



Bir Müşteri için Türkiye'deki Popüler Online Yemek Sipariş Uygulamalarının Duygu Analizi ve ÇKKV Yöntemleri ile Sıralanması

Ranking of Popular Online Food Ordering Applications in Turkey for a Customer with Sentiment Analysis and MCDM Methods

Sena Nur Fatma Kaya^{1*}, Nurhayat Bozdaş¹, Gültekin Çağal²

¹Sakarya Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Endüstri Mühendisliği Bölümü, 54050 Sakarya, TÜRKİYE

Başyuru/Received: 09/03/2024 Kabul/Accepted: 30/05/2024 Çevrimiçi Basım/Published Online: 30/06/2024
Son Versiyon/Final Version: 30/06/2024

Öz

Online alışverişin hızla önem kazandığı günümüzde, kullanıcı yorumları hem müşteriler hem de firmalar açısından önem kazanmıştır. Kullanıcı yorumlarının her geçen gün artması herhangi bir kullanıcı yorumunun anlamsal ve duygusal çözümlemesine ihtiyaç duyulmasına sebep olmaktadır. Bu çalışmanın amacı, Türkiye'deki online yemek sipariş sektörü uygulamasını müşterilerinin hangi uygulamayı kullanacağına karar vermesini kolaylaştırmaktır. Literatürde bu amaca uygun, müşterilerin karar vermelerine yardımcı olacak bir çalışmaya rastlanmamıştır. Türkiye'de popüler olan İstegelsin, Glovo, Getir ve Yemeksepeti uygulamaları seçilerek kullanıcı yorumları Google Play platformundan elde edilmiştir. Kullanıcı yorumlarına; fiyat, hız, kurye, lezzet, adres ve arayüz olarak belirlenen değerlendirme kriterleri baz alınarak Duygu Analizi yapılmıştır. Duygu Analizi sonucunda bir karar matrisi oluşturulmuş ve bu matris Çok Kriterli Karar Verme (ÇKKV) için başlangıç matrisi olarak kullanılmıştır. Çalışmanın amacına uygun olarak ÇKKV yöntemleri ile yemek sipariş uygulamaları sıralanmış ve sonucunda bir müşterinin online yemek siparişi vermek istediğinde Getir uygulamasını ilk, İstegelsin uygulamasını ikinci, Glovo üçüncü, Yemeksepeti uygulamasını ise dördüncü sırada tercih ettiği/etmesi gerektiği sonucuna ulaşılmıştır.

Anahtar Kelimeler

“Online yemek sipariş sektörü, duygu analizi, entropi, çkkv”

Abstract

In today's world where online shopping is rapidly gaining importance, user comments have gained importance for both customers and companies. The increase in user comments every day causes the need for a semantic and emotional analysis of any user comment. The aim of this study is to make it easier for online food ordering industry customers in Turkey to decide which application to use. There is no study in the literature that is suitable for this purpose and that will help customers make decisions. The popular applications in Turkey İstegelsin, Glovo, Getir and Yemeksepeti were selected and user comments were obtained from the Google Play platform. User comments; Sentiment Analysis was performed based on the evaluation criteria determined as price, speed, courier, taste, address and interface. As a result of Sentiment Analysis, a decision matrix was created and this matrix was used as the starting matrix for Multi-Criteria Decision Making (MCDM). In accordance with the purpose of the study, food ordering applications with MCDM methods were listed and as a result, it was concluded that when a customer wants to order food online, he prefers the Getir application first, the İstegelsin application second, the Glovo application third, and the Yemeksepeti application in the fourth place.

Key Words

“Online food ordering industry, sentiment analysis, entropy, mcdm”

1.Giriş

Mobil internetin hızla gelişimi ve internete erişimin kolaylığı son 10 yılda paket servis hizmeti, seyahat, rezervasyon gibi çeşitli endüstrilerde birçok e-ticaret uygulamalarının ortaya çıkmasına sebep olmuştur (Manogaran vd.,2020). E-ticaret uygulamaları kullanıcılara zaman kısıtlaması olmadan alternatifleri karşılaştırma imkânı sağlamaktadır (Zhang vd.,2018). Kullanıcılar bu alternatifler arasından seçim yaparken daha hızlı ve daha iyi kararlar verebilmek için müşterilerin çevrimiçi incelemelerinden yararlanmaktadır (Scholz vd., 2017). Ancak müşteriler, sonsuz sayıdaki çevrimiçi inceleme metinlerinin doğru değerlendirilememektedir (Yang vd., 2021). Bu durum müşterilerin karar verme süreçlerini doğrudan etkilemektedir. Örneğin çevrimiçi bir alışveriş sitesindeki akıllı telefon incelemelerine bakan bir müşteri, birkaç tane olumsuz yorumu art arda okuduğunda önyargılı davranabilmekte ve bu durum müşterinin satın alma kararını etkilemektedir (Kumar,2018).

Müşterilerin çevrimiçi incelemelerdeki memnuniyetlerini ölçmek için web'de anket, yıldız sistemi veya kredi notu gibi derecelendirmeler kullanılmaktadır. Bunlar müşterilerin karar vermesine yardımcı olmakta ancak müşteri memnuniyetini belirleyen tüm özellikler bu derecelendirmeler ile belirlenmemektedir (Carrasco vd., 2017). Ayrıca müşterilerin dört yıldız, üç yıldız gibi puanlamalardan ziyade, ürün hakkında genel bir fikre ihtiyaç duymaktadırlar (Sun vd., 2009).

Bazı araştırmacılar, çevrimiçi incelemelerden elde edilen bilgiler ile müşterilere doğru tavsiye verebilmek için Duygu Analizi ve Çok Kriterli Karar Verme (ÇKKV) tekniklerini birlikte kullanmaktadırlar. Örneğin bir çalışmada müşterilerin, Flipkart ve Amazon'daki akıllı telefon değerlendirmelerini Duygu Analizi, AHP, TOPSIS, WSM yöntemleri kullanılarak en iyi ürünü önermeyi amaçlanmıştır (Kumar & Parimala, 2020).

Duygu Analizi ve ÇKKV teknikleri literatürde restoran seçimi, otel rezervasyonu, Twitter incelemeleri, e-ticaret uygulamaları ve online yemek siparişi, sağlık vb. sektörlerde birlikte kullanılmaktadır. Duygu Analizi ve Çok Kişilikli ÇKKV metodolojisi ile müşterilerin Londra'daki restoran seçimine ilişkin bir örnek olay incelemesi TripAdvisor'daki İngilizce çevrimiçi incelemeler kullanılarak yapılmıştır (Zuheros vd., 2021).

Otel seçimi problemini kapsayan çeşitli çalışmalar literatürde bulunmaktadır. Bu çalışmalar literatürde iki grupta incelenmektedir. Birinci grup, mevcut Duygu Analizi yöntemleriyle sistematik yaklaşımlardan oluşturmakta ve bir incelemenin genel duyarlılığını cümle düzeyinde Duygu Analizi ile gerçekleştirilmektedir (Sun vd.,2017; Tsai vd.,2020). İkinci araştırma grubu ise çevrimiçi otel incelemelerinin duygu polaritelerini elde etmek için yeni yöntemleri kullanmaktadırlar. Yeni yöntemlerden biri olan BERT algoritması kullanılarak yapılan bu çalışmada pozitif, negatif ve nötr olmak üzere cümlelerin duygu polaritelerini tahmin edilmektedir (Ray vd., 2021).

Bu iki grubun kullandıkları yöntemlerin dışında farklı yöntemlerde literatürde bulunmaktadır. Literatürdeki çalışmalarda, sıralama ve alternatif otellerin seçimi, sayısal derecelendirmelere göre yapılmaktadır. Ancak bu tip çalışmalarda metin incelemeleri kapsamlı bir şekilde değerlendirilemediğinden artık çokça rastlanmamaktadır (Yu vd., 2017; Zaman vd., 2016).

Sağlık sektöründeki problemleri kapsayan bir çalışmada müşteri memnuniyetini ölçmek için sosyal medyadaki çevrimiçi incelemelerin toplu duygu puanı belirlenmiş ve ÇKKV'de kullanılarak sektördeki hastanelerin hizmet kaliteleri belirlenmiştir (Abirami, & Askarunisa, 2017).

Aşağıdaki tablolarda literatürde son 5 yılda Duygu Analizi ve ÇKKV tekniklerini entegre eden çalışmalar yer almaktadır.

Tablo 1'de Çalışmamızda bize bakış açısı kazandıran aynı zamanda online otel rezervasyonu sitelerini ele alarak yapılan çalışmalar yer almaktadır.

Tablo 1. Otel rezervasyonu sektöründe Duygu Analizi ile ÇKKV tekniklerini entegre eden çalışmalar

Yıl	Ad-Soyad	Özellik Çıkarma Yöntemi	Özellikleri ağırlıklandırma yöntemi	Sıralama Yöntemi	Duygusalılık			Vaka Analizi
					Poz.	Nötr	Neg.	
2022	Tayal vd.	En-boy-tabanlı Duygu Analizi	CRITIC	TOPSIS ve WSM	√	√	√	Otel
2022	Ramón vd.	En sık kullanılan kriterler	AHP	GLM, SVM ve Rastgele oran	√		√	Otel
2021	Gao & Fu	En-boy-tabanlı Duygu Analizi	LSTM	VIKOR	√	√	√	Çevrimiçi otel yorumları
2021	Ramón vd.	Bulanık Dilbilimsel Modelleme, RFM	RFM, uzman görüşü	AHP	√		√	TripAdvisor'daki otellerin karşılaştırılması

Tablo

1.

Yıl	Ad-Soyad	Özellik Çıkarma Yöntemi	Özellikleri ağırlıklandırma yöntemi	Sıralama Yöntemi	Duygusalılık			Vaka Analizi
					Poz.	Nötr	Neg.	
2021	Ramón vd.	Bulanık Dilbilimsel Modelleme, RFM	RFM, uzman görüşü	AHP	✓		✓	TripAdvisor'daki otellerin karşılaştırılması
2020	Wang vd.	TF-IDF	Word2Vec	TODIM	✓	✓	✓	Otel
2019	Çalı & Balaman	Terim sıklığı	Entropi	ELECTRE ve VIKOR kombinasyonu	✓	✓	✓	Otel
2019	Sharma vd.	Platformda belirtilen özellikler	Sapmayı en üst düzeye çıkarma	TOPSIS	✓	✓	✓	Otel
2019	Liang vd.	Platformda belirtilen özellikler	Kelimelerin sıklığı	VIKOR	✓	✓	✓	Otel

(devam)

Tablo 2'de e-ticaret sitelerindeki cep telefonlarının kullanıcı yorumlarına Duygu Analizi ve ÇKKV teknikleri kullanılarak cep telefonlarını sıralayan çalışmalar yer almaktadır.

Tablo 2. Cep telefonu alışverişini Duygu Analizi ve ÇKKV teknikleri ile değerlendiren çalışmalar

Yıl	Ad-Soyad	Özellik Çıkarma Yöntemi	Özellikleri ağırlıklandırma yöntemi	Sıralama Yöntemi	Duygusalılık			Vaka Analizi
					Poz.	Nötr	Neg.	
2020	Zhang vd.	POS etiketlemesinden İsim, sıfat ve fiilleri toplama	Özelliğin sıklığı ve dikkat derecesi.	TODIM	✓	✓	✓	Üst düzey amiral gemisi telefonlar
2020	Kumar & Parimala	Terim sıklığı	Cesaret	TOPSIS	✓		✓	Akıllı telefonlar
2020	Yang vd.	Derin öğrenme modeli	Q-ROFIWHM operatörleri	Q-ROFIWHM operatörleri ve skor fonksiyonu	✓	✓	✓	Cep telefonları
2019	Wu & Zhang	POS Etiketleme'den elde edilen etki alanı uzmanlarını ve isimleri kullanma	Frekans ve dikkat derecesini kullanma	TODIM	✓	✓	✓	Cep
2019	Yang vd.	Terim sıklığı	Zaman üstel bozunumu	Sezgisel bulanık skor ve dikey projeksiyon mesafesi	✓	✓	✓	Cep telefonları
2018	Kumar	Resmî web sitesinden bir ürünün terim sıklığı ve standart özellikleri	Cesaret	TOPSIS	✓		✓	Cep telefonları

Tablo 3'te Duygu Analizi ve ÇKKV yöntemlerinin birlikte kullanımının diğer sektörlere nasıl uyarlayabileceğimiz konusunda bize fikir veren çalışmalar yer almaktadır.

Tablo 3. Duygu Analizi ve Çok Kriterli Karar Verme yöntemlerinin birlikte kullanımını farklı sektörlere uyarlayan çalışmalar

Yıl	Ad-Soyad	Özellik Çıkarma Yöntemi	Özellikleri ağırlıklandırma yöntemi	Sıralama Yöntemi	Duygusalılık			Vaka Analizi
					Poz.	Nötr	Neg	
2023	Kılıçer & Şamlı	Derin Öğrenme	Ağırlıklı Ortalama	Doğru Sınıflandırma	✓	✓	✓	E-Ticaret ürün yorumları
2022	Zhou vd.	C4 (paydaş ortalama duyarlılığı), Orange yazılımında, VADER duyarlılık analizi	ENTROPİ	GRA	✓	✓	✓	Konteyner taşımacılığı
2022	Ng vd.	Terim sıklığı	AHP	VIKOR	✓	✓	✓	Covid- Yüz maskeleri Arap dilleri için denetimli Duygu Analizi (sınıflandırıcıların karşılaştırılması)
2021	Mohamed vd.	AYLIEN	Derin öğrenme, karar ağacı, Naif Bayes, K-en yakın komşular ve SVM	Derin öğrenme, karar ağacı, Naif Bayes, K-en yakın komşular ve SVM	✓		✓	Ürün karşılaştırması Doktorların hizmet kalitesi
2021	Dahooie vd.	OCR	IF-IDOCRIW	SA, IFS ve MCDM	✓	✓	✓	Otomobil
2020	Li vd.	Terim sıklığı	Projeksiyon takibi	MULTIMOORA	✓	✓	✓	Doktor
2020	Zhang vd.	Platformda belirtilen özellikler	Entropi yönteminin ve müşteriler tarafından verilen objektif ağırlığın kombinasyonu.	VIKOR	✓		✓	Banka
2020	Hu vd.	Terim sıklığı	TF-IDF	VIKOR	✓	✓	✓	Spor amaçlı taşıtlar
2019	Vyas vd.	N-gram yaklaşımı	Cesaret	AHP, FMADM ve VIKOR'un kombinasyonu ve basit çoğunluk oylama yöntemini kullanarak çıktıların toplamı	✓		✓	Cilt bakım ürünleri
2019	Liu vd.	Dinamik ve statik özellik çıkarıcıların kombinasyonu	Çapraz entropi ve entropi ölçümleri.	TODIM	✓	✓	✓	Kamera
2019	Liang vd.	Literatür taraması	Entropi	LINCNWBM operatörü	✓	✓	✓	Spor amaçlı taşıtlar
2019	Ji vd.	Terim sıklığı ve uzmanlar tarafından sınıflandırılması	FAHP'nin bir kombinasyonu ve sapmayı en üst düzeye çıkarmak kullanılır	Kalitatif esnek çoklu kriter yöntemi (QUALIFLEX)	✓	✓	✓	Ürün karşılaştırması
2018	Fan vd.	Platformda belirtilen özellikler	Tüketicinin zihinsel tercihi ile	PROMETHEE-II	✓	✓	✓	
2018	Ji vd.	PMVNLN	Pişmanlık teorisini ve QUALIFLEX	Ve Aşama V, QUALIFLEX	✓	✓	✓	

Bu çalışmada, bir müşteri online yemek siparişi vermek istediğinde hangi uygulamayı seçeceğine karar vermesini kolaylaştırmak amaç edinilmiştir. Çalışmada elde edilmesi muhtemel sonuçların literatüre katkı sağlayacağı gibi online sipariş uygulama yöneticilerine ve kullanıcılarına bir perspektif sunacaktır.

Özetle bu çalışmada Türkiye'deki online yemek sipariş uygulamalarından olan İstegelsin, Glovo, Getir ve Yemeksepeti'nin kullanıcı yorumlarının duygu polariteleri hesaplanmış, Entropi ile ağırlıklandırdıktan sonra literatürde karşılaştırmalı kullanımlarına rastlanmayan ARAS, OCRA, PROMETHEE, COPRAS ve WASPAS yöntemleri ile uygulamalar için tercih sıraları belirlenmiştir. Bu çalışmada elde edilen sonuçlar, Türkçe metinlerde Duygu Analizi ve ÇKKV tekniklerinin birlikte kullanımının geliştirilmesine katkı sağlamıştır. Literatürde Türkiye'deki online yemek sipariş sektörü için Duygu Analizi ve ÇKKV'nin birlikte kullanımına rastlanmamıştır. Özellikle online sipariş, online rezervasyon vb. süreçlere sahip diğer durumlar için de uygulanabileceği Yong Qın, XinxinWang & Zeshui Xu tarafından yapılan çalışmada belirtilmiştir (Qin vd., 2022).

Çalışmamızın ilerleyişi şu şekildedir: İkinci bölümünde, veri kümelerinin detaylı açıklamaları yer almaktadır. Üçüncü bölümde İstegelsin, Glovo, Getir ve Yemeksepeti'nin kullanıcı yorumlarından oluşan veri setine Duygu Analizi uygulaması yapılmıştır. Dördüncü bölümde polarite (polarity) ve öznellik (subjectivity) değerlerinden oluşan karar matrisi ENTROPİ yöntemi ile ağırlıklandırılmıştır. Beşinci bölümde ÇKKV yöntemlerinden olan ARAS, OCRA, PROMETHEE, COPRAS, WASPAS yöntemleri ile online yemek sipariş uygulamaları sıralanmıştır. Son olarak çalışma, genel değerlendirmenin yapıldığı altıncı bölüm ile sonuçlandırılmaktadır.

2. Veri Kümeleri

Bu çalışmada Türkiye'deki online yemek sipariş uygulamalarından olan İstegelsin, Glovo, Getir ve Yemeksepeti'nin kullanılmasının sebebi Türkiye'nin pek çok ilinde hizmet vermeleridir. Çalışmamızda sadece online yemek sipariş kullanıcı yorumları kullanılmıştır. Çalışmamıza online market siparişi kullanıcı yorumları dahil değildir. Çalışmamız için İstegelsin, Glovo, Getir, Yemeksepeti uygulamalarının kullanıcı yorumları Google Play platformundan elde edilmiştir. Google Play platformundan Getir'e ait 2668, Glovo'ya ait 4646, Yemeksepeti'ne ait 4817, İstegelsin'e ait 1320 kullanıcı yorumu verisi elde edilmiştir. Elde edilen kullanıcı yorumu verileri Excelde toplanarak Duygu Analizi için kullanılabilir bir formata getirilmiştir.

3. Duygu Analizi

Duygu Analizi, insanların fikirleri ve tutumları hakkındaki bir metinden yararlanılarak metinlerin duygu durumlarına göre sınıflandırılmasını sağlamaktadır (Dönmez & Aslan, 2021). Günümüzde verilerin fazlalığı sonucunda veriyi doğru analiz etmenin önemi artmış ve bu durum da son yıllarda Duygu Analizinin çokça çalışılmasına sebep olmuştur (Alasmari & Dahab, 2017). Çalışmamızda kullanıcı yorumları tokenizasyon yöntemi ile istenilen özelliklere göre parçalara ayrılmıştır. Bu parçalar içerisinde dilimizde sıkça kullanılan ve/veya gibi bağlaç ya da kelimeler yer almasının yanı sıra "hashtag, kullanıcı isimleri, url adresleri, emojiler, noktalama işaretleri ve sayılar" gibi simgesel, açıklayıcı ya da tek başına anlam ifade etmeyen unsurlar da bulunmaktadır. Bu kelime ve unsurlar modelin doğruluğunu etkilemektedir. Modelin doğruluğunun etkilenmemesi için normalizasyon yöntemiyle kullanıcı yorumlarında temizleme işlemi yapılmıştır. Normalizasyon ve tokenizasyon işlemleri tüm uygulamaların kullanıcı yorumlarına uygulandıktan sonra ÇKKV aşamasında gerekli olan değerlendirme kriterlerinin belirlenebilmesi için kullanıcı yorumlarında en çok geçen 200 kelime listelenmiştir.

[('bir', 2224), ('sipariş', 1429), ('çok', 1211), ('uygulama', 1028), ('yemek', 984), ('daha', 735), ('yok', 728), ('iptal', 643), ('ama', 637), ('için', 547), ('güzel', 535), ('var', 507), ('sonra', 507), ('iyi', 412), ('indirim', 392), ('diye', 384), ('saat', 373), ('gibi', 373), ('kadar', 369), ('canlı', 353), ('sepeti', 326), ('müşteri', 316), ('hiç', 309), ('her', 305), ('ile', 292), ('verdim', 289), ('siparişi', 288), ('geldi', 282), ('değil', 275), ('ben', 258), ('adres', 253), ('yeni', 240), ('restoran', 240), ('geliyor', 234), ('olarak', 232), ('bile', 224), ('hizmet', 221), ('artık', 216), ('para', 216), ('yemeksepeti', 215), ('kötü', 211), ('uygulamayı', 209), ('oldu', 208), ('bana', 201), ('ederim', 200), ('berbat', 195), ('böyle', 195), ('diyor', 192), ('son', 185), ('tavsiye', 180), ('getir', 177), ('zaman', 176), ('ödeme', 176), ('siparişim', 175), ('başka', 174), ('hızlı', 174), ('olsun', 166), ('saçma', 165), ('neden', 164), ('süreklil', 160), ('banabi', 157), ('sadece', 156), ('joker', 154), ('sipariş', 153), ('şey', 149), ('dakika', 148), ('teşekkürler', 147), ('sorun', 142), ('eksik', 140), ('fakat', 139), ('ilk', 139), ('aynı', 139), ('olan', 138), ('olmuş', 138), ('çok', 137), ('gerçekten', 137), ('zaten', 136), ('gelmedi', 135), ('rağmen', 134), ('bence', 133), ('gün', 133), ('geri', 132), ('oluyor', 130), ('yardım', 129), ('olur', 128), ('benim', 128), ('veriyorum', 128), ('destek', 126), ('tam', 125), ('verdiğim', 125), ('önce', 124), ('göre', 124), ('firma', 124), ('ürün', 123), ('şekilde', 122), ('yıldız', 121), ('fazla', 118), ('kupon', 117), ('hem', 116), ('nasıl', 116), ('tek', 112), ('hiçbir', 112), ('teşekkür', 111), ('iki', 109), ('puan', 108), ('veriyor', 106), ('hala', 105), ('sizin', 105), ('biraz', 104), ('lütfen', 103), ('gelen', 103), ('ediyorum', 102), ('yorum', 101), ('tekrar', 101), ('eski', 99), ('yanlış', 99), ('den', 98), ('hizmetleri', 96), ('gayet', 96), ('güncelleme', 95), ('kullanıyorum', 92), ('siparişimi', 92), ('rezalet', 92), ('bunu', 92), ('siz', 92), ('teslim', 90), ('asla', 89), ('harika', 89), ('istiyorum', 88), ('edildi', 88), ('kurye', 87), ('zorunda', 86), ('olsa', 86), ('yani', 86), ('zor', 85), ('defa', 85), ('geç', 83), ('allah', 82), ('burger', 82), ('kolay', 82), ('iade', 81), ('yerine', 81), ('size', 80), ('reklam', 80), ('kesinlikle', 80), ('hata', 80), ('servis', 80), ('kredi', 80), ('beni', 79), ('ancak', 79), ('diğer', 79), ('vermek', 78), ('restoranlar', 78), ('online', 77), ('lira', 77), ('olduğu', 77), ('uygulamaya', 77), ('hep', 76), ('ediyor', 76), ('sizi', 76), ('mükemmel', 75), ('hemen', 74), ('kendisi', 72), ('kez', 72), ('içinde', 72), ('adres', 72), ('alışveriş', 72), ('etmek', 71), ('gelmiyor', 71), ('kabul', 71), ('büyük', 70), ('çıkıyor', 70), ('siliyorum', 69), ('yada', 69), ('aynıca', 69), ('yer', 68), ('telefon', 68), ('kampanya', 68), ('kere', 67), ('cevap', 67), ('uygulamada', 67), ('memnun', 66), ('resmen', 66), ('yere', 66), ('halde', 65), ('veya', 64), ('sistem', 64), ('pahalı', 63), ('rezil', 63), ('gerek', 63), ('teslimat', 63), ('sağlık', 63), ('lazım', 62), ('yüzden', 62), ('parayı', 62), ('sıkıntı', 62), ('konum', 62), ('üzerinden', 62), ('yardımcı', 62), ('herkese', 62)]

Şekil 1. Yemeksepeti uygulamasının kullanıcı yorumlarına tokenizasyon ve normalizasyon yöntemi uygulanmadan önce kullanıcı yorumlarında en çok geçen 200 kelime

[('siparis', 2402), ('yemek', 1136), ('uygula', 1078), ('uygulama', 684), ('iptal', 646), ('restoran', 584), ('güzel', 578), ('indir', 523), ('sepet', 512), ('sonr', 507), ('hizmet', 420), ('saat', 401), ('adres', 385), ('kadar', 377), ('degil', 355), ('canl', 353), ('veriyor', 347), ('müşter', 333), ('vert', 321), ('diyor', 312), ('firma', 305), ('ürün', 303), ('zaman', 292), ('gelt', 288), ('olma', 274), ('ediyor', 263), ('teşekkür', 258), ('eder', 256), ('para', 254), ('geliyor', 246), ('olarak', 234), ('kupon', 230), ('kötü', 226), ('yardım', 225), ('siparis', 223), ('olduk', 223), ('verdik', 223), ('yemeksep', 216), ('fiyat', 215), ('berbat', 206), ('dakika', 202), ('olur', 200), ('banabi', 196), ('böyl', 196), ('başka', 195), ('joker', 193), ('destek', 192), ('puan', 190), ('bilgi', 185), ('tavsi', 184), ('telefon', 182), ('kart', 182), ('hızlı', 180), ('ödem', 176), ('kurye', 175), ('reklam', 170), ('insan', 167), ('sade', 166), ('saçm', 165), ('olan', 164), ('yıldız', 161), ('oluyor', 161), ('sürek', 160), ('siste', 157), ('gerçek', 157), ('eksik', 151), ('gelme', 151), ('kent', 150), ('istiyor', 147), ('adre', 144), ('aynı', 143), ('fakat', 139), ('zaten', 136), ('iade', 136), ('edil', 134), ('rağmen', 134), ('benc', 133), ('kampanya', 129), ('şekil', 125), ('üzer', 125), ('menü', 122), ('gelen', 122), ('memnu', 122), ('fazl', 122), ('numara', 121), ('nasıl', 117), ('hiçbir', 116), ('kullanıyor', 114), ('seçenek', 113), ('servis', 112), ('yapıyor', 111), ('defa', 111), ('verme', 109), ('süre', 109), ('getir', 108), ('biraz', 106), ('lira', 105), ('restorant', 104), ('lütfen', 103), ('etmiyor', 102), ('alışveriş', 102), ('güncelle', 102), ('yanlış', 101), ('tekrar', 101), ('istedik', 100), ('arayüz', 100), ('hesap', 99), ('harika', 98), ('gayet', 97), ('konu', 97), ('etme', 96), ('rezalet', 95), ('diğer', 95), ('kolay', 95), ('tesl', 93), ('lezzet', 91), ('temsilci', 90), ('indirim', 89), ('bekliyor', 89), ('cüzdan', 89), ('iste', 88), ('allah', 87), ('vermek', 86), ('mesaj', 85), ('burge', 85), ('yazıyor', 83), ('cevap', 83), ('yapma', 83), ('arkadaş', 83), ('kesinlik', 81), ('kret', 81), ('yaptık', 80), ('etme', 79), ('gerek', 79), ('ancak', 79), ('kalite', 79), ('mükemmel', 78), ('onlin', 77), ('herk', 77), ('devam', 76), ('şifre', 76), ('hemen', 75), ('siliyor', 75), ('restaurant', 75), ('yemeksep', 75), ('sefer', 74), ('kullan', 74), ('kullanma', 74), ('vermiyor', 73), ('rezil', 72), ('sağlık', 72), ('söyl', 72), ('çıkıyor', 72), ('büyük', 71), ('paha', 71), ('kalt', 71), ('olmuyor', 71), ('gelmiyor', 71), ('kabul', 71), ('yorum', 70), ('eski', 70), ('sipari', 69), ('pizza', 69), ('ayrı', 69), ('saçmalık', 69), ('anla', 68), ('teslimat', 68), ('alıyor', 67), ('özellik', 67), ('tutar', 67), ('gönder', 67), ('kafa', 66), ('hald', 66), ('resmen', 66), ('fark', 66), ('kapa', 66), ('şikayet', 66), ('lazım', 65), ('yazık', 65), ('veremiyor', 65), ('vere', 65), ('hakk', 65), ('bölge', 65), ('veya', 64), ('verir', 63), ('hata', 63), ('yardımcı', 62), ('karş', 62), ('bura', 61), ('ilgi', 61), ('olacak', 60), ('çalışıyor', 60), ('market', 60), ('güncelleme', 60), ('geçt', 59), ('kayıt', 59), ('gelme', 59), ('bekl', 59), ('şimt', 59), ('sebep', 58)]

Şekil 2. Yemeksepeti uygulamasının kullanıcı yorumlarına tokenizasyon ve normalizasyon yöntemi uygulandıktan sonra kullanıcı yorumlarında en çok geçen 200 kelime

İstegelsin, Glovo, Getir ve Yemeksepeti'nin kullanıcı yorumlarında en çok geçen 200 kelime her bir uygulama için listelenmiştir. Listelenen kelimeler arasından ÇKKV aşamasında kullanılacak olan değerlendirme kriteri seçilirken:

- Bir müşterinin bu uygulamalardan sipariş vermek istediğinde göz önünde bulunduracağı kriterler olmasına
- Kriterlerin her uygulama için ortak olan kelimelerden oluşmasına

dikkat edilmiştir. İstegelsin, Glovo, Getir ve Yemeksepeti için değerlendirme kriterleri fiyat, hız, kurye, lezzet, adres ve arayüz olarak seçilmiştir.

Çalışmamızda Duygu Analizi ile her bir kriterin polarity ve subjectivity skorlarını hesaplamak için Python'un Textblob kütüphanesi kullanılmıştır. Hesaplama sonuçları entropi ile ağırlıklandırma yönteminde başlangıç karar matrisinin oluşturulmasında kullanılmıştır.

Polarity cümlelerin olumlu ya da olumsuz duygu eğilimini sayısal olarak ifade ederek cümlelerin kutuplaşma derecesi ölçülmektedir. Polarity değeri cümle olumlu ise "+", cümle olumsuz ise "-" sonuç vermektedir. Polarity değerinin 0 olması, yorumların çok objektif olduğunu gösterirken, 1 olması çok subjektif olduğunu göstermektedir. Tokenizasyon ve normalizasyon yöntemleri kullanılarak temizlenen Türkçe kullanıcı yorumları, Textblob kütüphanesi içerisinde yer alan dönüştürücü ile İngilizce'ye çevrilmiştir. Polarity ve subjectivity skorları her bir yorum için Textblob kütüphanesi ile hesaplanmıştır. Her bir yorumun polarity ve subjectivity skorları toplandıktan sonra toplam yorum sayısına bölünerek online yemek sipariş uygulamalarının duygu eğilimleri belirlenmiştir.

Getir firmasına ait kullanıcı yorumlarının 'arayüz' kriteri için Duygu Analizinin uygulama adımları aşağıda verilmektedir.

Adım 1- Yorumlar Türkçe olarak toplanarak veri çerçevesine dönüştürülmüştür.

Yorum
0 Arayüz de sıkıntı var. Malzeme ekleme işareti malzeme resmini kapatıyor. Acilen düzeltilmesi gerek.
1 Çok güzel kampanyaları var ve arayüzü çok güzel
2 Çöp bir uygulama, arayüzü çok kötü, karışık. Konsept güzel, kuryeler de iyi ama biraz diğer uygulamalara bakın, bu nedir ya.
3 Kuryelerin nezaketi olsun, arayüzünü kolaylığı olsun tam anlamıyla mükemmel. Çok teşekkürler her şey için

Şekil 3. Getir firmasına ait Türkçe kullanıcı yorumları

Adım 2- Yorumlar Textblob kütüphanesi ile İngilizceye çevrilmiştir.

Yorum
0 Interface Trouble has material insertion sign Material closes the material picture urgently need to be fixed
1 it has very nice campaigns, the interface is very nice
2 it's a garbage app interface very bad mixed concept nice couriers good but look at some other apps what is it
3 the courtesy of the couriers, the ease of the interface, it's absolutely perfect, thank you very much for everything

Şekil 4. Getir firmasına ait İngilizce kullanıcı yorumları

Adım 3- İngilizce kullanıcı yorumlarının polarity ve subjectivity skorları hesaplanmıştır.

Yorum	Polarity	Subjectivity
0 Interface Trouble has material insertion sign ...	-0.050	0.200000
1 it has very nice campaigns, the interface is v...	0.780	1.000.000
2 it's a garbage app interface very bad mixed co...	0.053	0.618333
3 the courtesy of the couriers, the ease of the ...	0.630	0.630000

Şekil 5. Kullanıcı yorumlarının polarity ve subjectivity skorları

Adım 4- Her bir yorumun polarity ve subjectivity skorları toplandıktan sonra toplam yorum sayısına bölünmüştür. Bunun sonucunda Getir uygulamasının arayüz kriteri için duygu eğilimi bulunmuştur.

Getir uygulamasının 'arayüz' kriteri için polarity ve subjectivity skorlarının hesaplanmasını sağlayan kod parçaları ve elde edilen sonuçlar aşağıda verilmektedir.

```
average_polarity= sum(datas["polarity"]) /len(datas)
```

```
average_subjectivity= sum(datas["subjectivity"]) /len(datas)average_polarity, average_subjectivity
```

```
(0.35325, 0.6120833333333333)
```

İstegelsin, Glovo, Yemeksepeti ve Getir uygulamalarının fiyat, hız, kurye, lezzet, adres ve arayüz kriterleri için polarity ve subjectivity skorları ayrı ayrı hesaplanmıştır. Bu hesaplamaların sonuçları sırasıyla şekil 6, şekil 7, şekil 8 ve şekil 9'da verilmektedir.

İSTEGELSİN

polarity - subjectivity

fiyat - (0.20092972356633865, 0.5188422541658674)

hız - (0.23178968305247624, 0.5666778518508262)

kurye - (0.19482703585958794, 0.5801206309122976)

lezzet - (0.3859226190476191, 0.7915476190476189)

adres - (0.08106019797196269, 0.4527540859648703)

arayüz - (0.12452380952380955, 0.5639512471655329)

Şekil 6. İstegelsin uygulamasının Polarity ve Subjectivity sonuçları

GLOVO

polarity - subjectivity

fiyat- (0.1288874226963513 , 0.5438502354788068)

hız - (0.3144224629164146, 0.5760743692687237)

kurye - (0.20707990808193733, 0.5372885573871777)

lezzet - (0.3959722222222221, 0.5908088235294118)

adres - (-0.023064940858361926, 0.33608507537783877)

arayüz- (0.22089285714285714, 0.570515873015873)

Şekil 7. Glovo uygulamasının Polarity ve Subjectivity sonuçları

YEMEKSEPETİ

polarity - subjectivity

fiyat - (0.06851280457131521, 0.5269784678973509)

hız - (0.30066324519049875, 0.5883291847041843)

kurye - (0.0512894886334221, 0.42533655914282126)

lezzet - (0.43934088645559227, 0.671369233839203)

adres - (-0.027052177507269702, 0.46326359049374627)

arayüz - (-0.010084504802246723, 0.5209317134478424)

Şekil 8. Yemeksepeti uygulamasının Polarity ve Subjectivity sonuçları

GETİR

polarity - subjectivity

fiyat- (0.17797104048363047, 0.5165060874710155)

hız - (0.31222532298439115, 0.5976723397474637)

kurye - (0.2893861227673607, 0.5798036094446396)

lezzet - (0.3666666666666667, 0.5444444444444444)

adres - (0.117845670995671, 0.5222107503607505)

arayüz - (0.35325, 0.6120833333333333)

Şekil 9. Getir uygulamasının Polarity ve Subjectivity sonuçları**4. ENTROPİ**

Olasılık teorisinde Entropi bilginin içerisindeki belirsizlik olarak tanımlanmıştır. Entropi yöntemi alt kriter ağırlığını hesaplamak için kullanılmaktadır.

Entropi yönteminin adımları aşağıda verilmektedir (Bueno vd., 2022).

Adım 1- Karar matrisinin oluşturulması

Karar matrisinin satırlarında performansı ölçülecek olan karar birimleri, sütunlarında ise değerlendirme kriterleri yer almaktadır. Karar matrisi aşağıdaki gibidir (Özkan, Ö., 2020):

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2n} \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ x_{m1} & x_{m2} & \dots & x_{mn} \end{bmatrix} \quad i=1, 2, \dots, m \quad j=1, 2, \dots, n \quad (1)$$

m= karar alternatiflerinin sayısını göstermektedir, n= kriterlerin sayısını göstermektedir.

Adım 2- Karar matrisinin normalize edilmesi

$$R_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sum_i^m x_{ij}} \quad (2)$$

i= Alternatif değeri, j=Kriter değeri, r_{ij}= Normalize edilmiş değer

Adım 3 – Kriterler için entropi değerlerinin hesaplanması

$$e_j = -k \sum_{i=1}^m r_{ij} \ln r_{ij} \quad (3)$$

$$k = (\ln(m))^{-1} \quad (4)$$

k= Entropi katsayısı, r_{ij}= Normalize edilmiş değer, e_j= j'nci kriterin entropi değeri

Adım 4- Ağırlık değerlerinin hesaplanması

$$w_j = \frac{(1 - e_j)}{\sum_i^m (1 - e_j)} \quad (5)$$

w_j= Ağırlık değeri, e_j= Entropi değeri

Çalışmamızın polarity ve subjectivity skorları hesabı sonucu oluşan karar matrisinde Tablo 4'te görüldüğü üzere negatif değerler bulunmaktadır. Karar problemine ilişkin karar matrisinde negatif değerler bulunması hesaplamayı zorlaştırmaktadır. Bu yüzden negatif değerlerin pozitif değerlere dönüştürülmesi gerekmektedir.

Tablo 4. Polarity ve subjectivity skorları hesabı sonucu oluşan karar matrisi

	Lezzet	Kurye	Adres	Fiyat	Hız	Arayüz
Yemek Sepeti	0,44	0,05	-0,03	0,07	0,30	-0,01
İste Gelsin	0,39	0,19	0,08	0,20	0,23	0,12
Glovo	0,40	0,21	-0,02	0,13	0,31	0,22
Getir	0,37	0,29	0,12	0,18	0,31	0,35

Çalışmamızda negatif değerlerin pozitif değerlere dönüştürme işlemi Z-Skor (standart puan) standardizasyon yöntemi ile yapılmıştır. Dönüştürme işleminin Z-Skor (standart puan) standardizasyon yöntemi ile yapılmasının sebebi entropi yönteminde standardizasyon için yaygın olarak kullanılan aralık dönüşümü, doğrusal ölçekleme dönüşümü ve vektör normalleştirme tekniklerinin doğru sonuç vermemesidir. Z-Skor (standart puan) standardizasyon yönteminin adımları aşağıda verilmektedir (Sliogerence vd., 2013).

Adım 1- Negatif değerler Z-Skoru standartlaştırması ile dönüştürülür.

$$z_{ij} = \frac{x_{ij} - \bar{x}_j}{\sigma_j} \quad (1)$$

\bar{x}_j = j'nci sütuna ait aritmetik ortalama, σ_j = j'nci sütuna ait standart sapma

Adım 2- A değeri belirlenir.

$$A > |\min z_{ij}| \quad (2)$$

Adım 3- Karar matrisindeki veriler pozitif hale getirilir.

$$z'_{ij} = z_{ij} + A \quad (3)$$

Veriler pozitif hale dönüştürüldükten sonra entropi yönteminin adımları tek tek uygulanarak kriterlerin ağırlık değerleri hesaplanmaktadır.

Çalışmamızda karar matrisimize Z-Skoru standardizasyon yöntemi kullanılarak verilerimiz pozitif hale getirildikten sonra entropi yöntemi kullanılarak kriterlerimiz ağırlıklandırılmıştır. Aşağıda fiyat, hız, kurye, lezzet, adres ve arayüz kriterlerinin ağırlıklandırma işlemlerine yer verilmektedir.

- a) Z-Skoru standardizasyon yöntemi adımları kullanılarak karar matrisindeki negatif değerler pozitif değerlere dönüştürülmüştür. Tablo 5'te Z-Skoru standardizasyon yöntemi sonucunda oluşan karar matrisi yer almaktadır.

Tablo 5. Karar Matrisi

	Lezzet	Kurye	Adres	Fiyat	Hız	Arayüz
Yemek Sepeti	0,44	0,05	0,41	0,07	0,30	0,09
İste Gelsin	0,39	0,19	1,88	0,20	0,23	0,97
Glovo	0,04	0,21	0,46	0,13	0,31	1,60
Getir	0,37	0,29	2,38	0,18	0,31	2,46

- b) Entropi edilerek

yönteminin adımları takip değerlendirme kriterleri ağırlıklandırılmıştır. Tablo

6'da değerlendirme kriterlerinin ağırlıkları verilmektedir.

Tablo 6. Kriterlerin ağırlıkları

	Lezzet	Kurye	Adres	Fiyat	Hız	Arayüz
w_j	0,20	0,14	0,27	0,07	0,01	0,31

Tablo 7. Kriterlerin önem sırası

Önem Sırası	Lezzet	Kurye	Adres	Fiyat	Hız	Arayüz
	3	4	2	5	6	1

Değerlendirme kriterlerinin ağırlıklara göre önem sırası Tablo 7’de verilmektedir. Buna göre kriterlerimiz arasından müşterilerin en çok önem verdikleri arayüz kriteri, en az önem verdikleri kriter hız kriteri olmuştur.

5. ÇKKV Yöntemleri Kullanılarak Online Yemek Sipariş Sektörü Uygulamalarının Sıralanması

Çalışmamızın bu bölümünde Türkiye’nin pek çok ilinde hizmet veren İstegelsin, Glovo, Getir ve Yemeksepeti uygulamaları lezzet, kurye, adres, fiyat, hız, arayüz kriterlerine göre değerlendirilmiştir. Karar vericinin sipariş vermek istediğinde tercih ettiği/etmesi gereken uygulamayı belirlemesinde, literatürde Duygu Analizi ile birlikte kullanımlarına rastlanmayan ARAS, OCRA, PROMETHEE, COPRAS, WASPAS yöntemleri kullanılarak uygulamalar sıralanmıştır. Bu yöntemlerin verdiği sonuçlar karşılaştırılmıştır. Elde edilen sonuçlar literatüre yenilikçi bir yaklaşım katacaktır.

5.1 ARAS Yöntemi

ARAS yöntemi diğer ÇKKV yöntemlerinden farklı olarak araştırmacının karar probleminde eklediği optimal alternatife ait fayda fonksiyonu değeri ile alternatiflerin fayda fonksiyonu değerlerini karşılaştırmaktadır (Zhang vd., 2014). ARAS yöntemi her bir alternatifin optimal alternatife göre oransal benzerliğini vermektedir (Sliogerience vd., 2013).

Aşağıda ARAS yönteminin uygulama adımları verilmektedir (Bueno vd., 2022).

Adım 1- Karar Matrisinin Oluşturulması

$$X = \begin{bmatrix} x_{01} & x_{0j} & \dots & x_{0n} \\ x_{i1} & x_{ij} & \dots & x_{in} \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ x_{m1} & x_{mj} & \dots & x_{mn} \end{bmatrix} \quad i=1, 2, \dots, m \quad j=1, 2, \dots, n \quad (1)$$

m= karar alternatiflerinin sayısını göstermektedir. n= kriterlerin sayısını göstermektedir.

Fayda durumunda aşağıdaki eşitlik kullanılmaktadır;

$$X_{0j} = maks_i x_{ij} \quad (2)$$

Maliyet durumunda aşağıdaki eşitlik kullanılmaktadır;

$$X_{0j} = min_i x_{ij} \quad (3)$$

Adım 2- Normalize karar matrisinin oluşturulması

$$\hat{x}_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sum_{i=0}^m x_{ij}} \quad (4)$$

$$x_{ij}^* = \frac{1}{x_{ij}}, \quad \hat{x}_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sum_{i=0}^m x_{ij}} \quad (5)$$

$$X = \begin{bmatrix} \hat{x}_{01} & \hat{x}_{0j} & \dots & \hat{x}_{0n} \\ \hat{x}_{i1} & \hat{x}_{ij} & \dots & \hat{x}_{in} \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ \hat{x}_{m1} & \hat{x}_{mj} & \dots & \hat{x}_{mn} \end{bmatrix} \quad i=1, 2, \dots, m \quad j=1, 2, \dots, n \quad (6)$$

Adım 3- Ağırlıklı normalize karar matrisinin oluşturulması

$$\sum_{i=1}^n w_j = 1 \quad (7)$$

$$\hat{x}_{ij} = w_j \hat{x}_{ij} \quad (8)$$

$$\hat{X} = \begin{bmatrix} \hat{x}_{01} & \hat{x}_{0j} & \dots & \hat{x}_{0n} \\ \hat{x}_{i1} & \hat{x}_{ij} & \dots & \hat{x}_{in} \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ \hat{x}_{m1} & \hat{x}_{mj} & \dots & \hat{x}_{mn} \end{bmatrix} \quad i=1, 2, \dots, m \quad j=1, 2, \dots, n \quad (9)$$

Adım 4-Optimallik fonksiyon değerlerinin hesaplanması

$$S_i = \sum_{i=1}^n \hat{x}_{ij} \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (10)$$

Adım 5- Fayda derecesi ve sıralama işlemi

$$K_i = \frac{S_i}{S_0} \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (11)$$

ARAS yönteminin işlem adımları kullanılarak elde edilen sonuç Tablo 8'de verilmiştir.

Tablo 8. Fayda derecesinin hesaplanması ve uygulamalarının tercih sıralaması

	S_i	K_i	Sıralama
X₀	0,30	1	
Yemeksepeti	0,09	0,29	4
İstegelsin	0,20	0,67	2
Glovo	0,13	0,43	3
Getir	0,29	0,96	1

ARAS yöntemine göre sipariş vermek isteyen bir karar verici GETİR 'den sipariş vermelidir.

5.2 OCRA Yöntemi

OCRA yöntemi birçok farklı sektörde birbirinden bağımsız karar birimlerinin zaman içindeki performanslarını karşılaştırılıp izlenmesini sağlayan, parametrik olmayan bir modele dayanan göreceli performans ölçüm yaklaşımıdır (Dadelo vd., 2012). Aşağıda OCRA yönteminin uygulama adımları verilmektedir (Bueno vd., 2022).

Adım 1- Karar Matrisinin (X) Oluşturulması

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2n} \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ x_{m1} & x_{m2} & \dots & x_{mn} \end{bmatrix} \quad i=1, 2, \dots, m \quad j=1, 2, \dots, n \quad (1)$$

m= karar alternatiflerinin sayısını göstermektedir.

n= kriterlerin sayısını göstermektedir.

Adım 2- Faydalı Olmayan Kriterlere (Maliyet Kriteri) Görev Tercih Sıralamasının Yapılması

$$\bar{I}_i = \sum_{j=1}^g w_j * \frac{\max(x_{ij}) - x_{ij}}{\min(x_{ij})} \quad i = 1, 2, \dots, m \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

$$f(x) = a_0 + \sum_{n=1}^{\infty} \left(a_n \cos \frac{n\pi x}{L} + b_n \sin \frac{n\pi x}{L} \right) \quad (3)$$

\bar{I}_i = i'nci alternatifin göreceli performans ölçüsünü,

x_{ij} = j'nci faydalı olmayan kritere göre i'nci alternatifin performans puanı

g= Faydalı olmayan kriter (maliyet kriteri) sayısını gösterir.

w_{ij} = Ayar sabiti (j'nci kriterin göreceli önemini) yani j'nci kritere göre \bar{I}_i sıralamasındaki farkın etkisini azaltmak veya arttırmak için kullanılır.

Adım 3- Faydalı olmayan kriterlere (maliyet kriterlerine) göre doğrusal tercih sıralamasının hesaplanması

$$\bar{\bar{I}}_i = \bar{I}_i - \min(\bar{I}_i) \quad (4)$$

\bar{I}_{ii} , i'nci alternatif için faydalı olmayan kriterlere göre toplam tercih sıralamasını gösterir.

Adım 4- Faydalı(maksimize) edilecek kriterlere göre tercih sıralamasının hesaplanması

$$O_i = \sum_{j=g+1}^{kn} w_j * \frac{x_{ij} - \min(x_{ij})}{\max(x_{ij})} \quad i = 1, 2, \dots, m \quad j = 1, 2, \dots, k \quad (5)$$

Adım 5- Faydalı kriterler için doğrusal tercih sıralamasının yapılması

$$\bar{O}_i = O_i - \min(O_i) \quad (6)$$

Adım 6- Genel tercih sıralamasının hesaplanması

$$P_i = (\bar{I}_i + \bar{O}_i) - \min(\bar{I}_i + \bar{O}_i) \quad (7)$$

OCRA yönteminin işlem adımları kullanılarak elde edilen sonuç Tablo 9'da verilmiştir.

Tablo 9. Genel tercih sıralaması

Alternatifler	P _i	Sıralama
Yemeksepeti	0,00	4
İstegelsin	3,84	2
Glovo	3,19	3
Getir	9,31	1

OCRA yöntemine göre sipariş vermek isteyen bir karar verici GETİR'den sipariş vermelidir.

5.3 PROMETHEE Yöntemi

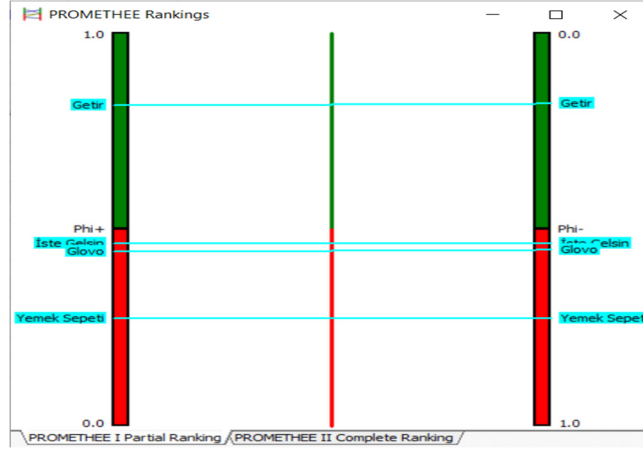
PROMETHEE, belirli kriterler kapsamında en iyi alternatifin seçilmesini sağlayan bir ÇKKV yöntemidir. PROMETHEE yöntemi her bir kriter için farklı bir tercih fonksiyonu kullanarak alternatiflerin hem kısmi önceliklerinin hem de tam önceliklerinin elde edilmesini sağlamaktadır (Bueno vd., 2022).

Çalışmamızda Visual PROMETHEE uygulaması kullanılarak online yemek sipariş uygulamaları sıralanmıştır. Visual PROMETHEE uygulamasını kullanarak elde edilen sonuçlar aşağıda verilmektedir.

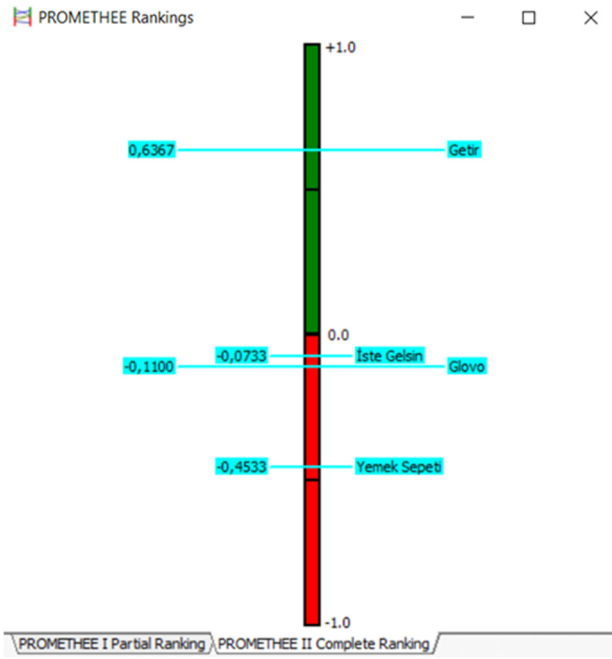
Visual PROMETHEE uygulamasında karar matrisinin yer aldığı ekran şekil 10'da verilmiştir.

Scenario1	Lezzet	Kurye	Adres	Fiyat	Hız	Arayüz
Unit	unit	unit	unit	unit	unit	unit
Cluster/Group	◆	◆	◆	◆	◆	◆
Preferences						
Min/Max	max	max	max	min	max	max
Weight	0,20	0,14	0,27	0,07	0,01	0,31
Preference Fn.	Usual	Usual	Usual	Usual	Usual	Usual
Thresholds	absolute	absolute	absolute	absolute	absolute	absolute
- Q: Indifference	n/a	n/a	n/a	n/a	n/a	n/a
- P: Preference	n/a	n/a	n/a	n/a	n/a	n/a
- S: Gaussian	n/a	n/a	n/a	n/a	n/a	n/a
Statistics						
Minimum	0,04	0,05	0,41	0,07	0,23	0,09
Maximum	0,44	0,29	2,38	0,20	0,31	2,46
Average	0,31	0,18	1,28	0,14	0,29	1,28
Standard Dev.	0,16	0,09	0,87	0,05	0,03	0,87
Evaluations						
<input checked="" type="checkbox"/> Yemek Sepeti	0,44	0,05	0,41	0,07	0,30	0,09
<input checked="" type="checkbox"/> İste Gelsin	0,39	0,19	1,88	0,20	0,23	0,97
<input checked="" type="checkbox"/> Glovo	0,04	0,21	0,46	0,13	0,31	1,60
<input checked="" type="checkbox"/> Getir	0,37	0,29	2,38	0,18	0,31	2,46

Şekil 10. Karar Matrisi



Şekil 11. PROMETHEE I için online yemek sipariş uygulamalarının sıralamaları



Şekil 12. PROMETHEE II için online yemek sipariş uygulamalarının sıralamaları

PROMETHEE I ve PROMETHEE II yukarıda da görüldüğü üzere online yemek siparişi uygulamaları için aynı sıralamayı vermiştir.

Performance Aggregated Score				
	Input	Output	O/I ratio	Score
Yemek	-0,4533	-0,4533	0,3761	8,35
İste	-0,0733	-0,0733	0,8634	19,17
Glovo	-0,1100	-0,1100	0,8018	17,80
Getir	0,6367	0,6367	4,5046	100,00

Şekil 13. Online yemek sipariş uygulamalarının toplam performans puanları

Rank	action	Phi	Phi+	Phi-
1	Getir	0,6367	0,8167	0,1800
2	İste Gelsin	-0,0733	0,4633	0,5367
3	Glovo	-0,1100	0,4433	0,5533
4	Yemek Sepeti	-0,4533	0,2733	0,7267

Şekil 14. Online yemek sipariş uygulamalarının sıralamaları

PROMETHEE yöntemine göre sipariş vermek isteyen bir karar verici GETİR'den sipariş vermelidir.

5.4 COPRAS Yöntemi

COPRAS yöntemi alternatifleri fayda dereceleri bakımından aşamalı olarak sıralanmasını ve değerlendirilmesini sağlayan bir ÇKKV yöntemidir. COPRAS, ÇKKV'de maksimum ve minimum kriter değerleri için kullanılmaktadır (Ercan vd., 2017). COPRAS yönteminin uygulama adımları aşağıda verilmektedir (Bueno vd., 2022).

Adım 1- Karar matrisinin oluşturulması

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2n} \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ x_{m1} & x_{m2} & \dots & x_{mn} \end{bmatrix} \quad i=1, 2, \dots, m \quad j=1, 2, \dots, n \quad (1)$$

m= karar alternatiflerinin sayısını göstermektedir. n= kriterlerin sayısını göstermektedir.

Adım 2- Normalizasyon ve Normalize Karar Matrisinin Oluşturulması

$$\hat{x}_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sum_{i=1}^m x_{ij}} \quad (2)$$

X_{ij} = Karar matrisini oluşturan değerler

$$\hat{X} = \begin{bmatrix} \hat{x}_{11} & \hat{x}_{12} & \dots & \hat{x}_{1n} \\ \hat{x}_{21} & \hat{x}_{22} & \dots & \hat{x}_{2n} \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ \hat{x}_{m1} & \hat{x}_{m2} & \dots & \hat{x}_{mn} \end{bmatrix} \quad i=1, 2, \dots, m \quad j=1, 2, \dots, n \quad (3)$$

\bar{X} = Normalize karar matrisi,

Normalize işlemi sonucunda her bir kriter için alternatiflerin normalize performans değerleri toplamı 1'e eşit olmaktadır.

$$\sum_{i=1}^m \hat{x}_{ij} = 1 \quad (4)$$

Adım 3- Ağırlıklandırma ve Ağırlık Normalize Karar Matrisinin Oluşturulması

$$\sum_{j=1}^m w_j = 1 \quad (5)$$

w_j= j'inci kriterin ağırlıklarını göstermek üzere, ağırlıklar toplamı 1'e eşit olan oransal önem derecelerini ifade etmektedir.

$$\hat{X}_{ij} = \hat{x}_{ij} * w_j \quad (6)$$

x_{ij} = Normalize performans değerleri,

\hat{x}_{ij} = Ağırlıklı normalize performans değerleri

$$\hat{X} = \begin{bmatrix} \hat{x}_{11} & \hat{x}_{12} & \cdots & \hat{x}_{1n} \\ \hat{x}_{21} & \hat{x}_{22} & \cdots & \hat{x}_{2n} \\ \cdot & \cdot & \cdots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdots & \cdot \\ \hat{x}_{m1} & \hat{x}_{m2} & \cdots & \hat{x}_{mn} \end{bmatrix} \quad i=1, 2, \dots, m \quad j=1, 2, \dots, n \quad (7)$$

\hat{X} = Ağırlıklı normalize karar matrisi

Eşitliği ile gösterilir. Normalize performans değerleri ağırlıklandırma aldıktan sonra her 1 kriter için, alternatiflerin ağırlıklı performans değerleri toplamı, ilgili kriterin ağırlık değerine, \hat{X} ağırlıklı normalize karar maddesini oluşturan tüm \hat{x}_{ij} 'lerin Toplamı ise 1'e eşit olur.

$$\sum_{i=1}^m \hat{x}_{ij} = w_j \quad (7)$$

$$\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \hat{x}_{ij} = 1 \quad (8)$$

Adım 4 -Fayda ve Maliyet Özelliklerinin Baz Alan Toplam Ağırlıklı Normalize Değerlerinin Hesaplanması

$$S_{+i} = \sum_{j=1}^k \hat{x}_{+ij} \quad i = 1, 2, \dots, m \quad j = 1, 2, \dots, k \quad (10)$$

$$S_{-i} = \sum_{j=k+1}^n \hat{x}_{-ij} \quad i = 1, 2, \dots, m \quad j = k+1, k+2, \dots, n \quad (11)$$

S_{+i} = Fayda ölçüleri toplamı, S_{-i} = Maliyet ölçüleri toplamı

Adım 5- Göreli önemli derecelerinin hesaplanması

$$Q_i = S_{+i} + \frac{S_{-min} \sum_{i=1}^m S_{-i}}{S_{-i} * \sum_{i=1}^m \left(\frac{S_{-min}}{S_{-i}} \right)} \quad (12)$$

Q_i = i'nci alternatifin göreceli önem değeri

Adım 6- Performans indeksi değerlerinin hesaplanması

$$P_i = \left[\frac{Q_i}{Q_{maks}} \right] * \%100 \quad (13)$$

P_i = i'nci alternatifin performans indeksi

Adım 7- Alternatiflerin değerlendirilmesi

COPRAS yönteminin işlem adımları kullanılarak elde edilen sonuç Tablo 10'da verilmiştir.

Tablo 10. Performans indeksi hesabının sonuçları ve uygulamaların tercih sıralaması

	Pi	sırala
Yemek Sepeti	29,34508994	4
İste Gelsin	69,50014223	2
Glovo	43,68105709	3
Getir	100	1

COPRAS yöntemine göre sipariş vermek isteyen bir karar verici GETİR'den sipariş vermelidir.

5.5 WASPAS Yöntemi

Ağırlıklı çarpım modeli ve ağırlıklı toplam modalinin birleşiminden oluşan WASPAS alternatifleri değerlendirmek ve sıralamak için kullanılan bir ÇKKV yöntemidir (Banaitiene vd., 2008). WASPAS, ağırlıklı çarpım modeli ve ağırlıklı toplam modelini birlikte kullanması sebebiyle diğer ÇKKV yöntemlerine göre alternatifleri daha doğru bir şekilde ölçüp değerlendirmektedir (Zavadskas vd., 2012).

WASPAS yönteminin uygulama adımları aşağıda verilmektedir (Bueno vd., 2022).

Adım 1- Karar matrisinin oluşturulması

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2n} \\ \cdot & \cdot & \cdots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdots & \cdot \\ x_{m1} & x_{m2} & \cdots & x_{mn} \end{bmatrix} \quad i= 1, 2, \dots, m \quad j= 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

m= karar alternatiflerinin sayısını göstermektedir. n= kriterlerin sayısını göstermektedir.

Adım 2- Karar maddesinin normalize edilmesi

$$\bar{X}_{ij} = \frac{x_{ij}}{\max_i x_{ij}} \quad (2)$$

$$\bar{X}_{ij} = \frac{\min_i x_{ij}}{x_{ij}} \quad (3)$$

x_{ij} = i'nci alternatifin j'nci kriteri altındaki performans değeri

Karar matrisi ile ilgili kriter fayda yapılı olması durumunda Eşitlik (2), maliyet yapılı olmasında ise Eşitlik (3) kullanılarak normalize edilmektedir.

Adım 3- Ağırlıklı toplam modeline (VSM) göre i'nci Alternatifin toplam nispi önem değerinin hesaplanması

$$Q_i^1 = \sum_{j=1}^n \bar{X}_{ij} * w_j \quad (4)$$

w_j : j'nci kritere ait ağırlığı verilmektedir.

Adım 4- Ağırlıklı çarpım modeline (VPM) göre i'nci alternatifin toplam nispi önem değerinin hesaplanması

$$Q_i^2 = \prod_{j=1}^n (\bar{X}_{ij})^{w_j} \quad (5)$$

Adım 5- Ağırlık çarpım (VPM) ve ağırlık toplam modelleri (VSM) için ağırlıklı ortak genel kriter değerinin hesaplanması

$$Q_i = (0.5) * Q_i^1 + (0,5) * Q_i^2 \quad (6)$$

Adım 6- Alternatiflerin genel toplam nispi değerlerinin hesaplanması

$$Q_i = (\lambda) * Q_i^1 + (1-\lambda) * Q_i^2 \quad (7)$$

WASPAS yönteminde kullanılan λ katsayısı $0 < \lambda < 1$ arasında değerler almaktadır.

Eğer $\lambda=0$ ise WASPAS yöntemi; Ağırlıklı Çarpım Modeline (VPM), $\lambda = 1$ olması durumunda Ağırlıklı Toplam Modeline (VSM) dönüşmektedir. Eşitlikte verilen λ katsayısının seçimi karar vericiye bağlıdır. WASPAS yöntemine göre Q_i skoru en yüksek olan alternatif sıralamada birinci olan alternatifi temsil eder.

WASPAS yönteminin işlem adımları kullanılarak elde edilen sonuç Tablo 11'de verilmiştir.

Tablo 11. Ağırlıklı ortak genel kriter değerlerinin hesaplanması ve uygulamaların tercih sıralaması

$\lambda= 0,5$ için

	Q1	Q ²	Q	Sıralama
Yemeksepeti	0,16	0,06	0,11	4
İstegelsin	0,60	0,58	0,59	2
Glovo	0,49	0,41	0,45	3
Getir	0,95	0,91	0,93	1

WASPAS yöntemine göre sipariş vermek isteyen bir karar verici GETİR 'den sipariş vermelidir.

6. Sonuçlar ve Tartışmalar

6.1 Sonuçlar

Bu çalışmanı temel amacı Türkiye’de popüler online yemek sipariş uygulamalarını kullanmak isteyen bir müşterinin, hangi uygulamayı seçeceğine karar vermesini kolaylaştırmaktır. Bu amaç doğrultusunda İstegelsin, Glovo, Getir ve Yemeksepeti’nin kullanıcı yorumları Google Play platformundan çekilmiştir. Kullanıcı yorumlarında en çok geçen 200 kelime belirlenmiş ve her uygulama için ortak olan kelimelerden, müşterilerin sipariş verirken göz önünde bulunduracağı kriterler dikkate alınarak değerlendirme kriterleri; fiyat, hız, kurye, lezzet, adres ve arayüz olarak belirlenmiştir. Belirlenen kriterler ile İstegelsin, Glovo, Getir ve Yemeksepeti’nin kullanıcı yorumlarına Python programlama dilinin Textblob kütüphanesi kullanılarak Duygu Analizi yapılmıştır. Bu işlem sonucunda uygulamaların her bir kriter göre duygu polarite (polarity) ve öznellik (subjectivity) skorları hesaplanmıştır. Polarity skor sonuçları kullanılarak karar matrisi oluşturulmuştur. Karar matrisinde negatif değerler olduğu için karar matrisi, Entropi ile ağırlıklandırılmadan önce Z-Skor (Standart Puan) standardizasyon yöntemiyle negatif değerler pozitif değerlere dönüştürülmüştür. Karar matrisinde yer alan değerlendirme kriterlerinin ağırlıkları Entropi yöntemiyle bulunmuştur. Entropi yöntemi sonucunda lezzet, kurye, adres, fiyat, hız, arayüz kriterlerinin ağırlıkları sırasıyla 0,20, 0,14, 0,27, 0,07, 0,01, 0,31 olarak hesaplanmıştır. Hesaplama sonuçları karar matrisine eklenerek ağırlıklandırılmış karar matrisi elde edilmiştir. Ağırlıklandırılmış karar matrisi ARAS, OCRA, PROMETHEE, COPRAS ve WASPAS yöntemleri için başlangıç karar matrisi olarak belirlenmiş ve işlem adımları her bir yöntem için uygulanmıştır. Bu yöntemler ile elde edilen sonuçlar Tablo 12’de verilmiştir.

Tablo 12. Çalışmamızdaki ÇKKV yöntemlerinin sonuçlarının karşılaştırılması

Tercih Sırası	ÇKKV Yöntemleri				
	ARAS	OCRA	PROMETHEE	COPRAS	WASPAS
1	Getir	Getir	Getir	Getir	Getir
2	İste Gelsin	İste Gelsin	İste Gelsin	İste Gelsin	İste Gelsin
3	Glovo	Glovo	Glovo	Glovo	Glovo
4	Yemek Sepeti	Yemek Sepeti	Yemek Sepeti	Yemek Sepeti	Yemek Sepeti

Çalışmamızın sonucunda bir müşterinin online yemek siparişi vermek istediğinde Getir uygulamasını ilk sırada tercih ettiği/etmesi gerektiği ortaya çıkmış ve Getir uygulamasını sırasıyla İstegelsin, Glovo ve Yemeksepeti takip etmektedir. Getir uygulamasının ilk sırada tercih edilmesinin sebebi müşteri beklentilerini lezzet, kurye, adres, fiyat, hız, arayüz kriterleri açısından en iyi karşılayan online yemek sipariş uygulaması olmasıdır.

Tablo 6.1.1’de görüldüğü üzere kullanılan ÇKKV yöntemlerinin tamamının aynı sonucu vermiş olması bu çalışmanın tutarlı olduğunu göstermektedir. Bu çalışmanın tutarlı olması hem müşteriler açısından hem de firmalar açısından güvenilir bir çalışma olduğunu göstermektedir.

Bu çalışmada online yemek sipariş uygulamaları sıralanarak yemek siparişi vermek isteyen bir müşterinin karar aşamasını kolaylaştırmak hedeflenmiştir. Müşteriler bu çalışmanın sonuçlarına bakarak hangi uygulamadan sipariş vereceklerine daha hızlı karar verebileceklerdir. Aynı zamanda tercih sırasında ilk sırada olmayan online yemek sipariş uygulamaları müşterilerin hangi kriterleri baz aldıklarını göreberek bu alanlarda kendilerini geliştirebilir ve tercih sırasında yükselme şansı elde edebileceklerdir.

Literatürde Duygu Analizi ile ÇKKV yöntemlerini kullanılarak Türkiye’deki popüler online yemek sipariş uygulamalarını sıralayan bir çalışmaya rastlanmamıştır. Bu yüzden çalışmamız bu alanda bilimsel çalışma yapmak isteyenler için bir rehber niteliğinde olacaktır.

6.2 Tartışmalar

Yapılan araştırmalar neticesinde Türkiye’deki e ticaret uygulamalarının kullanıcı yorumlarını analiz eden az sayıda çalışmaya

rastlanmış ve bu sebeple literatüre bu alanda katkı sağlanması amaçlanmıştır. Bu kapsamda müşteri online yemek siparişi vermek istediğinde kendisi için en uygun olan uygulamayı seçmesine odaklanılmıştır.

İncelenen çalışmalarda çoğunlukla doğal dil işleme kütüphanesi olan Zemberek kullanılsa da bu kütüphane çalışma için yeterli olmadığından Duygu Analizi aşamasında Python programlama dilinin Textblob kütüphanesi kullanılmıştır. Fakat bu kütüphane, Türkçe kullanıcı yorumları İngilizceye çevirirken bazı cümlelerde anlam kaymasına neden olabilmekte ve fark edilemeyen boşluklar ortaya çıkmaktadır. Bu hataları önlemek için Türkçe kullanıcı yorumlarına en boy tabanlı Duygu Analizi yöntemi entegre edilerek kullanıcı yorumları başka bir dile çevrilmediği için ortaya çıkabilecek hataların önüne geçilmiş olacaktır.

Referanslar

Abirami, A. M., & Askarunisa, A. (2017). Sentiment analysis model to emphasize the impact of online reviews in healthcare industry. *Online Information Review*, 41(4), 471-486. doi:10.1108/OIR-08-2015-0289

Abo, M. E. M., Idris, N., Mahmud, R., Qazi, A., Hashem, I. A. T., Maitama, J. Z., ... & Yang, S. (2021). A multi-criteria approach for arabic dialect sentiment analysis for online reviews: Exploiting optimal machine learning algorithm selection. *Sustainability*, 13(18), 10018. doi:10.3390/su131810018

Alasmari, S. F., & Dahab, M. (2017). Sentiment detection, recognition and aspect identification. *International Journal of Computer Applications*, 975, 8887. doi:10.5120/ijca2017915675

Banaitiene, N., Banaitis, A., Kaklauskas, A., & Zavadskas, E. K. (2008). Evaluating the life cycle of a building: A multivariant and multiple criteria approach. *Omega*, 36(3), 429-441. doi: 10.1016/j.omega.2005.10.010

Bueno, I., Carrasco, R. A., Ureña, R., & Herrera-Viedma, E. (2022). A business context aware decision-making approach for selecting the most appropriate sentiment analysis technique in e-marketing situations. *Information Sciences*, 589, 300-320. doi: 10.1016/j.ins.2021.12.080

Bueno, I., Carrasco, R. A., Porcel, C., Kou, G., & Herrera-Viedma, E. (2021). A linguistic multi-criteria decision making methodology for the evaluation of tourist services considering customer opinion value. *Applied Soft Computing*, 101, 107045. doi: 10.1016/J.ASOC.2020.107045

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. doi: 10.1016/j.cie.2019.01.051

Dadelo, S., Turskis, Z., Zavadskas, E. K., & Dadelienė, R. (2012). Multiple criteria assessment of elite security personal on the basis of ARAS and expert methods.

Dahooie, J. H., 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. doi: 10.1016/j.techfore.2021.121158

Dönmez, İ., & Aslan, Z. (2021). Metin Duygu sınıflandırılmasında hibrit wavelet yönteminin kullanımı. *Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 36(2), 701-714. doi.org/10.17341/gazimmfd.701313

ERCAN, E., & KUNDAKCI, N. (2017). Comparison of ARAS and OCRA Methods in the Selection of Pattern Software for a Textile Company. *Afyon Kocatepe Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 19(1), 83-105. doi:10.5578/jss.53866

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, 5247-5261. doi:10.1007/s00500-017-2961-4

Cobanoğlu, C., Terrah, A., Hsu, M. J., Corte, V. D., & Gaudio, G. D. (2022). A systematic review of big data: research approaches and future prospects. *Journal of Smart Tourism*, 2(1), 21-31. doi:10.52255/smarttourism.2022.2.1.3

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. doi:10.1111/itor.12569

Ji, P., Zhang, H. Y., & Wang, J. Q. (2018). 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. doi:10.1109/TSMC.2018.2875163

Kılıçer, S., & Şamlı, R. (2023). E-Ticaret Sitelerindeki Türkçe Ürün Yorumları Üzerine Makine Öğrenmesi Algoritmaları ile Duygu Analizi. *Veri Bilimi*, 6(2), 15-23.

- Kumar, G. (2018, May). A multi-criteria decision making approach for recommending a product using sentiment analysis. In *2018 12th International Conference on Research Challenges in Information Science (RCIS)* (pp. 1-6). IEEE. doi:10.1109/RCIS.2018.8406679
- Kumar, G., & Parimala, N. (2020). An integration of sentiment analysis and MCDM approach for smartphone recommendation. *International Journal of Information Technology & Decision Making*, 19(04), 1037-1063. doi:10.1142/S021962202050025X
- Liang, X., Liu, P., & Wang, Z. (2019). Hotel selection utilizing online reviews: a novel decision support model based on sentiment analysis and DL-VIKOR method. *Technological and Economic Development of Economy*, 25(6), 1139-1161. doi.org/10.3846/tede.2019.10766
- Liang, R., & Wang, J. Q. (2019). A linguistic intuitionistic cloud decision support model with sentiment analysis for product selection in E-commerce. *International Journal of Fuzzy Systems*, 21, 963-977. doi:10.1007/s40815-019-00606-0
- Liu, P., & Teng, F. (2019). Probabilistic linguistic TODIM method for selecting products through online product reviews. *Information Sciences*, 485, 441-455. doi: 10.1016/j.ins.2019.02.022
- 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. doi:10.1080/21681015.2022.2070933
- Atan, M., & Altan, Ş. (2020). Örnek uygulamalarla çok kriterli karar verme yöntemleri. *Gazi Kitabevi, Ankara*.
- Ray, B., Garain, A., & Sarkar, R. (2021). An ensemble-based hotel recommender system using sentiment analysis and aspect categorization of hotel reviews. *Applied Soft Computing*, 98, 106935. doi: 10.1016/j.asoc.2020.106935
- Scholz, M., Dorner, V., Schryen, G., & Benlian, A. (2017). A configuration-based recommender system for supporting e-commerce decisions. *European Journal of Operational Research*, 259(1), 205-215. doi: 10.1016/j.ejor.2016.09.057
- 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, 973-983. doi:10.1007/s13198-019-00827-4
- Sun, J., Long, C., Zhu, X., & Huang, M. (2009). Mining reviews for product comparison and recommendation. *Polibits*, (39), 33-40. doi:10.17562/PB-39-5
- Sun, L., Chen, G., Xiong, H., & Guo, C. (2017). Cluster analysis in data-driven management and decisions. *Journal of Management Science and Engineering*, 2(4), 227-251. doi:10.3724/SP.J.1383.204011
- Sliogeriene, J., Turskis, Z., & Streimikiene, D. (2013). Analysis and choice of energy generation technologies: The multiple criteria assessment on the case study of Lithuania. *Energy Procedia*, 32, 11-20. doi: 10.1016/j.egypro.2013.05.003
- 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. doi:10.1007/s11042-022-13315-y
- Tsai, C. F., Chen, K., Hu, Y. H., & Chen, W. K. (2020). Improving text summarization of online hotel reviews with review helpfulness and sentiment. *Tourism Management*, 80, 104122. doi: 10.1016/j.tourman.2020.104122
- 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. doi.org/10.1016/j.jksuci.2019.12.009
- Yang, Z., Gao, Y., & Fu, X. (2021). A decision-making algorithm combining the aspect-based sentiment analysis and intuitionistic fuzzy-VIKOR for online hotel reservation. *Annals of Operations Research*, 1-17. doi:10.1007/s10479-021-04339-y
- 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. doi: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. doi:10.1109/ACCESS.2019.2921403

- Yu, S. M., Wang, J., & Wang, J. Q. (2017). An interval type-2 fuzzy likelihood-based MABAC approach and its application in selecting hotels on a tourism website. *International Journal of Fuzzy Systems*, 19, 47-61. doi.org/10.1007/s40815-016-0217-6
- Zaman, M., Botti, L., & Vo-Thanh, T. (2016). Weight of criteria in hotel selection: An empirical illustration based on TripAdvisor criteria. *European journal of tourism research*, 13, 132-138. doi:10.54055/ejtr. v13i.236
- Zavadskas, E. K., Turskis, Z., Antucheviciene, J., & Zakarevicius, A. (2012). Optimization of weighted aggregated sum product assessment. *Elektronika ir elektrotechnika*, 122(6), 3-6. doi: 10.5755/j01.eee.122.6.1810
- Zavadskas, E. K., Antuchevičienė, J., Šaparauskas, J., & Turskis, Z. (2013). MCDM methods WASPAS and MULTIMOORA: Verification of robustness of methods when assessing alternative solutions.
- Zhang, D., Li, Y., & Wu, C. (2020). An extended TODIM method to rank products with online reviews under intuitionistic fuzzy environment. *Journal of the Operational Research Society*, 71(2), 322-334. doi.org/10.1080/01605682.2018.1545519
- Zhang, C., Tian, Y. X., Fan, L. W., & Li, Y. H. (2020). Customized ranking for products through online reviews: a method incorporating prospect theory with an improved VIKOR. *Applied Intelligence*, 50, 1725-1744. doi:10.1007/s10489-019-01577-3
- 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. doi:10.1155/2014/797814
- Zhou, Y., Li, X., Wang, X., & Yuen, K. F. (2022). Intelligent container shipping sustainability disclosure via stakeholder sentiment views on social media. *Marine Policy*, 135, 104853. doi: 10.1016/j.marpol.2021.104853
- Zuheros, C., Martínez-Cámara, E., Herrera-Viedma, E., & Herrera, F. (2021). Sentiment analysis based multi-person multi-criteria decision making methodology using natural language processing and deep learning for smarter decision aid. Case study of restaurant choice using TripAdvisor reviews. *Information Fusion*, 68, 22-36. doi: 10.1016/j.inffus.2020.10.019
- Qin, Y., Wang, X., & Xu, Z. (2022). Ranking tourist attractions through online reviews: A novel method with intuitionistic and hesitant fuzzy information based on sentiment analysis. *International journal of fuzzy systems*, 24(2), 755-777. doi:10.1007/s40815-021-01131-9
- Wang, L., Wang, X. K., Peng, J. J., & Wang, J. Q. (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. doi: 10.1016/j.tourman.2019.103961
- Wu, C., & Zhang, D. (2019). Ranking products with IF-based sentiment word framework and TODIM method. *Kybernetes*, 48(5), 990-1010. doi:10.1108/K-01-2018-0029