

Mobil Uygulama Kullanıcı Yorumları Üzerinde Metin Madenciliği ve Müşteri Memnuniyeti Analizi: E-Ticaret Markası Örneği

Mehmet KAYAKUŞ^{1*}, Fatma YİĞİT AÇIKGÖZ²

¹ Yönetim Bilişim Sistemleri Bölümü, Sosyal ve Beşerî Bilimler Fakültesi Akdeniz Üniversitesi, Antalya, Türkiye

² Pazarlama ve Reklamcılık Bölümü, Sosyal Bilimler Meslek Yüksekokulu Akdeniz Üniversitesi, Antalya, Türkiye

*¹ mehmetkayakus@akdeniz.edu.tr, ² fatmayigit@akdeniz.edu.tr

(Geliş/Received: 05/11/2024;

Kabul/Accepted: 17/09/2025)

Öz: Müşteri memnuniyeti, bir şirketin sunduğu ürün ve hizmetlerin kullanıcı beklentilerini ne ölçüde karşıladığını ifade eder. Bu çalışmanın amacı, Trendyol markasının müşteri memnuniyetini kullanıcı yorumları üzerinden değerlendirmektir. Veri seti, Google Play’de son bir ayda Trendyol mobil uygulaması hakkında yapılan yorumlardan elde edilmiştir. Python kullanılarak gerçekleştirilen analizde, duygu analizi, metin madenciliği ve konu modelleme yöntemleri uygulanmıştır. Duygu analizi, yorumları olumlu, olumsuz veya nötr olarak sınıflandırırken, metin madenciliği ve konu modelleme ise yorumlarda öne çıkan kelimeleri ve temaları belirlemiştir. Analiz sonuçları, Trendyol’un müşteri memnuniyetini etkileyen faktörleri ortaya koymuştur. Olumlu yorumlarda ürün çeşitliliği, hızlı teslimat ve müşteri hizmetleri ön plana çıkarken, olumsuz yorumlarda ürün kalitesi, gecikmeli teslimatlar ve iade süreçleri ile ilgili şikayetler dikkat çekmiştir. Çalışmanın bulguları, Trendyol’un müşteri memnuniyetini artırmak için iyileştirilmesi gereken alanları işaret etmektedir. Bu çalışma, mobil uygulama kullanıcı yorumlarının analiz edilerek müşteri memnuniyetinin değerlendirilebileceğini ve bu yaklaşımın diğer markalar için de önemli olduğunu göstermektedir.

Anahtar kelimeler: Müşteri memnuniyeti, Trendyol, mobil uygulama, duygu analizi, metin madenciliği, konu modelleme, LDA, TextBlob

Text Mining and Customer Satisfaction Analysis on Mobile Application User Reviews: An E-Commerce Brand Case Study

Abstract: Customer satisfaction refers to the extent to which the products and services offered by a company meet user expectations. The purpose of this study is to evaluate customer satisfaction of the Trendyol brand through user reviews. The dataset was obtained from the comments about Trendyol mobile applications on Google Play in the last month. Sentiment analysis, text mining, and topic modelling methods were applied in the analysis using Python. Sentiment analysis categorized the comments as positive, negative, or neutral, while text mining and topic modelling identified the prominent words and themes in the comments. The results of the analysis revealed the factors affecting Trendyol's customer satisfaction. Positive comments emphasized product variety, fast delivery, and customer service, while negative comments highlighted complaints about product quality, delayed deliveries, and return processes. The findings of the study point to areas where Trendyol needs to improve to increase customer satisfaction. This study shows that customer satisfaction can be assessed by analyzing mobile app user reviews and that this approach is also important for other brands.

Key words: Customer satisfaction, Trendyol, mobile application, sentiment analysis, text mining, topic modelling, LDA, TextBlob

1. Giriş

Müşteri memnuniyeti, e-ticaret sektöründe önemli bir rekabet avantajı ve marka değeri oluşturma aracı olarak kabul edilmektedir. Müşteri memnuniyeti, bir şirketin sunduğu ürün veya hizmetlerin, müşterilerin beklentilerini karşılama düzeyi ile yakından ilişkilidir. Yüksek müşteri memnuniyeti, müşteri sadakatini güçlendirirken, uzun vadeli müşteri ilişkileri ve işletmenin genel performansı üzerinde de doğrudan etkili olabilir.

Memnuniyet sağlayan firmalarla müşteriler daha güçlü ve uzun vadeli ilişkiler kurma eğilimindedir. Müşteri memnuniyeti, müşterilerin marka ile ilgili bilgiye daha fazla güven duymasını sağlar ve pazarlama iletişiminin etkinliğini artırır [1]. Ayrıca, olumlu müşteri geri bildirimi kriz anlarında şirketin daha hızlı toparlanmasına ve müşteri güvenini yeniden kazanmasına yardımcı olur. Yüksek memnuniyet düzeyi, şirketin pazarda kendini farklılaştırmasına ve rekabet avantajı elde etmesine katkı sağlar [2]. Memnuniyet düzeyi yüksek firmalar,

* Sorumlu yazar: mehmetkayakus@akdeniz.edu.tr. Yazarların ORCID Numarası: ¹ 0000-0003-0394-5862, ² 0000-0003-3748-1496

rakiplerine göre daha az reklam harcaması yaparak benzer bir marka bilinirliği elde edebilirler. Bu da pazarlama bütçesinin daha verimli kullanılmasını sağlar [3].

Müşteri memnuniyetini analiz etmede duygu analizi, metin madenciliği ve konu modelleme gibi yapay zekâ tabanlı yöntemlerin kullanılması son yıllarda büyük önem kazanmıştır. Bu teknikler, müşteri yorumlarının ve geri bildirimlerin büyük veriler halinde analiz edilmesine olanak tanır [4]. Özellikle metin madenciliği, yapılandırılmamış müşteri yorumlarından anlamlı bilgiler çıkararak, firmaların müşterilerinin ihtiyaç ve beklentilerini daha iyi anlamasını sağlar. Duygu analizi ise, müşteri yorumlarının genel eğilimini (olumlu, olumsuz veya nötr) tespit ederek müşteri memnuniyetinin genel düzeyini hızlı bir şekilde ölçer [5]. Konu modelleme ise, müşteri geri bildirimlerinde öne çıkan konuları belirleyerek işletmelerin iyileştirme yapması gereken alanları anlamalarına yardımcı olur [6]. Bu yöntemler, dijital platformlarda hızla yayılan müşteri yorumları ve geri bildirimler üzerinden hızlı ve kapsamlı analiz yapılmasını sağlar, bu sayede firmaların daha stratejik kararlar almasına olanak tanır.

Düşük müşteri memnuniyetinin e-ticaret sektörü üzerindeki etkileri geniş ve derindir. Müşteri güveninin azalması, marka algısının zayıflaması, dijital pazarlama çabalarının etkisiz hale gelmesi ve iş ortaklıkları ile yatırımcı güveninin azalması, düşük müşteri memnuniyetinin neden olabileceği başlıca sorunlardır [7]. Bu nedenle, firmaların müşteri memnuniyeti yönetimine büyük önem vermesi ve olumsuz müşteri deneyimlerinin etkilerini minimize etmek için stratejik adımlar atması kritik öneme sahiptir.

Müşteri yorumları, günümüzde marka değeri, müşteri memnuniyeti ve işletmelerin pazardaki rekabet gücü açısından önemli bir veri kaynağı olarak görülmektedir. Bu yorumların analizinde duygu analizi, metin madenciliği ve konu modelleme gibi yapay zekâ tabanlı yöntemler, müşteri geri bildirimlerini sistematik ve kapsamlı bir şekilde incelemek için sıklıkla kullanılmaktadır. Hennig-Thurau ve diğerleri (2004), müşteri yorumlarının dijital platformlar üzerinden hızla yayılarak marka algısını doğrudan etkilediğini vurgulamaktadır. Bu durum, duygu analizinin müşteri memnuniyeti ölçümünde önemini ortaya koymaktadır [8]. Hu ve Liu (2004), duygu analizinin, özellikle ürün veya hizmetlerin güçlü ve zayıf yönlerinin tespit edilmesinde etkili olduğunu göstermektedir [9]. Pang ve Lee (2008), metin madenciliği tekniklerinin müşteri yorumlarını analiz etmede etkili olduğunu ve pazarlama stratejilerinin belirlenmesine katkı sağladığını belirtmektedir. Metin madenciliği ayrıca, kullanıcı geri bildirimlerinin hızlı bir şekilde analiz edilmesine ve şirketlerin müşteri memnuniyetini artıracak stratejik kararlar almasına olanak tanır [10]. Blei ve arkadaşları (2003) tarafından geliştirilen LDA (Latent Dirichlet Allocation) algoritması, metin verilerinden farklı konuları çıkarmakta etkili bir yöntem olarak tanımlanmaktadır. Bu yöntem, müşterilerin en çok hangi konularda geri bildirimde bulunduğunu belirleyerek firmaların odaklanması gereken alanları anlamalarına yardımcı olur [11]. Algoritmanın müşteri yorumları üzerinde uygulanması, işletmelerin stratejik kararlar almalarına katkı sağlar [12]. Schivinski ve Dabrowski (2016), dijital platformlarda müşteri yorumlarının hızla yayıldığını ve markaların itibar yönetiminde önemli bir veri kaynağı haline geldiğini belirtmektedir [13]. Bu yorumların analiz edilmesi, markaların müşteri beklentilerini daha iyi anlamalarını ve hizmet kalitelerini geliştirmelerini sağlar. Özellikle dijital platformlar, müşteri geri bildirimlerini sürekli olarak izlemeye olanak tanıdığından, duygu analizi ve konu modelleme gibi teknikler bu alanda etkili bir şekilde uygulanabilmektedir [14].

Son yıllarda müşteri memnuniyetinin ölçülmesi ve analiz edilmesi konusunda duygu analizi ve metin madenciliği gibi yapay zekâ tabanlı yöntemler yaygın olarak kullanılmaktadır [15]. Özellikle çevrimiçi incelemeler, sosyal medya paylaşımları ve e-ticaret platformlarındaki kullanıcı yorumları, müşteri memnuniyetini anlamak için önemli veri kaynakları haline gelmiştir [16]. Bu bağlamda, duygu analizi ve konu modelleme gibi metin madenciliği teknikleri kullanılarak müşteri deneyimlerini anlamaya yönelik birçok çalışma yapılmıştır [17, 18].

Örneğin, Tuzcu (2020) çevrimiçi kullanıcı yorumlarını duygu analizi ile sınıflandırarak müşteri memnuniyetiyle ilgili eğilimleri belirlemiştir [19]. Benzer şekilde, Kılıçer ve Şamlı (2023), e-ticaret sitelerindeki elektronik cihazlar hakkında yapılan 11.412 Türkçe yorum üzerinde çeşitli makine öğrenmesi algoritmaları uygulanarak duygu analizi yapılmıştır. Pozitif, negatif ve nötr olarak sınıflandırılan yorumlar, farklı algoritmaların performansları karşılaştırılarak analiz edilmiştir [20]. Yılmaz ve Adalı (2024) ise e-ticaret sitelerindeki müşteri yorumlarını metin madenciliği teknikleriyle inceleyerek, marka algısının müşteri yorumlarıyla nasıl şekillendiğini ortaya koymuştur [21].

Bununla birlikte, mevcut literatürde Türkiye'nin en büyük e-ticaret platformlarından biri olan Trendyol özelinde yapılmış kapsamlı bir metin analizi çalışması bulunmamaktadır. Bu çalışma, Trendyol mobil uygulaması kullanıcılarının yorumlarını metin madenciliği ve duygu analizi teknikleri ile inceleyerek müşteri memnuniyetini değerlendirmekte ve bu alandaki literatüre katkı sunmaktadır.

Bu çalışmada, Türkiye'nin en büyük ve en hızlı büyüyen e-ticaret platformlarından biri olan Trendyol markasının müşteri memnuniyeti kullanıcı yorumları üzerinden duygu analizi, metin madenciliği ve konu

modelleme teknikleri ile değerlendirilmiştir. Bu değerlendirme, müşteri memnuniyetinin dijital platformlar üzerinden sistematik olarak ölçülmesinin önemi ve zorluklarına dikkat çekmektedir. Çalışmada kullanılan yapay zekâ tabanlı analiz yöntemleri, Trendyol'un müşteri memnuniyeti düzeyini detaylı bir şekilde ele alırken, platformun müşteriler nezdindeki güçlü ve zayıf yönlerini de ortaya koymaktadır.

Önceki çalışmalar genellikle belirli bir zaman aralığındaki verileri analiz ederken, bu çalışmada Trendyol mobil uygulaması hakkında son bir ayda yapılan yorumlar incelenmiştir. Bu çalışmanın literatüre katkısı; belirli bir e-ticaret platformu bağlamında müşteri memnuniyetini değerlendirmesi, duygu analizi, metin madenciliği ve konu modelleme tekniklerini bir arada kullanması ve e-ticaret sektöründeki firmalara müşteri geri bildirimlerinin analizi konusunda veri odaklı içgörüler sağlamasıdır. Elde edilen bulgular, Trendyol'un müşteri memnuniyeti düzeyini belirlemekle kalmayıp, e-ticaret sektöründe müşteri deneyimini iyileştirmek isteyen diğer platformlar için de önemli çıkarımlar sunmaktadır.

2. Materyal ve Yöntem

Çalışmada kurumların kurumsal itibarları mobil uygulamayı kullanan kullanıcıların görüşleri analiz edilerek yorumlanmıştır. Veri seti, kullanıcıların Google Play uygulamasında son bir ayda yapılan yorumlardan elde edilmiştir. Müşteri yorumlarını analiz etmek için Python programında duygu analizi ve metin madenciliği yöntemleri kullanılmıştır.

2.1. Veri seti

Çalışmada kurumsal itibarı analizi için Türkiye'nin en büyük e-ticaret şirketi olan Trendyol seçilmiştir. 2010 yılında kurulan Trendyol ve Türkiye'nin en büyük e-ticaret platformlarından biridir. Merkezi İstanbul'da bulunan Trendyol, Türkiye'nin ilk decacorn şirketidir. Trendyol'a hem web sitesi hem de mobil uygulama üzerinden erişilebilir. Uygulama, Android ve iOS cihazlar için ücretsiz olarak indirilebilir. Trendyol'un mobil uygulaması 30 Mayıs 2013'te yayımlanmış olup, bu uzun geçmiş kullanıcı tabanının genişlemesini ve marka bilinirliğinin artmasını sağlamıştır. Trendyol mobil uygulaması, kullanıcılar tarafından 100 milyondan fazla indirilmiştir. Boyutu 78 MB olan uygulamaya toplam 1,87 milyon yorum yapılmıştır [22].

Bu çalışmada kullanılan veri seti, Trendyol'un Android cihazlar için geliştirdiği mobil uygulamanın kullanıcı yorumlarından elde edilmiştir. Veri setinin oluşturulabilmesi için, Google Play platformu üzerinden son bir ay içinde yapılan kullanıcı yorumları manuel olarak toplanmıştır. Google Play'in sunduğu API erişiminin mevcut olmaması nedeniyle, veriler manuel olarak indirilmiş ve incelemeye uygun hale getirilmiştir. Bu yöntem, veri toplama sürecinde zaman ve iş gücü açısından bazı sınırlamalara yol açsa da elde edilen yorumlar, kullanıcı memnuniyetini analiz etmek için yeterli kapsamda ve çeşitliliktedir. Elde edilen 500 yorum, kullanıcı deneyimlerini anlamaya yönelik duygu analizi ve metin madenciliği teknikleri ile incelenmiştir. Tablo 1'de örnek Google Play yorumları görülmektedir.

Tablo 1. Örnek Veri Seti [23]

Kullanıcı yorumları
Güzel sistem. Trendyol iş yükünü sağlam strateji yaparak en aza indirmiş. Tebrikler
Kesinlikle her alışverişte kusursuz gelmiştir.
Keyifle ve güvenle alışveriş yapıyorum başarılarınızın devamını dilerim
Geç açılıyor ve uygulama içinde takılıyor. Bir şey aramak istediğimizde çıkan sonuçlardan herhangi bir ürüne tıklayıp geri arama sonuçlarına döndüğümüzde en başa atıyor. Eski sürüm daha güzeldi
Gayet kullanımı kolay bir uygulama reklam var ama çok fazla değil. Onun dışın alışveriş yapmayı sevdiğim bir uygulama.

Bu çalışmada belirli sınırlamalar bulunmaktadır. İlk olarak, 500 yorumdan oluşan veri seti, günümüzün gelişmiş algoritmalarıyla değerlendirildiğinde nispeten küçük bir örneklem olarak kabul edilebilir. Ancak, veri seti, çalışmanın amacına yönelik olarak kullanıcı memnuniyeti hakkında anlamlı sonuçlar elde edebilmek için yeterli çeşitliliği ve kapsamı sunmaktadır. Ayrıca, yalnızca Android platformuna odaklanılması, iOS kullanıcılarının yorumlarının dışarıda bırakılmasına yol açmıştır. Ancak, Android kullanıcılarının büyük bir pazar payına sahip olması ve araştırmanın bu platformda yoğunlaşması, sonuçların çoğunlukla Android kullanıcılarının deneyimlerini temsil etmesine olanak tanımıştır. Çalışma, son bir ayda yapılan yorumlarla sınırlı tutulmuş olsa da bu süre, kullanıcıların uygulama ile ilgili yakın tarihli deneyimlerini yansıtarak güncel ve anlamlı veriler sunmaktadır. Daha uzun bir zaman dilimi üzerinden yapılan analizler farklı eğilimler ortaya koyabilirken, bu araştırma, kısa vadeli kullanıcı memnuniyetini ölçmeyi hedeflemiştir. Verilerin manuel olarak toplanması, platformdan otomatik veri çekilememesi nedeniyle tercih edilen bir yöntemdir. Bu sınırlamalar, çalışmanın

özelliklerini ve amacını netleştiren faktörler olup, ilerleyen araştırmaların daha geniş veri setleriyle ve farklı platformlarla yapılması, sonuçların genellenebilirliğini artırabilir.

2.2. Metin Madenciliği

Metin madenciliği, büyük miktarlarda yapılandırılmamış metin verilerini yapılandırılmış, organize bir veri formatına dönüştürür. Metin madenciliği, anlamlı kalıplar ve öngörüler çıkarmak için yapılandırılmamış metin verilerini analiz etme sürecidir [24]. Bu süreç, metinsel bilgileri kolayca analiz edilebilecek yapılandırılmış bir formata dönüştürmek için doğal dil işleme (NLP), makine öğrenimi ve istatistik tekniklerinin kullanılmasını içerir [25, 26].

Metin madenciliği süreci, büyük veri kümelerinden anlamlı bilgiler çıkarmak için bir dizi aşamadan oluşur. İlk aşamada, veriler toplanır ve temizlenir. Ardından, ön işleme adımlarına geçilir; bu adımlar arasında tokenizasyon (kelime ya da cümle bazında metnin ayrılması) [19], köklenme (kelimelerin köklerine indirgenmesi) [27], lemmatization (kelimelerin anlamına dayalı olarak köklerine indirgenmesi) [28] ve durma kelimelerinin çıkarılması yer alır [29]. Sonrasında, metin verisi sayısal formatta temsil edilerek, anlamlı bilgiler çıkarılmak üzere çeşitli modeller uygulanır. Bu aşamada, topic modelleme, sınıflandırma algoritmaları veya kümeleme yöntemleri gibi teknikler kullanılabilir [30]. Yaygın olarak kullanılan algoritmalar arasında Naive Bayes, Support Vector Machines (SVM), LDA ve Word2Vec bulunur [31].

Metin madenciliği ürün incelemeleri, müşteri geri bildirimleri, haber makaleleri ve sosyal medya gönderileri gibi çeşitli şirket veri kaynaklarından anlamlı bilgi ve içgörülerin çıkarılmasını sağlar [32]. Müşteri davranışı, pazar eğilimleri, kamuoyu ve diğer önemli ticari bilgiler gibi bu bilgiler, şirketin pazarda rekabet avantajı elde etmek için daha iyi ve daha bilinçli kararlar almasına olanak tanır.

Metin madenciliğinde yapılandırılmamış metin verileri Bilgi Erişimi (BE), NLP ve Bilgi Çıkarma (BÇ) teknikleri yardımıyla analiz edilir. İlk olarak, yapılandırılmamış verilerden önemli verileri tanımlamak için bilgi erişim teknikleri kullanılır. Bu, kelimenin kök biçimine indirgenmesi kök çıkarma ve metnin kelimelere ve cümlelere bölündüğü tokenizasyon gibi teknikleri içerir. Metin madenciliğinde kullanılan NLP teknikleri, metindeki konuşma bölümlerini tanımlayan konuşma kısmı etiketlemeyi, metin özetlemeyi ve bir cümlemin konusunu, fiilini ve nesnesini tanımlamak için metin ayrıştırma içerir. Son olarak, bilgi çıkarımı sırasında yapılandırılmış bilgi çıkarılır. Bu, metindeki belirli varlıkları tanımlamak için özellik seçimi, özellik çıkarma ve varlık çıkarma gibi alt görevleri içerir [33, 34].

2.3. Duygu Analizi

Duygu analizi, metinde ifade edilen duygu ve düşünceleri anlamak için kullanılan ve genellikle bunları olumlu, nötr veya olumsuz olarak sınıflandıran bir veri madenciliği tekniğidir [35]. Pazarlama, politika ve finans gibi alanlardaki analistler, NLP kullanarak ve bilgisayar algoritmalarının gücünden yararlanarak, duyarlılığı anlayarak yüksek değerli bilgiler elde etmek için büyük hacimli metinleri hızla işleyebilir [36].

Günümüzde duygu analizi birçok alanda uygulanmaktadır. Pazarlamaya yönelik duygu analizi, bir ürün veya marka hakkındaki müşteri geri bildirimlerini analiz etmek için kullanılabilir [37]. Duygu analizi, veri madenciliği ürün incelemeleri ve sosyal medya içeriği aracılığıyla müşteri memnuniyeti ve marka sadakati hakkında bilgi sağlar. Duygu analizi aynı zamanda pazarlama kampanyalarının etkililiğinin değerlendirilmesine ve iyileştirilecek alanların belirlenmesine de yardımcı olabilir [38]. Duygu analizi, kamuoyu hakkında bilgi edinmek ve siyasi strateji ve karar alma sürecini bilgilendirmek için siyasetin her alanında kullanılır. Politika yapımcılar, duyarlılık analizini kullanarak, ideal olarak, kendi seçmenlerini olumsuz yönde etkileyen yeni ortaya çıkan eğilimleri ve sorunları belirleyebilir ve ardından durumu hafifletmek ve iyileştirmek için harekete geçebilir (Rita et al., 2023). Finans için duyarlılık analizi, piyasayı etkileyecek temel eğilimleri veya sorunları belirlemek amacıyla mali raporları, rezerv toplantılarını ve kazanç çağrılarını incelemek için duygu analizini kullanabilir. Bu bilgi, yatırım kararlarına bilgi verebilir ve bir şirketin mali sağlığı, hatta bir bütün olarak ekonomi hakkında tahminlerde bulunulmasına yardımcı olabilir [39].

Duygu analizi gerçekleştirmek için üç yaklaşım vardır. Kurala dayalı bir yaklaşım, bir metnin duygusunu belirlemek için bir dizi kural kullanmayı içerir. Örneğin, bir kural, “sevgi” kelimesini içeren herhangi bir metnin olumlu, “nefret” kelimesini içeren herhangi bir metnin ise olumsuz olduğunu belirtebilir. Metin hem “sevgi” hem de “nefret” içeriyorsa tarafsız veya bilinmiyor olarak kabul edilir [40, 41]. Duygu analizine yönelik bir makine öğrenimi yaklaşımı, eğitim verilerine dayalı makine öğrenimi algoritmalarını kullanarak bir modelin eğitilmesini içerir. Duygu analizi, olumlu ve olumsuz olmak üzere ikili bir sınıflandırma gerçekleştirir. Algoritma, her metnin duyarlılık sınıfının manuel olarak etiketlendiği geniş bir açıklamalı metin verisi topluluğu üzerinde eğitilir. Bu tür

makine öğrenimine denetimli öğrenme denir [42]. Hibrit yöntem, kurallara dayalı ve makine öğrenimine dayalı yöntemlerin her birinin artıları ve eksileri olduğundan, bazı sistemler yalnızca birini kullanmanın olumsuz yanlarını azaltmak için her iki yaklaşımı da birleştirir. Hibrit yaklaşım, belirli kelimelerin daha fazla ağırlık taşıdığı durumlarda kullanışlıdır ve aynı zamanda çok fazla jargona sahip alanlarla baş etmenin bir yoludur [43].

Makalede, duygu analizi için TextBlob kütüphanesi ve kurallara dayalı yaklaşım kullanılmıştır. Bu yaklaşım, Türkçe diline özgü zorlukları ele alabilmek adına tercih edilmiştir. TextBlob, kelimeler arasındaki ilişkileri ve bağlamı analiz ederek metnin polarite (olumlu/olumsuz) ve öznellik (nesnel/öznel) skorlarını hesaplar. Bu skorlara göre metinler sınıflandırılır [44]. TextBlob'ın kullanılması, hızlı ve etkin bir çözüm sunarken, Türkçe metinlerdeki bazı zorluklar (örneğin, dilin yapısal özellikleri veya kelime çeşitliliği) de göz önünde bulundurulmuştur. Bu zorluklar, metni daha doğru analiz edebilmek için ek ön işleme adımlarıyla (örneğin, durma kelimelerinin çıkarılması ve kelime köklerinin belirlenmesi) giderilmiştir. TextBlob'ın avantajları arasında kolay kullanımı ve hızlı işlem yapabilmesi bulunurken, sınırlı bağlam anlayışı gibi dezavantajları da vardır [45]. Bu nedenle, TextBlob kullanımı, genellikle basit ve hızlı çözüm arayan durumlar için uygundur, ancak daha derinlemesine analizler için ek yöntemlere ihtiyaç duyulabilir.

2.4. Konu modelleme

Konu modelleme, büyük hacimli metin verilerinde gizli kalmış konuları veya temaları ortaya çıkarmayı amaçlayan bir metin madenciliği tekniğidir. Bu yöntem, özellikle sosyal medya, inceleme platformları ve dijital haber siteleri gibi büyük ölçekli veri kaynaklarından elde edilen metinlerin analiz edilmesinde oldukça etkilidir. Konu modelleme, kelime dağılımlarını analiz ederek birbirleriyle anlamlı bağ kuran kelime gruplarını belirler ve bu grupları “konu” olarak adlandırır. Bu konular, genellikle incelenen metnin ana temalarını yansıtır ve içeriklerin sınıflandırılması, özetlenmesi veya öneri sistemlerinin geliştirilmesi gibi çeşitli uygulamalarda kullanılabilir [46, 47].

LDA, konu modelleme alanında en yaygın kullanılan algoritmalarından biridir. LDA, veride gizli olarak var olan konuları belirlemek için kelimeler arasındaki ortak kullanımları dikkate alır. Algoritma, metin koleksiyonunun belirli bir sayıda konuya sahip olduğunu varsayar ve her bir belgenin bu konuların bir karışımından oluştuğunu öne sürer. LDA, “belge-konu” ve “konu-kelime” dağılımlarını öğrenerek, belirli kelimelerin belirli konulara ait olma olasılıklarını hesaplar [48, 49].

LDA amaç fonksiyonu denklem 1’de görülmektedir.

$$\mathcal{L}(\alpha, \beta) = \prod_{d=1}^D \int \left(\prod_{n=1}^{N_d} \sum_{z_{dn}} p(w_{dn}|z_{dn}, \beta) p(z_{dn}|\theta_d) \right) p(\theta_d|\alpha) d\theta_d \quad (1)$$

Burada:

D: Toplam belge sayısı

N_d : d-inci belgedeki toplam kelime sayısı

z_{dn} : d-inci belgedeki n-inci kelimenin konu ataması

w_{dn} : Belgedeki gözlemlenen kelime

θ_d : Belgeye ait konu dağılımı (Dirichlet dağılımı, hiper parametre α ile kontrol edilir)

β : Konuların kelime dağılımları (Dirichlet dağılımı, hiper parametre η ile kontrol edilir)

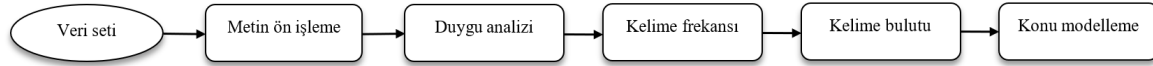
LDA'nın çalışma prensibi, Dirichlet dağılımı ile ilişkilidir; her bir belgenin çeşitli konulardan oluştuğunu ve her konunun da belirli bir kelime dağılımına sahip olduğunu varsayar. LDA, Gibbs sampling veya variational inference gibi tekniklerle tahmin edilen parametreler doğrultusunda konu dağılımlarını optimize eder. Bu sayede, herhangi bir metin koleksiyonunda her belgenin konu olasılıklarını belirler [50].

Konu sayısının belirlenmesi, LDA algoritmasının önemli bir parçasıdır. Bu sayının seçilmesi, modelin başarısı üzerinde büyük bir etkiye sahiptir. Genellikle, konu sayısı, deneysel bir süreçle belirlenir ve topic coherence (konu tutarlılığı) gibi metrikler kullanılarak doğrulanabilir [51]. Konu sayısı hem deneme yanılma yöntemiyle hem de daha sofistike yöntemlerle optimize edilebilir. Ayrıca, LDA'nın dışında, Non-Negative Matrix Factorization (NMF) ve LSA gibi alternatif konu modelleme yöntemleri de bulunmaktadır. Bu yöntemler, bazı durumlarda LDA'dan daha iyi performans gösterebilir ve özellikle büyük veri kümelerinde daha verimli olabilirler [52].

Konu modellemesinin görselleştirilmesi, elde edilen konuları daha iyi yorumlamak için önemlidir. t-SNE veya Principal Component Analysis (PCA) gibi boyut indirgeme yöntemleri, konuların daha anlamlı bir şekilde görselleştirilmesine olanak tanır. Ayrıca, pyLDAvis gibi araçlar, LDA çıktılarının görselleştirilmesi için yaygın olarak kullanılmaktadır. Bu araçlar, her bir konunun kelime dağılımlarını, konular arasındaki ilişkiyi ve konu dağılımlarını görsel olarak anlamayı kolaylaştırır [53].

3. Bulgular

Çalışmada, Trendyol mobil uygulaması kullanıcı yorumları analiz edilmeden önce kapsamlı bir ön işleme ve normalleştirme süreci uygulanmıştır [54]. İlk aşamada metinler küçük harfe dönüştürülmüş, sayılar, noktalama işaretleri, özel karakterler, URL, e-posta, mention ve hashtag ifadeleri temizlenmiş, ayrıca gereksiz boşluklar giderilmiştir [55]. Ardından yorumlar kelime bazında tokenlere ayrılmış [56] ve anlam taşımayan sık kullanılan bağlaçlar, zamirler ile dilbilgisel unsurlar stop-word listeleri aracılığıyla çıkarılmıştır [57]. Bu aşamayı, kelimelerin sözlük biçimlerine indirgenmesini sağlayan lemmatizasyon ve kök ayırma adımları izlemiştir. Böylece aynı anlama sahip farklı biçimlerdeki kelimeler tek bir form altında birleştirilmiştir. Analizde unigramların yanı sıra bigramların da kullanılması, özellikle “hızlı teslimat” veya “ürün kalitesi” gibi kullanıcı deneyimini doğrudan yansıtan kalıpların korunmasına olanak tanımıştır. Daha sonra, metinlerin sayısallaştırılması için TF-IDF ağırlıkları hesaplanmış, böylece sık geçen ancak analize katkısı sınırlı kelimeler düşük ağırlık alırken, veri setine özgü ayırt edici kelimeler daha yüksek ağırlık kazanmıştır. Son aşamada elde edilen TF-IDF tabanlı belge-terim matrisi, duygu analizi ve konu modelleme süreçleri için girdi verisi olarak kullanılmıştır. Çalışmanın iş akışı Şekil 1’de gösterilmiştir.



Şekil 1. İş akışı

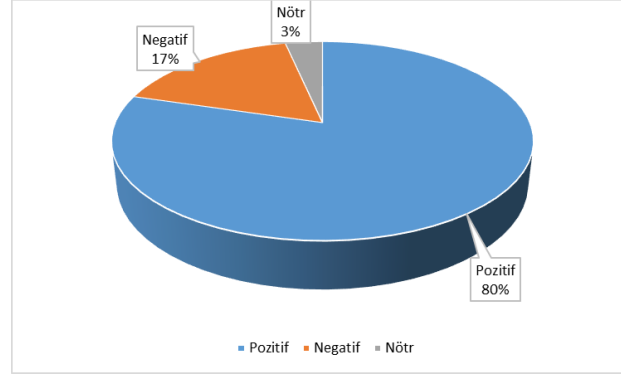
Çalışmada duygu analizi için kural tabanlı bir yöntem olarak Python'un TextBlob kütüphanesi kullanılmıştır. TextBlob, duygu analizi gerçekleştirmek amacıyla sıklıkla tercih edilen ve Doğal Dil İşleme Araç Kiti (NLTK) ile entegre çalışan bir kütüphanedir [58]. Bu araç, metin girdilerini kullanarak polarite ve öznellik gibi duygu değerlendirme ölçütlerini hesaplar. Polarite, [-1,1] aralığında bir değer alır ve -1 değeri olumsuz, +1 değeri ise olumlu bir duygu ifadesini tanımlar. Olumsuz kelimeler, cümlelerin polaritesini tersine çevirebilmektedir. Ayrıca, TextBlob her cümlelerin polaritesini ve öznelliğini tespit ederek duygu analizini ayrıntılı bir şekilde gerçekleştirir ve anlamsal etiketleme ile daha derin bir analiz imkânı sunar [59]. Bu nedenle, TextBlob özellikle metinlerdeki duygu yönelimini tespit etmek için uygun bir araçtır. Tablo 2’de Google Play yorumların duygu durumuna ait sayısal bilgileri görülmektedir.

Tablo 2. Duygu durumu istatistikleri

Duygu Durumu	Yorum Sayısı	Yüzdesel Değeri (%)
Pozitif	398	%79.6
Negatif	85	%17
Nötr	17	%3.4

Pozitif yorumlar, kullanıcıların ürün veya hizmetten memnun olduklarını ve beklentilerinin karşılandığını gösterir. 398 pozitif yorum, Trendyol’un müşteri memnuniyetini yüksek bir seviyede tuttuğunu ve kullanıcıların çoğunlukla olumlu deneyimler yaşadığını işaret eder. Bu durum, markanın güvenilirliğini ve kalitesini vurgulayarak müşteri memnuniyetini artırmaktadır. Negatif yorumlar, kullanıcıların yaşadığı sorunları veya memnuniyetsizlikleri ifade eder. 85 negatif yorum, toplam yorum sayısının %17’sine tekabül etmektedir. Bu oran, dikkate alınması gereken ancak alarm verici düzeyde olmayan bir orandır. Negatif yorumlar, Trendyol’un bu geri bildirimleri dikkate alarak hizmetlerini ve ürünlerini iyileştirmesi için bir fırsat sunar. Bu tür geri bildirimlerin etkin bir şekilde yönetilmesi ve çözülmesi, markanın müşteri odaklı yaklaşımını gösterir ve uzun vadede müşteri memnuniyetini olumlu etkileyebilir. Nötr yorumlar ise, kullanıcıların ne olumlu ne de olumsuz bir değerlendirme yapmadığını gösterir. Bu tür yorumlar, markanın genel hizmet standardını koruduğunu, ancak kullanıcılar üzerinde güçlü bir izlenim bırakmadığını işaret eder. 17 nötr yorum, toplam yorumların %3,4’ünü oluşturur ve genellikle müşteri memnuniyeti üzerinde belirgin bir etkiye sahip değildir. Trendyol markasının müşteri memnuniyeti, mobil

uygulama kullanıcılarının yorumlarına göre oldukça olumlu bir seviyededir. Müşteri geri bildirimlerine duyarlı olup sürekli iyileştirmeler yaparak bu memnuniyeti koruyabilir ve daha da artırabilir.



Şekil 2. Duygu durumu dağılımı

Şekil 2’de, Trendyol mobil uygulamasına yapılan yorumların %80’i pozitif, %17’si negatif, %3’ü ise nötr olarak dağılım göstermektedir. Bu dağılım, Trendyol’un müşteri memnuniyetinin yüksek olduğunu yansıtır. Pozitif yorumların yüksek oranı, kullanıcıların çoğunluğunun uygulamadan memnun kaldığını ve olumlu deneyimler yaşadığını gösterir. Negatif yorumların %17’lik oranı ise yönetilebilir seviyededir; bu yorumların dikkate alınarak yapılacak iyileştirmeler, müşteri memnuniyetini daha da artırabilir. Nötr yorumların düşük olması ise kullanıcıların uygulamaya yönelik belirgin bir görüşe sahip olduğunu ve genel memnuniyetin yüksek olduğunu işaret eder.

Bu çalışmada, sözcükler arasındaki olası bağlantıları ve örüntüleri modellemek amacıyla n-gram yöntemi kullanılmıştır. N-gramlar, bir belgedeki kelimelere göre ayrılmış tekil sözcükler veya kelime kombinasyonları olarak tanımlanır. Bir n-gram, tek bir kelimeyle sınırlı olabileceği gibi (unigram) iki veya daha fazla kelimeden de oluşabilir [60]. N-gramlar, metindeki kelimeler arasındaki bağlamsal ilişkileri ve dilsel örüntüleri yakalama açısından önemlidir. N değeri, n-gramların isimlendirilmesini belirler; örneğin, 1-gram (unigram) tek bir kelimeyi, 2-gram (bigram) iki kelimelik bir ifadeyi, 3-gram (trigram) ise üç kelimelik bir ifadeyi ifade eder [61]. Bu çalışmada, metin analizinde 2-gram (bigram) yöntemi tercih edilmiştir.

Bu çalışmada, metin madenciliği teknikleri kapsamında özellik çıkarma yöntemi olarak Terim Frekansı-Ters Belge Sıklığı (TF-IDF) kullanılmıştır. Özellik çıkarma, ham metin verilerini makine öğrenimi modellerinde kullanılacak sayısal özelliklere dönüştürme sürecidir. Bu süreçte yaygın olarak kullanılan yöntemler arasında Kelime Çantası modeli ve TF-IDF bulunmaktadır [62]. TF-IDF, belirli bir belgedeki kelimenin diğer belgelerle karşılaştırıldığında önemini ölçmek için Terim Sıklığı (TF) ile Ters Belge Sıklığını (IDF) bir araya getirir. Bu yöntem, belgede sıkça geçen ancak genel veri kümesinde nadir olan anahtar kelimelere daha yüksek ağırlık vererek önemli ifadeleri ortaya çıkarır [63].

Tablo 3’te yorumlarda en çok geçen kelimeler görülmektedir.

Tablo 3. Kelime frekans listesi

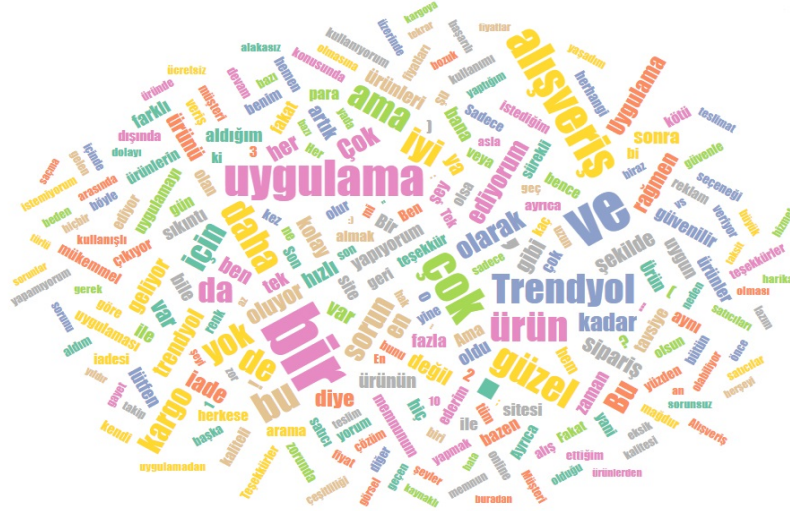
Pozitif	Negatif	Nötr
('uygulama', 117)	('alışveriş', 18)	('problem', 14)
('alışveriş', 112)	('problem', 16)	('mağaza', 14)
('iyi', 73)	('satıcı', 14)	('kargo', 12)
('kargo', 52)	('mağaza', 12)	('servis', 10)
('gönderim', 48)	('satıcı', 11)	('iade', 7)

Trendyol mobil uygulamasına yapılan kullanıcı yorumlarının analizi, uygulamanın çeşitli yönlerine dair kullanıcı memnuniyeti ve beklentilerini ortaya koymaktadır. Pozitif yorumlarda, kullanıcıların genel olarak uygulamanın işlevselliğinden, alışveriş deneyiminden ve teslimat süreçlerinden memnun kaldıkları gözlenmektedir. Olumsuz yorumlarda ise, alışveriş süreci ve satıcı kaynaklı sorunlar öne çıkmakta, bu da bazı kullanıcıların belirli hizmet alanlarında daha yüksek bir beklenti içinde olduklarını göstermektedir. Nötr yorumlar ise genellikle tarafsız gözlemler içermekte olup kargo ve iade süreçlerine dair genel değerlendirmeleri

yansıtmaktadır. Bu sonuçlar, kullanıcı deneyimini daha da iyileştirmek için uygulamanın güçlü yönlerini korumanın yanı sıra, belirli hizmet süreçlerinde iyileştirmelere gidilmesinin faydalı olabileceğini göstermektedir.

Pozitif yorumlarda geçen kelimeler, Trendyol'un güçlü yönlerini ve müşteri memnuniyetini gösterirken, negatif yorumlarda geçen kelimeler ise iyileştirilmesi gereken alanları işaret eder. Nötr yorumlarda geçen kelimeler ise genel kabul edilebilirlik seviyesini yansıtır. Bu analiz, Trendyol'un kurumsal itibarını sürdürmek ve daha da güçlendirmek için müşteri geri bildirimlerine dikkat etmesi ve gerekli iyileştirmeleri yapması gerektiğini ortaya koymaktadır.

Python dilinin Seaborn kütüphanesi kullanılarak veri görselleştirme yapılmıştır. Seaborn kütüphanesi, kelime bulutları oluşturmak için kullanılır [64]. Kelime bulutları, bir metin içindeki kelimelerin sıklığına göre boyutlandırılmış kelimeler içeren görsellerdir. Bu görseller, metin içindeki önemli kelimeleri ve konuları vurgulamak için kullanılabilir [65].



Şekil 3. Pozitif yorumlara göre kelime bulutu

Şekil 3'te yer alan pozitif yorumlara dayanan kelime bulutu, kurumsal itibar açısından önemli bulgular sunmaktadır. Yorumlarda sıkça geçen “uygulama” kelimesi, kullanıcıların Trendyol'un mobil uygulamasını genel olarak beğendiğini ve olumlu değerlendirdiğini göstermektedir. Bu durum, uygulamanın kullanıcı dostu ve kolay erişilebilir olduğunu ifade etmektedir. “Alışveriş” kelimesi, kullanıcıların alışveriş deneyimlerinden memnun kaldığını ve gelecekteki alışverişlerinde Trendyol'u tercih etme olasılıklarının yüksek olduğunu işaret etmektedir. “Güzel” kelimesinin kullanımı, kullanıcıların uygulama ve alışveriş deneyimlerine duyduğu memnuniyeti vurgulamaktadır. “Ürün” kelimesi, ürün kalitesi ve çeşitliliği ile ilgili olumlu algıları yansıtırken, “kolay” ifadesi uygulamanın kullanımının basit ve kullanıcı dostu olduğunu göstermektedir. Ayrıca, “güvenilir” kelimesi, kullanıcıların Trendyol'a olan güvenini ifade ederek markanın itibarını pekiştirmektedir. “Memnun” kelimesi, kullanıcı memnuniyetinin yüksek olduğunu ve Trendyol'un müşteri odaklı çalıştığını ortaya koymaktadır. Son olarak, “hızlı” ifadesi, hızlı kargo ve teslimat hizmetlerine yönelik olumlu geri bildirimleri temsil etmekte ve bu durumun online alışverişteki rekabetçilik açısından kritik bir öneme sahip olduğu anlaşılmaktadır.

Kelime bulutu bütüncül olarak değerlendirildiğinde, kullanıcıların Trendyol mobil uygulamasından genelde memnun olduklarını, uygulamanın kullanıcı dostu olduğunu, alışveriş deneyimlerinin olumlu olduğunu ve güvenilir bir platform olarak değerlendirildiğini göstermektedir. Bu, Trendyol'un kurumsal itibarını olumlu yönde etkileyen önemli bir göstergedir. Müşteri memnuniyetinin yüksek olması, olumlu kullanıcı deneyimleri ve güven duygusu, Trendyol'un dijital platformlar arasındaki rekabet gücünü artırmakta ve marka sadakatini sağlamaktadır.



Şekil 4. Negatif yorumlara göre kelime bulutu

Şekil 4'teki negatif yorumlara dayanan kelime bulutu, kurumsal itibar açısından önemli bulgular sunmaktadır. “Uygulama” kelimesinin hem olumlu hem de olumsuz yorumlarda yer alması, kullanıcıların uygulamaya dair karışık hisler beslediğini göstermektedir. Bu durum, uygulamanın performansı, kullanışlılığı veya teknik sorunlarıyla ilgili olumsuz geri bildirimleri işaret etmektedir. “Sorun” kelimesi, kullanıcıların karşılaştığı çeşitli problemleri; “kargo” kelimesi ise kargo hizmetleriyle bağlantılı memnuniyetsizlikleri, uzun teslimat sürelerini veya kargo şirketleriyle yaşanan sıkıntıları yansıtmaktadır. “Alışveriş” kelimesi, kullanıcı deneyimindeki olumsuzlukları; “iade” kelimesi ise iade süreçlerindeki zorlukları ve bu süreçte karşılaşılan sorunları ifade etmektedir. “Para” kelimesi, kullanıcıların para iadesi ve ödeme problemleriyle ilgili yaşadığı sıkıntılara; “zaman” kelimesi ise teslimat süreleri ve müşteri hizmetleri yanıt süreleri ile ilgili şikayetlere dikkat çekmektedir. Genel olarak, bu kelimeler, Trendyol’un hizmetlerinde geliştirilmesi gereken alanları vurgulamakta ve olumsuz geri bildirimlerin dikkatle ele alınması gerektiğini ortaya koymaktadır.

Negatif yorumlarda öne çıkan kelimeler, kullanıcıların uygulamayla ilgili çeşitli sorunlar yaşadığını ve bu sorunların özellikle kargo, iade süreci ve genel alışveriş deneyimi etrafında yoğunlaştığını göstermektedir. Kullanıcıların para iadesi veya ödeme süreçleriyle ilgili problemler yaşaması da markanın finansal işlemler ve müşteri hizmetleri konusunda bazı iyileştirmeler yapması gerektiğini ortaya koymaktadır. Sürdürülebilir bir kurumsal itibar açısından markanın olumsuz yorumları dikkate alması ve çözüm önerisi geliştirmesi gerekmektedir.



Şekil 5. Nötr yorumlara göre kelime bulutu

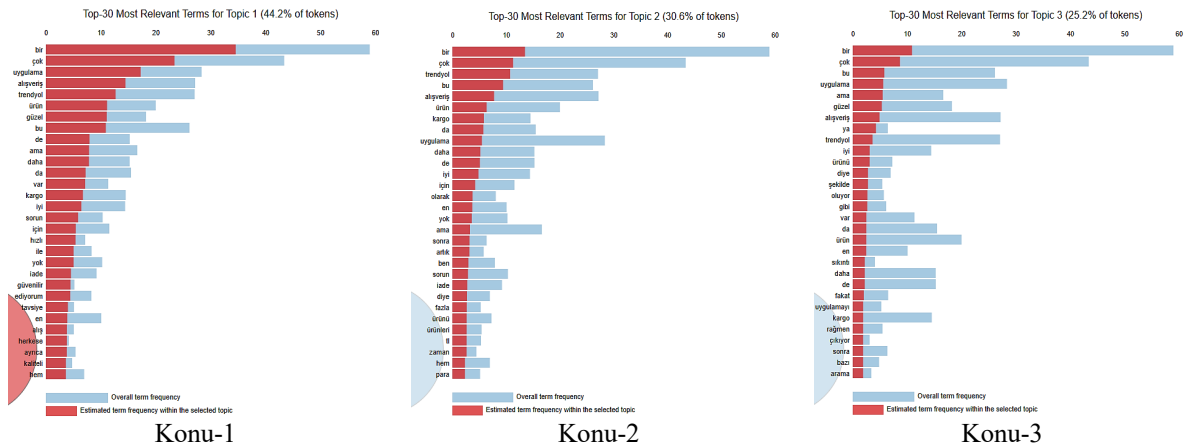
Şekil 5'teki nötr yorumlar kelime bulutu incelendiğinde, “uygulama,” “alışveriş,” “ürün,” “Trendyol,” “güzel,” ve “kargo” gibi anahtar kelimelerin sıkça kullanıldığı gözlenmiştir. Bu ifadeler, kullanıcıların yorumlarının belirli konular etrafında yoğunlaştığını ve Trendyol mobil uygulamasıyla ilgili görüşlerinin dengeli bir şekilde olumlu ve olumsuz yönleri odaklandığını göstermektedir. “Uygulama” ve “alışveriş” ifadelerinin nötr yorumlarda sıklıkla yer alması, kullanıcıların uygulamanın performansı ve alışveriş deneyimi konusunda kararsız olduklarını düşündürmektedir. Ürünlerle ilgili nötr yorumlar, kullanıcıların ürün kalitesinde çeşitlilik algıladığını, dolayısıyla beklentilerinin tam olarak karşılanmadığını ima eder. Kargo hizmetlerine yönelik nötr ifadeler ise teslimat süreçlerinin bazı kullanıcılar için yeterli olduğunu, diğerleri için ise geliştirilmesi gerektiğini yansıtmaktadır. Genel olarak, nötr yorumlar, Trendyol’un çeşitli hizmetlerinde iyileştirme potansiyeli olduğunu işaret etmekte ve marka memnuniyetini artırmak adına dikkate alınması gereken değerli geri bildirimler sunmaktadır.

Sonuç olarak Trendyol markasının; olumlu, olumsuz ve nötr yorumları düzenli olarak analiz etmesi ve kullanıcı yorumlarına yansıyan müşteri; istek, beklenti, şikâyet ve önerileri ışığında gerekli düzenlemeleri yapmaları gerekmektedir. Bu doğrultuda Trendyol’un müşteri memnuniyetini artırmak ve kurumsal itibarını güçlendirmek için uygulamanın performansını düzenli güncellemelerle iyileştirerek teknik hataları çözmek, kullanıcı dostu bir arayüz sunmak, hızlı ve güvenilir kargo teslimat hizmetleri sağlamak, iade ve para iadesi süreçlerini hızlandırmak, ürün kalitesini sürekli izlemek ve müşteri hizmetlerini güçlendirmesi gerekmektedir. Diğer yandan kullanıcı geri bildirimlerini analiz edip dikkate almak, uygun fiyatlar ve promosyonlar sunmak, kullanıcıların kolayca iletişime geçebileceği çeşitli kanallar sağlamak da önemli avantajlar sunmaktadır. Bu proaktif yaklaşımlar, uzun vadede sadık müşteri kitlesi oluşturma konusunda yardımcı olacaktır.

Yapılan analizde, Trendyol mobil uygulaması kullanıcı yorumlarını daha iyi anlamak amacıyla LDA yöntemi kullanılarak konusal modelleme gerçekleştirilmiştir. LDA, metin verisinde gizli temaları (konuları) ortaya çıkarmada etkili bir yöntem olarak tercih edilmiştir [66]. Bu çalışmada, kullanıcı yorumlarının temsili için en uygun konu sayısının üç olduğu belirlenmiştir. LDA analizinde 3 konu başlığı belirlenmesindeki konu tutarlılığı (topic coherence), konu okunabilirliği (topic readability) ve konu kapsamı (topic coverage) gibi metrikler yer almaktadır [67]. Konu tutarlılığı, bir konu altında bulunan kelimeler arasındaki semantik benzerliği ölçen bir metriktir. Yüksek bir konu tutarlılığı, aynı konuda bulunan kelimelerin anlamlı ve birbiriyle ilişkili olduğunu gösterir. Bu metrik, modelin daha anlamlı ve tutarlı konular oluşturduğunu belirlemek için kullanılabilir [68]. Konu okunabilirliği, konuların insan gözlemcileri tarafından ne kadar anlaşılır olduğunu değerlendirir. Daha okunabilir konular, daha anlaşılır ve anlamlı temalar oluşturur [69]. Konu kapsamı ise, modelin ne kadar geniş bir konu yelpazesinde bilgi sunduğunu ölçer ve tüm konuların belirli bir temaya hizmet edip etmediğini belirlemeye yardımcı olabilir [70].

Bu çalışmada kullanıcı yorumlarının tematik yapısını belirlemek için LDA yöntemi uygulanmıştır. Model, Gensim kütüphanesindeki LdaModel sınıfı ile oluşturulmuş ve parametreler özenle yapılandırılmıştır. Öncelikle, yorumların üç ana tema altında toplanabileceği öngörülerek konu sayısı (num_topics) 3 olarak belirlenmiştir. Modelin tekrar üretilebilirliğini sağlamak amacıyla rastgelelik tohumu (random_state = 42) sabitlenmiştir. Eğitim sürecinde yorumların yeterli düzeyde işlenmesi için passes = 10 olarak seçilmiş, böylece modelin kararlı sonuçlar üretmesi hedeflenmiştir. LDA’nın hiperparametrelerinden α ve η değerleri, varsayılan ayarlarda bırakılarak, veri boyutunun sınırlılığı nedeniyle aşırı uyum riski azaltılmıştır. Ön işleme aşamasında metinler küçük harfe çevrilmiş, sayılar ve noktalama işaretleri temizlenmiş, ayrıca İngilizce stop-word listesi kullanılarak gereksiz kelimeler çıkarılmıştır. Bu yapılandırma sayesinde, yorumların temsili için anlamlı konu dağılımları elde edilmiş ve analizde kullanılan üç ana başlık (genel memnuniyet, kargo süreci, ürün kalitesi) belirgin bir biçimde ortaya konmuştur.

Üç konu seçimi, yorumlardaki temaların anlamlı bir şekilde gruplandırılmasına ve önemli içeriklerin kapsamlı bir şekilde ele alınmasına olanak sağlamıştır. Bu üç konu, kullanıcıların genel memnuniyeti, kargo ve teslimat süreci ile ürün kalitesi gibi ana temaları kapsayarak, yorumların büyük çoğunluğunu temsil eden başlıca değerlendirme alanlarını yansıtmaktadır.



Şekil 6. Konu modelleme

Şekil 6'da Trendyol mobil uygulaması kullanıcı yorumlarına dayalı olarak gerçekleştirilen bir konusal modelleme analizinin sonuçlarını göstermektedir. Üç ana konu başlığı altında yapılan analizde, yorumlarda en sık kullanılan ve her bir konu için en yüksek anlam ifade eden terimlere yer verilmiştir. Konu-1, genel memnuniyet ve kullanıcı deneyimine dair ifadelerle öne çıkarken; “bir,” “çok,” “güzel,” ve “teşekkür” gibi olumlu değerlendirilebilecek kelimeler sıklıkla kullanılmıştır. Konu-2’de kullanıcıların kargo süreci, teslimat süreleri ve hizmet kalitesi ile ilgili yorumlarının ağırlık kazandığı görülmektedir. “geç,” “kargo,” ve “zaman” gibi terimler, bu konu başlığında öne çıkan şikâyet unsurlarını yansıtmaktadır. Konu-3 ise ürün kalitesi ve fiyat-performans ilişkisi üzerine odaklanmakta olup, “ürün,” “kalite,” ve “para” gibi terimler üzerinden kullanıcıların değerlendirmelerini yansıtmaktadır. Bu sonuçlar, Trendyol mobil uygulamasına dair kullanıcı deneyimlerinin belirli başlıklar altında yoğunlaştığını ve özellikle kargo süreci ile ürün kalitesine ilişkin iyileştirmelere ihtiyaç duyulabileceğini göstermektedir.

4. Tartışma ve Sonuçlar

Bu çalışma, Trendyol mobil uygulamasındaki kullanıcı yorumlarını metin madenciliği ve duygu analizi yöntemleriyle inceleyerek, müşteri memnuniyetinin belirleyicilerini ortaya koymaya çalışmıştır. Elde edilen bulgular, benzer literatür çalışmalarının sonuçlarıyla tutarlıdır, ancak bazı önemli farklılıklar ve katkılar da içermektedir. Literatürde, e-ticaret platformlarında müşteri memnuniyetini ölçmek için çeşitli yöntemler kullanılmıştır. Örneğin, Liu (2012), kullanıcı yorumları ve ürün değerlendirmeleri üzerinden yapılan duygu analizi ile, ürün kalitesi ve teslimat süreçlerinin müşteri memnuniyetinde belirleyici unsurlar olduğunu belirtmiştir [71]. Bu çalışma da aynı şekilde, ürün kalitesinin ve teslimat sürelerinin Trendyol kullanıcılarının memnuniyetini şekillendiren ana faktörler olduğunu ortaya koymuştur. Kullanıcıların genel memnuniyeti, kargo süreçlerinin hızı ve ürün kalitesi gibi faktörlerin öne çıktığı gözlemlenmiştir.

Bununla birlikte, bu çalışma bazı önemli sınırlamalar ve farklılıklar içermektedir. Öncelikle analiz, yalnızca Google Play üzerinden elde edilen 500 Android kullanıcı yorumuna dayanmakta olup, iOS kullanıcılarının geri bildirimleri kapsam dışı bırakılmıştır. Literatürde, müşteri memnuniyetini daha kapsamlı bir şekilde inceleyen çalışmalarda, iOS kullanıcıları ve farklı platformlardaki yorumlar da analiz edilmiştir [72]. Google Play üzerinden yapılan incelemeler, yalnızca belirli bir kullanıcı grubunun görüşlerini yansıttığı için, sonuçların genellenebilirliği sınırlıdır. iOS ve diğer platformlardaki kullanıcı deneyimlerinin analiz edilmemesi, platformlar arası farklılıkları göz ardı etmemize yol açmıştır. E-ticaret platformlarının farklı cihazlarda sunulması, kullanıcı deneyimlerinin değişmesine neden olabileceği için, bu noktada platform çeşitliliği de dikkate alınarak daha geniş bir veri setiyle çalışma yapılması faydalı olacaktır.

Diğer bir farklılık, çalışmada kullanılan LDA yönteminin konusal modelleme için oldukça yaygın bir teknik olmasıdır. Karşın, literatürde daha gelişmiş metin madenciliği ve duygu analizi teknikleri de yer almaktadır. Blei et al. (2003)'ün önerdiği LDA yöntemi, metin verilerinden konuları çıkartmada etkili bir model olmasına karşın, daha derinlemesine duygu analizi yöntemleri kullanılarak, kullanıcı yorumlarındaki duygusal ifadeler daha ayrıntılı bir şekilde incelenebilir [11, 72]. Bu çalışma, LDA yöntemi yerine daha ayrıntılı duygu analizi yapmayı gerektirebilir, böylece kullanıcı geri bildirimlerinin duygusal boyutu daha derinlemesine incelenebilir.

Ayrıca, çalışma yalnızca belirli bir zaman dilimindeki verileri kullanmıştır. Literatürde, kullanıcı memnuniyetinin zaman içindeki değişimini izleyen çalışmalar bulunmaktadır [73]. Bu tür uzun vadeli analizler, kullanıcı memnuniyetinin zaman içinde nasıl evrildiğini ve mevsimsel değişimlerin etkisini anlamamıza yardımcı olabilir. Örneğin, özel kampanyaların veya tatil dönemlerinin kullanıcı yorumları üzerinde nasıl bir etkisi olduğu, zaman içinde değişen beklentiler ile daha net bir şekilde gözlemlenebilir. Bu nedenle, gelecekteki çalışmalar, kullanıcı yorumlarının uzun vadeli değişimini izleyerek, müşteri memnuniyetinin dinamiklerini daha kapsamlı bir şekilde inceleyebilir.

Bu çalışmanın bir diğer sınırlaması, yalnızca Android kullanıcı yorumları ile sınırlı olmasıdır. iOS ve diğer platformlar üzerinden yapılan yorumların dahil edilmesi, daha genellenebilir sonuçlar elde edilmesine katkı sağlar. Ayrıca, farklı demografik grupların (yaş, cinsiyet, gelir düzeyi gibi) memnuniyet seviyelerini incelemek, kullanıcı memnuniyetine dair daha spesifik içgörüler elde edilmesine olanak tanıyabilir. Gelecekteki araştırmalar, kullanıcı yorumlarını sadece platform bazında değil, aynı zamanda demografik özellikler veya kullanıcı segmentleri bazında analiz ederek, müşteri memnuniyetini daha ayrıntılı bir şekilde değerlendirebilir.

Gelecekte yapılacak çalışmalarda, daha geniş zaman aralıklarını ve farklı platformları (örneğin iOS App Store) kapsayan daha büyük veri setlerinin kullanılması, sonuçların genellenebilirliğini artıracaktır. Ayrıca, BERT tabanlı modeller gibi ileri düzey doğal dil işleme yöntemlerinin uygulanması, Türkçe metinlerde duygu analizinin doğruluğunu yükseltebilir. Uzun vadeli çalışmalar, müşteri memnuniyetindeki mevsimsel veya kampanya dönemlerine bağlı dalgalanmaları da ortaya çıkarabilir.

Son olarak, bu çalışmanın bulguları, Trendyol'un müşteri memnuniyetini artırmaya yönelik stratejik yaklaşımlar geliştirmesine katkı sağlayabilir. Kullanıcı yorumları üzerinden yapılan analizler, şirketlere müşteri ihtiyaçlarını anlamada ve müşteri deneyimini iyileştirmede yardımcı olabilir. Örneğin, Liu (2012), bir e-ticaret platformunun kullanıcı memnuniyetini artırmak için, hizmet kalitesini ve ürün çeşitliliğini sürekli olarak iyileştirmesi gerektiğini vurgulamıştır [71]. Bu çalışma da Trendyol'un kargo süreçlerini hızlandırması, ürün kalitesini sürekli izleyerek iyileştirmesi ve iade süreçlerini daha etkili yönetmesi gerektiği önerisini sunmaktadır. Bu tür proaktif yaklaşımlar, müşteri sadakatini artırabilir ve uzun vadede platformun itibarını güçlendirebilir.

Teşekkür

F.Y.A., fikir sahibi, M.K. analizleri gerçekleştirdi, F.Y.A. sonuçları yorumladı, F.Y.A. ve M.K., makaleyi yazdı.

Kaynaklar

- [1] Boyraz C, Gençoğlu ÇN, Türüt P. Marka sadakati ile bağlanma stilleri arasındaki ilişki: Türk Sivil Havacılık sektörü üzerine bir araştırma modeli önerisi. *Hum Factors Aviat Aerosp* 2024; 1(1): 42-55. <https://doi.org/10.26650/hfaa.2024.1468721>
- [2] Akkan MM. Pazarlama ve lojistik ilişkisine yönelik kavramsal bir inceleme: pazarlama lojistiği. *J Econ Financ Res* 2022; 4(2): 201-229. <https://doi.org/10.56668/jeffr.1120235>
- [3] Kim HB, Kim WG, An JA. The effect of consumer-based brand equity on firms' financial performance. *J Consum Mark* 2003; 20(4): 335-351. <https://doi.org/10.1108/07363760310483694>
- [4] Sun H, Zafar MZ, Hasan N. Employing natural language processing as artificial intelligence for analysing consumer opinion toward advertisement. *Front Psychol* 2022; 13: 856663. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2022.856663>
- [5] Wankhade M, Rao ACS, Kulkarni C. A survey on sentiment analysis methods, applications, and challenges. *Artif Intell Rev* 2022; 55(7): 5731-5780. <https://doi.org/10.1007/s10462-022-10144-1>
- [6] Lghaouch EM, et al. Enhancing sentiment analysis through topic modelling: comprehensive overview. In: *Industry 5.0 and Emerging Technologies: Transformation Through Technology and Innovations*. 2024. pp. 161-179. https://doi.org/10.1007/978-3-031-70996-8_8
- [7] Anderson EW, Fornell C, Lehmann DR. Customer satisfaction, market share, and profitability: Findings from Sweden. *J Mark* 1994; 58(3): 53-66. <https://doi.org/10.1177/002224299405800304>
- [8] Hennig-Thurau T, et al. Electronic word-of-mouth via consumer-opinion platforms: what motivates consumers to articulate themselves on the internet? *J Interact Mark* 2004; 18(1): 38-52. <https://doi.org/10.1002/dir.10073>
- [9] Hu M, Liu B. Mining and summarizing customer reviews. In: *Proceedings of the Tenth ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. 2004. <https://doi.org/10.1145/1014052.1014073>
- [10] Pang B, Lee L. Opinion mining and sentiment analysis. *Found Trends Inf Retr* 2008; 2(1-2): 1-135. <https://doi.org/10.1561/15000000011>
- [11] Blei DM, Ng AY, Jordan MI. Latent Dirichlet Allocation. *J Mach Learn Res* 2003; 3: 993-1022.
- [12] Boyd-Graber J, Hu Y, Mimno D. Applications of topic models. *Found Trends Inf Retr* 2017; 11(2-3): 143-296. <https://doi.org/10.1561/15000000030>

- [13] Schivinski B, Dabrowski D. The effect of social media communication on consumer perceptions of brands. *J Mark Commun* 2016; 22(2): 189-214. <https://doi.org/10.1080/13527266.2013.871323>
- [14] He W, Zha S, Li L. Social media competitive analysis and text mining: A case study in the pizza industry. *Int J Inf Manage* 2013; 33(3): 464-472. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2013.01.001>
- [15] Liu B. Sentiment analysis: Mining opinions, sentiments, and emotions. Cham, Switzerland: Nota, 2022.
- [16] Karamanli E. Makine öğrenmesi algoritmaları kullanarak, metin madenciliği ve duygu analizi ile müşteri deneyiminin geliştirilmesi. MSc, Sosyal Bilimler Enstitüsü, 2019.
- [17] Sezgin M, Duman A. Elektronik ağızdan ağıza pazarlama kapsamında konaklama işletmelerine yönelik çevrimiçi yorumların duygu analizi yöntemiyle incelenmesi: Alanya örneği. *Türk Turizm Araştırmaları Derg* 2023; 7(2): 244-265. <https://doi.org/10.26677/TR1010.2023.1240>
- [18] Demirbilek M, Demirbilek SÖ. Google yorumları üzerinden makine öğrenme yöntemleri ve amazon comprehend ile duygu analizi: İç Anadolu'da bir üniversite örneği. *Univ Araştırmaları Derg* 2023; 6(4): 452-461. <https://doi.org/10.32329/uad.1383794>
- [19] Tuzcu S. Çevrimiçi kullanıcı yorumlarının duygu analizi ile sınıflandırılması. *ETDUAM Bilisim Derg* 2020; 1(2): 1-5.
- [20] Kılıçer S, Şamlı R. E-ticaret sitelerindeki Türkçe ürün yorumları üzerine makine öğrenmesi algoritmaları ile duygu analizi. *Veri Bilimi* 2023; 6(2): 15-23.
- [21] Yılmaz F, Adalı GK. Metin Madenciliği yaklaşımı ile e-ticaret sitesi uygulamalarının müşteri yorumlarına yönelik duygu analizi. *Fenerbahçe Univ Sos Bilim Derg* 2024; 4(2): 57-75. <https://doi.org/10.58620/fbujoss.1558727>
- [22] Trendyol. Biz Kimiz. 2024 [cited 2024 15.10.2024]; Available from: <https://www.trendyol.com/aboutus>
- [23] GooglePlay. Yorumlar. 2024 [cited 2024 16.06.2024]; Available from: <https://play.google.com/store/search?q=trendyol&c=apps>
- [24] Talib R, et al. Text mining: techniques, applications and issues. *Int J Adv Comput Sci Appl* 2016; 7(11): 414-418. <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2016.071153>
- [25] Kayakuş M, Yiğit Açıkgöz F. Classification of news texts by categories using machine learning methods. *Alphanumeric J* 2022; 10(2): 155-166. <https://doi.org/10.17093/alphanumeric.1149753>
- [26] Joshi AK. Natural language processing. *Science* 1991; 253(5025): 1242-1249. <https://doi.org/10.1126/science.253.5025.1242>
- [27] Doğuc O. Twitter verisi ile doğal afet müdahale süreci için karar destek uygulaması. *Afet Risk Derg* 2022; 5(2): 408-419. <https://doi.org/10.35341/afet.1144350>
- [28] Pant VK, Sharma R, Kundu S. An overview of stemming and lemmatization techniques. *Adv Netw Intell Comput* 2024: 308-321. <https://doi.org/10.1201/9781003430421-31>
- [29] Şahin H, et al. Sağlık kuruluşlarının kurumsal itibarının metin madenciliği ve duygu analizi ile değerlendirilmesi. *Mehmet Akif Ersoy Univ J Soc Sci Inst* 2024; 40: 91-104. <https://doi.org/10.20875/makusobed.1500054>
- [30] Alhawarat M, Hegazi M. Revisiting k-means and topic modelling, a comparison study to cluster Arabic documents. *IEEE Access* 2018; 6: 42740-42749. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2852648>
- [31] Kayan F, et al. Analysing sustainability and green energy with artificial intelligence: A Turkish English social media perspective. *Sustainability* 2025; 17(5). <https://doi.org/10.3390/su17051882>
- [32] Kayakuş M, Yiğit Açıkgöz F. Twitter'da makine öğrenmesi yöntemleriyle sahte haber tespiti. *Abant Sos Bilim Derg* 2023; 23(2): 1017-1027. <https://doi.org/10.11616/asbi.1266179>
- [33] Adnan K, Akbar R. An analytical study of information extraction from unstructured and multidimensional big data. *J Big Data* 2019; 6(1): 1-38. <https://doi.org/10.1186/s40537-019-0254-8>
- [34] Gupta S, Gupta S. Natural language processing in mining unstructured data from software repositories: A review. *Sādhana* 2019; 44(12): 244. <https://doi.org/10.1007/s12046-019-1223-9>
- [35] Hemmatian F, Sohrabi MK. A survey on classification techniques for opinion mining and sentiment analysis. *Artif Intell Rev* 2019; 52(3): 1495-1545. <https://doi.org/10.1007/s10462-017-9599-6>
- [36] Sharma S, Jain A. Role of sentiment analysis in social media security and analytics. *Wiley Interdiscip Rev Data Min Knowl Discov* 2020; 10(5): e1366. <https://doi.org/10.1002/widm.1366>
- [37] Grljević O, Bošnjak Z. Sentiment analysis of customer data. *Strateg Manag* 2018; 23(3). <https://doi.org/10.5937/StraMan1803038G>
- [38] Kauffmann E, et al. Managing marketing decision-making with sentiment analysis: An evaluation of the main product features using text data mining. *Sustainability* 2019; 11(15): 4235. <https://doi.org/10.3390/su11154235>
- [39] Sohanger S, et al. Big Data: Deep Learning for financial sentiment analysis. *J Big Data* 2018; 5(1): 1-25. <https://doi.org/10.1186/s40537-017-0111-6>
- [40] Asghar MZ, et al. RIFT: A rule induction framework for Twitter sentiment analysis. *Arab J Sci Eng* 2018; 43(2): 857-877. <https://doi.org/10.1007/s13369-017-2770-1>
- [41] Yenikar A, Babu N, Sangve S. R-SA: A Rule-based Expert System for Sentiment Analysis. In: *IEEE Pune Section Int Conf (PuneCon)*; 2019. IEEE. <https://doi.org/10.1109/PuneCon46936.2019.9105682>
- [42] Kabir M, et al. An empirical research on sentiment analysis using machine learning approaches. *Int J Comput Appl* 2021; 43(10): 1011-1019. <https://doi.org/10.1080/1206212X.2019.1643584>
- [43] Liu Q, Hagenmeyer V, Keller HB. A review of rule learning-based intrusion detection systems and their prospects in smart grids. *IEEE Access* 2021; 9: 57542-57564. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3071263>

- [44] Fadhli I, Hlaoua L, Omri MN. Sentiment analysis csam model to discover pertinent conversations in twitter microblogs. *Int J Comput Netw Inf Secur* 2022; 10(5): 28. <https://doi.org/10.5815/ijcnis.2022.05.03>
- [45] Kaur G, et al. Sentiment polarity analysis of love letters: evaluation of TextBlob, Vader, flair, and hugging face transformer. *Comput Sci Inf Syst* 2024; 40-40.
- [46] Murshed BAH, et al. Short text topic modelling approaches in the context of big data: taxonomy, survey, and analysis. *Artif Intell Rev* 2023; 56(6): 5133-5260. <https://doi.org/10.1007/s10462-022-10254-w>
- [47] Lee H, Kang P. Identifying core topics in technology and innovation management studies: A topic model approach. *J Technol Transf* 2018; 43: 1291-1317. <https://doi.org/10.1007/s10961-017-9561-4>
- [48] Jelodar H, et al. Latent Dirichlet allocation (LDA) and topic modelling: models, applications, a survey. *Multimed Tools Appl* 2019; 78: 15169-15211. <https://doi.org/10.1007/s11042-018-6894-4>
- [49] Bastani K, Namavari H, Shaffer J. Latent Dirichlet Allocation (LDA) for topic modelling of the CFPB consumer complaints. *Expert Syst Appl* 2019; 127: 256-271. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2019.03.001>
- [50] Onan A, Korukoglu S, Bulut H. LDA-based topic modelling in text sentiment classification: An empirical analysis. *Int J Comput Linguist Appl* 2016; 7(1): 101-119.
- [51] Maier D, et al. Applying LDA topic modelling in communication research: Toward a valid and reliable methodology. In: *Computational Methods for Communication Science*. Routledge, 2021. pp. 13-38.
- [52] Vangara R, et al. Finding the number of latent topics with semantic non-negative matrix factorization. *IEEE Access* 2021; 9: 117217-117231. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3106879>
- [53] Tripathy BK, Sundareswaran A, Ghela S. Unsupervised learning approaches for dimensionality reduction and data visualization. Boca Raton, FL, USA: CRC Press, 2021. <https://doi.org/10.1201/9781003190554>
- [54] Khyani D, et al. An interpretation of lemmatization and stemming in natural language processing. *J Univ Shanghai Sci Technol* 2021; 22(10): 350-357.
- [55] Chai CP. Comparison of text preprocessing methods. *Nat Lang Eng* 2023; 29(3): 509-553. <https://doi.org/10.1017/S1351324922000213>
- [56] Angiani G, et al. A comparison between preprocessing techniques for sentiment analysis in Twitter. *KDWeb* 2016; 1748: 1-11.
- [57] Sarica S, Luo J. Stopwords in technical language processing. *PLoS One* 2021; 16(8): e0254937. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0254937>
- [58] Raut P, et al. Sentiment Analysis of Twitter. *Int J Res Appl Sci Eng Technol* 2022; 10(12): 621-627. <https://doi.org/10.22214/ijraset.2022.47954>
- [59] Abubakar B, Uppin C. A natural language processing approach to determine the polarity and subjectivity of iPhone 12 twitter feeds using TextBlob. *Open J Phys Sci* 2021; 2(2): 10-17. <https://doi.org/10.52417/ojps.v2i2.276>
- [60] Shirakawa M, Hara T, Nishio S. IDF for word n-grams. *ACM Trans Inf Syst* 2017; 36(1): 1-38. <https://doi.org/10.1145/3052775>
- [61] Ojo O, et al. Performance study of n-grams in the analysis of sentiments. *J Niger Soc Phys Sci* 2021; 477-483. <https://doi.org/10.46481/jnsp.2021.201>
- [62] Ahuja R, et al. The impact of features extraction on the sentiment analysis. *Procedia Comput Sci* 2019; 152: 341-348. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2019.05.008>
- [63] Qaiser S, Ali R. Text mining: use of TF-IDF to examine the relevance of words to documents. *Int J Comput Appl* 2018; 181(1): 25-29. <https://doi.org/10.5120/ijca2018917395>
- [64] Mendez KM, et al. Toward collaborative open data science in metabolomics using Jupyter Notebooks and cloud computing. *Metabolomics* 2019; 15: 1-16. <https://doi.org/10.1007/s11306-019-1588-0>
- [65] Villarroel Ordenes F, Zhang S. From words to pixels: text and image mining methods for service research. *J Serv Manag* 2019; 30(5): 593-620. <https://doi.org/10.1108/JOSM-08-2019-0254>
- [66] Çaylak PÇ, et al. Analysing online reviews consumers' experiences of mobile travel applications with sentiment analysis and topic modelling: The example of Booking and Expedia. *Appl Sci* 2024; 14(24): 11800. <https://doi.org/10.3390/app142411800>
- [67] Newman D, et al. Automatic evaluation of topic coherence. In: *Human Language Technologies: NAACL 2010*. 2010.
- [68] Aletras N, Stevenson M. Evaluating topic coherence using distributional semantics. In: *Proc 10th Int Conf Comput Semantics (IWCS 2013)*. 2013.
- [69] Smith CA, et al. Beyond readability: Investigating coherence of clinical text for consumers. *J Med Internet Res* 2011; 13(4): e1842. <https://doi.org/10.2196/jmir.1842>
- [70] Lu Y, Mei Q, Zhai C. Investigating task performance of probabilistic topic models: an empirical study of PLSA and LDA. *Inf Retr* 2011; 14: 178-203. <https://doi.org/10.1007/s10791-010-9141-9>
- [71] Liu B. *Sentiment analysis and opinion mining*. Cham, Switzerland: Springer, 2022.
- [72] Wang Y, et al. How does social support promote consumers' engagement in the social commerce community? The mediating effect of consumer involvement. *Inf Process Manag* 2020; 57(5): 102272. <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2020.102272>
- [73] Hu N, Zhang J, Pavlou PA. Overcoming the J-shaped distribution of product reviews. *Commun ACM* 2009; 52(10): 144-147. <https://doi.org/10.1145/1562764.1562803>