

Araştırma Makalesi

Dijital Oyun Geri Bildirimlerinin Duygu Analizi ile İncelenmesi: e-WoM'dan r-WoM'a Geçiş Mümkün Mü?¹

Analysing Digital Game Feedback with Sentiment Analysis: Is It Possible to Transition from e-WoM to r-WoM?

Oğuzhan AYDIN Dr. Öğr. Üyesi, Pamukkale Üniversitesi Uygulamalı Bilimler Fakültesi oguzhana@pau.edu.tr https://orcid.org/0000-0002-5104-2986	Yunus SARICA Öğr. Gör., Aydın Adnan Menderes Üniversitesi Rektörlük ysarica@adu.edu.tr https://orcid.org/0000-0002-1969-9005
--	--

Makale Geliş Tarihi	Makale Kabul Tarihi
30.10.2024	19.11.2024

Öz

Çevrim içi platformlardaki yorumların devasa boyutlara ulaşması bu geri bildirimlerin insan zihniyle bütüncül bir şekilde değerlendirilmesini pek mümkün kılmamaktadır. Bu çerçevede çevrim içi platformlarda yürütülecek pazar ve pazarlama araştırmaları için maliyet, zaman, emek ve bilginin değeri açısından avantaj sağlayacak yeni araçlara ihtiyaç duyulmaktadır. Bu çalışmanın temel amacı, e- WoM verilerini duygu analizi yöntemiyle değerlendirilerek oyun türlerine göre pazar bölümlendirmesi yapıp yapılamayacağını test etmektir. Araştırma kapsamında Metacritic web sitesindeki PlayStation 5 konsoluna ait en yüksek puanı alan 100 video oyununun kullanıcı yorumları incelenmiştir. Kullanıcı yorumlarının otomatik olarak çekilmesi ve işlenmesi web kazıma yöntemleri ve Python programlama dili kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Her bir oyun için yapılan toplam 44065 yorum, Duygu Analiziyle (Sentiment Analizi) değerlendirilmiştir. Bu çerçevede oyun türlerine göre polarite skorları açısından farklılık testleri yapılmıştır. Kullanıcı yorumları, duygu analizi yöntemiyle çözümlenerek oyun türlerine göre tutarlı sonuçlar verdiği görülmüştür. Kavramsal olarak aksiyon ve macera türü oyunlar arasında net bir ayırım yapmak mümkün değildir. Dolayısıyla çalışmanın test sonuçlarına göre aksiyon ve macera türü oyunlar arasında anlamlı bir farklılığa rastlanmamıştır. Öte yandan yarış, rol yapma, nişancı, benzersiz ve macera/aksiyon türü oyunlar arasında polarite skorları açısından anlamlı farklılıklar söz konusudur. Araştırmada ortaya çıkan bulgular, e-WoM ve r-WoM uygulamalarının oyun sektöründeki pazarlama stratejilerine nasıl katkı sunabileceğine dair alternatif bir bakış açısı sunmaktadır.

Anahtar kelimeler: Yapay Zekâ, Duygu Analizi, Dijital Oyunlar, e-WoM, r-WoM

Abstract

The vast number of comments on online platforms makes it nearly impossible to evaluate this feedback holistically using only the human mind. In this context, there is a need for new tools that offer advantages in terms of cost, time, labour, and informational value for market and marketing research conducted on online platforms. The main purpose of this study is to test whether market segmentation can be achieved based on game genres by evaluating e-WoM data using sentiment analysis methods. For this research, user reviews of the top 100 highest-rated video games for the PlayStation 5 console on the Metacritic website were analysed. The automated extraction and processing of user reviews were conducted using web scraping techniques and Python programming. A total of

¹ Bu çalışma, 30 Mayıs - 1 Haziran 2024 tarihlerinde düzenlenen 27. Ulusal Pazarlama Kongresi'nde sunulan bildirinin gözden geçirilmiş ve geliştirilmiş halidir.

Önerilen Atıf /Suggested Citation

Aydın, O. & Sarica, Y., 2024, Dijital Oyun Geri Bildirimlerinin Duygu Analizi ile İncelenmesi: e-WoM'dan r-WoM'a Geçiş Mümkün Mü?, *Üçüncü Sektör Sosyal Ekonomi Dergisi*, 59(4), 2667-2683.

44,065 comments across all games were evaluated using sentiment analysis. Within this framework, difference tests were conducted to compare polarity scores across different game genres. Sentiment analysis of user comments showed consistent results according to game genres. Conceptually, however, a clear distinction between action and adventure games was not feasible. As a result, no significant difference was found between these two genres based on the study's test results. On the other hand, there were significant differences in polarity scores between racing, role-playing, shooting, unique, and adventure/action game types. The findings of this study provide an alternative perspective on how e-WoM and r-WoM applications can contribute to marketing strategies within the gaming industry.

Keywords: Artificial Intelligence, Sentiment Analysis, Digital Games, e-WoM, r-WoM

1. Giriş

Organizasyonlar her zaman tüm müşterilerini memnun edecek konumda olmayabilir. Her bir müşterinin tüm gereksinimlerini karşılamak zor bir süreçtir çünkü insanların tercihleri farklılık göstermektedir. Bu nedenle tek bir ürün tipiyle herkesi mutlu etmek, sunulan hizmet ve ürünle tüketicilerin ihtiyaçlarına cevap vermek pek olası bir durum değildir. Bu nedenle organizasyonlar genellikle hedef pazar olarak bilinen bir strateji benimsemeyi tercih etmektedir. Bu strateji, pazarı bölümlendirmek ve bu pazar bölümlerine yönelik ürün ve hizmetleri geliştirmeyi hedeflemektedir. Dolayısıyla hedef pazar stratejisi, müşterilerin ihtiyaçlarına ve isteklerine odaklanmaktadır. Bu nedenle müşteri odaklı bu stratejinin benimsenmesi için organizasyonların hedef kitleyi doğru bir şekilde belirlemesi beklenmektedir. Pazar ve pazarlama araştırmaları neticesinde organizasyonlar faaliyet alanlarını dikkate alarak pazarı bölümlendirmektedir. Sonrasında organizasyonlar karlı gördükleri pazar bölümüne veya bölümlerine yönelmektedir. Yapılan hedefleme neticesinde organizasyonlar pazarlama enstrümanlarını hedef kitleye uyarlayarak pazar konumlandırma stratejilerine başvurmaktadır. Bu adımların başarıya ulaşabilmesi verinin sağlıklı bir şekilde toplanabilmesine bağlıdır. Geçmişte tam ve eksiksiz veriye ulaşmak o kadar zordu ki birçok organizasyon diledikleri bilgiye erişmek için yüksek finansal maliyetlere katlanmak zorundaydı. Organizasyonların pazar ve pazarlama araştırmaları için ortaya koydukları çabaya rağmen elde ettikleri bilginin değeri arasındaki büyük boşluk, derin hayal kırıklıklarına neden olabilmektedir. Lakin günümüzde iletişim ve bilişim teknolojilerindeki hızlı ilerlemeler veriye erişimi oldukça kolaylaştırmaktadır. Organizasyonların bugünlerde karşılaştığı en büyük zorluk veriye ulaşmak değil, devasa boyutlara ulaşan veriyi nasıl kullanacaklarını bilememektir. Diğer yandan kimileri için büyük verinin laneti olarak adlandırılan bu durum, kimileri için de yapay zekâ ve nitelikli veri analistleri sayesinde bir lütuf olarak görülmektedir.

2. Literatür Taraması

2.1. Pazar Bölümlendirme

Tynan ve Drayton (1987)'a göre pazar bölümlendirme, benzer özelliklere sahip bireyleri bir araya getirerek homojen gruplar oluşturan ve böylece hedef kitleyi belirlemeyi amaçlayan kritik bir pazarlama stratejisidir. Wedel ve Kamakura (2002) ise pazar bölümlendirmenin benzer ihtiyaç ve tercihlere sahip homojen müşteri gruplarını belirleyerek hedeflemeyi optimize ettiğini iddia etmektedir. Pazar bölümlendirme birçok araştırmacı tarafından coğrafi, demografik, psikolojik, psikografik ve davranışsal değişkenlere göre (Beane ve Ennis, 1987; Tynan ve Drayton, 1987; Camilleri, 2018) belirlenmiştir. Goyat (2011)'a göre pazar bölümlendirme literatüründe demografik ve psikografik faktörler baskın olsa da fiyat, trendler ve piyasa koşulları gibi dışsal değişkenlerin tüketicilerin satın alma karar verme süreci üzerinde büyük etkisi göz ardı edilemez. Tüm müşterileri memnun etmek neredeyse imkânsızdır bu nedenle organizasyonlar, pazarda en iyi hizmeti sunabilecekleri belirli bölümlere odaklanmalıdır (Assael ve Roscoe, 1976; Dibb, 1998; Huang ve ark., 2007; Zandi ve ark., 2012; Camilleri, 2018). İşletmeler, pazar segmentlerini belirleyerek birkaç kârlı segment seçebilir ve bu segmentlere yönelik pazarlama stratejileri geliştirebilir. Assael ve Roscoe (1976) pazar bölümlendirmenin, pazarı tanımlamak ve kaynakları daha verimli kullanmak amacıyla pazarlama yöneticileri tarafından stratejik bir araç olarak değerlendirilebileceğini ifade etmektedir. Benzer şekilde Dibb (1998) pazar bölümlendirmenin, müşterileri daha iyi anlamaya, rekabete daha etkili yanıt vermeye ve kaynakları daha verimli kullanmaya olanak tanıdığını öne sürmektedir. Zandi ve ark. (2012)'na göre pazar bölümlendirme, doğru ürünlerin potansiyel müşterilere (pazar segmentlerine) doğru fiyat ve doğru zamanda sunulmasıyla ana segment müşterileriyle ilişkileri güçlendirmeyi hedeflemelidir. Ancak Beane

ve Ennis (1987), pazar bölümlerinin dinamik bir yapıya sahip olduğunu ve pazar koşullarındaki değişimlere bağlı olarak bu yapıların da değişebileceğini ifade etmektedir.

Souza ve ark. (2021), elektronik oyun endüstrisini yeni, dinamik ve hızla büyüyen bir ekonomik alan olarak tanımlamaktadır. Khaleghi ve Lugmayr (2012), çevrim içi oyunların sosyal etkileşim, eğlence ve eğitim gibi faydalar sunduğunu vurgulayarak zamanla oyun endüstrisinin oldukça kârlı bir sektöre dönüştüğüne dikkat çekmiştir. Rebualos ve ark. (2022) ise çevrim içi oyunların güçlü bir potansiyele sahip olduğunu ve girişimcilere benzersiz bir pazar sunduğunu savunmaktadır. Prugsamatz ve ark. (2010), eğlence içerikli yazılımlara yönelik tüketicilerin algı ve davranışlarındaki karmaşıklığa dikkat çekmektedir. Lee ve ark. (2004), çevrim içi oyun şirketlerinin hedef ulusal pazarın özelliklerine uygun farklı pazarlama stratejileri geliştirmeleri gerektiğini savunmaktadır. Souza ve ark. (2021), çevrim içi oyun sektöründeki kuruluşların tüketici profillerini yeterince tanımadığını belirterek bu boşluğun sosyo-demografik, davranışsal ve harcama alışkanlıkları gibi değişkenlerle ele alınmasını önermektedir. Lee ve ark. (2004), küresel çevrim içi oyun pazarında rekabet edebilmek için şirketlerin öncelikle sadık müşterilerine odaklanmaları gerektiğini vurgulamaktadır. Tseng ve ark. (2011), çevrim içi oyuncuların farklı motivasyonlara sahip olduğunu ve bu motivasyonların tüketicilerin oyun oynama davranışları ve tercihlerini şekillendirdiğini belirtmektedir. Ip ve Jacobs (2005), güvenilir bir oyuncu segmentasyonu için faktör ve küme analizlerinden faydalanarak oyuncu davranışlarını üç ana boyutta ele almaktadır. Bunlar; tüketicinin oyun bilgisi ve tutumu, tüketicilerin oyun oynama alışkanlıkları ve tüketicilerin satın alma alışkanlıklarıdır. Tseng ve ark. (2011) ise çevrim içi oyuncuların motivasyonlarını keşfetme ve fethetme dürtüsü olarak iki temel faktörü ön plana çıkarmaktadır. Tseng ve ark. (2011), bu iki faktörü dayanak olarak göstererek çevrim içi oyuncuları; agresif, aktif olmayan ve sosyal olarak kategorize etmektedir. Fu ve ark. (2017) ise geliştirdikleri oyuna bağlılık metriğiyle oyuncuları; liderler, yaygaracılar, sosyalleşenler, kaşifler ve başarımlar olarak sınıflandırmaktadır. Aynı zamanda Fu ve ark. (2017), sosyal etkileşimin oyuncu davranışları üzerinde önemli bir etkiye sahip olduğunu ileri sürmektedir.

2.2. e-WoM

Rita ve ark. (2013)'na göre iletişim, insanlığın başlangıcından bu yana sosyal varoluşun temel unsurlarından biridir. Berger (2014) ise insanların sosyal çevreleriyle görüş ve bilgilerini paylaşmaktan mutluluk duyduğunu ifade etmektedir. Ağızdan ağıza iletişim (WoM), internet ve bilişim teknolojilerindeki hızlı ilerlemeler neticesinde dijital platformlarda yeni bir kimliğe bürünmüş olup elektronik ağızdan ağıza iletişim (e-WoM) olarak adlandırılmaktadır (Rita ve ark., 2013; Babić-Rosario ve ark., 2020; Raharja ve Dewakanya, 2020; Canbolat ve Pinarbasi, 2022). Elektronik ağızdan ağıza iletişim (e-WoM), tüketiciler üzerinde güçlü bir etkiye sahiptir (Gruen ve ark., 2006; Duan ve ark., 2008b; Rita ve ark., 2013; Berger, 2014; Raharja ve Dewakanya, 2020). Elektronik WoM sayesinde kullanıcılar arasındaki bilgi akışı daha geniş kitlelere ulaşabilmektedir (Hennig-Thurau ve ark., 2003; Abbas ve ark., 2020; Donthu ve ark., 2021; Akbari ve ark., 2022). Bala ve Verma (2018)'ya göre günümüzde tüketiciler en iyi alternatifleri bulmak için geleneksel yöntemlerden ziyade dijital platformlara yönelmektedir. Tüketiciler için dijital platformlarda alternatiflerin belirlenmesinde e-WoM önemli bir rol üstlenmektedir. Manuel ve Tricahyono (2018)'ya göre e-WoM, organizasyonların tutundurma faaliyetleri sonucunda tüketicilere iletmek istedikleri mesajlardan daha güçlü etki yaratmaktadır. Hennig-Thurau ve ark. (2004)'na göre çevrim içi müşteri yorumları organizasyonlar için hem fırsatları hem de birtakım riskleri barındırmaktadır. Hollebeek ve ark. (2021)'na göre müşteri etkileşimi yani müşterilerin markalar veya organizasyonlarla olan etkileşimi, son yıllarda birçok yöneticinin stratejik hedefleri arasında öncelikli bir konumda yerini almaktadır. Yoo ve ark. (2013) tüketicilerin ürün veya markalar hakkında değerlendirme yaparak (e-WoM) görünürlüklerini artırmayı hedeflediklerini belirtmektedir. Babić-Rosario ve ark. (2020)'na göre elektronik ağızdan ağıza iletişim (e-WoM) tüketiciler için istikrarlı bir kaynak ve araştırma noktasıdır. Ayrıca Hennig-Thurau ve ark. (2004)'na göre e-WoM, geleneksel ağızdan ağıza iletişimden farklı olarak olumsuz tüketici geri bildirimlerinin diğer tüketiciler tarafından sürekli erişilebilir kalmasını sağlamaktadır. Hennig-Thurau ve ark. (2003) ise e-WoM'un tüketicilerin mal ve hizmetleri satın alması üzerinde önemli bir etkisi olduğunu ileri sürmektedir. Benzer şekilde Gruen ve ark. (2006) de müşteri-müşteri (C2C) bilgi alışverişinin müşterilerin algıladığı değer ve sadakat niyetleri üzerindeki etkisini incelemiştir. Gruen ve ark. (2006) müşteri-müşteri C2C bilgi paylaşımının firmanın sunduğu değer ve tüketicilerin gelecekteki

niyetleri üzerinde önemli bir etkiye sahip olduğunu ortaya koymaktadır. Chen ve Xie (2008)'ye göre e-WoM organizasyonlar için yeni bir pazarlama iletişimi aracı olarak potansiyel müşterilerin en uygun ürünleri belirlemesine yardımcı olmaktadır. Babić-Rosario ve ark. (2020)'na göre e-WoM'un tüketici davranışları ve şirket kârlılığı üzerindeki etkileri incelenirken üç aşama dikkatte alınmalıdır. Bunlar sırasıyla e-WoM'un oluşturulması, e-WoM'a maruz kalınması ve e-WoM'daki dönütlerin değerlendirilmesi aşamalarıdır. Yoo ve ark. (2013)'na göre e-WoM online alışveriş deneyiminin önemli bir belirleyicisidir. Duan ve ark. (2008b)'na göre perakende satışları üzerindeki etkisi açısından e-WoM hem bir öncül hem de bir sonuç olarak değerlendirilmelidir. Hennig-Thurau ve ark. (2003)'na göre tüketicilerin çevrim içi yorumları okuma amacı, karar verme süresini kısaltmaktır. López ve Sicilia (2014) yaptıkları araştırmada çevrim içi alışveriş deneyimi ile e-WoM arasında pozitif yönlü doğrusal bir ilişki olduğunu ortaya koymuştur. Manuel ve Tricahyono (2018) deneyimli ve acemi internet kullanıcılarının orta düzey internet kullanıcılarına göre e-WoM'dan daha fazla etkilendiğini ileri sürmektedir. Ngarmwongnoi ve ark. (2020), tüketicilerin satın alma kararlarını doğrulamak, deneyimlerini başkalarıyla karşılaştırmak ve yeni ürünler hakkında bilgi edinmek için e-WoM'a yüksek ilgi gösterdiğini saptamıştır. Aghdaie ve ark. (2022) yaptıkları çalışmada e-WoM ve eğlencenin dürtüsel satın alma üzerinde olumlu ve önemli bir etkiye olduğunu savunmaktadır.

2.2.1. Oyun Sektöründe e-WoM

Manuel ve Tricahyono (2018) çevrim içi platformların kullanıcılar tarafından daha çok benimsenmesiyle çevrim içi oyun inceleme sayısının da önemli ölçüde arttığını ileri sürmektedir. Lee ve ark. (2022) ise e-WoM'un yüksek rekabetin olduğu mobil oyun pazarları için satışı arttıran önemli bir sosyal iletişim aracı olduğunu savunmaktadır. Bu görüşe benzer olarak Li ve ark. (2022) de günümüzde çevrim içi ağızdan ağıza iletişimin, tüketicilerin görüşleri ve kararları üzerinde önemli bir etkiye sahip olduğunu öne sürmektedir. Diğer yandan Putra ve ark. (2024), çevrim içi oyun bağımlılığının olumsuz e-WoM üzerinde önemli bir etkiye sahip olduğunu savunmaktadır. Ayrıca Manuel ve Tricahyono (2018)'ya göre organizasyonlar için e-WoM'un rekabetçi istihbarat sağlama gibi bir görevi de vardır. Lee ve ark. (2022) ise e-WoM açısından bir oyunun diğer oyunlara göre yüksek puanlama skoruna sahip olmasının pazara yeni giriş yapacak olan oyunların satış hedeflerini olumsuz etkilediğini savunmaktadır. Lee ve ark. (2022)'na göre mobil oyun şirketleri, oyunlarının farkındalığını artırmak ve tüketicilerin satın alma kararları üzerinde olumlu bir etki yaratabilmek için e-WoM'a kaynak ayırmalıdır.

2.2.2. Güven ve e-WoM

Hennig-Thurau ve ark. (2004), geri bildirim platformlarının pazar şeffaflığını artırdığını savunmaktadır. Ngarmwongnoi ve ark. (2020), tüketicilerin zamanla geleneksel reklamlara ve ağızdan ağıza iletişime yönelik bakış açılarının değiştiğini ve tüketicilerin satın alma karar verme sürecinde e-WoM'a büyük ölçüde güvendiklerini savunmaktadır. Rita ve ark. (2013), günümüzde ağızdan ağıza iletişimin tüketiciler için güvenilir bir kaynak olduğunu ileri sürmektedir. Dellarocas (2003) ise e-WoM'un çevrim içi pazar yerlerinde güven oluşturma ve tüketiciler arasında dayanışmayı sağlamada kritik bir öneme sahip olduğunu iddia etmektedir. Cheung ve ark. (2009), ürün hakkında yeterli bilgiye sahip olmayan kullanıcıların kaynak güvenilirliğine daha fazla güvendiğini vurgulamaktadır. Manuel ve Tricahyono (2018)'ya göre algılanan kaynak güvenilirliği yüksek olduğunda e-WoM'un tüketiciler üzerindeki etkisi de daha güçlüdür. Çevrim içi müşteri deneyimi/dönütleri, diğer kullanıcılara sunmuş olduğu bilginin değeri açısından müşteriler üzerinde güçlü ve önemli bir etki yaratmaktadır (Dellarocas, 2003; Hennig-Thurau ve ark., 2003; Hennig-Thurau ve ark., 2004; Cheung ve ark., 2008; Cheung ve ark., 2009; Rita ve ark., 2013; Manuel ve Tricahyono, 2018; Babić-Rosario ve ark., 2020; Ngarmwongnoi ve ark., 2020). Duan ve ark. (2008a)'na göre tüketicilerin webteki geri bildirim ve önerilerden “gerçek” ve “dürüst” görüşleri ayırt etmesi gerekmektedir. Cheung ve ark. (2008) ise e-WoM'u algılanan doğruluk açısından incelemiştir. Cheung ve ark. (2008)'na göre tüketicilerin doğru kabul ettiği bilgilerin, e-WoM'da yer alan yorumlarla örtüşmesi durumunda tüketiciler bu yorumların geri kalan kısmını da doğru kabul etmektedir. Wathen ve Burkell (2002) ise e-WoM'un ana boyutlarını uzmanlık, güvenilirlik ve nesnellik olarak tanımlamaktadır. Aakash ve Gupta-Aggarwal (2022)'a göre e-WoM açısından müşteri geri bildirimleri, müşterilerin deneyimlerini analiz etmek ve gelecekteki tüketici davranışlarını tahmin etmek için önemli bir kaynaktır. Lakin Manuel ve Tricahyono (2018)'ya göre tüketiciler, firmalar tarafından çevrim içi müşteri yorumlarının manipüle edilebileceğinin farkındadır. Dolayısıyla tüketiciler e-WoM'a

karşı daha şüpheli bir yaklaşım ortaya koymaktadır. Bu doğrultuda Duan ve ark. (2008a), tüketicilerin çevrim içi ağızdan ağıza iletişim bilgilerinin farklı kaynaklardan da teyit etme ihtiyacı duyduklarını ifade etmektedir. Bu doğrultuda Cheung ve ark. (2008) tüketiciler için e-WoM açısından bir değer yaratmanın ancak kaynak güvenilirliği ve bilgi kalitesiyle mümkün olabileceğini savunmaktadır. Raharja ve Dewakanya (2020) tüketiciler tarafından çevrim içi oyuncu topluluklarının, profesyonel eleştirmenlerden daha güvenilir kabul edildiğini bu yüzden tüketicilerin kullanıcı tavsiyeleri ve incelemelerine büyük değer verdiğini düşünmektedir. Elektronik WoM çerçevesinde yapılan yorumların güvenilirliği (Wathen ve Burkell, 2002; Gruen ve ark., 2006; Chu ve Kim, 2011; Manuel ve Tricahyono, 2018; Ngarmwongnoi ve ark., 2020; Seo ve ark., 2020; Aakash ve Gupta-Aggarwal 2022) tüketiciler için bilginin kullanışlılığını belirlemede önemli bir rol üstlenmektedir. Birçok araştırmada e-WoM'un miktar açısından zengin bilginin (Cheung ve ark., 2009; Babić-Rosario ve ark., 2016; Erkan ve Evans, 2018; Manuel ve Tricahyono, 2018; Ngarmwongnoi ve ark., 2020; Seo ve ark., 2020; Aakash ve Gupta-Aggarwal, 2022) ve hacminin (Duan ve ark., 2008b; Lee ve ark., 2022) satış gelirlerini önemli ölçüde etkilediği saptanmıştır. Wathen ve Burkell (2002) güvenilirlik kavramının öznel olduğunu bu nedenle farklı tüketicilerin güvenilirlik konusunda farklı algılara sahip olduğunu savunmaktadır. Cheung ve ark. (2009) tüketiciler için çevrim içi öneri kalitesinin önemli olduğunu vurgulamaktadır. Cheung ve ark. (2009)'na göre tüketiciler yorumlara körü körüne inanmaz. Tüketicilerin geçerli ve güçlü argümanlarla desteklenen görüşlere inanma eğilimi daha yüksektir. Park ve Lee (2009) ise web sitesinin itibarının e-WoM açısından tüketiciler üzerinde algılanan güveni pekiştirdiğini ileri sürmektedir. Bu görüşe paralel olarak Erkan ve Evans (2018) bilgi kalitesi, bilgi güvenilirliği, bilginin faydası ve bilginin benimsenmesi açısından alışveriş sitelerindeki e-WoM bilgisinin tüketicilerin satın alma niyeti üzerinde sosyal medyadaki e-WoM bilgisinden daha etkili olduğunu öne sürmektedir. Chu ve Kim (2011) güvenin sosyal medya ağlarında e-WoM'u etkileyen bir diğer sosyal ilişki unsuru olduğunu savunmaktadır. Abbas ve ark. (2020), pazarlama uzmanlarının sosyal medya platformlarındaki e-WoM içeriklerini nasıl etkilediğini analiz ederek tüketicilerin beklentilerini daha iyi anlayabileceklerini belirtmektedir. Rita ve ark. (2013) ise duygu analizi yöntemleri ve sosyal medya platformlarındaki e-WoM içerikleri aracılığıyla organizasyonların rekabet üstünlüğü kazanabileceğini ifade etmektedir. Chu ve Kim (2011)'e göre sosyal medya kullanıcılarının dijital platformlara olan güven düzeyi arttıkça kullanıcıların bilgi arama ve etkileşime girme olasılıkları da artmaktadır. Duan ve ark. (2008b), çevrim içi kullanıcı incelemelerinin tüketici tarafından üretilen medyanın bir türü olduğunu ve popüler çevrim içi sosyal toplulukların tüketici davranışları ile satın alma kararları üzerinde etkili olduğunu belirtmektedir.

2.2.3. Marka ve e-WoM

Kotler ve ark. (2017), tüketicilerin çevrim içi pazar yerlerinde diğer tüketiciler ile bir iş birliğine gittiğini ve tüketicilerin memnun kaldıkları markalar için bir savunma davranışı geliştirdiğini iddia etmektedir. Ngarmwongnoi ve ark. (2020), güven sağlayıcı pazarlama faaliyetleri sayesinde tüketicilerde marka sadakatini artırmanın ve olumlu e-WoM katılımı sağlamanın mümkün olduğunu düşünmektedir. Seo ve ark. (2020)'na göre e-WoM'un güven ve marka farkındalığı üzerinde önemli bir etkisi vardır. Ismagilova ve ark. (2021) ise marka tutumu ile e-WoM arasındaki güçlü ilişkiye dikkat çekmektedir. Bununla birlikte Gruen ve ark. (2006) e-WoM'un bir alt boyutu olan C2C etkileşiminin marka değeri üzerinde dikkate değer bir etkiye sahip olduğunu ileri sürmektedir. Bhandari ve ark. (2021), yaptıkları çalışmada marka tutumunun, marka geri bildiriminin satın alma niyeti üzerindeki etkisine aracılık ettiğini bulmuştur. Ngarmwongnoi ve ark. (2020)'na göre negatif e-WoM potansiyel müşterilerin risk algısını arttırırken diğer yandan negatif e-WoM'lar potansiyel müşteriler için bir risk azaltma aracı olarak da kullanılmaktadır. Park ve Lee (2009) negatif e-WoM etkisinin, pozitif e-WoM etkisine göre daha güçlü olduğunu saptamıştır. Sen ve Lerman (2007)'a göre tüketiciler satın alma karar verme sürecinde olumsuz bilgiyi olumlu bilgiye göre daha çok önemser. Ngarmwongnoi ve ark. (2020) hızlı alışverişçilerin olumlu e-WoM önerilerine maruz kaldıklarında satın alma süreçlerinde anlık karar verme eğiliminde olduklarını belirtmektedir. Sen ve Lerman (2007)'e göre katılımcılar, faydacı ürünler için yapılan olumsuz incelemeleri, olumlu incelemelerden daha faydalı bulmaktadır. Park ve Lee (2009) web site itibarının e-WoM üzerindeki etkisinin, arama ürünlerine kıyasla deneyim ürünlerinde daha güçlü olduğunu savunmaktadır. Raharja ve Dewakanya (2020)'ya göre bir oyuncu topluluğundan yararlanarak bir çevrim içi oyunu pazarlamak marka bilinirliği açısından geleneksel pazarlamaya göre daha güçlü bir etki yaratmaktadır.

2.2.4. r-WoM

Bala ve Verma (2018) arama motoru optimizasyonu (SEO), arama motoru pazarlaması (SEM), içerik pazarlaması, influencer pazarlaması, içerik otomasyonu, sosyal medya pazarlaması ve optimizasyonu gibi dijital pazarlamanın farklı alanlarında e-WoM'un organizasyonlar için önemli avantajlar sağladığını savunmaktadır. Manuel ve Tricahyono (2018)'ya göre e-WoM sayesinde organizasyonlar kendi performanslarını büyük ölçüde etkileyebilecek sınırsız veriye ulaşma imkânı bulmaktadır. Benzer olarak Hennig-Thurau ve ark. (2003) e-WoM'un yalnızca tüketiciler için değil aynı zamanda organizasyonların kendi performanslarını değerlendirmeleri açısından da değerli bir araç olduğunu ifade etmektedir. Akbari ve ark. (2022) teknoloji ve e-WoM alanında yeni araçların ortaya çıkmasıyla yeni kavramların hayatımıza gireceğini ifade etmektedir. Hollebeek ve ark. (2021), yapay zekânın dijital pazarlamada devrim niteliğinde yeniliklere yol açabilecek bir potansiyele sahip olduğunu ileri sürmektedir. Krakowski ve ark. (2023), yapay zekâ tabanlı teknolojilerin, karar verme gibi yönetsel görevlerde insanın yerini almaya her geçen gün daha fazla yaklaştığını savunmaktadır. Longoni ve Cian (2022), tüketicilerin faydacı ürünler için verilen yapay zekâ tavsiyelerine daha çok güvendiğini, hedonik ürünlere yönelik tavsiyelere ise daha az güvendiğini savunmaktadır. Bu bağlamda faydacı özelliklerin ön plana çıkması yapay zekâ önerilerini daha cazip kılarken; hedonik özelliklerin öne çıkması tüketicilerin bu önerilere karşı direnci arttırmaktadır. Dellarocas (2003)'a göre çevrim içi geri bildirim mekanizmaları, büyük verileri düşük maliyetle toplama ve bu verileri bir araya getirme konusunda olağanüstü bir yeteneğe sahiptir. Akbari ve ark. (2022), robotların e-WoM sürecindeki rolünü ele almaktadır. Akbari ve ark. (2022), teknoloji tabanlı araçların kullanımıyla ortaya çıkan otomatik kullanıcı etkileşimini açıklayarak "r-WoM" kavramını ortaya atmıştır. Krakowski ve ark. (2023)'na göre robotlar, insan davranışını taklit edebilir ve insanlarla aynı görevleri yerine getirebilir. Borghi ve Mariani (2021), çevrim içi sohbet robot kavramını kullanarak çevrim içi robotlarla ilgili yenilikleri ve gelişmeleri takip etmek için e-WoM'un önemli bir araç olduğunu belirtmektedir. Ashfaq ve ark. (2020) ise Chatbot'u insan kullanıcılarla doğal dil üzerinden etkileşim kurabilen bir yapay zekâ tabanlı konuşma sistemi olarak tanımlamaktadır. Aakash ve Gupta-Aggarwal (2022)'e göre müşteri memnuniyetini analiz etmek amacıyla makine öğrenme uygulamaları, karar vericilerin tüketicilerin ihtiyaç, beklenti ve deneyimlerini daha hızlı anlamasına yardımcı olmaktadır. Mariani ve ark. (2022), yapay zekanın pazarlama etkileşimini inceleyen bibliyometrik analiz yöntemiyle sekiz temel araştırma kümesi tanımlamaktadır. Bunlar; (1) bellek ve hesaplama mantık, (2) yapay sinir ağları, (3) makine öğrenimi ve dil analitiği, (4) karar verme ve bilişsel süreçler, (5) teknoloji kabulü ve benimsenmesi, (6) büyük veri ve robotlar, (7) sosyal medya ve metin madenciliği, (8) sosyal medya içerik analitiğidir. Akinsola ve ark. (2022), yapay zekanın, derin öğrenme ve pekiştirmeli öğrenme gibi makine öğrenme algoritmalarını kullanarak yıkıcı teknolojiler geliştirmeye devam edeceğini ifade etmektedir. Akbari ve ark. (2022), büyük verinin hızlıca işlenmesiyle robotik-WoM (r-WoM) kavramının e-WoM'un geleceğinde kilit rol oynadığını, otomatik etkileşimlerin tüketici davranışlarını tamamen dönüştürerek satışları daha etkili ve verimli hâle getirdiğini ileri sürmektedir.

3. Yöntem

Web, insanların düşünce ve görüşlerini serbestçe ifade edebildiği, dijital pazarlama iletişimi bağlamında çift yönlü iletişim sayesinde hızlı geri bildirimlerin alındığı geniş bir dijital platformdur (Neri ve ark., 2012). Bu platformlarda kullanıcılar arasında etkileşimin gücü göz ardı edilemez. Micu ve ark. (2017)'na göre kullanıcılar tarafından oluşturulan deneyimlerle ilgili yorumlar potansiyel müşterilerin kararlarını etkilemektedir. Neri ve ark. (2012) ise sosyal medyanın, tüketicilerin tutum ve davranışlarını biçimlendirip tercihlerini yönlendirdiğini savunmaktadır. Thompson ve ark. (2017), metin tarafından iletilen duyguların olumluluğu veya olumsuzluğu hakkında tahminlerde bulunan otomatik araçlara olan ihtiyacın gün geçtikçe arttığını belirtmektedir. Kauffmann ve ark. (2019), organizasyonlar için sürdürülebilir bir rekabet avantajı sağlamada büyük verinin önemine değinmiştir. Bu doğrultuda tüketiciler tarafından oluşturulan içerikler, büyük verinin en önemli kaynaklarından birini oluşturmaktadır. Büyük veri, birçok veri analiz yöntemiyle ele alınmaktadır. Bunlardan bir tanesi de metin madenciliğidir. Markić ve ark. (2016)'na göre metin madenciliği, makine öğrenimi tekniklerinin kullanıldığı bir alandır. Bu teknikler, metinlerin içeriğini nicel olarak analiz edilmesini ve metinlerin derinlemesine incelenmesini sağlamaktadır. Rambocas ve Gama (2013)'ya göre duygu analizi, makine öğrenimi tekniklerini kullanarak metinsel içeriği sistematik olarak değerlendiren bir tür veri madenciliği

teknikidir. Thompson ve ark. (2017)'na göre duygu analizinin en büyük üstünlüğü, çevrim içi yorumların olumlu veya olumsuz bir değerlendirme içerip içermediğini otomatik olarak belirlemesidir. Rambocas ve Pacheco (2018)'ya göre duygu analizi, çevrim içi platformlar için tüketici görüşleri hakkında zengin ve değerli bilgi sunmaktadır. Micu ve ark. (2017)'na göre duygu analizi, tüketici davranışlarını yorumlayarak karar vericiler için satış öncesi, satış ve satış sonrası stratejilerin geliştirilmesinde önemli bilgiler sunmaktadır. Younis (2015)'e göre duygu analizi, hızla değişen çevre koşullarında işletmelerin dijital pazar yerlerinde rekabetçi kalmalarına yardımcı olmaktadır. Lin ve ark. (2020) ise duygu analizi yardımıyla tüketici yorumlarını pazarlamanın 4C'sine göre sınıflandırma yaparak farklı bir bakış açısı ortaya koymuştur. Rambocas ve Gama (2013) ise duygu analizinin pazarlamada bir veri analizi yöntemi olarak tüketici geri bildirimlerini anlık, verimli ve etkili bir şekilde değerlendirme imkânı sağladığını belirtmektedir.

3.1. Çalışmanın Amacı ve Kapsamı

Büyük veri ve yapay zekâ, pazar ve pazarlama araştırmaları açısından çeşitli alternatif yöntemler sunmaktadır. Bu alternatif yöntemlerden biri de duygu analizi yöntemidir. Bu çalışmanın amacı, e-WoM verilerini duygu analizi yöntemiyle değerlendirerek oyun türlerine göre pazar bölümlendirmesi yapılıp yapılamayacağını test etmektir. Geleneksel ağızdan ağıza iletişimin dijital platformlarda e-WoM'a dönüşümünden sonra bu çalışmada, e-WoM'dan r-WoM'a doğru yeni bir dönüşümün mümkün olup olmadığı irdelenmektedir.

Araştırma kapsamında PlayStation 5 konsoluna ait 2023 yılının ikinci çeyreğinde piyasaya çıkmış olan Metacritic (WEB-1) puanlarına göre en iyi 100 video oyunu incelenmiştir. Kullanıcı yorumlarının otomatik olarak çekilmesi ve işlenmesi web kazıma yöntemleri ve Python programlama dili kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Her bir oyun için yapılan toplam 44065 yorum, Sentiment analiziyle (duygu analizi) değerlendirilmiştir. Bu çerçevede oyun türlerine göre polarite skorları açısından farklılık testleri yapılmıştır. Bu kapsamda veri toplama ve analiz süreçleri ayrıntılı olarak şu şekilde gerçekleştirilmiştir:

Birinci adımda Metacritic sitesi üzerinden son kullanıcının erişimine açılan oyunların sıralandığı bağlantı adresine ulaşılmıştır. Böylelikle bu bağlantı üzerinden kullanıcı ve uzman yorumcuların oyunlar hakkında değerlendirme yaptığı ilk 100 oyuna ait 44065 yoruma ulaşılmıştır.

İkinci adımda 44065 yoruma ait metinsel veriyi değerlendirebilmek için Python Programlama dili tercih edilmiştir. Yukarıda bahsi geçen web sitesindeki yorumları çekebilmek için yazılım uzmanı yazar tarafından Selenium (WEB-2) Kütüphanesinden faydalanılmış olup bu çalışmaya özel bir yazılım geliştirilmiştir. Çalışmada Selenium'un WebDriver aracı ile robot ağ tarayıcı özelliği kullanılmış, Firefox tarayıcısı üzerinden istemcisi oluşturulmuştur. Böylece otonom bir şekilde Metacritic üzerinden sağlanan oyun listesinin çıkarıldığı internet sayfasından başlanarak incelenecek oyunların ana sayfalarının bağlantısı elde edilmiştir. PS5 platformundaki en iyi 100 oyun, WebDriver kullanılarak taranmıştır. Her oyun, global Metacritic, eleştirmen ve kullanıcı puanına sahiptir. Ayrıca, kullanıcı ve eleştirmen yorumları web kazıma yöntemiyle çekilmiştir. Selenium, WebDriver özelliği ile oyunun isim ve platform bilgisinin alınmasını sağlayan kod komut satırları şu şekildedir:

```
gameName = driver.find_element(by=By.CLASS_NAME, (1)
```

```
value='GameClass').get_attribute('innerText')
```

```
platform = driver.find_element(by=By.CLASS_NAME, (2)
```

```
value='platformClass').get_attribute('innerText')
```

Bu doğrultuda çalışmayı yapmaya imkân tanıyan 44065 satırlık temel veri kümesi oluşturulmuştur. Metacritic'den alınan en iyi yüz PS5 (PlayStation 5) oyun listesi çıkarılmıştır. Listedeki her oyun için uzman yorumları, uzman puanları, kullanıcı yorumları ve kullanıcıların verdikleri puanlar temel alınmıştır. Aynı zamanda her bir oyun için mevcut Metacritic puanı da veri kümesine ayrıca dahil edilmiştir. Bu süreçte web sayfasındaki herhangi bir bilgiyi elde etmek için kaynak HTML elementlerine ulaşılmıştır. Ulaşılan elementler üzerinden yazılımsal işlemler (metin girişi, tıklama, içeriğini okuma vb.) gerçekleştirilmiştir.

Üçüncü adımda elde edilen verilerin çıktıları, .xlsx uzantılı bir Microsoft Office Excel dosyasına kaydedilmiştir. Çalışmada kullanılan Metacritic verilerinde dil birliğini sağlamak amacıyla İngilizce dışındaki yorumlar veri temizliği aşamasında çıkarılmıştır. Sonrasında her bir oyuna ait yorumların duygu analizi yapılmıştır. Bu kapsamda Python programlama dili ile yazılan bu çalışma için geliştirilen yazılımda **Textblob** kütüphanesinden faydalanılmıştır. **Textblob**, metin verileri üzerinde doğal dil işleme (NLP) yöntemlerinin kullanılmasını sağlayan bir Python kütüphanesidir. Bu çalışmada duygu analizi için Doğal Dil İşleme Kütüphanesinin (NLTK) doğal dil işleme bileşenleri yazılıma dahil edilmiştir. Duygu analizinin yapıldığı bir metin; [-1,1] değerlerini alarak olumsuz-olumlu dengesini; [0,1] değerlerini alarak nesnellik-öznellik dengesini sonuç olarak sunmaktadır (WEB-3). Bu kapsamda Textblob, NLTK eklentilerini kullanarak duygu analizinin yapılmasını sağlayan kod satır örnekleri şu şekildedir:

nltk.download('averaged_perceptron_tagger') (3)

nltk.download('punkt')

nltk.download('wordnet')

blob = TextBlob(comment)

blob.sentiment.polarity

blob.sentiment.subjectivity

Dördüncü ve son adımda elde edilen verilerin ardından eleştirmen ve kullanıcı yorumları tekrar gözden geçirilmiştir. İngilizce dili haricinde diğer dillerde yapılan yorumlar duygu analizine dahil edilmemiştir. Bozuk ve kullanılamaz veriler ayıklanarak nihai veri setine ulaşılmıştır.

3.2. Bulgular

Duygu analizi skorları açısından oyun türleri arasında herhangi bir farklılığın olup olmadığı One-way ANOVA analizi ile test edilmiştir. Yapılan ANOVA analizi sonunda en az bir oyun türüne ait duygu analizi skorlarının diğer oyun türlerine ait duygu analizi skorlarından farklı olduğu görülmüştür ($F=457,123$; $p<0,001$). Grupların varyanslarının eşit olup olmadığı Levene testi ile analiz edilmiş, elde edilen bulgulara göre grupların varyanslarının eşit olmadığı belirlenmiştir ($L=14,006$; $p<0,001$). Gruplar arası farkın anlamlı olup olmadığını ve hangi grup lehine olduğunu belirlemek için Tahmane'nin önermiş olduğu Post Hoc işlemine başvurulmuştur (Tablo 1). Buna göre aksiyon ve benzersiz oyun türleri arasında ($p<0,001$); aksiyon ve nişancı oyun türleri arasında ($p<0,001$); aksiyon ve rol yapma oyun türleri arasında ($p<0,001$); aksiyon ve yarış oyun türleri arasında ($p<0,001$) anlamlı bir farklılığa rastlanırken; aksiyon ve macera oyun türleri arasında ($p>0,05$) anlamlı bir farklılığa rastlanılmamıştır. Tablo 1'e göre duygu değeri en yüksek olan oyun türü "Benzersiz" ($\bar{x}=0,149$), en düşük duygu değerine sahip olan oyun türü ise "Yarış" ($\bar{x}= -0,032$) olarak belirlenmiştir. Bu durum, farklı oyun türlerinin duygu değerleri açısından belirgin farklılıklar gösterdiğini ortaya koymaktadır.

Tablo 1. Tamhane Post Hoc Çoklu Karşılaştırma Tablosu

Oyun Türü (I) (Ortalama)	Oyun Türü (J)	Ortalama Farkı (I-J)	Standart Hata	Anlamlılık Düzeyi	%95 Güven Aralığı	
					Alt Sınırı	Üst Sınırı
Aksiyon 0,119	Benzersiz	0,031*	0,005	<0,001	-0,045	-0,016
	Macera	0,006	0,004	0,925	-0,007	0,019
	Nişancı	0,042*	0,005	<0,001	0,027	0,057
	Rol Yapma	0,036*	0,003	<0,001	0,026	0,045
	Yarış	0,151*	0,003	<0,001	0,141	0,160
Benzersiz 0,149	Aksiyon	0,031*	0,005	<0,001	0,016	0,045
	Macera	0,037*	0,006	<0,001	0,019	0,055
	Nişancı	0,073*	0,007	<0,001	0,053	0,093
	Rol Yapma	0,066*	0,005	<0,001	0,050	0,082
	Yarış	0,181*	0,005	<0,001	0,165	0,197
Macera 0,113	Aksiyon	-0,006	0,004	0,925	-0,019	0,007
	Benzersiz	-0,037*	0,006	<0,001	-0,055	-0,019
	Nişancı	0,036*	0,006	<0,001	0,017	0,054

	Rol Yapma	0,029*	0,005	<0,001	0,015	0,043
	Yarış	0,144*	0,005	<0,001	0,130	0,159
Nişancı 0,077	Aksiyon	-0,042*	0,005	<0,001	-0,057	-0,027
	Benzersiz	-0,073*	0,007	<0,001	-0,093	-0,053
	Macera	-0,036*	0,006	<0,001	-0,055	-0,0172
	Rol Yapma	-0,006	0,006	0,986	-0,023	0,009
	Yarış	0,109*	0,006	<0,001	0,092	0,125
Rol Yapma 0,083	Aksiyon	-0,036*	0,003	<0,001	-0,045	-0,026
	Benzersiz	-0,066*	0,005	<0,001	-0,082	-0,050
	Macera	-0,029*	0,005	<0,001	-0,043	-0,0153
	Nişancı	0,006	0,006	0,986	-0,009	0,023
	Yarış	0,115*	0,004	<0,001	0,104	0,126
Yarış -0,032	Aksiyon	-0,151*	0,003	<0,001	-0,160	-0,141
	Benzersiz	-0,181*	0,005	<0,001	-0,197	-0,165
	Macera	-0,144*	0,005	<0,001	-0,159	-0,130
	Nişancı	-0,109*	0,006	<0,001	-0,125	-0,092
	Rol Yapma	-0,115*	0,004	<0,001	-0,126	-0,104
* Ortalama fark 0,05 düzeyinde anlamlıdır.						

4. Tartışma ve Sonuç

Bu araştırmada Metacritic web sitesi üzerinde PlayStation 5 konsolunda en iyi 100 video oyununa ait kullanıcı yorumları ele alınmıştır. Web kazıma yöntemleriyle her bir oyun için yapılan yorum, duygu analizine tabi tutulmuştur. Diğer yandan Playstaion'ın resmî sitesindeki bilgiler ışığında oyun türleri sınıflandırılmıştır. Bu çerçevede oyun türlerine göre polarite skorları açısından farklılık testleri yapılmıştır. Test sonuçlarına göre aksiyon ve macera oyun türleri arasında anlamlı bir farklılığa rastlanmamıştır. Aslında iki oyun türü arasında anlamlı bir farklılığın çıkmaması beklenen bir sonuçtur. Her iki oyun türü içerik açısından benzer özelliklere sahiptir. Kavramsal olarak aksiyon ve macera oyun türleri için net bir ayırım yapmak mümkün değildir. Öte yandan diğer oyun kategorileri; e-WoM açısından Yarış, Rol Yapma, Nişancı, Benzersiz ve Macera/Aksiyon polarite skorlarının birbirinden farklı olduğu görülmektedir. Bu sonuç, duygu analizi yönteminin pazarlama araştırmalarında alternatif bir yöntem olarak kullanılabileceğine işaret etmektedir çünkü iki ayrı kaynaktan da alınan bilgilerin birbiriyle uyumlu olduğu görülmektedir. Bu sonuç duygu analizinin çevrim içi platformlarda tüketicilerin yaptığı yorumları güçlü bir şekilde yansıttığını ortaya koymaktadır. Ayrıca bu bulgular, r-WoM alanındaki potansiyel ilerlemelerin gerçekleşmesiyle birlikte kullanıcı etkileşimlerinin dinamiklerini daha hızlı ve verimli bir şekilde analiz edebileceğini doğrulamaktadır.

Büyük veri ve yapay zekâ, pazar ve pazarlama araştırmalarında yenilikçi ve etkili alternatif yöntemler sunma potansiyelini bu çalışmada da ortaya koymuştur. Bu çalışmada e-WoM aracılığıyla büyük miktardaki metinsel verilerin duygu analiziyle incelenerek oyun türlerine göre bir pazar bölümlendirmesi yapılabileceği görülmüştür. Kullanıcıların oyun değerlendirme platformlarındaki yorumları duygu analizi yöntemiyle değerlendirilerek bu yöntemin geçerliliği konusunda güçlü bulgular elde edilmiştir. Belirli oyun türlerine yönelik kullanıcı beklentileri ve deneyimleri pazarlama yöneticileri için paha biçilmez bir kaynak oluşturmaktadır. Duygu analizi yönteminin araştırmacılar ve uygulayıcılar için pazar bölümlendirme, hedefleme, e-CRM ve özellikle r-WoM gibi birçok alanda etkili bir araç olma potansiyeli taşıdığı görülmektedir. Ayrıca, çalışmada ele alınan r-WoM kavramı, e-WoM'un dijital dönüşümünde yeni bir aşamaya işaret etmektedir. Robotik ve yapay zekâ tabanlı etkileşimlerin tüketici davranışlarının yorumlanmasında önemli bir rol oynayan bu kavram, e-WoM'un dijital pazarlama açısından gelecekteki dönüşümünün habercisidir.

Kaynakça

- Aakash, A., & Gupta Aggarwal, A. (2022). Assessment of Hotel Performance and Guest Satisfaction Through e-WoM: Big Data for Better Insights. *International Journal of Hospitality & Tourism Administration*, 23(2), 317-346. <https://doi.org/10.1080/15256480.2020.1746218>
- Abbas, A. F., Jusoh, A. B., Mas'od, A., & Ali, J. (2020). Bibliometric Analysis of Global Research Trends on Electronic Word of Mouth Using Scopus Database. *Journal of Critical Reviews*, 7(16), 405-412.

- Aghdaie, S. F. A., Ansari, A., & Telgerdi, J. (2022). Analysing The Impact of Gamification Dynamics and e-WOM on Impulsive Buying. *International Journal of Procurement Management*, 15(1), 40-61. <https://doi.org/10.1504/IJPM.2022.119840>
- Akbari, M., Foroudi, P., Fashami, R. Z., Mahavarpour, N., & Khodayari, M. (2022). Let Us Talk about Something: The Evolution of e-WOM From the Past to the Future. *Journal of Business Research*, 149, 663-689. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2022.05.061>
- Akinsola, J. E. T., Adeagbo, M. A., Oladapo, K. A., Akinsehinde, S. A., & Onipede, F. O. (2022). Artificial Intelligence Emergence in Disruptive Technology. In *Computational Intelligence and Data Sciences* (63-90). CRC Press.
- Ashfaq, M., Yun, J., Yu, S., & Loureiro, S. M. C. (2020). I, Chatbot: Modeling the Determinants of Users' Satisfaction and Continuance Intention of AI-Powered Service Agents. *Telematics and Informatics*, 54, 101473. <https://doi.org/10.1016/j.tele.2020.101473>
- Assael, H., & Roscoe Jr, A. M. (1976). Approaches to Market Segmentation Analysis. *Journal of Marketing*, 40(4), 67-76. <https://doi.org/10.1177/002224297604000408>
- Babić Rosario, A., De Valck, K., & Sotgiu, F. (2020). Conceptualizing the Electronic Word-of-Mouth Process: What We Know and Need to Know about e-WoM Creation, Exposure, and Evaluation. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 48(3), 422-448. <https://doi.org/10.1007/s11747-019-00706-1>
- Babić Rosario, A., Sotgiu, F., De Valck, K., & Bijmolt, T. H. (2016). The Effect of Electronic Word of Mouth on Sales: A Meta-Analytic Review of Platform, Product, and Metric Factors. *Journal of Marketing Research*, 53(3), 297-318. <https://doi.org/10.1509/jmr.14.0380>
- Bala, M. & Verma, D. (2018). A Critical Review of Digital Marketing, *International Journal of Management, IT & Engineering*, 8(10), 321–339.
- Beane, T. P., & Ennis, D. M. (1987). Market Segmentation: a Review. *European Journal of Marketing*, 21(5), 20-42. <https://doi.org/10.1108/EUM0000000004695>
- Berger, J. (2014). Word of Mouth and Interpersonal Communication: a Review and Directions for Future Research. *Journal of Consumer Psychology*, 24(4), 586-607. <https://doi.org/10.1016/j.jcps.2014.05.002>
- Bhandari, M., Rodgers, S., & Pan, P. L. (2021). Brand Feedback to Negative e-WoM Messages: Effects of Stability and Controllability of Problem Causes on Brand Attitudes and Purchase Intentions. *Telematics and Informatics*, 58, 101522. <https://doi.org/10.1016/j.tele.2020.101522>
- Borghi, M., & Mariani, M. M. (2021). Service Robots in Online Reviews: Online Robotic Discourse. *Annals of Tourism Research*, 87, 103036. <https://doi.org/10.1016/j.annals.2020.103036>
- Camilleri, M. A. (2018). Market Segmentation, Targeting and Positioning. In *Travel Marketing, Tourism Economics and the Airline Product* (Chapter 4, Pp. 69-83). Springer, Cham, Switzerland. https://doi.org/10.1007/978-3-319-49849-2_4
- Canbolat, Z. N., & Pinarbasi, F. (2022). Using Sentiment Analysis for Evaluating e-WOM: A Data Mining Approach for Marketing Decision Making. In *Research Anthology on Implementing Sentiment Analysis Across Multiple Disciplines*, IGI Global. 1360-1383
- Chen, Y., & Xie, J. (2008). Online Consumer Review: Word-of-Mouth As a New Element of Marketing Communication Mix. *Management Science*, 54(3), 477-491. <https://doi.org/10.1287/mnsc.1070.0810>
- Cheung, C. M., & Thadani, D. R. (2012). The Impact of Electronic Word-of-Mouth Communication: A Literature Analysis and Integrative Model. *Decision Support Systems*, 54(1), 461-470. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2012.06.008>

- Cheung, C. M., Lee, M. K., & Rabjohn, N. (2008). The Impact of Electronic Word-of-Mouth: The Adoption of Online Opinions in Online Customer Communities. *Internet Research*, 18(3), 229-247.
- Cheung, M. Y., Luo, C., Sia, C. L., & Chen, H. (2009). Credibility of Electronic Word-of-Mouth: Informational and Normative Determinants of On-Line Consumer Recommendations. *International Journal of Electronic Commerce*, 13(4), 9-38. <https://doi.org/10.2753/JEC1086-4415130402>
- Chu, S. C., & Kim, Y. (2011). Determinants of Consumer Engagement in Electronic Word-of-Mouth (e-WoM) in Social Networking Sites. *International Journal of Advertising*, 30(1), 47-75. <https://doi.org/10.2501/IJA-30-1-047-075>
- Dellarocas, C. (2003). The Digitization of Word of Mouth: Promise and Challenges of Online Feedback Mechanisms. *Management Science*, 49(10), 1407-1424. <https://doi.org/10.1287/mnsc.49.10.1407.17308>
- Dibb, S. (1998). Market Segmentation: Strategies for Success. *Marketing Intelligence & Planning*, 16(7), 394-406. <https://doi.org/10.1108/02634509810244390>
- Donthu, N., Kumar, S., Pandey, N., Pandey, N., & Mishra, A. (2021). Mapping The Electronic Word-Of-Mouth (e-WoM) Research: A Systematic Review and Bibliometric Analysis. *Journal of Business Research*, 135, 758-773. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2021.07.015>
- Duan, W., Gu, B., & Whinston, A. B. (2008a). Do Online Reviews Matter? An Empirical Investigation of Panel Data. *Decision Support Systems*, 45(4), 1007-1016. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2008.04.001>
- Duan, W., Gu, B., & Whinston, A. B. (2008b). The Dynamics of Online Word-of-Mouth and Product Sales. an Empirical Investigation of The Movie Industry. *Journal of Retailing*, 84(2), 233-242. <https://doi.org/10.1016/j.jretai.2008.04.005>
- Erkan, I., & Evans, C. (2018). Social Media or Shopping Websites? The Influence of e-WoM on Consumers' Online Purchase Intentions. *Journal of Marketing Communications*, 24(6), 617-632. <https://doi.org/10.1080/13527266.2016.1184706>
- Fu, X., Chen, X., Shi, Y. T., Bose, I., & Cai, S. (2017). User Segmentation for Retention Management in Online Social Games. *Decision Support Systems*, 101, 51-68. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2017.05.015>
- Goyat, S. (2011). The Basis of Market Segmentation: A Critical Review of Literature. *European Journal of Business and Management*, 3(9), 45-54.
- Gruen, T. W., Osmonbekov, T., & Czaplewski, A. J. (2006). E-WoM: The Impact of Customer-to-Customer Online Know-How Exchange on Customer Value and Loyalty. *Journal of Business Research*, 59(4), 449-456. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2005.10.004>
- Hennig-Thurau, T., Gwinner, K. P., Walsh, G., & Gremler, D. D. (2004). Electronic Word-of-Mouth via Consumer-Opinion Platforms: What Motivates Consumers to Articulate Themselves on The Internet? *Journal of Interactive Marketing*, 18(1), 38-52. <https://doi.org/10.1002/dir.10073>
- Hennig-Thurau, T., Walsh, G., & Walsh, G. (2003). Electronic Word-of-Mouth: Motives for and Consequences of Reading Customer Articulations on the Internet. *International Journal of Electronic Commerce*, 8(2), 51-74. <https://doi.org/10.1080/10864415.2003.11044293>
- Hollebeek, L. D., Sprott, D. E., & Brady, M. K. (2021). Rise of the Machines? Customer Engagement in Automated Service Interactions. *Journal of Service Research*, 24(1), 3-8. <https://doi.org/10.1177/1094670520975110>
- Huang, J. J., Tzeng, G. H., & Ong, C. S. (2007). Marketing Segmentation Using Support Vector Clustering. *Expert Systems with Applications*, 32(2), 313-317. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2005.11.028>

- Ip, B., & Jacobs, G. (2005). Segmentation of the Games Market Using Multivariate Analysis. *Journal of Targeting, Measurement and Analysis for Marketing*, 13, 275-287. <https://doi.org/10.1057/palgrave.jt.5740154>
- Ismagilova, E., Rana, N. P., Slade, E. L., & Dwivedi, Y. K. (2021). A Meta-Analysis of the Factors Affecting e-WoM Providing Behaviour. *European Journal of Marketing*, 55(4), 1067-1102. <https://doi.org/10.1108/EJM-07-2018-0472>
- Kauffmann, E., Peral, J., Gil, D., Ferrández, A., Sellers, R. Ve Mora, H. (2019). Managing Marketing Decision-Making with Sentiment Analysis: An Evaluation of the Main Product Features Using Text Data Mining. *Sustainability*, 11(15), 4235. <https://doi.org/10.3390/su11154235>
- Khaleghi, K. And Lugmayr A. (2012) Video Game Market Segmentation Based on User Behavior. In *Proceeding of the 16th International Academic Mind Trek Conference*. 283-286. <https://doi.org/10.1145/2393132.2393194>
- Kotler, P., Kertajaya, H. And Setiawan, I. (2017) Marketing 4.0: Moving from Traditional to Digital, John Wiley and Sons, New Jersey.
- Krakovski, S., Luger, J., & Raisch, S. (2023). Artificial Intelligence and The Changing Sources of Competitive Advantage. *Strategic Management Journal*, 44(6), 1425-1452. <https://doi.org/10.1002/smj.3387>
- Lee, H. M., Zhang, P., & Mehta, M. R. (2022). Effect of Competitors' e-WoM in the Mobile Game Market. *Journal of Computer Information Systems*, 62(1), 196-204. <https://doi.org/10.1080/08874417.2020.1768176>
- Lee, M., & Youn, S. (2009). Electronic Word of Mouth (e-WoM) How e-WoM Platforms Influence Consumer Product Judgement. *International Journal of Advertising*, 28(3), 473-499. <https://doi.org/10.2501/S0265048709200709>
- Lee, S. C., Suh, Y. H., Kim, J. K., & Lee, K. J. (2004). A Cross-National Market Segmentation of Online Game Industry Using SOM. *Expert Systems with Applications*, 27(4), 559-570. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2004.06.001>
- Li, H., Chen, Q., Zhong, Z., Gong, R., & Han, G. (2022). E-Word of Mouth Sentiment Analysis for User Behavior Studies. *Information Processing & Management*, 59(1), 102784. <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2021.102784>
- Lin, H. C. K., Wang, T. H., Lin, G. C., Cheng, S. C., Chen, H. R. Ve Huang, Y. M. (2020). Applying Sentiment Analysis to Automatically Classify Consumer Comments Concerning Marketing 4Cs Aspects. *Applied Soft Computing*, 97, 106755. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2020.106755>
- Longoni, C., & Cian, L. (2022). Artificial Intelligence in Utilitarian vs. Hedonic Contexts: The “Word-Of-Machine” Effect. *Journal of Marketing*, 86(1), 91-108. <https://doi.org/10.1177/0022242920957347>
- López, M., & Sicilia, M. (2014). Determinants of e-WoM Influence: The Role of Consumers' Internet Experience. *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*, 9(1), 28-43. <https://doi.org/10.4067/S0718-18762014000100004>
- Manuel, B., & Tricahyono, D. (2018). Classifying Electronic Word of Mouth and Competitive Position in Online Game Industry. *Journal of Data Science and Its Applications (JDSA)*, 1(1), 20-27.
- Mariani, M. M., Perez-Vega, R., & Wirtz, J. (2022). AI in Marketing, Consumer Research and Psychology: A Systematic Literature Review and Research Agenda. *Psychology & Marketing*, 39(4), 755-776. <https://doi.org/10.1002/mar.21619>
- Markić, B., Bijakšić, S. Ve Bevanda, A. (2016). Sentiment Analysis of Social Networks as a Challenge to the Digital Marketing. *Econviews-Review of Contemporary Business, Entrepreneurship and Economic Issues*, 29(1), 95-107.

- Micu, A., Micu, A. E., Geru, M. Ve Lixandriou, R. C. (2017). Analyzing User Sentiment in Social Media: Implications for Online Marketing Strategy. *Psychology & Marketing*, 34(12), 1094-1100. <https://doi.org/10.1002/mar.21049>
- Neri, F., Aliprandi, C., Capecci, F. Ve Cuadros, M. (2012). Sentiment Analysis on Social Media. In *2012 IEEE/ACM International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining*, 919-926. <https://doi.org/10.1109/ASONAM.2012.164>
- Ngarmwongnoi, C., Oliveira, J. S., Abedrabbo, M., & Mousavi, S. (2020). The Implications of e-WoM Adoption on the Customer Journey. *Journal of Consumer Marketing*, 37(7), 749-759. <https://doi.org/10.1108/JCM-10-2019-3450>
- Park, C., & Lee, T. M. (2009). Information Direction, Website Reputation and e-WoM Effect: A Moderating Role of Product Type. *Journal of Business Research*, 62(1), 61-67. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2007.11.017>
- Prugsamat, Sunita, Ben Lowe, And Frank Alpert, (2010). Modelling Consumer Entertainment Software Choice: An Exploratory Examination of Key Attributes, and Differences by Gamer Segment. *Journal of Consumer Behaviour*, 9(5) 381-392. <https://doi.org/10.1002/cb.325>
- Putra, R. Y., Nuzula, I. F., & Hidayat, A. S. (2024). Unveiling the Impact of Mobile Game Addiction and Negative e-WoM on Purchase Intention in Online Gaming Applications. *Journal of Management Studies and Development*, 3(02), 81-94. <https://doi.org/10.56741/jmsd.v3i02.513>
- Raharja, S. U. J., & Dewakanya, A. C. (2020). Impact of Electronic Word-of-Mouth on Brand Awareness in the Video Game Sector: A Study on Digital Happiness. *International Journal of Trade and Global Markets*, 13(1), 21-30. <https://doi.org/10.1504/IJTGM.2020.104908>
- Rambocas, M. Ve Gama, J. (2013). Marketing Research: The Role of Sentiment Analysis. Universidade Do Porto, Faculdade De Economia Do Porto, 489.
- Rambocas, M., Ve Pacheco, B. G. (2018). Online Sentiment Analysis in Marketing Research: A Review. *Journal of Research in Interactive Marketing*, 12(2), 146-163. <https://doi.org/10.1108/JRIM-05-2017-0030>
- Rebualos, R. A., Prasetyo, Y. T., Ayuwati, I. D., & Persada, S. F. (2022). Customer Preferences for Online Games: A Conjoint Analysis Approach with Market Segmentation. In *Proceedings of the 2022 6th International Conference on Software And E-Business* (33-39). <https://doi.org/10.1145/3578997.3578998>
- Rita, R., Hutomo, K., & Natalia, N. (2013). Electronic Word of Mouth (e-WoM) Foursquare: The New Social Media. *Binus Business Review*, 4(2), 711-724. <https://doi.org/10.21512/bbr.v4i2.1385>
- Sen, S., & Lerman, D. (2007). Why are You Telling Me This? An Examination into Negative Consumer Reviews on the Web. *Journal of Interactive Marketing*, 21(4), 76-94. <https://doi.org/10.1002/dir.20090>
- Seo, E. J., Park, J. W., & Choi, Y. J. (2020). The Effect of Social Media Usage Characteristics on E-WoM, Trust, and Brand Equity: Focusing on Users of Airline Social Media. *Sustainability*, 12(4), 1691. <https://doi.org/10.3390/su12041691>
- Souza, L., Freitas, A. A., Heineck, L. F., & Watters, J. L. (2021). Groups of Gamers: Market Segmentation of Brazilian Electronic Gamers. *Brazilian Business Review*, 18(2), 177-195. <https://doi.org/10.15728/bbr.2021.18.2.4>
- Thompson, J. J., Leung, B. H., Blair, M. R. Ve Taboada, M. (2017). Sentiment Analysis of Player Chat Messaging in the Video Game StarCraft 2: Extending A Lexicon-Based Model. *Knowledge-Based Systems*, 137, 149-162. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2017.09.022>
- Tseng, F. C. (2011). Segmenting Online Gamers by Motivation. *Expert Systems with Applications*, 38(6), 7693-7697. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2010.12.142>

- Tynan, A. C., & Drayton, J. (1987). Market Segmentation. *Journal of Marketing Management*, 2(3), 301-335. <https://doi.org/10.1080/0267257X.1987.9964020>
- WEB-1. (2023). Metacritic. <https://www.metacritic.com/about-us/> Erişim Tarihi: 04.03.2023
- WEB-2. (2023). Selenium. <https://www.selenium.dev/> Erişim Tarihi: 17.03.2023
- WEB-3. (2023). Textblob: Simplified Text Processing. <https://textblob.readthedocs.io/en/dev/> Erişim Tarihi: 17.03.2023
- Wedel, M., & Kamakura, W. A. (2002). Introduction to the Special Issue on Market Segmentation. *Intern. J. of Research in Marketing*, 19, 181-183.
- Yolanda Putra, R., Maminaiina Heritiana Sedera, R., & Maminirina Fenitra, R. (2024). Investigating the Influence of Mobile Game Addiction on In-App Purchase Intention in PUBG Mobile: The Mediating Roles of Loyalty, Negative e-WoM and Perceived Risk. *Cogent Business & Management*, 11(1), 2328317. <https://doi.org/10.1080/23311975.2024.2328317>
- Yoo, C. W., Sanders, G. L., & Moon, J. (2013). Exploring The Effect of e-WoM Participation on e-Loyalty in e-Commerce. *Decision Support Systems*, 55(3), 669-678. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2013.02.001>
- Younis, E. M. (2015). Sentiment Analysis and Text Mining for Social Media Microblogs Using Open-Source Tools: An Empirical Study. *International Journal of Computer Applications*, 112(5).
- Zandi, F., Tavana, M., & O'Connor, A. (2012). A Strategic Cooperative Game-Theoretic Model for Market Segmentation with Application to Banking in Emerging Economies. *Technological and Economic Development of Economy*, 18(3), 389-423. <https://doi.org/10.3846/20294913.2012.688072>

Research Article**Dijital Oyun Geri Bildirimlerinin Duygu Analizi ile İncelenmesi: e-WoM'dan r-WoM'a Geçiş Mümkün Mü?***Analysing Digital Game Feedback with Sentiment Analysis: Is It Possible to Transition from e-WoM to r-WoM?*

<p>Oğuzhan AYDIN Dr. Öğr. Üyesi, Pamukkale Üniversitesi Uygulamalı Bilimler Fakültesi oguzhana@pau.edu.tr https://orcid.org/0000-0002-5104-2986</p>	<p>Yunus SARICA Öğr. Gör., Aydın Adnan Menderes Üniversitesi Rektörlük ysarica@adu.edu.tr https://orcid.org/0000-0002-1969-9005</p>
---	--

Extensive Summary

In today's digital age, online feedback about products and services on platforms has reached volumes beyond the capacity of human cognition to analyse holistically. This immense data landscape presents both an opportunity and a challenge for market and marketing research. Organisations need efficient tools to evaluate these large datasets to draw actionable insights for targeting and segmentation without excessive costs or resources. This study explores whether sentiment analysis specifically applied to electronic word-of-mouth (e-WoM) data, can support segmentation within the digital gaming industry based on game genres. Additionally, the study examines whether sentiment analysis can facilitate a potential transition from traditional e-WoM to robot-assisted word-of-mouth (r-WoM), a concept indicating automated, AI-driven feedback interpretation that can inform real-time marketing decisions.

According to Rita et al. (2013), communication has been essential to social existence since the dawn of humanity. Berger (2014) highlights that people enjoy sharing their knowledge and opinions with others. Traditional word-of-mouth (WoM) has evolved into electronic word-of-mouth (e-WoM) with the rise of digital platforms (Babić-Rosario et al., 2020). e-WoM plays a crucial role in consumer behaviour, influencing purchasing decisions and spreading information to broader audiences (Gruen et al., 2006; Donthu et al., 2021). As consumers increasingly turn to online channels for recommendations, e-WoM has become more impactful than traditional promotional strategies (Bala & Verma, 2018; Manuel & Tricahyono, 2018). However, the constant accessibility of both positive and negative feedback presents risks and opportunities for organisations (Hennig-Thurau et al., 2004). Online reviews facilitate customer-to-customer (C2C) interactions, enhancing perceived value and loyalty (Gruen et al., 2006). In addition, they shorten the decision-making process and improve the shopping experience (Hennig-Thurau et al., 2003; López & Sicilia, 2014). e-WoM serves not only as a marketing tool but also as a competitive intelligence resource for businesses (Chen & Xie, 2008). Consumers rely on e-WoM to validate their purchase decisions and discover new products, with both experienced and novice users being especially susceptible to its influence (Ngarmwongnoi et al., 2020).

In the gaming industry, the number of online reviews has surged, making e-WoM essential in driving sales (Manuel & Tricahyono, 2018). Reviews significantly shape consumer opinions, with positive feedback increasing visibility and market share (Lee et al., 2022). However, games with overly high ratings can discourage new players or harm the sales of other titles (Lee et al., 2022). e-WoM also supports market insights, offering companies competitive intelligence and helping them align their offerings with consumer expectations (Manuel & Tricahyono, 2018). Trust is a cornerstone of e-WoM's

effectiveness. Feedback platforms improve market transparency and encourage consumer trust in user-generated content over traditional advertising (Ngarmwongnoi et al., 2020). Reliable reviews are crucial, especially for consumers with limited product knowledge (Cheung et al., 2009). Yet, the potential manipulation of online reviews has led to increased consumer scepticism, prompting users to verify information through multiple sources (Duan et al., 2008a). The impact of e-WoM depends on the credibility, quality, and objectivity of shared information (Wathen & Burkell, 2002). Websites with strong reputations further enhance trust (Park & Lee, 2009). Studies show that detailed, high-quality feedback positively affects consumer behaviour and sales outcomes (Babić-Rosario et al., 2016; Erkan & Evans, 2018). In gaming communities, user recommendations are often seen as more reliable than professional criticism, reinforcing the power of peer-to-peer communication (Raharja & Dewakanya, 2020).

The main objective of this study is to examine whether e-WoM data, specifically user reviews, can be leveraged through sentiment analysis to segment the gaming market by genre. By evaluating the sentiment polarity of game reviews for PlayStation 5 titles on Metacritic, the study tests if distinct patterns emerge for different types of games, such as action, adventure, role-playing, and racing. Another goal is to investigate the potential of transitioning from e-WoM to robot-assisted WoM (r-WoM), where automated systems analyse consumer sentiment in real-time, thus providing marketers with dynamic insights into consumer preferences and satisfaction.

For this research, a dataset was created from the top 100 rated PlayStation 5 games listed on the Metacritic website as of the second quarter of 2023. Metacritic was chosen as it aggregates extensive user reviews and ratings for video games, providing a rich source of e-WoM data. In total, 44,065 user reviews were collected from the site using a Python-based web scraping tool developed specifically for this study. This tool utilised the Selenium WebDriver to autonomously navigate the site, extract game data, and capture both user and critic reviews for each game in the dataset. After data collection, sentiment analysis was conducted using the TextBlob Python library, which applies natural language processing (NLP) to text-based data to assign polarity and subjectivity scores. Polarity scores range from -1 to 1, where -1 indicates a strongly negative sentiment, 1 indicates a strongly positive sentiment, and values around 0 suggest a neutral sentiment. The analysis focused on identifying differences in polarity scores between game genres to determine if consistent patterns existed. To ensure the quality of the analysis, comments in languages other than English were excluded, and duplicate or unusable data was removed. The final dataset comprised only high-quality reviews in English. Additionally, an ANOVA test was performed to check if any significant differences existed between the average polarity scores of different game genres.

The analysis revealed statistically significant differences in the polarity scores of user comments across certain game genres. The ANOVA test showed that at least one genre differed significantly from others in terms of average polarity score ($F = 457.123$; $p < 0.001$). Specifically, games in the racing, role-playing, shooting, unique, and adventure/action genres showed distinct sentiment patterns, while no significant difference was found between action and adventure games. This result aligns with existing literature, which indicates that the action and adventure genres are often conceptually intertwined, sharing similar gameplay elements that may drive comparable user experiences. The Tamhane post hoc test further confirmed the existence of meaningful differences between specific genres. Notably, racing games scored distinctly higher in positive sentiment compared to other genres, possibly reflecting the genre's universal appeal and straightforward enjoyment factor. Role-playing games, with their complex narratives and character development, also elicited a wide range of positive sentiments. In contrast, shooting games and unique games, often characterised by niche or experimental gameplay, had more mixed polarity scores, suggesting varied user expectations and experiences within these categories. The findings indicate that sentiment analysis of e-WoM data can be an effective tool for segmenting the gaming market by genre, offering insights into consumer sentiment that can inform marketing strategies. For example, marketing campaigns for racing and role-playing games could emphasise the positive emotional engagement these games provide, while marketing for shooting games might focus on addressing the aspects that lead to mixed user sentiments.

This study suggests that as AI-driven analysis becomes more sophisticated, r-WoM could play a transformative role in real-time sentiment tracking and automated feedback. In the gaming industry,

where consumer opinions are diverse and rapidly evolving, r-WoM could enable companies to monitor shifts in user sentiment more efficiently, adapting their strategies to match consumer expectations. By applying automated sentiment analysis techniques, organisations can generate real-time insights from extensive e-WoM data, allowing for a more responsive approach to consumer feedback. Moreover, r-WoM could be used to segment markets in other entertainment industries, providing a scalable model for real-time sentiment analysis that extends beyond traditional e-WoM. The ability to detect sentiment trends quickly would allow companies to manage brand perception proactively, potentially mitigating the impact of negative feedback.

The study demonstrates that sentiment analysis of e-WoM data can effectively reveal sentiment patterns across different game genres, facilitating market segmentation in the gaming industry. The distinct polarity scores observed across genres underscore the potential of sentiment analysis as a market research tool, offering new avenues for marketers to target and position their products based on genre-specific consumer sentiment. This approach not only enhances the relevance of marketing messages but also aligns with evolving consumer expectations in the digital age. As the industry moves toward r-WoM, sentiment analysis stands out as a promising method for real-time consumer sentiment evaluation. The findings highlight the value of integrating AI-driven sentiment analysis in market research, not only for gaming but for various sectors where consumer feedback is abundant and impactful. Future research could explore the application of r-WoM in other digital entertainment markets and investigate its potential to influence brand management and consumer trust.

In conclusion, sentiment analysis represents a powerful tool in the ongoing evolution from e-WoM to r-WoM, providing companies with actionable insights that can drive strategic marketing decisions. By leveraging the vast amount of e-WoM data available on platforms like Metacritic, businesses can develop a nuanced understanding of consumer sentiment, enhance product positioning, and respond dynamically to the needs of their target markets. Additionally, the study discusses the concept of r-WoM, which points to a new phase in the digital transformation of e-WoM. This concept, which plays a significant role in interpreting consumer behaviour through robotic and AI-based interactions, is a precursor to the future transformation of e-WoM in digital marketing.