

T.C.
DOKUZ EYLÜL ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ
YÖNETİM BİLİŞİM SİSTEMLERİ ANABİLİM DALI
YÖNETİM BİLİŞİM SİSTEMLERİ PROGRAMI
YÜKSEK LİSANS TEZİ

OYUN SEKTÖRÜNDE KULLANICI YORUMLARININ MAKİNE
ÖĞRENMESİ TEKNİKLERİ İLE ANALİZ EDİLMESİ VE SEKTÖRDEKİ
YERİNİN DEĞERLENDİRİLMESİ

Abdullah ÖZÇALIŞAN

Danışman
Doç. Dr. CAN AYDIN

İZMİR – 2023

TEZ ONAY SAYFASI



YEMİN METNİ

Yüksek Lisans Tezi olarak sunduğum “Oyun Sektöründe Kullanıcı Yorumlarının Makine Öğrenmesi Teknikleri ile Analiz Edilmesi ve Sektördeki Yerinin Değerlendirilmesi” adlı çalışmanın, tarafımdan, akademik kurallara ve etik değerlere uygun olarak yazıldığını ve yararlandığım eserlerin kaynakçada gösterilenlerden oluştuğunu, bunlara atıf yapılarak yararlanılmış olduğunu belirtir ve bunu onurumla doğrularım.

..../..../2023

Abdullah ÖZÇALIŞAN

ÖZET

Yüksek Lisans Tezi

Oyun Sektöründe Kullanıcı Yorumlarının Makine Öğrenmesi Teknikleri ile
Analiz Edilmesi ve Sektördeki Yerinin Değerlendirilmesi

Abdullah ÖZÇALIŞAN

Dokuz Eylül Üniversitesi

Sosyal Bilimler Enstitüsü

Yönetim Bilişim Sistemleri Anabilim Dalı

Yönetim Bilişim Sistemleri Programı

Kullanıcı geri bildirimleri diğer tüm sektörlerde olduğu gibi oyun sektöründe de oyunların geliştirilmesi ve iyileştirilmesi için büyük önem arz etmektedir. Mobil oyun sektöründe, kullanıcılar diğer platformlara göre çok daha fazla geri bildirimde bulunma eğilimi göstermektedir. Bu durum oyun sektöründe faaliyet gösteren firmalara, ürünlerini geri bildirimlerle geliştirmeleri ve iyileştirmeleri için büyük bir fırsatlar sunmaktadır. Yalnızca bu fırsatları değerlendirebilen organizasyonlar, yüksek rekabet ortamında varlıklarını devam ettirebilirler.

Bu çalışma ile kullanıcı yorumlarının, mobil oyun sektöründe faaliyet gösteren firmalar tarafından ne ölçüde değerlendirildiğinin analizi gerçekleştirilecektir. Bu doğrultuda strateji kategorisindeki bir oyuna ait kullanıcı yorumları, Python programlama dili ve kütüphaneleri kullanılarak elde edilecek ve Doğal Dil İşleme tekniklerinden birisi olan Metin Sınıflandırma Yöntemi ile kategorize edilecektir. Bu analiz sonucunda kullanıcıların oyuna dair en çok şikâyet ettiği konular ortaya konulacaktır. Bu analiz sonucunda ortaya çıkan bulgulara, analizi gerçekleştirilen oyundan sonra çıkmış aynı kategorideki oyunlarda da rastlanıp rastlanmadığı araştırılacaktır. Yazılan bu tez kapsamında, mobil oyun sektöründeki oyun firmalarının müşteri geri bildirimlerini daha etkili ve verimli bir şekilde değerlendirmelerine yardımcı

olmak ve firmaların bu geri bildirimleri, ürün geliştirme sürecinde daha etkili bir şekilde kullanmalarına olanak sağlama amacı taşımaktadır.

Anahtar Kelimeler: Doğal Dil İşleme, Kullanıcı Yorumları, Makine Öğrenmesi, Metin Sınıflandırma, Mobil Oyun Sektörü, Yapay Zekâ



ABSTRACT

Master's Thesis

Analyzing of User Comments in the Gaming Industry Using Machine Learning Techniques and Evaluating the Importance in the Industry

Abdullah ÖZÇALIŞAN

Dokuz Eylül University

Graduate School of Social Sciences

Department of Management Information System

Management Information Systems Program

User feedback is of great importance for the development and improvement of games in the game industry just like in other industries. In the mobile gaming industry, users tend to give much more feedback than other platforms. This situation offers great opportunities for companies operating in the game industry to develop and improve their products with feedback. Only organizations that can take advantage of these opportunities can maintain their existence in a highly competitive environment.

This study will analyze the extent to which user comments are evaluated by companies operating in the mobile game industry. In this direction, user comments on a game in the strategy category will be obtained using the Python programming language and libraries and will be categorized by the Text Classification Method, which is one of the Natural Language Processing techniques. As a result of this analysis, the issues that users complain about most about the game will be revealed. It will be investigated whether the findings of this analysis are also encountered in the games in the same category after the analyzed game. Within the scope of this thesis, it is aimed to help game companies in the mobile game industry, evaluate customer feedback more effectively and efficiently and to enable companies to use this feedback more effectively in the product development process.

Keywords: Natural Language Processing, User Reviews, Machine Learning, Text Classification, Mobile Game Industry, Artificial Intelligence



**OYUN SEKTÖRÜNDE KULLANICI YORUMLARININ MAKİNE
ÖĞRENMESİ TEKNİKLERİ İLE ANALİZ EDİLMESİ VE SEKTÖRDEKİ
YERİNİN DEĞERLENDİRİLMESİ**

İÇİNDEKİLER

TEZ ONAY SAYFASI	ii
YEMİN METNİ	iii
ÖZET	iv
ABSTRACT	vi
İÇİNDEKİLER	viii
KISALTMALAR	xi
TABLOLAR LİSTESİ	xii
ŞEKİLLER LİSTESİ	xiii
GİRİŞ	1

BİRİNCİ BÖLÜM

OYUN SEKTÖRÜNDE KULLANICI YORUM ANALİZİ

1.1. ARAŞTIRMA PROBLEMİ	3
1.2. AMAÇ VE KAPSAM	4
1.3. LİTERATÜR TARAMASI	5

İKİNCİ BÖLÜM

**OYUN SEKTÖRÜNDE YAŞANAN GELİŞMELER VE KULLANICI
YORUMLARININ ÖNEMİ**

2.1. OYUN SEKTÖRÜNÜN TARİHSEL GELİŞİMİ	9
2.2. OYUN SEKTÖRÜNÜN EKONOMİK YAPISI ve PAZAR DİNAMİKLERİ	10
2.3. MOBİL OYUN SEKTÖRÜNÜN OYUN SEKTÖRÜNDEKİ YERİ	13

2.4. KULLANICI YORUMLARININ OYUN SEKTÖRÜNDEKİ ÖNEMİ	14
2.5. OYUN SEKTÖRÜNDE MAKİNE ÖĞRENMESİ TEKNİKLERİNİN UYGULAMA ALANLARI	17

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

KULLANICI YORUMLARININ DOĞRU BİR ŞEKİLDE DEĞERLENDİRİLMESİ İÇİN KULLANILAN METOTLAR

3.1. DOĞAL DİL İŞLEME	20
3.2. DUYGU ANALİZİ	23
3.3. METİN SINIFLANDIRMA	24
3.4. KONU MODELLEME	27
3.5. DENETİMLİ ÖĞRENME	28
3.6. YARI DENETİMLİ ÖĞRENME	29
3.7. DENETİMSİZ ÖĞRENME	29

DÖRDÜNCÜ BÖLÜM

KULLANICI YORUMLARININ ANALİZİNDE KULLANILABİLECEK MAKİNE ÖĞRENMESİ ALGORİTMALARI

4.1. DESTEK VEKTÖR MAKİNELERİ	31
4.2. NAİVE BAYES	33
4.3. LOJİSTİK REGRESYON	34
4.4. RANDOM FOREST	35

BEŞİNCİ BÖLÜM

KULLANICI YORUMLARININ MAKİNE ÖĞRENMESİ TEKNİKLERİ İLE SINIFLANDIRILMASI UYGULAMASI

5.1. VERİ SETİNİN EDİNİM VE İNCELENMESİ	37
5.2. VERİ ÖN İŞLEME	39
5.3. VERİNİN SAYISALLAŞTIRILMASI	41

5.5. VERİ SETİNİN EĞİTİM VE TEST OLARAK AYRILMASI	42
5.6. SINIFLANDIRMA ALGORİTMALARI İLE TAHMİNLEME ve SONUÇLARIN DEĞERLENDİRİLMESİ	42
5.7. ETİKETSİZ VERİLERİN TAHMİNLENMESİ	43
SONUÇ	56
KAYNAKÇA	60



KISALTMALAR

BOW:	Bag of Words
ÇKA:	Çok Katmanlı Algılayıcı
ES:	Eşleştirme Sorunları
GO:	Güncellemeler ve Oyunun Gelişimi
NB:	Naive Bayes
NLP:	Natural Language Process
P2W:	Pay to Win Yapısı
RF:	Random Forest
RPG:	Role Playing Game
SVM:	Support Vector Machines
TS:	Teknik Sorunlar
VC:	Oylama Sınıflayıcısı (Voting Classifier)

TABLULAR LİSTESİ

Tablo 1: Kullanıcı Yorumlarının Kategori Bazında Örnek Gösterimi s.38

Tablo 2: Algoritmalar ve Tahminleme Başarı Oranları s.43



ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 1: Oyun Sektörünün Tarihsel Gelişimi	s.11
Şekil 2: Makine Öğrenmesi Teknikleri	s.30
Şekil 3: Lineer Ayrılabilme Durumunda Optimum Ayırıcı Aşırı Düzlem	s.32
Şekil 4: Rastgele Orman Algoritması	s.36
Şekil 5: Akış Şeması	s.38
Şekil 6: A Oyunu Tahminlenen Yorumların Kategori Dağılım Grafiği	s.44
Şekil 7: B Oyunu Tahminlenen Yorumların Kategori Dağılım Grafiği	s.45
Şekil 8: C Oyunu Tahminlenen Yorumların Kategori Dağılım Grafiği	s.46
Şekil 9: Random Forest Algoritması ile Tüm Oyunların Kategori Dağılım Grafiği	s.47
Şekil 10: Random Forest Algoritması ile Yorumların Kategori Bazında Ağırlıklarının Oranları	s.48
Şekil 11: Lojistik Regresyon Algoritması ile Tüm Oyunların Kategori Dağılım Grafiği	s.49
Şekil 12: Lojistik Regresyon Algoritması ile Yorumların Kategori Bazında Ağırlıklarının Oranları	s.49
Şekil 13: Stokastik Gradyan İniş Algoritması ile Tüm Oyunların Kategori Dağılım Grafiği	s.50
Şekil 14: Stokastik Gradyan İniş Algoritması ile Yorumların Kategori Bazında Ağırlıklarının Oranları	s.51
Şekil 15: Destek Vektör Makineleri Algoritması ile Tüm Oyunların Kategori Dağılım Grafiği	s.52
Şekil 16: Destek Vektör Makineleri Algoritması ile Yorumların Kategori Bazında Ağırlıklarının Oranları	s.53
Şekil 17: Naive Bayes Algoritması ile Tüm Oyunların Kategori Dağılım Grafiği	s.54
Şekil 18: Naive Bayes Algoritması ile Yorumların Kategori Bazında Ağırlıklarının Oranları	s.54

GİRİŞ

Bilişim teknolojilerindeki yaşanan hızlı gelişmeler ve kullanıcı davranışlarındaki değişiklikler oyun sektörünü de etkileyerek mobil oyunların gittikçe daha popüler hale gelmesine neden olmuştur. Günümüzde mobil oyunlar, kullanıcılar tarafından yoğun ilgi görmekte ve mobil oyun piyasası oldukça hızlı bir şekilde büyümektedir. Ancak, oyun firmalarının bu rekabetçi piyasada var olup mevcudiyetini koruyabilmeleri için sürekli olarak yenilikçi ve kullanıcı odaklı ürünler sunmaları gerekmektedir. Bu nedenle, kullanıcıların geri bildirimleri, oyun firmaları için oldukça önemlidir. Kullanıcı yorumları, oyun sektöründeki en önemli geri bildirim araçlarından birisidir. Kullanıcı yorumları, oyun firmaları için hem olumlu hem de olumsuz eleştiriler içermektedir. Bu eleştiriler, oyun firmalarına hem ürünlerini iyileştirmek için gerekli geribildirim sağlar hem de bu geri bildirimleri değerlendirip kullanan firmaların müşteri memnuniyetini ve aidiyetini artırır. Ancak, yorumların sayısı milyonlarca olabildiği için manuel olarak bunları okumak, değerlendirmek, sınıflandırmak ve bunlar üzerinden analizler gerçekleştirerek içgörüler elde etmek imkânsız hale gelmiştir.

Bu noktada, kullanıcı yorumlarının analiz edilmesi, makine öğrenmesi teknikleri ile mümkün hale gelmiştir. Makine öğrenmesinin alt kırılımlarından olan doğal dil işleme, kullanıcı yorumlarının otomatik olarak sınıflandırılmasını ve değerlendirilmesini, kategorize edilmesini sağlayarak, firmalara zaman ve maliyet tasarrufu sağlamaktadır. Doğal dil işleme kavramı; özellik çıkarımı, duygu analizi, sınıflandırma algoritmaları, konu modelleme, kelime ilişkileri ve öneri sistemleri gibi çeşitli yöntemler içermektedir. Bu tezin amacı, mobil oyun sektöründe, kullanıcıların yorumlarının sektördeki oyun firmaları tarafından ne ölçüde değerlendirildiğinin araştırılmasına yöneliktir. Bu amaçla, mobil oyunlara ait kullanıcı yorumları "Google Play Store" mobil oyun mağazasından toplanarak doğal dil işleme teknikleri ile analizleri gerçekleştirilecektir. Bu analiz sonucunda elde edilen bulguların, sektördeki diğer oyunlarda da bu bulgulara ulaşıp ulaşılmadığı da araştırılacaktır. Bu çalışmayla ile mobil oyun sektöründe faaliyet gösteren firmaların kullanıcı yorumlarını ne ölçüde dikkate aldığı ve bunlara yönelik geliştirmeler iyileştirmeler yaptığı ortaya

konulacaktır. Bu çalışma, oyun sektöründe kullanıcı yorumlarının, oyunların geliştirilmesi ve iyileştirilmesi aşamalarındaki önemini vurgulayarak, oyun geliştiricilerine bir yol gösterici olmayı hedeflemektedir. Tezin birinci bölümünde, araştırma problemi, amacı ve kapsamı açıklanmıştır. İkinci bölümünde ise oyun sektörünün tarihsel gelişimi, ekonomik yapısı, mobil oyunların oyun sektöründeki yeri ve kullanıcı yorumlarının mobil oyun sektöründeki önemi gibi konular ele alınmıştır. Üçüncü bölümde, kullanıcı yorumlarının değerlendirilmesi için kullanılacak metot ve teknikler ele alınmıştır. Dördüncü bölümde, kullanıcı yorumlarının analizinde kullanılacak makine öğrenmesi algoritmaları açıklanmıştır. Tezin son bölümünde ise yukarıda bahsedilen amaçlara yönelik gerçekleştirilen bir uygulama örneği sunulmaktadır. Bu çalışma, mobil oyun sektöründe kullanıcı yorumlarının makine öğrenmesi teknikleri ile analiz edilmesinin önemini vurgularken, sektörde faaliyet gösteren ve bu sektöre adım atmayı düşünen oyun firmalarına faydalı bir yol gösterici olmayı hedeflemektedir.

BİRİNCİ BÖLÜM

OYUN SEKTÖRÜNDE KULLANICI YORUM ANALİZİ

1.1. ARAŞTIRMA PROBLEMİ

Dijital çağ ya da bilgi çağı olarak adlandırılan 21. yüzyılın en önemli kaynaklarından biri hiç şüphesiz verilerdir. Bu dijital çağda her gün milyarlarca veri parçacığı üretilmekte ve bunların işlenmesi ve bunlardan değer üretilmesi, kişiler ve organizasyonlar için her geçen gün daha büyük önem arz etmektedir. Günümüzdeki her organizasyonun dijital çağın getirdiği rekabetçi piyasada var olabilmesi için, organizasyonun vermiş olduğu ürün ve hizmetlere ait üretilen kullanıcı verilerini ya da sektörde çeşitli yollarla üretilen verileri kullanarak, hizmet kalitesini sürekli olarak artırması gereklidir. Günümüzde kullanıcı ve tüketiciler diğer zamanlara göre çok daha bilinçli ve seçicidirler. Bu kullanıcıları, almış olduğu hizmet veya ürünlerden memnun etmekte oldukça güç hale gelmiştir. Bu nedenle firmalar, en önemli kaynakları olan müşterilerini, ellerinde tutabilmeleri için onların talep ve ihtiyaçlarına kulak vermeleri gerekmektedir. Kullanıcı geri bildirimleri, dijital çağda hizmet gösteren tüm sektörlerdeki firmalar için işlenmesi gereken madenlerdir ve rekabetin yüksek olduğu bu piyasada, firmaların başarılı olması ve mevcudiyetini devam ettirmesi, bu geri bildirimlerle yapılacak olan iyileştirme ve geliştirmelerle desteklenir.

Diğer tüm sektörlerde olduğu gibi oyun sektöründe de kullanıcı geri bildirimleri, oyunların geliştirilmesi ve sektörde faaliyet gösteren diğer oyun firmaları ile rekabet edebilmesi için oldukça önemli bir yere sahiptir. Bu geri bildirimler oyun firmalarına, müşteri memnuniyetini artırmak ve ürünlerini geliştirmek için yol gösterici kaynak niteliği taşır. Bu geri bildirimler yalnızca çeşitli bilgi edinim süreçlerinden geçtikten sonra organizasyonlar için bir kaynak niteliği taşıyabilir. Verilerin anlamlı bilgi ve iç görüğe dönüşme süreci günde üretilen milyonlarca terabaytlık veri göz önüne alındığında bu süreç oldukça zor ve karmaşık bir hale gelmiştir. Veri hacminin artmasıyla birlikte verilerin depolanması, erişimi, analizi ve yorumlanması da daha karmaşık hale gelmiştir. Ayrıca verilerin farklı formatlarda ve kaynaklarda bulunması veri entegrasyonu ve uyum sorunlarını ortaya çıkarmaktadır. Bunlar geleneksel veri işleme yöntemleriyle başa çıkmakta zorluklar yaşanmasına

sebeptir. Makine öğrenmesi, derin öğrenme, doğal dil işleme gibi yapay zekâ teknikleri bu süreci mümkün hale getirmiştir. Makine öğrenmesi, veri işleme zorluklarının aşılmasında önemli bir rol oynamaktadır. Bu teknikler, verileri analiz etmek ve modellemek için kullanılan algoritmalar ve istatistiksel yöntemler bütünüdür. Makine öğrenmesi, büyük veri setlerini otomatik olarak analiz edebilen ve desenleri tanımlayabilen yapay zekâ modellerinin geliştirilmesini sağlamaktadır. Derin öğrenme gibi alt dalları, çok katmanlı sinir ağlarıyla karmaşık ilişkileri anlama yeteneği sunarak veri işleme performansını artırır. Bu tez ile, belirli bir kategorideki bir mobil oyundan toplanan kullanıcı yorumları, çeşitli makine öğrenmesi teknikleri ile sınıflandırılacak ve analizleri gerçekleştirilecektir. Yapılan bu analiz sonucunda, kullanıcıların şikâyetleri, memnuniyetleri talepleri ortaya konularak bunlardan bazı çıkarım ve bulgular elde edilmesi amaçlanmaktadır.

Bu tezin araştırma problemi, mobil oyun sektöründe kullanıcı geri bildirimlerinin analiz edilmesi ve oyun firmalarının bu geri bildirimleri dikkate almadıklarının tespit edilmesine yöneliktir. Bu tez, mobil oyun sektöründe kullanıcı yorumlarının analizinin önemini vurgulamakta ve oyun firmalarına, müşteri geri bildirimlerini otomatik olarak sınıflandırmak ve değerlendirmek için kullanabilecekleri bir yöntem sunmaktadır. Bu çalışmada, mobil oyun sektöründe kullanıcı yorumlarının analizi için çeşitli makine öğrenmesi teknikleri açıklanacaktır. Bu teknikler arasında doğal dil işleme, özellik çıkarımı, duygu analizi, sınıflandırma algoritmaları, konu modelleme gibi teknikler bulunmaktadır. Bu tekniklerin kullanılması sayesinde, oyun firmaları kullanıcı geri bildirimlerini daha etkili ve hızlı bir şekilde sınıflandırabilecek ve bu geri bildirimleri oyunların geliştirme sürecinde değerlendirebileceklerdir.

1.2. AMAÇ VE KAPSAM

Bu tezin yazım amacı, mobil oyun sektöründe kullanıcı yorumlarının makine öğrenmesi teknikleri ile analiz edilmesi ve bu analiz sonucunda elde edilen bulguların, sektördeki oyun firmaları tarafından müşteri memnuniyetini artırmasına ve ürünlerini geliştirmelerine yardımcı olabileceğini göstermektir.

Bu tez kapsamında, çok oyunculu ve strateji türündeki bir mobil oyunun kullanıcı yorumları "Google Play Store ve App Store" gibi mobil oyun mağazalarından toplanacak ve çeşitli makine öğrenmesi teknikleri ile analizi gerçekleştirilecektir. Analiz sonucunda, kullanıcıların oyunla ilgili şikâyet ettikleri konular sınıflandırılacaktır. Ayrıca, analiz sonucunda elde edilen bulguların, yeni çıkan oyunlarda rastlanıp rastlanılmadığı da incelenecektir. Yazılan bu tez kapsamında, mobil oyun sektöründeki oyun firmalarının müşteri geri bildirimlerini daha etkili ve verimli bir şekilde değerlendirmelerine yardımcı olmak ve bu geri bildirimleri ürün geliştirme sürecinde kullanmalarına olanak sağlama amacını taşımaktadır. Ayrıca, bu tezde kullanılan makine öğrenmesi teknikleri, mobil oyun sektöründeki müşteri geri bildirimlerinin analizi için farklı yaklaşımlar sunmaktadır.

Bu çalışma, mobil oyun sektöründeki müşteri geri bildirimlerinin, oyunların başarılı olması ve geliştirilmesi için ne kadar önemli olduğunu ve bu analizlerin gerçekleştirilmesinin de yalnızca makine öğrenmesi teknikleri ile gerçekleştirilebileceğini ortaya koymaktadır. Bu tez, mobil oyun sektöründe faaliyet gösteren firmaların, müşteri geri bildirimlerini değerlendirmede daha etkili bir yol izlemelerine yardımcı olabilir.

1.3. LİTERATÜR TARAMASI

Çiğdem ve arkadaşları tarafından 2020 yılında gerçekleştirilen çalışmada, günümüzde büyük verinin çoğunluğunun metin tabanlı olması nedeniyle, metin sınıflandırma yöntemlerinin önem kazandığı belirtilmiş ve işletmelerin, müşteri yorumları gibi metin verilerini analiz ederek rekabet avantajı elde edebileceği vurgulanmıştır. Çalışmada, müşteri yorumlarından örneklem seçilerek bu yorumları şikâyet, talep ve teşekkür gibi sınıflara ayırmak amacıyla bir karar ağacı modeli oluşturmuştur. Modelin algoritmasında, entropi ve bilgi kazanımı hesaplama yöntemleri temel alınmıştır. Bu yöntemle, müşteri yorumlarından temsil edici nitelikteki öznitelikler çıkarılarak düğümler belirlenmiş ve ilgili sınıf etiketleri tespit edilmiştir (Aytekin ve diğerleri, 2018).

Çılgın ve arkadaşları tarafından 2020 yılında yapılan çalışmada, Bitcoin hakkında sosyal medya platformu Twitter'dan toplam 2.819.784 adet tweet elde

edilmiştir. Bu tweetlerden rastgele seçilen 1500 adedi duygu analizi için pozitif, negatif ve nötr olarak etiketlenmiştir. Analizde, Çok Katmanlı Algılayıcı (Yapay Sinir Ağları) başta olmak üzere çeşitli sınıflandırma algoritmaları kullanılmıştır. Çok Katmanlı Algılayıcı ile geliştirilen model, %90.58 başarı oranıyla en yüksek performansı sergileyen model olmuştur (Çılgın ve diğerleri, 2020).

Sarıman ve arkadaşları tarafından 2020 yılında gerçekleştirilen çalışmada, COVID-19 süreci boyunca Twitter platformunda paylaşılan mesajların duygu analizine odaklanılmıştır. Çalışmada, Twitter verileri üzerinde yaklaşık 2.000.000 tweet analiz edilmiş ve lojistik regresyon algoritması kullanılarak tweetler olumlu ve olumsuz olarak gruplandırılmıştır. Duygu analizi için sözlük tabanlı yaklaşımların yanı sıra makine öğrenmesine dayalı yöntemlerin de kullanıldığı belirtilmiştir. Bu yöntemlerin, canlı veri üzerinde gerçek zamanlı çalışmalarda tercih sebebi olduğu vurgulanmıştır. Çalışmanın sonuçlarına göre, Koronavirüs sürecinde alınan önlemlerin ve hizmete sunulan uygulamaların, toplum üzerinde olumlu ve olumsuz olarak farklı etkiler bıraktığı tespit edilmiştir (Sarıman ve diğerleri, 2020).

Tuna tarafından 2022 yılında gerçekleştirilen çalışmada, Google Play Store üzerinden Netflix uygulamasına yapılan müşteri yorumlarının duygu analizi ele alınmıştır. Tüketici geri bildirimlerinin, ürün ya da hizmetlere dair tutumları yansıttığı belirtilmiştir. Bu geri bildirimlerin, mobil girişimlerin ve potansiyel rakiplerin stratejilerini belirlemeleri açısından önemli olduğu vurgulanmıştır. Duygu sınıflandırması için makine öğrenmesi algoritmalarından Destek Vektör Makinaları, Naive Bayes ve Karar Ağaçları kullanılmıştır. Sonuç olarak, duyguların %84,4 doğrulukla sınıflandırıldığı ve en yüksek başarıya Karar Ağaçları algoritmasıyla ulaşıldığı görülmüştür (Tuna 2022).

Sar tarafından gerçekleştirilen çalışmada, 7 Ocak 2021 tarihinde WhatsApp'ın kullanıcılarına sunduğu yeni gizlilik sözleşmesinin etkileri incelenmiştir. Bu sözleşme, kullanıcıların tepkisine neden olmuş ve sosyal medya üzerinde büyük etkileşim almıştır. Analiz için, 2-12 Ocak 2021 tarihleri arasında, içeriğinde WhatsApp kelimesinin geçtiği Türkçe tweetler Python programlama dili ile snsrape veri kazıma kütüphanesi kullanılarak CSV formatında toplanmıştır. Bununla birlikte veri çeşitliliğinin artırılması için Google Play Store'da bulunan Whatsapp uygulamasına ait yorumlar da veri setine dahil edilmiştir. Sınıflandırma işleminde Çok Katmanlı

Algılayıcı (ÇKA) modeli kullanılmıştır. Veri seti %60 eğitim, %20 test ve %20 değerlendirme olarak scikit-learn kütüphanesinin train_test_split fonksiyonu ile ayrılmıştır. ÇKA modeli eğitim, test ve değerlendirme verileriyle eğitimi gerçekleştirilmiş ve %80 oranında başarı elde etmiştir. Yapılan çalışma, gizlilik sözleşmesi ile ilgili gerçekleşen güncelleme sonrasında ortaya çıkan kullanıcı kaybının, Whatsapp'ın doğru bir iletişim stratejisi ile önüne geçebileceği ve kullanıcılarının güvenini tekrar kazanabileceği sonucuna varmıştır (Sar, 2021).

Kazan ve Karakoca tarafından yapılan çalışmada, farklı kategorilere ait ürün yorumlarından toplam 2.250.000 adet veri toplanmıştır. Bu veriler arasından 1.687.500 adet veri eğitim için kullanılmış, 562.500 adet veri ise test için ayrılmıştır. Çalışma sırasında Random Forest, Karar Ağacı, Multinomial Naive Bayes (Multinomial NB), Lojistik Regresyon, Destek Vektör Makineleri ve Yapay Sinir Ağları gibi sınıflandırma algoritmaları kullanılarak verilerin altı farklı kategoriye sınıflandırılması hedeflenmiştir. Çalışma sonucunda, Giyim & Ayakkabı ile Spor & Outdoor kategorilerinin yanı sıra Ev & Yaşam ile Kitap, Müzik, Film, Oyun kategorileri arasındaki benzerliklerden dolayı bu kategorilere ait yorumların yanlış sınıflandırma oranının diğer kategorilere göre daha yüksek olduğu tespit edilmiştir. Bu sonuç, farklı kategorilere ait ürün yorumlarının duygu analizinde hangi kategorilere ait yorumların benzer duygusal ifadelerle sahip olabileceğini ve bu benzerliklerin sınıflandırma hatalarına yol açabileceğini ortaya koymaktadır. Bu çalışma, duygu analizi yapılırken kategorilere özgü özelliklerin ve benzerliklerin dikkate alınması gerektiğini vurgulamaktadır (Kazan ve diğerleri, 2019).

Kına çalışmasında, Twitter üzerinden elde edilen mobil oyunlarla ilgili İngilizce ve Türkçe tweetler kullanılarak duygu analizi gerçekleştirilmiştir. Toplamda 1.839.274 adet İngilizce ve 376.431 adet Türkçe tweet incelenmiştir. Tweetler, Lojistik Regresyon, Linear SVC gibi basit makine öğrenme algoritmaları, Oylama Sınıflayıcısı (VC) ve geliştirilen TEMSAP-CNNLSTM hibrit modeli ile analiz edilerek duygu analizi yapılmıştır. En doğru sonuçlar TEMSAP-CNNLSTM ve VC modelleriyle elde edilmiştir. Çalışmanın sonucunda, hibrit ve kolektif öğrenme modellerinin çalışma sürelerinin kısaltılmasının yanı sıra, büyük veri setleriyle çalışırken bulut sistem üzerinden çalışmaların yapılmasının daha uygun olacağı önerilmektedir (Kına, 2022).

Kokkaya çalışmasında, mobil oyun pazarında müşteri segmentasyonu konusunda büyük veri analizinin önemini vurgulamıştır. Mobil oyun sektöründe yaşanan yüksek müşteri kayıp oranları, segmentasyon modellerinin doğru belirlenmesini zorunlu hale getirmiştir. Bu alandaki veri boyutu ve karmaşıklığının artmasıyla karşılaşılan zorluklara bir çözüm olarak UMAP algoritması kullanılmıştır. Afro-Amerikan bir mobil oyuna ait verilerle gerçekleştirilen bu analizde, müşterilerin oyun içi davranışları temel alınarak kapsamlı bir segmentasyon çalışması gerçekleştirilmiştir. Sonuç olarak, oyun içi harcamalar, oyun süresi ve etkileşim sıklığı gibi parametreler temel alındığında belirgin müşteri segmentleri tanımlanabilmiştir. Bu segmentlerin, oyun şirketlerine, pazarlama ve müşteri ilişkileri yönetimi konularında stratejik kararlar alırken rehberlik edebileceği düşünülmektedir (Kokkaya, 2023).

İKİNCİ BÖLÜM

OYUN SEKTÖRÜNDE YAŞANAN GELİŞMELER VE KULLANICI YORUMLARININ ÖNEMİ

2.1. OYUN SEKTÖRÜNÜN TARİHSEL GELİŞİMİ

Oyun sektörü, günümüzde milyarlarca dolarlık bir endüstri haline gelmiştir. Ancak, oyun sektörünün tarihi oldukça eskiye dayanmaktadır. İlk oyunlar, insanların oyun oynamak için kullandığı taşlar ve benzeri malzemelerle yapılmıştır. Tarih boyunca, insanlar farklı oyunlar yaratmışlardır. Ancak, modern oyun sektörü, 1950'lerin sonunda ortaya çıkmıştır. Bu sektörün oluşmasına neden olan dijital oyunlara ilişkin çeşitli tanımlar bulunmaktadır. “Dijital oyun, dijital ve promosyonel kapitalizmin en önemli kültür endüstrisi ürünlerinden biridir ve meta değeri için üretildiğini söylemek yanlış olmaz” (Gül, 2019).

İlk bilgisayar oyunları, 1950'lerde üniversitelerde geliştirilmeye başlanmıştır. Bu oyunlar, genellikle akademik amaçlarla kullanılmıştır. Ancak, 1960'larda, bilgisayarların ticari olarak kullanılması ile, bilgisayar oyunları da ticari amaçlarla geliştirilmeye başlanmıştır. İlk ticari bilgisayar oyunu, 1962 yılında Steve Russell tarafından geliştirilen "Spacewar!" adlı oyun olmuştur. Bu oyun, o dönemdeki bilgisayarların oldukça sınırlı kaynaklarına rağmen oldukça başarılı olmuştur. Oyun, daha sonra diğer bilgisayar sistemleri için de uyarlama versiyonlarına sahip olmuştur. 1970'lere doğru Arcade oyunları popüler hale gelmiştir. Bu oyunlar, genellikle Arcade salonlarında oynanmıştır. Pac-Man, Space Invaders ve Donkey Kong gibi oyunlar, arcade oyunlarının popülerleşmesine ve sektörün ayakta kalmasına önemli katkıda bulunmuştur. 1980'lerde, ev bilgisayarları ve oyun konsolları popüler hale gelmiştir. Atari, Commodore ve Sinclair gibi şirketler, ev bilgisayarları ve oyun konsolları için birçok oyun geliştirmiştir. Bu dönemlerin en popüler oyunlarından biri olan Super Mario Bros oyunu, oyun sektörünün en çok satan bilgisayar oyunlarından biri olmuştur (Kızılkaya, 2010).

2000'lerin başında oyun sektörü, büyük bir dönüşüm yaşamıştır. Çok oyunculu çevrimiçi rol yapma oyunu türündeki oyunlar, online oyunların popülerliğini artırmıştır. 2012 yılından bu yana, mobil oyunlar oldukça popüler hale gelmiştir. Akıllı telefonların ve tabletlerin yaygınlaşması ile birlikte, mobil oyunlar da büyük bir ilgi görmüştür. Bu dönemde, "Angry Birds", "Candy Crush Saga" ve "Clash of Clans" gibi oyunlar, mobil oyunların popülerliğini artırmış ve bu oyunlar kısa sürede milyonlarca kullanıcının ilgisini çekmiştir (Wallach, 2020). Bu oyunların başarısı, oyun sektöründe mobil oyunların popülerliğini artırmış ve mobil cihazların yaygınlaşması ile birlikte mobil oyun pazarı hızla büyümüştür. 2010'ların başından itibaren, mobil oyunlar geleneksel oyun endüstrisini geride bırakarak en popüler oyun formatı haline geldi. Bu trend, oyun firmalarının mobil oyun pazarına daha fazla yatırım yapmasına ve mobil cihazlar için daha fazla oyun geliştirmesine yol açtı. Mobil oyunlar, diğer oyun türlerine göre daha düşük geliştirme maliyeti ve daha hızlı yayınlanabilme avantajları sağladığı için oyun firmaları tarafından tercih edilen bir oyun türü haline geldi. Bu süreçte, mobil oyun pazarının büyümesi ve mobil oyunların popülerliği, oyun firmalarının gelirlerinde de büyük bir artışa neden oldu. 2019 yılında, küresel mobil oyun gelirleri 68,5 milyar ABD dolarına ulaşarak tüm oyun endüstrisinin %45' ini oluşturdu (Kaplan, 2019). Ayrıca, mobil oyunlar dünya genelinde en çok indirilen uygulamalar arasında yer almaktadır. Sonuç olarak, mobil oyun sektörü tarihsel olarak önemli bir gelişme göstermiştir ve günümüzde de hızla büyümeye devam etmektedir. Mobil cihazların yaygınlaşması ve mobil oyunların düşük maliyetli ve hızlı bir şekilde geliştirilebilmesi, bu sektörün gelişmesinde büyük rol oynamaktadır. Mobil oyunlar, geleneksel oyun endüstrisinden farklı bir oyun deneyimi sunarak, kullanıcıların ilgisini çekmeyi başarmıştır ve mobil oyun pazarı giderek daha fazla kullanıcı ve gelir potansiyeli sunmaktadır.

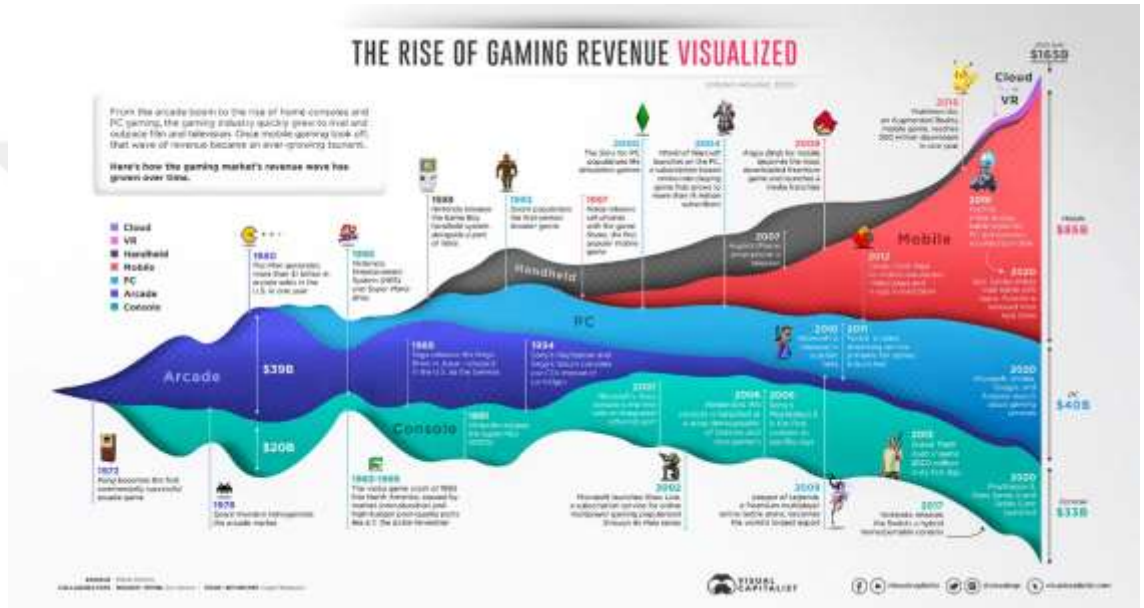
2.2. OYUN SEKTÖRÜNÜN EKONOMİK YAPISI ve PAZAR DİNAMİKLERİ

Oyun sektörü, günümüzde oldukça büyük bir ekonomik güce sahiptir ve sürekli büyümektedir. Oyun endüstrisi hem tüketici talebi hem de gelir açısından önemli bir sektör haline gelmiştir. Bu bölümde, oyun sektörünün ekonomik yapısı ve pazar dinamikleri ele alınacaktır. Oyun sektörünün ekonomik yapısına bakıldığında, küresel

çapta oldukça büyük bir endüstri olduğu görülmektedir. 2020 yılında, küresel video oyun pazarı yaklaşık olarak 159,3 milyar ABD doları büyüklüğüne ulaşmıştır. (Hiveline, 2023). Bu büyüklük, oyun sektörünün diğer sektörlerle kıyaslandığında ne kadar önemli bir ekonomik güce sahip olduğunu göstermektedir.

Oyun sektöründe, oyun geliştiricilerinin elde ettiği önemli gelirlerin tarihsel akışı aşağıda Şekil 1’de görülebilir.

Şekil 1: Oyun Sektörünün Tarihsel Gelişimi



Kaynak: (Wallach, 2020)

Oyun sektörünün ekonomik yapısında, oyun geliştirme şirketleri, yayıncılar, dağıtımıcılar ve perakende satış noktaları gibi çeşitli aktörler yer almaktadır. Büyük oyun şirketleri, milyonlarca dolarlık bütçelerle oyunlar geliştirirken, küçük bağımsız oyun geliştiricileri de kendi projelerini hayata geçirmektedir. Yayıncılar, oyunların dağıtımını ve pazarlanması konusunda önemli bir rol oynamaktadır. Ayrıca, perakende satış noktaları ve dijital oyun mağazaları da oyunların tüketiciye ulaşmasında önemli bir aracı konumundadır.

Pazar dinamikleri açısından, oyun sektörü hızla değişen bir yapıya sahiptir. Teknolojik gelişmeler, oyun geliştirme sürecini etkilemekte ve yeni oyun deneyimleri sunulmasını sağlamaktadır. Konsol oyunları, PC oyunları ve mobil oyunlar gibi farklı

platformlar, farklı kullanıcı kitlesini hedeflemekte ve pazarın çeşitlenmesine yol açmaktadır. Oyun sektörü, küresel ölçekte büyük bir ekonomik güce sahiptir ve sürekli büyüme eğilimi göstermektedir. 2022 yılı itibarıyla, küresel oyun pazarı büyüklüğü 184,4 milyar ABD doları olarak tahmin edilmektedir (Wijman, 2022). Bu rakam, oyun endüstrisinin diğer sektörlerle kıyaslandığında önemli bir ekonomik güce sahip olduğunu göstermektedir. Statista tahminlerine göre mobil oyun endüstrisi 2027 yılında 419 milyar dolar pazar büyüklüğüne ulaşacaktır (Knezovic, 2023). SensorTower analiz aracına göre mobil oyunları kategorilerine göre en yüksek gelire sahip 5 kategori ise şu sırasıyla şu şekildedir; RPG 20.2 milyar \$, Strateji 16.3 milyar \$, Bulmaca 9.1 milyar \$, Casino 8 milyar \$, Shooter 4.6 milyar \$ (Sensortower, 2023). Oyun sektörünün ekonomik yapısını bölgesel olarak incelediğimizde dünya genelinde farklı bölgelerde büyük bir pazar potansiyeline sahip olduğu görülmektedir. Kuzey Amerika, Avrupa ve Asya Pasifik bölgesi, oyun sektörünün büyüklüğü ve gelir payı açısından önde gelen bölgelerdir bununla birlikte Asya Pasifik bölgesi, oyun pazarının en büyük büyüme potansiyeline sahip olan bölgedir ve mobil oyunlar burada büyük bir popülerite kazanmıştır (Susic, 2023). Mobil oyunlar, son yıllarda oyun sektörünün önemli bir parçası haline gelmiştir. Mobil cihazların yaygınlaşması ve mobil oyunların kolay erişilebilirliği, mobil oyun pazarının hızla büyümesine yol açmıştır. 2022 yılındaki istatistiklere göre uygulama marketlerde en çok indirilen uygulamalar sırasıyla şöyledir: Subway Surfers 278 milyon, Stumble Guys 223 milyon, Roblox 185 milyon, Candy Crush Saga 165 milyon, Ludo King 164 milyon indirme sayısına ulaşmıştır (Knezovic, 2023).

Ayrıca, oyun sektöründe trendler ve eğilimler de önemli bir rol oynamaktadır. Örneğin, artırılmış gerçeklik ve sanal gerçeklik, bulut bilişim gibi teknolojiler, oyun deneyimini daha da zenginleştirmekte ve yeni fırsatlar sunmaktadır. Geleneksel olarak, oyunlar perakende satışlarla gelir elde ederken, dijital dağıtım platformları ve abonelik tabanlı modeller gibi yeni gelir modelleri ortaya çıkmıştır. Mikro işlemler (in-app purchases), oyun içi reklamlar ve oyun içi satın almalar da oyun sektöründe önemli bir gelir kaynağı haline gelmiştir. Pazar dinamiklerindeki bir diğer önemli nokta, global pazarın büyümesidir. Oyun sektörü, sadece belli bir ülke veya bölgeye bağlı kalmadan dünya genelinde geniş bir kitleye hitap etmektedir. Küresel çapta yaygınlaşan internet erişimi, bulut bilişim alanında gerçekleşen oyunları doğrudan

sunuculardan yayınlayarak kullanıcıların düşük sistem gereksinimlerine sahip cihazlarda bile oyun oynamalarını sağlayan oyun akışı hizmetleri, gibi teknolojik gelişmeler, oyunların küresel pazarda daha geniş bir kitleye ulaşmasını sağlamaktadır.

2.3. MOBİL OYUN SEKTÖRÜNÜN OYUN SEKTÖRÜNDEKİ YERİ

Oyun sektörü, son yıllarda büyük bir dönüşüm yaşamış ve mobil oyunlar bu dönüşümün en önemli parçalarından biri haline gelmiştir. Mobil oyunlar, akıllı telefonlar ve tabletler gibi taşınabilir cihazlar üzerinde oynanabilen dijital oyunlardır (Trisnadoli ve diğerleri, 2016). Bu oyunlar, genellikle kullanıcı dostu arayüzleri ve eğlendirici, sürükleyici içerikleri ile dikkat çeker. Bu nedenle mobil oyunlar, geniş bir demografik kitlenin tercih ettiği bir oyun türü haline gelmiştir. Mobil oyun sektörünün büyüklüğünü anlamak için, 2022 yılında global oyun endüstrisinin toplam değerinin yaklaşık 184,4 milyar dolar olduğunu ve bu miktarın yüzde 50'sinden fazlasının, yani yaklaşık 92 milyar dolarının mobil oyunlardan geldiğini belirtmek önemlidir (Wijman, 2022). Bu istatistikler, mobil oyun sektörünün oyun endüstrisindeki etkileyici konumunu göstermektedir. Bu büyümeyi sürdüren birkaç faktör vardır. İlk olarak, akıllı telefon ve tabletlerin kullanımının artması ve diğer türlerdeki oyunlara göre ulaşmanın çok daha kolay ve ekonomik olması daha fazla kullanıcının mobil oyunlara ulaşabilmesini sağlamıştır. İkinci olarak, mobil oyunlar genellikle ücretsiz oynanabilir ve ek içerik veya özellikler için kullanıcılardan mikro ödemeler talep ederler. Kullanıcıların mobil oyunlara çok daha kolay ulaşabilmesi, mobil oyunlara olan ilginin artmasına, bu sektörün gittikçe büyümesine ve mobil oyunların, genel oyun pazarının büyük bir bölümünü oluşturmasına neden olmuştur. Oyuncu demografisine bakıldığında Amerika'da 10-65 yaş arası kadınların %65'inin mobil oyun oynadığı ve kadın oyuncuların genellikle erkeklerden daha sık mobil oyun oynadığı gözlemlenmiştir (Williams, 2023).

Mobil oyun endüstrisindeki gelirler de çeşitli faktörlerden etkilenmektedir. Örneğin, RPG türü, 2022'deki oyunlarda uygulama içi satın alma harcamalarının %31'ini oluşturarak en karlı mobil oyun türü olmuştur (Knezovic, 2023). Ayrıca, mobil oyuncuların 2022'de dünya genelinde 110 milyar dolar harcadığı görülmüştür, bu 2021'deki 116 milyar dolardan %5'lik bir düşüş anlamına gelmektedir (Susic, 2023).

Bu istatistikler, mobil oyunların oyun sektöründeki büyüklüğünü ve önemini göstermektedir. Mobil oyunlar, kullanıcılarına sürekli erişim imkânı sunmaktadır. Oyunları oynamak için özel bir konsola veya güçlü bir bilgisayara ihtiyaç duymadan, kullanıcılar her yerde ve her zaman oyunlara erişebilmektedir. Bu, oyunların ulaşılabilirliğini artırır ve daha geniş bir demografik kitlenin ilgisini çekmektedir. Mobil oyunlar, oyun sektöründe yeni iş modellerinin ortaya çıkmasına olanak sağlamıştır. Özellikle freemium modeli, mobil oyun sektöründe son dönemde oldukça yaygınlaşmıştır. Bu modelde, oyunlar genellikle ücretsiz olarak sunulur, ancak kullanıcılar, oyun içi satın alımlar yoluyla ek özelliklere veya avantajlara erişebilirler. Bu model, mobil oyun sektörünün gelirlerini artırmada büyük bir rol oynamıştır. Sonuç olarak, mobil oyun sektörü, genel oyun endüstrisi içerisinde giderek daha belirgin bir rol oynamaktadır. Mobil oyunların geniş erişilebilirliği, yenilikçi iş modelleri ve sürekli artan gelirleri, onları oyun sektörünün büyük bir bölümünü oluşturan bir güç haline getirmiştir. Mobil oyunların gelişimi, oyun sektöründe kullanıcılar tarafından üretilen, kullanıcıların talep ve isteklerini içeren milyarlarca kullanıcı verisinin yaratılmasına neden olmuştur. Mobil oyun platformunda kullanıcılar, diğer platformlara göre çok daha fazla geri bildirimlerde bulunmaktadır. Kullanıcılar uygulamalara eriştikleri Google Play Store ve App Store gibi uygulama marketleri ile çok daha sık etkileşim içerisindeyler. Bu durum mobil oyun sektöründe faaliyet gösteren oyun firmaları için bazı fırsat ve zorlukları beraberinde getirmektedir. Milyonlarca olabilen bu kullanıcı yorumları, kullanıcıların taleplerini, ihtiyaçlarını, belirlemek ve bu doğrultuda ürünlerini geliştirmek ve iyileştirmek için en birincil kaynaklardan birisidir. Yalnızca mobil oyun sektöründe faaliyet gösteren firmalar için değil bu sektöre ya da belirli bir oyun kategorisinde yeni bir oyun geliştirmeyi düşünen firmalar içinde bu kullanıcı geri bildirimleri büyük fırsatları içermektedir.

2.4. KULLANICI YORUMLARININ OYUN SEKTÖRÜNDEKİ ÖNEMİ

Kullanıcı yorumları ve geri bildirimleri, çeşitli sektörlerde, ürünlerin ve hizmetlerin geliştirilmesi ve iyileştirilmesi sürecinde önemli bir rol oynamaktadır. Kullanıcıların deneyimlerini ve görüşlerini paylaşmaları, işletmelere ve hizmet sağlayıcılara müşteri perspektifinden değerli bilgiler sunar. İlk olarak, kullanıcı

yorumları ve geri bildirimleri, ürün ve hizmetlerin kalitesini değerlendirmek için önemli bir kaynaktır. Kullanıcılar, ürünlerin performansı, kullanılabilirlik, tasarım ve özellikler gibi farklı yönleri hakkında gerçek zamanlı geri bildirimler sağlamaktadır. Bu geri bildirimler, işletmelerin ürünlerini ve hizmetlerini iyileştirmeleri, müşteri taleplerini karşılamaları ve pazar beklentilerine uygun hale getirmeleri için değerli bir kaynaktır. Kullanıcı yorumları ve geri bildirimleri, tüketici memnuniyetinin ölçülmesi ve müşteri sadakati oluşturulması açısından önemlidir. Müşteri memnuniyeti, bir organizasyonların başarısı için kritik bir faktördür ve bu memnuniyeti değerlendirmek için kullanıcıların deneyimlerini ve görüşlerini anlamak önemlidir. Müşterilerin olumlu deneyimleri ve memnuniyeti, marka imajını güçlendirir, müşteri sadakatini artırır ve olumlu sözlü reklamın yayılmasına katkıda bulunur. Ayrıca, kullanıcı yorumları ve geri bildirimleri, pazarlama stratejileri ve ürün geliştirme süreçleri için bir yol gösterici olarak kullanılır. Kullanıcıların isteklerini, ihtiyaçlarını ve tercihlerini anlamak, işletmelerin hedef kitesini daha iyi tanımlamalarına yardımcı olur. Bu bilgiler, ürün ve hizmetlerin özelleştirilmesi, pazarlama mesajlarının geliştirilmesi ve pazarlama stratejilerinin optimize edilmesi için kullanılır. Kullanıcı yorumları ve geri bildirimlerine erişmek, endüstriyel devrimler ve dijital dönüşümle birlikte önemli ölçüde kolaylaşmıştır. İnternetin yaygınlaşması, sosyal medyanın ortaya çıkması ve diğer dijital platformların gelişimi, kullanıcıların düşüncelerini ve deneyimlerini paylaşmalarını sağlamıştır. Bu durum, kullanıcı yorumları ve geri bildirimlerinin hacminde büyük bir artışa neden olmuştur.

Günümüzde, kullanıcılar çeşitli platformlar üzerinde ürün ve hizmetlerle ilgili yorumlarını ve geri bildirimlerini paylaşabilmektedir. Sosyal medya platformları, e-ticaret siteleri, inceleme ve değerlendirme siteleri gibi platformlar, kullanıcılara bir ses verme ve deneyimlerini paylaşma fırsatı sunmaktadır. Bunun yanı sıra, anketler, müşteri memnuniyeti anketleri ve geri bildirim formları gibi araçlar da kullanılarak daha yapılandırılmış geri bildirimler toplanabilmektedir. Kullanıcılar, ürünler, hizmetler, markalar, restoranlar, oteller ve diğer birçok konu hakkında düşüncelerini açıkça ifade etmektedir. Sosyal medya platformlarında, milyonlarca yorum, beğeni, paylaşım ve etkileşim her gün gerçekleşmektedir. Ayrıca, e-ticaret sitelerinde ürünlerle ilgili binlerce yorum bulunmaktadır.

Bu büyük hacimli kullanıcı verileri, işletmelere büyük bir değer sunmaktadır. Kullanıcıların deneyimleri, işletmelerin ürünlerini ve hizmetlerini daha iyi anlamalarını ve iyileştirmelerini sağlamaktadır. Bu veriler, işletmelere pazar taleplerini, tüketici eğilimlerini ve tercihlerini analiz etme fırsatı verir. İşletmeler, bu verilere dayanarak stratejik kararlar alabilir, ürün ve hizmetlerini özelleştirebilir ve müşteri memnuniyetini artırabilir ancak, bu büyük veri hacmiyle başa çıkmak ve bu verilerden anlamlı bilgiler çıkarmak zor olabilir. Bu nedenle, veri analitiği, makine öğrenmesi ve yapay zekâ gibi teknolojiler, bu büyük veri setlerini işlemek, anlamak ve değerli iç görüler elde etmek için kullanılmaktadır. Bu teknolojiler, kullanıcı yorumları ve geri bildirimleri otomatik olarak analiz etmeyi ve önemli desenleri ortaya çıkarmayı sağlamaktadır. Doğal dil işleme (NLP) teknikleri, duygusal analiz, konu modelleme ve diğer makine öğrenmesi yöntemleri, büyük veri setlerindeki kullanıcı yorumlarını anlamak ve değerlendirmek için kullanılır. Bu büyük hacimli verilerin analizi, işletmelere birçok avantaj sağlamaktadır. İşletmeler, müşteri ihtiyaçlarını, tercihlerini ve beklentilerini daha iyi anlayabilir. Müşteri memnuniyetini artırmak için gereken iyileştirmeleri belirleyebilir ve müşteri deneyimini optimize edebilirler. Ayrıca, rekabet analizi için kullanıcı yorumlarından elde edilen bilgileri kullanarak piyasadaki trendleri ve rakip ürünleri değerlendirebilirler. Bununla birlikte, kullanıcı yorumları ve geri bildirimleri, marka itibarı yönetimi için de önemli bir rol oynamaktadır. Olumlu yorumlar, marka imajını güçlendirebilir ve müşteri sadakatini artırabilir. Olumsuz yorumlar ise şirketlere eksiklikleri ve geliştirilmesi gereken alanları belirleme fırsatı sunar. Markalar, kullanıcı yorumlarından gelen geri bildirimlere dikkatlice yanıt vererek, müşteri ilişkilerini güçlendirebilir ve itibarlarını koruyabilir.

Kullanıcı yorumları ve geri bildirimler diğer tüm sektörlerde olduğu gibi oyun sektörü içinde büyük bir önem arz etmektedir ve oyun geliştiricileri ve yayıncıları için çok değerli bilgiler içermektedir. Oyun şirketleri için kullanıcılar, en önemli paydaşlardır çünkü onlar oyunları deneyimleyen tüketici konumundaki kişilerdir. Kullanıcı yorumları ve geri bildirimleri, oyun geliştirme sürecinde büyük bir rol oynar. Oyun şirketleri, kullanıcıların deneyimlerini, beğenilerini ve eleştirilerini değerlendirerek oyunlarını daha iyi hale getirebilir. Kullanıcıların verdiği geri bildirimler, oyunun oynanabilirliği, grafikleri, sesleri, hikayesi ve diğer özellikleri

hakkında önemli iç görüler sağlamaktadır. Bu geri bildirimler, oyunun kalitesini ve memnuniyet düzeyini artırmak için kullanılabilir. Bununla birlikte kullanıcı yorumları, oyun şirketlerinin müşteri memnuniyetini ölçmelerine yardımcı olur. Olumlu yorumlar, kullanıcıların oyunlardan keyif aldığını ve memnun olduğunu gösterir. Bu durum, kullanıcıların oyunlara bağlı kalmasını, markaya sadık olmasını ve yeni oyunları satın almasını sağlamaktadır. Olumsuz yorumlar ise kullanıcıların memnuniyetsizliklerini ve beklentilerini ifade eder. Oyun şirketleri, bu geri bildirimleri dikkate alarak sorunları çözebilir, hataları düzeltebilir ve kullanıcı deneyimini iyileştirebilir. Pazarlama ve satış stratejileri açısından da kullanıcı yorumları ve geri bildirimleri oldukça önemli bir kaynaktır. Kullanıcıların deneyimlerini ve beklentilerini anlamak, oyun şirketlerine rekabet avantajı sağlamaktadır. Rakip oyunların yorumlarını analiz etmek, oyun şirketlerine pazardaki trendleri ve tüketici tercihlerini anlama konusunda bilgi verir. Bu bilgiler, oyun şirketlerinin ürünlerini rekabete uygun hale getirmelerini ve pazarda daha başarılı olmalarını sağlamaktadır. Olumlu kullanıcı yorumları, oyunların popülerliğini artırırken olumsuz yorumlar veya şikayetler, oyun şirketlerinin itibarını etkileyebilir. Bu nedenle, oyun şirketleri, kullanıcıların geri bildirimlerine dikkatlice yanıt vererek sorunları çözmeye çalışmalı ve kullanıcıların memnuniyetini sağlamalıdır.

2.5. OYUN SEKTÖRÜNDE MAKİNE ÖĞRENMESİ TEKNİKLERİNİN UYGULAMA ALANLARI

Oyun sektöründe gelişen teknolojiler ve artan veri hacmiyle birlikte, makine öğrenmesi teknikleri oldukça önem kazanmakta ve sektörde faaliyet gösteren firmalar tarafından sıkça kullanılmaktadır. Bu teknikler, oyun geliştirme sürecinde ve oyuncu deneyiminin iyileştirilmesinde çeşitli uygulama alanlarına sahiptir. Bu bölümde, oyun sektöründe makine öğrenmesi tekniklerinin kullanıcı yorumlarının değerlendirilmesi dışında kullanıldığı diğer önemli alanlar ele alınacaktır. Makine öğrenmesi, oyun sektöründe oyunculara kişiselleştirilmiş oyun içi öneriler sunmak için kullanılabilen bir araçtır. Oyunlarda kullanıcı davranışları ve tercihleri analiz edilerek, oyunculara özel önerilerde bulunulabilir. Bu sayede, kullanıcıların ilgi alanlarına ve oyun tercihlerine göre daha tatmin edici bir oyun deneyimi sunulabilir.

Oyunlarda duygu analizi, oyuncuların duygusal tepkilerini anlamak için kullanılır. Makine öğrenmesi teknikleri, oyun içi metinlerin, yüz ifadelerinin veya ses kayıtlarının analiz edilmesiyle oyuncuların duygusal durumlarını tespit edebilir. Bu bilgiler, oyunun zorluk seviyesi, olayların etkisi veya oyun içi deneyimlerin iyileştirilmesi gibi faktörler üzerinde değişiklik yapmak için kullanılabilir. Oyun dengelemesi, oyunun oynanabilirliğini ve keyfini etkileyen bir faktördür. Makine öğrenmesi teknikleri, oyuncu verilerini analiz ederek oyun dengelemesine katkıda bulunabilir. Oyuncu performansı, kazanma oranları, karakter veya silah dengesi gibi faktörler üzerinde analiz yaparak, oyunun daha dengeli bir deneyim sunmasını sağlayabilir. Bununla birlikte oyun sektöründe kullanıcıların oyun deneyimini ve oyun içi rekabeti ciddi derece etkileyen hilelerin tespiti de oldukça önemli bir konudur. Oyun sektörü, hilelerin tespit edilmesi ve önlenmesi konusunda büyük bir mücadele vermektedir. Makine öğrenmesi teknikleri, oyun içi verileri analiz ederek hilelerin tespit edilmesine yardımcı olabilir. Anormal davranış desenleri, hileli yazılım kullanımı veya diğer hile yöntemleri gibi unsurları tespit etmek için kullanılabilir. Makine öğrenmesi teknikleri, yalnızca oyun piyasaya sürüldükten sonra değil oyun geliştirme sürecinde de önemli bir rol oynayabilir. Oyun tasarımı, grafik ve animasyon görselleri, karakter yapay zekâsı ve oyun fizikleri gibi alanlarda makine öğrenmesi teknikleri kullanılabilir. Örneğin, grafik ve animasyon geliştirmede, görüntü işleme ve derin öğrenme teknikleri kullanılarak daha gerçekçi ve etkileyici görseller oluşturulabilir. Karakter yapay zekâsı, oyuncu davranışlarını analiz ederek daha akıllı ve gerçekçi yapay karakterlerin oluşturulmasını sağlayabilir. Oyun fizikleri içinde, gerçekçi ve doğru fizik simülasyonları için makine öğrenmesi tekniklerini kullanabilir. Bu uygulama alanlarının yanı sıra, makine öğrenmesi teknikleri oyun sektöründe daha birçok farklı amaç için kullanılabilir. Örneğin, oyun reklamlarının hedef kitleye daha doğru bir şekilde sunulması için kullanıcı segmentasyonu yapılabilir. Oyunlarda oynanış analitiği, kullanıcı davranışlarının anlaşılması ve oyun tasarımının iyileştirilmesi için kullanılabilir. Ayrıca, oyunlarda yapay zekâ düşman karakterlerin davranışlarını kontrol etmek veya oyun içi ekonomi sistemi gibi alanlarda da makine öğrenmesi teknikleri kullanılabilir. Makine öğrenmesi tekniklerinin oyun sektöründe uygulanması, oyun geliştirme sürecini daha verimli hale getirebilir, oyuncu deneyimini geliştirebilir ve oyun firmalarına rekabet avantajı sağlayabilir. Sonuç

olarak, oyun sektöründe makine öğrenmesi tekniklerinin uygulama alanları oldukça geniş ve 21. yüzyıl dijital bilgi çağında veri işleme zorlukları, ancak makine öğrenmesi teknikleriyle aşılabilmektedir. Bu teknikler, oyun geliştirme süreci, kullanıcı deneyimi, oyun dengesi, hile tespiti ve birçok farklı amaç için kullanılabilir. Oyun firmaları, tekniklerin potansiyel yeteneklerini kullanarak daha rekabetçi ve ilgi çekici oyunlar geliştirebilirler. Ancak, doğru veri kullanımı, doğru model seçimi, model eğitimi ve sürekli takip gibi faktörlerin göz önünde bulundurulması gereklidir.



ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

KULLANICI YORUMLARININ DOĞRU BİR ŞEKİLDE DEĞERLENDİRİLMESİ İÇİN KULLANILABİLECEK METOT VE TEKNİKLER

3.1. DOĞAL DİL İŞLEME

Mobil oyun sektöründe geri bildirimler, oyunların geliştirilmesi ve pazarlanması süreçlerinde çok kritik rol oynar. Bu bildirimlerin analiz edilmesi, kapsamlı ve karmaşık bir süreç olmakla birlikte, makine öğrenmesi algoritmalarının kullanılmasıyla bu süreç hızlanabilir ve verimli hale gelebilir. Makine öğrenmesi tekniklerinin uygulama alanları arasında yer alan doğal dil işleme (Natural Language Processing), insan dilini anlamak ve bu dil üzerinde işlem yapmak için kullanılan bir dizi algoritmadır.

Doğal Dil İşleme (Natural Language Processing-NLP), dilin matematiksel ve bilgisayar bilimleri ile incelenmesini ifade eden ve insanların bilgisayarları kullanarak doğal dillerini daha etkili bir şekilde kullanmalarına yardımcı olan bir alt disiplindir (Chowdhury, 2003). Bir bilgisayarın, insan günlük konuşma dilini anlaması ve insanlarla etkileşimde bulunabilme yeteneğinin gelişebilmesi için, dilin tüm özelliklerini öğrenmesi gerekmektedir. Bu nedenle, bilgisayar bilimcileri, Doğal Dil İşleme alanında, dillerin özelliklerini o dilin kendi bakış açısından değerlendirmeye başlamışlardır. Bu doğrultuda, aşağıdaki konular üzerinde çalışmalarla sıkça karşılaşılmaktadır (Adalı, 2020):

- Ses bilimi
- Bütün bilgisi
- Biçim bilimi
- Söz dizimi
- Anlam bilimi
- Söylem bilgisi
- Edim bilimi

Doğal Dil İşleme (NLP) bir dizi adımdan oluşan karmaşık bir süreçtir. Bu adımlar, genellikle dil verilerini toplama, işleme, anlama ve sonuçları kullanma şeklinde sıralanabilir. Bu süreç, her dil verisiyle çalışan her tür bilgisayar sistemine uygulanabilir ve özellikle dil tabanlı kullanıcı ara yüzlerinin, metin analitiği ve makine çevirisinin geliştirilmesinde önemli bir rol oynar.

Doğal Dil İşleme, bilgi erişimi, bilgi çıkarımı, otomatik çeviri, duygu analizi, metin sınıflandırma, özetleme, sohbet botları ve konuşma tanıma gibi birçok alanda geniş uygulamalara sahiptir. Örneğin, metinlerden bilgi çıkarımı ve duygu analizi, sosyal medyadaki kullanıcı yorumlarını analiz etmek ve ürün veya hizmetler hakkında genel bir izlenim elde etmek için kullanılabilir. Bir çalışmada, çeşitli veri setleri ile cümlelerin sınıflandırılması amacıyla tek kademeli bir evrimsel sinir ağı kullanılarak başarılı çıktılar elde edilmiştir (Kim, 2014).

Çeşitli bilimsel çalışmalarda da kullanılan bu teknik, kullanıcı yorumlarını anlamak ve bu yorumları analiz etmek için kullanılabilir. Bu algoritma, dilin semantik ve sentaktik yapısını analiz ederek, metinlerin içerdiği anlamları ve duyguları anlar. Doğal dil işlemenin oyun sektöründeki kullanıcı yorumlarına uygulanması, oyun geliştiricilerine ve pazarlamacılara, kullanıcıların geri bildirimlerinin daha derinlemesine anlaşılmasını ve bu geri bildirimlerin daha verimli bir şekilde kullanılmasını sağlamaktadır. Bu geri bildirimlerin analizinde kullanılan diğer önemli bir teknik olan duygu analizi, metinlerdeki duygusal tonu belirlemek için kullanılır. Bu analiz sayesinde, kullanıcıların bir oyun hakkındaki genel hislerini ve oyunun hangi yönlerini olumlu veya olumsuz olarak değerlendirdiklerini belirlemek mümkündür. Öte yandan, kullanıcı yorumlarının içerdiği belirli konuları anlamak için konu modelleme teknikleri kullanılır. Bu teknikler, geniş bir yelpazede dağılmış yorumlardan belirli konuları otomatik olarak çıkarabilir. Bu, oyun geliştiricilerinin ve pazarlamacıların, kullanıcıların oyun hakkında en çok ne hakkında konuştuğunu belirlemesine yardımcı olur ve bu bilgiler oyun geliştirme ve pazarlama stratejilerini belirlemede kullanılabilir.

Makinelerin insan diliyle etkileşime girmesini sağlayan, bilgisayar bilimleri, yapay zekâ ve dil bilimi disiplinlerinin bir araya geldiği bir alan olan doğal dil işlemenin çeşitli alanları ve teknikleri vardır, ancak dört ana teknik özellikle önemlidir: Sözdizimi, semantik, söylem ve konuşma.

- Söz dizimi, dil bilgisini inceleyen ve cümle yapısındaki kelimelerin nasıl düzenlendiğini analiz eden bir alanı ifade eder. Bu süreç genellikle kelime çözümlemesi, cümle çözümlemesi ve dil bilgisel etiketleme gibi işlemleri içermektedir. Söz dizimi, dilin yapısal tarafıyla ilgilenir ve genellikle cümleleri ve ifadeleri bileşenlerine ayırmak için kullanılır. Örneğin, bir cümle içerisindeki kelimelerin hangi gramer kategorisine (isim, fiil, sıfat vb.) ait olduklarını belirlemek sözdizimi analizi içerisinde yer alır. Bu, cümlelerin doğru bir şekilde oluşturulmasını ve anlaşılmasını sağlamaktadır. Stanford'ın Evrensel Dil Ağacı (Universal Dependencies) projesi, sözdizimi analizinde önemli bir ilerlemeyi temsil eder ve 70'ten fazla dilde ayrıntılı söz dizimsel anotasyonlar sağlamaktadır (Nivre ve diğerleri, 2020).
- Semantik, dildeki anlamı ve kelimeler arasındaki ilişkileri inceleyen bir alanı ifade eder. Bu süreç genellikle kelime anlamının çözümlemesi ve anlam ilişkilerinin analizini içermektedir. Örneğin, aynı kelimenin farklı bağlamlarda farklı anlamlar taşıyabilmesi veya birden çok kelimenin aynı anlama gelebilmesi gibi durumları analiz etmek semantik analizi içerisinde yer alır. Skip-gram gibi teknikler, kelimelerin vektör temsillerini oluşturur ve böylece kelimeler arasındaki anlamsal ilişkileri yakalar (Mikolov ve diğerleri, 2013).
- Söylem, dilin daha geniş bağlamlarını ve bir cümleden diğerine nasıl geçildiğini inceleyen bir alanı ifade eder. Bu, genellikle birden fazla cümle arasındaki bağlantıları ve dilin kullanıldığı belirli bir bağlamı (örneğin bir konuşma, bir yazı) içermektedir. Örneğin, bir konuşmacının konuşmasındaki önceki ve sonraki cümleler arasındaki ilişkiyi analiz etmek söylem analizi içerisinde yer alır. Söylem analizi, konuşma tanıma ve yanıt verme, otomatik özetleme ve daha fazlasını içerebilir. Söylem analizindeki son araştırmalar, metinlerin daha geniş bağlamını anlamak ve dilin daha karmaşık yönlerini çözümlmek için yöntemler geliştirmiştir (Ji ve Smith, 2017).
- Konuşma, insanların sesleriyle ifade ettikleri dilin analizini içermektedir. Bu, genellikle ses tanıma, ses sentezi ve ses dönüştürme gibi işlemleri içermektedir. Örneğin, bir kullanıcının konuşmasını metne çevirmek veya bir metni sesli bir çıktıya dönüştürmek konuşma analizi içerisinde yer alır. Konuşma analizi, konuşma tanıma ve üretme ve daha fazlasını içermektedir.

Google'ın konuşma tanıma teknolojisi ve Apple'ın Siri'si gibi uygulamalar, bu alanda ilerlemelerin somut örnekleridir.

Bu tekniklerin hepsi, dilin karmaşıklığını ve belirsizliğini ele alır ve dilin anlaşılmasını ve işlenmesini sağlamaktadır. Bu tekniklerin bütünleşik bir şekilde kullanılması, dilin derinlemesine anlaşılmasını ve gün geçtikçe çok daha etkin bir şekilde analizler gerçekleştirilmesini sağlamaktadır. Bu tekniklerin devam eden gelişimi, makinelerin dilin daha karmaşık yönlerini anlama yeteneğini daha da artıracak ve dilin yapay zekada kullanılmasının daha fazla yolu açılacaktır. Bu gelişim, makinelerin dilin karmaşık ve çok boyutlu doğasını anlamasına olanak sağlamıştır. Özellikle GPT-4 ve Google Bard gibi çığır açan teknolojiler, dilin daha doğal ve etkili kullanımını mümkün kılarak, Doğal dil işlemenin potansiyelini daha da genişletmiştir. OpenAI tarafından geliştirilen GPT-4, GPT serisinin en son ve en gelişmiş modelidir. Teknik özellikler bakımından bir önceki model olan GPT-3'e göre çok daha gelişmiş bir dil modelidir. GPT-4, dil modellemesi konusunda çok ciddi bir ilerleme kat ederek neredeyse doğal dil ile ayırt edilemeyecek kadar gelişmiştir.

Bard ise Google'ın, çok büyük miktarda metin verisi ile eğitilmiş kapsamlı bir dil modelidir. GPT4 modeli ile geliştirilmiş ChatGPT'ye benzer şekilde çalışmaktadır, ancak ondan ayrılan en büyük farkı ise Google Bard'ın internet üzerinden bilgileri çekebilme yeteneğidir. Google Bard, Google'ın kendi en gelişmiş büyük dil modeli (LLM) PaLM 2 tarafından desteklenmektedir (Bard, 2023). Bu gelişmiş dil modelleri çok büyük veri setleri ile eğitilmiştir ve diğer dil modellerine göre çok daha karmaşık görevleri yerine getirebilmektedir.

Yapay zekâ alanında gerçekleşen gelişimler ile birlikte doğal dil işleme, doğal dilde oluşturulmuş metinler üzerinde otomatik olarak gerçekleştirilen metin ayrıştırma, metin sınıflandırma, bilgi çıkarımı, duygu analizi gibi birçok önemli konuda organizasyonlarda uygulama alanlarını artırmaktadır.

3.2. DUYGU ANALİZİ

Duygu analizi, özellikle oyun sektörü gibi kullanıcı deneyimlerinin merkezi olduğu sektörlerde, kullanıcı yorumları ve geri bildirimlerini analiz etmek için hayati bir araçtır. Duygu analizi, genellikle bir metin içindeki olumlu, olumsuz veya nötr

duyguları belirlemek için kullanılan bir doğal dil işleme tekniğidir. Bu tür bir analiz, genellikle bir metnin duygusal tonunu değerlendirmek ve metin yoluyla ifade edilen duygusal durumları çıkarabilmek için kullanılır. Bu, kullanıcı yorumları, müşteri geri bildirimleri veya sosyal medya mesajları gibi çeşitli kaynaklardan büyük miktarda metin verisini analiz etmek için kullanılabilir. Duygu analizinin etkin bir şekilde uygulanması, bir dizi adımla gerçekleştirilir. İlk olarak, hedef metin verisi temizlenmeli, normalleştirilmeli ve belirli bir dil yapısına dönüştürülmelidir. Bu genellikle metinden gereksiz veya alakasız bilgilerin çıkarılması, metindeki kelimelerin köklerinin çıkarılması ve metindeki kelimelerin belirli bir dil yapısına (örneğin, isim, fiil, sıfat vb.) dönüştürülmesi gibi işlemleri içermektedir. Daha sonra, çeşitli sınıflandırma algoritmaları kullanılarak metindeki duygular belirlenir. Bu algoritmalar genellikle Naive Bayes, Destek vektör makineleri veya Derin öğrenme gibi makine öğrenmesi tekniklerini kullanır. Bu algoritmalar genellikle önceden etiketlenmiş bir eğitim seti üzerinde eğitilir ve daha sonra bu eğitimi, metindeki duyguları belirlemek için kullanır. Bu tür bir duygu analizi, oyun sektöründe kullanıcı yorumlarının analizinde kullanılabilir. Örneğin, bir oyun geliştiricisi, kullanıcı yorumlarındaki genel duygusal tonu belirlemek ve kullanıcıların oyun hakkında ne hissettiğini anlamak için duygu analizi kullanabilir. Bu, oyun geliştiricinin oyunun hangi özelliklerinin kullanıcılar tarafından olumlu veya olumsuz olarak algılandığını belirlemesine ve bu bilgileri oyunun gelecekteki sürümlerini geliştirmek için kullanmasına yardımcı olabilir. Bununla birlikte, duygu analizi, kullanıcı yorumlarındaki belirli konuların veya trendlerin izlenmesi için de kullanılabilir. Örneğin, bir oyun geliştiricisi, kullanıcı yorumlarındaki belirli bir özelliğin veya oyun mekaniğinin nasıl algılandığını belirlemek için duygu analizi kullanabilir. Bu, oyun geliştiricinin hangi özelliklerin kullanıcıları memnun ettiğini ve hangi özelliklerin daha fazla çalışma gerektirdiğini belirlemesine yardımcı olabilir.

3.3. METİN SINIFLANDIRMA

Bilgi ve belge yoğunluğunun gitgide arttığı dijital dünyamızda, metinlerden anlamlı bilgi çıkarma ve onları önceden tanımlanmış kategorilere yerleştirme yeteneği, birçok sektör ve disiplin için kritik öneme sahip olmuştur. Metin verilerini belirli

kategorilere veya sınıflara ayırıştırma süreci metin sınıflandırma olarak adlandırılır. Metin sınıflandırmanın başlangıcı 1960'lara dayanır, ancak 90'lı yıllardan itibaren teknolojik gelişmeler ve büyüyen veri yığınları ile daha da ilerlemiştir. Metin sınıflandırması, Doğal Dil İşleme (NLP) sürecinin önemli bir parçasıdır ve belirli bir metnin önceden tanımlanmış sınıfa veya sınıflara ait olduğunu belirleme sürecini içermektedir. Bu süreç, müşteri hizmetleri, spam filtreleme, duygu analizi ve daha fazlası dahil olmak üzere çok çeşitli uygulamalar için kullanılır. Oyun sektöründe, metin sınıflandırması, kullanıcı yorumlarını analiz etmek ve oyunların ne kadar popüler olduğunu veya hangi özelliklerinin kullanıcıları en çok cezbediğini belirlemek için kullanılabilir.

Metin sınıflandırması genellikle önceden tanımlanmış bir dizi sınıf veya kategori üzerinde eğitilmiş bir makine öğrenmesi modeli kullanılarak gerçekleştirilir. Örneğin, bir metin sınıflandırma modeli, haber içeriklerinden oluşan bir metni "spor", "siyaset" veya "bilim" gibi kategorilerine sınıflandırabilir. Eğitim süreci, belirli bir metin sınıfına ait etiketli örneklerle gerçekleştirilir. Daha sonra model, etiketsiz metni sınıflandırmak için kullanılır.

Bugün, metin sınıflandırma, bilgi sistemlerinin büyük bir alt alanını oluşturmaktadır ve birçok uygulama alanında kullanılmaktadır. Örneğin, kütüphanecilik, spam tespiti, duygu analizi, öneri sistemleri, dil tanıma, metin okunabilirliği tespiti ve yazar tanıma bu alanlardan sadece birkaçıdır. Metin sınıflandırma süreci genellikle veri toplama, veri ön işleme, özellik seçimi ve vektörleştirme gibi belirli aşamaları içermektedir. Bu aşamalar sırasında, ham metinler düzenlenir, gereksiz bilgiler çıkarılır, önemli özellikler seçilir ve metinler bilgisayar tarafından anlaşılabilir şekilde dönüştürülür. Bu süreçler, metin sınıflandırma algoritmalarının metinler üzerinde doğru ve etkili bir şekilde çalışabilmesi için gereklidir.

Metin sınıflandırma, sosyal medya gibi platformlarda özellikle değerlidir. Bu platformlar, kullanıcıların düşüncelerini, duygularını ve deneyimlerini ifade etmek için bir araç olarak hizmet verir ve bu yüzden büyük miktarlarda metin verisi içermektedir. Metin sınıflandırma, bu verilerden anlamlı bilgi çıkarabilir ve bu verileri birçok farklı kategoride sınıflandırabilir. Metin sınıflandırma süreci genellikle veri

toplama, veri ön işleme, özellik seçimi ve vektörleştirme olmak üzere 4 temel adımdan oluşur:

- Veri toplama, metin sınıflandırma sürecinin ilk ve belki de en önemli aşamasıdır. Bu aşamada, analiz edilecek metin verileri seçilir ve toplanır. Verilerin kaynağı ve türü, analiz edilen konuya ve araştırma hedeflerine bağlıdır. Örneğin, bir araştırma, sosyal medya platformlarından toplanan kullanıcı yorumları üzerine odaklanabilirken bir başka araştırma akademik makaleler, kitaplar, haber metinleri gibi daha formal metinler üzerine olabilir.
- Veri ön işleme, toplanan metinlerin analize uygun bir formata getirilmesi aşamasıdır. Ön işleme süreci genellikle dili temizleme (karakterlerin standartlaştırılması, yazım hatalarının düzeltilmesi vb.), metin normalleştirme (küçük harfe çevirme, lemmatizasyon veya stemming gibi), durdurma kelime çıkarımı (stop-word removal) ve belki de tokenizasyon gibi işlemleri içermektedir (Haddi ve diğerleri, 2013).
- Özellik seçimi, metinlerin sınıflandırılması için kullanılacak belirleyici özelliklerin belirlenmesi aşamasıdır. Bu aşamada, veriler üzerinde sıklıkla kullanılan bir teknik olan TF-IDF ile belirli kelimelerin ağırlığı hesaplanır. Ancak, metinlerin semantik yapısını daha iyi anlamak için word2vec gibi daha karmaşık özellik çıkarım teknikleri de kullanılabilir.
- Son adım olan vektörleştirme, belirlenen özelliklerin metinleri temsil edebilecek bir sayısal formata dönüştürülmesi sürecidir. Bu işlem, metinlerin bir makine öğrenmesi modelinde işlenebilmesi için gereklidir. Vektörleştirme, genellikle özellik seçimiyle birlikte yürütülür ve kelimelerin veya kelime gruplarının ağırlıklarını içeren bir matris oluşturur.

Bu adımların sonucunda, metin verileri belirlenen özelliklere göre sayısal bir formata dönüştürülür ve bir makine öğrenmesi modelinde eğitim veri seti olarak kullanılır. Metin sınıflandırma süreci, geniş ve karmaşık bir veri kümesini anlaşılır ve işlenebilir bir formata dönüştürerek, değerli bilgilerin elde edilmesini sağlamaktadır. Bu nedenle, bu süreç, veri bilimi ve doğal dil işleme alanlarında kritik bir rol oynamaktadır. Metin sınıflandırma oyun sektöründe de kullanıcı geri bildirimini analiz etmek ve oyunların belirli bir kitleyi nasıl etkilediğini anlamak için önemli bir araçtır.

Metin sınıflandırmasının gücü ve esnekliği, oyun geliştiricilerin ve pazarlamacıların kullanıcılarının ihtiyaçlarını ve isteklerini daha iyi anlamalarını sağlamaktadır.

3.4. KONU MODELLEME

Konu modelleme, verilerdeki gizli veya açık temaları tanımlayan denetimsiz bir yöntemdir. Denetimsiz olmasından dolayı etiketli verilere ihtiyaç duyulmaz. Bilgi çıkarmak için doğrudan metin belgelerine uygulanır (Kaya ve Gülbandılar, 2022). Konu modelleme, verilerdeki gizli ya da açık temaları belirleyen ve metin madenciliği alanında kullanılan bir tekniktir. Denetimsiz bir öğrenme yöntemi olan konu modelleme, veri setindeki temaları ve konuları tanımlar ve bu bilgileri çıktı olarak sağlamaktadır. Bu yöntem, geniş kapsamlı metin verilerini otomatikleştirmenin ve bu verilerin anlaşılır hale gelmesinin etkili bir yolunu sunar. Bir kez anahtar konular belirlendiğinde, bu bilgiler trendleri belirlemek ve sınıflandırma yapmak için kullanılabilir.

Konu modellemenin temel amacı, belgelerde paylaşılan kelime kullanım desenlerini ve benzerlikleri belirlemektir. Bu nedenle, konu modelleme belgeleri konuların birleşimi olarak algılar ve bu belgeler içerisindeki olasılık dağılımlarını çözümlenmeye çalışır. Bu yönüyle, konu modelleme belgeler için bir tür üretken model görevi görür ve belgelerin nasıl oluşturulabileceği ile ilgili bir olasılık prosedürünü tanımlar. Metin madenciliğini bir alt dalı olan konu modelleme son yıllarda gittikçe önem kazanmıştır. Günümüzde her alanda üretilen verilerin inanılmaz artışı düşünüldüğünde büyük hacimli metin verilerini eleme sürecini manuel süreçlerden kurtarmak ve bunları anlamlandırmak için organizasyonlar tarafından sıkça kullanılmaktadır. Bu doğrultuda konu modelleme tekniğine yönelik çalışmaları çeşitli sektörlerde kullanımına rastlanabilir. Oyun sektörü de konu modelleme tekniğinin sıkça kullanıldığı ve geniş bir uygulama alanı bulduğu alanlardan biridir.

Kullanıcı yorumları genellikle farklı konuları kapsar. Konu modelleme teknikleri, bu yorumları farklı konulara ayırarak yorumların temalarını anlamak için kullanılabilir.

3.5. DENETİMLİ ÖĞRENME

Denetimli öğrenme, makine öğrenmesinin en yaygın ve başarılı yöntemlerinden biri olup, büyük bir etiketlenmiş veri seti üzerinde öğrenim yaparak bir modelin doğru tahminler yapabilmesi için eğitilmesi sürecidir. Denetimli öğrenme, bir öğretmenin öğrenciye rehberlik ettiği gibi, bir algoritmanın belirli bir hedefe ulaşmak için örnekler üzerinden eğitilmesini sağlamaktadır. Eğitim verisi, her bir örneğin girdilerini ve beklenen çıktılarını içermektedir, böylece algoritma, girdileri beklenen çıktılara eşlemeyi öğrenir (Jordan ve Mitchell, 2015).

Oyun sektöründe kullanıcı yorumlarının analizi için denetimli öğrenme teknikleri, kullanıcıların memnuniyeti, duygusal tepkileri ve oyun deneyimleri hakkında değerli bilgiler elde etmek için kullanılabilir. Denetimli öğrenme, genellikle sınıflandırma ve regresyon problemi çözümleri için kullanılan bir yaklaşımdır. Kullanıcı yorumlarının duygu analizinde, yorumlar genellikle olumlu, olumsuz veya nötr kategorilerine sınıflandırılır, bu da bir sınıflandırma problemi örneğidir. Pang ve arkadaşları, denetimli öğrenme yaklaşımı kullanarak film incelemelerini pozitif ve negatif olmak üzere iki sınıfa ayırmak için gerçekleştirdikleri çalışmada, tek kelimelik özniteliklerin hem Naive Bayes hem de SVM ile başarılı bir şekilde performans gösterdiğini göstermişlerdir (Pang ve diğerleri, 2008).

Ayrıca, denetimli öğrenme algoritmaları, özellik çıkarımı ve konu modelleme gibi diğer doğal dil işleme teknikleriyle birlikte kullanılarak daha karmaşık analizler için de kullanılabilir. Örneğin, bir algoritma, bir yorumdaki belirli kelimeler veya ifadelerin kullanımını, yorumun genel tonunu veya yorumdaki belirli bir oyun özelliğine verilen tepkileri analiz edebilir (Kim, 2014).

Sonuç olarak, denetimli öğrenme, metinleri analiz etmek, sınıflandırmak ve bu metne ait ürün veya hizmetler hakkında anlamlı bilgiler çıkarmak için güçlü bir araçtır. Bu tekniklerin kullanımı, oyun sektöründe, oyunların geliştirilmesi ve pazarlanmasında kullanıcıların geri bildirimlerinin daha derinlemesine ve etkin bir şekilde değerlendirilmesine olanak sağlamaktadır.

3.6. YARI DENETİMLİ ÖĞRENME

Yarı denetimli öğrenme teknikleri, denetimsiz ve denetimli öğrenme tekniklerinin ortasında olan ve her ikisinden de faydalanan bir yaklaşımdır. Bu, genellikle denetimli ve denetimsiz öğrenmenin bir karışımı olarak görülür. Yarı denetimli öğrenme, genellikle etiketli verinin kıtlığı durumlarında kullanılır. Etiketlenmiş verinin oluşturulması genellikle zaman alıcı bir işlem olduğundan, yarı denetimli öğrenme, makine öğrenmesi modellerinin etiketlenmemiş verilerden de faydalanabilmesini sağlamaktadır.

Bu model, etiketlenmemiş veriler üzerinde tahminler yapmak ve bu tahminleri etiketlenmiş veri setine eklemek için kullanılabilir. Bu süreç, algoritmanın performansını iteratif olarak geliştirirken verinin daha geniş bir kısmını kullanabilmesini sağlamaktadır (Chapelle ve diğerleri, 2006).

Yarı denetimli öğrenme, kullanıcı yorumları analizindeki karmaşıklığı ele alma konusunda da önemlidir. Yorumlar, genellikle belirgin bir duygu tonu olmayan çok çeşitli konular ve fikirler içermektedir. Bu durumda, denetimli öğrenme tekniklerinin aksine, yarı denetimli öğrenme, genellikle daha az belirgin veya belirsiz kategoriler arasındaki ilişkileri tanımlayabilme yeteneği sunar (Zhu ve Goldberg, 2009). Bilimsel çalışmalarda da sıkça yer verilen yarı denetimli öğrenme, oyun sektöründe kullanıcı yorumlarının analizi için etkili bir araç olabilir. Etiketli verinin kıtlığı durumlarında ve kullanıcıların yorumlarındaki karmaşıklığı anlamada özellikle kullanışlı olabilmektedir.

3.7. DENETİMSİZ ÖĞRENME

Denetimsiz öğrenmede, eğitim setinde çıktı değerinin bulunmadığı yalnızca girdi değerlerinden üzerinden eğitim tamamlanarak girdilerin gruplara ayrılması, ya da kümelenmesi (clustering) hedeflenmektedir (Balaban ve Kartal, 2015).

Denetimsiz öğrenme, makine öğrenmesi algoritmalarının etiketlenmemiş veri setleri üzerinde öğrenme yapabilmesi sürecidir. Bu tür bir öğrenme, verinin doğal yapılarını veya özelliklerini keşfetmeye çalışır ve bu yapıları anlamak veya özetlemek için kullanılabilir. Denetimsiz öğrenme, etiketlenmiş veri eksikliği veya yüksek

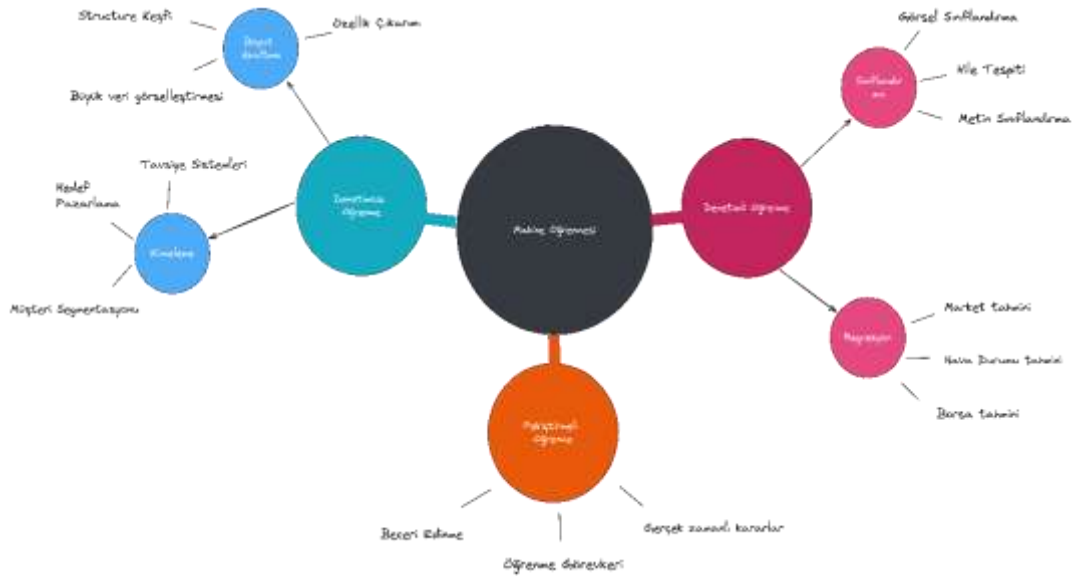
maliyetli etiketleme işlemleri sebebiyle faydalıdır ve genellikle kümeleme veya boyut azaltma gibi teknikleri kullanır (Goodfellow ve diğerleri, 2016).

Denetimsiz öğrenmenin yaygın bir örneği, "kümeleme"dir. Kümeleme, benzer özelliklere sahip veri örneklerini aynı gruplara (veya "kümeler") atama sürecidir. Bu, büyük veri setlerindeki örnekler arasındaki benzerlikleri veya farklılıkları anlamak için kullanılabilir. Örneğin, bir oyun şirketi, kullanıcılarının oyun tercihlerine veya oyun içi davranışlarına dayanarak farklı kullanıcı grupları tanımlamak için kümeleme tekniklerini kullanabilir (Huang, 2008).

Diğer bir denetimsiz öğrenme yaklaşımı ise "boyut azaltma"dır. Boyut azaltma, çok boyutlu veriyi daha düşük boyutlu bir alana dönüştürmeye çalışırken verinin içerdiği en önemli bilgileri korumayı hedefler. Bu, verinin görselleştirilmesini kolaylaştırabilir ve ayrıca makine öğrenmesi modellerinin eğitim sürecini hızlandırabilir (Maaten ve diğerleri, 2009).

Yukarıda açıklanan denetimli, denetimsiz ve yarı denetimli makine öğrenmesi yöntemlerine ait teknikler aşağıda Şekil 2’de görülebilir.

Şekil 2: Makine Öğrenmesi Teknikleri



Kaynak: Yazar tarafından derlenmiştir.

DÖRDÜNCÜ BÖLÜM

KULLANICI YORUMLARININ ANALİZİNDE KULLANILABİLECEK MAKİNE ÖĞRENMESİ ALGORİTMALARI

4.1. DESTEK VEKTÖR MAKİNELERİ

Destek Vektör Makineleri (SVM), denetimli öğrenme yöntemlerinin bir alt kümesi olarak yaygın olarak kullanılmaktadır. Bu yöntem, diğer sınıflandırma tekniklerinden daha çok tercih edilir çünkü, sınıflandırma problemini bir optimizasyon problemine dönüştürme kapasitesine sahiptir ve düzensiz verilerle iyi çalışır (Gunn, 1998). Destek Vektör Makineleri, verileri doğru bir şekilde sınıflandırmak için yüksek boyutlu bir uzaya dönüştürme ve bu uzayda verileri ayırmak için hiper düzlem kullanma yeteneğine sahiptir. Destek Vektör Makineleri, sınıflandırma ve regresyon analizlerinde yaygın olarak kullanılmaktadır ve genellikle yüksek doğruluk oranları sunar.

Denetimli öğrenme algoritmaları, birçok uygulama alanında kullanılır ve tutarlı sonuçlar verir. Destek Vektör Makineleri, lojistik regresyon, en yakın komşu analizi, sınıflandırma ağaçları gibi yöntemlerle birlikte sınıflandırma metotları arasında yer alır. Bu yöntemlerin arasında SVM, bilinmeyen verilerle işlem azlığı ve yüksek başarı olasılığı ile öne çıkmaktadır. Bu alanda yapılan çalışmalar Destek Vektör Makineleri'nin genel sınıflandırma uygulamalarına kıyasla daha etkili ve doğru tahminler sunduğu gözlemlenmiştir. İstanbul Menkul Kıymetler Borsası 100 (IMKB-100) üzerinde sektör sınıflandırması uygulamasında Destek Vektör Makineleri'nin %97,61 başarı sağladığını belirtmiştir (Karagül, 2014). Bu başarı, Destek Vektör Makineleri'nin geniş uygulama yelpazesi ile birlikte değerlendirildiğinde, bu yöntemin metin, karakter, hücre, görüntü gibi geniş bir çerçevede incelenebileceğini göstermektedir. Destek Vektör Makineleri'nin bu özellikleri, onu diğer sınıflandırma tekniklerinden ayıran ve geniş uygulama alanlarına uygun kılan unsurlardır.

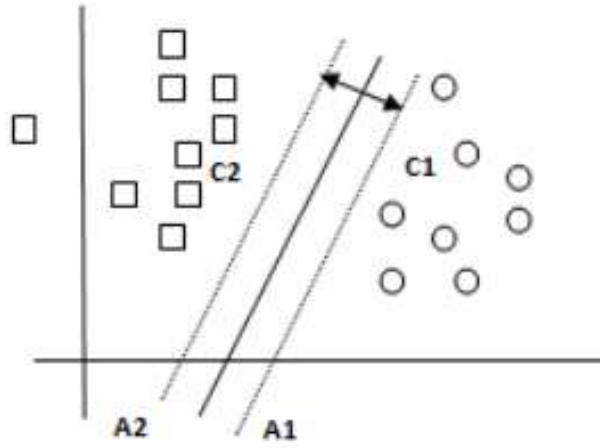
Destek Vektör Makinesi algoritmasının amacı, veri noktalarını belirgin şekilde sınıflandıran N-boyutlu bir uzayda (N =özellik sayısı) bir hiper yüzey bulmaktır.

Veri noktalarının iki sınıfını ayırmak için birçok olası hiper yüzey seçilebilir. Bu algoritmada amaç, her iki sınıfa ait veri noktalarının en büyük marjini olan bir

düzlem bulmaktır. Marjini maksimize etmek, gelecekteki veri noktalarının daha fazla güvenle sınıflandırılabilmesine katkı sağlamaktadır.

Lineer ayrılamama durumunu Yakut ve arkadaşları şöyle açıklamışlardır: “Eğitim için kullanılacak N elemandan oluşan verinin $\theta = \{x_i, y_i\}$, $i = 1, 2, \dots, N$ olduğu varsaydığımızda, $y_i \in \{-1, 1\}$ etiket değerleri ve özellikler vektörüdür. Lineer olarak ayrılabilme durumunda, bu iki değerli veriler direkt olarak aşırı bir düzlem ile ayrılacaktır. Bu aşırı düzleme ayırıcı aşırı düzlem adı verilir” (Yakut ve diğerleri, 2014).

Şekil 3: Lineer Ayrılabilme Durumunda Optimum Ayırıcı Aşırı Düzlem



Kaynak: (Yakut ve diğerleri, 2014)

Destek Vektör Makineleri, yüksek boyutlu veri setlerinde de oldukça etkilidir ve aşırı öğrenmeye karşı dayanıklıdır, bu nedenle karmaşık veri setlerinin sınıflandırılmasında yaygın olarak kullanılır. Bununla birlikte, Destek Vektör Makineleri büyük veri setlerinde yavaş çalışabilir. Ayrıca, çekirdek parametrelerinin ve düzenleme parametresinin ayarlanması, modelin performansı üzerinde önemli bir etkiye sahip olabilir (Hsu ve diğerleri, 2003).

Destek Vektör Makineleri, verilerin doğrusal ve doğrusal olmayan sınıflandırılmasında etkili bir yöntemdir. Bu özelliği, çok boyutlu verilerle çalışma kapasitesi ve düzensiz verilerde yüksek performansı ile birleştirildiğinde, geniş uygulama alanlarına ve çeşitli bilimsel çalışmalara uygun bir teknik olduğunu gösterir. Ayrıca, denetimli öğrenme algoritmaları arasında yüksek başarı olasılığı ve

bilinmeyen verilerle işlem azlığı ile öne çıkmaktadır. Bu özellikler, Destek Vektör Makinelerinin gelecekteki çalışmalarda daha geniş bir uygulama alanına sahip olabileceğini ve literatüre daha fazla katkı sağlayabileceğini göstermektedir. Sonuç olarak, Destek Vektör Makineleri, sınıflandırma ve regresyon problemlerini çözme yeteneği ile güçlü bir makine öğrenmesi yöntemidir. Yüksek doğruluk oranları ve karmaşık veri setlerini sınıflandırma yeteneği, Destek Vektör Makinelerini bir dizi uygulama için uygun bir seçenek yapar.

4.2. NAIVE BAYES

Naive Bayes, sınıflandırılması gereken kümelerin, veri setlerinin hangi sınıfa ait olduğunu olasılıksal olarak belirlenmesini sağlayan bir denetimli makine öğrenmesi yaklaşımıdır. İsmi, Bayes Teoremi'nden alınmıştır ve "naif" terimi, algoritmanın tüm özelliklerin bağımsız olduğunu varsayması nedeniyle kullanılmaktadır. Her ne kadar bu varsayım gerçek dünyadaki veriler için her zaman geçerli olmasa da Naive Bayes metin sınıflandırması ve spam filtreleme gibi birçok uygulamada etkili bir şekilde kullanılmaktadır. Naive Bayes algoritması, özellikler arasındaki bağımlılıkları göz ardı ederek karmaşıklığı azaltır ve hesaplama hızını artırır. Bu özellik, özellikle büyük veri kümelerinin sınıflandırılması ve işlenmesi gerektiğinde önem kazanmaktadır. Algoritmanın bu hız ve basitlik özellikleri, birçok bilimsel araştırmada da belirtilmiştir. Örneğin, Kibriya ve arkadaşları tarafından yapılan bir çalışmada, Naive Bayes algoritmasının büyük veri kümelerini hızlı ve etkili bir şekilde işleyebilme yeteneğine dikkat çekilmiştir (Kibriya ve diğerleri, 2004). Naive Bayes algoritması, özellikle metin sınıflandırma ve metin madenciliği uygulamalarında sıklıkla kullanılmaktadır. Bu algoritmanın popülerliğinin bir başka nedeni ise, algoritmanın özellikle metin verilerinde çok boyutlu veri setleri ile çalışabilme yeteneğidir. Bu yeteneği, Naive Bayes'in metin madenciliği ve metin sınıflandırma uygulamalarında yaygın olarak kullanılmasını sağlamaktadır. Örneğin, McCallum ve arkadaşları tarafından yapılan bir çalışmada, Naive Bayes'in metin sınıflandırma uygulamalarında yüksek doğruluk oranlarına ulaştığı belirtilmiştir (McCallum ve diğerleri, 1998).

Bununla birlikte, Naive Bayes algoritması, metin sınıflandırmanın yanı sıra, diğer sınıflandırma uygulamalarında da kullanılabilir. Naive Bayes algoritması,

basitliđi, hızı ve geniş uygulama alanları ile bilimsel arařtırmaların ve uygulamaların önemli bir parçasıdır. Bu özellikler, algoritmanın gelecekteki çalışmalarda daha geniş bir uygulama alanına sahip olabileceđini ve literatüre daha fazla katkı sağlayabileceđini göstermektedir. Bu nedenle, Naive Bayes algoritması, makine öğrenmesi ve veri bilimi alanlarında devam eden ve gelecekteki arařtırmalar için deđerli bir araç olmaya devam edecektir.

4.3. LOJİSTİK REGRESYON

Lojistik regresyon bir veya çok ön göstergeli deđişkene bađlı kategorik bađımlı deđişkenlerin sonuçlarını tahmin etmede kullanılan bir tür regresyon analizidir. Çok terimli lojistik regresyon modeli ikiden fazla ayrı sonuca izin veren lojistik regresyonu genelleřtiren bir modeldir (Sađbař ve Ballı, 2016). Lojistik Sınıflandırma problemlerinde yaygın olarak kullanılır ve çıktı deđeri belirli bir sınıfa ait olma olasılıđı olarak yorumlanabilir. Bu özelliđi nedeniyle lojistik regresyon, özellikle tıbbi, sosyal bilimler ve pazarlama arařtırmalarında yaygın olarak kullanılmaktadır. Lojistik regresyon modelinin matematiksel temeli, dođrusal regresyonun bir türevidir. Fakat lojistik regresyon, çıktıyı sınırlamak için bir lojistik fonksiyon veya sigmoid fonksiyon kullanır (Cansız, 2020). Sınıf etiketleri genellikle 0 ve 1 řeklinde temsil edilir ve modelin çıktısı, belirli bir girişin belirli bir sınıfa ait olma olasılıđını temsil eder. Lojistik regresyon modeli, farklı parametre deđerleri için olasılık deđerlerini maksimize eden parametreleri bulmak için en büyük olabilirlik yöntemini kullanır. Bu modelleme yaklaşımı, dođrusal ayrılabilir sınıflar için iyi performans gösterir, ancak dođrusal olarak ayrılamayan sınıfların sınıflandırılmasında zorluklar yaşayabilir.

Lojistik regresyon, çeřitli disiplinlerde ve özellikle sınıflandırma problemlerinde kullanılan yaygın bir makine öğrenmesi algoritmasıdır. Modelin basitliđi ve yorumlanabilirliđi, genellikle diđer daha karmařık sınıflandırma yöntemleri üzerinde tercih edilmesini sağlamaktadır. Ancak lojistik regresyon modelinin performansı, kullanılan verinin dođrusal olarak ayrılabilir olmasına bađlıdır. Bu sınırlama, verinin dođrusal olarak ayrılamaması durumunda, diđer sınıflandırma yöntemlerinin tercih edilmesine neden olabilir.

4.4. RANDOM FOREST

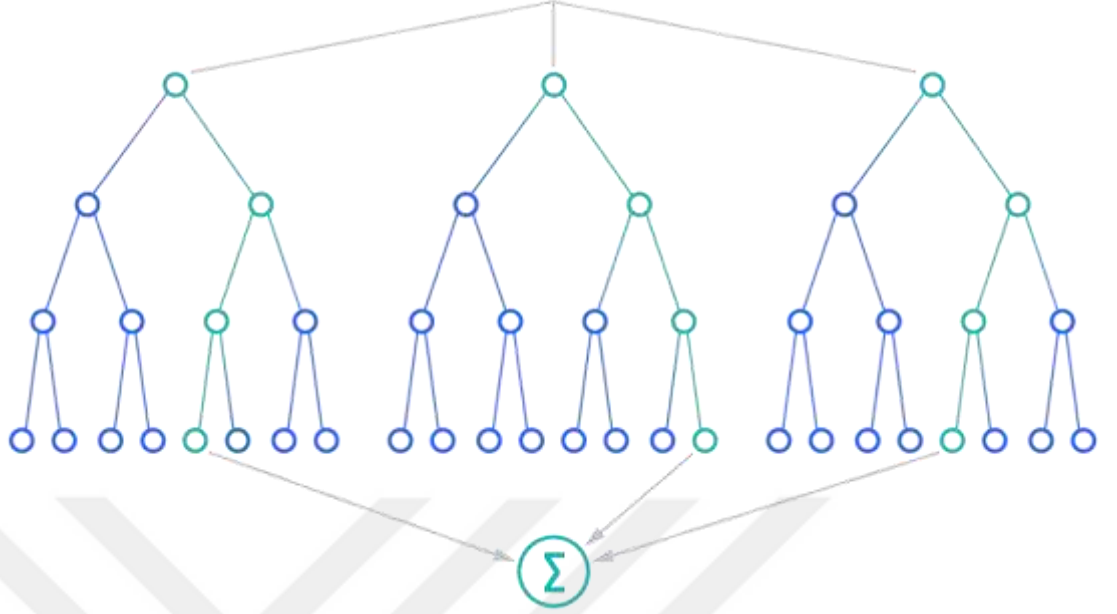
Rastgele Orman algoritması, Leo Breiman tarafından 2001 yılında geliştirilmiş olup sınıflandırma ve regresyon problemlerinde kullanılan bir makine öğrenmesi algoritmasıdır (Breiman, 2001). Rastgele Ormanlar, çok sayıda karar ağacını bir araya getirerek tahminlerde bulunur. Her ağaç bağımsız olarak örneklenen bir rastgele vektörün değerlerine dayanır ve ormandaki tüm ağaçlar aynı dağılıma bağlıdır. Bu yöntemde her ağaç, belirli bir giriş vektörü için sınıflandırıcı sonucu eğitim veri seti ve belirli bir rasgele vektör kullanılarak oluşturulur

Rastgele Ormanlar algoritmasının güçlü yönlerinden biri hem sınıflandırma hem de regresyon problemleri için kullanılabilmesidir (Grömping, 2009). Tek bir sınıflandırıcı ağaç kullanmak yerine, birçok ağaç tahmin edicilerin kombinasyonunun kullanılması, model karmaşıklığını giderme ve model performansını iyileştirme potansiyeline sahiptir. Bu yöntemle, bazı ağaçlar doğru tahminde bulunurken diğerleri yanlış tahmin üretebilir; ancak, tüm ağaçların birleşik çıktısı genellikle doğru tahmini oluşturur. RF algoritmasının adımları aşağıdaki gibidir:

- Veri setinden rastgele örnekler seçilir.
- RF algoritması seçilen her örnek için tahmin sonucunu veren karar ağacının oluşturulur.
- Tahmin gerçekleştirilen her sonuç için sınıflandırma probleminde mod kullanılır.
- En çok oy alan tahmin çıkış olacaktır.

Aşağıda Şekil 4’de Rastgele Orman algoritmasının ağaç yapısı görülebilir.

Şekil 4: Rastgele Orman Algoritması



Kaynak: (IBM, 2023).

RF algoritmasının özelliklerinden bir tanesi de her bir ağacın, rastgele seçilen özelliklerin alt kümeleri üzerinde eğitilmesidir. Bu özellik, algoritmanın genellemesini geliştirir, aşırı öğrenmeyi önler ve genellenebilirliği artırır çünkü her ağaç, özelliklerin rastgele bir alt kümesi üzerinde eğitilir. Her düğümde, en iyi bölünmeyi sağlayacak değişken rastgele seçilen bir tahmin edici alt kümesi arasından belirlenir. Bu yöntemle, modelin her bir özelliğe karşı bağımlılığı azalır ve modelin genelleme yeteneği artar.

BEŞİNCİ BÖLÜM

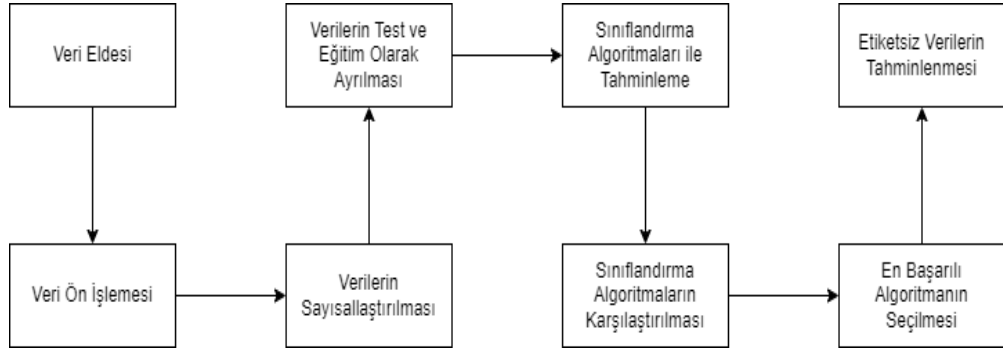
KULLANICI YORUMLARININ MAKİNE ÖĞRENMESİ TEKNİKLERİ İLE SINIFLANDIRILMASI UYGULAMASI

5.1. VERİ SETİNİN EDİNİM VE İNCELENMESİ

Bu çalışmada mobil oyun sektöründe strateji kategorisinde benzer 3 uygulamaya ait kullanıcı yorumları kullanılarak bir metin sınıflandırma işleminin yapılması hedeflenmektedir. Bu doğrultuda kullanıcı yorumlarının elde edilmesi için kullanılabilir iki farklı platform bulunmaktadır bunlar; Android işletim sistemine sahip mobil cihaz kullanan kullanıcıların uygulamalara erişim sağladığı platform olan Google Play Store bir diğer alternatif ise iOS işletim sistemine sahip mobil cihaz kullanan kullanıcıların uygulamalara erişim sağladığı platform olan App Store'dur.

Bu çalışmada diğer platforma göre çok daha fazla kullanıcı yorumuna sahip olan Google Play Store tercih edilmiştir. Platform seçimine karar verildikten sonra kullanıcıların oyuna ait geri bildirim ve görüşleri içeren yorumlara ulaşılabilmesi için Python programla dili ve BeautifulSoup kütüphanesi kullanılmıştır. BeautifulSoup, HTML ve XML gibi dosyalar ve web sitelerinden veri çekmek için sıkça kullanılan bir Python kütüphanesidir. BeautifulSoup, kullanılarak; kullanıcı adı bilgisi, yorum tarihi, oyuna vermiş olduğu puanlama ve yorum içeriği verileri elde edilmiştir. Daha sonrasında çalışmanın amacı kapsamında olmayan yoruma ait kullanıcı verileri ve tarih ve saat bilgisi gibi veriler, verilerin bütünlüğü ve temizliği açısından veri setinden çıkartılmıştır. Kullanıcı yorumlarının sınıflandırılmasına yönelik gerçekleştirilecek olan çalışmanın aşamaları aşağıdaki akış şeması Şekil 5' de gösterilmektedir.

Şekil 5: Akış Şeması



Kaynak: Yazar tarafından derlenmiştir.

Veri ön işleme adımı öncesinde modelin eğitilmesi için sınıflandırılacak yorumların kategorilerinin belirlenmesi ya da diğer bir deyişle etiketlenmesi gerekmektedir. Kullanıcı yorumlarının kategorilerinin doğru bir şekilde belirlenebilmesi için yorumlar öncelikle K-Means algoritması kullanılarak kümelere ayrıştırılmıştır. Kümelerdeki yorumların ortak özellikleri incelenmiş ve bu yorumlarda en çok geçen kelimelerin tespit edilmesi için Scikit-learn kütüphanesinin desteklediği CountVectorizer kullanılmıştır. Bu işlemler sonucunda küme içeriği incelenerek neyi temsil ettiği, merkez noktaları ve ilişkilerin incelenmesi ile kullanıcı yorumlarının 4 farklı kategoriye ayrılması gerektiği belirlenmiştir. Bu kategoriler, “Güncellemeler ve Oyunun Gelişimi”, “Teknik sorunlar”, “Dengesiz Oyun Mekanikleri ve Eşleştirme Sorunları”, “Para/ödeme ve Oyunun Pay to Win Yapısı” olarak ayrılmıştır. Modelin kurulması için her bir kategoriye ait 120 adet yorum seçilmiş ve modelin eğitim ve testi için ayrılmıştır. Algoritma sonucunda aşırı öğrenme ya da yanlış çıkarımlarda bulunulmaması için eğitim veri setinde her kategoriye eşit miktarda yer verilmiştir. Veri setindeki kategorilere ait örnek kullanıcı yorumları aşağıdaki tablodaki gibidir.

Tablo 1: Kullanıcı Yorumlarının Kategori Bazında Örnek Gösterimi

Güncellemeler ve Oyunun Gelişimi	Oyunu yıllardır severek oynuyordum lakin gelen güncelleme oyuna sadelik akıcılık getirmesi gerekirken daha çok can sıkıyor. Belki birçok oyuncunun aylarca uğraşarak maksimum seviyeye ulaştırdığı desteleri yeni gelen yeniden
---	---

	kart seviye yükseltmeleri ile oyuncuların aylarca olan emeğini çöpe atıyorsunuz.
Teknik sorunlar	Oyun güzel severek eğlenerek oynadığım bir oyundu sonra birdenbire oyun beni atmaya başladı, oyuna girdiğim an atıyor sorunu çözün lütfen.
Dengesiz Oyun Mekanikleri ve Eşleştirme Sorunları	Oyun iyi ama mücadelelerde eşleştirme çok kötü. Karşıma çıkan adam benden 3 arena daha yukarıda olduğu için mücadeleleri kazanmak imkânsız oluyor. Düzeltilmesi gerek
Para/ödeme ve oyunun "Pay to Win" yapısı	Oyun çok güzeldi ama artık oyunu oynamak için paran olması lazım oyuna para yatıran şampiyonu açabiliyor hem de yüksek seviye olmadan.

Kaynak: Yazar tarafından derlenmiştir.

İlk kategori olan Güncellemeler ve Oyunun Gelişimi kategorisinde kullanıcılar genel olarak oyuna gelen güncellemelerin oyunun yapısına olan etkilerini ifade eden yorumları içermektedir. Teknik sorunlar kategorisinde ise kullanıcıların oyuna erişim sağlamaktayken yaşadığı bağlantı problemi, sistemsal hatalar, teknik aksaklıklar ve oyunda hile kullanımını gibi konularla ilişkili görüşlerini içeren kategoridir. Dengesiz Oyun Mekanikleri ve Eşleştirme Sorunları kategorisinde ise kullanıcıların, stratejik rekabete dayalı arenada karşılarına kendileri ile benzer seviyede oyuncuların gelmemesiyle ilgili görüşlerini ve genel olarak oyun mekanikleri ile ilgili düşüncelerini içermektedir.

5.2. VERİ ÖN İŞLEME

Çalışmanın veri ön işleme adımında, çeşitli makine öğrenmesi modelleri kurulmadan önce verinin daha düzenli ve model tarafından daha anlaşılabilir hale gelmesi için çeşitli süreçlerin gerçekleştirildiği adımdır. Bu adım modelin düzgün çalışabilmesi ve gerçeğe yakın tahminlerde bulunabilmesi için en önemli etkenlerden biridir. Modelin kurulması ve tahminleme işleminin yapılması ile gerçekleştirilecek

olan analiz ve çıkarımların doğru ve etkin olması için mutlaka yapılması gereken ve belki de üzerinde en çok vakit geçirilmesi gereken adımdır. Bu çalışma kapsamında veri ön işleme adımı için uygulanan süreçler aşağıdaki gibidir:

- 1. Play Store'dan edinilen verilerin içerisindeki çeşitli emojielerin veri setinden çıkartılması:** Makine öğrenmesi modeli için bir anlam ifade etmeyen ve farklı veri formatında olan emojielerin, gerçekleştirilecek analizin başarılı bir şekilde çalışması için veri setinden çıkarılması gerekmektedir.
- 2. Karakter sayısı kırktan az olan yorumların veri setinden çıkartılması:** Harika, muhteşem, berbat gibi model için anlamlı olmayacak ve belirlenen kategorilere dahil edilmesi anlamlı olmayan yorumlar veri setinden çıkartılarak daha temiz bir veri seti kullanılarak modelin başarısının artırılması hedeflenmiştir.
- 3. Etkisiz Kelimelerin (Stop Words) çıkartılması:** Stop Words olarak ifade edilen etkisiz kelimeler, metin sınıflandırma için herhangi bir anlamı olmayan fakat cümle içerisinde cümlemin anlam bütünlüğünü sağlamak için kullandığımız “ama”, “ancak”, “aslında”, “çünkü” gibi kelimelerdir. Bu kelimeler, doğal dil işleme alanında sıkça kullanılan, çeşitli derlem ve sözcük kaynakları ile oluşturulmuş birçok dil desteği bulunan Natural Language Toolkit kütüphanesinin “Stop Words” modülü kullanılarak veri setinden çıkartılmıştır. Bu işlem gerçekleştirilecek analizin daha doğru ve anlamlı sonuçlar elde etmesini sağlayacaktır.
- 4. Noktalama işaretlerinin çıkartılması:** Noktalama işaretleri, model için bir anlam ifade etmeyeceği için veri setinden çıkartılmıştır.
- 5. Kelimelerin küçük harflere dönüştürülmesi:** Büyük harf içeren tüm karakterlerin küçük harflere dönüştürülmesidir.
- 6. Kelimelerin köklerine ayrılması:** Türkçe sondan eklemeli dil ailelerindedir. Bu nedenle kelimeler bütünüyle değil kökleri ile daha anlamlıdır. Bu doğrultuda kurulacak model için veri setindeki kelimeleri köklerine ayırarak analizin gerçekleştirilmesi bize daha doğru sonuçlar verecektir. Bu doğrultuda TurkishStemmer kütüphanesi kullanılarak kelimeler köklerine ayrılmıştır.

5.3. VERİNİN SAYISALLAŞTIRILMASI

Veri seti üzerinde gerekli etiketleme ve veri ön işleme adımı sonrasında makine öğrenmesi modelinin veriyi anlayabilmesi için veri setinin sayısallaştırılması gerekir. Verilerin sayısallaştırılması için Bag of Words, TF-IDF, Word Embedding, Bert Embedding gibi çeşitli yöntemler bulunmaktadır. Bu yöntemler aşağıda açıklanmıştır:

- **Bag of Words:** Bu yöntem, /metinleri kelime varlığına ya da kelime sıklığına dayalı bir vektör olarak temsil eder. Ancak, BoW modeli sözdizimini veya kelime sırasını dikkate almaz.
- **TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency):** Bu yöntem, bir belgedeki her bir kelimenin ağırlığını hesaplar. TF-IDF, bir kelimenin belgedeki sıklığına ve tüm belge kümesindeki belge sıklığının tersine dayanır. Bu, belirli bir belge veya metin bağlamında kelimenin önemini belirler.
- **Word Embedding:** Bu yöntemler, kelimeleri veya ifadeleri yoğun vektörler olarak temsil eder. Bu teknikler, kelimeler arasındaki anlamsal ilişkileri yakalar. En popüler kelime gömme yöntemleri Word2Vec, Global Vectors for Word Representation ve FastText'tir.
- **Bert Embedding:** BERT, derin öğrenmeye dayanan çok daha gelişmiş bir kelime gömme teknolojisidir. BERT, metinlerdeki kelimeleri çift yönlü olarak değerlendirir. Diğer bir deyişle kelimenin bağlamını anlamak için hem solundaki hem sağındaki kelimeleri dikkate alır bu yapı karmaşık dil yapılarını anlamasını sağlamaktadır.

Bu çalışma kapsamında TF-IDF yöntemi tercih edilmiştir. TF-IDF skorlama yöntemi kelimelerin veri seti içerisindeki önem derecesini yansıtır ve “bir”, “ve”, “veya” gibi çok yaygın kelimelerin ağırlığını düşük tutarak analizin daha anlamlı olmasını sağlar. Bununla birlikte TF-IDF yöntemi yüksek boyutlu veri setlerinde oldukça başarılıdır. Bu nedenlerden dolayı veri setinin sayısallaştırılması için TF-IDF yöntemi tercih edilmiştir.

5.5. VERİ SETİNİN EĞİTİM VE TEST OLARAK AYRILMASI

Veri ön işleme ve verinin sayısallaştırılması adımı tamamlandıktan sonra eğitim ve test aşamasına geçilir. Bu aşamada verilerin bir kısmı modelin eğitimi için ayrılırken bir kısmı ise modelin başarısının ölçülmesi adına test veri seti olarak ikiye ayrılır. Veri setini hangi yüzdelerle test ve eğitim olarak ayrılması gerektiği modelin başarısını etkileyen faktörlerdendir. Bu oran genellikle 0.66 eğitim 0.33 test ya da 0.8 eğitim 0.2 test olarak belirlenir. Bu çalışmada en yüksek başarı oranı %80 eğitim %20 test olacak şekilde elde edilmiştir. Sklearn kütüphanesinin `train_test_split` fonksiyonu ile veri kümesi, eğitim ve test olarak bu oranda ayrılmış ve `random state` ile verilerin karmaşık şekilde kümelere ayrılması sağlanmıştır.

5.6. SINIFLANDIRMA ALGORİTMALARI İLE TAHMİNLEME ve SONUÇLARIN DEĞERLENDİRİLMESİ

Çalışma kapsamında makine öğrenmesi sınıflandırma algoritmalarından Destek Vektör Makineleri (SVM), Naive Bayes, Stokastik Gradyan İniş (SGD), Lojistik Regresyon, Random Forest gibi algoritmalar kullanılmıştır. Bu algoritmalar kullanılarak sonuçlar karşılaştırılacak ve en yüksek başarı oranına sahip algoritma seçilerek etiketsiz 3083 adet kullanıcı yorumunun hangi kategoriye ait olduğunun tahminleme işlemi gerçekleştirilecektir. Veri ön işleme, verinin sayısallaştırılması, veri setinin eğitim ve test olarak ayrılması süreçleri tamamlandıktan sonra sınıflandırma algoritmaları ile tahminleme aşamasına geçilir. Bu aşamada sırasıyla yukarıda bahsi geçen algoritmalar kullanılarak model kurulmuş ve tahminler gerçekleştirilmiştir. Algoritma sonuçlarının karşılaştırılması için başarı kriteri olarak doğruluk oranları kullanılmıştır.

İlk olarak lojistik regresyon kullanılarak bir sınıflandırma modeli kurulmuş ve modelin başarısı Sklearn kütüphanesinin “accuracy score” metriği ile %93,75 olarak ölçülmüştür. Sonraki model Stokastik Gradyan İniş kullanılarak oluşturulmuş ve bu modelin başarı oranı ise %92,71 olarak ölçülmüştür. Bir sonraki model birçok sınıflandırma uygulamalarında kullanılan ve uygulaması kolay olan Doğrusal Destek Vektör Makineleridir. SVM kullanılarak oluşturulan modelin başarısı %93,75 olarak

ölçülmüştür. Naive Bayes kullanılarak oluşturulan modelin başarısı ise %84,38 olarak ölçülmüştür. Son olarak da Random Forest Sınıflandırması ile kurulan modelin başarı oranı %94,79 olarak ölçülmüş ve bu çalışma kapsamında en yüksek başarı oranına sahip sınıflandırma algoritması olmuştur. Algoritmaların başarı oranları aşağıdaki Tablo 2’de gösterilmiştir.

Tablo 2: Algoritmalar ve Tahminleme Başarı Oranları

Algoritma	Doğruluk Oranı
Lojistik Regresyon	93,75
SGD	92,71
SVM	93,75
Naive Bayes	84,38
Random Forest	94,79

Kaynak: Yazar tarafından derlenmiştir.

Yukardaki algoritmaların sonuçlarına istinaden en yüksek başarı oranına sahip olan Random Forest algoritması, çalışmanın bir sonraki aşaması olan etiketsiz verilerin tahminlemesi adımıyla kullanılacaktır.

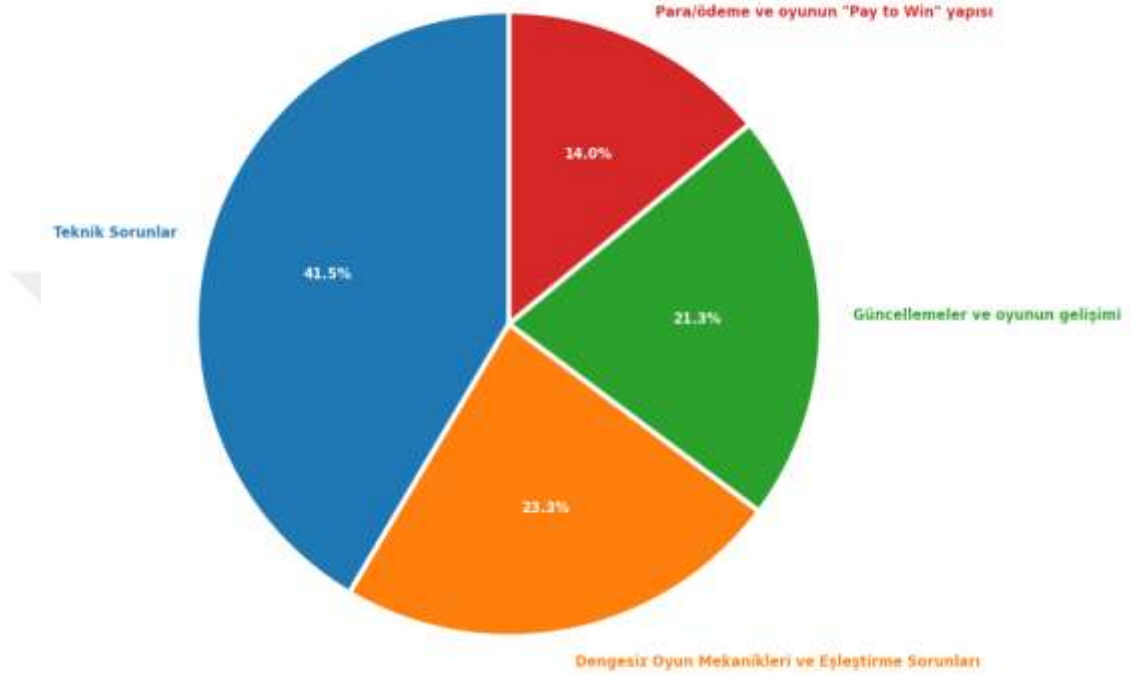
5.7. ETİKETSİZ VERİLERİN TAHMİNLENMESİ

Çalışma kapsamında strateji türünde birbirine benzer 3 farklı uygulamanın etiketsiz verilerine metin sınıflandırma işlemi uygulanacaktır. İlk olarak A uygulamasına ait; her dört kategoride eşit olmak üzere toplamda 480 adet etiketlenmiş veriye yönelik gerçekleştirilen analiz sonucunda en başarılı olan Random Forest algoritması, etiketsiz verilerin tahminlemesi sürecinin ilk adımı olarak A uygulamasına yönelik 3086 adet etiketsiz verilerin kategorilere ayrılması için kullanılmıştır. A uygulamasının etiketsiz verilerine yönelik gerçekleştirilen analiz sonucu, sonrasında B ve C uygulamasına yönelik gerçekleştirilecek analizlerle karşılaştırılacak ve kullanıcı şikayetlerinin benzer dağılıma sahip olup olmadığı araştırılacaktır. Bu doğrultuda A uygulamasına yönelik etiketsiz verilerin tahminlemesine yönelik gerçekleştirilen analizin sonuçları aşağıdaki Şekil 6’daki

gibidir. Verilerin görselleştirilmesi için Python'ın Matplotlib kütüphanesi kullanılmıştır.

Şekil 6: A Oyunu Tahminlenen Yorumların Kategori Dağılım Grafiği

A Oyununa ait Yorumların Kategori Dağılımı

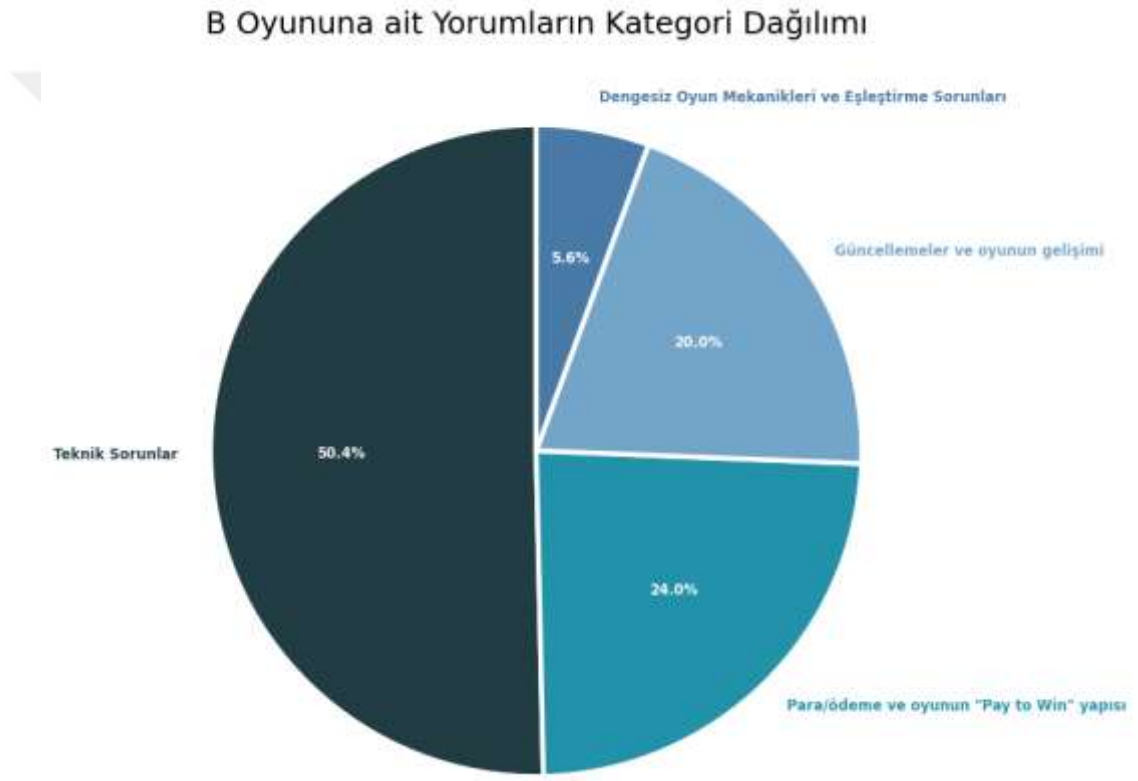


Kaynak: Yazar tarafından derlenmiştir.

Grafik incelendiğinde A uygulamasına yönelik kullanıcıların yorumlarda en çok belirttiği tür %41,5 ile Teknik Sorunlar kategorisi olmuştur. İkinci en çok yorum bulunan kategori ise %23,3 ile Dengesiz Oyun Mekanikleri ve Eşleştirme Sorunları Kategorisidir. Üçüncü en çok yoruma sahip kategori ise %21,3 ile Güncellemeler ve Oyunun Gelişimi ve son olarak da %14,0 ile Para Ödeme ve Oyunun Pay to Win yapısı kategorisidir. Bu analiz sonucunda A uygulamasına yönelik kullanıcı değerlendirmelerinde en çok; hile kullanımı, bağlantı problemi, oyundan atma gibi alt kırımlarını içeren Teknik Sorunlardan bahsettiği gözlenmiştir. Bununla birlikte kullanıcıların yorumlarda en çok üzerinde durduğu konu, oyuncuların birbirleriyle mücadele ettikleri arenada benzer seviye rakiplerle eşleşmeme ve oyun sırasında karşılaşılan dengesiz oyun mekanikleridir. Bu çıktılar A oyununa ait genel kullanıcı görüşlerini ortaya koymaktadır.

Etiketsiz verilerin tahminlemesi sürecinin ikinci aşaması B oyununa ait kullanıcı yorumlarının sınıflandırılması işlemidir. Bu aşamada yine makine öğrenmesi tekniklerinden Random Forest algoritması kullanılmıştır. B oyununa ait 6568 yorum Google Play Store'dan çekilmiş ve daha önce uygulanan Veri Ön İşleme, Verinin Sayısallaştırılması gibi süreçlerden geçirildikten sonra tahminlemeye hazır hale getirilmiştir. Random Forest ile sınıflandırma işlemi gerçekleştirilen verilerin dağılımı aşağıda Şekil 7'deki gibidir.

Şekil 7: B Oyunu Tahminlenen Yorumların Kategori Dağılım Grafiği



Kaynak: Yazar tarafından derlenmiştir.

Gerçekleştirilen analizler sonucunda B oyununa yönelik kullanıcıların yorumlarda en çok belirttiği tür %50,4 ile Teknik Sorunlar kategorisi olmuştur. İkinci en çok yorum içeren kategori ise %24,0 ile Para Ödeme ve Oyunun Pay to Win yapısı kategorisidir. Üçüncü en çok yoruma sahip kategori ise %20,0 ile Güncellemeler ve Oyunun Gelişimi ve son olarak da %5,6 ile Dengesiz Oyun Mekanikleri ve Eşleştirme Sorunları kategorisidir. Bu sonuçlar doğrultusunda A uygulamasında kullanıcıların değerlendirmelerinde en çok bahsettiği konu olan Teknik Sorunlar, B uygulaması

kullanıcılarının da değerlendirmelerinde en çok yer verdiği konu olmuştur. Bu noktada A uygulamasından daha sonra çıkan B uygulamasının da kullanıcıların deneyimlediği Teknik Sorunlarla karşı karşıya olduğu çıkarımında bulunabilir. Bununla birlikte, A uygulamasında kullanıcıların en çok üzerinde durduğu ikinci kategori olan Dengesiz Oyun Mekanikleri ve Eşleştirme Sorunlarına B uygulamasında çok nadiren karşılaştığı gözlemlenmektedir. Bu noktada B uygulamasında, dengesiz oyun mekanikleri ve eşleştirme sorunları anlamında kullanıcıların bir problem yaşamadığı gözlemlenmektedir. Bu iki uygulamaya yönelik yapılan analiz sonucunda kullanıcıların en çok iyileştirme ve geliştirme istediği konu teknik sorunlardır.

Etiketsiz verilerin tahminlemesi sürecinin üçüncü aşaması, C oyununa ait kullanıcı yorumlarının sınıflandırılması işlemidir. Bu aşamada Random Forest algoritması ile C uygulamasına ait 7724 kullanıcı yorumu sınıflandırılmıştır. Çeşitli süreçlerden geçirildikten sonra tahminlenen verilerin kategori dağılımı aşağıda Şekil 8'deki gibidir.

Şekil 8: C Oyunu Tahminlenen Yorumların Kategori Dağılım Grafiği

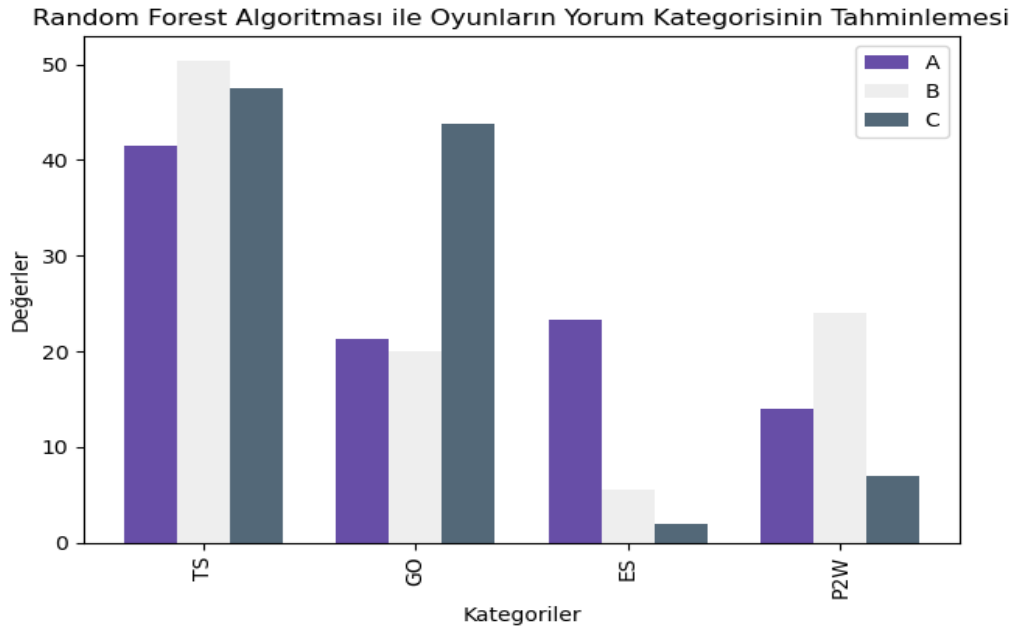


Kaynak: Yazar tarafından derlenmiştir.

Gerçekleştirilen analizler sonucunda C oyununa yönelik kullanıcıların yorumlarda en çok belirttiği tür %47,5 ile Teknik Sorunlar kategorisi olmuştur. İkinci en çok yorum içeren kategori ise %43,8 ile Güncellemeler ve Oyunun Gelişimi kategorisidir. Para Ödeme ve Oyunun Pay to Win yapısı ve Dengesiz Oyun Mekanikleri ve Eşleştirme Sorunları kategorisine ait değerlendirmeler toplam değerlendirmelerin %10'undan daha az çıkmıştır ve kullanıcıların bu oyun özelinde bahsi geçen kategorilerde sorun yaşamadığı ancak oyundan yaşanan teknik aksaklık ve oyuna yönelik gerçekleştirilen güncellemelerden şikayetçi olduğu çıkarımında bulunulabilir. Bu sonuçlar doğrultusunda A ve B uygulamasında kullanıcıların değerlendirmelerinde en çok bahsettiği konu olan Teknik Sorunlar, C uygulaması kullanıcılarının da değerlendirmelerinde en çok yer verdiği konu olmuştur.

Analizi gerçekleştirilen bu üç uygulamaya yönelik en başarılı algoritma olan Random Forest kullanılarak gerçekleştirilen tahminlemenin kategori dağılımını gösteren grafik aşağıdaki Şekil 9'daki gibidir.

Şekil 9: Random Forest Algoritması ile Tüm Oyunların Kategori Dağılım Grafiği

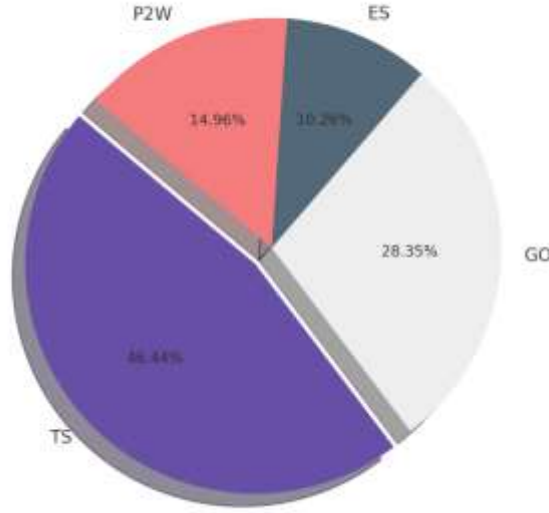


Kaynak: Yazar tarafından derlenmiştir.

Random Forest modelinin kategori dağılımlarının daha net anlaşılması için her bir kategorinin ağırlığının hesaplanarak oluşturulduğu, kategori bazındaki yüzdesel dağılım grafiği aşağıdaki Şekil 10'daki gibidir.

Şekil 10: Random Forest Algoritması ile Yorumların Kategori Bazında Ağırlıklarının Oranları

Random Forest Algoritması ile Oyunların Yorum Kategorisinin Tahminlemesi - Yüzdesel Dağılım

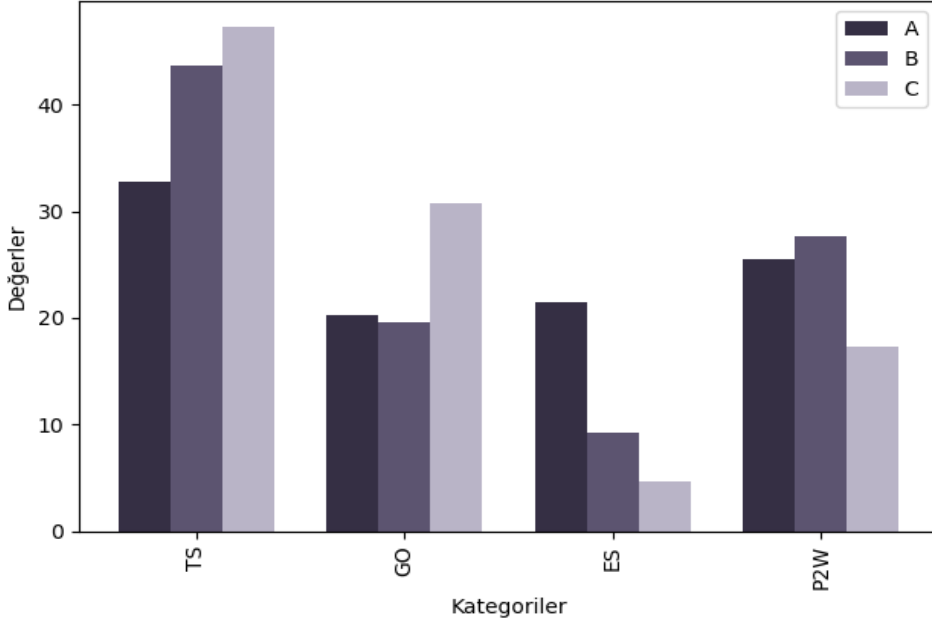


Kaynak: Yazar tarafından derlenmiştir.

Bu iki grafik incelendiğinde kullanıcıların oyunlara yönelik en çok şikâyet ettiği kategori %46,44 ile Teknik Sorunlar kategorisidir. %28,35 ile bu kategoriye Güncellemeler ve Oyunun Gelişimi kategorisi takip etmektedir. Diğer dağılımlar ise sırasıyla şu şekildedir, %14,96 ile Para Ödeme ve Oyunun Pay to Win yapısı, %10,96 ile Dengesiz Oyun Mekanikleri ve Eşleştirme Sorunlarıdır. Bu üç oyuna yönelik etiketsiz verilerin tahminleme işlemi, çalışmada yer alan diğer algoritmalar kullanılarak da yapılmıştır. Lojistik Regresyon algoritması kullanılarak gerçekleştirilen tahminlemenin kategori dağılımını gösteren grafik aşağıdaki Şekil 11'deki gibidir.

Şekil 11: Lojistik Regresyon Algoritması ile Tüm Oyunların Kategori Dağılım Grafiği

Lojistik Regresyon Algoritması ile Oyunların Yorum Kategorisinin Tahminlemesi

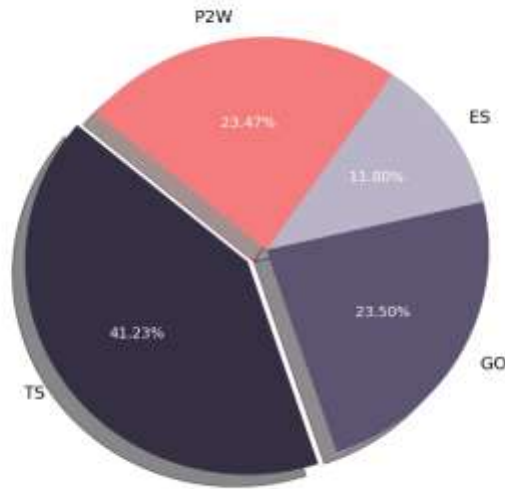


Kaynak: Yazar tarafından derlenmiştir.

Lojistik Regresyon modelinin kategori dağılımlarının daha net anlaşılması için her bir kategorinin ağırlığının hesaplanarak oluşturulduğu, kategori bazındaki yüzdesel dağılım grafiği aşağıdaki şekil 12'deki gibidir.

Şekil 12: Lojistik Regresyon Algoritması ile Yorumların Kategori Bazında Ağırlıklarının Oranları

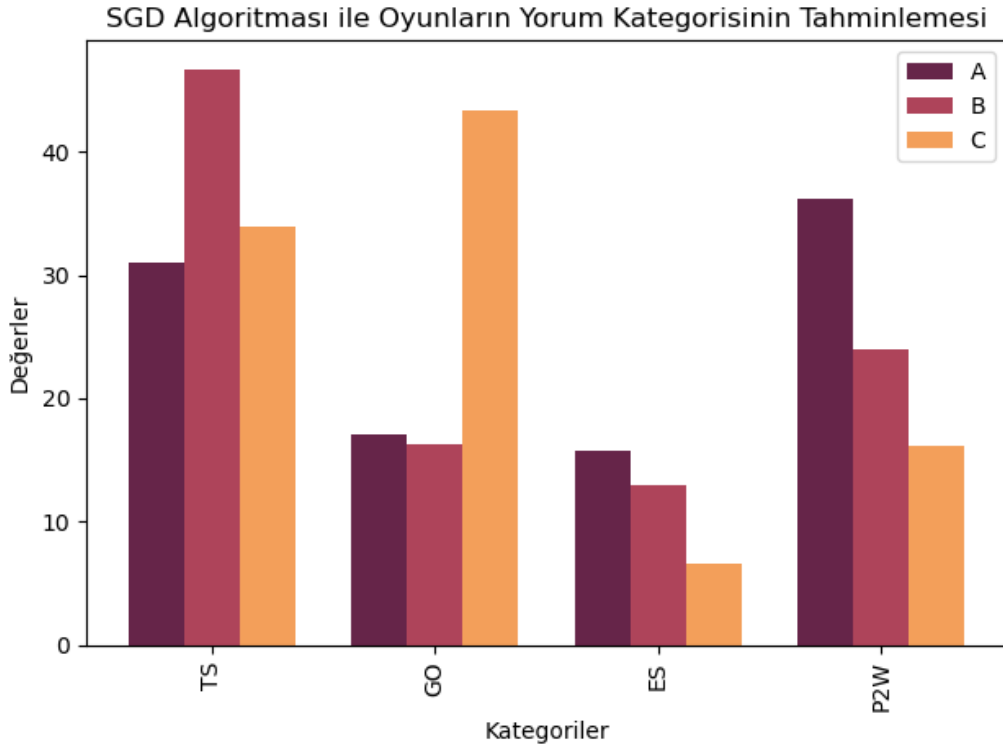
Lojistik Regresyon Algoritması ile Oyunların Yorum Kategorisinin Tahminlemesi - Yüzdesel Dağılım



Kaynak: Yazar tarafından derlenmiştir.

Bu iki grafik incelendiğinde kullanıcıların oyunlara yönelik en çok şikâyet ettiği kategori %41,23 ile Teknik Sorunlar kategorisidir. %23,50 ile bu kategori Güncellemeler ve Oyunun Gelişimi kategorisi, %23,47 ile Para Ödeme ve Oyunun Pay to Win ve %11,80 ile Dengesiz Oyun Mekanikleri ve Eşleştirme Sorunlarıdır. Stokastik Gradyan İniş algoritması kullanılarak gerçekleştirilen tahminlemenin kategori dağılımını gösteren grafik aşağıdaki Şekil 13'teki gibidir.

Şekil 13: Stokastik Gradyan İniş Algoritması ile Tüm Oyunların Kategori Dağılım Grafiği

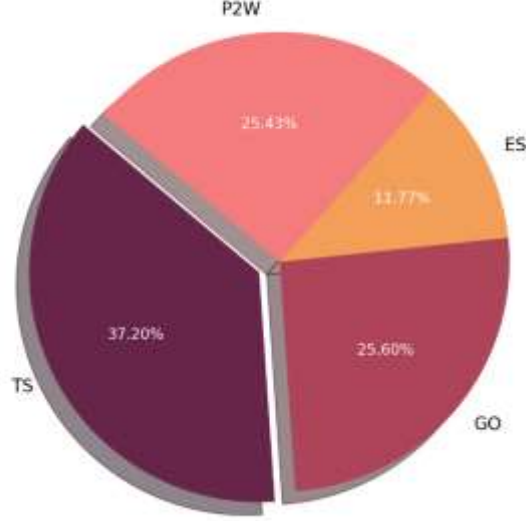


Kaynak: Yazar tarafından derlenmiştir.

Stokastik Gradyan İniş modelinin dağılımlarının daha net anlaşılması için her bir kategorinin ağırlığının hesaplanarak oluşturulduğu kategori bazındaki yüzdesel dağılım grafiği aşağıdaki Şekil 14'teki gibidir.

Şekil 14: Stokastik Gradyan İniş Algoritması ile Yorumların Kategori Bazında Ağırlıklarının Oranları

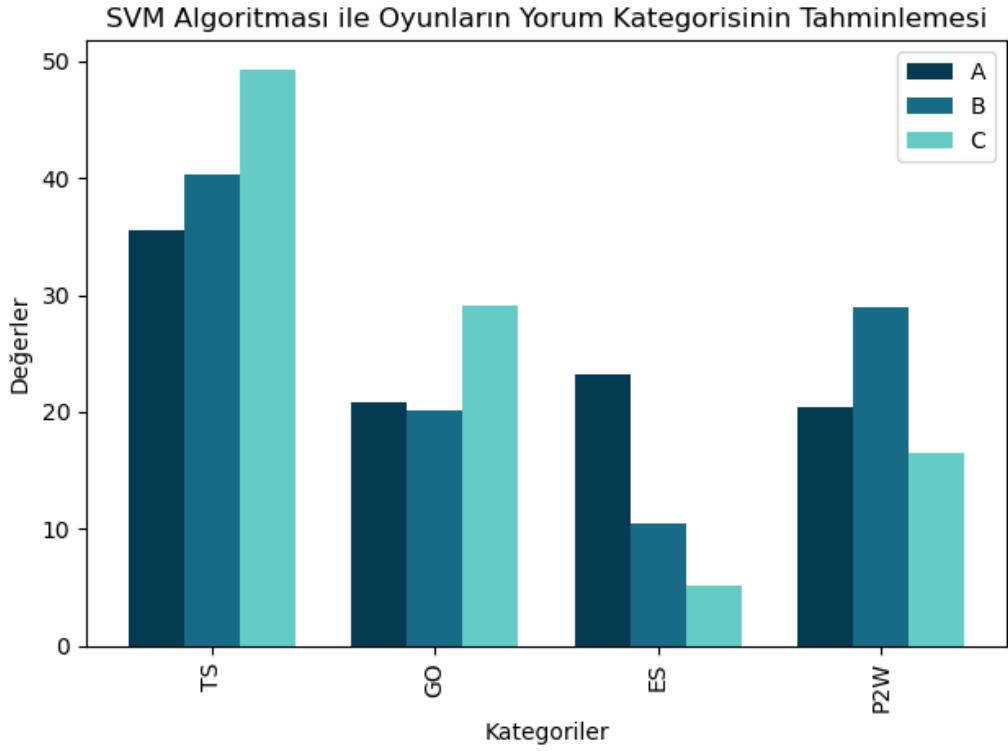
SGD Algoritması ile Oyunların Yorum Kategorisinin Tahminlemesi - Yüzdesel Dağılım



Kaynak: Yazar tarafından derlenmiştir.

Bu iki grafik incelendiğinde kullanıcıların üç oyuna yönelik en çok şikâyet ettiği kategori %37,20 ile Teknik Sorunlar kategorisidir. %25,60 ile bu kategoriyi Güncellemeler ve Oyunun Gelişimi kategorisi, %25,43 ile Para Ödeme ve Oyunun Pay to Win ve %11,77 ile Dengesiz Oyun Mekanikleri ve Eşleştirme Sorunlarıdır. Destek Vektör Makineleri algoritması kullanılarak gerçekleştirilen tahminlemenin kategori dağılımını gösteren grafik aşağıdaki Şekil 15'teki gibidir.

Şekil 15: Destek Vektör Makineleri Algoritması ile Tüm Oyunların Kategori Dağılım Grafiği

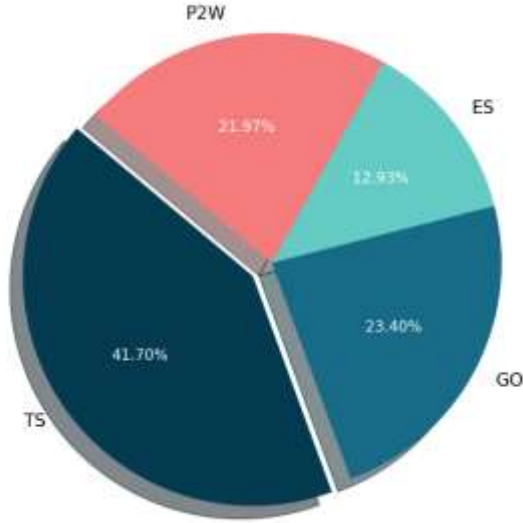


Kaynak: Yazar tarafından derlenmiştir.

Destek Vektör Makineleri modelinin dağılımlarının daha net anlaşılması için her bir kategorinin ağırlığının hesaplanarak oluşturulduğu kategori bazındaki yüzdesel dağılım grafiği aşağıdaki Şekil 16'daki gibidir.

Şekil 16: Destek Vektör Makineleri Algoritması ile Yorumların Kategori Bazında Ağırlıklarının Oranları

SVM Algoritması ile Oyunların Yorum Kategorisinin Tahminlemesi - Yüzdesele Dağılım

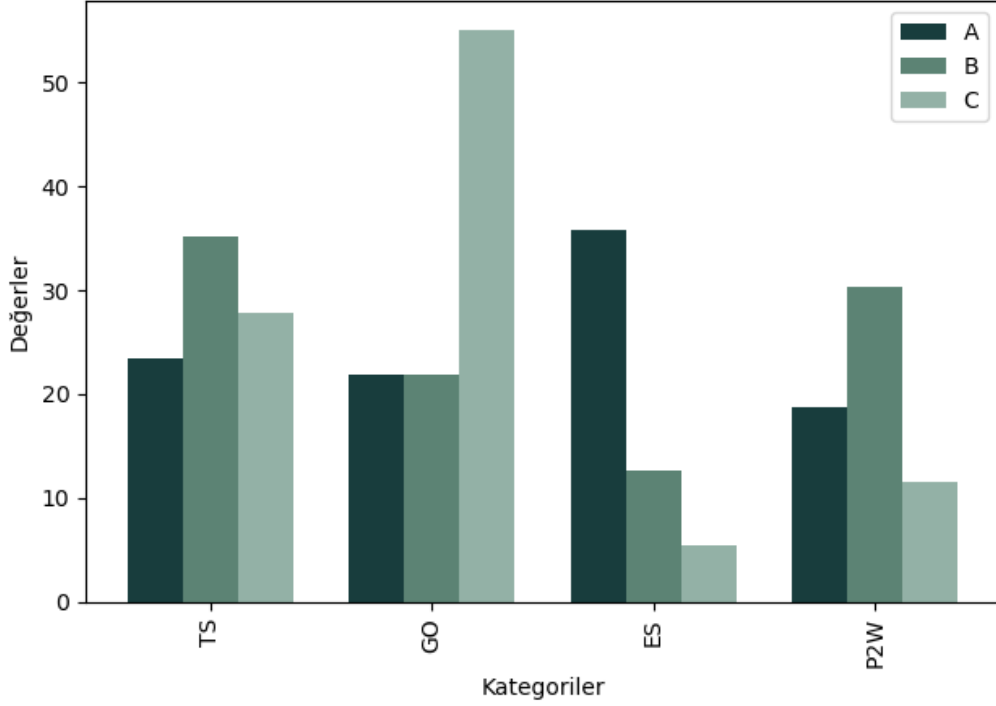


Kaynak: Yazar tarafından derlenmiştir.

Bu iki grafik incelendiğinde kullanıcıların üç oyuna yönelik en çok şikâyet ettiği kategori %41,70 ile Teknik Sorunlar kategorisidir. %23,40 ile bu kategori Güncellemeler ve Oyunun Gelişimi kategorisi, %21,97 ile Para Ödeme ve Oyunun Pay to Win ve %12,93 ile Dengesiz Oyun Mekanikleri ve Eşleştirme Sorunlarıdır. Naive Bayes algoritması kullanılarak gerçekleştirilen tahminlemenin kategori dağılımını gösteren grafik aşağıdaki Şekil 17'deki gibidir.

Şekil 17: Naive Bayes Algoritması ile Tüm Oyunların Kategori Dağılım Grafiği

Naive Bayes Algoritması ile Oyunların Yorum Kategorisinin Tahminlemesi

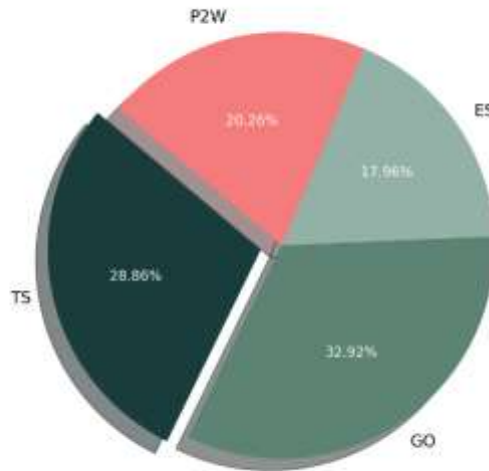


Kaynak: Yazar tarafından derlenmiştir.

Naive Bayes modelinin dağılımlarının daha net anlaşılması için her bir kategorinin ağırlığının hesaplanarak oluşturulduğu kategori bazındaki yüzdesel dağılım grafiği aşağıdaki şekil 18'deki gibidir.

Şekil 18: Naive Bayes Algoritması ile Yorumların Kategori Bazında Ağırlıklarının Oranları

Naive Bayes Algoritması ile Oyunların Yorum Kategorisinin Tahminlemesi - Yüzdesel Dağılım



Kaynak: Yazar tarafından derlenmiştir.

Bu iki grafik incelendiğinde kullanıcıların üç oyuna yönelik en çok şikâyet ettiği kategori %32,92 ile Güncellemeler ve Oyunun Gelişimi kategorisidir. %28,86 ile bu kategoriyi Teknik Sorunlar, %20,26 ile Para Ödeme ve Oyunun Pay to Win ve %17,96 ile Dengesiz Oyun Mekanikleri ve Eşleştirme Sorunlarıdır. Naive Bayes algoritmasında diğer algoritmalarından farklı olarak Güncellemeler ve Oyunun Gelişimi kategorisinin en büyük ağırlığa sahip olduğu görülmektedir. Bu kategoriyi Teknik Sorunlar kategorisi takip etmektedir. Diğer modellerde olduğu gibi bu algorithmada da en çok kullanıcı yorumuna sahip kategoriler, bu iki kategori olmuştur. Beş farklı algoritma ile gerçekleştirilen sonuçlar incelendiğinde, farklı sınıflandırma algoritmaları kullanılsa da en çok kullanıcı yorumuna sahip iki kategorinin değişmediği yani Teknik Sorunlar ile Güncellemeler ve Oyunun Gelişimi olduğunu göstermektedir.

SONUÇ

Oyun sektörü dinamik yapısı ile rekabetin oldukça güçlü olduğu sürekli büyüyen ve gelişen bir sektördür. Mobil oyun sektörü de son zamanlarda oyun sektörü içerisindeki payını gittikçe artırmış ve kullanıcıların kolayca oyunlara ulaşabilmesi, ekonomik yapısı gibi nedenlerden dolayı oldukça popüler hale gelmiştir. Oyuncular tarafından yoğun ilgi gören mobil oyunlar, kullanıcı sayısını her geçen gün artırmasıyla birlikte bu alanda faaliyet gösteren firmalar arasında yaşanan rekabette arttığı gözlemlenmektedir. Bu doğrultuda firmaların, kullanıcıların talep ve isteklerine en hızlı şekilde cevap verebilme yeteneğine sahip olması gerekmektedir. Diğer tüm sektörlerde olduğu gibi oyun sektöründe de firmalar, ürünlerini geliştirmek ve iyileştirmek için o ürüne sahip olan, deneyimleyen kullanıcıların geri bildirimlerine ihtiyaç duymaktadırlar. Mobil oyun sektöründeki kullanıcılar, sektördeki diğer oyun türlerine göre çok daha fazla geri bildirimde bulunma eğilimindedir. Kullanıcıların, kullandıkları mobil cihaza göre tek bir platform üzerinden tüm oyunlara erişebilmesi bu durumun ortaya çıkmasında önemli rol oynamaktadır. Kullanıcı geri bildiriminin daha yüksek olduğu mobil oyun sektöründeki oyun üreticileri de bu anlamda oyunlarını geliştirmeleri için sektördeki diğer alanlara göre daha avantajlı durumdadırlar. Bu avantaj beraberinde bazı zorlukları da getirmektedir. Günümüzde yorum sayısının milyonlara ulaştığı mobil oyunlarda, kullanıcı talep ve isteklerini içeren kullanıcı yorumlarının analizinin gerçekleştirilmesi ve bunlardan iç görüler elde edilmesi yalnızca yapay zekâ ve makine öğrenmesi gibi teknikler ile mümkün hale gelmiştir. Firmalar, makine öğrenmesi ve doğal dil işleme gibi tekniklerle, kullanıcı yorumlarını otomatik olarak sınıflandırabilir ve değerlendirebilir. Doğal dil işleme teknikleri ile kullanıcı yorumları üzerinde; özellik çıkarımı, duygu analizi, sınıflandırma, konu modelleme, kelime ilişkileri ve öneri sistemleri gibi çeşitli analizler gerçekleştirilebilir. Yüksek lisans tezi kapsamında doğal dil işleme tekniklerinden biri olan metin sınıflandırma yöntemi kullanılarak, strateji türündeki üç mobil oyunun yorumlarına yönelik metin sınıflandırma işlemi gerçekleştirilmiştir. Yapılan çalışmada, farklı yıllarda piyasaya sürülen; strateji, çok oyunculu, rekabetçi gibi kategorileri kapsayan en popüler üç oyun seçilmiştir. Bu üç oyuna ait kullanıcıların fikir ve görüşlerini içeren yorumlar, kullanıcıların uygulamalara erişim

sağladıkları Google Play Store uygulama mağazasından elde edilmiştir. Veri seti üzerinde, uzunluğu kırk karakterden fazla olan metinlerin seçilmesi, kullanıcı şikayetlerini tespit edebilmek için “muhteşem”, “harika oyun” gibi yalnızca beğeni içeren ve gerçekleştirilecek analiz için bir anlam ifade etmeyen yorumların kaldırılması gibi veri hazırlık süreçleri gerçekleştirilmiştir. Bununla birlikte sınıflandırılacak metinlerin kategorilerinin belirlenmesi için K-Means kümeleme ve kelime frekanslarının çıkartılması gibi analizler gerçekleştirilmiştir. Bu analizler sonucunda yorumlar, Teknik Sorunlar, Güncellemeler ve Oyunun Gelişimi, Dengesiz Oyun Mekanikleri ve Eşleştirme Sorunları ve Para/ödeme ve Oyunun "Pay to Win" Yapısı olmak üzere dört farklı kategoriye ayrılmıştır. Seçilen diğer oyunlara göre piyasaya daha önce sürülen A oyununa ait kullanıcı yorumları, her kategoride 120 adet olacak şekilde etiketlenmiş ve modelin eğitimi için kullanılmıştır. Çalışmanın ilk adımı veri ön işleme aşamasıdır. Bu aşamada metinlerdeki emojilerin çıkartılması, etkisiz bir anlam ifade etmeyen stop kelimelerin çıkartılması, kelimelerin küçük harflere dönüştürülmesi, noktalama işaretlerinin çıkartılması ve kelimelerin köklerine ayrılması gibi işlemler uygulanmıştır. Veri ön işleme adımı tamamlandıktan sonra makine öğrenmesi modelinin veriyi anlayabilmesi için veri setinin sayısallaştırılması işlemi gerçekleştirilmiştir. Sayısallaştırılan verilerin bir kısmı modelin eğitimi için ayrılırken bir kısmı ise test için ayrılmıştır. Bu veri seti üzerinde modelin kurulması için Naive Bayes, Lojistik Regresyon, Doğrusal Destek Vektör Makineleri, Stokastik Gradyan İniş ve Random Forest gibi sınıflandırma teknikleri kullanılmıştır. Bu sınıflandırma algoritmalarının sonuçlarının karşılaştırılması için başarı kriteri olarak doğruluk oranı kullanılmış olup; en başarılı algoritma %94,79 başarı oranı ile Random Forest uygulaması olmuştur. Bu doğrultuda Random Forest algoritması, bu üç uygulamaya ait etiketsiz verilerin sınıflandırılması için kullanılmıştır. A uygulamasına ait etiketsiz verilerin tahminlemesine yönelik yapılan analiz sonucunda kullanıcıların en çok şikâyet ettiği konular sırasıyla Teknik Sorunlar ve Dengesiz Oyun Mekanikleri ve Eşleştirme Sorunları kategorisi olmuştur. Teknik sorunlar kategorisi, oyunda yaşanan teknik aksaklıklar, bağlantı problemi ve hile kullanımı gibi kullanıcıların yaşadığı olumsuz durumları ifade etmektedir. Dengesiz oyun mekanikleri ve eşleştirme sorunları kategorisi ise oyunda kullanıcıların kendisiyle benzer seviye rakiplerle eşleşmemesi ve mücadele sırasında karşılaştıkları dengesiz oyun

mekanikleri ile ilgili olumsuz deneyimleri ifade eder. Etiketsiz verileri tahminleme sürecinin ikinci adımı olarak B uygulamasının kullanıcı yorumlarına benzer süreçler uygulanmıştır. Bu adımın sonucunda kullanıcıların B uygulamasına ait en çok şikâyet ettiği konular sırasıyla teknik sorunlar ve para ödeme ve oyunun Pay to Win yapısı olmuştur. Bu noktada en çok şikâyet edilen kategori A uygulamasına benzer şekilde teknik sorunlardır. Bu iki uygulamada da kullanıcılar, bu anlamda olumsuz deneyimler yaşadığını ifade etmişlerdir. Bu sürecin son adımı olarak C uygulamasına ait yorumlar sınıflandırılmıştır. Bu sınıflandırma sonucunda kullanıcıların en çok şikâyet ettiği konular sırasıyla Teknik Sorunlar ve Güncellemeler ve Oyunun Gelişimi kategorisi olmuştur. Bu noktada analizi yapılan üç oyunda da kullanıcılar en çok Teknik Sorunlar ile ilgili sorun yaşadığı gözlenmiştir. B ve C oyunu A oyunundan daha sonra piyasaya sürülmesine rağmen A oyunundaki kullanıcıların en çok şikâyet ettiği konu olan teknik sorunlara çözüm bulamadığı görülmüştür. Üç oyun ele alındığında kullanıcıların Teknik Sorunlar kategorisinden sonra en çok geri bildirimde bulunduğu konu Güncellemeler ve Oyunun Gelişimi kategorisidir. Bu durum kullanıcıların, oyunlar piyasaya çıktıktan sonra oyun yapımcılarının gerçekleştirdiği güncellemelerden ve oyundaki değişikliklerden memnun olmadığını göstermektedir.

Yapılan bu çalışma, mobil oyun sektöründe faaliyet gösteren oyun yapımcılarına, müşteri geri bildirimlerini değerlendirme sürecinde ve kullanıcıların yaşadığı sorunları ortaya koyma noktasında firmalara rehber niteliği taşımaktadır. Firmalar, tez kapsamında yapılan çalışmanın benzerini kendi uygulamaları için gerçekleştirerek kullanıcıların talep ve istekleri doğrultusunda mevcut uygulamalarını iyileştirebilir ya da bu alanda yeni bir uygulama geliştirmeyi düşünen oyun yapımcıları, uygulama mağazasındaki uygulamaların analizini yaparak mevcut oyunların eksikliklerini ortaya koyarak, oyunun geliştirilme aşamasında hedeflerini bu doğrultuda belirleyebilir.

Literatür taraması yapıldığında, mobil oyun sektöründe kullanıcı yorumlarının makine öğrenmesi teknikleri kullanılarak sınıflandırılmasına yönelik çok fazla çalışma bulunmadığı görülmüştür. Mobil oyun sektörünün ele alındığı bu çalışma, kullanıcıların oyunlara erişim sağladığı birincil kaynak olan uygulama mağazasının veri kaynağı olarak kullanılması; farklı yıllarda ortaya çıkan aynı kategorideki üç farklı oyuna yönelik zamansal bir analiz olması ve bu analizin sektördeki firmaların kullanıcı

yorumlarını ne ölçüde değerlendirdiğinin ortaya koyması açısından literatürdeki diğer çalışmalardan ayrılmaktadır.

Çalışma Yönetim Bilişim Sistemleri kapsamında değerlendirildiğinde, karar verici konumunda olan oyun yapımcılarının gerçekleştireceği benzer bir çalışma ile; oyunlarını piyasaya sürme ya da var olan mevcut oyunlarını iyileştirme noktasında kısa, orta ve uzun vade planlarını şekillendirebilir, yol haritasını belirleyebilir ve oyunun gelişimi konusunda kritik kararları kullanıcıların talep ve ihtiyaçları doğrultusunda alarak rekabetçi piyasada oldukça önemli bir avantaj elde edebilir. Gerçekleştirilen analizin sürekliliği sağlanarak, oyundaki güncellemelere kullanıcıların nasıl tepki verdiği takip edilerek gerçek zamanlı çıkarımlarda bulunulabilir. Bu sayede karar verici konumundaki kişiler doğru zamanda doğru verileri elde eder ve bu doğrultuda etkin kararlar alabilirler. Bu noktalar çalışmanın Yönetim Bilişim Sistemleri ile olan ilişkisini ortaya koymaktadır.

Gelecekte yapılacak çalışmalarda, milyonlara ulaşan kullanıcı yorumlarını içeren daha büyük veri setleri ile çalışmalar yürütülebilir, Google Play Store ile birlikte App Store ve Twitter'dan toplanacak veriler de çalışmaya dahil edilebilir ve platform bazında değerlendirmeler yapılabilir. Modelin başarı oranını artırmak için daha farklı sınıflandırma algoritmaları kullanılabilir. Oyunlara ait yorumlar, ay ve yıllara göre ayrılarak kullanıcı yorumlarının tarihsel değerlendirmesi yapılabilir ve gerçekleştirilen analizin sürekliliği sağlanarak, kullanıcı taleplerindeki değişimler gerçek zamanlı olarak takip edilebilir.

KAYNAKÇA

Adalı, E. (2020). *Türkçe Doğal Dil İşleme*. Ankara: Akçağ

Aytekin, Ç., Sütcü, C. S., & Özfidan, U. (2018). Karar Ağacı Algoritması İle Metin Sınıflandırma: Müşteri Yorumları Örneği. *Journal of International Social Research*, 11(55): 783-792.

Balaban, M.E., Kartal, E. (2015). *Veri Madenciliği ve Makine Öğrenmesi*.

İstanbul: Çağlayan Kitabevi

Bard (2023). <https://bard.google.com/faq?hl=en>, (18.05.2023).

Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine learning*, 45, 5-32.

Cansız S. (2020). History of Gaming by Revenue. <https://sergencansiz.medium.com/logistic-regresyon-teorisi-ve-sigmoid-fonksiyonu-4697b66407aa>, (12.03.2023).

Chapelle, O., Sindhwani, V., Keerthi, S. S. (2006). Optimization techniques for semi-supervised support. 9(1):203-233

Chowdhury, G. G. (2003). Natural language processing. *Annual review of information science and technology*. 37(1):51-89.

Çılgın, C., Ünal, C., Alici, S., Akkol, E. ve Gökşen, Y. (2020). Metin Sınıflandırmada Yapay Sinir Ağları ile Bitcoin Fiyatları ve Sosyal Medyadaki Beklentilerin Analizi. *Mehmet Akif Ersoy Üniversitesi Uygulamalı Bilimler Dergisi*. 4(1): 106-126.

Global Gaming Revenues Projected to Hit \$159.3B in 2020.
<https://hivelife.com/global-gaming-industry-projected-159-billion-revenue/>,
(18.03.2023)

Goodfellow, I., Bengio, Y., ve Courville, A. (2016). *Deep Learning*. Cambridge: MIT Press.

Grömping, U. (2009). Variable importance assessment in regression: Linear regression versus random forest. *The American Statistician*, 63(4):308-319.

Gunn, S. (1998). Support Vector Machines for Classification and Regression, Image Speech and Intelligent Systems Technical Report. *Bildiriler Kitabı*: 230–67.

Gül, M.E (2019). Kültür endüstrisi ürünü olarak dijital oyunlar: Playerunknown's Battlegrounds (PUBG) oyunu örneği. *Uluslararası Kültürel ve Sosyal Araştırmalar Dergisi (UKSAD)*, 5(2):448-465.

Haddi, E., Liu, X., Shi, Y. (2013). The role of text pre-processing in sentiment analysis. *Procedia computer science*, 17:26-32.

Huang, Z. (2008). Extensions to the k-means algorithm for clustering large data sets with categorical values. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 2(3):283-304.

Hsu, C. W., Chang, C. C., Lin, C. J. (2003). A practical guide to support vector classification.

Ji, Y., ve Smith, N. (2017). Neural discourse structure for text categorization. arXiv preprint arXiv:1702.01829.

Jordan, M. I., Mitchell, T. M. (2015). Machine learning: Trends, perspectives, and prospects. *Science*. 349(6245):255-260.

Kaplan O. (2019). Mobile Gaming Mints Money. <https://techcrunch.com/2019/08/22/mobile-gaming-mints-money/>, (22.02.2023).

Karagül, K. (2014). İstanbul Menkul Kıymetler Borsası'nda İşlem Gören Firmaların Destek Vektör Makineleri Kullanılarak Sınıflandırılması. Pamukkale Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi, 20(5), 174-178.

Kaya, A., Gülbandılar, E. (2022). Konu Modelleme Yöntemlerinin Karşılaştırılması. *Eskişehir Türk Dünyası Uygulama ve Araştırma Merkezi Bilişim Dergisi*. 3(2):46-53.

Kazan, S., & Karakoca, H. (2019). Makine Öğrenmesi ile Ürün Kategorisi Sınıflandırma. *Sakarya University Journal of Computer and Information Sciences*, 2(1):18-27.

Kına, E. (2022). Makine Öğrenmesi Algoritmaları Kullanılarak Twitter Mobil Oyun Verilerinde Duygu Analizi. (Doktora Tezi). Van: Fen Bilimleri Enstitüsü

Kızılkaya, E. (2010). Bilgisayar Oyunlarında İdeolojik Söylem ve Anlatı. (Yüksek Lisans Tezi). İstanbul: Marmara Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü

Kibriya, A. M., Frank, E., Pfahringer, B., Holmes, G. (2004). Multinomial naive bayes for text categorization revisited. *In AI 2004: Advances in Artificial Intelligence*. (pp. 488-499). Berlin: Springer.

Kim, Y. (2014). Convolutional neural networks for sentence classification. arXiv preprint arXiv:1408.5882.

Knezovic, A. (2023). 187 Mobile Gaming Statistics for 2023 That Will Blow Your Mind. <https://www.blog.udonis.co/mobile-marketing/mobile-games/mobile-gaming-statistics>, (15.05.2023)

Maaten, L. V. D., L., Postma, E., ve Van den Herik, J. (2009). Dimensionality reduction: a comparative. *J Mach Learn Res*, 10(66-71):13.

McCallum, A., ve Nigam, K. (1998, July). A comparison of event models for naive bayes text classification. In *AAAI-98 workshop on learning for text categorization* (Vol. 752, No. 1, pp. 41-48).

Mikolov, T., Sutskever, I., Chen, K., Corrado, G. S., ve Dean, J. (2013). Distributed representations of words and phrases and their compositionality. *Advances in neural information processing systems*, 26.

Nivre, J., de Marneffe, M. C., Ginter, F., Hajič, J., Manning, C. D., Pyysalo, S., ..., Zeman, D. (2020). Universal Dependencies v2: An evergrowing multilingual treebank collection. arXiv preprint arXiv:2004.10643.

Pang, B. ve Lee, L. (2008). Opinion mining and sentiment analysis. *Foundations and Trends in Information Retrieval*, 2(1-2), 1-135

Sağbaşı, E. A., Ballı, S. (2016). Akıllı telefon algılayıcıları ve makine öğrenmesi kullanılarak ulaşım türü tespiti. *Pamukkale Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*. 22(5):376-383.

Sar, K. (2021). Yapay Sinir Ağları ve Bert Dil Modeli Kullanılarak Zaman Bazlı Duygu Analizi: Whatsapp Yeni Gizlilik Sözleşmesine Yönelik Yorumların Araştırılması. (Yüksek Lisans Tezi). İzmir: Sosyal Bilimler Enstitüsü

Sariman, G., & Mutaf, E. (2020). Covid-19 sürecinde Twitter mesajlarının duygu analizi. *Euroasia Journal of Mathematics, Engineering, Natural & Medical Sciences*, 7(10), 137-148.

Susic P. (2023). Mobile Gaming Revenue. <https://headphonesaddict.com/mobile-gaming-statistics/>, (10.04.2023).

The State of Mobile Gaming 2023. <https://go.sensortower.com/rs/351-RWH-315/images/state-of-mobile-gaming-2023.pdf>, (18.04.2023).

Trisnadoli, A. Muslim, I.,Novayani, W. (2016). Software Quality Requirement Analysis on Educational Mobile Game with Tourism Theme. *J. Softw.* 11(12): 1250-1257.

Tuna, M. F. (2022). Mobil Uygulama Müşteri Geri Bildirimindeki Duyguların Makine Öğrenmesi Yöntemleriyle Sınıflandırılması. *Journal of Business and Communication Studies*. 1(1):83-103

Wallach O. (2020). History of Gaming by Revenue. <https://www.visualcapitalist.com/50-years-gaming-history-revenue-stream/>, (22.02.2023).

What is random forest?. <https://www.ibm.com/topics/random-forest>, (12.05.2023).

Wijman, T. (2022). The Games Market will Decline -4.3 to 184.4 Billion in 2022. <https://newzoo.com/resources/blog/the-games-market-will-decline-4-3-to-184-4-billion-in-2022>, (18.03.2023).

Williams, J. (2023). Mobile Gaming Demographics: 73 User Facts ve Numbers (<https://techpenny.com/mobile-gaming-demographics/>), (15.05.2023)

Yakut, E., Elmas, B.,Yavuz, S. (2014). Yapay Sinir Ađlari Ve Destek Vektör Makineleri Yöntemleriyle Borsa Endeksi Tahmini. *Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*. 19(1):139-157

Zhu, X., Goldberg, A. B. (2009). Introduction to semi-supervised learning. Synthesis lectures on artificial intelligence and machine learning, Berlin: Springer