

Türkiye’de Elektrikli Araç Şarj Uygulamalarında Fiyatlandırma Tepkileri ve Dijital Hizmet Aksaklıkları: Google Play Yorumlarının FASTopic ile Analizi

Yunus Emre Özenoğlu^{1*}, Veysel Şahin², Okan Alkan³

¹ Yönetim Bilişim Sistemleri Anabilim Dalı, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Atatürk Üniversitesi, Türkiye

² Yönetim Bilişim Sistemleri Anabilim Dalı, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Atatürk Üniversitesi, Türkiye

³ Bilgisayar Teknolojileri Bölümü, Meslek Yüksekokulu, Erzincan Binali Yıldırım Üniversitesi, Türkiye

*(yunusemre.ozenoglu12@ogr.atauni.edu.tr) Başlıca yazarın mail adresi

Özet – Bu çalışma, Türkiye’de kullanılan elektrikli araç şarj uygulamalarına ilişkin Google Play kullanıcı yorumlarında öne çıkan fiyatlandırma tepkilerini, dijital hizmet aksaklıklarını ve olumlu kullanıcı deneyimlerini belirlemeyi amaçlamaktadır. Araştırma, keşifsel ve betimleyici nitelikte bir hesaplamalı metin analizi olarak tasarlanmıştır. Bu kapsamda Trugo, ZES, Eşarj ve Voltrun uygulamalarına ait 3.118 ham yazılı yorum toplanmış; veri temizleme, dil kontrolü, kısa/anlamsız kayıtların çıkarılması ve tekrar kontrolü sonrasında 2.516 Türkçe yorum analiz edilmiştir. Yorumların anlamsal konu yapısını ortaya koymak amacıyla Transformer tabanlı FASTopic yöntemi kullanılmış; 6, 8, 10 ve 12 konulu alternatif modeller karşılaştırılmış ve nihai analizde altı konulu çözüm tercih edilmiştir. Bulgular, kullanıcı yorumlarının üç temel ekseninde yoğunlaştığını göstermiştir: fiyatlandırma tepkileri, dijital hizmet aksaklıkları ve kullanım kolaylığı/genel memnuniyet. Fiyatlandırma, kullanıcıların fiyat artışı algısı, boykot ve kurumsal güven kaybıyla ilişkili konular toplam yorumların %53,62’sini oluşturmuştur. Üyelik, doğrulama, ödeme, şarj başlatma, harita, konum ve güncelleme sorunları ise dijital hizmet aksaklıklarının temel bileşenleri olarak öne çıkmıştır. Operatörlere göre konu dağılımları farklılaşmış; Trugo’da fiyatlandırma ve güven kaybı tepkileri, Voltrun’da ise dijital hizmet sorunları daha belirgin bulunmuştur. Zamansal analiz, Ocak 2026’da yorumların belirgin biçimde yoğunlaştığını ve bu dönemde fiyatlandırma temelli tepkilerin baskın hâle geldiğini göstermiştir. Sonuçlar, elektrikli araç şarj hizmetlerinde kullanıcı deneyiminin yalnızca fiziksel altyapıyla değil, fiyatlandırma politikaları ve dijital hizmet güvenilirliğiyle birlikte ele alınması gerektiğini ortaya koymaktadır.

Anahtar Kelimeler – Elektrikli araç şarj uygulamaları, kullanıcı deneyimi, FASTopic, Google Play yorumları, dijital hizmet aksaklıkları, fiyatlandırma tepkileri

I. GİRİŞ

Fosil yakıtlara olan yapısal bağımlılığın azaltılması, çevresel sürdürülebilirliğin desteklenmesi ve iklim değişikliğiyle mücadele edilmesi hedefleri, ulaşım sektöründe elektrikli araçlara geçişi önemli bir dönüşüm alanı hâline getirmiştir [1]. Elektrikli araç teknolojilerindeki gelişme ve bu araçların pazar payındaki artış, sürdürülebilir bir e-mobilité ekosisteminin kurulabilmesi için güvenilir, erişilebilir ve verimli bir şarj altyapısının geliştirilmesini gerekli kılmaktadır [2]. Geleneksel içten yanmalı motorlu araçlarda yakıt erişimine ilişkin sınırlı olan kaygılar, elektrikli araç kullanımında menzil ve şarj olanaklarına yönelik yeni belirsizlikler biçiminde ortaya çıkabilmektedir. Bu nedenle elektrikli araç şarj altyapısı yalnızca fiziksel istasyon ve donanımlardan oluşan teknik bir sistem olarak değil, dijital teknolojilerle bütünleşen çok bileşenli bir hizmet ağı olarak değerlendirilmelidir [3], [4]. Nesnelerin interneti tabanlı sistemler ve akıllı şebeke entegrasyonlarıyla desteklenen şarj hizmetleri; enerji talebinin

yönetilmesi, istasyon durumlarının izlenmesi ve kullanıcıların şarj süreçlerine uzaktan erişebilmesi bakımından e-mobilite ekosisteminin temel bileşenlerinden birini oluşturmaktadır [5].

Mobil şarj uygulamaları, kullanıcı ile fiziksel şarj altyapısı arasındaki dijital etkileşimin yürütüldüğü başlıca araçlardan biridir. Bu uygulamalar, elektrikli araç sahiplerinin şarj istasyonlarına ilişkin bilgilere erişmesine ve şarj sürecinin farklı aşamalarını mobil ortam üzerinden yönetmesine olanak sağlamaktadır [6]. Uygulamaların sunduğu işlevler arasında coğrafi bilgi sistemleri aracılığıyla yakındaki istasyonların belirlenmesi, istasyon ve soket uygunluk durumlarının görüntülenmesi, rota planlama, rezervasyon, üyelik oluşturma ve kimlik doğrulama işlemleri yer almaktadır [5], [7]. Ayrıca karekod veya diğer doğrulama araçlarıyla şarj işleminin başlatılması ve sonlandırılması, tüketilen enerji miktarının izlenmesi, ödeme işlemlerinin gerçekleştirilmesi, işlem geçmişinin görüntülenmesi ve müşteri desteğine erişim gibi işlevler de uygulamalar üzerinden sunulabilmektedir [6], [8]. Bu işlevlerin doğru, güncel ve kesintisiz biçimde çalışması, kullanıcıların bekleme süresini azaltma, uygun istasyonu seçme ve şarj sürecini öngörülebilir biçimde yönetme kapasitesini doğrudan etkileyebilmektedir [7].

Elektrikli araç şarj deneyimi, yalnızca şarj cihazının teknik performansı ile sınırlı değildir. Araç, şarj ünitesi, mobil uygulama, ödeme altyapısı ve hizmet sağlayıcısı arasındaki etkileşimlerin tümü, kullanıcıların bütünsel şarj deneyimini şekillendirmektedir [8]. Teknoloji Kabul Modeli çerçevesinde yürütülen çalışmalar, akıllı şarj uygulamalarına ilişkin algılanan fayda ve kullanım kolaylığının kullanıcı tutumlarını, benimseme niyetlerini ve uygulamayı kullanmayı sürdürme eğilimlerini etkileyebildiğini göstermektedir [9]. Bu bağlamda arayüzün anlaşılabilirliği, işlem adımlarının kolaylığı, bilgilerin doğruluğu, sistemin tepki süresi ve hizmetin kesintisizliği, dijital kullanıcı deneyiminin temel bileşenleri olarak değerlendirilebilir. Karmaşık işlem akışları, yetersiz bilgilendirme veya güvenilir olmayan dijital etkileşimler, şarj işlemini güçleştirerek kullanıcıların hizmete yönelik güvenini ve kullanma isteğini olumsuz etkileyebilmektedir [3], [10]. Dolayısıyla fiziksel şarj altyapısının performansı ile mobil uygulamanın kullanılabilirliğinin birlikte ele alınması, bütünsel hizmet kalitesinin geliştirilmesi bakımından önem taşımaktadır [8].

Kullanıcıların şarj hizmetine ilişkin değerlendirmelerini etkileyen bir diğer önemli boyut fiyatlandırmadır. Şebeke yükünün dengelenmesi amacıyla uygulanan dinamik fiyatlandırma ve kullanım zamanına bağlı tarifeler, elektrikli araç kullanıcılarının şarj zamanlarını ve maliyet tercihlerini yönlendirebilmektedir [11], [12]. Bununla birlikte tarife yapısının karmaşık olması, fiyat değişikliklerinin yeterince açıklanmaması, ek ücretlerin öngörülememesi veya farklı operatörlerin fiyatlarının karşılaştırılamaması, kullanıcıların hizmetin adil ve şeffaf olmadığı yönünde değerlendirmeler geliştirmesine neden olabilmektedir [2]. Kullanıcıların ödedikleri ücret ile elde ettikleri hizmet arasında uyumsuzluk algılaması, beklentilerin karşılanmaması ve fiyat adaleti algısının zedelenmesiyle sonuçlanabilir. Bu durum yalnızca anlık memnuniyetsizlikle sınırlı kalmayarak hizmet sağlayıcısına duyulan güvenin azalmasına, alternatif operatörlere yönelmeye, olumsuz ağızdan ağıza iletişime veya belirli hizmetleri kullanmaktan vazgeçmeye kadar uzanan davranışlara dönüşebilmektedir [3], [10].

Fiyatlandırmaya ilişkin sorunların yanında, dijital hizmetin farklı aşamalarında karşılaşılan teknik ve işlevsel aksaklıklar da şarj deneyimini doğrudan etkileyebilmektedir. Kullanıcılar uygulamanın açılmaması, oturum açma hataları, hesap oluşturma güçlükleri, tek kullanımlık şifre doğrulamasının başarısız olması, ödeme ekranlarının çalışmaması, işlem adımlarının tamamlanamaması veya uygulamanın yavaşlaması gibi sorunlarla karşılaşabilmektedir [13]. Harita arayüzünde yanlış konum gösterilmesi, uygulamada uygun görünen bir istasyonun gerçekte kullanım dışı veya dolu olması ve soket durumlarının güncel biçimde yansıtılmaması da dijital bilgi ile fiziksel hizmet arasındaki uyumsuzluğun örnekleridir [8]. Benzer şekilde mobil uygulama, sunucu altyapısı ve şarj ünitesi arasındaki iletişim sorunları; şarjın başlatılamamasına, işlemin beklenmedik biçimde kesilmesine veya ödemenin tamamlanmasına rağmen hizmetin alınamamasına neden olabilmektedir [3], [10], [13].

Dijital hizmet kalitesinin değerlendirilmesinde ve kullanıcıların karşılaştığı sorunların belirlenmesinde uygulama mağazalarındaki çevrimiçi kullanıcı yorumları önemli bir veri kaynağı sunmaktadır. Google Play gibi platformlarda yayımlanan yorumlar, kullanıcıların uygulamayı gerçek kullanım koşullarında deneyimledikten sonra oluşturdukları doğal geri bildirimleri içermektedir. Geleneksel anketler belirli bir zaman diliminde ve araştırmacı tarafından önceden belirlenen sorular çerçevesinde veri üretirken

uygulama mağazası yorumları, uzun dönemlere yayılan ve kullanıcıların kendileri açısından önemli gördükleri konuları serbest biçimde ifade ettikleri metinlerden oluşmaktadır [3], [13]. Bununla birlikte bu yorumların kullanıcıların tamamını temsil etmediği, özellikle çok olumlu veya çok olumsuz deneyim yaşayan kişilerin yorum yazmaya daha eğilimli olabileceği göz önünde bulundurulmalıdır. Buna rağmen yorum metinleri, yalnızca sayısal yıldız puanlarıyla belirlenemeyen teknik sorunları, hizmet beklentilerini, fiyat algılarını ve kullanım deneyimlerini ortaya çıkarabilmektedir [14], [15].

Uygulama mağazalarında üretilen yorumların sayısının artması, bu metinlerin yalnızca manuel incelemeye sistematik biçimde değerlendirilmesini güçleştirmektedir. Yapılandırılmamış metinlerden anlamlı örüntüler çıkarılabilmesi için doğal dil işleme, metin madenciliği ve makine öğrenmesi yöntemlerinden yararlanılmaktadır [1]. Geleneksel kelime sıklığı ve kelime torbası yaklaşımları metinlerdeki sözcük dağılımlarını açıklamakla birlikte, sözcüklerin bağlama göre değişen anlamlarını temsil etmekte sınırlı kalabilmektedir. BERT, RoBERTa ve ELECTRA gibi önceden eğitilmiş dil modelleri ise metinleri bağlamsal özelliklerini dikkate alan yoğun vektörler biçiminde temsil etmeye imkân sağlayan anlamsal gömmeler üretmektedir [3], [15]. Konu modelleme yöntemleri, geniş metin koleksiyonlarında tekrar eden anlamsal yapıların ve kullanıcı gündemlerinin belirlenmesinde yaygın olarak kullanılmaktadır. LDA gibi olasılıksal yöntemler belgelerdeki sözcük dağılımlarından gizli konu yapılarını tahmin ederken, BERTopic ve FASTopic gibi gömme tabanlı yaklaşımlar önceden eğitilmiş dil modellerinin ürettiği semantik temsillerden yararlanmaktadır [1], [3], [14].

Elektrikli araç şarj hizmetlerine yönelik mevcut çalışmalar; altyapı planlama, enerji yönetimi, teknoloji kabulü, kullanılabilirlik, fiyatlandırma ve hizmet kalitesi gibi farklı boyutlara önemli katkılar sunmaktadır. Bununla birlikte farklı ülkelerdeki düzenleyici koşulların, enerji fiyatlarının, şarj ağı yapılarının ve tüketici beklentilerinin birbirinden farklı olması, belirli bir pazarda elde edilen kullanıcı deneyimi bulgularının diğer ülkelere doğrudan genellenmesini güçleştirmektedir. Türkiye’de elektrikli araç kullanımının ve şarj ağı yatırımlarının gelişmesi, mobil şarj uygulamalarındaki kullanıcı deneyimlerinin yerel pazar koşulları çerçevesinde incelenmesini gerekli kılmaktadır. Özellikle fiyatlandırma tepkilerinin, dijital hizmet aksaklıklarının ve olumlu deneyimlerin aynı analiz çerçevesinde ele alınması; kullanıcı geri bildirimlerinin operatörler, yıldız puanları ve zamansal yoğunlaşmalar bakımından karşılaştırılması açısından önem taşımaktadır. Böyle bir yaklaşım, Yönetim Bilişim Sistemleri alanında kullanıcı tarafından üretilen verilerin kurumsal bilgiye dönüştürülmesi, dijital hizmet tasarımının geliştirilmesi, kullanıcı deneyiminin izlenmesi ve öncelikli iyileştirme alanlarının belirlenmesi bakımından katkı sağlayabilir.

Bu çalışmanın amacı, Türkiye’de kullanılan elektrikli araç şarj uygulamalarına ilişkin Google Play yorumlarında fiyatlandırma tepkilerini, dijital hizmet aksaklıklarını ve olumlu kullanıcı deneyimlerini FASTopic yöntemiyle belirlemek; ortaya çıkan konuların şarj operatörleri, kullanıcıların yıldız puanları ve yorumların zamansal yoğunlaşma dönemleri bakımından nasıl farklılaştığını incelemek ve konu yaygınlığı ile olumsuz yorum oranını birlikte değerlendirerek öncelikli iyileştirme alanlarını ortaya koymaktır. Bu amaç doğrultusunda şu araştırma sorularına yanıt aranmıştır:

AS1. Elektrikli araç şarj uygulamalarına ilişkin Google Play yorumlarında hangi fiyatlandırma tepkileri, dijital hizmet aksaklıkları ve olumlu kullanıcı deneyimi konuları öne çıkmaktadır?

AS2. Belirlenen konuların dağılımı incelenen şarj operatörlerine göre nasıl farklılaşmaktadır?

AS3. Belirlenen konular ile kullanıcıların yıldız puanları ve olumsuz değerlendirmeleri arasında nasıl bir ilişki bulunmaktadır?

AS4. Konuların dağılımı, yorumların yoğunlaştığı dönem öncesinde, yoğunlaşma ayında ve sonrasında nasıl değişmektedir?

AS5. Konu yaygınlığı ve olumsuz yorum oranı birlikte değerlendirildiğinde hangi konular öncelikli iyileştirme alanları olarak öne çıkmaktadır?

II. MATERYAL VE YÖNTEM

A. Araştırma Tasarımı

Bu çalışma, Türkiye’de kullanılan elektrikli araç şarj uygulamalarına ilişkin Google Play kullanıcı yorumlarını inceleyen keşifsel ve betimleyici nitelikte bir hesaplamalı metin analizi olarak tasarlanmıştır.

Araştırmada kullanıcıların doğal kullanım ortamında oluşturduğu geçmiş tarihli değerlendirmeler geriye dönük olarak analiz edilmiş; deneysel bir müdahalede bulunulmamış ve kullanıcılarla doğrudan iletişim kurulmamıştır. Araştırmanın analiz birimini Google Play uygulama mağazasında yayımlanan yazılı bir kullanıcı yorumu oluşturmaktadır.

Çalışmada kullanıcı yorumlarında öne çıkan fiyatlandırma tepkilerinin, dijital hizmet aksaklıklarının ve olumlu kullanıcı deneyimlerinin belirlenmesi amacıyla Transformer tabanlı FASTopic konu modelleme yöntemi kullanılmıştır. Konu modelleme sonuçları uygulama operatörü, kullanıcıların verdiği yıldız puanı ve yorumların zamansal dağılımı bakımından karşılaştırılmıştır. Araştırma sürecinin genel akışı Şekil 1’de özetlenmiştir.



Şekil 1. Araştırmanın veri toplama ve analiz süreci

B. Veri Kaynağı ve Araştırma Kapsamı

Araştırmanın veri kaynağını, Türkiye’de elektrikli araç şarj hizmeti sunan işletmelerin Google Play mağazasındaki mobil uygulamalarına ilişkin Türkçe kullanıcı yorumları oluşturmaktadır. İncelenen uygulamaların belirlenmesinde Türkiye’de elektrikli araç şarj hizmeti sunma, Google Play mağazasında erişilebilir bir mobil uygulamaya sahip olma, uygulamanın şarj sürecinin en az bir aşamasını dijital ortamda yönetmeye imkân vermesi ve Türkçe yazılı kullanıcı yorumlarının bulunması ölçütleri dikkate alınmıştır.

Bu ölçütler doğrultusunda Trugo, ZES, Eşarj ve Voltrun uygulamaları araştırmaya dâhil edilmiştir. İncelenen uygulamalar; istasyon arama, harita ve konum bilgisi görüntüleme, soket uygunluğunu kontrol etme, kullanıcı hesabı oluşturma, kimlik doğrulama, ödeme, şarj başlatma ve işlem takibi gibi fiziksel şarj hizmetini tamamlayan dijital işlevler sunmaktadır. Araştırmada kullanılan uygulamalar ve veri setinin operatörlere göre dağılımı Tablo 1’de gösterilmiştir.

Tablo 1. Araştırma veri setinin operatörlere göre dağılımı

Operatör	Google Play uygulama kimliği	Ham yorum	Temiz yorum	Korunma oranı	Yorum tarih aralığı
Trugo	com.togg.trugoapp	1.121	927	%82,69	30.03.2023 - 30.06.2026
ZES	com.solidict.zorluenerji	1.041	865	%83,09	11.08.2018 - 30.06.2026
Eşarj	com.esarj.mobile	825	615	%74,55	06.08.2016 - 30.06.2026
Voltrun	com.voltrun	131	109	%83,21	10.01.2019 - 30.06.2026
Toplam / Genel örneklem		3.118	2.516	%80,69	06.08.2016 - 30.06.2026

C. Verilerin Toplanması ve Ön İşleme

Veri toplama işlemleri Python programlama dili kullanılarak Google Colab bulut çalışma ortamında gerçekleştirilmiştir. Google Play’de herkese açık olarak yayımlanan uygulama bilgileri ve yazılı kullanıcı yorumlarının alınmasında google-play-scraper kütüphanesinden yararlanılmıştır. Kullanıcı yorumları reviews_all() fonksiyonu ile dil tr, ülke tr ve sıralama ölçütü Sort.NEWEST olacak biçimde elde edilmiştir. Her yorum için operatör adı, uygulama kimliği, platform içi yorum kimliği, yorum metni,

yıldız puanı, faydalı oy sayısı, yorum tarihi, uygulama sürümü, geliştirici yanıtı ve geliştirici yanıt tarihi kaydedilmiştir. Kullanıcı adı ve profil görseli gibi doğrudan tanımlayıcılar veri setine alınmamıştır. Veriler Google Play mağazasından 30.06.2026 tarihinde toplanmıştır. Google Play yorumlarının zaman içinde güncellenebilen dinamik içerikler olması nedeniyle, analizler veri toplama tarihinde erişilebilen yazılı yorumlarla sınırlıdır.

Veri ön işleme sürecinde metinler Unicode NFKC standardına göre normalleştirilmiş; sıfır genişlikli boşluklar, görünmeyen karakterler ve gereksiz boşluklar temizlenmiştir. URL, e-posta adresi, telefon numarası ve araç plakası biçimindeki ifadeler düzenli ifadelerle maskelenmiştir. Boş metinler, yalnızca simge içeren kayıtlar ve analiz edilebilir düzeyde anlamsal içerik taşımayan çok kısa yorumlar çıkarılmış; bir yorumun analizde tutulabilmesi için en az dört sözcük ve en az 15 karakter içermesi koşulu uygulanmıştır.

Yorumların dilinin belirlenmesinde langid kütüphanesi kullanılmıştır. Kütüphane tarafından Türkçe olarak sınıflandırılan yorumlar korunmuş, kısa yorumlardaki olası sınıflandırma hatalarını azaltmak için Türkçe işlev ve alan sözcüklerine dayalı ek bir kontrol uygulanmıştır. Tam tekrarların belirlenmesinde operatör adı, normalleştirilmiş yorum metni ve yıldız puanından oluşan birleşik anahtar kullanılmıştır. Yıldız puanları yardımcı karşılaştırmalarda 1-2 yıldız olumsuz, 3 yıldız nötr/kararsız, 4-5 yıldız olumlu biçiminde gruplandırılmıştır.

D. Yakın Benzer Yorumların Belirlenmesi

Tam olarak aynı olmayan ancak kullanıcıların fiyat değişikliği olarak yorumladığı dönemsel tepkiler, benzer kullanıcı kampanyaları veya ortak sorunlar nedeniyle birbirine yüksek düzeyde benzeyen yorumların konu dağılımını yapay biçimde etkileme olasılığı dikkate alınmıştır. Bu nedenle tam tekrarların temizlenmesinden sonra anlamsal yakın benzerlik analizi gerçekleştirilmiştir.

İki yorumun yakın benzer olarak kabul edilebilmesi için aynı operatöre ait olması, yorum tarihleri arasında en fazla 45 gün bulunması, yıldız puanları arasında en fazla bir puan fark bulunması, kosinüs benzerliğinin en az 0,94 olması ve ayırt edici sözcük kümeleri arasındaki Jaccard benzerliğinin en az 0,40 olması koşullarının birlikte sağlanması aranmıştır. Koşulları sağlayan yorum çiftleri Union-Find algoritmasıyla kümelenecek, her kümeden ortalama semantik benzerliği en yüksek olan yorum medoid temsilci olarak seçilmiştir.

Bu işlem sonucunda 2.516 yorumdan oluşan tam veri setinden 2.514 temsilci yorum elde edilmiştir. Yakın benzerlik kümelerindeki özgün yorum sayıları cluster_size değişkeninde korunmuştur. Böylece konu yapısının keşfinde her kümeden bir temsilci kullanılırken, kullanıcı tepkisinin gerçek yoğunluğu konu yaygınlığı hesaplarında küme büyüklüğüyle ağırlıklandırılmıştır.

E. Yazılım Ortamı ve Kullanılan Kütüphaneler

Veri toplama, veri temizleme, semantik gömme üretimi, konu modelleme, istatistiksel analiz ve görselleştirme işlemleri Google Colab ortamında Python ile gerçekleştirilmiştir. Analiz sırasında Python 3.12.13 sürümü ve Linux tabanlı bir çalışma ortamı kullanılmıştır. Model eğitim kodu, CUDA desteğinin kullanılabilirliğini otomatik olarak kontrol edecek biçimde hazırlanmıştır. Araştırmada kullanılan başlıca yazılım ve kütüphaneler Tablo 2’de sunulmuştur.

Tablo 2. Analizde kullanılan yazılım ve Python kütüphaneleri

Yazılım/kütüphane	Sürüm	Kullanım amacı
Google Colab	Bulut tabanlı ortam	Kodların yürütülmesi, veri saklama ve GPU desteği
Python	3.12.13	Veri toplama ve analiz ortamı
google-play-scraper	1.2.7	Uygulama bilgileri ve Google Play yorumlarının alınması
pandas	2.2.2	Veri temizleme, gruplama ve CSV işlemleri
langid	1.1.6	Yorum dilinin otomatik belirlenmesi
NLTK	3.9.1	Durak kelime listeleri
sentence-transformers	5.6.0	Çok dilli belge gömmeleri
fastopic	1.0.1	FASTopic konu modeli
topmost	1.0.2	Sözcük ön işleme ve FASTopic altyapısı
PyTorch	2.11.0+cu128	Derin öğrenme ve GPU işlemleri
scikit-learn	1.6.1	Yakın komşuluk ve ARI hesaplamaları
SciPy	1.16.3	Ki-kare, Kruskal-Wallis ve Hungarian eşleştirme
matplotlib	3.10.0	Grafiklerin hazırlanması

F. Metinlerin Sözcük ve Anlam Düzeyinde Temsili

Konu modelleme öncesinde yorum metinleri Türkçe karakterleri koruyan özel bir belirteçleyici aracılığıyla sözcüklere ayrılmıştır. Belirteçleyici yalnızca en az iki harften oluşan Türkçe ve Latin karakterli sözcükleri koruyacak biçimde düzenlenmiştir. NLTK kütüphanesindeki Türkçe ve İngilizce durak kelimeler çıkarılmış; ayrıca operatör ve alan terimleri özel durak kelime listesine eklenmiştir.

Yorumların anlamsal düzeyde temsil edilmesinde sentence-transformers/paraphrase-multilingual-mpnet-base-v2 modeli kullanılmıştır. Her yorum için 768 boyutlu bir belge gömmesi üretilmiş ve tam veri seti için 2.516×768 boyutunda belge-gömme matrisi oluşturulmuştur. Gömmeler 32 yorumluk gruplar hâlinde hesaplanmış ve L2 normuna göre normalleştirilmiştir. Aynı semantik temsil uzayının bütün modellerde korunması ve işlem maliyetinin azaltılması amacıyla gömmeler yalnızca bir kez oluşturulmuş; farklı FASTopic modellerinde preset_doc_embeddings parametresiyle yeniden kullanılmıştır.

G. FASTopic Konu Modelleme Süreci ve Model Seçimi

Kullanıcı yorumlarında gizli anlamsal yapıların belirlenmesinde FASTopic yöntemi kullanılmıştır. FASTopic, önceden eğitilmiş Transformer modellerinden elde edilen belge temsillerini öğrenilebilir konu ve sözcük temsilleriyle ilişkilendiren gömme tabanlı bir konu modelleme yöntemidir [16]. Nihai konu sayısının önceden tek bir değere sabitlenmesinin öznel sonuçlar doğurabileceği dikkate alınarak 6, 8, 10 ve 12 konulu alternatif modeller karşılaştırılmıştır.

Her konu sayısı 2.516 yorumdan oluşan tam veri setinde ve 2.514 temsilci yorumdan oluşan yakın benzerliği azaltılmış veri setinde ayrı ayrı çalıştırılmıştır. Rastgele başlangıç değerlerine bağlı değişkenliği incelemek amacıyla her model 42, 52 ve 62 olmak üzere üç farklı rastgele tohumla tekrarlanmıştır. Böylece model seçim aşamasında toplam 24 model eğitilmiştir. FASTopic ve veri işleme parametreleri Tablo 3'te sunulmuştur.

Nihai konu sayısının belirlenmesinde NPMI konu tutarlılığı, konu çeşitliliği, konu tekrarı, normalleştirilmiş konu entropisi, ortalama azami konu olasılığı, en büyük konu payı, boş konu oranı, Adjusted Rand Index ve üst sözcük kararlılığı birlikte değerlendirilmiştir. Ölçütler her veri seti içinde min-maks yöntemiyle 0-1 aralığına dönüştürülmüş ve birleşik bir model kalite puanı hesaplanmıştır. Nicel ölçütlere ek olarak konu sözcüklerinin anlamsal bütünlüğü ve temsili yorumların yorumlanabilirliği dikkate alınmış; nihai analizde altı konulu çözüm kullanılmıştır. Her konu için en yüksek baskın konu olasılığına sahip 15 temsili yorum iki araştırmacı tarafından bağımsız olarak incelenmiş; önerilen konu etiketleri karşılaştırılmış ve nihai etiketler araştırmacı uzlaşısı ile belirlenmiştir.

Tablo 3. Veri işleme ve FASTopic model parametreleri

Parametre	Değer
Dil ve ülke	tr / tr
Asgari yorum uzunluğu	4 sözcük ve 15 karakter
Yakın benzerlik kosinüs eşiği	0,94
Jaccard benzerliği eşiği	0,40
Azami tarih farkı	45 gün
Belge gömme modeli	paraphrase-multilingual-mpnet-base-v2
Belge gömme boyutu	768
Azami söz varlığı	8.000
Karşılaştırılan konu sayıları	6, 8, 10 ve 12
Rastgele tohumlar	42, 52 ve 62
Karşılaştırma eğitim döngüsü	80
Nihai konu sayısı	6
Nihai eğitim döngüsü	200
Öğrenme oranı	0,002
DT_alpha / TW_alpha	10,0 / 2,0

H. İstatistiksel Analiz, Etik ve Yeniden Üretilebilirlik

Konu dağılımlarının operatör, yıldız puanı ve zamansal dönemler bakımından farklılaşıp farklılaşmadığını incelemek amacıyla keşifsel istatistiksel analizler gerçekleştirilmiştir. Operatör × baskın konu, yıldız puanına dayalı duygu grubu × baskın konu ve yoğunlaşma dönemi × baskın konu çapraz tabloları için ki-kare bağımsızlık testi uygulanmıştır. İlişki büyüklükleri Cramér's V katsayısıyla raporlanmıştır. Yıldız puanlarının operatörlere ve baskın konulara göre farklılığı Kruskal-Wallis H testiyle incelenmiştir.

Araştırmada yalnızca Google Play mağazasında herkese açık olarak yayımlanmış kullanıcı yorumları kullanılmıştır. Kullanıcı adı ve profil fotoğrafı gibi doğrudan tanımlayıcılar veri setine alınmamış; URL, e-posta, telefon numarası ve araç plakası gibi olası tanımlayıcılar analiz öncesinde maskelenmiştir. Araştırmanın yeniden üretilebilirliğini desteklemek amacıyla kullanılan Python ve kütüphane sürümleri, rastgele tohumlar, model parametreleri, veri dosyası özeti ve çıktı dosyalarına ilişkin kayıtlar saklanmıştır.

III. BULGULAR

A. Veri Setinin Genel Görünümü

Araştırmada Trugo, ZES, Eşarj ve Voltrun mobil uygulamalarına ilişkin Google Play kullanıcı yorumları analiz edilmiştir. Veri temizleme sürecinden sonra nihai analiz veri setinde toplam 2.516 Türkçe yazılı yorum yer almıştır. Kullanıcı yorumlarının genel puan ortalaması 1,56'dır. Yıldız puanlarına dayalı sınıflandırmaya göre yorumların 2.128'i olumsuz, 74'ü nötr/kararsız ve 314'ü olumlu değerlendirme grubunda yer almaktadır. Buna göre veri setindeki 1-2 yıldızlı olumsuz yorum oranı %84,58'dir.

Operatörler düzeyinde en yüksek yorum sayısı Trugo uygulamasında, en düşük yorum sayısı ise Voltrun uygulamasında görülmüştür. Trugo, ZES ve Eşarj uygulamalarında ortalama puanların birbirine yakın ve oldukça düşük olduğu; Voltrun uygulamasında ise yorum sayısının daha sınırlı olmasına rağmen ortalama puanın diğer operatörlere göre daha yüksek olduğu belirlenmiştir. Operatörlere göre veri setinin betimsel dağılımı Tablo 4'te verilmiştir.

Tablo 4. Operatörlere göre yorum sayısı, ortalama puan ve olumsuz yorum oranı

Operatör	Yorum sayısı	Ortalama puan	Medyan puan	Olumsuz yorum oranı
Trugo	927	1,44	1	%87,92
ZES	865	1,51	1	%86,24
Eşarj	615	1,62	1	%82,93
Voltrun	109	2,64	2	%52,29
Toplam	2.516	1,56	-	%84,58

B. FASTopic Model Seçimi ve Sağlamlık Bulguları

Konu modelleme sürecinde 6, 8, 10 ve 12 konulu FASTopic çözümleri; tam veri seti ve yakın benzerliği azaltılmış veri seti üzerinde üç farklı rastgele tohumla karşılaştırılmıştır. Böylece toplam 24 FASTopic modeli değerlendirilmiştir. Model seçiminde NPMI konu tutarlılığı, konu çeşitliliği, konu tekrarı, konu entropisi, ortalama konu atama güveni, en büyük konu payı, boş konu oranı, tohum kararlılığı ve üst sözcük kararlılığı birlikte dikkate alınmıştır.

Karşılaştırma sonuçları altı konulu çözümün en yüksek birleşik model kalite puanına sahip olduğunu göstermiştir. Model seçim sonuçları Tablo 5'te sunulmuştur. Bununla birlikte NPMI değerlerinin negatif olması ve tohumlar arası kararlılık göstergelerinin sınırlı düzeyde kalması, konu etiketlerinin yalnızca otomatik üst sözcüklere dayanarak değil, temsilî yorumlarla birlikte yorumlanması gerektiğini göstermektedir. Kullanıcı yorumlarının kısa, düzensiz ve çoğunlukla şikâyet odaklı metinlerden oluşması, sözcük birlikte-görülme temelli NPMI değerlerinin düşük çıkmasına yol açabilmektedir. Bu nedenle model seçimi yalnızca NPMI değerine dayandırılmamış; konu çeşitliliği, belge-konu güveni, tohum kararlılığı, üst sözcük kararlılığı ve temsilî yorumların yorumlanabilirliği birlikte değerlendirilmiştir.

Yakın benzer yorumların azaltılmasının genel konu yapısını değiştirip değiştirmediğini incelemek amacıyla altı konulu model hem tam veri setinde hem de yakın benzerliği azaltılmış veri setinde yeniden çalıştırılmıştır. İki veri setindeki temsilci yorumlar üzerinden yapılan karşılaştırmada Adjusted Rand Index değeri 0,895, eşleştirilmiş konu üst sözcük benzerliği ise 0,798 olarak bulunmuştur. Bu sonuç, yakın benzer yorum azaltma işleminin genel konu yapısını büyük ölçüde değiştirmediğini göstermektedir.

Tablo 5. FASTopic konu sayısı çözümlerinin karşılaştırılması

Konu sayısı	Birleşik kalite puanı	En düşük veri seti puanı	Ortalama ARI	Üst sözcük kararlılığı	Ortalama NPMI
6	0,591	0,583	0,233	0,079	-0,878
8	0,434	0,428	0,257	0,055	-0,927
12	0,394	0,377	0,230	0,072	-0,913
10	0,374	0,365	0,231	0,067	-0,934

C. Öne Çıkan Konular

Birinci araştırma sorusu, Google Play yorumlarında hangi fiyatlandırma tepkilerinin, dijital hizmet aksaklıklarının ve olumlu kullanıcı deneyimi konularının öne çıktığını belirlemeye yöneliktir. Altı konulu FASTopic çözümü, yorumların üç ana ekseninde toplandığını göstermiştir: fiyatlandırma tepkileri, dijital hizmet aksaklıkları ve görece olarak olumlu kullanım deneyimleri. Nihai konu yapısı Tablo 6'da sunulmuştur.

Tablo 6'ya göre en yaygın konu, yorumların %26,19'unu oluşturan yüksek fiyat algısı ve tarife politikasıdır. İkinci sırada %22,02 ile kullanıcıların fiyat artışı algısı, tepki ve kurumsal güven kaybı konusu yer almaktadır. Fiyatlandırma ile doğrudan ilişkili olan Konu 0, Konu 2 ve Konu 4 birlikte değerlendirildiğinde, yorumların %53,62'sinin fiyatlandırma, kullanıcıların fiyat artışı algısı, boykot ve güven kaybı ekseninde yoğunlaştığı görülmektedir. Dijital hizmet aksaklıklarını temsil eden Konu 1 ve Konu 3'ün toplam payı ise %33,35'tir.

Tablo 6. FASTopic analizi sonucunda belirlenen konular

Konu	Konu etiketi	Ağırlıklı yorum sayısı	Ağırlıklı pay	Ortalama puan	Olumsuz oran
0	Yüksek fiyat algısı ve tarife politikası	659	%26,19	1,11	%96,97
1	Üyelik, doğrulama, ödeme ve şarj başlatma sorunları	365	%14,51	1,39	%88,22
2	Boykot, uygulamayı silme ve kullanımdan vazgeçme	136	%5,41	1,03	%99,26
3	Harita, konum, istasyon görünürlüğü ve güncelleme sorunları	474	%18,84	2,29	%63,92
4	Kullanıcıların fiyat artışı algısı, tepki ve kurumsal güven kaybı	554	%22,02	1,15	%95,85
5	Kullanım kolaylığı, hız ve genel memnuniyet	328	%13,04	2,52	%60,37

D. Konuların Operatörlere Göre Dağılımı

İkinci araştırma sorusu, belirlenen konuların şarj operatörlerine göre nasıl farklılaştığını incelemeye yöneliktir. Operatörlerin toplam yorum sayıları farklı olduğundan, karşılaştırmalarda her konunun ilgili operatör içindeki yüzdelik payı esas alınmıştır. Operatör içi konu dağılımları Tablo 7’de verilmiştir.

Tablo 7. Operatör içi konu dağılımları

Operatör	K0	K1	K2	K3	K4	K5
Eşarj	%27,15	%19,02	%4,72	%17,07	%15,12	%16,91
Trugo	%29,45	%10,25	%5,83	%15,53	%29,56	%9,39
Voltrun	%1,83	%29,36	%2,75	%39,45	%1,83	%24,77
ZES	%25,09	%13,99	%5,78	%21,04	%21,39	%12,72

Not: K0 = Yüksek fiyat algısı ve tarife politikası; K1 = Üyelik, doğrulama, ödeme ve şarj başlatma sorunları; K2 = Boykot, uygulamayı silme ve kullanımdan vazgeçme; K3 = Harita, konum, istasyon görünürlüğü ve güncelleme sorunları; K4 = Kullanıcıların fiyat artışı algısı, tepki ve kurumsal güven kaybı; K5 = Kullanım kolaylığı, hız ve genel memnuniyet.

Tablo 7’ye göre fiyatlandırma ve kullanıcıların fiyat artışı algısıyla ilişkili konular en belirgin biçimde Trugo yorumlarında yoğunlaşmıştır. Trugo’da Konu 0, Konu 2 ve Konu 4 birlikte değerlendirildiğinde fiyatlandırma, kullanıcıların fiyat artışı algısı ve boykotla ilişkili yorumların operatör içindeki toplam payı %64,83’tür. ZES’te fiyatlandırma ile ilişkili konuların toplam payı %52,25, Eşarj’da ise %46,99’dur.

Voltrun’da diğer operatörlerden farklı bir yapı ortaya çıkmıştır. Bu operatörde Konu 3 %39,45 ve Konu 1 %29,36 ile en yüksek paya sahiptir. Fiyatlandırma ile ilişkili Konu 0, Konu 2 ve Konu 4’ün toplam payı yalnızca %6,42’dir. Bu sonuç, Voltrun yorumlarında fiyatlandırma tepkilerinden çok harita, konum, uygulama görünürlüğü, üyelik ve işlem süreçlerine ilişkin dijital hizmet sorunlarının öne çıktığını göstermektedir.

E. Konular ile Yıldız Puanları ve Olumsuz Değerlendirmeler Arasındaki İlişki

Üçüncü araştırma sorusu, belirlenen konular ile kullanıcıların yıldız puanları ve olumsuz değerlendirmeleri arasındaki ilişkiyi incelemektedir. En düşük ortalama puan, boykot, uygulamayı silme ve kullanımdan vazgeçme konusundadır. Bu konunun ortalama puanı 1,03, olumsuz yorum oranı ise %99,26’dır. Yüksek fiyat algısı ve tarife politikası konusunun ortalama puanı 1,11, olumsuz yorum oranı %96,97; kullanıcıların fiyat artışı algısı, tepki ve kurumsal güven kaybı konusunun ortalama puanı 1,15, olumsuz yorum oranı ise %95,85’tir.

Duygu grubu ile baskın konu arasındaki ilişki anlamlı bulunmuştur: $\chi^2(10)=504,37$, $p<0,001$. Cramér’s V değeri 0,317’dir. Ayrıca puanların baskın konulara göre anlamlı biçimde farklılaştığı belirlenmiştir: $H(5)=530,28$, $p<0,001$. Bu bulgu, FASTopic tarafından belirlenen konuların yalnızca anlamsal olarak değil, kullanıcıların puanlama davranışı bakımından da ayırt edici olduğunu ortaya koymaktadır. İstatistiksel testlerin toplu özeti Tablo 8’de sunulmuştur.

Tablo 8. Konu dağılımları ve puanlara ilişkin istatistiksel test sonuçları

Test	Yöntem	Test istatistiği	sd	p	Etki büyüklüğü
Operatör × baskın konu	Ki-kare	187,40	15	<0,001	Cramér's V=0,158
Duygu grubu × baskın konu	Ki-kare	504,37	10	<0,001	Cramér's V=0,317
Yoğunlaşma dönemi × baskın konu	Ki-kare	642,01	10	<0,001	Cramér's V=0,357
Puanların operatörlere göre farkı	Kruskal-Wallis H	90,96	3	<0,001	-
Puanların baskın konulara göre farkı	Kruskal-Wallis H	530,28	5	<0,001	-

F. Konuların Zamansal Dönemlere Göre Değişimi

Dördüncü araştırma sorusu, konu dağılımlarının yorumların yoğunlaştığı dönem öncesinde, yoğunlaşma ayında ve sonrasında nasıl değiştiğini incelemektedir. Aylık yorum dağılımı incelendiğinde en yoğun dönemin Ocak 2026 olduğu belirlenmiştir. Bu ayda toplam 1.032 yorum bulunmaktadır. Bu sayı, analiz edilen tüm temiz yorumların %41,02'sine karşılık gelmektedir. Ocak 2026'da ortalama puan 1,10, olumsuz yorum oranı ise %97,19'dur.

Dönemsel karşılaştırma için yorumlar yoğunlaşma öncesi, yoğunlaşma ayı ve yoğunlaşma sonrası olmak üzere üç gruba ayrılmıştır. Yoğunlaşma öncesi dönemde 1.267 yorum, yoğunlaşma ayında 1.032 yorum ve yoğunlaşma sonrası dönemde 217 yorum yer almaktadır. Bu dönemlere göre konu dağılımları Tablo 9'da sunulmuştur.

Tablo 9. Yoğunlaşma dönemlerine göre konu dağılımları

Dönem	K0	K1	K2	K3	K4	K5
Yoğunlaşma öncesi	%18,23	%19,89	%3,71	%28,65	%12,71	%16,81
Yoğunlaşma ayı	%38,47	%4,46	%8,43	%5,04	%35,95	%7,66
Yoğunlaşma sonrası	%14,29	%30,88	%0,92	%27,19	%10,14	%16,59

Not: K0 = Yüksek fiyat algısı ve tarife politikası; K1 = Üyelik, doğrulama, ödeme ve şarj başlatma sorunları; K2 = Boykot, uygulamayı silme ve kullanımdan vazgeçme; K3 = Harita, konum, istasyon görünürlüğü ve güncelleme sorunları; K4 = Kullanıcıların fiyat artışı algısı, tepki ve kurumsal güven kaybı; K5 = Kullanım kolaylığı, hız ve genel memnuniyet.

Yoğunlaşma ayında Konu 0'ın payı %38,47, Konu 4'ün payı %35,95 ve Konu 2'nin payı %8,43'tür. Buna göre fiyatlandırma, kullanıcıların fiyat artışı algısı, boykot ve kurumsal güven kaybı ile ilişkili üç konunun toplam payı yoğunlaşma ayında %82,85'e ulaşmıştır. Yoğunlaşma dönemi ile baskın konu arasındaki ilişki anlamlı bulunmuştur: $\chi^2(10)=642,01$, $p<0,001$. Cramér's V değerinin 0,357 olması, konu dağılımının zamansal dönemlere göre orta düzeyde farklılaştığını göstermektedir.

G. Öncelikli İyileştirme Alanları

Beşinci araştırma sorusu, konu yaygınlığı ve olumsuz yorum oranı birlikte değerlendirildiğinde hangi konuların öncelikli iyileştirme alanları olarak öne çıktığını belirlemeye yöneliktir. Bu amaçla her konu için ağırlıklı yaygınlık ile olumsuz yorum oranı çarpılarak iyileştirme öncelik puanı hesaplanmıştır. Sonuçlar Tablo 10'da verilmiştir.

Tablo 10. Konuların iyileştirme öncelik puanları

Sıra	Konu	Konu etiketi	Ağırlıklı pay	Olumsuz oran	Öncelik puanı
1	0	Yüksek fiyat algısı ve tarife politikası	%26,19	%96,97	0,254
2	4	Kullanıcıların fiyat artışı algısı, tepki ve kurumsal güven kaybı	%22,02	%95,85	0,211
3	1	Üyelik, doğrulama, ödeme ve şarj başlatma sorunları	%14,51	%88,22	0,128
4	3	Harita, konum, istasyon görünürlüğü ve güncelleme sorunları	%18,84	%63,92	0,120
5	5	Kullanım kolaylığı, hız ve genel memnuniyet	%13,04	%60,37	0,079
6	2	Boykot, uygulamayı silme ve kullanımdan vazgeçme	%5,41	%99,26	0,054

Tablo 10'a göre en öncelikli iyileştirme alanı Yüksek fiyat algısı ve tarife politikası konusudur. İkinci sırada kullanıcıların fiyat artışı algısı, tepki ve kurumsal güven kaybı yer almaktadır. Dijital hizmet

boyutunda ise üyelik, doğrulama, ödeme ve şarj başlatma sorunları ile harita, konum, istasyon görünürlüğü ve güncelleme sorunları öncelikli iyileştirme alanları olarak öne çıkmıştır.

IV. TARTIŞMA

Bu çalışmada Türkiye’de kullanılan elektrikli araç şarj uygulamalarına ilişkin Google Play yorumları FASTopic yöntemiyle analiz edilmiş ve kullanıcı deneyiminin fiyatlandırma tepkileri, dijital hizmet aksaklıkları ve olumlu kullanım deneyimleri etrafında şekillendiği belirlenmiştir. Bulgular, elektrikli araç şarj hizmetlerinde kullanıcı deneyiminin yalnızca fiziksel şarj altyapısının varlığıyla açıklanamayacağını; mobil uygulama, ödeme sistemi, harita bilgisi, istasyon görünürlüğü, doğrulama süreçleri ve fiyatlandırma politikalarının birlikte değerlendirilmesi gerektiğini göstermektedir. Bu sonuç, elektrikli araç şarj deneyimini araç, şarj cihazı ve mobil uygulama arasındaki çok boyutlu etkileşimler üzerinden ele alan çalışmalarla uyumludur [8].

Çalışmanın en belirgin bulgusu, fiyatlandırma ile ilişkili konuların kullanıcı yorumlarında baskın bir yer tutmasıdır. Yüksek fiyat algısı, kullanıcıların fiyat artışı algısı, kurumsal güven kaybı ve bojkot temaları birlikte değerlendirildiğinde, fiyatlandırmaya ilişkin kullanıcı algılarının dijital şarj hizmeti deneyimini doğrudan etkileyen stratejik bir unsur olduğu görülmektedir. Bu bulgu, şarj hizmetlerinde dinamik fiyatlandırma ve kullanım zamanına bağlı tarifelerin kullanıcı davranışlarını ve maliyet algılarını yönlendirdiğini belirten çalışmalarla örtüşmektedir [11], [12]. Ancak bu çalışmanın bulguları, fiyatlandırmanın yalnızca rasyonel maliyet hesabı düzeyinde değerlendirilmediğini; kullanıcıların fiyat artışı veya yüksek tarife olarak ifade ettiği deneyimlerin kurumsal güven, adalet algısı ve hizmete devam etme eğilimiyle birlikte yorumlandığını göstermektedir. Bu durum, şeffaf olmayan fiyatlandırmanın memnuniyetsizlik ve beklenti uyumsuzluğu yaratabileceğini belirten çalışmalarla uyumludur [2], [3], [10].

Araştırmada belirlenen ikinci temel bulgu, dijital hizmet aksaklıklarının kullanıcı deneyiminde güçlü bir sorun alanı oluşturmasıdır. Üyelik, giriş, doğrulama, ödeme ve şarj başlatma sorunları, kullanıcının fiziksel şarj hizmetine erişimini belirleyen kritik eşiklerdir. Kullanıcı uygulamaya giriş yapamadığında, doğrulama kodu alamadığında, ödeme tamamlanmadığında veya şarjı başlatamadığında, fiziksel istasyonun mevcut olması hizmetin alınabilmesi için yeterli değildir. Bu bulgu, mobil uygulamalardaki giriş hataları, doğrulama başarısızlıkları, ödeme problemleri, ekran donmaları ve yazılımsal aksaklıkların şarj sürecini doğrudan kesintiye uğratabildiğini belirten çalışmalarla uyumludur [13].

Harita, konum, istasyon görünürlüğü ve güncelleme sorunlarının ayrı bir konu olarak ortaya çıkması da önemlidir. Kullanıcı için önemli olan yalnızca istasyonun varlığı değil, istasyonun gerçekten erişilebilir, çalışır, uygun ve uygulamada doğru biçimde temsil ediliyor olmasıdır. Bu bulgu, harita arayüzlerindeki konum yanlışlıkları ve bilgi senkronizasyonu problemlerinin kullanıcıların zaman ve enerji kaybetmesine neden olabileceğini belirten çalışmalarla örtüşmektedir [8]. Dolayısıyla şarj operatörleri için uygulama arayüzü, sunucu altyapısı, istasyon yazılımı ve saha operasyonları arasında güçlü bir veri senkronizasyonu gereklidir.

Konu dağılımlarının operatörlere göre farklılaşması, elektrikli araç şarj deneyiminin tek tip bir kullanıcı deneyimi olarak ele alınamayacağını göstermektedir. Trugo yorumlarında fiyatlandırma, kullanıcıların fiyat artışı algısı ve kurumsal güven kaybı tepkilerinin daha belirgin olması; Voltrun yorumlarında ise harita, konum, üyelik ve işlem süreçlerine ilişkin sorunların daha görünür hâle gelmesi, her operatör için farklı iyileştirme öncelikleri gerektiğini ortaya koymaktadır. Literatürde mobil şarj uygulamalarının rota planlama, istasyon uygunluğu, kimlik doğrulama, ödeme ve müşteri desteği gibi çok sayıda işlevi aynı hizmet akışı içinde birleştirdiği belirtilmektedir [5]-[8]. Bu çalışmanın sonuçları, söz konusu işlevlerin her operatörde aynı kullanıcı deneyimini üretmediğini göstermektedir.

Zamansal analiz bulguları, Ocak 2026’daki yorum yoğunlaşmasının büyük ölçüde fiyatlandırma ve kullanıcıların fiyat artışı algısıyla ilişkili tepkiler etrafında şekillendiğini göstermiştir. Bu sonuç, kullanıcıların tarife ve fiyatlandırma algılarının kullanıcı davranışlarını ve maliyet değerlendirmelerini etkileyebileceğini belirten çalışmalarla uyumludur [11], [12]. Bununla birlikte yoğunlaşma öncesi ve sonrası dönemlerde dijital hizmet aksaklıklarının yeniden görünür hâle gelmesi, kullanıcı deneyiminin dinamik bir yapıya sahip olduğunu göstermektedir. Belirli dönemlerde fiyatlandırma gibi stratejik kararlar

kullanıcı gündemini baskılayabilirken, olağan dönemlerde harita, konum, üyelik, ödeme ve işlem başlatma gibi dijital hizmet sorunları daha belirgin hâle gelebilmektedir.

Bu çalışma, Google Play yorumlarının elektrikli araç şarj hizmetlerinde kullanıcı deneyimini izlemek için değerli bir veri kaynağı olduğunu göstermektedir. Yalnızca yıldız puanlarına bakıldığında memnuniyetsizliğin düzeyi görülebilir; ancak bu memnuniyetsizliğin hangi hizmet boyutlarından kaynaklandığı anlaşılamaz. FASTopic ile yapılan analiz, düşük puanların fiyatlandırma, ödeme, doğrulama, harita, güncelleme, kurumsal güven ve kullanım kolaylığı gibi farklı konu alanlarıyla ilişkili olduğunu ortaya koymuştur. Bu bulgu, uygulama mağazası yorumlarının teknik aksaklıkları, hizmet kusurlarını ve kullanıcı beklentilerini anlamada tamamlayıcı bir veri kaynağı olduğunu vurgulayan çalışmalarla uyumludur [3], [13]-[15].

Uygulayıcılar açısından bulgular, fiyatlandırma politikalarının kullanıcı deneyiminin ayrılmaz bir parçası olarak ele alınması gerektiğini göstermektedir. Kullanıcıların tarife değişikliği veya yüksek fiyat olarak algıladığı durumlar yalnızca ekonomik gerekçelerle değil, kullanıcıya sağlanan değer, hizmet kalitesi, rakip fiyatlar ve iletişim stratejisiyle birlikte değerlendirilmelidir. Ayrıca üyelik, kimlik doğrulama, ödeme, QR kod okuma, provizyon ve şarj başlatma sistemleri kritik işlem akışı olarak izlenmelidir. Harita ve istasyon durum bilgilerinin gerçek zamanlı, doğru ve güvenilir biçimde güncellenmesi de kullanıcı güveninin korunması açısından önemlidir.

Bu çalışmanın bazı sınırlılıkları bulunmaktadır. İlk olarak araştırma yalnızca Google Play yorumlarına dayanmaktadır. iOS kullanıcılarının App Store yorumları, sosyal medya paylaşımları, çağrı merkezi kayıtları, saha arıza verileri veya doğrudan kullanıcı görüşmeleri çalışmaya dâhil edilmemiştir. İkinci olarak kullanıcı yorumları tüm kullanıcı kitlesini temsil eden olasılıklı bir örneklem değildir; özellikle çok olumlu veya çok olumsuz deneyim yaşayan kullanıcılar yorum yazmaya daha eğilimli olabilir. Üçüncü olarak operatörler arasında yorum sayıları eşit değildir ve Voltrun uygulamasına ilişkin yorum sayısı diğer operatörlerden daha düşüktür. Dördüncü olarak FASTopic çıktıları araştırmacı yorumuna ihtiyaç duymaktadır; konu etiketlerinin anlamlandırılması ve temsilî yorumların değerlendirilmesi nitel araştırmacı muhakemesi gerektirir. Gelecek çalışmalarda App Store yorumları, sosyal medya verileri ve kullanıcı anketleriyle çok kaynaklı analizler yapılabilir; fiyat adaleti, dijital hizmet kalitesi, güven, memnuniyet ve kullanımı sürdürme niyeti arasındaki ilişkiler doğrulayıcı modellerle test edilebilir.

V. SONUÇLAR

Bu çalışma, Türkiye'deki elektrikli araç şarj uygulamalarına ilişkin Google Play yorumlarında kullanıcı deneyiminin fiyatlandırma tepkileri ve dijital hizmet aksaklıkları ekseninde yoğunlaştığını ortaya koymuştur. FASTopic analizi sonucunda fiyat algısı ve tarife politikası, üyelik/doğrulama/ödeme/şarj başlatma sorunları, boykot ve uygulamayı silme, harita/konum/güncelleme sorunları, kullanıcıların fiyat artışı algısı, tepki ve kurumsal güven kaybı ile kullanım kolaylığı ve genel memnuniyet olmak üzere altı temel konu belirlenmiştir.

Bulgular, fiyatlandırma ile ilişkili konuların toplam yorumların yarısından fazlasını oluşturduğunu ve en yüksek olumsuzluk oranlarına sahip olduğunu göstermiştir. Bu durum, elektrikli araç şarj hizmetlerinde fiyatlandırmanın yalnızca ekonomik bir karar değil, kullanıcı güveni ve dijital hizmete devam etme eğilimi üzerinde etkili bir kullanıcı deneyimi boyutu olduğunu ortaya koymaktadır. Bununla birlikte üyelik, doğrulama, ödeme, şarj başlatma, harita ve konum sorunları da kullanıcı deneyimini belirleyen önemli dijital hizmet aksaklıkları olarak saptanmıştır.

Operatör düzeyindeki bulgular, kullanıcı deneyimi sorunlarının her operatörde aynı biçimde dağılmadığını göstermiştir. Trugo'da fiyatlandırma ve güven kaybı tepkileri daha belirginken, Voltrun'da dijital hizmet aksaklıkları daha fazla öne çıkmıştır. Zamansal analiz ise Ocak 2026'daki yoğun yorum artışının büyük ölçüde fiyatlandırma ve kullanıcıların fiyat artışı algısıyla ilişkili tepkiler etrafında şekillendiğini ortaya koymuştur. Yoğunlaşma öncesi ve sonrasında harita, konum, üyelik, ödeme ve işlem başlatma gibi dijital hizmet sorunları daha görünür hâle gelmiştir.

Sonuç olarak, elektrikli araç şarj uygulamalarında kullanıcı deneyiminin iyileştirilmesi için iki yönlü bir stratejiye ihtiyaç vardır. Fiyatlandırma politikaları daha şeffaf, öngörülebilir ve kullanıcı tarafından adil algılanacak biçimde yönetilmeli; mobil uygulama, ödeme, doğrulama, istasyon bilgisi ve harita

altyapısı gibi dijital hizmet bileşenlerinin güvenilirliği artırılmalıdır. Kullanıcı yorumlarının düzenli olarak analiz edilmesi, şarj operatörlerine veri temelli karar verme, hizmet aksaklıklarını erken belirleme ve kullanıcı merkezli dijital dönüşüm süreçlerini güçlendirme olanağı sunmaktadır.

TEŞEKKÜR

Yazarlar, bu çalışmanın veri toplama, analiz ve raporlama süreçlerinde yararlanılan açık kaynak Python kütüphanelerini geliştiren araştırmacı ve geliştirici topluluklarına teşekkür eder. Çalışmada kullanılan kullanıcı yorumları, Google Play mağazasında herkese açık olarak yayımlanan değerlendirmelerden elde edilmiştir. Bu çalışma kapsamında herhangi bir kurum veya kuruluşan finansal destek alınmamıştır.

KAYNAKLAR

- [1] M. Tang, J. Cao, Z. Fan, D. Gong, and G. Xue, "Public perceptions of EV charging infrastructure: A combined sentiment analysis and topic modeling approach," *Studies in Informatics and Control*, vol. 33, no. 2, pp. 59–72, 2024, doi: 10.24846/v33i2y202406.
- [2] B. Lin and M. Yang, "Changes in consumer satisfaction with electric vehicle charging infrastructure: Evidence from two cross-sectional surveys in 2019 and 2023," *Energy Policy*, vol. 185, 113924, 2024, doi: 10.1016/j.enpol.2023.113924.
- [3] Y. Hou, P. Wang, Z. Yao, X. Zheng, and Z. Chen, "Enhancing electric vehicle charging infrastructure planning with pre-trained language models and spatial analysis: Insights from Beijing user reviews," *ISPRS International Journal of Geo-Information*, vol. 14, no. 9, 325, 2025, doi: 10.3390/ijgi14090325.
- [4] M. B. Rasheed, Á. Llamazares, M. Ocaña, and P. Revenga, "A game-theoretic approach to mitigate charging anxiety for electric vehicle users through multi-parameter dynamic pricing and real-time traffic flow," *Energy*, vol. 304, 132103, 2024, doi: 10.1016/j.energy.2024.132103.
- [5] A. Miah, F. Amin, and F. S. Hossain, "An efficient and reliable IoT-enabled application for electric vehicle charging stations," *Ad Hoc Networks*, vol. 178, 103970, 2025, doi: 10.1016/j.adhoc.2025.103970.
- [6] K. Sariheddine, M. A. Sayed, S. Torabi, R. Atallah, and C. Assi, "Investigating the security of EV charging mobile applications as an attack surface," *ACM Transactions on Cyber-Physical Systems*, vol. 7, no. 4, Article 26, 2023, doi: 10.1145/3609508.
- [7] S. Borgosano, M. Curatolo, F. Viola, R. Miceli, S. Leva, and M. Longo, "User-Friendly Digital Solution for Charging Stations," in *Proc. 2025 International Conference on Clean Electrical Power (ICCEP)*, pp. 364–369, 2025, doi: 10.1109/ICCEP65222.2025.11143764.
- [8] J. Bae, D. Seu, M. Oh, M.-H. Yun, and W. Kim, "Who's in charge of charging experience: Heuristic evaluation criteria for addressing design issues in electric vehicle charging," in *Extended Abstracts of the CHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI EA '24)*, pp. 1–8, 2024, doi: 10.1145/3613905.3651038.
- [9] J. Peemanee, W. Kongtong, K. Salangam, S. Boonlua, and R. Weeraratna, "Innovation acceptance and usage behavior of smart electric vehicle applications," *International Journal of Analysis and Applications*, vol. 23, 116, 2025, doi: 10.28924/2291-8639-23-2025-116.
- [10] M. Wang, S. S. Ramasamy, X. Yu, M. Liu, A. Y. Dawod, and H. Chen, "User sentiment analysis of the shared charging service for China's G318 route," *Electronics*, vol. 13, no. 22, 4335, 2024, doi: 10.3390/electronics13224335.
- [11] S. G. Argade, V. Aravinthan, İ. E. Büyüktaktın, and S. Joseph, "Performance and consumer satisfaction-based bi-level tariff scheme for EV charging as a VPP," *IET Generation, Transmission & Distribution*, vol. 13, no. 11, pp. 2112–2122, 2019, doi: 10.1049/iet-gtd.2018.5754.
- [12] Q. Zhang, Y. Hu, W. Tan, C. Li, and Z. Ding, "Dynamic time-of-use pricing strategy for electric vehicle charging considering user satisfaction degree," *Applied Sciences*, vol. 10, no. 9, 3247, 2020, doi: 10.3390/app10093247.
- [13] L. Yan, B. Tao, Z. Han, and L. Ouyang, "Online reviews analysis in product defects and customer requirements via two-stage model," *Total Quality Management & Business Excellence*, vol. 36, no. 8, pp. 788–810, 2025, doi: 10.1080/14783363.2025.2478206.
- [14] W. Alhoshan, "Prioritized perspectives and concerns in Arabic reviews of FemTech apps: A mixed method of topic modeling and multi-criteria analysis," *PeerJ Computer Science*, 2026, doi: 10.7717/peerj-cs.3780.
- [15] J.-S. Seok, C.-Y. Kim, S.-Y. Kim, and Y.-M. Kim, "Deep-learning-based customer complaints monitoring system using online review," preprint, SSRN, 2024. [Online]. Available: <https://ssrn.com/abstract=4795530>. Accessed: Jul. 3, 2026.
- [16] X. Wu, T. T. Nguyen, D. C. Zhang, W. Y. Wang, and A. T. Luu, "FASTopic: Pretrained Transformer is a fast, adaptive, stable, and transferable topic model," *Advances in Neural Information Processing Systems*, vol. 37, 2024.