

LOJİSTİK REGRESYON İLE FAYDALI MÜŞTERİ YORUMLARINI TAHMİNLEME

FORECASTING USEFUL COSTUMER REVIEWS VIA LOGISTIC REGRESSION

Oğuzhan ARI* 
Adem AKBIYIK** 

Öz

Tüketicilerin elektronik ortamda gerçekleştirdiği satınalma deneyimlerini paylaştıkları yorum ve değerlendirme sayılarındaki artış, yapılan yorumlarla ilgilenen potansiyel müşteriler için en faydalı ve etkin yorumları belirleme konusunda yük oluşturabilmektedir. Bu amaçla e-ticaret platformları tüketici yorumlarına yönelik olarak farklı yaklaşımlarla yorumlarda önceliklendirme ve görünür kılama sıralamaları gerçekleştirmektedir. Faydalı yorum olarak adlandırılan, genellikle diğer tüketicilerin oylamaları neticesinde sıralanan bu yorumlar, güncel olan ancak faydalı olabilecek yorumları daha geç paylaşılması nedeniyle geride bırakabilmektedir. Bu çalışmada, lojistik regresyon aracılığıyla faydalı yorum olarak önceliklendirilmemiş olan yorumların tahminlemesi gerçekleştirilerek güncel tarihli olması nedeniyle geri planda kalan faydalı yorumlar belirlenmiştir. Çalışma, tüketici yorumlarına olan ilgi ve paylaşım isteğinin yüksek tutulması ve potansiyel müşteriler için çok sayıda yorum arasından en faydalı olanların belirlenmesi adına yeni bir yaklaşım sunmaktadır.

Anahtar Kelimeler: Elektronik Ağızdan Ağıza Pazarlama, Müşteri Yorumları, Faydalı Yorumlar, Tahminleme, Makine Öğrenmesi, Lojistik Regresyon

JEL Sınıflandırması: M31, C38

Abstract

The increase in the number of comments and evaluations in which consumers share their purchasing experiences in the electronic environment can create a burden for potential customers who are interested in the comments made to determine the most useful and effective comments. For this purpose, e-commerce

* Arş. Gör., Sakarya Üniversitesi, İşletme Fakültesi, Yönetim Bilişim Sistemleri, oari@sakarya.edu.tr, ORCID: 0000-0002-7081-905X

** **Sorumlu Yazar:** Doç. Dr., Sakarya Üniversitesi, İşletme Fakültesi, Yönetim Bilişim Sistemleri, adema@sakarya.edu.tr, ORCID: 0000-0001-7634-4545

To cite this article: ARI, O. & Akbiyik, A. (2022). Lojistik regresyon ile faydalı müşteri yorumlarını tahminleme. *Journal of Research in Business*, 7(1), e15-32.

“Çalışmada etik kurul izni gerekmemektedir.”

Submitted: 16.11.2022

Revised: 07.02.2022

Accepted: 01.03.2022

Online Yayın: 30.03.2022

platforms perform prioritization and visibility rankings in comments with different approaches for consumer comments. These comments, which are called useful comments, are generally listed as a result of the votes of other consumers. Useful comments can leave behind current but useful comments because they are shared at a later date. In this study, the comments that were not prioritized as useful comments were estimated via logistic regression. In this way, the useful comments that remained in the background due to their current date were determined. The study presents a new approach in order to keep the interest and willingness to share consumer reviews high and to identify the most useful reviews among many potential customers.

Keywords: e-WOM, Customer Reviews, Useful Reviews, Forecasting, Machine Learning, Logistic Regression

JEL Classification: M31, C38

Extended Summary

The increase in the number of comments and evaluations in which consumers share their purchasing experiences in the electronic environment can create a burden for potential customers who are interested in the comments made to determine the most useful and effective comments. The number of comments written on popular products is expressed in thousands. For this purpose, e-commerce platforms perform prioritization and visibility rankings in comments with different approaches for consumer comments. These comments, which are called useful comments, are generally listed as a result of the votes of other consumers, and they can leave behind the current but useful comments because they are shared later. Such comments are effective on users' purchasing decisions. In this study, the comments that were not prioritized as useful comments were estimated by means of logistic regression and the useful comments that remained in the background due to their current date were determined. It's not too big of a problem to tag a useless comment as helpful. Incorrectly tagged comments will be quickly marked as useless by users. However, labeling a useful comment as useless and keeping it in the background is a problem. This criterion was taken into account when choosing the algorithm to predict useful comments. The study presents a new approach in order to keep the interest and willingness to share consumer reviews high and to identify the most useful reviews among many potential customers. In addition, it is foreseen that with this new approach, users can be encouraged with the knowledge that useful comments written by them will be kept in the foreground.

1. Giriş

Web 2.0, kullanıcılara içerik geliştirme imkânı vermesi, tüketicilerin deneyimlerini birbirleriyle paylaşmalarına ve ürün tercih ve satın alma süreçlerinde etkili olmasına imkân vermektedir. Bu imkanla birlikte son yıllarda ortaya çıkan çevrimiçi alışveriş teknolojisi ile insanlar, belirli ürün ve hizmet konusunda deneyimlemiş oldukları tecrübeleri, diğer tüketicilerle birlikte paylaşabilmektedir. E-ticaret teknolojisinin bireylerin tüketim alışkanlıklarını değiştirmesiyle birlikte ortaya yeni gereksinimler çıkmıştır.

Günümüzde, birçok e-ticaret firması ve e-ticaret yardımcı uygulamaları (ürünlerin fiyatları, ürünleri yıldız derecelendirme değerleri, teknik özellikleri, kargo imkanları vb. açılardan) ürünlerin birbirleriyle kıyaslanmasına olanak sağlamaktadır. Bunun yanı sıra ürünü kullanmış kullanıcıların deneyimlerini paylaşma ve ürün hakkındaki fikirlerini yıldız derecelendirmesi ile özetlemesine ve diğer kullanıcıların bu yorum hakkında faydalı veya faydasız bulduklarını belirtebilmeleri de bu olanaklardan birkaçıdır. Chen ve diğerlerine (2004) göre, müşteri yorumları, yıldız derecelendirmeleri ve faydalı/faydasız olarak işaretlenmesi gibi bilgiler satın alma konusunda oldukça önem taşımaktadır.

E-ticaret siteleri üzerinden herhangi bir mal veya hizmete yapılan yorumlar, bu yorumlarla birlikte verilen yıldız derecelendirmeleri ve diğer değerlendirme faktörleri önemli bir çalışma alanı olarak karşımıza çıkmaktadır. Tüketicilerin elektronik ortamlardaki ürün ve hizmetler konusundaki deneyimlerini paylaşmak konusunda istekleri, bir ürün veya hizmet hakkındaki fikirlerin bir platformda yoğunlaşmasına neden olmaktadır. Bu durum, potansiyel müşterileri, tüm yorumları okumaktansa filtreleyerek okumasına neden olmaktadır, “yıldız derecelendirmesi”, “en güncel”, “en alakalı”, “en faydalı”, “fotoğraflı” ve benzeri kriterlere göre tüketiciler belirli filtreler kullanarak ürün hakkında en etkin yorumlara ulaşmaya çalışmaktadır. Bu konuda elektronik ticaret platformları, adı geçen kriterleri filtreleme özelliği koymasını yanı sıra, akıllı sistemler aracılığıyla tüketicilerine en uygun filtrelemeleri gerçekleştirerek tüketici yorumlarını ön plana çıkarmaktadır. Çevrimiçi yorumlarda faydalı bilgilere ulaşmak için bulanık mantık ile yorum seçme yöntemi (Zhang vd, 2021:280), makine öğrenmesiyle birlikte birden fazla kaynaktan gelen tutarsız ürün incelemeleriyle birlikte, reklamların ve bilgi doğrulamanın önemine dair yapılan çalışma (Byun vd, 2021:81) ve makine öğrenmesi ile faydalı yorumların görünürlüğünün ürün satışları üzerindeki etkisine dair (Alzate, 2021:638) yapılan çalışmalar faydalı tüketici yorumlarının filtrelenmesi ve ön plana çıkarılmasının önemini ortaya koymaktadır.

Faydalı yorum filtrelenmesinde kullanılan geleneksel yöntem, diğer tüketicilerin okudukları yorumları “faydalı” veya “faydasız” olarak değerlendirmesi üzerine kurulmuştur. Bu noktada yıldız derecelendirmesi beş veya bir gibi uç değerlere sahip olan, fotoğraf içeren, konuyu detaylı olarak ele alan, görece geçmiş tarihli yorumların faydalı bulunmasında etkisi bulunmaktadır. Özellikle platforma yeni dahil olan yorumların, içeriğine bakılmaksızın geri planda kalması ve bahsi geçen kriterlerin, yeni yorumların ön plana çıkmasını engellemesi nedeniyle faydalı yorum belirleme kriterlerinde yeni yöntemlere ve kriterlere ihtiyaç duyulmaktadır.

Bu çalışmada, Türkiye’de faaliyet gösteren bir e-ticaret sitesi üzerinde satışta bulunan, her cinsiyet grubuna hitap eden bir ürüne yapılan yorumların; 1) yıldız derecelendirmesi, yorumların duygu analizleri ve yorumların diğer kullanıcılar tarafından faydalı bulunma sayıları incelenecektir. 2) makine öğrenmesi algoritmasıyla, daha önceki yorumlardan elde edilen veriler ışığında yeni yazılan bir yorumun diğer kullanıcılar tarafından faydalı bulunup bulunmayacağını tahmin edilmeye çalışılacaktır.

2. Temel Kavramlar

2.1. Elektronik Ağızdan Ağıza İletişim

Ağızdan ağıza iletişim (Word of Mouth), benzer ürün ve hizmetlere ilgi gösteren insanların birbiriyle iletişim kurarak tecrübe ettikleri deneyimleri, şikayetleri ve satın alma niyeti üzerinde etkili olan diğer faktörleri birbirleriyle paylaşmasını temsil eder (Brown vd, 2007:3). Bir tarafta herhangi bir kâr amacı gütmeyen sadece ürün veya hizmeti tecrübe etmiş kullanıcı ve ürün, diğer tarafta ise bu ürün veya hizmet hakkında bilgi almak isteyen başka bir kullanıcı ağızdan ağıza iletişimin (AAİ) temel tarafları olarak ifade edilir (Uslu, 2016:97). Kullanıcı tarafından içerik geliştirilmesine imkân veren Web 2.0 teknolojileri ile tüketiciler elektronik ortamda deneyimlerini paylaşma imkânı bulmuşlardır. Bu gelişmeyle, tüketiciler için önemli bir olgu olan AAİ elektronik ortama taşınarak elektronik ağızdan ağıza iletişim (e-WOM – Electronic Word of Mouth) kavramı olarak karşımıza çıkmıştır (Henning, 2003:8). Nielsen'a (2013:2) göre, bu iletişim türü, günümüzde tüketiciler tarafından %83 oranıyla en çok güvenilen reklam şeklidir.

İnternet kullanıcılarının yorumlarının ve elektronik ağızdan ağıza iletişimin kullanıcıların satın alma davranışları üzerinde kayda değer etkisi vardır. Bir kullanıcı bir ürünü almaya karar verdiğinde, fiyat, kullanım, kargo seçenekleri, uzun süreli kullanım deneyimleri gibi konular hakkında bilgi edinmek için daha çok firmaların kendi hazırladığı tanıtımları değil, diğer kullanıcıların deneyimlerini okumayı tercih etmektedir (Henning, 2003). Bir elektronik ağızdan ağıza iletişim yorumu, bir bilgi kaynağı olarak birden fazla tüketiciye ulaşabilmekte ve bu tüketicilerin satın alma kararlarını pozitif veya negatif perspektifte etkileyebilmektedir (Pursainen, 2010).

2.2. Yıldız Derecelendirmesi

Tüketicilerin yorumlarının genel değerlendirmesini ifade etmek adına semboller ve rakamlardan yararlanılmaktadır. E-ticaret siteleri, türlerine ve kendilerine bağlı olarak kullanıcıların yaptıkları yorumların yanı sıra, sitesine bağlı olarak 1 ile 5 veya 1 ile 10 veya sadece “memnunum” ve “memnun değilim” gibi derecelendirme imkânı da sunmaktadırlar. Genel değerlendirme araçlarından biri olan yıldız derecelendirmeleri, yorumların genel değerlendirmesini temsil eden sembol olan yıldız ve yıldız sayısından (1-5 arasında) oluşmaktadır.

Yıldız incelemelerinde en düşük derece olan 1 yıldız derecelendirmesi, ürünün kalitesi veya hizmetinin olumsuz bir değerlendirmesini gösterirken, 5 yıldızlı ise en yüksek derecelendirme olarak ürünün kalitesi veya hizmet hakkında olumlu bir durum yansıtır (Krestel & Dokoohaki, 2011). Yıldız derecelendirmeler, ürün ya da hizmetin farklı yönlerini ele alan içeriklerin ya da aracı platformlara yönelik fiyat, kargo, hız vb. niteliklerin değerlendirilmesinin ayırt edilememesi (Çakar ve Akbıyık, 2018), nedeniyle tek başına kullanılması yeterli değildir.

2.3. Faydalı Yorum ve Yorum Filtreleme Kriterleri

Tüketici yorumlarının sayısı arttıkça, yeni müşterilerin çok sayıda yorum içerisinden kendilerine fayda sağlayacak yorumları belirlemesi ve filtrelemesi önem kazanmaktadır. Bu nedenle, çevrimiçi alışveriş siteleri, yapılan yorumları “faydalı” veya “faydasız” olarak sınıflandırmakta, bu değerlendirmeyi ise yorumları okuyan tüketicilere faydalı – faydasız seçeneklerini işaretleme imkânı vererek gerçekleştirmektedir. Bu sayede, ürün veya hizmet hakkında, tüketicilere göre, daha faydalı bilgiler içeren yorumlar ön plana çıkabilmektedir. Bir yorumun diğer tüketicilerce faydalı bulunması, negatif ya da pozitif içeriğine bakılmaksızın faydalı yorum sıralamasına tabi tutularak yorum sayfasına gelen potansiyel tüketicilere gösterilmektedir.

Faydalı yorum filtresi gibi, yorumlarla birlikte verilmiş olan yıldız derecelendirmesi, yapılan yorumun ürün hakkında görsel içermesi de diğer filtreleme kriterleri olarak kullanılmaktadır. Bu sayede tüketiciler, sadece beş yıldız veya sadece bir yıldız almış yorumları görebilmekte, bu yorumlarla birlikte ürünün beğenilen veya beğenilmeyen yönleri hakkında, diğer tüketicilerin yazmış oldukları yorumlara toplu bir şekilde ulaşabilmektedir.

3. Yöntem

Bu bölümde ilk olarak araştırmada takip edilen metodoloji ve yararlanılan uygulamalar olan makine öğrenmesi, duyu analizi ve makine öğrenmesinde başarı ölçütleri konuları ele alınmıştır. Bölüm sonunda araştırmada kullanılacak veri setinin edinimi ve ön işleme adımları hakkında bilgiler verilmiş, çalışmada yararlanılacak algoritmanın belirlenmesi detaylı bir biçimde ortaya koyulmuştur.

3.1. Makine Öğrenmesi

Makine öğrenmesi, temelleri 1950’li yıllarda “Taklit Oyunu” başlıklı makalede sorulan “Makineler düşünebilir mi?” fikriyle ortaya çıkmıştır (Turing, 2009). Günümüzde birden fazla alanda kullanılan bu öğrenme metodu, denetimli veya denetimsiz şekilde öğrenerek birçok sorunu insan müdahalesi olmadan çözmesi olarak ifade edilebilir.

Denetimli öğrenme, bir problem için daha önce karşılaşmış durumların algoritma tarafından öğrenilmesi ve yeni gelecek problemi daha önceki öğrenimine göre değerlendirmesi olarak ifade edilebilir. Bu algoritmaların öğrenilmesi için önceden bir eğitim seti hazırlanır. Hazırlanan set üzerinden öğrenen algoritma yeni girdileri önceki öğrenimlerine göre sınıflandırmaya çalışır. Bu alanda en yaygın algoritmalar; Rastgele Ağaçlar Algoritması, Lojistik Regresyon, Karar Ağaçları, Naive Bayes, Gradient Boosting ve XGBoost gösterilebilir.

Denetimsiz öğrenme, veri setinin tamamen makine öğrenmesi algoritması tarafından sınıflandırılması olarak ifade edilebilir. Denetimsiz öğrenmede bir girdi olarak çıktı yoktur, bu çıktı algoritma tarafından ortaya koyulur. Denetimsiz öğrenmede kullanılan en yaygın algoritmalar K-en yakın komşu, Hiyerarşik Kümele ve Bulanık Mantık gösterilebilir.

Bir makine öğrenmesi algoritması ile çalışma yapılırken, öncelikle kullanılacak veri seti bir ön işleme sürecinden geçirilir. Bu süreçte, girdi ve algoritmaya giren öge farklı olabilir. Örneğin, veri bir cümle olabilirken, algoritmaya giren veri bir kelime vektörü olabilir. Makine öğrenmesi algoritması için veri seti hazırlandıktan sonra veri seti, eğitim, test ve doğrulama olarak üç kısma ayrılır. Eğitim veri seti, genelde veri setinin %80'inini içeren kısım olur. Burada makine öğrenmesi algoritmasına bir girdi ve çıktı verilir. Makine öğrenmesinin, girdi ve çıktı arasındaki bağlantıyı öğrenmesi beklenir. Test veri seti üzerinde elde edilen veriler değerlendirir. Test veri seti, makine öğrenmesi algoritmasının eğitim sürecine katılmayan veriler olur. Böylece, algoritmanın hiç görmemiş olduğu veri üzerinde nasıl bir başarı sağlayacağı gözlemlenir. Doğrulama seti, zorunlu olmamakla birlikte, modelin başarısı için kullanılan settir. Test seti üzerinden elde edilen sonuç ile doğrulama seti üzerinden elde edilen sonuç başarı metriklerine göre kıyaslanır, algoritma bu veriler ışığında geliştirilmeye devam edilir.

Bu çalışma için denetimli öğrenme kategorisinden algoritmalar kullanılmış, nihai olarak kullanılacak algoritmanın seçimi başarı metriklerine göre gerçekleştirilmiştir.

3.2. Duygu Analizi, BERT ve Türkçe Duygu Analizi

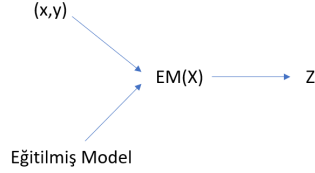
Duygu Analizi ya da Fikir Madenciliği; yazılmış metin içerisinde kullanıcının spesifik durumunun ortaya çıkarılmasına olanak sağlayan yöntemdir (Feldman, 2013). Bu tip algoritmalar, genel biçimiyle bir metni girdi olarak alır ve dönüt olarak iki değer verirler. Bu değerler; metnin pozitif ya da negatif bir anlam taşıdığını belirten bir etiket ve bu etiketin 0 ile 1 arasında hangi kuvvette olduğunu belirten bir değer içerir.

BERT, Python üzerinde geliştirilmiş, kişilerin kendi modellerini eğitmelerine olanak sağlayan bir açık kaynak projesi olarak geçmektedir. İçerisinde geliştirilmiş olan araçlar sayesinde, elde bulunan etiketlenmiş veriler ile modellerin eğitilebilmesine olanak sağlamaktadır. Bu sayede kullanıcılar, kendi hazırladıkları veri setleriyle modeller (önceden eğitilmiş – pretrained) eğitebilmektedir.

Bu çalışmada, Türkçe metinler için BERT üzerinden Savaş Yıldırım (2020) tarafından önceden eğitilmiş olan “savasy/bert-base-turkish-sentiment-cased” modelinden yararlanılmıştır. Eğitilmiş modelin dönüt olarak vereceği “negatif” ve “pozitif” etiketler çıktı olarak alınarak veri setine eklenmiştir.

3.3. Makine Öğrenmesinde Başarı Ölçütleri

Makine Öğrenmesi algoritmalarının başarısını test etmek için çeşitli yöntemler bulunmaktadır. Denklem 1, basit bir makine öğrenmesi algoritmasının çalışma biçimini ifade etmektedir. Başarıyı test etmenin yollarından en yaygını doğruluk (accuracy) olarak bilinir. Algoritmanın eğitiminden sonra, öğrenme setine hiç girmemiş veriler üzerinden tahminlime yapması istenir. Fakat, Doğruluk tek başına yeterli bir ölçüt değildir. Modelimizin hatayı nerede yaptığının da incelenmesi gerekmektedir.



(1)

Modeldeki hataları nerede yaptığını anlamak adına kullanılan değer ROC-AUC eğrisidir. Bu eğride, ROC bir olasılık eğrisidir ve AUC ayrıla bilirliğin derecesini veya ölçüsünü temsil eder. AUC, ROC eğrisinin altında kalan alandır. AUC, modelin ayırt ediciliğini temsil eder; AUC yüksek ise modelin daha iyi tahmin yaptığı söylenebilir (Ay, 2020). ROC-AUC, hassasiyet ve özgüllük değerleriyle hesaplama yapmaktadır. Bunlar için kullanılan bazı değerler vardır:

Gerçek Pozitif: 1 tahmin edilmesi gereken değerlerin 1 olarak tahmin edilmesi.

Gerçek Negatif: 0 tahmin edilmesi gereken değerlerin 0 olarak tahmin edilmesi.

Sahte Pozitif: 0 tahmin edilmesi gereken değerlerin 1 olarak tahmin edilmesi.

Sahte Negatif: 1 tahmin edilmesi gereken değerlerin 0 olarak tahmin edilmesi.

Denklem 2, Doğruluk: Gerçek Pozitif ve Gerçek Negatif değerlerinin bütün sete oranıyla hesaplanmaktadır. Bu değer, negatif veya pozitif fark etmeksizin yapılan bütün tahminlerin ne oranla doğru olduğunu gösterir. Matematiksel olarak şu şekilde gösterilir:

$$\text{Doğruluk} = \frac{GP + GN}{GP + GN + SP + SN}$$

(2)

Denklem 3, Hassasiyet; Gerçek Pozitifin, Gerçek Pozitif ile Sahte Negatife oranıyla hesaplanır. Bu değer, yapılan doğru pozitif tahminlerinin, tüm pozitif tahminleri içerisindeki oranını gösterir. Matematiksel olarak şu şekilde gösterilir:

$$\text{Hassasiyet} = \frac{GP}{GP + SN}$$

(3)

Denklem 4, Özgüllük; Gerçek Negatifin, Gerçek Negatif ile Sahte Pozitif'e olan oranıyla hesaplanır. Bu değer, yapılan doğru negatif tahminlerin, tüm negatif tahminlerin içerisindeki oranını gösterir. Matematiksel olarak şu şekilde gösterilir:

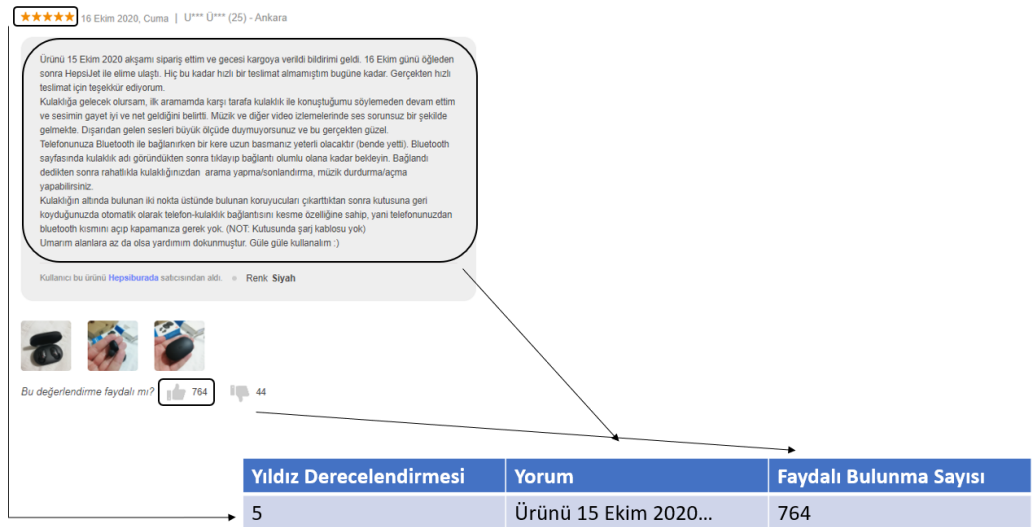
$$\text{Özgüllük} = \frac{GN}{GN + SP} \quad (4)$$

Denklem 5, AUC-ROC Eğrisi, FPR değeriyle birlikte modelimizin pozitif ve negatif değerleri sınıflandırma konusundaki başarısı hakkında bize bilgi vermektedir. FPR değerinin matematiksel gösterimi şu şekildedir:

$$\text{FPR} = 1 - \text{Özgüllük} \quad (5)$$

3.4. Veri Setinin Oluşturulması ve Ön İşleme

Çalışma kapsamında Türkiye'de faaliyet gösteren bir e-ticaret sitesi üzerinden satışı gerçekleştirilen kablosuz kulaklık ürününe yapılan yorumlar, yorumlara verilen yıldız derecelendirmesi ve yorumun kaç farklı kullanıcı tarafından faydalı bulunduğu bilgisi bir Python modülü aracılığıyla elde edilmiştir.



Şekil 1: Kullanıcı Yorumlarının Veri Setine Alınması

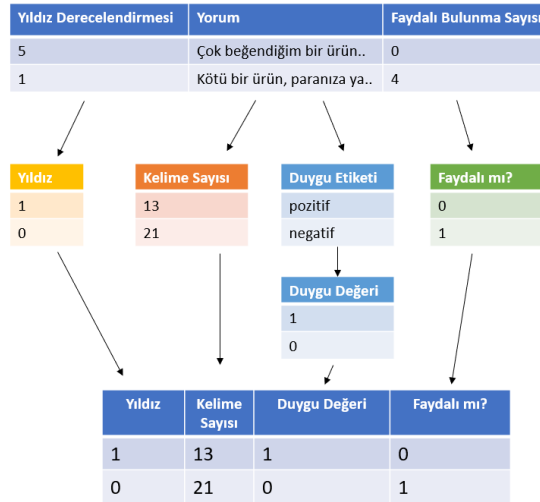
Uygulama neticesinde 2076 adet yorum çekilmiştir. Yorumların 1940 tanesi 5 yıldız derecelendirmesine sahip iken, 136 tanesi 1 yıldız derecelendirmesine sahiptir (Tablo 1).

Tablo 1: Toplam Yorum Sayısı ve Yıldız Derecelendirme Dağılımı

Yıldız Derecesi	Frekans	Toplam %
1	136	6,5%
5	1940	93,5%
Toplam	2076	100%

Alınan yorumlarla birlikte veri seti şu şekilde düzenlenmiştir.

- 1 ve 5 olan yıldız dereceleri 0 ve 1'e dönüştürülmesi
- Yorum metninin yerine, yorumda kullanılan kelime sayısı kullanılması
- 2 ve daha fazla kez faydalı bulunan yorumlar 1, hiç faydalı bulunmayan yorumlar ve bir defa faydalı bulunan¹ yorumların 0 olarak ifade edilmesi
- Duygu Analizi sonrasında elde edilen "negatif" ve "pozitif" etiketlerinin, sırasıyla 0 ve 1 olarak ifade edilmesi

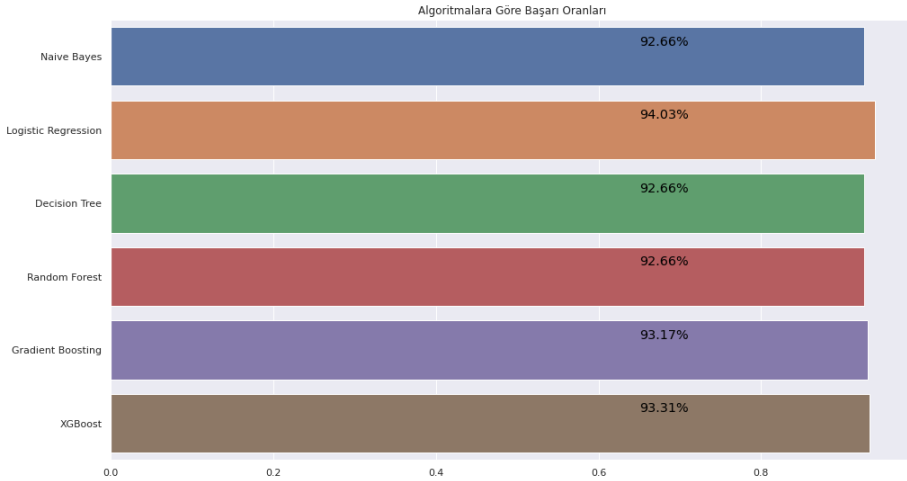
**Şekil 2:** Veri Setine Dönüşüm

Veri seti hazırlanma aşamasından sonra yıldız derecelendirme, kelime sayısı ve duygu değeri özelliklerini (feature) kullanarak "faydalı mı?" sütunu tahmin edilmeye çalışılmıştır. Veri seti, %80'e %20 olacak şekilde rastgele bir şekilde eğitim ve test verisi olarak ikiye ayrılmıştır.

1 Bir defa faydalı bulunan yorumlarda, kullanıcıların kendi yorumlarını faydalı bulma ihtimaline karşı bir fayda oranına sahip yorumlar 0 kabul edilmiştir.

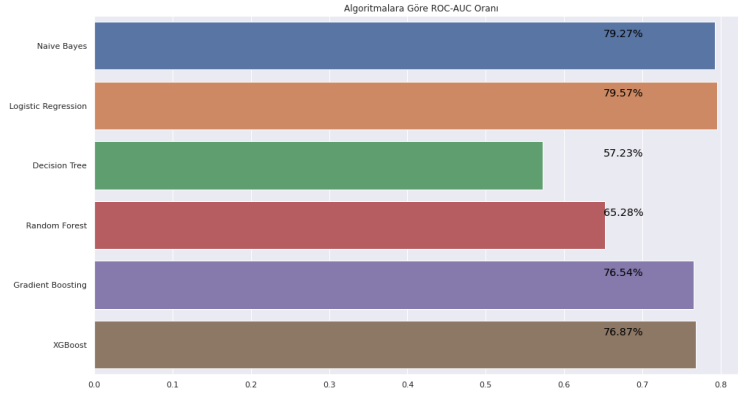
3.5. Algoritma Seçimi

Doğru algoritmanın seçimi için doğruluk ve AUC-ROC değeri kullanılmıştır. Eğitim setiyle eğitilen 6 algoritmanın sonucu Şekil 3’de gösterilmiştir. Doğruluk, 1 olması gereken değerleri 1, 0 olması gereken değerleri de doğru bir şekilde 0 tahmin etme oranına göre %94,03 ile en başarılı algoritma Lojistik Regresyon olurken, Naive Bayes ve Karar Ağaçları algoritmaları %92,66 ile algoritmalar içinde en düşük sonucu veren algoritmalar olmuştur.



Şekil 3: Algoritmalar Göre Başarı Oranları

AUC-ROC değerleri Şekil 4’de gösterilmiştir. AUC-ROC değerinin kontrol edilmesinin temel sebebi, 1 olan değerlerin 1 olarak tahminlenmesi oldukça önemlidir. Eğer, “faydalı değil” olan bir yorum yanlışlıkla “faydalı” olarak etiketlenir ve öne çıkarılırsa bu çok büyük bir hata değildir, diğer kullanıcılar tarafından “faydalı değil” olarak işaretlenerek, müşteriler veya kullanıcılar tarafından yapılan hata düzeltilebilir. Ancak, “faydalı” olma potansiyeli olan bir yorumun “faydalı değil” olarak işaretlenmesi ve diğer, yorum sayfasının arkalarına koyulması kritik bir hatadır. AUC-ROC değeri, “faydalı” olan yorumların hangi oranla “faydalı” olarak işaretlenebildiğini göstermektedir. Eğitim setinin eşik değerini düşürerek veya yükselterek bu değer üzerinde düzenleme yapılabilmektedir.



Şekil 4: Algoritmalarla Göre ROC-AUC Oranları

Şekil 4'te %79,57 ile en doğru tahminlerin Lojistik Regresyon ile elde edildiği görülmektedir. Karar ağaçları ve Rastgele Ağaçlar algoritmaları, %92-93 gibi doğruluk değerine sahip olmalarına rağmen, “faydalı” olarak etiketlenen değerleri bulma konusunda, diğer algoritmalarla göre başarısız sonuçlar elde etmişlerdir.

4. Bulgular

Veri setinde yer alan 2076 tüketici yorumunun tahminleme öncesinde gerçekleştirilen temel analizi Tablo 2'de verilmiştir. Buna göre, Tüketicilerin en az 2 kez faydalı olarak belirttikleri yorum sayısı tüm yorumlar içerisinde %6 düzeyindedir. Yorumların yaklaşık %94'lük bir bölümü en fazla 1 kere faydalı bulunan ya da hiç değerlendirilmemiş yorumlardan oluşmaktadır. Yorumlarda kullanılan kelime sayıları üzerinden karşılaştırıldığında faydalı yorumların okuyuculara daha fazla içerik ve detay sundukları söylenebilir. Faydalı bulunan yorumlarda kullanılan ortalama kelime sayısı, faydasız yorumlarda kullanılan ortalama kelime sayısının yaklaşık 3 katı düzeyindedir. Yorumların genel bir değerlendirmesini ifade eden yıldız derecelendirme dağılımları incelendiğinde, faydalı yorumlara yapılan genel değerlendirme notlarının (3.74) faydasız yorumlara (4.80) nazaran daha düşük kaldığı gözlenmektedir. Faydalı yorumlarda kullanılan ortalama kelime sayısının yüksekliği (45.98) de dikkate alındığında, detaylı inceleme yorumları ve daha hassas değerlendirmelerin yapıldığı söylenebilir. Faydasız olarak görülen yorumlardaki yüksek yıldız derecelendirme oranı (4.80), bu yorumlarda kullanılan ortalama kelime sayısının düşüklüğü de dikkate alındığında genellikle detaysız ve genel geçer bir değerlendirme yapıldığını ifade edilebilir.

Tablo 2: Faydalı (En az 2 kez faydalı bulunan) – Faydasız (En fazla 1 kez faydalı bulunan) Yorumların Tahmin Öncesi Özellikleri

Özellikler	Faydalı Yorum	Faydasız Yorum
Yorum Sayısı (2076 yorum içinden)	127 (%6,1)	1949 (%93,9)
Ortalama Kelime Sayısı	45.98 kelime	17.50 kelime
Yıldız Derecelendirme (5 üzerinden)	3.74 yıldız	4.80 yıldız
Yorum Tarih Aralığı	1 Eylül 2020 – 26 Aralık 2020	1 Eylül 2020 – Ağustos 2021

Yorumların yapıldığı tarihler dikkate alındığında, faydalı bulunan yorumların ilk yorumlardan itibaren belirli bir dönemde (1 Eylül – 26 Aralık 2020) yığıldığı söylenebilir. Bu durum, erken tarihli yapılan yorumların daha fazla kişi tarafından görülmesi ve fayda değerlendirilmesine imkân verdiği için yorum tarihinin yorumun faydalılığı üzerinde etkisinin olduğunu göstermektedir. Buna göre, güncel yapılan bir yorumun mevcut önceliklendirme ve görünürlük yaklaşımları çerçevesinde dezavantajlı kaldığını söylemek mümkündür. Mevcut veri seti için, 1 Eylül – 26 Aralık 2020 tarihleri arasında yapılan ve faydalı yorum olarak yorum sayfasında öncelikli olarak gösterilen 127 yorumun sürekli bir avantaja sahip olduğu açıktır. Faydasız olarak görülen yorumlarda ise başlangıç tarihi olarak görülen 1 Eylül 2020'den günümüze kadar yapılan yorumlar bulunmaktadır. Araştırmanın temel sorunsalı da bu yorumlar arasında faydalı içeriğe sahip ancak tarih ve faydalı yorum gibi filtremeler nedeniyle tüketicinin önüne gelmesi zor olan yorumların var olup olmadığı üzerinedir.

Tablo 3'te ilgili ürüne yönelik yapılan toplam 2076 yorum içerisinde tüketici değerlendirmelerince en faydalı bulunan pozitif ve negatif içerikli yorumlar gösterilmiştir. Yıldız derecelendirmesinde 5 ile değerlendirilen, dolayısıyla pozitif içeriğe sahip olan 16 Eylül 2020 tarihli yorum yaklaşık 840 tüketici tarafından faydalı olarak belirtilmiştir. Yorum, hem Eylül 2020 dönemine ait olması nedeniyle tarih bakımından, hem de faydalı yorum olması nedeniyle görünürlük bakımından sürekli avantaj sahibi durumundadır. Yıldız derecelendirmesi 1 yıldız olan, dolayısıyla negatif içeriğe sahip 11 Ekim 2020 tarihli yorum ise tüketici değerlendirmeleri neticesinde 114 tüketici tarafından faydalı olarak belirtilmiştir. Faydalı yorumlarda kullanılan ortalama kelime sayısının (45.98) altında kalan (41 kelime) bu yorum da hem tarih hem de faydalı yorum sıralamasında 2. sırada yer almasının vermiş olduğu görünürlük avantajı nedeniyle sürekli avantaj sahibi durumundadır.

Tablo 3: Pozitif ve Negatif İçerikli En Faydalı Yorumlar

Yorum Tarihi	Yıldız Derecesi	Faydalı Bulunma Sayısı	Kelime Sayısı	Yorum
16/09/2020	5	840	157	<p>Ürünü 15 Ekim 2020 akşamı sipariş ettim ve gecesi kargoya verildi bildirimim geldi. 16 Ekim günü öğleden sonra ***** kargo ile elimе ulaştı. Hiç bu kadar hızlı bir teslimat almamıştım bugüne kadar. Gerçekten hızlı teslimat için teşekkür ediyorum.</p> <p>Kulaklığa gelecek olursam, ilk aramamda karşı tarafa kulaklık ile konuştuğumu söylemeden devam ettim ve sesimin gayet iyi ve net geldiğini belirtti. Müzik ve diğer video izlemelerinde ses sorunsuz bir şekilde gelmekte. Dışarıdan gelen sesleri büyük ölçüde duymuyorsunuz ve bu gerçekten güzel.</p> <p>Telefonunuza Bluetooth ile bağlanırken bir kere uzun basmanız yeterli olacaktır (bende yetti). Bluetooth sayfasında kulaklık adı görüldükten sonra tıklayıp bağlantı olumlu olana kadar bekleyin. Bağlandı dedikten sonra rahatlıkla kulaklığınızdan arama yapma/sonlandırma, müzik durdurma/açma yapabilirsiniz.</p> <p>Kulaklığın altında bulunan iki nokta üstünde bulunan koruyucuları çıkarttıktan sonra kutusuna geri koyduğunuzda otomatik olarak telefon-kulaklık bağlantısını kesme özelliğine sahip, yani telefonunuzdan bluetooth kısmını açıp kapamanıza gerek yok. (NOT: Kutusunda şarj kablosu yok)</p> <p>Umarım alanlara az da olsa yardımım dokunmuştur. Güle güle kullanalım :)</p>
11/10/2020	1	114	41	<p>Hızlı bir şekilde elimе ulaştı başta telefona bağlamada hiçbir sorun yaşamazken 4. gün yani bugün sağ kulaklık bağlanırken sol kulaklık telefona bağlanmıyor ve şarjı olmasına rağmen üzerinde herhangi bir ışık yanmıyor garanti belgesi var evet ama biz bu ürünü nereye götüreceğiz.</p>

Tablo 4 Lojistik Regresyon aracılığıyla yapılan tahminleme sonrasında yorumların ve özelliklerinin dağılımını göstermektedir. Faydalı yorumlardan hareketle, 1949 faydasız olarak sınıflanan (en fazla 1 kez faydalı bulunan ya da hiç bulunmayan) yorumlar içerisinde algoritmanın faydalı olarak belirlediği 53 yorum nedeniyle faydalı yorum sayısında artış yaşanmış, toplam faydalı yorum sayısı 180'e yükselmiştir. Faydalı olarak tahminlenen yorumların da katılımıyla faydalı yorumlarda kullanılan ortalama kelime sayısında önemli bir değişiklik gözlenmemiştir. Faydasız yorum sayısında yaşanan düşüş, kullanılan ortalama kelime sayısında da etkili olmuş, 17.50 kelimedenden 17 kelimenin altına gerileme yaşanmıştır. Bu durum, faydalı yorum olarak tahminlenen yorumların geçişinin uyum gösterdiği faydalı yorumlarda aynı düzeyde etki sahibi olduğu, uyumsuz olduğu faydasız yorumlarda ise kullanılan kelime sayısında düşüşe neden olduğunu göstermektedir.

Tablo 4: Faydalı (En az 2 kez faydalı bulunan) – Faydasız (En fazla 1 kez faydalı bulunan) Yorumların Tahmin Sonrası Özellikleri

Özellikler	Faydalı Yorum (Öncesi)	Faydasız Yorum (Öncesi)
Yorum Sayısı (2076 yorum içinden)	(127) 180	(1949) 1896
Ortalama Kelime Sayısı	(45.98) 46.01 kelime	(17.50) 16.94 Kelime
Yıldız Derecelendirme (5 üzerinden)	(3.74) 3.34 yıldız	(4.80) 4.84 Yıldız
Yorum Tarih Aralığı	(26 Aralık 2020) 11 Ağustos 2021	(Ağustos 2021) – Ağustos 2021

Yıldız derecelendirmesi bakımından 53 yorumun faydalı olarak tahmin edilmesi faydalı yorumlar üzerinde daha etkili olmuştur. Faydasız yorumlarda ise yıldız derecelendirme düzeyinde önemli bir etki gözlenmemiştir. Söz konusu durum, faydalı olarak tahmin edilen yorumların aynı oranda ortalama kelime kullanımına sahip ancak görece daha negatif (düşük yıldız derecelendirme) içeriğe sahip olduğunu göstermektedir. Son olarak, 53 yorumun faydalı olarak tahmin edilmesi ile birlikte yorumların tarih aralıklarında da değişiklik gözlenmektedir. Daha önce Eylül 2020 – Aralık 2020 dönemi arasında kalan yorumların faydalı olarak ön plana çıktığı genel yaklaşımdan farklı olarak tahminleme sonrasında, 11 Ağustos 2021 tarihli daha güncel yorumların tarih ve fayda değerlendirmesinden bağımsız olarak, sadece faydalı içeriğe sahip olduğu için faydalı yorum olarak sınıflandırıldığı görülmektedir.

Tahminleme algoritmasının çalıştırılması neticesinde güncel tarihli olup, sıralamalarda geride kalan ancak içeriği faydalı olabilecek yorumların ön plana çıkarılabileceği ortaya koyulmuştur. Tablo 5’de daha önce faydasız yorum olarak sınıflanan ancak tahmin sonrasında faydalı yorum özelliklerini gösteren 11 Ağustos 2021 tarihli, negatif içerikli (1 yıldız) değerlendirmeye sahip 230 kelimelik bir yorum örneği sunulmaktadır. Güncel tarihli olması nedeniyle, yalnızca tüketicilerin güncel yorumları sıralama komutu vermesi durumunda görebilecekleri bu yorum, faydalı içeriğine rağmen görünürlük sıralamasında dezavantajlı olduğu için sürekli biçimde geri planda kalacaktır. Söz konusu durum, mevcut sistemlerin eski tarihli ve fayda değerlendirmesi daha fazla yapılan yorumlara nazaran faydalı bir içeriğe sahip olmasına rağmen tarih ve fayda değerlendirmesi dezavantajı yaşayan yorumların ön plana çıkarılmasına yönelik araştırma argümanını destekler niteliktedir.

Tablo 5: Faydasız Olarak Görülen Algoritma Tarafından Faydalı Bulunan Güncel Tarihli Yorum Örneği

Yorum Tarihi	Yıldız Derecesi	Faydalı Bulunma Sayısı	Kelime Sayısı	Yorum
11/08/2021	1	0	230	Selamlar , hemen üründen bahsetmek istiyorum kargo falan bunlar boş muhabbet , bir kere malzeme kalitesi olarak kutu çok kötü, ben sporda kullanmak için aldım iş görüyor ama böyle ne bileyim telefon görüşmesi için falan kullanımı hayal, bir arkadaşımı aradığımda test için tuvalette misin dedi sesin çok derinden geliyor ve yankı yapıyor , sol kulaklığın şarjı sağ kulaklığa göre çok çabuk bitiyor ses deseniz ben müzikte yapıyorum aynı zamanda hi-fi falan dinliyordum bir dönemler bu kulaklığı onlarla karşılaştırmayacağım elbette ama bass tizz mid allaha emanet , hayatta ucuz mal almam sizlerin de almasını tavsiye etmiyorum fakat , sporda böyle bangır bangır müzik dinlemek için ideal kulaklık zaten çin malı herhalde kullanma kılavuzu falan çin , ne poşetleme var ne bi garanti belgesi , kadıköy bit pazarından aldık ürünü sanki (gerçi oranın paketlemesi daha iyi) suya dayanıklı mı diye soracaksınız :D terlediğim zaman çıkarıp siliyorum bişey olur diye , umarım salonda bi yerde kırılır da daha düzgün bir şey alırım , tavsiye etmiyorum ben şahsi görüşüm bunlar daha önce hiç bluetooth kulaklık kullanmamış arkadaşlar sanırım bu 5-10 yıldızları vermiş , satıcı ile bir derdim de yok ürün elime ulaştı yani , ucuz malın yahnisi yavan olur diyorum , param yok bunu alayım dersiniz anlarım , onun haricinde kulaklık kutusunun kapağı nefesle üflesen alttan açılır o kadar hassas , herkese iyi alışverişler diliyorum bir ürünü dürüst şekilde sizlere tecrübelerimi aktarmaya çalıştım , sağlıklı kalın.

5. Sonuç ve Tartışma

Tüketicilerin elektronik ortamda gerçekleştirdiği satınalma deneyimlerini paylaştıkları yorum ve değerlendirme sayılarında artış yaşanmaktadır. Tüketicilerin paylaşım isteğinin yanı sıra tarihsel veri setlerinin de büyümesi, yorumlarla ilgilenen potansiyel müşteriler için en faydalı ve etkin yorumları belirleme konusunda yük oluşturabilmektedir. Çözüm olarak, e-ticaret platformları tüketicilerine yorumlarda önceliklendirme ve görünür kılma sıralamaları ile yorumları sunmaktadır. Ancak mevcut yaklaşımlar, güncel olan ancak faydalı olabilecek yorumları daha geç paylaşılması nedeniyle geride bırakabilmektedir. Bu çalışmada, lojistik regresyon aracılığıyla faydalı yorum olarak önceliklendirilmemiş olan yorumların tahminlemesi gerçekleştirilerek güncel tarihli olması nedeniyle, hem tarih hem de fayda değerlendirmesi bakımından geri planda kalan faydalı içeriğe sahip yorumlar belirlenmiştir.

Çalışmadan elde edilen bulgular ele alındığında; yorumlarda kullanılan ortalama kelime sayısının faydasız yorumlara nazaran yaklaşık 3 kat fazla olduğu, genel değerlendirme adına kullanılan yıldız derecelendirmede ise daha gerçekçi değerlendirmelerin etkili olduğu görülmektedir. Bulgular, tüketici

yorumlarında detaylı içeriğe sahip ve içeriğe en uygun genel değerlendirme (yıldız derecelendirme) gerçekleştiren yorumların daha faydalı bulunduğunu işaret etmektedir.

Yorumların fayda etkisine yorumun yapıldığı tarihler çerçevesinde bakıldığında, eski tarihli yorumların daha ön plana çıktığı görülmektedir. Bu durum, yorumun yapıldığı tarihte görece daha az yorum arasından karşılaştırma imkanına sahip olması ve tüketicilerce fayda değerlendirmesine görece daha fazla tabi tutulması nedeniyle eski tarihli yorumların sürekli avantajı olduğunu göstermektedir. Bu avantaj; güncel ancak faydalı içeriğe sahip yorumların sürekli olarak geri planda kalmasına, alışveriş deneyimlerini paylaşma isteği gösteren tüketicilerin etkisiz kalacağı düşüncesiyle yorum yapmaktan kaçınmalarına neden olabilir.

Araştırma sonucunda, tahmin aşaması sonrasında elde edilen yeni sınıflandırmada 53 yorumun tarih ve fayda değerlendirmesinden bağımsız olduğunda faydalı içeriğe sahip olduğu görülmüştür. Araştırma, argümanını da oluşturan güncel yorumların dezavantajlı durumunun tahmin algoritmalarının kullanımı ile minimize edilebileceğini göstermiştir.

Çalışma, tüketici yorumlarına olan ilgi ve paylaşım isteğinin yüksek tutulması ve potansiyel müşteriler için çok sayıda yorum arasından en faydalı olanların belirlenmesi adına yeni bir yaklaşım sunmaktadır. Araştırma sonuçlarının, uygulamada tüketici yorumlarının önceliklendirilmesi ve görünürlük sıralamasında yeni yaklaşımları benimsenmesi adına katkıda bulunması beklenmektedir. Araştırmada benimsenen yaklaşımın, tüketicilerin sesi olarak da kabul edilen tüketici yorumlarının devamlılığı ve etkinliğinin artırılması, tüketicilerin yorum yapma ve deneyimlerini paylaşmaları konusundaki isteklerini yüksek tutmak adına alternatif yaklaşımlardan biri olacağı öngörülmektedir.

Yazar Katkısı

KATKI ORANI	AÇIKLAMA	KATKIDA BULUNANLAR
Fikir veya Kavram	Araştırma fikrini veya hipotezini oluşturmak	Oğuzhan ARI Adem AKBIYIK
Literatür Taraması	Çalışma için gerekli literatürü taramak	Oğuzhan ARI
Araştırma Tasarımı	Çalışmanın yöntemini, ölçeğini ve desenini tasarlamak	Adem AKBIYIK
Veri Toplama ve İşleme	Verileri toplamak, düzenlemek ve raporlamak	Oğuzhan ARI
Tartışma ve Yorum	Bulguların değerlendirilmesinde ve sonuçlandırılmasında sorumluluk almak	Oğuzhan ARI Adem AKBIYIK

Çıkar Çatışması

Çalışmada yazarlar arasında çıkar çatışması yoktur.

Finansal Destek

Bu çalışma için herhangi bir kurumdan destek alınmamıştır.

Kaynakça

- Alzate, M., Arce-Urriza, M., & Cebollada, J. (2021). Online Reviews and Product Sales: The Role of Review Visibility. *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*, 16(4), 638-669.
- Ay, Ş. (2020, Nisan 30). *Model Performansını Değerlendirmek – Metrikler*. Medium. <https://medium.com/deep-learning-turkiye/model-performans%C4%B1n%C4%B1-de%C4%9Ferlendirmek-metrikler-cb6568705b1>.
- Brown, J., Broderick, A. J., & Lee, N. (2007). Word of mouth communication within online communities: Conceptualizing the online social network. *Journal of Interactive Marketing*, 21(3), 2–20. <https://doi.org/10.1002/dir.20082>.
- Byun, K. A. K., Ma, M., Kim, K., & Kang, T. (2021). Buying a New Product with Inconsistent Product Reviews from Multiple Sources: The Role of Information Diagnosticity and Advertising. *Journal of Interactive Marketing*, 55, 81-103.
- Chen, Y., Fay, S., & Wang, Q. (2004). *Marketing implications of online consumer product reviews* (Working paper). Department of marketing, University of Florida.
- Çakar, E. N., & Akbıyık, A. Hızlı Tüketim Mallarına Yönelik Tüketici Yorumlarında Odak Sorunu: Ürün Mü, Satış Hizmeti Mi Değerlendiriliyor. *AJIT-e: Bilişim Teknolojileri Online Dergisi*, 9(33), 147-158. DOI: 10.5824/1309-1581.2018.3.009.x.
- Feldman, R. (2013). Techniques and applications for sentiment analysis. *Communications of the ACM*, 56(4), 82-89.
- Henning, T. T. (2003). Electronic Word of Mouth: Motives for Consequences of Reading Customer Articulations on the Internet. *International Journal of Electronic Commerce*, Say:8.
- Krestel, R., & Dokoohaki, N. (2011). Diversifying Product Review Rankings Getting the Full Picture. *International Conferences on Web Intelligence and Intelligent Agent Technology*.
- Nielsen. (2015). Global Trust in Advertising Report: Winning Strategies for an Evolving Media Landscape. Nielsen Insights, 1(September), 1–22.
- Pursainen, E. (2010). *Consumer motivations for providing electronic word-of-mouth in virtual pet communities*. Doktora Tezi.

- Turing, A. M. (2009). *Computing machinery and intelligence*. In Parsing the turing test (pp. 23-65). Springer, Dordrecht.
- Uslu, S. (2016). *Ağızdan Ağıza İletişim ile Tüketicilerin Alışveriş Merkezi Tercih Etme Davranışı Arasındaki İlişki*. Aksaray Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi, 8(1), 97-106.
- Yıldırım, S. (2020). *Comparing Deep Neural Networks to Traditional Models for Sentiment Analysis in Turkish Language*. 10.1007/978-981-15-1216-2_12.
- Yıldırım, S. (2020). savasy/bert-base-turkish-sentiment-cased · Hugging Face. <https://huggingface.co/savasy/bert-base-turkish-sentiment-cased>.
- Zhang, J., Wang, C., & Chen, G. (2021). *A Review Selection Method for Finding an Informative Subset from Online Reviews*. INFORMS Journal on Computing, 33(1), 280-299.

Özgeçmiş

Oğuzhan ARI (Arş. Gör.), Sakarya Üniversitesi Yönetim Bilişim Sistemleri Yüksek Lisans öğrencisidir. Sakarya Üniversitesi Yönetim Bilişim Sistemleri bölümünde Araştırma Görevlisi olarak çalışmaktadır.

Adem AKBIYIK (Doçent), Sakarya Üniversitesi Yönetim Bilişim Sistemleri Bölümü öğretim üyesidir. Metin Madenciliği, Sosyal Medya Analizi ve Tüketicinin Sesi konularında çalışmaktadır. Çalışmaları, Canadian Journal of Information and Library Science, Procedia Computer Science ve Istanbul Business Research’de yayımlanmaktadır.