



Türkiye’de Finansal Krizlerin Öngörülebilirliği: YSA Tabanlı Erken Uyarı Sistemi

Mete Hızır KAS¹

Yasemin Asu ÇIRPICI²

27 Aralık 2023’de alındı; 18 Ocak 2024’de kabul edildi.
28 Mart 2024’den beri erişime açıktır.

Received 27 December 2023; accepted 18 January 2024.
Available online since 28 March 2024.

Araştırma Makalesi/Original Article

Özet

Dünya ekonomisinin entegre hale gelmesi, finans piyasalarında sınırların kalkmasına ve finansal krizlerin yayılması ve etkilerinin daha güçlü bir şekilde hissedilmesine neden olmuştur. Krizlerin negatif etkilerinin bertaraf edilmesi ve ekonomik istikrar sağlayıcı politikaların uygulanabilmesi amacıyla yapay zekâ tekniklerinden yapay sinir ağı tabanlı Erken Uyarı Sistemi geliştirilmiştir. Bu çalışmada öncü göstergeler literatüründe sıklıkla kullanılan 14 değişkene ait 1992:01-2022:12 dönemi için aylık veriler kullanılmıştır. Kriz dönemleri Finansal Baskı Endeksi ile oluşturulmuş ve Türkiye’de meydana gelen finansal krizlerle örtüşen kriz dönemleri tespit edilmiştir. Yapay Sinir Ağları modellerinden Çok Katmanlı Algılayıcı modeli ile oluşturulan Erken Uyarı Sistemi test, eğitim ve doğrulama performanslarına göre test edilmiştir. Oluşturulan modeller arasında en yüksek performan, trainlm geri yayılım algoritmasına sahip, ara katmanlarında tansig ve softmax, çıktı katmanında ise

¹ Yıldız Teknik Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü İktisat Bölümü, İstanbul, Türkiye. E-posta: hizir.kas@std.yildiz.edu.tr

¹ ORCID No: <https://orcid.org/0000-0002-7298-5772>

² Yıldız Teknik Üniversitesi, İktisat Bölümü, İstanbul, Türkiye. E-posta: ycirpici@marmara.edu.tr

² ORCID No: <https://orcid.org/0000-0003-0483-2907>

pürelin aktivasyon fonksiyonu bulunan model tarafından sağlanmış ve kriz dönemleri ve normal dönemler yüzde 100 doğrulukla tespit edilmiştir.

Anahtar Kelimeler: Yapay Sinir Ağları, Erken Uyarı Sistemleri, finansal krizler, öncü göstergeler, Finansal Baskı Endeksi.

JEL Kodları: G01, C40, C45.

© 2024 EYD tarafından yayımlanmıştır

Abstract

Predictability of Financial Crises in Turkey: ANN-Based Early Warning System

The integration of the world economy, the removal of boundaries in financial markets, and the spread of financial crises have led to a more pronounced impact. In order to mitigate the negative effects of crises and implement policies promoting economic stability, an Artificial Neural Network-based Early Warning System has been developed using artificial intelligence techniques. In this study, monthly data for the period from January 1992 to December 2022 was used for 14 variables commonly employed in leading indicators literature. Crisis periods were identified using the Financial Stress Index, and crisis periods overlapping with financial crises in Turkey were determined. The Early Warning System, created with the Multilayer Perceptron model from Artificial Neural Networks, was tested based on training and validation performances. Among the models created, the highest performance was achieved by a model with the trainlm backpropagation algorithm, tanh and softmax activation functions in the hidden layers, and a purelin activation function in the output layer, accurately identifying crisis and normal periods with 100% accuracy.

Keywords: Artificial Neural Network, Early Warning Systems, financial crises, leading indicators, Financial Stress Index.

JEL Codes: G01, C40, C45.

© 2024 Published by EYD



Bu makalenin adını ve doi numarasını içeren aşağıdaki metni kolayca kopyalamak için soldaki QR kodunu taratınız. Scan the QR code to the left to quickly copy the following text containing the doi number of this article.

Predictability of Financial Crises in Turkey: ANN-Based Early Warning System
<https://doi.org/10.5455/ey.30004>

1. Giriş

Finansal krizler, küreselleşme ve dünya ekonomisinin entegre hale gelmesiyle özellikle 1990'lardan itibaren hem gelişmiş hem de gelişmekte olan ülkelerde ortaya çıkmıştır. Bu durumun temel nedenleri arasında, finansal serbestleşmeyle birlikte deregülasyon sürecinin başlaması yer almaktadır. Teknolojik değişim beraberinde finansal

piyasalarda hızlı bir dönüşümün yaşanmasına neden olurken, yeni fırsatlar ve yeni risklerin ortaya çıkmasına yol açmıştır. 1970’lerden itibaren finans piyasalarındaki yetersiz denetim ve düzenlemeler, bu fırsatlardan yararlanmak isteyen firmaların aşırı risk üstlenmesine neden olmuştur (Naudé, 2009, s. 2). Böylece finansal kırılganlık artmış ve krizler kaçınılmaz hale gelmiştir. 1980 sonrası finansal serbestleşmenin yaşandığı Türkiye için de benzer bir durum söz konusu olmaktadır. Türkiye’deki finansal düzenlemelerin yetersizliği ve yapısal sorunlara çözüm üretecek politikaların geliştirilememesi 1990 sonrası dönemde ekonomik istikrarsızlıklar ve finansal krizlerin yaşanmasına neden olmuştur. Özellikle 1994 ve 2001 yıllarında yaşanan krizler, ülke ekonomisini derinden sarsmıştır.

Finansal krizler, konjonktürün tepe noktasındaki dönüşün temel unsuru ve önceki genişlemenin kaçınılmaz bir sonucu olarak tanımlanmaktadır. Finansal kriz sürecinin ilk aşaması olan cinnet sırasında, yatırımcılar paradan kaçarak ya da borçlanarak reel veya finansal varlıklara yönelmektedir. Panik aşamasında ise reel veya finansal varlıklardan paraya geçiş süreci veya borcun geri alınmasına doğru bir hücum başlamaktadır. Kriz sürecinin son aşaması olarak ifade edilen çöküş aşamasında ise cinnet sırasında büyük bir istekle alınan reel ve finansal varlıkların, fiyatları dibe vurmakta ve süreç sonlanmaktadır (Kindleberger, 2007, s. 5-9).

Finansal krizleri açıklamaya yönelik geliştirilen birinci nesil kriz modellerine göre finansal krizler, yapısal dengesizlikler ve makroekonomik politikaların döviz kuru hedefleriyle tutarsızlığından kaynaklanmaktadır ve yatırımcıların rasyonel davranışlarının sonucu meydana gelmektedir (Krugman, 1979, s. 311-325). İkinci nesil kriz modellerine göre ise finansal krizler kötü ekonomik yapı ve kötümser beklentilerle ilişkilendirilerek iktisadi ajanların beklentileri ile fiili politika sonuçları arasındaki etkileşimin kendi kendini yaratan krizlere yol açacağı savunulmaktadır (Obstfeld, 1994). Bankacılık krizleri ile para krizlerinin birbirlerini besleyen bir kısır döngü meydana getirdiği fikrine dayanan üçüncü nesil kriz modellerine göre finansal krizler,

ahlaki tehlike, finansal kırılganlık yaklaşımı ve bilanço kötüleşmesi yaklaşımları ile açıklanmaktadır.

Finansal krizler; kaynakların verimli alanlara akışını engellemesi, işsizliği artırması, servet dağılımı üzerinde negatif etkisi, büyümeyi yavaşlatması, suç oranlarını artırması gibi sosyal, ekonomik ve mali etkileri nedeniyle parametrik ve parametrik olmayan birçok çalışmaya konu olmuştur. Bu çalışmalar arasında finansal krizlerin öngörülebilirliğine yönelik çalışmalar da yer almaktadır. Bu anlamda geliştirilmeye çalışılan erken uyarı sistemleri ile kuramsal yaklaşımın ötesine geçerek uygulamada etkinlik sağlanmaya çalışılmış ve post otistik iktisat perspektifinden hareketle finansal krizlerin yol açacağı maliyetlerin azaltılması hatta engellenmesi amaçlanmıştır.

Erken uyarı sistemleri, standart ve alternatif metodolojiler kullanılarak belirli bir zaman periyodunda kesin olarak tanımlanmış olası krizlerin öngörülmesine yönelik geliştirilen sistemler olarak ifade edilmektedir. Erken uyarı sistemlerinin geliştirilmesinde kritik aşamalardan biri potansiyel öncü göstergelerin belirlenmesi aşamasıdır. Erken Uyarı Sistemleri, kriz olasılığının sadece makroekonomik ve finansal değişkene bağlı olduğu varsayımına dayanan ve genellikle statik bir yapıya sahip modellerdir (Şengün, 2019, s. 63). Erken uyarı sisteminin geliştirilmesinde yöntem tercihi, modelin etki gücünü artıracığından en kritik noktalardan birini oluşturmaktadır. Literatürde en çok karşılaşılan modeller standart metodolojiler olarak sınıflandırılan Kaminsky, Lizondo ve Reinhart (1997) tarafından geliştirilen sinyal yaklaşımı (KLR Modeli) ve logit-probit modellerdir. Erken uyarı sistemlerinde diğer metodolojilere göre yeni bir yaklaşım olan YSA modelleri ise alternatif metodolojiler arasında yer almaktadır. Türkiye’de finansal kriz öngörüsüne yönelik YSA modeli kullanan önemli çalışmalar arasında, Çelik ve Karatepe (2007), Sevim (2012), Akçalı (2014), Kızılkaya (2017)’nin çalışmaları bulunmaktadır.

Bu çalışmada, Türkiye’de gerçekleşebilecek finansal krizleri öngerebilmesi için Yapay Sinir Ağları kullanılarak Erken uyarı sistemi geliştirilmektedir. YSA’lar hata toleransı yüksek ve eksik verilerle çalışabilme gibi özellikleri nedeniyle diğer metodolojilere

göre üstün yanlara sahiptir. YSA modellerinin geliştirilmesinde en uygun modelin seçimi genellikle araştırmacının önsezilerine göre belirlenmektedir. Bu çalışmada farklı eğitim algoritmaları ve aktivasyon fonksiyonları kullanılarak oluşturulan 256 farklı model test performansına göre değerlendirilerek bu sorun aşılına çalışılmış ve Erken Uyarı Sistemi’nin performansı ve tahmin gücünün artırılması amaçlanmıştır. Araştırma kapsamı genişletilerek, 1992:1 ile 2022:12 dönemi kapsamında öncü göstergeler literatüründe yer alan 14 ekonomik ve finansal göstergelere ilişkin aylık veriler incelenerek model oluşturulmuştur.

2. Literatür

Finansal krizlerin YSA ile tahmin edilmesine yönelik literatürde, Nag ve Mitra (1999), Franck ve Schmied (2003), Oh vd. (2005), Peltonen (2006), Fioramanti (2006), Lin vd. (2008) olmak üzere çeşitli ampirik çalışmaları yer almaktadır. Bu bağlamda Türkiye kapsamında YSA kullanılarak finansal krizlerin tahminine yönelik Çelik ve Karatepe (2007), Sevim (2012) Akçalı (2014), Kızılkaya (2017)’nin çalışmaları bulunmaktadır.

Nag ve Mitra (1999), Endonezya, Malezya ve Tayland’ı kapsayan çalışmalarında 1980–1998 dönemi için yapay sinir ağları tabanlı kriz tahmin modelleri ile KLR modeli karşılaştırılmıştır. Çalışmada Yapay sinir ağı modelinin öncü göstergelerin gecikmeli değerlerinin modele dahil edilmesinde avantaj sağladığı ancak modelin eğitim aşamasında aşırı uyum sağlaması nedeniyle bazı dezavantajlarının bulunduğu belirtilmiştir. Çalışmada yapay sinir ağı modeli, KLR modelinden daha başarılı sonuçlar vermiştir.

Franck ve Schmied (2004), Rusya ve Brezilya’da yaşanan spekülasyon saldırıları konu alan çalışmalarında 1998-1999 dönemlerine çok katmanlı algılayıcılar (ÇKA) özelliklerinden faydalanılarak döviz krizlerini tahmin etmeye çalışmışlardır. Çalışma sonunda çok katmanlı perceptron sinir ağının döviz krizlerini tahmin etmede logit modellerine göre daha iyi performans sergilediği sonucuna varılmıştır. 1997 Kore finansal piyasalarında yaşanan krizleri tahmin edilebilmesine yönelik Oh vd.

(2005)'nin yaptıkları çalışmada yapay sinir ağları ve doğrusal olmayan programla yöntemini kullanılmıştır. Günlük verilerin kullanıldığı çalışmada başarılı sonuçlar elde edilmiştir.

Peltonen (2006), gelişen piyasa döviz krizlerinin öngörülmesine ilişkin yaptığı çalışmada probit modeli ve çok katmanlı algılayıcı Yapay Sinir Ağı modelini kullanmıştır. 1980-2001 dönemine ilişkin aylık verilerin kullanıldığı çalışmada kriz dönemi, dolar kurundaki değişim ve döviz rezervlerindeki değişim ile oluşturulan finansal baskı endeksinin iki standart sapması olarak tanımlanmıştır. Daha önceki döviz krizleri literatüründeki bulguların aksine, modellerin örneklem dışı döviz krizlerini işaret etme yeteneğinin zayıf olduğu tespit edilmiş ve her iki model de yüzde 45 başarı sağlayabilmiştir.

Türkiye'deki banka krizlerini yapay sinir ağları ile öngörmeye çalışan Çelik ve Karatepe (2007), çalışmalarında 1989-2004 dönemine ilişkin makroekonomik ve finansal verileri kullanmışlardır. Ağın topolojik yapısının belirlenmesinde deney tasarımı yöntemi olan Taguchi yaklaşımı kullanılmıştır. Yapay sinir ağlarının bankacılık krizlerinin değerlendirilmesinde ve tahmin edilmesinde etkin bir şekilde kullanılabilmesi sonucuna varılmıştır.

1980-2004 arası dönemde meydana gelmiş borç krizi verilerinden yararlanan Fioramanti (2006), yapay sinir ağları kullanarak kriz öngörü modeli geliştirmiştir. YSA ile probit regresyon modelinin karşılaştırıldığı çalışmada yüksek esnekliği ve doğrusal olmayan ilişkileri açıklama özelliği sayesinde YSA tabanlı erken uyarı sistemi, kriz dönemlerini tespit etmede parametrik ve parametrik olmayan geleneksel modellerden daha iyi sonuçlar vermiştir. Probit model krizleri öngörmede %77,89 başarı sağlamasına karşın, YSA tabanlı erken uyarı sistemi %95,79 doğrulukla kriz öngörebilmiştir.

Lin vd. (2008), 1970-1998 yıllarına ilişkin 20 ülkeyi kapsayan çalışmasında KLR, logit, yapay sinir ağları ve nöro bulanık modeller kullanarak erken uyarı sistemi geliştirmiş

ve bu dört modeli karşılaştırmıştır. En başarılı sonuçları sinir ağının ve nöro bulanık model verirken, nöro bulanık model örneklem dışı verilerle diğer modellere göre daha iyi performans göstermiştir. KLR modeli (sinyal yaklaşımı) öngörü gücü en düşük yöntem olduğu sonucuna varılmıştır.

Sevim (2012) Türkiye’de finansal krizleri tahmin etmek amacıyla, Ocak 1992 ve Mart 2011 döneminde öncü göstergeler literatüründen yararlanarak KLR ve yapay sinir ağları tabanlı erken uyarı sistemleri geliştirmiştir. Çalışmada, kriz dönemlerinin tespit edilmesi, dolar kurundaki, gecelik faiz oranındaki ve Merkez Bankası brüt döviz rezervlerindeki yüzde değişimin standardize edilmiş değerlerinin ortalaması ile elde edilen finansal baskı endeksinin üç standart sapması olarak tanımlanmıştır. KLR ve YSA Modeli karşılaştırıldığında, büyük ölçüde benzerlikler göstermektedir. Ancak yanlış sinyal vermeme konusunda YSA Modelinin daha başarılı sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir. YSA Modeli finansal kriz öngörüsünde başarılı bir performans ortaya koymuştur.

Akçalı (2014), 1992-2013 dönemine ilişkin aylık ve 3 aylık veriler kullanarak gelecek dönem kriz olasılıkları tahmin etmek amacıyla yaptığı çalışmada FBE oluşturularak Box-Jenkins ve YSA modelleri ile krizlerin öngörülmesi amaçlanmıştır. Çalışmada YSA modeli ile kriz tahmininde yüzde yüz başarı göstermiştir.

Kızılkaya (2017)’nın 1992:04 2016:10 dönemlerine ait aylık veriler kullanarak Yapay Sinir Ağları (YSA), Adaptif Ağ Tabanlı Bulanık Çıkarım Sistemi (ANFIS) ve Logit ve Probit modelleri ile Türkiye’deki para krizlerini tahmin etmeye ve bu krizleri etkileyen değişkenlerin belirlemeye yönelik çalışmada en iyi performansı çok katmanlı algılayıcı YSA modeli göstermiştir. ÇKA kullanılarak oluşturulan YSA modeli test verisinde yer alan 2008 yılındaki para krizi dönemini başarı bir şekilde tahmin etmiştir.

3. Veri ve Metodoloji

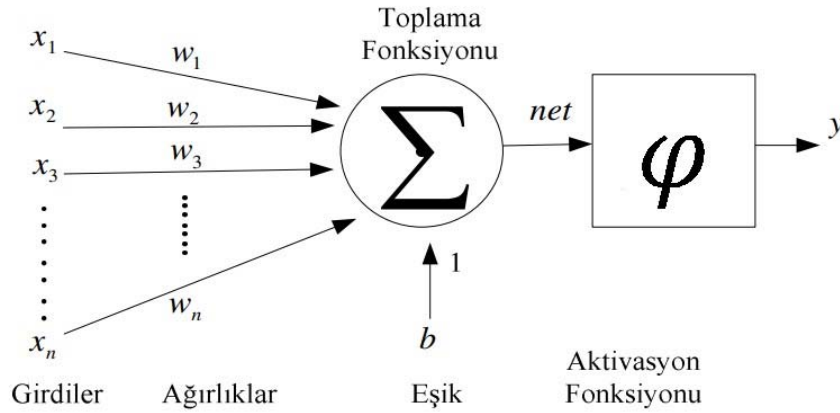
Bu çalışmada Türkiye’de finansal krizlerin öngörüsüne ilişkin yapay sinir ağlarından çok katmanlı algılayıcılar (ÇKA) modeli kullanılarak Erken Uyarı Sistemi (EWS) geliştirilecektir. Modelin geliştirilmesinde, öncü göstergeler literatürü incelenerek elde edilen 14 ekonomik ve finansal değişken için 1992:01 2022:12 dönemine ait aylık veriler kullanılacaktır. EWS geliştirilmesinde kriz tanımı yapılarak kriz dönemleri belirlenecektir. Bunun için öncelikle Finansal Baskı Endeksi (FBE) tanımlanmıştır. Kriz dönemlerinin belirlenmesinin ardından öncü göstergeler literatüründe yer alan ekonomik ve finansal göstergeler belirlenmiştir. Daha sonra belirlenen öncü göstergeler, MATLAB R2023b versiyonunda oluşturulan ÇKA modelinin eğitilmesinde kullanılmıştır.

3.1 Yapay Sinir Ağları

Yapay Sinir Ağları (YSA), insan beyninin en küçük birimi olan biyolojik sinir hücresinden esinlenerek oluşturulan yapay nöronların bir araya gelmesiyle oluşmaktadır. Yapay sinir hücresinin, girdiler, ağırlıklar, toplama fonksiyonu, aktivasyon (transfer) fonksiyonu ve yapay nöron çıkışı olmak üzere beş temel elemanı bulunmaktadır. Şekil 1’de yapay sinir hücresinin yapısı gösterilmektedir.

Girdi değişkenleri (x); o girdi kümesi veya kendinden önceki bir tabakadaki başka bir işlem elemanının bu işlem elemanı üzerindeki etkisini ifade eden ağırlık değerleriyle (w) çarpıldıktan sonra toplama fonksiyonu (Σ) ile birleştirilir. Aktivasyon fonksiyonları girdi ve ağırlıklarına göre nöronun çıktısını belirlemektedir. Belirlenen bias (eşik) değer aşan toplama fonksiyonunun çıktısı, aktivasyon formülünde girdi olarak kullanılmaktadır.

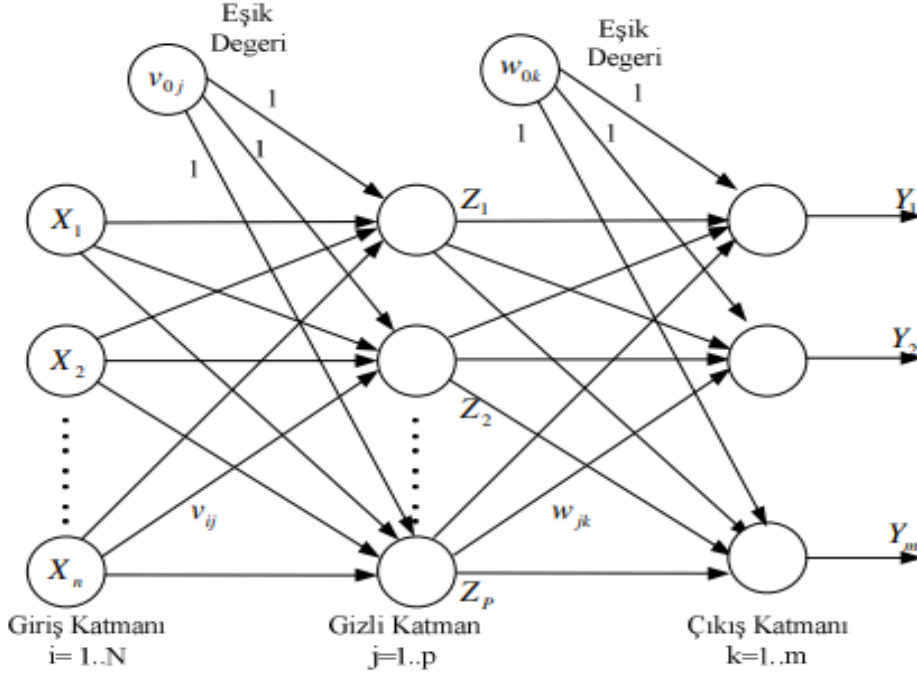
Şekil 1 Yapay sinir hücresi



Yapay sinir hücrelerinin bir araya gelmesiyle oluşan yapay sinir ağları arasında en çok tercih edilen model Çok Katmanlı Algılayıcı (ÇKA) modeli olmaktadır. ÇKA modeli, girdi katmanı, ara katman ve çıktı katmandan meydana gelmektedir. Şekil 2’de doğrusal olmayan ilişkileri çözümlenmek amacıyla geliştirilmiş ÇKA modelinin yapısı gösterilmektedir. Ara katmanda birden fazla gizli katman ve her gizli katmanda birden fazla proses elemanı (nöron) bulunabilmektedir. Aynı şekilde çıktı katmanında da birden fazla proses elemanı bulunabilmektedir. Bir katmanda bulunan proses elemanları kendinden önceki katmanda bulunan bütün proses elemanlarına bağlı olmaktadır ve her proses elemanının bir çıktısı olmaktadır (Öztemel, 2006).

Güçlü istatistiksel modelleme tekniği olan YSA’lar, veri kümesi içinde temel işlevsel ilişkileri tespit etme, örüntü tanıma, sınıflandırma değerlendirme, modelleme, tahmin ve kontrol gibi görevleri yerine getirebilmektedir. YSA’lar girdi ve çıktı değerler arasında önceden bilgi sahibi olmadan doğrusal olmayan modelleme yapabilmektedir. (Huang, Lai, Nakamori, Wang, & Yu, 2007, s. 115).

Şekil 2: Çok katmanlı algılayıcı modeli



3.2 Veri

Türkiye’de meydana gelen finansal krizlere ilişkin öncü göstergeler literatüründe, farklı yöntemler kullanılarak belirlenmiş ve krizlerle ilişkili olduğu tespit edilen makro ekonomik ve finansal göstergeler yer almaktadır. Tablo 1’de 1998 ve 2022 yılları arasında alternatif ve standart metodolojiler kullanılarak gerçekleştirilen çalışmaları kapsayan finansal kriz öncü göstergeler literatürü yer almaktadır.

Tablo 1 Öncü göstergeler

Standart Metodolojilerde öncü göstergeler			Alternatif Metodolojilerde öncü göstergeler
Banka Mevduatları	M1 Seviyesi	Yerli ve Yabancı Mevduat Oranları	Para Piyasası Baskı Endeksi
Bankacılık Sektörü Kredi Hacmi	M2 Çarpanı	Yurtiçi Krediler	M2'nin Rezervlere Oranı
Bankacılık Sektörünün	M2 Para Arzı	Yurtiçi Krediler/GSYİH	Yurtiçi Kredilerin Endüstriyel Üretime Oranı
Kırılganlık Endeksindeki Değişim	M2/Reel Para Çarpanı	Aylık Mevduat Faizi	Reel Efektif Döviz Kuru
BIST 100 Endeksi	M2/Uluslararası Rezerv Oranındaki Değişim	Net Uluslararası Rezervler	Mevduat Faiz Oranları
Bütçe Dengesi / GSYH Büyüme Oranı	M2Y/GSMH Oranı	Petrol Fiyatları	İhracat Birim Değeri
Cari Denge	M2Y/M2 Oranı	Yabancı Yatırımcı Oranı	ABD /TR Gecelik Reel Faiz Oranı Farkı Değişimi
Dış Faiz Oranı	Net Uluslararası Rezervlerin İthalata oranı	Yükselen Piyasalar Tahvil Endeksi	İhracat Birim Değeri
Dış Ticaret Dengesi	Özel Nihai Tüketim Portföy Yatırımlarının GSYH'ya Oranı	Kısa Vadeli Dış Borç	İhracat- İthalat/GSYH
Cari Dengenin GSYH'ya oranı	Reel Faiz Oranları	Kısa Vadeli Dış Borç Stoku/GSMH	İthalatın İhracatı Karşılama Oranı
Dış Endüstrileşme	Sanayi Üretim Endeksi	Kısa Vadeli Dış Borç/Döviz Rezervleri	Kısa Vadeli Dış Borçlar / MB Döviz Rezervleri Değişimi
Dış Ticaret Dengesinin GSYH'ya Oranı	Rezervler/M2Y+Borç Stoku	Konsolide Bütçe Toplam Gelirleri/Konsolide Bütçe Toplam Giderleri	Kısa Vadeli Yabancı Sermaye/GSYH
Dış Ticaret Haddi	Sermaye Çıktıları	Ham Petrol Fiyatlarındaki Değişim	M2 Para Arzı Değişimi
Döviz Kuru	Ticaret Dengesinin Rezervlere Oranı	Hazineye Kısa Vadeli Avanslar/GSYH	Mevduat Bankalarının Dış Yükümlülükleri/Dış Varlıklar
Döviz Mevduatları / M2 Oranı	TÜFE	İç Borç Stoku	Mevduat Faiz oranları
Gayrisafi Sabit Sermaye Oluşumu	ÜFE	İç Faiz Ödemeleri/Vergi Gelirleri	Reel İç Borç Stoku Değişimi
GSMH	Yatırım Fonlarının Ortalama Vadesi	İhracat ve İthalat	Toplam Mevduatlarda Değişim
Kamu Kesimi Borçlanma Gereği	Kamu Kesimi Borçlanma Gereği/GSYH	İhracat Piyasasından Alınan Yeni Sipariş Miktarı	
M1 Para Arzı	Kısa Dönem Sermaye Girişi / GSYH	İhracatın İthalatı Karşılama Oranı	

Bu çalışma kapsamında söz konusu literatürde yer alan çalışmalarda sıklıkla kullanılan 14 potansiyel öncü gösterge kullanılmıştır. Çalışmada kullanılan öncü göstergeler Tablo 2’de gösterilmektedir.

Tablo 2 Çalışmada kullanılan öncü göstergelerin sınıflandırılması

Döviz Kuru ve Ödemeler Dengesi Göstergeleri	Parasal ve Finansal Göstergeler
İthalat/ GSYİH	M2 para arzı değişim
İhracatın İthalatı Karşılama Oranı	Toplam mevduatların değişim
İhracat Ve İthalat Farkının GSYİH Oranı	ABD -TR faiz oranları farkı değişim
İç Borç Stoku Değişim	M2 /MB döviz rezervler
Cari Açığın Değişim	İMKB 100 endeks değişim
Dış Ticaret Haddi Değişim	Döviz tevdiat hesabı / M2 para arzı değişim
Kısa Vadeli Sermaye Hareketleri/ GSYİH	Mevduat bankaları dış yükümlülükleri/ dış varlıklar

3.3 Finansal Baskı Endeksi

Finansal kriz dönemlerinin belirlenmesinde Eichengreen, Rose ve Wyplosz (1995) tarafından kullanılan finansal baskı endeksi (FBE) kullanılmıştır. FBE, döviz kuru, faiz oranı ve rezervlerdeki yüzde değişim kullanılarak hesaplanmıştır. FBE, aşağıda ifade edilen formül yardımıyla hesaplanmıştır.

$$FBE = \left(\frac{e_t - \mu_e}{\sigma_e} \right) + \left(\frac{i_t - \mu_i}{\sigma_i} \right) - \left(\frac{r_t - \mu_r}{\sigma_r} \right) \quad (1)$$

Formülde yer alan e , nominal döviz kuru değişim oranını, (i) , ABD ve Türkiye faiz oranları farkındaki değişimi, (r) ise merkez bankası rezervlerindeki değişimi ifade etmektedir. FBE hesaplanan değerinin belirlenen eşik değeri aşması durumu kriz olarak ifade edilmiştir. Tespit edilen kriz dönemleri 1, diğer durumlar ise 0 olacak şekilde kukla değişkenler ile gösterilmektedir. Kriz durumu aşağıdaki şekilde ifade edilmiştir:

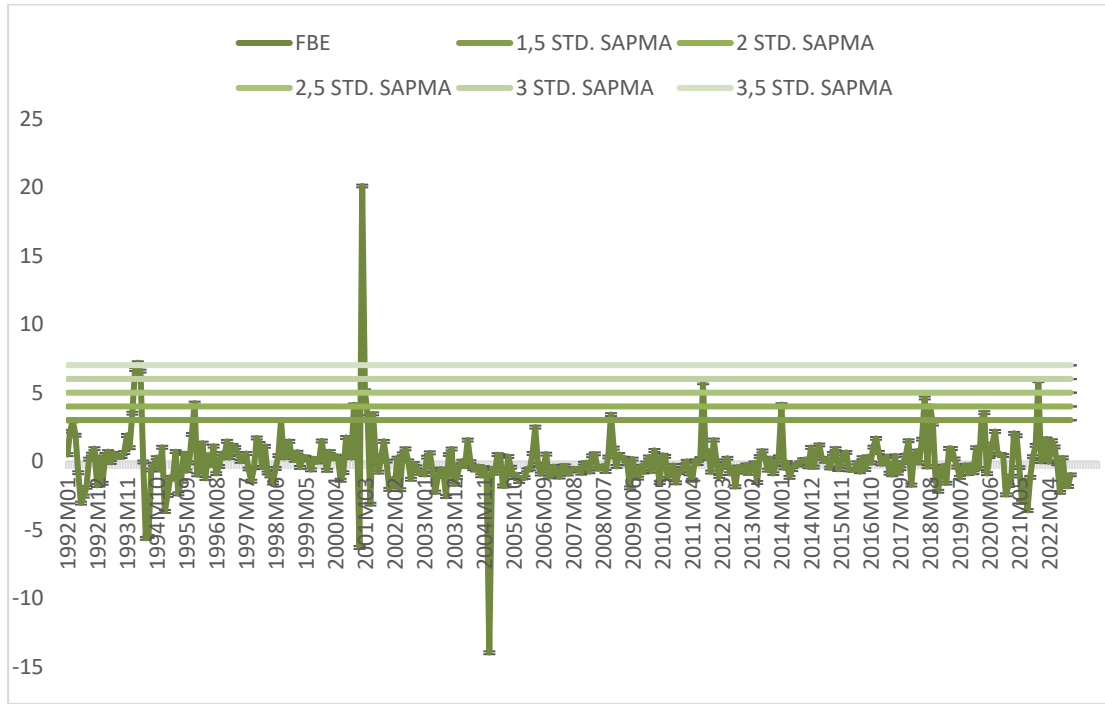
$$FBE_{i,t} \geq k\sigma_{FBE} + \mu_{FBE} \quad \text{ise} \quad Kriz_{i,t} = 1 \quad (\text{Kriz var})$$

$$FBE_{i,t} < k\sigma_{FBE} + \mu_{FBE} \quad \text{ise} \quad Kriz_{i,t} = 0 \quad (\text{Kriz yok}) \quad (2)$$

Eşik değeri (σ) FBE'nin standart sapması, (k) sabit katsayısı ve (μ) FBE'nin aritmetik ortalaması kullanılarak oluşturulmuştur. Burada ifade edilen k sabiti farklı değerler

alabilmektedir. Eichengreen, Rose ve Wyplosz, k sabit katsayısını 1,5 olarak alırken Kaminsky ve Reinhart, çalışmalarında söz konusu değeri 3 olarak belirlemişlerdir (Eichengreen, Rose, & Wyplosz, 1996, s. 22; Kaminsky & Reinhart, 1999, s. 498). Bu çalışma kapsamında k sabiti için 1,5, ile 3,5 arasında değerler verilerek farklı eşik değerler hesaplanmıştır. Çalışmada 1992:01 ve 2022:12 dönemleri için oluşturulan FBE ve farklı eşik değerleri grafik 1’de gösterilmektedir.

Grafik 1 Finansal baskı endeksi ile kriz dönemlerinin belirlenmesi



Kriz döneminin FBE'nin 1,5 standart sapma yukarısı olarak tanımlandığı durumda 19 kriz dönemi tespit edilirken, 3,5 standart sapma yukarısında tespit edilebilen kriz sayısı 2 dönemle sınırlı kalmaktadır. Aşağıda yer alan Tablo 3’de tespit edilen kriz dönemleri listelenmiştir.

Tablo 3 Kriz dönemleri

1,5 Std. Sapma (3,004)	2 Std. Sapma (4,006)	2,5 Std. Sapma (5,007)	3 Std. Sapma (6,008)	3,5 Std. Sapma (7,010)
1994 Ocak	1994 Şubat	1994 Şubat	1994 Şubat	1994 Mart
1994 Şubat	1994 Mart	1994 Mart	1994 Mart	2001 Şubat
1994 Mart	1994 Nisan	1994 Nisan	1994 Nisan	
1994 Nisan	1995 Aralık	2001 Şubat	2001 Şubat	
1995 Aralık	2000 Kasım	2001 Mart		
1998 Ağustos	2001 Şubat	2011 Ağustos		
2000 Kasım	2001 Mart	2021 Aralık		
2001 Şubat	2011 Ağustos			
2001 Mart	2014 Ocak			
2001 Nisan	2018 Haziran			
2001 Haziran	2018 Ağustos			
2008 Ekim	2021 Aralık			
2011 Ağustos				
2014 Ocak				
2018 Haziran				
2018 Ağustos				
2020 Mart				
2020 Nisan				
2021 Aralık				

Eşik değerin ortalamadan 3 standart sapma (6,008) yukarısı olarak ifade edilen durumda tespit edilen kriz dönemleri Türkiye’de meydana gelen kriz dönemleri ile örtüşmektedir. Bu nedenle kriz dönemleri $FBE_{i,t} \geq 3\sigma_{FBE} + \mu_{FBE}$ şeklinde tanımlanmıştır.

3.2 YSA sonuçları

YSA modellerinden ÇKA modelinin oluşturulmasında MATLAB R2023B yazılım programı kullanılmıştır. Çok katmanlı algılayıcı (MLP) modeli, MATLAB tarafından önceden tanımlanmış bir ağ yapısı oluşturan feedforwardnet fonksiyonu kullanılarak tasarlanmıştır. Öncelikle farklı geri yayılım algoritmaları ve aktivasyon fonksiyonları kullanılarak 256 farklı ÇKA modeli oluşturulmuştur. Aşağıda Tablo 4’de modellerde kullanılan geri yayılım algoritmaları ve aktivasyon fonksiyonları verilmiştir.

Tablo 4 Geri yayılım algoritmaları ve aktivasyon fonksiyonları

Geri yayılım algoritması	Levenberg-Marquardt algoritması 'trainlm' Resilient Backpropagation 'trainrp' Scaled Conjugate Gradient 'trainsec'
Aktivasyon fonksiyonları	Logistic Sigmoid Transfer Function ('logsig') Hyperbolic Tangent Sigmoid Transfer Function ('tansig') Rectified Linear Unit (ReLU) Fonksiyonu ('poslin') Softmax Transfer Function ('softmax') Linear Transfer Function ('purelin')

1992:01 2022:12 dönemine ilişkin aylık frekans aralığına sahip öncü gösterge veri setinin yüzde 70'i eğitim, yüzde 15'i test ve yüzde 15'i doğrulama verisi olmak üzere bölünmüş ve modeller eğitilmiştir. En başarılı sonuçlar veren ilk 5 model aşağıda tablo 5'de yer almaktadır.

Tablo 5 ÇKA modeli performans değerleri

Model	Test Performans	Gradient	Eğitim Performans	Doğruluk	Eğitim Algoritması	Gizli Katman Aktivasyon Fonksiyon	Çıktı Katmanı Aktivasyon Fonksiyon
Model 29	0,0000000	0,0000000	0,0000000	0,982	trainlm	tansig softmax	purelin
Model 171	0,00000004	0,01990000	0,00129000	0,982	trainrp	poslin poslin	tansig
Model 5	0,00000222	0,00000001	0,00000000	0,982	trainlm	logsig tansig	purelin
Model 19	0,00000420	0,00000000	0,00000000	0,982	trainlm	tansig logsig	tansig
Model 213	0,00001320	0,00000032	0,00000000	0,982	trainsecg	tansig tansig	purelin

ÇKA modellerinden Model 29, üçüncü iterasyonda %100 doğrulama performansı ile en başarılı test performansını göstermiştir. Model, üç ara katmandan oluşmakta ve ara katmanda bulunan iki gizli katmanda (6,2) nöron bulunmaktadır. Model 29, kriz dönemleri ile normal dönemleri %100 doğrulukla tahmin etmiştir.

4. Sonuç ve Değerlendirme

Finansal kriz öngörülerine ilişkin oluşturulan Erken Uyarı Sistemleri, ekonomik istikrarın sağlanması ve uzun vadeli iktisat politikalarının belirlenmesinde önemli bir rol oynamaktadır. Bu çalışmada, finansal kriz erken uyarı sisteminin geliştirilmesinde, tahmin gücü yüksek ve doğrusal olmayan modelleme özelliği nedeniyle yapay sinir ağları yöntemlerinden Çok Katmanlı Algılayıcı modeli kullanılmıştır.

Kriz dönemlerinin belirlenmesinde Finansal Baskı Endeksi ve eşik değer hesaplanmıştır. Endeks değerine göre 1994 Şubat, 1994 Mart, 1994 Nisan ve 2001 Şubat kriz dönemleri olarak tespit edilmiştir. YSA yöntemlerinden ileri beslemeli, geri yayımlı ağ yapısına sahip modeller incelendiğinde, trainlm geri yayılım algoritmasına sahip, ara katmanlarında tansig ve softmax, çıktı katmanında ise pürelin aktivasyon fonksiyonu bulunan Model 29'un en iyi performansı verdiği gözlenmiştir. Model 29, kriz dönemlerinin ve kriz dolmayan dönemleri tahmin etmede %100 doğrulukla tahmin etmiştir. Bunun yanı sıra Model 5 ve Model 19, test, gradient ve eğitim performanslarına göre son derece başarılı sonuçlar ortaya koymuş ve kriz dönemlerinin tahmininde başarılı olmuştur.

Kaynakça

- Çelik, A., & Karatepe, Y. (2007, November). Evaluating and forecasting banking crises through neural network models: An application for Turkish banking sector. *Expert Systems With Applications*, 33(4), s. 809-815. doi:10.1016/j.eswa.2006.07.005
- Eichengreen, B., Rose, A., & Wyplosz, C. (1996, July). Contagious Currency Crises. *NBER Working Paper 5681*. Ekim 1, 2023 tarihinde https://www.nber.org/system/files/working_papers/w5681/w5681.pdf adresinden alındı
- Fioramanti, M. (2006, October). Predicting sovereign debt crises using artificial. *Istituto Di Studi E Analisi Economica Working paper*. 10.10.2023 tarihinde <https://www.readcube.com/articles/10.2139/ssrn.935107> adresinden alındı
- Franck, R., & Schmied, A. (2004, April 26). Predicting Currency Crisis Contagion from East Asia to Russia and Brazil: An Artificial Neural Network Approach. 11 20, 2023 tarihinde https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=535402 adresinden alındı

- Huang, W., Lai, K. K., Nakamori, Y., Wang, S., & Yu, L. (2007). Neural Networks in Finance and Economics Forecasting. *International Journal of Information Technology & Decision Making*, 6(1), s. 13–140. doi:10.1142/S021962200700237X
- Kaminsky, G., & Reinhart, C. (1999, June). The Twin Crises: The Causes of Banking and Balance-of-Payments Problems. *NBER Working Paper 5681*. doi:10.1257/aer.89.3.473
- Kaminsky, G., Lizondo, S., & Reinhart, C. (1997, July). Leading Indicators of Currency Crises. *IMF Working Papers*(79).
- Kim, T. Y., Oh, K., Lee, H. Y., & Lee, H. (2005). Using Neural Networks to Support Early Warning System for Financial Crisis Forecasting. *Yapay Zekadaki Gelişmeler - 18. Avustralya Yapay Zeka Ortak Konferansı, Bildiriler Kitabı*, (s. 284-296).
- Kindleberger, C. P. (2007). *Cinnet, Panik ve Çöküş: Mali Krizler Tarihi*. (H. Tunalı , Çev.) İstanbul Bilgi Üniversitesi Yayınları.
- Kızılkaya, O. (2017, Mayıs 26). Para Krizlerinin Tahmininde Logit-Probit Modelleri Ve Yapay Sinir Ağları: Türkiye Örneği. *Doktora Tezi*.
- Krugman, P. (1979, August). A Model of Balance-of-Payment Crises. *Journal of Money*, 11(3), s. 311-325.
- Lin, C.-S., Khan, H., Wang , Y.-C., & Chang, R.-Y. (2006, April). A New Approach to Modeling Early Warning Systems for Currency Crises : can a machine-learning fuzzy expert system predict the currency crises effectively? *CARF Working Paper*. Ekim 15, 2023 tarihinde https://www.academia.edu/104468696/A_new_approach_to_modeling_early_warning_systems_for_currency_crises_Can_a_machine_learning_fuzzy_expert_system_predict_the_currency_crises_effectively adresinden alındı
- Nag , A., & Mitra, A. (1999). Neural Networks And Early Warning Indicators of Currency Crisis. *Reserve Bank of India Occasional Papers*, 20(2).
- Naudé, W. (2009). The financial crisis of 2008 and the developing countries (No. 2009/01). *WIDER Discussion Paper*.
- Obstfeld, M. (1994). The Logic of Currency Crises. *NBER Working Papers*(4640).
- Öztemel, E. (2006). *Yapay Sinir Ağları*. İstanbul: Papatya Yayıncılık.
- Peltonen, T. (2006, January). Are Emerging Market Currency Crises Predictable? A Test. *Ecb Working Paper Series*(571). 10 10, 2023 tarihinde <https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/scpwps/ecbwp571.pdf> adresinden alındı
- Sevim, C. (2012, Temmuz). *Öncü Göstergeler Yaklaşımına Göre Finansal Krizler Ve Türkiye Örneği*. Ankara: BDDK Aroks Dijital Doküman Merkez.
- Şengün, G. (2019). Finansal Krizler İçin Erken Uyarı Sistemi Modellemesi: Dinamik Probit Model Yaklaşımı. *Doktora Tezi*.

Yaşar Akçalı, B. (2014). Finansal Krizlerin Öncü Göstergeler Yardımıyla Tahmin Edilmesi Ve Türkiye Örneği. *Doktora Tezi*. Eylül 12, 2023 tarihinde <http://nek.istanbul.edu.tr:4444/ekos/TEZ/52395.pdf> adresinden alındı

Extensive Summary

Predictability of Financial Crises in Turkey: ANN-Based Early Warning System

Introduction

Financial crises have emerged in both developed and developing countries since the early 1990s, alongside financial liberalization and the integration of the world economy. During this period, deficiencies in financial regulations and structural issues have led to economic instability and financial crises, especially in countries like Turkey in 1994 and 2001. Financial crises are typically defined as occurring at the peak of the economy and as a consequence of the preceding expansion period. During these crises, investors tend to shift from financial assets to real assets by either fleeing from financial assets or borrowing. The crisis process consists of stages such as mania, panic, and collapse. First-generation crisis models focus on structural imbalances and inconsistencies in macroeconomic policies, while second-generation models emphasize poor economic structures and pessimistic expectations. Third-generation crisis models argue that banking and currency crises feed into each other in a vicious cycle. Early warning systems are developed to forecast these crises within a specific time frame, usually relying on macroeconomic and financial variables and possessing a static structure. In this study, an early warning system is developed using Artificial Neural Networks (ANNs) to predict financial crises in Turkey. ANNs, being more flexible and capable of handling incomplete data compared to other methodologies, aim to improve

the effectiveness of the Early Warning System. The research examines data related to 14 economic and financial indicators between 1992 and 2022 to build the model.

Method

In the study, an Early Warning System (EWS) has been developed using Multilayer Perceptrons (MLP) model from Artificial Neural Networks for forecasting financial crises in Turkey. Artificial Neural Networks (ANNs) are formed by the combination of artificial neurons inspired by the biological neural cell, the smallest unit of the human brain. In the structure of an artificial neuron, there are five basic elements: inputs, weights, summation function, activation function, and output. ANNs allow for nonlinear modeling between input and output values without prior knowledge. The Multilayer Perceptron (MLP) model, a type of ANN, consists of input, hidden, and output layers and is developed to analyze nonlinear relationships.

For the development of EWS, the Financial Pressure Index (FPI) was first defined, and crisis periods were identified. The financial pressure index (FPI), used by Eichengreen, Rose, and Wyplosz (1995), is calculated using the formula expressed below.

$$\text{FPI} = \left(\frac{e_t - \mu_e}{\sigma_e} \right) + \left(\frac{i_t - \mu_i}{\sigma_i} \right) - \left(\frac{r_t - \mu_r}{\sigma_r} \right)$$

In the equation, 'e' represents the nominal exchange rate change rate, 'i' represents the change in the interest rate differential between the United States and Turkey, and 'r' represents the change in central bank reserves. Crisis periods are expressed as follows.

if $\text{FPI}_{i,t} \geq k\sigma_{\text{FPI}} + \mu_{\text{FPI}}$ then $\text{crisis}_{i,t} = 1$ (crisis situation)

if $\text{FPI}_{i,t} < k\sigma_{\text{FPI}} + \mu_{\text{FPI}}$ then $\text{crisis}_{i,t} = 0$ (no crisis)

Crisis periods that are above the threshold value by 3 standard deviations (6.008) from the mean coincide with the crisis periods occurring in Turkey. Therefore, crisis periods are defined as $FPI_{i,t} \geq 3\sigma_{FPI} + \mu_{FPI}$.

Following the creation of the index, a model was constructed using monthly data from January 1992 to December 2022 for 14 economic and financial variables identified by scanning the literature for leading indicators of financial crises in Turkey. As indicators related to exchange rates and balance of payments, the following variables were used: import/GDP ratio, M2, export-to-import ratio, GDP ratio of export-import difference, domestic debt stock change, current account deficit change, foreign trade rate change, and short-term capital movements as a percentage of GDP. In the monetary and financial indicators group, changes in money supply, changes in total deposits, changes in the US-Turkey interest rate differential, ratio of M2 to foreign reserves, changes in the BIST 100 index, changes in the ratio of foreign currency deposits to M2 money supply, and the ratio of liabilities of deposit banks to external assets were examined. Data were obtained from the Central Bank of the Republic of Turkey (TCMB), the Turkish Statistical Institute (TÜİK), the Organisation for Economic Co-operation and Development (OECD), and the International Monetary Fund (IMF) databases.

In the created MPL models, the following backpropagation algorithms were used: the Levenberg-Marquardt algorithm 'trainlm', the Resilient Backpropagation 'trainrp', and the Scaled Conjugate Gradient 'trainscg' algorithms. In the network structure of the created models, the following activation functions were used: Logistic Sigmoid Transfer Function ('logsig'), Hyperbolic Tangent Sigmoid Transfer Function ('tansig'), Rectified Linear Unit (ReLU) Function ('poslin'), Softmax Transfer Function ('softmax'), and Linear Transfer Function ('purelin').

Results

In the case where the threshold value is expressed as 3 standard deviations above the mean (6.008), the periods of February 1994, March 1994, April 1994, and February 2001 were identified as crisis periods. Model 29, which was constructed using the Levenberg-Marquardt algorithm and has the Hyperbolic Tangent Sigmoid Transfer Function ('tansig'), Softmax Transfer Function ('softmax'), and Linear Transfer Function ('purelin') activation functions in its structure, showed very close to 100% test and training performance in the third iteration, indicating more successful results compared to other models. Model 29 consists of three hidden layers, and each hidden layer contains (6,2) neurons.

Conclusion

Early Warning Systems developed for predicting financial crises play a significant role in ensuring economic stability and determining long-term economic policies. In this study, the Multilayer Perceptron model, a method from artificial neural networks known for its high predictive power and non-linear modeling capability, was utilized in developing the financial crisis early warning system. The Financial Stress Index and threshold value were calculated to determine crisis periods. According to the index value, the crisis periods were identified as February 1994, March 1994, April 1994, and February 2001. Among the feedforward neural network models examined, Model 29, which employs the trainlm backpropagation algorithm, tansig and softmax activation functions in the hidden layers, and purelin activation function in the output layer, exhibited the best performance. Model 29 accurately predicted both crisis and non-crisis periods with 100% accuracy. Additionally, Model 5 and Model 19 demonstrated highly successful results in terms of test, gradient, and training performance, successfully predicting crisis periods.

Declaration of Conflicting Interests

The authors declared no potential conflicts of interest with respect to the research, authorship, and/or publication of this article.

Funding

The authors received no financial support for the research, authorship, and/or publication of this article.

Author Contributions

Authors contributed equally to this work.

Approval of Ethics Committee

Ethics Committee approval is not required for this article.

Ethical Standards

In all processes of the article, it was acted in accordance with the principles of research and publication ethics.