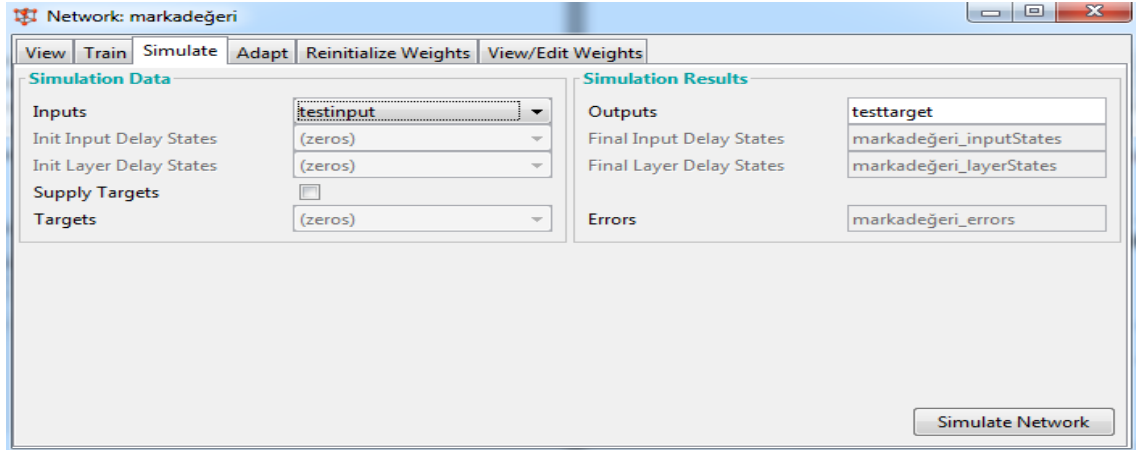


Şekil 14: Ağın Eğitim Regresyon Grafikleri 1

4.3.3. Yapay Sinir Ağı Modeli Çıktıları

Çalışmamızın bu kısmına kadar modelimizde kullandığımız veriler hazırlanmıştır. Veriler normalize edilip hazırlandıktan sonra eğitim ve test verisi olarak ikiye ayrılmıştır. Bu ayırma işlemi sonucunda 75 adet verimizi ilk olarak 60 adet eğitim 15 adet ağa hiç gösterilmeyecek olan test verisi olarak ayrılmıştır. İkinci olarak 67 adet eğitim ve 8 adet ağa hiç gösterilmeyecek olan test verisi olarak ayrılmıştır. Daha sonra ayırmış olduğumuz eğitim verilerinin modelimizde eğitimi gerçekleştirilmiş ve grafikleri gösterilmiştir. Bu aşamada test verisi olarak ayırdığımız değişkenlerimizin değerlerini ağa sunarak marka değeri tahmini yapılacaktır ve gerçek değer olarak Brand Finance firmasının belirlemiş olduğu marka değerleri ile sonuçlar karşılaştırılacaktır.

Eğitim tamamlandıktan sonra Şekil 15’de görüldüğü gibi “simulate” sekmesinde tıkladığımızda açılan pencerede “Simulation Data” kısmında girdi olarak test verimiz “testinput” seçilmiştir ve “Simulation Result” kısmında çıktı ismi olarak “testtarget” ismi verilmiştir. Daha sonra pencerenin sağ altında bulunan “Simulate Network” sekmesine tıklanarak test verileri modele sokulmuştur.



Şekil 15: Yapay Sinir Ağı Test

Her iki test verisine ayrı ayrı kendi eğitimleri sonucunda yapılan işlemlerden sonra modellerimizin çıktıları elde edilmiş olur. Birinci modelimizde elde edilen çıktılar ve gerçek değerleri Tablo 7’de gösterilmiştir.

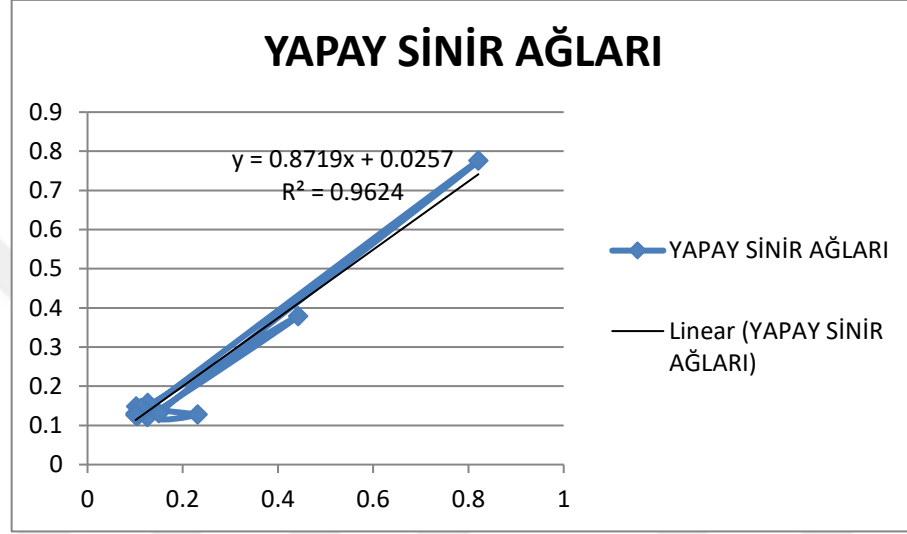
Tablo 7
Yapay Sinir Ağı 1. Modelin Çıktısı ve Gerçek Değerler (Normalize Edilmiş Hali)

MARKA DEĞERİ	YSA ÇIKTISI
0,10236	0,148202
0,108653	0,132564
0,131858	0,139587
0,126745	0,157054
0,104326	0,125099
0,100787	0,13048
0,442183	0,37897
0,125565	0,121088
0,120059	0,139543
0,112586	0,1436
0,231367	0,127337
0,150344	0,13088
0,820944	0,775577
0,105113	0,123964
0,10118	0,125768

Geliştirilen yapay sinir ağı modelinin performansını R-kare (Determinasyon katsayısı), RMSE (Hata Kareler Ortalamasının Kare Kökü) ve MAPE (Ortalama Mutlak

Hatanın Yüzdesi) gibi istatistiksel enstrümanlar yardımıyla değerlendirilmiştir (Yakupoglu, Şişman, & Gündoğan, 2015, s. 86).

Gerçek değerler ile modelimizin çıktı değerlerinin birbirlerine ne kadar yakın olduğunu görmek için ilk olarak R-kare grafiği çizilmiştir. Birinci modelimizin çıktı değerleri ile gerçek değerleri için çizilen R-kare grafiği Şekil 16’da görüldüğü gibidir.



Şekil 16: 1. Modelin R-kare Grafiği

R-kare grafiği çizilip değeri belirlendikten sonra modelin performans testi için MAPE ve RMSE değerleri de hesaplanmıştır. Birinci modelimizin MAPE ve RMSE ve R-kare değerleri Tablo 8’ de gösterilmiştir.

Tablo 8
Yapay Sinir Ağı 1. Modelin Tahmininin Hata ve Güvenirlik Sonuçları

	R-kare	MAPE	RMSE
YSA	0,9624	20,88311	0,040448573

Birinci modelimizin ağırlık değerleri ve bias değerleri aşağıda gösterildiği gibidir.

Birinci katmanın ağırlık değerleri,

$\hat{w}_{\{1;1\}} = [1.8349 \ -1.7028 \ 0.71682 \ -2.4304 \ 1.2796 \ -0.32364 \ -0.79884; \ -0.4435 \ 3.8739 \ 1.8561 \ 1.9074 \ 1.3554 \ 0.75384 \ -0.27947; \ -0.22923 \ 0.86211 \ -1.5686 \ -2.6584 \ 0.79587 \ -1.1302 \ 2.0597; \ 2.5566 \ 1.1837 \ -2.4282 \ 0.62245 \ 1.0788 \ 0.77467 \ 1.0206; \ 2.0374 \ 1.9674 \ 0.93091 \ -0.19143 \ -0.58411 \ 1.7828 \ 2.1157; \ 1.5444 \ 2.2835 \ -2.9161 \ -1.3658 \ 0.30754 \ 1.154 \ -2.4555; \ 0.060372 \ 4.347 \ -0.70849 \ 0.80998 \ 1.7726 \ -1.0959 \ 0.10132; \ 2.1233 \ -0.68974 \ -0.3869 \ -0.71934 \ -3.3149 \ 0.44403 \ -0.99236; \ -0.11553 \ 1.374 \ -0.38343 \ -2.3067 \ -0.037964 \ -2.136 \ 1.0992; \ -1.7658 \ 1.025 \ 2.6517 \ 0.59436 \ 0.12459 \ 2.5074 \ 1.1321; \ -1.0917 \ -2.3887 \ -0.94906 \ -1.8282 \ 1.9479 \ -2.5158 \ -1.3002; \ -1.8421 \ -1.9999 \ -1.6099 \ 2.1169 \ 0.010537 \ -0.4824 \ 1.6764; \ 0.0017884 \ 1.5763 \ -2.6014 \ 0.44045 \ 2.278 \ 1.0631 \ -0.6064; \ -2.6705 \ 2.0582 \ -1.8821 \ 1.3306 \ -0.088288 \ -0.27562 \ 1.8275; \ -2.2499 \ -3.6101 \ -0.56106 \ 1.123 \ 1.3907 \ 0.0063741 \ -0.52617]$

Birinci katman bias değerleri,

$B\{1\} = [-4.2721; \ 3.4709; \ 2.9861; \ -2.3672; \ -1.9314; \ -1.536; \ -0.28475; \ -0.14919; \ -0.95943; \ -1.4822; \ -1.5401; \ -1.9114; \ 3.2108; \ -3.0367; \ -4.0855]$

İkinci katman ağırlık değerleri,

$\hat{w}_{\{2,1\}} = [-0.13922 \ 2.0551 \ -0.81362 \ 0.8899 \ -0.76271 \ -1.7865 \ -2.4544 \ -0.89914 \ -0.27425 \ 0.88001 \ -1.544 \ -0.96079 \ 0.84823 \ -1.493 \ -2.009]$

İkinci katman bias değeri,

$B\{2\} = [3.6826]$ olarak elde edilmiştir.

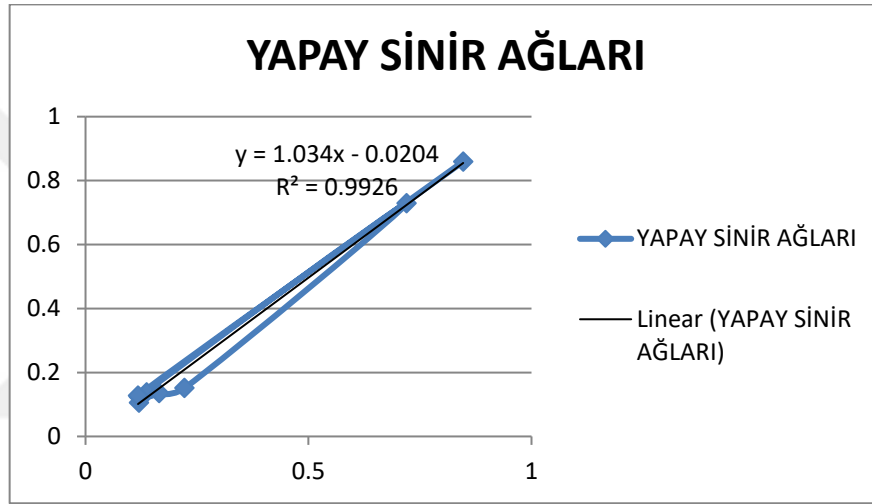
İkinci modelimizden elde edilen çıktılar ve gerçek değerleri Tablo 9’da gösterilmiştir.

Tablo 9
Yapay Sinir Ağı 2. Modelin Çıktısı ve Gerçek Değerler (Normalize Edilmiş Hali)

MARKA DEĞERİ	YSA ÇIKTISI
0,119666	0,105196
0,137365	0,137154
0,221927	0,151132

0,719862	0,729175
0,120059	0,123339
0,16529	0,135164
0,117699	0,127641
0,846903	0,859626

Gerçek değerleri ile modellerimizin çıktı değerlerinin birbirlerine ne kadar yakın olduğunu görmek için ilk olarak R-kare grafiği çizilmiştir. İkinci modelimizin çıktı değerleri ile gerçek değerleri için çizilen R-kare grafiği Şekil 17'deki gibidir.



Şekil 17: 2. Modelin R-kare Grafiği

R-kare grafiği çizilip değeri belirlendikten sonra modelin performans testi için MAPE ve RMSE değerleri de hesaplanmıştır. İkinci modelin MAPE ve RMSE ve R-kare değerleri Tablo 10' da gösterilmiştir.

Tablo 10
Yapay Sinir Ağı 2. Modelin Tahmininin Hata ve Güvenirlik Sonuçları

	R-kare	MAPE	RMSE
YSA	0,9926	9,543273	0,028476186

İkinci modelimizin ağırlık değerleri ve bias değerleri aşağıda gösterildiği gibidir.

Birinci katmanın ağırlık değerleri,

$\dot{w}_{\{1,1\}} = [1.1056 \ 1.0493 \ -0.071773 \ 0.66172 \ -0.52589 \ -0.048767 \ 0.62705;$
 $0.24874 \ 0.80809 \ 0.79017 \ 0.14246 \ -1.2823 \ -0.6121 \ 0.57735; \ -0.70891 \ -1.7613 \ 1.0535$
 $0.45825 \ -0.67948 \ 1.2345 \ -0.79427; \ 0.78662 \ 1.274 \ 0.81712 \ -0.26159 \ 0.60913 \ 0.46902$
 $0.54917; \ 1.1849 \ 1.0107 \ 0.67836 \ 0.81896 \ 1.0182 \ -0.35638 \ 0.36346; \ 0.35863 \ -1.2739 \ -$
 $0.83022 \ -2.2401 \ 1.2133 \ -0.10803 \ -0.34511; \ 0.01409 \ 0.9086 \ 0.040235 \ 0.0073995$
 $1.1872 \ 0.11489 \ -1.4076; \ 0.14523 \ -0.906 \ 0.9677 \ -0.97078 \ -0.91853 \ 0.39054 \ 0.021504]$

Birinci katmanın bias değerleri,

$B\{1\} = [-1.9931; \ -0.93487; \ 0.80259; \ -0.45332; \ -0.1642; \ -3.0799; \ -$
 $0.75681; \ 1.8218]$

İkinci katmanın ağırlık değerleri,

$\dot{w}_{\{2,1\}} = [1.0623 \ -0.56805 \ 1.4511 \ -0.093779 \ 0.70381 \ -1.9828 \ 2.1014$
 $0.29942]$

İkinci katmanın bias değeri,

$B\{2\} = [-0.19715]$ şeklindedir.

Test verileri modele sokulduktan sonra elde edilen sonuçlar normalize edilmiş değerler olup bu değerleri gerçek değerler haline dönüştürmemiz gerekmektedir. Bunun için daha önce verilerimizi normalize ederken kullandığımız

$$X' = 0,8 * \frac{X_i - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} + 0,1$$

Formülünde X_i değerini yalnız bırakırsak;

$$X_i = \frac{(X' - 0,1) * (X_{max} - X_{min})}{0,8} + X_{min}$$

Denklemini elde edilir. Burada,

$X' =$ Normalize edilmiş olan değer,

X_i = Girdi değişkeninin gerçek değeri,

X_{min} = Girdi seti içerisindeki en küçük değeri,

X_{max} = Girdi seti içerisindeki en büyük değeri, ifade etmektedir.

Birinci modelden elde edilen sonuçlar bu denklemde yerine koyulduğunda sonuçların gerçek değeri Tablo 11’de görüldüğü gibidir.

Tablo 11
Yapay Sinir Ağı 2. Modelin Çıktısı ve Gerçek Değerler

MARKA DEĞERİ GERÇEK DEĞER	MARKA DEĞERİ YSA ÇIKTISI
74.179.000,00 ₺	691.743.615,58 ₺
158.955.000,00 ₺	481.070.242,84 ₺
471.566.500,00 ₺	575.680.872,00 ₺
402.686.000,00 ₺	810.990.985,64 ₺
100.671.500,00 ₺	380.504.737,94 ₺
52.985.000,00 ₺	452.991.053,94 ₺
4.652.083.000,00 ₺	3.800.513.579,87 ₺
386.790.500,00 ₺	326.476.965,06 ₺
312.611.500,00 ₺	575.094.074,02 ₺
211.940.000,00 ₺	629.736.981,58 ₺
1.812.087.000,00 ₺	410.657.131,28 ₺
720.596.000,00 ₺	458.383.962,74 ₺
9.754.538.500,00 ₺	9.143.382.802,56 ₺
111.268.500,00 ₺	365.221.710,71 ₺
58.283.500,00 ₺	389.514.009,93 ₺

İkinci modelden elde edilen sonuçların normalize değerleri gerçek değerlere dönüştürüldüğünde elde edilen değerler ise Tablo 12’de gösterilmiştir.

Tablo 12
Yapay Sinir Ağı 2. Modelin Çıktısı ve Gerçek Değerler

MARKA DEĞERİ GERÇEK DEĞER	MARKA DEĞERİ YSA ÇIKTISI
307.313.000,00 ₺	112.384.045,43 ₺
545.745.500,00 ₺	542.908.753,07 ₺
1.684.923.000,00 ₺	731.213.828,97 ₺

8.392.824.000,00 ₺	8.518.283.965,84 ₺
312.611.500,00 ₺	356.798.302,57 ₺
921.939.000,00 ₺	516.096.600,10 ₺
280.820.500,00 ₺	414.748.065,59 ₺
10.104.239.500,00 ₺	10.275.647.449,90 ₺

4.4. Yapay Sinir Ağlarının Sonuçlarının Değerlendirilmesi

Bir önceki bölümde yapay sinir ağı modellerinin kurulma aşamaları anlatılmıştır. Bu bölümde modellerden elde edilen sonuçlar değerlendirilecektir. Finansal verilere dayalı marka değerlendirme yöntemlerinden uygun olanların değişkenleri belirlenmiş ve belirlenen 7 adet değişkenin tümü modelimizin bağımsız değişkenleri olarak analize sokulmuştur. Bağımlı değişken olarak ise Brand Finance firmasının belirlemiş olduğu ve 2018 yılında “En Değerli 100 Türk Markası” olarak yayımlamış olduğu firmaların marka değerleri analize sokulmuştur. Yapay sinir ağlarında analizde kullanılacak olan bağımsız değişkenlerde bir indirgeme yapılmadığından dolayı girdi değerlerinin anlamlı olduğuna veya olmadığına bakılmaksızın analize dâhil edilmektedir. Bu durum yapay sinir ağları için bir dezavantajdır.

Finansal verilere dayalı marka değeri yapay sinir ağı modelleri ile kurulmuş ve anlamlı sonuçlar elde edilmiştir. Önceki bölümde yapay sinir ağları ile kurduğumuz modellerin R-kare, MAPE ve RMSE değerleri hesaplanmıştı. Modellerin R-kare değerlerine bakıldığında birinci modelin R-kare değeri 0,9624 olduğu, ikinci modelin R-kare değeri ise 0,9926 olduğu görülmüştür. R-kare değerinin 1’ e yakın olması ağımızın tahmin ettiği değerler ile gerçek değerlerin birbirine yakın olduğu anlamına gelmektedir (Okkan & Mollamahmutoğlu, 2010, s. 41). R-kare değerlerinden de belli olduğu gibi ikinci modelimizde test verimizden elde edilen değerler ile gerçek verilerin sonuçlarının birbirine daha yakın olduğu görülmüştür.

Önceki bölümde iki modelimiz için MAPE değerleri belirlenmiştir. Birinci modelin MAPE değeri %20,8831 olarak hesaplanmıştır. İkinci modelin MAPE değeri ise %9,5432 olarak hesaplanmıştır. MAPE değeri %10’dan düşük olan modeller “Çok İyi” model, %10 ile %20 arasında olan modeller “İyi” model, %20 ile %50 arasında

olan modeller “Kabul Edilebilir” model ve %50’den yüksek olan modeller “yanlış ve hatalı” model olarak sınıflandırılmıştır (Var & Türkay, 2014, s. 37). Buna göre, birinci modelin “İyi” model, ikinci modelin ise “Çok İyi” model aralığında olduğu görülmüştür. MAPE değerlerine bakıldığında ikinci modelin sonuçlarının daha iyi olduğu görülmüştür.

Modellerin tahmin değerleri için önceki bölümde hesaplanan bir diğer performans gösterge değeri ise RMSE’dir. Birinci modelin RMSE değeri 0,0404 olarak hesaplanmıştır. İkinci modelin RMSE değeri ise 0,0284 olarak hesaplanmıştır. RMSE değeri düştükçe modelin tahmin başarısı artmaktadır (Yakupoğlu, Şişman, & Gündoğan, 2015, s. 89). Modellerin RMSE değerlerine baktığımızda ikinci modelin RMSE değerinin daha düşük olduğu ve tahmin başarısının daha fazla olduğu görülmüştür.

Elde edilen tahmin sonuçları ve gerçek değerlere göre modellerin R-kare, MAPE ve RMSE değerlerine bakıldığında ikinci modelin daha iyi bir model olduğu görülmüştür. Elimizdeki ham veri setinin az sayıda veri içermesi ve bu veri seti içerisinde ayrılan test veri setinin fazla sayıda olması ikinci modelin sonuçlarının birinci modelin sonuçlarından daha anlamlı sonuç vermesinin sebebi olarak düşünülebilir. Kurmuş olduğumuz modellerde görüldüğü üzere ağa gösterilen verilerin fazla miktarda olması, ağın tahminini daha başarılı yapmasını sağlayacaktır. İkinci modelde elde ettiğimiz sonuçların, gerçek değerlere çevrildiğinde de oldukça başarılı sonuçlar olduğu görülmüştür. Bu sonuçlara göre, finansal verilere dayalı marka değeri belirlemeye yönelik yapay sinir ağları kullanılarak yeni bir model oluşturulduğu söylenebilir.

Yapay sinir ağları ile modellerimiz kurulurken katman sayıları ve katmanlardaki nöron sayıları yapılan denemeler sonucunda birinci model için en ideal model bir gizli ve bir çıktı katmanını olmak üzere iki katmanlı olarak seçilmiştir ve gizli katmanın nöron sayısı 15 olarak belirlenmiştir. İkinci modelimiz için en ideal model bir gizli katman ve bir çıktı katmanını olmak üzere iki katmanlı seçilmiştir ve gizli katmanın nöron sayısı 8 olarak belirlenmiştir. Yapay sinir ağlarında bu sayıları belirlemenin

belirli bir kuralı olmadığı için birçok deneme yapılmış ve en ideal olarak bu modeller belirlenmiştir.

Yapay sinir ağları ile kurulan modelin açıklanabilmesinin ve anlamlandırılabilmesinin oldukça zor olması yapay sinir ağlarının en büyük dezavantajıdır. Modelde kullanılan ağırlıkların ne tür bir ilişkisel yapıyı ifade ettiğini anlayamayacağımızdan, sonuçların nasıl elde edildiğini anlamak mümkün değildir. Bu yüzden sonuçların nasıl elde edildiğinden ziyade sonuçların kendisinin kullanılmasının uygun olacağı durumlarda yapay sinir ağlarının kullanılması uygun olacaktır (Çakır, 2008, s. 56).



5. SONUÇ VE ÖNERİLER

Marka değeri finansal yöntemler, tüketici davranışına dayalı yöntemler ve bu iki yöntemin bir arada kullanıldığı karma yöntemler kullanılarak belirlenmektedir. Yapılan uygulamada finansal verilere dayalı marka değerlendirme yöntemleri olan finansal modellerin değişkenleri belirlenmiş ve yapay sinir ağları yardımıyla değişkenler kullanılarak Brand Finans firmasının belirlediği marka değerlerine yaklaşılmaya çalışılmıştır.

Marka değerini belirlemek için “Brand Finance” firmasının 2018 yılında yayımlamış olduğu “En Değerli 100 Türk Markası” içerisinde yer alan ve aynı zamanda BİST’ e bağlı olan farklı sektörlerdeki 75 şirketten yararlanılmıştır. KAP’ ın resmi sitesinden çekilen finansal tablo verileri kullanılmış ve bağımsız değişkenlerimizi oluşturan değerlerden birkaçı belirlenmiştir.

Çalışmamızın ikinci bölümünde marka kavramı, marka değeri kavramı ve marka değeri açıklayan modeller üzerinde durulmuş, marka değerlendirme modellerinden uygulamada kullanılan finansal yöntemler detaylı olarak tanıtılmıştır. Finansal yöntemlerin tanımları yapılmış ve formülleri açıklanmıştır. Bu bölümde aynı zamanda literatürde marka değeri belirlemeye yönelik daha önceden yapılmış çalışmalara değinilmiştir.

Çalışmanın üçüncü bölümünde uygulamada yer alan yapay zekâ tekniklerinden yapay sinir ağı modeli detaylı bir şekilde anlatılmıştır. Yapay sinir ağlarının tanımı yapıp, varsayımları, temel bileşenleri, metotları ve yapılarına göre sınıflandırılması ele alınmıştır. Ağın eğitilmesi ve ağın öğrenme kuralları üzerinde durulmuştur. Bu bölümde aynı zamanda yapay sinir ağlarının kullanıldığı benzer çalışmalara değinilmiştir.

Dördüncü bölüm uygulamanın anlatıldığı bölümdür. Bu bölümde daha önce ikinci bölümde detaylı olarak anlatılmış olan marka değerini belirleyen finansal modellerin değişkenleri belirlenmiştir. Değişkenlerden hangilerinin modelde kullanılıp kullanılmayacağı detaylı olarak anlatılıp modelin bağımsız değişkenleri belirlenmiştir. Bağımsız değişkenler belirlendikten sonra firmaların finansal tablolarından değişkenlerin değerleri çekilmiştir. Uygulamamızda, sektör ayrımı yapılmış için

finansal kuruluşlar da yer almaktadır. Finansal kuruluşlar için marka değeri belirlenmesine yönelik çalışmalarda satışların maliyeti, yurt dışı satışlar ve ana faaliyet dışı gelir kalemleri yerine kullanılan değerler, finansal kuruluşlar kendi aralarında kıyaslandığında anlamlı sonuçlar vermektedir. Fakat çalışmamızda sektör ayrımı gözetilmediğinden finansal kuruluşlar için bu değerler literatürdeki çalışmalarda olduğu gibi kullanılmıştır.

Bağımsız değişkenlerin değerleri belirlendikten sonra bağımlı değişken değeri ile birlikte veri seti hazırlanmıştır. Ham veri setini eğitim ve test veri seti olarak ayırma işlemi iki şekilde yapılarak iki farklı yapay sinir ağı modeli kurulmuştur. Modellerin kurulma aşamaları, eğitilmesi aşamaları, test aşamaları ve bu aşamalarda kullanılan parametreler iki model için ayrı ayrı detaylı bir şekilde anlatılmıştır.

Dördüncü bölümün sonunda yapay sinir ağları ile kurulan iki modelin sonuçları elde edilmiştir. Elde edilen sonuçların R-kare, MAPE ve RMSE değerleri belirlenmiştir. Belirlenen R-kare, MAPE ve RMSE değerlerine bakıldığında eğitime daha fazla veri ayrılıp az sayıda test verisi kullanılan ikinci modelin daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür. Bu durumun sebebinin test verisi ve eğitim verisi ayrımından kaynaklanabileceği belirtilmiştir. Fakat yapay sinir ağı modelinin yorumlanabilir ve açıklanabilir olması mümkün olamadığından dolayı yalnızca sonuç elde etmek istenen uygulamalarda kullanılmasının uygun olacağı görülmüştür.

Sonuç olarak, finansal verilere dayalı marka değeri belirlemeye yönelik daha önce kullanılmayan makine öğrenmesi tekniği kullanılarak yeni bir model elde edilmiştir. Finansal olarak marka değeri belirlemeye yönelik oluşturulan yapay sinir ağı modelinin sonuçlarının R-kare, MAPE ve RMSE değerlerine göre incelenip, yorumlanmıştır. Bu sonuçlara göre modelin başarı bir model olduğu ve anlamlı sonuçların elde edildiği görülmüştür. Modelde kullanılan değişkenler, finansal verilere dayalı marka değeri belirleme yöntemlerinin kullanmış olduğu değişkenler arasından modelimize uygun olarak belirlediğimiz, maddi duran varlıklar, maddi olmayan duran varlıklar, satışların maliyeti, yurtdışı satışlar, ana faaliyet dışı gelirler, hisse senedi piyasası birim fiyatı ve borsada işlem gören hisse senedi sayısı değişkenleridir. Brand

Finance firmasının belirlemiş olduđu marka değeri ise modelimizin bağımsız değişkenidir.

Literatür incelendiğinde, marka değeri belirlemeye yönelik çalışmalarda makine öğrenmesi uygulamalarından yararlanılmadığı görülmüştür. Çalışmada, marka değerinin finansal veriler ile belirlenmesine yönelik yapılacak çalışmalarda, makine öğrenmesinin kullanılarak yeni modellerin geliştirilmesine yönelik ampirik bir çalışma önerisi olarak sunulmaktadır. İleride bu konu ile ilgili yapılacak çalışmalarda finansal olarak kullanılan farklı değişkenlerin incelenmesi ve ele alınması, daha verimli sonuçların elde edilmesi konusunda faydalı olacaktır.

Çalışmada yapay sinir ağı modeli kullanılmış ve sektör ayrımı yapılmamıştır. Çalışmada belirlenen değişken değerleri sadece 2018 yılı yılsonu verileri olarak alınmıştır. İçerisinde kıyaslama bulunduran değişkenler, birden fazla dönemi kapsayan değişkenler ve finansal karakteristikte olmadığı için uygulamaya dâhil etmediğimiz diğer tüm değişkenlerin de modele dâhil edilebilmesi durumunda farklı bir model kurulmasının bundan sonraki çalışmalara konu olabileceği öngörülmektedir.

Çalışmada bağımsız değişkenler belirlenirken, sektör ayrımı yapılmadığı için elenen değişkenler vardır. Tek bir sektördeki firmaların seçilmesi, veri sayısını arttırmak amaçlı firmaların ortak bir tarihinin belirlenmesi, bu tarihten itibaren finansal değerlerin kullanılması ve çalışmamızda elediğimiz değişkenlerin modele dâhil edilmesinin bundan sonraki çalışmalara konu olabileceği ve diğer marka değerleme modellerinin de bu çerçevede değerlendirilebileceği öngörülmektedir.

Ayrıca çalışmada kullanılan değişkenler finansal modellerin değişkenleridir. Finansal modellere ek olarak tüketici davranışlarını temel alan modellerin sayısallaştırılabilecek değişkenlerinin modele dâhil edilebilmesiyle yeni bir model kurulmasının bundan sonraki çalışmalara konu olabileceği öngörülmektedir.

KAYNAKÇA

Kitaplar

- Aaker, D. (1991). *Managing Brand Equity: Capitalizing on the value of a brand name*. New York: The Free Press.
- Anderson, D., & McNeill, G. (1992). *Artificial Neural Networks Technology*. New York: A DACS State-of-the-Art Report.
- Bakpo, F., & Kabari, L. (2011). Diagnosing Skin Diseases Using an Artificial Neural Network. K. Suzuki içinde, *Artificial Neural Networks - Methodological Advances and Biomedical Applications* (s. 253-270). Rijeka: InTech.
- Haykin, S. (2005). *Neural Networks A Comprehensive Foundation*. India: Pearson Prentice Hall.
- Kapferer, J.-N. (2008). *Strategic Brand Management*. London: Kogan Page.
- Keller, K. L. (1998). *Strategic Brand Management: Building, Measuring, and Managing Brand Equity*. New Jersey: Prentice Hall .
- Kendirli, S. (2018). *Bankacılıkta Risk ve Marka Değeri: Borsa İstanbul (BİST) Banka Sektöründe Bir Uygulama Değerlendirmesi*. İstanbul: Çizgi Kitapevi Yayınları.
- Kotler, P., & Keller, K. L. (2006). *Marketing Management*. New Jersey: Pearson Education.
- Krenker, A., Bester, J., & Kos, A. (2011). Introduction to the Artificial Neural Networks. K. Suzuki içinde, *Artificial Neural Networks - Methodological Advances and Biomedical Applications* (s. 3-18). Rijeka: InTech.
- Kriegbaum, C. (1998). *Valuation of Brands-A Critical Comparison of Different Methods*.
- Öztemel, E. (2006). *Yapay Sinir Ağları*. İstanbul: Papatya Yayıncılık.

Sürekli Yayınlar

- A.Seethraman, Azlan, Z., & S.Gunalan. (2001). A Conceptual Study on Brand Valuation. *Journal of Product & Brand Management*, 243-256.
- Akcan, A., & Kartal, C. (2011). İMKB Sigorta Endeksini Oluşturan Şirketlerin Hisse Senedi Fiyatlarının Yapay Sinir Ağları İle Tahmini. *Muhasebe ve Finansman*, 27-40.
- Akgün, Ö., & Akgün Ali. (2014). Marka ve Marka Değeri Olgusu: Marka Değeri Tespitine Yönelik Uygulama. *Selçuk Üniversitesi Sosyal ve Teknik Araştırmalar Dergisi*, 1-13.
- Alsü, E., & Palta, G. (2017). Marka Değerinin Belirlenmesi ve Ölçülmesi Üzerine Finansal Bir Yaklaşım: Ampirik Bir Çalışma. *Uluslararası Afro-Avrasya Araştırmaları Dergisi*, 175-186.
- Asilkan, Ö., & Irmak, S. (2009). İkinci El Otomobillerin Gelecekteki Fiyatlarının Yapay Sinir Ağları İle Tahmin Edilmesi. *Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 375-391.
- Ataseven, B. (2013). Yapay Sinir Ağları İle Öngörü Modellemesi . *Öneri Dergisi*, 101-115.
- Avcılar, M. Y. (2008). Tüketici Temelli Marka Değerinin Ölçümü. *Çukurova Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 11-30.
- Baldauf, A., Cravens, K., & Binder, G. (2003). Performance Consequences of Brand Equity Management: Evidence From Organization In The Value Chain. *Journal of Product & Brand Management*, 220-236.
- Başçı, E. S. (2009). Marka Değerinin Tespiti ve İMKB'de Uygulama. *Doktora Tezi, Gazi Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü İşletme Anabilim Dalı Muhasebe Finansman Bilim Dalı*.
- Bayrakdaroğlu, A., & Mirgen, Ç. (2016). Marka Değerinin Hisse Senedi Üzerine Etkisi: BİST2de Bir Araştırma. *Business and Economics Research Journal*, 111-123.
- Bozkaya, S. (2019). *Marka Değerleme Yöntemleri, Tüm Bankaların Marka Değerleri Marka Değeri Karlılık Etkileşimleri*. İstanbul: Doktora Tezi, İstanbul Okan Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Bankacılık ve Finans Ana Bilim Dalı Bankacılık Programı .
- Bursalı, O. B. (2009). Marka Değerinin Hesaplanmasında Gelir Temelli Yaklaşımlara Bir Alternatif: Hiroshi Yöntemi ve İMKB Tekstik Sektörü Uygulaması. *Aksaray Üniversitesi İİBF Dergisi*, 1(1), 29-40.

- Bursalı, O. B., & Karaman, A. (2009). Yönetmel ve Finansal Açıdan Marka Deęeri Denizli Tekstil Sektöründe Bir Uygulama. *SÜ İİBF Sosyal ve Ekonomik Araştırmalar Dergisi*, 284-298.
- Calderon, H., Cervera, A., & Molla, A. (1997). Brand Assesment: A Key Element of Marketing Strategy. *Journal of Product & Brand Management* , 293-304.
- Chen, C.-F., & Chang, Y.-Y. (2008). Airline Brand Equity, Brand Preference, and Purchase Intentions-The Moderating Effects of Switching Costs. *Journal of Air Transport Management*, 40-42.
- Christodoulides, G., & de Chernatony, L. (2004). Dimensionalising on-and Offline Brands' Composite Equity. *Journal of Product & Brand Management*, 168-179.
- Crimmins, J. (1992). Better Measurement and Management of Brand Value. *Journal of Advartising Research*, 11-19.
- Çakın, E. (2017). *Ülkelerin İnovasyon Performansının Ölçülmesinde Yapay Sinir Ağları, Bulanık Dematel Tabanlı Analitik Ağ Süreci ve Ağırlık Kısıtlı Veri Zarflama Analizi Yaklaşımlarının Bütünleşik Olarak Kullanılması ve Bir Uygulama*. İzmir: Doktora Tezi, Dokuz Eylül Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü İşletme Anabilim Dalı İşletme Programı.
- Çakır, Ö. (2008). *Veri Madenciliğinde Sınıflandırma Yöntemlerinin Karşılaştırılması: Bankacılık Müşteri Veri Tabanı Üzerine Bir Uygulama*. İstanbul: Doktora Tezi, Marmara Üniversitesi SBE.
- Çam, A. V., Kalkan, Y., Soydaş, Ş. S., & Taşdemir, S. S. (2018). Marka Deęerinin Hesaplanmasında Farklı Bir Yaklaşım: Geliştirilmiş Hirose Yöntemi. *The Journal of International Scientific Researches*, 194-202.
- Çelik, A. E. (2001). Marka Deęerleme. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, 195-208.
- Dımbıloęlu, A. A. (2014). *Marka Deęerinin Belirlenmesi: Örnek Olay Uygulaması BİST(Borsa İstanbul) Kimya, Petrol, Kauçuk ve Plastik Ürünler Sektöründe Marka Deęerinin Tespiti*. Ankara: Uzmanlık Tezi, Türk Patent Enstitüsü Markalar Dairesi Başkanlığı.
- Doęan, E., Işık, S., & Sandalcı, M. (2007). Günlük Buharlaşmanın Yapay Sinir Ağları Kullanarak Tahmin Edilmesi. *İMO Teknik Dergisi*, 4119-4131.
- Durusoy, R. Y. (2005). Marka Deęerleme Yöntemleri ve Bu Yöntemlerin Türkiye'de Kullanılması. *Vergi Dünyası*, 50-54.
- Ekinci, M. A. (2019). Stratejik Yönetim Muhasebesi Kapsamında Marka Deęerleme ve Hiroshi Yönteminin Katılım Bankalarında Uygulanması. *Turkish Studies-Economics, Finance, Politics*, 260-278.

- Fırat, D., & Badem, C. (2008). Marka Değerleme Yöntemleri ve Marka Değerinin Mali Tablolara Yansıtılması. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, 210-218.
- G.Zhang, P., Patuwo, E., & Y.Hu, M. (1998). Forecasting With Artificial Neural Networks: The State of the Art. *International Journal of Forecasting*, 35-62.
- Gökbayrak, S. (2019). Marka Değerinin Hirose Yöntemiyle Tespit Edilmesi: Vakko Tekstil Üzerine Bir Uygulama. *Kırşehir Ahi Evran Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 8-25.
- Haigh, D., & İlgüner, M. (2018). Brand Finance Turkey 100. *Brand Finance*.
- Hiroshi, T. (2012). The Empirical Analysis via the Corpote Brand Power Evaluation Model. *SCIS-ISIS 2012, Kobe, Japan, November*, 157-162.
- İlik, S. (2014). *Finansal Temelli Marka Değeri Tespiti: Boya Sektöründe Örnek Uygulama*. Ankara: T.C. Türk Patent Enstitüsü Markalar Dairesi Başkanlığı.
- Jain, A., Mao, j., & Mohiuddin, K. (1996). Artificial Neural Networks: A Tutorial. *IEEE*, 31-44.
- Karaatlı, M., Güngör, İ., Demir, Y., & Kalaycı, Ş. (2005). Hisse Senedi Fiyat Hareketlerinin Yapay Sinir Ağları Yöntemi ile Tahmin Edilmesi. *Balıkesir Üniversitesi Bandırma İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Akademik Fener Dergisi*, 38-48.
- Karataş Aracı, Ö. N., & Bekçi, İ. (2017). Bulanık AHP Yöntemi İle Finansal Marka Değerleme Modellerinin Tespiti: Bankacılık Sektöründe Bir Uygulama. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, 31-54.
- Karataş, Ö. N. (2014). *Marka Değerleme Modelleri: Bist - Bankacılık Sektöründe Bir Uygulama*. Doktora Tezi, Süleyman Demirel Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Kaya, Y. (2002). *Marka Değerleme Metotları ve Bu Metotların Kullanımında Sermaye Piyasası Mevzuatı Açısından Çıkabilecek Sorunlar*. İstanbul: Sermaye Piyasası Kurulu Denetleme Dairesi.
- Keller, K. L. (1993). Conceptualizing, Measuring and Managing Customer-Based Brand Equity. *Journal of Marketing*, 1-22.
- Kendirli, S., Çağırın Kendirli, H., & Akgün, Z. (2016). Marka Değerleme Yöntemleri: Hiroshi Yöntemi İle Gıda Sektöründe Bir Uygulama. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, 67-88.
- Kim, H.-b., Kim, W. G., & An, J. (2003). The Effect of Consumer-Based Brand Equity on Frims' Financial Performance. *Journal of Consumer Marketing*, 335-351.

- Kocaman, S., & Güngör, İ. (2012). Destinasyonlarda Müşteri Temelli Marka Değerinin Ölçülmesi ve Marka Değeri Boyutlarının Genel Marka Değeri Üzerindeki Etkileri: Alanya Destinasyonu Örneği. *Uluslararası Alanya İşletme Fakültesi Dergisi*, 143-161.
- Kuang Yu, T. H., & Min Wang, D. H. (2015). A Fuzzy Logic Approach to Modeling Brand Value: Evidence from Taiwan's Banking Industry. *GIKA 2015: New Information and Communication Technologies for Knowledge Management in Organizations*, 39-52.
- Kuhn, K.-A., Alpert, F., & Pope, N. (2008). An Application of Keller's Brand Equity Model in a B2B Context . *Qualitative Market Research: An International Journal*, 11(1), 40-58.
- Lassar, W., Mittal, B., & Sharma, A. (1995). Measuring Costumer-Based Brand Equity. *Journal of Consumer Marketing*, 11-19.
- Majerova, J., & Klietk, T. (2015). Brand Valuation as an Immanent Component of Brand Value Building and Managing. *Procedia Economics and Finance*, 546-552.
- Marangoz, M. (2007). Tüketici Davranışı Temeline Göre Marka Değerinin Ölçülmesine Yönelik Bir Araştırma. *Öneri Dergisi*, 7(28), 87-96.
- Nam, K. E. (2010). *Marka Değeri Hesaplama Tekniklerinin İncelenmesi ve Uygulamalı Olarak Karşılaştırılması*. Ankara: Yüksek Lisans Tezi, Gazi Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü İşletme Anabilim Dalı.
- Okkan, U., & Mollamahmutoğlu, A. (2010). Yiğitler Çayı Günlük Akımlarının Yapay Sinir Ağları ve Regresyon Analizi ile Modellenmesi. *Dumlupınar Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, 33-48.
- Özgüven, N. (2010). Marka Değeri: Global Markaların Değerlendirilmesi. *Organizasyon ve Yönetim Bilimleri Dergisi*, 2(1), 141-148.
- Özkan, M., & Terzi, S. (2012). Finansal Raporlama Açısından Marka Değerinin Ölçümü ve Değerlendirilmesi. *Öneri Dergisi*, 10(38), 87-96.
- Öztürk, K., & Şahin, M. E. (2018). Yapay Sinir Ağları ve Yapay Zekaya Genel Bir Bakış. *Takvim-i Vekayi*, 25-36.
- Santhakumaran, A., & Jayalakshmi, T. (2011). Statistical Normalization and Back Propagation for Classification. *International Journal of Computer Theory and Engineering*, 89-93.
- Simon, C., & Sullivan, M. (1993). The Measurement and Determinants of Brand Equity: A Financial Approach. *Marketing Science*, 28-52.

- Sloot, L., Verhoef, P., & Franses, P. H. (2005). The Impact of Brand Equity and The Hedonic Level of Products on Consumer Stock-Out Reactions. *Journal of Retailing*, 15-34.
- Taner, A. (2007). *Radyal Santrifüj Pompaların Yapay Sinir Ağları İle Tasarımı*. Konya: Doktora Tezi, Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Tarım Makinaları Anabilim Dalı.
- Taşkın, Ç., & Akat, Ö. (2010). Tüketici Temelli Marka Değerinin Yapısal Eşitlik Modelleme İle Ölçümü ve Dayanıklı Tüketim Malları Sektöründe Bir Araştırma. *İşletme ve Ekonomi Araştırmaları Dergisi*, 1-16.
- Toksarı, M., & İnal, M. E. (2011). Tüketici Temelli Marka Değerinin Ölçümü: Kayseri'de Otomobil Kullanıcıları Üzerine Bir Uygulama. *Çağ University Journal of Social Scienses*, 8(2), 69-97.
- Tollington, A. (1995). Brand Accounting and The Marketing Interface. *Management Accounting*, 58-60.
- Tuğay, O., & Top, T. (2014). TMS38'e Göre Marka Değerlemesi ve Muhasebeleştirilmesi. *Dumlupınar Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 221-228.
- U.Divanoğlu, S., Bağcı, H., & Eroğlu, M. (2019). Hirose Yöntemi ile Finansal Marka Değerinin Hesaplanması: Borsa İstanbul Bankacılık Sektörü Uygulaması. *İşletme Araştırmaları Dergisi*, 2566-2577.
- Ural, T., & Perk, H. (2012). Tüketici Temelli Marka Değerinin Kişisel Bilgisayar Satın Alma Niyeti Üzerine Etkisi: Antakya'da Bir Çalışma. *Anadolu Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 12(3), 11-26.
- Uygurtürk, H., Uygurtürk, H., & Korkmaz, T. (2017). Marka Değerinin Hirose Yöntemi İle Belirlenmesi: BİST'de İşlem Gören Seramik Sektörü Firmaları Üzerine Bir Araştırma. *International Congress of Management Economy and Policy*, (s. 10-21). İstanbul.
- Vazquez, R., Rio, A., & Iglesias, V. (2002). Consumer-based Brand Equity: Development and Validation of a Measurement Instrument. *Journal of Marketting Management*, 27-48.
- Yakupoğlu, T., Şişman, A. Ö., & Gündoğan, R. (2015). Toprakların Agregat Stabilitesi Değerlerinin Yapay Sinir Ağları ile Tahminlenmesi. *Türkiye Tarımsal Araştırmalar Dergisi*, 83-92.
- Yavuz, S., & Deveci, M. (2012). İstatistiksel Normalizasyon Tekniklerinin Yapay Sinir Ağın Performansına Etkisi. *Erciyes Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 167-187.

- Yazgan, H., Kethüda, Ö., & Çatı, K. (2014). Tüketici Temelli Marka Değerinin Ağızdan Ağıza Pazarlamaya Etkisi. *Cumhuriyet Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 15(1), 237-252.
- Yıldız, Y., Ay, C., & Özbey, S. (2012). Futbol Takımlarında Tüketici Temelli Marka Değeri: Bir Model Önerisi. *Ege Academic Review*, 1-10.
- Yılmaz, B. (2019). Maliyet Fonksiyonunun Belirlenmesinde Yapay Sinir Ağı Modellerinin Kullanımı. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, 329-344.
- Yılmaz, B. B., & Güzel, T. (2012). Marka Değerleme ve Önemi: Telif Ücretinden Arındırma Yöntemiyle Bir İnceleme. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, 141-155.
- Yılmaz, M. K., & Bağdiken, S. (2015). Endüstriyel Hizmetlerde Marka Değeri: Muhasebe Yazılım Programı Kullanıcıları Üzerinde Bir Uygulama. *Atatürk Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 19(3), 233-246.
- Yurtoğlu, H. (2005). *Yapay Sinir Ağları Metodolojisi İle Öngörü Modellemesi: Bazı Makroekonomik Değişkenler İçin Türkiye Örneği*. Uzmanlık Tezi, Ekonomik Modeller ve Stratejik Araştırmalar Genel Müdürlüğü.
- Yüce, A. (2010). *Bütünleyici Bir Model İle Marka Değeri Ölçümü*. Erzurum: Doktora Tezi, Atatürk Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü İşletme Anabilim Dalı .
- Yüksel, R., & Akkoç, S. (2016). Altın Fiyatlarının Yapay Sinir Ağları ile Tahmini ve Bir Uygulama. *Doğuş Üniversitesi Dergisi*, 39-50.
- Zakaria, M., AL-Shebany, M., & Sarhan, S. (2014). Artificial Neural Network: A Brief Overview. *International Journal of Engineering Research and Applications*, 7-12.
- Zengin, B., & Güngördü, A. (2015). Marka Değerinin Hesaplanması Üzerine Ampirik Bir Çalışma: Finans ve Pazarlama Boyutu. *Gazi Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 17(2), 282-298.
- Zimmermann, R., Bölting, U., Sander, B., & Aga, T. (2001). Brand Valuation. *Brand Equity Excellence Germany: Published By BBDO*, 1-72.

Diğer Yayınlar

Çayıroğlu, İ. *İleri Algoritma Analizi-5 Yapay Sinir Ağları*. 05 01, 2020 tarihinde <http://www.ibrahimcayiroglu.com/Dokumanlar/IleriAlgoritmaAnalizi/IleriAlgoritmaAnalizi-5.Hafta-YapaySinirAglari.pdf> adresinden alındı

Koçak, A., & Özer, A. (2004). Marka Değeri Belirleyicileri: Bir Ölçek Değerlendirmesi. 9. *Ulusal Pazarlama Kongresi*. Ankara .

MathWorks. 04 30, 2020 tarihinde <https://la.mathworks.com/help/deeplearning/ref/learnngdm.html> adresinden alındı

MathWorks.MathWorks. 04 30, 2020 tarihinde MathWorks: <https://la.mathworks.com/help/deeplearning/ref/traingdx.html> adresinden alındı

Türk Dil Kurumu. (2019). *Türk Dil Kurumu Sözlükleri*. 05 12, 2020 tarihinde Bilim ve Sanat Terimi Sözlüğü: <https://sozluk.gov.tr/?kelime=marka> adresinden alındı

Var, H., & Türkay, B. E. (2014). Yapay Sinir Ağları Kullanılarak Kısa Dönem Elektrik Yükü Tahmini. *Eleco 2014 Elektrik-Elektronik-Bilgisayar ve Biyomedikal Mühendisliği Sempozyumu* (s. 34-37). Bursa: Eleco.