

**T.C.
SAKARYA ÜNİVERSİTESİ
İŞLETME ENTİTÜSÜ**

**KONAKLAMA SEKTÖRÜNDE PAYLAŞIM
EKONOMİSİ UYGULAMALARININ KULLANICI
ODAKLI DEĞERLENDİRİLMESİ**

**YÜKSEK LİSANS TEZİ
Sinan YILMAZ**

Enstitü Anabilim Dalı : Yönetim Bilişim Sistemleri

Tez Danışmanı: Doç. Dr. Halil İbrahim CEBECİ

HAZİRAN – 2022

Sinan Yılmaz tarafından hazırlanan ‘Konaklama Sektöründe Paylaşım Ekonomisi Uygulamalarının Kullanıcı Odaklı Değerlendirilmesi’ başlıklı bu tez, 02/06/2022 tarihinde Sakarya Üniversitesi Lisansüstü Eğitim ve Öğretim Yönetmeliği'nin ilgili maddeleri uyarınca yapılan Tez Savunma Sınavı sonucunda başarılı bulunarak, jürimiz tarafından Yüksek Lisans Tezi olarak kabul edilmiştir.

Danışman: Doç. Dr. Halil İbrahim CEBECİ


Sakarya Üniversitesi

Jüri Üyeleri: Doç. Dr. Emrah AYDEMİR

Sakarya Üniversitesi

Dr. Öğretim Üyesi Didar SARI ÇALLI

Sakarya Üniversitesi

 SAKARYA ÜNİVERSİTESİ	T.C. SAKARYA ÜNİVERSİTESİ İŞLETME ENSTİTÜSÜ TEZ SAVUNULABİLİRLİK VE ORJİNALLİK BEYAN FORMU	Sayfa : 1/1
Öğrencinin		
Adı Soyadı	:	Sinan Yılmaz
Öğrenci Numarası	:	Y189054001
Enstitü Anabilim Dalı	:	Yönetim Bilişim Sistemleri
Enstitü Bilim Dalı	:	Yönetim Bilişim Sistemleri
Programı	:	<input checked="" type="checkbox"/> YÜKSEK LİSANS <input type="checkbox"/> DOKTORA
Tezin Başlığı	:	Konaklama Sektöründe Paylaşım Ekonomisi Uygulamalarının Kullanıcı Odaklı Değerlendirilmesi
Benzerlik Oranı	:	%2
<input type="checkbox"/> Sakarya Üniversitesi İşletme Enstitüsü Lisansüstü Tez Çalışması Benzerlik Raporu Uygulama Esaslarını inceledim. Enstitünüz tarafından uygulama esasları çerçevesinde alınan Benzerlik Raporuna göre yukarıda bilgileri verilen tez çalışmasının benzerlik oranının herhangi bir intihal içermediğini; aksinin tespit edileceği muhtemel durumda doğabilecek her türlü hukuki sorumluluğu kabul ettiğimi beyan ederim. / / 20....		
<input type="checkbox"/> Sakarya Üniversitesi İşletme Enstitüsü Lisansüstü Tez Çalışması Benzerlik Raporu Uygulama Esaslarını inceledim. Enstitünüz tarafından uygulama esasları çerçevesinde alınan Benzerlik Raporuna göre yukarıda bilgileri verilen öğrenciye ait tez çalışması ile ilgili gerekli düzenleme tarafımda yapılmış olup, yeniden değerlendirilmek üzere gsbtz@sakarya.edu.tr adresine yüklenmiştir. Bilgilerinize arz ederim. / / 20....		
Uygundur		
Danışman Unvanı / Adı-Soyadı: Doç. Dr. Halil İbrahim CEBECİ		
Tarih:		
İmza:		
<input type="checkbox"/> KABUL EDİLMİŞTİR <input type="checkbox"/> REDDEDİLMİŞTİR	Enstitü Birim Sorumlusu Onayı	
EYK Tarih ve No:		

ÖNSÖZ

Bu tezin yazılması aşamasında, çalışmamı titizlikle takip eden danışmanım Doç. Dr. Halil İbrahim CEBECİ'ye değerli katkı ve emekleri için içten teşekkürlerimi ve saygılarımı sunarım. Tezimin her aşamasında emeğini, değerli vaktini ve yardımlarını esirgemeyen sevgili eşim Ayşen VARDAR YILMAZ'a ve saygıdeğer ablam Melek YILMAZ'a çok teşekkür ederim. Ayrıca, yüksek lisans ders ve bilhassa tez döneminde destekleriyle katkıda bulunan değerli arkadaşlarım Meltem UZAVCI ve Mustafa KARA'ya teşekkürlerimi iletmek isterim. Son olarak, hayatımın tüm aşamasında her açıdan yanımda olan sevgili annem ve babama şükranlarımı sunarım.

Sinan YILMAZ

02.06.2022

İÇİNDEKİLER

KISALTMALAR	iii
TABLO LİSTESİ	iv
ŞEKİL LİSTESİ	v
ÖZET	vii
ABSTRACT	viii
GİRİŞ	1
BÖLÜM 1: PAYLAŞIM EKONOMİSİ ve KONAKLAMA SEKTÖRÜ	9
1.1. Paylaşım Ekonomisi Nedir?	11
1.2. P2P Ticaret Modeliyle Paylaşım Ekonomisi	15
1.3. Paylaşım Ekonomisindeki Riskler ve Güvenlik Endişeleri	17
1.4. Paylaşım Ekonomisindeki Tüketici İncelemeleri ve Çevrimiçi İtibar Sistemi	18
1.4.1. Konaklama sektöründeki İncelemeler ve Müşteri Kriterleri	21
1.5. Paylaşım Ekonomisiyle Beraber Değişen Tüketici Davranışları	26
1.6. Paylaşım Ekonomisinin Sektörlere Etkisi ve Ortaya Çıkan Yeni İşletmeler	29
BÖLÜM 2: METİN MADENCİLİĞİ	39
2.1. Konu modelleme	41
2.1.1. Metin Dönüştürme Yöntemleri	43
2.1.2. Makine Öğrenmesi Algoritmaları	46
2.1.2.1. Lojistik Regresyon	47
2.1.2.2. Naive Bayes	47
2.1.2.3. K-En Yakın Komşu – KNN	47
2.1.2.4. Rastgele Orman (Random Forests)	48
2.1.2.5. Aşırı Gradyan Arttırma (XGBoost)	49
2.1.2.6. Yinelemeli sinir ağları: LSTM ve GRU	50
2.2. Duygu Analizi	53
BÖLÜM 3: UYGULAMA	56
3.1. Veri Toplama	58
3.2. Veri Ön İşleme	58
3.3. Konu modelleme	60
3.3.1. Kelime Özelliklerinden Edinilen Vektörler	63

3.3.1.1. Kelime torbası ve TF-IDF	64
3.3.1.2. Kelime Gömme (Word Embedding)	65
3.3.2. Kategorilerin Ağırlıklandırılması	67
3.4. Duygu Analizi	69
3.5. Önerilen Duygu Puanının Hesaplanması	71
BÖLÜM 4: BULGULAR	75
4.1. Yorumlara İlişkin Bulgular	75
4.2. Konu modelleme Başarıları	75
4.3. Kategorilere İlişkin Bulgular.....	79
4.4. Hesaplanan Ortalama Yıldız ve İlanlara İlişkin Bulgular	83
4.5. Fiyat ve İlçe Temelli Bulgular ve Zaman Bazlı Analizler	86
SONUÇ	99
KAYNAKÇA	102
EKLER	113
ÖZGEÇMİŞ	118

KISALTMALAR

- BERT** : Bidirectional Encoder Representations from Transformers
C2C : Tüketiciden Tüketicie Ticaret
CBOW : Continuous Bag of Words
GBM : Gradient Arttırma Machines
GBM : Gradyan Arttırma Makineleri
GRU : Gated Recurrent Units (Kapılı Yinelemeli Üniteler)
KNN : K-En Yakın Komşu
LSTM : Long Short-Term Memory (Uzun Ömürlü Kısa-Dönem Belleği)
MSE : Ortalama Hata Karesi
NB : Naive Bayes
NLP : Natural Language Processing (Doğal Dil İşleme)
NLTK : Doğal Dil Araç Takımı
P2P : Eşler Arası Ticaret
PE : Paylaşım Ekonomisi
RF : Random Forests (Rastgele Orman)
RNN : Recurrent Neural Network (Yinelemeli Sinir Ağları)
TF-IDF : Terim Frekansı ve Ters Doküman Frekansı
UGC : Kullanıcının Geliştirdiği İçerik
VADER: Valence Aware Dictionary and Sentiment Reasoner
XGB : XGBoost, Aşırı Gradyan Arttırma (eXtreme Gradient Arttırma)

TABLO LİSTESİ

Tablo 1: Kategoriler ve Referans Alınan Makaleler	23
Tablo 2: Skip-Gram ve CBOW Arasındaki Farklar	46
Tablo 3: Manuel Olarak Etiketlenen Yorum Örnekleri	61
Tablo 4: Manuel Etiketleme Sonrası Kategorilere Düşen Yorum Sayısı.....	63
Tablo 5: Kategorilerin Ağırlıklandırılması	68
Tablo 6: Duygu Analizi Sonucu.....	70
Tablo 7: Yorumlardan Ölçeklendirilmiş Duygu Puanının Çıkarımı.....	71
Tablo 8: Önerilen Derecelendirme Sisteminin Detayı	72
Tablo 9: Yorumlara İlişkin İstatistik Bilgiler.....	75
Tablo 10: Kelime Torbası Yöntemi ile Uygulanan Algoritmaların Başarıları.....	76
Tablo 11: TF-IDF Yöntemi ile Uygulanan Algoritmaların Başarıları	76
Tablo 12: Word2Vec Yöntemi ile Uygulanan Algoritmaların Başarıları.....	77
Tablo 13: Kategoriler İçin Uygulanan Yöntem & Algoritma Birlikteliği ve Başarıları.....	77
Tablo 14: Kategorilerin Doğruluk, Kesinlik, Duyarlılık ve F1 Skorları.....	78
Tablo 15: Kategorilerin Ortalama Yıldız Puanları.....	83
Tablo 16: İlçelere Göre Hesaplanan ile Airbnb Ortalama Yıldızlar ve Farkları.....	87
Tablo 17: İlçelere Göre Kategorilere Düşen Yorum Sayısı	88

ŞEKİL LİSTESİ

Şekil 1: Gövdeleme ve Sözbirimleştirme Sonuçları	41
Şekil 2: Skip-Gram Yöntemi	45
Şekil 3: CBOW Yöntemi	45
Şekil 4: Torbalama Yöntemi.....	48
Şekil 5: RNN ile Geri Yayılım	50
Şekil 6: Karışıklık Matrisi	52
Şekil 7: Uygulama Yöntemi	57
Şekil 8: Büyük Küçük Harf Dönüşümü.....	59
Şekil 9: Noktalama İşaretlerinin Temizlenmesi	59
Şekil 10: Sayıların Silinmesi	59
Şekil 11: Seyrek İfadelerin Kaldırılması	59
Şekil 12: Son Eklerin Temizlenmesi	59
Şekil 13: Sıradan kelimelerin Silinmesi	59
Şekil 14: Word2Vec ile oluşturulan ‘airbnb’ Kelime Vektörü.....	66
Şekil 15: Kategorilere Düşen Toplam Yorum Sayısı ve Oranları	79
Şekil 16: İlanlarda Hiç Bahsi Geçmeyen Kategori Sayısı.....	80
Şekil 17: Tüm Yorumların Kelime Bulutu	81
Şekil 18: Konum & Semt Kategorisinin Kelime Bulutu	81
Şekil 19: Ev Özellikleri ve Kolaylıkları Kategorisinin Kelime Bulutu.....	81
Şekil 20: Temizlik Kategorisinin Kelime Bulutu	82
Şekil 21: Ev Sahibi ve Servisler Kategorisinin Kelime Bulutu.....	82
Şekil 22: Tavsiye Edilmesi Kategorisinin Kelime Bulutu.....	82
Şekil 23: Ekonomik Fayda Kategorisinin Kelime Bulutu	82
Şekil 24: Güvenlik Kategorisinin Kelime Bulutu.....	82
Şekil 25: Hesaplanan ile Airbnb Ortalama Yıldız Arasındaki Korelasyon	84
Şekil 26: Ortalama Hesaplanan Puan ile Airbnb Puanının Saçılım Grafiği	84
Şekil 27: En Çok Yorum Alan 5 İlan ve Ortalama Puanları.....	85
Şekil 28: Airbnb ve Hesaplan Ortalama Yıldız Puanlarına Göre 5 Farklı Ev	86
Şekil 29: İlçelerin Kategorilerine Düşen Yorumlarının Oranları	89
Şekil 30: Toplam Yorum Sayısı Bakımından İlk 5 İlçe	89
Şekil 31: Ortalama Fiyatlar Bakımından İlk 5 İlçe.....	90
Şekil 32: Toplam İlan Sayısı Bakımından İlk 5 İlçe.....	91
Şekil 33: Toplam Yorum Sayısı ile Toplam İlan Sayısı Arasındaki Korelasyon.....	91

Şekil 34: İstanbul ve En Çok Yorum Alan Üç İlçenin Ortalama Puanları	92
Şekil 35: İstanbul'a Benzerliklerine Göre İlçelerdeki Ortalama Puanlar	93
Şekil 36: Yıllara Göre Toplam Konaklama Ücreti	94
Şekil 37: Ay ve Yıllara Göre Toplam Konaklama Ücreti	94
Şekil 38: Aylara Göre Toplam Konaklama Ücreti	95
Şekil 39: Ay ve Yıllara Göre Toplam Yorum Sayısı.....	96
Şekil 40: Aylara Göre Toplam Yorum Sayısı	96
Şekil 41: Yıllara Göre Hesaplanan Ortalama Yıldızlar ve Airbnb Ortalama Yıldızlar ..	97
Şekil 42: Ay ve Yıllara Göre Ortalama Hesaplanan Yıldızlar ve Airbnb Yıldızları	98

Tezin Başlığı: Konaklama Sektöründe Paylaşım Ekonomisi Uygulamalarının Kullanıcı Odaklı Değerlendirilmesi	
Tezin Yazarı: Sinan YILMAZ	Danışman: Doç. Dr. Halil İbrahim CEBECİ
Kabul Tarihi: 02.06.2022	Sayfa Sayısı: viii (ön kısım)+ 112 (tez) + 5 (ek)
Anabilim Dalı: Yönetim Bilişim Sistemleri	
<p>Paylaşım ekonomisinin yaygınlaşmasıyla birlikte kullanıcılar daha düşük maliyetlerle, daha kolay bir şekilde kendilerine fayda sağlayacak ürün ve/veya hizmetlerden yararlanma şansına sahip olmuşlardır. Paylaşım ekonomisi temelde, bir ürün ve/veya hizmetin, belirli bir ücret karşılığında, bir platform vasıtasıyla bir kullanıcıdan diğerlerine kiralanması temeline dayanmaktadır. Paylaşım ekonomisinin birçok farklı sektörde yaygınlaşması, güvenlik ve ekonomik riskler dahil birtakım endişeleri beraberinde getirebilmektedir. Özellikle konu konaklama sektörü olduğunda, mevcut risklerin ekonomik riskten daha fazla olduğu ifade edilebilir. Paylaşım ekonomisinin getirdiği bu güvenlik endişelerinden dolayı kullanıcılar, kiralayacakları bir ürün ve/veya hizmet için, öncesinde bu ürün ve/veya hizmeti deneyimlemiş kullanıcılar tarafından yapılan değerlendirmeleri incelemektedir; hatta bu incelemelere nihai kararlarını etkileyecek şekilde değer verebilmektedirler. Bir kullanıcı, geçmişte kullandığı bir ürün ve/veya hizmeti, puan vererek veya hem puan vererek hem de yorum yaparak değerlendirebilir. Kullanıcıların kiraladıkları ürün ve/veya hizmeti değerlendirmek için özellikle yaptığı yorumlar, her bir alanda olduğu gibi, paylaşım ekonomisinde de oldukça önemlidir. Bu çalışmada, paylaşım ekonomisinin en yaygın kullanıldığı sektörlerden birisi olan konaklama sektöründe faaliyet gösteren Airbnb firması üzerinden, Airbnb-İstanbul'da kalan kullanıcıların yaptıkları değerli yorumların analizleri yapılmış ve kullanıcıları daha iyi yönlendireceği düşünülen yeni bir puanlama sistemi önerilmiştir. Her bir Airbnb-İstanbul ilanı için puanlama sistemi tasarlanırken, müşterilerin yorumlarından yararlanılmıştır. Yorumlar duygu analizi ve konu modelleme teknikleri kullanılarak farklı kategoriler ekseninde değerlendirilmiş ve nihayetinde her bir evin tekrar puanlanmasıyla müşterilere farklı bakış açıları kazandırılması amaçlanmıştır.</p>	
Anahtar Kelimeler: Paylaşım Ekonomisi, Konu modelleme, Duygu Analizi, Doğal Dil İşleme, Airbnb	

Sakarya University Graduate School of Business Abstract of Master's Thesis

Title of Thesis: User-Centered Evaluation of Sharing Economy Applications in the Hospitality Industry	
Author of Thesis: Sinan YILMAZ	Supervisor: Assoc. Prof. Halil İbrahim CEBECİ
Accepted Date: 02.06.2022	Np: viii (pre text) + 112 (main body) + 5 (appendices)
Department: Management Information Systems	
<p>Associated with the spread of the sharing economy, those who used it, have had the opportunity to benefit from products and/or services that will benefit them easier with lower costs. The sharing economy is basically based on renting a product and/or service from one user to another through a platform for a certain payment. In many different sectors, the spread of the sharing economy may give rise to some concerns, including security and economic risks. It can be stated that when the subject is especially the tourism and accommodation sector, the existing risks are more than the economic risks. Due to these security concerns brought about by the sharing economy, before customers rent a product and/or service, they examined what the other users who experienced it before said; as well they may even pay attention to these reviews in a way that influences their final decisions. A user can evaluate a product and/or service experienced before by giving a rating or both giving ratings and texting a comment. The comments made by the users in order to evaluate the product and/or service they rent are very important in the sharing economy, as in every other field. In this study, the valuable comments made by the users staying in Airbnb-Istanbul over the Airbnb company operating in the tourism and accommodation sector, which is one of the sectors where the sharing economy is most widely used, have been analyzed and a new scoring system has been proposed, which is thought to guide users better. While designing the scoring system for each Airbnb-Istanbul posting, the comments published by customers were used. The comments were evaluated in terms of different categories using sentiment analysis and topic modeling techniques, and after all, it was aimed to provide customers with different perspectives by re-scoring each house.</p>	
Keywords: Sharing Economy, Topic Modelling, Sentiment Analysis, Natural Language Processing	

GİRİŞ

İnternetin yaygınlaşmasıyla ve insanların internete daha ucuz ve kolay erişebilmesiyle beraber, insanlar arasındaki etkileşimlerde bazı değişiklikler meydana gelmeye başlamıştır. Bu değişikliklerin başında, bahsi geçen etkileşimlerin sosyal mecralara doğru kaymaya başlaması örnek olarak gösterilebilir. İnternete gün geçtikçe ucuz ve kolay erişimin sağlanması, sosyal yaşantıların çevrimiçi platformlara taşınmasına sebep olmuş ve böylelikle sosyal medya kavramı ortaya çıkmıştır. Sosyal medya platformlarını kullanan insanların sayısı da günden güne artmaya başlamıştır. Sosyal medyanın oldukça aktif olduğu günümüzde konuşmalar, toplantılar ve hatta -pandemi sürecinin de etkisiyle dersler çevrimiçi bir şekilde yapılabilmektedir.

Sosyal medyanın artan popülerliği sonucunda bu platformlarda harcanan vakitlerinin artması, yalnızca bireylerin yaşantılarını değiştirmemiş, işletmeleri de doğrudan etkilemiştir. Her geçen gün artan internet kullanımı, işletmelerin iş yapış şekillerini değiştirmekte, bununla da sınırlı kalmayıp yeni işletme modellerinin ortaya çıkmasına öncülük etmektedir. Günümüzde birden çok sosyal medya uygulaması, insan ilişkilerinin çevrimiçi ortamlara taşınması konusunda hizmet vermesinin yanında, insanların birbirleriyle ürün alım satımını yapabilmesi adına girişimlerde bulunmuşlardır. Böylelikle, ilk insanlık tarihinden bu yana gerçekleştirilen takas yöntemi, bu alana yatırım yapan işletmelerin de katkısıyla, sosyal medyada yapılabilir hale gelmiştir. Günümüzde sosyal medya platformları, kullanıcılarını çevrimiçi bir sosyal ağda buluşturmasının yanında alışveriş yapabilmelerine de olanak tanınmasıyla beraber, insanlar geçmişte aldığı ve artık ihtiyacının olmadığı veya direkt satmak, kiralamak istediği ürün veya hizmetleri, amaçları doğrultusunda satabilmekte yahut kiralayabilmektedir. Bir başka deyişle sosyal medya, insanların çevrimiçi sosyal bir ağ oluşturmalarını sağlamasının yanı sıra bu kişilerin birbirleriyle ticaret yapabilmelerine olanak tanımış ve sosyal medyadaki bu elektronik pazarlar, paylaşım ekonomisinin gelişimine katkıda bulunan etmenlerden birisi olmuştur.

İnsanların çevrimiçi sosyal ağlar üzerinde yapabildikleri bu ticari faaliyetler, beraberinde birçok işletmenin bu alana giriş yapmasını getirmiştir. Bu işletmelerin bazıları, sosyal medya platformlarının yanına ek olarak insanların birbirleriyle ticaret yapılabilmesine olanak tanırken, bazı işletmeler direkt olarak kullanıcıların satmak, satın almak veya kiralamak istedikleri ürün/hizmetleri diğer kullanıcılarla buluşturmasını sağlamaktadır.

Özellikle direkt olarak insanların birbirleriyle alışveriş yapabilmesine olanak tanıyan çevrimiçi platformların sayısı, her geçen gün farklı sektörlerde ortaya çıkmakta ve yaygınlaşmaktadır. Bu alanda kurulan işletmelerin farklı sektörlerle hitap etmesi, insanların da farklı tip ürün veya hizmetleri satabilmesine, satın alabilmesine veya kiralayabilmesine yardımcı olmaktadır. İçinde bulunduğumuz dönemde insanlar, bu sayede, ihtiyacı olmadığı bir ürünü yahut hizmeti satabilir, kiralayabilir; bir ürün veya hizmet satın alacak ya da kiralayacak bir kişi, amacı doğrultusunda daha düşük maliyetlerle amacını gerçekleştirebilmektedir. Bahsedilen amaçlarla ortaya çıkmış işletmeler, insanların gündelik yaşantılarının yanına ek kazanç sağlamalarına veya daha düşük maliyetlere katlanmasına yol açmaktadır.

İnsanların ek kar sağlayabilecekleri birçok farklı sektörde birden fazla işletme vardır. Bu işletmeler aracılığıyla bir ürün veya hizmet satılarak, kiralanarak ek kazançlar elde edilebilir ya da bu seçenek kişiler tarafından, direkt olarak günlük bir iş haline getirilebilmektedir. Aynı şekilde bir ürün satın alacak veya kiralayacak başka bir kişi, bu doğrultuda bir işletmeyi değil, başka bir bireyi seçerse kendisine ekonomik fayda sağlayabilmektedir. İnsanların birbirleriyle ticari faaliyetler kurabilmesine olanak tanıyan işletmelerin ortaya çıkışıyla, insanlar sahip olduğu bir evi veya odayı kiralayabilir, arabasıyla bir yerden başka bir yere gidecek olan insanları veya kargoları taşıyabilir, artık kullanmamaya karar verdiği bir ürünü satabilir veya kiralayabilmektedir. Temelde paylaşım ekonomisi olarak adlandırılan bu kavram, kimi insanların yaşantılarını ve kimi işletmelerin politikalarını direkt olarak etkilemiş durumdadır. Paylaşım ekonomisi, ürünlerin veya hizmetlerin alışverişinin yapılabildiği ya da paylaşım, ödünç, hediye verme, takas yapma amaçlarının gerçekleştirilebildiği, bilişim ve iletişim teknolojileri destekli bir platformdur (Laurell ve Sandström, 2017). Paylaşım ekonomisi kavramı, insanlığın ilk tarihinden bugüne kadar gerçekleştirdiği faaliyetlere benzemektedir. Paylaşım ekonomisinde, insanlar genellikle ihtiyacı olmadığı bir ürün veya hizmeti satma ya da kiralama şansı elde etmektedir. Benzer olarak, paylaşım ekonomisiyle birlikte bir ürünü veya hizmeti satın almak ya da kiralamak piyasa fiyatlarının altında olabilmektedir.

Paylaşım ekonomisinde ürün veya hizmetlerin hediye edildiği durumlar mevcut olsa da bu ekonomi türünde, karşılık beklenmeden ürünlerin alınıp verilmesi durumuyla sık sık karşılaşılabilir. Paylaşım denilince akla ilk gelen paylaşma olgusundan farklı olarak, paylaşım ekonomisinde paylaşılan, bir başka deyişle kiralanmış ürün veya hizmet

karşısında, genellikle maddi ya da manevi bir karşılık beklenir. Buradan yola çıkarak paylaşım ekonomisinin, normal paylaşım kültüründen daha farklı bir yapıya sahip olduğu çıkarımı yapılabilir ve paylaşım ekonomisinin getirdiği yeniliklerin, bazı tüketici davranışlarını etkilediğinden söz edilebilir.

Paylaşım ekonomisi ile gelen avantajların yanı sıra bazı dezavantajlar vardır. Bunlara başta güvenlik sorunları olmak üzere, ürün satın alımı sonrası bir desteğin olmaması, garantisiz ürünler veya dolandırılma vakaları örnek olarak verilebilir. Tüm bu dezavantajların görülmesinden ötürü bu yeni ekonomi türü, bilişim ve iletişim teknolojileri altyapılarıyla kullanılmaya başlanmıştır. Paylaşım ekonominin farklı sektörlerinde var olmak isteyen bazı işletmelerin, bilişim ve iletişim teknolojileri altyapılarını kullanarak büyük işletmeler haline geldiği birçok örnek günümüzde mevcuttur. Bu örneklerden birisi, bu çalışmada araştırma kaynağı olan Airbnb'dir.

Paylaşım ekonomisinde başta güvenlik endişeleri ve diğer dezavantajların olmasından dolayı, bilişim ve iletişim teknolojileri altyapıları, bu alanda faaliyet gösteren işletmeler tarafından kullanılabilir. Bilişim ve iletişim teknolojileri altyapılarıyla paylaşım ekonomisindeki bazı işletmeler, kullanıcılar arasındaki iletişimleri düzenleme amacıyla olurken, diğer bazı işletmeler direkt farklı bir ödeme kanalı olmaksızın, kendi platformu üzerinden ödeme yapılabilmesine olanak tanımaktadır. Paylaşım ekonomisinde bu tarz işletmelerin olması, bilişim ve iletişim teknoloji altyapılarının varlığı ve gün geçtikçe artan internet kullanımı, kullanıcıların paylaşım ekonomisini tercih etmesinde doğrudan bir rol oynayabilmektedir. İnternetin yaygınlaşmasıyla paylaşım faaliyetlerinde artan alternatiflerin, bu alanda faaliyet gösteren firmalar tarafından çeşitli yöntemlerle kontrol edilmesi, kullanıcıların paylaşım ekonomisine dahil olması konusunda önemli bir rol oynamaktadır. Paylaşım ekonomisinde var olan bazı işletmelerin, yeni bir üyelik aldığı zaman kimlik ve sosyal medya hesaplarını isteyerek bir çeşit doğrulama işlemi gerçekleştirmesi veya güvenli e-ticaret alternatiflerinin geliştirilmesi, firmalar tarafından alınan tedbirlere örnek olarak verilebilir. Paylaşım ekonomisindeki kullanıcı sayılarının artışı düşünüldüğünde, firmaların güvenlik adına aldıkları tedbirler konusunda bazı başarılar yakaladığı söylenebilir.

Paylaşım ekonomisi kavramı, birçok yeni işletmenin ortaya çıkmasına olanak tanıdığı gibi, birtakım işletmelerin iş yapış şekillerini değiştirmiş, hatta kimi işletmelerin ayakta duramamasına yol açmıştır. İşletmeler, kullanıcıların paylaşım ekonomisiyle daha az maliyetlerle aynı miktarda veya daha fazla ürün yahut hizmet elde edebilme durumu ile karşı karşıya gelmiş ve bazı işletmeler politikalarını revize etmek durumunda kalmıştır. Uber şirketinin etkilediği taksiler, Airbnb şirketinin etkilediği oteller veya Bla Bla Car'ın etkilediği şehirler arası yolcu taşıyan firmalar, paylaşım ekonomisi tarafından etkilenen organizasyonlara örnek olarak verilebilir. Paylaşım ekonomisinin bilişim ve iletişim teknolojileri altyapısı kullanması ve gitgide kullanıcı sayısının artması, Türkiye'de benzer bir tablo ortaya çıkarmıştır. Bu yeni ekonomi türünde faaliyet gösteren birçok işletme, diğer ülkelerdeki gibi Türkiye'de de hizmet vermektedir. Bu işletmelerden birisi, konaklama sektörünü doğrudan etkileyen firmalardan olan Airbnb'dir. Konaklama sektöründe faaliyet gösteren Airbnb'nin özellikle İstanbul'daki kullanım oranlarının azımsanmayacak sayıda olması, burada kalan kullanıcıların ve yaptıkları yorum sayısının miktarı bu çalışmanın motivasyonlarından olmuştur.

Çalışmanın Konusu

Paylaşım ekonomisinin etkilediği konaklama sektöründe öncü firmalardan birisi haline gelen ve Türkiye'de de hizmet veren firmalardan birisi Airbnb'dir. Bu çalışmada Airbnb kullanıcılarına destek sağlaması bakımından, yeni bir model geliştirilmesi amaçlanmıştır. Bu amaçla, kullanıcıların konaklama deneyimleri, bu deneyimlerini paylaştıkları yorumlar vasıtasıyla değerlendirilecektir.

Çalışmanın Önemi

İnternetin yaygınlaşması ve internete kolay erişimin sağlanması, paylaşım ekonomisindeki kullanıcı sayılarına da yansımaktadır. Bu durum, birçok sektörü etkilediği gibi konaklama sektörünü de etkilemiş durumdadır. Paylaşım ekonomisinin etkilediği konaklama sektöründe halihazırda var olan işletmeler, bu yeni ekonomi türüne karşı çözüm arayışı içerisine girmiş yahut kendileri de paylaşım ekonomisini kullanma durumuna gelmiş olabilmektedir. Diğer taraftan ise kullanıcılar, paylaşım ekonomisi vasıtasıyla bir konaklama hizmetini daha uygun maliyetlerle elde edilmelerine karşın güvensizlik ortamıyla karşılaşabilmektedir. Öyle ki özellikle konaklama sektöründe artan eşler arası değişimlerin önündeki en büyük bariyerlerden birisi güvenlik hususudur (Tussyadiah ve Pesonen, 2016). Bu güvensizlik ortamına ek olarak, ayrıca paylaşım ekonomisindeki bilgi

asimetrisi kavramı, kullanıcı deęerlendirmelerinin manipüle edilebilmesi, kullanıcıların istemeyeceęi tabloları önceden öngörememesi ve Airbnb’de kullanıcıların yıldız puanlarının yayımlanmaması düşünöldüğünde, yapılan yorumların kullanıcılar açısından, özellikle bilgi asimetrisinden kurtulabilmek adına oldukça deęerli olduęu söylenebilir. Yorumların incelenbilmesinde ise en yaygın kullanılan tekniklerden birisinin duygu analizi teknięi olduęu söylenebilir. Duygu analizi teknikleri birçok sektör özelinde, birçok alanda kullanılabilir. Literatür incelendiğinde özellikle Twitter ile ilgili yapılmış oldukça fazla duygu analizi çalışmalarına rastlanmıştır; ancak, duygu analizinin gerçekleştirildięi bir dięer alan her ne kadar müşteri yorumları olsa da konu konaklama sektörü olduęunda, gerçekleştirilen duygu analizi çalışmalarının yeterli olmadığı ifade edilebilir. Twitter ve Amazon gibi çeşitli alanlarda müşterilerin duygularını ölçmek adına yapılan birçok duygu analizi çalışması vardır, ancak oteller alanındaki müşteri duygularına ilişkin kapsamlı çalışma sayısının yetersizliğinden söz edilebilir (Geetha, Singha ve Sinha, 2017). Duygu analizi gerçekleştirilen bu çalışmanın bir başka motivasyonu burada gelmektedir. Ayrıca konu paylaşım ekonomisi olduęunda, konaklama sektörü için gerçekleştirilen incelemelerin, geleneksel olarak faaliyet gösteren yapılara göre daha pozitif olmasından ötürü (Santos vd., 2020), bu çalışmada, yorumlardan ortaya çıkartılacak yeni bir puan öneri sisteminin geliştirilmesi amaçlanmıştır ki bu da çalışmanın önemiyle doğrudan ilişkilidir. Bu çalışmanın önemi, Airbnb’de yapılan kullanıcı yorumlarından ve konaklama sektörüyle ilişkili olan kategorilerin etkilerinden yola çıkılarak, müşterilere daha güvenli seçim yapabilmesini sağlayacak, yeni bir modelin oluşturulmasıdır. Bu önem ile kullanıcıların, yapılan yorumlar vasıtasıyla karşılaşmak istemeyeceęi tabloları önceden öngörebilmesi açısından bir destek sağlanması hedeflenmiştir. Çalışmanın dięer bir önemi, Airbnb’de ev/oda kiralayan ev sahiplerine kullanıcı yorumlarının incelenmesiyle bir destek sağlanmasıdır. İncelenen yorumlar ve ortaya konulan bulgular vasıtasıyla ev sahipleri, Airbnb platformundaki kullanıcıların isteklerini yakından görebilmekte ve böylelikle kendi işleyişlerini yenileme fırsatı yakalayabilmektedir. Airbnb üzerinden yapılan yorumların, özellikle kategorilerin ağırlıkları göz önünde bulundurularak deęerlendirilmesi düşünöldüğünde, Türkiye’de benzeri olmayan bu çalışmada, İstanbul ili ve her bir ilçe özelinde incelenen tüm yorumlar, kullanıcılara ve bu platformda yer alan ev sahiplerine sağlayacağı karar destek bakımından büyük önem taşımaktadır.

Çalışmanın Amacı

Türkiye’de turizm alanında yapılan birçok çalışma vardır. Literatür incelendiğinde, paylaşım ekonomisinin konaklama sektörüne etkilerinin araştırıldığı veya direkt Airbnb üzerine yapılan çalışmalara yahut genel olarak müşteri kriterlerinin belirlendiği, paylaşım ekonomisi ile geleneksel ekonomi arasındaki farklara değinilen çalışmalara rastlanılmıştır (Zervas, Proserpio ve Byers, 2021; Thomsen ve Jeong 2020; Cheng ve Jin 2019). Genel çalışmalardan farklı olarak duygu skorları ile Airbnb ortalama yıldızının karşılaştırıldığı bir çalışmaya rastlanılsa da (Lee, 2020) bu çalışmada da kategorilerin ve ağırlıklarının ortalama yıldız hesaplanırken dikkate alındığı bütünlük bir çalışma ile karşılaşılmamış, Türkiye için halihazırda puan hesabının yapıldığı bir çalışmaya rastlanılmamıştır. Bu çalışmada farklı olarak, kullanıcılara ayrı eksenlerde değerlendirme yapabilmesini sağlayan yeni bir puanlama sistemi önerisi tasarlanacaktır. Tasarlanan bu detaylı bütünlük puanlama sisteminde kullanıcılar, bir evin kategori ağırlıklarının etkisiyle oluşturulan ortalama puanına ulaşabileceği gibi, Airbnb tarafından sunulmayan her bir yorumun yıldızına da ulaşabilecek; böylelikle bir yorumu hiç okumadan olumlu/olumsuz olduğunu görebilecek ve yorumları direkt olumlu/olumsuz olarak filtreleme şansı yakalayabilecektir. Bahsi geçen puanlama sistemi tasarlanırken, Mart 2021 tarihine kadar Airbnb-İstanbul evlerine yapılan tüm yorumlardan yararlanılacaktır. Yorumlar incelenirken, benzer çalışmalardan da referans alınarak oluşturulan yedi farklı kategori göz önünde bulundurulacaktır; nihai puan hesabında bu kategorilere düşen yorum sayısı ve kategoriler için belirlenen ağırlıklar bir işleme tabii tutularak önerilen puanın çıktısına ulaşılacaktır.

Çalışmanın Yöntemi

Birçok platformda olduğu gibi, paylaşım ekonomisinin etkilediği konaklama sektöründe de kullanıcıların yaptıkları yorumlar ve bu yorumların kullanıcı odaklı değerlendirilmesi, alışverişin gerçekleştiği iki taraf için de büyük önem taşımaktadır. Bahsedilen bu önemli duruma erişebilmek için çalışmada duygu analizi ve konu modelleme yöntemleri kullanılacaktır. Çalışmada yorumlar incelenirken, belirlenen yedi farklı kategori göz önünde bulundurulacaktır. Bu kategoriler sırasıyla ‘Ev Özellikleri ve Kolaylıkları’, ‘Konum & Semt’, ‘Ev Sahibi ve Servisler’, ‘Temizlik’, ‘Tavsiye Edilmesi’, Ekonomik Fayda’, Güvenlik’ olarak belirlenmiştir. Kullanıcıların yaptıkları yorumlar incelenirken, bu kategorilerden hangisine veya hangilerine atıfta bulunduğu saptanmıştır. Böylece

Airbnb'deki İstanbul evleri veya odaları değerlendirilirken, kullanıcıların en çok hangi kategoriyi göz önünde bulundurduğu çıkarımı yapılabilmektedir. Ayrıca, kategoriler ile birlikte veri setine dahil edilen ilçe, fiyat ve ortalama yıldız derecelendirmesi bilgileri sayesinde, İstanbul'daki Airbnb ilanlarının en çok hangi ilçeden verildiği, en yüksek ve en düşük fiyatların hangi ilçelerde sergilendiği, ilçelere göre ortalama yıldız derecelendirmeleri ve göz önünde bulundurulmuş kategorilerin frekansları gibi birçok detay bilgiye ulaşılabilmektedir. Son olarak yorumlar, duygu analizi yöntemiyle incelenmiş ve yapılan duygu analizi yöntemiyle -1 ile 1 arasında duygu skorları, bu skorların ölçeklendirilmesiyle 0 ile 5 arasında duygu puanları elde edilmiştir. Bu puanlar daha sonra, kategorilerin ağırlıkları ve kategorilere düşen yorum sayılarıyla birlikte bir işleme tabii tutularak önerilen puan sistemi tasarlanmıştır. Önerilen puanlama sisteminin tasarlanabilmesi adına ihtiyaç duyulan veri [insideairbnb.com](https://www.insideairbnb.com) üzerinden alınmıştır. Veri seti Mart 2021'e kadar Airbnb-İstanbul evleri için yapılan tüm yorumları içermektedir. Yorumlar, evlerin ortalama yıldızına, gecelik konaklama ücretine ve ilçe bilgisine sahip olmadığı için bu bilgiler manuel olarak veri setine eklenmiştir. Bu işlemin ardından veri setinden 2000 yorum kategorilere göre etiketlenmiş, daha sonra veri setine veri ön işleme adımları uygulanmıştır. Bu işlemler sonrasında ise birçok vektör yöntemi ve algoritma kombinasyonları denenmiş, bu kombinasyonlardan valide edilmiş skora göre en başarılı sonucu döndüren kombinasyon, kategorilerin tahmini için kullanılmıştır. Duygu puanı için de benzer şekilde birçok algoritma denenmiştir. Her bir yorumun beş üzerinden yıldız skoru yine duygu analizi yöntemiyle elde edilmiş, elde edilen duygu skorları kategorilerin ağırlıklarına ve bir yorumdaki ilgili kategoriye denk gelen yorum sayısına göre hesaplanmıştır. Bahsedilen bilgiler elde edildikten sonra Excel formatıyla kaydedilmiştir ve son aşamada bu veriler, veri görselleştirme programı vasıtasıyla görselleştirilmiştir.

Çalışmanın Organizasyonu

Paylaşım ekonomisinin ne olduğunun anlatıldığı; eşler arası ticaret (P2P) ticaret modelinin, özellikle konaklama sektörü açısından önemine ve uygulanabilirliğine değinildiği bu çalışmada Mart 2021 tarihine kadar listelenmiş olan tüm Airbnb-İstanbul evleri incelenmiş ve bu evlere yapılan yorumların tamamı, paylaşım ekonomisindeki yorumların önemi üzerine irdelenmiş ve bu yorumlar üzerinden yeni bir puanlama sistemi tasarlanmıştır. Bahsedilen değerlendirmeler bu çalışma özelinde 5 bölüm üzerinde organize edilmiştir.

- Bölüm 1’de internetin ekonomi türleri üzerindeki etkilerinden, paylaşım faaliyetlerinden ve paylaşım ekonomisi ile birlikte değişen paylaşım kültüründen genel olarak bahsedilmiştir.
- Bölüm 2’de literatürden yararlanılarak paylaşım ekonomisi ve P2P ticaret modeli ile ilgili detaylı bilgiler verilmiş, paylaşım ekonomisindeki risklerden, bu yeni ekonomi türü ile değişen müşteri ve işletme yapılarından bahsedilmiştir. Ayrıca bölüm tamamlanmadan önce paylaşım ekonomisinin konaklama sektörünü nasıl değiştirdiği ele alınmış, bu sektörde ortaya çıkan işletmelerden birisi olan Airbnb ile ilgili detaylı bilgilere yer verilmiştir.
- Bölüm 3’de çalışmanın yöntemlerinde uygulanan adımların ne olduğu, tanımları, kullandığı alanlar, uygulamadaki ve aralarındaki farklılıklar literatürden yararlanılarak aktarılmıştır.
- Bölüm 4’te, çalışmayı tamamlama konusunda uygulanan tüm adımlardan bahsedilmiş, özellikle çalışmanın motivasyonlarından birisi olan yeni bir puan öneri sisteminin detaylarına yer verilmiştir.
- Bölüm 5’te çalışmanın tamamlanabilmesi adına uygulanan makine öğrenmesi tekniklerinin başarılarına yer verilmiş, tasarlanan yeni puanlama sistemi haricinde, veri setinde mevcut olan diğer bilgiler vasıtasıyla edinilen bulgulara yer verilmiştir.
- Çalışmadaki son bölümde ise çalışmanın bulgularından edinilen sonuçlara yer verilmiş, bu alanda çalışma yapma niyetinde olacak araştırmacılara ve bundan sonra yapılacak çalışmalara faydalı olacak öneriler ve rastlanılan zorluklar neticesinde karşılaşılan kısıtlardan söz edilmiştir.

BÖLÜM 1: PAYLAŞIM EKONOMİSİ ve KONAKLAMA SEKTÖRÜ

Turizm sektörü, özellikle 1950’li yıllarla beraber önemi git gide artan ve altında birden fazla faaliyet barındıran bir sektördür (Karataş ve Babür, 2013). Turizm faaliyetleri genel olarak, insanların seyahat, ticari, politik, merak, sağlık, spor vb. amaçlarla yaptıkları konaklamaları, seyahatleri; spor, dini yahut kültürel vb. aktiviteleri kapsamaktadır (Başol, 2012). Turizm endüstrisinin faaliyetlerinden birisi olan konaklama sektöründe, bahsi geçen amaçlardan ve aktiviteler bakımından seyahat eden kimseler, iş amaçlı veya kişisel amaçlı gezginler olarak iki farklı grupta toplanabilir (Camilleri, 2018). Seyahat eden bireylerin planları, bahsi geçen gruplara göre değişebilmektedir. Örneğin iş amaçlı seyahat eden bir kimsenin kalacağı yeri veya katılacağı aktiviteleri seçmemesi durumunun varlığından bahsedilebilir. Diğer taraftan, kişisel amaçlarla seyahat eden kimseler, planlarını fiyat, konum vb. durumları göz önünde bulundurarak düzenleyebilir.

Tarihsel olarak konaklama, özellikle kavşakların olduğu ana ulaşım yolları boyunca kurulmuştur. Konaklamanın en önemli ve yaygın hizmet sağlayıcılarından olan oteller ise, hizmetlerine göre çeşitli bölgelere yakınlık gösterebilmektedir. Örneğin oteller, deniz kıyısına veya dağlara yakın olacak şekilde yahut kırsal kasabalara, sağlık kaplıcalarına veya büyük şehirlere etrafında konumlandırılabilir. Yakınlık kavramının haricinde konaklama hizmeti sağlayan kuruluşlar, hizmet sağladıkları kategorilere göre farklı konaklama yöntemleriyle ayrışabilmektedir. Bunlar hizmet konaklaması, yarım pansiyon konaklama veya konuklarının kendi yemeklerini kendilerinin hazırlamalarına imkan veren konaklama türü olacak şekilde farklılaşabilmektedir. Bir konaklama biriminin kârlılığı açısından konum genellikle en kritik faktör olarak kabul edilse de sektörde fiyat ve tesisler gibi diğer faktörlerin de önemli olduğu söylenebilir. Fiyat, tatil amaçlı seyahat eden birçok kişi için sınırlayıcı bir faktör olabilir; zaman zaman, konaklama tercihlerini kısıtlayabilir. Bunun sebebi, birçok turistin bir bütçeyle seyahat etmesinden ve bu nedenle, yalnızca kendileri için uygun olan konaklamayı değerlendirebilmesinden kaynaklanmaktadır. Seyahat eden insanlardan kimileri, büyük otellerin garantili bir hizmet sağlama olasılığının daha yüksek olduğunu algılasa da diğer taraftan bazı insanlar, büyük otellerin kişisiz ve ‘soğuk’ olduğunu düşünebilmekte ve bu nedenle, daha küçük birimleri tercih edebilmektedir (Camilleri, 2018).

Otellerin fiyatı, otelin konumu, odaların büyüklüğü, internet erişimi ve tesislerin olanakları gibi özelliklerle ilişkilidir (Chen ve Rothschild, 2010). Buradan yola çıkılarak, konumun ve olanakların iyi olduğu otellerde fiyatların da pahalı olabileceği söylenebilir. Konaklama sektöründe önemli olan bu kavramlar, internetin ve mobil cihazların yaygınlaşması, tüketici profillerinin değişimi sektörde yeni bir alternatif ortaya çıkarmıştır: Paylaşım ekonomisi. Paylaşım ekonomisi ile turistler seyahatleri boyunca, genellikle daha makul fiyatlarla, bir sağlayıcının dairesinde veya odasında konaklama şansına erişmişlerdir (Gunter & Önder, 2017).

Mülkiyete dayalı geleneksel piyasa modelinin aksine, 'Paylaşım Ekonomisi' ürün ve hizmetlerin insanlar arasında kullanılması ve paylaşılması üzerine kuruludur (Puschmann ve Alt, 2016). Satın almak yerine kiralama modelini kullanan paylaşım ekonomisi, e-ticaretin yeni bir şekli olan ortak tüketim olarak da adlandırılmaktadır (Kalakota ve Whinston, 1997). Bu yeni ekonomi tipi, mevcut geleneksel ekonomi anlayışını etkilediği gibi, tüketici davranışlarına da etki etmiş durumdadır. Paylaşım ekonomisinin etkisiyle tüketiciden tüketiciye iş modellerinde bir artışın meydana geldiği söylenebilir. Bu artışa etki eden maddeler ise üç grupta toplanabilir (Botsman, 2014; Hamari, Sjöklint ve Ukkonen, 2016).

- a. Değişen tüketici davranışı:** Paylaşım ekonomisi ile insanlar, bir ürünü kullanabilmek için, o ürüne sahip olması gerektiğini bilmektedir. Ancak günümüzde, birçok ürünün kiralanıp kullanılabilirdiği örnekler mevcuttur. Örnek olarak son yıllarda, özellikle Martı firmasıyla başlayan scooter ürünlerinin kirala-kullan durumu verilebilir.
- b. Sosyal ağlar ve elektronik pazarlar:** Paylaşım ekonomisinin etkilediği bir diğer durum, insanların satın alma şekilleri ve bir ürünü satın alırken kullandığı platformlardır. İnsanlar, geleneksel bir satın alım yapmak için fiziksel mağazaları yahut elektronik ortamlardan alışveriş yapmak için internet sitelerini tercih etmektedir. Fakat bir kullanıcı, paylaşım ekonomisi ile birlikte bir ürünü ya da hizmeti daha ucuza mal etme fırsatı yakalamıştır. Paylaşım ekonomisiyle beraber artan ikinci el alım-satım yapılabilen platformlar ile kullanıcılar, başka bir kullanıcının ihtiyacı olmadığı veya direkt satmak istediği bir ürünü daha az bir bedel ödeyerek elde etme fırsatına sahip olmuştur. Ayrıca, artan sosyal ağ kullanımı beraberinde, en çok kullanılan sosyal medya platformlarına dahi ticaret sekmesinin gelmesine yol açmıştır. Üstelik, sosyal medya platformlarında

bireylerin kullanıcı hesaplarının olması ve bu tarz ikinci el alım-satım yapılabilen mecralarda kullanıcıların, diğer kullanıcılar tarafından verilen yıldızlarının olması, gerçekleştirilecek ticaretteki risklerin azalmasına sebep olabilmektedir. Dünya çapında olduğu gibi ülkemizde de aktif olarak kullanılan Instagram ve Facebook üzerinde alışveriş sekmelerinin olması ile Sahibinden.com ve Letgo gibi platformların yaygın olarak kullanılması örnek olarak gösterilebilir.

- c. Mobil cihazlar ve elektronik hizmetler:** Mobil cihazlar başta olmak üzere artan elektronik cihazların kullanımı, paylaşım ekonomisini geliştirmektedir. Elektronik cihazlarda artan bu kullanım oranları, paylaşım ekonomisine erişimi oldukça kolaylaştırmış ve kolaylaştırmaya devam etmektedir. Örnek olarak, ülkemizde aktif olarak kiralarak kullanılabilen ve ‘değişen tüketim davranışı’ başlığında belirtilen scooter kullanımı verilebilir. İnsanlar, elektronik cihazlarındaki kameralar vasıtasıyla, scooter üzerindeki kare kodu okutarak scooter kiralayabilmekte ve ücretini de yine kiralama yaptıkları elektronik cihazlar üzerinden gerçekleştirebilmektedir. Kullanıcıların ödeme yapmaları için, kiralama yaptıkları elektronik cihaza banka bilgilerini kaydetmeleri yeterlidir.

Bireyler mallarını, hizmetleri, mekanlarını, ulaşım hizmetlerini veya paralarını kiralarak, ödünç vererek ya da takas yaparak paylaşım ekonomisine katılırlar (Möhlmann, 2015). Paylaşım ekonomisinde insanların bir ürüne sahip olmadan, o ürüne erişebilme rahatlığı, bu ekonomi türünün kullanımını artıran temel sebeplerdendir; paylaşım ekonomisi, mal ve hizmetlerin mülkiyetine sahip olmadan kullanılmasını teşvik eder (Martin-Fuentes vd., 2018).

1.1. Paylaşım Ekonomisi Nedir?

Paylaşmak, bir üründen vazgeçilerek karşı tarafa verilmesine dayanan, temel bir tüketici davranışıdır (Belk, 2010). Paylaşım kavramının insanlık tarihinden beri süregeldiğinden bahsedilebilir. İnsanlar, vazgeçtiği ya da ihtiyacı olmadığı bir ürünü karşı tarafa vermesiyle bir paylaşımı gerçekleştirmiş olur. Standart bir paylaşım kültüründe insanlar, ürün veya hizmetlerinin karşısında genellikle bir karşılık beklememesine karşın, yine insanlık tarihinde çok uzun süredir var olan takas kavramında, paylaşılan bir ürün veya hizmet karşısında bir bedel beklendiği söylenebilir. Özellikle yerleşik hayata geçtikten sonra artan takas faaliyetlerinde insanlar, üretmedikleri, ellerinde olmayan bir ürünü veya hizmeti elde edebilme karşılığında, kendi ürünlerini vermekteydi. Takas

faaliyetlerinin temelinde olan alış-veriş kültürünün, özellikle yerleşik hayata geçtikten sonra başladığından ve katbekat arttığından söz edilebilir.

Günümüzde yapılan tüm alışverişlerin temelinde takas kültürü vardır. İnsanların verdikleri hizmet karşılığında nakdi bir bedel alması, akabinde bu nakdi bedel ile bir ürün veya hizmeti satın alması yahut kiralaması, gerçekleşen takas kültürüne örnek olarak verilebilir. Geleneksel ekonomide insanlar bir ürünü veya hizmeti kiralama fırsatı bulsa da kiralama aşamalarında oldukça fazla prosedürler mevcuttur veya bu aşamalarda insanlar, kiraladıkları ürünlerinden bir dönemliğine ya da temelli vazgeçmek durumunda kalabilir. Bu noktada, bireylerin satın alımı yapmadan bir ürünü veya hizmeti kiralamak istemelerine karşın mevcut olan prosedürler, kiralanan üründen uzun süreliğine temelli vazgeçilme durumu, kiralama süreçlerini oldukça zorlaştırmaktadır. Ayrıca, sözü edilen kiralama durumları, çoğu zaman, yine bir işletme tarafından insanlara sunulmakta, bireyler kendi aralarında bir ürünü satmak veya kiralamak istese de bu isteğe sahip olan insanların buluşabileceği bir platformun olmamasından ötürü karşılıksız kalan bu istekler, paylaşım ekonomisi kavramının doğuşunun temellerini oluşturmuştur denilebilir. Paylaşım ekonomisiyle beraber insanlar, şirketlerden bağımsız olarak, bir ürünü veya hizmeti kiralama yahut satma fırsatı yakalamıştır. İnsanların kullanmadıkları, ihtiyacı olmadığı veya direkt satmak yahut kiralamak istediği bir ürün veya hizmet karşısında alıcılar da benzer ürünü daha az bedeller ödeyerek elde etme fırsatı yakalamıştır. Bir başka deyişle paylaşım ekonomisinin kullanılması, alıcı tarafındaki bireylerin nadiren kullanacakları pahalı ürünlere yatırım yapma ihtiyacından kaçınmasına, satıcı tarafındaki bireylerin ise ürünlerini veya hizmetlerini kiralayarak gelirlerini arttırmasına sebep olmuştur (Lobel, 2016). Bununla beraber alıcı tarafındaki insanların, bir ürünü kullanabilmesi için o ürüne sahip olma zorunluluğu ortadan kalkmış ve alıcılar, istediği bir ürüne kiralama yoluyla ulaşabilmiştir. Alıcılar aynı zamanda, bir ürünü satın alma durumunda da yine paylaşım ekonomisi vasıtasıyla daha az bedel ödeyerek istediği bir ürünü elde edebilme şansını yakalayabilmiştir. Paylaşım ekonomisindeki tüketici rolündeki kullanıcıların daha düşük fiyatlardan yararlanmasının temel nedeni, platformların işlem maliyetlerini düşürmesi, önemli bir pazarlama bütçesi gerektirmemesi ve en nihayetinde bunu tüketici rolündeki bireylere yansıtmamasından kaynaklanmaktadır (Schor ve Attwood-Charles, 2017).

Paylaşım Ekonomisi, genellikle az kullanılmış ürün veya hizmetlerin kiralanması, takas edilmesi, ödünç verilmesi veya hediye edilmesi kavramına dayanmaktadır (Felländer, Ingram ve Teigland, 2015). Paylaşım ekonomisi içeriğinde, her ne kadar standart paylaşım kültüründeki gibi bir ürünün ücretsiz verilmesi kavramı olsa da genellikle, standart bir paylaşım kültüründen farklıdır. Gerçek paylaşımından farklı olarak paylaşım ekonomisinde, paylaşılan ürün veya hizmet karşılığında bir bedel beklenir (Hoffen vd., 2018). Genellikle, paylaşım ekonomisindeki işlemler ortak sahiplik, bağış, borç verme, kiralama, satış veya takas gibi değişim yöntemlerini kullanır (Plenter vd., 2017; Owyang, Tran ve Silva, 2013).

Paylaşım ekonomisinde sağlayıcı rolündeki kullanıcılar, ihtiyacı olmadığı bir ürünü, hizmeti paylaşım ekonomisi kavramı vasıtasıyla kiralayabilmektedir. Tüketici rolündeki bireyler ise, her ne kadar sağlayıcılar tarafından satılan veya kiralanılan ürün ya da hizmet için girişimde bulunsa da bu girişimler genellikle riskleri beraberinde getirebilmektedir. Bunun sebebi, insanların arasında gerçekleşen ticari faaliyetlerin, bir başka deyişle takasların, herhangi bir garantör tarafından kontrol altında tutulmamasından kaynaklanmaktadır. Geleneksel bir ticaret yönteminde tüketiciler, satın almak istedikleri bir ürün için bir bedel ödemediği önce o ürünü kontrol etme ve satın aldıktan sonra belirli bir süreliğine ve belirli şartlar altında geri iade etme hakkına sahiptir. Bu durum, ilgili marka ile satın alımının gerçekleştiği ülkenin tüketici kanunları tarafından kontrol altından tutulmaktadır. Benzer şekilde, elektronik ortamlardan gerçekleşen ticari faaliyetler sonrasında da beğenilmeyen, arızalı veya eksik ürünler, belirli şartlar ve süre altında iade edilebilmektedir. Paylaşım ekonomisi ve bu yeni ekonomi türüyle ortaya çıkan işletmelerden bazıları, bireyler arasında gerçekleşen ürün veya hizmetlerin alım satımını veya kiralanmasını denetler bir rolde piyasada kendine rol bulmuştur. Bu işletmeler vasıtasıyla alıcı rolündeki kullanıcılar, başka bir kullanıcı tarafından satılan bir ürünü denedikten sonra ücretini verebilme şansı yakalamıştır. Yine bu tarz işletmelerin oluşturdukları platformlar sayesinde, tüketici ve sağlayıcı rolündeki kullanıcılar, alışveriş yapacakları bireylerin daha önce alışveriş yaptıkları kişiler tarafından verildikleri puanları görebilmekte ve bir ticari faaliyet gerçekleştirmeden önce, karşı taraftaki kullanıcının sahip olduğu bu puan ile kararlarını şekillendirebilmektedir. Bu açıdan tüketiciler, satış veya satın alma sürecinde, ikinci el P2P platformlarına güvenebilecek duruma gelmişlerdir. (Tan vd., 2022). Oluşan bu güven ile paylaşım ekonomisi hacminin doğru orantılı olduğundan söz edilebilir.

Paylaşım ekonomisinin yaygınlaşmasıyla beraber, bu alanda faaliyet gösteren birçok firma ortaya çıkmıştır. Bu firmaların ortaya çıkması, alışveriş esnasındaki risklerin azalması, tarafların birbirlerinin profillerini görebilmesi, direkt olarak platform üzerinden ticaretin gerçekleşmesi gibi birçok açıdan paylaşım ekonomisindeki kullanıcı sayısını olumlu yönde etkilemiştir denilebilir. İnsanlar, paylaşım ekonomisindeki firmalar vasıtasıyla, kiralayacağı veya satın alacağı bir ürün yahut hizmet için belirli referanslara erişebilir. Örneğin, alıcı konumundaki bir kullanıcı, paylaşım ekonomisinde faaliyet gösteren bir firma sayesinde, bir ürünü almadan önce, ürünü sağlayan kullanıcının profiline, geçmişte yaptığı alışverişler neticesinde diğer kullanıcılar tarafından verilen puanlara, satmış olduğu ürün sayısına vb. referans bilgilere ulaşabilir. Benzer şekilde, sağlayıcı konumundaki kullanıcılar da alıcının benzer bilgilerine ulaşabilmektedir.

Firmalar, platformları üzerinde gerçekleşen faaliyetlerin sonrasında kullanıcıların birbirlerine puan vermesine olanak tanımakta, bu puanlar ise farklı bir kullanıcı tarafından referans olarak algılanabilmektedir. Ürünleri satın almayı düşünen kişiler genellikle öncelikle müşteri yorumlarını okuyabilir ve böylelikle, ürünü satın almak isteyip istemediğine karar verebilir. Bahsedilen çevrimiçi incelemeler, tüketicilerin satın alma kararları üzerinde önemli bir etkiye sahiptir (Zhang, Cheung ve Lee, 2014). Kullanıcıların birbirlerine verdikleri yıldızlar veya yorumların bu denli önemli olması, firmaların da yapılan değerlendirmeler konusunda farklı politikalar izlemesine yol açmış durumdadır. Bu politikaların temel sebebinin, yapılan incelemelerin güvenini artırmaya yönelik olduğundan bahsedilebilir. Paylaşım ekonomisindeki firmalar, platformlarındaki kullanıcıların birbirlerine karşı yaptıkları derecelendirmeleri, iki tarafın derecelendirmesi tamamlamadan paylaşmayabilir, ancak iki taraf birden değerlendirmede bulunursa yapılan incelemeler direkt yayımlanabilmektedir. Bununla birlikte, taraflardan bir tanesi karşı taraftaki kullanıcı için bir değerlendirme yapmamaya karar verirse, kendisi için yapılan yorum belirli bir süreliğine gizli kalabilmekte, ancak değerlendirme yapmayan kullanıcının değerlendirme süresi tamamlandıktan sonra, tek taraflı yapılan yorum yayımlanabilmektedir. Özetlemek gerekirse, firmalar tarafından kullanıcıların birbirlerini derecelendirme konusundaki güveni artırmaya yönelik bu girişimleri, paylaşım ekonomisine katılımı artıran diğer bir etmen olduğu ifade edilebilir.

Paylaşım ekonomisi, mobil cihazlar başta olmak üzere artan elektronik cihaz kullanımları ve buna ek olarak, yaygınlaşan internet ağları ile beraber büyümektedir. İnternet, paylaşım ekonomisinin gelişimi için çok önemlidir (Basselier, Langenus ve Walravens, 2018). İnternet ağlarının yaygınlaşması ve beraberinde artan ve gelişen veri akışları sayesinde, paylaşım ekonomisi firmaları, mülkiyet temelli tüketimden, yenilikçi ve iki taraflı olan bir iş modeli olan erişim temelli tüketime, bireysel tüketimden işbirlikçi tüketim biçimlerine geçiş sağlamış durumdadır (Täusche ve Kietzmann, 2017). İnsanların paylaşım ekonomisine ulaşması, artan bu kullanım oranları ve yaygınlaşan internet kullanımı ile oldukça kolay bir duruma gelmiştir. Paylaşım ekonomisine ulaşmak ve bu ekonominin vaat ettiği bir kolaylıktan faydalanmak, her an her yerde yapılabilir. Öyle ki, bu ekonomi türünde ortaya çıkan işletmelerin de vasıtasıyla, ürün veya hizmetlerin alışverişinde kullanıcıların bir araya gelmesine dahi gerek kalmamıştır. Paylaşım ekonomisinde sağlayıcıların ve tüketicilerin bilgi alışverişinde bulunmak veya şartları müzakere etmek için yüz yüze görüşmeleri gerekmekte, bunun yerine, internet vasıtasıyla platformlara her yerden erişim sağlanabilmektedir (Andersson, Hjalmarsson ve Avital, 2013). Bireylerin hem mekân fark etmeksizin paylaşım ekonomisine erişim sağlayabilmesi hem de bu ekonomik tür sayesinde sahip olmadıkları ürünleri kullanabilme fırsatı yakalamalarının sonucundan yola çıkarak, paylaşım ekonomisi kullanım oranlarının bu ekonomik türünden elde edilen gelirlerin artacağı yönünde bir çıkarım yapılabilir. Sektör uygulayıcıları, paylaşım ekonomisinin en yaygın olduğu beş farklı sektör için 2013 yılında tahmini elde edilen 15 milyar dolar gelire kıyasla, bu gelirin 2025'te 335 milyar dolara çıkacağını tahmin etmektedir (Osztoivits vd., 2015). Paylaşım ekonomisi etkisindeki yalnızca hazır giyim sektöründe ise var olan 36 milyar dolar hacmin, bahsedilen sektör özelinde 2025 yılında, 77 milyar dolara ulaşacağı tahmin edilmektedir (Smith, 2022).

1.2. P2P Ticaret Modeliyle Paylaşım Ekonomisi

İnternet, birbirleriyle bağlantılı olarak faaliyet gösteren bireysel tüketiciler arasında, tamamı geleneksel kanalların ve geniş bir şekilde yorumlanan değer zincirinin dışında, mal alışverişini, iş ortamlarını ciddi bir şekilde değiştirmektedir. İnternetin gelişmesi, tüketiciden tüketiciye gerçekleşen alışverişleri, bir başka deyişle C2C ticaret modelini ya da daha geniş bir ifadeyle, tüketiciden tüketiciye, yani C2C değişim olarak adlandırılan modelin bir biçimi olan eşler arası alışverişlerin, yani P2P ticaret modelinin gelişmesine öncülük etmiştir (Plouffe, 2008). Eşler arası alışveriş, kısacası P2P olarak adlandırılan

işbirlikçi tüketimde bireyler, mallarını, hizmetlerini, ulaşım çözümlerini, gayrimenkullerini veya paralarını kiralayarak, ödünç vererek, ticaret yaparak veya takas ederek paylaşım faaliyetlerine katılırlar (Möhlmann, 2015). P2P ekonomi modeli yeni bir model olmamasına karşın, bu alanda sağlayıcı ve alıcıları buluşturan platformların varlığıyla birlikte, P2P ekonomi modelinde alışverişler daha kolay bir hale gelmiştir. Letgo, eBay ve Facebook Marketplace gibi çevrimiçi, ikinci el eşler arası platformların ortaya çıkması, kullanılmayan veya nadiren kullanılan ürünlerin, çevrimiçi arz ve talebini kolaylaştırmaya yardımcı olur (Tan vd., 2022). İkinci el ürünlerde olduğu gibi, konaklama sektöründe de paylaşım ekonomisi yeni bir olgu değildir. P2P ticaret modeline örnek olarak sahil apartmanlarında asılı tipik kiralık reklamlar veya mülk sahiplerinin doğrudan kısa süreli yaptığı kiralama verilebilir (Martin-Fuentes vd., 2018).

Tüketiciden tüketiciye yapılan alışverişler, yani takaslar, yeni bir kavram değildir ve P2P ticaret modeli, gün geçtikçe, artan internet ve mobil cihaz kullanımı ile birlikte, paylaşım ekonomisiyle beraber büyümektedir. Eşler arası platformların yükselişi, bireyler arasında büyük ölçekli alışverişler dahil, ticari etkileşimlerin yolunu açmıştır (Hawlitschek, Notheisen ve Teubner, 2018). Araştırmacılar ve uygulayıcılar, otel bağlamlarında müşteri memnuniyetini araştırmaya devam ederken, eşler arası kiralama hizmetleri sahada dikkat çeken bir konuma gelmiştir (Cheng, 2016). Diğer bir deyişle, P2P ticaret modelinin yükselişi, hemen her sektörde olduğu gibi, konaklama sektörünü de etkilemekte, eşler arası ticaret modeli bu sektörde de büyümektedir.

Paylaşım ekonomisinin temelinde olan eşler arası değişimin konaklama sektöründeki yükselişi, beraberinde güvenlik endişelerini de getirebilmekte ve P2P ticaret modelindeki bu güvenlik açığının temel nedenlerinden birisi, bilgi asimetrisinden kaynaklanabilmektedir. Bilgi asimetrisinin ve varlığıyla artmasına neden olduğu güvenlik endişesinin önüne geçme konusunda çeşitli girişimler mevcuttur. Konaklama endüstrisindeki bilgi asimetrisine, fiyat, müşteri değerlendirme ortalaması, tavsiye sayısı ve ortalama görüntüleme sırası gibi diğer unsurlar kullanılarak karşı çıkılabilir (Öğüt ve Taş, 2012; Neirotti, Raguseo ve Paolucci, 2016; Martin-Fuentes, 2016; Cezar ve Öğüt, 2016).

1.3. Paylaşım Ekonomisindeki Riskler ve Güvenlik Endişeleri

2000'li yılların sonlarında başlayan küresel finansal krizin bir sonucu olarak değerlendirilebilecek bir olgu olan paylaşım ekonomisi (Buczynski, 2013), paylaşımın, mülkiyetin ve gizliliğin farklı anlamlar kazandığı yeni bir kültürü geliştirmektedir (Bratianu, 2018). Bu paylaşım kültürü, standart bir kültürden farklı olarak, genellikle gerçekleşen paylaşım faaliyetlerinden sonra bir bedel beklenmesi ile sonuçlanır. Ayrıca, paylaşım ekonomisinin gelişmesi ve bu alanda faaliyet gösteren işletmelerin ortaya çıkması, bu işletmelerin yapılan paylaşımların, daha doğru bir tabirle, gerçekleşen takasların denetimini sağlayacak birer garantör rolüne bürünmesini sağlamıştır. Bu garantör firmaların ortaya çıkışı, internetin online satın alımı yapacak şekilde gelişmesi, kullanıcıların geliştirdiği içerik (UGC) faaliyetleri ve yapılan incelemeler paylaşım ekonomisi kullanımını artırabilmektedir. Paylaşım ekonomisi alanında artan bu faaliyetler, beraberinde güvenlik endişelerinin de artmasına sebep olabilmektedir.

Nitelikleri ancak satın alındıktan veya kullanıldıktan sonra öğrenilebilen ve değerlendirilebilen ürünleri yahut hizmetleri içeren alışverişlerdeki riskler yüksektir (Ba ve Pavlou, 2002). Paylaşım ekonomisi platformları aracılığıyla ikinci el ürün alacak, bir araba yahut farklı bir araç kiralayacak bireylerin karşılaşacakları tabloyu önceden bilemeyecekleri için, bahsedildiği gibi riskler yüksek olacaktır. Ancak yine de ikinci el alım yapan bir kullanıcının en büyük ve belki de tek riski, ekonomik risklerden kaynaklanmaktadır. Fakat, ikinci el alışverişin yapıldığı P2P ticaret modelinin aksine, bir evi paylaşmak ekstra riskler içermektedir (Ert, Fleischer ve Magen, 2016). Bu riskleri en aza indirgeyebilmek adına müşteriler, konaklama sektöründe satın alımı gerçekleştirmeden bir hizmeti deneyimleyememesinin veya test edememesinin dezavantajlarını çözmek adına arkadaşlarının veya ailelerinin tavsiyelerine güvenmektedir (Fernández-Barcala, González-Díaz ve Prieto-Rodríguez, 2010). Müşteriler bir ürünü ya da hizmeti kiralarken var olan riskleri minimuma indirgeyebilmek adına yalnızca arkadaşlarının veya ailelerinin tavsiyelerine değil, aynı zamanda, kiralayacaklarını, satın alacakları ürünün veya hizmetin sağlayıcısı için diğer tüketiciler tarafından yapılan incelemeleri de dikkate almaktadır. Öyle ki tüketicilerin fikirlerinin bir şirketin iletişiminden daha fazla güven oluşturduğu görülmüştür (Gretzel ve Yoo, 2008; Vermeulen ve Seegers, 2009).

Paylaşım ekonomisi etkisindeki diğer sektörler göre daha fazla risk barındırabilen konaklama sektöründe müşteri yorumları ve incelemeleri oldukça önemli bir konumdur. Ancak müşteri yorumları veya incelemelerinin de manipüle edilebileceği durumlar vardır. Bu durumlar garantör firmalar tarafından çeşitli yöntemlerle kontrol altında tutulmaya çalışılmıştır. Bu faaliyetler ile incelemelerin ve yorum şeffaflığının korunması amaçlanarak tüketim fikrinde olan müşterilere inceleyebilecekleri ve değerlendirebilecekleri daha doğru bilgiler verilmesi amaçlanmıştır. Böylelikle paylaşım ekonomisine katılma düşüncesinde olan müşterilerin, karşılaşılabilecekleri riskleri önceden öngörebilmesi hedeflenmiştir.

Özetlemek gerekirse, paylaşım ekonomisinin etkisindeki konaklama sektöründe verilen kararların ekstra incelendiği bir durum söz konusudur. Bu durum, P2P ticaret modelindeki konaklama sektörüne yapılan yorumların, incelemelerin veya kullanıcının geliştirdiği içeriklerin (UGC) daha önemli olması sonucunu doğurmaktadır.

1.4. Paylaşım Ekonomisindeki Tüketici İncelemeleri ve Çevrimiçi İtibar Sistemi

Paylaşım ekonomisi yapısı gereği, geleneksel ekonomi yöntemine göre, bir ürüne sahip olmadan, kiralama yöntemi ile ürünün kullanımı fırsatı sunsa da geleneksel ekonomiye kıyasla, daha yüksek riskleri barındırmaktadır. Bu risklerin özellikle, insanların bir ürünü satın almadan, kiralamadan deneyimleyemeyeceği senaryolarda daha yüksek olacağı öngörülebilmektedir. Paylaşım ekonomisine katılımdaki var olan riskleri en aza indirmek için müşteriler tarafından yapılan yorumlar ve kullanıcıların geliştirdiği içerikler (UGC) kritik öneme sahiptir.

Paylaşım ekonomisi üzerindeki riskleri azaltmak için, bu ekonomi türünde yer alan işletmeler, platformlarının bir parçası olarak çevrimiçi itibar sistemleri geliştirmiş ve devreye almış durumdadır. Temel olarak çevrimiçi itibar sistemiyle, kullanıcıların platformlarındaki malları, hizmetler ve diğer katılımcıların davranışları hakkındaki bilgilerini derecelendirmesine, incelemesine ve paylaşmasına olanak tanıyarak, pazara girecek yeni müşteriler için birer referans noktası oluşturmayı amaçlamış (Lawani, Reed ve Zheng, 2019), böylelikle bilgi asimetrisinden doğacak güven kaybının önüne geçilmesi hedeflenmiştir.

Dijital pazarlardaki bilgi asimetrisi, insanları bu platformları kullanmaktan caydıran önemli bir tüketici belirsizliği ve rahatsızlığın kaynağı olabilir. Tüketicilere ve sağlayıcılara, bu platformlardaki ürün veya hizmetlerin kalitesini ve memnuniyet düzeyini değerlendirmenin bir yolunu sunan incelemeler ve derecelendirmeler, tüketicilere edinmek veya kiralamak istedikleri ürün kalitesi ile bu ürünü ya da hizmeti sağlayan kullanıcıya ilişkin bilgi vererek, belirsizlik ve bilgi asimetrisi düzeyini azaltmaya yardımcı olur. Kısacası, çevrimiçi itibar sistemleri, katılımcılar arasında ve platformun kendisi için güven oluşturan bir mekanizma sağladıkları için dijital pazarlar oldukça önemlidir. Derecelendirmeler ve incelemeler, potansiyel tüketicilerin platformlardaki ürün veya hizmetlerin kalitesini ve memnuniyet düzeyini değerlendirmeleri ve karşılaştırmaları için bir sistem sağlar; platformlardaki incelemeler, kullanıcının kararlarını etkileyebilen önemli bir bilgi kaynağıdır (Lee, 2020).

Çevrimiçi incelemeler genellikle, herhangi bir müdahale olmaksızın, alınan hizmetin karşısında yapılan derecelendirmeleri ve yorumları içerir (Kozinets, 2010) ve özellikle kişiler tarafından yapılan yorumlar çok tatmin olunan yahut çok memnuniyetsiz kalınan durumlarda yazılmaktadır. Benzer şekilde, bir ürünü veya hizmeti satın almadan yahut kiralamadan önce kullanıcılar, özellikle yapılan ölçülü incelemelere kıyasla, aşırı incelemelere daha fazla dikkat etmektedirler (Hu, Zhang ve Pavlou, 2009).

Bir ürünü satın almayı yahut kiralamayı düşünen kişiler, genellikle karar vermeden önce, müşteri tarafından yapılan bu çevrimiçi incelemeleri okur, ardından ürünü satın almak isteyip istemediğine karar verir (Tian vd., 2016). Bahsedilen incelemelerin içeriği, tüketici güveninin anahtarıdır (Menfors ve Fernstedt, 2015). Çevrimiçi yorumların güvenilirlik açısından bu denli önemli olmasıyla beraber, bahsedilen güvenilirlik ne kadar artarsa satın alma eğilimi o kadar artacaktır (Ma ve Lee, 2014). Paylaşım işlemlerine olan güveni artırmak için platformlar, kullanıcılara, sözleşme yaptıkları diğer taraflar hakkında incelemeler, yorumlar ve derecelendirmeler yoluyla bilgi sağlamayabilmektedir. Potansiyel müşteriler ve sağlayıcılar, diğer tarafa karşı güven oluşturmak için bu bilgilere ihtiyaç duyacaktır. Haliyle incelemeler, kullanıcıların paylaşım ekonomisi işlemlerine katılma kararlarında kritik bir rol oynamaktadır (Hoffen vd., 2018). Bununla birlikte sunulan hizmetler hakkında ne kadar fazla bilgi mevcutsa ve bu bilgi ne kadar doğru olursa, bu tür hizmetleri kullanmak için o kadar çok insan istekli olacaktır (Harford, 2010).

Paylaşım ekonomisindeki garantör firmaların, platforma daha fazla insan dahil edebilmeleri adına yorumlardaki şeffaflığı koruması kritiktir. Bu alanda faaliyet gösteren garantör firmaların, bu yüzden, konuyla ilgili girişimleri mevcuttur. Bu girişimlerin en önemlilerinden birisi, tüketici ve sağlayıcı konumundaki kullanıcıların yapacakları misilleme yorumlarının önüne geçmek olmuştur. Paylaşım ekonomisindeki taraflar, etkileşime girdikleri kullanıcılar tarafından kendilerine gelen olumsuz veya beklemediklerinden düşük incelemeler neticesinde, karşı tarafa misilleme yaparak, normalde gerçekleştireceğinden daha düşük bir inceleme yapabilir. Paylaşım ekonomisindeki garantör firmalardan bazıları, bu platformdaki en büyük güven kaynaklarından birisi olan yorumlardaki şeffaflığı korumak adına misillemenin önüne geçmiş durumdadır. Bu hususta, alıcı ve sağlayıcı konumundaki taraflar, alışverişlerini tamamladıktan sonra karşı taraf için yorum yapsa da bu yorum hemen görülmeyebilir ve platformlarda direkt yayımlanmayabilir. Yapılan yorumların görülebilmesi ve platformda paylaşılabilmesi için açıklanacak iki seçenektен birisinin gerçekleşmesi gerekmektedir. Birinci seçenekte, iki tarafın da birbiri için yorum yapması gerekmekte; ikinci seçenekte ise, taraflardan birisinin yorum yapmaması durumunda, garantör firmanın belirlediği sürenin geçmesi gerekmektedir. İki tarafın karşılıklı yorum yaptığı durumda, yapılan yorumlar tamamlanmadan karşı tarafın yaptığı yorumun gözükmeyeceği ve yapılan yorumlar yayımlandıktan sonra geri alınamayacağı için, kullanıcılar arasındaki misillemenin önüne geçilmiştir. Benzer şekilde, bir tarafın inceleme yapmaması durumunda, garantör firmanın belirlediği sürenin sonunda inceleme yapan tarafın yaptığı değerlendirmenin yayımlanmasıyla, inceleme gerçekleştirmeyen tarafın, yorum yapma hakkı biteceği için, bu senaryoda da misilleme olmayacaktır. Kullanıcıların birbirlerinin yorumlarını görmeden puan vermesi, yapılan yorum sayısını artırmaktadır; ayrıca, böylesi bir sistemde misilleme olamayacağı için insanların yaptığı yorumlar daha şeffaf bir hale gelmektedir (Lee, 2020). Ancak bu durumun tersine döndüğü, bir başka deyişle, misillemenin olumlu yorumlardaki artışlara neden olduğu durumlar da vardır. Çevrimiçi incelemelerdeki pozitif değerlendirmelerde yaşanan bolluklardan bir tanesinin nedeni, misillemenin yaşattığı endişeden kaynaklanabilmektedir. Misilleme endişesinin neden olduğu olumsuz incelemelerin eksik bildirilmesi dahil, çevrimiçi incelemelerdeki pozitif yorumların bolluğunun sebepleri 4 ayrı başlığa bölünebilir: Sürü davranışı, olumsuz incelemelerin eksik bildirilmesi, kendi kendine seçim, incelemelerin stratejik manipülasyonu:

- a. **Sürü Davranışı:** Daha önce yapılan incelemelerin, yeni yorum yapacak kişiyi etkilemesidir.
- b. **Olumsuz incelemelerin eksik bildirilmesi:** İki tarafın da inceleme yapmasını teşvik eden platformlarda meydana gelen ve misillemeden çekinilmesinden ortaya çıkan durumdur.
- c. **Kendi kendine seçim:** Önceden bir üründen memnun olma olasılığı daha yüksek olan tüketicilerin, satın alma veya incelemelerinin daha yüksek olma olasılığıdır.
- d. **İncelemelerin stratejik manipülasyonu:** Genellikle çevrimiçi itibarlarını yapay olarak artırmaya çalışan firmalar veya sağlayıcılar tarafından üstlenen manipülasyonlardır (Zervas, Proserpio ve Byers, 2021).

Yıldız derecelendirme skorları, manipüle edilmeye daha uygun bir değerlendirme yöntemidir denilebilir. Bununla birlikte, daha uzun biçimli olan metin yorumları, bağlama özel ve karmaşık geri bildirimleri yakalamak için daha uygundur. Ancak avantajlarına rağmen, dijital pazar platformları hala sayısal formatın kullanımını tercih etmekte, çünkü düz metin geri bildirimleri toplamanın zor olmasına karşın sayısal derecelendirmeler, analiz, çıkarım ve veri depolama için daha kolay bir format halindedir. Her ne kadar müşteriler için uzun yorumları okumak zor olsa da yıldız derecelendirmelerinde var olan beğenilme veya beğenmeme gibi sayısal derecelendirmeler, kalitenin değerlendirilmesi konusunu aşırı basitleştirmektedir. Bunun nedeni, sayısal derecelendirmelerin, tüketicinin bir ürün veya hizmetin ayırt edici özelliklerinin, kendisine hitap edebileceği farklı yolları ifade edememesinden kaynaklanmaktadır (Lee, 2020).

1.4.1. Konaklama sektöründeki İncelemeler ve Müşteri Kriterleri

İncelemelerin paylaşım ekonomisindeki taraflar için oldukça önemli olduğu ifade edilebilir. Yapılan incelemeler, türlerine göre, çeşitli avantajlar ve dezavantajlara sahiptir. Örneğin, yıldız derecelendirmesi bir yandan, manipüle edilmeye daha müsait, kullanıcıların kendilerini ifade etme seçeneklerini kısıtlayan bir derecelendirme yöntemidir. Bu derecelendirmelerin, gerçek müşteri duygularıyla ne kadar tutarlı olduğunu anlamaya ihtiyaç vardır (Geetha, Singha ve Sinha, 2017). Ancak öte yandan yıldız derecelendirmelerinin incelenmesi, değerlendirilmesi basittir. Diğer taraftan kullanıcı yorumları, bireylerin istediklerini çok daha iyi ifade etmesine, manipüle edilmeye karşı daha dirençli olmasına rağmen, karar verme aşamasında incelenmesi, üzerinde analizlerin gerçekleşmesi açısından daha karmaşık bir yapıya sahiptir.

Konaklama sektöründe ekonomik riskten fazlası olduğu düşünüldüğünde bu sektör için yorumların daha kritik olduğu kabul edilebilir, ancak tüm yorumları incelemek zordur. Bahsedilen durumlardan yola çıkılarak bu çalışmada, paylaşım ekonomisinin etkilediği konaklama sektöründe faaliyet gösteren Airbnb için yeni bir değerlendirme yöntemi oluşturulmuştur. Bu değerlendirme yöntemi, yıldız skoru ve yorumların pozitif yönlerinden yola çıkılarak tasarlanmıştır. Bir başka deyişle, yıldız skorlarının kolay analiz edilebilmesi ve karar verme aşamasında olan insanların hızlı bir şekilde bu skorları değerlendirebilmesi ile yorumlardaki detay bilginin ve manipüle edilmesi konusundaki direncin oluşturduğu pozitif yönler bir araya getirilerek yeni, üçüncü parti bir değerlendirme sistemi ortaya konulmuştur. Bu değerlendirme sisteminde, her bir kullanıcının yaptığı yorumlardan yola çıkarak birer yıldız skoru üretilmiş, dolayısıyla yorumların manipüle edilmesi karşısındaki direnci ve yapılan yorumlardaki tüm bilgilerin değerlendirilmesi avantajlarından yararlanılmıştır. Yorumlardan ortaya çıkarılan yıldız skorlarıyla da kolay analiz edilebilme ve bireylerin tüm yorumları incelemesinden ziyade, direkt yıldız skorlarına erişerek, karar verme aşamasındaki müşterilere birer karar destek sağlaması amaçlanmıştır. Yorumlardan yıldız puanları elde edilirken, yalnızca direkt bir yıldız puan ortaya konulmamış, aynı zamanda paylaşım ekonomisinin etkilediği konaklama sektörü için yedi farklı kategori belirlenmiş ve belirlenen bu yedi farklı kategorinin ağırlıklarına göre bu yorumlar bir işleme tabii tutulmuştur.

Çevrimiçi gerçekleşen işlemlerde yorumların önemi göz ardı edilemeyecek kadar büyüktür denilebilir. Yorumların önemli olduğu sektörlerden birisi, konaklama sektörü olduğundan bahsedilebilir. Bu sektör için yapılan yorumlar, bireyler arasında farklılaşabilmekte ve farklı kullanıcılar farklı konulara önem gösterebilmektedir. Bu durum, paylaşım ekonomisinin etkisi devreye girdiğinde benzerlik gösterebilse de bu ekonomi türünde daha önemli olabilen konular olabilmektedir. Bu çalışmada, hem geleneksel ekonomi yöntemiyle faaliyet gösteren otellerden hem de paylaşım ekonomisi etkisindeki P2P konaklamalardan yola çıkılarak yedi farklı kategori belirlenmiştir. Bu kategoriler, yararlanılan makaleler ve yazarlarıyla beraber Tablo 1’de gösterilmiştir.

Tablo 1: Kategoriler ve Referans Alınan Makaleler

Yazarlar ve Makaleler	Ev Özellikleri ve Kolaylıkları	Konum & Semt	Ev Sahibi ve Servisler	Temizlik	Tavsiye Edilmesi	Ekonomik Fayda	Güvenlik
Thomsen ve Jeong, 2020	✓	✓	✓	✓	✓		
Cheng ve Jin, 2019	✓	✓	✓		✓		
Brochado, 2017	✓	✓	✓				
Choi ve Chu, 2001	✓					✓	✓
Tussyadiah, 2016	✓	✓				✓	
Gu ve Ryan, 2008	✓	✓		✓			
Tian vd., 2016	✓	✓					
Belarmino vd., 2019	✓				✓		
Tussyadiah ve Zach, 2017	✓	✓					
Radojevic, Stanistic ve Stanic, 2017	✓	✓		✓			
Zhu, Cheng ve Wong, 2019		✓					

Bu zamana kadar çeşitli bakış açılarıyla paylaşım ekonomisi, konaklama sektörü ve Airbnb konularıyla birçok çalışma yapılmış, bu çalışmaların bazılarında, müşteri kriterleri göz önünde bulundurularak kategoriler belirlenmiştir. Örneğin, Brochado vd. (2017), ‘konaklama’, ‘ev sahibi’, ‘yer’, ‘konum’, ‘apartman’, ‘oda’ ve ‘şehir’in ana temalar olduğunu tespit etmiş; Cheng ve Jin (2019), Sydney'deki Airbnb çevrimiçi incelemelerini analiz ederek, en göze çarpan kriterleri ‘konum’, ‘olanaklar’ ve ‘ev sahibi’ olarak tespit etmişlerdir. Thomsen ve Jeong araştırmacılarının Airbnb çevrimiçi değerlendirmelerini analiz ettikleri çalışmada ise, ‘temizlik’, ‘semt’, ‘konum’, ‘ev sahibi’, ‘konaklama’, ‘tavsiye edilmesi’, ‘mekân’ ve ‘ev’ kriterlerinin, müşteriler tarafından en çok kullanılan kriterler olduğu saptanmıştır. Konaklama sektörü için paylaşım ekonomisiyle benzerlik gösterebilen geleneksel otellerdeki müşteri kriterlerinin biraz daha spesifik değerlendirildiği çalışmada, müşterilerin en çok ‘banyonun temizliği’, ‘yatak konforu’, ‘tesislerin durumu’, ‘odanın büyüklüğü’, ‘konum ve erişilebilirlik’, ‘yan hizmet’, ‘personel performansı’ ve ‘yiyecek ve içecek kalitesi’ kriterlerine dikkat ettiği saptanmıştır (Gu ve Ryan, 2008). Benzer şekilde, lüks oteller ve bütçe arasındaki belirleyicilerin karşılaştırıldığı çalışmada, tatmin edici bir deneyim için ‘ulaşım kolaylığı’, ‘yiyecek ve içecek yönetimi’ ve ‘uygun turistik yerlerin’ kritik faktörler olduğu sonucuna ulaşılmıştır Li, H. vd. (2013). Radojevic vd. (2015) tarafından yapılan çalışmada ise 6.768 otelin verileri kullanılmış, bu çalışmada otellerdeki yıldız puanının önemli bir kısmının, ‘odalarda klima cihazlarından’, ‘otel alanı içinde yer alan barlardan’, ‘ücretsiz Wi-Fi internet erişiminden’ ve ‘fiyattan’ güçlü bir şekilde etkilediği öne sürülmüştür. Bahsi geçen tüm bu çalışmalar ve bulguları toplanarak bu çalışma için yedi farklı kategori belirlenmiştir.

Çalışma için ilk belirlenen kategori olan ev özellikleri ve kolaylıkları kategorisinde, misafirlerin kaldıkları evin durumu ve şartlarını değerlendirmeleri dikkate alınmış ve bu amaçla yola çıkarak yakalanan yorumları ev özellikleri ve kolaylıkları kategorisinde değerlendirilmiştir. Ancak, bir evin sahip olduğu bir özellik, evin bir özelliği ile değil de farklı bir kategori ile ilişkilendirildiğinde, ilgili yorum farklı bir kategori ile ilişkilendirilmiştir. Örneğin, ‘klima dokunulmayacak kadar tozlu’ benzeri bir ifade ile karşılaşıldığında, yorumda ‘klima’ aracından bahsedildiği için, ilk bakışta ev özellikleri ve kolaylıkları kategorisiyle ilişkili olduğu düşünülebilir. Ancak bahsi geçen yorumda klimanın işlevselliğinden veya fayda sağlamasından değil, temizliğinden bahsedildiği için bahsi geçen yorum, temizlik kategorisi ile ilişkilendirilmiştir. Öte yandan, ‘evde

klima vardı', 'klima düzgün çalışıyordu' vb. cümleler, klimanın araç olarak varlığından ve işlevselliğinden bahsettiği için, örnek olarak verilen cümleler benzerinde bir yorum ile karşılaşıldığından, ilgili yorumlar ev özellikleri ve kolaylıkları olarak etiketlenmiştir.

Misafirlerin bir evin konumundan, tarihi yapılara, müzelere, restoranlara vb. turistik alanlara yakınlığından bahsettiği, evin genel olarak bir yerlere ulaşımının değerlendirildiği yorumlar, konum & semt kategorisi ile ilişkilendirilmiştir.

Özellikle ev sahibinin misafirlere yardımcı olması/olmamasından, misafirlere karşı sergilenen davranışlardan, hizmetlerden bahsedildiği yorumlar, ev sahibi ve servisler kategorisi içerisinde değerlendirilmiştir.

Misafirlerin genel olarak bir evin temizliğini değerlendirdiği yorumlar temizlik kategorisi ile ilişkilendirilmiştir. Misafirlerin yalnızca bir odanın temizliğinden bahsettiği durumlarda değil, aynı zaman evdeki herhangi bir aracın temizliğinden bahsedildiği durumlarda da ilgili yorum temizlik kategorisinde değerlendirilmiştir. Ayrıca, bir evin temiz olmaması durumu, bahsi geçen kategori için en fazla yorumun yakalandığı içerik olsa da bir evin, odanın temiz olmasından bahsedilmesi de temizlik kategorisi içerisinde değerlendirilmiştir. Benzer şekilde, yine temizlik ile ilişkili olan 'tozlu', 'yağlı', 'kirli' vb. kelimelere sahip olan yorumlar da temizlik kategorisi altında etiketlenmiştir.

Yapılan yorumlarda bir evin tavsiye edilmesi/edilmemesi durumundan bahsedildiği durumlarda, ilgili yorum tavsiye edilmesi kategorisi altında incelenmiştir.

Bir yorumda genel olarak konaklama ücretinden bahsedildiği durumlar ekonomik fayda kategorisi altında değerlendirilmiştir. Ekonomik fayda kategorisi değerlendirilirken, özellikle geleneksel ekonomi türünden farklı olarak paylaşım ekonomisinin müşterilere sağladıkları ekonomik fayda durumu dikkate alınmıştır.

Bir yorumun, evin yahut evin mahallesinin güvenliğinden bahsettiği durumlardan yola çıkarak, karşılaşılan benzeri yorumlar güvenlik kategorisi altında değerlendirilmiştir. Konum & semt kategorisinden farklı olarak, bir semtin herhangi bir yere ulaşımının rahatlığından değil, doğrudan semtin güvenli olup/olmaması durumunun bahsedildiği yorumlar da güvenlik kategorisi altında etiketlenmiştir.

1.5. Paylaşım Ekonomisiyle Beraber Değişen Tüketici Davranışları

Paylaşım ekonomisinin hızlı büyümesi ve günümüzün sosyal-ekonomik sisteminin çeşitli yönleri üzerindeki çarpıcı etkileri, özellikle 2011 yılından itibaren insanların artan ilgisiyle karşı karşıya kalmış durumdadır (Cheng, 2016). Son on yılda paylaşım ekonomisinin bu hızlı büyümesi (Gansky, 2010), teknolojinin ilerlemesi ve nihayetinde kullanıcıların ürün sahipliğine ve sosyal bağlantı ihtiyacına yönelik değişen tutumlarıyla güçlü bir ilişkidir (Botsman ve Rogers, 2010).

Paylaşım ekonomisinin doğrudan ilişkili olduğu P2P ticaret modelinin insanlar tarafından yaygın olarak kullanılması, bireyler arasında yaygınlaşması, bir başka deyişle, bu ticaret modelinin insanları etkilemesinin birden fazla sebebi vardır. Kullanıcılar tarafından P2P ticaret modeliyle işlem yapılmasının temel sebeplerinden birisi, ekonomik fayda sağlaması olarak gösterilebilir. Bu ekonomik fayda, paylaşım ekonomisinin etkilediği birçok sektör gibi, konaklama sektöründe de mevcuttur. Paylaşım ekonomisi ve onun sıklıkla kullandığı P2P ticaret modeliyle ortaya çıkan yeni konaklama biçimleri ekonomiktir, diğer konaklama türlerine göre genel olarak daha ucuzlardır (Guttentag, 2015; Tussyadiah ve Pesonen, 2016).

Bir ürüne daha az bedeller ile erişimin sağlanabilmesi, bireylerin tüketici davranışlarını değiştirebilmektedir. Bununla beraber, insanların artık bir ürünü kullanabilmesi için sahip olması zorunluğunun ortadan kalkması, paylaşım ekonomisinin gelişmesine büyük katkı sağlamıştır denilebilir. Her ne kadar kiralama faaliyetleri geleneksel ekonomi türünde de olsa, buradaki kiralama prosedürlerinin uzunluğu ve kiralayan taraf için, kiralanan ürün veya hizmetten çoğu zaman vazgeçilmesi, geleneksel ekonomi türündeki kiralama faaliyetlerinin, paylaşım ekonomisindeki kiralama faaliyetleri kadar dinamik olmamasına yol açabilmektedir. Kişisel varlıklarını yalnızca kiralama için değerlendiren geleneksel mal sahiplerinin aksine paylaşım ekonomisindeki mal sahipleri, varlıklarını hem kişisel tüketim hem de kiralama için kullanabilmektedir (Filippas, Horton ve Zeckhauser, 2020; Schor J. , 2016). Ayrıca bu durum, PE tüketici davranışlarını en fazla değiştiren yönlerden birisidir. İnsanların bir ürüne sahip olmadan kullanabilmesi, kolay erişim sağlaması alıcılar tarafından; ihtiyacın kalmadığı bir ürünün satılarak yahut kiralanarak bir fayda sağlaması ise sağlayıcı tarafından değişen tüketici davranışlarına örnek olarak verilebilir.

Paylaşım ekonomisinin ortaya çıkması ve bu ekonomi türüyle beraber yaygınlaşan P2P ticaret modeli, alıcıların bir ürünü satın almadan kullanmasına, sağlayıcıların ise ihtiyacı

olmayan ürün ya da hizmetleri kiralamasına, satabilmesine yardımcı olarak değiştirdiği tüketici davranışlarına ek, aynı zamanda, bu alanda faaliyette bulunan bireylerin güvenlik konusuna olan bakış açılarını da etkileyebilmektedir. P2P ticaret modelinde insanlar, bir ürünü farklı kullanıcılardan satın alırken çoğunlukla iade hakkı olmadığı için daha az hata yapmak isteyeceklerdir. P2P platformlarındaki bu engeli aşma konusunda en önemli kaynaklar, paylaşım ekonomisi alanında faaliyet gösteren garantör firmalar ve bu firmalardan kimilerinin kendi sistemine entegre ettiği alışveriş olanakları, müşteri incelemeleri ve yorumlarıdır. Paylaşım ekonomisinde var olan ve özellikle asimetrik bilgiden kaynaklanan güven eksikliği sorunları, işletmelerin ve hatta piyasaların çökmesine neden olabilir, bu nedenle kullanıcılarına belirli garantiler sunan bir mekanizma sağlamak gerekir (Martin-Fuentes vd., 2018). Paylaşım ekonomisi kavramında kritik rol oynayan garantör firmalardan bazıları, kullanıcıları arasında güven oluşturabilmek için kendi platformları üzerinden alışveriş yapma seçeneklerini sistemlerine entegre etmişlerdir. Bununla birlikte, yabancılar arasındaki buluşmalarda güven oluşturmak için genellikle paylaşım ekonomisi firmaları kullanıcılarının profillerini ve bazı bilgilerini ortaya koymaktadır (Zhu, Cheng ve Wong, 2019). Kullanıcıların bu platforma olan güvensizliğini azaltabilmek için, bir diğer etkili yöntem müşteriler tarafından yapılan incelemelerdir. Karar verme aşamasında olan müşteriler, satın almak ya da kiralamak istediği ürün veya sağlayıcı ile ilgili yapılan yorumlar neticesinde, verecekleri kararları şekillendirebilmektedir. Bu aşamada müşteriler, incelemesi daha kolay olduğu için daha çok yıldız skorları ile ilgilenebilmektedir. Bahsedilen yıldız derecelendirmesi sınıflandırma sistemleri, bölgelere göre farklılık gösterebilse de sınıflandırma ile kullanıcılar tarafından verilen puanlar vasıtasıyla ölçülen memnuniyet arasında bir ilişki olduğu kanıtlanmıştır (Martin-Fuentes vd., 2018).

Paylaşım ekonomisi getirdiği faydalar yanında, birtakım riskler de getirmektedir. Bu riskler, konu konaklama sektörü olduğunda, daha önce bahsedildiği gibi artabilmektedir. P2P ticaret modelinin uygulandığı konaklama sektöründeki kullanıcıların riski, ekonomik riskten öte bir durumdadır. Dolayısıyla bu sektör özelinde güven konusu daha önemli bir hal alabilmektedir. Paylaşım ekonomisi kavramıyla konaklama sektöründe faaliyet gösteren garantör firmalar, bahsedilen önlemlere ek olarak, yaşanabilecek kaygılardan ötürü, evini ya da odasını kiralayan sağlayıcıların kimlik ve sosyal medya profillerini doğrulaması istemek gibi ekstra önemler alabilmektedir. Bahsedilen ev sahibi doğrulama bilgileri, ev sahiplerinin hizmet tutumunun bir göstergesi olabilir ve bu nedenle misafir

memnuniyetini olumlu yönde etkileyebilir (Zhu, Cheng ve Wong, 2019). Ev sahibi profillerinin önemi, Airbnb gibi bazı işletmeler tarafından fark edilmesinden ötürü, bu işletmeler tarafından, bazı kısıtları yerine getiren sağlayıcıların platformdaki profilleri ön plana çıkarılabilmektedir.

Tüketici profilleri paylaşım ekonomisi gibi bir kavramın ortaya çıkmasından etkilenebildiği gibi yeni yaşanan durumlardan da etkilenebilmekte, değişebilmektedir. Yakın zamanda covid-19 ile yaşanan ve etkileri hala devam eden pandemi sürecinde, tüketici davranışlarının paylaşım ekonomisine bakış açılarında değişimler meydana geldiği ifade edilebilir. Bu duruma örnek olarak, covid-19 pandemi sürecinde artan eşler arası ticaret verilebilir. Çevrimiçi ikinci el P2P platformlarının popüleritesinin, covid-19 pandemi süreci nedeniyle hızlı bir şekilde artmıştır (Khusainova, 2021). Bununla beraber, covid-19 pandemi sürecinde en fazla etkilediği sektörlerden birisi konaklama sektörüdür. Covid-19 salgını sırasında ortaya çıkan bulaşıcı hastalık ve neden olduğu sosyal mesafe ve karantina gibi önlemler, P2P konaklaması ciddi bir şekilde etkilemiş durumdadır (Fong, Law ve Ye, 2020). İnsanlar, pek tabii virüs salgınları nedeniyle seyahat planlarını iptal edebilmekte, bir başka deyişle, ortaya çıkan salgın hastalıklar, seyahat kararları üzerinde olumsuz etki gösterebilmektedir. Bunun nedeni, insanların özellikle virüslerden kaynaklı bir enfeksiyonun yayıldığı yerlere seyahat etmekten kaçınmasıyla, hastalığa yakalanma risklerini minimuma indirebileceğine olan inançlarından gelmektedir (Lau vd., 2009). Bu nedenle, covid-19'un neden olduğu risklerin, geleneksel ve paylaşım ekonomisi etkisindeki konaklama sektöründeki tüketimleri olumsuz etkilediği varsayılmaktadır (Jang vd., 2021).

Paylaşım ekonomisinden, covid-19 gibi pandemi süreçlerinden etkilenen tüketici davranışları, paylaşım ekonomisi getirdiği bir diğer fayda nedeniyle daha etkilenmektedir: Geri dönüşüm. İkinci el P2P platformları, kullanıcılar arasında ürün alış-satışı yapmasına veya devretmesine olanak tanıyarak, kullanılmayan ürünlerin yaşam döngüsünü uzatmakta, tüketicilerin yeşil tüketim uygulamalarını ve sürdürülebilir yeniden satış davranışlarını destekleyebilir (Eckhardt vd., 2019; Parguel, Lunardo ve Benoit-Moreau, 2017). İnsanların bir ürünü daha az bir bedelle alabilme durumlarının yanında, bahsedildiği gibi, bu durumun çevreye de olumlu katkısından söz edilebilmektedir. Öyle ki bu konunun önemi bazı ülkelerdeki kimi kuruluşlar tarafından anlaşılmış durumdadır. Finlandiya'da küresel markaların P2P pazaryerleri (ör. Facebook Marketplace, eBay) dışında, çevrimiçi bir platform aracılığıyla, sürdürülebilir tüketim

seçimleri yapmanın önemi konusunda, tüketici bilincini artırmaya yönelik mevcut en az beş bağımsız, modayla ilgili ikinci el P2P sağlayıcısı vardır (Koiviola, 2021). Böylesi P2P sağlayıcıların varlığının, paylaşım ekonomisinin gelişimine katkı sağladığı söylenebilir.

1.6. Paylaşım Ekonomisinin Sektörlere Etkisi ve Ortaya Çıkan Yeni İşletmeler

İnternet ve P2P sistemler tarafından kolaylaştırılan bireysel tüketiciler arasındaki mal alışverişi, iş ortamını ciddi şekilde değiştirmektedir (Plouffe, 2008). Birçok küçük ve orta ölçekli şirket, geleneksel iş modellerini kullanır. Geleneksel iş modelleri, çalışma saatlerine, yüz yüze müşteri etkileşimine, işletmelerin çalışanlarını desteklemesine, ağızdan ağıza pazarlama yapmaya ve müşterilere güven sağlayabilmek için bir iş yerine bağlı olarak çalışmaktadır. (Gupta vd., 2018). Bahsedilen geleneksel iş modelleri ve sektördeki birçok firma, paylaşım ekonomisinin varlığından etkilenmiş durumdadır. Paylaşım ekonomisinin ticaret modeli olan P2P ticaret modeli, milyarlarca dolarlık müzik, film, yayıncılık ve yazılım endüstrileri dahil tüm sektörleri derinden etkileyebilmektedir (Plouffe, 2008). Bu sektörlerden birisi kuşkusuz konaklama sektörüdür. Eşler arası konaklama, artan popülaritesi nedeniyle geleneksel konaklama sektöründe bir 'ekonomi bozucu' olarak ortaya çıkmıştır (Sigala, 2017). Airbnb, HomeAway ve Xiaozhu.com gibi yeni kiralama modellerinin ortaya çıkması, tüketiciler için alternatif bir deneyim sağlamakla kalmamış, aynı zamanda geleneksel oteller arasındaki var olan uygulamaları 'bozmaya' başlamıştır (Guttentag, 2015; Wang ve Nicolau, 2017; Zhang vd., 2020).

Uber ve Airbnb gibi bir fiziksel paylaşım platformunun ortaya çıkmasıyla beraber, paylaşım ekonomisinin iş modeli küresel olarak hızla gelişmektedir (Zhu ve Liu, 2021). Bu gelişim beraberinde daha fazla insanın paylaşım ekonomisine katılmasına, bu alanda daha fazla etkileşimin, işlemlerin olmasına yol açmaktadır. Artan kullanıcı sayısı ve gerçekleştirilen işlemlerle beraber, paylaşım ekonomisi platformuna yapılan tüketici yorumlarının sayısı da artmaktadır. Yapılan yorum sayısı, ekonomik riskten fazlasını içeren konaklama sektörü için kritiktir ve bu yorumlar yalnızca müşteriler için önemli değildir. Müşteriler tarafından gerçekleştirilen yorumlar ve incelemeler, satın alma eğiliminde olan müşteriler kadar, konaklama sektöründeki işletmeler ve sağlayıcılar dahil, tüm sektördeki işletmeler için önemlidir. Konaklama sektöründe yapılan müşteri yorumları, otel kalitesini iyileştirmek, müşteriyi anlamak ve rakiplerle mücadelede önemli bir role sahiptir (Berezina vd., 2016). Yorumların yalnızca müşteriler için değil

aynı zamanda işletmeler için olan önemi, her sektördeki işletmeler veya sağlayıcılar tarafından kavranmamış olabilmektedir. Bu sektörlerden birisi konaklama sektörüdür. Konaklama sektöründeki işletmelerin web sitelerine, müşteriler tarafından yapılan incelemeler ve değerlendirmeler otellerin yönetimi için değerlidir, ancak çoğu otel bundan yararlanmamaktadır (Tian vd., 2016). Bunun sonucu olarak geleneksel otel işletmeleri, değişen müşteri profillerini yakalama konusunda geride kalabilmektedir. Değişen müşteri profillerini yakalayamama durumuna ek olarak paylaşım ekonomisinin konaklama sektörüne olan etkisi, bu sektörde faaliyet gösteren otelleri derinden etkileyebilmekte ve otel sahipleri bu konu karşısında şikayetçi olabilmektedir. Öyle ki otel sahipleri, paylaşım ekonomisinde faaliyet gösteren Airbnb'nin mevcut güvenlik standartları hakkında ve vergi konusunda geleneksel konaklama işletmeleriyle aynı koşullarda rekabet etmediği gerekçesiyle sitemde bulunmuşlardır (Gutiérrez vd., 2017; Guttentag ve Smith, 2017)

Paylaşım ekonomisi kavramı, birçok açıdan 'bozucu' olarak nitelendirilebilmektedir. Paylaşım ekonomisiyle bir ürünü satın alacak bazı tüketiciler, satın almak yerine kiralamaya karar verebileceğinden, paylaşım pazarının varlığı, firmaların satışlarını bozabilmektedir (Narasimhan vd., 2018). Ayrıca P2P ikinci el platformunda faaliyet gösteren firmalar ile paylaşım ekonomisinin bahsedilen bozucu rolü daha da artabilmektedir. Craigslist ve Türkiye'de faaliyet gösteren Sahibinden.com, Facebook Marketplace ve Letgo gibi hızlı büyüyen çevrimiçi pazar yerleri, satıcı rolündeki sağlayıcıların bireysel olarak satış yapabilmesini, alıcı rolündeki tüketicilerin ise bu platformlar vasıtasıyla bir ürüne erişebilmesini çok daha kolay hale getirmektedir (Lei, Liu ve Shum, 2022). Paylaşım ekonomisinin bozucu sebeplerinden bir diğeri, alıcı ve sağlayıcı konumundaki kullanıcıların etkileşime çok daha rahat girebilmesinden kaynaklanmaktadır. Paylaşım ekonomisinde, misafirler ve ev sahipleri arasında iletişim kurulması, geleneksel turizm işletmelerinin aksine doğaldır (Santos vd., 2020). Bu durumun paylaşım ekonomisini geliştiren bir diğer faktör olduğundan söz edilebilir.

Gelişen paylaşım ekonomisi beraberinde birçok işletmenin farklı farklı sektörlerde ortaya çıkmasına olanak tanımıştır. Bu yeni ekonomi türünün platformlarına, ulaşım sektörü için Uber ve Cabify, konaklama sektörü için Airbnb ve Couchsurfing'in ortaya çıkışı örnek olarak verilebilir; ayrıca, bahsedilen bu işletmeler, pazarda önemli bir pay elde etmiştir (Allen, 2015). Bahsedilen farklı sektörlerde, paylaşım ekonomisinde paylaşımcıların, diğer ifadeyle sağlayıcıların rolleri değişebilmektedir. Örneğin Uber'deki bir sağlayıcının

rolü şoförlük yapmakken, Airbnb'deki sağlayıcının rolü daha pasiftir (Hoffen vd., 2018). Ancak, Airbnb platformlarında her ne kadar sağlayıcıların rolleri pasif olsa da diğer müşteriler tarafından sağlayıcılar için yapılan değerlendirmelerin rolü oldukça önemlidir. P2P ticaret modelindeki güven algısının en hassas olduğu sektörlerden birisi olan konaklama sektöründe gerçekleşecek işlemlerin riski, daha önce bahsedildiği gibi, ekonomik risklerden daha öte bir durumdadır. Dolayısıyla, paylaşım ekonomisinin etkilediği konaklama sektöründe, P2P ticaret modelinin gerçekleşebilmesi, ödeme işlemlerinden veya ev sahiplerinden doğabilecek güvensizlik ortamının minimuma indirilebilmesi için, sektörde garantör bir firmaya ihtiyaç duyulmuştur. Bu ekonomi modelinde, konaklama sektörü için ortaya çıkan garantör firmalardan birisi Airbnb'dir.

Airbnb, insanların dünya çapında konaklama yerlerini listelemesi, keşfetmesi ve rezervasyon yapması için güvenilir bir pazar oluşturan (Cheng ve Jin, 2019), paylaşım ekonomisi alanındaki önemli platformlardan birisidir. Bu platform, ev sahiplerinin mülklerini kiralık olarak sunmalarına olanak tanır (Alsudais ve Teubner, 2019). Paylaşım ekonomisinde en başarılı modellerden birisi haline gelen, P2P bir internet platformu sağlayıcısı olan Airbnb, dünya çapındaki kullanıcıları arasında hızla popülerlik kazanmış, 2007 yılında San Francisco'da kuruluşundan bu yana, dünyanın hemen her ülkesinde, 4 milyon ev sahibinin, 6 milyon aktif listelenen ilanların olduğu ve 1 milyardan fazla müşterinin ağırlandığı bir platform olmayı başarmış durumdadır. Ayrıca, Airbnb platformları üzerinden bugüne kadar ev sahiplerinin kazandığı ücretler toplamda 150 milyar doları geçmiş, ABD'deki ev sahiplerinin ortalama yıllık gelirleri 9.000 doları aşabilmiş durumdadır (Airbnb, 2022). Bununla beraber bazı analistler, Airbnb platformu hacminin, 2025 yılına kadar her yıl bir milyara ulaşma potansiyeline sahip olacağını tahmin etmektedir (Verhage, 2016).

Airbnb, evler, odalar, yataklar, kanepeler veya herhangi bir konaklama yeri olup, bu alanları kiralamak isteyen ev sahipleri ile konaklama ihtiyacı olan müşterileri, seyahat eden kimseleri buluşturmaktadır. Airbnb'nin konaklama yapacak müşteriler, kiralayacakları alanın müsaitliğini onaylamak için Airbnb sistemindeki mesajlaşma sistemi aracılığıyla sağlayıcılardan daha fazla bilgi alabilirler. Bir evin kiralama durumunda ise, misafirlerin yaptığı ödemeler 24 saatliğine Airbnb havuzunda kalır. Ardından, misafirler ve ev sahipleri için her şey yolundaysa, Airbnb ücreti ev sahibine aktarmaktadır (Martin-Fuentes vd., 2018). Bununla beraber, konaklama yapılan evin 28 gün veya daha fazla kiralama durumunda, Airbnb ev sahibinin kazancını genellikle

aylık taksitler halinde ödemektedir. Ödenen taksitlerin ilki, misafirlerin varışından 24 saat sonra gerçekleşmektedir. Ayrıca ev sahipleri, Airbnb'den ücretini alma konusunda birden fazla alternatifte sahiptir. Belirlenen alternatiflere göre ücretin hesaba geçme süresi de farklılaşabilmektedir. Bahsedilen yöntemler ve bu yöntemlere göre ücretin tahmini hesaba geçme süresi şu şekildedir:

- Alipay: Airbnb ücreti gönderdikten sonra bu ödeme yöntemi ödemeyi anında hesaba geçebilmektedir. Ancak bu yöntemi yalnızca Çin'deki ev sahipleri kullanabilmektedir.
- PayPal: Bu yöntem ile ödenen ücretler bir gün içerisinde ev sahiplerinin hesaplarına geçebilmektedir.
- Western Union: Ülkeden ülkeye farklılık gösterse de bu yöntem vasıtasıyla yapılan ödemeler bir gün içerisinde ev sahiplerinin hesaplarına geçebilmektedir.
- Payoneer ön ödemeli banka kartı: Bu yöntem ile ödenen ücretleri bir gün içerisinde ev sahibinin hesabına geçebilmektedir.
- Uluslararası banka havalesi: Ücretin hesaba geçme konusundaki en uzun süreye sahip alternatiflerden birisi uluslararası banka havalesidir. Ev sahipleri tarafından hesabına para gönderilmesi için bu yöntem seçilmesi durumunda, bu süre 3 ila 7 iş gününü bulabilmektedir.
- Banka havalesi/ACH/doğrudan hesaba havale: Misafirlerin ödediği ücretin Airbnb havuzundan ev sahiplerinin hesabına geçme konusundaki en uzun süreleri alan bir diğer alternatiftir. Bu yöntemle ücretin ev sahibinin hesabına geçme süresi 7 iş gününü bulabilmektedir (Airbnb, 2022).

Geleneksel otel işletmeciliği ile Airbnb'nin işletme modelinin arasında farklar vardır. Bu farkların en önemlilerinden birisi, daha önce bahsedildiği gibi, müşteriler ile sağlayıcılar arasındaki kurulan iletişimin ekonomi türlerine göre farklılaşmasıdır. Geleneksel otel yönetiminde, otel sahipleri ile müşteriler arasında iletişim kurulabilmesi, paylaşım ekonomisinde bu durumun yaşanabilme ihtimaline göre daha düşüktür denilebilir. Bunun yerine otellerde, muhatap olarak personeller çalışsa da direkt mülk sahibi ile iletişim kurulabilme konusu, müşteriler tarafından daha avantajlı olabilmektedir. Ancak, geleneksel otel işletmelerinin, müşteriler tarafından algılanan güven riski konusunda daha avantajlı olduğundan da söz edilebilir.

Gelenek otel yönetimi ile Airbnb hizmetinin farklılaştığı yer, ev sahibi ile iletişim kolaylığı ve algılanan riskler ile sınırlı değildir. Geleneksel otel yönetiminde, işletme sahipleri konuklarının oda olanaklarına daha çok önem verirken, Airbnb platformundaki sağlayıcılar yerel etkileşimlere ve deneyimlere daha çok önem vermektedir (Belarmino vd., 2019). Ayrıca 630 kişi üzerinde yapılan bir çalışma ile Airbnb'nin huzur, yerellik ve kişiselleştirme konularında geleneksel otelleri geride bıraktığı bulgularına ulaşılmıştır (Mody, Suess ve Lehto, 2017). Airbnb yalnızca misafirler açısından değil, ev sahipleri açısından da yenilikler getirmektedir. Airbnb'deki ev sahipleri, evleri veya odaları rezervasyon yapıldıktan sonra, rezervasyonu yapan konuk bilgilerine dayanarak ev, oda rezervasyonları iptal edebilmektedir. Bir başka deyişle, ev sahipleri, daha iyi bir müşteri deneyimi sağlayabilmek adına kime hizmet edeceğini seçebilmektedir. Böylelikle ev sahipleri, derecelendirme puanlarını daha yukarı çekebilme, beraberinde müşterilerin olumlu bir ağızdan ağıza pazarlama yapmalarına yol açabilmektedir. Ayrıca geleneksel oteller ile Airbnb vasıtasıyla konaklamalarını gerçekleştiren misafirlerinin kiraladıkları odalara, banyolara karşı bakış açıları farklılaşabilmektedir. Geleneksel otellerde kalan konuklar, oda veya banyoyu yabancılarla nadiren paylaştıklarından, kişisel alanlar misafirler için bir endişe kaynağı değildir; P2P ekonomi modeliyle konaklama yapan müşteriler için ise bu alanların etkisi, misafirlerin memnuniyeti konusunda önemli bir paya sahiptir (Zhu, Cheng ve Wong, 2019). Geleneksel otel yönetimi ile P2P servis sağlayan Airbnb arasındaki bir diğer fark, fiyat faktöründen kaynaklanmaktadır. Ancak her ne kadar konuklar tarafından düşük maliyetli seçenekler tercih edilse de ve Airbnb gibi P2P servislerdeki düşük maliyetler temel bir kriter olarak algılsa da (Guttentag D. vd., 2018) geleneksel oteller ile Airbnb platformundaki fiyat-derecelendirme arasındaki ilişki benzerlik göstermektedir. Otel kalitesinin bir göstergesi olan fiyat faktörünün, müşteri memnuniyetini olumlu yönde etkilemesi, bir başka deyişle, fiyatlar ile konuklar tarafından yapılan derecelendirmeler arasında doğru bir orantının olması durumu Airbnb'de de benzerlik göstermekte, daha yüksek bir konaklama fiyatları, Airbnb'de artan derecelendirme puanlarıyla ilişkili olmaktadır (Radojevic, Stanic ve Stanic, 2017; Wang ve Nicolau, 2017)

Airbnb deneyimlerden yola çıkıldığında görülmektedir ki Airbnb kullanıcıları özellikle, mağazalardan ve konumdan memnun, ancak park yeri veya banyolardan memnun değildir. Otel konaklama deneyimine kıyasla Airbnb kullanıcıları, Airbnb'deki kiraladıkları evlerin, odaların konumuyla ve çevresindekilerle daha fazla ilgilenmektedir.

Mülk şehir merkezine, mağazalara ve ulaşım olanaklarına yürüme mesafesindeyse, müşterilerin olumlu deneyimler paylaşması daha olası bir durumdur. Aksine, otellerin otopark olanaklarından farklı olarak Airbnb evlerinde park etme olanakları daha kısıtlıdır ve bu konunun oluşturabileceği stresli durumlar doğrudan düşük müşteri memnuniyetine yol açabilmektedir. Aynı şekilde, Airbnb evlerinde ev sahipleri tarafından profesyonel temizlik hizmetleri her zaman garanti edilmediğinden, banyo temizliği başta olmak üzere ‘temizlik’ konusu müşteriler açısından ciddi sorunlar oluşturabilmektedir. Airbnb ve geleneksel oteller için yapılan müşteri değerlendirmelerindeki bir diğer fark, ev sahibi-misafir ilişkisinin rolünden kaynaklanmaktadır. Misafirlerin sorularını yanıtlayabilen yardımsever ve arkadaş canlısı ev sahipleri, müşterilerin genel deneyimlerini geliştirmektedir. Otel personeli ve konuklar arasındaki ilişkiden farklı olarak, Airbnb ev sahiplerinin daha duyarlı ve kişisel yardım sunması beklenen bir durumdur. Ek olarak, Airbnb ev sahipleri misafirleri için güvenli ve sessiz bir ortam sağlamalı ve müşteri memnuniyetini artırmak için Airbnb mülkünde, misafirlerinin hoşlanacakları bir ortam oluşturmalarıdır (Thomsen ve Jeong, 2020).

İnterneti yaygınlaşmasıyla beraber konaklama sektörü, Airbnb vb. paylaşım ekonomisi markalarıyla bir evrim geçirmiştir. Bu evrim, ev sahibi ile misafir arasında basit, rahat ve hızlı bir şekilde, ev sahiplerinin ekstra gelir elde etmesine dayanmaktadır (Sigala, 2017). Airbnb’deki ev sahiplerinin konuklara sundukları konaklama seçenekleri, mülkün tamamından gecelik bir kanepeye kadar değişebilmektedir (Oryzak ve Verma, 2015). Airbnb platformunda gerçekleştirilen bu konaklamalar, karşılıklı olarak değerlendirilebilmektedir. Airbnb platformunda, kullanıcıların konaklamadan sonra bir ev sahibine veya misafire metin yorumu yapmasına izin verilir. Bu yorumlar, ödeme tarihinden itibaren 14 gün geçene kadar veya her iki taraf da birbirleri için incelemelerini tamamlamadan platformda görünmez (Lee, 2020).

Çevrimiçi derecelendirmeler, Airbnb'nin kullanıcı rezervasyon kararını daha etkilemekte ve ev sahibinin profillerin silinmez bir parçası haline gelmektedir. Ev sahibi açısından misafirler tarafından yapılan yorumların değeri, konaklama konusunda karar vermekte olan misafirlerin düşüncelerini etkileme konusu adına oldukça önemlidir. Ev sahipleri için yapılan yorumların bir diğer önemi de ‘süper ev sahibi’ olabilme durumudur. Yapılan çalışmalar, ‘süper ev sahibi’ rozetine sahip bir konaklama yerinin, inceleme ve daha yüksek puan alma olasılığının daha yüksek olduğunu ve misafirlerin süper ev sahibinin sergilediği evlerde kalma, bu evlere için harcama yapma konusunda daha fazla istekli

olduğunu göstermektedir (Liang vd., 2017). Süper ev sahibi rozeti her üç ayda bir, on iki aylık performansa göre, Airbnb tarafından otomatik olarak değerlendirilir ve ev sahiplerinin süper ev sahibi rozetini almak yahut mevcut rozetini elinde tutmak için aşağıda bahsedilen koşulları yerine getirmesi gerekir:

- a. Toplamdaki gece sayısının minimum yüz olan on seyahat ve üç rezervasyonun tamamlanmış olması,
- b. Misafirlere geri dönüşlerde minimum %90 cevap oranının yakalanması,
- c. Rezervasyon iptallerindeki oranının (Airbnb hafifletici sebepler prosedürleri durumundakiler hariç) %1 üzerinde olmamasının korunması,
- d. 4,8 ve üzeri ortalama yıldız derecelendirme skorunun sağlanması gerekmektedir (Airbnb, 2022).

Airbnb kullanıcılarının %72'si kaldıkları yerler için en az bir yorum yapmaktadır. Yapılan tüm yorumların %94'ü ise 4-5 yıldız arasındadır (Fradkin vd., 2015). TripAdvisor ve Expedia gibi diğer büyük seyahat platformlarından inceleme açısından farklı olan Airbnb, bireysel incelemelerle ilişkili yıldız derecelendirmelerini yayınlamaz. Ancak Airbnb, toplam inceleme sayısı ve ortalama puanlar dahil olmak üzere her bir ilan için özet istatistikleri belirgin bir şekilde göstermektedir (Zervas, Proserpio ve Byers, 2021). Airbnb'nin kullanıcılar tarafından verilen yıldız puanlarının yayımlamak yerine yalnızca evlerin ortalama yıldız puanını yayımlaması, değerlendirmelerin güvenilirliğinin tartışılmasına yol açabilmektedir. Bu alandaki boşluğun saptanması sonucunda bu çalışmada, kullanıcılar tarafından yapılan yorumlardan yola çıkılarak, her bir yorumun yıldız puanı belirlenmiş ve belirlenen kategoriler göz önünde bulundurularak yorumlardan ortaya çıkartılan yıldız puanları ile her bir ilanının ortalama yıldızı tekrar hesaplanmıştır. Mart 2021 itibarıyla İstanbul ilindeki tüm evler için yapılan bu çalışmayla beraber, Airbnb'deki evlerin değerlendirilmesi konusunda yeni bir öneri sunulmaktadır. Bu öneri sistemiyle beraber, karar verme aşamasında olan tüm müşteriler için, daha şeffaf bir değerlendirme sisteminin tasarlanması amaçlanmış ve böylelikle konaklama sektöründeki paylaşım ekonomisi kullanıcılarına bir karar destek sağlanmıştır. Bu alandaki kullanıcılar, bahsedilen öneri sistemiyle bir bakıma hem tüm yorumları gözden geçirme şansını elde etmiş hem de bu incelemeleri normal yıldız skorlarıyla gördükleri için, inceleme aşamaları oldukça pratik olmuştur. Ayrıca bu çalışmada kategorilerin göz önünde bulundurulması ve belirlenen her bir kategori bakımından ilgili evin ortalama

yıldız puanının da ortaya konulabilmesi ile belirli bir kategoriye daha hassas yaklaşan kullanıcıların karar vermelerine ekstra destek olunmuştur.

Airbnb kullanıcılarının çoğunluğu, tatil amaçlı seyahat edenlerden oluşmaktadır (Thomsen ve Jeong, 2020). Bu doğrultuda, seyahat eden bireylerin, daha önce bulunmadıkları bir ortamda bulunma durumlarının sıklığı söz konusudur. Bu duruma, P2P ticaret modelindeki güven eksikliğinin yaşanabilme durumu ile konaklama sektöründeki risklerin ekonomik risklerden öte bir durumda olmasının eklenmesi, kullanıcılar tarafından algılanan riskleri artırabilmektedir.

Algılanan riskler, bir tüketicinin ürün satın alırken yaşadığı güvensizlik ve belirsizliktir (Yang, Sarathy ve Lee, 2016) ve riskler, paylaşım ekonomisine katılımdaki en büyük engellerden birisidir; bu yüzden, paydaşların güven duyabilmeleri için çevrimiçi değerlendirmelere ihtiyaç duyulmaktadır. (Chang ve Wang, 2018). Çevrimiçi değerlendirmeler, konu konaklama sektörü olduğunda daha önemli olabilmektedir. Çünkü müşteriler, bu sektör için yapılan yorumlara, diğer sektörlerle oranla daha fazla bel bağlamaktadır (Ye vd., 2009). Algılanan riskleri azaltma konusunda Airbnb, platformuna kullanıcıların birbirlerini değerlendirebildikleri bir mekanizma eklemiş, kullanıcıların yorum yapmasına olanak tanımıştır. Airbnb'deki kullanıcılar tarafından yazılan yorumlar, yalnızca güven oluşturmak ve bireyler arasındaki ticareti kolaylaştırmakla kalmaz, aynı zamanda listelemelerin nasıl sıralandığını belirlemeye de yardımcı olurlar; bir başka deyişle, bir P2P platformu olan Airbnb'deki kullanıcı değerlendirmeleri, güven ve evlerin listelenmesinde oldukça kritik bir rol oynamaktadır (Zervas, Proserpio ve Byers, 2021). Artırılan güvenin en önemli rolü, riskleri ve belirsizliği azaltmak ve satın alma eğilimini artırmaktır, bir başka deyişle, çevrimiçi yorumlar güvenilirlik açısından oldukça önemli olduğu için, bu güven durumu ne kadar artarsa satın alma eğilimi de o kadar artacaktır (Chang ve Fang, 2013; Ma ve Lee, 2014).

Airbnb, kullanıcılar tarafından yapılan yorumlarda misillemenin ortadan kaldırılması ve kullanıcılar tarafından yapılan değerlendirmelerin daha şeffaf olmasını sağlamak adına, 2014 Temmuz ayında, iki taraflı yorum sistemine geçmiştir (Fradkin, Grewal ve Holtz, 2020). Airbnb'nin karşılıklı derecelendirme sistemi, Airbnb ev sahiplerinin ve misafirlerin, her ikisi de yorumlarını yayınlamadan birbirlerinin puanlarını göremeyecekleri temelinde çalışır, bu da misilleme tehdidini azaltmaya ve yorumların güvenilirliğini artırmaya yardımcı olmaktadır (Bridges ve Vásquez, 2018).

Karşı taraftaki kullanıcıya yorum yapmadan 14 gün bekleme kavramı, kullanıcıları yorum yapmaya teşvik etmektedir. Konuklar bu süre içinde değerlendirmelerini sunmazlarsa, kalışlarını gözden geçiremezler. Benzer şekilde, ev sahipleri de misafirlerinin sayfalarına yorum yazabilmektedir. Önemlisi, her iki taraf da diğer tarafın incelemesini yalnızca inceleme süresi sona erdikten sonra veya her iki taraf da incelemelerini gönderdikten sonra görüntüleyebilir. Airbnb ayrıca, bir incelemenin yalnızca ilgili yerde kaldığı tescillenmiş bir kullanıcı tarafından yapılabilmesine müsaade ederek platformdaki incelemeleri, herkesin değerlendirme yapabileceği birçok e-ticaret platformundaki incelemelerinden daha güvenilir hale getirmektedir (Alsudais ve Teubner, 2019).

Paylaşım ekonomisi firmalarının öncülerinden olan Airbnb, güvenlik açısından yaptığı girişimlerle, yabancılar arasındaki alışverişi daha güvenilir bir hale getirmeye çalışmakta, Airbnb'deki konuklar, konaklama deneyimlerini belirtmek ve farklı kullanıcıların deneyimlerinden faydalanmak adına yapılan çevrimiçi derecelendirmelere güvenmektedir (Guttentag, 2015). Airbnb platformundaki bir diğer kaynak, ev sahibinin doğrulama bilgileridir. Hatta 2.6.2. Airbnb yorum sistemi, süper ev sahibi rozeti başlığında bahsedildiği gibi, ev sahiplerinin süper ev sahipleri statüsünde olması, misafirlerin süper ev sahiplerinin paylaştıkları evlerde kalma konusunda onları güdülemektedir. Bahsedilen tüm güvenlik unsurlarına ek, Airbnb tarafından kontrol altına alınan bir diğer süreç, ödeme süreçleridir. Airbnb'nin kendi platformuna dahil ettiği ödeme sistemiyle yaşanabilecek ekonomik, dolandırılma problemlerinin önüne geçmeye çalışmaktadır. Öyle ki Airbnb, ödeme sisteminin firmanın büyümesinde anahtar rol oynadığını ifade etmektedir (Petruzzi , Marques ve Sheppard, 2021).

Özetlemek gerekirse, Airbnb bir paylaşım ekonomisi firması olduğu için, her ne kadar bu platformun uyguladığı P2P ticaret modelindeki güvenlik problemlerinin önüne geçmeye çalışsa da P2P ticaretten kaynaklanan risklerin devam etti söylenebilir. Bunun bir sebebi, daha önce bahsedildiği gibi, platformdaki yorumların kritik bilgilere sahip olmasına rağmen her zaman incelenemeyecek kadar uzun olması, yıldız derecelendirmelerinin ise neredeyse her zaman incelenebileceği kadar manipüle edilmeye açık halde olmasından kaynaklanmaktadır. Bununla birlikte, Airbnb kullanıcılarının yaptıkları yorumlar hariç, verdikleri yıldız skorunun gözükmemesi, yalnızca ilgili ev ilanının ortalama yıldız skorunun platformda paylaşılması, ekstra bir güvensizlik durumu oluşturabilmektedir. Airbnb haricinde paylaşım ekonomisindeki bilgi asimetrisinden kurtulmak, karar vermeden önce oluşabilecek senaryoları tahminleyebilmek adına yorumların kategori

ağırlıklarıyla değerlendirilmesinin oldukça önemli olduğu söylenebilir. Literatürde bu alandaki eksikliğin fark edilmesinden ötürü, konaklama sektöründe, paylaşım ekonomisiyle beraber bir değişim sürecine giren tüketici davranışlarının, P2P platformlar vasıtasıyla konaklama ihtiyaçlarını gideren kullanıcıların hangi kategorilere daha fazla önem verdiğinin araştırılması, bu çalışmanın motivasyonlarından biridir. Bu çalışmada, P2P tüketim modeliyle konaklama gerçekleştiren paylaşım ekonomisi kullanıcılarının, hangi kategorilere daha fazla önem verdiği araştırılmıştır. Bununla birlikte, yorumlardaki kritik bilgilerin göz önünde bulundurulması, yıldız derecelendirmesi kadar kolay incelenebilmesi ve buna ek olarak, bir evin değerlendirilmesi aşamasında, literatürden yararlanılarak belirlenen kritik kategorilerin etkilerinin de göz bulundurulmasıyla, yeni bir bütünleşik puanlama sistemi önerilmektedir.

BÖLÜM 2: METİN MADENCİLİĞİ

Artan sosyal medya kullanımları ve günden güne gelişen veri depolama kapasiteleri ile üretilen ve depolanabilen veri miktarını artırmaktadır. Bununla birlikte internetin oldukça hızlı bir şekilde kullanımının artması, kullanıcıların fikirlerini, görüşlerini ve önerilerini paylaşımlarına ve aramalarına olanak sağlamaktadır. İnternetin yaygınlaşması ve beraberinde ortaya çıkan sosyal medya platformları da kullanıcıların bireysel olarak paylaşım yapmasına ve sosyal bir ağ oluşturmasına olanak tanırken, aynı zamanda kullanıcıların veri üretmesine sebep olmaktadır. Twitter, Facebook ve Instagram gibi kullanıcılar arasındaki doğrudan ve dolaylı iletişimde önemli rol oynayan platformlar vasıtasıyla (Chandler, Salvador ve Kim, 2018), kullanıcılar sosyal medya platformlarında metin, video, resim ve ses tipinde çok miktarda veri oluşturmak durumunda kalabilmektedir (Kumar, Kar ve Ilavarasan, 2021).

Artan sosyal medya kullanımı ve bu platformlarda biriken veriler, kullanıcılar tarafından erişilebilecek duruma gelmiştir. Veri çekme olarak adlandırılan bu süreçte kullanıcılar veya firma çalışanları, sosyal medyada kullanıcılarının paylaştıkları veriler üzerinden analizler gerçekleştirebilmektedir. Sosyal medyada kullanıcıların paylaştıkları veriler, metin, ses, resim veya video tipinde olabilir. Paylaşılan veri tipi türüne göre gerçekleştirilebilecek çeşitli teknikler mevcuttur; metin veri tipleri üzerinden yapılacak analizlerde metin madenciliği teknikleri uygulanmaktadır. Metin madenciliği, farklı metin kaynaklarından alınan bilgilerin otomatik ayıklamasıyla yeni, önceden bilinmeyen bilgilerin bilgisayar tarafından keşfedilmesi sürecine denilmektedir (Hearst, 2003).

Sosyal mecraların kullanımının ve çevrimiçi paylaşımların artması ve benimsenmesi, bu platformlarda paylaşılan yapılandırılmamış verilerin analiz edilmesine dair geliştirilen mekanizmalar popüler hale gelmiştir (Mutanga ve Abayomi, 2022). Bu mekanizmalardan birisi olan metin madenciliği teknikleri, sosyal medya kullanımının artmasıyla daha popüler bir hale geldi denilebilir. Bu durumun, son yıllarda bu alanda yapılan çalışmaların ve sektörde yapılan araştırmaların artmasına sebep verdiğinden bahsedilebilir. Sosyal medyanın kullanımının artmasıyla yalnızca metin madenciliği kullanımı artmamış, aynı zamanda sosyal medya verileri üzerinden gerçekleştirilen metin madenciliği, firmaların pazarlama stratejilerini etkileyebilmiştir. Pazarlama departmanı, metin madenciliği tekniklerini, özellikle müşteri ilişkileri yönetimi ve iletişimi ile ilgili konular için sosyal medya verileriyle gerçekleştirilen analizleri dikkate almaktadır (Alalwan vd., 2017).

Metin madenciliğinde, metinlerin işlenmesi konusunda birtakım zorluklar bulunmaktadır. Veri madenciliği tekniklerinin uygulandığı sayısal ifadelerden farklı olarak metinlerin doğrudan ölçülebilir bir yapıda olmaması, metin madenciliğinde problemlerine ekstra adımların eklenmesine yol açabilmekte ve tekniklerin uygulanabilirliğini zorlaştırmaktadır. Metin madenciliği, doğası gereği yapılandırılmamış ve bulanık olan metin verilerini içerdiğinden, veri madenciliğine göre daha karmaşık bir süreç üzerinde ilerlemektedir (Tan A. H., 1999). Metinlerin yapılandırılmamış, bir başka deyişle doğrudan ölçümlenebilir bir halde olmamasından ötürü, metin verileri üzerinden analizler gerçekleştirilmesinden önce metinlerin dönüştürülmesi gerekmektedir.

Metinlerin analiz edilmesinde bir diğer karşılaşılan zorluk, aynı formdaki kelimelerin farklı anlamlara gelebilmesi durumudur (Ananiadou, Kell ve Tsujii, 2006). Bir metnin semantiğinin çok önemli olduğu problemlerle karşılaşılabılır, böylesi durumlarda kelimelerin, cümle içerisindeki anlamlarıyla değerlendirildiği dönüştürme işlemlerine ihtiyaç duyulmaktadır ki doğal dil işlemenin ilgilendiği kavramlardan birisi kelimelerin cümle içerisindeki anlamlarıdır. Bu çalışmada, konu modelleme esnasında, özellikle ev özellikleri ve kolaylıkları ile ev sahibi ve servisler kategorisinde, kelimelerin cümle içerisinde anlamlarına, neyi ifade ettiğine ihtiyaç duyulmasından ötürü, doğal dil işleme teknikleri kullanılmıştır.

Metin madenciliğinde karşılaşılan diğer bir problem, metinlerdeki ekler ve metinlerin yanlış yazılma durumlarıdır. Kelimelerin son eklerinin kırılmasına yönelik geliştirilen çeşitli yöntemler vardır. Bu yöntemlerden iki tanesi Gövdeleme (Stemming) ve Sözbirimleştirme'dur. Yapılan incelemeler neticesinde, Sözbirimleştirme ile gerçekleştirilen kelimeleri köklerine indirgeme işlemi, Gövdeleme'ye göre daha başarılı olduğu saptanmıştır. Daha detaylı gözleme yapabilmek adına, örnek olarak çalışılan veri seti üzerinde yapılan Gövdeleme ve Sözbirimleştirme işlemlerinin çıktısına Şekil 1'de yer verilmiştir.

Gövdeleme Örneği		Sözbirimleştirme Örneği	
6	man twist lip	6	man twisted lip
7	adventur blue carbuncl	7	adventure blue carbuncle
8	adventur speckl band	8	adventure speckled band
9	adventur engin thumb	9	adventure engineer thumb
10	adventur nobl bachelor	10	adventure noble bachelor
11	adventur beryl coronet	11	adventure beryl coronet
12	adventur copper beech	12	adventure copper beech

Şekil 1: Gövdeleme ve Sözbirimleştirme Sonuçları

Şekil 1’de sırasıyla Gövdeleme ve Sözbirimleştirme işlemlerinin sonuçlarına ulaşılabilmektedir. Veri seti İngilizce metinlerden oluştuğu için, örnek olarak İngilizce metin verilmiştir. Bahsedilen şekilden örnek olarak gösterilebileceği gibi, ‘adventure’ kelimesi, Gövdeleme işlemi sonrasında yanlış ek kırpma işlemine maruz kalarak sonundaki ‘e’ harfini kaybetmiştir. Ancak Sözbirimleştirme işlemine bakıldığında, ek kırpma aynı kelimenin daha doğru bir işleme tabii tutulduğu görülmektedir. Metin madenciliğinde bir karşılaşılan bir diğer problem olan kelimelerin yanlış veya ünlü harflerine göre eksik yazılması durumunda ise, karşılaşılan bu problemlerle başa çıkabilmek adına, metinler üzerinden normalizasyon çalışmaları yapılmaktadır.

Bu çalışmada metin madenciliği tekniklerinden konu modelleme ve duygu analizi yöntemleri kullanılarak, Airbnb-İstanbul evlerine gelen yorumlar üzerinden analizler gerçekleştirilmiştir. Yapılan analizlerle birlikte, daha önce bahsedildiği gibi P2P konaklama modelindeki yorumların da önemi dikkate alınarak yeni bir derecelendirme önerisi tasarlanmıştır. Tasarlanan derecelendirme sisteminin Airbnb’de listelenen bir evin incelenmesi konusunda kullanıcılara destek sağlaması amaçlanmıştır.

2.1. Konu modelleme

Sosyal medya kullanımının artması, metin madenciliği kullanımının artmasına neden olabilmektedir. Metin madenciliği yöntemleri ile metinlerde gizli olan bilgilerin ortaya çıkarılabileceği birden fazla yöntem vardır. Bu yöntemlerden birisi de konu modelleme yöntemidir.

Konu modelleme, belgeler içerisindeki gizli konuların keşfedilmesi için kurulan, istatistiksel modellerdir (Mutanga ve Abayomi, 2022). Konu modellemede belgeler içerisindeki rastgele karışımlardan meydana gelmiş olan kelime grupları, bir kümeleme problemi olarak kabul edilir ve kelime gruplarının belirlenen konulardan, bir başka deyişle kümelerden en az birine ait olduğu varsayılır (Kanan vd., 2015; Ostrowski, 2015).

Metinleri kategoriler içerisinde belirleme çalışmaları, birçok alanda vardır. Bu alanlardan birisi, bir hayli çalışmayı bünyesinde barındıran konaklama sektörü için yapılmış çalışmalar olduğundan bahsedilebilir. Araştırmacıların bu sektörde faaliyet gösteren otellerin kategorilerini belirlemek için bu zamana kadar yaptıkları birçok çalışma bulunmaktadır. Tuzim ve konaklama sektörü için kategori belirlemeye dair gerçekleştirilen farklı çalışmalarda, farklı kategorilerin önerildiğine rastlanmıştır.

Geleneksel ekonomi anlayışıyla konaklama gerçekleştiren müşteriler açısından, ‘temizlik’, ‘yatağın konforu’, ‘tesislerin durumu’, ‘odanın büyüklüğü’, ‘odanın olanakları’, ‘konum ve erişilebilirlik’, ‘hizmetler’, ‘personel performansı’ ve ‘yiyecek ve içecek kalitesi’ kategorileri kritik bir konumdadır (Gu ve Ryan, 2008; Li, Ye ve Law, 2013; Ren vd., 2016; Radojevic, Stanisic ve Stanic, 2015). Bununla beraber, konaklama sektörü özelinde, geleneksel ekonomi anlayışıyla yönetilen oteller ile paylaşım ekonomisi alanında Airbnb gibi konaklama hizmeti veren P2P değişimlerde, müşteriler tarafından kritik olarak görülen kategoriler benzerlik gösterebilmektedir. Airbnb kullanıcıları, kriterlerini geçmiş otel konaklamalarında tecrübe ettikleri referanslara göre belirlemektedir; burada konaklama gerçekleştiren müşteriler, deneyimlerini değerlendirmek için geleneksel otellerin kriterlerini kullanma eğilimindedir (Cheng ve Jin, 2019).

Airbnb konaklamalarında bir standardın olmaması, bu alanda kategori belirlemek için gerçekleştirilen çalışmaların farklılaşmasına ayrıca yol açabilmektedir. Literatür incelendiğinde, Airbnb evlerinin kategorilerini belirlemek üzere gerçekleştirilen çalışmalar arasındaki farklara ulaşılmıştır. Literatürde Airbnb ile ilgili ‘konum’, ‘ev kolaylıkları’, ‘olanaklar’ ve ‘ev sahibi’, ‘tavsiye edilmesi’, ‘ekonomik fayda’, ‘ucuz fiyat’, ‘temizlik’, ‘otantik deneyim’, ‘ev sahibi-misafir etkileşimi’ kategorileriyle karşılaşılmıştır (Cheng ve Jin, 2019; Guttentag, Smith, 2017; Young, Corsun ve Xie, 2017; Guttentag, 2015; Tussyadiah ve Zach, 2017; Festila ve Müller, 2017). Karşılaşılan Airbnb ve otel kategorileri ile Airbnb müşterilerinin aynı zamanda otel kategorilerini önemseydiği dikkate alınarak, bu çalışmada 7 farklı kategori belirlenmiştir.

2.1.1. Metin Dönüştürme Yöntemleri

Konu modelleme sosyal bilimlerde kendini kanıtlayan önemli bir metin madenciliği tekniğidir (Li ve Lei, 2019). Sosyal medya kullanımıyla beraber artan metin verileri ile birlikte konu modelleme ile sosyal bilimlerde yapılan çalışmalarda artış yaşandığı söylenebilir. Konu modelleme yapılırken, modelin kurulacağı birçok algoritma vardır. Ancak, algoritmaların metin verileri üzerinden kural tabanlı çıkarılması için, öncelikle metinlerin ölçümlenebilir bir formata getirilmesi gerekmektedir. Metinlerin, üzerinde modeller kurulabileceği formata getirilmesinde en çok kullanılan yöntemlerde birisi kelimelerin vektörlere dönüşümüdür. Kelimelerin vektöre dönüşümü birden fazla yöntemle gerçekleştirilebilir. Seçilen yöntemler neticesinde kelimeler üzerinden elde edilen sayısal vektörler ile konu modelleme yapmak adına makine öğrenmesi algoritmaları kullanılabilir. Kelimelerin vektörlere dönüşmesinde frekans tabanlı kelime gösterimi (kelime torbası, terim frekansı ve ters doküman frekansı) veya tahminleme tabanlı kelime gösterimi (doğal dil işleminin bir yöntemi olan Word Embeddings) yöntemleri kullanılabilir.

a. Kelime Torbası

Kelime torbası yöntemi ile her bir satırdaki yorumların, dokümanların kelimeleri birer sütun haline gelmekte, bu işlem tüm satırlar boyunca devam etmektedir. Bir başka deyişle tüm veri içerisindeki farklı kelimelerin tamamından birer sütun oluşturulmaktadır. Daha sonra sütun haline getirilen kelimelerin, satırlarda yer alması durumunda ve kelimelerin geçme sıklığına göre, ilgili satır ve sütun kesişimlerinin sayısına göre birer sayısal değer almaktadır. Daha somut bir ifade ile aktarmak gerekirse, bir satırda geçen ‘Bu ev gerçekten çok kullanışlı’ yorumunun sonrasında, kelime torbası ile yapılan dönüşümde, ‘bu’, ‘ev’, ‘gerçekten’, ‘kullanışlı’ şeklinde dört adet sütun oluşmaktadır. Ardından bu sütunların diğer satırlar ile kesişimlerine bakılır ve sütunların bir satırda geçtiği adet kadar, sütunlar ‘+1’ değer alır. Örneğin sütunlar, meydana geldiği satırlarda en az bir kere geçeceği için ‘1’, daha fazla geçme durumunda ise, geçtiği değer kadar değer almaktadır. Sütunlar, satırlarda her geçtiğinde, sütunların değerleri ‘+1’ olarak güncellenmektedir.

b. Terim Frekansı ve Ters Doküman Frekansı (TF-IDF)

Belgelerin temsil edilmesinde, bir başka deyişle, dokümanların bilgisayar ortamında anlaşılabilir bir formata getirilmesinde kullanılan en yaygın yöntemlerden birisi TF-IDF'dir ve bu yöntem, kelimelerin temsil edilmesi konusunda uzun bir tarihe sahiptir (Uçkan vd., 2019). Literatürde, istenmeyen mesajların filtrelendiği, yapay sinir ağları ile birlikte kullanıldığı, sınıflandırma çalışmalarının olduğu vb. TF-IDF ile yapılmış birçok çalışma vardır ve bu çalışmalarda, özellikle duyuların temsil edildiği kelimelere dikkat edilerek bir ağırlıklandırılma yapılmıştır (Gelemet, Aydın ve Çetinkaya, 2022). Bu çalışmada da sınıflandırma problemleri için TF-IDF yöntemi kullanılmıştır.

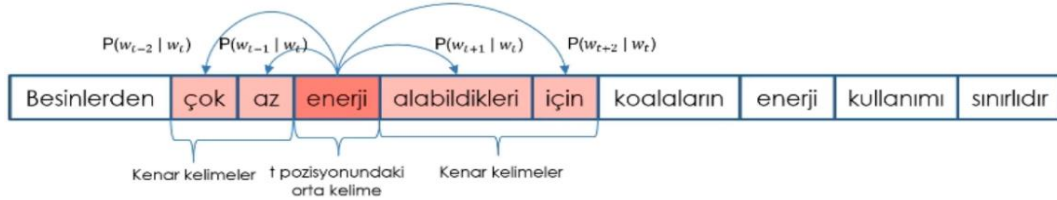
TF bir 't' değerinin toplamının, toplam kelime sayısına bölünmesini ifade eder. Bir başka deyişle, bir kelimenin gözlemlenme frekansının, gözlemdeki toplam kelime sayısına bölünmesidir. Örneğin 8 kelimelik bir yorumda bir kelime 2 kere geçerse, TF değeri $2/8$: 0,25 olmaktadır. TF-IDF'deki IDF değerine ise doküman sayısının, aranan bir kelimenin yer aldığı doküman sayısına bölünmesi ile elde edilen DF değerinin logaritması alınarak ulaşılmaktadır (Durmuş, 2021). Örnek vermek gerekirse, 4 dokümana sahip bir veri setinde aranan bir kelimenin, 3 dokümanda geçmesi durumunda, DF değeri, $4/3$; IDF değeri ise ' $\log_{10}(DF) = 0.125$ ' şeklinde hesaplanmaktadır. TF-IDF'te nihai sonuç ise TF ve IDF değerlerinin çarpımı ile bulunmaktadır.

c. Kelime Gömme – Word Embeddings

Kelime ve dokümanları yoğunluk vektörü gösterimi ile temsil etmenin bir yoludur. Bir kelimenin vektör uzayındaki pozisyonu metinden öğrenilir ve bu kelimenin konumu kendini çevreleyen kelimelere bağlı olduğundan dolayı, kelime ve dokümanlar için bir yoğunluk vektörü oluşturulmaktadır. Word Embedding yöntemi, veri seti için kullanılan corpus ile eğitilebilir ya da halihazırda eğitilmiş olan sözlükler kullanılabilir. Word Embedding yöntemiyle kelime vektörü oluşturmak için kullanılan en modern ve kullanımı yaygın yöntemler Word2Vec, FastText ve GloVe'dur denilebilir. Bu çalışmada Word Embedding temelli yaklaşım için, 175.963 adet yorumdan oluşan veri setinden, Word2Vec teknikleri kullanılarak kelime vektörleri elde edilmiş ve NLP temelli tahminleme gerçekleştirilirken bu kelime vektörleri kullanılmıştır.

Kelimelerin vektör olarak gösterilmesine kelime vektörü, kelime vektörlerinin bir araya gelerek oluşturduğu matrise Word Embedding adı verilir. Bir başka deyişle, model geliştirirken elimizde bir embedding matrisi olur ve bu embedding matrisi içerisinde kelimelerin anlamları, yani kelime vektörleri saklanır. Kelimelerin anlamlarının saklanması, her kelimeye bir vektör denk gelmesi anlamına gelmektedir. Kelime vektörlerinin oluşturulmasında sıkça kullanılan iki yöntem vardır: Skip-Gram, CBOW.

Skip-Gram yönteminde pencere boyutu belirlendikten sonra, birliktelik işlemi bu pencerenin ortasından kalan kelime ile gerçekleştirilmektedir. Orta kelime olacak kelime alınır ve bu kelimenin etrafındaki kelimeler, ortadaki kelimeye göre tahmin edilir. Skip-Gram yöntemiyle gerçekleştirilen işlem örneğine Şekil 2’de yer verilmiştir.

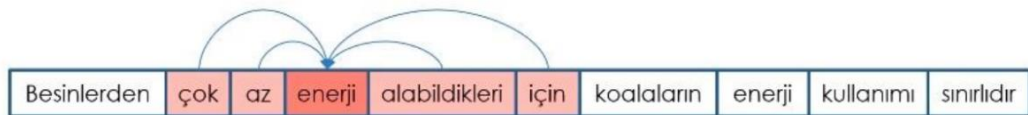


Şekil 2: Skip-Gram Yöntemi

Kaynak: Tuna, R. ve Cebeci, I. (2019, Kasım). *Doğal Dil İşleme A-Z™: (NLP)*. Udeemy: <https://www.udemy.com/course/dogal-dil-isleme/#instructor-1>

Şekil 2 üzerinden ulaşılabileceği gibi, ortadaki ‘enerji’ kelimesine göre, pencere içerisindeki soldaki ‘çok’ ve ‘az’, sağdaki ‘alabildikleri’ ve ‘için’ kelimeleri kelimelerinin bulunma olasılığı hesaplanmaktadır. Enerji kelimesine göre tahmin işlemi bittikten sonra orta kelime ‘alabildikleri’ ile değişmekte ve böylelikle soldaki ‘az’ ve ‘enerji’ ile sağdaki ‘için’ ve ‘koalaların’ kelimelerinden yeni bir pencere elde edilmektedir.

CBOW yönteminde ise, Skip-Gram yönteminin tersi bir durum yer almaktadır. Pencere boyutu belirlendikten sonra ortanca olacak kelime vasıtasıyla pencere içerisindeki diğer kelimeler değil, diğer kelimeler aracılığıyla ortanca kelime tahmin edilmeye çalışılır. CBOW ile gerçekleştirilen işlem örneği Şekil 3’te mevcuttur.



Şekil 3: CBOW Yöntemi

Kaynak: Tuna, R. ve Cebeci, I. (2019, Kasım). *Doğal Dil İşleme A-Z™: (NLP)*. Udeemy: <https://www.udemy.com/course/dogal-dil-isleme/#instructor-1>

Şekil 3 üzerinden ulaşılabileceği gibi, Skip-Gram yönteminin aksine CBOW yönteminde, ortanca kelime, penceredeki diğer kelimelerin varlığıyla tahmin edilmeye, bir başka deyişle, pencere içerisindeki ortanca olmayan kelimeler üzerinden ortanca kelimenin kelime vektörü ortaya çıkartılır. Skip-Gram ve CBOW arasındaki farklar Tablo 2’de gösterilmiştir.

Tablo 2: Skip-Gram ve CBOW Arasındaki Farklar

Skip-Gram	CBOW
Küçük corpuslarda daha başarılıdır.	Eğitimi daha hızlıdır.
Nadir kelimeler daha iyi temsil edilir.	Sık kullanılan kelimeler daha iyi temsil edilir.
Daha yavaştır.	Daha büyük corpuslara ihtiyaç duyar ve nadir kelimeleri temsil etme konusunda sorun oluşturabilir.

Word Embedding yönteminde Skip-Gram veya CBOW yöntemiyle kelime vektörleri elde edilirken, kelimelerin pencere içerisinde bulunduğu konumlara göre iki farklı kelime vektörleri üretilmektedir. Ortaya çıkan kelime vektörlerinden birisi, kelimenin pencere içerisinde ortanca kelime olduğundaki konumuna, diğer vektör ise, kelimenin pencere içerisindeki ortanca kelime olmama durumuna göre üretilmektedir.

2.1.2. Makine Öğrenmesi Algoritmaları

Kelimelerin dönüşümünde olduğu gibi, konu modellemeyi gerçekleştirmek için de birden farklı algoritmalar kullanılabilir. Bu çalışmada kelimelerin vektörlere dönüşmesinde frekans tabanlı kelime gösterimi (kelime torbası, terim frekansı ve ters doküman frekansı) veya tahminleme tabanlı kelime gösterimi teknikleri kullanıldığı daha önceden de bahsedilmişti. Çalışmada frekans tabanlı kelime gösterimi teknikleri uygulandıktan sonra sırasıyla Lojistik Regresyon, Naive Bayes (NB), K-En Yakın Komşu (KNN), Rastgele Orman (RF), Aşırı Gradyan Artırma (XGB); tahminleme tabanlı kelime gösterimi teknikleri uygulandıktan sonra ise Kapılı Yinelemeli Üniteler (GRU) ve Uzun Ömürlü Kısa-Dönem Belleği (LSTM) algoritmaları kullanılmıştır.

2.1.2.1. Lojistik Regresyon

İstatistik modellerden birisi olan lojistik regresyon, bağımlı ve bağımsız değişken arasındaki ilişkiyi ortaya koyan bir sınıflama algoritmasıdır (Nick ve Campbell, 2007). Lojistik regresyon modelinin temeli, 2 ihtimali olan bir olayın sonucunun olasılığına dayanmaktadır. Lojistik regresyon ile hesaplama yapılırken, olayın olma olasılığı, olmama olasılığına bölünür ve böylelikle elde edilen oranla bir sınıflama gerçekleştirilebilmektedir (LaValley, 2008). Sınıflama algoritmalarından birisi olan lojistik regresyon, sınıflama problemlerinin başarılı algoritmalarından birisi olduğu düşünüldüğü için bu çalışmada kullanılmıştır.

2.1.2.2. Naive Bayes

Naive Bayes, olasılık temelli bir modelleme tekniğidir. Bu algorithmada amaç, belirli bir örneğin her bir sınıfa ait olma olasılığının, koşullu olasılık temelli hesaplanmasına dayanmaktadır. Naive Bayes sınıflandırıcıları çok karmaşık algoritmalar olmamasına karşın, basit olmaları ve gerçekleştirilen işlerin gösterilmesi nedeniyle, özellikle sınıflandırma problemleri için kullanımları uygundur (Donnellan vd., 2022). Bu sebepten ötürü Naive Bayes, bu çalışmada kullanılan diğer bir algoritma olmuştur.

2.1.2.3. K-En Yakın Komşu – KNN

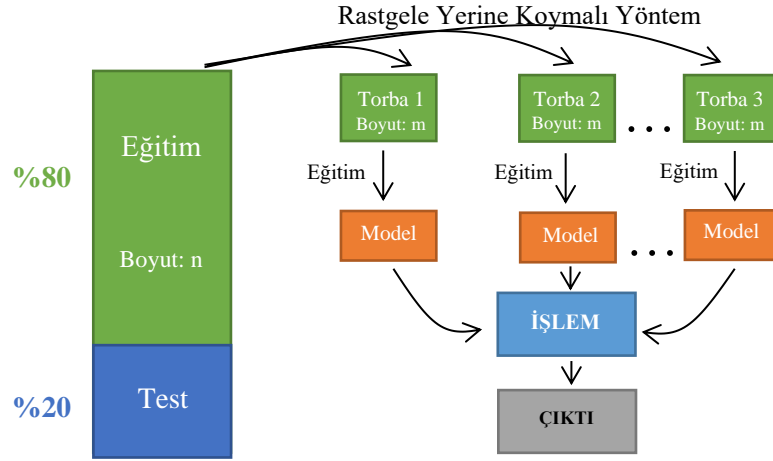
KNN algoritmasında tahminler gözlem benzerliğine göre gerçekleşmektedir. Algorithmaya yeni bir gözlem birimi geldiğinde, bu gözlem biriminin K adet komşusu incelenir ve komşular en fazla hangi sınıfı döndürmüşse, yeni gelen gözlem birimi de o sınıfa dahil edilir. KNN algoritmasının işlem sırası şöyledir:

- ‘K’ komşu sayısı belirlenir,
- Bilinmeyen noktanın diğer tüm noktalar ile arasındaki uzaklığın hesabı yapılır,
- Uzaklıklar sıralanır, belirlenen K sayısına göre, en yakın olan K gözlem seçilir,
- Sonuç olarak, sınıflandırma problemlerinde ise en sık sınıf, regresyon problemlerinde ise ortalama değer tahmin değeri olarak verilir.

Sınıflandırma problemleri için K-en yakın komşu algoritması, en basit ve en yaygın sınıflandırıcılardan biridir (Alfeilat vd., 2019).

2.1.2.4. Rastgele Orman (Random Forests)

RF, en popüler topluluk öğrenme yöntemlerinden biridir ve veri madenciliği ve makine öğrenmesinde çok geniş uygulamalara sahiptir (Chen ve Ishwaran, 2012). RF'nin temeli birden çok karar ağacı tarafından üretilen tahminlere ve bu tahminlerin bir araya getirilerek değerlendirilmesi dayanmaktadır. Uygulama ve kullanımı açısından ideal algoritmalarından birisi olduğu ifade edilebilir ki bu çalışmada tercih edilme sebeplerinden birisi budur. RF, Torbalama (Bagging) ve Rastgele Alt Uzay yöntemlerinin kombinasyonu ile oluşturulmuştur. Torbalama yönteminin çalışma prensibi Şekil 4 üzerinde gösterilmiştir.



Şekil 4: Torbalama Yöntemi

Kaynak: Singh, H. (2019, Mart 3). *Understanding Random Forests*. Medium: https://medium.com/@harshdeepsingh_35448/understanding-random-forests-aa0cceedbbbb

Torbalama yönteminin kilit noktası Bootstrap, yani örneklemelerin rastgele ve yerine koymalı biçimde çekilmesi mantığına dayanmaktadır. Şekil 4 üzerinden anlatmak gerekirse, eğitim setindeki 'n' adet gözlem içerisinde, 'n' gözlem sayısından küçük olacak şekilde, örneklemelerin rastgele ve yerine koymalı biçimde çekilmesi yöntemiyle, 'm' sayıda gözlemler çekilir ve 'm' sayıda olan örneklemeler oluşturulur. Daha sonra oluşturulan 'm' adet gözlem biriminden oluşan her bir örneklem üzerinde modeller kurulur ve sonuçları elde edilir. Torbalama yönteminin son aşamasında, 'm' adet gözleme sahip örneklemeler üzerinden oluşturulan model sonuçları, problem türüne göre çeşitli yöntemlerle bir araya getirilmektedir. RF algoritmasının diğer bir özelliği olan Rastgele Alt Uzay yönteminde ise, bağımsız değişkenler üzerinden rassallığın yakalanması amaçlanmaktadır. RF algoritmasının diğer özellikleri şu şekildedir:

- Ağaçlar için gözlemler Bootstrap rastgele örnek seçimi yöntemiyle, değişkenler Rastgele Alt Uzay yöntemi ile seçilir. Rastgele Alt Uzay yöntemiyle, P adet değişkenin arasından, $K < P$ olacak şekilde K adet değişken seçilir ve oluşturulan ağaçların düğüm noktasındaki karar mekanizmasıyla değişkenler değerlendirilir.
- Karar ağacının her bir düğümünde en iyi dallara ayırıcı (bilgi kazancı) değişken, tüm değişkenler arasında (P), rastgele seçilen daha az sayıdaki değişken (K) arasından seçilir. Bir başka deyişle, P adet değişken içerisinden öncelikle K adet değişken seçilir, daha sonra ayırma işlemi K adet değişkene göre yapılır.
- Ağaç oluşturmada veri setinin 2/3'ü kullanılır. Dışarıda kalan veri, ağaçların performans değerlendirmesi ve değişken öneminin belirlenmesi için kullanılır.
- Her düğüm noktasında rastgele değişken seçimi yapılır. Değişken seçiminde regresyon problemlerinde $p/3$, sınıflamada karekök p esas alınır.
- Nihai tahmin için ağaçlardan tahmin değerleri talep edilirken her bir ağacın daha önce hesaplanan hata oranları göz önüne alınarak ağaçlara ağırlık verilir (Keskin, 2020).

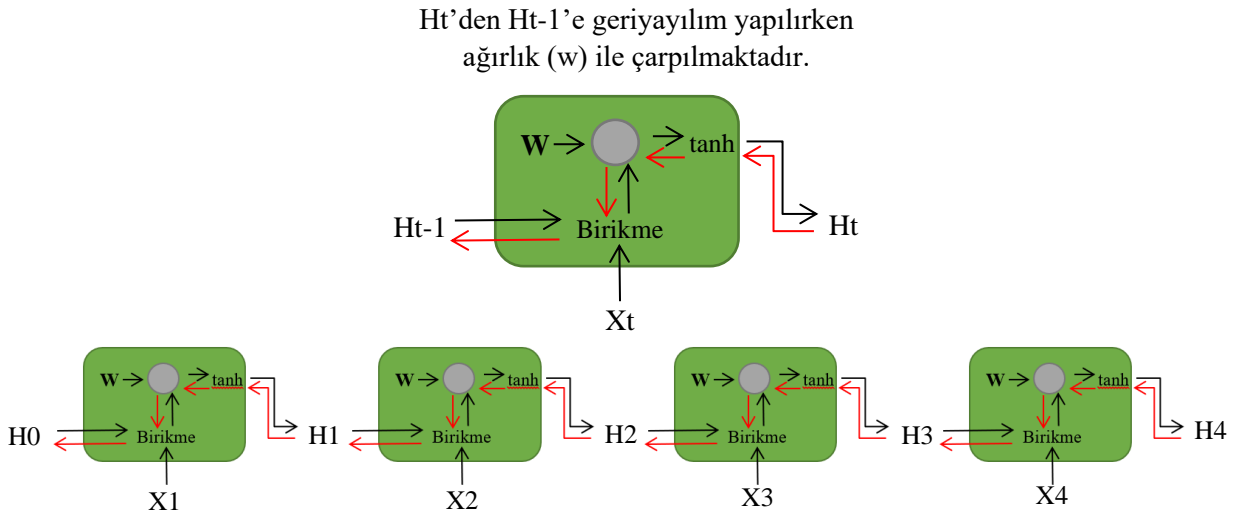
2.1.2.5. Aşırı Gradyan Arttırma (XGBoost)

XGBoost temelini oluşturan arttırma yöntemi genel olarak, zayıf öğrencilerin bir araya gelmesiyle güçlü bir öğrenci ortaya çıkarması fikrine dayanmaktadır; arttırma yönteminin ilk kez hayata geçirildiği algoritma ise AdaBoost algoritmasıdır (Schapire, 1990; Freund ve Schapire, 1997). AdaBoost algoritmasının makine öğrenmesi dünyasını önemli ölçüde etkilediğinden bahsedilebilir. Öyle ki makine öğrenmesi dünyasında AdaBoost algoritmasının bilgi birikimi üzerine inşaa edilen algoritmalar mevcuttur. Bu algoritmalarından birisi Gradyan Arttırma Makineleri (GBM) algoritmasıdır. GBM, AdaBoost'un sınıflandırma ve regresyon problemlerine kolayca uyarlanabilen, genelleştirilmiş versiyonudur. GBM algoritmasında artıklar üzerine tek bir tahminsel model formunda olan modeller serisi kurulmaktadır (Keskin, 2020). Aşırı Gradyan Arttırma (eXtreme Gradient Boosting) ise, GBM algoritmasının hız ve tahmin performansının artırılması amacıyla optimize edilerek, ölçeklenebilir ve farklı platformlara entegre edilebilir hale getirilmesiyle ortaya çıkan bir algoritmadır (Friedman, 2001).

2.1.2.6. Yinelemeli sinir ağırları: LSTM ve GRU

Yinelemeli sinir ağırları (RNN), metin, ses ve video gibi sıralı verilerle ilgili yapılan araştırma alanlarında yaygın olarak benimsenmiş durumdadır (Yu vd., 2019). Basit RNN’de iki adet input değeri vardır. Bu girdilerden ilki, genelde kelimelerden oluşacak olan X girdisidir (X_t), girdilerden ikincisi ise, bir önceki fonksiyonun çıktısı olan gizli katmandır (H_{t-1}). Bahsedilen girdi değerleri birleştirildikten sonra ise ‘ w ’ katsayısı ile çarpılmakta, ardından çıkan sonuç ‘ \tanh ’ aktivasyon fonksiyonundan geçirilerek ortaya, bir sonraki fonksiyon için input değeri olan H_t değeri ortaya çıkarılmaktadır.

Yinelemeli sinir ağlarında, geriye yayılım gerçekleşmezse eğitim tam olarak tamamlanamayacağından dolayı, model gerçek anlamda başarıya ulaşamaz. Bu yüzden işlemlerde geriye gidilmekte, bir başka deyişle geri yayılım yapılmaktadır. RNN ile geliştirilen bir model öğrenin yapısına Şekil 5’te yer verilmiştir.



Şekil 5: RNN ile Geri Yayılım

Kaynak: Or, B. (2020, 01 10). The Exploding and Vanishing Gradients Problem in Time Series. Towards Data Science: <https://towardsdatascience.com/the-exploding-and-vanishing-gradients-problem-in-time-series-6b87d558d22>

Şekil 5 üzerinden ulaşılabileceği gibi, H_t (gizli katman) oluşturulduktan sonra kırmızı oklar ile geri yayılım gösterilmiştir. Geri yayılımdaki sorun, düğümün ‘ w ’ ile çarpıldığı adımda meydana gelmektedir. Matris çarpımının olduğu düğümde geri yayılım uygulandığı zaman, ‘ w ’ matrisinin transpozu ile bir çarpım işlemi gerçekleşmektedir. Bu durum birden fazla katmanın olduğu durumlarda büyük sorunlar oluşturabilmektedir. Bunun sebebi, yine Şekil 5’teki 4 adımlı bir görselden ulaşılabileceği gibi, her aşamada w matrisinin çarpım işlemi devreye girmektedir. Bahsedilen durumdan kaynaklı, gizli

katmanların çok daha fazla olduğu durumlarda gerçekleşen işlemler sonucu iki farklı sorun ile karşılaşmaktadır: Patlama ve yok olma. Patlama ile, 1'den büyük 'w' katsayısının sürekli kendisiyle çarpımından kaynaklı değerlerin inanılmaz boyutta büyümesi, yok olma ile, 'w' katsayısının 0-1 arası olduğu durumlarda, sürekli kendisiyle çarpılması sonucu etkisinin neredeyse yok olduğu ifade edilmektedir. Bahsi geçen RNN sorunlarını çözmek adına LSTM algoritması; son yıllarda ise LSTM'in güncellenmiş versiyonu olan GRU algoritması geliştirilmiştir. LSTM, yinelemeli sinir ağlarında kullanılan oldukça önemli bir algoritmadır. RNN yöntemlerine dayalı sonuçların neredeyse tüm heyecan verici sonuçları LSTM tarafından elde edilmiştir (Yu vd., 2019). LSTM, durum belleği ve çok katmanlı hücre yapısına sahip tekrarlayan bir sinir ağıdır (Smagulova ve James, 2019).

LSTM'in basit RNN'den en büyük farkı, patlama ve yok olma sorunlarına karşı dirençli olması denilebilir. LSTM'de bu farkın oluşabilmesi, yapısındaki farklı kapılardan kaynaklanmaktadır. LSTM, 3 farklı kapı ve bir hücre geçidinden meydana gelmektedir. Hücre geçidi, katmandaki bilgileri taşımakla görevlidir. Kendisine gelen verileri alır ve çıktı katmanına taşır, bir başka deyişle katmanlardaki veri akışı hücre geçidi vasıtasıyla gerçekleştirilmektedir (Akca, 2021). LSTM'de sırasıyla Unutma Kapısı (Forget Gate), Girdi Kapısı (Input Gate) ve Çıktı Kapısı (Output Gate) olacak şekilde 3 kapı bulunmaktadır. Bu üç kapıdan ilki olan unutma kapısında, LSTM ile hangi bilgilerin unutulacağına karar verilir. Unutulacak bilgiler hücre geçidine gelmeden önce sigmoid fonksiyonunda geçirildiği için, sigmoid fonksiyonu ile 0 ile 1 arasında ölçeklenen değer 0'a ne kadar yakınsa o kadar unutulmakta, 1'e ne kadar yakınsa o kadar işlemlerde tutulmaktadır. LSTM'de yer alan ikinci kapıda, yani girdi kapısında ise hücre geçidinde hangi bilgilerin tutulacağına ve güncelleneceğine karar verilmektedir. Bu geçitte iki farklı fonksiyon uygulanmaktadır: sigmoid ve tanh. Sigmoid kullanan geçitte, hangi değerlerin güncellenmesine karar verilirken, tanh kullanılan geçitte, hücre geçidine eklenmeye aday olan yeni değerlerden birer vektör oluşturulmaktadır. Daha sonra bu sigmoid ve tanh fonksiyonlarından geçen değerler birleştirilerek hücre geçidime eklenmektedir. Unutma kapısı ve girdi kapısı işlemlerinden sonra ortaya çıkan değerler, hücre geçidi'ne aktarılırken bir güncelleme işlemi meydana gelmektedir. Bu güncelleme işleminde, unutma kapısından gelen değerler ile bir önceki hücrenin hücre geçidi'nden gelen değerler çarpılır; ardından ortaya çıkan bu yeni değer ile girdi kapısından gelen değerler toplanmaktadır. Güncelleme işlemi tamamlandıktan sonra LSTM'de çıkış kapısı

aşamasına geçilmektedir. LSTM’de çıkış kapısına gönderilen değerler de belirli işleme tabii tutulmaktadır. Bu işlem de üç aşamalı gerçekleştirilmektedir. Öncelikle hücre geçidi’deki değer tanh fonksiyonundan, bir önceki hücreden gelen değer sigmoid fonksiyonunda geçirilir, daha sonra ölçeklendirilen bu iki değer çarpılarak ilgili hücrenin çıktısı, bir sonraki hücrenin girdi değeri olmaktadır. LSTM’de geri yayılım ise, hücre geçidi ve unutmaya kapısı üzerinden gerçekleşir. Unutmaya kapısı değerleri her bir hücre için farklı olacağından ve her adımda farklı değerler ile çarpılma işlemi gerçekleşeceğinden dolayı, patlama veya yok olma problemleri ortadan kalkmaktadır (Tuna ve Cebeci, 2019).

LSTM’nin birçok çeşidi vardır ve en çok kullanılan çeşitlerinden birisi GRU’dur. GRU gerçekleşen işlemlerde, aradaki hücre geçidi kaldırılmış ve yalnızca gizli katmanlar kullanılmıştır. LSTM’de hücre geçidi ve gizli katman yapıları bulunurken, GRU’da bu iki yapı birleştirilerek, yalnızca gizli katman kullanılmaktadır. Hücrelerde hafıza ve hızlı katman için iki ayrı değer oluşturmak yerine sadece gizli katman kullanılmasıyla hücreler daha basit bir yapıya ulaştırılmaktadır (Tuna ve Cebeci, 2019).

Sınıflama problemleri başarı sonuçlarını gösteren doğruluk oranı, bu problemlerin değerlendirilmesinde referans olsa da tek başına yeterli olmadığı söylenebilir. Sınıflama problemlerinde, doğruluk oranı kadar kesinlik (precision), duyarlılık (recall) ve F1 skor değerleri ile karışıklık matrisinin dikkate alınmasının önemli olduğu ifade edilebilir. Karışıklık matrisi ise temelde 4 değerden meydana gelmektedir. Karışıklık matrisi, çalışmadaki veri seti üzerinden örneklendirilerek açıklamalarıyla Şekil 6’da verilmiştir.



Şekil 6: Karışıklık Matrisi

Sınıflama problemlerinde önemli olan diğer sonuçlardan kesinlik, pozitif olarak tahmin edilen değerlerin gerçekte kaç tanesinin pozitif olduğunu, duyarlılık ise pozitif olarak tahmin edilmesi gereken bu değerlerden kaçının pozitif olarak tahmin edildiğini ortaya koymaktadır; F1 skoru ise kesinlik ve duyarlılık değerlerinin harmonik ortalamasıdır ki F1 skoru özellikle veri setinin eşit dağılmadığı durumlarda doğruluk skoru yerine kullanılması, doğru model seçimi anlamında önemlidir (Öğündür, 2019).

2.2. Duygu Analizi

Veri kaynaklarının sosyal medya kullanımıyla doğru orantılı olduğundan bahsedilebilir. Sosyal medya kullanımının yaygınlaşması insanların birçok formatta veri paylaşmasına olanak tanımakta, insanların yaptığı paylaşımlar da veri kaynaklarının artmasına yol açabilmektedir. Artan veri kaynakları, birçok analiz tekniklerinin ortaya çıkmasını ve yaygınlaşmasını beraberinde getirebilmektedir. Veri kaynaklarının artması ile verilerin analiz edilmesi amacıyla ortaya çıkan analiz yöntemlerinden birisi de duygu analizidir.

Duygu analizi, insanların fikirlerini, duygularını, değerlendirmelerini ve tutumlarını hem metin verisi üzerinden (Liu, 2012) hem de ses, video ve resim verileri üzerinden analiz edebilen bir tekniktir (Poria vd., 2018). Duygu analizinin, farklı seviyelerle uygulanabilmekte, temelde üç farklı duygu analizi seviyesinin olduğundan söz edilebilmektedir: doküman seviyesi duygu analizi, cümle seviyesi duygu analizi, hedef seviyesi duygu analizidir.

a. Doküman Seviyesi Duygu Analizi

Belge düzeyinde duygu sınıflandırması, bir belgesinin genel olarak duygu polaritesi çıkarmak, bir başka deyişle belgenin genel bir olumlu veya olumsuz görüş aktarıp aktarmadığını belirlemek amacıyla kullanılmaktadır (Zhang, Wang ve Liu, 2018).

b. Cümle Seviyesi Duygu Analizi

Cümle düzeyinde duygu sınıflandırması, verilen tek bir cümlede ifade edilen duyguyu belirlemektir, doküman içerisindeki metinlerin ayrı ayrı cümleye ayrılması ve değerlendirmenin cümle bazında gerçekleştirildiği seviyedir (Liu, 2020). Mevcut derin öğrenme modellerinde cümlenin duygu sınıflandırılması, genellikle olumlu, olumsuz ve nötr olarak tahmin edilen üç kategorili sınıflandırma problemi olarak formüle edilir (Zhang, Wang ve Liu, 2018).

c. Hedef Seviyesi Duygu Analizi

Doküman ve cümle seviyesi duygu analizi sınıflandırmalarından farklı olarak, hedef seviyesi duygu analizi düzeyinde duygu sınıflandırması, bir duygunun her zaman bir hedefi olmasından ötürü, duygu skorları hedef bilgisinden doğrudan etkilenmektedir. Örneğin, ‘ekran çok net ama pil ömrü çok kısa’ cümlesinde, hedef yön ‘ekran’ ise duygu olumludur, ancak hedef yön ‘pil ömrü’ ise olumsuzdur (Zhang, Wang ve Liu, 2018).

Duygu analizi teknikleri birçok sektör özelinde, birçok alanda kullanılsa da konu konaklama sektöründeki müşteri yorumları olduğunda, burada yapılan çalışmaların Twitter ve Amazon gibi çeşitli alanlarda müşterilerin duygularını ölçmek adına yapılan çalışmalara göre yetersizliğinden (Geetha, Singha ve Sinha, 2017) daha önce bahsedilmişti. Konaklama sektöründe yapılan çalışmaların yeterli olmaması, paylaşım ekonomisi alanında, özellikle Türkiye özelinde benzer bir çalışmaya rastlanılmamasından ve yeni bir puanlama sistemi önerilebilmesi adına bu çalışmada duygu analizi teknikleri kullanılmıştır. Çalışmada duygu analizi aşamasında üç farklı yöntem kullanılmıştır: VADER, TextBlob ve BERT.

a. BERT

BERT, büyük miktarda metin üzerinde eğitilmiş, etiketli veri gereksinimle daha az ihtiyaç duyulmasına ve daha iyi performanslarla karşılaşılmasına olanak tanıyan; ayrıca çok daha hızlı eğitilebilen bir makine öğrenmesi tekniğidir (Hoang, Oskar ve Jacobo, 2019). BERT algoritması, Türkçe dahil 70’den fazla dilde kullanılabilir (Urhan, 2020). BERT mevcut en başarılı dil modellerinden birisi olmasından dolayı (Devlin vd., 2018), diğer yöntemler gibi duygu analizi aşamasından kullanılmıştır.

b. TextBlob

Temelinde doğal dil araç takımı (NLTK) kütüphanesinden yararlanılan TextBlob, açık kaynaklı bir NLP kütüphanesidir (Yılmaz ve Yumuşak, 2021). Python’da doğal dil işleme için geliştirilen kütüphanelerden birisi olan TextBlob, verilere hem polarite hem de öznellik puanları atamak için kullanılır. Duygu özelliği, duygu (kutupluluk, öznellik) formunun adlandırılmış bir demetini döndürür. Polarite puanı ise, aralık içinde bir noktada konumlandırılır (Ahuja ve Dubey, 2017). TextBlob ile duygu analizi harici gerçekleştirilebilecek özellikler şu şekildedir:

- Kelimelere ayırma,
- İsim cümlesi çıkarma,
- Metin parçası etiketleme,
- Dil çevirisi ve algılama
- N-gram,
- Yazım düzeltme,
- WordNet entegrasyonu (Bonta, Kumaresh ve Janardhan, 2019).

TextBlob ayrıca cümleleri simgeleştirme, kelime öbeklerini çıkarma, duygu analizi, sınıflandırma ve çeviri gibi temel NLP işleme için basit API'ler sağlayabilmektedir (Laksono vd., 2019).

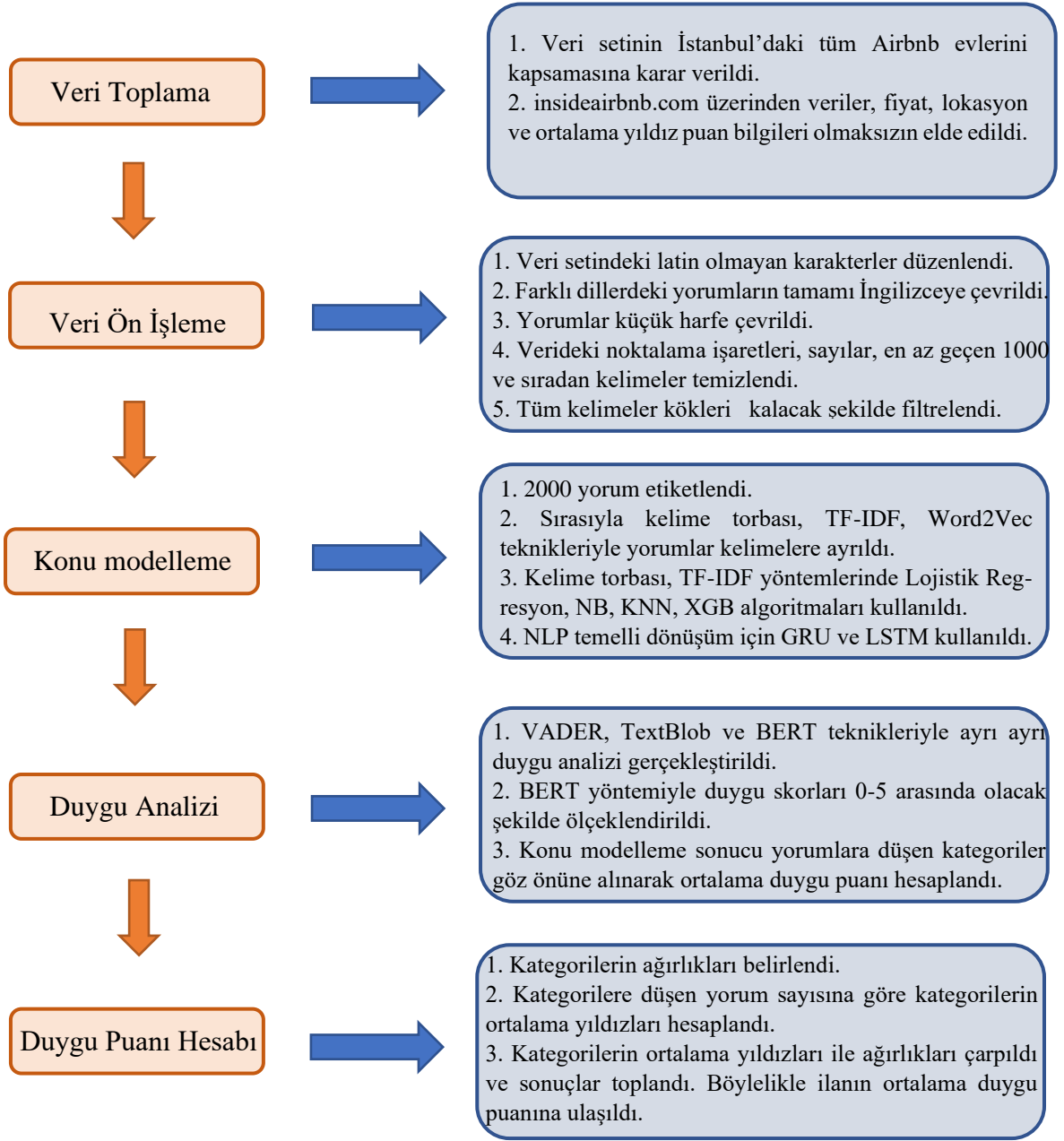
c. VADER

VADER, sosyal medya verilerinden elde edilen duygulara göre standartlaştırılmış, sözlük ve kurallara bağlı bir duygu analizi aracıdır (Bose, Aithal ve Roy, 2021). VADER ile gerçekleştirilen duygu analizleri, halihazırda eğitilmiş olan bir sözlük üzerinden gerçekleştirildiği ve tekrar herhangi bir eğitimin gerektirmediği için, genel olarak makine öğrenme algoritmalarından daha hızlı çalışmaktadır (Hutto, 2014; Hutto ve Gilbert, 2014). VADER'da her metin gövdesi, negatif, nötr, pozitif ve bileşik kutuplara sahip bir duygu puanları vektörü döndürür. Negatif, nötr ve pozitif kutuplar, 0 ile 1 arasında olacak şekilde ölçeklendirilir. Bileşik kutupluluk, -1 (negatif) ve 1 (pozitif) arasında olacak şekilde ölçeklendirilen diğer tüm duyguların toplu bir çıktısı olarak düşünülebilir (Pano ve Kashef, 2020).

Çalışmada duygu analizi gerçekleştirilirken birden fazla hazır sözlük kullanılmış ve bir doğal dil işleme kütüphanesinden yararlanılmıştır. Bu çalışmada, VADER ve BERT algoritmaları için büyük corpuslarla hazırlanmış sözlükler kullanılmış, aynı zamanda Python'da doğal dil işleme amacıyla için geliştirilen ve literatürde sıklıkla tercih edilen TextBlob kütüphanesi kullanılmıştır.

BÖLÜM 3: UYGULAMA

İnsanların bir ürünü satın alırken, o ürünü daha önce satın almış kişilerin yorumlarına ve fikirlerine dikkat edebilirler. Dikkat edilen bu durum, konu konaklama sektörü olunca daha fazla olabilmektedir. Bununla birlikte, daha önce bahsedildiği gibi, paylaşım ekonomisinde barınan risklerin genel olarak, geleneksel ekonomi türüne göre artış gösterebilmektedir. Böylesi bir kombinasyonda, bir başka deyişle, paylaşım ekonomisi altındaki bir platform vasıtasıyla konaklama yapacak tüketicilerin yorumlara, incelemelere bel bağlama durumu daha kritik olabilmektedir. Bu motivasyonla, bu çalışma, paylaşım ekonomisi etkisindeki konaklama sektöründe faaliyet gösteren Airbnb evlerine yapılan yorumlar, konu modelleme ve duygu analizi açısından incelenmiştir. Airbnb, evlerine yapılan kullanıcı yorumlarının yıldız puanını değil, yalnızca evin ortalama yıldız puanını göstermeyi tercih etmektedir. Buradan yola çıkarak, yorumlar incelenirken her bir yorumun içerdiği bilgiler referans alınarak, her bir yorumdan duygu analizi tekniğiyle 0-5 arasında bir derecelendirme puan elde edildi. Bu puanlar elde edilirken yalnızca kullanıcıların yorumları referans alınmadı, aynı zamanda, yine kullanıcıların atıfta bulunduğu kategorilerle, ortaya konulan duygu puanlarına müdahale edilmiştir. Müdahale aşamasında, çalışma için belirlenen yedi kategoriden her birinin etkisi, ağırlıklandırma yöntemiyle düzenlendi. Böylelikle, bir kategorinin bir yoruma etkisi, kategori için belirlenen ağırlık hesaba katılarak gerçekleştirildi. Çalışmayı nihayete erdirmek adına bahsedilen gidişat Şekil 7’de belirtilmiştir.



Şekil 7: Uygulama Yöntemi

3.1. Veri Toplama

Konaklama sektöründe, paylaşım ekonomisi alanında en büyük işletmelerden birisi kuşkusuz Airbnb'dir. Çalışmada bahsedilen motivasyonlardan dolayı, paylaşım ekonomisi etkisindeki konaklama sektörü için yapılacak bu çalışma Airbnb evleri üzerinden ilerletilmiştir. İlgili alanda Türkiye için bu zamana kadar yapılan en büyük çalışmalardan birisinin olması motivasyonu ile beraber, çalışmanın tüm İstanbul evleri üzerinde gerçekleştirilmesi adına, insideairbnb.com üzerinden Airbnb-İstanbul evlerine ait 2021-Mart ayına kadar olan 194.009 yorum elde edilmiştir. Ayrıca İstanbul'un metropol bir kent olmasından ötürü, bu çalışma aynı zamanda tüm dünya genelinde yapılmış kapsamlı Airbnb çalışmalarından birisi haline gelmiştir.

3.2. Veri Ön İşleme

İstanbul'un bir metropol kenti olması, bu kente yapılan ziyaretlerin dünya çapında olması anlamı gelebilmektedir. Dolayısıyla, Airbnb-İstanbul evlerini ziyaret eden, dünya çapında birçok farklı vatandaş olmuştur. Farklı kültürden, farklı dilleri konuşan bu insanlar, Airbnb-İstanbul evlerine kendi dilleri üzerinden yorum yapabilmektedir. Insideairbnb.com vasıtasıyla edinilen Airbnb-İstanbul yorumlarında, oldukça farklı dillerden yapılan incelemelerle karşılaşmıştır. Öyle ki, Latin Alfabesi kullanmayan birçok yorum bu duruma dahildir ve böylesi yorumlar, yapıldıkları dillerin orijinal karakterleri ile değil oldukça karmaşık bir yapıda gözükmektedir. Bu karışık yapının düzeltilebilmesi adına, Latin Alfabesi ile yapılmamış yorumlar, kaynağına giderek saptamış ve daha sonra, Google Translate vasıtasıyla direkt İngilizceye çevrilerek veri seti üzerinden değiştirilmiştir. Ardından, Latin Alfabesi ile İngilizce harici yapılan diğer yorumlar da Google Translate vasıtasıyla otomatik olarak algılanarak yine İngilizcesi ile değiştirilmiştir. Otomatik olarak algılama aşamasında, Google E-Tablolar'dan yararlanılmıştır. Veri setinin boyutu, özellikleri yorumların uzunluğundan kaynaklı büyük olduğu için, bu aşamada veri seti dört parçaya bölünmüş ve bir parçadaki yorumlar otomatik saptanarak İngilizce diline çevrilmiştir. Veri setindeki yorumların İngilizce diline çevrilmesinden sonra, Airbnb-İstanbul evlerine yapılan yorumlar incelenmeye başlanmıştır. Yapılan incelemeler neticesinde, en az üç yorum gelmeyen evler tespit edilmiş ve çıkartılmıştır. Veri seti Python ortamına yüklenmeden önceki son veri ön işleme adımında ise, elde edilen verideki bire bir aynı satırlar (çoklayan satırlar) tespit edilmiş ve bu satırlar birer defa yazdırılacak şekilde düzenleme yapılmıştır.

Veri setinin Python ortamına yüklenmesinden sonra ilk olarak gerekli kütüphaneler çalışma alanına dahil edilmiş, ardından Python ortamındaki veri ön işleme adımına geçilmiştir. Python’da gerçekleştirilen ön işleme adımları sırasıyla büyük küçük harf dönüşü, noktalama işaretlerinin kaldırılması, sayıların temizlenmesi, en az geçen 1000 kelimenin veri setinden çıkarılması, kelimelerdeki eklerin kaldırılması ve sıradan kelimelerin silinmesi şeklindedir. Bahsi geçen işlemlerin Python programlama dili üzerinden gerçekleştirilebilmesi adına yazılan kodlar Şekil 8-13 arasında gösterilmiştir.

```
#BÜYÜK KÜÇÜK HARF DÖNÜŞÜMÜ

(data['comments_english'] = data['comments_english'].
  apply(lambda x: ' '.join(i.lower() for i in x.split())))
```

Şekil 8: Büyük Küçük Harf Dönüşümü

```
#NOKTALAMA İŞARETLERİNİN SİLİNMESİ

data['comments_english'] = data['comments_english'].str.replace('[^\w\s]', '')
```

Şekil 9: Noktalama İşaretlerinin Temizlenmesi

```
#SAYILARIN SİLİNMESİ

data['comments_english'] = data['comments_english'].str.replace('\d', '')
```

Şekil 10: Sayıların Silinmesi

```
# SEYREK İFADELERİN (sondan 1000 elamanın) SİLİNMESİ

silinecekler = pd.Series(' '.join(data['comments_english']).split()).value_counts()[-1000:]
(data['comments_english'] = data['comments_english']
  .apply(lambda x: ' '.join(i for i in x.split() if i not in silinecekler)))
```

Şekil 11: Seyrek İfadelerin Kaldırılması

```
# LEMMATİZATON - SUFFIX'LERİN (son ekler) SİLİNMESİ

from textblob import Word
nltk.download('wordnet')
(data['comments_english'] = data['comments_english'].
  apply(lambda x: ' '.join([Word(i).lemmatize() for i in x.split()])))
```

Şekil 12: Son Eklerin Temizlenmesi

```
#STOPWORDS'LERİN SİLİNMESİ

nltk.download('stopwords')
sw = stopwords.words('english')
sw = sw + ['u', 'wa']
(data['comments_english'] = data['comments_english'].
  apply(lambda x: ' '.join(i for i in x.split() if i not in sw)))
```

Şekil 13: Sıradan kelimelerin Silinmesi

Veri ön işleme adımları sonrasında veriler Excel ortamına aktarılmış ve rezervasyonların iptali vb. durumlarda Airbnb tarafından otomatik olarak paylaşılan yorumlar, veri ön işleminin son adımı olarak veri setinden çıkarılmıştır. Python öncesi ve sonrası gerçekleştirilen ön işleme adımları sonrasında, veri setinden 175.963 yorum kalmıştır. Gerçekleştirilen ön işleme adımlarıyla beraber yorumlar analize hazır hale getirilmiştir.

3.3. Konu modelleme

Verilere ön işleme aşamasındaki tekniklerin uygulanmasıyla, veri seti konu modelleme için hazır hale getirilmiştir. Kategorilerin oluşturulması aşamasında Airbnb sistemi detaylıca incelenmiş ve konaklama sektöründe, özellikle paylaşım ekonomisi ve Airbnb özelinde yapılan çalışmalar toplanıp bütünleştirilerek, bu makaleler içerisinde yedi farklı kategori çekilmiştir. Airbnb üzerinde gerçekleştirilen incelemeler sonucunda bir kategori belirlenirken, Airbnb, paylaşım ekonomisi ve konaklama sektörü kombinasyonları için çalışmanın başında düşünülen kategorilerin mevcut çalışmalarda rastlanılmasının aksine, ‘tavsiye edilmesi’, ‘ev sahibi ve servisler’ gibi çalışma öncesinde düşünülmemeyen kategoriler de kategori belirleme aşamasında toplanan makalelerde gözlemlenmiş ve çalışmaya dahil edilmiştir. Kategoriler belirlendikten sonra, veri setindeki yorumların bu kategorilerden hangisine veya hangilerine düştüğünün ortaya konulabilmesi adına, makine öğrenmesi tekniklerinden yararlanılmıştır. Bahsedildiği gibi makine öğrenmesi süreçlerinde gerçekleştirilecek işlemler gözetimli öğrenme veya gözetimsiz öğrenme olarak farklılaşmaktadır. Bu çalışmada gözetimli öğrenme yöntemi tercih edilmiştir. Hatırlanacağı üzere gözetimli öğrenme teknikleriyle model oluşturulurken, bağımsız değişkenler ile birlikte modele tahminleme yapacağı bağımlı değişken de verilmektedir. Böylece modellerdeki kural tabanları oluşturulurken, çıktılar bilindiği için öğrenme ve tahminleme tarafındaki başarıların arttığından söz edilir. Gözetimli öğrenme yöntemleri kullanırken modele verilecek bağımlı değişken çıktıları veri setinde mevcut olmadığı için, bu yöntem manuel olarak ilerletilmiştir. Python ortamında veri ön işleme adımlarından geçirilmeden önce, veri setindeki her bir kategoriye en az 500 tane yorum gelecek şekilde bir etiketleme yapılmış, toplamda 2000 yorum manuel olarak etiketlenmiştir. Etiketleme işlemi esnasında bir yorumun içerdiği bilgiler ile kategorilerin istekleri göz önünde bulundurulmuş, yorumun ilgili kategoriden bahsettiği düşünüldüğü zamanlarda kategoriler ‘1’ ile etiketlenmiştir. Manuel olarak etiketlenen bir yorumun örneğine Tablo 3’ten ulaşılabilir.

Tablo 3: Manuel Olarak Etiketlenen Yorum Örnekleri

Türkçe Yorum	Ev Özellikleri ve Kolaylıkları	Konum & Semt	Ev Sahibi ve Servisler	Temizlik	Tavsiye Edilmesi	Ekonomik Fayda	Güvenlik
Arda'nın yeri muhtemelen tüm İstanbul'daki fiyatına göre en iyi manzaraya sahip ve kendisi bizler için fazlasıyla kolaylık sağladı. Kıyıya doğru kısa bir yürüyüş bizi, pahalı arabalı müşterilerin geldiği birkaç popüler kafeye, güzel bir şekilde restore edilmiş yalılara ve en iyi deniz ürünleri restoranlarından bazılarına götürdü. Ev geleneksel, samimi ve güvenli bir mahalle. Şiddetle tavsiye edilir.			1		1	1	1
Gülдер Hanım çok iyi bir ev sahibi ve eve ulaşmadan önce ve sonra çok yardımcı oldu. Kendimizi evimizdeki gibi hissettik. Evin konumu ve manzarası süper, Arnavutköy sahiline yürüyerek 5 dakika. Ayrıca evdeki her şey eksiksiz ve ev çok temiz.	1	1	1	1			
Harika bir ev sahibi, harika bir yer çok temiz ve güvenli şiddetle tavsiye edilir.			1	1	1		1
İstanbul'da Michels'de 6 gün kaldık. Ev iyi bir konumda ve beş kişi için gayet yeterli. Teras gerçekten hoş ve manzara harika. Michel bize anahtarları ve bilgileri vermemizi bekledi. Tüm sorularımıza her zaman sms veya e-posta ile çok hızlı yanıt verdi. Ayrıca havaalanına makul fiyatlı bir taksi rezervasyonu yapmamızı sağladı. Bu evi tavsiye ediyoruz.	1	1	1		1		

Tablo 3 vasıtasıyla gerçekleştirilen etiketleme işlemine dair dört örnek verilmiştir. Verilen örneklerdeki etiketleme işlemlerinden detaylı bir şekilde bahsetmek gerekirse: Verilen ilk örnekteki yorumda bahsi geçen ‘kendisi bizler için fazlasıyla kolaylık sağladı’, ‘şiddetle tavsiye edilir’, ‘tüm İstanbul'daki fiyatına göre en iyi manzaraya sahip’ ve ‘güvenli bir mahalle’ ifadelerinden yola çıkılarak, sırasıyla ‘ev sahibi ve servisler’, ‘tavsiye edilmesi’, ‘ekonomik fayda’, ‘güvenlik’ kategorileri ‘1’ olarak etiketlenmiştir. İkinci örnekteki ‘evdeki her şey eksiksiz’, ‘evin konumu ve manzarası süper, Arnavutköy sahiline yürüyerek 5 dakika’, ‘Gülde Hanım çok iyi bir ev sahibi ve eve ulaşmadan önce ve sonra çok yardımcı oldu’ ve ‘ev çok temiz’ ifadelerinden yola çıkılarak ‘ev özellikleri ve kolaylıkları’, ‘konum & semt’, ‘ev sahibi ve servisler’ ve ‘temizlik’ kategorileri ‘1’ olarak etiketlenmiştir. Üçüncü örnekteki ‘Harika bir ev sahibi’, ‘yer çok temiz’, ‘şiddetle tavsiye edilir’ ve ‘güvenli’ ifadelerinden yola çıkılarak, sırasıyla ‘ev sahibi ve servisler’, ‘temizlik’, ‘tavsiye edilmesi’ ve ‘güvenlik’ kategorileri ‘1’ olarak etiketlenmiştir. Son örnekteki ‘beş kişi için gayet yeterli, teras gerçekten hoş’, ‘ev iyi bir konumda’, ‘Michel bize anahtarları ve bilgileri vermemizi bekledi. Tüm sorularımıza her zaman sms veya e-posta ile çok hızlı yanıt verdi. Ayrıca havaalanına makul fiyatlı bir taksi rezervasyonu yapmamızı sağladı’ ve ‘bu evi tavsiye ediyoruz’ ifadelerinden yola çıkılarak, sırasıyla ‘ev özellikleri ve kolaylıkları’, ‘konum & semt’, ‘ev sahibi ve servisler’ ve ‘tavsiye edilmesi’ kategoriler ‘1’ olarak etiketlenmiştir.

Yorumların içermediği kategoriler, manuel etiketleme döneminde boş bırakılmıştır. Boş bırakılan kategoriler, daha sonra, veri seti Python ortamına konu modelleme yapmak için yüklendiği zaman ‘0’ ile doldurulmuştur. Böylelikle manuel olarak etiketleme esnasında bir yorum, eğer bir kategoriden söz ediyorsa ‘1’, söz etmiyorsa ‘0’ olarak etiketlenmiştir.

Çalışmada konu modellemeyi gerçekleştirebilmek adına, makine öğrenmesinin gözetimli öğrenme tekniklerinden faydalanabilmek için, yorumlar üzerinde etiketleme yapıldığından ve bu amaç doğrultusunda her bir kategoriye en az 500 yorum düşecek şekilde toplam 2000 yorumun etiketlendiğinden bahsedilmiştir. 2000 yorumun etiketlenmesinden sonra her bir kategoriye düşen yorum sayısına Tablo 4 üzerinden ulaşılabılır.

Tablo 4: Manuel Etiketleme Sonrası Kategorilere Düşen Yorum Sayısı

Kategoriler	Kategorilere Düşen Yorum Sayısı
Ev Özellikleri ve Kolaylıkları	1.153
Konum & Semt	1.520
Ev Sahibi ve Servisler	1.358
Temizlik	691
Tavsiye Edilmesi	537
Ekonomik Fayda	531
Güvenlik	565

3.3.1. Kelime Özelliklerinden Edinilen Vektörler

Makine öğrenmesi teknikleriyle konu modelleme yapılırken, gözetim veya gözetimsiz öğrenme tekniklerinin kullanımından doğacak farklar gibi, modelleme kurulurken her bir kategori için farklı algoritmalar denenebilir yahut tüm kategoriler için tek bir model kurularak işlemler daha kısa bir süreç içerisinde tamamlanabilir. Tüm kategoriler için tek bir algorithmadan yararlanılarak modelin kurulması, zaman açısından daha avantajlı olmasına rağmen, her bir kategori için farklı algoritmaların kullanılması ve bu algoritmaların başarılarına göre tercih yapılabilmesi durumunun tahmin başarısını artıracığından söz edilebilir.

Çalışmada konu modelleme aşamasında, her bir kategori için farklı algoritmalar denenmiştir. Böylelikle, tüm kategorilerin ayrı ayrı tahmin başarısı ve çarpaz doğrulaması yapılmış hata skorları elde edilebilmiş, kategoriler için en başarılı sonucu döndüren algoritmalar tercih edilmiştir. Metinler üzerinden gerçekleştirilen makine öğrenmesi aşamasında, kurulacak modelin metinler üzerinden kural tabanlı çıkarabilmesi adına, metinlerin ölçümlenebilir bir hale getirilmesi, bir başka deyişle, metinleri nümerik olarak temsil edebilmek için, metinlerden bazı bilgilerin çıkarılması gerekmektedir.

Öznitelik Mühendisliği (Feature Engineering) olarak adlandırılan bu süreçte, metin içerikli veri setleri üzerinden makine öğrenmesi gerçekleştirilebilmesi için, metinler birer vektör haline getirilmektedir. Metinlerin vektör haline getirilmesi, sahip olduğu karakterlere, kelimelerin yorum içerisinde geçme sıklıklarına, birlikte kullanıldığı kelimelere vb. farklı tekniklere göre yapılabilmektedir.

Bu çalışmada, öznitelik mühendisliği yöntemi olarak, sıklıkla kullanılan ve yine bu çalışmada detaylı bir şekilde bahsedilen kelime torbası, TF-IDF ve Word Embedding (kelime gömme) yöntemlerinin üçü de kullanılmıştır.

Öznitelik mühendisliği için kullanılacak yöntemler belirlendikten sonra, çalışma için kullanılacak algoritmalar seçilmiştir. Çalışmadaki konu modellemenin başarısını artırmak için, bu yöntemle ile kullanılan algoritmalar vasıtasıyla toplamda, yirmi iki farklı kombinasyon denenmiştir. Bir başka deyişle, her bir kategori için yirmi iki farklı tahmin başarısı sonucu elde edecek kadar farklı öznitelik mühendisliği yöntemi ve algoritma birlikteliği uygulanmıştır. Bu uygulamadaki temel amaç, Airbnb-İstanbul evlerine genel olarak yapılan yorumların uzun olmasından gelmektedir. Öyle ki, en az geçen bin kelimenin ve sıradan kelimelerin kaldırılmasından sonra dahi, veri setindeki yorumların ortalama içerdiği kelime sayısı 26,23'tür. Veri setindeki yorumların böylesi uzun olmasından dolayı, tahminleme yaparken başarıyı artırabilmek için birçok farklı kombinasyon denenmiştir.

3.3.1.1. Kelime torbası ve TF-IDF

Kategorileri makine öğrenmesiyle tahminlerken, her bir kategorinin ayrı ayrı değerlendirildiğinden ve tahminleme yapabilmek adına öncelikle yorumların ölçümlenebilir bir hale getirilmesinden, bir başka deyişle öznitelik mühendisliğinden bahsedilmişti. Kelime torbası ve TF-IDF yöntemleri ile özellik çıkarımı yapılırken, veriler öncelikle eğitim ve test verisi olarak ayrılmış ve bir kural tabanı oluşturulmuştur. Ardından, %80'i eğitim, %20'si test veri seti olacak şekilde bölümlenen veri seti, eğitim seti üzerinden oluşturulan bu kural tabanı vasıtasıyla vektörler haline getirilmiş, diğer bir deyişle değişken mühendisi sürecini tamamlamıştır.

Çalışmada kategoriler için makine öğrenmesi teknikleri, kategoriler için ayrı ayrı gerçekleştirilmiştir. Doğal olarak özellik çıkarımı adımında da kategoriler ayrı ayrı değerlendirilmiştir. Kelime torbası ve TF-IDF ile her bir kategorideki kelimelerin vektörleştirilmesiyle, yine kategoriler için ayrı ayrı değerlendirilen veri seti üzerinde makine öğrenmesi teknikleri uygulanabilir bir hale getirilmiştir. Kullanılan kelime vektörü yöntemlerinde, her bir yöntem için, Lojistik Regresyon, Naive Bayes, KNN, Random Forests, XGboost algoritmaları, kategoriler üzerinde tek tek denenmiş ve başarıları gözlemlenmiştir.

3.3.1.2. Kelime G6mme (Word Embedding)

Konu modellemenin ilk y6nteminde, kelimeler kelime torbası ve TF-IDF teknikleriyle vekt6r haline getirilmiř ve bu y6ntemler sonucunda ortaya ıkartılan vekt6rlerle birlikte toplamda, her bir kategori iin ayrı ayrı olacak řekilde beř farklı algoritma denenmiřtir. Daha 6nce bahsedildiĐi gibi, yorumların olduka uzun olmasından 6t6r6, kelime torbası, TF-IDF ve bunlar 6zerinden gerekleřtirilen algoritmalar neticesinde istenen bařarılar elde edilememiřtir. Bařarıların 6zellikle kimi kategorilerde d6ř6k olmasından 6t6r6, kelime torbası ve TF-IDF y6ntemleri ile algoritmalar tekrar, kategorilerdeki etiketlerin eřit olacaĐı řekilde denenmiřtir. Bu y6ntem neticesinde istenen bařarılar yine, 6zellikle ev 6zellikleri ve kolaylıkları ile ev sahibi ve servisler kategorilerinde yakalanamamıřtır. Sonuların, beklenen bařarı oranlarının gerisinde kalmasındaki en b6y6k sebebin, bilhassa ev 6zellikleri ve kolaylıkları ile ev sahibi ve servisler kategorilerindeki ayrıřmasının zorluĐundan kaynaklandıĐı d6ř6n6lmektedir. Bunun sebebi, bu kategorilere d6ř6n yorumların, bir kelimenin varlıĐından ok, kelimelerin semantik anlamlarının 6nem kazanmasından gelmektedir. Konuyu 6rneklendirerek anlatmak gerekirse, temizlik kategorisine d6ř6n bir yorumun, oĐu zaman ‘temiz’, ‘tozlu’ vb. kelimeleri iermesi yeterli olmasına raĐmen, durum bu iki kategori iin farklılařmaktadır. Ev 6zellikleri ve kolaylıkları ile ev sahibi ve servisler kategorileri iin belirli kelimelerin yalnızca yorumun ierisinde olması yeterli olmamakta, kelimelerin semantik anlamları ve birlikte kullanıldıĐı kelimelerle iliřkisi 6nem kazanmaktadır. Bu durumu da bir 6rnek ile anlatmak ve ev 6zellikleri ve kolaylıkları kategorisi iin bir 6rnek vermek gerekirse, normalde ‘balkon’ bir ev 6zelliĐi sayılabilmesine raĐmen, bu kelimenin birlikte kullanıldıĐı kelimeler neticesinde, hangi amalarla kullanıldıĐı, ev 6zellikleri ve kolaylıkları kategorisine ilgili yorumun d6ř6p d6ř6meyeceĐini doĐrudan etkilemektedir. 6rneĐin, ‘evin balkonunun olması, hava almamız aısından olduka iyiydi’ benzeri bir yorumda balkon, evin bir 6zelliĐinden ve evden dıřarı ıkmadan hava alma konusunda kolaylık saĐlamasından bahsettiĐi iin bu yorum, ev 6zellikleri ve kolaylıkları kategorinde belirlenebilmektedir ancak, ‘balkonda olduka kirliydi’ benzeri bir yorumda balkonun bir evin 6zelliĐi olmasından deĐil kirli olmasından bahsedildiĐi iin, bu durumda etiketleme yapılan kategori ev 6zellikleri ve kolaylıkları deĐil, temizlik kategorisi olacaktır. Benzer durum ev sahibi ve servisler kategorisinde de geerlidir, bu kategori iin de bir yorumun etiketlenmesinde 6zellikle kelimelerin varlıĐı deĐil, kelimelerin semantik anlamları, bir bařka deyiřle kelimelerin birlikte kullanımları dikkate

alınmıştır. Özetlemek gerekirse, özellikle bahsedilen kategorilerde gözlemlenen düşük başarıları artırmak ve kelimelerin birlikte kullanımının ön plana çıkarıldığı tekniklerin denenmesi adına, bu çalışmada ayrıca doğal dil işleme teknikleri kullanılmıştır.

Metin veriyle çalışıldığı durumlarda, kelimelerin birlikte kullanımları oldukça önemlidir. Bu durum, veri setindeki yorumların uzunluğunun artmasıyla daha kritik olabilmektedir. Çalışmadaki veri setinde yedi yüz kelimeyi dahi aşan yorumların bulunmasından ve bazı kategorileri için kelimelerin birlikte kullanımının dikkate alınmamasının gerekliliğinden ötürü, kelimelerin birlikteliğiyle beraber değerlendirileceği yeni bir yöntem daha denenmiştir: Word2Vec. Word2Vec, vektör uzayında sözcükleri ifade eden, gözetimsiz ve tahmine dayalı bir modeldir. Word2vec ile milyarlarca kelime içeren veri setleri üzerinde, hızlıca eğitim gerçekleştirip oldukça isabetli olan kelime vektörleri elde edilebilmektedir. Ayrıca, doğal dil işleme tekniklerinin kullanıldığı Word2Vec ile kelimelerin birlikte değerlendirilmesi esastır ki birlikte değerlendirilecek kelime sayısı, Word2Vec'e verilen 'pencere' sayısı ile ayarlanabilmektedir. Pencere sayısı, bir kelimenin birlikte kaç adet kelime ile değerlendirilmesinin belirlendiği bir argümandır. Kelimelerin birlikte değerlendirilmesinin farklılaştığı iki farklı Word2Vec yöntemi vardır: Skip-Gram ve CBOW. Bu çalışmada 5 olarak belirlenen pencere değeri ve Skip-Gram yöntemi kullanılmış, Word2Vec ile dönüştürülen bir kelimenin ('airbnb') örneğine Şekil 14'te yer verilmiştir.

```
array([-0.5900832 , -0.13109131,  0.08090289, -0.24998085,  0.09860299,  
       -0.00191859,  0.01091435,  0.570023  ,  0.03149327,  0.4822112  ,  
       -0.7044648  , -0.29820725,  0.38582703, -0.04721955, -0.11976522,  
       0.3141466  ,  0.7101679  , -0.57856905, -0.19761938,  0.07216059,  
       -0.17753872, -0.13116124,  0.3685066  , -0.4329021  ,  0.23010533,  
       -0.24602705, -0.01876551,  0.13736378, -0.08371999,  0.12545922,  
       0.3345627  ,  0.30679137,  0.27955782, -0.27037084, -0.27583525,  
       0.4648178  ,  0.3103567  , -0.5010128  ,  0.28778508, -0.33872244,  
       0.01266092, -0.01942747, -0.25033563,  0.17071335,  0.2056292  ,  
       0.23669606, -0.14286077,  0.42510033,  0.11399893,  0.3035342  ,  
       0.24434973, -0.12200263, -0.16611859,  0.3557218  ,  0.1520442  ,  
       0.36104324,  0.13055041, -0.0268658  , -0.19800942, -0.17079668,  
       -0.13024096,  0.2572443  ,  0.11817177, -0.45202014, -0.47563785,  
       -0.16484988,  0.46498448,  0.15729803, -0.5179588  ,  0.02103696,  
       0.39576072, -0.14258933,  0.18283  ,  0.05156868,  0.23929206,  
       -0.39643407, -0.26242685,  0.26300883,  0.19944334, -0.02248419,  
       0.26525685,  0.13609017, -0.41819134,  0.4701428  ,  0.18856707,  
       -0.19675836,  0.07363021,  0.2341856  ,  0.30757594, -0.19867912,  
       0.35084668,  0.08546449, -0.0917909  ,  0.26913586,  0.13875249,  
       0.18915829, -0.03983992, -0.18241064, -0.40414345,  0.26269647],  
      dtype=float32)
```

Şekil 14: Word2Vec ile oluşturulan 'airbnb' Kelime Vektörü

Word2Vec yönteminde veri setinde her bir eşsiz kelime için Şekil 14'teki gibi vektörler oluşturulmakta ve metin verileri, üzerinde makine öğrenmesi tekniklerinin uygulanması adına hazır hale getirilmektedir.

Veri setindeki corpus vasıtasıyla, Skip-Gram yöntemiyle oluşturulan Word2Vec kelime yöntemleri ile veri seti, kategorilerin tahmin edilebilmesi anlamında hazır hale getirilmiş ve ardından, doğal dil işleme yöntemlerinden en sık kullanılan ve yüksek başarılar döndürebilen iki algoritma, kategorilerin tahminlenmesinde kullanılmıştır: LSTM ve GRU. LSTM ve GRU, birer RNN algoritmasıdır ve yinelenen yapıları vasıtasıyla yüksek başarı sonuçları döndürebilmektedir. Yinelemeli sinir ağlar algoritmasında, modelin başarısını artırmak adına loss değerini dikkate almak kritiktir. RNN'deki loss değerinin, modelin başarısını değerlendirmede önemli bir ölçüttür ve loss değerini düşürebilmek adına çeşitli optimizasyon algoritmaları mevcuttur. Optimizasyon algoritmaları, hatanın minimize olmasını sağlamak adına, kullanıcılar tarafından belirlenen öğrenme oranı (learnin rate) vasıtasıyla tekrar tekrar kural tabanı çıkararak, hatanın düşmesini sağlamaktadır. Bu çalışmada, loss değerini düşürebilmek adına 'adam' yöntemi tercih edilmiştir. Ayrıca, loss değerinin değerlendirilme yöntemi de yine yinelenmeli sinir ağlarının diğer bir argümanıdır. Bu çalışmada loss değeri MSE yöntemiyle değerlendirilmiştir.

NLP teknikleri ile denenen yöntemlerle birlikte başarıların, özellikle kimi kategorilerde ciddi oranda arttığı gözlemlenmiştir, bir kategori hariç tüm kategoriler için en başarılı sonuçlar NLP teknikleriyle elde edilmiştir. Özetlemek gerekirse bu çalışmada, kelime torbası ve TF-IDF ile metinlerin temsil edilmesinden sonra Lojistik Regresyon, NB, KNN, RF ve XGB algoritmaları; NLP teknikleri kullanılarak kelimelerin Word2Vec + Skip-Gram yöntemiyle dönüştürülmesinden sonra ise GRU ve LSTM algoritmaları kullanılmış ve çalışmada en yüksek başarı oranlarını döndüren yaklaşım tercih edilmiştir.

3.3.2. Kategorilerin Ağırlıklandırılması

Yorumlar için yeni bir derecelendirme sisteminin önerilmesi aşamasında, her bir kategorinin, bir evin ortalama yıldız puanının hesabına bir etkisi olacağından ve bu etkinin her kategori için aynı olmayacağından daha önce bahsedilmişti. Kategorilerin ortalama yıldız puanına etkilerindeki farklar, ağırlıkları üzerinden gerçekleştirilmiştir. Kategorilerin ağırlıklarının belirlenmesi için, kategori başına düşen toplam yorum sayısı ele alınmış ve kategori başına düşen tüm yorum sayısına bölünmüştür. Kategorilerin duygu skorları hesaplanırken ise, bir ev veya odaya yapılan yorumlardan aranan

kategoriye denk gelenleri hesaplanmış ve ilgilenilen kategoriye gelen yorumların hesaplanan yıldız puanlarının ortalaması alınmıştır. Bir evin ortalama yıldız skoru aranırken ise, kategorilerin döndürdükleri yıldız puanları kendi ağırlıklarıyla çarpılmış ve ardından toplanmıştır. Bu hususta, bir ev için belirli bir kategoriye denk gelen yorum yoksa, ilgili kategorinin ortaya çıkarabileceği bir yıldız skoru olmayacağından ötürü, bu durumlarda yorumu olmayan kategoriye, ilgili ilçedeki tüm yorumların kategoriye denk gelen yıldız skorunun ortalaması verilmiştir. Böylelikle hem hesaplanma başarılı bir şekilde gerçekleştirilmiş hem de ortalama bir değer verilirken yalnızca ilgili ilanın bağlı olduğu ilçe göz önünde bulundurulduğundan, ilçedeki pozitif ve negatif yönler yorumun hesaplanması aşamasına dahil edilmiştir. Öte yandan, bir kategorisi boş olan bir ilana, ilgili kategorinin tüm veri setindeki ortalaması verilmemiştir çünkü, böylesi bir durumda, ilanın bağlı olduğu ilçedeki detayların hesaba katılmadığı düşünülmüştür.

Kategorilerin ağırlıklarının belirlenmesi aşamasında yine veri setindeki yorumlar referans olarak alınmıştır. 175.963 adet yorumu barındıran veri setinde, toplam kategorilere düşen yorum sayısı 403.473'tür. Kategorilere düşen yorum sayısının toplam yorum sayısından fazla olmasının sebebi, bir yorumun Tablo 3'te örneklendirildiği gibi, birden fazla kategoriye düşebilme durumundan kaynaklanmaktadır. Her bir kategorinin ağırlıklarının belirlenmesi aşamasında, ilgili kategoriye düşen yorum sayısı, kategorilere düşen toplam yorum sayısına bölünerek elde edilmiştir. Kategorilerin ağırlıklandırılmasına ilişkin detay Tablo 5'te mevcuttur.

Tablo 5: Kategorilerin Ağırlıklandırılması

Kategoriler	Kategorilere Düşen Yorum Sayısı	Kategori Ağırlıkları
Ev Özellikleri ve Kolaylıkları	59.848	0,148
Konum & Semt	120.563	0,298
Ev Sahibi ve Servisler	105.172	0,260
Temizlik	55.514	0,137
Tavsiye Edilmesi	43.898	0,108
Ekonomik Fayda	11.352	0,028
Güvenlik	7.126	0,017
Toplam	403.473	1

Konu modelleme bahsedilen yöntemlerin izlenmesinin ardından tamamlanmış ve çalışmada duygu analizine geçilmiştir.

3.4. Duygu Analizi

Yorumlar ve belirlenen kategoriler üzerinden gerçekleştirilen işlemler sonrasında bu çalışmada duygu analizi gerçekleştirilmiş ve hem her bir yorumun değerlendirilmesi sağlanmış hem de bir ilanın ortalama yıldız skorunun hesaplanması konusunda yeni bir öneri getirilmiştir. Amaç, çeşitli duygu analizi yöntemlerini deneyip başarılı olduğu düşünülen yöntemin ürettiği duygu skorlarını, ölçeklendirerek 0-5 aralığında olacak şekilde duygu puanlarına çevirmek ve sonrasında, her bir yorum için ölçeklendirilen, bir başka deyişle elde edilen 0-5 arası puanlar ile yorumların düştüğü kategorileri çarpıştırmak ve beraberinde kategorilerin ağırlıklarından yola çıkarak her ilan için yeni bir ortalama puanlar elde ederek yeni puan sistemi önermektir. Bu puanlama sisteminde bir evin ortalama yıldızı elde edilebildiği gibi, her bir kategorinin de ortalama yıldızı, çeşitli filtrelemelere göre elde edilebilmektedir. Böylelikle, örneğin bir ilçede ya da belirli fiyat aralığında, istenilen bir kategorinin ortalama yıldızına erişilebilmektedir.

Airbnb’de listelenen konaklama ilanları ortalama yıldız puanlarına sahiptir ancak her bir yorumun yıldız puanı gösterilmemektedir. Çalışmada duygu analizi ile bahsedilen özellik çıkarımları yapılarak her bir yorumun yıldız puanının ortaya konması ile yeni bir ortalama yıldız puanı hesabı önersinin yanında, duygu analizi ve konu modelleme vasıtasıyla evler, ilçeler yahut farklı bağlamlara göre filtrelenen değerlere göre, bir kategorinin ortalama yıldız skoruna da erişilebilmektedir.

Çalışmada duygu skorlarını elde etmek adına gözetimsiz öğrenme kullanılmış olup, duygu analizi için üretilen hazır sözlüklerden yararlanılmıştır. Çalışmada üç farklı gözetimsiz öğrenme yöntemi ile duygu puanı elde edilmiştir:

- a. *TextBlob*,
- b. *VADER*,
- c. *BERT*.

Uygulanan üç yöntemde de duygu skorları -1 ile +1 arasında listelenmiştir. Yapılan analizler ve detaylı incelemeler sonucunda VADER ile döndürülen duygu skorları başarılarının, diğer yöntemlere oranla daha başarısız olduğuna karar kılınmıştır. Bunun sebebi, VADER ile üretilen duygu skorlarının oldukça uç değerler barındırmasından kaynaklanmaktadır. Bununla birlikte uygulanan diğer iki yöntem kıyaslandığında, benzer sonuçların üretildiği gözlemlense de gözetimsiz öğrenme alanında barındırdığı sözlükler bakımından başarısından ve oldukça fazla akademik yayında kullanıldığından ötürü

BERT, çalışmada duygu analizinin gerçekleştirildiği yöntem olarak değerlendirilmiştir. Duygu analizi aşamasından yöntem olarak BERT'in seçilmesinden sonra, üretilen -1 ile +1 arasındaki duygu skorları, 0 ile 5 arasında, tam sayı olacak şekilde ölçeklendirilmiş ve duygu puanları elde edilmiştir. Böylelikle her bir yorum için 0 ile 5 arasında ölçeklendirilmiş bir duygu puanı oluşturulmuştur. Duygu puanlarının oluşturulmasında, bir başka deyişle, BERT duygu analizi yönteminin ürettiği -1 ile +1 arasındaki duygu skorlarının 0 ile 5 arasında olacak şekilde ölçeklendirilmesinde, BERT'in hazır bir özelliğinden faydalanılmıştır. Bu aşama için BERT'te model ve kelimelere ayırma yöntemi olarak 'nlptown/bert-base-multilingual-uncased-sentiment' kullanılmıştır. Bu yöntem vasıtasıyla, çalışmada elde edilen -1 ile 1 arasındaki duygu puanları ölçeklendirilerek her bir yorumun 0 ile 5 arasında duygu puanına erişilmiş, bir başka deyişle, kullanıcılar tarafından yapılan değerli yorumlar üzerinden, Airbnb tarafından yayımlanmayan yıldız puanlarına ulaşılmıştır. BERT ile edinilen duygu puanı ve ölçeklendirilmiş duygu puanı ile TextBlob ve VADER duygu puanlarının detaylarına Tablo 6'da yer verilmiştir.

Tablo 6: Duygu Analizi Sonucu

Yorum	BERT Ölçeklendirilmiş Duygu Puanı	BERT Duygu Puanı	TextBlob Duygu Puanı	VADER Duygu Puanı
Korkunç. Umarım kimse oraya gidip parasını boşa harcamaz. Hayatımın en kötü deneyimi.	1	- 0,9740	- 0,7333	- 0,453
Yer nispeten uygun, temizlik cidden kötü. İnce yorgan kullanmak istiyorsanız tozlu bir yorgan bulunuyor. Kirliliğine dayanamazsanız kalın yorgan ile idare etmelisiniz.	2	- 0,4204	- 0,35	- 0,6908
Konum iyi, fiyat/performans oranı iyi, nevresim dolabı temiz, odalardaki lambalar biraz sorunlu.	3	0,4611	0,5888	0,6808
İyi yer ve sessiz, çatı muhteşem. Daire biraz daha küçük görünüyor resimlere göre. Mutfak alanı yemek için biraz eksik olabilir ama genel olarak harika bir daire. İstanbul'un tadını çıkarabilirsiniz.	4	0,7468	0,295	0,9413
Beş yıldızlı mükemmel daire. Her açıdan şık, rahat. Resimlerdeki gibi. Ayrıca sessiz güzel mahalle. Ev sahibi sadece harika. Şiddetle tavsiye edilir.	5	0,9923	0,4728	0,9485

Tablo 6'dan örneklerine ulaşılabildiği gibi veri seti üzerinde olumlu yorumlarda TextBlob, olumsuz yorumlarda ise VADER'in döndürdüğü skorların başarılarını yeterli olduğu düşünülmediği için çalışmadaki duygu analizinde BERT yöntemi kullanılmıştır.

3.5. Önerilen Duygu Puanının Hesaplanması

Yorumlardan yola çıkılarak -1 ile +1 arasında duygu skorlarına ulaşıp, bu duygu skorlarının 0 ile 5 arasında ölçeklendirilmesiyle elde edilen duygu puanları sayesinde, Airbnb evlerine yapılan her bir yorumun yıldız puanı olmaması kısıtının önüne geçilmeye çalışılmıştır. Ayrıca duygu puanları, frekanslarına göre belirlenen kategorilerin ağırlıklarıyla çarpılarak hem ilgili ilanın gerçekteki ortalama yıldız skoruyla karşılaştırma şansı yakalanmış hem de bir ev ya da oda için bahsedilen yedi kategori göz önünde bulundurularak bir puan elde edilmiştir. Kategoriler göz önünde bulundurularak yapılan ortalama duygu puanı hesabına ilişkin örnek bir tablo Tablo 7'de gösterilmiştir.

Tablo 7: Yorumlardan Ölçeklendirilmiş Duygu Puanının Çıkarımı

Yorumlar	Ev Özellikleri ve Kolaylıkları	Konum & Semt	Ev Sahibi ve Servisler	Temizlik	Tavsiye Edilmesi	Ekonomik Fayda	Güvenlik	BERT Duygu Puanı
Yorum 1	1	1	0	0	0	1	0	4
Yorum 2	1	1	1	0	1	0	0	5
Yorum 3	0	1	0	0	0	0	1	4
Yorum 4	1	1	1	0	0	0	0	1
Yorum 5	1	1	1	0	0	1	0	3
Yorum 6	0	1	1	0	0	0	0	5
Yorum 7	0	0	1	0	0	0	0	5
Yorum 8	0	1	1	0	0	0	0	4

Tablo 7, bir Airbnb-İstanbul evine yapılan yorumların incelenme yöntemine ilişkin olarak örnek olarak gösterilmiştir. Bahsedilen tablo üzerinden ulaşılabileceği gibi 'Bert Duygu Puanları' sütunu, her bir yorumun duygu puanlarını içermektedir. Ayrıca ev özellikleri ve kolaylıkları, konum & semt, ev sahibi ve servisler, temizlik, tavsiye edilmesi, ekonomik fayda ve güvenlik kategorilerinde yer alan '1' veya '0' değerleri, ilgili satırdaki yorumun mevcut kategoriye düşüp düşmediği göstermektedir. Tablo 7, örnek olarak gösterilen yorumlar üzerinden ulaşılabileceği gibi bir yorumun birden fazla kategoriye düşüp, aynı zamanda yine birden fazla kategoriye düşmediği durumlar mevcuttur. Tablo 7'de örnek olarak gösterilen ilanın ortalama yıldız hesabı yapılırken bir yorumun bir kategoriye düşme durumu oldukça kritik bir rol oynamaktadır.

Yorumların incelenmesine ilişkin örnek olarak gösterilen Tablo 7'de, yorumların kategorilere düşme durumuna ve yorumlardan elde edilen duygu puanlarına göre, ortalama duygu puanının hesaplanmasına ilişkin bir örnek Tablo 8'de gösterilmiştir.

Tablo 8: Önerilen Derecelendirme Sisteminin Detayı

Kategori Açıklama	Ev Özellikleri ve Kolaylıkları	Konum & Semt	Ev Sahibi ve Servisler	Temizlik	Tavsiye Edilmesi	Ekonomik Fayda	Güvenlik
Kategoriye Düşen Yorum Sayısı	4	7	6	1	1	2	1
Kategorinin Ortalamasının Hesaplanması	$1*4 + 1*5 + 0*4 + 1*1 + 1*3 + 0*5 + 0*5 + 0*4$ Sonuç: 13	$1*4 + 1*5 + 1*4 + 1*1 + 1*3 + 1*5 + 0*5 + 1*4$ Sonuç: 26	$0*4 + 1*5 + 0*4 + 1*1 + 1*3 + 1*5 + 1*5 + 1*4$ Sonuç: 23	$0*4 + 0*5 + 1*4 + 0*1 + 0*3 + 0*5 + *5 + 0*4$ Sonuç: 4	$0*4 + 1*5 + 0*4 + 0*1 + 0*3 + 0*5 + 0*5 + 0*4$ Sonuç: 4	$1*4 + 0*5 + 0*4 + 0*1 + 1*3 + 0*5 + 0*5 + 0*4$ Sonuç: 7	$0*4 + 0*5 + 1*4 + 0*1 + 0*3 + 0*5 + *5 + 0*4$ Sonuç: 4
Kategorinin Ortalama Duygu Puanı	13/4 Sonuç: 3,25	26/7 Sonuç: 3,71	23/6 Sonuç: 3,83	4/1 Sonuç: 4	4/1 Sonuç: 4	7/2 Sonuç: 3,5	4/1 Sonuç: 4
Kategorilerin Ağırlıklarıyla Çarpımı	$3,25 * 0,1483$ Sonuç: 0,4820	$3,71 * 0,2988$ Sonuç: 1,1085	$3,83 * 0,2606$ Sonuç: 0,9983	$4 * 0,1375$ Sonuç: 0,5503	$4 * 0,1088$ Sonuç: 0,4352	$3,5 * 0,0281$ Sonuç: 0,0984	$4 * 0,017$ Sonuç: 0,0706
Genel Ortalama Puan Hesabı	$0,4820 + 1,1085 + 0,9983 + 0,5503 + 0,4352 + 0,0984 + 0,0706$ Sonuç: 3,7437						

Tablo 8’de önerilen puanlama sistemine göre bir ilanın ortalama yıldızının nasıl bulunduđu hesaplanmıřtır. Önerilen derecelendirme sistemine göre öncelikle, bir ilandaki her bir BERT ölçeklendirilmiř duygu puanı, ilgili kategorinin etiketiyle çarpılır. Dođal olarak ilgili kategoriye yorum düşmesi durumunda BERT ölçeklendirilmiř duygu puanı 1 ile çarpılacağından dolayı direkt olarak ilgili kategorinin toplama işlemeine dahil edilir; bir kategoriye yorum düşmediđi durumlarda ise, ölçeklendirilmiř duygu puanı hangi skoru döndürürse döndürsün kategori etiketi 0 olacağından dolayı ilgili kategorinin ortalamasına dahil edilmez. Ölçeklendirilmiř duygu puanı ile kategori etiketlerinin satır bazında çarpılmasının ardından ortaya çıkan sayılar toplanır ve ikinci aşamaya geçilir. İkinci aşamada, bir evin kategorilerine düşen yorum sayıları toplanır. Üçüncü ve kategoriler bazında ortalama yıldızların bulunduđu aşamada, her bir kategorinin birinci aşamasından çıkan sonuç, yani duygu puanlarının kategori etiketleriyle çarpılarak toplandıđı sonuç ile kategorilere düşen yorum sayısının birbirine bölünür, kategoriler bazında ortalama yıldız puanını ulaşılır. Bir evin kategoriler bazındaki yıldız puanı hesabından sonra, evin tamamı için ortalama yıldızının hesaplanması ise, önerilen puanlama sisteminin 4. ve son aşamasıdır. Bu adımda, kategorilerin ortalama yıldız puanları, kategorilerin ağırlıklarıyla çarpılır ve bu çarpımların sonucu toplanarak, önerilen derecelendirme sistemine göre bir evin ortalama yıldız skoruna ulaşılır.

Tablo 8 üzerinden gözlemlenebilen kategorilerin etkisinde ayrıca, tüm kategorilerin ağırlıklarının aynı olmadığına ve kategorilerin etkisinin, ortalama puan hesaplamasını doğrudan deđiřtirebildiđi gözlemlenebilir. Kategorilerin etkilerini göz etmeden bir hesap gerçekleştirilseydi, tüm duygu puanlarını yalnızca yorum sayısına bölünecekti. Bu hesabın sonucunda ortaya çıkan 3,875, kategorilerin etkisiyle hesaplanan 3,743714 ortalama skorundan daha yüksek çıkmıřtır çünkü, Airbnb kullanıcılarının daha çok önem verdiđi ile daha az önem verdiđi kategorilerin farkı göz edilmemiřtir. Bu çalışmada önerilen yeni puanlama sistemiyle beraber, Airbnb kullanıcılarının en çok bahsettiđi kategoriden en az bahsettiđi kategoriye göre, kategoriler ağırlıklandırılmıř ve neticesinde, ortalama bir puan döndürürken kategorilerin ağırlıklarının etkisi kullanılmıřtır.

Kategorilerin etkisiyle beraber ortalama duygu puanı hesaplanırken, bir ilan için bir kategoriden hiç bahsedilmeme durumu, hesaplanmayı bozmaktadır. Bu durumun düzeltilmesi adına, bir ilanda belirli bir kategoriye gelen yorumun olmadığı durumlarda kategori, bađlı olduđu ilçenin ilgili kategori ortalamasına göre doldurulmuřtur. Örnek verilmesi gerekirse, Beyođlu ilçesinde bir evin ‘ev özellikleri ve

kolaylıkları' kategorisine bir yorumun düşmediği zamanlarda, bu kategori yine, Beyoğlu ilçesinin 'ev özellikleri ve kolaylıkları' kategorisinin ortalaması ile doldurulmuştur. Bu bir işlem neticesinde, hem bir veya daha fazla kategorisi boş olan ev ilanları için ortalama duygu puanları üretilebilmiş hem de ilgili evin bağlı olduğu ilçenin özelliklerinin korunması amaçlanmıştır. Boş olan kategorilerin doldurulması işlemi, tüm veri setindeki ilgili kategorinin ortalamasıyla vasıtasıyla da gerçekleştirilebilirdi anca böylesi bir durumda, ilçelerin olumlu ve olumsuz özellikleri göz ardı edilebilirdi. Bu sebepten ötürü çalışmada kategorilerin etkileriyle birlikte ortalama duygu puanı hesaplarken, boş olan bir kategori, bulunduğu ilçenin ilgili kategori ortalamasıyla doldurulmuş ve kategorileri boş olduğu durumlarda yapılan hesapların önünde bulunan kısıtın önüne geçilmeye çalışılmıştır.

Bahsedilen tüm kategorilerin ağırlıklarının bulunması, boş olan kategorilerin ilçelerinin ortalamalarına göre doldurulması ve kategorilerin etkisiyle Airbnb-İstanbul evlerin için ortalama duygu puanlarının elde edilmesi işlemleri, veri ön işleme, konu modelleme ve duygu analizi adımlarının gerçekleştirildiği gibi Python ortamında gerçekleştirilmiş ve ardından veri Excel ortamına aktarılmıştır.

BÖLÜM 4: BULGULAR

Çalışmadaki ulaşılan sonuçlar bu başlıkta maddeler, grafikler ve tablolar halinde aktarılmıştır. Bu çalışmanın bulguları, 6868 adet Airbnb-İstanbul evlerine Mart 2021 tarihine kadar yapılan tüm yorumlara dayanmaktadır. Ayrıca bu başlık altında, önerilen yeni puan sistemine dair birçok detay verilmiştir.

4.1. Yorumlara İlişkin Bulgular

Airbnb-İstanbul evlerine yapılan tüm yorumlara dair istatistiki bilgilere Tablo 9 üzerinden ulaşılabilir.

Tablo 9: Yorumlara İlişkin İstatistiki Bilgiler

Açıklama	Sayılar
Bir eve yapılan ortalama yorum sayısı	25,624
En uzun yorumdaki kelime sayısı	598
Tüm yorumlardaki eşsiz geçen kelime sayısı	66471
Tüm yorumlarda geçen toplam kelime sayısı	4.615.928

Ayrıca yorumlarda en sık geçen ilk 10 kelime sırasıyla şöyledir: Apartment (Daire), Place (Yer/Mekan), Great (Mükemmel/Harika), Location (Konum), Stay (Kalma/Kalmak), Host (Ev Sahibi), Clean (Temiz/Temizlik), Nice (Güzel), Good (İyi) ve İstanbul.

4.2. Konu modelleme Başarıları

Airbnb sisteminde her bir evin ortalama yıldız skoru bulunmaktadır. Çalışmada daha önce, kullanıcıların verdikleri yıldızların gözükmemesi ve yorumların zor değerlendirilebilmesi, paylaşım ekonomisi ile gerçekleştirilen P2P konaklamalara duyulan güvensizlik nedenlerinden ötürü yeni bir puanlama sisteminin tasarlandığından bahsedilmiştir. Çalışmada 175.963 yorumun kategori veya kategorilere atamayabilmek adına makine öğrenmesinin gözetimli öğrenme teknikleri kullanılmış, bu sebeple her bir kategoriye en az 500 yorum düşecek şekilde toplamda 2000 yorum etkilemiştir. Etiketleme işlemleri sonrasında, metin verileri üzerinden birden fazla dönüşüm yöntemleri uygulanmış ve her bir dönüşüm yönteminde birden fazla algoritma denenmiştir. Uygulanan bu kombinasyonlara, başarı yüzdelerine ve en başarılı sonucun hangi yöntem ve algoritma birlikteliğinden geldiği Tablo 10-12 arasında gösterilmiştir.

Tablo 10: Kelime Torbası Yöntemi ile Uygulanan Algoritmaların Başarıları

Algoritmalar \ Kategoriler	Lojistik Regresyon	Naive Bayes	KNN	Random Forests	XGBoost
Ev Özellikleri ve Kolaylıkları	0.7240	0.6433	0.5542	0.7546	0.7404
Konum & Semt	0.8019	0.766	0.780	0.7699	0.818
Ev Sahibi ve Servisler	0.778	0.704	0.528	0.780	0.768
Temizlik	0.8180	0.7340	0.714	0.764	0.8620
Tavsiye Edilmesi	0.8619	0.748	0.734	0.7899	0.884
Ekonomik Fayda	0.8940	0.7899	0.820	0.8380	0.898
Güvenlik	0.932	0.778	0.770	0.8560	0.9480
Kelime Dönüştürme Yöntemi	Kelime Torbası				

Metinlerin kelime torbası ile dönüştürülmesi sonrasında, bilhassa kelimelerin ilişkilerinin oldukça önemli olduğu ev özellikleri ve kolaylıkları, ev sahibi ve servisler gibi kategorilerde, tahmin başarısı konusunda beklenen çıktılara ulaşamamıştır.

Tablo 11: TF-IDF Yöntemi ile Uygulanan Algoritmaların Başarıları

Algoritmalar \ Kategoriler	Lojistik Regresyon	Naive Bayes	KNN	Random Forests	XGBoost
Ev Özellikleri ve Kolaylıkları	0.7428	0.6153	0.6627	0.7051	0.7379
Konum & Semt	0.761	0.764	0.770	0.774	0.798
Ev Sahibi ve Servisler	0.726	0.690	0.712	0.762	0.780
Temizlik	0.718	0.674	0.678	0.792	0.868
Tavsiye Edilmesi	0.750	0.742	0.774	0.8280	0.884
Ekonomik Fayda	0.758	0.7460	0.786	0.800	0.908
Güvenlik	0.736	0.726	0.772	0.9359	0.9780
Kelime Dönüştürme Yöntemi	TF-IDF				

Güvenlik kategorisi için en başarılı sonucun buradan gelmesiyle TF-IDF, doğal dil işleme teknikleri harici çalışmada kullanılan bir yöntem olmuştur. TF-IDF ile dönüştürülmüş metinde güvenlik kategorisi için en başarılı sonuç, XGBoost algoritması ile elde edilmiştir.

Tablo 12: Word2Vec Yöntemi ile Uygulanan Algoritmaların Başarıları

Algoritmalar Kategoriler	GRU Accuracy	GRU Loss	LSTM Accuracy	LSTM Loss
Ev Özellikleri ve Kolaylıkları	0.8225	0.1339	0.8136	0.1424
Konum & Semt	0.8525	0.1132	0.8400	0.1255
Ev Sahibi ve Servisler	0.8525	0.1119	0.8250	0.1430
Temizlik	0.9100	0.0777	0.8250	0.1341
Tavsiye Edilmesi	0.9275	0.0613	0.9350	0.0584
Ekonomik Fayda	0.9450	0.0469	0.9250	0.0573
Güvenlik	0.9725	0.0287	0.9650	0.0338
Kelime Dönüştürme Yöntemi	Word2Vec			

Doğal dil işleme başarılarına bakıldığında, net bir şekilde diğer metin dönüştürme yöntemlerinden olumlu anlamda farklılaştığına ulaşılabilmektedir. Özellikle kelimelerin, birlikte kullanıldığı kelimelerle olan ilişkilerinin önemli olduğu ev özellikleri ve kolaylıklar ile ev sahibi ve servisler kategorilerinde, doğal dil işleme teknikleriyle birlikte tahmin başarılarının arttığı görülebilmektedir. Uygulanan tüm yöntemler ve algoritmalar sonucunda en başarılı sonucu döndüren kombinasyon tablolarında (Tablo 11, 12) yeşil arka planla gösterilmiş, ayrıca tüm kategorilerin başarı olduğu yöntem & algoritma birlikteliği Tablo 13 üzerinde gösterilmiştir.

Tablo 13: Kategoriler İçin Uygulanan Yöntem & Algoritma Birlikteliği ve Başarıları

Kategoriler	Metin Dönüştürme Yöntemi	Uygulanan Algoritma	Doğruluk Skoru
Ev Özellikleri ve Kolaylıkları	Word2Vec	GRU	0,8255
Konum & Semt	Word2Vec	GRU	0,8525
Ev Sahibi ve Servisler	Word2Vec	GRU	0,8525
Temizlik	Word2Vec	GRU	0,9100
Tavsiye Edilmesi	Word2Vec	LSTM	0,9350
Ekonomik Fayda	Word2Vec	GRU	0,9460
Güvenlik	TF-IDF	XGBoost	0,9780

Tablo 13 üzerinden tüm kategoriler için ortaya çıkartılmış doğruluk oranlarına ulaşılabilmektedir. Sınıflama problemleri sonuçlarının değerlendirilmesinde doğruluk oranının yanı sıra önemli olan karışıklık matrisinin sonuçlarına ve kesinlik, duyarlılık ve F1 skoru değerlerinin tamamına Tablo 14'te yer verilmiştir.

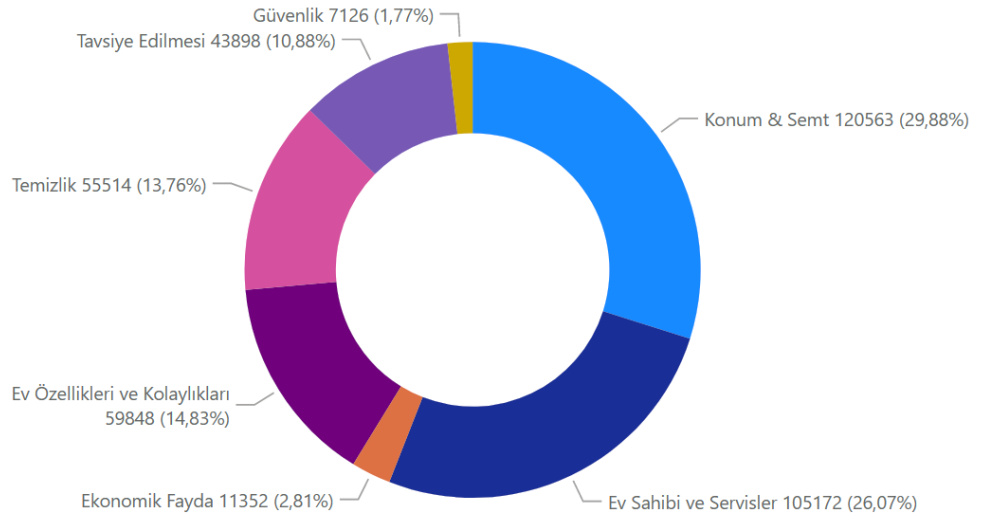
Tablo 14: Kategorilerin Doğruluk, Kesinlik, Duyarlılık ve F1 Skorları

Kategoriler	Ev Özellikleri ve Kolaylıkları	Konum & Semt	Ev sahibi ve Servisler	Temizlik	Tavsiye Edilmesi	Ekonomik Fayda	Güvenlik
Doğru Pozitif	146	54	105	248	285	282	357
Yanlış Pozitif	32	36	46	26	18	6	6
Yanlış Negatif	28	23	13	10	11	16	5
Doğru Negatif	132	287	236	116	86	96	132
Doğruluk Oranı	0,82	0,85	0,85	0,91	0,93	0,95	0,99
0'lar ve 1'ler için Kesinlik Skoru	0,84 ve 0,80	0,70 ve 0,89	0,89 ve 0,84	0,96 ve 0,82	0,96 ve 0,83	0,95 ve 0,94	0,99 ve 0,97
Kesinlik Skorunun Makro ve Ağırlıklandırılmış Ortalaması	0,82 ve 0,82	0,79 ve 0,85	0,86 ve 0,86	0,89 ve 0,92	0,89 ve 0,93	0,94 ve 0,94	0,98 ve 0,99
0'lar ve 1'ler için Duyarlılık Skoru	0,82 ve 0,82	0,60 ve 0,93	0,70 ve 0,95	0,91 ve 0,92	0,94 ve 0,89	0,98 ve 0,86	1,00 ve 0,92
Duyarlılık Skorunun Makro ve Ağırlıklandırılmış Ortalaması	0,82 ve 0,82	0,76 ve 0,85	0,82 ve 0,85	0,91 ve 0,91	0,91 ve 0,93	0,92 ve 0,94	0,96 ve 0,99
0'lar ve 1'ler için F1 Skoru	0,83 ve 0,81	0,65 ve 0,91	0,78 ve 0,89	0,93 ve 0,87	0,95 ve 0,86	0,96 ve 0,90	1,00 ve 0,94
F1 Skorunun Makro ve Ağırlıklandırılmış Ortalaması	0,82 ve 0,82	0,78 ve 0,85	0,83 ve 0,85	0,90 ve 0,91	0,90 ve 0,93	0,93 ve 0,94	0,97 ve 0,99

4.3. Kategorilere İlişkin Bulgular

Çalışma için belirlenen 7 farklı kategori ve bu kategorilere düşen yorum sayıları, önerilen puan sisteminin hesaplanmasına direkt etki etmektedir. Bunun sebebi kategorilerin ağırlıklarının, kategorilere düşen yorum sayısına göre belirlenmesinden gelmektedir.

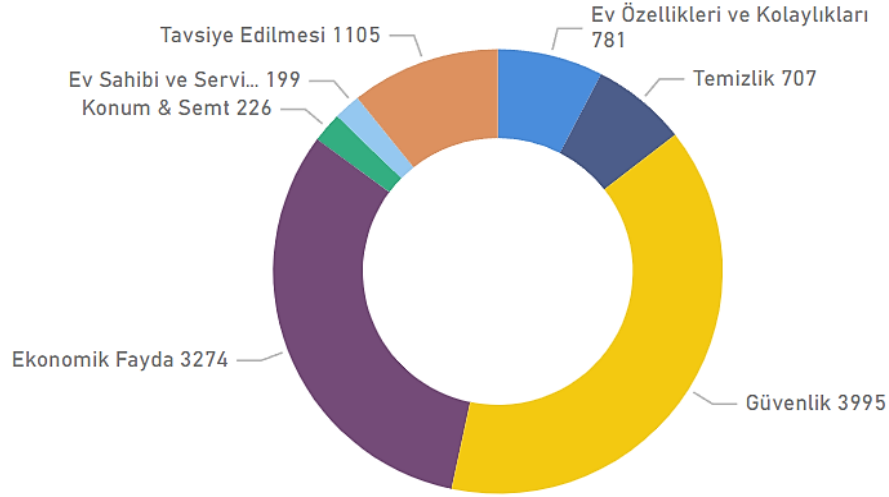
Kategoriler için gerçekleştirilen ağırlıklandırma işlemlerinin detayı Tablo 5 üzerinden aktarılmıştır. Kategorilere düşen toplam yorum sayısına ve toplam düşen yorum sayılarına göre kategorilerin oranlarına kategori oranlarına Şekil 15'te yer verilmiştir.



Şekil 15: Kategorilere Düşen Toplam Yorum Sayısı ve Oranları

Tüm kategorilere düşen yorum sayısının yaklaşık %30'una konum & semt kategorisi sahiptir. Airbnb-İstanbul evlerinde kalan misafirlerin en çok bahsettiği kategorinin konum & semt kategorisi olmasından dolayı, Airbnb-İstanbul müşterilerinin, bir evin en çok konumu ve bulunduğu muhite önem verdiği çıkarımı yapılabilmektedir. Benzer şekilde toplam düşen yorumlardaki oranları %5 altında kalan güvenlik ve ekonomik fayda kategorileri için, konaklama gerçekleştirilen müşterilerce en az dikkate değer nitelikler olduğu söylenebilir. Ekonomik faydanın çok önemsenmeyişinin sebebi, gerçekleştirilen konaklamaların çoğunlukla yabancılar tarafından sağlandığı için aradaki kur farkından dolayı kaynaklanabildiği ifade edilebilir. Diğer taraftan güvenlik kategorisine verilen önemin düşük çıkması beklenen bir durum olmamıştır. Bu durum iki nedene bağlanabilir. Birincisi, P2P platformlarda gerçekleşen konaklamalarda Airbnb'nin başarısından, ikinci olarak, halihazırda güvenlik endişesi duyan bireylerin zaten Airbnb üzerinden konaklama gerçekleştirilmemesinden kaynakladığı söylenebilir.

Airbnb-İstanbul evleri üzerinden gerçekleşen bu çalışmada toplam 6868 adet ilana gelen tüm yorumlar ve belirlenen kategorilere düşme durumu incelenmiştir. Yorumların bir kategoriye düşmesi kadar, kategorilerden bahsedilmemesinin de önemli olduğu net bir şekilde ifade edilebilir. Kategorilerin ilanlarda hiç bahsi geçmemesi durumunda ortaya çıkan toplam sayıya Şekil 16 üzerinde yer verilmiştir.



Şekil 16: İlanlarda Hiç Bahsi Geçmeyen Kategori Sayısı

İlanlar içerisinde en az bahsedilmeyen kategori sayısı, 199 ev ilanında bahsi geçmemesi ile ev sahibi ve servisler kategorisidir ve tüm ilanların yalnızca %2,89’unda bu kategoriden söz edilmemiştir. Ancak en fazla yorum düşen kategori sayısı ile en az bahsi geçen kategori sayısı aynı değildir. En çok yorum düşen kategori olan konum & semt kategorisine ilanların 226’sında hiç yer verilmemiş ve toplamda, tüm ilanların %3,29’unda hiç bahsedilmemesiyle en az bahsi geçen kategoriler sıralamasında ikinci sırada yer almıştır. Öte yandan, en fazla yorum düşen kategori sayısı ile en az bahsi geçen kategori sayıları kıyaslandığında, bir diğer farklılıktan ev özellikleri ve kolaylıkları ile temizlik kategorilerinden oluştuğu görülmektedir. En fazla yorum düşen kategoriler sıralamasında, 59.848 yorum düşme sayısı ile üçüncü sırada olan ev özellikleri ve kolaylıkları kategorisi, toplamda 781 ev ilanında, bir başka deyişle Airbnb-İstanbul evlerinin %11,37’sinde hiç bahsi geçmemiş durumda iken, 55.514 yorum düşme sayısı ile dördüncü sırada olan temizlik kategorisi, toplamda 707 ev ilanında, diğer bir deyişle tüm ilanların %10,29’unda yer almayarak, hiç bahsi geçmeyen ilanlar sıralamasında ev özellikleri ve kolaylıkları kategorisinin önünde yer almıştır.



Şekil 21: Ev Sahibi ve Servisler Kategorisinin Kelime Bulutu



Şekil 20: Temizlik Kategorisinin Kelime Bulutu



Şekil 22: Tavsiye Edilmesi Kategorisinin Kelime Bulutu



Şekil 23: Ekonomik Fayda Kategorisinin Kelime Bulutu



Şekil 24: Güvenlik Kategorisinin Kelime Bulutu

Kelime bulutları incelendiğinde, gerçekleştirilen konu modelleme işlemlerinin doğru yolda ilerletildiğinden söz edilebilir. Özellikle, ‘balkon’, ‘teras’ gibi ev özelliklerini belirten kelimelerin ev özellikleri ve kolaylıkları kategorisinde; ‘lokasyon’, ‘yakınlık’ gibi konuma ilişkin kelimelerin konum & semt kategorisinde; ‘ev sahibi’, ‘arkadaş canlısı’ gibi ev sahibine ilişkin kelimelerin ev sahibi ve servisler kategorisinde; ‘temizlik’ kelimesinin ve temizlikle ilişkili olduğu ifade edilebilecek ‘mutfak’, ‘yatak’, ‘oda’, ‘ev’ gibi kelimelerin temizlik kategorisinde; ‘tavsiye etmek’, ‘önerilir’ ‘tavsiye edilen’ gibi kelimelerin tavsiye edilmesi kategorisinde; ‘fiyat’ ve yine fiyat ile ilişkili olduğu söylenebilecek ‘konum’, ‘oda’ gibi kelimelerin ekonomik fayda kategorisinde; ‘güvenlik’, ‘semt’ gibi kelimelerin güvenlik kategorisinde yer aldığı gözlemlenmiştir.

4.4. Hesaplanan Ortalama Yıldız ve İlanlara İlişkin Bulgular

Çalışmada önerilen puanlama sistemine dair detaylar ve Airbnb-İstanbul ortalama ev yıldızlarıyla karşılaştırmalar bu başlık altında toplanmıştır. Çalışmada daha yeni bir puanlama sisteminin önerilmesinin öneminden bahsedilmiştir. Bahsedilen önemlerden birisi de kategorilerin farklı ağırlıklarının olması yahut müşterilerin daha duyarlı olduğu bir kategoriye direkt olarak değerlendirebilme durumunun ortaya çıkmasıdır. Bu çalışmada her bir kategorinin ağırlıklarıyla ortalama bir yıldız puanı döndürmesine ek olarak, her kategorinin ortalama yıldızları hesaplanmıştır. Airbnb üzerinde konaklama yapacak misafirlerin direkt daha hassas olduğu kategoriler ile ilgili fikir sahibi olması sağlanarak Airbnb müşterileri için bir karar destek oluşturulması amaçlanmıştır. Airbnb-İstanbul evlerinin kategoriler bakımından döndürdüğü ortalama yıldızlar Tablo 15’tedir.

Tablo 15: Kategorilerin Ortalama Yıldız Puanları

Kategoriler	Hesaplanan Ortalama Yıldız
Ev Özellikleri ve Kolaylıkları	4,356
Konum & Semt	4,551
Ev Sahibi ve Servisler	4,559
Temizlik	4,413
Tavsiye Edilmesi	4,677
Ekonomik Fayda	4,213354475
Güvenlik	4,385770418

Tablo 15 üzerinden ulaşılabileceği gibi, kategori puanları birbirlerine yakındır ve her bir ortalama 5 üzerinden 4 puanın üzerinde çıkmıştır. Kategoriler bakımından en düşük puanı ekonomik fayda, en yüksek puanı ise tavsiye edilmesi kategorisi ortaya çıkarmıştır.

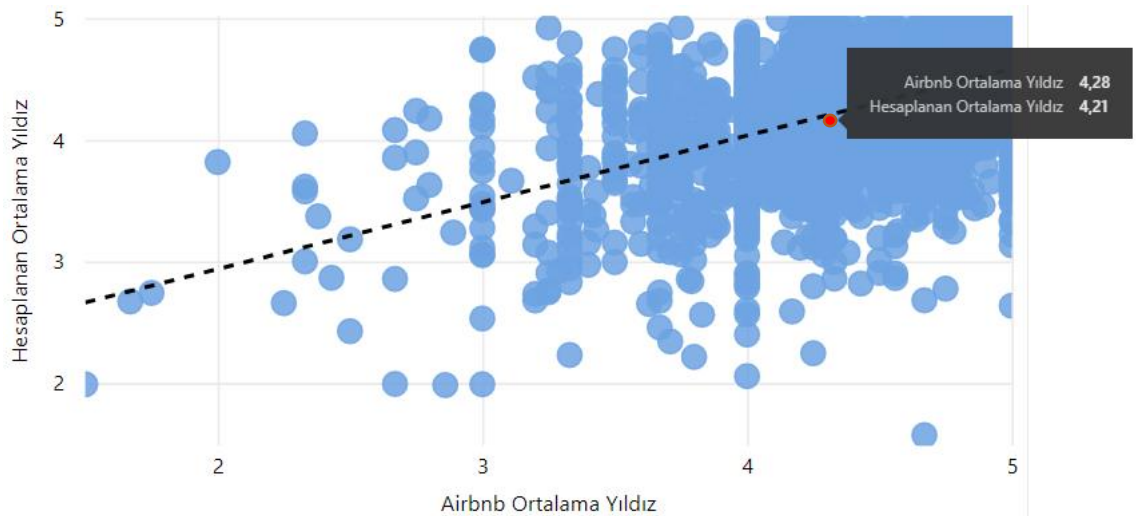
Ortalama yıldız hesaplanmasının ardından, hesaplanan ortalama yıldızın genel olarak Airbnb’de mevcut olarak görülen ortalama yıldızdan daha düşük olduğu saptansa da bu iki değerin arasındaki korelasyon incelendiğinde, aralarında pozitif yönlü bir ilişki olduğu ortaya koyulmuştur. Şekil 25’te hesaplanan ortalama yıldız ile Airbnb ortalama yıldız arasındaki ilişkinin detayları yer almaktadır.



Şekil 25: Hesaplanan ile Airbnb Ortalama Yıldız Arasındaki Korelasyon

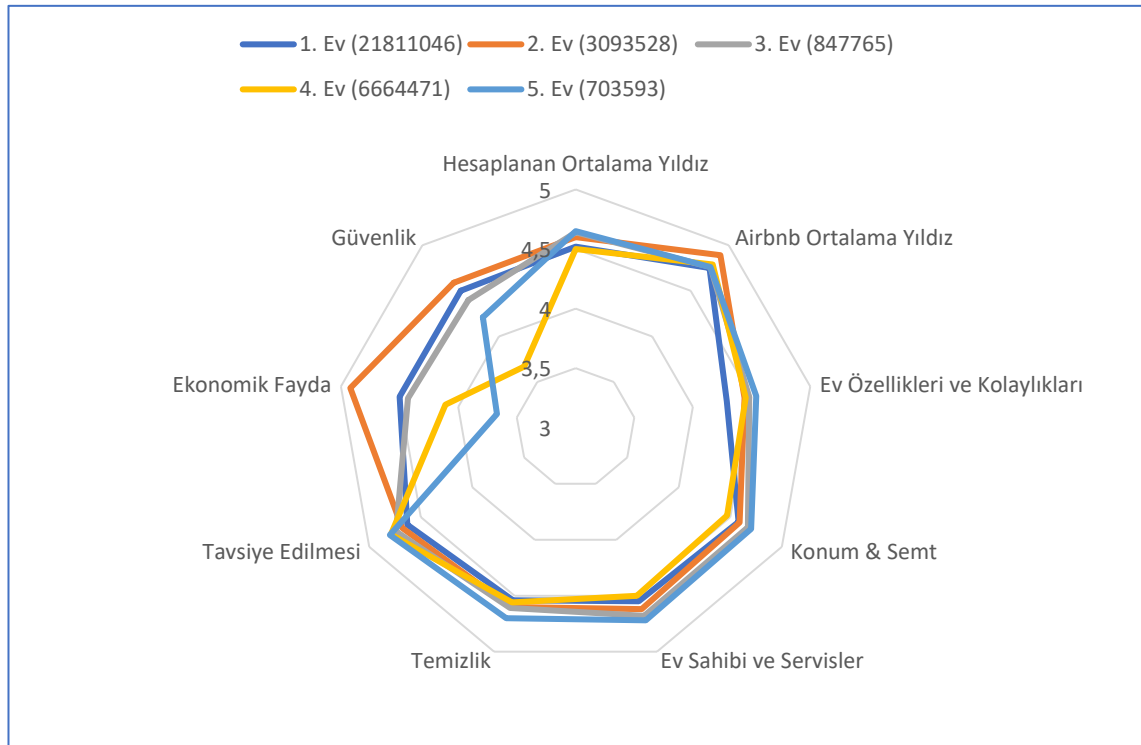
Tüm evler açısından hesaplanan ortalama yıldız ile Airbnb ortalama yıldız arasındaki korelasyon katsayısı 0,60’tır ve bu iki değer arasında orta derece pozitif bir ilişki vardır. Aynı hesaplama ilçeler bazında yapıldığında, korelasyon katsayısı 0,71 çıkmakta ve bu iki değer arasındaki ilişki kuvvetli olduğuna ulaşılmaktadır.

Hesaplanan ortalama puanlar ile Airbnb ortalama yıldız skoru arasındaki korelasyondan bu iki değerin -genelde Airbnb ortalama yıldız skorları daha yüksek olsa da- benzer olduğu çıkarımı yapılabilmektedir. Bu çıkarımı güçlendirmek adına Şekil 26’da hesaplanan ortalama puan ile Airbnb ortalama yıldız skorları üzerinden çizilen saçılım grafiğine yer verilmiştir.



Şekil 26: Ortalama Hesaplanan Puan ile Airbnb Puanının Saçılım Grafiği

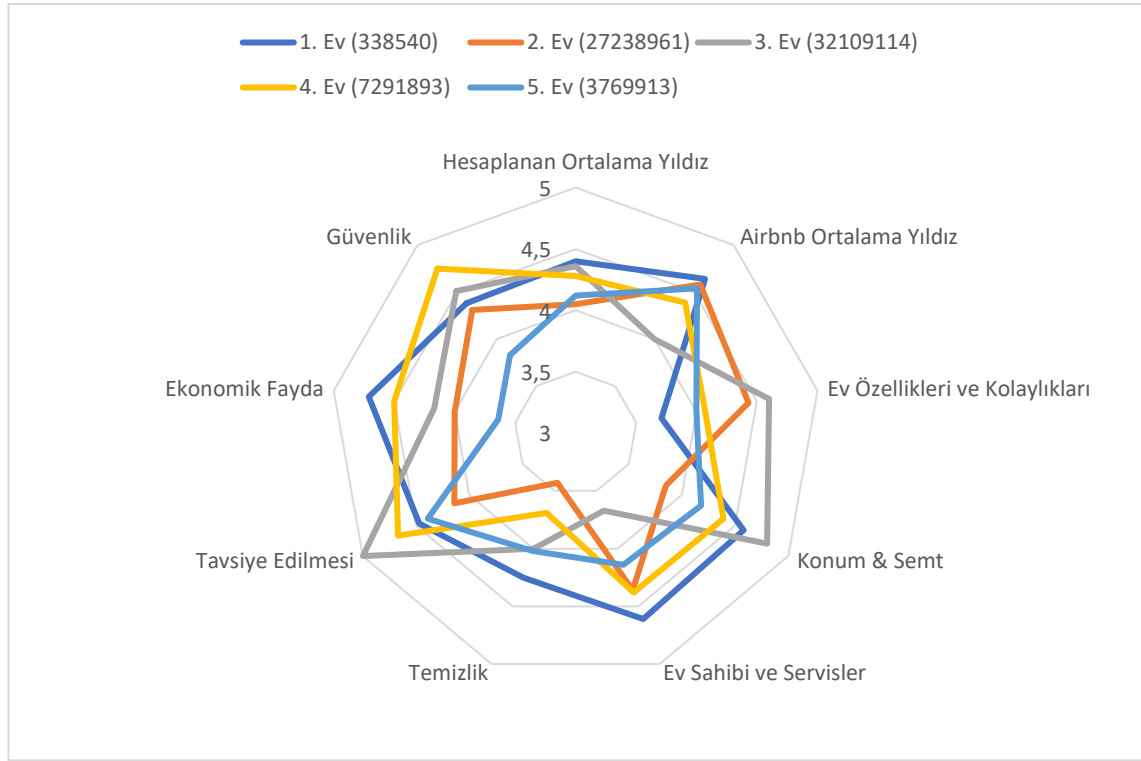
Şekil 26'daki her bir veri noktası, bir ilanı temsil etmekte ve ilandaki Airbnb ortalama yıldızı ile hesaplanan ortalama yıldızı göstermektedir. Görselde örnek olarak kırmızı ile işaretlenen bir veri noktasından ulaşılabileceği gibi, ilanın Airbnb ortalama yıldızı 4,28 iken hesaplanan ortalama yıldızı 4,21'dir. Şekil 26'ya ilk bakışta, hesaplanan ortalama yıldız ile Airbnb ortalama yıldız arasında doğrusal bir ilişki vardır fikri oluşabilir. Bu ilişki, kategorilerin de ortalama yıldız skorları dahil edilerek Airbnb-İstanbul evleri özelinde incelendiğinde, özellikle kategorilerin oluşturduğu farklılıklar konusunda ayrıştığı noktalar gözlemlenmiştir. Bu motivasyonla en çok yorum alan 5 ilandan oluşturulan grafiğe Şekil 27'de yer verilmiştir.



Şekil 27: En Çok Yorum Alan 5 İlan ve Ortalama Puanları

Şekil 27 ile gösterilen en çok 5 yorum alan ev incelendiğinde, bu evlerin genel olarak çalışmada önerilen puanlama sistemine göre, Airbnb tarafından yayımlanan ortalama yıldızdaki gibi benzerlik gösterdiği gözlemlenmektedir. Ancak aynı evler kategoriler bakımından değerlendirildiğinde, özellikle ekonomik fayda başta olmak üzere güvenlik ve ev özellikleri ve kolaylıkları kategorileri açısından ayrıştığına ulaşılabilmektedir. Buradan yola çıkarak, her ne kadar genel ortalama yıldızlar açısından ilanlar benzerlik gösterse de arka planda kategori ortalamalarının ayrışabileceği bulgusu ortaya çıkmaktadır. Belirli kategorilere daha fazla dikkat eden müşterilerin ortalama yıldızdan ziyade, direkt dikkat ettiği kategorinin ortalamasına ulaşabileceği bu puanlama sisteminin

tasarlanmasıyla, Airbnb kullanıcılarına sağlanan karar destek sistemi tekrar görülebilmektedir. Ayrıca çalışmadaki ilanların ortalama puanları incelendiğinde, Şekil 27’deki haricinde ilanlardaki kategorilerin çok daha fazla ayrışabileceğine ulaşılmış, bu durumun gösterilebilmesi adına bir grafik oluşturulmuştur. Bahsi geçen grafiğe Şekil 28’de yer verilmiştir.



Şekil 28: Airbnb ve Hesaplan Ortalama Yıldız Puanlarına Göre 5 Farklı Ev

Öncesinde bahsedilen hesaplanan ortalama yıldızlar benzerlik gösterse de ortalama kategorileri puanları farklılık göstermektedir kavramı Şekil 28 ile daha net bir şekilde görülebilmektedir. Şekil 28 ile bir kez daha, bir ilan için ortalama puanın benzerlik göstermesi sonucunun, kategorilerin de benzerlik göstereceği anlamına gelmeyebileceği ortaya koyulmuştur.

4.5. Fiyat ve İlçe Temelli Bulgular ve Zaman Bazlı Analizler

Bu başlık altında genel olarak Airbnb-İstanbul evlerinin semtlerine göre analizleri gerçekleştirilmiş, zaman bazlı analizler yapılmıştır. İlçeler bazında yapılan araştırmalarda, az farklarla da olsa hesaplanan ortalama puanın genelde Airbnb’in gerisinde kaldığı gözlemlenmiştir. Detayların gösterilmesi adına toplam yorumu 1000’den fazla olan ilçelere ait detaylar Tablo 16’da gösterilmiştir. Tablo 16’nın tüm ilçeler bazında gösterimine Ekler başlığı altındaki Ekler 1’den ulaşılabilir.

Tablo 16: İlçelere Göre Hesaplanan ile Airbnb Ortalama Yıldızlar ve Farkları

İlçe	Hesaplanan Ortalama Yıldız	Airbnb Ortalama Yıldız	Ortalama Yıldız Farkları	Toplam Yorum Sayısı
Adalar	4,50	4,76	-0,26	1.621
Ataşehir	4,32	4,68	-0,36	1.246
Beşiktaş	4,56	4,75	-0,19	6.511
Beyoğlu	4,44	4,68	-0,24	94.786
Fatih	4,40	4,64	-0,24	40.210
Kadıköy	4,49	4,76	-0,27	10.094
Şişli	4,48	4,71	-0,23	10.493
Üsküdar	4,57	4,78	-0,21	1.355
Toplam	4,45	4,68	-0,23	166.316

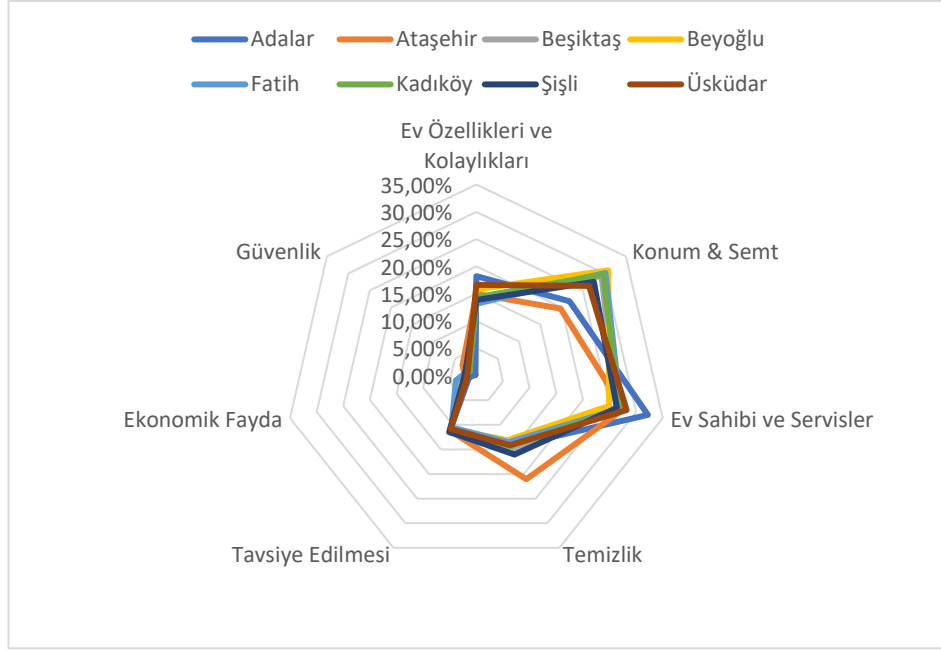
Tablo 16'ya bakıldığında genel olarak hesaplanan ortalama yıldız ile Airbnb ortalama yıldız skorları arasında benzerlik olduğu tekrar görülebilmektedir ancak, genel olarak hesaplanan ortalama yıldız puanının, küçük farklarla da olsa Airbnb'de yayımlanan ortalama yıldız puanından daha düşük olduğuna ulaşılabilmektedir. Tabloda 1000 yorumunun altında olduğu için gösterilmeyen (EK 1'te mevcut olan) İstanbul Çatalca ve Çekmeköy ilçeleri haricinde hesaplanan ortalama yıldız puanı daima ortalama Airbnb'de gösterilen puanın gerisinde kalmıştır. En büyük fark ortalamada 0,54 puan ile Güngören ilçesinde oluşmuştur. Güngören ilçesini ortalamada 0,47 ve 0,43 farklarla sırasıyla Sancaktepe ve Esenler ilçeleri takip etmiştir. Hesaplanan ortalama puanının Airbnb ortalama puanının gerisinde en az kaldığı ilk üç ilçe ise 0,03, 0,08 ve 0,1 ortalama farklarla sırasıyla Sultangazi, Büyükçekmece ve Bayrampaşa'dır.

Airbnb-İstanbul evleri yapılan yorum sayısına ve ilçelerine göre incelendiğinde, en fazla yorum alan bölgelerin tarihi ve turistik bölgeler olduğu gözlemlenmiştir. Öyle ki gelen yorumların neredeyse yarısı Beyoğlu ilçesine gelmiştir. İlçelere için belirlenen kategorilere düşen toplam yorum sayısı ve ilçelerin kendi içerisindeki toplam yorumun kategoriler özelinde yüzdeleri Tablo 17'de verilmiştir. Eklenen tabloda, 1000 yorumdan fazla alan ilçeler listelenmiş, tüm ilçe detayları Ekler başlığına Ek 2 olarak eklenmiştir.

Tablo 17: İlçelere Göre Kategorilere Düşen Yorum Sayısı

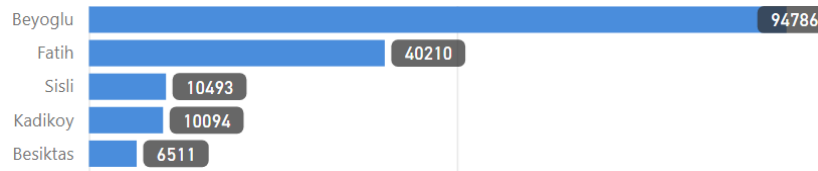
İlçeler	Ev Özellikleri ve Kolaylıkları	Konum & Semt	Ev Sahibi ve Servisler	Temizlik	Tavsiye Edilmesi	Ekonomik Fayda	Güvenlik	Kategorilere Düşen Toplam Yorum Sayısı
Adalar	575 (%18,21)	667 (%21,81)	985 (%32,21)	441 (%14,42)	340 (%11,11)	42 (%1,37)	8 (%0,26)	3.058
Ataşehir	324 (%14,96)	427 (%19,72)	599 (%27,66)	456 (%21,06)	242 (%11,17)	47 (%2,17)	70 (%3,23)	2.165
Beşiktaş	2078 (%13,85)	4393 (%29,28)	3947 (%26,30)	2241 (%14,93)	1737 (%11,57)	288 (%1,91)	318 (%2,11)	15.002
Beyoğlu	35198 (%15,82)	68798 (%30,92)	55489 (%24,94)	29223 (%13,13)	24134 (%10,84)	5821 (%2,61)	3813 (%1,71)	222.476
Fatih	12284 (%13,14)	28219 (%30,18)	25321 (%27,08)	12660 (%13,54)	9834 (%10,51)	3634 (%3,88)	1532 (%1,63)	93.484
Kadıköy	3221 (%14,33)	6676 (%29,71)	6056 (%26,95)	3217 (%14,31)	2479 (%11,03)	468 (%2,08)	351 (%1,56)	22.468
Şişli	3190 (%13,87)	6332 (%27,53)	6073 (%26,40)	3689 (%16,04)	2623 (%11,40)	539 (%2,34)	552 (%2,40)	22.998
Üsküdar	503 (%16,62)	799 (%26,40)	854 (%28,22)	428 (%14,14)	329 (%10,87)	53 (%1,75)	60 (%1,98)	3.026

İlçelere göre kategorilere düşen yorum sayısı incelendiğinde, tüm veri setindeki konum & semt kategorisinin yorum sayısındaki üstünlüğünün, toplamda 1000 yorumdan fazla alan ilçelerde devam etmediği gözlemlenmiştir. Bahsedilen ilçelere bakıldığında, ev sahibi ve servisler kategorisine düşen yorum sayısı, üç ilçede -Adalar, Ataşehir ve Üsküdar- konum & semt kategorisinden fazladır. Buradan yola çıkarak, bu üç ilçedeki ev sahiplerinin önemi, konum & semt kriterine göre daha çoktur denilebilir. Bununla birlikte Ataşehir ilçesi incelendiğinde temizlik kategorisinin, toplam yorum sayısı bakımından aralarında iki kattan fazla fark olmasına rağmen konum & semt kategorisinden daha fazla yorum aldığına, yine toplam yorum sayısı bakımından ev özellikleri ve kolaylıkları kategorisini gerisinde kalmasına rağmen bu kategoriden de daha fazla yorum aldığına ulaşılabilmektedir. Buradan yola çıkarak Airbnb-Ataşehir evleri için, temizliğin konum & semt ile ev özellikleri ve kolaylıkları kriterlerinden daha önemli bir kriter olduğu çıkarımı yapılabilir. Ayrıca yine Tablo 17’de verilen, ilçelerdeki kategorilerin oranları daha yakından irdelendiğinde, oranların genelde belirli kategoriler için artış gösterdiği gözlemlenmektedir. Bu artışın daha yakından gözlemlenebilmesi adına yeni bir grafik oluşturulmuş ve Şekil 29’da gösterilmiştir.



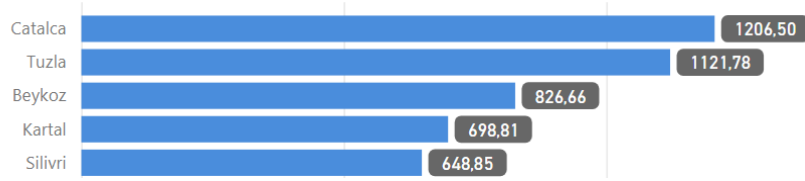
Şekil 29: İlçelerin Kategorilerine Düşen Yorumlarının Oranları

Şekil 29 incelendiğinde Genel olarak konum & semt kategorisinin baskın olduğu görülmektedir. Bununla birlikte Adalar ve Ataşehir incelendiğinde, sırasıyla ev sahibi ve servisler ile temizlik kategorilerindeki artış dikkat çekmektedir. Bu iki ilçenin benzer şekilde konum & semt kategorisindeki oranları, diğer ilçelerdeki oranlara kıyasla daha azdır. Buradan yola çıkılarak konu Adalar ve Ataşehir olduğunda, konum & semt kategorisinin diğer ilçelere nazaran öneminin daha az olduğu, bu iki ilçe özelinde sırasıyla ev sahibi ve servisler ile temizlik kategorilerinin diğer ilçelere göre daha baskın olduğu çıkarımı yapılabilir. Öte yandan ilçelere göre kategorilere düşen toplam yorumlar incelendiğinde, daha önce bahsedildiği gibi Beyoğlu ilçesinin büyük ağırlığı ön plana çıkmaktadır. Beyoğlu ilçesini toplam yorum sayısı bakımından sırasıyla Fatih, Şişli, Kadıköy ve Beşiktaş ilçeleri takip etmiş, bu detaya ilişkin bulgu Şekil 30'da gösterilmiştir. Toplam yorum sayısı bakımından tüm ilçelerin grafiğine yine Ek 3'te yer verilmiştir.



Şekil 30: Toplam Yorum Sayısı Bakımından İlk 5 İlçe

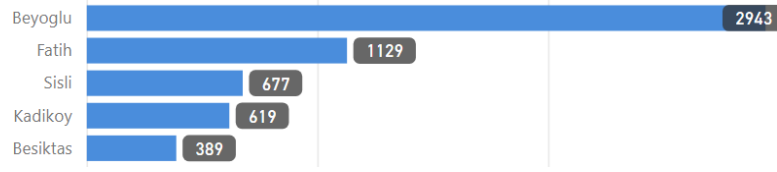
İlçelere gelen yorumlara göre ilk beş incelendiğinden, 94.786 yorumun Beyoğlu ilçesine, 40.210 yorumun Fatih ilçesine, 10.493 yorumun Şişli ilçesine, 10.094 yorumun Kadıköy ilçesine ve 6.511 yorumun Beşiktaş ilçesine geldiği gözlemlenmiştir. İlçelere gelen toplam yorumlara göre ilk 5 sıradaki ilçe incelendiğinde, 4 tanesinin Avrupa yakasında olduğu görülmüştür. Bunun temel sebebi, Airbnb-İstanbul'da konaklayan oldukça turist olduğu ve turistik açıdan görülecek yerlerin genel olarak Avrupa yakasında olmasından kaynaklandığı ifade edilebilir. En çok konaklama yapılan yerin açık bir farkla Beyoğlu ilçesi olduğu için, toplam konaklama ücretlerine bakmak yerine ortalama konaklama ücretlerine bakmanın daha mantıklı olacağı söylenebilir. İlçelere göre günlük ortalama ücretler incelendiğinde ise, toplam yorum sayısının tersi bir durum ile karşılaşılmıştır. Ortalama konaklama ücreti bakımından üst sıralarda yer alan ilçeler genel olarak turistik yerlere uzak ve Anadolu yakasında olduğu gözlemlenmiştir. Ortalama konaklama ücretlerine bakımından ilk 5 ilçeye Şekil 31'de yer verilmiştir, yine ilgili grafiği tamamı Ek 4'te eklenmiştir.



Şekil 31: Ortalama Fiyatlar Bakımından İlk 5 İlçe

Ortalama fiyatlar incelendiğinde, en yüksek fiyatların Çatalca, Tuzla, Beykoz, Kartal ve Silivri gibi İstanbul'un daha çok uç bölgelerine yakın ilçeler olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Özellikle ilk iki sıradaki evlerin ortalama fiyatlarının yüksek olmasının bir nedeni, az evin olmasından kaynaklanmaktadır denilebilir. Bununla beraber EK 4 incelendiğinde, ortalama konaklama ücreti bakımından en ucuz ilçeler listelendiğinde Esenler, Sultangazi, Sancaktepe, Pendik, Gaziosmanpaşa görülmektedir. Pendik ve Tuzla gibi birbirine sınır olan iki ilçenin baştan ve sondan ilk beşe girmesi -ki Tuzla pahalılık bakımından 2. sıradadır, az olan evlerde ortalama fiyatların yüksek olabileceği varsayımını kuvvetlendirmektedir denilebilir. İlçelere göre ev sayısı grafiği incelendiğinde bu sonuca bir kere daha varılmıştır.

İlçelere hakkında ulaşılan bir diğer bulgu, ilçelerdeki toplam ev sayısı olmuştur. Şekil 32'de toplam ev sayısı bakımından en çok evin listelendiği ilk 5 eve, Ek 5'te ise ilçelere göre toplam ilan sayısına yer verilmiştir.



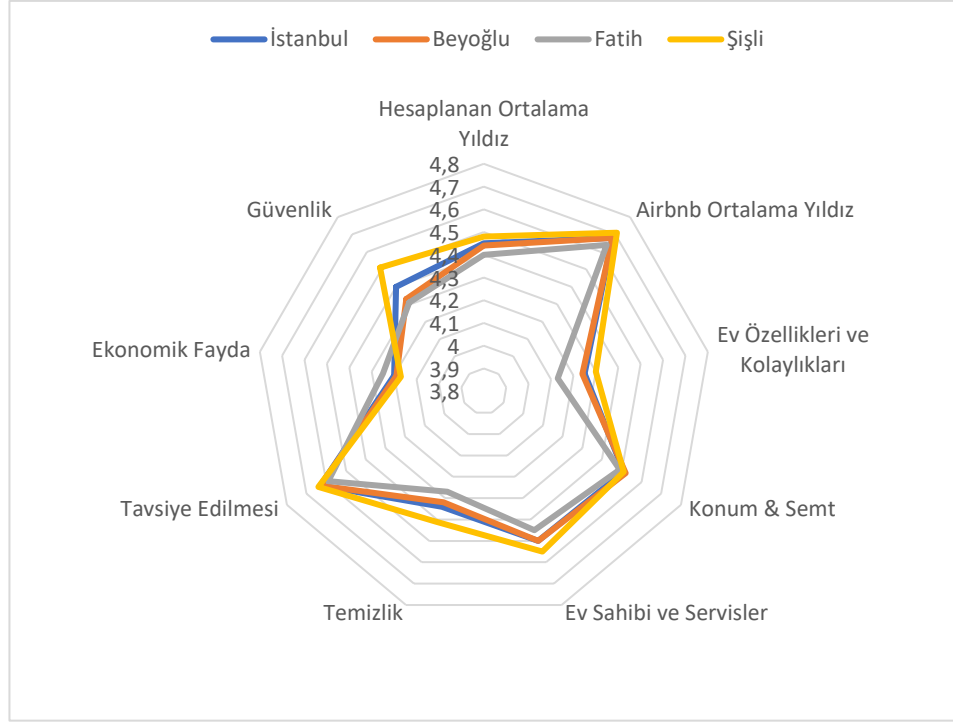
Şekil 32: Toplam İlan Sayısı Bakımından İlk 5 İlçe

Ortalama fiyatlara bakıldığında, 1000₺ üzerinde listelenen Çatalca ve Tuzla ilçelerinin ilan sayısı bakımından ilk 5’te olmadığı ve hatta EK 5’ten ulaşabileceği gibi bu ilçelerin sırasıyla yalnızca 4 ve 12 eve sahip olduğu gözlemlenmiştir. Bu durumdan yola çıkarak, ortalama konaklama ücretlerinin dikkate alınabilmesi için belirli bir ev sayısına sahip olması gerekliliği farklı bir çalışmanın konusunda yer alabilir. Öte yandan toplam ilan sayısı bakımından ilk 5’teki ilçelere bakıldığında, toplam yorum sayısı grafiği ile benzerliği göz ardı edilememekte, toplam yorum sayısı ile toplam ilan sayısı irdelendiğinde, oldukça benzer bir yapı görülebilmektedir. Bu iki değer arasındaki korelasyon Şekil 33’te verilmiştir.



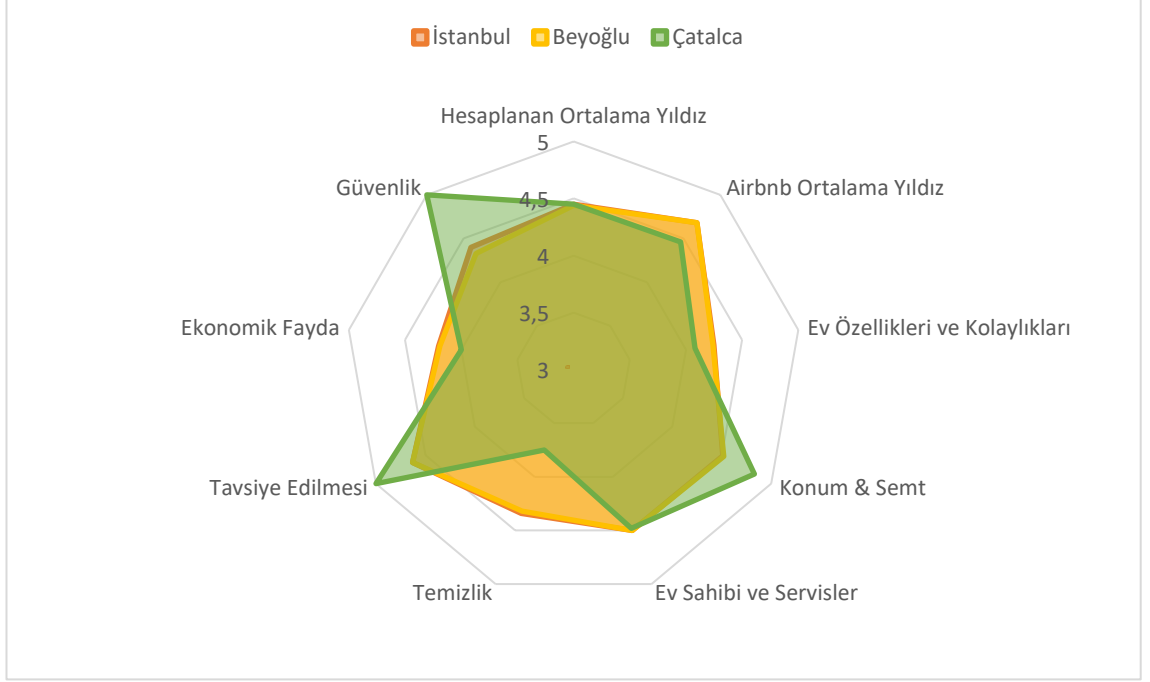
Şekil 33: Toplam Yorum Sayısı ile Toplam İlan Sayısı Arasındaki Korelasyon

Şekil 33 üzerinden ulaşılacağı için toplam yorum sayısı ve ilan sayısı arasında pozitif yönde çok kuvvetli bir ilişki vardır. İlçelerdeki toplam ilan ve yorum sayıları arasındaki korelasyon düşünüldüğünde, Airbnb ortalama yıldızı ile çalışma için kategorilere ve ilanının tamamına uyarlanan hesaplanan ortalama yıldızlar arasındaki benzerliğinin ortaya konulabilmesi adına bir radar grafik oluşturulmuş ve bu grafiğe Şekil 34’te yer verilmiştir. Bahsi geçen şekle ayrıca, İstanbul’un ortalama yıldızları ile karşılaştırma yapabilmek adına İstanbul’un ortalama yıldızları eklenmiş, grafiğin okunurluğunun yükseltilmesi için de bu defa en çok yorum alan üç ilçe tercih edilmiştir: Beyoğlu, Fatih, Şişli.



Şekil 34: İstanbul ve En Çok Yorum Alan Üç İlçenin Ortalama Puanları

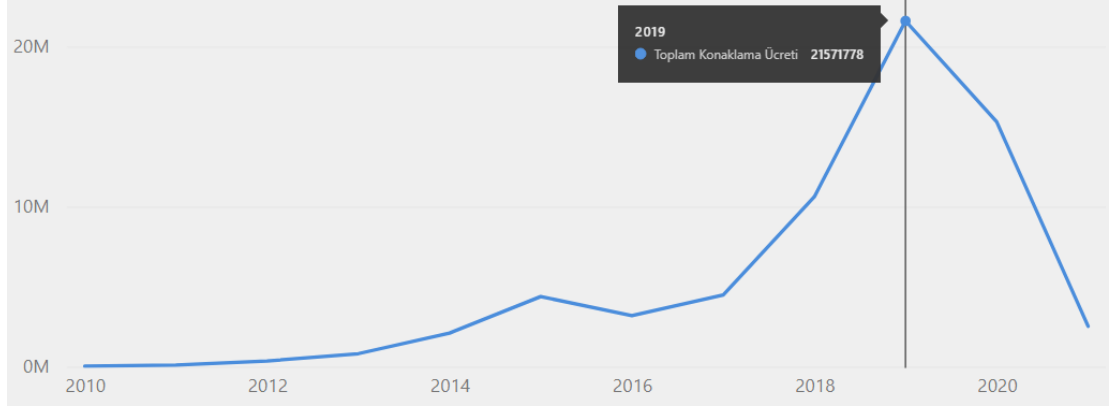
Şekil 34 incelendiğinde, genel olarak benzer bir yapı ile karşılaşılsa da hem Airbnb tarafından yayımlanan ortalama yıldız hem de hesaplanan ortalama yıldız bakımından, hemen her kırılımda Şişli'nin ön plana çıktığı gözlemlenmektedir. Özellikle güvenlik başta olmak üzere ev sahibi ve servisler kategorisinde Şişli ilçesinin, diğer ilçelerden daha iyi bir konumda olduğu bahsi geçen şekilden yola çıkılarak ifade edilebilir. Öte yandan, Airbnb tarafından paylaşılan ortalama yıldız bakıldığında, bu kırılma en yakın yapıların konum & semt, tavsiye edilmesi ve hesaplanan genel ortalama yıldız ile örtüştüğü söylenebilir. Yine Şekil 34'ten yola çıkılarak Beyoğlu ilçesindeki ortalama yıldız puanlarının, İstanbul ile daha çok örtüştüğü ifade edilebilir. Ancak Beyoğlu aksine İstanbul ile özellikle kategoriler bakımından daha az benzerlik gösteren ilçelere de ulaşılmıştır. İstanbul, Beyoğlu ve İstanbul ile hesaplanan ortalama yıldızlığı benzer olsa da kategoriler açısından benzerliği nispeten daha az olan Çatalca ilçesinin birliktelikleri radar grafiğinde gösterilmiş, bu grafiğe Şekil 35'te yer verilmiştir.



Şekil 35: İstanbul'a Benzerliklerine Göre İlçelerdeki Ortalama Puanlar

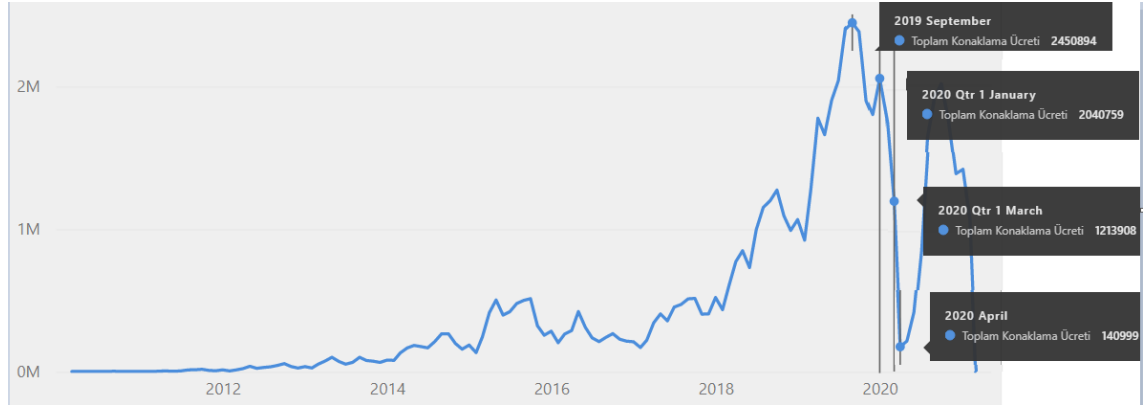
Şekil 35 incelendiğinde, İstanbul-Beyoğlu arasındaki benzerlik tekrar fark edilmektedir. Öyle ki bu iki kırılımın benzerliği, tek bir kategorinin radar grafikte eklemiş izlenimi oluşturmaktadır. Öte yandan Çatalca ile İstanbul arasındaki ilişki incelendiğinde, hesaplanan genel ortalama yıldız ve ev sahibi ve servisler kategorisi hariç, diğer ortalama puan türlerindeki farklılık ön plana çıkmaktadır. Çatalca ve İstanbul arasındaki ilişkinin, hesaplanan genel ortalama açısından benzerlik göstermesi ancak kategoriler bazından benzerlik göstermemesi, ilanlardaki kategorilerin ortalama yıldız puanına erişmekteki ve bu kategorilerin ağırlıklarıyla ortalama yıldız puana olan etkisindeki önemi ortaya koymaktadır.

Airbnb'de gerçekleştirilen konaklamalar yıllara, çeyrekliklere, aylara ve hatta günlere göre değişiklik gösterebilmektedir. Bahsedilen duruma bu çalışmada ulaşılmıştır. Airbnb-İstanbul evleri incelendiğinde zaman bazlı yorum sayısı, fiyat ve yıldız puanlarında değişiklikler olduğu gözlemlenmiştir. Bu detaylar Şekil 36-42 arasında gösterilmiştir.



Şekil 36: Yıllara Göre Toplam Konaklama Ücreti

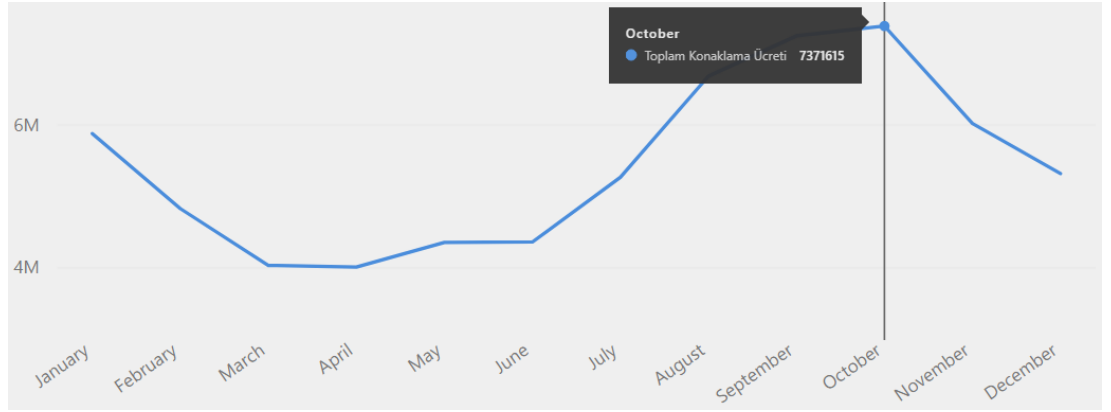
Zaman bazlı toplam yapılan konaklama harcamaları incelendiğinde, Airbnb-İstanbul evlerinde en çok 2019 yılı için harcama yapıldığı ve o zamana kadar kademeli olarak artan senelik toplam harcama maliyetlerinin bir anda düştüğü gözlemlenmiştir. Bunun en büyük sebeplerinden birisinin Covid-19 olduğu dile getirilebilir. Karşılaştığımız bu bulgudan sonra Covid-19 etkilerini daha derinden araştırmak üzere ay-yıl bazlı bir grafik oluşturulmuş ve detaylar gözlemlenmiştir. Bahsedilen grafiğe Şekil 37’de yer verilmiştir.



Şekil 37: Ay ve Yıllara Göre Toplam Konaklama Ücreti

Şekil 37 üzerinden de ulaşılabileceği gibi, en çok konaklama ücreti Eylül-2019 tarihinde ortaya çıkmıştır. Öte yandan Covid-19’un etkisi net bir şekilde ortadadır. En büyük ikinci zirvesi Ocak-2020 ayında yaşanan toplam konaklama ücreti, özellikle Türkiye’deki ilk vakanın açıklandığı Mart-2020 ayıyla birlikte büyük düşüşe geçmiş ve bu düşüş Nisan-2020 ayına kadar devam etmiştir. Öyle ki Ocak-2020 ayında toplam konaklama ücreti 2.040.759₺’den, Mart-2020’de 1.213.908₺’ye, Nisan-2021’de ise 140.999₺’ye kadar düşmüştür. Toplam konaklama ücretlerindeki düşüşün sebebi, gerçekleştirilen konaklama sayılarındaki düşüşten kaynaklandığı ifade edilebilir. Daha önce bahsedildiği gibi, Airbnb-İstanbul evlerinde konaklama gerçekleştiren vatandaşlardaki yabancı oranının kayda değer şekilde yüksek olduğu gözlemlenmiştir. Dolayısıyla Covid-19’a bağlı

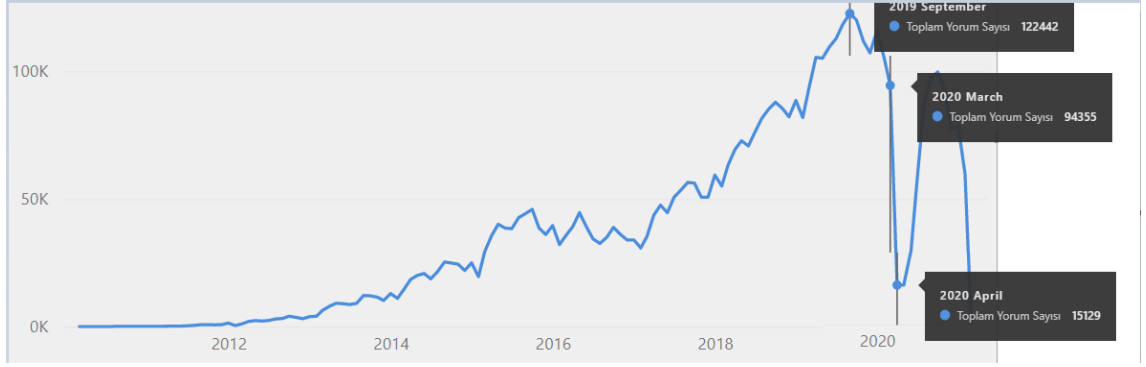
yurtdışı uçuşlarının iptal olması ve yasaklanmasıyla Airbnb-İstanbul evlerinde gerçekleşen konaklama sayılarının ciddi şekilde azaldığı söylenebilir. Gerçekleştirilen konaklamalardaki azalışın bir diğer sebebi, insanların böylesi dönemlerde daha çok evde kalıp seyahat etmek istememeleri şeklinde açıklanabilir. Düşüşün tekrar toparlanması ise yaz aylarıyla başlamıştır ve tekrar ekim ayı ile birlikte zirve noktalarından birisine ulaşmıştır. Düşüşün yaz aylarıyla birlikte toparlanması, Türkiye’deki Covid-19 vakalarının yaz aylarında azalması, yurtdışı uçuşlarının açılması nedenleriyle açıklanabilir. Bir diğer neden, gerçekleştirilen konaklamaların aylara göre değerlendirildiğinde yaz aylarının, özellikle de ekim ayında gerçekleşen konaklamaların diğer aylara göre daha çok olduğu şeklinde açıklanabilir. Aylara göre ortaya çıkan toplam konaklama ücreti Şekil 38’de gösterilmiştir.



Şekil 38: Aylara Göre Toplam Konaklama Ücreti

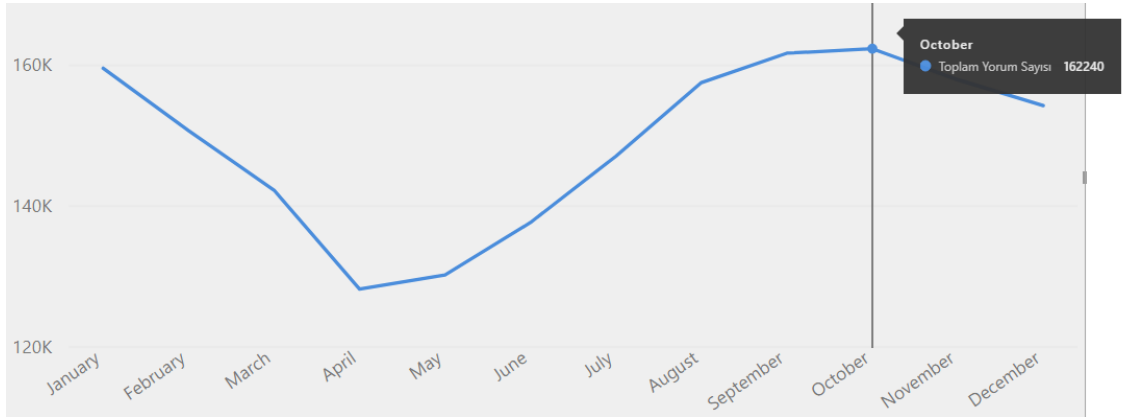
En çok harcama yapılan aylar incelendiğinde, toplamda 7.371.615₺ ile ekim ayının, Airbnb-İstanbul evlerine yapılan toplam konaklamalardaki payının ilk sırada olduğuna ulaşılmıştır.

Covid-19 etkileri, konaklama ücretlerinde olduğu gibi yorum sayılarında da kendini göstermektedir. Ay-yıl bazlı toplam yorumlar incelendiğinde, Covid-19 ile birlikte toplam yorum sayılarındaki düşüşler gözlemlenmiş, bu düşüş Şekil 39 ile gösterilmiştir.



Şekil 39: Ay ve Yıllara Göre Toplam Yorum Sayısı

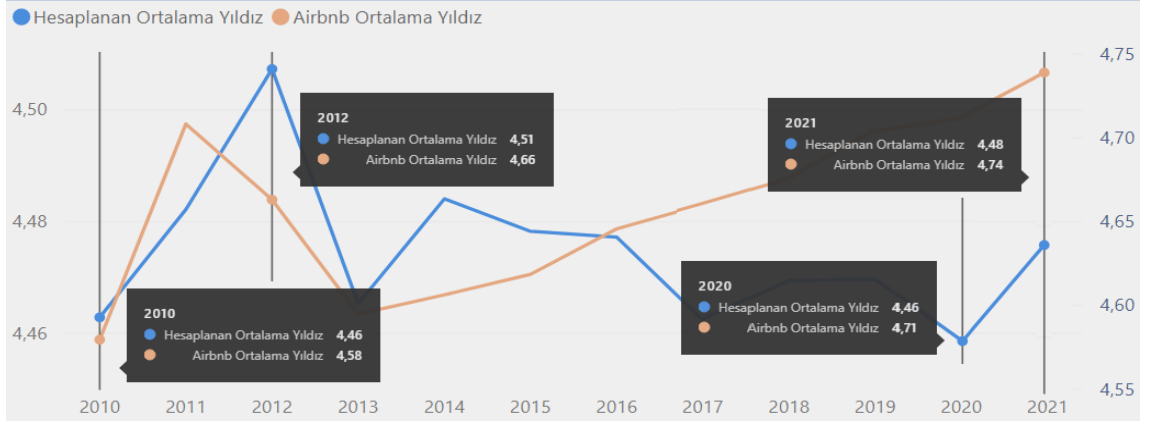
Mart-2020'de 94.355 adet yorum yapılan Airbnb-İstanbul evlerine, Nisan-2020 tarihin ancak 15.129 yorum yapılmıştır. Toplam yorum sayısında da Covid-19 ile birlikte ciddi bir düşüşün yaşandığı söylenebilir. Öte yandan en çok yorum yapılan Eylül-2019 tarihinde yapılmıştır ki bu tarih en çok toplam konaklama ücretinin gerçekleştiği tarih ile aynıdır. Bir diğer benzerlik durumu, en çok toplam konaklama ücretinin ortaya çıktığı ay ile en çok yorum yapılan ayın benzer olmasıdır. Aylara göre toplam yorum sayısı Şekil 40 ile çalışmada gösterilmiştir.



Şekil 40: Aylara Göre Toplam Yorum Sayısı

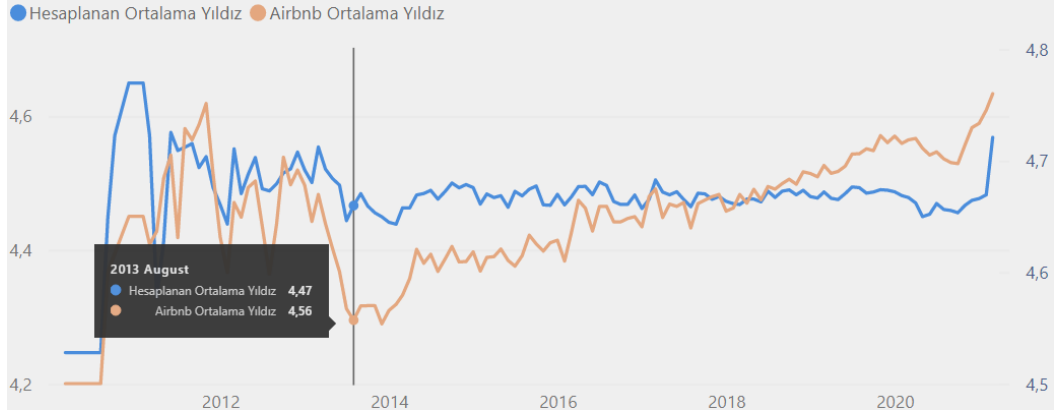
161.602 yorum yapılan eylül ayını farkla geçerek, toplamda 162.240 yorum sayısı ile ekim ayı, toplam konaklama ücretinde olduğu gibi toplam yorum sayısında da ilk sırada gelmiştir. Öte yandan mart ile başlayıp hazirana kadar gözlemlenen büyük düşüş, yine Covid-19 etkilerini göstermektedir.

Zaman bazlı analizlerde son olarak hesaplanan ortalama yıldız ile Airbnb ortalama yıldızın birlikteliğine, zaman içerisindeki değişimlerine ve farklarına bakılmıştır. Yıllara göre ortalama yıldızlar grafiğine Şekil 41'de yer verilmiştir.



Şekil 41: Yıllara Göre Hesaplanan Ortalama Yıldızlar ve Airbnb Ortalama Yıldızlar

Şekil 41’de çift eksenli oluşturulan grafikte, soldaki Y eksenini hesaplanan ortalama yıldız, sağdaki Y eksenini ise Airbnb ortalama yıldız temsil etmektedir. Yıllara göre hesaplanan ortalama yıldız ile Airbnb ortalama yıldız arasındaki farklara bakıldığında, hesaplanan ortalama yıldızın Airbnb ortalama yıldızına göre en yüksek olduğu veri noktasının 2012, en düşük veri noktasının ise 2020 olduğu gözlemlenmiştir. Ayrıca 2012 yılı hesaplanan ortalama yıldız puanının en yüksek ortalama skoru döndürdüğü yıldır ki bu skor 4,51’dir. Öte yandan hesaplanan ortalama yıldız puanı, en az ortalama skoru 4,46 ile 2010 ve 2020 yılında döndürmüştür. Airbnb ortalama puanına bakıldığında ise en yüksek ortalama skoru 4,74 ile 2021 yılında, en düşük ortalama skoru ise 4,58 ile 2010 yılında oluşturulmuş olmuştur. Ayrıca yıllara göre hesaplanan ortalama puan ile Airbnb ortalama puan karşılaştırıldığında, ilçelere göre yapılan kırılmımdan farklı olarak herhangi bir veri noktasında hesaplanan ortalama puanın daha yüksek çıkmaması, ulaşılan bir diğer bulgudur. Bahsedilen bulgulara ek olarak, Airbnb ortalama yıldızın 2013 yılı itibariyle kademeli olarak arttığı gözlemlenmiş ancak hesaplanan ortalama puana bakıldığında, dalgalanmaların devam ettiğine ulaşılmıştır. Bu sonuç, aynı grafiği ay ve yıllara göre yeniden çizildiğinde daha belirgin görülmektedir ve bahsedilen grafiğe Şekil 42’de yer verilmiştir.



Şekil 42: Ay ve Yıllara Göre Ortalama Hesaplanan Yıldızlar ve Airbnb Yıldızları

Şekil 42 üzerinden, Ağustos-2013 sonrasında kademeli olarak Airbnb ortalama puanlarının arttığı bilgisine ulaşılabilmektedir. Hesaplanan ortalama yıldızın ortalaması zaman içerisinde sabit bir çizgide ilerlerken, Airbnb tarafından paylaşılan ortalama yıldızların sürekli artış içerisinde olması dikkat çekici bir unsurdur. Bu artışın sürekli olarak devam etmesi, yorumların manipüle edilebileceği fikrini oluşturabilmektedir. Öyle ki son yıllarda yapılan çalışmalar incelendiğinde, Airbnb'deki yorumların aşırı pozitif olduğuna değinen çalışmalar ile karşılaşılmıştır (Zervas, Proserpio ve Byers, 2021). Şekil 42 üzerinden de yorumların sürekli olumlu yönde arttığı ve Airbnb tarafından paylaşılan ortalama yıldız puanının çalışmadaki son konumunda aşırı pozitifleştiği söylenebilir.

SONUÇ

Geleneksel ekonomiye alternatif olarak ortaya çıkmış olan paylaşım ekonomisinde risklerin daha fazla olduğundan söz edilebilir. Geleneksel ekonomiye göre daha yeni olan bu ekonomi türünde paylaşım faaliyetleri, normal paylaşım kültüründen farklı olarak çoğunlukla bir bedel karşılığında yapılır ve bu da paylaşım ekonomisindeki işlemlerde ekonomik vb. riskler ortaya çıkarabilmektedir. Paylaşım ekonomisinin aktif olduğu sektörlerden birisi olan konaklama sektöründe de ekonomik riskler mevcuttur, bununla birlikte bu sektörde var olan riskler ekonomik risklerden daha fazladır denilebilir. Bu yeni ekonomi türüne katılmak isteyen kullanıcıların da mevcut riskleri değerlendirebilmek adına yararlandığı en önemli kaynaklardan birisi, daha önce paylaşım ekonomisine katılan kullanıcıların aktardıkları deneyimlerdir. Bu deneyimler, genellikle 5 üzerinden bir yıldız şeklinde veya 5 üzerinden bir yıldız ile birlikte yorumlar sayesinde yapılabilmektedir. Paylaşım ekonomisinde faaliyette bulunan kullanıcıların yaptıkları değerlendirmeler, yeni kullanıcıların gelmesine, dolayısıyla, paylaşım ekonomisindeki faaliyetlerin artmasına neden olabilmektedir.

Paylaşım ekonomisindeki hacmi artıran bir diğer unsurun, bu yeni ekonomi türünde garantör firma rolüyle ortaya çıkan firmalardan kaynaklandığı söylenebilir. Kullanıcı değerlendirmelerinin önemini bilen firmalar, yapılan derecelendirmelerdeki misillemeyi kaldırmak için girişimlerde bulunmuş, bununla birlikte, paylaşım ekonomisindeki ekonomik riskleri azaltmak adına, kendi bünyesine ödeme sistemi entegre etmiştir. Bahsedilen özelliklere sahip firmalardan birisi de Airbnb'dir.

Paylaşım ekonomisi etkisindeki konaklama sektöründe ortaya çıkan Airbnb, temelde kullanıcılar arasındaki ev veya oda kiralama mantığına dayanmaktadır. Airbnb'de konaklama gerçekleştiren ev sahibi ve misafirler birbirlerini değerlendirebilmekte, özellikle misafirler tarafından ev/oda ilanı için gerçekleştirilen değerlendirmeler, bu platform vasıtasıyla konaklama yapacak yeni müşteriler için bir referans olabilmektedir. Benzer şekilde Airbnb'deki ev sahipleri için, Airbnb'de konaklama faaliyetinde bulunan misafirlerin hangi bölgede neyi önemsendiği, nelere daha az/çok dikkat ettiği veya ilanının listelendiği ilçedeki fiyatlara, ortalama yıldız detaylarına ulaşmak önemlidir denilebilir.

Bu çalışmada, Airbnb’de listelenen ilanlar için alternatif bir puan öneri sistemi geliştirilmiştir. Alternatif olarak geliştirilen puanlama sistemiyle, Mart 2021’e kadar yapılan tüm Airbnb-İstanbul evlerinin yorumları elde edilmiş ve bahsedilen puan öneri sistemi bu yorumlar üzerinden tasarlanmıştır. Puan öneri sistemi aşamasında, kategorilerin de önemini göz önünde bulundurabilmek adına, literatürden de yararlanılarak yedi farklı kategori belirlenmiştir. Kategori belirleme işlemi sonrasında ilk olarak, yorumların bu kategorilere düşüp düşmediğinin bulunabilmesi adına konu modelleme gerçekleştirilmiş, ardından hem her bir kategorinin 5 üzerinden olacak şekilde ortalama duygu puanı elde edilmiş hem de kategorilere düşen yorumlarda yola çıkarak kategorilerin ağırlıkları saptanmıştır. Bahsedilen kategorilerin ağırlıkları, alternatif puan hesabının son aşaması olan bir ilanın geneli için ortalama duygu puanının belirlenmesinde kullanılmıştır.

Paylaşım ekonomisinde en aktif firmalardan birisi olan Airbnb için Türkiye’de böylesi bir çalışmanın olmayışı, Airbnb sistemindeki kullanıcıların verdikleri yıldızların yayımlanmaması, bu platformdaki güvenlik eksiklikleri ve hem kullanıcılara hem de ev sahiplerine birçok açıdan karar destek sağlanması, bu çalışmanın tamamlanabilmesindeki motivasyonlardandır.

Airbnb sistemi için geliştirilen üçüncül parti bir duygu puanı hesabı ile kullanıcılara bir karar destek sağlanması amaçlanmıştır. Ortalama olarak hesaplanan bu puanların kaynağı direkt olarak kullanıcı yorumları olduğu için hem kullanıcıların yorumlardaki önemli bilgileri değerlendirilmesi hem de bu değerlendirmenin yıldız skorunu değerlendirme kadar kolay olması hedeflenmiştir. Ayrıca Airbnb sisteminde her bir kullanıcının verdiği yıldızlar sistem tarafından yayımlandığı için, her bir yorumun yıldız puanı hesaplandığından, kullanıcıların yorumları değerlendirmesi kolaylaştırılmıştır. Bununla birlikte, Airbnb sistemi için üçüncül parti bir puan hesabının tasarlanmasının yanı sıra ulaşılan birçok fiyat, ilçe ve kategorilere göre ortalama yıldız bulguları ile Airbnb-İstanbul ev sahiplerine de karar destek sağlanması amaçlanmıştır. Bu çalışmanın bulguları ile Airbnb-İstanbul’daki ev sahiplerinin, hangi ilçede hangi kategorilere ne kadar yorum düştüğünü gözlemlemesi ile ilçesindeki hangi kriterlerin daha çok önemli olduğu bulgusuna ulaşması sağlanmıştır. Ayrıca, yine ev sahipleri için ilçedeki fiyat detayları bulgusu, fiyat politikalarının belirlenmesinde bir başka karar destek sağlayabilir. Fiyat bulgularının ev sahiplerine olduğu kadar misafirlere, bilhassa ‘ekonomik fayda’ kategorisinin yıldız puanı ile birlikte destek sağladığından söz edilebilir.

Gelecek çalışmalar için yapılabilecekler düşünülürken, maddeler halinde aşağıdaki listelenmiştir.

- Airbnb-İstanbul haricinde diğer ülkelerdeki metropol kentlerdeki evler için yapılan yorumlar elde edilerek ülkeler ve hatta kıtalar arasında bir karşılaştırma yapılabilir.
- Airbnb'deki fotoğrafların elde edilmesiyle multimodal duygu analizi gerçekleştirilebilir ve çalışmaya ev sahiplerinin yüklemiş olduğu fotoğraflar ile yeni analizler eklenebilir.
- Çalışmadaki sistemlerin otomatik olarak gerçekleşebilmesi adına bir uygulama tasarlanması olabilir. Konu modelleme aşamasının da gözetimsiz öğrenme teknikleriyle gerçekleştirilebileceği bu uygulama, kullanıcıların detayını görmek istediği bir ev ilanını uygulamaya girmesiyle, bu çalışmadaki tüm detayların ekranına gelmesi şeklinde tasarlanabilir.

Çalışmada kısıtlar maddeler halinde aşağıda belirtilmiştir.

- Bir ilan için herhangi bir kategoriden yorum gelmediği zaman, yorum gelmeyen kategorinin ilgili ilçedeki ortalama ile doldurulması olduğundan söz edilebilir.
- Kategori ağırlıkları belirlenmesi esnasından kaynaklandığı ifade edilebilir. Kategorilerin ağırlıkları belirlenirken uzman görüşlerinden yararlanılması ile kategorilerin ağırlıklarının farklılaşabileceği varsayımında bulunulabilir.
- Çalışmadaki duygu analizi yöntemlerinin direkt hazır bir sözlük üzerinden gerçekleşmesi, çalışma için bir diğer kısıttır denilebilir.
- Çalışmadaki son kısıt ise, özellikle ev özellikleri ve kolaylıkları, konum & semt ve ev sahibi servisler kategorisindeki konu modelleme başarılarının diğer kategorilere göre nispeten daha az olmasıdır.

KAYNAKÇA

- Ahuja, S., & Dubey, G. (2017). Clustering and sentiment analysis on Twitter data. *n 2017 2nd International Conference on Telecommunication and Networks* (s. 1-5). IEEE.
- Airbnb*. (2022). Ödemenizi ne zaman alacaksınız?: <https://www.airbnb.com.tr/help/article/425/%C3%B6demenizi-ne-zaman-alacaks%C4%B1n%C4%B1z> (Erişim Tarihi: 30.12.2022)
- Airbnb*. (2022). About Us: <https://news.airbnb.com/about-us/> (Erişim Tarihi: 17.02.2022)
- Airbnb*. (2022). Nasıl Süper Ev Sahibi olunur?: <https://www.airbnb.com.tr/help/article/829/nas%C4%B1l-s%C3%BCper-ev-sahibi-olunur> (Erişim Tarihi: 02.03.2022)
- Akca, M. F. (2021, Ocak 4). *LSTM Nedir? Nasıl Çalışır?* Medium: <https://mfakca.medium.com/lstm-nedir-nas%C4%B1l-%C3%A7al%C4%B1%C5%9F%C4%B1r-326866fd8869#:~:text=Cell%20State'in%20h%C3%BCcre%20i%C3%A7erisindeki,bir%20%C3%B6nceki%20katman%C4%B1n%20sonucu%20%C3%A7arp%C4%B1l%C4%B1r> (Erişim Tarihi: 11.04.2022)
- Alalwan, A. A., Rana, N. P., Dwivedi, Y. K., & Algharabat, R. (2017). Social media in marketing: A review and analysis of the existing literature. *Telematics and Informatics*, 1177-1190.
- Alfeilat, H. A., Hassanat, A. B., Lasassmeh, O., Tarawneh, A. S., Alhasanat, M. B., Salman, H. S., & Prasath, V. S. (2019). Effects of Distance Measure Choice on K-Nearest Neighbor Classifier Performance: A Review. *Big Data*, 221-248.
- Allen, D. (2015). The sharing economy. *Institute of Public Affairs Review: A Quarterly Review of Politics and Public Affairs, The*, 67(3), 24-27.
- Alsudais, A., & Teubner, T. (2019). Large-scale sentiment analysis on Airbnb reviews from 15 cities. *Twenty-fifth Americas Conference on Information Systems (amcis)*. Cancun.
- Ananiadou, S., Kell, D. B., & Tsujii, J. i. (2006). Text mining and its potential applications in systems biology. *Trends in Biotechnology*, 571-579.
- Andersson, M., Hjalmarsson, A., & Avital, M. (2013). Peer-to-peer service sharing platforms: Driving share and share alike on a mass-scale. *In International Conference of Information Systems*. Milan, Italy: Association for Information Systems.
- Ba, S., & Pavlou, P. A. (2002). Evidence of the Effect of Trust Building Technology in Electronic Markets: Price Premiums and Buyer Behavior. *MIS Quarterly*, 243-268.

- Basselier, R., Langenus, G., & Walravens, L. (2018). The rise of the sharing economy. *Economic Review*, 57-78.
- Başol, K. (2012). Türkiye Ekonomisi. İstanbul: Türkmen Kitapevi.
- Belarmino, A., Whalen, E., Koh, Y., & Bowen, J. T. (2019). Comparing guests' key attributes of peer-to-peer accommodations and hotels: mixed-methods approach. *Current Issues in Tourism*, 22(1), 1-7.
- Belk, R. (2010). Sharing. *Journal of consumer research*, 715-734.
- Berezina, K., Bilgihan, A., Cobanoglu, C., & Okumus, F. (2016). Understanding Satisfied and Dissatisfied Hotel Customers: Text Mining of Online Hotel Reviews. *Journal of Hospitality Marketing & Management*, 1-24.
- Bonta, V., Kumaresh, N., & Janardhan, N. (2019). A comprehensive study on lexicon based approaches for sentiment analysis. *Asian Journal of Computer Science and Technology*, 8(S2), 1-6.
- Bose, R., Aithal, P., & Roy, S. (2021). Survey of Twitter Viewpoint on Application of Drugs by VADER Sentiment Analysis among Distinct Countries. *International Journal of Management, Technology, and Social Sciences (IJMTS)*, 6(1), 110-127.
- Botsman, R. (2014). Sharing's Not Just for Start-Ups. *Harvard Business Review Home*, 23-26.
- Botsman, R., & Rogers, R. (2010). What's mine is yours. *The rise of collaborative consumption*, 1.
- Bratianu, C. (2018). The Crazy New World of the Sharing. *In Knowledge management in the sharing economy*, 3-18.
- Bridges, J., & Vásquez, C. (2018). If nearly all Airbnb reviews are positive, does that make them meaningless? *Current Issues in Tourism*, 2057-2075.
- Brochado, A., Troilo, M., & Shah, A. (2017). Airbnb customer experience: evidence of convergence across three countries. *Annals of Tourism Research*, 210-212.
- Buczynski, B. (2013). *Sharing is good: How to save money, time and resources through collaborative consumption*. New Society Publishers.
- Camilleri, M. A. (2018). The tourism industry: An overview. *Travel marketing, tourism economics and the airline product*, 3-27.
- Cezar, A., & Ögüt, H. (2016). Analyzing conversion rates in online hotel booking: The role of customer reviews, recommendations and rank order in search listings. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*.
- Chandler, J. D., Salvador, R., & Kim, Y. (2018). Language, brand and speech acts on Twitter. *Journal of Product & Brand Management*.

- Chang, W.-L., & Wang, J.-Y. (2018). Mine is yours? Using sentiment analysis to explore the degree of risk in the sharing economy. *Electronic Commerce Research and Applications*, 141-158.
- Chang, Y.-S., & Fang, S.-R. (2013). Antecedents and distinctions between online trust and distrust: Predicting high-and low-risk internet behaviors. *Journal of Electronic Commerce Research*, 149.
- Chen, C.-F., & Rothschild, R. (2010). An application of hedonic pricing analysis to the case of hotel rooms in Taipei. *Tourism Economics*, 685-696.
- Chen, X., & Ishwaran, H. (2012). Random forests for genomic data analysis. *Genomics*, 99(6), 323-329.
- Cheng, M. (2016). A review and agenda for future research. *International Journal of Hospitality Management*, 60-70.
- Cheng, M., & Jin, X. (2019). What do Airbnb users care about? An analysis of online review comments. *International Journal of Hospitality Management*, 58-70.
- Choi, T. Y., & Chu, R. (2001). Determinants of hotel guests' satisfaction and repeat patronage in the Hong Kong hotel industry. *International Journal of Hospitality Management*, 277-297.
- Devlin, J., Chang, M.-W., Lee, K., & Toutanova, K. (2018). BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding. *arXiv preprint arXiv:1810.04805*.
- Donnellan, E., Aslan, S., Fastrich, G. M., & Murayama, K. (2022). How Are Curiosity and Interest Different? Naïve Bayes Classification of People's Beliefs. *Educational Psychology Review*, 73-105.
- Durmuş, M. (2021, Ocak 28). *TF-IDF Nedir?* GitHub: <https://mdurmuss.github.io/tf-idf-nedir/> (Erişim Tarihi: 17.04.2022)
- Eckhardt, G. M., Houston, M. B., Jiang, B., Lamberton, C., Rindfleisch, A., & Zervas, G. (2019). Marketing in the sharing economy. *Journal of Marketing*, 5-27.
- Ert, E., Fleischer, A., & Magen, N. (2016). Trust and reputation in the sharing economy: The role of personal photos in Airbnb. *Tourism management*, 62-73.
- Felländer, A., Ingram, C., & Teigland, R. (2015). *The Sharing Economy Embracing Change With Caution*. İsveç: Näringspolitiskt Forum Rapport.
- Fernández-Barcala, M., González-Díaz, M., & Prieto-Rodríguez, J. (2010). Hotel quality appraisal on the Internet: a market for lemons? *Tourism Economics*, 345-360.
- Festila, M., & Müller, S. (2017). The Impact of Technology-Mediated Consumption on Identity: The case of Airbnb. *In Proceedings of the 50th Hawaii International Conference on System Sciences*.

- Filippas, A., Horton, J. J., & Zeckhauser, R. J. (2020). Owing, Using, and Renting: Some Simple Economics of the “Sharing Economy”. *Management Science*, 4152-4172.
- Fong, L. H., Law, R., & Ye, B. H. (2020). Outlook of tourism recovery amid an epidemic: Importance of outbreak control by the government. *Annals of Tourism Research*.
- Fradkin, A., Grewal, E., & Holtz, D. (2020). Reciprocity in two-sided reputation systems: Evidence from an experiment on airbnb.
- Fradkin, A., Grewal, E., Holtz, D., & Pearson, M. (2015). Bias and Reciprocity in Online Reviews: Evidence From Field Experiments on Airbnb. *EC*, 15, 15-19.
- Freund, Y., & Schapire, R. E. (1997). A Decision-Theoretic Generalization of On-Line Learning and an Application to Boosting. *Journal of Computer and System Sciences*, 119-139.
- Friedman, J. H. (2001). Greedy function approximation: a gradient boosting machine. *Annals of statistics*, 1189-1232.
- Gansky, L. (2010). *The mesh: Why the future of business is sharing*. Penguin.
- Geetha, M., Singha, P., & Sinha, S. (2017). Relationship between customer sentiment and online customer ratings for hotels - An empirical analysis. *Tourism Management*, 43-54.
- Gelemet, Ö., Aydın, H., & Çetinkaya, A. (2022). Netflix verileri üzerinde TF-IDF algoritması ve Kosinüs benzerliği ile bir İçerik Öneri Sistemi Uygulaması. *AJIT-e: Bilişim Teknolojileri Online Dergisi*, 13(48), 31-51.
- Gretzel, U., & Yoo, K. H. (2008). Use and Impact of Online Travel Reviews. *Information and communication technologies in tourism 2008*, 35-46.
- Gu, H., & Ryan, C. (2008). Chinese clientele at Chinese hotels—Preferences and satisfaction. *International Journal of Hospitality Management*, 337-345.
- Gunter, U., & Önder, I. (2017). Determinants of Airbnb demand in Vienna and their implications for the traditional accommodation industry. *Tourism Economics*, 270-293.
- Gupta, D. C., Bindal, M., Agarwal, N., & Khandelwal, K. (2018). Traditional Commerce v/s E-commerce and Impact of Demonetization on E-commerce. *International Journal of Engineering and Management Research*, 136-142.
- Gutiérrez, J., García-Palomares, J. C., Romanillos, G., & Salas-Olmedo, M. H. (2017). The eruption of Airbnb in tourist cities: Comparing spatial patterns of hotels and peer-to-peer accommodation in Barcelona. *Tourism Management*, 278-291.
- Guttentag, D. (2015). Airbnb: disruptive innovation and the rise of an informal tourism accommodation sector. *Current issues in Tourism*, 1192-1217.

- Guttentag, D. A., & Smith, S. L. (2017). Assessing Airbnb as a disruptive innovation relative to hotels: Substitution and comparative performance expectations. *International Journal of Hospitality Management*, 1-10.
- Guttentag, D., Smith, S., Potwarka, L., & Havitz, M. (2018). Why Tourists Choose Airbnb: A Motivation-Based Segmentation Study. *A motivation-based segmentation study. Journal of Travel Research*, 57(3), , 342-359.
- Hamari, J., Sjöklint, M., & Ukkonen, A. (2016). The sharing economy: Why people participate in collaborative consumption. *Journal of the association for information science and technology*, 2047-2059.
- Harford, T. (2010). *The undercover economist*. Hachette: UK.
- Hawlitshchek, F., Notheisen, B., & Teubner, T. (2018). The limits of trust-free systems: A literature review on blockchain technology and trust in the sharing economy. *Electronic commerce research and applications*, 50-63.
- Hearst, M. (2003). What is text mining. SIMS. *UC Berkeley*.
- Hoang, M., Oskar, A. B., & Jacobo, R. (2019). Aspect-based sentiment analysis using BERT. *In Proceedings of the 22nd nordic conference on computational linguistics*, 187-196.
- Hoffen, M., Hagge, M., Betzing, J. H., & Chasin, F. (2018). Leveraging social media to gain insights into service delivery: a study on Airbnb. *Information Systems and e-Business Management*, 247-269.
- Hu, N., Zhang, J., & Pavlou, P. A. (2009). Overcoming the J-shaped distribution of product reviews. *Communications of the ACM*, 144-147.
- Hutto, C. J. (2014, Kasım 17). *vaderSentiment*. Github: <https://github.com/cjhutto/vaderSentiment> (Erişim Tarihi: 08.02.2022)
- Hutto, C., & Gilbert, E. (2014). VADER: A Parsimonious Rule-Based Model for Sentiment Analysis of Social Media Text. *In Proceedings of the international AAAI conference on web and social media*, (s. 216-225).
- Jang, S., Kim, J., Kim, J., & Kim, S. S. (2021). Spatial and experimental analysis of peer-to-peer accommodation consumption during COVID-19. *Journal of Destination Marketing & Management*, 100563.
- Kalakota, R., & Whinston, A. (1997). *Electronic commerce: a manager's guide*. Boston: Addison-Wesley Professional.
- Kanan, T., Ayoub, S., Saif, E., & Chandr, G. (2015). Extracting Named Entities Using Named Entity Recognizer and Generating Topics Using Latent Dirichlet Allocation Algorithm for Arabic News Articles. *Department of Computer Science*.
- Karataş, M., & Babür, S. (2013). Gelişen Dünya'da Turizm Sektörünün Yeri . *KMÜ Sosyal ve Ekonomik Araştırmalar Dergisi*, 15-24.

- Keskin, M. V. (2020, 10). (50 Saat) Python A-Z™: Veri Bilimi ve Machine Learning. Udemy: <https://www.udemy.com/course/python-egitimi/> (Erişim Tarihi: 19.02.2022)
- Khusainova, G. (2021, Hazira 28). *The Secondhand Market Is Growing Rapidly, Can Challengers Like Vinokilo Thrive And Scale?* Forbes: <https://www.forbes.com/sites/gulnazkhusainova/2021/01/28/the-secondhand-market-is-growing-rapidly-can-challengers-like-vinokilo-thrive-and-scale/?sh=42614616ccb6> (Erişim Tarihi: 19.03.2022)
- Koiviola, Z. (2021, Ağustos 09). *FIVE FROM FINLAND: Second-hand fashion*. Good News From Finland: <https://www.goodnewsfinland.com/feature/five-from-finland-second-hand-fashion/> (Erişim Tarihi: 04.02.2022)
- Kozinets, R. V. (2010). *Netnography: Doing Ethnographic Research Online*. SAGE.
- Kumar, S., Kar, A. K., & Ilavarasan, P. V. (2021). Applications of text mining in services management: A systematic literature review. *International Journal of Information Management Data Insights*, 100008.
- Laksono, R. A., Sungkono, K. R., Sarno, R., & Wahyuni, C. S. (2019). Sentiment analysis of restaurant customer reviews on TripAdvisor using Naïve Bayes. *In 2019 12th International Conference on Information & Communication Technology and System (ICTS)* (s. 49-54). IEEE.
- Lau, J. T., Griffiths, S., Choi, K. C., & Tsui, H. Y. (2009). Widespread public misconception in the early phase of the H1N1 influenza epidemic. *Journal of infection*, 122-127.
- Laurell, C., & Sandström, C. (2017). The sharing economy in social media: Analyzing tensions between market and non-market logics. *Technological Forecasting and Social Change*, 58-65.
- LaValley, M. P. (2008). Logistic Regression. *Circulation*, 117(18), 2395-2399.
- Lawani, A., Reed, M. R., & Zheng, Y. (2019). Reviews and price on online platforms: Evidence from sentiment analysis of Airbnb reviews in Boston. *Regional Science and Urban Economics*, 22-34.
- Lee, G. (2020). Comparing Numerical Ratings and Plain-Text Feedback from Online Reputation System: Evidence from Sentiment Analysis of Airbnb reviews in London. *Available at SSRN 3611064*.
- Lei, Y., Liu, Q., & Shum, S. (2022). Managing return policies with consumer resale. *Naval Research Logistics (NRL)*, 69(2), 241-256.
- Li, H., Ye, Q., & Law, R. (2013). Determinants of Customer Satisfaction in the Hotel Industry: An Application of Online Review Analysis. *Asia Pacific Journal of Tourism Research*, 784-802.
- Li, X., & Lei, L. (2019). A bibliometric analysis of topic modelling studies (2000–2017). *Journal of Information Science*, 161-175.

- Liang, S., Schuckert, M., Law, R., & Chen, C.-C. (2017). Be a “Superhost”: The importance of badge systems for peer-to-peer rental accommodations. *Tourism Management*, 454-465.
- Liu, B. (2012). Sentiment analysis and opinion mining. *Synthesis lectures on human language technologies*, 5(1), 1-167.
- Liu, B. (2020). Sentiment analysis: Mining opinions, sentiments, and emotions. *Cambridge university press*.
- Lobel, O. (2016). The law of the platform. *Minn. L. Rev.*, 101, 87.
- Ma, Y. J., & Lee, H.-H. (2014). Consumer responses toward online review manipulation. *Journal of Research in Interactive Marketing*.
- Mani, K. (2019, Şubat 17). *GRU's and LSTM's*. Towards Data Science: <https://towardsdatascience.com/grus-and-lstm-s-741709a9b9b1> (Erişim Tarihi: 28.02.2022)
- Martin-Fuentes, E. (2016). Are guests of the same opinion as the hotel star-rate classification system? *Journal of Hospitality and Tourism Management*, 126-134.
- Martin-Fuentes, E., Fernandez, C., Mateu, C., & Marine-Roig, E. (2018). Modelling a grading scheme for peer-to-peer accommodation: Stars for Airbnb. *International Journal of Hospitality Management*, 75-83.
- Menfors, M., & Fernstedt, F. (2015). Consumer trust in online reviews: a communication model perspective.
- Mody, M. A., Suess, C., & Lehto, X. (2017). The accommodation experiencescape: a comparative assessment of hotels and Airbnb. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*.
- Möhlmann, M. (2015). Collaborative consumption: determinants of satisfaction and the likelihood of using a sharing economy option again. *Journal of Consumer Behaviour*, 193-207.
- Möhlmann, M. (2015). Collaborative consumption: determinants of satisfaction and the likelihood of using a sharing economy option again. *Journal of Consumer Behaviour*, 193-207.
- Mutanga, M. B., & Abayomi, A. (2022). Tweeting on COVID-19 pandemic in South Africa: LDA-based topic modelling approach. *African Journal of Science, Technology, Innovation and Development*, 163-172.
- Narasimhan, C., Papatla, P., Jiang, B., Kopalle, P. K., Messinger, P. R., Moorthy, S., . . . Zhu, T. (2018). Sharing Economy: Review of Current Research and Future Directions. *Customer needs and solutions*, 5(1), 93-106.
- Neirotti, P., Raguseo, E., & Paolucci, E. (2016). Are customers’ reviews creating value in the hospitality industry? Exploring the moderating effects of market positioning. *International Journal of Information Management*, 1133-1143.

- Nick, T. G., & Campbell, K. M. (2007). Logistic Regression. *Topics in Biostatistic*, 273-301.
- Or, B. (2020, 01 10). *The Exploding and Vanishing Gradients Problem in Time Series*. Towards Data Science: <https://towardsdatascience.com/the-exploding-and-vanishing-gradients-problem-in-time-series-6b87d558d22> (Erişim Tarihi: 14.03.2022)
- Oryzak, D., & Verma, A. (2015). Insuring The Sharing Economy & Sharing The Insurance Economy. *In Casualty Actuarial Society E-Forum*.
- Ostrowski, D. A. (2015). Using latent dirichlet allocation for topic modelling in twitter. *n Proceedings of the 2015 IEEE 9th international conference on semantic computing*, 493-497.
- Osztoivits, Á., Kőszegi, Á., Nagy, B., & Damjanovics, B. (2015). *Sharing or paring?* <https://www.pwc.com/hu/en/kiadvanyok/assets/pdf/sharing-economy-en.pdf> (Erişim Tarihi: 18.03.2022)
- Owyang, J., Tran, C., & Silva, C. (2013). The collaborative economy. *Altimeter Group*.
- Öğündür, G. (2019, Kasım 9). *Doğruluk (Accuracy) , Kesinlik(Precision) , Duyarlılık(Recall) ya da F1 Score ?* Medium: <https://medium.com/@gulcanogundur/do% C4% 9Fruluk-accuracy-kesinlik-precision-duyarl% C4% B1% C4% B1k-recall-ya-da-f1-score-300c925feb38> (Erişim Tarihi: 04.05.2022)
- Öğüt, H., & Taş, B. K. (2012). The influence of internet customer reviews on the online sales and prices in hotel industry. *The Service Industries Journal*, 197-214.
- Pano, T., & Kashef, R. (2020). A Complete VADER-Based Sentiment Analysis of Bitcoin (BTC) Tweets during the Era of COVID-19. *Big Data and Cognitive Computing*, 4(4), 33.
- Parguel, B., Lunardo, R., & Benoit-Moreau, F. (2017). Sustainability of the sharing economy in question: When second-hand peer-to-peer platforms stimulate indulgent consumption. *Technological Forecasting and Social Change*, 48-57.
- Petruzzi , M. A., Marques, C., & Sheppard, V. (2021). TO SHARE OR TO EXCHANGE: An analysis of the sharing economy. *International Journal of Hospitality Management* .
- Plenter, F., Fielt, E., Hoffen, M. v., & Chasin, F. (2017). Repainting the business model canvas for peer-to-peer sharing and collaborative consumption. *In Proceedings of the 25th European Conference on Information Systems (ECIS 2017)* (s. 2234-2249). Association for Information Systems.
- Plouffe, C. R. (2008). Examining “peer-to-peer”(P2P) systems as consumer-to-consumer (C2C) exchange. *European Journal of Marketing*.
- Puschmann, T., & Alt, R. (2016). Sharing Economy. *Business & Information Systems Engineering*, 93-99.

- Radojevic, T., Stanisic, N., & Stanic, N. (2015). Ensuring positive feedback: Factors that influence customer satisfaction in the contemporary hospitality industry. *Tourism Management*, 13-21.
- Radojevic, T., Stanisic, N., & Stanic, N. (2017). Inside the Rating Scores: A Multilevel Analysis of the Factors Influencing Customer Satisfaction in the Hotel Industry. *Cornell Hospitality Quarterly*, 58(2), 134-164.
- Ren, L., Qiu, H., Wang, P., & Lin, P. M. (2016). Exploring customer experience with budget hotels: Dimensionality and satisfaction. *International Journal of Hospitality Management*, 13-23.
- Santos, G., Mota, V. F., Benevenuto, F., & Silva, T. H. (2020). Neutrality may matter: sentiment analysis in reviews of Airbnb, Booking, and Couchsurfing in Brazil and USA. *Social Network Analysis and Mining*, 1-13.
- Schapire, R. E. (1990). The Strength of Weak Learnability. *Machine learning*, 5(2), 197-227.
- Schor, J. (2016). Debating the sharing economy. *Journal of self-governance and management economics*, 7-22.
- Schor, J. B., & Attwood-Charles, W. (2017). The “sharing” economy: labor, inequality, and social connection on for-profit platforms. *Sociology Compass*, 11(8), e12493.
- Sigala, M. (2017). Collaborative commerce in tourism: implications for research and industry. *Current Issues in Tourism*, 20(4), 346-355.
- Singh, H. (2019, Mart 3). *Understanding Random Forests*. Medium: https://medium.com/@harshdeepsingh_35448/understanding-random-forests-aa0ccecdbbbb (Erişim Tarihi: 08.04.2022)
- Smagulova, K., & James, A. P. (2019). A survey on LSTM memristive neural network architectures and applications. *The European Physical Journal Special Topics*, 2313–2324.
- Smith, P. (2022, Ocak 13). *Secondhand apparel market value worldwide from 2012 to 2025*. Statista: <https://www.statista.com/statistics/826162/apparel-resale-market-value-worldwide/> (Erişim Tarihi: 29.01.2022)
- Tan, A. H. (1999). Text mining: The state of the art and the challenges. *In Proceedings of the pakdd 1999 workshop on knowledge discovery from advanced databases*, 65-70.
- Tan, T. M., Makkonen, H., Kaur, P., & Salo, J. (2022). How do ethical consumers utilize sharing economy platforms as part of their sustainable resale behavior? The role of consumers’ green consumption values. *Technological Forecasting and Social Change*, 121432.
- Täuscher, K., & Kietzmann, J. (2017). Learning from failures in the sharing economy. *MIS Quarterly Executive*, 253-263.

- Thomsen, C. R., & Jeong, M. (2020). An analysis of Airbnb online reviews: user experience in 16 U.S. cities. *Journal of Hospitality and Tourism Technology*.
- Tian, X., He, W., Tao, R., & Akula, V. (2016). Mining Online Hotel Reviews: A Case Study from Hotels in China.
- Tuna, R., & Cebeci, I. (2019, Kasım). *Doğal Dil İşleme A-Z™: (NLP)*. Udemy: <https://www.udemy.com/course/dogal-dil-isleme/#instructor-1> (Erişim Tarihi: 17.03.2022)
- Tussyadiah, I. P. (2016). Factors of satisfaction and intention to use peer-to-peer accommodation. *International Journal of Hospitality Management*, 70-80.
- Tussyadiah, I. P., & Pesonen, J. (2016). Impacts of peer-to-peer accommodation use on travel patterns. *Journal of Travel Research*, 1022-1040.
- Tussyadiah, I. P., & Zach, F. (2017). Identifying salient attributes of peer-to-peer accommodation experience. *Journal of Travel & Tourism Marketing*, 636-652.
- Uçkan, T., Hark, C., Seyyarer, E., & Karcı, A. (2019). Ağırlıklandırılmış Çizgelerde Tf-Idf ve Eigen Ayırımı Kullanarak Metin Sınıflandırma. *BEÜ Fen Bilimleri Dergisi*, 1349-1362.
- Urhan, M. (2020, Mart 09). *BERT Algoritması Nedir? Örneklerle BERT Algoritması*. ZEO: <https://zeo.org/tr/kaynaklar/blog/bert-algoritmasi-nedir> (Erişim Tarihi: 19.04.2022)
- Verhage, J. (2016). *One Wall Street firm expects Airbnb to book a billion nights a year within a decade*. Bloomberg: <https://www.bloomberg.com/news/articles/2016-04-11/one-wall-street-firm-expects-airbnb-to-book-abillion-nights-a-year-within-a-decade> (Erişim Tarihi: 13.02.2022)
- Vermeulen, I. E., & Seegers, D. (2009). Tried and tested: The impact of online hotel reviews on consumer consideration. *Tourism management*, 123-127.
- Wang, D., & Nicolau, J. L. (2017). Price determinants of sharing economy based accommodation rental: A study of listings from 33 cities on Airbnb.com. *International Journal of Hospitality Management*, 120-131.
- Yang, J., Sarathy, R., & Lee, J. (2016). The effect of product review balance and volume on online Shoppers' risk perception and purchase intention. *Decision Support Systems*, 66-76.
- Ye, Q., Law, R., & Gu, B. (2009). The impact of online user reviews on hotel room sales. *International Journal of Hospitality Management*, 180-182.
- Yılmaz, H., & Yumuşak, S. (2021). Açık Kaynak Doğal Dil İşleme Kütüphaneleri. *İstanbul Sabahattin Zaim Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi* (s. 81-85). İstanbul: İstanbul Sabahattin Zaim Üniversitesi.

- Young, C. A., Corsun, D. L., & Xie, K. L. (2017). Travelers' preferences for peer-to-peer (P2P) accommodations and hotels. *International Journal of Culture, Tourism and Hospitality Research*.
- Yu, Y., Si, X., Hu, C., & Zhang, J. (2019). A Review of Recurrent Neural Networks: LSTM Cells and Network Architectures. *Neural computation*, 31(7), 1235-1270.
- Zervas, G., Proserpio, D., & Byers, J. W. (2021). A first look at online reputation on Airbnb, where every stay is above average. *Marketing Letters*, 1-16.
- Zhang, G., Cui, R., Cheng, M., Zhang, Q., & Li, Z. (2020). A comparison of key attributes between peer-to-peer accommodations and hotels using online reviews. *Current Issues in Tourism*, 530-537.
- Zhang, K. Z., Cheung, C. M., & Lee, M. K. (2014). Examining the moderating effect of inconsistent reviews and its gender differences on consumers' online shopping decision. *International Journal of Information Management*, 89-98.
- Zhang, L., Wang, S., & Liu, B. (2018). Deep learning for sentiment analysis: A survey. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*, 8(4), e1253.
- Zhu, L., Cheng, M., & Wong, I. A. (2019). Determinants of peer-to-peer rental rating scores: the case of Airbnb. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*.
- Zhu, X., & Liu, K. (2021). A systematic review and future directions of the sharing economy: business models, operational insights and environment-based utilities. *Journal of Cleaner Production*, 290, 125209.

EKLER

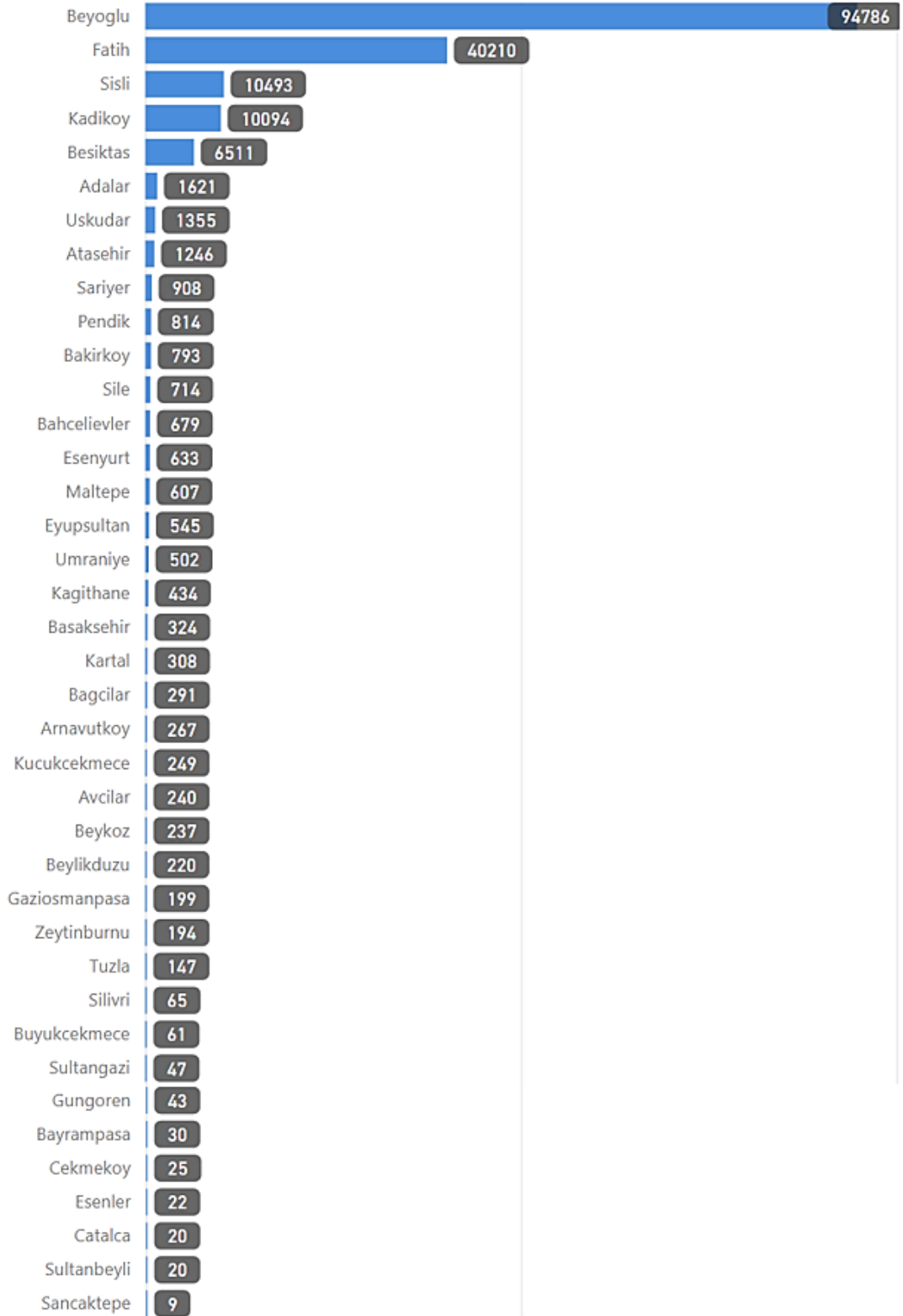
Ek 1: İlçelere Göre Hesaplanan ile Airbnb Ortalama Yıldızlar ve Farkları

İlçe	Hesaplanan Ortalama Yıldız	Airbnb Ortalama Yıldız	Ortalama Yıldız Farkları	Toplam Yorum Sayısı
Adalar	4,498790896	4,76344232	-0,264651424	1621
Arnavutkoy	4,284037869	4,686254682	-0,402216813	267
Atasehir	4,324639533	4,680955056	-0,356315523	1246
Avcilar	4,440336145	4,670333333	-0,229997188	240
Bagcilar	4,443000009	4,740274914	-0,297274905	291
Bahcelievler	4,458313427	4,80179676	-0,343483333	679
Bakirkoy	4,430771955	4,825069357	-0,394297402	793
Basaksehir	4,330633933	4,696049383	-0,36541545	324
Bayrampasa	4,649149871	4,745	-0,095850129	30
Besiktas	4,557033407	4,754282906	-0,197249499	6511
Beykoz	4,570422939	4,832742616	-0,262319677	237
Beylikduzu	4,248744539	4,498090909	-0,24934637	220
Beyoglu	4,444458445	4,684661026	-0,240202581	94786
Buyukcekmece	4,255781138	4,335245902	-0,079464763	61
Catalca	4,478339112	4,464	0,014339112	20
Cekmekoy	3,984266385	3,852	0,132266385	25
Esenler	4,341910955	4,772727273	-0,430816318	22
Esenyurt	4,441956476	4,692101106	-0,25014463	633
Eyupsultan	4,516591602	4,80666055	-0,290068949	545
Fatih	4,396244572	4,636269585	-0,240025013	40210
Gaziosmanpasa	4,51030198	4,836482412	-0,326180432	199
Gungoren	4,157875748	4,69744186	-0,539566112	43
Kadikoy	4,492477191	4,760734099	-0,268256909	10094
Kagithane	4,466892362	4,787165899	-0,320273537	434
Kartal	4,336360498	4,757564935	-0,421204437	308
Kucukcekmece	4,415508142	4,782409639	-0,366901497	249
Maltepe	4,569458319	4,778863262	-0,209404943	607
Pendik	4,373997753	4,712076167	-0,338078414	814
Sancaktepe	4,526005292	5	-0,473994708	9
Sariyer	4,558080536	4,781024229	-0,222943693	908
Sile	4,298825916	4,72035014	-0,421524224	714
Silivri	4,644527424	4,851846154	-0,20731873	65
Sisli	4,479522897	4,705511293	-0,225988396	10493
Sultanbeyli	4,68593761	4,8785	-0,19256239	20
Sultangazi	4,954071649	4,983829787	-0,029758139	47
Tuzla	4,42975885	4,545714286	-0,115955435	147
Umraniye	4,609559762	4,78185259	-0,172292827	502
Uskudar	4,572500201	4,77695203	-0,204451829	1355
Zeytinburnu	4,459432983	4,810103093	-0,35067011	194

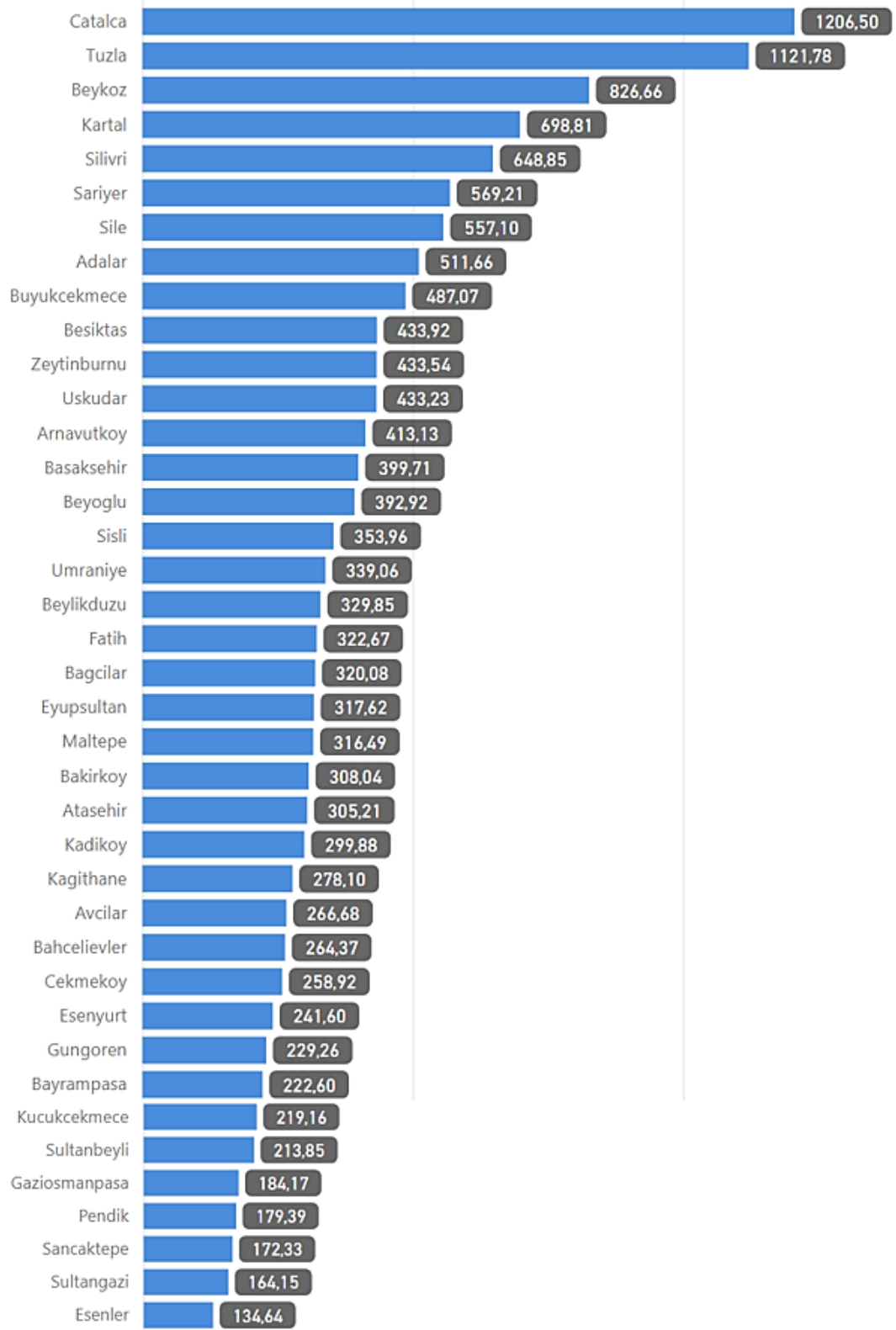
Ek 2: İlçelere Göre Kategorilere Düşen Toplam Yorum Sayıları

İlçe	Ev Özellikleri ve Kolaylıkları	Konum & Semt	Ev Sahibi ve Servisler	Temizlik	Tavsiye Edilmesi	Ekonomik Fayda	Güvenlik
Adalar	575	667	985	441	340	42	8
Arnavutkoy	71	113	173	82	60	19	10
Atasehir	324	427	599	456	242	47	70
Avcilar	61	113	132	89	53	19	10
Bagcilar	78	109	162	113	64	14	17
Bahcelievler	157	309	463	255	170	26	26
Bakirkoy	166	424	519	289	212	26	39
Basaksehir	78	120	173	96	67	19	23
Bayrampasa	10	16	20	10	11	3	1
Besiktas	2078	4393	3947	2241	1737	288	318
Beykoz	77	105	136	57	48	4	6
Beylikduzu	48	78	110	81	43	20	4
Beyoglu	35198	68798	55489	29223	24134	5821	3813
Buyukcekmece	16	29	24	15	12	2	0
Catalca	8	6	10	3	3	2	1
Cekmekoy	7	1	8	8	5	1	0
Esenler	8	12	16	12	6	0	1
Esenyurt	119	228	365	199	142	40	29
Eyupsultan	187	237	365	214	132	15	27
Fatih	12284	28219	25321	12660	9834	3634	1532
Gaziosmanpasa	45	87	159	52	47	13	15
Gungoren	11	23	26	13	10	2	2
Kadikoy	3221	6676	6056	3217	2479	468	351
Kagithane	126	217	286	166	112	25	30
Kartal	86	124	202	127	70	13	6
Kucukcekmece	43	97	150	67	62	11	10
Maltepe	170	285	364	197	147	33	37
Pendik	120	336	515	228	168	38	19
Sancaktepe	4	7	8	4	4	2	1
Sariyer	229	441	521	257	183	31	41
Sile	238	296	405	176	122	24	16
Silivri	15	28	42	24	10	2	1
Sisli	3190	6332	6073	3689	2623	539	552
Sultanbeyli	7	7	18	8	5	0	0
Sultangazi	8	23	34	23	20	4	1
Tuzla	45	42	89	46	22	3	5
Umraniye	180	230	236	182	119	41	30
Uskudar	503	799	854	428	329	53	60
Zeytinburnu	57	109	117	66	51	8	14

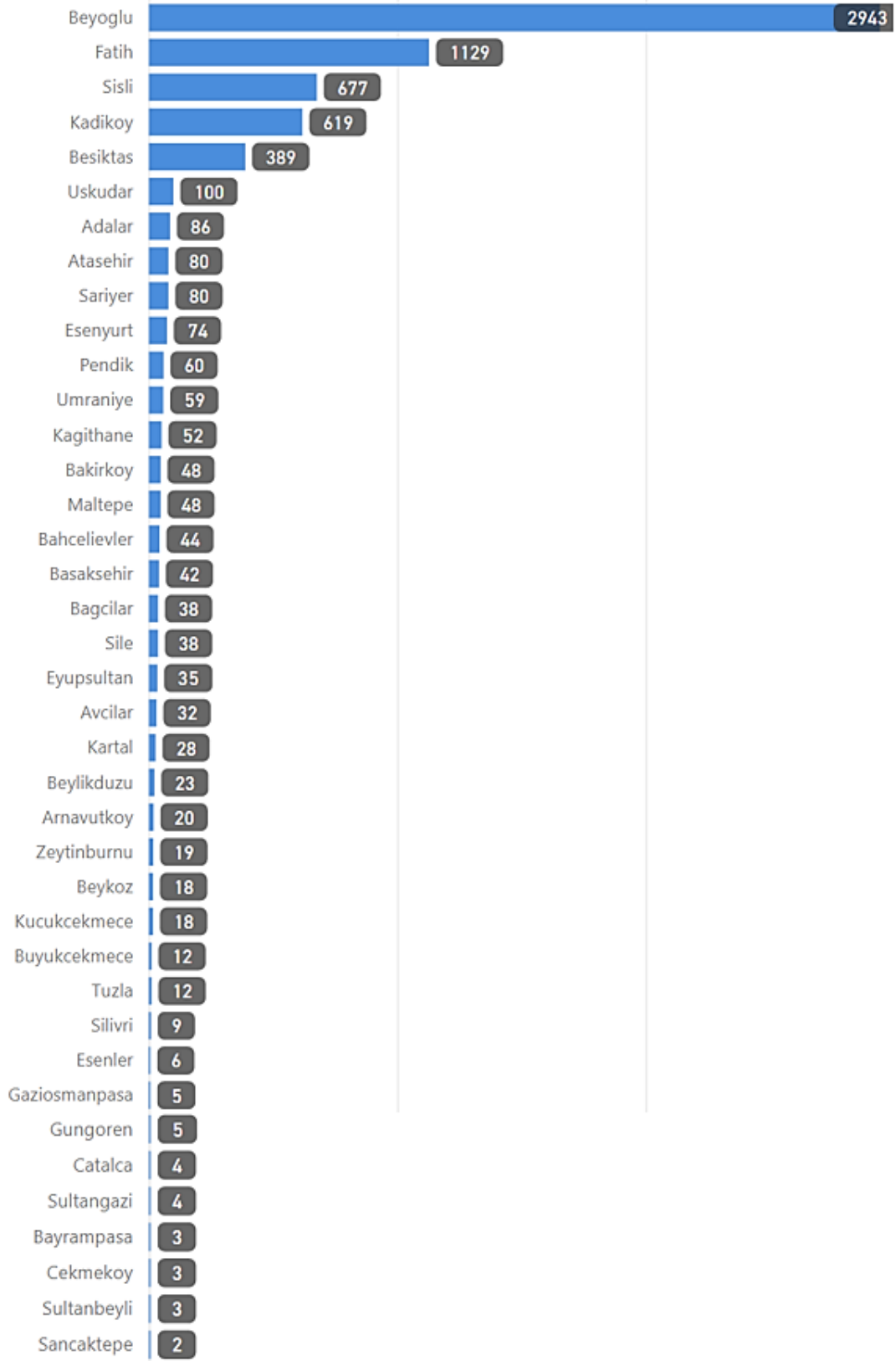
Ek 3: İlçelere Göre Toplam Yorum Sayısı



Ek 4: İlçelere Göre Ortalama Fiyatlar



EK 5: İlçelere Göre Toplam Ev İlanı Sayısı



ÖZGEÇMİŞ

Adı Soyadı: Sinan Yılmaz

ÖĞRENİM DURUMU

Derece	Eğitim Birimi	Mezuniyet Yılı
Yüksek Lisans	Sakarya Üniversitesi/ İşletme Enstitüsü/ Yönetim Bilişim Sistemleri	Devam ediyor
Lisans	Bilecik Şeyh Edebali Üniversitesi/ İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi/ Yönetim Bilişim Sistemleri	2018
Lise	Şişli Mesleki ve Teknik Anadolu Lisesi	2012

İŞ DENEYİMİ

Yıl	Yer	Görev
2022-Halen	NTT Data Business Solutions Turkey	İş Zekası Danışmanı
2020-2022	Bandırma Onyediy Eylül Üniversitesi	Araştırma Görevlisi
2020-2020	Intelligence Türkiye	Jr. İş Zekası Danışmanı

YABANCI DİL

İngilizce

ESERLER

1. People's Perspectives Related to Studies Vaccine for Covid-19
2. Giyilebilir Teknolojilerde Önde Gelen İsimlerden Birisi Akıllı Saatler