

**HAVAYOLU YOLCULARININ EVİRİMİÇİ
DEĞERLENDİRMELERİNİN METİN
MADENCİLİĞİ İLE ANALİZİ**

Doktora Tezi

Emircan ÖZDEMİR

Eskişehir 2022

**HAVAYOLU YOLCULARININ ÇEVİRİMİÇİ DEĞERLENDİRMELERİNİN
METİN MADENCİLİĞİ İLE ANALİZİ**

Emircan ÖZDEMİR

DOKTORA TEZİ

Sivil Havacılık Yönetimi Anabilim Dalı

Danışman: Prof. Dr. Özlem ATALIK

Eskişehir

Anadolu Üniversitesi

Sosyal Bilimler Enstitüsü

Şubat 2022

JÜRİ VE ENSTİTÜ ONAYI

Emircan ÖZDEMİR'in "Havayolu Yolcularının Çevrimiçi Değerlendirmelerinin Metin Madenciliği ile Analizi" başlıklı tezi 07 Şubat 2022 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından Lisansüstü Eğitim-Öğretim ve Sınav Yönetmeliğinin ilgili maddeleri uyarınca, Sivil Havacılık Yönetimi Anabilim Dalında Doktora tezi olarak değerlendirilerek kabul edilmiştir.

	<u>Unvanı Adı Soyadı</u>	<u>İmza</u>
Üye (Tez Danışmanı) :	Prof. Dr. Özlem ATALIK
Üye :	Prof. Dr. Celal Hakan KAĞNICIOĞLU
Üye :	Prof. Dr. Evrim GENÇ KUMTEPE
Üye :	Prof. Dr. Ender GEREDE
Üye :	Doç. Dr. Savaş S. ATEŞ

Prof. Dr. Saime ÖNCE
Anadolu Üniversitesi
Sosyal Bilimler Enstitüsü Müdürü

ÖZET

HAVAYOLU YOLCULARININ ÇEVİRİMİÇİ DEĞERLENDİRMELERİNİN METİN MADENCİLİĞİ İLE ANALİZİ

Emircan ÖZDEMİR

Sivil Havacılık Yönetimi Anabilim Dalı

Anadolu Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Şubat 2022

Danışman: Prof. Dr. Özlem ATALIK

Sosyal medyada yer alan yolcu değerlendirmeleri büyük ölçüde metin verilerinden oluşmaktadır. Metin verileri ise yolcuları daha iyi anlamak için değerli ancak gizli bilgiler içermektedir. Bu çalışma metin madenciliği tekniklerini kullanarak havayolu yolcularının uçuş deneyimleri doğrultusunda paylaştıkları çevrimiçi yorumlarındaki havayolu hizmet özelliklerine yönelik duygularını açığa çıkarmakta ve bu duyguların fiyat-değer algısı, memnuniyet düzeyi ve başkasına önerme davranışı ile ilişkilerini açıklamaktadır. Bu amaçla Skytrax platformunda yer alan 50 geleneksel havayolundan 42.881 yolcu değerlendirmesi toplanmıştır. Gizil Dirichlet Ayrımı yöntemi kullanılarak yorumlarda geçen hizmet özellikleri konfor, kabin personeli, uçuş deneyimi, yer hizmetleri, ikram ve kabin içi eğlence olarak belirlenmiştir. Havayolu hizmet özelliklerine yönelik yolcu duygularının belirlenmesinde ise Hedef Tabanlı Duygu Analizi yöntemi kullanılmıştır. Hizmet özelliklerine yönelik yolcu duyguları verisi kullanılarak, yolcuların fiyat-değer algısı, memnuniyet düzeyi ve başkasına önerme davranışı ile yolcu duyguları arasındaki ilişkilerin incelenmesinde ise lojistik regresyon ve lineer regresyon analizleri yapılmıştır. Tüm regresyon modellerinde pozitif yolcu duygularının bağımlı değişkenleri pozitif yönde etkilediği ortaya konmuştur. Ayrıca tüm bağımlı değişkenler için yolcu duyguları bağlamında en önemli hizmet özelliğinin kabin personeli olduğu belirlenmiştir. Konfor ve yer hizmetlerine yönelik yolcu duyguları ise regresyon modellerinde öne çıkan diğer hizmet özellikleri olarak bulunmuştur. Sonuç olarak havayolu hizmet özelliklerine yönelik yolcu duygularının fiyat-değer algısı, memnuniyet düzeyi ve başkasına önerme davranışı üzerine anlamlı etkileri olduğu ortaya konmuştur.

Anahtar Sözcükler: Havayolu hizmet özellikleri, Metin madenciliği, Konu modellemesi, Hedef tabanlı duygu analizi, Kullanıcı türevli içerik, Fiyat-değer algısı, Memnuniyet, Başkasına önerme davranışı.

ABSTRACT

ANALYSIS OF ONLINE REVIEWS OF AIRLINE PASSENGERS THROUGH TEXT MINING

Emircan ÖZDEMİR

Department of Civil Aviation Management

Anadolu University, Graduate School of Social Sciences, February 2022

Supervisor: Prof. Dr. Özlem ATALIK

Passenger reviews on social media mostly consist of text data. These text data contain valuable but latent information, which helps to understand passengers better. Using text mining techniques, this study reveals the aspect based sentiments of airline passengers toward airline service attributes in online reviews shared through passengers' flight experiences, and explains the relationships of these sentiments with value for money, satisfaction and recommendation behavior. To this end, 42,881 passenger reviews of 50 full service network carriers on the Skytrax platform were collected. Using the Latent Dirichlet Allocation method, the service attributes mentioned in the reviews were determined as comfort, cabin staff, flight experience, ground handling, catering and in-flight entertainment. Aspect-Based Sentiment Analysis method was used to determine passenger sentiments toward airline service attributes. Logistic regression and linear regression analyzes were also performed to examine the relationships between passengers' value for money perception, satisfaction, recommendation behavior and passenger sentiments by using service attribute based passenger sentiments data. In all regression models, it was revealed that positive passenger sentiments affect the dependent variables positively. In the context of passenger sentiments, cabin staff was defined as the most important service attribute for all dependent variables. Passenger sentiments toward comfort and ground handling were other prominent service attributes in the regression models. As a result, it has been revealed that passenger sentiments toward airline service attributes have significant effects on value for money, satisfaction and recommendation behavior.

Keywords: Airline service attributes, Text mining, Topic modelling, Aspect based sentiment analysis, User generated content, Value for money, Satisfaction, Recommendation behavior.

ÖNSÖZ

Günümüzde sosyal medya bireylerin hayatının vazgeçilmez bir parçası haline gelmiştir. Kişilerin yaşantılarını ve deneyimlerini paylaşmaları açısından sıklıkla başvurulan yeni bir iletişim kanalı olarak karşımıza çıkmaktadır. Gelinen noktada, tüketicilerin davranışlarını anlamaya ve bu yönde ampirik bulgular elde etmeye yönelik çalışmalar açısından sosyal medya platformlarının incelenmesinin bir gereklilik haline geldiği söylenebilir. Havayolu işletmeciliği özelindeki bu tez çalışması, havayollarının tüketicisi konumunda olan yolcularını daha iyi anlamalarına yönelik sosyal medya verilerini metin madenciliği yöntem ve tekniklerini kullanarak incelemektedir. Bu sayede sosyal medyanın da bir parçası olduğu büyük verinin içerdiği gizil örüntülerin açığa çıkarılarak havayolu işletmelerine değer sunması amaçlanmıştır.

Tez çalışmamın her aşamasında bana rehberlik eden ve çok değerli katkılar sunan, hem akademik hem de kişisel gelişimim açısından bana yön veren, geldiğim noktada üzerimde büyük emeği olan, birlikte çalışmaktan büyük keyif aldığım değerli hocam ve tez danışmanım Prof. Dr. Özlem ATALIK'a en içten teşekkürlerimi sunarım.

Tez çalışmamın başından itibaren geçen tüm süreçte değerli katkı ve desteklerini esirgemeyen, akademik bakış açısı kazanma yönüyle kendilerinden çok şey öğrendiğim değerli jüri üyesi hocalarım Prof. Dr. Celal Hakan KAĞNICIOĞLU'na ve Prof. Dr. Evrim GENÇ KUMTEPE'ye teşekkür ederim. Ayrıca tez çalışmamın değerlendirilmesi aşamasında sundukları görüş ve katkılar ile ortaya daha nitelikli bir eser çıkarmamı sağlayan jüri üyesi hocalarım Prof. Dr. Ender GEREDE'ye ve Doç. Dr. Savaş S. ATEŞ'e teşekkür ederim.

Tez çalışmamı hazırladığım süre içerisinde gerek akademik gerek kişisel açıdan bana destek olan, doktora serüveninde birlikte yol aldığımız değerli dostlarım Arş. Gör. Mahmut BAKIR'a ve Arş. Gör. Şahap AKAN'a çok teşekkür ederim.

Hayatımın her anında benim yegane dayanağım olan en büyük motivasyon kaynağım sevgili eşime ve üç yıldır hayatımıza neşe katan ailemizin en değerlisi canım oğluma sabır, destek ve sevgileri için sonsuz teşekkür ederim.

ETİK İLKE VE KURALLARA UYGUNLUK BEYANNAMESİ

Bu tezin bana ait, özgün bir çalışma olduğunu; çalışmamın hazırlık, veri toplama, analiz ve bilgilerin sunumu olmak üzere tüm aşamalarında bilimsel etik ilke ve kurallara uygun davrandığımı; bu çalışma kapsamında elde edilen tüm veri ve bilgiler için kaynak gösterdiğimi ve bu kaynaklara kaynakçada yer verdiğimi; bu çalışmanın Anadolu Üniversitesi tarafından kullanılan “bilimsel intihal tespit programı”yla tarandığını ve hiçbir şekilde “intihal içermediğini” beyan ederim. Herhangi bir zamanda, çalışmamla ilgili yaptığım bu beyana aykırı bir durumun saptanması durumunda, ortaya çıkacak tüm ahlaki ve hukuki sonuçları kabul ettiğimi bildiririm.

Emircan ÖZDEMİR

İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa</u>
BAŞLIK SAYFASI.....	i
JÜRİ VE ENSTİTÜ ONAYI	ii
ÖZET	iii
ABSTRACT	iv
ÖNSÖZ	v
ETİK İLKE VE KURALLARA UYGUNLUK BEYANNAMESİ	vi
İÇİNDEKİLER.....	vii
TABLolar DİZİNİ	x
ŞEKİLLER DİZİNİ	xii
SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ.....	xiv
1. GİRİŞ.....	1
1.1. Araştırma Problemi	4
1.2. Araştırmanın Amacı	5
1.3. Araştırmanın Kapsamı	5
1.4. Araştırmanın Önemi.....	6
1.5. Araştırmanın Sınırlılıkları	6
1.6. Araştırmada Kullanılan Değişkenlerin Tanımları.....	7
2. LİTERATÜR İNCELEMESİ.....	9
2.1. Metin Madenciliği	9
2.1.1. Metin Madenciliğinin Tanımı ve Diğer Çalışma Alanları ile İlişkisi.....	9
2.1.2. Metin Madenciliğinin Uygulama Alanları.....	13
2.1.3. Metin Madenciliğinde Kullanılan Başlıca Yöntemler	15
2.1.3.1. Kelime Birliktelik Analizi	16
2.1.3.2. Metin Kümeleme Analizi	18

2.1.3.3. Metin Sınıflandırması	18
2.1.3.4. Konu Modellemesi.....	19
2.1.3.5. Duygu Analizi (DA)	21
2.1.4. Havacılık Alanındaki Müşteri Yönlü Metin Madenciliği Çalışmaları	23
2.2. Havayolu Hizmet Özellikleri.....	33
2.3. Fiyat-Değer Algısı, Memnuniyet ve Önerme Davranışı	40
3. YÖNTEM.....	43
3.1. Araştırma Modeli	43
3.2. Araştırmanın Hipotezleri	44
3.3. Veri Analizi.....	46
3.3.1. Metin Ön İşleme Süreci.....	46
3.3.2. Gizil Dirichlet Ayrımı (GDA)	49
3.3.3. Hedef Tabanlı Duygu Analizi (HTDA).....	52
3.3.4. Çoklu Lineer Regresyon ve Çoklu Lojistik Regresyon Analizleri	55
3.3.5. Veri Analizinde Kullanılan Araçlar	57
3.4. Araştırmanın Örnekleme	58
3.5. Veri Toplama Tekniği.....	61
4. BULGULAR VE YORUM	63
4.1. Metin Ön İşleme Sürecinde Elde Edilen Bulgular	63
4.2. Havayolu Hizmet Özelliklerinin Belirlenmesi	64
4.3. Yolcuların Hizmet Özelliklerine Yönelik Duygularının Belirlenmesi	73
4.4. Yolcuların Duyguları ile Fiyat-Değer Algıları Arasındaki İlişki....	75
4.5. Yolcuların Duyguları ile Yolcu Memnuniyeti Arasındaki İlişki	82

4.6. Yolcuların Duyguları ile Başkasına Önerme Davranışları	
Arasındaki İlişki	88
5. SONUÇ	95
5.1. Tartışma ve Teorik Katkılar	95
5.2. Yönetmel Katkılar	100
5.3. Öneriler	103
KAYNAKÇA	105
EKLER	122
ÖZGEÇMİŞ	133

TABLolar DİZİNİ

Sayfa

Tablo 2.1. Duygu analizi ve öznellik-nesnellik analizi örnek çıktısı.....	23
Tablo 2.2. Havacılık alanındaki müşteri yönlü metin madenciliği çalışmalarında kullanılan yöntemler ve veri kaynakları	31
Tablo 2.3. Havayolu hizmet özellikleri literatürü	38
Tablo 3.1. Örnek HTDA çıktısı.....	54
Tablo 3.2. Çoklu lineer regresyon modelindeki değişkenlerin ölçüm düzeyleri	55
Tablo 3.3. Çoklu lojistik regresyon modelindeki değişkenlerin ölçüm düzeyleri	56
Tablo 3.4. 2018 yılında taşınan yolcu sayısına göre ilk 50 geleneksel havayolu ve yolcu değerlendirme sayıları dağılımı.....	59
Tablo 3.5. Yolcu değerlendirme verilerinin yıllara göre dağılımı.....	61
Tablo 4.1. Kullanıcı tanımlı filtrelenen kelimelerin dağılımı	63
Tablo 4.2. GDA konu ve kelime listeleri	67
Tablo 4.3. HTDA hizmet özelliklerine göre etiketlenen duygu sayıları dağılımı.....	74
Tablo 4.4. Bağımsız değişkenlerin fiyat-değer algısına göre frekansları.....	77
Tablo 4.5. Bağımsız değişkenler arası korelasyonlar (fiyat-değer algısı).....	78
Tablo 4.6. Fiyat-değer algısı değişkeni sınıflandırma tablosu	79
Tablo 4.7. Lojistik regresyon sonuçları (fiyat-değer algısı).....	79
Tablo 4.8. Fiyat-değer algısı tahminine yönelik AUC değerleri.....	81
Tablo 4.9. Lineer regresyon modeli adımlarında dâhil edilen değişkenler	84
Tablo 4.10. Lineer regresyon modelinin özeti	84
Tablo 4.11. Bağımsız değişken katsayıları ANOVA tablosu	85
Tablo 4.12. Lineer regresyon modeli katsayıları	86
Tablo 4.13. Hizmet özelliklerine yönelik pozitif duyguların yolcu memnuniyeti üzerine etkileri.....	87
Tablo 4.14. Bağımsız değişkenlerin başkasına önerme davranışına göre frekansları....	89
Tablo 4.15. Bağımsız değişkenler arası korelasyonlar (başkasına önerme)	90
Tablo 4.16. Başkasına önerme davranışı değişkeni sınıflandırma tablosu	91
Tablo 4.17. Lojistik regresyon sonuçları (başkasına önerme davranışı).....	91
Tablo 4.18. Başkasına önerme davranışı tahminine yönelik AUC değerleri.....	93

Tablo 5.1. Havayolu hizmet özelliklerinin bağımlı değişkenlere etkilerine göre sıralamaları	97
--	----

ŞEKİLLER DİZİNİ

Sayfa

Şekil 2.1. Metin madenciliği ile ilişkili alanlar (Miner et al., 2012, s.31).....	10
Şekil 2.2. Veri bilimi, yapay zeka, makine öğrenmesi, derin öğrenme alanlarının ilişkileri (Kotu & Deshpande, 2019)	12
Şekil 2.3. Metin madenciliği uygulama alanları ve farklı disiplinler ile ilişkileri (Miner vd., 2012).....	14
Şekil 2.4. Kelime birliktelik analizi çıktısı örneği (Tey, 2021).....	17
Şekil 2.5. Kümeleme analizi örnek gösterimi.....	18
Şekil 2.6. Sınıflandırma modellerindeki temel süreç (Zhai & Massung, 2016).....	19
Şekil 3.1. Araştırma modeli.....	43
Şekil 3.2. Araştırma hipotezleri.....	45
Şekil 3.3. Metin ön işleme süreci örneği	48
Şekil 3.4. GDA yöntemi süreci (Blei vd., 2003)	49
Şekil 3.5. GDA algoritması doküman-konu, konu-kelime eşleştirmesi (Zhao, 2015) ...	51
Şekil 3.6. RapidMiner yazılımı operatör örnekleri.....	58
Şekil 3.7. Skytrax platformundaki örnek değerlendirme üzerinde araştırma değişken verilerinin gösterimi.....	62
Şekil 4.1. Yolcuların çevrimiçi değerlendirmelerinde öne çıkan kelimeler	64
Şekil 4.2. Konu sayısına göre GDA modelleri çapraşıklık değerleri	66
Şekil 4.3. Çapraşıklık değeri kümülatif kazanım grafiği.....	66
Şekil 4.4. Konfor hizmet özelliğini temsil eden kelimeler	68
Şekil 4.5. Kabin personeli hizmet özelliğini temsil eden kelimeler	69
Şekil 4.6. Uçuş deneyimi hizmet özelliğini temsil eden kelimeler	70
Şekil 4.7. Yer hizmetleri hizmet özelliğini temsil eden kelimeler	71
Şekil 4.8. İkram hizmet özelliğini temsil eden kelimeler	71
Şekil 4.9. Kabin içi eğlence hizmet özelliğini temsil eden kelimeler.....	72
Şekil 4.10. Fiyat-değer algısına ilişkin kurulan hipotezler	76
Şekil 4.11. Fiyat-değer algısı tahminine yönelik ROC eğrisi.....	81
Şekil 4.12. Memnuniyete ilişkin kurulan hipotezler.....	83
Şekil 4.13. Başkasına önerme davranışına ilişkin kurulan hipotezler	89
Şekil 4.14. Başkasına önerme davranışı tahminine yönelik ROC eğrisi	93

Şekil 5.1. Havayolu hizmet özelliklerinin sıralamaları	98
Şekil 5.2. THY'nin hizmet özelliklerine göre yolcu duygularının dağılımı	100
Şekil 5.3. Konfor hizmet özelliğine göre ilk 10 geleneksel havayolunun yolcu duyguları dağılımı.....	101

SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

HÖ	: Hizmet Özelliği
HÖD	: Hizmet Özelliğine Yönelik Duygu
HTDA	: Hedef Tabanlı Duygu Analizi
DA	: Duygu Analizi (Sentiment Analizi)
GDA	: Gizli Dirichlet Ayrımı
GSA	: Gizil Semantik Analiz
GSİ	: Gizil Semantik İndeksleme
OGSA	: Olasılıksal Gizil Semantik Analiz
İKM	: İlişkili Konu Modeli
ESA	: Evrişimsel Sinir Ağları
YSA	: Yapay Sinir Ağları
DVM	: Destek Vektör Makinesi
KNN	: k-En Yakın Komşu
UKSB	: Uzun Kısa Süreli Bellek
ROC	: Receiver Operating Characteristic

1. GİRİŞ

İçinde bulunduğumuz dijital çağda internet teknolojilerinin hızlı gelişimiyle birlikte bireylerin internet kullanım alışkanlıklarında köklü bir dönüşüm yaşanmıştır. Web teknolojileri alanındaki gelişim aşamalarına bakıldığında karşımıza Web 1.0, Web 2.0 ve Web 3.0 kavramları çıkmaktadır. Web kavramı çoğu zaman internet ile aynı olarak ele alınsa da aslında internetten farklı bir kavram olan *World Wide Web* kavramını ifade etmektedir (Çelik, 2020). İnternet ve web kavramları arasındaki fark ise, internetin altyapıyı ifade etmesi ve Web'in de bu altyapı ile sunulan bir hizmet olmasıdır. Web kavramı için, internet üzerindeki dokümanların ve diğer web kaynaklarının adreslendiği bir bilgi sistemi demek daha doğru olacaktır. İnternetin ilk yıllarında mevcut olan Web 1.0 teknolojileri internet sitesindeki içeriğin tek yönlü olarak alıcıya iletilmesini sağlamaktaydı (Banner & Vleugels, 2010). Web 1.0 döneminde kullanıcılarla etkileşimin mümkün olmaması sonraki yıllarda Web 2.0 teknolojilerinin gelişiminin öncüsü olmuştur.

Web 2.0 teknolojisi kullanıcıların internet siteleri üzerinden etkileşim kurabilmelerine, görüş ve düşüncelerini paylaşabilmelerine imkân sağlamıştır (Demirli & Kütük, 2010). Kullanıcıların internet üzerinden etkileşim kurabilmeleri ve paylaşımında bulunabilmeleri ile birlikte iki önemli kavram hayatımıza girmiştir. Bunlar sosyal medya ve üreten tüketici kavramlarıdır (Berthon, Pitt, Plangger, & Shapiro, 2012). Sosyal medya hem bireyler ve kuruluşlar arasındaki etkileşimler yoluyla içeriğin yayılmasını hem de bu yayılımın gerçekleştiği iletişim kanalını kapsamaktadır (Kietzmann, Hermkens, McCarthy, & Silvestre, 2011). Bir diğer tanıma göre ise sosyal medya, kullanıcıların içerik üretmelerine ve paylaşmalarına ya da bir sosyal ağa katılmalarına olanak tanıyan web siteleri ve uygulamalardır (Barrow, 2016). Sadece tanımına bakılarak sosyal medya kavramının tam olarak neyi kapsadığı konusunda fikir yürütebilmek güç olabilmektedir. Bu nedenle sosyal medya kavramının hangi platformları kapsadığına yönelik bir sınıflandırma ihtiyacı da doğmuştur. Bu kapsamda Kaplan ve Haenlein (2010) tarafından yapılan sınıflandırmaya göre sosyal medya platformları altı ana başlık altında toplanmakta olup, bunlar sosyal ağ siteleri (ör. Facebook), bloglar, içerik toplulukları (ör. YouTube), işbirliğine dayalı projeler (ör. Wikipedia), sanal sosyal dünyalar (ör. Second Life) ve sanal oyun dünyalarıdır (ör. World of Warcraft). Sosyal medya platformlarının sınıflandırması özellikle “Sosyal medya nedir?” sorusuna daha iyi bir yanıt bulunmasını sağlamaktadır. Ancak sosyal medya her geçen gün daha da genişlemekte ve yeni

platformlar oluşmaktadır. Bu nedenle bir oluşumun sosyal medya platformu olup olmadığına yönelik en doğru değerlendirme şekli, sosyal medya kavramının özünde yer alan kullanıcıların içerik üretmeleri, ürettikleri içeriği paylaşmaları ve bir sosyal ağa dâhil olmaları gibi durumların incelenmesi olacaktır. Bu doğrultuda başlıca sosyal medya platformlarının yanı sıra sosyal imleme siteleri (ör. Digg, Delicious), mikrobloglar (ör. Twitter, Tumblr), ürün/hizmet derecelendirme siteleri ve forumları (ör. Skytrax, Tripadvisor, Yelp) gibi örneklerle sosyal medya kapsamında yer alan platformları genişletmek mümkündür.

Sosyal medya platformlarında kullanıcıların içerik üretmeleriyle birlikte tüketiciler de üretimin bir parçası haline gelmişlerdir. Üreten tüketici kavramı, sosyal medyada yer alan katma değerli içeriğin büyük kısmının kullanıcılar tarafından üretilmesini ifade etmektedir (Berthon vd., 2012). Üreten tüketicilerle birlikte geleneksel medyanın yerini yeni medya almış ve bu kapsamda sosyal medya da yeni medyanın bir uzantısı haline gelmiştir. Sosyal medyada yer alan ve tüketicilerin kendileri tarafından üretilen içerikler genel olarak *Kullanıcı Türevli İçerik (User Generated Content)* olarak adlandırılmaktadır. Odağında müşterilerin olduğu ve müşterilerin istek ve görüşlerinin her zaman önem arz ettiği pazarlama bilimi açısından kullanıcı türevli içerikler büyük değer taşımaktadır. Müşteriler farklı sosyal medya platformlarında işletmelerin ürün ve hizmetlerine yönelik fikirlerini, beklentilerini, deneyimlerini paylaşmaktadır. Söz konusu içerikler işletmeler için çok değerli müşteri dönütü olma özelliği taşımaktadır.

Sosyal medyada yer alan kullanıcı türevli içerikler ağırlıklı olarak yapılandırılmamış metin biçimindedir. Dünyanın dört bir yanında kullanıcılar her geçen gün kendi içeriklerini oluşturarak internetteki sayısız platforma katkıda bulunmaktadır. Web 2.0 teknolojisinin internette mevcut olan metin tabanlı kullanıcı türevli içeriklerden diğer kullanıcıların daha etkili bilgi çıkarımında bulunabilmeleri açısından yetersiz kalması sonucunda Web 3.0 teknolojisi doğmuştur. Web 2.0 ile birlikte sosyal medyanın oluşumu sonrasında, Web 3.0 kullanıcıların internette yer alan içeriklere dayalı anlamsal (semantik) çıkarımlar elde etmelerini sağlamaktadır (Demirli & Kütük, 2010). Yeni web yapısı sayesinde kullanıcıların sosyal medyada aradıkları bilgiye daha etkin ve hızlı bir şekilde erişebilmeleri mümkün hale gelmiştir.

Günümüzde internette yer alan sayısız kullanıcı içeriği tüketicilerin satın alma öncesi kararlarında oldukça etkili bir kaynak haline gelmiştir. Tüketicilerin forumlar, ürün değerlendirme siteleri, işletme derecelendirme siteleri gibi çeşitli sosyal medya

platformlarında yer alan başka tüketicilerin fikirlerini ve deneyimlerini okuyarak karar vermeye başlamalarıyla birlikte, elektronik ağızdan ağıza iletişim (e-WOM) süreci önem kazanmıştır (Cheung & Thadani, 2012). İşletmelerin müşterilerine kulak vererek onları daha iyi anlayabilmeleri açısından e-WOM sürecini etkin bir şekilde yönetmeleri zorunluluk haline gelmiştir.

İşletmeciliğin her alanında olduğu gibi havayolu işletmeleri için de sosyal medyada dikkate alınması gereken sayısız kullanıcı türevli içerik yer almaktadır. Sosyal medyada yer alan havayolu yolcularının yorum ve değerlendirmeleri diğer yolcuların beklentilerinin şekillenmesinde etkili olmaktadır (C.-K. Lee, Lee, Chuang, & Wu, 2014). Bununla birlikte tüketicilerin farklı dış etmenlerin etkisiyle şekillenen beklentilerinin memnuniyet üzerine etkisi vardır (Oliver, 1997). Memnuniyet üzerinde etkisi olan bir diğer önemli değişken ise hizmet kalitesidir. Ancak söz konusu hizmet işletmeleri olduğunda kalitenin kavranması, uygulanması ve denetlenmesi oldukça karmaşık ve belirsiz bir hal almaktadır (Öztürk, 2013).

Havayolu işletmeleri tarafından yolcularına sunulan çekirdek hizmet ulaştırma değildir. Bununla birlikte havayolu işletmeleri yolcularına ulaştırma hizmetinin yanı sıra ikram, check-in, boarding gibi destekleyici ve kolaylaştırıcı hizmetler ile ürünlerini sunmaktadır. Grönroos (1990) tarafından önerilen hizmet sunumu modelini benimseyerek, hizmet sunum sürecindeki bu hizmetlerin tümünü bir hizmet paketi olarak değerlendirmek en doğru yaklaşımdır. Hizmet pazarlaması bakış açısıyla havayolu işletmeleri tarafından sunulan hizmet paketi içerisinde yolcu memnuniyetine etki eden birden fazla hizmet özelliği bulunmaktadır. Bu bağlamda havayolu işletmeleri hizmet kalitesini sağlamak için, hizmet özelliklerinin tümünü göz önünde bulundurması gerekmektedir.

Havayolu işletmelerinden yolcuların aldıkları hizmeti bir deneyim olarak ifade etmek yanlış olmayacaktır. Yolcular yaşadıkları uçuş deneyimlerini farklı sosyal medya platformlarında paylaşmaktadır. Sosyal medyada yolcular tarafından üretilen havayolu değerlendirmeleri büyük ölçüde metin verisi olup, havayolu işletmeleri açısından çok değerli bilgiler barındırmaktadır. Ancak bu bilgiler değerlendirme metni içerisinde gizil halde bulunmaktadır. Değerlendirme metinlerinin oluşturduğu geniş ve karmaşık veri kümesi içerisinden havayolu işletmesi için anlamlı ve doğru bilginin elde edilmesi amacıyla kullanılan yaklaşımlar arasında metin madenciliği en etkili yaklaşımlardan biri olarak karşımıza çıkmaktadır. Son yıllarda diğer birçok alanda olduğu gibi havayolu işletmeleri için de yolcuların Twitter, TripAdvisor, Skytrax gibi farklı sosyal medya

platformlarındaki kullanıcı türevli içeriklerin ele alındığı birçok yeni çalışma yapılmıştır (Brochado, Rita, Oliveira, & Oliveira, 2019; Kumar & Zymbler, 2019; Lucini, Tonetto, Fogliatto, & Anzanello, 2020; Punel & Ermagun, 2018; Sezgen, Mason, & Mayer, 2019; Tian vd., 2019). Söz konusu çalışmalarda yolcuların duygularının belirlenmesi, yolcuların bekledikleri hizmet kalitesi unsurlarının belirlenmesi, yolcu yorumlarındaki konuların belirlenmesi gibi farklı araştırma amaçları yer almaktadır. Yapılan metin madenciliği çalışmaları havayolu işletmelerinin yolcu memnuniyetini sağlamaya yönelik uygulamalarında yeni bir döneme geçildiğini göstermekte ve sosyal medyada yolcuları dinlemenin gerekliliğini vurgulamaktadırlar.

Havayolu yolcularının sosyal medyada yer alan çevrimiçi değerlendirmelerinin metin madenciliği yöntemleri ile analiz edildiği bu çalışmanın ilk kısmında araştırmanın problemi, amacı, kapsamı, önemi, sınırlılıkları ve araştırma değişkenlerine yer verilmiştir. İkinci kısmında araştırma kapsamında ele alınan konulara dair metin madenciliği, havayolu hizmet özellikleri ve havayolu yolcularında fiyat-değer algısı, memnuniyet, başkasına önerme davranışı üzerine literatür incelemeleri yer almaktadır. Üçüncü kısımda araştırma probleminin çözümünde kullanılan yöntem açıklanmaktadır. Dördüncü kısımda analizler ve bulgular yer almaktadır. Beşinci ve son kısımda ise sonuç, tartışma ve öneriler yer almaktadır.

1.1. Araştırma Problemi

Havayolu işletmelerine yönelik yolcuların yorum ve değerlendirmelerinin yer aldığı sosyal medya platformları milyonlarca metin verisi barındırmaktadır. Söz konusu çevrimiçi platformlarda yer alan değerlendirmelerin yolcular tarafından gönüllü olarak yapılmış olması bu yorumları oldukça değerli hale getirmektedir. Genellikle araştırmalarda yolcu değerlendirmelerindeki yapılandırılmış biçimde bulunan puanlandırmalar kullanılmaktadır (Chatterjee, 2019; Sudhakar & Gunasekar, 2020). Ancak yolcu değerlendirmelerinin metin kısmında yer alan bilgiler de en az yapılandırılmış halde olan puanlandırmalar kadar değerli bilgi içermektedir. Doğru yöntemler kullanıldığı takdirde metin verisinin içerisinde gizli olan bu değerli bilgilerin anlam kazanması mümkündür.

Araştırma kapsamında havayolu işletmelerine yönelik sosyal medya platformlarında yer alan çevrimiçi yolcu değerlendirme metinlerinin içerdiği gizil ama değerli bilginin elde edilmesi problemine odaklanılmıştır. Bu doğrultuda çevrimiçi

havayolu deęerlendirme platformlarında yolcuların uçuş deneyimleri doęrultusunda paylaştığı yorumlardaki havayolu hizmet özelliklerinin neler olduęu ve bu hizmet özelliklerine yönelik yolcuların hangi duyguları ifade ettiklerinin belirlenmesi araştırmanın ana problemidir. Tanımlanan ana problem kapsamında metin içeriklerinden elde edilen yapılandırılmış veriler kullanılarak, yolcu deęerlendirmelerinde mevcut olan fiyat-deęer algısı, memnuniyet düzeyi, başkasına önerme davranışı baęımlı deęişkenleri üzerindeki etkilerin incelenmesi ise araştırmada ele alınan ikincil problemidir.

1.2. Araştırmanın Amacı

Araştırmanın amacı havayolu yolcularının uçuş deneyimleri doęrultusunda paylaştıkları çevrimiçi yorumlarındaki havayolu hizmet özelliklerine yönelik duygularının belirlenmesi ve bu duyguların fiyat-deęer algısı, memnuniyet düzeyi ve başkasına önerme davranışı üzerindeki etkilerinin açıklanmasıdır. Bu doęrultuda hazırlanan araştırmanın alt amaçları ise aşağıda maddeler halinde sunulmaktadır.

- Yolcuların sosyal medyada (Skytrax) bahsettikleri havayolu hizmet özelliklerinin belirlenmesi,
- Yolcuların havayolu hizmet özelliklerine yönelik ifade ettikleri duyguların belirlenmesi,
- Yolcuların havayolu hizmet özelliklerine yönelik duyguları ile fiyat-deęer algıları arasındaki ilişkilerin incelenmesi,
- Yolcuların havayolu hizmet özelliklerine yönelik duyguları ile memnuniyet düzeyleri arasındaki ilişkilerin incelenmesi,
- Yolcuların havayolu hizmet özelliklerine yönelik duyguları ile havayolunu bir başkasına önerme davranışları arasındaki ilişkilerin incelenmesidir.

1.3. Araştırmanın Kapsamı

Araştırma kapsamında sosyal medya platformları arasında yer alan ve yolcuların havayolu seyahatlerine yönelik deęerlendirmelerin yer aldığı baęımsız bir müşteri forumu olan Skytrax (<https://www.airlinequality.com/>) internet sitesindeki çevrimiçi deęerlendirmeler kullanılmıştır.

Araştırma 2018 yılında tüm Dünya'daki havayollarının taşıdıkları yolcu sayıları göz önünde bulundurularak belirlenen ilk 50 geleneksel havayolunun, 2014-2019 yıllarına ait Skytrax yolcu deęerlendirmelerini kapsamaktadır.

Geleneksel havayolu iş modeli; pazardaki tüm yolcu segmentlerine geniş yelpazede hizmet vermeyi amaçlayan, hem iç hat hem de dış hat uçuş noktalarından oluşan geniş uçuş ağına sahip, filosunda farklı tip ve büyüklükteki uçaklar bulunan, personel ve mali açıdan büyük ölçekli operasyon gösteren havayollarının uyguladığı iş modelidir (Gerede, 2019; Mutlu & Sertoğlu, 2018).

1.4. Araştırmanın Önemi

Araştırma, yolcuların havayolu işletmelerinin hizmet özelliklerine yönelik duygularının belirlenmesi yönüyle yeni çalışılan bir konu olma özelliği taşımakla birlikte, literatür incelemeleri sonucunda konu ile ilgili çeşitli çalışmaların olduğu görülmüştür. Bu araştırma, değerlendirme metinleri içerisindeki havayolu hizmet özellikleri ile bu özelliklere yönelik duyguları iki aşamalı bir yapıyla ortaya koyması ve metin verisi içerisinde derinlemesine bilgi çıkarımı sağlaması açısından önem arz ederek diğer çalışmalardan farklılık göstermektedir.

Yolcuların sosyal medyada yer alan çevrimiçi değerlendirmelerinin anlamlandırılması sayesinde havayolu işletmelerinin pazarlama süreçlerinde kullanabilecekleri değerli bilgiler sunması, araştırmanın uygulamaya dönük önemini ifade etmektedir. Zira yolcular tarafından yapılan havayolu değerlendirmelerindeki yapılandırılmamış biçimdeki metin verisi ile yapılandırılmış biçimdeki puanlandırmalar bir arada ele alınarak, yolcu duygularının fiyat-değer algısı, memnuniyet düzeyi ve başkasına önerme davranışı üzerine etkilerinin araştırılması açısından havayolu işletmelerine yolcularını daha iyi anlayarak rekabet avantajı elde etme fırsatı sunmaktadır.

1.5. Araştırmanın Sınırlılıkları

Araştırmada sadece havayolu işletmelerinin tüketicisi konumunda olan yolcuların değerlendirmeleri incelenmektedir. Havayolu işletmelerinin uluslararası faaliyet göstermeleri nedeniyle, yolcu değerlendirmeleri de farklı dillerde metin verisi içermektedir. Araştırmada önerilen yöntemde sadece İngilizce metinler kullanılmıştır. Sadece İngilizce metinler ile araştırmanın sınırlandırılmasındaki nedenler ise, metin madenciliği yöntemlerinin İngilizce metinlerin analizi açısından çok daha yüksek doğrulukta çalışmaları ve analiz araçlarının İngilizce metinler için daha fazla çeşitliliğe sahip olmalarıdır. Dolayısıyla bulguların yüksek doğruluğu ve analiz esnekliği kriterleri

göz önünde bulundurularak araştırma sadece sosyal medyada yer alan İngilizce dilindeki yolcu değerlendirmeleriyle sınırlandırılmıştır.

Araştırmada yer alan ana bağımlı değişkenlerden biri olan fiyat-değer algısı, yolcunun havayolundan aldığı hizmetler ve elde ettiği faydalar karşılığında katlandığı parasal maliyetlerin sübjektif kıyaslamasını ifade etmektedir. Genel olarak değer kavramının doğasında sübjektiflik yatmaktadır. Söz konusu fiyat-değer algısı olduğunda da bu durum aynı olup, bir yolcunun ödediği fiyat karşılığında elde etmeyi umduğu faydalar bütünü bir başka yolcuya göre farklılık gösterebilmektedir. Diğer yandan havayolu taşımacılığının genelinde işletmelerin kârlarını maksimize etmek amacıyla aynı koltukların farklı fiyatlara satıldığı gelir yönetim sistemleri uygulanmaktadır. Bu nedenle aynı uçuşta ve aynı kabin sınıfında yer alan yolcuların aynı koltuğa farklı fiyat ödemesi mümkündür. Fiyat-değer algısına yönelik toplanan veriler ise yolcuların maruz kaldığı değişken koşulların tümü dâhilindeki sübjektif değerlendirmelerinin sayısallaştırılmış ifadesidir. Sonuç olarak fiyat-değer algısına yönelik kullanılan ikincil verilerde standart bir yolcu maliyetinden ve ortak bir değer beklentisi düzeyinden bahsedilememekte olup, araştırma yolcuların sübjektif değerlendirmeleriyle sınırlıdır. Aynı durum fiyat-değer algısı değişkeni ile ilişkili olan, yolcuların memnuniyet düzeyi ve başkasına önerme davranışı değişkenlerine yönelik yanıtlarında da söz konusudur.

Ayrıca araştırma 2018 yılında havayollarının taşıdıkları yolcu sayılarına göre belirlenen ilk 50 geleneksel havayolunun 2014-2019 yıllarına ait Skytrax platformunda bulunan 6 yıllık yolcu değerlendirmeleriyle sınırlıdır.

1.6. Araştırmada Kullanılan Değişkenlerin Tanımları

Fiyat-değer algısı (*Value for money*): Yolcunun havayoluna ödediği ücret karşılığında elde ettiği faydalar bütünüdür. Faydacı perspektiften bakıldığında yolcunun ödediği fiyat ve yolcunun elde ettiği değer arasındaki genel dengeyi ifade etmektedir (Rajaguru, 2016).

Başkasına önerme davranışı (*Recommendation*): Yolcunun havayolundan almış olduğu hizmeti bir başkasına tavsiye etmesi davranışıdır.

Memnuniyet (*Satisfaction*): Yolcunun havayolundan aldığı hizmetten memnun kalma durumudur. Bir diğer ifadeyle yolcunun aldığı havayolu hizmetinden tatmin olup olmadığına ilişkin verdiği yanıttır. Yolcunun geçmiş deneyimleri ve beklentileri memnuniyetini etkilemektedir (Liang, Choi, & Joppe, 2018).

Duygu (*Sentiment*): Yolcuların havayolu deęerlendirme metinlerinden ıkarılan duygu sınıflarıdır. Pozitif, negatif ve ntr olmak zere  ana duygu sınıfı bulunmaktadır.

2. LİTERATÜR İNCELEMESİ

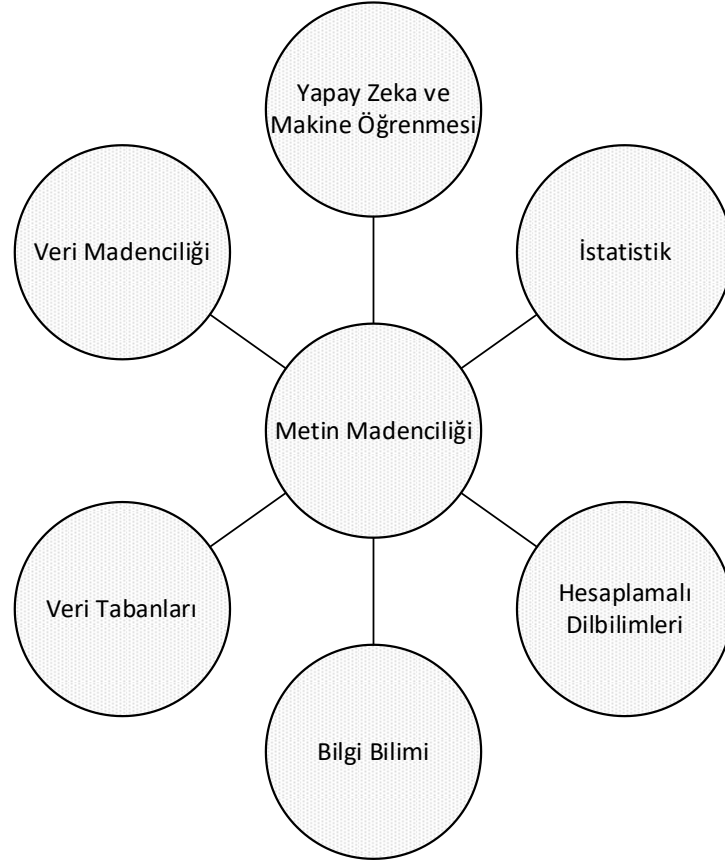
2.1. Metin Madenciliği

Her geçen gün bireyler ve kuruluşlar tarafından üretilen verinin muazzam boyutlara ulaşmasıyla birlikte büyük verinin etkin bir şekilde kullanımını mümkün kılacak yöntem ve teknolojilerin de gelişmesi kaçınılmaz olmuştur. İnsanlar tarafından üretilen verinin günlük 2.5 kentilyon ($2,5 \times 10^{18}$) bayt olduğu tahmin edilmektedir (Price, 2015). Diğer bir ifadeyle her gün 1 milyar gigabayt veri üretilmektedir. Üretilen bu verinin büyük bir kısmı ise bloglar, tweetler, web sayfaları, makaleler ve kitaplar aracılığıyla sağlanan metin verilerinde kodlanmıştır (Correia, Teodoro, & Lobo, 2018). Günlük olarak üretilen verinin bu denli büyük olması ve hızla artmaya devam etmesi beraberinde büyük verinin anlamlandırılmasını gerekli kılmıştır. Büyük veriyi anlamlandırmaya yönelik teknolojilerin gelişmesiyle birlikte de hayatımıza yapay zekâ, veri madenciliği, makine öğrenmesi, metin madenciliği gibi yeni kavramlar girmiştir. Bu bölümde ilk olarak söz konusu kavramlara yönelik açıklamalar ve kavramların metin madenciliği ile olan ilişkileri yer almaktadır. Sonraki alt başlıklarda ise metin madenciliği üzerine yoğunlaşarak uygulama alanları, sosyal medya ile olan ilişkisi ve başlıca metin madenciliği yöntemleri sunulmuştur.

2.1.1. Metin Madenciliğinin Tanımı ve Diğer Çalışma Alanları ile İlişkisi

Metin madenciliği en basit ifadeyle, metin verisini veri kaynağı olarak kabul eden veri madenciliği çalışmalarıdır. Bu çalışma alanına ilişkin oldukça farklı tanımlar yapılmış olup, bir ortak tanımdan bahsedilmesi mümkün olmamaktadır. Ancak metin madenciliği çalışma alanını biraz daha yakından tanımak adına yapılan bir başka tanıma yer vermek faydalı olacaktır. Bu tanıma göre metin madenciliği, dokümanlarda ve veri tabanlarında bulunan yapılandırılmamış haldeki metinleri, analizler ve makine öğrenmesi algoritmaları için uygun olacak şekilde yapılandırılmış veriye dönüştüren Doğal Dil İşleme (*Natural Language Processing – NLP*) uygulamalarını kullanan yapay zekâ teknolojisi olarak ifade edilebilir (Linguamatics, 2021). *Metin madenciliği* ile *metin analitiği* kavramları aynı şeyi ifade etmektedirler. Metin madenciliği yarı yapılandırılmış ya da yapılandırılmamış haldeki metin verilerinin işlenmesi ve analizi için bir dizi teknolojiyi tanımlayan geniş bir çatı kavramdır. Söz konusu teknolojilerin tümünün birleştiği ortak nokta ise metni sayılara dönüştürme ihtiyacıdır (Miner vd., 2012).

Metin madenciliği alanı farklı çalışma alanları ile yakından ilişkilidir. Metin madenciliği ile ilişkili olan farklı alanlar Şekil 2.1’de sunulmuştur.



Şekil 2.1. Metin madenciliği ile ilişkili alanlar (Miner et al., 2012, s.31)

Şekil 2.1 incelendiğinde veri madenciliği, yapay zekâ ve makine öğrenmesi, istatistik, hesaplamalı dilbilimleri, bilgi bilimi ve veri tabanları olmak üzere öne çıkan altı farklı alan ile metin madenciliği etkileşim içerisinde. Bu ilişki ve etkileşim sayesinde metin madenciliği uygulama alanları da şekillenmektedir. Şekilde yer alan farklı çalışma alanlarını aslında birbirinden tam anlamıyla ayırmak mümkün olmamaktadır. Bunun başlıca nedeni ilgili alanlardaki uygulamalarda disiplinler arası yöntemlerin kullanımını gerektirir. Bu nedenle uygulamaya dönük olarak metin madenciliği ele alındığında söz konusu ilişkili alanlarının tümünün farklı düzeylerde katkısı olmaktadır. Başlıca metin madenciliği uygulama alanları doküman kümeleme, doküman sınıflandırma, bilgi çıkarımı, bilgi erişimi, doğal dil işleme, konsept çıkarımı ve web madenciliğidir (Miner et al., 2012, s.31). Söz konusu uygulama alanları detaylı olarak sonraki bölümde ele alınmaktadır.

Metin madenciliği söz konusu olunca yapay zekâ, makine öğrenmesi, derin öğrenme, veri madenciliği ve veri bilimi gibi kavramlara da çok sık rastlanmaktadır. Bu kavramlar aslında farklı unsurları ifade etseler de kavramlar arasındaki ayrımı ortaya koymak kolay olmamaktadır. Zira söz konusu kavramların ilgilendiği çalışma alanları ve uygulamalar çoğu zaman birbiri ile iç içedir. Bu nedenle bir veri bilimi uygulamasında bahsi geçen kavramlardan birden fazlasının dâhil olması mümkündür. Yapay zekâ en basit haliyle makineler tarafından sergilenen insan zekâsı olarak tanımlanmaktadır (Bini, 2018). Bilgisayar biliminde ise yapay zekâ, çevrelerini algılayan ve bir hedefe ulaşmadaki şanslarını maksimize etmek için aksiyon alan zeki ajanlar olarak tanımlanmıştır (Poole, Mackworth, & Goebel, 1998). Burada adı geçen zeki ajan kavramı ise, bir cihazı ya da programı ifade etmektedir. Özellikle son yıllarda daha çok programların zeki ajan olarak geliştirildiği görülmektedir.

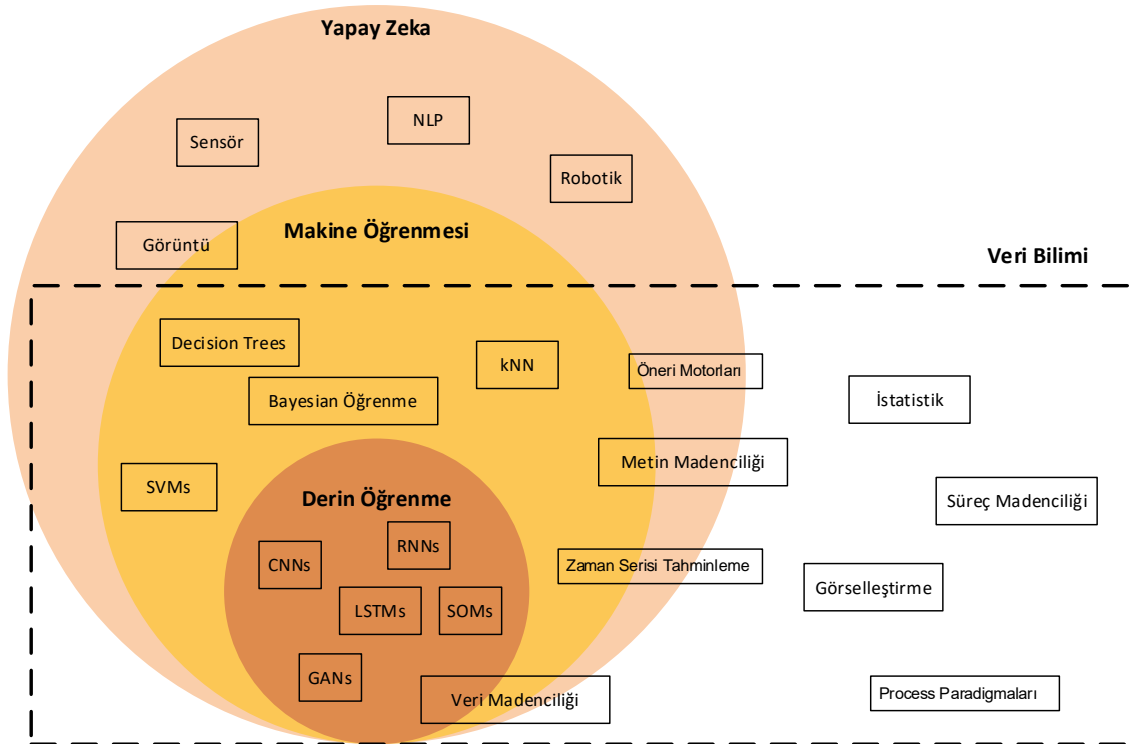
Makine öğrenmesi ise bilgisayar biliminin bir alt alanı olup, bu alanın öncüsü olan Arthur Samuel'e göre bilgisayarlara açıkça programlanmadan öğrenme yeteneği vermektedir (Samuel, 1959). Yapay zekâ kapsamında yapılan örüntü tanıma ve hesaplamalı öğrenme çalışmalarından evrilen makine öğrenmesi, verilerden öğrenebilen ve tahminlerde bulunabilen algoritmaların araştırıldığı ve geliştirildiği alandır (Pariwat Ongsulee, 2017). Makine öğrenmesi yapay zekânın ayrılmaz bir parçasıdır. Makine öğrenmesi araçları büyük veri analitiğine dayalı öğrenme ve uyum sağlama yeteneğini sağlayarak algoritmaların verimliliğini arttırmayı amaçlamaktadır (Diez-Olivan, Del Ser, Galar, & Sierra, 2019).

Derin öğrenme, makine öğrenmesi ve dolayısıyla yapay zekânın bir alt kümesidir. Gözetimli veya gözetimsiz özellik çıkarımı ve dönüşümü, örüntü analizi, sınıflandırma amacıyla birçok doğrusal olmayan katmanda bilgi işleme sürecini araştırır (Woschank, Rauch, & Zsifkovits, 2020). Makine öğrenimi tek katmanda işlem yaparken, derin öğrenme birden fazla katmanda aynı anda işlem yapan, yapay sinir ağlarının ve benzer yapıların öğrenme modeli olarak kullanıldığı makine öğrenmesidir.

Metin madenciliği, veri kaynağı olarak metinleri kullanan veri madenciliği olarak da tanımlanmaktadır. *Veri madenciliği* ise büyük hacimli verilerde ilginç ve faydalı örüntüleri keşfetme sürecidir. Bu alan büyük veriyi analiz etmek için istatistik, yapay zekâ, makine öğrenmesi gibi araçları veritabanı yönetimiyle birleştirir (Clifton, 2019). Dolayısıyla metin madenciliği de istatistik, yapay zekâ ve makine öğrenmesi alanlarıyla iç içe geçmiş durumdadır.

Son olarak öne çıkan bir diğer kavram ise veri bilimidir. Buraya kadar bahsi geçen kavramların ve disiplinlerin tümü aslında veri bilimi ile ilişkilidir. Veri bilimi; istatistik, makine öğrenmesi ve bilgisayar bilimleri gibi birçok farklı disipline ait bilimsel yöntemi kullanarak, yapılandırılmış ya da yapılandırılmamış verilerden anlamlı bilgilerin çıkarımını amaçlayan geniş bir alandır. Veri biliminde başarının en temel bileşeni, veriyi oluşturan süreçler ve veri hakkında konu uzmanlığına sahip olmaktır (Kotu & Deshpande, 2019).

Metin madenciliği alanının daha iyi anlaşılması adına veri bilimi, yapay zekâ, makine öğrenmesi ve derin öğrenme kavramları arasındaki ilişki aşağıda Şekil 2.2’de yer almaktadır.



Şekil 2.2. Veri bilimi, yapay zeka, makine öğrenmesi, derin öğrenme alanlarının ilişkileri (Kotu & Deshpande, 2019)

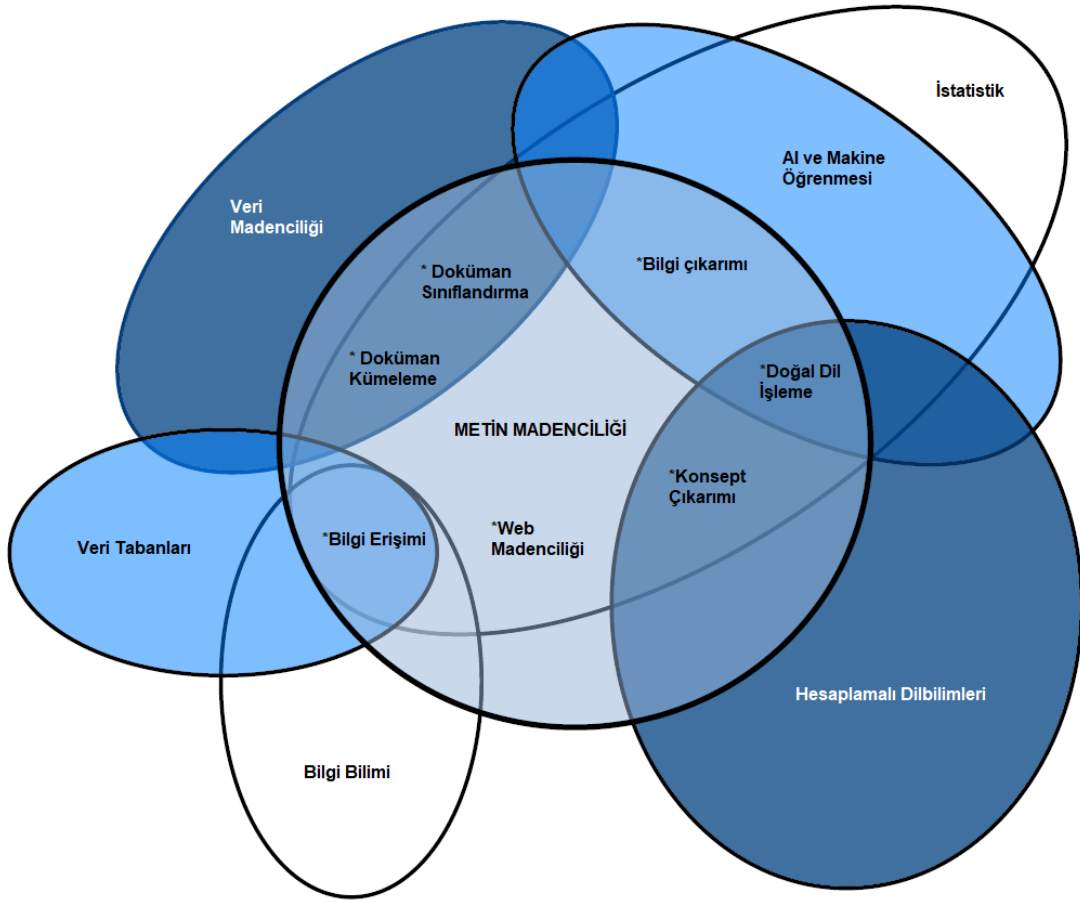
Şekil 2.2’de belirtildiği gibi, derin öğrenme makine öğrenmesinin, makine öğrenmesi de yapay zekânın bir alt kümesidir. Bir başka ifadeyle her makine öğrenmesi uygulaması aynı zamanda yapay zekânın konusu içerisinde yer almaktadır. Ancak her yapay zekâ uygulaması aynı zamanda bir makine öğrenmesi uygulaması değildir. Aynı ilişki derin öğrenme ve makine öğrenmesi arasında da mevcuttur. Veri madenciliğinin ise asıl amacı büyük veriyi analiz etmek, büyük veriden anlamlı örüntüler çıkarmaktır.

Aslında veri madenciliği bir çatı kavramdır. Bu kavramın içini doğduran teknikler ve araçlar ise yapay zekâ, makine öğrenmesi ve derin öğrenme araçları olmaktadır.

Metin madenciliğinin kavram olarak ne olduğunun açıklamasının ardından uygulama alanları sonraki başlıkta ele alınmaktadır. Metin madenciliği uygulama alanlarının belirlenmesinde ise bu alanla ilişkili olan diğer çalışma alanları ve disiplinler etkili olmaktadır.

2.1.2. Metin Madenciliğinin Uygulama Alanları

Metin madenciliği, veri madenciliğinde olduğu gibi aslında bir çatı kavram olarak ele alınmalıdır. Bu kavramın kapsadığı teknikler ve araçlar metin madenciliğinin ilişkili olduğu farklı disiplinler ve çalışma alanlarına göre farklı uygulama alanlarına sahip olmaktadır. Başlıca metin madenciliği uygulama alanları ise; doküman kümeleme, doküman sınıflandırma, bilgi çıkarımı, bilgi erişimi, doğal dil işleme, konsept çıkarımı ve web madenciliğidir (Miner et al., 2012, s.31). Doküman kümeleme ve doküman sınıflandırma uygulama alanları veri madenciliği ve istatistik alanları ile metin madenciliği çalışma alanlarının kesişiminde yer almaktadır. Bilgi çıkarımı uygulama alanı ise yapay zekâ, makine öğrenmesi, istatistik ve metin madenciliği çalışma alanlarının kesişiminde yer alan bir uygulama alanıdır. Bilgi erişimi uygulama alanı ise, veritabanları, bilgi bilimleri, istatistik ve metin madenciliği çalışma alanlarının kesişiminde yer alır. Konsept çıkarımı uygulama alanı, hesaplamalı dilbilimleri, istatistik ve metin madenciliği alanlarının katkısıyla şekillenmektedir. Doğal dil işleme uygulama alanı da yapay zekâ, makine öğrenmesi, hesaplamalı dil bilimleri, istatistik ve metin madenciliği disiplinlerinin kesişiminde yer almaktadır. Son olarak web madenciliği ise istatistik ve metin madenciliği kesişiminde yer alan bir uygulama alanıdır. Yukarıda ifade edilen metin madenciliği uygulama alanlarının sözü edilen disiplin ve çalışma alanları dışında başka alanlar ile de etkileşimi bulunmaktadır. Ancak buradaki açıklamalar metin madenciliği ile ilişkili olan başlıca alanlar gözetilerek yapılmıştır. Metin madenciliği uygulama alanları ile farklı disiplinler arasındaki ilişkiler Şekil 2.3'te yer alan diyagramda görselleştirilerek sunulmuştur.



Şekil 2.3. Metin madenciliği uygulama alanları ve farklı disiplinler ile ilişkileri (Miner vd., 2012)

Metin madenciliğinin uygulama alanlarının tanımları aşağıda yer almaktadır. Ayrıca terimlerin literatürdeki İngilizce karşılıkları da parantez içinde verilmiştir.

Bilgi erişimi (Information retrieval): Metin dokümanlarının depolanması, arama motorları ve anahtar kelime aramaları ile erişimini kapsamaktadır (Miner vd., 2012). Kullanıcıların ihtiyaç duydukları faydalı bilgilere erişebilmelerine yönelik olarak ilişkili bilgilerin kullanıcının arama sorgusuna uygun olarak getirilmesidir (Zhai & Massung, 2016).

Doküman kümeleme (Document clustering): Veri madenciliği kümeleme yöntemlerini kullanarak terimleri, paragrafları, dokümanları gruplama ve kategorize etme işlemlerini kapsamaktadır (Miner vd., 2012). Özellikle keşifsel metin analizinde kullanılmaktadır. Gözetimsiz makine öğrenmesi algoritmaları kullanılarak metin verileri birbirine benzer özelliklere sahip gruplara ayrılırlar (Zhai & Massung, 2016).

Doküman sınıflandırma (Document classification): Veri madenciliği sınıflandırma yöntemlerini kullanarak terimleri, paragrafları, dokümanları gruplama ve kategorize etme

işlemlerini kapsar. Sınıflandırma modelleri etiketli veriler üzerinden eğitilmektedir (Miner vd., 2012). Gözetimli makine öğrenmesi algoritmaları ile metinlerin önceden tanımlanmış olan kategorilere göre sınıflandırılmasına yönelik kullanılan yöntemdir (Zhai & Massung, 2016).

Web madenciliği (Web mining): Web ortamlarının özellikle birbirine bağlılığına ve ölçeğine odaklanarak yapılan veri ve metin madenciliği uygulamalarını kapsar (Miner vd., 2012). Web üzerinde yer alan belgelerin otomatik keşfi, bu kaynaklardan bilgi çıkarımı ve genel desenlerin ortaya konması amacıyla gözetimli veya gözetimsiz makine öğrenmesi yöntemlerinin kullanıldığı alandır (Saini & Mohan Pandey, 2015).

Bilgi çıkarımı (Information extraction): Yapılandırılmamış haldeki metin verisinden ilişkilerin ve bilgilerin çıkarılmasıdır. Yapılandırılmamış ya da yarı yapılandırılmış metin verisinden yapılandırılmış veri elde etme sürecidir (Miner vd., 2012). Bilgi çıkarma metin madenciliğin önemli bir bileşeni olup, genellikle çeşitli varlıkların (insanlar, organizasyonlar, konular vb.) tanımlanması ve bunların arasındaki ilişkilerin belirlenmesini amaçlar (Zhai & Massung, 2016).

Doğal dil işleme (Natural language processing): Alt düzeyde dil işleme ve anlama görevlerini kapsar ve genellikle hesaplamalı dilbilim ile eşanlı olarak kullanılır (Miner vd., 2012). Sözdizimi ve semantik analizleri bu alan kapsamında yer almaktadır. Metni kelimelere ayırma, kelimeleri köklere ayırma, dil bilgisel etiketleme (*part-of-speech tagging*), kelime sınıflandırma gibi metin ön işleme süreçleri doğal dil işleme süreci kapsamında yer almaktadır. Bunların dışında duygu analizi (DA), metin özetleme, konu modelleme, varlık tanımlama gibi yöntemler de bu alan altında yer almaktadır (Arnarsson, Frost, Gustavsson, Jirstrand, & Malmqvist, 2021; Sun, Luo, & Chen, 2017).

Konsept çıkarımı (Concept extraction): Kelimeleri ve sözcük gruplarını semantik olarak benzer gruplara ayırma işlemlerini kapsamaktadır (Miner vd., 2012). Konsept çıkarımı metin içerisindeki tüm olası konseptlerin (kavramların) tanımlanması ve en önemlilerin belirlenmesi (özetleme) olarak iki ana işlemden oluşan bir tekniktir (Villalon & Calvo, 2009).

2.1.3. Metin Madenciliğinde Kullanılan Başlıca Yöntemler

Metin madenciliğinde kullanılan yöntemler büyük ölçüde makine öğrenmesi yöntemlerinden faydalanmaktadır. Bu nedenle metin madenciliği çatısı altında yer alan yöntemler ele alınmadan önce başlıca makine öğrenmesi yöntemlerini açıklamakta fayda

vardır. Makine öğrenmesi yöntemleri gözetimli ve gözetimsiz olmak üzere genellikle iki ana kategoriye ayrılmaktadır. Sınıflandırma ve regresyon analizleri gözetimli makine öğrenmesi yöntemleri altında yer alırken, kümeleme ve birliktelik analizleri ise gözetimsiz makine öğrenmesi yöntemleri altında yer almaktadır (Paturi & Cheruku, 2021). Karar ağaçları, k-en yakın komşu algoritması (KNN), naive bayes algoritması, destek vektör makinesi (DVM) algoritması başlıca sınıflandırma yöntemleri; lineer regresyon ve lojistik regresyon başlıca regresyon yöntemleri; apriori algoritması, FP-Growth algoritması başlıca birliktelik yöntemleri; k-ortalamlar tekniği, DBSCAN kümeleme algoritması, kendini örgütleyen haritalar algoritması başlıca kümeleme yöntemleridir (Kotu & Deshpande, 2019). Gözetimli öğrenme yöntemlerinde model ilk önce etiketlenmiş eğitim verisine göre eğitilir ve daha sonra test verisinin etiketleri geliştirilen modele göre tahmin edilir. Gözetimsiz öğrenme yöntemlerinde ise herhangi bir önbilgiye ihtiyaç duymadan belirli bir amaç fonksiyonu doğrultusunda veriler arasındaki gizil ilişkileri en iyi şekilde ortaya koyan yapı keşfedilir (Verma, Singh, & Dixit, 2019).

Metin madenciliğinde kullanılan başlıca yöntemler makine öğrenmesi algoritmaları dışında teknikleri de içermektedir. Bu bölümde başlıca metin madenciliği yöntemlerinin prensipleri ve uygulama alanları verilecektir.

2.1.3.1. Kelime Birliktelik Analizi

Kelimeler arasındaki genel olarak iki tür ilişki tanımlanmıştır. Bunlardan ilki paradigmatik ilişki ikincisi ise sözdizimsel (sintaktik) ilişkidir. Eğer iki kelime birbiri yerine kullanılabilirse paradigmatik ilişkinin varlığından söz edilebilmektedir. Diğer yandan, bu iki kelime cümle içerisinde aynı sözdiziminde ortaya çıkma eğiliminde ise sintaktik ilişki söz konusudur. Paradigmatik ilişkinin var olduğu durumda iki farklı kelime aynı semantik sınıfta ya da aynı sözdizimsel sınıfta yer almaktadır. Bu nedenle kelimelerden biri diğeriyle değiştirildiğinde cümlenin anlamında değişim yaşanmamaktadır. Kelime birliktelik analizi de yukarıda bahsedilen kelimeler arası ilişkileri göz önünde bulundurarak benzer terimlerin gruplandırılmasını mümkün kılmaktadır (Zhai & Massung, 2016). Bu analizde kelimeler arasındaki paradigmatik ve sözdizimsel ilişkilerin birlikte aranması gerekmektedir. Zira paradigmatik ilişkili kelimeler aynı kelimeyle sözdizimsel bir ilişkiye sahip olma eğilimindedir (Correia vd., 2018).

Kelime birliktelik analizlerinde metin verisinin gösteriminde kelime çantası modeli (*bag of words*) kullanılmaktadır. Bu gösterim modelinin temel varsayımı doküman içerisindeki kelimelerin sırasının önemli olmamasıdır (Miner vd., 2012). Metin madenciliğinde birçok analiz için kelime çantası modelinin kullanımı geniş kapsamlı bir çözüm olarak görülmektedir. Kelime çantası modelinde örnek bir cümlenin gösterimi aşağıda yer almaktadır:

Örnek cümle: “Havayollarının sabit yatırım maliyetleri yüksektir.”

Kelime çantası modeli gösterimi: {‘havayollarının’, ‘sabit’, ‘yatırım’, ‘maliyetleri’, ‘yüksektir’}

Kelimelerin sırasının araştırma problemi ve araştırmacı açısından önem arz ettiği durumlarda ise *n-gram* modelinin kullanılmaktadır. *n-gram* modellerinde kelimelerin doküman içerisindeki konumsal bilgileri de depolanmaktadır. *n-gram* modelleri birlikte gruplandırılacak kelime sayısına göre unigram, bigram, trigram şeklinde adlandırılabilmektedir. Yukarıda yer alan aynı örnek cümlenin bigram (2-gram) gösterimi aşağıda yer almaktadır:

Örnek cümle: “Havayollarının sabit yatırım maliyetleri yüksektir.”

Bigram modeli gösterimi: {‘havayollarının sabit’, ‘sabit yatırım’, ‘yatırım maliyetleri’, ‘maliyetleri yüksektir’}

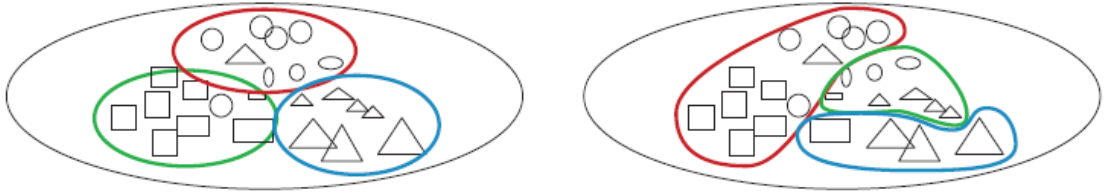
Kelime birliktelik analizi sonucunda doküman içerisindeki kelimeler arasındaki ilişkiler keşfedilmektedir. Bu analizin çıktılarının görselleştirilmiş bir örneği aşağıda Şekil 2.4’te verilmiştir.



Şekil 2.4. Kelime birliktelik analizi çıktısı örneği (Tey, 2021)

2.1.3.2. Metin Kümeleme Analizi

Metin kümeleme analizi keşifsel metin analitiğinde kullanılan yöntemlerden biridir. En temel anlamıyla nesnelere bir arada kümelemek ve benzer nesnelere bir araya toplayarak derlem¹ (*corpus*) içerisindeki bazı doğal yapıların keşfedilmesini sağlamaktadır. Söz konusu nesnelere dokümanlar, cümleler ve kelimeler olabilmektedir (Zhai & Massung, 2016). Metin kümeleme analizi nesnelere önceden tanımlanmış kategoriler olmaksızın gruplara ayrıldığı gözetimsiz bir süreçtir (Zhang, Chen, & Liu, 2015). Yapılandırılmamış metin verilerinin metin ön işleme süreçlerinden sonra yapılandırılmış biçime getirilmesiyle birlikte, kümeleme algoritmaları kullanılarak nesnelere birbirine benzer özelliklere sahip kümelere ayrılmaktadır. Aşağıda Şekil 2.5'te kümeleme analizinin örnek gösterimi yer almaktadır.



Şekil 2.5. Kümeleme analizi örnek gösterimi

Şekil benzerliğine (solda) ve büyüklük benzerliğine (sağda) göre kümeleme (Zhai & Massung, 2016)

Metin kümeleme teknikleri arasında doküman kümeleme, terim kümeleme, yığınsal hiyerarşi kümeleme, k-ortalamlar, semantik kümeleme gibi farklı teknikler yer almaktadır. Araştırmanın amacı ve verinin yapısına göre kullanılacak teknikler değişiklik göstermektedir.

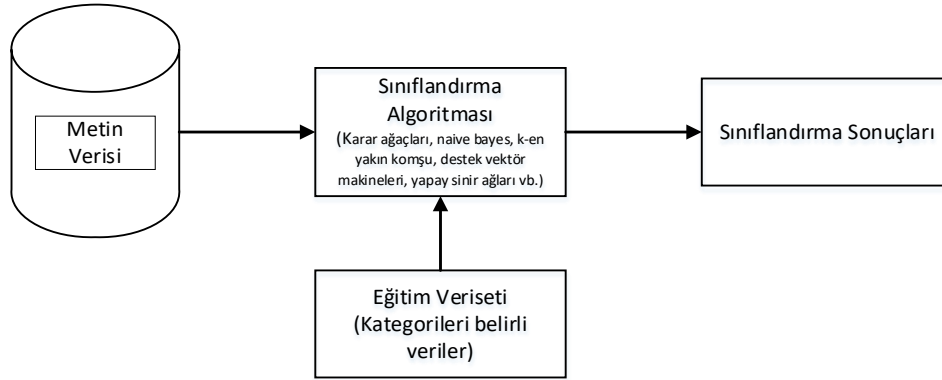
2.1.3.3. Metin Sınıflandırması

Bir önceki başlıkta ele alınan kümeleme teknikleri gözetimsiz öğrenme yöntemlerinin kullanıldığı ve verisinde etiket değişkeninin olmadığı durumlarda kullanılmaktadır. Ancak çoğu zaman metin nesnelere daha önceden belirlenmiş olan kategorilere göre gruplanması gerekmektedir. Kategorilerin önceden belirlendiği durumlarda kümeleme analizi sonucunda elde edilen gruplar ile kategoriler birbirinden

¹Derlem (*corpus*): Bir metin derlemi, istatistiksel analiz ve hipotez testi yapmak, oluşumları kontrol etmek veya belirli bir dil bölgesi içindeki dil kurallarını doğrulamak için kullanılan büyük ve yapılandırılmamış metinler kümesidir (<http-1>).

farklı olabilmektedir. Bu sorunu çözmek için ise gözetimli öğrenme yöntemlerinin kullanıldığı metin sınıflandırma yöntemlerinin kullanılması gerekmektedir (Zhai & Massung, 2016).

Metin verisinin ön işleme süreçleri sonrasında yapılandırılmış hale getirilmesini takip eden adımda karar ağaçları, naive bayes, k-en yakın komşu, destek vektör makineleri, yapay sinir ağları gibi sınıflandırıcılar kullanılmaktadır. Bu sınıflandırıcıların kullanıldığı metin sınıflandırması yöntemlerinde veriseti eğitim ve test veriseti olmak üzere iki parçaya ayrılmakta, ardından etiket değişkeninin yer aldığı eğitim verisetine göre sınıflandırma modeli geliştirilmektedir. Geliştirilen sınıflandırma modeli test veriseti kullanılarak test edilerek, modelin performans göstergeleri elde edilmektedir. Sınıflandırma modellerinin temel süreç diyagramı Şekil 2.6’da yer almaktadır.



Şekil 2.6. Sınıflandırma modellerindeki temel süreç (Zhai & Massung, 2016)

2.1.3.4. Konu Modellemesi

Günümüzde metin madenciliği kapsamında en fazla öne çıkan alanlardan birisi de konu modellemesidir. Bir konu, hepimizin sezgisel olarak algılayabildiği ancak biçimsel olarak tanımlanmasının oldukça zor olduğu bir kavramdır. Farklı ayrıntı düzeylerine göre bir konuşmanın, bir cümlenin, bir paragrafın ya da bir metin koleksiyonunun konusundan bahsetmek mümkündür. Konuların değişen ayrıntı düzeyine göre uygulama alanları da farklılaşmaktadır (Zhai & Massung, 2016). Konu modellemesi en basit ifadeyle bir dokümanın ne hakkında olduğunu bulmasıdır. Metin verilerindeki konuların keşfini ve analizini gerektiren birçok uygulama bulunmaktadır. Örneğin, “Bugün Twitter’da kullanıcılar ne hakkında konuşuyorlar?” veya “Yolcular online alışverişlerinde en çok

hangi konudan şikayet ediyorlar?” gibi sorulara konu modellemesi yöntemleri ile cevap vermek mümkündür.

Konu modellemesinde kullanılan başlıca yöntemler şunlardır:

- Gizil Semantik Analiz – GSA (*Latent Semantic Analysis - LSA*)
- Olasılıksal Gizil Semantik Analiz – OGSA (*Probabilistic Latent Semantic Analysis - PLSA*)
- Gizil Dirichlet Ayrımı – GDA (*Latent Dirichlet Allocation - LDA*)
- İlişkili Konu Modeli – İKM (*Correlated Topic Model - CTM*)

GSA tekniği, Deerwester et al. (1989) tarafından geliştirilerek patent altına alınmıştır. Bu teknik dokümanlarda kelimelerin beklenen bağlamsal kullanımının ilişkilerini ve anlamlarını çıkarmak için kullanılan matematiksel ve istatistiksel bir yöntemdir (Tonta & Darvish, 2010). İnsanlar tarafından oluşturulmuş olan herhangi bir sözlük, bilgi tabanı, anlamsal ağ, gramer, sözdizimsel ayrıştırıcı veya morfoloji kullanmadığından, geleneksel bir doğal dil işleme veya yapay zeka programı değildir. Bunun yerine GSA yöntemi faktör analizinin genel bir formu olan Tekil Değer Ayrışımını (TDA) kullanarak çok büyük kelime-doküman matrisi verisini çok daha küçük boyuttaki matrise indirger (Kitajima, Kariya, Takagi, & Zhang, 2005). GSA, benzer fikirleri birbirine bağlamak için azaltılmış boyutlu bir koordinat sistemi kullanır ve temelde Vektör Uzay Modeli (VUM) kullanır. VUM içerisinde dokümanlar kelime çantası modeli kullanılarak temsil edilir ve sözdizimsel özellikler göz ardı edilir (Sezgen vd., 2019). GSA tekniğinin literatürdeki bir diğer adı ise Gizil Semantik İndeksleme (GSİ)'dir (Can & Alatas, 2017).

Hoffman (2001) tarafından geliştirilen OGSA tekniği, bilgi erişimi, filtreleme, doğal dil işleme, metinden makine öğrenimi ve bu gibi ilgili alanlarda uygulamaları olan iki modlu ve birlikte gerçekleşen verilerin analizi için kullanılan bir istatistiksel tekniktir. GSA ile karşılaştırıldığında, bu yöntem gizil sınıf modelinden türetilen bir karışım ayrışımına dayanmaktadır. Bu sayede daha sağlam bir istatistiksel temele dayanan sonuçlar elde edilmektedir (Hoffman, 2001). OGSA, maksimum olabilirlik yöntemi kullanarak karışım modelindeki bileşenleri ve oranları olasılık fonksiyonunu maksimize edecek şekilde belirler (Güven, Diri, & Çakaloğlu, 2020).

GDA yöntemi, metin derlemleri gibi kesikli verilerin modellenmesi için kullanılan Bayes teoremine dayanan üretici olasılıksal bir yöntemdir (Blei, Ng, & Jordan, 2003).

GDA yönteminde dokümanlar bir dizi gizil konu üzerinde sonlu bir karışım olarak ve bir dizi gizil konu olasılıkları üzerinde sonsuz bir karışım olarak modellenmektedir. Bu sayede konu olasılıkları belgelerin metin modellenmesi bağlamında açık bir temsilini sağlamaktadır (Arora & Ravindran, 2008). Bir diğer ifadeyle, GDA tarafından tanımlanan bir konu, konuya atanan kelimelerin olasılık dağılımını; dokümanlar ise dokümanlara atanan konuların olasılık dağılımını ifade edecek şekilde modellenmektedir (Blei vd., 2003; Güven vd., 2020). GDA, makine öğrenimi ve doğal dil işleme alanında popüler bir konu modelleme yöntemi olup, her dokümanın gizil konuların olasılıksal dağılımı olarak temsil edilebildiğini ve tüm belgelerdeki konu dağılımının ortak bir Dirichlet² öncülünü paylaştığını varsaymaktadır (Lucini vd., 2020).

GDA'nın sınırlamalarından biri, örneğin genetikle ilgili bir belgenin aynı zamanda röntgen astronomisinden daha fazla hastalıklar konusu ile ilgili olmasına rağmen konu korelasyonunu modelleyememesidir. (Blei & Lafferty, 2005). Bu sınırlılığın üstesinden gelmek için ise Blei ve Lafferty (2005) tarafından doküman koleksiyonundaki konu oranlarının lojistik normal dağılım yoluyla korelasyon sergilediği İKM yöntemi geliştirilmiştir. Korelasyonların ortaya konabilmesi için Dirichlet dağılımı yerine çok değişkenli normal dağılım kullanılmaktadır. İKM yöntemi özellikle konuların birbiri ile korelasyona sahip olduğu konusunda bir önseziye sahip olunan durumlarda avantaj sağlamaktadır (Lebryk, 2021).

Metin madenciliği kapsamında kullanılan ve yukarıda başlıcaları hakkında açıklamalara yer verilen konu modellemesi yöntemlerinin hangisinin en uygun olduğuna dair bir çıkarımda bulunmak oldukça güçtür. Veri ve metin madenciliği kapsamında kullanılan tüm yöntemlerde olduğu gibi araştırmanın amacına ve verinin yapısına göre en uygun olan konu modellemesi yönteminin seçilmesi gerektiği söylemek mümkündür.

2.1.3.5. Duygu Analizi (DA)

DA, metinsel veri yığını içerisinde kurumlar, kişiler, ürünler, hizmetler, etkinlikler gibi belirli varlıklara ilişkin olumlu ve olumsuz görüşleri tespit etmeye yönelik bir tekniktir. Risk yönetimi, rekabet analizi, pazarlama analizi gibi çok çeşitli uygulama alanlarında fırsatlar sunmaktadır (Nasukawa & Yi, 2003). DA literatürde sentiment

²Dirichlet dağılımı $Dir(\alpha)$, pozitif reel sayıların bir vektörü olan α tarafından parametrelenen sürekli çok değişkenli olasılık dağılımlarının bir ailesidir. Beta dağılımının çok değişkenli bir genellemesidir. Dirichlet dağılımları, Bayes istatistiklerinde yaygın olarak önsel dağılımlar olarak kullanılır (S. Liu, 2019).

analizi veya fikir madenciliği olarak da adlandırılmaktadır. DA, 2000’li yılların başlarından itibaren doğal dil işleme alanındaki en önde gelen tekniklerden biri olup, karar vericiler için önemli bilgilerin elde edilmesini sağlamaktadır (Budak, 2021). DA metinlerden duygu yönelimini çıkarmayı amaçlamakta ve genel olarak üç türe ayrılmaktadır: Doküman düzeyi duygu analizi, cümle düzeyi duygu analizi ve çok tonlu duygu analizi (Sun vd., 2017). Günümüzde araştırmacıların derinlemesine bilgi edinme ihtiyaçları doğrultusunda farklı duygu analizi türleri de geliştirilmiştir. Hedef Tabanlı Duygu Analizi (HTDA) (Çetin & Eryiğit, 2018), öznellik-nesnellik analizi (Derici, 2020), duygu belirleme (Acheampong, Wenyu, & Nunoo-Mensah, 2020), çok dilli duygu analizi, çok alanlı duygu analizi (Sun vd., 2017) gibi yeni DA türlerini de bu sınıflandırmaya dâhil etmek gerekmektedir. DA temel olarak hesaplamalı dilbilimleri ile metin madenciliğini kullanan ve metinde belirtilen duygunun pozitif, nötr ve negatif olarak tanımlanmasını mümkün kılan bir doğal dil işleme sürecidir. Bu yönüyle çok sayıdaki metin tabanlı değerlendirme, blog veya tweet içerisindeki gizli desenleri bulmayı amaçlayan bir bilgi keşfi tekniğidir (Mostafa, 2013).

Çoğu DA tekniği metin içerisindeki duyguları belirlemek için önceden hazırlanmış olan derlemeleri ya da veri sözlüklerini³ (*lexicon*) kullanmaktadır. Bu nedenle bazı kaynaklarda DA’nın yarı gözetimli öğrenme tekniği olduğu belirtilmektedir (Mostafa, 2013; Sun vd., 2017). Derlem ve veri sözlüğü tabanlı yaklaşımların yanı sıra sadece makine öğrenmesi yaklaşımlarının kullanıldığı DA teknikleri de kullanılabilir (Can & Alatas, 2017). DA’nın iki alt konusu araştırmacılar tarafından yaygın olarak çalışılmaktadır. Bunların ilki doküman düzeyindeki duygunun pozitif, negatif veya nötr olarak sınıflandırılması, diğeri ise cümle düzeyinde öznellik ve nesnellik sınıflandırılmasıdır (B. Liu, 2010). Yaygın olarak çalışılan bu iki yöntem de temel olarak sınıflandırma teknikleri kullanmaktadırlar. Ancak farklı DA uygulamalarında sınıflandırma teknikleri ile birlikte konu modellemesi, kümeleme gibi farklı teknikler de kullanılabilir. Özellikle duygu ve öznellik-nesnellik çıktılarının metin içerisindeki kişi, kurum, lokasyon, konu gibi varlıklar ile ilişkilendirilmesinde birden fazla tekniğin birlikte kullanıldığı görülmektedir. Yaygın olarak kullanılan yöntemlerden olan cümle düzeyi duygu analizi ve öznellik-nesnellik analizinin örnek çıktıları Tablo 2.1’de yer almaktadır.

³Veri sözlüğü (*lexicon*): Belirli bir dil, konu veya sözlüğe ait tüm kelimelerin listesidir (<http-2>).

Tablo 2.1. *Duygu analizi ve öznellik-nesnellik analizi örnek çıktısı*

Örnek Cümle	Duygu Sınıfı (Polarite)	Öznellik-Nesnellik
Hava bugün güneşli.	Pozitif (+0,57)	Nesnel
Bulutlu havaları hiç sevmem.	Negatif (-0,55)	Öznel

Duygu sınıfı belirlenmesi sürecinde diğer doğal dil işleme süreci tekniklerinde olduğu gibi metin ön işleme adımlarının yapılması gereklidir. Başlıca metin ön işleme işlemleri kelimelere ayırma, küçük harfe çevirme, gereksiz kelime filtreleme ve kelimeleri köklere ayırma'dır. Bu işlemlerin dışında kullanıcı tanımlı filtreleme, kelime köklerini karakter sayısına göre filtreleme, kelime çantası modeli oluşturma gibi farklı metin ön işleme işlemleri de bulunmaktadır (Denny & Spiraling, 2018). Metin verisinin yapısına bağlı olarak uygun olan metin ön işleme adımlarının araştırmacı tarafından seçilmesi gerekmektedir.

Metin ön işleme adımları sonrasında DA kapsamında metin verisinin ilgili analiz birimine (doküman, cümle, varlık vb.) yönelik olarak polarite değerleri hesaplanarak duygu sınıfı belirlenmektedir. Polarite değerinin hesaplanması kullanılan analiz aracına göre değişiklik gösterebilmektedir. Örneğin Tablo 2.1'de yer alan polarite değerleri Python üzerinde yer alan TextBlob kütüphanesinde hesaplanmıştır (Loria, 2020). Bu araç ve kütüphane özelinde polarite değerleri -1 ile +1 arasında değişmekte olup bu değere göre pozitif ya da negatif duygu belirlemesi yapılmaktadır. Ayrıca aynı kütüphane kullanılarak öznellik-nesnellik ile yoğunluk değerleri de hesaplanabilmektedir ve bu değerler sırasıyla 0 ile +1 ve x0.5 ile x2.0 arasında değişmektedir.

Araştırma kapsamında kullanılan metin ön işleme adımları ile HTDA yöntemi ile ilgili daha detaylı açıklamalara ve hesaplamalara yöntem bölümünde yer verilmiştir. Havacılık alanına yönelik metin madenciliği literatürü ise sonraki başlıkta tartışılmıştır.

2.1.4. Havacılık Alanındaki Müşteri Yönlü Metin Madenciliği Çalışmaları

Metin madenciliği çalışmalarının son yıllarda literatürde önem kazandığı görülmektedir. Bunun başlıca nedeni sosyal medya olgusunun dünya genelinde bireylerin etkileşimini ve iletişimini dönüştürmesidir (Edosomwan, Prakasan, Kouame, Watson, & Seymour, 2011). Sosyal medya yer alan kullanıcı türevli içeriklerin devasa boyutlara ulaşmasıyla birlikte bu verilerin işlenerek anlamlı hale getirildiği ve Web 3.0 bağlamında

makine türevli içerik olarak hizmet sağlayıcılar tarafından kullanılmaya başlandığı görülmektedir (Banner & Vleugels, 2010). Bu sayede içeriğin ve bilginin kullanıcılar tarafından daha erişilebilir ve kullanışlı olması amaçlanmaktadır. Birçok farklı iş alanında olduğu gibi havacılık alanında da müşterileri daha iyi anlamaya yönelik olarak sosyal medyada yer alan kullanıcı türevli içeriklerin anlamlandırılmasını ve işletmelere değer sağlamasını amaçlayan çalışmalar yapılmıştır (Brochado vd., 2019; Dharmavaram Sreenivasan, Sian Lee, & Hoe-Lian Goh, 2012; Martin-Domingo, Martín, & Mandsberg, 2019; Punel & Ermagun, 2018; Sezgen vd., 2019). Söz konusu literatür bu bölüm altında detaylı olarak ele alınmaktadır.

Metin madenciliği tekniklerinin işletmelere yönelik başlıca kullanım alanları arasında sosyal medya ve iş zekâsı yer almaktadır (Talib, Kashif, Ayesha, & Fatima, 2016). Kullanıcı türevli sosyal medya içeriklerinin de içerisinde yer aldığı büyük verinin optimum şekilde kullanımı yakın gelecekte işletmecilik uygulamaları açısından bir zorunluluk haline gelecektir (Miner vd., 2012). Büyük veri analitiği, işletmelerin daha iyi kararlar alabilmeleri için işe özgü kavrayış elde etmede kullanılan ve veri analitiğine dayanan iş zekâsını yeniden şekillendiren bir teknoloji olarak karşımıza çıkmaktadır (Fan, Lau, & Zhao, 2015). Özellikle pazarlama alanı açısından büyük veri analitiği, iş zekâsı ve veri/metin analitiği gibi uygulamaların köklü değişime yol açacağı kaçınılmazdır. Söz konusu teknolojilerin pazarlama zekâsı için büyük veriyi yönetmek amacıyla kullanımına dayalı olarak Fan vd. (2015) tarafından yeni bir pazarlama karması önerilmiştir. Önerilen pazarlama karması bileşenleri insan, ürün, tutundurma, fiyat ve dağıtımdan oluşmaktadır. Ayrıca aynı çalışmada önerilen her pazarlama karması bileşeni için veri, metot ve uygulama alt boyutları da belirlenerek büyük veri analitiği bağlamında pazarlama karmasının etkinliği sağlanmıştır. Yapılan çalışmalar göstermektedir ki, işletmelerin rekabetçi avantaj elde etmeleri ve müşterilerini en iyi şekilde anlamaları açısından yeni iş analitiği teknolojilerinin kullanımı bir gereklilik haline gelmiştir.

Havacılık alanındaki metin madenciliği literatürü müşteri yönlü çalışmalara odaklanılarak incelenmiştir. Sezgen vd. (2019) havayolu yolcularının memnuniyetini etkileyen anahtar değişkenleri metin madenciliği yaklaşımıyla incelemiştir. Çalışmada beklentilerin onaylanmaması teorisi bağlamında havayolu yolcularını memnun eden ve memnun etmeyen değişkenler TripAdvisor platformundan sağlanan 50 havayoluna ait beş binin üzerinde yolcu değerlendirmesi metni analiz edilerek belirlenmiştir. GSA yönteminin kullanıldığı çalışmada ekonomi sınıfı, premium sınıf ve düşük maliyetli

havayolları için 10 memnuniyet deęiřkeni ve 12 memnun olmama deęiřkeni belirlenmiřtir.

Dharmavaram Sreenivasan vd. (2012) tarafından yapılan alıřmada Malezya Havayolları, Jet Blue ve Southwest Havayolları'ndan bahseden 9000'in üzerinde mikroblog Twitter üzerinden toplanarak ierik analizi yapılmıřtır. Yapılan ierik analizi sonucunda mikroblogların řikayet, bilgi arama, sosyalleřme, teřekkür, topluluk desteęi, pazarlama, kiřisel gncelleme ve bilgi paylařımı konularında havayolu ile yolcu iletiřimi srecinde yer aldıęı belirlenmiřtir.

Korfiatis vd. (2019) havayolu yolcularının TripAdvisor platformunda yer alan yorumlarını kullanarak hizmet kalitesi olmne ynelik konu modellemesi gerekleřtirmiřlerdir. Bařlangı verisetinde 557.208 yolcu deęerlendirmesi metni analize dhil edilmiř ve havayolu hizmet kalitesi baęlamında business sınıfı, fiyat-deęer algısı, bagaj politikası, dřk maliyet, bacak mesafesi gibi 20 farklı konu keřfedilmiřtir. alıřmada GDA'nın bir uzantısı olan yapısal konu modeli yntemi kullanılırken, keřfedilen konuların baskınlıęını etkileyen durumlar zerine de derinlemesine analizler yapılmıřtır.

Lucini vd. (2020) havayolu yolcularının memnuniyetine etki eden boyutları belirlemek amacıyla Skytrax platformunda yer alan 400 havayoluna ait 55.000 yolcu deęerlendirmesi metnini analiz ederek 27 farklı konu deęiřkeni belirlemiřlerdir. GDA yntemi kullanılarak yolcu memnuniyetini en fazla etkileyen konu kabin sınıfı, en az etkileyen konu ise yolcu tipi olarak keřfedilmiřtir. Arařtırmada yazarlar havayollarının birinci sınıf yolcular iin mřteri hizmetleri, ekonomi sınıfı yolcular iin konfor ve ekonomi sınıfında seyahat eden yolcular iin check-in ile bekleme sresi konularına odaklanmaları gerektięi sonucuna varmıřlardır. Ayrıca memnuniyete etki eden konuların, yolcuların havayolunu bir bařkasına nermeleri zerindeki etkilerine dair bulgulara da yer verilmiřtir.

Bogicevic vd. (2017) havayolu hizmet kalitesi zelliklerini belirlemek amacıyla Skytrax platformu zerinde yer alan 901 yolcu deęerlendirmesi metnini analiz etmiřlerdir. Bu doęrultuda, yolcuları memnun eden ve memnun etmeyen hizmet kalitesi faktrleri kalitatif yntem kullanılarak belirlenmiřtir. Daha sonra keřfedilen konulara ynelik grsel veri madencilięi yntemleri kullanılarak kelime bulutları oluřturulmuř ve ne ıkan kelimeler belirlenmiřtir. Ayrıca yolcuların havayolunu bir bařkasına nermelerine ynelik yanıtları e-WOM baęımlı deęiřkeni olarak operasyonelleřtirilmiř

ve deęer, koltuk konforu, personel/hizmet, ikram baęımsız deęişkenlerinin e-WOM üzerinde anlamlı etkisinin olduęu sonucuna varılmıştır.

Bogicevic vd. (2013) bir dięer alıřmasında ise havalimanında yolcu memnuniyetini saęlamada etkili olan hizmet kalitesi deęişkenlerini belirlemiřlerdir. Skytrax platformundan elde edilen 1095 yolcu deęerlendirmesi metni önce kalitatif daha sonra gorsel veri madencilięi yöntemleri kullanılarak analiz edilmiřtir. Analiz sonucunda havalimanlarında yolcu memnuniyetine etki eden 14 deęişken keřfedilmiřtir. Ayrıca bu deęişkenlerin memnuniyet ve memnuniyetsizlik üzerindeki etkileri belirlenmiřtir. Temizlik ve keyifli ambiyans deęişkenlerinin yolcuların memnun olmaları üzerinde; güvenlik kontrolü, karmařık yönlendirme levhaları ve iřaretlemeler, yeme-ieme seeneklerinin zayıf olması deęişkenlerinin ise yolcuların memnuniyetsizlikleri üzerinde etkili oldukları sonucuna varılmıştır.

Hong ve Park (2019), yolcuların online havayolu deęerlendirmelerinden metin madencilięi yöntemlerini kullanarak anahtar kelimeleri ıkarılmışlardır. Skytrax platformunda yer alan 411 yolcuya ait deęerlendirme analiz edilmiřtir. Doęal dil iřleme yöntemleri kapsamında anahtar kelime ıkarımı teknięi kullanılmış ve elde edilen anahtar kelimelerin k-ortalamlar kümeleme algoritmasıyla gruplandırılması yapılmıřtır. Metin verilerinden elde edilen anahtar kelimelerin memnuniyet ve e-WOM baęlamında iřletmelerin pazarlama performansına etkileri incelenmiřtir. Metin verilerindeki anahtar kelime grupları e-WOM baęımsız deęişkeni olarak ele alınmıřtır. Bunun sonucunda, koltuk ile personel servisi anahtar kelimelerinin memnuniyet üzerinde anlamlı etkisinin olduęu belirlenmiřtir. Ayrıca koltuk anahtar kelimesinin yolcuların bařkasına önerme davranıřı üzerinde personel servisinden daha fazla etkili olduęu vurgulanmıřtır.

Bilgi ve Koak (2019) Atatürk Havalimanı ve Sabiha Göken Havalimanı'na ait Google Haritalar üzerinde yer alan metin tabanlı kullanıcı yorumlarını analiz etmiřlerdir. DA yöntemi kullanılarak yapılan alıřmada kullanıcı yorumlarının NRC ve Bing sözlüklerindeki duygu sınıflarına göre frekansları belirlenmiřtir. alıřmada kullanıcıların havalimanları ile ilgili kalabalık, pahalılık, kayıp bavul, rötör gibi konularda olumsuz duygu belirttikleri sonucuna varılmıştır.

Punel ve Ermagun (2018), sadece bir havayolu iřletmesine odaklanarak ilgili havayolunun Twitter aęındaki mikroblog verilerini toplamıřlardır. Toplam 1934 Twitter gönderisi ve bu gönderiler arasındaki etkileřim verileri kullanılarak aę analizi yöntemi kullanılmıştır. Yapılan alıřmada havayolunun müřterinin Twitter verilerine dayalı

olarak pazar segmentasyonu yapılmıştır. Ağ analizi sonucundaki kümelere dayanarak keşfedilen pazar segmentlerinin pazarlama uygulamaları bağlamında havayolu işletmelerine avantaj sağlayacağı belirtilmiştir.

Punel, Al Hajj Hassan ve Ermagun (2019) havayolu yolcularının hizmet kalitesi beklentilerindeki farklılıkları global ölçüde incelemiştir. Toplam 10 farklı coğrafi bölgedeki havayolu endüstrisi hizmet kalitesi bağlamında karşılaştırmalı olarak ele alınmıştır. Skytrax platformu üzerindeki 40.510 havayolu değerlendirme metni ve değerlendirme skorları analiz edilmiştir. Bu bağlamda metin verilerini anlamlandırmak için sık kullanılan kelime analizi ile DA'ya yer verilmiştir. Metin verileri kullanılarak yapılan analizler sonucunda yapılandırılmış veriseti elde edilmiş ve bu veriseti aynı çalışma içerisindeki diğer analizlerde kullanılmıştır. Duygu sınıfı ile birlikte Skytrax üzerindeki Likert tipi verileri kullanılarak yapısal eşitlik modellemesi kapsamında yol analizi yapılmıştır. Çalışma sonucunda Skytrax platformundaki mevcut değerlendirme alanlarının (kabin personeli hizmeti, ikram, kabin içi eğlence, koltuk konforu, fiyat-değer algısı, ortalama puan) yolcu duyguları ile birlikte coğrafi bölgelere göre değişimleri sunulmuştur.

Brochado vd. (2019) havayolu yolcularının online yorumlarındaki hizmet kalitesi algılarına etki eden temaları belirlemeye yönelik TripAdvisor platformundaki 1200 metin değerlendirmesini incelemiştir. Metin analitiği teknikleri kapsamında içerik analizinin kullanıldığı çalışmada yolcuların değerlendirmelerinde dokuz ana havayolu seyahati teması belirlenmiştir. Bu temalar temel uçuş servisleri, havalimanı, personel, uçuş sınıfı, koltuk, uçuş içi hizmetler, kabin içi eğlence, genel deneyim ve satın alma sonrası önermedir. Daha sonra belirlenen temalar ile fiyat-değer algısı bağımlı değişkeni arasındaki ilişkiler analiz edilmiştir. Havalimanı ve temel uçuş servisleri temalarının genellikle düşük fiyat-değer algısı ile ilişkili olduğu sonucuna varılmıştır. Çalışma, sosyal medya verilerinin havayolu hizmet kalitesi bağlamındaki uygulama alanına katkı sağlamıştır.

Tian vd. (2019) havayolu hizmet kalitesinin değerlendirilmesine yönelik sosyal medya analitiklerini kullanarak yeni bir yaklaşım geliştirmişlerdir. Üç aylık bir periyotta 12 havayoluna ait yaklaşık 790 bin Twitter verisi analiz edilmiştir. İlk olarak metin madenciliği kapsamında Naive Bayes sınıflandırıcısı kullanılarak havayolları için yeni bir SERVQUAL hizmet kalitesi bileşen seti tanımlanmıştır. Sonraki adımda sosyal medyada yer alan kullanıcı mikroblogları kullanılarak DA uygulanmıştır. DA

kapsamında kullanılan ANEW sözlüğü sayesinde sekiz ana duyguya yönelik derinlemesine duygu analizi yapılmıştır. Elde edilen duygu verileri de kullanılarak havayolları için kalite derecelendirmesi modeli önerisi geliştirilmiştir. Sosyal medya verilerine dayanarak geliştirilen hizmet kalitesi metriklerinin havayolu hizmet kalitesi tahmininde geçerli olduğu ortaya konulmuştur.

Misopoulos vd. (2014) havayolu müşterilerinin hizmet deneyimlerinin ana bileşenlerin belirlemek amacıyla Twitter üzerinde dört havayoluna ait 67.953 mikroblog verisini analiz etmişlerdir. Metin verilerindeki bilgilerin keşfi amacıyla sözlük yaklaşımı ve vektör uzay modeli yaklaşımı olmak üzere iki farklı DA uygulanmıştır. Vektör uzay modelinin kullanıldığı DA kapsamında baskın duygulara neden olan konu kelimeleri belirlenmiştir. Sözlük tabanlı DA kapsamında ise havayollarına göre yolcu duygularının değişimleri incelenmiştir. Twitter verilerine dayanarak müşterilerin aldıkları hizmetlerde pozitif duygularının mobil check-in, uygun fiyat ve uçuş deneyimi ile ilişkilendirildiği ortaya konmuştur. Negatif duyguların ise havayolu web sitesi kullanışlılığı, uçuş gecikmeleri ve kayıp bagaj ile ilişkili olduğu belirlenmiştir. Ayrıca müşterilerin aldıkları servisten haz duymalarına yönelik havalimanı lounge konusunun etkili olduğu bulunmuştur. Müşterilerin hizmet deneyimlerine yönelik araştırmalarında Kano ve SERVQUAL modellerine alternatif olarak Twitter verilerinin kullanılabilceği vurgulanmıştır.

Yee Liao ve Pei Tan (2014) düşük maliyetli havayolu yolcularının Twitter verilerinden derinlemesine bilgi kazanımına yönelik konu modellemesi çalışması yapmışlardır. Bu kapsamda, Malezya'daki düşük maliyetli havayollarına ait 10.895 Twitter verisi kullanılarak DA ve kümeleme analizleri yapılmıştır. Yapılan kümeleme analizi sonucunda düşük maliyetli havayolu yolcularının sosyal medyada dile getirdiği konular müşteri hizmetleri, rezervasyon yönetimi, uçuş iptali ve bilet promosyonu olarak keşfedilmiştir. Ayrıca bu konulara yönelik yolcuların duygu frekansları pozitif, negatif ve nötr olacak şekilde belirlenmiştir. Müşteri hizmetleri ve rezervasyon yönetimi konularında genelde pozitif ve negatif duygular birlikte görülürken, uçuş iptali konusunda baskın duygunun negatif olduğu ve bilet promosyonu konusunda baskın duygunun nötr olduğu ortaya konmuştur.

Kumar ve Zymbler (2019) havayollarına ait Twitter verilerini kullanarak müşteri memnuniyetini analiz etmeye yönelik bir makine öğrenmesi yaklaşımı geliştirmişlerdir. Çalışmada 11 havayoluna ait 120.766 Twitter verisi özellik çıkarımı aşamasından sonra

DVM, Yapay Sinir Ağları (YSA) ve Evrişimsel Sinir Ağları (ESA) yöntemleri kullanılarak pozitif ve negatif kategorilere sınıflandırılmıştır. Duygu sınıflandırmasında ESA yönteminin performansı daha yüksek olmuştur. Ayrıca çalışmada yer alan verilerin konu sınıfları alan uzman bilgisine dayalı olarak, kabin personeli davranışı, ikram kalitesi, temizlik, uçuş içi konfor, uçuş iptali/gecikmesi ve kayıp bagaj olacak şekilde belirlenmiştir. Belirlenen konular dâhilinde DA sınıflandırmasından sonra elde edilen verisetine birliktelik analizi uygulanmıştır. Müşteri memnuniyetine etki eden konuların hangi duygular ile birlikte yer aldığına dair birliktelik kuralları ortaya konmuştur.

Lacic, Kowald ve Lex (2016) Skytrax platformunda yer alan dört farklı ana kategori olan havalimanı, lounge, havayolu ve koltuk değerlendirmelerini yolcu memnuniyetini tahmin etmeye yönelik modellemişlerdir. Bu amaçla, yolcu değerlendirmelerindeki metin verileri kullanılarak DA uygulanmıştır. Ayrıca yazarlar platformda mevcut olan Likert tipi değerlendirmeleri yolcu duygularıyla birlikte ele alarak memnuniyetin tahminlenmesine yönelik makine öğrenmesi yöntemleri kullanmışlardır. Naive Bayes, C4.5, CART, rastgele orman, Hoeffding karar ağacı gibi farklı sınıflandırıcılar kullanılarak, model performansının Hoeffding karar ağacı için en iyi olduğu sonucuna varılmıştır. Dahası araştırmacılar yordayıcı değişkenlerin etiket değişkeni üzerindeki tahmin doğruluklarını değerlendirerek, metin verilerindeki duyguların eksik Likert tipi değerlendirmeler yerine kullanılabilceğini ortaya koymuşlardır.

Martin-Domingo vd. (2019) sosyal medyanın havalimanı hizmet kalitesi analizinde kullanımına yönelik olarak Londra Heathrow Havalimanı'na ait 4392 Twitter verisini analiz etmişlerdir. Metin verilerini kullanarak ilk aşamada havalimanı hizmet kalitesi bağlamında kategoriler manuel olarak belirlenmiştir. Kategoriler anahtar kelimelerle birlikte indekslenerek metin verilerinde kategori sınıflandırmasına yönelik bir sözlük geliştirilmiştir. İkinci aşamada ise metin verilerindeki duyguları belirlemek amacıyla DA uygulamasına yer verilmiştir. Çalışma sonucunda havalimanı hizmet kalitesinin değerlendirilmesine yönelik 23 kategori ve her kategori için yolcu duygusu dağılımları ortaya konmuştur.

Kiliç ve Çadirci (2021) havalimanı hizmet deneyimini değerlendirmek amacıyla konu modellemesi ve DA yöntemlerini kullanarak hizmetleri iyileştirmeye yönelik fırsatları tanımlayan bir model geliştirmişlerdir. Skytrax platformundan elde edilen 1224 yolcu değerlendirmesi GDA ve DA yöntemleri kullanılarak analiz edilmiştir. Yapılan konu modellemesi sonucunda havalimanı hizmet kalitesi bağlamında 10 konu

keşfedilmiştir. Havalimanı hizmet boyutlarına yönelik yolcu duyguları belirlenerek, yolcu memnuniyetini arttırmada hangi hizmet kalitesi konularının işletmelere rekabet avantajı sağlayacağı yapılan fırsat analizi ile ortaya konmuştur. Havalimanlarında yolcu beklentilerinin en az karşılandığı ve işletmelere rekabetçi avantaj elde etmede en büyük fırsatı sunacak olan konu dinlenme aktiviteleri olarak belirlenmiştir.

Abdullah, Alasadi ve Al-Joda (2021) havayollarına yönelik 14.641 Twitter verisini kullanarak metin madenciliği tabanlı yeni bir derin öğrenme yaklaşımına dayalı DA yöntemi geliştirmişlerdir. Yazarlar çalışmalarında metin verisinden tf-idf (terim sıklığı- ters doküman sıklığı) ve kelime çantası modellerini kullanarak özellik çıkarımı yapmışlardır. Elde edilen özellikler ise duygu sınıflandırmasında kullanılmıştır. Duygu sınıflandırması için derin öğrenme temelli yüksek doğruluğa sahip yeni bir model geliştirilmiştir.

Kaur ve Balakrishnan (2018) iki havayoluna ait resmi Facebook hesaplarındaki 16.700 gönderiyi inceleyerek, metin verisindeki harf tekrarı etkisini de göz önünde bulundurarak DA uygulamasını mümkün kılan SentI-Cal isimli yeni bir hesaplayıcı geliştirmişlerdir. Metin verileri içerisindeki kelimelerde harf tekrarlarının duyguları güçlendirici etkilerini de değerlendirmeyi mümkün kılan bu model, havayollarının sosyal medya analizlerinde müşteri duygu yoğunluklarını daha doğru hesaplama avantajı sunmaktadır.

Seo ve Itoh (2020) havayolu yolcularının metin tabanlı değerlendirmelerinde yer alan duyguların, havayolunun sürdürülebilir rekabetçi avantaj elde etmelerine yönelik kullanımını inceleyen bir çalışma yapmışlardır. Çalışmada Skytrax platformu üzerindeki 100 havayoluna ait 2017-2019 yılları arasındaki 3 yıllık değerlendirmeler kullanılmıştır. SentiStrength aracı kullanılarak yolcu değerlendirmelerindeki duygular belirlenmiştir. DA uygulamasının çıktıları, ilgili araştırma modelinin bir sonrakini adımında e-WOM girdi verisi olarak kullanılmıştır. Çalışmada duygu değişkeni de göz önünde bulundurularak havayolu stratejik işbirliklerinin avantajları değerlendirilmiştir.

Shadiyar, Ban ve Kim (2020) Skytrax platformu üzerindeki 1693 yolcu değerlendirmesini inceleyerek eski Sovyetler Birliği ülkelerinin havayolları ile Kore Havayolları arasındaki rekabet yeteneklerini karşılaştırmıştır. Yolcu değerlendirmeleri içerisindeki metin verileri kullanılarak kümeleme analizi yapılmıştır. Ayrıca çalışmada kelime sıklık analizlerine de yer verilmiştir. Kullanılan metin madenciliği yöntemleri ile metin verileri içerisinde öne çıkan konular belirlenmiştir. Metin analitiği çıktıları ile

birlikte Skytrax platformunda yer alan puanlandırmalar kullanılarak iki farklı havayolu grubu arasında rekabet edebilirlik düzeyleri karşılaştırmalarına yer verilmiştir. Yukarıda detaylandırılan havacılık alanındaki müşteri yönlü metin madenciliği literatürü kullanılan yöntemler ve veri kaynaklarını da kapsayacak şekilde Tablo 2.2’de özetlenmiştir.

Tablo 2.2. Havacılık alanındaki müşteri yönlü metin madenciliği çalışmalarında kullanılan yöntemler ve veri kaynakları

Literatür	Metin Madenciliği Uygulama Alanı	Kullanılan Metin Madenciliği Yöntemi	Veri Kaynağı
Sezgen vd. (2019)	Konu Modellemesi	GSA	TripAdvisor
Dharmavaram Sreenivasan vd. (2012)	Konu Modellemesi	İçerik Analizi	Twitter
Korfiatis vd. (2019)	Konu Modellemesi	Yapısal Konu Modeli	TripAdvisor
Lucini vd. (2020)	Konu Modellemesi	GDA	Skytrax
Bogicevic vd. (2017)	Konu Modellemesi	İçerik Analizi, Görsel Veri Madenciliği	Skytrax
Bogicevic vd. (2013)	Konu Modellemesi	İçerik Analizi, Görsel Veri Madenciliği	Skytrax
Hong ve Park (2019)	Konu Modellemesi	Anahtar Kelime Çıkarımı, Kümeleme Analizi	Skytrax
Bilgiç ve Koçak (2019)	Duygu Analizi, Konu Modellemesi	DA	Google Haritalar
Punel ve Ermagun (2018)	Konu Modellemesi, Segmentasyon	Ağ Analizi	Twitter
Punel, Al Hajj Hassan ve Ermagun (2019)	Duygu Analizi	DA, Kelime Frekans Analizi	Skytrax
Brochado vd. (2019)	Konu Modellemesi	İçerik Analizi	TripAdvisor
Tian vd. (2019)	Konu Modellemesi, Duygu Analizi	Naive Bayes, DA	Twitter
Misopoulos vd. (2014)	Duygu Analizi, Konu Modellemesi	DA, Kelime Frekans Analizi	Twitter
Yee Liao ve Pei Tan (2014)	Konu Modellemesi	DA, Kümeleme Analizi	Twitter
Kumar ve Zymbler (2019)	Konu Modellemesi, Duygu Analizi	DVM, YSA, EVA, DA	Twitter
Lacic, Kowald ve Lex (2016)	Duygu Analizi	Naive Bayes, C4.5, CART, rastgele orman, Hoeffding karar ağacı, DA	Skytrax
Martin-Domingo vd. (2019)	Duygu Analizi, Konu Modellemesi	DA, İçerik Analizi	Twitter
Kiliç ve Çadirci (2021)	Konu Modellemesi, Duygu Analizi	GDA, DA	Skytrax
Abdullah, Alasadi ve Al-Joda (2021)	Duygu Analizi	YSA, EVA	Twitter
Kaur ve Balakrishnan (2018)	Duygu Analizi	DA	Facebook
Seo ve Itoh (2020)	Duygu Analizi	DA	Skytrax
Shadiyar, Ban ve Kim (2020)	Konu Modellemesi	Kümeleme Analizi, Kelime Frekans Analizi	Skytrax

Havacılık alanındaki müşteri yönlü metin madenciliği literatürüne genel olarak bakıldığında havayolu ve havalimanı işletmelerine yönelik çalışmaların baskın olduğu görülmektedir. Hava taşımacılığı endüstrisinin hizmet yoğun yapısı göz önünde bulundurulduğunda sürecin merkezinde yolcuların olduğu bir gerçektir. Yolcular ile en fazla temasa geçen havacılık işletmeleri ise havayolu ve havalimanı işletmeleri olmaktadır. Metin madenciliğinde kullanılan kullanıcı türevli sosyal medya verisi de yolcuların en fazla temasta oldukları havacılık işletmelerine yönelik olarak üretilmektedir. Söz konusu durumlar değerlendirildiğinde havacılık alanındaki metin madenciliği literatürünün yolcu-havayolu ve yolcu-havalimanı ilişkilerine odaklanması oldukça doğaldır.

Yapılan çalışmalar veri kaynağı bakımından ele alındığında sosyal medyada yer alan ikincil verilerin kullanıldığı görülmektedir. Metin madenciliği çalışmalarının en büyük avantajı mevcut durumda sosyal medyada yer alan ikincil verilerden değerli bilgilerin elde edilmesine olanak tanınmasıdır. Ayrıca söz konusu havayolları ve havalimanları olduğunda, Skytrax ve TripAdvisor gibi yolcuların havayolu seyahat deneyimlerini doğrudan paylaştıkları sosyal medya platformlarının öne çıktığı görülmektedir. Twitter ise metin madenciliği çalışmalarında öne çıkan bir diğer sosyal medya platformudur. Bunların dışında Facebook ve Google Haritalar gibi farklı sosyal medya platformlarındaki veriler de ilgili literatürde yer bulmuştur.

Literatürdeki çalışmalarda metin madenciliği yöntemleri kullanan çalışmaların amaçları ve uygulama alanlarına bakıldığında konu modellemesi ve DA öne çıkmaktadır. Araştırmacıların odak noktası yolcular olduğunda hizmet kalitesi, müşteri memnuniyeti, hizmeti bir başkasına önerme gibi bağımlı değişkenleri açıklamaya yönelik metin verilerindeki gizil bağımsız değişkenlerin çıkarımına yönelik çalışmaların çoğunlukta olduğu görülmektedir. Diğer bir deyişle, alanda metin madenciliği yöntemleri yardımıyla büyük ölçüde yeni veriler elde etmek ve araştırmacılara iç gözü sağlayan bu veriler ile başka bağımlı değişkenleri açıklamaya yönelik genel bir eğilim söz konusudur. Araştırmalarda kullanılan konu modellemesi ve DA yöntemlerinde ise çok fazla çeşitliliğin bulunmadığı görülmektedir. Özellikle konu modellemesini amaçlayan çalışmaların bir kısmında veri ve metin madenciliği yöntemleri kullanmak yerine, nitel araştırma yöntemlerinden içerik analizine yer verildiği ve konuların araştırmacılar tarafından manuel olarak belirlendiği görülmüştür. Hâlbuki konu madenciliğine yönelik

GSA, OGSA, GDA ve İKM başta olmak üzere birçok metin madenciliği yöntemi bulunmaktadır.

İncelenen araştırmalarda yer alan DA uygulamalarına bakıldığında ise, genellikle konu modellemesinden sonra yer verildiği görülmektedir. Genellikle araştırmalarda önce müşterilerin dile getirdiği konular keşfedilmekte daha sonra konuların anahtar kelimelerine odaklanarak tüm verisetindeki duyguların çıkarımı yapılmaktadır. Ancak araştırmalardaki metin verisi olan yolcu yorumları için bir ya da birden fazla konu belirlendikten sonra, yolcu değerlendirmesindeki metnin tümüne yönelik olarak bir duygu ataması yapılmakta ve bu duygunun değerlendirmede yer alan tüm konular üzerine etkisi aynı olmaktadır. Hâlbuki bir yolcu değerlendirmesinin içerisinde yer alan farklı konuların farklı duyguları içermesi mümkündür. Bu durumda bir değerlendirmeye atanan tüm konuların duygularını aynı kabul etmek yerine, her bir konuya yönelik duyguların keşfedilmesi daha doğru ve değerli iç görü sunacaktır. HTDA bu yönde avantaj sağlayan bir yöntemdir ve havacılık dışındaki birçok alanda bu yöntemin kullanıldığı çalışmalar mevcuttur. Bu çalışmada HTDA yönteminin kullanımını açısından literatüre bu yönde önemli katkı sunması amaçlanmaktadır. Konu modellemesi ve DA'nın birlikte kullanımı sayesinde yolcu değerlendirmelerinden derinlemesine çıkarımların yapılması mümkün olmaktadır. Çalışmada veri kaynağı olarak ise havayolu işletmelerine yönelik Skytrax platformunda yer alan yolcu değerlendirmeleri kullanılmıştır.

2.2. Havayolu Hizmet Özellikleri

Havayolu işletmeleri rekabet yoğun bir ortamda faaliyet göstermektedirler. Yoğun rekabetin yaşandığı havayolu işletmelerinin çevresinde avantaj elde etmek müşteri memnuniyetini korumak ve geliştirmek için onların gerçek ihtiyaçlarını ve beklentilerini anlamayı gerektirmektedir (Sezgen vd., 2019). Farklı alanlarda olduğu gibi havayolları açısından da müşteri memnuniyetini sağlamanın yolu hizmet kalitesini sağlamaktan geçmektedir (Hussain, Al Nasser, & Hussain, 2015; Suki, 2014). Hizmet kalitesinin tanımı ve ölçümü üzerine literatürde birçok çalışma bulunmasına rağmen, ortak bir hizmet kalitesi tanımı ve modelinden bahsetmek mümkün değildir (Seth, Deshmukh, & Vrat, 2005). Ancak hizmet kalitesi literatüründe yaygın olarak kullanılan hizmet kalitesi tanımı müşterilerin algıladıkları hizmet kalitesi ile beklentileri arasındaki farka işaret etmektedir (Parasuraman, Zeithaml, & Berry, 1985, 1988). Bu nedenle havayolu işletmeleri açısından müşteri beklentilerinin doğru şekilde tanımlanması ve bu

beklentilerin karşılanması önem arz etmektedir. Havayolu işletmelerinde yolcu beklentilerinin karşılanması ve hizmet kalitesinin sağlanmasına yönelik geçmiş çalışmalara bakıldığında genelde SERVQUAL (Parasuraman vd., 1988) ve SERVQUAL modelinden yola çıkarak havayolu sektörüne özgü olarak türetilen AIRQUAL (Nadiri, Hussain, Haktan Ekiz, & Erdoğan, 2008) gibi ölçüm araçlarının kullanıldığı görülmektedir. Yöntem olarak psikometrik ölçüm amacıyla araştırma ölçekleri kullanılan çalışmalarda yolcuların hizmet kalitesi beklenti düzeyleri ve hizmet kalitesi algısı ölçümünde veri toplama aracı olarak anket kullanılmaktadır. Diğer yandan günümüzde sosyal medyada yer alan kullanıcı türevli içerikler muazzam bir veri kaynağı haline gelmiştir (Ho-Dac, 2020). Müşterilerin ihtiyaçlarını doğru şekilde tanımlamak açısından değerlendirildiğinde kullanıcı türevli içeriklerin ve bu verilerin makine öğrenmesi gibi yeni yöntemlerle işlenmesinin geleneksel yöntemlere daha değerli bir kaynak olduğu düşünülmektedir (Timoshenko & Hauser, 2019). Buna ek olarak kullanıcılar tarafından oluşturulan içerikler açık erişim imkânı, çok sayıda yolcuya ulaşılabilmesi ve yolcuların anonimliği nedeniyle müşteri memnuniyetinin kapsamlı bir şekilde incelenmesi açısından avantaj sağlamaktadır (Sezgen vd., 2019; Xu, Wang, Li, & Haghghi, 2017). Bu nedenlerle havayolu yolcularının hizmet beklentilerine ve algılarına yönelik değerlendirmelerin her geçen gün daha da fazla artan sosyal medya verileri kullanılarak yapılması araştırmanın çıktılarının yüksek değer sunması açısından büyük avantaj sağlayacaktır.

Havayolu yolcuları Skytrax, TripAdvisor, Twitter gibi birçok farklı sosyal medya platformunda havayolu işletmelerinin hizmetlerine yönelik fikirlerini, beklentilerini ve deneyimlerini paylaşmaktadır. Havayolu hizmetlerinin değerlendirilmesinde kullanılan anket temelli yaklaşımda ise hizmet kalitesi boyutları çok ifadeli yapılar olarak operasyonelleştirilmektedir. Diğer yandan, Zeithaml (Zeithaml, 1988) tarafından önerilen modelde algılanan hizmet kalitesinin kaynağı müşterinin ürün ya da hizmet özelliklerini genel değerlendirmesi şeklindedir. Bu bakış açısıyla havayolu hizmetinin yolcuların beklentileri açısından değerlendirilmesinde gizil değişkenler olan hizmet kalitesi boyutlarına odaklanmak yerine, doğrudan havayolu hizmetinin özelliklerini bütüncül olarak ele almak daha doğru bir yaklaşım olarak karşımıza çıkmaktadır. Günümüzde doğrudan yolcu deneyimine ve havayolu hizmetinin özelliklerine odaklanarak yolcu beklentilerini ele alan çalışmaların öne çıktığı görülmektedir (Brochado vd., 2019; Misopoulos vd., 2014; Sezgen vd., 2019; Shadiyar vd., 2020).

Havayolu hizmet özellikleri kavramı, hizmet kalitesi bileşenlerine göre daha somut olan ve havayolu işletmesi tarafından sunulan hizmetin kendine özgü olan unsurlarıdır. Bir diğer ifadeyle, ilgili kavram müşterinin hizmet kalitesi algısına ve hizmet performansına etki eden özellikler olarak tanımlanabilmektedir. Hizmet özellikleri ile algılanan hizmet kalitesi arasındaki ilişki ise, algılanan hizmet kalitesi için bir iyileştirme stratejisinin ancak iyileştirilmesi gereken hizmet özelliklerinin uygun seçimine bağlı olması şeklinde açıklanmaktadır (Lin, Chan, & Tsai, 2009).

Literatürde havayolu hizmet özellikleri ile yolcu memnuniyeti ve müşteri sadakati ilişkilerinin incelendiği birçok çalışma yer almaktadır (Basfirinci & Mitra, 2015; C.-F. Chen, 2008; Chiou & Chen, 2010; Park, 2007; Rajaguru, 2016). Söz konusu çalışmalarda farklı yöntemler kullanılarak hizmet özelliklerinin müşteri memnuniyeti, müşteri sadakati ve işletmeyi/hizmeti bir başkasına önerme davranışları arasındaki ilişkiler incelenmiştir. Ancak birçok çalışma havayolu hizmet özelliklerini ele almış olsa da bu konuda hangi hizmet özelliklerinin hizmet kalitesini ve müşteri memnuniyetini etkilediği konusunda bir fikir birliğine varılamamıştır (Medina-Muñoz, Medina-Muñoz, & Suárez-Cabrera, 2018; Sezgen vd., 2019). Bu durumun başlıca nedenlerinden biri olarak farklı havayolu yolcu segmentlerinin hizmet tercihlerinin farklı olması gösterilebilmektedir (Nejati, Nejati, & Shafaei, 2009). Ayrıca havayolu hizmetlerinin teknolojik gelişmelerle birlikte değişmesi ve havayollarını kullanan yolcuların Y kuşağı ve Z kuşağı yönünde farklılaşması gibi nedenler de havayolu hizmet özellikleri setinin genelgeçer biçimde belirlenmesine engel olan diğer nedenlerdir (Gures, Inan, & Arslan, 2018; López-Bonilla & López-Bonilla, 2013). Literatürde yer alan bu görüşler doğrultusunda, havayolu hizmet özelliklerinin statik bir yapıda kabul edilmesi yerine, yolcuların beklentilerini ve ihtiyaçlarını ortaya koyacak şekilde öne çıkan hizmet özelliklerinin sürekli güncel biçimde belirlenmesinin daha efektif olacağı düşünülmektedir. Günümüz teknolojileri sayesinde veri ve metin madenciliği gibi alanlar kapsamındaki yöntemlerle yolcu verilerinin kesintisiz olarak analiz edilmesi mümkün olmaktadır. Bu nedenle yolcu verilerinden değerli bilgilerin anlık çıkarımı ve bu doğrultuda havayolu işletmelerinin gerekli aksiyonları almaları gerekmektedir. Dahası, söz konusu yöntemlerin kullanımı havayolu hizmet özelliklerinin statik kabulü yerine oldukça dinamik bir ortamda düzenli olarak güncel bir formda tutulmasına da olanak tanımaktadır. Bu çalışmada önerilen model sayesinde havayolu hizmet özelliklerinin doğrudan kullanıcı türevli içerikleri analiz ederek yolcu beklentilerini en net ortaya koyacak şekilde çıkarımı amaçlanmaktadır.

Bu çalışmada havayolu hizmet özelliklerinin çıkarımı amaçlandığından dolayı metin verilerine dayalı konu modellemesi yöntemi uygulanmıştır. Konu modellemesi yönteminde ise alana özgü geçmiş yapılar hakkında bilgi sahibi olmak oldukça önemlidir. Ancak bu sayede konu modellemesi ile ortaya konan yapının ilgili alan dâhilinde geçerliliği konusunda çıkarım yapmak mümkün olacaktır. Bu nedenle literatürdeki havayolu hizmet özelliklerini inceleyen çalışmalar incelenmiş ve hangi hizmet özelliklerini ele aldıkları açıklanmıştır.

Ahn, Kim ve Hyun (2015) havayollarının birinci sınıf yolcularına yönelik olarak çeşitli uçuş ve yer hizmetleri faktörlerinin marka prestiji, refah algısı ve marka sadakati açısından önemini incelemişlerdir. Çalışmada havayolu hizmet özellikleri olarak ikram, kabin içi eğlence, kabin çevresi ve tesisler, hizmet performansı, kabin personeli çekiciliği, uçuş tarifesi, check-in/bagaj hizmetleri, lounge ve sık uçan yolcu programı (SUP) kullanılmıştır.

S. Kim, Kim ve Hyun (2016) birinci sınıf yolculara sunulan hizmetin özelliklerinin reklam etkinliği, yenilikçilik ve marka sadakati ile ilişkilerini incelemişlerdir. Havayollarının birinci sınıf yolcularına yönelik sunulan hizmet özellikleri ise ikram, kabin içi eğlence, kabin içi çevre, kabin personelinin performansı ve çekiciliği olarak belirlenmiştir.

Vlachos ve Lin (2014) havayolu yolcularının işletmeye yönelik sadakatini etkileyen değişkenleri inceledikleri çalışmalarında dakiklik, ikram, uçuş esnasındaki hizmetler, itibar, uçak tipi, SUP gibi değişkenleri ele almışlardır. Ayrıca bu değişkenler dışında uçuş frekansı, tarife, bilet fiyatı, kabin içi çevre (ortam) gibi hizmet özelliklerine de çalışmada yer verilmiştir.

H.-T. Chen ve Chao (2015) yolcuların havayolu seçiminde etkili olan hizmet özelliklerini Tayvan ve Çin havayolu sektörleri bağlamında incelemişlerdir. Özellik setinin oldukça geniş tutulduğu çalışmada fiyat, tarife, emniyet, konfor, ikram, kabin içi eğlence, kabin temizliği, bagaj hizmetleri, SUP ve yer hizmetleri hızı gibi hizmet özelliklerinin öne çıktığı görülmüştür. Ayrıca havayolu işletmesinin imajı ve promosyon stratejileri gibi yolcunun tercihini etkileyen diğer değişkenler de hizmet özellikleri ile birlikte incelenmiştir.

Medina-Muñoz vd. (2018) havayolu çekiciliğini etkileyen önemli özellikleri belirlemeyi amaçladıkları çalışmalarında fiyat, uçuş tarifesi, emniyet, dakiklik, işletme itibarı, konfor, ikram, yer hizmetleri ve kabin içi eğlence değişkenlerini ele almışlardır.

Literatürde havayolu hizmet özelliklerini ele alan çalışmaların çoğunlukla hizmet kalitesi üzerine yoğunlaştığı görülmektedir. Ayrıca hizmet kalitesi ile ilgili çıkarımların sonraki adımda memnuniyet, sadakat ve havayolu tercihi gibi diğer kritik pazarlama çıktıları ile ilişkileri incelenmektedir. Ancak şu ana kadar ele alınan çalışmaların tümünde görülen ortak nokta hizmet özelliklerinin geçmiş literatüre dayalı olarak belirlenmiş olmasıdır. Literatür yönlü hizmet özelliği belirleme stratejisinin dışında, ikincil verilerin yenilikçi yöntemlerle analiz edildiği veri ve metin madenciliği çalışmalarında ise hizmet özelliklerinin müşteri yönlü olarak belirlendiği görülmektedir. Çünkü bu araştırmalar veri kaynağı olarak doğrudan havayolu yolcuları tarafından üretilen değerlendirme ve içerikleri analiz ederek bir çıkarıma varmaktadırlar. Genellikle farklı konu modellemesi, kelime frekans analizi ve anahtar kelime çıkarımı analizlerinin kullanıldığı bu çalışmalar aşağıdaki paragraflarda aktarılmıştır.

Lucini vd. (2020), havayolu yolcularının memnuniyetini etkileyen boyutları belirlemeyi amaçladıkları ve metin madenciliği yöntemlerini kullandıkları çalışmada, ikram, kabin personeli, konfor, gecikme, fiyat, yer hizmetleri, lounge, kabin içi eğlence gibi hizmet özelliklerinin öne çıktığı 27 farklı konu belirlemiştir.

Brochado vd. (2019) havayolu yolcularının kalite algılarını etkileyen temaların belirlenmesini amaçladıkları çalışmada temizlik, yer hizmetleri, konfor, kabin içi eğlence, bacak mesafesi, müşteri hizmeti, ikram, fiyat-değer algısı gibi çeşitli havayolu hizmet özellikleri tespit etmişlerdir.

Bogicevic vd. (2017) havayollarının anahtar hizmet kalitesi özelliklerini belirlemeye yönelik yürüttükleri çalışmada hizmet özelliklerini kabin tipi, kabin personeli, koltuk konforu ikram ve kabin içi eğlence olarak belirlemiştir. Ayrıca söz konusu hizmet özelliklerini sosyal medya verilerinden görsel veri madenciliği yöntemlerini kullanarak çıkarmışlardır ve bu özelliklerin e-WOM değişkeni üzerinde anlamlı bir etkiye sahip olduğunu ortaya koymuşlardır.

Korfiatis vd. (2019) havayollarının hizmet kalitesi ölçümünde kullanılmak üzere online yolcu yorumlarındaki konuları keşfetmeye yönelik bir model geliştirmişlerdir. Yapılan çalışmada hizmet özelliği olarak nitelendirilebilecek 20 farklı konu tanımlanmıştır. Bu konular arasında öne çıkan hizmet özellikleri fiyat, kabin personeli, gecikmeler, konfor, check-in, kabin içi eğlence ve ikramdır.

Misopoulos vd. (2014) havayolu endüstrisinde yolcu deneyimini etkileyen kritik unsurları belirlemek amacıyla Twitter verilerini metin madenciliği yöntemleri kullanarak

incelemişlerdir. Çalışma kapsamında geri bildirim, hizmet, uçuş, fiyat, ikram, tarife, kabin içi eğlence, online boarding, güvenlik, kabin personeli, uçak tipi ve sosyal medya gibi öne çıkan özellikler belirlenmiştir. Ayrıca belirlenen havayolu hizmet özelliklerinin SERVQUAL ve Kano gibi modellere alternatif olarak hizmet kalitesini değerlendirmede kullanılabileceğini ortaya koymuşlardır.

Havayolu hizmet özelliklerini ele alan literatür incelendiğinde günümüzde hizmet özelliklerinin geçmiş çalışmalardan çıkarımı yerine sosyal medya verilerinden keşfine yönelik bir eğilim olduğu görülmektedir. Bu nedenle havayolu hizmet özellikleri setinin belirlenmesinde literatür yönlü yaklaşımın yerini müşteri veya yolcu yönlü yaklaşımın aldığı söylenebilir.

Literatürde yer alan çalışmalarda öne çıkan havayolu hizmet özelliklerinin özeti Tablo 2.3'te yer almaktadır.

Tablo 2.3. *Havayolu hizmet özellikleri literatürü*

Hizmet Özelliği	Literatürde İlgili Hizmet Özelliğini Kullanan Çalışmalar
Kabin Personeli	(ACSI, 2019; Ahn vd., 2015; Bogicevic vd., 2017; S. Kim vd., 2016; Korfiatis vd., 2019; Lucini vd., 2020; Medina-Muñoz vd., 2018; Misopoulos vd., 2014; Vlachos & Lin, 2014)
Konfor	(ACSI, 2019; Bogicevic vd., 2017; Brochado vd., 2019; H.-T. Chen & Chao, 2015; S.-B. Kim & Park, 2017; Korfiatis vd., 2019; Lucini vd., 2020; Medina-Muñoz vd., 2018)
Yer Hizmeti (Check-in, bagaj, boarding vs.)	(ACSI, 2019; Ahn vd., 2015; Brochado vd., 2019; H.-T. Chen & Chao, 2015; S.-B. Kim & Park, 2017; Korfiatis vd., 2019; Lucini vd., 2020; Medina-Muñoz vd., 2018; Misopoulos vd., 2014; Vlachos & Lin, 2014)
İkram	(ACSI, 2019; Ahn vd., 2015; Bogicevic vd., 2017; Brochado vd., 2019; H.-T. Chen & Chao, 2015; S. Kim vd., 2016; Korfiatis vd., 2019; Lucini vd., 2020; Medina-Muñoz vd., 2018; Misopoulos vd., 2014; Vlachos & Lin, 2014)
Kabin İçi Eğlence/ Kabin içi Çevre	(ACSI, 2019; Ahn vd., 2015; Bogicevic vd., 2017; Brochado vd., 2019; H.-T. Chen & Chao, 2015; S. Kim vd., 2016; Korfiatis vd., 2019; Lucini vd., 2020; Medina-Muñoz vd., 2018; Misopoulos vd., 2014; Vlachos & Lin, 2014)
Uçuş Tarifesi/Uçuş Frekansı	(ACSI, 2019; Ahn vd., 2015; H.-T. Chen & Chao, 2015; Medina-Muñoz vd., 2018; Misopoulos vd., 2014; Vlachos & Lin, 2014)

Hizmet Özelliđi	Literatürde İlgili Hizmet Özelliđini Kullanan alıřmalar
Lounge	(Ahn vd., 2015; Lucini vd., 2020)
SUP	(Ahn vd., 2015; Vlachos & Lin, 2014)
Fiyat	(H.-T. Chen & Chao, 2015; Korfiatis vd., 2019; Lucini vd., 2020; Medina-Muñoz vd., 2018; Misopoulos vd., 2014; Vlachos & Lin, 2014)

Literatürde yer alan alıřmalara ek olarak Amerikan Müřteri Memnuniyeti İndeksi seyahat raporunda yayımlanan havayolu hizmet özellikleri oldukça detaylı bir sınıflandırma olarak karřımıza çıkmaktadır (ACSI, 2019). Bu raporda yer alan havayolu hizmet özellikleri ise müřteri deneyimini etkileme kriteri dikkate alınarak belirlenmiştir. Bu özellikler check-in kolaylıđı, mobil uygulama kalitesi, mobil uygulama güvenilirliđi, rezervasyon kolaylıđı, kabin personelinin nezaket ve yardımseverliđi, boarding personelinin nezaket ve yardımseverliđi, dakiklik, web sitesi memnuniyeti, bagaj süreçleri, boarding deneyimi, ađrı merkezi memnuniyeti, temizlik, tarife, sadakat programları, kabin bagaj alanı, ikram, kabin ii eğlence ve koltuk konforudur. Görüldüđü gibi bu raporda yayımlanan hizmet özellikleri ok geniř bir yelpazeye sahip olup, Tablo 2.3'te sadece öne ıkan özelliklerde bu kaynađa yer verilmiştir.

Havayolu hizmet özellikleri gemiş alıřmalarda farklı yöntemlerle ele alınmıştır. Ancak alıřmaların büyük kısmı ölek geliştirme ya da yapısal eřitlik modellemesi yoluyla karmařık iliřki ađlarının kurulmasına yöneliktir. Bu nedenle SERVQUAL modelinde olduđu gibi alıřmalarda faktör yapılarının öne ıktıđı görülmektedir. Havayolu hizmet özellikleri ise özünde bu alıřmalardaki faktör yapıları altında yer alan maddelere tekabül etmektedir. Bu durumda hizmet özelliklerinin tek başına olan etkileri yerine kapsamında yer aldıkları gizil yapılar üzerinden etkileri incelenmektedir. Diđer yandan doğrudan hizmet özelliklerinin analize dâhil edilerek araştırma kapsamında iliřkilerin incelenmesi daha faydalı olabilmektedir. Özelliikle havayolu hizmet özelliklerinin farklı müřteri segmentlerindeki, farklı havayolu iř modellerindeki veya farklı kültürlerdeki deđişiminin incelenmesine yönelik arařtırmalarda bu özelliklerin birinci düzeyde tutularak doğrudan analizi daha etkili olmaktadır. Bu doğrultuda hizmet özelliklerinin belirlenmesine yönelik arařtırmacılara avantaj sađlayan yöntemlerin

başında ise metin madenciliği gelmektedir. Metin madenciliği kapsamında yer alan yöntemler sayesinde havayolu hizmet özelliği setinin doğrudan hizmetin kullanıcılarından yani yolcudan elde edilmesi mümkün olmaktadır. Sonuç olarak ise hizmet özellikleri setinin yolcu değerlendirmelerindeki metin verilerinden elde edilmesiyle gizil konular ifade edilebilecek ve modelin geçerliliği sağlanacaktır (Korfiatis vd., 2019).

Havayolu hizmet özelliklerine yönelik literatürün incelenmesi sonucunda aşağıdaki çıkarımlara ulaşılmıştır:

- Havayolları için genelgeçer bir hizmet özelliği setinden bahsetmek mümkün değildir.
- Havayolu hizmet özelliklerinin belirlenmesinde literatür yönlü ve yolcu yönlü olmak üzere iki ana yaklaşım bulunmaktadır.
- Araştırma sorusunun kapsamı ve araştırmacının amaçlarına göre farklı havayolu hizmet özelliklerinin önceliklendirilmesi mümkündür.

Bu çalışmada havayolu hizmet özelliklerinin belirlenmesi için metin madenciliği kapsamında yer alan konu modellemesi yöntemlerinin kullanılması amaçlanmıştır. Bu sayede geleneksel havayollarındaki hizmet özellikleri belirlenmiştir.

2.3. Fiyat-Değer Algısı, Memnuniyet ve Önerme Davranışı

Bu araştırmanın amaçladığı hususlardan biri de havayolu yolcularının hizmet özelliklerine yönelik duyguları ile üç farklı bağımlı değişken olarak operasyonelleştirilen fiyat-değer algısı, memnuniyet ve başkasına önerme davranışı arasındaki ilişkinin açıklanmasıdır. Bu başlık altında ilgili değişkenleri ele alan bir literatür özetine yer verilmiş ve değişkenler arasındaki ilişki ağları tartışılmıştır.

Zeithaml (1988) değer kavramını ürün ve hizmetlerden alınan genel fayda olarak tanımlamaktadır. Sheth, Newman ve Gross (1991) ise müşteri tercihlerini etkileyen beş temel tüketim değerini fonksiyonel değer, sosyal değer, duygusal değer, epistemik değer ve koşullu değer olarak belirlemişlerdir. Ayrıca ürün ya da hizmetin bir başka alternatif ile karşılaştırıldığında algılanan faydası fonksiyonel değer olarak tanımlanmıştır. Ürün veya hizmetin fiyatı ile ilgili karakteristiklerin de fonksiyonel değer üzerinde etkili olduğu savunulmuştur (Sheth vd., 1991). Fiyat ile değer arasındaki dengeye odaklanıldığında ise, fiyat-değer algısı öne çıkmaktadır. Bu değişkenin sözlükteki karşılığı ürün ya da hizmetin onun için harcanan paraya değmesi olarak yer almaktadır. Havayolu işletmelerine yönelik çalışmalarda fiyat-değer algısı ise, tüketicinin

fedakârlıkları (fiyat) ile bunların karşılığında aldıkları arasında kıyaslama yapmasını ifade etmektedir (Rajaguru, 2016). Yolcuların havayolu işletmesinden elde ettiği fayda ve bunun karşısında katlandığı maliyetler arasındaki boşluğu ise algılanan değer olarak tanımlamak mümkündür (Atalık, Bakır, & Akan, 2019). Tüketiciler elde ettikleri karşılığında nelerden vazgeçtiklerini (zaman, para, enerji gibi) değerlendirerek ödedikleri ücret karşılığında elde edilen faydaların bilişsel bir kıyasını yapmaktadırlar. En basit tanımıyla fiyat-değer algısı ise, tüketicilerin aldıkları ürün ya da hizmetin ederinin sübjektif değerlendirmesidir.

Fiyat-değer algısı tüketicilerin memnuniyeti üzerinde etkili olmaktadır. Havayolu işletmeleri üzerine mevcut literatür yolcuların fiyat-değer algısının müşteri memnuniyeti üzerinde anlamlı etkisi olduğunu göstermektedir (C.-F. Chen, 2008; Forgas, Moliner, Sánchez, & Palau, 2010; Lucini vd., 2020; Rajaguru, 2016). Bu durum beklentilerin onaylanmaması teorisi bağlamında ele alındığında, tüketicilerin memnuniyetini etkileyen en önemli değişkenlerden birinin geçmiş deneyimlere göre şekillenen beklentiler olduğu görülmektedir (Oliver, 1980). Tüketicilerin sıklıkla satın alma deneyimlerini fiyat-değer algısı bağlamında değerlendirmelerinden hareketle, fiyat-değer algısı tüketicilerin beklentilerinin karşılanma düzeyinin değerlendirilmesinde rol oynamaktadır. Beklentilerin karşılanma düzeyi üzerine yapılan değerlendirme ise müşteri memnuniyetine ve satın alma sonrası davranışa etki etmektedir. Beklentilerin onaylanmaması teorisi doğrultusunda fiyat-değer algısı ile memnuniyetin oluşması arasında nedensel bir ilişki söz konusudur.

Beklentilerin onaylanmaması teorisinde memnuniyet tüketici davranışlarının veya niyetlerinin öncülü olarak ifade edilmektedir (Oliver, 1980). Pazarlama alanında davranışların doğrudan ölçülmesinde yaşanan güçlüklerden dolayı davranışların öncülü konumunda olan niyetlerin ölçümüne yönelim söz konusudur. Özellikle tüketicilere yönelik yapılan uygulamalarda çoğunlukla belirli bir davranışı yerine getirme öncesindeki niyetleri ölçülmektedir. Memnuniyetin öncülü olduğu davranışlardan birisi de alınan ürün/hizmetin bir başkasına önerilmesidir (Carpenter, 2008). Literatürde memnuniyet ile başkasına önerme davranışı arasındaki ilişkiyi inceleyen farklı alanlarda yapılmış çok sayıda ampirik çalışma mevcuttur (Cevdet Altunel & Erkut, 2015; C. K. Lee, Yoon, & Lee, 2007; Morgan & Rego, 2006). Havayollarına yönelik yürütülen çalışmalarda da yolcu memnuniyetinin bir başkasına önermede etkili olduğu görülmektedir (C.-F. Chen, 2008; Park, Robertson, & Wu, 2004). Ayrıca Ban ve Kim

(2019) havayollarına yönelik yaptıkları çalışmada yolcuların fiyat-değer algısı, memnuniyet ve başkasına önerme davranışlarının birbiri ile ilişkili olduğunu belirtmişlerdir.

Fiyat-değer algısı, memnuniyet ve başkasına önerme davranışı arasındaki ilişkinin beklentilerin onaylanmaması teorisi dışında farklı teorik modellerle açıklandığı çalışmalar da mevcuttur. Bu çalışmaların başında ise, davranışın oluşum sürecini açıklayan Uyarıcı-Organizma-Tepki modeli yer almaktadır. Bu modelde algılanan değer değişkeni uyarıcı, memnuniyet değişkeni organizma, davranışa yönelik niyeti ise tepki olarak modellemek mümkün olmaktadır (S.-C. Chen, Chung, & Tsai, 2019; Hsu, Agyeiwaah, & Chen, 2021). Sonuç olarak fiyat-değer algısı, memnuniyet ve başkasına önerme değişkenleri arasındaki ilişkiler hem beklentilerin onaylanmaması teorisi hem de Uyarıcı-Organizma-Tepki modeli ile açıklamak mümkündür.

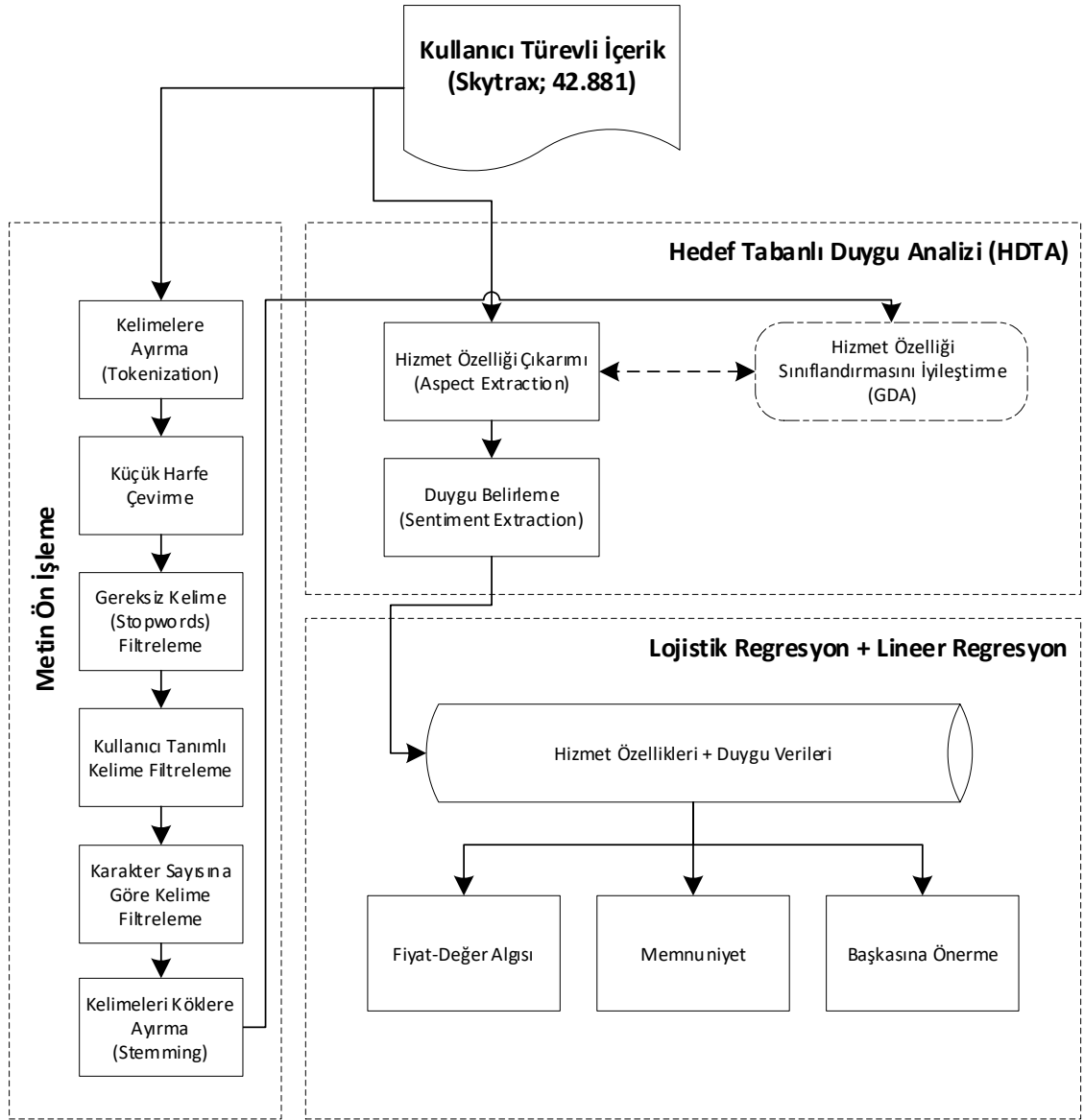
Araştırma kapsamına literatürde oldukça fazla tartışılan fiyat-değer algısı, memnuniyet ve başkasına önerme değişkenlerinin yolcu duyguları ile arasındaki ilişkilerin incelenmesi amaçlanmıştır. Geçmiş çalışmalara bakıldığında, müşteriler duygularının memnuniyet ve satın alma niyeti değişkenlerinin öncülleriyle olan ilişkilerinde aracılık etkisine sahip olduğu raporlanmıştır (Zhu, Li, Wang, He, & Tian, 2020). Turizm alanında yapılan bir başka çalışmada ise, pozitif ve negatif müşteri duygularının memnuniyet üzerinde etkisi olduğu ortaya konmuştur (Hosany, Prayag, Van Der Veen, Huang, & Deesilatham, 2017). Duyguların e-WOM üzerine etkilerine yönelik olarak C.-K. Lee vd. (2014) tarafından yapılan çalışmada ise olumsuz duyguların davranışsal niyeti etkilediği görülmüştür. Müşteri duyguları ile değer algısı arasındaki ilişkiye bakıldığında ise, duyguların algılanan değeri pozitif olarak etkilediği belirlenmiştir (Yang, Gu, & Cen, 2011). Havayolu endüstrisine yönelik yapılan bir başka çalışmada ise yolcu duygularının hizmet kalitesi ölçüm modellerinde kullanılabilirliği üzerine bulgular sunulmuştur (Tian vd., 2019).

Sonuç olarak farklı çalışmalar müşterilerin duygularının değer algısı, memnuniyet ve davranışsal niyet ile ilişki olduğunu farklı yaklaşımlarla açıklamıştır. Ancak bütüncül bir bakış açısıyla duygular ile fiyat değer algısı, memnuniyet ve başkasına önerme davranışı arasındaki ilişkiyi açıklayan bir çalışmaya rastlanmamıştır. Bu nedenle literatürdeki mevcut boşluğu doldurmaya yönelik olarak yeni bir kavramsal çerçeve yöntem bölümü altında sunulmuştur.

3. YÖNTEM

3.1. Araştırma Modeli

Havayolu yolcularının çevrimiçi değerlendirmelerindeki gizil ama değerli bilgilerin elde edilmesinin amaçlandığı bu araştırmanın modeli kullanılan analiz tekniklerine göre üç ana aşamaya ayrılmaktadır. Modelin aşamaları ve her aşama içerisinde kullanılan analizlerin gösterimi Şekil 3.1’de yer almaktadır.



Şekil 3.1. Araştırma modeli

Modelin ilk aşamasında havayolu değerlendirmelerinin yer aldığı internet sitesinden elde edilen metin verilerinin ön işleme adımları yer almaktadır. Metin ön

işleme adımlarında metin madenciliği kapsamındaki doğal dil işleme teknikleri kullanılmıştır.

Modelin ikinci aşamasında yolcu yorumları içerisindeki hizmet özelliklerinin ve duygularının birlikte belirlenmesini amaçlayan HTDA yer almaktadır. Ayrıca HTDA'ya ek olarak hizmet özellikleri sınıflandırmasını yani metin verilerine dayalı konu modellemesinin iyileştirilmesine yönelik GDA yöntemi kullanılmıştır. Hizmet özelliği çıkarımı ve GDA'nın girdileri modelde görüldüğü üzere farklılık göstermektedir. Hizmet özelliği çıkarımı için metin ön işleme adımları kullanılmazken, GDA için metin ön işleme adımları kullanılmaktadır.

Modelin üçüncü ve son adımında ise, metin analitiği çalışmaları sonucunda elde edilen yapılandırılmış verilerin fiyat-değer algısı, memnuniyet ve başkasına önerme bağımlı değişkenleri ile ilişkilerinin incelendiği lojistik ve lineer regresyon analizleri yer almaktadır.

3.2. Araştırmanın Hipotezleri

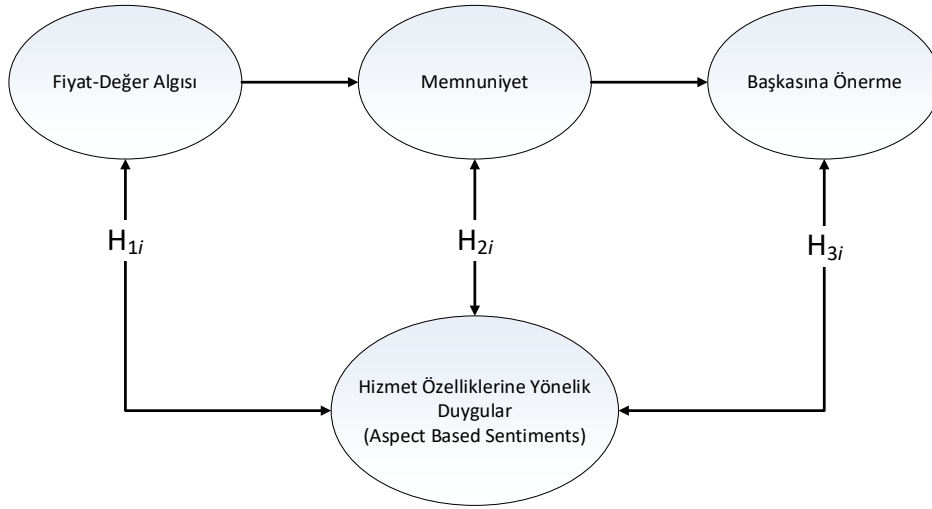
Araştırma modelinin ilk iki aşamasında keşifsel analizler yer almaktadır. Söz konusu analizler sonucunda havayolu yolcularının metin tabanlı değerlendirmelerindeki hizmet özellikleri ve bu hizmet özelliklerine yönelik duygu verileri elde edilmektedir. Başka bir deyişle yapılandırılmamış haldeki metin verilerinden yapılandırılmış anlamlı bilgiler çıkarılmaktadır. Bilgi çıkarımı sonrasında elde edilen veriler ile havayolu yolcularının çevrimiçi değerlendirmelerinde yer alan puanlandırmalar arasındaki ilişkiler incelenmektedir. Bu aşamada hizmet özelliklerine yönelik duygular bağımsız değişken olarak, mevcut yolcu puanlandırmaları ise bağımlı değişken olarak tanımlanmaktadır. Söz konusu yolcu puanlandırmaları ise, fiyat-değer algısı, memnuniyet ve başkasına önerme değişkenleri için elde edilmiştir. Hizmet özelliklerinin keşfi ise araştırma modelinin HTDA aşamasında yapılacağı için bu başlıkta yer alan hipotezler genel değişken tanımları ve ilişkileri üzerine oluşturulmuştur.

Araştırmanın hipotezleri sadece hizmet özelliklerine yönelik yolcu duygularının bağımlı değişkenler ile arasındaki ilişkileri incelemeye yönelik olarak geliştirilmiştir. Daha önce literatür bölümünde bahsedildiği üzere fiyat-değer algısı, memnuniyet ve başkasına önerme davranışları arasında ilişki bulunmaktadır (C.-F. Chen, 2008; S.-C. Chen vd., 2019; Forgas vd., 2010; Rajaguru, 2016). Ancak bu araştırmanın amaçları doğrultusunda fiyat-değer algısı, memnuniyet ve başkasına önerme değişkenleri

arasındaki ilişkini incelenmesi araştırma kapsamı içinde yer almamaktadır. Bu nedenle ilgili bağımlı değişkenler arasındaki nedensellik ilişkilerine sadece hizmet özelliklerine yönelik duyguların bağımlı değişkenler üzerindeki etkilerini incelemek amacıyla literatürde kabul edilen şekilde yer verilmiştir.

Hipotezler araştırmanın ana amacı olan havayolu yolcularının hizmet özelliklerine yönelik duygularının fiyat-değer algısı, memnuniyet ve başkasına önerme davranışları ile ilişkilerini incelemeye yönelik olarak geliştirilmiştir.

Müşterilerin duygularının fiyat-değer algısı (Yang vd., 2011), memnuniyet (Hosany vd., 2017; Zhu vd., 2020), başkasına önerme (C.-K. Lee vd., 2014; Zhu vd., 2020) ile ilişkili olduğu geçmiş çalışmalarda ortaya konmuştur. Bu kapsamda havayolu işletmelerini ve yolcularını konu alan böyle bir çalışmaya rastlanmamış olup, literatürdeki boşluğu doldurmak için hizmet özelliklerine yönelik yolcu duygularının söz konusu üç bağımlı değişken ile ilişkilerinin açığa çıkarılması amaçlanmıştır. Araştırma kapsamında geliştirilen ana hipotezlerin gösterimi Şekil 3.2’de yer almaktadır.



Şekil 3.2. Araştırma hipotezleri

Hizmet özelliklerinin keşfi araştırma kapsamındaki analizler sonucunda yapılacağından dolayı, bu aşamada alternatif hipotezler aşağıdaki şekilde ifade edilmiştir:

H_{1i} : Yolcuların $HÖ_i$ 'ye yönelik duyguları ile fiyat-değer algıları arasında anlamlı bir ilişki vardır.

H_{2i} : Yolcuların $HÖ_i$ 'ye yönelik duyguları ile memnuniyetleri arasında anlamlı bir ilişki vardır.

H_{3i} : Yolcuların $HÖ_i$ 'ye yönelik duyguları ile başkasına önerme davranışları arasında anlamlı bir ilişki vardır.

$HÖ_i$: i . hizmet özelliği, $i=\{1, 2, 3, \dots, N\}$, N : Keşfedilen konu sayısı

3.3. Veri Analizi

Araştırma modelinin farklı aşamalarında verilerin analizi için, farklı yöntemler kullanılmıştır. Modelin ilk aşamasında metin madenciliği kapsamında yer alan doğal dil işleme teknikleri kullanılmıştır. Metin ön işleme analizi olan adlandırılan ilk aşamada amaç yapılandırılmamış haldeki metin verisini yapılandırılmış biçimde analize hazır hale getirmektir.

Modelin ikinci aşamasında yolcuların değerlendirmelerindeki metin verilerinden hizmet özelliklerinin çıkarımı ve duygu çıkarımı için HTDA yöntemi kullanılmıştır. Ayrıca aynı aşamada hizmet özelliklerinin çıkarımı adımıyla konuların araştırma sorusu kapsamında geçerliliğini arttırmaya yönelik olarak GDA yöntemi ile konu modellemesi yapılmıştır. GDA çıktılarına göre HTDA'nın ilk adımı olan hizmet özelliklerinin çıkarımı iyileştirilmiştir.

Araştırma modelinin son aşamasında ise hizmet özelliklerine yönelik duygular ile fiyat-değer algısı, memnuniyet ve başkasına önerme bağımlı değişkenleri arasındaki ilişkiler incelenmiştir. Bu aşamada ilişkileri incelemeye yönelik olarak lojistik regresyon ve lineer regresyon analizleri kullanılmıştır. Bu başlık altında çalışmada verilerin analizinde kullanılan yöntemler aktarılmıştır.

3.3.1. Metin Ön İşleme Süreci

Metin ön işleme süreci aşamasında doğal dil işleme alanı altında yer alan teknikler kullanılmıştır. Oldukça geniş bir alana yayılan doğal dil işleme uygulamalarının sadece araştırma kapsamında kullanılan teknikleri açıklanmıştır. Araştırma kapsamında metin ön işleme aşamasında yapılan analizlerin ana amacı yapılandırılmamış metin verisini sonraki analizlere hazır hale getirmektir. Bu sayede gizli bilgilerin çıkarımı mümkün olmaktadır. Çalışmada kullanılan verilerin tümü İngilizce olduğu için bu dile yönelik olarak geliştirilen doğal dil işleme analizleri kullanılmıştır.

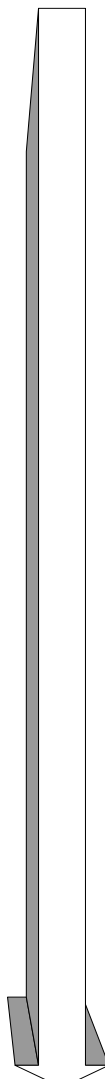
Doğal dil işleme analizlerinin adımları genellikle dokümanı *token* olarak adlandırılan daha küçük birimlere ayırma, sözlüksel analiz, semantik analiz, anlama dayalı olarak bilgi çıkarımı ve araştırmacının tasarladığı anlam çıkarımı olarak sıralanmaktadır (Miner vd., 2012). Araştırma kapsamında metin verilerindeki en küçük analiz birimi kelime olarak belirlendiğinden dolayı *tokenization* olarak adlandırılan süreç kelimelere ayırmak şeklinde ifade edilmiştir.

Metin ön işleme sürecinin girdisi Skytrax platformundan alınan metin tabanlı yolcu değerlendirmeleridir. Her bir yolcu değerlendirmesi doküman olarak tanımlanmaktadır. Analize dahil olan dokümanların tümü ise araştırmanın derlemine teşkil etmektedir. Her bir doküman metin ön işleme sürecinde işlenerek yapılandırılmış hale getirilmiştir. Elde edilen yapılandırılmış metin verileri ise araştırmanın sonraki adımı olan HTDA’da kullanılmıştır. Araştırmada kullanılan metin ön işleme adımları sırasıyla aşağıda yer almaktadır:

- *Kelimelere Ayırma*: Dokümanlardaki metinlerin harf olmayan karakterlerin olduğu yerlerden bölünerek daha küçük analiz birimlerine ayrıştırılması işlemidir. Bu işlem sonucunda dokümanların içerisindeki harf dışı karakterler silinmiştir ve sadece kelimeler kalmıştır.
- *Küçük Harfe Çevirme*: Dokümanların içerisinde yer alan kelimelerin tümü küçük harfa dönüştürülmüştür.
- *Gereksiz Kelime Filtreleme*: Doküman içerisinde yer alan kelimeler arasındaki “a”, “the”, “is”, “are”, “and” gibi İngilizce dilindeki gereksiz kelimeler filtrelemiştir. Bu işlem için 429 sözcük içeren Lextek sözlüğü kullanılmıştır ([http-3](http://3)).
- *Kullanıcı Tanımlı Kelime Filtreleme*: Doküman içerisinde yer alan kelimeler arasından araştırmacı tarafından tanımlanan kelimeler filtrelenmiştir. Bu filtreleme işleminin yapılmasındaki amaç analizlerde konu ile alakası olmayan ya da analizleri yanlış yönlendirecek olan alakasız kelimelerin filtrelenmesidir. Bu nedenle havayolu hizmet özelliklerinde konu modellemesini olumsuz etkileyecek olan veya havayolu hizmetleri ile ilgisi olmayan sık kullanılan kelimeler filtrelenmiştir. Örneğin havayolu hizmet özellikleri ile hiç ilişkisi olmayan ülke/şehir isimleri, ay isimleri, havayolu işletmesinin isimleri ve diğer kullanıcı tanımlı kelimeler filtrelenmiştir. Ayrıca araştırmanın doküman koleksiyonu içerisinde yer alan kelimeler arasından tüm koleksiyonda sadece bir kez kullanılan ya da sadece bir dokümanda yer alan kelimeler de filtrelenmiştir.
- *Karakter Sayısına Göre Kelime Filtreleme*: Dokümanda yer alan kelimelerin karakter sayısı için alt ve üst sınırlar belirlenmiş ve buna göre kelimeler filtrelenmiştir. 4 karakterden az ve 25 karakterden fazla olan kelimeler semantik anlam katkısı düşük olduğundan filtrelenmiştir.
- *Kelimeleri Köklere Ayırma*: Kelimeleri köklerine ayırma işlemi önek ve soneklerin atılarak kelime kökünün elde edilmesi işlemidir. Bu işlem için WordNet 3.1 sözlüğü

kullanılmıştır (WordNet, 2010). Ayrıca kelimeleri köklere ayırma adımında dil bilgisel etiketleme yapılarak sadece adlar üzerinde işlem yapılmıştır. Bu adımda kullanılacak diğer ana dil bilgisel etiketleme türleri ise, sıfatlar, fiiller ve zarflardır (Taylor & Black, 1998).

Metin ön işleme sürecinde GDA konu modellemesinin girdisi olmak üzere işlenen örnek bir İngilizce yolcu değerlendirme metninin (http-4) gösterimi Şekil 3.3'te yer almaktadır.



Orijinal Yolcu Yorumu	Seattle to Amsterdam. I purchased my two tickets months in advance, paying extra for premium economy in the bulkhead seats. One day before my flight, Delta changed our seats so that we are no longer next to each other. They offered no recourse other than accepting less desirable seats in the middle of the plane, and no compensation for giving us a less desirable situation. Overall rating, based on this totally unacceptable change is a 0.
Kelimelere Ayırma	Seattle to Amsterdam I purchased my two tickets months in advance paying extra for premium economy in the bulkhead seats One day before my flight Delta changed our seats so that we are no longer next to each other They offered no recourse other than accepting less desirable seats in the middle of the plane and no compensation for giving us a less desirable situation Overall rating based on this totally unacceptable change is a
Küçük Harfe Çevirme	seattle to amsterdam i purchased my two tickets months in advance paying extra for premium economy in the bulkhead seats one day before my flight delta changed our seats so that we are no longer next to each other they offered no recourse other than accepting less desirable seats in the middle of the plane and no compensation for giving us a less desirable situation overall rating based on this totally unacceptable change is a
Gereksiz Kelime Filtreleme	seattle amsterdam purchased tickets months advance paying extra premium economy bulkhead seats day flight delta changed seats offered recourse accepting desirable seats middle plane compensation giving desirable situation overall rating based totally unacceptable change
Kullanıcı Tanımlı Filtreleme	purchased tickets advance paying extra premium bulkhead seats day changed seats offered recourse accepting desirable seats plane compensation giving desirable situation rating based totally unacceptable change
Karakter Sayısına Göre Filtreleme	purchased tickets advance paying extra premium bulkhead seats changed seats offered recourse accepting desirable seats plane compensation giving desirable situation rating based totally unacceptable change
Kelimeleri Köklere Ayırma	ticket advance extra premium bulkhead seat seat recourse seat plane compensation giving situation rating change

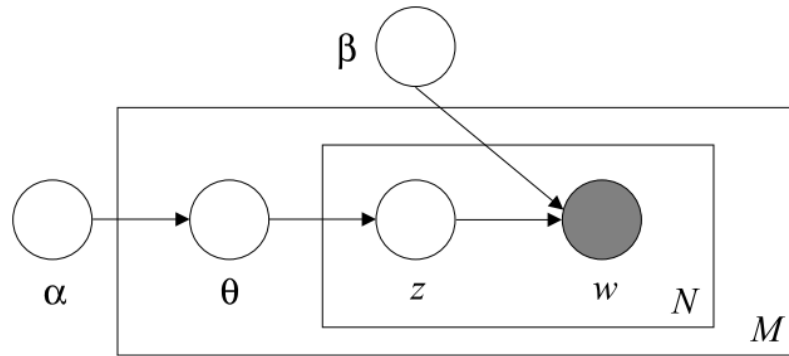
Şekil 3.3. Metin ön işleme süreci örneği

Metin ön işleme süreci sonrasında elde edilen yapılandırılmış veriler araştırma modelinin ikinci aşamasının GDA analizinde kullanılmıştır. Modelin ikinci aşamasındaki HTDA için ise metin ön işleme işlemleri analizin kendi içinde gömülü olarak yapılmıştır.

3.3.2. Gizil Dirichlet Ayrımı (GDA)

GDA yöntemi bir olasılık tabanlı konu modelleme yöntemidir. Yöntemin temel fikri dokümanların (bu çalışma için yolcu değerlendirme metinlerinin), kelime olasılık dağılımına göre karakterize edilen konular üzerinde rastgele karma olasılık dağılımlarıyla temsil edilmesidir (Blei vd., 2003). Daha yalın bir ifadeyle konular kelimeler üzerinde bir olasılık dağılımına, dokümanlar da konular üzerinde bir olasılık dağılımına sahiptir (Güven, 2018). Denetimsiz bir öğrenme yöntemi olarak nitelendirilen GDA, öğrenilen doküman-konu ve konu-kelime dağılımlarını kullanır. Bu sayede dokümanlar için en olası konuları ve konular için de en olası kelimeleri tanımlar (Bolelli, Ertekin, & Giles, 2009; Korfiatis vd., 2019). GDA modelindeki her bir gizli konu, kelimeler üzerinde olasılıksal bir dağılım olarak temsil edilir ve konulardaki kelime dağılımları da ortak bir Dirichlet öncülü paylaşır (Lucini vd., 2020).

Blei vd. (2003) tarafından geliştirilen GDA yöntemi sürecinin grafiksel model sunumu Şekil 3.4'te yer almaktadır.



Şekil 3.4. GDA yöntemi süreci (Blei vd., 2003)

Yukarıdaki şekilde yer alan GDA yöntemi gösteriminde M doküman sayısını, N seçilen dokümandaki kelime sayısını, α doküman konu dağılımı parametresini, β konu kelime dağılımı parametresini, θ belli bir doküman için ortak konu dağılımını, z belirli bir kelimenin konusunu, w belirli bir kelimeyi ifade etmektedir (Blei vd., 2003). Yöntemdeki α ve β parametreleri çok terimli Dirichlet dağılımında derlem düzeyi parametreleri olarak kullanılmaktadır. θ ise doküman düzeyinde bir değişken, z ve w ise

kelime düzeyinde deęişkenlerdir. Yani α ve β derlem oluşturulurken bir kere belirlenirken, derlemdeki doküman sayısı kadar θ ve derlemdeki kelime sayısı kadar z ve w deęişkenleri örneklenir. Ayrıca GDA algoritmasında yer alan bir dięer önemli deęişken ise k ile ifade edilen Dirichlet dağılımının boyut sayısıdır. k deęişkeni aynı zamanda konu deęişkeni olan z 'nin de boyut sayısıdır ve derlemdeki toplam konu sayısını vermektedir. GDA yöntemi k deęişkenini önceden belirlenen sabit bir deęişken olarak varsayar (Blei vd., 2003). Konu sayısının önceden belirlenmesi nedeniyle GDA yönteminde farklı konu sayılarına göre alternatif modelin performans deęerlendirmesi yapılmalıdır.

GDA, derlemdeki her bir doküman için aşağıdaki üretici süreci yürütür (Blei vd., 2003).

Adım 1. Seç $N \sim \text{Poisson}(\xi)$

Adım 2. Seç $\theta \sim \text{Dir}(\alpha)$

Adım 3. Her bir w_n için, $w_n = \{w_1, w_2, \dots, w_N\}$

a. Seç $z_n \sim \text{Multinomial}(\theta)$

b. Seç $w_n \leftarrow p(w_n | z_n, \beta)$

Yukarıdaki adımlarda yer alan ifadeler arasında; ξ , dokümanların uzunluęunu gösteren Poisson dağılımı parametresi; w_n , dokümanda geęen n . kelime; z_n , n . kelime için konu; $p(w_n | z_n, \beta)$, konu z_n ve Dirichlet öncül parametresi β 'ya göre koşullu Multinomial olasılıęıdır.

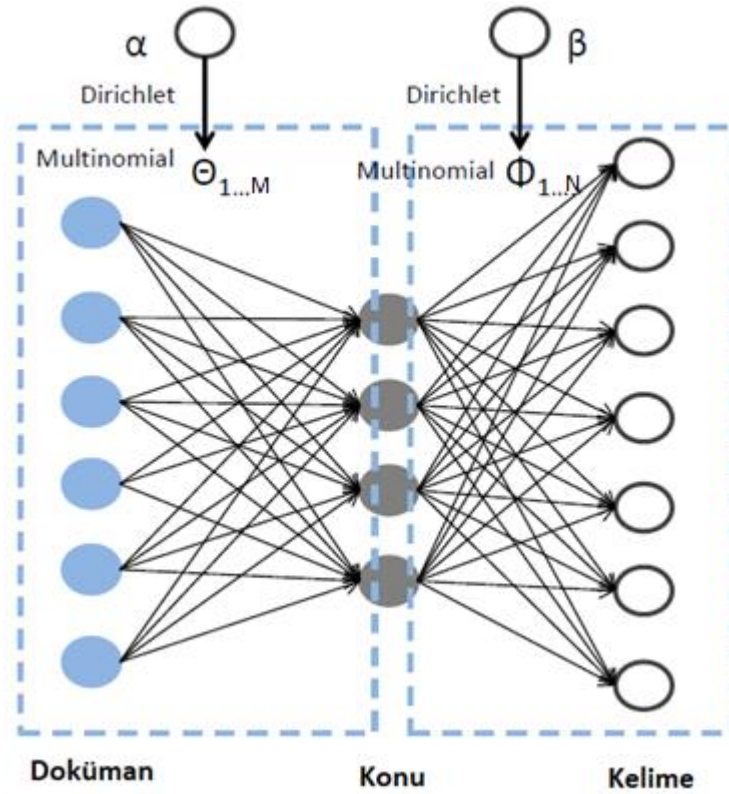
GDA yöntemini kullanmak için çözümlenmesi gereken ana çıkarımsal problem gizil deęişkenlerin belirli bir dokümandaki sonsal dağılımlarının hesaplanmasıdır (Blei vd., 2003). İlgili sonsal dağılım eşitlięi aşağıda sunulmuştur:

$$p(\theta, z | w, \alpha, \beta) = \frac{p(\theta, z, w | \alpha, \beta)}{p(w | \alpha, \beta)} \quad (3.1)$$

Ancak Denklem 3.1'de yer alan sonsal dağılımın kesin çıkarımı, gizli konuların toplamında θ ve β arasındaki eşleşmeler nedeniyle oldukça zordur. Bu nedenle varyasyon çıkarımı, Markov zincirli Monte Carlo gibi yaklaşık çözüm bulan algoritmalar kullanılmaktadır (Blei vd., 2003; Lucini vd., 2020).

GDA algoritmasında başlangıçta dokümanlardaki tüm kelimelere rastgele konular atanır ve yerel istatistik her dokümandaki konulara kaç adet kelime atandığını, global

istatistik ise tüm doküman için her kelimenin her konuya kaç kere atandığını gösterir (Ekinci, 2019; Güven, 2018). Üretici öğrenme modeli olan GDA belirlenen iterasyon sayısına göre doküman konu ve konu kelime eşlemelerine devam eder. Sürecin sonunda her bir konuya dâhil dokümanlar, her bir konuyu temsil eden kelimeler ve derlemdeki konular elde edilir. Şekil 3.5'te GDA algoritmasındaki doküman-konu ve konu-kelime üretici süreci gösterilmektedir.



Şekil 3.5. GDA algoritması doküman-konu, konu-kelime eşleştirmesi (Zhao, 2015)

Yolcuların değerlendirme metinleri içerisinde yer alan konular belirlenirken GDA yöntemi HTDA hedef konularının optimizasyonu için kullanılmıştır. GDA yönteminin kullanılmasının ana nedeni toplanan yolcu değerlendirme metinlerinin yer aldığı ana verisetine dayalı olarak hangi konuların öne çıktığının keşfedilmesidir. Yani doğrudan araştırma verisine özgü konu sınıflandırması yapılmaktadır. Bu sayede GDA yönteminden elde edilen konular HTDA yöntemindeki birinci aşama hedef çıkarımı çıktılarını iyileştirilmektedir. Bu sayede araştırma modelinin konu sınıflandırmasının daha doğru ve güvenilir olması sağlanmaktadır.

Metin verilerinde dayalı konu modellemesine yönelik GDA dışında başka yöntemler de mevcuttur. Kelime-terim eşlemesi elde etmek için kullanılan bir başka

yöntem olan GSİ tf-idf temelli bir yaklaşımdır. GSİ dokümanlarda geçen kelimeleri işledikten sonra bir doküman-kelime matrisi elde eder. Daha sonra bu matrisi tekil değerlerine ayırıştırarak terim-kelime matrisi elde eder ve hangi kelimelerin hangi terimi ifade ettiğini verir (Sezgen vd., 2019). Temel bileşenler analizine benzer şekilde matris ayrışımı yaparak boyut azaltmayı sağlayan bir yöntemdir. GSİ yönteminde tf-idf temelli yaklaşım kullanıldığından dolayı matrislerde aslında kelimelerin dokümanlarda geçme sıklığına benzer bir ağırlıklandırma skoru hesaplanmaktadır. GSİ yönteminin orijinal tf-idf matrisinin lineer kombinasyonlarını elde etmesi nedeniyle dilsel nosyonları keşfetmede yetersiz kalacağı belirtilmektedir (Blei vd., 2003). Aynı şekilde GSİ ile benzer hesaplamaları kullanan OGSA'nın da GDA karşısında konu modelleme performansı daha düşüktür. Literatürde GSA'nın konu modellemesi performansının tf-idf temelli yaklaşımlara göre daha yüksek olduğu da ortaya konulmuştur (Prihatini, Suryawan, & Mandia, 2018). Belirtilen nedenlerden dolayı araştırmada konu modellemesi için GDA yöntemi kullanılmıştır. GDA yönteminin girdisi olan metin ön işleme sürecinin çıktısı olan dokümanlarda sadece adlar üzerinde işlem yapılmıştır. Bu durumun nedeni ise GDA yöntemi kullanılarak yapılan konu modelleme çalışmalarında sadece adların kullanımı daha etkin konu çıkarımını mümkün kılmaktadır (Martin & Johnson, 2015).

3.3.3. Hedef Tabanlı Duygu Analizi (HTDA)

Metin verisi içerisinde yer alan duyguları belirlemeye yönelik olarak kullanılan DA dokümanın tamamındaki genel duyguyu pozitif, negatif ya da nötr olarak sınırlandırmak için kullanılır. Bununla birlikte çoğu zaman doküman düzeyindeki genel polariteyi belirlemek yeterli olmamaktadır. Yolcu değerlendirmeleri, kullanıcı yorumları gibi dokümanlar çoğu zaman bir ürün ya da hizmet ile ilgili cümle altı düzeyde farklı hedeflere yönelik bilgi içermektedirler. Bu hedeflerin bazıları pozitif olabilirken bazıları negatif olabilmektedir. Farklı ürün ya da hizmet özellikleri içeren değerlendirmelerin analizi için en uygun yöntemlerden biri ise HTDA'dır (Weismayer, Pezenka, & Gan, 2018). HTDA, belirli bir dokümandaki tüm duygu ifadelerinin ve bunların atıfta buldukları hedeflerin tanımlanmasına odaklanmaktadır (Feldman, 2013). Bir başka tanıma göre HTDA, bir metnin içerisindeki duyguları ilgili oldukları hedef varlıklar ile birlikte tespit etmesine olanak sağlayan bir analizdir (Çetin & Eryiğit, 2018). HTDA yöntemi özellik tabanlı duygu analizi olarak da adlandırılabilir (Türkmen, 2016).

HTDA genelde incelenen dokümanı anlamlı cümle ya da cümlecik düzeyindeki birimlere ayırarak bu birimler üzerinde çalışır. Bu birimlerin elde edilmesine dilsel ifade çıkarımı da denilmektedir (Pontiki vd., 2016). Bu birimlerin analizinde ilk adımda hedef çıkarımı daha sonra ise hedeflere yönelik duygu çıkarımı yapılmaktadır. Her iki işlem için de genellikle Naive Bayes, DVM, gibi gözetimli makine öğrenmesi algoritmaları kullanılmaktadır (Ruder, Ghaffari, & Breslin, 2016b; Schuckert, Liu, & Law, 2015). Bir başka ifadeyle hedef kategorileri ve duygu kategorileri önceden belirlenmiş eğitim setlerine ihtiyaç duyulmaktadır.

Araştırma modelinin ikinci aşamasında yer alan HTDA yolcuların değerlendirme metinleri içerisinde bahsettikleri havayolu hizmet özelliklerini ve bu hizmet özelliklerine yönelik duygularını birlikte belirlemeyi amaçlamaktadır. İki aşamalı yapıda olan HTDA kapsamında ilk aşamada yolcu değerlendirmelerindeki metinlere dayalı havayolu hizmet özellikleri belirlenmektedir. Araştırmada HTDA adımı doğal dil işleme için oldukça geniş kullanım alanına sahip olan (Dale, 2015) ve DA konusunda en iyi çözümlerden birini sunan (Batista vd., 2015) *Aylien Text Analysis API* kullanılmıştır (Ho, Choi, & Yang, 2019). Bu nedenle HTDA yönteminin açıklamaları ilgili analiz aracı tarafından kullanılan hiyerarşik iki yönlü Uzun Kısa Süreli Bellek (UKSB) algoritması dikkate alınarak aktarılmıştır (Ruder, Ghaffari, & Breslin, 2016a).

HTDA doküman içerisindeki her bir cümleyi hedef analiz birimi olarak çıkarmaktadır. Her hedef birim ise bir varlık ve bir özellik verisi içermektedir. Hedefler varlık-özellik eşleştirmeleri olarak ifade edilmektedir. Örneğin restoran varlığı ile yiyecek özelliğinin birlikte oluşturduğu hedef “RESTORAN#YIYECEK” şeklinde üretilmektedir. Analiz edilen her cümle ise bir hedef ile ilişkilendirilmektedir. Duygu çıkarımı için ise, cümle düzeyinde ileri ve geri yönlü UKSB’ler ilk ve son kelime ile başlayan kelime vektörlerini alarak elde edilen çıktıyı başta atanan hedef vektörü ile birleştirir. Her iki UKSB’nin çıktıları birleştirildikten sonra her cümle için duygular üzerinde bir olasılık dağılımı veren bir final softmax fonksiyonu katmanı beslenir (Ruder vd., 2016a). Süreç sonundaki çıktılar metin içerisindeki hedefleri ve hedeflere yönelik duyguları güven düzeyleri ile birlikte sunmaktadır. HTDA aşamasında kullanılan API tarafından yapılan tam otomatik analizin insanlar tarafından yapılan manuel içerik analizi kadar başarılı sonuçlar verdiği Weismayer vd. (2018) tarafından ortaya konulmuştur.

HTDA işleyişinin gösterimi açısından İngilizce dilinde yazılan örnek bir yolcu değerlendirme metni (http-5) ve Tablo 3.1’de HTDA çıktısı sonraki sayfada yer almaktadır.

“Singapore to Sydney. Very comfortable flight as the aircraft was not full. Excellent cabin staff and amazing inflight entertainment options. Food however was a major disappointment. Ordered the fish with dill sauce and apart from the mashed potato, it was flavorless. Also I have to add a last point, arrival was quite delayed.”

Tablo 3.1. Örnek HTDA çıktısı

Hedef Cümle	Hedef Çıkarımı (Hizmet Özelliği)	Duygu Çıkarımı
Ordered the fish with dill sauce and apart from the mashed potato, it was flavorless.	İkram	Negatif
Also I have to add a last point, arrival was quite delayed.	Dakiklik	Negatif
Very comfortable flight as the aircraft was not full.	Konfor	Pozitif
Excellent cabin staff and amazing inflight entertainment options.	Kabin İçi Eğlence	Pozitif
Excellent cabin staff and amazing inflight entertainment options.	Kabin Personeli	Pozitif

HTDA aşamasında hizmet özellikleri olarak ifade edilen sınıflar aynı zamanda metin verisi içerisindeki yolcuların bahsettiği konular olma özelliği taşımaktadır. Araştırmada kullanılan verisetinin tümü yolcuların geleneksel havayollarından aldığı hizmetlerin değerlendirmelerini içermektedir. Dolayısıyla metni sınıflandırma amacıyla elde edilecek olan hedefler aynı zamanda havayolu işletmeleri alanında yolcular tarafından bahsedilen geleneksel havayolu hizmet özellikleri ile örtüşmektedir.

HTDA kullanılarak havayolu yolcularının değerlendirme metinlerinin analiz edilmesi sonucunda her yolcunun uçuş deneyimlerine dayalı hangi havayolu hizmet özelliğine yönelik hangi duygulara sahip olduğu verisi elde edilmektedir. Ayrıca araştırmada GDA analizi çıktıları ile HTDA sonrası elde edilen verisetinin iyileştirilmesi yapılmaktadır. Bu sayede yapılandırılmamış haldeki değerlendirme metinlerinden havayolu işletmelerinin yolcu deneyimini en iyi şekilde yönetebilmelerini sağlayacak değerli ve anlamlı bilgiler elde edilmektedir.

3.3.4. Çoklu Lineer Regresyon ve Çoklu Lojistik Regresyon Analizleri

Havayolu hizmet özelliklerine yönelik duyguların elde edilmesinden sonra bu veriler üç farklı bağımlı değişkeni açıklamada kullanılmaktadır. Söz konusu bağımlı değişkenler fiyat-değer algısı, memnuniyet düzeyi ve başkasına önerme davranışdır.

Memnuniyet düzeyi bağımlı değişkeni yolcular tarafından 1-10 arasında ordinal ölçek yardımıyla puanlanmıştır ve bu nedenle ilgili modelde çoklu lineer regresyon analizi yapılmıştır. Modelde yer alan bağımsız değişkenler ise hizmet özelliklerine yönelik duygulardır. Her bir bağımsız değişkenin kategorileri negatif, nötr, pozitif duygular şeklindedir. Bu nedenle kategorik bağımsız değişkenlerin negatif duygular kategorileri referans olarak kabul edilerek, her bir bağımsız değişkenin kategori sayısının bir eksiği kadar yeni kukla değişkenler tanımlanmıştır. Araştırmada kullanılan çoklu lineer regresyon analizi denklemi aşağıda yer almaktadır (Field, 2009).

$$Y_i = b_0 + \sum_{n=1}^k b_n x_{ni} + \varepsilon_i \quad (3.2)$$

Y_i = i. yolcunun memnuniyet düzeyi

x_{ni} = i. yolcunun n. hizmet özelliğindeki duygu kategorisi $x_i \in \{0, 1, 2\}$

k = Toplam hizmet özelliği sayısı

b_0 = Model sabiti

ε_i = i. yolcunun memnuniyet düzeyi tahmin hatası

Yolcuların memnuniyet düzeyi ile hizmet özelliklerine yönelik duyguları arasındaki ilişkileri incelemek amacıyla kullanılan çoklu lineer regresyon modelinde yer alan değişkenlerin ölçüm düzeyleri ise Tablo 3.2’de yer almaktadır.

Tablo 3.2. Çoklu lineer regresyon modelindeki değişkenlerin ölçüm düzeyleri

Değişken Adı	Ölçüm Düzeyi	Rol	Değerler
Memnuniyet Düzeyi	Eşit Aralıklı	Bağımlı	1-10
HÖD _i	Kategorik	Bağımsız	Negatif (ref), Nötr, Pozitif

*HÖD_i: i. hizmet özelliğine yönelik duygu, ref: Referans Kategori

Fiyat-değer algısı ve başkasına önerme davranışı ikili kategorik değişkenler oldukları için ilgili modellerde çoklu lojistik regresyon analizleri yapılmıştır. Ayrıca

başkasına önerme davranışı değişkeni özünde ikili kategorik bir değişken iken, fiyat-değer algısı değişkeni araştırma kapsamında dikotomi oluşturmak için ikili kategorik değişken olarak operasyonelleştirilmiştir. Modellerde yer alan bağımsız değişkenler hizmet özelliklerine yönelik duygulardır. Her bir bağımsız değişkenin kategorileri negatif, nötr, pozitif duygular şeklindedir. Lojistik regresyon analizinde bağımsız değişkenlerin negatif duygu kategorileri referans kategori olarak varsayılmıştır. Araştırmada kullanılan lojistik regresyon analizi denklemleri aşağıda yer almaktadır (Bakır, Akan, & Atalık, 2020; Field, 2009).

$$P(Y) = \frac{1}{1 + e^{-(b_0 + \sum_{n=1}^k b_n x_{ni})}} \quad (3.3)$$

$$\ln\left(\frac{p}{1-p}\right) = b_0 + \sum_{n=1}^k b_n x_{ni} \quad (3.4)$$

$P(Y)$ = Yolcuların fiyat-değer algısının / başkasına önermesinin yüksek olma olasılığı

x_{ni} = i. yolcunun n. hizmet özelliğindeki duygu kategorisi $x_i \in \{0, 1, 2\}$

k = Toplam hizmet özelliği sayısı

b_0 = Model sabiti

Yolcuların fiyat-değer algısı ve başkasına önerme davranışları ile hizmet özelliklerine yönelik duygular arasındaki ilişkileri incelemeye yönelik kullanılan çoklu lojistik regresyon modellerinde yer alan değişkenlerin ölçüm düzeyleri ise Tablo 3.3'te yer almaktadır. Ham veride 1-5 arasında ordinal değerlendirmeye sahip olan fiyat-değer algısı bağımlı değişkeni yeniden kodlanarak; 1 ve 2 skorları düşük fiyat-değer algısı, 4 ve 5 skorları yüksek değer algısı olarak kodlanmıştır. Fiyat-değer algısı skoru 3 olan gözlemler orta düzey fiyat-değer algısına karşılık gelmekte olup, bu gözlemler daha sağlıklı bir analiz gerçekleştirebilmek adına analizin dışında tutulmuştur.

Tablo 3.3. Çoklu lojistik regresyon modelindeki değişkenlerin ölçüm düzeyleri

Değişken Adı	Ölçüm Düzeyi	Rol	Değerler
Fiyat-değer algısı	Kategorik	Bağımlı	Yüksek, düşük (ref)
Başkasına önerme davranışı	Kategorik	Bağımlı	Evet, hayır (ref)

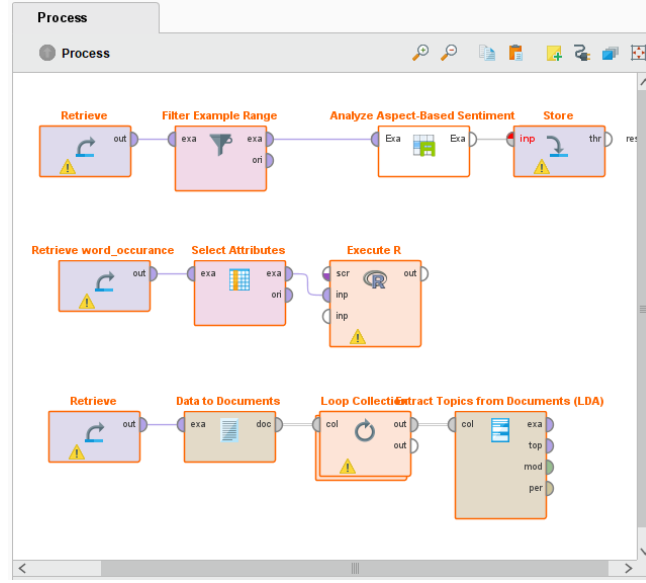
Değişken Adı	Ölçüm Düzeyi	Rol	Değerler
HÖD _i	Kategorik	Bağımsız	Negatif (ref), Nötr, Pozitif

*HÖD_i: i. hizmet özelliğine yönelik duygu, ref: Referans Kategori

Araştırma modeli aşamalarının son aşaması olan lojistik regresyon ve lineer regresyon analizlerinin sonuçlarına göre yolcuların hizmet özelliklerine yönelik duygularının bağımlı değişkenler üzerindeki etkileri incelenmiştir. Elde edilen bulgular doğrultusunda araştırma hipotezleri değerlendirilmiştir.

3.3.5. Veri Analizinde Kullanılan Araçlar

Araştırma modeli üç ana aşama üzerinden kurgulanmıştır. Bu aşamalardan ilki olan metin ön işlemede internette yer alan metin verilerinin yapılandırılmış hale getirilmesi amaçlanmıştır. Metin ön işleme adımları için RapidMiner Studio (v.9.10) yazılımı kullanılmıştır. RapidMiner Studio, RapidMiner Inc. tarafından geliştirilen ve sürdürülen açık kaynaklı bir veri platformudur (Kotu & Deshpande, 2019). Yazılım daha önceki adıyla YALE (Yet Another Learning Environment) olarak bilinmekle birlikte Dortmund Üniversitesi, Almanya’da geliştirilmiştir (Mierswa, Wurst, Klinkenberg, Scholz, & Euler, 2006). Makine öğrenmesi, veri madenciliği, metin madenciliği, tahminleyici analiz ve iş analizi amaçlarına yönelik olarak avantajlar sunan Java tabanlı bir yazılım platformudur. İş analitiği, büyük veri, veri madenciliği ve veri bilimi alanlarında lider bir platform olan KDnuggets (www.kdnuggets.com) tarafından düzenlenen yaklaşık 3000 uzmanın katıldığı kapsamlı bir ankette RapidMiner, 2015 yılında R’den sonra gelen en iyi ikinci veri madenciliği yazılımı seçilmiştir (Demeter, Szász, & Kö, 2019). RapidMiner Studio yazılımı bünyesinde barındırdığı yerleşik operatörler ve yeni paketler yüklenerek yeni operatörlerin kullanılabilmesi yönüyle araştırmacılara büyük avantaj sağlamaktadır. Şekil 3.6’da RapidMiner yazılımının süreç arayüzünde kullanılan operatörlerden basit örnekler (üst: Aylien HTDA operatörü, orta: R kodu çalıştırma operatörü, alt: GDA operatörü) verilmiştir.



Şekil 3.6. RapidMiner yazılımı operatör örnekleri

Araştırma modelinin ikinci aşamasında yer alan HTDA ve GDA yöntemlerinin uygulamasında da veri analiz aracı olarak RapidMiner Studio üzerinde Aylie API ve Extract LDA, Execute R ve diğer yerleşik operatörler kullanılmıştır.

Son aşamada, yolcuların havayolu değerlendirmelerindeki hizmet özelliklerine yönelik duygularının fiyat-değer algısı, memnuniyet ve başkasına önerme davranışı değişkenleri üzerindeki etkisinin incelenmesine yönelik regresyon analizleri yapılmış olup, IBM SPSS Statistics 26 yazılımı kullanılmıştır.

3.4. Araştırmanın Örnekleme

Araştırmada yolcuların deneyimledikleri uçuşları doğrultusundaki havayolu değerlendirmelerinin yer aldığı Skytrax (<https://www.airlinequality.com/>) internet sitesindeki veriler kullanılmıştır. Skytrax, yolcuların havayolu ile yapmış oldukları seyahatlerine yönelik değerlendirmelerinin yer aldığı bağımsız bir müşteri forumudur. Yolculardan aldığı geri dönütler doğrultusunda havayolların hizmet kalitesini değerlendirmektedir ve belirli dönemlerde havayollarına kalite mükemmeliyeti kapsamında ödül verilmesi, havayollarının yıldız bazlı sıralamasının yapılması gibi uygulamalara imza atmaktadır (Skytrax, 2021). Ayrıca Skytrax platformu geribildirim paylaşımında kullanıcıların kendilerini doğrulama mekanizmasını da içermektedir. Deneyimlerini aktarma noktasında gönüllü ve istekli olan yolcuların verilerini içermesi yönüyle Skytrax müşteri araştırmaları açısından değerli verilerin elde edilmesini mümkün kılmaktadır (Bunchongchit & Wattanacharoensil, 2021).

Araştırma kapsamında 2018 yılında havayollarının taşıdıkları yolcu sayılarına göre ilk 50 geleneksel havayolu belirlenmiştir. Ishak (2020) tarafından hazırlanan raporda yer alan havayollarının 2018 yılında taşıdıkları yolcu sayısına göre yapılan sıralamadan düşük maliyetli havayolları çıkarılmış ve geleneksel havayolu iş modelinde faaliyet gösteren yolcu sayısına göre ilk 50 havayolu sıralaması elde edilmiştir.

Belirlenen havayolları için Skytrax platformunda yer alan 2014-2019 yıllarına ait tüm yolcu değerlendirmelerinden oluşan kesitsel veri kullanılmıştır. Verilerin araştırma kapsamında dâhil edilmesinde yolcuların uçuş yapmış olduğu tarihin belirtilen veri toplama tarihi aralığı içerisinde olması kistasına dikkat edilmiştir. Toplamda İngilizce dilinde yazılmış 42.881 yolcu değerlendirmesi elde edilmiştir. Araştırmanın sınırlılıkları başlığı altında belirtildiği üzere, veri analiz araçlarının çeşitliliği ve analizlerin doğruluğu açısından avantaj sunması nedeniyle araştırma kapsamında sadece İngilizce dilinde yazılmış olan yolcu değerlendirmeleri kullanılmıştır. Ayrıca havayolu endüstrisinin uluslararası yapısı gereği sosyal medyada yer alan gerek işletme gerek müşteri paylaşımlarında baskın dil İngilizcedir. Sadece İngilizce değerlendirmelere odaklanmak büyük verinin elde edilmesi açısından da ek avantaj sağlamaktadır. Araştırmada yer alan havayollarının listesi ve yolcu değerlendirmeleri sayılarının havayollarına göre dağılımı Tablo 3.4’te yer almaktadır.

Tablo 3.4. 2018 yılında taşınan yolcu sayısına göre ilk 50 geleneksel havayolu ve yolcu değerlendirmesi sayıları dağılımı

Sıra	Havayolu	2018 Yılında Taşınan Yolcu Sayısı (milyon)	Yolcu Değerlendirmesi Sayısı
1	Delta Air Lines	152,3	1730
2	American Airlines	148,2	3471
3	United Airlines	113,3	3273
4	China Southern Airlines	100,3	1651
5	China Eastern Airlines	97,7	458
6	Turkish Airlines	75,2	1595
7	Air China	71,0	589
8	Lufthansa	70,1	1605
9	LATAM Airlines	68,8	289
10	Emirates	58,6	1929
11	ANA All Nippon Airways	54,4	347
12	Air France	51,4	900
13	Air Canada	50,9	1374

Sıra	Havayolu	2018 Yılında Taşınan Yolcu Sayısı (milyon)	Yolcu Değerlendirmesi Sayısı
14	British Airways	44,9	3035
15	Aeroflot	35,8	384
16	Japan Airlines	35,1	227
17	Hainan Airlines	35,0	323
18	KLM	34,2	974
19	Saudi Arabian Airlines	34,0	205
20	Qantas Airways	30,5	1366
21	Avianca	30,5	272
22	SAS Scandinavian	30,0	507
23	Qatar Airways	29,5	1542
24	Korean Air	27,0	303
25	Cathay Pacific Airways	24,3	1210
26	Garuda Indonesia	23,5	630
27	Air India	22,2	648
28	Vietnam Airlines	22,0	450
29	Alitalia	21,5	495
30	Iberia	21,0	521
31	Singapore Airlines	20,7	1079
32	Swiss Intl Air Lines	20,4	596
33	Asiana Airlines	19,9	236
34	Thai Airways	19,7	692
35	Etihad Airways	17,8	1332
36	Air New Zealand	17,3	531
37	Philippine Airlines	15,9	517
38	TAP Portugal	15,8	745
39	China Airlines	15,6	296
40	Aegean Airlines	14,0	433
41	Austrian Airlines	13,9	391
42	Malaysia Airlines	13,5	1031
43	Finnair	13,3	462
44	EVA Air	12,5	386
45	Aeromexico	12,2	390
46	Hawaiian Airlines	11,8	218
47	Aer Lingus	11,6	482
48	Ethiopian Airlines	11,5	339
49	Copa Airlines	10,1	159
50	Oman Air	9,5	263
TOPLAM		1.910,2	42.881

Yolcuların uçuş tarihlerine göre 1 Ocak 2014 ile 31 Aralık 2019 arasındaki ilk 50 geleneksel havayoluna ait değerlendirmelerin tümü araştırmaya dâhil edilmiştir. Toplanan yolcu değerlendirmelerinin yıllara göre dağılımı Tablo 3.5'te yer almaktadır.

Tablo 3.5. Yolcu değerlendirmesi verilerinin yıllara göre dağılımı

Yıl	Değerlendirme Sayısı
2014	7.283
2015	8.284
2016	6.509
2017	6.582
2018	7.014
2019	7.209
TOPLAM	42.881

3.5. Veri Toplama Tekniği

Araştırma kapsamında internet ortamında mevcut olan ikincil veriler kullanılmıştır. Verilerin elde edildiği sosyal medya platformu olan Skytrax internet sitesi, havayolu işletmelerinin yolcular tarafından değerlendirildiği ve herkesin erişimine açık bir havayolu derecelendirme sitesidir. Skytrax kullanım hüküm ve koşulları ticari amaçlar dışında veri ve materyalin kullanımını yasaklamadığından ötürü (Bunchongchit & Wattanacharoensil, 2021), araştırmada Skytrax üzerinde yer alan yolcu değerlendirmeleri kullanılmıştır. Literatürde Skytrax verilerinin kullanıldığı birçok araştırma mevcuttur (Bogicevic vd., 2017; Kiliç & Çadirci, 2021; Lacic vd., 2016; Punel vd., 2019; Shadiyar vd., 2020).

Skytrax web sitesinde yer alan havayolu değerlendirme verilerinin elde edilmesine yönelik açık kaynak kodlu bir Google Chrome eklentisi olan Web Scraper (<https://webscraper.io/>) kullanılmıştır. Skytrax platformunda yer alan örnek bir yolcu değerlendirmesi üzerinde araştırmada kullanılan değişken verileri Şekil 3.7'de gösterilmiştir.

9/10

"Still my favourite airline"

38 reviews (Netherlands) 13th March 2019

Memnuniyet Değişkeni Değeri

Yolcu Değerlendirme Metni

Yolcunun Uçuş Tarihi

Sktrax Tarafından Belirlenen Hizmet Özelliklerinin Puanlandırması

Fiyat-Değer Algısı Değişkeni Değeri

Başkasına Önerme Değişkeni Kategorisi

Aircraft	A321/A320
Type Of Traveller	Couple Leisure
Seat Type	Economy Class
Route	Venice to Dusseldorf via Frankfurt
Date Flown	March 2019
Seat Comfort	★★★★☆
Cabin Staff Service	★★★★☆
Food & Beverages	★★★★☆
Ground Service	★★★★☆
Value For Money	★★★★☆
Recommended	✓

Şekil 3.7. Skytrax platformundaki örnek değerlendirme üzerinde araştırma değişken verilerinin gösterimi

Araştırmada kullanılan başlıca Skytrax verileri yolcu değerlendirme metni, genel değerlendirme (memnuniyet değişkeni), fiyat-değer algısı puanlandırması ve başkasına önermeye ilişkin kategoridir. Genel değerlendirme puanı yolcuların memnuniyetini ifade etmekte olup, literatürde de bu yönde kullanılmaktadır (Y. Zhao, Xu, & Wang, 2019). Ayrıca Skytrax tarafından belirlenen hizmet özellikleri puanlandırmaları da platform üzerinde yer almaktadır. Ancak bu hizmet özelliği puanlandırmaları araştırmada kullanılmamıştır. Bunun yerine hizmet özellikleri metin verilerinden keşfedilerek, özelliklere ilişkin yolcu duyguları belirlenmiştir.

4. BULGULAR VE YORUM

4.1. Metin Ön İşleme Sürecinde Elde Edilen Bulgular

Metin ön işleme sürecinde yapılan doğal dil işleme adımları özünde verileri analizlere hazırlamak için yapılandırılmış hale getirilmesini amaçlamaktadır. Bu nedenle araştırma modelinin ilk aşamasında değişkenlere ilişkin çıkarım elde etme amacı bulunmamaktadır. Ancak yine de bu aşamada yapılan işlemler araştırma kapsamında değer sunabilecek bazı bulgular içermektedir. İlgili bulgular bu bölümde sunulmuştur.

Metin ön işleme sürecinde kullanılan operatörlerin çoğu İngilizce diline yönelik önceden tanımlanmış olan derlem ya da sözlükleri kullanmaktadır. Diğerlerinden farklı olarak kullanıcı tanımlı kelime filtreleme operatörünün kullandığı filtre veriseti araştırmaya konusuna özgü oluşturulmuştur. Kullanıcı tanımlı kelime filtreleme havayolu hizmet özellikleri ile ilgili olmayan, ancak bu kapsamda yapılacak konu modellemesini olumsuz etkileyen kelimelerin dokümanlardan çıkarılmasını amaçlamaktadır. Bu kapsamda kullanıcı tanımlı olarak filtrelenen kelimelerin dağılımı aşağıda Tablo 4.1’de yer almaktadır.

Tablo 4.1. *Kullanıcı tanımlı filtrelenen kelimelerin dağılımı*

Filtre Açıklaması	Filtrelenen Kelime Sayısı
Ay isimleri	12
Havayolu isimlerinde yer alan kelimeler	62
Dünya’daki tüm şehir, ülke ve kıta isimleri	15.537
Tüm verisetinde yalnızca tek bir dokümanda geçen kelimeler	113
Tüm verisetinde yalnızca bir kere geçen kelimeler	2.534
TOPLAM	18.258

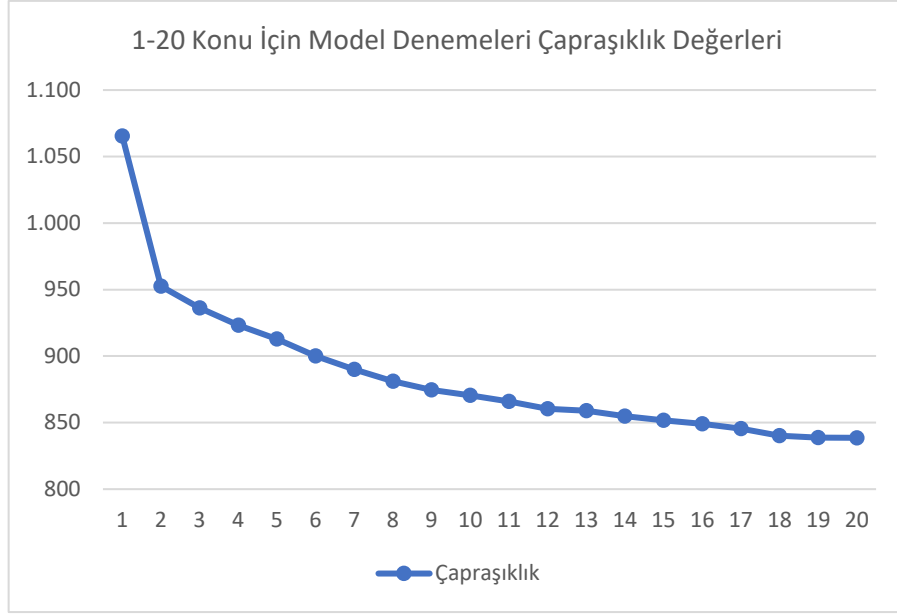
Yapılan kullanıcı tanımlı kelime filtreleme sayesinde GDA’nın keşfettiği konuların ve kelime listelerinin doğruluğunun artırılması sağlanmıştır. Tüm verisetinde yalnızca bir kere geçen ya da sadece tek bir dokümanda geçen kelimeler GDA uygulaması açısından etkisiz olduğu için hesaplama süresini azaltmak için bu kelimeler de çıkarılmıştır.

Metin ön işleme sürecinde tüm verisetindeki kelimelerin frekansları elde edilmiştir. Veriseti içindeki toplam frekansına göre ilk 100 kelime EK-1’de yer almaktadır. Yolcuların çevrimiçi yorumlarındaki öne çıkan kelimeleri görselleştirmek amacıyla R yazılımı üzerinden “wordcloud”, “RColorBrewer” paketleri kullanılarak

özelliklerine karşılık gelmemektedir. Bu sorunun çözümüne yönelik GDA yöntemi kullanılmış ve doğrudan araştırmada kullanılan metin verilerine dayalı konu modellemesi yapılmıştır. Metin ön işleme sürecinin çıktısı olan yapılandırılmış dokümanların analizi yapılmıştır. GDA uygulamasında konu modellemesinin doğruluğunu arttırmak amacıyla sadece dokümanlardaki dil bilgisel isimler dikkate alınmıştır (Martin & Johnson, 2015).

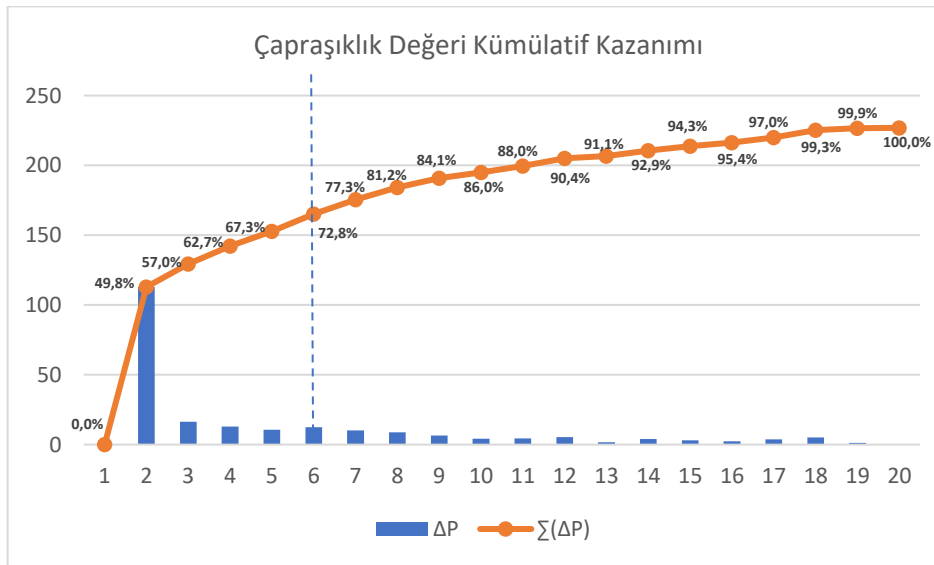
GDA modelindeki kapsamındaki en önemli problemlerden biri optimum konu sayısının belirlenmesidir. GDA, konu sayısını önceden belirlenmiş bir sabit olarak kabul eden bir yöntemdir (Blei vd., 2003). Bu kapsamda farklı sayıdaki konulara göre modelin performansının karşılaştırılmasına yönelik yaklaşımlar mevcuttur. Farklı konu sayılarına göre model tutarlılık değerlerinin karşılaştırılması (Kiliç & Çadirci, 2021) ve model çapraşıklık değerlerinin karşılaştırılması (Lucini vd., 2020) GDA konu sayısını belirlemek için en çok kullanılan iki yöntemdir. Ayrıca sadece matematiksel parametrelere göre doğru konu sayısını seçmek her zaman semantik açıdan en iyi sonucu vermeyebilir. Matematiksel uygunluk ölçütleri ile birlikte uzman yorumunun birlikte değerlendirilerek optimum konu sayısının belirlenmesi konuların semantik olarak daha iyi yorumlanabilir olmasını sağlamaktadır (Jacobi, van Atteveldt, & Welbers, 2016). Araştırmada optimum konu sayısının belirlenmesi için çapraşıklık değerleri ile birlikte semantik özellikler birlikte değerlendirilmiştir. Daha düşük bir çapraşıklık değeri, modelin yeni belgelerde daha iyi genelleme performansı göstermesi anlamında gelmektedir (Xiang, Du, Ma, & Fan, 2017).

Modelde yer alan α ve β parametreleri belirlenirken olasılık modelinin konuları optimum düzeyde öngörebileceği değerler sezgisel yaklaşım ile belirlenmiştir. 1-20 arası konu sayısı için 20 farklı model denenmiştir. Yapılan her deneme için model iterasyon sayısı 1000 olarak belirlenmiştir. Optimum konu sayısının belirlenmesine yönelik yapılan denemelerin çapraşıklık değerleri karşılaştırması Şekil 4.2'de yer almaktadır.



Şekil 4.2. Konu sayısına göre GDA modelleri çapraşıklık değerleri

Optimum konu sayısının belirlenmesine yönelik olarak çapraşıklık değeri değişim grafiğinin yorumlanmasında uygulanabilecek yöntemlerden biri grafikteki kırılım (dirsek) noktasının belirlenmesidir (Jacobi vd., 2016; Xiang vd., 2017). Ancak grafikte belirgin bir kırılım noktası bulunmamaktadır. Bu nedenle konu sayısına karar vermek için çapraşıklık değerindeki kümülatif performans kazanımı incelenmiştir. Ayrıca model performansındaki kazanım ile birlikte konular altında yer alan kelimelerin ilgili konuları anlamsal temsil güçleri de dikkate alınmıştır. Farklı konu sayısına göre yapılan denemelerin çapraşıklık değerindeki kazanımların gösterimi Şekil 4.3'te yer almaktadır.



Şekil 4.3. Çapraşıklık değeri kümülatif kazanım grafiği

Bu sayede belirlenen hizmet özelliklerinin semantik açıdan yorumlanabilir olması garanti altına alınmıştır

Şekil 4.3'te yer alan dikey barlar i . GDA modelinin çapraşıklık değerinin bir önceki modele göre değişim miktarıdır (ΔP). Şekilde yer alan eğik çizgi ise i . GDA modelinin ΔP değerinin maksimum çapraşıklık kazanımına oranıdır ($\sum(\Delta P)$). Maksimum çapraşıklık kazanımı ise 1. model ile 20. model çapraşıklık değerleri arasındaki mutlak farktır (Maksimum-minimum). Farklı sayıdaki konulara göre yapılan GDA denemelerinin semantik yorumlanabilirlik özellikleri de göz önünde bulundurulduğunda, havayolu yolcularının değerlendirmelerindeki optimum hizmet özelliği sayısı 6 olarak belirlenmiştir. Konu sayısının 6'dan fazla olduğu modellerde her ne kadar çapraşıklık değeri iyileşse de, semantik ilişkilerin anlamlı düzeyde olmadığı ve kapsam geçerliliği sorunlarının olduğu gözlemlenmiştir. Bu nedenlerle optimum konu sayısı 6 olarak belirlenmiş ve havayolu hizmet özelliklerinin semantik açıdan yorumlanabilir olması garanti altına alınmıştır. 6 konunun olduğu GDA modelinin kümülatif çapraşıklık kazanımı ise %72,84'tür. Bu yüzde 6 konulu modelin başlangıç modeline göre ne kadar iyi olduğunu ifade etmektedir.

GDA sonucunda konu modellemesi yapılmış, 6 havayolu hizmet özelliği ve her bir konuyu temsil eden 15'er kelime belirlenmiştir. Konular altında yer alan kelimeler ilgili konuyu en iyi şekilde temsil eden olasılık dağılımını oluşturmaktadırlar. Konular yani havayolu hizmet özellikleri ilgili konu altında yer alan kelimelerin birlikte temsil ettiği temaya göre isimlendirilmiştir. Belirlenen konular ve konulara ait kelime listeleri Tablo 4.2'de yer almaktadır.

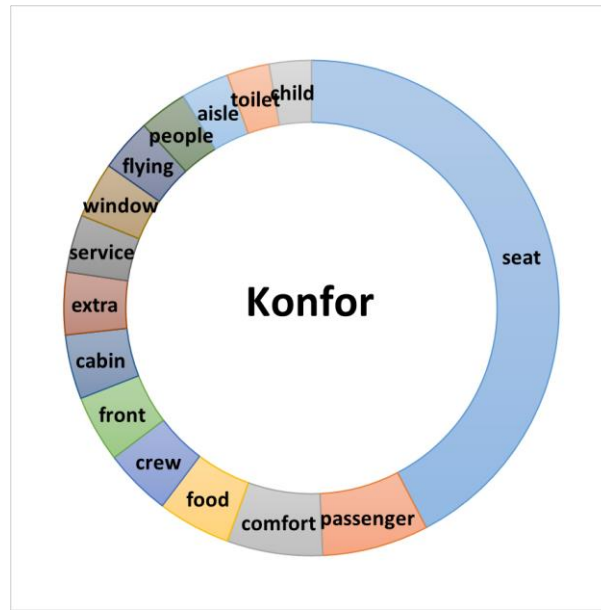
Tablo 4.2. GDA konu ve kelime listeleri

Konfor	Kabin Personeli	Uçuş Deneyimi	Yer Hizmetleri	İkram	Kabin İçi Eğlence
seat	staff	class	hours	food	entertainment
passenger	service	business	check	service	cabin
comfort	attendant	seat	airport	crew	trip
food	cabin	service	delay	meal	screen
crew	crew	food	luggage	cabin	time
front	time	lounge	gate	time	aisle
cabin	offer	cabin	baggage	seat	selection
extra	change	crew	service	drink	passenger
service	request	experience	ground	entertainment	space
window	food	time	customer	staff	free

Konfor	Kabin Personeli	Uçuş Deneyimi	Yer Hizmetleri	İkram	Kabin İçi Eğlence
flying	information	premium	staff	snack	movie
people	help	flat	boarding	experience	window
aisle	travel	staff	connection	choice	wifi
toilet	clean	drink	wait	clean	option
child	care	product	counter	breakfast	connection

Tablo 4.2'deki GDA çıktıları incelendiğinde denemeler sonucunda elde edilen modelde kelime-konu yapısının havayolu hizmet özellikleri bağlamında tatmin edici düzeyde semantik geçerliliği olduğu görülmektedir. Yolcuların havayolu değerlendirme metinleri analiz edilerek belirlenen 6 hizmet özelliği sırasıyla konfor, kabin personeli, uçuş deneyimi, yer hizmetleri, ikram ile kabin içi eğlencedir. Havayolları tarafından sunulan hizmetler göz önüne alındığında belirlenen konuların her birinin ana hizmetin bir özelliği olarak ele alınabileceği görülmektedir. GDA konuları altında yer alan kelimelerin sıralaması da kelimelerin ilgili konu kapsamındaki ağırlıklarına göre yapılmıştır. Üst sırada yer alan kelimelerin ilgili hizmet özelliği içerisindeki ağırlığı daha fazladır. Kelimelerin konular altındaki ağırlıkları EK-2'de verilmiştir.

Konfor hizmet özelliğini oluşturan kelimeler incelendiğinde yolcuların koltuk, konfor, koridor, tuvalet, insanlar, yiyecek ve kabin ekibi gibi kelimeler kullandığı görülmektedir. İlgili kelimeler ağırlıkları ile birlikte dikkate alındığında konfor hizmet özelliği ile bağdaştıkları görülmektedir. Konfor hizmet özelliğini temsil eden kelimeler ağırlıklarına göre görselleştirilerek Şekil 4.4'te verilmiştir.



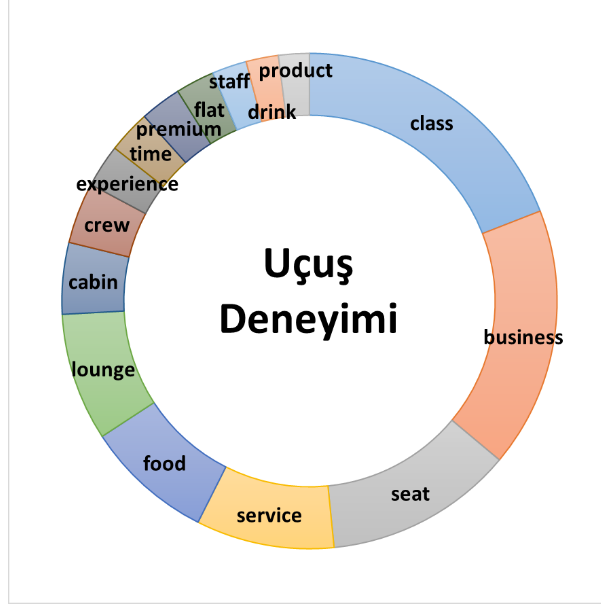
Şekil 4.4. Konfor hizmet özelliğini temsil eden kelimeler

Kabin personeli hizmet özelliğini oluşturan kelimeler incelendiğinde yolcuların kabin personeli, hizmet sunumu, konfor, yemek, rica etme, bilgi alma ve temizlik gibi kelimeler kullandığı görülmektedir. İlgili kelimeler ağırlıkları ile birlikte dikkate alındığında kabin personeli hizmet özelliği ile bağdaştıkları görülmektedir. Kabin personeli hizmet özelliğini temsil eden kelimeler ağırlıklarına göre görselleştirilerek Şekil 4.5'te sunulmuştur.



Şekil 4.5. Kabin personeli hizmet özelliğini temsil eden kelimeler

Uçuş deneyimi hizmet özelliğini oluşturan kelimeler incelendiğinde yolcuların kabin sınıfı, ayrıcalıklı hizmetler sunumu, lounge, deneyim, hizmet ve yemek gibi kelimeler kullandıkları görülmektedir. İlgili kelimeler ağırlıkları ile birlikte dikkate alındığında uçuş deneyimi hizmet özelliği ile bağdaştıkları görülmektedir. Uçuş deneyimi hizmet özelliğini temsil eden kelimeler ağırlıklarına göre görselleştirilerek Şekil 4.6'da verilmiştir.



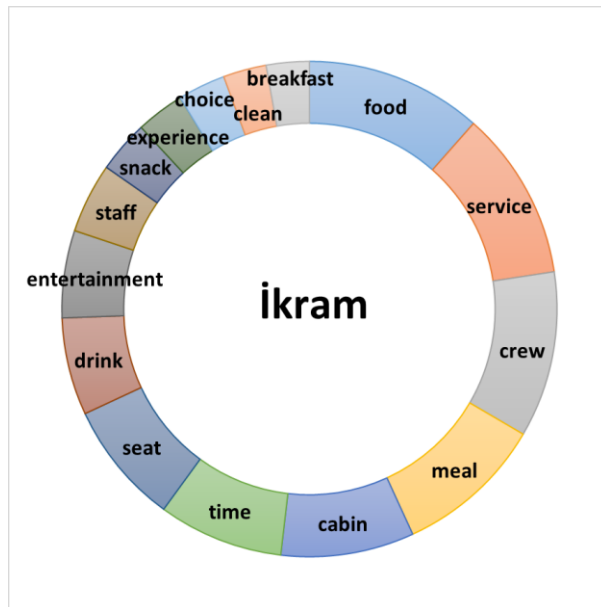
Şekil 4.6. Uçuş deneyimi hizmet özelliğini temsil eden kelimeler

Yer hizmetleri hizmet özelliğini oluşturan kelimeler incelendiğinde yolcuların uçuş gecikmeleri, beklemler, havalimanı, check-in, boarding, uçuş bağlantıları ve bagaj gibi kelimeler kullandığı görülmektedir. İlgili kelimeler ağırlıkları ile birlikte dikkate alındığında yer hizmetleri hizmet özelliği ile bağdaştıkları görülmektedir. Yer hizmetleri hizmet özelliğini temsil eden kelimeler ağırlıklarına göre görselleştirilerek Şekil 4.7’de verilmiştir. Dahası, yer hizmetleri hizmet özelliğini oluşturan kelimelerin genellikle gecikme ve bekleme gibi olumsuz anlamlar taşıdıkları görülmektedir. Bu durumda yolcuların çevrimiçi değerlendirmelerinde yer hizmetleri konusunda genellikle olumsuz durumları dile getirdiği söylenebilir. Ayrıca yolcuların yer hizmetlerini genel havayolu seyahati deneyimi içerisinde olmazsa olmaz özellik olarak gördükleri de çıkarılabilir. Bu nedenle değerlendirmelerde yer hizmetleri söz konusu olduğunda yolcuların şikâyetlerini dile getirmelerinin daha olası olduğu görülmektedir.



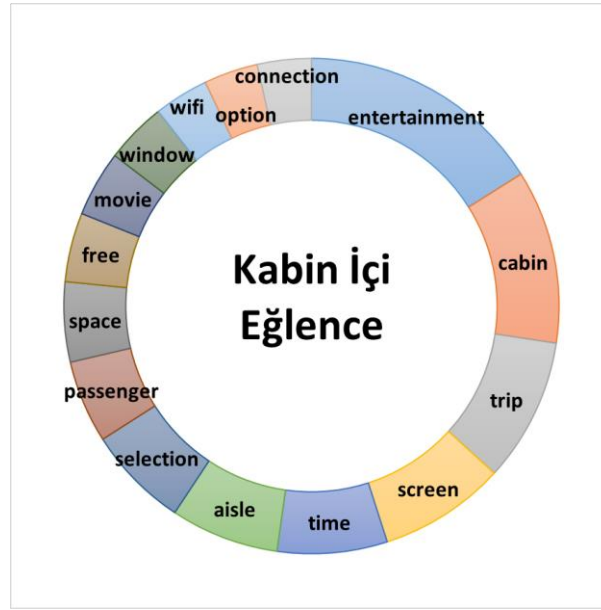
Şekil 4.7. Yer hizmetleri hizmet özelliğini temsil eden kelimeler

İkram olarak adlandırılan hizmet özelliğini oluşturan kelimeler incelendiğinde yolcuların yemek, servis, kabin ekibi, öğün ve atıştırılabilirlik gibi kelimeler kullandıkları görülmektedir. İlgili kelimeler ağırlıkları ile birlikte dikkate alındığında ikram hizmet özelliği ile bağdaştıkları görülmektedir. İkram hizmet özelliğini temsil eden kelimeler ağırlıklarına göre görselleştirilerek Şekil 4.8’de verilmiştir.



Şekil 4.8. İkram hizmet özelliğini temsil eden kelimeler

Kabin içi eğlence olarak adlandırılan hizmet özelliğini oluşturan kelimeler incelendiğinde yolcuların eğlence, kabin, ekran, koridor, film, wifi ve seçenek gibi kelimeleri kullandıkları görülmektedir. İlgili kelimeler ağırlıkları ile birlikte dikkate alındığında kabin içi eğlence hizmet özelliği ile bağdaştıkları görülmektedir. İkram hizmet özelliğini temsil eden kelimeler ağırlıklarına göre görselleştirilerek Şekil 4.9'da verilmiştir.



Şekil 4.9. Kabin içi eğlence hizmet özelliğini temsil eden kelimeler

Yapılan analiz sonucunda yolcuların havayolu değerlendirme metinlerinde bahsettikleri 6 ana hizmet özelliği belirlenmiştir. Elde edilen kelime listelerine bakıldığında ise, bir kelimenin birden fazla konunun altında yer alabildiği görülmektedir. GDA yönteminin çalışma prensibi gereği aynı kelimelerin farklı konular altındaki farklı olasılık dağılımlarını temsil edecek şekilde yer alabilmesi nedeniyle, konuların isimlendirilmesinde sadece kelimelere değil, kelimelerin ağırlıklarına da bakılmıştır.

Özellikle havayolları tarafından uçuş esnasında sunulan hizmetlere bakıldığında ikram, konfor, uçuş deneyimi ve kabin personeli hizmet özelliklerinin birbiri ile ortak kelimelere sahip olduğu görülmektedir. *Yemek, servis, kabin ekibi, kabin* kelimeleri ikram, konfor, uçuş deneyimi ve kabin personeli hizmet özelliklerinin tümünde ortak olma özelliği taşımaktadırlar. Bu kelimeler ilgili hizmet özelliklerinin benzerliklerini temsil etme gücü taşımaktadırlar.

GDA yöntemi kullanılarak elde edilen konular HTDA yöntemi kapsamında kullanılan Aylie API sisteminin hedef kategorileri çıktılarını iyileştirmede önemli rol oynamıştır.

Bu bölümde yer alan bulgular sayesinde araştırma kapsamındaki “Yolcuların sosyal medyada (Skytrax) bahsettikleri havayolu hizmet özellikleri nelerdir?” araştırma sorusu yanıtlanmıştır. Doğrudan yolcuların sosyal medyadaki paylaşımlara dayanarak geleneksel havayollarının hizmet özellikleri konfor, kabin personeli, uçuş deneyimi, yer hizmetleri, ikram ve kabin içi eğlence olarak keşfedilmiştir.

4.3. Yolcuların Hizmet Özelliklerine Yönelik Duygularının Belirlenmesi

Yolcuların hizmet özelliklerine yönelik duygularını belirlemek amacıyla araştırmanın yöntem bölümünde detayları sunulan HTDA yöntemi kullanılmıştır. HTDA yöntemi için kullanılan analiz aracının sunduğu kategorileri iyileştirmek amacıyla GDA çıktıları olan konfor, kabin personeli, uçuş deneyimi, yer hizmetleri, ikram ve kabin içi eğlence konuları dikkate alınmıştır. Bunun için Aylie API tarafından havayolu bilgi alanında sunulan ve GDA çıktılarıyla ortak kategoriler (konfor, kabin personeli, uçuş deneyimi, yer hizmetleri, ikram) korunmuştur. Yine aynı sistem tarafından sunulan dakiklik, yer hizmetleri, havalimanı ve bagaj hedef kategorileri ise GDA çıktıları dikkate alınarak tek bir konu altında birleştirilerek yer hizmetleri olarak adlandırılmıştır. Bu kapsamda yapılan birleştirme işleminde ise, Aylie API tarafından sunulan hedef kategorilere ait duygu polarite değerleri toplanarak tek bir hizmet özelliğini temsil edecek şekilde yeni bir duygu sınıflandırması yapılmıştır. Son olarak Aylie API tarafından sunulan değer hedef kategorisi araştırma kapsamında hizmet özelliği yerine bağımlı değişken olarak ele alınmaktadır. Bu nedenle ilgili hedef kategori kullanılmamıştır. Açıklanan adımlar doğrultusunda verisetinde yeniden kodlama işlemleri yapılarak analizler yürütülmüştür.

Yapılan HTDA uygulamasında 41.881 yolcu değerlendirme metni analiz edilmiştir. Her bir yolcu değerlendirmesi için metinde yer alan hizmet özellikleri ve bu özelliklere yönelik yolcu duyguları belirlenmiştir. Duygular belirlenirken ilgili hizmet özelliğinin bahsedildiği alt-metin içerisindeki kelimelerin taşıdığı duygu polariteleri dikkate alınmıştır. HTDA sonucunda etiketlenen toplam duygu sayısının hizmet özelliklerine göre dağılımı Tablo 4.3'te yer almaktadır.

Tablo 4.3. HTDA hizmet özelliklerine göre etiketlenen duygu sayıları dağılımı

	İkram	Konfor	Kabin İçi Eğlence	Kabin Personeli	Uçuş Deneyimi	Yer Hizmetleri
Pozitif	14269	9213	5753	18486	5497	12708
Nötr	2107	703	741	2278	673	3192
Negatif	9650	4219	3826	15034	5786	15513

Hizmet özelliklerine göre toplam etiketlenen duygu sayısını daha detaylı incelemek için her bir hizmet özelliğindeki negatif etiket sayısının pozitif etiket sayısına olan oranına bakılmıştır. Bu oran ikram için %67,6; konfor için %45,8; kabin içi eğlence için %66,5; kabin personeli için %81,3; uçuş deneyimi için %105,3; yer hizmetleri için %122,1'dir. Söz konusu oranın 1'in altında olması ilgili hizmet özelliğine dair yolcuların olumlu duyguları ön plana çıkaran paylaşım yaptıkları anlamına gelmektedir. Yani bütüne bakıldığında yolcuların bu hizmet özelliklerinde beklentilerinin karşılanma oranları daha yüksektir. Bu oranın 1'in üstünde olması durumunda ise ilgili hizmet özelliğine dair yolcuların olumsuz duyguları daha fazla öne çıkaran paylaşımlar yaptıkları çıkarılabilir. Bu durum da havayollarının ilgili hizmet özelliklerinde yolcuların beklentilerinin altında kaldıkları anlamına gelmektedir.

Hizmet özellikleri ayrımı yapılmaksızın yolcuların havayollarından aldıkları hizmete yönelik yapılan hedef kategori duygu etiketlemede ise; 65.926 pozitif, 9.694 nötr ve 54.028 negatif etiketleme yapılmıştır. Bu rakamlara bakarak yolcuların sosyal medyada paylaştıkları havayolu deneyimlerinde olumlu duyguların çoğunlukta olduğu görülmektedir. Ayrıca pozitif ve negatif duygu etiketleri sayılarının birbirine yakın olması da dağılımın aşırı çarpık olmadığı anlamında gelmektedir. Sadece negatif ya da sadece pozitif yorumların baskın olduğu bir dağılıma rastlanmış olması verilerde raporlama yanlışlığı olduğuna işaret edecektir (Halpern & Mwesiumo, 2021; Han & Anderson, 2020). Araştırmada kullanılan verisetinde ise böyle bir yanlışlığın olmadığı görülmektedir.

Yapılan HTDA uygulaması kapsamında pozitif ve negatif duygular dışında nötr duygular da belirlenmektedir. Nötr duygu olarak belirtilen sınıf aslında ilgili kategoride duygunun olmaması anlamına gelmektedir. Bu kategorinin belirlenmesi yöntem algoritmasının pozitif ve negatif duygu sınıflarını birbirinden ayırmasını sağlaması için gereklidir. Ancak belirlenen nötr duyguların araştırma kapsamındaki ilişkileri açıklama açısından anlamlı bir değeri bulunmamaktadır. Bu nedenle analiz çıktılarında sunulan

nötr duygular üzerine detaylı çıkarımlar yapılmamıştır. Sadece analiz yöntemlerinin etkin şekilde uygulanabilmesi ve verisetinde kayıp değer oluşmaması açısından nötr duygu etiketleri korunmuştur.

HTDA uygulamasının araştırma modelindeki katkısı incelendiğinde, bu analiz metin verisi içerisinden anlamlı bilgi çıkarımını mümkün kılmaktadır. Analiz sonucunda verisetinde her bir yolcu yorumu için 6 farklı hizmet özelliğine yönelik duygu değişkeni türetilmiştir. Elde edilen yeni veriler araştırmanın bağımlı değişkenlerini (fiyat-değer algısı, memnuniyet, başkasına önerme) açıklamak için derinlemesine analiz imkânı sunmuştur.

Elde edilen bilgiler havayolu işletmelerine ait yolcu değerlendirme metinleri içerisinde hangi hizmet özelliklerinden yolcuların memnun olduğu, hangilerinden ise memnun olmadığı konusunda çıkarım yapmalarına imkân tanımaktadır. Havayolu işletmelerine göre yolcuların hizmet özelliklerine yönelik duygu dağılımları EK-3'te yer almaktadır.

Bu bölümde yer alan bulgular araştırma kapsamındaki “Yolcuların havayolu hizmet özelliklerine yönelik ifade ettikleri duygular nelerdir?” araştırma sorusunu yanıtlamamızı sağlamıştır. Her bir yolcunun metin tabanlı değerlendirmelerindeki havayolları hizmet özelliklerine yönelik ifade ettikleri duygular keşfedilerek anlamlı ve değerli bilginin çıkarımı sağlanmıştır.

4.4. Yolcuların Duyguları ile Fiyat-Değer Algıları Arasındaki İlişki

Araştırmanın hipotezleri başlığı altında yolcuların hizmet özelliklerine yönelik duyguları ile fiyat-değer algıları arasındaki ilişkiyi sınamak için hipotez kurulurken, hizmet özellikleri henüz belirlenmemiş olduğundan aşağıda yer aldığı şekilde matematiksel bir ifade kullanılmıştır.

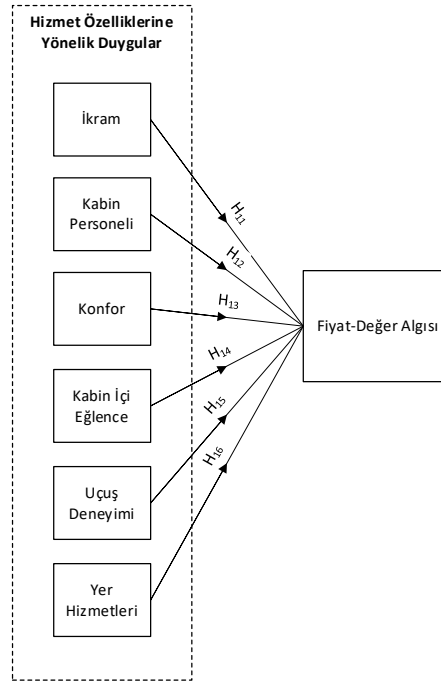
H_{1i} : Yolcuların $HÖ_i$ 'ye yönelik duyguları ile fiyat-değer algıları arasında anlamlı bir ilişki vardır.

$HÖ_i$: i . hizmet özelliği, $i=\{1, 2, 3, \dots, N\}$; N : Keşfedilen konu sayısı

GDA sonucunda belirlenen hizmet özellikleri doğrultusunda yukarıdaki ifadede N parametresi güncellenerek 6 farklı hipotez çoklu lojistik regresyon analizi uygulanarak

sınanmıştır. Aşağıda hipotezler yer almakta olup, Şekil 4.10’da değişkenler arası ilişkiler gösterilmiştir.

- H₁₁: Yolcuların ikram hizmet özelliğine yönelik duyguları ile fiyat-değer algıları arasında anlamlı bir ilişki vardır.
- H₁₂: Yolcuların kabin personeli hizmet özelliğine yönelik duyguları ile fiyat-değer algıları arasında anlamlı bir ilişki vardır.
- H₁₃: Yolcuların konfor hizmet özelliğine yönelik duyguları ile fiyat-değer algıları arasında anlamlı bir ilişki vardır.
- H₁₄: Yolcuların kabin içi eğlence hizmet özelliğine yönelik duyguları ile fiyat-değer algıları arasında anlamlı bir ilişki vardır.
- H₁₅: Yolcuların uçuş deneyimi hizmet özelliğine yönelik duyguları ile fiyat-değer algıları arasında anlamlı bir ilişki vardır.
- H₁₆: Yolcuların yer hizmetleri hizmet özelliğine yönelik duyguları ile fiyat-değer algıları arasında anlamlı bir ilişki vardır.



Şekil 4.10. Fiyat-değer algısına ilişkin kurulan hipotezler

Yapılan lojistik regresyon analizinde hizmet özelliği değişkenlerinde negatif duygular referans kategori olarak dikkate alınmıştır. Yolcuların hizmet özelliklerine yönelik herhangi bir duygu belirtmediği tüm durumlar da nötr duygu olarak kabul edilmiştir. Bu sayede tahmin edicilerdeki eksik bilgi problemi önlenmiştir. Başlangıç

verisetinde 1-5 arası değer alan fiyat-değer algısı bağımlı değişkeni yüksek ve düşük kategorilerini temsil edecek şekilde yeniden kodlanmış ve bu şekilde operasyonelleştirilmiştir. Değişken yeniden kodlanırken 1 ve 2 skorları düşük fiyat-değer algısı, 4 ve 5 skorları yüksek fiyat-değer algısı olarak kodlanmıştır. Fiyat-değer algısı skoru 3 olan gözlemler orta düzey fiyat-değer algısına karşılık gelmekte olup, bu gözlem sınıfı anlamlı katkı düzeyinin düşük olması nedeniyle analizin dışında tutulmuştur. Yolcuların hizmet özelliklerine yönelik duygularının fiyat-değer algısı orta düzeyde olan yolcuları tahmin etmek için modellenmesi, araştırma sorusuna katkı sunmayacağı için bu düzeltme uygulanmıştır. Bu sayede bağımlı değişkende iki uç düzeyde fiyat-değer algısı dikotomisi sağlanmıştır. Bağımlı değişkenin yeniden kodlanması sonrasında analize $N=36.647$ yolcunun verisi dâhil edilmiştir. “Yolcuların havayolu hizmet özelliklerine yönelik duyguları ile fiyat-değer algıları arasındaki ilişki nedir?” araştırma sorusuna cevap aranmıştır.

Bağımsız değişkenler kategorik olduğundan dolayı tanımlayıcı istatistikler yerine frekans dağılımları sunulmuştur. Bağımsız değişkenlerin düzeylerinin fiyat-değer algısına göre frekansları aşağıdaki Tablo 4.4’te yer almaktadır.

Tablo 4.4. Bağımsız değişkenlerin fiyat-değer algısına göre frekansları

Fiyat-Değer Algısı	Duygu	Hizmet Özellikleri					
		İkram	Konfor	Kabin İçi Eğlence	Kabin Personeli	Uçuş Deneyimi	Yer Hizmetleri
Düşük	Negatif	5352	2260	1842	10646	4013	10877
	Nötr	10717	14195	14840	5090	12442	4770
	Pozitif	1077	691	464	1410	691	1499
Yüksek	Negatif	2287	1052	1205	1897	885	2456
	Nötr	5675	11064	13778	2791	14479	7572
	Pozitif	11539	7385	4518	14813	4137	9473

Lojistik regresyon varsayımları arasında yer alan bağımsız değişkenler arasındaki çoklu bağlantının kontrolü için önce değişkenler arası korelasyonlara daha sonra varyans şişirme faktörü (VIF) değerlerine bakılmıştır. Değişkenler arası korelasyon katsayıları (Sperman’s rho) Tablo 4.5’te yer almaktadır.

Tablo 4.5. Bağımsız değişkenler arası korelasyonlar (fiyat-değer algısı)

	İkram	Konfor	Kabin İçi Eğlence	Kabin Personeli	Uçuş Deneyimi	Yer Hizmetleri
İkram	1					
Konfor	,309**	1				
Kabin İçi Eğlence	,246**	,188**	1			
Kabin Personeli	,495**	,342**	,235**	1		
Uçuş Deneyimi	,248**	,196**	,150**	,323**	1	
Yer Hizmetleri	,350**	,263**	,170**	,522**	,265**	1

**p<0,01

Tablo 4.5'te yer alan korelasyon katsayılarının tümü anlamlıdır (p<0,01). Bağımsız değişkenler arasındaki ilişkiler ise zayıf ve orta düzeyde değişmektedir. Korelasyon katsayıları incelendiğinde değişkenler arasında yüksek ilişkinin olmadığı görülmektedir. 0,90 üzerinde korelasyon katsayısı olmadığı için, bağımsız değişkenler arasında çoklu bağlantı problemi olmadığı çıkarılabilir (Pallant, 2011). Ayrıca VIF değerleri de kontrol edilmiş ve değerlerin tümünün 10'un altında olması çoklu bağlantı probleminin araştırma bağlamında risk olmaktan uzak olduğunu teyit etmiştir. Bir diğer lojistik regresyon varsayımı olan hataların bağımsızlığı da verisetinde tekrarlı ya da eşleştirilmiş ölçümler olmadığından ihlal edilmemiştir. Lojistik regresyon varsayımlarının sonucusu olan lineerlik ise, sürekli bağımsız değişkenlerin bağımlı değişken ile doğrusal ilişkiye sahip olmasıdır. Analizde yer alan bağımsız değişkenlerin tümü kategorik olduğundan bu varsayımın test edilmesine gerek olmamaktadır (Field, 2009).

Yapılan lojistik regresyon analizi sonucunda kurulan logit model bağımlı değişkendeki değişimin %71,1'ini açıklamaktadır (Nagelkerke R²). Buna ek olarak Cox and Snell's R² değeri %53,3 olarak hesaplanmıştır. Hosmer and Lemeshow testi için anlamlılık düzeyi p<0,05 çıkmıştır. Ancak 25.000 satırı geçen büyük örneklerde Hosmer and Lemeshow testi p değeri <0,05 yönünde yakınsamaktadır (Yu, Xu, & Zhu, 2017). Araştırmada kullanılan örneklemin büyük olması nedeniyle lojistik regresyon modelinin uyum iyiliğini değerlendirmeye yönelik modeldeki doğru sınıflandırma oranına bakılmıştır. Modelin doğru sınıflandırma oranı %88,0'dir. Model uyum iyiliğinin yeterli olduğu görülmektedir. Geliştirilen modeldeki katsayıların Omnibus Testleri de anlamlı düzeydedir (p<0,05). Bu durum başlangıç modeli ile geliştirilen modeldeki Log

likelihood (-2LL) değerleri arasındaki farkın anlamlı olduğunu göstermektedir (Field, 2009). Lojistik regresyon analizinin sınıflandırma tablosu Tablo 4.6’da bulunmaktadır.

Tablo 4.6. Fiyat-değer algısı değişkeni sınıflandırma tablosu

Gözlemlenen	Tahmin Edilen		Doğru Tahmin Yüzdesi
	Düşük	Yüksek	
Düşük	15.280	1.866	89,1
Yüksek	2.546	16.955	86,9
Genel Tahmin Yüzdesi			88,0

Lojistik regresyon analizinin sonuçları ise Tablo 4.7’de yer almaktadır. İlgili tabloda modeldeki Beta katsayılarının Wald istatistiklerine bakıldığında katsayıların tümünün model için anlamlı olduğu görülmektedir ($p < 0,05$). Bu durumda H_{11} , H_{12} , H_{13} , H_{14} , H_{15} , H_{16} alternatif hipotezlerinin tümü kabul edilmiştir. Ayrıca ilgili tabloda her bir katsayının $\text{Exp}(B)$ olarak ifade edilen üstelleştirilmiş lojistik regresyon katsayıları (odds oranları) ile bu katsayıların güven aralıkları da yer almaktadır. $\text{Exp}(B)$ katsayılarının tümü %95 düzeyinde belirlenen güven aralıkları içerisinde yer almaktadır.

Tablo 4.7. Lojistik regresyon sonuçları (fiyat-değer algısı)

Kod	Duygu	B	S.E.	Wald	df	p<	Exp(B)	95% C.I.	
								Alt	Üst
	İkram (-)			1332,933	2	<,001			
ik1	İkram (n)	0,102	0,042	5,898	1	<,05	1,108	1,02	1,203
ik2	İkram (+)	1,668	0,052	1028,605	1	<,001	5,302	4,788	5,871
	Konfor (-)			801,959	2	<,001			
ko1	Konfor (n)	0,491	0,058	72,148	1	<,001	1,634	1,459	1,83
ko2	Konfor (+)	1,880	0,074	653,927	1	<,001	6,556	5,676	7,572
	Kabin İçi Eğlence (-)			350,144	2	<,001			
ke1	Kabin İçi Eğlence (n)	0,326	0,06	29,51	1	<,001	1,385	1,232	1,558
ke2	Kabin İçi Eğlence (+)	1,494	0,085	305,497	1	<,001	4,455	3,768	5,268
	Kabin Personeli (-)			3862,906	2	<,001			
kp1	Kabin Personeli (n)	0,689	0,041	278,981	1	<,001	1,992	1,837	2,159
kp2	Kabin Personeli (+)	2,623	0,043	3666,002	1	<,001	13,771	12,65	14,991
	Uçuş Deneyimi (-)			468,774	2	<,001			
ud1	Uçuş Deneyimi (n)	0,865	0,055	244,857	1	<,001	2,376	2,132	2,648
ud2	Uçuş Deneyimi (+)	1,662	0,077	461,208	1	<,001	5,268	4,526	6,13
	Yer Hizmetleri (-)			1504,068	2	<,001			
yh1	Yer Hizmetleri (n)	1,038	0,04	685,052	1	<,001	2,822	2,611	3,05
yh2	Yer Hizmetleri (+)	1,749	0,047	1413,538	1	<,001	5,749	5,248	6,298
	Sabit	-4,299	0,092	2164,134	1	<,001	0,014		

* (-) : Negatif duygu (ref); (n) : Nötr duygu; (+) : Pozitif duygu

Geliştirilen lojistik regresyon modelinin logit fonksiyonu aşağıda yer almaktadır.

$$\begin{aligned} \text{Logit (fiyat-değer algısı)} = & -4,299+0,230.ik1+1,668.ik2+0,491.ko1+1,880.ko2 \\ & +0,326.ke1+1,494.ke2+0,689.kp1+2,623.kp2 \\ & +0,865.ud1+1,662.ud2+1,038.yh1+1,749.yh2 \end{aligned} \quad (4.1)$$

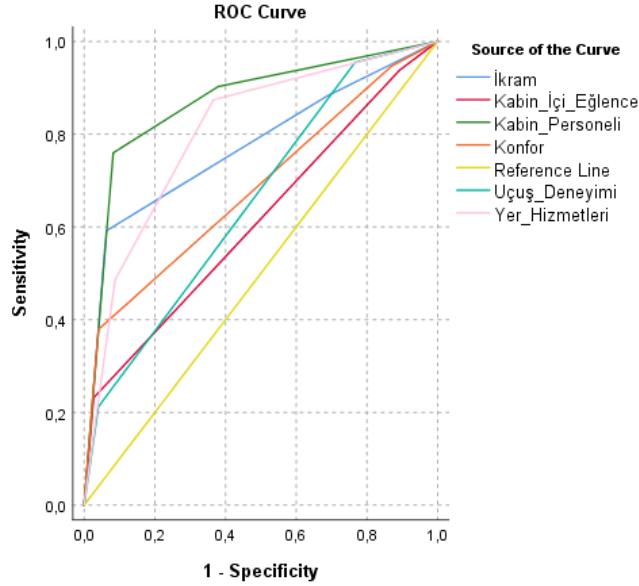
Tablo 4.7’de yer alan Exp(B) değerleri doğrultusunda, yolcuların havayolu hizmet özelliklerindeki pozitif duyguların yüksek fiyat-değer algılamalarına etkileri aşağıdaki maddelerde açıklanmıştır.

- Kabin personeli hizmet özelliği için pozitif duyguya sahip yolcuların fiyat-değer algısı, negatif duyguya sahip olan yolculara göre 13,771 kat ($\Delta\text{odds}=+1277\%$) daha yüksektir.
- Konfor hizmet özelliği için pozitif duyguya sahip yolcuların fiyat-değer algısı, negatif duyguya sahip olan yolculara göre 6,556 kat ($\Delta\text{odds}=+555\%$) daha yüksektir.
- Yer hizmetleri hizmet özelliği için pozitif duyguya sahip yolcuların fiyat-değer algısı, negatif duyguya sahip olan yolculara göre 5,749 kat ($\Delta\text{odds}=+474\%$) daha yüksektir.
- İkram hizmet özelliği için pozitif duyguya sahip yolcuların fiyat-değer algısı, negatif duyguya sahip olan yolculara göre 5,302 kat ($\Delta\text{odds}=+430\%$) daha yüksektir.
- Uçuş deneyimi hizmet özelliği için pozitif duyguya sahip yolcuların fiyat-değer algısı, negatif duyguya sahip olan yolculara göre 5,268 kat ($\Delta\text{odds}=+426\%$) daha yüksektir.
- Kabin içi eğlence hizmet özelliği için pozitif duyguya sahip yolcuların fiyat-değer algısı, negatif duyguya sahip olan yolculara göre 4,455 kat ($\Delta\text{odds}=+345\%$) daha yüksektir.

Yapılan analiz sonucunda yolcuların yüksek fiyat-değer algılaması yönünde en fazla katkı sağlayan hizmet özelliği kabin personelidir. Bu hizmet özelliğini sırasıyla konfor, yer hizmetleri, ikram, uçuş deneyimi, kabin içi eğlence takip etmektedir. Ayrıca genel olarak tüm hizmet özellikleri için yolcular pozitif duyguya sahip olduğunda yüksek fiyat-değer algıladıkları görülmüştür.

Yolcuların hizmet özelliklerine yönelik duygularıyla fiyat-değer algısı arasındaki ilişkiyi açıklamaya yönelik kurulan lojistik regresyon modelinin sınıflandırma

performansını değerlendirmek amacıyla ROC (Receiver Operating Characteristic) analizi yapılmıştır (Bakır vd., 2020). Yapılan analiz sonucunda elde edilen ROC eğrisi Şekil 4.11’de yer almaktadır.



Şekil 4.11. Fiyat-değer algısı tahminine yönelik ROC eğrisi

Tüm bağımsız değişkenlerin ROC eğrileri referans eğrisinin üzerinde kalmaktadır. Bağımsız değişkenlerin eğri altında kalan alan (AUC) değerlerinin tümü istatistiksel açıdan anlamlıdır ($p < 0,01$). Tahminleyici değişkenlerin AUC değerleri Tablo 4.8’de yer almaktadır. AUC değerlerinin 0,5’in üzerinde olması tahminleyici modelin yordanan değişkenin sınıfları arasında ayırım yapabildiğini, yani modelin rassal olmadığını göstermektedir (Jiménez-Valverde, 2012). AUC değeri 1’e ne kadar yakın olursa ilgili tahminleyici (sınıflandırıcı) değişkenin performansının daha yüksek olduğunu göstermektedir (Kotu & Deshpande, 2019).

Tablo 4.8. Fiyat-değer algısı tahminine yönelik AUC değerleri

Tahminleyici Değişkenler	AUC	S.E.	p<	%95 C.I.	
				Alt Sınır	Üst Sınır
İkrām	,773	,002	<,01	,768	,778
Konfor	,684	,003	<,01	,679	,690
Kabin_İç_i_Eğlence	,614	,003	<,01	,608	,619
Kabin_Personeli	,869	,002	<,01	,865	,873
Uçuş_Deneyimi	,656	,003	<,01	,651	,662
Yer_Hizmetleri	,805	,002	<,01	,800	,809

Yapılan ROC analizi sonucunda yolcuların hizmet özelliklerine yönelik duygularına göre kurulan yolcu fiyat-değer algısı sınıflandırma modelinin anlamlı ve iyi düzeyde olduğu görülmektedir.

4.5. Yolcuların Duyguları ile Yolcu Memnuniyeti Arasındaki İlişki

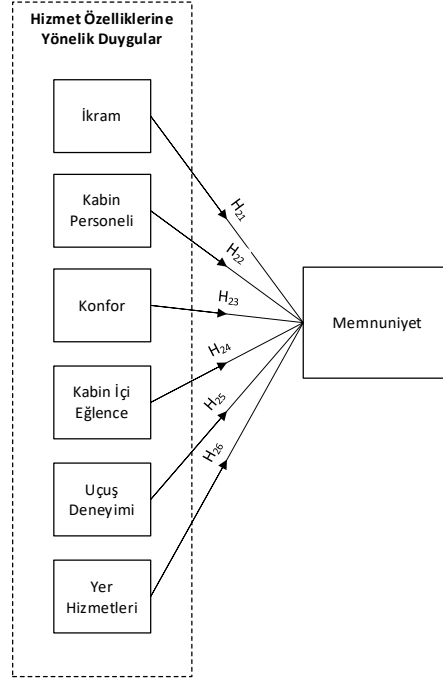
Araştırmanın hipotezleri başlığı altında yolcuların hizmet özelliklerine yönelik duyguları ile memnuniyet düzeyleri arasındaki ilişkiyi sınamak için hipotez kurulurken, hizmet özellikleri henüz belirlenmemiş olduğundan aşağıda yer aldığı şekilde matematiksel bir ifade kullanılmıştır.

H_{2i} : Yolcuların $HÖ_i$ 'ye yönelik duyguları ile memnuniyetleri arasında anlamlı bir ilişki vardır.

$HÖ_i$: i . hizmet özelliği, $i=\{1, 2, 3, \dots, N\}$; N : Keşfedilen konu sayısı

GDA sonucunda belirlenen hizmet özellikleri doğrultusunda yukarıdaki ifadede N parametresi güncellenerek 6 farklı hipotez çoklu lineer regresyon analizi uygulanarak sınanmıştır. Aşağıda hipotezler formülize edilmiş olup, Şekil 4.12'de değişkenler arası ilişkiler gösterilmiştir.

- H_{21} : Yolcuların ikram hizmet özelliğine yönelik duyguları ile memnuniyetleri arasında anlamlı bir ilişki vardır.
- H_{22} : Yolcuların kabin personeli hizmet özelliğine yönelik duyguları ile memnuniyetleri arasında anlamlı bir ilişki vardır.
- H_{23} : Yolcuların konfor hizmet özelliğine yönelik duyguları ile memnuniyetleri arasında anlamlı bir ilişki vardır.
- H_{24} : Yolcuların kabin içi eğlence hizmet özelliğine yönelik duyguları ile memnuniyetleri arasında anlamlı bir ilişki vardır.
- H_{25} : Yolcuların uçuş deneyimi hizmet özelliğine yönelik duyguları ile memnuniyetleri arasında anlamlı bir ilişki vardır.
- H_{26} : Yolcuların yer hizmetleri hizmet özelliğine yönelik duyguları ile memnuniyetleri arasında anlamlı bir ilişki vardır.



Şekil 4.12. Memnuniyete ilişkin kurulan hipotezler

Yolcuların hizmet özelliklerine yönelik belirttikleri duyguların memnuniyet ile ilişkisinin incelenmesi amacıyla çoklu lineer regresyon analizi yapılmıştır. Havayolu tarafından sunulan hizmet özelliklerinin memnuniyete olan etkisini araştırmaya yönelik kurulan modele $N=42.881$ yolcunun verisi dâhil edilmiştir. “Yolcuların havayolu hizmet özelliklerine yönelik duyguları ile memnuniyetleri arasındaki ilişki nedir?” araştırma sorusuna cevap aranmıştır.

Araştırmada yolcu memnuniyetine etki eden toplam 6 farklı hizmet özelliğine yönelik yolcu duyguları incelenmiştir. Yolcu duygusu değişkenleri ise her bir hizmet özelliği için negatif, nötr ve pozitif olmak üzere 3 farklı kategoriye sahiptir. Tüm bağımsız değişkenlerin kategorik olması nedeniyle bu değişkenler lineer regresyon modelinde kukla değişken olarak kodlanmıştır. Kukla değişken oluştururken negatif duygu durumları referans grup olarak kabul edilmiştir. Bu doğrultuda her bir bağımsız değişkenin kategori sayısının bir eksiği kadar sayıda $(3-1=2)$ yeni kukla değişken tanımlanmıştır. Verisetindeki kodlamadan sonra modelde toplam 12 bağımsız değişken bulunmaktadır ve yeni kukla değişkenler sadece 0 (nötr duygu) ve 1 (pozitif duygu) değerlerini almaktadır. Bağımlı değişken yolcu memnuniyeti ise veri toplanan platformda mevcut olan ikincil verileri içermektedir. Yolcu memnuniyeti değişkeni 1 ile 10 arasında değer almaktadır.

Yolcu duygusu bağımsız değişkenlerinin pozitif ve nötr olarak yeniden kodlanan kukla değişkenleri hizmet özelliği grubuna göre modele adım adım dahil edilmiştir. Her adımda “Enter” yöntemi kullanılmıştır. Toplam 6 farklı hizmet özelliği için 6 adım oluşturulmuştur. Değişkenlerin modele girmeleri için F değeri anlamlılık sınırı 0,05’ten küçük, modelden çıkmaları için F değeri anlamlılık sınırı 0,1’den büyük olacak şekilde belirlenmiştir. Model adımlarına dâhil edilen değişkenler aşağıda Tablo 4.9’da yer almaktadır.

Tablo 4.9. Lineer regresyon modeli adımlarında dâhil edilen değişkenler

Model	Dâhil Edilen Değişkenler	Çıkarılan Değişkenler	Metot
1	İkram (n), İkram (+)	-	Enter
2	Konfor (n), Konfor (+)	-	Enter
3	Kabin İçi Eğlence (n), Kabin İçi Eğlence (+)	-	Enter
4	Kabin Personeli (n), Kabin Personeli (+)	-	Enter
5	Uçuş Deneyimi (n), Uçuş Deneyimi (+)	-	Enter
6	Yer Hizmetleri (n), Yer Hizmetleri (+)	-	Enter

*Bağımlı değişken: Memnuniyet; (n) : Nötr duygu; (+) : Pozitif duygu

Modelde yer alan bağımsız değişkenlerin korelasyon katsayılarının tümünün 0,9’un altında olması ve değişkenlerin VIF değerlerinin 10 eşliğinin altında kalması regresyon modelinde çoklu bağlantı sorunu olmadığını göstermektedir. Geliştirilen modelin Durbin-Watson istatistiğine bakıldığında 2’ye yakın olduğu görülmektedir (1,879). Dolayısıyla hataların bağımsızlığı varsayımı kabul edilmiştir. Ayrıca standardize hataların dağılımı da normal dağılıma yakınsamaktadır (Field, 2009). Bu nedenle hataların normal dağılımı varsayımını ihlal eden bir durum da söz konusu değildir. Lineer regresyon modelinin özeti Tablo 4.10’da yer almaktadır.

Tablo 4.10. Lineer regresyon modelinin özeti

Model	R	R ²	Düzeltilmiş R ²	SE	Değişim İstatistikleri					Durbin-Watson
					R ² Değişimi	F Değişimi	df1	df2	Sig. F Değişimi	
1	,556	,309	,309	2,84063	,309	9578,189	2	42878	,001*	
2	,607	,368	,368	2,71559	,060	2020,881	2	42876	,001*	
3	,620	,384	,384	2,68179	,016	544,734	2	42874	,001*	
4	,759	,576	,576	2,22384	,192	9739,009	2	42872	,001*	
5	,767	,589	,588	2,19189	,012	630,441	2	42870	,001*	
6	,790	,624	,624	2,09402	,036	2051,584	2	42868	,001*	1,879

*p<0,001

Modelde tüm hizmet özelliklerine yönelik duygu değişkenleri yer alırken memnuniyet üzerindeki değişimin %62,4'ü (R^2) açıklanmaktadır. Modele dâhil edilen her bağımsız değişken modelin açıkladığı varyansı arttırmaktadır. Ayrıca düzeltilmiş R^2 değerinin de %62,4 olduğu görülmektedir. Dolayısıyla modelin genellenebilirliği açısından başarılı olduğu görülmektedir.

Bağımsız değişkenlerin katsayılarının sıfırdan farklı olup olmadığına yönelik ANOVA tablosuna bakılmıştır. ANOVA tablosu Tablo 4.11'de yer almaktadır. ANOVA kapsamında kurulan hipotezler şunlardır:

H_{A0} : Bağımsız değişkenlerin katsayıları sıfırdır.

H_{A1} : En az bir bağımsız değişkenin katsayısı sıfırdan farklıdır.

Tablo 4.11. Bağımsız değişken katsayıları ANOVA tablosu

	Model	Kareler Toplamı	df	Ortalama Kare	F	p<
1	Regresyon	154576,384	2	77288,192	9578,189	,001*
	Artık Değer	345990,560	42878	8,069		
	Toplam	500566,944	42880			
2	Regresyon	184381,967	4	46095,492	6250,741	,001*
	Artık Değer	316184,977	42876	7,374		
	Toplam	500566,944	42880			
3	Regresyon	192217,419	6	32036,236	4454,431	,001*
	Artık Değer	308349,525	42874	7,192		
	Toplam	500566,944	42880			
4	Regresyon	288545,182	8	36068,148	7293,184	,001*
	Artık Değer	212021,762	42872	4,945		
	Toplam	500566,944	42880			
5	Regresyon	294602,945	10	29460,294	6131,959	,001*
	Artık Değer	205963,999	42870	4,804		
	Toplam	500566,944	42880			
6	Regresyon	312594,940	12	26049,578	5940,743	,001*
	Artık Değer	187972,003	42868	4,385		
	Toplam	500566,944	42880			

*p<0,001

ANOVA tablosunda modelin son hali olan Model 6 için $p<0,05$ olduğundan dolayı H_{A1} hipotezi kabul edilmiştir. Bu durumda modelde en azından bir bağımsız değişkenin B katsayısı sıfırdan farklıdır demek mümkündür.

Model katsayıları incelendiğinde ise bağımsız değişkenlerin tümünün katsayılarının ve model sabitinin istatistiksel açıdan anlamlı olduğu görülmektedir ($p<0,05$). Lineer regresyon modeli katsayıları Tablo 4.12'de verilmiştir.

Tablo 4.12. *Lineer regresyon modeli katsayıları*

Kod	Bağımsız Değişkenler	Standardize Olmayan Katsayılar		Standardize Katsayılar	t	p<	Çoklu Doğrusallık İstatistikleri	
		B	S.E.	β			Tolerans	VIF
	Sabit	,713	,051		13,942	,001*		
ik1	İkram (n)	,029	,027	,004	1,080	,280	,568	1,760
İK2	İkram (+)	1,318	,032	,182	41,530	,001*	,457	2,188
ko1	Konfor (n)	,442	,035	,060	12,577	,001*	,385	2,598
ko2	Konfor (+)	1,310	,041	,157	31,858	,001*	,359	2,787
ke1	Kabin İçi Eğlence (n)	,260	,036	,032	7,134	,001*	,445	2,247
ke2	Kabin İçi Eğlence (+)	,870	,045	,087	19,234	,001*	,430	2,323
kp1	Kabin Personeli (n)	,834	,028	,101	29,620	,001*	,756	1,323
kp2	Kabin Personeli (+)	3,124	,030	,453	105,624	,001*	,477	2,098
ud1	Uçuş Deneyimi (n)	,734	,031	,095	23,745	,001*	,551	1,814
ud2	Uçuş Deneyimi (+)	1,290	,042	,126	30,691	,001*	,518	1,932
yh1	Yer Hizmetleri (n)	1,306	,026	,181	49,889	,001*	,664	1,507
yh2	Yer Hizmetleri (+)	1,829	,030	,244	61,389	,001*	,552	1,810

*p<0,001

**Bağımlı değişken: Memnuniyet; (n) : Nötr duygu; (+) : Pozitif duygu

Havayolu hizmet özelliklerine yönelik duyguları ifade eden bağımsız değişkenlerin lineer regresyon modelinde İkram (n) hariç tüm B katsayılarının anlamlı olduğu görülmektedir. İkram hizmet özelliğine yönelik nötr duygular yolcu memnuniyetini açıklamada anlamsızdır. Ancak ikram özelliğine yönelik pozitif duyguların memnuniyeti açıklamada anlamlı olması nedeniyle ilgili hizmet özelliği için kurulan alternatif hipotez kabul edilmiştir. Sonuç olarak H₂₁, H₂₂, H₂₃, H₂₄, H₂₅, H₂₆ alternatif hipotezlerinin tümü kabul edilmiştir. Geliştirilen lineer regresyon modelinin varsayımlarında herhangi bir sorun olmadığından dolayı modelin matematiksel ifadesi aşağıda verilmiştir.

$$Y = 0,713 + 1,318.ik2 + 0,442.ko1 + 1,310.ko2 + 0,260.ke1 + 0,870.ke2 + 0,834.kp1 + 3,124.kp2 + 0,734.ud1 + 1,290.ud2 + 1,306.yh1 + 1,829.yh2 \quad (4.2)$$

Modeldeki bağımlı değişken olan yolcuların memnuniyet düzeyi minimum 1 maksimum 10 arasında değer almıştır. Ayrıca yolcuların memnuniyet düzeyi ortalaması 5,3 ve standart sapması 3,42'dir.

Modelde yer alan havayolu hizmet özelliği değişkenlerine yönelik duygular için yeni kukla değişkenler oluşturulurken, referans grupları her bir hizmet özelliğindeki olumsuz duygular olarak belirlenmiştir. Bu nedenle model katsayıları incelendiğinde tüm bağımsız değişkenlerin bağımlı değişkene katkısının pozitif olduğu görülmektedir. Tablo 4.13'te pozitif duyguları ifade eden bağımsız değişkenlerin yolcu memnuniyeti üzerine etkileri açıklanmıştır. Nötr duygu durumları ise her ne kadar regresyon modelinin çalışması açısından kullanılmış olsa da, yolcu memnuniyeti üzerine etkisi gerçek anlamda bir şey ifade etmediği için açıklamaların dışında bırakılmıştır.

Tablo 4.13. Hizmet özelliklerine yönelik pozitif duyguların yolcu memnuniyeti üzerine etkileri

Hizmet Özelliği	PS – NS Farkı	Yorum
Kabin Personeli	3,124	Kabin personeli özelliğinde pozitif duyguya sahip yolcuların negatif duyguya sahip yolculara göre memnuniyet puanı ortalaması 3,124 puan daha yüksektir.
Yer Hizmetleri	1,829	Yer hizmetleri özelliğinde pozitif duyguya sahip yolcuların negatif duyguya sahip yolculara göre memnuniyet puanı ortalaması 1,829 puan daha yüksektir.
İkram	1,318	İkram özelliğinde pozitif duyguya sahip yolcuların negatif duyguya sahip yolculara göre memnuniyet puanı ortalaması 1,318 puan daha yüksektir.
Konfor	1,310	Konfor özelliğinde pozitif duyguya sahip yolcuların negatif duyguya sahip yolculara göre memnuniyet puanı ortalaması 1,310 puan daha yüksektir.
Uçuş Deneyimi	1,290	Uçuş deneyimi özelliğinde pozitif duyguya sahip yolcuların negatif duyguya sahip yolculara göre memnuniyet puanı ortalaması 1,290 puan daha yüksektir.
Kabin İçi Eğlence	0,870	Kabin içi eğlence özelliğinde pozitif duyguya sahip yolcuların negatif duyguya sahip yolculara göre memnuniyet puanı ortalaması 0,870 puan daha yüksektir.

* PS: Pozitif Sentiment Ortalaması; NS: Negatif Sentiment Ortalaması

Model katsayılarına bakıldığında B değerleri bağımsız değişken ile bağımlı değişken arasındaki sayısal ilişkiyi göstermektedir. Ancak bu ilişkiyi daha iyi anlamak amacıyla standartlaştırılmış β değerlerine bakıldığında yolcu memnuniyeti üzerinde en fazla değişiklik yaratacak olacak olan yordayıcı değişkenin kabin personeline yönelik pozitif yolcu duygularının olduğu görülmektedir ($\beta=0,453$). Kabin personeli hizmet özelliğine yönelik pozitif yolcu duyguları değişkenini sırasıyla yer hizmetleri ($\beta=0,244$), ikram ($\beta=0,182$), konfor ($\beta=0,157$), uçuş deneyimi ($\beta=0,126$) ve kabin içi eğlence ($\beta=0,087$) hizmet özelliklerine yönelik pozitif yolcu duyguları takip etmektedir.

4.6. Yolcuların Duyguları ile Başkasına Önerme Davranışları Arasındaki İlişki

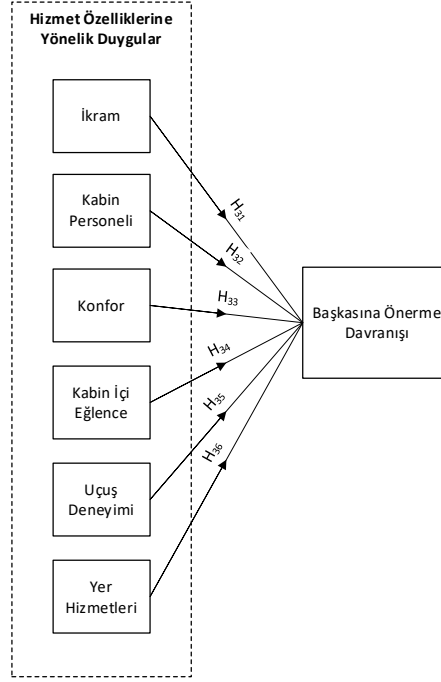
Araştırmanın hipotezleri başlığı altında yolcuların hizmet özelliklerine yönelik duyguları ile havayolunu başkasına önerme davranışları arasındaki ilişkiyi sınamak amacıyla hipotez kurulurken, hizmet özellikleri henüz belirlenmemiş olduğundan sonraki sayfada belirtilen şekilde matematiksel bir ifade kullanılmıştır.

H_{3i} : Yolcuların $HÖ_i$ 'ye yönelik duyguları ile başkasına önerme davranışları arasında anlamlı bir ilişki vardır.

$HÖ_i$: i . hizmet özelliği, $i=\{1, 2, 3, \dots, N\}$; N : Keşfedilen konu sayısı

GDA sonucunda belirlenen hizmet özellikleri doğrultusunda yukarıdaki ifadede N parametresi güncellenerek 6 farklı hipotez çoklu lojistik regresyon analizi uygulanarak sınanmıştır. Aşağıda hipotezler yer almakta olup, Şekil 4.13'te değişkenler arası ilişkiler gösterilmiştir.

- H_{31} : Yolcuların ikram hizmet özelliğine yönelik duyguları ile başkasına önerme davranışları arasında anlamlı bir ilişki vardır.
- H_{32} : Yolcuların kabin personeli hizmet özelliğine yönelik duyguları ile başkasına önerme davranışları arasında anlamlı ilişki vardır.
- H_{33} : Yolcuların konfor hizmet özelliğine yönelik duyguları ile başkasına önerme davranışları arasında anlamlı ilişki vardır.
- H_{34} : Yolcuların kabin içi eğlence hizmet özelliğine yönelik duyguları ile başkasına önerme davranışları arasında anlamlı ilişki vardır.
- H_{35} : Yolcuların uçuş deneyimi hizmet özelliğine yönelik duyguları ile başkasına önerme davranışları arasında anlamlı ilişki vardır.
- H_{36} : Yolcuların yer hizmetleri hizmet özelliğine yönelik duyguları ile başkasına önerme davranışları arasında anlamlı ilişki vardır.



Şekil 4.13. Başkasına önerme davranışına ilişkin kurulan hipotezler

Yapılan lojistik regresyon analizinde hizmet özelliği değişkenlerinde negatif duygular referans kategori olarak ele alınmıştır. Yolcuların hizmet özelliklerine yönelik herhangi bir duygu belirtmediği tüm durumlar ise nötr duygu olarak kabul edilmiştir. Bu sayede tahmin edicilerdeki eksik bilgi problemi önlenmiştir. Analize $N=42.881$ yolcunun verisi dâhil edilmiştir. “Yolcuların havayolu hizmet özelliklerine yönelik duyguları ile havayolunu bir başkasına önerme davranışları arasındaki ilişki nedir?” araştırma sorusuna cevap aranmıştır.

Bağımsız değişkenler kategorik olduklarından dolayı tanımlayıcı istatistikler yerine frekans dağılımları sunulmuştur. Bağımsız değişkenlerin düzeylerinin başkasına önerme davranışına göre frekansları aşağıdaki Tablo 4.14’te yer almaktadır.

Tablo 4.14. Bağımsız değişkenlerin başkasına önerme davranışına göre frekansları

Başkasına Önerme	Duygu	Hizmet Özellikleri					
		İkrâm	Konfor	Kabin İçi Eğlence	Kabin Personeli	Uçuş Deneyimi	Yer Hizmetleri
Hayır	Negatif	7031	3017	2453	13040	4830	12901
	Nötr	12674	17270	18166	6200	15611	6338
	Pozitif	1727	1145	813	2192	991	2193
Evet	Negatif	2619	1202	1373	1994	956	2612
	Nötr	6288	12179	15136	3161	15987	8322
	Pozitif	12542	8068	4940	16294	4506	10515

Lojistik regresyon varsayımları arasında yer alan çoklu bağlantı sorununun kontrolüne yönelik değişkenler arası korelasyonlar (Sperman's rho) Tablo 4.15'te yer almaktadır.

Tablo 4.15. *Bağımsız değişkenler arası korelasyonlar (başkasına önerme)*

	İkram	Konfor	Kabin İçi Eğlence	Kabin Personeli	Uçuş Deneyimi	Yer Hizmetleri
İkram	1					
Konfor	,288**	1				
Kabin İçi Eğlence	,225**	,176**	1			
Kabin Personeli	,467**	,316**	,218**	1		
Uçuş Deneyimi	,230**	,182**	,137**	,305**	1	
Yer Hizmetleri	,324**	,239**	,154**	,497**	,248**	1

**p<0,01

Tablo 4.15'te yer alan korelasyon katsayılarının tümü anlamlıdır (p<0,01). Bağımsız değişkenler arasındaki ilişkiler ise zayıf ve orta düzeyde değişmektedir. Korelasyon katsayıları incelendiğinde değişkenler arasında yüksek ilişkinin olmadığı görülmektedir. 0,90 üzerinde korelasyon katsayısı olmadığı için bağımsız değişkenler arasında çoklu bağlantı problemi yoktur (Pallant, 2011). Ayrıca VIF değerleri de kontrol edilmiştir ve değerlerin tümü 10'un altındadır. Bir diğer lojistik regresyon varsayımı olan hataların bağımsızlığı da verisetinde tekrarlı ya da eşleştirilmiş ölçümler olmadığından ihlal edilmemiştir. Lojistik regresyon varsayımlarından sonuncusu olan lineerlik ise, sürekli bağımsız değişkenlerin bağımlı değişken ile doğrusal ilişkiye sahip olmasıdır. Analizde yer alan bağımsız değişkenlerin tümü kategorik olduğundan bu varsayımın test edilmesine gerek yoktur (Field, 2009).

Yapılan lojistik regresyon analizi sonucunda kurulan logit model bağımlı değişkendeki değişimin %68,7'sini açıklamaktadır (Nagelkerke R²). Buna ek olarak Cox and Snell's R² değeri %51,6'dır. Hosmer and Lemeshow testi için p<0,05 çıkmıştır. Modelin doğru sınıflandırma oranı ise %86,7'dir. 25.000 satırı geçen büyük örneklemelerde Hosmer and Lemeshow testi p değeri <0,05 yönünde yakınsamaktadır (Yu, Xu, & Zhu, 2017). Bu nedenle modelin değerlendirilmesinde doğru sınıflandırma oranına bakılmıştır. Geliştirilen modeldeki katsayıların Omnibus Testleri anlamlı düzeydedir (p<0,05). Bu durum başlangıç modeli ile geliştirilen modeldeki Log

likelihood (-2LL) değerleri arasındaki farkın anlamlı olduğunu göstermektedir. Lojistik regresyondaki bağımlı değişkenin sınıflandırma tablosu Tablo 4.16’da bulunmaktadır.

Tablo 4.16. Başkasına önerme davranışı değişkeni sınıflandırma tablosu

Gözlemlenen	Tahmin Edilen		Doğru Tahmin Yüzdesi
	Düşük	Yüksek	
Düşük	19.051	2.381	88,9
Yüksek	3.334	18.115	84,5
Genel Tahmin Yüzdesi			86,7

Lojistik regresyon analizinin sonuçları ise Tablo 4.17’de yer almaktadır. İlgili tabloda modeldeki B katsayılarının Wald istatistiklerine bakıldığında katsayıların tümünün model için anlamlı olduğu görülmektedir ($p < 0,05$). Bu durumda H_{31} , H_{32} , H_{33} , H_{34} , H_{35} , H_{36} alternatif hipotezlerinin tümü kabul edilmiştir. Ayrıca ilgili tabloda her bir katsayının $\text{Exp}(B)$ olarak ifade edilen üstelleştirilmiş lojistik regresyon katsayıları (odds oranları) ile bu katsayıların güven aralıkları da yer almaktadır. $\text{Exp}(B)$ katsayılarının tümü %95 düzeyinde belirlenen güven aralıkları içerisinde yer almaktadır.

Tablo 4.17. Lojistik regresyon sonuçları (başkasına önerme davranışı)

Kod	Duygu	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)	95% C.I.	
								Alt	Üst
	İkram (-)			1526,041	2	<,001			
ik1	İkram (n)	,241	,038	39,941	1	<,001	1,273	1,181	1,372
ik2	İkram (+)	1,575	,044	1265,151	1	<,001	4,831	4,429	5,269
	Konfor (-)			1016,148	2	<,001			
ko1	Konfor (n)	,645	,051	157,163	1	<,001	1,906	1,723	2,108
ko2	Konfor (+)	1,853	,063	875,997	1	<,001	6,377	5,641	7,209
	Kabin İçi Eğlence (-)			390,432	2	<,001			
ke1	Kabin İçi Eğlence (n)	,389	,053	53,821	1	<,001	1,475	1,330	1,637
ke2	Kabin İçi Eğlence (+)	1,330	,071	350,231	1	<,001	3,779	3,288	4,344
	Kabin Personeli (-)			4862,366	2	<,001			
kp1	Kabin Personeli (n)	,827	,038	468,392	1	<,001	2,287	2,122	2,465
kp2	Kabin Personeli (+)	2,588	,038	4604,929	1	<,001	13,304	12,346	14,337
	Uçuş Deneyimi (-)			592,795	2	<,001			
ud1	Uçuş Deneyimi (n)	,933	,051	330,803	1	<,001	2,542	2,299	2,811
ud2	Uçuş Deneyimi (+)	1,660	,069	584,489	1	<,001	5,258	4,596	6,015
	Yer Hizmetleri (-)			1877,200	2	<,001			
yh1	Yer Hizmetleri (n)	1,055	,036	845,803	1	<,001	2,871	2,674	3,082
yh2	Yer Hizmetleri (+)	1,747	,041	1808,343	1	<,001	5,735	5,291	6,216
	Sabit	-4,852	,086	3214,322	1	<,001	0,008		

* (-) : Negatif duygu (ref); (n) : Nötr duygu; (+) : Pozitif duygu

Geliştirilen lojistik regresyon modelinin logit fonksiyonu sonraki sayfada yer almaktadır.

$$\begin{aligned} \text{Logit (fiyat-değer algısı)} = & -4,852+0,241.\text{ik1}+1,575.\text{ik2}+0,645.\text{ko1}+1,853.\text{ko2} \\ & +0,389.\text{ke1}+1,330.\text{ke2}+0,827.\text{kp1}+2,588.\text{kp2} \\ & +0,933.\text{ud1}+1,660.\text{ud2}+1,055.\text{yh1}+1,747.\text{yh2} \end{aligned} \quad (4.3)$$

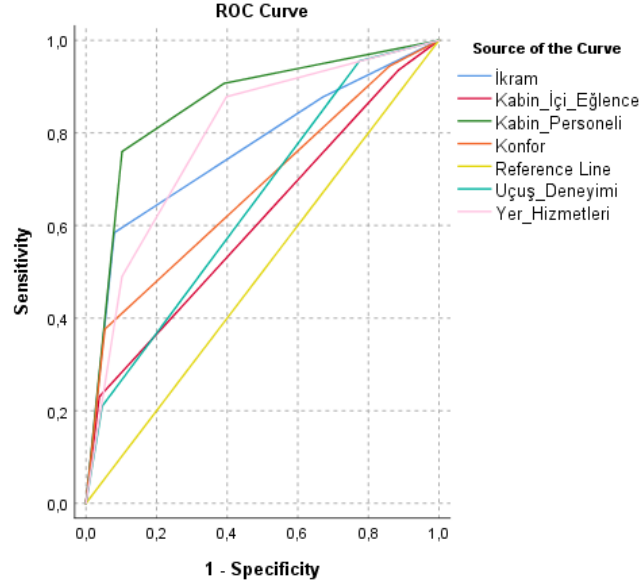
Tablo 4.17’de yer alan Exp(B) değerleri doğrultusunda yolcunun hizmet özelliğine yönelik duygusunun pozitif olması durumunda havayolunu bir başkasına önermeye yönelik etkisi aşağıdaki maddelerde belirtilmektedir:

- Kabin personeli hizmet özelliği için pozitif duyguya sahip yolcuların havayolunu başkasına önerme ihtimali, negatif duyguya sahip olan yolculara göre 13,304 kat ($\Delta\text{odds}=+1230\%$) daha yüksektir.
- Konfor hizmet özelliği için pozitif duyguya sahip yolcuların havayolunu başkasına önerme ihtimali, negatif duyguya sahip olan yolculara göre 6,377 kat ($\Delta\text{odds}=+537\%$) daha yüksektir.
- Yer hizmetleri hizmet özelliği için pozitif duyguya sahip yolcuların havayolunu başkasına önerme ihtimali, negatif duyguya sahip olan yolculara göre 5,735 kat ($\Delta\text{odds}=+473\%$) daha yüksektir.
- Uçuş deneyimi hizmet özelliği için pozitif duyguya sahip yolcuların havayolunu başkasına önerme ihtimali, negatif duyguya sahip olan yolculara göre 5,258 kat ($\Delta\text{odds}=+425\%$) daha yüksektir.
- İkrâm hizmet özelliği için pozitif duyguya yolcuların sahip havayolunu başkasına önerme ihtimali, negatif duyguya sahip olan yolculara göre 4,831 kat ($\Delta\text{odds}=+383\%$) daha yüksektir.
- Kabin içi eğlence hizmet özelliği için pozitif duyguya sahip yolcuların havayolunu başkasına önerme ihtimali, negatif duyguya sahip olan yolculara göre 3,779 kat ($\Delta\text{odds}=+277\%$) daha yüksektir.

Yapılan analiz sonucunda yolcuların havayolunu başkasını önerme davranışına yönelik en fazla katkı sağlayan hizmet özelliği kabin personelidir. Bu hizmet özelliğini sırasıyla konfor, yer hizmetleri, uçuş deneyimi, ikram, kabin içi eğlence takip etmektedir. Ayrıca genel olarak tüm hizmet özellikleri için yolcular pozitif duyguya sahip olduğunda havayolunu başkasını önerme ihtimalinin arttığı görülmüştür.

Yolcuların hizmet özelliklerine yönelik duygularıyla havayolunu başkasını önerme davranışı arasındaki ilişkiyi açıklamaya yönelik kurulan lojistik regresyon modelinin sınıflandırma performansını değerlendirmek amacıyla ROC (Receiver Operating

Characteristic) analizi yapılmış, elde edilen ROC eğrisi aşağıda Şekil 4.14'te yer almaktadır.



Şekil 4.14. Başkasına önerme davranışı tahminine yönelik ROC eğrisi

Tüm bağımsız değişkenlerin ROC eğrileri referans eğrisinin üzerinde kalmaktadır. Bağımsız değişkenlerin eğri altında kalan alan (AUC) değerlerinin tümü istatistiksel açıdan anlamlıdır ($p < 0,01$). Tahminleyici değişkenlerin AUC değerleri Tablo 4.18'de yer almaktadır. AUC değerlerinin 0,5'in üzerinde olması tahminleyici modelin yordanan değişkenin sınıfları arasında ayırım yapabildiğini, yani modelin rassal olmadığını gösterir (Jiménez-Valverde, 2012). AUC değeri 1'e ne kadar yakın olursa ilgili tahminleyici (sınıflandırıcı) değişkenin performansının daha yüksek olduğunu göstermektedir (Kotu & Deshpande, 2019).

Tablo 4.18. Başkasına önerme davranışı tahminine yönelik AUC değerleri

Tahminleyici Değişkenler	AUC	S.E.	P<	%95 C.I.	
				Alt Sınır	Üst Sınır
İkrām	,764	,002	<,01	,759	,769
Konfor	,679	,003	<,01	,674	,684
Kabin_İçi_Eğlence	,609	,003	<,01	,604	,615
Kabin_Personeli	,860	,002	<,01	,856	,864
Uçuş_Deneyimi	,650	,003	<,01	,645	,655
Yer_Hizmetleri	,793	,002	<,01	,788	,797

Yapılan ROC analizi sonucunda yolcuların hizmet özelliklerine yönelik duygularına göre kurulan yolcu fiyat-değer algısı sınıflandırma modelinin anlamlı ve iyi düzeyde olduğu görülmektedir.

5. SONUÇ

5.1. Tartışma ve Teorik Katkılar

Havayolu işletmeleri açısından yüksek hizmet kalitesinin sağlanması, yolcuları kaybetmemek, sadık müşteriler haline getirmek ve üstün rekabet avantajı elde etmek açısından hayati öneme sahip bir konudur (Brochado vd., 2019; Zeithaml, Berry, & Parasuraman, 1996). Günümüzde sosyal medyanın bireylerin hayatında önemli bir yere sahip olmasıyla birlikte, işletmecilik uygulamalarında sosyal medya verilerinin kullanımı ve anlamlandırılması bir zorunluluk haline gelmiştir (Fan vd., 2015; Miner vd., 2012). Gelişen teknoloji ve yeni analiz yöntemleri sayesinde havayolu işletmelerinde hizmet kalitesinin ölçümüne yönelik ankete dayalı geleneksel yöntemlerin yerini, sosyal medya verilerine dayalı veri ve metin madenciliği yöntemleri almaya başlamıştır (Bogicevic vd., 2017; Brochado vd., 2019; Korfiatis vd., 2019; Tian vd., 2019). Bu kapsamda araştırmada havayolu yolcularının sosyal medya verilerinden derinlemesine bilgi çıkarımı yapılarak havayolu hizmet özelliklerine yönelik duygular belirlenmiş ve bu duyguların yolcuların fiyat-değer algısı, memnuniyet düzeyi ve başkasına önerme davranışı değişkenleri ile ilişkileri incelenmiştir. Yapılan uygulamanın doğası gereği en fazla avantaj sağlayan yöntem olan metin madenciliği yöntemleri kullanılmıştır (Talib vd., 2016).

İlk olarak araştırma kapsamında havayolu yolcularının sosyal medyada dile getirdiği havayolu hizmet özelliklerinin keşfi amaçlanmıştır. Konu modellemesi yöntemi olan GDA ile yapılan analizler kabin personeli, konfor, yer hizmetleri, ikram, uçuş deneyimi ve kabin içi eğlence hizmet özelliklerinin yolcular tarafından çevrimiçi değerlendirmelerde kullanıldığını göstermiştir. Elde edilen hizmet özelliklerine yönelik konu bulgularının geçmiş çalışmalar ile uyumlu olduğu görülmektedir (Bogicevic vd., 2017; S.-B. Kim & Park, 2017; Medina-Muñoz vd., 2018; Vlachos & Lin, 2014). Bununla birlikte geçmiş çalışmalarda ele alınmamış olan uçuş deneyimi hizmet özelliği yapılan analizler sonucunda keşfedilmiştir. Bu yönüyle yapılan araştırma literatürde uçuş deneyimini havayolu hizmet özellikleri arasında ele alan ilk çalışmadır. Bu hizmet özelliğinde öne çıkan kelimeleri dikkate alarak uçuş deneyimi, yolcuların aldığı ayrıcalıklı hizmetler bütünü olarak tanımlanmıştır. Uçuş deneyimi hizmet özelliği, kalite çalışmalarında kullanılan bir model olan Kano modelindeki müşterilerin ihtiyaçlarını karşılamaya yönelik sunulan heyecan verici ürün özellikleri ile benzer bir yapıya sahiptir (Tan & Pawitra, 2001).

İkinci olarak araştırma değişkenler arası ilişkilerin incelenmesinde kullanılan yöntemler bağlamında özgün değer sunmaktadır. Bu noktada araştırma havayolu hizmet özelliklerine yönelik yolcu duygularının fiyat-değer algısı, memnuniyet ve başkasına önerme davranışı üzerine etkilerini lojistik regresyon ve lineer regresyon analizleriyle birlikte incelenmesi yönüyle literatüre yöntem açısından katkı sunmaktadır.

Yapılan regresyon analizleri sonucunda hizmet özelliklerine yönelik duyguların pozitif olması, yolcuların fiyat-değer algısı, memnuniyet, başkasına önerme davranışını da pozitif yönde etkilemektedir. Daha önce havayolu alanında yapılan çalışmalar her ne kadar yolcu duygularını incelemiş olsa da, DA uygulamaları genellikle yolcu değerlendirmesi temelli (doküman temelli) olarak yapılmıştır. Bu durumun sonucu olarak da sadece genel bir yolcu duygusu çıkarımı yapılabilmektedir (Lucini vd., 2020; Punel vd., 2019; Seo & Itoh, 2020). Bu çalışmada ise, yolcu değerlendirme metinleri içerisinde yer alan her bir hizmet özelliğine yönelik ayrı ayrı duygu çıkarımı yapılmıştır. Bu sayede farklı hizmet özelliklerinin bağımlı değişkenler üzerinde etkileri derinlemesine incelenebilmiştir. Bir yolcu değerlendirmesinde öne çıkan genel duygudan ziyade, kabin personeli, konfor gibi hizmet özellikleri için duygular belirlenebilmiş ve alt kırılımlarda yer alan derinlemesine bilgiler anlamlandırılmıştır.

Yapılan ilk çoklu lojistik regresyon analizi, yolcuların (a) kabin personeli, (b) konfor, (c) yer hizmetleri, (d) ikram, (e) uçuş deneyimi ve (f) kabin içi eğlence hizmet özelliklerine yönelik pozitif duygularının *yüksek fiyat-değer algısını* etkilediğini ortaya koymuştur [a.Exp(B)=13,771; b.Exp(B)=6,556; c.Exp(B)=5,749; d.Exp(B)=5,302; e.Exp(B)=5,268; f.Exp(B)=4,455]. Yolcuların duygularının fiyat-değer algısı üzerine etkisi geçmiş çalışmalar ile örtüşmektedir (Petrick, 2004; Yang vd., 2011). Ayrıca fiyat-değer algısı üzerine en fazla etkisi olan hizmet özelliği kabin personeli olarak bulunmuştur. Kabin personeline yönelik pozitif duyguların yüksek fiyat-değer algısı üzerindeki etkisi ikinci sırada yer alan konfora göre dahi 2 katın üzerindedir. Fiyat-değer algısı üzerine en fazla etkisi olan ilk iki hizmet özelliğinin kabin personeli ve konfor olarak belirlenmesi açısından Atalık vd. (2019)'nin çalışmasını destekler niteliktedir.

Yapılan lineer regresyon analizi, yolcuların (a) kabin personeli, (b) yer hizmetleri, (c) ikram, (d) konfor, (e) uçuş deneyimi ve (f) kabin içi eğlence hizmet özelliklerine yönelik pozitif duyguların *memnuniyeti* etkilediğini ortaya koymuştur (a. β =0,453, p <0,001; b. β =0,244, p <0,001; c. β =0,182, p <0,001; d. β =0,157, p <0,001; e. β =0,126, p <0,001; f. β =0,087, p <0,001). Elde edilen bulgular literatürdeki çalışmaları

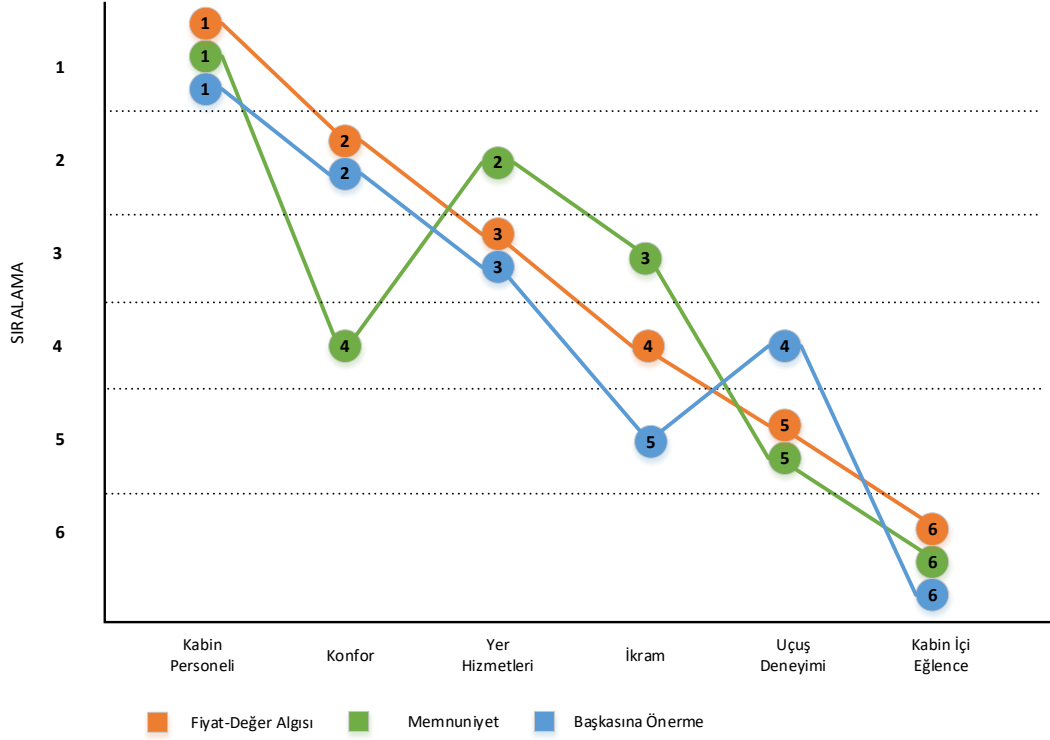
desteklemektedir (Hosany vd., 2017; Kang & Park, 2014; Y. Zhao vd., 2019). Havayolu hizmet özelliklerine yönelik duygular arasında yolcu memnuniyetini en fazla etkileyen kategori kabin personeli olarak bulunmuştur. Kabin personeli havayolu işletmelerine yönelik yapılan hizmet kalitesi ve memnuniyet çalışmalarında çoğunlukla en öne çıkan özelliktir (Lucini vd., 2020; Sezgen vd., 2019).

Yapılan ikinci çoklu lojistik regresyon analizi, yolcuların (a) kabin personeli, (b) konfor, (c) yer hizmetleri, (d) uçuş deneyimi, (e) ikram ve (f) kabin içi eğlence hizmet özelliklerine yönelik pozitif duygularının havayolunu *başkasına önerme davranışını* etkilediğini ortaya koymuştur [a.Exp(B)=13,304; b.Exp(B)=6,377; c.Exp(B)=5,735; d.Exp(B)=5,258; e.Exp(B)=4,831; f.Exp(B)=3,779]. Literatürde duyguların önerme davranışı üzerine etkilerini inceleyen çalışmalar ile araştırma bulguları aynı yöndedir (Bogicevic vd., 2017; C.-K. Lee vd., 2014). Yolcuların havayolunu bir başkasına önerme olasılığını en çok arttıran hizmet özelliği kabin personeli olarak bulunmuştur. Lucini vd. (2020) yolcuların havayolunu önermelerinde en önemli boyutu kabin personeli olarak ifade etmektedir.

Yapılan üç farklı regresyon analizinde havayolu hizmet özelliklerinin yolcu duyguları bağlamında farklı bağımlı değişkenler ile olan ilişkileri incelenmiştir. Bu sayede hangi hizmet özelliğinin hangi bağımlı değişken için ne kadar önemli olduğunun net bir şekilde açıklanması mümkün olmuştur. Farklı regresyon modellerinin çıktıklarına bakıldığında ise bağımlı değişkenlere yönelik pozitif yönlü katkıların hizmet özelliklerine göre farklılaştığı görülmektedir. Her üç modelin çıktıklarını bütünleşik olarak görebilmeye imkân sağlayan havayolu hizmet özelliklerinin bağımlı değişkenlere etkilerine göre sıralamaları Tablo 5.1’de sunulmuştur. Ayrıca Şekil 5.1’de sıralamaların görselleştirilmiş hali yer almaktadır.

Tablo 5.1. *Havayolu hizmet özelliklerinin bağımlı değişkenlere etkilerine göre sıralamaları*

Hizmet Özellikleri	Fiyat Değer Algısı	Memnuniyet	Başkasına Önerme	Sıralamaların Ortalaması
Kabin Personeli	1	1	1	1
Konfor	2	4	2	2,67
Yer Hizmetleri	3	2	3	2,67
İkram	4	3	5	4
Uçuş Deneyimi	5	5	4	4,67
Kabin İçi Eğlence	6	6	6	6



Şekil 5.1. Havayolu hizmet özelliklerinin sıralamaları

Üçüncü olarak yapılan araştırma farklı havayolu hizmet özelliklerinin fiyat-değer algısı, memnuniyet ve başkasına önerme davranışına olan etkilerini yolcu duyguları üzerinden açıklayarak yenilikçi bir yaklaşım ortaya koymuştur. Tablo 5.1’de yer alan sıralamaların ortalamasına bakıldığında, fiyat-değer algısı, memnuniyet ve başkasına önerme bağımlı değişkenlerinin tümü için en önemli havayolu hizmet özelliği kabin personelidir. Hizmet kalitesi bağlamında incelendiğinde fiziksel özellikler boyutu altında ele alınan kabin personeli (Parasuraman vd., 1988), yolcu memnuniyeti açısından en kritik bileşen olarak belirlenmiştir (Kiliç & Çadirci, 2021). Kabin personelinin aynı zamanda fiyat-değer algısında (Bakır vd., 2020) ve başkasına önermede (Lucini vd., 2020) havayolları açısından önemli bir hizmet özelliği olduğu farklı çalışmalarda da vurgulanmıştır. Sıralamaların ortalamasına göre araştırmada ikinci en önemli hizmet özelliği konfor olarak belirlenmiştir. Havayollarında konforun fiyat-değer algısı (Punel vd., 2019), memnuniyet (Sezgen vd., 2019; Shadiyar vd., 2020) ve başkasına önerme (Hong & Park, 2019) açısından önemli unsurlar arasında yer aldığı geçmiş çalışmalarda ortaya konulmuştur. Araştırma çıktıları da bu bulguyu destekler niteliktedir. Son olarak sıralamaların ortalamasında üçüncü sırada yer alan havayolu hizmet özelliği şartıcı olarak yer hizmetleri olarak belirlenmiştir. Bu çalışma kapsamında yer hizmetleri; dakiklik, check-in, boarding, havalimanı ve bagaj gibi konuları kapsayan bir hizmet

özelliđi olarak tanımlanmıştır. Yer hizmetleri genellikle havayolu hizmet kalitesinin güvenilirlik boyutuyla özdeşleştirilmektedir (Tian vd., 2019). Diğer yandan, yer hizmetleri kapsamındaki unsurların havayolu hizmet kalitesine yönelik metin madenciliđi çalışmalarında da sıklıkla keşfedildiđi görülmektedir (Brochado vd., 2019; Korfiatis vd., 2019). Brochado vd. (2019) yer hizmetleri kalitesinin önemini yüksek yolcu memnuniyeti ve başkasına önerme açısından vurgulamıştır. Ancak yer hizmetlerinin havayolu yolcularının fiyat-deđer algısı, memnuniyet ve başkasına önerme davranışı bađımlı deđişkenlerine yönelik etkilerini detaylı olarak deđerlendiren bir çalışmaya rastlanmamıştır. Bu açıdan yapılan çalışma literatürdeki bu eksikliđin giderilmesine katkı sağlamaktadır. Araştırmanın yapısı genel olarak ele alındığında yukarıda bahsedilen bađımlı deđişkenlerin hizmet özelliklerine yönelik yolcu duyguları üzerinden açıklanması konusunda özgün deđer sunulmaktadır.

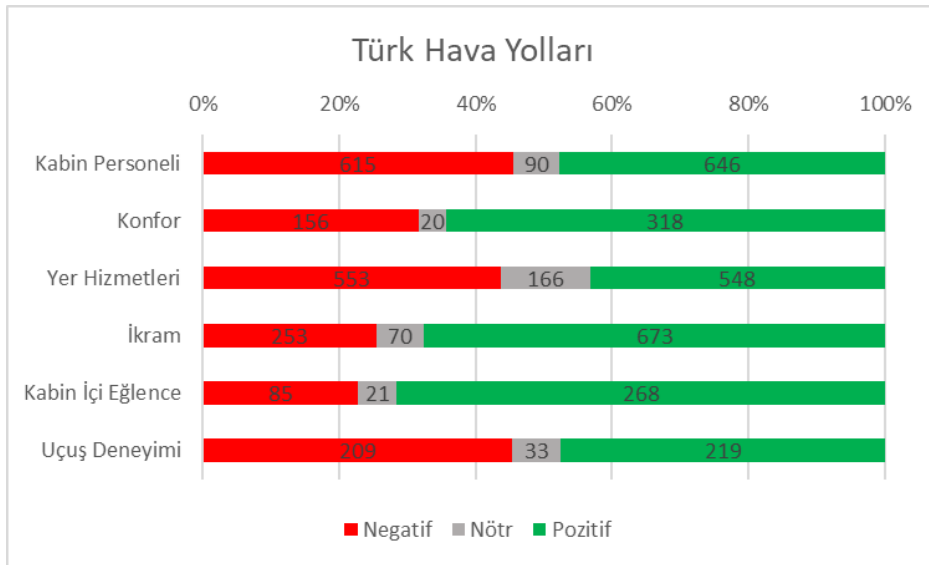
Dördüncü ve son olarak araştırma yolcu duygularının fiyat-deđer algısı, memnuniyet ve başkasına önerme davranışı deđişkenlerine etki eden ayrı bir bađımsız yapı olduđunu göstermiştir. Havayollarına yönelik yapılan çalışmalarda yolcu duyguları genellikle memnuniyet deđişkeni olarak kullanılmıştır (Kiliç & Çadirci, 2021; Misopoulos vd., 2014). Ancak Petrick (2004) müşteri duygularının memnuniyetten bađımsız ve fiyat-deđer algısını etkileyen bir yapı olduđunu ortaya koymuştur. Qazi vd. (2017) ise beklentilerin onaylanmaması kuramı bađlamında müşteri duygularının beklentileri şekillendiren bir yapı olduđunu savunmuşlardır. Punel vd. (2019) tarafından kullanılan modelde de yolcu duyguları fiyat-deđer algısı ve genel deđerlendirmelerine etki eden bađımsız bir deđişkendir. Dolayısıyla mevcut görüş dođrultusunda önerilen yapılar benimsenerek (Petrick, 2004; Punel vd., 2019; Qazi vd., 2017) bu çalışmada havayolu yolcularının duyguları onların fiyat-deđer algısı, memnuniyet ve başkasına önerme davranışı sürecinin tümüne etki eden bađımsız bir yapı olarak kullanılmıştır. Özellikle sosyal medyada kullanıcıların içerik üretmeleri bađlamında yolcuların metinsel deđerlendirmelerindeki duygular dođrultusunda fiyat-deđer algısı, memnuniyet, başkasına önerme bađımlı deđişkenlerin etkilendiđi açıkça ortaya konulmuştur.

5.2. Yönetmel Katkılar

Büyük veri analitiği, işletmelerin karar verme süreçlerini destekleme ve derinlemesine bilgi etmelerini sağlama açısından önemli bir gereklilik haline gelmiştir (Fan vd., 2015). Özellikle işletmelerin karar destek sistemleri kapsamında verinin toplanması, analiz edilmesi, verinin doğasında var olan gizil bağlamın keşfedilmesini amaçlayan iş zekâsı sistemleri stratejik avantaj sağlamada öne çıkmaktadır (Herschel & Jones, 2005). Bu doğrultuda işletmelerin yeni teknoloji ve yöntem arayışına cevap veren en önemli alan ise veri bilimidir (Kotu & Deshpande, 2019). Bu araştırmada yenilikçi bir yaklaşım benimsenerek havayollarının yolcularını daha iyi anlamaları ve onlara sundukları hizmetleri geliştirmeleri açısından faydalı bir model sunulmuştur.

Araştırma modeli kapsamında havayollarının pazarlama yöneticileri sosyal medya verilerini kullanarak gizil ancak değerli yolcu bilgilerini elde edebilmektedirler. Kullanılan HTDA yöntemi sayesinde, DA çalışmalarından farklı olarak havayolu hizmet özelliklerinin her birine yönelik çıkarımlar elde edilebilmektedir. Ayrıca GDA yöntemi yolcular tarafından bahsedilen havayolu hizmet özelliklerini doğrudan yolcu değerlendirme metinlerinden keşfetmektedir. Bu sayede model çıktıları analize dâhil edilen örnekleme özgü olmaktadır.

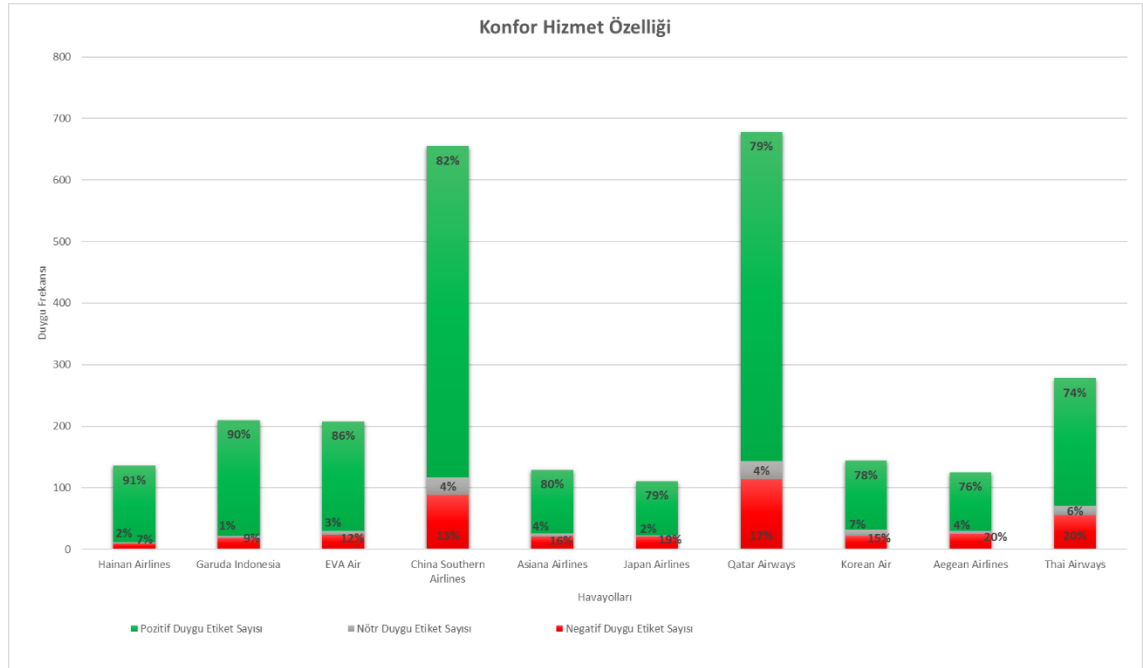
Hizmet özelliklerine yönelik yolcu duygularının kullanımına yönelik önerilerden ilki belirli bir havayolunun kendi bünyesinde hangi hizmet özelliğinde başarılı olduğunun belirlenmesidir. Bu kapsamda örnek olarak verilen Türk Hava Yolları'nın (THY) hizmet özelliklerine göre yolcu duygularının dağılımı grafiği Şekil 5.2'de yer almaktadır.



Şekil 5.2. THY'nin hizmet özelliklerine göre yolcu duygularının dağılımı

Şekil 5.2’de yer alan örnek incelendiğinde THY’nin sosyal medyada yer alan yolcu duyguları bağlamında en güçlü olduğu hizmet özelliği kabin içi eğlence (%72 pozitif), en zayıf olduğu hizmet özelliği ise kabin personelidir (%48 negatif). Analiz çıktıları yolcuların hizmet özelliklerine yönelik duygularının fiyat-değer algıları, memnuniyet ve başkasına önerme davranışları üzerindeki etki büyüklükleri ile birlikte değerlendirildiğinde kabin personeli konusunda havayolunun iyileştirmeler yapması gerektiği çıkarımına varılmaktadır.

Hizmet özelliklerine yönelik yolcu duygularının kullanımına yönelik önerilerden ikincisi ise belirli bir havayolunun rakiplerine göre belirli bir hizmet özelliğinde kıyaslanmasıdır. Rakiplerin örnekleme tüm geleneksel havayolları olabileceği gibi belirli bir pazarda yer alan havayollarına ya da belirli bir rakip havayolu alt örnekleme odaklanarak kısıtlanabilir. Bu kapsamda araştırmada yer alan geleneksel havayolları arasında konfor hizmet özelliğine yönelik yolcu duyguları açısından ilk 10 havayolunun grafiği Şekil 5.2’de yer almaktadır.



Şekil 5.3. Konfor hizmet özelliğine göre ilk 10 geleneksel havayolunun yolcu duyguları dağılımı

Yukarıda yer alan uygulama örneği incelendiğinde havayollarının pazardaki rakipleri ile belirli bir hizmet özelliğine yönelik kıyaslanması açısından araştırma çıktılarının imkân sağladığı görülmektedir. İlgili kıyaslamalarda hizmet özelliklerinin bağımlı değişkenler olan fiyat-değer algısı, memnuniyet ve başkasına önerme üzerine

etkileri de göz önünde bulundurulması uygulamanın etkinliğini arttıracaktır. Bu sayede havayollarının yöneticileri rakiplere yönelik stratejik hamleler geliştirirken söz konusu çıktılarından faydalanarak stratejik etkinliği arttırabilirler.

Son olarak araştırma kapsamında sunulan model havayolu hizmet özelliklerine yönelik yolcu duygularını dikkate alarak yolcuların fiyat-değer algısı, memnuniyet ve başkasına önerme davranışları sürecinin tümü üzerindeki etkileri yöneticilerin bütüncül olarak görebilmesine imkân sunmaktadır. Havayolları açısından en önemli konulardan biri olan hizmet kalitesinin, araştırma kapsamında ele alınan havayolu hizmet özellikleri ile bağıntılı bir yapı olduğu bilinmektedir. Havayolları, hizmet özelliklerine yönelik elde edecekleri derinlemesine öngörüler sayesinde hizmet kalitesi ölçümüne yönelik değerlendirmeler de yapabileceklerdir. Tian vd. (2019) tarafından da önerildiği gibi havayolu hizmet kalitesinin ölçümünde veri ve metin madenciliğine dayalı yöntemler en az geleneksel yöntemler kadar etkin olmaktadır. Araştırmada önerilen model dâhilinde havayolu hizmet özelliklerine yönelik yolcu duyguları dikkate alınarak belirlenen hizmet kalitesinin yolcuların fiyat-değer algısı, memnuniyet düzeyi ve başkasına önerme davranışları ile ilişkilerinin de incelenbilmesi mümkün olmaktadır. Yapılan analizler göstermektedir ki, havayolu yolcularının yüksek fiyat-değer algısına sahip olmasını, memnuniyet düzeyinin artmasını ve havayolunu başkasına önerme ihtimalinin artmasını sağlayan en önemli havayolu hizmet özelliği kabin personelidir. Her üç bağımlı değişkene yönelik etkilerin toplamı dikkate alınarak yapılan sıralamaya göre ise kabin personelini takip eden hizmet özellikleri konfor ve yer hizmetleridir. Elde edilen bulgular ışığında havayolu yöneticilerinin hizmet kalitesini arttırmaya yönelik olarak geliştirecekleri stratejilerde öncelikleri araştırmada elde edilen hizmet özellikleri sıralamasına göre belirlemeleri, yolcu fiyat-değer algısı, memnuniyeti ve başkasına önerme davranışını geliştirme açısından avantaj sunacaktır. Bu sonuçlar dikkate alındığında kabin personelinin müşteri ilişkileri, hizmet sunumu, hizmet telafisi gibi konularda kurumsal eğitime katılımının sağlanması; iletişim becerileri güçlü, görev bilinci yüksek, temel mesleki yetkinliklerin kazanımına yatkın bireylerin işe alım süreçlerinde olumlu değerlendirilmesi; ilgili personelin kurumsal bağlılığının üst düzeyde olmasına yönelik organizasyonel politikaların hayata geçirilmesi gibi geniş bir yelpazede yer alan yönetsel uygulamaların havayollarına rekabet avantajı sağlayacağı öngörülmektedir. Ayrıca yolcu konforunu arttırmada etkili yeni uygulamaların hayata geçirilmesi ve yer hizmeti süreçlerinde gerek personel gerek operasyonel başarının arttırılmasına yönelik

iyileştirmeler ya da yeni uygulamalar da yolcuların duyguları ve dolayısıyla fiyat-değer algısı, memnuniyeti ve başkasına önerme davranışını olumlu yönde etkileyecektir.

5.3. Öneriler

Araştırmada ele alınan problem yolcuların sosyal medyadaki değerlendirmelerine dayanarak hizmet özelliklerine yönelik duygularının belirlenmesi ve yolcu duygularının fiyat-değer algısı, memnuniyet ve başkasına önerme davranışı üzerindeki etkilerinin incelenmesidir. Bu kapsamda problemin çözümüne yönelik önerilen araştırma modeli geleneksel havayolu iş modeli ve İngilizce dilindeki yolcu değerlendirme metinleri ile sınırlandırılmıştır. Havayolu hizmet kalitesi alanındaki gelecek çalışmalarda farklı havayolu iş modelleri, farklı dillerdeki yolcu değerlendirmeleri, farklı sosyal medya platformları kullanılarak yeni öngörülerin elde edilmesi mümkündür. Ayrıca araştırmada kesitsel veri kullanılmış olup, gelecek çalışmalarda araştırmada önerilen model kapsamında boylamsal veri kullanılarak daha geniş bir zaman dilimindeki değişkenler arası ilişkilerdeki değişim incelenebilir. Araştırma modelinde yer alan yöntemin farklılaştırılmasıyla birlikte sosyal medya platformlarında yer alan ikincil verilerin metin madenciliği ile analiz edilmesi ve hizmet kalitesi alanı dışında yeni konuların araştırılması da gelecek çalışmalar açısından mümkündür. Havayollarına yönelik yapılan geçmiş çalışmalarda Skytrax, TripAdvisor, Twitter gibi farklı sosyal medya platformlarının kullanılabilirliği hâlihazırda ortaya konulmuştur. Bu araştırmada geçmiş çalışmalardan farklı olarak sosyal medya verilerinin kullanımına yönelik yeni yöntemler önerilmiştir. Tüm bu gelişmeler ışığında araştırmacılara gelecek çalışmalarda sosyal medyada yer alan ikincil verilerinin kullanımı önerilmektedir.

Bu çalışmada incelenen fiyat-değer algısı, memnuniyet ve başkasına önerme davranışı değişkenleri beklentilerin onaylanmaması teorisi ve Uyarıcı-Organizma-Tepki teorisi ile bağdaştırılarak ele alınmıştır. Gelecek çalışmalarda yolcuların sosyal medya paylaşımlarından elde edilen veriler Herzberg'in iki faktör teorisi (Herzberg, Mausner, & Snyderman, 1959) kapsamında incelenerek, yolcu memnuniyetine yönelik havayolu hizmet özelliklerinin hangi durumlarda memnuniyeti, hangi durumlarda memnuniyetsizliği tetiklediği ortaya konulabilir.

Son olarak yapılan çalışmada ele alınan yolcu örnekleme için herhangi bir sınırlılık bulunmamaktadır. İlgili havayollarına ilişkin tüm yolcu değerlendirmeleri analiz edilmiştir. Araştırmada sunulan model ise, yolcuların paylaşımlarına özgü yapıyı

keşfetmektedir. Bu yönüyle farklı yolcu örneklemi üzerinde analizlerin tekrarlanması durumunda, örneklem arası farklılara odaklanması mümkündür. Özellikle gelecekte Z kuşağının havayolu hizmetinden beklentilerini anlamak için kuşaklar arası karşılaştırmalar yapılarak (Mannheim, 1952), havayollarına yeni yolcu segmentlerinin geliştirilmesine yönelik değerli öngörüler sunulabilmesi olasıdır.

KAYNAKÇA

- Abdullah, E. F., Alasadi, S. A., & Al-Joda, A. A. (2021). Text mining based sentiment analysis using a novel deep learning approach. *International Journal of Nonlinear Analysis and Applications*, 12(Special Issue). <https://doi.org/10.22075/ijnaa.2021.5378>
- Acheampong, F. A., Wenyu, C., & Nunoo-Mensah, H. (2020). Text-based emotion detection: Advances, challenges, and opportunities. *Engineering Reports*, 2(7). <https://doi.org/10.1002/eng2.12189>
- ACSI. (2019). *American Customer Satisfaction Index Travel Report 2018-2019*. <http://www.theacsi.org/news-and-resources/customer-satisfaction-reports/reports-2015/acsi-travel-report-2015/acsi-travel-report-2015-download>. Erişim Tarihi: 14.10.2021
- Ahn, Y., Kim, I., & Hyun, S. S. (2015). Critical In-Flight and Ground-Service Factors Influencing Brand Prestige and Relationships Between Brand Prestige, Well-Being Perceptions, and Brand Loyalty: First-Class Passengers. *Journal of Travel & Tourism Marketing*, 32(sup1), S114–S138. <https://doi.org/10.1080/10548408.2015.1008666>
- Arnarsson, I. Ö., Frost, O., Gustavsson, E., Jirstrand, M., & Malmqvist, J. (2021). Natural language processing methods for knowledge management—Applying document clustering for fast search and grouping of engineering documents. *Concurrent Engineering*, 29(2), 142–152. <https://doi.org/10.1177/1063293X20982973>
- Arora, R., & Ravindran, B. (2008). Latent Dirichlet Allocation and Singular Value Decomposition Based Multi-document Summarization. *2008 Eighth IEEE International Conference on Data Mining*, 713–718. IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICDM.2008.55>
- Atalık, Ö., Bakır, M., & Akan, Ş. (2019). The Role of In-Flight Service Quality on Value for Money in Business Class: A Logit Model on the Airline Industry. *Administrative Sciences*, 9(1), 26. <https://doi.org/10.3390/admsci9010026>
- Aylien. (2021). Aspect-Based Sentiment Analysis. Text Analysis API Documentation. <https://docs.aylien.com/textapi/endpoints/#aspect-based-sentiment-analysis>. Erişim Tarihi: 07.12.2021
- Bakır, M., Akan, Ş., & Atalık, Ö. (2020). An Evaluation for Long-Haul Low-Cost

- Carriers Using User-Generated Content: The Impact of Perceived Service Quality on Value for Money. İçinde C. M. Q. Ramos, C. R. Almeida, & P. O. Fernandes (Ed.), *Handbook of Research on Social Media Applications for the Tourism and Hospitality Sector* (ss. 231–251). Hershey PA: IGI Global.
- Ban, H.-J., & Kim, H.-S. (2019). Understanding Customer Experience and Satisfaction through Airline Passengers' Online Review. *Sustainability*, *11*(15), 4066. <https://doi.org/10.3390/su11154066>
- Bannier, S., & Vleugels, C. (2010). How Web 3.0 combines User-Generated and Machine-Generated Content. *Transforming Culture in the Digital Age*, 69–77. Tartu.
- Barrow, C. (2016). *The 30 Day MBA in International Business: Your fast track guide to business success*. London: Kogan Page.
- Basfirinci, C., & Mitra, A. (2015). A cross cultural investigation of airlines service quality through integration of Servqual and the Kano model. *Journal of Air Transport Management*, *42*, 239–248. <https://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2014.11.005>
- Batista, J., Ferreira, R., Tomaz, H., Ferreira, R., Dueire Lins, R., Simske, S., ... Riss, M. (2015). A Quantitative and Qualitative Assessment of Automatic Text Summarization Systems. *Proceedings of the 2015 ACM Symposium on Document Engineering*, 65–68. New York, NY, USA: ACM. <https://doi.org/10.1145/2682571.2797081>
- Berthon, P. R., Pitt, L. F., Plangger, K., & Shapiro, D. (2012). Marketing meets Web 2.0, social media, and creative consumers: Implications for international marketing strategy. *Business Horizons*, *55*(3), 261–271. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2012.01.007>
- Bilgiç, E., & Koçak, A. (2019). Duygu ve Görüş Madenciliği: Son Gelişmeler ve 3. Havalimanı İçin Bir Uygulama. *Bingöl Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*. <https://doi.org/10.29029/busbed.502586>
- Bini, S. A. (2018). Artificial Intelligence, Machine Learning, Deep Learning, and Cognitive Computing: What Do These Terms Mean and How Will They Impact Health Care? *The Journal of Arthroplasty*, *33*(8), 2358–2361. <https://doi.org/10.1016/j.arth.2018.02.067>
- Blei, D. M., & Lafferty, J. D. (2005). Correlated topic models. *Advances in Neural Information Processing Systems*.
- Blei, D. M., Ng, A. Y., & Jordan, M. I. (2003). Latent Dirichlet allocation. *Journal of*

- Machine Learning Research*, 3, 993–1022. <https://doi.org/10.1016/b978-0-12-411519-4.00006-9>
- Bogicevic, V., Yang, W., Bilgihan, A., & Bujisic, M. (2013). Airport service quality drivers of passenger satisfaction. *Tourism Review*, 68(4), 3–18. <https://doi.org/10.1108/TR-09-2013-0047>
- Bogicevic, V., Yang, W., Bujisic, M., & Bilgihan, A. (2017). Visual Data Mining: Analysis of Airline Service Quality Attributes. *Journal of Quality Assurance in Hospitality & Tourism*, 18(4), 509–530. <https://doi.org/10.1080/1528008X.2017.1314799>
- Bolelli, L., Ertekin, Ş., & Giles, C. L. (2009). Topic and Trend Detection in Text Collections Using Latent Dirichlet Allocation. İçinde *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)* (ss. 776–780). https://doi.org/10.1007/978-3-642-00958-7_84
- Brochado, A., Rita, P., Oliveira, C., & Oliveira, F. (2019). Airline passengers' perceptions of service quality: themes in online reviews. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 31(2), 855–873. <https://doi.org/10.1108/IJCHM-09-2017-0572>
- Budak, İ. (2021). *Veri ve Metin Madenciliği ile Hava Yolu İşletmelerinin Sosyal Medya Yorum ve Skorlarının Değerlendirilmesi*. Pamukkale Üniversitesi.
- Bunchongchit, K., & Wattanacharoensil, W. (2021). Data analytics of Skytrax's airport review and ratings: Views of airport quality by passengers types. *Research in Transportation Business & Management*, 41, 100688. <https://doi.org/10.1016/j.rtbm.2021.100688>
- Can, U., & Alatas, B. (2017). Duygu Analizi ve Fikir Madenciliği Algoritmalarının İncelenmesi. *International Journal of Pure and Applied Sciences*, 3(1), 75–111.
- Carpenter, J. M. (2008). Consumer shopping value, satisfaction and loyalty in discount retailing. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 15(5), 358–363. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2007.08.003>
- Çelik, M. (2020). Web Ne Demek?. <https://www.iienstitu.com/blog/web-ne-demek>. Erişim Tarihi: 01.07.2021
- Çetin, F. S., & Eryiğit, G. (2018). Türkçe Hedef Tabanlı Duygu Analizi İçin Alt Görevlerin İncelenmesi – Hedef Terim, Hedef Kategori Ve Duygu Sınıfı Belirleme.

- Bilişim Teknolojileri Dergisi*, 11(1), 43–56.
<https://doi.org/10.17671/gazibtd.325865>
- Cevdet Altunel, M., & Erkut, B. (2015). Cultural tourism in Istanbul: The mediation effect of tourist experience and satisfaction on the relationship between involvement and recommendation intention. *Journal of Destination Marketing and Management*.
<https://doi.org/10.1016/j.jdmm.2015.06.003>
- Chatterjee, D. S. (2019). Explaining customer ratings and recommendations by combining qualitative and quantitative user generated contents. *Decision Support Systems*, 119, 14–22. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2019.02.008>
- Chen, C.-F. (2008). Investigating structural relationships between service quality, perceived value, satisfaction, and behavioral intentions for air passengers: Evidence from Taiwan. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 42(4), 709–717. <https://doi.org/10.1016/j.tra.2008.01.007>
- Chen, H.-T., & Chao, C.-C. (2015). Airline choice by passengers from Taiwan and China: A case study of outgoing passengers from Kaohsiung International Airport. *Journal of Air Transport Management*, 49, 53–63.
<https://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2015.08.002>
- Chen, S.-C., Chung, K. C., & Tsai, M. Y. (2019). How to Achieve Sustainable Development of Mobile Payment through Customer Satisfaction—The SOR Model. *Sustainability*, 11(22), 6314. <https://doi.org/10.3390/su11226314>
- Cheung, C. M. K., & Thadani, D. R. (2012). The impact of electronic word-of-mouth communication: A literature analysis and integrative model. *Decision Support Systems*, 54(1), 461–470. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2012.06.008>
- Chiou, Y.-C., & Chen, Y.-H. (2010). Factors influencing the intentions of passengers regarding full service and low cost carriers: A note. *Journal of Air Transport Management*, 16(4), 226–228. <https://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2009.11.005>
- Clifton, C. (2019). “data mining”. İçinde *Encyclopedia Britannica*.
<https://www.britannica.com/technology/data-mining>
- Correia, A., Teodoro, M. F., & Lobo, V. (2018). Statistical Methods for Word Association in Text Mining. İçinde T. A. Oliveira, C. P. Kitsos, A. Oliveira, & L. Grilo (Ed.), *Recent Studies on Risk Analysis and Statistical Modeling* (ss. 375–384). Springer.
https://doi.org/10.1007/978-3-319-76605-8_27
- Dale, R. (2015). NLP meets the cloud. *Natural Language Engineering*, 21(4), 653–659.

<https://doi.org/10.1017/S1351324915000200>

- Deerwester, S. C., Dumais, S. T., Furnas, G. W., Harshman, R. A., Landauer, T. K., Lochbaum, K. E., & Streeter, L. A. (1989). Computer information retrieval using latent semantic structure.
- Demeter, K., Szász, L., & Kő, A. (2019). A text mining based overview of inventory research in the ISIR special issues 1994–2016. *International Journal of Production Economics*, 209, 134–146. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2018.06.006>
- Demirli, C., & Kütük, Ö. F. (2010). Anlamsal Web (Web 3.0) ve Ontolojilerine Genel Bir Bakış. *İstanbul Ticaret Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi*, 9(18), 97–107.
- Denny, M. J., & Spirling, A. (2018). Text Preprocessing For Unsupervised Learning: Why It Matters, When It Misleads, And What To Do About It. *Political Analysis*, 26(2), 168–189. <https://doi.org/10.1017/pan.2017.44>
- Derici, E. (2020). Duygu Analizi Nedir, Kullanım Alanları ve Zorlukları.
- Dharmavaram Sreenivasan, N., Sian Lee, C., & Hoe-Lian Goh, D. (2012). Tweeting the friendly skies. *Program*, 46(1), 21–42. <https://doi.org/10.1108/00330331211204548>
- Diez-Olivan, A., Del Ser, J., Galar, D., & Sierra, B. (2019). Data fusion and machine learning for industrial prognosis: Trends and perspectives towards Industry 4.0. *Information Fusion*, 50. <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2018.10.005>
- Edosomwan, S., Prakasan, S. K., Kouame, D., Watson, J., & Seymour, T. (2011). The History of Social Media and its Impact on Business. *The Journal of Applied Management and Entrepreneurship*, 16(3).
- Ekinci, E. (2019). *Dokümanların Anlamsal Benzerliklerine Dayalı Özgün Bir Konu Modelleme Yöntemi*. Kocaeli Üniversitesi.
- Fan, S., Lau, R. Y. K., & Zhao, J. L. (2015). Demystifying Big Data Analytics for Business Intelligence Through the Lens of Marketing Mix. *Big Data Research*, 2(1), 28–32. <https://doi.org/10.1016/j.bdr.2015.02.006>
- Feldman, R. (2013). Techniques and applications for sentiment analysis. *Communications of the ACM*, 56(4), 82–89. <https://doi.org/10.1145/2436256.2436274>
- Fellows, I. (2018). *Word Clouds*. <https://cran.r-project.org/web/packages/wordcloud/>.
Erişim Tarihi: 01.11.2021
- Field, A. (2009). *Discovering statistics using SPSS* (3. baskı). London: SAGE Publications Ltd.

- Forgas, S., Moliner, M. A., Sánchez, J., & Palau, R. (2010). Antecedents of airline passenger loyalty: Low-cost versus traditional airlines. *Journal of Air Transport Management*, 16(4), 229–233. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2010.01.001>
- Gerede, E. (2019). Havayolu İşletmelerinin Sınıflandırılması ve Konumlanmaları. İçinde E. Gerede & A. E. Demirci (Ed.), *Havayolu Yönetimi* (ss. 26–53). Eskişehir: Anadolu Üniversitesi.
- Grönroos, C. (1990). *Service Management and Marketing: Managing the Moment of Truth in Service Competition*. Massachusetts: Lexington Books.
- Gures, N., Inan, H., & Arslan, S. (2018). Assessing the self-service technology usage of Y-Generation in airline services. *Journal of Air Transport Management*, 71, 215–219. <https://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2018.04.008>
- Güven, Z. A. (2018). *N-Seviyeli Gizli Dirichlet Ayırımı Desteği ile Tür ve Duygu Sınıflandırma*. Yıldız Teknik Üniversitesi.
- Güven, Z. A., Diri, B., & Çakaloğlu, T. (2020). Duygu analizi için n-aşamalı Gizli Dirichlet Ayırımı ile diğer konu modelleme yöntemlerinin karşılaştırılması. *Gazi Üniversitesi Mühendislik-Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 35(4), 2135–2145. <https://doi.org/10.17341/gazimmfd.556104>
- Halpern, N., & Mwesiumo, D. (2021). Airport service quality and passenger satisfaction: The impact of service failure on the likelihood of promoting an airport online. *Research in Transportation Business & Management*, 41, 100667. <https://doi.org/10.1016/j.rtbm.2021.100667>
- Han, S., & Anderson, C. K. (2020). Customer Motivation and Response Bias in Online Reviews. *Cornell Hospitality Quarterly*, 61(2), 142–153. <https://doi.org/10.1177/1938965520902012>
- Herschel, R. T., & Jones, N. E. (2005). Knowledge management and business intelligence: the importance of integration. *Journal of Knowledge Management*, 9(4), 45–55. <https://doi.org/10.1108/13673270510610323>
- Herzberg, F., Mausner, B., & Snyderman, B. B. (1959). *The motivation to work* (2. baskı). New York: John Wiley & Sons.
- Ho-Dac, N. N. (2020). The value of online user generated content in product development. *Journal of Business Research*, 112, 136–146. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.02.030>

- Ho, S. Y., Choi, K. W. (Stanley), & Yang, F. (Finn). (2019). Harnessing Aspect-Based Sentiment Analysis: How Are Tweets Associated with Forecast Accuracy? *Journal of the Association for Information Systems*, 1174–1209. <https://doi.org/10.17705/1jais.00564>
- Hoffman, T. (2001). Unsupervised Learning by Probabilistic Latent Semantic Analysis. *Machine Learning*, 42(1).
- Hong, J.-W., & Park, S.-B. (2019). The Identification of Marketing Performance Using Text Mining of Airline Review Data. *Mobile Information Systems*, 2019, 1–8. <https://doi.org/10.1155/2019/1790429>
- Hosany, S., Prayag, G., Van Der Veen, R., Huang, S. (Sam), & Deesilatham, S. (2017). Mediating Effects of Place Attachment and Satisfaction on the Relationship between Tourists' Emotions and Intention to Recommend. *Journal of Travel Research*, 56(8), 1079–1093. <https://doi.org/10.1177/0047287516678088>
- Hsu, F.-C., Agyeiwaah, E., & Chen, L. I.-L. (2021). Examining food festival attendees' existential authenticity and experiential value on affective factors and loyalty: An application of stimulus-organism-response paradigm. *Journal of Hospitality and Tourism Management*, 48, 264–274. <https://doi.org/10.1016/j.jhtm.2021.06.014>
- Hussain, R., Al Nasser, A., & Hussain, Y. K. (2015). Service quality and customer satisfaction of a UAE-based airline: An empirical investigation. *Journal of Air Transport Management*, 42, 167–175. <https://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2014.10.001>
- Ishak, S. (2020). World Airline Rankings Traffic. *Airline Business*, 2019–2020.
- Jacobi, C., van Atteveldt, W., & Welbers, K. (2016). Quantitative analysis of large amounts of journalistic texts using topic modelling. *Digital Journalism*, 4(1), 89–106. <https://doi.org/10.1080/21670811.2015.1093271>
- Jiménez-Valverde, A. (2012). Insights into the area under the receiver operating characteristic curve (AUC) as a discrimination measure in species distribution modelling. *Global Ecology and Biogeography*, 21(4), 498–507. <https://doi.org/10.1111/j.1466-8238.2011.00683.x>
- Kang, D., & Park, Y. (2014). Review-based measurement of customer satisfaction in mobile service: Sentiment analysis and VIKOR approach. *Expert Systems with Applications*, 41(4), 1041–1050. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2013.07.101>
- Kaplan, A. M., & Haenlein, M. (2010). Users of the world, unite! The challenges and

- opportunities of Social Media. *Business Horizons*, 53(1), 59–68. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2009.09.003>
- Kaur, W., & Balakrishnan, V. (2018). Improving sentiment scoring mechanism: a case study on airline services. *Industrial Management & Data Systems*, 118(8), 1578–1596. <https://doi.org/10.1108/IMDS-07-2017-0300>
- Kietzmann, J. H., Hermkens, K., McCarthy, I. P., & Silvestre, B. S. (2011). Social media? Get serious! Understanding the functional building blocks of social media. *Business Horizons*, 54(3), 241–251. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2011.01.005>
- Kiliç, S., & Çadirci, T. O. (2021). An evaluation of airport service experience: An identification of service improvement opportunities based on topic modeling and sentiment analysis. *Research in Transportation Business & Management*, 100744. <https://doi.org/10.1016/j.rtbm.2021.100744>
- Kim, S.-B., & Park, J.-W. (2017). A study on the importance of airline selection attributes by airline type: An emphasis on the difference of opinion in between Korean and overseas aviation experts. *Journal of Air Transport Management*, 60, 76–83. <https://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2017.01.007>
- Kim, S., Kim, I., & Hyun, S. S. (2016). First-Class in-Flight Services and Advertising Effectiveness: Antecedents of Customer-Centric Innovativeness and Brand Loyalty in the United States (US) Airline Industry. *Journal of Travel & Tourism Marketing*, 33(1), 118–140. <https://doi.org/10.1080/10548408.2015.1038420>
- Kitajima, M., Kariya, N., Takagi, H., & Zhang, Y. (2005). Evaluation of Website Usability Using Markov Chains and Latent Semantic Analysis. *IEICE Transactions on Communications*, E88-B(4), 1467–1475. <https://doi.org/10.1093/ietcom/e88-b.4.1467>
- Korfiatis, N., Stamolampros, P., Kourouthanassis, P., & Sagiadinos, V. (2019). Measuring service quality from unstructured data: A topic modeling application on airline passengers' online reviews. *Expert Systems with Applications*, 116, 472–486. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2018.09.037>
- Kotu, V., & Deshpande, B. (2019). Data Science Concepts and Practice. İçinde *Data Handling in Science and Technology* (C. 2).
- Kumar, S., & Zymbler, M. (2019). A machine learning approach to analyze customer satisfaction from airline tweets. *Journal of Big Data*, 6(1), 62. <https://doi.org/10.1186/s40537-019-0224-1>

- Lacic, E., Kowald, D., & Lex, E. (2016). High enough? Explaining and predicting traveler satisfaction using airline reviews. *HT 2016 - Proceedings of the 27th ACM Conference on Hypertext and Social Media*. <https://doi.org/10.1145/2914586.2914629>
- Lebryk, T. (2021). Intuitive Guide to Correlated Topic Models. *Towards Data Science*. <https://towardsdatascience.com/intuitive-guide-to-correlated-topic-models-76d5baef03d3>. Erişim Tarihi: 14.12.2021
- Lee, C.-K., Lee, Y.-C., Chuang, Y.-S., & Wu, W.-L. (2014). The Effect of Electronic Word-of-Mouth, Customer Expectations, and Emotions on Intention to Take Low Cost Airlines. İçinde J. Sobacki, V. Boonjing, & S. Chittayasothorn (Ed.), *Advanced Approaches to Intelligent Information and Database Systems* (ss. 69–75). Cham: Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-05503-9_7
- Lee, C. K., Yoon, Y. S., & Lee, S. K. (2007). Investigating the relationships among perceived value, satisfaction, and recommendations: The case of the Korean DMZ. *Tourism Management*. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2005.12.017>
- Liang, L. J., Choi, H. C., & Joppe, M. (2018). Exploring the relationship between satisfaction, trust and switching intention, repurchase intention in the context of Airbnb. *International Journal of Hospitality Management*. <https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2017.10.015>
- Lin, S.-P., Chan, Y.-H., & Tsai, M.-C. (2009). A transformation function corresponding to IPA and gap analysis. *Total Quality Management & Business Excellence*, 20(8), 829–846. <https://doi.org/10.1080/14783360903128272>
- Linguamatics. (2021). What is Text Mining, Text Analytics and Natural Language Processing?. *Linguamatics*. <https://www.linguamatics.com/what-text-mining-text-analytics-and-natural-language-processing>. Erişim Tarihi: 03.12.2021
- Liu, B. (2010). Sentiment analysis and subjectivity. İçinde *Handbook of Natural Language Processing, Second Edition*.
- Liu, S. (2019). Dirichlet distribution. *Towards Data Science*. <https://towardsdatascience.com/dirichlet-distribution-a82ab942a879>. Erişim Tarihi: 04.12.2021
- López-Bonilla, J. M., & López-Bonilla, L. M. (2013). Self-Service Technology Versus Traditional Service: Examining Cognitive Factors In The Purchase Of The Airline Ticket. *Journal of Travel & Tourism Marketing*, 30(5), 497–508.

- <https://doi.org/10.1080/10548408.2013.803396>
- Loria, S. (2020). TextBlob: Simplified Text Processing. <https://doi.org/https://textblob.readthedocs.io/en/dev/>
- Lucini, F. R., Tonetto, L. M., Fogliatto, F. S., & Anzanello, M. J. (2020). Text mining approach to explore dimensions of airline customer satisfaction using online customer reviews. *Journal of Air Transport Management*, 83, 101760. <https://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2019.101760>
- Mannheim, K. (1952). The problem of generations. *Essays on the Sociology of Knowledge*.
- Martin-Domingo, L., Martín, J. C., & Mandsberg, G. (2019). Social media as a resource for sentiment analysis of Airport Service Quality (ASQ). *Journal of Air Transport Management*, 78, 106–115. <https://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2019.01.004>
- Martin, F., & Johnson, M. (2015). More efficient topic modelling through a noun only approach. *Australasian Language Technology Association Workshop 2015, ALTA 2015 - Proceedings*, 111–115.
- Medina-Muñoz, D. R., Medina-Muñoz, R. D., & Suárez-Cabrera, M. Á. (2018). Determining important attributes for assessing the attractiveness of airlines. *Journal of Air Transport Management*, 70, 45–56. <https://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2018.01.002>
- Mierswa, I., Wurst, M., Klinkenberg, R., Scholz, M., & Euler, T. (2006). YALE: Rapid prototyping for complex data mining tasks. *Proceedings of the ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, 2006*.
- Miner, G., Delen, D., Elder, J., Fast, A., Hill, T., & Nisbet, R. A. (2012). *Practical Text Mining and Statistical Analysis for Non-structured Text Data Applications*. London: Elsevier. <https://doi.org/10.1016/C2010-0-66188-8>
- Misopoulos, F., Mitic, M., Kapoulas, A., & Karapiperis, C. (2014). Uncovering customer service experiences with Twitter: the case of airline industry. *Management Decision*, 52(4), 705–723. <https://doi.org/10.1108/MD-03-2012-0235>
- Morgan, N. A., & Rego, L. L. (2006). The value of different customer satisfaction and loyalty metrics in predicting business performance. *Marketing Science*. <https://doi.org/10.1287/mksc.1050.0180>
- Mostafa, M. M. (2013). More than words: Social networks' text mining for consumer brand sentiments. *Expert Systems with Applications*, 40(10), 4241–4251.

- <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2013.01.019>
- Mutlu, S., & Sertoğlu, A. E. (2018). Düşük Maliyetli ve Tam Hizmet Sunan Havayolları Müşterilerinin Hizmet Kalitesi Beklentilerinin Karşılaştırılması. *Journal of Business Research - Turk*, 10(1), 528–550. <https://doi.org/10.20491/isarder.2018.406>
- Nadiri, H., Hussain, K., Haktan Ekiz, E., & Erdoğan, Ş. (2008). An investigation on the factors influencing passengers' loyalty in the North Cyprus national airline. *The TQM Journal*, 20(3), 265–280. <https://doi.org/10.1108/17542730810867272>
- Nasukawa, T., & Yi, J. (2003). Sentiment analysis: Capturing favorability using natural language processing. *Proceedings of the 2nd International Conference on Knowledge Capture, K-CAP 2003*. <https://doi.org/10.1145/945645.945658>
- Nejati, M., Nejati, M., & Shafaei, A. (2009). Ranking airlines' service quality factors using a fuzzy approach: Study of the Iranian society. *International Journal of Quality and Reliability Management*, 26(3), 247–260. <https://doi.org/10.1108/02656710910936726>
- Neuwirth, E. (2015). *ColorBrewer Palettes*. <https://cran.r-project.org/web/packages/RColorBrewer/>. Erişim Tarihi: 02.12.2021
- Oliver, R. L. (1980). A Cognitive Model of the Antecedents and Consequences of Satisfaction Decisions. *Journal of Marketing Research*. <https://doi.org/10.1177/002224378001700405>
- Oliver, R. L. (1997). *Satisfaction: A behavioral perspective on the consumer*. New York: Irwin McGraw-Hill.
- Öztürk, S. A. (2013). *Hizmet Pazarlaması: Kuram, Uygulama ve Örnekler* (13. baskı). Bursa: Ekin Yayınevi.
- Pallant, J. (2011). *SPSS Survival Manual*. Berkshire: Open University Press.
- Parasuraman, A., Zeithaml, V. A., & Berry, L. L. (1985). A Conceptual Model of Service Quality and Its Implications for Future Research. *Journal of Marketing*, 49(4), 41. <https://doi.org/10.2307/1251430>
- Parasuraman, A., Zeithaml, V. A., & Berry, L. L. (1988). SERVQUAL: A Multiple-Item Scale for Measuring Consumer Perceptions of Service Quality. *Journal of Retailing*, 64(1), 12–40. [https://doi.org/10.1016/S0148-2963\(99\)00084-3](https://doi.org/10.1016/S0148-2963(99)00084-3)
- Pariwat Ongsulee. (2017). Artificial Intelligence, Machine Learning and Deep Learning. *International Conference on ICT and Knowledge Engineering*.
- Park, J.-W. (2007). Passenger perceptions of service quality: Korean and Australian case

- studies. *Journal of Air Transport Management*, 13(4), 238–242. <https://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2007.04.002>
- Park, J.-W., Robertson, R., & Wu, C.-L. (2004). The effect of airline service quality on passengers' behavioural intentions: a Korean case study. *Journal of Air Transport Management*, 10(6), 435–439. <https://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2004.06.001>
- Paturi, U. M. R., & Cheruku, S. (2021). Application and performance of machine learning techniques in manufacturing sector from the past two decades: A review. *Materials Today: Proceedings*, 38, 2392–2401. <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2020.07.209>
- Petrick, J. F. (2004). The Roles of Quality, Value, and Satisfaction in Predicting Cruise Passengers' Behavioral Intentions. *Journal of Travel Research*, 42(4), 397–407. <https://doi.org/10.1177/0047287504263037>
- Pontiki, M., Galanis, D., Papageorgiou, H., Androutsopoulos, I., Manandhar, S., Al-Smadi, M., ... Eryigit, G. (2016). SemEval-2016 Task 5: Aspect Based Sentiment Analysis. *Proceedings of the 10th International Workshop on Semantic Evaluation (SemEval-2016)*, 19–30. Stroudsburg, PA, USA: Association for Computational Linguistics. <https://doi.org/10.18653/v1/S16-1002>
- Poole, D. L., Mackworth, A., & Goebel, R. G. (1998). Computational Intelligence and Knowledge. *Computational Intelligence: A Logical Approach*, (Ci).
- Price, D. (2015). Infographic: How Much Data is Produced Every Day?. *Cloutweaks*. <https://cloutweaks.com/2015/03/how-much-data-is-produced-every-day/>. Erişim Tarihi: 02.12.2021
- Prihatini, P. M., Suryawan, I. K., & Mandia, I. (2018). Feature extraction for document text using Latent Dirichlet Allocation. *Journal of Physics: Conference Series*, 953, 012047. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/953/1/012047>
- Punel, A., Al Hajj Hassan, L., & Ermagun, A. (2019). Variations in airline passenger expectation of service quality across the globe. *Tourism Management*, 75, 491–508. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2019.06.004>
- Punel, A., & Ermagun, A. (2018). Using Twitter network to detect market segments in the airline industry. *Journal of Air Transport Management*, 73, 67–76. <https://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2018.08.004>
- Qazi, A., Tamjidyamcholo, A., Raj, R. G., Hardaker, G., & Standing, C. (2017). Assessing consumers' satisfaction and expectations through online opinions: Expectation and disconfirmation approach. *Computers in Human Behavior*, 75,

- 450–460. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2017.05.025>
- Rajaguru, R. (2016). Role of value for money and service quality on behavioural intention: A study of full service and low cost airlines. *Journal of Air Transport Management*, 53, 114–122. <https://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2016.02.008>
- Ruder, S., Ghaffari, P., & Breslin, J. G. (2016a). A Hierarchical Model of Reviews for Aspect-based Sentiment Analysis. *Proceedings of the 2016 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, 999–1005. Stroudsburg, PA, USA: Association for Computational Linguistics. <https://doi.org/10.18653/v1/D16-1103>
- Ruder, S., Ghaffari, P., & Breslin, J. G. (2016b). INSIGHT-1 at SemEval-2016 Task 5: Deep Learning for Multilingual Aspect-based Sentiment Analysis. *Proceedings of the 10th International Workshop on Semantic Evaluation (SemEval-2016)*, 330–336. Stroudsburg, PA, USA: Association for Computational Linguistics. <https://doi.org/10.18653/v1/S16-1053>
- Saini, S., & Mohan Pandey, H. (2015). Review on Web Content Mining Techniques. *International Journal of Computer Applications*, 118(18), 33–36. <https://doi.org/10.5120/20848-3536>
- Samuel, A. L. (1959). Some Studies in Machine Learning Using the Game of Checkers. *IBM Journal of Research and Development*, 3(3), 210–229. <https://doi.org/10.1147/rd.33.0210>
- Schuckert, M., Liu, X., & Law, R. (2015). Hospitality and Tourism Online Reviews: Recent Trends and Future Directions. *Journal of Travel & Tourism Marketing*, 32(5), 608–621. <https://doi.org/10.1080/10548408.2014.933154>
- Seo, G.-H., & Itoh, M. (2020). Perceptions of Customers as Sustained Competitive Advantages of Global Marketing Airline Alliances: A Hybrid Text Mining Approach. *Sustainability*, 12(15), 6258. <https://doi.org/10.3390/su12156258>
- Seth, N., Deshmukh, S. G., & Vrat, P. (2005). Service quality models: a review. *International Journal of Quality & Reliability Management*, 22(9), 913–949. <https://doi.org/10.1108/02656710510625211>
- Sezgen, E., Mason, K. J., & Mayer, R. (2019). Voice of airline passenger: A text mining approach to understand customer satisfaction. *Journal of Air Transport Management*, 77, 65–74. <https://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2019.04.001>
- Shadiyar, A., Ban, H.-J., & Kim, H.-S. (2020). Extracting Key Drivers of Air Passenger's

- Experience and Satisfaction through Online Review Analysis. *Sustainability*, 12(21), 9188. <https://doi.org/10.3390/su12219188>
- Sheth, J. N., Newman, B. I., & Gross, B. L. (1991). Why we buy what we buy: A theory of consumption values. *Journal of Business Research*. [https://doi.org/10.1016/0148-2963\(91\)90050-8](https://doi.org/10.1016/0148-2963(91)90050-8)
- Skytrax. (2021). About Airline Star Rating. www.skytraxratings.com. <https://skytraxratings.com/about-airline-rating>. Erişim Tarihi: 06.10.2021
- Sudhakar, S., & Gunasekar, S. (2020). Examining online ratings and customer satisfaction in airlines. *Anatolia*, 31(2), 260–273. <https://doi.org/10.1080/13032917.2020.1747238>
- Suki, N. M. (2014). Passenger satisfaction with airline service quality in Malaysia: A structural equation modeling approach. *Research in Transportation Business & Management*, 10, 26–32. <https://doi.org/10.1016/j.rtbm.2014.04.001>
- Sun, S., Luo, C., & Chen, J. (2017). A review of natural language processing techniques for opinion mining systems. *Information Fusion*, 36, 10–25. <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2016.10.004>
- Talib, R., Kashif, M., Ayesha, S., & Fatima, F. (2016). Text Mining: Techniques, Applications and Issues. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 7(11). <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2016.071153>
- Tan, K. C., & Pawitra, T. A. (2001). Integrating SERVQUAL and Kano's model into QFD for service excellence development. *Managing Service Quality: An International Journal*, 11(6), 418–430. <https://doi.org/10.1108/EUM00000000006520>
- Taylor, P., & Black, A. W. (1998). Assigning phrase breaks from part-of-speech sequences. *Computer Speech and Language*, 12(2). <https://doi.org/10.1006/csla.1998.0041>
- Tian, X., He, W., Tang, C., Li, L., Xu, H., & Selover, D. (2019). A new approach of social media analytics to predict service quality: Evidence from the airline industry. *Journal of Enterprise Information Management*, 33(1), 51–70. <https://doi.org/10.1108/JEIM-03-2019-0086>
- Timoshenko, A., & Hauser, J. R. (2019). Identifying Customer Needs from User-Generated Content. *Marketing Science*, 38(1), 1–20. <https://doi.org/10.1287/mksc.2018.1123>

- Tonta, Y., & Darvish, H. R. (2010). Diffusion of latent semantic analysis as a research tool: A social network analysis approach. *Journal of Informetrics*, 4(2), 166–174. <https://doi.org/10.1016/j.joi.2009.11.003>
- Türkmen, H. (2016). *Ürün Özelliklerinin Türkçe Kullanıcı Yorumlarından Özellik Tabanlı Sentiment Analizi ile Keşfedilmesi*. Kocaeli Üniversitesi.
- Verma, K. K., Singh, B. M., & Dixit, A. (2019). A review of supervised and unsupervised machine learning techniques for suspicious behavior recognition in intelligent surveillance system. *International Journal of Information Technology*. <https://doi.org/10.1007/s41870-019-00364-0>
- Villalon, J., & Calvo, R. A. (2009). Concept Extraction from Student Essays, Towards Concept Map Mining. *2009 Ninth IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies*, 221–225. IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICALT.2009.215>
- Vlachos, I., & Lin, Z. (2014). Drivers of airline loyalty: Evidence from the business travelers in China. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 71, 1–17. <https://doi.org/10.1016/j.tre.2014.07.011>
- Weismayer, C., Pezenka, I., & Gan, C. H.-K. (2018). Aspect-Based Sentiment Detection: Comparing Human Versus Automated Classifications of TripAdvisor Reviews. *Çinde Information and Communication Technologies in Tourism 2018* (ss. 365–380). Cham: Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-72923-7_28
- WordNet. (2010). Princeton University “About WordNet.”. *Princeton University website*. <https://wordnet.princeton.edu/>. Erişim Tarihi: 07.12.2021
- Woschank, M., Rauch, E., & Zsifkovits, H. (2020). A Review of Further Directions for Artificial Intelligence, Machine Learning, and Deep Learning in Smart Logistics. *Sustainability*, 12(9), 3760. <https://doi.org/10.3390/su12093760>
- Xiang, Z., Du, Q., Ma, Y., & Fan, W. (2017). A comparative analysis of major online review platforms: Implications for social media analytics in hospitality and tourism. *Tourism Management*, 58, 51–65. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2016.10.001>
- Xu, X., Wang, X., Li, Y., & Haghghi, M. (2017). Business intelligence in online customer textual reviews: Understanding consumer perceptions and influential factors. *International Journal of Information Management*, 37(6), 673–683. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2017.06.004>
- Yang, J., Gu, Y., & Cen, J. (2011). Festival Tourists’ Emotion, Perceived Value, and

- Behavioral Intentions: A Test of the Moderating Effect of Festivalscape. *Journal of Convention & Event Tourism*, 12(1), 25–44.
<https://doi.org/10.1080/15470148.2010.551292>
- Yee Liao, B., & Pei Tan, P. (2014). Gaining customer knowledge in low cost airlines through text mining. *Industrial Management & Data Systems*, 114(9), 1344–1359.
<https://doi.org/10.1108/IMDS-07-2014-0225>
- Yu, W., Xu, W., & Zhu, L. (2017). A modified Hosmer–Lemeshow test for large data sets. *Communications in Statistics - Theory and Methods*, 46(23), 11813–11825.
<https://doi.org/10.1080/03610926.2017.1285922>
- Zeithaml, V. A. (1988). Consumer Perceptions of Price, Quality, and Value: A Means-End Model and Synthesis of Evidence. *Journal of Marketing*, 52(3), 2–22.
<https://doi.org/10.1177/002224298805200302>
- Zeithaml, V. A., Berry, L. L., & Parasuraman, A. (1996). The behavioral consequences of service quality. *Journal of Marketing*, 60(2). <https://doi.org/10.2307/1251929>
- Zhai, C., & Massung, S. (2016). *Text Data Management and Analysis: A Practical Introduction to Information Retrieval and Text Mining*. Morgan & Claypool Publishers. <https://doi.org/10.1145/2915031>
- Zhang, Y., Chen, M., & Liu, L. (2015). A review on text mining. *6th IEEE international conference on software engineering and service science*, 681–685.
- Zhao, W. (2015). Best Practices in Building Topic Models with LDA for Mining Regulatory Textual Documents. <https://dokumen.tips/documents/best-practices-in-building-topic-models-with-lda-for-mining-regulatory-textual-2015-11-11.html>.
 Erişim Tarihi: 19.11.2021
- Zhao, Y., Xu, X., & Wang, M. (2019). Predicting overall customer satisfaction: Big data evidence from hotel online textual reviews. *International Journal of Hospitality Management*, 76, 111–121. <https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2018.03.017>
- Zhu, L., Li, H., Wang, F.-K., He, W., & Tian, Z. (2020). How online reviews affect purchase intention: a new model based on the stimulus-organism-response (S - O - R) framework. *Aslib Journal of Information Management*, 72(4), 463–488.
<https://doi.org/10.1108/AJIM-11-2019-0308>

İnternet Kaynakları

http-1: https://en.wikipedia.org/wiki/Text_corpus (Erişim Tarihi: 14.12.2021)

http-2: <https://dictionary.cambridge.org/dictionary/english/lexicon> (Erişim Tarihi: 14.12.2021)

http-3: <https://github.com/igorbrigadir/stopwords/blob/master/en/onix.txt> (Erişim Tarihi: 15.12.2021)

http-4: <https://www.airlinequality.com/airline-reviews/delta-air-lines/> (Erişim Tarihi: 01.07.2020)

http-5: <https://www.airlinequality.com/airline-reviews/singapore-airlines/> (Erişim Tarihi: 01.07.2020)

EK-1: Veriseti İçindeki Toplam Frekansına Göre İlk 100 Kelime

SN	Kelime	Doküman Frekansı	Toplam Kelime Frekansı	SN	Kelime	Doküman Frekansı	Toplam Kelime Frekansı
1	seat	20782	40825	51	little	3495	3993
2	service	21061	32652	52	hotel	2490	3947
3	time	17270	25339	53	wait	3235	3919
4	food	17372	23042	54	quality	3369	3865
5	crew	13294	19331	55	selection	3251	3836
6	staff	12584	18038	56	call	2809	3827
7	class	10395	17840	57	breakfast	3145	3797
8	cabin	11308	16199	58	connection	2924	3769
9	flight	11028	15993	59	clean	3471	3731
10	business	8767	14929	60	free	3079	3728
11	hours	9715	14457	61	premium	2489	3701
12	airport	9320	13651	62	bag	2421	3694
13	check	9044	13405	63	found	3137	3681
14	meal	8839	13353	64	change	2800	3654
15	passenger	8833	13062	65	route	2898	3538
16	experience	9350	11385	66	water	2823	3475
17	hour	8246	10503	67	offer	2949	3468
18	customer	6926	10288	68	waiting	2910	3436
19	boarding	7326	10132	69	agent	2068	3377
20	drink	7048	9256	70	arrival	2919	3367
21	entertainment	8098	9162	71	space	2832	3273
22	return	6702	8616	72	terminal	2409	3271
23	ticket	5072	8011	73	money	2774	3125
24	minutes	5580	7813	74	wine	2569	3074
25	lounge	4702	7805	75	night	2573	3067
26	attendant	5772	7796	76	days	2485	3063
27	gate	4722	7561	77	home	2460	3041
28	luggage	4440	7335	78	sleep	2584	2974
29	trip	5769	7292	79	front	2519	2972
30	flying	6227	7174	80	line	2110	2956
31	delay	4515	6215	81	counter	2105	2933
32	board	4721	5612	82	haul	2414	2871
33	people	4376	5571	83	landing	2528	2864
34	choice	4566	5532	84	standard	2520	2853
35	system	3997	4768	85	fine	2392	2744
36	left	4046	4657	86	istanbul	1538	2696
37	ground	3743	4543	87	journey	2235	2671
38	times	4001	4505	88	care	2310	2645
39	baggage	2978	4395	89	phone	2071	2611
40	poor	3618	4365	90	security	2078	2533
41	departure	3563	4332	91	dinner	2054	2485
42	option	3416	4305	92	toilet	1973	2480
43	help	3291	4159	93	seating	2157	2476
44	snack	3573	4136	94	cost	2087	2434
45	travel	3365	4083	95	family	1889	2418
46	short	3516	4078	96	professional	2292	2415
47	movie	3575	4070	97	desk	1740	2375
48	screen	3420	4040	98	half	2079	2326
49	issue	3254	4015	99	despite	2053	2291
50	extra	3219	4008	100	getting	2079	2271

EK-2: GDA konuları ve kelime ağırlıkları

Konfor		Kabin Personeli		Uçuş Deneyimi		Yer Hizmetleri		İkram		Kabin İçi Eğlence	
Kelimeler	Kelime Ağırlıkları	Kelimeler	Kelime Ağırlıkları	Kelimeler	Kelime Ağırlıkları	Kelimeler	Kelime Ağırlıkları	Kelimeler	Kelime Ağırlıkları	Kelimeler	Kelime Ağırlıkları
seat	20135	staff	6351	class	16164	hours	8769	food	13121	entertainment	8916
passenger	3304	service	5713	business	14402	check	6264	service	12601	cabin	6295
comfort	2969	attendant	5601	seat	10443	airport	5733	crew	12340	trip	5212
food	2269	cabin	2651	service	7640	delay	4976	meal	11072	screen	4586
crew	2090	crew	2622	food	7086	luggage	4627	cabin	9909	time	3988
front	2083	time	2149	lounge	7068	gate	3851	time	9299	aisle	3929
cabin	1997	offer	2119	cabin	3955	baggage	3679	seat	9154	selection	3696
extra	1939	change	1955	crew	3375	service	3256	drink	7246	passenger	2993
service	1785	request	1947	experience	2369	ground	3018	entertainment	6494	space	2898
window	1734	food	1867	time	2367	customer	2984	staff	5202	free	2504
flying	1638	information	1774	premium	2277	staff	2503	snack	3877	movie	2388
people	1504	help	1739	flat	2153	boarding	2456	experience	3587	window	2219
aisle	1494	travel	1677	staff	1915	connection	2408	choice	3556	wifi	1978
toilet	1317	clean	1622	drink	1790	wait	2160	clean	3208	option	1957
child	1307	care	1618	product	1700	counter	2013	breakfast	3195	connection	1956

EK-3: Hizmet Özelliklerine Yönelik Yolcu Duygularının Havayollarına Göre Dağılımı

KABİN PERSONELİ							
Havayolu	Negatif Duygu Etiket Sayısı	Nötr Duygu Etiket Sayısı	Pozitif Duygu Etiket Sayısı	Negatif Duygu (%)	Nötr Duygu (%)	Pozitif Duygu (%)	Toplam Duygu Etiketi
Aegean Airlines	65	11	301	17%	3%	80%	377
Aer Lingus	193	17	193	48%	4%	48%	403
Aeroflot	122	25	167	39%	8%	53%	314
Aeromexico	171	17	122	55%	5%	39%	310
Air Canada	697	65	355	62%	6%	32%	1117
Air China	333	26	147	66%	5%	29%	506
Air France	294	59	398	39%	8%	53%	751
Air India	288	40	216	53%	7%	40%	544
Air New Zealand	178	26	251	39%	6%	55%	455
Alitalia	238	23	149	58%	6%	36%	410
American Airlines	1898	111	546	74%	4%	21%	2555
ANA All Nippon Airways	34	23	254	11%	7%	82%	311
Asiana Airlines	27	14	167	13%	7%	80%	208
Austrian Airlines	121	19	188	37%	6%	57%	328
Avianca	125	14	77	58%	6%	36%	216
British Airways	1004	211	1318	40%	8%	52%	2533
Cathay Pacific Airways	298	81	685	28%	8%	64%	1064
China Airlines	92	29	146	34%	11%	55%	267
China Eastern Airlines	226	24	140	58%	6%	36%	390
China Southern Airlines	197	105	1233	13%	7%	80%	1535
Copa Airlines	68	4	58	52%	3%	45%	130
Delta Air Lines	734	75	485	57%	6%	37%	1294
Emirates	763	136	825	44%	8%	48%	1724
Ethiopian Airlines	144	20	123	50%	7%	43%	287
Etihad Airways	718	74	347	63%	6%	30%	1139
EVA Air	51	23	271	15%	7%	79%	345
Finnair	149	19	230	37%	5%	58%	398
Garuda Indonesia	53	24	487	9%	4%	86%	564
Hainan Airlines	30	13	259	10%	4%	86%	302
Hawaiian Airlines	100	9	68	56%	5%	38%	177
Iberia	216	36	189	49%	8%	43%	441
Japan Airlines	39	13	153	19%	6%	75%	205
KLM	207	44	567	25%	5%	69%	818
Korean Air	73	21	181	27%	8%	66%	275
LATAM Airlines	141	23	70	60%	10%	30%	234
Lufthansa	341	99	917	25%	7%	68%	1357
Malaysia Airlines	279	71	534	32%	8%	60%	884
Oman Air	97	17	120	41%	7%	51%	234
Philippine Airlines	144	19	245	35%	5%	60%	408
Qantas Airways	307	79	836	25%	6%	68%	1222

EK-3: Hizmet Özelliklerine Yönelik Yolcu Duygularının Havayollarına Göre Dağılımı

KABİN PERSONELİ							
Havayolu	Negatif Duygu Etiket Sayısı	Nötr Duygu Etiket Sayısı	Pozitif Duygu Etiket Sayısı	Negatif Duygu (%)	Nötr Duygu (%)	Pozitif Duygu (%)	Toplam Duygu Etiketi
Qatar Airways	210	92	1061	15%	7%	78%	1363
SAS Scandinavian	175	27	214	42%	6%	51%	416
Saudi Arabian Airlines	85	18	58	53%	11%	36%	161
Singapore Airlines	183	59	708	19%	6%	75%	950
Swiss Intl Air Lines	148	29	325	29%	6%	65%	502
TAP Portugal	335	31	241	55%	5%	40%	607
Thai Airways	166	41	408	27%	7%	66%	615
Turkish Airlines	615	90	646	46%	7%	48%	1351
United Airlines	1714	105	614	70%	4%	25%	2433
Vietnam Airlines	148	27	193	40%	7%	52%	368

KONFOR							
Havayolu	Negatif Duygu Etiket Sayısı	Nötr Duygu Etiket Sayısı	Pozitif Duygu Etiket Sayısı	Negatif Duygu (%)	Nötr Duygu (%)	Pozitif Duygu (%)	Toplam Duygu Etiketi
Aegean Airlines	25	5	95	20%	4%	76%	125
Aer Lingus	55	5	89	37%	3%	60%	149
Aeroflot	33	6	101	24%	4%	72%	140
Aeromexico	31	5	45	38%	6%	56%	81
Air Canada	188	24	186	47%	6%	47%	398
Air China	54	10	95	34%	6%	60%	159
Air France	124	26	209	35%	7%	58%	359
Air India	62	8	147	29%	4%	68%	217
Air New Zealand	60	11	126	30%	6%	64%	197
Alitalia	77	9	86	45%	5%	50%	172
American Airlines	279	24	297	47%	4%	50%	600
ANA All Nippon Airways	41	9	117	25%	5%	70%	167
Asiana Airlines	21	5	103	16%	4%	80%	129
Austrian Airlines	28	6	83	24%	5%	71%	117
Avianca	18	3	40	30%	5%	66%	61
British Airways	426	56	615	39%	5%	56%	1097
Cathay Pacific Airways	120	30	384	22%	6%	72%	534
China Airlines	30	3	88	25%	2%	73%	121
China Eastern Airlines	57	6	75	41%	4%	54%	138
China Southern Airlines	88	29	538	13%	4%	82%	655
Copa Airlines	16	3	23	38%	7%	55%	42
Delta Air Lines	183	29	231	41%	7%	52%	443
Emirates	191	40	452	28%	6%	66%	683
Ethiopian Airlines	35	7	48	39%	8%	53%	90

EK-3: Hizmet Özelliklerine Yönelik Yolcu Duygularının Havayollarına Göre Dağılımı

KONFOR							
Havayolu	Negatif Duygu Etiket Sayısı	Nötr Duygu Etiket Sayısı	Pozitif Duygu Etiket Sayısı	Negatif Duygu (%)	Nötr Duygu (%)	Pozitif Duygu (%)	Toplam Duygu Etiketi
Etihad Airways	215	17	204	49%	4%	47%	436
EVA Air	24	6	178	12%	3%	86%	208
Finnair	65	16	135	30%	7%	63%	216
Garuda Indonesia	19	3	188	9%	1%	90%	210
Hainan Airlines	9	3	124	7%	2%	91%	136
Hawaiian Airlines	45	5	36	52%	6%	42%	86
Iberia	61	14	109	33%	8%	59%	184
Japan Airlines	21	2	88	19%	2%	79%	111
KLM	89	17	261	24%	5%	71%	367
Korean Air	22	10	112	15%	7%	78%	144
LATAM Airlines	23	4	37	36%	6%	58%	64
Lufthansa	152	37	438	24%	6%	70%	627
Malaysia Airlines	101	16	274	26%	4%	70%	391
Oman Air	22	5	75	22%	5%	74%	102
Philippine Airlines	55	12	97	34%	7%	59%	164
Qantas Airways	109	18	336	24%	4%	73%	463
Qatar Airways	114	29	535	17%	4%	79%	678
SAS Scandinavian	44	9	108	27%	6%	67%	161
Saudi Arabian Airlines	11	6	32	22%	12%	65%	49
Singapore Airlines	98	25	346	21%	5%	74%	469
Swiss Intl Air Lines	75	8	155	32%	3%	65%	238
TAP Portugal	67	8	95	39%	5%	56%	170
Thai Airways	55	16	207	20%	6%	74%	278
Turkish Airlines	156	20	318	32%	4%	64%	494
United Airlines	287	33	338	44%	5%	51%	658
Vietnam Airlines	38	5	114	24%	3%	73%	157

YER HİZMETLERİ							
Havayolu	Negatif Duygu Etiket Sayısı	Nötr Duygu Etiket Sayısı	Pozitif Duygu Etiket Sayısı	Negatif Duygu (%)	Nötr Duygu (%)	Pozitif Duygu (%)	Toplam Duygu Etiketi
Aegean Airlines	99	29	206	30%	9%	62%	334
Aer Lingus	197	33	147	52%	9%	39%	377
Aeroflot	140	41	114	47%	14%	39%	295
Aeromexico	191	32	78	63%	11%	26%	301
Air Canada	742	72	227	71%	7%	22%	1041
Air China	321	44	105	68%	9%	22%	470
Air France	315	54	267	50%	8%	42%	636
Air India	253	52	187	51%	11%	38%	492

EK-3: Hizmet Özelliklerine Yönelik Yolcu Duygularının Havayollarına Göre Dağılımı

YER HİZMETLERİ							
Havayolu	Negatif Duygu Etiket Sayısı	Nötr Duygu Etiket Sayısı	Pozitif Duygu Etiket Sayısı	Negatif Duygu (%)	Nötr Duygu (%)	Pozitif Duygu (%)	Toplam Duygu Etiketi
Air New Zealand	151	46	129	46%	14%	40%	326
Alitalia	204	35	127	56%	10%	35%	366
American Airlines	2305	178	416	80%	6%	14%	2899
ANA All Nippon Airways	23	26	163	11%	12%	77%	212
Asiana Airlines	41	14	85	29%	10%	61%	140
Austrian Airlines	128	38	137	42%	13%	45%	303
Avianca	141	17	64	64%	8%	29%	222
British Airways	908	271	973	42%	13%	45%	2152
Cathay Pacific Airways	276	80	461	34%	10%	56%	817
China Airlines	81	24	110	38%	11%	51%	215
China Eastern Airlines	214	34	129	57%	9%	34%	377
China Southern Airlines	329	128	611	31%	12%	57%	1068
Copa Airlines	69	5	48	57%	4%	39%	122
Delta Air Lines	910	116	297	69%	9%	22%	1323
Emirates	527	152	603	41%	12%	47%	1282
Ethiopian Airlines	167	27	92	58%	9%	32%	286
Etihad Airways	660	106	215	67%	11%	22%	981
EVA Air	58	17	155	25%	7%	67%	230
Finnair	132	33	182	38%	10%	52%	347
Garuda Indonesia	90	31	353	19%	7%	74%	474
Hainan Airlines	52	32	112	27%	16%	57%	196
Hawaiian Airlines	92	17	47	59%	11%	30%	156
Iberia	183	40	182	45%	10%	45%	405
Japan Airlines	33	17	100	22%	11%	67%	150
KLM	241	81	376	35%	12%	54%	698
Korean Air	64	25	110	32%	13%	55%	199
LATAM Airlines	156	19	65	65%	8%	27%	240
Lufthansa	390	141	586	35%	13%	52%	1117
Malaysia Airlines	207	92	380	30%	14%	56%	679
Oman Air	79	24	101	39%	12%	50%	204
Philippine Airlines	174	45	171	45%	12%	44%	390
Qantas Airways	256	85	534	29%	10%	61%	875
Qatar Airways	213	117	776	19%	11%	70%	1106
SAS Scandinavian	163	41	179	43%	11%	47%	383
Saudi Arabian Airlines	88	24	45	56%	15%	29%	157
Singapore Airlines	145	70	399	24%	11%	65%	614
Swiss Intl Air Lines	153	56	246	34%	12%	54%	455
TAP Portugal	371	68	193	59%	11%	31%	632
Thai Airways	148	52	261	32%	11%	57%	461
Turkish Airlines	553	166	548	44%	13%	43%	1267

EK-3: Hizmet Özelliklerine Yönelik Yolcu Duygularının Havayollarına Göre Dağılımı

YER HİZMETLERİ							
Havayolu	Negatif Duygu Etiket Sayısı	Nötr Duygu Etiket Sayısı	Pozitif Duygu Etiket Sayısı	Negatif Duygu (%)	Nötr Duygu (%)	Pozitif Duygu (%)	Toplam Duygu Etiketi
United Airlines	1951	199	463	75%	8%	18%	2613
Vietnam Airlines	129	46	153	39%	14%	47%	328

İKRAM							
Havayolu	Negatif Duygu Etiket Sayısı	Nötr Duygu Etiket Sayısı	Pozitif Duygu Etiket Sayısı	Negatif Duygu (%)	Nötr Duygu (%)	Pozitif Duygu (%)	Toplam Duygu Etiketi
Aegean Airlines	52	11	221	18%	4%	78%	284
Aer Lingus	98	17	111	43%	8%	49%	226
Aeroflot	87	29	147	33%	11%	56%	263
Aeromexico	74	21	72	44%	13%	43%	167
Air Canada	388	52	219	59%	8%	33%	659
Air China	236	26	137	59%	7%	34%	399
Air France	234	54	307	39%	9%	52%	595
Air India	165	35	223	39%	8%	53%	423
Air New Zealand	131	27	189	38%	8%	54%	347
Alitalia	144	18	123	51%	6%	43%	285
American Airlines	646	84	354	60%	8%	33%	1084
ANA All Nippon Airways	51	25	197	19%	9%	72%	273
Asiana Airlines	34	14	146	18%	7%	75%	194
Austrian Airlines	74	18	133	33%	8%	59%	225
Avianca	57	10	63	44%	8%	48%	130
British Airways	961	212	973	45%	10%	45%	2146
Cathay Pacific Airways	346	81	565	35%	8%	57%	992
China Airlines	81	14	131	36%	6%	58%	226
China Eastern Airlines	164	21	130	52%	7%	41%	315
China Southern Airlines	265	111	817	22%	9%	68%	1193
Copa Airlines	41	9	43	44%	10%	46%	93
Delta Air Lines	309	66	296	46%	10%	44%	671
Emirates	552	127	690	40%	9%	50%	1369
Ethiopian Airlines	99	17	101	46%	8%	47%	217
Etihad Airways	563	75	287	61%	8%	31%	925
EVA Air	48	27	237	15%	9%	76%	312
Finnair	121	35	164	38%	11%	51%	320
Garuda Indonesia	71	24	374	15%	5%	80%	469
Hainan Airlines	38	12	177	17%	5%	78%	227
Hawaiian Airlines	71	12	46	55%	9%	36%	129
Iberia	141	25	144	45%	8%	46%	310
Japan Airlines	37	16	121	21%	9%	70%	174

EK-3: Hizmet Özelliklerine Yönelik Yolcu Duygularının Havayollarına Göre Dağılımı

İKRAM							
Havayolu	Negatif Duygu Etiket Sayısı	Nötr Duygu Etiket Sayısı	Pozitif Duygu Etiket Sayısı	Negatif Duygu (%)	Nötr Duygu (%)	Pozitif Duygu (%)	Toplam Duygu Etiketi
KLM	156	34	410	26%	6%	68%	600
Korean Air	60	14	146	27%	6%	66%	220
LATAM Airlines	61	15	56	46%	11%	42%	132
Lufthansa	272	78	663	27%	8%	65%	1013
Malaysia Airlines	248	50	528	30%	6%	64%	826
Oman Air	67	14	104	36%	8%	56%	185
Philippine Airlines	89	27	181	30%	9%	61%	297
Qantas Airways	302	86	650	29%	8%	63%	1038
Qatar Airways	249	84	804	22%	7%	71%	1137
SAS Scandinavian	105	23	139	39%	9%	52%	267
Saudi Arabian Airlines	43	8	72	35%	7%	59%	123
Singapore Airlines	203	68	563	24%	8%	68%	834
Swiss Intl Air Lines	96	27	265	25%	7%	68%	388
TAP Portugal	166	32	194	42%	8%	49%	392
Thai Airways	153	47	350	28%	9%	64%	550
Turkish Airlines	253	70	673	25%	7%	68%	996
United Airlines	650	75	363	60%	7%	33%	1088
Vietnam Airlines	98	30	170	33%	10%	57%	298

KABİN İÇİ EĞLENCE							
Havayolu	Negatif Duygu Etiket Sayısı	Nötr Duygu Etiket Sayısı	Pozitif Duygu Etiket Sayısı	Negatif Duygu (%)	Nötr Duygu (%)	Pozitif Duygu (%)	Toplam Duygu Etiketi
Aegean Airlines	25	5	27	44%	9%	47%	57
Aer Lingus	41	5	35	51%	6%	43%	81
Aeroflot	37	10	71	31%	8%	60%	118
Aeromexico	34	5	52	37%	5%	57%	91
Air Canada	158	20	108	55%	7%	38%	286
Air China	112	22	66	56%	11%	33%	200
Air France	71	14	123	34%	7%	59%	208
Air India	103	11	66	57%	6%	37%	180
Air New Zealand	55	20	84	35%	13%	53%	159
Alitalia	50	11	37	51%	11%	38%	98
American Airlines	262	27	165	58%	6%	36%	454
ANA All Nippon Airways	22	12	77	20%	11%	69%	111
Asiana Airlines	31	11	58	31%	11%	58%	100
Austrian Airlines	22	6	43	31%	8%	61%	71
Avianca	21	5	28	39%	9%	52%	54
British Airways	320	47	271	50%	7%	42%	638

EK-3: Hizmet Özelliklerine Yönelik Yolcu Duygularının Havayollarına Göre Dağılımı

KABİN İÇİ EĞLENCE							
Havayolu	Negatif Duygu Etiket Sayısı	Nötr Duygu Etiket Sayısı	Pozitif Duygu Etiket Sayısı	Negatif Duygu (%)	Nötr Duygu (%)	Pozitif Duygu (%)	Toplam Duygu Etiketi
Cathay Pacific Airways	83	19	283	22%	5%	74%	385
China Airlines	48	10	61	40%	8%	51%	119
China Eastern Airlines	72	15	59	49%	10%	40%	146
China Southern Airlines	135	34	356	26%	6%	68%	525
Copa Airlines	24	5	13	57%	12%	31%	42
Delta Air Lines	104	17	168	36%	6%	58%	289
Emirates	132	39	398	23%	7%	70%	569
Ethiopian Airlines	51	8	37	53%	8%	39%	96
Etihad Airways	139	30	145	44%	10%	46%	314
EVA Air	28	13	84	22%	10%	67%	125
Finnair	61	7	58	48%	6%	46%	126
Garuda Indonesia	41	4	134	23%	2%	75%	179
Hainan Airlines	35	9	67	32%	8%	60%	111
Hawaiian Airlines	36	5	22	57%	8%	35%	63
Iberia	50	5	67	41%	4%	55%	122
Japan Airlines	10	3	56	14%	4%	81%	69
KLM	71	13	138	32%	6%	62%	222
Korean Air	26	12	60	27%	12%	61%	98
LATAM Airlines	28	3	21	54%	6%	40%	52
Lufthansa	117	25	260	29%	6%	65%	402
Malaysia Airlines	104	21	164	36%	7%	57%	289
Oman Air	18	3	48	26%	4%	70%	69
Philippine Airlines	99	9	51	62%	6%	32%	159
Qantas Airways	104	20	255	27%	5%	67%	379
Qatar Airways	94	25	309	22%	6%	72%	428
SAS Scandinavian	43	3	49	45%	3%	52%	95
Saudi Arabian Airlines	30	14	25	43%	20%	36%	69
Singapore Airlines	66	24	256	19%	7%	74%	346
Swiss Intl Air Lines	47	8	71	37%	6%	56%	126
TAP Portugal	69	7	39	60%	6%	34%	115
Thai Airways	73	17	135	32%	8%	60%	225
Turkish Airlines	85	21	268	23%	6%	72%	374
United Airlines	270	45	223	50%	8%	41%	538
Vietnam Airlines	69	17	62	47%	11%	42%	148

EK-3: Hizmet Özelliklerine Yönelik Yolcu Duygularının Havayollarına Göre Dağılımı

UÇUŞ DENEYİMİ							
Havayolu	Negatif Duygu Etiket Sayısı	Nötr Duygu Etiket Sayısı	Pozitif Duygu Etiket Sayısı	Negatif Duygu (%)	Nötr Duygu (%)	Pozitif Duygu (%)	Toplam Duygu Etiketi
Aegean Airlines	9	5	82	9%	5%	85%	96
Aer Lingus	59	3	59	49%	2%	49%	121
Aeroflot	39	1	61	39%	1%	60%	101
Aeromexico	69	7	37	61%	6%	33%	113
Air Canada	263	11	98	71%	3%	26%	372
Air China	136	15	55	66%	7%	27%	206
Air France	117	16	101	50%	7%	43%	234
Air India	119	9	72	60%	5%	36%	200
Air New Zealand	67	7	72	46%	5%	49%	146
Alitalia	97	9	33	70%	6%	24%	139
American Airlines	683	43	201	74%	5%	22%	927
ANA All Nippon Airways	12	4	80	13%	4%	83%	96
Asiana Airlines	9	5	54	13%	7%	79%	68
Austrian Airlines	34	4	52	38%	4%	58%	90
Avianca	42	1	28	59%	1%	39%	71
British Airways	414	55	399	48%	6%	46%	868
Cathay Pacific Airways	158	21	184	44%	6%	51%	363
China Airlines	29	3	53	34%	4%	62%	85
China Eastern Airlines	82	8	49	59%	6%	35%	139
China Southern Airlines	73	19	307	18%	5%	77%	399
Copa Airlines	28	2	5	80%	6%	14%	35
Delta Air Lines	308	20	142	66%	4%	30%	470
Emirates	295	50	297	46%	8%	46%	642
Ethiopian Airlines	81	9	43	61%	7%	32%	133
Etihad Airways	302	37	106	68%	8%	24%	445
EVA Air	18	8	101	14%	6%	80%	127
Finnair	59	4	77	42%	3%	55%	140
Garuda Indonesia	14	8	110	11%	6%	83%	132
Hainan Airlines	12	4	93	11%	4%	85%	109
Hawaiian Airlines	41	6	22	59%	9%	32%	69
Iberia	82	5	63	55%	3%	42%	150
Japan Airlines	9	2	48	15%	3%	81%	59
KLM	101	15	133	41%	6%	53%	249
Korean Air	31	4	60	33%	4%	63%	95
LATAM Airlines	60	3	24	69%	3%	28%	87
Lufthansa	136	24	216	36%	6%	57%	376
Malaysia Airlines	106	19	164	37%	7%	57%	289
Oman Air	50	7	45	49%	7%	44%	102
Philippine Airlines	48	7	60	42%	6%	52%	115
Qantas Airways	108	28	225	30%	8%	62%	361

EK-3: Hizmet Özelliklerine Yönelik Yolcu Duygularının Havayollarına Göre Dağılımı

UÇUŞ DENEYİMİ							
Havayolu	Negatif Duygu Etiket Sayısı	Nötr Duygu Etiket Sayısı	Pozitif Duygu Etiket Sayısı	Negatif Duygu (%)	Nötr Duygu (%)	Pozitif Duygu (%)	Toplam Duygu Etiketi
Qatar Airways	99	18	342	22%	4%	75%	459
SAS Scandinavian	53	10	57	44%	8%	48%	120
Saudi Arabian Airlines	39	5	28	54%	7%	39%	72
Singapore Airlines	84	25	219	26%	8%	67%	328
Swiss Intl Air Lines	60	9	86	39%	6%	55%	155
TAP Portugal	114	10	54	64%	6%	30%	178
Thai Airways	51	12	118	28%	7%	65%	181
Turkish Airlines	209	33	219	45%	7%	48%	461
United Airlines	619	32	214	72%	4%	25%	865
Vietnam Airlines	58	11	49	49%	9%	42%	118