



METİN MADENCİLİĞİ VE WENSLO-LODECI YÖNTEMLERİ İLE KULLANICI DENEYİMİ ANALİZİ: KARGO MOBİL UYGULAMALARI ÖRNEĞİ¹

Alparslan OĞUZ²

Yunus Emre ÖZENOĞLU³

Okan ALKAN⁴

ÖZET

Bu çalışmada, kargo firmalarının mobil uygulamalarında kullanıcı deneyimleri metin madenciliği ve çok kriterli karar verme (ÇKKV) yöntemleri ile analiz edilmiştir. Google Play ve App Store üzerinden toplanan kullanıcı yorumları, performans kriterlerinin belirlenmesi ve stratejik önerilerin geliştirilmesi amacıyla detaylı bir şekilde incelenmiştir. Elde edilen bulgular, özellikle TrendyolExpress'in kullanıcı memnuniyetinde diğer firmalara göre belirgin bir üstünlük sağladığını gösterirken Hepsijet ve Yurtiçi Kargo'nun iyileştirme alanları bulunduğunu ortaya koymaktadır. Metin madenciliği ile yapılan bigram analizleri, kullanıcı deneyimlerini derinlemesine anlamada önemli bir araç olarak işlev görmektedir. WENSLO ve LODECI yöntemlerinin uygulanması sonucunda SDB ve TP+ kriterlerinin, müşteri memnuniyetinin artırılmasında belirleyici olduğu tespit edilmiştir. Sonuç olarak bu çalışma, kargo firmalarının kullanıcı deneyimlerini geliştirmeye yönelik stratejik süreçlerde kullanılabilecek somut ve bilimsel bir temel sunmaktadır.

Anahtar Kelimeler: Metin Madenciliği, Kullanıcı Deneyimi, Çok Kriterli Karar Verme.

USER EXPERIENCE ANALYSIS USING TEXT MINING AND THE WENSLO-LODECI METHODS: THE CASE OF MOBILE CARGO APPLICATIONS

ABSTRACT

This study analyzes user experiences in the mobile applications of cargo companies by integrating text mining and multi-criteria decision-making (MCDM) methods. User reviews collected from Google Play and the App Store were examined in detail to identify performance criteria and to develop strategic recommendations. The findings indicate that TrendyolExpress exhibits a notable superiority over other firms in terms of user satisfaction, while Hepsijet and Yurtiçi Kargo have identifiable areas for improvement. Bigram analyses conducted through text mining functioned as an effective tool for

¹ Bu çalışma, 06-07 Kasım 2025 tarihlerinde düzenlenen 4th International Conference on Modern and Advanced Research (ICMAR 2025) etkinliğinde özet bildiri olarak sunulan çalışmanın genişletilmiş tam metin hâlidir.

² Dr. Öğr. Üyesi, EBYÜ, Kemah MYO, aoguz@erzincan.edu.tr, ORCID: 0000-0003-1920-5674

³ Doktora Öğrencisi, Atatürk Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü Yönetim Bilişim Sistemleri Anabilim Dalı, yunusemre.ozenoglu12@ogr.atauni.edu.tr, ORCID: 0000-0001-5051-4622

⁴ Doktora Öğrencisi, Atatürk Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü Yönetim Bilişim Sistemleri Anabilim Dalı, okan.alkan@ogr.atauni.edu.tr, ORCID: 0000-0002-6526-1645

Geliş Tarihi: 03.11.2025 / Kabul Tarihi: 03.12.2025 Çalışma Türü: Araştırma Makalesi

Yazarlar, herhangi bir çıkar çatışması beyan etmemiştir. Turnitin/Ithenticate/İntihal ile İntihal Kontrolünden Geçmiştir. Screened for Plagiarism by Turnitin/Ithenticate/İntihal Licenced by CC-BYNC ile lisanslıdır.

gaining an in-depth understanding of user experiences. As a result of applying the WENSLO and LODECI methods, it was determined that the SDB and TP+ criteria are the most decisive factors in enhancing customer satisfaction. In conclusion, this study provides a concrete and scientific basis that can be utilized in strategic processes aimed at improving user experiences in cargo companies.

Key Words: Text Mining, User Experience, Multi-Criteria Decision-Making.

GİRİŞ

Lojistik ve kargo sektörü, dijital dönüşüm sürecinde önemli bir evrim geçirmekte olup mobil uygulamalar müşteri deneyimini iyileştirmede kritik bir rol üstlenmektedir. E-ticaret hacmindeki hızlı artış, teslimat hızına yönelik beklentileri önemli ölçüde yükseltmiştir. Özellikle COVID-19 pandemisi sürecinde çevrimiçi alışkanlıkların değişmesi, lojistik hizmetlerine olan talebi artırmış ve kargo firmalarını dijital çözümlere yöneltmiştir (Zhou ve Hudin, 2024). Bu bağlamda kullanıcı memnuniyeti, rekabet avantajı yaratmada temel bir unsur haline gelmiştir. Kargo firmaları, mobil uygulamalar aracılığıyla teslimat sürelerini kısaltmakta, hizmet kalitesini artırmakta ve müşteri taleplerine daha etkin şekilde yanıt verebilmektedir (Mock, 2022).

Mobil uygulamalar, kargo firmalarının müşterileriyle doğrudan etkileşim kurmasını sağlayan temel temas noktalarıdır. Kullanıcı deneyimi, müşteri sadakati ve marka itibarı üzerinde doğrudan etkili olup firmaların uzun vadeli başarısı açısından stratejik bir önem taşımaktadır (Laksono vd., 2020). Bu noktada kullanıcı yorumları, uygulamaların performansını değerlendirmek için en önemli göstergelerden biri olarak öne çıkmaktadır. Kullanıcıların Google Play ve App Store gibi platformlarda paylaştıkları geri bildirimler hem uygulamaların geliştirilmesinde hem de müşteri memnuniyetinin artırılmasında değerli bir kaynak oluşturmaktadır (Cheng vd., 2021). Dahası, olumlu yorumlar kullanıcıların mobil uygulamaları tercih etmesinde belirleyici bir rol oynamaktadır (Algamash vd., 2022). Dolayısıyla kullanıcı yorumlarının dikkate alınması, mobil uygulama geliştirme süreçlerinde kritik bir başarı faktörü olarak değerlendirilmektedir.

Bununla birlikte, kullanıcı yorumlarının geleneksel yöntemlerle analiz edilmesi çoğu durumda yetersiz kalmaktadır. Büyük veri setlerinin yönetimi ve analizi, klasik yöntemlerin sınırlılıklarını ortaya çıkarmaktadır (Ji vd., 2024). Bu bağlamda metin madenciliği yöntemleri, geniş hacimli verileri işleyerek anlamlı ve uygulanabilir içgörüler elde etme imkânı sunmaktadır. Özellikle ikili kelime (bigram) frekans analizi, kullanıcıların memnuniyet ve şikâyet odaklarını ortaya koymada etkili bir yöntem olarak öne çıkmaktadır (Chen ve Feng-lin, 2023). Kullanıcı yorumlarının detaylı analizi sayesinde kullanıcıların ihtiyaçları, beklentileri ve deneyimlerinin hangi faktörler etrafında şekillendiği daha iyi anlaşılabilir. Bu nedenle metin madenciliği, kargo firmalarının dijital hizmetlerini iyileştirmede stratejik bir araç haline gelmiştir (Albijanić vd., 2022). Ancak yalnızca metin madenciliği ile kullanıcı yorumlarının özetlenmesi yeterli değildir. Elde edilen verilerin karar verme süreçlerine sistematik olarak entegre edilmesi gerekmektedir. Bu noktada Çok Kriterli Karar Verme (ÇKKV) yöntemleri hız, güvenilirlik, fiyat ve müşteri hizmetleri gibi farklı kriterlerin birlikte değerlendirilmesine olanak tanımaktadır (Seth vd., 2023). ÇKKV yöntemleri daha dengeli ve objektif sonuçlar elde edilmesini sağlayarak firmaların stratejik planlamalarında ve hizmet geliştirme süreçlerinde önemli katkılar sunmaktadır. Böylelikle hem kullanıcı memnuniyetinin hem de işletme verimliliğinin artırılması mümkün hale gelmektedir.

Literatürde kargo firmalarının mobil uygulamalarına yönelik kullanıcı yorumlarının metin madenciliği ile analizine dair çalışmaların sınırlı olduğu, ayrıca bu analizlerin ÇKKV yöntemleriyle bütünleştirilmediği dikkat çekmektedir. Bu durum mevcut araştırmalarda önemli bir boşluk bulunduğunu göstermektedir. Çalışmamız metin madenciliği ile ÇKKV yöntemlerini bir araya getirerek

bu boşluğu doldurmayı ve literatüre özgün bir katkı sunmayı hedeflemektedir. Bu doğrultuda araştırmanın amacı Google Play ve App Store üzerinden elde edilen kargo firmalarına ait kullanıcı yorumlarını bigram (ikili kelime) temelli metin madenciliğiyle analiz ederek kullanıcı deneyimi boyutlarını (memnuniyet ve şikâyet odaklı deneyim temaları) görünür kılmak ve bu temalardan türetilen kriter skorlarını WENSLO ve LODECI yöntemleriyle değerlendirerek firmaların mobil uygulama performansına ait kriterlerin önemini belirlemektir. Bu yaklaşımın kargo firmalarının müşteri memnuniyetini artırmaya yönelik stratejik öneriler geliştirmelerine katkı sağlaması ve dijital hizmet kalitesinin iyileştirilmesi için bilimsel bir temel sunması beklenmektedir. Böylelikle kargo firmalarının rekabet avantajı elde etmesi ve müşteri odaklı dijital hizmetlerini güçlendirmesi mümkün olacaktır.

1. LİTERATÜR

Çalışmanın odak noktasında metin madenciliği ve ÇKKV yöntemleri bulunmaktadır. Bu iki odak noktası dikkate alınarak literatür incelenmiştir. Literatürde yer alan çalışmalara ait bilgiler Tablo 1’de gösterilmiştir.

Tablo 1. Literatür Özeti

Yıl	Yazar(lar)	Özellik Çıkarma Yöntemi	ÇKKV Yöntemi	Vaka Analizi
2018	Fan vd.	Platform kaynaklı özniteliklerin değerlendirilmesi	Tüketici zihinsel tercih modeli ile PROMETHEE-II yöntemi	Spor amaçlı taşıt alternatifleri
2019	Yang vd.	Terim sıklığına dayalı yaklaşım	Zaman üstel bozunumu ile sezgisel bulanık skorlar ve dikey projeksiyon	Cep telefonu modelleri
2019	Ji vd.	Terim sıklığı ve uzman görüşleriyle sınıflandırma	FAHP ve QUALIFLEX yöntemlerinin bileşimi	Dijital kamera seçenekleri
2019	Liang vd.	Alan yazınına dayalı öznitelik belirleme	Entropi yöntemi ve LINCNWBM operatörü	Cilt bakım ürünleri analizi
2019	Çalı ve Balaman	Terim sıklıklarının analizine dayalı özellik çıkarımı	Entropi, ELECTRE ve VIKOR'un birlikte kullanımı	Otel hizmet kalitesinin karşılaştırılması
2019	Sharma vd.	Kullanıcı yorumlarındaki özelliklerden çıkarım yapılması	Sapma maksimizasyonuna dayalı TOPSIS uygulaması	Otel tercihi analizi
2019	Wu ve Zhang	POS etiketleme, uzman görüşleri ve özel isimlere dayalı bilgi çıkarımı	Frekans ve dikkat derecelerine göre TODIM yöntemi	Cep telefonu ürün grupları

Yıl	Yazar(lar)	Özellik Çıkarma Yöntemi	ÇKKV Yöntemi	Vaka Analizi
2020	Yang vd.	Derin öğrenme algoritmaları aracılığıyla özellik elde edilmesi	Q-ROFIWHM tabanlı operatörler ve skor fonksiyonlarının uygulanması	Cep telefonu modelleri
2020	Zhang vd.	Platformda yer alan ürün özelliklerinden çıkarım yapılması	Entropi ile kullanıcı odaklı ağırlıkların birlikte kullanımı ve VIKOR	Otomobil seçenekleri
2020	Hu vd.	Terim sıklığına dayalı yaklaşım	TF-IDF algoritması ve VIKOR tekniği	Doktor seçim süreçleri
2020	Wang vd.	TF-IDF üzerinden duygu analizi	Word2Vec ile TODIM yönteminin entegrasyonu	Otel müşteri yorumları
2021	Heidary Dahooie vd.	OCR (optik karakter tanıma) yoluyla veri çıkarımı	IF-IDOCRIW, SA, IFS ve MCDM tekniklerinin kullanımı	Ürün alternatiflerinin karşılaştırılması
2022	Ng vd.	Kelime sıklığı temelli öznetelik çıkarımı	AHP ve VIKOR yöntemlerinin birlikte uygulanması	Covid-19 dönemine ilişkin maske tercihleri
2022	Vyas vd.	N-gram analiz yaklaşımı	Cesaret metodu, AHP, FMADM ve VIKOR'un çoğunluk oyu yöntemiyle birleşimi	Banka hizmetlerine ilişkin değerlendirmeler
2023	Punetha ve Jain	Gözetimsiz duygu analizi: TF-IDF, bağlamsal kelime skorları, rating skoru çıkarımı	EDAS + Oyun Teorisi + Karar Matrisi Optimizasyonu	Hintçe çevrim içi kullanıcı yorumları
2023	Punetha ve Jain	Gözetimsiz duygu analizi: POS etiketleme, kelime sıklığı, bağlamsal polarite ve skor tabanlı çıkarım	Oyun Teorisi + EDAS (Evaluation based on Distance from Average Solution)	Restoran yorumları (Zomato, Yelp vb.)
2023	Tayal vd.	Boyutlara dayalı duygu analizi tekniği	CRITIC yöntemi ile TOPSIS ve WSM'nin bir arada kullanımı	Otel müşteri yorumları
2024	Bani-Doumi vd.	Hasta yorumlarından çıkarılan hizmet nitelikleri ve değerlendirme skorları	Picture Fuzzy AHP + Picture Fuzzy COPRAS	Hasta memnuniyet verileri

Yıl	Yazar(lar)	Özellik Çıkarma Yöntemi	ÇKKV Yöntemi	Vaka Analizi
2025	Punetha ve Jain	Kelime sayımı, bağlam skoru, duygu skoru	EDAS Optimization Technique-based Negation Handling Tagger (EOT-NH)	IMDB İngilizce incelemeler dataseti
2025	Wang vd.	PCA + K-means kümelenmesi	Best–Worst Method (BWM) + TOPSIS	JD.com & Apple App Store –ürün tercihi
2025	Xiao ve Chen	Hashtag, mention, kelime sıklığı, NLP ile içerik temizleme, duygu analizi	Shannon Entropi + CILOS + IDOCRIW + MEREC (karşılaştırmalı)	6 lüks markanın Twitter marka etkileşimi analizi

Yukarıdaki tabloda, 2018–2025 yılları arasında gerçekleştirilmiş çalışmalarda metin madenciliği yöntemleri ile öznitelik çıkarımı sürecine ilişkin yaklaşımlar ve bu yaklaşımların ÇKKV yöntemleriyle entegrasyonu özetlenmiştir. Çalışmalar incelendiğinde, özellikle TF-IDF, N-gram analizi, duygu analizi, derin öğrenme, POS etiketleme ve uzman görüşleri gibi yöntemlerin sıklıkla tercih edildiği görülmektedir. Öznitelik çıkarımı sonrasında ise PROMETHEE-II, VIKOR, TOPSIS, AHP, COPRAS, EDAS, TODIM gibi ÇKKV yöntemleri kullanılarak karar verme süreçleri desteklenmiştir. Bu yöntemlerin vaka analizlerinde sıklıkla otel hizmetleri, cep telefonu, otomobil seçimleri ve sağlık hizmetleri gibi kullanıcı odaklı karar ortamlarında uygulandığı anlaşılmaktadır. Ayrıca, son yıllarda yapay zekâ, bulanık mantık ve oyun teorisi temelli hibrit yaklaşımların arttığı dikkat çekmektedir. Bu bulgular, karar destek sistemlerinin gelişen teknolojilerle birlikte daha bütüncül ve veri odaklı bir yapıya evrildiğini göstermektedir.

Bu çalışma, çeşitli yönleriyle literatüre özgün katkılar sunmaktadır. Öncelikle, vaka analizi kapsamında lojistik ve kargo mobil uygulamalarının incelenmesi, literatürde bu alana yönelik yapılmış benzer bir çalışmaya rastlanmaması nedeniyle önemli bir boşluğu doldurmaktadır. Literatürde, lojistik ve kargo mobil uygulamaları özelinde ÇKKV yöntemlerinin entegrasyonuna dayalı kapsamlı analizlere sınırlı düzeyde yer verildiği görülmektedir.

2. METODOLOJİ

Bu çalışma, kargo firmalarının değerlendirilmesinde metin madenciliği ve ÇKKV yöntemlerinin birlikte kullanımına yönelik çerçeve sunmaktadır. Çalışmada ilk olarak kargo firmalarının mobil uygulamalarına yapılan yorumlar metin madenciliği ile analiz edilmiştir. Elde edilen kullanıcı yorumları kullanılarak performans kriterleri oluşturulmuştur. Veri alınan üç kargo firmasına ile performans kriterlerinin ağırlıkları WENSLO-LODECI yöntemleri ile belirlenmiştir.

2.1. METİN MADENCİLİĞİ İLE VERİLERİN İŞLENMESİ

Metin madenciliği, büyük veri kümelerinden anlamlı bilgiler çıkarma süreci olup, kargo firmalarının mobil uygulamalarındaki kullanıcı deneyimlerini değerlendirmede kritik bir role sahiptir. Bu çalışmada, kullanıcıların mobil uygulamalara ilişkin yorumları derinlemesine analiz edilerek performans boyutları ortaya konulmuştur. Analiz süreci; veri toplama, veri filtreleme, ön işleme, bigram oluşturma ve sınıflandırma aşamalarını kapsamaktadır.

2.1.1. Veri Toplama

Veri toplama, metin madenciliği sürecinin en temel aşamasıdır. Bu çalışmada, kargo firmalarına ait mobil uygulamalara yönelik kullanıcı yorumları Google Play ve App Store platformlarından elde edilmiştir. Veri toplama süreci, 06.08.2012–11.09.2025 tarih aralığında platformlarda yayımlanan kullanıcı yorumlarını kapsayacak şekilde yürütülmüştür. Veri çekimi, Python programlama dili kullanılarak Google Colab ortamında gerçekleştirilmiştir. Google Play tarafında yorumlar, “google-play-scraper” kütüphanesi aracılığıyla Türkiye mağazası ve Türkçe dil filtresi uygulanarak, zaman damgasına göre en yeni yorumlar önceliklendirilmek suretiyle toplanmış; elde edilen kayıtlar veri çerçevesi biçiminde yapılandırılarak tarih alanları uygun formata dönüştürülmüş ve seçilen değişkenler (tarih, kullanıcı adı, puan, yorum içeriği ve beğeni sayısı) üzerinden “CSV” uzantılı dosya formatında saklanmıştır. App Store tarafında ise kullanıcı yorumları, Apple iTunes müşteri yorumları “RSS” uç noktası üzerinden “istek (HTTP request)” temelli bir yaklaşımla toplanmıştır. Bu süreçte “requests” kütüphanesi ile ülke parametresi “tr” olacak şekilde çağrılar gerçekleştirilmiş ve kullanıcı geri bildirimleri güncellik esasına göre alınmıştır. App Store akışının sayfa başına yaklaşık 50 kayıt döndürecek şekilde sınırlandırılmış olması nedeniyle, daha fazla yoruma erişebilmek için sayfalama mantığı kullanılarak birden çok sayfadan veri çekilmiştir. Toplanan kayıtlarda puanlama alanı bulunan girdiler yorum olarak ayrıştırılmış; tarih, kullanıcı, puan, başlık, içerik ve uygulama sürümü gibi değişkenler yapılandırılarak CSV formatında dışa aktarılmıştır. Toplanan yorumlar kullanıcıların deneyimlerini doğrudan yansıttığı için uygulamaların güçlü ve zayıf yönlerinin belirlenmesinde değerli bir kaynak oluşturmaktadır. Yorumların özgün içerikleri ve bağlamları korunarak analize dâhil edilmesi, sonuçların güvenilirliğini artırmaktadır (Rocha vd., 2022).

2.1.2. Veri Filtreleme

Toplanan yorumların filtrelenmesi, analizin niteliğini artırmak için kritik öneme sahiptir. Bu aşamada tekrar eden, eksik veya alakasız yorumlar elenmiş; analiz daha odaklı bir biçimde sürdürülmüştür. Filtreleme kapsamında, Türkçe dilinde olmayan yorumlar veri seti dışında bırakılmış; yinelenen kayıtlar temizlenmiş, yalnızca emoji içeren, boş bırakılmış veya anlamlı bir geri bildirim sunmayan çok kısa metinlerden oluşan yorumlar analize dâhil edilmemiştir. Ayrıca uygulama performansına ilişkin değerlendirme içermeyen ve konu dışı nitelikteki (ör. genel ifadeler, alakasız paylaşımlar) içerikler çıkarılarak veri seti standardize edilmiştir. Bunun yanı sıra temel istatistiksel incelemeler yapılarak bigram frekansları belirlenmiştir. Bu süreç kullanıcıların olumlu ve olumsuz deneyimlerini ortaya koyarak analiz için daha net bir veri seti sağlamıştır (Abdeen vd., 2021).

2.1.3. Ön işleme

Veri ön işleme, metin madenciliği sürecinin başarısı için gerekli olan standartlaştırma işlemlerini kapsamaktadır. Bu aşamada, yorumlardan durak kelimeler (stop words) çıkarılmış, noktalama işaretleri temizlenmiş, metinler küçük harfe dönüştürülmüş ve kelimeler köklerine ayrıştırılmıştır. Ayrıca n-gram yöntemlerinin uygulanması sayesinde kelimeler arasındaki anlam ilişkileri daha net şekilde ortaya konmuştur (Adyatma vd., 2023).

2.1.4. Bigram Oluşturma

Bigram oluşturma, kelimeler arasındaki ilişkilerin daha derinlemesine analiz edilmesini sağlamaktadır. Bu yöntem sayesinde kullanıcı yorumlarında sıkça birlikte kullanılan kelime çiftleri belirlenmiş ve kullanıcıların memnuniyet veya şikâyet odaklarının hangi temalar etrafında şekillendiği ortaya çıkarılmıştır. Bu çalışmada bigramlar, ön işleme aşamasında temizlenmiş metinler üzerinden tokenizasyon (metnin sözcüklere ayrıştırılması) ve durak kelime çıkarımı sonrasında iki kelimelik n-gram (n=2) yapısı temel alınarak üretilmiştir. Bigramların çıkarımı ve frekanslarının hesaplanması, scikit-learn kütüphanesinde yer alan CountVectorizer bileşeni kullanılarak (n-gram aralığı=2)

gerçekleştirilmiş; her bir uygulamaya ait veri sayfasında yer alan temizlenmiş yorumlar ayrı ayrı işlenerek bigram sözlüğü oluşturulmuştur. Elde edilen bigram frekansları içerisinde, çalışma kapsamında önceden belirlenen olumlu ve olumsuz nitelikteki bigram listeleriyle eşleşen ifadeler seçilmiş ve bu ifadeler “olumlu” ve “olumsuz” olarak etiketlenmiştir. Sonuçlar, her bir uygulama sayfası için bigram ve frekans değerlerini içerecek biçimde dışa aktararak analiz sürecinde kullanılmak üzere yapılandırılmıştır. Bigram analizi özellikle hizmet kalitesi, teslimat hızı, fiyat ve müşteri hizmetleri gibi kriterlerin kullanıcı deneyimindeki önemini anlamada katkı sağlamaktadır (Raffington vd., 2020).

2.1.5. Sınıflandırma ve Kodlama

Son aşama olan sınıflandırma ve kodlama, metin madenciliği sonuçlarının yorumlanması ve analiz edilmesi için gereklidir. Bu süreç metinlerde belirli temaların veya kategorilerin belirlenmesini içerir. Bu çalışmada bigramlar, lojistik hizmet deneyimini yansıtan anlamsal polariteler dikkate alınarak “olumlu” ve “olumsuz” sınıflara ayrılmış; kullanıcı memnuniyetini ifade eden bigramlar olumlu, hizmet aksaklıkları ve şikâyet bildiren bigramlar ise olumsuz kategori altında kodlanmıştır. Ayrıca sınıflandırma sürecinde, bigramların temsil ettiği deneyim boyutları Tablo 4’te sunulan kodlar aracılığıyla (ör. teslimatın sorunsuzluğu, teslimat gecikmesi, müşteri hizmetleriyle ilgili sorunlar) tematik olarak tanımlanarak analizde kullanılabilir kriterlere dönüştürülmüştür. Sınıflandırma işlemi sırasında bigramların kullanılması, semantik benzerliği ve bağlamı koruyarak analiz sonuçlarının doğruluğunu artırır (Lu vd., 2019). Bu tür bir metodoloji, araştırma sonuçlarını daha anlamlı hale getirirken kullanıcı odaklı analizler yapılmasına da olanak sağlar (Altrabsheh vd., 2019).

Metin madenciliği büyük veri setlerinin etkili ve anlamlı bir şekilde işlenmesinde önemli bir rol oynar. Veri toplama, filtreleme ve ön işleme aşamalarının yanı sıra bigram oluşturma ve sınıflandırma süreçleri, bu alandaki çalışmaların temelini oluşturmuştur. Bu yöntemlerin kullanımı yalnızca veri analizi için değil, aynı zamanda işletmelerin verilere dayalı stratejiler geliştirebilmesi adına kritik önem taşımaktadır (Indrawan vd., 2022).

2.1.6. Kullanılan Yazılım ve Kütüphaneler

Bu çalışmada veri toplama, veri hazırlama ve metin madenciliği tabanlı analiz süreçleri Python programlama dili kullanılarak Google Colab ortamında yürütülmüştür. Veri çekimi ve veri setinin yapılandırılmasında pandas kütüphanesinden yararlanılmış; App Store yorumlarının elde edilmesinde HTTP isteklerinin yürütülmesi için requests kütüphanesi, Google Play yorumlarının toplanmasında ise google-play-scraper kütüphanesi kullanılmıştır. Veri ön işleme aşamasında yorum metinleri standartlaştırılmış; bu kapsamda metinlerin küçük harfe dönüştürülmesi, Türkçe karakterlerin normalize edilmesi, emojielerin düzenli ifadeler aracılığıyla temizlenmesi, noktalama işaretlerinin kaldırılması ve durak kelime çıkarımı gibi işlemler uygulanmıştır. Bu süreçte re ve string modülleri ile pandas işlevlerinden yararlanılmış; veriler çoklu çalışma sayfası yapısını koruyacak biçimde okunup yazdırılmış ve çıktıların kaydedilmesinde openpyxl ve xlswriter bileşenleri kullanılmıştır. Bigram üretimi ve frekans hesaplamaları, scikit-learn kütüphanesi içerisinde yer alan CountVectorizer bileşeni kullanılarak gerçekleştirilmiş; seçilen olumlu ve olumsuz bigram listeleri üzerinden elde edilen frekanslar ayrı dosyalar halinde dışa aktarılmıştır. Tüm aşamalarda üretilen ara çıktılar ve veri setleri CSV formatında saklanarak analiz sürecinin izlenebilirliği ve tekrarlanabilirliği desteklenmiştir.

2.2. WENSLO YÖNTEMİ

WENSLO (Weights by ENvelope and SLOpe) yöntemi, literatüre Pamucar vd. (2023) tarafından kazandırılmıştır. Kriterlerin nesnel ağırlıklarının belirlenmesinde kullanılan yöntem basit ve uygulanması kolay bir yapıya sahiptir. Bu yöntem, kriter eğiliminin hesaplama sürecine herhangi bir etkisinin bulunmaması ve kriter ağırlıklarının bireysel yargılardan bağımsız olması açısından da avantaj

sağlamaktadır. WENSLO yöntemi, kriterlere ait zarf ve eğim değerleri ile ağırlıklandırma yapması yönüyle diğer nesnel ağırlıkların hesaplanmasında geleneksel yöntemlerden farklılık göstermektedir.

WENSLO yöntemi aşağıda belirtilen temel aşamalardan oluşmaktadır (Pamucar vd., 2023):

Adım 1 Karar matrisinin oluşturulması: Karar matrisi m alternatif ve n kriterden oluşmaktadır. Her kriter yönlendirilmiş maksimum-minimum hedeftir. $A_1, A_2, \dots, A_m$ alternatifleri, $C_1, C_2, \dots, C_n$ kriterleri temsil eder. ζ_{ij} , j 'inci kriter gere i 'inci alternatifin tahmini deęeridir. Karar matrisi Eşitlik (1) ile gösterilmiştir.

$$[\zeta_{ij}]_{m \times n} = \begin{bmatrix} A/C & C_1 & C_2 & \dots & C_j \\ A_1 & \zeta_{11} & \zeta_{21} & \dots & \zeta_{1j} \\ A_2 & \zeta_{21} & \zeta_{22} & \dots & \zeta_{2j} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ A_i & \zeta_{i1} & \zeta_{i2} & \dots & \zeta_{ij} \end{bmatrix} \quad 1$$

Adım 2 Normalize karar matrisinin oluşturulması: Boyutsuz normalleştirilmiş karar matrisi, maksimum-minimum (toplam tabanlı) doğrusal normalleştirme kullanılarak Eşitlik (2) ile elde edilir.

$$z_{ij} = \frac{\zeta_{ij}}{\sum_{i=1}^m \zeta_{ij}} \quad \forall j \in [1, 2, \dots, n] \quad 2$$

Adım 3 Kriter sınıf aralığı hesaplanır: j 'inci kriter sınıf aralığı Δz_j , Eşitlik (3) kullanılarak Sturges kuralına göre hesaplanır.

$$\Delta z_j = \frac{\max z_{ij} - \min z_{ij}}{1 + 3.322 \cdot \log(m)} \quad \forall j \in [1, 2, \dots, n] \quad 3$$

Adım 4 Kriter zarfı hesaplanır: Kriter zarfı, ardışık iki normalize edilmiş kriter deęerinin karelerinin ve Δz_j 'nin karekökü alınarak elde edilir. E_j deęeri Eşitlik (4) ile hesaplanır.

$$E_j = \sum_{i=1}^{m-1} \sqrt{(z_{i+1,j} - z_{i,j})^2 + \Delta z_j^2} \quad 4$$

Adım 5 Kriter eğimi hesaplanır: Normalize edilmiş kriter deęerlerinin toplamı, bir eksi alternatif sayısının Δz_j ile çarpımına bölünerek Eşitlik (5) kullanılarak elde edilir.

$$\tan \varphi_j = \frac{\sum_{i=1}^m z_{ij}}{(m-1) \cdot \Delta z_j} \quad \forall j \in [1, 2, \dots, n] \quad 5$$

Adım 6 Zarf-Eğim oranı tanımlanır: Kriter zarfının, eğimine oranı Eşitlik (6) ile hesaplanır.

$$q_j = \frac{E_j}{\tan \varphi_j} \quad \forall j \in [1, 2, \dots, n] \quad 6$$

Adım 7 Kriter ağırlıklarının hesaplanması: Kriter ağırlıkları Eşitlik (7) kullanılarak hesaplanır.

$$w_j = \frac{q_j}{\sum_{j=1}^n q_j} \quad \forall j \in [1, 2, \dots, n] \quad 7$$

2.3. LODECI YÖNTEMİ

LODECI yöntemi, Entropi ve MEREC yöntemlerini uzlaştıran bir yaklaşım olarak Pala (2024) tarafından önerilmiştir. Yöntem her bir kriter için alternatif skorlarının arasındaki uzaklıkları bir başka deyişle ayrışimleri temel almaktadır. Yöntemin hesaplama adımları aşağıda sıralanmıştır.

Adım 1. Karar matrisinin oluşturulması: Karar matrisi m alternatif ve n kriter için oluşturulur.

Adım 2. Normalize matrisin oluşturulması: Maksimum normalizasyon yaklaşımı ile fayda kriteri için Eşitlik (8), maliyet kriteri için Eşitlik (9) kullanılarak hesaplanır.

$$a_{ij} = \frac{x_{ij}}{x_j^{mak}} \text{ fayda kriteri için} \quad 8$$

$$a_{ij} = 1 - \frac{x_{ij}}{x_j^{mak}} \text{ maliyet kriteri için} \quad 9$$

Adım 3. Ayrışım değerinin belirlenmesi: Ayrışım değeri Eşitlik (10) ile hesaplanır.

$$AD_{ij} = \max\{|a_{ij} - a_{rj}|\}, r \neq i, r = 1, 2, \dots, n \quad 10$$

Adım 4. Logaritmik ayrışım değeri (LAD) belirlenmesi: Her kritere ait LAD Eşitlik (11) ile hesaplanır.

$$LAD_{ij} = \ln \left(1 + \frac{\sum_{j=1}^n AD_{ij}}{n} \right) \quad 11$$

Adım 5. Kriter ağırlıklarının belirlenmesi: Eşitlik (12) ile kriter ağırlıkları hesaplanır.

$$w_j = \frac{LAD_j}{\sum_{j=1}^n LAD_j} \quad \forall j \in [1, 2, \dots, n] \quad 12$$

3. BULGULAR

3.1. METİN MADENCİLİĞİNE AİT BULGULAR

Kargo firmalarının mobil uygulamalarına ait kullanıcı deneyimlerinin analizi, metin madenciliği süreçleri kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Bu bağlamda kullanıcı yorumlarının toplandığı platformlar Google Play ve App Store olarak belirlenmiş olup, toplanan verilerin önışleme süreçleri titizlikle gerçekleştirilmiştir. Tablo 2'de, her bir kargo firmasına ait uygulama için toplam yorum sayıları ve önışleme durumu detaylı bir şekilde sunulmuştur. Kullanıcı geri bildirimleri firmaların hizmet kaliteleri ve müşteri memnuniyetleri hakkında değerli bilgiler sağlamakta olup, bu verilerin analizi hem kullanıcı deneyimlerinin geliştirilmesi hem de rekabet avantajı sağlanması açısından stratejik bir önem taşımaktadır.

Tablo 2. Kargo Firmalarının Mobil Uygulamalarına Ait Yorum Sayıları ve Önışleme Durumu

Uygulama	Google Play Yorum Sayısı	App Store Yorum Sayısı	Toplam Yorum Sayısı	Önışlenmiş Yorum Sayısı
----------	-----------------------------	---------------------------	------------------------	----------------------------

TrendyolExpress	313.950	501	314.451	259.989
Hepsijet	207.990	500	208.490	201.974
Yurtiçi Kargo	4.264	501	4.765	4.048

Tablo 2 incelendiğinde, TrendyolExpress uygulamasının, 314.451 toplam yorum sayısı ile en fazla geri bildirimle sahip olduğu görülmektedir. Bu, TrendyolExpress'in kullanıcı bazında güçlü bir etkileşime sahip olduğunu ve dolayısıyla kullanıcı memnuniyeti ve deneyimi ile ilgili potansiyel içgörülerin elde edilebileceğini göstermektedir. Önişleme sürecinde ise toplam yorumların 259.989'unun analiz için uygun hale getirildiği ve bu sayı ile önemli bir veri seti oluşturduğu anlaşılmaktadır.

Diğer yandan, Hepsijet'in toplamda 208.490 yorum aldığı ancak önişleme sonrası bu sayının 201.974'e gerilediği gözlemlenmektedir. Yine bu durum, Hepsijet'in kullanıcı taleplerine yanıt verme açısından önemli bir değer sunduğunu ve kullanıcı deneyimlerini geliştirme ihtiyacının bulunduğunu işaret etmektedir.

Yurtiçi Kargo ise toplam 4.765 yorum ile en düşük etkileşime sahip kargo firmasıdır. Bununla birlikte ön işlenmiş yorum sayısının 4.048 olması yorumların büyük bir kısmının analize uygun hale getirildiğini göstermektedir. Bu durum, Yurtiçi Kargo'nun kullanıcı geri bildirimlerini değerlendirme sürecinde eksikliklerin olabileceğini veya kullanıcıların bu platformlarda daha düşük geri bildirim vermiş olabileceğini düşündürmektedir.

Bu analizler neticesinde, kullanıcı yorumlarının sayıları ve önişleme durumu, metin madenciliği çalışmasında elde edilecek bulgular için zemin hazırlamakta olup, kullanıcı deneyimini etkileyen anahtar unsurların belirlenmesine ışık tutmaktadır. Gelen verilerin içeriği ve kalitesi, ilerleyen aşamalarda uygulanacak ÇKKV yöntemleri ile kargo firmalarının stratejilerini şekillendirmelerine yardımcı olacaktır. Bu bağlamda, mobil uygulama geliştirme süreçlerinde elde edilen içgörüler, firma stratejilerine yönelik somut önerilerin geliştirilmesi açısından kritik bir kaynak oluşturacaktır.

Tablo 3. Kargo Firmalarının Mobil Uygulamaları İçin Bigram Analizi

Bigram	Hepsijet	TrendyolExpress	Yurtiçi Kargo
Zamanında teslim	111	216	8
Sorunsuz teslim	22	49	0
Teslim edildi	257	372	33
Memnun kaldım	921	2344	9
Teşekkür ederim	2832	3169	32
Tavsiye ederim	3091	6055	30
Geç teslim	22	52	1
Teslim edilmedi	100	62	15
Eksik ürün	120	145	0
Yanlış adres	9	8	9
Hasarlı teslim	2	0	0
Müşteri hizmetleri	1255	1352	28
Şikâyet etmek	4	8	0

Tablo 3, kargo firmalarının mobil uygulamalarında kullanıcı yorumlarına dayanan bigram analizi sonuçlarını sunmaktadır. Bigram analizi, iki kelimedenden oluşan ifadelerin sıklığını belirleyerek kullanıcıların deneyimlerini ve değerlendirmelerini daha detaylı bir şekilde anlamaya olanak

tanımlanmaktadır. Analiz sonuçları Hepsijet, TrendyolExpress ve Yurtiçi Kargo gibi kargo firmalarının uygulamalarındaki kullanıcı geri bildirimlerinin doğasını ve hangi faktörlerin öne çıktığını ortaya koymaktadır. Tablo 3'teki veriler incelendiğinde, "Memnun kaldım" ifadesinin Hepsijet ve TrendyolExpress için oldukça yüksek oranlarda kullanıldığı görülmektedir; Hepsijet'te 921, TrendyolExpress'te ise 2.344 kez geçmektedir. Bu durum kullanıcıların bu firmalara ait uygulamalardan memnun kaldıklarını ve genel olarak olumlu bir deneyim yaşadıklarını göstermektedir. Özellikle TrendyolExpress'in bu başlık altındaki performansı müşteri memnuniyetini artırma bakımından dikkate değer bir başarı olarak yorumlanabilir.

"Teşekkür ederim" ifadesinin de oldukça yüksek sayılara ulaştığı, kullanıcıların hizmetten duydukları memnuniyeti ifade ettiğini göstermektedir. Hepsijet'te 2.832 ve TrendyolExpress'te 3.169 kez yer alması, bu firmaların kullanıcıları tarafından takdir edildiğini ve müşteri ilişkileri yönetiminde etkin bir iletişim sağlandığını göstermektedir. Diğer yandan "Tavsiye ederim" ifadesinin Hepsijet için 3.091 ve TrendyolExpress için 6.055 gibi yüksek sayılara ulaşması kullanıcıların genel memnuniyetlerinin yanında bu firmaları çevrelerine tavsiye etme eğiliminde olduklarını göstermektedir. Bu durum müşteri sadakatının önemli bir göstergesi olarak değerlendirilebilir.

"Zamanında teslim" ifadesi, Hepsijet'te 111, TrendyolExpress'te 216 ve Yurtiçi Kargo'da yalnızca 8 kez kullanılmıştır. Bu veriler, kargo teslimat süreçlerinin zaman yönetiminde TrendyolExpress ve Hepsijet'in daha olumlu bir izlenim bıraktığını gündeme taşımaktadır. Özellikle Yurtiçi Kargo'nun bu kriterdeki düşük seviyesi zamanında teslimat konusundaki memnuniyetin artırılması gerektiğini işaret edebilir.

Buna karşın "Geç teslim", "Teslim edilmedi" ve "Hasarlı teslim" gibi olumsuz ifadelerle yer verilmesi Hepsijet ve TrendyolExpress için dikkate değerdir. "Geç teslim" ifadesinin Hepsijet'te 22, TrendyolExpress'te 52 ve Yurtiçi Kargo'da yalnızca 1 kez kullanılması zamanında teslimat sorunlarını aydınlatan önemli bir veridir. Bu sayılar kargo firmalarının teslimat sürelerini iyileştirmek amacıyla stratejiler geliştirmeleri gerektiğini gösterir. Ek olarak "Eksik ürün" ifadesinin Hepsijet ve TrendyolExpress'te sırasıyla 120 ve 145 kez geçmesi, bu firmaların ürün tamlığı ile ilgili problem yaşadıklarını ortaya koymaktadır. Yurtiçi Kargo'nun bu değerlendirmeye dahil edilmemesi ise bu firmanın eksik ürün şikayetleri açısından daha az sıkıntı yaşadığını göstermektedir.

Son olarak, "Müşteri hizmetleri" konusu Hepsijet'te 1.255, TrendyolExpress'te 1.352 ve Yurtiçi Kargo'da 28 kez anılmaktadır. Bu durum, müşteri hizmetleri kalitesinin kullanıcı deneyiminde önemli bir rol oynadığını vurgularken özellikle Yurtiçi Kargo'nun müşteri hizmetleriyle ilgili şikayetlerinin azlığının dikkat çeken bir diğer bulgu olduğunu göstermektedir. Müşteri hizmetlerinin etkili yönetimi genel kullanıcı memnuniyeti ve sadakati açısından kritik bir faktör olduğu söylenebilir.

Tablo 4. Kargo Firmalarının Mobil Uygulamaları İçin Değerlendirme Kriterleri

	Kriterler	Kod	Bigram
Olumlu Değerlendirmeler	Teslimat Performansı	TP+	Zamanında teslim, sorunsuz teslim, teslim edildi
	Algılanan Değer ve Tavsiye	ADT	Memnun kaldım, teşekkür ederim, tavsiye ederim
Olumsuz Değerlendirmeler	Teslimat Performansı	TP-	Geç teslim, teslim edilmedi

Sipariş Doğruluğu ve Bütünlük	SDB	Eksik ürün yanlış adres; hasarlı teslim
Müşteri İletişimi ve Destek	MİD	Müşteri hizmetleri (olumsuz bağlam), şikâyet etmek

Tablo 4, kargo firmalarının mobil uygulamalarındaki kullanıcı deneyimlerini değerlendirmek amacıyla oluşturulan kriter ve ilgili kodlamaları sunmaktadır. Bu kriterler hem olumlu hem de olumsuz değerlendirmeler çerçevesinde kullanıcı geri bildirimlerini sınıflandırma işlevi görmektedir. İlgili değerlere atfedilen bigram ifadeleri de kullanıcıların deneyimlerini daha detaylı bir biçimde açıklamaktadır.

Tablo 4'te yer alan "Olumlu Değerlendirmeler" kategorisi altında, iki temel kriter tanımlanmıştır. Birincisi, "Teslimat Performansı" (TP+) olup, kullanıcıların teslimat sürelerine ilişkin memnuniyetini ifade etmektedir. Bu kategori "Zamanında teslim", "Sorunsuz teslim" ve "Teslim edildi" ifadeleri ile kodlanmıştır. Bu bağlamda kullanıcıların teslimat süreçlerinin etkinliğine dair olumlu algılarının ön planda olduğu anlaşılmaktadır. Bu metinler, firmaların teslimat süreçlerinde sağladığı performansın kullanıcı memnuniyetini nasıl etkileyebileceğini göstermektedir. İkincisi "Algılanan Değer ve Tavsiye" (ADT) kriteri kullanıcıların deneyimlerinin değerlendirilmesine yönelik bir diğeri olarak öne çıkmaktadır. Bu kriter; kullanıcıların mobil uygulama üzerinden yaşadıkları deneyimlere dair olumlu ifadeler içermektedir; "Memnun kaldım", "Teşekkür ederim" ve "Tavsiye ederim" gibi bigramlar kullanılarak ifade edilen bu algılar, firmaların müşteri memnuniyetini artırmada ne derece başarılı olduklarını ve toplumsal tavsiye süreçlerini olumlu yönde yönlendirdiklerini göstermektedir.

Tablodaki "Olumsuz Değerlendirmeler" kategorisi ise müşteri deneyimlerinde karşılaşılan sorunları ve sıkıntıları belirlemektedir. Bu kategorideki kriterler arasında "Teslimat Performansı" (TP-), "Sipariş Doğruluğu ve Bütünlük" (SDB) ve "Müşteri İletişimi ve Destek" (MİD) yer almaktadır. Özellikle "Teslimat Performansı" kriterine dayanan "Geç teslim" ve "Teslim edilmedi" ifadeleri, firmaların teslimat süreçlerinde yaşanan olumsuzlukları işaret etmektedir. Kullanıcıların bu durumlarla karşılaşması müşteri memnuniyet düşüncesini ciddi şekilde etkileyebilir ve sonuç olarak firmanın rekabetçi konumunu zayıflatabilir. Diğer bir olumsuz değerlendirme kriteri olan "Sipariş Doğruluğu ve Bütünlük" (SDB), "Eksik ürün", "Yanlış adres" ve "Hasarlı teslim" ifadelerinden oluşmaktadır. Bu ifadeler, kullanıcıların siparişlerinin doğruluğu konusundaki memnuniyetsizliklerini detaylandırmaktadır. Kargo firmalarının ürün bütünlüğüne ve doğruluğuna yeterince dikkat etmediği durumlar müşteri kayıplarına ve olumsuz yorumlara sebebiyet verebilecek kritik unsurlardır. Son olarak, "Müşteri İletişimi ve Destek" (MİD) kriterinin altında "Müşteri hizmetleri (olumsuz bağlam)" ve "Şikâyet etmek" ifadeleri yer almaktadır. Bu bulgular, kullanıcıların firmayla iletişim süreçlerinde yaşadıkları sıkıntıları ve olumsuz deneyimlerini ortaya koymaktadır. Kargo firmalarının müşteri iletişimi noktasındaki yetersizlikleri, kullanıcı geri bildirimleri ile daha belirgin hale gelmekte ve bu durum, müşteri sadakati üzerinde olumsuz bir etki yaratabilmektedir.

3.2. WENSLO YÖNTEMİNE AİT BULGULAR

Metin madenciliği ile elde edilen değerlere ilk olarak WENSLO yöntemi uygulanmıştır. WENSLO yönteminin ilk adımı alternatifler (kargo firmaları) ve kriterler (TP+, ADT, TP-, SDB, MİD) için karar matrisinin oluşturulmasıdır. Bu kapsamda Tablo 3'te raporlanan bigram frekansları, Tablo 4'te sunulan değerlendirme kriterleri ve kodlama şeması temel alınarak karar verme analizine uygun bir biçime dönüştürülmüştür. Öncelikle her bir kargo firması için ilgili kriter altında tanımlanan bigramların frekansları birleştirilerek kriter bazında toplam frekans değerleri elde edilmiştir. Ardından firmalar arasındaki farklı yorum hacimlerinden kaynaklanabilecek karşılaştırılabilirlik sorununu azaltmak

amacıyla, bu toplam frekanslar ilgili firmaya ait analizde kullanılan ön işlenmiş toplam yorum sayısına oranlanmış ve elde edilen oran yüzde değerine dönüştürülerek standartlaştırılmıştır. Bu standartlaştırma yaklaşımı, firmalar arasında yorum sayısının belirgin biçimde farklılaşması nedeniyle ortaya çıkabilecek veri dengesizliği etkisini azaltmak ve ölçümleri karşılaştırılabilir hale getirmek amacıyla tercih edilmiştir. Böylece her bir firma ve kriter için karar matrisi girdileri, firmalar arası karşılaştırmaya elverişli “görelî kriter skorları” olarak hesaplanmıştır. Elde edilen karar matrisi Tablo 5’te sunulmuştur.

Tablo 5. Karar Matrisi

	TP-	SDB	MİD	TP+	ADT
Hepsijet	3,389	0,060	0,065	0,193	0,623
TrendyolExpress	4,449	0,044	0,059	0,245	0,523
Yurtiçi Kargo	1,754	0,395	0,222	1,013	0,692

Karar matrisinde verilen değerler Eşitlik 2 kullanılarak normalize edilir. Normalize karar matrisi Tablo 6’da gösterilmiştir.

Tablo 6. Normalize Karar Matrisi

	TP-	SDB	MİD	TP+	ADT
Hepsijet	0,3533	0,1209	0,1874	0,1331	0,3391
TrendyolExpress	0,4639	0,0878	0,1701	0,1689	0,2846
Yurtiçi Kargo	0,1829	0,7913	0,6425	0,6981	0,3763

Normalize karar matrisi oluşturulduktan sonra kriter sınıf aralığı Eşitlik 3 kullanılarak hesaplanır. Sonrasında kriterler için zarf değeri Eşitlik 4 ve eğim değeri Eşitlik 5 ile belirlenir. Hesaplanan değerler Tablo 7’de verilmiştir.

Tablo 7. Zarf ve Eğim Değerleri

	TP-	SDB	MİD	TP+	ADT
Δz_j	0,1087	0,2722	0,1828	0,2186	0,0355
Zarf Değeri	0,1551	0,2742	0,1836	0,2215	0,0651
	0,3013	0,7543	0,5066	0,5726	0,0983
E_j	0,4564	1,0285	0,6901	0,7940	0,1634
$\tan \varphi_j$	4,5994	1,8372	2,7358	2,2877	14,0913

Yöntemin bir sonraki aşamasında zarf ve eğim değerlerinin oranı Eşitlik 6 kullanılarak hesaplanır. Son olarak kriter ağırlıklarının belirlenmesi için Eşitlik 7 kullanılır. WENSLO yöntemine ait sonuçlar Tablo 8’de gösterilmiştir.

Tablo 8. Kriterlere Ait Ağırlıklar

	TP-	SDB	MİD	TP+	ADT
q_j	0,0992	0,5598	0,2523	0,3471	0,0116
w_j	0,0781	0,4408	0,1986	0,2733	0,0091

Tablo 8’de gösterilen kriter ağırlıklarına göre en yüksek öneme sahip kriter 0,4408 değeri ile SDB’dir. Bu kriteri TP+ kriteri takip etmektedir. Genel ağırlık sıralaması ise SDB>TP+>MİD>TP->ADT olarak gerçekleşmiştir.

3.3. LODECI YÖNTEMİNE AİT BULGULAR

Metin madenciliği ile elde edilen kriter değerlerine ikinci aşamada LODECI yöntemi uygulanmıştır. Tablo 5’te gösterilen karar matrisine Eşitlik (8-9) uygulanarak normalize karar matrisi oluşturulmuştur. Normalize karar matrisi Tablo 9’da gösterilmiştir.

Tablo 9. Normalize Karar Matrisi

	TP-	SDB	MİD	TP+	ADT
Hepsijet	0,2384	0,8472	0,7083	0,1906	0,9012
TrendyolExpress	0,0000	0,8891	0,7353	0,2419	0,7563
Yurtiçi Kargo	0,6058	0,0000	0,0000	1,0000	1,0000

Sonraki aşamada kriterler için ayrışım değeri Eşitlik (10) ile belirlenir. Bu değerler Tablo 10’da gösterilmiştir.

Tablo 10. Ayrışım Değerleri

	TP-	SDB	MİD	TP+	ADT
Hepsijet	0,3674	0,0419	0,0270	0,8094	0,0988
TrendyolExpress	0,6058	0,0000	0,0000	0,7581	0,2437
Yurtiçi Kargo	0,0000	0,8891	0,7353	0,0000	0,0000

Belirlenen ayrışım değerleri için logaritmik ayrışım değeri Eşitlik (11) ile belirlenir. Son aşamada ise Eşitlik (12) kullanılarak kriter ağırlıkları hesaplanır. Logaritmik ayrışım değeri ve kriter ağırlıkları Tablo 11’de verilmiştir.

Tablo 11. Logaritmik Ayrışım Değeri ve Kriter Ağırlıkları

	TP-	SDB	MİD	TP+	ADT
LAD_{ij}	0,2810	0,2703	0,2264	0,4203	0,1081
w_j	0,2151	0,2069	0,1734	0,3218	0,0828

LODECI yöntemine göre en yüksek öneme sahip kriter TP+ (0,3218) iken en düşük öneme sahip kriter 0,0828 değer ile ADT’dir. Kriterlerin önem ağırlıklarına göre genel sıralaması ise TP+>TP->SDB>MİD>ADT olarak belirlenmiştir.

3.4. WENSLO-LODECI ORTAK AĞIRLANDIRMASI

Çalışmada iki farklı objektif kriter ağırlıklandırma yöntemi kullanılmıştır. WENSLO yöntemi kriter yönlerinden etkilenmez iken LODECI yöntemi kriterlerin fayda-maliyet yönünü hesaba katmaktadır. Tek yöntemin yanlılığını aza indirmek adına iki farklı yöntemin sonuçları birleştirilmiştir. Literatürde birçok farklı yöntem bulunmakla birlikte çalışmada her iki yöntem sonuçları eşit öneme sahip olduğu kabul edilmiştir. İki yönteme ait sonuçlar ortalamaları alınarak birleştirilmiştir. Nihai ağırlıklar Tablo 12’de gösterilmiştir.

Tablo 12. Ortak Kriter Ağırlıkları

	TP-	SDB	MİD	TP+	ADT
$w_{jWENSLO}$	0,0781	0,4408	0,1986	0,2733	0,0091
$w_{jLODECI}$	0,2151	0,2069	0,1734	0,3218	0,0828
$w_{jOrtalama}$	0,1466	0,3239	0,1860	0,2976	0,0460

Tablo 12 incelendiğinde, kriter ağırlıklarının WENSLO ve LODECI yöntemleri kullanılarak elde edildiği ve son satırda bu iki yöntemin ortalama ağırlıklarının raporlandığı görülmektedir. WENSLO yöntemi sonuçlarına göre en yüksek ağırlığa sahip kriterin 0,4408 değeri ile SDB olduğu, bunu 0,2733 ile TP+ kriterinin izlediği belirlenmiştir. En düşük ağırlık ise 0,0091 değeri ile ADT kriterine aittir. Bu

bulgu, WENSLO yönteminin değerlendirme sürecinde SDB kriterine anlamlı derecede öncelik tanıdığını, ADT kriterinin ise karar sürecine oldukça sınırlı katkı sağladığını göstermektedir.

LODECI yöntemi sonuçları ise daha dengeli bir dağılım sergilemektedir. Bu yöneme göre TP+ kriteri 0,3218 ile en yüksek ağırlığa sahip olurken, ikinci sırada 0,2151 değerine sahip TP- kriteri yer almaktadır. En düşük ağırlık yine ADT kriterine ait olup 0,0828 olarak hesaplanmıştır. LODECI yöntemi, WENSLO'ya kıyasla ADT kriterine göreceli olarak daha yüksek bir önem atfetmiştir.

İki yöntemin ortalamalarından oluşan birleşik ağırlıklara ($w_{jOrtalama}$) göre kriterlerin önem sırası SDB (0,3239), TP+ (0,2976), TP- (0,1466), MİD (0,1860) ve ADT (0,0460) şeklindedir. Ortalama değerler, yöntemler arası farklılıkları dengeleyerek daha bütüncül bir önem derecelendirmesi sağlamaktadır. Bu sonuçlar ışığında karar verme sürecinde özellikle SDB ve TP+ kriterlerinin belirleyici nitelikte olduğu; buna karşın ADT kriterinin nispeten düşük etkili bir kriter olarak değerlendirilmesi gerektiği söylenebilir.

SONUÇ VE TARTIŞMA

Kargo firmalarının mobil uygulamalarındaki kullanıcı deneyimlerinin metin madenciliği ve ÇKKV yöntemleriyle analiz edilmesi, dijitalleşen hizmet ekosisteminde kullanıcı memnuniyetini artırmaya yönelik stratejilerin geliştirilmesine katkı sağlamaktadır. Bu çalışma, Google Play ve App Store üzerinden elde edilen kullanıcı yorumlarının sistematik bir biçimde incelenmesi ile gerçekleştirilmiştir. Kullanıcı geri bildirimleri hizmet kalitesi ve müşteri memnuniyeti hakkında değerli bilgiler sunmakta olup, bu bulguların stratejik karar alma süreçlerinde dikkate alınması firmaların rekabet gücünü artırmaları açısından önem taşımaktadır.

Toplanan veriler, farklı kargo firmalarının mobil uygulamaları üzerinden alınan yorum sayıları ve ön işleme durumu ile detaylandırılmıştır. TrendyolExpress'in 314.451 yorum ile en yüksek etkileşime sahip olduğu gözlemlenmiştir. Bu durum TrendyolExpress'in kullanıcı deneyimini değerlendirmeye elverişli daha geniş bir geri bildirim havuzu sunduğu şeklinde yorumlanabilir. Benzer biçimde Hepsijet'in de görece yüksek yorum hacmi, kullanıcı taleplerini izleme ve hizmet süreçlerini iyileştirme açısından önemli bir fırsat alanına işaret etmektedir. Buna karşılık Yurtiçi Kargo'nun yorum sayısının düşük olması, kullanıcı deneyimini değerlendirme açısından daha sınırlı bir geri bildirim temsiline ve sonuçların daha yüksek değişkenlik göstermesine neden olabilecek bir durumu gündeme getirmektedir.

Metin madenciliği sürecinde elde edilen bigram analizleri, kullanıcıların deneyimlerini daha derinlemesine anlamak için kritik bir görünürlük sağlamaktadır. Özellikle "Memnun kaldım" ve "Teşekkür ederim" gibi ifadelerin yüksek sıklıklarda bulunması, Hepsijet ve TrendyolExpress'in kullanıcı memnuniyetini destekleyen olumlu deneyimler sunduğunu göstermektedir. Kullanıcıların "Tavsiye ederim" ifadesini sıkça kullanmaları, genel memnuniyetin yanında olumlu ağızdan ağıza iletişim potansiyelinin de yükseldiğine işaret edebilir. Bununla birlikte "Geç teslim" ve "Teslim edilmedi" gibi olumsuz ifadelerin varlığı, teslimat sürecinde hâlen iyileştirilmesi gereken alanlar bulunduğunu ortaya koymaktadır. Yurtiçi Kargo'da "Zamanında teslim" ifadesinin düşük görünürlüğü ise teslimat performansına ilişkin algının güçlendirilebileceğini düşündürmektedir.

Elde edilen bulgular, e-ticaret deneyiminde teslimatın müşteriye ulaştığı son aşamadaki hizmet kalitesinin (ör. zamanında teslimat ve teslimatın sorunsuz tamamlanması) müşteri memnuniyeti ve davranışsal niyetler üzerinde belirleyici olduğuna işaret eden çalışmalarla genel olarak uyumludur. Ayrıca lojistik hizmet kalitesinin "teslimat kalitesi" ve "personel/temas kalitesi" gibi boyutlarının memnuniyeti anlamlı biçimde etkileyebildiği; bilhassa teslimat ve etkileşim kalitesinin iyileştirilmesinin müşteri deneyimini güçlendirdiği rapor edilmektedir. Mobil uygulama geri bildirimlerinin metin temelli

yaklaşımlarla incelenmesi, kullanıcı deneyimini şekillendiren temaların görünür kılınmasında yaygınlaşan bir eğilimdir; bu yönüyle çalışma, uygulama deneyimine dair olumlu/olumsuz unsurların yorum verisi üzerinden ayrıştırılabileceğini gösteren yaklaşımlarla da örtüşmektedir. Bu çerçevede çalışmada kullanılan kriterler; TP+ ve TP- boyutlarının teslimat güvenilirliği ve zaman yönetimiyle, SDB boyutunun sipariş doğruluğu ve bütünlüğüyle, MİD boyutunun ise sorun çözme, destek/iletişim süreçleri ve uygulama üzerinden bu süreçlere erişimin kullanılabilirliğiyle ilişkilendirilebileceği değerlendirilmektedir. Kargo firmalarının müşteri hizmetleri ile ilgili geri bildirimlerin analizi, kullanıcı deneyiminin önemli bir boyutu olarak öne çıkmaktadır. Müşteri hizmetleriyle ilgili bigramların görünürlüğü, destek süreçlerinin kullanıcı deneyiminde kritik bir temas noktası olduğunu göstermektedir. Bu bağlamda özellikle Hepsijet ve TrendyolExpress'te müşteri hizmetlerine ilişkin yorum hacmi, kullanıcı destek süreçlerinin hız, çözüm odaklılık ve iletişim kalitesi açısından geliştirilmesi gereken alanlar bulunabileceğine işaret etmektedir.

Çalışmada kriterlerin önem derecesinin belirlenmesinde WENSLO-LODECI yöntemleri kullanılmıştır. İki yöntemin birlikte kullanılması, tek bir ağırlıklandırma yaklaşımına bağlı kalındığında ortaya çıkabilecek yöntem kaynaklı sapmaları azaltmaya yönelik bir dengeleyici yaklaşım sunmuştur. Bulgular, WENSLO yönteminin SDB kriterine daha yüksek öncelik atfederken LODECI yönteminin TP+ kriterini daha baskın değerlendirebildiğini göstermektedir. Ortalama kriter ağırlıkları üzerinden elde edilen sonuçlar, firmaların müşteri memnuniyetini artırmaya yönelik stratejilerinde özellikle SDB ve TP+ kriterlerinin belirleyici olduğunu ortaya koymaktadır. ADT kriterinin görece daha düşük ağırlık alması ise, teşekkür/tavsiye gibi ifadelerin kullanıcı deneyiminin önemli bir çıktısı olmakla birlikte, ayırt edici performans boyutlarını açıklamada diğer kriterlere kıyasla daha sınırlı bir katkı sunabileceğini düşündürmektedir.

Yönetmelik çıkarımlar açısından çalışma bulguları, kargo firmalarının mobil uygulama deneyimini iyileştirmede TP+ ile SDB boyutlarının öncelikli müdahale alanları olduğunu göstermektedir. Bu kapsamda firmaların teslimatın zamanında ve sorunsuz tamamlanmasını destekleyecek operasyonel süreçleri güçlendirmesi; uygulama üzerinden kargo durumunun gerçek zamanlı izlenmesini sağlayacak altyapıyı geliştirmesi ve kullanıcıya proaktif bildirimler yoluyla (kargonun kabulü, dağıtım çıkışı, gecikme riski, teslimatın tamamlanması gibi) şeffaf bilgi sunması önerilmektedir. Sipariş doğruluğu ve bütünlük sorunlarını azaltmak amacıyla adres doğrulama ve teslimat teyidi adımlarının standardize edilmesi; eksik/hasarlı ürün bildirimleri için uygulama içinde kolay erişilebilir bir talep/şikâyet oluşturma akışının tasarlanması ve bu kayıtların çözüm süresini kısaltacak iş kurallarının belirlenmesi önem taşımaktadır. MİD boyutunda ise uygulama içi canlı destek veya hızlı geri arama seçeneklerinin sunulması, şikâyetlerin tek ekran üzerinden izlenebilmesi ve çözüm süreci boyunca aşama bildirimleri gönderilmesi, olumsuz deneyimlerin yoğunlaştığı temas noktalarını azaltabilir. Son olarak ADT göstergelerinin sürdürülebilir biçimde güçlenebilmesi için kampanya veya görünürlük artırıcı girişimlerden önce temel hizmet deneyimini belirleyen teslimat güvenilirliği ve sipariş bütünlüğü süreçlerine odaklanması gerektiği değerlendirilmektedir.

Sonuç olarak bu çalışma, kargo firmalarının mobil uygulamalarındaki kullanıcı deneyiminin veri temelli biçimde değerlendirilmesi açısından önemli bir temel sunmaktadır. Kullanıcı yorumlarının niteliği ve çeşitliliği, kargo firmalarının hizmet süreçlerine ilişkin iyileştirme alanlarını görünür kılmakta ve rekabetçi konumlanmayı destekleyecek içgörüler üretmektedir. Bu bağlamda, kullanıcı geri bildirimlerinin düzenli biçimde izlenmesi ve teslimat güvenilirliği, sipariş bütünlüğü ile destek süreçleri odağında sürekli iyileştirme döngülerinin işletilmesi önem taşımaktadır.

Bu çalışmanın bulguları kullanıcı yorumlarına dayalı olarak üretildiğinden bazı sınırlılıklar içermektedir. Öncelikle firmalar arasında yorum hacminin dengesiz olması (özellikle Yurtiçi Kargo için daha düşük yorum sayısı), göreceli frekansla standardizasyon uygulanmış olsa da kriter skorlarının daha

değişken olmasına ve sıralama sonuçlarının duyarlılığının artmasına yol açabilir. İkinci olarak verinin Google Play ve App Store gibi iki farklı platformdan toplanması, platformların kullanıcı profili ve yorumlama davranışlarındaki farklılıklar nedeniyle bulguların platform etkisine duyarlı olmasına neden olabilir; bu nedenle gelecek çalışmalarda platform bazlı ayrı analizler ve karşılaştırmalar yapılması önerilir. Ayrıca yorum metinlerinde ironi ve alaycı anlatım bulunması, yüzey biçimlerine ve frekans temelli yaklaşımlara dayalı sınıflandırmalarda anlamın tersine dönebileceği bir risk oluşturduğundan, ileriki araştırmalarda bağlam duyarlı yaklaşımlar ve ironi/alaycı anlatım tespitiyle sonuçların sağlanması test edilebilir. Bununla birlikte analizlerin yalnızca bigram düzeyinde yürütülmesi daha geniş bağlamı yansıtan ifade örüntülerinin ve dilsel yapıların (olumsuzluk, vurgu vb.) sınırlı temsil edilmesine yol açabilir; bu kapsamda trigram ve daha yüksek n-gramlar, konu modelleme ve Türkçe için bağlam duyarlı temsil yaklaşımlarıyla ek doğrulamalar yapılması uygun olacaktır. Dil filtresi ve ön işleme kararları (durak kelime listesi, Türkçe karakter normalizasyonu, emoji temizleme, çok kısa/boş yorumların elenmesi gibi) veri setinin kapsamını ve dağılımını etkileyebileceğinden, farklı ön işleme senaryolarıyla duyarlılık analizi yapılması ve daha dengeli örnekleme (daha geniş zaman dilimi, daha fazla firma/uygulama vb.) tekrar analiz gerçekleştirilmesi önerilmektedir.

Çalışmada kullanılan veri seti tamamen nesnel göstergelerden oluştuğundan, kriter ağırlıklarının belirlenmesinde objektif ağırlıklandırma yaklaşımı tercih edilmiştir. Bununla birlikte, benzer veri yapıları için ENTROPY, CRITIC veya MEREC gibi diğer objektif ağırlıklandırma yöntemlerinin kullanılması, sonuçların yöntemsel sağlamlığının karşılaştırmalı olarak incelenmesine olanak sağlayacaktır. Aynı şekilde oluşturulan karar matrisi üzerinden kargo firmalarının performans sıralaması yalnızca mevcut yöntemle sınırlı kalmayıp AROMAN, PIV, RAWEC gibi alternatif sıralama teknikleriyle de gerçekleştirilebilir. Farklı sıralama yöntemlerinden elde edilecek sonuçların karşılaştırılması hem yöntemler arası tutarlılığın değerlendirilmesine hem de analiz bulgularının güvenilirliğinin güçlendirilmesine katkı sağlayacaktır.

KAYNAKÇA

- Abdeen, M., Hamed, A., & Wu, X. (2021). *Fighting the covid-19 infodemic in new articles and false publications: neonet, a text-based supervised machine learning algorithm*. <https://doi.org/10.20944/preprints202106.0482.v2>
- Adyatma, A., Afuan, L., & Maryanto, E. (2023). *The effect of unigram and bigram in the naïve bayes multinomial for analyzing of comment sentiment of gojek application in google play store*. *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, 4(6), 1535-1540. <https://doi.org/10.52436/1.jutif.2023.4.6.1310>
- Albijanić, I., Milošević, M., & Jeremić, V. (2022). Exploring the factors which impact the customers' online purchase intentions. *Proceedings of the 4th International Conference on Statistics: Theory and Applications*. <https://doi.org/10.11159/icsta22.102>
- Algamash, F. A., Mashi, M. S., & Alam, M. N. (2022). Understanding the antecedents of use of e-commerce and consumers' e-loyalty in Saudi Arabia amid the COVID-19 pandemic. *Sustainability*, 14(22), 14894. <https://doi.org/10.3390/su142214894>
- Altrabsheh, N., Kontonatsios, G., & Korkontzelos, I. (2019). *Evaluating the accuracy and efficiency of sentiment analysis pipelines with uima.*, 286-294. https://doi.org/10.1007/978-3-030-23281-8_23
- Bani-Doumi, M., Serrano-Guerrero, J., Chiclana, F., Romero, F. P., & Olivas, J. A. (2024). A picture fuzzy set multi criteria decision-making approach to customize hospital recommendations based on patient feedback. *Applied Soft Computing*, 153, 111331. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2024.111331>
- Chen, C. H., & Feng-lin, W. (2023). Exploring the innovative application of Azure cloud computing platform in cross-border e-commerce operation. *Frontiers in Computing and Intelligent Systems*, 4(2), 21–26. <https://doi.org/10.54097/fcis.v4i2.9746>

- Cheng, C., Sakai, T., Alho, A. R., Cheah, L., & Ben-Akiva, M. (2021). Exploring the relationship between locational and household characteristics and e-commerce home delivery demand. *Logistics*, 5(2), 29. <https://doi.org/10.3390/logistics5020029>
- Çalı, S., & Balaman, Ş. Y. (2019). Improved decisions for marketing, supply and purchasing: Mining big data through an integration of sentiment analysis and intuitionistic fuzzy multi criteria assessment. *Computers & Industrial Engineering*, 129, 315–332. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2019.01.051>
- Fan, Z.-P., Xi, Y., & Liu, Y. (2018). Supporting consumer's purchase decision: A method for ranking products based on online multi-attribute product ratings. *Soft Computing*, 22(16), 5247–5261. <https://doi.org/10.1007/s00500-017-2961-4>
- Heidary Dahooie, J., Raafat, R., Qorbani, A. R., & Daim, T. (2021). An intuitionistic fuzzy data-driven product ranking model using sentiment analysis and multi-criteria decision-making. *Technological Forecasting and Social Change*, 173, 121158. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.121158>
- Hu, J., Zhang, X., Yang, Y., Liu, Y., & Chen, X. (2020). New doctors ranking system based on VIKOR method. *International Transactions in Operational Research*, 27(2), 1236–1261. <https://doi.org/10.1111/itor.12569>
- Indrawan, G., Setiawan, H., & Gunadi, A. (2022). Multi-class svm classification comparison for health service satisfaction survey data in bahasa. *Hightech and Innovation Journal*, 3(4), 425–442. <https://doi.org/10.28991/hij-2022-03-04-05>
- Ji, H., Yang, S., Jia, B., Zhang, M., & Su, B. (2024). Study on location selection of urban two-level joint express delivery stations considering fair cost allocation among enterprises. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2678(10), 1551–1568. <https://doi.org/10.1177/03611981241239651>
- Ji, P., Zhang, H.-Y., & Wang, J.-Q. (2019). A fuzzy decision support model with sentiment analysis for items comparison in e-commerce: The case study of <http://PCOnline.com>. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 49(10), 1993–2004. <https://doi.org/10.1109/TSMC.2018.2875163>
- Laksono, S. I., Aritonang, Y. K., & Lesmono, D. (2020). The model for location routing problem with roaming delivery locations. *Jurnal Teknik Industri*, 21(2), 174–184. <https://doi.org/10.22219/jtiumm.vol21.no2.174-184>
- Liang, R., & Wang, J. (2019). A linguistic intuitionistic cloud decision support model with sentiment analysis for product selection in e-commerce. *International Journal of Fuzzy Systems*, 21(3), 963–977. <https://doi.org/10.1007/s40815-019-00606-0>
- Lu, H., Ning, K., Li, Y., Zhan, Q., Xie, J., & Wang, C. (2019). Utilizing recurrent neural network for topic discovery in short text scenarios1. *Intelligent Data Analysis*, 23(2), 259–277. <https://doi.org/10.3233/ida-183842>
- Mock, W. Y. (2022). Rise of online shopping in Shopee: Is Shopee Xpress satisfying to consumers? *International Journal of Tourism & Hospitality in Asia Pasific*, 5(3), 105–116. <https://doi.org/10.32535/ijthap.v5i3.1903>
- Ng, C., Lam, S., & Liu, K. (2022). Sentiment analysis on consumers' opinions – Evaluating online retailers through analyzing sentiment for face masks during COVID-19 pandemic. *Journal of Industrial and Production Engineering*, 39(7), 535–551. <https://doi.org/10.1080/21681015.2022.2070933>
- Pala, O., Atçeken, Ö., Omurtak, H., & Şimşir, B. (2024). BİST çimento sektöründe LODECI ve CRADIS ile finansal performans analizi. *Alanya Akademik Bakış*, 8(3), 956–970.
- Pamucar, D., Ecer, F., Gligorić, Z., Gligorić, M., & Deveci, M. (2023). A novel WENSLO and ALWAS multicriteria methodology and its application to green growth performance evaluation. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 71, 9510–9525.
- Punetha, N., & Jain, G. (2023). Game theory and MCDM-based unsupervised sentiment analysis of restaurant reviews. *Applied Intelligence*, 53(17), 20152–20173. <https://doi.org/10.1007/s10489-023-04471-1>
- Punetha, N., & Jain, G. (2023). Unsupervised sentiment analysis of Hindi reviews using MCDM and game model optimization techniques. *Sādhanā*, 48(4), 195. <https://doi.org/10.1007/s12046-023-02255-4>

- Punetha, N., & Jain, G. (2025). Advancing sentiment analysis by addressing negation handling challenge via unsupervised mathematical approach. *Social Network Analysis and Mining*, 15(1), 20. <https://doi.org/10.1007/s13278-025-01416-z>
- Raffington, J., Steinke, D., & Tulpan, D. (2020). Recognition of arthropod species names using bigram-based classification. <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-26532/v1>
- Rocha, M., Santos, M., Fontes, R., Melo, A., Cunha-Oliveira, A., Miranda, A., ... & Valentim, R. (2022). The text mining technique applied to the analysis of health interventions to combat congenital syphilis in brazil: the case of the "syphilis no!" project. *Frontiers in Public Health*, 10. <https://doi.org/10.3389/fpubh.2022.855680>
- Seth, A., James, A., Kuantama, E., Mukhopadhyay, S. C., & Han, R. (2023). Aerodynamics and sensing analysis for efficient drone-based parcel delivery. *2023 16th International Conference on Sensing Technology (ICST)*, 1–6. <https://doi.org/10.1109/icst59744.2023.10460847>
- Sharma, H., Tandon, A., Kapur, P. K., & Aggarwal, A. G. (2019). Ranking hotels using aspect ratings based sentiment classification and interval-valued neutrosophic TOPSIS. *International Journal of System Assurance Engineering and Management*, 10(5), 973–983. <https://doi.org/10.1007/s13198-019-00827-4>
- Tayal, D. K., Yadav, S. K., & Arora, D. (2023). Personalized ranking of products using aspect-based sentiment analysis and Plithogenic sets. *Multimedia Tools and Applications*, 82(1), 1261–1287. <https://doi.org/10.1007/s11042-022-13315-y>
- Vyas, V., Uma, V., & Ravi, K. (2022). Aspect-based approach to measure performance of financial services using voice of customer. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, 34(5), 2262–2270. <https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2019.12.009>
- Wang, L., Wang, X., Peng, J., & Wang, J. (2020). The differences in hotel selection among various types of travellers: A comparative analysis with a useful bounded rationality behavioural decision support model. *Tourism Management*, 76, 103961. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2019.103961>
- Wang, Z., Liu, H., & Fan, X. (2025). Hybrid machine learning and MCDM framework for consumer preference extraction and decision support in dynamic markets. *Technology in Society*, 82, 102926. <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2025.102926>
- Wu, C., & Zhang, D. (2019). Ranking products with IF-based sentiment word framework and TODIM method. *Kybernetes*, 48(5), 990–1010. <https://doi.org/10.1108/K-01-2018-0029>
- Xiao, S., & Chen, X. (2025). Measuring social media customer engagement with brands based on information entropy: An application case of luxury brand. *Journal of Brand Management*, 32(3), 184–202. <https://doi.org/10.1057/s41262-024-00376-7>
- Yang, Z., Ouyang, T., Fu, X., & Peng, X. (2020). A decision-making algorithm for online shopping using deep-learning-based opinion pairs mining and q-rung orthopair fuzzy interaction Heronian mean operators. *International Journal of Intelligent Systems*, 35(5), 783–825. <https://doi.org/10.1002/int.22225>
- Yang, Z., Xiong, G., Cao, Z., Li, Y., & Huang, L. (2019). A decision method for online purchases considering dynamic information preference based on sentiment orientation classification and discrete DIFWA operators. *IEEE Access*, 7, 77008–77026. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2921403>
- Zhang, C., Tian, Y., Fan, L., & Li, Y. (2020). Customized ranking for products through online reviews: A method incorporating prospect theory with an improved VIKOR. *Applied Intelligence*, 50(6), 1725–1744. <https://doi.org/10.1007/s10489-019-01577-3>
- Zhou, S., & Hudin, N. S. (2024). Advancing e-commerce user purchase prediction: Integration of time-series attention with event-based timestamp encoding and graph neural network-enhanced user profiling. *PLOS ONE*, 19(4), e0299087. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0299087>