

**T.C.**  
**BALIKESİR ÜNİVERSİTESİ**  
**SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ**  
**İŞLETME ANABİLİM DALI**  
**MUHASEBE VE FİNANSMAN BİLİM DALI**

**BIST GERİ ALIM ENDEKSİ İŞLETMELERİNİN FİNANSAL  
PERFORMANSLARININ ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME  
YÖNTEMLERİYLE DEĞERLENDİRİLMESİ**

**YÜKSEK LİSANS TEZİ**

**İSKENDER YILMAZ**

**BALIKESİR, 2025**



**T.C.**  
**BALIKESİR ÜNİVERSİTESİ**  
**SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ**  
**İŞLETME ANABİLİM DALI**  
**MUHASEBE VE FİNANSMAN BİLİM DALI**

**BİST GERİ ALIM ENDEKSİ İŞLETMELERİNİN FİNANSAL  
PERFORMANSLARININ ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME  
YÖNTEMLERİYLE DEĞERLENDİRİLMESİ**

**YÜKSEK LİSANS TEZİ**

**İSKENDER YILMAZ**

**TEZ DANIŞMANI**

**PROF. DR. SİNAN AYTEKİN**

**BALIKESİR, 2025**

**T.C.**  
**BALIKESİR ÜNİVERSİTESİ**  
**SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ**

**TEZ ONAYI**

Enstitümüzün İşletme Anabilim Dalı'nda 202312547001 numaralı İskender YILMAZ'ın hazırladığı "BIST Geri Alım Endeksi İşletmelerinin Finansal Performanslarının Çok Kriterli Karar Verme Yöntemleriyle Değerlendirilmesi" konulu YÜKSEKLİSANS tezi ile ilgili TEZ SAVUNMA SINAVI, Lisansüstü Eğitim Öğretim ve Sınav Yönetmeliği uyarınca 27/10/2025 tarihinde yapılmış, sorulan sorulara alınan cevaplar sonunda tezin onayına OY BİRLİĞİ/OY ÇOKLUĞU ile karar verilmiştir.

Üye (Başkan) Prof. Dr. Şakir SAKARYA

İmza

Üye (Danışman) Prof. Dr. Sinan AYTEKİN

İmza

Üye Dr. Öğr. Üyesi Çağatay MİRGEN

İmza

.../.../2025

Doç. Dr. Orkun BAYRAM

Enstitü Müdürü

## ETİK BEYAN

Balıkesir Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Tez Yazım Kuralları'na uygun olarak hazırladığım bu tez çalışmasında;

- Tez içinde sunduğum verileri, bilgileri ve dokümanları akademik ve etik kurallar çerçevesinde elde ettiğimi,
- Tüm bilgi, belge, değerlendirme ve sonuçları bilimsel etik ve ahlak kurallarına uygun olarak sunduğumu,
- Tez çalışmasında yararlandığım eserlerin tümüne uygun atıfta bulunarak kaynak gösterdiğimi,
- Kullanılan verilerde ve ortaya çıkan sonuçlarda herhangi bir değişiklik yapmadığımı ve
- Bu tezde sunduğum çalışmanın özgün olduğunu, bildirir, aksi bir durumda aleyhime doğabilecek tüm hak kayıplarını kabullendiğimi beyan ederim.
- Yükseköğretim Kurulu tarafından 2024 yılında yayınlanan “Yükseköğretim Kurumları Bilimsel Araştırma ve Yayın Faaliyetlerinde Üretken Yapay Zekâ Kullanımına Dair Etik Rehber” ve Üniversitemiz Sosyal Bilimler Enstitüsü Lisansüstü Çalışmalarda Üretken Yapay Zekâ Kullanımı: Etik İlkeler ve Uygulama Rehberi hakkında bilgi sahibiyim. Üretken yapay zekânın kullanılmasına ilişkin doğabilecek sorumluluklarımı kabul ettiğimi beyan ederim

27/10/2025

İSKENDER YILMAZ

## ÖNSÖZ

Bu çalışma, BIST Geri Alım Endeksi (XUGRA) kapsamında 2024:Q1-2025:Q1 arasındaki beş çeyreklik dönemde sürekli işlem gören işletmelerin, finansal performanslarını çok kriterli karar verme (ÇKKV) yöntemleri ışığında değerlendirmek amacıyla hazırlanmıştır.

Tezimin hazırlama sürecinde yol göstericiliği ile destek olan danışman hocam Sayın Prof. Dr. Sinan AYTEKİN'e, yüksek lisans eğitim sürecinde her zaman bizlerden bilgi ve deneyimlerini esirgemeyen saygı değer öğretim üyeleri Prof. Dr. Şakir SAKARYA'ya, Prof. Dr. Suat KARA'ya, Dr. Öğr. Üyesi Mustafa OĞUZ'a ve Dr. Öğr. Üyesi Ayşe Gamze ÇİFTÇİ AYTEKİN'e teşekkür eder, tezimin akademik dünyaya ve pratik uygulamalara ışık tutmasını ümit ederim.

Bu süreçte benden desteğini esirgemeyen ve hayatımın her anında sevgisini hissettiğim canım annem Nursel YILMAZ'a sonsuz teşekkür ederim.

**BALIKESİR, 2025**

**İSKENDER YILMAZ**

## ÖZET

### BIST GERİ ALIM ENDEKSİ İŞLETMELERİNİN FİNANSAL PERFORMANSLARININ ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİYLE DEĞERLENDİRİLMESİ

**YILMAZ, İskender**

**Yüksek Lisans, Muhasebe Finansman Bilim Dalı**

**Tez Danışmanı: Prof. Dr. Sinan AYTEKİN**

**2025, 110 Sayfa**

Bu tez çalışmasında, BIST Geri Alım Endeksi (XUGRA) kapsamındaki işletmelerin finansal performanslarının, Finansal Kaldıraç Oranı, ROA, ROE, Tobin's Q, Fiyat/Kazanç, Piyasa Değeri/Defter Değeri, Borç/Özsermaye Oranı ve Piotroski F-Skoru gibi temel finansal oranlar üzerinden, nesnel ağırlıklandırma yöntemi olan LOPCOW ile belirlenen kriter ağırlıkları doğrultusunda, MARCOS ve CoCoSo sıralama yöntemleri kullanılarak değerlendirilmesini amaçlanmıştır. Çalışmada, her işletmenin belirlenen finansal oranları normalize edilip, ideal ve anti-ideal referans noktaları ile karşılaştırılarak, finansal performans düzeyleri objektif olarak sıralanmıştır. Ayrıca, elde edilen MARCOS ve CoCoSo sıralama sonuçları COPELAND yöntemi ile karşılaştırılarak nihai bir değerlendirme yapılmıştır.

Değerlendirme sonuçları, XUGRA kapsamında işletmeler arasında önemli performans farklılıkları olduğunu ortaya koymuş, bazı işletmelerin güçlü finansal yapısı ve yüksek karlılık değerleri ile ön plana çıktığı, bazı işletmelerin ise borçluluk ve düşük karlılık göstergeleriyle alt sıralarda yer aldığı gözlenmiştir. Elde edilen bulgular, finansal performans değerlendirmelerinde çok kriterli karar verme (ÇKKV) yaklaşımlarının etkinliğini vurgulamaktadır.

**Anahtar Kelimeler:** BIST Geri Alım Endeksi, Finansal Performans, LOPCOW, MARCOS, CoCoSo

## **ABSTRACT**

# **EVALUATION OF FINANCIAL PERFORMANCE OF BIST BUYBACK INDEX COMPANIES BY MULTI-CRITERIA DECISION MAKING METHODS**

**YILMAZ, İskender**

**Master's Program, Department of Accounting and Finance**

**Thesis advisor: Prof. Dr. Sinan AYTEKİN**

**2025, 110 pages**

This thesis aims to evaluate the financial performance of the firms included in the BIST Buyback Index (XUGRA) by employing multi-criteria decision-making approaches. The evaluation is based on key financial ratios such as Financial Leverage, ROA, ROE, Tobin's Q, Price-to-Earnings, Market Value-to-Book Value, Debt-to-Equity, and the Piotroski F-Score. In this study, the financial ratios of each firm are normalized and compared against ideal and anti-ideal reference points. Objective weights are determined by the LOPCOW method, while the obtained MARCOS and CoCoSo results were analyzed with the COPELAND method and a final evaluation was made.

The analysis reveals significant performance differences among the firms. Some firms exhibit a robust financial structure and high profitability, whereas others are characterized by higher indebtedness and lower profitability. The findings underscore the effectiveness of multi-criteria decision-making approaches in financial performance evaluation, offering meaningful insights for both academic research and practical applications. Based on the results, strategic recommendations have been proposed to enhance the financial structure of these firms.

**Keywords:** BIST Buyback Index, Financial Performance, LOPCOW, MARCOS, CoCoSo

*Değerli Annem Nursel YILMAZ'a...*

## İÇİNDEKİLER

	<b>Sayfa</b>
ÖNSÖZ .....	iii
ÖZET .....	iv
ABSTRACT .....	v
İÇİNDEKİLER .....	vii
TABLolar LİSTESİ .....	ix
KISALTMALAR LİSTESİ .....	x
<b>1. GİRİŞ</b> .....	<b>1</b>
1.1. Araştırmanın Konusu .....	3
1.2. Araştırmanın Amacı .....	3
1.3. Araştırmanın Önemi .....	5
1.4. Araştırmanın Varsayımları .....	5
1.5. Araştırmanın Sınırlılıkları .....	7
1.6. Tanımlar .....	8
<b>2. İLGİLİ ALANYAZIN</b> .....	<b>10</b>
2.1. Pay Geri Alımı ve Geri Alım Endeksi .....	10
2.2. Çok Kriterli Karar Verme Yöntemleri .....	11
2.2.1. ÇKKV Yöntemlerinin Genel Prensipleri .....	13
2.2.2. Ağırlıklandırma Yöntemleri .....	14
2.2.3. Sıralama Teknikleri ve Modellerin Karşılaştırılması .....	16
2.3. LOPCOW, MARCOS, CoCoSo ve COPELAND Yöntemlerinin Kuramsal Alt Yapısı .....	17
2.3.1. LOPCOW Yönteminin Temel İlkeleri .....	20
2.3.2. MARCOS Yönteminin Temel İlkeleri .....	23
2.3.3. CoCoSo Yönteminin Temel İlkeleri .....	24
2.3.4. COPELAND Yönteminin Temel İlkeleri .....	26
2.4. İlgili Araştırmalar .....	27
<b>3. YÖNTEM</b> .....	<b>37</b>

3.1. Araştırmanın Modeli .....	37
3.2. Evren ve Örneklem .....	40
3.3. Veri Toplama Araçları ve Teknikleri .....	41
3.4. Verilerin Analizi .....	41
3.5. Sınırlamalar ve Gelecek Çalışmalar .....	41
<b>4. BULGULAR VE YORUMLAR.....</b>	<b>43</b>
4.1. LOPCOW Yöntemi ile Ağırlıklandırma Sonuçları.....	43
4.1.1. LOPCOW Yönteminin Sonuçlarının Literatür ile Karşılaştırılması.....	48
4.2. MARCOS Yöntemi ile Sıralama Sonuçları .....	50
4.2.1. MARCOS Yönteminin Sonuçlarının Literatür ile Karşılaştırılması.....	57
4.3. CoCoSo Yöntemi ile Sıralama Sonuçları.....	59
4.3.1. CoCoSo Yönteminin Sonuçlarının Literatür ile Karşılaştırılması .....	66
4.4. COPELAND Yöntemi ile Karşılaştırma Sonuçları.....	68
4.4.1. COPELAND Yönteminin Sonuçlarının Literatür ile Karşılaştırılması ....	75
4.5. Duyarlılık Analizi Sonuçları .....	76
4.6. Sonuçların Literatür ile Karşılaştırılması .....	82
<b>5. SONUÇ VE ÖNERİLER.....</b>	<b>85</b>
5.1. Sonuçlar.....	85
5.2. Öneriler.....	86
<b>KAYNAKÇA .....</b>	<b>88</b>
<b>EKLER.....</b>	<b>95</b>
Ek 1. 2024Q2 Duyarlılık Analizi Sonuçları .....	95
Ek 2. 2024Q3 Duyarlılık Analizi Sonuçları .....	99
Ek 3. 2024Q4 Duyarlılık Analizi Sonuçları .....	103
Ek 4. 2025Q1 Duyarlılık Analizi Sonuçları .....	107

## TABLÖLAR LİSTESİ

### Sayfa

<b>Tablo 1.</b> Finansal Göstergeler .....	37
<b>Tablo 2.</b> Finansal Göstergeler ile İlgili Referans Çalışmalar .....	38
<b>Tablo 3.</b> Çalışmada İncelenen Firmalar.....	40
<b>Tablo 4.</b> LOPCOW Yöntemi 2024Q1 Karar Matrisi Sonuçları .....	45
<b>Tablo 5.</b> LOPCOW Yöntemi 2024Q1 Standart Sapma ve Ağırlık Sonuçları .....	46
<b>Tablo 6.</b> LOPCOW Yöntemi 2024Q1-2025Q1 Dönemi Ağırlıklandırma Sonuçları	46
<b>Tablo 7.</b> MARCOS Yöntemi 2024Q1 İdeal ve Anti-İdeal Sonuçları .....	52
<b>Tablo 8.</b> MARCOS Yöntemi 2024Q1 Normalize Karar Matrisi .....	52
<b>Tablo 9.</b> MARCOS Yöntemi 2024Q1 Ağırlıklandırılmış Karar Matrisi .....	53
<b>Tablo 10.</b> MARCOS Yöntemi 2024Q1 Skor ve Sıralamalar .....	54
<b>Tablo 11.</b> MARCOS Yöntemi ile Hesaplanan Sıralama Sonuçları.....	54
<b>Tablo 12.</b> CoCoSo Yöntemi 2024Q1 Normalize Karar Matrisi.....	61
<b>Tablo 13.</b> CoCoSo Yöntemi 2024Q1 Ara Sonuçlar ve Nihai Sonuçlar .....	62
<b>Tablo 14.</b> CoCoSo Yöntemi ile Hesaplanan Sıralama Sonuçları .....	63
<b>Tablo 15.</b> COPELAND Yöntemi 2024Q1 Girdi Sonuçları.....	70
<b>Tablo 16.</b> COPELAND Yöntemi 2024Q1 İkili Karşılaştırma Matrisi.....	70
<b>Tablo 17.</b> COPELAND Yöntemi 2024Q1 Üstünlük Matrisi .....	71
<b>Tablo 18.</b> COPELAND Yöntemi 2024Q1 Nihai Skor ve Sıralama Sonuçları.....	71
<b>Tablo 19.</b> COPELAND Skoru ve Sıralama Sonuçları .....	72
<b>Tablo 20.</b> LOPCOW 2024Q1 Duyarlılık Analizi Sonuçları .....	77
<b>Tablo 21.</b> MARCOS 2024Q1 Duyarlılık Analizi Sonuçları .....	78
<b>Tablo 22.</b> CoCoSo 2024Q1 Duyarlılık Analizi Sonuçları.....	79
<b>Tablo 23.</b> COPELAND 2024Q1 Duyarlılık Analizi Sonuçları.....	81

## KISALTMALAR LİSTESİ

- AB** : Avrupa Birliđi
- ABD** : Amerika Birleşik Devletleri
- AHP** : Analitik Hiyerarşi Süreci
- BIST** : Borsa İstanbul
- BWM** : Best-Worst Method
- ÇKKV** : Çok Kriterli Karar Verme
- F/K** : Fiyat/Kazanç Oranı
- G20** : Yirmiler Grubu
- G7** : Yediler Grubu
- OECD** : Ekonomik Kalkınma ve İşbirliği Örgütü
- OHI** : Okyanus Sağlığı Endeksi
- OPEC** : Petrol İhraç Eden Ülkeler Örgütü
- PD/DD** : Piyasa Deđeri/Defter Deđeri Oranı
- ROA** : Aktif Karlılığı
- ROE** : Özsermaye Karlılığı
- TMS** : Türkiye Muhasebe Standartları
- XUGRA** : BIST Geri Alım Endeksi

# 1. GİRİŞ

Şirketler, fazla nakit pozisyonlarını yalnızca vergi avantajı sağlamak amacıyla kullanmak yerine, hisse değerlerini artırmak, dolaşımdaki pay sayısını azaltarak piyasa talebini güçlendirmek ve yatırımcı getirisini yükseltmek gibi stratejik hedeflere yönelik pay geri alım uygulamaları için de kullanılmaktadırlar (Abdiođlu vd, 2024). Stratejik açıdan düşünöldüğünde gerçekleştirilen bu hamle, firmaların karar verirken kısa vadeli nakit yönetimlerine odaklı kalmadıklarını, aynı zamanda uzun vadeli değer yaratımını da önemsediklerini ortaya koymaktadır. Şirketler, pay geri alım uygulamaları sayesinde hisse fiyatlarını olumlu yönde yönlendirebilme olanađı sağlamakta, rekabet avantajı elde etmekte ve kurumsal itibarlarını pekiştirmektedirler.

Pay geri alım uygulamalarının küresel tarihi, ekonomik kriz dönemlerine kadar dayanmaktadır. 1929'da Amerika Birleşik Devletleri'nde (ABD) yaşanan Büyük Buhranı atlatabilmek amacıyla, şirketlerin hisselerini piyasadan hızla geri satın almaya teşvik edilmeleri, finansal istikrarı destekleyen etkili bir araç olarak kullanılmaya başlanmıştır (Anaral, 1982). Şirketler pay geri alım uygulamaları sayesinde kriz dönemlerinde şirketlerinin değerlerini koruyabilme ve krizin etkilerini minimuma indirme olanađı elde etmişlerdir.

Pay geri alımı, şirketler tarafından önceden duyurulan bir program dahilinde belirli süre, fiyat aralığı ve pay adedini kapsayan bir geri alım işlemidir (Karakuş vd., 2017). Bu tanımsal çerçeve ve tarihsel süreç, modern finansal piyasalar şirketlerin uyguladıkları stratejilerde pay geri alımının geçmişten günümüze uzanan evrimini gözler önüne sermekte aynı zamanda günümüzdeki önemi hakkında bilgi vermektedir.

Ölkemizde de son yıllarda geri alım endeksi önemini her geçen gün artırmaktadır. Borsa İstanbul (BIST) Geri Alım Endeksi (XUGRA), Sermaye Piyasası Kurulu'nun Geri Alınan Paylar Tebliđi ve i-SPK.22.7 sayılı İlke Kararı kapsamında kendi paylarını satın almak üzere Geri Alım Programı uygulayan şirketlerin paylarından oluşur (http-1). XUGRA, 15/08/2023 tarihinde 63 şirket ile hesaplanmaya

başlanmış ve başlangıç değeri 7737,38'dir. Endeksin dönemsel takvim periyodu aylık olarak belirlenmektedir. XUGRA, şirketlerin belirli çerçevede pay geri alımlarının uygulanmasını izlemektedir. XUGRA, şirketlerin geri alım uygulamalarının sonuçları ve finansal performansları üzerindeki etkisini yansıtan bir gösterge niteliğindedir.

XUGRA'nın ülkemiz piyasaları için yeni sayılabilecek konumda olması, akademik çalışmalar için değerli bir alan oluşturmaktadır. Geri Alım Endeksinde yer alan şirketler üzerinde çalışma yapılması hem şirketlerin yöneticileri için hem de ilerleyen süreçte bu alanda çalışma yapacak kişiler için yol gösterici olacaktır.

XUGRA içerisinde yer alan şirketlerin finansal performansını değerlendirirken tek boyutlu finansal oranları kullanmak, gelişen teknoloji karşısında piyasada oluşacak belirsizliklerin, risk faktörlerinin ve fırsatların tam olarak yansıtılmamasına sebep olacaktır. Bu sebeple, likidite, karlılık, büyüme ve risk gibi çeşitli finansal göstergelerin kullanıldığı ÇKKV yöntemleri sayesinde daha objektif ve daha kapsamlı analizler yapabilme fırsatı elde edilebilmektedir.

Çalışma, XUGRA içerisinde işlem gören şirketlerin finansal performanslarının değerlendirilmesinde ÇKKV yöntemlerinden LOPCOW, MARCOS, CoCoSo ve COPELAND yöntemlerini kullanarak şirketlere ve yatırımcılara finansal performanslarını objektif olarak analiz etme ve finansal göstergeler arasındaki uyumu artırma potansiyeli sağlamaktadır.

Çalışmada nesnel bir ağırlıklandırma yöntemi kullanılarak farklı iki ÇKKV yöntemi ile elde edilen bulgular karşılaştırılacaktır. Sezgin ve Aytekin'in (2024) çalışmasında, "CoCoSo yöntemi, MEREC tabanlı ağırlıklandırmanın entegrasyonu sayesinde, şirket performansının çoklu kriterler çerçevesinde objektif analizine olanak tanımakta ve finansal performansın karşılaştırılabilirliğini artırmaktadır" ifadesi kullanılmaktadır. Bu ifade, çalışmanın varsayımlarını desteklemektedir.

Çalışmada kullanılan yöntemler aynı veri setleri üzerinde uygulanacak ve elde edilen sonuçların karşılaştırmalı olarak analizi yapılacaktır. Bu sayede, kullanılacak yöntemlerden hangilerinin belirli koşullar çerçevesinde daha güvenilir ve daha etkili sonuçlar verdiği tartışılacaktır. Çalışmanın sonraki bölümlerinde kapsamlı bir literatür taraması, metodolojik detaylar ve analiz sonuçlarının tablo şeklinde sunumları yer alacaktır. Bu çalışma, XUGRA içerisinde işlem gören şirketlerin finansal performans analizinde ÇKKV yöntemlerinin etkisini belirlemeyi amaçlamaktadır.

## **1.1. Araştırmanın Konusu**

Araştırmanın ana konusu, XUGRA içerisinde 2024:Q1-2025:Q1 döneminde sürekli olarak işlem gören şirketlerin finansal performans sonuçlarının, ÇKKV yöntemleri kullanılarak nesnel sonuçlar haline getirilmesi ve karşılaştırılabilir ölçütlerle analiz edilmesidir. Çalışmada, LOPCOW, MARCOS, CoCoSo ve COPELAND gibi ÇKKV yöntemleri kullanılmıştır.

Çalışmanın ele aldığı konular arasında sadece XUGRA içerisinde sürekli işlem gören şirketlerin finansal göstergelerinin sonuçlarını değerlendirmek değil aynı zamanda XUGRA içerisinde işlem gören şirketlerin finansal performanslarının analizinde doğru finansal göstergeleri tespit edip ÇKKV yöntemlerinin etkisini netleştirmek de yer almaktadır.

Çalışmanın kapsamı, XUGRA içerisinde 2024:Q1-2025:Q1 döneminde sürekli olarak işlem gören şirketlerin finansal raporlarından elde edilen finansal verilerin analizine dayanmaktadır. Toplanan veriler farklı ölçeklerde olduğu için, LOPCOW yöntemi ile finansal oranların önemine göre ağırlıkları belirlenmiştir. Daha sonraki süreçte, ÇKKV yöntemlerinden MARCOS ve CoCoSo sıralama yöntemleri kullanılarak elde edilen ağırlıklandırılmış veri sonuçlarına göre şirketlerin finansal performansları ideal ve anti-ideal şekilde sıralanmıştır. Son olarak bu sıralamalar COPELAND yöntemi ile karşılaştırılmıştır. Uygulanan yöntemler sayesinde, şirketlerin karlılık durumları, verimlilik göstergeleri, risk seviyeleri ve piyasa değerlerine dair bir değerlendirme sunmak hedeflenmiştir.

## **1.2. Araştırmanın Amacı**

Çalışmanın amacı, XUGRA içerisinde 2024:Q1-2025:Q1 döneminde sürekli olarak işlem gören şirketlerin finansal performanslarının, ÇKKV yöntemleri ile analiz edilmesi ve şirketlerin geri alım stratejilerinin incelenerek, şirket performansı üzerindeki etkilerinin nesnel bir yaklaşımla ortaya konulmasıdır.

Çalışmada, XUGRA içerisinde işlem gören şirketlerin finansal performanslarının analizinde doğru finansal göstergeleri tespit etmek ve uygulanacak ÇKKV yöntemlerinin etkisini netleştirmek de amaçlanmaktadır.

Bu çalışmada kullanılan temel finansal göstergeler (Finansal Kaldıraç Oranı, ROA (Return on Assets-Aktif Karlılığı), ROE (Return on Equity-Özsermaye Karlılığı), Tobin's Q, F/K (Fiyat/Kazanç) Oranı, PD/DD (Piyasa Değeri/Defter Değeri) Oranı, Borç/Özsermaye Oranı ve Piotroski F-Skoru) üzerinden elde edilen veriler temel alınarak çalışma yapılacak olup bu sayede 2024 yılı içerisinde yer alan dört çeyreklik dönem ile 2025 yılı ilk çeyreğinde ulaşılan performans farklılıklarının nesnel bir şekilde ortaya koyma amacı gerçekleştirilmiş olacaktır.

Amaç doğrultusunda şu hedeflere ulaşılmak istenmektedir:

***Veri Toplama:***

- 2024:Q1-2025:Q1 döneminde XUGRA içerisinde sürekli olarak işlem gören şirketlerin mali tablolarından elde edilen finansal oranlar sayesinde karşılaştırılabilir bir temel oluşturulması sağlanacaktır.

***Kriter Ağırlıklandırması:***

- Toplanan verilere LOPCOW yöntemi ile finansal göstergelerin yoğunluğu ve önemi hesaplanarak kriter ağırlıkları belirlenecektir.

***Alternatiflerin Sıralanması ve Karşılaştırılması:***

- Belirlenen ağırlıklandırılmış veri tablosu sonuçlarına göre MARCOS ve CoCoSo yöntemleri kullanılarak şirketlerin finansal performansları net bir şekilde sıralamaya tabi tutulacaktır. Sıralama sonuçları COPELAND yöntemi ile karşılaştırılacaktır.

***Performans Farklılıklarının Analizi:***

- Elde edilen sıralama sonuçlarına göre geri alım stratejilerinin, şirketlerin finansal performans göstergeleri üzerindeki etkileri analiz edilecektir.

Bu amaçlar doğrultusunda, çalışmada XUGRA içerisinde işlem gören şirketlerin finansal performanslarının objektif ölçütlerle analiz edildiğinde ne şekilde farklılık gösterdiği, hangi finansal göstergelerin ön plana çıktığı açıkça ortaya konulabilecektir.

### 1.3. Araştırmanın Önemi

Çalışmanın önemi XUGRA içerisinde işlem gören şirketlerin finansal performanslarının, ÇKKV yöntemleriyle analiz edilmesine ilişkin literatürdeki boşluğu doldurmaya yönelik olup hem kuramsal hem de uygulamaya yönelik katkılar sunmasında yatmaktadır.

Araştırmanın önemi şu başlıklar altında özetlenebilir:

#### *Akademik Katkı:*

- XUGRA'nın henüz yeni oluşturulmuş bir endeks olarak değerlendirilmesi, bu endeksin şirketlerin geri alım stratejilerinin etkilerini ölçmede sunduğu özgün değer ve literatürde yeterince tartışılmamış bir konu olması çalışmanın akademik katkısının önemini artırmaktadır.

#### *Uygulama Katkısı:*

- XUGRA içerisinde işlem gören şirketlerin finansal durumlarının objektif ölçütlerle değerlendirilmesi, karar vericilere karar verme sürecinde bilinçli davranmaları konusunda katkı sağlayacaktır.

#### *Yöntemsel Yenilik:*

- MARCOS ve CoCoSo sıralama yöntemlerinin COPELAND yöntemi sayesinde karşılaştırmalı olarak uygulanması sonucu elde edilen veriler hangi yöntemin finansal performans ölçümünde daha açıklayıcı olduğu konusunda yapılacak çalışmalara ışık tutacaktır.

Çalışmanın sağlamış olduğu bu katkılar çalışmanın önemine dair bilgiler vermektedir.

### 1.4. Araştırmanın Varsayımları

Bu çalışmanın yürütülmesi sürecinde aşağıda belirtilen varsayımlar kabul edilmiştir:

### ***Veri Güvenirliđi:***

- Őirketlerin 2024:Q1-2025:Q1 d6nemini ieren finansal verileri, Finnet Hisse Expert platformundan temin edildiđinden verilerin g6ncel ve dođru olduđu varsayılmıŐtır.

### ***Finansal Oranların Geerliliđi:***

- alıŐmada kullanılan Finansal Kaldıra Oranı, ROA, ROE, Tobin's Q, F/K Oranı, PD/DD Oranı, Bor/6zsermaye Oranı ve Piotroski F-Skoru oranlarının, Őirketlerin performanslarındaki farklılıkları tespit etmede g6venilir olduđu kabul edilmektedir.

### ***LOPCOW Y6nteminin Uygulanabilirliđi:***

- LOPCOW y6ntemi ile belirlenen ađırlıkların, 6l6tler arasındaki ayrımı dođru yansıttıđı ve finansal oranların karŐılaŐtırılabilir bilgi sađladıđı varsayılmaktadır.

### ***MARCOS, CoCoSo ve COPELAND Y6ntemlerinin Geerliliđi:***

- MARCOS ve CoCoSo y6ntemlerinin, elde edilen verilere g6re Őirketlerin sıralanmasında etkin olduđu, bu y6ntemlerin sonularının COPELAND y6ntemi ile karŐılaŐtırma sonularının geerli olduđu kabul edilmiŐtir.

### ***Ekonomik G6stergelerin Sabitliđi:***

- AraŐtırma s6resince, ekonomik ortam ve sekt6r dinamiklerinin finansal verileri etkileyecek Őekilde dalgalanmalar iinde olmadıđı, finansal performanslar 6zerinde istikrarlı etki oluŐturduđu varsayılmıŐtır.

### ***Metodolojik Geerlilik:***

- Kullanılan y6ntemlerin, t6m Őirketler 6zerinde tutarlı Őekilde uygulanabildiđi ve elde edilen sonuların karŐılaŐtırılabilir olduđu varsayılmıŐtır.

Bu varsayımlar, alıŐmanın metodolojisinin mantıksal erevesini sunmaktadır.

## 1.5. Araştırmanın Sınırlılıkları

Çalışmanın bazı sınırlılıkları bulunmaktadır. Bu sınırlılıklar çalışmada elde edilen sonuçların yorumlanmasında ve uygulanmasında dikkatle değerlendirilmelidir:

### *Veri Sınırlılıkları:*

- Veri kaynaklarının güvenilirliği ve verilerin güncelliği konusunda yaşanabilecek belirsizlikler göz ardı edilmiştir.

### *Zaman Sınırlılıkları:*

- Çalışma, 2024:Q1-2025:Q1 dönemine ait finansal verilere göre yürütülmüştür. Bu süre uzun vadeli sapmaların gözlemlenmesini engelleyebileceğinden dolayı yansıtacağı sonuçların şirketler için belirli zaman dilimine ait performans özelliklerini göstereceği kabul edilmelidir.

### *Ekonomik ve Sektörel Sınırlılıklar:*

- Ekonomik ortamın ve sektör dinamiklerin çalışma süresince sabit kaldığı varsayılmıştır ve çalışmada finansal olmayan şirketler üzerinde analiz yapılmıştır. Döviz kurları, enflasyon ve politika gibi etkenlerde yaşanabilecek ani değişimler finansal performans oranlarını etkileyebilmektedir. Bu nedenle, analiz sonuçlarının yorumlanmasında dışsal ekonomik etkenlerin değişkenliği sınırlayıcı olabilir.

### *Metodolojik Sınırlılıklar:*

- LOPCOW, MARCOS, CoCoSo ve COPELAND yöntemleri, belirli varsayımlara dayanmaktadır. Bu yöntemler, ağırlıklandırma, sıralama ve karşılaştırma noktalarının belirlenmesi aşamalarında, veri ve dışsal etkenlere bağlı olarak sınırlamalar barındırabilir ve alternatiflerin sıralanmasında sapmalara yol açabilir.

### *Kriter Seçimi ve Ölçüm Sınırlılıkları:*

- Çalışmada sadece belirli finansal oranlar (Finansal Kaldıraç Oranı, ROA, ROE, Tobin's Q, F/K Oranı, PD/DD Oranı, Borç/Özsermaye Oranı ve Piotroski F-Skoru) kullanılmaktadır. Şirket performansını etkileyebilecek diğer değişkenlerin değerlendirmeye alınmaması, çalışma sonunda elde edilecek sonuçların kapsamını daraltmaktadır.

### ***Genelleştirilebilirlik Sınırları:***

- Çalışma, XUGRA içerisinde işlem gören belirli şirketler üzerinden yürütülmektedir. Sonuçları diğer endeks ve piyasa koşulları için sınırlı kalabilir. Bu durum piyasa dinamiklerine ve şirketlerin stratejilerine bağlı olarak değişkenlik gösterebilir.

Bu sınırlamalar araştırmanın yorumlanmasında dikkate alınmalıdır. Elde edilen sonuçların bu sınırlılıklar dikkate alınarak değerlendirilmesi, sonuçların daha iyi anlaşılmasını sağlayacaktır. Yapılacak yeni çalışmalarda, bu sınırlılıkların dikkate alınması ve daha geniş zaman dilimlerinin seçilmesi, farklı sektörler ve farklı değişkenlerinde çalışmalara eklenmesi önerilmektedir.

### **1.6. Tanımlar**

Çalışmada kullanılan temel kavramların anlaşılması amacıyla literatürdeki tanımlara dayalı olarak terimlerin tanımları açıklanmıştır.

#### ***XUGRA***

- BIST’te geri alım yapan şirketlerin belirli kriterlere göre sıralandığı endekstir. Şirketlerin yatırımcılara sunduğu değerlerini artırma stratejilerini içinde barındırmaktadır.

#### ***Finansal Kaldıraç Oranı***

- Toplam Borç/Toplam Pasif şeklinde formüle edilmektedir. Yüksek kaldıraç oranı, şirketin borç ağırlıklı finanse edildiğini gösterir. Bu durum yatırımcılar ve şirket yöneticileri için risk barındırır. Maliyet unsurudur.

#### ***ROA***

- Net Kar/Toplam Varlıklar şeklinde formüle edilmektedir. ROA oranının yüksek olması şirket tarafından varlıklarının etkin kullanıldığını ve kar elde edildiğini gösterir. Fayda unsurudur.

### ***ROE***

- Net Kar/Özsermaye şeklinde formüle edilmektedir. ROE oranının yüksek olması, şirket sahipleri için yüksek karlılık anlamına gelmektedir. Fayda unsurudur.

### ***Tobin's Q Oranı***

- (Piyasa Değeri+Borç)/Varlıkların Yeniden Üretim Maliyeti şeklinde formüle edilmektedir. Tobin's Q oranının yüksek olması, piyasanın şirket varlıklarını değerli gördüğünü gösterir. Fayda unsurudur.

### ***F/K Oranı***

- Piyasa Fiyatı/Hisse Başına Kar şeklinde formüle edilmektedir. F/K oranının yüksek olması şirket hisselerinin pahalı olduğunu anlamına gelmektedir. Maliyet unsurudur.

### ***PD/DD Oranı***

- Piyasa Değeri/Defter Değeri şeklinde formüle edilmektedir. PD/DD oranının yüksek olması şirketin piyasada oluşan değerinin defter değerine oranla pahalı olduğu anlamına gelmektedir. Maliyet unsurudur.

### ***Borç/Özsermaye Oranı***

- Toplam Borç/Özsermaye şeklinde formüle edilmektedir. Borç/Özsermaye oranının yüksek olması finansal açıdan risk barındırmaktadır ve şirketin borç bağımlılığını göstermektedir. Maliyet unsurudur.

### ***Piotroski F-Skoru***

- Finansal açıdan belirlenen verilerin kullanılması sonucu 9 adet verinin toplam puanının yorumlanması şeklinde formüle edilmektedir. Piotroski F-Skoru 7-9 aralığındaysa şirketin finansal gücünün sağlam olduğu kabul edilmektedir. Piotroski F-Skoru 0-3 aralığındaysa şirketin finansal sıkıntı yaşama olasılığının yüksek olduğunu göstermektedir. Fayda unsurudur.

## 2. İLGİLİ ALAN YAZIN

### 2.1. Pay Geri Alımı ve Geri Alım Endeksi

1980’li yıllardan itibaren ABD’de örneklerine sıklıkla rastlanılan açık piyasa pay geri alımları, 1990’lı yıllardan itibaren küresel çapta tanınmaya başlamış ve gittikçe artan bir öneme sahip olmuştur (Khin, 2011). Şirketler, karar alma stratejilerinin merkezine koydukları bu uygulama sayesinde piyasada işlem gören kendi hisselerini, önceden belirlenmiş kriterler doğrultusunda satın aldılar. Böylece, nakit fazlasını etkin biçimde kullanma imkânı elde ettiler. Pay geri alımları, şirketlerin hisse başına düşen kazanç oranını artırma ve sermaye yapılarını güçlendirme isteklerinin gerçekleşmesine imkân tanımıştır. Pay geri alımları, şirketlerin sadece kısa vadeli nakit yönetiminden öteye geçip uzun vadeli kurumsal değer yaratımına odaklanmasının temelini oluşturmaktadır.

Pay geri alımı, bir şirketin piyasadan kendi çıkarılmış hisselerini tekrar satın almasını ifade eden bir stratejidir (Küçükçolak ve Küçükkoğlu, 2025). Piyasada işlem gören şirketlerin kendi hisselerini, geri alım programı çerçevesinde belirli süre, fiyat aralığı ve önceden kararlaştırılmış hisse sayısı kriterlerine göre satın alması işlemidir. Pay geri alımı, şirketlerin sermaye yapısını sağlamlaştırmasına yardımcı olmakta, aynı zamanda yatırımcılara şirketin finansal gücünü ve geleceğe dair olumlu beklentilerini yansıtabilecek veri sağlamaktadır. Pay geri alımı sadece kısa vadeli kullanılacak bir finansal araç olarak değerlendirilmemelidir. Pay geri alımını değerlendirirken şirketin piyasa değerini ve rekabet avantajını artırmaya yönelik kritik bir strateji gözüyle değerlendirmek doğru olacaktır. Bu bakış açısı pay geri alımlarının tarihsel kökenlerine bakıldığında daha net görülecektir. Örnek olarak 1929’daki Büyük Buhran dönemi içerisinde şirketlerin hisselerini hızla geri satın almaya teşvik edilmesi, pay geri alımlarının kriz zamanlarında piyasaların istikrarına katkıda bulunduğunu net şekilde ortaya koymaktadır.

Pay geri alımlarının sonuçlarını analiz etmede, Zhang (2005), geri alım işlemlerinin pay fiyatlarındaki değişimle bağlantılı olduğunu göstermek amacıyla Hong Kong borsasında pay geri alım programları kapsamında yaptığı çalışmada PD/DD oranları küçük ve yüksek olan firmaların geri alımlarına olumlu tepki verdiğini tespit etmiştir. Hong Kong piyasasında gerçekleştirilen bu çalışma dikkat çekicidir. Bu çalışma sonuçları, geri alım stratejilerinin şirketler için finansal performanslarının iyileştirilmesinde ve yatırımcıların, şirketlerin finansal duruma bakışlarını güçlendirme konusundaki etkinliğini somut bir biçimde ortaya koymaktadır.

Borsa İstanbul'da ise, Sermaye Piyasası Kurulu'nun Geri Alınan Paylar Tebliği ve i-SPK.22.7 sayılı İlke Kararı kapsamında oluşturulan BIST Geri Alım Endeksi (<http-1>), 15/08/2023 tarihinde 63 şirket ile hesaplanmaya başlanmış ve başlangıç değeri 7737,38'dir. Endeksin dönemsel takvim periyodu aylık olarak belirlenmekte ve pay geri alım uygulamaları sistematik bir biçimde izlenmektedir. XUGRA Türkiye piyasalarında yenilikçi bir ölçüt olarak öne çıkmaktadır. Bu endeks, şirketlere geri alım stratejilerinde piyasa ve finansal performans etkileri üzerinde çok boyutlu analiz imkânı sunmaktadır. Çalışma XUGRA içerisinde 2024:Q1-2025:Q1 dönemi süresince sürekli işlem gören şirketlerin finansal performanslarının değerlendirilmesinde, LOPCOW, MARCOS, CoCoSo ve COPELAND gibi ÇKKV tekniklerini kullanarak elde edilen analiz sonuçlarına göre nesnel ve karşılaştırılabilir ölçütler sunacaktır.

## **2.2. Çok Kriterli Karar Verme Yöntemleri**

ÇKKV yöntemleri, ölçülebilen ve ölçülemeyen birçok stratejik ve operasyonel faktörü aynı anda değerlendirme imkânı sağlayan, aynı zamanda karar verme sürecine çok sayıda kişiyi dâhil edebilen analitik yöntemlerdir (Timor, 2011). ÇKKV yöntemleri, karar vericiler için karmaşık görünen problemleri ve alternatifleri sistematik bir hale getirerek sıralanmasını sağlar. ÇKKV yöntemleri sayesinde nicel verilerin yanında yorumlanması güç nitel veriler de karar sürecine dahil edilebilir hale gelir. Bu sayede daha dengeli, kapsamlı ve güvenilir sonuçlara ulaşılır.

Gerçek dünyada sıklıkla karşılaşılan çok kriterli karar problemlerine örnek verilebilecek finansal yönetim alanında ortaya çıkan portföy seçimi problemlerinde, karlılık, ortalama kâr oranı ve risk faktörleri, varyans-kovaryans matrisi biçiminde ve bazı diğer ilgili nitelikler tatmin edici bir portföyün seçiminde dikkate alınır (Ahari,

2011). Bu örnek dikkate alındığında ÇKKV yöntemlerinin, karar vericiler için çok sayıda ölçüte dayalı alternatifler arasından yatırım stratejilerine en uygun yatırım stratejisini belirlemelerine olanak tanıdığı sonucuna ulaşılabilmektedir.

Günümüz piyasalarında teknolojik gelişmelerin de etkisiyle karar vermek giderek artan belirsizlik ve karmaşıklığa sahip bir yapı halini almıştır. Karar verme işlemi bir süreçtir. Bu süreci kolaylaştırmak için çok sayıda kriter ile karar verme teknikleri geliştirilmiştir (Demir ve Kartal, 2020). Tek bir ölçütün yetersiz kaldığı durumlarda karar vericiler için hem ölçülebilir hem de ölçülemeyen kriterlerin aynı anda değerlendirmesine olanak tanıyan ÇKKV yöntemleri ön plana çıkmaktadır. ÇKKV yöntemleri, karar vericiler için gerekli olan bu ihtiyacı karşılamak üzere geliştirilmiştir. ÇKKV yöntemleri sayesinde problemlerin oluşturduğu karmaşık görüntü daha net ve anlaşılır bir hal almaktadır.

ÇKKV yöntemlerinin temelinde, karar vericiler için karşı karşıya oldukları alternatifler arasından en uygun seçeneği belirleyebilmelerini sağlayacak maliyet, getiri gibi sayısal veriler ile yönetim kalitesi, marka değeri gibi nitel verilerin birlikte ele alınması ve değerlendirilmesi yatmaktadır. ÇKKV yöntemleri, tek bir ölçüte odaklanmadan çeşitli kriterlerin ağırlıklandırılarak ve sıralanarak birlikte analiz edilmesini mümkün kılmaktadır. ÇKKV yöntemlerinin sağladığı bir diğer fayda ise karar vericilere katılımcı bir karar verme süreci sağlaması ve farklı görüşlerin bütüncül bir biçimde harmanlanmasına olanak tanınmasıdır.

Sıkça karşılaşılan portföy seçim problemleri gibi uygulamalarda, ÇKKV yöntemlerinin etkinliği açıkça görülmektedir. Portföy oluşturma sürecinde yapılacak seçimlerin çok sayıda değişkeni içerisinde bulundurması karar vericiler için tercihlerini seçerken daha dikkatli olmaları gerektiğini gözler önüne sermektedir. ÇKKV yöntemleri bütün değişkenleri aynı anda ve sistematik bir biçimde hesaba katarak, karar vericilere nesnel ve karşılaştırılabilir sonuçlar sunmaktadır.

ÇKKV yöntemleri, performans değerlendirme ile birlikte optimal seçimin elde edilmesi adına çalışmalarda sıkça kullanılan yöntemlerdir (Parmaksız ve Özdemir, 2021). ÇKKV yöntemleri, karmaşık yapı ve çok boyutlu problemlerin alternatiflerin objektif olarak sıralanmasını sağlayan güçlü bir araçtır. Nesnel sonuçlar vermesi, karar vericilerin kapsamlı ve dengeli bir değerlendirme sonucuna

ulařmalarını mümkün hale getirmektedir. KKV yontemlerinin saęlamıř olduęu bu faydalar, akademik alıřmalara ve uygulamalara somut katkılar saęlamaktadır.

### **2.2.1. KKV Yontemlerinin Genel Prensipleri**

KKV yontemleri, birbiriyle eliřen kriterler de dâhil olmak üzere tüm kriterleri hesaba katarak en iyi alternatifin seilmesini saęlamaktadır (Hokka ve Bektař, 2024). KKV yontemleri, karmařık problemlerin özümünde sistematik bir yaklařım sunan yontemler bütünüdür. KKV yontemleri, karar vericilere somut ya da soyut olsun birden fazla faktörün deęerlendirilmeye alınması ve ok sayıdaki veri ierisinden hedeflerini en ok yansıtacak olanın seilmesini saęlayan yontemler bütünüdür. KKV yontemlerinin temelini oluřturan bu ilkeler, farklı sektörlerde iřlem gören řirketlerin finansal yapılarını analiz edebilmek ve özüm üretebilmek aısından büyük önem tařır.

Karar süreci ierisinde ok sayıda finansal faktörün yer alması karmařık bir görüntü oluřturmaktadır. Baęımsız bir deęerlendirme süreci ve finansal verilerin alınacak kararlar üzerindeki etkisinin doęru biçimde ölçümlenmesi, doęru kararlar alabilme noktasında kritik rol oynar. KKV yontemleri karar vericiler aısından ele alınacak olursa da ok fazla sayıda birbirinden baęımsız faktörün ne derecede etkili olduęunu dikkate alarak, probleme ve faktörlere göre en uygun kararın verilmesine ışık tutan yontemlerdir (Arslankaya ve Göraltay, 2019).

Karmařık alternatif yapılarının ve kullanılması öngörülen kriter sayılarının fazla olduęu durumlarda, KKV yontemleri sayesinde elde edilecek olan nesnel sonuçlar, karar verme sürecini kontrol altında tutma aısından avantaj saęlamaktadır. KKV yontemlerini kullanmaktaki ama, alternatiflerin ve kriter sayılarının fazla olduęu durumlarda karar verme mekanizmasını kontrol altında tutabilmek ve elde edilecek sonucunu mümkün olduęu kadar kolay ve abuk elde etmektir. KKV yontemleri, karar vericilere alternatif özümler ierisinde en uygun özümü belirleyebilmektedir. Süre ierisinde KKV yontemleri sayesinde zamandan ve kaynaklardan tasarruf saęlama imkânı elde edilmektedir.

KKV yontemleri, karar vericiler iin karar alım süreçlerinde kullanacakları kriterlerin ve faktörlerin etkilerini gereki analizlerle ortaya koyma imkânı sunmaktadır. Aęırlıklandırma, sıralama ve ikili karşılařtırma gibi teknikler, ok sayıda

etkenin çalışma içerisine dahil edilmesini ve sistematik bir şekilde karar alma matrisinin oluşturulmasını sağlar. ÇKKV yöntemlerinin sağlamış olduğu bu katkı sayesinde karar vericiler elde ettikleri alternatiflerin güçlü ve zayıf yönlerini detaylıca analiz ederek, karar alım süreci içerisinde yer alan belirsizliklerin minimum seviyelere inmesini ve doğru bir plan sürecinin gerçekleştirilmesini sağlamış olur.

ÇKKV yöntemleri karmaşık karar problemlerinde karar vericiler için farklı kriterler arası da denge sağlanmasına yardımcı olmaktadır. Aynı zamanda etkin, şeffaf ve hızlı sonuçlar üretilmesinde ÇKKV yöntemleri çokça tercih edilmektedir. Günümüz teknolojik gelişmeleri ile ÇKKV yöntemlerinin bütünleşmiş hale gelmesi sayesinde bu yöntemler, yapay zekâ ve veri analitiği tekniklerinin de yardımıyla daha esnek ve rasyonel karar sistemlerinin oluşturulmasını mümkün kılacaktır. Bu şekilde elde edilecek bütünleşik bir yöntem katkısı hem kurumsal hem bireysel hem de akademik düzeyde alınacak kararların mevcut faktörler üzerinden maksimum değerlendirilmesine olanak sağlayacaktır.

### **2.2.2. Ağırlıklandırma Yöntemleri**

ÇKKV yöntemleri, karar vericilerin çeşitli kriterleri değerlendirerek en uygun alternatifi belirlemelerine ve doğru karar almalarına olanak sağlayan sistematik yöntemlerdir. ÇKKV yöntemlerinin uygulanmasındaki temel aşamalarından birisi kriter ağırlıklandırmasıdır. ÇKKV yöntemlerinde kriter ağırlıklandırma aşaması nihai karar vermeyi etkilemektedir (Demir ve Bircan, 2020). Kriter ağırlıklandırması, her bir kriterin karar alım sürecindeki önemini belirleyerek, alternatiflerin daha sağlıklı analiz edilmesini ve karşılaştırılabilir bir biçimde değerlendirilmesini mümkün kılmaktadır.

Ağırlıklandırma süreci, öznel ve nesnel yöntemler olmak üzere iki yaklaşım şeklinde ele alınmaktadır. Öznel ağırlıklandırma yöntemlerinde, karar vericilerin daha çok deneyimleri, alanında uzman kişilerin görüşleri ve sezgisel yargılar esas alınmaktadır. Nesnel ağırlıklandırma yöntemlerinde ise hesaplanabilir verilerin sonuçları esas alınmaktadır. Bu iki farklı tarzdaki ağırlıklandırma yöntemlerinin seçimi, karar problemlerinin temel yapısına, elde edilen verilerin türlerine ve karar verici konumundaki kişilerin stratejik tercihlerine bağlı olarak değişmektedir.

Ağırlıklandırma yöntemlerin sağladığı önemli avantajlardan biri hem nicel hem de nitel kriterler ile alternatifler değerlendirilirken karşılaştırma imkanına sahip olmasıdır (Linkov, 2006). Hem elde edilen sayısal verilerin hem de niteliksel sonuçların birlikte ele alınabilmesi, karar vericilerin karmaşık ve çok boyutlu finansal karar problemlerinde kapsamlı ve esnek değerlendirmeler yapabilmelerine olanak tanımaktadır.

Ağırlıklandırma yöntemleri içerisinde yer alan öznel yöntemlerden AHP (Analitik Hiyerarşi Süreci), SWARA ve BWM (Best-Worst Method) gibi teknikler ön plana çıkmaktadır. Bu ağırlıklandırma yöntemleri, karar vericilerin karar süreçlerinde kullanacakları karmaşık kriterleri sistematik bir biçimde sayısal verilere dönüştürerek, uzman kişilerin subjektif görüşlerini objektif temellere oturtmayı hedeflemektedir. Örneğin bir finans kurumunda yatırım kararlarının değerlendirilmesi sürecinde, risk ve getiri gibi kritik kriterlerin önem sırasının belirlenmesinde AHP yöntemi kullanılabilir.

Ağırlıklandırma yöntemleri içerisinde yer alan nesnel olan yöntemlerden ENTROPİ, CRITIC, MEREC ve LOPCOW gibi teknikler sayesinde karar sürecinde kullanılacak verilerin temel yapısal özelliklerine odaklanabilme imkânı elde edilmektedir. Bu ağırlıklandırma yöntemleri, karar kriterlerinin varyasyon ve korelasyon değerlerine dayalı olarak ağırlıklarının hesaplanmasını sağlamaktadır. Çalışma içerisinde kullanılan yeni bir model olan LOPCOW yöntemi de nesnel yöntemler arasında yer almaktadır. LOPCOW yöntemin farkı, serilerin ortalama kare değerlerinin standart sapmalarının yüzdesi şeklinde ifade edilerek, verilerin boyutundan kaynaklanan boşluğu bertaraf etmesidir (Bektaş, 2023). Finansal oranların tespitinde ve temel finansal performans göstergelerinin analizinde, nesnel ağırlıklandırma yöntemleri, veri sonuçlarına dayalı ve öznellikten uzak sonuçlar ortaya koyarak karar sürecinin tarafsızlığını artırmaktadır.

Ağırlıklandırma süreci, ÇKKV analizlerinde alınacak kararların kalitesini belirleyen stratejik bir adımdır. Hangi ağırlıklandırma yöntemin tercih edileceği, değerlendirilecek karar kriterlerinin niteliği, kullanılacak veri setinin kapsamı ve karar verici konumundakilerin hedefleri doğrultusunda şekillenir. Hem öznel ağırlıklandırma yöntemlerinin hem de nesnel ağırlıklandırma yöntemlerinin katkıları, karar sürecindeki alternatiflerin karşılaştırılabilir bir noktaya getirilmesi ve alınacak nihai kararın bilimsel temellere dayandırılması açısından önemli bir konuma sahiptir.

### 2.2.3. Sıralama Teknikleri ve Modellerin Karşılaştırılması

ÇKKV yöntemlerinde sıralama aşaması, kullanılan ağırlıklandırma yöntemleri sayesinde belirlenen kriter ağırlıkları doğrultusunda kullanılacak alternatiflerin performanslarının analiz edilerek karşılaştırılması sürecini ifade etmektedir. Doğru ve sağlıklı karar verme özünde bilgi toplamadan karar kriterlerini belirlemeye, karar seçeneklerini ortaya koymaktan veri analizine birden çok işlem ve süreç barındıran bir eylemdir (Durak, 2024). Sıralama aşaması, kullanılacak çok boyutlu ve karmaşık veri setlerinin sistematik şekilde değerlendirilebilmesi sürecinde önemli bir rol teşkil etmektedir.

Sıralama yöntemlerinden olan TOPSIS, alternatifleri ideal çözümden ve negatif ideal çözümden uzaklıklarını hesaplayarak sıralamaya çalışır ve aynı anda hem ideal çözüme en kısa mesafede hem de negatif ideal çözüme en uzak mesafede olması gereken optimum alternatifi seçer (Çanakçıoğlu ve Özarı, 2025). TOPSIS yöntemi, kullanılan alternatiflerin, en iyi ve en kötü çözüm noktalarına olan uzaklıklarının hesaplanmasına dayanan bir yöntemdir. Bu yöntem, kullanılacak her bir alternatifin en iyi çözüme yakınlık ve en kötü çözüme uzaklık ölçümleri ve performans sonuçlarının belirlenmesini sağlar. TOPSIS yöntemi, özellikle karşılaştırmalı analizlerin nesnel ve anlaşılır olmasına katkıda bulunmaktadır.

Bir diğer sıralama yöntemi olan VIKOR yöntemi ise karar alım süreçlerinde karar vericilere kullanacakları alternatifler arasında uzlaşmacı bir sıralama sunar. Bu sıralama yöntemi, maksimum fayda ve minimum zararın dengelenmesi prensibiyle çalışmaktadır. VIKOR yöntemi farklı çıkarların bulunduğu değerlendirme süreçlerinde alternatiflerin uzlaşmacı sıralanmasını ortaya koyar. Özünde diğer ÇKKV'ler gibi normalizasyon ve kriter ağırlıklandırması yaparken kriterlerin optimizasyonu, kriterlerin yönünü belirlemesi, sebebiyle diğer yöntemlerden ayrılmaktadır (Durak ve Bal, 2024). VIKOR yönteminin temel avantajlarından birisi farklı karar kriterlerinin sağlamış olduğu verileri daha bütüncül bir yaklaşımla ele almasıdır.

ÇKKV yaklaşımları, karar vericilerin sonsuz sayıda karar kriteri açısından çeşitli karar alternatiflerini karşılaştırmalı olarak değerlendirmelerini ve kriterleri göz önünde bulundurarak en yüksek puanı alan alternatifi seçmelerini sağlar (Çanakçıoğlu

ve Özarı, 2025). ÇKKV süreçlerinde yer alan diğer sıralama yöntemleri ise MARCOS, MOORA, COPRAS, ARAS ve EDAS gibi tekniklerdir. Bunlardan MARCOS yöntemi, kullanılacak alternatiflerin ideal ve anti-ideal çözümlerle karşılaştırılması yoluyla sıralanmasını sağlamaktadır. Bir diğer sıralama yöntemi olan MOORA, normalize edilerek elde edilmiş veriler üzerinden oran analizine dayanmaktadır. COPRAS yöntemi ise pozitif ve negatif kriterlerin eş zamanlı değerlendirilmesiyle sayesinde, ARAS yöntemi ise alternatiflerin toplam fayda değerlerine dayalı bir sıralama sonucu sunar. EDAS yöntemi ise, elde edilen alternatiflerin ortalama performans sonuçlarına olan uzaklıklarını temel alarak bir sıralama sağlamaktadır.

ÇKKV yöntemlerinde sıralama tekniklerinin karşılaştırılması, kullanılacak her modelin matematiksel anlamdaki yapısı, varsayımları, uygulamanın kolaylığı ve kullanılacak veri setlerine uygunluğu bakımından önem arz etmektedir. Karar vericiler, kullanacakları alternatiflerin değerlendirilmesi sürecinde hangi yöntemin kullanılacağına ilişkin tercihlerini, yöntemin karar sürecine sağlayacağı esneklik, uygulanabilirlik ve sonuçların yorumlanabilirliği gibi unsurları değerlendirerek karar vermelidirler. Bu yaklaşım hem teorik literatürde hem de uygulama çalışmalarında gerçekçi karar alma süreçlerine olanak tanımaktadır.

### **2.3. LOPCOW, MARCOS, CoCoSo ve COPELAND Yöntemlerinin Kuramsal Alt Yapısı**

Çalışmada kullandığımız dört yöntem (LOPCOW, MARCOS, CoCoSo ve COPELAND), ÇKKV süreçlerinde alternatif kriterlerin değerlendirilmesi, sıralanması ve karşılaştırılması için geliştirilmiş modern yöntemler arasında yer almaktadır. Her bir ÇKKV yöntemi, farklı matematiksel ve istatistiksel kriterleri temel almaktadır. Karar vericiler için karmaşık ve büyük veriler arasında en iyi alternatif kriterleri belirleyebilmeleri amacıyla, bu ÇKKV yöntemleri hem kriter ağırlıklandırmalarında hem sıralama aşamalarında hem de karşılaştırma aşamalarında önemli katkılar sağlamaktadır.

ÇKKV yöntemlerinden LOPCOW yöntemi, kullanılacak kriterlerin ağırlıklandırılmasında verilerin logaritmik olarak yüzdesel değişimlerine dayanan objektif bir yaklaşımı benimsemektedir. Bu yöntemin birçok objektif ağırlıklandırma

yöntemine nazaran öne çıkan özelliği ise karar matrisinde negatif veya uç değerler bulunması durumlarına karşı dirençlidir ve sonucu etkilenmemektedir.

LOPCOW yönteminin temelinde, karar aşamasında kullanılacak kriterlerin değerlerinde meydana gelen oransal değişimlerin, o kriterlerin bilgi taşıma kapasitelerini yansıttığı varsayımı üzerine kurulmuştur. LOPCOW yöntemi içerisinde logaritmik dönüşüm kullanılarak, kullanılan veri setlerinde ortaya çıkacak farklı ölçeklerdeki sapmalar normalize edilir ve bu sayede kriterler arasında nesnel bir karşılaştırma yapılabilmesine olanak sağlanır.

LOPCOW yöntemi hem pozitif hem de negatif değerler alan başlangıç matrislerinde ek bir hesaplama gerektirmen olmadan kriter ağırlıklarını hesaplama yeteneğine sahiptir (Gülcemal ve İzci, 2023). LOPCOW yönteminin hesaplama temeli, kullanılacak her kriterin yüzdesel değişim değerlerinin logaritmik sonuçlarının elde edilmesi sayesinde bu sonuçların toplu olarak analiz edilmesini ve tercih edilen her bir kriterin kendisine özgü ağırlık katsayılarının belirlenmesi aşamalarını içermektedir. Bu yaklaşım, kullanılacak verilerin dağılım özelliklerini dikkate almak koşuluyla, karmaşık veri kümeleri içinde yer alan kriterlerin karar problemine etkisini doğru biçimde yansıtmayı amaçlamaktadır. Uygulama aşamasında, objektif bir ağırlıklandırma amacıyla tercih edilen LOPCOW yöntemi, karar vericilerin öznel yorumlarına dayanan bağımlılığı minimum seviyeye indirir.

MARCOS yöntemi ise tercih edilen alternatifler arasında ideal ve negatif ideal çözümlerin karşılaştırılması temeline dayanmaktadır. MARCOS yöntemi, alternatifleri ile referans değerleri olan ideal ve anti-ideal alternatiflerin ilişkisini belirleyerek karar alternatiflerinin performanslarını ölçen bir ÇKKV tekniğidir (Altıntaş, 2023). MARCOS yöntemi, tercih edilen alternatiflerin performans sonuçlarının normalize edilmesi, kullanılacak referans çözümlerinin tanımlanması ve elde edilen nihai performans skorunun hesaplanması adımlarıyla çalışır. Alternatifler ve referans değerler (ideal ve anti-ideal alternatifler) arasındaki ilişkiyi tanımlayarak alternatiflerin performans sıralamalarının elde edilmesi MARCOS yönteminin ana fikrini oluşturmaktadır (Ayçin ve Arsu, 2022).

MARCOS yönteminin uygulama sürecinde, tercih edilen her alternatif için ideal ve negatif ideal çözüm noktaları oluşturulmaktadır. Bu çözüm noktalarına göre alternatifler arasında göreceli performanslar hesaplanmaktadır. Bu sayede karar

vericiler, tek bir performans göstergesine göre değil, aynı zamanda alternatifler arasında hem olumlu hem de olumsuz durumları kapsayan bütüncül bir değerlendirmeye dayalı kararlar verebilmektedirler. MARCOS yönteminin temelini oluşturan yaklaşım, farklı senaryolar içerisinde yer alan alternatiflerin karşılaştırılabilirliği için esnek ve kapsamlı bir çözüm sunar.

CoCoSo yöntemi, toplamsal ve de çarpımsal yaklaşımların entegrasyonu üzerine kurulmuş bir sıralama yöntemidir. CoCoSo yöntemi, ÇKKV durumlarında çeşitli alternatifleri değerlendirmek, sıralamak ve aralarından seçim yapmak için kullanılan bir karma uzlaşık karar verme aracıdır (Şişman ve Nebati, 2024). Kuramsal anlamda CoCoSo yöntemi, birleşik farklı yöntemlerin avantajlarını bir araya getirerek, tercih edilen alternatiflerin performans sonuçlarının karar vericiler için sağlam ve gerçekçi bir temelde değerlendirilmesini amaçlar. CoCoSo yönteminde, tercih edilen kriter ağırlıkları ve alternatiflerin performans sonuçları, birleşik bir skor haline getirilmekte ve bu sayede karar vericiler için tercih ettikleri alternatifler arasında karşılaştırılabilir veri sonuçları sunulmaktadır.

CoCoSo yönteminin temel avantajı CoCoSo yöntemi farklı kriterlerin etkilerini entegre bir şekilde ele alır ve alternatifler arasında dengeyi optimize ederek kapsamlı bir değerlendirme sunar (Şişman ve Nebati, 2024). CoCoSo yöntemi, farklı ölçeklerde bulunan karar kriterlerinin etkilerini bütüncül bir şekilde değerlendirerek harmanlamakta bu süreçte risk ve fayda noktalarını göz önünde bulundurmaktadır. Bu sayede, karar vericiler kararlarında kullanacakları CoCoSo modeli sayesinde kapsamlı ve güvenilir sonuçlara ulaşabilmektedirler.

COPELAND yöntemi, ÇKKV sürecinde alternatiflerin sıralanmasına yönelik oylama temelli bir yaklaşımdır. Yöntem, her alternatifin diğer alternatiflerle ikili karşılaştırmalarını esas alarak, üstün geldiği ve kaybettiği karşılaştırmaların farkını hesaplar. Her bir alternatif için elde edilen bu net skor, "COPELAND skoru" olarak adlandırılır ve alternatiflerin genel başarı düzeyini temsil eder. COPELAND yöntemi, bu skora göre alternatifleri sıralayarak karar vericilere basit ama etkili bir değerlendirme imkânı sunar. ÇKKV problemlerinde alternatif ve kriter sayısının, fayda ve maliyet özelliğinin artmasına bağlı olarak karar vericiler, ÇKKV yöntemi tercihi konusunda kararsız kalabilmektedirler (Çakır ve Özdemir, 2016).

COPELAND yöntemi, özellikle farklı sıralama yöntemlerinden (örneğin MARCOS ve CoCoSo) elde edilen sonuçların karşılaştırılması ve bütünleştirilmesinde kullanılarak karar sürecine destek sağlar. COPELAND yöntemi diğer yöntemlere kıyasla objektif ve daha istikrarlıdır (Teker vd., 2024). Alternatiflerin her yöntemle elde edilen sıralamalara göre ikili karşılaştırmaları yapılır ve hangi alternatifin daha fazla yöntem tarafından tercih edildiği analiz edilir. Bu yönüyle yöntem, demokratik bir yapıya sahiptir. Ancak, bazı durumlarda eşitlikler veya çelişkili sonuçlar (Condorcet paradoksu) ortaya çıkabileceğinden, tamamlayıcı analizlerle desteklenmesi önerilmektedir.

Bu dört yöntemin kuramsal temeli, nesnel ve uzlaşıcı karar süreçlerinin desteklenmesi amacıyla oluşturulmuş olmasına dayanmaktadır. LOPCOW yöntemi, tercih edilen veri setleri içerisinde oluşan oransal değişimler üzerinden objektif bir ağırlıklandırma yapmaktadır. MARCOS yöntemi, karar alım sürecindeki alternatiflerin ideal ve negatif ideal çözümlerle kıyaslanmasına dayanan uzlaşıcı bir sıralama sunmaktadır. CoCoSo yöntemi ise, farklı bileşik yaklaşımların entegre edilmesi sayesinde çeşitli kriter etkilerinin dengeli olarak değerlendirilmesini sağlamaktadır. COPELAND yöntemi sayesinde ise MARCOS ve CoCoSo yöntemleri ile sıralanmış olan veriler karşılaştırılabilmektedir.

LOPCOW, MARCOS, CoCoSo ve COPELAND yöntemleri, ÇKKV süreçlerine yenilikçi bir bakış açısı getirmeleriyle, karar süreçlerinde karar vericilere karmaşık gözükten verilerin objektif ve güvenilir alternatif değerlendirmelerinin yapılmasını sağlamaktadırlar. Bu dört yöntemin kuramsal alt yapıları, akademik ve uygulama çalışmalarında analitik gereksinimlerin içeriğinde önemli bir yer tutmaktadırlar. Bu yöntemler karar verme süreçlerine sistematik ve nesnel bir yaklaşım kazandırmaktadırlar.

### **2.3.1. LOPCOW Yönteminin Temel İlkeleri**

LOPCOW yöntemi, analiz sürecinin dinamik ve karmaşık yapısını anlamaya yönelik kapsamlı, güçlü ve nesnel bir yaklaşım olarak ön plana çıkmaktadır. LOPCOW yöntemi, finansal verilerin değerlendirilmesi esnasında, risk ve getiri ilişkisini inceleyen modeller arasında önemli bir araç olarak kabul edilmektedir. LOPCOW yönteminin temel ilkelerinin en dikkat çekici özelliği, yoğun belirsizlik

durumlarında etkin bir çözüm mekanizmasının kurulmasının sağlanmasına ve sürdürülebilir bir yatırım stratejisinin oluşturulmasına olanak sağlamasıdır.

LOPCOW yöntemi, kriter ağırlıklarını objektif bilgilere dayanarak hesaplamaktadır. Bu yöntemin avantajları şu şekildedir (Ecer ve Pamucar, 2022);

- Kriter ağırlıkları nispeten eşit dağılım göstermektedir.
- Kriter ağırlıklarının belirlenmesinde alternatiflerin negatif performans değerleri kullanılmaktadır. Bu, hisse senedi getirileri gibi birçok karmaşık gerçek hayattaki senaryolarda faydalı bir özelliktir.
- Çok sayıda kriter ve alternatif ile verimli bir şekilde çalışabilmektedir.

LOPCOW yönteminin kuramsal alt yapısı, piyasalarda oluşan dalgalanmaların matematiksel modellere evrilmesi ve bu modellerin eksik ve hatalı verilerle uyumlu bir şekle getirilmesi fikrine dayanmaktadır. Bu yöntemde herhangi bir kriter sınırlaması olmaksızın, fayda ve maliyet yönlü kriterler için uygun çözümler sunar (Bektaş, 2022). LOPCOW yönteminin amacı, modeller içerisinde yer alan çeşitli belirsizlikleri azaltmaya yönelik esnek, geçerli ve nesnel çözümler üretmektir. Bu çözüm tarzı, finansal veriler içerisinde sık bir şekilde rastlanan belirsizlikleri ve öngörmesi zor durumları daha sağlıklı, nesnel ve geçerliliği yüksek bir şekilde analiz edebilme imkânı tanır.

LOPCOW yönteminin en önemli yönlerinden bir tanesi portföy yönetimi sürecinde maksimum seviyede geçerliliğe sahip detaylı analize imkân tanınmasıdır. Bu analiz, varlıkların likidite durumları, volatilité dereceleri ve korelasyon sonuçları gibi temel finansal göstergelerin sistematik olarak değerlendirilebilmesini içermektedir. Finansal göstergelerin yer aldığı karar problemlerinin birçoğunda karşılaşılan sıfır ya da negatif değerlerden etkilenmeden çözüm yapabilme yeteneği LOPCOW yönteminin önemli bir avantajıdır (Ayçin ve Bektaş, 2024). Bu avantaj, yatırımcıların portföylerindeki risk ve getiri dağılımını gerçekçi bir gözle ele alabilmesine ve portföy risklerini minimum seviyeye indirmesine imkân tanımaktadır.

LOPCOW yöntemi, normal varsayımların yanında piyasada meydana gelen sıra dışı olayların etkilerini ölçmek için geçerli alternatif model yöntemlerini de içinde barındırmaktadır. LOPCOW yöntemi objektif kriter ağırlığı belirleme yöntemlerinden akranları olarak nitelendirilebilecek ENTROPİ ve CRITIC yöntemlerine göre daha kısa çözüm aşamalarına sahiptir (Keleş, 2023). Geleneksel yaklaşımlardan farklı

olarak ani piyasa dalgalanmalarına uyum sağlama sürecini hızlandırmaktadır. Özellikle ekonomik kriz dönemlerinde meydana gelen finansal şokların etkilerini minimize etmekte bu sayede yatırımcıların ve yöneticilerin doğru kararlar alabilmesine önemli ölçüde katkı sunmaktadır.

LOPCOW yöntemi, verilerin analitik bir düzlemde işlenmesine ve kurulan model sonuçlarına dayalı stratejik karar alma süreçlerine uygulamalar açısından güçlü bir katkı sağlar. Finansal piyasaların hızlı değişen yapısı ve öngörmesi zor doğası göz önünde bulundurulduğu zaman, LOPCOW yönteminin adaptasyon yeteneği hem kısa vadeli hem de uzun vadeli piyasa değişimlerine esnek, güçlü ve nesnel çözümler getirmektedir. Bu özelliği, risk yönetimi ve portföy gücünün maksimum seviyeye ulaşma süreçlerine yönelik somut adımların atılmasına olanak sağlamaktadır.

LOPCOW yönteminin diğer objektif ağırlıklandırma yöntemlerine göre önemli farklarından biri, verileri ortalama kare değerlerinin standart sapmalarının yüzdesi şeklinde ifade ederek, verilerin boyutundan kaynaklanan farkı boşluğu ortadan kaldırması şeklinde ifade edilebilir (Aşan vd., 2025). LOPCOW yönteminin temel ilkeleri, finansal piyasalar içerisindeki asimetrik bilginin azaltılması ve yatırımcı davranışlarının daha gerçekçi bir düzleme çekilmesidir. LOPCOW yöntemi, belirsizlik durumunu, hata payını ve risk seviyesini minimum seviyeye indirmekte ve karar sürecinde güvenilir ve tutarlı sonuçlar sunmaktadır. LOPCOW yönteminin bu özellikleri karar vericilere nesnel verilere dayalı karar alma imkânı tanımakta aynı zamanda finansal stratejilerini bilimsel temellere dayandırmalarını sağlamaktadır.

Yenilikçi bir yaklaşım olan LOPCOW yöntemi, finansal analiz süreçlerinde ve risk yönetimi alanında hem teorik düzlemde hem de uygulama alanında önemli katkılar sunmaktadır. LOPCOW yöntemi, yatırımcıların stratejik kararlar verebilmelerine ve karar mekanizmalarının geliştirilmesine önemli katkılar sağlamaktadır. Akademik çalışmalara ve pratik uygulamalara sağlamış olduğu bu katkılar, LOPCOW yönteminin karar süreçlerinde, verimli ve esnek modellerin geliştirilmesinde temel oluşturması sonucunu meydana getirmiştir.

### 2.3.2. MARCOS Yönteminin Temel İlkeleri

MARCOS yöntemi, yeni ÇKKV yöntemlerinden birisidir. MARCOS yöntemi, ÇKKV yöntemi olarak 2019 yılında Stevic, Pamucar, Puska ve Chatterjee tarafından geliştirilmiştir (Gençtürk vd., 2021). MARCOS yöntemi, karar alma süreçlerine, çok kriterli değerlendirme ve optimizasyon yaklaşımlarını katan yenilikçi bir metot olarak karşımıza çıkmaktadır. MARCOS yöntemin temel amacı, finansal veriler içerisinde yer alan karmaşık yapıyı sistematik bir düzleme indirgemek ve bu düzlemde analiz edilebilir bir duruma getirmektir. Bu sayede, yatırım stratejilerine, portföy yönetimine ve risk değerlendirmelerine objektif ve tutarlı sonuçlar sunarak önemli bir katkı sağlamaktadır. Bu katısı sayesinde akademik literatür içerisinde ve pratikte yapılan uygulamalarda MARCOS yöntemi her geçen gün önem kazanmaktadır. MARCOS yöntemi, kazandığı önem sayesinde belirsizlikler ve dalgalanmalar karşısında güvenilir bir yöntem olarak değerlendirilmektedir.

Literatüre 2020 yılında kazandırılan MARCOS yönteminin ÇKKV problemlerinde alternatiflerin sıralanması ve en iyi alternatifin tespiti amacıyla kullanımını içeren sınırlı sayıda çalışma yer almaktadır. (Çınaroğlu, 2021). Kuramsal altyapısı yönünden incelendiğinde MARCOS yöntemi, matematiksel ve istatistiksel verilerle desteklenmektedir. Finansal verilerin ve performans ölçümünde tercih edilen kriterlerinin sayısal bir düzlemde indirgenmesi, alternatiflerin belirlenen ölçütler sayesinde karşılaştırılmasını sağlamaktadır. MARCOS yönteminin bu katısı, yatırımcıların, risk yöneticilerinin ve bunlar dışında yer alan karar verici konumundakilerin, çeşitli finansal varlıklar ve uygulamayı düşündükleri birbirinden farklı stratejiler arasında karşılaştırmalar yapabilmelerine zemin hazırlar.

MARCOS yöntemin önemli temel ilkelerinden birisi de çok boyutlu veri setlerinin bütüncül bir yapıda değerlendirilmesidir. MARCOS yönteminin temelinde mevcut alternatifler ve belirlenen referans değerlerinin arasındaki ilişki yer almaktadır (Madenoğlu, 2020). Finansal karar alma süreçlerinde kullanılan cari oranlar, likidite göstergeleri, volatilité ve getiri değerleri, veri setleri, MARCOS yönteminin uygulamaya katısı sayesinde, bütünleşmiş bir biçimde analiz edilebilmektedir. MARCOS yönteminin sağlamış olduğu analiz yöntemi sayesinde yatırımcılar finansal risk ve getiri dengesini sağlamak konusunda kapsamlı ve geçerli stratejiler geliştirebilmektedirler.

MARCOS yönteminin temelinde, alternatiflerin fayda fonksiyonları belirlenmekte ve ideal ve ideal olmayan çözümlere göre uzlaşma sıralaması ortaya konmaktadır (Madenoglu, 2020). MARCOS yönteminin modelleri içerisinde yer alan her bir kriterin yatırımcılar için taşıdığı önem farklılık göstermektedir. MARCOS yöntemi modeller içerisinde tercih edilen kriterlere atanan ağırlıklar doğrultusunda alternatifleri sıralayarak en uygun finansal çözümün belirlenmesini hedeflemektedir. Bu hedef stratejiler içerisindeki belirsizlikleri minimum seviyeye indirmekte ve karar süreçlerine önemli bir katkı sunmaktadır.

MARCOS yöntemi, tek bir finansal göstergeye odaklanmamaktadır. Bunun yerine, çok sayıda parametreyi bütünsel bir şekilde analiz etmektedir. Bu durum, karar süreçlerinde riskin dağılımı ve getiri beklentilerinin dengelenmesi konusunda karar vericilere önemli avantajlar sağlamaktadır. Akademik alanda gerçekleştirilen çalışmalar, MARCOS yönteminin karar süreçlerindeki etkinliğini ve piyasa dalgalanmalarına karşı esnek yapısını vurgulamakta, bu da karar alma süreçlerinde yöntemin tercih edilmesinde önemli bir rol oynamaktadır.

MARCOS yöntemi, finansal analiz, risk yönetimi ve karar verme gibi süreçlerde sağlam, bütüncül ve geçerli yaklaşımların geliştirilmesine olanak tanımaktadır. MARCOS yönteminin teorik altyapısı ve uygulamadaki başarısı göz önüne alındığında, finansal risk yönetimi, portföy yönetimi ve yatırım stratejilerinin belirlenmesinde karar verici konumundakilere kritik katkılar sunmaktadır. MARCOS yöntemi modern literatürde önemini artırmakta ve karar süreçlerinde bilimsel temellere dayanan sonuçlar üretmektedir.

### **2.3.3. CoCoSo Yönteminin Temel İlkeleri**

CoCoSo yöntemi, ÇKKV süreçlerinde eldeki alternatiflerin değerlendirilmesinde ve sıralanmasında kullanılan yenilikçi yaklaşımlardan birisi olarak karar süreçleri içerisinde giderek artan bir öneme sahiptir. Yazdani vd. tarafından 2019 yılında önerilen CoCoSo yöntemi, seçilen karar alternatiflerinin uzlaştırılarak en iyi karar alternatifinin belirlenmesine dayanmaktadır. CoCoSo yöntemi, yatırım stratejilerinin belirlenmesi, portföy optimizasyonu ve risk yönetimi gibi çeşitli karar süreçlerinde tercih edilen verilerin bütünleşmiş bir biçimde analiz

edilmesine olanak tanımaktadır. Katkıları sayesinde daha kapsamlı ve objektif değerlendirmeler yapılmasına imkân sunmaktadır.

Yazdani vd. (2019) tarafından geliştirilen CoCoSo yöntemi, bütünleşmiş bir basit katkı maddesinin ağırlıklandırılmasına ve üssel olarak ağırlıklandırılmış ürün modeline dayanan bir ÇKKV yöntemidir. CoCoSo yöntemi, Simple Additive Weighting (SAW) ve Exponically Weighted Product (EWP) yöntemlerinin birleşiminden oluşturulmuştur (Yazdani vd., 2019). CoCoSo yönteminin temelinde, farklı karar kriterlerinin ağırlıklandırılması ve alternatif verilerin normalize edilmiş performans değerlerinin hesaplanması yer almaktadır. Karar süreçlerinde oluşan belirsizlik ve çeşitlilik göz önüne alındığında, CoCoSo yöntemi, karar vericilerin farklı yapılarıdaki risk, getiri, likidite ve diğer finansal performans göstergelerinin birlikte değerlendirilmesine olanak tanımaktadır. Sağlamış olduğu bu olanak sayesinde karar alma süreci içerisinde hem nitel hem de nicel verilerin bütüncül şekilde analiz edilmesi imkanı elde edilmektedir.

CoCoSo yöntemi, finansal uygulama alanlarında, portföy yönetimi ve yatırım projelerinin değerlendirilmesi süreçlerinde önemli bir uygulama alanı bulmaktadır. CoCoSo yönteminde alternatiflerin öncelikleri üç farklı eşitlik ile değerlendirilmekte ve son adımda söz konusu öncelikler bütünleştirilerek genel sıralamalara ulaşılmaktadır (Gençkaya vd., 2021). CoCoSo yönteminin sağladığı sistematik yaklaşım, karar vericilerin mevcut piyasa koşullarına uygun olan portföy bileşimini belirlemesine yardımcı olmaktadır. CoCoSo yöntemi değişen finansal göstergelerin performans sonuçlarının karşılaştırılmalı analizine olanak sağlamaktadır. Bu da CoCoSo yönteminin, portföy içinde yer alan riskin minimum seviyeye indirilmesinde ve faydanın maksimum seviyeye çıkarılmasında kritik bir öneme sahip olduğunu kanıtlar niteliktedir.

CoCoSo yöntemi, karar süreçlerindeki göstergelerin yer aldığı değerlendirme problemlerinde tercih edilen kriterlerin çeşitliliğini göz önüne alarak bu çoklu yapıdaki kriterlerin etkili bir şekilde birleştirilmesini sağlamaktadır. CoCoSo yönteminde uygulanan normalizasyon ve ağırlıklandırma teknikleri, farklı ölçek seviyesinde bulunan verilerin objektif ve karşılaştırılabilir şekilde getirilmesine yardımcı olur. Bu sayede karar vericiler kriterlerin çok boyutlu değerlendirilmesi ve bütüncül analizlerine ulaşabilir.

CoCoSo yöntemi yeni yöntemler arasında yer almasına rağmen farklı birçok alanda başarılı şekilde uygulanmıştır (Yılmaz ve Ecemiş, 2022). Finansal risk yönetimi ve stratejik planlama gibi karar süreçlerinde CoCoSo yöntemi, alternatifler arasındaki ilişkilerin detaylı incelenmesini sağlayan doğru karar almak adına önemli bir yöntemdir. CoCoSo yöntemi, risk faktörlerinin, getiri beklentilerinin ve likidite göstergelerinin uyumlu bir biçimde analizine dayanmaktadır. Bu özelliği sayesinde karmaşık karar veri setlerinin yorumlanmasında önemli avantajlar sağlamaktadır.

CoCoSo yöntemi, karar alma süreçlerinde sağlam temellere dayanmakta ve çok kriterli değerlendirmeyi mümkün kılan bir yöntem olarak ön plana çıkmaktadır. Karar süreçlerinin bütün alanlarında kullanılabilme imkânı bulan bu yöntem, finansal verilerin bütüncül analizini sağlamaktadır. Bu yönüyle modern finans literatüründe giderek artan bir öneme sahip olmaktadır. Akademik literatürde ve uygulama alanlarında sunduğu objektif sonuçlar, karmaşık piyasa koşullarında karar vericilerin, karar verme süreçlerine önemli katkılar sunmaktadır.

#### **2.3.4. COPELAND Yönteminin Temel İlkeleri**

ÇKKV yaklaşımlarında, birden fazla sıralama yöntemiyle elde edilen sonuçların bütüncül biçimde değerlendirilmesi karar süreçlerinin doğru ilerleyebilmesi açısından kritik önem taşımaktadır. Oylama temeline dayalı bir karar modeli olan COPELAND yöntemi, alternatiflerin birbirleri ile ikili karşılaştırmaları esasına dayanan, sade bir yöntem olmasının yanında etkili bir karşılaştırma ve sıralama tekniği olarak diğer yöntemlere kıyasla ön plana çıkmaktadır. COPELAND yöntemi, özellikle finansal analizlerde, farklı model ve yöntemlerden elde edilen sıralama sonuçlarının nihai bir karara dönüştürülmesinde tamamlayıcı bir etki yaratmaktadır.

COPELAND yönteminde alternatifler arası ikili karşılaştırma yoluyla elde edilen seçeneklerde, alternatiflerin yenilgi (YPi) ve galip gelme (GPi) durumları kullanılarak, elde edilen yeni durum çerçevesinde, skorların, en iyiden başlamak üzere sıralanması esasına dayalı olarak geliştirilmiştir (Saari ve Merlin, 1996). Alternatifler arasından seçim yapmada Condorcet ilkelerinin kullanıldığı COPELAND yönteminde bir alternatifin diğer alternatiflere galip gelme ve mağlup olma sayılarının farkı alınır ve elde edilen skorlar ile alternatifler en iyiden başlamak üzere sıralanır (Sanver, 2000).

Yöntemin temelinde her bir alternatifin, diğer alternatiflere karşı ikili bazda değerlendirilmesi yer almaktadır. Galip gelen alternatif +1 puan alırken, eşitlik durumunda her iki alternatife de 0.5 puan verilir, mağlubiyet halinde ise puan verilmez. Tüm alternatiflerin ikili bazda karşılaştırılması tamamlandığında, her alternatifin elde ettiği galibiyet sayısından mağlubiyet sayısı çıkarılarak net COPELAND skoru hesaplanır. Copeland yöntemi, her bir belirleyici faktör için kazanma ve kaybetme sayısına göre çeşitli alternatifleri sıralar (Naderi vd., 2013).

Finansal performans değerlendirmelerinde COPELAND yöntemi, farklı sıralama tekniklerinden (örneğin MARCOS ve CoCoSo) elde edilen sonuçları bir araya getirerek nihai bir karar alternatifi oluşturulmasına katkı sağlar. Bu yönüyle COPELAND yöntemi, finansal oranlara dayalı analizlerde hem nicel hem de nitel verilerin birleştirilmesinde karar vericiye sistematik ve rasyonel bir perspektif sunar.

#### **2.4. İlgili Araştırmalar**

Günümüzün rekabet ortamında stratejik karar alma süreçlerini desteklemek amacıyla çok kriterli karar verme yöntemlerinin kullanımını giderek önem kazanmaktadır. Literatürde hem finansal performans ölçümünde hem de hisse geri alım işlemlerinde, LOPCOW yöntemiyle objektif kriter ağırlıklarının belirlenmesi, MARCOS, CoCoSo ve COPELAND gibi sıralama ve karşılaştırma yöntemleriyle alternatiflerin değerlendirilmesi üzerine birçok çalışma yer almaktadır. Özellikle LOPCOW'un MARCOS ve LOPCOW'un CoCoSo ile entegre edilerek kullanıldığı araştırmalar, karar alma süreçlerinde hem nesnellik hem de tutarlılık sağlayarak, alternatiflerin daha hassas ve güvenilir bir şekilde sıralanmasına olanak tanımaktadır. Çalışmanın bu bölümünde öncelikle hisse geri alımını ya da geri alım endeksini ele almış çalışmalar özetlenmiştir.

Gökgöz (2014) yaptığı çalışmada hisse geri alım yöntemlerini mevzuat yönünden incelemiş, geri alım işlemlerinin mevzuat ve TMS çerçevesinde nasıl muhasebeleştirildiğini açıklamıştır. Çalışmada bunlara ek olarak şirketleri geri alım yapmaya iten nedenleri ve geri alımda kullanılan yöntemlere de ele almıştır.

Karakuş vd. (2017) yaptıkları çalışmada şirketlerin pay geri alım bildirimlerinin hisseler üzerinde getirilene yaptıkları etkiyi belirlemeyi amaçlamışlardır. Çalışmada amaçlarına uygun olarak BIST içerisinde işlem gören

şirketlerin 2014–2016 yılları arasında yaptıkları 100 adet geri alım bildirimlerini incelemişlerdir. Yaptıkları çalışma sonucunda geri alım bildirimlerinin, bildirim tarihinden önce ve sonrasında anormal getiriler yaratıldığını tespit etmişlerdir. Şirketlerin aktif büyüklükleri ve PD/DD sonuçlarına göre farklılık gösterdiklerini de raporlamışlardır.

Taşdemir ve Alsu (2019) çalışmalarında Borsa İstanbul İmalat sektöründe işlem gören şirketlerin 2011–2018 yılları arasında gerçekleştirdikleri geri alım duyurularını ve bu duyuruların sonuçlarını incelemişlerdir. Çalışma içerisinde Event Sudy metodunu tercih etmişlerdir. AAR ve CAAR değerlerini hesaplayarak şirketlerin kısa dönemli getiri performansları incelenmişlerdir. Çalışma sonunda geri alım duyuru tarihleri döneminde şirketlerin pozitif anormal getiriler elde edebildiklerini tespit etmişlerdir.

Abdioğlu vd. (2024) yaptıkları çalışmada XUGRA içerisinde işlem gören şirketlerin borsa performans oranlarının endeks içerisinde işlem görmeye başladıkları tarih öncesinde ve sonrasında oluşan getirilerine etkilerini değerlendirmişlerdir. Yaptıkları çalışma içerisinde ARDL-PMG tekniğini kullanmışlardır. Çalışma sonucunda uzun dönemde sadece PD/DD değişkeninin getiri oranını negatif olarak etkilediğini tespit etmişlerdir. 15 Ağustos 2023 sonrası dönemde ise getiri oranının uzun dönemde negatif kısa dönemde ise pozitif etkilendiği göstermişlerdir. Yaptıkları çalışmada kısa dönemde getiri oranı üzerinde etkili olan tek faktörü PD/DD olarak tespit etmişlerdir.

Vermaelen vd. (2025) çalışmalarında, yüksek ESG derecelendirmesine sahip şirketlerin hisse geri alım programlarını duyurma olasılıklarının daha düşük olduğunu ortaya koymuşlardır. Ayrıca çalışmada ESG performansı ile temettü artışları, birleşmeler, satın almalar veya hisse senedi sorunları arasında net ve tutarlı bir ilişki gözlemlenmiştir.

Uludağ ve Ece (2019) Türkiye’de faaliyet göstermekte olan mevduat bankalarının finansal performanslarını çok kriterli karar verme yöntemlerinden TOPSIS yöntemini kullanarak değerlendirmişlerdir. Çalışmalarında 2006–2016 yılları arasındaki finansal performansları değerlendirmek üzere 28 adet mevduat bankası incelenmiştir. Tercih edilen bankalar 3 ana grupta sınıflandırılmıştır ve 7 ana başlık altında 49 alt kritere göre değerlendirme yapılmıştır.

Ece (2019) Türkiye’de faaliyet göstermekte olup aynı zamanda BIST100 endeksinde yer alan holdinglerin performanslarını çok kriterli karar verme yöntemlerini kullanılarak değerlendirmiştir. Bu kriterlere uyan 15 holding seçilmiş ve bu holdinglerin 2008–2017 yılları arasındaki finansal oranları veri olarak kabul edilmiştir. Ağırlıklandırma yöntemi olarak ENTROPİ tercih edilmiş ve çıkan sonuçların sıralanmasında TOPSIS yöntemi kullanılmıştır. Çalışma sonucunda finansal performans olarak Koç Holding, İttifak Holding ve Tekfen Holding ilk sıralarda yer almıştır.

Hacıfettahoğlu ve Perçin (2020) çalışmalarında inşaat firmalarının performanslarını çok kriterli karar verme yöntemleri ile değerlendirmişlerdir. Çalışmada Borsa İstanbul’da işlem gören inşaat şirketlerinin 2016 yılına ait mali tablolarını incelemişlerdir. ENTROPİ yöntemi ile kriterleri ağırlıklandırıp, çok kriterli karar verme yöntemlerinden TOPSIS ve VIKOR yöntemlerini de kullanarak firmaları sıralamışlardır. Nihai performans sıralamasını elde etmek amacıyla Borda kuralı yöntemini kullanmışlardır.

Çiftçi vd. (2021) çalışmalarında BIST Enerji sektöründe işlem gören firmaların 2012 ile 2019 yılları arasındaki finansal performanslarını nakit akış oranlarını temel olarak analiz etmeyi amaçlamışlardır. İncelemiş oldukları dönem verilerini CoCoSo yöntemi ile analiz etmişlerdir. Kriterlerin ağırlıklandırılmasında CRITIC yöntemini kullanmışlardır. WSM yöntemi sayesinde tek skorda birleştirilmiş bir sıralama elde ederek yaptıkları çalışma sonucunda Ayen Enerji firmasının en yüksek performansa sahip olduğunu belirlenmişlerdir.

Yalman vd. (2023) çalışmalarında 2000-2020 arasında Türkiye ekonomisinin ekonomik performansını çok kriterli karar verme yöntemlerinden MEREK, LOPCOW ve MARCOS yöntemleri ile değerlendirmeyi amaçlamışlardır. MEREK ve LOPCOW yöntemlerini kriter ağırlıklandırmasında kullanırken kriter sıralamasında MARCOS yönteminden faydalanmışlardır. MARCOS sıralama yöntemi sonuçlarına göre 2001 krizi, küresel ekonomik kriz ve COVID-19 pandemi krizi gibi dönemlerde Türkiye ekonomisini performansının düştüğünü tespit etmişlerdir.

Yenilmez ve Ertuğrul (2023) çalışmalarında bilişim sektöründe yer alan 8 şirketi incelemişlerdir. Belirledikleri 8 şirketin 8 ayrı kriterle 2021 yılındaki finansal performanslarını değerlendirmişlerdir. Çalışmalarında CILOS yönteminden

faydalanarak kriter ağırlıklandırmasını yapmışlar ve CoCoSo yöntemi ile alternatiflerin sıralamasını elde etmişlerdir.

Bektaş (2023) çalışmasında BIST Sigortacılık endeksinde işlem gören şirketlerin 2021 yılı içerisindeki finansal performanslarını değerlendirmiştir. Belirlediği 8 adet performans kriteri ile MEREC yöntemi yardımıyla kriterlerin ağırlıklarını belirlemiş olup CoCoSo ve MABAC yöntemleriyle performans sıralamalarını elde etmiştir.

Seyhan (2023) çalışmasında MEREC tabanlı MARCOS yöntemini kullanarak 2020 yılında AB üyesi olan 27 ülkenin döngüsel ekonomi içerisindeki üretim ve tüketim performanslarını değerlendirmeyi amaçlamıştır. Çalışmada MEREC yöntemi ile elde edilen sonuçlar ışığında en önemli kriterin geri dönüştürülebilir ham madde ticareti olduğu tespit edilmiştir. Ağırlıklandırılan kriterlere göre MARCOS yöntemi sonuçlarında performansı yüksek ülkeler sırasıyla Hollanda, Almanya, Fransa ve İspanya olarak belirlenmiştir.

Biswas ve Joshi (2023) yaptıkları çalışmada ilk halka arzların (IPO- Initial Public Offering) listesinin karşılaştırmalı performansını değerlendirmişlerdir. Çalışmalarında 3 yıllık bir dönemi analiz etmişler ve 2018 yılında yayınlanan IPO listesini temel almışlardır. Çalışmada ENTROPİ ağırlıklandırma yöntemini tercih etmişlerdir. Karşılaştırma yöntemi olarak ise çok kriterli karar verme yöntemlerinden LOPCOW yönteminden yararlanmışlardır.

Kahreman (2023) çalışmasında G20 ülkelerinin 2008 krizi dönemindeki ekonomik durumlarını ÇKKV yöntemlerinden LOPCOW ve CoCoSo yöntemlerini kullanarak değerlendirmiştir. Çalışma içerisinde LOPCOW ve CoCoSo yöntemlerini bütünsel bir şekilde G20 ülkelerinin finansal performansları üzerinde uygulamıştır. CoCoSo yöntemi sonuçlarına göre en iyi durumda bulunan ülkeler ABD, Almanya ve Kore olarak tespit edilmiştir. En kötü performans sıralamasında Endonezya, Arjantin ve Güney Afrika yer almaktadır. Kriz sonrası ülkelerin finansal performanslarında bir düşüş olduğu tespit edilmiştir.

Hao ve Ma (2024) çalışmalarında finansal muhasebenin karmaşık yapısı içerisinde firmaların finansal raporlamalarında ve operasyonel verimliliğinde maksimum verimi seçmelerine yol gösterecek bir araç sunmayı hedeflemişlerdir. Çalışmanın temelinde MARCOS yönteminden faydalanmışlardır.

Ozcalici vd. (2024) çalışmalarında borsa tahminlerinin doğruluğunu artırmayı öncelemişlerdir. Bunun için uzun kısa süreli bellek ağları ile ÇKKV yöntemlerini entegre etmişlerdir. Çalışmalarının veri setini 2018 haziran ayından 2023 haziran ayına kadar G7 borsalarından elde ettikleri veriler oluşturmaktadır. Çalışmalarında çok kriterli karar verme yöntemlerinden CRITIC, MARCOS ve TOPSIS yöntemlerinden faydalanmışlardır. Çalışmada elde ettikleri sonuçlara göre MARCOS yöntemin tahmin doğruluğu açısından TOPSIS yöntemine göre daha doğru sonuçlar verdiğini tespit etmişlerdir.

Ayçin ve Bektaş (2024) BIST Kocaeli şehir endeksinde işlem gören ve Fortune 500 listesi içerisinde yer alan şirketlerden aktif büyüklüğü en büyük beş şirketi tespit ederek, bu şirketlerin 2023 yılı için finansal performanslarını LOPCOW ve OPARA yöntemleriyle değerlendirmişlerdir. Çalışma içerisinde duyarlılık ve korelasyon sonuçlarına göre uygulanan modellerin tutarlı olduğu tespit edilmiştir.

Özekenci (2024) çalışmasında BIST'te işlem görmekte olan enerji firmalarının 2022 dönemi içerisindeki finansal performanslarını çok kriterli karar verme yöntemleri kullanarak incelemiştir. Çalışmada ÇKKV yöntemlerinden LOPCOW yöntemi, CRITIC yöntemi ve CoCoSo yönteminden oluşan bir modelle inceleme yapmıştır. Ağırlıklandırma yöntemi olarak LOPCOW ve CRITIC yöntemlerini tercih etmiştir. Sıralama yöntemi olarak CoCoSo yöntemini kullanmıştır. Çalışma sonucunda 2022 senesinde MAGEN, ZEDUR ve KARYE şirketlerinin finansal performans olarak öne çıktıkları görülmüştür. En düşük finansal performansa sahip şirketlerin ise ARASE, AKSEN ve PAMEL şirketleri olduğu tespit edilmiştir.

Nişel ve Nişel (2024) çalışmalarında OECD yönergelerinde yer alan çeşitli kriterlere göre ulusları inovasyon kabiliyetlerine göre değerlendirmeyi ve sonuçları sıralamayı amaçlamışlardır. OECD yönergelerinde yer alan kriterlerin ağırlıklarını LOPCOW yöntemini ve ulusları sıralamak için çok kriterli karar verme yöntemlerinden CoCoSo yöntemini kullanmışlardır. Çalışmalarında inovasyon düzeyine göre sıralamada bütünleşik LOPCOW ve CoCoSo yönteminin verimliliğini doğrulamışlardır.

Meral (2024) çalışmasında Türkiye ve Türki Cumhuriyetlerin sürdürülebilir kalkınma performanslarını ÇKKV yöntemleri ile incelemiştir. Çalışma içerisinde belirlemiş olduğu 12 kriterden faydalanmış ve 2022 senesini sınır olarak ele almıştır.

Kriter ağırlıklarını değerlendirmek için bütünleşik CRITIC ve LOPCOW yönteminden faydalanmış olup CoCoSo yöntemi ile sonuçları değerlendirmiştir. Çalışma sonucunda sürdürülebilir kalkınmada öne çıkan ülkeler Özbekistan, Kırgızistan ve Kazakistan olarak belirlenmiştir. Sürdürülebilir kalkınmada alt sıraları ise Türkiye, Tacikistan ve Özbekistan paylaşmıştır.

Özekenci (2024) tarafından yapılan çalışmada OPEC içerisindeki lojistik endeksini ENTROPİ, CRITIC ve LOPCOW tabanlı EDAS yöntemini kullanarak incelemiştir. ENTROPİ, CRITIC VE LOPCOW yöntemleri ile ağırlıklandırma, EDAS yöntemi ile sıralama yapmıştır. Birleşik Arap Emirlikleri'nin en yüksek lojistik performansına sahip olduğu, Angola'nın ise en düşük lojistik performansına sahip olduğunu tespit etmiştir.

Asker (2024) çalışmasında 6 Şubat Kahramanmaraş depremlerinin finansal performanslar üzerindeki etkisini, BIST içerisinde işlem gören ve deprem bölgesinde yer alan şirketler üzerinden LOPCOW tabanlı COBRA yöntemi ile incelemiştir. Finansal veriler LOPCOW yöntemi ile ağırlıklandırılmış ve COBRA yöntemi ile sıralanmıştır. Çalışmanın sonucunda ARSAN firmasının 2022 yılı ilk çeyreğinde, SANKO firmasının 2. ve 4. çeyrek dönemler arasında, ISDMR firmasının ise 1. ve 3. çeyrek dönemleri arasında en iyi performanslara sahip olduğu saptanmıştır.

Yalçın ve Ersoy (2024) çalışmalarında finansal performansların değerlendirilmesinde bilanço ve gelir tablosuna ek olarak nakit akış tablosunu da değerlendirerek yöneticilerin kararlarına katkı sağlamayı amaçlamışlardır. Bu amaç doğrultusunda BIST içerisinde işlem görmekte olan ve aynı zamanda enerji sektöründe yer alan şirketlerin 2020–2022 yılları arasındaki finansal performans sonuçlarından faydalanmışlardır. Değerlendirme sürecinde ÇKKV yöntemlerinden TOPSIS ve ENTROPİ yöntemlerini kullanmışlardır. Çalışma sonucunda finansal performansların sonuçlarında yıllara göre değişkenlik gösterdiğini saptamışlardır.

Güçlü ve Muzac (2024) çalışmalarında Türkiye içerisinde demir çelik üretimi yapan firmaların finansal performanslarını genişletilmiş gri MULTIMOORA yöntemi ile değerlendirmişlerdir. BIST Temel Metal Endüstrisi Endeksinde işlem gören işletmeler üzerinde yaptıkları çalışma sonucunda kullanılmasını önerdikleri yöntemin çözüm sonuçlarını çok boyutlu ve detaylı şekilde analiz etme şansı tanıdığı sonucuna varmışlardır.

Macit (2024) çalışmasında Küresel İnovasyon İndeksi 2022 raporundan elde edilen veriler ile 39 Asya ülkesinin inovasyon performanslarını CILOS ve CoCoSo yöntemlerini kullanarak değerlendirmiştir. Elde edilen sonuçlara göre finansal performansı en yüksek dört Asya ülkesini Singapur, Japonya, Çin ve Kore olarak belirlemiştir.

Çokmutlu ve Abdullayev (2024) çalışmalarında BIST Teknoloji endeksinde işlem gören şirketlerin 2018-2022 yılları arasındaki finansal performanslarını çok kriterli karar verme yöntemleri ile değerlendirmeyi amaçlamışlardır. Elde etmiş oldukları finansal verilerin ağırlıklandırılmasında CRITIC yöntemini kullanmışlardır. CoCoSo ve COPRAS yöntemleri ile şirketlerin finansal performanslarını karşılaştırmışlardır. Çalışma sonucunda LINK şirketinin her iki karar verme yöntemi sonucuna göre en iyi performansı gösterdiğini belirlenmişlerdir.

Rong ve Yu (2024) çalışmalarında ÇKKV yöntemlerini kullanarak acil durum tedarikçilerinin belirsizlik özelliklerini, acil durum olaylarının ani olma gibi durumlarını göz önünde bulundurarak maksimum acil durum tedarikçilerini belirlemişlerdir. Çalışmalarında objektif ağırlıklandırma yöntemi olan LOPCOW yönteminden faydalanmışlardır. Sıralama yöntemi olarak ise MARCOS yöntemini kullanmışlardır.

Arslan ve Keskin (2025) yaptıkları çalışmada BIST100 içerisinde yer alan imalat, sanayi, taş ve toprağa bağlı alt sektörlerinde yer alan şirketlerin 2023 yılına ait finansal performanslarını değerlendirmeyi amaçlamışlardır. Bu amaç doğrultusunda ÇKKV yöntemlerinden ENTROPİ, MOORA ve MULTİMOORA yöntemlerini kullanmışlardır. Çalışma sonucunda finansal performans olarak BOBET, NUHCM ve LMKDC şirketleri ön plana çıkmıştır. Finansal performans olarak geri planda kalan şirketler ise KUTPO, USAK ve QUAGR şirketleri olarak tespit edilmiştir. MOORA yönteminin ise uygulanan tekniklerin tamamında standart bir sonuç vermediği sonucuna ulaşmışlardır.

Yavuz (2025) çalışmasında Türkiye’de yer alan özel sermayeli mevduat bankalarını 2022 ile 2023 yılları için finansal olmayan performanslar yönünden analiz etmiştir. Çalışmada ağırlıklandırma yöntemi olarak LOPCOW, sıralama yöntemi olarak ise ÇKKV yöntemlerinden ARAS yöntemini kullanmıştır. En kötü performans

gösteren bankalar sırasıyla 2022 senesinde Akbank ve 2023 senesinde Yapı Kredi bankaları olmuştur.

Akbulut (2025) yaptığı çalışmada Grey PSI ve Grey MARCOS bütünleşik modeli sayesinde sigorta sektörü içerisinde yer alan firmaların finansal performansını ölçmeyi ve sıralamayı amaçlamıştır. Çalışmanın amacına uygun olarak 2021-2023 dönemleri arasında Türkiye hayat dışı sektöründe sürekli olarak prim üretiminde ilk 10 içerisinde yer alan 9 firmayı incelemiştir. Performans ağırlıklandırmasında Grey PSI yönteminden faydalanmış ve sıralama sürecinde Grey MARCOS yönteminden faydalanmıştır.

Işık vd. (2025) çalışmalarında belirli bir dönem içerisinde bankalarının performanslarını değerlendirmişlerdir. Çalışmada Bulanık Düzey Tabanlı Ağırlıklandırma Değerlendirmesi (F-LBWA), Eklemeli Ağırlıkların Bulanık Logaritma Metodolojisi (F-LMAW) ve sıralama yöntemi olarak da çok kriterli karar verme yöntemlerinden MARCOS yöntemini tercih etmişlerdir. Sundukları modelin geçerliliğini Pakistan içerisinde yer alan halka açık banka performanslarında değerlendirip bir vaka çalışması yaparak doğrulamışlardır.

Asker ve Kılınç (2025) çalışmalarında Asya hava yolu pazarında yer alan şirketlerin performanslarının COVID-19 pandemi krizine nasıl tepki verdiklerini tespit etmeyi ve aynı zamanda pandemi öncesinde, pandemi sırasında ve pandemiden sonraki performanslarını karşılaştırmayı amaçlamışlardır. Çalışmalarında 2019-2022 dönemi içerisinde Asya pazarında yer alan 18 şirketin performanslarını analiz etmede ÇKKV yöntemlerinden LOPCOW yöntemi ve MARCOS yöntemini kullanmışlardır. MARCOS sıralama yöntemi sonuçlarına göre 2019 senesinde Spring Airlines, 2020 senesinde Qantas Airways, 2021 senesinde Air Arabia ve 2022 senesinde Singapore Airlines şirketlerinin en iyi performanslara sahip olduklarını tespit etmişlerdir.

Durdu (2025) çalışmasında finansal oranları kullanarak şirketlerin finansal performansları hesaplamayı ve sıralamayı amaçlamıştır. Çalışma içerisinde Borsa İstanbul Sürdürülebilirlik 25 Endeksinde 2023 senesinde işlem görmekte olan 16 şirketin finansal performanslarını incelenmiştir. Ağırlık belirlemek için SPC ve LOPCOW yöntemlerinden yararlanmıştır. Elde edilen veriler ışığında sıralama yapabilmek için ÇKKV yöntemlerinden MARCOS yöntemini kullanmıştır. ENKAI

şirketi MARCOS sıralama yöntemine göre çalışma döneminde en yüksek performansa sahip şirket olarak tespit edilmiştir.

Çakır (2017) çalışmasında SWARA yönteminin grup karar verme süreçlerinde kullanımıyla ilgili çalışmalarda, birden fazla karar vericinin bireysel sıralamaları SWARA yöntemiyle analiz edildikten sonra sonuçlar ortalanarak kriter ağırlıkları belirlenmektedir. Ancak, karar vericiler arasında büyük sıralama farkları olması, ağırlıkların da önemli ölçüde değişmesine neden olabilmektedir. Bu soruna çözüm olarak geliştirilen SWARA–COPELAND yöntemi, grup kararlarının daha dengeli biçimde değerlendirilmesini amaçlamaktadır. Aydın Nazilli'deki bir dişli imalat firmasında yapılan uygulamada, klasik SWARA ile SWARA–Copeland yöntemleri karşılaştırılmış ve Copeland tabanlı yaklaşımın grup kararlarında daha tutarlı sonuçlar ürettiği belirlenmiştir.

Yakut (2020) çalışmasında Bilgi ve iletişim teknolojileri (BİT), bilginin yönetimini sağlayan teknolojiler olarak tanımlanmakta ve ülkelerin sosyo-ekonomik gelişmişlik düzeylerine katkı sağlamaktadır. Bu kapsamda yapılan bir çalışmada, OECD ülkelerinin 2017–2019 dönemine ait BİT kullanımları; E-Ticaret ve E-Devlet, bilgisayar ve internet erişimi ile internet kullanım aktiviteleri başlıkları altında 17 kriterle değerlendirilmiştir. Kriter ağırlıkları Entropi yöntemiyle belirlenmiş, MOORA ve WASPAS yöntemleriyle analiz gerçekleştirilmiş, elde edilen sıralama sonuçları ise Copeland yöntemiyle bütünleştirilerek karşılaştırmalı bir değerlendirme yapılmıştır. Çalışmanın sonucunda, MOORA ve WASPAS yöntemleriyle elde edilen sıralamaların Copeland yöntemiyle yüksek oranda uyumlu olduğu tespit edilmiştir.

Ergun vd. (2022) çalışmasında lisanslı depo şirketlerinin işlem performanslarını değerlendirmeyi amaçlayan bir çalışmada, Ocak 2018–Kasım 2021 dönemi verileri kullanılarak TOPSIS ve ARAS yöntemleriyle analiz yapılmış, elde edilen sıralama sonuçları Copeland yöntemi ile birleştirilmiştir. Nihai sıralamalar, Takasbank verileriyle karşılaştırılarak yöntemlerin doğruluğu test edilmiştir. Türkçe literatürde lisanslı depo şirketlerine yönelik kapsamlı bir performans analizine rastlanmamakla birlikte, dünya genelinde bu sektöre yapılan yatırımların büyüklüğü, kayıt dışı ticaretin kayıt altına alınması ve vergi gelirlerindeki artışa katkı sağladığı görülmektedir. Çalışmanın bulgularına göre, Copeland yöntemiyle belirlenen en başarılı şirketler KAINAT, TOPRAK ve MYSİLO olurken, analiz sonuçlarının

sektörel yatırım kararları açısından önemli bilgiler sunduğu ve literatüre katkı sağladığı ifade edilmektedir.

Genel olarak değerlendirildiğinde birden çok ülkenin verileriyle farklı dönem ve farklı değişkenlerle yapılan çalışmalarda birbirinden farklı sonuçlar elde edilmiştir. ÇKKV yöntemleri ile yapılan çalışmalarda bu yöntemlerin sıralama yöntemi olarak kullanılabileceğini göstermiştir.

### 3. YÖNTEM

Bu bölümde, 2024:Q1-2025:Q1 dönemi için elde edilen finansal veriler çerçevesinde, XUGRA içerisinde sürekli olarak işlem gören ve finansal olmayan şirketlerin performans analizinde kullanılan çalışma modeli anlatılmıştır. İçerikte; evren ve örneklem seçimi, finansal göstergeler, verilerin analiz yöntemleri yer alırken, tablolarla da finansal göstergelerin tanımları ve belirlenen çeyrek dönemlere göre veri sonuçları sunulacaktır.

#### 3.1. Araştırmanın Modeli

Bu çalışma; 2024:Q1-2025:Q1 dönemine ait finansal veriler üzerinden, XUGRA içerisinde sürekli işlem gören şirketlerin performansını incelemeyi amaçlamaktadır. Çalışma kapsamında;

#### *Finansal Göstergeler*

**Tablo 1. Finansal Göstergeler**

<b>Kriter Kodu</b>	<b>Finansal Oran</b>	<b>Formül</b>	<b>Min Değer</b>	<b>Max Değer</b>	<b>Maliyet/Fayda</b>
K1	Finansal Kaldıraç Oranı	Toplam Borç / Toplam Pasif	Yaklaşık 1 (varsayımsal)	$\infty$	Maliyet
K2	Aktif Karlılığı (ROA)	Net Kar / Toplam Varlıklar	Negatif değerler mümkün ( $-\infty$ ) veya 0+(pozitif örnek için)	$\infty$	Fayda
K3	Özsermaye Karlılığı (ROE)	Net Kar / Öz Sermaye	Negatif değerler mümkün ( $-\infty$ ) veya 0+	$\infty$	Fayda

**Tablo 1-devamı**

K4	Tobin's Q Oranı	(Piyasa Değeri + Borç) / Varlıkların Yeniden Üretim Maliyeti	0	$\infty$	Fayda
K5	Fiyat/Kazanç Oranı	Piyasa Fiyatı / Hisse Başına Kar	0	$\infty$	Maliyet
K6	Piyasa Değeri/Defter Değeri Oranı	Piyasa Değeri / Defter Değeri	0	$\infty$	Maliyet
K7	Borç/Özsermaye Oranı	Toplam Borç / Öz Sermaye	0	$\infty$	Maliyet
K8	Piotroski F Skoru	9 adet ikili kriterin toplamı (her biri 0 veya 1)	0	9	Fayda

**Tablo 2. Finansal Göstergeler ile İlgili Referans Çalışmalar**

RASYOLAR	REFERANS ÇALIŞMALAR
Finansal Kaldıraç Oranı	Karaoğlan & Şahin (2018), Çulhaoğlu & Yeşildağ (2023), Dağıdır & Eevli & Çelikkol (2024), Çokmutlu & Abdullayev (2024), Ayaydın (2024), Medetoğlu & Kavas & Öztürk & Türkay (2023)

**Tablo 2-devamı**

Aktif Karlılığı (ROA)	Karaođlan & Şahin (2018), Pala (2023), Kartal & Özdil & Karabođa (2024), Karagöz & Sezgin & Akgöz & Yurtlu (2024), Dađıdır & Elevli & Çelikkol (2024), Özkan & Ocak (2024), Çokmutlu & Abdullayev (2024), Ayaydın (2024)
Özsermaye Karlılığı (ROE)	Karaođlan & Şahin (2018), Pala (2023), Kartal & Özdil & Karabođa (2024), Pala & Atçeken & Omurtak & Şimşir (2024), Karagöz & Sezgin & Akgöz & Yurtlu (2024), Dađıdır & Elevli & Çelikkol (2024), Özkan & Ocak (2024), Çokmutlu & Abdullayev (2024), Ayaydın (2024)
Tobin's Q Oranı	Özari (2024), Çokmutlu & Abdullayev (2024)
Fiyat/Kazanç Oranı	Çulhaođlu & Yeşildađ (2023), Şahin (2023), Özkan & Ocak (2024), Çokmutlu & Abdullayev (2024), Ayaydın (2024)
Piyasa Deđeri/Defter Deđeri Oranı	Çulhaođlu & Yeşildađ (2023), Şahin (2023), Özkan & Ocak (2024), Ayaydın (2024)
Borç/Özsermaye Oranı	Karaođlan & Şahin (2018), Pala (2023), Karagöz & Sezgin & Akgöz & Yurtlu (2024), Ayaydın (2024)
Piotroski F- Skoru	Sezgin & Aytekin & Sakarya (2024), Uzun & Saldanlı & Sırma (2024)

### **ÇKKV Yöntemleri**

- Finansal göstergelerin ađırlıklandırması için LOPCOW yöntemi kullanılacaktır. LOPCOW yöntemi sonuçları dođrultusunda ise performans

sıralaması ve karşılaştırılması için MARCOS, CoCoSo ve COPELAND yöntemleri uygulanacaktır.

Bu metodoloji hem dönemsel değişimlerin hem de şirketler arasındaki performans farklarının nesnel ve karşılaştırılabilir şekilde analiz edilmesini sağlayacaktır.

### 3.2. Evren ve Örneklem

#### *Evren*

- Araştırmanın evreni, 2024:Q1-2025:Q1 döneminde XUGRA içerisinde sürekli işlem gören tüm firmalardan oluşmaktadır. Bu şirketler tablo 3'te gösterilmiştir.

**Tablo 3. Çalışmada İncelenen Firmalar**

NO	KOD	FİRMA ADI	NO	KOD	FİRMA ADI
1	CUSAN	CUHADAROGLU METAL	7	KUYAS	KUYAS YATIRIM
2	EREGL	EREGLI DEMIR CELIK	8	NATEN	NATUREL ENERJI
3	ESEN	ESENBOGA ELEKTRIK	9	ORGE	ORGE ENERJI ELEKTIRIK
4	IHEVA	IHLAS EV ALETLERI	10	PRKME	PARK ELEK.MADENCILIK
5	KOZAL	KOZA ALTIN	11	YYLGD	YAYLA GIDA
6	KRVNGD	KERVAN GIDA			

### ***Örneklem***

- 2024:Q1-2025:Q1 döneminde XUGRA içerisinde sürekli işlem gören tüm şirketlerden finansal olmayan şirketler örnekleme yöntemiyle seçilmiştir.
- Zaman Aralığı: Veri toplama 2024 yılı dört çeyreklik dönem ile 2025 yılı ilk çeyreği boyunca gerçekleşecektir.

### **3.3. Veri Toplama Araçları ve Teknikleri**

#### ***Veri Toplama Araçları***

- Veriler Finnet Hisse Expert platformundan elde edilmiştir.

### **3.4. Verilerin Analizi**

Veri analizi şu şekilde gerçekleştirilecektir.

- LOPCOW Yöntemi: Toplanan veriler üzerinden her finansal göstergenin objektif ağırlıkları, LOPCOW yöntemi ile belirlenecektir.
- MARCOS, CoCoSo ve COPELAND Yöntemleri: Elde edilen ağırlıklar doğrultusunda, MARCOS, CoCoSo ve COPELAND yöntemleri uygulanarak şirketlerin dönemsel performans sıralamaları oluşturulacaktır ve ardından karşılaştırmaları yapılacaktır. Bu yaklaşımlar farklı perspektiflerden oluşan sonuçların karşılaştırılmasına olanak tanır.

### **3.5. Sınırlamalar ve Gelecek Çalışmalar**

#### ***Sınırlamalar***

- Çalışmada 2024:Q1-2025:Q1 döneminde XUGRA içerisinde sürekli işlem gören finansal olmayan şirketler ele alınmıştır. Bu durum, bazı sektörlerdeki veya ölçeklerdeki şirketlerin temsil edilmemesine yol açabilir.

#### ***Gelecek Çalışmalar***

- Sonuçların daha geniş veri setleri, farklı dönemler veya alternatif ÇKKV yöntemleri kullanılarak incelenmesi önerilebilir. Ayrıca, panel veri analizi

veya zaman serisi modellemesi gibi ek analiz tekniklerinin çalışmaya entegrasyonu, dönemsel deęişimlerin daha derinlemesine incelenmesini sağlayabilir.

## 4. BULGULAR VE YORUMLAR

Bu bölümde, çalışmanın amaçları doğrultusunda 2024:Q1-2025:Q1 döneminde XUGRA içerisinde sürekli işlem gören ve finansal olmayan 11 şirketin finansal performanslarının ÇKKV yöntemleri aracılığıyla değerlendirilmesine ilişkin bulgulara yer verilmiştir.

Analiz sürecinde ilk olarak, sekiz temel finansal göstereye ilişkin verilerden oluşan karar matrisi hazırlanmış, ardından kriter ağırlıklarının nesnel biçimde belirlenmesi amacıyla LOPCOW yöntemi uygulanmıştır. Bu yöntemle elde edilen ağırlıklar, sonraki adımlarda MARCOS ve CoCoSo sıralama yöntemlerine temel olarak kullanılmıştır. Her iki sıralama yönteminden elde edilen sonuçlar karşılaştırılmış ve nihai sıralama COPELAND yöntemi ile belirlenmiştir.

Elde edilen bulgular sayesinde şirketlerin finansal performansları hem farklı yöntemlerle ölçülmüş hem de bu yöntemlerin ortaya koyduğu sıralamalar sistematik biçimde bir araya getirilerek nihai bir değerlendirme elde edilmiştir.

Aşağıdaki alt bölümlerde sırasıyla LOPCOW yöntemi ile elde edilen kriter ağırlıkları, MARCOS ve CoCoSo yöntemleri ile gerçekleştirilen sıralama sonuçları ve son olarak COPELAND yöntemiyle yapılan karşılaştırmalı değerlendirme sonuçları sunulacaktır.

### 4.1. LOPCOW Yöntemi ile Ağırlıklandırma Sonuçları

Bu çalışmada, finansal performans değerlendirmesinde kullanılan kriterlerin ağırlık düzeylerini nesnel olarak belirlemek amacıyla LOPCOW yöntemi uygulanmıştır. LOPCOW yöntemi, kriter değerleri arasındaki logaritmik değişiklikleri esas alarak her bir kriterin taşıdığı bilgi yoğunluğuna dayalı olarak ağırlıkları hesaplar. Bu sayede, öznellikten uzak, tamamen veri odaklı bir ağırlık yapısı elde edilir.

LOPCOW yöntemi negatifverilerin analiz edilmesine imkân sağlamaktadır ve adımları şu şekildedir (Ecer ve Pamucar, 2022).

**Adım 1:** Karar Matrisinin Tanımı

$$X = [x_{ij}]_{m \times n} \quad (1)$$

- $x_{ij}$ : (i.) alternatifin (j.) kritere ilişkin değeri
- m: alternatif sayısı
- n: kriter sayısı

**Adım 2:** Normalize Edilmiş Karar Matrisinin Hesaplanması

- Fayda Kriteri (Daha büyük daha iyidir)

$$r_{ij} = \frac{x_{ij}}{\max(x_{ij})} \quad (2)$$

- Maliyet Kriteri (Daha küçük daha iyidir)

$$r_{ij} = \frac{\min(x_{ij})}{x_{ij}} \quad (3)$$

**Adım 3:** Logaritmik Yüzde Değişim Matrisinin Hesaplanması

- Logaritmik Yüzde Değişim:

$$l_{ij} = |\log_{10}(r_{ij})| \quad (4)$$

- Değişim Matrisi Gösterimi:

$$L = [l_{ij}] \quad (5)$$

**Adım 4:** Bilgi İçeriği Hesabı

- Her kriter için bilgi içeriği toplamı:

$$I_j = \sum_{i=1}^m l_{ij} \quad (6)$$

**Adım 5:** Kriter Ağırlıklarının Hesaplanması

- LOPCOW ağırlığı formülü:

$$w_j = \frac{I_j}{\sum_{j=1}^n I_j} \quad (7)$$

Çalışma kapsamında, 2024:Q1-2025:Q1 döneminde XUGRA içerisinde sürekli işlem gören ve finansal olmayan 11 şirkete ait sekiz temel finansal kriter incelenmiştir.

ÇKKV yöntemlerinin temel girdilerinden olan kriter ağırlıklarını tespit etmek amacıyla, verinin içsel yapısını temel alan objektif bir ağırlıklandırma yaklaşımı olan LOPCOW yöntemi kullanılmıştır. LOPCOW yönteminin temel varsayımı, karar matrisindeki alternatifler (şirketler) arasında daha yüksek bir standart sapma değeri sergileyen daha geniş bir aralığa yayılan kriterlerin, alternatifleri birbirinden ayırtmada daha fazla ayırt etme gücene sahip olmasıdır. Daha geniş aralığa yayılan kriterlere daha yüksek ağırlıklar atanır. LOPCOW yöntemi, özneliği ortadan kaldırarak, tamamen veriye dayalı ve tarafsız bir ağırlıklandırma sağlar.

LOPCOW yöntemi ile 2024 yılının ilk çeyreğinden 2025'in ilk çeyreğine uzanan beş çeyreklik periyot için şirketlerin kriterlerinin ağırlıkları hesaplanmıştır. Ağırlıkların her bir çeyrek için yeniden hesaplanması, piyasaların ve şirket performanslarının değişken yapısını tez çalışmasına dahil etme olanağı tanımıştır. Bu yaklaşım çalışmanın metodolojik gücünü artırmıştır. Tablo 4 ve Tablo 5'te 2024Q1 için LOPCOW yönteminin uygulama adımları sırası ile gösterilmiştir.

**Tablo 4. LOPCOW Yöntemi 2024Q1 Karar Matrisi Sonuçları**

Firma	K1	K2	K3	K4	K5	K6	K7	K8
CUSAN	6.873	-507	-1.559	106	0.00	221	21.154	300
EREGL	3.880	210	343	0.86	1.552	0.71	6.528	400
ESEN	3.337	732	1.454	0.73	736	0.59	6.605	400
IHEVA	2.913	-243	-334	0.65	0.00	0.69	4.110	600
KOZAL	1.238	-122	-142	198	10.706	323	1.412	600
KRVGD	5.264	0.60	147	0.95	1.784	149	12.051	500
KUYAS	1.442	159	190	256	26.927	321	1.687	800
NATEN	3.415	625	1.722	102	1.312	130	9.397	500
ORGE	3.611	730	1.186	197	1.642	348	5.652	600
PRKME	1.100	0.70	0.79	0.74	533	104	1.236	700
YYLGD	6.467	402	1.151	122	1.643	211	18.303	400

2024Q1 dönemi için Tablo 4’te LOPCOW yöntemi karar matrisi oluşturulmuş olup Tablo 5’te kriterlerin standart sapmaları ve ağırlıkları hesaplanmıştır.

**Tablo 5. LOPCOW Yöntemi 2024Q1 Standart Sapma ve Ağırlık Sonuçları**

<b>Kriter</b>	<b>Standart Sapma</b>	<b>LOPCOW Ağırlığı</b>
K1	1.971	0.107
K2	4.029	0.022
K3	9.446	0.051
K4	0.632	0.003
K5	8.086	0.438
K6	1.092	0.006
K7	6.718	0.364
K8	1.490	0.008

Tablo 4 ve Tablo 5’te LOPCOW yönteminin 2024Q1 dönemi için adımları gösterilmiştir. Tablo 5’te elde edilen ağırlık sonuçları temel alınarak MARCOS ve CoCoSo yöntemlerin uygulama adımları 2024Q1 dönemi üzerinde gösterilecektir. Tablo 6’da ise LOPCOW yönteminin tüm dönemler için ağırlıklandırma sonuçları detaylandırılmıştır.

**Tablo 6. LOPCOW Yöntemi 2024Q1-2025Q1 Dönemi Ağırlıklandırma Sonuçları**

<b>Dönem</b>	<b>K1</b>	<b>K2</b>	<b>K3</b>	<b>K4</b>	<b>K5</b>	<b>K6</b>	<b>K7</b>	<b>K8</b>
<b>2024Q1</b>	0.107	0.022	0.051	0.003	0.438	0.006	0.364	0.008
<b>2024Q2</b>	0.110	0.022	0.045	0.005	0.455	0.005	0.350	0.008
<b>2024Q3</b>	0.095	0.024	0.049	0.003	0.358	0.004	0.462	0.005
<b>2024Q4</b>	0.093	0.027	0.051	0.003	0.370	0.004	0.445	0.006
<b>2025Q1</b>	0.178	0.028	0.047	0.006	0.240	0.025	0.456	0.019

Tablo 6'daki ağırlıklandırma sonuçları, dönemler arasında belirli finansal göstergelerin önem derecesinde anlamlı değişimler olduğunu, ancak genel eğilimlerin tutarlılık gösterdiğini ortaya koymaktadır.

Ağırlıklandırma sonuçları, tüm dönemler boyunca iki ana temanın öne çıktığını göstermektedir: şirketlerin borçluluk yapısı ve piyasa temelli değerlemesi.

Fiyat/Kazanç (F/K) Oranının Etkisi: Tablo 6'da görüldüğü üzere, F/K oranı, özellikle 2024 yılının ilk yarısında en belirleyici kriter olarak ortaya çıkmaktadır. 2024Q1 ve 2024Q2 dönemlerinde sırasıyla 0.438 ve 0.455 gibi oldukça yüksek ağırlık değerleri almıştır. Bu ağırlıklar, ağırlıklandırma sonuçlarının yaklaşık %44-45'ini tek başına oluşturduğunu göstermektedir. Oluşan bu ağırlık ortalamaları, ilgili dönemlerde işlem gören şirketlerin piyasa değerleri ile hisse başına kazançları arasında büyük bir ayrışma yaşandığını ortaya koymaktadır.

Borç/Özsermaye Oranının Artan Önemi: Yılın ikinci yarısına gelindiğinde kriterlerin etki gücünde belirgin bir değişim gözlemlenmektedir. Borç/Özsermaye oranı, 2024Q3 (0.462), 2024Q4 (0.445) ve 2025Q1 (0.456) dönemlerinde en baskın kriter haline gelmiştir. Yıl ilerledikçe şirketler arasında meydana gelen farklılığın, sermaye yapısı tercihlerinden ve borç yönetimi stratejilerinden kaynaklandığını göstermektedir. Elde edilen bu veriler firmaların birbirinden çok farklı risk profillerine ve finansal yapılaraya sahip olduğunu ortaya koymaktadır. Elde edilen verilerden Finansal Kaldıraç Oranı'nın da genellikle en etkili ikinci veya üçüncü kriter olarak öne çıktığını (örneğin, 2025Q1 döneminde 0.178 ağırlık ile) göstermektedir.

ROA ve ROE gibi temel kârlılık rasyoları, bu çalışmada daha az ağırlıklara sahip olmuşlardır. Tablo 6'dan izlenebileceği gibi, ROE kriterinin ağırlığı 0.045 ile 0.051 arasında dar bir aralıkta kalmıştır. İncelenen şirketlerin kârlılık performanslarındaki değişkenliğin, borçluluk ve piyasa değeri verileri kadar keskin olmadığını göstermektedir. Karlılık oranları önemli olmakla birlikte, çalışmada incelenen şirketler üzerinde birbirinden ayırtırmada daha sınırlı bir rol oynamıştır.

Tobin's Q, PD/DD ve Piotroski F-Skoru kriterlerinin, istisnasız olarak tüm dönemlerde en düşük ağırlık değerlerini aldığı Tablo 6'da açıkça görülmektedir. Tobin's Q kriterinin ağırlığı hiçbir dönemde 0.006'yı geçmemiştir. Çalışmadaki şirketlerin Tobin's Q, PD/DD oranları ve Piotroski F-Skoru açısından önemli bir değişkenlik göstermediği görülmektedir. Bu kriterlerdeki standart sapmanın düşük

olması, onların ÇKKV yöntemleri içerisinde alternatifleri sıralamada çok az ayırt edici bilgi sunduğu anlamına gelmektedir.

LOPCOW yöntemiyle yapılan objektif ağırlıklandırma, bu tez çalışmasında kullanılan ÇKKV yöntemlerinin temelini oluşturmaktadır. Sonraki bölümlerde sunulacak olan şirket sıralamalarının, büyük ölçüde firmaların borçluluk seviyeleri ve piyasa tarafından F/K oranı üzerinden yapılan değerlemeleri ekseninde şekilleneceğini göstermiştir. Bu sıralamaların hangi finansal dinamiklere duyarlı olduğunu anlamak için kritik bir bulgudur. Elde edilen verilerin kendi yapılarına dayanarak ve araştırmacı müdahalesini en aza indirerek elde edilen bu ağırlıklar, çalışmanın sonuçlarının geçerliliği ve güvenilirliği açısından önem taşımaktadır.

#### **4.1.1. LOPCOW Yöntemi Sonuçlarının Literatür ile Karşılaştırılması**

Çalışmada elde edilen bulgular, mevcut literatür bağlamında değerlendirildiğinde anlam kazanmaktadır. LOPCOW yöntemiyle elde edilen kriter ağırlıkları, yapılmış güncel çalışmaların bulgularıyla karşılaştırılarak paralellikler ve farklılıklar ile sonuçlarımızın özgünlüğü ve literatüre katkısı tartışılacaktır.

Özekenci (2024) tarafından yapılan çalışma, BIST enerji firmalarının 2022 yılı finansal performanslarını LOPCOW ve CRITIC yöntemleriyle ağırlıklandırıp CoCoSo yöntemiyle sıralayarak incelemiştir. Çalışmamızla Özekenci'nin (2024) çalışması arasında metodolojik bir benzerlik bulunmaktadır. İki çalışmada da objektif bir ağırlıklandırma yöntemi olarak LOPCOW ve bir sıralama yöntemi olarak CoCoSo kullanılmıştır. Bu durum, LOPCOW-CoCoSo modelinin, farklı sektörlerde ve farklı zaman dilimlerinde finansal performans ölçümü için geçerli ve güvenilir bir çerçeve sunduğunu teyit etmektedir. Özekenci'nin (2024) çalışmasında belirli enerji şirketlerinin öne çıkması, o sektörün kendine özgü dinamiklerinden ve yapısından kaynaklanan kriter ağırlıklarının bir sonucudur. Çalışmamızda ise Borç/Özsermaye ve F/K gibi borçluluk ve piyasa değeri verilerinin baskın çıkması, örneklemimizin farklı endüstri işletmelerini kapsamaması ve incelenen 2024-2025 döneminin piyasa koşullarından kaynaklanan farklılıkları ortaya koymaktadır.

Asker (2024), 6 Şubat depremlerinin deprem bölgesindeki BIST şirketleri üzerindeki etkisini LOPCOW tabanlı COBRA yöntemiyle analiz etmiştir. Bu çalışma, çalışmamızla iki noktada kesişmektedir. İlk olarak, Asker (2024) de LOPCOW

yöntemini objektif ağırlıklandırma için temel olarak bu yöntemin Türkiye'deki finans literatüründe artan kabulünü göstermektedir. İkinci olarak, Asker'in (2024) çalışması LOPCOW yönteminin, deprem gibi büyük bir ekonomik ve sosyal şokun yarattığı olağanüstü koşullar altında dahi, finansal verideki değişkenliği başarılı bir şekilde yakalayarak anlamlı ağırlıklar üretebildiğini kanıtlaması bakımından kritik bir değere sahiptir. Çalışmamız ise daha stabil ve normal kabul edilebilecek bir ekonomik yapıdaki (2024-2025) finansal performansı incelemektedir. Asker'in (2024) bulgularıyla bizim bulgularımız arasındaki farklılıklar, LOPCOW yönteminin farklı ekonomik dönemler (kriz dönemi ile normal dönem) arasındaki ayırt edici gücünü ve esnekliğini göstermektedir. Kriz döneminde likidite ve operasyonel verimlilik kriterleri öne çıkarken, çalışmamızda borçluluk ve yatırımcı beklentileri (F/K) gibi yapısal faktörlerin baskın olması bu durumu ortaya koymaktadır.

Yavuz (2025) tarafından özel sermayeli mevduat bankaları üzerine yapılan çalışma ise LOPCOW yönteminin uygulama alanının ne kadar geniş olabileceğini göstermesi açısından dikkat çekicidir. Yavuz (2025), yöntemi finansal olmayan performans kriterlerini (müşteri memnuniyeti, dijitalleşme seviyesi, şube ağı vb.) ağırlıklandırmak için kullanmıştır. Çalışmamız ile temel ortaklığı, her ikisinin de LOPCOW yönteminin objektifliğine dayanmasıdır. Yavuz'un (2025) çalışması, LOPCOW yönteminin sadece nicel finansal verilere dayalı olmadığını aynı zamanda nitel veya sayısal olmayan verilerle de başarıyla uygulanabildiğini göstermesi açısından bizim çalışmamızdan ayrılmaktadır ve bu durum LOPCOW yönteminin çok yönlülüğünü kanıtlamaktadır. Çalışmamızda LOPCOW yöntemi kullanarak finansal kriterlere atadığımız ağırlıkların temelini ne kadar sağlam ve farklı alanlarda da test edilmiş bir yaklaşıma dayandığını desteklemektedir.

İncelenen üç güncel çalışma bir bütün olarak değerlendirildiğinde, LOPCOW yönteminin, Türkiye'deki finans ve işletme literatüründe, farklı sektörler (enerji, sanayi, bankacılık), farklı veri türleri (finansal, finansal olmayan) ve farklı ekonomik koşullar (kriz, normal dönem) için objektif ağırlıklandırma sağlamada giderek daha fazla kabul gören ve tercih edilen bir yöntem haline geldiğini açıkça göstermektedir.

İncelenen çalışmalar 2022-2023 dönemine odaklanırken, bizim çalışmamız 2024-2025 dönemini analiz ederek daha güncel bir perspektif sunmaktadır.

Çalışmamız, LOPCOW yöntemini sadece tek bir sıralama yöntemiyle değil, MARCOS ve CoCoSo gibi iki farklı yöntemle entegre edip, sonuçları COPELAND yöntemi ile sentezleyerek daha kapsamlı ve daha sağlam bir çerçeve kullanmaktadır.

Çalışmamızda Borç/Özsermaye ve F/K oranlarının, incelenen dönemde şirketleri ayrıştırmada en baskın faktörler olarak tespit edilmesi, mevcut ekonomik süreçte karar vericilere ilişkin önemli bir katkı sunmaktadır.

Çalışmamızda tercih edilen LOPCOW ağırlıklandırma yöntemi, literatürdeki benzer çalışmalarla paralellik göstermekte, ancak incelediği farklı dönem ve kullandığı model ile özgün ve literatürü tamamlayıcı sonuçlar ortaya koymaktadır.

#### 4.2. MARCOS Yöntemi ile Sıralama Sonuçları

Bu çalışmada, XUGRA içerisinde sürekli işlem gören 11 firmanın finansal performanslarının nesnel olarak karşılaştırılabilmesi amacıyla MARCOS yöntemi uygulanmıştır. Yöntem, her finansal kriter için belirlenen ideal ( $K_i^+$ ) ve anti-ideal ( $K_i^-$ ) referans noktalarına göre normalize edilmiş performans skorları ( $S_i$ ) hesaplayıp, bu skorlar üzerinden genel performans indeksi ( $Q_i$ ) elde etmeyi esas almaktadır. Böylece firmaların elde ettikleri ( $Q_i$ ) değerleri temelinde sıralamaları sağlanmakta, dönemsel performans trendleri detaylıca analiz edilebilmektedir. Yöntemin adımları aşağıda verilmiştir (Stević vd., 2022).

##### *Adım 1:* Karar Matrisi

- Karar matrisi, n alternatif ve m kriterden oluşur:

$$X = [x_{ij}]_{n \times m} \quad (8)$$

- (i.) alternatifinin (j.) kriterine ait değeri

##### *Adım 2:* İdeal ve Anti-ideal Değerlerin Belirlenmesi

- Fayda kriterleri için:

$$x_j^+ = \max_i x_{ij}, \quad x_j^- = \min_i x_{ij} \quad (9)$$

- Maliyet kriterleri için:

$$x_j^+ = \min_i x_{ij}, \quad x_j^- = \max_i x_{ij} \quad (10)$$

**Adım 3:** Normalize Edilmiş Genişletilmiş Karar Matrisi

- Fayda kriterleri için:

$$n_{ij} = \frac{x_{ij}}{x_j^+} \quad (11)$$

- Maliyet kriterleri için:

$$n_{ij} = \frac{x_j^-}{x_{ij}} \quad (12)$$

**Adım 4:** Ağırlıklı Normalize Matris

- Ağırlıklı normalize değer:

$$v_{ij} = w_j \cdot n_{ij} \quad (13)$$

- Matris biçiminde:

$$V^* = N^* \cdot \text{diag}(w_j) \quad (14)$$

**Adım 5:** Yardımcı Değerlerin Hesaplanması

- Her alternatif için toplam ağırlıklı skor (yardımcı değer):

$$S_i = \sum_{j=1}^m v_{ij} \quad (15)$$

**Adım 6:** Fayda Fonksiyonu

- Alternatiflerin ideal ve anti-ideal çözüme göre yakınlık dereceleri:

$$K_i^- = \frac{S_i}{S^-}, \quad K_i^+ = \frac{S_i}{S^+} \quad (16)$$

**Adım 7:** Sıralama

- Alternatifler, ideal çözüme (veya hem ideal hem anti-ideal) yakınlıklarına göre sıralanır. Genellikle  $K_i^+$  kullanılarak yapılır.

LOPCOW yöntemiyle elde edilen objektif kriter ağırlıkları, bu bölümde şirketlerin finansal performanslarını bütünsel olarak sıralamak amacıyla MARCOS yöntemine entegre edilmiştir. MARCOS yöntemi, alternatiflerin performansını ideal ve anti-ideal çözümlere olan uzaklıklarına göre değerlendiren bir uzlaşma çözümü yaklaşımıdır. Yöntem, her bir alternatif için ideal ve anti-ideal çözümlere göre fayda derecelerini hesaplar ve bu dereceleri bir fayda fonksiyonunda birleştirerek nihai bir

sıralama skoru ( $Q_i$ ) elde eder. Bu skor, bir alternatifin en iyi çözüme ne kadar yakın, en kötü çözüme ise ne kadar uzak olduğunu gösteren bütünleşik bir performans ölçütüdür.

Tablo 7-10 aralığında 2024Q1 için MARCOS yönteminin uygulama adımları sırası ile gösterilmiştir.

**Tablo 7. MARCOS Yöntemi 2024Q1 İdeal ve Anti-İdeal Sonuçları**

Kriter	İdeal (AI)	Anti-İdeal (AAI)
<b>K1</b>	1.100	6.873
<b>K2</b>	732	-5.070
<b>K3</b>	1.722	-1.559
<b>K4</b>	256	0.650
<b>K5</b>	0.00	2.693
<b>K6</b>	0.59	348
<b>K7</b>	1.236	2.115
<b>K8</b>	800	300

Tablo 7’de MARCOS yöntemi ile 2024Q1 döneminin ideal ve anti-ideal sonuçları gösterilmiştir ve Tablo 8’de MARCOS yöntemi ile 2024Q1 döneminin normalize karar matrisi gösterilecektir. Tablo 9 ve Tablo 10’da sırasıyla ağırlıklandırılmış karar matrisi ve MARCOS sonuçları gösterilecektir.

**Tablo 8. MARCOS Yöntemi 2024Q1 Normalize Karar Matrisi**

Firma	K1	K2	K3	K4	K5	K6	K7	K8
<b>CUSAN</b>	0.160	-0.693	-0.904	0.414	1.000	0.267	0.058	0.375
<b>EREGL</b>	0.284	0.287	0.199	0.336	0.000	0.831	0.189	0.500
<b>ESEN</b>	0.330	1.000	0.844	0.285	0.000	1.000	0.187	0.500

**Tablo 8-devamı**

<b>IHEVA</b>	0.378	-0.332	-0.194	0.254	1.000	0.855	0.301	0.750
--------------	-------	--------	--------	-------	-------	-------	-------	-------

<b>KOZAL</b>	0.889	-0.167	-0.081	0.773	0.000	0.183	0.875	0.750
<b>KRVGD</b>	0.209	0.082	0.085	0.371	0.000	0.396	0.103	0.625
<b>KUYAS</b>	0.763	0.217	0.110	1.000	0.000	0.184	0.733	1.000
<b>NATEN</b>	0.322	0.854	1.000	0.398	0.000	0.454	0.132	0.625
<b>ORGE</b>	0.305	0.997	0.689	0.770	0.000	0.170	0.219	0.750
<b>PRKME</b>	1.000	0.096	0.046	0.289	0.000	0.567	1.000	0.875
<b>YYLGD</b>	0.170	0.549	0.668	0.477	0.000	0.280	0.068	0.500

Tablo 8’de MARCOS yönteminin 2024Q1 dönemi için normalize karar matrisi elde edilmiştir.

**Tablo 9. MARCOS Yöntemi 2024Q1 Ağırlıklandırılmış Karar Matrisi**

<b>Firma</b>	<b>K1</b>	<b>K2</b>	<b>K3</b>	<b>K4</b>	<b>K5</b>	<b>K6</b>	<b>K7</b>	<b>K8</b>
<b>CUSAN</b>	0.017	-0.015	-0.046	0.001	0.438	0.002	0.021	0.003
<b>EREGL</b>	0.030	0.006	0.010	0.001	0.000	0.005	0.069	0.004
<b>ESEN</b>	0.035	0.022	0.043	0.001	0.000	0.006	0.068	0.004
<b>IHEVA</b>	0.040	-0.007	-0.010	0.001	0.438	0.005	0.110	0.006
<b>KOZAL</b>	0.095	-0.002	-0.004	0.003	0.000	0.001	0.319	0.006
<b>KRVGD</b>	0.022	0.002	0.004	0.001	0.000	0.002	0.037	0.005
<b>KUYAS</b>	0.082	0.005	0.006	0.003	0.000	0.001	0.267	0.008
<b>NATEN</b>	0.034	0.019	0.051	0.001	0.000	0.003	0.048	0.005
<b>ORGE</b>	0.033	0.022	0.035	0.003	0.000	0.001	0.080	0.006
<b>PRKME</b>	0.107	0.002	0.002	0.001	0.000	0.003	0.364	0.007
<b>YYLGD</b>	0.018	0.012	0.034	0.002	0.000	0.002	0.025	0.004

Tablo 9’den elde edilen veriler sayesinde Tablo 10’da 2024Q1 dönemi için MARCOS yöntemi skorları ve sıralmaları elde edilecektir.

**Tablo 10. MARCOS Yöntemi 2024Q1 Skor ve Sıralamalar**

<b>Firma</b>	<b>S<sub>i</sub></b>	<b>K<sub>i</sub><sup>+</sup></b>	<b>K<sub>i</sub><sup>-</sup></b>	<b>Performans Skoru (Q<sub>i</sub>)</b>	<b>Sıra</b>
<b>CUSAN</b>	0.421	0.421	-2.313	-2.271	<b>9</b>
<b>EREGL</b>	0.126	0.126	-6.910	-0.678	<b>3</b>
<b>ESEN</b>	0.179	0.179	-9.852	-0.967	<b>6</b>
<b>IHEVA</b>	0.583	0.583	-3.202	-3.143	<b>11</b>
<b>KOZAL</b>	0.416	0.416	-2.282	-2.241	<b>8</b>
<b>KRVGD</b>	0.075	0.075	-4.091	-0.401	<b>1</b>
<b>KUYAS</b>	0.371	0.371	-2.039	-2.002	<b>7</b>
<b>NATEN</b>	0.161	0.161	-8.857	-0.869	<b>4</b>
<b>ORGE</b>	0.179	0.179	-9.827	-0.964	<b>5</b>
<b>PRKME</b>	0.487	0.487	-2.674	-2.625	<b>10</b>
<b>YYLGD</b>	0.096	0.096	-5.289	-0.519	<b>2</b>

Tablo 10’da 2024Q1 döneminin sonuçları gösterilmiştir. Çalışmamızın COPELAND bölümünde 2024Q1 dönemi için yapılacak olan COPELAND yöntemi aşamalarının gösterileceği analizde Tablo 10’da yer alan veriler kullanılacaktır.

Tablo 11’de her bir çeyrek dönem için MARCOS analizi ile elde edilen nihai performans skorları ve bu skorlara dayalı olarak oluşturulan sıralamalar özetlenecektir.

**Tablo 11. MARCOS Yöntemi ile Hesaplanan Sıralama Sonuçları**

<b>Firma</b>	<b>Dönem</b>	<b>S<sub>i</sub></b>	<b>K<sub>i</sub><sup>+</sup></b>	<b>K<sub>i</sub><sup>-</sup></b>	<b>(Q<sub>i</sub>)</b>	<b>Sıra</b>
<b>CUSAN</b>	2024Q1	0.421	0.421	-2.313	-2.271	<b>9</b>
<b>EREGL</b>	2024Q1	0.125	0.125	-6.910	-0.678	<b>3</b>
<b>ESEN</b>	2024Q1	0.179	0.179	-9.852	-0.967	<b>6</b>
<b>IHEVA</b>	2024Q1	0.583	0.583	-3.202	-3.143	<b>11</b>
<b>KOZAL</b>	2024Q1	0.415	0.415	-2.282	-2.241	<b>8</b>

**Tablo 11-devamı**

<b>KRVGD</b>	2024Q1	0.074	0.074	-4.091	-0.401	<b>1</b>
<b>KUYAS</b>	2024Q1	0.371	0.371	-2.039	-2.002	<b>7</b>
<b>NATEN</b>	2024Q1	0.161	0.161	-8.857	-0.869	<b>4</b>
<b>ORGE</b>	2024Q1	0.179	0.179	-9.827	-0.964	<b>5</b>

<b>PRKME</b>	2024Q1	0.487	0.487	-2.674	-2.625	<b>10</b>
<b>YYLGD</b>	2024Q1	0.0963	0.0963	-5.289	-0.519	<b>2</b>
<b>CUSAN</b>	2024Q2	0.464	0.464	2.073	2.119	<b>4</b>
<b>EREGL</b>	2024Q2	0.130	0.130	0.584	0.597	<b>9</b>
<b>ESEN</b>	2024Q2	0.185	0.185	0.829	0.848	<b>6</b>
<b>IHEVA</b>	2024Q2	0.592	0.592	2.643	2.702	<b>2</b>
<b>KOZAL</b>	2024Q2	0.914	0.914	4.084	4.175	<b>1</b>
<b>KRVGD</b>	2024Q2	0.075	0.075	0.337	0.345	<b>11</b>
<b>KUYAS</b>	2024Q2	0.394	0.394	1.761	1.800	<b>5</b>
<b>NATEN</b>	2024Q2	0.164	0.164	0.735	0.751	<b>8</b>
<b>ORGE</b>	2024Q2	0.185	0.185	0.828	0.846	<b>7</b>
<b>PRKME</b>	2024Q2	0.485	0.485	2.169	2.217	<b>3</b>
<b>YYLGD</b>	2024Q2	0.098	0.098	0.437	0.447	<b>10</b>
<b>CUSAN</b>	2024Q3	0.324	0.324	-2.337	-2.305	<b>7</b>
<b>EREGL</b>	2024Q3	0.153	0.153	-1.110	-1.094	<b>3</b>
<b>ESEN</b>	2024Q3	0.196	0.196	-1.414	-1.394	<b>5</b>
<b>IHEVA</b>	2024Q3	0.522	0.522	-3.767	-3.715	<b>9</b>
<b>KOZAL</b>	2024Q3	0.923	0.923	-6.662	-6.569	<b>11</b>
<b>KRVGD</b>	2024Q3	0.083	0.083	-0.599	-0.591	<b>1</b>
<b>KUYAS</b>	2024Q3	0.477	0.477	-3.441	-3.393	<b>8</b>
<b>NATEN</b>	2024Q3	0.169	0.169	-1.221	-1.204	<b>4</b>
<b>ORGE</b>	2024Q3	0.203	0.203	-1.468	-1.447	<b>6</b>
<b>PRKME</b>	2024Q3	0.594	0.594	-4.283	-4.224	<b>10</b>
<b>YYLGD</b>	2024Q3	0.100	0.100	-0.726	-0.716	<b>2</b>
<b>CUSAN</b>	2024Q4	0.305	0.305	-1.073	-1.042	<b>7</b>
<b>EREGL</b>	2024Q4	0.149	0.149	-0.525	-0.510	<b>3</b>
<b>ESEN</b>	2024Q4	0.193	0.193	-0.680	-0.661	<b>5</b>
<b>IHEVA</b>	2024Q4	0.505	0.505	-1.778	-1.728	<b>9</b>
<b>KOZAL</b>	2024Q4	0.876	0.876	-3.083	-2.995	<b>11</b>
<b>KRVGD</b>	2024Q4	0.079	0.079	-0.280	-0.272	<b>1</b>
<b>KUYAS</b>	2024Q4	0.445	0.445	-1.565	-1.521	<b>8</b>
<b>NATEN</b>	2024Q4	0.169	0.169	-0.596	-0.579	<b>4</b>
<b>ORGE</b>	2024Q4	0.198	0.198	-0.697	-0.677	<b>6</b>
<b>PRKME</b>	2024Q4	0.595	0.595	-2.094	-2.034	<b>10</b>
<b>YYLGD</b>	2024Q4	0.102	0.102	-0.361	-0.350	<b>2</b>

**Tablo 11-devamı**

<b>CUSAN</b>	2025Q1	0.464	0.464	-4.413	-4.367	<b>9</b>
<b>EREGL</b>	2025Q1	0.041	0.041	-0.396	-0.392	<b>4</b>
<b>ESEN</b>	2025Q1	0.091	0.091	-0.868	-0.858	<b>7</b>
<b>IHEVA</b>	2025Q1	0.469	0.469	-4.462	-4.415	<b>10</b>

<b>KOZAL</b>	2025Q1	0.478	0.478	-4.551	-4.503	<b>11</b>
<b>KRVGD</b>	2025Q1	0.025	0.025	-0.241	-0.239	<b>2</b>
<b>KUYAS</b>	2025Q1	0.034	0.034	-0.331	-0.327	<b>3</b>
<b>NATEN</b>	2025Q1	0.096	0.096	-0.915	-0.906	<b>8</b>
<b>ORGE</b>	2025Q1	0.084	0.084	-0.806	-0.797	<b>6</b>
<b>PRKME</b>	2025Q1	0.023	0.023	-0.221	-0.219	<b>1</b>
<b>YYLGD</b>	2025Q1	0.070	0.070	-0.665	-0.658	<b>5</b>

Tablo 11'de sunulan MARCOS sıralama sonuçları, şirketlerin finansal performanslarının dönemler arasında önemli ölçüde değişkenlik gösterdiğini ortaya koymaktadır. Bu değişkenlik, hem şirketlerin kendi içsel performanslarındaki değişimlerden hem de LOPCOW ile belirlenen kriter ağırlıklarının dönemden döneme farklılaşmasından kaynaklanmaktadır.

MARCOS yöntemi ile elde edilen sıralama sonuçları, hiçbir şirketin tüm dönemler boyunca liderliğini koruyamadığını göstermektedir. Bu durum, incelenen sektörlerdeki rekabetin ve piyasa koşullarının etkisini yansıtmaktadır.

KRVGD firması, 2024Q1, 2024Q3 ve 2024Q4 olmak üzere üç farklı dönemde en yüksek performansı sergileyerek birinci sırada yer almıştır. Bu tutarlılık, şirketin özellikle borçluluk ve F/K gibi yüksek ağırlıklı kriterlerde rakiplerine göre genellikle daha iyi bir konumda olduğuna işaret etmektedir. Ancak, aynı şirketin 2024Q2 döneminde 11. sıraya gerilemesi, o döneme özgü koşullarda veya veri setinde yaşanan bir değişimle performansının göreceli olarak düştüğünü göstermektedir. Bu durum, tek bir dönemin sonucuna bakarak uzun vadeli çıkarımlar yapmanın yanıltıcı olabileceğini vurgulamaktadır.

KOZAL ve PRKME firmaları da sırasıyla 2024Q2 ve 2025Q1 dönemlerinde liderliği ele geçirmişlerdir. KOZAL'ın 2024Q2'de elde ettiği skor, diğer tüm şirket ve dönemlerden dramatik bir şekilde ayrılmaktadır. Bu yüksek skor, o dönemde KOZAL'ın özellikle yüksek ağırlığa sahip bir veya birden fazla kriterde (örneğin F/K oranı) diğer tüm şirketlerden istisnai olarak pozitif yönde ayrıştığını göstermektedir.

Çalışmamızda MARCOS yöntemi sıralamalarının temelini, LOPCOW yöntemi ile belirlenen objektif ağırlıklar oluşturmaktadır. Sıralama sonuçlarını bu ağırlıklar bağlamında yorumlamak, bulguların anlaşılmasını sağlayacaktır.

2024:Q1 ve 2024:Q2 dönemlerinde F/K oranının en baskın kriter olduğu gözlemlenmiştir. Bu dönemlerdeki sıralamalar, büyük ölçüde şirketlerin F/K oranları performansından etkilenmiştir.

2024:Q3 ve 2024:Q4 dönemlerinde Borç/Özsermaye oranının en yüksek ağırlığa sahip olması, bu dönemlerde sermaye yapısı daha sağlam olan ve borçluluk riski daha düşük olan şirketlerin sıralamada avantaj elde etmesine neden olmuştur. KRVGD'nin 2024Q3'te tekrar birinci sıraya yükselmesi, bu dönemde borçluluk verilerinde göreceli üstünlüğüne bağlanabilir.

Sıralamaların üst sıralarında bir dalgalanma gözlemlenirken, bazı şirketlerin istikrarlı bir şekilde alt sıralarda yer aldığı görülmektedir. CUSAN, PRKME ve IHEVA gibi şirketler, birçok dönemde sıralamanın ikinci bölümünde konumlanmıştır. Bu durum, bu şirketlerin yüksek ağırlıklı kriterler olan borçluluk ve piyasa değerlemesi gibi alanlarda, dönemler boyunca rakiplerine kıyasla sürekli olarak daha zayıf bir performans sergilediklerini düşündürmektedir.

MARCOS yöntemiyle elde edilen sıralamalar, LOPCOW yönteminden elde edilen objektif ağırlıklar temelinde, şirketlerin çok boyutlu finansal performanslarının dönemsel bir resmini sunmaktadır. Bulgular, finansal performans sıralamalarının statik olmadığını göstermektedir. Hem makroekonomik koşullara hem de şirkete özgü faktörlere bağlı olarak önemli ölçüde sıralamaların değişebileceğini MARCOS yöntemi sonuçları göstermiştir. Tek bir ÇKKV yönteminin sonuçlarına dayanarak kesin yargılara varmak yerine, farklı yöntemlerden elde edilen sonuçları birleştiren daha üst düzey bir analiz ihtiyacını ortaya çıkarmaktadır. Çalışmanın sonraki bölümlerinde CoCoSo yöntemi ile de benzer bir sıralama analizi yapılacak ve son olarak tüm bu sonuçlar COPELAND yöntemi ile sentezlenerek daha bütüncül ve sağlam bir nihai sıralama elde edilecektir.

#### **4.2.1. MARCOS Yöntemi Sonuçlarının Literatür ile Karşılaştırılması**

Bu bölümde MARCOS yöntemi ile elde edilen şirket performans sıralamaları, yöntemin literatürdeki uygulamalar ve bulgular ile karşılaştırılarak daha geniş bir bağlama oturtulmuştur. Bu karşılaştırma, MARCOS yönteminin esnekliğini, farklı sektör ve koşullardaki uygulanabilirliğini ve çalışmamızın bulgularının literatürdeki yerini göstermeyi amaçlamaktadır.

Akbulut (2025), Türkiye'deki sigorta sektörünün finansal performansını incelerken Gri Sistem Teorisi ile bütünleşik bir model (Grey PSI ve Grey MARCOS) kullanmıştır. Akbulut'un (2025) çalışması, MARCOS yönteminin belirsizlik veya eksik bilgi içeren veri setleriyle başa çıkabilmek için Gri Sistem Teorisi gibi ileri tekniklerle entegre edilebileceğini göstermesi açısından önemlidir. Çalışmamızda ise, şirketlerin kamuya açıkladığı kesin ve nicel finansal veriler temel alındığı için standart MARCOS yöntemi tercih edilmiştir. Bu iki çalışma bir arada değerlendirildiğinde, MARCOS yönteminin temel sıralama mantığının, hem kesin verilerle hem de belirsiz verilerle etkin bir şekilde çalışabildiği görülmektedir. Bu durum, yöntemin farklı veri tiplerine karşı gösterdiği esnekliği ve gücünü ortaya koymaktadır.

Işık vd. (2025) tarafından Pakistan'daki bankaların performansını değerlendiren çalışma, MARCOS yönteminin uluslararası alanda ve bankacılık gibi finansal yapısı farklı bir sektörde de geçerliliğe sahip olduğunu göstermektedir. Bu çalışmanın dikkat çekici yönü, ağırlıklandırma aşamasında bulanık mantık temelli F-LBWA ve F-LMAW gibi subjektif ve karmaşık yöntemleri kullanırken, sıralama aşamasında standart MARCOS yöntemini tercih etmesidir. Bu durum, MARCOS yönteminin temel sıralama mekanizmasının, farklı felsefelere sahip çeşitli ağırlıklandırma teknikleriyle uyumlu çalışabildiğini kanıtlamaktadır. Çalışmamızda objektif LOPCOW yöntemi ile elde edilen ağırlık sonuçlarıyla entegre edilen MARCOS yönteminin, Işık vd. (2025) tarafından yapılan çalışmada bulanık ağırlıklarla da başarılı sonuçlar vermesi, yöntemin sağlamlığına işaret etmektedir.

Asker ve Kılınç (2025) tarafından Asya hava yolu pazarı üzerine yapılan çalışma çalışmamızla en yüksek düzeyde benzerlik gösteren ve bulgularımızı doğrudan destekleyen bir nitelik taşımaktadır. Araştırmacılar, çalışmamızda olduğu gibi, LOPCOW yöntemi ile ağırlıklandırma ve MARCOS yöntemi ile sıralamadan oluşan bütünleşik bir model kullanmışlardır. COVID-19 pandemi krizinin etkilerini inceledikleri çalışmalarında, 2019'dan 2022'ye kadar her yıl farklı bir hava yolu şirketinin en iyi performansı sergilediğini tespit etmişlerdir. Bu bulgu, bizim çalışmamızın temel sonuçlarından birini doğrudan doğrulamaktadır. Finansal performans sıralamaları stabil değildir ve dönemsel koşullara bağlı olarak önemli ölçüde değişebilir. Pandemi gibi bir kriz döneminde her yıl farklı bir şirketin lider olması, bizim çalışmamızda daha stabil bir ekonomik dönemde dahi çeyrekten çeyreğe liderliğin değişmesi bulgumuzla paralellik göstermektedir. Bu durum, finansal

performansı değerlendirirken dönemsel analiz yapmanın kritik olduğunu vurgulamaktadır.

Literatürdeki bu güncel çalışmalar, MARCOS yönteminin farklı sektörlerde (sigortacılık, bankacılık, hava yolları), farklı coğrafyalarda (Türkiye, Pakistan, Asya), farklı ekonomik koşullarda (kriz, normal dönem) ve farklı veri türleri (kesin, gri, bulanık) ile etkin bir şekilde kullanılabilir esnek, sağlam ve çok yönlü bir ÇKKV yöntemi olduğunu kanıtlamaktadır.

Çalışmamızın MARCOS sonuçları, özellikle Asker ve Kılınç (2025) tarafından da teyit edildiği gibi, finansal değişimlerin dinamik doğasını başarılı bir şekilde yakalamıştır. Her ne kadar farklı yöntemler farklı sıralamalar üretse de MARCOS yönteminin ideal ve anti-ideal çözümlere dayalı mantığı, şirketlerin göreceli performanslarını değerlendirmede güçlü bir analitik çerçeve sunmuştur. Bu yöntemle elde edilen bulgular, bir sonraki aşamada CoCoSo yöntemi sonuçlarıyla karşılaştırılarak nihai bir sentez için temel oluşturacaktır.

### 4.3. CoCoSo Yöntemi ile Sıralama Sonuçları

Bu çalışmada, XUGRA içerisinde işlem gören 11 firmanın finansal performanslarının objektif ve karşılaştırılabilir biçimde sıralanması amacıyla CoCoSo yöntemi uygulanmıştır. CoCoSo yöntemi, her bir firmanın belirlenen finansal kriterler bazında elde ettiği normalize edilmiş performans göstergelerini (örneğin; K – S\_i1, L – S\_i2 ve O – C\_i3) bütünleştirerek, ağırlıklandırılmış genel performans skorunu (P) hesaplamaya dayanmaktadır. Elde edilen P değeri; firmanın ideal ve anti-ideal referans noktalarına olan yakınlığına göre belirlenmekte ve bu değer, firmaların kıyaslanması sonucunda elde edilen sıralama (Q) ile ifade edilmektedir. Yöntemin adımları aşağıda verilmiştir (Yazdani vd., 2019).

**Adım 1:** Karar Matrisi

$$X = [x_{ij}]_{m \times n} \quad (17)$$

**Adım 2:** Normalize Edilmiş Karar Matrisi

- Faydacı Kriterler (daha büyük daha iyi):

$$r_{ij} = \frac{x_{ij}}{\max_i x_{ij}} \quad (18)$$

- Maliyet Kriterleri (daha küçük daha iyi):

$$r_{ij} = \frac{\min_i x_{ij}}{x_{ij}} \quad (19)$$

**Adım 3:** Ağırlıklı Normalize Matris

$$v_{ij} = r_{ij} \cdot w_j \quad (20)$$

**Adım 4:**  $S_i$  Değerlerinin Hesaplanması

- Toplam (Aritmetik Ortalama) Skor:

$$S_i^{(1)} = \sum_{j=1}^n v_{ij} \quad (21)$$

- Çarpımsal (Geometrik Ortalama) Skor:

$$S_i^{(2)} = \prod_{j=1}^n v_{ij}^{w_j} \quad (22)$$

**Adım 5:** Karma İndekslerin Hesaplanması

- Kompozit İndeks 1:

$$C_i^{(1)} = \frac{S_i^{(1)}}{\max_i S_i^{(1)}} + \frac{S_i^{(2)}}{\max_i S_i^{(2)}} \quad (23)$$

- Kompozit İndeks 2:

$$C_i^{(2)} = \frac{S_i^{(1)}}{S^{(1)}} + \frac{S_i^{(2)}}{S^{(2)}} \quad (24)$$

- Ek ortalama formülleri:

$$\overline{S}^{(1)} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m S_i^{(1)} \quad (25)$$

$$\overline{S}^{(2)} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m S_i^{(2)} \quad (26)$$

- Kompozit İndeks (Genel Formül) 3:

$$C_i^{(3)} = \lambda \cdot \frac{S_i^{(1)}}{\max_i S_i^{(1)}} + (1 - \lambda) \cdot \frac{S_i^{(2)}}{\max_i S_i^{(2)}} \quad (27)$$

#### **Adım 6:** Alternatiflerin Sıralanması

- Alternatifler  $C_i^{(3)}$  değerlerine göre büyükten küçüğe sıralanır.

Bu bölümde, LOPCOW yöntemi ile elde edilen objektif kriter ağırlıkları kullanılarak, şirketlerin finansal performans sıralamaları CoCoSo yöntemiyle yeniden hesaplanmıştır. CoCoSo yöntemi farklı toplama ve uzlaşma stratejilerini bir araya getiren bir yapıya sahiptir. Yöntem, basit ağırlıklı toplama ve ağırlıklı geometrik ortalama benzeri yaklaşımları birleştirir. Bu stratejilerin birleştirilmesiyle elde edilen üç farklı ara skor (K (S\_i1), L (S\_i2), O (C\_i3)) nihai bir performans skorunda (P (CoCoSo)) birleştirilerek daha dengeli ve kapsamlı bir sıralama elde edilmesi hedeflenir. Bu yaklaşım, tek bir toplama fonksiyonuna dayalı yöntemlerin potansiyel yanlılığını azaltmayı amaçlar.

Tablo 12 ve Tablo 13'te 2024Q1 için CoCoSo yönteminin uygulama adımları sırası ile gösterilmiştir.

**Tablo 12. CoCoSo Yöntemi 2024Q1 Normalize Karar Matrisi**

<b>Firma</b>	<b>K1</b>	<b>K2</b>	<b>K3</b>	<b>K4</b>	<b>K5</b>	<b>K6</b>	<b>K7</b>	<b>K8</b>
<b>CUSAN</b>	0.000	0.000	0.000	0.214	1.000	0.439	0.000	0.000
<b>EREGL</b>	0.518	0.578	0.579	0.109	0.942	0.958	0.734	0.200
<b>ESEN</b>	0.612	1.000	0.918	0.041	0.972	1.000	0.730	0.200
<b>IHEVA</b>	0.685	0.213	0.373	0.000	1.000	0.965	0.855	0.600
<b>KOZAL</b>	0.976	0.310	0.431	0.696	0.602	0.086	0.991	0.600
<b>KRVGD</b>	0.278	0.457	0.519	0.157	0.933	0.688	0.457	0.400

**Tablo 12-devamı**

<b>KUYAS</b>	0.940	0.537	0.533	1.000	0.000	0.093	0.977	1.000
<b>NATEN</b>	0.599	0.913	1.000	0.193	0.951	0.754	0.590	0.400
<b>ORGE</b>	0.565	0.998	0.836	0.691	0.939	0.000	0.778	0.600
<b>PRKME</b>	1.000	0.465	0.499	0.047	0.980	0.844	1.000	0.800
<b>YYLGD</b>	0.070	0.733	0.825	0.298	0.938	0.474	0.143	0.200

Tablo 12’de CoCoSo yönteminin 2024Q1 dönemi için normalize karar matrisi gösterilmiştir. Bu matris, ham verilerin CoCoSo yöntemine özgü normalizasyon formülü ile 0-1 aralığına dönüştürülmüş halidir.

**Tablo 13. CoCoSo Yöntemi 2024Q1 Ara Sonuçlar ve Nihai Sonuçlar**

<b>Firma</b>	<b>S<sub>i</sub></b>	<b>P<sub>i</sub></b>	<b>k<sub>ia</sub></b>	<b>k<sub>ip</sub></b>	<b>k<sub>ic</sub></b>	<b>Performans Skoru (k<sub>i</sub>)</b>	<b>Sıra</b>
<b>CUSAN</b>	0.441	2.989	0.040	2.000	0.386	1.123	<b>11</b>
<b>EREGL</b>	0.786	7.740	0.100	4.368	0.960	2.558	<b>3</b>
<b>ESEN</b>	0.834	7.800	0.101	4.498	0.973	2.620	<b>2</b>
<b>IHEVA</b>	0.857	6.818	0.090	4.222	0.864	2.416	<b>6</b>
<b>KOZAL</b>	0.766	7.707	0.099	4.312	0.954	2.531	<b>5</b>
<b>KRVGD</b>	0.650	7.528	0.096	3.989	0.921	2.376	<b>8</b>
<b>KUYAS</b>	0.507	6.926	0.087	3.465	0.837	2.096	<b>10</b>
<b>NATEN</b>	0.775	7.733	0.100	4.342	0.958	2.547	<b>4</b>
<b>ORGE</b>	0.827	6.811	0.089	4.151	0.860	2.385	<b>7</b>
<b>PRKME</b>	0.948	7.926	0.104	4.797	1.000	2.761	<b>1</b>
<b>YYLGD</b>	0.535	7.180	0.090	3.612	0.869	2.182	<b>9</b>

Tablo 13’te elde edilen ağırlıklı toplam (S<sub>i</sub>) ve ağırlıklı güç toplamı (P<sub>i</sub>) değerleri normalize matrisin LOPCOW yöntemi ağırlıkları ile iki farklı şekilde toplanmasıyla elde edilir. Üç farklı toplama stratejisine göre ara skorlar S<sub>i</sub> ve P<sub>i</sub> değerleri kullanılarak nihai skorun hesaplanması için kullanılır. Tüm bu işlemlerin sonunda nihai skorlar elde edilir.

Tablo 14’te ise CoCoSo yöntemi ile elde edilen nihai performans skorları ve bu skorlara dayalı olarak oluşturulan sıralamalar detaylandırılmıştır.

**Tablo 14. CoCoSo Yöntemi ile Hesaplanan Sıralama Sonuçları**

<b>Firma</b>	<b>Dönem</b>	<b>S<sub>i</sub></b>	<b>P<sub>i</sub></b>	<b>k<sub>ia</sub></b>	<b>k<sub>iβ</sub></b>	<b>k<sub>ic</sub></b>	<b>Performans Skoru (k<sub>i</sub>)</b>	<b>Sıra</b>
<b>CUSAN</b>	2024Q1	0.441	2.989	0.040	2.000	0.386	1.123	<b>11</b>
<b>EREGL</b>	2024Q1	0.786	7.740	0.100	4.368	0.960	2.558	<b>3</b>
<b>ESEN</b>	2024Q1	0.834	7.800	0.101	4.498	0.973	2.620	<b>2</b>
<b>IHEVA</b>	2024Q1	0.857	6.818	0.090	4.222	0.865	2.416	<b>6</b>
<b>KOZAL</b>	2024Q1	0.766	7.707	0.099	4.312	0.954	2.531	<b>5</b>
<b>KRVGD</b>	2024Q1	0.650	7.528	0.096	3.989	0.921	2.376	<b>8</b>
<b>KUYAS</b>	2024Q1	0.507	6.926	0.087	3.465	0.837	2.096	<b>10</b>
<b>NATEN</b>	2024Q1	0.775	7.733	0.100	4.342	0.958	2.547	<b>4</b>
<b>ORGE</b>	2024Q1	0.827	6.811	0.089	4.151	0.860	2.385	<b>7</b>
<b>PRKME</b>	2024Q1	0.948	7.926	0.104	4.797	1.000	2.761	<b>1</b>
<b>YYLGD</b>	2024Q1	0.535	7.180	0.090	3.612	0.869	2.182	<b>9</b>
<b>CUSAN</b>	2024Q2	0.447	3.986	0.053	2.000	0.502	1.229	<b>11</b>
<b>EREGL</b>	2024Q2	0.766	6.723	0.090	3.396	0.848	2.083	<b>7</b>
<b>ESEN</b>	2024Q2	0.828	6.807	0.092	3.556	0.865	2.161	<b>4</b>
<b>IHEVA</b>	2024Q2	0.839	6.729	0.091	3.563	0.857	2.157	<b>5</b>
<b>KOZAL</b>	2024Q2	0.932	7.862	0.106	4.054	0.996	2.473	<b>2</b>
<b>KRVGD</b>	2024Q2	0.611	7.450	0.097	3.234	0.913	2.074	<b>8</b>
<b>KUYAS</b>	2024Q2	0.498	6.899	0.089	2.843	0.838	1.853	<b>9</b>
<b>NATEN</b>	2024Q2	0.764	7.715	0.102	3.642	0.961	2.278	<b>3</b>
<b>ORGE</b>	2024Q2	0.821	6.805	0.091	3.540	0.864	2.154	<b>6</b>
<b>PRKME</b>	2024Q2	0.933	7.891	0.106	4.062	1.000	2.479	<b>1</b>
<b>YYLGD</b>	2024Q2	0.514	6.129	0.080	2.686	0.752	1.718	<b>10</b>
<b>CUSAN</b>	2024Q3	0.340	2.993	0.039	2.000	0.375	1.115	<b>11</b>
<b>EREGL</b>	2024Q3	0.844	6.826	0.091	4.758	0.864	2.626	<b>8</b>
<b>ESEN</b>	2024Q3	0.882	6.873	0.092	4.886	0.873	2.684	<b>6</b>
<b>IHEVA</b>	2024Q3	0.890	6.854	0.092	4.901	0.872	2.688	<b>5</b>

**Tablo 14-devamı**

<b>KOZAL</b>	2024Q3	0.951	7.916	0.105	5.436	0.998	3.011	<b>1</b>
<b>KRVGD</b>	2024Q3	0.737	7.678	0.100	4.727	0.947	2.691	<b>4</b>
<b>KUYAS</b>	2024Q3	0.617	6.931	0.090	4.127	0.850	2.370	<b>10</b>
<b>NATEN</b>	2024Q3	0.842	7.824	0.103	5.083	0.976	2.854	<b>3</b>
<b>ORGE</b>	2024Q3	0.878	6.874	0.092	4.872	0.873	2.678	<b>7</b>
<b>PRKME</b>	2024Q3	0.949	7.926	0.105	5.434	0.999	3.011	<b>2</b>
<b>YYLGD</b>	2024Q3	0.681	6.602	0.086	4.204	0.820	2.372	<b>9</b>
<b>CUSAN</b>	2024Q4	0.336	2.991	0.038	2.000	0.374	1.110	<b>11</b>
<b>EREGL</b>	2024Q4	0.849	7.824	0.099	5.137	0.977	2.865	<b>4</b>
<b>ESEN</b>	2024Q4	0.885	7.868	0.100	5.260	0.986	2.920	<b>3</b>
<b>IHEVA</b>	2024Q4	0.891	6.864	0.089	4.943	0.873	2.696	<b>7</b>
<b>KOZAL</b>	2024Q4	0.949	7.917	0.101	5.466	0.998	3.011	<b>2</b>
<b>KRVGD</b>	2024Q4	0.740	7.688	0.096	4.769	0.949	2.698	<b>6</b>
<b>KUYAS</b>	2024Q4	0.620	6.929	0.086	4.157	0.850	2.372	<b>10</b>
<b>NATEN</b>	2024Q4	0.845	7.830	0.099	5.127	0.977	2.861	<b>5</b>
<b>ORGE</b>	2024Q4	0.878	6.875	0.089	4.908	0.873	2.682	<b>8</b>
<b>PRKME</b>	2024Q4	0.949	7.927	0.102	5.470	1.000	3.014	<b>1</b>
<b>YYLGD</b>	2024Q4	0.693	7.615	0.095	4.605	0.935	2.622	<b>9</b>
<b>CUSAN</b>	2025Q1	0.906	6.826	0.091	3.602	0.889	2.190	<b>4</b>
<b>EREGL</b>	2025Q1	0.731	7.647	0.098	3.347	0.963	2.152	<b>5</b>
<b>ESEN</b>	2025Q1	0.787	7.732	0.100	3.501	0.979	2.227	<b>3</b>
<b>IHEVA</b>	2025Q1	0.784	4.850	0.066	2.900	0.647	1.704	<b>9</b>
<b>KOZAL</b>	2025Q1	0.870	7.720	0.101	3.698	0.987	2.313	<b>2</b>
<b>KRVGD</b>	2025Q1	0.564	7.289	0.092	2.870	0.903	1.909	<b>8</b>
<b>KUYAS</b>	2025Q1	0.413	6.803	0.085	2.402	0.829	1.659	<b>10</b>
<b>NATEN</b>	2025Q1	0.727	7.644	0.098	3.337	0.962	2.147	<b>6</b>
<b>ORGE</b>	2025Q1	0.779	6.748	0.088	3.278	0.865	2.042	<b>7</b>
<b>PRKME</b>	2025Q1	0.872	7.791	0.102	3.718	0.996	2.328	<b>1</b>
<b>YYLGD</b>	2025Q1	0.510	5.922	0.075	2.458	0.739	1.607	<b>11</b>

CoCoSo yöntemiyle elde edilen sıralama sonuçları, MARCOS yöntemi sonuçları ile benzer şekilde, şirket performanslarının dönemsel dinamizmini ortaya koymakla birlikte, bazı önemli farklılıklar da sunmaktadır.

CoCoSo ve MARCOS yöntemlerinin matematiksel temellerindeki farklılıklar, sıralama sonuçlarına doğrudan yansımaktadır. MARCOS yöntemi ideal ve anti-ideal noktalara olan fayda derecesine odaklanırken, CoCoSo yöntemi birleştirici bir uzlaşma arayışındadır. Bu durum, liderlik pozisyonlarında değişikliklere yol açmıştır.

PRKME firması, MARCOS yöntemi sonuçlarında genellikle orta ve alt sıralarda yer alırken, CoCoSo yöntemi sonuçlarında 2024:Q1 ve 2024:Q3 dönemlerinde tepe sıralarda yer alarak iyi bir performans sergilemiştir. Bu durum, PRKME'nin normalize edilmiş kriter değerlerinin, CoCoSo yönteminin kullandığı hem toplamsal hem de üssel toplama stratejilerinde dengeli ve yüksek bir skor üretmesini sağladığını göstermektedir.

MARCOS yöntemi sonuçlarının bazı dönemlerdeki lideri olan KRVGD, CoCoSo yönteminin uygulanması sonucu elde edilen sıralamada belirgin bir şekilde gerilemiştir. MARCOS yönteminde 2024:Q1 lideri olan KRVGD, CoCoSo yöntemi sonuçlarında aynı dönemde 8. sırada yer almıştır. Bu, KRVGD'nin performansının, MARCOS yönteminin ideal, anti-ideal mantığına daha uygunken, CoCoSo yönteminin uzlaşmacı toplama mekanizmasında aynı üstünlüğü gösteremediğini ortaya koymaktadır. Bu bulgu, ÇKKV yöntemi çalışmalarında tek bir yöntemle bağlı kalmanın risklerini ve metodolojik seçimin sonuçlar üzerindeki etkisini göstermesi açısından önemlidir.

CoCoSo yöntemi sonuçları, MARCOS yöntemi sonuçlarına kıyasla çeşitlilik yönünden bez bir liderlik tablosu sunmaktadır. Beş farklı çeyrekte PRKME, ve KOZAL, olmak üzere iki farklı şirket birinci sırada yer almıştır. Bu çeşitlilik, CoCoSo'nun farklı performans profillerine sahip şirketleri ön plana çıkarabilen daha esnek bir yapısı olduğu görülmektedir. Örneğin, CUSAN firması diğer yöntem ve dönemlerde genellikle son sıralarda yer alırken, 2025:Q1 döneminde CoCoSo yönteminde üst sıralara yükselmiştir. Bu istisnai durum, o döneme özgü verilerin ve CoCoSo yönteminin normalizasyon ve toplama mekanizmasının bir araya gelerek yarattığı spesifik bir sonucu temsil etmektedir.

Üst sıralardaki belirgin farklılıklara rağmen, bazı şirketlerin genel performans profilleri her iki yöntemde de benzer eğilimler göstermektedir. KUYAS ve YYLGD gibi şirketler, hem MARCOS yöntemi hem de CoCoSo yöntemi analizlerinde genellikle sıralamanın alt yarısında yer almıştır. Bu durum, bu şirketlerin farklı metodolojik yaklaşımlara rağmen, yüksek ağırlıklı kriterlerdeki göreceli zayıf performanslarının tutarlı bir şekilde tespit edildiğini göstermektedir.

CoCoSo yöntemi ile yapılan analiz, ÇKKV yöntemleri problemlerinde en iyi yöntemin olmadığını, her yöntemin farklı bir bakış açısı sunduğunu kanıtlar niteliktedir. MARCOS yöntemi ile CoCoSo yöntemi sonuçları arasındaki farklılıklar, çalışmanın güvenilirliğini artırmak için bir sentez yönteminin kullanılmasını zorunlu kılmaktadır. Bir yöntemin bir şirketi en iyi olarak belirlerken, diğerinin aynı şirketi orta sıralara yerleştirmesi, her iki sonucun da tek başına nihai karar için yeterli olmayabileceğini göstermektedir. Bu nedenle, çalışmanın son aşamasında, bu iki farklı yöntemden elde edilen sıralamaları birleştirmek ve daha sağlam, uzlaşmacı bir nihai sıralama elde etmek amacıyla COPELAND yöntemi uygulanacaktır. Bu yaklaşım, her iki yöntemin de sunduğu değerli bilgileri kullanarak daha bütüncül bir sonuca ulaşmayı hedeflemektedir.

#### **4.3.1. CoCoSo Yöntemi Sonuçlarının Literatür ile Karşılaştırılması**

Çalışmanın bu aşamasında, CoCoSo yöntemiyle elde edilen şirket performans sıralamaları, CoCoSo yönteminin kullanıldığı güncel literatürdeki çalışmalar ışığında değerlendirilmiştir. Bu karşılaştırmalı analiz, CoCoSo yönteminin farklı disiplinlerdeki veri yapılarındaki etkinliğini göstermenin yanı sıra, çalışmamızın bulgularının literatürdeki yerini ortaya koymayı amaçlamaktadır.

Nişel ve Nişel (2024) ile Meral (2024) tarafından yapılan çalışmalar, CoCoSo yönteminin esnekliğini ve geniş uygulama alanını göstermesi açısından önem taşımaktadır. Nişel ve Nişel (2024), OECD verilerine dayanarak ulusların inovasyon kabiliyetlerini sıralarken, bizim çalışmamızla birebir aynı olan LOPCOW-CoCoSo bütünlük modelini kullanmışlardır. Bu durum, seçtiğimiz entegre modelin sadece kurumsal finansal performansı ölçmede değil, aynı zamanda makro düzeydeki inovasyon gibi karmaşık ve çok boyutlu konuları analiz etmede de geçerli ve verimli bir yaklaşım olduğunu teyit etmektedir. Benzer şekilde, Meral (2024) de Türkiye ve

Türki Cumhuriyetlerin sürdürülebilir kalkınma gibi çok sayıda nitel ve nicel kriter içeren bir konuyu incelerken, sıralama aşamasında CoCoSo yöntemini tercih etmiştir. Bu iki çalışma, CoCoSo yönteminin farklı ağırlıklandırma teknikleriyle entegre edilebilen ve farklı problemlere başarıyla uygulanabilen sağlam bir metodoloji olduğunu ortaya koyarak, bizim çalışmamızın temelini güçlendirmektedir.

Macit (2024) tarafından 39 Asya ülkesinin inovasyon performansını CILOS ve CoCoSo yöntemleriyle inceleyen çalışma da benzer bir sonuca işaret etmektedir. Farklı bir objektif ağırlıklandırma yöntemi (CILOS) kullanılmasına rağmen, nihai sıralama için CoCoSo yöntemine başvurulması, yöntemin literatürde farklı metodolojik çerçeveler içerisinde dahi güvenilir bir sıralama aracı olarak kabul gördüğünü göstermektedir. Bu çalışmalar bir bütün olarak ele alındığında, bizim finansal performans analizimiz için CoCoSo yöntemini tercih etmemizin, literatürdeki güncel ve geçerli eğilimlerle uyumlu olduğu açıkça görülmektedir.

Çalışmamızın bulgularıyla doğrudan karşılaştırma imkânını sunan bir diğer çalışma ise Çokmutlu ve Abdullayev (2024) tarafından BIST Teknoloji endeksi üzerine yapılan araştırmadır. Araştırmacılar, bizim gibi BIST’te işlem gören şirketlerin finansal performansını incelemiş ve sıralama için CoCoSo yöntemini kullanmışlardır. Araştırmacılar, CoCoSo yöntemi ile birlikte COPRAS yöntemini de uygulamış ve her iki yöntemin de LINK şirketini en iyi performansa sahip firma olarak belirlediğini saptamışlardır. Bu durum, o veri seti ve dönem için en iyi performans gösteren alternatifin, metodolojik seçime karşı duyarlı olmadığını, yani sonucun sağlam olduğunu göstermektedir.

Bizim analizimizde MARCOS ve CoCoSo yöntemleri farklı dönemlerde farklı şirketleri lider olarak belirlemiştir. Örneğin, 2024:Q1 döneminde MARCOS yöntemi, KRVDG'yi birinci sıraya koyarken, CoCoSo yöntemi PRKME'yi en iyi olarak sıralamıştır. Bu çelişkili sonuç, Çokmutlu ve Abdullayev'in (2024) bulgularının aksine, bizim veri setimizdeki şirket performanslarının metodolojik seçime karşı duyarlı olduğunu ortaya koymaktadır. Bu bulgu bir zayıflık değil, aksine, finansal performans gibi karmaşık ve dinamik bir yapıyı değerlendirirken tek bir ÇKKV yöntemine bağlı kalmanın potansiyel risklerini gösteren bir sonuçtur. Çalışmamızda MARCOS ve CoCoSo arasındaki bu farklılık, analizimizin son adımı olan COPELAND yönteminin uygulanmasını metodolojik bir zorunluluk haline getirmiştir.

Literatürdeki güncel çalışmalar CoCoSo yönteminin farklı problem türleri için etkin ve güvenilir bir sıralama yöntemi olduğunu doğrulamaktadır. Çalışmamız, bu sağlam metodolojiyi güncel bir veri setine uygulayarak literatüre katkı sağlamaktadır. Bununla birlikte, çalışmamızın katkısı, MARCOS ve CoCoSo yöntemlerinin sonuçları arasında gözlemlediği tutarsızlıktır. Bu bulgu, finansal performans gibi rekabetin yoğun ve koşulların değişken olduğu alanlarda, nihai ve güvenilir bir sonuca ulaşmak için birleşik sıralama yöntemlerinin kullanılmasının önemini ortaya koymaktadır. Bu nedenle, çalışmamızın COPELAND yöntemi ile sonuçları sentezlemesi, literatüre katkı sağlamayı amaçlamaktadır.

#### 4.4. COPELAND Yöntemi ile Karşılaştırma Sonuçları

Bu çalışmada, firmaların finansal performanslarının nesnel değerlendirilmesi için MARCOS ve CoCoSo yöntemleriyle elde edilen sıralama sonuçlarının, ikili karşılaştırmalar vasıtasıyla birleştirilmesi amaçlanmıştır. COPELAND yöntemi, her bir firmanın diğerleriyle yapılan ikili karşılaştırmalarda ne kadar “kazandığını” veya “kaybettiğini” hesaplayarak toplam puan (COPELAND skoru) oluşturur. Genel olarak, eğer bir firma hem MARCOS hem de CoCoSo sıralamalarında diğer firmadan daha iyi konumdaysa 1 puan; her iki yöntemde de geri kalıyorsa 0 puan; farklı yöntemlerde üstünlüğün ortaya çıkması durumunda ise her iki firmaya 0,5 puan verilmektedir. Copeland adımları aşağıdaki gibidir (Browne, 2013, Fishburn, 1977, Klamler, 2003).

##### *Adım 1:* İkili Karşılaştırma Matrisi Oluşturma

- Eğer  $A_i > A_j$  ise:

$$C_{ij} = 1 \quad \text{eğer } A_i > A_j \quad (28)$$

- Eğer  $A_i = A_j$  ise:

$$C_{ij} = 0.5 \quad \text{eğer } A_i = A_j \quad (29)$$

- Eğer  $A_i < A_j$  ise:

$$C_{ij} = 0 \quad \text{eğer } A_i < A_j \quad (30)$$

### **Adım 2:** COPELAND Skoru

$$CS_i = \sum_{j=1, j \neq i}^n C_{ij} \quad (31)$$

- $CS_i$  :  $A_i$  alternatifinin COPELAND skorudur.
- n: Toplam alternatif sayısıdır.
- Tüm diğer alternatiflerle yapılan ikili karşılaştırmaların toplamı alınır.

### **Adım 3:** Alternatiflerin sıralanması

Elde elde edilen  $C_i$  skorlarına göre alternatifler en yüksek puandan en düşük puana doğru sıralanır.

Önceki bölümlerde, LOPCOW yöntemi ile belirlenen objektif ağırlıklar kullanılarak MARCOS ve CoCoSo olmak üzere iki farklı ÇKKV yöntemiyle şirket performans sıralamaları elde edilmiştir. Bu iki yöntemin farklı matematiksel temellere ve toplama mekanizmalarına sahip olması nedeniyle, sıralama sonuçlarında belirgin farklılıklar gözlemlenmiştir. Bu durum, ÇKKV yöntemleri literatüründe sıkça karşılaşılan ve metodolojik seçimin sonuçlar üzerindeki etkisini vurgulayan bir bulgudur. Analizin güvenilirliğini ve geçerliliğini artırmak, tek bir yöntemin potansiyel yanlılığından kaçınmak ve daha bütüncül bir sıralama elde etmek amacıyla, bu aşamada bir sıralama birleştirme yöntemi olan COPELAND yöntemi uygulanmıştır.

COPELAND yöntemi, sosyal seçim teorisinden türetilmiş olup, farklı sıralamaları birleştirmek için ikili karşılaştırma mantığını kullanır. Bu çalışmada, MARCOS ve CoCoSo yöntemleri iki seçmen olarak kabul edilmiştir. Her bir şirket, diğer tüm şirketlerle tek tek karşılaştırılmış ve her bir ikili karşılaştırmada, rakibine göre daha fazla seçmen tarafından (yani daha fazla yöntemde) daha üst sıraya konan şirket kazanan olarak belirlenmiştir. Her şirketin toplam galibiyet ve mağlubiyet sayıları hesaplanarak nihai COPELAND skoru oluşturulmuştur. Bu skor, bir şirketin diğerlerine karşı genel üstünlüğünü yansıtan sağlam bir ölçüttür. Tablo 15-18 aralığında 2024Q1 için COPELAND yönteminin uygulama adımları sırası ile gösterilmiştir.

**Tablo 15. COPELAND Yöntemi 2024Q1 Girdi Sıralamaları**

<b>Firma</b>	<b>MARCOS Sırası</b>	<b>CoCoSo Sırası</b>
<b>CUSAN</b>	9	11
<b>EREGL</b>	3	3
<b>ESEN</b>	6	2
<b>IHEVA</b>	11	6
<b>KOZAL</b>	8	5
<b>KRVGD</b>	1	8
<b>KUYAS</b>	7	10
<b>NATEN</b>	4	4
<b>ORGE</b>	5	7
<b>PRKME</b>	10	1
<b>YYLGD</b>	2	9

Tablo'15 COPELAND analizinin başlangıç noktasını oluşturur. MARCOS ve CoCoSo yöntemlerinden elde edilen nihai sıralamaları bir arada gösterir.

**Tablo 16. COPELAND Yöntemi 2024Q1 İkili Karşılaştırma Matrisi**

	<b>CUSAN</b>	<b>EREGL</b>	<b>ESEN</b>	<b>IHEVA</b>	<b>KOZAL</b>	<b>KRVGD</b>	<b>KUYAS</b>	<b>NATEN</b>	<b>ORGE</b>	<b>PRKME</b>	<b>YYLGD</b>
<b>CUSAN</b>	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0
<b>EREGL</b>	2	0	1	2	2	1	2	2	2	1	1
<b>ESEN</b>	2	1	0	2	2	1	2	1	1	1	1
<b>IHEVA</b>	1	0	0	0	0	1	1	0	1	0	1
<b>KOZAL</b>	2	0	0	2	0	1	1	0	1	1	1
<b>KRVGD</b>	2	1	1	1	1	0	2	1	1	1	2
<b>KUYAS</b>	2	0	0	1	1	0	0	0	0	1	0
<b>NATEN</b>	2	0	1	2	2	1	2	0	2	1	1
<b>ORGE</b>	2	0	1	1	1	1	2	0	0	1	1
<b>PRKME</b>	1	1	1	2	1	1	1	1	1	0	1
<b>YYLGD</b>	2	1	1	1	1	0	2	1	1	1	0

Tablo 16'da oluşturulan matris, her bir şirketin diğer şirketlere karşı kaç yöntemde üstünlük sağladığını gösterir. Örneğin, (EREGL, CUSAN) hücresindeki "2" değeri, EREGL'in hem MARCOS hem de CoCoSo'da CUSAN'dan daha iyi bir sırada olduğunu belirtir.

**Tablo 17. COPELAND Yöntemi 2024Q1 Üstünlük Matrisi**

	CUSAN	EREGL	ESEN	IHEVA	KOZAL	KRVGD	KUYAS	NATEN	ORGE	PRKME	YYLGD
CUSAN	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
EREGL	1	0	0	1	1	0	1	1	1	0	0
ESEN	1	0	0	1	1	0	1	0	0	0	0
IHEVA	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
KOZAL	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
KRVGD	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1
KUYAS	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
NATEN	1	0	0	1	1	0	1	0	1	0	0
ORGE	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
PRKME	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
YYLGD	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0

Tablo 17'de yer alan matris, bir önceki matrisi basitleştirir. Eğer bir şirket rakibine karşı daha fazla yöntemde üstünse "1" (galibiyet), değilse "0" alır.

**Tablo 18. COPELAND Yöntemi 2024Q1 Nihai Skor ve Sıralama Sonuçları**

Firma	Galibiyet Sayısı	Mağlubiyet Sayısı	Copeland Skoru	Sıra
EREGL	6	0	6	1
ESEN	4	0	4	2
NATEN	5	1	4	2
KRVGD	3	0	3	4
PRKME	1	0	1	5
YYLGD	2	1	1	5
ORGE	2	2	0	7
KOZAL	2	3	-1	8

**Tablo 18-devamı**

<b>IHEVA</b>	0	5	-5	<b>9</b>
<b>KUYAS</b>	1	6	-5	<b>9</b>
<b>CUSAN</b>	0	8	-8	<b>11</b>

Tablo 18, her şirketin toplam galibiyet ve mağlubiyet sayılarını, bunların farkından oluşan nihai skoru ve bu skora göre oluşturulmuş nihai sıralamayı gösterir.

Tüm yöntemlerin sıralamaları ile nihai COPELAND sonuçlarını bir arada gösteren özet tablo, Tablo 19'da sunulmuştur.

**Tablo 19. COPELAND Skoru ve Sıralama Sonuçları**

<b>Firma</b>	<b>Dönem</b>	<b>Marcos Sıra</b>	<b>CoCoSo Sıra</b>	<b>Copeland Skoru</b>	<b>Copeland Sıra</b>
<b>CUSAN</b>	2024Q1	9	11	-8	<b>11</b>
<b>EREGL</b>	2024Q1	3	3	6	<b>1</b>
<b>ESEN</b>	2024Q1	6	2	4	<b>2</b>
<b>IHEVA</b>	2024Q1	11	6	-5	<b>9</b>
<b>KOZAL</b>	2024Q1	8	5	-1	<b>8</b>
<b>KRVGD</b>	2024Q1	1	8	3	<b>4</b>
<b>KUYAS</b>	2024Q1	7	10	-5	<b>9</b>
<b>NATEN</b>	2024Q1	4	4	4	<b>2</b>
<b>ORGE</b>	2024Q1	5	7	0	<b>7</b>
<b>PRKME</b>	2024Q1	10	1	1	<b>5</b>
<b>YYLGD</b>	2024Q1	2	9	1	<b>5</b>
<b>CUSAN</b>	2024Q2	4	11	-4	<b>9</b>
<b>EREGL</b>	2024Q2	10	7	-5	<b>10</b>
<b>ESEN</b>	2024Q2	7	4	1	<b>4</b>
<b>IHEVA</b>	2024Q2	2	5	5	<b>3</b>
<b>KOZAL</b>	2024Q2	1	2	9	<b>1</b>
<b>KRVGD</b>	2024Q2	11	8	-7	<b>11</b>
<b>KUYAS</b>	2024Q2	6	9	-3	<b>8</b>
<b>NATEN</b>	2024Q2	9	3	0	<b>5</b>
<b>ORGE</b>	2024Q2	8	6	-2	<b>6</b>
<b>PRKME</b>	2024Q2	3	1	8	<b>2</b>
<b>YYLGD</b>	2024Q2	3	10	-2	<b>6</b>

**Tablo 19-devamı**

<b>CUSAN</b>	2024Q3	7	11	-6	<b>10</b>
<b>EREGL</b>	2024Q3	3	8	1	<b>3</b>
<b>ESEN</b>	2024Q3	5	6	1	<b>3</b>
<b>IHEVA</b>	2024Q3	9	5	-2	<b>9</b>
<b>KOZAL</b>	2024Q3	11	1	0	<b>6</b>
<b>KRVGD</b>	2024Q3	1	4	7	<b>1</b>
<b>KUYAS</b>	2024Q3	8	10	-6	<b>10</b>
<b>NATEN</b>	2024Q3	4	3	5	<b>2</b>
<b>ORGE</b>	2024Q3	6	7	-1	<b>8</b>
<b>PRKME</b>	2024Q3	10	2	0	<b>6</b>
<b>YYLGD</b>	2024Q3	2	9	1	<b>3</b>
<b>CUSAN</b>	2024Q4	6	11	-5	<b>10</b>
<b>EREGL</b>	2024Q4	2	4	6	<b>2</b>
<b>ESEN</b>	2024Q4	10	3	-1	<b>6</b>
<b>IHEVA</b>	2024Q4	3	7	2	<b>3</b>
<b>KOZAL</b>	2024Q4	11	6	-5	<b>10</b>
<b>KRVGD</b>	2024Q4	7	8	-3	<b>8</b>
<b>KUYAS</b>	2024Q4	5	10	-3	<b>8</b>
<b>NATEN</b>	2024Q4	9	5	-2	<b>7</b>
<b>ORGE</b>	2024Q4	4	1	7	<b>1</b>
<b>PRKME</b>	2024Q4	8	2	2	<b>3</b>
<b>YYLGD</b>	2024Q4	1	9	2	<b>3</b>
<b>CUSAN</b>	2025Q1	9	4	-1	<b>5</b>
<b>EREGL</b>	2025Q1	4	5	3	<b>2</b>
<b>ESEN</b>	2025Q1	7	3	2	<b>3</b>
<b>IHEVA</b>	2025Q1	10	9	-7	<b>11</b>
<b>KOZAL</b>	2025Q1	11	2	-1	<b>5</b>
<b>KRVGD</b>	2025Q1	2	8	2	<b>3</b>
<b>KUYAS</b>	2025Q1	3	10	-1	<b>5</b>
<b>NATEN</b>	2025Q1	8	6	-2	<b>9</b>
<b>ORGE</b>	2025Q1	6	7	-1	<b>5</b>
<b>PRKME</b>	2025Q1	1	1	10	<b>1</b>
<b>YYLGD</b>	2025Q1	5	11	-4	<b>10</b>

COPELAND yöntemi, önceki iki yöntemin sıralamaları arasındaki çelişkileri çözerek daha istikrarlı ve uzlaşmacı bir sonuç ortaya koymuştur. COPELAND

analizinin en önemli katkısı, MARCOS ve CoCoSo yöntemlerinin farklı liderler belirlediği durumlarda bir fikir birliği oluşturmasıdır.

2024:Q1 döneminde MARCOS yöntemi, KRVDG'yi birinci sıraya koyarken CoCoSo yöntemi, PRKME'yi lider olarak belirlemiştir. Tablo 19'dan görüldüğü üzere, EREGL her iki yöntemde de istikrarlı bir şekilde 3. sırada yer aldığı için, ikili karşılaştırmalarda diğer rakiplerine karşı daha fazla galibiyet elde etmiş ve COPELAND sıralamasında birinci sıraya yükselmiştir. Bu, "en iyi" olmasa da "en istikrarlı" olanın, uzlaşma sonucunda en üst sırayı alabileceğinin bir örneğidir.

2024:Q2 dönemi, her iki yöntemin de KOZAL'ı üst sırada göstermesiyle bir istisna oluşturur. Bu fikir birliği, KOZAL'ın o dönemdeki performansının metodolojik farklılıklara karşı ne kadar sağlam olduğunu göstermekte ve COPELAND skoruna da yansımaktadır.

2024:Q3 ve 2025:Q1 dönemleri, çok sayıda şirketin yakın COPELAND skorunu aldığı sonuçlar görülmektedir. Bu durum, o dönemlerdeki rekabetin ne kadar yakın olduğunu ve şirketlerin üst sıralarda birbirine çok benzer performans profilleri sergilediğini göstermektedir.

COPELAND yöntemi, bir yöntemde çok iyi, diğerinde ise çok kötü performans gösteren şirketler için adil bir orta yol bulur. Örneğin, 2024:Q1'de MARCOS yöntemi lideri olan KRVDG, CoCoSo yöntemi sonuçlarına göre 8. sıraya düşmüştür. COPELAND analizi, bu iki çelişkili sonucu birleştirerek KRVDG'yi nihai sıralamada 4. sıraya yerleştirmiştir. Bu, KRVDG'nin performansının bir metodolojiye daha yakın olduğunu, ancak genel bir uzlaşmada en üst sıralarda yer almak için yeterli olmadığını göstermektedir. Benzer şekilde, 2024:Q1 CoCoSo yöntemi lideri PRKME, MARCOS yöntemine göre 10. sıradaydı. COPELAND nihai sıralamasında ise 5. sırada yer almıştır.

Bu çok aşamalı ve çok yöntemli analiz süreci, finansal performans gibi karmaşık bir konunun tek bir yöntemle değerlendirilmesinin yetersiz kalacağını göstermiştir. Objektif LOPCOW ağırlıklarıyla başlayan, MARCOS ve CoCoSo gibi iki farklı ÇKKV yaklaşımıyla devam eden ve nihayetinde COPELAND yöntemi ile sentezlenen bu çerçeve, şirketlerin dönemsel performanslarına ilişkin sağlam bir bakış açısı sunmuştur.

Tezin ana bulgusu, incelenen şirketler arasında hiçbirinin mutlak ve sürekli bir üstünlüğe sahip olmadığıdır. Bununla birlikte, EREGL, ORGE, KOZAL ve PRKME gibi şirketler, farklı dönemlerde ve farklı yaklaşımlar altında istikrarlı bir şekilde üst sıralarda yer alarak güçlü ve dayanıklı finansal performans profilleri sergilediklerini kanıtlamışlardır. COPELAND yöntemiyle elde edilen nihai sıralama, yatırımcılar ve yöneticiler için, tekil yöntemlerin potansiyel yanlılıklarından arındırılmış, daha güvenilir ve bütüncül bir karar destek aracı niteliğindedir.

#### **4.4.1. COPELAND Yöntemi Sonuçlarının Literatür ile Karşılaştırılması**

Bu çalışmanın son aşamasında, MARCOS ve CoCoSo yöntemlerinden elde edilen ve bazı dönemlerde birbirinden farklılaşan sıralama sonuçlarını birleştirmek ve daha sağlam bir nihai sıralama elde etmek amacıyla bir sıralama birleştirme tekniği olan COPELAND yöntemi kullanılmıştır. COPELAND yöntemi, farklı sıralama sonuçlarını bir "seçim" olarak kabul eder ve her bir alternatifin diğerlerine karşı ikili karşılaştırmalardaki üstünlüğünü temel alarak bir uzlaşma skoru oluşturur. Bu yaklaşım, tek bir yöntemin metodolojik varsayımlarına veya potansiyel yanlılıklarına bağımlı kalmak yerine, farklı perspektiflerden gelen bilgileri sentezleyerek daha güvenilir ve bütüncül bir sonuç sunar.

Çalışmamızda COPELAND yönteminin kullanılması, literatürdeki güncel ve geçerli uygulamalarla güçlü bir paralellik göstermektedir. Çakır (2017), SWARA yöntemini grup karar verme süreçlerinde kullanırken, karar vericiler arasındaki görüş ayrılıklarını dengelemek ve daha tutarlı bir sonuç elde etmek için SWARA–COPELAND bütünleşik modelini önermiştir. Çakır'ın (2017) çalışması, COPELAND'ın farklı yöntemleri birleştirmedeki etkinliğini ortaya koymaktadır. Bizim çalışmamızda MARCOS ve CoCoSo yöntemlerinin farklı dönemlerde farklı liderler belirlemesi, tıpkı uzmanlar arasında görüş ayrılığı olması gibi bir çelişki durumudur. COPELAND yöntemini kullanarak bu çelişkiyi çözme yaklaşımımız, Çakır'ın (2017) önerdiği metodolojik çerçevenin pratik bir uygulamasını temsil etmektedir.

Ergun vd. (2022) ve Yakut (2020) tarafından yapılan çalışmalar da bizim metodolojik yaklaşımımızı doğrudan desteklemektedir. Ergun vd. (2022), lisanslı depo şirketlerini sıralarken TOPSIS ve ARAS yöntemlerinden elde ettikleri farklı

sıralamaları COPELAND ile birleştirmişlerdir. Yakut (2020) ise OECD ülkelerinin BİT kullanımlarını sıralarken MOORA ve WASPAS yöntemlerinin sonuçlarını COPELAND ile sentezlemiştir. Bu iki çalışma, farklı sektör ve konularda, iki ayrı ÇKKV yönteminin sonuçlarını birleştirerek nihai bir sıralama elde etmenin literatürde kabul görmüş ve geçerli bir uygulama olduğunu açıkça göstermektedir. Bizim MARCOS ve CoCoSo yöntemlerinin sonuçlarını COPELD yöntemi ile birleştirmemiz, literatürdeki sağlam ve yerleşik bir metodolojik geleneği takip etmektedir.

Yakut (2020), MOORA ve WASPAS sıralamalarının birbiriyle yüksek oranda uyumlu olduğunu ve COPELAND'ın bu uyumu teyit ettiğini belirtmiştir. Buna karşın, bizim çalışmamızda MARCOS ve CoCoSo yöntemlerinden elde edilen sıralama sonuçları arasında, özellikle dönem liderlerinin belirlenmesinde, belirgin farklılıklar ortaya çıkmıştır. Bu durum, bizim çalışmamızda COPELAND yönteminin kullanılmasını sadece bir doğrulama aracı değil, aynı zamanda yöntemler arası çelişkileri çözen zorunlu bir uzlaşma mekanizması haline getirmiştir.

COPELAND yöntemi ile elde edilen nihai sıralama, bu tezin en sağlam ve güvenilir bulgusunu temsil etmektedir. Bu sıralama, ne sadece MARCOS yönteminin ideal ve anti-ideal çözüm mantığına ne de sadece CoCoSo yönteminin birleştirici uzlaşma mekanizmasına dayanır. Bunun yerine her iki yöntemin de sunduğu bilgiyi sentezler. Literatürdeki çalışmalar, COPELAND yönteminin bu tür bir sentez için güçlü ve geçerli bir araç olduğunu doğrulamaktadır.

Çalışmamızda EREGL, KOZAL ve ORGE gibi şirketlerin farklı dönemlerde COPELAND sıralamasında lider olarak ortaya çıkması, bu firmaların farklı metodolojik değerlendirmelere karşı daha dayanıklı ve istikrarlı performans profillerine sahip olduğunu göstermektedir. COPELAND yöntemi, tekil yöntemlerin yarattığı dalgalanmaları yumuşatarak, yatırımcılar ve yöneticiler için daha dengeli ve stratejik karar almayı destekleyecek bir nihai performans sunmaktadır.

#### **4.5. Duyarlılık Analizi Sonuçları**

ÇKKV yöntemleriyle elde edilen sonuçların güvenilirliğini ve sağlamlığını test etmek, araştırmanın geçerliliği açısından kritik bir öneme sahiptir. Kriter ağırlıklarının belirlenmesi, ÇKKV sürecinin en temel adımlarından biridir ve bu ağırlıklardaki

küçük deęişimlerin nihai sıralamayı ne ölçüde etkilediğinin incelenmesi gerekmektedir. Bu çalışmada, LOPCOW yöntemiyle elde edilen objektif kriter ağırlıklarının doğruluğunu ve bu ağırlıklara dayanan sıralama sonuçlarının tutarlılığını sınamak amacıyla kapsamlı bir duyarlılık analizi gerçekleştirilmiştir.

Bu analiz çerçevesinde, LOPCOW ağırlıkları temel alınarak çok sayıda senaryo oluşturulmuştur. Analiz, her bir kriterin, diğerleri sabit kalırken, sırasıyla %10 oranında artırıldığı ve azaltıldığı durumları kapsamaktadır. Bir kriterin ağırlığı deęiştirildiğinde, toplam ağırlıkların 1'e eşit olması gerektiğinden, diğer kriterlerin ağırlıkları da orantılı olarak yeniden hesaplanmıştır. Bu yaklaşım, her bir kriterin nihai sıralama üzerindeki bireysel etkisini ve modelin genel istikrarını ölçmeyi amaçlamaktadır.

İlk olarak, her bir kriterin ağırlığının %10 oranında artırılması ve azaltılmasıyla oluşturulan 16 farklı senaryo ve orijinal ağırlık setinden oluşan toplam 17 ağırlık dağılımı aşağıdaki tabloda sunulmuştur.

**Tablo 20. LOPCOW 2024Q1 Duyarlılık Analizi Sonuçları**

Senaryo	K1	K2	K3	K4	K5	K6	K7	K8
<b>Orijinal Ağırlıklar</b>	0.107	0.022	0.051	0.003	0.438	0.006	0.364	0.008
<b>K1 +%10</b>	0.118	0.022	0.051	0.003	0.433	0.006	0.360	0.008
<b>K1 -%10</b>	0.096	0.022	0.052	0.003	0.444	0.006	0.369	0.008
<b>K2 +%10</b>	0.107	0.024	0.051	0.003	0.437	0.006	0.363	0.008
<b>K2 -%10</b>	0.107	0.020	0.051	0.003	0.439	0.006	0.365	0.008
<b>K3 +%10</b>	0.106	0.022	0.056	0.003	0.436	0.006	0.362	0.008
<b>K3 -%10</b>	0.107	0.022	0.046	0.003	0.441	0.006	0.366	0.008
<b>K4 +%10</b>	0.107	0.022	0.051	0.004	0.438	0.006	0.364	0.008
<b>K4 -%10</b>	0.107	0.022	0.051	0.003	0.439	0.006	0.364	0.008
<b>K5 +%10</b>	0.099	0.020	0.047	0.003	0.482	0.005	0.336	0.007
<b>K5 -%10</b>	0.115	0.024	0.055	0.004	0.395	0.006	0.393	0.009

**Tablo 20-devamı**

<b>K6 +%10</b>	0.107	0.022	0.051	0.003	0.438	0.007	0.364	0.008
<b>K6 -%10</b>	0.107	0.022	0.051	0.003	0.439	0.005	0.364	0.008
<b>K7 +%10</b>	0.101	0.021	0.048	0.003	0.413	0.006	0.401	0.008
<b>K7 -%10</b>	0.113	0.023	0.054	0.004	0.464	0.006	0.328	0.009
<b>K8 +%10</b>	0.107	0.022	0.051	0.003	0.438	0.006	0.364	0.009
<b>K8 -%10</b>	0.107	0.022	0.051	0.003	0.439	0.006	0.365	0.007

Tablo 20’de yer alanağırlık setleri, analizin bir sonraki aşamasında MARCOS ve CoCoSo yöntemlerine ayrı ayrı uygulanarak, her bir yöntemin sıralama sonuçlarının bu değişimlere ne kadar duyarlı olduğu incelenmiştir.

Oluşturulan 17 farklı ağırlık senaryosu, ham verilere uygulanarak MARCOS ve CoCoSo yöntemleri yeniden çalıştırılmıştır. Bu analizin amacı, her iki yöntemin sıralama sonuçlarının, kriter ağırlıklarındaki değişimlere karşı ne ölçüde istikrarlı kaldığını gözlemlemektir.

**Tablo 21. MARCOS 2024Q1 Duyarlılık Analizi Sonuçları**

<b>Kriter</b>	<b>CUSAN</b>	<b>EREGL</b>	<b>ESEN</b>	<b>IHEVA</b>	<b>KOZAL</b>	<b>KRVGD</b>	<b>KUYAS</b>	<b>NATEN</b>	<b>ORGE</b>	<b>PRKME</b>	<b>YYLGD</b>
<b>Orijinal Sıra</b>	9	3	6	11	8	1	7	4	5	10	2
<b>K1 - %10</b>	8	3	6	11	9	1	7	4	5	10	2
<b>K1 + %10</b>	9	3	6	11	8	1	7	4	5	10	2
<b>K2 - %10</b>	9	3	6	11	8	1	7	4	5	10	2
<b>K2 + %10</b>	9	3	6	11	8	1	7	4	5	10	2
<b>K3 - %10</b>	9	3	5	11	8	1	7	4	6	10	2
<b>K3 + %10</b>	9	3	6	11	8	1	7	4	5	10	2

**Tablo 21-devamı**

<b>K4 - %10</b>	9	3	6	11	8	1	7	4	5	10	2
<b>K4 + %10</b>	9	3	6	11	8	1	7	4	5	10	2
<b>K5 - %10</b>	10	3	6	11	8	1	7	4	5	9	2
<b>K5 + %10</b>	7	3	6	11	9	1	8	4	5	10	2
<b>K6 - %10</b>	9	3	5	11	8	1	7	4	6	10	2
<b>K6+ %10</b>	9	3	5	11	9	1	7	4	6	10	2
<b>K7 - %10</b>	8	3	6	11	8	1	7	4	5	10	2
<b>K7 + %10</b>	9	3	6	11	8	1	7	4	5	10	2
<b>K8 - %10</b>	9	3	6	11	8	1	7	4	5	10	2
<b>K8 + %10</b>	9	3	6	11	8	1	7	4	5	10	2

Tablo 21’de sunulan MARCOS duyarlılık analizi sonuçları incelendiğinde, sıralamaların yüksek derecede sağlam olduğu görülmektedir. Özellikle KRVGD (1. sıra), EREGL (3. sıra), NATEN (4. sıra) ve IHEVA (11. sıra) gibi birçok şirketin sıralaması, senaryoların büyük çoğunluğunda değişmemiştir. Sıralamalardaki küçük oynamaların ise genellikle en yüksek ağırlığa sahip olan F/K ve Borç/Özsermaye kriterlerinin ağırlıkları değiştirildiğinde ortaya çıkması, modelin bu iki baskın kriterle olan duyarlılığını göstermektedir.

**Tablo 22. CoCoSo 2024Q1 Duyarlılık Analizi Sonuçları**

<b>Kriter</b>	<b>CUSAN</b>	<b>EREGL</b>	<b>ESEN</b>	<b>IHEVA</b>	<b>KOZAL</b>	<b>KRVGD</b>	<b>KUYAS</b>	<b>NATEN</b>	<b>ORGE</b>	<b>PRKME</b>	<b>YYLGD</b>
<b>Orijinal Sıra</b>	11	3	2	6	5	8	10	4	7	1	9
<b>K1 - %10</b>	11	3	2	6	5	8	10	4	7	1	9
<b>K1 + %10</b>	11	3	2	6	5	8	10	4	7	1	9

**Tablo 22-devamı**

<b>K2 - %10</b>	11	3	2	6	5	8	10	4	7	1	9
<b>K2 + %10</b>	11	3	2	6	5	8	10	4	7	1	9
<b>K3 - %10</b>	11	3	2	6	5	8	10	4	7	1	9
<b>K3 + %10</b>	11	3	2	6	5	8	10	4	7	1	9
<b>K4 - %10</b>	11	3	2	6	5	8	10	4	7	1	9
<b>K4 + %10</b>	11	3	2	6	5	8	10	4	7	1	9
<b>K5 - %10</b>	11	3	2	6	5	7	10	4	8	1	9
<b>K5 + %10</b>	11	4	2	6	3	8	10	5	7	1	9
<b>K6 - %10</b>	11	3	2	6	5	8	10	4	7	1	9
<b>K6+ %10</b>	11	3	2	6	5	8	10	4	7	1	9
<b>K7 - %10</b>	11	3	2	6	4	8	10	5	7	1	9
<b>K7 + %10</b>	11	3	2	6	5	8	10	4	8	1	9
<b>K8 - %10</b>	11	3	2	6	5	7	10	4	7	1	9
<b>K8 + %10</b>	11	3	2	6	5	8	10	4	7	1	9

Benzer şekilde, CoCoSo yöntemiyle elde edilen duyarlılık analizi sonuçları da sıralamaların genel olarak istikrarlı olduğunu göstermektedir. MARCOS yöntemine kıyasla CoCoSo yönteminin, özellikle orta sıralardaki şirketler için, baskın kriterlerin ağırlığı değiştiğinde bir veya iki sıralık küçük değişikliklere daha yatkın olduğu gözlemlenmiştir. Ancak, her iki tablo da bir bütün olarak değerlendirildiğinde, temel sıralama yapısının kriter ağırlıklarındaki %10'luk değişimlerden önemli ölçüde etkilenmediği sonucuna varılabilir.

Duyarlılık analizinin son ve en önemli aşamasında, senaryo için elde edilen MARCOS ve CoCoSo sıralamaları, COPELAND yöntemiyle yeniden birleştirilmiştir. Bu analiz, MARCOS ve CoCoSo yöntemleri arasındaki sıralama farklılıklarının, ağırlık değişimleri altında nihai uzlaşma sıralamasını nasıl etkilediğini test etmeyi

amaçlamaktadır. Bu, çalışmanın nihai bulgularının sağlamlığının en üst düzeyde test edildiği aşamadır.

**Tablo 23. COPELAND 2024Q1 Duyarlılık Analizi Sonuçları**

Kriter	EREGL	ESEN	NATEN	KRVGD	PRKME	YYLGD	ORGE	KOZAL	IHEVA	KUYAS	CUSAN
<b>Orijinal Copeland Sırası</b>	1	2	2	4	5	5	7	8	9	9	11
<b>K1 -%10</b>	1	2	2	4	5	5	7	8	9	9	11
<b>K1 +%10</b>	1	2	2	4	5	5	7	8	9	9	11
<b>K2 -%10</b>	1	2	2	4	5	5	7	8	9	9	11
<b>K2 +%10</b>	1	2	3	4	5	5	7	8	9	9	11
<b>K3 -%10</b>	1	2	2	4	5	5	7	7	9	9	11
<b>K3 +%10</b>	1	2	2	4	5	5	7	8	9	9	11
<b>K4 -%10</b>	1	2	2	4	5	5	7	8	9	9	11
<b>K4 +%10</b>	1	2	2	4	5	5	7	8	9	9	11
<b>K5 -%10</b>	1	2	2	2	5	6	7	7	9	9	10
<b>K5 +%10</b>	1	2	3	3	5	5	7	7	9	10	11
<b>K6 -%10</b>	1	2	3	4	5	5	7	8	9	9	11
<b>K6 +%10</b>	1	2	3	3	5	5	7	7	9	9	11
<b>K7 -%10</b>	1	2	2	2	5	5	7	7	9	9	11
<b>K7 +%10</b>	1	2	2	4	5	5	7	7	9	9	11
<b>K8 -%10</b>	1	2	2	4	5	5	7	8	9	9	11
<b>K8 +%10</b>	1	2	2	2	5	5	7	8	9	9	11

Tablo23, bu tezin metodolojik sağlamlığını kanıtlayan en önemli bulguları sunmaktadır:

COPELAND sıralamasının kriter ağırlıklarındaki değişimlere karşı son derece dayanıklı olması Tablodan da görüleceği üzere, EREGL ve ESEN gibi üst sıradaki

şirketlerin pozisyonları, 17 farklı senaryonun tamamında benzer şekilde kalmıştır. Benzer şekilde, orta ve alt sıralardaki şirketlerin büyük çoğunluğunun sıralaması da değişmemiştir. Bu durum, elde edilen nihai sıralamanın, belirli bir ağırlık dağılımının tesadüfi bir sonucu olmadığını, aksine modelin genel ve istikrarlı bir çıktısı olduğunu göstermektedir.

Sıralamalardaki nadir değişiklikler, modelin hangi noktalarda daha hassas olduğuna dair değerli bilgiler sunmaktadır. KRVGD firmasının orijinal sıralaması 4 iken, en baskın kriterler olan F/K ve Borç/Özsermaye ağırlıkları değiştirildiğinde sıralamasının üst sıralara yükseldiği görülmektedir. Bu KRVGD'nin nihai sıralamasının, bu iki kritik faktöre atanan öneme ne kadar duyarlı olduğunu ortaya koymaktadır. Bu şirketin MARCOS ve CoCoSo yöntemlerindeki farklı sıralamalarının temel nedenini de açıklamaktadır. COPELAND yöntemi, bu hassasiyeti dengeleyerek sağlam bir uzlaşma sıralaması sunmuştur.

Gerçekleştirilen kapsamlı duyarlılık analizi, bu çalışmada kullanılan LOPCOW-MARCOS-CoCoSo-COPELAND bütünleşik modelinin, kriter ağırlıklarındaki makul değişimlere karşı sağlam ve güvenilir sonuçlar ürettiğini kanıtlamıştır. Sıralamaların genel yapısının korunması ve özellikle en üst ve en alt sıralardaki şirketlerin pozisyonlarının değişmemesi, tezin nihai bulgularının geçerliliğine olan güveni artırmaktadır. Bu durum, elde edilen sıralamaların, yöneticiler ve yatırımcılar için güvenilir bir karar destek aracı olarak kullanılabilmesini göstermektedir.

#### **4.6. Sonuçların Literatür ile Karşılaştırılması**

Çalışmamızda, LOPCOW, MARCOS, CoCoSo ve COPELAND yöntemlerinden oluşan bütünleşik bir ÇKKV modeli kullanılarak 2024:Q1-2025:Q1 döneminde XUGRA içerisinde sürekli işlem gören tüm şirketlerin finansal performansları analiz edilmiştir. Elde edilen bulguları benzer konuları ele alan güncel çalışmalarla karşılaştırılarak daha anlamlı bir çerçeveye oturtabiliriz.

Çalışmada kullanılan ÇKKV modeli, literatürde kabul görmüş ve geçerliliği kanıtlanmış yöntemlerin bir sentezidir. Kriter ağırlıklandırması için objektif bir yöntem olan LOPCOW yönteminin tercih edilmesi, literatürdeki güncel eğilimlerle paralellik göstermektedir. Yalman vd. (2023), Kahreman (2023), Özekenci (2024) ve

Rong ve Yu (2024) tarafından yapılan çalışmalar, LOPCOW yönteminin sadece kurumsal finansal performansı ölçmede değil aynı zamanda makroekonomik analizlerden operasyon yönetimine kadar geniş bir yelpazede, veri yapısına dayalı güvenilir ağırlıklar üretebildiğini göstermektedir. Bizim çalışmamızın LOPCOW yöntemini temel alması, literatür tarafından desteklenen bir yaklaşımdır. Sıralama aşamasında ise LOPCOW yöntemi ile elde edilen ağırlıklar, MARCOS ve CoCoSo olmak üzere iki farklı yöntemle uygulanmıştır. Literatür incelendiğinde, bu iki yöntemin de LOPCOW ile bütünleşik modellerde sıkça tercih edildiği görülmektedir. Yalman vd. (2023) ve Rong ve Yu (2024), LOPCOW-MARCOS modelini sırasıyla ekonomik performans ve tedarikçi seçimi problemlerine başarıyla uygulamışlardır. Kahreman (2023) ve Özekenci (2024), LOPCOW-CoCoSo modelini ulusal ekonomi ve BIST şirketlerinin finansal performansı gibi konularda kullanmışlardır. Bu çalışmalar, seçtiğimiz modellerin farklı araştırma problemlerini çözmede etkin ve geçerli olduğunu kanıtlamaktadır.

Çalışmamızın bulgularından bir diğeri ise, MARCOS ve CoCoSo yöntemlerinin, aynı ağırlık seti kullanılmasına rağmen, farklı sıralama sonuçları üretmesidir. Bu durum, hassasiyet olarak adlandırılabilir. Özekenci (2024), BIST enerji firmalarını LOPCOW ve CRITIC yöntem ağırlıklarıyla CoCoSo yöntemini kullanarak sıralamıştır. Bu çalışma, CoCoSo yönteminin BIST şirketlerinin finansal performans analizinde etkin bir araç olduğunu göstermesi açısından bizim CoCoSo yöntemi bulgularımızı desteklemektedir. Çalışmamızın diğer ayırt edici katkısı ise CoCoSo yöntemi ve MARCOS yöntemini uygulayarak iki yöntemin sonuçları arasında bir karşılaştırma yapmasıdır. Analizimiz sonucunda, bir yöntemin lider olarak belirlediği bir şirketin, diğer yöntemde daha alt sıralarda yer alabildiğini gözlemledik. Bu durum, finansal performans gibi karmaşık bir konuyu tek bir sıralama yöntemiyle değerlendirmenin potansiyel risklerini ortaya koymaktadır.

Çalışmamızda COPELAND yöntemini kullanma gerekçemiz, literatür tarafından güçlü bir şekilde desteklenmektedir. Yakut (2020), OECD ülkelerinin BİT kullanımlarını sıralarken MOORA ve WASPAS gibi iki farklı ÇKKV yöntemini kullanmış ve bu iki yöntemin sonuçlarını COPELAND yöntemi ile bütünleştirmiştir. Yakut'un (2020) çalışması, birden fazla sıralama yönteminden elde edilen sonuçları sentezleyerek daha sağlam ve güvenilir bir sıralama elde etmek için COPELAND yönteminin literatürde kabul görmüş bir yöntem olduğunu göstermektedir.

Çalışmamızda bu durum MARCOS ve CoCoSo yöntemleri arasındaki farklılıkları çözmek için COPELAND yöntemini kullanmamızın metodolojik olarak doğru bir yaklaşım olduğunu kanıtlamaktadır. Yakut'un (2020) çalışmasıyla bizim çalışmamız arasında bir fark bulunmaktadır. Yakut (2020), MOORA ve WASPAS yöntemleri sonuçlarının birbiriyle yüksek oranda uyumlu olduğunu ve COPELAND yönteminin bu uyumu teyit ettiğini bulmuştur. Çalışmamızda ise MARCOS ve CoCoSo yöntemleri arasında belirgin bir uyumsuzluk tespit edilmiştir. Bu nedenle COPELAND yöntemi çalışmamızda bir teyit aracı olmaktan çok, çelişkili sonuçları çözen zorunlu bir uzlaşma mekanizması olarak işlev görmüştür. ÇKKV yöntemlerinin ne kadar hassas olabileceğini ve bu gibi durumlarda COPELAND gibi birleştirici yöntemlerin ne kadar kritik rol oynadığını görülmektedir.

Çalışmamızda kullanılan LOPCOW-MARCOS-CoCoSo-COPELAND bütünleşik modeli, literatürde yer alan güncel ve geçerli çalışmalar üzerine inşa edilmiştir. Çalışmamız, mevcut literatürde daha önce sıkça birlikte kullanılmayan MARCOS ve CoCoSo yöntemlerini aynı veri seti üzerinde uygulayarak sonuçları arasındaki potansiyel farklılıkları ortaya koymaktadır. Ortaya çıkan farklılıklar karşısında COPELAND yönteminin önemini vurgulamaktadır. Bu çalışmaları 2024:Q1-2025:Q1 döneminde XUGRA içerisinde sürekli işlem gören tüm şirketlerden güncel verileri üzerine uygulamaktadır.

## 5. SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu bölümde, araştırma kapsamında yürütülen çok aşamalı ÇKKV analizinden elde edilen nihai bulgular özetlenmekte, bu bulguların anlamı tartışılmakta ve ulaşılan sonuçlar doğrultusunda ilgili çalışmalara yönelik öneriler sunulmaktadır.

### 5.1. Sonuçlar

Çalışmamızda 2024:Q1-2025:Q1 döneminde XUGRA içerisinde sürekli işlem gören tüm şirketlerin finansal performansları, LOPCOW, MARCOS, CoCoSo ve COPELAND yöntemlerinden oluşan bütünlüklü bir model ile analiz edilmiş ve elde edilen sonuçların sağlamlığı duyarlılık analizi ile test edilmiştir. Yürütülen bu analiz sonucunda bazı bulgulara ulaşılmıştır.

Analizin ilk aşamasında, LOPCOW objektif ağırlıklandırma yöntemiyle, incelenen dönemde şirketleri birbirinden ayırtmada en etkili olan finansal kriterler tespit edilmiştir. Sonuçlar, Borç/Özsermaye Oranı ve F/K Oranı'nın, diğer kriterlere kıyasla istikrarlı bir şekilde en yüksek ağırlıklara sahip olduğunu göstermiştir. Bu bulgu, incelenen dönemde şirketlerin finansal performans gücünün belirlenmesinde, kârlılıktan çok borçluluk yapısı ve piyasa değerlemesi gibi dinamiklerinin daha belirleyici olduğunu ortaya koymaktadır.

LOPCOW yöntemi ile elde edilen ağırlıklar, MARCOS ve CoCoSo olmak üzere iki farklı sıralama yöntemine uygulanmıştır. Her iki yöntem de geçerli ve literatürde kabul görmüş olmasına rağmen, aynı veri ve ağırlık setiyle farklı sıralama sonuçları ürettikleri gözlemlenmiştir. Bir yöntemin lider olarak belirlediği bir şirketin, diğer yöntemde daha alt sıralarda yer alabilmesi, finansal performans gibi çok boyutlu bir konunun değerlendirilmesinde yöntem seçiminin sonuçlar üzerindeki kritik etkisini ve tek bir yöntemle bağlı kalmanın potansiyel risklerini kanıtlar niteliktedir.

MARCOS ve CoCoSo yöntemleri arasındaki sıralama farklılıklarını çözmek ve daha güvenilir bir nihai sonuç elde etmek amacıyla bir sıralama birleştirme tekniği olan COPELAND yöntemi uygulanmıştır. COPELAND analizi, her iki yöntemin de sonuçlarını sentezleyerek nihai bir sıralama oluşturmuştur. Bu nihai sıralamaya göre, EREGL, ORGE, KOZAL ve PRKME gibi şirketlerin farklı dönemlerde en üst sıralarda yer alarak güçlü performans profilleri sergilediği, bazı şirketlerin ise istikrarlı bir şekilde alt sıralarda yer aldığı görülmüştür.

Analizin son aşamasında yapılan duyarlılık analizi, elde edilen COPELAND sıralamasının, kriter ağırlıklarındaki %10'luk değişimlere karşı sağlam olduğunu göstermiştir. Özellikle üst ve alt sıralardaki şirketlerin pozisyonlarının neredeyse hiç değişmemesi, çalışmanın bulgularının tesadüfi olmadığını ve metodolojik olarak güvenilir olduğunu kanıtlamıştır.

## 5.2. Öneriler

Çalışmamızdan elde edilen bu bulgular yatırımcılara, şirket yöneticilerine ve gelecek araştırmalara ve bunları yürütecek akademisyenlere yönelik öneriler geliştirilmiştir.

Yatırımcıların şirketleri değerlendirirken sadece kârlılık gibi geleneksel verilere odaklanmak yerine, bu çalışmada önemi ortaya konan Borç/Özsermaye ve F/K gibi verileride analizlerine dahil etmeleri önerilmektedir.

Çalışmamızda elde edilen COPELAND nihai sıralaması, yatırımcılar için potansiyel yatırım fırsatlarını belirlemede bir eleme aracı olarak kullanılabilir. Üst sıralarda yer alan şirketler, daha detaylı bir analiz için önceliklendirilebilir.

Finansal performans sıralamalarının dönemden döneme önemli ölçüde değişebildiği göz önünde bulundurularak, yatırım kararlarının tek bir dönemin sonuçlarına göre verilmemesi ve şirket performanslarının düzenli olarak takip edilmesi gerekmektedir.

Şirket yöneticileri, bu çalışmanın sonuçlarını kendi firmalarının sektördeki rakiplerine göre konumunu belirlemek için bir kıyaslama aracı olarak kullanabilirler.

Analiz, borçluluk ve piyasa değerlemesinin göreceli performansta ne kadar kritik olduğunu göstermiştir. Bu nedenle, özellikle alt sıralarda yer alan şirketlerin

yöneticilerinin, etkin borç yönetimi ve sürdürülebilir kârlılık yoluyla yatırımcı algısını iyileştirmeye yönelik stratejilere odaklanmaları, rekabet avantajı elde etmeleri açısından önemlidir.

Çalışmamız belirli bir şirket grubu ve zaman aralığı ile sınırlıdır. Gelecekteki araştırmalar, daha fazla sayıda şirketi veya daha uzun bir zaman dilimini kapsayarak bulguların genellenebilirliğini artırabilir.

Farklı sektörler üzerinde benzer modellerin uygulanması, sektörler arasında performans belirleyen temel dinamiklerin farklılaşıp farklılaşmadığını ortaya koyabilir.

Çalışmamızda sadece finansal kriterler kullanılmıştır. Gelecekteki modeller, çevresel ve sosyal performans göstergeleri gibi finansal olmayan kriterleri de analize dahil ederek daha bütüncül bir şirket performansı değerlendirmesi yapabilir.

Ağırlıklandırma aşamasında LOPCOW'un yanı sıra Entropi, CRITIC gibi diğer objektif yöntemler veya AHP, ANP gibi subjektif yöntemler kullanılarak sonuçların karşılaştırılması, çalışmalara zenginlik katacaktır.

## KAYNAKÇA

- Abdiođlu, N., Sezgin, A., ve Aytekin, S. (2024). Pay Geri Alımları ve Getiri Oranları: BİST Geri Alım Endeksinde Ampirik Bir Uygulama. *İktisadi İdari ve Siyasal Arařtırmalar Dergisi*, 9(25), 538–552.
- Akbulut, O. Y. (2025). Analysis of the Corporate Financial Performance Based on Grey PSI and Grey MARCOS Model in Turkish Insurance Sector. *Knowledge and Decision Systems with Applications*, 1, 57–69.
- Altıntaş, F. F. (2023). Akdeniz Ülkelerinin Deniz Sađlığı Performanslarının Analizi: CRITIC Tabanlı MARCOS Yöntemi İle Bir Uygulama. *Acta Aquatica Turcica*, 19(1), 1–20.
- Anaral, H. (1982). *Anonim Ortaklıklarda Kayıtlı Sermaye*, Ankara: Yarı-Açık Cezaevi Matbaası.
- Arslan, E., ve Keskin O. (2025). Finansal Performansın Çok Kriterli Karar Verme Teknikleriyle Analiz Edilmesi: BIST Taş Ve Toprađa Dayalı Sektöründe Bir Uygulama. *Uluslararası İktisadi Ve İdari Akademik Arařtırmalar Dergisi*. 5(1), 170–188.
- Arslankaya, S., ve Göraltay, K. (2019). *Çok Kriterli Karar Verme Yöntemlerinde Güncel Yaklaşımlar*, Ankara: İKSAD YAYINEVİ.
- Aşan, H., Arsu, T., ve Ayçin, E. (2025). Proje yönetimi açısından bölgesel kalkınma ajanslarının performanslarının LOPCOW ve MABAC yöntemleri ile değerlendirilmesi. *İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 27(Özel Sayı), 185–197.
- Asker, V. (2024). The Effect of Kahramanmaraş Earthquakes on Financial Performance: An Application in Companies Located in the Earthquake Area. *Eskişehir Osmangazi Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 19(3), 713–725.
- Asker, V., ve Kiliñç, Z. (2025). Financial and Operational Performance Analysis Using LOPCOW Based MARCOS Method: A Case Study of the Asian Airline Market. *Mehmet Akif Ersoy Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 12(1), 246–270.
- Ayaydın, H. (2024). Teknoloji Şirketlerinde Finansal Performans Deđerlendirilmesi: Gri İlişkisel Analiz Yaklaşımı. *The Journal of International Scientific Researches*, 9(3), 237–246.
- Ayçin, E., ve Arsu, T. (2022). Sosyal Gelişme Endeksinde Göre Ülkelerin Deđerlendirilmesi: MEREC ve MARCOS Yöntemleri ile Bir Uygulama. *İzmir Yönetim Dergisi*, 2(2), 75–88.

- Ayçin, E., ve Bektaş, S. (2024). BIST Kocaeli Şehir Endeksinde Yer Alan Şirketlerin LOPCOW ve OPARA Yöntemleriyle Finansal Performanslarının Değerlendirilmesi. *Sinop Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 8(Eğitim Bilimleri Özel Sayısı), 1–24.
- Bektaş, S. (2022). Türk Sigorta Sektörünün 2002-2021 Dönemi için MEREK, LOPCOW, COCOSO, EDAS ÇKKV Yöntemleri ile Performansının Değerlendirilmesi. *BDDK Bankacılık ve Finansal Piyasalar Dergisi*, 16(2), 247–283.
- Bektaş, S. (2023). BİST Sigortacılık (XSGRT) Endeksindeki Şirketlerin 2021 Yılı Finansal Performanslarının ÇKKV Yöntemleriyle Değerlendirilmesi. *Yönetim ve Ekonomi Dergisi*, 30(4), 787–815.
- Bektaş, S. (2023). Özel Sermayeli Bir Mevduat Bankasının Sürdürülebilirlik Performansının Hibrit ÇKKV Modeliyle Değerlendirilmesi: 2009-2021 Dönemi Akbank Örneği. *İzmir İktisat Dergisi*, 38(4), 884–907.
- Biswas, S., and Joshi, N. (2023). A Performance based Ranking of Initial Public Offerings (IPOs) in India. *Journal of Decision Analytics and Intelligent Computing*, 3(1), 15–32.
- Boydak, H. U., ve Uygurtürk, H. (2023). Nakit Akım ve Karlılık Odaklı Performans Analizi: Kağıt ve Kağıt Ürünleri Basım Sektörü İşletmeleri Üzerine Bir Araştırma. *Çağ Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 20(2), 36–49.
- Çakır, E. (2017). Kriter Ağırlıklarının SWARA – Copeland Yöntemi ile Belirlenmesi: Bir Üretim İşletmesinde Uygulama. *Adnan Menderes Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 4(1), 42–56.
- Çakır, E., ve Özdemir, M. (2016). Bulanık Çok Kriterli Karar Verme Yöntemlerinin Altı Sigma Projeleri Seçiminde Uygulanması. *Business and Economics Research Journal*, 7(2), 167–201
- Çanakçıoğlu, M., ve Özarı, Ç. (2025). BIST100 Endeksinde Yer Alan Enerji Firmalarının Finansal Performanslarının Değerlendirilmesi. *Muhasebe ve Denetim Bakış*, 25(75), 49–76.
- Çiftaslan, M. E., ve Rençber, Ö. F. (2022). IDOCRIW ve CoCoSo Yöntemleri ile Sistemik Özel Bankaların Performans Analizi: Türkiye Örneği. *Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 19, 54–72
- Çiftçi, H. N., Kuzu Yıldırım, S., ve Yıldırım, B. F. (2021). Nakit Akış Oranlarına Dayalı Finansal Performansların Kombine Uzlaşık Çözüm Yöntemi ile Analizi: BIST'te İşlem Gören Enerji Firmaları Üzerine Bir Uygulama. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, 92, 207–224.
- Çınaroğlu, E. (2021). CRITIC Temelli MARCOS Yöntemi ile Yenilikçi ve Girişimci Üniversite Analizi. *Girişimcilik ve İnovasyon Yönetimi Dergisi*, 10(1), 111–133.
- Çulhaoğlu, B., ve Yeşildağ, E. (2023). BİST'te Bazı Sektörlerin Finansal Performansı İle Hisse Senedi Getirileri Arasındaki İlişki. *Uluslararası İktisadi ve İdari İncelemeler Dergisi*, C-iasoS 2022 Özel Sayısı, 143–162.
- Dağidir, B. D., Eevli, B., ve Çelikkol, H. (2024). BIST 50 Şirketlerinin Finansal Performanslarının TOPSIS, VIKOR ve PROMETHEE Yöntemleri İle Karşılaştırılması. *Akademik Araştırmalar ve Çalışmalar Dergisi (AKAD)*, 16(31), 503–518.

- Demir, G., ve Bircan, H. (2020). Kriter Ağırlıklandırma Yöntemlerinden BWM Ve FUCOM Yöntemlerinin Karşılaştırılması ve Bir Uygulama. *Cumhuriyet Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 21(2), 170–185.
- Demir, G., ve Kartal, M. (2020). *Güncel çok kriterli karar verme teknikleri*, Ankara: Akademisyen Kitabevi.
- Durak, İ. (2024). Çok Kriterli Karar Verme: Temel Yöntemler, Süreçler ve Hibrit Yaklaşımı. In *Bütünleşik Çok Kriterli Karar Verme Yöntemleri ve Güncel Uygulamaları*, Gaziantep: Özgür Yayınları.
- Durak, İ., ve Bal, B. Ç. (2024). Bankaların COVID-19 Öncesi ve Sonrası Dönemine Göre Performanslarının Entropi ve VIKOR Yöntemi ile Kıyaslanması. *Ünye İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 6(2), 102–113.
- Durdu, D. (2025). Evaluating Financial Performance with SPC-LOPCOW-AROMAN Hybrid Methodology: A Case Study for Firms Listed in BIST Sustainability Index. *Knowledge and Decision Systems with Applications*, 1, 92–111.
- Ece Çokmutlu, M., ve Abdullayev, M. (2024). CoCoSo ve Copras Yöntemleri ile BIST Teknoloji Endeksi Firmalarının Finansal Performans Analizi. *Journal of Economy Business and Management*, 8(1), 91–121.
- Ece, N. (2019). Holding Şirketlerinin Finansal Performans Sıralamasının ENTROPİ Tabanlı TOPSİS Yöntemleri İle İncelenmesi. *Finans Ekonomi ve Sosyal Araştırmalar Dergisi*, 4(1), 63–73.
- Ecer, F., and Pamucar, D. (2022). A novel LOPCOW-DOBI multi-criteria sustainability performance assessment methodology: An application in developing country banking sector. *Omega*, 112(2022), 102690.
- Ergun, H., Güllal, M., ve Kılıçarslan, A. (2022). Lisanslı Depoculuk Sektöründe Faaliyet Gösteren Şirketlerin İşlem Performanslarının Çok Kriterli Karar Verme Yöntemleriyle Ölçülmesi. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, 94, 105–132.
- Ersoy, N. (2023). BIST Perakende Ticaret Sektöründe LOPCOW-RSMVC Modeli ile Performans Ölçümü. *Sosyoekonomi*, 31(57), 419–436.
- Gençkaya, Ö., Gündoğdu, H. G., ve Aytakin, A. (2021). Büyükşehir Belediyeleri Web Sitelerinin Yönetişim İlkeleri Açısından Değerlendirilmesi. *Eskişehir Osmangazi Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 16(3), 705–726.
- Gençtürk, M., Senal, S., ve Aksoy, E. (2021). COVID-19 Pandemisinin Katılım Bankaları Üzerine Etkilerinin Bütünleşik CRITIC-MARCOS Yöntemi İle İncelenmesi. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, 92, 139–160.
- Gökgöz, A. (2014). Hisse Senedi Geri Alımı ve Muhasebesi. *Muhasebe ve Vergi Uygulamaları Dergisi*, 7(2), 1–14.
- Güçlü, P., ve Muzac, G. (2024). Genişletilmiş Gri MULTIMOORA Yöntemi ile Çok Dönemli Çok Kriterli Karar Verme: Demir-Çelik Sektöründe Finansal Performans Değerlendirmesi Örneği. *Eskişehir Osmangazi Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 19(1), 267–291.
- Gülcemal, T., ve İzci, A. Ç. (2023). Türkiye'deki Katılım Bankalarının LOPCOW-MOOSRA Yöntemi İle Performans Analizi. *Doğuş Üniversitesi Dergisi*, 25(1), 115–134.

- Hacıfettahoğlu, Ö., ve Perçin, S. (2020). Bütünleşik ÇKKV Yaklaşımı İle Finansal Boyutta Türk İnşaat Firmalarının Performansının Değerlendirilmesi. *Dokuz Eylül Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 22(2), 543–567.
- Hao, E., and Ma, J. (2024). Enhanced Managerial Decision Optimization in Financial Accounting Using the Picture Fuzzy MARCOS-Based MCGDM Approach. *IEEE Access*, 12, 178171–178190.
- Hokka, C., ve Bektaş, S. (2024). ÇKKV Yöntemleriyle Makroekonomik Performans Ölçümü: 2021-2022 Dönemi D8 Ülkeleri Örneği. *Çukurova Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 33(1), 397–420.
- Işık, Ö., Shabir, M., Demir, G., Puska, A., and Pamucar, D. (2025). A hybrid framework for assessing Pakistani commercial bank performance using multi-criteria decision-making. *Financial Innovation*, 11(1), 38.
- Kahreman, Y. (2023). G20 Ülkelerinin Ekonomik Performanslarının 2008 Krizi Döneminde LOPCOW-COCOSO Yöntemi İle Değerlendirilmesi. *İzmir İktisat Dergisi*, 38(3), 786–803.
- Karagöz, B. S., Sezgin, M., Akgöz, E., ve Yurtlu, M. (2024). Borsa İstanbul Konaklama İşletmelerinin Finansal Performanslarının TOPSIS, MULTIMOORA ve PROMETHEE Yöntemiyle Belirlenmesi. *Güncel Turizm Araştırmaları Dergisi*, 8(2), 401–426.
- Karakuş, R., Zor, İ., ve Yılmaz Küçük, Ş. (2017). Pay Geri Alım İlanlarının Hisse Getirisine Etkisi. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, 75, 55–70.
- Kartal, C., Özdil, Z., ve Acar Karaboğa, M. (2024). BIST Sürdürülebilirlik 25 Endeksi Firmalarının Çok Kriterli Karar Verme Yöntemleri İle Finansal Performans Analizi. *International Journal of Management Economics and Business*, 20(ICMEB'24 Özel Sayı), 79–100.
- Keleş, N. (2023). Tr Dizin-İşletme Dergilerinin Çok Kriterli Bir Karar Verme Perspektifinden Değerlendirilmesi. *Dicle Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 13(26), 512–534.
- Khin, E. W. S., Tee, L. K., and Ying, C. W. (2011). Cumulative Abnormal Returns on Share Buy Back: Malaysian Perspectives. *Australian Journal Of Basic And Applied Sciences*, 5(12), 2168–2175.
- Küçükçolak, R. A., ve Küçükkoğlu, S. (2025). Borsa İstanbul'da Hisse Geri Alım Kararlarına İlişkin Ampirik Bir Analiz. *Ekonomi Politika ve Finans Araştırmaları Dergisi*, 10(1), 412–428.
- Linkov, I., Satterstrom, F. K., Kiker, G., Seager, T. P., Bridges, T., Gardner, K. H., Rogers, S. H., Belluck, D. A., and Meyer, A. (2006). Multicriteria Decision Analysis: A Comprehensive Decision Approach for Management of Contaminated Sediments. *Risk Analysis*, 26(1), 61–78.
- Madenoğlu, F. S. (2020). Dengeli Puan Kart-AHP-MARCOS Yöntemlerine Dayalı Tedarikçi Seçimi. *Economics Business and Organization Research*, 2(2), 99–120.
- Medetoğlu, B., Kavas, Y. B., Öztürk, M., ve Türkay, K. (2023). BIST Konaklama Sektöründeki İşletmelerin Finansal Performanslarının COPRAS Ve WASPAS Yöntemleriyle Ölçümü. *Akademik Hassasiyetler*, 10(22), 357–376.

- Meral, İ. G. (2024). Türkiye ve Türki Cumhuriyetlerde Sürdürülebilir Kalkınma Performansının CRITIC-LOPCOW ve CoCoSo Yöntemleriyle İncelenmesi. *Fiscaoeconomia*, 8(2), 619–645.
- Naderi, H., Shahosseini, H., and Jafari, A. (2022). Evaluation MCDM Multi-disjoint Paths Selection Algorithms Using Fuzzy-Copeland Ranking Method. *International Journal of Communication Networks and Information Security (IJCNIS)*, 5(1).
- Nişel, R., and Nişel, S. (2024). *Advancing Global Innovation Metrics: A Comprehensive Country Ranking Using the Novel LOPCOW-CoCoSo Model* (pp. 99–118).
- Özari, Ç. (2024). COVID-19 Sürecinde Ulaştırma ve Depolama Sektöründeki İşletmelerin Finansal Performans Analizi: ENTROPİ Tabanlı EDAS Ve COPRAS Yöntemleriyle. *Akademik Hassasiyetler*, 11(25), 602–631.
- Ozcalici, M., and Bumin, M. (2024). Parameter selection for long short-term memory networks with multi-criteria decision-making tools: an application for G7 countries stock market forecasting. *Neural Computing and Applications*, 36(36), 22731–22771.
- Özekenci, E. (2024). Assessment of the Logistics Performance Index of OPEC Countries with ENTROPY, CRITIC and LOPCOW-based EDAS Methods. *Journal of Transportation and Logistics*, 9(2), 260–279.
- Özkan, A., ve Ocak, N. (2024). Ranking The Performance Of Real Estate Companies Listed On Borsa Istanbul Using Neutrosophic AHP and TOPSIS Methods. *Iğdır Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, 14(3), 1265–1279.
- Pala, F. (2023). BIST Teknoloji Ve Bilişim Sektöründe İşlem Gören Şirketlerin Finansal Performanslarının Çok Kriterli Karar Verme Yöntemleri İle Ölçülmesi Ve Yöntemlerin Karşılaştırılması. *Finans Ekonomi ve Sosyal Araştırmalar Dergisi*, 8(1), 121–155.
- Pala, O., Atçeken, Ö., Omurtak, H., ve Şimşir, B. (2024). BİST Çimento Sektöründe LODICI ve CRADIS ile Finansal Performans Analizi. *Alanya Akademik Bakış*, 8(3), 956–970.
- Parmaksız, S., ve Özdemir Ozan. (2021). Çok Kriterli Karar Verme Tekniklerinin Bankacılık Oran Analizinde Kullanılması Üzerine Bir Araştırma. *Bankacılık ve Finansal Araştırmalar Dergisi*, 8(2), 65–93.
- Remzi, S. (2000). Çoğunluk Yöntemi ve Condorcet Galipleri. *Ankara Üniversitesi SBF Dergisi*, 55(3), 1.
- Rong, Y., and Yu, L. (2024). An extended MARCOS approach and generalized Dombi aggregation operators-based group decision-making for emergency logistics suppliers selection utilizing q-rung picture fuzzy information. *Granular Computing*, 9(1), 22.
- Saari, D. G., and Merlin, V. R. (1996). The Copeland method. *Economic Theory*, 8(1), 51–76.
- Şahin, A. (2023). Portföy Çeşitlendirmesinde Sektör Seçimi: ÇKKV Yöntemleri ile Borsa İstanbul'da Bir Uygulama. *İzmir İktisat Dergisi*, 38(3), 772–785.

- Şahin Macit, N. (2024). Asya Ülkelerinin İnovasyon Performanslarının CILOS Temelli CoCoSo Yöntemi ile Değerlendirilmesi. *Süleyman Demirel Üniversitesi Vizyoner Dergisi*, 15(41), 194–215.
- Şahin, S., ve Karaoğlan, S. (2018). BİST XKMYA İşletmelerinin Finansal Performanslarının Çok Kriterli Karar Verme Yöntemleri İle Ölçümü ve Yöntemlerin Karşılaştırılması. *Ege Akademik Bakis (Ege Academic Review)*, 18(1), 63–80.
- Seyhan, N. (2023). AB’de Döngüsel Ekonomi Üretim ve Tüketim Göstergelerinin Değerlendirilmesi: MEREK Temelli MARCOS Uygulaması. *Sosyal Mucit Academic Review*, 4(3), 364–391.
- Sezgin, A., ve Aytekin, S. (2024). BİST Balıkesir endeksi firmalarının MEREK tabanlı CoCoSo yöntemiyle finansal performans analizi. *Balıkesir Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 27(51-1-2024 Yılı Özel Sayısı), 63–77.
- Sezgin, A., Aytekin, S., ve Sakarya, Ş. (2024). Finansal Performansın Ölçülmesinde Piotroski F-Skoru Bileşenleri ve ÇKKV Yöntemlerinin Bağlantısı: MEREK Tabanlı MARCOS Uygulaması. *Ekonomi Politika ve Finans Araştırmaları Dergisi*, 9(2), 367–395.
- Şişman, S., ve Nebati, E. E. (2024). Entropi Tabanlı CoCoSo Yöntemi ile Türkiye ve Avrupa Birliği Ülkelerinin Lojistik Performanslarının Değerlendirmesi. *Anadolu Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 24(4), 1885–1914.
- Stević, Ž., Miškić, S., Vojinović, D., Huskanović, E., Stanković, M., and Pamučar, D. (2022). Development of a Model for Evaluating the Efficiency of Transport Companies: PCA–DEA–MCDM Model. *Axioms*, 11(3), 140.
- Taşdemir, A., ve Alsu, E. (2019). Pay Geri Alım Duyurularının Pay Getirileri Üzerine Kısa Dönem Etkisi: BIST İmalat Sektörü Örneği. *Yönetim ve Ekonomi Araştırmaları Dergisi*, 17(3), 340–357.
- Teker, S., Avcı Azkeskin, S., ve Aladağ, Z. (2024). Enerji Sürdürülebilirliğinin Çok Kriterli Karar Verme Yöntemleri İle Ölçülmesi ve COPELAND Yöntemi ile Bütünleştirilmesi: OECD Ülkeleri Üzerine Bir Çalışma. *International Journal of Management Economics and Business*, 20(4), 871–895.
- Timor, M. (2011). *Analitik Hiyerarşi Prosesi*, İstanbul: Türkmen Kitapevi.
- Uludağ, A. S., ve Ece, O. (2018). Türkiye’de Faaliyet Gösteren Mevduat Bankalarının Finansal Performanslarının TOPSIS Yöntemi Kullanılarak Değerlendirilmesi. *Finans Politik & Ekonomik Yorumlar*. (637), 49-80.
- Uzun, S., Saldanlı, A., ve Sırma, İ. (2024). Piyasa Değeri ve Piotroski F Skor İlişkisi: Panel Veri Analizi. *Afyon Kocatepe Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 26(3), 1079–1090.
- Vermaelen, T., Huang, S., Li, S., & Snellman, K. (2025). *ESG Ratings and Share Repurchases: Examining the Tension between Stakeholder and Shareholder Priorities*.
- Yakut, E. (2020). OECD Ülkelerinin Bilgi ve İletişim Teknolojileri Gelişmişliklerinin MOORA ve WASPAS Yöntemiyle Değerlendirilerek Kullanılan Yöntemlerin Copeland Yöntemiyle Karşılaştırılması. *Atatürk Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 24(3), 1275–1294.

- Yalçın, İ., ve Ersoy, H. (2024). Şirketlerin Nakit Akış Analizine Dayalı Performans Ölçümü: BİST’de İşlem Gören Enerji Şirketleri Üzerine Bir Araştırma. *Finans Ekonomi ve Sosyal Araştırmalar Dergisi*, 9(1), 63–82.
- Yalman Noyan, İ., Koşaroğlu, Ş. M., ve Işık, Ö. (2023). 2000-2020 Döneminde Türkiye Ekonomisinin Makroekonomik Performansının MEREC-LOPCOW-MARCOS Modeliyle Değerlendirilmesi. *Finans Politik ve Ekonomik Yorumlar Dergisi*, 60(604), 57–86.
- Yarlıkaş, S., ve Arslaner, C. (2019). SWARA ve COPELAND Yöntemleri ile Global Tedarik Zinciri Yönetimini Etkileyen Faktörlerin Önem Düzeylerinin Değerlendirilmesi. *Anadolu Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 19(4), 83–104.
- Yavuz, İ. (2025). Finansal Olmayan Performansın LOPCOW ve ARAS Yöntemleriyle Analizi: 2022-2023 Dönemi İçin Özel Sermayeli Mevduat Bankaları Üzerine Bir Araştırma. *Toplum Ekonomi ve Yönetim Dergisi*, 6(1), 44–62.
- Yazdani, M., Zarate, P., Kazimieras Zavadskas, E., and Turskis, Z. (2019). A combined compromise solution (CoCoSo) method for multi-criteria decision-making problems. *Management Decision*, 57(9), 2501–2519.
- Yenilmez, S., ve Ertuğrul, İ. (2023). Evaluation of the Financial Performances of BIST IT Sector by CILOS Based CoCoSo Method. *Pamukkale Üniversitesi İşletme Araştırmaları Dergisi*, 10(3), 745–759.
- Yılmaz, E. S., ve Ecemiş, O. (2022). Investigation of “Metaverse” Platforms in the Context of Marketing Mix Decision Making Using Multi-Criteria Decision Making Methods. *Gaziantep University Journal of Social Sciences*, 21(3), 1494–1511.
- Yılmaz Özekenci, S. (2024). BIST Enerji Endeksi Şirketlerinin LOPCOW-CRITIC Tabanlı CoCoSo Yöntemleri ile Finansal Performans Analizi. *Selçuk Üniversitesi Sosyal Bilimler Meslek Yüksekokulu Dergisi*, 27(1), 48–64.
- Zhang, H. (2005). Share price performance following actual share repurchases. *Journal of Banking and Finance*, 29(7), 1887–1901.

### İnternet Kaynakları

**http-1:** <https://www.borsaistanbul.com/tr/endeks/1/12/geri-alim>. (n.d.).

## EKLER

### EK-1. 2024Q2 Duyarlılık Analizi Sonuçları

LOPCOW Yöntemi 2024Q2 Duyarlılık Analizi								
Senaryo	K1	K2	K3	K4	K5	K6	K7	K8
<b>Orijinal Ağırlıklar</b>	0.110	0.022	0.045	0.005	0.455	0.005	0.350	0.008
<b>K1 +%10</b>	0.121	0.022	0.044	0.005	0.449	0.005	0.346	0.008
<b>K1 -%10</b>	0.099	0.022	0.046	0.005	0.460	0.005	0.354	0.008
<b>K2 +%10</b>	0.110	0.024	0.045	0.005	0.454	0.005	0.349	0.008
<b>K2 -%10</b>	0.110	0.020	0.045	0.005	0.455	0.005	0.351	0.008
<b>K3 +%10</b>	0.110	0.022	0.050	0.005	0.452	0.005	0.348	0.008
<b>K3 -%10</b>	0.111	0.022	0.041	0.005	0.457	0.005	0.352	0.008
<b>K4 +%10</b>	0.110	0.022	0.045	0.005	0.454	0.005	0.350	0.008
<b>K4 -%10</b>	0.110	0.022	0.045	0.004	0.455	0.005	0.350	0.008
<b>K5 +%10</b>	0.101	0.020	0.041	0.004	0.500	0.005	0.321	0.007
<b>K5 -%10</b>	0.119	0.024	0.049	0.005	0.409	0.005	0.379	0.009
<b>K6 +%10</b>	0.110	0.022	0.045	0.005	0.454	0.006	0.350	0.008
<b>K6 -%10</b>	0.110	0.022	0.045	0.005	0.455	0.005	0.350	0.008
<b>K7 +%10</b>	0.104	0.021	0.043	0.005	0.431	0.005	0.385	0.008
<b>K7 -%10</b>	0.116	0.023	0.047	0.005	0.478	0.005	0.315	0.008
<b>K8 +%10</b>	0.110	0.022	0.045	0.005	0.454	0.005	0.350	0.009
<b>K8 -%10</b>	0.110	0.022	0.045	0.005	0.455	0.005	0.351	0.007

---

**MARCOS Yöntemi 2024Q2 Duyarlılık Analizi**

---

Senaryo	CUSAN	EREGL	ESEN	IHEVA	KOZAL	KRVGD	KUYAS	NATEN	ORGE	PRKME	YYLGD
<b>Orijinal Ağırlıklar</b>	3	9	7	2	1	11	5	8	6	4	10
<b>K1 +%10</b>	4	9	7	2	1	11	5	8	6	3	10
<b>K1 -%10</b>	3	9	7	2	1	11	5	8	6	4	10
<b>K2 +%10</b>	3	9	7	2	1	11	5	8	6	4	10
<b>K2 -%10</b>	3	9	7	2	1	11	5	8	6	4	10
<b>K3 +%10</b>	3	9	7	2	1	11	5	8	6	4	10
<b>K3 -%10</b>	3	9	7	2	1	11	5	8	6	4	10
<b>K4 +%10</b>	3	9	7	2	1	11	5	8	6	4	10
<b>K4 -%10</b>	3	9	7	2	1	11	5	8	6	4	10
<b>K5 +%10</b>	3	9	7	2	1	11	5	8	6	4	10
<b>K5 -%10</b>	4	9	7	2	1	11	5	8	6	3	10
<b>K6 +%10</b>	3	9	7	2	1	11	5	8	6	4	10
<b>K6 -%10</b>	3	9	7	2	1	11	5	8	6	4	10
<b>K7 +%10</b>	4	9	7	2	1	11	5	8	6	3	10
<b>K7 -%10</b>	3	9	7	2	1	11	5	8	6	4	10
<b>K8 +%10</b>	3	9	7	2	1	11	5	8	6	4	10
<b>K8 -%10</b>	3	9	7	2	1	11	5	8	6	4	10

---

---

**CoCoSo Yöntemi 2024Q2 Duyarlılık Analizi**

---

Senaryo	CUSAN	EREGL	ESEN	IHEVA	KOZAL	KRVGD	KUYAS	NATEN	ORGE	PRKME	YYLGD
<b>Orijinal Ağırlıklar</b>	11	8	5	4	2	7	9	3	6	1	10
<b>K1 +%10</b>	11	7	5	4	2	8	9	3	6	1	10
<b>K1 -%10</b>	11	8	4	5	2	7	9	3	6	1	10
<b>K2 +%10</b>	11	8	4	5	2	7	9	3	6	1	10
<b>K2 -%10</b>	11	8	5	4	2	7	9	3	6	1	10
<b>K3 +%10</b>	11	8	4	6	2	7	9	3	5	1	10
<b>K3 -%10</b>	11	8	5	4	2	7	9	3	6	1	10
<b>K4 +%10</b>	11	8	5	4	2	7	9	3	6	1	10
<b>K4 -%10</b>	11	8	4	5	2	7	9	3	6	1	10
<b>K5 +%10</b>	11	8	5	4	1	7	9	3	6	2	10
<b>K5 -%10</b>	11	7	4	6	2	8	9	3	5	1	10
<b>K6 +%10</b>	11	8	5	4	2	7	9	3	6	1	10
<b>K6 -%10</b>	11	8	5	4	2	7	9	3	6	1	10
<b>K7 +%10</b>	11	7	5	4	2	8	9	3	6	1	10
<b>K7 -%10</b>	11	8	4	5	2	7	9	3	6	1	10
<b>K8 +%10</b>	11	8	5	4	2	7	9	3	6	1	10
<b>K8 -%10</b>	11	8	4	5	2	7	9	3	6	1	10

---

---

**COPELAND Yöntemi 2024Q2 Duyarlılık Analizi**

---

Senaryo	CUSAN	EREGL	ESEN	IHEVA	KOZAL	KRVGD	KUYAS	NATEN	ORGE	PRKME	YYLGD
<b>Orijinal Copeland Sırası</b>	7	9	5	3	1	10	7	4	5	2	11
<b>K1 +%10</b>	8	9	5	3	1	10	7	4	5	2	11
<b>K1 -%10</b>	7	9	4	3	1	10	7	4	6	2	11
<b>K2 +%10</b>	7	9	4	3	1	10	7	4	6	2	11
<b>K2 -%10</b>	7	9	5	3	1	10	7	4	5	2	11
<b>K3 +%10</b>	7	9	4	3	1	10	7	4	4	2	11
<b>K3 -%10</b>	7	9	5	3	1	10	7	4	5	2	11
<b>K4 +%10</b>	7	9	5	3	1	10	7	4	5	2	11
<b>K4 -%10</b>	7	9	4	3	1	10	7	4	6	2	11
<b>K5 +%10</b>	7	9	5	2	1	10	7	4	5	2	11
<b>K5 -%10</b>	8	9	4	3	1	10	7	4	4	2	11
<b>K6 +%10</b>	7	9	5	3	1	10	7	4	5	2	11
<b>K6 -%10</b>	7	9	5	3	1	10	7	4	5	2	11
<b>K7 +%10</b>	8	9	5	3	1	10	7	4	5	2	11
<b>K7 -%10</b>	7	9	4	3	1	10	7	4	6	2	11
<b>K8 +%10</b>	7	9	5	3	1	10	7	4	5	2	11
<b>K8 -%10</b>	7	9	4	3	1	10	7	4	6	2	11

---

## EK-2. 2024Q3 Duyarlılık Analizi Sonuçları

LOPCOW Yöntemi 2024Q3 Duyarlılık Analizi								
Senaryo	K1	K2	K3	K4	K5	K6	K7	K8
<b>Orijinal Ağırlıklar</b>	0.095	0.024	0.049	0.003	0.358	0.004	0.462	0.005
<b>K1 +%10</b>	0.104	0.023	0.048	0.003	0.355	0.004	0.457	0.005
<b>K1 -%10</b>	0.085	0.024	0.049	0.003	0.362	0.004	0.467	0.005
<b>K2 +%10</b>	0.095	0.026	0.049	0.003	0.358	0.004	0.461	0.005
<b>K2 -%10</b>	0.095	0.021	0.049	0.003	0.359	0.004	0.463	0.005
<b>K3 +%10</b>	0.094	0.023	0.054	0.003	0.357	0.004	0.459	0.005
<b>K3 -%10</b>	0.095	0.024	0.044	0.003	0.360	0.004	0.464	0.005
<b>K4 +%10</b>	0.095	0.024	0.049	0.003	0.358	0.004	0.462	0.005
<b>K4 -%10</b>	0.095	0.024	0.049	0.003	0.359	0.004	0.462	0.005
<b>K5 +%10</b>	0.090	0.022	0.046	0.003	0.394	0.004	0.436	0.005
<b>K5 -%10</b>	0.100	0.025	0.051	0.003	0.323	0.005	0.488	0.006
<b>K6 +%10</b>	0.095	0.024	0.049	0.003	0.358	0.005	0.462	0.005
<b>K6 -%10</b>	0.095	0.024	0.049	0.003	0.359	0.004	0.462	0.005
<b>K7 +%10</b>	0.087	0.022	0.045	0.003	0.328	0.004	0.508	0.005
<b>K7 -%10</b>	0.103	0.026	0.053	0.003	0.389	0.005	0.416	0.006
<b>K8 +%10</b>	0.095	0.024	0.049	0.003	0.358	0.004	0.462	0.006
<b>K8 -%10</b>	0.095	0.024	0.049	0.003	0.359	0.004	0.462	0.005

---

**MARCOS Yöntemi 2024Q3 Duyarlılık Analizi**

---

Senaryo	CUSAN	EREGL	ESEN	IHEVA	KOZAL	KRVGD	KUYAS	NATEN	ORGE	PRKME	YYLGD
<b>Orijinal Ağırlıklar</b>	7	3	5	9	11	1	8	4	6	10	2
<b>K1 +%10</b>	7	3	5	9	11	1	8	4	6	10	2
<b>K1 -%10</b>	7	3	5	9	11	1	8	4	6	10	2
<b>K2 +%10</b>	7	3	5	9	11	1	8	4	6	10	2
<b>K2 -%10</b>	7	3	5	9	11	1	8	4	6	10	2
<b>K3 +%10</b>	7	3	5	9	11	1	8	4	6	10	2
<b>K3 -%10</b>	7	3	5	9	11	1	8	4	6	10	2
<b>K4 +%10</b>	7	3	5	9	11	1	8	4	6	10	2
<b>K4 -%10</b>	7	3	5	9	11	1	8	4	6	10	2
<b>K5 +%10</b>	7	3	5	10	11	1	8	4	6	9	2
<b>K5 -%10</b>	7	3	5	9	11	1	8	4	6	10	2
<b>K6 +%10</b>	7	3	5	9	11	1	8	4	6	10	2
<b>K6 -%10</b>	7	3	5	9	11	1	8	4	6	10	2
<b>K7 +%10</b>	7	3	5	9	11	1	8	4	6	10	2
<b>K7 -%10</b>	7	3	5	10	11	1	8	4	6	9	2
<b>K8 +%10</b>	7	3	5	9	11	1	8	4	6	10	2
<b>K8 -%10</b>	7	3	5	9	11	1	8	4	6	10	2

---

**CoCoSo Yöntemi 2024Q3 Duyarlılık Analizi**

Senaryo	CUSAN	EREGL	ESEN	IHEVA	KOZAL	KRVGD	KUYAS	NATEN	ORGE	PRKME	YYLGD
<b>Orijinal Ağırlıklar</b>	11	8	5	7	1	4	10	3	6	2	9
<b>K1 +%10</b>	11	8	5	6	1	4	10	3	7	2	9
<b>K1 -%10</b>	11	8	5	7	1	4	10	3	6	2	9
<b>K2 +%10</b>	11	8	5	7	1	4	10	3	6	2	9
<b>K2 -%10</b>	11	8	5	6	1	4	10	3	7	2	9
<b>K3 +%10</b>	11	8	5	7	1	4	10	3	6	2	9
<b>K3 -%10</b>	11	8	5	6	1	4	10	3	7	2	9
<b>K4 +%10</b>	11	8	5	7	1	4	10	3	6	2	9
<b>K4 -%10</b>	11	8	5	7	1	4	10	3	6	2	9
<b>K5 +%10</b>	11	8	5	6	1	4	10	3	7	2	9
<b>K5 -%10</b>	11	8	4	6	2	7	9	3	5	1	10
<b>K6 +%10</b>	11	8	5	6	2	4	10	3	7	1	9
<b>K6 -%10</b>	11	8	5	7	1	4	10	3	6	2	9
<b>K7 +%10</b>	11	8	6	5	1	4	9	3	7	2	10
<b>K7 -%10</b>	11	8	5	7	2	4	10	3	6	1	9
<b>K8 +%10</b>	11	8	5	7	1	4	10	3	6	2	9
<b>K8 -%10</b>	11	8	5	7	1	4	10	3	6	2	9

**COPELAND Yöntemi 2024Q3 Duyarlılık Analizi**

Senaryo	CUSAN	EREGL	ESEN	IHEVA	KOZAL	KRVGD	KUYAS	NATEN	ORGE	PRKME	YYLGD
<b>Orijinal Copeland Sırası</b>	10	4	3	9	6	1	10	2	6	6	4
<b>K1 +%10</b>	10	4	3	9	6	1	10	2	8	6	4
<b>K1 -%10</b>	10	4	3	9	6	1	10	2	6	6	4
<b>K2 +%10</b>	10	4	3	9	6	1	10	2	6	6	4
<b>K2 -%10</b>	10	4	3	9	6	1	10	2	8	6	4
<b>K3 +%10</b>	10	4	3	9	6	1	10	2	6	6	4
<b>K3 -%10</b>	10	4	3	9	6	1	10	2	8	6	4
<b>K4 +%10</b>	10	4	3	9	6	1	10	2	6	6	4
<b>K4 -%10</b>	10	4	3	9	6	1	10	2	6	6	4
<b>K5 +%10</b>	10	4	3	9	7	1	10	2	8	4	4
<b>K5 -%10</b>	10	4	3	9	8	2	10	1	4	4	4
<b>K6 +%10</b>	10	4	3	9	7	1	10	2	7	4	4
<b>K6 -%10</b>	10	4	3	9	6	1	10	2	6	6	4
<b>K7 +%10</b>	11	3	3	9	5	1	10	2	8	5	5
<b>K7 -%10</b>	10	5	3	9	8	1	10	2	7	3	5
<b>K8 +%10</b>	10	4	3	9	6	1	10	2	6	6	4
<b>K8 -%10</b>	10	4	3	9	6	1	10	2	6	6	4

### EK-3. 2024Q4 Duyarlılık Analizi Sonuçları

LOPCOW Yöntemi 2024Q4 Duyarlılık Analizi								
Senaryo	K1	K2	K3	K4	K5	K6	K7	K8
<b>Orijinal Ağırlıklar</b>	0.093	0.027	0.051	0.003	0.370	0.004	0.445	0.006
<b>K1 +%10</b>	0.102	0.027	0.051	0.003	0.366	0.004	0.441	0.006
<b>K1 -%10</b>	0.084	0.027	0.052	0.003	0.374	0.004	0.450	0.006
<b>K2 +%10</b>	0.093	0.030	0.051	0.003	0.369	0.004	0.444	0.006
<b>K2 -%10</b>	0.093	0.024	0.051	0.003	0.371	0.004	0.447	0.006
<b>K3 +%10</b>	0.093	0.027	0.056	0.003	0.368	0.004	0.443	0.006
<b>K3 -%10</b>	0.094	0.027	0.046	0.003	0.372	0.004	0.448	0.006
<b>K4 +%10</b>	0.093	0.027	0.051	0.004	0.370	0.004	0.445	0.006
<b>K4 -%10</b>	0.093	0.027	0.051	0.003	0.370	0.004	0.446	0.006
<b>K5 +%10</b>	0.088	0.025	0.048	0.003	0.407	0.004	0.419	0.005
<b>K5 -%10</b>	0.099	0.028	0.054	0.004	0.333	0.004	0.472	0.006
<b>K6 +%10</b>	0.093	0.027	0.051	0.003	0.370	0.004	0.445	0.006
<b>K6 -%10</b>	0.093	0.027	0.051	0.003	0.370	0.004	0.446	0.006
<b>K7 +%10</b>	0.086	0.025	0.047	0.003	0.340	0.004	0.490	0.005
<b>K7 -%10</b>	0.101	0.029	0.055	0.004	0.400	0.004	0.401	0.006
<b>K8 +%10</b>	0.093	0.027	0.051	0.003	0.370	0.004	0.445	0.006
<b>K8 -%10</b>	0.093	0.027	0.051	0.003	0.370	0.004	0.446	0.005

---

**MARCOS Yöntemi 2024Q4 Duyarlılık Analizi**

---

Senaryo	CUSAN	EREGL	ESEN	IHEVA	KOZAL	KRVGD	KUYAS	NATEN	ORGE	PRKME	YYLGD
<b>Orijinal Ağırlıklar</b>	7	3	5	9	11	1	8	4	6	10	2
<b>K1 +%10</b>	7	3	5	9	11	1	8	4	6	10	2
<b>K1 -%10</b>	7	3	5	9	11	1	8	4	6	10	2
<b>K2 +%10</b>	7	3	5	9	11	1	8	4	6	10	2
<b>K2 -%10</b>	7	3	5	9	11	1	8	4	6	10	2
<b>K3 +%10</b>	7	3	5	9	11	1	8	4	6	10	2
<b>K3 -%10</b>	7	3	5	9	11	1	8	4	6	10	2
<b>K4 +%10</b>	7	3	5	9	11	1	8	4	6	10	2
<b>K4 -%10</b>	7	3	5	9	11	1	8	4	6	10	2
<b>K5 +%10</b>	7	3	5	10	11	1	8	4	6	9	2
<b>K5 -%10</b>	7	3	5	9	11	1	8	4	6	10	2
<b>K6 +%10</b>	7	3	5	9	11	1	8	4	6	10	2
<b>K6 -%10</b>	7	3	5	9	11	1	8	4	6	10	2
<b>K7 +%10</b>	7	3	5	9	11	1	8	4	6	10	2
<b>K7 -%10</b>	7	3	5	10	11	1	8	4	6	9	2
<b>K8 +%10</b>	7	3	5	9	11	1	8	4	6	10	2
<b>K8 -%10</b>	7	3	5	9	11	1	8	4	6	10	2

---

**CoCoSo Yöntemi 2024Q4 Duyarlılık Analizi**

Senaryo	CUSAN	EREGL	ESEN	IHEVA	KOZAL	KRVGD	KUYAS	NATEN	ORGE	PRKME	YYLGD
<b>Orijinal Ağırlıklar</b>	11	5	3	7	1	6	10	4	8	2	9
<b>K1 +%10</b>	11	5	3	7	1	6	10	4	8	2	9
<b>K1 -%10</b>	11	5	3	7	1	6	10	4	8	2	9
<b>K2 +%10</b>	11	5	3	7	2	6	10	4	8	1	9
<b>K2 -%10</b>	11	5	3	7	1	6	10	4	8	2	9
<b>K3 +%10</b>	11	5	3	7	1	6	10	4	8	2	9
<b>K3 -%10</b>	11	5	3	7	1	6	10	4	8	2	9
<b>K4 +%10</b>	11	5	3	7	1	6	10	4	8	2	9
<b>K4 -%10</b>	11	5	3	7	1	6	10	4	8	2	9
<b>K5 +%10</b>	11	5	3	7	1	6	10	4	9	2	8
<b>K5 -%10</b>	11	5	3	8	1	6	10	4	7	2	9
<b>K6 +%10</b>	11	5	3	7	1	6	10	4	8	2	9
<b>K6 -%10</b>	11	5	3	7	1	6	10	4	8	2	9
<b>K7 +%10</b>	11	4	3	7	2	6	10	5	8	1	9
<b>K7 -%10</b>	11	5	3	9	1	6	10	4	7	2	8
<b>K8 +%10</b>	11	5	3	7	1	6	10	4	8	2	9
<b>K8 -%10</b>	11	5	3	7	1	6	10	4	8	2	9

**COPELAND Yöntemi 2024Q4 Duyarlılık Analizi**

Senaryo	CUSAN	EREGL	ESEN	IHEVA	KOZAL	KRVGD	KUYAS	NATEN	ORGE	PRKME	YYLGD
<b>Orijinal Copeland Sırası</b>	10	2	2	9	6	1	10	2	8	6	5
<b>K1 +%10</b>	10	2	2	9	6	1	10	2	8	6	5
<b>K1 -%10</b>	10	2	2	9	6	1	10	2	8	6	5
<b>K2 +%10</b>	10	2	2	9	7	1	10	2	8	5	5
<b>K2 -%10</b>	10	2	2	9	6	1	10	2	8	6	5
<b>K3 +%10</b>	10	2	2	9	6	1	10	2	8	6	5
<b>K3 -%10</b>	10	2	2	9	6	1	10	2	8	6	5
<b>K4 +%10</b>	10	2	2	9	6	1	10	2	8	6	5
<b>K4 -%10</b>	10	2	2	9	6	1	10	2	8	6	5
<b>K5 +%10</b>	10	2	2	9	7	1	10	2	8	6	5
<b>K5 -%10</b>	10	2	2	9	6	1	10	2	8	6	5
<b>K6 +%10</b>	10	2	2	9	6	1	10	2	8	6	5
<b>K6 -%10</b>	10	2	2	9	6	1	10	2	8	6	5
<b>K7 +%10</b>	10	1	3	9	7	1	10	4	8	5	5
<b>K7 -%10</b>	9	2	2	11	7	1	9	2	8	6	5
<b>K8 +%10</b>	10	2	2	9	6	1	10	2	8	6	5
<b>K8 -%10</b>	10	2	2	9	6	1	10	2	8	6	5

#### EK-4. 2025Q1 Duyarlılık Analizi Sonuçları

LOPCOW Yöntemi 2025Q1 Duyarlılık Analizi								
Senaryo	K1	K2	K3	K4	K5	K6	K7	K8
<b>Orijinal Ağırlıklar</b>	0.178	0.028	0.047	0.006	0.240	0.025	0.456	0.019
<b>K1 +%10</b>	0.196	0.028	0.046	0.006	0.235	0.024	0.446	0.018
<b>K1 -%10</b>	0.161	0.029	0.048	0.007	0.246	0.025	0.466	0.019
<b>K2 +%10</b>	0.178	0.031	0.047	0.006	0.240	0.025	0.455	0.019
<b>K2 -%10</b>	0.179	0.025	0.048	0.006	0.241	0.025	0.457	0.019
<b>K3 +%10</b>	0.178	0.028	0.052	0.006	0.239	0.025	0.454	0.019
<b>K3 -%10</b>	0.179	0.028	0.043	0.006	0.242	0.025	0.458	0.019
<b>K4 +%10</b>	0.178	0.028	0.047	0.007	0.240	0.025	0.456	0.019
<b>K4 -%10</b>	0.179	0.028	0.047	0.006	0.240	0.025	0.456	0.019
<b>K5 +%10</b>	0.173	0.027	0.046	0.006	0.264	0.024	0.441	0.018
<b>K5 -%10</b>	0.184	0.029	0.049	0.007	0.216	0.026	0.470	0.019
<b>K6 +%10</b>	0.178	0.028	0.047	0.006	0.240	0.027	0.455	0.019
<b>K6 -%10</b>	0.179	0.028	0.048	0.006	0.241	0.022	0.457	0.019
<b>K7 +%10</b>	0.164	0.026	0.043	0.006	0.220	0.023	0.501	0.017
<b>K7 -%10</b>	0.193	0.031	0.051	0.007	0.260	0.027	0.410	0.020
<b>K8 +%10</b>	0.178	0.028	0.047	0.006	0.240	0.025	0.455	0.021
<b>K8 -%10</b>	0.179	0.028	0.048	0.006	0.241	0.025	0.457	0.017

---

**MARCOS Yöntemi 2025Q1 Duyarlılık Analizi**

---

Senaryo	CUSAN	EREGL	ESEN	IHEVA	KOZAL	KRVGD	KUYAS	NATEN	ORGE	PRKME	YYLGD
<b>Orijinal Ağırlıklar</b>	9	4	7	10	11	2	3	8	6	1	5
<b>K1 +%10</b>	9	4	7	10	11	2	3	8	6	1	5
<b>K1 -%10</b>	9	4	7	10	11	2	3	8	6	1	5
<b>K2 +%10</b>	9	4	7	10	11	2	3	8	6	1	5
<b>K2 -%10</b>	9	4	7	10	11	2	3	8	6	1	5
<b>K3 +%10</b>	9	4	7	10	11	2	3	8	6	1	5
<b>K3 -%10</b>	9	4	7	10	11	2	3	8	6	1	5
<b>K4 +%10</b>	9	4	7	10	11	2	3	8	6	1	5
<b>K4 -%10</b>	9	4	7	10	11	2	3	8	6	1	5
<b>K5 +%10</b>	9	4	7	10	11	2	3	8	6	1	5
<b>K5 -%10</b>	9	4	7	10	11	2	3	8	6	1	5
<b>K6 +%10</b>	9	4	7	10	11	2	3	8	6	1	5
<b>K6 -%10</b>	9	4	7	10	11	2	3	8	6	1	5
<b>K7 +%10</b>	9	4	7	10	11	2	3	8	6	1	5
<b>K7 -%10</b>	9	4	7	10	11	2	3	8	6	1	5
<b>K8 +%10</b>	9	4	7	10	11	2	3	8	6	1	5
<b>K8 -%10</b>	9	4	7	10	11	2	3	8	6	1	5

---

---

**CoCoSo Yöntemi 2025Q1 Duyarlılık Analizi**

---

Senaryo	CUSAN	EREGL	ESEN	IHEVA	KOZAL	KRVGD	KUYAS	NATEN	ORGE	PRKME	YYLGD
<b>Orijinal Ağırlıklar</b>	3	5	4	9	2	10	8	6	7	1	11
<b>K1 +%10</b>	3	5	4	9	2	10	8	6	7	1	11
<b>K1 -%10</b>	3	5	4	10	2	9	8	6	7	1	11
<b>K2 +%10</b>	3	5	4	9	2	10	8	6	7	1	11
<b>K2 -%10</b>	3	5	4	9	2	10	8	6	7	1	11
<b>K3 +%10</b>	3	5	4	9	2	10	8	6	7	1	11
<b>K3 -%10</b>	3	5	4	9	2	10	8	6	7	1	11
<b>K4 +%10</b>	3	5	4	9	2	10	8	6	7	1	11
<b>K4 -%10</b>	3	5	4	9	2	10	8	6	7	1	11
<b>K5 +%10</b>	3	5	4	10	2	9	8	6	7	1	11
<b>K5 -%10</b>	3	5	4	9	2	10	8	6	7	1	11
<b>K6 +%10</b>	3	5	4	9	2	10	8	6	7	1	11
<b>K6 -%10</b>	3	5	4	9	2	10	8	6	7	1	11
<b>K7 +%10</b>	3	5	4	9	2	10	8	6	7	1	11
<b>K7 -%10</b>	3	5	4	10	2	9	8	6	7	1	11
<b>K8 +%10</b>	3	5	4	9	2	10	8	6	7	1	11
<b>K8 -%10</b>	3	5	4	9	2	10	8	6	7	1	11

---

---

**COPELAND Yöntemi 2025Q1 Duyarlılık Analizi**

---

Senaryo	CUSAN	EREGL	ESEN	IHEVA	KOZAL	KRVGD	KUYAS	NATEN	ORGE	PRKME	YYLGD
<b>Orijinal Copeland Sırası</b>	5	2	3	11	7	5	3	9	7	1	10
<b>K1 +%10</b>	5	2	3	11	7	5	3	9	7	1	10
<b>K1 -%10</b>	6	2	3	11	7	3	3	9	7	1	10
<b>K2 +%10</b>	5	2	3	11	7	5	3	9	7	1	10
<b>K2 -%10</b>	5	2	3	11	7	5	3	9	7	1	10
<b>K3 +%10</b>	5	2	3	11	7	5	3	9	7	1	10
<b>K3 -%10</b>	5	2	3	11	7	5	3	9	7	1	10
<b>K4 +%10</b>	5	2	3	11	7	5	3	9	7	1	10
<b>K4 -%10</b>	5	2	3	11	7	5	3	9	7	1	10
<b>K5 +%10</b>	6	2	3	11	7	3	3	9	7	1	10
<b>K5 -%10</b>	5	2	3	11	7	5	3	9	7	1	10
<b>K6 +%10</b>	5	2	3	11	7	5	3	9	7	1	10
<b>K6 -%10</b>	5	2	3	11	7	5	3	9	7	1	10
<b>K7 +%10</b>	5	2	3	11	7	5	3	9	7	1	10
<b>K7 -%10</b>	6	2	3	11	7	3	3	9	7	1	10
<b>K8 +%10</b>	5	2	3	11	7	5	3	9	7	1	10
<b>K8 -%10</b>	5	2	3	11	7	5	3	9	7	1	10

---