

MUHASEBE ALANINDA GÜNCEL METODOLOJİK YAKLAŞIMLAR

EDİTÖR
PROF. DR. CUMA ERCAN

Muhasebe Alanında Güncel Metodolojik Yaklaşımlar

Editör

Prof. Dr. Cuma Ercan

İmtiyaz Sahibi
Platanus Publishing®

Editör
Prof. Dr. Cuma Ercan

Kapak & Mizanpaj & Sosyal Medya
Platanus Yayın Grubu

Birinci Basım
Mart, 2026

Yayımcı Sertifika No
45813

ISBN
978-625-8513-61-5

©copyright
Bu kitabın yayım hakkı Platanus Publishing'e aittir. Kaynak gösterilmeden alıntı yapılamaz, izin alınmadan hiçbir yolla çoğaltılamaz.

Adres: Natoyolu Cad. Fahri Korutürk Mah. 157/B, 06480, Mamak,
Ankara, Türkiye.

Telefon: +90 312 390 1 118
web: www.platanuspublishing.com
e-mail: platanuskita@gmail.com



Platanus Publishing®

İÇİNDEKİLER

BÖLÜM 1.....	5
Katılım Bankalarının Çok Kriterli Karar Verme Yöntemleri ile Değerlendirilmesi	
Çağrı Köroğlu & Mükremin Gazali Yiğit	
BÖLÜM 2.....	21
Katılım Bankacılığında Entropi Temelli Çok Kriterli Değerlendirme ve Copeland Sıralaması: Türkiye-İngiltere Karşılaştırması	
İrem Doğan & Semra Öncü	
BÖLÜM 3.....	51
Nakit Oran Ölçümünde Hazır Değerlere Menkul Kıymetler eklenmeli mi?	
Ali Faruk Açıkgoz	
BÖLÜM 4.....	69
Muhasebe ve Denetimde Algoritmik Dönüşüm: Yapay Zekâ ve Makine Öğrenmesi Uygulamaları	
Gülhan Suadiye	



BÖLÜM 1

Katılım Bankalarının Çok Kriterli Karar Verme Yöntemleri ile Değerlendirilmesi ¹

Çağrı Köroğlu ² & Mükremin Gazali Yiğit³

1. GİRİŞ

Bu çalışmanın temel amacı, Türkiye’de faaliyet gösteren katılım bankalarının finansal performanslarını çok kriterli karar verme yöntemleri çerçevesinde bütüncül bir yaklaşımla değerlendirmektir. Bu doğrultuda, katılım bankacılığının İslami finans ilkeleri temelinde şekillenip yapısı dikkate alınarak, finansal performansın tek bir göstergeye indirgenemeyeceği varsayımından hareket edilmiştir. Çalışmada, bankaların finansal durumlarını farklı boyutlarıyla yansıtan kriterler belirlenmiş ve bu kriterler aracılığıyla bankalar arası karşılaştırmalı bir performans analizi yapılması amaçlanmıştır. Ayrıca, çok kriterli karar verme yöntemlerinden SD, ARAS ve MOORA yöntemlerinin katılım bankalarının performans değerlendirmesinde uygulanabilirliğinin ortaya konulması ve elde edilen bulguların literatüre ampirik katkı sağlaması da çalışmanın amaçları arasında yer almaktadır.

2. ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ

Çok kriterli karar verme, birden fazla ve çoğu zaman birbiriyle çelişen kriterin eş zamanlı olarak dikkate alındığı karar problemlerinin sistematik biçimde analiz edilmesini amaçlayan bir karar destek yaklaşımıdır. Gerçek hayattaki karar problemleri genellikle tek bir ölçüte indirgenemeyecek kadar karmaşık bir yapıya sahip olduğundan, çok kriterli karar verme yaklaşımları karar vericilere daha rasyonel ve tutarlı değerlendirmeler yapma imkânı sunmaktadır. Bu yaklaşımlar, farklı kriterlerin göreceli önemlerini dikkate alarak alternatiflerin bütüncül biçimde değerlendirilmesini sağlamaktadır (Keeney ve Raiffa, 1993: 3). Çok kriterli karar verme yöntemlerinin temel amacı, karar alternatifleri arasındaki üstünlük ilişkilerini ortaya koymak ve en uygun seçeneğin belirlenmesine yardımcı olmaktır. Bu kapsamda kriter ağırlıklarının belirlenmesi, alternatiflerin performanslarının ölçülmesi ve elde edilen sonuçların karşılaştırılması sürecin temel bileşenlerini oluşturmaktadır. Yöntemler, nicel ve nitel kriterlerin birlikte

¹ Bu çalışma 30.01.2026 tarihinde Prof. Dr. Çağrı KÖROĞLU danışmanlığında Mükremin Gazali YİĞİT tarafından hazırlanan yüksek lisans tezinden türetilmiştir.

² Prof. Dr., Aydın Adnan Menderes Üniversitesi / Nazilli İİBF / İşletme Bölümü, Orcid: 0000-0003-4073-1847

³ Yüksek Lisans, Aydın Adnan Menderes Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Orcid: 0009-0009-4991-937X

değerlendirilmesine olanak tanıyarak karar sürecinde belirsizliğin azaltılmasına katkı sağlamaktadır. Bu yönüyle çok kriterli karar verme, karmaşık problemlerde karar kalitesini artıran analitik bir çerçeve sunmaktadır (Belton ve Stewart, 2012: 5).

Literatürde çok kriterli karar verme yaklaşımlarının; işletme yönetimi, finans, mühendislik, enerji, tedarik zinciri yönetimi ve kamu politikaları gibi birçok alanda yaygın biçimde kullanıldığı görülmektedir. Farklı problem türlerine uyarlanabilen bu yöntemler, karar vericilerin tercih yapılarını modele dâhil edebilmesi açısından esnek bir yapı sunmaktadır. Bu sayede çok kriterli karar verme, yalnızca teknik bir analiz aracı olmanın ötesinde, karar sürecini destekleyen bütüncül bir yöntemler bütünü olarak değerlendirilmektedir (Triantaphyllou, 2000: 15).

2.1. Standart Deviation Yöntemi

Standart Deviation (SD) yöntemi olarak adlandırılan bu yaklaşımda, kriterlerin ağırlıkları standart sapma değerleri esas alınarak belirlenmektedir. Yöntem, yalnızca kriterlerin sahip olduğu değişkenlik ve kontrast düzeyine odaklanmaktadır (Diakoulaki vd., 1995: 764). Alternatiflere ait kriter değerlerinin birbirine yakın olması durumunda, söz konusu kriterlerin ayırt edicilik gücü azalmakta ve bu nedenle düşük ağırlıklar atanmaktadır. Literatürde SD yöntemi, farklı karar problemlerinde kriter ağırlıklarının belirlenmesi amacıyla yaygın biçimde uygulanmıştır. Bu kapsamda yöntem; malzeme seçimi, yer seçimi, enerji alternatiflerinin değerlendirilmesi, şirketler arası karşılaştırmalar ve endüstriyel ekonomi çerçevesinde ekonomik fayda analizleri gibi çeşitli alanlarda kullanılmıştır (Şahin, 2022: 77; Anbarcı ve Sönmez, 2024: 95).

Öncelikle Eşitlik (1)'de verilen karar matrisi oluşturulur.

$$D = \begin{bmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1j} & \cdots & x_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{i1} & \cdots & x_{ij} & \cdots & x_{in} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{m1} & \cdots & x_{mj} & \cdots & x_{mn} \end{bmatrix} \quad i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

Aşağıda verilen eşitlikler kullanılarak karar matrisi normalize edilir. Fayda özellik gösteren kriterler için Eşitlik (2), maliyet özellik gösteren kriterler için ise Eşitlik (3) kullanılmaktadır.

$$x_{ij}^* = \frac{x_{ij} - \min(x_{ij})}{\max(x_{ij}) - \min(x_{ij})}; \quad i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

$$x_{ij}^* = \frac{\max(x_{ij}) - x_{ij}}{\max(x_{ij}) - \min(x_{ij})}; \quad i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

Kriterlerin her birinin standart sapması Eşitlik (4) ile hesaplanmıştır.

$$\sigma_j = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^m (x_{ij} - \bar{x}_j)^2}{m}}, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

Her bir kriter için ağırlıklar Eşitlik (5) ile hesaplanır.

$$w_j = \frac{\sigma_j}{\sum_{j=1}^n \sigma_j}, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (5)$$

2.2. ARAS Yöntemi

Additive Ratio Assessment (ARAS) yöntemi, Zavadskas ve Turskis tarafından çok kriterli karar verme problemlerinin çözümüne yönelik yeni bir yaklaşım olarak literatüre kazandırılmıştır (Zavadskas ve Turskis, 2010). Bu yöntem, karar alternatiflerini birden fazla kriter çerçevesinde hesaplanan fayda fonksiyonu değerlerine göre değerlendiren ve sıralayan çok kriterli karar verme tekniklerinden biridir. Yöntem kapsamında elde edilen fayda fonksiyonu değeri, her bir karar alternatifinin diğer alternatiflere kıyasla göreceli etkinliğini göstermektedir. Karar alternatiflerine ait fayda fonksiyonu değerlerinin oranları ise optimum karar seçeneğinin ideal alternatifle olan oransal benzerliğini ortaya koymaktadır. ARAS yöntemi kullanılarak problemlerin çözümünde izlenen temel işlem adımları aşağıda özetlenmektedir (Zavadskas ve Turskis, 2010: 163-165; Özbek, 2019: 69).

Karar alternatifleri Eşitlik (6) ile formüle edilir. m karar alternatiflerinin sayısını gösterirken, n kriterlerin sayısını göstermektedir.

$$A = a_1, a_2, a_3, \dots, a_m \quad (6)$$

Kriterler, Eşitlik (7) ile gösterilir.

$$K = k_1, k_2, k_3, \dots, k_n \quad (7)$$

Optimum kriter değerleri, Eşitlik (8) ile formüle edilir.

$$X_0 = x_1, x_2, x_3, \dots, x_n \quad (8)$$

İlk olarak Eşitlik (9)'daki gibi karar matrisi oluşturulur. Daha sonra optimum değerler, karar verici tarafından belirlendiği gibi Eşitlik (10a) ve (10b) kullanılarak da belirlenebilir (Zavadskas ve Turskis, 2010: 163).

$$X = \begin{bmatrix} x_{01} & x_{02} & \dots & x_{0n} \\ x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{m1} & x_{m2} & \dots & x_{mn} \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$x_{0j} = \max_i x_{ij}, \quad \text{fayda (maksimizasyon) durumu} \quad (10a)$$

$$x_{0j} = \min_i x_{ij}, \quad \text{maliyet (minimizasyon) durumu} \quad (10b)$$

Genellikle kriterlerin boyutları farklı olmaktadır. Bu nedenle kriterlerin boyutsuz ağırlık değerlerinin alınması gerekir. Normalize işlemi ile farklı boyutlarda olan kriterler $[0,1]$ ya da $[0, \infty]$ aralığında değerler alarak standart hale getirilir. Normalize sürecinde kriterler fayda yönlü ise normalize işlemi Eşitlik (11) ile yapılır.

$$\bar{x}_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sum_{i=0}^m x_{ij}} \quad (11)$$

Kriterlerin maliyet yönlü olma durumuna göre iki aşamalı olarak Eşitlik (12) kullanılarak karar matrisi standart hale getirilir.

$$x_{ij} = \frac{1}{x_{ij}^*}; \quad \bar{x}_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sum_{i=0}^m x_{ij}} \quad (12)$$

Sonuçta Eşitlik (13) ile gösterilen normalize edilmiş matris oluşturulur.

$$\bar{X} = \begin{bmatrix} \bar{x}_{01} & \bar{x}_{02} & \dots & \bar{x}_{0n} \\ \bar{x}_{11} & \bar{x}_{12} & \dots & \bar{x}_{1n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \bar{x}_{m1} & \bar{x}_{m2} & \dots & \bar{x}_{mn} \end{bmatrix} \quad i = 0,1,2, \dots, m \quad \text{ve } j = 1,2,3, \dots, n \quad (13)$$

Bu aşamada normalize edilmiş ağırlıklı matris $\hat{X}$, ağırlıklandırılır. Normalize edilmiş karar matrisi elemanları, Eşitlik (14) kullanılarak ilgili kriterlerin ağırlığı ile çarpılarak Eşitlik (16)'daki gibi ağırlıklandırılmış matrise dönüştürülür. Kriter ağırlıkları $0 < w_i < 1$ aralığında bulunur. Kriter ağırlıkları toplamı Eşitlik (15)'deki gibi 1 olur.

$$\sum_{j=1}^n w_j = 1 \quad (14)$$

$$\hat{x}_{ij} = \bar{x}_{ij} w_j; \quad i = 0, \dots, m; \quad j = 1, \dots, n \quad (15)$$

$$\bar{X} = \begin{bmatrix} \hat{x}_{01} & \hat{x}_{02} & \dots & \hat{x}_{0n} \\ \hat{x}_{11} & \hat{x}_{12} & \dots & \hat{x}_{1n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \hat{x}_{m1} & \hat{x}_{m2} & \dots & \hat{x}_{mn} \end{bmatrix} \quad i = 0,1,2, \dots, m \quad ve \quad j = 1,2,3, \dots, n \quad (16)$$

Ağırlıklandırılmış matriste Eşitlik (17) kullanılarak her alternatif için optimumluk fonksiyon değeri hesaplanır.

$$S_i = \sum_{j=1}^n \hat{x}_{ij}; \quad i = 0, \dots, m; \quad j = 1, \dots, n \quad (17)$$

Fayda derecesi K_i , bir karar alternatifinin optimumluk fonksiyon değeri S_i ile en iyi karar alternatifinin optimumluk fonksiyon değerine S_0 oranlanması ile bulunur. Bu durum Eşitlik (18) ile formüle edilmiştir.

$$K_i = \frac{S_i}{S_0}; \quad i = 0, \dots, m \quad (18)$$

2.3. MOORA Yöntemi

Brauers ve Zavadskas tarafından 2006 yılında geliştirilen Multi-Objective Optimization on the basis of Ratio Analysis (MOORA) yöntemi, oran analizine dayalı çok amaçlı optimizasyon yaklaşımı çerçevesinde ele alınan ve son yıllarda yaygın biçimde kullanılan çok kriterli karar verme tekniklerinden biridir. Yöntem, farklı ve ihtiyatlı durumların sistematik olarak sınıflandırılmasına dayanmaktadır (Brauers ve Zavadskas, 2006: 445). Karmaşık karar problemlerinde en uygun seçeneklerin belirlenmesine olanak tanıyan MOORA yaklaşımı, tüm karar alternatifleri için ölçülebilir sonuçlar üretmekte ve bu sonuçlar aracılığıyla ideal alternatife ulaşmayı kolaylaştırmaktadır. Bu yönüyle yöntem, alternatiflerin sıralanması ve seçilmesinde etkili ve verimli bir karar destek aracı olarak değerlendirilmektedir (Mandal ve Sarkar, 2012: 302; Özbek, 2019: 195). MOORA yöntemi, işlem mantığı açısından ağırlıklı çarpım yöntemi ile TOPSIS yöntemi arasında konumlanmakta ve bu nedenle farklı alanlarda yaygın bir kullanım alanı bulmaktadır (Stanujkic vd., 2012: 143).

Karar alternatifleri Eşitlik (19) ile formüle edilir, m karar alternatiflerinin adedini belirtirken, n kriter adedini belirtmektedir.

$$A = a_1, a_2, a_3, \dots, a_m \quad (19)$$

Kriterler Eşitlik (20) ile formüle edilir.

$$K = k_1, k_2, k_3, \dots, k_n \quad (20)$$

Burada x_{ij} , i . alternatifin j . kritere ait performans değerini göstermektedir. m karar alternatiflerinin, n de kriterlerin adedin göstermektedir.

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{m1} & x_{m2} & \cdots & x_{mn} \end{bmatrix} \quad (21)$$

Matrisin normalize edilmesi kriterlerin maks ya da min yönlü olup olmadığına bakmadan Eşitlik (22) ile gösterilmektedir.

$$x_{ij}^* = \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m x_{ij}^2}} \quad (22)$$

Normalize edilmiş maks yönlü performans değerleri toplamından min yönlü performans değerleri toplamı çıkarılır. Bu durum Eşitlik (23) kullanılarak yapılır.

$$y_i^* = \sum_{j=1}^g x_{ij}^* - \sum_{j=g+1}^n x_{ij}^* \quad (23)$$

3. KATILIM BANKALARININ ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRİLMESİ

Bu çalışmasının uygulama aşamasında kullanılacak olan katılım bankaları Tablo 1’de gösterilmiştir.

Tablo 1. Teze Konu Olan Katılım Bankaları

Albaraka Türk Katılım
Hayat Finans Katılım
Kuveyt Türk Katılım
TOM Katılım
Türkiye Emlak Katılım
Türkiye Finans Katılım
Vakıf Katılım
Ziraat Katılım

Teze konu olan bankaların 2024 yıllarına ait verilerinden hareketle SD yöntemi ile ağırlıklandırılma işlemi yapılmıştır. Elde edilen ağırlıklar ARAS ve MOORA yöntemi ile değerlendirilmiştir. Çalışmada kriterleri oluşturan oran grupları ve oranlar Tablo 2’de verilmiştir.

Tablo 2. Oran Grupları ve Oranlar

Sermaye Yeterliliği	Sermaye Yeterlilik Oranı
	Özkaynaklar/Toplam Varlıklar
Bilanço Yapısı	TP Varlıklar/Toplam Varlıklar
	TP Yükümlülükler/Toplam Yükümlülükler
	Alınan Krediler/Toplam Varlıklar
Aktif Kalitesi	Finansal Varlıklar/Toplam Varlıklar
	Duran Varlıklar/Toplam Varlıklar
Kârlılık	Aktif Karlılığı
	Öz Sermaye Kârlılığı

Teze konu olan katılım bankalarının Tablo 2’de yer alan oranları, bankaların finansal tablolarından hareketle hesaplaması yapılmıştır. Uygulama bölümünde 2024 yılının sonuçları gösterilmiştir.

Tablo 3. Katılım Bankalarının 2024 Yılına Ait Finansal Performans Oranları

	Sermaye Yeterliliği		Bilanço Yapısı			Aktif Kalitesi		Kârlılık	
	Sermaye Yeterlilik Oranı	Özkaynaklar/Toplam Varlıklar	TP Varlıklar/Toplam Varlıklar	TP Yükümlülükler/Toplam Yükümlülükler	Alınan Krediler/Toplam Varlıklar	Finansal Varlıklar/Toplam Varlıklar	Duran Varlıklar/Toplam Varlıklar	Aktif Karlılığı	Öz Sermaye Kârlılığı
Albaraka Türk Katılım	0,1715	0,0593	0,5331	0,5235	0,1618	0,3981	0,0363	0,0139	0,2339
Hayat Finans Katılım	0,3190	0,2118	0,7063	0,7821	0,0000	0,3076	0,0460	0,0351	0,1659
Kuveyt Türk Katılım	0,2446	0,0965	0,4777	0,4843	0,1431	0,4042	0,0145	0,0407	0,4214
TOM Katılım	0,4866	0,3583	0,8356	0,9900	0,0000	0,4926	0,0984	-0,1012	-0,2825
Türkiye Emlak Katılım	0,2333	0,0457	0,4916	0,4987	0,0797	0,3877	0,0085	0,0382	0,4785
Türkiye Finans Katılım	0,2109	0,0882	0,5978	0,6118	0,0894	0,2958	0,0328	0,0134	0,1522
Vakıf Katılım	0,1973	0,0885	0,5861	0,5595	0,0793	0,3464	0,0124	0,0205	0,2318
Ziraat Katılım	0,2023	0,0434	0,5821	0,5772	0,1509	0,1844	0,0064	0,0067	0,1543

Tablo 3’teki veriler, tezde kullanılacak olan çok kriterli karar verme yöntemlerinin karar matrislerini oluşturmaktadır. Hayat Finans Katılım ve TOM Katılım bankalarının verileri 2024 ve 2023 yıllarında vardır ve bu yıllarda değerlendirilmesi yapılmıştır. Bu bankaların 2022, 2021 ve 2020 yıllarında verileri olmadığı için bu yıllarda değerlendirilmeleri yapılmamıştır.

3.1. Standart Deviation Yöntemi ile Ağırlıklandırma

Bu teze konu olan katılım bankalarının 2024 yılına ait finansal performans değerleri SD yöntemi ile ağırlıklandırılmıştır. SD yönteminin ilk işlem adımı olan karar matrisi Tablo 4’te verilmiştir.

Tablo 4. 2024 Yılı SD Yöntemi Karar Matrisi

	Sermaye Yeterlilik Oranı	Özkaynaklar/Toplam Varlıklar	TP Varlıklar/Toplam Varlıklar	TP Yükümlülükler/Toplam Yükümlülükler	Alınan Krediler/Toplam Varlıklar	Finansal Varlıklar/Toplam Varlıklar	Duran Varlıklar/Toplam Varlıklar	Aktif Karlılığı	Öz Sermaye Karlılığı
	max	max	max	max	max	max	max	max	max
Albaraka Türk Katılım	0,1715	0,0593	0,5331	0,5235	0,1618	0,3981	0,0363	0,0139	0,2339
Hayat Finans Katılım	0,3190	0,2118	0,7063	0,7821	0,0000	0,3076	0,0460	0,0351	0,1659
Kuveyt Türk Katılım	0,2446	0,0965	0,4777	0,4843	0,1431	0,4042	0,0145	0,0407	0,4214
TOM Katılım	0,4866	0,3583	0,8356	0,9900	0,0000	0,4926	0,0984	-0,1012	-0,2825
Türkiye Emlak Katılım	0,2333	0,0457	0,4916	0,4987	0,0797	0,3877	0,0085	0,0382	0,4785
Türkiye Finans Katılım	0,2109	0,0882	0,5978	0,6118	0,0894	0,2958	0,0328	0,0134	0,1522
Vakıf Katılım	0,1973	0,0885	0,5861	0,5595	0,0793	0,3464	0,0124	0,0205	0,2318
Ziraat Katılım	0,2023	0,0434	0,5821	0,5772	0,1509	0,1844	0,0064	0,0067	0,1543
max	0,4866	0,3583	0,8356	0,9900	0,1618	0,4926	0,0984	0,0407	0,4785
min	0,1715	0,0434	0,4777	0,4843	0,0000	0,1844	0,0064	-0,1012	-0,2825

Karar matrisinin hesaplanmasının ardından SD yöntemine göre normalize edilmiş karar matrisi elde edilmiştir. Normalize karar matrisi verileri esas alınarak standart sapma değerleri, toplam değerler ve ağırlık katsayıları hesaplanmıştır. Elde edilen sonuçlar Tablo 5'te sunulmuştur.

Tablo 5. 2024 Yılı SD Yöntemi Normalize Karar Matrisi ve Ağırlıklar

	Sermaye Yeterlilik Oranı	Özkaynaklar/Toplam Varlıklar	TP Varlıklar/Toplam Varlıklar	TP Yükümlülükler/Toplam Yükümlülükler	Alınan Krediler/Toplam Varlıklar	Finansal Varlıklar/Toplam Varlıklar	Duran Varlıklar/Toplam Varlıklar	Aktif Karlılığı	Öz Sermaye Karlılığı
Albaraka Türk Katılım	0,0000	0,0506	0,1548	0,0776	1,0000	0,6934	0,3253	0,8112	0,6786
Hayat Finans Katılım	0,4681	0,5347	0,6388	0,5888	0,0000	0,3997	0,4306	0,9610	0,5892
Kuveyt Türk Katılım	0,2320	0,1686	0,0000	0,0000	0,8845	0,7133	0,0877	1,0000	0,9251
TOM Katılım	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	0,0000	1,0000	1,0000	0,0000	0,0000
Türkiye Emlak Katılım	0,1961	0,0074	0,0390	0,0285	0,4926	0,6597	0,0222	0,9826	1,0000
Türkiye Finans Katılım	0,1250	0,1422	0,3358	0,2521	0,5526	0,3616	0,2868	0,8080	0,5712
Vakıf Katılım	0,0819	0,1431	0,3030	0,1486	0,4900	0,5256	0,0655	0,8580	0,6759
Ziraat Katılım	0,0977	0,0000	0,2917	0,1836	0,9328	0,0000	0,0000	0,7606	0,5741
Standart Sapma	0,3247	0,3452	0,3314	0,3430	0,3914	0,2982	0,3319	0,3248	0,3008
SUM	2,9914								
Wj	0,1085	0,1154	0,1108	0,1147	0,1309	0,0997	0,1109	0,1086	0,1006

Tablo 3.5'ten elde edilen ağırlıklar, değerlendirme için kullanılacak çok kriterli karar verme yöntemleri olan ARAS ve MOORA yöntemlerinde kullanılacaktır.

3.2. ARAS Yöntemi ile Değerlendirme

Tezin bu bölümünde ARAS yöntemi ile değerlendirme yapılmıştır. Tablo 3’te yer alan ve çok kriterleri karar verme yöntemlerinin karar matrislerini gösteren katılım bankalarına ait finansal performans oranları ARAS yöntemi için Tablo 6’da SD yönteminden elde edilen ağırlıklar ile birlikte verilmiştir.

Tablo 6. 2024 Yılı ARAS Yöntemi Karar Matrisi

W _j	0,1085	0,1154	0,1108	0,1147	0,1309	0,0997	0,1109	0,1086	0,1006
	Sermaye Yeterlilik Oranı	Özkaynaklar/Toplam Varlıklar	TP Varlıklar/Toplam Varlıklar	TP Yükümlülükler/Toplam Yükümlülükler	Alınan Krediler/Toplam Varlıklar	Finansal Varlıklar/Toplam Varlıklar	Duran Varlıklar/Toplam Varlıklar	Aktif Karlılığı	Öz Sermaye Karlılığı
Optimum	0,4866	0,3583	0,8356	0,9900	0,1618	0,4926	0,0984	0,0407	0,4785
Albaraka Türk Katılım	0,1715	0,0593	0,5331	0,5235	0,1618	0,3981	0,0363	0,0139	0,2339
Hayat Finans Katılım	0,3190	0,2118	0,7063	0,7821	0,0000	0,3076	0,0460	0,0351	0,1659
Kuveyt Türk Katılım	0,2446	0,0965	0,4777	0,4843	0,1431	0,4042	0,0145	0,0407	0,4214
TOM Katılım	0,4866	0,3583	0,8356	0,9900	0,0000	0,4926	0,0984	-0,1012	-0,2825
Türkiye Emlak Katılım	0,2333	0,0457	0,4916	0,4987	0,0797	0,3877	0,0085	0,0382	0,4785
Türkiye Finans Katılım	0,2109	0,0882	0,5978	0,6118	0,0894	0,2958	0,0328	0,0134	0,1522
Vakıf Katılım	0,1973	0,0885	0,5861	0,5595	0,0793	0,3464	0,0124	0,0205	0,2318
Ziraat Katılım	0,2023	0,0434	0,5821	0,5772	0,1509	0,1844	0,0064	0,0067	0,1543

Tablo 6’da yer alan katılım bankalarına ait finansal performans oranlarından hareketle ARAS yöntemi için değerlendirme işlemi yapılacaktır. Öncelikle Eşitlik (8) ve çalışmadaki kriterleri oluşturan oranlar max yönlü olduğu için Eşitlik (10a) yardımı ile optimum değerler hesaplanmıştır. Daha sonra normalize karar matrisi oluşturulmuştur. Normalize karar matrisi Tablo 7’de verilmiştir.

Tablo 7. 2024 Yılı ARAS Yöntemi Normalize Karar Matrisi

	Sermaye Yeterlilik Oranı	Özkaynaklar/Toplam Varlıklar	TP Varlıklar/Toplam Varlıklar	TP Yükümlülükler/Toplam Yükümlülükler	Alınan Krediler/Toplam Varlıklar	Finansal Varlıklar/Toplam Varlıklar	Duran Varlıklar/Toplam Varlıklar	Aktif Karlılığı	Öz Sermaye Karlılığı
Optimum	0,1907	0,2654	0,1480	0,1645	0,1868	0,1488	0,2781	0,3767	0,2352
Albaraka Türk Katılım	0,0672	0,0440	0,0944	0,0870	0,1868	0,1203	0,1027	0,1286	0,1150
Hayat Finans Katılım	0,1250	0,1569	0,1251	0,1300	0,0000	0,0929	0,1301	0,3255	0,0816
Kuveyt Türk Katılım	0,0958	0,0715	0,0846	0,0805	0,1652	0,1221	0,0409	0,3767	0,2072
TOM Katılım	0,1907	0,2654	0,1480	0,1645	0,0000	0,1488	0,2781	-0,9378	-0,1389
Türkiye Emlak Katılım	0,0914	0,0339	0,0871	0,0829	0,0920	0,1172	0,0239	0,3539	0,2352
Türkiye Finans Katılım	0,0826	0,0653	0,1059	0,1017	0,1032	0,0894	0,0927	0,1243	0,0748
Vakıf Katılım	0,0773	0,0655	0,1038	0,0930	0,0915	0,1047	0,0352	0,1900	0,1140
Ziraat Katılım	0,0793	0,0322	0,1031	0,0959	0,1743	0,0557	0,0181	0,0621	0,0759

Tablo 7’deki normalize karar matrisi oluşturulurken Eşitlik (11) kullanılmıştır. Oran bazında optimum değerle sütunda yer alan değerlerin toplamına bölünmüştür. Sonrasında Tablo 8’de bulunan ağırlıklandırılmış matris oluşturulmuştur.

Tablo 8. 2024 Yılı ARAS Yöntemi Ağırlıklandırılmış Matris

	Sermaye Yeterlilik Oranı	Özkaynaklar/Toplam Varlıklar	TP Varlıklar/Toplam Varlıklar	TP Yükümlülükler/Toplam Yükümlülükler	Alınan Krediler/Toplam Varlıklar	Finansal Varlıklar/Toplam Varlıklar	Duran Varlıklar/Toplam Varlıklar	Aktif Karlılığı	Öz Sermaye Karlılığı
Optimum	0,0207	0,0306	0,0164	0,0189	0,0244	0,0148	0,0309	0,0409	0,0237
Albaraka Türk Katılım	0,0073	0,0051	0,0105	0,0100	0,0244	0,0120	0,0114	0,0140	0,0116
Hayat Finans Katılım	0,0136	0,0181	0,0139	0,0149	0,0000	0,0093	0,0144	0,0353	0,0082
Kuveyt Türk Katılım	0,0104	0,0082	0,0094	0,0092	0,0216	0,0122	0,0045	0,0409	0,0208
TOM Katılım	0,0207	0,0306	0,0164	0,0189	0,0000	0,0148	0,0309	-0,1018	-0,0140
Türkiye Emlak Katılım	0,0099	0,0039	0,0096	0,0095	0,0120	0,0117	0,0027	0,0384	0,0237
Türkiye Finans Katılım	0,0090	0,0075	0,0117	0,0117	0,0135	0,0089	0,0103	0,0135	0,0075
Vakıf Katılım	0,0084	0,0076	0,0115	0,0107	0,0120	0,0104	0,0039	0,0206	0,0115
Ziraat Katılım	0,0086	0,0037	0,0114	0,0110	0,0228	0,0056	0,0020	0,0067	0,0076

Tablo 8 hesaplanırken Tablo 6’da bulunan ağırlıklar ile Tablo 7’de bulunan veriler çarpılmıştır. ARAS yöntemi uygulaması sonucu elde edilen sıralamalar Tablo 9’da verilmiştir.

Tablo 9. 2024 Yılı ARAS Yöntemi Si ve Ki Değerleri ve Sıralamalar

	Si	Ki	Sıralama
Optimum	0,2213	1,0000	
Albaraka Türk Katılım	0,1062	0,4798	4
Hayat Finans Katılım	0,1277	0,5769	2
Kuveyt Türk Katılım	0,1373	0,6206	1
TOM Katılım	0,0165	0,0745	8
Türkiye Emlak Katılım	0,1214	0,5488	3
Türkiye Finans Katılım	0,0936	0,4231	6
Vakıf Katılım	0,0965	0,4362	5
Ziraat Katılım	0,0795	0,3592	7

Tablo 9’da yer alan sıralamalar ARAS yöntemine göre değerlendirildiğinde, Kuveyt Türk Katılım bankasının en iyi finansal performansı sergilediği görülmektedir. Kuveyt Türk Katılım bankasını Hayat Finans Katılım bankası ikinci sırada, Türkiye Emlak Katılım bankası ise üçüncü sırada takip etmektedir. Albaraka Türk Katılım bankası dördüncü sırada yer alırken, Vakıf Katılım bankası beşinci ve Türkiye Finans Katılım bankası altıncı sırada konumlanmıştır. Ziraat Katılım bankası yedinci sırada bulunurken, en düşük finansal performansı TOM Katılım bankasının gösterdiği tespit edilmiştir. Çalışmaya konu olan ve hesaplaması yapılan diğer yıllar sonuç kısmında yorumlanmıştır.

3.3. MOORA Yöntemi ile Değerlendirme

Tezin bu bölümünde MOORA yöntemi ile değerlendirme yapılmıştır. Tablo 3’te yer alan ve çok kriterleri karar verme yöntemlerinin karar matrislerini gösteren katılım bankalarına ait finansal performans oranları MOORA yöntemi için Tablo 10’da SD yönteminden elde edilen ağırlıklar ile birlikte gösterilmiştir.

Tablo 10. 2024 Yılı MOORA Yöntemi Karar Matrisi

Wj	0,1085	0,1154	0,1108	0,1147	0,1309	0,0997	0,1109	0,1086	0,1006
	Sermaye Yeterlilik Oranı	Özkaynaklar/Toplam Varlıklar	TP Varlıklar/Toplam Varlıklar	TP Yükümlülükler/Toplam Yükümlülükler	Alınan Krediler/Toplam Varlıklar	Finansal Varlıklar/Toplam Varlıklar	Duran Varlıklar/Toplam Varlıklar	Aktif Karlılığı	Öz Sermaye Karlılığı
Albaraka Türk Katılım	0,1715	0,0593	0,5331	0,5235	0,1618	0,3981	0,0363	0,0139	0,2339
Hayat Finans Katılım	0,3190	0,2118	0,7063	0,7821	0,0000	0,3076	0,0460	0,0351	0,1659
Kuveyt Türk Katılım	0,2446	0,0965	0,4777	0,4843	0,1431	0,4042	0,0145	0,0407	0,4214
TOM Katılım	0,4866	0,3583	0,8356	0,9900	0,0000	0,4926	0,0984	-0,1012	-0,2825
Türkiye Emlak Katılım	0,2333	0,0457	0,4916	0,4987	0,0797	0,3877	0,0085	0,0382	0,4785
Türkiye Finans Katılım	0,2109	0,0882	0,5978	0,6118	0,0894	0,2958	0,0328	0,0134	0,1522
Vakıf Katılım	0,1973	0,0885	0,5861	0,5595	0,0793	0,3464	0,0124	0,0205	0,2318
Ziraat Katılım	0,2023	0,0434	0,5821	0,5772	0,1509	0,1844	0,0064	0,0067	0,1543
Karesi	0,6065	0,2057	2,9909	3,3696	0,0900	1,0509	0,0147	0,0154	0,6693
Karekökü	0,7788	0,4535	1,7294	1,8356	0,3001	1,0251	0,1212	0,1242	0,8181

Tablo 10’da MOORA yöntemine ait karar matrisi verilmiştir. Tablo’da sütun bazında kareler alınmıştır ve karekökler hesaplanmıştır. Tablo 11’de MOORA yöntemine ilişkin normalize edilmiş matris verilmiştir.

Tablo 11. 2024 Yılı MOORA Yöntemi Normalize Edilmiş Matris

	Sermaye Yeterlilik Oranı	Özkaynaklar/Toplam Varlıklar	TP Varlıklar/Toplam Varlıklar	TP Yükümlülükler/Toplam Yükümlülükler	Alınan Krediler/Toplam Varlıklar	Finansal Varlıklar/Toplam Varlıklar	Duran Varlıklar/Toplam Varlıklar	Aktif Karlılığı	Öz Sermaye Karlılığı
Albaraka Türk Katılım	0,2202	0,1308	0,3082	0,2852	0,5391	0,3883	0,3000	0,1117	0,2859
Hayat Finans Katılım	0,4096	0,4670	0,4084	0,4260	0,0000	0,3000	0,3800	0,2828	0,2028
Kuveyt Türk Katılım	0,3141	0,2128	0,2762	0,2638	0,4768	0,3943	0,1196	0,3273	0,5151
TOM Katılım	0,6248	0,7901	0,4832	0,5393	0,0000	0,4805	0,8123	-0,8149	-0,3453
Türkiye Emlak Katılım	0,2996	0,1008	0,2843	0,2717	0,2656	0,3782	0,0699	0,3075	0,5848
Türkiye Finans Katılım	0,2708	0,1945	0,3457	0,3333	0,2979	0,2886	0,2708	0,1080	0,1860
Vakıf Katılım	0,2533	0,1951	0,3389	0,3048	0,2642	0,3379	0,1027	0,1651	0,2834
Ziraat Katılım	0,2598	0,0957	0,3366	0,3144	0,5029	0,1799	0,0530	0,0539	0,1887

Tablo 11’deki veriler Eşitlik (20) yardımıyla elde edilmiştir. Tablo 10’daki hücre bazındaki veriler kriter bazındaki karekök değerlerine bölünmüştür. MOORA yöntemi uygulaması sonucu elde edilen sıralamalar Tablo 12’de verilmiştir.

Tablo 12. 2024 Yılı MOORA Yöntemine Göre Seçeneklerin Sıralanması

	y^*i	Sıralama
Albaraka Türk Katılım	2,569536087	4
Hayat Finans Katılım	2,876629954	2
Kuveyt Türk Katılım	2,900035078	1
TOM Katılım	2,569995909	3
Türkiye Emlak Katılım	2,562344159	5
Türkiye Finans Katılım	2,295549706	6
Vakıf Katılım	2,245401967	7
Ziraat Katılım	1,984814619	8

Tablo 12’de yer alan sıralamalar MOORA yöntemine göre değerlendirildiğinde, Kuveyt Türk Katılım bankasının en iyi finansal performansı sergilediği görülmektedir. Kuveyt Türk Katılım bankasını Hayat Finans Katılım bankası ikinci sırada, TOM Katılım bankası ise üçüncü sırada takip etmektedir. Albaraka Türk Katılım bankası dördüncü sırada yer alırken, Türkiye Emlak Katılım bankası beşinci sırada konumlanmıştır. Türkiye Finans Katılım bankası altıncı sırada, Vakıf Katılım bankası yedinci sırada ve Ziraat Katılım bankası sekizinci sırada bulunmaktadır. Bu sonuçlara göre, incelenen dönem itibarıyla en düşük finansal performansın Ziraat Katılım bankası tarafından sergilendiği tespit edilmiştir. Çalışmaya konu olan ve hesaplaması yapılan diğer yıllar sonuç kısmında yorumlanmıştır.

4. SONUÇ

Bu çalışmada, Türkiye’de faaliyet gösteren katılım bankalarının finansal performansları çok kriterli karar verme yaklaşımı kapsamında incelenmiştir. Çalışmada, finansal performansın çok boyutlu yapısı dikkate alınarak kriter ağırlıklarının belirlenmesinde SD yöntemi kullanılmış, performans değerlendirmesi ise ARAS ve MOORA yöntemleri aracılığıyla gerçekleştirilmiştir. Bu yönüyle tez, farklı çok kriterli karar verme tekniklerini birlikte ele alarak karşılaştırmalı ve bütüncül bir analiz sunmaktadır.

Uygulama bölümünde, öncelikle literatür doğrultusunda katılım bankalarının finansal performansını temsil eden kriterler belirlenmiştir. Belirlenen kriterlerin görece önem düzeylerinin nesnel biçimde hesaplanabilmesi amacıyla SD yöntemi kullanılmıştır. Bu yöntem sayesinde, kriterler arasındaki bilgi yayılımı dikkate alınarak ağırlıklar hesaplanmış ve sübjektif değerlendirmelerden kaynaklanabilecek sapmaların önüne geçilmiştir. Kriter ağırlıklarının

belirlenmesinin ardından, katılım bankalarının finansal performanslarının değerlendirilmesinde ARAS yöntemi uygulanmıştır. ARAS yöntemi, her bir bankanın optimum çözüme olan göreceli fayda düzeyini esas alarak performans sıralamalarının elde edilmesine imkân tanımıştır. Bu sayede, bankaların genel performans düzeyleri sistematik ve karşılaştırılabilir bir biçimde ortaya konulmuştur. Çalışmada ayrıca, elde edilen sonuçların sağlamlığını artırmak ve yöntemsel karşılaştırma yapılabilmesi amacıyla MOORA yöntemi kullanılmıştır. MOORA yöntemi ile elde edilen sıralamalar, ARAS yöntemi sonuçları ile karşılaştırılarak değerlendirilmiştir. Bu yaklaşım, farklı çok kriterli karar verme tekniklerinin aynı veri seti üzerindeki sonuçlarının tutarlılığını analiz etmeye olanak sağlamıştır. ARAS ve MOORA yöntemleri ile elde edilen bulgular, katılım bankaları arasında finansal performans açısından anlamlı farklılıklar bulunduğunu göstermektedir. Bazı bankaların her iki yöntemde de üst sıralarda yer alması, bu bankaların finansal açıdan istikrarlı ve güçlü bir yapıya sahip olduğunu ortaya koymaktadır. Buna karşılık, alt sıralarda yer alan bankaların belirli finansal kriterlerde görece zayıf performans sergilediği tespit edilmiştir.

Çalışma sonuçları, çok kriterli karar verme yöntemlerinin katılım bankalarının finansal performanslarının değerlendirilmesinde etkili ve uygulanabilir araçlar olduğunu ortaya koymaktadır. SD yöntemi ile nesnel ağırlıklandırma yapılması, ARAS ve MOORA yöntemleri ile performans sıralamalarının elde edilmesi, analiz sürecinin güvenilirliğini artırmıştır. Bu yönüyle çalışma, katılım bankacılığı literatürüne hem yöntemsel hem de ampirik katkı sunmaktadır. Katılım bankalarının finansal performanslarını geliştirebilmeleri için ağırlığı yüksek çıkan kriterler doğrultusunda stratejik iyileştirmeler yapmaları önerilmektedir. Gelecek çalışmalarda, farklı ağırlıklandırma yöntemlerinin kullanılması, ARAS ve MOORA yöntemlerine ek olarak başka çok kriterli karar verme tekniklerinin uygulanması ve daha uzun dönemli veri setleri ile analizlerin genişletilmesi, literatüre daha kapsamlı katkılar sağlayacaktır. Ayrıca, nicel sonuçların kurumsal ve yönetsel faktörlerle birlikte değerlendirilmesi önerilmektedir.

KAYNAKLAR

- Anbarcı, M., ve Sönmez, F. (2024). Borsa İstanbul spor endeksinde bulunan şirketlerin finansal açıdan SD ve EDAS ile değerlendirilmesi. *Business, Economics and Management Research Journal*, 7(2), 93-104.
<https://doi.org/10.58308/bemarej.1506348>
- Belton, V., & Stewart, T. (2012). *Multiple criteria decision analysis: an integrated approach*. Springer Science & Business Media.
- Brauers, W., & Zavadskas, E. K. (2006). The MOORA Method and Its Application to Privatization In A Transition Economy. *Control and Cybernetics*, 35(2), 445-469.
- Diakoulaki, D., Mavrotas, G., & Papayannakis, L. (1995). Determining objective weights in multiple criteria problems: The CRITIC method. *Computers & Operations Research*, 22(7), 763-770.
- Keeney, R. L., & Raiffa, H. (1993). *Decisions with multiple objectives: preferences and value trade-offs*. Cambridge university press.
- Özbek, A. (2019). *Çok kriterli karar verme yöntemleri ve excel ile problem çözümü* (İkinci baskı). Seçkin Yayıncılık.
- Stanujkic, D., Magdalinovic, N., Stojanovic, S., & Jovanovic, R. (2012). Extension of Ratio System Part of MOORA Method For Solving Decision-Making Problems With Invertal Data. *Informatica*, 141-154.
- Şahin, M. (2022). *Güncel ve uygulamalı çok kriterli karar verme yöntemleri* (İkinci baskı). Ankara: Nobel Bilimsel.
- Triantaphyllou, E. (2000). *Multi-criteria decision making methods. In Multi-criteria decision making methods: A comparative study*. Springer, Boston, MA.
- Zavadskas, E. K., & Turskis, Z. (2010). A New Additive Ratio Assessment (ARAS) Method İn Multicriteria Decision-Making. *Technological and Economic Development of Economy*, 16(2), 159-172.



BÖLÜM 2

Katılım Bankacılığında Entropi Temelli Çok Kriterli Değerlendirme ve Copeland Sıralaması: Türkiye-İngiltere Karşılaştırması¹

İrem Doğan² & Semra Öncü³

GİRİŞ

Katılım bankacılığı modeli, son yıllarda yalnızca İslam ülkelerinde değil, küresel düzeyde de dikkat çeken bir finansal yapılanma haline gelmiştir. Risk paylaşımına dayalı ilkeleri, reel ekonomiye bağlılığı ve etik yaklaşımı nedeniyle katılım bankaları, geleneksel finansal yapılara göre farklılaşan bir yapı sunmaktadır. Bu ise katılım bankalarına yönelik ampirik çalışmaların önemini arttırmaktadır.

Literatürde, katılım bankalarının finansal performansının ölçülmesine yönelik farklı yöntemler benimsenmiştir. Özellikle ÇKKV yöntemleri, bu kurumların çok boyutlu finansal yapılarını analiz etmede öne çıkan yöntemler olmuştur. Ancak yapılan çalışmaların büyük çoğunluğu, Demirtaş, 2019; Doğan, 2022; Ekhlive, 2018; Şahin, 2022 gibi çalışmalar yalnızca katılım bankaların yoğun olarak

¹ Bu çalışma, Prof. Dr. Semra ÖNCÜ danışmanlığında yürütülen ve Öğr. Gör Dr. İrem DOĞAN tarafından savunulan “Katılım Bankalarının Denetim Standartlarına Uyum Düzeylerinin Finansal Performans Üzerindeki Etkisi” başlıklı doktora tezinden üretilmiştir.

Söz konusu doktora tezinde, çalışma yılları olarak on yıllık bir periyot seçildiğinden dolayı, İngiltere’ de faaliyet gösteren faizsiz bankaların on yıllık süreç içerisinde kesintisiz faaliyet göstermesi durumu gözetildiğine veri kaybına uğranıldığından dolayı, tez çalışmasına İngiltere’ de faaliyet gösteren faizsiz bankalar dahil edilmemiştir. Aynı zamanda, tezin tamamlandığı dönem itibarı ile Türkiye’ de faaliyet gösteren faizsiz bankalar, Kamu Gözetimi Muhasebe ve Denetim Standartları Kurumu (KGK) tarafından yayımlanan ve faizsiz bankaların kullanımına ihtiyari olarak sunulan Faizsiz Finans Denetim Standartları ile uyumlu denetim faaliyetini henüz gerçekleştirmemelerinden dolayı yine tez çalışmasında kullanılan örnekleme dahil edilmemiştir.

Ayrıca, tez çalışmasında finansal performansın ölçülmesi için çok kriterli karar verme yöntemleri (ÇKKV)’ nden TOPSIS Yöntemi kullanılarak, eşit ağırlık ataması yapılmıştır. Bu çalışma kapsamında ise ÇKKV Yöntemlerinden TOPSIS Yöntemi ile birlikte; Aras, CoCoSo ve GİA Yöntemleri kullanılmıştır. Ağırlık ataması için ise Entropi Yöntemi kullanılmıştır.

² Öğr. Gör. Dr., Balıkesir Üniversitesi, Bigadiç Meslek Yüksekokulu.

ORCID: 0000-0002-5669-4019

³ Prof. Dr., Manisa Celal Bayar Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Emekli Öğretim Üyesi. ORCID: 0000-0003-2315-5438

faaliyet gösterdiği İslam ülkeleri örneklemeyle sınırlı kalmaktadır. Bu noktada, Türkiye’ de ve İngiltere’de faaliyet gösteren katılım bankalarının 2019–2023 yılları arasındaki finansal performanslarının değerlendirilmesi amacıyla tasarlanmıştır.

Araştırmada, Entropi temelli ağırlıklandırma yöntemi ile desteklenen ARAS, CoCoSo, GİA ve TOPSIS gibi ÇKKV yöntemleri kullanılarak bankaların 2019-2023 yılları itibarıyla performans düzeyleri belirlenmiş ve nihai sıralama ise Copeland Yöntemi ile yapılmıştır. Böylece çalışmanın karşılaştırmalı analiz gücü artırılmıştır. Bu noktada, çalışmanın temel amacı, Türkiye’ de ve İngiltere’de faaliyet gösteren katılım bankalarının görece finansal performanslarının tespit edilmesidir.

YÖNTEM

Bu çalışmanın amacı, Türkiye’ de ve İngiltere’ de faaliyet gösteren katılım bankalarının 2019- 2023 yılları arasındaki finansal performanslarının belirlenerek, Türkiye – İngiltere karşılaştırması yapılmasıdır. Bu amaçla çalışmada, ÇKKV yöntemleri arasında yer alan; Entropi Temelli Aras, CoCoSo, GİA ve TOPSIS Yöntemleri kullanılmıştır. Literatürde Katılım bankalarının finansal performanslarının değerlendirilmesi amacı ile ÇKKV yöntemlerinin kullanıldığı ve ülkeler arası karşılaştırma yapılan oldukça fazla sayıda çalışma tespit edilmiştir. Ancak, ülkeler arası karşılaştırma yapılan çalışmaların genellikle katılım bankalarının yoğun olarak faaliyet gösterdiği Müslüman ülkeler arasında olduğu görülmüştür. Bununla birlikte, günümüzde katılım bankalarının daha geniş bir kullanım alanı olması ile birlikte, sadece Müslüman olan ülkelerde değil, çalışma örneğine dahil olan İngiltere gibi Müslüman olmayan ülkelerle karşılaştırma yapılan bir çalışmaya çalışmanın tamamlandığı dönem itibari ile rastlanmamıştır. Bu sebeple, çalışmanın literatüre katkı sağlaması beklenmektedir.

Çalışmanın yöntemlerinin tespit edilebilmesi için konu ile ilgili ulusal ve uluslararası alanda yapılan çalışmalar incelenmiştir. Literatürde yer alan bazı çalışmalara kronolojik sırayla aşağıda yer verilmiştir.

Demirtaş (2019), tarafından gerçekleştirilen çalışmada, gelişen ve gelişmekte olan ülkelerde faaliyet gösteren katılım bankalarının finansal performansını etkileyen değişkenler analiz edilmiştir. Çalışmada 2008–2018 yıllarını kapsayan veriler kullanılmıştır. Çalışmasında, panel veri analizi yöntemini kullanan yazar, banka içi değişkenlerden etkinlik oranı (EFF) ile kredi kayıp karşılıkları (LLP), her iki bağımlı değişken üzerinde de istatistiksel olarak negatif ve anlamlı bir etki yarattığını tespit etmiştir.

Ekhlive (2018) çalışmasında, Türkiye’ de ve Malezya’da faaliyet gösteren faizsiz bankacılık kurumlarının etkinlik ve finansal performans düzeylerini

karşılaştırmalı olarak analiz etmeyi amaçlamıştır. Bu amaçla, 2006–2015 dönemini kapsayan çalışmada veri zarflama analizi kullanılmıştır. Elde edilen sonuçlar doğrultusunda, Türkiye’deki katılım bankalarının genel olarak daha yüksek etkinlik skorlarına sahip olduğunu, ancak likidite ve borç ödeme gücü bakımından zayıf bir yapı sergiledikleri belirlenmiştir.

Kendirli vd. (2019), Türkiye’de faaliyet gösteren katılım bankaları ile ticari bankaların kriz öncesi (2005–2008), kriz dönemi (2008–2011) ve kriz sonrası (2011–2015) performanslarının karşılaştırmalı olarak incelendiği çalışmada, toplam 13 bankanın verileri kullanılmıştır. Örnekleme 3 katılım bankası ve 10 ticari banka dahil edilmiştir. Bankaların finansal verileri BDDK, TBB ve TKBB kaynaklarından temin edilmiştir. Performans değerlendirmesi için çok kriterli karar verme tekniklerinden TOPSIS yöntemi tercih edilmiştir. Analiz sonuçlarına göre, Türkiye’nin küresel krizi diğer ülkelere kıyasla daha az hasarla atlatmasında 2001 krizinden çıkarılan dersler doğrultusunda alınan önlemlerin etkili olduğu vurgulanmıştır. Dönemsel bazda ticari bankaların kriz öncesi ve sonrası finansal performanslarının daha yüksek olduğu, ancak 2008 yılında katılım bankalarının görece daha başarılı ve karlı bir yapı sergilediği belirlenmiştir.

Güngör ve Nademi (2019) tarafından gerçekleştirilen çalışmada, katılım bankalarının finansal performanslarının Ortadoğu ülkeleri ile Türkiye özelinde karşılaştırmalı olarak analiz edilmesi amaçlanmıştır. Panel veri analizi yöntemiyle yürütülen çalışmada, ülke bazında çalışmada kullanılan değişkenlerin etki düzeylerinin değişkenlik gösterdiği saptanmıştır.

Panel veri analizi ve regresyon tekniklerine dayalı çalışmalarda, katılım bankalarının finansal performansları etkinlik, karlılık ve risk düzeyleri üzerinden çok boyutlu olarak değerlendirilmiştir. Qomar vd. (2024) tarafından yapılan çalışmada, Malezya ve Endonezya’daki katılım bankalarının finansal performansı karşılaştırmalı olarak incelenmiştir. Çalışma sonucunda, makroekonomik dalgalanmalara karşı katılım bankalarının performansını sürdürülebilir kılmak adına stratejik risk yönetiminin önemine dikkat çekilmiştir. Safitri vd. (2024), Endonezya ve Malezya’daki katılım bankalarının finansal performanslarının COVID-19 pandemisi öncesi ve pandemi dönemi boyunca karşılaştırılması amaçlanmıştır. Araştırma kapsamında normallik testi sonrası Paired Sample T-Test ve Wilcoxon Sign Test uygulanmıştır. Elde edilen bulgular doğrultusunda, pandemi sürecinin her iki ülkenin katılım bankaları üzerinde farklı yönlerden etkiler yarattığı ortaya konmuştur.

Hanif (2024) tarafından gerçekleştirilen çalışmada, Körfez İşbirliği Konseyi (GCC) ülkelerinde faaliyet gösteren katılım bankacılığı hizmetlerinin (Islamic Banking Services Industry - IBSI) karşılaştırmalı finansal performansı değerlendirilmektedir. Finansal performans değerlendirmesi CAMELS çerçevesine dayalı olarak gerçekleştirilmiştir. Bulgular, GCC bölgesindeki IBSI’

nin sermaye yeterliliği, likidite yönetimi ve karlılık açısından genel olarak güçlü bir yapıya sahip olduğu tespit edilmiştir.

Literatürde, katılım bankalarının finansal performansını ülkeler arası karşılaştırmalı olarak ele alan çalışmalar yer almaktadır. Ancak bu çalışmalar genellikle yukarıda da söz edildiği gibi belirli bir coğrafyaya odaklanmaktadır. Bu çalışmanın farkı, Türkiye ve İngiltere gibi farklı yapıya sahip iki ülkeyi aynı analitik çerçevede değerlendirmesi ve birden fazla ÇKKV yöntemi kullanarak, sonrasında Copeland sıralaması ile çok boyutlu bir analiz sunmasıdır. Bu yönüyle araştırma, literatüre özgün bir katkı sağlaması beklenmektedir. Bu bağlamda, araştırmada kullanılan her bir yöntemde aşağıda yer verilmiştir.

Entropi Yöntemi

Entropi yaklaşımı, kriterlerin sahip olduğu göreceli ağırlıklarını değerlendirmek için kullanılmaktadır. Bu değerlendirme yapılırken, veriler arasında oluşan farklılaşma göz önünde bulundurularak, kriter öneminin göreceli olarak yoğunluğu dikkate alınmaktadır (Li vd., 2020, s.13).

Entropi Yöntemi beş adımdan oluşan bir yöntemdir. Aşağıda her bir adım açıklanmıştır (Wang ve Lee, 2009, s. 8982-8983; Şahin, 2022, s.37-38).

1.Adım: Entropi yönteminin ilk aşaması karar matrisinin oluşturulması ile başlamaktadır. Karar matrisi eşitlik (1)' de gösterilmiştir.

$$\begin{array}{ccc} x_{11} & \dots & x_{1j} & \dots & x_{1n} \\ x_{i1} & \dots & x_{ij} & \dots & x_{in} \\ x_{m1} & \dots & x_{mj} & \dots & x_{mn} \end{array}$$

i: 1,2,...m; j=1,2,...,n

(1)

m: Alternatif Sayısı,

n: Her Bir Alternatifi Tanımlayan Kriter Sayısını,

x_{ij} : Alternatif i'nin j Kriteri Bazındaki Performans Değeri.

2.Adım: Bu aşamada, fayda yönlü veya maliyet yönlü kriter olması durumuna göre normalizasyon gerçekleştirilmektedir. Fayda yönlü olan kriterler için kullanılan eşitlik (2)' de, maliyet yönlü kriterler için eşitlik ise (3)' de gösterilmiştir.

$$r_{ij} = x_{ij}/Max_{ij} \quad i=1.....m; j=1.....n \quad (2)$$

$$r_{ij} = Min_{ij}/x_{ij} \quad i=1.....m; j=1.....n \quad (3)$$

r_{ij} = Fayda veya Maliyet Yönlü Kriterin Normalizasyonu

Fayda yönlü ve maliyet yönlü kriterler için eşitlik (2) ve (3) aracılığı ile tespit edilerek, farklı ölçü birimleri için oluşan aykırı değerlerin yok edilmesi için

normalizasyon işlemi gerçekleştirilmektedir. Böylece, standart şekle dönüştürülmektedir. Söz konusu standardizasyon (4)' de gösterilmiştir.

$$x^*_{ij} = x_{ij} / \sum_{m=1}^m x_{ij} \quad i=1,2,\dots,m, j=1,2,\dots,n \quad (4)$$

x^*_{ij} = Alternatif i' nin kriter j düzeyindeki performans değerinin normalize edilmiş hali.

3.Adım: İkinci adımda gerçekleştirilen normalizasyon işleminden sonra, Entropi Değeri (E_j) hesaplanmaktadır. Aşağıda yer alan denklem (5)' de Entropi Değerinin (E_j) hesaplanması gösterilmiştir.

$$E_j = -(\ln m)^{-1} \sum_{i=1}^m x_{ij}^* \times \ln x_{ij}^* \quad j=1,2,\dots,n \quad (5)$$

E_j = Entropi Değeri .

4.Adım: Bu adımda, çalışmada kullanılan tüm değerlendirme kriterleri için Farklılaşma Derecesi (d_j) hesaplanmaktadır. Farklılaşma Derecesinin (d_j) nin hesaplanması için kullanılan formül (6)' da gösterilmiştir.

$$d_j = 1 - E_j \quad (6)$$

d_j = Farklılaşma Derecesi

J= 1,2,...,n

5.Adım: Aşağıda yer alan eşitlik (7) aracılığı ile çalışmada kullanılan j kriterlerinin önem derecesi (w_j) hesaplanmaktadır.

$$w_j = d_j / \sum_{i=1}^m d_j \quad (7)$$

w_j = Önem Derecesi

Aras Yöntemi

Zavadskas ve Turskis tarafından 2010 yılında geliştirilen ARAS (Additive Ratio Assesment) Yöntemi, ortaya çıkan sorunların çözümünde göreceli ve basit karşılaştırmalara dayanan bir yöntemdir (Zavadskas ve Turskis, 2010, s.163). ARAS Yöntemi alternatiflerin performans seviyesini belirlerken, her bir alternatifin ideal alternatife oranını da göstermektedir (Dadelo vd., 2012, s.68). ARAS Yöntemi dört adımdan oluşmakla birlikte, adımlarına aşağıda yer verilmiştir (Şahin, 2022, s.97-98, Zavadskas ve Turksis, 2010, s.163-165).

1.Adım: Eşitlik (8)' de gösterilen karar matrisinin oluşturulması ile yöntem uygulanmaya başlanmaktadır.

$$\begin{matrix} x_{01} & x_{0j} & x_{0n} \\ x_{i1} & x_{ij} & x_{in} \\ x_{m1} & x_{mj} & x_{mn} \end{matrix} \quad (8)$$

$i=0,1,2,\dots,m$

$j=1,2,\dots,n$

m: Alternatif Sayısı,

n: Kriter Sayısı,

x_{ij} : i' nin Performans Değeri,

x_{0j} : j' nin Optimal Değeri.

Eğer j' nin optimal değeri bilinmiyorsa, fayda ve maliyet yönlü olması durumuna göre aşağıda verilen eşitlikler kullanılarak, optimal değerleri elde edilir. Eşitlik (9)' da fayda yönlü, eşitlik (10)' da maliyet yönlü kriterlerin optimal değerlerinin bulunması gösterilmiştir.

$$x_{0j}: \max_{ij}; \quad i=0,1,2,\dots,n \quad (9)$$

$$x_{0j}: \min_{x_{ij}}; \quad i=0,1,2,\dots,n \quad (10)$$

2.Adım: İkinci adımda, normalize edilmiş karar matrisi oluşturulmaktadır. Normalize edilmiş karar matrisi, x^-_{ij} değerinden meydana gelmektedir. x^-_{ij} değerleri kriterlerin fayda yönlü veya maliyet yönlü olmasına göre farklı formüllerle hesaplanmaktadır. Kriterler fayda yönlüyse eşitlik (11) kullanılırken, maliyet yönlüyse eşitlik (12) kullanılmaktadır.

$$x^-_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sum_{i=0}^m x_{ij}}; \quad j=1,2,\dots,n \quad (11)$$

$$x^-_{x_{ij}} = \frac{1/x_{ij}}{\sum_{i=1}^m 1/x_{ij}}; \quad j=1,2,\dots,n \quad (12)$$

3.Adım: Bir önceki aşamada normalize edilmiş karar matrisi bulunduktan sonra, bu aşamada ağırlıklı normalleştirilmiş karar matrisi bulunmaktadır. Bu kapsamda, w_j değerleri kullanılarak, x^- ağırlıklandırılmış normalize karar matrisi oluşturulmaktadır. Ağırlık değerleri, $0 < w_j < 1$ aralığında yer almaktadır. Eşitlik (13) kullanılarak, her bir alternatifin normalleştirilmiş ağırlıklı değeri hesaplanmaktadır.

$$x_{ij}^{\wedge} = x_{ij}^- . w_j \quad i=0,1,2,\dots,n \quad (13)$$

Hesaplanan ağırlıklandırılmış normalize değerleri ($x^{\wedge}_{ij}$), aşağıda yer alan eşitlik (14)' de olduğu gibi matris formatında yazılır. Böylece, $x^{\wedge}$ ağırlıklandırılmış normalize karar matrisi oluşturulmaktadır.

$$\begin{array}{ccc} x_{01}^{\wedge} \dots & x_{0j}^{\wedge} \dots & x_{0n}^{\wedge} \\ x_{i1}^{\wedge} \dots & x_{ij}^{\wedge} \dots & x_{in}^{\wedge} \\ x_{m1}^{\wedge} \dots & x_{mj}^{\wedge} \dots & x_{mn}^{\wedge} \end{array} \quad i=0,1,2,\dots,m \quad j=1,2,\dots,n \quad (14)$$

4.Adım: ARAS yöntemini son adımında, her bir alternatif için optimal değer hesaplanmaktadır. Optimallik fonksiyonu S_i , eşitlik (15)' de gösterilmiştir.

$$S_i = \sum_{j=1}^n x_{ij}^{\wedge} \quad i=0,1,2,\dots,m \quad (15)$$

S_i = Alternatifin Optimal Fonksiyonu.

S_i değerleri, S_0 optimal değerine oranlanarak, K_i fayda dereceleri hesaplanmaktadır. K_i fayda derecelerinin hesaplanması eşitlik (16)' da gösterilmiştir.

$$K_i = \frac{S_i}{S_0}; \quad i=0,1,2,\dots,m \quad (16)$$

CoCoSo Yöntemi

COCOSO (Combined Compromise Solution) Yöntemi, Yazdani vd. (2019) tarafından geliştirilmekle birlikte, Simple Additive Weighting (SAW) ve Exponically Weighted Product (EWP) yöntemlerinin birleşiminden meydana gelmektedir (Yazdani vd., 2019, s.2504). Bu açıdan COCOSO Yöntemi, uzlaşma yaklaşımlarını ve toplam stratejileri kullanarak bir toplam çözüm sağlamaktadır. Bu bağlamda, COCOSO Yönteminin daha tutarlı bir model olduğu ve karar verme aşamasında, daha doğru sonuçlara ulaştırdığı ifade edilmektedir (Şahin, 2022, s.105). Beş adımdan oluşan yöntemin her bir adımı aşağıda açıklanmıştır (Akbulut ve Hepşen, 2021, s.687-689; Ecer ve Pamucar, 2020, s.7-8; Şahin, 2022, s.106-107; Yazdani vd., 2019, s.2507-2508).

1.Adım: Yöntemin ilk aşaması eşitlik (17)' de gösterilen karar matrisinin oluşturulması ile başlamaktadır.

$$X = [x_{ij}]_{m \times n} = \begin{array}{ccc} x_{11} \dots & x_{12} \dots & x_{1n} \\ x_{21} \dots & x_{22} \dots & x_{2n} \\ x_{m1} \dots & x_{m2} \dots & x_{mn} \end{array} \quad (17)$$

m= Alternatif Sayısı,

n= Kriter Sayısı,

x_{ij} = Performans Değeri

2.Adım: İlk adımdaki karar matrisi üzerinde normalizasyon uygulanır. Fayda yönlü kriterler için eşitlik (18), maliyet yönlü kriterler için eşitlik (19) kullanılmaktadır.

$$x_{ij}^* = \frac{x_{ij} - \min(x_{ij})}{\max(x_{ij}) - \min(x_{ij})}; \quad i=1,2,3,\dots,m \quad j=1,2,3,\dots,n \quad (18)$$

$$x^*_{ij} = 1 + \left(\frac{\min(x_{ij}) - x_{ij}}{\max(x_{ij}) - \min(x_{ij})} \right); \quad i=1,2,3,\dots,m \quad j=1,2,3,\dots,n \quad (19)$$

x^*_{ij} = Alternatif i'nin j kriteri bazında performans değerinin normalize edilmiş hali.

3.Adım: Her bir alternatif için S_i olarak gösterilen ağırlıklı karşılaştırılabilirlik dizisi toplamı ve P_i olarak ifade edilen güç ağırlıklı karşılaştırılabilirlik dizisi toplamı bulunmaktadır. S_i için eşitlik (20), P_i için eşitlik (21) kullanılmaktadır.

$$S_i = \sum_{j=1}^n (w_j \cdot x^*_{ij}) \quad (20)$$

$$P_i = \sum_{j=1}^n (x^*_{ij}) w_j \quad (21)$$

4.Adım: Bu adımda, alternatiflerin göreceli ağırlıklarını hesaplamak için üç toplam değerlendirme puanı kullanılmaktadır. Aşağıda yer alan eşitlik (22), puanların aritmetik ortalamasını, eşitlik (23) ise en iyi alternatife göre göreceli puanların toplamını ifade etmektedir. Aynı zamanda, eşitlik (24) ile dengeli bir uzlaşma puanı sağlanmaktadır.

$$M_{ia} = \frac{P_i + S_i}{\sum_{i=1}^m (P_i + S_i)} \quad (22)$$

$$M_{ib} = \frac{S_i}{\min S_i} + \frac{P_i}{\min P_i} \quad (23)$$

$$M_{ic} = \frac{\lambda(S_i) + (1-\lambda)(P_i)}{\lambda \max S_i + (1-\lambda) \max P_i}; \quad 0 \leq \lambda \leq 1.$$

λ değeri 0 ila 1 arasında yer almakla birlikte, karar vericiler tarafından belirlenmektedir. Literatürde genellikle 0,5 tercih edilmektedir. Bu çalışma kapsamında da λ değeri 0,5 olarak alınmıştır.

5.Adım: Her bir alternatif için nihai değer belirlenmektedir. Alternatifler bu değere göre sıralanmaktadır. Alternatiflerin nihai değeri eşitlik (24) kullanılarak bulunmaktadır.

$$M_i = (M_{ia} M_{ib} M_{ic})^{1/3} + 1/3(M_{ia} + M_{ib} + M_{ic}) \quad (24)$$

Gri İlişkisel Analiz (GİA) Yöntemi

GİA Yöntemi 1982 yılında Deng tarafından geliştirilmiştir. Bilinmeyen üzerine kurulmuş ÇKKV yöntemlerinden biri olmakla birlikte, iki veya daha fazla bileşenin sahip olduğu ilişkinin yönüne odaklanmaktadır (Feng ve Wang, 2000, s.136). Orijinal veri setine uygulanabilir olması ve yapılması gereken hesaplamaların kolay olması yöntemin avantajları arasında yer almaktadır (Sarul, 2021, s.37). GİA altı adımdan oluşmaktadır (Chang ve Lin, 1999, s.250; Kong ve Liu, 2006, s.1-2; Zhai vd., 2009, s.7076).

1.Adım: GİA Yönteminin ilk adımında, m alternatifleri, n kriterleri temsil etmek üzere $m \times n$ karar matrisi oluşturulmaktadır. Karar matrisine eşitlik (25)' de yer verilmiştir.

$$x_i = \begin{matrix} x_1(1) & \dots & x_1(2) & \dots & x_1(m) \\ x_2(1) & \dots & x_2(2) & \dots & x_2(m) \\ x_n(1) & \dots & x_n(2) & \dots & x_n(m) \end{matrix} \quad (25)$$

$x_0 = (x_0(1), x_0(2), \dots, x_0(j), \dots, x_0(n))$ Referans Serisi,

$x_i = (x_i(1), x_i(2), \dots, x_i(j), \dots, x_i(n))$ Karşılaştırma Serileri.

2.Adım: İlk aşamada karar matrisi oluşturulduktan sonra, ikinci aşamada veri seti normalize edilmektedir. Faktör serileri normalize edilirken dikkat edilmesi gereken serinin hangi özelliği taşıdığıdır. Bu noktada, üç farklı durum söz konusu olmaktadır. Bunlardan ilki, daha yüksek olan daha iyi olduğu iken ikincisi, daha düşüğün daha iyi olduğu ve sonuncu özellik ise ideal değerin daha iyi olduğudur. Aşağıda yer alan eşitliklerde sırasıyla; eşitlik (26), daha yüksek olanın daha iyiyi gösterdiğini, eşitlik (27), daha düşük olanın daha iyiyi gösterdiğini ve eşitlik (28), ideal değerin daha iyi olduğu normalizasyon eşitliklerini göstermektedir.

$$x_i(k) = \frac{x_i^0 - \min x_i^0(k)}{\max x_i^0(k) - \min x_i^0(k)} \quad (26)$$

$$x_i(k) = \frac{\max x_i^0(k) - x_i^0(k)}{\max x_i^0(k) - \min x_i^0(k)} \quad (27)$$

$$x_i(k) = \frac{1 - |x_i^0(k) - x^0|}{\max x_i^0(k) - x^0} \quad (28)$$

$x_i^0(k)$ = i serisi için k. sıradaki değer,

$x_i(k)$ = Normalizasyon sonrası i. seri k. sıradaki değer,

$\min x_i^0(k)$ = i serisindeki minimum değer,

$\max x_i^0(k)$ = i serisindeki maksimum değer,

x^0 = İstenilen ideal değer.

3.Adım: GİA Yönteminin üçüncü adımını, ideal çözüm ve alternatif arasındaki fark (uzaklık) matrisinin düzenlenmesi oluşturmaktadır. Fark matrisi aşağıda yer alan eşitlikte gösterilmiştir.

$$\Delta = \begin{matrix} \Delta_1(1) & \Delta_2(2) & \dots & \Delta_1(n) \\ \Delta_1(2) & \Delta_2(2) & \dots & \Delta_2(n) \\ \Delta_m(1) & \Delta_m(2) & \dots & \Delta_m(n) \end{matrix} \quad (29)$$

$$\Delta_j(i) = |x_0(i) - x_j(i)| \quad (30)$$

Δ : İstenilen ideal değer.

4.Adım: Gri ilişki katsayı matrisi oluşturulmaktadır. Fark matrisine eşitlik (31) ve eşitlik (32)' de yer verilmiştir.

$$\begin{array}{ccccccc} \xi_1(1) & \xi_1(2) & \dots & \xi_1(n) \\ \square \xi_2(1) & \xi_2(2) & \dots & \xi_1(n) \\ \xi_m(1) & \xi_m(2) & \dots & \xi_m(n) \end{array} \quad (31)$$

$$\xi_j(i) = \frac{\Delta(\min) + p\Delta(\max)}{\Delta_j(i) + p\Delta(\max)} \quad (32)$$

$\xi_j(i)$; j. alternatif uyum içindeki gri ilişkisel katsayısının i. diziye göre ideal çözümü.

5.Adım: Gri ilişkisel katsayılar bulunduktan sonra, gri ilişki derecesi bulunarak, alternatifler arasında değerlendirilir.

$$R_j = \sum_{i=1}^n w_j \xi_j(i) \quad (33)$$

i=Dizinin ağırlığı.

6.Adım: GİA' nin son adımını ise gri ilişki derecesi uyarınca bulunan alternatiflerin sıralanması oluşturmaktadır.

TOPSIS (Technique for Order Prefence by Similitiry to Ideal Solution) Yöntemi

Karar problemlerini çözmek için alternatiflerin en iyi ve en kötü çözüme olan uzaklıklarını dikkate alarak bir sıralama yapan ve 1981 yılında Hwang ve Yoon tarafından geliştirilen ÇKKV yöntemlerinden biridir (Hwang ve Yoon, 1981). Yöntem söz konusu sıralamayı yaparken altı adımdan oluşmaktadır. Her bir adımın açıklamasına aşağıda yer verilmiştir (Chen, 2000, s.3; Hwang ve Yoon, 1981, s.120-121; Yazdani vd., 2011, s.721; Zavadskas vd., 2016, s.170).

1.Adım: Literatürde başlangıç matrisi olarak adlandırılan bu adımda, her alternatif için her kriterin değerini içeren bir matris oluşturulmaktadır. Üstünlükleri sıralanmak istenen karar noktaları satırlarda yer alırken, sütunlarda ise değerlendirme faktörleri yer almaktadır.

$$A = \begin{array}{cccc} a_{11} & \dots & a_{1n} \\ \dots & & \dots \\ a_{1m} & \dots & a_{mn} \end{array} \quad (34)$$

2.Adım: A matrisinde yer alan değişkenlerden yararlanılarak, normalize edilmiş karar matrisi oluşturulmaktadır. Normalize edilmiş karar matrisi eşitlik (35)' de yer alan formül ile hesaplanmaktadır.

$$b_{ij} = \frac{a_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m a^2_{ij}}} \quad (35)$$

3.Adım: İkinci adımda normalize edilen karar matrisi ile belirlenen kriter ağırlıkları çarpılmaktadır. Böylece, ağırlıklandırılmış normalize matris elde edilmektedir.

$$l_{ij} = w_j X b_{ij} \quad (36)$$

4.Adım: Ağırlıklandırılmış normalize matris elde edildikten sonra, (pozitif) ideal (A^+) ve negatif ideal (A^-) çözümler ağırlıklandırılmış normalize matris üzerinden belirlenmektedir. Bunun için maksimum ve minimum değerler alınmaktadır. Maksimum ve minimum değerlerin elde edildiği eşitlikler (37) ve (38)' de yer almaktadır.

$$A^+ = (l^+_1, l^+_2, \dots, l^+_n) \quad (37)$$

$$A^- = (l^-_1, l^-_2, \dots, l^-_n) \quad (38)$$

5.Adım: Bu adımda, her bir alternatifin (pozitif) ideal (S^+_i) ve negatif ideal (S^-_i) çözümlerden uzaklığı belirlenmektedir.

$$S^+_i = \sqrt{\sum_{j=1}^n (l_{ij} - l^+_j)^2} \quad (39)$$

$$S^-_i = \sqrt{\sum_{j=1}^n (l_{ij} - l^-_j)^2} \quad (40)$$

6.Adım: TOPSIS yönteminin son adımı olan altıncı adımda, ideal çözüme göreli yakınlık hesaplanmaktadır. Bunun için her bir alternatifin (pozitif) ve negatif ideal ayırım sonuçlarından yararlanılmaktadır.

$$C^+_i = \frac{S^-_i}{S^+_i + S^-_i} \quad (41)$$

$$(0 < C^+_i < 1, i=1,2,\dots,n)$$

Copeland Yöntemi

Copeland Yöntemi, Condorcet İlkesi' nin doğal bir uzantısını oluşturmakla birlikte, ikili karşılaştırmalar sonucunda ulaşılan galibiyetlerin ve mağlubiyetlerin farkına dayanılarak alternatiflerin sıralanması sağlayan bir yöntemdir. Özellikle, gruplar arası karar vermede etkili olan bu yöntem, karar vericilerin bireysel sıralamalarını birleştirerek, tek bir sıralama elde etmektedir. Böylece, karar vericilerin farklı alternatifler arasında, objektif ve sistematik bir şekilde karar vermelerini sağlamaktadır (Saari ve Merlin, 1996, s.51-61). Copeland yönteminin uygulama adımlarına aşağıda yer verilmiştir (Fishburn, 1984, s.684-690; Saari ve Merlin, 1996, s.53-55; Klamler: 2003, s.3-5).

1.Adım: Alternatifler arasında ikili karşılaştırmalar yapılmakta ve her bir karşılaştırma için bir skor belirlenmektedir.

$$S_{j,k} = \begin{cases} 1 & \text{Eğer } A_j, A'_k \text{ yı yenerse, } (k \neq j) \\ 0,5 & \text{Eğer } A_j \text{ ve } A_k \text{ berabere kalırsa, } (k \neq j) \\ -1 & \text{Eğer } A_k, A'_j \text{ yi yenerse } (k \neq j) \end{cases} \quad (42)$$

$S_{j,k}$: A_j alternatifinin A_k alternatifine karşı aldığı skor.

2.Adım: birinci adımda ikili karşılaştırmalar sonucu belirlenen skorlar üzerinden, ikinci adımda, her bir alternatifin diğer alternatiflere karşı aldığı toplam skor hesaplanmaktadır.

$$C(j)= \sum_{k=1}^n S_{j,k} \quad (43)$$

($k \neq j$)

A_j : Alternatiflerin, diğer tüm alternatiflere karşı aldığı skor,

$C(j)$: A_j alternatifinin toplam skoru.

3.Adım: 0,5 ve 1 puanlarına sahip alternatiflerden elde edilen puanlar toplanarak galibiyet puanına ulaşılır. Galibiyet puanına ulaşmak için kullanılan eşitlik (44)'de verilmiştir. Benzer şekilde, -1 puana sahip alternatiflerden elde edilen puanlar toplanarak mağlubiyet puanlarına ulaşılır. Mağlubiyet puanlarına ulaşmak için kullanılan eşitlik ise aşağıda, eşitlik (45)'de verilmiştir.

$$GP(i)= \sum_{k=1}^n G_{j,k} \quad (G_{k,j}>0) \quad (44)$$

G: Galibiyet,

GP: Galibiyet Puanı

$$MP(i)= \sum_{k=1}^n M_{j,k} \quad (M_{j,k} < 0) \quad (45)$$

M: Mağlubiyet,

MP: Mağlubiyet Puanı

4.Adım: Üçüncü adımda elde edilen galibiyet ve mağlubiyet sonuçlarının toplanması ile copeland puanına (CP) ulaşılmaktadır.

$$CP(i)= GP(i) + MP(i) \quad (46)$$

5.Adım: Elde edilen Copeland puanları (CP), en yüksekten en düşüğe doğru sıralanarak, alternatiflerin sıralaması gerçekleştirilmektedir.

Yukarıda tüm adımları detaylı bir şekilde anlatılan Copeland Yöntemi, karar verme süreçlerinde sağladığı çeşitli avantajlar nedeniyle geniş bir kullanım alanına sahiptir. Bununla birlikte, bu yöntem, her bir alternatifin diğer alternatiflerle ikili karşılaştırmalarını yaparak adil ve tarafsız bir değerlendirme süreci sunmaktadır (Felsenthal ve Machover, 1992, s.78). Ayrıca, İkili karşılaştırmalara dayalı bu yapısı, karar verme sürecinin mantıksal tutarlılığını ve güvenilirliğini artırmaktadır (Saari ve Merlin, 1996, s.67).

Açıklanan araştırma yöntemlerinin kullanılabilmesi için çalışmada kullanılan araştırma sorularına ve hipotezlerine aşağıda yer verilmiştir.

Tablo 1: Araştırma Soruları

1. 2019 yılında Türkiye’ de faaliyet gösteren katılım bankalarının finansal performansı İngiltere’ de faaliyet gösteren katılım bankalarının finansal performansından görece olarak daha yüksek midir?
2. 2020 yılında Türkiye’ de faaliyet gösteren katılım bankalarının finansal performansı İngiltere’ de faaliyet gösteren katılım bankalarının finansal performansından görece olarak daha yüksek midir?
3. 2021 yılında Türkiye’ de faaliyet gösteren katılım bankalarının finansal performansı İngiltere’ de faaliyet gösteren katılım bankalarının finansal performansından görece olarak daha yüksek midir?
4. 2022 yılında Türkiye’ de faaliyet gösteren katılım bankalarının finansal performansı İngiltere’ de faaliyet gösteren katılım bankalarının finansal performansından görece olarak daha yüksek midir?
5. 2023 yılında Türkiye’ de faaliyet gösteren katılım bankalarının finansal performansı İngiltere’ de faaliyet gösteren katılım bankalarının finansal performansından görece olarak daha yüksek midir?

Araştırma soruları çerçevesinde oluşturulan araştırma hipotezleri tablo 2’ de gösterilmiştir.

Tablo 2: Araştırma Hipotezleri

- H_{01} : 2019 yılında Türkiye’ de faaliyet gösteren katılım bankalarının finansal performansları İngiltere’ de faaliyet gösteren katılım bankalarının finansal performansından görece olarak daha yüksek değildir.
- H_1 : 2019 yılında Türkiye’ de faaliyet gösteren katılım bankalarının finansal performansları İngiltere’ de faaliyet gösteren katılım bankalarının finansal performansından görece olarak daha yüksektir.
- H_{02} : 2020 yılında Türkiye’ de faaliyet gösteren katılım bankalarının finansal performansları İngiltere’ de faaliyet gösteren katılım bankalarının finansal performansından görece olarak daha yüksek değildir.
- H_2 : 2020 yılında Türkiye’ de faaliyet gösteren katılım bankalarının finansal performansları İngiltere’ de faaliyet gösteren katılım bankalarının finansal performansından görece olarak daha yüksektir.
- H_{03} : 2021 yılında Türkiye’ de faaliyet gösteren katılım bankalarının finansal performansları İngiltere’ de faaliyet gösteren katılım bankalarının finansal performansından görece olarak daha yüksek değildir.
- H_3 : 2021 yılında Türkiye’ de faaliyet gösteren katılım bankalarının finansal performansları İngiltere’ de faaliyet gösteren katılım bankalarının finansal performansından görece olarak daha yüksektir.
- H_{04} : 2022 yılında Türkiye’ de faaliyet gösteren katılım bankalarının finansal performansları İngiltere’ de faaliyet gösteren katılım bankalarının finansal performansından görece olarak daha yüksek değildir.
- H_4 : 2022 yılında Türkiye’ de faaliyet gösteren katılım bankalarının finansal performansları İngiltere’ de faaliyet gösteren katılım bankalarının finansal performansından görece olarak daha yüksektir.
- H_{05} : 2023 yılında Türkiye’ de faaliyet gösteren katılım bankalarının finansal performansları İngiltere’ de faaliyet gösteren katılım bankalarının finansal performansından görece olarak daha yüksek değildir.
- H_5 : 2023 yılında Türkiye’ de faaliyet gösteren katılım bankalarının finansal performansları İngiltere’ de faaliyet gösteren katılım bankalarının finansal performansından görece olarak daha yüksektir.

Araştırma hipotezlerinin test edilebilmesi için, çalışmada Türkiye ve İngiltere’de faaliyet gösteren tüm katılım bankaları çalışmanın anakütlesi olarak belirlenmiştir. Ancak, çalışma yılları olan 2019-2023 arasında kesintisiz olarak faaliyet göstermeyen ve ÇKKV yöntemlerinin uygulanabilmesi için kullanılan rasyolarda yer alan çeşitli değişkenlere ulaşılamayan bankalar çalışmaya dahil edilmemiştir. Bu kapsamda, çalışma örnekleme dahil olan katılım bankaları Tablo 3’ de gösterilmiştir.

Tablo 3: Araştırma Örneklemi

Banka Adı	Faaliyet Gösterdiği Ülke
1. Al Rayan Bank	İngiltere
2. Abu Dhabi Islamic Bank UK	İngiltere
3. Albaraka Türk Katılım Bankası A.Ş.	Türkiye
4. Bank of London and The Middle East Plc.	İngiltere
5. Gatehouse Bank	İngiltere
6. Kuveyt Türk Katılım Bankası A.Ş.	Türkiye
7. Qatar Islamic Bank (QIB) (UK) Plc	İngiltere
8. Türkiye Finans Katılım Bankası A.Ş.	Türkiye
9. Vakıf Katılım Bankası A.Ş.	Türkiye
10. Ziraat Katılım Bankası A.Ş.	Türkiye

Tablo 3'te görüldüğü üzere, çalışma örneklemini beşi Türkiye'de faaliyet gösteren katılım bankaları, beşi ise İngiltere'de faaliyet gösteren bankalar olmak üzere toplam on adet bankadan oluşmaktadır. Bankaların yıllar itibarıyla finansal performanslarının belirlenebilmesi amacıyla, oluşturulan teorik çerçeve doğrultusunda ve ilgili literatür taramasına dayanılarak seçilen; karlılık, sermaye yeterliliği, aktif kalitesi, likidite, gelir-gider yapısı ve faaliyet rasyolarını içeren göstergeler esas alınmıştır. Bu göstergeler hem analiz kapsamındaki yöntemle uygunluk açısından değerlendirilmiş hem de sonraki çalışmalarda karşılaştırılabilirliği mümkün kılacak şekilde yapılandırılmıştır. Kullanılan rasyolar ve sembollerine aşağıda yer verilmiştir.

Tablo 4: Kullanılan Rasyolar

RASYO	SEMBOLÜ
1) KARLILIK RASYOLARI	
1. Net Kar veya Net Zarar/Toplam Aktifler (ROA)	K1
2. Net Kar veya Net Zarar/Özkaynaklar (ROE)	K2
2) SERMAYE YETERLİLİK RASYOSU	
3. Net Bilanço Pozisyonu/Özkaynaklar	S1
3) AKTİF KALİTESİ RASYOLARI	
4. Toplam Kredi ve Alacaklar/Toplam Aktifler	A1
5. Duran Aktifler/Toplam Aktifler	A2
4) LİKİDİTE RASYOSU	
6. Likit Aktifler/Kısa Vadeli Yükümlülükler	L1
5) GELİR GİDER YAPISI RASYOLARI	
7. Kar Payı Gelirleri/Diğer Faaliyet Gelirleri	G1
8. Kar Payı Gelirleri/Toplam Aktifler	G2
9. Kar Payı Gelirleri/Diğer Faaliyet Giderleri	G3
6) FAALİYET RASYOSU	
10. Toplam Faaliyet Gelirleri/Toplam Aktifler	F1

Kaynak: Doğan, 2022, s. 180.

Tablo 4' de görüldüğü üzere, karlılık rasyoları kapsamında; net kar veya net zarar/toplam aktifler (ROA), net kar veya net zarar/Özkaynaklar (ROE), sermaye yeterlilik rasyosu, aktif kalitesi rasyoları, likidite rasyoları, gelir/gider yapısı rasyoları ve faaliyet rasyosu olmak üzere toplam on adet rasyo kullanılmıştır.

Çalışma örneklemini oluşturan İngiltere'de faaliyet gösteren katılım bankaları finansal raporlamalarında Sterlin (£), Türkiye'de faaliyet gösteren katılım bankaları ise Türk Lirası (₺) para birimini kullanmaktadır. Her iki ülkede farklı

para birimleri ile hazırlanan finansal tabloların karşılaştırılabilirliğini sağlamak amacıyla, tüm mutlak değerler ile bu değerlerden türetilen finansal oranlar Amerikan Doları (\$) cinsine çevrilmiştir. Bu dönüşüm, ülkeler arası karşılaştırmaları kolaylaştırarak analizlerin güvenilirliğini artırmayı amaçlamaktadır. Türkiye’de faaliyet gösteren bankaların verilerinin Dolar cinsine çevrilmesinde Türkiye Cumhuriyet Merkez Bankası (TCMB) tarafından yayımlanan yıllık ortalama USD/TRY kuru, İngiltere’deki bankalar için ise ilgili yılın ortalama GBP/USD kuru esas alınmıştır

Kullanılan rasyolar aracılığı ile çalışma örnekleme dahil olan katılım bankalarının finansal performanslarının tespit edilmesi amacıyla kullanılan rasyolara ve literatür taraması sonucunda tercih edilen Aras, CoCoSo, GİA ve TOPSIS yöntemlerinin sıralama sonuçlarına aşağıda yer verilmiştir.

BULGULAR VE YORUM

Yöntem başlığı altında açıklanan ÇKKV Yöntemlerinin uygulanması ile elde edilen çalışma bulguları sırası ile aşağıda açıklanmıştır.

ÇKKV Yöntemleri Nihai Sonuçları

ÇKKV Yöntemleri aracılığı ile elde edilen finansal performans sıralamalarının nihai sonuçlarına aşağıda yer alan tabloda yer verilmiştir.

Tablo 5: Yıllar İtibari ile ÇKKV Yöntemleri Sıralama Sonuçları

2019				
BANKA	ARAS	CoCoSo	GİA	TOPSIS
Al Rayan Bank	7	6	7	4
Bank of London and The Middle East Plc	9	8	9	9
Qatar Islamic Bank (QIB) (UK) Plc	1	1	3	3
Gatehouse Bank	10	10	10	10
Abu Dhabi Islamic Bank UK	6	2	6	5
Albaraka Türk Katılım Bankası A.Ş.	8	9	8	7
Kuveyt Türk Katılım Bankası A.Ş.	4	5	4	8
Türkiye Finans Katılım Bankası A.Ş.	5	7	5	2
Vakıf Katılım Bankası A.Ş.	3	4	2	6
Ziraat Katılım Bankası A.Ş.	2	3	1	1
2020				
BANKA	ARAS	CoCoSo	GİA	TOPSIS
Al Rayan Bank	1	1	1	2
Bank of London and The Middle East Plc	8	7	8	7
Qatar Islamic Bank (QIB) (UK) Plc	5	3	6	8
Gatehouse Bank	10	10	10	10
Abu Dhabi Islamic Bank UK	9	9	9	5
Albaraka Türk Katılım Bankası A.Ş.	7	8	7	9
Kuveyt Türk Katılım Bankası A.Ş.	6	6	5	4
Türkiye Finans Katılım Bankası A.Ş.	4	5	4	6
Vakıf Katılım Bankası A.Ş.	3	4	3	3
Ziraat Katılım Bankası A.Ş.	2	2	2	1
2021				
BANKA	ARAS	CoCoSo	GİA	TOPSIS
Al Rayan Bank	3	8	6	8

Bank of London and The Middle East Plc	9	5	8	1
Qatar Islamic Bank (QIB) (UK) Plc	10	9	9	9
Gatehouse Bank	7	10	10	10
Abu Dhabi Islamic Bank UK	2	2	3	3
Albaraka Türk Katılım Bankası A.Ş.	4	1	1	4
Kuveyt Türk Katılım Bankası A.Ş.	6	3	7	2
Türkiye Finans Katılım Bankası A.Ş.	5	6	4	7
Vakıf Katılım Bankası A.Ş.	8	4	2	6
Ziraat Katılım Bankası A.Ş.	1	7	5	5
2022				
BANKA	ARAS	CoCoSo	GİA	TOPSIS
Al Rayan Bank	7	10	8	9
Bank of London and The Middle East Plc	5	7	6	5
Qatar Islamic Bank (QIB) (UK) Plc	9	9	10	10
Gatehouse Bank	8	8	9	8
Abu Dhabi Islamic Bank UK	6	6	7	7
Albaraka Türk Katılım Bankası A.Ş.	1	1	5	6
Kuveyt Türk Katılım Bankası A.Ş.	3	2	3	3
Türkiye Finans Katılım Bankası A.Ş.	4	5	4	4
Vakıf Katılım Bankası A.Ş.	2	3	1	2
Ziraat Katılım Bankası A.Ş.	10	4	2	1
2023				
BANKA	ARAS	CoCoSo	GİA	TOPSIS
Al Rayan Bank	5	5	7	6
Bank of London and The Middle East Plc	1	1	3	7
Qatar Islamic Bank (QIB) (UK) Plc	8	10	10	10
Gatehouse Bank	9	8	9	9
Abu Dhabi Islamic Bank UK	7	9	8	8
Albaraka Türk Katılım Bankası A.Ş.	6	7	6	5
Kuveyt Türk Katılım Bankası A.Ş.	4	6	4	2
Türkiye Finans Katılım Bankası A.Ş.	2	2	1	1
Vakıf Katılım Bankası A.Ş.	3	3	2	4
Ziraat Katılım Bankası A.Ş.	10	4	5	3

Tablo 5’te görüldüğü üzere, 2019–2023 dönemine ilişkin olarak bankaların sonuçların daha anlamlı hale gelmesi ve ülkeler arası karşılaştırmaların sağlıklı bir şekilde yapılabilmesi amacıyla bankalar ilk 5 ve son 5 olmak üzere iki grupta sınıflandırılmıştır.

2019 yılında, Aras yöntemi uyarınca, ARAS yöntemine göre, ilk 5 sırada sırasıyla; Qatar Islamic Bank (UK), Ziraat Katılım, Vakıf Katılım, Kuveyt Türk ve Türkiye Finans yer almıştır. Son 5 sırada ise Abu Dhabi Islamic Bank UK, Al Rayan Bank, Albaraka Türk, Bank of London and The Middle East Plc ve Gatehouse Bank bulunmaktadır. İlk 5’te dört Türk bankasının yer alması, bu yıl Türkiye örnekleminin göreceli üstünlüğüne işaret etmektedir.

CoCoSo yöntemi, sırasıyla Qatar Islamic Bank (UK), Abu Dhabi Islamic Bank UK, Ziraat Katılım, Vakıf Katılım ve Kuveyt Türk’ü ilk 5’te konumlandırmıştır. Son 5 sırada ise sırasıyla Al Rayan Bank, Türkiye Finans Katılım Bankası A.Ş., Bank of London and The Middle East Plc., Albaraka Türk Katılım Bankası A.Ş. ve Gatehouse Bank yer almıştır.

İlk 5’te üç Türk bankasının bulunması, görece üstünlüğün bu yöntemde de Türkiye lehine olduğunu göstermektedir.

GİA yönteminde, Ziraat Katılım, Vakıf Katılım, Qatar Islamic Bank (UK), Kuveyt Türk ve Türkiye Finans ilk 5 sırayı oluşturmuştur. Abu Dhabi Islamic Bank UK, Al Rayan Bank, Albaraka Türk Katılım Bankası A.Ş., Bank of London and The Middle East Plc. ve Gatehouse Bank ise son 5’te yer almıştır. İlk 5’in dört sırasını Türk bankalarının alması, Türkiye örnekleminin belirgin üstünlüğüne işaret etmektedir.

TOPSIS yöntemine göre, ilk 5 banka sırasıyla; Ziraat Katılım, Türkiye Finans, Qatar Islamic Bank (UK), Al Rayan Bank ve Abu Dhabi Islamic Bank UK şeklindedir. Son 5 sırada ise Vakıf Katılım, Albaraka Türk, Kuveyt Türk, Bank of London and The Middle East Plc ve Gatehouse Bank yer almıştır. Bu yöntemde ilk 5 içerisinde yalnızca iki Türk bankası yer aldığından, İngiltere örneklemini görece üstün konumdadır.

2019 yılına ilişkin genel değerlendirmede, ARAS, CoCoSo ve GİA yöntemlerinin Türkiye merkezli bankaları ön plana çıkardığı, buna karşılık TOPSIS yönteminin İngiltere merkezli bankaların daha fazla olduğu görülmektedir. Bu durum, yöntemlerin duyarlılık düzeylerine bağlı olarak ülke örneklemi arasında değişkenlik gösterebildiğini ortaya koymaktadır.

2020 yılı incelendiğinde, ARAS yöntemine göre, ilk 5 sırada sırasıyla; Al Rayan Bank, Ziraat Katılım, Vakıf Katılım, Türkiye Finans ve Qatar Islamic Bank (UK) yer almıştır. Son 5 sırada ise Kuveyt Türk, Albaraka Türk, Bank of London and The Middle East Plc, Abu Dhabi Islamic Bank UK ve Gatehouse Bank bulunmaktadır. İlk 5 içerisinde üç Türk bankasının yer alması, bu yıl ARAS yönteminde Türkiye örnekleminin görece üstünlüğünü ortaya koymaktadır.

CoCoSo yöntemi, ilk 5 sırada sırasıyla; Al Rayan Bank, Ziraat Katılım, Qatar Islamic Bank (UK), Vakıf Katılım ve Türkiye Finans konumlandırmıştır. Son 5 ise sırasıyla; Kuveyt Türk, Bank of London and The Middle East Plc, Albaraka Türk, Abu Dhabi Islamic Bank UK ve Gatehouse Bank’tan oluşmaktadır. İlk 5’te üç Türk bankasının yer alması, Türkiye örnekleminin bu yöntemde de görece olarak öne çıktığını göstermektedir.

GİA yöntemine göre, ilk 5 sırada sırasıyla; Al Rayan Bank, Ziraat Katılım, Vakıf Katılım, Türkiye Finans ve Kuveyt Türk bulunmaktadır. Son 5 sırada ise Qatar Islamic Bank (UK), Albaraka Türk, Bank of London and The Middle East Plc, Abu Dhabi Islamic Bank UK ve Gatehouse Bank yer almaktadır. İlk 5 sırada dört Türk bankasının bulunması, bu yıl GİA yöntemi açısından Türkiye örnekleminin belirgin bir üstünlük sergilediği yönünde değerlendirilebilir.

TOPSIS yönteminde, ilk 5 sırada sırasıyla; Ziraat Katılım, Al Rayan Bank, Vakıf Katılım, Kuveyt Türk ve Abu Dhabi Islamic Bank UK yer almıştır. Son 5 ise sırasıyla; Türkiye Finans, Bank of London and The Middle East Plc, Qatar Islamic Bank (UK), Albaraka Türk ve Gatehouse Bank'tan oluşmaktadır. İlk 5 içinde üç Türk bankasının yer alması, TOPSIS yönteminde de Türkiye lehine göreceli bir üstünlüğü ortaya koymaktadır.

2020 yılı genelinde; ARAS, CoCoSo, GİA ve TOPSIS yöntemlerinin tamamında ilk 5 sıralarda en az üç Türk bankasının yer almış olması, Türkiye örnekleminin bu yıl içinde bir performans üstünlüğüne sahip olduğunu göstermektedir.

2021 yılına gelindiğinde, ARAS yöntemine göre, ilk 5 sırada sırasıyla; Ziraat Katılım, Abu Dhabi Islamic Bank UK, Al Rayan Bank, Albaraka Türk ve Türkiye Finans yer almıştır. Son 5 sırada ise Kuveyt Türk, Gatehouse Bank, Vakıf Katılım, Bank of London and The Middle East Plc ve Qatar Islamic Bank (UK) bulunmaktadır. İlk 5 içerisinde üç Türk bankasının yer alması, bu yıl ARAS yönteminde Türkiye örnekleminin göreceli üstünlüğüne işaret etmektedir.

CoCoSo yönteminde, ilk 5 sırada sırasıyla; Albaraka Türk, Abu Dhabi Islamic Bank UK, Kuveyt Türk, Vakıf Katılım ve Bank of London and The Middle East Plc bulunmaktadır. Son 5 ise sırasıyla; Türkiye Finans, Ziraat Katılım, Al Rayan Bank, Qatar Islamic Bank (UK) ve Gatehouse Bank'tan oluşmaktadır. İlk 5'te üç Türk bankasının yer alması, Türkiye örnekleminin bu yöntemde de göreceli olarak öne çıktığını göstermektedir.

GİA yöntemine göre, ilk 5 sırada sırasıyla; Albaraka Türk, Vakıf Katılım, Abu Dhabi Islamic Bank UK, Türkiye Finans ve Ziraat Katılım bulunmaktadır. Son 5 sırada ise Al Rayan Bank, Kuveyt Türk, Bank of London and The Middle East Plc, Qatar Islamic Bank (UK) ve Gatehouse Bank yer almaktadır. İlk 5 sırada dört Türk bankasının bulunması, bu yıl GİA yöntemi açısından Türkiye örnekleminin üstünlük sergilediğini ortaya koymaktadır.

TOPSIS yönteminde, ilk 5 sırada sırasıyla; Bank of London and The Middle East Plc, Kuveyt Türk, Abu Dhabi Islamic Bank UK, Albaraka Türk ve Ziraat Katılım yer almıştır. Son 5 sırada ise Vakıf Katılım, Türkiye Finans, Al Rayan Bank, Qatar Islamic Bank (UK) ve Gatehouse Bank bulunmaktadır. İlk 5 içinde üç Türk bankasının yer alması, bu yöntemde Türkiye örnekleminin göreceli olarak öne çıktığına işaret etmektedir.

2021 yılı genel değerlendirmesine göre; ARAS, CoCoSo, GİA ve TOPSIS yöntemlerinin tamamında ilk 5 sırada en az üç Türk bankası yer almıştır. Bu durum, yıl genelinde Türkiye örnekleminin bir performans üstünlüğü sergilediğini ortaya koymaktadır.

2022 yılında, ARAS yöntemine göre, ilk 5 sırada sırasıyla; Albaraka Türk, Vakıf Katılım, Kuveyt Türk, Türkiye Finans ve Bank of London and The Middle East Plc yer almıştır. Son 5 sırada ise Abu Dhabi Islamic Bank UK, Al Rayan Bank, Gatehouse Bank, Qatar Islamic Bank (UK) ve Ziraat Katılım yer almaktadır. İlk 5 içerisinde 4 Türk bankasının yer alması, ARAS yönteminde bu yıl Türkiye örnekleminin görece üstünlüğünü ortaya koymaktadır.

CoCoSo yöntemine göre, ilk 5 sırada sırasıyla; Albaraka Türk, Kuveyt Türk, Vakıf Katılım, Ziraat Katılım ve Türkiye Finans yer almıştır. Son 5 sırada ise Abu Dhabi Islamic Bank UK, Bank of London and The Middle East Plc, Gatehouse Bank, , Qatar Islamic Bank (UK) ve Al Rayan Bank bulunmaktadır. İlk 5 içinde 4 Türk bankasının yer alması, bu yöntemde de Türkiye örnekleminin görece olarak üstün olduğunu göstermektedir.

GİA yönteminde, ilk 5 sırada sırasıyla; Vakıf Katılım, Ziraat Katılım, Kuveyt Türk, Türkiye Finans ve Albaraka Türk yer almaktadır. Son 5 ise sırasıyla; Bank of London and The Middle East Plc, Abu Dhabi Islamic Bank UK, Al Rayan Bank, Gatehouse Bank ve Qatar Islamic Bank (UK) şeklindedir. İlk 5 sırada 5 Türk bankasının yer alması, GİA yönteminde Türkiye örnekleminin belirgin bir şekilde öne çıktığını göstermektedir.

TOPSIS yöntemine göre, ilk 5 sırada sırasıyla; Ziraat Katılım, Vakıf Katılım, Kuveyt Türk, Türkiye Finans ve Bank of London and The Middle East Plc yer almaktadır. Son 5 sırada ise Albaraka Türk, Abu Dhabi Islamic Bank UK, Gatehouse Bank, Al Rayan Bank ve Qatar Islamic Bank (UK) yer almaktadır. İlk 5'te 4 Türk bankasının bulunması, TOPSIS yönteminde Türkiye örnekleminin görece üstünlüğünü ortaya koymaktadır.

2022 yılı genelinde; ARAS, CoCoSo, GİA ve TOPSIS yöntemlerinin tamamında ilk 5 sıralarda en az 4 Türk bankası yer almış ve özellikle GİA yönteminde tüm ilk 5 Türk bankalardan oluşmuştur. Bu tablo, 2022 yılında Türkiye örnekleminin finansal performans açısından üstünlük sağladığını göstermektedir.

Çalışma kapsamına dahil olan son yıl (2023) incelendiğinde, ARAS yöntemine göre, ilk 5 sırada sırasıyla; Bank of London and The Middle East Plc, Türkiye Finans, Vakıf Katılım, Kuveyt Türk ve Al Rayan Bank yer almıştır. Son 5 sırada ise Albaraka Türk, Abu Dhabi Islamic Bank UK, Qatar Islamic Bank (UK), Gatehouse Bank ve Ziraat Katılım bulunmaktadır. İlk 5 içinde 3 Türk bankasının yer alması, bu yöntemde Türkiye örnekleminin görece olarak öne çıktığını göstermektedir.

CoCoSo yöntemine göre, ilk 5 sırada sırasıyla; Bank of London and The Middle East Plc, Türkiye Finans, Vakıf Katılım, Ziraat Katılım ve Al Rayan Bank yer almaktadır. Son 5 sırada ise Kuveyt Türk, Albaraka Türk, Gatehouse Bank,

Abu Dhabi Islamic Bank UK ve Qatar Islamic Bank (UK) bulunmaktadır. İlk 5’te 3 Türk bankasının yer alması, Türkiye örnekleminin bu yöntemde görece üstünlüğünü ortaya koymaktadır.

GİA yönteminde, ilk 5 sırada sırasıyla; Türkiye Finans, Vakıf Katılım, Bank of London and The Middle East Plc, Kuveyt Türk ve Ziraat Katılım bulunmaktadır. Son 5 sırada ise Albaraka Türk, Al Rayan Bank, Abu Dhabi Islamic Bank UK, Gatehouse Bank ve Qatar Islamic Bank (UK) yer almaktadır. İlk 5 içerisinde 4 Türk bankasının yer alması, bu yöntemde Türkiye örnekleminin belirgin üstünlüğünü göstermektedir.

TOPSIS yöntemine göre, ilk 5 sırada sırasıyla; Türkiye Finans, Kuveyt Türk, Ziraat Katılım, Vakıf Katılım ve Albaraka Türk bulunmaktadır. Son 5 sırada ise Al Rayan Bank, Bank of London and The Middle East Plc, Abu Dhabi Islamic Bank UK, Gatehouse Bank ve Qatar Islamic Bank (UK) yer almaktadır. İlk 5’te 5 Türk bankasının yer alması, bu yöntemde Türkiye örnekleminin görece olarak üstün olduğunu göstermektedir.

2023 yılı genelinde; ARAS ve CoCoSo yöntemlerinde Türkiye örnekleminin 3 banka, GİA yönteminde 4 banka, TOPSIS yönteminde ise 5 banka ilk 5 sırada yer almıştır. Bu tablo, 2023 yılında da Türkiye örnekleminin finansal performans açısından genel olarak İngiltere örnekleminin karşı görece olarak üstünlük sağladığına işaret etmektedir.

Copeland Yöntemi Sonuçları

ÇKKV Yöntemleri ile yıllar itibari ile finansal performans sıralamaları elde edilen katılım bankalarının, Copeland Yöntemi kullanılarak elde edilen skor ve sıralama sonuçları tablo 6’ da gösterilmiştir.

Tablo 6: Copeland Yöntemi Skor ve Sıralama Sonuçları

Banka	2019 Skor	2019 Sıra	2020 Skor	2020 Sıra	2021 Skor	2021 Sıra	2022 Skor	2022 Sıra	2023 Skor	2023 Sıra
Al Rayan Bank	4	6	9	1	3	8	1	9	3,5	6
Qatar Islamic Bank (QIB)	8,5	2	5,5	4	1	9	0,5	10	0	10
Bank of London and The Middle East Plc	1	9	2,5	7	3,5	7	4	6	8	2
Gatehouse Bank	0	10	0	10	0	10	1,5	8	1	9
Abu Dhabi Islamic Bank UK	4	6	1	9	8,5	1	3	7	2	8
Albaraka Türk Katılım Bankası A.Ş.	2	8	2,5	7	8	2	7	2	3,5	6

Kuveyt Türk Katılım Bankası A.Ş.	5,5	3	4,5	6	5,5	3	7	2	6	4
Türkiye Finans Katılım Bankası A.Ş.	5	5	5	5	4,5	6	5,5	5	8,5	1
Vakıf Katılım Bankası A.Ş.	5,5	3	7	3	5,5	3	8,5	1	7,5	3
Ziraat Katılım Bankası A.Ş.	9,5	1	8	2	5,5	3	7	2	5	5

Tablo 6’da 2019–2023 dönemine ilişkin Copeland skor sonuçları ve sıralamaları sunulmuştur. Her yıl çalışma örneklemine dahil olan katılım bankaları skorlarına göre sıralanmış ve yorumlamalarında ÇKKV yöntemlerinde olduğu gibi ilk 5 sıradaki bankalar yüksek performanslı, son 5 sıradaki bankalar ise görece düşük performanslı olarak sınıflandırılmıştır. Bu sınıflandırma, ülkeler arası karşılaştırmanın daha sağlıklı yapılmasına olanak tanımaktadır. Ayrıca, analiz, ilk 5 içinde bir ülkeden 3 veya daha fazla banka yer alması durumunu, o ülkedeki katılım bankacılığı sisteminin görece olarak daha güçlü performans sergilediği şeklinde değerlendirmektedir.

2019 yılı itibarıyla bankaların Copeland skorlarına göre en yüksekten en düşüğe doğru sıralandığında ilk 5 sırada yer alan bankalar; Ziraat Katılım Bankası A.Ş., 9,5 puan ile 1. sırada, Qatar Islamic Bank (QIB) UK, 8,5 puan ile 2. sırada, Kuveyt Türk Katılım Bankası A.Ş. ve Vakıf Katılım Bankası A.Ş., 5,5 puan ile 3. Sırada ve Türkiye Finans Katılım Bankası A.Ş., 5 puan ile 5. sırada yer almıştır. Bu sonuçlar, 2019 yılında özellikle Ziraat Katılım Bankası A.Ş.’nin açık ara üstün performans gösterdiğini ortaya koymaktadır. Aynı zamanda, Kuveyt Türk ve Vakıf Katılım’ın eşit skorla aynı sırayı paylaşması dikkat çekicidir.

Aynı yılın en düşük skorlarına sahip bankalar, yani son 5 sıradaki bankalar ise; Bank of London and The Middle East Plc, 1 puan ile 9. sırada, Albaraka Türk Katılım Bankası A.Ş., 2 puan ile 8. sırada, Al Rayan Bank ve Abu Dhabi Islamic Bank UK, 4 puan ile 6. sırada, Gatehouse Bank, 0 puan ile 10. sırada yer almıştır.

Ülkeler düzeyinde genel dağılım incelendiğinde, ilk 5 sıradaki bankaların 4’ünün Türkiye, sadece 1’inin İngiltere merkezli olduğu; buna karşılık son 5 sıradaki bankaların 4’ünün İngiltere, sadece 1’inin Türkiye merkezli olduğu görülmektedir. Bu dağılım, 2019 yılında Türkiye’de faaliyet gösteren katılım bankalarının finansal performanslarının, İngiltere’dekilere kıyasla daha yüksek olduğu yönünde görece olarak bir kanıt sunmaktadır.

2020 yılı itibarıyla Copeland skorlarına göre en yüksekten en düşüğe doğru sıralanan ilk 5 banka; Al Rayan Bank 9 puan ile 1. sırada, Ziraat Katılım Bankası A.Ş., 8 puan ile 2. sırada, Vakıf Katılım Bankası A.Ş., 7 puan ile 3. sırada, Qatar Islamic Bank (QIB) UK, 5,5 puan ile 4. sırada, Türkiye Finans Katılım Bankası A.Ş., 5 puan ile 5. sırada yer almıştır. Bu sonuçlar, Al Rayan Bank’ın İngiltere

örneklemeden sıyrılarak en yüksek Copeland skoruna ulaştığını göstermektedir. Türkiye’den üç bankanın (Ziraat Katılım, Vakıf Katılım, Türkiye Finans) ilk 5’te yer alması katılım bankalarının sergilediği finansal performans açısından yine Türkiye lehine bir eğilimi desteklemektedir.

2019 ve 2020 yıllarındaki değişimler incelendiğinde; Al Rayan Bank’ın 2019 yılında altıncı sırada yer almasına karşın 2020 yılında birinci sıraya yükselmiş olduğu görülmektedir. Bu durum, katılım bankalarının kriz dönemlerinde daha dirençli bir yapıya sahip olabileceğini öne süren teorik çerçevelerle uyumludur. Özellikle faizsiz bankacılık modellerinin risk paylaşımına dayalı yapısı, ekonomik dalgalanmalarda daha istikrarlı bir performans sergilemelerine olanak tanımaktadır (Cihak ve Hesse, 2010: 102). Bunun yanında, Al Rayan Bank’ın dijitalleşme süreçlerine hızla uyum sağlaması ve ürün çeşitliliğini artırarak İngiltere’deki faizsiz bankacılık piyasasında etkinliğini genişletmesi, bu yükselişi destekleyen temel unsurlar arasında yer aldığı söylenebilir (Wilson, 2014: 28).

Son 5 sırada ise; Gatehouse Bank, 0 puan ile 10. sırada, Abu Dhabi Islamic Bank UK, 1 puan ile 9. sırada, Bank of London and The Middle East Plc, 2,5 puan ile 7. sırada, Albaraka Türk Katılım Bankası A.Ş., 2,5 puan ile 7. sırada, Kuveyt Türk Katılım Bankası A.Ş., 4,5 puan ile 6. sırada yer almıştır.

Bu dağılımda Türkiye’den iki banka son 5’te yer alırken, İngiltere örneklemeden üç banka son 5’te konumlanmıştır. İlk 5’te ise 3 Türkiye, 2 İngiltere merkezli banka yer almaktadır. Dolayısıyla 2020 yılında da Türkiye örnekleme görece üstün performans göstermiştir.

2021 yılına ait Copeland skorlarına göre ilk 5 bankalar; Abu Dhabi Islamic Bank UK, 8,5 puan ile 1. sırada, Albaraka Türk Katılım Bankası A.Ş., 8 puan ile 2. sırada, Kuveyt Türk Katılım Bankası A.Ş., 5,5 puan ile 3. sırada, Vakıf Katılım Bankası A.Ş., 5,5 puan ile 3. sırada, Ziraat Katılım Bankası A.Ş., 5,5 puan ile 3. sırada yer almıştır. Bu dönemde ilk sırayı bir İngiltere bankası (Abu Dhabi Islamic Bank UK) almış olmakla birlikte, Türkiye’den 4 banka ilk 5’te yer alarak görece üstünlüğü sağlamıştır.

Son 5’te yer alan bankalar ise; Gatehouse Bank, 0 puan ile 10. sırada, Qatar Islamic Bank (QIB) UK, 1 puan ile 9. sırada, Al Rayan Bank 3 puan ile 8. sırada, Bank of London and The Middle East Plc, 3,5 puan ile 7. Sırada ve Türkiye Finans Katılım Bankası A.Ş., 4,5 puan ile 6. sırada yer almıştır.

Abu Dhabi Islamic Bank UK’nin 2019 yılında 6., 2020 yılında 9. sırada yer almasına rağmen 2021 yılında birinci sıraya yükselmesi dikkat çekmektedir. Bu yükseliş, katılım bankacılığında uzun vadeli stratejik yatırımlarla performanslarını iyileştirebileceğini ortaya koymaktadır. Özellikle sermaye yeterliliği, kurumsal yönetim ve dijitalleşme gibi alanlarda yapılan iyileştirmeler, banka performansını doğrudan etkileyen faktörler arasında yer

alabilmektedir (Zaher ve Hassan, 2001: 158; Archer ve Karim, 2007: 12). Ayrıca, İngiltere’ de faaliyet gösteren katılım bankalarının, piyasa ihtiyaçlarına uygun yenilikçi finansal ürünler geliştirme kapasitesinin artması, bu yükselişi destekleyen bir etken olabilir (Wilson, 2014: 30).

2022 yılı Copeland skorları ışığında ilk 5 sırada yer alan bankalar; Vakıf Katılım Bankası A.Ş., 8,5 puan ile 1. sırada, Kuveyt Türk Katılım Bankası A.Ş., 7 puan ile 2. sırada, Ziraat Katılım Bankası A.Ş., 7 puan ile 2. sırada, Bank of London and The Middle East Plc, 4 puan ile 4. sırada, Türkiye Finans Katılım Bankası A.Ş., 5,5 puan ile 5. sırada yer almıştır. Bu yıl da ilk 5’ te yer alan katılım bankalarının 4’ü Türkiye merkezli bankalardan oluşmuştur.

En düşük skorları alan ve son 5’te yer alan bankalar; Qatar Islamic Bank (QIB) UK, 0,5 puan ile 10. sırada, Al Rayan Bank, 1 puan ile 9. sırada, Gatehouse Bank, 1,5 puan ile 8. sırada, Abu Dhabi Islamic Bank UK, 3 puan ile 7. sırada, Albaraka Türk Katılım Bankası A.Ş., 7 puan ile 2. sırada yer almıştır.

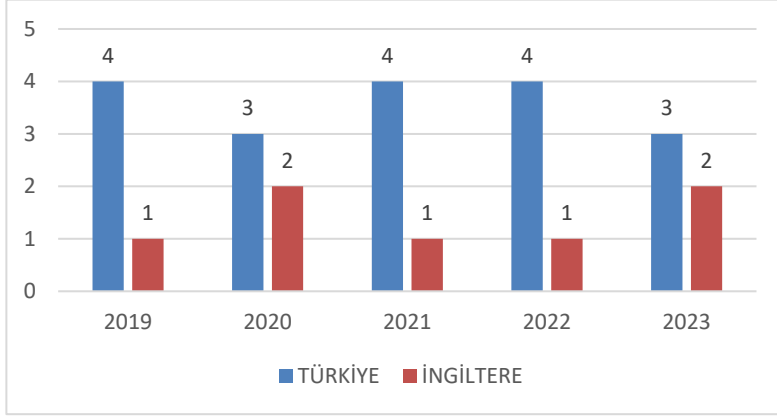
2023 yılı Copeland skorlarına göre ilk 5 banka; Türkiye Finans Katılım Bankası A.Ş., 8,5 puan ile 1. sırada, Bank of London and The Middle East Plc, 8 puan ile 2. sırada, Vakıf Katılım Bankası A.Ş., 7,5 puan ile 3. sırada, Kuveyt Türk Katılım Bankası A.Ş., 6 puan ile 4. sırada, Ziraat Katılım Bankası A.Ş., 5 puan ile 5. sırada yer almıştır.

Son 5’teki bankalar ise; Qatar Islamic Bank (QIB) UK, 0 puan ile 10. sırada, Gatehouse Bank, 1 puan ile 9. sırada, Abu Dhabi Islamic Bank UK, 2 puan ile 8. sırada, Albaraka Türk Katılım Bankası A.Ş., 3,5 puan ile 6. Sırada ve Al Rayan Bank, 3,5 puan ile 6. sırada yer almıştır.

Bu sonuçlar doğrultusunda, ilk 5 sırada yer alan bankalardan üçünün Türkiye’de faaliyet gösterdiği, Türkiye’de faaliyet gösteren katılım bankalarının 2023 yılı itibarıyla görece finansal performanslarının İngiltere’de faaliyet gösteren katılım bankalarına kıyasla görece olarak daha güçlü olduğunu göstermektedir. Benzer şekilde, son 5 sırada yer alan bankaların üçünün İngiltere merkezli olması ise, bu yıl özelinde İngiltere’deki katılım bankalarının görece daha düşük bir performans sergilediğine işaret etmektedir. Bu durum, ülke bazlı yapısal farklılıkların, düzenleyici çerçevelerin ve sektörel dinamiklerin bankaların toplam performansı üzerindeki belirleyici etkisini destekleyebilmektedir.

Aşağıda yer alan grafik her yıl ilk 5 sırada yer alan bankaların ülke bazında dağılımını göstermektedir. Grafik, Türkiye ve İngiltere’de faaliyet gösteren katılım bankalarının analiz dönemindeki temsil gücünü karşılaştırmalı biçimde sunmakta ve ülkesel performans farklarını zamansal boyutta görselleştirmektedir.

Şekil 1: İlk 5’te Yer Alan Katılım Bankası Sayılarının Yıllar Bazında Ülke Dağılımı



Şekil 1’de, gösterilen veriler doğrultusunda, Türkiye’de faaliyet gösteren katılım bankalarının her yıl en az üç banka ile üst sıralarda temsil edildiğini, dolayısıyla analiz döneminin tamamında görece performans üstünlüğünü sürdürdüğünü göstermektedir. Buna karşılık, İngiltere’de faaliyet gösteren katılım bankaları ise çalışma kapsamına dahil edilen yılların hiçbirinde bu eşiği aşamamıştır. Söz konusu dağılım, Türkiye’deki katılım bankacılığının; 2019-2023 dönemlerinde daha istikrarlı ve görece olarak güçlü bir finansal yapı sergilediğine işaret etmektedir. Bu bağlamda, araştırma hipotez sonuçlarına aşağıda yer verilmiştir.

Tablo 7: Araştırma Hipotez Sonuçları

H_1 : 2019 yılında Türkiye’ de faaliyet gösteren katılım bankalarının finansal performansları İngiltere’ de faaliyet gösteren katılım bankalarının finansal performansından görece olarak daha yüksektir.	KABUL
H_2 : 2020 yılında Türkiye’ de faaliyet gösteren katılım bankalarının finansal performansları İngiltere’ de faaliyet gösteren katılım bankalarının finansal performansından görece olarak daha yüksektir.	KABUL
H_3 : 2021 yılında Türkiye’ de faaliyet gösteren katılım bankalarının finansal performansları İngiltere’ de faaliyet gösteren katılım bankalarının finansal performansından görece olarak daha yüksektir.	KABUL
H_4 : 2022 yılında Türkiye’ de faaliyet gösteren katılım bankalarının finansal performansları İngiltere’ de faaliyet gösteren katılım bankalarının finansal performansından görece olarak daha yüksektir.	KABUL
H_5 : 2023 yılında Türkiye’ de faaliyet gösteren katılım bankalarının finansal performansları İngiltere’ de faaliyet gösteren katılım bankalarının finansal performansından görece olarak daha yüksektir.	KABUL

Tablo 7’ de görüldüğü üzere, araştırma soruları kapsamında oluşturulan hipotezlerin tamamı araştırma sonuçları doğrultusunda kabul edilmiştir. Başka bir ifade ile 2019, 2020, 2021, 2022 ve 2023 yıllarında Türkiye’ de faaliyet gösteren katılım bankalarının finansal performansları İngiltere’ de faaliyet gösteren katılım bankalarının finansal performanslarından görece olarak daha yüksek olduğu tespit edilmiştir.

Bu çalışmanın değerlendirme ve yorumlama sürecinde dikkate alınması gereken bazı sınırlılıklar mevcuttur. İlk olarak, mevcut literatürde Türkiye ve İngiltere’ de faaliyet gösteren katılım bankalarının ÇKKV yöntemleri ve Copeland analizi gibi bütüncül bir ÇKKV yaklaşımı ile karşılaştıran bir çalışmaya, çalışmanın tamamlandığı dönemler içerisinde rastlanmamıştır. Bu nedenle, elde edilen bulguların mevcut literatürle doğrudan karşılaştırılması mümkün olmamıştır. Bu durum, bir açıdan çalışmanın özgünlüğünü güçlendirirken diğer açıdan yorum sürecinde bağlamsal destek eksikliği yaratmıştır. İkinci olarak, analiz kapsamındaki bankaların farklı para birimleriyle faaliyet göstermesi nedeniyle, tüm finansal veriler ortak bir temelde birleştirilmiş ve USD cinsinden yeniden ifade edilmiştir. Ancak bu dönüşüm süreci, dönemsel döviz kuru dalgalanmalarının etkisiyle finansal oranlar üzerinde sınırlı da olsa volatilité yaratma potansiyeline sahiptir. Son olarak, çalışma yalnızca seçilen beş yıllık analiz dönemi ve verilerine eksiksiz erişilebilen bankalarla sınırlı tutulmuştur. Bu bağlamda, çalışma kapsamı içinde değerlendirilmeyen bazı bankaların dışarıda kalmış olması, genel sektörel temsiliyet açısından dikkatle göz önünde bulundurulmalıdır.

TARTIŞMA, SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu çalışmada, Türkiye ve İngiltere’de faaliyet gösteren katılım bankalarının finansal performansları, ÇKKV yöntemleriyle değerlendirilmiş ve elde edilen skorlar Copeland yöntemi aracılığıyla nihai sıralamaya dönüştürülmüştür. 2019–2023 dönemini kapsayan analizlerde, her bir yıl için bankaların sıralamaları belirlenmiş ve ülke düzeyinde göreceli performans farklılıkları yorumlanmıştır.

Elde edilen bulgular, Türkiye’de faaliyet gösteren katılım bankalarının analiz dönemi boyunca istikrarlı biçimde yüksek performans sergilediğini ortaya koymuştur. Her yıl ilk 5 sıra içinde en az üç Türkiye’ de faaliyet gösteren katılım bankalarının yer alması, Türkiye örnekleminin göreceli üstünlüğünü açıkça göstermektedir. Buna karşılık, İngiltere örneklemine dahil edilen katılım bankaları daha dalgalı ve dönemsel olarak sınırlı başarılar göstermiş ve sıralama olarak Türkiye’ de faaliyet gösteren bankaların gerisinde kalmıştır.

Elde edilen sıralamalar, Türkiye’deki katılım bankalarının analiz döneminin büyük bölümünde göreceli olarak daha istikrarlı ve güçlü bir performans sergilediğini göstermektedir. Bu sonuç hem yıllar içindeki tutarlı temsiliyetle hem de ilk sıralarda yer alma sıklığıyla desteklenmektedir. Çalışmada farklı yıllar, ülkeler ve bankalar arasındaki karşılaştırma, yalnızca tekil veriler üzerinden değil, çok kriterli yapının sunduğu bütüncül değerlendirme aracılığıyla yapılmış ve bu yönüyle analiz, geleneksel yöntemlerin ötesinde bir derinlik sunmaktadır.

Bu çalışma, bankalar, yatırımcılar ve düzenleyici kurumlar gibi çeşitli paydaşlar açısından çıkarımlara açık olmakla birlikte, doğrudan öneri sunma amacı taşımamaktadır. Analiz bulguları üzerinden yapılan yorumlar, ülkeler arası performans farklarını ortaya koymaktadır. Ancak bu değerlendirmeler, spesifik bir öneri listesinden ziyade, karar vericilerin kendi bağlamlarında dikkate alabilecekleri gözlensel bulgulara dayanmaktadır. Bu yönüyle çalışma, politika önerisi üretmekten çok, çok kriterli performans değerlendirmesine dayalı bir karşılaştırmalı analiz sunmayı hedeflemektedir.

Sonuç olarak, bu çalışma, farklı ülke örneklerinde faaliyet gösteren katılım bankalarının yalnızca kendi içlerinde değil, birbiriyle karşılaştırmalı olarak değerlendirmiştir. Literatürde daha önce ÇKKV ve Copeland yöntemiyle bu ölçekte yapılmış herhangi bir ülke karşılaştırması bulunmaması nedeniyle, çalışma özgün bir boşluğu doldurmaktadır. Bu bağlamda, çalışmanın literatüre katkı sağlaması beklenmektedir. Ayrıca, çalışma sonuçları değerlendirilirken mutlaka araştırma kısıtları da göz önünde bulundurulmalıdır.

Sonraki çalışmalarda, analiz kapsamının daha uzun dönemleri içerecek şekilde genişletilmesi, finans dışı kriterlerin de modele dahil edilmesi ve sektörel değişkenlerin etkisinin sınanması, farklı ÇKKV yöntemlerinin kullanılması, katılım bankalarının faaliyet gösterdiği farklı ülkelerin çalışma kapsamına dahil edilmesi, bu alandaki bulguların daha derinlemesine tartışılmasına katkı sağlayacaktır.

KAYNAKÇA

- Akbulut, O. Y. ve Hepşen, A. (2021). *Finansal performans ve pay senedi getirileri arasındaki ilişkinin entropi ve CoCoSo ÇKKV teknikleriyle analiz edilmesi*. Ekonomi, Politika & Finans Araştırmaları Dergisi, 6(3), 681-709.
- Archer, S. ve Karim, R. A. A. (2007). *Islamic finance: The regulatory challenge*. John Wiley & Sons, Chichester.
- Chang, T. C. ve Lin, S. J. (1999). *Grey relation analysis of carbon dioxide emissions from industrial production and energy uses in Taiwan*. Journal of Environmental Management, 56(4), 247-257.
- Chen, C. T. (2000). *Extensions of the TOPSIS for group decision-making under fuzzy environment*. Fuzzy Sets and Systems, 114(1), 1-9.
- Cihak, M. ve Hesse, H. (2010). *Islamic banks and financial stability: An empirical analysis*. Journal of Financial Services Research, 38(2-3), 95-113.
- Dadelo, S., Turkis, Z., Zavadskas, E. K. ve Dadelienė, R. (2012). *Multiple criteria assessment of elite security personal on the basis of ARAS and expert methods*. Economic Computation and Economic Cybernetics Studies and Research, 46(4), 65-88.
- Demirtaş, O. (2019). *Katılım bankalarının finansal performansı üzerinde etkili olan değişkenlerin belirlenmesi: Gelişen ve gelişmekte olan ülkeler üzerine bir uygulama* (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). İstanbul Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, İstanbul.
- Doğan, İ. (2022). *Katılım bankalarının denetim standartlarına uyum düzeylerinin finansal performans üzerindeki etkisi* (Yayımlanmamış doktora tezi). Manisa Celal Bayar Üniversitesi, Manisa.
- Ecer, F. ve Pamucar, D. (2020). *Sustainable supplier selection: A novel integrated fuzzy best worst method (F-BWM) and fuzzy CoCoSo with Bonferroni (CoCoSo'B) multi-criteria model*. Journal of Cleaner Production, 266, 121981.
- Ekhlive, M. E. B. (2018). *Malezya ve Türkiye’de İslami bankacılığın etkinlik ve performans analizleri* (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). Anadolu Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Eskişehir.
- Felsenthal, D. S. ve Machover, M. (1992). *Electoral systems: Paradoxes, assumptions, and procedures*. Springer, London.
- Feng, C. M. ve Wang, R. T. (2000). *Performance evaluation for airlines including the consideration of financial ratios*. Journal of Air Transport Management, 6(1), 133-142.

- Fishburn, P. C. (1984). *Probabilistic social choice based on simple voting comparisons*. Review of Economic Studies, 51(4), 683-692.
- Güngör, B. ve Nademi, F. (2019). *İslami Bankaların Finansal Performanslarının Ortadoğu Ülkeleri ve Türkiye Bazında Karşılaştırması*, İşletme Ekonomi ve Yönetim Araştırmaları Dergisi, 2(1):63-84.
- Hanif, M. (2024). *Performance evaluation of Islamic banking services industry: Evidence from GCC*. Journal of Risk and Financial Management, 17(11), 523.
- Hwang, C. L. ve Yoon, K. (1981). *Multiple attribute decision making: Methods and applications*. Springer-Verlag, New York.
- Kendirli, H. Ç., Kendirli, S., ve Aydın, Y. (2019). *Küresel kriz çerçevesinde katılım bankalarının ve ticari bankaların mali performanslarının TOPSIS yöntemiyle analizi*. Atatürk Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi, 33(1), 137-154.
- Klamler, C. (2003). *A comparison of the Dodgson method and the Copeland rule*. Economics Bulletin, 4(8), 1-7.
- Kong, F. ve Liu, H. (2006). *The relative grey relation closeness multicriteria decision making method*. Proceedings of the Sixth International Conference on Intelligent Systems Design and Applications.
- Li, T., Li, A. ve Guo, X. (2020). *The sustainable development-oriented development and utilization of renewable energy industry: A comprehensive analysis of MCDM methods*. Energy, 212, 1-17.
- Qomar, M. N., Rusgianto, S., Muttaqin, I. ve Hidayati, A. (2024). *A cross-country analysis of Islamic bank's performance in Malaysia and Indonesia*. Falah: Jurnal Ekonomi Syariah, 9(1), 31-42.
- Saari, D. G., ve Merlin, V. R. (1996). *The Copeland method*. Economic Theory, 8(1), 51-76.
- Safitri, I., Pramono, S. E. ve Zaenal, M. H. (2024). *Comparative analysis of the financial performance of Islamic banking in Indonesia and Malaysia during the Covid-19 pandemic*. International Journal of Economics and Commerce (IJEC), 3(1), 648-667.
- Sarul, L. S. (2021). *Çok kriterli karar verme yöntemleri ile güncel uygulamalar*. Gazi Kitapevi, Ankara.
- Şahin, A. (2022). *Türkiye ve Malezya'daki faizsiz bankacılık sektörünün finansal performans ve finansal ürünler açısından karşılaştırılması* (Yayımlanmamış doktora tezi). İnönü Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Malatya.

- Şahin, M. (2022). *Güncel ve uygulamalı çok kriterli karar verme yöntemleri*. Nobel Akademik Yayıncılık, Ankara.
- Wang, T. C. ve Lee, H. D. (2009). *Developing a fuzzy TOPSIS approach based on subjective weights and objective weights*. Expert Systems with Applications, 36(5), 8980-8985.
- Wilson, R. (2014). *Islamic finance in Europe*. C. Crouch (Ed.), Islamic finance in Europe: Towards a plural financial system (ss. 25-38). Edward Elgar Publishing, Cheltenham.
- Yazdani, M., Zarate, P., Zavadskas, E. K. ve Turskis, Z. (2019). *A combined compromise solution (CoCoSo) method for multi-criteria decision-making problems*. Management Decision, 57(9), 2501-2519.
- Yazdani, M., Alidoosti, A. ve Zavadskas, E. K. (2011). *Using TOPSIS for strategic planning of municipal services*. Journal of Business Economics and Management, 12(4), 717-737.
- Zaher, T. S. ve Hassan, M. K. (2001). *A comparative literature survey of Islamic finance and banking*. Financial Markets, Institutions & Instruments, 10(4), 155-199.
- Zavadskas, E. K. ve Turskis, Z. (2010). *A new additive ratio assessment (ARAS) method in multicriteria decision-making*. Technological and Economic Development of Economy, 15(2), 159-172.
- Zavadskas, E. K., Turskis, Z. ve Kildiene, S. (2016). *State of art surveys of overviews on MCDM/MADM methods*. Technological and Economic Development of Economy, 22(1), 165-179.
- Zhai, L. Y., Khoo, L. P. ve Zhong, Z. W. (2009). *Design concept evaluation in product development using rough sets and grey relation analysis*. Expert Systems with Applications, 36, 7072-7079.



BÖLÜM 3

Nakit Oran Ölçümünde Hazır Değerlere Menkul Kıymetler eklenmeli mi?

Ali Faruk Açıkgöz¹

Giriş

Tüm işletmeler için yapılan likidite değerlendirmelerinde sahip olunan nakdi gösteren hazır değerlerin önemi yadsınamamaktadır. Likidite ölçümü genelde üç temel oran yardımıyla yapılmaktadır. Bunlar; cari oran, asit-test oranı ve nakit oranıdır. Nakit oran, literatürde iki biçimde ele alınmakta olup; yalın halde hazır değerlerin kısa vadeli yabancı kaynaklara oranı olan daha çok hazır değerler oranı olarak adlandırılan oran veya hazır değerler ile birlikte menkul kıymetlerin de ele alındığı toplamın kısa vadeli yabancı kaynaklara oranı olan ve genellikle nakit oran olarak adlandırılan orandır. Bu iki oran birbirlerinin yerine ismen kullanılabilir. Ancak, hangi halinin kullanılmasının daha uygun olacağı tartışmalı bir durum olarak kabul edilirse, bu tercihin arkasındaki dinamiklerin ortaya çıkartılmasının yararlı olacağı düşünülmektedir. Dolayısıyla bu çalışma, işletmelerin hazır değerlerine kısa vadedeki menkul kıymetlerin eklenmesinin nakit düzeylerinin belirlenmesinde fark yaratıp yaratmadığını belirlemek amacıyla yapılmaktadır.

İşletmeler için en likit ve nakit haldeki varlık unsurları olarak hazır değerlerin yanı sıra kısa vadede veya hızla paraya çevrilebilecek ikinci düzeyde likit dönen varlık bileşeni menkul kıymetlerin diğer adıyla pazarlanabilir menkul kıymetlerin nakit oranda veya hazır değerler oranına dahil edilip edilmemesi halinde ne kadar farklı sonuçların ortaya çıkabileceğini belirlemek nakit ölçümünde hassasiyete katkı sağlayabilecektir.

İşletmelerin likiditelerinin belirlenmesinde nakit oran veya hazır değerler oranı olarak karşımıza çıkan oran analizi kapsamında aynı işlevi gören ve birbirlerinin yerine aynı adla kullanılabilen iki temel oran bulunmaktadır. Nakit oranda genellikle hazır değerler kısa vadede (pazarlanabilir) menkul kıymetlerle toplanarak kısa vadeli yabancı kaynaklara oranla kullanılmakta veya hazır değerler yalın halde kısa vadeli yabancı kaynaklara oranla sırasıyla nakit oran veya hazır değerler oranı adlarıyla ölçülmektedir. Her iki oran için genel kabul görmüş düzey 0,20 olarak verilmektedir (Aksoy ve Tanrıöven, 2007, s.582; Gürsoy, 2007, s.102; Çam, 2008, s.141; Ceylan ve Korkmaz, 2008, s.52; Okka, 2009, s.106; Özerol, 2009, s.69-70; Apak Demirel, 2010, s.140; Şamiloğlu ve

¹ Dr. Öğr. Üyesi, Muhasebe ve Vergi Bölümü, Sosyal Bilimler Meslek Yüksekokulu, Tekirdağ Namık Kemal Üniversitesi,, Orcid: 0000-0002-6426-983X

Akgün, 2010, s.251; Uluyol, 2011, s.56; Karapınar ve Ayıkoğlu Zaif, 2012, s.172; Omağ, 2023, s.783-792).

Bununla birlikte, hazır değerlerin dahil olduğu grup toplamı olan dönen varlıklara veya aktif toplamına oranla ölçülmesi de fikir verici olacağından bu oranlarda da menkul kıymetler eklenerek veya eklenmeksizin ölçüm ve değerlendirmeler yapılabilir (Opler vd. 1999, s.3-46; Ozkan ve Ozkan, 2004, s.2103-2134; Bates vd. 2009, s.1985-2021; Aras vd. 2019, s.192-205).

Hazır değerler ve menkul kıymetler arasında yüksek geçişkenlik bulunabilmektedir. Bu iki sırasıyla en likit halde kabul edilebilecek hesap kalemi gerektiğinde işletmelerin nakit ihtiyacını karşılamaya yönelik menkul kıymet satışlarıyla nakit oluşturdıkları veya ihtiyacı aşan nakdi değerlendirmek için kısa vadede menkul kıymetler edindikleri bir çeşit tamamlayıcı geçişkenlik olarak görülebilmektedir. Aslında, işletmelerin diğer dönen varlık kalemleri için de görece az nispette ikame etme ilişkisi bulunmaktadır. Örneğin, işletmelerin faaliyetleri esnasında likidite yaratılırken stoklarla nakit düzeyi arasında birbirlerini ikame eden dinamik tamamlayıcılık ilişkisi de teyit edilmektedir (Bianco ve Gamba, 2019, s.97-145) ve dolayısıyla nakit düzeyi arttıkça ihtiyacı aşan nakit birikimi veya tasarrufu mutlaka menkul kıymete dönüşmeyebilmektedir. Benzer biçimde yine dönen varlıklar içindeki kısa vadeli ticari alacakların kolay veya erken tahsili de buna örnek olarak gösterilebilir. Ancak, menkul kıymetlere yatırımın doğası ticari alacaklar veya stoklara göre farklıdır ve yatırım araçları arasında bir yatırım kararı verilmesini gerektirmektedir. İşletmeler nakdi görece güvenli kabul edilen devlet güvencesini doğrudan veya dolaylı olarak veren kamu kesimi bonolarına veya likiditesi yüksek menkul kıymetlere yatırılabilir (Almeida vd. 2014, s.135-162). Ancak, faizlerin değişken olduğu durumlarda değer kayıpları bu türden menkul kıymetlerde dahi oluşabilmektedir. Nakit ve borçlanma kapasitesi arasında borcun edinilmesi ya da kullanılmadan geleceğe ertelenebilmesi mümkündür. Bununla birlikte, kredi limitleri ile özellikle mali borca ulaşım olanağı olan işletmelerde nakit oranın düştüğü ve bu imkanlara sahip olmayan işletmelerde tedbir amaçlı görece yükseldiği görülmektedir (Almeida vd. 2014, s.135-162). Ancak, işletmelerin ticari borçlanma kapasitelerindeki artışlar sayılan bu dengeleri de değiştirebilecektir. Ayrıca, işletmelerde daha fazla nakit sadece tedbir amacıyla tutulmayabilir ki bunun asıl nedeni likidite gereksiniminin artması da olabilir (Boileau ve Moyen, 2016, s.1481-1506). İşletmeler için daha fazla nakit tutmanın marjinal değeri ise; yüksek kaldıraç, sermaye piyasalarına kolay erişim ve nakden ödenen temettü gibi nedenlerle de azalabilmektedir (Faulkender ve Wang, 2006, s.1957-1990). İşletmelerde finansal kararlar, bu kararları alan yönetimin ya da karar alıcıların likiditeyi ne miktarda tutacaklarını

ve nasıl veya neye dönüştürülmüş halde tutacaklarını da içermektedir (Almeida vd. 2014, s.135-162).

Bu çalışmada, hazır değerlerin ölçülebileceği potansiyel oranlarla yapılan değerlendirmeler uzun vadede Türkiye'deki tüm işletmeler bakımından reel sektör istatistiklerini kullanarak yapılmaktadır (TCMB, 2025). Çalışmanın bulguları ile menkul kıymetlerin orana dahil edilmelerinin görece daha fazla değişkenlik yaratması nedeniyle hassasiyette önemli bir farklılık oluşturmayaabileceğini Türkiye örneğinde gösterilmektedir.

Sonuçta, hazır değerler ile menkul kıymetler birbirlerine dönüşebilmekte ya da dönüştürülebilmektedirler. Hazır değerlerin; kısa vadeli yabancı kaynaklar, dönen varlıklar ve aktif toplamına oranla aralarındaki yüksek geçişkenlik nedeniyle menkul kıymetler hariç yalın halde ele alınmalarının ve özellikle dönen varlıklara oranla da değerlendirmelere katılması yapılan çok yönlü karşılaştırılmalarla ortaya konularak bu şekilde kullanılmaları önerilmektedir.

Yöntem

Çalışmanın temel yöntemi işletmelerin elindeki nakit veya hazır değerler ile ilgili değerlendirmelerle sınırlılıkları ile birlikte oran analizi kapsamındaki ilgili likidite oranları ve türevleri kullanılarak hazır değerler ve menkul kıymetleri dönen varlıklar içindeki toplamlarıyla kısa vadeli yabancı kaynaklara, dönen varlıklara ve aktif toplamına oranla, yüzdelik seçilmiş oranlar yordamıyla kullanılan literatürdeki yöntemlerle benzer biçimde; Türkiye Cumhuriyet Merkez Bankası (TCMB) reel sektör istatistikleri arşivinde sektörlerdeki tüm firmalar için bulunan ham veriler üzerinde hesaplamalar yapılmaktadır (Beaver, 1966, s.71-111; Altman 1968, s.589-609; Smith, 1973, s.54; Chen ve Shimerda, 1981, s.58; Shulman ve Cox, 1985, s.64-67; Rao, 1989, s.217-242; Brigham, 1996, s.264-277; Akgüç, 2005, s.379-474; Brealey vd., 2007, s.472; Okka, 2009, s.97-116; Şamiloğlu ve Akgün, 2010, s.121; Apak ve Demirel, 2010, s.122-125; Açıkgöz, 2014, s.145-150; Açıkgöz ve Apak, 2017, s.152-159; Açıkgöz vd., 2018, s.274-291; Akgün, 2021, s.47; Apak vd., 2021, s.62-68; Açıkgöz, 2023, s. 20-36; Omağ, 2023, s.783-792; Açıkgöz, 2024, s.108-123; TCMB, 2025). Ham verileri oluşturan TCMB verileri; 2014-2023 yılları arasındaki 10 yıllık dönem için her yılda ortalama 816.576 işletmenin toplulaştırılmış reel sektör bilançolarında bulunan toplam tutar verileridir (TCMB, 2025).

Hazır değerler ve pazarlanabilir ya da nakde hızla çevrilebilir kabul edilerek dönen varlıklar içindeki menkul kıymetler eklendiğinde ve eklenmediğindeki durumlarını sırasıyla kısa vadeli yabancı kaynaklara, dönen varlıklara ve aktif toplamına karşı çeşitli yordamlarla gösteren değişkenler çalışmada kullanılan yüzdelik oran değişkenlerdir ve Tablo 1'de verilmektedirler (Tablo 1).

Tablo 1. Çalışmada Kullanılan Oran Değişkenler (%)

Oran Değişkenler*** (Yüzde olarak)	% (Oran*100)
Hazır Değerler ve Menkul Kıymetler toplamlarının Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar toplamına oranı	$(HD+MK) / KVKY$
Hazır Değerler toplamının Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar toplamına oranı	$HD / KVKY$
Hazır Değerler ve Menkul Kıymetler toplamlarının Dönen Varlıklar toplamına oranı	$(HD+MK) / DÖV$
Hazır Değerler ve Menkul Kıymetler toplamlarının Dönen Varlıklar toplamı ile Hazır Değerler ve Menkul Kıymetler toplamlarının farkına oranı	$(HD+MK) / (DÖV - (HD+MK))$
Hazır Değerler toplamının Dönen Varlıklar toplamına oranı	$HD / DÖV$
Hazır Değerler toplamının Dönen Varlıklar toplamı ile Hazır Değerler toplamının farkına oranı	$HD / (DÖV - HD)$
Hazır Değerler ve Menkul Kıymetler toplamlarının Aktif toplamına oranı	$(HD+MK) / A$
Hazır Değerler ve Menkul Kıymetler toplamlarının Aktif toplamı ile Hazır Değerler ve Menkul Kıymetler toplamlarının farkına oranı	$(HD+MK) / (A - (HD+MK))$
Hazır Değerler toplamının Aktif toplamına oranı	HD / A
Hazır Değerler toplamının Aktif toplamı ile Hazır Değerler toplamının farkına oranı	$HD / (A - HD)$

***Değişkenler paydada KVKY, DÖV ve A veya türevlerinin bulunmasına göre 3 gruba ayrılabilir.

Çalışma için seçilmiş oransal değişkenlerin veri serileri için 2014-2023 arası dönemde minimum ve maksimum değerleri ile aralarındaki farklar ve bu değerleri aldıkları yıllar belirlenmekte ve ayrıca serilerin ortalama değerleri hesaplanarak karşılaştırmalı olarak sunulmaktadır.

Çalışmada yer verilen değişkenlerin serilerinin ortalamalarına yakınsamaları da dikkate alınarak (Enders, 1995, s.68 ve 212), standart sapma değerleri

örneklem veri serileri için 2014-2023 arası dönemde; yıl terimler için i , yıldaki veri terimler için x_i , serinin aritmetik ortalaması $\bar{x}$, veri terim (yıl) sayısı n olmak üzere hesaplanarak ortalamaların anlamlılıkları karşılaştırılmakta (Sivaslıgil, 2003, s.99-101; Sclove, 2013, s.20-21; Çil Yavuz, 2018, s.33; Kaya, 2021, s.24-25; Açıkgöz, 2024, s.108-123; Denklem(1)) ve Excel 2022 yazılımı yardımıyla sonuçların doğrulaması yapılmaktadır:

$$\text{Standart Sapma} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n-1}} \quad (1)$$

Çalışmada kullanılan değişkenlerde yüzdelik oransal değerler farklı başlıklarda paydaları içerdiklerinde bağıl değişkenliğin belirlenmesinde standart sapma değerlerinden daha açıklayıcı olan değişkenlik (varyasyon) katsayıları aşağıdaki denklemle hesaplanarak karşılaştırmaları örneklemde tahmin edilen standart sapmanın veri serisi ortalamasına oranının yüzdelik değeri olarak hesaplanmakta, değeri artıka değişkenlik yükselmekle birlikte ortalama sifıra yaklaştığında açıklama gücü azalmaktadır (Medhi, 2005, s.84-85; Gallagher ve Andrew, 2007, s.160-162; Bindu vd., 2020, s.5-22; Açıkgöz, 2024, s.108-123; Denklem(2)):

$$\text{Değişkenlik (varyasyon) Katsayısı} = \left(\frac{\text{Standart Sapma}}{\bar{x}} \right) * 100 \quad (2)$$

Grafiklerle oranların ve paydaya dahil iken ya da arındırılarak normalleştirilmiş oranların (Opler vd. 1999, s.3-46; Ozkan ve Ozkan, 2004, s.2103-2134; Bates vd. 2009, s.1985-2021; Aras vd. 2019, s.192-205) karşılaştırmaları da yapılmakta ve bulgular kısmında değerlendirmeler sunulmaktadır. Sonuç kısmında ise çalışmanın önemli bulguları paylaşılarak önerilerde bulunmaktadır.

Bulgular

Tablo 2 hazır değerlerin; hazır değerlere dönen varlıklar içinde kısa vadeli menkul kıymetlerin pazarlanabilir ya da nakde hızla çevrilebilir kabul edilerek menkul kıymetler eklendiğinde ve eklenmediğindeki durumlarını sırasıyla kısa vadeli yabancı kaynaklara, dönen varlıklara, hazır değerler ve menkul kıymetlerden arındırılmış dönen varlıklara, hazır değerlerden arındırılmış dönen varlıklara, aktife, hazır değerler ve menkul kıymetlerden arındırılmış aktif toplamına ve hazır değerlerden arındırılmış aktif toplamına karşı gerekli rakamsal yuvarlamalarla birlikte göstermektedir (Tablo 2).

Tablo 2. Değişkenlerin Temel Göstergeleri (2014-2023), %

Değişken*** (%)	Minimum*	Maksimum**	Maksimum Minimum Değer Farkı ^a	Seri Ortalama Değeri
(HD+MK) / KVK	19,4359839	26,6588565	7,22287258	22,6554947
HD / KVK	18,3759170	24,7797043	6,40378736	21,2564652
(HD+MK) / DÖV	15,5439434	20,4571390	4,91319557	17,7304567
(HD+MK) / (DÖV – (HD+MK))	18,4047705	25,7183847	7,31361416	21,6000795
HD / DÖV	14,6961541	19,0151388	4,31898472	16,6368179
HD / (DÖV – HD)	17,2280088	23,4798683	6,25185956	19,9916611
(HD+MK) / A	8,9727258	13,3271967	4,35447082	10,6417181
(HD+MK) / (A – (HD+MK))	9,8571839	15,3764458	5,51926191	11,9480509
HD / A	8,4833402	12,3877779	3,90443761	9,9787679
HD / (A – HD)	9,2697224	14,1393262	4,86960385	11,1146126

*Değişkenlerin tamamı 2014-2023 yılları arasında istisnasız aynı yılda (2018) minimum düzeylerindedir.

**Değişkenlerin tamamı 2014-2023 yılları arasında istisnasız aynı yılda (2022) maksimum düzeylerindedir.

***Değişkenler oranın paydasında KVK, DÖV ve A olmak üzere 3 gruba ayrılabilen ve özdeş çok basamaklı ayrıntıda karşılaştırmalı gösterim için gerektiğinde bulgulara rakamsal yuvarlamalar bulunmaktadır.

^a Her üç grupta da hazır değerlerin yalın hali en düşük (koyu renkli) değer farkına sahip değişkendir.

Kaynak: TCMB (2025) ve veriler üzerinde yapılan çalışma hesaplamaları.

Hazır değerlerin ölçüm sonuçlarındaki oynaklığın bir nedeni de en yüksek (maksimum) ve en düşük (minimum) değerleri arası farklar olabilir. Tablo 2 bulguları incelendiğinde ise; her grupta yalnızca hazır değerleri menkul kıymetler eklenmeksizin ele alan değişkenlerin en küçük farkları verdikleri görülmektedir. Hazır değerler yalın halde tek başına oransal ölçüme dahil edildiğinde daha az değişkenlik (varyasyon) göstermektedir. Değerlendirmeye menkul kıymetler katıldığında ise oynaklık görece artmaktadır. Değişkenlerin tümünün aynı yıllarda maksimum ve minimum değerlerde olmaları menkul kıymetlerin eklenmesi veya eklenmemesiyle bir fark oluşmayacağına ve paralelliğe dair önemli bir bulgudur (Tablo 2).

Bu bulgularla, literatürde nakit oran yerine daha çok ve daha uygun biçimde hazır değerleri yalın olarak alan hazır değerler oranı olarak adlandırılan oranın kullanılmasının daha hassas ve tutarlı sonuçlar vermesi beklenmekte, bununla

birlikte; incelenen dönemde birçok makro ekonomik dengesizliklerin artış ve azalışlar yaratmış olması dahi bu durumu değiştirmemektedir.

Tüm değişkenler gruplandırıldığında ortalama, standart sapma ve değişkenlik katsayısı değerleriyle gerektiğinde özdeş gösterim için yuvarlamalar ile birlikte karşılaştırıldığında hem kısa vadeli yabancı kaynaklara hem dönen varlıklara ve hem de aktif toplamına oranla her durumda ilk ve sade haliyle ve hazır değerlere menkul kıymetler eklenmeksizin ölçümün daha hassas, tutarlı ve daha az oynak sonuçlar verdiği görülmektedir. Sonuç olarak çalışmada menkul kıymetlerin nakit oran ölçülürken hazır değerlere eklenmemesinin büyük bir olumsuzluk yaratmayacağı sonucuna ulaşılmaktadır (Tablo 3).

Tablo 3. Ortalama Değerler, Standart Sapmalar ve Değişkenlik Katsayıları (2014-2023), %

Değişken* (%)	Ortalama Değer	Standart Sapma ^a	Değişkenlik Katsayısı ^{b, c}
(HD+MK) / KVKYK	22,6554947	2,5364275	11,1956394
HD / KVKYK	21,2564652	2,2194439	10,4412652
(HD+MK) / DÖV	17,7304567	1,7247081	9,7273755
(HD+MK) / (DÖV – (HD+MK))	21,6000795	2,5662169	11,8805904
HD / DÖV	16,6368179	1,4884256	8,9465764
HD / (DÖV – HD)	19,9916611	2,1551077	10,7800334
(HD+MK) / A	10,6417181	1,7498555	16,4433552
(HD+MK) / (A – (HD+MK))	11,9480509	2,2133076	18,5244241
HD / A	9,9787680	1,5452567	15,4854455
HD / (A – HD)	11,1146126	1,9230426	17,3019306

*Değişkenler oranın paydasında KVKYK, DÖV ve A bulunmasına göre 3 gruba ayrılabilmekte ve özdeş çok basamaklı ayrıntıda karşılaştırmalı gösterim için gerektiğinde bulgulara rakamsal yuvarlamalar bulunmaktadır.

^a Her üç grupta da hazır değerlerin yalın haliyle oran en düşük (koyu renkli) standart sapmaya sahiptir.

^b Her üç grupta da hazır değerlerin yalın haliyle oran yine en düşük (koyu renkli) değişkenlik katsayısına sahiptir.

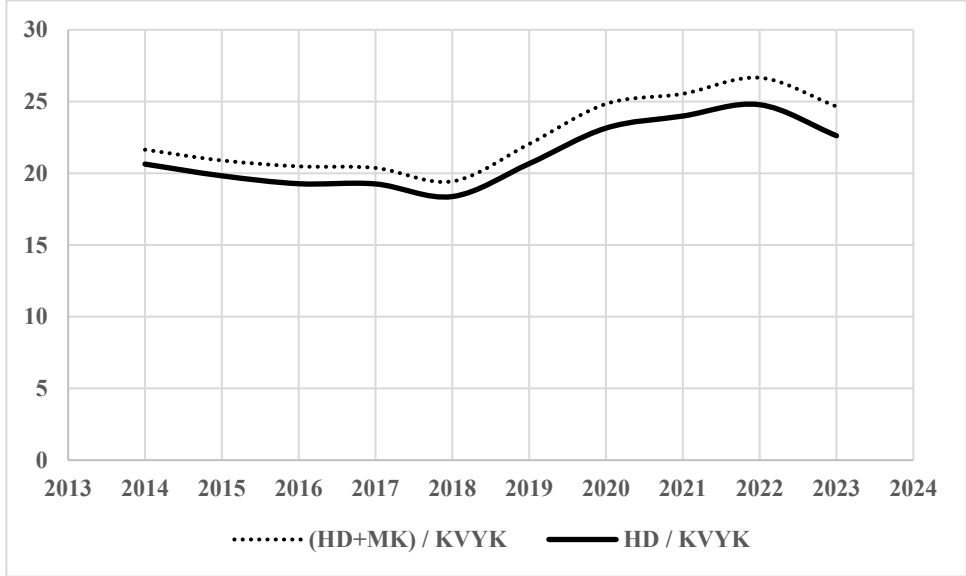
^c Üç grup içinde tüm değişkenler arasında hazır değerlerin yalın haliyle dönen varlıklara oranı görece en düşük (koyu renkli) standart sapmaya ve daha önemlisi görece en düşük (koyu renkli) değişkenlik katsayısına sahiptir.

Kaynak: TCMB (2025) ve veriler üzerinde yapılan çalışma hesaplamaları.

Şekil 1'e göre kısa vadeli yabancı kaynaklar karşısında hazır değerlere menkul kıymetler eklenerek veya eklenmeksizin ölçüm sonuçlarının nakit oranının her iki türlü de ele alınmasında birlikte hareket ve paralel seyir görülmekte olup menkul kıymetlerin eklenmesinden kaynaklı kendileri dışında bir hareketlilik bulunmadığı uzun dönemde teyit edilmektedir (Şekil 1).

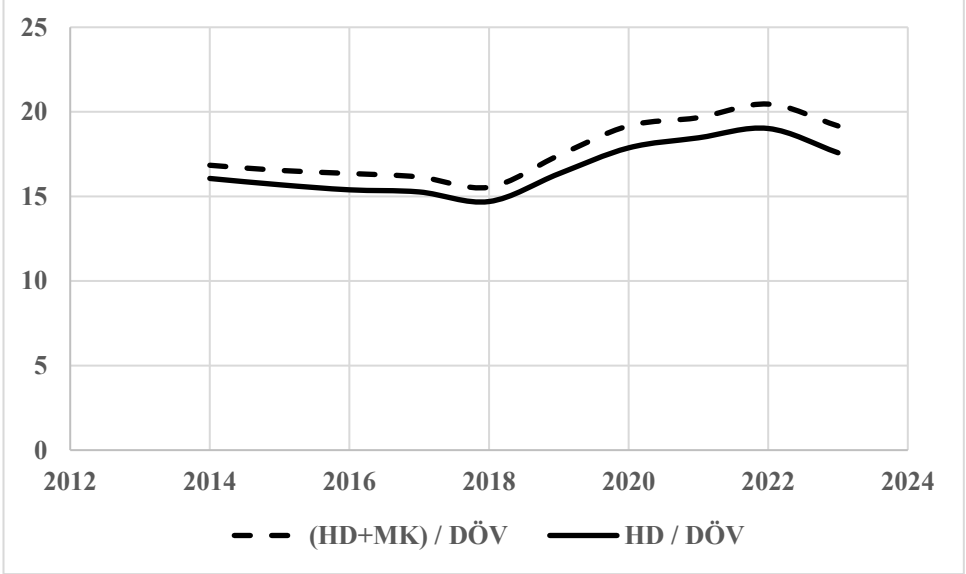
Çalışmada kısa vadeli yabancı kaynaklara oranla, hazır değerlere dönen varlıklar içindeki kısa vadeli menkul kıymetler eklenerek veya eklenmeksizin yapılan karşılaştırmada ayrıca normalleştirme veya fark belirtilmemiştir çünkü fark MK/KVYK oranını verecektir. Bu karşılaştırmada asıl fark ise dönen varlıklar içindeki kısa vadeli menkul kıymetler toplamının kendisinden kaynaklanmaktadır (Şekil 1).

Şekil 1. Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklara oranla karşılaştırma (2014-2023), %



Kaynak: TCMB (2025) ve veriler üzerinde yapılan çalışma hesaplamaları.

Şekil 2. Dönen Varlıklara oranla karşılaştırma (2014-2023), %

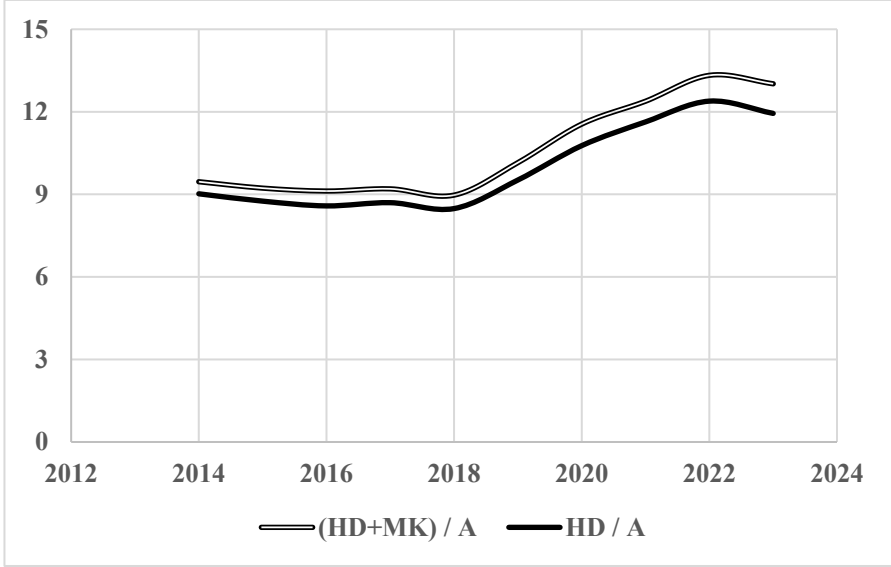


Kaynak: TCMB (2025) ve veriler üzerinde yapılan çalışma hesaplamaları.

Şekil 2 incelendiğinde; dönen varlıklar karşısında hazır değerlere menkul kıymetler eklenerek veya eklenmeksizin ölçüm sonuçlarının oranların her iki türünde de birlikte hareket eden paralel seyir bulunduğu ve menkul kıymetlerin eklenmesi kaynaklı çarpıcı bir hareketlilik veya değişim oluşmadığı görülmektedir (Şekil 2).

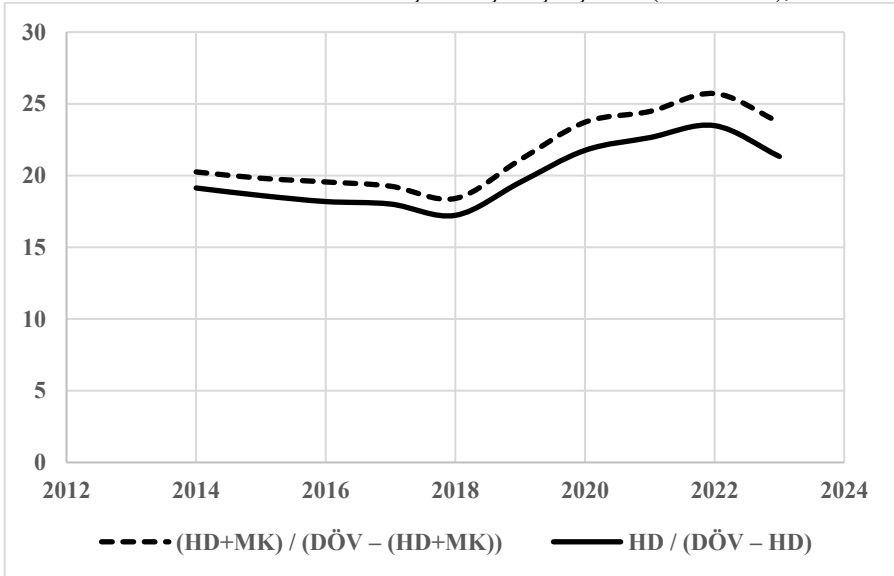
Şekil 1, Şekil 2 ve Şekil 3 birlikte incelendiğinde; kısa vadeli yabancı kaynaklar oranla aralarındaki paralellikler farklı olsa da özellikle 2018 yılı sonrasında makro ekonomik ortam kaynaklı olduğu değerlendirilen görece hafif uzaklaşma dışında dönen varlıklara ve aktif toplamına oranla çeşitli yordamlarda dikkate değer derecede farklı ve değişken eğilimler oluşmadığı anlaşılmakta ve menkul kıymetlerin hazır değerlere eklenmesinin dönen varlıklara ve aktife oranla da kendi toplamaları dışında çarpıcı bir etki yaratmadığı görülmektedir (Şekil 1, Şekil 2 ve Şekil 3).

Şekil 3. Aktif toplamına oranla karşılaştırma (2014-2023), %



Kaynak: TCMB (2025) ve veriler üzerinde yapılan çalışma hesaplamaları.

Şekil 4. Dönen Varlıklara oranla normalleştirilmiş karşılaştırma (2014-2023), %



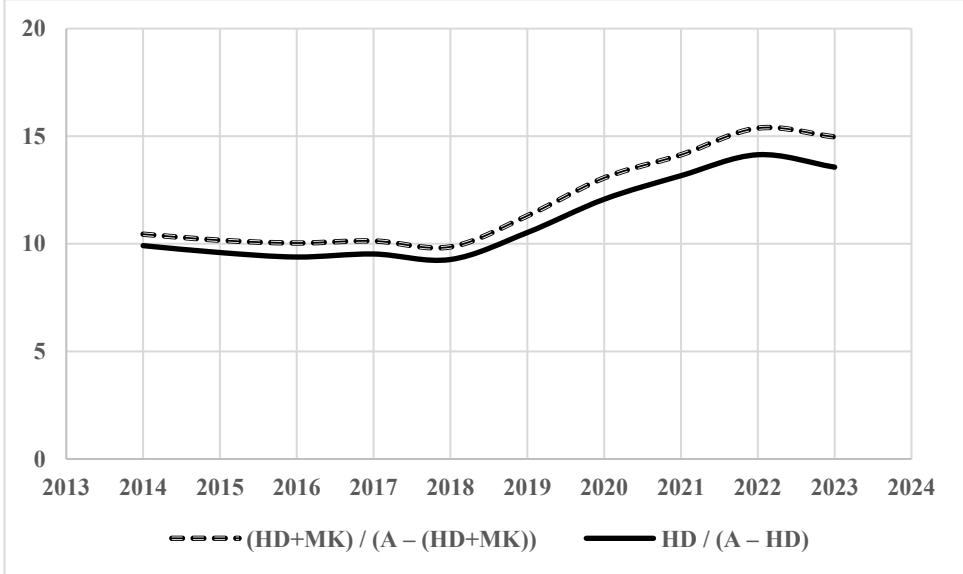
Kaynak: TCMB (2025) ve veriler üzerinde yapılan çalışma hesaplamaları.

Bununla birlikte, ilgili oranlar hesaplanırken hazır değerler ve/veya menkul kıymetler; kısa vadeli yabancı kaynaklar hariç olmak üzere, dönen varlıkların ve dolayısıyla aktifin birer parçası olduklarından oranlar kendilerinden arındırılıp

payda normalleştirilerek ele alındığında dahi paralel hareket ettikleri görülmektedir (Şekil 4 ve Şekil 5).

Bu çalışmanın bulgular kısmında verilen tüm şekillerin (Şekil 1-5) ortak yanı ise; oranların görece daha istikrarlı makro ekonomik koşullar altında 2018 yılına kadar aralarında düşük düzeyde fark olması ve 2018 yılı sonrasında özellikle kur ve faiz dalgalanmaları ile pandemi ve yüksek enflasyonist ortamda farkın nispeten açılarak paralel seyrin sürmesidir (Şekil 1, Şekil 2, Şekil 3, Şekil 4 ve Şekil 5).

Şekil 5. Aktif toplamına oranla normalleştirilmiş karşılaştırma (2014-2023), %



Kaynak: TCMB (2025) ve veriler üzerinde yapılan çalışma hesaplamaları.

Sonuç olarak işletmelerin hazır değerlerinin içinde bulunduğu hazır değerler oranı ya da nakit oran gibi likidite oranları (pazarlanabilir) menkul kıymetler ile birlikte değerlendirilirken odağın yalın olarak hazır değerlerde tutulmasının görece daha az değişkenlik ile her türlü olumlu olumsuz ekonomik ve sektörel koşullar altında dahi uzun vadeli istikrarlı bir ölçüm sağlayabileceği görülmektedir.

İşletmelerin likiditesi değerlendirilirken, hazır değerlerin yalın halde oranları olarak; Hazır Değerlerin Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklara oranı (HD/KVYK), Hazır Değerlerin Dönen Varlıklara oranı (HD/DÖV) ve Hazır Değerlerin Aktif toplamına oranı (HD/A) şeklinde yordamlar kullanılması ve hazır değerlerin sadece kısa vadeli yabancı kaynaklara göre değil dönen varlıklar içindeki payı bakımından da ele alınması ve izlenmesi özellikle düşük değişkenliğe sahip

olması nedeniyle Hazır Değerlerin Dönen Varlıklara oranının (HD/DÖV) da dikkate alınmaya değer olduğu anlaşılmaktadır.

Sonuç ve Öneriler

İşletmeler için en likit ve nakit haldeki varlık unsurları olarak hazır değerlerin yanı sıra kısa vadeye odaklanan analizlerde hızla paraya çevrilebilecek veya kısa vadedeki dönen varlık bileşeni olan menkul kıymetlerin diğer adıyla pazarlanabilir menkul kıymetlerin nakit oranda veya hazır değerler oranında değerlendirilerek ölçüme dahil edilip edilmemesi halindeki sonuçları ortaya koymayı amaçlayan bu çalışmada; hazır değerlerin ölçülebileceği potansiyel oranlar arasından seçilmiş oranlar için uzun vadede Türkiye'deki tüm işletmeler bakımından reel sektör istatistiklerini kullanarak hesaplama ve değerlendirmeler yapılmaktadır.

Çalışmanın bulguları, menkul kıymetlerin ölçüm yordamına dahil edilmelerinin görece daha fazla değişkenlik yaratması nedeniyle önemli bir farklılık oluşturmayabileceğini Türkiye örneğinde göstermektedir. Böylece, hazır değerlerin; kısa vadeli yabancı kaynaklar, dönen varlıklar ve aktif toplamına oranla aralarındaki yüksek geçişkenlik nedeniyle menkul kıymetler hariç yalın halde ele alınmaları ve özellikle dönen varlıklara oranla da değerlendirmelere katılmasının yararı yapılan çok yönlü karşılaştırmalarla çalışma ile ortaya konulmaktadır.

Çalışmanın bulgularına göre; minimum ve maksimum değerler, ortalamalar, standart sapmalar, değişkenlik katsayıları ve şekiller yardımıyla uzun dönem hareket seyirleri dikkate alındığında hazır değerlerin katkı sağladığı nakit oran ölçümüne kısa vadede dönen varlıkların hazır değerlerden sonra gelen en likit parçası olarak menkul kıymetlerin eklenerek nakit oranın ölçülmesi yerine daha çok hazır değerler oranı olarak bilinen haliyle yalnızca ve kısa vadeli menkul kıymetler eklenmeksizin ölçülmesinin daha düşük oynaklığa sahip olduğu uzun vadede ve farklı ekonomik koşullar altında bu çalışma ile teyit edilmektedir. Sonuçta hazır değerlere kısa vadedeki menkul kıymetlerin veya uluslararası literatürdeki adıyla pazarlanabilir menkul kıymetlerin eklenmesinin oranın ölçülmesine görece daha fazla değişkenlik nedeniyle sınırlı katkısı olacağı değerlendirilmektedir.

İşletmelerin likiditelerinin değerlendirmelerinde kısa vadeli menkul kıymetlerin de dikkate alınmasının derinleşen para piyasası ile araçları ve valörü bulunmayan veya kısa vadeli yatırım fonlarına tüzel kişilerin artan ilgisi nedeniyle menkul kıymetlere yatırımın niceliği ve sürekliliğine göre dikkate alınmaları ve fazla nakdin değerlendirilmesi konusunda birincil öneme sahip bir finansal karar olarak borç ödeme gücü ve nakit yönetimi açısından elbette katkısı olacaktır. Ancak, işletmelerin menkul kıymetler eklenmeden hazır değerlerin

düzeyi hem kısa vadeli yabancı kaynaklara hem dönen varlıklara hem de aktif toplamına oranla yalın biçimde ele alınmalarının esasen aralarındaki yüksek geçişkenlik, tamamlayıcılık ya da ikame etkileri ve uzun vadedeki paralellik nedeni ile önemli bir değerlendirme eksikliği yaratmayacağı çalışmanın bulgularına göre ortaya çıkmaktadır.

İşletmelerin hazır değerleri ve dahil olduğu hazır değerler oranı ya da nakit oran gibi likidite oranları değerlendirilirken odağın yalın olarak hazır değerlerde tutulmasının görece daha az değişkenlik ile her türlü olumlu olumsuz koşullar altında ve uzun vadeli istikrarlı bir ölçüm sağlayabileceği bu çalışma ile teyit edilmektedir.

Sonuç olarak, bu çalışma sayesinde işletmeler için hazır değerlerin yalın halde oranları olarak; Hazır Değerlerin Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklara oranı (HD/KVYK), Hazır Değerlerin Dönen Varlıklara oranı (HD/DÖV) ve Hazır Değerlerin Aktif toplamına oranı (HD/A) şeklinde likidite değerlendirilirken kullanılması, bu yordamlar arasında ise görece daha düşük değişkenliğe sahip olan hazır değerleri dönen varlıklar içindeki payı bakımından ele alan oranının (HD/DÖV) mutlaka dikkate alınması önerilmektedir.

Kaynakça

- Açıkgöz, A. F. (2014). *Bankalar için işletmelerin kredi taleplerinin değerlendirilmesinde yeni bir ölçüt önerisi: Net İşletme Sermayesinin gelecekteki değeri*. Yayımlanmamış Doktora Tezi, Trakya Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Açıkgöz, A. F., Apak S. (2017). A long-run and broadening credit perspective of the businesses in Turkey: trade credit to bank credit ratio in the short-term. *International Balkan and Near Eastern Social Sciences (IBANESS) Conference Series*, September 23-24, 2017, Kırklareli, Turkey, Proceedings Book: 152-159.
- Açıkgöz, A. F., Apak, S., Apergis, N., Uzunoğlu, S. (2018). The role of the AFA coefficient as a new criterion in the long-run liaison between corporate liquidity and bank credit: Evidence from Turkey. *Journal of Financial Reporting and Accounting*, 16(2): 274-291.
- Açıkgöz, A. F. (2023). *Türkiye’de İmalat Sektöründe Uzun Dönemde Net İşletme Sermayesi Bileşenlerinin İncelenmesi*. Eylül 2023, Platanus, Ankara.
- Açıkgöz, A. F. (2024). Net İşletme Sermayesinin İzlenmesinde İstikrarlı Bir Oransal Ölçüt Arayışı, *Akademik Sosyal Araştırmalar Dergisi (The Journal of Academic Social Sciences-ASOS Journal)*, 154: 108-123.
- Akgüç, Ö. (2005). *Mali Tablolar Analizi*, Genişletilmiş ve Gözden Geçirilmiş Onbirinci Baskı, Avcıol Basım Yayın, Arayış, İstanbul.
- Akgün, A. İ. (2021). *Working Capital Management*, Ocak 2021, Ekin Yayınevi, Bursa.
- Aksoy, A., Tanrıöven, C. (2007). *Sermaye Piyasası: Yatırım Araçları ve Analizi*, Üçüncü Baskı, Gazi Kitabevi, Ankara.
- Almeida, H., Campello, M., Cunha, I., Weisbach, M. S. (2014). Corporate Liquidity Management: A Conceptual Framework and Survey, *Annual Review Financial Economics*, 6: 135-162.
- Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4): 589-609.
- Apak, S., Demirel, E. (2010). *Finansal Yönetim*, Finansal Tablolar Analizi ve Yatırım Yönetimi, Ocak 2010, Papatya, İstanbul.
- Apak, S., Açıkgöz, A. F., Demirkol, C., (2021). Türkiye’de İmalat Sektörünün Seçilmiş Risklerinin Uzun Dönem Dinamikleri, *İktisadi Araştırmalar Vakfı Yıllık*, Cilt 2021, Sayı: 33: 62-68.
- Aras, G., Furtuna, O. K., Tezcan, N. (2019). The determinants of corporate cash holdings: Does country’s legal regime matter? Evidence from BRIC and

- Turkey. *Journal of Economics, Finance and Accounting (JEFA)*, 6(4): 192-205.
- Bates, T. W., Kahle, K. M., Stulz, R. M. (2009). Why do US firms hold so much more cash than they used to? *The Journal of Finance*, 64(5): 1985-2021.
- Beaver, W. H. (1966). Financial ratios as predictors of failure. *Journal of Accounting Research*, 4: 71-111.
- Bianco, M., Gamba, A. (2019). Inventory and Corporate Risk Management, *The Review of Corporate Finance Studies*, March 2019, 8(1): 97-145.
- Bindu, K. H., Morusupalli, R., Dey, N., Rao, C. R. (2020). *Coefficient of Variation and Machine Learning Applications*. CRC Focus Series, Intelligent Signal Processing and Data Analysis, Taylor & Francis Group, New York.
- Boileau, M., Moyen, N. (2016). Corporate Cash Holdings and Credit Line Usage. *International Economic Review*, 57: 1481-1506.
- Brealey, R. A., Myers, S. C., Marcus, A. J. (2007). *İşletme Finansının Temelleri*. Çevirenler: Bozkurt, Ü., Arıkan, T., Doğukanlı, H., 5. Basım, Nisan 2007, Mc Graw Hill – Literatür Ortak Yayını, İstanbul.
- Brigham, E. F. (1996). *Finansal Yönetimin Temelleri*. Cilt 1. Çevirenler: Akmut, Ö., Sariaslan, H., Ankara Üniversitesi Rektörlüğü Yayınları: 206, Ankara.
- Ceylan, A., Korkmaz, T. (2008). *İşletmelerde Finansal Yönetim*, Gözden Geçirilmiş 10. Basım, Ekin, Bursa.
- Chen, K. H., Shimerda, T. A. (1981). An Empirical Analysis of Useful Financial Ratios. *Financial Management*, 10(1): 51-60.
- Çam, S. (2008). *İşletmelerde Bütçe Yönetimi: Basel-II ve Turquality Uyumlu*, Genişletilmiş 2. Baskı, Hayat Yayınları: 229, Yönetim Dizisi: 65, Hayat Yayıncılık, İstanbul.
- Çil Yavuz, N. (2018). *Finansal Ekonometri*. Der Yayınları, İstanbul.
- Enders, W. (1995). *Applied Econometric Time Series*. John Wiley & Son, Inc. USA.
- Faulkender, M. and Wang, R. (2006), Corporate Financial Policy and the Value of Cash. *The Journal of Finance*, 61: 1957-1990.
- Gallagher, T. J., Andrew, J. D. (2007). *Financial Management: Principles and Practise*. Fourth Edition (First Edition 1997 Pearson), Freeload Press.
- Gürsoy, C. T. (2007). *Finansal Yönetim İlkeleri*. Doğu Üniversitesi Yayınları, 1. Baskı: Ekim 2006, İstanbul.

- Karapınar, A., Ayıkoğlu Zaif, F., (2012). *Finansal Analiz: Uluslararası Finansal Raporlama Standartları ile Uyumlu*, Gözden Geçirilmiş 2. Baskı, Gazi Kitabevi, Ankara.
- Kaya, M. (2021). *Finansal Zaman Serisi Analizi Finansçılar için Temel Yaklaşımlar* (Editörler: Çelik, İ. ve Bozkuş Kahyaoğlu, S.) içinde Bölüm: Finansal Zaman Serilerinin Temel Özellikleri. Gazi Kitabevi, Ankara.
- Medhi, J. (2005). *Statistical Methods: An Introductory Text*. Reprint (First Edition 1992), New Age International, New Delhi.
- Okka, O. (2009). *Analitik Finansal Yönetim (Teori ve Problemler)*. Finans Serisi A5, 1. Basım, Mayıs 2009, Nobel Yayın No: 839, Nobel, Ankara-İstanbul.
- Omağ, A. (2023). Likidite Analizinde Kullanılan Oranlar Üzerine Bir İnceleme. *Finans Ekonomi ve Sosyal Araştırmalar Dergisi (FESA Dergisi)*, Eylül 2023, 8(3): 783-792.
- Opler T., Pinkowitz L., Stulz R., Williamson, R. (1999). The determinants and implications of corporate cash holdings. *Journal of Financial Economics*, 52(1999): 3-46.
- Ozkan, A., Ozkan, N., (2004). Corporate cash holdings: an empirical investigation of UK companies. *Journal of Banking and Finance*, 28(9): 2103-2134.
- Özerol, H. (2009). *Finansçı Olmayanlar için Finans*, İş ve Yönetim Serisi: 13, 9. Basım, Elma Yayınevi, İstanbul.
- Rao, R. K. S. (1989). *Fundamentals of Financial Management*. Business & Economics, Maxwell MacMillan International Editions, MacMillan Publishing Company New York, Collier MacMillan Publishers, London.
- Sclove, S. L. (2013). *A Course on Statistics for Finance*. CRC Press, Taylor & Francis Group, A Chapman Hall Book, London.
- Shulman, J. M., Cox, R. A. K. (1985). An Integrative Approach to Working Capital Management. *Journal of Cash Management*, Nov./Dec. 5(6): 64-67.
- Sivaslıgil, A. C. (2003). *Sosyal Bilimciler için Araştırma Teknikleri ve Temel İstatistik Bilgileri*. Bilkar Bilge Karınca, İzmir.
- Smith, K. V. (1973). State of the Art of Working Capital Management. *Financial Management*, 2(3): 50-55.
- Şamiloğlu, F., Akgün, A. İ. (2010). *Finansal Raporlama Standartlarına Uygun Finansal Tablolar Analizi*. Ekin, Bursa.
- TCMB (2025). Türkiye Cumhuriyet Merkez Bankası (TCMB), *Reel Sektör İstatistikleri*, Arşiv, 2014-2023, tcmb.gov.tr, Erişim Tarihi: 07.08.2025.

Uluyol, O. (2011). *Finansal Yönetim Boyutuyla Türkiye’de Girişimcilik*, Yayın Nu: 62, Meslek Yüksek Okulu Nu: 4, Nobel, Ankara.



BÖLÜM 4

Muhasebe ve Denetimde Algoritmik Dönüşüm: Yapay Zekâ ve Makine Öğrenmesi Uygulamaları

Gülhan Suadiye¹

GİRİŞ

Muhasebe ve denetim, iş dünyasının en köklü, sistematik ve güvene dayalı meslekleri arasında yer almaktadır. Geleneksel olarak, bu disiplinler elle tutulan defterlerden, standartlaştırılmış hesap planlarından ve örnekleme dayalı denetim tekniklerinden beslenmektedir. Ancak 21. yüzyılın dijital devrimi, bu geleneksel zemini kökten sarsmakta ve mesleğin doğasını, yöntemlerini ve temel varsayımlarını yeniden tanımlamaktadır. Bu dönüşümün merkezinde ise iki yakınsak teknoloji olan yapay zekâ ve makine öğrenmesi, veriyi “anlamlandırma” ve “öngöründe bulunma” kapasitesi ile ön plana çıkmaktadır. Yapay zekâ (YZ), makinelerin insana benzer zekâ görevlerini yerine getirebilme kapasitesini ifade etmektedir. Bu geniş alanın özünü ve itici gücünü oluşturan makine öğrenmesi (MÖ) ise, bilgisayarların açıkça programlanmaksızın, verilerden öğrenerek performanslarını artırabilme yeteneği olarak tanımlanmaktadır. İstatistik, olasılık teorisi ve optimizasyon algoritmalarına dayanan MÖ, desen tanıma, sınıflandırma ve tahminleme gibi görevlerde, insan kapasitesini aşan bir ölçek, hız ve doğruluk sunmaktadır.

Muhasebe süreçlerinin yapılandırılmış, kurallara bağlı ve yoğun veri üreten doğası, bu alanı MÖ algoritmalarının etkin bir şekilde uygulanabileceği bir ortam haline getirmektedir. Nitekim muhasebe ve denetimin temelinde yer alan işlem sınıflandırma, kayıt tutma, finansal verilerdeki desen ve anormallik tespiti ile performans tahmini gibi görevler, makine öğrenmesinin yetenekleriyle doğrudan uyumludur. Bu uyum, finansal denetimde daha da belirginleşmektedir. Geleneksel denetim, örnekleme teknikleriyle sınırlıyken, MÖ algoritmaları tüm veri setini kapsayacak şekilde milyonlarca işlemi saniyeler içinde analiz ederek, insan gözünün kaçırabileceği karmaşık desenleri, istatistiksel sapmaları ve potansiyel dolandırıcılık risklerini ortaya çıkarabilmektedir.

Bu çalışmada, yapay zekâ ve makine öğrenmesinin muhasebe ve finansal denetim süreçlerindeki algoritmik dönüşümü ve somut etkileri incelenmektedir. Çalışma, öncelikle teknolojinin mesleği tamamlayıcı ve dönüştürücü rolüne; mesleki pratikleri radikal biçimde değiştirme biçimine ve sunduğu yeni

¹ Doç.Dr. Hatay Mustafa Kemal Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, İşletme Bölümü, HATAY, ORCID: orcid.org/0000-0003-2619-2146

olanaklara ışık tutmayı amaçlamaktadır. Bu doğrultuda, ilk kısımda akıllı işlem işleme süreçleri incelenmiş; MÖ ve doğal dil işleme (DDİ) tekniklerinin, belge zekâsı ve otomatik muhasebeleştirme gibi rutin ancak kritik görevleri nasıl dönüştürdüğü tartışılmıştır. İkinci kısımda, tahminsel analitiğin finansal modelleme, nakit akışı tahmini ve kredi riski değerlendirmesine getirdiği derinlik analiz edilmiştir. Üçüncü kısımda, denetim metodolojisindeki dönüşüm ele alınmış; tam veri seti analizi, sürekli denetim modülleri ve DDİ destekli belge incelemesi gibi uygulamaların, denetim kanıtı toplama ve risk değerlendirme süreçlerini nasıl kökten değiştirdiği ortaya konulmuştur. Dördüncü kısımda, bu gelecek vaat eden uygulamaların önündeki kritik teknik zorluklar değerlendirilmiş ve başarılı bir dijital dönüşüm için aşılması gereken temel engeller tartışılmıştır. Beşinci ve son kısımda ise algoritmik dönüşümün beraberinde getirdiği etik ikilemler (önyargı, adalet), düzenleyici çerçeveler (veri gizliliği, güvenlik) ve bu dönüşümün meslek mensuplarının sorumlulukları ile gereken yeni beceri setinde yarattığı köklü değişim ele alınmıştır.

1. Süreç Otomasyonu ve Akıllı İşlem Yönetimi

1.1. Belge Zekâsı: Yapılandırılmamış Veriden Anlam Çıkarma

Muhasebe süreçlerinin omurgasını, satın alma faturaları, satış irsaliyeleri, banka ekstreleri, çekler ve masraf makbuzları gibi çok sayıda belge oluşturmaktadır. Geleneksel olarak bu belgelerin işlenmesi—verilerin manuel olarak okunması, sınıflandırılması, doğrulanması ve muhasebe sistemine kaydedilmesi—yoğun emek gerektiren, zaman alıcı ve hataya açık bir süreç olmuştur. Robotik süreç otomasyonu (RSO), bu işlemleri taklit ederek belirli bir otomasyon sağlasa da, esasen önceden tanımlanmış kurallara ve sabit şablonlara bağımlı kalmaktadır. Belge formatı değiştiğinde veya beklenmeyen bir veriyle karşılaşıldığında ise RSO sistemleri genellikle yetersiz kalmaktadır. Bu noktada, “belge zekâsı” adı verilen ve yapay zekâ (YZ), makine öğrenmesi (MÖ) ile doğal dil işleme (DDİ) teknolojilerinin birleşiminden oluşan yaklaşım, süreci kökten dönüştürmektedir.

Bu yaklaşım, yapılandırılmamış veya yarı yapılandırılmış belgelerden anlamlı verileri otomatik olarak çıkaran, anlayan ve sınıflandıran ileri teknolojiler bütünüdür. Geleneksel optik karakter tanıma sistemleri belgelerdeki metni yalnızca dijitalleştirirken, belge zekâsı bu metni bağlamsal olarak anlamlandırmaktadır (Smith ve Johnson, 2021). Örneğin, bir faturadan sadece metni çıkarmakla kalmamakta, aynı zamanda hangi sayısal ve metinsel öğelerin "fatura tarihi", "toplam tutar", "KDV" veya "satıcı kimlik bilgisi" olduğunu da belirleyebilmektedir. Bu yetenek, doğal dil anlama ve desen tanıma gibi alt disiplinlere dayanmaktadır.

Bu teknolojinin muhasebe uygulamalarındaki en kritik işlevi, otomatik veri çıkarımı ve sınıflandırmadır. Bir makine öğrenmesi modeli, binlerce farklı formattaki fatura örneği üzerinde eğitilerek, belgedeki çeşitli veri alanlarını tanımayı öğrenmektedir. Model, her yeni belgeyi analiz ettikçe kendini geliştirmekte; böylece yeni bir satıcı formatıyla karşılaştığında bile, benzerlikleri değerlendirerek doğru alanları eşleştirebilmektedir (Chen vd., 2020). Bu süreç, sadece temel veri girişini değil, aynı zamanda belgenin türüne göre akıllı yönlendirmeyi de içermektedir. Örneğin, sistem bir "seyahat masrafi makbuzu" tanıdığında, onu otomatik olarak ilgili masraf merkezi yöneticisine onay için iletebilmekte veya şirket politikalarına göre makul bir limiti aşıp aşmadığını kontrol edebilmektedir.

Bir diğer önemli uygulama alanı, otomatik doğrulama ve uyumluluk kontrolüdür. Belge zekâsı sistemleri, çıkarılan verileri diğer kurumsal veri kaynaklarıyla karşılaştırarak tutarsızlıkları gerçek zamanlı olarak tespit edebilmektedir. Satın alma siparişi numarası içeren bir faturayı, ilgili sipariş veri tabanındaki bilgilerle (birim fiyat, miktar) otomatik olarak eşleştirip farklılıkları işaretleyebilmektedir. Benzer şekilde, bir satıcı faturasındaki vergi kimlik numarasını, kayıtlı resmi bilgilerle karşılaştırarak potansiyel usulsüzlük veya hataları önleyebilmektedir (Brown, 2019). Bu, alındı-belgesi eşleştirmesi gibi karmaşık muhasebe kontrollerinin tam otomasyonuna ve önemli ölçüde hızlandırılmasına olanak tanımaktadır. Ayrıca, akıllı hesap kodlama, belge zekâsının muhasebe verimliliğine en büyük katkılarından birini oluşturmaktadır. Geleneksel olarak, bir işlemin hangi genel muhasebe hesabına (örneğin, 770 Genel Yönetim Giderleri veya 760 Pazarlama Giderleri) kaydedileceği, muhasebe personelinin uzman yargısına bağlıdır. MÖ modelleri ise, geçmişteki tüm işlemlerin belge içeriği (faturadaki satıcı adı, mal/hizmet açıklaması gibi) ile atanmış hesap kodları arasındaki ilişkiyi öğrenmektedir. Yeni bir fatura geldiğinde, model açıklama metnini analiz ederek, yüksek bir doğruluk oranıyla en olası hesap kodunu önerebilmektedir (Zhang ve Wang, 2022). Bu yaklaşım, hem kodlama hatalarını hem de dönemsel tutarsızlıkları büyük ölçüde azaltmaktadır.

Ancak, bu teknolojinin uygulanması önemli teknik zorluklar barındırmaktadır. Bunların başında, model eğitimi için büyük miktarda etiketlenmiş veri gerekliliği gelmektedir; binlerce faturanın manuel olarak "fatura tarihi", "tutar" gibi alanlar için işaretlenmesi gerekebilmektedir. Ayrıca, belge kalitesindeki değişkenlik (bulanık taramalar, el yazısı, farklı düzenler) model performansını olumsuz etkileyebilmektedir. Bu zorluklar, aktararak öğrenme gibi yöntemlerle aşmaya çalışılmaktadır. Önceden geniş bir belge kümesinde eğitilmiş bir temel model alınarak, kuruma özgü nispeten az sayıda örnekle

yeniden ayarlanmakta ve bu sayede yüksek performans elde edilebilmektedir (Davis, 2023).

1.2. Akıllı Hesap Kodlama ve Otomatik Muhasebeleştirme

Bu teknolojinin başlıca faydası, operasyonel verimlilikte radikal bir artış sağlamasıdır. İşlem süresi dakikalardan saniyelere indirgenmekte, manuel hatalar ve düzeltme muhasebesi yükü en aza inmektedir. Ayrıca, şirket çapında kodlama tutarlılığını garanti ederek daha güvenilir finansal analiz ve raporlama olanağı sunmaktadır (Lee ve Park, 2024). Ancak bu sistemlerin performansı bazı ön koşullara bağlı olmaktadır. En kritik faktör, eğitim verisinin kalitesi ve miktarıdır. Tutarsız veya hatalı kodlanmış geçmiş veriler, modelin de yanlış öğrenmesine yol açarak “kirli veri, kirli çıktı” sorununa neden olabilmektedir. Modelin eğitiminde karşılaşmadığı yeni veya benzersiz işlem türleri de zorluk oluşturabilmektedir. Bu nedenle, uygulamalarda insan-makine işbirliğine dayalı hibrit sistemler yaygınlaşmaktadır. Yüksek güvenilirlikteki tahminler otomatik olarak kaydedilirken, sistemin emin olamadığı veya yeni türdeki işlemler, hem doğrulama için bir uzmana sunulmakta hem de modelin sürekli öğrenmesini sağlayacak şekilde geri besleme döngüsüne dahil edilmektedir.

1.3. Sürekli Kapanış ve Süreç Optimizasyonu

Muhasebe döngüsünün en yoğun aşaması, dönem sonu kapanış işlemlerinden oluşmaktadır. Bu süreç, hesapların kapatılması, düzeltme kayıtlarının yapılması ve nihai finansal tabloların üretilmesini içermekte ve yoğun zaman ve çaba gerektirmektedir. Geleneksel anlamdaki bu “son dakika koşuşturması”, hata riskini artırmakta, kaynakları verimsiz kullanmakta ve finansal raporlamayı geciktirmektedir. Sürekli kapanış yaklaşımı, bu faaliyetleri dönem sonu yoğunluğundan alarak dönem boyunca yayılan düzenli ve otomatik bir sürece dönüştürmeyi hedeflemektedir. MÖ ve ilgili otomasyon teknolojileri, bu dönüşümü mümkün kılan temel itici güç olarak öne çıkmaktadır (Anderson ve Smith, 2023). MÖ, sürekli kapanış sürecine başlıca üç temel işlevi otomatikleştirerek katkıda bulunmaktadır:

1. **Otomatik düzeltme kaydı hazırlama:** Dönem sonlarında stok değer düşüklüğü, şüpheli alacak karşılıkları, tahakkuk eden giderler ve amortisman gibi standart düzeltme kayıtları MÖ modelleri ile otomatikleştirilebilmektedir. Bu modeller, geçmiş dönem kalıplarını öğrenerek ve gerçek zamanlı verileri analiz ederek gerekli kayıtları oluşturur. Örneğin, bir şüpheli alacak karşılığı modeli, geçmiş ödeme davranışlarını, alacak yaşlandırma raporlarını ve makroekonomik göstergeleri bir arada değerlendirerek cari dönem için gerekli karşılık tutarını tahmin etmekte ve ilgili düzeltme kaydını hazırlayabilmektedir (Wang ve Li, 2022). Benzer şekilde, envanter

değerleme modelleri satış verileri, pazar trendleri ve ürün yaşam döngüsü aşamalarını analiz ederek potansiyel stok değer düşüklüğü riski taşıyan kalemleri proaktif olarak belirleyebilmektedir.

2. **Finansal göstergeler arası ilişkilerin sürekli izlenmesi ve anomali tespiti:** Geleneksel süreçteki manuel veya kural tabanlı kontroller, denetimsiz öğrenme algoritmaları ile daha derin ve öngörülü hale gelmektedir. Sistem, brüt kar marjı veya stok devir hızı gibi finansal göstergelerin tarihsel ilişkilerinden oluşan normal örüntüleri öğrenmektedir. Yeni veriler işlendikçe, bu örüntüyle karşılaştırılmakta ve beklenen aralığın dışındaki sapmalar (örneğin, satışlar sabitken satılan malın maliyetindeki ani artış) otomatik olarak işaretlenmektedir. Bu yaklaşım, çok değişkenli dinamik ilişkileri analiz ederek basit kurallarla tespit edilemeyen incelikli tutarsızlıkları ortaya çıkarabilmektedir (Garcia, 2023).
3. **Otomatik veri mutabakatı:** Banka hesapları, alt defterler ve finansal muhasebe gibi farklı sistemler arasındaki farklılıkların giderilmesi, kapanışın en zahmetli aşamalarından biridir. MÖ, geçmiş mutabakat verilerinden öğrenerek sadece tam eşleşmeleri değil, yüksek olasılıklı "yumuşak eşleşmeleri" de önerebilmekte, böylece manuel incelenmesi gereken kalem listesini önemli ölçüde daraltarak mutabakat süresini önemli ölçüde kısaltmaktadır (Kumar ve Zhang, 2021).

Bu MÖ destekli otomasyon yaklaşımları, “sanal kapanış” yeteneğinin önünü açmaktadır. Sürekli doğrulama, düzeltme ve mutabakat işlevleri sayesinde işletmeler, dönem sonunu beklenmeden yüksek doğrulukla finansal durumlarının neredeyse gerçek zamanlı bir görüntüsünü oluşturabilmekte ve yönetime çevik bir karar destek sağlayabilmektedir (Roberts, 2022). Ancak bu ileri düzey dönüşümün gerçekleşebilmesi için bazı kritik ön koşulların sağlanması gerekmektedir:

1. **Entegre ve kaliteli veri akışı:** Modellerin doğru öğrenebilmesi ve güvenilir çıktılar üretebilmesi için, ERP (Kurumsal Kaynak Planlama) ve CRM (Müşteri İlişkileri Yönetimi) gibi sistemlerden gelen temiz, standart ve zamanında verilerle beslenmesi şarttır. Veri kalitesi, sistem performansının temel belirleyicisidir.
2. **Denetim izinin korunması:** Otomatik oluşturulan her kayıt veya sistem önerisi; hangi veriye ve hangi model mantığına dayandığı, açıkça loglanmalı, izlenebilir ve doğrulanabilir olmalıdır.
3. **Rol evrimi:** Teknolojik dönüşüm, muhasebecilerin rolünü de kaçınılmaz olarak değiştirmektedir. Ekiplerin odağı, rutin işlemleri

yapmaktan, makine öğrenmesi sistemlerini yönetmeye, model çıktılarını anlamlı bir şekilde denetlemeye, istisnai durumları çözmeye ve stratejik finansal analizlere yönelmeye doğru evrilmelidir.

2. Tahminsel Analitik ile Finansal Karar Desteği

2.1. Tahminsel Finansal Modellemede Kullanılan Teknikler

Geleneksel finansal analiz, geçmiş ve cari dönem verilerinin geriye dönük incelenmesine dayanır. Günümüzün dinamik iş ortamında ise yönetimin temel ihtiyacı, geleceği öngörebilmek ve proaktif adımlar atmaktır. MÖ destekli tahminsel analitik, finansal performans göstergelerinin gelecek değerlerini tahmin ederek bu ihtiyaca yanıt veren güçlü bir erken uyarı ve karar destek sistemi sunmaktadır. Bu yaklaşım, performansı ölçmekle kalmayıp onu modelleyerek gelecekteki risk ve fırsatları öngörmeyi mümkün kılmaktadır (Huang vd., 2020). Finansal tahminlemede kullanılan temel makine öğrenmesi teknikleri, genel olarak iki ana gruba ayrılmaktadır:

1. **Gelişmiş zaman serisi modelleri:** Bu modeller, finansal verilerdeki karmaşık kalıpları, trendleri ve mevsimsellikleri otomatik olarak öğrenmektedir. Bu kapsamdaki modellere Uzun Kısa-Vadeli Bellek (LSTM) ağları ile Prophet kütüphanesi örnek verilebilir. LSTM'ler, uzun vadeli bağımlılıkları öğrenmede başarılı olan bir yinelemeli sinir ağı türüdür. Örneğin, perakende sektöründe geçmiş yılların satış verilerini, tatil günlerini, hava durumunu ve promosyon dönemlerini analiz ederek gelecek çeyreğin günlük satış tahminlerini üretebilmektedir. Bu modeller doğrusal olmayan ilişkileri modelleyebildiği için finansal verilerde daha yüksek tahmin doğruluğu sağlayabilmektedir (Siarni-Namini vd., 2019). Prophet gibi hazır tahmin sistemleri ise nispeten kolay kullanımlı ve otomatik mevsimsellik/trend analizi yapabilen araçlardır. Ayrıca, yeni nesil bir yaklaşım olan Transformer Tabanlı Mimari (örneğin, Temporal Fusion Transformer - TFT) çok uzun vadeli bağımlılıkları modellemesinin yanı sıra, tahminlere hangi özelliğin hangi zaman noktasında katkı yaptığını açıklayabilen yerleşik bir şeffaflık sunmaktadır (Lim vd., 2021).
2. **Çok değişkenli regresyon ve birleşik modeller:** Bu modeller, bir göstergenin tahmini için sadece kendi geçmişini değil, onu etkileyen diğer içsel ve dışsal faktörleri (özellikleri) aynı anda işlemektedir. Gradient Boosting Makineleri (XGBoost, LightGBM) veya Random Forest gibi birleşik modeller, tahmini geliri etkileyebilecek onlarca değişkeni (pazar büyüme tahminleri, rakip fiyatları, web sitesi trafiği,

sosyal medya etkileşimi, ekonomik güven endeksi) aynı anda işleyebilmekte ve her birinin göreceli önemini ağırlıklandırarak sonuç tahmini yapabilmektedir (Chen ve Guestrin, 2016). Örneğin, bir e-ticaret şirketi, gelecek ayın gelirini tahmin ederken sadece geçmiş gelirlerini değil, aynı zamanda planlanan dijital reklam harcamalarını, rakip indirimlerini ve tüketici güven endeksini modele dahil ederek daha sağlam bir tahmine ulaşabilir. Bu, basit bir "geçen yılın satışı + %5" formülünden çok daha zengin ve gerçekçi bir tahmin sağlamaktadır.

Bu modellerin ürettiği tahminlerin güvenilir karar destek araçlarına dönüşebilmesi için model şeffaflığı ve açıklanabilirliği kritik öneme sahiptir. SHapley Toplamsal Açıklamalar (SHAP) gibi araçlar, her bir özelliğin nihai tahmine katkısını görselleştirerek, bir risk skoru veya performans öngörüsünün "nedenini" karar vericiye sunmaktadır (Lundberg ve Lee, 2017). Bu, finansal bir tahminin sadece bir "kara kutu" çıktısı olmasını engelleyerek, yöneticilerin modele güvenmesini ve tahmine dayalı kararları anlamlandırmasını sağlamaktadır.

2.2. Finansal Performans ve Erken Uyarı Göstergelerinin Tahmini

Bir önceki bölümde ele alınan bu ileri modelleme teknikleri, salt tahmin üretmekten çok daha fazlasını vaat etmektedir. Aşağıdaki uygulama alanlarında olduğu gibi, bu modeller proaktif finansal yönetimin ve erken uyarı sistemlerinin çekirdeğini oluşturabilmektedir:

- **Dinamik iflas riski skorlama:** Geleneksel yöntemler (örneğin Altman Z-Skoru), geçmiş finansal tablolara dayalı, statik ve dolayısıyla gecikmeli bir risk ölçütü sunmaktadır. Buna karşılık, LSTM veya TFT gibi tahminsel modeller, şirketin "gelecek 4-8 çeyrekteki" finansal rasyolarını tahmin ederek ve bu tahminleri sürekli güncel verilerle besleyerek gerçek zamanlıya yakın, dinamik bir risk skoru üretebilmektedir. Bu modeller, kredi limiti yönetimi ve tedarik zinciri risk izlemede karar alma süreçlerine önemli bir hız ve doğruluk avantajı sağlayabilmektedir (Barboza vd., 2017).
- **Nakit krizi öngörüsü ve nedensel analiz:** Gradient Boosting modelleri, nakit dönüşüm döngüsünü etkileyen onlarca değişkeni (müşteri konsantrasyonu, tedarikçi vadeleri, satış tahminleri) analiz ederek likidite sıkışıklığını haftalar öncesinden tahmin edebilmektedir. Daha da önemlisi, SHAP (Lundberg ve Lee, 2017) gibi araçlarla bu tahminin nedenini açıklayarak (örneğin, en büyük 3 müşterinin ortalama tahsilat süresi 15 gün uzadı) çözüme yönelik aksiyon alınmasını mümkün kılmaktadır.

- **Senaryo tabanlı stratejik planlama (What-If analizi):** Transformer tabanlı modellerin çoklu zaman adımı tahmin yeteneği, canlı senaryo analizleri için kullanılabilir. Model, kullanıcı tarafından belirlenen farklı varsayımlar altında (örneğin, "ham petrol fiyatı %10 artarsa", "ana rakibimiz fiyatında %15 indirim yaparsa", "yeni bir ürün lansmanı iki ay ertelenirse") otomatik olarak yeni tahminler hesaplayabilmektedir. Bu, yönetimin olası riskleri ve fırsatları öngörmesini, farklı stratejik seçeneklerin finansal sonuçlarını hızla modellemesini ve buna göre proaktif önlemler almasını sağlamaktadır. Böylece bütçe, sadece bir kontrol aracı olmaktan çıkıp stratejik planlamanın ve risk yönetiminin merkezinde yer alan dinamik bir simülasyon platformuna dönüşmektedir (Wittenberg, 2018).
- **Müşteri ve tedarikçi temerrüt riski tahmini:** Aynı tahminsel teknikler, müşteri ve tedarikçi gibi harici iş ortaklarının kredi riskini değerlendirmek için de kullanılabilir. Geleneksel yaklaşımların aksine, MÖ modelleri yapılandırılmış finansal verilerin yanı sıra ödeme davranışları, makroekonomik göstergeler ve doğal dil işleme ile analiz edilen haberler gibi yapılandırılmamış verileri entegre ederek, "önümüzdeki 6-12 ay içinde riskli hale gelme olasılığı nedir?" sorusuna dinamik yanıtlar verebilmektedir (Mai vd., 2019). Bu sayede, risk değerlendirmesi sadece şirket içi finansallarla sınırlı kalmaktan çıkarak, iş ortaklarının gelecek performansına yönelik dinamik bir haritalama aracına dönüşmektedir. Bu sürekli risk skorları, proaktif kredi yönetimi, tedarik zinciri riskinin ölçülmesi ve yatırım kararlarında kritik bir girdi olarak kullanabilmektedir.

2.3. Dinamik Bütçeleme ve Tahminleme

Geleneksel bütçeleme ve tahminleme süreçleri, genellikle yılda bir kez gerçekleştirilen, katı, elektronik tablo tabanlı ve geçmiş verilere aşırı bağımlı statik uygulamalardır. Bu yaklaşım, hızla değişen pazar koşulları, tedarik zinciri aksamaları ve beklenmedik rekabet hamleleri karşısında çabucak geçerliliğini yitirebilmekte ve yanıltıcı sonuçlar doğurabilmektedir. MÖ ve gelişmiş analitik, bu süreci sürekli, uyarlanabilir ve veriye dayalı bir stratejik planlama faaliyetine dönüştürebilmektedir.

MÖ modelleri, hem içsel (satış, envanter) hem de dışsal (ekonomik göstergeler, rakip faaliyetleri) yüzlerce faktörü aynı anda analiz ederek gelir ve gider kalemleri için daha hassas tahminler üretebilmektedir. Her yeni veri geldiğinde (örneğin, ayın ilk satış rakamları, yeni bir rakip ürünün piyasaya sürülmesi, hammadde fiyat endeksindeki ani değişim) bu modeller otomatik

olarak güncellenmekte ve tahminler yenilenmektedir. Bu yaklaşım, tahminleri sabit bir belgeden “canlı bir modele” dönüştürmektedir. Gerçek zamanlı verilerle beslenen ve sürekli güncellenen bu model, yöneticilere piyasa değişikliklerine anında tepki verebilme, fırsatları erken görme ve kaynakları verimli tahsis etme yeteneği kazandırmaktadır (Huang, 2021). Ancak, bu yeteneğin kuruma kazandırılması, yalnızca bir model geliştirmekten daha fazlasını gerektirmektedir. Operasyonel sistemlerden (ERP, CRM, satış noktası sistemleri) ve dış veri kaynaklarından sürekli ve güvenilir veri akışının sağlanması teknik bir ön koşuldur. Ayrıca, tahmin modelinin çıktılarının mevcut finansal planlama süreçlerine ve raporlama araçlarına sorunsuz entegre edilmesi gerekmektedir.

Ancak belki de en önemli ve zorlu adım, örgütsel ve kültürel dönüşümdür. Dinamik bütçeleme başarısı, finans ekipleri ve üst yönetimin, statik bir bütçeye olan geleneksel bağlılıklarını bırakıp sürekli evrilen bir tahmin modeline güvenmeyi ve kararlarını bu “canlı gerçekliğe” göre şekillendirmeyi öğrenmelerine bağlıdır. Bu, kontrol odaklı bir planlama anlayışından, öğrenme ve uyum sağlama odaklı stratejik bir yönetim anlayışına geçişi temsil etmektedir.

3. Denetim Metodolojisinde Dönüşüm

3.1. Tam Veri Seti Analizi: Örneklemden Bütünsel Analize

Geleneksel finansal denetim, pratik zorunluluklar nedeniyle istatistiksel örneklem ilkesine dayanmaktadır. Bu yaklaşımda denetçiler, test edilecek işlemlerin popülasyonundan, belirli bir güven düzeyi ve hata payı ile temsili olduğu varsayılan bir örneklem seçer. Bu metodoloji, kaynak kullanımı açısından verimli olsa da kaçınılmaz bir sınırlamaya sahiptir: örneklem, popülasyonun tamamı değildir. Dolayısıyla, seçilen örneklemin dışında kalan anormallikler tespit edilememekte, popülasyonda seyrek dağılmış veya karmaşık örüntülerde gizlenmiş hata ve usulsüzlükler denetimden kaçabilmektedir.

Artan veri bolluğu, hesaplama gücü ve ileri analitik algoritmaları, bu temel paradigmayı kökten değiştirmektedir. Tam veri seti analizi, artık teorik bir ideal olmaktan çıkmış, modern denetimin pratik bir gerçekliği haline gelmiştir. Bu dönüşüm, denetimi "örnekleme sanatı"ndan "verinin bütünüyle analiz bilimi"ne taşımaktadır (Brown-Liburd vd., 2015). Bu köklü metodoloji değişikliği, iki temel teknolojik gelişmenin birleşimiyle mümkün hale gelmiştir:

1. **Hesaplama gücü ve ölçeklenebilir altyapı:** Milyarlarca satırdan oluşan işlem defterleri, artık geleneksel veri tabanları yerine bulut depolama ve büyük veri işleme için tasarlanmış paralel işleme mimarileri (Apache Spark, Hadoop) ile verimli bir şekilde saklanabilmekte ve işlenebilmektedir. Özellikle bellek içi hesaplama teknolojileri, bu devasa veri kümelerinin saniyeler içinde taranmasını ve sorgulanmasını mümkün kılmaktadır (Vasarhelyi vd., 2015).

2. **Gelişmiş makine öğrenmesi algoritmaları:** Büyük ölçekli ve yüksek boyutlu verilerde etkili olmak üzere tasarlanmış algoritmalar, tam veri analizinin kalbini oluşturmaktadır. İzolasyon ormanı (Isolation Forest) gibi etkili anomali tespit yöntemleri veya gradient boosting makineleri gibi ensemble modelleri, milyonlarca işlemi; tutar, zaman, taraf, açıklama gibi çok sayıda değişken üzerinden aynı anda analiz ederek, her bir işlem için bir anomali/risk skoru hesaplayabilmektedir (Schreyer vd., 2017).

Bu yeni yaklaşım, geleneksel örneklemeye kıyasla denetime üç temel boyutta niteliksel bir üstünlük kazandırmaktadır:

1. **Risk bazlı önceliklendirme:** Tüm popülasyon üzerinde çalışan bir model, işlemleri "en anormal"den "en normal"e doğru sıralar. Bu, denetçinin sınırlı zaman ve dikkatini, en yüksek risk skoruna sahip işlemlere odaklamasını sağlayarak, denetim çabalarının verimliliğini ve etkinliğini en üst düzeye çıkarır.
2. **Nadir ve dağınık hataların tespiti:** Örneklem yönteminin kaçınılmaz olarak gözden kaçırdığı, popülasyonda seyrek dağılmış hatalar (örneğin, 10 milyon işlem içine dağılmış 100 sahte ödeme) artık tespit edilebilir hale gelmektedir. Bu, özellikle kasıtlı usulsüzlüklerin tespitinde kritik bir avantaj sağlamaktadır.
3. **Çok değişkenli ve ilişkisel anormalliklerin keşfi:** Geleneksel prosedürler genellikle tek değişkendeki uç değerleri yakalayabilirken, sofistike hatalar genellikle tek başına şüpheli görünmeyen birden fazla değişkenin kombinasyonunda gizlenmektedir (örneğin, normal bir tutarın, normal dışı bir sıklıkta, yeni bir tedarikçiye, mesai saatleri dışında ödenmesi). MÖ modelleri, bu çok değişkenli ilişkileri ve karmaşık örüntüleri otomatik olarak öğrenerek, bunları tek bir anomali skoru altında ortaya çıkarabilmektedir (Chandola vd., 2009; Perols, 2011).

Tam veri analizi, tekrarlanabilir, belgelenebilir ve geleneksel denetim standartlarıyla uyumlu yapılandırılmış bir süreç olarak uygulanır. Bu sürecin genel adımları aşağıda özetlenmiştir:

1. **Veri hazırlığı ve özellik mühendisliği:** Tam muhasebe verileri, algoritmaların analiz edebileceği sayısal veya kategorik özelliklere dönüştürülür. İşlem tutarının logaritmasının alınması, zaman bilgisinin kategorize edilmesi veya metinsel açıklamaların doğal dil işleme ile vektörleştirilmesi bu aşamada gerçekleştirilir.

2. **Model çalışma ve skorlama:** Seçilen makine öğrenmesi modeli, tüm işlem popülasyonu üzerinde eğitilir ve/veya çalıştırılır. Her bir muhasebe kaydı için (0-1 veya 0-100 arası gibi bir skalada) bir anomali skoru atanır.
3. **Eşik belirleme ve önceliklendirme:** Denetçi, mesleki yargısını ve risk değerlendirmesini kullanarak bir eşik değeri belirler (örn., en yüksek %0.5'lik dilim). Bu eşiği aşan işlemler, detaylı inceleme için öncelikli liste haline getirilir.
4. **Açıklanabilirlik ve kök neden analizi:** SHapley toplamsal açıklamalar (SHAP) veya yerel yorumlanabilir model-bağımsız açıklamalar (LIME) gibi açıklanabilir YZ araçları, modelin kararını insan tarafından anlaşılır hale getirmektedir (Lundberg ve Lee, 2017). Örneğin, sistem bir ödemenin neden yüksek risk skoru aldığını şu şekilde açıklayabilir: "*Bu işlem, ortalama tutarın 4.2 katı bir tutara sahip olması (%65 katkı), işlemin 02:15'te gerçekleşmesi (%25 katkı) ve alıcının şirketle ilk işleminde olması (%10 katkı) nedeniyle anormal olarak işaretlenmiştir.*" Bu somut açıklama, denetçinin kök neden analizi yapması ve sağlam bir denetim kanıtı oluşturması için temel teşkil etmektedir.
5. **Belgeleme ve süreklilik:** Tüm süreç – kullanılan ham verinin kaynağı, veri temizleme adımları, seçilen algoritma ve parametreleri, belirlenen eşik değeri, yüksek skorlu işlemlerin incelenmesinden çıkan sonuçlar ve alınan düzeltici faaliyetler – geleneksel denetim çalışma kağıtları standartlarında detaylı olarak belgelenir. Bu titiz belgeleme, makine öğrenmesinin bir “kara kutu” olarak değil, denetçinin uzmanlık yargısını destekleyen ve güçlendiren, şeffaf ve sorumlu bir araç olarak konumlandırılmasını sağlamakta, ayrıca sürecin denetlenebilirliğini ve gelecek dönemlerdeki sürekliliğini garanti altına almaktadır (Krahel ve Titera, 2015).

3.2. Sürekli Denetim Modülleri

Tam veri seti analizinin sağladığı bütünsel bakış açısı, denetimin zamanlaması ve sıklığında da kökten bir dönüşümü zorunlu kılmaktadır. Bu dönüşümün en somut tezahürü sürekli denetim sistemleridir. Bu sistemler, geleneksel dönemsel denetim anlayışını aşarak, süreçlerin gerçek zamanlı olarak gözetlenmesini sağlamaktadır. Kuhn ve Sutton (2010) bu süreci üç temel aşamada tanımlamaktadır:

1. **Veri yakalama:** Sistem, kurumun kritik iş süreçlerinin merkezindeki kaynak sistemlerden (ERP, CRM, satın alma, ödeme sistemleri) sürekli ve gerçek zamanlı bir veri akışı sağlamaktadır. Bu yaklaşım,

geleneksel denetimin dayandığı statik, noktasal veri dökümlerinden (örn., dönem sonu hesap bakiyeleri) köklü bir farklılık göstermektedir.

2. **Otomatik analiz ve test:** Yakalanan bu veri akışı, önceden tanımlanmış kural tabanlı kontroller (örneğin, "onay limiti aşılamaz", "satınalma siparişi olmadan fatura işlenemez") veya daha karmaşık makine öğrenmesi modelleri (örneğin, "harcama kalıbı bu çalışanın geçmiş davranışından veya departman ortalamasından sapıyor") ile anında analiz edilmektedir.
3. **Uyarı ve raporlama:** Bir anomali veya kural ihlali tespit edildiğinde sistem, ilgili denetçiye, süreç sahibine veya yöneticiye otomatik uyarı göndermekte, işlemi bir inceleme kuyruğuna almakta veya kritik durumlarda işlemi durdurmaktadır.

Bu üç aşamalı yapının teoriden pratiğe geçişi, spesifik iş süreçlerine entegre edilen modüllerle gerçekleşmektedir:

- **Satınalma-ödeme döngüsünde:** Yeni bir tedarikçi faturası sisteme girildiği anda, sürekli denetim modülü otomatik olarak bu faturayı ilgili satın alma siparişi ve mal alındı belgesi ile eşleştirir (üçlü uyum kontrolü: sipariş-alındı-fatura uyumu). Tutarsızlık veya eksik belge halinde, ödeme işlemi otomatik olarak durdurulur ve uyarı gönderilir.
- **Gider yönetiminde:** Her bir harcama raporu ve bağlı makbuz, şirket politika ve limitlerine (konaklama sınıfı, yemek limitleri, yetkili lokasyonlar) uygunluk açısından otomatik olarak taranır. İleri seviye sistemler, makine öğrenmesi ile aynı makbuzun farklı raporlarda tekrar kullanılması gibi usulsüzlük kalıplarını tespit edebilmektedir.
- **Gelir döngüsünde:** Bir müşteri siparişi oluşturulduğu an sistem, müşterinin güncel kredi limitini ve ödeme geçmişini kontrol eder. Ayrıca, satış fiyatı standart fiyat listesinden saparsa veya yetkisiz bir indirim uygulanmışsa, bu durum anında ilgili satış yöneticisi için bir uyarı ile işaretlenir.

Sürekli denetim sistemleri, denetim metodolojisinde sadece bir verimlilik aracı değil, aynı zamanda stratejik risk yönetimi ve kontrol ortamını dönüştüren bir yeniliktir. Bu dönüşümün somut çıktıları şu şekilde sıralanabilir:

1. **Gerçek zamanlı risk tespiti ve önleme:** Sorunlar veya usulsüzlükler, artık bir sonraki dönemsel denetime kadar gizli kalmak yerine, olduğu anda tespit edilmektedir (Alles vd., 2006). Bu, hatalı bir ödemenin durdurulmasını veya bir politika ihlalinin anında

düzeltilmesini mümkün kılarak operasyonel ve finansal kayıpları proaktif bir şekilde en aza indirmektedir.

2. ***Denetim verimliliğinde radikal artış ve rol dönüşümü:*** Rutin, tekrarlayan ve kurallara dayalı yüzlerce kontrol testi tamamen otomatikleşmektedir. Bu, denetçilerin değerli zamanını ve uzmanlığını, yargı, tahmin ve karmaşık analiz gerektiren alanlara (ücret tahminleri, ilişkili taraf işlemleri, yeni ortaya çıkan riskler) kaydırmasına olanak tanımaktadır. Böylece denetçinin rolü, manuel kontrolcüden, veri analisti ve stratejik danışmana doğru evrilmektedir (Issa vd., 2016).
3. ***İç kontrol ortamının proaktif güçlendirilmesi:*** Sürekli denetim, kontrollerin etkin bir şekilde çalışıp çalışmadığına dair sürekli geri bildirim sağlayan canlı bir izleme aracıdır (Chan ve Vasarhelyi, 2011). Bir kontrol sık sık ihlal ediliyorsa veya atlanıyorsa, bu tasarım veya uygulama zayıflığı hemen görünür olur ve süreç proaktif olarak iyileştirilebilir. Bu, yönetim ve denetim komitesine sürekli ve artan bir güvence seviyesi sunmaktadır.
4. ***Finansal raporlama güvenilirliği ve zamanlılığının artması:*** Sürekli izleme ve anında düzeltme, dönem sonu kapanış sürecindeki son dakika ayarlamalarını ve keşfedilmemiş hataları büyük ölçüde azaltmaktadır. Finansal veriler dönem boyunca sürekli olarak doğrulanıp düzeltildiği için dönem sonunda daha doğru hazırlanmakta ve daha hızlı raporlanabilmektedir. Bu fayda, dağıtılmış defter teknolojileri (blockchain) ile daha da ileri bir boyuta taşınabilecek bir potansiyele sahiptir (Dai ve Vasarhelyi, 2017).

Başarılı bir sürekli denetim programı, güçlü bir veri altyapısı ve sistemler arası sağlam entegrasyon gerektirmektedir. Ayrıca, yanlış pozitif uyarıların etkin yönetimi kritik öneme sahiptir; çok fazla uyarı "uyarı yorgunluğuna" ve sistemin göz ardı edilmesine yol açabilmektedir. En önemlisi, süreç sahipleri ve denetçilerin bu otomatik ve şeffaf izleme ortamına uyum sağlayacağı bir kurum kültürü değişikliği şarttır.

Veri altyapısı, etkin uyarı yönetimi ve uygun kurum kültürü gibi koşullar sağlandığında, koşullar sağlandığında, sürekli denetim modülleri denetimi, geçmişin statik bir "fotoğrafçısı" olmaktan çıkarp iş süreçlerinin canlı, proaktif ve değer katıcı bir "gözetmeni" ve "ortağı" haline getirmektedir. Bu dönüşüm, denetim mesleğinin değer önerisini temelden değiştirerek; onu, sadece geçmişti onaylayan değil, gelecek riskleri önleyen ve operasyonel mükemmelliği sürekli teşvik eden stratejik bir fonksiyona dönüştürmektedir.

3.3. Belge İçerik Denetiminde Doğal Dil İşleme (DDİ)

Finansal denetim ve uyumluluk süreçlerinde, kira sözleşmeleri, tedarik anlaşmaları ve kredi dokümanları gibi yapılandırılmamış metin belgelerinin manuel incelenmesi, maliyetli ve insan hatasına açık kritik bir yük oluşturmaktadır. DDİ, bu süreci otomatikleştirerek ve ölçeklendirerek, metinsel belgelerdeki hukuki ve finansal riskleri, yükümlülükleri ve fırsatları otomatik olarak tespit eden, sınıflandıran ve özetleyen sistemlerin geliştirilmesini mümkün kılmaktadır. Bu teknoloji, denetimi sadece sayısal verilerin değil, kurumsal riski şekillendiren yasal taahhütlerin de sistematik olarak taranabildiği bütünsel bir faaliyete dönüştürmektedir (Muehlmann vd., 2022). DDİ tekniklerinin denetimdeki temel uygulama alanları aşağıdaki gibi özetlenebilir:

- **Sözleşme unsurlarının ve maddelerinin otomatik çıkarımı:** DDİ modelleri, sözleşmelerdeki kritik finansal ve hukuki unsurları (varlıkları) otomatik olarak tanımlamakta ve yapılandırılmış veriye dönüştür. Bir kira sözleşmesinde taraflar, aylık kira tutarı, endeksleme formülü, sözleşme süresi ve fesih koşulları otomatik olarak çıkarılır. Bu çıkarım, özellikle çok sayıda kira sözleşmesi olan şirketlerde UFRS 16 "Kiralar" standardı kapsamındaki taahhütlerin doğru hesaplanması için temel oluşturmaktadır (Henderson, 2021).
- **Hüküm sınıflandırması ve risk değerlendirme:** DDİ, sözleşmenin tamamını analiz ederek, bilinen riskli veya standart dışı hükümleri sınıflandırabilmektedir. Önceden eğitilmiş bir model, "erken fesih cezası", "sınırsız tazminat", "tek taraflı fiyat artırma hakkı" veya "rekabet etmeme taahhüdü" gibi hükümleri tespit etmekle kalmaz, aynı zamanda bu hükümlerin şirket açısından oluşturduğu risk seviyesini de değerlendirebilmektedir (Chalkidis vd., 2017). Bu, denetçinin dikkatini en yüksek riskli alanlara odaklamasını olanaklı hale getirmektedir.
- **Tutarsızlık tespiti ve otomatik özetleme:** DDİ, farklı belgeler veya aynı belgenin farklı bölümleri arasındaki çelişkileri (örneğin, fiyatlandırma tutarsızlıkları) ortaya çıkarabilmektedir. Ayrıca, metin özetleme teknikleriyle uzun ve karmaşık sözleşmeleri, denetçiler ve yöneticiler için hızlıca anlaşılır özetlere dönüştürerek planlama aşamasında verimlilik artışı sağlamaktadır.

Bu yetenekler, BERT ve GPT gibi önceden milyarlarca kelime üzerinde eğitilmiş dönüştürücü (transformer) dil modellerinin, binlerce etiketli sözleşmeden oluşan denetim veri setleri üzerinde ince ayar yapılmasıyla elde edilmektedir (Devlin vd., 2019). Bu modeller, hukuki jargonu ve koşullu cümle yapılarını anlamada geleneksel yöntemlere kıyasla çok daha başarılı olmaktadır.

Uygulamada, tüm sözleşme havuzu DDİ sistemine yüklenir. Sistem analizi tamamladığında, denetçiye bir risk özet raporu sunar. Bu raporda, tespit edilen tüm kilit hükümler, risk skorları, potansiyel tutarsızlıklar ve dikkat gerektiren maddeler listelenir. Denetçi, zamanını bu risk odaklı listedeki maddelerin detaylı incelemesine ve nihai yargıya ayırır (Bayer vd, 2023).

Bu teknolojinin performansı, kullanılan eğitim verisinin kalitesine ve kapsamına bağlıdır. Tamamen yeni hüküm kalıpları veya aşırı karmaşık hukuki yorum gerektiren durumlar, model tarafından kaçırılabilir veya yanlış yorumlanabilir. Bu nedenle DDİ, insan uzmanlığının yerini alan değil, onu destekleyen bir karar destek aracı olarak konumlandırılmalıdır. Sistemin çıktıları, nihai sorumluluk ve uzman yargı sahibi olan denetçi veya hukuk müşaviri tarafından mutlaka gözden geçirilmelidir. Denetçi ile DDİ arasında kurulan bu işbirliği, teknolojinin ölçek ve hız avantajını, insanın yargı ve yorum yeteneğiyle birleştirerek en yüksek denetim kalitesine ulaşılmasını sağlamaktadır.

4. Uygulama Mimarisi ve Teknik Zorluklar

4.1. Veri Altyapısı ve Hazırlığı

YZ ve MÖ modellerinin muhasebe ve denetimdeki dönüştürücü potansiyeli, nihayetinde bu modelleri besleyen verinin kalitesi, erişilebilirliği ve yapısına bağlıdır. En gelişmiş algoritmalar bile "çöp girdi, çöp çıktı" ilkesine tabidir. Bu nedenle, başarılı bir uygulamanın ilk ve en kritik adımı, sağlam bir veri altyapısı kurmak ve model eğitimi için uygun veriyi hazır hale getirmektir. Muhasebe bağlamında bu süreç özellikle zordur; zira finansal veriler hassas, düzenleyici gerekliliklere tabi, çok çeşitli sistemlerde dağınık ve genellikle yapısal olarak tutarsızdır (Jans vd., 2014).

Muhasebe verileri tipik olarak birden fazla kaynaktan bulunur: çekirdek ERP sistemleri (SAP, Oracle), ödeme ve bankacılık ağ geçitleri, elektronik fatura platformları, CRM sistemleri, Excel tabloları ve hatta kağıt belgeler. İlk zorluk, bu heterojen kaynaklardan gelen verileri, analiz ve modelleme için tek bir güvenilir kaynaktan (veri ambarı veya veri gölü) birleştirmektir. Verileri kaynak sistemlerden hedef depolama alanına taşımak, dönüştürmek ve yüklemek için Çıkar-Dönüştür-Yükle veya Çıkar-Yükle-Dönüştür boru hatları kurulmalıdır. Bu süreç, farklı para birimlerinin standartlaştırılması, tarih formatlarının uyumlaştırılması ve birleştirilmiş ana veri yönetimini (birleştirilmiş tedarikçi ve müşteri listeleri) içerir. Ham veriler bir araya getirildikten sonra, MÖ modellerinin anlayabileceği forma getirilmesi gerekir. Bu, model geliştirme sürecinin zamanının önemli bir kısmını alabilen en zahmetli aşamadır. Bu hazırlık süreci, üç temel aşamadan oluşmaktadır:

1. ***Eksik değerlerin yönetimi ve aykırı değerlerin analizi:*** muhasebe bağlamında aykırı değerler özel dikkat gerektirir. Bir aykırı değer

basit bir kayıt hatası olabileceği gibi tespit edilmek istenen bir usulsüzlüğün işareti de olabilir. Bu nedenle otomatik olarak silinmemeli, ayrıca incelenmelidir.

2. **Özellik mühendisliği:** Alan uzmanlığının (muhasabe bilgisi) doğrudan devreye girdiği en önemli aşamadır. Ham veri sütunlarından, algoritmanın kalıpları daha iyi yakalaması için yeni, anlamlı değişkenler türetilir. Örneğin, işlem tarihinden "ayın günü", "hafta sonu mu?" gibi zaman özellikleri çıkarılabilir. Bir müşteri için "son 30 gündeki ortalama ödeme gecikmesi" veya bir tedarikçi için "toplam alım hacmi" gibi işlem istatistikleri hesaplanabilir. Metinsel veriler (fatura açıklamaları) ise Terim Frekansı-Ters Belge Frekansı veya BERT gömme vektörleri gibi tekniklerle sayısal forma dönüştürülür.
3. **Denetimli öğrenme için etiketleme:** Muhasebedeki en büyük pratik engellerden biri, güvenilir etiketlere erişimdir. Örneğin, bir usulsüzlük tespit modeli eğitmek için hangi işlemlerin gerçekten usulsüz olduğunu gösteren etiketler gerekir. Bu etiketler genellikle nadir, eksik ve yalnızca geçmiş iç soruşturmalardan veya denetim bulgularından gelir; bu da aşırı dengesiz veri setlerine yol açar (Perols, 2011). Benzer şekilde, otomatik hesap kodlama için kullanılan geçmiş etiketler, içerdikleri insan hataları nedeniyle modelin bu hataları "doğru" olarak öğrenmesine neden olabilir.

Bu teknik zorlukların ötesinde, daha derin organizasyonel ve yapısal engeller başarılı uygulamaları güçleştirmektedir. Bunların başında, veri siloları ve departmanlar arası işbirliği kültürünün eksikliği gelmektedir; bu durum, teknik entegrasyonun önündeki en büyük engeli oluşturmaktadır. KVKK ve GDPR gibi veri gizliliği düzenlemeleri, hassas finansal ve kişisel verilerin MÖ süreçlerinde kullanımını ancak titiz anonimleştirme ve güvenlik önlemleriyle mümkün kılmaktadır. Ayrıca veri altyapısı "bir kez kurulup unutulacak" bir sistem değildir; yeni sistemlerin eklenmesi ve iş kurallarının değişmesi sürekli bakım gerektirmektedir. Nihayetinde belki de en kritik ve sistemik engel, muhasabe ve denetim alan bilgisi ile veri mühendisliği ve bilimi becerilerini birleştirebilen, her iki "dili" de konuşabilen hibrit yeteneklerin kıtlığıdır. Bu yetenek açığı, teknolojik altyapı ne kadar güçlü olursa olsun birçok iyi niyetli girişimin başarısız olmasına neden olmaktadır.

4.2. Model Seçimi, Eğitimi ve Yaşam Döngüsü Yönetimi

Veri hazırlandıktan sonraki kritik adım, çözülmek istenen spesifik muhasabe veya denetim problemine en uygun MÖ algoritmasını seçmek ve bu algoritmayı yüksek performans gösterecek şekilde eğitmektir. Evrensel bir "en iyi algoritma"

olmadığından seçim, problemin doğasına, verinin boyutuna ve yapısına, ayrıca modelden beklenen açıklanabilirlik seviyesine bağlı olmaktadır. Muhasebenin kendine özgü gereksinimleri – yüksek doğruluk, güvenilirlik, denetlenebilirlik – bu kararı daha da önemli kılmaktadır. Dolayısıyla başarılı bir modelleme süreci, doğru algoritma seçimiyle başlar, titiz bir eğitim ve test sürecinden geçer ve nihayetinde operasyonel bir yaşam döngüsüyle (MLOps) sürdürülür:

Problem bazlı algoritma seçimi: Muhasebe ve denetimdeki MÖ problemleri genellikle üç ana kategoride ele alınmaktadır: sınıflandırma (otomatik hesap kodlama), anomali tespiti (usulsüzlük taraması) ve doğal dil işleme (sözleşme analizi). Her kategori için uygun algoritma aileleri bulunmaktadır. Sınıflandırma problemlerinde, Gradient Boosting Makineleri (XGBoost, LightGBM, CatBoost) karmaşık ve doğrusal olmayan ilişkileri yakalama, kategorik değişkenler ve eksik verilerle başa çıkma konusundaki üstün becerileri nedeniyle fiili standart haline gelmiştir. Bu algoritmaların özellik önem sıralaması sunması, bir dereceye kadar şeffaflık da sağlamaktadır. Ancak yüksek açıklanabilirlik gerektiren durumlarda (örneğin, bir kredi başvurusunun reddinin müşteriye açıklanması), daha basit ve yorumlanabilir bir yöntem olan Lojistik Regresyon hala değerli bir seçenek olarak kullanılmaktadır. Anomali tespiti alanında, etiketli usulsüzlük verisine ihtiyaç duymayan denetimsiz öğrenme algoritmaları pratikte yaygın olarak kullanılmaktadır. Bu kapsamda, İzolasyon Ormanı anomalileri "ayırması kolay" veri noktaları olarak tanımlayarak hızlı ve ölçeklenebilir bir çözüm sunmaktadır. Yoğunluk tabanlı yöntemlerden Yerel Aykırı Faktör ise, veri noktalarının yerel komşuluklarını analiz ederek anormallikleri tespit etmede etkili olmaktadır. Doğal dil işleme (DDİ) alanında ise, BERT ve benzeri önceden eğitilmiş dönüştürücü (transformer) modeller, milyarlarca kelime üzerinde eğitilerek dilin bağlamsal anlamını öğrenmekte; binlerce etiketli sözleşme ile ince ayar yapıldığında ise, hukuki ve finansal dildeki nüansları yakalamada geleneksel yöntemlerden çok daha başarılı performans sergilemektedir (Devlin vd., 2019).

- **Model eğitimi, doğrulama ve test süreci:** Algoritma seçildikten sonra, modelin gerçek dünya verisi üzerinde güvenilir tahminler yapabilmesi için titiz bir eğitim süreci gerekmektedir. Bu süreçte, veri seti genellikle eğitim (%70-80), doğrulama (%10-15) ve test (%10-15) kümelerine ayrılmaktadır. Doğrulama kümesi, modelin öğrenme hızı ve karmaşıklığı gibi ayarlanabilir parametrelerinin optimizasyonu için kullanılırken; test kümesi, modelin nihai ve bağımsız performans değerlendirmesi için ayrılmaktadır. Çapraz doğrulama yöntemi ise, özellikle sınırlı veri setlerinde daha güvenilir bir performans tahmini sağlamaktadır. Performans göstergelerinin seçimi de problemin doğasına uygun olmalıdır. Dengesiz usulsüzlük verisi gibi durumlarda, doğruluk oranı yanıltıcı olabilmekte; bu

nedenle “kesinlik”, “duyarlılık” ve bunların harmonik ortalaması olan F1-Skoru gibi metriklerin kullanılması gerekmektedir. Aşırı öğrenmeyi önlemek ve modelin genelleme yeteneğini artırmak için düzenleme teknikleri ise zorunlu bir adım olarak öne çıkmaktadır.

- ***MLOps-Modellerin operasyonel yaşam döngüsünün yönetimi:*** Bir modelin başarılı bir şekilde geliştirilmesi, değer yaratma yolculuğunun yalnızca yarısıdır. Gerçek değer, modelin operasyonel ortama entegre edilip, performansının sürekli olarak sürdürülmesi ve izlenmesiyle elde edilmektedir. Modeller statik yazılımlar değildir; zamanla gerçek dünya verilerinin altında yatan istatistiksel dağılım değişebilir (kavramsal sürüklenme), bu da modelin tahmin doğruluğunu düşürmektedir. Bu noktada Makine Öğrenmesi Operasyonları (MLOps) devreye girmektedir. MLOps, modellerin yaşam döngüsünü (geliştirme, test, dağıtım, izleme, bakım) verimli, güvenilir ve otomatik bir şekilde yönetmek için oluşturulmuş bir kültür ve uygulamalar bütünüdür (Sculley vd., 2015). Muhasebe gibi düzenleyici ve denetime tabi bir alanda, model kararlarının izlenebilirliği ve sürekliliği hayati önem taşıdığından MLOps pratikleri daha da önemli hale gelmektedir. Bu pratiklerin temel bileşenleri; sürekli entegrasyon/sürekli dağıtım boru hatları, model kayıt defteri ile izleme ve uyarı sistemleridir. Bu sistemler; kod ve model değişikliklerinin otomatik test ve dağıtımını, tüm model sürümlerinin ve performans metriklerinin takibini, ayrıca canlı sistemdeki tahmin doğruluğu, gecikme süreleri ve veri dağılımındaki sürüklenmelerin sürekli izlenmesini sağlamaktadır. Bu şekilde yönetilen bir model, tipik olarak bir Uygulama Programlama Arayüzü (API) aracılığıyla, (örneğin bir fatura işleme veya muhasebeleştirme sisteminden çağrılarak) mevcut iş süreçlerine sorunsuz bir şekilde entegre edilmekte ve sürekli değer üretmektedir.

4.3. Algoritmik Kararların Denetlenebilirliği: Açıklanabilir YZ

Muhasebe ve denetim meslekleri, temelde güven, sorumluluk ve kanıt üzerine kuruludur. Bir denetçinin veya muhasebecinin bulguları ve kararları, izlenebilir ve haklı çıkarılabilir bir mantıksal yapıya dayanmalıdır. Geleneksel prosedürlerde bu, belgelenmiş kontroller, örnekleme metodolojileri ve muhasebe standartlarına açık referanslarla sağlanır. Ancak, derin sinir ağları veya birleşik modeller gibi karmaşık MÖ modelleri, girdi ile çıktı arasındaki ilişkiyi insan için anlaşılır kılan bir açıklama üretmediğinden, genellikle bir "kara kutu" olarak nitelendirilir. Bu, bir denetçinin “Neden bu işlem riskli?” sorusuna tatmin edici bir yanıt verememesi veya bir muhasebecinin “Neden bu hesap kodu atandı?”

sorusunu açıklayamaması anlamına gelir. Bu durum, MÖ'nün denetim ve finansal raporlama gibi yüksek sorumluluk gerektiren alanlarda benimsenmesinin önündeki en büyük engellerden birini oluşturmaktadır (Barredo Arrieta vd., 2020). Bu kritik sorunu çözmek için geliştirilen açıklanabilir YZ (AYZ) teknikleri, model kararlarının şeffaflığını artırmayı amaçlamaktadır. Bu teknikler iki ana kategoride değerlendirilebilir:

1. **Model-spesifik teknikler:** Karar ağaçları ve Gradient Boosting modelleri gibi bazı algoritmalar, her bir özelliğin modele katkısını gösteren özellik önem sıralamaları sunabilmektedir. Bu, modelin genel olarak hangi faktörlere daha çok önem verdiğini göstermektedir.
2. **Bireysel tahminlere yönelik evrensel açıklama teknikleri:** Bu yöntemler, herhangi bir modelin bireysel tahminlerini açıklamak için kullanılabilir. En yaygın iki teknik SHapley Toplamsal Açıklamalar (SHAP) ve Yerel Yorumlanabilir Model-Bağımsız Açıklamalar (LIME)'dir (Lundberg ve Lee, 2017). Örneğin SHAP, bir işlemin neden yüksek risk skoru aldığını şu şekilde açıklayabilir: "Bu işlem, tutarın ortalamasının 4,2 katı olması (%65 katkı), işlemin gece yarısı sonrası gerçekleşmesi (%25 katkı) ve tedarikçinin yeni olması (%10 katkı) nedeniyle anormal olarak işaretlenmiştir." Bu açıklama, her bir özelliğin tahmin üzerindeki spesifik etkisini ve yönünü somut olarak göstermektedir.

Bu tekniklerin nihai amacı, bir insan-makine işbirliği modeli oluşturmaktır. Bu modelde, algoritma bir öneri (risk skoru, hesap kodu tahmini) üretir; AYZ aracı, bu önerinin nedenlerini anlaşılır bir şekilde ortaya koyar ve insan uzman bu açıklamayı kendi mesleki bilgisi, tecrübesi ve şüpheciliği ile harmanlayarak nihai kararı verir. Bu süreç, geleneksel denetimde olduğu gibi tamamen belgelenebilir olmalıdır. AYZ çıktıları, denetim çalışma kağıtlarına eklenerek, yapılan yargının gerekçesini oluşturur. Böylece, AYZ, muhasebe ve denetimin temel taşları olan güven, sorumluluk ve kanıt ilkelerini dijital çağa taşır. Bu yaklaşım, teknolojiyi mesleki yargının yerine değil, onu destekleyen ve güçlendiren bir kaldıraç olarak konumlandırarak, algoritmik dönüşümün mesleğin etik ve profesyonel standartlarıyla uyumlu bir şekilde ilerlemesini sağlamaktadır.

5. Etik, Düzenleyici Çerçeveler ve Sorumlu Dönüşüm

5.1. Algoritmik Önyargı Riski ve Adil Sistem Tasarımı

YZ ve MÖ uygulamalarının muhasebe ve denetim gibi güvene, tarafsızlığa ve kamu yararına dayalı mesleklere entegrasyonu, salt teknolojik bir uyarılama sorununun ötesinde, derin etik ve sosyal sorumluluk sorularını da beraberinde

getirmektedir. Algoritmalar, görünüşte nesnel, veriye dayalı ve tutarlı çıktılar üretme vaadiyle ortaya çıksalar da, temelde eğitildikleri tarihsel verinin bir aynasıdır. Bu veriler ise kaçınılmaz olarak geçmişteki insan kararlarını, kurumsal politikaları ve toplumsal dinamikleri – ve bu süreçlere sızmış olan bilinçli veya bilinçsiz önyargıları – yansıtmaktadır. Dolayısıyla, bir model "nesnel" bir şekilde, geçmişte belirli gruplara yönelik adaletsiz muamele kalıplarını öğrenip, bu kalıpları gelecekteki kararlarda sistematik olarak pekiştirebilmektedir. Bu olgu, algoritmik önyargı olarak tanımlanmakta ve finansal sistemin kalbinde yer alan muhasebe ile denetimde, kararların adaletini, şeffaflığını ve nihayetinde mesleğin kamuya olan güven sorumluluğunu ciddi şekilde tehdit etmektedir (Mittelstadt vd., 2016). Bu risk, muhasebe ve denetim pratiğinde çeşitli ve bazen sinsi şekillerde tezahür edebilmektedir. Önyargı, genellikle açık ayrımcılık şeklinde değil, aşağıdaki gibi bazı veri kalıplarına gömülü halde karşımıza çıkabilmektedir:

1. **Kredi ve tedarikçi değerlendirme sistemlerinde:** En belirgin örneklerden biri, kredi riski skorlama veya tedarikçi onay süreçlerinde yaşanmaktadır. Geçmişte, insan karar vericilerin belirli bir coğrafi bölgedeki, sektördeki veya demografik yapıdaki şirketlere karşı (çeşitli sosyo-ekonomik faktörlerden ötürü) daha temkinli davranmış olması, veri setinde bu gruplar için yapay olarak yüksek temerrüt oranları olarak kaydedilmiş olabilir. Bu tarihsel veriyle eğitilen bir makine öğrenmesi modeli, yeni ve finansal olarak sağlam da olsa, benzer özelliklere sahip bir şirkete haksız yere yüksek risk skoru atayabilmektedir. Bu, o şirketin finansmana erişimini kısıtlayarak, tarihsel adaletsizliği dijital bir forma dönüştürmekte ve sistematik finansal dışlanmaya yol açmaktadır (Barocas ve Selbst, 2016).
2. **Dolandırıcılık tespiti ve denetimde:** İç denetim veya finans departmanlarının geçmişte belirli birimlere (örneğin, satış, yurtdışı operasyonlar) veya belirli harcama kalemlerine (örneğin, eğlence giderleri, seyahat) yönelik daha fazla şüphe duyması ve daha sık inceleme yapması, veri setinde bu alanlardaki işlemlerin "şüpheli" olarak etiketlenme oranını artırmış olabilir. Bir anomali tespit modeli, bu tarihsel denetim yoğunluğundan kaynaklanan istatistiksel sapmayı, o birim veya harcama türünün doğası gereği daha riskli olduğu şeklinde öğrenebilmektedir. Sonuçta, bu alanlardaki tamamen meşru işlemler de orantısız bir şekilde yüksek risk skoru alarak, kaynak israfına (yanlış alarm incelemeleri), çalışan moralinin bozulmasına ve denetim kaynaklarının yanlış yönlendirilmesi sonucu, modelin öğrenme verisinde yeterince temsil edilmeyen gerçekten

riskli yeni dolandırıcılık kalıplarının gözden kaçmasına neden olabilmektedir.

3. **Veri temsilindeki eksiklikten kaynaklanan önyargı:** Daha az görünür ama bir o kadar önemli bir önyargı türü ise veri temsilindeki eksiklikten kaynaklanmaktadır. Örneğin, finansal veri setleri genellikle büyük, yerleşik şirketler üzerinde yoğunlaşırken, KOBİ'ler, yeni girişimler veya geleneksel olarak az temsil edilen sektörler hakkında yeterli veri bulunmayabilir. Bu "veri yokluğu", modelin bu şirket türleri için güvenilir tahminler yapmasını imkansız veya son derece hataya açık hale getirmektedir. Model, bilmediği bu gruplara ya çok ihtiyatlı (yüksek risk) ya da tamamen temelsiz (düşük risk) tahminlerde bulunabilir. Her iki durumda da, bu şirketler algoritmik sistemler karşısında dezavantajlı konuma düşmektedir.

Bu örnekler, önyargının "kötü niyetli kod" olmadığını, verinin yapısına, toplanma şekline ve tarihsel bağlamına işlemiş olabileceğini göstermektedir. Bu nedenle adil sistem tasarımı, model geliştirmenin teknik bir aşaması değil, baştan sona benimsenmesi gereken bir etik sorumluluk çerçevesidir. Bu çerçeve; model eğitiminden önce verinin önyargı açısından denetlenmesini, farklı gruplar arasında adil sonuçları sağlamak için uygun adalet göstergelerine (örneğin eşit fırsat, demografik eşitlik) ve düzenleme tekniklerine karar verilmesini gerektirmektedir (Hardt vd., 2016). Ayrıca model üretime alındıktan sonra performansının farklı gruplar arasında sürekli izlenmesi ve olası sapmaların tespit edilmesi zorunludur. Muhasebe ve denetim mesleği, sayısal doğruluğun yanı sıra bu adalet ve şeffaflık ilkelerini de korumakla yükümlüdür. Algoritmik önyargıyı görmezden gelmek, teknik bir hata değil, mesleğin temelini oluşturan kamu güvenine yönelik ciddi bir tehdittir.

5.2. Veri Gizliliği, Güvenlik ve Düzenleyici Uyumluluk

Muhasebe sistemleri, bir kuruluşun en hassas varlıklarının dijital kaydını oluşturmaktadır: ticari sırlar, müşteri ve çalışanlara ait kişisel veriler, tedarikçi anlaşmaları ve her bir finansal işlemin ayrıntılı geçmişi. MÖ sistemleri, etkili olabilmek için bu veriye erişmek, işlemek ve bazen yeni veriler üretmek zorundadır. Bu durum, MÖ projelerini veri güvenliği ve gizliliği konusunda en yüksek standartlara tabi kılmakta; onları teknik bir gereklilik olmaktan çıkarıp ağır yaptırımlar ve ciddi itibar kaybı riski taşıyan hukuki ve operasyonel bir zorunluluk haline getirmektedir.

1. **Veri gizliliği ve mevzuat uyumu:** KVKK ve GDPR gibi düzenlemeler, veri sorumlusu sıfatıyla hareket eden kuruluşlara ağır yükümlülükler getirmektedir. MÖ bağlamında bu, özellikle veri minimizasyonu ve amaçla sınırlılık ilkelerine uyumu gerektirir.

Model eğitimi için gereğinden fazla veya doğrudan ilgisi olmayan kişisel verinin işlenmesi, başlı başına bir ihlal teşkil edebilir. Bu nedenle eğitim öncesinde verinin anonimleştirilmesi veya maskeleye teknikleriyle işlenmesi hayatidir. Daha gelişmiş bir yaklaşım olan Farklılık Korumalı Gizlilik, modele istatistiksel gürültü ekleyerek bireysel veri kayıtlarının varlığının çıkarılmasını matematiksel olarak imkânsız kılmaktadır (Dwork, 2008). Ayrıca verilerin fiziksel olarak bulunduğu bölge (veri yerelleşmesi) ve üçüncü taraf bulut sağlayıcılarına aktarımı, sözleşmelerde net şekilde düzenlenmeli ve gerekirse Veri Koruma Etki Değerlendirmesi ile risk analizi yapılmalıdır.

2. ***Makine öğrenmesine özgü siber tehditler:*** MÖ sistemleri, geleneksel yazılımların ötesine geçen benzersiz tehditlere açıktır. En kayda değer tehditlerden biri, zararlı örnek saldırılarıdır. Bir saldırgan, fatura görseline insan gözüyle algılanamayacak ancak modelin sınıflandırmasını değiştirecek piksel değişiklikleri ekleyerek sahte bir faturayı "onaylı" olarak işaretletebilir. Benzer şekilde metin tabanlı bir dolandırıcılık tespit modeli, açıklama alanına anlamsız ama algoritmayı yanıltacak karakterler eklenerek atlatılabilmektedir (Goodfellow vd., 2015). Bu saldırılara karşı modellerin, zararlı örneklerle güçlendirilmiş eğitim gibi tekniklerle proaktif olarak sağlamlaştırılması ve dağıtım öncesi test edilmesi gerekir. Bir diğer kritik risk, model çalınması veya çıkarım saldırılarıdır. Saldırgan, modelin API'sini sistematik sorgulayarak giriş-çıkış çiftlerini toplayıp işlevsel bir kopyasını ("gölge model") eğitebilir. Bu riski azaltmak için API hız sınırlamaları, gizlilik korumalı sorgu mekanizmaları ve hassas modeller için şirket içi dağıtım dikkate alınmalıdır.
3. ***Dağıtım kararı (bulut/şirket içi):*** Güvenlik ve uyumluluk değerlendirmeleri, bulut veya şirket içi dağıtım kararını şekillendirmektedir. Üçüncü taraf bulut hizmetleri ölçeklenebilirlik ve MLOps olanakları sunarken, hassas finansal verilerin dış altyapıya taşınması bazı sektörel düzenlemelerde kabul edilemez olabilir. Özel bulut çözümleri daha fazla kontrol sağlarken maliyet ve yönetim karmaşıklığı getirir. Şirket içi dağıtım ise maksimum kontrol sunmakla birlikte önemli altyapı yatırımı ve uzmanlık gerektirir. Dağıtım kararı; verinin hassasiyeti, düzenleyici gereklilikler, maliyet ve teknik kapasite dengesi gözetilerek verilmelidir.

5.3. Mesleki Sorumluluk ve Geleceğin Beceri Seti

Algoritmik sistemlerin muhasebe ve denetim ekosistemine nüfuz etmesi, meslek mensuplarının rolünü basit bir "kullanıcı" konumundan çıkararak çok

daha karmaşık ve sorumluluk gerektiren bir profile dönüştürmektedir. Artık muhasebeci veya denetçi, teknolojiyi edilgen bir şekilde kullanan değil; onu tasarlayan, yöneten, denetleyen ve nihai etik sonuçlarından sorumlu olan aktif bir mimar ve yargıç konumundadır. Bu köklü dönüşüm, güven, tarafsızlık ve kamu yararı gibi geleneksel mesleki değerlerin korunmasını, yeni teknik yetkinliklerin kazanılmasını ve bu ikisini sentezleyen yeni bir profesyonel kimliğin inşasını gerektirmektedir. Bu sorumluluğu karşılamak için dört temel ilke benimsenmelidir:

1. **Proaktif adalet denetimi:** Modeller, farklı müşteri veya işlem grupları arasında adil sonuçlar üretip üretmediği açısından test edilmeli ve izlenmelidir. Bu, makine öğrenmesinde adalet metriği seçiminin ve grupsal performans izlemenin önemini vurgulayan çalışmalarla desteklenmektedir (Corbett-Davies ve Goel, 2018; Barocas vd., 2023).
2. **Zorunlu açıklanabilirlik:** Açıklanabilir YZ (AYZ) araçları (SHAP, LIME), her önemli algoritmik önerinin gerekçesinin belgelenmesi ve denetim izine dahil edilmesi için standart uygulama haline gelmelidir. Bu, şeffaflığın güven ve hesap verebilirlik için temel olduğu muhasebe ve denetim standartlarıyla uyumludur (Barredo Arrieta vd., 2020).
3. **Kritik kararlarda insan gözetimi ve nihai sorumluluk:** Kritik finansal yargılarda algoritmik çıktılar nihai karar değil, insan uzmanın gözden geçirdiği ve sorumluluğunu üstlendiği bir öneri olmalıdır. Bu yaklaşım, otomatik karar verme sistemlerinde insan gözetiminin gerekliliğini düzenleyen GDPR'in 22. maddesi ve mesleki yargının nihai otoritesini vurgulayan denetim standartlarıyla tutarlıdır.
4. **Sürekli Performans İzleme:** Modellerin canlı tahminleri ve veri dağılımları, performans düşüşü (kavramsal sürüklenme) ve önyargı sapması açısından sürekli izlenmeli, gerektiğinde güncellenmelidir. Bu ilke, model yaşam döngüsü yönetiminin (MLOps) ve sürekli denetimin temel bir prensibidir (Sculley vd., 2015).

Bu ilkeler, geleceğin meslek profili için yeni bir beceri setini zorunlu kılmaktadır. Geleneksel muhasebe ve denetim bilgisi temel olarak kalacak, ancak buna üç kritik yetkinlik eklenmelidir: 1) veri okuryazarlığı ve analitik düşünme, 2) makine öğrenmesi modellerinin temel çalışma prensiplerini, sınırlarını ve risklerini (önyargı, açıklanabilirlik) anlama becerisi, ve 3) teknolojinin finansal kararlar ve kamu yararı üzerindeki etik sonuçlarını değerlendirebilme kapasitesi. Nihai hedef, "T-şekilli profesyonel" yetiştirmektir: derin bir muhasebe/denetim uzmanlığı (T'nin dikey çizgisi) ile, bu uzmanlığı teknoloji, veri ve etikle

birleştiren geniş bir disiplinler arası anlayış (T'nin yatay çizgisi). Bu profil, mesleği algoritmik dönüşümün edilgen bir nesnesi olmaktan kurtararak, onu şekillendiren ve kamu yararını gözetken öncü bir aktör konumuna taşıyacaktır. Ancak, bu geçiş sadece bireysel çabayla değil, meslek örgütlerinin, üniversitelerin ve şirketlerin müfredat, eğitim ve kariyer yollarını bu modele göre yeniden tasarlamasıyla mümkün olacaktır.

SONUÇ

Yapay zekâ ve makine öğrenmesinin muhasebe ve denetim alanına nüfuzu, artık geleceğin vizyonu değil, bugünün somut gerçeğidir. Bu çalışmada, süreç otomasyonundan tahminsel analitiğe, veriye dayalı denetim metodolojisinden uygulamanın teknik ve etik zorluklarına kadar uzanan kapsamlı bir dönüşüm haritası sunulmuştur. Algoritmik teknolojiler rutin ve tekrarlayan görevlerde insan kapasitesinin ötesinde bir hız ve ölçek sunarken, tam veri analizi ve sürekli denetim gibi paradigmlar aracılığıyla risk tespiti ve finansal şeffaflık konusunda niteliksel bir sıçrama vaat etmektedir. Ancak, bu vadin gerçekleşmesi otomatik değildir. Dönüşümün önünde önemli engeller bulunmaktadır: “çöp girdi-çöp çıktı” ilkesinin somutlaştığı veri kalitesi ve altyapı eksikliği, mesleki sorumlulukla doğrudan çelişen “kara kutu” problemi, kritik hibrit yetenek açığı ve algoritmik önyargı ile veri gizliliği gibi etik ve yasal ikilemler. Bu engeller, teknolojinin salt bir verimlilik aracı olarak görülmesi durumunda aşılabilir hale gelebilmektedir. Bu nedenle asıl belirleyici olan teknolojinin kendisi değil, onu nasıl konumlandığımızdır. Başarılı ve sürdürülebilir bir dönüşüm, teknolojiyi insan uzmanlığının rakibi değil, onu güçlendiren en stratejik müttefiki olarak gören bir zihniyet değişimini gerektirmektedir. Bu, denetçinin ve muhasebecinin rolünü, veri girişi yapan veya rutin kontrolleri uygulayan bir teknikerden, algoritmik sistemleri yöneten, sonuçlarını yargılayan ve nihai sorumluluğu üstlenen bir stratejist ve etik bekçiye dönüştürmektedir. Bu dönüşüm, durmak bilmeyen bir teknolojik evrimin parçasıdır. Gelecek, özerk finans ofisleri ve büyük dil modelleri gibi daha da dönüştürücü teknolojileri getirmeye hazırlanırken, mesleğin merkezinde insani yargı, etik sorumluluk ve kamuya duyulan güven ilkeleri her zamankinden daha önemli hale gelmektedir. Muhasebe ve denetim mesleği, bu ilkeleri koruyarak teknolojik gelişmeyi yönlendirme, adil ve şeffaf sistemlerin inşasında öncülük etme ve nihayetinde finansal piyasalardaki bütünlüğü güçlendirme tarihi bir fırsat ve sorumlulukla karşı karşıyadır. Yolculuk, araçları anlamakla değil, onları hangi değerlerle ve hangi amaçla kullandığımızla anlam kazanacaktır.

KAYNAKÇA

- Alles, M. G., Brennan, G., Kogan, A., ve Vasarhelyi, M. A. (2006). Continuous monitoring of business process controls: A pilot implementation of a continuous auditing system at Siemens. *International Journal of Accounting Information Systems*, 7(2), 137-161.
- Anderson, R., ve Smith, T. L. (2023). The path to continuous accounting: Automation and the virtual close. *Strategic Finance*, 105(5), 32-39.
- Barboza, F., Kimura, H., ve Altman, E. (2017). Machine learning models and bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications*, 83, 405-417.
- Barocas, S., ve Selbst, A. D. (2016). Big data's disparate impact. *California Law Review*, 104(3), 671-732.
- Barocas, S., Hardt, M., ve Narayanan, A. (2023). *Fairness and machine learning: Limitations and opportunities*. MIT Press.
- Barredo Arrieta, A., Díaz-Rodríguez, N., Del Ser, J., Bennetot, A., Tabik, S., Barbado, A., ... Herrera, F. (2020). Explainable Artificial Intelligence (XAI): Concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible AI. *Information Fusion*, 58, 82-115.
- Bayer, M., Bissig, M., Zhang, C., ve Feuerriegel, S. (2023). *Natural language processing for contract review: An audit perspective* [Working Paper]. University of Zurich.
- Brown, T. E. (2019). Automated compliance and fraud detection in accounting systems. *Journal of Financial Technology*, 8(2), 45-59.
- Brown-Liburd, H., Issa, H., ve Lombardi, D. (2015). Behavioral implications of big data's impact on audit judgment and decision making and future research directions. *Accounting Horizons*, 29(2), 451-468.
- Chalkidis, I., Androutsopoulos, I., ve Michos, A. (2017). Extracting contract elements. *Proceedings of the 16th edition of the International Conference on Artificial Intelligence and Law* (pp. 19–28). ACM.
- Chan, D. Y., ve Vasarhelyi, M. A. (2011). Innovation and practice of continuous auditing. *International Journal of Accounting Information Systems*, 12(2), 152-160.
- Chandola, V., Banerjee, A., ve Kumar, V. (2009). Anomaly detection: A survey. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 41(3), 1-58.
- Chen, L., Kumar, A., ve Patel, R. (2020). Machine learning for invoice data extraction: A scalable approach. *Proceedings of the International Conference on Artificial Intelligence in Business* (pp. 112–125). Springer.

- Chen, T., ve Guestrin, C. (2016). XGBoost: A scalable tree boosting system. *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining* (pp. 785–794). ACM.
- Corbett-Davies, S., ve Goel, S. (2018). *The measure and mismeasure of fairness: A critical review of fair machine learning* [arXiv preprint]. arXiv:1808.00023
- Dai, J., ve Vasarhelyi, M. A. (2017). Toward blockchain-based accounting and assurance. *Journal of Information Systems*, 31(3), 5-21.
- Davis, M. (2023). Transfer learning applications in document intelligence for finance. *Advanced Computing in Accounting ve Auditing*, 15(1), 88-104.
- Devlin, J., Chang, M. W., Lee, K., ve Toutanova, K. (2019). BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. *Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies* (pp. 4171–4186). Association for Computational Linguistics.
- Dwork, C. (2008). Differential privacy: A survey of results. In M. Agrawal, D. Du, Z. Duan, ve A. Li (Eds.), *Theory and applications of models of computation* (pp. 1–19). Springer.
- Garcia, M. (2023). Unsupervised anomaly detection for financial statement assurance. *Journal of Information Systems*, 37(1), 117-135.
- Goodfellow, I. J., Shlens, J., ve Szegedy, C. (2015). Explaining and harnessing adversarial examples. *International Conference on Learning Representations (ICLR)*.
- Hardt, M., Price, E., ve Srebro, N. (2016). Equality of opportunity in supervised learning. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 29, 3315-3323.
- Henderson, L. (2021). Automated lease abstraction and IFRS 16 compliance using NLP. *Journal of Corporate Accounting ve Finance*, 32(4), 112-125.
- Huang, S. C. (2021). *Dynamic budgeting and forecasting with machine learning: A practical guide*. Financial Management Press.
- Huang, Y., Chen, J., ve Hsu, C. (2020). Predictive analytics for financial performance: A machine learning approach. *Journal of Corporate Accounting ve Finance*, 31(4), 36-45.
- Issa, H., Sun, T., ve Vasarhelyi, M. A. (2016). Research ideas for artificial intelligence in auditing: The formalization of audit and workforce supplementation. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 13(2), 1-20.

- Jans, M., Alles, M. G., ve Vasarhelyi, M. A. (2014). The case for process mining in auditing: Sources of value added and areas of application. *International Journal of Accounting Information Systems*, 15(1), 1-20.
- Kaya, A., ve Öztürk, B. (2023). Akıllı hesap kodlamada doğal dil işleme tekniklerinin performans analizi. *Muhasebe ve Denetim Dergisi*, 19(2), 45-62.
- Krahel, J. P., ve Titera, W. R. (2015). Consequences of big data and formalization on accounting and auditing standards. *Accounting Horizons*, 29(2), 409-422.
- Kuhn, J. R., ve Sutton, S. G. (2010). Continuous auditing in ERP system environments: The current state and future directions. *Journal of Information Systems*, 24(1), 91-112.
- Kumar, V., ve Zhang, J. (2021). AI-powered reconciliation: Reducing the financial closing cycle. *International Journal of Accounting ve Information Management*, 29(4), 550-567.
- Lee, S., ve Park, J. (2024). Operational impacts of intelligent account coding systems: A case study. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 21(1), 1-15.
- Lim, B., Alaa, A., ve van der Schaar, M. (2021). Temporal fusion transformers for interpretable multi-horizon time series forecasting. *International Journal of Forecasting*, 37(4), 1748-1764.
- Lundberg, S. M., ve Lee, S. I. (2017). A unified approach to interpreting model predictions. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 30, 4765-4774.
- Mai, F., Tian, S., Lee, C., ve Ma, L. (2019). Deep learning models for corporate default prediction using textual disclosures. *European Journal of Operational Research*, 274(2), 743-758.
- Mittelstadt, B. D., Allo, P., Taddeo, M., Wachter, S., ve Floridi, L. (2016). The ethics of algorithms: Mapping the debate. *Big Data ve Society*, 3(2), 1-21.
- Muehlmann, B., Chiu, A., Loughran, T., ve McDonald, B. (2022). Natural language processing in accounting, auditing and finance: A review of the literature and future research directions. *Journal of Accounting Literature*, 44(1), 1-35.
- Perols, J. (2011). Financial statement fraud detection: An analysis of statistical and machine learning algorithms. *Auditing: A Journal of Practice ve Theory*, 30(2), 19-50.
- Roberts, E. (2022). Virtual close and real-time reporting: The next frontier in accounting. *Financial Executive*, 38(7), 44-48.
- Santos, P., Almeida, F., ve Ribeiro, C. (2021). Semantic understanding in accounting automation: The role of word embeddings. *Proceedings of the 54th Hawaii*

International Conference on System Sciences (pp. 4120–4129). ScholarSpace.

- Schreyer, M., Sattarov, T., Reimer, B., Borth, D., ve Dengel, A. (2017). *Detection of anomalies in large scale accounting data using an ensemble of autoencoders*. arXiv:1709.05254
- Sculley, D., Holt, G., Golovin, D., Davydov, E., Phillips, T., Ebner, D., ... Dennison, D. (2015). Hidden technical debt in machine learning systems. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 28, 2503-2511.
- Siami-Namini, S., Tavakoli, N., ve Namin, A. S. (2019). The performance of LSTM and BiLSTM in forecasting time series. *2019 IEEE International Conference on Big Data (Big Data)* (pp. 3285–3292). IEEE.
- Smith, J. A., ve Johnson, P. R. (2021). From OCR to understanding: The evolution of document intelligence. *International Journal of Accounting Information Systems*, 40, 100511.
- Thompson, H. (2022). Rule-augmented machine learning for enhanced compliance in accounting systems. *Journal of Accounting and Management Information Systems*, 21(2), 210-230.
- Vasarhelyi, M. A., Kogan, A., ve Tuttle, B. M. (2015). Big data in accounting: An overview. *Accounting Horizons*, 29(2), 381-396.
- Wang, Y., ve Li, Q. (2022). Predictive modeling for bad debt provision using machine learning. *Advances in Accounting*, 56, 100573.
- Wittenberg, H. (2018). Scenario planning with predictive analytics: Integrating "what-if" analysis into the budget. *Management Accounting Quarterly*, 19(3), 1-11.
- Zhang, Y., ve Wang, H. (2022). Intelligent account coding using natural language processing and machine learning. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 19(1), 33-47.

