

Mevduat Bankalarının Karlılığının Yapay Sinir Ağları ile Tahmini: Bir Yazılım Modeli Tasarımı

Ferdi SÖNMEZ*
Metin ZONTUL**
Şahamet BÜLBÜL***

Öz

Son yıllarda karlılık analizlerinde; esnek hesaplama (EH) teknikleri, doğrusal olmayan çok değişkenli veri yapısında başarılı uygulamalarından dolayı tercih edilmektedir. Ancak, EH kullanımında karşılaşılan birtakım yetersizlikler nedeniyle, adaptif bir sisteme gereksinim duyulmuştur. Makalenin amacı; aktif karlılığı ve özkaynak karlılığı ile ifade edilen banka karlılığı üzerinde etkisi olan değişkenlerin kullanılmasıyla ve ilk defa geliştirilecek adaptif bir yazılım modeli ile Türkiye'deki mevduat bankalarının karlılığını önemli bir EH tekniği olan yapay sinir ağları ile analiz etmektir. Modelden çıkan sonuçlar, kullanılan değişkenlerin tamamının karlılık üzerinde değişen oranlarda önemli etkisinin olduğunu ve tahminlerin hedeflenen ve kabul edilebilir başarı performansını yakaladığını göstermektedir. Bu başarılı sonuçlarından dolayı ve kullanıcı farklılıklarından etkilenmemesine de bağlı olarak, bu yazılım modelinin; banka karlılığı tahmininde kolaylıklar sağlayacağı düşünülmektedir.

Anahtar Kelimeler: Banka Karlılığı, Türk Bankacılık Sektörü, Esnek Hesaplama Teknikleri, Yapay Sinir Ağları, Çok Katmanlı Algılayıcı, Levenberg–Marquardt Geri Yayılım Algoritması.

JEL Sınıflandırması: C45, C88, G21

Abstract - Estimating Deposit Banks Profitability with Artificial Neural Networks: A Software Model Design

In recent years, soft computing (SC) techniques have been preferred to measure bank profitability because of their successful applications in nonlinear multivariate situations. However, an adaptive system was needed due to the insufficient use of application software programs for SC. This paper is intended to measure profitability of deposit banks in Turkey with an adaptive SC software model of artificial neural networks which is developed for the first time and using variables that have impact on profitability. The results from the model indicate that all of the variables used have significant impact, in varying proportions, on profitability and that obtained estimations achieved the targeted and acceptable performance of success. This software model is expected to provide easiness on estimating bank profitability, since giving such successful estimations and not being affected by user differences.

Keywords: Bank Profitability, Turkish Banking Sector, Soft Computing Techniques, Artificial Neural Networks, Multilayer Perceptron, Levenberg Marquardt Back Propagation Algorithm.

JEL Classification: C45, C88, G21

* Yrd. Doç. Dr., İstanbul Arel Üniversitesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü
** Yrd. Doç. Dr., İstanbul Aydın Üniversitesi, Yazılım Mühendisliği Bölümü
*** Prof. Dr., Marmara Üniversitesi, İktisat Fakültesi, Ekonometri Bölümü

1. Giriş

Karlılık, ticari işletmelerin en önemli amaçlarından birisidir ve dolayısıyla ticari işletmeler faaliyetlerini yerine getirirken kar elde etmeyi hedeflemektedir. Bankalar da diğer ticari kuruluşlar gibi kar elde etme amacını taşıyan ticari işletmelerdir. Ancak, bankacılık sektörü kendisini diğer sektörlerden ayırt eden, ekonomiye önemli katkılar sağlayan özelliklere sahiptir (Parasız, 2013). Bankalar, fon arz edenler ve talep edenlerin karşılaştığı finansal piyasalarda aracılık görevini gerçekleştiren ve diğer sektörlerle finansal destek sağlayarak üretime destek olan kuruluşlardır.

Bankalar faaliyetlerini gerçekleştirirken bazı risklerle karşı karşıya kalmaktadır. Faiz oranı riski, likidite riski, kredi riski ve kur riski bankaların maruz kaldığı çeşitli risklerin en önemlilerindendir (Bessis, 2010). Bankalar bu risklere karşılık olarak gelir elde etmektedir. Elde edilen bu gelir kar/zarar oranı veya bankanın verimliliği olarak ortaya çıkmaktadır. Karlılık ölçümünün yapılması sonucunda bankalar durumu değerlendirir ve karlılığın yeterli olup olmadığına karar verirler. Verilen karara göre bir plan dahilinde gelecek için uzun ya da kısa vadeli stratejiler geliştirilir. Geliştirilen strateji sadece düşük görülen karın artırılması yönünde değil, aynı zamanda iyi kabul edilen karlılık oranlarının korunması yönünde de gerekli olan risk ve fiyat yönetimini içermektedir (Parasız, 2013).

Türk bankacılık sektöründe, özellikle 2000'li yıllardaki yerel ve küresel krizlerde karlılık ön plana çıkmıştır. 2008 yılında dünyayı sarsan küresel finansal krize rağmen Türkiye'deki bankalar yüksek oranlarda karlılık beyan etmeye devam etmişler ve böylece yerli ve yabancı yatırımcıların dikkatini çekmişlerdir. Karlılığı ön plana çıkartan bu nedenler Türk bankacılık sektöründe karlılık ve karlılığın belirleyicisi olan faktörler üzerine bir çalışma gerçekleştirme ihtiyacını ortaya çıkarmıştır.

Literatürde banka karlılığı tipik olarak aktif karlılığı (AK), özkaynak karlılığı (ÖK) ve net faiz marjı (NFM) ile ifade edilmektedir (Athanasoglou, vd., 2008). Ancak, birçok ampirik çalışmada AK ve ÖK karlılık ölçüsü olarak kullanılmıştır. Bununla birlikte, akademik literatürün yanı sıra merkez bankalarının ya da denetim otoritelerinin de karlılığı ölçmek amacıyla adı geçen bu iki ölçüye başvurması bu çalışmada bağımlı değişkenler olarak AK ve ÖK'nin kullanımına motivasyon sağlamıştır (Sayılğan ve Yıldırım, 2009; Pasiouras ve Kosmidou, 2007; Athanasoglou, v.d., 2008; Curak, v.d., 2012; Kanas vd., 2012; Saeed, 2014). AK, banka karlılığının genel ölçüsüdür ve bankanın karlılık üretmek için fon getiri kaynaklarından gelir elde etmeyi başarabilme becerisini göstermektedir. Bununla birlikte, bankaların toplam aktifleri üzerinden elde ettikleri karı da göstermektedir. ÖK, net karın özkaynaklara oranıdır. Karlılık ölçümünde bu iki ölçünün aynı gerçekliği yansıtmalarına rağmen, karşılaştırıldıklarında

birbirlerine göre üstünlükleri ve dezavantajları olması nedeniyle birlikte kullanılması uygun görülmüştür. NFM, ileriki bölümlerde açıklandığı üzere bu iki ölçütü etkileyen bir faktör olarak ayrıca ele alınmıştır.

Banka karlılığında kullanılan bağımsız değişkenler, genel olarak içsel ve dışsal bağımsız değişkenler olmak üzere iki kategoride ele alınmaktadır (Güngör, 2007). İçsel bağımsız değişkenler bankaya özgü faktörler olup, bankanın yönetim kararları ve politika hedefleri tarafından belirlenmektedir. Dışsal bağımsız değişkenler makroekonomik ve sektörel faktörleri barındırmaktadır. Bu değişkenler 5.1. Veri Hazırlama başlığı altında tanıtılmaktadır.

Başta iktisatçılar olmak üzere, banka karlılığının hesaplanması çalışmalarında yer alan uzmanlar çeşitli modeller kullanmaktadır. Bu analizlerde genellikle istatistiksel teknikler kullanılmaktadır. Kullanılan teknikler; Lojistik Regresyon Analizi, Tam Logaritmik Regresyon, Çoklu Ayırma Analizi, Çoklu Regresyon Analizi olarak sıralanabilir. Kullanılan bu teknikler sayesinde finansal oranlar üzerinden bankaların karlılık durumları hakkında tahminde bulunmak mümkündür. Ancak çok değişkenli istatistiksel tekniklerin özellikle bazı varsayımları gerektirmelerinden ötürü, elde edilen bu tahminlerin çoğu zaman doğruyu yansıtmadığı görülmektedir (Yıldız ve Akkoç, 2009). Bu olumsuz durum, tahmin hesaplamasında daha tutarlı teknik ve modellerin kullanılması gerektiği sonucunu ortaya çıkarmaktadır.

Son yıllarda, banka karlılığının hesaplanmasında yeni teknikler kullanılmaya başlanmıştır. Bu tekniklerin gelişiminde bilişim teknolojisindeki hızlı ilerlemelerin katkısı büyüktür. Bilişim teknolojisindeki ilerlemeler, insan beyin yapısını taklit ederek onun gibi kararlar geliştirebilen sistemleri üretilebilir duruma getirmiştir. Yapay sinir ağları (YSA), genetik algoritmalar (GA), olasılıklı akıl yürütme (OAY), bulanık mantık (BM) gibi esnek hesaplama (EH) teknikleri bu geliştirilen teknikler arasındadır. EH tekniklerinin lineer olmayan çok değişkenli durumlarda ve veri yapısında kullanımı fayda sağlamaktadır (Zadeh, 1994). Bu nitelik EH kullanımı için önemli bir tercih sebebi olarak görülmektedir.

YSA, nöron adı verilen hücrelerle işlemleri gerçekleştiren ve insan beyninin çalışma şekli örnek alınarak geliştirilmiş bir ağ modelidir. YSA'nın finans ve bankacılık için en büyük faydası isteğe bağlı tahmin fonksiyonunu kullanarak saptanmış olan verilerden öğrenebilme ve tahminde bulunma yetenekleridir.

Yukarıda anlatılanlar ışığında makalenin amacı; geliştirilecek akıllı yazılım modeli ile Türkiye'deki mevduat bankalarının karlılığının tahminini daha önce uygulanmamış bir EH tekniği olan YSA ile elde etmektir. YSA problemlerin çözümünde geleneksel

programlama yöntemleri yerine, örneklerle öğrenmeye dayalı adaptif bir doğaya sahiptir. Bununla birlikte YSA hızlı hesaplamaları sağlayan içsel paralellığe de sahiptir. YSA, diğer tahmin modellerine göre genelleme, öğrenme ve tahmin etme amaçlarına hızlı ve tutarlı hizmet eden hesaplama modellerini barındırmaktadır. YSA, bu nitelikleri ve özellikle ön varsayım ve matematiksel bir denklem gerektirmediği için çalışmada tercih edilmiştir. Bu amaç çerçevesinde;

-Türkiye’de faaliyet gösteren 24 adet mevduat bankasının (özel, kamu, yabancı sermayeli) Ocak 2013 - Aralık 2013 tarihleri arasındaki 3 aylık 4 döneme ait veriler ile aynı dönemlere ait bankacılık sektörü ve makroekonomik veriler ışığında,

- Literatür çalışmaları ve uzman görüşleri dikkate alınarak AK ve ÖK ile ifade edilen banka karlılığını etkileyen faktörler, içsel ve dışsal faktörler olarak ikiye ayrılmak suretiyle ölçülebilir ya da ölçülemez çok sayıda faktörden etkilenen banka karlılığını açıklama yüzdesi yüksek olanların arasından seçilen içsel ve dışsal değişkenler yardımıyla YSA metodolojisini kullanarak tahmin etmek hedeflenmiştir.

Çalışmada kullanılan veri seti Türkiye Cumhuriyet Merkez Bankası (TCMB), Türkiye Bankalar Birliği (TBB), Türkiye İstatistik Kurumu (TÜİK), Devlet Planlama Teşkilatı (DPT) web sitesi ve IMF veri paylaşım sisteminden elde edilmiştir.

Çalışmada, çeşitli içsel ve dışsal değişkenler ile banka karlılığı arasındaki ilişkilere değinilmiştir. Sonrasında EH tekniklerine değinilmiş, YSA yapısı ve modelleri tanıtılmıştır. Veri seti tanımı yapılmış ve veri elde etme ve hazırlama süreci anlatılmıştır. Ardından, akıllı yazılım modelinin tanıtımı ve tasarımı ortaya konulmuştur. Ayrıca, modelin üretimi sürecinde ve sonrasında gerçekleştirilen deneme çalışmalarının analizleri yapılmış ve ortaya çıkan sonuçlara yer verilmiştir.

2. Literatür

Bankaların karlılığı etkileyen faktörler konusuna odaklanmış ulusal ve uluslararası birçok çalışma mevcuttur. Bankaların karlılıkları konusundaki araştırmalar belirli bir ülke üzerinde yoğunlaştığı gibi, birden fazla ülkeden oluşan ülke grupları üzerinde de çalışmalar mevcuttur. Karlılığı etkileyen faktörleri tespit etmek amacıyla, çok sayıda ampirik çalışma yapılmıştır.

Türkiye ve dünya bankacılık sektöründe faaliyet gösteren bankaların karlılık durumlarını inceleyen çalışmaların sonuçları, çevre ve dönemlerdeki değişme derecesine ve analizlerde kullanılan verilere göre farklılık göstermektedir. Buna rağmen, çalışmalarda karlılığı tanımlamak amacıyla kullanılan bağımsız değişkenler arasında müşterek olanlarına sıklıkla rastlanmaktadır.

İçsel ve dışsal değişkenlerin, bankaların karlılığı üzerine etkisi konusunda Türk bankacılık sektörüne yönelik çalışmaları da kapsayan araştırmalar bulunmaktadır. Bu kısımda öncelikle ulusal literatürden yakın tarihteki söz konusu çalışmalar ve bulgularına yer verilmekte, ardından uluslararası literatürden yakın tarihteki söz konusu çalışmalar ve bulgularına yer verilmekte ve son olarak diğer benzer ulusal ve uluslararası çalışmaların bulguları Tablo 1.'de özetlenmektedir.

Alper ve Anbar (2011), gerçekleştirdikleri çalışmada 2002-2010 yıllarını içine alan dönem için karlılık üzerinde etkili olan bankaya özgü ve makroekonomik faktörleri incelemiştir. Dengeli panel veri seti kullanarak gerçekleştirilen incelemeden elde edilen sonuçlar aktif büyüklüğünün ve faiz dışı gelirlerin karlılık üzerinde önemli derecede olumlu etkisinin olduğunu, ancak kredi portföy büyüklüğü ve takipteki kredilerin karlılık üzerinde etkisinin önemli derecede ve olumsuz olduğunu göstermiştir. Reel faiz oranı ise makroekonomik değişkenler arasında karlılık üzerinde olumlu etkiye sahip tek faktör olarak ortaya çıkmıştır.

Aysan, Güneş ve Abbasoğlu (2007), çalışmalarında 2001 – 2005 yıllarını içine alan dönem için Türkiye'deki bankaların detaylı bilançolarından elde ettikleri verileri Panzar-Rosse yaklaşımı üzerinde uygulayarak, piyasadaki rekabetin ve yoğunlaşmanın düzeyini araştırmışlardır. Elde ettikleri sonuçlara göre; yoğunlaşma ve rekabet arasında bir ilişki söz konusu değildir. Bunun yanı sıra çalışmalarında bankacılıktaki uluslararasılaşmayı dikkate alarak ve rastgele etki regresyon modelini 135 gözleme dayanan panel veri seti ile kullanarak etkinlik ve karlılık ilişkisini analiz etmişlerdir. Ortaya çıkan sonuçlara göre, karlılık ve etkinlik arasında kuvvetli bir ilişki bulunmamaktadır.

Atasoy (2007), çalışmasında Türk bankacılık sektörünün 1990 – 2005 yılları arasındaki gelir-gider yapısını ve karlılığını etkileyen faktörleri incelemiştir. Çalışmada, 1990 – 2005 yılları içine alan dönem için panel veri regresyonu kullanılarak bankaya özgü, sektörel ve makroekonomik değişkenlerin ticari banka karlılıkları üzerindeki etkisi araştırılmıştır. Atasoy'a göre bu dönemde, özkaynakların toplam aktiflere oranı ve enflasyon oranı aktif karlılığını olumlu yönde etkilerken bankacılık sektöründeki yoğunlaşma oranı, sektörün aktif büyüklüğünün milli gelire oranı, duran varlıklar ve özel karşılıkların maliyetinin toplam aktiflere oranı AK'yı olumsuz yönde etkilemiştir.

Trujillo-Ponce (2013), çalışmasında 1999-2009 dönemi için İspanyol bankalarının karlılığını belirleyen ampirik faktörleri analiz etmiştir. Bu yıllardaki yüksek banka karlılığında, kredilerin toplam aktifler içindeki payının yüksek oluşu, bireysel mevduattaki yüksek oran, iyi verimlilik ve düşük kredi riskinin etkili olduğunu ortaya koymuştur. Bununla birlikte, yüksek sermaye oranlarının da AK üzerinde olumlu etkiye sahip

olduđu da ortaya çıkmıřtır. Ayrıca, sektörel yoğunlaşma, ekonomik gelişmişlik düzeyi ve enflasyon gibi makroekonomik faktörler ile karlılık arasında olumlu bir ilişki olduđu da ortaya çıkmıřtır.

Kanas, Vasiliou ve Eriotis (2012), gerçekleřtirdikleri çalışmada yarı-parametrik ampirik model kullanarak ABD'deki banka karlılığının doğrusal ve doğrusal olmayan belirleyicilerini ortaya koymayı amaçlamışlardır. Çalışmaya göre, karlılık parametrik olmayan bir biçimde konjonktürel hareketler, kısa vadeli faiz oranları, enflasyon beklentileri, kredi riski ve kredi portföy yapısı tarafından etkilenmektedir.

Dietrich ve Wanzenried (2011), bir çalışmada 1999-2009 yıllarını içine alan dönem için karlılık açısından İsviçre'deki 372 ticari banka arasındaki farklılıkların nedenlerini bulmayı amaçlamıştır. 2008 yılında gerçekleşen küresel finansal krizin etkisi görmek amacıyla 1999-2009 dönemini kriz öncesi dönem (1999-2006) ve kriz yılları (2007-2009) olarak ayrı ayrı incelenmiştir. Karlılık belirleyicileri olarak bankaya özgü nitelikler, sektörel ve makro ekonomik faktörler kullanılmıştır. Çalışma sonucunda, kredi kayıp karşılıkları ve sermaye oranı gibi bazı faktörlerin karlılık üzerindeki etki yönünde ve miktarında kriz öncesi dönem ve kriz yılları dönemi arasında önemli farklılık olduđu, bununla birlikte gelir-gider oranı gibi bazı faktörlerin karlılık üzerindeki etki yönünde ve miktarında kriz öncesi dönem ve kriz yılları dönemi arasında önemli farklılık olmadığı ortaya çıkmıştır.

Albertazzia ve Gambacorta (2009), gerçekleřtirdikleri çalışmada; önde gelen gelişmiş ülkelerdeki bankaların finansal şoklar sonrasında karlılığını etkileyen makroekonomik ve finansal faktörleri kestirebilmek amacıyla; net faiz geliri, faiz dışı gelirler, işletme giderleri, karşılıklar, vergi öncesi kar gibi değişkenlere başvurmuştur. 1980'lerin ortasından bu yana Avro bölgesindeki bankacılık sistemlerinin karlılık oranlarının birbiri ile uyumlu hale geldiđi görülürken bunun ABD ve İngiltere'ye göre düşük seviyede kaldığı da ortaya koyulmuştur. Yapılan regresyon analizi sonucuna göre Anglo Sakson ülkelerdeki banka karlılığının konjonktürel hareketlere rağmen yapısal olarak yüksek oluşu göze çarpmakta iken bu ülkelerde finansal sistemin ve vergilendirme yapısının gelişmiş olduđu da ortaya çıkmıştır. ABD ve İngiltere'de banka karlılığının daha yüksek seviyeye çıkmasında, sahip oldukları maliyet yapısının daha da esnek olmasının kısmen de olsa etkili olduđu ifade edilmiştir.

Athanasoglou, Delis ve Staikouras (2006), Güney Dođu Avrupa Ülkeleri'nin 1998-2002 dönemi verilerine göre yaptıkları çalışmada, karlılığın belirleyicileri olarak bankalara, finansal sistemin yapısına ve makro ekonomiye özgü açıklayıcı değişkenleri tespit etmiştir. Çalışma sonucunda, kişi başı gayrisafi yurtiçi hasıla büyüme oranındaki (GSYİH) dalgalanmaların karlılık üzerinde önemli bir etkisinin olmadığını, karlılığın

kredilerin aktiflere oranı tarafından düşük önemli ve pozitif, özkaynakların toplam aktiflere oranı tarafından pozitif, operasyonel giderler tarafından negatif, ortalama kredi zararı tarafından önemli ve negatif, sektördeki yoğunlaşma tarafından pozitif ve enflasyon tarafından önemli ve pozitif yönde etkilendiğini göstermişlerdir.

YSA'lar finans ve bankacılık alanındaki tahmin çalışmalarında son zamanlarda yaygın olarak kullanılmaktadır (Fanning ve Cogger, 1994; Chen vd., 2013). YSA'lar özellikle banka iflası veya düşük performans gösterme riski olan bankaların tahmini çalışmalarında kullanıldığı görülmektedir (Kumar ve Ravi, 2007; Tsai ve Wu, 2008). Literatürde banka karlılığı tahmini ve banka karlılığını etkileyen faktörler üzerine çalışmalar bulunmasına karşın YSA'ların banka karlılığı tahmini çalışmalarında kullanılmaması bu çalışmanın gerçekleştirilmesi ihtiyacını ortaya çıkarmaktadır.

Karlılık üzerine yapılan diğer çalışmalar hakkında özet bilgiler Tablo 1'de gösterilmektedir.

Tablo 1. Banka Karlılığı Üzerine Yapılan Diğer Çalışmalar

Yazarlar	Yıl	Bağımlı Değişkenler	Bağımsız Değişkenler
Tunay ve Silpagar	2006	Aktif karlılığı, özkaynak karlılığı, net faiz marjı	Faiz dışı gider, özkaynak, kredi, faiz dışı gelir, büyüklük, enflasyon, büyüme oranı, yoğunlaşma, sektör büyüklüğü, borsa piyasa kapitalizasyonu
Duvan ve Yurtoğlu	2004	Karlılık	Konjonktürel hareketler, kredi kayıp karşılıkları
Kaya	2002	Net faiz marjı, aktif ve özkaynak karlılığı	Özkaynak, likidite, personel gideri, piyasa payı, mevduat, net takipteki alacak, menkul kıymet, yabancı para pozisyonu
Hassan ve Bashir	2003	Aktif karlılığı, özkaynak karlılığı, vergi öncesi kar toplam aktifler oranı (İslami bankalarda)	Vergilendirme, menkul kıymet piyasasındaki gelişmeler, sermaye aktif oranı, faizsiz kazanç sağlayan faktörler
Jiang, Tang, Law ve Size	2003	Aktif Karlılığı	Karşılık gideri, faiz dışı gider, faiz dışı gelir, vergi oranı, enflasyon, büyüme oranı, reel faiz.
Mamatzakis ve Remoundos	2003	Karlılık	Personel harcamaları, kredilerin aktiflere oranı, özkaynakların aktiflere oranı, para arzı, piyasa büyüklüğü
Afanasieff, Lhacer ve Nakane	2002	Net faiz marjı	Makro ekonomik değişkenler
Abreu ve Mendes	2001	Net faiz marjı, aktif ve özkaynak karlılığı	Sermaye, işsizlik oranı, enflasyon, GSYİH, istihdam gideri, kredi payı
Sanders ve Schumacher	2000	Net faiz marjı	Net faiz dışı gider, duran aktif, özkaynak, faiz oranı oynaklığı
Bashir	2000	Karlılık	Özkaynak, krediler, kaldıraç oranları, duran varlıklar, tabiiyet, vergilendirme, büyüme oranı, büyüklük

3. Metodoloji

Bu bölümde banka karlılığının EH teknikleriyle analizi için kullanılacak olan YSA modeli tanıtılmış ve yazılım modeli ayrıntılarına yer verilmiştir.

3.1. Esnek Hesaplama Modelleri

EH'nin çıkış noktasında hesaplama, muhakeme ve karar verme süreçlerinde maliyetli olan hassaslık ve kesinlik yerine mümkün olan her yerde, belirsizlik ve kesinliğin sağladığı toleranstan faydalanmayı amaç edinmesi tezi yatmaktadır (Zadeh, 1994). Buradan yola çıkarak, EH'nin temel amacı, çeşitli tekniklerin yardımıyla insanın kullandığı akıl yürütme süreçlerinin ve anlık karar değişimlerinin taklidinin yapılmasıdır (Srinivasa vd., 2004).

EH tekniklerinin, hassas hesaplama modellerinin çok maliyetli, uygulanamaz ve dahası ulaşılabildiği alanlarda çok yardımcı bir rol üstleneceği öngörülmektedir. Zadeh (1994), bu teknolojileri ortaya atarken fiziki bilimlerin matematiksel metodolojilerinden ilham alan ve hassasiyet, kesinlik ve titizlik gibi konular üzerine yoğunlaşırken muhakeme, belirsizlik ve modelleme hatalarına az önem veren geleneksel esnek olmayan hesaplama tekniklerinden ayırt etmeyi amaçlamıştır. EH'yi oluşturan ve finans dünyasında geniş bir uygulama alanına sahip teknikler aşağıda tarif edilmektedir. Makalenin uygulama konusunu oluşturan YSA, ayrı bir bölüm altında daha ayrıntılı olarak incelenmiştir.

EH bileşeni olan OAY, olasılık teorisinden ve metodolojisinden oluşmaktadır. OAY, olasılıklı belirsizlikten etkilenen sistemlerin çıktılarını değerlendirecek işleyişi barındırmaktadır (Zadeh, 1994). OAY, olasılık değerlerini güncellemek ve bir olasılık çıkarımı yapmak için şartlı süreç kullanmaktadır. Olasılıksal yaklaşım bilginin bulanıklığını, belirsizlik yaratan hataları ve eksiksiz bilginin yoksunluğunu ayırt etmemektedir.

Diğer bir EH bileşeni olan BM ise yaklaşık muhakemeye yoğunlaşan bulanık küme teorisinden türetilmiştir. Bulanık kümeler, modellenmesi çok iyi bilinmeyen durumlar için önemli olan bir tahmin aracı olarak kullanılmaktadır. Fakat BM her zaman tek başına akıllı sistem kurmak için yeterli ve kullanışlı olamamaktadır. Örneğin; bir tasarımcı bulanık kural tabanı sistemi hakkında yeterli ön bilgiye sahip olmadığı bir durumda, BM temel kuralının oluşturulması imkânsız hale gelir (Zadeh, 1994; Zhang vd., 1998). Diğer bir olumsuzluk ise bulanık sistemlerde, tecrübeden yararlanılarak sistem performansını arttırmak için yapılan çalışmaların ek bilgi edinmeden yapılmasının mümkün olmayışıdır.

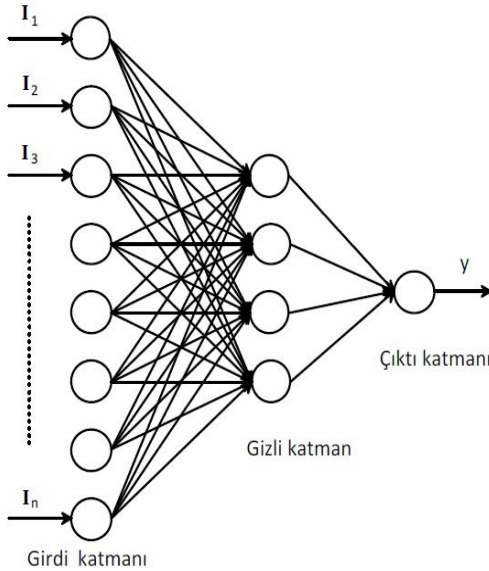
EH'nin bir diğer önemli bileşeni ise doğada gözlemlenen evrimsel sürece benzer

bir şekilde çalışan GA'dır. Arama ve eniyileme yöntemi olan GA, evrimsel bir yaklaşım olarak ortaya çıkmaktadır (Chang vd., 2009). GA'nın en önemli faydalarından biri, çoklu kriter aramayı etkili bir şekilde gerçekleştirmeleridir. Güçlü bir teorik temelin olmayışı problemi, eldeki problemi çözmeye uygun hale getirmenin zorluğu ve uygunluk fonksiyonunu belirlemenin zorluğu GA'nın dezavantajlarından. GA, problemlere çözüm ararken, bunu parametrelerin değerleriyle değil, kodlarını arayarak gerçekleştirmektedir. Parametreler kodlanabildiği sürece çözüm üretilebilmektedir. Buna bağlı olarak GA'nın hesaplama hızları düşük olabilmektedir.

3.2. Yapay Siniri Ağları

EH'nin önemli bileşeni olan YSA, insan beyninin bilgi işleme yapısından esinlenerek geliştirilmiştir. YSA, paralel hesaplama modelleri olarak görülüp, doğrusal olmayan statik veya dinamik sistemlerin paralel ve ayrıntılı olarak uygulanmasından oluşmaktadır. YSA, hesaplama ve donanımsal uygulamalardaki verimlilikleri ile öne çıkmaktadır. Genelleştirme kabiliyeti YSA'nın önemli bir avantajıdır. Bu kabiliyetleri sayesinde yeni örüntüleri yüksek doğrulukla tasnif edebilmektedir (Cao, 2003). YSA'nın üstünlüklerinin yanı sıra önemli bir dezavantajı, yorumlanmalarında sıkıntılar barındırıyor olmasıdır. YSA gizemli bir doğaya ve içyapıya sahiptir. Ayrıca, katman sayısı, her katmandaki nöron sayısı, öğrenme katsayısı vb. parametrelerin belirlenmesinde belirli kuralların olmayışı ve ağın eğitiminin durdurulma zamanına nasıl karar verileceğine dair geliştirilmiş bir yöntemin bulunmayışı diğer dezavantaj olarak görülmektedir (Yıldız ve Akkoç, 2009). Klasik bir YSA yapısı Şekil 1'de gösterilmektedir.

Şekil 1. Klasik Bir YSA Yapısı

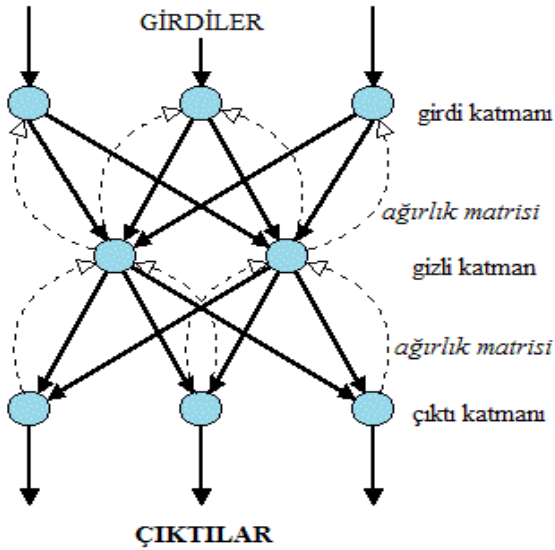


YSA ile tahmin modeli oluştururken ağ yapısındaki katman sayısı ve katmanlardaki nöron sayısı, ağ eğitim parametreleri gibi birçok parametrenin belirlenmesi gerekmektedir. Ancak, bu tür parametrelerin pek çoğu deneme yanılma yöntemi ile belirlenmektedir. En iyi tahmin modelini bulmak için binlerce ağ modeli ve eğitimi gerekebilmektedir. Bu da, çok güçlü bilgisayar ve algoritmaların varlığını gerektirmektedir. Bir YSA modeli kısa zamanda oluşturulup eğitilebilirse çok sayıda deneme ile en iyi modeli belirlemek de mümkün olabilir (Haykin, 2009). YSA'nın genelleme veya tahmin becerilerini tam anlamıyla kullanabilmeleri için çok daha büyük veri setlerine ihtiyaç duyulmaktadır.

Çok Katmanlı Algılayıcı (ÇKA) sıklıkla YSA tahmin modellerinde tercih edilen algoritmalarındandır. Tek katmanlı algılayıcılar sadece doğrusal olayları tahmin edebilmektedirler. Ancak, regresyon problemlerinde ÇKA doğrusal olmayan olayların tahmininde kullanılabilir (Haykin, 2009). x girdisi, girdi katmanı ile beslenir (eşik değerle birlikte), aktivasyon fonksiyonu ileri yönlü gerçekleşir ve gizli katman değeri hesaplanır. Her gizli birim ayrıca bir algılayıcıdır ve doğrusal olmayan sigmoid fonksiyonunu ağırlıklı toplamına uygulamaktadır (Ravi ve Zimmermann, 2001).

İleri beslemeli ağ yapısına sahip olan ÇKA ağları, öğretmenli öğrenme stratejisini kullanırlar. ÇKA ağının öğrenme kuralı olan Geri Yayılım Algoritması (GYA) ise, hata kareleri ortalamasının (HKO) minimize edilerek bağlantı ağırlıklarının yeniden ayarlanması mantığına dayanır. GYA, 'Genelleştirilmiş Delta Kuralı' olarak da adlandırılmaktadır (Haykin, 2009). Geri yayılımın genel görünümü Şekil 2'de yer almaktadır.

Şekil 2. Geri Yayılımlı Ağ



YSA, problemlerin çözümünde geleneksel programlama yöntemleri yerine, örneklerle öğrenmeye dayalı adaptif bir doğaya sahiptir. Diğer bir önemli özelliği ise, hızlı hesaplamaları sağlayan içsel paralellidir. YSA; genelleme, öğrenme, tahmin etme ve modelleme gibi geniş bir yelpazedeki amaçlara hizmet eden hesaplama modellerini barındırmaktadır. YSA, genelleştirme kabiliyeti ve dolayısıyla tahmin yetisi yüksek araçlar olarak ortaya çıkmaktadır (Yıldız ve Akkoç, 2009; Haykin, 2009). YSA'nın bir diğer üstünlüğü de, istatistikî yöntemlerdeki varsayımları gerektirmemesidir. Genelleştirme kabiliyeti ve dolayısıyla tahmin yetisinin yüksek oluşu ve diğer birçok çalışmada da kanıtlanmış nitelikleri, YSA'nın birçok bilim dalında ve özellikle bankacılık ve finans alanlarında sorunların tespitinde ve çözümünde kullanımını sağlamaktadır (Ravi ve Zimmermann, 2001). YSA'nın genelleme veya tahmin becerilerini tam anlamıyla kullanabilmeleri için çok daha büyük veri setlerine ihtiyaç duymalarına rağmen; geleneksel tahmin yöntemlerine göre daha başarılı olduğu görülmektedir (Yıldız ve Akkoç, 2009; Cao, 2003).

Klasik YSA'da, GYA'nın eğitimi için binlerce döngü gerekmektedir. Buradaki döngü sadece bir YSA model denemesi içindir. Binlerce model denemesi dikkate alındığında milyonlarca döngü denemek anlamına gelmektedir. Bankacılık ve finans alanında büyük veri setlerini içeren uygulamalarda YSA başarı ile kullanılabilir. Ancak büyük veri setleri ile uğraşmak beraberinde çok güçlü bilgisayar ve algoritmaların varlığını gerektirmektedir. Bu durum doğru modeli bulmayı güçleştirmektedir. Levenberg-Marquardt (LM) GYA, her yineleme için çok az hesaplama zamanına sahip, etkili bir öğrenme algoritmasıdır (Makeig vd., 1996; Anyaeche ve Ighravwe, 2013; Lavanya ve Parveentaj, 2013). Bu sorunları dikkate alarak model belirlemek için LM algoritması kullanılmıştır. Quasi-Newton yöntemleri gibi, LM algoritması Hesen matrisi hesaplamak zorunda kalmadan ikinci derece eğitim hızına yaklaşım için tasarlanmıştır (Hagan ve Menhaj, 1994). LM algoritması verileri eğitim, doğrulama ve test olarak üç kısım halinde ele almak suretiyle ağ eğitim süresini az sayıda döngüde bitirebilmektedir. Fakat her bir denemede aynı ağ modeli kullanılsa da farklı sonuçlar elde edilebilmektedir. Bu sebeple, farklı model parametreleri için çok sayıda deneme yapıp en iyi modeli belirlemek gerekmektedir. En iyi modeli seçmek için hata değerleri en düşük ve R değeri en yüksek model tercih edilmektedir. Bununla birlikte, çok sayıda parametre olduğu için her zaman daha iyi bir model belirlemek mümkün olabilmektedir.

Bu çalışmada, gerek yukarıda bahsedilen sorunlara bir çözüm olması ve gerekse her yineleme için çok az hesaplama zamanına sahip, etkili bir öğrenme algoritması olması nedeniyle LM-GYA kullanılmıştır (Hagan ve Menhaj, 1994; Lavanya ve Parveen-

taj, 2013). LM diğer tahmin modellerine göre ağ eğitim süresini az sayıda döngüde ve daha kısa zamanda başarılı olarak bitirebilmektedir (Zhang vd., 1998; Anyaeche ve Ighravwe, 2013; Lavanya ve Parveentaj, 2013).

4. Analiz ve Bulgular

Makalede elde edilmek istenen bilgi, mevduat bankalarının özkaynak ve aktif karlılığı tahminidir. Bu doğrultuda, Türkiye’de 2013 yılı itibarı ile faaliyet gösteren 24 mevduat bankasının verileri analize dahil edilmiştir. Çalışmada verileri analiz edilen mevduat bankalarının listesi Tablo 2’de yer almaktadır.

Tablo 2. Verileri Analize Dahil Edilen Türk Mevduat Bankaları

Akbank T.A.Ş.
Anadolubank A.Ş.
Arap Türk Bankası A.Ş.
Bank Mellat
Burgan Bank A.Ş.
Citibank A.Ş.
Denizbank A.Ş.
Fibabanka A.Ş.
Finans Bank A.Ş.
Habib Bank Limited
HSBC Bank A.Ş.
ING Bank A.Ş.
Société Générale (SA)
Şekerbank T.A.Ş.
Tekstil Bankası A.Ş.
Turkish Bank A.Ş.
Turkland Bank A.Ş.
Türk Ekonomi Bankası A.Ş.
Türkiye Cumhuriyeti Ziraat Bankası A.Ş.
Türkiye Garanti Bankası A.Ş.
Türkiye Halk Bankası A.Ş.
Türkiye İş Bankası A.Ş.
Türkiye Vakıflar Bankası T.A.O.
Yapı ve Kredi Bankası A.Ş.

Değişkenlerin önemli bir kısmını bankaya özgü değişkenler oluşturduğundan, ilgili ham veriler mali tablolardan elde edilmiştir. Bu amaçla TBB Veri Sorgulama Sistemi üzerinden yukarıda listelenen 24 adet mevduat bankasının Ocak 2013 (2013:1) – Aralık 2013 (2013:4) aralığındaki 4 dönemine ilişkin veriler elde edilmiştir. Buna bağlı olarak bankaların karlılık oranlarının tahmini, bu oranların dönemler bazında karşılaştırılması, yıl içerisinde gerçekleşen değişimin incelenmesi ve bankaların karlılığı üzerinde etkili olan faktörlerin etki yönü ve dereceleri hakkında bilgi sahibi olmak amaçlanmıştır. Çalışmaya 2014 yılı verileri de eklenerek panel veri analizi ayrı bir çalışmanın parçası olarak yapılacaktır. Bu makalenin hedefi, panel veri analizi yapılmadan önce çalışmanın geliştirilmesi ve daha sonra panel veri analizi sonuçlarıyla

karşılaştırma yapma olanağı sunmasıdır.

Ocak 2013 (2013:1) – Aralık 2013 (2013:4) aralığındaki 4 dönemin ilgili makro-ekonomik verileri TCMB Elektronik Veri Dağıtım Sistemi, TÜİK Veritabanları ve DPT Gösterge ve İstatistikler Sistemi üzerinden edinilmiştir. Tüm veriler nümerik format-
tadır. Kullanılan yöntem olan YSA tüm veri tiplerinde kullanılmaya elverişli olduğun-
dan, veriler 3'er aylık olarak sorunsuzca kullanılmıştır.

Esnek yazılım modeli kodları Matlab 10 üzerinde yazılmıştır.

Bu bölüm 2 alt başlık içermektedir. 'Veri Hazırlama' başlığı altında, analizde kulla-
nılan veri yapısı incelenmiş, ayrıca çalışmanın problemini teşkil eden banka karlılığını
etkileyen faktörlere ve YSA yazılım modelinin banka karlılığı tahmininde gerçekçi
sonuçlar verebilmesi için yüksek kalitede bir veri setinin hazırlanması sürecine değİ-
nilmiştir. 'Yapay Sinir Ağı Modeli' başlığı altında, YSA modelinin oluşturulması ve veri
setinin eğitim, test ve doğrulama verileri olarak ayrılıp eğitim sürecinin tamamlanma-
sı aşamalarına değİnilmiştir.

4. 1. Veri Hazırlama

Burada öncelikle 1.Giriş bölümünde bahsedilen ve banka karlılığını etkileyen ve
literatür çalışmalarına ve ilgili alanın uzmanlarına danışılarak belirlenen ve çalışmada
kullanılan faktörler açıklanmaktadır.

Aktif Büyüklüğü: Banka büyüklüğünün karlılık üzerindeki etkisinin büyüklüğü hu-
susunda kesinlik olmamakla birlikte literatürde bu etkinin genellikle olumlu olduğun-
dan bahsedilmektedir.

Aktif Kalitesi: Dönemsel pozisyona bağlı olarak değİşen aktif kalitesi ile ilgili bir-
den fazla oran kullanılmaktadır: Kredilerin toplam aktiflere oranı, net takipteki kredi
ve alacakların toplam kredi ve alacaklara oranı ile net finansal varlıkların toplam
aktiflere oranı, özel karşılıkların takipteki kredilere oranı ve duran varlıkların toplam
aktiflere oranı.

Duran Varlıklar: Tahsil edilmemiş alacaklar, iştirakler, bağlı ortaklıklar ile ortak
teşebbüsler, satılabilir net aktifler ile taşınmazlar ve araçlar duran varlıkları oluşturan
başlıca aktiflerdir.

Gelir-Gider Yapısı: Karlılık üzerinde etkiye sahip olan diğİer önemli bir faktördür.
Makalede, net faiz marjı, faiz dışı gelirler, faiz dışı giderler, faiz gelirleri ve faiz gider-
lerinin toplam aktiflere oranları kullanılmıştır.

Kredi Riski : Kredilerle ilgili riskteki deęişim, bankaların kredi portföylerinde sonradan meydana gelen deęişimleri ifade etmektedir. Kredilerle ilgili risklere sürekli olarak maruz kalmak, genellikle düşük karlılığı beraberinde getirmektedir.

Likidite: Likit aktiflerin kısa vadeli yükümlülüklerle oranı ve özellikle likit aktiflerin toplam aktiflere oranı, likiditenin ölçüsü olarak kullanılmaktadır. Düşük likidite riskinin bankaların kaynak maliyetini düşürmesi ve karlılığı olumlu etkilemesi beklenebilir. Ancak, likit varlıkları bulundurmamak yüksek fırsat maliyeti getirmektedir.

Mevduat: Banka mevduatı, bankaların fon ihtiyacı karşıladıkları ana ve en düşük maliyetli kaynaklardanır. Ne kadar fazla mevduat krediye dönüştürülebilirse, o kadar yüksek faiz marjı ve karlılık elde etmek mümkündür.

Sermaye Yeterlilięi: Özkaynakların toplam aktiflere oranı ile özkaynakların riske esas tutara (kredi riski + piyasa riski + operasyonel risk) oranı sermaye yeterlilięinin temel oranlarından ikisi olarak görülmektedir.

Banka karlılığının makroekonomik ve sektörel faktörlere duyarlı olduęu düşünölmektedir. Makroekonomik ve bankacılık sektörüne özgü faktörleri barındıran dışsal bağımsız deęişkenler açısından literatürde, genellikle beş makroekonomik ve sektörel deęişken kullanıldığı görölmektedir: Yıllık reel GSYİH, yıllık enflasyon oranı, faiz oranı, konjonktürel çıktı ve yoğunlaşma. Bu deęişkenler aşığıda tanıtılmaktadır.

Faiz Oranı : Bankalar tarafından mevduata uygulanan ortalama yıllık faiz oranları ile banka karlılık oranı arasında olumlu bir ilişki olduęu ve çoęu literatürde faiz oranlarının artmasıyla banka karlılığında artış olduęu ifade edilmektedir.

Enflasyon Oranı: Enflasyon, gider ve gelirlerin reel deęerini etkilemektedir. Enflasyon oranı tüm mal ve hizmetler için tüketici fiyat endeksindeki (TÜFE) genel artış oranını göstermektedir. Yüksek ve deęişken enflasyon, bankaları çeşitli finansman yatırımlarına teşvik etmekle birlikte uygulanan para politikası stratejisi doęrultusunda kayıplara ya da yüksek karlılığa neden olabilmektedir.

Konjonktürel Çıktı: Banka karlılığının konjonktürel (döngü-yönlü) olmasının birkaç nedeni olduęu ifade edilmektedir. Birinci neden, konjonktürel düşüşlerde borç vermede azalma olması ihtimalidir (Olson ve Zobuni, 2011). İkinci neden, konjonktürün yükseldięi dönemlerde kredi ve menkul kıymet işlemleri için taleplerin kuvvetlenmesi ve faiz marjının genişlemesidir. Makale kapsamında, GSYİH büyüme oranı, işsizlik oranları, sanayi üretim endeksi, hisse senedi fiyat endeksi ve para arzı deęişkenleri konjonktürel dalgalanmaların temel faktörleri olan yatırımlar ve sermaye birikimleri

ile ilişkili olmaları nedeni ile kullanılmaktadır.

Yıllık Reel GSYİH Büyüme Oranı : GSYİH bankaların faaliyet gösterdikleri ülkedeki pazarın boyutunu ölçmede kullanılan bir göstergedir. GSYİH büyüme oranının, mevduat ve kredilere olan talebi ve arzı etkileyen birçok faktör ile ilişkisi bulunmaktadır.

Yoğunlaşma : Yoğunlaşmanın karlılık üzerindeki etkisinin yönü konusunda birbirine ters düşen görüşler, karlılık ve yoğunlaşma arasında ilişki olduğu konusunda fikir birliği göstermektedir.

Makale kapsamında, karlılık tahminine ulaşmak amacıyla, bağımlı değişkenler olarak AK ve ÖK oranları kullanılmıştır. Çalışmada kullanılan bağımlı ve bağımsız değişkenler Tablo 3’de yer almaktadır.

Tablo 3. Analizde Kullanılan Değişkenler ve Regresyon Modeli

Değişken Kodu	Değişken Adı	Kullanılan Ölçü	Kaynak
$Y_{AK} = \beta_0 + \beta_1 AB + \beta_2 AKL + \beta_3 ALT + \beta_4 APR + \beta_5 BDI + \beta_6 BIST + \beta_7 CRE + \beta_8 DUV + \beta_9 DNM + \beta_{10} ENF + \beta_{11} FDGEL + \beta_{12} FDGID + \beta_{13} FGI + \beta_{14} FGE + \beta_{15} GGY + \beta_{16} GSY + \beta_{17} INT + \beta_{18} KRE + \beta_{19} LIK + \beta_{20} MEN + \beta_{21} MEV + \beta_{22} PAZ + \beta_{23} SAN + \beta_{24} SEP + \beta_{25} SPT + \beta_{26} SRY + \beta_{27} YOG + u_i$			
Bağımlı Değişkenler			
AK	Aktif Karlılığı	Net Kar / Toplam Aktifler	TBB, BDDK
ÖK	Özkaynak Karlılığı	Net Kar / Özkaynaklar	TBB, BDDK
Bağımsız Değişkenler			
AB	Aktif Büyüklüğü	Banka Aktifleri Toplamı / Sektördeki Toplam Aktif	TBB, BDDK
AKL	Aktif Kalitesi	Finansal Varlıklar (Net) / Toplam Aktifler Net Takipteki Kredi ve Alacaklar / Toplam Kredi ve Alacaklar Özel Karşılıklar/Takipteki Krediler	TBB, BDDK
ALT	Gram Külçe Altın	Gram Külçe Altın (TL)	TCMB
APR	Açık Piyasa Repo İşlemleri	TCMB Açık Piyasa Repo İşlemleri – (1 Gün) Ağırlıklı Ortalama Faiz	TCMB
BDI	Bilanço Dışı İşlemler	Bilanço Dışı İşlemler / Varlıklar	TBB, BDDK
BİST	BİST-10 Banka Endeksi	BİST-10 Banka Endeksi Seans Kapanış Değerleri	TCMB, BİST
CRE	Kredi Riski	Kredi Karşılıkları / Toplam Kredi ve Alacaklar	TBB, BDDK
DUV	Duran Varlıklar	Duran Varlıklar / Toplam Aktifler	TBB, BDDK
DNM	Dönem Değişkeni	Kukla değişken	–
ENF	Yıllık Enflasyon Oranı	Tüketici Fiyat Endeksindeki Artış	TCMB, TÜİK
FDGEL	Faiz Dışı Gelirler	Faiz Dışı Gelirler / Toplam Aktifler	TBB, BDDK
FDGID	Faiz Dışı Giderler	Faiz Dışı Giderler / Toplam Aktifler	TBB, BDDK
FGI	Faiz Giderleri	Faiz Giderleri / Toplam Aktifler	TBB, BDDK

FGE	Faiz Gelirleri	Faiz Gelirleri / Toplam Aktifler	TBB, BDDK
GGY	Gelir-Gider Yapısı	Faiz Gelirleri – Faiz Giderleri / Toplam Aktifler	TBB, BDDK
GSY	Yıllık Reel GSYİH Büyüme Oranı	Gayri Safi Yurtiçi Hasıladaki Değişim	TCMB, TÜİK
INT	Mevduata Yıllık Faiz	Bankalarca Mevduata Uygulanan Ortalama Yıllık Faiz	TCMB
KON	Konjonktürel Çıktı	Yatırımlar ve Sermaye Birikimi	TCMB, TÜİK, IMKB
KRE	Krediler / Toplam Aktifler	Krediler ve Alacaklar / Toplam Aktifler	TBB, BDDK
LIK	Likidite	Likit Aktifler / Toplam Aktifler Likit Aktifler / Kısa Vadeli Yükümlülükler	TBB, BDDK
MEN	Menkul Kıymetler	Menkul Kıymetler/Toplam Aktifler	TBB, BDDK
MEV	Mevduat	Mevduat / Toplam Aktifler	TBB, BDDK
PAZ	Para Arzı	Para Arzı (M2)	TCMB
SAN	Sanayi Üretim Endeksi	Sanayi Üretim Endeksi	TCMB, TÜİK
SEP	Sektör Payı	Banka Aktifi / Sektörel Toplam Aktif	TBB, BDDK
SPT	Döviz Sepeti	0,5*Dolar Kuru (TL) + 0,5*Euro Kuru (TL)	TCMB
SRY	Sermaye Yeterliliği	Özkaynaklar / Toplam Aktifler Özkaynaklar / Riske Esas Tutar	TBB, BDDK
YOG	Yoğunlaşma	En Büyük Beş Banka Aktifleri Toplamı / Sektör Aktifleri Toplamı	TBB, BDDK

Analizde kullanılan veri setinde eksik veri bulunmamaktadır. Dolayısıyla YSA modeli için veri hazırlama yöntemlerinden ikisi ön plana çıkmaktadır. Bunlardan birincisi boyut azaltmadır. Analizde çok sayıda bağımsız değişkenin, iki bağımlı değişkeni açıklama oranları ile ilgilenildiğinden boyut azaltmanın yorumlama kolaylığı kazandıracığı açıktır (Kalaycı, 2010). Boyut azaltmak (değişken sayısını indirgemek) için Temel Bileşenler Analizi (TBA- Principal Component Analysis) kullanılmıştır. Diğer bir veri hazırlama işlemi ise verilerin ölçeklendirilmesidir. Ölçeklendirme işlemi yazılım modeline dahil edilmiştir.

Modelde kullanılacak önemli deęişkenlerin belirlenmesi için, TBA yardımıyla bağımsız deęişken sayısı azaltılmıştır. Analiz sonucunda (Tablo 4.) 7 bileşen elde edilmiştir. Özdeęeri 1'in üzerinde olan bileşenler dikkate alınmıştır (Girden, 2001; Kalaycı, 2010). Toplam varyansı açıklama oranı %87,504'tür. Toplam 27 deęişken analize dahil edilmiş, TBA sonucunda 26 deęişkene düşürülmüştür. TBA'ya ait Toplam Açıklanan Varyans Tablosu (Tablo 4.) ve Döndürülmüş Bileşenler Matrisi (Tablo 5.) aşağıda yer almaktadır. Dönem deęişkeni, kukla (dummy) deęişken olarak alınmıştır. Buna göre her bir bağımsız deęişkenin her bir bileşen altında aldıkları en yüksek katsayı deęerleri belirlenmiş, varyans açıklama oranı 0,60'ın altındaki deęerler (SEP=Sektör Payı) analiz dışında bırakılmıştır.

Tablo 4. Toplam Açıklanan Varyans

Component	Initial Eigenvalues			Extraction Sums of Squared Loadings			Rotation Sums of Squared Loadings		
	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %
1	9,424	34,902	34,902	9,424	34,902	34,902	8,108	30,030	30,030
2	5,775	21,388	56,290	5,775	21,388	56,290	5,551	20,558	50,587
3	2,234	8,274	64,564	2,234	8,274	64,564	3,056	11,318	61,905
4	2,070	7,667	72,232	2,070	7,667	72,232	2,544	9,423	71,328
5	1,927	7,137	79,369	1,927	7,137	79,369	1,673	6,197	77,525
6	1,172	4,343	83,711	1,172	4,343	83,711	1,467	5,432	82,956
7	1,024	3,792	87,504	1,024	3,792	87,504	1,228	4,547	87,504
8	,614	2,273	89,777						
9	,516	1,912	91,689						
10	,492	1,822	93,511						
11	,473	1,754	95,264						
12	,376	1,391	96,656						
13	,325	1,205	97,861						
14	,215	,798	98,659						
15	,115	,426	99,085						
16	,096	,356	99,441						
17	,088	,326	99,767						
18	,046	,171	99,939						
19	,017	,061	100,000						
20	4,788E-15	1,773E-14	100,000						
21	2,505E-15	9,277E-15	100,000						
22	1,942E-15	7,194E-15	100,000						
23	8,390E-16	3,107E-15	100,000						
24	3,849E-16	1,426E-15	100,000						
25	-2,624E-17	-9,720E-17	100,000						
26	-2,228E-15	-8,252E-15	100,000						
27	-3,727E-15	-1,380E-14	100,000						

Tablo 5. Döndürülmüş Bileşenler Matrisi

	Component						
	1	2	3	4	5	6	7
Bankalar	,027	-,326	-,029	-,031	,830	,009	,144
DUR	-,046	,043	-,093	-,886	,060	-,016	-,055
GGY	,034	-,085	,014	-,006	,040	-,041	,941
MEV	-,060	-,683	,048	,336	,013	,322	,285
ENF	-,882	-,009	-,397	-,010	,018	,027	-,011
YOG	,959	,016	-,093	-,012	-,025	-,005	,025
GSY	-,814	-,007	-,430	-,016	,016	,029	-,006
BANK10	,907	,009	,401	-,007	-,018	-,024	,017
FDGEL	-,211	-,032	-,115	,847	,060	,072	-,109
SAN	,312	-,008	,942	-,001	,003	-,037	-,004
FGE	-,639	-,221	-,021	,111	,240	,142	-,158
FGI	,678	,559	,132	-,266	-,029	-,020	-,127
FDGID	,833	-,025	,192	-,163	,211	,166	-,158
KRE	-,015	-,790	-,028	,523	,054	-,217	,094
MEN	-,062	,284	-,086	-,005	,054	,906	-,004
LIK	,047	,867	,052	-,257	-,172	,202	-,040
SRY	,029	,896	,015	,299	,044	-,098	,058
AB	-,973	-,013	-,213	-,001	,022	,019	-,018
AKL	-,015	-,790	-,028	,523	,054	-,217	,094
CRE	,086	,768	-,085	,007	-,054	,153	,043
SEP	,043	-,341	-,005	,159	,562	,548	-,356
BDI	,151	-,462	,001	,001	-,712	-,056	,045
SPT	,029	,896	,015	,299	,044	-,098	,058
PAZ	-,979	-,013	-,182	,000	,022	,018	-,019
ALT	,463	-,003	,763	-,024	-,002	-,027	,009
INT	,993	,015	,054	,001	-,024	-,014	,020
APR	,263	,006	,945	-,003	-,029	-,031	,015

Buna göre analize dahil edilen değişkenler: aktif büyüklüğü, aktif kalitesi, gram külçe altın, açık piyasa repo işlemleri, bilanço dışı işlemler, kredi riski, duran varlıklar, faiz dışı gelirler, faiz dışı giderler, yıllık enflasyon oranı, faiz gelirleri, faiz giderleri, gelir-gider yapısı, yıllık reel GSYIH büyüme oranı, BIST-10 banka endeksi, mevduata yıllık faiz, konjonktürel çıktı, krediler / toplam aktifler, likidite, menkul kıymetler, mevduat, sanayi üretim endeksi, döviz sepeti, sermaye yeterliliği, tüketici fiyat endeksi, yoğunlaşma ve para arzıdır.

YSA ile ilgili bir yazılım modeli geliştirilirken dikkat edilmesi gereken bazı hususlar vardır. YSA problemi ortaya koyulurken, problemin girdi değerleri arasındaki sayısal büyüklüklerin çok farklı olması ağın sonucunu yanlış yönde etkileyebilmektedir (Zhang vd., 1998; Demuth vd., 2009). Diğer bir ifade ile YSA'nın eğitiminde, farklı ölçekli veriler genellikle ağın istikrarsız olmasına, hatta bilgisayarın hassasiyet sınırlarının aşılmasına neden olmaktadır. Veriler, en azından ağdaki girdi nöronlarının kullandığı aralığa ölçeklendirilmelidir (Demuth vd., 2009). Bu nedenle, ağın girdi değerleri genellikle [-1 1] aralığına ya da [0 1] aralığına ölçeklendirilmektedir. Böylelikle hem farklı birimlerde ölçülmüş veriler aynı ölçeğe indirgenmiş olmakta hem de sayısal olarak çok büyük ya da çok küçük değerlerin etkisi ortadan kaldırılmış olmaktadır. Ölçeklendirmenin, eğitim süreci başlamadan uygulanması gerekmektedir.

Ölçeklendirme LM içerisinde bulunan yerleşik mapminmax fonksiyonu ile Matlab yazılımında eğitim başlamadan gerçekleştirilmiştir. Ölçeklendirmede kullanılan yazılım kodunun matematiksel ifadesi aşağıdaki denklemde gösterilmektedir.

$$y = \frac{(y_{\max} - y_{\min}) * (x - x_{\min})}{(x_{\max} - x_{\min}) + y_{\min}} \quad (1)$$

Burada, y_{\max} y sütunundaki en büyük değeri ve y_{\min} y sütunundaki en küçük değeri gösterirken, x_{\max} ve x_{\min} , sırasıyla veri setinin en büyük ve en küçük eşik değerlerini göstermekte, y ise ölçeklendirilmiş ve [-1 1] aralığındaki değerleri göstermektedir. Aktivasyon fonksiyonu olarak Hiperbolik Tanjant kullanılacağından veri [-1 1] aralığına ölçeklendirilmiştir.

4.2. Yapay Sinir Ağı Modeli

Makalede verilerine başvuru bankaların AK ve ÖK oranlarının Tablo 3'de yer alan bağımsız değişkenler tarafından ne şekilde açıklanabildiğinin analizini yapmak üzere YSA modeli oluşturulmuştur.

Bu çalışmada YSA öğrenme yöntemi olarak daha önce bahsedilen ve öne çıkan avantajlarından dolayı LM kullanılmıştır. Literatürdeki başarılı olarak ifade edilen birçok çalışma ağ yapısını ilgilendiren birçok parametrenin belirlenmesi ile ilgili standart bir yöntemin mevcut olmadığından ve parametre belirlemenin ele alınan problem ve veriye göre gerçekleştirilebileceğinden bahsetmektedir (Chen vd., 2013; Ozkan vd., 2011). Bu durumu, çalışmaları gerçekleştiren araştırmacıların tecrübelerini ve kazanılan diğer tecrübeleri de dikkate alarak ağın en ideal sonuçları ve performansı vermesini sağlayacak parametreler belirlenmiştir. Performans ölçütü olarak Hata Karerleri Ortalaması (HKO-Mean Square Error, MSE) ve Ortalama Mutlak Yüzde Hata (OMYH-Mean Absolute Percentage Error, MAPE) değerleri kullanılmıştır. Zira literatürde HKO en çok başvuru doğruluk ölçütlerinden birisidir (Zhang vd., 1998; Washington vd., 2011). Ağ yapısıyla ilgili izlenen yol ve sonuçta ortaya çıkan yapı ise şöyledir. Ağın girdi katmanındaki proses elemanı sayısı girdi parametrelerinin sayısı olan 27 olarak belirlenmiştir. Çıktı katmanında ise 1 adet nöron bulunmaktadır. Literatürde finansal verileri kullanarak gerçekleştirilecek tahmin çalışmalarında 1 gizli katman barındıran 3 katmanlı bir ağ yapısının sıklıkla kullanıldığı görülmektedir (Zhang vd., 1998; Hippert vd., 2001; Han ve Wang, 2011). Buradan yola çıkılarak, gizli katman sayısının 1 olarak ele alınması literatür ve uzman görüşü dikkate alınarak yeterli ve uygun görülmüştür. Ardından en iyi karşılaştırma sonucunu verecek olan ağ yapısının diğer parametrelerinin belirlenmesi amacıyla ağa eğitim verisi girilerek deneme – en iyiyi bulma sürecine geçilmiştir. Verilerin ölçeklendirilmesi daha önce bahsedildiği üzere eğitim başlamadan gerçekleştirilmiştir.

Deneme sürecinde, değerlerine karar verilecek üç parametre ön plana çıkmaktadır: gizli katmandaki proses elemanı sayısı, öğrenme katsayısı ve momentum katsayısı. İlk olarak, öğrenme katsayısı 0,2 ve momentum katsayısı 0,6 olarak belirlenmiştir (Öztemel, 2012). Bu iki değer sabit iken, gizli katman proses elemanı sayısı 1'den başlayarak 55'e (girdi katmanı proses elemanı sayısı n ile ifade edilirse $2n+1=55$ olmaktadır) kadar olacak şekilde ayrı denemeler gerçekleştirilmiş ve performans değerleri kaydedilmiştir (QiuHong ve Jian, 2013; Sheela ve Deepa, 2013). İkinci olarak, gizli katman proses elemanı sayısı önceki adımda en iyi performans değerinin elde edildiği gizli katman proses eleman sayısı olarak ve momentum katsayısı sabit iken öğrenme katsayısı değerleri 0,1..0,9 için ağ ayrı ayrı çalıştırılmış, performans değerleri incelenmiş ve en iyi performansın gerçekleştiği durumdaki öğrenme katsayısı kaydedilmiştir. Üçüncü olarak, birinci adımda belirlenen gizli katman proses eleman sayısı ve ikinci adımda belirlenen öğrenme katsayısı değeri sabit iken momentum katsayısı 0,1..0,9 aralığındaki değerler için ağ ayrı ayrı çalıştırılmış, performans değerleri incelenmiş ve en iyi performansın gerçekleştiği durumdaki momentum katsayısı kaydedilmiştir. Son olarak, bu üç aşamalı süreçte elde edilen performans değerleri arasından en iyi performansın gerçekleştiği ağ yapısındaki parametrelerin tespitiyle birlikte ağın parametre optimizasyonunu tamamlanmıştır.

YSA modelinde veri doğrulamada ezberleme veya öğrenmeme söz konusu ise, verinin yeniden bölünmesi gerekmektedir. Buna bağlı olarak gerçekleştirilen veri doğrulama aşamasından elde edilen geri besleme ve model eğitim sonuçlarına bağlı olarak, verinin yeniden düzenlenmesi ihtiyacı ortaya çıkmaktadır. Burada, ağın eğitim sonucu yeterli görülmediğinde, verinin yeniden bölünmesi yoluna gidilmiştir. Verinin yeniden test ve doğrulama olmak üzere ayrılması tamamlandıktan sonra, yeni öğrenim bir kere daha başlatılmıştır.

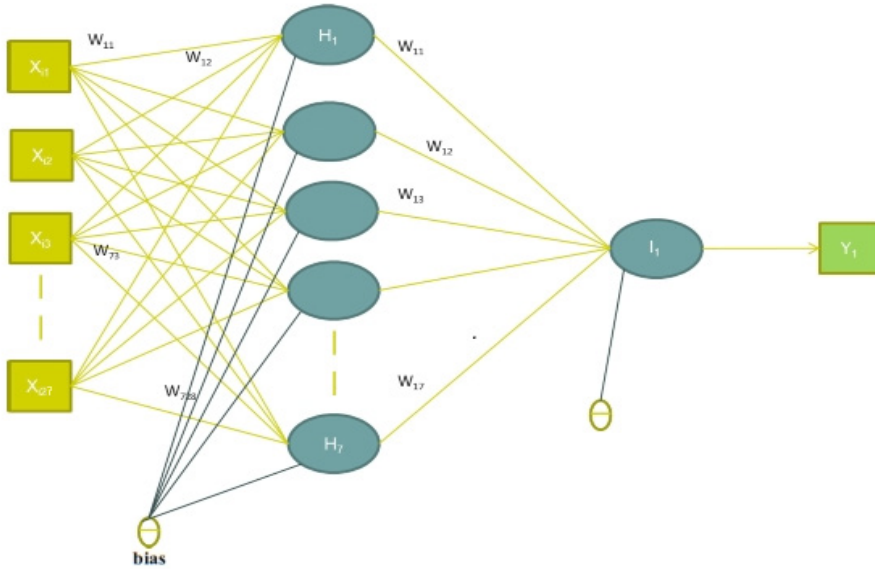
LM GYA için uygun olarak belirtilen oranlar dikkate alınarak eğitim seti toplanan verilerin yüzde atmışını (% 60) içerirken, doğrulama ve test setlerinin her biri yüzde yirmisini (% 20) içermektedir (Demuth vd., 2009). Bu oranlara, modelden alınan performans değerlerinin karşılaştırması, verinin yeniden bölünmesi denenerek ve literatürde belirtilen tecrübeler dikkate alınarak ulaşılmıştır. Elde edilen HKO ve OMYH değerleri geri bildirim alınırken temel alınan ölçütler olmuştur. Bu nedenle, çalışmada kullanılan veri setinin yüzde yirmilik (% 20) bir kesiti veri doğrulama amacıyla kullanılmıştır (Lavanya ve Parveentaj, 2013).

Parametre optimizasyonu sonucunda elde edilen bulgular ışığında oluşturulan YSA modelinin ayrıntıları Tablo 6'da verilmiştir. YSA, Matlab 2010 ile çözümlenmiştir.

Tablo 6. Yapay Sinir Ağı Modeli Ayrıntıları

Ağ Mimarisi	İleri Beslemeli Çok Katmanlı Ağ
Eğitim Tipi	Danışmanlı Öğrenme
Fonksiyon Tipi	Çok Katmanlı Algılayıcı
Hata Düzeltme	Levenberg-Marquardt Geri Yayılım Algoritması
Performans Fonksiyonu	Hata Kareleri Ortalaması (HKO)
Ara Katman Sayısı	1
Nöron Sayısı	26
Ara Katman Proses Elemanı	7
Aktivasyon Fonksiyonu	Hiperbolik Tanjant
Momentum Katsayısı	0,5
Öğrenme Katsayısı	0,1
Ölçekleme	mapminmax Ölçekleme

Oluşturulan YSA modeli Şekil 3’de gösterilmektedir. Şekil 3’de görüldüğü gibi geliştirilen ağın girdi katmanında, girdi parametrelerinin sayısı kadar, yani 27 adet nöron bulunmaktadır. Çıktı katmanında ise 1 adet nöron bulunmaktadır. Gizli katman sayısı 1 olup; bu katmanda 7 proses elemanı bulunmaktadır.

Şekil 3. Yapay Sinir Ağı Yapısı

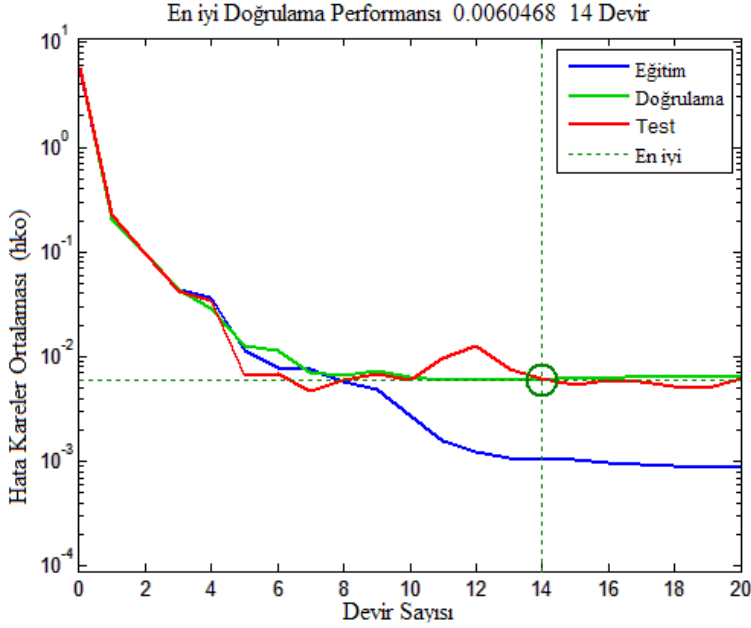
Her bir katmanla diğer katman arasındaki bağlantıların ağırlık matrisleri ve her bir katmandaki her bir nörona gelen net girdi matrisleri ayrı ayrı elde edilmiştir. Girdi katmanı ile gizli katman arasındaki bağlantı ağırlıkları W_{ij} ($i=1,2,\dots,27$) ($j=1,2,\dots,7$) ile gösterilirken, gizli katman ile çıktı katmanı arasındaki bağlantı ağırlıkları W_{jk} ($j=1,2,\dots,7$) ($k=1$) ile gösterilmektedir. Net girdi, bir nörona gelen tüm girdi ve ağırlıkların çarpımlarının toplamlarından oluşur. H_i ($i=1,2,\dots,7$) gizli katman nöronuna gelen net girdiyi, I_1 ise çıktı katmanı nöronuna gelen net girdiyi göstermektedir. Y_1 çıktı katmanında üretilen çıktıyı göstermektedir.

5. Model Çıktılarının Değerlendirilmesi

Literatürde banka karlılığı üzerine gerçekleştirilen çalışmalar olmasına rağmen, YSA'nın banka karlılığı tahmini üzerine kullanımına dair çalışmalara rastlanmamaktadır. Bunun yanı sıra, YSA iflas riski olan bankaların tespiti veya düşük performans gösterebilecek bankaların tahmin edilmesi amacıyla literatürde sıklıkla kullanılmıştır (Kumar ve Ravi, 2007). Boyacıoğlu, vd.(2009) tarafından gerçekleştirilen çalışmada Türkiye'de faaliyet gösteren bankaların iflas riskini tahmin etmek amacıyla YSA kullanılmıştır. Çalışma sonucuna göre, ÇKA eğitim setindeki bankaları %100 ve doğrulama setindeki bankaları %95.5 oranında doğru olarak sınıflandırmaktadır. Yıldız ve Akkoç (2009), çalışmalarında 1997-2001 yılları arasında Tasarruf Mevduatı Sigorta Fonu'na (TMSF) devredilen bankaların başarısızlıklarını sinirsel bulanık ağ ile öngörüsünü gerçekleştirmiştir. Çalışma sonucuna göre, sinirsel bulanık ağ modelinin eğitim seti üzerindeki öğrenme oranı %100 ve geçerlilik seti üzerindeki öngörü başarı oranı %81,25 olarak gerçekleşmiştir. Altunöz (2013), 36 Türk bankasını dâhil ettiği çalışmada, YSA modeli ile banka başarısızlığını %88 oranında gerçekleşen güçlü öngörü başarıyla hesapladığını ifade etmiştir.

LM ile eğitilen ağın aktif karlılığı tahmin performansı, Grafik 1.'de gösterilmektedir. Performans grafiği, girdi ve hedef veriler üç sete ayrıldığı için üç çizgiden oluşmaktadır. Eğitim setini mavi çizgi, doğrulama setini yeşil çizgi ve test setini kırmızı çizgi temsil etmektedir. Grafikte görüldü üzere ağ 14. iterasyonda sifıra yakın hataya inmiştir. HKO, yapay sinir ağında gerçekleşen değerlerle tahmini değerler arasındaki farkın oransal olarak değerini vermektedir. Bu çalışmada, HKO değeri 0,01'in altına indiğinde eğitim durmaktadır. Bu değer gerçekleşen değerlerle tahmini değerler arasındaki farkın maksimum %1 olacağını ifade etmektedir. Literatürde 0,05 ve 0,01 değerleri sıklıkla kullanılmaktadır (Kalaycı, 2010). Eğitim setinde hatanın 0,01'in altına düşmüş olması nedeni ile sonuçların kabul edilebilir seviyede olduğu söylenebilir. Eğitim, doğrulama hatası artmaya başladığında yani 20. iterasyonda durmuştur.

Grafik 1. LM Geriye Yayılım Algoritması – Aktif Karlılığı Performans Grafiği



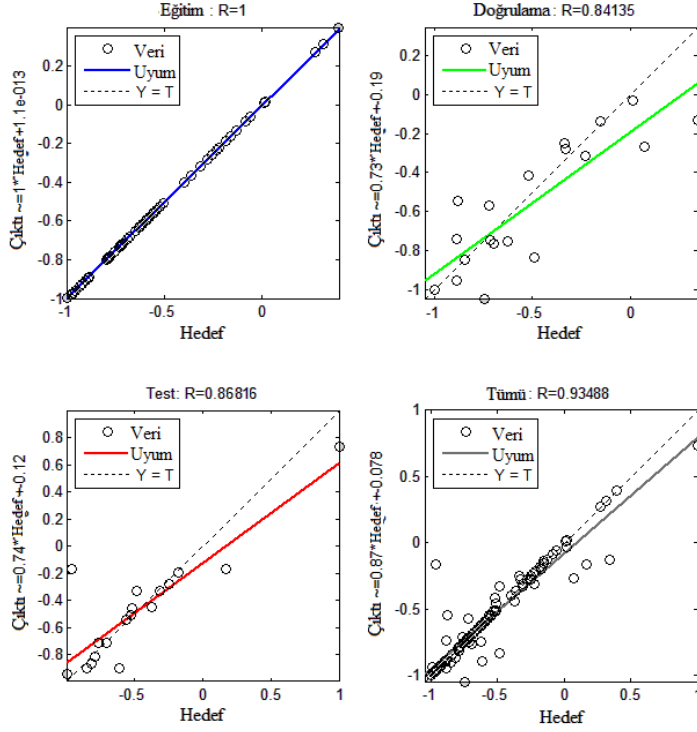
En iyi doğrulama performansının oluştuğu 14. iterasyona kadar dikkate değer ezberleme belirtisi görülmemektedir, çünkü bu iterasyondan itibaren doğrulama ve test setinde hata oranı artmamaktadır. Doğrulama seti hatası ve test seti hatası benzer karakter gösterdiğinden ve ayrıca önemli bir ezberleme oluşmadığından, ağır performansı kabul edilebilir seviyededir. Bununla birlikte, modelin AK için HKO sonucu 0,0060468 olarak gerçekleşmiştir. Sonuç olarak elde edilen hata oranı (HKO) ile önceden belirlenen ve kabul edilebilir performans hedefi gerçekleştirilmiştir.

Anyaeché ve Ighravwe (2013), YSA kullanarak firmaların karlılık tahminini gerçekleştirmeye amaçladıkları çalışmalarında GYA kullanma yolunu seçmiş ve geliştirdikleri modelden HKO olarak 0,02 değerini elde etmişlerdir. Anastasakis ve Mort (2000), USD / GBP döviz kuru tahminini gerçekleştirmek için ÇKA kullandıkları YSA çalışmasını MATLAB ortamında gerçekleştirmiştir. Çalışmada, bir ÇKA yapısı da girdi değerlerinde boyut azaltmak amacıyla başarıyla kullanılmıştır. Boyut azaltma sonrasında ağırdan hata kareler ortalamasının karekökü 0,1388306 olarak gerçekleşmiştir. Lavanya ve Parveentaj (2013), tarafından FOREX tahmininde LM-GYA modelinin kullanıldığı çalışmada HKO 0,0035 olarak gerçekleşmiştir.

R korelasyon katsayısı, çıktılardaki varyasyonun hedefler tarafından ne kadar iyi açıklandığının bir ölçüsüdür. R değerinin 1'e yaklaşması ilişkinin güçlendiğini, sıfıra yaklaşması zayıfladığını ifade etmektedir (Kalaycı, 2010). Grafik 2, çıktılar ve hedef-

ler arasındaki korelasyonu göstermektedir. Burada, R değerlerinin 1'e oldukça yakın olması iyi bir uyum olduğunu ifade etmektedir.

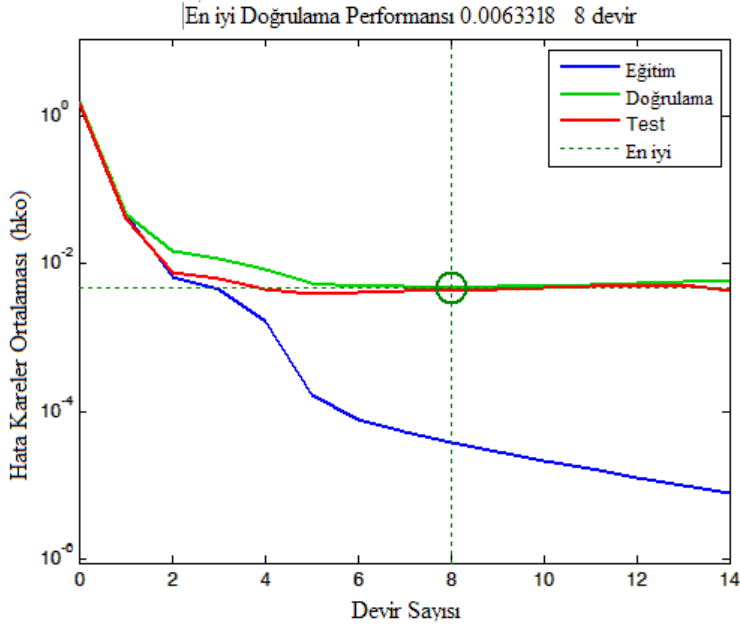
Grafik 2. LM Geriye Yayımlı Algoritması Aktif Karlılığı Çıktı Grafiği



Eğitim verisi çok iyi bir uyum göstermektedir. Eğitim verisi için R korelasyon katsayısı 1 olarak gerçekleşirken, test ve doğrulama verileri için 0,8 üzeri R korelasyon katsayısı değerleri elde edilmiştir. Serpme grafiği belirli veri noktalarının kötü uyum göstermesi açısından önemlidir. Örneğin, ağın test setindeki bir verinin ağ çıktısı -0,2'ye denk düşerken gerçekleşen değer yaklaşık -0,8 olduğu görülmektedir.

LM ile eğitilen ağın özkaynak karlılığı tahmin performansı, Grafik 3'te sunulmaktadır. Burada da eğitim setini mavi çizgi, doğrulama setini yeşil çizgi ve test setini kırmızı çizgi temsil etmektedir. Grafikte görüldü üzere ağ 8. iterasyonda sıfıra yakın hataya inmiştir. Hatanın daha önce ifade edilen 0,01'in altına düşmüş olması nedeni ile sonuçların kabul edilebilir seviyede olduğu söylenebilir. Eğitim doğrulama hatası artmaya başladığında yani 14. iterasyonda durmuştur. Sonuç olarak HKO 0,0063318 olarak küçük bir değerde gerçekleşmiştir.

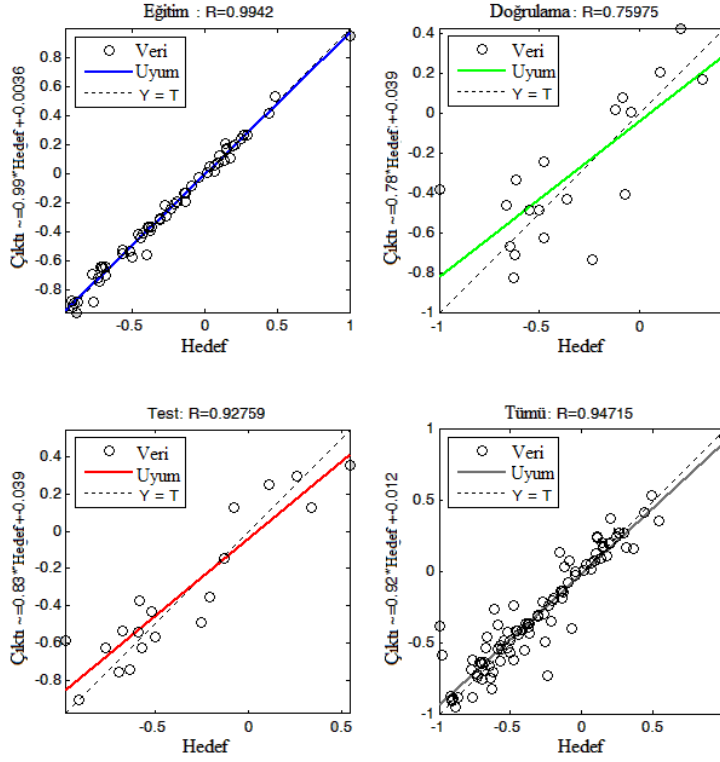
Grafik 3. LM Geriye Yayılım Algoritması–Özkaynak Karlılığı Performans Grafiği



En iyi doğrulama performansının oluştuğu 8. iterasyona kadar dikkate değer ezberleme belirtisi görülmemektedir, çünkü bu iterasyondan itibaren doğrulama ve test setinde hata oranı artmamaktadır. Doğrulama seti hatası ve test seti hatası benzer karakter gösterdiğinden ve ayrıca önemli bir ezberleme oluşmadığından, ağın performansı kabul edilebilir seviyededir. Hata değerinin eğitim seti için 0,01'in altına düştüğünde eğitimin durmakta olduğu daha önce belirtilmişti. Bununla birlikte, modelin ÖK için HKO sonucu 0,0063318 olarak gerçekleşmiştir. Sonuç olarak elde edilen HKO ile önceden belirlenen ve kabul edilebilir performans hedefi gerçekleştirilmiştir.

Grafik 4. çıktılar ve hedefler arasındaki korelasyonu göstermektedir. Burada, R değerlerinin 1'e oldukça yakın olması iyi bir uyum olduğunu ifade etmektedir.

Grafik 4. LM Geriye Yayılım Algoritması Özkaynak Karlılığı Çıktı Grafiği



Eğitim verisi için R korelasyon katsayısı 0,99 olarak gerçekleşerek çok iyi bir uyum göstermiştir. Test verileri için R korelasyon katsayısı 0,9 üzeri ve doğrulama verileri için R korelasyon katsayısı 0,76 değerlerini göstermektedir. Bununla birlikte, serpm grafiği belirli veri noktalarının kötü uyum göstermesi açısından önemlidir. Örneğin, ağın test setindeki bir verinin ağ çıktısı 0,2'ye denk düşerken gerçekleşen değer yaklaşık -0,8 olduğu görülmektedir.

Son bir yıllık dönemde, Türkiye'de faaliyet gösteren 24 adet mevduat bankasının özkaynak karlılığı 2,42 puan azalarak %8,67'ye, aktif karlılığı da 0,44 puan azalarak %1,10'a gerilemiştir. Bununla birlikte, bir yıllık dönemde, bankacılık sektöründe özkaynak ve aktif karlılıklarının azaldığı görülmektedir (Bankacılık Düzenleme ve Denetleme Kurumu, 2013) . Bahsedilen banka gurubunun sırasıyla Tablo 7. ve Tablo 8. de verilen gerçek ve tahmini AK ve ÖK oranlarına çeyrek dönemler dikkate alınarak bakıldığında yılın ilk çeyrek aktif karlılık oranının ortalama yüzde 0,38 (tahmin 0,39), özkaynak karlılık oranının 2,77 (tahmin 2,88) olarak gerçekleştiği görülmektedir. İkinci çeyrek AK oranı ve benzer şekilde ÖK oranı artış göstererek sırasıyla ortalama

yüzde 0,73 (tahmin 0,71) ve 5,29 (tahmin 5,24) olarak gerçekleşmiştir. Takip eden dönemde AK oranı ortalama yüzde 0,95 (tahmin 0,95) ve ÖK oranı yüzde 7,19 (tahmin 7,45) olarak gerçekleşerek artış göstermeye devam etmiştir. Yılın son çeyrek döneminde AK oranının ortalama yüzde 1,12 (tahmin 1,11) ve ÖK oranının yüzde 8,67 (tahmin 8,46) gerçekleşmesiyle yılın üçüncü çeyrek dönemine göre karlılıkta yükselme gerçekleşmiştir.

Tablo 7. Dönemler Bazında Aktif Karlılık Oranları

Banka	1. Çeyrek		2. Çeyrek		3. Çeyrek		4. Çeyrek	
	Gerçek değer	Tahmin değer	Gerçek değer	Tahmin değer	Gerçek değer	Tahmin değer	Gerçek değer	Tahmin değer
1	0,5554	0,5557	1,0616	0,9858	1,3008	1,3578	1,6012	1,4331
2	0,6954	0,5837	1,3102	1,6587	1,4325	1,7950	1,2319	1,3029
3	0,5094	0,5137	0,7714	0,6568	1,0463	0,8457	1,4796	1,8151
4	0,4143	0,4023	1,2167	1,2549	1,6034	1,7140	2,0753	2,3093
5	-0,1399	-0,1289	-0,2698	-0,2949	-0,4382	-0,5448	-0,6019	-0,7108
6	0,1163	0,0882	0,8369	0,7039	1,2548	1,5681	1,4046	1,2624
7	0,5146	0,4188	0,7718	0,6669	0,7524	0,7853	0,7642	0,7032
8	0,2253	0,2358	0,3851	0,4299	0,4217	0,5327	0,6574	0,5491
9	0,5045	0,5628	0,8559	0,7898	0,9950	1,3284	1,1123	1,3487
10	0,7289	0,6023	1,4393	1,4580	2,2400	2,8222	2,7491	2,9720
11	0,1602	0,1359	0,1844	0,1867	0,2014	0,2359	0,0822	0,1025
12	0,2535	0,2503	0,4320	0,3537	0,4471	0,4846	0,5236	0,3835
13	0,0287	0,0243	0,1827	0,1874	0,2646	0,3267	0,4855	0,6006
14	0,4286	0,3998	0,7326	0,6728	0,7344	0,8501	1,1227	1,1198
15	0,1804	0,1822	0,2030	0,1947	1,3463	1,3767	1,1381	1,2469
16	0,0538	0,0738	-0,1834	-0,1638	-0,2018	-0,2260	0,0044	0,0041
17	0,3750	0,3059	0,4796	0,4737	0,3574	0,3350	0,3503	0,3495
18	0,3746	0,3068	0,6845	0,7447	0,8364	1,1146	1,0018	0,8964
19	0,5342	0,6156	0,9940	1,1346	1,3159	1,0824	1,6046	1,8792
20	0,6010	0,7776	1,0671	0,8122	1,3279	1,2010	1,5265	1,4949
21	0,6407	0,4626	1,2275	1,0808	1,5647	1,4754	1,9657	1,8476
22	0,5654	0,4782	0,9800	0,9799	1,2409	1,4203	1,5028	1,4375
23	0,4895	0,5467	0,7675	0,7582	0,9146	0,9192	1,1702	1,0790
24	0,4281	0,3343	0,8708	0,9965	1,9545	1,7465	2,1514	2,3627

Tablo 8. Dönemler Bazında Özkaynak Karlılık Oranları

Banka	1.Çeyrek		2.Çeyrek		3. Çeyrek		4.Çeyrek	
	Gerçek değer	Tahmin değer	Gerçek değer	Tahmin değer	Gerçek değer	Tahmin değer	Gerçek değer	Tahmin değer
1	3,9991	4,2914	8,6295	8,3085	11,1480	11,8430	13,7870	15,8602
2	3,7449	4,4433	8,1431	6,1467	9,2634	8,8112	8,7576	10,2011
3	3,3909	3,5972	5,3844	4,0989	7,4573	9,8617	10,7342	8,2648
4	0,7348	0,6481	1,9548	2,0572	2,6803	2,8359	3,6736	3,1837
5	-0,9697	-0,8869	-2,2507	-2,3246	-4,4017	-4,1359	-6,9904	-7,7166
6	1,2068	1,2053	6,0400	5,4334	9,0001	7,4349	8,2946	9,9867
7	4,6914	3,7193	7,8489	8,5422	8,5121	8,1294	9,2403	6,8969
8	2,6161	2,4973	4,0508	4,0300	5,3776	5,5962	8,8119	7,9534
9	3,6970	3,6325	6,7604	5,8796	8,3636	6,2773	9,5998	8,1443
10	1,2728	1,4384	2,5769	2,2315	4,3986	5,4227	5,3849	5,1394
11	1,4934	1,4886	2,0025	2,1505	2,3351	2,6735	0,9878	1,1010
12	2,1626	2,2535	3,7589	3,0786	4,1218	4,5399	5,1552	5,3832
13	0,5121	0,4802	2,8206	2,7670	1,8954	1,8803	5,1592	4,9421
14	3,2198	3,0711	5,8979	4,8194	6,6984	6,5485	10,2274	9,4471
15	1,1247	0,9478	1,3047	1,3670	8,2358	9,0401	7,2957	6,0407
16	0,2584	0,2823	-0,9712	-1,1634	-1,1899	-1,2655	0,0291	0,0361
17	3,1108	2,9744	3,4600	3,5128	3,0009	2,5193	2,6676	2,2917
18	3,5683	3,3860	6,6465	6,4215	8,2976	7,8299	10,1212	10,5767
19	5,0449	6,2947	10,1618	8,6907	14,1669	12,0725	18,1310	13,7001
20	4,5363	4,6183	8,7874	7,8377	11,4111	12,2910	13,3078	14,2402
21	5,5014	5,4847	11,2923	10,6979	15,2734	11,1524	19,4464	21,9324
22	4,3578	4,9664	8,4287	8,7762	10,9555	10,1020	13,4160	13,3997
23	4,2918	3,4279	7,5808	6,5726	9,5040	8,6599	12,5674	15,3010
24	3,1490	2,8005	6,8031	7,2638	16,2064	16,4284	18,5048	18,4606

Tablo 7. ile Tablo 8.'deki ve eldeki diğer verilerin dönemsel değişimine bakarak çıkarılacak diğer bir sonuç faiz dışı gelir/gider kalemlerinin çeyrek dönemler bazında gelişimine bakıldığında, faiz dışı gelirlerin 2013 yılının ilk üç çeyreğinde artmasına rağmen son çeyrekte azalması, buna karşılık üçüncü çeyrekte azalan faiz dışı giderlerin düşüş eğilimindeki karşılık provizyonuna rağmen son çeyrekte artışa geçmesi ve bu nedenle son çeyrekteki faiz dışı gelirlerin giderleri karşılama oranındaki gerilemenin net faiz gelirlerindeki artışa rağmen karlılık üzerinde olumsuz etkide bulunmuş olmasıdır. Diğer taraftan, son çeyrekteki net faiz gelirlerindeki artışa rağmen faiz dışı

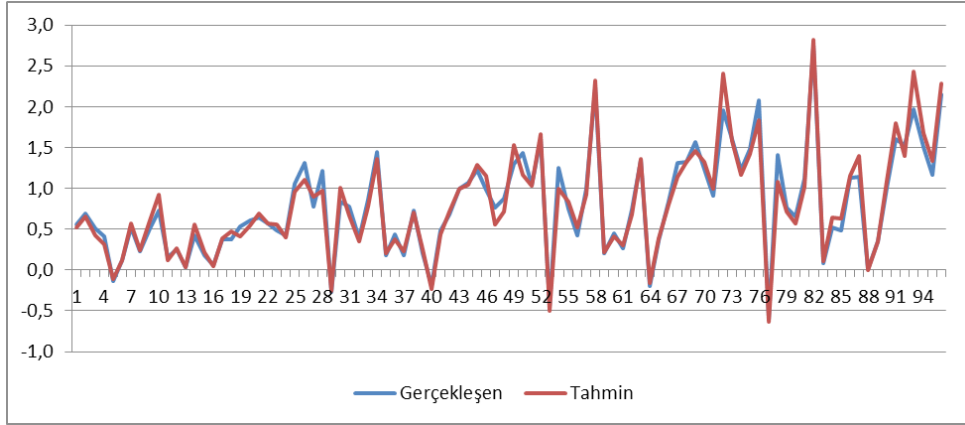
gelir/gider dengesinin bu dönemde gerilediği görülmektedir. Bu yöndeki hareketin karlılık oranlarını olumsuz etkilediği modelden çıkan diğer bir sonuçtur. Net faiz gelirlerinin ikinci ve üçüncü çeyrekte azalmasına paralel olarak net karda da gerilemenin gerçekleşmesi net kar üzerinde adı geçen çeyrek dönemlerde yüksek olumsuz etkiye bulunmuştur. Bununla birlikte ikinci ve üçüncü çeyrekte yükselen faiz oranlarının karlılık üzerinde olumsuz etkiye bulunduğu da görülmektedir.

Faiz gelir/gider kalemlerinin çeyrek dönemler itibarıyla gelişimi incelendiğinde, ilk iki çeyrekte azalan faiz giderlerinin karlılık üzerinde olumlu etki gösterdiği, ancak son iki çeyrekte artış eğilimi göstererek karlılığı azaltıcı yönde etkilediği anlaşılmaktadır. Buna rağmen, son çeyrekte faiz gelirlerindeki yükselişe bağlı olarak faiz gelirleri/faiz giderleri oranının üçüncü çeyreğe göre yükselmiş olması karlılık oranına olumlu katkı sağlamıştır.

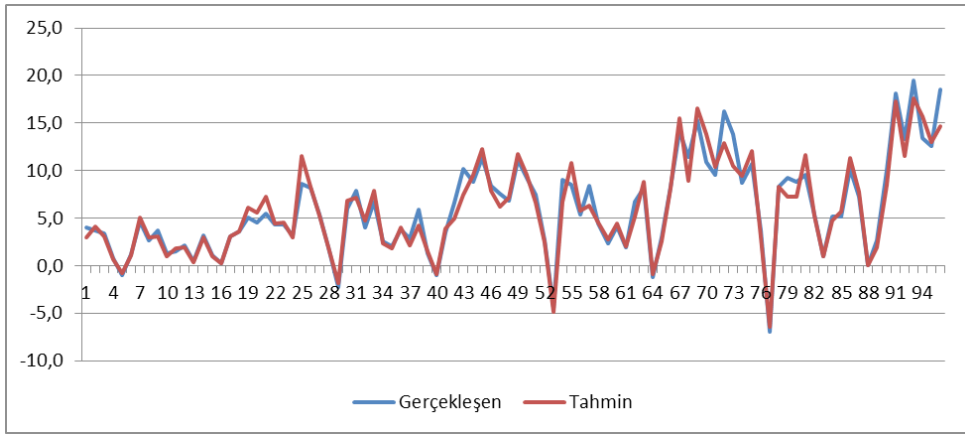
Aktif büyüklüğü ikinci çeyrek itibarıyla dördüncü çeyreğe kadar artış eğilimi göstermiştir. Bununla birlikte, özellikle dördüncü çeyrekte mevduat ve ihraç edilen menkul kıymetlerde görülen artışın aktif büyüklüğünü etkilediği görülmüştür. Buradan hareketle aktif fonlamasında mevduat ve ihraç edilen menkul kıymetlerin kullanıldığı anlaşılmaktadır. Son çeyreğe gelindiğinde kambiyo zararındaki artışın net dönem karına olumsuz etkisi artan türev işlem karları ve menkul kıymet alım-satım karlarıyla bir ölçüde sınırlandırılmış olsa da karlılığı azaltıcı yönde olmuştur.

Modelden çıkan sonuçlara bakıldığında, karlılık ölçümünde bu iki ölçünün (AK ve ÖK) paralellik gösterdiği görülmektedir. YSA sonuçlarına göre R korelasyon katsayısı değerleri çıktılardaki varyasyonun hedefler tarafından iyi açıklandığını göstermektedir. Ayrıca, belirlilik katsayısı değerleri de en iyi iterasyon sonucunda ağı tahmin değerleri ile gerçekleşen değerler arasındaki uyumun yüksek olduğunu göstermektedir. Bununla birlikte, Tablo 7. ve Tablo 8.'de listelenen gerçekleşen değerlerle tahmini değerler arasındaki sapmalar sırasıyla Grafik 5. ve Grafik 6.'da gösterilmektedir. Buna bağlı olarak, gerçekleşen değerler ile tahmin değerleri arasındaki uyumun yüksek olduğu söylenebilir. Zira gerçekleşen ve tahmin değerler arasındaki korelasyon ilişkisi 0,94 olarak hesaplanmıştır. Bu sonuç, yazılım modelinin neredeyse gerçekleşen değerleri tahmin edecek kadar iyi olduğunu göstermektedir. Ayrıca, bu değer YSA kullanılan ve başarılı olarak ifade edilen birçok tahmin çalışmasının korelasyon değeri sonuçlarına da yakın bir oranda gerçekleşmiştir (Makeig vd., 1996; Singh vd., 2010).

Grafik 5. Gerçekleşen ve Tahmin Değerler Arasındaki Sapmalar (AK)



Grafik 6. Gerçekleşen ve Tahmin Değerler Arasındaki Sapmalar (ÖK)



Bu noktadan hareketle, hangi değişkenin karlılığı ne şekilde etkilediğinin bilinmemesine rağmen analize dahil edilen 26 değişkenin aktif karlılığını ve özkaynak karlılığını açıklamada ne derece başarılı olduğu görülmektedir. Aktif karlılığını ve özkaynak karlılığını etkileyen ölçülebilir ve ölçülemeyen sayısız faktör olduğu göz önünde bulundurulduğunda, elde edilen bu değer bankalar için büyük önem arz edecektir.

6. Sonuç

Makalede, içsel (bankaya özgü) ve dışsal (sektörel ve makroekonomik) faktörler olarak adlandırılacak ekonomik göstergelerin, Türkiye’de faaliyet gösteren 24 mevduat bankasının aktif karlılığı ve özkaynak karlılığı üzerindeki etkisini araştırmak amaçlanmıştır.

Banka verileri kullanılarak yapılan birçok klasik regresyon ve YSA çalışması mev-

cuttur. Çoklu doğrusal veya doğrusal olmayan regresyon çalışmalarında birçok istatistiksel varsayımlar mevcuttur. Bu varsayımları sağlamayan verileri kullanarak elde edilen analiz sonuçları güvenli olmayacaktır. Ayrıca, değişken sayısı arttıkça bu tür modellerin uygulanması zorlaşmaktadır. Bu nedenle, bu tür yöntemlerle yapılan analizler sınırlı uygulamalar için başarıyla uygulanabilmektedir.

Çalışmadan elde edilen sonuçlar; YSA'ların genelleştirme kabiliyeti ve dolayısıyla tahmin yetisi yüksek araçlar olduğunu göstermektedir. Buna ilaveten tasarlanan YSA yazılım modeli ve model tarafından gerçekleştirilen karlılık tahmini, şeffaf olması ve sezgisel gözleme ya da uzman yargılarına dayanmaması nedeniyle nesnel ve kullanıcı değişimlerine karşı yüksek derecede tutarlı ve sağlamdır. Gerek kullanıcı farklılıklarından etkilenmemesi, gerekse başarılı tahminde bulunmasından dolayı, bu yazılım modelinin; banka karlılıklarını tahmin etmede kolaylıklar sağlayacağı düşünülmektedir.

YSA sonuçlarına göre R korelasyon katsayısı değerleri çıktılardaki varyasyonun hedefler tarafından iyi açıklandığını göstermektedir. Ayrıca, belirlilik katsayısı değerleri de en iyi iterasyon sonucunda ağın tahmin değerleri ile hedef değerleri arasındaki uyumun yüksek olduğunu göstermektedir. Bu noktadan hareketle, literatürdeki çeşitli ulusal ve uluslararası kaynakta ele alınan değişkenler arasından incelenerek seçilen ve analize dahil edilen 26 değişkenin aktif karlılığını ve özkaynak karlılığını açıklamada ne derece başarılı olduğu görülmektedir. Aktif karlılığını ve özkaynak karlılığını etkileyen ölçülebilir ve ölçülemeyen sayısız faktör olduğu göz önünde bulundurulduğunda, elde edilen bu değer bankalar için önem arz edecektir.

Bu ve diğer başarılı sonuçlarından dolayı, bu yazılım modeli, bankalara karlılıklarını tahmin etme olanağı sunduğu gibi araştırmacılara da aynı olanağı sunmaktadır.

Sonuç olarak, bu çalışmada elde edilen bulgular ışığında; geliştirilmiş olan, banka karlılığını önemli bir esnek hesaplama tekniği olan YSA ile ölçen akıllı yazılım modeli, şu anki verilerle gerçekleştirdiği tahmini aynı zamanda ileride ortaya çıkacak yeni verilerin modele girilmesi ile de gerçekleştirecek ve tahmin çalışmalarında başarılı bir araç olarak kullanılabilir. Tasarlanan yazılım modeli, kullanıcıların araştırma istekleri ve beklentilerine daha iyi cevap verebilmek için ileride daha kullanıcı dostu bir yapıya ve değişen şartlara uyum gösterme kabiliyetine kavuşma olanağını da beraberinde getirmektedir. Banka verilerinin yıllar arasındaki dönemsel çalışması da ayrı bir çalışma konusudur. Bu bağlamda, gelecek çalışmada 2013 ve 2014 yılı verileri eklenerek panel veri analizi yapılması hedeflenmektedir.

Kaynakça

1. Abreu, M. ve Mendes, V..(2001). Commercial Bank Interest Margins and Profitability: Evidence for Some EU Countries. Pan-European Conference Jointly Organized by the IEFs-UK & University of Macedonia Economic & Social Sciences, Thessaloniki, Greece, 17-20.
2. Afanasieff, T.S., Lhacer, P.M.V. ve Nakane, M.I..(2002). The Determinants of Bank Interest Spreads in Brazil. Banco Central di Brazil Working Papers, No:46.
3. Albertazzi, U. ve Gambacorta, L..(2009). Bank Profitability and the Business Cycle. *Journal of Financial Stability*, 5 (4): 393-400.
4. Alper, D. ve Anbar, A..(2011). Bank Specific and Macroeconomic Determinants of Commercial Bank Profitability: Empirical Evidence from Turkey. *Business and Economics Research Journal*, 2(2): 139-152.
5. Altunöz, U..(2013). Bankaların Finansal Başarısızlıklarının Yapay Sinir Ağları Modeli Çerçevesinde Tahmin Edilebilirliği. *Dokuz Eylül Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 28(2):189-217.
6. Anastasakis,L. ve Mort, N..(2000) Neural Network-based Prediction of the USD/GBP Exchange Rate: the Utilisation of Data Compression Techniques for Input Dimension Reduction. University of Sheffield, Technical Report.
7. Anyaeche, C.O. ve Ighravwe, D.E..(2013). Predicting Performance Measures Using Linear Regression and Neural Network: A Comparison. *African Journal of Engineering Research*, 1(3): 84-89.
8. Atasoy, H..(2007). Türk Bankacılık Sektöründe Gelir-Gider Analizi Karlılık Performansının Belirleyicileri, Uzmanlık Yeterlilik Tezi. Ankara: TCMB Bankacılık ve Finansal Kuruluşlar Genel Müdürlüğü.
9. Athanasoglou, P., Delis, M.D. ve Staikouras, C..(2006). Determinants of Bank Profitability in the South Eastern European Region, Bank of Greece Working Papers, No:47.
10. Athanasoglou, P.P., Brissimis, S.N. ve Delis, M.D..(2008). Bank-specific, Industry-specific and Macroeconomic Determinants of Bank Profitability. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 18: 121–136.
11. Aysan, A.G. ve Abbasoğlu, O.F..(2007). Concentration, Competition, Efficiency

and Profitability of the Turkish Banking Sector in the Post-Crisis Period. *Banks and Bank Systems*, 3(2): 106-115.

12. Bankacılık Düzenleme ve Denetleme Kurumu, (2013) Türk Bankacılık Sektörü Genel Görünümü Aralık 2013, www.bddk.org.tr.
13. Bashir, A-H.M..(2000). Determinants of Profitability and Rate of Return Margins in Islamic Banks: Some Evidence from the Middle East. 8th ERF Conference, Jordan.
14. Bessis, J..(2010). Risk Management in Banking, 3rd Edition, İngiltere: John Wiley & Sons.
15. Boyacıoğlu, M.A., Kara, Y. ve Baykan, Ö.K..(2009). Predicting Bank Financial Failures Using Neural Networks, Support Vector Machines and Multivariate Statistical Methods:A Comparative Analysis in the Sample of Savings Deposit Insurance Fund (SDIF) Transferred Banks in Turkey. *Expert Systems With Applications*, 36: 3355–3366.
16. Cao, L..(2003). Support Vector Machines Experts for Time Series Forecasting. *Neurocomputing*, 51: 321-329.
17. Chang, T., Yang, S. ve Chang, K..(2009). Portfolio Optimization Problems in Different Risk Measures Using Genetic Algorithm. *Expert Systems with Applications*, 36(7): 10529-10537.
18. Chen, M-Y., Fan, M-H., Chen, Y-L. ve Wei, H-M..(2013). Design of Experiments on Neural Network's Parameters Optimization for Time Series Forecasting in Stock Markets. *Neural Network World*, 4(13): 369-393.
19. Curak, M., Poposki, K. ve Pepur, S..(2012). Profitability Determinants of the Macedonian Banking Sector in Changing Environment. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 44: 406-416.
20. Demuth, H., Beale, M. ve Hagan, M..(2009). *Neural Network Toolbox 6 User's Guide*. Natick, MA: The MathWorks, Inc.
21. Dietrich, A. ve Wanzenried, G..(2011). Determinants of Bank Profitability Before and During the Crisis: Evidence from Switzerland. *Journal of International Financial Markets, Institutions & Money*, 21: 310-320.
22. Duvar, O.B. ve Yurtoğlu, H..(2004). Determinants of Bank Provisions: Evidence

- from Turkey. *Journal of Economic Cooperation*, 25(4): 105-110.
23. Fanning, K.M ve Cogger K.O..(1994). A Comparative Analysis of Artificial Neural Networks Using Financial Distress Prediction. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 3(4): 241-252.
 24. Girden E.R..(2001). *Evaluating Research Articles from Start to Finish*. Thousand Oaks, CA: Sage Publications.
 25. Güngör, B..(2007). Türkiye’de Faaliyet Gösteren Yerel ve Yabancı Bankaların Karlılık Seviyelerini Etkileyen Faktörler: Panel Veri Analizi. *İktisat İşletme ve Finans*, 22(258): 40-63.
 26. Hagan, M.M. ve Menhaj, M.B..(1999). Training Feed-Forward Networks with the Marquardt Algorithm. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 6(5): 989–991.
 27. Han, Y. ve Wang, B..(2011). Investigation of Listed Companies Credit Risk Assessment Based on Different Learning Schemes of BP Neural Network. *International Journal of Business and Management*, 6(2): 204-207.
 28. Hassan, M.K. ve Bashir, A-H.M..(2003). Determinants of Islamic Banking Profitability. Paper presented at the Economic Research Forum (ERF) 10th Annual Conference, Marrakech, Morocco.
 29. Haykin, S..(2009). *Neural Networks and Learning Machine*, 3E. NJ: Pearson Education Inc.
 30. Hippert, H.S., Pedreira, C.E. ve Souza, R.C..(2001). Neural Networks for Short-Term Load Forecasting: A Review and Evaluation. *IEEE Transactions on Power Systems*, 16(1): 44-55.
 31. Jiang, G., Tang, J.N., Law, E. ve Sze, A..(2003). The Profitability of Banking Sector in Hong Kong. *Hong Kong Monetary Authority Quarterly Bulletin*, No:36.
 32. Kalaycı S..(2010). *SPSS Uygulamalı Çok Değişkenli İstatistik Teknikleri*. Ankara: Asil Yayınları.
 33. Kanas, A., Vasiliou, D. ve Eriotis, N..(2012). Revisiting Bank Profitability: A Semi-Parametric Approach. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 22(4): 990-1005.
 34. Kaya Türker, Y..(2002). Türk Bankacılık Sektöründe Karlılığın Belirleyicileri 1997-

2000, BDDK Mali Sektör Politikaları Dairesi, Çalışma Raporları, No: 2002/1.

35. Kumar, P.R. ve Ravi, V..(2007). Bankruptcy Prediction in Banks and Firms via Statistical and Intelligent Techniques. *European Journal of Operational Research*, 180(1): 1–28.
36. Lavanya, V. ve Parveentaj, M..(2013). Foreign Currency Exchange Rate (FOREX) Using Neural Network. *International Journal of Science and Research*, 2(10): 174-177.
37. Makeig, S., Jung, T.P. ve Sejnowski, T.J..(1996). Using Feedforward Neural Networks to Monitor Alertness from Changes in EEG Correlation and Coherence. *Advances in neural information processing systems*, Cambridge: MIT Press, 931–937.
38. Mamatzakis, E.C. ve Remoundos, P.C..(2003). Determinants of Greek Commercial Banks Profitability, 1989 – 2000. *SPOUDAI*, 53(1): 84-94.
39. Olson, D. ve Zobuni, T..(2011). Efficiency and Bank Profitability in MENA Countries. *Emerging Markets Review*, 12: 104-110.
40. Ozkan, C., Ozturk, C., Sunar, F. ve Karaboga, D..(2011). The Artificial Bee Colony Algorithm in Training Artificial Neural Network for Oil Spill Detection. *Neural Network World*, 21:473-492.
41. Öztemel, E..(2012). *Yapay Sinir Ağları*. İstanbul: Papatya Yayıncılık.
42. Parasız, İ..(2013). *Para Banka ve Finansal Piyasalar*. Bursa: Ezgi Kitabevi Yayınları.
43. Pasiouras, F. ve Kosmidou, K..(2007). Factors Influencing the Profitability of Domestic and Foreign Commercial Banks in the European Union. *Research in International Business and Finance*, 21: 222-237.
44. Qihong, S. ve Jian, G..(2013). Specific Performance Prediction Based On BP Neural Network. *International Journal of Digital Content Technology and its Applications*, 7(6): 514-521.
45. Ravi, V. ve Zimmermann, H.J..(2001). A Neural Network and Fuzzy Rule Base Hybrid for Pattern Classification. *Soft Computing*, 5(2): 152–159.
46. Saeed, M.S..(2014). Bank-related, Industry-related and Macroeconomic Factors Affecting Bank Profitability: A Case of the United Kingdom. *Research Journal of*

Finance and Accounting , 5(2): 42-50.

47. Saunders, A. ve Schumacher, L..(2000). The Determinants of Bank Interest Rate Margins: An International Study. *Journal of International Money and Finance*, 19(6): 813-832.
48. Sayılğan, G. ve Yıldırım, O..(2009). Determinants of Profitability in Turkish Banking Sector: 2002-2007. *International Research Journal of Finance and Economics*, 28: 207-213.
49. Sheela, K.G. ve Deepa, S.N..(2013). Review on Methods to Fix Number of Hidden Neurons in Neural Networks. *Mathematical Problems in Engineering*, doi:10.1155/2013/425740.
50. Singh, K.K., Pal, M. ve Singh, V.P..(2010). Estimation of Mean Annual Flood in Indian Catchments Using Backpropagation Neural Network and M5 Model Tree. *Water Resour Manage*, 24 (10): 2007-2019.
51. Srinivasa, K.G., Sridharan, K., Shenoy, P.D., Venugopal, K.R. ve Patnaik, L.M.. (2004). EASOM: An Efficient Soft Computing Method For Predicting The Share Values. *Proceedings of IASTED International Conference on Artificial Intelligence and Applications*, Innsburg, Avusturya, 264–269.
52. Trujillo-Ponce, A..(2013). What Determines the Profitability of Banks? Evidence from Spain. *Accounting & Finance*, 53(2): 561-586.
53. Tunay, K.B. ve Silpagar, A.M..(2006). Türk Ticari Bankacılık Sektöründe Karlılığa Dayalı Performans Analizi - I. TBB Araştırma Tebliğleri Serisi, No: 2006-01.
54. Washington, S. Karlaftis, M. ve Mannering, F..(2011). *Statistical and Econometric Methods for Transportation Data Analysis - 2nd Edition*. Boca Raton, FL: Chapman and Hall/CRC.
55. Yıldız, B. ve Akkoç, S..(2009). Banka Finansal Başarısızlıklarının Sinirsel Bulanık Ağ Yöntemi ile Öngörüsü. *BDDK Bankacılık ve Finansal Piyasalar*, 3(1): 9-36.
56. Zadeh, L.A..(1994). The Roles of Fuzzy Logic and Soft Computing in the Conception, Design and Deployment of Intelligent Systems. *BT Technology Journal*, 14(4): 32-36.