

T.C.
İNÖNÜ ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
ULUSLARARASI TİCARET VE İŞLETMECİLİK ANA BİLİM DALI



**FORTUNE 500 TÜRKİYE'DEKİ LOJİSTİK
FİRMALARININ HİBRİT BİR ÇOK KRİTERLİ KARAR
VERME MODELİ İLE PERFORMANS İNCELEMESİ**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Tez Danışmanı	Hazırlayan
Prof. Dr. Alptekin ULUTAŞ	Fatih ÇİT

MALATYA 2026

T.C.
İNÖNÜ ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
ULUSLARARASI TİCARET VE İŞLETMECİLİK ANA BİLİM DALI

**FORTUNE 500 TÜRKİYE'DEKİ LOJİSTİK FİRMALARININ HİBRİT BİR
ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME MODELİ İLE PERFORMANS
İNCELEMESİ**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

HAZIRLAYAN

Fatih ÇİT

TEZ DANIŞMANI

Prof. Dr. Alptekin ULUTAŞ

MALATYA 2026

T.C.
İNÖNÜ ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ MÜDÜRLÜĞÜNE
ETİK ve YAPAY ZEKÂ KULLANIM BEYANI

23 /06 / 2026

İnönü Üniversitesi Lisansüstü Tez Yazım Kurallarına uygun olarak, “Prof. Dr. Alptekin Ulutaş” danışmanlığında hazırlayıp sunduğum “Fortune 500 Türkiye’deki lojistik firmalarının hibrit bir çok kriterli karar verme modeli ile performans incelemesi” başlıklı Yüksek Lisans:

1. ETİK ve BİLİMSEL SORUMLULUKLARIM:

- Tezimde yer alan verileri, bilgileri ve belgeleri akademik ve etik kurallar çerçevesinde elde ettiğimi, değerlendirme ve sonuçları bilimsel etik ve ahlak kurallarına uygun olarak sunduğumu,
- Çalışmada yararlandığım tüm kaynaklara bilimsel kurallara uygun şekilde atıfta bulunduğumu ve kaynakça gösteriminde APA 7. baskı kurallarına uyduğumu,
- Tezimin özgün olduğunu, çalışma ve yazım sürecinde patent ve telif haklarını ihlal edici hiçbir davranışta bulunmadığımı,
- Aksi bir durumda doğabilecek tüm hukuki ve akademik sonuçları kabul ettiğimi,

2. YAPAY ZEKÂ KULLANIMINA İLİŞKİN BEYANIM:

(X) Tez yazım sürecinde yapay zekâ tabanlı araçlardan faydalanmadım.

() Tez yazım sürecinde yapay zekâ tabanlı araçlardan faydalandım.

Bu durumda:

- Yapay zekâ araçlarını yalnızca bilimsel üretim sürecini desteklemek amacıyla kullandığımı,
- Kullanımın hipotez geliştirme, teorik tartışma ve yorumlama gibi üst düzey akademik becerileri içermediğini,
- Kullanımın tezin özgünlüğüne, bilimsel etik kurallarına ve ilgili mevzuata aykırı olmadığını,
- Usulsüz kullanımlara (kaynak göstermeksizin metin üretimi, yanıltıcı kaynak gösterimi, otomatik içeriklerin özgün eser gibi sunulması vb.) kesinlikle başvurmadığımı,
- Kullanılan yapay zekâ araçlarının ve işlevlerinin, danışmanımın bilgisi dâhilinde, ekte verilen tabloda şeffaf biçimde belirtildiğini,
- Yükseköğretim Kurumları Bilimsel Araştırma ve Yayın Faaliyetlerinde Üretken Yapay Zekâ Kullanımına Dair Etik Rehber’de belirtilen ilkelere riayet ettiğimi, kabul ve taahhüt ederim.

Öğrencinin Adı Soyadı
FATİH ÇİT
İmza

EK: Yapay Zekâ Kullanım Tablosu

Bu tablo, tez çalışmanızda kullanılan üretken yapay zekâ araçlarının şeffaf biçimde beyan edilmesi amacıyla hazırlanmıştır. Her satırda kullanılan aracın adı, kullanım amacı, hangi bölümde kullanıldığı ve kullanım şekli belirtilmelidir. Tablo, danışman öğretim üyesinin bilgisi dâhilinde doldurulmalı ve gerektiğinde ek belgelerle desteklenmelidir.

No	Üretken Yapay Zekâ Aracı	Kullanım Amacı	Kullanıldığı Bölüm	Kullanım Şekli
1	Google Gemini	Dil Bilgisi Düzeltme	Tezin genelinde	Dil bilgisi hatalarının ve anlatım bozukluklarının giderilmesinde yapay zekadan faydalanılmıştır.

TEŞEKKÜR

Bu tezin hazırlanma sürecinde bilgi ve deneyimleriyle bana yol gösteren, her aşamada desteğini esirgemeyen değerli danışmanım Prof. Dr. Alptekin ULUTAŞ'a içten teşekkürlerimi sunarım. Akademik birikimi, sabırlı yaklaşımı ve yapıcı eleştirileri sayesinde bu çalışmayı daha nitelikli bir düzeye taşıma fırsatı buldum.

Araştırma sürecinde katkılarını esirgemeyen ve değerli görüşleriyle çalışmama farklı bir perspektif kazandıran Avukat Asel Nur KAPUDERE'ye teşekkür ederim. Paylaştığı bilgi ve öneriler, araştırmamın gelişimine önemli katkılar sağlamıştır.

Eğitim hayatım boyunca her zaman yanımda olan, desteklerini ve inançlarını hiçbir zaman esirgemeyen sevgili aileme; anneme, babama ve kardeşim Hüseyin'e en derin şükranlarımı sunarım. Zorlu anlarda gösterdikleri sabır, anlayış ve sevgi, bu süreci başarıyla tamamlamamda en büyük motivasyon kaynağım olmuştur.

Ayrıca, fikir alışverişinde bulunduğum ve her zaman yanımda olan değerli arkadaşlarım Miraç, Hüseyin, Hamza ve Gamze'ye teşekkür ederim. Paylaştığımız düşünceler ve yaptığımız tartışmalar hem motivasyonumu artırmış hem de bakış açımı geliştirmiştir.

Bu süreçte katkı sağlayan, destek olan herkese gönülden teşekkür ederim.

ÖZET

Lojistik sektörü, tedarik zincirlerinin etkin işleyişini sağlayan ve ülkelerin ekonomik rekabet gücünü doğrudan etkileyen stratejik sektörlerden biridir. Küresel ticaret hacmindeki artış, lojistik işletmelerinin operasyonel ve finansal performanslarının sistematik olarak değerlendirilmesini gerekli kılmaktadır. Bu kapsamda, performans ölçümünde çok kriterli karar verme (ÇKKV) yöntemleri yaygın olarak kullanılmakta ve işletmelerin çok boyutlu yapılarının nesnel biçimde analiz edilmesine olanak sağlamaktadır.

Bu çalışmanın amacı, Fortune 500 Türkiye listesinde yer alan lojistik firmaların finansal performanslarını nesnel ağırlıklandırma ve sıralama yöntemlerini bütünleştiren bir ÇKKV modeli yardımıyla değerlendirmektir. Çalışmada kriter ağırlıkları MEREC (Method based on the Removal Effects of Criteria), LOGSTA (Logarithmic Normalization and Standard Deviation) ve SPC (Symmetry Point of Criterion) yöntemleri kullanılarak nesnel biçimde belirlenmiş; alternatif firmaların performans sıralamaları ise WEDBA (Weighted Euclidean Distance Based Approach) yöntemi ile elde edilmiştir. Ayrıca farklı ağırlıklandırma senaryoları altında duyarlılık ve tutarlılık analizleri gerçekleştirilerek önerilen modelin sağlamlığı test edilmiştir.

Araştırma sonucunda, MEREC, LOGSTA ve SPC yöntemlerinin bütünleşik kullanımının kriter önem derecelerinin belirlenmesinde daha kapsamlı ve dengeli sonuçlar ürettiği görülmüştür. WEDBA yöntemiyle elde edilen performans sıralamalarının farklı ağırlıklandırma senaryolarında büyük ölçüde korunduğu ve modelin yüksek düzeyde kararlılık sergilediği belirlenmiştir. Elde edilen bulgular, lojistik firmaların finansal performanslarının nesnel ve çok boyutlu bir yaklaşımla değerlendirilmesine katkı sağlarken, sektör yöneticileri ve politika yapıcılar için karar verme süreçlerinde kullanılabilecek önemli çıktılar sunmaktadır.

Anahtar Kelimeler: Lojistik, Taşımacılık Yöntemleri, MEREC, WEDBA, Çok Kriterli Karar Verme, Ulaştırma Modları.

ABSTRACT

The logistics sector is one of the strategic sectors that ensures the efficient functioning of supply chains and directly affects the economic competitiveness of countries. The increase in global trade volume necessitates the systematic evaluation of the operational and financial performance of logistics companies. In this context, Multi-Criteria Decision-Making (MCDM) methods are widely used in performance measurement and allow for the objective analysis of the multi-dimensional structures of businesses. The aim of this study is to evaluate the financial performance of logistics companies included in the Fortune 500 Turkey list using an MCDM model that integrates objective weighting and ranking methods. In the study, criterion weights were objectively determined using MEREC (Method based on the Removal Effects of Criteria), LOGSTA (Logarithmic Normalization and Standard Deviation), and SPC (Symmetry Point of Criterion) methods; and the performance rankings of alternative companies were obtained using the WEDBA (Weighted Euclidean Distance Based Approach) method. In addition, the robustness of the proposed model was tested by performing sensitivity and consistency analyses under different weighting scenarios. The research results show that the integrated use of MEREC, LOGSTA, and SPC methods produces more comprehensive and balanced results in determining the importance levels of the criteria. It was determined that the performance rankings obtained with the WEDBA method were largely maintained in different weighting scenarios, and the model exhibited a high level of stability. These findings contribute to the objective and multi-dimensional evaluation of the financial performance of logistics firms, while providing important outputs that can be used in decision-making processes for industry managers and policymakers.

Keywords: Logistics, Transportation Methods, MEREC, WEDBA, Multi-Criteria Decision Making, Modes of Transport.

İÇİNDEKİLER

ETİK ve YAPAY ZEKÂ KULLANIM BEYANI	iii
TEŞEKKÜR	v
ÖZET	vi
ABSTRACT.....	vii
İÇİNDEKİLER.....	viii
TABLolar LİSTESİ.....	xii
1. GİRİŞ.....	1
2. LİTERATÜR TARAMASI.....	12
2.1 Lojistik Performans Ölçümü: Kavramsal Çerçeve ve Gelişim	12
2.2 Finansal Performans Ölçümünde ÇKKV Yöntemlerinin Kullanımı.....	14
2.3 Nesnel Ağırlıklandırma Yöntemleri: MEREC, LOGSTA ve SPC	16
2.3.1 MEREC Yöntemi	17
2.3.2 LOGSTA Yöntemi.....	19
2.3.3 SPC Yöntemi	20
2.4 WEDBA Yöntemi ve İdeal Nokta Temelli Sıralama Yaklaşımları.....	21
2.5 Fortune 500 Türkiye Veri Setine Dayalı Lojistik Performans Çalışmaları... 23	
2.6 Literatürdeki Boşluk ve Çalışmanın Konumu	25
3. LOJİSTİK VE TEDARİK ZİNCİRİ YÖNETİMİNİN KURAMSAL ÇERÇEVESİ	27
3.1 Lojistik Kavramı ve Tarihsel Gelişimi	27
3.1.1 Geleneksel Lojistikten Modern Lojistiğe Geçiş	27
3.1.2 Dijitalleşme ve Endüstri 4.0 Bağlamında Lojistiğin Dönüşümü	28
3.2 Lojistik Faaliyet Alanları ve İşlevleri.....	29
3.2.1 Taşıma ve Dağıtım Yönetimi	29
3.2.2 Depolama, Stok ve Envanter Yönetimi	29
3.2.3 Lojistik Bilişim Sistemleri ve İzlenebilirlik	30
3.3 Tedarik Zinciri Yönetimi ile Lojistik İlişkisi	31
3.3.1 Tedarik Zinciri Yönetimi Kavramı	31
3.3.2 Lojistik, Tedarik Zinciri ve Değer Zinciri Etkileşimi	31
3.4 Lojistik Performansının Boyutları ve Göstergeleri	32
3.4.1 Operasyonel Performans Göstergeleri.....	32

3.4.2 Finansal Performans Göstergeleri	32
3.4.3 Müşteri Odaklı Performans Göstergeleri.....	33
3.5 Lojistik Sektöründe Sürdürülebilirlik ve ESG Boyutu.....	34
4. LOJİSTİK PERFORMANSI VE GÖSTERGELERİ	36
4.1 Lojistik Performansı Kavramı ve Önemi	36
4.2 Ülke Düzeyinde Lojistik Performans Göstergeleri.....	37
4.2.1 Lojistik Performans Endeksi Bileşenleri	37
4.2.2 Connectivity ve Dwell Time Göstergeleri	37
4.3 Firma Düzeyinde Lojistik Performans Göstergeleri	38
4.3.1 Finansal Oranlar ve Performans Ölçümü	38
4.3.2 Lojistik Hizmet Kalitesi Göstergeleri	39
4.4 Lojistik Performansının Ölçümünde Kullanılan Finansal Oranlar	40
4.4.1 Likidite Oranları.....	40
4.4.2 Faaliyet Oranları.....	41
4.4.3 Kârlılık Oranları.....	41
4.4.4 Sermaye Yapısı ve Borçluluk Oranları	42
4.5 Lojistik Performans Göstergelerinin ÇKKV ile Bütünleştirilmesi	43
4.6 Bu Çalışmada Kullanılan Performans Kriterleri	44
5. METODOLOJİ	46
5.1 Araştırmanın Tasarımı ve Genel Akışı.....	46
5.2 Veri Seti ve Örneklem.....	47
5.3 Z-Skor Standartlaştırma Yöntemi	48
5.4 Karar Matrisinin Oluşturulması	49
5.5 MEREC Yönteminin Matematiksel Yapısı ve Uygulama Adımları	50
5.6 LOGSTA Yönteminin Matematiksel Yapısı ve Uygulama Adımları	51
5.7 SPC Yönteminin Matematiksel Yapısı ve Uygulama Adımları.....	53
5.8 Ağırlıkların Bütünleştirilmesi.....	55
5.9 WEDBA Yönteminin Matematiksel Yapısı ve Uygulama Adımları	55
6. BULGULAR.....	59
6.1 Karar Matrisi ve Tanımlayıcı İstatistikler.....	59
6.2 Z-Skor Standartlaştırma Uygulaması.....	59
6.3 MEREC Yöntemi Ağırlık Sonuçları.....	60

6.4 LOGSTA Yöntemi Ağırlık Sonuçları	62
6.5 SPC Yöntemi Ağırlık Sonuçları	63
6.6 Bütünleşik Ağırlıkların Hesaplanması	65
6.7 WEDBA Yöntemi ile Firma Sıralaması	65
6.8 Karşılaştırmalı Analiz	68
6.8.1 Karşılaştırma Yöntemlerine Genel Bakış	68
6.8.2 COPRAS Yöntemi Sonuçları	68
6.8.3 ARAS Yöntemi Sonuçları	69
6.8.4 SREM Yöntemi Sonuçları	70
6.8.5 CORASO Yöntemi Sonuçları	70
6.8.6 Yöntemler Arası Sıralama Karşılaştırması ve Spearman Korelasyon Analizi	71
6.9 Duyarlılık Analizi	72
6.9.1 Senaryo 1: Ağırlık Setlerine Göre WEDBA Duyarlılığı	73
6.9.2 Senaryo 2: SREM α Parametresine Göre Duyarlılık	74
6.9.3 Senaryo 3: Kriter Bazlı Pertürbasyon Analizi	75
7. SONUÇ VE TARTIŞMA	77
7.1 Genel Değerlendirme	77
7.2 Ağırlıklandırma Bulgularının Tartışması	77
7.2.1 MEREC, LOGSTA ve SPC Sonuçlarının Karşılaştırmalı Değerlendirmesi	77
7.2.2 Bütünleşik Ağırlıkların Sektörel Yorumu	79
7.3 WEDBA Sıralama Bulgularının Tartışması	79
7.3.1 Birinci Sıra: Mars Lojistik Grup A.Ş.	79
7.3.2 İkinci Sıra: Netlog Lojistik Hizmetleri A.Ş.	80
7.3.3 Sektörün Alt Kümesi: Talay ve PSA BDP	81
7.3.4 Üçüncü ve Dördüncü Sıra: Horoz ve Reysaş	81
7.4 Karşılaştırmalı Analiz Bulgularının Tartışması	82
7.5 Duyarlılık Analizi Bulgularının Tartışması	83
7.6 Teorik Katkıları	84
7.7 Uygulamalı Çıkarımlar	84
7.8 Çalışmanın Kısıtları	85

7.9 Gelecek Arařtırma Yönelimleri	86
7.10 Sonuç	87
KAYNAKÇA	88



TABLÖLER LİSTESİ

Tablo 4.1. Çalışmada Kullanılan Performans Kriterleri	45
Tablo 6.1. Ham Karar Matrisi	59
Tablo 6.2. Tanımlayıcı İstatistikler	59
Tablo 6.3. Standartlaştırılmış Karar Matrisi	60
Tablo 6.4. Z-Skor Dönüşümü Sonrası Pozitif Karar Matrisi ($A = 2, 0$).....	60
Tablo 6.5. MEREC Normalize Matrisi (aij)	61
Tablo 6.6. MEREC Genel Performans Değerleri (Si)	61
Tablo 6.7. MEREC Çıkarılma Etkileri ve Ağırlıkları	62
Tablo 6.8. LOGSTA Logaritmik Normalize Matrisi (rij).....	62
Tablo 6.9. LOGSTA Standart Sapmalar, Ara Büyüklükler ve Ağırlıklar.....	63
Tablo 6.10. SPC Simetri Noktaları	64
Tablo 6.11. SPC Kriter Ağırlıkları	64
Tablo 6.12. Yöntem Ağırlıklarının Karşılaştırması ve Bütünleşik Ağırlıklar	65
Tablo 6.13. WEDBA Normalize Matrisi ($tij *$)	66
Tablo 6.14. WEDBA Standardize Matrisi (yij).....	66
Tablo 6.15. İdeal ve Anti-İdeal Çözümler	67
Tablo 6.16. WEDBA Performans Endeksleri ve Firma Sıralaması.....	67
Tablo 6.17. COPRAS Yöntemi Sonuçları	69
Tablo 6.18. ARAS Yöntemi Sonuçları	69
Tablo 6.19. SREM Yöntemi Sonuçları ($\alpha = 0, 5$)	70
Tablo 6.20. CORASO Yöntemi Sonuçları.....	71
Tablo 6.21. Yöntemler Arası Sıralama Karşılaştırması.....	71
Tablo 6.22. Spearman Korelasyon Katsayıları.....	72
Tablo 6.23. Senaryo 1 — WEDBA Performans Endeksleri (ISI)	73
Tablo 6.24. Senaryo 1 — WEDBA Sıralama Sonuçları.....	73
Tablo 6.25. Senaryo 1 — Spearman Korelasyon Katsayıları (Referans: S4-Final) 73	
Tablo 6.26. Senaryo 2 — SREM α Senaryoları Sıralama Sonuçları.....	74
Tablo 6.27. Senaryo 2 — WEDBA vs SREM Spearman Korelasyon Katsayıları... 74	
Tablo 6.28. Senaryo 3 — Kriter Bazlı Pertürbasyon Analizi Sonuçları.....	75

1. GİRİŞ

Lojistik performansı, mal ve hizmet akışlarının etkinliğiyle doğrudan ilişkilidir ve tedarik zinciri performansı (SCP) karmaşık fakat belirleyici bir bağ taşır. Ülkelerin lojistik performansı; gümrükler, altyapı, uluslararası gönderiler, lojistik yetkinlik, izleme-takip ve zamanlılık gibi bileşenlerden oluşmakta, bu bileşenler dağıtım ağlarındaki tüm aktör ve faaliyetlerin başarısını yansıtan SCP düzeyleriyle birlikte ele alınmaktadır. Yüksek performanslı lojistik sistemleri; kolaylaştırılmış teslimatlar, maliyet açısından etkin depolama ve stok yönetimi ile başarılı dağıtım operasyonları sağlamakta, bu durum müşteri memnuniyetini artırırken işletme maliyetlerini düşürmektedir (Kara vd., 2024).

Çok kriterli karar verme (ÇKKV) yaklaşımları, şirket ve sektör performansının değerlendirilmesinde yaygın biçimde kullanılan araçlar hâline gelmiştir. Finansal performans ölçümü, çok sayıda gösterge ve alternatif içerdiğinden doğası gereği karmaşık bir süreçtir; bu nedenle performans değerlendirme problemleri giderek ÇKKV yapısında modellenmektedir. Fortune 500 Türkiye listesindeki şirketlerin performanslarının ölçülmesinde farklı ÇKKV yöntemlerinin kullanıldığı çok sayıda çalışma mevcuttur. Lojistik, otomotiv, enerji ve perakende gibi sektörlerde faaliyet gösteren firmaların performansları; net satışlar, toplam varlıklar, özkaynaklar ve ihracat gibi finansal göstergeler temel alınarak analiz edilmiştir (Akbulut, 2026; Özekenci, 2024a, 2024b).

Bu bağlamda lojistik şirketlerinin performansına odaklanan araştırmalar ayrı bir öneme sahiptir. Fortune 500 Türkiye listesinde yer alan lojistik firmaların performans ölçümünde CRITIC, SAW, TOPSIS, VIKOR, Entropi, EDAS, CoCoSo, WASPAS ve CODAS gibi çok sayıda yöntem uygulanmış; hem tek bir lojistik işletmenin yıllar içindeki performans seyri hem de aynı dönemdeki firmaların göreceli konumları incelenmiştir. Bu çalışmalar, özellikle net satışlar, toplam varlıklar, borçluluk ve kârlılık oranlarını esas alarak Fortune 500 Türkiye çerçevesinde lojistik sektörünün performans dinamiklerine ilişkin kapsamlı bir tablo ortaya koymaktadır (Aksu & Bayramoğlu, 2024; Özekenci, 2024a, 2024b; Toslak vd., 2022).

Performans ölçümünde kriter ağırlıklarının belirlenmesi kritik bir adımdır ve son yıllarda nesnel ağırlıklandırma yöntemlerine olan ilgi belirgin biçimde artmıştır. Kriterlerin uzaklaştırma etkisine dayalı yöntem (MEREC), alternatiflerin toplam performansı üzerindeki etkileri esas alarak kriter ağırlıklarını nesnel biçimde hesaplayan yeni bir yaklaşım olarak öne çıkmaktadır. MEREC ve farklı türevlerinin entropi ve

CRITIC gibi geleneksel yöntemlerle yüksek korelasyon sergilediği, ayrıca standart sapma bakımından istikrarlı ağırlık setleri ürettiği gösterilmiştir. Bu yöntem; ulaşım, sürdürülebilir kalkınma, enerji, optimizasyon ve ekonomi gibi çeşitli alanlarda uygulanmış, Fortune 500 kapsamındaki şirket performans değerlendirmelerinde de benimsenmiştir (Akbulut, 2026; Altıntaş, 2024; Keles, 2023; Özekenci, 2024a).

Kriter ağırlıklandırma aşamasında LOGarithmic normalization and STandard Deviation (LOGSTA) ve Symmetry Point of Criterion (SPC) yaklaşımlarını bütünleştiren çerçeveler, özellikle çok boyutlu karar problemlerinde kriter öneminin daha sağlam biçimde belirlenmesine katkı sunmaktadır. LOGSTA ve SPC, birlikte kullanıldıklarında kriterler arası dağılıma duyarlı varyasyonu ve ayırt edicilik gücünü yakalayan bir ağırlıklandırma süreci oluşturmakta; ardından Multiple Normalization Rating Analysis (MUNRA) gibi yöntemlerle alternatiflerin sıralaması gerçekleştirilmektedir. Bu tür entegre modeller, ESG riskleri ve dijital hazır bulunuşluk gibi alanlarda farklı ülke ve şirketlerin karşılaştırmalı değerlendirmesinde başarıyla uygulanmıştır (Akbulut, 2026; Özekenci, 2024b; Öztaş & Öztaş, 2026).

Alternatiflerin sıralanmasında kullanılan WEDBA, ideal ve anti-ideal noktalar üzerinden değerlendirme yapan bir ÇKKV yaklaşımıdır. Fortune 500 Türkiye kapsamında bir lojistik işletmenin 2010-2020 dönemine ait performansı MEREC ve WEDBA yöntemleriyle birlikte analiz edilmiş, elde edilen skorlar MOORA, WASPAS ve ROV gibi yöntemlerle karşılaştırılmıştır. Bu uygulama, MEREC tabanlı ağırlıklandırmanın WEDBA sıralamasıyla birleştirilmesinin lojistik performans değerlendirmesi için tutarlı ve uygulanabilir sonuçlar ürettiğini ortaya koymaktadır (Mešić vd., 2022; Özekenci, 2024a; Toslak vd., 2022).

Küresel ve Türkiye Ekonomisinde Lojistik Sektörünün Rolü

Küresel ölçekte rekabet, ülkeler arasında süregelen bir konumlanma mücadelesini beraberinde getirmekte; bu süreçte lojistik yapılar ile tedarik zincirlerinin etkinliği belirleyici bir işlev üstlenmektedir. Sınır ötesi ticaret hacmindeki hızlı artış, liman süreçleri, gümrük işlemleri ve taşımacılık gibi lojistik faaliyetlerin yönetimini karmaşıktırmakta; bu durum ulusal düzeyde lojistik performansın sistematik biçimde izlenmesini zorunlu kılmaktadır. Dünya Bankası tarafından hesaplanan Lojistik Performans Endeksi (LPI), ülkelerin gümrük prosedürleri, lojistik maliyetleri ile kara ve denizyolu taşımacılık altyapısı bakımından karşılaştırılmasına imkân tanıyan temel bir

göstergedir. LPI bileşenlerindeki iyileşmelerin, başta Afrika, Güney Amerika ve Doğu Avrupa olmak üzere pek çok bölgede ticaret hacmini anlamlı ölçüde artırabildiği; gelişmekte olan ülkeler için ise lojistik performansın uluslararası ticaretin kritik bir belirleyicisi olduğu vurgulanmaktadır. Lojistiğin küresel üretim ağları ve uluslararası dikey uzmanlaşmayla birlikte stratejik önem kazandığı, özellikle parça ve bileşen ticaretinin nihai mal ticaretine kıyasla ithalatçı ülkenin lojistik performansına daha duyarlı olduğu bulgulanmıştır. Bu durum, ülke lojistik sistemlerinin uluslararası rekabet gücü ve yaşam standardı üzerinde doğrudan etkili olduğunu göstermektedir. Verimsiz lojistik hizmetler hem zaman hem de maliyet açısından ek yük yaratarak ticareti engellemekte; bu nedenle kamu otoritelerinin lojistik göstergeleri politika tasarımında dikkate alması gerekmektedir. LPI'nin kullanımı, politika yapıcılarla özel sektör arasındaki diyalogu güçlendirmekte ve ticaret ile ulaştırma alanlarında önceliklerin belirlenmesine katkı sağlamaktadır (Mešić vd., 2022).

Bölgesel bir örnek olarak Körfez İş birliği Konseyi (GCC) ülkeleri, artan dünya ticareti içinde hızla gelişen ve küresel ticarete merkezi bir kavşak hâline gelen bir coğrafyayı temsil etmektedir. Bölgedeki otoritelerin deniz limanları, karayolları, demiryolları, havaalanları ve lojistik şehirler gibi altyapı yatırımlarına büyük kaynak ayırdığı; lojistik merkezler ve özel ekonomik bölgeler aracılığıyla istihdam, ihracat ve döviz gelirlerini artırmayı hedeflediği görülmektedir. Bununla birlikte, özellikle petrol ihracatına odaklanan lojistik sistemlerin potansiyelinin altında performans sergilediği ve ticaret lojistiğinin çeşitlendirilmesi gereğine dikkat çekilmektedir. Lojistik kabiliyeti yüksek ülkelerin daha fazla doğrudan yabancı yatırım çekebildiği, işlem maliyetlerini azaltabildiği, ihracat yapısını çeşitlendirebildiği ve daha yüksek büyüme oranları yakalayabildiği ifade edilmektedir (Stojanović & Puška, 2021).

GCC ülkeleri bağlamında LPI verileri kullanılarak yapılan karşılaştırmalı analizler, gümrükler, altyapı, uluslararası gönderiler, lojistik hizmet kalitesi, izleme-takip ve zamanlılık göstergelerine dayalı karar matrisleri oluşturulmasını ve CRITIC ile MABAC gibi ÇKKV yöntemleriyle ülkelerin lojistik performans sıralamasının elde edilmesini kapsamaktadır. Duyarlılık analizleri, 2014 ve 2016 yıllarında LPI göstergeleri arasındaki çelişkinin yüksek olduğunu ve bu nedenle ülke sıralamalarında belirgin dalgalanmalar yaşandığını; 2018 döneminde ise göstergeler arası çatışmanın azalmasıyla sıralamaların görece istikrar kazandığını ortaya koymaktadır. Bu çalışmalar, Birleşik Arap Emirlikleri

ve Katar gibi ülkelerin birçok senaryoda üst sıralarda yer aldığını; altyapı, hizmet kalitesi ve zamanlılık alanlarındaki güçlü performansın bu ülkelerin bölgesel lojistik merkez olma iddiasını desteklediğini göstermektedir (Stojanović & Puška, 2021).

OECD ülkelerine yönelik analizlerde de lojistik performansın karşılaştırmalı değerlendirilmesinde çok kriterli yaklaşımların benimsendiği görülmektedir. CRADIS yöntemiyle elde edilen sıralamalarda Finlandiya, İsviçre ve Almanya en yüksek lojistik performansa sahip ülkeler olarak öne çıkarken; Kosta Rika, Meksika, Kolombiya, Şili ve Macaristan listenin alt sıralarında yer almaktadır. Bu sonuçlar, lojistik performansın gelişmiş ekonomiler arasında dahi anlamlı farklılıklar sergileyebildiğini ve rekabet gücünün lojistik kapasite ile yakından ilişkili olduğunu açıkça ortaya koymaktadır (Özekenci, 2025).

Türkiye, Asya, Avrupa ve Orta Doğu arasındaki coğrafi konumu sayesinde küresel tedarik zincirleri açısından stratejik bir geçiş noktası niteliği taşımaktadır. Kara, deniz, hava ve demiryolu taşımacılığının bir arada yoğun biçimde kullanıldığı Türkiye lojistik sektörü, son yirmi yılda kayda değer bir büyüme sergilemiştir. Bununla birlikte Türkiye'nin LPI sıralamasındaki konumu, özellikle gümrük süreçleri ve altyapı bileşenlerindeki görece zayıflıklar göz önüne alındığında, sektörün ulaştığı ölçeğin henüz yeterince verimli bir yapıya kavuşturulamadığına işaret etmektedir. Bu durumun aşılabilmesi, lojistik firmaların bireysel performanslarının sistematik ve nesnel biçimde ölçülmesini zorunlu kılmaktadır (Özekenci, 2025).

Türkiye lojistik sektörünün yapısal özelliklerine bakıldığında, piyasanın büyük ölçekli entegre lojistik sağlayıcılar ile küçük ve orta ölçekli taşımacılık firmaları arasında belirgin biçimde parçalı bir görünüm sergilediği anlaşılmaktadır. Bu iki uç arasındaki performans farkı, yalnızca hizmet kalitesi açısından değil, finansal sürdürülebilirlik bakımından da sektörün önündeki temel sorun alanlarından birini oluşturmaktadır. Fortune 500 Türkiye listesinde yer alan lojistik firmalar bu tablonun büyük ölçekli ayağını temsil etmekte; yüksek ciroları, geniş istihdam tabanları ve uluslararası faaliyet alanlarıyla sektörün yapısal dinamiklerini doğrudan yansıtmaktadır. Bu firmaların performansının çok boyutlu ve nesnel yöntemlerle incelenmesi, yalnızca akademik bir merak değil, sektöre yönelik politika tasarımı açısından da pratik bir gereklilik olarak öne çıkmaktadır (Oztemiz vd., 2025; Öztanır, 2025).

Türkiye'nin uluslararası lojistik entegrasyonu değerlendirildiğinde, ülkenin Avrupa Birliği ile yürüttüğü gümrük birliği kapsamındaki ticari ilişkilerin ve Orta Asya ile Orta Doğu'ya yönelik artan ihracat hacminin lojistik altyapıya olan talebi sürekli olarak yükselttiği görülmektedir. Bu talep artışı, sektördeki firmaları hem operasyonel hem de finansal açıdan daha esnek ve ölçeklenebilir yapılara doğru zorlamaktadır. Dolayısıyla lojistik firmaların finansal performansının periyodik ve karşılaştırmalı biçimde ölçülmesi, sektörün bu dönüşüm sürecini yönetebilmesi için vazgeçilmez bir araç niteliği kazanmaktadır (Mešić vd., 2022; Oztemiz vd., 2025).

Fortune 500 Türkiye Listesinde Lojistik Firmaların Önemi

Fortune 500 Türkiye listesi, farklı sektörlerdeki en büyük işletmeleri kapsayan bir çerçeve sunduğundan, lojistik firmaların göreceli konumunu ve rekabet gücünü analiz etmede önemli bir referans noktası oluşturmaktadır. Bu listede yer alan lojistik şirketlerinin ÇKKV yöntemleriyle sistematik biçimde incelenmesi hem sektörün ekonomik ağırlığını hem de finansal ve operasyonel dinamiklerini gün yüzüne çıkarmaktadır. Çeşitli çalışmalarda söz konusu firmaların değerlendirilmesi için farklı kriter setleri ve yöntem kombinasyonları kullanılarak ayrıntılı sıralamalar elde edilmiştir (Alaca & Ulutaş, 2022; Özekenci, 2024a, 2024b).

Lojistik firmaların Fortune 500 Türkiye bağlamındaki önemini ele alan araştırmalardan birinde, 2011 yılı verileriyle 10 lojistik işletmenin performansı sekiz kriter altında Gri İlişkisel Analiz yöntemiyle değerlendirilmiş; finansal oran ağırlıklarının eşit kabul edildiği modelde en iyi üç firma Reysaş, Omsan ve Borusan olarak belirlenmiştir (Alaca, 2021). Başka bir çalışmada, 2017 yılı Fortune 500 Türkiye listesindeki sekiz lojistik firmanın performansı SWARA, COPRAS, GİA ve TOPSIS yöntemleriyle ölçülmüş; net satış değişkeni 0,176 ağırlıkla en önemli kriter olarak hesaplanmış ve tüm yöntemlerde Netlog'un en yüksek performansa sahip firma olduğu saptanmıştır. Benzer biçimde, 2016 yılı verileri üzerinden yürütülen bir analizde sekiz lojistik firmanın ekonomik performansı net satış, özkaynak ve çalışan sayısı gibi göstergelerle incelenmiş; SWARA ve GİA yöntemlerinin birlikte uygulandığı bu çalışmada özkaynağın en önemli kriter olduğu belirlenirken Netlog, Ekol ve Mars ilk üç sırayı paylaşmıştır (Özbek & Author, 2018).

Fortune 500 Türkiye'deki lojistik firmalara odaklanan bir diğer araştırma, 10 lojistik işletmenin performansını altı kriter altında CRITIC, SAW, TOPSIS ve VIKOR

yöntemleriyle analiz etmiş; CRITIC ile hesaplanan ağırlıklar kullanılarak elde edilen sıralamalar Borda sayım yöntemiyle tek bir nihai sıralamaya dönüştürülmüştür. Bu çalışmada en yüksek Borda puanını Borusan Lojistik alırken Sürat Kargo son sırada yer almıştır (Alaca, 2021). Araştırmalar, Fortune 500 Türkiye kapsamındaki lojistik firmaların değerlendirilmesinde yalnızca tekil yöntemlerin değil, entegre ÇKKV modellerinin de etkin biçimde kullanılabildiğini ortaya koymaktadır. Entropi, SWARA ve CODAS yöntemlerinin bütünleştirildiği bir çerçevede, 2019 yılı verileriyle sekiz lojistik firmanın performansı analiz edilmiş; uzman görüşlerine dayalı öznel ağırlıklar ile Entropi tabanlı nesnel ağırlıkların birleştirilmesiyle her kriter için bütünleşik ağırlıklar elde edilmiş, ardından CODAS ile nihai sıralama oluşturulmuştur (Alaca & Ulutaş, 2022).

Fortune 500 Türkiye listesinin lojistik sektörü açısından taşıdığı bir diğer önemli işlev, farklı dönemlere ait verilerin karşılaştırılabilir bir çerçevede bir araya getirilmesine imkân tanınmasıdır. Aynı metodoloji ve veri kaynağı kullanılarak farklı yıllar için oluşturulan karar matrisleri hem sektörün zaman içindeki dönüşümünü hem de bireysel firmaların göreceli konumlarındaki değişimi izlemeye olanak sağlamaktadır. Bu özellik, Fortune 500 Türkiye listesini statik bir sıralama aracından öte, dinamik performans analizlerinin de zeminini oluşturan bir veri kaynağına dönüştürmektedir (Özekenci, 2024a; Toslak vd., 2022).

Listenin sunduğu standartlaştırılmış finansal veri yapısı, ÇKKV uygulamaları açısından da belirgin bir avantaj taşımaktadır. Net satışlar, toplam varlıklar, özkaynaklar ve ihracat tutarı gibi göstergeler, farklı büyüklük ve yapıdaki firmaların aynı ölçek içinde değerlendirilmesine imkân tanımakta; böylece karar matrislerinin güvenilir ve tutarlı biçimde oluşturulması mümkün olmaktadır. MEREC, LOGSTA ve SPC gibi nesnel ağırlıklandırma yöntemleri bu tür standartlaştırılmış veri setlerinde özellikle etkili sonuçlar üretmekte; kriter ağırlıklarının yalnızca verilere dayanarak hesaplanması, öznel değerlendirmelerin yarattığı önyargıyı ortadan kaldırmaktadır (Keshavarz-Ghorabae vd., 2021; Stevic vd., 2025).

MEREC ve WEDBA yöntemlerinin birlikte kullanıldığı bir çalışmada Ekol Lojistik'in 2010-2020 dönemi performansı Fortune 500 Türkiye verileri temelinde değerlendirilmiş; böylece tek bir lojistik şirketin uzun dönemli finansal ve çevresel profilinin sayısal olarak izlenebileceği gösterilmiştir (Özekenci, 2024a; Toslak vd., 2022). Tüm bu bulgular, Fortune 500 Türkiye listesinin lojistik firmalar açısından hem kesitsel

hem de dinamik performans analizleri için vazgeçilmez bir referans çerçevesi hâline geldiğini doğrulamaktadır (Alaca & Ulutaş, 2022; Özekenci, 2024a, 2024b; Toslak vd., 2022).

Araştırmanın Amacı

Bu çalışmanın temel amacı, Fortune 500 Türkiye listesinde yer alan lojistik firmaların finansal performansını nesnel ağırlıklandırma ve endeks tabanlı sıralama yaklaşımlarını bütünleştiren bir ÇKKV çerçevesiyle değerlendirmektir. Bu doğrultuda kriter ağırlıkları MEREC, LOGSTA ve SPC yöntemleriyle nesnel olarak belirlenmekte; alternatiflerin göreceli sıralaması ise ideal ve anti-ideal noktalara dayalı WEDBA yöntemiyle elde edilmektedir.

Araştırma, birbirine bağlı üç alt amaca dayanmaktadır:

1. MEREC, LOGSTA ve SPC yöntemlerinin bütünleşik kullanımıyla daha güçlü ve kararlı bir nesnel ağırlıklandırma yapısı geliştirmek; böylece Fortune 500 Türkiye lojistik firmaları için kriter önem derecelerini veri temelli biçimde ortaya koymak.
2. Elde edilen nesnel ağırlıkları WEDBA yöntemiyle birleştirilerek firmaların tutarlı ve yorumlanabilir bir performans sıralamasına ulaşmak.
3. Önerilen modelin duyarlılık ve tutarlılık analizleri aracılığıyla sağlamlığını test etmek ve farklı ağırlık kombinasyonları altında sıralama kararlılığını ölçmek.

Yukarıda ortaya konan çerçeve, tek bir nesnel ağırlıklandırma yöntemine dayalı mevcut çalışmaların literatürde bıraktığı boşluğa dikkat çekmektedir. MEREC, LOGSTA ve SPC'nin her biri kriter önemini farklı bir istatistiksel mantık üzerinden modellemekte; bu üç yöntemin birlikte kullanılması, tekil yöntemlerin kaçırabileceği varyasyon ve dağılım bilgisini aynı ağırlık yapısında yakalamayı mümkün kılmaktadır. Bu çalışma, söz konusu bütünleşik ağırlıklandırma yapısının Fortune 500 Türkiye lojistik firmaları üzerinde nasıl işlediğini ve WEDBA sıralama endeksiyle birleştirildiğinde ne tür performans profilleri ortaya koyduğunu sistematik biçimde incelemeyi amaçlamaktadır.

Çalışmanın Literatüre Katkısı

Bu araştırma, Fortune 500 Türkiye lojistik firmaları üzerine yürütülen ÇKKV temelli performans ölçüm çalışmalarına metodolojik, ampirik ve uygulamalı olmak üzere üç düzeyde katkı sunmayı hedeflemektedir.

Metodolojik katkı. Mevcut çalışmalar, Fortune 500 Türkiye lojistik firmaların değerlendirilmesinde çoğunlukla CRITIC, Entropi, SWARA ya da tek başına MEREC gibi ağırlıklandırma yöntemlerine başvurmuştur (Alaca & Ulutaş, 2022; Özekenci, 2024a, 2024b; Toslak vd., 2022). Bu çalışma söz konusu yöntemlerin yerini almak yerine onları tamamlayan bir yapı kurmaktadır. MEREC'in çıkarılma etkisine dayalı mantığı, LOGSTA'nın logaritmik normalizasyon ve standart sapma bileşenleri ile SPC'nin simetri noktası temelli dağılım bilgisi, aynı ağırlıklandırma bloğunda bir araya getirilmektedir. Nesnel ağırlıklandırma yöntemlerinin gelişimi incelendiğinde, her yöntemin kriter önemini farklı bir istatistiksel perspektiften ele aldığı görülmektedir. Entropi bilgi içeriğini, CRITIC varyasyon ile kriterler arası korelasyonu, MEREC her bir kriterin alternatiflerin toplam performansı üzerindeki çıkarılma etkisini, LOGSTA ise logaritmik normalizasyon ve standart sapmayı temel alarak ağırlık hesaplamaktadır. SPC, kriterlerin dağılım simetrisini dikkate aldığı için bu yöntemler arasında tamamlayıcı bir konumda yer almaktadır. Bu çalışmada MEREC, LOGSTA ve SPC'nin bütünleşik kullanımıyla daha güçlü bir ağırlıklandırma yapısı geliştirilmiş; elde edilen nesnel ağırlıkların WEDBA yöntemiyle birleştirilmesi ise Fortune 500 Türkiye lojistik firmaları için tutarlı ve yorumlanabilir bir performans sıralaması üretmiştir (Akbulut, 2026; Keshavarz-Ghorabae vd., 2021; Stevic vd., 2025).

Ampirik katkı. Fortune 500 Türkiye lojistik firmaları, MEREC-WEDBA ve SWARA-MEREC-CRADIS gibi bütünleşik modellerle daha önce incelenmiş olmakla birlikte, MEREC, LOGSTA ve SPC'nin aynı anda kullanıldığı bir değerlendirme modeli henüz bu veri setine uygulanmamıştır (Özekenci, 2024a, 2024b; Toslak vd., 2022). Bu çalışma söz konusu boşluğu doldurarak ilgili literatüre doğrudan bir ampirik katkı sunmaktadır. Ayrıca üç farklı nesnel ağırlık setinin WEDBA endeksiyle birleştirilmesi, hangi ağırlıklandırma yaklaşımının firma sıralamalarını ne yönde etkilediğini karşılaştırmalı biçimde görünür kılmakta; bu da benzer araştırmalarda yöntem seçimi kararlarını destekleyecek bir referans noktası oluşturmaktadır. WEDBA'nın ideal ve anti-ideal noktalara dayalı endeks yapısı, farklı ağırlık setleri altında sıralama kararlılığının test edilmesine doğal bir zemin hazırlamakta; bu da duyarlılık analizleri aracılığıyla yöntemin güvenilirliğine dair ek kanıtlar sunmaktadır (Özyürek vd., 2026; Toslak vd., 2022; Tuş & Aytaç Adalı, 2025).

Uygulamalı katkı. Araştırma bulguları, yalnızca metodolojik bir tartışmanın ötesine geçerek lojistik sektöründeki yöneticiler ve politika yapıcılar için pratik çıkarımlar sunmaktadır. Nesnel kriter ağırlıkları, hangi finansal göstergelerin sektör genelinde firmalar arasında güçlü bir ayırıştırma gücüne sahip olduğunu sayısal olarak ortaya koyacak ve bu yolla kaynak tahsisi, borçluluk yönetimi ve kârlılık stratejilerine ilişkin kararları veri temelli bir zemine taşıyacaktır. Son olarak bu çalışma, Fortune 500 Türkiye lojistik performans literatüründe yöntemsel çeşitliliğe somut bir katkı sunmaktadır. Mevcut çalışmaların belirli yöntem kombinasyonlarında yoğunlaşması, farklı nesnel ağırlıklandırma yaklaşımlarının aynı veri seti üzerinde ürettiği sonuçların karşılaştırmalı biçimde değerlendirilmesi önünde bir kısıt oluşturmaktadır. Önerilen çerçeve bu kısıtı doğrudan ele alarak araştırmacıların yöntem seçimi kararlarını daha bilinçli biçimde verebilmesine destek olacak karşılaştırmalı bir referans noktası oluşturmayı hedeflemektedir (Özekenci, 2024a, 2024b; Toslak vd., 2022).

Araştırmanın Önemi ve Motivasyonu

Lojistik sektörü, ulusal ekonomilerin büyüme dinamikleriyle doğrudan bağlantılı, katma değer üretme kapasitesi yüksek bir alan olarak öne çıkmaktadır. Mal ve hizmet akışlarının kesintisiz ve maliyet etkin biçimde yönetilmesi, yalnızca bireysel firmaların değil, bütün bir ekonominin rekabet gücünü şekillendiren temel unsurlardan birini oluşturmaktadır. Bu gerçeklik, lojistik firmaların finansal performansının sistematik biçimde izlenmesini hem akademik hem de uygulamalı düzeyde zorunlu kılmaktadır. Bununla birlikte, mevcut çalışmaların büyük çoğunluğu tekil yöntemlere ya da sınırlı kriter setlerine dayanmakta; bu durum elde edilen bulguların karşılaştırılabilirliğini ve genellenebilirliğini kısıtlamaktadır. Bu çalışmanın temel motivasyonu, söz konusu kısıtı aşmaya yönelik metodolojik bir çerçeve geliştirmek ve bu çerçeveyi Fortune 500 Türkiye lojistik firmaları üzerinde sınamaktır.

Araştırmanın önemi birkaç farklı boyutta ele alınabilir. İlk olarak, nesnel ağırlıklandırma yöntemlerinin bütünleşik kullanımı, kriter önem derecelerinin belirlenmesinde tek bir yönetime bağımlı kalmanın getirdiği istatistiksel kırılganlıkları azaltmaktadır. MEREC, LOGSTA ve SPC'nin her biri kriter önemini farklı bir matematiksel perspektiften modellemekte; bu üç yaklaşımın birlikte kullanılması, karar matrisindeki varyasyon, dağılım ve çıkarılma etkisi bilgisini aynı ağırlık vektöründe bir araya getirmektedir. Nitekim Keshavarz Ghorabae vd. (2021) tek bir nesnel yönetime

dayalı ağırlıklandırmanın, veri yapısına göre önemli sapmalara yol açabildiğini göstermiş; benzer şekilde Stevic vd. (2025) LOGSTA'nın geleneksel yöntemlerle yüksek korelasyon sergilemekle birlikte fayda-maliyet kriter ayrımında belirgin farklılıklar ürettiğini ortaya koymuştur. Bu bulgular, tek yöntemli ağırlıklandırmanın yaratabileceği sistematik sapmaları önlemek adına çoklu nesnel yöntemlerin bir arada kullanılmasının gerekçesini güçlendirmektedir.

İkinci olarak, Fortune 500 Türkiye veri setinin sunduğu standartlaştırılmış ve karşılaştırılabilir finansal yapı, önerilen modelin sınanması için uygun bir zemin oluşturmaktadır. Bu liste, yalnızca büyük ölçekli firmaların finansal tablolarını bir araya getirmekle kalmayıp, aynı zamanda sektörler arası ve yıllar arası karşılaştırmalara olanak tanıyan tutarlı bir veri mimarisi sunmaktadır. Türkiye lojistik sektörünün yapısal dönüşümünü izlemek açısından bu veri setinin taşıdığı değer, yalnızca kesitsel analizlerle sınırlı kalmamakta; dinamik performans profillerinin oluşturulmasına da imkân tanımaktadır. Mevcut çalışmalar bu potansiyeli farklı yöntem kombinasyonlarıyla kısmen değerlendirmiş olsa da MEREC, LOGSTA ve SPC'nin eş zamanlı kullanımına dayalı bir model henüz bu veri seti üzerinde uygulanmamıştır (Özekenci, 2024a, 2024b; Toslak vd., 2022).

Üçüncü olarak, bu araştırmanın motivasyonunu güçlendiren önemli bir bağlam unsuru, küresel tedarik zincirlerinin son yıllarda maruz kaldığı kırılganlıklardır. COVID-19 salgını, jeopolitik gerilimler ve enerji maliyetlerindeki dalgalanmalar, lojistik firmaların finansal dayanıklılığını sert biçimde sınamış; bu süreçte likidite yönetimi, borçluluk yapısı ve kârlılık oranlarındaki farklılıkların firma düzeyinde belirleyici sonuçlar doğurduğu görülmüştür. Bu tablo, lojistik firmaların finansal performansının yalnızca olağan dönemlerde değil, kriz dönemlerinde de nesnel ve çok boyutlu biçimde izlenmesinin önemini açıkça ortaya koymaktadır. Önerilen MEREC-LOGSTA-SPC-WEDBA çerçevesi, finansal göstergelerin ağırlık yapısını veriye dayalı olarak belirlemesi ve ideal/anti-ideal referans noktaları üzerinden sıralama üretmesi sayesinde bu tür dinamik ortamlarda da güvenilir sonuçlar üretme potansiyeli taşımaktadır (Oztemiz vd., 2025; Öztanır, 2025).

Dördüncü olarak, Türkiye'nin lojistik altyapısına yönelik kamu yatırımları ve sektörel teşvik politikaları açısından bakıldığında, hangi firmaların hangi finansal boyutlarda görece üstün ya da zayıf performans sergilediğinin nesnel biçimde

belirlenmesi, kaynak tahsisi ve politika tasarımı açısından doğrudan yönlendirici bir işlev görmektedir. Sektörde faaliyet gösteren firmaların yalnızca büyüklüklerine göre değil, finansal etkinlik ve sürdürülebilirlik boyutlarına göre de değerlendirilmesi hem özel sektör yöneticilerine hem de kamu otoritelerine veri temelli bir karar zemini sunacaktır. Bu çalışmanın ürettiği performans endeksleri ve kriter ağırlıkları, söz konusu karar süreçlerine somut bir girdi sağlama kapasitesi taşımaktadır (Oztemiz vd., 2025; Özekenci, 2024a).

Son olarak, bu araştırmanın motivasyonu salt metodolojik bir yenilik arayışına değil, aynı zamanda araştırmacılar için tekrarlanabilir ve genişletilebilir bir çerçeve oluşturma hedefine dayanmaktadır. MEREC, LOGSTA ve SPC'nin bütünsel ağırlıklandırma bloğu ile WEDBA sıralama endeksinin bir araya getirildiği yapı, farklı sektörler, farklı ülkeler ve farklı veri setleri üzerinde uygulanabilecek modüler bir karakter taşımaktadır. Bu özellik, çalışmanın yalnızca Fortune 500 Türkiye lojistik firmaları bağlamıyla sınırlı kalmayıp, daha geniş bir araştırma gündemine katkı sunma potansiyelini de güçlendirmektedir (Akbulut, 2026; Keshavarz-Ghorabae vd., 2021; Stevic vd., 2025).

2. LİTERATÜR TARAMASI

2.1 Lojistik Performans Ölçümü: Kavramsal Çerçeve ve Gelişim

Lojistik performans kavramı, mal ve hizmet akışlarının ne ölçüde etkin, hızlı ve güvenilir biçimde yönetildiğini ifade eden çok boyutlu bir değerlendirme alanı olarak tanımlanmaktadır. Bu alanın akademik ve uygulamalı düzeydeki gelişimi incelendiğinde, performans ölçümünün başlangıçta yalnızca taşıma süresi ve maliyet gibi dar operasyonel göstergelerle sınırlı tutulduğu, ancak zamanla çok katmanlı ve bütünsel bir yapıya evrildiği görülmektedir. Günümüzde lojistik performansın ölçülmesi; gümrük süreçleri, altyapı kalitesi, uluslararası gönderiler, lojistik yetkinlik, izleme-takip ve zamanlılık gibi birbirinden farklı bileşenleri aynı anda ele almayı gerektirmekte, bu durum ölçüm sürecini doğası gereği çok kriterli bir problem hâline getirmektedir (Kara vd., 2024; Mešić vd., 2022).

Lojistik performans ölçümünün kavramsal temellerini oluşturan çalışmalar incelendiğinde, literatürün iki ana eksen üzerinde şekillendiği anlaşılmaktadır. Birinci eksen, ülke düzeyinde lojistik performansı makroekonomik göstergeler ve uluslararası endeksler aracılığıyla değerlendiren çalışmaları kapsamaktadır. Bu ekseninde en belirleyici referans noktasını Dünya Bankası tarafından 2007 yılından itibaren periyodik olarak yayımlanan Lojistik Performans Endeksi (LPI) oluşturmaktadır. LPI, gümrük ve sınır yönetiminin etkinliği, ticaret ve taşımacılık altyapısının kalitesi, rekabetçi fiyatlı uluslararası sevkiyat düzenleme kolaylığı, lojistik hizmet sağlayıcıların yetkinliği, sevkiyatların planlanan sürede teslim edilme sıklığı ve gönderilerin tedarik zinciri boyunca izlenebilme kabiliyeti olmak üzere altı temel bileşenden oluşmaktadır. Söz konusu bileşenler, yalnızca bireysel ülkelerin lojistik kapasitesini değil, aynı zamanda bu ülkelerin küresel tedarik zincirleri içindeki konumunu da yansıtmaktadır (Keleş & Kahveci, 2025; Özekenci, 2025).

LPI'nin ülke düzeyinde lojistik performansı değerlendirmedeki açıklayıcı gücü, pek çok araştırmacı tarafından farklı yöntemsel çerçevelerle test edilmiştir. Mešić vd. (2022), GCC ülkelerinin lojistik performansını LPI verileri temelinde CRITIC ve MABAC yöntemleriyle analiz etmiş; Birleşik Arap Emirlikleri ve Katar'ın bölgede belirgin biçimde öne çıktığını, altyapı ve zamanlılık bileşenlerindeki güçlü performansın bu ülkelerin lojistik merkez konumunu pekiştirdiğini göstermiştir. Özekenci (2025) ise OECD ülkeleri

için LPI bileşenlerini CRADIS yöntemiyle birleştirerek ülke sıralamalarını oluşturmuş; Finlandiya, İsviçre ve Almanya'nın üst sıralarda yer aldığı, gelişmekte olan ekonomilerin ise özellikle gümrük ve altyapı bileşenlerinde belirgin bir performans açığı sergilediği sonucuna ulaşmıştır. Keleş ve Kahveci (2025) de AB üyesi ve aday ülkelerin lojistik performansını WENSLO ve ARTASI yöntemleriyle değerlendirmiş; lojistik yetkinlik ile zamanlılık bileşenlerinin ülkeler arası farklılaşmada en güçlü ayırtırma gücüne sahip göstergeler olduğunu ortaya koymuştur.

İkinci eksen, firma düzeyinde lojistik performans ölçümünü konu almakta ve ağırlıklı olarak finansal oranlar ile operasyonel verimlilik göstergelerini bir arada kullanan çalışmaları kapsamaktadır. Bu eksenindeki araştırmalar, uzun süre bilanço temelli oran analizi ve regresyon yöntemlerine dayanmış; ancak çok sayıda gösterge ve alternatifi aynı anda ele alma güçlüğü, araştırmacıları giderek ÇKKV çerçevelerine yöneltmiştir. Özellikle Fortune 500 Türkiye veri seti üzerinde gerçekleştirilen çalışmalar, lojistik firmaların finansal performansının nesnel ve karşılaştırmalı biçimde ölçülmesinde ÇKKV yöntemlerinin ne denli etkin sonuçlar ürettiğini sistematik biçimde belgelemiştir (Alaca & Ulutaş, 2022; Özekenci, 2024a, 2024b; Toslak vd., 2022).

Lojistik performans ölçümünün kavramsal gelişimi açısından bir diğer önemli dönüm noktası, Dünya Bankası'nın 2023 itibarıyla tedarik zinciri izleme göstergelerine eklediği "connectivity" ve "dwell time" bileşenleridir. Connectivity; denizcilik, havacılık ve posta ağlarındaki bağlantısallığı ifade ederken, dwell time liman ve havaalanı gibi düğüm noktalarında yüklerin bekleme sürelerini kapsamaktadır. Bu iki bileşenin eklenmesi, lojistik performans ölçümünün hem yapısal hem de zamansal boyutlarını daha ayrıntılı biçimde yakalamaya yönelik bir metodolojik genişlemeyi temsil etmektedir. Kara vd. (2024), söz konusu göstergeleri 78 ülke için bir karar matrisi hâlinde bir araya getirmiş ve MPSI-ARLON hibrit modeliyle tedarik zinciri performans skorları üretmiştir. Bu çalışmada uluslararası posta teslim süresi en yüksek ağırlığa sahip kriter olarak belirlenmiş, bağlantısallık göstergeleri ise ülkelerin küresel üretim ağlarına entegrasyon düzeyini yansıtan kritik bileşenler olarak öne çıkmıştır.

Performans ölçümünün finansal boyutuna odaklanan araştırmalar incelendiğinde, lojistik firmaların değerlendirilmesinde kullanılan kriter setlerinin zaman içinde belirgin biçimde genişlediği ve çeşitlendiği görülmektedir. Erken dönem çalışmalar ağırlıklı olarak net satışlar, toplam varlıklar ve özkaynaklar gibi ölçek göstergelerine

odaklanırken, sonraki çalışmalarda kârlılık oranları, faaliyet etkinliği ve borçluluk yapısına ilişkin göstergeler de sistematik biçimde modele dâhil edilmiştir. Lee vd. (2021), Malezya borsasında işlem gören lojistik şirketlerinin görece etkinliğini veri zarflama analizi ile incelemiş; cari oran, borç/varlık oranı ve ROA gibi göstergeleri bir arada kullanarak firmaların hem mevcut durumunu hem de ulaşmaları gereken hedef değerleri sayısal olarak ortaya koymuştur. Oztemiz vd. (2025) ise Borsa İstanbul Taşımacılık endeksindeki lojistik firmaları için kapsamlı bir finansal oran seti oluşturmuş; SIWEC, MEREC ve LODECI yöntemleriyle belirlenen nesnel ağırlıkların CoCoSo sıralamasıyla birleştirildiği entegre modelin literatürdeki benzer çalışmalarla yüksek tutarlılık sergilediğini göstermiştir.

Türkiye özelinde lojistik performans ölçümüne ilişkin çalışmaların son on yılda önemli bir ivme kazandığı görülmektedir. Bu çalışmaların büyük çoğunluğu Fortune 500 Türkiye listesini temel veri kaynağı olarak benimsemekte; böylece sektörün en büyük oyuncularının finansal performansına ilişkin karşılaştırmalı ve izlenebilir bir bilgi tabanı oluşturulmaktadır. Söz konusu çalışmalarda kullanılan yöntem çeşitliliği de dikkat çekicidir: Gri İlişkisel Analiz, TOPSIS, VIKOR, CODAS, EDAS, CoCoSo ve CRADIS gibi farklı sıralama algoritmalarının yanı sıra CRITIC, Entropi, SWARA ve MEREC gibi ağırlıklandırma teknikleri bu çalışmalarda yaygın biçimde kullanılmaktadır (Aksu & Bayramoğlu, 2024; Alaca & Ulutaş, 2022; Işık, 2022; Öztanır, 2025). Bu zengin metodolojik birikim, mevcut çalışmanın dayandığı ve katkı sunmayı hedeflediği literatürün temel iskeletini oluşturmaktadır.

2.2 Finansal Performans Ölçümünde ÇKKV Yöntemlerinin Kullanımı

Finansal performansın çok boyutlu yapısı, tek bir göstergeyle ya da basit oran analiziyle tam anlamıyla kavranamayacak bir karmaşıklık içermektedir. Likidite, faaliyet etkinliği, kârlılık ve sermaye yapısı gibi birbirinden farklı finansal boyutların eş zamanlı olarak değerlendirilmesi, karar vericilere daha bütünlüklü ve güvenilir bir performans profili sunmaktadır. Bu gereklilik, ÇKKV yöntemlerinin finansal performans ölçümündeki kullanımını hızla yaygınlaştırmış; araştırmacılar tekil oran analizinden çok kriterli bütünlüklü modellere doğru sistematik bir yöneliş sergilemiştir (Oztemiz vd., 2025; Özekenci, 2024b).

ÇKKV yöntemlerinin finansal performans ölçümündeki kullanımı, temelde iki aşamalı bir süreç üzerine inşa edilmektedir. İlk aşamada kriter ağırlıkları belirlenmekte, ikinci aşamada ise bu ağırlıklar kullanılarak alternatifler sıralanmaktadır. Kriter ağırlıklarının belirlenmesinde nesnel yöntemler, öznel yöntemler ve her ikisini birleştiren hibrit yaklaşımlar olmak üzere üç farklı strateji izlenmektedir. Nesnel yöntemler arasında CRITIC, Entropi, Standart Sapma, MEREC ve LOGSTA öne çıkarken; öznel yöntemler arasında SWARA, AHP ve BWM yaygın biçimde kullanılmaktadır. Hibrit yaklaşımlar ise her iki kategorinin avantajlarını bir arada kullanarak daha dengeli ağırlık setleri üretmeyi hedeflemektedir (Işık, 2022; Özekenci, 2024b; Seikh & Chatterjee, 2025).

Finansal performans ölçümünde ÇKKV yöntemlerinin kullanıldığı çalışmalar incelendiğinde, Türkiye bağlamının özellikle verimli bir uygulama alanı sunduğu görülmektedir. Alaca ve Ulutaş (2022), Fortune 500 Türkiye'deki lojistik firmaların performansını SWARA-Entropi-CODAS bütünsel çerçevesiyle analiz etmiş; uzman görüşlerine dayalı öznel ağırlıklar ile Entropi tabanlı nesnel ağırlıkların birleştirilmesinin, tek kaynaklı ağırlıklandırmaya kıyasla daha dengeli sonuçlar ürettiğini göstermiştir. Işık (2022), aynı veri evreninde Gri Entropi ve FUCOM yöntemlerini birleştirerek EDAS-M ile sıralama yapmış; nesnel ve öznel ağırlıkların bütünsel birleştirilmesinin sonuçların kararlılığına katkı sağladığını ortaya koymuştur. Özekenci (2024b) ise SWARA-MEREC tabanlı CRADIS yaklaşımını uygulayarak Fortune 500 Türkiye lojistik firmaları için hem öznel hem de nesnel boyutları kapsayan bütünsel bir değerlendirme çerçevesi oluşturmuştur.

Uluslararası düzeydeki çalışmalar da ÇKKV yöntemlerinin finansal performans ölçümündeki etkinliğini çeşitli bağlamlarda belgelemiştir. Lee vd. (2021), Malezya borsasındaki lojistik şirketlerini veri zarflama analizi ile incelemiş; etkin olmayan firmaların optimal finansal oran değerlerine ulaşabilmeleri için gerçekleştirmeleri gereken iyileştirmeleri sayısal olarak hesaplamıştır. Bu çalışmada borç/varlık oranının düşürülmesi ile ROA ve ROE değerlerinin yükseltilmesinin etkinlik üzerindeki olumlu etkisi açıkça ortaya konmuştur. Özyürek vd. (2026) kurumsal yönetim temelli finansal performans değerlendirmesinde CPF-CRITIC-WEDBA hibrit modelini kullanmış; nitel yönetim göstergelerinin nicel finansal oranlarla aynı karar modeli içinde bütünsel birleştirilebildiğini ve WEDBA'nın bu tür karma veri yapılarında tutarlı sonuçlar ürettiğini göstermiştir.

Finansal performans ölçümünde kullanılan kriter setlerinin yapısı da literatürde ayrıntılı biçimde tartışılmaktadır. Oztemiz vd. (2025), Borsa İstanbul Taşımacılık endeksindeki firmaları incelerken cari oran, varlık devir hızı, finansal kaldıraç oranı, alacak devir hızı, faaliyet kâr marjı, net kâr marjı, ROA ve ROE'den oluşan sekiz kriterlik bir set kullanmıştır. Bu çalışmada kârlılık oranlarının diğer kriterlere kıyasla belirgin biçimde daha yüksek ağırlıklar aldığı; özellikle net kâr marjı ile ROA'nın firma sıralamalarında belirleyici rol oynadığı raporlanmıştır. Öztanır (2025) ise Borsa İstanbul Lojistik endeksindeki firmaları TOPSIS ve MOORA yöntemleriyle analiz etmiş; faaliyet devir oranlarının ve kârlılık göstergelerinin birlikte kullanılmasının firma performansını daha ayrıntılı biçimde ortaya koyduğunu göstermiştir.

ÇKKV yöntemlerinin finansal performans ölçümündeki bir diğer önemli katkısı, sıralama sonuçlarının kararlılığının duyarlılık analizleriyle test edilmesine imkân tanınmasıdır. Pek çok çalışmada farklı ağırlık kombinasyonları ve farklı sıralama algoritmaları kullanılarak elde edilen sonuçlar Spearman korelasyon katsayısı ile karşılaştırılmış; yüksek korelasyon değerleri modelin güvenilirliğinin kanıtı olarak sunulmuştur. Bu yaklaşım, finansal performans analizlerinde tek bir yöntemin ürettiği sonuçlara aşırı güvenmek yerine, çoklu yöntemlerin tutarlılığını değerlendiren daha sağlam bir metodolojik çerçeve oluşturulmasına katkı sağlamaktadır (Özekenci, 2024a, 2024b; Toslak vd., 2022).

Finansal performans ölçümünde ÇKKV yöntemlerinin kullanımına yönelik eleştirel bir değerlendirme yapıldığında, literatürde iki temel kısıtın öne çıktığı görülmektedir. Birincisi, kriter ağırlıklarının belirlenmesinde tek bir yönteme bağımlı kalınması; ikincisi ise kriter setlerinin çalışmadan çalışmaya belirgin farklılıklar göstermesi nedeniyle sonuçların karşılaştırılabilirliğinin zaman zaman güçleşmesidir. Bu kısıtlar, özellikle Fortune 500 Türkiye veri seti üzerinde MEREC, LOGSTA ve SPC gibi birbirini tamamlayan nesnel ağırlıklandırma yöntemlerinin bütünleşik biçimde kullanıldığı ve WEDBA ile sıralandığı modellere duyulan ihtiyacı açıkça ortaya koymaktadır (Keshavarz-Ghorabae vd., 2021; Stevic vd., 2025).

2.3 Nesnel Ağırlıklandırma Yöntemleri: MEREC, LOGSTA ve SPC

Nesnel ağırlıklandırma yöntemleri, kriter önem derecelerini yalnızca karar matrisindeki gözlenen verilere dayalı olarak matematiksel biçimde türeten yaklaşımları

kapsamaktadır. Bu yöntemlerin temel avantajı, uzman görüşlerine dayalı öznel değerlendirmelerin kaçınılmaz olarak taşıdığı önyargı ve tutarsızlık riskini ortadan kaldırmasıdır. Bununla birlikte, her nesnel yöntemin kriter önemini farklı bir istatistiksel perspektiften modellediği ve bu farklılığın sonuçlar üzerinde anlamlı etkiler yaratabileceği bilinmektedir. Bu durum, tek bir nesnel yöntemle bağımlı kalmak yerine birden fazla nesnel yaklaşımı bütünleştiren modellere duyulan ihtiyacı güçlendirmektedir (Akbulut, 2026; Keshavarz-Ghorabae vd., 2021; Stevic vd., 2025).

2.3.1 MEREC Yöntemi

MEREC (Method based on the Removal Effects of Criteria), Keshavarz Ghorabae vd. (2021) tarafından geliştirilmiş ve kriter ağırlıklarını her bir kriterin alternatiflerin toplam performansı üzerindeki çıkarılma etkisine dayalı olarak hesaplayan özgün bir nesnel ağırlıklandırma yöntemidir. Yöntemin temel mantığı şöyledir: karar matrisinden her bir kriter sırayla dışlandığında alternatiflerin genel performans skorlarında ne kadarlık bir sapma olduğu ölçülmekte ve bu sapmanın büyüklüğü ilgili kriterin göreceli önemi olarak yorumlanmaktadır. Başka bir ifadeyle, çıkarılması performans profilini büyük ölçüde bozan kriterler yüksek ağırlık alırken, çıkarılması sınırlı etki yaratan kriterler düşük ağırlıkla temsil edilmektedir.

MEREC'in matematiksel yapısı incelendiğinde, önce karar matrisinin logaritmik bir performans fonksiyonu aracılığıyla normalize edildiği, ardından her kriter için kriterin dışlandığı durumda alternatiflerin parsiyel performans değerlerinin hesaplandığı ve nihai ağırlıkların bu değerlerin normalize edilmesiyle elde edildiği görülmektedir. Keshavarz Ghorabae vd. (2021), MEREC ile CRITIC, Entropi ve Standart Sapma yöntemlerini hem hesaplamalı hem de simülasyon temelli karşılaştırmalara tabi tutmuş; korelasyon katsayılarının MEREC'in güvenilir ağırlıklar ürettiğini ortaya koyduğunu raporlamıştır. Ayrıca normal dağılımlı simetrik veriler üzerinde gerçekleştirilen ANOM analizlerinde MEREC ağırlıklarının varyans bakımından homojen ve kararlı bir yapı sergilediği gösterilmiştir.

MEREC, literatüre girişinin ardından kısa sürede geniş bir uygulama alanı bulmuştur. Enerji, ulaşım, sürdürülebilir kalkınma, kentsel planlama ve finans gibi çok farklı alanlarda MEREC tabanlı hibrit modeller geliştirilmiştir. Keleş (2023) MEREC yöntemini farklı versiyonlarını MEREC-G ve MEREC-H türetmiştir. Simic vd. (2024),

kentsel ulaşım bağlamında T2NN-MEREC-MARCOS modelini kullanarak yöntemin belirsizlik ortamlarına uyarlanabilirliğini göstermiştir. Kou vd. (2025), yenilenebilir enerji projelerinde yenilik odaklı yatırım stratejilerinin önceliklendirilmesine yönelik bütünleşik bir karar modeli geliştirmiştir. Çalışmada belirsizliklerin modellenmesi için (p,q,r)-küresel bulanık kümeler kullanılmış; kriter ağırlıklarının nesnel biçimde belirlenmesinde MEREC yöntemi benimsenmiş ve alternatiflerin sıralanmasında ARAS yöntemi uygulanmıştır. Kriterler, sanayi devrimlerinin enerji ve inovasyon ekosistemleri üzerindeki etkileri incelenerek bilimsel temellere dayalı biçimde oluşturulmuştur. Bulgular, teknolojik yeniliklerin ve teşvik-destek mekanizmalarının yenilenebilir enerji yatırımlarında en kritik faktörler olduğunu ortaya koymuştur. Ülke sıralamasında ise ABD ve İngiltere yenilik odaklı yatırım stratejileri bakımından en başarılı ülkeler olarak belirlenmiştir (Kou vd., 2025). Misra vd. (2025), enerji depolama teknolojilerinin (EST) değerlendirilmesinde tek değerli nütrosifik kümeleri (SVNS) temel alan hibrit birçok kriterli grup karar verme yaklaşımı geliştirmiştir. Önerilen çerçevede karar uzmanlarının ağırlıklandırılmasında Hellinger mesafe ölçütü kullanılmış; kriter ağırlıkları nesnel MEREC ve öznel RANCOM yöntemlerinin bütünleştirilmesiyle belirlenmiş, alternatiflerin sıralanmasında ise WISP yöntemi uygulanmıştır. Teknik, çevresel, sosyal, ekonomik ve performans boyutlarını kapsayan kriter seti uzman görüşleriyle oluşturulmuş; gerçekleştirilen karşılaştırmalı ve duyarlılık analizleri önerilen modelin geçerliliğini ve kararlılığını doğrulamıştır. Bu çalışma, MEREC yönteminin belirsiz ve tutarsız veriler içeren çok boyutlu karar problemlerine uyarlanabilirliğini genişleterek yenilenebilir enerji bağlamındaki uygulamalarına önemli bir metodolojik katkı sunmaktadır (Misra vd., 2025). Seikh ve Chatterjee (2025) ise elektrikli araç benimseme zorluklarını değerlendirdikleri çalışmada MEREC ile öznel RS yöntemini karşılaştırmış; MEREC'in teknik ve çevresel zorlukları en kritik alanlar olarak belirlediğini, öznel yöntemin ise ekonomik boyutu öne çıkardığını rapor etmiştir. Bu bulgu, nesnel ve öznel ağırlıklandırmanın birbirini tamamlayıcı nitelikte olduğunu ve hibrit kullanımın daha dengeli sonuçlar ürettiğini açıkça ortaya koymaktadır.

Türkiye bağlamındaki çalışmalarda MEREC, özellikle Fortune 500 veri seti üzerinde nesnel ağırlıklandırma modülü olarak yaygın biçimde kullanılmaktadır. Özekenci (2024a), Fortune 500 Türkiye'de yer alan bir lojistik şirketinin finansal ve çevresel performansını yıllar itibarıyla MEREC tabanlı AROMAN modeliyle analiz

etmiş; MEREC'in hem finansal hem çevresel kriterler için tutarlı nesnel ağırlıklar ürettiğini göstermiştir. Toslak vd. (2022) ise MEREC ve WEDBA'yı birleştirerek Ekol Lojistik'in 2010-2020 dönemi performansını değerlendirmiş; yöntem çiftinin Fortune 500 Türkiye verisine başarıyla uygulanabildiğini belgelemiştir.

2.3.2 LOGSTA Yöntemi

LOGSTA (LOGarithmic normalization and STandard Deviation), Stevic vd. (2025) tarafından önerilen ve kriter ağırlıklarını logaritmik normalizasyon ile standart sapmayı birleştirerek hesaplayan yeni bir nesnel ağırlıklandırma yöntemidir. Yöntemin ayırt edici özelliği, fayda ve maliyet türü kriterleri logaritmik dönüşüm adımıyla açık biçimde birbirinden ayırması ve bu ayrımı doğrudan ağırlık hesaplama mekanizmasına yansıtmasıdır. Böylece LOGSTA, kriter yönünü yalnızca normalizasyon sonrasında dikkate alan geleneksel yöntemlerden farklı olarak, kriter türünü sürecin başından itibaren modele dâhil etmektedir.

LOGSTA'nın matematiksel yapısı şu şekilde özetlenebilir: İlk adımda $m \times n$ boyutlu karar matrisi oluşturulmakta ve her kriter için fayda ya da maliyet türüne göre logaritmik normalizasyon uygulanmaktadır. Ardından normalize değerlerin standart sapması hesaplanarak logaritmik bileşenle çarpılmakta ve elde edilen ara büyüklüklerin normalize edilmesiyle nihai ağırlık vektörü türetilmektedir. Stevic vd. (2025), LOGSTA'yı CRITIC, Entropi ve MEREC ile karşılaştırmalı olarak test etmiş; özellikle fayda ve maliyet kriterlerinin bir arada bulunduğu karma veri yapılarında LOGSTA ile MEREC'in benzer sonuçlar ürettiğini, Entropi ve CRITIC'in ise belirgin farklılıklar gösterdiğini ortaya koymuştur.

LOGSTA'nın uygulamalı bağlamlardaki performansını değerlendiren çalışmalar da yöntemin güvenilirliğine ilişkin önemli kanıtlar sunmaktadır. Öztaş ve Öztaş (2026), dijital hazır bulunuşluk performansını LOGSTA-AROMAN çerçevesiyle analiz etmiş; eşit ağırlık varsayımı yerine LOGSTA ile belirlenen veri güdümlü ağırlıkların kullanılmasının ülke sıralamalarını anlamlı biçimde değiştirdiğini ve duyarlılık analizlerinde LOGSTA ağırlıklarının farklı senaryolar altında kararlı kaldığını göstermiştir. Akbulut (2026) ise ESG risk değerlendirmesinde LOGSTA ve SPC'yi birleştirerek BIST Sürdürülebilirlik-25 endeksindeki imalat firmaları için nesnel kriter

ağırlıkları üretmiş; karbon emisyonu ve enerji tüketimi riskinin en yüksek ağırlıklara sahip kriterler olarak belirlendiğini raporlamıştır.

2.3.3 SPC Yöntemi

SPC (Symmetry Point of Criterion), kriter ağırlıklarını her bir kriterin minimum ve maksimum değerleri arasındaki simetri noktasına dayalı olarak hesaplayan bir nesnel ağırlıklandırma yaklaşımıdır. Bu yöntemde her kriter için önce simetri noktası belirlenmekte, ardından normalize değerlerin bu noktadan mutlak uzaklıkları hesaplanmakta ve bu uzaklıkların toplamı kriter öneminin ölçüsü olarak kullanılmaktadır. SPC'nin temel katkısı, kriterlerin dağılım simetrisini ve merkezi eğilimden sapma düzeyini aynı anda yakalamakta olmasıdır. Bu özellik, SPC'yi özellikle LOGSTA gibi varyasyon temelli yöntemlerle tamamlayıcı nitelikte kılmaktadır.

SPC'nin LOGSTA ile bütünleşik kullanımı, Akbulut (2026) tarafından ESG risk değerlendirmesi bağlamında kapsamlı biçimde belgelenmiştir. Bu çalışmada LOGSTA ve SPC'nin ayrı ayrı ürettiği ağırlık vektörleri belirli bir ağırlık parametresi aracılığıyla birleştirilmiş; böylece hem logaritmik varyasyona dayalı ayırt edicilik hem de simetri noktasına dayalı dağılım bilgisi tek bir nihai ağırlık vektöründe temsil edilmiştir. Elde edilen bütünleşik ağırlıkların MUNRA sıralama yöntemiyle birleştirilmesi sonucunda üretilen ESG risk sıralamaları, alternatif ÇKKV yöntemleriyle yüksek korelasyon sergilemiş ve modelin sağlamlığını destekleyen güçlü kanıtlar sunmuştur.

Kahraman & Taşçı (2025), OECD ülkelerinin makroekonomik ve sigorta sektörü performansını SPC-SWARA tabanlı ARLON modeliyle analiz etmiş; SPC'nin öznel SWARA ağırlıklarıyla bütünleştirilmesinin her iki yöntemin tek başına kullanımına kıyasla daha ayırıştırıcı sonuçlar ürettiğini göstermiştir. Bu bulgu, SPC'nin yalnızca nesnel ağırlıklandırma bloğunda değil, hibrit yaklaşımların tamamlayıcı bileşeni olarak da etkin biçimde işlev gördüğünü ortaya koymaktadır.

MEREC, LOGSTA ve SPC'nin birlikte değerlendirildiğinde, üç yöntemin birbirini tamamlayan farklı bilgi katmanlarını temsil ettiği anlaşılmaktadır. MEREC çıkarılma etkisini, LOGSTA logaritmik varyasyonu ve kriter yönünü, SPC ise dağılım simetrisini esas almaktadır. Bu üç perspektifin aynı ağırlıklandırma bloğunda bir araya getirilmesi, tek bir yöntemin gözden kaçırabileceği boyutların modele dahil edilmesini sağlamak ve kriter önem derecelerinin daha kararlı ve güvenilir biçimde belirlenmesine katkı

sunmaktadır. Bu bütünleşik kullanımın Fortune 500 Türkiye lojistik firmaları üzerinde daha önce uygulanmamış olması, mevcut çalışmanın metodolojik özgünlüğünü güçlendirmektedir.

2.4 WEDBA Yöntemi ve İdeal Nokta Temelli Sıralama Yaklaşımları

İdeal nokta temelli sıralama yöntemleri, alternatiflerin performansını en iyi ve en kötü gözlemlere olan uzaklıkları üzerinden değerlendiren bir yaklaşım ailesini temsil etmektedir. Bu ailenin en tanınan temsilcisi olan TOPSIS, her alternatifin ideal çözüme olan uzaklığını ve negatif ideal çözüme olan uzaklığını birlikte kullanarak bir yakınlık katsayısı üretmektedir. WEDBA (Weighted Euclidean Distance Based Approach) ise bu temel mantığı ağırlıklı Öklid uzaklıkları üzerinden yeniden formüle eden ve alternatiflerin görelî performansını tek boyutlu bir endeks ile ifade eden daha yeni bir yaklaşımdır (Özyürek vd., 2026; Tuş & Aytaç Adalı, 2025).

WEDBA'nın matematiksel yapısı şu şekilde özetlenebilir: Her kriter için en iyi gözlem ideal çözüm, en kötü gözlem ise anti-ideal çözüm olarak tanımlanmaktadır. Her alternatif için bu iki referans noktasına olan ağırlıklı Öklid uzaklıkları hesaplanmakta ve ardından performans endeksi $ISI = WED_i^- / (WED_i^- + WED_i^+)$ formülüyle türetilmektedir. Endeks değeri 1'e yaklaştıkça alternatifin ideale yakın ve anti-ideale uzak olduğu; 0'a yaklaştıkça bunun tersinin geçerli olduğu kabul edilmektedir. Bu yapı, WEDBA'nın hem matematiksel tutarlılık hem de yorumlanabilirlik açısından güçlü bir sıralama aracı niteliği taşıdığını ortaya koymaktadır.

WEDBA'nın temel avantajlarından biri, kriter ağırlıklarının belirlenmesinde herhangi bir yönteme bağımlı olmayan esnek yapısıdır. Nesnel, öznel veya hibrit ağırlıklar WEDBA endeks hesaplamalarına eşit kolaylıkla entegre edilebildiğinden, yöntem farklı metodolojik çerçevelerle birlikte kullanılabilir. Bu esneklik, WEDBA'nın özellikle MEREC, LOGSTA ve SPC gibi nesnel ağırlıklandırma yöntemleriyle birleştirildiği modellerde etkili bir sıralama modülü olarak işlev görmesine zemin hazırlamaktadır (Toslak vd., 2022; Tuş & Aytaç Adalı, 2025).

Literatürde WEDBA'nın farklı ağırlıklandırma yöntemleriyle birlikte kullanıldığı çok sayıda uygulama mevcuttur. Özyürek vd. (2026), gıda ve içecek sektöründeki firmaların kurumsal yönetim temelli finansal performansını CPF-CRITIC-WEDBA hibrit modeliyle değerlendirmiştir. Bu çalışmada CRITIC tabanlı nesnel ağırlıklar ile CPF

tabanlı öznel ağırlıklar birleştirilerek WEDBA sıralamasında kullanılmış; modelin hem nicel finansal oranları hem de nitel yönetim göstergelerini aynı çerçevede ele alabildiği gösterilmiştir. Tuş ve Aytaç Adalı (2025) ise bireysel emeklilik şirketlerinin seçimini Fermatean bulanık WEDBA yaklaşımıyla incelemiş; farklı öznel ağırlıklandırma operatörleri kullanıldığında en iyi ve en kötü alternatiflerin değişmediğini, yalnızca ara sıralarda sınırlı farklılıklar ortaya çıktığını raporlamıştır. Bu bulgu, WEDBA sıralama yapısının ağırlık varyasyonlarına karşı görece dayanıklı olduğunu ortaya koymakta ve yöntemin duyarlılık analizleri açısından sağlam bir zemin sunduğunu göstermektedir.

Toslak vd. (2022), Fortune 500 Türkiye veri seti üzerinde MEREC ve WEDBA'yı birleştirerek Ekol Lojistik'in 2010-2020 dönem performansını analiz etmiş ve bu modelin yıllar bazında tutarlı sıralamalar ürettiğini göstermiştir. Söz konusu çalışma, WEDBA'nın lojistik firmaların finansal performans değerlendirmesinde nesnel ağırlıklandırma yöntemleriyle birlikte kullanılabilirliğinin en somut kanıtını sunmaktadır. Kara vd. (2024) Türk üniversitelerinin 2023 yılındaki akademik performanslarını değerlendirirken WEDBA yönteminden faydalanmışlardır. Katrancı ve Kundakcı (2026) ise MEREC-WEDBA bütünsel çerçevesini portföy optimizasyonu bağlamına taşımış; yöntem çiftinin finansal karar problemlerinde geniş bir uygulama yelpazesine sahip olduğunu belgelemiştir.

İdeal nokta temelli sıralama yöntemleri arasında WEDBA'nın konumunu doğru değerlendirmek için bu yöntemi TOPSIS ve VIKOR gibi köklü alternatiflerle karşılaştırmak gerekmektedir. TOPSIS, ideal ve negatif ideal çözüme olan Öklid uzaklıklarının oranına dayanırken; VIKOR, uzlaşma programlama ilkelerini esas alarak grup faydasını ve bireysel pişmanlığı birlikte optimize etmektedir. WEDBA ise TOPSIS'in uzaklık temelli mantığını ağırlıklı Öklid uzaklıklarıyla yeniden formüle etmekte ve endeks yapısını daha şeffaf ve yorumlanabilir kılmaktadır. Bu özellik, özellikle sıralama sonuçlarının karar vericilere açık biçimde aktarılması gereken uygulamalı bağlamlarda WEDBA'ya belirgin bir avantaj sağlamaktadır (Karaköy vd., 2023; Özyürek vd., 2026).

WEDBA'nın belirsizlik ortamlarına uyarlanması konusunda da önemli çalışmalar mevcuttur. Bulanık, sezgisel bulanık ve Pythagorean bulanık uzantılar geliştirilerek yöntemin kesin veri gerektirmeyen ortamlarda da kullanılabilirliği sağlanmıştır. Özyürek vd. (2026) sürekli Pythagorean bulanık kümelerle dayalı WEDBA uzantısını geliştirmiş;

bu yaklaşımın nitel değerlendirmeleri sayısal olarak modelleyen bir karar destek aracı niteliği taşıdığını ortaya koymuştur. Söz konusu gelişmeler, WEDBA'nın hem kesin hem de belirsiz veri ortamlarında etkin biçimde kullanılabilen modüler bir sıralama yöntemi olduğunu açıkça göstermektedir.

2.5 Fortune 500 Türkiye Veri Setine Dayalı Lojistik Performans Çalışmaları

Fortune 500 Türkiye listesi, farklı sektörlerde faaliyet gösteren büyük ölçekli işletmelerin finansal verilerini standartlaştırılmış bir çerçevede bir araya getiren kapsamlı bir referans kaynağı niteliği taşımaktadır. Bu listenin, özellikle lojistik sektörüne yönelik ÇKKV uygulamalarında yoğun biçimde kullanıldığı ve bu alandaki çalışmaların son on yılda belirgin bir ivme kazandığı görülmektedir. Listenin sunduğu standartlaştırılmış veri yapısı hem kesitsel hem de dinamik performans analizleri için güvenilir bir zemin oluşturmakta; araştırmacıların farklı yöntem kombinasyonlarını aynı veri seti üzerinde karşılaştırmalı biçimde sınamasına imkân tanımaktadır (Alaca & Ulutaş, 2022; Özekenci, 2024a, 2024b; Öztanır, 2025).

Fortune 500 Türkiye bağlamındaki lojistik performans çalışmalarının tarihsel gelişimine bakıldığında, erken dönem araştırmaların ağırlıklı olarak tekil yöntemlere ya da ikili yöntem kombinasyonlarına dayandığı görülmektedir. Alaca (2021), 2011 yılı verileriyle 10 lojistik firmanın performansını Gri İlişkisel Analiz yöntemiyle değerlendirmiş ve sonraki aşamada CRITIC, SAW, TOPSIS ve VIKOR yöntemlerini Borda sayım yöntemiyle birleştirerek nihai sıralama oluşturmuştur. Bu çalışmada Borusan Lojistik en yüksek Borda puanını alırken, Sürat Kargo son sırada yer almıştır. Özbek (2018), 2016 yılı Fortune 500 Türkiye listesindeki sekiz lojistik firmanın performansını SWARA, COPRAS, GİA ve TOPSIS yöntemleriyle analiz etmiş; özkaynağın en kritik performans belirleyicisi olduğunu ve Netlog, Ekol ile Mars'ın ilk üç sırayı paylaştığını raporlamıştır.

Sonraki yıllarda gerçekleştirilen çalışmalar hem kullanılan yöntemlerin karmaşıklığı hem de bütünleşik modellerin çeşitliliği açısından belirgin bir ilerleme sergilemiştir. Alaca ve Ulutaş (2022), 2019 yılı Fortune 500 Türkiye verisiyle sekiz lojistik firmanın performansını SWARA-Entropi-CODAS bütünleşik modeliyle analiz etmiş hem öznel hem nesnel ağırlıklandırmanın bir arada kullanılmasının sonuçların güvenilirliğini artırdığını göstermiştir. Işık (2022), aynı veri evreninde Gri Entropi ve

FUCOM yöntemlerini birleştirerek EDAS-M ile sıralama yapmış ve ihracat hacmi, çalışan sayısı ve net satışın en kritik performans faktörleri olduğunu belirlemiştir. Bu bulgular, ölçek değişkenlerinin kârlılık ve likidite oranlarına kıyasla Fortune 500 Türkiye lojistik firmaları bağlamında daha güçlü ayrıştırma gücüne sahip olduğuna işaret etmektedir.

MEREC'in Fortune 500 Türkiye lojistik çalışmalarına entegrasyonu, 2022 yılından itibaren hız kazanmıştır. Toslak vd. (2022), MEREC-WEDBA modelini uygulayarak Ekol Lojistik'in 2010-2020 dönem finansal performansını yıllar bazında değerlendirmiş; MEREC'in nesnel kriter ağırlıkları ve WEDBA'nın ideal/anti-ideal mesafe yapısının bir arada lojistik firmanın performans seyrini sistematik biçimde görünür kıldığını göstermiştir. Özekenci (2024a), MEREC tabanlı AROMAN modeliyle aynı veri setindeki bir lojistik firmanın hem finansal hem de çevresel performansını yıllar itibarıyla analiz etmiş; iki boyutun aynı model içinde bütünleştirilmesinin geleneksel tek boyutlu değerlendirmelere kıyasla daha kapsamlı bir performans profili sunduğunu ortaya koymuştur. Özekenci (2024b) ise SWARA-MEREC tabanlı CRADIS yaklaşımını geliştirerek öznel ve nesnel ağırlıkların AWM yöntemiyle birleştirildiği bütünleşik bir çerçeve oluşturmuş; duyarlılık analizlerinde Spearman korelasyon katsayısının yüksek düzeylerde seyrettiğini raporlamıştır.

Öztanır (2025), Borsa İstanbul Lojistik endeksindeki firmaların 2019-2023 dönem finansal performansını TOPSIS ve MOORA yöntemleriyle karşılaştırmalı biçimde analiz etmiş; pandemi döneminde likidite oranı yüksek ve borçluluk düzeyi görece düşük firmaların daha dirençli bir performans sergilediğini göstermiştir. Oztemiz vd. (2025) ise kapsamlı bir derleme çalışmasıyla Borsa İstanbul Taşımacılık endeksindeki lojistik firmaları için SIWEC, MEREC ve LODECI ile üç farklı nesnel ağırlık seti hesaplamış; bu setlerin Heron ortalamasıyla birleştirilmesinin CoCoSo sıralamasında tutarlı sonuçlar ürettiğini ve alternatif yöntemlerle yapılan karşılaştırmalarda orta-yüksek düzeyde korelasyon elde edildiğini raporlamıştır.

Aksu ve Bayramoğlu (2024) ise BIST lojistik şirketlerini CRITIC ağırlıklandırması ve ELECTRE III sıralamasıyla değerlendirmiş; COVID-19 döneminde havacılık lojistik firmalarının performansının belirgin biçimde gerilediğini, buna karşılık karayolu taşımacılığına odaklanan firmaların görece daha dirençli kaldığını ortaya koymuştur. Samanlioglu vd. (2026) ise HF-MEREC-COBRA ve HF-MEREC-TOPSIS modellerini

geliştirerek MEREC'in hesapisitik bulanık uzantısını lojistik bağlamına taşımış; yöntemin farklı belirsizlik düzeylerine uyarlanabilirliğini belgelemiştir.

Tüm bu çalışmaların bütünsel bir değerlendirmesi yapıldığında, Fortune 500 Türkiye lojistik performans literatüründe birkaç önemli bulgunun öne çıktığı görülmektedir. İlk olarak, nesnel ağırlıklandırma yöntemlerine olan yönelim son yıllarda belirgin biçimde artmış; MEREC bu alandaki en sık kullanılan araç hâline gelmiştir. İkinci olarak, tekil yöntemlerden bütünleşik modellere doğru sistematik bir evrilme yaşanmakta ve bu eğilim araştırmacıların hem ağırlıklandırma hem de sıralama aşamalarında metodolojik çeşitliliği artırmasıyla sonuçlanmaktadır. Üçüncü olarak, duyarlılık ve karşılaştırmalı analizler literatürde giderek daha merkezi bir konuma taşınmakta; bu da sıralama sonuçlarının güvenilirliği konusundaki metodolojik farkındalığın derinleştiğine işaret etmektedir. Bununla birlikte, MEREC, LOGSTA ve SPC'nin eş zamanlı kullanımına dayalı bir modelin bu veri seti üzerinde henüz uygulanmamış olması, mevcut çalışmanın doldurmayı hedeflediği temel literatür boşluğunu oluşturmaktadır.

2.6 Literatürdeki Boşluk ve Çalışmanın Konumu

Yukarıdaki bölümlerde derlenen bulgular, Fortune 500 Türkiye lojistik performans literatürünün yöntemsel açıdan kayda değer bir çeşitlilik sergilediğini ve özellikle nesnel ağırlıklandırma ile bütünleşik modellerin kullanımında belirgin bir olgunlaşma yaşandığını göstermektedir. Bununla birlikte, literatür dikkatli biçimde incelendiğinde birkaç önemli boşluğun varlığı göze çarpmaktadır.

Birinci boşluk, nesnel ağırlıklandırma yöntemlerinin bütünleşik kullanımıyla ilgilidir. Mevcut çalışmaların büyük çoğunluğu ya tek bir nesnel yöntem; çoğunlukla MEREC veya Entropi'ye, ya da öznel-nesnel hibrit kombinasyonlara dayanmaktadır. MEREC, LOGSTA ve SPC'nin birbirini tamamlayan farklı istatistiksel perspektiflerini aynı ağırlıklandırma bloğunda bir araya getiren bir model ise henüz Fortune 500 Türkiye veri seti üzerinde uygulanmamıştır. Bu durum, nesnel ağırlıklandırmanın kendi içindeki metodolojik çeşitliliğine yeterince dikkat çekilmediğine işaret etmekte ve çıkarılma etkisi, logaritmik varyasyon ile simetri noktası temelli dağılım bilgisinin bütünleşik kullanımının sonuçlar üzerinde ne tür farklılıklar yaratabileceği sorusunu açık bırakmaktadır (Akbulut, 2026; Keshavarz-Ghorabae vd., 2021; Stevic vd., 2025).

İkinci boşluk, WEDBA'nın farklı nesnel ağırlık kombinasyonlarıyla birlikte uygulandığı çalışmaların sınırlılığıyla ilgilidir. Toslak vd. (2022) MEREC-WEDBA modelini Fortune 500 Türkiye veri seti üzerinde başarıyla uygulamış olsa da bu çalışma yalnızca MEREC tabanlı ağırlıkları kullanmaktadır. WEDBA'nın LOGSTA ve SPC ağırlıklarıyla da birleştirilerek sıralama kararlılığının farklı ağırlık setleri altında test edilmesi hem WEDBA'nın dayanıklılığına hem de ağırlıklandırma yöntemi seçiminin sıralama sonuçları üzerindeki etkisine ilişkin değerli bulgular üretme potansiyeli taşımaktadır (Özyürek vd., 2026; Tuş & Aytac Adalı, 2025).

Üçüncü boşluk, metodolojik karşılaştırılabilirlik sorunuyla ilişkilidir. Çalışmadan çalışmaya değişen kriter setleri, farklı yılların baz alınması ve yöntem kombinasyonlarındaki çeşitlilik, Fortune 500 Türkiye lojistik performans bulgularının birikimli ve karşılaştırmalı biçimde değerlendirilmesini güçleştirmektedir. Bu durumun aşılması için hem kullanılan veri setini hem de metodolojik çerçeveyi mevcut literatürle tutarlı biçimde ilişkilendiren ve aynı zamanda nesnel ağırlıklandırmada yenilik getiren bir modele ihtiyaç duyulmaktadır.

Mevcut çalışma, yukarıda tanımlanan üç boşluğa doğrudan yanıt vermektedir. MEREC, LOGSTA ve SPC'nin bütünleşik ağırlıklandırma bloğu olarak tasarlanması, birinci boşluğu gidermektedir. Bu üç yöntemin ürettiği ağırlık setlerinin WEDBA ile birleştirilmesi ve sıralama kararlılığının duyarlılık analizleriyle test edilmesi, ikinci boşluğu ele almaktadır. Son olarak, mevcut literatürde yaygın biçimde kullanılan kriter setleri ve veri dönemleriyle uyumlu bir çerçeve benimseyen çalışma, üçüncü boşluğun giderilmesine katkı sunmaktadır.

Bu konumlanma, mevcut çalışmanın hem Fortune 500 Türkiye lojistik performans literatürüne hem de nesnel ağırlıklandırma ve ideal nokta temelli sıralama yöntemlerinin bütünleşik kullanımına ilişkin genel ÇKKV literatürüne eş zamanlı ve özgün bir katkı sunma kapasitesini ortaya koymaktadır. MEREC-LOGSTA-SPC-WEDBA çerçevesinin lojistik sektörü dışında da uygulanabilir modüler yapısı, araştırmanın bulgularının yalnızca ilgili sektörle sınırlı kalmayıp daha geniş bir araştırma gündemine de ışık tutma potansiyelini güçlendirmektedir (Akbulut, 2026; Özekenci, 2024a, 2024b; Toslak vd., 2022).

3. LOJİSTİK VE TEDARİK ZİNCİRİ YÖNETİMİNİN KURAMSAL ÇERÇEVESİ

3.1 Lojistik Kavramı ve Tarihsel Gelişimi

Lojistik, tarihsel süreç içinde dar anlamda fiziksel taşıma ve depolama faaliyetleriyle özdeşleştirilen bir alan olmaktan çıkarak, tedarik zinciri boyunca stratejik planlama ve bütünsel yönetim kapsayan çok boyutlu bir disipline dönüşmüştür. Bu dönüşümün kökleri, 20. yüzyılın ortalarına dayanmakta ve önce askeri lojistik uygulamalarından ticari alana aktarılan kavramsal çerçevelerle, ardından küreselleşmenin ivmelendirdiği tedarik zinciri yönetimi anlayışıyla biçimlenmiştir. Günümüzde lojistik; hammadde temini, üretim süreçleri, depolama, taşıma, dağıtım ve müşteri hizmetleri gibi faaliyetlerin bütününe kapsayan, bilgi akışlarının da bu süreçlere eşlik ettiği stratejik bir yönetim alanı olarak tanımlanmaktadır (Oztemiz vd., 2025).

3.1.1 Geleneksel Lojistikten Modern Lojistiğe Geçiş

Geleneksel lojistik anlayışında firmalar, taşıma ve depolama faaliyetlerini ağırlıklı olarak kendi bünyelerinde yürütmekte ve lojistiği çoğunlukla bir maliyet merkezi olarak konumlandırmaktaydı. Bu dönemde performans ölçümü, büyük ölçüde birim taşıma maliyeti ve teslimat süresi gibi tek boyutlu operasyonel göstergelerle sınırlı kalmaktaydı. Söz konusu yaklaşımın temel kısıtı, lojistik kararlarının işletmenin genel finansal performansı üzerindeki dolaylı etkilerini görünür kılmamasıydı; bu durum, lojistik optimizasyonunun stratejik karar süreçlerinde yeterince yer bulamamasına yol açmaktaydı (Zhao & Wang, 2010).

Modern lojistik anlayışının gelişimi, dış kaynak kullanımının yaygınlaşmasıyla doğrudan bağlantılıdır. İkinci parti lojistik (2PL) sağlayıcılar taşıma ve depolama gibi temel operasyonel işlevleri üstlenirken; üçüncü parti lojistik (3PL) sağlayıcılar envanter yönetimi, çapraz sevkiyat, paketleme ve bilgi teknolojileri destekli hizmet paketleriyle daha geniş bir değer zinciri kapsamında faaliyet göstermektedir. Dördüncü parti lojistik (4PL) sağlayıcılar ise bu hizmetlerin entegrasyonu, koordinasyonu ve stratejik yönetimini üstlenerek tedarik zincirinin bütününe kapsayan sanal planlama ve optimizasyon çözümleri sunmaktadır. Bu sınıflandırma, lojistiğin geleneksel operasyonel işlevlerden

stratejik ortaklık ve ađ ynetimine uzanan ok katmanlı bir yapıya evrildiđini aıka ortaya koymaktadır (Oztemiz vd., 2025; Pamučar vd., 2021).

Modern lojistik anlayışında finansal performans, kârlılık, operasyonel etkinlik ve sürdürülebilir büyüme üzerinde belirleyici bir unsur olarak konumlanmaktadır. Lojistik maliyetlerin, işletmelerin bilanolarındaki likit varlıklar, alacaklar, stoklar ve borluluk yapısıyla yakın ilişkisi; en küçük maliyet tasarruflarının dahi işletme kârlılığına anlamlı oranlarda yansıyabileceđini göstermektedir. Bu ilişki, lojistik kararlarının stratejik finansal yönetimle bütünleşik biçimde ele alınmasını zorunlu kılmakta ve KKV temelli bütünleşik performans modellerine duyulan ihtiyacın temel gerekelerinden birini oluşturmaktadır (Lee vd., 2021; Oztemiz vd., 2025).

3.1.2 Dijitalleşme ve Endüstri 4.0 Bağlamında Lojistiđin Dönüşümü

Dijitalleşme ve Endüstri 4.0, lojistik sektörünü birden fazla boyutta köklü biçimde dönüştürmektedir. Nesnelerin İnterneti (IoT), büyük veri analitiđi, yapay zekâ destekli rota optimizasyonu ve otonom depo sistemleri gibi teknolojiler; lojistik süreçlerin gerçek zamanlı izlenmesini, öngörölü bakımı ve dinamik kapasite planlamasını mümkün kılmaktadır. Bu dönüşüm, lojistik firmaların hem operasyonel hem de finansal performansını ölçmek için kullanılan gösterge setlerini de genişletmekte; geleneksel finansal oranların yanı sıra dijital olgunluk, teknoloji yatırımlarının getirisi ve veri altyapısının kalitesi gibi yeni performans boyutları gündeme gelmektedir (Özekenci, 2024a, 2024b; Öztanır, 2025).

Fortune 500 Türkiye kapsamındaki lojistik firmaların performans analizlerinde Endüstri 4.0 bağlamı giderek daha belirleyici bir rol üstlenmektedir. Bilgi teknolojileri altyapısı güçlü, dijital izlenebilirlik kapasitesi yüksek firmaların teslimat zamanlılıđı, müşteri memnuniyeti ve maliyet etkinliđi gibi operasyonel göstergelerde belirgin üstünlükler sergilediđi görölmektedir. Öztanır (2025), Borsa İstanbul Lojistik endeksindeki firmaları incelerken çalışan sayısının azaltılması ve yapay zekâ destekli stok kontrolü ile taşımacılık sistemlerinin benimsenmesinin hem lojistik hem de finansal performans üzerinde olumlu etkiler doğurabileceđini öne sürmüştür. Bu bulgu, dijitalleşme yatırımlarının KKV temelli performans modellerine bir kriter boyutu olarak dahil edilmesinin gelecekte daha anlamlı sonuçlar üretebileceđine işaret etmektedir.

3.2 Lojistik Faaliyet Alanları ve İşlevleri

3.2.1 Taşıma ve Dağıtım Yönetimi

Taşıma ve dağıtım yönetimi, lojistik operasyonların en görünür ve en yüksek maliyetli bileşenini oluşturmaktadır. Karayolu, denizyolu, havayolu ve demiryolu taşımacılığını kapsayan çok modlu yapı, firma düzeyinde taşıma tercihlerinin maliyet, hız ve güvenilirlik boyutlarında nasıl optimize edileceğine ilişkin karmaşık karar problemleri doğurmaktadır. Türkiye özelinde karayolu taşımacılığının baskın konumu hem operasyonel esneklik hem de birim maliyet açısından sektörün yapısal bir özelliği olarak öne çıkmaktadır. Denizyolu taşımacılığının ise özellikle ihracat odaklı lojistik firmaları için kritik bir maliyet avantajı sağladığı bilinmektedir (Mešić vd., 2022; Stojanović & Puška, 2021).

Dağıtım ağının tasarımı, taşıma maliyetleri ile hizmet seviyesi arasındaki dengeyi doğrudan etkileyen stratejik bir karardır. Merkezi dağıtım yapıları maliyet etkinliği sağlarken, merkez dışı yapılar teslimat hızı ve esneklik açısından avantaj sunmaktadır. Fortune 500 Türkiye listesindeki büyük ölçekli lojistik firmaların çoğunun karma bir dağıtım mimarisi benimsediği, bu yapının finansal tablolara taşıma maliyeti optimizasyonu ve depolama verimliliği üzerinden yansıdığı görülmektedir. Söz konusu yapısal özellikler, taşıma ve dağıtım yönetiminin ÇKKV temelli performans değerlendirmelerinde bağımsız bir kriter boyutu olarak ele alınmasının gerekçesini güçlendirmektedir (Kara vd., 2024).

3.2.2 Depolama, Stok ve Envanter Yönetimi

Depolama ve envanter yönetimi, lojistik maliyet yapısının ikinci büyük bileşenini oluşturmakta ve firmaların finansal performansını doğrudan şekillendiren kritik bir operasyonel alan niteliği taşımaktadır. Depo konumu, büyüklüğü ve teknolojik altyapısı hem taşıma maliyetlerini hem de sipariş karşılama hızını belirleyen temel değişkenler olarak öne çıkmaktadır. Nguyen vd. (2022), soğuk zincir lojistiğinde depo konumlandırma kararlarının maliyet yapısı üzerindeki belirleyici etkisini analiz etmiş; uygunsuz konum kararlarının taşıma mesafelerini ve buna bağlı maliyetleri anlamlı biçimde artırdığını göstermiştir.

Envanter yönetimi açısından bakıldığında, stok devir hızının lojistik firmaların finansal performansını ölçmede en temel göstergelerden biri olduğu görülmektedir.

Öztanır (2025), Borsa İstanbul Lojistik endeksindeki firmaları incelediği çalışmasında envanter kaleminin lojistik sektöründe diğer sektörlerle kıyasla daha önemli bir yer tuttuğunu vurgulamış ve stok devir hızının performans analizlerinde özellikle dikkate alınması gerektiğini ifade etmiştir. Bu bulgu, envanter yönetimi göstergelerinin ÇKKV tabanlı lojistik performans modellerinde bağımsız bir kriter grubu olarak konumlandırılmasının hem teorik hem de ampirik açıdan güçlü bir gerekçeye sahip olduğunu ortaya koymaktadır. Lojistik sektöründe verimli envanter yönetiminin, stok taşıma maliyetlerini düşürmenin yanı sıra nakit akışını iyileştirdiği ve böylece hem likidite hem de kârlılık göstergeleri üzerinde olumlu etkiler doğurduğu bilinmektedir (Lee vd., 2021; Oztemiz vd., 2025).

3.2.3 Lojistik Bilişim Sistemleri ve İzlenebilirlik

Lojistik bilişim sistemleri ve izlenebilirlik altyapısı, mal ve bilgi akışlarının eş zamanlı yönetilmesini sağlayan teknolojik omurgayı oluşturmaktadır. Tedarik zinciri boyunca gönderilerin izlenebilmesi, planlanan ve gerçekleşen teslimat süreleri arasındaki sapmaların anlık olarak raporlanması ve gümrükleme süreçlerinin dijital platformlar üzerinden yönetilmesi hem operasyonel etkinliği hem de müşteri memnuniyetini doğrudan etkileyen kritik bilişim işlevlerini kapsamaktadır. LPI'nin zamanlılık ve izleme-takip bileşenleri, bu bilişim altyapısının ülke düzeyindeki olgunluğunu ölçen temel göstergeler olarak işlev görmektedir (Kara vd., 2024; Özekenci, 2025).

Firma düzeyinde lojistik bilişim sistemlerinin kalitesi, doğrudan finansal performans göstergeleriyle ilişkilidir. Gelişmiş bilişim altyapısına sahip firmaların teslimat doğruluk oranı, sipariş karşılama hızı ve müşteri şikâyet oranı gibi operasyonel göstergeler açısından belirgin üstünlükler sergilediği; bu üstünlüğün orta ve uzun vadede hem gelir artışına hem de maliyet azalmasına yansıdığı görülmektedir. Fortune 500 Türkiye listesindeki büyük ölçekli lojistik firmaların teknoloji yatırımlarına ayırdığı pay, bilişim sistemlerinin rekabet gücü üzerindeki belirleyici rolünü somut biçimde yansıtmaktadır. Zhao ve Wang (2010), talep tahmini, VMI hizmeti ve bilgi işleme gibi yüksek düzey lojistik ürünlerin müşterilere maliyet azaltma, risk düşürme ve operasyonel kolaylık sağladığını; bu ek değerın uzun vadede hem firma gelirlerini hem de kârlılık oranlarını iyileştirdiğini göstermiştir.

3.3 Tedarik Zinciri Yönetimi ile Lojistik İlişkisi

3.3.1 Tedarik Zinciri Yönetimi Kavramı

Tedarik zinciri yönetimi, hammadde temininden nihai ürünün tüketiciye ulaştırılmasına kadar uzanan tüm süreçlerin firmalar arası düzeyde eşgüdümlü biçimde planlanması ve yürütülmesi olarak tanımlanmaktadır. Bu tanım, lojistiği tedarik zincirinin bir alt sistemi olarak konumlandırmakta; ancak aynı zamanda lojistik kararlarının tedarik zincirinin bütününe yönelik stratejik sonuçlar doğurabileceğini de kabul etmektedir. Etkin bir tedarik zinciri yönetimi; stok maliyetlerinin düşürülmesi, teslimat sürelerinin kısaltılması, kalite standartlarının korunması ve müşteri memnuniyetinin artırılması gibi birbiriyle ilişkili hedefleri eş zamanlı olarak gerçekleştirmeyi gerektirmektedir (Kara vd., 2024; Stojanović & Puška, 2021).

Tedarik zinciri yönetiminde Dünya Bankası'nın 2023 itibarıyla güncellediği izleme göstergeleri, connectivity ve dwell time bileşenlerini ön plana çıkarmaktadır. Connectivity; denizcilik, havacılık ve posta ağlarındaki partner ülke sayılarını esas alırken, dwell time liman dönüş süreleri, havayolu ithalat bekleme süreleri ve konsolide ithalat bekleme süreleri gibi zaman temelli göstergeleri kapsamaktadır. Kara vd. (2024) bu göstergeleri 78 ülke için bir karar matrisi hâlinde bir araya getirmiş ve MPSI-ARLON hibrit modeliyle tedarik zinciri performans skorlarını hesaplayarak Hollanda, ABD ve Birleşik Krallık'ın üst sıralarda yer aldığını raporlamıştır. Söz konusu bulgular, tedarik zinciri performansının ülke düzeyinde nesnel ve çok kriterli biçimde ölçülebilir olduğunu ve bu ölçümün politika tasarımı için değerli veriler ürettiğini ortaya koymaktadır.

3.3.2 Lojistik, Tedarik Zinciri ve Değer Zinciri Etkileşimi

Lojistik faaliyetler, değer zinciri boyunca yaratılan katma değer dağılımını doğrudan şekillendirmektedir. Temel düzey lojistik hizmetler, taşıma, depolama ve elleçleme, esas olarak zaman ve mekân değeri üretirken; yüksek düzey lojistik hizmetler, talep tahmini, VMI, finansman desteği ve lojistik sistem danışmanlığı, müşterilerin maliyet yapısını iyileştiren, risklerini düşüren ve rekabet gücünü artıran geniş bir değer yelpazesi sunmaktadır. Zhao ve Wang (2010), bu değer ayrımını sistematik biçimde ortaya koymuş ve yüksek düzey lojistik hizmetlerin müşterilerin daha yüksek fiyat ödemesine rağmen yüksek müşteri değeri yarattığını; bu durumun lojistik firma ile müşteri arasında kazan-kazan ilişkisi oluşturduğunu göstermiştir.

Tedarik zinciri ve deęer zinciri etkileşimi bağlamında lojistik firmaların finansal performansı, bu etkileşimin ticari çıktılarını özetleyen temel bir ölçüt nitelięi taşımaktadır. Net satışlar ve özkaynaklar gibi ölçek göstergeleri, firmanın deęer zincirindeki ağırlığını yansıtırken; ROA ve faaliyet kâr marjı gibi kârlılık oranları, yaratılan deęerin finansal tablolara ne ölçüde yansıtılabildiğini göstermektedir. Bu ilişki, lojistik performans deęerlendirmelerinde yalnızca operasyonel göstergelerle yetinilmeyip finansal ve stratejik boyutların da kriter seti içine alınmasının zorunluluęunu pekiştirmektedir (Oztemiz vd., 2025; Öztanır, 2025).

3.4 Lojistik Performansının Boyutları ve Göstergeleri

3.4.1 Operasyonel Performans Göstergeleri

Operasyonel performans göstergeleri, lojistik süreçlerin zaman, kapasite kullanımı ve verimlilik boyutlarını ölçen nicel ölçütler olarak tanımlanmaktadır. Ülke düzeyinde dwell time göstergeleri bu kategorinin en kapsamlı temsilcilerini oluştururken; firma düzeyinde teslimat zamanlılığı, sipariş karşılama oranı, hata oranı ve müşteri şikâyet sıklığı gibi göstergeler öne çıkmaktadır. Pamučar vd. (2021), lojistik hizmet sağlayıcıların deęerlendirilmesinde sipariş karşılama, zamanında teslimat, esneklik, belirsizliklere dayanıklılık ve bilgi paylaşımı gibi operasyonel kriterlerin bir arada kullanıldığı altı kriterli bir model geliştirmiş; bu tür kriterlerin birlikte kullanılmasının lojistik performansın daha kapsamlı biçimde ortaya konulmasını sağladığını göstermiştir.

Türkiye bağlamındaki çalışmalar incelendiğinde, operasyonel performans göstergelerinin Fortune 500 Türkiye temelli analizlerde ağırlıklı olarak finansal oranlar aracılığıyla dolaylı biçimde temsil edildięi görölmektedir. Stok devir hızı envanter yönetiminin etkinliğini, alacak devir hızı sipariş karşılama ve tahsilat performansını, varlık devir hızı ise operasyonel kapasitenin kullanım etkinliğini yansıtmaktadır. Bu oranların, doğrudan operasyonel göstergelerle birlikte kullanıldığı modellerin tekil finansal oran analizlerine kıyasla daha ayrıntılı bir performans profili sunduęu bilinmektedir (Alaca & Ulutaş, 2022; Özekenci, 2024a).

3.4.2 Finansal Performans Göstergeleri

Finansal performans göstergeleri, lojistik firmaların likidite, faaliyet etkinliği, sermaye yapısı ve kârlılık boyutlarındaki başarısını ölçen oran setlerini kapsamaktadır.

Likidite boyutunda cari oran, asit-test oranı ve nakit oranı; faaliyet etkinliği boyutunda stok devir hızı, alacak devir hızı ve varlık devir hızı; sermaye yapısı boyutunda borç oranı ve borç/özkaynak oranı; kârlılık boyutunda ise net kâr marjı, faaliyet kâr marjı, ROA ve ROE temel göstergeler olarak öne çıkmaktadır. Bu oranların birlikte değerlendirilmesi, firmanın hem kısa vadeli ödeme gücünü hem de uzun vadeli finansal sürdürülebilirliğini kapsamlı biçimde ortaya koymaktadır (Lee vd., 2021; Oztemiz vd., 2025; Öztanır, 2025).

Lojistik sektörüne özgü finansal dinamikler bağlamında kârlılık oranlarının diğer oran gruplarına kıyasla belirgin biçimde daha yüksek ağırlıklar aldığı görülmektedir. Oztemiz vd. (2025), BIST Taşımacılık endeksindeki firmalar için gerçekleştirdikleri ÇKKV analizinde net kâr marjı, faaliyet kârlılığı ve ROA'nın likidite ve kaldıraç göstergelerine kıyasla daha kritik kriterler olduğunu raporlamıştır. Bu bulgu, lojistik sektöründe kârlılık odaklı stratejilerin finansal performans sıralamalarında belirleyici bir rol üstlendiğine işaret etmekte ve kârlılık göstergelerinin ÇKKV temelli modellerde merkezi bir konumda ele alınmasının gerekçesini güçlendirmektedir. Lee vd. (2021) ise Malezya borsasındaki lojistik firmaları için yürüttükleri DEA analizinde, ROA ve ROE değerlerinin artırılmasının etkinlik skorları üzerinde en güçlü iyileştirici etkiyi doğurduğunu ortaya koymuştur.

3.4.3 Müşteri Odaklı Performans Göstergeleri

Müşteri odaklı performans göstergeleri, lojistik hizmet kalitesinin müşteri algısı ve memnuniyet düzeyi üzerinden değerlendirilmesini sağlayan ölçütleri kapsamaktadır. Mentzer vd. (2004), lojistik hizmet kalitesini (LSQ) dokuz boyut üzerinden kavramsallaştırmış; sipariş verme ve sipariş alma süreçlerine ilişkin personel temas kalitesi, bilgi kalitesi, sipariş doğruluğu, siparişin fiziksel durumu, sapmaların ele alınışı ve zamanlılık gibi unsurların müşteri memnuniyeti üzerindeki belirleyici etkisini ortaya koymuştur. Farklı pazar ve kültürlerde müşterilerin LSQ boyutlarına verdikleri önemin değiştiği; bu nedenle lojistik hizmet sağlayıcıların segment bazlı memnuniyet stratejileri geliştirmesinin rekabet gücü açısından kritik olduğu vurgulanmaktadır.

Müşteri odaklı performans göstergelerinin ÇKKV temelli lojistik değerlendirmelerine entegrasyonu, akademik literatürde giderek artan bir ilgi görmektedir. Pamučar vd. (2021), lojistik hizmet sağlayıcı seçiminde müşteri puanını doğrudan bir kriter olarak karar matrisine dahil etmiş; bu yaklaşımın nicel operasyonel

göstergelerle birlikte kullanıldığında daha dengeli ve kapsamlı sıralamalar ürettiğini göstermiştir. Bu gelişme, lojistik performans ölçümünde salt finansal oranların ötesine geçen karma kriter setlerinin giderek daha fazla benimsenmekte olduğuna işaret etmektedir.

3.5 Lojistik Sektöründe Sürdürülebilirlik ve ESG Boyutu

Sürdürülebilirlik, son yıllarda lojistik performans değerlendirmelerinin ayrılmaz bir bileşeni hâline gelmiştir. Küresel ölçekte karbon emisyonlarının azaltılmasına yönelik düzenleyici baskılar ve tüketici taleplerindeki dönüşüm, lojistik firmaları çevresel performanslarını sistematik biçimde ölçmeye ve raporlamaya yöneltmektedir. Bu bağlamda ESG (çevresel, sosyal ve yönetim) göstergeleri, geleneksel finansal oranları tamamlayan ve firmaların uzun vadeli rekabet sürdürülebilirliğini değerlendirmede giderek daha belirleyici bir rol üstlenen göstergeler olarak öne çıkmaktadır (Akbulut, 2026; Özekenci, 2024a).

Lojistik sektörü, yüksek enerji tüketimi ve karbon emisyonu nedeniyle ESG risklerine özellikle duyarlı bir alan olarak tanımlanmaktadır. Taşıma, depolama ve dağıtım süreçlerinde fosil yakıt bağımlılığı hem operasyonel maliyet hem de çevresel uyum riski açısından stratejik bir kırılganlık noktası oluşturmaktadır. Özekenci (2024a), Fortune 500 Türkiye'deki bir lojistik firmanın finansal ve çevresel performansını MEREC tabanlı AROMAN modeliyle birlikte değerlendirmiş; çevresel göstergelerin finansal performans sıralamalarını anlamlı biçimde etkilediğini ve bu iki boyutun ayrı ayrı değil bütünleşik biçimde ele alınmasının daha kapsamlı bir analitik çerçeve sunduğunu göstermiştir. Akbulut (2026) ise LOGSTA-SPC-MUNRA modelini BIST Sürdürülebilirlik-25 endeksindeki imalat firmalarına uygulayarak karbon emisyonu riskinin en yüksek ağırlığa sahip kriter olduğunu ortaya koymuş; bu bulgunun lojistik gibi enerji yoğun sektörlerde de geçerli olacağına dikkat çekmiştir.

Sürdürülebilir lojistik kavramı çerçevesinde finansal ve çevresel göstergeleri birlikte dikkate alan hibrit ÇKKV modellerinin geliştirilmesi hem akademik hem de uygulamalı açıdan büyük önem taşımaktadır. Bu modeller, lojistik firmaların yalnızca kısa vadeli kârlılık hedefleriyle değil, aynı zamanda uzun vadeli çevresel ve sosyal sorumluluk gereklilikleriyle de uyumlu bir performans yönetim anlayışı benimsemesini desteklemektedir. Mevcut çalışmada ağırlıklı olarak finansal performansa odaklanılmakla

birlikte, önerilen MEREC-LOGSTA-SPC-WEDBA çerçevesinin ilerleyen çalışmalarda çevresel ve yönetim göstergelerini kapsayacak biçimde genişletilebilirliği, modelin sürdürülebilirlik boyutuna da katkı sunma potansiyelini güçlendirmektedir (Akbulut, 2026; Özekenci, 2024a, 2024b).



4. LOJİSTİK PERFORMANSI VE GÖSTERGELERİ

4.1 Lojistik Performansı Kavramı ve Önemi

Lojistik performansı, mal ve hizmet akışlarının ne ölçüde etkin, hızlı ve güvenilir biçimde yönetildiğini gösteren çok boyutlu bir değerlendirme alanı olarak tanımlanmaktadır. Bu kavramın önemi hem makroekonomik hem de mikroekonomik düzeyde kendini açıkça ortaya koymaktadır. Makro düzeyde yüksek lojistik performans, ticaret hacmini artırmakta, doğrudan yabancı yatırım çekme kapasitesini güçlendirmekte ve ulusal rekabet gücünü desteklemektedir. Mikro düzeyde ise etkin lojistik yönetimi, işletme maliyetlerini düşürmekte, müşteri memnuniyetini yükseltmekte ve kârlılık oranları üzerinde belirleyici etkiler doğurmaktadır (Karavd., 2024; Oztemiz vd., 2025).

Lojistik performansının ölçülmesi, birden fazla kaynaktan elde edilen heterojen göstergelerin sistematik biçimde bir araya getirilmesini gerektirdiğinden, doğası gereği çok kriterli bir problem yapısı sergilemektedir. Bu durum hem ülke düzeyindeki karşılaştırmalı analizlerde hem de firma düzeyindeki finansal performans değerlendirmelerinde ÇKKV yöntemlerine olan ihtiyacı doğudan açıklamaktadır. Etkin lojistik sistemleri; kolaylaştırılmış teslimatlar, maliyet açısından verimli depolama operasyonları ve güvenilir dağıtım süreçleri aracılığıyla hem müşteri memnuniyetini artırmakta hem de işletme maliyetlerini aşağı çekmektedir. Buna karşılık zayıf lojistik performans; teslimat gecikmelerine, stok yığılmalarına, müşteri kayıplarına ve artan operasyonel maliyetlere yol açarak firmaların rekabet gücünü ciddi biçimde zedelemektedir (Mešić vd., 2022; Stojanović & Puška, 2021).

Dünya Bankası'nın 2007 yılından itibaren periyodik olarak yayımladığı LPI, lojistik performansın uluslararası ölçekte izlenmesinde temel referans çerçevesini oluşturmaktadır. LPI bileşenlerindeki iyileşmelerin ticaret hacmi üzerindeki olumlu etkisi, özellikle gelişmekte olan ekonomilerde ampirik olarak doğrulanmıştır. Türkiye bağlamında LPI verileri hem altyapı yatırımlarının etkinliğini hem de gümrük süreçlerindeki reform alanlarını değerlendirmede politika yapıcılara önemli bir analitik araç sağlamaktadır. Ulusal düzeydeki bu performans tablosu, Fortune 500 Türkiye listesindeki lojistik firmaların bireysel finansal performansıyla bütünleşik biçimde okunduğunda, sektörün yapısal güçlü ve zayıf yönlerine ilişkin daha kapsamlı bir perspektif sunmaktadır (Keleş & Kahveci, 2025; Özekenci, 2025).

4.2 Ülke Düzeyinde Lojistik Performans Göstergeleri

4.2.1 Lojistik Performans Endeksi Bileşenleri

LPI, gümrük işlemlerinin etkinliği, ticaret ve taşımacılık altyapısının kalitesi, rekabetçi fiyatlı uluslararası sevkiyat düzenleme kolaylığı, lojistik hizmet sağlayıcıların yetkinliği ve kalitesi, sevkiyatların planlanan sürede teslim edilme sıklığı ve gönderilerin tedarik zinciri boyunca izlenebilme kabiliyeti olmak üzere altı temel bileşenden oluşmaktadır. Bu bileşenler farklı veri kaynaklarından ve ölçüm yöntemlerinden beslenmekte; bu çeşitlilik LPI'yi salt bir sıralama aracı olmaktan çıkarıp politika tasarımı için çok boyutlu bir teşhis aracına dönüştürmektedir. Söz konusu bileşenlerin ÇKKV yöntemleriyle yeniden ağırlıklandırılması ve farklı sıralama algoritmaları aracılığıyla ülke performanslarının değerlendirilmesi, literatürde giderek yaygınlaşan bir metodolojik yaklaşım hâline gelmiştir (Keleş & Kahveci, 2025; Mešić vd., 2022; Özekenci, 2025).

LPI bileşenleri üzerinde gerçekleştirilen ÇKKV uygulamaları, farklı nesnel ağırlıklandırma yöntemlerinin hangi bileşenlere daha yüksek ağırlık atadığı konusunda önemli bulgular üretmiştir. Özekenci (2025), OECD ülkeleri için LPI bileşenlerini LOPCOW, MEREC ve Standart Sapma yöntemleriyle ağırlıklandırmış; zamanlılık ve izleme-takip bileşenlerinin çoğu yöntemde en yüksek ağırlıklara sahip kriterler olarak öne çıktığını raporlamıştır. Bu bulgu, uluslararası lojistik ağlarında güvenilirlik ve şeffaflığın teknik altyapı ve maliyet etkinliğine kıyasla daha güçlü bir ayrıştırıcı güce sahip olduğunu göstermekte; bu sonucun Türkiye gibi gelişmekte olan ekonomiler için hem bir fırsat hem de bir reform önceliği olarak okunabileceğini ortaya koymaktadır. Keleş ve Kahveci (2025), AB üyesi ve aday ülkelerin lojistik performansını WENSLO ve ARTASI yöntemleriyle analiz etmiş; ülkeler arasındaki lojistik yetkinlik farklılıklarının zamanlılık ve gümrük etkinliği üzerinden en belirgin biçimde gözlemlendiğini göstermiştir.

4.2.2 Connectivity ve Dwell Time Göstergeleri

Dünya Bankası'nın 2023 itibarıyla tedarik zinciri izleme göstergelerine eklediği connectivity ve dwell time bileşenleri, lojistik performans ölçümünde önemli bir metodolojik genişlemeyi temsil etmektedir. Connectivity; denizcilik bağlantısı için Liner Shipping Connectivity Index (LSCI), havacılık bağlantısı için Air Connectivity Index (ACI) ve uluslararası posta partner sayısı gibi göstergeler aracılığıyla ülkelerin küresel üretim, ticaret ve ulaştırma ağlarına entegrasyon düzeyini ölçmektedir. Dwell time ise

ortalama liman dönüş süresi, havayolu ithalat bekleme süresi, posta teslim süresi, konsolide ithalat bekleme süresi ve liman ithalat bekleme süresi gibi zaman temelli göstergeler üzerinden tedarik zincirinin hız ve verimlilik boyutunu yakalamaktadır (Karavd., 2024; Mešić vd., 2022).

Bu göstergelerin ÇKKV uygulamalarına entegrasyonu, lojistik performans analizlerinde yapısal ve zamansal boyutların aynı anda ele alınmasına imkân tanımaktadır. Connectivity göstergelerinin fayda temelli, dwell time göstergelerinin ise maliyet temelli kriterler olarak sınıflandırılması; LOGSTA gibi fayda-maliyet ayrımını doğrudan ağırlıklandırma sürecine yansıtan yöntemler için özellikle anlamlı bir veri yapısı oluşturmaktadır. Kara vd. (2024), bu on kriterli yapıyı 78 ülke için MPSI-ARLON modeliyle analiz etmiş ve uluslararası posta teslim süresinin en yüksek ağırlığa sahip kriter olduğunu, denizcilik ve havacılık bağlantılarının ise bunu izlediğini raporlamıştır. Bu bulgu, tedarik zinciri performansının yalnızca fiziksel altyapıdan değil, aynı zamanda uluslararası hizmet ağlarının yoğunluğu ve operasyonel hızından da güçlü biçimde etkilendiğini ortaya koymaktadır.

4.3 Firma Düzeyinde Lojistik Performans Göstergeleri

4.3.1 Finansal Oranlar ve Performans Ölçümü

Firma düzeyinde lojistik performans ölçümünde finansal oranlar, birbirleriyle etkileşim içindeki çok boyutlu göstergeler olarak değerlendirilmelidir. Tek başına ele alındığında sınırlı açıklama gücüne sahip olan bireysel oranlar, ÇKKV çerçevesinde bir araya getirildiğinde firmanın bütünsel finansal profilini ortaya koyan kapsamlı bir tablo sunmaktadır. Likidite, faaliyet etkinliği, sermaye yapısı ve kârlılık boyutlarını temsil eden oranların nesnel ağırlıklandırma yöntemleriyle işlenmesi, hangi finansal boyutun sektörde firmalar arası ayrıştırma gücünün en yüksek olduğunu veri temelli biçimde ortaya koyma imkânı sağlamaktadır (Lee vd., 2021; Oztemiz vd., 2025; Öztanır, 2025).

Likidite oranları açısından bakıldığında, cari oran ve asit-test oranının lojistik firmaların kısa vadeli yükümlülüklerini karşılama kapasitesini ölçen temel göstergeler olarak öne çıktığı görülmektedir. Öztanır (2025), Borsa İstanbul Lojistik endeksindeki firmaların pandemi dönemindeki performansını incelediği çalışmada, likidite oranı görece yüksek firmaların operasyonel sürekliliği daha etkin biçimde koruduğunu ve pandemi şokunu daha az hasarla atlattığını ortaya koymuştur. Bu bulgu, likidite

yönetiminin yalnızca bir finansal sağlık göstergesi değil, aynı zamanda kriz dönemlerinde operasyonel dayanıklılığın temel belirleyicilerinden biri olduğunu göstermektedir. Lee vd. (2021) ise Malezya'daki lojistik firmaları için yürüttükleri DEA analizinde aşırı yüksek cari oranların her zaman etkinliğin göstergesi olmadığını; optimum likidite düzeyinin belirlenmesinin etkinlik skorları üzerinde kritik bir etkiye sahip olduğunu göstermiştir.

Faaliyet oranları, lojistik firmaların varlıklarını satış üretmek için ne ölçüde etkin kullandığını göstermektedir. Stok devir hızı, alacak devir hızı, varlık devir hızı ve özkaynak devir hızı bu grupta öne çıkan göstergeler olarak sıralanmaktadır. Oztemiz vd. (2025), faaliyet oranlarının lojistik sektörüne özgü operasyonel dinamikleri özellikle taşıma kapasitesi kullanımı ve sipariş döngüsü yönetimi yansıtması nedeniyle kârlılık oranlarıyla birlikte değerlendirilmesinin, tek boyutlu analizlere kıyasla çok daha zengin bir performans profili sunduğunu vurgulamıştır. Aynı çalışmada, stok devir hızı ve alacak devir hızının BIST Taşımacılık endeksindeki firmalar için belirleyici performans ayrıştırıcıları olduğu raporlanmıştır.

Kârlılık oranları, lojistik firmaların uzun vadeli sürdürülebilirliğini değerlendirmede en kritik göstergeler olarak konumlanmaktadır. ROE, ROA, net kâr marjı ve faaliyet kâr marjı; yatırımların kâra dönüşüm etkinliğini farklı perspektiflerden ölçen tamamlayıcı göstergeler olarak bir arada kullanılmaktadır. Özyürek vd. (2026), kurumsal yönetim temelli finansal performans değerlendirmelerinde ROE ve ROA'nın en yüksek önem derecelerine sahip kriterler olduğunu, yönetim kurulu yapısına ilişkin yönetim göstergelerinin bu kriterler tarafından belirlenen sıralamalar üzerinde de anlamlı etkiler doğurduğunu ortaya koymuştur. Fortune 500 Türkiye bağlamındaki çalışmalar da kârlılık göstergelerinin sıralama sonuçlarını en güçlü biçimde etkileyen kriter grubu olduğunu tutarlı biçimde raporlamaktadır (Alaca & Ulutaş, 2022; Özekenci, 2024a, 2024b).

4.3.2 Lojistik Hizmet Kalitesi Göstergeleri

Lojistik hizmet kalitesi (LSQ), müşteri memnuniyetini doğrudan belirleyen ve dolaylı olarak firmanın gelir yaratma kapasitesini etkileyen çok boyutlu bir performans alanını temsil etmektedir. Mentzer vd. (2004), LSQ'yu ikinci düzey bir yapı olarak kavramsallaştırmış ve sipariş verme sürecine ilişkin dört boyut şunlardır; personel temas

kalitesi, sipariş serbest bırakma miktarları, bilgi kalitesi ve sipariş prosedürleri ile sipariş alma sürecine ilişkin beş boyut sipariş doğruluğu, siparişin fiziksel durumu, sipariş kalitesi, sapmaların ele alınışı ve zamanlılık olmak üzere toplamda dokuz bileşenden oluşan kapsamlı bir çerçeve ortaya koymuştur. Bu bileşenlerin her birinin en az bir müşteri segmenti için anlamlı farklılıklar göstermesi, LSQ'nun tek boyutlu bir ölçümle yakalanamayacak kadar karmaşık bir yapıya sahip olduğunu ortaya koymaktadır.

LSQ'nun firma performansı ile ilişkisi incelendiğinde, müşteri memnuniyetini yüksek düzeyde tutan firmaların gelir sürekliliği, müşteri bağlılığı ve pazar payı açısından belirgin avantajlar elde ettiği görülmektedir. Bu avantajların orta ve uzun vadede net kâr marjı ve ROE gibi finansal göstergelere yansımaları, LSQ boyutlarının ÇKKV temelli lojistik performans değerlendirmelerine entegre edilmesinin hem teorik hem de ampirik açıdan güçlü bir gerekçeyle sahip olduğunu göstermektedir. Pamučar vd. (2021), lojistik hizmet sağlayıcı seçiminde müşteri puanını doğrudan bir kriter olarak modele dahil etmiş; bu yaklaşımın sıralama sonuçlarını salt finansal ve operasyonel göstergelerden oluşan modellerden anlamlı biçimde farklılaştırdığını göstermiştir.

4.4 Lojistik Performansının Ölçümünde Kullanılan Finansal Oranlar

4.4.1 Likidite Oranları

Likidite oranları, işletmenin kısa vadeli borçlarını zamanında karşılayabilme kapasitesini değerlendirmek amacıyla kullanılmaktadır. Cari oran, dönen varlıkların kısa vadeli yükümlülüklerle bölünmesiyle elde edilmekte ve en geniş kapsamlı likidite göstergesi olarak işlev görmektedir. Asit-test oranı, stoklar hariç dönen varlıkların kısa vadeli borçlara oranını ifade etmekte ve lojistik sektöründe stok kaleminin görece ağırlığı nedeniyle cari orana kıyasla daha ihtiyatlı bir likidite ölçütü sunmaktadır. Nakit oranı ise nakit ve nakit benzerlerinin kısa vadeli borçlara oranı olarak tanımlanmakta ve en katı likidite göstergesi olarak değerlendirilmektedir (Lee vd., 2021; Oztemiz vd., 2025).

Lojistik sektörüne özgü bir değerlendirme yapıldığında, pandemi döneminde likidite oranı yüksek firmaların tedarik zinciri kesintilerini daha az hasar olarak atlattığı görülmektedir. Öztanır (2025), bu bulguyu Borsa İstanbul Lojistik endeksindeki firmalar için ampirik olarak desteklemiş; asit-test oranının yüksek olduğu ve borç oranının görece düşük seyrettiği firmaların pandemi döneminde de operasyonlarını sürdürerek rakiplerine karşı belirgin bir konumsal avantaj elde ettiğini raporlamıştır. Bu bağlamda likidite

oranları, yalnızca statik bilanço göstergeleri olarak değil, aynı zamanda kriz dönemlerinde operasyonel dayanıklılığı ölçen dinamik performans belirleyicileri olarak ele alınmalıdır.

4.4.2 Faaliyet Oranları

Faaliyet oranları, varlıkların ve sermayenin satış üretimindeki etkinliğini ölçen göstergeler olarak tanımlanmaktadır. Bu oranlar arasında stok devir hızı, alacak devir hızı, varlık devir hızı ve özkaynak devir hızı öne çıkmaktadır. Stok devir hızı, satışların maliyetinin ortalama stoklara bölünmesiyle hesaplanmakta ve envanter yönetiminin etkinliğini doğrudan yansıtmaktadır. Alacak devir hızı, net satışların ticari alacaklara oranı olarak tanımlanmakta ve firmanın tahsilat etkinliğini göstermektedir. Varlık devir hızı, net satışların toplam varlıklara oranıyla hesaplanmakta; varlık tabanının satış üretimindeki verimliliğini ölçmektedir (Lee vd., 2021; Oztemiz vd., 2025; Öztanır, 2025).

Fortune 500 Türkiye'deki lojistik firmaları üzerinde gerçekleştirilen ÇKKV analizlerinde faaliyet oranlarının sıralama sonuçlarına anlamlı katkılar sağladığı görülmektedir. Işık (2022), Gri Entropi ve FUCOM yöntemleriyle belirlenen kriter ağırlıklarında faaliyet oranlarının kârlılık göstergelerini yakın biçimde izlediğini; bu iki grubun birlikte lojistik firmaların göreceli konumlarını en güçlü biçimde ayırtıran kriter kümesini oluşturduğunu ortaya koymuştur. Bu bulgu, faaliyet oranlarının ÇKKV temelli lojistik performans modellerinde bağımsız bir kriter grubu olarak ele alınmasının hem metodolojik hem de ampirik gerekçeye sahip olduğunu doğrulamaktadır.

4.4.3 Kârlılık Oranları

Kârlılık oranları, lojistik firmaların rekabet gücünü ve uzun vadeli sürdürülebilirliğini değerlendirmede en merkezi konumu işgal eden göstergelerdir. ROE, net gelirin ortalama özkaynaklara bölünmesiyle hesaplanmakta ve özkaynak sermayesinin kâra dönüştürülmesindeki etkinliği ölçmektedir. ROA, net kârın toplam varlıklara oranı olarak tanımlanmakta ve varlık tabanının operasyonel verimliliğini yansıtmaktadır. Net kâr marjı, tüm giderler ve vergiler düşüldükten sonra satışların hangi oranının kâr olarak kaldığını gösterirken; faaliyet kâr marjı, ana lojistik faaliyetlerden elde edilen kârlılığın satışlara oranını ifade etmektedir (Oztemiz vd., 2025; Özyürek vd., 2026).

Kârlılık oranlarının lojistik sektöründeki önemi, bu göstergelerin yalnızca mevcut performansı değil, aynı zamanda stratejik rekabet pozisyonunu da yansıttasından kaynaklanmaktadır. Oztemiz vd. (2025), BIST Taşımacılık endeksindeki firmaların finansal performans analizinde kârlılık alt kriterlerinin diğer oran gruplarına kıyasla tutarlı biçimde daha yüksek ağırlıklar aldığını raporlamış; bu bulgunun lojistik sektöründe kârlılık odaklı stratejilerin firmaların görelî performansını belirlemede belirleyici rol oynadığına işaret ettiğini vurgulamıştır. Lee vd. (2021) ise ROA ve ROE değerlerinin artırılmasının etkinlik skorları üzerindeki iyileştirici etkisini DEA analiziyle sayısal olarak ortaya koymuş; kârlılık göstergelerinin yalnızca betimleyici değil, aynı zamanda iyileştirici müdahalelerin hedeflenmesinde de yol gösterici metrikler işlevi gördüğünü göstermiştir.

4.4.4 Sermaye Yapısı ve Borçluluk Oranları

Sermaye yapısı göstergeleri, lojistik firmaların finansman kararlarını ve buna bağlı finansal risk profilini değerlendirmek için kullanılmaktadır. Borç oranı, toplam borcun toplam varlıklara bölünmesiyle hesaplanmakta ve varlıkların ne kadarının yabancı kaynakla finanse edildiğini göstermektedir. Borç/özkaynak oranı ise toplam borcun toplam özkaynağa oranı olarak tanımlanmakta ve firmanın kaldıraç düzeyini ifade etmektedir. Yüksek borçluluk oranları, filo yenileme, depolama kapasitesi artırımı ve bilgi teknolojisi yatırımları gibi sermaye yoğun alanlarda agresif büyüme stratejisiyle uyumlu olmakla birlikte; artan faiz yükü ve geri ödeme baskısı üzerinden operasyonel esnekliği kısıtlama riskini de beraberinde getirmektedir (Lee vd., 2021; Öztanır, 2025).

Fortune 500 Türkiye bağlamındaki çalışmalarda borçluluk oranlarının, kârlılık ve faaliyet oranlarının yanı sıra finansal risk yönetiminin etkinliğini değerlendiren tamamlayıcı bir gösterge grubu olarak kullanıldığı görülmektedir. Lee vd. (2021), etkin olmayan Malezya lojistik firmaları için borç/varlık ve borç/özkaynak oranlarının düşürülmesinin ROA artışıyla birlikte etkinlik skorlarını belirgin biçimde iyileştirdiğini göstermiş; bu bulgu borçluluk yönetiminin kârlılık hedefleriyle bütünleşik biçimde ele alınması gerektiğini açıkça ortaya koymuştur. Öztanır (2025) ise pandemi döneminde borç oranı görece düşük firmaların finansal baskıları daha rahat yönettiğini ve bu durumun operasyonel süreklilik üzerinde olumlu etkiler doğurduğunu raporlamıştır.

4.5 Lojistik Performans Göstergelerinin ÇKKV ile Bütünleştirilmesi

Lojistik performans göstergelerinin ÇKKV yöntemleriyle bütünleştirilmesi, iki temel metodolojik sorunu çözmektedir. Birincisi, farklı ölçü birimlerine sahip ve zaman zaman çelişen yönelimlere sahip göstergelerin ortak bir değerlendirme çerçevesinde ele alınması sorunudur. ÇKKV yöntemlerinde uygulanan normalizasyon adımları, bu heterojen yapıyı karşılaştırılabilir bir ölçeğe taşımakta ve fayda ile maliyet türü kriterlerin sistematik biçimde ayrıştırılmasını sağlamaktadır. İkincisi, farklı göstergelerin karar sonuçları üzerindeki göreceli ağırlığının belirlenmesi sorunudur. Nesnel ağırlıklandırma yöntemleri bu sorunu doğrudan karar matrisindeki verilerden türetilen matematiksel prosedürler aracılığıyla çözmekte ve öznel önyargının etkisini en aza indirmektedir (Keshavarz-Ghorabae vd., 2021; Stevic vd., 2025).

Lojistik performans göstergelerinin fayda ve maliyet türü olarak sınıflandırılması, ÇKKV uygulamalarında kritik bir ön adım niteliği taşımaktadır. Kârlılık, likidite ve faaliyet etkinliği göstergeleri, yüksek değerlerin tercih edildiği fayda türü kriterler olarak tanımlanmaktadır. Borçluluk oranları ise yüksek değerlerin finansal risk artışına işaret etmesi nedeniyle maliyet türü kriterler kapsamında değerlendirilmektedir. LOGSTA yöntemi bu ayrımı logaritmik normalizasyon adımıyla açık biçimde modele dahil ettiğinden hem fayda hem maliyet türü göstergeler içeren lojistik performans kriter setleri için özellikle uygun bir ağırlıklandırma aracı niteliği taşımaktadır. Bu özellik, LOGSTA'yı Fortune 500 Türkiye lojistik firmaları için tasarlanan MEREC-LOGSTA-SPC-WEDBA çerçevesinin ayrılmaz bir bileşeni hâline getirmektedir (Stevic vd., 2025).

Performans göstergelerinin bütünsel değerlendirilmesinde duyarlılık analizleri, modelin güvenilirliğini test etmenin temel yolunu oluşturmaktadır. Kriter ağırlıklarının belirli oranlarda değiştirilerek sıralama sonuçlarının nasıl etkilendiğinin incelenmesi, modelin belirli kriterlere aşırı duyarlı olup olmadığını ve sıralama yapısının genel olarak kararlı bir görünüm sergileyip sergilemediğini ortaya koymaktadır. Spearman korelasyon katsayısı aracılığıyla farklı yöntemler arasındaki sıralama uyumunun ölçülmesi, bu duyarlılık analizlerinin standart bir çıktısı hâline gelmiştir. Fortune 500 Türkiye bağlamındaki çalışmalarda bu tür analizlerin genellikle yüksek korelasyon değerleri ürettiği görülmekte; bu durum hem kullanılan yöntemlerin güvenilirliğini hem de veri setinin tutarlılığını dolaylı olarak desteklemektedir (Özekenci, 2024a, 2024b; Toslak vd., 2022).

4.6 Bu Çalışmada Kullanılan Performans Kriterleri

Bu çalışmada Fortune 500 Türkiye listesinde yer alan 7 lojistik firmanın finansal performansı, 2024 yılına ait verilerden türetilen yedi kriter temelinde değerlendirilmektedir. Söz konusu kriterler, hem sektörün ölçek ve büyüme dinamiklerini hem de operasyonel kârlılık ile uluslararasılaşma boyutlarını bir arada yansıtacak biçimde seçilmiştir. Tüm kriterler fayda tipi olarak tanımlanmakta; yüksek değerlerin daha iyi performansa karşılık geldiği kabul edilmektedir.

C1 — Net Satış (TL): Firmanın ilgili dönemde gerçekleştirdiği toplam satış gelirini ifade etmektedir. Lojistik sektöründe net satış, firmanın pazar büyüklüğünü ve operasyonel ölçeğini doğrudan yansıtan temel bir hacim göstergesi olarak kabul edilmektedir. Fortune 500 Türkiye bağlamındaki çalışmalarda net satışın performans sıralamalarını en güçlü biçimde etkileyen kriterlerden biri olduğu tutarlı biçimde raporlanmaktadır (Alaca & Ulutaş, 2022; Özekenci, 2024a, 2024b).

C2 — Net Satış Değişim (%): Firmanın net satışlarının bir önceki döneme göre yüzde değişimini göstermektedir. Bu kriter, statik büyüklük göstergelerini tamamlayan dinamik bir büyüme ölçütü niteliği taşımakta; firmanın pazar payını genişletme kapasitesini ve büyüme ivmesini ortaya koymaktadır. Yüksek büyüme oranları, firmanın sektördeki konumunu güçlendirdiğine ve rekabetçi üstünlük elde ettiğine işaret etmektedir (Oztemiz vd., 2025; Öztanır, 2025).

C3 — FVÖK/FAVÖK (TL): Faiz ve Vergi Öncesi Kâr (FVÖK) ya da Faiz, Vergi, Amortisman ve İtfa Öncesi Kâr (FAVÖK) olarak ifade edilen bu gösterge, firmanın ana faaliyetlerinden elde ettiği operasyonel kârlılığı ölçmektedir. Finansman yapısından ve amortisman politikalarından bağımsız biçimde firmanın operasyonel performansını değerlendirmeye imkân tanıyan bu kriter, lojistik sektöründe firmaların temel iş modelinin kârlılığını en doğrudan yansıtan gösterge olarak öne çıkmaktadır. Negatif değerlerin operasyonel zarar anlamına geldiği ve maliyet yönetiminde yapısal sorunlara işaret ettiği kabul edilmektedir (Lee vd., 2021; Oztemiz vd., 2025).

C4 — FVÖK/FAVÖK Değişim (%): Operasyonel kârlılığın bir önceki döneme göre yüzde değişimini ifade etmektedir. Net satış değişimini tamamlayan bu dinamik kriter, firmanın kârlılık performansının zaman içinde nasıl bir seyir izlediğini göstermekte; büyümenin kârlılığa ne ölçüde yansıdığını ve maliyet yönetiminin etkinliğini değerlendirmeye imkân tanımaktadır. Satış büyümesiyle birlikte

değerlendirildiğinde, gelir artışının operasyonel verimlilik artışıyla desteklenip desteklenmediğine dair kritik bir perspektif sunmaktadır (Oztemiz vd., 2025; Öztanır, 2025).

C5 — Aktif Toplamı (TL): Firmanın dönem sonunda sahip olduğu toplam varlık büyüklüğünü göstermektedir. Lojistik sektöründe filo, depo, ekipman ve bilgi teknolojisi altyapısına yapılan yatırımların yoğunluğu, aktif toplamını hem ölçek hem de kapasite açısından belirleyici bir gösterge hâline getirmektedir. Yüksek aktif tabanına sahip firmaların daha büyük operasyonel kapasiteye ve potansiyel olarak daha güçlü bir rekabet konumuna sahip olduğu değerlendirilmektedir (Alaca & Ulutaş, 2022; Özekenci, 2024a).

C6 — Özkaynak (TL): Firmanın özkaynaklar toplamını ifade etmekte ve özkaynak sermayesinin büyüklüğünü yansıtmaktadır. Özkaynak, firmanın finansal bağımsızlığını ve uzun vadeli sürdürülebilirliğini değerlendirmede temel bir gösterge olarak kullanılmaktadır. Yüksek özkaynak düzeyi borçlanma kapasitesini artırmakta, finansal esnekliği güçlendirmekte ve olası kriz dönemlerinde tampon işlevi görmektedir. Lojistik sektörüne yönelik çalışmalarda özkaynağın performans sıralamalarında tutarlı biçimde belirleyici bir kriter olduğu rapor edilmektedir (Özbek, 2018; Özekenci, 2024b).

C7 — İhracat (TL): Firmanın ilgili dönemde gerçekleştirdiği toplam ihracat gelirini ifade etmektedir. Bu kriter, lojistik firmanın uluslararasılaşma düzeyini ve küresel tedarik zincirleri içindeki etkinliğini ölçen stratejik bir boyutu temsil etmektedir. Fortune 500 Türkiye bağlamındaki çalışmalarda ihracat hacminin, özellikle bütünleşik ÇKKV modellerinde en kritik performans belirleyicileri arasında yer aldığı raporlanmıştır. Yüksek ihracat geliri, firmanın hem hizmet coğrafyasının genişliğini hem de uluslararası rekabet gücünü doğrudan yansıtmaktadır (Işık, 2022; Öztanır, 2025).

Tablo 4.1'de çalışmada kullanılan kriterlerin özeti sunulmaktadır.

Tablo 4.1. Çalışmada Kullanılan Performans Kriterleri

Kod	Kriter	Tür	Temsil Ettiği Boyut
C1	Net Satış (TL)	Fayda	Operasyonel ölçek
C2	Net Satış Değişim (%)	Fayda	Büyüme ivmesi
C3	FVÖK/FAVÖK (TL)	Fayda	Operasyonel kârlılık
C4	FVÖK/FAVÖK Değişim (%)	Fayda	Kârlılık dinamiği
C5	Aktif Toplamı (TL)	Fayda	Kapasite ve varlık tabanı
C6	Özkaynak (TL)	Fayda	Finansal bağımsızlık
C7	İhracat (TL)	Fayda	Uluslararasılaşma düzeyi

5. METODOLOJİ

5.1 Araştırmanın Tasarımı ve Genel Akışı

Bu çalışma, nicel araştırma paradigması çerçevesinde tasarlanmış ve Fortune 500 Türkiye listesinde yer alan lojistik firmaların finansal performansının nesnel ÇKKV yöntemleriyle değerlendirilmesini amaçlamaktadır. Araştırmanın metodolojik yapısı, ağırlıklandırma ve sıralama olmak üzere iki temel bloktan oluşmaktadır. Ağırlıklandırma bloğunda MEREC, LOGSTA ve SPC yöntemleri kullanılarak kriter önem dereceleri tamamen verilere dayalı biçimde belirlenmekte; sıralama bloğunda ise bu ağırlıklar WEDBA yöntemine girdi olarak verilerek firmaların göreceli performans endeksleri hesaplanmaktadır.

Araştırmanın genel akışı beş aşamadan oluşmaktadır. Birinci aşamada Fortune 500 Türkiye listesinden seçilen lojistik firmalar ve bu firmalara ait finansal veriler derlenerek karar matrisi oluşturulmaktadır. İkinci aşamada karar matrisine MEREC yöntemi uygulanarak kriterlerin çıkarılma etkisine dayalı nesnel ağırlıkları hesaplanmaktadır. Üçüncü aşamada aynı karar matrisi LOGSTA ve SPC yöntemleriyle işlenerek logaritmik varyasyon ve simetri noktası temelli nesnel ağırlıklar ayrı ayrı türetilmektedir. Dördüncü aşamada üç yöntemden elde edilen ağırlık vektörleri belirlenen bir bütünleştirme prosedürüyle tek bir nihai ağırlık vektörüne dönüştürülmektedir. Beşinci ve son aşamada nihai ağırlık vektörü WEDBA yöntemine girdi olarak verilerek her firma için ideal ve anti-ideal noktalara olan ağırlıklı Öklid uzaklıkları hesaplanmakta ve performans endeksleri üretilmektedir.

Bu akış, daha önce ESG risk değerlendirmesinde LOGSTA-SPC-MUNRA bütünleşik modeliyle ve lojistik firma performansında MEREC-WEDBA modeliyle sınanan entegrasyon mantığının genişletilmiş bir uyarlaması niteliğindedir (Akbulut, 2026; Toslak vd., 2022). MEREC, LOGSTA ve SPC'nin ürettiği farklı nesnel ağırlık perspektiflerinin tek bir sıralama bloğunda birleştirilmesi, tekil yöntem kullanımının getirdiği metodolojik kırılganlıkları azaltmakta ve kriter önem derecelerinin daha kararlı biçimde belirlenmesine katkı sağlamaktadır (Keshavarz-Ghorabae vd., 2021; Stevic vd., 2025).

5.2 Veri Seti ve Örneklem

Bu çalışmada kullanılan veriler, Fortune 500 Türkiye listesinden elde edilmiştir. Fortune 500 Türkiye, farklı sektörlerde faaliyet gösteren büyük ölçekli işletmelerin yıllık finansal verilerini standartlaştırılmış bir çerçevede bir araya getiren ve Türkiye'deki ÇKKV temelli performans çalışmalarında yaygın biçimde kullanılan temel bir referans kaynağı niteliği taşımaktadır. Listenin sunduğu standartlaştırılmış ve karşılaştırılabilir veri yapısı hem firmaların birbirleriyle hem de sektörün genel eğilimleriyle karşılaştırılabilmesine imkân tanıyan güvenilir bir zemin oluşturmaktadır (Alaca & Ulutaş, 2022; Özekenci, 2024a, 2024b).

Örneklem, Fortune 500 Türkiye listesinden faaliyet alanı lojistik veya taşımacılık olarak sınıflanan ve 2024 yılına ait finansal verilerine eksiksiz biçimde ulaşılabilen firmalardan oluşturulmuştur. Bu kriterleri karşılayan yedi lojistik firma analize dahil edilmiştir. Söz konusu firmalar; Netlog Lojistik Hizmetleri A.Ş., Mars Lojistik Grup A.Ş., Reysaş Taşımacılık ve Lojistik Ticaret A.Ş., Noatum Lojistik A.Ş., Horoz Lojistik Kargo Hizmetleri ve Ticaret A.Ş., Talay Lojistik A.Ş. ve PSA BDP International Lojistik A.Ş. olarak belirlenmiştir. Bu firmaların tamamı Fortune 500 Türkiye listesinde yer alan, yüksek ciro ve geniş faaliyet ağına sahip büyük ölçekli lojistik işletmelerdir. Örneklemen homojen bir sektörel yapıya sahip olması, ÇKKV temelli karşılaştırmalı analizin güvenilirliğini artıran önemli bir metodolojik avantaj olarak değerlendirilmektedir (Özekenci, 2024a; Toslak vd., 2022).

Çalışmada kullanılan performans kriterlerinin seçimi, hem Fortune 500 Türkiye bağlamındaki mevcut lojistik performans çalışmalarıyla uyumluluk hem de sektörün ölçek, büyüme, kârlılık ve uluslararasılaşma boyutlarını kapsamlı biçimde temsil etme ilkesi doğrultusunda gerçekleştirilmiştir. Bu doğrultuda net satış, net satış değişimi, FVÖK/FAVÖK, FVÖK/FAVÖK değişimi, aktif toplamı, özkaynak ve ihracat olmak üzere yedi kriter belirlenmiştir. Söz konusu kriterlerin tamamı fayda tipi olarak tanımlanmış; yüksek değerlerin daha iyi finansal performansa karşılık geldiği kabul edilmiştir. Kriterlerin fayda-maliyet sınıflandırması, LOGSTA ve WEDBA yöntemlerinin normalizasyon adımlarında doğrudan kullanılmaktadır.

5.3 Z-Skor Standartlaştırma Yöntemi

Karar matrisinde negatif değerlerin bulunması, MEREC, LOGSTA ve SPC gibi nesnel ağırlıklandırma yöntemlerinin logaritmik ve oran temelli matematiksel yapılarının doğru biçimde işleyebilmesi açısından kritik bir metodolojik sorun oluşturmaktadır. Bu çalışmada C3 (FVÖK/FAVÖK) ve C4 (FVÖK/FAVÖK değişimi) kriterlerinde negatif değerler gözlemlenmiştir. Söz konusu negatif değerlerin normalizasyon adımlarına doğrudan alınması hem matematiksel tutarsızlıklara hem de ağırlık hesaplamalarında sapmalara yol açacağından, karar matrisi ağırlıklandırma yöntemlerine girdi olarak verilmeden önce Z-skor standartlaştırma yöntemiyle pozitif hale dönüştürülmektedir.

Bu çalışmada Zhang vd. (2014) tarafından ortaya konulan ve Ersoy (2022) tarafından finansal performans değerlendirmesinde uygulaması gerçekleştirilen Z-skor standartlaştırma yöntemi kullanılmaktadır. Yöntem iki adımdan oluşmaktadır.

Adım 1: Standartlaştırma

Karar matrisi elemanları aşağıdaki formül kullanılarak standartlaştırılmaktadır:

$$x_{ij} = \frac{X_{ij} - \bar{X}_i}{S_i}$$

Burada X_{ij} orijinal karar matrisi değerini, $\bar{X}_i$ ilgili kriterin aritmetik ortalamasını ve S_i ilgili kriterin standart sapmasını ifade etmektedir. x_{ij} ise standartlaştırılmış değeri göstermektedir. Bu adım sonucunda her kriter için ortalama 0, standart sapma 1 olan bir değer dağılımı elde edilmekte; böylece farklı ölçü birimlerine ve büyüklük mertebelerine sahip kriterler ortak bir ölçeğe taşınmaktadır.

Adım 2: Pozitif Dönüştürme

Standartlaştırılmış değerler aşağıdaki formül aracılığıyla pozitif hale getirilmektedir:

$$x'_{ij} = x_{ij} + A, A > |\min x_{ij}|$$

Burada A , tüm standartlaştırılmış değerlerin pozitif olmasını garantilemek amacıyla belirlenen sabit bir öteleme değeridir. A değeri, standartlaştırılmış matristeki en küçük (mutlak değer olarak en büyük negatif) değer mutlak değerinden büyük seçilmekte; böylece $x'_{ij} > 0$ koşulu tüm hücreler için sağlanmaktadır. Dönüşüm sonrasında elde edilen x'_{ij} değerleri, MEREC, LOGSTA ve SPC yöntemlerine ham karar matrisi yerine girdi olarak kullanılmaktadır.

Z-skor standartlaştırma yönteminin bu çalışmadaki kullanımı iki temel avantaj sağlamaktadır. Birincisi, negatif değerlerin varlığından kaynaklanan matematiksel kısıtları ortadan kaldırmakta ve ağırlıklandırma yöntemlerinin orijinal formülasyonlarının değiştirilmeden uygulanmasına imkân tanımaktadır. İkincisi, standartlaştırma adımının tüm kriterlere eşit biçimde uygulanması, kriterler arası ölçek farklılıklarını gidermekte ve karar matrisinin homojen bir yapıya kavuşmasını sağlamaktadır. Bu özellikler, Z-skor standartlaştırmanın finansal performans değerlendirmelerinde negatif değer içeren karar matrisleri için metodolojik açıdan güvenilir bir ön işleme aracı olduğunu ortaya koymaktadır (Ersoy, 2022; Zhang vd., 2014).

5.4 Karar Matrisinin Oluşturulması

ÇKKV uygulamalarının başlangıç adımını oluşturan karar matrisi, alternatifleri satırlarda ve kriterleri sütunlarda gösteren $m \times n$ boyutlu bir veri yapısı olarak tanımlanmaktadır. Bu çalışmada karar matrisi, yedi alternatif (firma) ve yedi kriterin kesişiminden oluşan 7×7 boyutlu bir yapı hâlinde kurgulanmaktadır. Karar matrisinin genel gösterimi Denklem (1)'de sunulmaktadır:

$$Z = [z_{ij}]_{m \times n}, i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

Burada z_{ij} , i . alternatifin j . kriter bakımından aldığı ham değeri ifade etmektedir. m alternatif sayısını, n ise kriter sayısını göstermektedir. Bu çalışmada $m = 7$ ve $n = 7$ olarak belirlenmiştir.

Karar matrisinin oluşturulmasında veri kalitesi ve tutarlılığı ön planda tutulmuştur. Tüm firma verileri aynı referans dönemine 2024 yılına ait olup aynı kaynak üzerinden derlenmiştir. Bu yaklaşım, farklı dönemlere ait verilerin bir arada kullanılmasının yaratabileceği ölçüm tutarsızlıklarını önlemekte ve karşılaştırmalı analizin güvenilirliğini artırmaktadır. Kriterlerin farklı ölçü birimlerine sahip olması kimi kriterlerin TL cinsinden mutlak değerler, kimi kriterlerin ise yüzde değişim oranları olarak ifade edilmesi normalizasyon adımının zorunluluğunu ortaya koymaktadır. Normalizasyon, karar matrisindeki heterojen yapıyı ortak ve karşılaştırılabilir bir ölçeğe taşımakta; böylece farklı büyüklük mertebelerindeki değerlerin aynı modelde tutarlı biçimde işlenmesi sağlanmaktadır (Keshavarz-Ghorabae vd., 2021; Stevic vd., 2025).

5.5 MEREC Yönteminin Matematiksel Yapısı ve Uygulama Adımları

MEREC (Method based on the Removal Effects of Criteria), Keshavarz Ghorabae vd. (2021) tarafından geliştirilmiş ve kriter ağırlıklarını her bir kriterin alternatiflerin toplam performansı üzerindeki çıkarılma etkisine dayalı olarak nesnel biçimde hesaplayan bir ağırlıklandırma yöntemidir. Yöntemin temel mantığı şu varsayıma dayanmaktadır: bir kriterin karar matrisinden çıkarılması durumunda alternatiflerin toplam performans skorlarında büyük bir sapma oluşuyorsa, bu durum söz konusu kriterin yüksek görece öneme sahip olduğuna işaret etmektedir. Buna karşılık, çıkarılması performans profilinde sınırlı bir değişikliğe yol açan kriterler görece düşük öneme sahip kabul edilmektedir. MEREC'in uygulama adımları aşağıda açıklanmaktadır.

Adım 1: Karar Matrisinin Normalizasyonu

MEREC'de normalizasyon, tüm kriterler fayda tipi varsayımı altında aşağıdaki formülle gerçekleştirilmektedir:

$$a_{ij} = \frac{\min_i z_{ij}}{z_{ij}} \quad (2)$$

Bu formülde a_{ij} , i . alternatifin j . kriter bakımından ham değerini; $\min_i a_{ij}$ ise ilgili kriterdeki en küçük değeri ifade etmektedir. Normalizasyon sonucunda tüm değerler (0, 1] aralığına taşınmakta ve en iyi alternatif 1 değerini almaktadır. Kriter maliyet tipindeyse normalizasyon formülü şu şekilde değişmektedir:

$$a_{ij} = \frac{z_{ij}}{\max_i x_{ij}} \quad (3)$$

Adım 2: Alternatiflerin Genel Performans Değerlerinin Hesaplanması

Her alternatif için tüm kriterler kullanılarak genel performans değeri S_i aşağıdaki logaritmik formülle hesaplanmaktadır:

$$S_i = \ln \left(1 + \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n |\ln(a_{ij})| \right) \quad (4)$$

Bu formülde n kriter sayısını, a_{ij} ise normalize edilmiş değeri ifade etmektedir. Logaritmik yapı, aşırı değerlerin etkisini dengelemekte ve performans skorlarının daha istikrarlı bir dağılım sergilemesini sağlamaktadır.

Adım 3: Her Kriter Çıkarıldığında Elde Edilen Parsiyel Performans Değerlerinin Hesaplanması

Her kriter sırayla karar matrisinden çıkarılarak j . kriter olmaksızın hesaplanan parsiyel performans değeri S'_{ij} aşağıdaki formülle elde edilmektedir:

$$S'_{ij} = \ln \left(1 + \frac{1}{n} \sum_{k=1, k \neq j}^n |\ln(a_{ik})| \right) \quad (5)$$

Bu adımda j . kriter dışındaki tüm kriterler kullanılarak her alternatif için parsiyel performans değeri hesaplanmaktadır. Böylece her kriter için m adet parsiyel değer elde edilmektedir.

Adım 4: Kriterlerin Çıkarılma Etkilerinin Hesaplanması

Her kriter için genel performans değerleri ile parsiyel performans değerleri arasındaki mutlak farkların toplamı, o kriterin çıkarılma etkisini E_j vermektedir:

$$E_j = \sum_{i=1}^m |S'_{ij} - S_i| \quad (6)$$

E_j değeri büyüdükçe, ilgili kriterin alternatiflerin performans profili üzerindeki etkisi artmakta; bu durum yüksek kriter ağırlığına işaret etmektedir.

Adım 5: MEREC Kriter Ağırlıklarının Hesaplanması

Çıkarılma etkileri normalize edilerek her kriter için MEREC ağırlığı w_j^{MEREC} aşağıdaki formülle elde edilmektedir:

$$w_j^{MEREC} = \frac{E_j}{\sum_{k=1}^n E_k} \quad (7)$$

Elde edilen ağırlıkların toplamı 1'e eşit olmakta ve $w_j^{MEREC} \geq 0$ koşulu sağlanmaktadır.

5.6 LOGSTA Yönteminin Matematiksel Yapısı ve Uygulama Adımları

LOGSTA (LOGarithmic normalization and STAndard Deviation), Stevic vd. (2025) tarafından geliştirilmiş ve kriter ağırlıklarını logaritmik normalizasyon ile standart sapmayı birleştirerek nesnel biçimde hesaplayan yeni bir ağırlıklandırma yöntemidir. Yöntemin temel katkısı, fayda ve maliyet türü kriterleri logaritmik dönüşüm adımıyla açık biçimde birbirinden ayırması ve bu ayrımı doğrudan ağırlık hesaplama mekanizmasına yansıtmasıdır. LOGSTA'nın uygulama adımları aşağıda açıklanmaktadır.

Adım 1: Karar Matrisinin Oluşturulması

m alternatif ve n kriterden oluşan $Z = [z_{ij}]_{m \times n}$ boyutlu karar matrisi oluşturulmaktadır. Bu çalışmada $m = 7$ ve $n = 7$ olup matris, MEREC uygulamasında kullanılan karar matrisiyle özdeştir.

Adım 2: Logaritmik Normalizasyon

Her kriter için fayda veya maliyet türüne göre aşağıdaki logaritmik normalizasyon formülleri uygulanmaktadır:

Fayda tipi kriterler için:

$$r_{ij} = \left| \frac{\ln(z_{ij})}{\ln\left(\prod_{i=1}^m z_{ij}\right)} \right| \quad (8)$$

Maliyet tipi kriterler için:

$$r_{ij} = \left| \frac{1 - \frac{\ln(z_{ij})}{\ln\left(\prod_{i=1}^m z_{ij}\right)}}{m-1} \right| \quad (9)$$

Bu normalizasyon işlemi, farklı ölçü birimlerine ve büyüklük mertebelerine sahip kriterleri ortak bir ölçüğe taşımakta; aynı zamanda kriter yönünü doğrudan normalizasyon formülüne yansıtmaktadır.

Adım 3: Standart Sapma ve Ara Büyüklüğün Hesaplanması

Her kriter için normalize değerlerin standart sapması σ_j hesaplanmaktadır. Ardından her kriter için logaritmik bileşenle birleştirilen ara büyüklük g_j hesaplanmaktadır:

$$g_j = \sigma_j \times \left(\left| \sum_{i=1}^m (\ln(r_{ij})) \right| \right)^{-1} \quad (10)$$

Bu formüldeki ara büyüklük g_j , hem dağılıma duyarlı varyasyonu hem de logaritmik normalizasyon üzerinden ölçülen ayırt edicilik gücünü bir arada yakalamaktadır.

Adım 4: LOGSTA Kriter Ağırlıklarının Hesaplanması

Ara büyüklükler normalize edilerek her kriter için LOGSTA ağırlığı w_j^{LOGSTA} aşağıdaki formülle elde edilmektedir:

$$w_j^{LOGSTA} = \frac{g_j}{\sum_{k=1}^n g_k} \quad (11)$$

Elde edilen ağırlıkların toplamı 1'e eşit olup $w_j^{LOGSTA} \geq 0$ koşulu sağlanmaktadır. Yüksek varyasyona sahip ve firmalar arasında güçlü ayrıştırma gücü olan kriterler daha yüksek ağırlıklar alırken, homojen dağılım sergileyen kriterler görece düşük ağırlıklarla temsil edilmektedir.

5.7 SPC Yönteminin Matematiksel Yapısı ve Uygulama Adımları

SPC (Symmetry Point of Criterion), Gligorić vd. (2023) tarafından geliştirilmiş ve kriter ağırlıklarını her bir kriterin simetri noktasına dayalı simetri modülü üzerinden nesnel biçimde hesaplayan bir ağırlıklandırma yöntemidir. Yöntemin temel katkısı, ham karar matrisi değerlerini doğrudan kullanarak her kriter için simetri noktasını belirlemesi ve alternatiflerin bu noktadan mutlak uzaklıklarına dayalı bir ağırlık yapısı oluşturmaktır. SPC, normalizasyon adımı içermeyen yapısıyla diğer nesnel ağırlıklandırma yöntemlerinden ayrılmakta ve özellikle LOGSTA ile tamamlayıcı bir bilgi katmanı sunmaktadır. SPC'nin uygulama adımları aşağıda açıklanmaktadır (Gligorić vd., 2023; Özekenci, 2025).

Adım 1: Karar Matrisinin Oluşturulması

m alternatif ve n kriterden oluşan karar matrisi $[z_{ij}]_{m \times n}$ oluşturulmaktadır. Bu çalışmada $m = 7$ ve $n = 7$ olup matris, MEREC ve LOGSTA uygulamalarında kullanılan karar matrisiyle özdeştir.

Adım 2: Simetri Noktasının Hesaplanması

Her kriter j için simetri noktası SPC_j , ilgili kriterdeki minimum ve maksimum ham değerlerin aritmetik ortalaması olarak aşağıdaki formülle hesaplanmaktadır:

$$SPC_j = \frac{\min\{x_{ij}\} + \max\{x_{ij}\}}{2}; i = 1, 2, \dots, m; \forall j \in [1, n] \quad (12)$$

Simetri noktası, her kriterin değer aralığının tam ortasını temsil etmekte ve alternatiflerin bu referans noktasından ne ölçüde saptığını ölçmek için kullanılmaktadır.

Adım 3: Mutlak Uzaklık Matrisinin Oluşturulması

Her alternatif için ham değer simetri noktasından mutlak uzaklığı hesaplanarak $D = \|d_{ij}\|_{m \times n}$ boyutlu mutlak uzaklık matrisi oluşturulmaktadır:

$$D = \|d_{ij}\|_{m \times n} = \begin{bmatrix} |z_{11} - SPC_1| & |z_{12} - SPC_2| & \dots & |z_{1n} - SPC_n| \\ |z_{21} - SPC_1| & |z_{22} - SPC_2| & \dots & |z_{2n} - SPC_n| \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ |z_{m1} - SPC_1| & |z_{m2} - SPC_2| & \dots & |z_{mn} - SPC_n| \end{bmatrix} \quad (13)$$

Adım 4: Simetri Modülü Matrisinin Oluşturulması

Mutlak uzaklık matrisinden yararlanılarak simetri modülü matrisi $R = \|r_{ij}\|_{m \times n}$ aşağıdaki formülle oluşturulmaktadır:

$$V = | v_{ij} |_{m \times n} = \begin{vmatrix} \frac{\sum_{i=1}^m d_{i1}}{m} & \frac{\sum_{i=1}^m d_{i2}}{m} & \dots & \frac{\sum_{i=1}^m d_{in}}{m} \\ z_{11} & z_{12} & \dots & z_{1n} \\ \frac{\sum_{i=1}^m d_{i1}}{m} & \frac{\sum_{i=1}^m d_{i2}}{m} & \dots & \frac{\sum_{i=1}^m d_{in}}{m} \\ z_{21} & z_{22} & \dots & z_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\sum_{i=1}^m d_{i1}}{m} & \frac{\sum_{i=1}^m d_{i2}}{m} & \dots & \frac{\sum_{i=1}^m d_{in}}{m} \\ z_{m1} & z_{m2} & \dots & z_{mn} \end{vmatrix} \quad (14)$$

Bu adımda her hücre değeri, ilgili kriterin ortalama mutlak uzaklığının $(\sum_{i=1}^m d_{ij} / m)$ o alternatifin ham değerine (z_{ij}) oranlanmasıyla elde edilmektedir. Yüksek simetri modülü değerleri, ilgili kriterin alternatifleri birbirinden güçlü biçimde ayırt ettiğine işaret etmektedir.

Adım 5: Simetri Modülü Vektörünün Hesaplanması

Her kriter için tüm alternatiflerin simetri modülü değerlerinin aritmetik ortalaması alınarak $Q = | q_{1j} |_{1 \times n}$ boyutlu simetri modülü vektörü oluşturulmaktadır:

$$Q = | q_{1j} |_{1 \times n} = \left| \frac{\sum_{i=1}^m v_{i1}}{m} \frac{\sum_{i=1}^m v_{i2}}{m} \dots \frac{\sum_{i=1}^m v_{in}}{m} \right|; \forall j \in [1, n] \quad (15)$$

Adım 6: SPC Kriter Ağırlıklarının Hesaplanması

Simetri modülü vektörü normalize edilerek her kriter için SPC ağırlığı w_j^{SPC} aşağıdaki formülle hesaplanmaktadır:

$$w_j^{SPC} = | w_{1j} |_{1 \times n} = \left| \frac{q_1}{\sum_{j=1}^n q_j} \frac{q_2}{\sum_{j=1}^n q_j} \dots \frac{q_j}{\sum_{j=1}^n q_j} \right|; \forall j \in [1, n] \quad (16)$$

Elde edilen ağırlıkların toplamı 1'e eşit olmakta ve $w_j^{SPC} \geq 0$ koşulu sağlanmaktadır. Simetri noktasından sapmanın yüksek olduğu, yani alternatifleri birbirinden belirgin biçimde ayırt eden kriterler daha yüksek simetri modülü değerleri üretmekte ve dolayısıyla daha büyük ağırlıklar almaktadır. Bu özellik, SPC'yi LOGSTA'nın logaritmik varyasyon bilgisini ve MEREC'in çıkarılma etkisini tamamlayan bağımsız bir bilgi katmanı olarak konumlandırmaktadır (Gligorić vd., 2023; Özekenci, 2025).

5.8 Ağırlıkların Bütünleştirilmesi

MEREC, LOGSTA ve SPC yöntemlerinin her biri, kriter önemini farklı bir istatistiksel perspektiften modellemekte ve birbirinden farklı ağırlık vektörleri üretmektedir. MEREC çıkarılma etkisini, LOGSTA logaritmik varyasyonu ve kriter yönünü, SPC ise dağılım simetrisini esas almaktadır. Bu üç perspektifin tek bir nihai ağırlık vektöründe bütünleştirilmesi, tekil yöntemlerin gözden kaçırabileceği boyutların modele dahil edilmesini sağlamakta ve kriter ağırlıklarının daha kararlı biçimde belirlenmesine katkı sunmaktadır (Akbulut, 2026; Keshavarz-Ghorabae vd., 2021; Stevic vd., 2025).

Bu çalışmada ağırlıkların bütünleştirilmesinde aritmetik ortalama temelli bir toplulaştırma prosedürü uygulanmaktadır. Her kriter için nihai bütünleşik ağırlık w_j^{Final} aşağıdaki formülle hesaplanmaktadır:

$$w_j^{Final} = \frac{w_j^{MEREC} + w_j^{LOGSTA} + w_j^{SPC}}{3} \quad (17)$$

Bu yaklaşım, üç yöntemin eşit katkıyla nihai ağırlık vektörüne dahil edilmesini sağlamakta ve herhangi bir yöntem aşırı ağırlık verilmesinin önüne geçmektedir. Bütünleşik ağırlıkların toplamının 1'e eşit olduğu ve tüm ağırlıkların negatif olmadığı koşulları aşağıdaki denklemle ifade edilmektedir:

$$\sum_{j=1}^n w_j^{Final} = 1, w_j^{Final} \geq 0 \forall j \quad (18)$$

Toplulaştırma adımına alternatif olarak geometrik ortalama veya ağırlıklı ortalama gibi farklı prosedürler de kullanılabilir. Aritmetik ortalamanın tercih edilmesi, hesaplama şeffaflığı ve yorumlanabilirlik açısından sağladığı avantajla gerekçelendirilmektedir.

Bütünleşik ağırlıkların MEREC, LOGSTA ve SPC'nin tekil ağırlıklarıyla karşılaştırılması, hangi kriterin hangi yöntemde daha yüksek önem derecesi aldığını ve yöntemler arası tutarlılık düzeyini ortaya koymaktadır. Bu karşılaştırma, nesnel ağırlıklandırmanın kendi içindeki metodolojik çeşitliliğine ilişkin değerli bulgular üretmekte ve araştırmanın metodolojik katkısını güçlendirmektedir.

5.9 WEDBA Yönteminin Matematiksel Yapısı ve Uygulama Adımları

WEDBA (Weighted Euclidean Distance Based Approach), alternatiflerin performansını ideal ve anti-ideal referans noktalara olan ağırlıklı Öklid uzaklıkları

üzerinden değerlendiren ve tek boyutlu bir performans endeksiyle ifade eden endeks tabanlı bir ÇKKV sıralama yöntemidir. Yöntem, en iyi alternatifin ideale en yakın ve anti-ideale en uzak konumda bulunduğu temel varsayımına dayanmaktadır. WEDBA'nın kriter ağırlıklandırmasından bağımsız modüler yapısı, farklı nesnel, öznel veya hibrit ağırlık vektörlerinin sıralama bloğuna kolaylıkla entegre edilmesine imkân tanımaktadır (Rao & Singh, 2011; Jain & Ajmera, 2019). WEDBA'nın uygulama adımları aşağıda açıklanmaktadır.

Adım 1: Karar Matrisinin Oluşturulması

m alternatif ve n kriterden oluşan $Z = [z_{ij}]_{m \times n}$ boyutlu karar matrisi oluşturulmaktadır. Bu çalışmada $m = 7$ ve $n = 7$ olup matris, MEREC, LOGSTA ve SPC uygulamalarında kullanılan karar matrisiyle özdeştir.

Adım 2: Karar Matrisinin Normalize Edilmesi

Karar matrisi kriter türüne göre normalize edilmektedir. Fayda tipi kriterler için normalizasyon aşağıdaki formülle gerçekleştirilmektedir:

$$z_{ij}^* = \frac{z_{ij}}{\max_i(z_{ij})} \quad (19)$$

Maliyet tipi kriterler için normalizasyon ise şu şekilde yapılmaktadır:

$$z_{ij}^* = \frac{\min_i(z_{ij})}{z_{ij}} \quad (20)$$

Bu çalışmada tüm kriterler fayda tipi olarak tanımlandığından, fayda normalizasyon formülü uygulanmaktadır. Normalizasyon sonucunda tüm değerler $(0,1]$ aralığına taşınmaktadır.

Adım 3: Normalize Değerlerin Standardize Edilmesi

Normalize edilmiş değerler, her kriter için aritmetik ortalama μ_j ve standart sapma σ_j kullanılarak standardize edilmekte ve $Y = [y_{ij}]_{m \times n}$ boyutlu standardize matrisi oluşturulmaktadır:

$$y_{ij} = \frac{z_{ij}^* - \mu_j}{\sigma_j} \quad (21)$$

Burada j . kriterin normalize değerlerinin aritmetik ortalaması μ_j ve standart sapması σ_j aşağıdaki formüllerle hesaplanmaktadır:

$$\mu_j = \frac{\sum_{i=1}^m z_{ij}^*}{m} \quad (22)$$

$$\sigma_j = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^m (z_{ij}^* - \mu_j)^2}{m}} \quad (23)$$

Standardizasyon adımı, farklı ölçü birimlerine ve varyans düzeylerine sahip kriterleri ortak bir ölçeğe taşımakta; aşırı değerlerin sıralama sonuçları üzerindeki etkisini dengelemekte ve ağırlıklı Öklid uzaklıklarının daha kararlı biçimde hesaplanmasına katkı sağlamaktadır.

Adım 4: İdeal ve Anti-İdeal Çözümlerin Belirlenmesi

Standardize matris Y üzerinden her kriter için ideal çözüm y_{ij}^+ ve anti-ideal çözüm y_{ij}^- aşağıdaki formüllerle belirlenmektedir:

$$y_{ij}^+ = \max(y_{ij}) \quad (24)$$

$$y_{ij}^- = \min(y_{ij}) \quad (25)$$

İdeal çözüm her kriter için en yüksek standardize değeri, anti-ideal çözüm ise en düşük standardize değeri ifade etmektedir.

Adım 5: Ağırlıklı Öklid Uzaklıklarının ve Performans Endeksinin Hesaplanması

Her alternatif için ideal ve anti-ideal çözümlere olan ağırlıklı Öklid uzaklıkları WED_i^+ ve WED_i^- aşağıdaki formüllerle hesaplanmaktadır:

$$WED_i^+ = \sqrt{\sum_{j=1}^n \{w_j^{Final} (y_{ij} - y_{ij}^+)\}^2} \quad (26)$$

$$WED_i^- = \sqrt{\sum_{j=1}^n \{w_j^{Final} (y_{ij} - y_{ij}^-)\}^2} \quad (27)$$

Ağırlıklı Öklid uzaklıklarının hesaplanmasında kriter katkıları hem sapmanın karesiyle hem de kriter ağırlığıyla ölçeklenmektedir.

Ardından her alternatif için performans endeksi IS_i aşağıdaki formülle hesaplanmaktadır:

$$IS_i = \frac{WED_i^-}{WED_i^- + WED_i^+} \quad (28)$$

Performans endeksi IS_i , 0 ile 1 arasında bir değer almaktadır. IS_i değeri 1'e yaklaştıkça alternatifin ideale yakın ve anti-ideale uzak olduğu; 0'a yaklaştıkça bunun

tersinin geçerli olduđu kabul edilmektedir. Böylece yüksek IS_i değerleri daha iyi finansal performansa karşılık gelmektedir.

Adım 6: Alternatiflerin Sıralanması

Firmalar, performans endeksi IS_i değerlerine göre azalan sırada sıralanmaktadır. En yüksek IS_i değerine sahip firma birinci sırayı, en düşük IS_i değerine sahip firma ise son sırayı almaktadır. Bu sıralama, MEREC-LOGSTA-SPC bütünleşik ağırlıklandırma blođuyla üretilen nesnel ağırlıkların WEDBA sıralama endeksiyle birleştirilmesinin nihai çıktısını oluşturmaktadır.



6. BULGULAR

6.1 Karar Matrisi ve Tanımlayıcı İstatistikler

Bu çalışmada Fortune 500 Türkiye listesinde yer alan 7 lojistik firmanın 2024 yılına ait finansal verileri kullanılarak 7×7 boyutlu karar matrisi oluşturulmuştur. Tablo 6.1’de ham karar matrisi sunulurken, Tablo 6.2’de tanımlayıcı istatistikler gösterilmiştir.

Tablo 6.1. Ham Karar Matrisi

Firma	C1 (TL)	C2 (%)	C3 (TL)	C4 (%)	C5 (TL)	C6 (TL)	C7 (TL)
Netlog	53.174.484.992	4,7	3.865.446.400	-9,0	40.407.678.976	9.508.536.320	18.769.020.928
Mars	21.125.543.936	55,1	2.045.628.032	31,2	14.844.897.280	10.528.224.256	15.812.824.064
Reysaş	11.149.078.528	15,3	5.622.361.600	28,7	19.655.022.592	9.831.280.640	64.193.200
Noatum	8.709.858.304	102,9	519.647.200	-3,7	2.180.970.496	1.300.525.184	2.865.761.536
Horoz	8.610.962.432	9,4	1.383.185.024	96,6	6.814.447.104	2.975.596.544	939.520.640
Talay	7.421.787.136	83,2	-52.634.164	-145,3	3.890.150.144	1.107.157.376	7.327.631.872
PSA BDP	6.927.313.920	49,4	-35.061.928	-107,6	2.116.221.440	1.015.096.384	6.740.847.616
Tür	Fayda	Fayda	Fayda	Fayda	Fayda	Fayda	Fayda

Tablo 6.2. Tanımlayıcı İstatistikler

İstatistik	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7
Minimum	6.927.313.920	4,7	-52.634.164	-145,3	2.116.221.440	1.015.096.384	64.193.200
Maksimum	53.174.484.992	102,9	5.622.361.600	96,6	40.407.678.976	10.528.224.256	18.769.020.928
Ortalama	16.731.289.892	45,7	1.906.938.881	-15,6	12.844.198.290	5.180.916.672	7.502.828.551
Std. Sapma	15.545.531.699	35,3	1.980.964.496	77,7	12.847.803.500	4.188.731.886	6.724.232.532

Tanımlayıcı istatistikler incelendiğinde C3 ve C4 kriterlerinde negatif değerlerin bulunduğu dikkat çekmektedir. C3’te Talay (−52.634.164 TL) ve PSA BDP (−35.061.928 TL) operasyonel zarar kaydetmiş; C4’te ise Netlog, Noatum, Talay ve PSA BDP firmalarında FVÖK/FAVÖK değerinde bir önceki döneme göre düşüş yaşanmıştır. Bu nedenle ağırlıklandırma yöntemleri uygulanmadan önce Z-skor standartlaştırma prosedürü uygulanmıştır.

6.2 Z-Skor Standartlaştırma Uygulaması

Bölüm 5.3’te açıklanan Z-skor standartlaştırma yöntemi, ham karar matrisine kriter bazında uygulanmıştır.

Adım 1 — Standartlaştırma: Her kriter için aritmetik ortalama ve standart sapma hesaplanarak tüm değerler $x_{ij} = (X_{ij} - \bar{X}_i)/S_i$ formülüyle standartlaştırılmıştır. Tablo 6.3’de standartlaştırılmış karar matrisi gösterilmiştir.

Tablo 6.3. Standartlaştırılmış Karar Matrisi

Firma	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7
Netlog	2,3443	-1,1632	0,9887	0,0848	2,1454	1,0332	1,6755
Mars	0,2827	0,2662	0,0700	0,6025	0,1557	1,2766	1,2358
Reysaş	-0,3591	-0,8626	1,8756	0,5703	0,5301	1,1102	-1,1062
Noatum	-0,5160	1,6218	-0,7003	0,1531	-0,8300	-0,9264	-0,6896
Horoz	-0,5224	-1,0299	-0,2644	1,4447	-0,4693	-0,5265	-0,9761
Talay	-0,5989	1,0631	-0,9892	-1,6704	-0,6969	-0,9726	-0,0261
PSA BDP	-0,6307	0,1045	-0,9803	-1,1849	-0,8350	-0,9945	-0,1133

Adım 2 — Pozitif Dönüştürme: Standartlaştırılmış matristeki minimum değer $\min(x_{ij}) = -1,6704$ olarak belirlenmiş ve $A = 2,0$ öteleme sabiti seçilmiştir ($A = 2,0 > |-1,6704| = 1,6704$ koşulu sağlanmaktadır). Bu sabit tüm standartlaştırılmış değerlere eklenerek pozitif karar matrisi elde edilmiştir. Tablo 6.4’de pozitif karar matrisi gösterilmiştir.

Tablo 6.4. Z-Skor Dönüşümü Sonrası Pozitif Karar Matrisi ($A = 2,0$)

Firma	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7
Netlog	4,3443	0,8368	2,9887	2,0848	4,1454	3,0332	3,6755
Mars	2,2827	2,2662	2,0700	2,6025	2,1557	3,2766	3,2358
Reysaş	1,6409	1,1374	3,8756	2,5703	2,5301	3,1102	0,8938
Noatum	1,4840	3,6218	1,2997	2,1531	1,1700	1,0736	1,3104
Horoz	1,4776	0,9701	1,7356	3,4447	1,5307	1,4735	1,0239
Talay	1,4011	3,0631	1,0108	0,3296	1,3031	1,0274	1,9739
PSA BDP	1,3693	2,1045	1,0197	0,8151	1,1650	1,0055	1,8867

Tablo 6.4’te sunulan pozitif karar matrisi, bundan sonraki tüm ağırlıklandırma ve sıralama hesaplamalarında kullanılmıştır.

6.3 MEREC Yöntemi Ağırlık Sonuçları

MEREC yöntemi, bölüm 5.5’te açıklanan adımlar izlenerek Z-skor dönüşümü sonrası elde edilen pozitif karar matrisi üzerinde uygulanmıştır. İlk adımda her kriter için en küçük değer ilgili hücre değerine bölünmesiyle normalize matris elde edilmiştir. Tablo 6.5’te MEREC normalize matrisi sunulmaktadır.

Tablo 6.5. MEREC Normalize Matrisi (a_{ij})

Firma	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7
Netlog	0,3152	1,0000	0,3382	0,1581	0,2810	0,3315	0,2432
Mars	0,5999	0,3693	0,4883	0,1267	0,5404	0,3069	0,2762
Reysaş	0,8345	0,7357	0,2608	0,1282	0,4605	0,3233	1,0000
Noatum	0,9227	0,2310	0,7777	0,1531	0,9957	0,9365	0,6821
Horoz	0,9267	0,8626	0,5824	0,0957	0,7611	0,6824	0,8729
Talay	0,9773	0,2732	1,0000	1,0000	0,8940	0,9786	0,4528
PSA BDP	1,0000	0,3976	0,9913	0,4044	1,0000	1,0000	0,4737

Tablo 6.5 incelendiğinde C2 kriterinde Netlog'un 1,0000 değerini aldığı görülmektedir; bu durum Netlog'un net satış değişimi bakımından en düşük değere sahip firma olduğuna işaret etmektedir. Benzer biçimde C3'te Talay ve C5-C6'da PSA BDP 1,0000 değerine ulaşmaktadır. MEREC normalizasyonunda 1,0000 değeri, ilgili kriterde en kötü (en düşük) performansa karşılık geldiğinden bu değerler çıkarılma etkisi hesabında belirleyici bir rol oynamaktadır.

Normalize matris elde edildikten sonra her alternatif için logaritmik genel performans değerleri (S_i) hesaplanmış ve ardından her kriter sırayla dışlanarak parsiyel performans değerleri (S'_{ij}) türetilmiştir. Tablo 6.6'da genel performans değerleri sunulmaktadır.

Tablo 6.6. MEREC Genel Performans Değerleri (S_i)

Firma	S_i
Netlog	0,753471
Mars	0,719491
Reysaş	0,602786
Noatum	0,463390
Horoz	0,443067
Talay	0,278339
PSA BDP	0,314131

Tablo 6.6'ya göre en yüksek genel performans değeri Netlog'a (0,7535) aittir. S_i değerinin yüksek olması, o alternatifin normalize değerlerinin 1'den belirgin biçimde saptığını; yani birden fazla kriterde görece zayıf bir konumda bulunduğunu göstermektedir. Bu bağlamda Netlog ve Mars'ın en yüksek S_i değerlerine sahip olması, söz konusu firmaların karar matrisindeki ayrışma gücünün yüksekliğiyle açıklanmaktadır.

Genel ve parsiyel performans değerleri arasındaki mutlak farkların toplanmasıyla her kriter için çıkarılma etkileri (E_j) hesaplanmış ve bu değerler normalize edilerek MEREC ağırlıkları elde edilmiştir. Tablo 6.7'de çıkarılma etkileri ve nihai MEREC ağırlıkları birlikte sunulmaktadır.

Tablo 6.7. MEREC Çıkarılma Etkileri ve Ağırlıkları

Kriter	E_j	w_j^{MEREC}	Sıralama
C1 - Net Satış	0,120244	0,0511	7
C2 - Net Satış Değişimi	0,484337	0,1737	2
C3 - FVÖK/FAVÖK	0,261625	0,1078	4
C4 - FVÖK/FAVÖK Değişimi	3,071146	0,3413	1
C5 - Aktif Toplamı	0,197114	0,0806	6
C6 - Özkaynak	0,251490	0,1033	5
C7 - İhracat	0,389453	0,1422	3
Toplam	4,775409	1,0000	

Tablo 6.7'ye göre C4 (FVÖK/FAVÖK değişimi) çıkarılma etkisi bakımından diğer kriterlerden belirgin biçimde ayrılmakta ve 3,0711 gibi son derece yüksek bir E_j değeriyle en yüksek MEREC ağırlığını (0,3413) almaktadır. Bu bulgu, C4'ün karar matrisinden çıkarılması durumunda alternatiflerin genel performans profilinin en büyük sapmayı yaşayacağı kriter olduğunu ortaya koymaktadır; bir başka ifadeyle FVÖK/FAVÖK değişimi, firmalar arasındaki performans farklılıklarının en temel belirleyicisidir. Bunu C2 (net satış değişimi, 0,1737) ve C7 (ihracat, 0,1422) izlemektedir. En düşük ağırlığı alan C1 (net satış, 0,0511) ise firmaların ölçek büyüklüğünün bu veri seti içinde görece homojen bir dağılım sergilediğine işaret etmektedir.

6.4 LOGSTA Yöntemi Ağırlık Sonuçları

LOGSTA yöntemi, bölüm 5.6'da açıklanan adımlar izlenerek pozitif karar matrisi üzerinde uygulanmıştır. İlk olarak fayda tipi kriterler için logaritmik normalizasyon formülü kullanılmış ve r_{ij} değerlerinden oluşan normalize matris elde edilmiştir. Tablo 6.8'de LOGSTA logaritmik normalize matrisi sunulmaktadır.

Tablo 6.8. LOGSTA Logaritmik Normalize Matrisi (r_{ij})

Firma	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7
Netlog	0,3476	-0,0458	0,2723	0,2210	0,3453	0,2829	0,3277
Mars	0,1953	0,2104	0,1809	0,2877	0,1865	0,3026	0,2956
Reysaş	0,1172	0,0331	0,3369	0,2839	0,2254	0,2893	-0,0283
Noatum	0,0934	0,3309	0,0652	0,2307	0,0381	0,0181	0,0681
Horoz	0,0924	-0,0078	0,1371	0,3720	0,1034	0,0988	0,0060
Talay	0,0798	0,2879	0,0027	-0,3338	0,0643	0,0069	0,1712
PSA BDP	0,0744	0,1913	0,0048	-0,0615	0,0371	0,0014	0,1598

Tablo 6.8 incelendiğinde C4 kriterinde Talay (−0,3338) ve Horoz (0,3720) değerlerinin diğer kriterlere kıyasla geniş bir aralıkta seyrettiği görülmektedir. Bu durum, C4'ün firmalar arasında güçlü bir ayrışma ürettiğini ve logaritmik normalizasyon sonrasında da bu ayrışmanın korunduğunu ortaya koymaktadır. C2 kriterinde Netlog'un negatif değer alması (−0,0458), ilgili kriterdeki pozitif karar matrisi değerinin 1'den küçük olmasından kaynaklanmakta ve logaritmik normalizasyonun doğal bir çıktısını yansıtmaktadır.

Normalize matrisin sütun bazındaki standart sapmaları hesaplandıktan sonra her kriter için ara büyüklük g_j türetilmiş ve bu değerler normalize edilerek LOGSTA ağırlıkları elde edilmiştir. Tablo 6.9'da standart sapmalar, ara büyüklükler ve LOGSTA ağırlıkları birlikte sunulmaktadır.

Tablo 6.9. LOGSTA Standart Sapmalar, Ara Büyüklükler ve Ağırlıklar

Kriter	σ_j	g_j	w_j^{LOGSTA}	Sıralama
C1 - Net Satış	0,091782	0,334722	0,0881	7
C2 - Net Satış Değişimi	0,138175	0,521934	0,1374	2
C3 - FVÖK/FAVÖK	0,119899	0,419504	0,1105	4
C4 - FVÖK/FAVÖK Değişimi	0,231822	1,210679	0,3188	1
C5 - Aktif Toplamı	0,106621	0,386139	0,1017	6
C6 - Özkaynak	0,132321	0,459036	0,1209	3
C7 - İhracat	0,126606	0,465454	0,1226	5
Toplam		3,797468	1,0000	

Tablo 6.9 incelendiğinde C4'ün hem en yüksek standart sapmaya (0,2318) hem de en yüksek ara büyüklüğe (1,2107) sahip olduğu görülmektedir. Bu durum MEREC bulgularıyla tam uyum içindedir ve C4'ün logaritmik varyasyon açısından da baskın konumunu teyit etmektedir. C1, tüm kriterlerin en düşük standart sapmasına (0,0918) sahip olmakla birlikte LOGSTA ağırlıkları arasında en düşük değeri (0,0881) almaktadır; bu bulgu, net satış büyüklüğünün Z-skor dönüşümü sonrasında firmalar arasında görece homojen bir dağılım sergilediğini göstermektedir.

6.5 SPC Yöntemi Ağırlık Sonuçları

SPC yöntemi, bölüm 5.7'de açıklanan adımlar izlenerek pozitif karar matrisi üzerinde uygulanmıştır. İlk adımda her kriter için minimum ve maksimum değerlerin aritmetik ortalaması alınarak simetri noktaları hesaplanmış, ardından her alternatifi bu

noktadan mutlak uzaklıkları belirlenmiştir. Tablo 6.10'da kriterler bazında simetri noktaları sunulmaktadır.

Tablo 6.10. SPC Simetri Noktaları

Kriter	$\min(z'_{ij})$	$\max(z'_{ij})$	SPC_j
C1 - Net Satış	1,3693	4,3443	2,8568
C2 -Net Satış Değişimi	0,8368	3,6218	2,2293
C3 - FVÖK/FAVÖK	1,0108	3,8756	2,4432
C4 - FVÖK/FAVÖK Değişimi	0,3296	3,4447	1,8871
C5 - Aktif Toplamı	1,1650	4,1454	2,6552
C6 - Özkaynak	1,0055	3,2766	2,1410
C7 - İhracat	0,8938	3,6755	2,2846

Tablo 6.10 incelendiğinde C4 kriterinin en geniş değer aralığına sahip olduğu görülmektedir (0,3296–3,4447, aralık = 3,1151). Bu durum, operasyonel kârlılık değişiminin firmalar arasında en uç farklılıkları barındırdığına işaret etmektedir. Buna karşılık C6 (özkaynak) görece dar bir aralıkta seyretmekte (1,0055–3,2766, aralık = 2,2711) ve simetri noktası açısından daha dengeli bir yapı sergilemektedir.

Simetri noktaları belirlendikten sonra mutlak uzaklık matrisi oluşturulmuş, bu matris üzerinden simetri modülü matrisi hesaplanmış ve her kriter için ortalama modül değerleri normalize edilerek SPC ağırlıkları elde edilmiştir. Tablo 6.11'de SPC kriter ağırlıkları sunulmaktadır.

Tablo 6.11. SPC Kriter Ağırlıkları

Kriter	Q_j	w_j^{SPC}	Sıralama
C1 - Net Satış	0,160695	0,1607	2
C2 -Net Satış Değişimi	0,124690	0,1247	7
C3 - FVÖK/FAVÖK	0,136308	0,1363	4
C4 - FVÖK/FAVÖK Değişimi	0,166760	0,1668	1
C5 - Aktif Toplamı	0,140901	0,1409	3
C6 - Özkaynak	0,139211	0,1392	5
C7 - İhracat	0,131436	0,1314	6
Toplam	1,000001	1,0000	

Tablo 6.11 incelendiğinde SPC ağırlıklarının MEREC ve LOGSTA'ya kıyasla çok daha dengeli bir dağılım sergilediği görülmektedir. En yüksek ağırlık C4'e (0,1668) aittir; ancak bu değer ile en düşük ağırlık (C2, 0,1247) arasındaki fark yalnızca 0,0421'dir. Bu dağılımın nedeni, SPC'nin simetri noktasına dayalı yaklaşımının uç değerlerin etkisini dengelemesidir. MEREC ve LOGSTA'da 0,34'ün üzerine çıkan C4 ağırlığı, SPC'de 0,17 düzeyinde kalmaktadır. C1 (net satış) ise MEREC ve LOGSTA'da son sırada yer almasına

karşın SPC'de ikinci sıraya yükselmektedir; bu durum, C1'in simetri modülü açısından güçlü bir ayırıştırıcı kriter olduğunu ortaya koymaktadır.

6.6 Bütünleşik Ağırlıkların Hesaplanması

MEREC, LOGSTA ve SPC yöntemlerinden elde edilen ağırlık vektörleri bölüm 5.8'de açıklanan aritmetik ortalama prosedürüyle bütünleştirilerek nihai ağırlık vektörü hesaplanmıştır. Tablo 6.12'de her üç yöntemin ağırlıkları ve bütünleşik ağırlıklar karşılaştırmalı biçimde sunulmaktadır.

Tablo 6.12. Yöntem Ağırlıklarının Karşılaştırması ve Bütünleşik Ağırlıklar

Kriter	w_j^{MEREC}	w_j^{LOGSTA}	w_j^{SPC}	w_j^{Final}	Sıralama
C1 - Net Satış	0,0511	0,0881	0,1607	0,0999	7
C2 -Net Satış Değişimi	0,1737	0,1374	0,1247	0,1453	2
C3 - FVÖK/FAVÖK	0,1078	0,1105	0,1363	0,1182	5
C4 - FVÖK/FAVÖK Değişimi	0,3413	0,3188	0,1668	0,2756	1
C5 - Aktif Toplamı	0,0806	0,1017	0,1409	0,1077	6
C6 - Özkaynak	0,1033	0,1209	0,1392	0,1211	4
C7 - İhracat	0,1422	0,1226	0,1314	0,1321	3
Toplam	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	

Tablo 6.12 incelendiğinde C4 (FVÖK/FAVÖK değişimi) tüm yöntemlerde tutarlı biçimde en yüksek ağırlığı almakta ve bütünleşik ağırlıkta 0,2756 ile birinci sıraya yerleşmektedir. Üç yöntem arasında en belirgin görüş ayrılığı C1 kriterinde gözlemlenmiştir: MEREC ve LOGSTA bu kriteri son sıraya (sırasıyla 0,0511 ve 0,0881) yerleştirirken SPC ikinci sıraya (0,1607) taşımaktadır. Bu farklılık, yöntemlerin kriter önemini farklı matematiksel perspektiflerden modellemesinin somut bir yansımasıdır. Bütünleşik ağırlık yapısında dinamik göstergeler olan C4 ve C2 ön plana çıkarken statik ölçek göstergesi C1 arka planda kalmaktadır; bu bulgu, lojistik firmaların performansının büyüklükten ziyade büyüme kapasitesi ve kârlılık değişimiyle daha güçlü biçimde açıklandığına işaret etmektedir.

6.7 WEDBA Yöntemi ile Firma Sıralaması

Bütünleşik ağırlıklar WEDBA yöntemine girdi olarak verilerek firma sıralaması elde edilmiştir. Bölüm 5.9'da açıklanan adımlar doğrultusunda önce pozitif karar matrisi normalize edilmiş, ardından standardize matris oluşturulmuş ve ideal ile anti-ideal çözümler belirlenmiştir. Tablo 6.13'te WEDBA normalize matrisi sunulmaktadır.

Tablo 6.13. WEDBA Normalize Matrisi (t_{ij}^*)

Firma	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7
Netlog	1,0000	0,2310	0,7712	0,6052	1,0000	0,9257	1,0000
Mars	0,5254	0,6257	0,5341	0,7555	0,5200	1,0000	0,8804
Reysaş	0,3777	0,3141	1,0000	0,7462	0,6103	0,9492	0,2432
Noatum	0,3416	1,0000	0,3354	0,6250	0,2823	0,3277	0,3565
Horoz	0,3401	0,2679	0,4478	1,0000	0,3692	0,4497	0,2786
Talay	0,3225	0,8457	0,2608	0,0957	0,3143	0,3136	0,5371
PSA BDP	0,3152	0,5811	0,2631	0,2366	0,2810	0,3069	0,5133

Tablo 6.13 incelendiğinde Netlog'un C1, C5 ve C7 kriterlerinde, Noatum'un C2'de ve Horoz'un C4'te en yüksek normalize değerlere (1,0000) ulaştığı görülmektedir. Buna karşılık Reysaş, C3 (FVÖK/FAVÖK) kriterinde en iyi konumdadır. Bu dağınık liderlik tablosu, firmaların farklı performans boyutlarında öne çıktığını ve tek bir kriterin sıralamayı belirleyemeyeceğini ortaya koymaktadır.

Normalize matris standardize edildikten sonra her kriter için ideal ve anti-ideal çözümler belirlenmiştir. Tablo 6.14'te standardize matris, Tablo 6.15'te ise ideal ve anti-ideal çözümler sunulmaktadır.

Tablo 6.14. WEDBA Standardize Matrisi (y_{ij})

Firma	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7
Netlog	2,3443	-1,1632	0,9887	0,0848	2,1454	1,0332	1,6755
Mars	0,2827	0,2662	0,0700	0,6025	0,1557	1,2766	1,2358
Reysaş	-0,3591	-0,8626	1,8756	0,5703	0,5301	1,1102	-1,1062
Noatum	-0,5160	1,6218	-0,7003	0,1531	-0,8300	-0,9264	-0,6896
Horoz	-0,5224	-1,0299	-0,2644	1,4447	-0,4693	-0,5265	-0,9761
Talay	-0,5989	1,0631	-0,9892	-1,6704	-0,6969	-0,9726	-0,0261
PSA BDP	-0,6307	0,1045	-0,9803	-1,1849	-0,8350	-0,9945	-0,1133

Tablo 6.14 incelendiğinde Netlog'un C1 ve C5'te belirgin biçimde pozitif, C2'de ise belirgin biçimde negatif standardize değerler aldığı görülmektedir. Bu profil, Netlog'un ölçek büyüklüğü bakımından sektör ortalamasından çok yukarıda konumlandığını; ancak net satış büyümesi açısından geride kaldığını ortaya koymaktadır. Talay ve PSA BDP'nin C4'te en olumsuz standardize değerlere (-1,6704 ve -1,1849) sahip olması ise bu firmaların operasyonel kârlılıktaki keskin gerilemenin etkisiyle ideal çözümden en uzakta konumlandığına işaret etmektedir.

Tablo 6.15. İdeal ve Anti-İdeal Çözümler

	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7
y_j^+	2,3443	1,6218	1,8756	1,4447	2,1454	1,2766	1,6755
y_j^-	-0,6307	-1,1632	-0,9892	-1,6704	-0,8350	-0,9945	-1,1062

Tablo 6.15'e göre C1 ve C5 kriterlerinde ideal çözüm değerleri diğer kriterlere kıyasla belirgin biçimde yüksek seyretmektedir; bu durum söz konusu kriterlerde Netlog'un diğer firmalardan ciddi ölçüde ayrıştığını yansıtmaktadır. C4'te ise anti-ideal değer -1,6704 gibi aşırı bir noktada bulunması, Talay'ın kârlılık geriliminin ne denli belirgin olduğunu gözler önüne sermektedir.

Bu ideal ve anti-ideal çözümler bütünleşik ağırlıklarla birleştirilerek her firma için ağırlıklı Öklid uzaklıkları ve performans endeksleri hesaplanmıştır. Tablo 6.16'da nihai WEDBA sonuçları ve firma sıralaması sunulmaktadır.

Tablo 6.16. WEDBA Performans Endeksleri ve Firma Sıralaması

Firma	WED_i^+	WED_i^-	IS_i	Sıralama
Mars	0,479594	0,801454	0,625624	1
Netlog	0,562192	0,821890	0,593816	2
Horoz	0,737685	0,866073	0,540027	3
Reysaş	0,653480	0,765085	0,539337	4
Noatum	0,756766	0,648618	0,461524	5
Talay	1,078645	0,353842	0,247013	6
PSA BDP	1,005422	0,262722	0,207171	7

Tablo 6.16 incelendiğinde Mars Lojistik Grup A.Ş.'nin 0,6256 performans endeksiyle birinci sıraya yerleştiği görülmektedir. Mars'ın bu konuma ulaşmasında dengeli bir finansal profil belirleyici olmuştur: firma özkaynak (C6) kriterinde sektörün en yüksek değerine sahipken net satış değişimi (C2) ve FVÖK/FAVÖK değişimi (C4) kriterlerinde de güçlü bir konumdadır. İkinci sıradaki Netlog ise ölçek büyüklüğü kriterlerinde (C1, C5, C7) belirgin üstünlük sergilemekle birlikte büyüme hızındaki görece yavaşlama performans endeksini sınırlandırmaktadır. Üçüncü sıradaki Horoz, C4'te sektörün en yüksek değerine (96,6) sahip olmasına karşın diğer kriterlerdeki görece zayıf konumu bu avantajı kısmen dengelemektedir. Dördüncü sıradaki Reysaş ise C3 ve C7 bakımından güçlü olmakla birlikte ihracat gelirindeki düşük pay sıralama endeksini olumsuz etkilemektedir. Son iki sıradaki Talay ve PSA BDP'nin bu konuma düşmesinin temel nedeni C4'teki derin negatif değerlerdir; operasyonel kârlılıktaki keskin gerileme,

bütünleşik ağırlıkta birinci sıraya yerleşen bu kriterde her iki firmanın idealden en uzak noktada kalmasına yol açmaktadır.

Nihai sıralama şu şekildedir:

Mars > Netlog > Horoz > Reysa's > Noatum > Talay > PSA BD

6.8 Karşılaştırmalı Analiz

6.8.1 Karşılaştırma Yöntemlerine Genel Bakış

WEDBA yönteminin ürettiği sıralama sonuçlarının güvenilirliğini ve metodolojik kararlılığını test etmek amacıyla COPRAS, ARAS, SREM ve CORASO yöntemleri bağımsız karşılaştırma araçları olarak uygulanmıştır. Tüm karşılaştırma yöntemlerinde aynı Z-skor dönüşümü sonrası pozitif karar matrisi ve aynı bütünleşik ağırlık vektörü (w_j^{Final}) kullanılmış; böylece yöntemler arasındaki farklılıkların yalnızca sıralama algoritmalarının matematiksel yapısından kaynaklandığı garanti altına alınmıştır.

COPRAS (Complex Proportional Assessment), alternatifleri toplam normalizasyon ve ağırlıklı fayda toplamaları üzerinden değerlendiren ve her alternatifin göreceli önem değerini yüzdesel bir endeks biçiminde sunan bir sıralama yöntemidir (Zavadskas & Kaklauskas, 1996). ARAS (Additive Ratio Assessment), karar matrisine optimal bir referans alternatif ekleyerek her firmanın bu ideale olan uzaklık oranını hesaplamakta ve fayda derecesi (K_i) aracılığıyla sıralama oluşturmaktadır (Zavadskas & Turskis, 2010). SREM (Square-Root based Evaluation Method), karesel ve karekök dönüşümlerini α parametresiyle dengeleyen doğrusal olmayan bir normalizasyon yaklaşımı sunmakta ve bu sayede hem üstün alternatifleri ödüllendirme hem de aşırı değerlerin etkisini dengeleme işlevlerini aynı anda yerine getirmektedir (Komatina vd., 2026). Bu çalışmada SREM temel parametre değeri $\alpha = 0,5$ ile uygulanmıştır. CORASO (COmpromise Ranking from Alternative Solutions) ise her alternatifin ağırlıklı normalize toplamını maksimum ve minimum referans çözümlere olan oranlar üzerinden değerlendirerek bir uzlaşma skoru (Q_i) üreten yeni bir sıralama yöntemidir (Puška, 2025).

6.8.2 COPRAS Yöntemi Sonuçları

COPRAS yöntemi, pozitif karar matrisi üzerinde toplam normalizasyon uygulanarak ağırlıklı fayda toplamaları hesaplanmıştır. Tüm kriterler fayda tipi olduğundan her alternatifin göreceli önem değeri (Q_i) doğrudan ağırlıklı normalize

değerlerin satır toplamıyla elde edilmiştir. Tablo 6.17'de COPRAS yöntemi sonuçları sunulmaktadır.

Tablo 6.17. COPRAS Yöntemi Sonuçları

Firma	S_i^+	$Q_i(\%)$	Sıralama
Netlog	0,198794	19,8794	1
Mars	0,183991	18,3991	2
Reysaş	0,161654	16,1654	3
Horoz	0,137276	13,7276	4
Noatum	0,132197	13,2197	5
Talay	0,094352	9,4352	6
PSA BDP	0,091735	9,1735	7

Tablo 6.17 incelendiğinde COPRAS'ın Netlog'u birinci, Mars'ı ikinci ve Reysaş'ı üçüncü sıraya yerleştirdiği görülmektedir. Talay ve PSA BDP son iki sırayı paylaşmaktadır. COPRAS'ın sıralama mantığı toplam ağırlıklı fayda birikimini esas aldığından, C1, C5 ve C7 kriterlerinde belirgin ölçek büyüklüğü üstünlüğüne sahip olan Netlog bu yöntemde WEDBA'dan farklı olarak birinci sıraya yükselmektedir.

6.8.3 ARAS Yöntemi Sonuçları

ARAS yönteminde önce tüm kriterler için en yüksek değerleri alan optimal alternatif oluşturulmuş, ardından bu alternatif de dahil edilerek toplam normalizasyon uygulanmıştır. Her firma için ağırlıklı normalize değerlerin toplamı (S_i) ve optimalin bu değere oranı (K_i) hesaplanmıştır. Tablo 6.18'de ARAS yöntemi sonuçları sunulmaktadır.

Tablo 6.18. ARAS Yöntemi Sonuçları

Firma	S_i	K_i	Sıralama
Netlog	0,156614	0,7507	1
Mars	0,145878	0,6992	2
Reysaş	0,128063	0,6138	3
Horoz	0,109022	0,5226	4
Noatum	0,104824	0,5024	5
Talay	0,074469	0,3569	6
PSA BDP	0,072497	0,3475	7

Tablo 6.18 incelendiğinde ARAS sonuçlarının COPRAS ile tam örtüştüğü ve Spearman korelasyon katsayısının 1,0000 olduğu görülmektedir. Fayda derecesi (K_i) değerlerine bakıldığında Netlog'un optimal alternatife en yakın konumda (0,7507) bulunduğu, Talay ve PSA BDP'nin ise idealden en uzakta yer aldığı (sırasıyla 0,3569 ve

0,3475) görülmektedir. ARAS'ın optimal referans alternatif üzerinden ölçek temelli bir değerlendirme yapması, ağırlıklı fayda toplamlarında belirgin üstünlüğe sahip olan Netlog'u ön plana çıkarmaktadır.

6.8.4 SREM Yöntemi Sonuçları

SREM yöntemi, yüzde normalizasyonu sonrasında karesel ve karekök dönüşümlerinin $\alpha = 0,5$ parametresiyle birleştirilmesiyle uygulanmıştır. Tablo 6.19'da SREM yöntemi sonuçları sunulmaktadır.

Tablo 6.19. SREM Yöntemi Sonuçları ($\alpha = 0,5$)

Firma	F_i	Sıralama
Netlog	0,213423	1
Mars	0,181099	2
Reysaş	0,162728	3
Horoz	0,136672	4
Noatum	0,128415	5
Talay	0,092624	6
PSA BDP	0,085039	7

Tablo 6.19 incelendiğinde SREM sonuçlarının COPRAS ve ARAS ile birebir örtüştüğü ve bu üç yöntem arasındaki Spearman korelasyon katsayısının 1,0000 olduğu görülmektedir. SREM'de Netlog'un öne çıkmasının temel nedeni, C1, C5 ve C7 kriterlerindeki yüksek değerlerin karesel dönüşüm aracılığıyla ödüllendirilmesidir; $\alpha = 0,5$ dengesi altında bu mekanizma ölçek büyüklüğü üstünlüğünü sıralamaya belirgin biçimde yansıtmaktadır.

6.8.5 CORASO Yöntemi Sonuçları

CORASO yöntemi, bölüm 6.8.1'de özetlenen adımlar izlenerek uygulanmıştır. Her alternatifin ağırlıklı normalize toplamı (S_i), maksimum referans çözüme olan oranı (R_i) ve minimum referans çözüme olan ters oranı (R'_i) hesaplandıktan sonra uzlaşma skoru (Q_i) türetilmiştir. Tablo 6.20'de CORASO yöntemi sonuçları sunulmaktadır.

Tablo 6.20. CORASO Yöntemi Sonuçları

Firma	S_i	R_i	R'_i	Q_i	Sıralama
Netlog	0,743423	1,000000	0,467413	0,362943	1
Mars	0,708220	0,952648	0,490646	0,320103	2
Reysaş	0,620093	0,834106	0,560376	0,196295	3
Horoz	0,532522	0,716311	0,652527	0,046597	4
Noatum	0,508531	0,684040	0,683312	0,000532	5
Talay	0,355088	0,477640	0,978588	-0,344004	6
PSA BDP	0,347485	0,467413	1,000000	-0,362943	7

Tablo 6.20 incelendiğinde CORASO'nun da COPRAS, ARAS ve SREM ile aynı sıralamayı ürettiği görülmektedir. Netlog birinci sıradaki uzlaşma skorunu (0,3629) almakta; bunu Mars (0,3201) ve Reysaş (0,1963) izlemektedir. Talay ve PSA BDP'nin negatif Q_i değerleri üretmesi, bu firmaların minimum referans çözüme yakın konumda bulunduğunu ve ağırlıklı normalize toplamalarının sektör ortalama profilinin belirgin biçimde altında seyrettiğini göstermektedir. Noatum'un 0,0005 gibi sıfıra yakın bir Q_i değeri üretmesi ise bu firmanın R_i ve R'_i değerleri arasında neredeyse mükemmel bir denge kurduğuna, dolayısıyla maksimum ve minimum referans çözümlerden eşit uzaklıkta konumlandığına işaret etmektedir.

6.8.6 Yöntemler Arası Sıralama Karşılaştırması ve Spearman Korelasyon Analizi

Tüm yöntemlerin sıralama sonuçları Tablo 6.21'de karşılaştırmalı biçimde sunulmaktadır.

Tablo 6.21. Yöntemler Arası Sıralama Karşılaştırması

Firma	WEDBA	COPRAS	ARAS	SREM	CORASO
Netlog	2	1	1	1	1
Mars	1	2	2	2	2
Reysaş	4	3	3	3	3
Noatum	5	5	5	5	5
Horoz	3	4	4	4	4
Talay	6	6	6	6	6
PSA BDP	7	7	7	7	7

Tablo 6.21 incelendiğinde beş yöntem arasında yalnızca iki konumda farklılaşma yaşandığı görülmektedir. WEDBA Mars'ı birinci, Netlog'u ikinci sıraya yerleştirirken COPRAS, ARAS, SREM ve CORASO bu iki firmanın konumunu tersine çevirmektedir. Benzer biçimde WEDBA Horoz'u üçüncü sıraya taşırken diğer dört yöntem Horoz'u

dördüncü sıraya yerleştirmektedir. Noatum, Talay ve PSA BDP'nin sıralamaları ise tüm yöntemlerde değişmez kalmaktadır.

Yöntemler arasındaki sıralama tutarlılığı Spearman korelasyon katsayısı (r_s) aracılığıyla ölçülmüştür. Tablo 6.22'de tüm yöntem çiftleri için r_s değerleri sunulmaktadır.

Tablo 6.22. Spearman Korelasyon Katsayıları

	WEDBA	COPRAS	ARAS	SREM	CORASO
WEDBA	1,0000	0,9286	0,9286	0,9286	0,9286
COPRAS	0,9286	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
ARAS	0,9286	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
SREM	0,9286	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
CORASO	0,9286	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000

Tablo 6.22 incelendiğinde WEDBA ile diğer dört yöntem arasındaki Spearman korelasyon katsayısının tamamının 0,9286 düzeyinde seyrettiği görülmektedir. Bu değer, literatürde karşılaştırmalı ÇKKV analizlerinde güçlü tutarlılık eşiği olarak kabul edilen 0,80 sınırının belirgin biçimde üzerindedir (Özekenci, 2024a, 2024b; Toslak vd., 2022). COPRAS, ARAS, SREM ve CORASO arasındaki korelasyon ise 1,0000 olup bu dört yöntem tamamen aynı sıralamayı üretmiştir.

WEDBA ile diğer yöntemler arasındaki 0,9286 korelasyon değeri, mevcut çalışmanın sıralama sonuçlarının metodolojik seçime bağımlı olmadığını ortaya koymaktadır. Gözlemlenen tek farklılaşma, birinci ve ikinci sıra arasındaki yer değişiminden kaynaklanmaktadır; bu durum Mars ve Netlog'un performans profillerinin birbirine son derece yakın olduğunu göstermektedir. WEDBA'nın ideal ve anti-ideal noktalara olan ağırlıklı Öklid uzaklıklarını standardize matris üzerinden hesaplayan yapısı, toplam ağırlıklı fayda birikimini esas alan diğer dört yöntemden farklı olarak denge ve tutarlılık boyutunu ön plana çıkarmaktadır. Bu sayede Mars'ın dengeli finansal profili; özkaynak büyüklüğü, net satış büyümesi ve FVÖK/FAVÖK değişimindeki olumlu seyir, Netlog'un ölçek büyüklüğü üstünlüğünün önüne geçmekte ve WEDBA sıralamasında birinci sırayı belirlemektedir.

6.9 Duyarlılık Analizi

Duyarlılık analizi, bu çalışmada üç farklı senaryo çerçevesinde yürütülmüştür. Birinci senaryoda kriter ağırlıklandırma yöntemine bağlı duyarlılık, ikinci senaryoda

SREM α parametresine bağlı duyarlılık ve üçüncü senaryoda kriter bazlı pertürbasyon analizi gerçekleştirilmiştir.

6.9.1 Senaryo 1: Ağırlık Setlerine Göre WEDBA Duyarlılığı

Bu senaryoda beş farklı ağırlık seti WEDBA sıralama bloğuna ayrı ayrı girdi olarak verilerek her senaryo için bağımsız performans endeksleri ve sıralamalar hesaplanmıştır. İncelenen senaryolar şunlardır: S1 (yalnızca MEREC ağırlıkları), S2 (yalnızca LOGSTA ağırlıkları), S3 (yalnızca SPC ağırlıkları), S4 (bütünleşik ağırlıklar bir diğer ifadeyle temel senaryo) ve S5 (eşit ağırlıklar). Tablo 6.23'te her senaryo için WEDBA performans endeksleri, Tablo 6.24'te ise sıralama sonuçları sunulmaktadır.

Tablo 6.23. Senaryo 1 — WEDBA Performans Endeksleri (IS_i)

Firma	S1-MEREC	S2-LOGSTA	S3-SPC	S4-Final	S5-Eşit
Netlog	0,5499	0,5872	0,6704	0,5938	0,6517
Mars	0,6646	0,6472	0,5452	0,6256	0,5474
Reysaş	0,5574	0,5706	0,4797	0,5393	0,4721
Noatum	0,5243	0,4827	0,3507	0,4615	0,3603
Horoz	0,5997	0,5914	0,3861	0,5400	0,3491
Talay	0,2587	0,2225	0,2419	0,2470	0,2745
PSA BDP	0,2225	0,1983	0,1852	0,2072	0,2033

Tablo 6.24. Senaryo 1 — WEDBA Sıralama Sonuçları

Firma	S1-MEREC	S2-LOGSTA	S3-SPC	S4-Final	S5-Eşit
Netlog	4	3	1	2	1
Mars	1	1	2	1	2
Reysaş	3	4	3	4	3
Noatum	5	5	5	5	4
Horoz	2	2	4	3	5
Talay	6	6	6	6	6
PSA BDP	7	7	7	7	7

Tablo 6.25. Senaryo 1 — Spearman Korelasyon Katsayıları (Referans: S4-Final)

Karşılaştırma	r_s
S4-Final vs S1-MEREC	0,8929
S4-Final vs S2-LOGSTA	0,9643
S4-Final vs S3-SPC	0,9286
S4-Final vs S4-Final	1,0000
S4-Final vs S5-Eşit	0,8571

Tablo 6.24 ve 6.25 birlikte incelendiğinde, beş senaryonun tamamında Talay ve PSA BDP'nin son iki sırada değişmez biçimde konumlandığı görülmektedir. Mars ise S1, S2 ve S4 senaryolarında birinci sıraya yerleşmekte; yalnızca SPC ağırlıklarının kullanıldığı S3 ve eşit ağırlıkların esas alındığı S5 senaryolarında ikinci sıraya gerilemektedir. Bu durum, SPC yönteminin ölçek büyüklüğü kriterlerine (C1, C5) daha dengeli ağırlıklar atfetmesinin Netlog'un birinci sıraya yükselmesine zemin hazırladığını ortaya koymaktadır. Tüm senaryolardaki Spearman korelasyon katsayılarının 0,8571 ile 1,0000 arasında seyretmesi ve tamamının 0,80 eşiğinin üzerinde kalması, bütünleşik ağırlık vektörünün sıralama kararlılığını güçlü biçimde koruduğunu teyit etmektedir.

6.9.2 Senaryo 2: SREM α Parametresine Göre Duyarlılık

Bu senaryoda SREM yöntemi bütünleşik ağırlıklarla birlikte beş farklı α değeri ($\alpha \in \{0,00; 0,25; 0,50; 0,75; 1,00\}$) için ayrı ayrı uygulanmış ve her senaryodaki sıralama WEDBA temel senaryosuyla karşılaştırılmıştır. Tablo 6.26'da SREM α senaryoları için sıralama sonuçları sunulmaktadır.

Tablo 6.26. Senaryo 2 — SREM α Senaryoları Sıralama Sonuçları

Firma	$\alpha = 0,00$	$\alpha = 0,25$	$\alpha = 0,50$	$\alpha = 0,75$	$\alpha = 1,00$	WEDBA
Netlog	1	1	1	1	1	2
Mars	2	2	2	2	2	1
Reysaş	3	3	3	3	3	4
Noatum	5	5	5	5	5	5
Horoz	4	4	4	4	4	3
Talay	7	6	6	6	6	6
PSA BDP	6	7	7	7	7	7

Tablo 6.27. Senaryo 2 — WEDBA vs SREM Spearman Korelasyon Katsayıları

Karşılaştırma	r_s
WEDBA vs SREM ($\alpha = 0,00$)	0,8929
WEDBA vs SREM ($\alpha = 0,25$)	0,9286
WEDBA vs SREM ($\alpha = 0,50$)	0,9286
WEDBA vs SREM ($\alpha = 0,75$)	0,9286
WEDBA vs SREM ($\alpha = 1,00$)	0,9286

Tablo 6.26 ve 6.27 birlikte incelendiğinde SREM'in tüm α değerleri altında son derece kararlı bir sıralama ürettiği görülmektedir. Yalnızca $\alpha = 0,00$ (yalnızca karekök dönüşümü) senaryosunda Talay ile PSA BDP'nin altıncı ve yedinci sıradaki konumlarının yer değiştirdiği; $\alpha \geq 0,25$ senaryolarında ise bu yer değişiminin ortadan kalktığı

görülmektedir. WEDBA ile SREM arasındaki Spearman korelasyon katsayısı $\alpha = 0,00$ için 0,8929, diğer tüm α değerleri için ise 0,9286 düzeyinde seyretmektedir. Bu değerlerin tamamı 0,80 eşliğinin üzerinde olup iki yöntemin yüksek düzeyde tutarlı sıralamalar ürettiğini doğrulamaktadır. SREM'in α parametresine olan düşük duyarlılığı, yöntemin sektörel uygulamalarda karar vericilere güvenilir ve kararlı sonuçlar sunabildiğini göstermektedir (Komatina vd., 2026).

6.9.3 Senaryo 3: Kriter Bazlı Pertürbasyon Analizi

Bu senaryoda bütünleşik ağırlık vektörünün her bir kriteri sırayla %10 artırılmış ve %10 azaltılmış; her pertürbasyon sonrasında ağırlıklar yeniden normalize edilerek WEDBA sıralaması hesaplanmıştır. Elde edilen sıralamalar temel senaryo (S4-Final) ile karşılaştırılarak hem Spearman korelasyon katsayıları hem de maksimum sıra farkları hesaplanmıştır. Tablo 6.28'de kriter bazlı pertürbasyon analizi sonuçları sunulmaktadır.

Tablo 6.28. Senaryo 3 — Kriter Bazlı Pertürbasyon Analizi Sonuçları

Kriter	Değişim	r_s	Maks. Sıra Farkı
C1 - Net Satış	+%10	1,0000	0
C1 - Net Satış	-%10	1,0000	0
C2 - Net Satış Değişimi	+%10	1,0000	0
C2 - Net Satış Değişimi	-%10	0,9643	1
C3 - FVÖK/FAVÖK	+%10	0,9643	1
C3 - FVÖK/FAVÖK	-%10	1,0000	0
C4 - FVÖK/FAVÖK Değişimi	+%10	1,0000	0
C4 - FVÖK/FAVÖK Değişimi	-%10	0,9643	1
C5 - Aktif Toplamı	+%10	0,9643	1
C5 - Aktif Toplamı	-%10	1,0000	0
C6 - Özkaynak	+%10	0,9643	1
C6 - Özkaynak	-%10	1,0000	0
C7 - İhracat	+%10	1,0000	0
C7 - İhracat	-%10	0,9643	1

Tablo 6.28 incelendiğinde tüm pertürbasyon senaryolarında Spearman korelasyon katsayısının 0,9643 ile 1,0000 arasında seyrettiği görülmektedir. Hiçbir senaryoda maksimum sıra farkı 1'i aşmamaktadır; bu durum, hiçbir kriterdeki ağırlık değişiminin birden fazla alternatifin konumunu etkilemediğini ortaya koymaktadır. C1 kriterinin her iki yönde de korelasyon katsayısı 1,0000 üretmesi, net satış büyüklüğünün ağırlığındaki değişimlerin sıralama yapısını hiç etkilemediğini göstermektedir. Buna karşılık C2, C4, C5, C6 ve C7 kriterlerinde belirli yönlerde tek birimlik sıra değişimleri gözlemlenmiş; bu

değişimlerin tamamı Mars ile Netlog arasındaki birinci ve ikinci sıra geçişinden kaynaklanmaktadır. Bu bulgu, iki firmanın performans profillerinin birbirine son derece yakın olduğunu ve herhangi bir kriterin ağırlığındaki küçük değişimlerin bu dar rekabet aralığında etkili olabildiğini doğrulamaktadır.

Üç senaryo kapsamındaki duyarlılık analizi bulguları bir bütün olarak değerlendirildiğinde, MEREC-LOGSTA-SPC-WEDBA modelinin ağırlık vektörü değişimlerine, sıralama yöntemi farklılıklarına ve kriter ağırlıklarındaki küçük pertürbasyonlara karşı yüksek düzeyde kararlı olduğu sonucuna ulaşılmaktadır. Talay ve PSA BDP'nin tüm senaryolarda son iki sırada kalması, bu firmaların performans profillerinin sistematik olarak zayıf olduğunu ve bu sonucun modelden bağımsız biçimde tutarlı kaldığını göstermektedir. Mars ve Netlog arasındaki birinci-ikinci sıra rekabeti ise ağırlık yapısına duyarlı tek farklılaşma noktasını oluşturmakta; bu durumun iki firmanın birbirine yakın finansal profilleriyle doğrudan ilişkili olduğu anlaşılmaktadır.

7. SONUÇ VE TARTIŞMA

7.1 Genel Değerlendirme

Bu çalışma, Fortune 500 Türkiye listesinde yer alan yedi lojistik firmanın 2024 yılına ait finansal performansını MEREC, LOGSTA ve SPC yöntemlerinden elde edilen nesnel ağırlıkların WEDBA sıralama endeksiyle bütünleştirildiği çok aşamalı bir ÇKKV çerçevesiyle değerlendirmiştir. Araştırmanın metodolojik tasarımı; Z-skor standartlaştırma, üç bağımsız nesnel ağırlıklandırma yöntemi, aritmetik ortalama temelli bütünleştirme ve ideal/anti-ideal nokta temelli sıralama aşamalarını sistematik biçimde bir araya getirerek Fortune 500 Türkiye lojistik performans literatüründe daha önce uygulanmamış bütünsel bir analiz çerçevesi sunmuştur. Elde edilen bulgular hem metodolojik hem de sektörel açıdan önemli çıkarımlar barındırmaktadır.

Çalışmanın temel bulgusu, Mars Lojistik Grup A.Ş.'nin 0,6256 WEDBA performans endeksiyle Fortune 500 Türkiye lojistik firmaları arasında en yüksek finansal performansa sahip firma olduğudur. Bunu sırasıyla Netlog Lojistik Hizmetleri A.Ş. (0,5938), Horoz Lojistik Kargo Hizmetleri ve Ticaret A.Ş. (0,5400), Reysaş Taşımacılık ve Lojistik Ticaret A.Ş. (0,5393), Noatum Lojistik A.Ş. (0,4615), Talay Lojistik A.Ş. (0,2470) ve PSA BDP International Lojistik A.Ş. (0,2072) izlemektedir. Bu sıralama, beş farklı yöntemle gerçekleştirilen karşılaştırmalı analizde 0,9286 düzeyinde Spearman korelasyon katsayıları üretmiş ve güçlü metodolojik kararlılık sergilemiştir.

7.2 Ağırlıklandırma Bulgularının Tartışması

7.2.1 MEREC, LOGSTA ve SPC Sonuçlarının Karşılaştırmalı Değerlendirmesi

Üç nesnel ağırlıklandırma yönteminin ürettiği ağırlık vektörleri, kriter önemini modellemede kullandıkları farklı istatistiksel perspektiflerin somut yansımalarını sergilemiştir. Her üç yöntemde de C4 (FVÖK/FAVÖK değişimi) en yüksek ağırlığa sahip kriter olarak öne çıkmıştır; ancak bu ağırlığın büyüklüğü yöntemler arasında belirgin farklılıklar göstermiştir. MEREC'te 0,3413 ve LOGSTA'da 0,3188 olan C4 ağırlığı, SPC'de yalnızca 0,1668 düzeyinde kalmıştır. Bu farklılığın kaynağı, yöntemlerin temel matematiksel yapılarındaki köklü ayrılığa yatmaktadır.

MEREC, C4'ün karar matrisinden çıkarılması durumunda alternatiflerin genel performans profilinde 3,071 gibi son derece yüksek bir sapma oluşturduğunu

hesaplamaktadır. Bu bulgu, Talay (-145,3) ve PSA BDP (-107,6) gibi aşırı negatif değerlerin karar matrisindeki ayırt edici gücünü doğrudan yansıtmaktadır. Keshavarz Ghorabae vd. (2021), MEREC'in bu türden aşırı değerler barındıran veri setlerinde diğer nesnel yöntemlere kıyasla daha baskın ağırlıklar ürettiğini göstermiş; bu çalışmanın bulguları söz konusu tespiti açıkça doğrulamaktadır. LOGSTA'nın C4 için ürettiği yüksek ağırlık (0,3188) ise yöntemin logaritmik varyasyon temelli yapısından kaynaklanmaktadır; C4'ün normalize değerlerinin standart sapması (0,2318) diğer tüm kriterlerin standart sapmalarını belirgin biçimde aşmakta ve bu durum logaritmik normalizasyon sonrasında da korunmaktadır. Stevic vd. (2025), LOGSTA'nın karma fayda-maliyet yapılı veri setlerinde CRITIC ve Entropi'ye kıyasla daha güçlü ayırıştırma gücüne sahip ağırlıklar ürettiğini göstermiş; mevcut çalışma bu bulguyu fayda tipi homojen veri setlerinde de teyit etmektedir.

SPC'nin daha dengeli bir ağırlık dağılımı sergilemesi, yöntemin simetri noktasına dayalı matematiksel yapısının doğal bir sonucudur. SPC, her kriterin minimum ve maksimum değerleri arasındaki tam orta noktayı referans alarak alternatiflerin bu noktadan mutlak uzaklıklarını ölçmektedir. Bu yaklaşım, aşırı değerlerin diğer kriterleri bastırdığı veri yapılarında ağırlıkları dengeleme işlevi görmektedir; C4'ün baskın konumunu diğer kriterlerle daha eşit bir düzleme taşımaktadır. Gligorić vd. (2023), SPC'nin bu özelliğinin karar vericilerin belirli kriterlere aşırı bağımlı olmayan dengeli değerlendirme modelleri kurmasına katkı sağladığını vurgulamıştır. Mevcut çalışmada SPC'nin C1 kriterini ikinci sıraya (0,1607) yerleştirmesi MEREC ve LOGSTA'nın bu kriteri son sıraya koymasının aksine bu dengeleme işlevinin pratik yansımasıdır.

Aritmetik ortalama ile bütünleştirilen nihai ağırlık vektöründe C4 hâlâ birinci sıradadır (0,2756); ancak bu ağırlık MEREC ve LOGSTA'nın tekil değerlerinden belirgin biçimde düşüktür. Bu sonuç, bütünleştirme prosedürünün tekil yöntemlerin ürettiği aşırı konsantrasyonu dengeleyen koruyucu bir işlev üstlendiğini ortaya koymaktadır. Benzer bir dinamik Akbulut (2026) tarafından ESG risk değerlendirmesinde LOGSTA-SPC bütünleşik modeliyle gözlemlenmiş; tek yöntemli ağırlıklandırmaya kıyasla bütünleşik ağırlıkların daha kararlı ve duyarlılık analizlerine daha dirençli sonuçlar ürettiği belgelenmiştir.

7.2.2 Bütünleşik Ağırlıkların Sektörel Yorumu

Bütünleşik ağırlık vektörünün sektörel bağlamda yorumlanması, Fortune 500 Türkiye lojistik firmalarının finansal performansını belirleyen boyutlara ilişkin önemli çıkarımlar sunmaktadır. Dinamik performans göstergeleri olan C4 (FVÖK/FAVÖK değişimi, 0,2756) ve C2 (net satış değişimi, 0,1453) bütünleşik sıralamada üst sıralarda yer alırken statik ölçek göstergesi C1 (net satış, 0,0999) en düşük ağırlığı almaktadır. Bu bulgu, iki önemli sektörel gerçekliğe işaret etmektedir.

Birincisi, lojistik sektöründe firmaların mevcut büyüklükleri değil, büyüme hızları ve kârlılık değişimleri finansal performans farklılaşmasının temel kaynağını oluşturmaktadır. Büyük ölçekli firmalar arasında net satış büyüklüğü görece homojen bir dağılım sergilemekte; buna karşılık büyüme dinamikleri ve operasyonel kârlılıktaki değişimler firmalar arasında belirgin ayrışma yaratmaktadır. Oztemiz vd. (2025), Borsa İstanbul Taşımacılık endeksindeki firmaları incelerken kârlılık oranlarının diğer kriterlere kıyasla daha yüksek ağırlıklar aldığını raporlamıştır; mevcut çalışmanın bulguları kârlılık değişiminin statik kârlılık düzeyinden de önemli olduğunu ekleyerek bu tespiti derinleştirmektedir.

İkincisi, ihracat boyutunun (C7, 0,1321) özkaynak (C6, 0,1211) ve aktif toplamından (C5, 0,1077) yüksek ağırlık alması, uluslararasılaşma kapasitesinin Fortune 500 Türkiye lojistik firmaları için önemli bir finansal ayrıştırıcı olduğuna işaret etmektedir. Bu bulgu, Türkiye lojistik sektörünün Avrupa Birliği ve Orta Doğu ile yoğunlaşan dış ticaret bağlantıları çerçevesinde yorumlandığında, uluslararası lojistik entegrasyonun firmaların finansal profilini belirgin biçimde şekillendirdiğini ortaya koymaktadır (Özekenci, 2025).

7.3 WEDBA Sıralama Bulgularının Tartışması

7.3.1 Birinci Sıra: Mars Lojistik Grup A.Ş.

Mars Lojistik Grup A.Ş.'nin WEDBA sıralamasında birinci sıraya yerleşmesi, tek bir kriterdeki üstünlüğe değil, finansal profili boyunca sergilenen dengeli yüksek performansa dayanmaktadır. Mars, özkaynak büyüklüğü (C6) kriterinde sektörün en yüksek değerine (10.528.224.256 TL) ulaşmakta; net satış değişimi (C2, %55,1), FVÖK/FAVÖK değişimi (C4, %31,2) ve ihracat hacmi (C7, 15.812.824.064 TL) kriterlerinde de güçlü bir konumda bulunmaktadır. WEDBA'nın standardize matris

üzerinden ağırlıklı Öklid uzaklığı hesaplayan yapısı, bu çok boyutlu dengeyi ödüllendirmekte ve Mars'ın ideal çözüme en yakın konumda kalmasını sağlamaktadır.

Mars'ın güçlü özkaynak tabanı, lojistik sektöründe kritik öneme sahip sermaye yoğun yatırımlar (filo yenileme, depo genişletme, bilgi teknolojisi altyapısı) için önemli bir finansal esneklik kaynağı sunmaktadır. Öztanır (2025), pandemi döneminde özkaynak oranı yüksek lojistik firmaların operasyonel sürekliliği daha etkin biçimde koruduğunu göstermiştir; bu bulgu Mars'ın güçlü özkaynak yapısının yalnızca statik bir bilanço özelliği değil, aynı zamanda dinamik bir dayanıklılık göstergesi niteliği taşıdığını ortaya koymaktadır. Öte yandan %55,1 net satış büyümesi, Mars'ın 2024 yılında sektördeki büyüme ivmesi açısından en güçlü konumdaki firmalardan biri olduğunu göstermekte ve bu dinamik üstünlük, bütünleşik ağırlık yapısında yüksek ağırlığa sahip C2 kriteri üzerinden sıralamaya doğrudan yansımaktadır.

7.3.2 İkinci Sıra: Netlog Lojistik Hizmetleri A.Ş.

Netlog, C1 (net satış: 53.174.484.992 TL), C5 (aktif toplamı: 40.407.678.976 TL) ve C7 (ihracat: 18.769.020.928 TL) kriterlerinde sektörün açık ara en yüksek değerlerine sahip firmadır. Bu ölçek büyüklüğü üstünlüğü, COPRAS, ARAS, SREM ve CORASO yöntemlerinin tamamında Netlog'u birinci sıraya taşımaktadır. Bununla birlikte WEDBA, Netlog'u ikinci sıraya yerleştirmektedir; bu farklılığın kaynağı, yöntemin standardize matris üzerinden çalışan yapısında yatmaktadır. Standardizasyon adımı, Netlog'un ölçek büyüklüğü kriterlerindeki mutlak üstünlüğünü göreceli bir üstünlüğe dönüştürmekte; buna karşılık C2 kriterindeki zayıf konumunu (net satış değişimi yalnızca %4,7 ile sektörün en düşük büyüme hızı) sıralama üzerinde ağırlığı oranında etkili kılmaktadır. Bu bulgu, lojistik sektöründe büyüklük odaklı geleneksel değerlendirme yaklaşımlarının büyüme dinamiklerini göz ardı edebileceğine dair önemli bir uyarı niteliği taşımaktadır.

Netlog'un mevcut büyüme oranı, büyüklüğüyle orantısız bir yavaşlamaya işaret etmektedir. Büyük ölçekli lojistik firmalar doğal olarak daha düşük büyüme oranları sergileme eğiliminde olsalar da %4,7'lik net satış değişimi aynı listede %55,1 ve %102,9 gibi yüksek büyüme oranları yakalayan rakiplerle kıyaslandığında görece zayıf bir dinamizm tablosunu yansıtmaktadır. Bu durumun uzun vadede pazar payı kaybına zemin hazırlayıp hazırlamayacağı, gelecekte gerçekleştirilecek dinamik panel veri analizleriyle daha kapsamlı biçimde araştırılabilecek bir soru olarak literatüre sunulmaktadır.

7.3.3 Sektörün Alt Kümesi: Talay ve PSA BDP

Talay ve PSA BDP'nin tüm yöntemlerde tutarlı biçimde alt sıralarda yer alması, bu firmaların 2024 yılındaki finansal durumuna ilişkin ciddi endişeleri gündeme getirmektedir. Her iki firmanın da C3 (FVÖK/FAVÖK) kriterinde negatif değerler üretmesi Talay (-52.634.164 TL) ve PSA BDP (-35.061.928 TL) operasyonel zarar durumuna girdiğini ve esas faaliyetlerin giderleri karşılayamadığını ortaya koymaktadır. Bu tabloya eşlik eden C4 değerleri ise durumun önceki döneme göre de dramatik biçimde kötüleştiğini gözler önüne sermektedir: Talay'ın FVÖK/FAVÖK değişimi -145,3 ile sektörün en derin gerilimini yansıtırken PSA BDP -107,6 ile bu tabloya yakın bir konumda yer almaktadır.

Lojistik sektöründe operasyonel zararın uzun süre sürdürülebilir olmaması nedeniyle bu iki firmanın maliyet yapısını, fiyatlandırma stratejisini ve operasyonel etkinliğini köklü biçimde gözden geçirmesi gerekmektedir. Lee vd. (2021), etkin olmayan lojistik firmaların ROA değerlerini artırma hedefiyle borçluluk düzeyini azaltmanın ve faaliyet giderlerini optimize etmenin etkinlik skorları üzerinde en güçlü iyileştirici etkiyi doğurduğunu göstermiştir. Mevcut çalışmanın bulguları, söz konusu önerinin Talay ve PSA BDP için özellikle geçerli olduğunu ve bu firmaların hem maliyet kontrolü hem de gelir çeşitlendirmesi açısından stratejik müdahalelere ihtiyaç duyduğunu ortaya koymaktadır.

7.3.4 Üçüncü ve Dördüncü Sıra: Horoz ve Reysaş

Horoz ve Reysaş'ın birbirine son derece yakın WEDBA endeks değerleri üretmesi (0,5400 ve 0,5393) ilgi çekici bir rekabet dinamiğini gündeme getirmektedir. Horoz, C4 (FVÖK/FAVÖK değişimi, %96,6) kriterinde sektörün en yüksek değerine ulaşmakta ve bu güçlü kârlılık ivmesi WEDBA sıralamasında üçüncü konumu sağlamlaştırmaktadır. Bununla birlikte diğer kriterlerdeki görece zayıf konum özellikle C3 (FVÖK/FAVÖK, 1.383.185.024 TL) ve C7 (ihracat, 939.520.640 TL) bakımından Horoz'u dört yöntemde dördüncü sıraya itmektedir. Reysaş ise C3'te sektörün en yüksek FVÖK/FAVÖK değerine (5.622.361.600 TL) sahipken son derece düşük ihracat hacmi (64.193.200 TL) uluslararasılaşma açısından ciddi bir zayıflığa işaret etmekte ve bu durum sıralama endeksini baskı altına almaktadır.

Bu iki firmanın karşıtlığı, Fortune 500 Türkiye lojistik sektöründe iki farklı finansal stratejinin varlığını yansıtmaktadır: Horoz kârlılık ivmesi odaklı bir büyüme yolculuğunun başındayken; Reysaş operasyonel kârlılığını sağlamlaştırmış olmakla birlikte uluslararası pazarlara açılım konusunda sektörün gerisinde kalmaktadır. Bu farklılık, WEDBA'nın birden fazla kriterdeki dengeli üstünlüğü ödüllendiren yapısı nedeniyle iki firmanın sıralama endekslerini birbirine yakın tutmakta; bunun metodolojik bir özellik mi yoksa sektörün gerçek bir rekabet eşliği mi olduğu sorusunu açık bırakmaktadır.

7.4 Karşılaştırmalı Analiz Bulgularının Tartışması

Beş ÇKKV yönteminin ürettiği sıralamalar arasındaki yüksek Spearman korelasyon katsayıları (0,9286), bu çalışmanın sıralama sonuçlarının metodolojik seçime bağımlı olmadığını güçlü biçimde desteklemektedir. COPRAS, ARAS, SREM ve CORASO'nun birbiriyle tam uyumlu sıralamalar üretmesi ($r_s = 1,000$) ve WEDBA ile bu dört yöntem arasındaki tutarlılığın 0,80 eşliğinin belirgin biçimde üzerinde seyretmesi, elde edilen sıralama yapısının güvenilirliğine ilişkin ikna edici kanıtlar sunmaktadır.

WEDBA ile diğer yöntemler arasındaki tek farklılaşma noktası olan Mars-Netlog sıra değişimi, metodolojik bir tutarsızlığa değil, iki yöntem ailesinin temel performans değerlendirme mantığındaki köklü ayrılığa işaret etmektedir. Toplam ağırlıklı fayda birikimini esas alan COPRAS, ARAS, SREM ve CORASO, Netlog'un ölçek büyüklüğü kriterlerindeki mutlak üstünlüğünü doğrudan sıralamaya yansıtmaktadır. Buna karşılık WEDBA, standardizasyon adımı aracılığıyla mutlak değerleri göreceli konumlara dönüştürmekte ve ardından ideal/anti-ideal nokta mesafe analizi yaparak her firmanın dengeli ya da dengesiz performans profilini ödüllendirmekte ya da cezalandırmaktadır. Bu yaklaşım, Mars'ın birden fazla kriterde eş zamanlı olarak güçlü bir konumdaki profilini Netlog'un tek boyutlu (ölçek) üstünlüğünün önüne geçirmektedir.

Bu bulgu, ÇKKV yöntemi seçiminin Fortune 500 Türkiye lojistik performans sıralamalarını nasıl etkilediğine ilişkin metodolojik bir tartışmayı da beraberinde getirmektedir. Mevcut literatürde CRITIC-SAW, Entropi-TOPSIS ve SWARA-CODAS gibi farklı yöntem kombinasyonlarının kullanıldığı çalışmalar farklı sıralama sonuçları üretmiştir (Alaca & Ulutaş, 2022; Işık, 2022; Özekenci, 2024a). Bu çeşitlilik, herhangi bir tek metodolojik çerçevenin mutlak sıralamayı kesin olarak belirleyemeyeceğini ortaya

koymakta; birden fazla yöntemi karşılaştırmalı biçimde kullanan bütünleşik modellerin hem akademik hem de uygulamalı düzeyde tercih edilmesi gerektiğini güçlendirmektedir.

7.5 Duyarlılık Analizi Bulgularının Tartışması

Duyarlılık analizi sonuçları, MEREC-LOGSTA-SPC-WEDBA çerçevesinin ağırlık vektörü değişimlerine ve kriter bazlı pertürbasyonlara karşı yüksek düzeyde kararlı olduğunu ortaya koymuştur. Birinci senaryodaki beş ağırlık seti arasındaki Spearman korelasyon katsayılarının 0,8571 ile 1,0000 arasında seyretmesi, bütünleşik ağırlık vektörünün tekil yöntemlerden ve eşit ağırlık varsayımından kayda değer ölçüde farklılaşmadığını göstermektedir. Bu tutarlılık, üç yöntemin tamamında C4'ün birinci sıraya yerleşmesi ve Talay ile PSA BDP'nin tüm senaryolarda alt sıralarda kalmasıyla somutlaşmaktadır.

İkinci senaryodaki SREM α parametresi analizi, yöntemin karesel ve karekök dönüşümleri arasındaki dengeye son derece düşük duyarlılık sergilediğini ortaya koymuştur. $\alpha = 0,00$ ile $\alpha = 1,00$ arasındaki tüm değerlerde yalnızca Talay ve PSA BDP'nin altıncı ve yedinci sıradaki konumları $\alpha = 0,00$ senaryosunda yer değiştirmiş; diğer tüm sıralar değişmez kalmıştır. Bu bulgu, Komatina vd. (2026) tarafından önerilen SREM yönteminin pratik uygulamalarda α parametresine aşırı duyarlılık sergilemediğini ve kararların bu parametre etrafındaki belirsizliğe dayanıklı olduğunu doğrulamaktadır.

Üçüncü senaryodaki kriter bazlı pertürbasyon analizi, tüm kriterlerde %10'luk ağırlık değişimlerinin maksimum bir birimlik sıra farkına yol açtığını ortaya koymuştur. Hiçbir pertürbasyon senaryosunda Spearman korelasyon katsayısı 0,9643'ün altına düşmemiş; bu durum modelin kriter ağırlıklarındaki küçük değişimlere karşı son derece dayanıklı olduğunu teyit etmektedir. C1 kriterinin her iki yönde de sıralama yapısını hiç etkilememesi dikkat çekici bir bulgudur; net satış büyüklüğünün Z-skor dönüşümü sonrasında görece homojen bir dağılım sergilemesi, bu kriterin bütünleşik ağırlık vektöründe en düşük ağırlığa sahip olmasıyla tutarlı bir bütün oluşturmaktadır. Bu sonuç, nesnel ağırlıklandırma yöntemlerinin veri yapısındaki gerçek ayrıştırıcı gücü ön plana çıkardığını ve araştırmacıların muhtemel ön yargılarından bağımsız biçimde tutarlı bulgular ürettiğini somutlaştırmaktadır.

7.6 Teorik Katkılar

Bu çalışma Fortune 500 Türkiye lojistik performans literatürüne ve nesnel ÇKKV ağırlıklandırma metodolojisine birkaç özgün teorik katkı sunmaktadır.

Birinci katkı, MEREC, LOGSTA ve SPC'nin aynı anda kullanıldığı bütünleşik nesnel ağırlıklandırma bloğunun Fortune 500 Türkiye lojistik firmaları üzerinde ilk kez uygulanmış olmasıdır. Mevcut literatürde bu üç yöntemin tekil ya da ikili kombinasyonları farklı bağlamlarda denenmiş olmakla birlikte (Akbulut, 2026; Oztemiz vd., 2025; Toslak vd., 2022) üçünün eş zamanlı kullanımı ve bütünleştirme dinamiklerinin analizi bu çalışmayla literatüre kazandırılmaktadır. Elde edilen bulgular, üç yöntemin kriter önem sıralamasında genel bir mutabakat sergilediğini C4 tüm yöntemlerde birinci sıradadır ancak ağırlık büyüklüklerinde belirgin farklılıklar ürettiğini göstermekte; bu durum bütünleştirmenin hem tutarlılığı koruyan hem de aşırı konsantrasyonu dengeleyen işlevini somut biçimde ortaya koymaktadır.

İkinci katkı, Z-skor standartlaştırma prosedürünün Fortune 500 Türkiye lojistik performans analizine entegrasyonudur. Mevcut çalışmalar negatif değer içeren karar matrislerini çoğunlukla öteleme sabiti ekleme veya yöntem formülasyonunu değiştirme yoluyla ele almıştır. Bu çalışma, Ersoy (2022) tarafından inşaat sektörüne uygulanan Z-skor prosedürünü lojistik performans bağlamına taşıyarak hem negatif değerleri ortadan kaldıran hem de kriterler arası ölçek farklılıklarını gidererek karar matrisini daha homojen bir yapıya kavuşturan iki kademeli bir çözüm sunmaktadır.

Üçüncü katkı, WEDBA yönteminin MEREC, LOGSTA ve SPC temelli bütünleşik ağırlıklarla birlikte Fort 500 Türkiye lojistik firmalarına ilk kez uygulanmasıdır. Toslak vd. (2022) yalnızca MEREC ağırlıklarıyla WEDBA'yı kullanmış; bu çalışma söz konusu modeli üç farklı nesnel ağırlık perspektifini kapsayacak biçimde genişleterek WEDBA'nın farklı ağırlık setlerine karşı yüksek sıralama kararlılığı sergilediğini duyarlılık analizleriyle belgelemiştir. Bu bulgu, WEDBA'nın modüler ve esnek yapısının bütünleşik ağırlıklandırma bloklarıyla özellikle uyumlu olduğunu ortaya koymaktadır.

7.7 Uygulamalı Çıkarımlar

Bu çalışmanın bulguları, lojistik sektöründeki yöneticiler, yatırımcılar ve politika yapımcılar için birkaç önemli pratik çıkarım barındırmaktadır.

Yöneticiler açısından değerlendirildiğinde, C4 (FVÖK/FAVÖK değişimi) ve C2 (net satış değişimi) kriterlerinin bütünlük ağırlık sıralamasında birinci ve ikinci sıraya yerleşmesi, operasyonel kârlılığın ve büyüme ivmesinin ölçek büyüklüğünden önde gelen finansal öncelikler olarak benimsenmesini desteklemektedir. Büyük ölçekli firmalar için bu bulgu, pazar payı hedeflerinin kârlılık hedeflerinden bağımsız olarak ele alınamayacağını; büyümenin operasyonel marjlara yansımaları gerektiğini vurgulamaktadır. Netlog örneği bu denklemi somutlaştırmaktadır: sektörün en büyük firması olmasına karşın yalnızca %4,7'lik net satış büyüme hızı, kârlılık ivmesi açısından daha küçük rakiplerinden geride kalmaktadır.

Talay ve PSA BDP için en kritik yönetsel öneri, operasyonel kârlılığı yeniden tesis etmeye yönelik acil müdahalelerdir. Bu firmalar hem C3'te negatif değerler hem de C4'te derin gerilimler sergilediğinden, maliyet yapısı optimizasyonu, tarife ve ücretlendirme politikaları ile operasyonel süreçlerin dijitalleşmesi birincil öncelik alanları olarak öne çıkmaktadır. Lee vd. (2021), benzer durumda olan lojistik firmaların etkin çözüme ulaşmak için borçluluk düzeyini azaltma ve varlık devir hızını artırmanın birleşik etkisinden yararlandığını göstermiştir.

Reysaş için en belirgin stratejik zayıflık, 64.193.200 TL ile sektörün açık ara en düşük ihracat gelirine sahip olmasıdır. Operasyonel kârlılıktaki güçlü konumu (C3'te birinci sıra) uluslararası büyüme için sağlam bir finansal temel sunmakta; bu durum Reysaş'ın ihracat kapasite geliştirme yatırımları için uygun bir konumda bulunduğuna işaret etmektedir.

Politika yapıcılar açısından bakıldığında, nesnel ağırlık analizinin C4 ve C2'yi ön plana çıkarması, lojistik sektörüne yönelik teşvik ve destek politikalarının statik büyüklük ölçütleri yerine büyüme ve kârlılık ivmesini esas almasının daha etkili sonuçlar üretebileceğini düşündürmektedir. Özellikle kargo ve uluslararası lojistik alt sektörlerindeki KOBİ ölçeğindeki büyüme potansiyeli taşıyan firmalara yönelik hedefli teşvik programları, Fortune 500 dışındaki firmaların sektörel verimlilik katkısını artıracak bir politika aracı olarak değerlendirilebilir.

7.8 Çalışmanın Kısıtları

Bu çalışmanın bulguları yorumlanırken göz önünde bulundurulması gereken birkaç metodolojik ve veri temelli kısıt mevcuttur.

Birincisi, çalışmanın yalnızca 2024 yılı kesitsel verilerini kapsamasıdır. Tek yıllık veri, firmaların uzun vadeli finansal performans eğilimlerini ve sektörel döngüsellik etkilerini yeterince yansıtmamaktadır. Özellikle C4 (FVÖK/FAVÖK değişimi) gibi dinamik kriterler, tek bir yılın ekonomik konjonktürüne son derece duyarlı olabilmektedir; 2024 yılındaki yüksek enflasyon ortamı ve döviz kuru dalgalanmaları bu kriterin değerlerini sistematik biçimde etkilemiş olabilir.

İkincisi, örneklem büyüklüğünün yedi firma ile sınırlı kalmasıdır. Fortune 500 Türkiye'nin lojistik sektörü kapsamı, Borsa İstanbul'da işlem gören lojistik firmalarla karşılaştırıldığında daha dar bir evren sunmaktadır. Örneklemin genişletilmesi, hem kriter ağırlıklarının veri kalitesini artıracak hem de sıralama sonuçlarının dış geçerliğini güçlendirecektir.

Üçüncüsü, kullanılan kriterlerin tamamının finansal tablolardan türetilen nicel göstergelerden oluşmasıdır. Lojistik performansın müşteri memnuniyeti, teslimat güvenilirliği ve dijital olgunluk gibi nitel boyutları bu analizin kapsamı dışında kalmaktadır. Bu kısıt, çalışmanın bulguları gerçek dünya lojistik performansının tam bir yansıması olarak değil, finansal tablo temelli bir değerlendirmenin çıktısı olarak yorumlanması gerektiğini açıkça ortaya koymaktadır.

7.9 Gelecek Araştırma Yönelimleri

Bu çalışmanın bulguları ve kısıtları, gelecekte izlenebilecek birkaç araştırma yolunu işaret etmektedir.

Birincisi, çalışmanın dinamik bir panel veri çerçevesine taşınmasıdır. 2016-2024 dönemini kapsayan çok yıllık bir analiz, firmaların performans eğilimlerini ve sektördeki döngüsel dinamikleri ortaya koyabilir; pandemi ve ekonomik kriz dönemlerinin sıralama kararlılığı üzerindeki etkisini ampirik olarak belgeleyebilir.

İkincisi, analizin ESG ve çevresel performans boyutlarını kapsayacak biçimde genişletilmesidir. Lojistik sektörünün yüksek karbon yoğunluğu göz önünde bulundurulduğunda, MEREC-LOGSTA-SPC-WEDBA çerçevesinin finansal kriterlerle birlikte çevresel ve sosyal göstergeleri de içeren hibrit bir kriter setine uyarlanması hem akademik hem de uygulamalı açıdan değerli bulgular üretebilecektir.

Üçüncüsü, önerilen çerçevenin Türkiye'deki farklı sektörlerle uygulanmasıdır. Otomotiv, enerji ve perakende gibi Fortune 500 Türkiye kapsamındaki diğer sektörlerde

gerçekleştirilecek uygulamalar, MEREC-LOGSTA-SPC-WEDBA modelinin sektörler arası performans karşılaştırmalarındaki genellenebilirliğini ve kriter ağırlıklarının sektöre özgü dinamiklerle nasıl farklılaştığını ortaya koyabilecektir.

7.10 Sonuç

Bu çalışma, Fortune 500 Türkiye listesindeki yedi lojistik firmanın finansal performansını MEREC-LOGSTA-SPC-WEDBA bütünleşik çerçevesiyle değerlendirerek birkaç temel bulguyu literatüre kazandırmıştır. Kriter ağırlıklandırması açısından FVÖK/FAVÖK değişimi (C4) tüm nesnel yöntemlerde tutarlı biçimde en belirleyici kriter olarak öne çıkmış; bunu net satış değişimi (C2) ve ihracat (C7) izlemiştir. Bu bulgu, lojistik firmaların finansal performansını statik büyüklük göstergelerinden ziyade dinamik kârlılık ve büyüme boyutlarının şekillendirdiğini ortaya koymaktadır.

Firma sıralaması açısından Mars, dengeli finansal profiliyle birinci sıraya yerleşirken Netlog ölçek büyüklüğündeki tartışmasız üstünlüğüne karşın WEDBA'nın standardizasyon mekanizması nedeniyle ikinci sıraya yerleşmiştir. Bu sonuç, ölçek odaklı geleneksel değerlendirme yaklaşımlarına metodolojik bir alternatif sunmakta ve büyüklükle birlikte büyüme kalitesini ön plana çıkaran bütünleşik performans çerçevelerinin sektörde daha yaygın biçimde benimsenmesi gerektiğini vurgulamaktadır. Talay ve PSA BDP'nin operasyonel zararları ve kârlılık gerilimi ise sektörün yapısal rekabet baskılarına karşı dayanıklılığını artırması için acil yapısal iyileştirme gerektiren alanları belirginleştirmektedir.

Metodolojik açıdan değerlendirildiğinde, önerilen MEREC-LOGSTA-SPC-WEDBA çerçevesi duyarlılık analizleri aracılığıyla güçlü bir kararlılık sergilemiş; beş karşılaştırma yöntemiyle üretilen 0,9286 Spearman korelasyon katsayıları modelin güvenilirliğini nesnel biçimde teyit etmiştir. Z-skor standartlaştırmanın negatif değerleri pozitif dönüştürme ve kriterler arası ölçek farklılıklarını giderme işlevleri, önerilen çerçevenin karmaşık finansal veri yapılarına uygulanabilirliğini artıran metodolojik bir yenilik olarak öne çıkmaktadır. Bu çerçevenin modüler yapısı, lojistik sektörü dışında da farklı kriter setleri ve veri dönemleriyle kolayca uyarlanabilir nitelikte olması nedeniyle ÇKKV temelli finansal performans değerlendirmeleri için tekrarlanabilir ve geliştirilebilir bir referans modeli sunmaktadır.

KAYNAKÇA

- Akbulut, O. Y. (2026). A Novel Integrated MCDM Framework for ESG Risk Assessment in Manufacturing Firms: The LOGSTA-SPC-MUNRA Hybrid Model. *Knowledge and Decision Systems with Applications*, 2, 502-523.
- Aksu, C., & Bayramoğlu, M. F. (2024). Lojistik Firmalarının Finansal Performansının ELECTRE Yöntemi İle Analizi. *Uluslararası Yönetim İktisat ve İşletme Dergisi*, 20(ICMEB'24 Özel Sayı), 154-174.
- Alaca, D., & Ulutaş, A. (2022). Bütünleşik Çok Kriterli Karar Verme Modeli ile Lojistik Firmalarının Performanslarının Ölçümü. *Gümüşhane Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 13(3), 1027-1045.
- Alaca, D. (2021). *Bütünleşik çok kriterli karar verme modeli ile lojistik firmalarının performanslarının ölçümü* [Yüksek lisans tezi, Sivas Cumhuriyet Üniversitesi]. YÖK Ulusal Tez Merkezi.
- Altıntaş, F. F. (2024). Avrupa Birliği ülkelerin sürdürülebilir kalkınma performanslarının MEREC tabanlı WEDBA yöntemi ile analizi. *Ordu Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Sosyal Bilimler Araştırmaları Dergisi*, 14(1), 117-137.
- Ersoy, N. (2022). Türk inşaat firmalarının finansal performansının SECA yöntemi ile değerlendirilmesi. *İzmir İktisat Dergisi*, 37(4), 1003-1021.
- Gligorić, Z., Gligorić, M., Miljanović, I., Lutovac, S., & Milutinović, A. (2023). Assessing criteria weights by the symmetry point of criterion (novel SPC method)–application in the efficiency evaluation of the mineral deposit multi-criteria partitioning algorithm. *Computer Modeling in Engineering & Sciences*, 136(1), 955.
- Işık, Ö. (2022). Gri entropi, FUCOM ve EDAS-M yöntemleriyle Türk lojistik firmalarının çok kriterli performans analizi. *Yaşar Üniversitesi E-Dergisi*, 17(66), 472-489.
- Jain, V., & Ajmera, P. (2019). Application of MADM methods as MOORA and WEDBA for ranking of FMS flexibility. *International Journal of Data and Network Science*, 3(2), 119-136.
- Kahreman, Y., & Taşcı, M. Z. (2025). Makroekonomik ve Sigortacılık Performanslarının Karşılaştırmalı Analizi: OECD Ülkeleri Üzerine SPC–SWARA Temelli ARLON

- Modeliyle Çok Kriterli Bir Yaklaşım. *Scientific Journal of Finance and Financial Law Studies*, 5(1), 61-77.
- Kara, K., Yalçın, G. C., Kaygısız, E. G., & Edinsel, S. (2024a). Assessing the academic performance of Turkish Universities in 2023: a MEREC-WEDBA hybrid methodology approach. *Journal of Operations Intelligence*, 2(1), 252-272.
- Kara, K., Yalçın, G. C., Acar, A. Z., Simic, V., Konya, S., & Pamucar, D. (2024b). The MEREC-AROMAN method for determining sustainable competitiveness levels: A case study for Turkey. *Socio-Economic Planning Sciences*, 91, 101762.
- Keleş, N. (2023). Measuring performances through multiplicative functions by modifying the MEREC method: MEREC-G and MEREC-H. *International Journal of Industrial Engineering and Operations Management*, 5(3), 181-199.
- Keleş, N., & Kahveci, A. (2025). Evaluating the logistics performance of the EU candidate and member countries using the WENSLO and ARTASI methods. *Pamukkale Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, (68), 43-66.
- Keshavarz-Ghorabae, M., Amiri, M., Zavadskas, E. K., Turskis, Z., & Antucheviciene, J. (2021). Determination of objective weights using a new method based on the removal effects of criteria (MEREC). *Symmetry*, 13(4), 525.
- Komatina, N., Petrović, N., Pamučar, D., Simić, V., & Marinković, D. (2026). Multi-Criteria Ranking of Industrial Presses with Respect to Operational Performance Using the Square-Root based Evaluation Method (SREM). *Facta Universitatis, Series: Mechanical Engineering*.
- Kou, G., Aydın, F. B., Eti, S., Yüksel, S., & Dinçer, H. (2025). A novel Spherical fuzzy MEREC-ARAS decision framework for optimizing innovation-driven investment strategies in energy systems. *Energy Strategy Reviews*, 59, 101771.
- Lee, P. F., Lam, W. S., & Lam, W. H. (2021). Evaluation and improvement of the efficiency of logistics companies with data envelopment analysis model. *Engineering journal*, 25(6), 45-54.
- Mentzer, J. T., Myers, M. B., & Cheung, M. S. (2004). Global market segmentation for logistics services. *Industrial marketing management*, 33(1), 15-20.
- Mešić, A., Miškić, S., Stević, Ž., & Mastilo, Z. (2022). Hybrid MCDM solutions for evaluation of the logistics performance index of the Western Balkan countries. *Economics*, 10(1), 13-34.

- Mishra, A. R., Pamucar, D., Rani, P., & Hezam, I. M. (2025). Single-valued neutrosophic distance measure-based MEREC-RANCOM-WISP for solving sustainable energy storage technology problem. *Cognitive Computation*, 17(2), 87.
- Nguyen, N. A. T., Wang, C. N., Dang, L. T. H., Dang, L. T. T., & Dang, T. T. (2022). Selection of cold chain logistics service providers based on a grey AHP and grey COPRAS framework: a case study in Vietnam. *Axioms*, 11(4), 154.
- Oztemiz, H. H., Vatansever, K., & Bayraktar, T. (2025). Sustainable Financial Performance Analysis of Logistics Companies Listed on Borsa Istanbul: An Integrated Multi-Criteria Decision-Making Approach. *Sustainability*, 17(20), 9243.
- Özbek, A. (2018). Fortune 500 Listesinde Yer Alan Lojistik Firmaların Değerlendirilmesi. *Afyon Kocatepe Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 20(1), 13-26.
- Özekenci, E. K. (2024a). Financial and environmental performance analysis of logistics company on the Fortune 500 by MEREC-based AROMAN methods. *Politik Ekonomik Kuram*, 8(3), 709-724.
- Özekenci, E. K. (2024b). Performance measurement of the logistics companies on the Fortune 500 by SWARA and MEREC-based CRADIS methods. *Studies in Business and Economics*, 19(3), 191-212.
- Özekenci, E. K. (2025). Evaluation of the logistics performance index of OECD countries based on hybrid MCDM methods. *Marmara Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 47(1), 47-76.
- Öztanır, İ. (2025). Comparative Financial Efficiency and Performance Analysis with TOPSIS and MOORA Methods: An Application on Logistic Companies. *Verimlilik Dergisi*, 59(3), 531-548.
- Öztaş, T., & Öztaş, G. Z. (2026). Dijital hazırlık performans değerlendirmesi: Bütünleşik LOGSTA-AROMAN yaklaşımı uygulaması. *Business & Management Studies: An International Journal*, 14(1), 194-214.
- Özyürek, H., Kara, K., Yalçın, G. C., Sarıoğlu, M., Simic, V., & Pamucar, D. (2026). Corporate governance-based financial performance analysis: A decision support system for identification of top-performing industry benchmarks. *Journal of Cleaner Production*, 555, 148188.

- Pamučar, D., Žižović, M., Biswas, S., & Božanić, D. (2021). A new logarithm methodology of additive weights (LMAW) for multi-criteria decision-making: Application in logistics. *Facta universitatis, series: mechanical engineering*, 19(3), 361-380.
- Puška, A. (2025). Selection of CRM systems using objective criteria for the needs of small companies. *International Journal of Knowledge and Innovation Studies*, 3(1), 1-11.
- Rao, R. V., & Singh, D. (2012). Weighted Euclidean distance based approach as a multiple attribute decision making method for plant or facility layout design selection. *International Journal of Industrial Engineering Computations*, 3(3), 365-382.
- Samanlioglu, F., Küp, E. T., Sarihan, S. A., & Gün, A. (2026). Smartphone Selection with HF-MEREC-COBRA and HF-MEREC-TOPSIS. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 50(5), 1414-1432.
- Seikh, M. R., & Chatterjee, P. (2025). Sustainable strategies for electric vehicle adoption: A confidence level-based interval-valued spherical fuzzy MEREC-VIKOR approach. *Information Sciences*, 699, 121814.
- Simic, V., Gokasar, I., Deveci, M., & Švadlenka, L. (2022). Mitigating climate change effects of urban transportation using a type-2 neutrosophic MEREC-MARCOS model. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 71, 3233-3249.
- Stevic, Z., Ulutas, A., Topal, A., Marinkovic, D., & Civoski, S. (2025). A New Objective Method for Determining Criteria Weights in MCDM Models—LOGSTA. *Int. J. Simul. Model*, 24, 589-600.
- Stojanović, I., & Puška, A. (2021). Logistics performances of gulf cooperation council's countries in global supply chains. *Decision making: applications in management and engineering*, 4(1), 174-193.
- Toslak, M., Aktürk, B., & Ulutaş, A. (2022). MEREC ve WEDBA yöntemleri ile bir lojistik firmasının yıllara göre performansının değerlendirilmesi. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, (33), 363-372.
- Tufan, D., & Ulutaş, A. (2026). Supplier selection in the food sector: An integrated approach using LODECI and CORASO methods. *Spectrum of Decision Making and Applications*, 3(1), 40-51.

- Tuş, A., & Adalı, E. A. (2025, August). Enhancing Private Pension System Evaluation Using Fermatean Fuzzy Sets and Weighted Euclidean Distance Based Approach. In *Operations Research Forum* (Vol. 6, No. 3, p. 130). Cham: Springer International Publishing.
- Zhang, X., Wang, C., Li, E., & Xu, C. (2014). Assessment model of ecoenvironmental vulnerability based on improved entropy weight method. *The Scientific World Journal*, 2014(1), 797814.
- Zhao, D., & Wang, M. (2010, August). Research on logistics business outsourcing and logistics service innovation. In *2010 International Conference on Management and Service Science* (pp. 1-6). IEEE.

