

**DAVRANIŞLARIN İNTERNETİ: AVUKAT WEB SİTESİ GOOGLE
ANALYTİCS VERİLERİ İLE KULLANICI DAVRANIŞ ANALİZİ**

ÖZNUR OCAK

**YÜKSEK LİSANS
YÖNETİM BİLİŞİM SİSTEMLERİ ANABİLİM DALI**

**DANIŞMAN
DOÇ. DR. REMZİ BAŞAR**

DÜZCE, 2024

T.C.
DÜZCE ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ

**DAVRANIŞLARIN İNTERNETİ: AVUKAT WEB SİTESİ GOOGLE
ANALYTİCS VERİLERİ İLE KULLANICI DAVRANIŞ ANALİZİ**

Öznur Ocak tarafından hazırlanan tez çalışması aşağıdaki jüri tarafından Düzce Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Yönetim Bilişim Sistemleri Anabilim Dalı'nda **YÜKSEK LİSANS TEZİ** olarak kabul edilmiştir.

Tez Danışmanı

Doç. Dr. Remzi Başar

Düzce Üniversitesi

Jüri Üyeleri

Doç. Dr. Remzi Başar

Düzce Üniversitesi

Prof. Dr. Hayrettin ZENGİN

Sakarya Üniversitesi

Doç. Dr. Gülçin ERSÖZ DEMİR

Düzce Üniversitesi

Tez Savunma Tarihi: 17/09/2024

BEYAN

Bu tez çalışmasının kendi çalışmam olduğunu, tezin planlanmasından yazımına kadar bütün aşamalarda etik dışı davranışımın olmadığını, bu tezdeki bütün bilgileri akademik ve etik kurallar içinde elde ettiğimi, bu tez çalışmasıyla elde edilmeyen bütün bilgi ve yorumlara kaynak gösterdiğimi ve bu kaynakları da kaynaklar listesine aldığımı, yine bu tezin çalışılması ve yazımı sırasında patent ve telif haklarını ihlal edici bir davranışımın olmadığını beyan ederim.

17 Eylül 2024

Öznur Ocak

TEŞEKKÜR

Yüksek lisans öğrenimimde ve bu tezin hazırlanmasında gösterdiği her türlü destek ve yardımdan dolayı çok değerli hocam Doç. Dr. Remzi Başar'a en içten dileklerimle teşekkür ederim.

Tez çalışmam boyunca ilgi, bilgi ve özverisini içtenlikle sağlayan çok değerli Jüri Üyeleri Prof. Dr. Hayrettin Zengin ve Doç. Dr. Gülçin Ersöz Demir'e sonsuz teşekkürlerimi sunarım. Kısıtlı vaktine rağmen değerli katkılarını esirgemeyen Doç. Dr. İsmail Durak'a ve Dr. Öğr. Üyesi Emine ŞENBABAOĞLU DANACI'ya teşekkürlerimi sunarım.

Bu çalışma boyunca yardımlarını ve desteklerini esirgemeyen sevgili aileme ve çalışma arkadaşlarıma sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

17 Eylül 2024

Öznur OCAK

İÇİNDEKİLER

Sayfa No

ŞEKİL LİSTESİ	vii
TABLO LİSTESİ	viii
GRAFİK LİSTESİ	ix
KISALTMALAR.....	x
ÖZET	xi
ABSTRACT	xii
1. GİRİŞ.....	1
1.1. ARAŞTIRMANIN KONUSU	1
1.2. ARAŞTIRMANIN PROBLEMİ.....	3
1.3. ARAŞTIRMANIN AMACI.....	3
1.4. ARAŞTIRMANIN ÖNEMİ.....	4
1.5. ARAŞTIRMANIN HİPOTEZLERİ.....	4
1.6. ARAŞTIRMANIN SAYILTI LARI	5
1.7. ARAŞTIRMANIN SINIRLILIK LARI.....	6
1.8. TANIMLAR	7
2. LİTERATÜR	9
2.1. DAVRANIŞ LARIN İNTERNETİ	9
2.2. KULLANICI DAVRANIŞ LARI	12
2.3. HUKUK SEKTÖRÜNDE DİJİTAL PAZARLAMA.....	13
2.4. WEB ANALİTİĞİ	15
2.5. İLGİLİ ÇALIŞMALAR	17
3. MATERYAL VE YÖNTEM	26
3.1. ARAŞTIRMA MODELİ	26
3.2. EVREN VE ÖRNEKLEM	27
3.3. VERİ TOPLAMA ARAÇ LARI.....	27
3.4. GOOGLE ANALYTİCS	27
3.5. VERİLERİN TOPLANMASI.....	28
3.6. VERİLERİN ANALİZİ.....	28
3.7. LOJİSTİK REGRESYON	28
3.7.1. Lojistik Regresyon Analizinin Genel Değerlendirmesi	29
3.8. BULANIK BİLİŞSEL HARİTALAMA (FUZZY COGNITIVE MAPPING)	30
3.9. AJAN TABANLI MODELLEME (AGENT-BASED MODELLING)	31
4. BULGULAR VE TARTIŞMA	34
4.1. HİPOTEZ TESTLERİ	41
5. SONUÇ VE ÖNERİLER	72
5.1. SONUÇ	72

5.2. ÖNERİLER.....	74
6. KAYNAKLAR.....	76
ÖZGEÇMİŞ.....	83



ŞEKİL LİSTESİ

	<u>Sayfa No</u>
Şekil 3.1. ABM'nin şematik gösterimi.....	31
Şekil 4.1. Bulanık bilişsel haritalama modeli	51
Şekil 4.2. Tercih edilen durum ve metrikler	52
Şekil 4.3. Organik trafik.	54
Şekil 4.4. Sayfa görüntüleme sayısı.....	56
Şekil 4.5. Kullanıcı başına etkileşimli oturumlar.	57
Şekil 4.6. Mobil trafik.....	58
Şekil 4.7. HEKS/AEKS grafiği.....	59
Şekil 4.8. Geri dönen kullanıcı sayısı.	60
Şekil 4.9. Organik olarak geri dönen kullanıcılar.	60
Şekil 4.10. Etkinlik sayısı.	61
Şekil 4.11. AnyLogic ABM durum çizelgesi (State chart).....	64
Şekil 4.12. AnyLogic ABM sürecinde oluşturulan parametreler.	66
Şekil 4.13. AnyLogic yazılımı simülasyon ayarları.	67
Şekil 4.14. AnyLogic zaman yığını kartı (Time Stack Chart).	68
Şekil 4.15. AnyLogic 365 günlük bir simülasyonda 5000 ajanın davranışları (61. Ve 365. Günler).	70

TABLO LİSTESİ

Sayfa No

Tablo 4.1. Avukatlık web sitesi tanımlayıcı istatistikleri.	34
Tablo 4.2. Bağımlı değişken normallik testi (çarpıklık ve basıklık değerleri).	40
Tablo 4.3. Bağımlı değişken normallik testi (Kologorov Smirnov ve Shapiro-Wilks).	41
Tablo 4.4. H1 hipotezi için oluşturulan lojistik regresyon modeli özeti.....	41
Tablo 4.5. H1 hipotezi için Hosmer ve Lemeshow testi.....	42
Tablo 4.6. H1 hipotezi için geliştirilen model ile ilgili veriler.	42
Tablo 4.7. H2 hipotezi için oluşturulan lojistik regresyon modeli özeti.....	43
Tablo 4.8. H2 hipotezi için Hosmer ve Lemeshow testi.....	44
Tablo 4.9. H2 hipotezi için geliştirilen model ile ilgili veriler.	44
Tablo 4.10. H3 hipotezi için oluşturulan lojistik regresyon modeli özeti.....	45
Tablo 4.11. H3 hipotezi için Hosmer ve Lemeshow testi.....	46
Tablo 4.12. H3 hipotezi için geliştirilen model ile ilgili veriler.	46
Tablo 4.13. H4 hipotezi için oluşturulan lojistik regresyon modeli özeti.....	47
Tablo 4.14. H4 hipotezi için Hosmer ve Lemeshow testi.....	48
Tablo 4.15. H4 hipotezi için geliştirilen model ile ilgili veriler.	48
Tablo 4.16. H5 hipotezi için oluşturulan lojistik regresyon modeli özeti.....	49
Tablo 4.17. H5 hipotezi için Hosmer ve Lemeshow testi.....	49
Tablo 4.18. H5 hipotezi için geliştirilen model ile ilgili veriler.	50

GRAFİK LİSTESİ

	<u>Sayfa No</u>
Grafik 4.1. Ay bazında organik trafik ve dönüşüm sayıları.....	62
Grafik 4.2. Ay bazında mobil kaynaklardan gelen dönüşüm sayıları.....	64



KISALTMALAR

ABM	Agent-Based Modelling
FCM	Fuzzy Cognitive Mapping
IoB	Internet of Behaviour (Davranışların İnterneti)
SEO	Search Engine Optimization (Arama Motoru Optimizasyonu)



ÖZET

DAVRANIŞLARIN İNTERNETİ: AVUKAT WEB SİTESİ GOOGLE ANALYTİCS VERİLERİ İLE KULLANICI DAVRANIŞ ANALİZİ

Öznur OCAK

Düzce Üniversitesi

Lisansüstü Eğitim Enstitüsü, Yönetim Bilişim Sistemleri Anabilim Dalı

Yüksek Lisans Tezi

Danışman: Doç. Dr. Remzi BAŞAR

Eylül 2024, 82 sayfa

İşletme web siteleri, potansiyel kullanıcıların ilgisini çekmek ve sunulan hizmetleri sergilemek için kullanılan önemli bir araçtır. Ancak bu platformlardaki kullanıcı etkileşimlerine ilişkin yeterli bilginin olmaması ve kullanıcı davranışlarını etkileyen faktörlerin belirsizliği bu tür web sitelerinin verimli bir şekilde yönetilmesinde çeşitli zorluklar yaşanmasına neden olmaktadır. Bu çalışmada, avukatlık ofisi web sitelerinde kullanıcı davranışlarını daha iyi anlamak ve optimize etmek amacıyla Google Analytics verileri kullanılmıştır. Araştırmada Lojistik Regresyon yöntemi kullanılarak değişkenlerin web sitesi dönüşümünü etkileyip etkilemediği incelenmiştir. Bununla birlikte kullanıcı davranışları Bulanık Bilişsel Haritalama (Fuzzy Cognitive Mapping-FCM) ile haritalandırılmıştır ve Ajan Tabanlı Modelleme (Agent-Based Modelling-ABM) ile simüle edilmiştir. Google Analytics aracılığıyla toplanan veriler, kullanıcıların işletme web sitesi üzerinde geçirdikleri süre, sayfa görüntüleme sayısı, etkileşimli oturum sayısı ve dönüşümler gibi bir dizi ölçümden oluşmaktadır. Aynı zamanda dönüşüm oranlarının artırılmasında geri dönen kullanıcılar ve ortalama oturum süresi de önemli bir role sahip olduğu sonucuna varılmıştır. İşletmeler, dönüşüm oranlarını artırmak için kullanıcı oturumlarının süresini ve web sitesindeki kullanıcı etkileşimini artırmaya çalışmalı ve bunu başarabilmek amacıyla hem içeriğin hem de tasarımın kullanıcı dostu olmasına özen gösterilmesi önerilmektedir.

Anahtar Sözcükler: Google Analytics, Kullanıcı Davranışı, Lojistik Regresyon, Bulanık Bilişsel Haritalama, Ajan Tabanlı Modelleme

ABSTRACT

INTERNET OF BEHAVIOURS: LAWYER WEBSITE USER BEHAVIOUR ANALYSIS WITH GOOGLE ANALYTICS DATA

Öznur OCAK

Düzce University

Graduate School, Department of Management Information Systems

Master's Thesis

Supervisor: Assoc. Prof. Dr. Remzi BAŞAR

September 2024, 82 pages

Business websites are a crucial tool for attracting potential users and showcasing the services offered. However, the lack of sufficient information about user interactions on these platforms and the uncertainty of the factors influencing user behavior pose various challenges in efficiently managing such websites. In this study, Google Analytics data is used to better understand and optimize user behavior on law firm websites. In the study, Logistic Regression method was used to examine whether the variables affect website conversion. In addition, user behaviours were mapped with Fuzzy Cognitive Mapping (FCM) and simulated with Agent-Based Modelling (ABM). The data collected through Google Analytics consists of a series of metrics such as the time users spend on the business website, the number of page views, the number of interactive sessions and conversions. It was also concluded that returning users and average session duration also play an important role in increasing conversion rates. In order to increase conversion rates, businesses should try to increase the duration of user sessions and user interaction on the website, and in order to achieve this, it is recommended that both content and design should be user-friendly.

Keywords: Google Analytics, User Behaviour, Logistic Regression, Fuzzy Cognitive Mapping, Agent Based Modelling

1. GİRİŞ

1.1. ARAŞTIRMANIN KONUSU

Teknolojinin gelişmesiyle birlikte bilgi ve iletişim süreçleri dijital platformlar üzerinden hayata geçirilmeye başlamıştır. Aynı zamanda bu dijital dönüşüm ekonomik, kültürel ve sosyal alanlarda köklü bir değişimin sinyallerini vermektedir.

Geçtiğimiz on yıllar boyunca teknolojik ilerlemeler, iş dünyasında gözlemlenen en hızlı büyüyen olguyu temsil etmektedir. Bu eğilim, dünya çapındaki endüstrilerin ve ekonomilerin bakış açısını önemli ölçüde şekillendirerek, teknolojik evrimin ön saflarında kalmaya çalışan kuruluşlar arasında benzeri görülmemiş seviyede yenilik ve rekabet sağlamıştır (Bouwman vd., 2018, s. 109). Günümüzde Nesnelerin İnterneti, Davranışların İnterneti olarak tabir edilen kavram aracılığıyla insanlara doğru genişlemektedir. Nesnelerin İnterneti çeşitli araçların veriler aracılığıyla birbiriyle iletişim kurabilmesini ifade ederken Davranışların İnterneti yine aynı parametreleri kullanır ancak bu parametrelerin davranışları yönlendirmek amacıyla nasıl kullanılabileceğinin anlaşılmasını ifade eder. İnternette önce içinde yaşadığımız dünya sadece insan ve fiziksel alanlardan oluşmaktaydı. Ancak internetin gelişmesiyle dünya siber alanı da içine alarak üçlü bir alana dönüştü. Davranışların İnterneti bu üçlü alandaki insan davranışları hakkında verilerin toplanması ve analiz edilmesi olarak düşünülebilir (Moustati vd., 2023, s. 635). Davranışların İnterneti, bir kullanıcının dijital kimliğini ve davranışlarını somut bir şekilde tanımlamak amacıyla mevcut veri kaynaklarının kullanılmasıdır. Başta cep telefonları olmak üzere çeşitli akıllı cihazların kullanımıyla kullanıcı davranışları bilgileri ve konum takibi gibi davranışsal verilerin çıkarılması kolaylaşmıştır. Elde edilen bu veriler daha sonra belirli alanlar için optimize edilerek kullanıcı davranışlarını yönlendirmek amacıyla kullanılabilir (Halgekar vd., 2021, s. 1). Günümüzün dijital dünyasında web siteleri, işletmelerin ve bireylerin bilgiye erişiminde ve bilgiyi paylaşımında oldukça önemli bir yere sahiptir. Ancak hukuk hizmetleri sektörü, genellikle yerleşik geleneksel uygulamaların ve riskten uzak durma eğiliminin kesişiminden kaynaklanan inovasyona karşı duyarlılık eksikliği göstermiştir. Bu, diğer sektörlerle kıyasla yeni teknolojileri benimsemeye yavaş bir tempoda kalmasına neden

olmuştur (Brooks vd., 2020, s. 136).

Dijitalleşme, işletmelerin iş yapış şekillerinde değişikliklere sebep olurken aynı zamanda işletmelere verimlilik ve hız kazandırır. İş yapış şekillerindeki bu değişimin en temel örneklerinden biri işletmelerin web sitelerini müşterileriyle karşılıklı etkileşim amacıyla ve bir pazarlama stratejisi olarak kullanmaya başlamasıdır (Sharma, 2023, s. 31). Başka bir örnek olarak ise COVID-19 pandemisi verilebilir. Bu süreç işletmelerin iş yapış şekillerinde ve tüketici davranışlarında büyük bir değişime neden olmuştur. Kullanıcı davranışları, kullanıcıların öncelikli olarak tercih ettikleri ürün kategorileri ve geleneksel ticarete kıyasla e-ticareti tercih etmeleri açısından büyük ölçüde etkilenmiştir. Ancak pandeminin algılanan sonundan itibaren e-ticarete olan yönelim pandemi öncesi seviyelere düşmese de keskin bir şekilde azalma göstermiştir (Bâra vd., 2023, s. 1508). Son yıllarda web büyük bir ilgi kaynağı haline geldi ve her yıl katlanarak genişlemeye devam etmektedir. Kullanıcılar ilgi duydukları konular hakkında bilgi edinmek için web de gezinirler. Kullanıcıların bu gezinme davranışları web log dosyalarında saklanır (Hemanth vd., 2019, s. 195). Web sitesi kullanılabilirliği, dijital pazarlama alanında büyük öneme sahiptir. Sorunsuz gezinme ve üstün bir kullanıcı deneyimi sunan kolay erişilebilir bir web sitesinin ziyaretçileri çekme ve onları sayfada tutma olasılığı daha yüksektir. Sonuç olarak, gelişmiş kullanıcı deneyimi, artan etkileşim seviyelerine, daha yüksek dönüşüm oranlarına ve nihayetinde şirketler için artan gelir seviyelerine karşılık gelebilir. Web sitesi etkinliğini ve kullanıcı deneyimini optimize etmek, dijital pazarlama çalışmalarının başarısı için büyük bir öneme sahiptir (Sharma, 2023, s. 31). Özellikle ziyaretçi sayısı, ticari bir firma için etkinliğin ve kalitenin önemli bir ölçüsü olarak kabul edilebilir (Suneetha & Krishnamoorthi, 2009, s. 331). Ancak web sayfalarının doğru bir şekilde görüntülenmesi oldukça büyük bir öneme sahiptir. Çünkü kullanıcılar, web sayfalarına akıllı telefonlar, tabletler, dizüstü bilgisayarlar, büyük monitörler veya televizyonlar gibi çok çeşitli ekran boyutları ve çözünürlüklere sahip cihazlarla erişmektedir. Bu nedenle web sayfalarının tüm cihazlarda doğru bir şekilde görüntülenmesi kullanıcıların web sitesinde gezinmesi ve beklenen dönüşümü gerçekleştirmesi açısından büyük bir öneme sahiptir (Laco & Kallová, 2017, s. 278). İmaj kelimesi pazarlamada itibara eş değer sayılır. İşletmelerin e-imajı, tüketiciler, tedarikçiler, işletmenin ortakları ve genel halk gibi işletme paydaşlarının işletmeyi nasıl algıladığı şeklinde tanımlanabilir. Bir kullanıcı için algılanan imaj, işletmenin yeterliliği, güvenilirliği, dürüstlüğü ve müşteri hizmetlerine olan özeni gibi faktörleri içerebilir.

Kullanıcı kitlesi değıştikçe işletmenin e-imajını oluşturan bileşenlerin önem derecesi de değışmektedir (Walczak & Gregg, 2009, s. 18).

Web sitesi kullanıcı davranışları, potansiyel bir kullanıcının web sitesine hangi kanaldan ve hangi cihaz üzerinden ulaştığının belirlenmesiyle başlar ve web sitesinde ilk oturum açıldıktan sonra web sitesi üzerinde ne kadar süre geçirdiği, kaç sayfa görüntülediği ve bu davranışlarının sonucunda işletme tarafından beklenen dönüşümün sağlanıp sağlanmamasıyla son bulur. Bu çalışmanın konusu, bir kullanıcının web sitesi üzerindeki davranışlarının çeşitli analiz yöntemleriyle analiz edilerek işletmenin e-imajını oluşturan bileşenlerin önem derecesinin belirlenmesidir.

1.2. ARAŞTIRMANIN PROBLEMİ

Hukuk firması web sitelerinde kullanıcı deneyiminin optimize edilmesi ve web sitelerinde müşteri memnuniyetinin artırılması dijital pazarlama stratejilerinin en önemli bileşenlerindendir. Ancak bu web sitelerini ziyaret eden kullanıcıların davranışlarının karmaşık ve sürekli gelişen doğası, kapsamlı analizlerin yapılması ve stratejik iyileştirmelerin uygulanması söz konusu olduğunda önemli zorluklara neden olmaktadır. Kullanıcı tercihleri, etkileşimleri ve katılım düzeyleri hakkında detaylı bilgiler edinmek amacıyla Google Analytics tarafından sunulan veri kümelerinden yararlanmak zorunlu hale gelmektedir. Başta Google Analytics olmak üzere çeşitli ücretli analitik araçlar, çevrimiçi varlıklarını iyileştirmek ve pazarlama çalışmalarını hedef kitlelerinin ihtiyaç ve beklentilerini karşılamak amacıyla uyarlamak isteyen hukuk firmaları için temel veri kaynağı görevi görmektedir.

Avukatlık firması web sitelerindeki kullanıcı davranışları; karmaşıklığı, sürekli değışen ve gelişen doğası nedeniyle zorluklara sebep olmaktadır. Araştırmanın problemi şu şekilde ifade edilebilir, bir avukatlık web sitesinde kullanıcı davranışlarını etkileyen faktörler neledir?

1.3. ARAŞTIRMANIN AMACI

Bu çalışmanın temel amacı, Google Analytics üzerinden elde edilen veriler kullanılarak hukuk firmasına ait bir web sitesinde gözlemlenen kullanıcı davranışlarının kapsamlı bir şekilde analiz edilmesidir. Bu analizden elde edilen bulgulara dayalı olarak kullanıcı deneyimini geliştirmeye yönelik stratejik öneriler geliştirilmesidir. Araştırma

kapsamında incelenen avukatlık firması web sitesi için Türkiye Barolar Birlięi reklam yasaęı yönetmelięi nedeniyle reklam faaliyetleri yürütememekte ve dijital pazarlama araçlarının tamamından faydalanamamaktadır (T.C. Resmi Gazete, 21.11.2003, Sayı:25296). Bu nedenle çalışmanın sonucunda geliştirilecek öneriler sayesinde avukatlık firmasının SEO çerçevesinde dijital mecralarda reklam çalışması yürütülmeden dijital pazarlama etkinlięinin artırılması ve bunun sonucunda müşteri memnuniyeti seviyelerinde önemli bir artış olması amaçlanmaktadır. Bu çalışmanın amacı avukatlık web sitelerinde kullanıcıların dönüşüm gerçekleştirmesinde etkisi olan web sitesi kullanıcı davranışlarının belirlenmesidir.

1.4. ARAŞTIRMANIN ÖNEMİ

Günümüzde dijital pazarlamanın giderek daha fazla önem kazanmasıyla birlikte web sitelerinin daha fazla kullanıcı çekmek için kullanıcı dostu bir arayüze sahip olması ve kullanıcı memnuniyetini artırması kritik başarı faktörlerinden biri olmasının yanında aynı zamanda bir gerekliliktir. Web sitesi etkinlięinin artırılabilmesi için kullanıcı davranışlarının detaylı bir şekilde anlaşılması önemlidir. Hukuk firmaları kullanıcı davranışlarına odaklanarak, web sitesi performansını ve içeriğini iyileştirerek, devamlı bir şekilde gelişen dijital ortamda başarı için kendilerini stratejik olarak konumlandıracak ve böylece dijital ortamda rekabet avantajı elde etmesine katkı sağlayacaktır.

1.5. ARAŞTIRMANIN HİPOTEZLERİ

H1: Organik trafik kaynaklarındaki artış, web sitelerinin dönüşüm oranlarını olumlu yönde etkiler.

Bu hipotez, organik trafik kaynakları, kullanıcıların bir web sitesi üzerindeki davranışlarını ve sonuç olarak dönüşüm oranlarını etkilediğini gösteren önceki araştırmalara dayanmaktadır. Organik arama ortamındaki rekabetin artması sponsorlu reklamlarla ilişkili tıklama oranları üzerinde olumsuz bir etki oluşturur ancak aynı zamanda dönüşüm oranları üzerinde olumlu bir etki yaratır ve böylece gelir üretiminde genel bir artışla sonuçlanır (Agarwal vd., 2015, s. 36).

H2: Web sitesi ortalama oturum süresindeki artış, dönüşüm oranlarını olumlu yönde etkiler.

Bu hipotez ortalama oturum süresindeki artışın dönüşüm oranını etkilediğini gösteren çalışmalara dayanmaktadır. Bir web sitesindeki kullanıcı ortalama oturum süresindeki bir artış, dönüşüm oranları üzerinde pozitif bir etki yaratma potansiyeline sahiptir, çünkü bu uzatılmış etkileşim süresi, kullanıcıların içerikle daha anlamlı ve sürükleyici bir şekilde etkileşime girdiğinin güçlü bir göstergesi olarak kabul edilebilir. Sonuç olarak web sitesinin hedefleriyle uyumlu istenen eylemleri gerçekleştirme olasılığını önemli ölçüde artırır (Beri & Parminder, 2013, s. 36).

H3: Sayfa görüntülenmelerindeki artış, dönüşüm oranlarını olumlu yönde etkiler.

Bu hipotez sayfa görüntülenmelerindeki artışın dönüşüm oranını etkilediğini gösteren çalışmalara dayanmaktadır. Sayfa görüntülenmelerindeki artış, bir web sitesini ziyaret eden kullanıcılar tarafından daha fazla sayıda sayfaya erişildiğini gösterir, bu da içeriğin dikkate değer ve kullanıcılar için ilgi çekici olduğunu gösterir. Ziyaretçilerin sayfa görüntülenmelerindeki artış, ürün veya hizmet hakkında daha fazla bilgi edindikleri ve satın alma kararına yaklaştıkları anlamına gelebilir (Riihimäki, 2014, s. 44).

H4: Mobil cihazlardan gelen kullanıcı sayısındaki artış, dönüşüm oranını olumlu yönde etkiler.

Bu hipotez cihaz tercihinin dönüşüm üzerindeki etkisini gösteren önceki çalışmalara dayanmaktadır. Çeşitli cihazların kullanımına dayanan etkili dönüşümleri öngörmekte ve mobil, masaüstü ve tablet tercihlerinin turistlerin dönüşüm oranları üzerindeki farklı etkilerini göstermektedir. Çalışmanın sonucunda dönüşümlerin büyük bir çoğunluğunun masaüstü cihazlardan geldiği sonucuna ulaşılmıştır (Kaatz vd., 2019, s. 17).

H5: Geri dönen kullanıcı sayısındaki artış, dönüşüm oranını olumlu yönde etkiler.

Bu hipotez geri dönen kullanıcı sayısı ile dönüşüm oranları arasındaki ilişkiyi inceleyen geçmiş çalışmalara dayanmaktadır. Yapılan bir çalışmada, müşteri sadakatinin hem satış rakamları hem de dönüşüm oranları üzerinde yarattığı avantajlı etkileri titizlikle analiz etti ve sonuçta, kullanıcı olarak sürekli olarak geri dönen bireylerin önemli ölçüde yüksek dönüşüm oranı sonuçlarına katkıda bulunduğu sonucuna varmıştır (Perdikaki vd., 2012, s. 146).

1.6. ARAŞTIRMANIN SAYILTILARI

Bu araştırmanın sayıltıları (varsayımları) araştırma süreci ile ilişkilidir ve aşağıdaki gibi

sıralanabilir:

- Google Analytics verilerinin doğru ve güvenilir olduğu,
- Elde edilen kullanıcı davranışı verilerinin avukatlık web sitelerindeki tüm kullanıcıların genel davranışlarını temsil ettiği,
- Araştırma boyunca incelenen web sitesinin tasarımının ve içeriğinin büyük oranda sabit kaldığı,
- Kullanıcıların web sitesinde dolaşırken bilinçli ve mantıklı kararlar aldıkları,
- Araştırma boyunca Google Analytics veri toplama süreçlerinde ve web sitesi erişiminde teknik sorunların minimum düzeyde olduğu,
- Kullanılan yöntemlerin kullanıcı davranışlarını analiz etmek ve anlamak için uygun olduğu varsayılmıştır.

1.7. ARAŞTIRMANIN SINIRLILIKLARI

Bütün çalışmalarda olduğu gibi bu çalışmanın da belirli sınırlılıkları bulunmaktadır. Araştırmanın başlıca sınırlılıkları şu şekilde sıralanabilir:

- Bu araştırma, Google Analytics verilerine dayanmaktadır ve bu verilerin alınabilmesi için ilgili kodun web sitesine eklenmesi gerekir. Kodun eklendiği tarihten sonraki veriler kısıtlı bir zaman dilimine aittir.
- SEO çalışmasının yapılmaya başlamasından önceki döneme ilişkin veriler ilgili kodun eklenmemesi sebebiyle mevcut değildir. Bu nedenle, SEO çalışmasının doğrudan etkilerini geçmiş performansla kıyaslama imkanı sınırlıdır.
- Bir avukatlık firması resmi web sitesinden elde edilen veriler kullanılmıştır. Ancak Türkiye Barolar Birliği Reklam Yasağı Yönetmeliği gereği bazı dijital pazarlama sınırlamaları nedeniyle firma gerçek anlamda bir dijital pazarlama stratejisi uygulayamamaktadır (T.C. Resmi Gazete, 21.11.2003, Sayı: 25296).
- Kullanıcı davranışını etkileyen dış faktörler analiz edilen veri setinde net bir şekilde temsil edilemeyebilir.

1.8. TANIMLAR

Aşağıda çalışmada kullanılan Google Analytics verilerinin tanımları verilmiştir. Bu tanımlar Google Analytics yardım merkezinden alınmıştır (Google, 2024):

- Ortalama Etkileşim Süresi: Bir işletmenin web sitesinin, kullanıcının tarayıcısında aktif olarak görüntülendiği ortalama süre olarak tanımlanır. Bu metrik kullanıcıların etkileşim düzeyini ve ilgisini anlamada önemli bir role sahiptir.
- Kullanıcı Başına Etkileşimli Oturum Sayısı: Kullanıcı başına etkileşim sağlanan oturumların sayısı olarak tanımlanır. Etkileşimli olarak kabul edilen oturumlar, en az 10 saniye sürmeli, en az bir dönüşüm etkinliği içermeli ya da en az 2 sayfanın görüntülenmesinden oluşmalıdır.
- Oturum Başına Ortalama Etkileşim Süresi: Kullanıcıların tek bir oturumda işletmenin web sitesi veya uygulaması ile aktif olarak etkileşim halinde geçirdikleri süreyi gösterir. Bu metrik, kullanıcı davranışını anlamak ve kullanıcıların platforma olan katılım düzeyini değerlendirmek için oldukça önemli bir role sahiptir.
- Sayfa Görüntüleme: Mobil uygulama ekranlarının ya da web sayfalarının kullanıcılar tarafından erişilme sıklığını gösterir. Ancak bir ekranın ya da sayfanın yinelenen görüntülemeleri yeni bir görüntüleme olarak sayılır.
- Etkinlik Sayısı: Belirli bir olayın işletmenin web sitesinden ya da uygulamasından toplanma sıklığının bir göstergesidir. Bu metrik, kullanıcı davranışları hakkında fikir edinmede oldukça önemli bir rol oynamaktadır.
- Yeni Kullanıcılar: İşletmenin web sitesine ya da uygulamasına ilk kez erişen kullanıcılar olarak tanımlanır.
- Geri Dönen Kullanıcılar: İşletmelerin web sitesini ya da uygulamasını birden fazla ziyaret eden kullanıcılar olarak tanımlanır. Bu metrik, kullanıcı davranışı, sadakat ve işletmeler tarafından uygulanan elde tutma stratejilerinin etkinliği hakkında önemli bilgiler verir.
- Dönüşüm: İşletmelerin faaliyetlerini ölçme sürecindeki önemi nedeniyle dönüşüm olarak belirlenen eylemleri ifade eder. Çalışmanın yapıldığı esnada Google Analytics bu metriğin adını “key event” olarak değiştirmiştir. Ancak

yaygın kullanımı nedeniyle bu çalışmada dönüşüm olarak bahsedilecektir.



2. LİTERATÜR

2.1. DAVRANIŞLARIN İNTERNETİ

Davranışların İnterneti (Internet of Behaviour - IoB) olarak adlandırılan kavram, ilgili kullanıcı davranışları, eğilimleri ve seçimleri hakkında önemli bilgiler sunma kapasitesi ile tanınmaktadır. IoB, öncelikle bireylerin çevrimiçi etkileşimlerinden toplanan verileri davranışsal psikoloji çerçevesinden incelemektedir. IoB, verilerin psikolojik bir bakış açısıyla, özellikle insan davranışı açısından yorumlanabileceği yolları keşfetmeyi amaçlamaktadır. Aynı zamanda IoB, insan psikolojisinin çeşitli açılardan insan davranışlarını şekillendirmek veya değiştirmek için nasıl etkili bir şekilde kullanılabileceğini ortaya çıkarmayı amaçlar (Sun vd., 2023, s. 11117).

Helsinki Üniversitesi'nde psikoloji alanında seçkin bir profesör olan Dr. Göte Nyman, ilk kez 2012 yılındaki blog yazısında Davranışların İnterneti (IoB) kavramını tanıtmıştır. Nyman'ın önerisinin temel amacı, bilgi edinme ile günlük karar verme süreçlerinde bilgeliğin uygulanması arasındaki mevcut boşluğu kapatmaktır. Nyman, bireylerin alışkanlıklarının ve davranışlarının, özel durumsal ve kişisel gereksinimlerini tahmin etmek için yapay zekâ ve makine öğrenimi algoritmalarının tek başına elde edebileceğinden büyük ölçüde daha doğru sonuçlar verdiğini öne sürdü. Teknoloji işletmeleri, akıllı telefonlar, akıllı TV'ler, sesle etkinleştirilen asistanlar, web tarayıcıları ve çok sayıda birbirine bağlı cihazlar gibi çeşitli kaynaklardan elde edilen ve kullanıcı tarafından oluşturulan çok sayıda veriyi birleştirme ve bu sürekli veri akışını işleyebilen karmaşık sistemler tasarlama potansiyeline sahiptir. Sonuç olarak, bu gelişmiş sistemler, yalnızca kullanıcıların bireysel ihtiyaçlarına daha uyumlu değil, aynı zamanda daha duyarlı, zamanında ve sezgisel olan ürünler ve hizmetler oluşturmak için kullanılarak toplumdaki insanların genel refah ve memnuniyet seviyelerini artırır. IoB'nin potansiyelini fark eden Nyman, IoB'nin iş, kişisel finans, eğitim, istihdam, iş birliği, koordinasyon, hizmet sunumu, pazarlama, kişiselleştirme ve diğer çeşitli alanlarda sonsuz uygulama fırsatları sunma kapasitesine sahip olduğuna inanmaktaydı. Ancak Nyman'ın IoB kavramı son zamanlara kadar ilgi görmemişti. Gartner 2019'da "2023 yılına kadar bir IoB bireysel faaliyetleri dijital olarak izleyecek ve küresel nüfusun %40'ının faydalarını

ve hizmet erişilebilirliğini etkileyeceğini” öngördü. 2020 yılında IoB'nin ilerlemesine Gartner, COVID-19 salgını ve dünya çapında geçerli ekonomik koşullar gibi etkenler katkıda bulundu. İşletmelere belirsizlik dönemlerinde gezinmek için gerekli esnekliği sağlamak amacıyla çok önemli dokuz temel stratejik teknoloji trendinden biri olarak kabul edildi (Zhao vd., 2023, s. 1227-1228).

Nesnelerin İnterneti (IoT) içindeki sensörler tarafından toplanan bilgilerin çoğu, insan eylemleri ve tepkileriyle ilgilidir. Davranışların İnterneti (IoB) alanı ise, karmaşık veri analitiği ile davranışsal psikolojinin ilkeleri kullanılarak bu veriler yorumlanmaya çalışılır. Daha sonra IoB, insan davranışını çeşitli bağlamlarda şekillendirmek ve etkilemek için bu analizden elde edilen içgörülerden yararlanmayı amaçlamaktadır (Sun vd., 2023, s. 11118).

Nesnelerin İnterneti, IoT cihazları tarafından üretilen sinyali veri değerlerine dönüştürür, Davranışların İnterneti (IoB), veri analizi, davranış bilimi ve yapay zekâ (AI) teknikleri gibi teknolojileri birleştirerek kullanıcıların bilgilerinin daha da geliştirilerek gerçek bilgiye dönüştürülmesidir. Kuruluşlar, müşteri ihtiyaçlarını karşılamak, yeni ürünleri yenilemek veya mevcut teklifleri geliştirmek, değer zincirini yeniden değerlendirmek, geliri en üst düzeye çıkarmak veya maruz kalabilecekleri masrafları azaltmak için bu teknolojilerin birleşiminden yararlanır. Bu içgörülerden yararlanarak işletmeler, dinamik iş ortamında sürdürülebilir büyüme ve rekabet avantajı elde etmek için pazar taleplerini etkili bir şekilde karşılayabilir ve operasyonlarını optimize edebilir (Ziani vd., 2022, s. 43).

Gartner tarafından tanımlandığı gibi, IoB, bireylerin günlük rutinlerinde bulunan “dijital tozun” edinilmesi, analizi ve değerlendirilmesine vurgu yapan bir IoT segmentini temsil eder. Bireylerin eylemlerinin izlenmesi, onları bir dizi operasyonel hedefe ulaşmaya motive etmek için teşviklerden yararlanmak amacıyla gerçekleştirilir. IoB'nin önemi, yalnızca tüketicinin davranışını inceleme değil, aynı zamanda belirli bir sonuca ulaşmak için değiştirilmesi gereken psikolojik bileşenleri belirleme yeteneğinden kaynaklanmaktadır. Bu yaklaşım, bireylerin eylemlerini ve kararlarını şekillendirmede teknolojik veri toplama ve davranışsal psikoloji arasındaki karmaşık etkileşimi vurgular (Afor & Sahana, 2022, s. 8).

Günümüzde, çağdaş pazarlama ortamında, pazarlamacılar ağırlıklı olarak tüketicilerin satın alma kararlarını etkilemek için tasarlanmış çeşitli stratejilere katılmak için internetin

gücünden yararlanmaktadır. Çevrimiçi platformların bu şekilde kullanılması, pazarlamacıların tekliflerini tüketici etkileşimlerinden toplanan verilere göre uyarlamak için Davranışların İnterneti (IoB) konseptini kullanmalarını sağlar. Bu toplanan bilgilere dayalı ürün ve hizmetlerin özelleştirilmesi, genel müşteri deneyimini geliştirmede değerli bir araç görevi görür. Kişiselleştirilmiş çözümler sunarak şirketler müşterileriyle daha güçlü bağlantılar kurabilir, sadakati teşvik edebilir ve tüketici ile sağlanan ürün veya hizmet arasında kalıcı bir ilişki sağlayabilir (Javaid vd., 2021, s. 6). Şirket sahiplerinin ve pazarlamacıların hedef pazarlarını derinlemesine anlamalarına, müşterileriyle aktif olarak etkileşime girmelerine ve müşterilerin satın alma yolculuğuna aktif olarak katılmalarına yardımcı olmaktadır. Bu, iş performansını artırmak ve müşteri memnuniyeti seviyelerini artırmak için çok önemlidir. IoB'nin kullanımı, işletmeler için çok sayıda avantaj sunmaktadır ve genel başarılarına ve büyümelerine önemli ölçüde katkıda bulunmaktadır. Bu avantajlar, şirketin kârlılığını ve müşteri ilişkilerini olumlu yönde etkileyen çok çeşitli avantajları kapsamaktadır. Tüketicilerin satın alma kalıpları, stratejik karar verme süreçlerinde değerli bilgiler sağlamak için çeşitli kanallarda titizlikle izlenir ve analiz edilir. Şirketler, satın alma yolunu izleyerek müşteri davranışları, tercihleri ve motivasyonları hakkında değerli bilgiler edinebilirler. Bu, hedef kitleye etkili bir şekilde ulaşan ve rezonansa giren hedefli pazarlama stratejilerinin geliştirilmesine izin verir. Müşterilerin ürün ve hizmetlerle nasıl etkileşim kurduğunu anlamak, şirketlerin tekliflerini ihtiyaçlarını ve tercihlerini daha etkili bir biçimde karşılayacak şekilde uyarlamalarını sağlar. Kişiselleştirilmiş reklamlar ve satış noktası bildirimleri sunarak işletmeler müşteri katılımını ve dönüşümleri artırabilir. Ayrıca, satış sürecinin sonunda müşteri şikayetlerini hızlı ve etkili bir şekilde ele alarak firmalar müşterilerin memnun ve markaya sadık olmalarını sağlayabilirler (Afor & Sahana, 2022, s. 8). Yapılan çalışmalar, müşteri sadakatini devam ettirmenin ve satışların tekrarlanmasını sağlamanın kişiselleştirilmiş müşteri ilişkileri yönetiminin temel unsurları arasında olduğunu göstermektedir (Smith vd., 1999, s. 369).

Ücretsiz bir analiz aracı olan Google Analytics, web trafiği hakkında kesin veriler sunar. Web sitelerine sahip bireylerin %60'ından fazlası bu aracı işlevleri için kullanmaktadır. Platform, ziyaretçilerin, web sitesi trafiğinin, hedeflerin, dönüşümlerin ve kullanıcılarla ilgili çeşitli verilerin izlenmesine ve değerlendirilmesine yardımcı olur. Davranış Analizi, Edinme Analizi, Kitle Analizi ve Dönüşüm Analizi olmak üzere dört temel bileşenden oluşmaktadır. Davranış Analizi, kullanıcıların web sitesiyle nasıl etkileşime girdiğini

araştırırken, Edinme Analizi trafiğin nereden kaynaklandığına odaklanır. Kitle Analizi, web sitesi ziyaretçilerinin özelliklerini ve davranışlarını araştırır ve Dönüşüm Analizi, ziyaretçileri müşterilere veya potansiyel müşterilere dönüştürmenin etkinliğini inceler (Afor & Sahana, 2022, s. 10).

2.2. KULLANICI DAVRANIŞLARI

Web kullanıcıları, çok çeşitli gaye ve amaçları kapsayan çok sayıda neden ve farklı hedeflerle internette gezinme faaliyetlerine katılırlar. Bu bireylerin çevrimiçi alanda gezinirken sergiledikleri davranışlar, ulaşmayı amaçladıkları belirli hedeflerle karmaşık bir şekilde bağlantılıdır, böylece çeşitli eylem ve etkileşimler yelpazesine neden olmaktadır. Bu çeşitli hedeflerin bir sonucu olarak ortaya çıkan çevrimiçi davranışın ayırt edici özellikleri ve kalıpları, sanal ziyaretçilerinin ihtiyaç ve tercihlerini karşılamaya çalışan işletmeler ve kuruluşlar açısından kapsamlı bir anlayışı gerektirir. Bu anlayış, kullanıcılar için genel tarama deneyimini geliştirmek, gezinmeyi kolaylaştırmak için gelişmiş işlevler ve özellikler sunmak ve nihayetinde web sitelerinin genel kalitesini ve kullanılabilirliğini yükseltmek için çabalayan işletmelerin alet kutusunda çok önemli bir araç görevi görür. Çevrimiçi kullanıcı davranışını anlama arayışı, kullanıcı memnuniyetini, katılımını ve kalıcılığı optimize etmeye yönelik temel bir dürtü ile desteklenmekte ve böylece çağdaş dijital ortamda bu çabanın büyük önemini altını çizmektedir. İşletmeler, çevrimiçi kullanıcı davranışının inceliklerini derinlemesine inceleyerek stratejik karar verme süreçlerini bilgilendiren, yeniliği teşvik eden ve platformlarının dijital varlığını güçlendirmeyi amaçlayan sürekli iyileştirme çabalarını yönlendiren paha biçilmez bilgiler toplayabilir (Deshpande & Deshpande, 2017, s. 977).

Web sitesi trafiğiyle ilgili temel bilgiler toplandıktan sonra veriler, kullanıcının web sitesinde geçirdiği süre, hemen çıkma oranı, çok sayıda geri dönen ziyaretçinin varlığı, yeni ziyaretçiler ve tekrarlanan ziyaretlerin sıklığı gibi çeşitli faktörlere dayanan bir organizasyon ve inceleme sürecinden geçecektir. Ek olarak, analiz kayıtlı ve kayıtsız kullanıcıları ayırt etmeyi, kullanıcı tarafından kullanılan arama motorlarını tanımlamayı, ilişkili ve site içi anahtar kelimeler dahil olmak üzere kullanıcı tarafından kullanılan anahtar kelimeleri incelemeyi, kullanıcının erişim yöntemi seçimini anlamayı (reklam yoluyla veya doğrudan web sitesi oturum açma bağlantısı aracılığıyla) ve kullanıcının web sitesiyle etkileşim yolculuğunu inceleyecektir. Bu kapsamlı yaklaşım sayesinde, kullanıcının web sitesi ziyaret davranışının ve tarama tercihlerinin kalıpları ve eğilimleri

hakkında değerli bilgiler ortaya çıkarılacaktır (Xiang & Wu, 2022, s. 245).

2.3. HUKUK SEKTÖRÜNDE DİJİTAL PAZARLAMA

Kaliteli hizmet ve müşteri memnuniyeti, müşterileri elde tutmada çok önemli bir rol oynamaktadır. Hizmet pazarlaması alanında, hizmetlerin sunumu, kalitenin değerlendirilmesinde birincil ölçüt olarak yer alır ve bireyler bu hizmetlerin kanalları olarak hizmet eder. Kaliteli hizmet sunumunu sağlamanın kritik bir yönü, kişilerarası bağlantılar yoluyla sağlam ilişkilerin kurulmasında yatmaktadır. Hizmet endüstrisinde faaliyet göstermenin, müşterileri benzersiz ihtiyaç ve tercihlere sahip bireyler olarak görmenin önemini vurgulayarak ilişkilerin geliştirilmesini gerektirdiği açıktır. Bu, endişelerini kabul etmeyi, gereksinimlerini aktif olarak ele almayı, durumlarıyla empati kurmayı ve şirketlerinden gerçekten zevk almayı içerir. Bu tür ilişkileri teşvik etmek için etkili bir strateji, diğer hizmet pazarlama girişimleri biçimlerinin yanı sıra kapsamlı bir müşteri haber bülteni gibi çeşitli müşteri iletişim kanallarının uygulanmasını ve sürdürülmesini içerir. Bu iletişim süreçleri, hizmet sağlayıcılar ve müşteriler arasındaki bağın güçlendirilmesinde etkilidir ve sonuçta artan müşteri tutma oranlarına ve genel iş başarısına katkıda bulunur (Thomas vd., 2001, s. 110).

Dijital pazarlama için de başlangıç noktası olan bazı genel pazarlama ilkelerinden başlayarak, büyük hukuk firmalarında çalışan pazarlama ve iletişim uzmanları, markalaşmanın bir ürün, hizmet ve/veya kuruluşa (hukuk firması) bir tür kimlik veren yasal pazarlamanın özü olduğunu savunmaktadırlar. Bu tür değerler bir zamanlar meslek boyunca örtük veya kabul edilmiş olsa da hukuk pazarlamacıları artık hukuk firmalarını farklı kurumsal değerlerini dijital pazarlama amaçları için ifade etmeye ve kullanmaya teşvik etmektedir. Yasal pazarlamacılar da dahil olmak üzere pazarlamacılar, dijital pazarlama stratejisi planlarken hedef pazarlamayı kritik bir unsur olarak görürler. Bu kavram, pazarın belirli segmentlerini tanımlamayı ve pazarlama çabalarını özel ve kişiselleştirilmiş bir şekilde onlara yönlendirmeyi, potansiyel müşterilere veya müşterilere ulaşmada başarı ve etkinlik şansını artırmayı içerir. Ayrıca, hedef pazarlamanın dahil edilmesi, hukuk firmalarının kaynaklarını daha verimli bir şekilde tahsis etmelerine, iş getirme olasılığı en yüksek segmentlere odaklanmalarına ve böylece pazarlama faaliyetlerinde yatırım getirisini en üst düzeye çıkarmalarına olanak tanımaktadır. Sonuç olarak, marka ve hedef pazarlama stratejilerini benimseyerek hukuk firmaları görünürlüklerini artırabilir, daha alakalı bir kitle çekebilir ve nihayetinde yasal

pazardaki konumlarını güçlendirebilir (Rogers & Song, 2023, s. 143).

Son derece gelişmiş hukuk uygulamalarının operasyonel stratejilerinden türetilen tavsiyelere göre, hukuk firmaları sosyal medyayı en azından LinkedIn ve Twitter platformlarını etkili bir pazarlama aracı ve müşterileriyle bağlantıları teşvik etmek için kullanmaktadırlar. LinkedIn ve Twitter kullanımı önde gelen hukuk firmalarının %83'ünde yaygındır ve bu platformların hukuk mesleği içindeki önemini göstermektedir. Ortalama olarak, bu özel araştırmadaki şirketlerin üç farklı sosyal medya kanalında aktif olarak bulundukları ve çevrimiçi katılıma yönelik çeşitlendirilmiş bir yaklaşıma işaret ettiği gözlemlenmiştir. Facebook'un yasal topluluk içinde nispeten daha düşük yaygınlığına rağmen, üst düzey hukuk firmalarının yarısından fazlasının bu platformu sosyal medya stratejilerine entegre etmesi dikkat çekicidir. Dahası, Facebook'taki 2,2 milyar kişiden oluşan önemli küresel kullanıcı tabanı, tüzel kişilerin bu platformu sosyal medya stratejilerine dahil etmeleri için zorlayıcı bir neden olarak hizmet etmektedir. Ayrıca, ek sosyal medya platformlarının seçimi, kendi uygulama alanlarında olağanüstü performans sergileyen hukuk firmaları tarafından benimsenen başarılı stratejilere dayanarak tavsiye edilir. Özellikle YouTube, vergiyle ilgili konularda uzmanlaşmış yasal uygulamalar tarafından kapsamlı kullanımına özellikle vurgu yaparak LinkedIn, Twitter ve Facebook'tan sonra en çok kullanılan ikinci platform olarak ortaya çıkmaktadır (Taken Smith & Smith, 2019, s. 78).

Hukuk firmalarının web siteleri, artık firma tanıtımı ve müşteri çekimi için çok yönlü bir araç olarak hizmet etmek için orijinal amaçlarının ötesine geçmiştir. Şu anda, bu web siteleri potansiyel müşterilere hitap etmek için markalaşma ve akılda kalıcı sloganlar gibi teknikleri kullanarak pazarlama stratejileri ve dili içermektedir. Ayrıca, birçok firma veya belirlenen pazarlama ekipleri, çalışanlarına, ilgili anahtar kelimeleri dahil ederek arama motoru sıralamalarını optimize etmek için web sitesinin içeriğini düzenli olarak güncellemek ve katkıda bulunmakla görevlendirir. Dahası, hukuk firmaları, yetkili ve anlayışlı materyalleri vurgulayan 'düşünce liderliği' içeriğinin popülerleştirilmesi de dahil olmak üzere mevcut pazarlama eğilimlerine ayak uydurmaktadır. Daha iş odaklı bir yaklaşım sergileyen avukatlar ve firmalar, daha geniş kamu ve endüstri tartışmalarına aktif olarak katılmak için web sitelerini platformlar olarak giderek daha fazla kullanmaktadır. Örneğin, Avustralyalı bir hukuk firması, web sitelerinde, haberler ve yasal güncellemelerden yorumlara ve sosyal bilinçli anlatılara kadar bir dizi konuyu kapsayan haftalık yirmiden fazla makale yayınlamaktadır. Benzer şekilde, ABD merkezli

bir hukuk firması, web sitelerinde daha geniş bir kitleye hitap etmek ve markalarını inceliklerle tanıtmak için uygulama kılavuzlarını, endüstri içgörülerini ve vaka çalışmalarını derleyen ayrı bir blog yönetmektedir. Hukuk firmalarının dijital varlığı, pazarlama ve müşteri kazanımından düşünce liderliğine ve endüstri katılımına kadar daha geniş bir işlev yelpazesini kapsayacak şekilde önemli ölçüde dönüşmüştür. Hukuk firmaları, modern pazarlama stratejilerini ve trendlerini benimseyerek çevrimiçi görünürlüklerini, güvenilirliklerini ve yasal ortamdaki alaka düzeylerini artırabilirler. Bu gelişmeler, web sitelerinin hukuk firmalarının kullanıcılarla bağlantı kurması ve rekabetçi bir pazarda kendilerini farklılaştırması için güçlü bir strateji olarak önemini vurgulamaktadır (Rogers & Song, 2023, s. 147). Yapılan çalışmalarda önde gelen hukuk firmalarının dijital pazarlama stratejileri göz önünde bulundurulmuş ve avukatların sosyal medya gibi dijital pazarlama araçlarını tanıtım amacıyla kullanmalarının ve müşterileriyle ilişkilerini geliştirmenin etkili bir yolu olduğu sonucuna varılmıştır (Taken Smith & Smith, 2019, s. 78).

Bununla birlikte dijital pazarlama alanı, altı farklı alanda avukatlar ve firmalar tarafından desteklenen yasal ve etik sorumluluklara yönelik olarak tüketici hukuku, gizlilik endişeleri, kasıtsız avukat işe alma, siber güvenlik riskleri, gizlilik sorunları ve kişinin uygun bir birey olarak kabul edilmesini sağlamak şeklinde çeşitli potansiyel tehditler ortaya çıkarır (Rogers & Song, 2023, s. 150).

2.4. WEB ANALİTİĞİ

Trafik, belirli bir web sitesini ziyaret eden bireylerin genel sayısını ifade eder ve sitenin popülaritesi ve kullanıcıları çekme yeteneği hakkında değerli bilgiler sağlar. Bu metrik, web sitesinin izleyicileri arasında yarattığı ilgi ve katılım düzeyini anlamak için gereklidir. Benzersiz Kullanıcılar, diğer yandan siteye belirli bir zaman dilimi içinde erişen farklı sayıda farklı kişiyi temsil eder ve sitenin erişiminin ve farklı bir kitleyi çekme yeteneğinin önemli bir göstergesi olarak hizmet eder. Dönüşüm Oranı, kullanıcıların bir satın alma işlemi yapmak veya formları doldurmak gibi belirli bir hedefi başarıyla gerçekleştirme yüzdesini belirtir, pazarlama girişimlerinin verimliliğini ve etkisini değerlendirmek için bir araç sunar. Dönüşüm Oranını analiz ederek, kuruluşlar kampanyalarının performansı ve stratejilerinin etkinliği hakkında değerli bilgiler edinebilirler. Öte yandan, Sayfa Görüntülemeleri, belirli bir sayfanın toplam görüntülenme sayısını belirtir ve belirli bir içeriğin kullanıcılar arasında oluşturduğu ilgi

ve etkileşim düzeyi hakkında değerli veriler sağlar. Sitedeki Ortalama Süre, kullanıcıların bir web sitesinde gezinmek için harcadıkları ortalama süredir ve sitenin ziyaretçileri için cazibesi ve kullanışlılığı hakkında değerli bilgiler sunar. Bu ölçüm, kullanıcı katılımı ve memnuniyet düzeylerini değerlendirmek için çok önemlidir ve kuruluşların içeriklerini ve tasarımlarını kullanıcı ihtiyaçlarını daha iyi karşılayacak şekilde uyarlamalarına yardımcı olmaktadır. Sonuç olarak, Trafik, Benzersiz Kullanıcılar, Dönüşüm Oranı, Sayfa Görüntüleme ve Sitede Ortalama Süre gibi bu temel metrikleri izleyerek ve analiz ederek kuruluşlar dijital varlıklarının performansı ve etkinliği hakkında değerli bilgiler edinerek bilinçli kararlar almalarını ve çevrimiçi stratejilerini daha iyi kullanıcı etkileşimi ve memnuniyeti için optimize etmelerini sağlayabilir (Saura vd., 2017, s. 9).

Kullanıcı davranışlarını gösteren Google Analytics aracı üzerinden toplanan boyutlar, kullanıcıların bir web sitesindeki etkileşimlerinin sınıflandırılması için kullanılan kriterler görevi görür. Ölçümlerin yanı sıra boyutları kullanmak, kullanıcı etkileşimlerinin daha kapsamlı ve derinlemesine incelenmesini sağlamaktadır. Boyutların dahil edilmesi, daha anlayışlı analizler yapma kapasitesini artırır. Sayfa, bu parametre kullanıcının ziyaret ettiği sayfanın URL'si ile ilgilidir. Kullanıcıların eriştiği belirli sayfalara göre sayfa görünümünün bölümlendirilmesini kolaylaştırır, böylece değerli bilgiler sunar. Tarayıcı, kullanıcı tarafından web sitesinde gezinmek için kullanılan belirli tarayıcıyı ifade eder. Farklı tarayıcılardaki kullanım kalıplarını inceleyerek, kullanıcı davranışları hakkında değerli bilgiler elde edilebilir. İşletim Sistemi, kullanıcının web sitesine erişmek için kullandığı işletim sistemine odaklanmaktadır. Çeşitli işletim sistemlerinde kullanıcı davranışının karşılaştırmalı bir analizine izin verir. Cihaz Kategorisi, kullanıcının web sitesine erişmek için kullandığı masaüstü, mobil veya tablet gibi cihaz türünü sınıflandırır. Ziyaretçi davranışlarını farklı cihaz kategorilerinde karşılaştırarak, kalıpları ve tercihleri ayırt edilebilir. Coğrafi Konum, kullanıcının web sitesine eriştiği ülke ve şehir dahil olmak üzere coğrafi konumu yakalar. Ziyaretçi davranışlarını coğrafi konumlara göre analiz ederek bölgesel tercihler hakkında değerli bilgiler sağlar. Trafik Kaynağı, kullanıcının arama motoru, doğrudan ziyaret, referans siteleri veya sosyal medya gibi web sitesine ulaştığı kaynağı gösterir. Ziyaretçileri çekmedeki farklı trafik kaynaklarının etkinliğini değerlendirmeye yardımcı olmaktadır. Ziyaretçi Türü, web sitesine yeni ve geri dönen ziyaretçiler arasında ayırım yapar. Bu iki ziyaretçi türü arasındaki davranışsal farklılıklar analiz edilerek, belirli ihtiyaçları karşılamak için çeşitli stratejiler geliştirilebilir. Kampanya, kullanıcıların web sitesine erişmesini sağlayan

pazarlama kampanyalarına odaklanır. Ziyaretçileri çekme ve tutma konusundaki farklı kampanyaların etkinliğini değerlendirmeye yardımcı olur. Bu boyutlar metriklerle entegre edildiğinde, kullanıcı davranışının daha ayrıntılı ve anlamlı bir şekilde bölümlendirilmesini ve analizini sağlar. Bu boyutları metriklerle birlikte kullanarak, araştırmacılar ve web sitesi analistleri, kullanıcı etkileşimleri ve tercihleri hakkında daha derin bilgiler edinebilir, böylece web sitelerindeki kullanıcı katılımının genel anlayışı geliştirilebilir (Beasley, 2013, s. 31-32).

2.5. İLGİLİ ÇALIŞMALAR

Web sayfalarını erişim kalıplarına ve site yapısına göre sınıflandırmak için kullanılan tahmin modeli, başlangıçta web sayfalarını sıralayıp sınıflandırarak ve ardından HTTP istekleri geldiğinde dinamik olarak tahminler yaparak çalışmaktadır. Bu tahmine dayalı model, doğruluğunu ve alaka düzeyini sağlamak için kullanıcı erişim kalıplarına ve sayfa içeriğindeki değişikliklere dayalı olarak sürekli güncellenmektedir. Sistem tarafından kullanılan temel tekniklerden biri, web sayfalarını dizine eklemek için bir karma tablonun kullanılmasıdır ve bir kullanıcının belirli bir kesinlik düzeyiyle ziyaret etmesi muhtemel bir sonraki sayfayı tahmin etmesi sağlanır. Bu tahmin modelini etkili bir şekilde uygulamak için, önerilen bir yöntem, web sayfalarını popülerliklerine göre farklı seviyelere ayrılmasıdır. Seviye ne kadar yüksek olursa, bir sayfaya kullanıcılar tarafından erişme olasılığı o kadar yüksektir. Yalnızca geçmiş günlük verilerine dayanan geleneksel modellerin aksine, bu yöntem tahmin modelini dinamik olarak güncellemek için gerçek zamanlı kullanıcı isteklerine dayanmaktadır. Bir Tahmin Ajanı, veri yapısına dayalı olarak gelecekteki talepleri tahmin etmekten sorumluyken, bir Güncelleme Ajanı, erişim sıklığına ve sayfalarda yapılan değişikliklere göre sayfalar arasında sayfalar yükselterek veya aşağı indirerek veri yapısını sürekli olarak korumaktan ve güncellemekten sorumludur. Deneysel bir kurulum senaryosunda, yazarlar tahmin modelini uygulamak için Java tabanlı bir simülatör kullanmaktadır. Bu simülatör gerçek zamanlı HTTP isteklerini yakalar, kullanıcı davranışını tahmin eder ve çeşitli tahmin penceresi boyutları için isabet yüzdelerini analiz ederek modelin etkinliğini değerlendirmektedir. Tahmin modelini temsil etmek için kullanılan veri yapısı, URL'leri farklı seviyelere ve sınıflara ayırarak erişim numaraları, zaman damgaları ve değişiklik tarihleri gibi önemli bilgileri saklamaktadır. Deneysel sonuçların ve değerlendirme bulgularının analiz edilmesi, doğru tahmin yüzdesinin test aşaması boyunca tutarlı kaldığını ve tahmin penceresi boyutu

arttıkça iyileşme gösterdiğini ortaya koymaktadır. İki pencere boyutuyla model, ortalama %35'lik bir doğru tahmin yüzdesine ulaşmaktadır, bu da üç pencere boyutunda %51'e yükselmektedir. Bu sonuçlar, ajan tabanlı yöntemin web sayfası erişimlerini etkili bir şekilde tahmin ettiğini ve kullanıcı gecikmesini azaltmaya katkıda bulunduğunu göstermektedir (Mukhopadhyay vd., 2007).

Bulanık bilişsel haritalama (FCM) metodolojisi sosyal ağlar içindeki karmaşık ilişkilerin ve etkileşimlerin anlaşılmasını nasıl geliştirebileceğini gösteren ve bu metodolojinin sosyal ağ analizi alanına önemli katkılarını vurgulayan bir yöntem olarak öne çıkmaktadır. FCM metodolojisinin kullanımı, sosyal ağlarda bulunan çeşitli faktörler ve aktörler arasındaki etkileşimleri modellemek için bulanık bilişsel haritalama uygulanmasını içermektedir ve bu karmaşık ilişkileri incelemek için sistematik bir yaklaşım sunmaktadır. Bu çalışma için veri toplama ve analiz süreci, anketler ve gözlemler yoluyla bilgi toplanmasını, ardından anlamlı içgörüler elde etmek amacıyla toplanan verileri analiz etmek için FCM metodolojisinin uygulanmasını içermektedir. Çalışma, bu ağlardaki farklı aktörler arasındaki etkileşimlere ve ilişkilere odaklanarak sosyal ağların dinamiklerini araştırmaktadır. FCM yöntemini kullanarak, ağdaki çeşitli aktörlerin oynadığı roller ve bunların ara bağlantılarının doğası hakkında kapsamlı bir anlayış elde edilmektedir ve ağ dinamiklerini yönlendiren temel mekanizmalara ışık tutmaktadır. Ayrıca, çalışma, farklı aktörlerin sosyal ağlar üzerindeki etkisini inceleyerek, merkezi aktörleri belirleyerek ve ağ dinamikleri üzerinde en fazla etkiye sahip faktörleri ayırt ederek, ağ yapılarının ve davranışlarının daha detaylı bir şekilde anlaşılmasına katkıda bulunmaktadır. Sosyal ağların ve içlerinde var olan karmaşık etkileşimler ağının ayrıntılı görsel temsillerini sağlamaktadır ve bu ağların yapısının ve operasyonel mekanizmalarının daha net bir tasvirini kolaylaştırmaktadır. FCM metodolojisi tarafından sağlanan görselleştirme teknikleri aracılığıyla, sosyal ağ dinamiklerinin karmaşıklığı etkili bir şekilde görselleştirilmektedir. Sonuç olarak, FCM metodolojisinin uygulanması, sosyal ağ dinamiklerinin anlaşılmasını önemli ölçüde geliştirmektedir ve bu ağlar içindeki ilişkiler ve etkileşimler hakkında değerli bilgiler sağlamaktadır (Yoon & Jetter, 2016).

Yapılan bir çalışmada, Ajan Tabanlı Modelleme (ABM) ve Bulanık Bilişsel Haritalama (FCM) metodolojilerinin birleşimini araştırmaktadır. Zaman içinde bir ortamdaki ajanlar arasındaki etkileşimleri temsil ettiği bilinen ABM, çeşitli özelliklere sahip popülasyonları simüle etmede oldukça etkilidir. Ancak, öznel davranışları açık ve sistematik bir şekilde kapsamakta zorlanmaktadır. Öte yandan FCM, bireysel davranışları modellemede

mükemmeldir, ancak bunu büyük bir popölasyona veya uzun süreler boyunca genişletme kapasitesinden yoksundur. Katılımcı modellemede (PM) paydaşlar, bilişsel süreçlerimizi ve karar vermemizi aydınlatan modeller geliştirmede iş birliği yapmaktadır. FCM, katılımcı modellemede yaygın olarak kullanılır ve kullanıcıların karar verme süreçlerini şeffaf bir şekilde modellemelerini sağlamaktadır. Bununla birlikte, FCM'nin bireysel düzeydeki etkileşimleri ile zamansal ve mekansal boyutları özelleştirme yeteneği sınırlı kalmaktadır. Çalışma, Google Scholar aracılığıyla alınan 31 makalenin kapsamlı bir incelemesini içermektedir. Bu makaleler, ABM ve FCM'yi entegre etmenin çeşitli yöntemlerini ve bu entegrasyonlardan kaynaklanan faydaları araştırmaktadır. ABM ve FCM füzyonunu tartışan makaleler, çeşitli metodolojik çerçevelere göre sınıflandırılmıştır. ABM ve FCM'nin entegrasyonu, ajanların karar verme süreçlerinin yapılandırılmasında etkili olabilir. Bu metodolojiler, sosyal bilimler ve endüstriyel ortamlar dahil olmak üzere sayısız alanda uygulamalar bulmaktadır. FCM esasen ajanların bilişsel bileşeni olarak hizmet ederken, ABM ajan-çevre etkileşimlerini kopyalamaktadır. Bu entegrasyon, karmaşık ve belirsiz senaryoların daha karmaşık simölasyonlarını oluşturma potansiyeli sunmaktadır. FCM'nin döngüleri ve belirsizlikleri modelleme kapasitesi, ABM'deki ajanların gerçekçiliğini artırırken, ABM'nin mekansal ve zamansal boyutlarda dinamikleri simüle etme yeteneği, FCM'lerin hassasiyetini artırmaktadır. Bununla birlikte, bu teknikleri birleştirmek için yeterli yazılım desteğinin olmaması büyük bir engel olarak tanımlanmaktadır. İleriye doğru, bu iki metodolojiyi birleştiren açık kaynaklı yazılımların geliştirilmesi entegrasyonlarını kolaylaştırabilir. Bu bilimsel katkı, bu tekniklerin eşzamanlı kullanımının arkasındaki mantığı ve bu entegrasyonu destekleyen mimari çerçeveleri inceleyerek ABM ve FCM'nin birleştirilmesiyle ilgili mevcut literatürü zenginleştirmektedir (Davis & Giabbanelli, 2019).

Yapılan bir diğer çalışmada, web analitiği alanında FCM kullanımını ve kullanıcı davranışının incelenmesini araştırmaktadır. Çalışmada ziyaretçiler tarafından sergilenen davranışlara odaklanan web sitelerinin derinlemesine yapısal analizi yapıldı ve sitenin işlevselliğini ve genel gelişimini geliştirmek için önemli kararların alınmasını sağlamaktadır. FCM'nin kullanımı, çeşitli faktörler arasındaki karşılıklı ilişkilerin tanımlanmasının sağlanmasında, bu ilişkilerin yönlerinin ve güçlerinin değerlendirilmesini sağlamaktadır. Araştırma çerçevesinde, dönüşüm oranı, farklı web sitesi aşamalarında kullanıcı davranışını incelemek için gerekli olan önemli bir gösterge

olarak hizmet eden belirlenen kullanılabilirlik metriği olarak ortaya çıkmaktadır. Dönüşüm oranını hesaplamak için metodolojiler hazırlanmaktadır ve etkinlikleri, özgün bir web sitesinden elde edilen günlük dosyalarından yararlanılarak değerlendirilmektedir. Web sitelerinin bilişsel analizini otomatikleştirmek, site içindeki sayfaları ve kullanıcı geçişlerini tanımlayan yönlendirilmiş grafikler oluşturmak için web sunucusu günlük dosyalarını işlemek için yenilikçi araçlar tasarlanmıştır. Bu grafiksel gösterimler, site içindeki yapısal değişikliklerle ilgili doğru kararların yönlendirilmesinde etkili olduğunu kanıtlamaktadır. Deneysel çabanın sonuçları, yapısal değişikliklere yönelik kullanıcı tepkilerinin modellenmesiyle ilgili önemli bilgiler sağlamaktadır. Deneyde sunulan veriler, kullanıcıların web sitesi yapılarında uygulanan değişikliklerle nasıl etkileşime girdiğini ve bunlara nasıl yanıt verdiğini anlamının önemini vurgulamaktadır (Kireev vd., 2019).

Yapılan diğer bir çalışmada, büyük veri analitiği kullanılarak kültürel miras web siteleri için özel olarak uyarlanmış arama motoru optimizasyonu (SEO) stratejilerinin oluşturulması amaçlanmaktadır. SEO faktörlerinin organik arama motoru trafiğinin oluşturulması üzerindeki etkisini araştırmak için toplam 171 kültürel miras web sitesinde kapsamlı bir analiz yapılmaktadır. Çalışma, en etkili SEO stratejilerini tahmin etmek için bulanık bilişsel haritalama ve ajan tabanlı modellemeyi birleştiren bir yaklaşım sunmaktadır. Bu yenilikçi metodoloji, kültürel miras içeriğinin dijital platformlarda çevrimiçi görünürlüğünü ve erişilebilirliğini artırmak amacıyla tasarlanmaktadır. SEO'nun önemi ve kültürel miras alanları için vazgeçilmezliği çalışmanın giriş bölümünde vurgulanmaktadır. Ayrıca araştırma, büyük veri analitiğinin SEO alanındaki etkilerini araştırmaktadır ve dönüştürücü potansiyeline ışık tutmaktadır. Kullanılan metodoloji açısından, veri toplama ve analiz süreci, inceleme altındaki 171 kültürel miras web sitesi tarafından sergilenen SEO performansının titizlikle incelenmesini içermektedir. Ayrıca, çalışma, çeşitli SEO stratejilerinin etkinliğini tahmin etmek için çok önemli araçlar olarak bulanık bilişsel haritalama ve ajan tabanlı modellemenin gücünden yararlanmaktadır. Araştırma bulguları, organik arama motoru trafiği üzerinde önemli bir etkisi olan temel SEO faktörleri tanımlanmakta ve aydınlatılmaktadır. Ek olarak, SEO stratejilerinin etkinliğinin değerlendirilmesi, çeşitli performans göstergelerinin kullanılmasıyla kolaylaştırılmaktadır. Sonuç bölümünde, kültürel miras web siteleri için uyarlanmış SEO stratejilerini oluşturmak ve iyileştirmek için büyük veri analitiğinin ve modelleme tekniklerinin nasıl kullanılabileceği hakkında bir söylem başlatılmaktadır.

Kültürel miras içeriğinin çevrimiçi görünürlüğünü ve erişimini artırmak, böylece dijital ortamı değerli tarihi ve kültürel bilgilerle zenginleştirmek amacıyla dikkate değer öneriler sunulmaktadır (Drivas vd., 2020).

Yapılan bir çalışmada, özel sağlık sektöründeki hastaneler tarafından oluşturulan sosyal medya reklamlarının özel sağlık tesislerinin çeşitli sonuçları üzerindeki etkisi incelenmiştir. Bu sonuçlar randevu sayısını, muayeneleri, ameliyatlara, devir sayısını, özel sağlık kurumlarının web sitesi ziyaretçilerini ve bu sitelere arama motorları aracılığıyla erişen kullanıcıları kapsar. Ek olarak, çalışma, bu sonuçların Planlı Davranış Modeline dayalı olarak özel sağlık kurumlarını teşvik eden yöneticilerin reklam davranışları üzerindeki etkisini araştırdı. Çalışmada hastane yönetim yazılımı ve bir web analiz aracı olan Google Analytics'ten elde edilen veriler kullanılmıştır. Veri kümesi randevular, muayeneler, ameliyatlara, ciro, web sitesi trafiği ve arama motoru kullanıcıları gibi metriklerden oluşmaktaydı. Çalışmada kullanılan veriler 11 Haziran - 2 Ağustos 2018 tarihleri arasında özel bir tıbbi tesisin göz sağlığı merkezine ait göz lazer cerrahisi reklamlarına odaklanan Facebook ve Instagram reklamlarından alınmıştır. Reklamlarla etkileşime giren kullanıcı bilgilerinin analizi yapıldı. Bu araştırmada sosyal medya reklamcılığının özel sağlık kurumlarının sonuçları üzerindeki etkisi bağımlı bir değişken olarak değerlendirilmiştir. Sosyal medya reklamcılığının doğası kategorik bir ikili formatta temsil edildi. Bağımsız değişkenler Google Analytics'ten çıkarılan sürekli verilerden oluşmaktaydı. Çalışma ayrıca değişkenler için tanımlayıcı istatistikleri içerir ve Lojistik Regresyon ile analiz edilmiştir (Güney & Afacan Fındıklı, 2020).

Bir başka çalışma, kripto para birimi ticaret platformlarının havayolları tarafından kullanılan dijital pazarlama stratejileri üzerindeki etkilerini araştırmayı amaçlamaktadır. Bu araştırmayı yürütmek için, önde gelen 10 kripto para birimi ticareti kuruluşundan ve 10 havayolundan web analitiğine ilişkin veriler iki yıllık bir süre boyunca toplanmıştır. Çalışma kapsamlı bir üç aşamalı modeli benimsedi: başlangıçta hem kripto para birimi alanından hem de havayolu endüstrisinden metrikleri kullanan istatistiksel analiz gerektirmektedir ve daha sonra bulanık bilişsel haritalama ve ajan tabanlı modellemeyi içeren aşamalardan oluşmaktadır. Bu çalışmada öne sürülen hipotezler, kripto para birimi ticaret platformlarındaki kullanıcı etkileşimlerinin havayolu web sitelerinin görünürlüğü ve reklam etkinliği üzerindeki sonuçlarını incelemektedir. Sonuçlar, kripto para birimi ticaret platformlarındaki kullanıcı katılımının, havayolu web sitelerinin küresel sıralamasında ve kullanıcı etkileşimi metriklerindeki bir yükselme ile ilişkili olduğunu

açıklamaktadır. Ayrıca, kripto para birimi ticaret platformlarından kaynaklanan ölçümler, benzersiz ziyaretçiler ve hemen çıkma oranı gibi ölçümlerin yanı sıra havayolu web sitelerinin küresel sıralamasında önemli bir etkiye sahiptir. Bu nedenle, havayollarının kripto para birimi ticaret platformlarındaki ücretli reklamlara yatırım yaparak web sitesi görünürlüğünü artırma ve ardından artan kullanıcı etkileşimi yoluyla karlılıklarını artırabileceği sonucuna ulaşılmıştır. Sonuç olarak, kripto para alım satım platformlarının havayollarının dijital pazarlama stratejilerine entegrasyonu, kullanıcı etkileşim seviyelerini yükseltmek ve havayolu web sitelerinin küresel sıralama durumunu güçlendirmek için güçlü bir teknik olarak ortaya çıkmaktadır. Bu çalışma, havayollarının kripto para birimi ticaret platformlarını kendi avantajlarına kullanarak dijital pazarlama stratejilerini optimize etmeleri gerektiğine vurgu yapmaktadır (Sakas vd., 2021).

Diğer bir çalışma, masaüstü ve mobil cihazların kullanılmasının havayolu şirketlerinin dijital marka isimleri üzerindeki etkisini araştırmayı amaçlamaktadır. Şirketlerin, kullanıcıların web sitelerine erişirken hangi cihazları tercih ettiklerini belirlemeleri çok önemlidir, çünkü bu bilgi dijital pazarlama yaklaşımlarını optimize etmek için gereklidir. Bu çalışmanın birincil amacı, bu cihazları kullanmanın etkilerinin derinlemesine bir analizi yoluyla masaüstü ve mobil cihazların kullanılmasının havayolu dijital marka isimleri üzerindeki yansımalarını araştırmaktır. Çalışmada kullanılan veriler, web kaynaklarından 180 günlük bir izleme süresi boyunca 10 havayoluna ait veriler toplanmıştır. SEMrush araçlarını kullanarak, ziyaretçi sayısı, çıkma oranı ve organik trafik gibi çeşitli web metrikleri analiz amacıyla toplanmıştır. Bu araştırmada kullanılan Keşif Modeli, web metrikleri ile masaüstü/mobil kullanımın organik, doğrudan ve yönlendirme trafiği üzerindeki etkileri arasındaki korelasyonları incelemek için FCM ve ABM tekniklerinin kullanılmasını içermektedir. Analizler yapıldıktan sonra, masaüstü cihazların kullanımının özellikle yönlendirme trafiği üzerinde kayda değer bir etkisi olduğu, mobil cihaz kullanımının organik ve doğrudan trafik üzerinde daha belirgin bir etki gösterdiği görülmektedir. Ayrıca, mobil cihazların masaüstü cihazlara kıyasla kullanıcı katılımı ve dönüşüm oranları üzerinde daha büyük bir etkiye sahip olduğu keşfedilmiştir. Elde edilen sonuçlar ile ilgili olarak, mobil cihazların kullanımının havayollarının web trafiğini artırmada ve dijital marka adlarını güçlendirmede masaüstü cihazlardan daha etkili olduğu kanıtlanmaktadır. Mobil cihazların uyarlanabilirliği, kişiselleştirilmiş kullanıcı deneyimleri sunma yetenekleri ile birleştiğinde, kullanıcıları web sitelerini sık sık tekrar ziyaret etmeye teşvik etmektedir. Öte yandan masaüstü cihaz

kullanımı, özellikle yönlendirme kaynaklarından gelen trafiğin mobil cihazlara kıyasla daha yüksek oranlarda yönlendirilmesinde önemli bir rol oynamaktadır. Dijital pazarlama stratejileri açısından, havayollarının dijital pazarlama stratejilerini formüle ederken hem masaüstü hem de mobil cihaz kullanımının etkilerini dikkate almaları zorunludur. Mobil cihaz kullanımının organik ve doğrudan trafik üzerindeki etkisi göz önüne alındığında, havayollarının kullanıcı katılımını ve dönüşüm oranlarını artırmak için mobil uyumlu web siteleri ve uygulamalar geliştirmeye odaklanmaları önerilmektedir (Sakas & Giannakopoulos, 2021).

Bir başka çalışmada havayolları, kitle kaynaklı web sitelerinden yararlanarak dijital pazarlama stratejilerini formüle ederken, pazarlamacılar ve stratejistler, havayollarının organik trafiği ve kullanıcı katılım seviyelerini etkileyen çeşitli faktörleri ayırt etmekle aktif olarak ilgilenmektedir. Bu çalışma, organik trafiği ve kullanıcı katılımını etkileyen değişkenleri incelemek ve bu değişkenler arasında var olan karmaşık ilişkileri keşfetmek için kapsamlı bir üç adımlı veri odaklı analitik yaklaşım kullanmaktadır. Yayınlanan araştırma hipotezleri, birbiriyle ilişkili çeşitli faktörleri kapsamaktadır. İlk olarak, havayollarının organik trafiğinin, benzersiz ziyaretçi metriği aracılığıyla ücretli trafiğin maliyeti üzerinde bir etki yarattığı varsayılmaktadır. İkinci hipotez, kitle kaynak kullanımı platformları tarafından oluşturulan organik trafiğin, havayollarıyla ilişkili benzersiz ziyaretçi metriği aracılığıyla ücretli anahtar kelimeleri etkilediğini öne sürmektedir. Üçüncüsü, kitle kaynak kullanımı platformlarının organik trafiğinin, özellikle havayollarına ilişkin ortalama ziyaret süresi değişkeni ile bağlantılı olarak, havayollarının organik trafiğini etkilediğine inanılmaktadır. Ayrıca, ortalama ziyaret süresi metriğinin hem havayollarının organik trafiğini hem de küresel sıralama metriğini etkilemede çok önemli bir rol oynadığı varsayılmaktadır. Ek olarak, kullanıcı katılımı metriğinin, öncelikle toplam kitle kaynaklı kullanıcı ölçümü aracılığıyla havayollarının küresel sıralaması üzerinde doğrudan bir etkiye sahip olduğu varsayılmaktadır. Son olarak, hipotezler, ücretli trafik maliyetinin yanı sıra havayollarının ücretli anahtar kelimelerinin, havayolları tarafından üretilen organik trafiği önemli ölçüde etkilediğini öne sürmektedir. Bu hipotezler, kitle kaynak kullanımı platformlarından ve havayolu şirketlerinin resmi web sitelerinden elde edilen kapsamlı büyük veriler kullanılarak titizlikle incelenmiştir. Bu hipotezlerin doğrulanması veya çürütülmesi, kitle kaynak kullanımı platformlarının havayolu marka bilincini artırmak ve kullanıcı katılımını teşvik etmek üzerindeki derin etkilerini anlamada büyük önem taşımaktadır. Kullanılan

metodoloji açısından, çalışma birkaç kilit aşamayı kapsamaktadır. Başlangıçta, veri toplama ve ardından istatistiksel analiz, beş havayolu şirketinden ve beş kitle kaynak platformundan 180 günlük verileri toplamak için SEMrush API'den yararlanıldı. Daha sonra, toplanan veriler arasındaki korelasyonlar Bulanık Bilişsel Haritalama yönteminin uygulanmasıyla görsel olarak temsil edildi. Son olarak, gelecekteki kullanıcı etkileşimlerini tahmin etmek ve kullanıcı katılımı ve küresel sıralama gibi değişkenleri simüle ederek sıralama stratejilerini optimize etmek için bir Ajan Tabanlı Model (ABM) uygulandı. Çalışmadan elde edilen sonuçlar birkaç dikkate değer içgörüyü ortaya çıkarmaktadır. Özellikle, ücretli trafik kampanyalarının organik trafik seviyelerinde anlık artışlar sağladığı gözlemlenmektedir. Ayrıca, benzersiz ziyaretçiler ve ücretli anahtar kelimeler arasında pozitif bir korelasyon kurulmakta ve bu değişkenler arasında potansiyel bir ilişki olduğunu göstermektedir. Tersine, ortalama ziyaret süresi ile organik trafik arasında negatif bir korelasyon tespit edilmiştir, bu da bu faktörler arasında nüanslı bir etkileşim olduğunu düşündürmektedir. Ayrıca, sayfa başına ziyaretler, ortalama ziyaret süresi ve benzersiz ziyaretçiler gibi ölçümler ve havayollarının küresel sıralaması dahil olmak üzere kullanıcı katılımı metrikleri arasında olumlu bir korelasyon tespit edilmektedir. Bu bulgular, kitle kaynak kullanımı platformlarından elde edilen içgörülerden yararlanarak dijital pazarlama stratejilerini optimize etmek isteyen havayolları için önemli etkilere sahiptir (Sakas & Reklitis, 2021).

Yapılan başka bir çalışmada, Yunan otelleri tarafından COVID-19 salgını sırasında web trafiğini artırmak için kullanılan Arama Motoru Optimizasyonu (SEO) ile ilgili stratejileri araştırılmaktadır ve bu stratejilerin bu kuruluşların genel web trafiği üzerindeki sonuçlarını değerlendirilmektedir. Bu çalışmanın verileri, Şubat 2021'den Şubat 2022'ye kadar uzanan toplam 309 Yunan otelinin web sitelerinin incelenmesinden elde edilmiştir. Bu oteller, belirli bir kalite ve güvenilirlik seviyesi sağlayan Google Haritalar'daki yüksek puanlarına göre özel olarak seçildi. Mevcut SEO stratejilerini incelemek için, bu otel web sitelerinin kaynak kodları, SEO tekniklerinin kullanımını belirlemek için özel bir PHP tabanlı yazılım aracı kullanılarak incelenmiştir. Ayrıca, bu web sitelerinin performans ölçümlerine ilişkin veriler, Google Mobile-Friendly Test Tool API, PageSpeed Insights API, Mozscape API ve UberTraffic Analitik aracı olmak üzere dört adet üçüncü taraf API aracılığıyla toplanmıştır. Toplanan veriler IBM SPSS 27 yazılımı kullanılarak analiz edilmiştir. SEO tekniklerinin web trafiği üzerindeki etkisi, anlamlı sonuçlar çıkarmak için bağımsız örnek t-testi, ANOVA ve regresyon analizleri gibi çeşitli istatistiksel

yöntemlerle incelenmiştir. Çalışmada, SEO tekniklerinin ve metriklerinin otel web sitelerinin trafiği üzerindeki etkisini görsel olarak temsil etmek için FCM kullanılmaktadır. FCM aracılığıyla, SEO uygulamalarının otellerin web trafiği üzerindeki etkisini tanımlamak ve bu ilişkileri anlaşılır bir şekilde sergilemek için bir model geliştirilmiştir. FCM, daha derin içgörüler elde etmek ve SEO tekniklerinin ve metriklerinin web trafiği üzerindeki yansımalarını görselleştirmek için kullanıldı. Bu yaklaşımda, turuncu kutular SEO tekniklerini, yeşil kutular SEO metriklerini ve mavi kutuların otel web trafiğini temsil ettiği mavi ve siyah okları kullanarak SEO stratejileri ile web trafiği arasındaki olumlu ve nötr ilişkileri aydınlatılır. FCM kullanımı, SEO tekniklerinin ve metriklerinin otel web sitelerinin web trafiği üzerindeki etkilerinin tanımlanmasını kolaylaştırmaktadır ve bu tekniklerin çoğunun web trafiği açısından olumlu sonuçlar verdiğini doğrulamaktadır. Özellikle, geri bağlantılar ve etki alanı otoritesi arasında güçlü bir korelasyon kurulmaktadır ve web trafiğini artırmadaki önemli etkilerine ışık tutmaktadır (Roumeliotis vd., 2022).

Yapılan bir çalışmada, e-ticaret müşterileri tarafından sergilenen karmaşık etkileşim kalıpları analiz edilerek müşteri kaybının tahmini amaçlanmaktadır. Verilerin analiz edilmesi için Lojistik Regresyon ve Random Forest algoritmaları kullanılmış ve algoritmaların etkinlikleri karşılaştırılmıştır. Çalışmada Kaggle'dan alınan "E-commerce Customer" veri seti kullanılmıştır. Eksik veriler, medyan ve en sık tekrar eden değişkenlerle doldurularak ön işleme çalışmaları yapılmıştır. Lojistik Regresyon algoritması %90 doğru tahminleme oranı verirken Random Forest algoritması %95 oranında doğru tahmin etmiştir. Çalışmanın sonucunda Random Forest algoritması e-ticaret alanında müşteri kaybını tahmin etmede Lojistik Regresyondan daha iyi performans gösterdiğini ve daha yüksek doğruluk oranları sergilediğini göstermektedir (Sunarya vd., 2024).

3. MATERYAL VE YÖNTEM

Bu çalışmada e-ticaret sitesi olarak nitelendirilemeyen sitelerin performansını değerlendiren başlıca değişkenlerle kullanıcıların web sitesi üzerindeki davranışlarını ve etkileşimlerini belirlemeye ilişkin bir çerçeve oluşturmak amacıyla metodolojik bir yaklaşım uygulanmaya çalışılmaktadır. Çalışmada kullanılan avukatlık web sitesi, e-ticaret faaliyeti bulundurmadağı ancak ziyaretçilerinin whatsapp uygulaması üzerinden işletmeye ulaşmasını bir dönüşüm faaliyeti olarak değerlendirdiğı için tercih edilmiştir. Bu bölümde, verilerin analiz edilmesi amacıyla Lojistik Regresyon algoritması kullanılmıştır. Bulanık Bilişsel Haritalama (FCM) yöntemi ve Ajan Tabanlı Modelleme (ABM) yöntemi ile avukatlık web sitesi kullanıcı davranışları haritalandırılmış ve simüle edilmiştir.

3.1. ARAŞTIRMA MODELİ

Çalışmada Google Analytics verileri arasındaki ilişkileri ortaya çıkarmak amacıyla nicel araştırma yöntemlerinden ilişkisel tarama modeli benimsenmiştir. İlişkisel tarama modeli, iki veya daha fazla değişken arasındaki korelasyonun varlığını ve kapsamını tespit etmek amacıyla araştırma çalışmalarında kullanılan teorik çerçevelerdir. Bu tür modeller tipik olarak, potansiyel ilişkiler için incelenen değişkenlerin tekil bir taramaya benzer şekilde ayrı ayrı temsil edildiğı yapılandırılmış bir yaklaşımı içerir. Bununla birlikte, bu temsil, söz konusu değişkenler arasındaki karşılıklı ilişkilerin kapsamlı bir analizini kolaylaştıran veri çiftleri şeklini alır. İlişkisel tarama modellerinin kullanılması, bir dizi değişken içinde var olabilecek karmaşık bağlantıları ve bağımlılıkları keşfetme ve anlama öneminin altını çizerek, araştırma bağlamında daha fazla inceleme ve yorumlama için değerli bilgiler sunar (Karasar, 2018, s. 114).

Aynı zamanda çalışmada çeşitli simülasyonlar aracılığıyla deneme modeli kullanılmıştır. Deneme modeli, bilimsel yaklaşıma göre değerlendirme kriterlerine dayanan beklenen verilerin araştırmacının titiz gözetimi altında üretildiğı ve incelendiğı yapılandırılmış bir ortam görevi görür. Bu kontrollü ortam, araştırma tasarımında bağımlı, bağımsız ve kontrol değişkenlerinin varlığını vurgulayarak neden-sonuç bağlantılarının

araştırılmasına izin verir. Bu bağlamda kullanılan verilerin yalnızca araştırmacının çabalarının ürünü olduğunu ve daha önce oluşturulan verilerin alternatif kullanımlar veya analizler için yeniden kullanılmamasını sağlamak çok önemlidir (Simon, 1969; akt. Karasar, 2018, s. 120).

3.2. EVREN VE ÖRNEKLEM

Araştırmanın evrenini hali hazırda yayında olan ve çalışma kapsamında ele alınan avukatlık web sitesi kullanıcı davranışı verileri oluşturmaktadır. Web sitesinden gerekli verilerin toplanabilmesi için Google Analytics hesabının oluşturulması ve izleme kodunun web sitesi HTML kodları arasına eklenmesi gerekmektedir. Bu işlemleri yapılmış olan bir avukatlık web sitesinden 1 Kasım 2022-5 Mayıs 2024 tarihleri arasında alınabilen avukatlık web sitesi kullanıcı davranışı verileri çalışmanın örneklemini oluşturmaktadır.

3.3. VERİ TOPLAMA ARAÇLARI

Araştırma kapsamında analiz edilecek veriler, bir avukatlık web sitesine ait Google Analytics hesabı ile giriş yapılarak Google Analytics platformu aracılığıyla toplanmıştır.

3.4. GOOGLE ANALYTICS

Google Analytics, Google tarafından web sitesi trafiğini izlemek ve raporlamak amacıyla ücretsiz olarak sunulan bir yazılımdır (Koukopoulos & Koukopoulos, 2019, s. 6). Web sitesi analizi için yaygın olarak kullanılan bir araç olan Google Analytics, kullanıcıların çevrimiçi etkinliklerini izlemek için kullanıcının cihazında depolanan küçük veri parçaları olan çerezler temelinde çalışmaktadır. Bu araç, kullanıcıların web sitesi performansının ve kullanıcı katılımının çeşitli yönlerini araştırmalarını sağlayan çok çeşitli önceden tanımlanmış boyutlar ve ölçümler sunmaktadır. Ayrıca, belirli bir web sitesi için özel olarak tanımlanmış ek kullanıcı etkileşimlerinin izlenmesini kolaylaştırır (Porsche vd., 2022, s. 535). Google Analytics platformunun sayfa görüntülemeleri gibi ölçümleri göz önünde bulundurarak, ziyaretçi davranışı hakkında bilgi toplayarak bir web sitesinin trafiğini analiz etme kabiliyeti, etkili kararlar verilmesi söz konusu olduğunda kuruluşa önemli bir avantaj sağlar (Khairuzzaman vd., 2020, s. 446).

3.5. VERİLERİN TOPLANMASI

Çalışmada kullanılan kullanıcı davranışı verileri Google Analytics platformu aracılığıyla avukatlık ofisi resmi web sitesinden 1 Kasım 2022 ile 5 Mayıs 2024 tarihleri aralığında csv formatında toplam 552 günlük veri alınmıştır. Kullanıcı davranışı verilerinin toplanabilmesi için Google Analytics izleme kodunun web sitesi kaynak kodları arasına eklenmesi gerekmektedir. Bu kodun eklenmesi 1 Kasım 2022 tarihinde gerçekleştiğinden bu tarihten itibaren çalışmanın yapıldığı tarih olan 5 Mayıs 2024 tarihi aralığındaki kullanıcı davranışı verileri kullanılmıştır. Google Analytics üzerinden indirilen veriler farklı csv dosyaları halinde inmektedir. Veri ön işleme aşamasında bu verilerin analiz edilebilmesini sağlamak amacıyla tek bir csv dosyasında verilerin entegrasyonu sağlanmıştır.

3.6. VERİLERİN ANALİZİ

Bu başlık altında verilerin analiz edilmesi sürecinde kullanılan lojistik regresyon algoritması, bulanık bilişsel haritalama (Fuzzy Cognitive Mapping-FCM) ve agent-based modelleme yöntemleri açıklanmaktadır. Toplanan verilerin istatistiksel analizleri için IBM SPSS Statistics yazılımı ve lojistik regresyon algoritmasının geliştirilmesinde Python dili kullanılmıştır. Çalışmada lojistik regresyon algoritması dönüşüm tahmininin yapılmasında, kullanıcı davranışı verilerinin dönüşüm değişkeni üzerinde etkisi olup olmadığı gibi analizlerin yapılması amacıyla kullanılmıştır. Daha bulanık bilişsel haritalama ile sistemin dinamik yapısını ve kullanıcı davranışı verilerinin birbirini nasıl etkilediğini anlamak amacıyla kullanıcı davranışı verileri haritalandırılmıştır. Son olarak ajanların basit kurallar çerçevesinde etkileşimlerini simüle ederek, bireysel davranışların toplu olarak nasıl bir sistemsel etkiye dönüştüğünü anlamak amacıyla ajan tabanlı modelleme kullanılmıştır.

3.7. LOJİSTİK REGRESYON

Lojistik regresyon, regresyonun aksine eşvaryanslık, normallik, süreklilik ve çok değişkenli normallik gibi varsayımları gerektirmeden regresyon modeli oluşturulmasına imkân tanımaktadır (Şenel & Alatlı, 2014, s. 36). Standart bir regresyon denklemi bağımlı değişkenin değerini tahmin etmek için birden fazla bağımsız değişkenin ağırlıklı değerleri birleştirilerek oluşturulur. Aksine lojistik regresyon, 0 ile 1 arasında değişen bir olasılık

şeklinde tahmini bir değer sağlar. Daha detaylı olarak lojistik regresyon, çalışma içindeki her birey için meydana gelen “geçti” veya “kaldı” gibi belirli sonuçların olasılığını değerlendirir. Bu analiz yoluyla, bir bireyin “geçmesi” veya “kalması” gibi tanımlanan kategorilerden herhangi birine girme olasılığına ilişkin doğru tahminler sağlayan bir regresyon denklemi geliştirir (Çokluk, 2010, s. 1364).

Lojistik regresyon hem sayısal hem de metinsel verileri içeren regresyon ve sınıflandırma sorunlarını ele almak için kullanılan bir sınıflandırma algoritmasıdır. Lojistik regresyon sınıflandırma algoritmasının pratik uygulamasında ikili (Binomial), sıralı (Ordinal) ve çoklu sınıf (Multinomial) olmak üzere üç teknik vardır. Multinomial teknikte, bağımlı değişken (0, 1, 2) veya (iyi, kötü, orta) gibi üç veya daha fazla farklı değere sahip olabilmektedir (Ulaş & Karabay, 2020, s. 271). Makine öğrenimi alanında yaygın olarak kullanılan bir denetimli öğrenme algoritması olan Lojistik Regresyon, ağırlıklı olarak ikili sınıflandırmayı içeren görevler için kullanılır. Bu algoritma, belirli bir veri noktasının lojistik veya sigmoid bir fonksiyonun uygulanması yoluyla belirli bir kategoriye girme olasılığını hesaplayarak çalışır (Modhugu & Ponnusamy, 2024, s. 193).

Önceki yıllarda daha çok tıp alanında kullanılan lojistik regresyon yöntemi son yıllarda sosyal bilimler alanında da kullanılmaya başlamıştır. Diğer regresyon yöntemlerinin de olduğu gibi lojistik regresyonun temel amacı bir ya da birden çok bağımsız değişken ile bağımlı değişken arasındaki ilişkiyi incelemektir (Altun, 2020, s. 26).

3.7.1. Lojistik Regresyon Analizinin Genel Değerlendirmesi

Wald testi, bağımsız değişkenler için lojistik regresyon katsayısının anlamlılığının test edilmesinde yaygın olarak kullanılmaktadır. Wald testi sonuçlarına göre lojistik regresyon modeli üzerinde anlamlı veya anlamsız etkisi olan bağımsız değişkenler hakkında yorum yapılması sağlanmaktadır (Şenel & Alatli, 2014, s. 39).

Oluşturulan lojistik regresyon modeline ilişkin uyum iyiliğinin değerlendirilmesi, ele alınan bağımlı değişkenin inceliklerini aydınlatmak amacıyla geliştirilen optimal modelin genel etkinliğini ve performansını yansıtmaktadır (Oğuzlar, 2005, s. 25). Geliştirilen modelin veriye uygunluğu çeşitli istatistiksel yöntemlerle test edilebilmektedir. Hosmer-Lemeshow, Pearson ki-kare testi ve sapma istatistikleri en çok tercih edilen yöntemlerdendir (Şenel & Alatli, 2014, s. 40).

Lojistik regresyonda odds oranı, bir olayın gözlenme olasılığının gözlenmeme olasılığına bölünmesiyle hesaplanır. Olasılıklar genellikle 0-1 arasında değişen değerler almaktadır

ancak odds oranı 1'den daha yüksek bir değer de alabilmektedir. Lojistik regresyon analizinde bağımsız değişkenin etkisi odds oranı ile ifade edilmektedir. Odds oranı, $\text{Exp}(B)$ (Exponentiated logistic coefficient) ile sembolize edilmektedir (Çokluk, 2010, s. 1365).

Lojistik regresyon modeli oluşturulduktan sonra gerçek değerler ile tahmin edilen değerleri içeren sınıflandırma tablosu oluşturulur. Sınıflandırma tablosu, sonuçların ne kadarının doğru sınıflandırıldığını göstermektedir. Geliştirilen modelin uyumu iyi olduğunda doğru sınıflandırma oranlarının yüksek olması beklenir (Şenel & Alatli, 2014, s. 40).

3.8. BULANIK BİLİŞSEL HARİTALAMA (FUZZY COGNITIVE MAPPING)

Bilişsel haritalar 1970'lerde siyaset bilimci Robert Axelrod (1976) tarafından sosyal bilimsel bilgiyi temsil etmek amacıyla geliştirildi (Kosko, 1986, s. 65). FCM, karmaşık ilişkileri niteliksel veya niceliksel olarak kolayca modellemek amacıyla kullanılan etkili bir yöntemdir (Papageorgiou & Salmeron, 2013, s. 67). FCM, karmaşık modelleme zorluklarını etkili bir şekilde ele almak ve çözmek için tasarlanmış bir çıkarım mekanizmasıyla birlikte, bulanık değerlerle ifade edilen köşeleri ve kenarları içeren sofistike ve esnek bir hesaplama metodolojisini temsil eder. Bu yaklaşım, karmaşık sistemlerin analizi ve simülasyonunda, özellikle çeşitli bileşenler arasındaki ilişkilerin nüanslarını yakalamadaki ve temsil etmedeki faydasının yaygın olarak kabul edildiği endüstriyel işlemler ve proses kontrolü gibi alanların modellenmesinde kullanılmıştır (Jiya vd., 2023, s. 300).

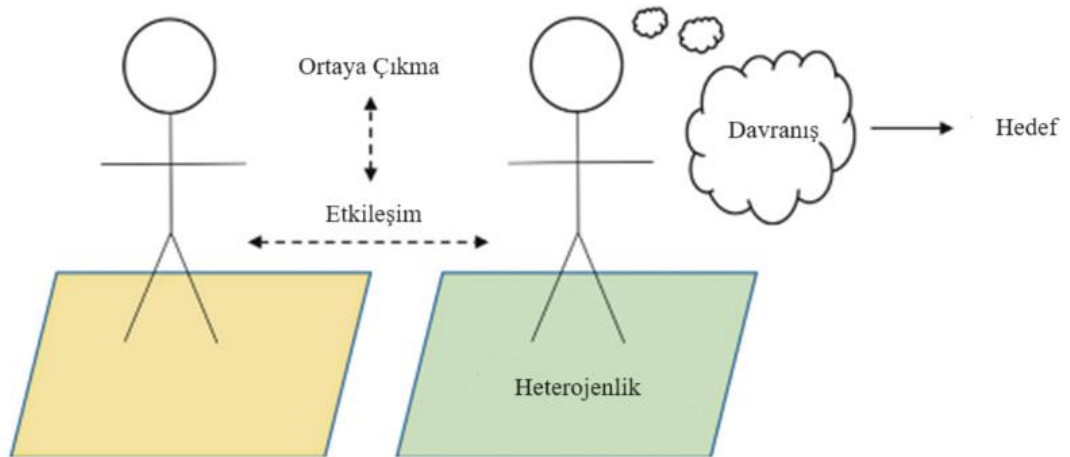
FCM veya Bulanık Bilişsel Haritalar, değişkenleri bir ağ çerçevesi içinde soyut kavramlar olarak karakterize eden hesaplamalı bir modelleme yaklaşımıdır. Bu değişkenler, kavramlar arasındaki etkinin gücünü aktaran oklarla sembolize edilen ağırlıklı bağlantılar ile birbirine bağlıdır. Bu etki, -1 ile 1 arasında değişen sayısal değerlerle ölçülür ve değişkenler arasındaki hem pozitif hem de negatif ilişkileri ifade eder (Edwards & Kok, 2021, s. 2). Kavramlar olarak tanımlanan düğümler için A düğümünden B düğümüne pozitif bir bağlantı, A'nın B'yi artırdığı anlamına gelirken A'dan B'ye negatif bir bağlantı A'nın B'yi azalttığı anlamına gelir (Kosko, 1986, s. 65).

FCM'ler son on yılda mühendislik, sosyal ve siyasal bilimler, bilgi teknolojisi, uzman sistemler, robotik, eğitim, tıp, çevre, tahmin vb. gibi çok farklı bilim alanlarının

uygulamalarında önemli bir rol oynamıştır (Papageorgiou & Salmeron, 2013, s. 67).

3.9. AJAN TABANLI MODELLEME (AGENT-BASED MODELLING)

Ajan Tabanlı Modellemenin (ABM) ortaya çıkışı ve kabulü, otomat (örneğin CA) ve C++ gibi nesne yönelimli programlama dillerinin ilerlemesiyle ilişkili bir dizi farklı gelişmeye bağlanabilir. Bu temel ilkeler, hesaplama yeteneklerindeki geliştirmeler, genişletilmiş depolama kapasiteleri ve bireysel düzeyde kapsamlı veri kümelerinin yaygın olarak kullanılabilirliği ile önemli dönüşümler geçirdi ve bunların tümü ABM'nin varlığını şekillendirmede çok önemli roller oynamıştır. ABM'nin evrimi, işlem gücü, depolama teknolojileri ve detaylı verilerin bolluğundaki ilerlemeyle karmaşık bir şekilde iç içe geçti ve bu modelleme yaklaşımının iyileştirilmesine ve yaygın olarak benimsenmesine katkıda bulunmuştur (Crooks vd., 2017, s. 221).



Şekil 3.1. ABM'nin şematik gösterimi (Crooks vd., 2017, s. 222).

Şekil 3.1, temel bileşenlerin bir seçimini göstermektedir. Bu görselde, iki farklı aktör, simüle edilmiş bir ortamda farklı alanlarda konumlandırılmıştır. Bu alanlar, örneğin belirli bir hizmetin sağlanması gibi araçlar üzerinde kendi ekolojik etkilerini kullanan belirli coğrafi bölgeleri temsil edebilir. Doğrudan katılım yoluyla, ajanlar yeni bilgi veya kavramların üretilmesiyle sonuçlanabilecek verileri birbirleriyle paylaşırlar. Bu yeni meydana gelen bilgi, ajanın hedeflerine ulaşmak için tepki vermesine ve davranış veya karar vermesi için yeni bir yaklaşım benimsemesine sebep olabilir (Crooks vd., 2017, s. 222).

Ajan tabanlı modellemede (ABM), bir sistem, ajan olarak bilinen bir grup kendi kendini

yöneten karar verme varlıkları olarak kavramsallaştırılır. Bu ajanlar, bir ABM çerçevesinde, kendi koşullarını bağımsız olarak değerlendirir ve önceden tanımlanmış bir dizi ilkeye dayalı kararlar almaktadır. Esasen, ajan tabanlı bir model, ABM metodolojisinin temel bir yapı taşı temsil eden bir ajan ağını ve aralarındaki etkileşimleri içermektedir. Temel düzeyde bir ajan tabanlı model bile, karmaşık davranış kalıplarını gösterme ve benzemeye çalıştığı gerçek dünya sisteminin operasyonel dinamikleri hakkında önemli bilgiler sunma kapasitesine sahiptir. ABM'nin kullanımı, araştırmacıların bir sistemdeki çeşitli ajanların eylemlerini ve etkileşimlerini simüle etmelerini sağlayarak karmaşık sosyo-ekonomik olguların daha kapsamlı bir şekilde anlaşılmasını sağlamaktadır. Sonuç olarak bilim adamları, ABM tekniklerini dâhil ederek, belirli bir sistem içindeki bireysel ajanların ortak eylemleri kaynaklı olarak ortaya çıkan özellikler ve davranışlar hakkında daha derin bir anlayış kazanabilirler (Bonabeau, 2002, s. 7280).

ABM'nin birincil odak noktası hem sistem içindeki ajanların davranışlarını hem de sistemin genel işlemlerini incelemektir. Temel olarak, bir ABM ilk olarak arama trafiğini izler ve platformda kullanıcı katılımıyla ilgili web davranışı verilerinin üretilmesini sağlar. Daha sonra, ABM, web sitesinde gerçekleşen çeşitli etkileşimler hakkında öngörüler sunar. Ajan tabanlı modellemede, modelin simülasyonunun kullanıcı davranışına dayanan etkili dijital pazarlama stratejilerinin formülasyonunu sağladığı göz önüne alındığında, pazarlamacılar için oldukça avantajlı olduğu kanıtlanmaktadır (Sakas & Reklitis, 2021, s. 8). Pragmatik bir perspektiften, ABM'yi kullanmak, organik ziyaretçi trafiği ve dijital platformla kullanıcı etkileşimi ile ilgili performans verilerinin incelenmesini sağlar (Sakas & Reklitis, 2021, s. 11).

Büyük hacimli veri üretme ve ifade etme kapasiteleri göz önüne alındığında, ajan tabanlı modeller potansiyel olarak büyük verilerin analizi için sağlam bir temel oluşturabilir. Ajan tabanlı simülasyonlar yoluyla üretilen kapsamlı veriler ile laboratuvar, doğal ortamlarda ve saha çalışmalarında yapılan deneylerden elde edilen veriler arasındaki korelasyonu keşfetmek ilgi çekicidir. Deneysel ve istatistiksel teknikler temel davranış ilkelerine ilişkin içgörüler sunduğundan, bu iki metodolojinin entegrasyonu oldukça avantajlı olduğunu kanıtlarken, ajan tabanlı modellerin kullanılması, farklı ölçeklerde olguların yeniden oluşturulmasına izin vererek uygun ve potansiyel olarak vazgeçilmez davranışsal kılavuzların tanımlanmasına yardımcı olabilir. Sonuç olarak, bu çeşitli yaklaşımlar arasındaki sinerji, karmaşık sistemler hakkındaki anlayışımızı geliştirir ve

çeşitli çalışma alanlarında önemli ilerlemelere yol açabilir (Chen & Venkatachalam, 2017, s. 371).

4. BULGULAR VE TARTIŞMA

Bir avukatlık web sitesinden Google Analytics platformu aracılığıyla toplanan veriler için SPSS programı kullanılarak tanımlayıcı istatistiksel analizler yapılmıştır. Tablo 1’de web analitiği metriklerine ait gözlemlenen en düşük veriyi gösteren minimum değer, kaydedilen en yüksek veriyi gösteren maksimum değer, veri kümesinin ortalama değerini temsil eden ortalama değer ve son olarak değerlerin ortalamadan dağılımını gösteren standart sapma gibi temel istatistiksel bulgular verilmektedir.

Tablo 4.1. Avukatlık web sitesi tanımlayıcı istatistikleri.

	N	Minimu m	Maksimu m	Ortalama	Standart Sapma
Kullanıcı Sayısı (Users)	552	0	461	169	101
Yeni Kullanıcı Sayısı (New users)	552	0	437	160	96
Ortalama Etkileşim Süresi (Average engagement time)	552	.000	223.750	63.73571	16.97846 1
Kullanıcı Başına Etkileşimli Oturumlar (Engaged sessions per user)	552	.000	1.400	.88837	.115032
Oturum Başına Ortalama Etkileşim Süresi (Average engagement time per session)	552	.000	137.692	55.16198	13.57654 1
Görüntüleme Sayısı (Views)	552	0	5286	378.93	307.012

Tablo 4.1 (devamı). Avukatlık web sitesi tanımlayıcı istatistikleri.

Etkinlik Sayısı (Event count)	552	0	6075	958.34	561.099
Günlük Aktif Kullanıcılar/Aylık Aktif Kullanıcılar (DAU / MAU)	552	.000	.255	.03920	.020368
Günlük Aktif Kullanıcılar/Haftalı k Aktif Kullanıcılar (DAU / WAU)	552	.000	.503	.15163	.060406
Haftalık Aktif Kullanıcılar/Aylık Aktif Kullanıcılar (WAU / MAU)	552	.096	.558	.25850	.060201
Geri Dönen Kullanıcılar (Returning users)	552	0	74	23.42	13.827
Dönüşüm (Conversions)	552	0	13	2.04	1.887
Organik trafik- dönüşüm	552	0	13	1.92	1.843
Mobil trafik- dönüşüm	552	0	13	1.93	1.846
Web trafik- dönüşüm	552	0	2	.11	.371
Organik trafik- Ortalama Etkileşim Süresi	552	.000	250.143	67.98272	20.21755 8
Mobil trafik- Ortalama Etkileşim Süresi	552	.000	138.000	60.52454	17.56599 1

Tablo 4.1 (devamı). Avukatlık web sitesi tanımlayıcı istatistikleri.

Web trafik-Ortalama Etkileşim Süresi	552	.000	413.923	68.80722	35.689320
Organik trafik-Geri Dönen Kullanıcılar	552	0	391	147.23	89.065
Mobil trafik-Geri Dönen Kullanıcılar	552	0	311	110.67	62.700
Web trafik-Geri Dönen Kullanıcılar	552	0	229	49.11	37.378

Tablo 4.1, web sitesi kullanıcı davranışlarının temel bir analizini sunmaktadır. Kullanıcı sayısı metriği toplam 552 günlük bir veri setinden oluşmaktadır. Minimum ve maksimum değerleri bir günde web sitesine gelen en az ve en fazla kullanıcı sayısını göstermektedir. Minimum değerinin 0 olması web sitesine hiç kullanıcı gelmeyen en az bir gün olduğunu ifade eder. Maksimum değerinin 461 olması ise web sitesine bir günde en fazla toplam 461 kullanıcı geldiğini ifade etmektedir. Bu değerler işletmeye SEO çalışması yapıldıkça kademeli olarak 0'dan 461 kullanıcıya ulaşmıştır ve web sitesinin günlük ortalama kullanıcı sayısı ise yaklaşık 169 ± 101 kişiden oluşmaktadır. Bu değerler incelendiğinde kullanıcı sayısının oldukça geniş bir aralıkta yayıldığı söylenebilir. İncelenen web sitesini 552 günde toplam 89000 kullanıcı ziyaret etmiştir. Google Analytics verilerinin değerlendirilmesinde belli bir standart yoktur bu nedenle işletmenin kendi hedefleri doğrultusunda metrikler değerlendirilir. Günlük olarak 169 ± 101 kullanıcı sayısı çalışma kapsamında incelenen web sitesi için orta düzeydedir.

Yeni kullanıcı sayısı metriği toplam 552 günlük bir veri setinden oluşmaktadır. Minimum değerinin 0 olması web sitesine hiç yeni kullanıcı gelmeyen en az bir gün olduğunu ifade ederken maksimum değerinin 437 olması web sitesine bir günde en fazla 437 yeni kullanıcının geldiğini ifade etmektedir. İşletmenin hedefleri doğrultusunda web sitesinin günlük ortalama yeni kullanıcı sayısı 160 ± 96 kişiden oluşarak orta düzeydedir. Bu 552 günde web sitesinin toplam yeni kullanıcı sayısı 88000 kişiden oluşmaktadır.

Ortalama etkileşim süresi metriği toplam 552 günlük bir veri setinden oluşmaktadır ve saniye cinsinden ifade edilmektedir. Minimum değerinin 0 olması web sitesinde hiç

kullanıcı girişı olmadığı günlerden kaynaklanmaktadır ve web sitesinde en az bir gün etkileşim olmadığını ifade eder. Maksimum değerinin 223,75 saniye olması web sitesinde kullanıcılar günlük en fazla 223,75 saniye etkileşimde bulunduklarını ifade etmektedir. Web sitesinin günlük ortalama etkileşim süresi ise $63,73 \pm 16,978$ saniye olarak ifade edilmektedir. İşletmenin hedefleri çerçevesinde bu değer düşük seviyede değerlendirilebilir.

Kullanıcı başına etkileşimli oturumlar metriği toplam 552 günlük bir veri setinden oluşmaktadır. Minimum değerinin 0 olması web sitesine hiç kullanıcı girişı olmadığı günlerden kaynaklanmaktadır. Buna göre web sitesinde en az bir gün kullanıcı başına etkileşimli oturum olmadığını ifade eder. Maksimum değerinin 1,4 olması kullanıcı başına ortalama olarak 1,4 etkileşimli oturum gerçekleştirildiğini ifade etmektedir. Web sitesinin günlük ortalama kullanıcı başına etkileşimli oturum metriği $0,888 \pm 0,115$ olarak ifade edilmektedir. İşletmenin hedefleri doğrultusunda incelendiğinde bu değer düşük seviyede değerlendirilebilir.

Oturum başına ortalama etkileşim süresi metriği toplam 552 günlük bir veri setinden oluşmaktadır ve bu metrik de saniye cinsinden ifade edilmektedir. Minimum değerinin 0 olarak ifade edilmesi web sitesine hiç kullanıcı girişı olmadığı günlerden kaynaklanmaktadır. Maksimum değerinin 137,692 olması bir günde kullanıcıların bir oturumda en fazla 137,692 saniye boyunca web sitesinde etkileşimde bulunduğunu ifade etmektedir. Web sitesinin günlük oturum başına ortalama etkileşim süresi metriği ortalaması $55,162 \pm 13,576$ olarak ifade edilmektedir. Bu değer işletmenin hedefleri doğrultusunda düşük seviyede değerlendirilebilir.

Görüntüleme sayısı metriği toplam 552 günlük bir veri setinden oluşmaktadır. Minimum değerinin 0 olarak ifade edilmesi diğer metriklerde de olduğu gibi web sitesine hiç kullanıcı girişı olmadığı günlerden kaynaklanmaktadır. Maksimum değerinin 5286 olması web sitesini ziyaret eden kullanıcıların bir günde en fazla 5286 adet sayfa görüntülediğini ifade edilmektedir ancak bu sayfalar 5286 farklı sayfayı ifade etmez. Web sitesinin sayfa görüntüleme metriğinin ortalaması $378,93 \pm 307,012$ olarak ifade edilmektedir.

Etkinlik sayısı metriği toplam 552 günlük bir veri setinden oluşmaktadır. Minimum değerinin 0 olarak ifade edilmesi diğer metriklerde olduğu gibi web sitesine hiç kullanıcı girişı olmadığı günlerden kaynaklanmaktadır. Maksimum değerinin 6075 olması Google

Analytics tarafından toplanan çeşitli etkinliklerin sayısının bir günde en fazla 6075 etkinlikten oluştuğunu göstermektedir. Etkinlik sayısının ortalama değeri $958,34 \pm 561,09$ olarak ifade edilmektedir. Bu değer, kullanıcıların siteyle ne kadar etkileşimde bulunduğunu ve içeriklerin ne kadar ilgi çektiğini göstermektedir. İşletmenin hedefleri doğrultusunda iyi seviyede değerlendirilebilir.

Günlük aktif kullanıcıların aylık aktif kullanıcılara oranı (DAU/MAU) metriği toplam 552 günlük bir veri setinden oluşmaktadır. Minimum değerinin 0 olması web sitesine hiç kullanıcı girişi olmayan günlerden kaynaklanırken maksimum değerinin 0,255 olması maksimum DAU/MAU oranının %25 olduğunu göstermektedir. Bu oranın ortalama değeri $0,039 \pm 0,02$ olarak ifade edilmektedir. Bu oran kullanıcıların sadakatini gösterir. Bu oranın %20'nin üzerinde olması olumlu bir şekilde yorumlanırken %50'nin üzerinde olması kullanıcıların mükemmel seviyede sadakate sahip olduğunu ifade etmektedir (Fundingsland vd., 2022, s. 3). Buna göre kullanıcıların web sitesine olan sadakatinin olumlu olduğu söylenemez, düşük seviyede olduğu söylenebilir. Aynı şekilde kullanıcı sadakatini gösteren günlük aktif kullanıcıların haftalık aktif kullanıcılara oranı (DAU/WAU) metriğinin ortalama değeri $0,151 \pm 0,06$ olarak ifade edilmektedir. Bu oranda %20'nin altında kaldığı için düşük seviyede kullanıcı sadakatini göstermektedir. Benzer şekilde kullanıcı sadakatini ifade eden diğer bir metrik olan haftalık aktif kullanıcıların aylık aktif kullanıcılara oranı (WAU/MAU) metriğinin ortalama değeri $0,258 \pm 0,06$ olarak ifade edilmektedir. Bu değerde kullanıcı sadakatinin düşük seviyede olduğunu göstermektedir.

Geri dönen kullanıcılar metriği toplam 552 günlük bir veri setinden oluşmaktadır. Minimum değerinin 0 olması en az bir günde geri dönen hiç kullanıcı olmadığını göstermektedir. Maksimum değerinin 74 olması ise bir günde en fazla 74 kullanıcının web sitesine geri döndüğü anlamına gelmektedir. Geri dönen kullanıcılar metriğinin ortalaması $23,42 \pm 13,827$ olarak ifade edilmektedir. 552 gün boyunca toplam geri dönen kullanıcılar 11000 kişiden oluşmaktadır. Geri dönen kullanıcılar metriği de kullanıcı sadakatini gösteren metriklerden biridir. Günlük kullanıcı sayısı ortalaması 169 iken bunların sadece $23,42 \pm 13,827$ tanesinin geri dönen kullanıcılardan oluşması işletmenin kullanıcılarıyla arasında yüksek bir sadakat oluşturamadığını ifade etmektedir.

Dönüşümler metriği toplam 552 günlük bir veri setinden oluşmaktadır. Minimum değerinin 0 olması en az bir gün işletmenin dönüşüm olarak belirlediği whatsapp üzerinden kullanıcılarının iletişime geçmesi etkinliğinin gerçekleştirilmediğini ifade

etmektedir. Maksimum deęerinin 13 olması ise bir günde en fazla 13 kez whatsapp üzerinden işletme ile iletişime geçilerek kullanıcıların dönüşüm sağladığı gösterilmektedir. Dönüşüm metriğinin ortalaması $2,04 \pm 1,887$ olarak ifade edilmektedir. Bu metrik içinde belirlenen bir deęer olamamakla birlikte işletmenin stratejik hedefleri doğrultusunda deęerlendirilir. İncelenen avukatlık işletmesi için günlük ortalama $2,04 \pm 1,887$ dönüşüm düşük seviyeli bir dönüşüm olarak deęerlendirilmektedir.

Organik trafik dönüşümleri metrięi web sitesine gelen organik trafikten oluşan dönüşümleri ifade etmektedir. Bu metrikte benzer şekilde $1,92 \pm 1,843$ ortalamaya sahiptir ve işletme için düşük seviyede bir dönüşümü ifade etmektedir. Mobil trafik dönüşümleri metrięi mobil cihazlar üzerinden gelen trafikten oluşan dönüşümleri ifade etmektedir. Bu metrikte dięer dönüşümü ifade eden metriklere benzer olarak $1,93 \pm 1,846$ ortalamaya sahiptir ve bu metrikte düşük seviyede dönüşümü ifade etmektedir. Web trafik dönüşümleri metrięi ise masaüstü cihazlardan gelen trafikten oluşan dönüşümleri ifade etmektedir. Bu metrikte $0,11 \pm 0,371$ ortalamaya sahiptir ve işletme için düşük seviyede bir dönüşümü ifade etmektedir. Bu veriler, farklı trafik kaynaklarının dönüşüm başarısını göstermektedir. Bir bütün olarak deęerlendirildiğinde işletmenin dönüşüm oranını organik olarak gelen kullanıcılar ve mobil cihazlar üzerinden gelen kullanıcıların artırdığı görülmektedir.

Organik trafik-ortalama etkileşim süresi metrięi organik trafik üzerinden gelen kullanıcıların web sitesi üzerindeki ortalama etkileşim süresini ifade etmektedir. Bu metrik toplam 552 günlük bir veri setinden oluşmaktadır ve verileri saniye cinsinden ifade etmektedir. Minimum deęerin 0 olması web sitesine hiç giriş olmayan günlerin olmasından kaynaklanmaktadır. Maksimum deęerin 250,143 saniye olarak ifade edilmektedir. Buna göre web sitesinde bir günde en fazla 250,143 saniye zaman geçirildiğini göstermektedir. Bu metrik ortalama $67,98 \pm 20,21$ saniye olarak ifade edilmektedir. Buna göre organik olarak gelen kullanıcılar yaklaşık 1 dakika boyunca web sitesinde kalmaktadır. İncelenen avukatlık işletmesi için orta seviyede bir deęerdir. Mobil trafik-ortalama etkileşim süresi metrięi mobil cihazlar üzerinden gelen kullanıcıların web sitesi üzerindeki ortalama etkileşim süresini ifade etmektedir. Bu metrikte ortalama $60,52 \pm 17,56$ saniye olarak ifade edilmektedir ve bu da işletme için orta seviyede bir deęerdir. Web trafik-ortalama etkileşim süresi metrięi masaüstü cihazlar üzerinden gelen kullanıcıların web sitesi üzerindeki ortalama etkileşim süresini ifade etmektedir. Bu metrik de ortalama $68,8 \pm 35,68$ saniye olarak ifade edilmektedir ve işletme için orta

seviyede bir değerdir.

Sonuç olarak, bu istatistikler web sitesi performansını ve kullanıcı davranışlarını çeşitli açılardan analiz etmeyi sağlar. Kullanıcı trafiğinin kaynağı, etkileşim süresi, dönüşüm oranları ve geri dönen kullanıcı sayıları gibi metrikler, web sitesinin güçlü ve zayıf yönlerini belirlemede kritik rol oynamaktadır. Bu veriler, web sitesini optimize etmek ve kullanıcı deneyimini iyileştirmek için stratejik kararlar almada kullanılabilir.

Tablo 4.2. Bağımlı değişken normallik testi (çarpıklık ve basıklık değerleri).

	İstatistik	Standart Hata
Çarpıklık (Skewness)	1.358	.104
Basıklık (Kurtosis)	3.224	.208

Veri setinin normallik varsayımı bir çok farklı şekilde test edilebilir. Bu çalışmada veri setinin normallik testi çarpıklık ve basıklık değerlerinin incelenerek, çarpıklık ve basıklık değerlerinin standart hataya bölünerek ve son olarak Kolomogorov Smirnov ve Shapiro-Wilks testleri yapılarak üç farklı şekilde incelenmiştir. Çarpıklık ve basıklık katsayılarının +1 ile -1 aralığında olması, normalden aşırı bir sapma görülmediğini ve normal dağılıma uygun olduğunu göstermektedir (Parmaksız, 2020, s. 291). Tablo 4.2’de de görüldüğü gibi çarpıklık değeri 1.358, basıklık değeri 3.224 olarak hesaplanmıştır. Çarpıklık ve basıklık değerlerinin +1 ile -1 aralığında olmadığından normal dağılım göstermediği çıkarımı yapılabilir. Daha sonra çarpıklık ve basıklık değerleri standart hataya bölünerek veri setinin normalliği test edilmiştir. Çarpıklık ve basıklık değerlerinin standart hataya bölünmesi ile elde edilen değer +1.96 ile -1.96 aralığında olması veri setinde normalden aşırı bir sapma görülmediğini ve veri setinin normal dağılıma uygun olduğunu göstermektedir (Büyüköztürk, 2010, s. 42). Çarpıklık değerinin standart hataya bölünmesi ($1.358 / 0.104$) sonucunda 13.057 değeri bulunmuştur. Basıklık değerinin standart hataya bölünmesi ($3.224 / 0.208$) sonucunda 15.5 değeri bulunmuştur. Çarpıklık ve basıklık değerlerinin standart hataya bölünmesi sonucunda elde edilen değerler +1.96 ile -1.96 aralığında olmadığından veri setinin normal dağılıma uymadığı söylenebilir.

Tablo 4.3. Bağımlı değişken normallik testi (Kolmogorov Smirnov ve Shapiro-Wilks).

Kolmogorov Smirnov			Shapiro-Wilkss			
	İstatistik	df	p	İstatistik	df	p
Dönüşüm	.165	552	.000	.871	552	.000

Son olarak normallik varsayımını test etmek amacıyla Kolmogorov Smirnov ve Shapiro Wilks değerleri incelenmiştir. Veri setinin 50’den küçük olması durumunda Shapiro-Wilks, büyük olması durumunda ise Kolmogorov Smirnov testi kullanılmaktadır. Analizde hipotez, puanların dağılımı normal dağılımdan anlamlı bir farklılık göstermez şeklinde kurulması nedeniyle hesaplanan p değerinin 0.05’ten büyük olması kurulan hipotezin reddedildiği ve veri setinin normal dağılım gösterdiği şeklinde yorumlanmaktadır (Büyüköztürk, 2010, s. 42). Bu çalışmada veri seti 50’den büyük olduğu için Kolmogorov Smirnov testi dikkate alınmıştır. Bu test 0.00 düzeyinde anlamlılık gösterdiği için analizde oluşturulan hipotez kabul edilmiştir ve veri setinin normal dağılıma uymadığı sonucuna ulaşılmıştır. Yapılan üç farklı testte de bağımlı değişkenin normal dağılıma uymadığı sonucuna ulaşılmıştır bu nedenle çalışmada parametrik olmayan testler kullanılmıştır.

4.1. HİPOTEZ TESTLERİ

H1: Organik trafik kaynaklarındaki artış, web sitelerinin dönüşüm oranlarını olumlu yönde etkiler.

Tablo 4.4. H1 hipotezi için oluşturulan lojistik regresyon modeli özeti.

-2 Log likelihood	Cox & Snell R ²	Nagelkerke R ²
496.696	.185	.277

Cox & Snell R² değeri 0.185 olarak hesaplanmış yani bağımsız değişken modelin %18.5’ini açıklamaktadır. Nagelkerke R² değeri 0.277 olarak hesaplanmış bu da bağımsız

değişkenin modelin %27.7'sini açıkladığını göstermektedir. -2 Log likelihood değeri bağımsız değişken modele eklenmeden önce 609.588 olarak hesaplanmıştır. Bağımsız değişken modele eklendikten sonra bu değer 496.696'ya düşmüştür. Başlangıç modeli ile geliştirilen model arasındaki fark 112.893 olarak hesaplanmıştır ve bu fark modelin ne kadar iyileştirildiğini göstermektedir.

Tablo 4.5. H1 hipotezi için Hosmer ve Lemeshow testi.

Ki-Kare	S.d.	P
.000	3	1.000

Tablo 4.5, geliştirilen lojistik regresyon modelinin veriye ne kadar uyum sağladığını göstermektedir. Bu testin sonucunun anlamlı olmaması yani $p > .05$ olması model-veri uyumunun yeterli seviyede olduğunu göstermektedir (Şenel & Alatli, 2014, s. 40). Tablo 4.5'te de görüldüğü gibi bu hipotez için geliştirilen model veriye tam olarak uyum sağlamıştır ($p=1.000$).

Tablo 4.6. H1 hipotezi için geliştirilen model ile ilgili veriler.

	B	S.E.	Wald	S.d.	P	Exp(B)
Organik Trafik			97.823	4	<.001	
Organik Trafik (1)	-3.943	1.032	14.604	1	<.001	.019
Organik Trafik (2)	-1.934	1.032	3.512	1	.061	.145
Organik Trafik (3)	-1.491	1.054	2.001	1	.157	.225
Organik Trafik (4)	-1.371	1.082	1.607	1	.205	.254

Tablo 4.7 (devamı). H1 hipotezi için geliştirilen model ile ilgili veriler.

Sabit	1.749	.230	57.915	1	<.001	5.747
--------------	--------------	-------------	---------------	----------	-----------------	--------------

Lojistik regresyon analizinin sonuçlarının yorumlanmasında önemli bir yere sahip olan referans kategorisi bu hipotez için bağımsız değişken olan organik trafiğin 5 ile kodlanan grubu seçilmiştir. Bu grup günlük organik olarak gelen ziyaretçi sayısının 324 ve üzeri olduğu durumu ifade etmektedir. Öncelikle modelin organik trafiğin her seviyesinde anlamlı olup olmadığı kontrol edilir. Bu doğrultuda 1 ve 2 seviyesinde etkinin anlamlı olduğu söylenebilir. Daha sonra B değeri ile ilişkinin yönü belirlenmektedir. Buradaki değerler eksi (-) olduğu için referans kategorisinden diğer kategorilere doğru gidildiğinde dönüşüm gerçekleşme ihtimalinin azaldığı görülmektedir. Organik trafik düzeyi 1 olanlar yani organik trafikten gelen günlük kullanıcı sayısı 0 ile 80 arasındaysa bu günde dönüşüm gerçekleşme oranı, organik trafik düzeyi 5 olanların 0.019 katıdır. Diğer bir ifadeyle organik trafik düzeyi 1 olanların organik trafik düzeyi 5 olanlara göre dönüşüm gerçekleştirme ihtimali %98 daha azdır. Bu analiz sonucunda H1 hipotezi kabul edilmiştir. Yapılan bir çalışmada dönüşüm oranı ile web sitesi trafik hacmi arasında dikkate değer bir ters ilişki olduğunu göstermektedir, yani trafik miktarı arttıkça dönüşüm oranında karşılık gelen bir düşüş gözlemlenmiştir (Perdikaki vd., 2012, s. 160).

H2: Web sitesi ortalama oturum süresindeki artış, dönüşüm oranlarını olumlu yönde etkiler.

Tablo 4.8. H2 hipotezi için oluşturulan lojistik regresyon modeli özeti.

-2 Log likelihood	Cox & Snell R²	Nagelkerke R²
575.139	.061	.090

Cox & Snell R² değeri 0.061 olarak hesaplanmış yani bağımsız değişken modelin %6'sını açıklamaktadır. Nagelkerke R² değeri 0.090 olarak hesaplanmış bu da bağımsız değişkenin modelin %9'unu açıkladığını göstermektedir. -2 Log likelihood değeri bağımsız değişken modele eklenmeden önce 609.588 olarak hesaplanmıştır. Bağımsız değişken modele eklendikten sonra bu değer 575.139'ya düşmüştür. Başlangıç modeli ile geliştirilen model arasındaki fark 34.450 olarak hesaplanmıştır ve bu fark modelin ne

kadar iyileştirildiğini göstermektedir.

Tablo 4.9. H2 hipotezi için Hosmer ve Lemeshow testi.

Ki-Kare	S.d.	P
.000	2	1.000

Tablo 4.8, geliştirilen lojistik regresyon modelinin veriye ne kadar uyum sağladığını göstermektedir. Tablo 4.8’de de görüldüğü gibi bu hipotez için geliştirilen model veriye tam olarak uyum sağlamıştır (p=1.000).

Tablo 4.10. H2 hipotezi için geliştirilen model ile ilgili veriler.

	B	S.E.	Wald	S.d.	P	Exp(B)
Kullanıcı Başına Etkileşimli Oturum			8.739	4	.068	
Kullanıcı Başına Etkileşimli Oturum(1)	.000	26962.367	.000	1	1.000	1.000
Kullanıcı Başına Etkileşimli Oturum(2)	21.896	20096.879	.000	1	.999	3230896639
Kullanıcı Başına Etkileşimli Oturum(3)	21.866	20096.879	.000	1	.999	3135870267

Tablo 4.11 (devamı). H2 hipotezi için geliştirilen model ile ilgili veriler.

Kullanıcı						
Başına Etkileşimli Oturum(4)	22.575	20096.879	.000	1	.999	6371037755
Sabit	-7.935	5392.529	.000	1	.999	.000

Referans kategorisi bu hipotez için bağımsız değişken olan kullanıcı başına etkileşimli oturumların 5 ile kodlanan grubu seçilmiştir. Bu grup günlük kullanıcı başına etkileşimli oturumların 0.58 ve üzeri olduğu durumu ifade etmektedir. Öncelikle modelin kullanıcı başına etkileşimli oturumların her seviyesinde anlamlı olup olmadığı kontrol edilir. Bu doğrultuda her seviyesinde etkinin anlamsız olduğu söylenebilir. Daha sonra B değeri ile ilişkinin yönü belirlenmektedir. Buradaki değerler artı (+) olduğu için referans kategorisinden diğer kategorilere doğru gidildiğinde dönüşüm gerçekleşme ihtimalinin arttığı görülmektedir. Kullanıcı başına etkileşimli oturum düzeyi 1 olanlar yani kullanıcı başına etkileşimli oturum sayısı 0 ile 0.28 (bu ifade de 0-1 arası referans alınmıştır.) arasındaysa bu günde dönüşüm gerçekleşme oranı, organik trafik düzeyi 5 olanların 1.000 katıdır. Diğer bir ifadeyle organik trafik düzeyi 1 olanların organik trafik düzeyi 5 olanlara göre dönüşüm gerçekleştirme ihtimali %100 daha fazladır. Bu analiz sonucunda H2 hipotezi reddedilmiştir. Ortalama oturum süresinin dönüşüm üzerindeki etkisini ölçmeye çalışılan bu hipotezde kullanıcı başına etkileşimli oturumlar değişkeni kullanılmıştır. Çevrimiçi rezervasyonların dönüşüm olarak kabul edildiği bir çalışmada bizim çalışmamızın aksine ortalama oturum süresindeki artışın dönüşüm oranlarını pozitif yönde etkilediği sonucuna ulaşılmıştır (Kantanantha & Awichanirost, 2022, s. 364).

H3: Sayfa görüntülenmelerindeki artış, dönüşüm oranlarını olumlu yönde etkiler.

Tablo 4.12. H3 hipotezi için oluşturulan lojistik regresyon modeli özeti.

-2 Log likelihood	Cox & Snell R²	Nagelkerke R²
563.960	.079	.119

Cox & Snell R^2 değeri 0.079 olarak hesaplanmış yani bağımsız değişken modelin %7'sini açıklamaktadır. Nagelkerke R^2 değeri 0.119 olarak hesaplanmış bu da bağımsız değişkenin modelin %11.9'unu açıkladığını göstermektedir. -2 Log likelihood değeri bağımsız değişken modele eklenmeden önce 609.588 olarak hesaplanmıştır. Bağımsız değişken modele eklendikten sonra bu değer 563.960'a düşmüştür. Başlangıç modeli ile geliştirilen model arasındaki fark 45.628 olarak hesaplanmıştır ve bu fark modelin ne kadar iyileştirildiğini göstermektedir.

Tablo 4.13. H3 hipotezi için Hosmer ve Lemeshow testi.

Ki-Kare	S.d.	P
.000	2	1.000

Tablo 4.11, geliştirilen lojistik regresyon modelinin veriye ne kadar uyum sağladığını göstermektedir. Tablo 4.11'de de görüldüğü gibi bu hipotez için geliştirilen model veriye tam olarak uyum sağlamıştır ($p=1.000$).

Tablo 4.14. H3 hipotezi için geliştirilen model ile ilgili veriler.

	B	S.E.	Wald	S.d.	P	Exp(B)
Sayfa Görüntüleme			38.198	4	<.001	
Sayfa Görüntüleme(1)	1.342	1.231	1.188	1	.276	3.825
Sayfa Görüntüleme(2)	2.689	1.243	4.679	1	.031	14.720
Sayfa Görüntüleme(3)	3.178	1.364	5.427	1	.020	24.000
Sayfa Görüntüleme(4)	21.896	40186.851	.000	1	1.000	3230564529

Tablo 4.15 (devamı). H3 hipotezi için geliştirilen model ile ilgili veriler.

Sabit	5.128	8037.370	.000	1	.999	168.648
--------------	--------------	-----------------	-------------	----------	-------------	----------------

Referans kategorisi bu hipotez için bağımsız değişken olan sayfa görüntülenmenin 5 ile kodlanan grubu seçilmiştir. Bu grup günlük görüntülenen sayfa sayısının 1436 ve üzeri olduğu durumu ifade etmektedir. Öncelikle modelin sayfa görüntülenmenin her seviyesinde anlamlı olup olmadığı kontrol edilir. Bu doğrultuda 2 ve 3 seviyesinde etkinin anlamlı olduğu söylenebilir. Daha sonra B değeri ile ilişkinin yönü belirlenmektedir. Buradaki değerler artı (+) olduğu için referans kategorisinden diğer kategorilere doğru gidildiğinde dönüşüm gerçekleşme ihtimalinin arttığı görülmektedir. Sayfa görüntüleme düzeyi 1 olanlar yani günlük görüntülenen sayfa sayısı 0 ile 358 arasındaysa bu günde dönüşüm gerçekleşme oranı, sayfa görüntüleme sayısı düzeyi 5 olanların 3.825 katıdır. Bu analiz sonucunda H3 hipotezi reddedilmiştir. Bu hipotezin sonucu önceki çalışmalarla uyumlu değildir. Yapılan bir çalışmada sayfa görüntüleme sayıları ile dönüşüm oranları arasında pozitif yönde bir ilişki olduğu tespit edilmiştir (Riihimäki, 2014, s. 44).

H4: Mobil cihazlardan gelen kullanıcı sayısındaki artış, dönüşüm oranını olumlu yönde etkiler.

Tablo 4.16. H4 hipotezi için oluşturulan lojistik regresyon modeli özeti.

-2 Log likelihood	Cox & Snell R²	Nagelkerke R²
498.560	.182	.273

Cox & Snell R² değeri 0.182 olarak hesaplanmış yani bağımsız değişken modelin %18.2'sini açıklamaktadır. Nagelkerke R² değeri 0.273 olarak hesaplanmış bu da bağımsız değişkenin modelin %27.3'ünü açıkladığını göstermektedir. -2 Log likelihood değeri bağımsız değişken modele eklenmeden önce 609.588 olarak hesaplanmıştır. Bağımsız değişken modele eklendikten sonra bu değer 498.560'a düşmüştür. Başlangıç modeli ile geliştirilen model arasındaki fark 111.028 olarak hesaplanmıştır ve bu fark modelin ne kadar iyileştirildiğini göstermektedir.

Tablo 4.17. H4 hipotezi için Hosmer ve Lemeshow testi.

Ki-Kare	S.d.	P
.000	1	1.000

Tablo 4.14, geliştirilen lojistik regresyon modelinin veriye ne kadar uyum sağladığını göstermektedir. Tablo 4.14’de de görüldüğü gibi bu hipotez için geliştirilen model veriye tam olarak uyum sağlamıştır (p=1.000).

Tablo 4.18. H4 hipotezi için geliştirilen model ile ilgili veriler.

	B	S.E.	Wald	S.d.	P	Exp(B)
Mobil Trafik			97.984	2	<.001	
Mobil Trafik(1)	-2.876	.326	77.799	1	<.001	.056
Mobil Trafik(2)	-.838	.308	7.388	1	.007	.433
Sabit	1.113	.122	83.962	1	<.001	3.045

Referans kategorisi bu hipotez için bağımsız değişken olan mobil trafiğin 3 ile kodlanan grubu seçilmiştir. Bu grup günlük mobil cihazlardan gelen ziyaretçi sayısının 132 ve üzeri olduğu durumu ifade etmektedir. Öncelikle modelin organik trafiğin her seviyesinde anlamlı olup olmadığı kontrol edilir. Bu doğrultuda tüm seviyelerdeki etkinin anlamlı olduğu söylenebilir. Daha sonra B değeri ile ilişkinin yönü belirlenmektedir. Buradaki değerler eksi (-) olduğu için referans kategorisinden diğer kategorilere doğru gidildiğinde dönüşüm gerçekleşme ihtimalinin azaldığı görülmektedir. Mobil trafik düzeyi 1 olanlar yani mobil cihazlardan gelen günlük kullanıcı sayısı 0 ile 65 arasındaysa bu günde dönüşüm gerçekleşme oranı, mobil trafik düzeyi 5 olanların 0.056 katıdır. Diğer bir ifadeyle mobil trafik düzeyi 1 olanların mobil trafik düzeyi 5 olanlara göre dönüşüm gerçekleştirme ihtimali %94 daha azdır. Bu analiz sonucunda H4 hipotezi kabul edilmiştir. Bu senaryo önceki çalışmalarla uyumlu değildir. E-ticaret satın alımı davranışlarının incelendiği bir çalışmada kullanıcılar mobil cihazları fazla çaba gerektirmeyen basit olarak nitelendirilebilecek görevlerde kullanırken, masaüstü cihazları

alışveriş yapmak gibi kapsamlı etkinlikler gerektiren aktivitelerde kullandıkları sonucuna varılmıştır (Fabian, 2017, s. 10). Bu farklılık, bizim çalışmamız kapsamında belirlenen dönüşüm işleminin büyük bir çoğunlukta mobil cihazlarda kullanılan bir uygulama üzerinden ölçülmesi sebebiyle mobil cihazlardan gelen kullanıcıların dönüşümü artırdığından kaynaklandığı söylenebilir.

H5: Geri dönen kullanıcı sayısındaki artış, dönüşüm oranını olumlu yönde etkiler.

Tablo 4.19. H5 hipotezi için oluşturulan lojistik regresyon modeli özeti.

-2 Log likelihood	Cox & Snell R²	Nagelkerke R²
517.585	.154	.230

Cox & Snell R² değeri 0.154 olarak hesaplanmış yani bağımsız değişken modelin %15.4'ünü açıklamaktadır. Nagelkerke R² değeri 0.230 olarak hesaplanmış bu da bağımsız değişkenin modelin %23'ünü açıkladığını göstermektedir. -2 Log likelihood değeri bağımsız değişken modele eklenmeden önce 609.588 olarak hesaplanmıştır. Bağımsız değişken modele eklendikten sonra bu değer 517.585'e düşmüştür. Başlangıç modeli ile geliştirilen model arasındaki fark 92.002 olarak hesaplanmıştır ve bu fark modelin ne kadar iyileştirildiğini göstermektedir.

Tablo 4.20. H5 hipotezi için Hosmer ve Lemeshow testi.

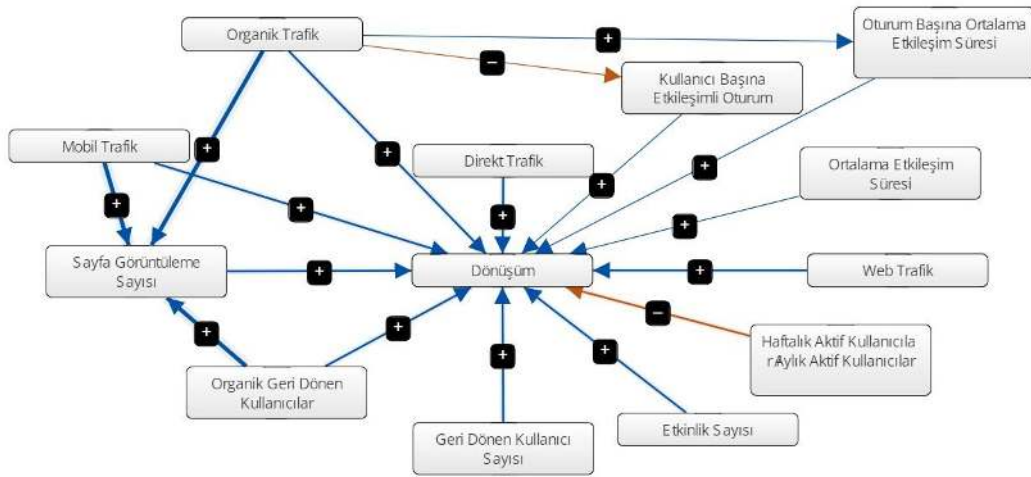
Ki-Kare	S.d.	P
.000	2	1.000

Tablo 4.17, geliştirilen lojistik regresyon modelinin veriye ne kadar uyum sağladığını göstermektedir. Tablo 4.17'de de görüldüğü gibi bu hipotez için geliştirilen model veriye tam olarak uyum sağlamıştır (p=1.000).

Tablo 4.21. H5 hipotezi için geliştirilen model ile ilgili veriler.

	B	S.E.	Wald	S.d.	P	Exp(B)
Geri Dönen Kullanıcılar			80.861	4	<.001	
Geri Dönen Kullanıcılar(1)	-21.159	40194.195	.000	1	1.000	.000
Geri Dönen Kullanıcılar(2)	-19.347	40194.195	.000	1	1.000	.000
Geri Dönen Kullanıcılar(3)	-19.016	40194.195	.000	1	1.000	.000
Geri Dönen Kullanıcılar(4)	-18.370	40194.195	.000	1	1.000	.000
Sabit	5.625	8038.839	.000	1	.999	277.160

Referans kategorisi bu hipotez için bağımsız değişken olan geri dönen kullanıcıların 5 ile kodlanan grubu seçilmiştir. Bu grup günlük olarak geri dönen ziyaretçi sayısının 64 ve üzeri olduğu durumu ifade etmektedir. Öncelikle modelin geri dönen kullanıcıların her seviyesinde anlamlı olup olmadığı kontrol edilir. Bu doğrultuda tüm seviyelerinde etkinin anlamlı olmadığı söylenebilir. Daha sonra B değeri ile ilişkinin yönü belirlenmektedir. Buradaki değerler eksi (-) olduğu için referans kategorisinden diğer kategorilere doğru gidildiğinde dönüşüm gerçekleşme ihtimalinin azaldığı görülmektedir. Ancak tüm seviyelerdeki etki anlamlı olmadığından dolayı bu analiz sonucunda H5 hipotezi reddedilmiştir. Bu senaryo önceki çalışmalarla uyumlu değildir. Yapılan bir çalışmada geri dönen kullanıcıların dönüşüm oranları üzerinde olumlu etkiye sahip olduğu sonucuna varılmıştır (Riihimäki, 2014, s. 41). Bu farklılık, çalışma kapsamında incelediğimiz web sitesinin bilgi ağırlıklı olduğu da göz önüne alındığında kullanıcıların ilgili yönetmeliklere, bunların yorumlamalarına veya dilekçe örneklerine ulaşmak için geri dönmüş olabileceğinden kaynaklandığı söylenebilir.



Şekil 4.1. Bulanık bilişsel haritalama modeli (Kaynak:

<https://www.mentalmodeler.com/>).

Şekil 4.1 de değişkenler arasındaki ilişkinin yönü ve boyutu oklarla temsil edilmektedir. Mavi oklar değişkenler arasında pozitif bir ilişki olduğunu gösterirken turuncu oklar değişkenler arasında negatif bir ilişki olduğunu göstermektedir. Okların kalınlığı iki değişken arasındaki ilişkinin gücünü ifade etmektedir. Okların kalınlığı arttıkça iki değişken arasındaki ilişkinin daha güçlü olduğu ifade edilmektedir.

Yukarıda gösterilen bulanık bilişsel haritalama modeli, web sitesi kullanıcı davranışı, çeşitli ölçümler ve bunların dönüşüm oranları üzerindeki birleşik etkileri arasındaki karmaşık ilişkileri göstermektedir. Bu modelde organik trafik, doğrudan trafik, mobil trafik ve web trafiği gibi kaynakların dönüşüm oranlarını doğrudan artırdığı gösterilmektedir. Yaygın olarak, daha yüksek trafik seviyelerinin dönüşüm oranlarının artmasına neden olduğu görülmektedir. Sayfa görünümleri ve kullanıcı başına etkileşimli oturumlar gibi ölçümler, kullanıcı katılım düzeylerini yükseltmede etkilidir ve sonuç olarak web sitesinde daha yüksek dönüşüm oranlarına yol açmaktadır. Bir diğer önemli ölçüt olan ortalama etkileşim süresi, içeriğin kullanıcılar tarafından algılanan değerinin ve buna karşı ilgi düzeylerinin bir göstergesi olarak yorumlanmaktadır.

Organik geri dönen kullanıcıların varlığı ve geri dönen kullanıcıların genel sayısı, dönüşüm oranlarını artırmaya önemli ölçüde katkıda bulunan sadık kullanıcıları gösteren bir metrik olarak değerlendirilebilir. Haftalık aktif kullanıcıların aylık aktif kullanıcılara oranı (WAU/MAU), kullanıcı sadakatini ve platformla düzenli olarak etkileşim kuran kullanıcıların oranını yansıtan bir metrik olarak tanımlanmaktadır. İlginç bir şekilde,

model içinde, bu oran dönüşüm oranları üzerinde olumsuz bir etki oluşturuyor gibi görünse de bu aslında sık getirilere rağmen kullanıcıların dönüşüm gerçekleştirmeyebilir ve bu nedenle kullanıcı deneyiminde iyileştirmeler için bir gerekliliğe işaret ettiğini göstermektedir.

Bu model, web sitesi optimizasyon çabalarında ve etkili pazarlama stratejilerinin formülasyonunda uygulama için büyük bir potansiyele sahiptir. Model içindeki fark edilebilir olumlu ve olumsuz ilişkiler, özel dikkat gerektiren alanlar hakkında rehberlik sunmaktadır. Ayrıca, dönüşüm oranları üzerindeki metrik etkilerin titizlikle izlenmesi yoluyla, iyileştirme gerektiren alanları belirlemek mümkün hale gelir. Bu modelden yararlanarak, kullanıcı davranışının ve web sitesindeki etkileşimlerin dönüşümleri nasıl etkilendiğinin daha derin bir şekilde anlaşılması kolaylaştırılmaktadır. Bulanık bilişsel haritalamanın kullanımı, web sitesi trafiğini ve dönüşüm oranlarını artırmayı amaçlayan önerilerin formüle edilmesine izin verirken, aynı zamanda kullanıcı davranışının bölümlere ayrılmış bir analizi yoluyla daha özel stratejilerin geliştirilmesini sağlamaktadır. Sonuçta bu model, web sitesi kullanıcı davranışlarını anlamak ve optimizasyon stratejileri oluşturmak için oldukça güçlü bir modeldir.

Total Components	Component	Indegree	Outdegree	Centrality	Preferred State	Type
13	Donuşum	3.9200000000000004	0	3.9200000000000004	-	receiver
Total Connections	Direkt Trafik	0	0.32	0.32	-	driver
17	Kullanıcı Başına Etkileşimli Oturum	0.04	0.03	0.07	-	ordinary
Density	Organik Trafik	0	1.4900000000000002	1.4900000000000002	-	driver
0.108974359	Oturum Başına Ortalama Etkileşim Süresi	0.05	0.12	0.18999999999999998	-	ordinary
Connections per Component	Sayfa Görüntüleme Sayısı	2.79	0.43	3.22	-	ordinary
1.3076923077	Mobil Trafik	0	1.3900000000000001	1.3900000000000001	-	driver
Number of Driver Components	Organik Göri Donen Kullanıcılar	0	1.4	1.4	-	driver
9	Geri Dönen Kullanıcı Sayısı	0	0.44	0.44	-	driver
Number of Receiver Components	Etkinlik Sayısı	0	0.45	0.45	-	driver
1	Hallüklük Aktif Kullanıcılar / Aylık Aktif Kullanıcılar	0	0.2	0.2	-	driver
Number of Ordinary Components	Web Trafik	0	0.45	0.45	-	driver
3	Ortalama Etkileşim Süresi	0	0.08	0.08	-	driver
Complexity Score						
0.1111111111						

Şekil 4.2. Tercih edilen durum ve metrikler (Kaynak: <https://www.mentalmodeler.com/>).

Şekil 4.2, bir web sitesinin performans metrikleri arasındaki ilişkileri ve bu metriklerin ağ analizi sonuçlarını göstermektedir. Analiz sonucunda, toplam 13 bileşen ve 17 bağlantı olduğu görülmektedir. Analiz yapıldıktan sonra, onları birbirine bağlayan 17 bağlantı ile toplam 13 bileşenin mevcut olduğu fark edilir. Yoğunluk (Density), FCM'lerin grafikteki düğüm sayısı için sıfır olmayan ağırlıkların sayısının tüm olası ağırlıkların toplam

sayısına oranı olarak tanımlanmaktadır (Stach vd., 2012, s. 900). Bu çalışmada hesaplanan ağ yoğunluğu 0.1089'dur ve her bileşene atfedilen ortalama bağlantı sayısı 1,3077'dir. Bu gözlem, bileşenler arasındaki bağlantıların seyrek bir doğa sergilediğini ve ağ içinde sınırlı bir ara bağlantı seviyesine sahip olduğunu gösterir. Spesifik olarak, sürücü olarak etiketlenen bileşene 9 sayısı atanırken, alıcı bileşeni 1 rakamı ile gösterilir. Bu konfigürasyon, bileşenlerin çoğunun, kendilerini etkilemek yerine diğer bileşenleri etkileyen unsurlar olarak hizmet ettiğini ifade etmektedir. Karmaşıklık skoru (Complexity Score) alıcı değişkenlerin verici değişkenlere oranı olarak tanımlanmaktadır. Karmaşık bulanık bilişsel haritalar daha büyük değerlere sahip olması beklenir (Özesmi ve Özesmi, 2004, s. 51). Bu çalışma kapsamında oluşturulan bulanık bilişsel haritanın karmaşıklık skoru 0,1111 olarak hesaplanmıştır. Bu da karmaşık bir harita olmadığını göstermektedir.

Dönüşümden sorumlu bileşen, 3,92'lik bir merkezlilik puanı ile birlikte 3,92'lik en yüksek indegree değerini alır ve böylece ağ yapısı içinde çok önemli bir unsur olarak ortaya çıkar. Indegree değeri, belirli bir düğüme işaret eden bağlantıların miktarı olarak tanımlanır. Ağ içindeki diğer düğümlerden belirli bir düğüme yönlendirilen bağlantıların toplam sayısını temsil eder (Kosko, 1986, s. 74). Indegree değerinin yüksek oluşu, belirli bir kavramın modelde bulunan diğer birçok unsurdan etkilendiğini ve diğer kavramlardan gelen girdilere olan bağlılığını temsil eder. Benzer şekilde outdegree değeri, belirli bir düğümden çıkan bağlantı ağırlıklarının toplamını ifade eder (Obiedat vd., 2011, s. 1086).

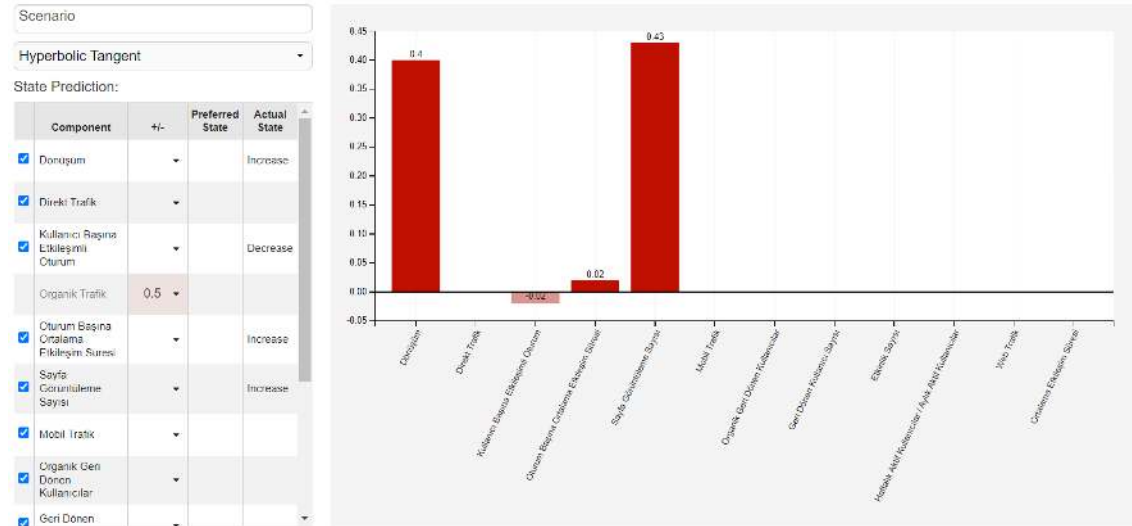
Bu durum, dönüşüm bileşeninin çok sayıda diğer bileşenden önemli ölçüde etkilendiğini ve karşılığında onlar üzerinde minimum bir etkiye sahip olduğunu düşündürmektedir. Benzer şekilde, sayfa görüntüleme sayısı ile ilişkili bileşen, 3,22'lik kayda değer bir merkezlilik puanı gösterir; bu, birden fazla bileşenden etkilenirken aynı zamanda bazı diğer bileşenleri de etkilediğini göstermektedir. Merkezilik (Centrality) değeri, belirli bir düğüme gelen (indegree) veya düğümden çıkan (outdegree) bağlantıların sayısının toplamını ifade eder (Nápoles vd., 2023, s. 4).

Şekil 4.2'te type olarak ifade edilen başlık altında değişkenlerin türleri belirtilmektedir. Alıcı (Receiver) sadece alma işlemi olan değişkenleri ifade etmektedir. Aksine Driver, diğer değişkenleri etkileyen değişkenleri ifade etmektedir. Ordinary ifadesi ise hem iletme hem de alma işlevine sahip olan değişkenleri tanımlamaktadır (Gray vd., 2013, s. 36). Ağ içinde organik trafik ve mobil trafik, önemli sürücü bileşenleri olarak tanımlanır. Organik trafik, kendisi diğer bileşenlerden etkilenmeden onları etkileyen farklı ve önemli bir etkiye sahiptir. Bu yönüyle web sitesi performansını artırmadaki önemli rolünü bir kez

daha göstermektedir. Benzer şekilde, mobil trafik, ağ içindeki diğer çeşitli bileşenleri etkileyen bir sürücü bileşeni olarak hizmet emektedir.

Tersine, kalan bileşenler çeşitli merkezilik ve bağlantı özellikleri sergiler. Özellikle, kullanıcı başına etkileşimli oturumlar, oturum başına ortalama etkileşim süresi, organik geri dönen kullanıcılar ve geri dönen kullanıcıların sayısı gibi bileşenler hem etkiledikleri hem de diğer bileşenleri etkiledikleri hem de etkilendikleri ikili roller üstlenebilirler.

Bu kapsamlı analiz, web sitesi performansını etkileyen farklı bileşenler arasındaki karmaşık karşılıklı bağımlılıkları aydınlatmakta ve ağ yapısı içindeki ilgili konumlarını tanımlamaktadır. Dönüşüm, sayfa görünümleri, organik trafik ve mobil trafik gibi temel bileşenler merkezi roller üstlenir ve ağın işlevselliği için kritik kabul edilir. Özellikle organik ve mobil trafik, dönüşümler üzerinde önemli bir etkiye sahiptir ve bu bileşenleri genel performansı artırmak için optimize etmenin önemini vurgulamaktadır. Bu analizden elde edilen bulgular, web sitesi yöneticileri için yönlendirici bir çerçeve görevi görebilir ve daha iyi bir performans optimizasyonu için odaklanmalarını sağlayarak dikkatleri uygun metriklere yönlendirebilir.



Şekil 4.3. Organik trafik.

Şekil 4.3, eğer işletme organik trafikte %50'lik bir artış gerçekleştirmeyi başarabilirse çeşitli değişkenler üzerindeki yansımalarını analiz eden bir senaryoyu göstermektedir. Bu senaryoda, bileşenlerin beklenen ve olgusal durumları, böyle bir artışın etkilerini anlamaya yardımcı olan hiperbolik teğet fonksiyonunun kullanılmasıyla hesaplanmaktadır.

Organik trafikte %50'lik bir artıştan kaynaklanan etkiler, çeşitli ölçümlerde incelenmiştir.

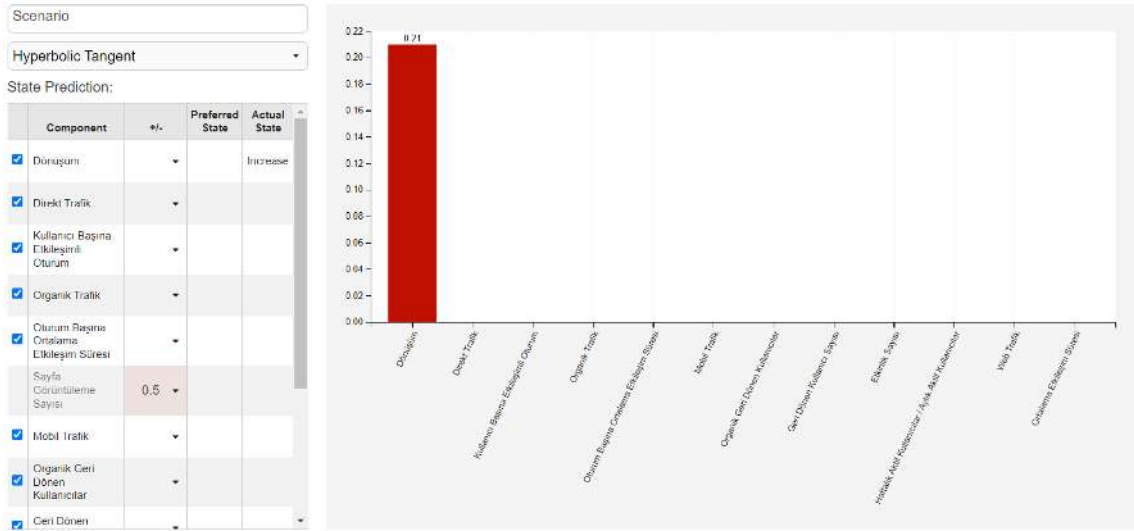
Başlangıçta, dönüşüm oranında %40'lık gözle görülür bir artış kaydedilmesi sayesinde güçlendirilmiş organik trafik nedeniyle önemli bir artışa işaret ettiği görülmektedir. Organik trafikteki bu artış, siteye organik aramalar yoluyla gelen kullanıcıların dönüşümlere katılmaya daha meyilli olmasından doğrudan dönüşüm oranını açıkça güçlendirici bir etkiye sahip olduğu anlaşılmaktadır.

Aksine, kullanıcı başına etkileşimli oturum sayısında %2'lik küçük bir düşüş yaşanması beklenmektedir ve bu da artan organik trafikten kaynaklanan potansiyel bir azalmaya işaret ettiği anlaşılmaktadır.

Eş zamanlı olarak, oturum başına ortalama etkileşim süresi %2'lik bir artış yaşadı, bu da organik trafikteki artışın, kullanıcıların siteye göz atmaya daha fazla zaman ayırmasına neden olduğunu ifade etmektedir. Bu senaryo önceki çalışmalarla uyumludur, yapılan bir çalışmada organik trafik kaynaklarından gelen kullanıcıların daha uzun oturumlar gerçekleştirdiği sonucuna ulaşılmıştır (Pang vd., 2023, s. 6). Kullanıcıların siteye ulaşırken benimsediği organik yaklaşımın, daha derin ve kalıcı etkileşimlere yol açtığı düşünülebilir.

Buna karşılık, sayfa görüntüleme sayısında %43'lük önemli bir artış ile artan organik trafiğin kullanıcıları site içinde daha fazla sayfa keşfetmeye nasıl yönlendirdiği de görülmektedir. Bu artış, kullanıcı ilgisini ve sitenin içeriğine katılımı artıran ve organik trafikteki artışla birlikte olumlu bir ilişki ortaya koymaktadır. Bu senaryo da önceki çalışmalarla uyumludur. Yapılan bir çalışmada organik trafik yoluyla web sitesine gelen kullanıcıların daha fazla sayfa görüntüleme sayısına sahip olduğu sonucuna ulaşılmıştır (Pang vd., 2023, s. 6).

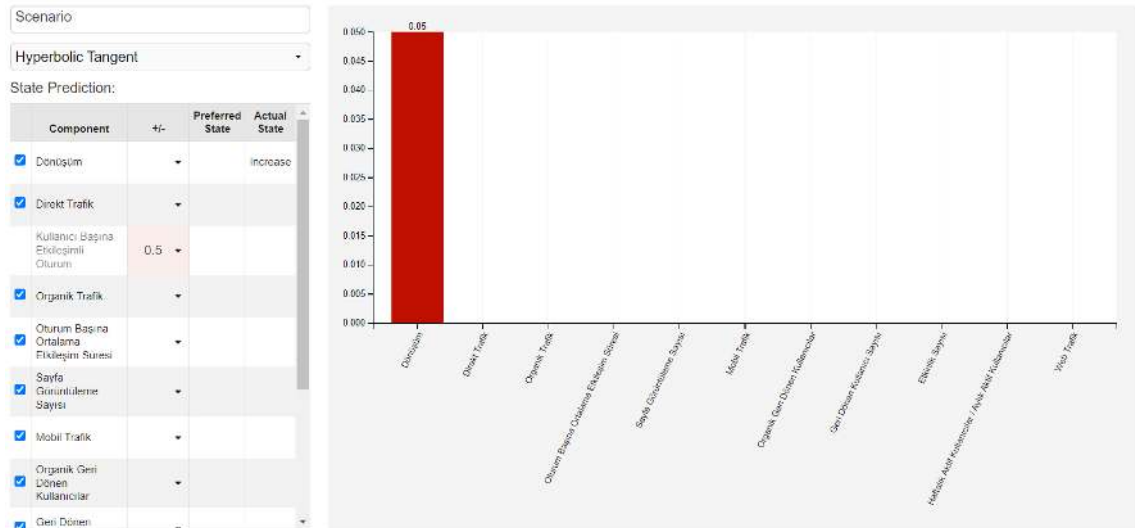
Sonuç olarak, organik trafikte %50'lik bir artışın web sitesi performansı üzerindeki toplu etkisinin olumlu bir şekilde ortaya çıkması, dönüşüm oranı, oturum başına ortalama etkileşim süresi ve sayfa görüntüleme sayısı gibi önemli ölçütlerde gözle görülür iyileştirmeler tespit edilmesi önemlidir. Bu tür gözlemler, organik trafiğin artırılmasının web sitesi performansını ve kullanıcı katılımını önemli ölçüde artırabileceğini göstermektedir. Organik trafik, web sitesi başarısını belirlemede çok önemli bir faktör olarak ortaya çıkmakta ve bu alandaki geliştirmelerin genel site performansını daha da artırabileceği düşünülmektedir.



Şekil 4.4. Sayfa görüntüleme sayısı.

Şekil 4.4, eğer işletme sayfa görüntüleme sayısında %50 oranında artışı sağlayabilirse diğer çeşitli değişkenler üzerindeki etkisini göstermektedir. Bu büyütmenin en belirgin sonucu “Dönüşüm” olarak bilinen metrikte gözlenir. Dönüşüm oranının diğer metriklerle kıyasla en önemli artışı göstermesi ve 0.21 oranında artış göstermesi beklenmektedir. Bu gözlem, sayfa görüntülemelerindeki artışın, ziyaretçilerin web sitesinde uzun süre geçirme, alışveriş yapma veya form doldurma gibi istenen eylemlerde bulunma olasılığını artırdığını ifade etmektedir. Bu senaryonun sonucunda, kullanıcılar siteyle daha kapsamlı etkileşime girmeye teşvik edilir ve bu da dönüşüm oranında bir artışa yol açar.

Bununla birlikte, sayfa görüntülemelerindeki artışın dönüşüm oranı üzerindeki olumlu etkisine rağmen, diğer ölçümlerde eşdeğer bir ilerleme seviyesi görülmemektedir. Bu, kullanıcıların sitede daha fazla zaman harcamasına ve daha çok sayıda sayfada gezinmesine rağmen, bu artışın etkisinin henüz genel kullanıcı katılımı ve diğer performans göstergelerinde kapsamlı bir gelişmeye dönüşmediğini göstermektedir. İleriye doğru, kullanıcı katılımını artırma ve tüm ölçütlerde performans artırımını amaçlayan daha bütünsel stratejilerin tasarlanması bir zorunluluk halini alabilir.

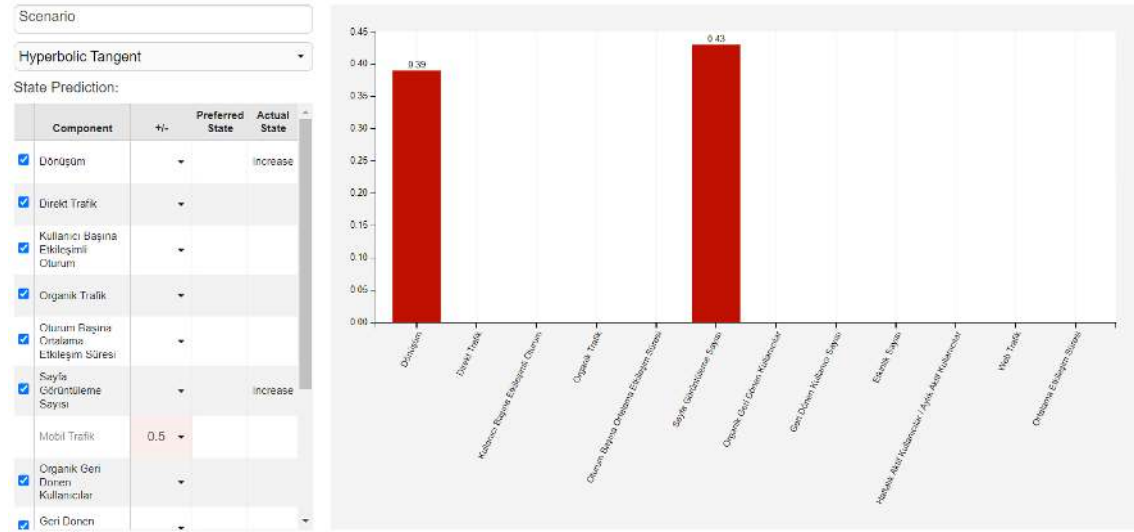


Şekil 4.5’de eğer işletme hem kullanıcı başına ortalama etkileşim süresinin hem de oturum başına ortalama etkileşim süresinin 0,5 oranında artırılabilirse dönüşüm oranında %5’lik bir artış olduğu senaryosu gösterilmektedir. Ölçümlerdeki bu artış, her oturum sırasında etkileşime giren ve uzun süreler boyunca etkileşimde kalan daha fazla sayıda kullanıcının dönüşüm oranları üzerinde olumlu bir etkiye sahip olduğunu göstermektedir. Bu, kullanıcıların sitede harcadıkları artırılmış sürenin, artan katılım seviyesi ile birlikte dönüşüm oranını önemli ölçüde iyileştirdiğini ve kullanıcı katılımı ile dönüşüm oranları arasında olumlu bir ilişki olduğunu düşündürmektedir.

Bununla birlikte, Doğrudan Trafik, Organik Trafik, Sayfa Görüntüleme Sayısı, Mobil Trafik, Organik Geri Dönen Kullanıcılar ve Geri Dönen Kullanıcılar gibi diğer çeşitli bileşenlerde önemli bir değişiklik tespit edilmemiştir. Bu değişiklik eksikliği, Kullanıcı Başına Etkileşimli Oturumlardaki ve Oturum Başına Ortalama Etkileşim Süresi'ndeki artışın, bu belirli ölçümler üzerinde kayda değer bir etkiye sahip olmadığını, bu da kullanıcı katılımı metrikleri ile bahsedilen bileşenler arasında daha karmaşık bir ilişki olduğunu akla getirmektedir.

Bu analizden elde edilen bulgular, kullanıcı etkileşimlerini teşvik etmeyi ve oturum sürelerini uzatmayı amaçlayan stratejik site yönetimi çabalarının dönüşüm oranını artırmada etkili olduğunu göstermektedir. Kullanıcılar sitede daha fazla zaman harcadıkça ve çeşitli faaliyetlerde bulundukça, dönüşüm oranının artırılmasında kullanıcı etkileşimleri çok önemli bir faktör olarak ortaya çıkmaktadır.

Sonuç olarak, bu simülasyon, etkileşimli oturum sayısındaki ve oturum başına etkileşim süresindeki bir artışın dönüşüm oranına olumlu katkıda bulunduğunu ve dönüşüm oranlarını artırmadaki kullanıcı katılımı metriklerinin ne denli önemli olduğunu vurgulamaktadır.

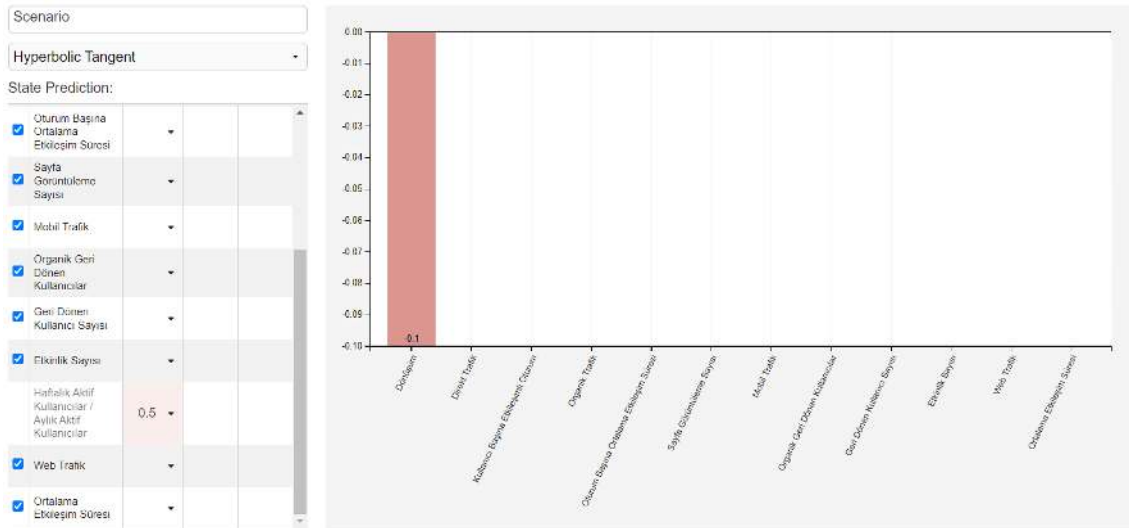


Şekil 4.6. Mobil trafik.

Şekil 4.6'teki simülasyon, eğer işletme mobil trafikte %50'lik bir artış sağlayabilirse çeşitli diğer değişkenler üzerindeki etkisini göstermektedir. Resimde gösterilen veriler, böyle bir yükselmenin dönüşüm oranı ve sayfa görüntüleme sayısı dahil olmak üzere çeşitli ölçümlerde olumlu sonuçlar vereceğini ortaya koymaktadır.

Dönüşüm Oranı ile ilgili olarak, mobil trafikte %50'lik bir artış senaryosunda, dönüşüm oranında %39'luk beklenen bir artış olması mobil kullanıcıların web sitesine daha fazla ilgi gösterdiğini ve dönüşüm gerçekleştirmeye daha meyilli olduklarını göstermektedir.

Sayfa Görüntüleme Sayısı ile ilgili olarak, mobil trafikteki artış, sayfa görüntüleme sayısında 0,43'lük bir artışla sonuçlanacak şekilde ilerlemektedir. Bu senaryo, önceki çalışmalarla uyumlu değildir, önceki çalışmalarda masaüstü ve tablet kullanıcıları daha fazla makale okuma süresine ve sayfada daha fazla kalma eğilimi göstermiştir(Pang vd., 2023, s. 6). Aksine bu çalışmada, mobil kullanıcıların sitenin içeriğine giderek artan bir şekilde ilgi gösterdiği ve daha fazla sayıda sayfayı keşfetmeye istekli oldukları anlamına gelmektedir. Bu, mobil kullanıcıların sitede daha aktif etkileşime girdiğine ve dönüşüm gerçekleştirmeye daha yatkın olduklarına işaret etmektedir. Simülasyonun sonuçları, mobil trafikteki artışın web sitesi performansı ve kullanıcı katılımı üzerinde oluşturduğu önemli etkinin altını çizmektedir.



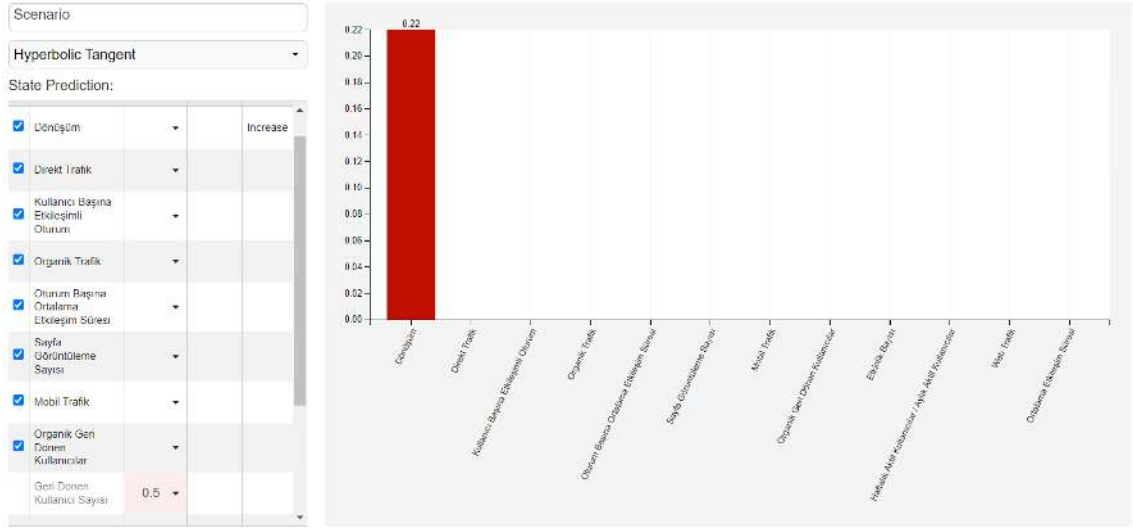
Şekil 4.7. HEKS/AEKS grafiği.

Şekil 4.7’de eğer işletme Haftalık Aktif Kullanıcılar/Aylık Aktif Kullanıcılar oranının %50 oranında artırmayı başarabilirse ortaya çıkacak sonuçların simülasyonunu göstermektedir.

Grafikte, Haftalık Aktif Kullanıcılar/Aylık Aktif Kullanıcılar oranının yükselmesi ile Dönüşüm oranının %10 oranında düşüş gösterdiği gözlemlenmiştir. Bu, kullanıcıların daha sık aktif olmasının dönüşümlerde beklenmedik bir azalmaya yol açtığını göstermektedir. Bu azalma, kullanıcıların sık sık siteyi ziyaret etmelerine rağmen, dönüşüm gerçekleştirme oranlarının düştüğünü işaret etmektedir.

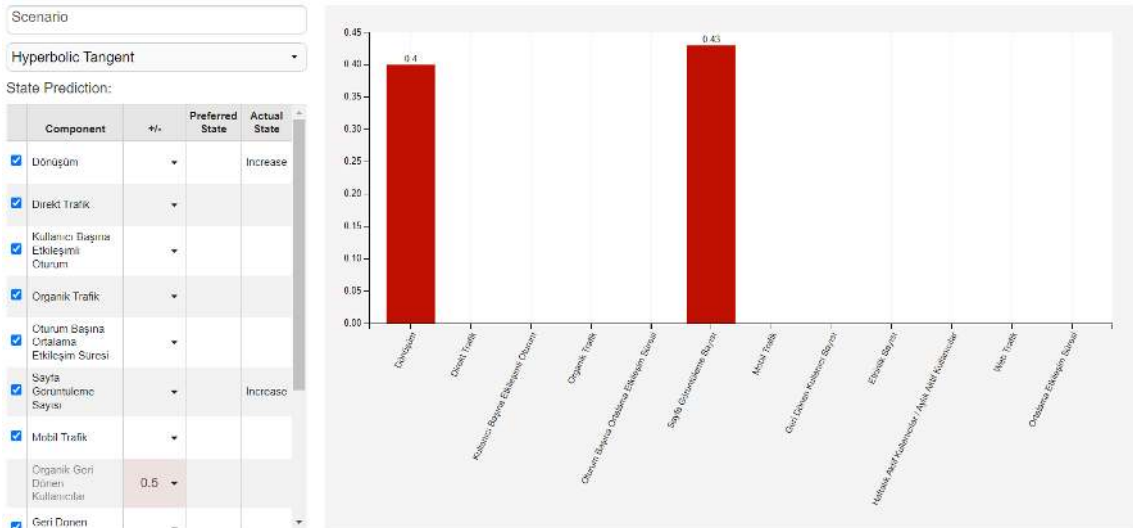
Diğer bileşenlerde, Direkt Trafik, Kullanıcı Başına Etkileşimli Oturum, Organik Trafik, Oturum Başına Ortalama Etkileşim Süresi, Sayfa Görüntüleme Sayısı, Mobil Trafik, Organik Geri Dönen Kullanıcılar, Geri Dönen Kullanıcı Sayısı ve Etkinlik Sayısı gibi metriklerde belirgin bir değişiklik gözlemlenmemiştir. Bu, Haftalık Aktif Kullanıcılar/Aylık Aktif Kullanıcılar oranındaki artışın bu metrikler üzerinde anlamlı bir etki oluşturmadığı anlamına gelmektedir.

Bu sonuçlar, site yönetiminin kullanıcıların siteyi daha sık ziyaret etmelerini teşvik eden stratejilerin dönüşüm oranı üzerinde olumsuz bir etki oluşturabileceğini göstermektedir. İlginç bir şekilde kullanıcıların siteyi daha sık ziyaret etmeleri beklenenin aksine dönüşüm oranlarını artırmamış, hatta azaltmıştır. Bu durum, kullanıcıların siteyi ziyaret ettiklerinde beklenen değer ve deneyimi bulamadıkları, dolayısıyla dönüşüm gerçekleştirme oranlarının düştüğü şeklinde yorumlanmaktadır.



Şekil 4.8. Geri dönen kullanıcı sayısı.

Şekil 4.8’de eğer işletme geri dönen kullanıcı sayısı 0,5 oranında artırabilirse ortaya çıkacak sonuçlar gösterilmektedir. Geri Dönen Kullanıcı Sayısındaki bu artışın Dönüşüm oranı üzerinde dikkate değer bir etki oluşturduğunu açıkça göstermektedir. Dönüşüm oranının bu artış sonrasında %22’lik önemli bir artış olması beklenmektedir. Bu veriler, geri dönen kullanıcıların dönüşümlere olumlu katkısının altını çizmekte ve siteyi yeniden ziyaret eden kullanıcıların daha yüksek bir dönüşüm eğilimi sergilediğini vurgulamaktadır. Bu tür kullanıcılar, siteye aşinalıkları ve önceki etkileşimlerinden memnun olmaları nedeniyle dönüşüm oranlarında yükselen bir trend sergilerler. Geri dönen kullanıcılar, etkileşim ve dönüşüm oranlarını artırma eğilimi göstererek nihayetinde sadık bir kullanıcı tabanını geliştirmenin önemini ortaya koymaktadır.



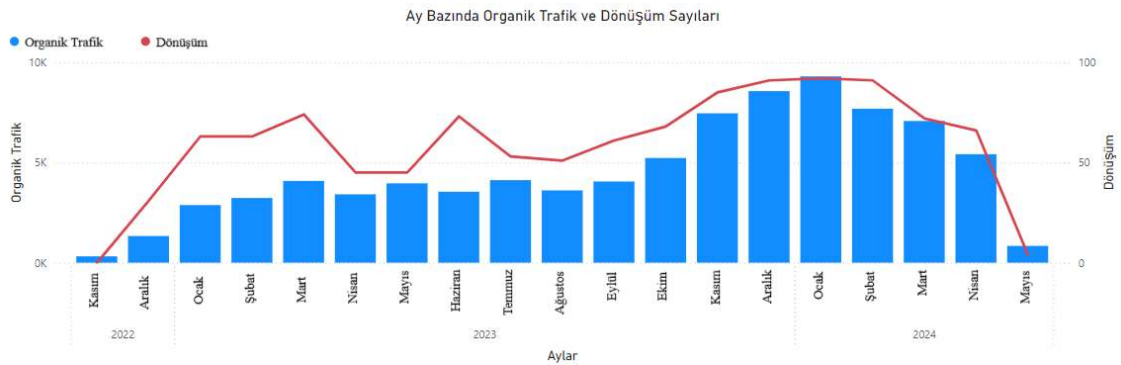
Şekil 4.9. Organik olarak geri dönen kullanıcılar.

Bu bulgulardan yola çıkılarak elde edilen sonuçlar, organik geri dönen kullanıcıların hem dönüşüm oranını hem de sayfa görüntüleme sayısını yükseltmede oynadığı önemli rolün altını çizmekte ve web sitesi katılımı ve dönüşüm oranlarıyla ilgili temel performans göstergelerini artırmak için organik geri dönen kullanıcıları teşvik etmenin ve tutmanın önemini vurgulamaktadır.



Şekil 4.10'da eğer işletme etkinlik sayısını 0,5 oranında artırmayı başarabilirse ortaya çıkması beklenen durumlar gösterilmektedir. Şekilde gösterilen sonuçlar, Etkinlik Sayısındaki artışın Dönüşüm oranı üzerindeki kayda değer etkisini göstermektedir. Spesifik olarak, dönüşüm oranında görülen %22'lik bir artış bulgusu, etkinlik miktarındaki artışın, kullanıcıların dönüşümlere katılma olasılığını artırdığını göstermektedir. Etkinliklerin, kullanıcıların web sitesine olan ilgisini uyaran faktörler olarak görev yaptığı, böylece etkileşimlerin artmasına neden olduğu ve sonuçta artan dönüşüm oranlarına yol açtığı düşünülebilir.

Dönüşüm oranında gözlenen dikkate değer etkinin aksine, Doğrudan Trafik, Kullanıcı Başına Etkileşimli Oturum, Organik Trafik, Oturum Başına Ortalama Etkileşim Süresi, Sayfa Görüntüleme Sayısı, Mobil Trafik, Organik Geri Dönen Kullanıcılar, Geri Dönen Kullanıcı Sayısı ve diğer bazı ölçümler gibi diğer çeşitli bileşenlerde önemli bir değişiklik kaydedilmemiştir. Bu ölçümler üzerinde önemli bir etkinin olmaması, Etkinlik Sayısındaki artışın bu belirli yönler üzerinde belirgin bir etki oluşturmadığını göstermektedir. Sonuç olarak, Etkinlik Sayısının kullanıcı katılımı ve dönüşümleri artırmada çok önemli bir rol oynarken, etkisinin belirli ölçütlerle sınırlı kaldığı ve diğer metrikleri etkilemediği sonucuna varılabilir. Bu çalışma, kullanıcı davranışının çok yönlü doğasının ve dijital ortamda farklı değişkenler arasındaki karmaşık etkileşimi çeşitli açılardan incelemekte ve tespit edilen ilişkileri ortaya koymaktadır.

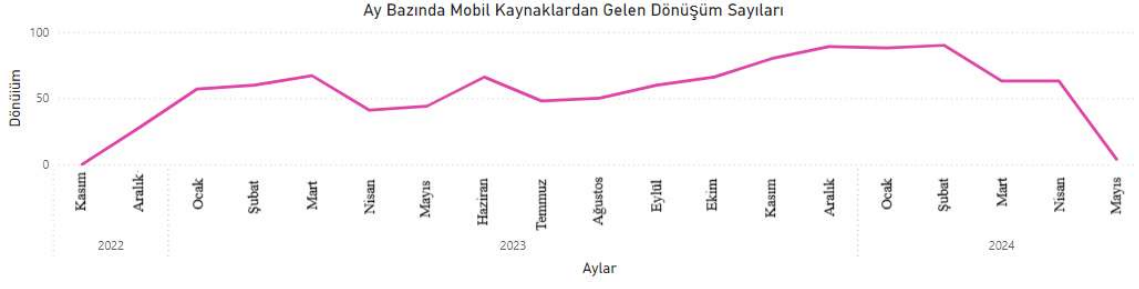


Grafik 4.1. Ay bazında organik trafik ve dönüşüm sayıları.

Google Analytics üzerinden günlük olarak toplanan organik trafik ve dönüşüm verisi ay bazında Grafik 4.1'de gösterilmektedir. Sütun grafiği olarak web sitesinin organik trafiği gösterilirken çizgi grafiği olarak işletmenin dönüşüm olarak belirlemiş olduğu web sitesi üzerinden whatsapp aracılığıyla işletmeye ulaşılma sayısı gösterilmektedir. Web sitesinin SEO çalışmaları Kasım 2022 tarihinde başladığından dolayı Kasım ayındaki organik

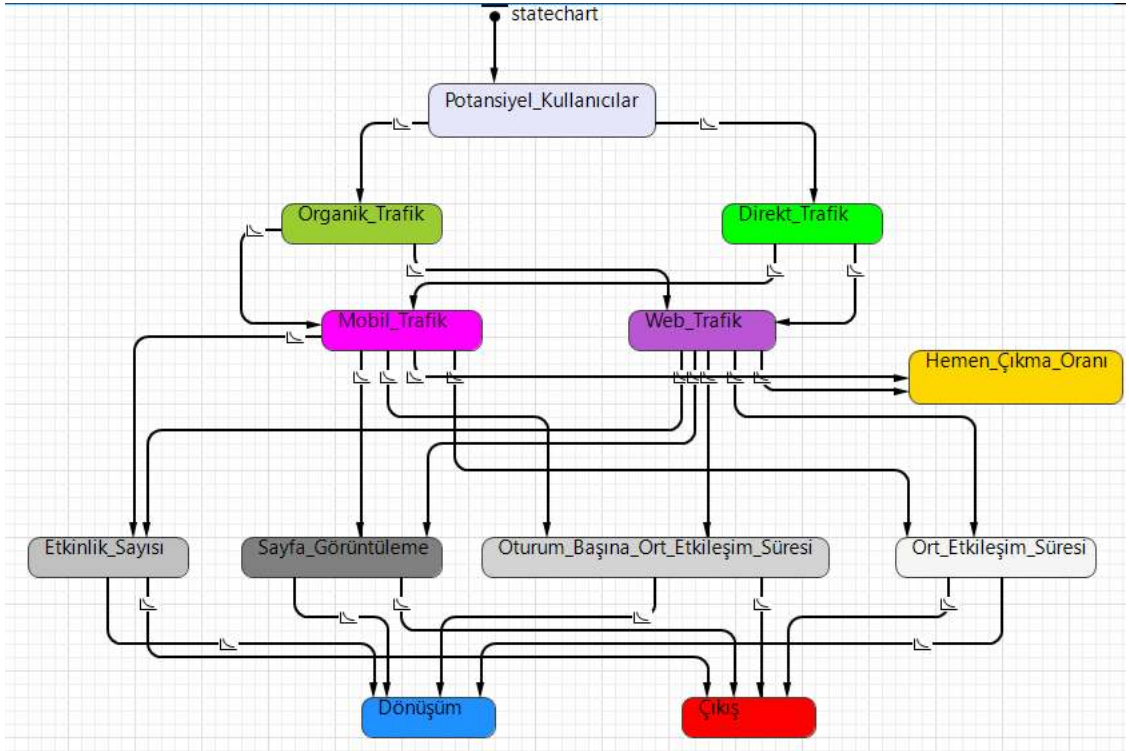
trafik ve dönüşüm sayısının grafiğın en az seviyesini göstermesi normaldir. Çünkü web sitesi Google üzerinde bir yeri yokken yer edinmeye başlamaktadır. Google botları web sitesini Google Arama Sayfalarında göstermeye başlamış ancak sektördeki diğer web sayfalarının hali hazırda Google üzerinde bir yeri ve Google algoritmaları sayesinde bir değeri olduğundan dolayı ilk defa gösterilmeye başlanan bir web sitesi olarak arka sayfalarda getirilmiştir. Web sitesinin arka sayfalarda olması nedeniyle kullanıcılar beklenen oranda web sitesine ulaşamamaları ve istenen dönüşümü sağlayamamaları sebebiyle Kasım ayı verileri oldukça az seviyede seyretnmiştir. SEO çalışmalarıyla web sitesi Google algoritmaları açısından gerekli sayılabilecek düzeltmelerle Google arama sonuçları üzerinde birkaç ay içinde çok daha iyi sıralara geldiği web sitesine gelen organik trafik miktarından görülmektedir. Grafiği yorumlarken Mayıs 2024 tarihinde de sadece 5 günü içeren bir veri olduğundan dolayı diğer aylarla karşılaştırma yapmak zor olacağından bu aşamada göz ardı edilebilir.

Yukarıdaki grafikte de görüldüğü gibi organik trafik ve dönüşüm sayıları arasında pozitif yönde bir korelasyon bulunmaktadır. Organik trafik arttıkça dönüşüm sayıları da artmaktadır. Aylar bazında grafik incelendiğinde 2023 yılı Ocak ayında hem organik trafik hem de dönüşüm sayılarında bir artış yaşandığı görülmektedir. Bu artışı SEO çalışmalarının beklenen bir sonucu olarak değerlendirilebilmesinin yanında grafiğe genel olarak bakıldığında yıl sonu ve başlarında trafiğın ve dönüşüm sayılarında bir yükselme eğilimi olduğu görülmektedir. Bu dönemlerde insanlar yıl sonu veya yıl başı ile ilgili yasal düzenlemeler, sözleşmeler veya vergi ödemeleri gibi konularda bilgi arıyor olabilirler. 20 Temmuz-30 Ağustos adli tatil nedeniyle dönüşüm sayılarında az da olsa bir düşüş görülmektedir. Ancak adli tatilin bitişiyile birlikte trafik ve dönüşümde yükselme devam etmektedir. Mart ayındaki yüksek trafik ve dönüşüm sayıları bu ayın ülkemiz için gelir vergisi beyanı ve ödeme dönemi olmasından kaynaklandığı şeklinde ifade edilebilir. Hem 2023 hem de 2024 Nisan ayında organik trafik ve dönüşüm sayılarında bir azalma görülmektedir. 2023 Mayıs ayında da trafik ve dönüşümde aynı seviyede devam etmiştir. Bu durum vergi ödemelerinin Mart ayında bitmesi ve bu açıdan bu aylarda bir yoğunluk olmadığından kaynaklanmaktadır. Aynı zamanda bu aylarda resmi tatillerinde yoğun olmasından kaynaklandığı söylenebilir.



Grafik 4.2. Ay bazında mobil kaynaklardan gelen dönüşüm sayıları.

Grafik 4.2’de web sitesinin Kasım 2022 ile Mayıs 2024 arasında Google Analytics üzerinden gün bazında toplanan verilerin ay bazında mobil kaynaklardan gelen dönüşüm sayıları gösterilmektedir. Grafikte görülen dönüşüm sayılarındaki azalmalar ve artışlar Grafik 4.1 için yapılan açıklamalarla benzer şekildedir. Kasım ve Aralık ayında artan dönüşüm sayıları yıl sonu ve yıl başı dönemlerindeki yasal işlemler ve değişimlerden kaynaklanmaktadır. Nisan ayındaki azalmalar ve duraklamalar önceki ayda vergi beyan ve ödeme döneminin bitmesinden kaynaklanmaktadır. Temmuz sonu ve Ağustos ayları adli tatil nedeniyle yine mobil trafikten gelen dönüşüm sayılarında bir artış görülmemektedir. Adli tatilin bitmesinin ardından yaşanan artış görülmektedir. Bu artış yine ülkemiz için vergi dönemlerinin gelmesinden ve bunun dışında bir takım yasal danışmanlıklara ihtiyaç duyulmasından kaynaklandığı söylenebilir.



Şekil 4.11. AnyLogic ABM durum çizelgesi (State chart).

Durum çizelgesi, durum diyagramlarının genişletilmiş bir şeklidir ve olaylara ve zamana dayalı olarak çeşitli nesnelerin (ajanların) davranışını göstermek için görsel bir çerçeve görevi görmektedir. Simülasyon modellemesinde, özellikle ajan tabanlı modellerde yaygın olarak kullanılır ve süreç ve sistem dinamikleri modelleri ile uyumludur. Durum çizelgeleri, durumlar ve geçişlerden oluşur. Bir durum, bir ajanın geçmişinin özetlenmiş bir durumunu temsil eder ve dış olaylara verilen yanıtlar kümesi ile karakterize edilir. Belirli bir durumdaki yanıtlar, o durumdan kaynaklanan geçişler tarafından belirlenir. Her geçiş, mesaj alımı, koşul, zaman aşımı veya bir hedefe ulaşan aracı olabilen bir tetikleyici tarafından etkinleştirilir (Borshchev & Grigoryev, 2017, s. 1).

Şekil 4.11, çeşitli trafik kaynaklarından bir web sitesini ziyaret eden potansiyel kullanıcıların akışını ve sitedeki etkileşimlerinin analizini gösteren bir Ajan Tabanlı Modelleme (ABM) durum çizelgesini göstermektedir. Bu çizelge, web sitesi trafik kalıplarını ve kullanıcı davranışlarını modellemek ve incelemek için bir araç görevi görür ve çevrimiçi kullanıcı katılımı ve davranış analizi alanına değerli bilgiler sağlar.

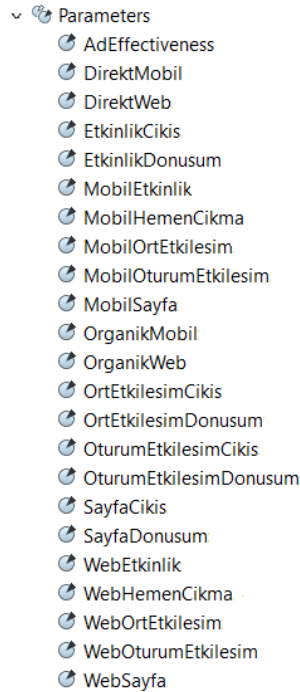
Simülasyon operasyonunun özünde, bu kullanıcıları çeşitli kanallar aracılığıyla web sitesine çekmek için stratejilerin kullanıldığı potansiyel kullanıcı varlığının başlatılması yatmaktadır. Kullanıcılar dört ana trafik kaynağına yönlendirilir: Arama motorları, sosyal medya veya diğer doğal yollar aracılığıyla siteye ulaşan kullanıcıları gösteren Organik Trafik; Doğrudan Trafik, URL'yi girerek doğrudan siteye gelen kullanıcıları belirten; Mobil cihazlar aracılığıyla siteye kullanıcı erişimini temsil eden Mobil Trafik ve masaüstü cihazlardan gelen kullanıcıları kapsayan Web Trafiği.

Kullanıcıların siteye vardıklarında, davranışları titizlikle izlenir ve incelenir. Simülasyon, kullanıcıların siteye girdikten kısa bir süre sonra çıkış hızını ölçen Hemen Çıkma Oranı; kullanıcıların sitede gerçekleştirdiği toplam etkinliği gösteren Etkinlik Sayısı; Sayfa Görüntülemeleri, kullanıcıların gezindiği sayfa sayısını izleme; Oturum Başına Ortalama Etkileşim Süresi, kullanıcıların oturum başına sitede geçirdikleri ortalama süreyi ölçen Ortalama Etkileşim Süresi; Kullanıcıların sitede toplam harcadığı ortalama süreyi belirten Ortalama Etkileşim Süresi dahil olmak üzere kullanıcı davranışını ölçer ve kullanıcıların oranını yansıtan Dönüşüm satın alma veya form gönderimleri gibi belirli işlemleri yürütür. Çıkış ise kullanıcıların web sitesinde gerçekleştirmesi gereken adımları gerçekleştirmiş ancak bir dönüşüm oluşturmadan web sitesinden ayrılan kullanıcıları ifade etmektedir.

Bu simülasyonun temel amacı, farklı trafik kaynaklarının etkinliği hakkında fikir edinmek ve web sitesindeki kullanıcı davranışlarını anlamaktır. Bu simülasyondan elde edilen veriler, kullanıcı deneyimini geliştirmek ve web sitesindeki dönüşüm oranlarını artırmak için bir temel görevi görür, böylece genel kullanıcı etkileşimi metriklerini iyileştirilmesine yardımcı olmaktadır.

Simülasyonun sonuçları, önemli kullanıcı trafiği çeken ve yüksek dönüşüm oranları sağlayan en güçlü trafik kaynaklarının belirlenmesinde etkilidir. Bu bilgilerden yararlanmak, kullanıcı katılımını ve dönüşüm oranlarını etkili bir şekilde en üst düzeye çıkarmak için pazarlama stratejilerinin optimizasyonunu ve web sitesi performansının iyileştirilmesini sağlamaktadır.

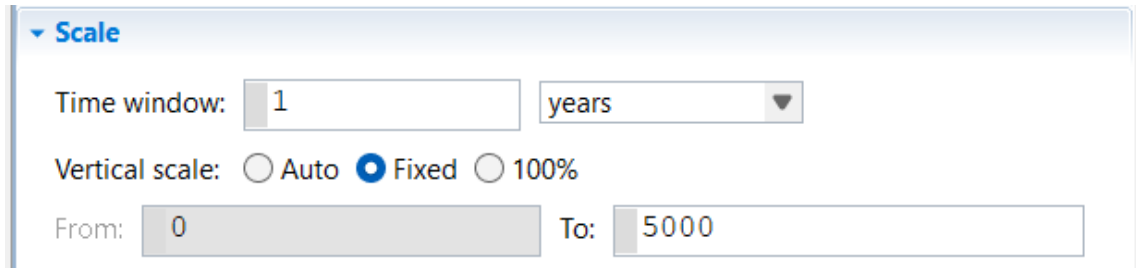
ABM simülasyonlarının web sitesi trafiğini ve kullanıcı davranışlarını modelleme ve analiz etmedeki önemi küçümsenemez. Bu simülasyonlar, web sitesi performansını optimize etmek, daha fazla kullanıcı çekmek ve daha yüksek dönüşüm oranları sağlamak için kullanılacak değerli veriler sağlar ve böylece dijital pazarlama ve kullanıcı deneyimi optimizasyonu alanında çok önemli bir rol oynamaktadır.



Şekil 4.12. AnyLogic ABM sürecinde oluşturulan parametreler.

Şekil 4.12’de gösterilen parametreler dairesel bloklar arasındaki hareketlerin yolunu göstermektedir. Simülasyonun her aşamasının uzunluklarını temsil etmek için kullanılan parametreler, başarı ve başarısızlık olasılıklarına ek olarak kuruluşun istatistiksel verileri

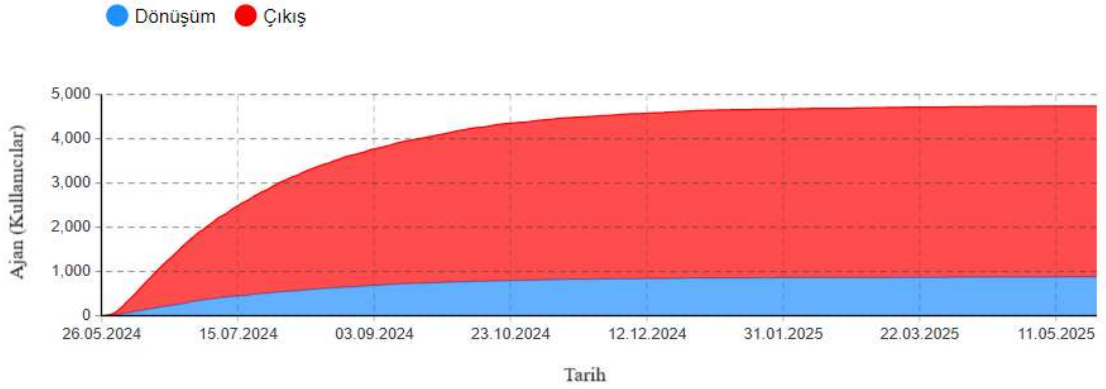
kullanılarak belirlenebilir (Borshchev & Grigoryev, 2017, s. 35). Şekil 4.12’de, gösterilen bu parametreler, AnyLogic yazılımı içinde gerçekleştirilen ve çalışmanın önceki aşamalarında gerçekleştirilen istatistiksel analizler yoluyla elde edilen korelasyonları temel almaktadır. Bu parametreler, simülasyon modelinin dokusuna titizlikle dokunan çeşitli etkileşimleri ve kullanıcı davranışlarını simüle etmede çok önemli bir rol oynamaktadır. Sistematik bir yaklaşımla, bu parametreler, çeşitli unsurların nasıl etkileşime girdiğinin ve simülasyonun genel sonucunu nasıl etkilediğinin özünü tanımlayan modelin temel yapı taşı görevini görmektedir.

The image shows a software interface for the 'Scale' panel. It includes a 'Time window' section with a text input field containing '1' and a dropdown menu set to 'years'. Below this is a 'Vertical scale' section with three radio buttons: 'Auto', 'Fixed' (which is selected), and '100%'. At the bottom, there is a 'From' field with '0' and a 'To' field with '5000'.

Şekil 4.13. AnyLogic yazılımı simülasyon ayarları.

Şekil 4.13, AnyLogic simülasyon yazılımı içindeki ölçeği ayarlamak için bir paneli gösterir. Bu özel panel içinde, belirlenen zaman çerçevesi 1 yıllık bir süreyi kapsayacak şekilde yapılandırılmıştır, bu da simülasyonun on iki aylık bir süreyi kapsayacağını göstermektedir. Zaman penceresinin kesin seçimi, incelenen modelin doğasında bulunan zamansal dinamiklerin kesin gözlemini doğrudan etkilediği için önemli bir role sahiptir.

İzin verilen maksimum sayı olarak 5000 ajanın belirlenmesi, simülasyon modelinin maksimum 5000 ajan içereceği anlamına gelmektedir. Bu sınırlama, simülasyonun kapsamını ve büyüklüğünü belirlemede çok önemli bir rol oynar, böylece kaynak tahsisini ve modelin genel performansını etkilemektedir. Zaman penceresini 1 yıla ayarlayarak, simülasyon kısa vadeli etkilere odaklanacak şekilde uyarlanır ve böylece model içindeki ani etkilerin ve değişikliklerin gözlemlenmesini optimize eder.



Şekil 4.14. AnyLogic zaman yığını kartı (Time Stack Chart).

Zaman yığını kartı, yığılmış alanlar olarak gösterilen belirli bir zaman dilimi içindeki çeşitli veri öğelerinin toplam içindeki katkılarını göstermektedir. Eklenen ilk veri öğesi tabanda olacak şekilde üst üste yığılır. Grafikte negatif değerler gösterilmez ve zaman eksenini yatay olarak konumlandırılır ve sağa doğru yönlendirilir (AnyLogic, 2022).

Şekil 4.14, AnyLogic simülasyon yazılımı içindeki tüketicilerin grafiksel bir temsilini göstermektedir. Dikey eksen, 0 ile 5000 kişi arasında değişen ajanların (tüketicilerin) miktarının bir temsili vardır. Şekil, iki farklı kategorilerden oluşur: Dönüşüm (mavi renkle vurgulanır) ve Çıkış (kırmızı renkle vurgulanır). Bu tanımlanmış kategoriler, simülasyon süreci sırasında tüketicilerin davranış kalıplarını ve bunların genel tüketici popülasyonu üzerindeki etkilerini sergilemeye hizmet etmektedir.

Şekil daha detaylı olarak, kullanıcıların önemli bir kısmının dönüşüm yaptığı, yeni kullanıcı edinme oranının ise kademeli olarak azaldığını gösterebilir. Bu gözlem, kullanıcı dönüşümü ve ediniminde bir doygunluk noktası anlamına gelmektedir. Düşük bir hemen çıkma oranı, kullanıcıların web sitesinde gezinmek ve içeriğiyle ilgilenmek için daha fazla zaman harcadığının göstergesidir. Dönüşüm oranları arttıkça ve çıkma oranları azaldıkça, ziyaretçilerin web sitesiyle aktif olarak etkileşime girdiği olumlu bir kullanıcı deneyimine işaret etmektedir.

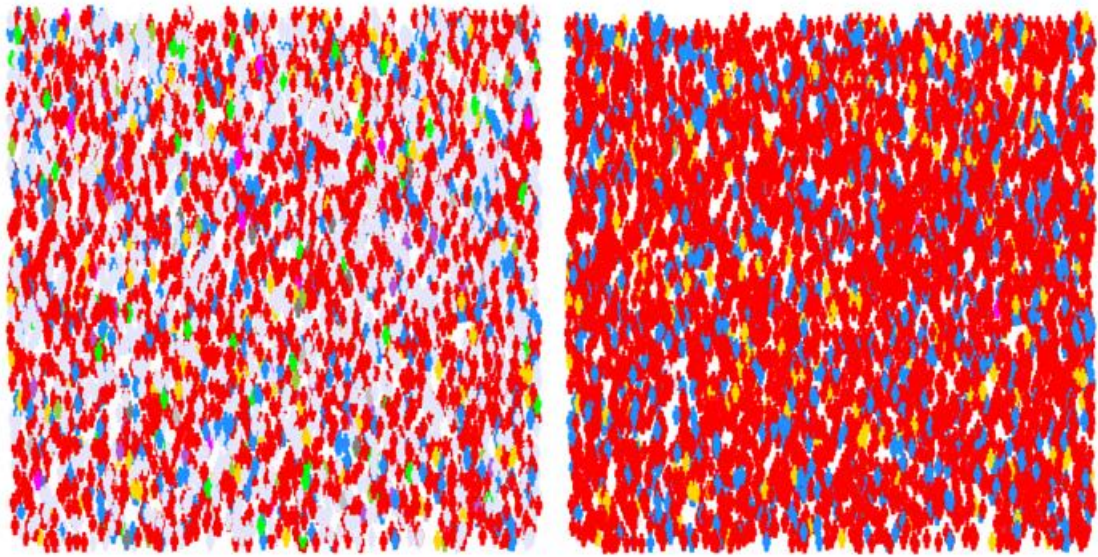
Bu grafik gösterimi, simülasyon modelinin doğasında bulunan dinamikleri anlamak ve farklı zaman dilimlerinde tüketici davranışlarının evrimini incelemek için çok önemli bir araç olarak hizmet eder. Tüketici popülasyonunda gözlemlenen dalgalanmalara ilişkin değerli bilgiler sunar ve simülasyon süreci boyunca tüketici davranışındaki değişiklikleri

yönlendiren faktörlere ışık tutmaktadır. Verilerin grafikler aracılığıyla görselleştirilmesi, yalnızca ham sayısal verileri incelerken belirgin olmayan eğilimleri ve kalıpları belirlemeye yardımcı olmaktadır. Grafikte gösterilen eğilimleri analiz ederek, araştırmacılar ve analistler, simüle edilmiş ortamda oyundaki temel dinamikleri daha derin bir şekilde anlayabilirler. Ayrıca grafik, tüketici davranışlarında önemli değişikliklerin meydana geldiği zaman içinde kritik noktaların tanımlanmasını kolaylaştırarak paydaşların bu içgörülere dayanarak bilinçli kararlar almasını sağlamaktadır.

Grafiğin zaman içindeki tüketici davranışını tasviri, simülasyonun genel dinamiklerini etkileyen yinelenen kalıpların ve eğilimlerin tanımlanmasına izin vermektedir. Verilerin bu şekilde görselleştirilmesi, karmaşık simülasyon modellerinin yorumlanabilirliğini artırır.

Grafiğin zaman eksenini (x eksenini) incelendiğinde, simülasyonun 365 günlük bir zaman dilimini kapsamaktadır. Bu süre boyunca hem dönüşüm oranı hem de çıkma oranı hızlı bir büyüme gösterdi ve sonunda belirli bir süre sonra stabilize olmuştur.

Bu grafik gösterimi, web sitesindeki kullanıcı davranışına ilişkin önemli bilgiler sunmaktadır. Dönüşüm ve çıkma oranlarındaki ilk artış, ziyaretçilerin önemli bir bölümünün web sitesine geldikten sonra anında dönüşüm yaptığını ve platformdan hızla çıkan kullanıcılar da olduğunu göstermektedir. Bu oranların zaman içindeki sabitliği, web sitenizin davranışları öngörülebilir bir denge seviyesine ulaşan tutarlı bir kullanıcı kitlesini çektiği anlamına gelir.



Şekil 4.15. AnyLogic 365 günlük bir simülasyonda 5000 ajanın davranışları (61. Ve 365. Günler).

Şekil 4.15 AnyLogic yazılım platformu tarafından oluşturulan bir simülasyonun sonucunu göstermektedir. Her biri belirli bir renk şeması ile gösterilen bir sistem içindeki çeşitli öğelerin görsel bir temsilini sağlamaktadır. Şekil 4.15'teki ilk görsel simülasyonun 61. Gününü göstermektedir ve bu gün web sitesinin günlük dönüşüm oranlarında hızlı bir yükseliş gerçekleştiği ilk gün olması sebebiyle seçilmiştir. İkinci görsel ise 365. Günü göstermektedir, simülasyonun son gününde web sitesinin bir yıl sonundaki durumunu göstermektedir. Bu bağlamda koyu yeşil, herhangi bir doğrudan müdahale olmaksızın siteye doğal yollarla gelen ziyaretçileri gösteren organik trafiği ifade etmektedir. Açık yeşil ise, doğrudan trafiğe karşılık gelir ve web sitesine URL 'yi doğrudan tarayıcılarına yazmak gibi doğrudan yollarla erişen kişileri temsil eder. Pembe renk, siteye akıllı telefonlar gibi mobil cihazlar aracılığıyla erişen kullanıcıları vurgulayan mobil trafik ile ilişkilendirilir. Mor, bu görselleştirmede, web trafiğini sembolize ederek web sitesini masaüstü veya dizüstü bilgisayarlarda geleneksel web tarayıcıları aracılığıyla ziyaret eden kullanıcıları göstermektedir. Sarı, bir sayfaya girdikten kısa bir süre sonra siteden uzaklaşan ziyaretçilerin yüzdesini gösteren hemen çıkma oranını göstermek için kullanılmaktadır. Mavi renk, siteye gelen ziyaretçilerin whatsapp üzerinden işletmeye ulaşması gibi istenen eylemlerde bulundukları durumları gösteren dönüşümü temsil etmek için kullanılmaktadır. Son olarak kırmızı renk ile web sitesine gelen, bir takım etkinlikler gerçekleştiren ancak işletme tarafından beklenen dönüşümü gerçekleştirmeden web sitesinden ayrılan kullanıcılar temsil edilmektedir. Simülasyonun sonunda kırmızı

renklerin yoğunlukta olması kullanıcıların web sitesini ziyaret ettiğini, web sayfaları arasında dolaştığını ve etkileşim oluşturduğunu gösterirken dönüşüm gerçekleştirmeden web sitesinden ayrılan kullanıcıların yoğunlukta olduğunu göstermektedir.



5. SONUÇ VE ÖNERİLER

5.1. SONUÇ

Bu çalışmanın temel amacı, Google Analytics'ten toplanan verileri kullanarak avukatlık firmaları resmi web sitelerindeki kullanıcı etkileşimlerinin detaylı bir analizini yapmaktır. Araştırma problemi, kullanıcı davranışlarının karmaşık ve sürekli gelişen yapısından ve bu davranışların anlaşılabilmesinin zor olmasından dolayı ortaya çıkmıştır. Web sitelerinin etkinliğini ve işlevselliğini optimize etmeyi amaçlayan stratejiler geliştirebilmek amacıyla karmaşık olarak nitelendirilen bu kullanıcı davranışlarını ve belirsizlikleri anlamak oldukça önemlidir.

Çalışmada lojistik regresyon ve bulanık bilişsel haritalamaya ek olarak ajan tabanlı model yöntemleri kullanılmıştır. Lojistik regresyon algoritması, hipotezleri test etmek ve web sitesindeki kullanıcı davranışlarının dönüşümle sonuçlanıp sonuçlanmayacağını tahmin etmeyi amaçlayan bir yöntemdir. Bulanık bilişsel haritalama ile web sitesi üzerindeki kullanıcı davranışının firma tarafından belirlenen hedef dönüşüme ulaşması sürecindeki karmaşık bağlantıları amaçlayan bir yöntemdir. Ancak ajan tabanlı modelleme, web sitesinde gezinen çeşitli kullanıcı profillerinin simüle edilmesini amaçlayan bir yöntemdir. Bu yöntemlerin kullanılması, kullanıcı davranışının sürekli gelişmesi ve potansiyel olarak ortaya çıkabilecek çeşitli senaryoların daha iyi anlaşılmasına imkân sağlamaktadır. Çalışmanın veri toplama aşamasında, avukatlık web sitesinden Google Analytics aracı tarafından toplanan kullanıcı davranışı verileri csv halinde dışarı aktararak analiz edilebilmesi için uygun formata dönüştürülmüştür. Elde edilen veri kümesi, kullanıcıların web sitesindeki etkileşimlerini, görüntüledikleri sayfaların sayısını, ziyaret sürelerini, etkileşim biçimlerini, hangi kaynak üzerinden eriştiğini, ilk defa ziyaret gerçekleştiren yeni kullanıcıları, geri dönen kullanıcıları, günlük, haftalık ve aylık etkileşimlerin birbirlerine oranları gibi verilerden oluşmaktadır. Google Analytics bu verilerin doğru ve güvenilir bir şekilde toplanmasına ve analiz edilmesine imkân sağlamıştır. Google Analytics aracılığıyla elde edilen kullanıcı davranışı verileri arasındaki ilişkiler lojistik regresyon analizi ile incelenmiş, bulanık bilişsel haritalama ile haritalandırılmış ve son olarak kullanıcıların davranışları ajan tabanlı modelleme ile

simüle edilmiştir.

Çalışma kapsamında geliştirilen hipotezlerden bağımlı değişkenin kategorik verilere sahip olması ve çalışmanın bulgular kısmında da görüldüğü gibi çeşitli şekillerde test edilen veri setinin normal dağılım göstermemesi sebebiyle hipotezlerin test edilmesinde lojistik regresyon analizi kullanılmıştır.

H1: Organik trafik kaynaklarındaki artış, web sitelerinin dönüşüm oranlarını olumlu yönde etkiler. Bu hipotez lojistik regresyon analizi ile test edilmiştir ve kabul edilmiştir.

H2: Web sitesi ortalama oturum süresindeki artış, dönüşüm oranlarını olumlu yönde etkiler. Bu hipotez lojistik regresyon analizi ile test edilmiştir ve reddedilmiştir.

H3: Sayfa görüntülenmelerindeki artış, dönüşüm oranlarını olumlu yönde etkiler. Bu hipotez lojistik regresyon analizi ile test edilmiştir ve reddedilmiştir.

H4: Mobil cihazlardan gelen kullanıcı sayısındaki artış, dönüşüm oranını olumlu yönde etkiler. Bu hipotez lojistik regresyon analizi ile test edilmiştir ve kabul edilmiştir.

H5: Geri dönen kullanıcı sayısındaki artış, dönüşüm oranını olumlu yönde etkiler. Bu hipotez lojistik regresyon analizi ile test edilmiştir ve reddedilmiştir.

Bu çalışmanın sonucunda, organik trafik düzeyinin dönüşüm gerçekleştirme üzerinde önemli bir etkisi olduğu tespit edilmiştir. Organik trafik düzeyi düşük olan günlerde yani günlük organik olarak gelen kullanıcı sayısının 0 ile 80 arasında olduğu günlerde dönüşüm gerçekleşme olasılığının, organik trafik düzeyi yüksek olan günlere göre %98 daha düşük olduğu sonucuna varılmıştır.

Ancak kullanıcı başına etkileşimli oturum düzeyinin dönüşüm gerçekleşme olasılığı üzerinde olumsuz bir etkisinin olduğu belirlenmiştir. Çalışmanın bulgular kısmında daha açık bir şekilde anlatıldığı gibi, referans kategorisinden diğer kategorilere doğru gidildiğinde dönüşüm gerçekleşme olasılığının artması beklenmesi sebebiyle, kullanıcı başına etkileşimli oturum düzeyi 1 olanların yani günlük 0 ile 0.28 arası etkileşimli oturum sayısına sahip olunması dönüşüm oranının, organik trafik 5 ile ifade edilen gruba göre %100 daha fazla olduğu sonucuna varılmıştır.

Sayfa görüntüleme düzeyinin dönüşüm gerçekleşme olasılığı üzerinde anlamlı bir etkisinin olmadığı belirlenmiştir. Günlük sayfa görüntüleme sayısı 0 ile 358 arasında olanların yani sayfa görüntüleme düzeyi 1 olan günlerde dönüşüm gerçekleşmesi olasılığı, sayfa görüntüleme 5 ile ifade edilen gruba yani daha fazla sayfa görüntülemesi

olan günlere kıyasla 3.825 kat daha fazla olduğu sonucuna varılmıştır.

Mobil trafik düzeyinin dönüşüm gerçekleşme olasılığı üzerinde anlamlı bir etkisi olduğu belirlenmiştir. Günlük mobil kullanıcı sayısı 0 ile 65 arasında yani mobil trafik düzeyi 1 olan günlerde dönüşüm gerçekleşme olasılığı, mobil trafik düzeyi 5 olan günlere göre %94 daha düşük olduğunu göstermektedir.

Geri dönen kullanıcı düzeyinin dönüşüm gerçekleşme olasılığı üzerinde anlamlı bir etkisinin olmadığı tespit edilmiştir. Tablo 18 de görüldüğü gibi referans kategorisinden diğer kategorilere gidildikçe dönüşüm gerçekleşme olasılığında bir azalma gözlemlenmiştir bu etkinin istatistiksel olarak anlamlı olmadığını göstermektedir.

Çalışma bulguları işletmelerin dijital pazarlama stratejilerini oluştururken organik ve doğrudan trafiği artırmalarının, dönüşüm oranlarının artırılmasında da önemli bir role sahip olduğunu göstermektedir. Aynı zamanda çalışma mobil cihazlardan gelen kullanıcı sayısını arttırmanın da dönüşüme olumlu yönde katkıda bulunacağını göstermektedir.

Çalışma kapsamında incelenen avukatlık web sitesi kullanıcı davranışları incelendiğinde yıl sonu ve yıl başı dönemlerinde web sitesinin aldığı trafik miktarında ve dönüşümlerde belirgin bir artış görülmektedir. Adli tatil dönemine denk gelmesi sebebiyle Temmuz-Ağustos aylarında web sitesine gelen trafik diğer aylara kıyasla düşük olsa da ortalamaya yakın bir miktardadır ancak yine de trafik miktarı ve dönüşümlerde bir azalma görülmektedir. Sonuç olarak çalışma bulguları, organik trafik kaynaklarından gelen kullanıcıların web sitesinde daha uzun süre geçirdiği, daha fazla etkileşime girdiği ve daha yüksek dönüşüme sahip olduğunu ortaya koymaktadır.

5.2. ÖNERİLER

Bu araştırma, kullanıcıların avukatlık web sitelerinde sergiledikleri davranışları incelemek ve bu davranışların şekillenmesinde rol oynayan çeşitli faktörleri tam olarak belirleyebilmek amacıyla gerçekleştirilmiştir. Elde edilen bulgulara dayanarak, kullanıcı deneyimini geliştirmek ve avukatlık web sitelerinin etkinliğini artırmak için aşağıdaki gibi öneriler sunulabilir. Başlangıçta, kullanıcı ziyaretlerinin süresini uzatmak ve web sitesinde artan etkileşimi teşvik etmek için hem içeriğin hem de tasarımın kullanıcı dostu olması gerekmektedir. Bu hedefe ulaşmak için, basit ve anlaşılır bir navigasyon sisteminin uygulanmasına, hızlı yükleme sürelerine ve mobil cihazlarla uyumlu tasarımlara öncelik verilmesi zorunludur. Ayrıca, benzer nitelikte ek içerik oluşturulması

ve en yüksek kullanıcı ilgisini çeken sayfaların ve materyallerin incelenerek mevcut içeriğin yenilenmesi önerilir.

Dahası, kullanıcı davranışı hakkında daha derin bir fikir edinmek için segmentasyon ve kişiselleştirme taktiklerinin kullanılması tavsiye edilir. Bu çerçevede, çeşitli kullanıcı segmentlerinin farklı ihtiyaç ve beklentilerine göre uyarlanmış özel içerik ve hizmetler sunmak, kullanıcı memnuniyetini önemli ölçüde artırabilir. Örneğin, blog girişleri, videolar ve belirli yasal konulara odaklanan etkileşimli araçlar gibi yüksek kaliteli içeriğin geliştirilmesi, kullanıcıların web sitesine bağlılığını güçlendirecektir.

Son olarak, Google Analytics'ten gelen verilerin tutarlı bir şekilde incelenmesi ve bu analizlerin sonuçlarına dayanılarak stratejik kararlar alınması önemli bir ağırlığa sahiptir. Web sitesinin performansını sürekli izlemek ve kullanıcı geri bildirimlerine yanıt olarak iyileştirmeler yapmak, sonuçta kullanıcı deneyiminin uzun bir süre boyunca optimize edilmesini sağlayacaktır. Bu paradigma içinde, veri merkezli bir yaklaşım benimsenerek, kullanıcı davranışına ilişkin daha verimli ve kalıcı çözümler tasarlanabilir.

6. KAYNAKLAR

- Afor, M. E., & Sahana, S. (2022). The Internet Of Behaviour(IOB) and Its Significant Impact on Digital Marketing. *3rd IEEE 2022 International Conference on Computing, Communication, and Intelligent Systems, ICCIS 2022*, 7-12.
- Agarwal, A., Hosanagar, K., & Smith, M. D. (2015). Do organic results help or hurt sponsored search performance? *Information Systems Research*, 26(4), 695-713.
- Altun, T. (2020). *Big Data Yöntemleri Ve Lojistik Regresyon Analizi İle İnternet Altyapı Kalite Degerlendirmesi*. Yüksek Lisans, Sakarya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Sakarya.
- AnyLogic. (2022). Time stack chart. <https://anylogic.help/anylogic/analysis/time-stack-chart.html>
- Bâra, A., Oprea, S. V., Bucur, C., & Tudorică, B. G. (2023). Unraveling the Impact of Lockdowns on E-commerce: An Empirical Analysis of Google Analytics Data during 2019–2022. *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*, 18(3), 1484-1510.
- Beasley, M. (2013). How Web Analytics Works. *Practical Web Analytics for User Experience*. (ss. 25-48). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/b978-0-12-404619-1.00003-4>.
- Beri, B., & Parminder, A. P. (2013). Web Analytics: Increasing Website's Usability and Conversion Rate. *International Journal of Computer Applications*. 72(6), 975-8887.
- Bonabeau, E. (2002). Agent-based modeling: Methods and techniques for simulating human systems. *Proceedings of the national 76ra re76 of sciences*, 99(3), 7280-7287.
- Borshchev, A., & Grigoryev, I. (2017). Designing state-based behavior: statecharts. *The Big Book of Simulation Modeling Multimethod Modeling with AnyLogic 8*. <https://www.anylogic.com/upload/books/new-big-book/7-statecharts.pdf#page=1.19>.
- Bouwman, H., Nikou, S., Molina-Castillo, F. J., & de Reuver, M. (2018). The impact of digitalization on business models. *Digital Policy, Regulation and Governance*, 20(2), 105-124.

- Brooks, C., Gherhes, C., & Vorley, T. (2020). Artificial intelligence in the legal sector: Pressures and challenges of transformation. *Cambridge Journal of Regions, Economy and Society*, 13(1), 135-152.
- Bulanık Bilişsel Haritalama. <https://www.mentalmodeler.com/> Erişim tarihi: 25.05.2024
- Büyüköztürk, Ş. (2010). *Sosyal Bilimler için Veri Analizi El Kitabı* (10. Basım). Ankara: Pegem Akademi.
- Chen, S. H., & Venkatachalam, R. (2017). Agent-based modelling as a foundation for big data. *Journal of Economic Methodology*. 24(4), 362-383.
- Crooks, A., Heppenstall, A., & Malleon, N. (2017). Agent-Based Modeling. *Comprehensive Geographic Information Systems*, 218-243. Elsevier Inc. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-409548-9.09704-9>
- Çokluk, Ö. (2010). Lojistik Regresyon Analizi: Kavram ve Uygulama. Kuram ve uygulamada eğitim bilimleri, *Kuram ve Uygulamada Eğitim Bilimleri*. 10(3), 1357-1407.
- Davis, Christopher W. H., & Giabbanelli, P. J. (2019). The Intersection Of Agent Based Models And Fuzzy Cognitive Maps: A Review Of An Emerging Hybrid Modeling Practice. *Proceedings of the 2019 Winter Simulation Conference*. 1292-1303.
- Deshpande, D., & Deshpande, S. (2017). Online User Behavior: A Decade's Perspective. *International Conference on Trends in Electronics and Informatics ICEI 2017*, 977-979.
- Drivas, I. C., Sakas, D. P., Giannakopoulos, G. A., & Kyriaki-Manessi, D. (2020). Big data analytics for search engine optimization. *Big Data and Cognitive Computing*, 4(2), 1-22.
- Edwards, G. I., & Kok, K. (2021). Building a Fuzzy Cognitive Map from stakeholder knowledge: An Episodic, asynchronous approach. *Current Research in Environmental Sustainability*, 3, 1-14.
- Fabian, N. E. (2017). The Effect of Device Type on Buying Behavior in Ecommerce: An Exploratory Study. *9th IBA Bachelor Thesis Conference*. 5 Temmuz. Enschede.
- Fundingsland, E. L., Fike, J., Calvano, J., Beach, J., Lai, D., & He, S. (2022). Methodological Guidelines for Systematic Assessments of Health Care Websites Using Web Analytics: Tutorial. *Journal of Medical Internet Research*, 24(4). <https://doi.org/10.2196/28291>

- Google. (2024). Dimensions and metrics introduction. https://support.google.com/analytics/answer/13947485?hl=tr&sjid=17074262768612118797-EU&visit_id=638541235164867844-970619481&ref_topic=13948007&rd=1 Erişim tarihi: 20.05.2024.
- Gray, S. A., Zatre, E., & Gray, S. R. J. (2013). Fuzzy cognitive maps as representations of mental models and group beliefs. *Fuzzy cognitive maps for applied sciences and engineering: From 78ra re78ntals to extensions and learning algorithms* (C. 54, ss. 29-48). https://doi.org/10.1007/978-3-642-39739-4_2
- Güney, M., & Afacan Fındıklı, M. M. (2020). Dijital Pazarlamada Sosyal Medya Reklamlarının Özel Sağlık Kurumlarına Olan Etkileri. *Eurasian Econometrics Statistics & Emprical Economics Journal*. 17, 67-87.
- Halgekar, A., Chouhan, A., Khetan, I., Bhatia, J., Shah, N., & Srivastava, K. (2021). Internet of Behavior (IoB): A Survey. *2021 5th International Conference on Information Systems and Computer Networks, ISCON 2021*. <https://doi.org/10.1109/ISCON52037.2021.9702450>
- Hemanth, J., Bhatia, M., & Geman, O. (2019). Analysis and Visualization of User Navigations on Web. *Data Visualization and Knowledge Engineering* (C. 32, ss. 195-221). https://doi.org/10.1007/978-3-030-25797-2_9
- Hoo, Z. H., Candlish, J., & Teare, D. (2017). What is an ROC curve? *Emergency Medicine Journal*, 34(6), 357-359.
- Javaid, M., Haleem, A., Singh, R. P., Rab, S., & Suman, R. (2021). Internet of Behaviours (IoB) and its role in customer services. *Sensors International* (C. 2). <https://doi.org/10.1016/j.sintl.2021.100122>
- Jiya, E. A., Obunadike, G. N., & Emmanuel, A. O. (2023). A Review of Fuzzy Cognitive Maps Extensions and Learning. *Journal of Information Systems and Informatics*, 5(1), 300-323.
- Kaatz, C., Brock, C., & Figura, L. (2019). Are you still online 78ra re you already mobile? – Predicting the path to successful conversions across different devices. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 50, 10-21. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2019.04.005>
- Kantanantha, N., & Awichanirost, J. (2022). Analyzing and forecasting online tour bookings using Google Analytics metrics. *Journal of Revenue and Pricing Management*, 21(3), 354-365.
- Karasar, N. (2018). *Bilimsel Araştırma Yöntemi: Kavramlar, İlkeler, Teknikler* (33. Basım). Ankara: Nobel Akademik Yayıncılık.

- Khairuzzaman, M. G., Othman, S., Adnan, R., & Ismail, N. (2020). Analyzing User Behaviour And Page Views Based On Visitor Traffic. *Malaysian Journal of Computing*, 5(1), 446-455.
- Kireev, V. S., Rogachev, A. S., & Yurin, A. (2019). Web-Analytics Based on Fuzzy Cognitive Maps. In *Biologically Inspired Cognitive Architectures 2018: Proceedings of the Ninth Annual Meeting of the BICA Society*, 174-179.
- Kosko, B. (1986). Fuzzy cognitive maps. *Int. J. Man-Machine Studies* (C. 24).
- Koukopoulos, Z., & Koukopoulos, D. (2019). Evaluating the usability and the personal and social acceptance of a participatory digital platform for cultural heritage. *Heritage*, 2(1). <https://doi.org/10.3390/heritage2010001>
- Laco, P., & Kallová, M. (2017). Factors Influencing Corporate Websites' Value. *20th International Scientific Conference AMSE Applications of Mathematics and Statistics in Economics*, 275-283. <https://doi.org/10.15611/amse.2017.20.22>
- Modhugu, V. R., & Ponnusamy, S. (2024). Comparative Analysis of Machine Learning Algorithms for Liver Disease Prediction: SVM, Logistic Regression, and Decision Tree. *Asian Journal of Research in Computer Science*, 17(6), 188-201.
- Moustati, I., Gherabi, N., El Massari, H., & Saadi, M. (2023). From The Internet of Things (IoT) to The Internet of Behaviors (IoB) for Data Analysis. *Colloquium in Information Science and Technology, CIST*, 634-639. <https://doi.org/10.1109/CiSt56084.2023.10409989>
- Mukhopadhyay, D., Mishra, P., & Saha, D. (2007). An Agent Based Method for Web Page Prediction. *Agent and Multi-Agent Systems: Technologies and Applications*. 31 May1s-1 Haziran. Wroclaw, 219-228.
- Nápoles, G., Ranković, N., & Salgueiro, Y. (2023). On the interpretability of Fuzzy Cognitive Maps. *Knowledge-Based Systems*, 281. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2023.111078>
- Obiedat, M., Samarasinghe, S., & Strickert, G. (2011). A new method for identifying the central nodes in fuzzy cognitive maps using consensus centrality measure. *19th International Congress on Modelling and Simulation*, 1084-1091. <http://mssanz.org.au/modsim2011>
- Oğuzlar, A. (2005). Lojistik Regresyon Analizi Yardımıyla Suçlu Profilinin Belirlenmesi. *İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 19(1), 21-35.

- Özesmi, U., & Özesmi, S. L. (2004). Ecological models based on people's knowledge: A multi-step fuzzy cognitive mapping approach. *Ecological Modelling*, 176(1-2), 43-64.
- Pang, P. C. I., Munsie, M., & Chang, S. (2023). A Method for Analyzing Navigation Flows of Health Website Users Seeking Complex Health Information with Google Analytics. *Informatics*, 10(4). <https://doi.org/10.3390/informatics10040080>
- Papageorgiou, E. I., & Salmeron, J. L. (2013). A review of fuzzy cognitive maps research during the last decade. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 21(1), 66-79.
- Parmaksız, İ. (2020). İyimserlik, Özgecilik ve Medeni Durumun Psikolojik Dayanıklılık Üzerindeki Etkileri. *Pamukkale Üniversitesi Eğitim Fakültesi Dergisi (PAU Journal of Education)*, 48, 285-302.
- Perdikaki, O., Kesavan, S., & Swaminathan, J. M. (2012). Effect of traffic on sales and conversion rates of retail stores. *Manufacturing and Service Operations Management*, 14(1), 145-162.
- Porsche, L., Zbieczuk Suchá, L., & Martinek, J. (2022). The potential of Google Analytics for tracking the reading behavior in web books. *Digital Library Perspectives*, 38(4), 532-541.
- Riihimäki, T. (2014). Evaluating the Value of Web Metrics. *Master's thesis*, Aalto University Department of Information and Service Economy.
- Rogers, J., & Song, A. (2023). Digital Marketing in the Legal Profession: What's Going on and Does it Matter? *Law, Technology and Humans*, 5(2), 134-164.
- Roumeliotis, K. I., Tselikas, N. D., & Tryfonopoulos, C. (2022). Greek Hotels' Web Traffic: A Comparative Study Based on Search Engine Optimization Techniques and Technologies. *Digital*, 2(3), 379-400.
- Sakas, D. P., & Giannakopoulos, N. T. (2021). Big data contribution in desktop and mobile devices comparison, regarding airlines' digital brand name effect. *Big Data and Cognitive Computing*, 5(4). <https://doi.org/10.3390/bdcc5040048>
- Sakas, D. P., & Reklitis, D. P. (2021). The impact of organic traffic of crowdsourcing platforms on airlines' website traffic and user engagement. *Sustainability*, 13(16). <https://doi.org/10.3390/su13168850>
- Sakas, D. P., Giannakopoulos, N. T., Reklitis, D. P., & Dasaklis, T. K. (2021). The effects of cryptocurrency trading websites on airlines' advertisement campaigns. *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*, 16(7), 3099-3119.

- Saura, J. R., Palos-Sánchez, P., & Suárez, L. M. C. (2017). Understanding the digital marketing environment with kpis and web analytics. *Future Internet* (C. 9, Sayı 4). MDPI. <https://doi.org/10.3390/FI9040076>
- Sharma, H. (2023). The Importance of Website Usability in Digital Marketing: A Review. *London Journal of Research In Computer Science and Technology*, 23(3), 25-32.
- Smith, A. K., Bolton, R. N., & Wagner, J. (1999). A Model of Customer Satisfaction with Service Encounters Involving Failure and Recovery. *Journal of Marketing Research*, 356-372.
- Stach, W., Pedrycz, W., & Kurgan, L. A. (2012). Learning of fuzzy cognitive maps using density estimate. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 42(3), 900-912.
- Sun, J., Gan, W., Chao, H. C., Yu, P. S., & Ding, W. (2023). Internet of Behaviors: A Survey. *IEEE Internet of Things Journal*, 10(13), 11117-11134.
- Sunarya, P. A., Rahardja, U., Chen, S. C., Li, Y. M., & Hardini, M. (2024). Deciphering Digital Social Dynamics: A Comparative Study of Logistic Regression and Random Forest in Predicting E-Commerce Customer Behavior. *Journal of Applied Data Sciences*, 5(1), 100-113.
- Suneetha, K. R., & Krishnamoorthi, R. (2009). Identifying User Behavior by Analyzing Web Server Access Log File. *IJCSNS International Journal of Computer Science and Network Security*, 9(4), 327-332.
- Şenel, S., & Alatlı, B. (2014). Lojistik Regresyon Analizinin Kullanıldığı Makaleler Üzerine Bir İnceleme. *Journal of Measurement and Evaluation in Education and Psychology*, 5, 35-52.
- Taken Smith, K., & Smith, L. M. (2019). Social Media Usage by Law Firms: Correlation to Revenue, Reputation, and Practice Areas. *Services Marketing Quarterly*, 40(1), 66-81.
- Thomas, A., Darroch, J., & Galvin, W. (2001). Marketing and service orientation of New Zealand law firms. *Marketing Intelligence & Planning*, 19(2), 103-111.
- Türkiye Barolar Birliği Reklam Yasağı Yönetmeliği. (2003). T.C. Resmi Gazete, 25296, 21 Kasım 2003.
- Ulaş, M., & Karabay, B. (2020). Terör Saldırılarını İçeren Büyük Verinin Makine Öğrenmesi Teknikleri ile Analizi. *Fırat Üniversitesi Müh. Bil. Dergisi*, 32(1), 267-277.

- Walczak, S., & Gregg, D. G. (2009). Factors influencing corporate online identity: A new paradigm. *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*, 4(3), 17-29.
- Xiang, D., & Wu, Y. (2022). Analysis and Research of Internet User Behaviors under the Context of Big Data. *Proceedings - 2022 International Conference on Big Data, Information and Computer Network*, 243-247.
<https://doi.org/10.1109/BDICN55575.2022.00054>
- Yoon, B. S., & Jetter, A. J. (2016). Comparative Analysis for Fuzzy Cognitive Mapping. *2016 Proceedings of PICMET'16: Technology Management for Social Innovation*, 1897-1908.
- Zhao, Q., Li, G., Cai, J., Zhou, M. C., & Feng, L. (2023). A Tutorial on Internet of Behaviors: Concept, Architecture, Technology, Applications, and Challenges. *IEEE Communications Surveys and Tutorials*, 25(2), 1227-1260.
- Ziani, L., Khanouche, M. E., & Belaid, A. (2022). Internet of Behaviors: A literature review of an emerging technology. *Proceedings of the 2022 1st International Conference on Big Data, IoT, Web Intelligence and Applications*, 42-47.
<https://doi.org/10.1109/BIWA57631.2022.10037987>

ÖZGEÇMİŞ

KİŞİSEL BİLGİLER

Adı Soyadı : Öznur Ocak

Yabancı Dili : İngilizce

ÖĞRENİM DURUMU

Derece	Alan	Okul/Üniversite	Mezuniyet Yılı
Y. Lisans	Yönetim Bilişim Sistemleri	Düzce Üniversitesi	2024
Lisans	Yönetim Bilişim Sistemleri	Düzce Üniversitesi	2020