T.C.

RADYO VE TELEVİZYON ÜST KURULU

VİDEO VE SES AKIŞ PLATFORMLARINDA ÖNERİ ALGORİTMALARININ İNCELENMESİ: NETFLIX VE SPOTIFY ÖRNEKLERİ

UZMANLIK TEZİ

BERNA TOZLU KOLANCI

DANIŞMAN: DAİRE BAŞKAN YARDIMCISI İBRAHİM ESER

ANKARA

ARALIK, 2022

Radyo ve Televizyon Üst Kurulu Başkanlığına,

Berna TOZLU KOLANCI adlı Üst Kurul Uzman Yardımcısının hazırladığı "Video ve Ses Akış Platformlarında Öneri Algoritmalarının İncelenmesi: Netflix ve Spotify Örnekleri" başlıklı bu çalışma, Tez Değerlendirme Komisyonu üyelerince oy birliği ile **Uzmanlık Tezi** olarak kabul edilmiştir.

	Komisyon Üyeleri	İmza
Başkan	Ebubekir ŞAHİN Üst Kurul Başkanı	.....
Üye	Deniz GÜÇER Üst Kurul Üyesi	.....
Üye	Dr. İbrahim USLU Başkan Yardımcısı	.....
Üye	Deniz GÜLER Daire Başkanı	.....
Üye	İbrahim ESER Daire Başkan Yardımcısı (Tez Danışmanı)	.....

ONAY

Bu tez Radyo ve Televizyon Üst Kurulu Uzmanlığı Yönetmeliği'nin ilgili maddeleri uyarınca ...../...../202... tarihinde kabul edilmiştir.

.....

Ebubekir ŞAHİN

Üst Kurul Başkanı

ETİK İLKELERE UYGUNLUK BEYANI

Bu tez çalışmasında;

Tez içinde sunduğum verileri, bilgileri ve dokümanları akademik ve etik kurallar çerçevesinde elde ettiğimi,

Tüm bilgi, belge, değerlendirme ve sonuçları bilimsel etik ve ahlâk kurallarına uygun olarak sunduğumu,

Tez çalışmasında yararlandığım eserlerin tümüne uygun atıfta bulunarak kaynak gösterdiğimi,

Kullanılan verilerde ve ortaya çıkan sonuçlarda herhangi bir değişiklik yapmadığımı,

Sunduğum çalışmanın özgün olduğunu bildirir, aksi bir durumda aleyhime doğabilecek tüm hak kayıplarını kabullendiğimi beyan ederim. 20/12/2022

Berna TOZLU KOLANCI

ÖZET

VİDEO VE SES AKIŞ PLATFORMLARINDA ÖNERİ ALGORİTMALARININ İNCELENMESİ: NETFLIX VE SPOTIFY ÖRNEKLERİ

TOZLU KOLANCI, Berna
Uzmanlık Tezi
Tez Danışmanı: Daire Başkan Yardımcısı İbrahim ESER
Aralık, 2022, xv + 183 sayfa

Teknolojik gelişmeler, insan hayatını pek çok konuda etkileyerek kolaylaştırdığı gibi bireylerin günlük hayatta erişim sağladığı hizmetleri, hizmet araçlarını ve bu hizmetlerin aktarım yollarını da etkilemiştir. Bu gelişmelerin bir sonucu olan internet, geleneksel medya olarak nitelendirilen tek taraflı ve önceden zamanlanmış medya araçlarının tüketicilere sunumunu da değiştirmiştir. Yıllar içinde, gelişmeye ve değişmeye devam eden televizyon ve radyo gibi geleneksel medya mecraları; internet vasıtasıyla teknolojik yakınsamaya uğramış ve içerik tüketimi çift taraflı, etkileşimli ve daha kişisel hâle gelmiştir. Alışılagelmiş televizyon ve radyo, isteğe bağlı platformlar olarak hizmet alanlarını genişletmiş ve kullanıcıların zamandan ve mekândan bağımsız içerik tüketimini mümkün hâle getirmiştir.

İsteğe bağlı yayın hizmeti sağlayan platformlar; kullanıcılarına yönelik hizmet kalitesini artırmak, platformda geçirilen süreyi uzatmak ve artan içerik kütüphaneleri dolayısı ile kişiye en uygun ve izlenebilir veya dinlenebilir içeriği sunmak amaçlarıyla algoritma tabanlı öneri sistemlerini kullanmaktadır. Algoritmik kültürün oluşması, sistemlerin makineler tarafından kontrol edilmesine ve yönetilmesine imkân sağlamış; arkalarında dijital iz bırakan kullanıcıların zevk, beğeni ve tercihleri öğrenilerek tahminlemeler üretilmiş ve nihayetinde abonelere içerik önerisi sunulmaya başlanmıştır.

Bu çalışmada; öneri algoritmalarının isteğe bağlı yayın hizmeti sağlayan platformlarda nasıl kullanıldığı, kişiselleştirilmiş önerilerin hangi verileri referans aldığı ve bu verilerin içerik sunumunda hangi aşamada rol aldığı, ‘video’ ve ‘ses’ bağlamında araştırılmıştır. Bulgular, kullanıcı istatistikleri ve popülerlikleri itibarıyla isteğe bağlı video/ses yayın hizmeti sunan Netflix ve Spotify tarafından kullanılan öneri sistemleri ihtivasında incelenmiş ve yorumlanmıştır. İçerik önerileri ve kişiselleştirmenin nasıl ve hangi yollarla yapıldığı, filtreleme yöntemleri, tavsiyelerin kullanıcıları tatmin etmedeki başarısı ve sistemin arka planı, teknik yönleriyle anlatılmıştır. Çalışmaya kaynaklık eden

dokümanlar, nicel ve nitel araştırma yöntemleriyle analiz edilmiş, muhteviyattaki bilgiler en güncel hâlleriyle sunulmaya çalışılmış ve gelecekteki çalışmalar için öneriler sunulmuştur.

Anahtar Kelimeler: Netflix, Spotify, Kişiselleştirme, Filtreleme Yöntemleri, Öneri Algoritmaları, Öneri Sistemleri, İsteğe Bağlı Yayın Hizmeti

ABSTRACT

EXAMINATION OF RECOMMENDATION ALGORITHMS ON VIDEO AND AUDIO STREAMING PLATFORMS: EXAMPLES OF NETFLIX AND SPOTIFY

TOZLU KOLANCI, Berna

Specialization Thesis

Thesis Advisor: Deputy Head of Department İbrahim ESER

December, 2022, xv + 183 page

Technological developments have not only made human life easier by influencing many issues, but have also affected the services that individuals access in daily life, the service tools and the ways of transferring these services. As a result of these developments, the internet has also changed the presentation of unilateral and pre-timed media tools, which are described as traditional media, to consumers. Traditional media channels such as television and radio, which continue to evolve and change over the years; It has undergone technological convergence through the internet and content consumption has become two-sided, interactive and more personal. Conventional television and radio have expanded their service areas as on-demand platforms and made it possible for users to consume content independent of time and space.

Platforms that provide on-demand streaming services; It uses algorithm-based recommendation systems to increase the quality of service for its users, to extend the time spent on the platform, and to offer the most appropriate and watchable or listenable content due to the increasing content libraries. The formation of algorithmic culture enabled systems to be controlled and managed by machines; Estimates were produced by learning the tastes, likes and preferences of users who left a digital mark behind them, and finally, content suggestions were started to be offered to subscribers.

In this study; how recommendation algorithms are used in platforms that provide on-demand services, which data are referenced by personalized recommendations, and at what stage these data play a role in content presentation have been investigated in the context of 'video' and 'audio'. The findings were analyzed and interpreted within the context of the recommendation systems used by Netflix and Spotify, which offer video/audio streaming services on demand, in terms of user statistics and popularity. How and in what ways content recommendations and personalization are made, filtering methods, the success of the

recommendations in satisfying the users and the background of the system are explained in technical aspects. The documents that are the source of the study were analyzed with quantitative and qualitative research methods, the information in the content was tried to be presented in their most up-to-date form and suggestions for future studies were presented.

Key Words: Netflix, Spotify, Personalization, Filtering Methods, Recommendation Algorithms, Recommendation Systems, On-Demand Streaming Service

TEŞEKKÜR

"Video ve Ses Akış Platformlarında Öneri Algoritmalarının İncelenmesi: Netflix ve Spotify Örnekleri" isimli bu tezin hazırlanması ve sunulması sürecinde başta, Üst Kurul Başkanı Sayın Ebubekir ŞAHİN olmak üzere; Üst Kurul Üyelerine ve Tez Değerlendirme Komisyonu Üyelerine teşekkürlerimi sunarım.

Tez çalışması sürecinde bilgisi, tecrübesi ve yol göstericiliği ile bu süreci verimli bir şekilde geçirmemi ve öğretilerinden istifade etmemi sağlayan Tez Danışmanım Daire Başkan Yardımcısı Sayın İbrahim ESER'e teşekkürlerimi borç bilirim.

Yine bu süreç boyunca desteğini, yardımlarını, anlayışını ve tecrübesini esirgemeyerek yanımda olan, yönlendirmeleri ile teze değer katan kıymetli eşim Üst Kurul Uzmanı Sayın Uğur Can KOLANCI'ya; bugüne kadar attığım her adımda başaracağıma dair inançlarını benden esirgemeyen aileme ve arkadaşlarıma ayrıca teşekkür ederim.

Son olarak yanımda olamasa da her zaman bana olan güvenini ve inancını hissettiğim ve öğrettiği doğrular sayesinde bugünlere gelmemde şüphesiz emeği çok olan canım babama sonsuz teşekkür ederim.

İÇİNDEKİLER

ETİK İLKELERE UYGUNLUK BEYANI iii
ÖZET iv
ABSTRACT vi
TEŞEKKÜR viii
İÇİNDEKİLER ix
TABLOLAR LİSTESİ xii
ŞEKİLLER LİSTESİ xiii
KISALTMALAR/SİMGELER xv
BÖLÜM I 1
GİRİŞ 1
Araştırma Problemi 1
Araştırmanın Amacı 4
Araştırmanın Önemi 5
Araştırmanın Sınırlılıkları 6
Tanımlar 6
Araştırmanın Yöntemi 7
Araştırmanın Modeli 8
Evren ve Örneklem 8
Verilerin Toplanması 9
Verilerin Çözümlenmesi 9
BÖLÜM II 10
İSTEĞE BAĞLI PLATFORMLARIN GELİŞİMİ VE TÜRLERİ 10
Dünya'da ve Türkiye'de Televizyon ve Radyonun Doğuşu ve Gelişimi 10
Televizyon 11
Radyo 14
Yeni Medyanın Gelişimi 16
Yeni Medya ve İnternet İlişkisi 18
Çevrim İçi Platform Teknolojisi 23
İsteğe Bağlı Video Akış Platformlarının Gelişimi ve Türleri 29
İsteğe Bağlı Video (Video-on-Demand/VoD) 30
İşlem Tabanlı İsteğe Bağlı Video (Transactional Video-On-Demand/TVoD) 32
Abonelik Tabanlı İsteğe Bağlı Video (Subscription Video-On-Demand/SVoD) 32

Reklam Tabanlı İsteğe Bağlı Video (Advertising-based Video-On-Demand/AVoD) .33
Türkiye'de ve Dünya'da SVoD Platform Örnekleri 34
Netflix 34
Amazon Prime Video.....36
Disney Plus.....36
Hulu.....37
HBO Max 37
BluTV.....37
İsteğe Bağlı Ses Akış Platformlarının Gelişimi ve Türleri 38
İsteğe Bağlı Ses Akış Platformlarının Türkiye ve Dünya'daki Örnekleri.....40
Spotify.....40
Apple Music 41
Amazon Music.....42
Tidal 42
Deezer 43
YouTube Music 43
Fizy 43
BÖLÜM III.....44
ÖNERİ ALGORİTMALARI VE SİSTEMLERİ 44
Öneri Sistemlerinde Kullanılan Filtreleme Metotları 48
İçerik Tabanlı Filtreleme (Content-Based Recommendation).....49
İşbirliğine Dayalı Filtreleme (Collaborative Filtering) 51
Hibrit Filtreleme (Hybrid Filtering) 55
Öneri Sistemlerinde Karşılaşılan Problemler 57
Soğuk Başlangıç (Cold Start) Problemi.....57
Ölçeklenebilirlik (Scalability) Problemi.....58
Veri Seyrekliği (Data Sparsity) Problemi.....59
Gizlilik (Privacy) Problemi.....59
Aşırı Uzmanlaşma (Overspecialization) Problemi.....59
Eş Anlamlılık (Synonymy) Problemi 60
Öneri Sistemlerinin Değerlendirme Metrikleri.....60
Kişiselleştirilmiş Tercihler (Kişiselleştirme).....63
İsteğe Bağlı Platformlarda Kullanılan Algoritmalar.....66
Ses ve Müzik Önerileri 67
Video Önerileri.....72

BÖLÜM IV 77
BULGULAR VE YORUMLAR 77
Netflix ve Spotify Durum İncelemesi 77
Netflix Öneri Sistemi 77
Netflix Sistem Mimarisi 81
Netflix Öneri Sistemi Algoritmaları 85
Netflix'te Sayfa Oluşturma 93
Netflix Katalog Resimleri ve Oluşum Süreçleri 97
Netflix Görsel Belirleme Testleri 100
Netflix Kodlama 104
Spotify Öneri Sistemi 108
Spotify Sistem Mimarisi 111
Spotify Kişiselleştirilmiş Çalma Listeleri Oluşturma 112
Spotify Öneri Sistemi Algoritmaları 116
Spotify Algoritmik Çalma Listeleri 128
Spotify'ın Algoritma Tabanlı Olmayan Çalma Listeleri 132
Spotify Kodlama 134
Görsel-İşitsel Medya Bağlamında Öneri Sistemlerine Yönelik Yasal Düzenlemeler 139
Genel Değerlendirme 147
BÖLÜM V 153
SONUÇLAR VE ÖNERİLER 153
Sonuçlar 153
Öneriler 156
KAYNAKLAR 160
ÖZGEÇMİŞ 183

TABLOLAR LİSTESİ

Tablo **Sayfa**

Tablo 1. Öneri Sistemleri Literatür Özeti.….....2
Tablo 2. Önerilerin Uygulamalara Katkıları.....46
Tablo 3. İşbirlikçi Filtreleme Teknikleri.....54
Tablo 4. Öneri Sistemlerinin Domain Özellikleri.....67

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil **Sayfa**

Şekil 1. Video ve Ses Platformları Canlı Akış Mimarisi.....25

Şekil 2. Tedarik Zincir Sınıflandırma Diyagramı.....29

Şekil 3. Öneri Sisteminde Aşamalar.....48

Şekil 4. Öneri Filtreleme Teknikleri.....49

Şekil 5. İçerik Tabanlı Öneri.....51

Şekil 6. Kullanıcı - Öğe Matrisi.....53

Şekil 7. Last.fm Veri Kümesinin Okunması.....70

Şekil 8. Sanatçılar İle İlgili Profil Vektörü.....71

Şekil 9. Kosinüs Benzerlik Değerleri.....71

Şekil 10. MovieLens Veri Kümesi İçerik Başlıklarının Kelime Bulutu Olarak Görselleştirilmesi.....74

Şekil 11. MovieLens Veri Kümesi Kullanıcı Değerlendirme Dağılımı.....75

Şekil 12. MovieLens Veri Kümesine Yeni Eklenen Kullanıcının Puanladığı İçerikler.....75

Şekil 13. Netflix Tarafından Toplanan Büyük Veri (Big Data).....79

Şekil 14. Meson Ara Yüzü.....80

Şekil 15. Netflix Ana Sayfası.....81

Şekil 16. Netflix Sistem Mimarisi.....83

Şekil 17. Netflix İçerik Dönüştürme Akışı.....84

Şekil 18. CineMatch Algoritmasının Çalışma Prensibi.....86

Şekil 19. Kişileştirilmiş Video Sıralaması (PVR) Algoritması Tarafından Oluşturulan Tür Satır Örneği.....88

Şekil 20. Top-N Sıralayıcı Algoritma Tarafından Oluşturulan İçerik Önerileri.....89

Şekil 21. Trending Now Sıralayıcı Algoritması Tarafından Oluşturulan İçerik Önerileri.....90

Şekil 22. İzlemeye Devam Et Sıralayıcı Algoritması Tarafından Oluşturulan İçerik Listesi.....91

Şekil 23. İçeriksel Verilerin Sıralanışı.....92

Şekil 24. Video-Video Benzerlik Sıralayıcı Algoritma Tarafından Oluşturulan İçerik Listesi.....93

Şekil 25. Netflix Ana Sayfa Oluşturma İş Akışı.....94

Şekil 26. Netflix Satır Oluşturma Süreci.....95

Şekil 27. Netflix Satır Dizilimi.....96

Şekil 28. Bir Netflix Original Dizisi Olan "Stranger Things" İçin Farklı Katalog Görselleri.....98

Şekil 29. "Good Will Hunting" Film Afişinin İzlenen İçerik Türlerine Göre Kişiselleştirilmesi.....99

Şekil 30. "Pulp Fuction" Film Afişinin İzlenen İçeriklerdeki Oyuncu Kadrosuna Göre Kişiselleştirilmesi.....100

Şekil 31. Duyguların Kullanımı Örneği Olarak "Unbreakable Kimmy Schmidt" İçerik Afişi.....101

Şekil 32. "Sense8" İçeriğinin Ülkelere Göre Afişleri.....102

Şekil 33. "Dragons: Race to the Edge" İçeriğinin Tanınır Karakter Kullanımına Yönelik Afişleri.....103

Şekil 34. "Orange is the new Black" İçeriğinin Çok ve Az Sayıda Karakter İhtiva Ettiği Afişleri.....104

Şekil 35. Spotify Bulut Teknolojisi Erişim Cihazları.....109

Şekil 36. Spotify Kişiselleştirme Uygulamaları.....113

Şekil 37. Ölçümler (Metrics) ve Makine Öğrenimi Ekosistemi.....114

Şekil 38. Spotify İçerik Tür Havuzu.....116

Şekil 39. BaRT Öneri Algoritmasının Çalışma Akışı.....117

Şekil 40. BaRT Öneri Algoritmasının Modları.....119

Şekil 41. Spotify Ana Sayfa Oluşumu.....121

Şekil 42. BaRT Öneri Algoritmasının Amacı.....122

Şekil 43. BaRT Ödül Fonksiyonu.....123

Şekil 44. Ortak Kümeleme Grubu.....123

Şekil 45. Ses Üzerinde Derin Öğrenme (Deep-Learning).....126

Şekil 46. Spotify Çalma Listesi Oluşturmada Yapay Zekâ Kullanımı.....128

Şekil 47. Discover Weekly (Haftalık Keşif) Çalma Listesi.....130

Şekil 48. Spotify Daily Mix Çalma Listeleri.....132

Şekil 49. Spotify Web API.....135

Şekil 50. Spotify Podcast Yerleştirme.....138

KISALTMALAR/SİMGELER

Kısaltma	Açıklama
AB	Avrupa Birliği (European Union)
ABC	American Broadcasting Company (Amerikan Yayın Şirketi)
ABD	Amerika Birleşik Devletleri
ADSL	Asymmetric Digital Subscriber Line (Asimetrik Sayısal Abone Hattı)
AIA	Yapay Zekâ Yasası (Artificial Intelligence Act)
AK	Avrupa Komisyonu (European Commission)
API	Application Programming Interface (Uygulama Programlama Arabirimi)
ARPA	The Advanced Research Projects Agency (Gelişmiş Savunma Araştırmaları Dairesi)
ARPANET	The Advanced Research Projects Agency Network (Gelişmiş Araştırma Projeleri Dairesi Ağı)
AVoD	Advertising-based Video-on-Demand (Reklam Tabanlı İsteğe Bağlı Video)
AWS	Amazon Web Services (Amazon Web Hizmetleri)
BaRT	Bandits for Recommendations as Treatments
BBC	British Broadcasting Corporation (Britanya Yayıncılık Şirketi)
Bknz.	Bakınız
BTK	Bilgi Teknolojileri ve İletişim Kurumu
CD	Compact Disc
CDN	Content Delivery Network (İçerik Dağıtım Ağı)
CERN	European Organization for Nuclear Research (Avrupa Nükleer Araştırma Merkezi)
CFS	Collaborative Filtering System (İşbirlikçi Filtreleme Sistemi)
CPU	Central Processing Unit (Merkezî İşlem Birimi)
CRNN	Convolutional Recurrent Neural Network (Kıvrımlı Tekrarlayan Sinir Ağı)
CTV	Connected-TV
CSV	Comma-Separated Variables (Virgülle Ayrılmış Değerler)

Der.	Derleyen
DSA	Digital Services Act (Dijital Hizmetler Yasası)
DSL	Digital Subscriber Line (Sayısal Abone Hattı)
DVD	Digital Versatile Disc (Çok Amaçlı Dijital Disk)
DVR	Digital Video Recorder (Dijital Video Kaydedici)
Ed.	Editör
FM	Frequence Modulation (Frekans Modülasyonu)
GİMHY	Görsel-İşitsel Medya Hizmetleri Yönergesi
HBO	Home Box Office
HD	High Definition (Yüksek Çözünürlük)
Hi-Fi	High Fidelity
HTML	Hypertext Markup Language (Hiper Metin İşaretleme Dili)
IOS	iPhone Operating System (iPhone İşletim Sistemi)
IP	Internet Protocol
IPTV	Internet Protocol Television (İnternet Protokollü Televizyon)
ISP	Internet Service Provider (İnternet Hizmet Sağlayıcı)
İTÜ	İstanbul Teknik Üniversitesi
JSON	JavaScript Object Notation
KIT	Kingston Interactive Television
LTE	Long-Term Evolution (Uzun Vadeli Evrim)
MAE	Mean Absolute Error (Ortalama Mutlak Hata)
MPEG	Moving Pictures Experts Group (Hareketli Görüntü Uzmanları Birliği)
MSN	Microsoft Network
NBC	National Broadcasting Company
NLP	Natural Language Processing (Doğal Dil İşleme)
OC	Open Connect
ODTÜ	Orta Doğu Teknik Üniversitesi
OTT	Over-the-Top
P2P	Peer-2 (to)-Peer
PMML	Predictive Model Markup Language (Tahmine Dayalı Modelleme İşaret Dili)
PPV	Pay-Per-View (İzleme Başına Ödeme)
PTT	Posta ve Telgraf Teşkilatı

PVR	Personal Video Ranker (Kişiselleştirilmiş Video Sıralayıcı)
RAD	Robust Anomaly Detection (Güçlü Anomali Tespiti)
REST	Representational State Transfer (Temsili Durum Transferi)
RMSE	Root Mean Squared Error (Kök Ortalama Kare Hata)
ROC	Receiver Operating Characteristic (Alıcı İşletim Karakteristiği)
RPCA	Robust Principal Component Analysis (Güçlü Temel Bileşen Analizi)
RTÜK	Radyo ve Televizyon Üst Kurulu
s.	Sayfa
SVD	Singular Value Decomposition (Tekil Değer Ayrıştırması)
SVoD	Subscription-based Video-on-Demand (Abonelik Tabanlı İsteğe Bağlı Video)
TCP	Transmission Control Protocol (İletim Kontrol Protokolü)
TF/IDF	Term Frequency / Inverse Document Frequency (Terim Frekansı / Ters Doküman Frekansı)
TRT	Türkiye Radyo-Televizyon Kurumu
TTNET	Türk Telekom İnternet
TTTAŞ	Türk Telsiz Telefon Anonim Şirketi
TURNET	Türkiye Ulusal İnternet Altyapı Ağı
TÜBİTAK	Türkiye Bilimsel ve Teknolojik Araştırma Kurumu
TV	Televizyon
TVoD	Transactional-based Video-on-Demand (İşlem Tabanlı İsteğe Bağlı Video)
t.y.	Tarih yok
UDP	User Datagram Protocol (Kullanıcı Veri Bloğu Kuralları)
ULAKBİM	Ulusal Akademik Ağ ve Bilgi Merkezi
URI	Uniform Resource Identifier (Tekdüzen Kaynak Bulucu)
vb.	Ve benzeri
VLOP	Çok Büyük Çevrim İçi Platform (Very Large Online Platform)
WHO	World Health Organization (Dünya Sağlık Örgütü)
Wi-Fi	Wireless-Fidelity (Kablosuz Bağlantı Alanı)
WWW	World Wide Web (Dünya Çapında Ağ)
XLM	Extensible Markup Language (Genişletilebilir İşaretleme Dili)

BÖLÜM I

GİRİŞ

Günümüz tüketim isterleri ve dijitalleşme ile beraber internete erişen kullanıcı sayısında artış yaşanmaya başlamış ve bu artışın getirdiği ilerleme ile geleneksel mecralar, kendilerini dijitale yöneltmeye başlamıştır. Dijitalleşme ile farklı alanlarda farklı kanallar vasıtasıyla bilgiye ve hizmete erişim yöntemleri hiç olmadığı kadar kolaylaşmıştır. Eğlenceye yönelik talebin artacağını öngören dijital içerik üreticileri; bilgi, medya ve eğlence odaklı servisler oluşturarak, bu servislere ulaşım sağlayacak yol ve yöntemleri artırmıştır (Bhatt, 2019, 75). İnternetin televizyon ve radyo gibi araçlarla ve dizi, film ve müzik gibi içeriklerle yakınlaşması ile isteğe bağlı video ve isteğe bağlı müzik platformları ortaya çıkmaya başlamıştır. Geçmişten günümüze, geleneksel izleme ve dinleme eylemi; başat medya mecraları olan televizyon ve radyo üzerinden tüketicinin tek taraflı dâhil olduğu bir iletişim şeklinde gerçekleşmiştir. İnternetin gelişmesi, küresel bir iletişim aracı hâline gelmesi ve yeni bir medya birimi olarak kullanılması ile birlikte tüketiciler ya da kullanıcılar, iletişimin çift taraflı ve interaktif olduğu bir sürece girmiştir.

Araştırma Problemi

Dijital akış platformlarının ortaya çıkışı, yeni müzik veya yeni diziler gibi güncel içeriklerin artmasına ve bunların keşfedilmesine imkân sağlamıştır. Dijital platformlar varlıklarını sürdürmek ve geliştirmek için her ne kadar içeriklere (dizi, film, müzik ve podcast gibi) bağlı gibi gözükse de büyük ölçüde bu platformlar, algoritmik öneri sistemlerine bağlı sistemsel bir mimari olarak çalışmaktadır. Algoritma temelli çalışan bu öneri sistemleri, kullanıcı ile dijital platform arasında bağ kurarak tavsiyelerin oluşmasına öncülük etmektedir. Öneri sistemlerinde kullanılan algoritmalar, sadece dizilerin veya müziklerin tarihini izlemekle kalmaz; aynı zamanda bir kişinin belirli bir filmi veya şarkıyı izlemesinin/dinlemesinin veya belirli bir türü diğerine tercih etmesinin arkasında yatan nedeni de analiz etmektedir.

1990'ların başında geliştirilen öneri sistemleri, kişilerin zevk ve tercihlerine göre önerilerde bulunurken zaman içerisinde Amazon, Pandora, Netflix, Spotify ve Yahoo! gibi birçok e-ticaret ve medya platformu sitesinde de önemli ölçüde kullanılmaya başlanmıştır. Abonelik tabanlı hizmet vermeye başlayan platformlar tarafından sunulan hizmetin süresi kişilerin beğendikleri, izledikleri veya dinledikleri öğelere ulaşması ile orantılı olmuştur. Nitekim aboneler ilgilerini çeken öğeyi bulamadıklarında aldıkları hizmeti terk etme yoluna gitmektedir. Zamanla hem abonelere hem de şirketlere olumsuz şekilde yansıyacağından; bu durum varlıklarını sürdürmek isteyen şirketleri öneri sistemlerini bünyelerine dâhil etmeye zorunlu kılınmıştır. Birden fazla yöntemle ve pek çok teknikle işleme koyulabilen öneri sistemlerinde, yöntemler değişse de amaç kullanıcılara veya abonelere beğenebilecekleri öğeleri en iyi performans ile tavsiye olarak sunmaktır.

Koenigstein, Dror ve Koren (2011); Yahoo Music'in bir milyondan fazla kullanıcı, 600 bin müzik ve 250 milyondan fazla derecelendirmeden oluşan veri setini inceleyerek seyrek ama büyük ölçekli veri analizine örnek bir çalışma yapmıştır. Oluşturdukları modelde, matris faktörizasyonu ile öğe popülerliğini birleştirmişlerdir. Gunawan, Suhartono ve Adiyansjah (2019) ses ve müzik önerileri için CRNN'yi (kıvrımlı tekrarlayan sinir ağı) önermiş ve bu yöntemi kullanarak tahminlerin doğruluğunu artırmışlardır. Gunawan ve arkadaşlarının bu çalışmasında, öneri yöntemlerinin performansını ölçmek için Gerçek Pozitif Oranı, Yanlış Pozitif Oranı, Roc Eğrisi ve F1 Puanı olarak dört farklı metrik kullanılmıştır.

Tablo 1

Öneri Sistemleri Literatür Özeti

Çalışmayı Yapanlar	Veri Tabanı	Metot	Performans Metrikleri
Zare ve diğerleri	Filmtrust, Epinion ve Flixster	İşbirlikçi Filtreleme	MAE ve RMSE
Basile ve diğerleri	Movielens 1M, Last.fm ve Library-Thing	İçerik Tabanlı Filtreleme	F1@k Ölçüsü (k=1, 2, 3…)
Pujahari ve Padmahabhan	Movielens	İşbirlikçi Filtreleme	Duyarlılık Ölçüsü
Kuzelewksa ve Kurylowicz	GroupLens	İşbirlikçi Öneri Sistemleri	RMSE
Park ve diğerleri	Movielens, FilmTrust, Lastfm, Epinions ve Audioscrobble	Matris Çarpanlara Ayırma	Spearman Korelasyonu ve Duyarlılık Ölçüsü

Tablo 1, farklı araştırmacıların öneri sistemlerine dair ele aldıkları muhtelif yöntemleri içeren özet bir çalışma olsa da her geçen gün artan dijital içerik veri miktarı, bu tablonun güncellenmesini zorunlu kılmaktadır.

Bu tez çalışmasında, video ve ses akış hizmetlerinde kullanılan öneri sistemi özelinde tahminleme algoritmaları üzerinde durulacak; gerek Türkiye gerekse de dünyada geniş ve -göreceli olarak- başarılı kullanım istatistiklerine sahip Netflix ve Spotify'ın öneri algoritmaları incelenecek ve değerlendirilecektir. Böylece, geleneksel medyanın dijital medyaya yakınsadığı ve internet mecrasının başat izleme ve dinleme mecrası olarak ön plana çıktığı günümüzde; öneri algoritmalarının önemi, kullanıcı talebine ve platform başarısına etkileri ifade edilecektir. Çalışmanın kapsam ve sınırlılıkları dâhilinde, isteğe bağlı hizmet veren video ve ses platformları ve öneri algoritmaları ile ilgili olarak Avrupa Birliğinde ve Türkiye'de gerçekleştirilen yasal düzenlemeler ile bu düzenlemelere ilişkin öneriler bu tez çalışması ihtivasında sunulmuştur. Ayrıca, özellikle dijital yerli nüfusunun arttığı, internet mecrasının kullanım alanının genişlediği ve bu itibarla isteğe bağlı akış hizmetlerinin yoğun kullanıldığı bir ekosistemde; Radyo ve Televizyon Üst Kurulu (RTÜK) gibi görsel-işitsel medyayı düzenleyen ve denetleyen otoritelerin ne gibi çalışmalarda bulunabileceği öneri olarak sunulacaktır.

Bu çalışma popüler dijital içerik akış platformlardan olan Netflix ve Spotify'ın öneri listeleri oluşturma evrelerini, kullanıcılarla etkileşimlerini ve sunulan önerilerin mahiyetini incelemektedir. Dünya genelinde pek çok aboneye ve kullanıcı profiline sahip bu platformlar, kişilerin dijital izlerini veri olarak kullanmakta ve kişiselleştirilmiş öneri listeleri hazırlamaktadır. Platformu kullanan kişiler kendilerine sunulan içeriklerin;

- ❖ Neye göre sunulduğu,
- ❖ İçerik listelerinin nasıl hazırlandığı,
- ❖ Kişinin beğenilerine yakın öğelerin hangi kriterlerle belirlendiği,
- ❖ Öneri sistemlerinin çalışma yapılarının nasıl olduğu sorularına, tezin muhteviyatında cevaplar verilecektir.

Öte yandan tezde ele alınan konu ve kavramlara yönelik yerel literatürde yeterli kaynağın olmaması ve bu yönde, literatüre katkı sağlanması amacı; tezin yazılmasına öncülük eden bir diğer saik olmuştur.

Araştırmanın Amacı

Bu çalışmanın genel amacı; video ve ses akış hizmetlerinde yer alan öneri sistemlerini, algoritmaları ve teknik bileşenleri ile açıklayarak tanımlamak, incelemek ve değerlendirmektir. Bu hususta Netflix ve Spotify'ın yazılım adı verilen teknik, organizasyonel ve sosyal yönleri ile çalışmaları bir ekosistem hâlinde ele alınmaktadır. Tezde verilen bilgilerin konu ile ilgili çalışma yapacak araştırmacılara kaynak olmasının yanı sıra Türkçe kaynak olarak alanında yapılan ilk çalışma olarak literatüre katkısı olacağı değerlendirilmektedir. Araştırmanın genel amacı doğrultusunda hedeflenen diğer amaçlar ise şu şekildedir:

- İsteğe bağlı yayın hizmeti sunan platformların temel özelliklerini ve geleneksel medyadan yeni medyaya geçiş süreçlerini internet teknolojileri bağlamında incelemek,
- Son yıllarda Dünya'da ve Türkiye'de, daha çok tercih edilen isteğe bağlı yayın hizmeti sunan platformların alt türlerini muhtelif amaçlar doğrultusunda incelemek ve bunların dijital mecralara katkılarını ele almak,
- Öneri sistemleri ve öneri algoritmaları hakkında bilgi vermek, kullanım alanlarını ifade etmek ve isteğe bağlı yayın hizmeti sağlayan platformlarla ilişkisini açıklamak,
- İsteğe bağlı video ve ses akış platformlarında kullanılan tahminleme sisteminin önemini açıklamak,
- Öneri algoritmalarının önemini vurgulamak,
- Video veya ses önerilerinin oluşturulması ile son kullanıcıya iletimi arasındaki süreci ifade etmek,
- Netflix ve Spotify sistem altyapıları, veri işleyişleri ve teknolojileri hakkında bilgi vermek,
- Netflix ve Spotify'ın içerikleri abonelerine/kullanıcılarına nasıl önerdiğini açıklamak,
- Öneri sistemlerinin iyileştirilmesine dair tavsiyelerde bulunmak,
- Öneri sistemleri ve algoritmalarının dijitalleşme ile birlikte kullanım alanlarının olası artışı ve çeşitliği hakkında durum değerlendirmelerinde bulunmak,
- Öneri sistemleri ve algoritmaları ile ilgili Dünya'da ve Türkiye'de yasal düzenlemelerin olup-olmadığını araştırmak.

Araştırmanın Önemi

İnternet ortamındaki hızlı büyüme, geniş kullanım ağı ve veri birikimi; artan bir hızla bilgi yükü problemini ciddi bir sorun hâline getirmektedir. Kullanıcılar, genellikle internetten erişebildikleri çok büyük miktardaki bilgi karşısında şaşırmakta ve "kendi ihtiyaçlarını karşılayabilecek en uygun bilgiyi" bulabilme sorunuyla karşı karşıya kalmaktadırlar.

Son yıllarda televizyon, tablet, akıllı telefon ve bilgisayar gibi farklı ekranlar üzerinden internet kullanımının artması; medya mecralarını, iletişim kanallarını ve medya ürününün tüketim deneyimini değişime uğratmıştır. Bu değişimlerden en önemlisi olan isteğe bağlı akış hizmetlerinde de çok sayıda video ve ses içeriği söz konusudur. Kullanıcıların zevklerine ve tercihlerine hitap edecek içerik keşifleri, giderek artan geniş içerik kütüphaneleri içerisinde oldukça zor bir hâle gelmektedir. Bu noktada, kullanıcıların dijital dünyada bırakmış oldukları izler itibarıyla tahminleme/öneri algoritmalarının kullanımı, gerek kullanıcı yönünden gerekse akış platformu yönünden çift taraflı faydayı artırmakta ve internet tabanlı hizmet sağlayıcılarda daha fazla izleme/dinleme eylemi gerçekleşmektedir. Nitekim öneri sistemleri, kullanıcılara kişiselleştirilmiş öneriler sunarak en uygun ve en verimli hizmetlerin sunulmasını hedefleyen sistemler olarak anılmaktadır.

Nihayetinde bu çalışmada, öneri sistemlerinin çalışma prensipleri anlatılacak, değişen kullanıcı tercihleri ve tüketime yönelik içerik arayış çabaları günümüzün popüler video ve müzik platformları bağlamında ele alınacak, bu platformların kullandığı öneri sistemleri Netflix ve Spotify özelinde irdelenecek ve dijital çağın isterlerine göre değerlendirilerek çeşitli öneriler sunulacaktır. Öte yandan 21 Mart 2018 tarihinde 6112 sayılı Radyo ve Televizyonların Kuruluş ve Yayın Hizmetleri Hakkında Kanuna eklenen "Yayın Hizmetlerinin İnternet Ortamından Sunumu" kenar başlıklı 29/A maddesi ile bu madde kapsamında, 1 Ağustos 2019 tarihinde çıkarılan "Radyo, Televizyon ve İsteğe Bağlı Yayınların İnternet Ortamından Sunumu Hakkında Yönetmelik" ile internet üzerinden isteğe bağlı yayın yapan platformların içerik denetimi Radyo ve Televizyon Üst Kuruluna geçmiş ve bu itibarla geleneksel medyadan farklı yapıya sahip dijital platformların tanınması ve işleyişinin kavranması bakımından bu tezin başvurulabilecek bir kaynak olabileceği değerlendirilmektedir.

Araştırmanın Sınırlılıkları

Bu tezin kapsamı, geleneksel medyadan yeni medyaya dönüşümü ana hatları ile ele alarak video ve ses akış platformları arasında kullanımı en popüler olan iki platformu incelemeyi ihtiva etmektedir. Günümüzde, muhtelif amaçlar doğrultusunda hizmet sunan pek çok isteğe bağlı video ve ses akış platformu bulunmakla birlikte, bu tez çalışmasında; kullanım istatistikleri ve göreceli olarak popülariteleri itibarıyla Netflix ve Spotify'dan bahsedilmiştir. İncelemesi yapılan platformlar, geçmişten günümüze dijital platformlarda yaşanan değişmeler ve gelişmeler bağlamında ele alınmış ve bunların internetin gelişim süreçleri ile olan bağlantılarına değinilmiştir. Dijitalleşme kavramı, bir cihaz vasıtasıyla internete erişim sağlanarak kullanma olarak değil altyapı sistem mimarisinden son kullanıcıya ulaşan hizmet olarak çalışmanın ilgili yerlerinde aktarılmıştır. Öneri algoritmalarının detaylı olarak ele alındığı kısımda; dijitalleşme, internet ve geleneksel medyadan yeni medyaya dönüşüm, tezin amacına hizmet edecek şekilde ilişkilendirilerek verilmiştir. Netflix ve Spotify özelinde bir inceleme yapılmış; bu iki platformun öneri sistemleri, kullandıkları algoritmaları, elde ettikleri verileri kullanma biçimleri teknik detayları doğrultusunda izah edilmiş ve kişiselleştirilmiş öneri listeleri oluşturma biçemleri anlatılmıştır. Platformların sistemsel mimarileri, tezin amacına hizmet edecek ve aktarılan diğer konularla bağlantısı olacak şekilde daraltılmış ve ilgili yerlere vurgular yapılarak verilmiştir.

Tanımlar

Yapay Zekâ: İnsan gibi davranan makine sistemlerinin modellenmesi veya görevlerin yerine getirilmesi için insan zekâsını taklit eden ve topladıkları bilgilere göre yinelemeli olarak kendilerini iyileştirebilen sistemler veya makineler anlamına gelmektedir.

Makine Öğrenmesi: İnsan öğreniminin benzerini yapmak ve bilgisayarların gerçek dünyadan bilgi edinmesini ve bu bilgilere dayalı olarak bazı konularda insan kadar gelişme göstermesini sağlayan yapay zekâ ve bilgisayar bilimi dalıdır.

Derin Öğrenme: Verileri işlemede insan beynine benzer şekilde çalışması amaçlanan algoritmaların (yapay sinir ağları) makine öğrenimi alt dalıdır.

Medya Hizmet Sağlayıcısı: Radyo, televizyon ve isteğe bağlı yayın hizmeti içeriğinin seçiminde editoryal sorumluluğu bulunan ve bu hizmetin düzenlenme ve yayınlanma biçimine karar veren tüzel kişidir.

İsteğe Bağlı Yayın Hizmeti: Programların kullanıcının seçtiği bir zamanda ve münferit isteği üzerine medya hizmet sağlayıcı tarafından düzenlenmiş bir program kataloğuna bağlı olarak izlendiği veya dinlendiği yayın hizmetidir.

İsteğe Bağlı Video Platformu: Kişisel bilgileri ihtiva eden bir kullanıcı profili vasıtayla uygulamalarına (App.) ve/veya URL adreslerine akıllı telefon, tablet, televizyon ve kişisel bilgisayar ekranlarıyla erişilen; genellikle abonelik tabanlı ve tipik bir statik yayın programının kısıtlamaları olmadan dizi, film veya belgesel gibi video içeriklerini barındıran Netflix, Amazon Prime Video veya Disney+ gibi medya dağıtım sistemidir.

İsteğe Bağlı Ses Platformu: Kişisel bilgileri ihtiva eden bir kullanıcı profili vasıtayla uygulamalarına (App.) ve/veya URL adreslerine akıllı telefon, tablet, televizyon ve kişisel bilgisayar ekranlarıyla erişilen; genellikle abonelik tabanlı ve albüm, müzik veya podcast gibi ses içeriklerini barındıran Spotify, Tidal veya Apple Music gibi medya dağıtım sistemidir.

Dijital Platform: Kullanıcılar arasındaki etkileşimleri ve işlemleri kolaylaştıran herhangi bir elektronik iletişim aracını içeren yazılım tabanlı çevrimiçi altyapı sistemidir.

Metrik: Geçilen durak sayısı (hop count), bant genişliği (bandwidth), trafik yükü (load), paketin anahtarlanma süresi [gecikme (delay)], hattın güvenilirliği (reliability) ve metriklerin toplam etkisi (cost) gibi parametreleri temel alarak belirli bir işin çözümünde en iyi yolu seçme ölçümüdür.

Araştırmanın Yöntemi

Bu tez çalışmasının ikinci bölümünde, video ve ses akış platformları televizyon ve radyonun icadından itibaren ele alınmış, Türkiye ve Dünya'da popüler olan video ve ses akış platformlarından ve bunların kullanım istatistiklerinden bahsedilmiştir. Ardından üçüncü bölümde tezin ana çıkış noktalarından biri olan öneri sistemleri teknik detayları ile açıklanmıştır. Dördüncü bölümde, Spotify ve Netflix özelinde ilgili literatür taraması ve araştırmanın yanı sıra, vaka çalışması mahiyetinde Spotify ve Netflix'in yerel önerisini genişleten ve önerilen içeriklerinin listelenmesini sağlayan algoritmik ve yazılımsal altyapıları detaylı şekilde irdelenmiştir. Dijital platformların teknolojik gelişmelerle birlikte

geçirdiği değişimler ve süreçler teknik detayları ile anlatılmıştır. Spesifik olarak ele alınan Spotify ve Netflix platformlarının kişiselleştirilmiş öneriler sunarken kullandığı algoritmalara dair değerlendirmeler, bulgu ve sonuçları içeren son bölümünde verilmiştir.

Araştırmanın Modeli

Konu ve kavramlar açıklanırken literatürdeki akademik çalışmalar taranarak ulusal ve uluslararası kabul görmüş eserler, tezler, makaleler, bilimsel çalışmalar, internet kaynakları ve dergilerden farklı görüş ve düşüncelere ait bilgiler, konuların ele alınış biçimlerini vurgulamak amacıyla nitel bir araştırma yapılarak tezde verilmiştir. Bu bağlamda zamansal gelişim ve değişimleri ifade edebilmek, geçmişte ya da hâlen varolan kavram durumlarını varolduğu şekliyle betimlemek ve araştırmaya konu olan nesnelerin, kendi koşulları içinde ve oldukları gibi tanımlanmaya çalışıldığı tarama modeli kullanılmıştır. Ayrıca, araştırma tekniği olarak alan araştırması ve arşiv araştırması yöntemlerine muhtelif yerlerde başvurulmuştur.

Evren ve Örneklem

Araştırmaya konu olan nesnelerin genel olarak ifade edilmesi ve konu ile ilgili toplanan verilerin değerlendirilerek bir sonuca varılması sürecinde, evreni, "İsteğe Bağlı Video ve Ses Akış Platformlarında Öneri Algoritmaları" oluşturmaktadır. Birden fazla sayıda nesneden oluşan evrende, ele alınan evren hakkında genel yargıya varmak amacıyla, evrenin tümü ya da bir kısmı örneklem olarak belirlenebilmektedir. İsteğe bağlı video ve ses akış platformlarının ve kullanılan öneri algoritmalarının işleyiş şekli ve türleri olarak geniş bir çalışma alanına sahip oluşu sebebiyle tezin çalışma konusu ve ortaya koyduğu amaçlar doğrultusunda Netflix ve Spotify özelinde bir örneklem alma yoluna gidilmiştir. Hem Dünya'da hem de Türkiye'de sıklıkla tercih edilen ve kullanıcı sayısı bakımından ilk sıralarda yer alan Netflix ve Spotify medya içerik platformları, tezin örneklemini oluşturmaktadır. Bu platformların seçilmesinde içerik çeşitlilikleri, erişim sağlanan cihazlar, pek çok ülkeye hizmet vermeleri, milyonlarca kullanıcıya ve onlara ait verilere sahip olmaları ile sahip oldukları verileri kullanıcılarına kişiselleştirilmiş öneri listeleri

hazırlayarak sunma noktasında performans değerlerinin üst seviyede olması belirleyici olmuştur.

Verilerin Toplanması

Tez çalışmasında konu veya kavramlara ait kodlama, ürün geliştirme veya ölçüm yapmaktan ziyade doküman analizi, nicel ve nitel veri toplama, literatür taraması, kaynakların okunması ve özetlenmesi ile analiz, yorumlama ve sonuç çıkarma plan ve yöntemleri kullanılmıştır. Araştırılması hedeflenen olgu veya olgular hakkında bilgi içeren yazılı materyaller analiz edilmiş, hangi dokümanların çalışmanın amacına yönelik önemli olduğu ve veri kaynağı olarak kullanılabileceği değerlendirilmiştir. İşlenen konulara dair veri toplanmasında akademik veri tabanları, ulusal ve uluslararası tezler, makaleler ve dergi yazıları, çevrimiçi kütüphaneler; pazar, tüketici ve teknik verilerde uzmanlaşmış kurum ve kuruluşların yayımladıkları veri ve raporlar ile muhtelif internet sayfalarından istifade edilmiştir.

Verilerin Çözümlenmesi

Elde edilen veriler, nicel ve nitel yöntemler ile analiz edilerek video ve ses akış platformlarında öneri algoritmalarının kullanımına dair bilgiler verilmiş ve gelecek çalışmalara dair önerilerde bulunulmuştur. Konular barındırdıkları kavramlar ile ayrı başlıklar hâlinde incelenerek doküman ve içerik analizleri yapılmış ve kavramlar arasındaki bağlamsal ilişkiler aktarılmıştır. Her iki platformun gerçek hayatta kullanımı tez süresince gözlemlenmiş ve değişkenlerin belirlenmesinde, konulara ilişkinin toplanan bilgilerin doğruluğunun test edilmesinde ve yorumlanmasında gözlem sonuçları değerlendirmeye alınmıştır. Bunların yanı sıra isteğe bağlı akış platformları genelinde ve Netflix ve Spotify özelinde sayısal dağılımlar verilmiş, içeriklerin sunumu ve literatür özetleri ile betimsel analizler yapılmıştır. Yapılan analizler sonucunda ortaya çıkan değerlendirmeler "Bulgular ve Yorumlar" ile "Sonuçlar" başlıkları altında verilmiştir.

BÖLÜM II

İSTEĞE BAĞLI PLATFORMLARIN GELİŞİMİ VE TÜRLERİ

İsteğe bağlı yayıncılık, geleneksel medyanın en yaygın türlerinden biri olan radyo ve televizyonun; yeni medya platformlarındaki izdüşümüdür. Önceleri bireyler, kendilerine televizyon ve radyo aracılığıyla sunulan içerikleri belirli günlerde belirli saatlerde izleme ve dinleme imkânına sahipti. Radyo ve televizyonun internet ile tanışması ve buluşması, bu mecraların istenen günde istenen saatte içerik sunma hizmeti vermelerine olanak sağlamıştır. Toplum içerisindeki bireylerin aynı istek, beğeni ve ihtiyaçlara sahip oldukları varsayımıyla hizmet veren geleneksel mecralar etkisini yitirmeye başlamış, bir anlamda mikro düzeyde yayıncılık hizmeti veren kişiselleştirilebilen mecralar ön plana çıkmaya başlamıştır.

Kitleler hâlinde yapılan izleme ve dinleme eylemleri internetin yayıncılık alanında var olmasıyla değişmeye başlamış ve kitle iletişim algısının gelişmesine katkı sağlamıştır. Kitle iletişim, dünden bugüne toplumsal hayatın bir parçası olmuş; bilginin hızla yayılmasına ve insanlar arasında iletişimin kurulmasına aracılık etmiştir. Günümüzde, bilginin gerçek zamanlı olarak herhangi bir yerden, çoğu insanın hâlihazırda sahip olduğu ve günlük olarak kullandığı cep telefonu ve tablet gibi basit taşınabilir araçlarla yayılabilmekte olması; kitle iletişim araçlarının farklılaşmasına ve çeşitlenmesine imkân sağlamıştır. Bu değişim, geleneksel medyanın dönüşüm geçirmesini ve alışılagelmiş mecraların birbirine yakınsayarak varlığını sürdürmesinin önünü açmıştır. Çalışmanın bu bölümünde; televizyon, radyo ve yeni medyanın gelişim süreçlerine değinilecek ve isteğe bağlı platformların oluşumuna katkıları anlatılacaktır.

Dünya'da ve Türkiye'de Televizyon ve Radyonun Doğuşu ve Gelişimi

Bu bölümde, geleneksel medya olarak nitelendirilen televizyon ve radyo mecralarının hem Dünya'da hem de Türkiye'deki gelişimi, tarihsel bağlamda incelenmiştir.

Televizyon

Televizyon, gerek bölgesel gerekse küresel ölçekte geniş kullanım alanına sahip, bilgilendirme ve eğlendirme gibi iletişim aktivitelerini içeren ve geçmişten günümüze insanların günlük yaşantılarının büyük bir kısmını karşısında geçirdikleri bir kitle iletişim cihazıdır. 1920'li yıllarda icat edilen televizyon, 2 Kasım 1936'da ilk yayınını gerçekleştirmiş ve o tarihten günümüze hızla gelişmiş ve yayılmıştır. Varoluşu, temelde sinema teknolojisinin yansıması olan yayınlara dayanan televizyon; icat edildiği ilk yıllarda siyah-beyaz görüntülerle izleyici karşısına çıkarken, 1950'lerden sonra görüntüler renklenmiştir.

İrlandalı bir telgrafçı olan Andrew May'in 1873 yılında ışık dalgalarının elektrik akımını çevrelemesi ve 'selenyum' adlı kimyasal maddenin elektriğe karşı dirençli olduğunu keşfetmesiyle televizyon ile ilgili ilk teknik buluş gerçekleşmiştir (Güz, 2012, s. 2). May'in bu buluşundan sonra Paul Nipkow, resimleri tarayabilen bir döner disk geliştirmiş; sırasıyla Francis C. Jenkins ve Logie Baird, bu döner diski kullanarak deneme yayınları yapmıştır.

Katot ışınlarının görüntü naklinde kullanılması, elektronların boşlukta yer değiştirirken televizyon sinyali gönderme ve alma işinde kullanılabileceğinin kanıtlanması üzerine Alan Swinton ve Boris Rosing, elektronik tarama konusunda çalışmalara başlamıştır. İlerleyen dönemlerde, Rosing'in öğrencisi olan Vladimir Zworykin, elektronik tarama ile ilk görüntü yayınını gerçekleştirmiş ve bu icadına da "ikonoskop" (iconoscope) adını vermiştir. Görüntüyü satır satır, çok hızlı bir şekilde tarayıp fotoğraf hâline getiren bu icat, peş peşe oynattığı görüntüler ile insan gözü önünden sürekli bir resim geçiyor izlenimi vermiştir (Aziz, 1981, s. 46-48). Bu tekniğe bakıldığında, çok ilkel olsa da bugünkü tarama tekniğinin temeli olarak görülmektedir.

1923 yılına gelindiğinde John Logie Baird, bu gelişmeleri takip ederek İngiltere'de televizyonu icat etmiş ve ilk televizyon görüntüsünü, 1926 yılında yayınlamıştır (T.C. Millî Eğitim Bakanlığı, 2011, s. 28). Maddî imkânsızlıklardan dolayı televizyon yayınlarını çay tenekesi, lavabo, bisküvi kutusu gibi malzemeleri kullanarak gerçekleştiren Baird, kurduğu basit ve ilkel düzeneklerle başarılı sonuçlar almış; ortaya koyduğu icatlar televizyonun atası olarak kabul edilmiştir.

Baird'in ilk ilkel televizyonu ortaya koyduğu dönemlerde, sınırlı bir kitleye ulaşabilen ve günde sadece iki yayın kuşağında hizmet vermeye başlayan British Broadcasting Corporation (BBC), ilk televizyon yayınını yapmıştır (Aziz, 1981, s. 22). Haber ve müzikten oluşan bu yayın kuşakları aynı zamanda deneme yayınları da olmuştur. İngiltere düzenli

yayınlara 1936'da geçerken, Amerika Birleşik Devletleri (ABD), yüksek görüntü kalitesi elde etme çabasından dolayı ancak 1939'da yayınlara başlamıştır (Özmen, 2011, s. 2-3). Bu iki ülkeyi Sovyetler Birliği, Almanya ve Fransa takip etmiştir (Küçük, 2015).

Elektronik tarama, verici ile alıcı arasındaki senkronizasyonu sağlama ve görüntü sinyallerinin elektromanyetik dalgalar aracılığıyla daha net biçimde alıcılara ulaştırma gibi çeşitli konularda çalışmalar yapılmaya devam edilmiştir. Farklı alanlarda yapılan bilimsel çalışmalar, zamanla birlikte ele alınmaya veya birbirlerini etkilemeye başlamıştır. Öyle ki başlangıçta görüntü bandı üzerinde deneyler yapılırken buna ses bandındaki gelişmeler de dâhil edilmiş ve günümüzde internet bant genişliği de eklenmiştir.

Televizyonun temel çalışma prensibi, ışık enerjisinin elektrik enerjisine çevrilip yayınlanması ve alınan elektromanyetik sinyallerin tekrar ışık enerjisine çevrilmesidir. Işık şiddeti radyo dalgalarına dönüşmekte ve sonrasında bu dalgalar, eş şiddette ışıklı bir nokta elde etmeye odaklanmaktadır. Televizyonda gösterilecek görüntü, on binlerce kareye bölünmekte; bölünen her bir kare homojen şekilde aydınlanmış noktalarla ifade edilmekte; bu noktalarda yer alan ışık demetleri televizyon verici sisteminde radyo dalgalarına, radyo dalgaları da televizyon alıcılarında yeniden ışığa dönüşmektedir. Nakledilecek görüntüdeki karelerin taranması çok hızlı olduğu için alıcı taraf, ekranda tek tek ışıklı noktaları değil; farklı aydınlıkta karelerin meydana getirdiği resimleri görmektedir.

Asya kıtasında televizyon yayınını başlatan ilk ülke, İkinci Dünya Savaşı'nın ağır yükünü ancak üzerinden atabilen Japonya olmuştur. 1953 yılında yayınlarına başlayan Japonya'yı, 1958'de Çin takip etmiştir (Aziz, 1981, s. 23).

Latin ve Orta Amerika ülkelerinde, muhtelif sebeplerden ötürü öncül ülkelere kıyasla ilk yayınlar gecikmiş; ancak 1950 yılında, Meksika ve Brezilya'da ilk televizyon yayınları başlamıştır (Aziz, 1981, s. 15). Savaşlar ve ülkeler arası anlaşmazlıklar, sık sık bilimsel çalışmaların önüne geçtiği gibi televizyonun da ilerlemesi önünde bir engel olmuştur. İkinci Dünya Savaşı'nın bitimiyle birlikte radyo ve sinemanın yerini hızla televizyon almaya başlamış; dönemin işçi sınıfı gruplar hâlinde yayınları izlemeye başlamış ve zamanlarının büyük bölümünü başında geçirdikleri sosyal aktivite araçları, televizyon olmuştur. İzleme eğilimlerinin artması ile hâlihazırda radyolarda yayınlanan belgeseller, haber programları, yarışmalar ve müzik gösterileri televizyona uyarlanmaya başlamıştır. 1955 ile 1956 yıllarında, tiyatro oyunlarına benzeyen oyunlar gibi canlı yayınlanan drama dizileri popülerlik kazanmıştır. Televizyonda her hafta yayınlanan bu diziler, insanları heyecanlandırmış ve büyük ilgi uyandırmıştır (Tekinalp, 2003, s. 131).

İlk zamanlarında deneme yayınları olarak siyah-beyaz şekilde hayatımıza giren televizyon; teknik ve teknolojik gelişmeler ve yenilikler ile çağın isterleri gibi belirleyici aktörler dolayısıyla değişmiş, gelişmiş ve bugünkü düzenli ve renkli yayın hâlini almıştır.

Türkiye özelinde ise televizyon başlangıcı, 1952 yılında İstanbul Teknik Üniversitesi (İTÜ)'nin laboratuvarda gerçekleştirdiği deneme yayınlarına dayanmaktadır. Yapılan ilk yayında, Kore Savaşı ile ilgili bir film gösterilirken bu yayını, dönemin ünlü gazetecilerinden Burhan Felek'in canlı konuşması takip etmiştir. İTÜ tarafından gerçekleştirilen bu yayınlar, 15 günde bir saat 17.00-18.00 arasında yapılmakta; genellikle de Türk sanat ve halk müziği konserleri, tiyatro, sağlık, çocuk ve kültür programlarının içerikleri gösterilmiştir (Güz, 2012, s. 10). İTÜ'nün bu yayınları dönemin şartları gereği kesintiye uğramış ve 1970 yılında üniversite yönetimi ellerindeki bütün teknik cihazları Türkiye Radyo-Televizyon Kurumu (TRT)'na devrederek yaklaşık 20 yıl süren yayın hizmetine son vermiştir (Tekinalp, 2003, s. 228).

Türkiye'de televizyon yayıncılığı verici eksikliğinden dolayı stüdyo ile sınırlı kalmış ve doğal olarak yayıncılık hayatı dünya geneline göre geç başlamıştır. 1960'lı yıllar, kamuda gerçek manada yayınların başladığı yıllar olmuştur. 1968'de haftada 3 gün Ankara'dan yapılan yayınlar ile biraz daha ilerleme kazanılmıştır (Yalın & Ak, 2019, s. 70-71). Türkiye'de yerli televizyon alıcısı olmadığı için televizyonun ülke içinde kullanımı, hanelerdeki cihaz sayısının artması ve vericilerin daha geniş alanları kapsaması ancak 1970'li yıllarda gerçekleşmiştir.

Türkiye'de televizyon yayıncılığının ilk yıllarında kamu yararı gözetilmesinden dolayı temel amaç; topluma sesli ve görüntülü haberler, kültür seviyesini artırıcı programlar ve eğitici-öğretici içerikler sunmak olmuştur. 1970'li yıllarda TRT tek kanal olarak haftanın her günü yayın hayatını sürdürmüştür. Bu yıllarda, her evde bir televizyon olmasa da halkın gruplar halinde izleme imkânı bulduğu televizyon yayınları itibarıyla "televizyon kültürü" ve "tele-misafirlik" gibi kavramlar ortaya çıkmıştır (Küçük, 2015, s. 8-9).

1980'li yıllarda, yaşanan toplumsal gelişmeler sonucu, televizyon yayıncılığı sıkı denetimlere tabi tutulmuştur. 1990'lı yıllara gelindiğinde ise teknik gelişmeler hız kazanmaya başlamış ve beraberinde yeni kanallar ortaya çıkmıştır. Öyle ki birkaç yıl içerisinde Türkiye, özel kanallarla tanışmıştır (Güz, 2012, s. 14). Medya hizmet sağlayıcı sayısındaki bu artış içeriklerin çeşitlenmesini, rekabet ortamının oluşmasını ve değişik formatların gündeme gelmesini sağlamıştır. Reklam sektörüyle de hızla beslenmeye devam eden bu iletişim ağı, bekleneceği gibi yasal düzenlemeleri de gündeme getirmiştir. Yapılan Anayasa değişikliği ile radyo ve televizyon yayınları üzerindeki kamu tekeli kaldırılmış ve

1994 yılında (mülga) 3984 sayılı Radyo ve Televizyonların Kuruluş ve Yayınları Hakkında Kanun yürürlüğe girmiş, Radyo ve Televizyon Üst Kurulu kurulmuş ve görsel-işitsel medyayı düzenlemek ve denetlemek amacıyla kamu yararına hizmet vermeye başlanılmıştır. İlerleyen dönemde 3984 sayılı Kanun'da düzenleme yapılması gereği ortaya çıkmış ve nihayetinde 6112 sayılı Radyo ve Televizyonların Kuruluş ve Yayın Hizmetleri Hakkında Kanun, 3 Mart 2011'de yürürlüğe alınmıştır. 6112 sayılı Kanun'un amacı; radyo, televizyon ve isteğe bağlı yayın hizmetlerinin düzenlenmesi ve denetlenmesi, ifade ve haber alma özgürlüğünün sağlanması, medya hizmet sağlayıcılarının idarî, malî ve teknik yapıları ve yükümlülüklerinin belirlenmesidir (Radyo ve Televizyonların Kuruluş ve Yayın Hizmetleri Hakkında Kanun, 2011).

Radyo

19. ve 20. yüzyıllar, dünyada pek çok icadın ve buluşun doğuşuna sahiplik yapan ve toplumsal hayatı büyük değişikliklere uğratan yıllar olmuştur. Bu zaman diliminde insanoğlu uçaklar, trenler ve okyanusları aşabilen araçlarla uzak mesafelere erişmiş; telsiz, telefon, radyo ve televizyon ile haberleşme alışkanlıklarını kullanarak gündelik yaşantısında köklü bir değişime gitmiştir (Özmen, 2011, s. 40). Haberleşmenin en önemli unsurlarından biri olan radyo, televizyon ve internetten daha eski geçmişe sahip olarak varlık göstermiş ve kırdan kente sayısız haneye uzanan kullanımı ile toplumsal hayatın en eski kitle iletişim araçlarından biri hâline gelmiştir (Arvas, 2018, s. 408-409).

Radyo kavramsal olarak "elektromanyetik dalgaların ses modülasyonu ile programlanarak elektronik ortama sunulması" şeklinde ifade edilse de gelişimini telefon ve telgrafa borçlu olan bir iletişim aracıdır. Nitekim radyo teknolojisi, serüvenine 1860'larda "kablosuz telgraf" olarak başlamıştır. 1800'lü yıllarda James Clerk Maxwell, elektrik ve manyetik teknolojilerini birleştirerek elektromanyetik dalga yayılımını keşfetmiştir. Aynı yıllarda Heinrich Hertz, radyo dalgalarını üreterek yaymaya başlamış ve ilk dâhili anten ile alıcı aparatlarını yapmıştır. 1900'lü yıllara gelindiğinde ise Guglielmo Marconi kendinden önce yapılan çalışmaları takip ederek ilerletmiş ve sesin iletimini sağlayan telsiz telgrafı icat etmiştir. Çalışmaları neticesinde Marconi, radyonun mucidi olarak kabul edilmiştir. Marconi'nin yaptığı çalışma, sesin uzaklara iletimini kolaylaştırmış ve ilk başlarda deniz haberleşmesinde kullanılmaya başlanmıştır. Öyle ki 1912 yılında batan Titanic ve Republic

isimli gemilerde bulunan bu icat, gemilerle haberleşmeyi sağlamış ve daha fazla can kaybının yaşanmasını engelleyerek zamanla önemini artırmıştır (Aziz, 1981, s. 38).

Yine bu zamanlarda Lee DeForest, ses vakum tüpünü bularak sesin şiddetini artırmayı ve sesin varlığını algılamayı başarmıştır. Paris'te Eyfel Kulesi'ne yerleştirdiği buluşu ile ilk ses ve müzik iletimini gerçekleştirmiştir. David Sarnoff ise yayıncılık (broadcasting) fikrinin doğmasına öncülük etmiştir. Süregelen yıllarda pek çok bilim insanı, bu alana katkıda bulunmaya devam etmiş ve her bir buluş diğerini besleyerek gelişimi devam ettirmiştir.

Birinci Dünya Savaşı'nın ardından 1920'li yıllarda, sivil halk; hanelerine veya iş yerlerine radyo temin ederek radyoyu hem sosyal hem de iş hayatlarında kullanmaya başlamıştır. Bu gelişme, radyo istasyonları sayısında artışı ve radyo dalgalarının iletiminde yeni tekniklerin kullanılmasını sağlamış; lisanslı radyo yayıncı sayısını artırmıştır. 1927'de, Kuzey Amerika ve Avrupa'yı birbirine bağlayan ticari telsiz telefon hattı hizmete açılırken; 1935 yılında, tel ve radyo devrelerinin bir kombinasyonunun kullanılmasıyla dünya çapında ilk telefon görüşmesi yapılmıştır (Bellis, 2019a). Edwin Howard Armstrong, 1933'te Frequence Modulation (FM) radyoyu icat etmiş; elektrikli ekipmanın ve dünya atmosferinin neden olduğu gürültü statiğini kontrol ederek radyonun ses sinyalini geliştirmeyi başarmıştır (Bellis, 2019b). İkinci Dünya Savaşı esnasında, radyonun savaş boyunca haberleşmede sağladığı yararlar cihazın önemini daha da artırmış ve FM ses bandının bulunuşu ile daha nitelikli yayın yapan radyo istasyonları kurulmaya başlanmıştır.

Türkiye'de ise ilk radyo yayınının tarihi, 1927 yılı olarak kabul edilmekle beraber 1925 yılında radyo istasyon yapımına; 1926'da ise deneme niteliğinde ilk yayınlar yapılmıştır. İstasyonu yapan kurucu şirketin malî sıkıntısını gören Türkiye İş Bankası, Anadolu Ajansı ve bazı özel kuruluşlar; isme yazılı hisse senedi çıkartarak bir anonim şirket kurmuştur. Türk Telsiz Telefon Anonim Şirketi (TTTAŞ), Posta ve Telgraf Teşkilatı (PTT)'ndan 5.7 kilowatt gücünde iki verici kiralamış ve 1927'de İstanbul'da, 1928'de ise Ankara'da ilk stüdyolar açılmıştır. Ankara Radyosu, 1938 yılında bugünkü binasına taşınırken, 1949'da yeni İstanbul Radyosu ve 1951'de İzmir Radyosu yayınlarına başlamıştır. Önce PTT ardından Matbuat Genel Müdürlüğü'nün denetimine giren Türkiye radyoları, 1964 yılına kadar Basın-Yayın ve Enformasyon Genel Müdürlüğü'ne bağlı kalmıştır. Nihayetinde, 359 sayılı Türkiye Radyo-Televizyon Kurumu Kanunu ile radyo yönetimi, TRT'ye devredilmiştir (Yavuz, 2008).

1993 yılında Anayasanın 133'üncü maddesi değiştirilerek 3984 sayılı Kanun yürürlüğe girmiş ve bu Kanun ile birlikte radyo yayıncılığında devlet tekeli kaldırılarak "radyo ve televizyon istasyonları kurmak ve işletmek, kanunla düzenlenmiş şartlar çerçevesinde

serbest" hâle gelmiştir. Türkiye radyo ve televizyonlarının kuruluş ve yayınlarını düzenleyen 3984 sayılı Kanun ile hem devlet hem de özel girişimin yürüttüğü radyo ve televizyon yayınları, kanuni bir düzenlemeye tabi tutulmuştur. Bu Kanun'un yürürlüğe girmesindeki en önemli amaç, sektördeki düzensizliğin ve karmaşanın kanun yoluyla bir düzene sokulması olmuştur.

Bugün radyo yayıncılığı hayal edilenin ötesinde bir konuma gelmiş, geleneksel radyolar ve radyo yayıncılığı geçmişte kalmıştır. Artık radyo; uydu ve akışlı internet istasyonlarının popülerlik kazanmasıyla birlikte mevcut teknolojiye ayak uydurmak için sürekli olarak gelişmektedir. Radyolar sadece evlerde değil aynı zamanda cep telefonlarında ve araçlarda da bulunmaya ve sıklıkla dinlenmeye başlanmıştır. Müzik ve haber yayınlarının yanı sıra internet akışlı platformların yer aldığı cihazlar ile kişiselleştirilmiş ve isteğe bağlı talk-showlar, podcastler ve müzik listeleri daha sık tercih edilmeye başlanmıştır. Televizyon mecrasında olduğu gibi radyo da internet ve isteğe bağlı tercihler ile önemli değişimlere uğramıştır.

Radyo kullanımının kolaylaşması ve yaygınlaşması ile birlikte telgraf kullanımı azalmış; radyo geliştirilirken, telefon hızla kişiden kişiye iletişim kurmanın en hızlı yolu hâline gelmiş; televizyon ve televizyon içeriği geliştirildikten sonra kitle iletişim teknolojisinin baskın biçimi hâline gelmiştir. Ardından internetin gelmesi ile birlikte gazete, radyo, telefon ve televizyon mecraları farklı formatlardaki cihazlarda bir araya toplanmış ve geniş kapsamlı iletişim ve bilgi ortamı oluşmuştur.

Yeni Medyanın Gelişimi

Yeni medya kavramı, ilk olarak 1970'lerde ortaya atılmış olsa da yaşanan bilimsel ve teknolojik gelişmelerin hızla artmasına paralel olarak kullanımı, geliştirilmesi ve hakkında bahsedilen bir konu hâline gelmesi, 1990'lı yıllara denk gelmektedir. "Yeni" olarak kast edilen kavram, medyanın sunmak istediği mesajdan ziyade "sunuluş ortamı"nı ifade etmektedir. Nitekim medya kuruluşları, bilgiyi günümüz şartlarına uygun yeni ortamlarda ve mecralarda kullanıcıya sunmak, bu sunuşu olabildiğince hızlı ve çağın gereklerini destekleyen nitelikte olmasını istemekte olup "yeni medya" kavramı, bu istek ve arayışa binaen ortaya çıkmıştır. Her geçen gün yaşantımızın bir parçası hâline gelen internet, bilgisayar, cep telefonu ve diğer bütün sayısal/dijital teknolojiler; artan kullanım oranları ve kullanım alanları ile yeni medya olarak tanımlanmaktadır (Binark, 2007, s. 21). Diğer bir

ifade ile yeni medya, kullanıcıların zaman ve mekândan bağımsız bir şekilde internet ağ altyapısını istediği cihaz ile kullanarak medya mecralarının sunmuş oldukları iletilere erişme imkânı sunan sanal medya ortamıdır.

İnternetin yaygın kullanımı ve programlamanın artması, geleneksel medya olarak adlandırılan gazete, radyo, sinema ve televizyon gibi mecraların analog medya olmaktan öte dijitale evrilmesine neden olmuştur. İstenilen her bilgiye hızlı erişim ve dijital olarak kodlanıp saklanan her verinin sayısız kere çoğaltılabilmesi, farklı medya türlerinin doğuşuna imkân sağlayıp yeni medya olarak adlandırılmasında önemli rol oynamıştır. İnternet gazeteciliği, mobil 4,5G (LTE) teknolojileri; Facebook, Instagram ve Twitter gibi sosyal ağlar ile dijital platformlar yeni medya olgusunun en yaygın türleri olmuştur.

Yeni medyanın sahip olduğu en önemli özelliklerinden biri, sayısal temsil yetkinliğidir. Sayısal temsil, medya ürünlerinin belli algoritmalar kullanılarak programlanabilir olmasıdır (Başlar, 2013, s. 827). Kodlardan oluşmaya başlayan bu sistem, birkaç satırlık kod parçacıkları ile görüntüden sesin çıkarılabilmesi ve nesnelerin üç boyutlu hareket edebilmesi gibi işlemlere kolaylıkla imkân sağlamaktadır. Medya mecralarında yaşanan bu değişim, toplumsal hayata da yansımaya başlamış; önceleri var olan kitlesel standardizasyon yerini kişiselleşmeye bırakmıştır. Yeni medyanın gelişim sürecine kadar içerik yönetimi, gönderici-kaynak ilişkisinden beslenirken artık alıcı-izleyici ilişkisinden de beslenmeye başlamış; izleyici pasif durumdan çıkıp aktif bir duruma geçmiştir.

Yeni medya, geleneksel medyadan farklı olarak Internet Protocol TV (IPTV), Mobil TV, Öde ve İzle (Pay-per-View), İstediğini İzle gibi yayın teknikleri ile kullanıcıya istediği içeriği, istediği anda ve cihazdan bağımsız tüketmeyi; tüketilen içeriği başa sarma, durdurma, tekrar izleme gibi navigasyonel imkânları sunmaktadır. Geleneksel medyada tek taraflı bir iletim söz konusu iken yeni medyada; izleyicinin isteklerini karşılayan, alıcı ve verici arasında doğrudan etkileşimin ve iletişimin sağlanmasına olanak sağlayan bir döngü kurulmuştur. Diğer taraftan yeni medyanın getirmiş olduğu yeni teknik ve imkânlar radyo, televizyon veya gazete gibi yayıncılığın temelini oluşturan kavramları (veya mecraları) tamamen ortadan kaldırmamış; bunların mevcudiyetini dijital platformlara aktarmış ve kabiliyetlerini artırmıştır. Örneğin, yıllardır toplumun yaşantısında yer edinmiş televizyon; dijital televizyon yayıncılığı ile konumu ve kullanımı itibarıyla değişime uğramıştır. Nitekim bu doğrultuda, içerik kontrolünün izleyiciye kayması ile birlikte izle ve öde, isteğe bağlı video (Video-on-Demand) ve kişisel kayıt sistemi (Personal-Video-Recorder) gibi kavramlar doğmuştur (Çaplı, 2002, s. 168). İzleyici, katılımcı, alıcı veya kullanıcı olarak nitelendirilen kişiler; içeriğin akış yönüne, zamanına ve kapsamına müdahale ederek

eğlenme, zaman geçirme, bilgi edinme ve sosyalleşme deneyimlerine bu platformlar aracılığı ile yön vermeye başlamıştır.

Yeni Medya ve İnternet İlişkisi

İnternet, dünya genelinde kullanılan bilgisayar ve diğer akıllı cihazlar vasıtasıyla bilgi/veri alışverişini sağlayan elektronik iletişim ağıdır. Bilgisayarın 1990'lı yıllara kadar askerî amaçlar ve araştırma konuları için kullanımı, internetin de bu yönde gelişmesine sebebiyet vermiştir. Öyle ki ilk işlevsel elektronik bilgisayarlar, Soğuk Savaş döneminde askerî amaçlar için kullanılmıştır.

Dünya'da internet kullanımının serüvenine bakıldığında; 1950'lerin ortasına doğru Silikon Vadisi'nde geliştirilen teknolojiler ile bilgisayarların kullanım alanı ve sayısı artmıştır. Paul Baran yaşanan savaşları ve etkilerini göz önüne alarak nükleer saldırılardan zarar görmeyecek ve kesintiye uğramayacak bir iletişim yöntemi önermiştir (Tandaçgüneş, 2010, s. 192-193). Önerdiği yöntem, geleneksel iletişimin merkezden uç noktalara yayılan iletişim ağlarının aksine her uç noktanın barındırdığı veriyi diğer bir noktaya iletecek şekilde olmasını ve bir merkeze bağlı olmamayı ihtiva etmektedir. Bu sayede merkezde bir olumsuz durum meydana geldiğinde diğer birimler bundan etkilenmeyecek ve iletişim ağı tamamen çökmeyecektir. Baran'ın bu önerisinin hayata geçirilmesi, o dönemde mümkün olmamıştır. Fakat ilerleyen yıllarda Amerikan İleri Araştırma Projeleri Birimi (ARPA) gerekli geliştirmeleri sağlamış ve bilgisayarların birbirleriyle iletişim kurmasını sağlayan il ağını, yani ARPANET'i geliştirmiştir. Baran'ın hedefi olan merkezden merkeze iletişim yerine kullanıcıdan kullanıcıya iletişim, bilgisayar teknolojileri ile bütünleşik bir kavram hâlini almıştır (Ryan, 2010). İnternetin atası olarak kabul edilen ARPANET'in temel görevleri uzak makinalara bağlanma, dosya aktarımı ve elektronik posta gönderimi olmuştur (Küçük, 2015, s. 56). Başlangıçta ARPANET, üniversite ağları arasında bilimsel çalışmaların paylaşıldığı bir ortam iken 1972 yılından itibaren askeri kuruluşların istekleri doğrultusunda çalışmalar gerçekleştirmeye başlamıştır.

İnternet, ilk ortaya çıktığı zamanlarda ancak belli kesimlerce kullanılmış; toplumun genelinin erişebileceği kolaylıkta ve kullanımda olmamıştır. Buna sebep olan en büyük etmenlerden biri, ARPANET'in herkese açık hâle getirilememiş olmasıdır. Doksanlı yıllara gelindiğinde, erişimin genele yayılması için bir yapı üzerinde çalışılmaya başlanmıştır. Bu amaç doğrultusunda, İsviçre'de yer alan Avrupa Nükleer Araştırma Merkezi (CERN)

kuruluşu tarafından 1992 yılında World Wide Web (WWW) geliştirilmiştir. Bu yıldan itibaren internetin gelişimi ve kullanımı hız kazanmış ve özellikle ticarî faaliyetlerde de sıklıkla kullanılmaya başlanmıştır.

Türkiye'de internet kullanımına bakıldığında; ilk geniş alan ağı, 1986 yılında kurulmuş olsa da ilk bağlantı, 1993 yılında Orta Doğu Teknik Üniversitesi (ODTÜ) ve Türkiye Bilimsel ve Teknolojik Araştırma Kurumu (TÜBİTAK)'nun öncülüğünde ODTÜ'nün bilgi işlem merkezine kurulan sunucular vasıtasıyla gerçekleşmiştir (Dikmen, 2017, s. 428). Bu hat, yıllarca ülkede özellikle üniversitelerde kullanılan internet çıkış noktası olmuştur. İlerleyen dönemlerde Ege, Bilkent, Boğaziçi ve İstanbul Teknik üniversiteleri de sırasıyla internet bağlantılarını gerçekleştirmiştir (Demirci, 2012).

1996 yılına gelindiğinde ise TÜBİTAK bünyesinde, Ulusal Akademik Ağ ve Bilgi Merkezi (ULAKBİM) ismiyle Türkiye genelindeki tüm akademik, eğitim ve araştırma birimlerini birbirine bağlayan bir yapı kurulmuştur. Bu yapı, kuruluş amacını gerçekleştirmek ve akademik birimler arasında hızlı bir iletişim ağı kurarak bilgi aktarımı sağlamak için ULAKNET devrini başlatmıştır. ULAKNET, eğitim ve araştırma kuruluşlarının elektronik haberleşme hizmetinin ve/veya elektronik haberleşme altyapısı gereksinimlerinin karşılandığı "Ulusal Akademik Ağ" olmuştur (Dokuz Eylül Üniversitesi, 2021).

Yine 1996 yılında, Türk Telekom tarafından Türkiye Ulusal İnternet Altyapı Ağı (TURNET) projesi devreye alınarak internetin ticarî amaçlı ve hane halkı tarafından kullanılmasını destekleyecek adımlar atılmıştır (Çağıltay, 2015). İlk yıllarda Türkiye'nin tek internet omurgası Türk Telekom iken ilerleyen dönemlerde özel ve kamu kuruluşlarına da internete çıkışı için ruhsatlar verilmiştir. 1999 yılında TURNET yerini Türk Telekom Net (TTNET)'e bıraktığında ticari amaç güden kullanıcılar, TTNET omurgası üzerinden; akademik kuruluş ve üniversiteler ise ULAKNET omurgası üzerinden internete çıkmaya başlamıştır.

Türkiye'de internetli hayatın başlaması pek çok alanda olduğu gibi medya sektöründe de yeni bir çağ açmış, internet yeni medyanın kitle araçlarından biri hâline gelmiştir. Kurulduğu yıllarda küçük bir bilgisayar ağı olan internet, küresel ölçekte hızlı bir şekilde yayılarak hem dünyada hem de Türkiye'de ticaretten bilime, eğitimden toplumsal hayata kadar birçok alana nüfuz etmiştir.

İnternet tarihinin Web 1.0 döneminde (1990-2000) ilk defa kurulmaya başlayan radyo ve televizyon kanallarının web sayfaları, internet altyapısının henüz istenen kapasitede olmamasından dolayı video tabanlı içerikleri bulunduramamış; daha çok metinlerden ve

statik görüntülerden oluşmuştur. Web 2.0 dönemi (2000-2010) ise internetin sağladığı hizmetleri görmede dönüm noktası olmuş, içeriğin kullanıcılar ile birlikte ortaya konulduğu "World Wide Web" çağına geçilmiştir. Artık kullanıcılar, çevrim içi ortamdan içerik takip etmenin yanı sıra içerik üretme ve bunları başkalarına sunma şansını yakalamıştır. Web 2.0 ile radyo ve televizyon kanallarının web sayfaları, statik bir yapıdan dinamik bir yapıya evrilmiştir. Web'i kullanan kullanıcı, hem üretici hem tüketici rolüne bürünmüştür. Bu yeni oluşum internet ortamına katılım ve paylaşım kültürünün doğmasına neden olmuştur (Aktaş, 2006, s. 53). Wikipedia gibi pek çok dilde hizmet veren internet ansiklopedileri; Facebook, Twitter ve Instagram gibi sosyal paylaşım siteleri ile YouTube ve Dailymotion gibi video paylaşım sitelerinin çoğu, bu dönemde geliştirilmiştir. Özetle, internetin Web 2.0 dönemi, interaktif yayıncılığın doğduğu dönemdir.

"Semantik Web" olarak da isimlendirilen Web 3.0 (2010-2020) döneminin en dikkat çekici yönü, kontrolün insanlardan yazılımlara geçmesidir. Bu dönemde, geliştirilen yazılımlar ve özellikle yapay zekâ uygulamaları ile kullanıcı deneyiminin en üst seviyeye taşınması amaçlanmıştır (Özdemir, 2020). Radyo ve televizyon kanallarının web sayfaları artık farklı ara yüz tasarımlarıyla sunulmaya başlanmış; bu sayfalar bilgisayar, cep telefonu, tablet ve akıllı televizyon gibi farklı cihazlara uyum sağlayarak erişilebilir hâle gelmiştir. Ayrıca bu dönemin getirdiği teknolojik yeniliklerle, farklı görüntü, ses, animasyon, illüstrasyon ve video tabanlı içerikleri destekleyen, sosyal medya mecraları ile iletişim kurabilen dijital medya platformlarına doğru dönüşüm gerçekleşmiştir.

Web 4.0 dönemi (2020-2030) ise tüm bu dönemlerden öteye geçecek bir dönemi ifade etmektedir. Bu dönemde, yapay zekâ uygulamalarının ve artırılmış gerçeklik (augmented reality) teknolojisinin hâkim olacağı beklenmektedir. "Simbiyotik Web" veya "Akıllı Web" şeklinde de ifade edilen Web 4.0; kişisel belgelerin, verilerin ve içeriklerin depolanmasında internet tabanlı bilişim (bulut bilişim) uygulamalarının öne çıktığı; işletim sisteminden tüm uygulamalara kadar her şeyin fiziksel disklerden uzaklaşarak tamamıyla sanal networkler üzerinde kurulduğu ve gerçek ile sanalın kaynaştığı bir web teknolojisidir (Badgers, 2021). Web 4.0 dönemi, makineler ve insanlar arasında son derece ilişkisel etkileşimlerin ortaya çıkacağı ve makinelerin insanlar gibi bilgiyi yorumlayarak anlamlandırabilecekleri dönemdir. Öyle ki insanlar, tüm ev aletlerini internete bağlayarak (nesnelerin interneti) kilometrelerce öteden bunları kontrol etme ve yönetme şansı elde etmiştir. Yapay zekâ algoritmalarıyla insan gibi düşünen ve hareket eden robotlar, internet ve kullanıcılar arasındaki ilişkiyi kişiselleştirmiş olarak ortaya çıkarmaktadır.

Radyo ve televizyon yayıncılığı kapsamında, yukarıda bahsedilen süreçler itibarıyla çok büyük değişimler olmasa da web ortamının sağladığı yenilikler, özellikle son dönemde ortaya çıkan ve gelişmekte olan yeni medya platformlarını değiştirmiştir. Nitekim izleyicilerin/dinleyicilerin erişmek istediği içeriğe, herhangi bir cihazla sınırlı kalmadan daha kolay ve farklı türden dijital platformlardan erişebiliyor olması yeni bir yapılandırmanın habercisi olarak gösterilmektedir. Bolter ve Grusin (2000)'e göre farklı mecralardan elde edilen içerikler web ara yüzünde birleştirilerek (yeniden dolayımlanarak) kullanıcıya ulaştırılmaktadır. Buradan hareketle, yeni medyanın tümüyle yeni bir sistem olmadığı değerlendirilmekte; "internet her şeyi yeniden icat ediyor" söylemi ve yeni medyanın teknolojik bir devrimmiş gibi gösterilmesi de yeniden dolayımlama sürecinin bir parçası olarak ifade edilmektedir (Bolter & Grusin, 2000). Bu durum, radyo ve televizyon yayıncılığı ile yeni medya arasında ses, görüntü ve metinlerin iç içe geçmesinin en önemli göstergesidir. Nihayetinde teknoloji ve dijitalleşme itibarıyla ortaya çıkan yenilik ve gelişmeler, içerikleri kısmi olarak yeniden yapılanma sürecine sokmuş; aynı içeriğin internet, televizyon veya radyo gibi farklı mecralarda yayınlanarak daha çok kullanıcıya ulaştırılması hedeflenmiştir.

Bilginin veya verinin cihazlar arasında taşınması, çeşitli protokollere ve paketler hâlinde transferine dayanmaktadır. Transmission Control Protocol/Internet Protocol (TCP/IP), dünya genelinde yaygın ve sürekli kullanımı artan bir internet protokolüdür. Protokol, birçok bilgisayar sisteminin birbiriyle haberleşmesini sağlamaktadır. Bu gibi yapıların gelişmesi ve kullanımının artması bilgiye daha kolay, ucuz ve kısa yollardan erişme imkânı sağlamaktadır. Günümüzün teknoloji, bilgi ve hız çağı olmasından hareketle gündelik hayatın her noktasına sirayet eden internet aracılığıyla bilgiyi paylaşmak ve uzakları yakın etmek kaçınılmaz bir gerçektir. Özellikle ses, görüntü ve veri dâhil her türlü mesajı yapımlarında barındıran medya şirketleri, bu mesajları eksiksiz ve kesintisiz bir şekilde izleyiciye/dinleyiciye ulaştırmak istemektedir. Bu duruma, ayrıca, tek bir platformda binlerce kullanıcının aynı bağlantı içinde erişmek isteği de eklendiğinde; yeni medyayı internetten bağımsız düşünmek imkânsızdır. Teknik açıdan gerçekleşen bu gelişmeler, akla gelebilecek tüm yeni medya cihazlarından erişilebilir bir dijital içerik altyapısının kurulmasını teşvik etmiştir (Dikmen, 2017, s. 432). Birçok araştırmacı, geleneksel medya içeriklerinin desteklenmesi adına sosyal medya platformlarının kullanılması gerekliliğini ve platformlar arası yeni bağlantı ağları oluşturulmasını vurgulamıştır. Örneğin Feldman (2005), 2000'li yılların ortalarında, geleneksel medyanın cep telefonları ile desteklenmesi gerektiğini vurgulamıştır. Nitekim Web 3.0 döneminde Facebook, Twitter, Instagram ve

YouTube gibi sosyal medya platformlarının kullanılmasıyla radyo ve televizyon yayıncılığı bu mecralarda da yer almaya başlamıştır.

İçeriklerin geleneksel medyanın yanı sıra yeni medyada da yer alması, içeriklerin daha fazla kişiye ulaşmasının yanı sıra medya şirketlerinin aynı içerik üzerinden daha fazla reklam veya satış geliri elde etme olasılığını da artırmıştır. Örneğin Matrix üçlemesi, Star Wars, Batman ve Harry Potter serileri gibi belirli bir merkezî öykünün etrafında gezinen senaryolar, küçük/kısa öyküler veya anlatımlar ile aynı/benzer içerikler olarak farklı platformlarda yan içerik/ürün (spin-off), çizgi roman, bilgisayar oyunu vb. şekillerde aktarılmıştır. Benzer durum, Türkiye'de "Muhteşem Yüzyıl" dizisinin popüler olduğu dönemde; "Muhteşem Yüzyıl Zafer Yolunda: Mohaç Savaşı" isimli etkileşimli çizgi romanın web üzerinden yayına açılmasıyla gerçekleşmiştir. Alıntılanan dönemde, yeni gelişen HTML 5 tabanlı web teknolojisi ile Türkiye'de bir ilke imza atılmıştır (Atasoy, 2011).

Dünya ölçeğinde internet alt yapılarındaki yenilikler, internet erişim hızının git gide artmasını sağlamış; web konsollarının arka planda güncel teknolojileri benimseyerek hareket etmesiyle de kullanıcıya yeni alternatifler sunulmuştur. Bu gelişmeler ışığında, izleyiciler/kullanıcılar, geleneksel radyo ve televizyon yayınlarındaki içeriklere ellerinin altında bulunan cep telefonu, tablet veya bilgisayar gibi cihazlarla da erişim sağlayabilmek adına yeni platformlara ihtiyaç duymuştur. BBC, 2007 yılında bir devrim yaratarak kurulduğu günden beri arşivlediği içeriğin büyük bir kısmını, "iPlayer" isimli platform üzerinden internet erişimine açmıştır. BBC'nin öncülüğünde pek çok radyo ve televizyon kuruluşu da kendi platformlarını geliştirerek arşivledikleri içerikleri internet mecrasında yayınlamaya başlamıştır. Türkiye'de ise BBC'nin iPlayer'ına benzer yeni medya platformlarına, Doğuş Yayın Grubu'nun "tvyo.com" (daha sonra PuhuTV adıyla devam etmiştir) ve Doğan Yayın Grubu'nun "NetD" platformu örnek olarak gösterilebilir ("BBC iPlayer", 2021).

Araştırmacı Asta Zelenkauskaite, Web 2.0 döneminde giderek daha fazla kullanılmaya başlanan büyük veriye (big data[1]) dikkat çekerek televizyon yayını sunan kuruluşların sosyal medya platformlarını birer erişim kanalına dönüştürdüğünü; izleyicilerin televizyon içerik arşivlerine ulaşmalarını sağladığını, bu sayede de televizyon yayıncılığında yeni bir bilgi

[1] Big Data: Büyük veri, internet kullanan her bireyin büyümesine ve gelişmesine katkı sağladığı, sürekli artan oranlarda büyüyen geniş ve çeşitli bilgi kümelerini ifade etmektedir. Bilginin hacmi, hızı ve çeşitliği önemlidir. İnternet üzerinde yapılan arama işlemleri, tıklanan her bağlantı, mobil iletiler, kullanıcıların oluşturduğu içerikler, sosyal medya hareketleri gibi pek çok konuyu içine alarak bunların ayak izlerinden beslenmektedir.

edinme mimarisi oluştuğuna dikkat çekmektedir (Zelenkauskaite, 2016). Medya hizmet sağlayıcıları, bu süreçte kurumsal web sayfaları üzerinden yayınladıkları programlara özgü olarak Instagram gönderileri, Facebook ve Twitter sayfaları ya da YouTube kanalları oluşturarak görsel-işitsel ses, video ve metinsel veri kaynaklarından oluşan ve sürekli güncellenen büyük veri depoları oluşturmuştur. Aynı içeriğin birden fazla dijital platformdan duyurulması; içeriğe ait etkileşim sayısını artırma, izleyicilerin anlık duygu durumlarını yorum veya beğeni ile ifade edebilme ve 'görüntüleme/izleme sayısı' gibi göstergeleri kayıt altına alma gibi imkânları sağlamıştır. En küçük verinin dâhi veri madenciliğinde veriyi ayırt etmede ve ortak bir veri havuzu oluşturmada büyük önem taşıdığı tartışılmaz bir gerçektir. Bu tarz veri havuzları toplumun sosyolojik ve psikolojik yaklaşımlarını ayırt etmede kullanılabileceği gibi medya şirketlerinin yeni içerik oluşturma ya da var olan içeriği zenginleştirmelerinde de kullanılabilmektedir.

Çevrim İçi Platform Teknolojisi

Çevrim içi platformların ilk ortaya çıkışı internetin Web 1.0 dönemine dayanmaktadır. 1990'lı yılların ortalarında internet üzerinden akan videolar ilk çevrim içi video örneklerini oluştururken bu yıllarda aynı zamanda hizmet sağlayıcılar tarafından müzik klipleri de çevrim içi video içeriği olarak kitlelere sunulmuştur (Gibs, 2008). Dizi, film ve ses içeriği türündeki paylaşımlar başlangıçta, kullanıcılara dosya olarak sunulmuş; kullanıcılar bu içerikleri dosya formatında bilgisayarlarına indirerek izlemiş veya dinlemiştir. Web 2.0 dönemi ile birlikte çevrim içi platform akışları, internet platformlarında yerlerini almıştır. Önceleri kısıtlı süreleri kapsayan paylaşımlar, bir süre sonra yerlerini çeşitlenerek uzun süreli programlara, dizilere ve filmlere bırakmıştır.

Çevrim içi platformların yükselişe geçtiği dönem, YouTube'un hizmete girdiği 2005 yılı ve sonrası olmuştur. Burada en belirgin faktör olan YouTube'un çalışma mantığı, çevrim içi platformlar arasında yükselişe geçmesini sağlamıştır. Öyle ki basit bir çıkış noktası olmasına karşılık kullanıcıların büyük boyutlarda video dosyalarını sisteme yüklemesi ve bu dosyaları linkler (bağlantılar) aracığıyla başka kullanıcılara ileterek tarayıcılarda oynatabilme kolaylığı sağlaması, yeni bir çağın kapısını aralamıştır (Gannes, 2009, s. 147).

İnternet, geleneksel medyanın sınırlı ve kısıtlı olan yapısını kullanıcı kitle için değiştirmiş ve yeni deneyimler sunmakta günden güne başarılı olmuştur. İnternetin bir içerik platformu olarak kullanılması ile radyo ve televizyon gibi mecralar için üretilen birçok

içerik, farklı aracılarla kullanıcılara ulaştırılabilmiştir. Nitekim kullanıcıların talep ettiği içerikler artık her mecrada olmaya başlamış, bu içerikler istenildiği zaman istenildiği yerden takip edilmiş ve kişiselleşmiş içerik kütüphaneleri oluşturulmaya başlanmıştır. Zamanla medya hizmet sağlayıcıların organizasyonel yapılarında değişimlere gitmeleri; 3G ve Wi-Fi gibi teknolojileri kullanmaya başlamaları, artan mobilizasyon ve internet camiasında çeşitlenmeye devam eden çevrim içi ses ve video platformlar sayesinde bu mecraların gelişimi hız kazanmıştır. Öte yandan internetin kullanıcılara sağladığı katılımcı yapısı, bireylerin sadece tüketici olarak değil aynı zamanda içerik üreticisi olarak da anılmalarının önünü açmıştır.

İnternet tarayıcısı üzerinden paylaşılan dosya linkini bilgisayara indirmeden açıp izlemek büyük boyutlu verilerin farklı mecralara taşınmasını kolaylaştırmıştır. Diğer taraftan çevrim içi ortamlar, yazılımsal gelişmelere ayak uydurarak internet ağı üzerinden video ve seslerin eş zamanlı iletimini (streaming) desteklemeye başlamış ve böylece yayıncılık camiası önemli bir dönüm noktasına gelmiştir. Video ve ses, metin içeriğinden çok daha fazla veri trafiği gerektirdiğinden dolayı zaman değerlendirmeleri daha katıdır. Optimum performans için ses/video verilerinin ağ üzerinden sabit bir akış olarak gelmesi gerekmektedir. 20 milisaniye geç gelen bir metin verisinin büyük etkisi olmayacakken ses/video durumunda aynı gecikme içeriği izlenemez/dinlenemez hâle getirebilmektedir. Kısa zaman aralığında çok fazla miktarda veri yönlendiricilere aşırı yükleme yapılması "Buffering…" hata mesajına neden olmaktadır (Varghese, t.y.).

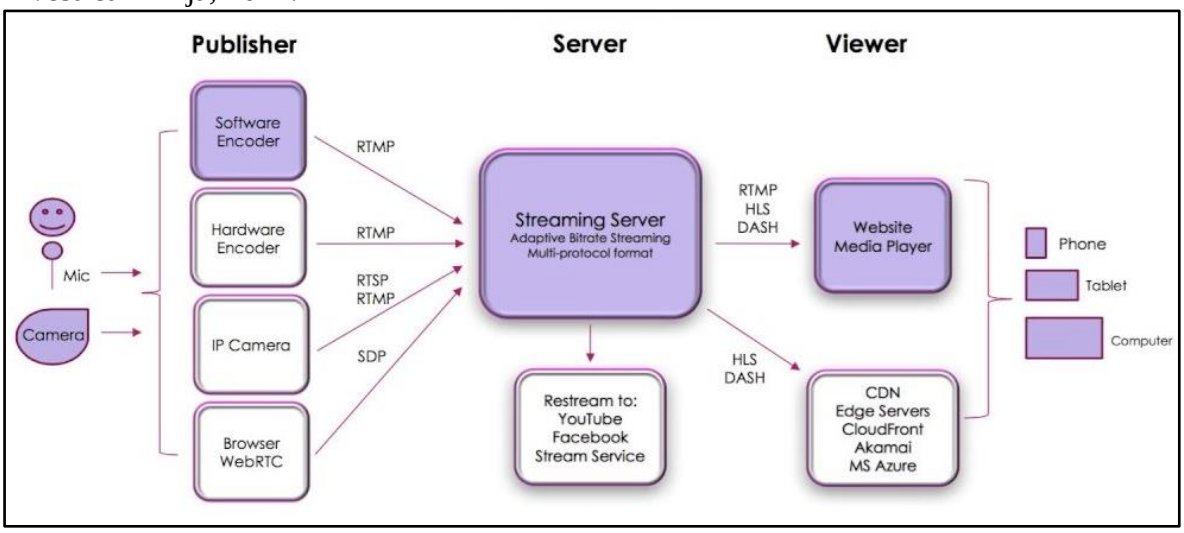
Akış (stream), hareketli görüntü ve/veya sesin internet üzerindeki bir bilgisayarın IP (Internet Protocol)'si üzerinden video ve/veya ses formatı olarak yayınlanması şeklinde tanımlanmaktadır. Kullanıcıların çoğunun hızlı internet erişimine sahip olamadıkları düşünüldüğünde çok büyük boyutlarda multimedya içeriğini sorunsuz bir şekilde indirebilme olasılığı oldukça düşüktür. Buna istinaden akış teknolojisi, eşzamanlı iletimi ile kullanıcıya büyük boyutlardaki multimedya verisini indirmeye gerek kalmadan içeriğin neredeyse sorunsuz bir şekilde tüketimine yönelik çözüm sunmaktadır (Khosrow-Pour, 2007, s. 649).

Videoların eş zamanlı iletiminde (video streaming), iletilecek olan veri ya da video dosyaları, ilk olarak dijital ortamda küçük parçalara ayrılmakta; ardından sıkıştırılarak internet üzerinden istemciye (client) gönderilmekte ve hedefteki izleyici/dinleyici tarafından bir bütün hâlinde görüntülenmektedir (Bknz. Şekil 1). Elbette izleyici tarafına iletilen videonun arka plandaki bu yolculuğu, son kullanıcılara yansıtılmamaktadır. Öyle ki; hedefte yer alan istemcide video akışını işlemek için programlanmış özel bir uygulama

bulunmaktadır. Bu uygulama sayesinde kullanıcılar veri kaybı yaşamamakta, video dosyalarının inmesini beklememekte veya "yetersiz disk alanı" gibi uyarılar dolayısı ile içerik tüketimini kesintiye uğratabilecek olumsuzluklar ile karşılaşmamaktadır. Arka planda video verisi teknik bir yolculuğa çıkmış olsa da kullanıcılar, bu süreci birkaç saniyelik iş olarak algılamakta ve hatta farkına varmamaktadırlar.

Şekil 1

Video ve Ses Platformları Canlı Akış Mimarisi | Live Streaming Architecture. Livestreamninja, 2017.



Streaming video ve ses iletimi kullanıcılara ulaşma noktasında iki yolu tercih etmektedir. Birinci yol, isteğe/talebe bağlı video ve ses yöntemidir. Bu yolda, kullanıcılar internetle bağlantı kurdukları andan itibaren istedikleri yer ve zamanda videoları (film, dizi vb.) oynatabilmekte veya sesleri (müzik, podcast vb.) dinleyebilmektedir. Talebe bağlı yöntemde, internet üzerindeki veriler daha önceden kaydedilip depolanmış eş zamanlı (streaming) uygulanan verilerdir. İkinci yol ise "webcasting" olarak adlandırılan ses, görüntü ve diğer multimedya dosyalarının bilgisayara indirmeye gerek olmadan, aynı anda pek çok kullanıcıya tek bir içerik kaynağı dağıtmak için internet üzerinden yapılan yayınlardır (Özel, 2015, s. 290-292). Konferanslar, kurumsal toplantılar, e-öğrenme ortamları, (canlı yayınlı) podcast ve internet radyoları gibi çeşitli örnekler bu yönteme dâhil edilmektedir.

Bahse konu iki yöntem birlikte düşünüldüğünde, çevrim içi platformları; internet ağları üzerinde yer alan dijital video ve sesin, genellikle talebe bağlı video ve ses yöntemi ile kullanıcıya ulaştıran video ve ses içeriği olarak tanımlamak doğrudur. Çevrim içi video ve ses; yerel televizyon istasyonları, yayınlanmış veya yayınlanmakta olan filmler, televizyon

programları, podcastler, radyo programları, kullanıcıların kendi oluşturdukları içerikler ve içerik sağlayıcıları gibi pek çok kavramı barındırmaktadır. İşleyişi ve içerisinde ihtiva ettikleri ile çevrim içi platformlar IPTV, OTT (Over-The-Top) ya da internet televizyonundan daha genel bir ifade olarak gösterilmektedir (Özel, 2015, s. 293).

1995 yılında, Judith Estrin ve Bill Carrico tarafından 'Precent' isimli yazılımın geliştirilmesi ile IPTV terimi doğmuştur. IPTV; şifreli veya şifresiz radyo, televizyon, depolanan video, görüntü, ses ve multimedya veri içeriklerinin IP paketleri halinde ağ geniş bant erişim teknolojileri (xDSL, fiber vb.) vasıtasıyla son kullanıcıya iletilmesidir (Akaydın, 2014, s. 18). İnternet, telefon ve televizyonu bir araya getirerek bu teknolojilerin eş zamanlı (streaming) kullanılmasını sağlamaktadır. 21'inci yüzyıl itibariyle kullanımı yaygınlaşan IPTV teknolojisi, bireylere görüntülü görüşme, anlık mesajlaşma ve televizyondan internet ortamlarına eş zamanlı iletişim kurma fırsatlarını sunmaktadır.

IPTV ilk yayınını, 1994 yılında Amerika'nın American Broadcasting Company (ABC) kanalında "World News Now" programı ile yapmıştır. İngiltere'nin Kington Interactive Television (KIT)'ı, 1999'da IPTV yanı sıra VoD (Video-on-Demand) hizmeti vermeye de başlamıştır. KIT bu anlamda, Asymmetric Digital Subscriber Line (ADSL) üzerinden IP-VoD ve IPTV hizmetini veren ilk kuruluş olmuştur. Aynı sene, Kanada'da iMagicTV ara katman yazılımını (middleware) kullanarak Digital Subscriber Line (DSL) üzerinden IPTV'yi ticari anlamda ilk kullanan firma olmuştur. IPTV'nin gelişimi internet teknolojilerinde meydana gelen gelişmelerden etkilenerek değişmeye, büyümeye ve abone sayısını artırmaya devam etmiştir (Hart, 2004). 2001 yılında IPTV yayını ile 9 milyon kişinin katılımıyla "Madonna" konseri internet ortamında yapılmış, 2006'da High Definition (HD) kanal hizmeti verilmeye başlanmış ve aynı zamanda Çin'de, video siteleri P2P (kişiden kişiye) yayınlarına başlamıştır.

Türkiye'de ise IPTV gelişimine Türk Telekom öncülük etmiş ve 2008 yılında "Yeni Nesil Televizyon" sloganıyla "Tivibu" ürünü piyasaya sürülmüştür. 2010 yılına gelindiğinde RTÜK tarafından çıkarılan yönetmelik kapsamında "IPTV Platform İşletmeciliği" lisansıyla IPTV hizmeti ilk defa TTNET tarafından işletmeye alınmıştır (Küçük, 2015, s. 80).

TTNET tarafından sağlanan IPTV hizmeti içerisinde; televizyon yayını, gecikmeli yayın izleme, oyun oynama, sohbet etme, isteğe bağlı içerik yayını, içerik barındırma, canlı yayını durdurma, kişisel içerik kaydı, yayını kontrol edebilme, özelleştirilebilen kullanıcı deneyimi sağlama ve ebeveyn kontrolü gibi hizmetler bulunmaktadır. IPTV kullanıcı verilerine bakıldığında; Bilgi Teknolojileri ve İletişim Kurumu (BTK)'nun 2022 yılı birinci çeyrek itibarıyla yayınladığı rapora göre Türkiye'deki altyapı sağlayıcıları üzerinden IPTV

teknolojilerinin yurtiçi abone sayısı Tivibu için 525.757, D-Smart için 1.105.395 ve Digitürk için ise 2.465.312'dir (Bilgi Teknolojileri ve İletişim Kurumu, 2022).

İnternet yayıncılığında geniş bant ağ altyapısının gelişmesiyle ortaya çıkan "Smart TV" ve "Web TV" her ne kadar IPTV ile karıştırılsa da bunlar, internet yayıncılığının gelişmesine katkı sağlayan bağımsız kavramlardır. Web TV veya internet televizyonu, en yalın haliyle kişi veya kurumların web sitesi, Facebook veya YouTube aracılığıyla yaptıkları yayınların tüm dünyaya sunulmasıdır. Web TV'de yayının alınabilmesi için internet bağlantısı gerekmekte ve görüntü/iletim kalitesi izleyicinin internet kalitesiyle birebir ilişkili olmaktadır.

Smart TV; "Akıllı TV", "Hibrid TV" ve "İnteraktif Medya TV" gibi isimler ile de adlandırılan; internete bağlanabilen, uygulama indirip çalıştırabilen, görüntü aktarımı yapabilen ve izlenme oranlarını hesaplayabilen bir televizyon türüdür. Smart TV'nin sunduğu imkânlar sayesinde ortaya çıkan OTT ise geniş bant internet üzerindeki televizyon olarak bilinmektedir. 1999 yılında ABD'de insanlara izledikleri içerikleri kontrol edebilecekleri, neyi, ne zaman ve nasıl izleyeceklerini gösteren Digital Video Recorder (DVR) sistemi sunulmuştur. Nitekim DVR, işleyişi bakımından OTT platformlarına geçişte önemli bir basamak olmuştur. 2009 senesinde ilk kez analog TV'den dijitale geçişler başlamış ve içeriklerin mobil cihazlarla bile istenilen zamanda izlenileceği görülmüştür (Dobransky, 2021, s. 2). Bu gelişmeden hareketle, medya şirketleri; network hatlarını güçlendirmeye ve dağıtım sistem teknolojilerinin yarattığı zorlukları ortadan kaldırma yoluna gitmiştir. Yüksek hızlı internetin de katkısıyla OTT sağlayıcılar ortaya çıkmaya başlamıştır. Nitekim bu sağlayıcılardan en tanınanı, Netflix'tir.

İnternetin bu alanda genel ve yaygın kullanımı, kullanıcılara istedikleri zaman, istedikleri içeriklere mobil cihazlarla da erişme isteği dürtüsünü uyandırmıştır. İçerik akışına bu şekilde erişim, içerik sağlayıcılar için de pozitif etki sağlamıştır. Nitekim bu yeni imkân, sağlayıcıların 'doğrudan' kullanıcılara gitmesine izin vermiştir. Televizyon ve kablo ağı sağlayıcıları, reklamsız kazandıkları paranın çoğunu içerik lisans ücretlerini ödemek için operatörlere verirken OTT ile bu model yavaş yavaş değişmiştir. Şimdilerde, yayıncılıkta para kazanma çabaları reklamlara, aboneliklere ve ayrıcalıklara dayanan isteğe bağlı video ve ses platformlarına dönüşmüş; pay/ödemeli TV'ler düşüşe geçmiştir. Diğer taraftan günümüzde OTT sağlayıcılar, yeni bir iş modeli olarak sinemada yayınlanmaya özgü içerikleri de internette yayınlamaya başlamıştır. Örneğin, günümüzde bir içerik üreticisi olan Warner Bros. sinemada yayınlayacağı içeriğini, bir isteğe bağlı platform olan HBO Max'te

de yayınlatmaktadır. Öyle ki sinema perdesi (silver-screen) de artık isteğe bağlı hâle gelmiştir.

Netflix, 2020 yılında, yalnızca genel içerik kütüphanesi için 17 milyar dolarlık bir harcama gerçekleştirmiştir. Bu rakamın içinde teknik altyapıya, hizmet bedeline ve içerik dağıtım platformlarına yapılan harcamalar yer almamaktadır (Dobransky, 2021). Görüldüğü üzere bir platforma özgü içerik yaratmak ve tüketicinin talep ettiği kalitede içeriği, istenilen cihazdan dağıtımını karşılamak oldukça pahalıya mâl olmaktadır.

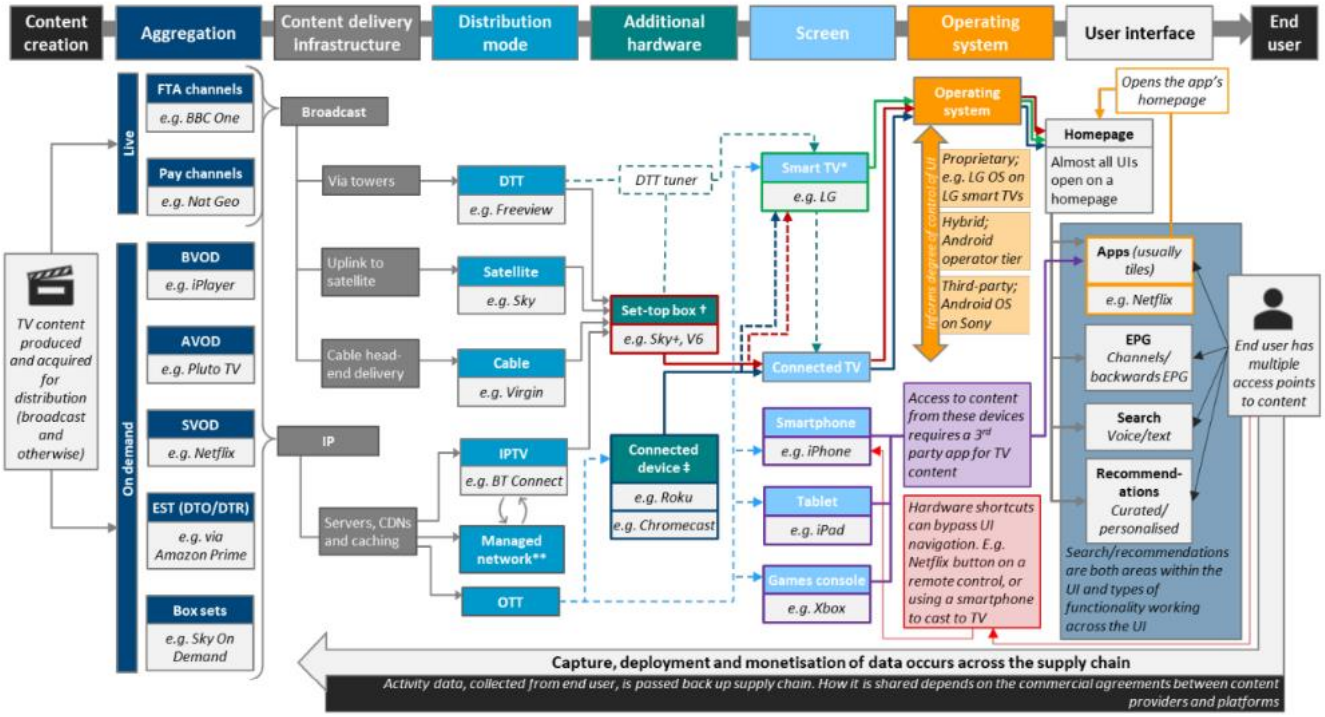
Son dönemde iletişim ve dağıtım teknolojilerindeki gelişmeler ve internet bağlantısının televizyon cihazlarına eklemlenmesi ile gerek izleme gerekse yayıncılık deneyimlerinde yeni uygulamalar ortaya çıkmıştır. Bu uygulamalardan biri, giderek artan sayıda kullanıcıya ulaşan Connected TV (CTV, Bağlantılı TV, İnternete Bağlı TV)'dir. Bağlantılı TV, video içeriği akışını sağlamak için televizyona bağlanan (özel akış cihazı) veya televizyona gömülü (embedded) bir cihazdır (Oracle, 2022). Tüketicilerin yaşamlarında ve oturma odalarında, geleneksel (lineer) televizyon ile aynı yeri işgal eden bu cihazlar, anında ve isteğe bağlı içerik tüketimini sağlamaktadır (Ballard, 2022).

Televizyon veya video içeriklerine erişmenin iki popüler yolu olan OTT ve CTV, aynı gibi düşünülen fakat farklı çalışma prensiplerine sahip yöntemlerdir.[2] OTT, televizyon veya video içeriklerinin 'doğrudan' internet üzerinden kullanıcıya iletilmesidir. Kullanıcılar, içeriğe erişmek için geleneksel kablo veya uydu platformuna abone olmaları gerekmemekte; içeriği tablet, telefon veya bilgisayar gibi çeşitli cihazlarda izleyebilmektedir. OTT hizmeti olarak Netflix, Hulu veya Amazon Prime Video gösterilebilir. CTV ise bir kullanıcının çevrim içi olarak televizyon veya video içeriğini izlemek için kullandığı internet bağlantılı cihazdır. Bu cihaz akıllı televizyon, oyun konsolu veya internete bağlı farklı bir cihaz olabilir. CTV, OTT içeriğini yayınlamak için kullanılsa da iki terim birbiri yerine kullanılamaz. Connected TV; Xbox, PlayStation, Roku, Amazon Fire TV, Apple TV ve Chromecast gibi cihaz ve uygulamaları ihtiva etmektedir.

[2] Konu bağlamının anlaşılması bakımından, anılan iki yönteme ek olarak doğrusal (lineer) televizyondan da bahsedilebilir: Doğrusal TV, izleyicilerin "programlanmış" bir televizyon programını; yayınlandığı anda, yayınlandığı kanalında izlediği geleneksel sistemdir.

Şekil 2

Tedarik Zincir Sınıflandırma Diyagramı | Connected TV Gateways: Review of Market Dynamics. Mediatique, 2020, 13



1940'lı yıllarda yayıncılık alanında gidişatı belirleyen baş aktör, yayıncılar (arz edenler) tarafından kontrol edilebilen bağlantı ağları iken günümüzde yayın iletiminin kontrolü tüketiciler (talep edenler) tarafından sağlanmaktadır. Çevrim içi platformların sayısının arttığı ve çeşitlendiği düşünüldüğünde; kişiselleşen tercihlerin artacağı, kullanıcılar tarafından oluşturulan içeriklerin büyümeye devam edeceği ve bu alanda koleksiyoncuların ortaya çıkacağı söylenebilir.

İsteğe Bağlı Video Akış Platformlarının Gelişimi ve Türleri

Teknolojide meydana gelen değişimlerin sonucunda ortaya çıkan yeni ürünler, hizmetler ve fırsatlar; bireylerin günlük hayattaki ihtiyaç ve beklentilerini değiştirdiği gibi onları daha fazlasını talep etme yoluna da sevk etmektedir. Özellikle internetin doğuşu ve kullanımının hızla yaygınlaşması, dijital platformların ve uygulamalarının giderek artan bir şekilde talep edilmesini sağlamıştır. Diğer taraftan izleyicinin/dinleyicinin belirli bir mekân ve zaman ile sınırlı kalarak izleme/dinleme eylemini gerçekleştirmek istememesi,

toplulukla/kalabalıkla izlemenin/dinlemenin yarattığı dikkat dağınıklığının önlenmek istenmesi ve aynı zamanda medya şirketlerinin izleyici/dinleyici kitleyi doğrudan kazanmak istemeleri; yeni dağıtım tekniklerinin, içeriklerin ve kullanıcı ara yüzlerinin geliştirilmesine vesile olmuştur. Alışılagelmiş radyo ve televizyon algısı değişmiş ve geleneksel mecraların bir arada bulunduğu IPTV, Smart TV, OTT veya Web TV gibi platformların kullanımı yaygınlaşmaya başlamıştır.

Tek taraflı ve pasif bir tüketim kültürünün yaşandığı geleneksel izleme ve dinleme eylemleri; internet ve dağıtım teknolojilerindeki gelişmeler ile kişiselleştirilmiş tercihlerin yer aldığı, uzamsal ve mekânsal sınırlılıkların kısmen ortadan kalktığı, aktif ve interaktif bir tüketim kültürünün benimsendiği yeni izleme ve dinleme eylemleri olarak değişime uğramıştır. Nihayetinde izleme pratiğindeki bu değişimi sağlayan temel unsurlar ve bunların özellikleri aşağıda sunulmuştur.

İsteğe Bağlı Video (Video-on-Demand/VoD)

İnternete ulaşabilen ve kullanabilen kullanıcıların sayısı artıkça internet yayıncılığı alanları çeşitlenmiş ve kullanıcıların taleplerine cevap verebilmek adına isteğe/talebe bağlı video (VoD) olarak adlandırılan çevrim içi içerik servisleri ortaya çıkarak sayılarını artırmıştır.

VoD'a dair bilinen ilk çalışmalar, 1990 yılında Hong Kong'da başlamış olsa da ülkede sayısal medya platformları çok ucuz değerde satıldığı için fazla rağbet görmemiştir (Özmen, 2011, s. 4). 1994 yılının İngiltere'sinde, şimdilerde "Virgin Media" olarak bilenen yayın kuruluşu, 250 ev ve bir dizi okula set üstü kutular vasıtasıyla bağlantı sağlamışsa da o dönem içerik bulmakta zorluk çektikleri için projelerini sonlandırmıştır. 1998 yılına gelindiğinde, beklenen çalışma hızına yine İngiltere erişmiştir. Kingston Komünikasyon Şirketi, VoD hizmetini geliştirmek ve geniş kitlelere duyurmak için internet tabanlı set üstü cihazlar üretmiştir. Yaptıkları çalışma ile ADSL üzerinden IP dağıtımı yaparak internet erişimini ve televizyonu tek bir set üstü cihaza entegre etmişlerdir. Akabinde Londra'da isteğe bağlı videoya yönelik yayınlar başlamıştır. 2001 yılına kadar Kingston Interactive Television (KIT), 15.000 aboneyi kendine çekmeyi başarmıştır (Özmen, 2011, s. 5).

Dünya genelinde kullanıcıların çevrim içi ortamlarda video izleme süreleri de sürece paralel olarak hızla artış göstermiştir. Nitekim yapılan bir araştırmaya göre 2020 yılında, ABD'deki yetişkinlerin günlük 108 dakika video izledikleri ve 2021'de bu sürenin iki saatin

biraz altında olacağı tahmin edilmektedir (Ross et al, 2020, s. 7). Bu sürenin büyük bir kısmını, canlı yayınların izlenmesinin oluşturacağı öngörülmektedir. Özellikle son zamanlarda, kapanma ve kişisel tercihler nedeniyle evde geçirilen sürenin arttığı COVID-19 salgın döneminin, çevrim içi video izleme oranları üzerinde etkisi olduğu tespit edilmiştir. Örneğin Dünya Sağlık Örgütü (WHO), "TikTok" isimli sosyal medya uygulaması üzerinden yayınlar yapmaya başlamış; Chris Martin ve John Legend gibi ünlü sanatçılar, ücretsiz çevrim içi konserler vermeye başlamıştır. Çevrim içi izlenen videoların çoğu isteğe bağlı platformlar üzerinden gerçekleşmektedir. Televizyon izlemelerinin %20'sinin akış biçiminde gerçekleştiği ve akış biçimindeki video izlemelerinin de %52'sinin isteğe bağlı video hizmeti sunan Netflix ve YouTube üzerinden gerçekleştiği görülmektedir (Ross et al, 2020, s. 8).

İsteğe bağlı bir video platformu geliştirirken izleyicinin arzu ettiği içeriği sağlamak için hem içerik sağlayıcılarla hem de kablo sağlayıcılarla finansal bir model ortaya koymak adına tarafların isteklerini kapsayan görüşmeler yapmanın doğru olacağı değerlendirilmektedir. Ekonomik darboğazlardan dolayı kablo sağlayıcılar, VoD'u dijital abonelik paketlerinin bir parçası olarak değerlendirmiş ve kablolu yayın abonelerine istedikleri bir doğrusal yayının içeriğine (bunu bonus görüntüler veya ekstralar olarak adlandırmışlardır) erişme izni vermişlerdir. VoD, 2005 yılından itibaren Sky UK ve BBC televizyon kuruluşları bünyelerinde yeni bir platform olarak ortaya çıkmıştır. Zaman içerisinde İngiltere ve ABD merkezli pek çok yayın kuruluşu ile radyo ve televizyon kanalı bu alanda sektöre katılmaya ve çalışmalar yapmaya başlamıştır.

Şimdilerde, isteğe bağlı video akış ve indirme sistemleri; kullanıcılara izledikleri içeriği duraklatma, hızlı veya yavaş bir şekilde ileri/geri sarma, önceki/sonraki sahneye atlama gibi geniş bir Video Completion Rate (VCR) işlevi alt kümesi sunmaktadır. İçeriklerini sabit disk sürücülerinde depolayan ve bu sürücüler üzerinden aktaran disk tabanlı akış sistemlerinde, bahse konu bu modları veri kaybı ve yavaşlama olmadan gerçekleştirmek için sunucu tarafında fazladan depolama alanı oluşturmak ve işlem yapmak gerekmekteydi. Bellek tabanlı çalışan VoD akış sistemlerinde ise bu modlar (ileri/geri sarma vb.) kullanmak istediği içerik verisini işlemci tarafından ek depolama ve Central Processing Unit (CPU) talebi gerektirmeden doğrudan Random Access Memory (RAM) üzerinden gerçekleştirme avantajına sahiptir (Echelon Studios, 2021).

İsteğe bağlı video ve ses genel olarak yürürlükteki mevzuata[3] uygun olarak çalışan dağıtım mekanizmalarını ifade etse de isteğe bağlı bu hizmetlerin geliştirilmesi için geriye dönük iş takipleri, eşler arası (peer-to-peer) ağ oluşturma ve dosya paylaşım yazılımının geliştirilmesine kadar bir takım gelişme muhteviyatı bahse konudur. Bu tarz çalışmalar, kullanıcılara olanaklar dâhilinde şimdiye kadar yapılmış her filmi, diziyi veya videoyu orijinal sağlayıcıya merkezi akış ortamıyla ilgili doğrusal maliyetler olmadan, yük oluşturmayacak şekilde sunmanın teknik olarak mümkün olduğunu kanıtlamıştır.

Akışa dayalı (streaming) yayıncılığın ortaya çıkışı ve benimsenmesi, geleneksel yayıncıları ve içerik üreticilerini, yapmakta oldukları işlerini yeniden düzenlemeye zorlamıştır. Bu düzenlemenin sonucu olarak isteğe bağlı yayıncılıkta genel olarak kullanılan üç iş modeli bulunmaktadır. Bunlar; abonelik tabanlı isteğe bağlı video (SVoD), işlem tabanlı isteğe bağlı video (TVoD) ve reklam tabanlı isteğe bağlı video (AVoD) olarak anılan sistemlerdir.

İşlem Tabanlı İsteğe Bağlı Video (Transactional Video-On-Demand/TVoD)

TVoD iş modelinde tüketicinin dosya veya link şeklinde geçerlilik süresine sahip geçici bir dijital veriyi kiralamasına ve geçici bir yayın akışı erişimine veya isteğe bağlı video için ödeme yapmasına izin verilmektedir (Curtin et al, 2014, s. 151). Bu modelde, işlem başına izle ve öde şeklinde kullanıcılar tarafından para ödenmektedir. Bu da iki biçimde sunulmaktadır: Birincisinde, kullanıcılar içeriğe 'kalıcı' erişim sağlamak için paketi satın almaktadır. İkincisinde ise kullanıcılar içeriği 'sınırlı bir süre' için satın almaktadır.

TVoD iş modeline Amazon Prime Video, iTunes, Sky Cinema, Google Play ve HBO PPV örnek olarak gösterilebilir.

Abonelik Tabanlı İsteğe Bağlı Video (Subscription Video-On-Demand/SVoD)

Abonelik yoluyla video izleme hizmeti sunan bu model, çevrim içi kanallar yoluyla akış biçiminde sunulan film ve dizi içerikleri sayesinde kullanıcıların dikkatini sinema ve televizyondan kendine çekmiştir. SVoD, geleneksel televizyon paketlerine benzemektedir.

[3] Örneğin 30849 sayılı Radyo, Televizyon ve İsteğe Bağlı Yayınların İnternet Ortamından Sunumu Hakkında Yönetmelik

Kullanıcılar diledikleri içeriği, her ay, sabit bir fiyat karşılığında tüketme özgürlüğüne sahiptir. Ayrıca uzun bir sözleşmeye bağlı olmadıkları için aboneliği uzatma gibi bir zorunlulukları bulunmamaktadır (Bird, 2020). Bilgisayarlar, akıllı telefonlar, tablet bilgisayarlar, akıllı televizyonlar, set üstü kutular vb. vasıtasıyla SVoD servislerine erişim git gide kolaylaşmıştır. Kullanıcı sayısı her geçen gün artan bu modelde, kullanıcı taleplerine göre içerik kütüphaneleri belirlenmektedir. Örneğin, Mubi içerik olarak daha çok sanatsal filmlere yönelirken Shudder gerilim ve korku türünde içeriklere yoğunlaşmakta; Netflix ise genel izleyici kitlesine hitap edecek içerikler sunmaktadır.

Netflix, Hulu, HBO Max, Disney Plus, YouTube Premium ve Amazon Prime Video abonelik tabanlı çalışan platformlar olarak örnek gösterilebilir.

Reklam Tabanlı İsteğe Bağlı Video (Advertising-based Video-On-Demand/AVoD)

AVoD modelinde, kullanıcılar diğer iki modelde olduğu gibi herhangi bir ücret ödememekte; içeriği izlerken reklama maruz kalmaktadır. Nitekim AVoD modelini benimseyen platformlar, gelirlerini doğrudan kullanıcılarından elde etmek yerine reklam veren kişi, kuruluş ya da şirket ödemelerinden kazanç sağlamaktadır. Turhanlı (2019), AVoD platformlarının SVoD platformlarının aksine finansal kaynaklarının reklam olduğunu söylemektedir. Bu bakımdan, AVoD platformlarının finansal stratejilerinin tamamen reklama bağlı olduğu ve böylece içeriğin görüntülendikçe geliri arttıracağı belirtilmektedir.

Geleneksel televizyon reklamlarına kıyasla daha az sıklıkla ve daha az sürelerle yayınlanan AVoD platform reklamları, yine kişiselleştirilmiş reklam içeriği ile klasik reklam anlayışından ayrılmaktadır. Tüketicilere hitap etmeden pazarlama mantığında hareket eden reklamcılık yerine izleyici tercihlerini temel alarak kişiye özgü reklam sunan platformlar, "hedeflemeli reklam" modelini kullanmaktadır. Kullanıcıların kişisel verileri, yani, "dijital izleri" vasıtasıyla reklamlarını yayınlayan bu platformlar, izleyicinin/dinleyicinin ilgisini çeken veya beğenebilecekleri içerikleri ve reklamları öneri olarak sunmaktadır (Kolancı, 2021, s. 137).

AVoD, içerik kütüphanesi olarak kullanıcılara hem güncel hem de geçmişte yayınlanmış pek çok içeriği sunan zengin bir yapıya sahiptir. İçerik çeşitliliği, kullanım kolaylığı, görüntü kalitesi ve ücret ödeme durumu bir bütün olarak ele alındığında AVoD

platform kullanıcıları, SVoD kullanıcılarından daha yaşlı ve daha düşük gelirli olma eğilimindedir (Stoll, 2022a).

YouTube, Hulu, Tubi, The Roku Channel, MSN Movies, Sony's Crackle, Snag Films, Viewster ve PuhuTV reklam tabanlı isteğe bağlı video platformlarına örnek gösterilebilir.

Türkiye'de ve Dünya'da SVoD Platform Örnekleri

Çevrim içi sistemler üzerinde aboneliğe dayalı film, dizi ve çeşitli içeriklerin sunulduğu yeni iş bir modelinin ortaya çıkışı, pek çok firmanın doğmasına, mevcut firmaların strateji değiştirmesine ve rekabetin giderek şiddetlendiği bir pazar gerçeğine neden olmuştur. Çağın getirdiği teknolojik yenilikler, medya şirketlerini, bu rekabeti farklı boyutlarda ele almaya ve görünenden ziyade arka plana yatırım yapmaya yöneltmiştir. Türkiye ve Dünya'da en çok aboneye sahip olan SVoD platformları, kullanıcı motivasyonlarının ve tezin ilerleyen kısımlarında sunulacak teknik alt yapıların incelenmesine kaynak oluşturacaktır.

Netflix

Netflix, internet üzerinden film kiralama hizmeti sunabilmek için 1997 yılında Reed Hasting ve yazılımcı Marc Randolph tarafından kurulmuştur. 1998 senesinde şirket ilk Digital Versatile Disc (DVD) kiralama ve satma sitesi olan "netflix.com"u, faaliyete geçirmiştir. 1999'da abonelik hizmetlerini başlatan Netflix, üyelerine sınırsız DVD kiralayabilme hizmeti sunmuştur ("Netflix", 2022). 2003 yılı itibarıyla üye sayısı 1 milyonu aşan Netflix, abonelik tabanlı kiralama hizmetini içine alan bir patente sahip olmuştur. 2005'de, üyelerin farklı kullanıcılar ve/veya farklı ruh hâlleri için bambaşka listeler oluşturmasına olanak sağlayan "Profiller" özelliği kullanıma sunulmuş ve bu özelliğin getirilmesi ile birlikte üye sayısı hızla 5 milyona ulaşmıştır. Artan kullanıcı sayısı ile gitgide popüler bir mecra haline gelen Netflix, üyelerine dizi ve filmleri anında izlemeleri için "Yayın" özelliğini ve Xbox 360, Blu-ray oynatıcılar ve televizyon alıcı kutularında görüntüleme sağlamak için muhtelif elektronik markalarıyla ortaklık kurmuştur (Netflix, t.y., a).

2009 yılında 10 milyonu aşkın üyeye sahip olan platform, genişleyen içerik hacmini de düşünerek kendine özel bir algoritma geliştirmeye karar vermiştir. Yaklaşık üç yıl süren ve

40.000 başvurunun alınmasının ardından; 1 milyon dolar değerindeki Netflix Ödülü, içeriklere yönelik önerilerin doğruluğunu %10 artırmayı başaran "Bellkor's Pragmatic Chaos" isimli ekibe verilmiştir (Tekin, 2017).

Bir sonraki sene çocuklar için özel yayın modunu hayata geçirilmiş ve artık mobil cihazlar üzerinden de erişilebilen bir platform hâline gelmiştir. Artık 25 milyon üyeye sahip ve dünyanın pek çok ülkesinde kullanılan bir mecra olan Netflix, en iyi çıkışını "House of Cards", "Hemlock Grove", "Arrested Development" ve "Orange Is the New Black" isimli ilk orijinal Netflix dizileriyle (original series) yapmıştır. House of Cards, üç prime-time Emmy ödülü kazanarak internet yayıncılığı hizmetinde bir ilke imza atmıştır (Stringfixer, t.y., a).

Kendine özgü çalışma mantığı, içerik üretimi ve dağıtımı teknik altyapısıyla paralel olarak geliştiren Netflix, tüm bunları kendi algoritmasına uygulamakta da başarılı olmuştur. Öyle ki birbirini takip eden zamanlarda, ilk orijinal uzun metrajlı filmi "Beasts of No Nation"ı, İngilizce olmayan ilk orijinal dizisi "Club de Cuervos"u ve ilk Asya yapımı orijinal içeriği "Terrace House"u yayınlamış ve görme engellilere yönelik sesli betimleme özelliğine haiz "Daredevil" isimli seriyi hayata geçirmiştir (Rosenberg, 2015). 190'dan fazla ülkeye 21 farklı dil desteği ile hizmet vermesi, interaktif hikâye anlatımı, "İntroyu Atla" veya "Sonraki Bölüm" butonları; izleme deneyimlerini özelleştirmeleri için üyelere daha fazla seçenek sağlamış, çevrim dışıyken ve seyahat ederken içeriği izleme imkânı sunan "İndirme" özelliği de teknik altyapısının başarısı olmuştur (Netflix, t.y., b).

Günümüzde 223 milyonu aşkın (Stoll, 2022b) üyeye sahip olan Netflix, Türkiye'de ise 2016 yılında yayın hayatına başlamıştır. Ülkede yapılan araştırmalara göre 2022 yılının ikinci çeyreğinde Netflix abone sayısı, 3,5 milyonun üzerindedir (Vivarelli, 2022). Netflix, Türkiye'de önce ilk yerli telekomünikasyon ortağı olarak Vodafone ile ardından yerli bir televizyon üreticisi olan Vestel ile anlaşma ve işbirliği yoluna gitmiştir (Capital, 2016). Dünyaca ünlü bir medya içerik platformunun bu girişimleri sonucunda öncelikle Türkiye'de geçmiş yıllarda yayınlanmış Türk dizi ve filmleri, Netflix'te yayınlanmış; ardından ülkemize özgü yerel içerikler üretilmeye başlanmıştır. İlk Türk Netflix dizisi "Hakan Muhafız" olurken "Bir Başkadır", "Aşk 101", "Ottoman", "Fatma", "Atiye" ve "Kulüp" gibi diziler de Netflix'te yüksek izlenme oranlarına sahip Türk yapımları olmuştur (Neoldu, 2019).

Amazon Prime Video

Amazon'un 'Prime' aboneliğinin bir parçası olarak takdim edilen Amazon Prime Video, Amazon.com Inc.'in isteğe bağlı bir video akışı ve içerik kiralama sağlayıcısı olarak 2006 yılında kurulmuştur. Dizi, film ve müzik içerikleri ile dünya çapında 19 farklı ülkede 150 milyondan fazla kullanıcıya sahip olması (Lee, 2020) ile SVoD platformları içinde Netflix'in en büyük rakibidir. 2016'dan beri Türkiye'de de erişilmeye başlanan platform; kendine özgü dizi, film ve orijinal içeriklerinin yanı sıra diğer sağlayıcılardan içerik, içerik eklentileri, canlı spor etkinlikleri ve video kiralama ve satın alma hizmetlerini de barındırmaktadır ("Amazon Prime", 2021).

Aylık belirli bir ücret karşılığında mobil cihazlardan da erişim sağlanarak izlenebilen Amazon Prime Video'nun popüler kendine özgü içeriklerine "Tom Clancy's Jack Ryan", "One Mississippi", "Mozart in the Jungle", "The Man in the High Castle", "Bosch" ve "Power of the Rings" dizileri (series) örnek olarak verilebilir.

Disney Plus

Disney Plus (Disney +), 2019 yılında The Walt Disney Company tarafından kurulmuş isteğe bağlı ve reklamsız bir akış hizmetidir. Platformun sunduğu hizmet, sınırsız indirmeyi de içermektedir ki böylece platform kullanıcıları, istedikleri zaman ve mekânda içerikleri izleme imkânı bulabilmektedir. Disney'in "Medya ve Eğlence Dağıtımı" segmentinin bir parçası olan Disney Plus, internete bağlı çoğu cihazda bulunmakta ve çeşitli orijinal uzun metrajlı filmler, belgeseller, canlı aksiyon ve animasyon dizileri ile kısa biçimli içerikleri ihtiva etmektedir.

Türkiye'de yayın hizmet vermeye Haziran 2022'de başlayan Disney Plus'un, Türkiye'deki abone sayısının 2 milyonun üzerinde olduğu bilinmektedir (Karataş, 2022). 64 ülkede, 87 milyonun üzerinde kullanıcıya hizmet veren platformun popüler içeriklerine "Disney", "Pixar", "Marvel" ve "Star Wars" stüdyolarının içerikleri; "Simpons" ve "National Geographic"in dizi, film ve belgeselleri örnek verilebilir ("Disney+", 2021).

Hulu

Hulu, 2007 yılında Amerika'da kurulmuş olan isteğe bağlı video içerik platformudur. Hulu, diğer platformlardan farklı olarak hibrit ve ikili fiyat tarifesini ihtiva bir sistem kullanmaktadır. Aboneler, ücretlerinin karşılığında içeriklere sınırsız ulaşırken aynı zamanda izleme esnasında reklamlara da maruz kalmaktadır. Fakat bahse konu ücretin biraz daha fazlasının ödenmesi ile içeriklerde sunulan reklamlar tamamen kaldırılmaktadır.

Hulu'da yayınlanan içerikler kendine özgü (orijinal) içeriklerle beraber ABC, NBC ve FOX gibi ABD'nin önde gelen televizyon kanallarının "prime-time" olarak yayınladığı dizileri de içerik kütüphanesinde barındırmaktadır. Dünya genelinde henüz yaygın kullanılmasa da 43 milyonun üzerinde abonesi olan bir platformdur. "Battleground", "The Fashion Fund", "Day in the Life", "Palm Springs" ve "Up to Speed" popüler içeriklerindendir ("Hulu", 2021).

HBO Max

Akış hizmetine yönelik rekabet savaşının en taze örneklerinden biri olan HBO Max, 2020 yılında Warner Bros. tarafından kurulmuştur. WarnerMedia'nın sahip olduğu dizi ve filmleri yayınlamakla beraber ABD'de sinemalarla eş zamanlı olarak vizyona giren filmleri de yayınlamaktadır. Platformuna özgü "Justice League", "The Witches", "Kimi" ve "Jupiter" filmleri popüler içeriklerindendir ("HBO Max", 2022).

Akış hizmeti piyasasında yeni boy göstermeye başlayan platformun, günümüzde 38 milyonun üzerinde abonesi bulunmaktadır. 2022 yılı içinde yayın lisansı almasına rağmen Türkiye'de yayın hizmetine başlanmayacağı açıklanmıştır (Akbaş, 2022; Yıldırım, 2022).

BluTV

BluTV, Doğan Holding tarafından 2015 yılında kurulmuş ve Türkiye'nin ilk SVoD modelini benimsemiş platformu olarak gösterilmektedir. "Türkiye'nin İnternet Televizyonu" sloganıyla hareket eden BluTV, aylık belirli bir ücret karşılığında yerli ve yabancı filmleri, televizyon dizileri, orijinal dizileri, belgeselleri ve canlı yayın kanallarını yayınlamaktadır.

Bilgisayar, mobil cihazlar ve akıllı televizyonlar üzerinden erişilebilen hizmet sağlayıcı; rekabet ettiği pazarda önemli bir konuma sahiptir. Öyle ki dünya genelinde en çok aboneye sahip platform olan Netflix, Türkiye'de %26'lık bir kullanıcı kitlesine sahipken; BluTV %43'lük orana sahiptir (Kara, 2016).[4] "Masum", "Yaşamayanlar", "Saygı", "Bozkır", "Yeşilçam", "Adana Sıfır Bir", "Behzat Ç.", "Yarım Kalan Aşklar", "Alef" ve "Doğu" gibi diziler, bu mecraya özgü popüler içeriklerdir.

İsteğe Bağlı Ses Akış Platformlarının Gelişimi ve Türleri

Ses akış (audio streaming) teknolojilerinin, son birkaç yıldaki inanılmaz devinimi; pek çok kişi tarafından öngörülememiştir. Nitekim geçmişte, ses içeriğini dinlemek için radyo, kaset çalar (walkman) veya CD çalar (discman) gibi özgülenmiş tekil cihazlar kullanılmaktayken günümüzde; cep telefonu, tablet veya bilgisayar gibi akıllı cihazlar kullanılmaktadır. Ayrıca akıllı cihazların geniş kullanım alanı ve internete erişebilirlik sayesinde çevrim içi ortamlarda ses içerikleri, kullanıcılar tarafından istek ve arzulara göre kişiselleştirilmiş olarak tüketilmekte ve böylece, yine, zaman ve mekân sınırlılıkları ortadan kaldırılmaktadır.

Akışlı ses ortamı (streaming audio media), bir akış programı veya web sitesi gibi bir ortamdan bilgisayar, tablet vb. cihaz aracılığıyla erişilen her türlü ses dosyasını veya ortamı ifade etmektedir. "Akış" terimi, herhangi bir indirmeyi beklemeyi ve ardından içeriğe erişmeyi değil; aktarılırken çeşitli medya türlerine erişilebilme yolu olarak ifade edilmektedir. Bu tür akışların yayınlanmasının tek noktaya yayın ve çok noktaya yayın yöntemleri de dâhil olmak üzere birkaç farklı yolu bulunmaktadır. Akış ses içeriği genellikle yayınlanabilmekte ve içeriğe, iki temel sistemden biri aracılığıyla erişilmektedir: Canlı akış ve isteğe bağlı akış (Wiesen, 2022).

Akışlı ses ortamı, çoğunlukla bilgisayarların kullanımıyla ilişkilendirilse de bir dizi farklı donanım türü kullanılarak çeşitli şekillerde de erişilebilmektedir. Akış ortamı genellikle ses, video veya her ikisinin birleşiminden oluşmakta ve görüntülemeden önce indirme yerine hemen görüntülenebilmektedir. Başka bir ifade ile akış, içeriğin kendisinden

[4] 2021 Mart ayı içerisinde, dijitalleşen çağ ve platformların rollerinin konuşulduğu "Dijital Dünya Çalıştayı" düzenlenmiştir. RTÜK'ün de kurumsal olarak katılım sağladığı bu toplantıda, Netflix yetkileri tarafından Türkiye'de 3.5 milyon abonenin olduğu açıklanmıştır. Buradan hareketle, yaklaşık iki kat paya sahip olan BluTV'nin 4 milyondan fazla aboneye sahip olduğu değerlendirilmektedir.

ziyade içeriğin temsil yöntemini belirtmektedir. En yaygın müzik akış yayını yapan hizmetlere örnek olarak Spotify ile Apple Music verilebilir.

Sesli medya akışı için yaygın uygulamalardan biri, geleneksel bir radyo istasyonu gibi işlev gören ancak radyo dalgaları yerine internet üzerinden iletilen bir internet radyo istasyonu veya benzeri bir hizmettir. Kişinin bilgisayarı olmadan bile web sitelerine bağlanmasına ve ses içeriğini dinlemesine izin veren internet radyo cihazları bulunmaktadır. "Radyo Eksen", "Radyo Babylon", "Karnaval" ve "PowerApp" ücretsiz olarak dinlenebilecek internet radyolarına örnek verilebilir.

Akışlı ses ortamı, ses verilerinin iletimini yöneten farklı protokoller kullanılarak yayınlanabilmektedir. Genel olarak bu farklı yöntemlerin tümü, ses içeriğinin iletilmesini daha kolay bir forma uygun şekilde kodlanmasını ve ardından bu verilerin kodunun dinlenmek üzere bir ses sinyaline geri çözülmesini gerektirmektedir. Bu kodlama işlemini gerçekleştirmek için tipik olarak farklı kodlayıcılar kullanılmakta ve ses medyasını dinleyen kullanıcının genellikle bir akışlı sesli ortam hizmeti tarafından belirtilen belirli bir kod çözücüye sahip olması gerekmektedir.

Çok geniş kapsamda ele almak mümkün olmakla beraber sese bağlı akış platformları, 'isteğe bağlı' ve 'canlı akış' hizmeti şeklinde özetlenebilir. Özellikle 2019 yılı itibarıyla dinleyici sayısı katlanarak artmaya başlayan podcastler, isteğe bağlı platformların; radyolar ise canlı akışın örnekleri olarak verilebilir. Podcast, en temel anlamda "sesli bloglama" şeklinde ifade edilebilmektedir. Zira her bir podcast bölümü farklı bir konuyu ele alan bir sesli içeriktir ve bu yönüyle televizyon dizilerine benzetilmektedir. Podcast, kelime kökü olarak "broadcast" (canlı yayın) ve "pod" kelimelerinin birleşiminden oluşmaktadır. Nitekim canlı olarak kaydedilen yayınların istenildiği zaman, istenildiği mecrada yayınlanması hasebiyle ileri gelen bir kavramdır. Her cihazdan dinlenebilecek teknolojiye ulaşılmış olması kullanıcı sayısını günden güne artırmaktadır ("Podcast", 2021).

Canlı yayın ise içeriğin yapım sırasında gerçek zamanlı olarak iletilmesidir. Buna karşılık, isteğe bağlı canlı ses yayınları, gerçek zamanlı yayınlananlar ile kullanıcıların içeriği o anda orada yayınlanırken kaydedebilecekleri içeriklerden de oluşabilmektedir. Canlı ses akışı platformlarının en önemli temsilcilerinden bazıları BBC Live Audio, Capital FM, Radio X vb.'dir. Canlı akışın sağlanmasında, video kamera, ses arabirimi, ekran yakalama yazılımı vb. gibi bir tür kaynak medya, içeriği dijitalleştirmek için bir kodlayıcı, bir medya yayıncısı ve içeriği dağıtmak ve sunmak için bir içerik dağıtım ağı gerekmektedir ("Streaming Media", 2021). Dolayısıyla, dinleyicilerin içeriği etkili bir şekilde arayabilmesi,

bulması, farkına varması ve bir dereceye kadar başkalarının önerilerine güvenebilmesi gerekmektedir.

İsteğe Bağlı Ses Akış Platformlarının Türkiye ve Dünya'daki Örnekleri

Dijital çağın derinliklerinde, kayıtlı müziğin fiziksel medyayla olan tarihsel bağı çözülmeye ve her şey hızla değişmeye başlamıştır. 15 yıl önce insanları heyecanlandırabilen bin şarkı depolama kapasiteli ve kart destesi boyutunda bir cihaz artık 'çağ dışı' olarak görülmektedir.

Tidal, Spotify ve Apple Music gibi modern ses akış hizmetleri; teknolojik başarıların, evrimin ve yinelemenin doruk noktası olarak gösterilmektedir. Bu platformların mimarları; ses dosyası formatlarını, dağıtım platformlarını ve akıllı algoritmaları klasikleşen paketlerinden çıkararak geliştirmiş ve bu vizyonu, bugün bilinen abonelik modellerine dönüştürmüştür.

Spotify

Spotify, 2006 yılında İsveç'te kurulmuş ve 2008 yılında kullanıma açılmış bir müzik veri akışı ve podcast servisi olup; 20'den fazla ülkede konuşlanmış, gerçek zamanlı veri akışı sağlayan, bir dizi seçkin bağımsız plak şirketinden seçilmiş içeriklerin sınırsızca dinlenmesine izin veren, aylık abonelik sistemiyle çalışan bir dijital müzik platformudur. Platformunun sistemine Windows, Mac OS X, IOS ve Linux işletim sistemlerini kullanan bilgisayarlardan erişilebileceği gibi Android, Symbian, Windows Mobile, S60 ve webOS işletim sistemlerini kullanan taşınabilir aygıtlar üzerinden de erişilebilir niteliktedir.

Yapılan araştırmalara göre 2022 yılının ikinci çeyreğinde, dünya genelindeki ses akış platform abonelerinin yaklaşık %32'si, Spotify aboneliğine sahiptir (Stassen, 2022). Öyle ki 273 milyon reklamlı/ücretsiz (Götting, 2022a), 195 milyon 'Premium' (Götting, 2022b) olmak üzere toplamda 468 milyon abone tarafından platform kullanılmaktadır. Spotify, günümüzde dünyadaki en büyük müzik akış hizmeti sunan platformlardan biridir ancak popülaritesine ve abone sayısına rağmen; henüz küresel bir hâkimiyet elde edememiştir. Yine de Spotify genel kullanıcıların en büyük payını elinde tutmakta ve göstergeler bunun devam edeceğini göstermektedir. Nitekim önümüzdeki süreçte, Spotify Hi-Fi katmanına

(yeni bir abonelik katmanı)[5] geçerek abonelere "kayıpsız ses (lossless audio) formatında, CD kalitesinde müzik" dinleme şansı vereceğini duyurmuştur (Spotify Newsroom, 2021).

Spotify, kullanıcının müzik zevkine göre hazırlanmış haftalık çalma listelerini derleyen yeni müzik keşif algoritmalarıyla ünlüdür. Bu algoritma, kişi ne kadar çok dinlerse, çalma listelerini o kadar çok geliştirmektedir. Diğer taraftan, her yılın sonuna doğru yayınlanan Spotify'ın "Wrapped" listeleri büyük ilgi görmektedir. Spotify Wrapped, 2016'dan beri Spotify uygulamasını tanıtmayı amaçlayan bir pazarlama kampanyasıdır. Kampanya, her yıl Aralık ayı başlarında kullanıcıların o yıl içerisinde platform üzerinden gerçekleştirdikleri etkinlikler ile ilgili veri derlemesi yaparak onları sosyal medyada paylaşmaya teşvik etmektedir. Bu özellik, tarihsel olarak bir kullanıcının en sık dinlediği beş müzisyeni, en çok dinlediği şarkıları ve en sevdiği müzik türlerini içererek müzik akışı hizmetini tanıtmanın yanı sıra, Apple Music gibi büyük rakiplerinin sunduğu tekliflerden farklı olmayı amaçlamaktadır. Spotify Wrapped, her yıl sosyal medyada geniş çapta paylaşılmakta ve milyonlarca insanın sosyal medya hesaplarında Spotify'ı dolaylı olarak tanıtmasına imkân sağlamaktadır. Yılın son dönemlerinde uygulamanın indirilme sayısında görülen artış, bu duruma kanıt olarak gösterilmektedir. Öyle ki, 2019'da Spotify'ın Pazarlama Müdürü bu durumu, insanları Spotify'ı kullanmaya teşvik eden bir "FOMO etkisi" (Fear of Missing Out / Kaçırma Korkusu) olarak değerlendirmiştir (Swant, 2019).

Apple Music

Apple Music, 2015 yılında Apple tarafından kurulmuş içerisinde 90 milyondan fazla şarkının yer aldığı bir isteğe bağlı ses akış hizmetidir. İşletim sistemi olarak; MacOS, IOS, Windows ve Android desteği olan, gerçek zamanlı veri akışı sağlayan ve kişiselleştirilmiş müzik içerikleri çalma listeleri oluşturabilen ücretli bir platformdur. Akış sistemleri içerisinde kullanıcı sayıcı ve kullanım sıklığı bakımından Spotify ile rekabet halinde olan platform, müzik akış hizmetleri içerisinde önemli yere sahiptir. Platform, kişisel müzik kataloğunu isteğe bağlı akış ve canlı radyo ile birleştirerek tek bir yerden sunmakta, bulut ortamında yüz bine yakın şarkının depolanmasını sağlamakta ve kendi içerik kütüphanesi olduğu gibi iTunes'in içerik kütüphanesini de kullanabilmektedir. Bunlara ek olarak kendine

[5] Hi-Fi, "High Fidelity" kelimelerinin kısaltılması ile meydana gelen yeni nesil müzik anlayışının temsilcilerindendir. Kullanıcılara yüksek kalitede kayıpsız müzik dinleme ve herhangi frekans düzenlenmesi olmadan yapılan kaydı birebir dinleme imkânı sunan bir teknolojidir.

özgü çalma listeleri, Apple özel şarkıları, kayıpsız ses özelliği ve internet bağlantısı olmayan yerlerde önceden indirilen içeriğe erişebilme özelliklerine sahiptir (Bizzaco et al, 2021).

Statista verilerine göre, dünyanın iki numaralı özel müzik hizmeti Apple Music'in dünya genelinde kullanım oranı %16'dır (Götting, 2021). 167 ülkede hizmet veren bu sağlayıcının abone sayısı, 90 milyonu aşmıştır ("Apple Music", 2021).

Amazon Music

Amazon Music, 2007 yılında Amazon şirketi tarafından kurulmuş isteğe bağlı müzik akış platformu ve çevrim içi müzik platformudur. 'Amazon Prime' üyeliğine sahip kullanıcılara ekstra ücret ödemeden Amazon Music üyeliği sunulmaktadır. Bu özellik ile beraber Amazon üzerinden herhangi bir müzik aleti, CD veya albüm satın alınmışsa platformun algoritması kullanıcının beğenebileceği aynı tarzda müzikleri veya müzisyenin diğer eserlerini kullanıcıya özel kitaplık yaparak sunmaktadır. Ayrıca 2019 yılında duyurulan "Amazon Music HD" ile 50 milyondan fazla şarkıyı yüksek çözünürlük ve kalitede kullanıcılara sunan ilk platform olmuştur ("Amazon Music", 2021).

Kindle Fire HD ve HDX, IOS, Android, PC ve Mac uygulamalarında ve web üzerinden yayın desteği bulunmaktadır. Statista verilerine göre dünya genelinde kullanım oranı %13 olan Amazon Music'in 55 milyonun üzerinde abonesi bulunmaktadır (Götting, 2021).

Tidal

Tidal, 2014 yılında Norveç'te kurulmuş isteğe bağlı müzik akış platformudur. 80 milyondan fazla şarkı ve 350.000 videodan oluşan yüksek nitelikli ses kalitesinin yanı sıra, yüksek çözünürlüklü video ve seçilmiş editoryal içerikleri ihtiva eden bir kütüphaneye sahiptir. Platformun video özelliğinin de olması diğer platformlar ile arasındaki bariz farklardan biri olarak gösterilmektedir (Tidal, t.y.).

Deezer

Deezer, 2007 yılında Fransa'da kurulmuş web tabanlı müzik yayın platformudur. Yapısında 56 milyondan fazla lisanslı müzik parçası ve 30.000'den fazla radyo kanalı bulunmaktadır ("Deezer", 2021).

Diğer platformların aksine Deezer platformunda içerik dinlemek için web tarayıcısını açmak yeterlidir. Statista verilerine göre dünya genelinde Deezer kullanım oranı %2'dir ve 182 ülkede ki yaklaşık abone sayısı 16 milyondur (Götting, 2021).

YouTube Music

YouTube Music, 2015 yılında Google'ın bir yan kuruluşu olan YouTube tarafından geliştirilmiş ses akış platformudur ("YouTube Music", 2021). Ses ve müzik akışının yanı sıra kullanıcılara, bu içeriklerin -varsa- videolarına da göz atma imkânı vermektedir. Aylık belirli bir ücret karşılığında edinilen "Premium" abonelik ile reklamsız, uygulama kapatılsa dâhi mobil cihazda arka planda müzik çalabilme/video izleyebilme, cihaza müzik veya video indirebilme ve internete erişim olmaksızın da hizmetini sürdüren bir çalışma sistemi bulunmaktadır (YouTube, t.y.). Öyle ki büyük sanatçılar en son çıkan parçalarını ilk olarak bu platformdan kullanıcılara sunmaktadır (Zeman, 2021).

Statista verilerine göre Google'ın ses akış platformlarında kullanım oranı %8 iken YouTube Music'in 95 ülkede 50 milyon abonesi bulunmaktadır (Götting, 2021).

Fizy

Fizy, Turkcell sahipliğinde 2008 yılında kurulmuş; Türkiye merkezli bir müzik veri akışı ve dijital müzik platformudur ("Fizy", 2021). "The New York Times" gazetesi tarafından yeni yılda denenmesi tavsiye edilen üç internet sitesinden biri olarak aday gösterilmiştir (Çuhadar, 2018). Kullanımı ve tasarımı itibarıyla dünyanın pek çok yerinde kullanılabilen platformun ücretli ve ücretsiz iş modelleri mevcuttur.

BÖLÜM III

ÖNERİ ALGORİTMALARI VE SİSTEMLERİ

Matematik ve bilişimde önemli bir kavram hâline gelen algoritma, bir problemin çözümünde veya sonlu ve belirli kurallara göre hazırlanmış eylemlerin çalışma prensiplerini ifade etmede kullanılmaktadır. Nabiyev (2021)'e göre algoritma, mekanik davranan kişiye veya bir makineye, birtakım verilerden yola çıkarak ve sonlu sayıda aşamalardan geçerek, belli bir problemi çözme imkânı veren çok kesin komutlar bütünüdür (s. 46). Başarılı bir algoritma, sonuca ulaştırmanın yanı sıra hızlı ve her durumda çalışır olmayı da gerektirmektedir. Çalışması her türlü belirsizlikten uzak olmayı gerektiren algoritmalar, bir sonuca ulaşmayı kolaylaştırırken deneme/yanılma ve sezgisel çözümleme gibi tekniklere karşıt olan bir yöntemdir (Nabiyev, 2021, s. 46).

Günlük hayatın her alanında var olan ve farklı amaçlar doğrultusunda kullanılabilen algoritmalar, pek çok insanın evinde kullandığı elektronik eşyaların çalışma pratiklerinden, günlük çalışma takvimlerini belirlemeye kadar fark etmeden başvurdukları bir yöntemdir. Fakat teknolojik gelişmeler ve beraberinde ivme kazanan programlama teknikleri, algoritmaların sıklıkla bilgisayar bilimleri ve matematik ile anılmasına neden olmuştur.

Algoritmalar, bilgisayar bilimleri içinde gelişmeye ve değişmeye devam etse de insan hayatını bilimden sanata, spordan eğitime ve elektronikten mekaniğe pek çok farklı alanı etkilemiştir. Özellikle programlanabilen ürünler, internetin yaygın kullanımı ve teknoloji de yaşanan devrimlerle zamansal ve mekânsal sınırlılıkları ortadan kaldıracak şekilde yeniden programlanmaya başlanmıştır. Yazılımcı veya programcı çözülecek konu ile ilgili olarak var olan algoritma üzerinde iyileştirmeler yapabileceği gibi yeniden algoritma tasarlama yoluna da gidebilmektedir. Algoritmalar programlanırken tercih edilen programlama diline göre kodlanması (yazımı) değişiklik gösterse de algoritmanın tasarlanan mantığı aynıdır.

Elbette ki her üründe, her ihtiyaçta veya her teknolojide aynı algoritma tasarlanarak programlanma yoluna gidilmemektedir. Burada önemli olan girdiler, yani yapılması istenen durumlar ve çıktılar, yani sonuçta ne elde edilmek istenildiğidir. Kullanıcılardan, üreticilerden veya işverenlerden gelen geri dönüşler ve istekler, çoğu zaman ortaya konacak ürün veya hizmetin ne şekilde programlanması gerektiğine dair yazılımcı veya programcıya yol göstermektedir.

Yazılım geliştirmede algoritmalar kullanım alanlarına, karmaşıklıklarına, tasarım yöntemlerine ve uygulama şekillerine göre çeşitli türlere ayrılmaktadır (Aytekin et al, 2018, s. 154). Bir veri yapısı (data structure) üzerinde seçili özelliklere sahip belirli bir verinin aranması için kullanılan arama algoritmaları (search algorithms) en çok tercih edilen algoritma türlerindendir. Üzerinde çalıştığı veri yapısı bir liste, dizi ya da grafik olabilmektedir.

Verinin yapısına uygun olarak arama algoritması; hava yolu seyahat planlama sistemlerinde en iyi rotayı tespit etmede, telefon rehberinde kişi numarası aramada, bir yere ait belirli bir adresi tespit etmede, arama motorlarında ve yapay zekâ uygulamalarında sıklıkla kullanılmaktadır. Arama yaparken temel odak nokta, üzerinde çalışılan varlıkları ya da nesneleri farklı kişilere ve farklı sorgulara göre ele alabilecek bağlamları oluşturmaktır. Nitekim bir kişinin yapacağı aramaya getirilen sonuçlar bir başka kişi için farklı olabilecektir.

Anlaşılacağı üzere çeşitli durumlara özgü farklı arama algoritmaları geliştirilmiştir ve bunların birbirine göre farklı avantajları, dezavantajları ve değişken çalışma süreleri vardır. Burada önemli olan istenen eyleme minimum zamanda maksimum verimle ulaşmaktır. Tam da bu noktada ortaya çıkan öneri algoritmaları, kişilerin kısıtlı sürede yapmaya çalıştığı aramalarına alternatif çözümler sunarak sonuca ulaşmalarına yardımcı olmaktadır.

Öneri algoritmaları, bir sorunu çözmek veya bir görevi tamamlamak için kullanıcılara ürünler, hizmetler ve bilgiler önerme gibi eylemler yaparak düşünce ve davranışları şekillendirmek için kullanılan, verilerin analizine dayalı algoritmalardır (Chua, 2019).

Nitekim günlük yaşamda alışveriş yaparken, dizi/film izlerken, radyo/müzik dinlerken veya seçim yapılması gerekirken bireyler, kararlarının bir kişi tarafından verilmesinden ziyade bilgisayar algoritmalarının vermesini tercih etmektedir (Bambauer & Risch, 2021). Platformların ve web sitelerinin pek çoğu; kullanıcıların daha önce görüntülediği, satın aldığı veya gerçekleştirdiği eylemler hakkında veriler sunacak algoritmaları ihtiva eden sistemler ile çalışmaktadır. Kişiselleştirilmiş (bir sistemin mevcut içeriğini kullanıcının ilgi ve tercihlerine göre eşleştirmesi) bu dijital deneyimler, aynı zamanda birbirini tanımayan ama zevkleri aynı olan insanların ortak bir noktada buluşmasını da sağlamaktadır. Örneğin; herhangi bir kullanıcı film/dizi izlemek istediğinde sistem, kullanıcın daha önce izlediği ve beğendiği filmleri/dizileri izlemiş olan diğer kullanıcıların film/dizi listelerini öneri olarak sunabilmektedir. Diğer taraftan bazı kullanıcılar, bir filmi/diziyi sevip defalarca izleyebilmekte ve başka bir filmde/dizide aynı beğeniyi/tatmini elde edemeyeceklerini düşündükleri için yeni bir arayışa girmemektedir. Bu durum elbette ki sadece film/dizi için

değil çeşitli konularda kullanıcıların bir başka ürünle veya hizmetle yeni bir deneyim yoluna gitmekten kaçınması şeklinde gerçekleşebilmektedir. Günlük hayatta bir kullanıcı tek bir ürün veya hizmete dair araştırma yaparken tüm olasılıkları değerlendirmeye almaktadır ki bu durum, aşırı bilgi yüklenmesine neden olmaktadır. Öneri sistemleri, kullanıcı tercihlerini doğru kişiselleştirirken sürekli artan çevrim içi bilgi hacmiyle aşırı yüklenme sorununu çözmeyi amaçlamaktadır (Resnick & Varian, 1997, s. 56-59). Bunun yanı sıra öneri sistemleri, verilen bilgilere dayanarak bir öğenin kullanıcı için yararlı olup-olmayacağını tahmin etmeyi de amaçlamaktadır. Olumlu veya olumsuz öneriler, kişilerin sevecekleri yeni şeyler keşfetmelerine veya sevmeyecekleri kötü alternatifleri denemekten kaçınmalarına yardımcı olacaktır. Bu, kısıtlı zamana sahip bireyler için paradan ve zamandan tasarruf edilmesini sağlamaktadır.

Öneri/tavsiye sistemleri, kullanıcıların bulamadıkları öğeleri keşfetmesinde ve kendilerine en yakın ürün veya hizmeti almasında yardımcı olacak arama algoritmalarına alternatif oluşturmaktadır ("Recommender System", 2022). Gelişen teknoloji ve artan kullanıcı sayısı, internetteki veri miktarını artırmakta ve bu verilerin saklanması ve hedeflenen bilgiye erişim önemli bir sorun olarak tanımlanmaktadır. Öneri sistemleri bu gelişmeler doğrultusunda ortaya çıkmış yeni bir çalışma alanı olarak değerlendirilmektedir (Özdemir, 2020). Önerdiği öğeler kitap, film, şarkı, haber, resim vb. olabilmekte ve bu sistemi kullanan kişiler izleyebilmekte, dinleyebilmekte veya okuyabilmekte ve bunlar hakkında fikir sahibi olabilmektedir. Bu sistemler sıklıkla e-ticaret ile video ve ses akış servislerinde kullanılmaktadır. Tablo 2'de de görüleceği üzere Amazon (Hardesty, 2019) ve Netflix gibi video akış servisleri; kullanıcıları ile etkileşime geçmek, memnuniyetlerini artırmak ve var olan abonelerini elde tutmak için öneri sistemlerini aktif olarak kullanmaktadır (Kumar et al, 2015).

Tablo 2

Önerilerin Uygulamalara Katkıları

Platform/Uygulama	**Sağlanan Katkı**
Netflix	Platformda izlenen içeriklerin %75'i önerilenler arasından seçilmektedir.
Google News	Sunulan öneriler, %38 daha fazla tıklanmaya sahiptir.
Amazon.com	Uygulamada gerçekleşen satışların %35'i sunulan önerilenler arasından seçilmektedir.

Kaynak: A Movie Recommender System: MOVREC. International Journal of Computer Applications. Kumar et al, 2015, 7

Öneri/tavsiye sistemlerinin kökleri bilişsel bilime, yaklaşım teorisine, bilgi alımına ve tahmin teorilerine kadar uzanmaktadır. Ayrıca pazarlamada yönetim bilimi ve tüketici seçim modellemesi ile de bağlantıları bulunmaktadır. Günümüzde öneri sistemleri; Yapay Zekâ, Doğal Dil İşleme, İnsan-Bilgisayar Etkileşimi, Sosyoloji, Uzman Sistemler ve internet ağı bilgi sistemi dâhil olmak üzere çeşitli alanlardan fikirlerin, görüşlerin ve verilerin sentezi kullanılarak inşa edilmektedir. Tavsiye sistemleri kullanıcılar, öğeler ve derecelendirmelerinden oluşan bir veri tabanı kullanarak kullanıcıların seçebilecekleri öğeleri tahmin etmeye çalışmaktadır. İlgili bilgileri filtreleme, önceliklendirme ve verimli bir şekilde iletme şeklinde bir çalışma mantığına sahiptir. Son on yıldır büyük gelişme ve ilerleme kaydeden bu yapı, ürün ve hizmet anlayışındaki değişimlerle yeni teknikler ve yöntemler geliştirmeye devam etmektedir. Özellikle son dönemde, öneri sistemleri yapay zekâ alanı ihtivasında bulunan makine öğrenmesi algoritmalarını sıklıkla kullanmaktadır. Bununla birlikte, literatürde açıklanan algoritmaların sayısı nedeniyle herhangi bir öneri sistemi için uygun bir makine öğrenmesi algoritması seçmek oldukça zordur (Portugal et al, 2018). Öneri sistemleri geliştiren araştırmacılar ve uygulayıcılar, algoritma kullanımındaki mevcut yaklaşımlar hakkında çok az bilgi sahibidir. Bu sistemler ayrıca karar vermede önemli bir rol oynamakta ve kullanıcıların kârları maksimize etmelerine (Rashid et al, 2022) veya riskleri minimize etmelerine (Pathan et al, 2010) yardımcı olmaktadır.

Öneri sistemlerinin çalışma mantığında şu aşamalar söz konusudur (Bknz. Şekil 3):

(1) Bilgi toplama aşaması; kullanıcı profili veya modeli oluşturmak için kullanıcının özniteliği, davranışları veya kullanıcının eriştiği kaynakların içeriği dâhil olmak üzere tahmin görevleri için ilgili bilgilerinin toplandığı fazdır. Öneri aracı, kullanıcı profili/modeli iyi yapılandırılana kadar doğru şekilde çalışamaz. Sistemin, başlangıçtan itibaren makul bir öneride bulunabilmesi için kullanıcıdan mümkün olduğunca çok şey öğrenmesi gerekmektedir.

Bilgi toplama üç şekilde gerçekleşmektedir. Birincisi, doğrudan kullanıcıdan gelmesi ve kullanıcının öğeyle ilgili doğrudan ilgisini göstermesi bakımından en yararlı bilgi olarak değerlendirilen kullanıcıların bir öğeye olan ilgileriyle ilgili olan girdilerdir (explicit feedback/açık geri bildirim). İkincisi, kullanıcıların davranışlarını gözlemledikten sonra üretilen girdiler (implicit feedback/örtük geri bildirim) iken üçüncüsü ise açık ve örtük geri bildirimin bir birleşimidir (hybrid feedback) (Oard & Kim, 2000). Bu aşamaların ardından öneri modeli, toplanan verilere dayanarak kullanıcıların ilgisini öğrenmeye çalışmakta ve bir öneri çıkarmaktadır.

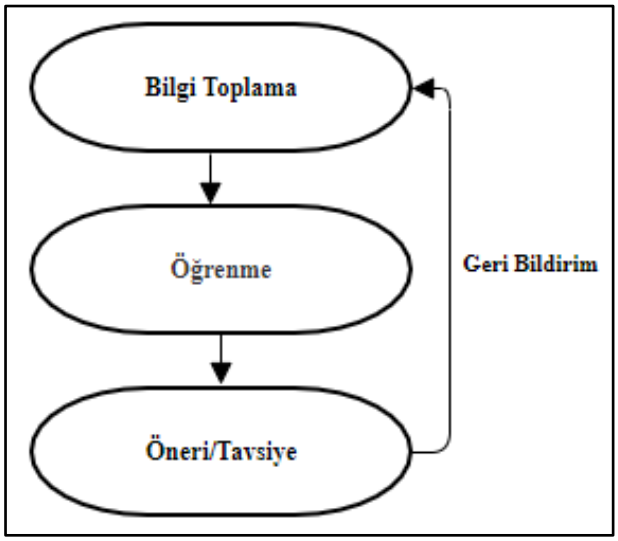
Herhangi bir öneri sisteminin başarısı, kullanıcının mevcut çıkarlarını temsil etme yeteneğine bağlıdır. Kullanılan öneri tekniğinden ürün/hizmet hakkında ilgili ve doğru öneriler elde etmek için doğru profil/modeller kurmak önem taşımaktadır.

(2) Öğrenme aşaması; bilgi toplama aşamasında toplanan kullanıcı verilerinin öğrenme algoritmaları uygulanarak işlenip filtrelendiği aşamadır (Isinkaye et al, 2015, 261-264).

(3) Tahmin/öneri aşaması; öğrenme aşamasından elde edilen kalıpları analiz ederek, elde edilen veriler için öneri veya tahminler sağlanmaktadır. Öğrenme aşamasında eğitilen veriler, belirli kalıplar sağlamakta ve daha sonra kullanıcının hareket tarzını veya gelecekteki ilgi alanlarını tasavvur etmeye yardımcı olmaktadır (Kumar & Pavan Kumar, 2019, s. 38-39).

Şekil 3

Öneri Sisteminde Aşamalar

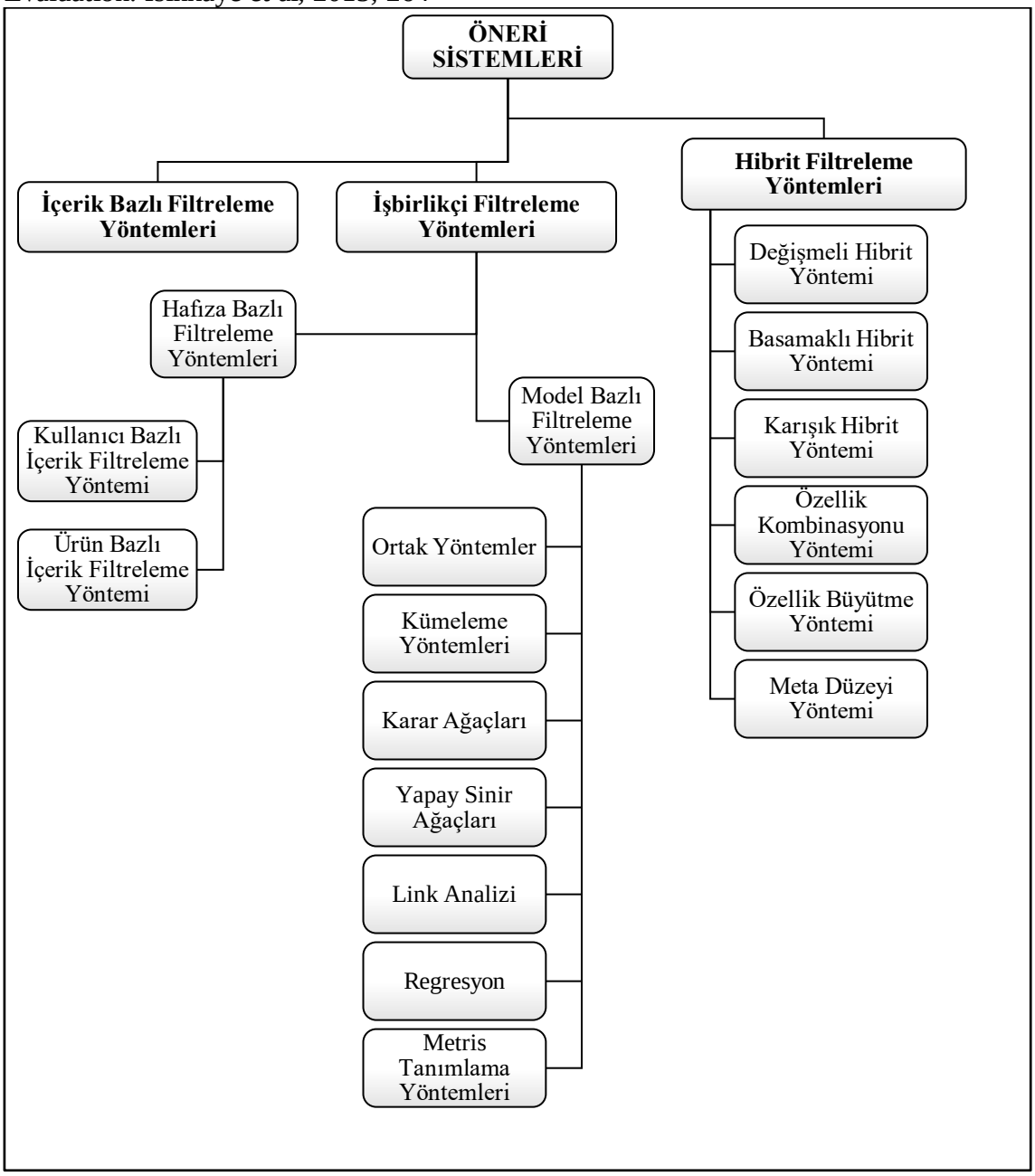


Öneri Sistemlerinde Kullanılan Filtreleme Metotları

Bir sistemin, kullanıcılara hedefleme oranı yüksek ve faydalı öneriler sunabilmesi için verimli ve doğru öneri tekniklerini kullanılması oldukça önemlidir. Nitekim bu, farklı öneri metotlarının özelliklerini ve potansiyellerini anlamanın değerini açıklamaktadır. Şekil 4'te farklı öneri filtreleme tekniklerinin anatomisi gösterilmiş ve devamında filtreleme tekniklerine ilişkin açıklamalarda bulunulmuştur.

Şekil 4

Öneri Filtreleme Teknikleri | Recommendation Systems: Principles, Methods and Evaluation. Isinkaye et al, 2015, 264



İçerik Tabanlı Filtreleme (Content-Based Recommendation)

İçerik tabanlı filtreleme tekniğinde, kullanıcının geçmişte değerlendirdiği öğelerin içeriklerinden çıkarılan öznitelikler kullanılarak kullanıcı profillerine dayalı olarak önerilerde bulunulmaktadır (Bobadilla et al, 2013). İçerik tabanlı bir öneri sisteminde

anahtar kelimeler, ürünleri/hizmetleri tanımlamak için kullanılmakta ve kullanıcılar tarafından beğenilen ürünlerin/hizmetlerin türlerinin belirlenmesi için kullanıcı profilleri oluşturulmaktadır. Bu teknikte demografik bilgiler, kullanıcı hakkında bilgiler veya bir filmin yönetmeni ve türü gibi ilgili öğe hakkında daha fazla bilgi sahibi olunarak daha iyi kişiselleştirilmiş önerilerde bulunulabilmektedir. Örneğin, film türü bilgisi verildiğinde ve kullanıcının "Star Wars" ve "Blade Runner" filmlerini sevdiği bilindiğinde; "Bilim Kurgu" türünde bir tercih çıkarılabilir ve sonuç olarak yine bir bilim kurgu filmi olan "Twelve Monkeys" filmi, kullanıcıya önerilebilir.

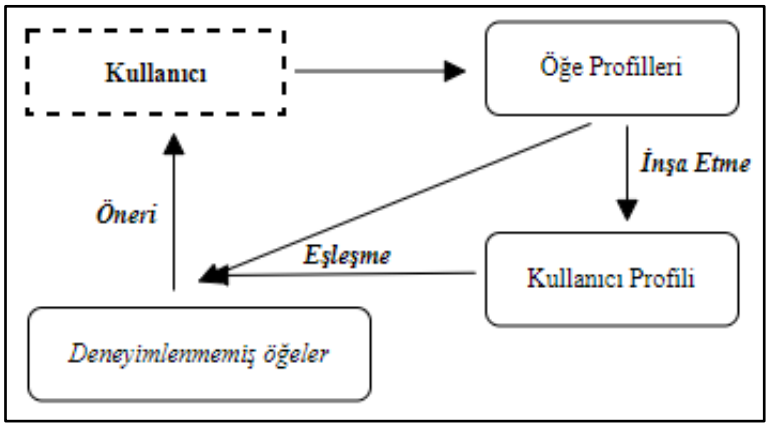
Bu filtreleme yöntemi/metodu, öneriler oluşturmak için öğelerin niteliklerini analiz etme yolunu tercih etmekte ve belli bir alana bağlı algoritmaları kullanmaktadır (Isinkaye et al, 2015, s. 264-265). İçerik tabanlı filtreleme kullanıcıdan bağımsızdır ve sistem öneriler için yalnızca öğelerin ve kullanıcı profillerinin analiz edilmesi yöntemini kullanmaktadır. Web sayfaları, yayınlar, filmler ve haberler ile ilgili dokümanlar önerileceği zaman, bu teknik; etiketleri ve anahtar kelimeleri kullanarak -göreceli olarak- başarıyla çalışmaktadır. Çoğunlukla olumlu değerlendirmeler alan öğeler, kullanıcılara öneri olarak sunulmaktadır. Ayrıca bu teknik anlamlı öneriler sunmak için dokümanlar arasında farklı türde modeller de kullanmaktadır. Farklı türde dokümanlar arasındaki ilişkiyi modelleyerek bir öneri sunmak için Vektör Uzay Modelini (TF/IDF gibi), Naive Bayes, Karar Ağaçları veya Sinir Ağları gibi Olasılıksal Modelleri kullanabilmektedir (Bishop, 2006). Öğrenme modeli, istatistiksel analiz ya da makine öğrenme teknikleri ile öğrenme işlemini yaparak önerilerde bulunmaktadır.

İçerik tabanlı filtreleme tekniği, öneriyi etkilemediği için diğer kullanıcıların profiline ait verilere ihtiyaç duymamaktadır. Ayrıca, kullanıcı profili veya tercihleri değişir ise içerik tabanlı filtreleme önerilerini çok kısa bir süre içinde değiştirme potansiyeline sahiptir. Bu tekniğin en büyük dezavantajı, profildeki öğelerin özelliklerinin derinlemesine bilgisine ve açıklamasına yani çok iyi organize edilmiş kullanıcı profillerine ihtiyaç duymaktadır. Aksi hâlde, teknik; kişilere profillerindeki önceden tanımlanmış öğelere benzer içerik önermesi ile sınırlı kalmaktadır. Tekniğin yeniliklere açık bir yapısı bulunmamaktadır (Adomavicius & Tuzhilin, 2005). Bir diğer dezavantaj ise özellik değerlerinin manuel olarak girilmesi gereken durumlarda, genellikle tekniğin kullanımının tercih edilmemesidir. Görüntü, ses, müzik ve video türlerini içeren çoklu ortam içeriklerinin analizi ve sınıflandırılması bu anlamda ya tam anlamıyla mümkün olamamakta ya da manuel olarak sınıflandırılması gerekmektedir. Nitekim küçük veri kümeleri için bu teknik yönetilebilir olabilmektedir,

fakat her gün binlerce yeni veri eklendiğinde bu görevi yapmak imkânsız hâle gelecektir (Fayyaz et al, 2010, s. 2).

Şekil 5

İçerik Tabanlı Öneri



Şekil 5'te görülebileceği üzere İçerik Tabanlı Öneri Sistemlerinde üç ana bileşen bulunmaktadır: Kullanıcı Profili, Öğe Profili ve Öneri Teknikleri.

Önerilecek her içerik için bir öğe profili oluşturulur. Örneğin, bir film öneri sistemi için senarist, konu, film adı, oyuncu ve yönetmen gibi öğeleri karakterize eden olası nitelikler öğe alanında kullanılabilmektedir. Nitelikler, bir öneri süreci için hangi niteliklere odaklanılacağına karar verilerek doğrudan belirlenebilmektedir. Kullanıcı profilindeki nitelikler ise kişinin yaş, cinsiyet, sosyal statü vb. gibi bazı demografik özellikleri ile temsil edilebilmekte ve genellikle o kişinin tercihlerini belirlemede ve doğru önerilerde bulunmada önemli faktörler olarak kabul edilmektedir.

Öneri tekniğinde önemli olan fayda fonksiyonudur. Nitekim İçerik Tabanlı Öneri Sistemlerinde fayda fonksiyonu U *(c,s)* şeklinde tanımlanır. Burada *s* öğeyi, *c* kullanıcıyı ve *u* ise faydayı temsil etmektedir.

İşbirliğine Dayalı Filtreleme (Collaborative Filtering)

İşbirliğine dayalı filtreleme, film ve müzik verisi gibi üst verilerle (meta-data) kolayca ve yeterince tanımlanamayan içerikler için alandan bağımsız bir tahmin tekniğidir (Isinkaye et al, 2015, s. 265). Bu teknik ve alt türleri en sık kullanılan öneri algoritmaları içerisinde

yer almaktadır. İşbirlikçi filtreleme tekniğinde, kullanıcılar tarafından öğeler için tercihlerin bir veri tabanı (kullanıcı-öğe matrisi) oluşturulur. Öneri bulunması aşamasında, profiller arasındaki benzerlikler hesaplanarak konuya dair ilgi ve tercihlere sahip kullanıcılar eşleştirilir (Herlocker et al, 2004). Kullanıcı, daha önce karşılaşmadığı bir öğeyi; eşleştiği kullanıcılar tarafından olumlu değerlendirme almış ise öneri olarak görebilmektedir (Ekstrand et al, 2021). Bu öneri sisteminin çalışması benzer ilgi alanlarına sahip kişileri bulmak, davranışlarını analiz etmek ve aynı öğeleri kullanıcılara önermek veya kullanıcının daha önce satın aldığı ürüne/hizmete benzer öğelere bakmak ve onlara benzer ürünler önermek şeklindedir. Kullanıcıların önceden beğendikleri veya kullandıkları öğelerin benzerlerini ilerleyen zamanlarda da beğenecekleri veya kullanacakları varsayımına dayanılmaktadır. Veri toplama yöntemi şunları ihtiva etmektedir (Parsons et al, 2004):

- Kullanıcıların tercihlerini sayısallaştırarak bir öğeyi derecelendirmeler,
- Kullanıcıların tarayıcıda yaptıkları aramalar,
- Kullanıcılara ait bilgiler (ad, soyad, e-posta, yaş vb.),
- Kullanıcılara sunulan iki öğeden kendilerine göre daha iyi olanının seçilmesi,
- Kullanıcıların beğenileriyle oluşan bir öğe listesi,
- Kullanıcıların öğeleri görüntüleme sıklıkları.

Öneri sistemi çalışırken öneri algoritması üç türe ayrılabilir: Kullanıcıya dayalı öneri algoritması, öğeye dayalı öneri algoritması ve modele dayalı öneri algoritması. Fakat bu durumda kullanıcıya göre sınıflandırma yapılırsa aynı sınıfa ait kullanıcılar aynı ürünle ilgilenirler; öğeye göre sınıflandırma yapılırsa aynı tür öğelere sahip olan yapılar aynı kullanıcının favorilerinden etkilenir (Hong-Xia, 2019, s. 431). Örneğin, insanlar bir müzik veya film aramak istediklerinde genellikle benzer zevklere sahip kişilere son zamanlarda dinledikleri müziği veya beğendiği filmi sorma ve nihâyetinde onu dinleme/izleme eğiliminde olmaktadır. Bu gibi olumsuz durumların önüne geçmek için işbirlikçi filtreleme önerisi fikri ortaya atılmıştır.

İşbirlikçi filtreleme algoritması, öneride bulunurken kullanıcıdan bilgi toplamak için "kullanıcı-öğe" matrisi kullanılmaktadır. Böylece bir kullanıcının bir öğeyle ne kadar ilgilendiğini veya kullanıcının başka bir kullanıcıyla alaka düzeyini göstermek amaçlamaktadır. Kullanıcı ile ilgili bilgilerin toplanıp kullanıcı tercih bilgileri düzenlendikten sonra kullanıcı-öğe derecelendirme matrisi hazırlamaktadır. K-En Yakın Komşu Yaklaşımı[6] ve ilk olarak R. B. Allen tarafından kullanılan Pearson Korelasyonu gibi

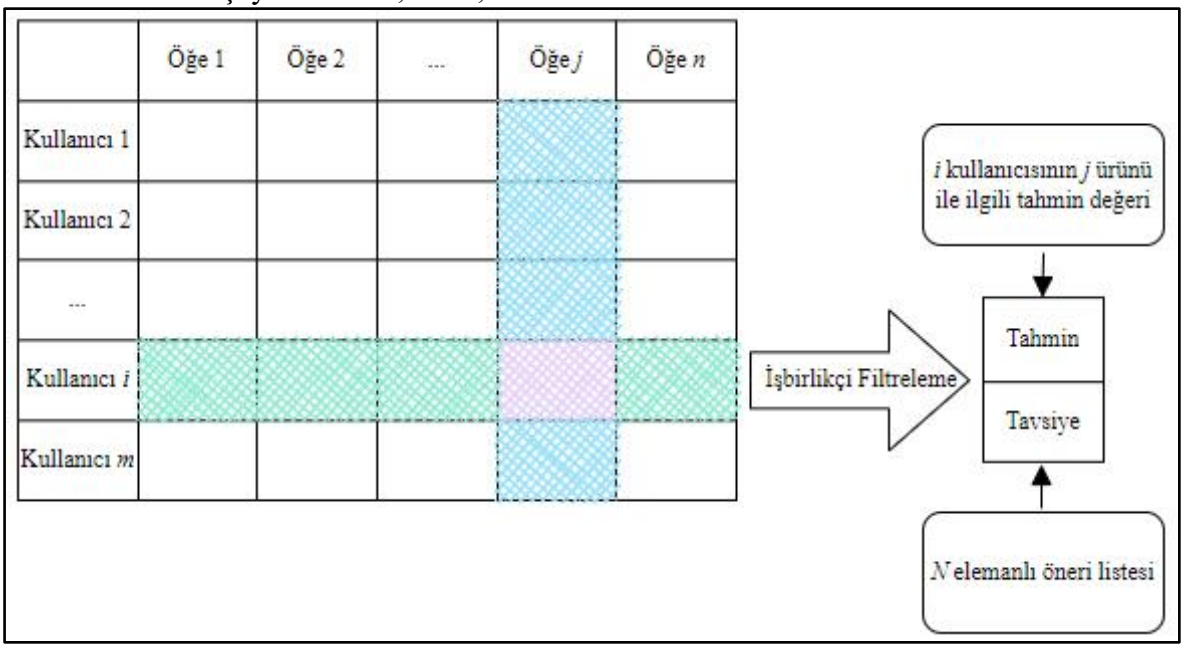
[6] K-En Yakın Komşu Algoritması: Hem regresyon hem de sınıflandırma problemlerini çözmek amacıyla kullanılan, sınıfları belli olan bir örnek kümesindeki gözlem değerlerinden yararlanılarak eklenecek yeni

çok sayıda algoritma, kullanıcı ve öğe benzerliklerini ölçmek ve değerlendirmek için kullanılmaktadır (Allen, 1990).

U = {u_1, u_2, ... ,u_m} bir kullanıcı seti ve I = {i_1,i_2, ... ,i_n} bir öğe seti olsun. İki formülde de *m*-ve *n*-sırasıyla, kullanıcı sayısı ve öğe sayısını ifade etmektedir. Tüm kullanıcıların notları, aşağıdaki Şekil 6'da gösterildiği gibi bir matris olarak ifade edilebilir. Matrisin satırları kullanıcıları, matrisin sütunları öğeleri ve bir öğe için kullanıcı derecesini temsil etmektedir. "Kullanıcı-öğe" derecelendirme matrisinde, *i*-kullanıcısının *j*-ürünü için notu yoksa değerlendirmeyi gösteren $R_{ij}=0$ olur. Öneri ise kullanıcıların en çok beğenip kullanacağı N-elemanlı bir öğe listesidir (Hong-Xia, 2019, s. 432).

Şekil 6

Kullanıcı - Öğe Matrisi | Tavsiye Sistemlerinde Büyük Verinin Kullanımı Üzerine Kapsamlı Bir İnceleme. Akçayol & Utku, 2018, 351



İşbirlikçi filtreleme yönteminde de bir önceki başlık altında anlatılan filtreleme yönteminde olduğu gibi bazı dezavantajlı noktalar vardır. Yeni eklenen bir öğenin/içeriğin kullanıcılara sunulacak öneri listesine girmesinden önce yaşanan zamansal gecikme bu dezavantajların ilki olarak gösterilmektedir. Öğe havuzuna yeni bir ürün/hizmet eklendiğinde, bir kullanıcıya öneri olarak sunulması için önce kullanıcının tercih benzerliği

örneğin hangi sınıflandırmaya ait olacağını belirleyen veya tahmin eden veri sınıflandırma algoritmasıdır. Bilinmeyen bir örnek ile karşılaşıldığında, eğitim setinden ilgili örneğe en yakın k-tane örnek belirlenerek yeni örneğin sınıfı atamaktadır (Özdemir, 2019).

olan kullanıcılardan birinin o öğeyi kullanması ve beğendiğini ifade etmesi gerekmektedir. Dolayısıyla ilk başta bir kullanıcı bu öğeyi keşfedene kadar, öneri sistemi yeni öğeyi tavsiye etmeyecektir. Bu ikinci problem, özellikle televizyon mecrası gibi yeni öğe olarak içerik üreten ortamlarda sürekli eklemelerin ve değişimlerin olduğu bir ortamda, önemli bir eksiklik olarak değerlendirilmektedir (Blanco-Fernandez et al, 2008). Karşılaşılan bir diğer sorun ise içerik sayısının artışı ile içeriklerin bir kısmının, çok az sayıda kullanıcı tarafından izlenmeye başlanmasıdır. Nitekim bu durum, içeriklerin büyük bir bölümünün öneri sistemince değerlendirmeye alınacak kadar etkili olamamasına ve belirli bir kümedeki içeriklerin tekrar tekrar önerilmeye devam etmesine sebebiyet vermektedir (Adomavicius & Tuzhilin, 2005, s. 738).

Kullanıcılar arasındaki benzerlikleri arayan bu yöntemin iki türü vardır: Model Tabanlı İşbirlikçi Filtreleme ve Bellek Tabanlı İşbirlikçi Filtreleme. Tablo 3'te bu iki tekniğin karşılaştırılması yapılsa da çalışma prensiplerinden ayrıca bahsetmek gerekmektedir.

Model tabanlı işbirlikçi filtrelemede yaklaşımında, makine öğrenimi algoritmaları kullanılarak derecelendirilmemiş öğelerin derecesini tahmin etme ve kullanıcı davranışlarını tanımlayarak öneri modelleri geliştirmek için veri madenciliği teknikleri kullanılmaktadır (Melville & Sindhwani, 2017, s. 1-3). Bu yöntemle, bir öğeye ait yeni bir set hazırlanırken önceden hesaplanan bir model kullanılabilir ve hızlı şekilde öneriler gelebilir. Kümeleme Yöntemleri, Ortak Yöntemler, Karar Ağaçları, Yapay Sinir Ağları, Link Analizi, Regresyon ve Matris Tamamlama Yöntemleri kendi içinde alt yöntemlerdir.

Tablo 3

İşbirlikçi Filtreleme Teknikleri

İşbirlikçi Filtreleme	
Bellek Tabanlı	**Model Tabanlı**
- Kullanıcı özelliklerine ve değerlendirmelerine bağlıdır. - Veri setinin tamamını kullanır. - Önerilen öğelerin içeriklerini dikkate almaya gerek yoktur. - Uygulanması kolaydır ve yeni verilerin eklenmesi de aşamalı olarak kolayca yapılır. - Veri yoğunluğu arttığında performans sorunu yaşayabilmektedir. - Sınırlı ölçeklenebilirlik yaşanır.	- Verilere uygun model üretmek başlangıçta pahalı, zor ve karmaşıktır. - Veri setinin tamamını kullanmadığı için öneriler bellek tabanlıya göre net olmayabilir. - Veri miktarı çok büyükse ve doğru modellenmişse bellek tabanlıya göre daha performansı hızlıdır. Çünkü veri setinin tamamında değil bir kısmında üzerinde işlem yapmaktadır. - Öneriler için sezgisel yaklaşımları kullanır.

Tablo 3 Devamı

İşbirlikçi Filtreleme	
Bellek Tabanlı	**Model Tabanlı**
- Yeni kullanıcıların ve öğelerin önceden verisi olmadığı için öğrenme modelleri yoktur ve öneri mekanizması çalışmaz. - Temel benzerlik algoritmaları (Pearson, Cosine, Jaccard vb.) genellikle tercih edilir. - Kullanıcı/Öğe bazlı ilk N-adet öneri tekniğini sıklıkla kullanır.	- Seyreklik ve ölçeklenebilirlik gibi sorunları daha iyi çözebilir. - Bayesian, Kümeleme ve Saklı Anlamsal gibi algoritmaları kullanır. - Boyutsallık azaltma tekniklerini kullanır.

Kaynak: İçerik Bazlı Medya Takip ve Haber Tavsiye Sistemi. Taşçı, 2005, 9-10

Bellek tabanlı işbirlikçi filtreleme yaklaşımında ise kullanıcı öğeleri arasındaki benzerliğe dayalı derecelendirmeyi hesaplamak için bellek tabanlı yaklaşım kullanılmaktadır. "Kullanıcı Bazlı" ve "Öğe Bazlı" olmak üzere kendi içinde iki ayrı işbirlikçi filtreleme yöntemi vardır. Bu tür yaklaşımlarda, matrisler; öneri olarak sunulacak sonuç kümesini belirlemek için toplanmasından dolayı bu yaklaşımların uygulanması kolaydır (Anandhan et al, 2018, s. 7). Önerilen öğelerden bağımsız olarak yeni veriler ve içerikler içermesi bakımından esnektir. Bellek tabanlı yöntem, ilk adımında kullanıcıların benzerliklerini hesaplar ve en benzer kullanıcıları aktif kullanıcının komşuları olarak seçer; ikinci adımda, öneri oluşturmak ve tahmin edilen değere göre ilk N-önerisini vermek için benzerlik puanlarını hesaplar. Bellek tabanlı işbirlikçi filtreleme algoritması, basitliği ve yüksek kaliteli önerileri nedeniyle öneri sistemlerinde yaygın olarak kullanılmaktadır (Lumauag, 2018, s. 7).

Hibrit Filtreleme (Hybrid Filtering)

Hibrit Filtreleme yöntemi İşbirlikçi Filtreleme ve İçerik Tabanlı Filtreleme yöntemlerinin eksik veya zayıf yönlerine karşı hareket eden ve iki yöntemi birlikte ele alarak çalışan bir yaklaşımdır. Bu yöntem "Birliktelik Kuralı Madenciliği" ve "Melez Filtreleme" şeklinde de anılmaktadır. Öğeler arasındaki ilişkileri arayarak ilişkilerin ne kadar güçlü olduğunu bulma yöntemiyle çalışır. Hibrit filtreleme sistemleri; iki farklı mimarinin ayrı ayrı inşa edilmesi, içerik tabanlı filtrelemenin üzerine işbirlikçi filtreleme özelliklerinin eklenmesi, işbirlikçi filtreleme sistemi üzerine içerik tabanlı filtrelemenin eklenmesi veya tamamen ortaklaşa inşa edilen bir yapının oluşturulması yöntemlerinden birini takip

edebilmektedir (Redondo, 2008). Bu yönteme verilebilecek en iyi platform örneği Netflix'tir. Netflix öneri sistemi, kullanıcılara; benzer kullanıcıların izleme geçmişini karşılaştırarak (işbirliğine dayalı filtreleme) ve kullanıcının yüksek puan verdiği ya da beğendiği içeriklere benzer içerikleri (içerik tabanlı filtreleme) önermektedir.

İşbirlikçi ve içerik tabanlı yöntemlerin birbirlerine göre avantajlı ve dezavantajlı yönleri bulunmaktadır. İşbirlikçi teknikte kullanıcıların derecelendirmelerine göre modellemeler yapılır ve kullanıcıyı doğru ölçüde temsil etmek için kullanıcının yeterli sayıda beyan edilmiş derecelendirme sağlamış olması gerekmektedir. İçerik tabanlı teknik ise derecelendirilmiş öğelerin içeriğine dayanarak çalışır ve içerik, öneri sisteminin kullanım ömrü boyunca başlangıçta edindikleridir. Anılan tekniklerin barındırdığı problemlerle başa çıkmak için içerik tabanlı ve işbirlikçi yöntemleri birleştiren hibrit öneri sistemleri sunulmuştur.

Kullanıcıların derecelendirme davranışı ve öğe içeriğinin yanı sıra sosyal ağlardan elde edilen veriler ve eğilimler gibi ek veri kaynaklarını da bu yönteme entegre etmek mümkündür; ancak bu iki veri kaynağı literatürde doğrudan öneri sistemlerinin birer alt kategorisi olarak verilmemektedir (Said et al, 2009). Bu yaklaşım, sıklıkla sosyal medya platformlarındaki öneri sistemlerinde kullanılmaktadır.

Hibrit filtreleme, öneri sistemi sürecinin etkinliğini ve verimliğini artırmak için ortak etkileşimleri artıran yaklaşımları kullanmaktadır. Bir öğenin kalitesi ile kullanıcı tercihleri kombinasyonunu oluşturarak daha faydalı ve doğru öneriler üretilmesi amaçlanmaktadır (Anandhan et al, 2018, s. 8). Hibrit filtreleme yöntemi kullanılırken öneri sistemleri, öneriler geliştirmek için kullanıcı bilgilerini açık veya örtük olarak toplamaktadır. Açık kullanıcı verisi toplanırken, kullanıcılar bilgilerinin toplandığının farkındadır. Nitekim yeni bir çevrim içi hizmete kayıt yaparken kullanıcıya adı, yaşı ve e-posta adresi gibi bilgileri soran bir form doldurmaları istenmektedir. Diğer taraftan kullanıcıların tercihlerini sayısal bir değer veya (Facebook'ta olduğu gibi) "Beğen/Like" gibi bir tercih kullanarak öğeleri derecelendirme işlemi de bir açık veri toplama tekniğidir.

Örtülü kullanıcı verisi toplama işleminde ise kullanıcı hakkındaki bilgilere dolaylı olarak erişim sağlanmaktadır. Örneğin, kullanıcı çevrim içi bir mağazayı ziyaret ederken; çevrim içi mağazanın altyapısında yer alan sunucu, kullanıcının bilgisayarıyla mesaj alışverişinde bulunur ve buna bağlı olarak mağazanın öneri sistemi, kullanıcının kullandığı tarayıcının yanı sıra kullanıcının erişim sağladığı ülkeyi de tespit edebilmektedir (Portugal et al, 2018, s. 207). Gelişmiş çevrim içi uygulamalar, kullanıcı tıklamalarını ve tuş vuruşlarını izleyerek bunları da öneri verisi olarak tutabilmektedir. Güvene dayalı öneriler

olarak sınıflandırılan bu yol, kullanıcıların aralarında sahip olduğu güven ilişkisini dikkate almaktadır. Güven ilişkisi, bir sosyal ağda arkadaşa veya takip eden bir bağlantıya gönderilen bağlantı linkidir. Güvenilir arkadaşlara dayalı öneriler, güvenilir bağlantılara sahip olmayanlardan öneri sunma evresinde daha değerlidir (O'Donovan & Smyth, 2005).

Hibrit filtreleme yöntemi kendi içinde Değişmeli Hibrit Yöntemi, Basamaklı Hibrit Yöntemi, Karışık Hibrit Yöntemi, Özellik Kombinasyonu Yöntemi, Özellik Büyütme Yöntemi ve Meta Düzeyi Yöntemi olarak alt tekniklere ayrılmaktadır. Bu yöntemin dezavantajları ise maliyet yüksekliği, karmaşıklık, uygun olmayan hârici bilgileri ihtiyaç duyulması ve az düzeyde de olsa bilgi yanlışlarını içerebilmesidir.

Öneri Sistemlerinde Karşılaşılan Problemler

Bir kullanıcıya zevk ve tercihlerine göre öneride bulunmak veya bir kuruluşun öneri sistemlerini kullanarak ürün ve hizmetlerini yaygınlaştırma konusundaki yaklaşımlarını tespit etmek oldukça zordur. Kullanıcı hakkında bilgi sahibi olmak, öğeler hakkında değerlendirmeler yapmak ve bunları kullanarak karmaşık işlemlerde bulunmak kullanıcının zevkine, görüşlerine ve kültürüne uygun öneriler sunulacağı anlamına gelmemektedir. Genel anlamda en belirleyici ölçü, kullanıcı "memnuniyeti" olmaktadır. Deneyimsel bir formül kullanarak kullanıcı memnuniyetini hesaplamak mümkün olmasa da olası sorunları ne kadar iyi ele alarak çözüme kavuşturduğu, herhangi bir öneri sisteminin performansı hakkında çıkarım yaptırabilir.

Öneri sistemlerinde karşılaşılan problemlerin ve zorlukların belirlenmesinin, sistemlerin performans değerlendirmesi konusuna bir katkı sağlanacağı değerlendirilmektedir.

Soğuk Başlangıç (Cold Start) Problemi

Soğuk Başlangıç Problemi, kullanıcı veya öğe hakkında yetersiz bilgi veya veriye sahip olan bir öneri sisteminin iyi şekilde çalışmaması sonucu ortaya çıkan bir durumdur. Nitekim yeterli bilgi veya veri olmayan öneri sisteminden anlamlı öneriler üretmesi beklenilemez. İşbirlikçi filtreleme yönteminde sıklıkla yaşanan bu sorun, aktif öğrenme yöntemi ile bilgi veya veri eksikliğini ortadan kaldırmaya çalışmaktadır. İşbirlikçi yaklaşımda, sisteme yeni eklenen bir öğenin daha önce hiçbir kullanıcı tarafından değerlendirilmemiş olması, bu

öğenin önerilmeyecek olmasına yol açmaktadır (Elahia et al, 2016). Öyle ki benzer durum, sisteme yeni eklenen kullanıcı için de geçerlidir. Kullanıcı sistemde ilk geri bildirimini yapana kadar herhangi bir öneri ile karşılaşmayacaktır. Bu iki durumun birlikte gerçekleşmesi, öneri sisteminin zor çalışmasına neden olmaktadır.

Soğuk başlangıç problemi, kendi içerisinde Yeni Kullanıcı, Yeni Öğe ve Yeni Sistem Soğuk Başlangıcı olarak üç alt gruba ayrılmaktadır.

Kullanıcıların yeni ve farklı öğelere ihtiyaç duyacağı göz önüne alındığında bu sorunu çözmek için en çok Naive Bayes sınıflandırıcısının kullanıldığı görülmektedir (Schein et al, 2002). Bayes, olasılık ve yapay zekâda kullanıldığında grafik modellerine dayanarak çalışmaktadır. Naive Bayes sınıflandırmasında, farklı niteliklerde maddelerin birbirinden bağımsız özellikleri olduğu varsayılmaktadır. Bununla, eğitim verilerinde bulunmayan bir dizi nitelik ile yeni öğenin veya kullanıcının özellikleri tahmin edilebilmektedir.

Ölçeklenebilirlik (Scalability) Problemi

Öneri sitemleri çalıştığı uygulama üzerinde aynı anda birden fazla kullanıcıya etkin hizmet vermeyi amaçlar (Fayyaz et al, 2020, s. 7). Nitekim bir sistemde milyonlarca kullanıcı ve öğe bulunabilmektedir. Böyle bir yapıda öneri sistemi, yazılımsal ve donanımsal olarak bu yükü taşıyabilecek boyut ve kapsamda olmalıdır.

Büyük ölçekli uygulamalar, kullanıcılarına gerçek zamanlı hızlı sonuçlar üretmek için öneri sistemlerinde yaşanan sorunları gidermeye çalışmaktadır. "En yakın komşu algoritması", bu minvaldeki önerilerde sıklıkla kullanılsa da bu algoritmalar, hem kullanıcı sayısı hem de öğe sayısı ile büyüyen veri hesaplamalarında yetersiz kalabilmektedir. Bir diğer çözüm yöntemi olarak "kümeleme teknikleri" kullanılmaktadır. Kümeleme tekniklerini uygulamanın iki önemli faydası vardır. Birincisi, veri kümesinin seyrekliğini azaltmasıdır. İkincisi ise verileri daha küçük bölümlere bölerek öneri oluşturma hızını önemli ölçüde artırmasıdır. Bu teknik, öncelikle kullanıcıları bir kümeleme algoritması kullanarak bölümlere ayırmakta ve her bölümü bir komşu olarak kullanmaktadır. Daha sonra, herhangi bir aktif kullanıcı için bölüme bakılarak komşusu seçilmekte ve bu bölüm, kullanıcının komşusu olarak kabul edilmektedir. Komşuluk seçimi tamamlandıktan sonra, öneri oluşturmak için klasik filtreleme algoritmaları uygulanabilmektedir (Sarwar et al, 2002).

Veri Seyrekliği (Data Sparsity) Problemi

Veri seyrekliği, genellikle kullanıcıların sınırlı sayıda öğeyi denemek/kullanmak istemesinden ve bunlarla etkileşimde bulunmasından kaynaklanmaktadır. İşbirlikçi filtrelemede, kullanıcı değerlendirme matrisinde tutulan verilerde yeterince değerlendirme verisi yoksa bu eksiklik sistemin verimliliğini düşürmektedir. Nitekim bu sorun, az sayıda kullanıcı ve çok sayıda öğe olduğunda meydana gelmektedir. Bu nedenle, öneri sistemleri geri bildirim veya değerlendirmede bulunmayan kullanıcıya uygun olmayan önerilerde bulunabilmektedir.

Seyreklik problemini çözmek için birçok teknik önerilmektedir. Öneriler, kullanıcı tercihlerini davranışlarından ve güvenilir sosyal bağlantılarından modelleyerek sunulmaya çalışılsa da genel bir model ortaya konulamamaktadır (Guo, 2013).

Gizlilik (Privacy) Problemi

Genel olarak kişilere daha faydalı hizmetler sunabilmek için öneri sistemleri, daha kapsamlı kişisel bilgilere (kapsamlı kişiselleşmiş deneyimlere) ihtiyaç duymakta ve sistemlerinin bu verilerle beslenmesi gerekmektedir. Ancak kullanıcıların büyük çoğunluğu, veri gizliliği ve güvenliği sorunlarından dolayı kişisel bilgilerini sistemlere veri girişi olarak işlemekte tereddüt etmektedir (Jeckmans et al, 2013, s. 7-8).

Öneri motorlarını sıklıkla kullanan çevrim içi hizmet platformları ve uygulamalar; kullanıcılarına, hangi bilgilere neden ihtiyaç duyduklarını ve bunları nasıl uygulayacaklarını izah etmeleri gerekmektedir (Mohamed et al, 2019, s. 153). Böylece kişisel bilgilerin sistemlere veri olarak işlenmesiyle öneri sistemleri, daha faydalı hizmet sunabilme olasılıklarını artırmaktadır.

Aşırı Uzmanlaşma (Overspecialization) Problemi

Kullanıcılara önerilen öğeler, yeni öğeler ve diğer mevcut seçenekler keşfedilmeden yalnızca kullanıcı profili tarafından hâlihazırda bilinen veya tanımlanmış olanlara dayanmaktadır (Mohamed et al, 2019, s. 153). Burada problem, önerilen öğeler birbirlerine çok benzediğinde ortaya çıkmaktadır. Öğe, tekrar tekrar kullanıcı karşısına sadece faklı

üretici, marka, satıcı veya sağlayıcı tarafından olanı şeklinde sunulmaktadır. Bu sorunda, kullanıcı önerilen öğelere olan ilgisini kaybetmektedir. Bu durum, kullanıcıların yeni öğeler keşfetmesini engellemekte ve önerilerin özgünlüğünü sınırlamaktadır.

Bazı öneri sistemleri aşırı uzmanlaşma problemini çözmek için "genetik algoritma"lardan faydalanmakta veya kelime dağarcığında anlamsal ilişkiler tanımlama yoluna gitmektedir. Problem çözüldükten sonra sistemler, kullanıcılara daha fazla memnun kalmaları için çok çeşitli seçenekler ve bir dizi farklı alternatif sunarak öğe türü çeşitlendirme yoluna gitmektedir. Bu yolla birbirine benzemeyen ancak kullanıcının ilgisini çekebilecek tüm öğeler listelenmektedir (Mishra et al, 2020, s. 8).

Eş Anlamlılık (Synonymy) Problemi

Eş anlamlılık sorunu, bir öğenin iki veya daha fazla farklı isimle ya da benzer anlamlara gelecek öğe isimleri listeleriyle temsil edildiği durumlarda ortaya çıkmakta ve öneri sistemi, böyle bir durumda; ifade edilen terimlerin farklı öğeleri mi yoksa aynı öğeyi mi gösterdiğini anlayamamaktadır (Tyagi, 2019). Çoğu öneri sistemi yöntemi, yakın anlamlı öğeler arasında karar verme ve öneride bulunma aşamasında zorluk çekmektedir. Öyle ki işbirlikçi filtreleme sistemleri, benzer öğelerin benzerliklerini hesaplama işleminde iki terim arasındaki eşleşmeyi bulamamaktadır (Isinkaye et al, 2015, s. 268).

Otomatik terim genişletme, eş anlamlılar sözlüğü oluşturma ve Singular Value Decomposition (SVD/Tekil Değer Ayrıştırması) gibi farklı yöntemler, eş anlamlılık problemini çözme yeteneğine sahiptir. Örneğin, öneri sistemleri "action movie" veya "action film" girişlerini aynı şekilde algılar ve buna göre öneride bulunabilir. Fakat bu sistemlerin dezavantajı, eklenen bazı terimlerin amaçlanandan farklı anlamlara sahip olabilmesi ve bu durumun öneri performansını hızlı bir şekilde bozmasına yol açabilmesidir.

Öneri Sistemlerinin Değerlendirme Metrikleri

Performans metrikleri veya ölçütleri, öneri algoritmalarının değerlendirmesinde kullanılan önemli bir husustur. Öneri algoritmalarının veya sistemlerinin etkinliğini ölçmek ve farklı yaklaşımları karşılaştırmak için kullanılacak değerlendirme metrikleri, algoritmaların türüne göre değişkenlik gösterebilmektedir. Genelleme yapılacak olunursa üç

tür değerlendirme söz konusudur: Kullanıcı çalışmaları, çevrim içi değerlendirmeler (A/B testleri)[7] ve çevrim dışı değerlendirmelerdir (Stringfixer, t.y., b).

Bir öneri sisteminin kalitesi veya etkinliği, tavsiyeleri bilinen kullanıcı derecelendirmelerinden oluşan bir test seti ile karşılaştırarak değerlendirilebilir. Fakat gerçek kullanıcıların önerilere verdikleri tepkileri doğru şekilde tahmin etmenin imkânsız olacağı göz önünde bulundurulduğunda, bu zor bir seçenek olacaktır. Nitekim çevrim dışı ortam verileri ile bir algoritmanın etkinliğini hesaplayan herhangi bir ölçüm, kesin olmayacaktır. Buradan hareketle, tahmin edilen derecelendirmelerin doğrudan gerçek kullanıcı derecelendirmeleriyle karşılaştırıldığı tahmine dayalı doğruluk metrikleri kullanılarak ölçümler yapılmaktadır (Herlocker et al, 2004). Çevrim dışı testlerde ki geçmiş veriler, derecelendirme yoluyla kullanılmaktadır. Her bir metriğin uygunluğu, veri kümesinin özelliklerine ve öneri sisteminin yapacağı görevlerin türüne bağlı olarak değişmektedir.

Ortalama mutlak hata (MAE), ortalama karesel hatanın karekökü (RMSE), tahminler ve gerçek derecelendirmeler arasındaki korelasyon, doğruluk, kapsam, kesinlik, duyarlılık, F-ölçüsü ve alıcı çalıştırma karakteristiği (ROC) gibi öneri sistemlerinin performansını değerlendirmek için kullanılan performans metrikleri bulunmaktadır (Adomavicius et al, 2005, s. 123-124). Bu metrikler aynı zamanda istatistiksel doğruluk ve karar destekli doğruluk metrikleri olarak da sınıflandırılmaktadır.

İstatistiksel doğruluk metrikleri, tahmin edilen derecelendirmeleri test verilerindeki gerçek kullanıcı derecelendirmeleriyle karşılaştırmaktadır. MAE ölçüsü, RMSE ölçüsü ve korelasyon istatistiksel doğruluk metriklerinin temsili örnekleridir.

Ortalama mutlak hata, mutlak hata değerinin toplamını alır ve hata terimlerinin toplamının daha doğru temsilini sağlamaktadır. Sistem tarafından üretilen tüm tahminlerin gerçek değerden mutlak farkı, sistemlerin başarısını tahmin edenlerin sayısına bölünür. MAE değeri azaldıkça sistemin başarısı artmaktadır ve öneri sisteminde kullanıcı değerlendirmeleri daha doğru tahminler yapmaktadır.

[7] A/B Testi: Kova Testi veya Bölme Testi olarak da bilinmektedir. Bir web sayfasının veya uygulamanın iki sürümünü birbiriyle karşılaştırarak hangisinin daha iyi performans gösterdiğini belirlemek için kullanılan bir yöntemdir. Standart bir A/B testi, her kullanıcıyı rastgele olarak iki gruptan birine atar: A ve B. A grubu mevcutta varsayılan deneyimlere sahip kontrol grubu olurken, B grubu yeni varyasyonlara sahip deney grubunu temsil eder. A/B testi, rastgele kullanıcılara iki veya daha fazla varyantın gösterildiği bir deney olup hangi varyasyonun belirli bir dönüşüm hedefi için daha iyi performans gösterdiğini belirlemek için istatistiksel analiz kullanılmaktadır (Gelmez, 2021).

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{u,i} | p_{u,i} - r_{u,i} |$$

Yukarıda verilen fonksiyonda, "N" tahminlerin sayısını temsil ederken; "$r_{u,i}$" *u*-kullanıcısının *i*-öğesi için tahmin değerini, "$p_{u,i}$" ise *u*-kullanıcı için *i*-öğesinin gerçek değerini temsil etmektedir (F. Özdemir, 2020, s. 27).

MAE, "*from sklearn.metrics import mean_absolute_error*" kütüphanesi ilgili yazılıma eklenerek kısa sürede hesaplanabilmektedir.

Bir diğer istatistiksel ölçüm yöntemi olan ortalama karesel hatanın karekökü (RMSE), MAE metriğine göre daha büyük mutlak hataları ele almaktadır. RMSE değeri sistemlerin başarısı ile ters orantılıdır ve RMSE değeri azaldıkça öneri sisteminin başarısı artmaktadır (Melville & Sindhwani, 2017, s. 12). 2006 yılında, Netflix, "Netflix Prize" adında kullanıcılar için daha isabetli ve doğru film önerileri yapacak algoritmayı tasarlama yolunda bir yarışma düzenlediğinde bu metrik kullanılmıştır.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{u,i} (p_{u,i} - r_{u,i})^2}$$

Diğer taraftan karar-destek doğruluk metrikleri, öneri sisteminin bilinmeyen öğelerden hangisinin yüksek derecelendirileceğinin ne kadar iyi tahmin edebileceğini ölçmektedir. Kesinlik (precision), duyarlılık (recall), doğruluk (accuracy) ve F-ölçüsü karar-destek doğruluk metriğinin temsili örneklerindendir. İstatistiksel doğruluk metrikleri ve karar destek metrikleri, kullanıcılara öneride bulunma noktasında aynı amaçlarla çalışıyor olsa da karar destek metrikleri öneri sistemlerinin birincil hedefi olan yüksek kaliteli öğelerin tavsiye edilmesine odaklandığı için öneri sistemlerine daha uygun olduğu değerlendirilmektedir (Kırmemiş, 2008, s. 79).

Doğruluk, doğru tavsiyelerin toplam olası tavsiyelere kesri olarak belirlenmektedir. Bir önerinin kesin olup olmadığını belirlemede açık bir yöntemin olmaması nedeniyle öneri sistemlerinin doğruluğuna karar vermenin kolay bir işlem olmadığı değerlendirilmektedir.

$$Doğruluk = \frac{Doğru\ Tahmin\ Edilen\ Öğe\ Sayısı}{Toplam\ Öğe\ Sayısı}$$

Kesinlik, önerilen tüm öğeler içerisinde kullanıcıyla gerçekten ilgili olan öğelerin oranını ifade etmektedir. Ayrıca kesinlik, seçilen bir öğenin pozitif yönlü olma olasılığını da temsil etmektedir. Kesinlik ve duyarlılık arasında genellikle tersine bir ilişki bulunmaktadır.

$$Duyarlılık = \frac{Doğru\ Önerilen\ Öğelerin\ Sayısı}{Seçilen\ Öğe\ Sayısı}$$

F-Ölçüsü ise, kesinlik ve duyarlılık metriklerinin tek bir metrik olarak ifade edilmesidir. Buradan elde edilen değer, algoritmalar ve veri kümeleri arasında karşılaştırmayı basit ve anlaşılır hâle getirmektedir.

$$F\text{-}Ölçüsü = \frac{2\ x\ Kesinlik\ x\ Duyarlılık}{Kesinlik + Duyarlılık}$$

Kişiselleştirilmiş Tercihler (Kişiselleştirme)

Yeni medya ile bütünleşerek değişmeye devam eden yenilikçi gelişmeler, kitle iletişiminde; medya uzmanları tarafından hazırlanan takvime dayalı programları izleyen ve pasif hâldeki geleneksel izler kitlenin yerine, kişileri birer "kullanıcı" olarak iletişim süreçlerine aktif olarak katılım sağlamaya yönelten bireyselliği ön plana çıkarmıştır. Kullanıcılar ile medya platformları arasındaki bu çift yönlü etkileşim kişilerin istek, talep ve ihtiyaçlarına göre seçimler yapabilmeleri yolunda özgürlük sağlamıştır. Geleneksel iletişim yöntemlerinde "pasif izleyici" olan bireyler; yeni medya sürecinde "aktif izleyici" konumuna geçerek beğenileri, yorumları, tercihleri ve seçimleri ile medyaya yön vermeye başlamış ve bu süreç, insan unsurunun model alındığı yeni bir yaklaşımın benimsenmesine neden olmuştur (Özel & Özay, 2021, s. 301-302). Bu durum ile birlikte yeni medyanın bir getirisi olarak değerlendirilebilecek "kullanıcı özgürlüğü" kavramı ve tüketim süreçlerindeki mantığın değişimi, kişiselleştirme olarak ifade edilmeye başlanmıştır.

Kişiselleştirme en yalın hâliyle kişiye özel ürünler, hizmetler veya bilgiler sağlanması şeklinde ifade edilmektedir (Altexsoft, 2021). Öneri sisteminde kişiselleştirme, insan davranışı ve alan bilgisine dayalı olarak bireylerin tercihlerini karşılayan özel alternatiflerin oluşturulmasıdır (Good et al, 1999). İnsan davranışı, "insan yaşamının evreleri boyunca fiziksel, zihinsel ve sosyal aktivite için potansiyel ve ifade edilen kapasite" olarak

tanımlanmakta ve tanım gereği kişilere ait etkin bilgi, "özellikle üzerinde düşünüldüğü belirli bir düşünce, aktivite veya ilgi alanına özgü, etkisi ve hakları olan bilgi"dir (Thendral & Valliyammai, 2018, s. 12422-12423).

Kişiselleştirilmiş öneri, kullanıcının geçmiş bilgi özelliklerini ele alarak kişiselleştirilmiş tavsiye yoluyla kullanıcının beğenebileceği öğeleri büyük veri tabanından çıkarmakta ve her kullanıcı için kişiselleştirilmiş önerilerde bulunması yolunda -göreceli olarak- uygun ve doğru bir adım olarak ilerlemektedir (Liu et al, 2021, s. 2). Kişiselleştirilmiş öneri algoritmaları, kullanıcıların potansiyel satın alma isteklerini teşvik edebilmekte veya haber ve video platformlarında, kişilerin ürün/hizmet seçme süresini kısaltabilmekte; böylece bireylerin içerik tüketimini teşvik etmekte ve kolaylaştırabilmektedir. Farklı veri türlerine göre kişiselleştirilmiş öneri için ihtiyaç duyulan algoritmalar temel olarak iki türden oluşmaktadır: İlki, içeriğe dayalı (content based) bir öneri algoritması; ikincisi ise işbirlikçi filtrelemeye dayalı (collaborative filtering) bir öneri algoritmasıdır (Zhang et al, 2017, s. 118). İçerik tabanlı öneri algoritması, temelde, kullanıcılara beğendikleri ve izledikleri veya dinledikleri öğelerin içerik bilgileri bakımından en büyük benzerlik gösteren verileri önermektedir. İşbirlikçi filtrelemeye dayalı öneri algoritması ise temel olarak ortak bir filtreleme algoritması kullanmakta ve öneride bulunurken ilgili kullanıcının tercihlerine benzer hareket eden ve seçim yapan diğer kullanıcıların izlediği/dinlediği fakat ilgili kullanıcının izlemediği/dinlemediği içerikleri kullanmaktadır (Lee & Lee, 2018, s. 3-5).

Günümüzde giderek artan sayıda video ve ses akışı platformları dolayısıyla kullanıcıların her biri için benzersiz deneyimler oluşturmak ve içeriğe ulaşma noktasında karmaşayı önlemek oldukça önemlidir. Ying Ho ve Yan Tam (2005)'a göre "doğru içeriği, doğru kişiye, doğru zamanda ve doğru formatta sunmak" kişilerin tercihlerini en iyi biçimde ifade etmektir (s. 96). Dolayısıyla bireylerin farklı ihtiyaçları, beklentileri ya da tüketim davranışları, öneri sistemlerinin ve böylece akış platformlarının öngörebileceği değişkenlerdir.

Öneri sistemleri; web sitelerinin, yaygın internet kullanımının ve çevrim içi servislerin artan kullanımıyla birlikte kişiselleştirme ile doğrudan ilgili olmaya başlamıştır. Amazon Prime ve Netflix gibi çevrim içi içerik sağlayıcılar kullanıcının geçmişine bağlı olarak ek ürünler veya hizmetleri özelleştirerek sunmaya devam etmektedir. Böylece, iletişim sektöründeki yeni medya kavramlarını da ihtiva eden yazılım ve algoritmalar, her bireyin kişisel verilerini veya kullanıcısı olduğu platformlardaki dijital izlerini ve deneyimlerini ürün veya hizmetin meta bilgileri ile eşleştirmekte (Schubert & Koch, 2002, s. 1954-1955),

kişilerin ürün/hizmet tüketim davranışlarını tahmin edebilmekte ve onlara ilgileri yönünde yeni içerikleri önerebilmektedir.

Dünya genelinde en sık tercih edilen platformlardan biri olan Netflix, kişiye özel öneri sunum sürecinde demografik bilgileri (cinsiyet, yaş vb.) kullanmazken dizi, film veya programlara yapılan değerlendirmeleri, içinde barındırdığı servisler ile etkileşim sağlatarak benzer zevk ve tercihlere sahip kullanıcılara tür, kategori, oyuncu, yayın yılı, yönetmeni, konusu gibi hususlarda dizi, film veya program bilgilerine dayanarak içerik önermektedir. Bu bilgilerin yanı sıra önerilecek içeriklerin belirlenmesinde; izlenme zamanları, hangi cihazlardan izlendiği ve ne kadar izlendiklerine yönelik geçmiş veriler de belirleyici olmaktadır (Netflix, t.y., c).

Netflix'in öneri sistemine benzer şekilde, popüler ve geniş kullanım oranına sahip ses akış platformlarından biri olan Spotify; müzik dinleme geçmişinden, platformun sosyal özelliklerindeki etkinliğe; hangi şarkıların atlandığından, hangi çalma listelerinin oluşturduğuna; kullanıcının beğendiği şarkıların sözlerinden, dinlediği müziğin ritmine ve hatta kullanıcının konumu gibi oldukça çeşitli verileri analiz ederek kişiselleştirilmiş içerik önerilerinde bulunmaktadır (Gershgorn, 2019).

Diğer taraftan kullanıcılar web ortamında izleyici/dinleyici/tedarikçi olarak çıktıkları yolculuklarında, her zaman yeterli kişiselleştirilmiş veriyi arkalarında bırakmamaktadır (Bauer, 2020). Nitekim bir platformdaki yeni kullanıcılar veya var olan kullanıcılar, oturum açmadan da bağlantı sağlayıp gezinebilmektedir. Çoğu platform veya uygulama, kullanıcılarına sıklıkla "bu içeriği izleyen bunu da izledi" veya "bu içeriği dinleyen bunu da dinledi" gibi başlıklara sahip öneriler sunsa dâhi *önerilerin bireysel olarak kişiselleştirilmesi*, günümüzde daha çok tercih edilmektedir.

Kişiselleştirme, bir dizi asli ve bağımsız süreci içermektedir. Kişiselleştirmenin temel amaçları, sistemdeki her kullanıcının zevk ve tercihlerine göre ilgili ve kesin öneriler sunulması ve sunulan tercihlerin kullanıcıların minimum katılımıyla olmasıdır. Bir diğer amaç ise önerilerin anında etkileşimle gerçek zamanlı olarak karşı tarafa iletilmesidir (Özbal, 2009, s. 10). Bu doğrultuda, öneri sistemlerini çıktı olarak kişiselleştirilmiş öneriler üreten veya kullanıcıyı kişiselleştirilmiş bir şekilde olası seçeneklerden oluşan farklı veya faydalı nesnelere yönlendirme etkisine sahip bir sistem olarak değerlendirmek mümkündür.

İsteğe Bağlı Platformlarda Kullanılan Algoritmalar

Dünya genelinde hemen her gün sayısız video, podcast, haber ve daha pek çok farklı türde içerik üretilmektedir. İnternet üzerindeki video ve ses içeriği ele alındığında büyük ölçeklerde hareket edilmesi, video ve ses öneri sistemlerinin gerçek zamanlı olması ve sayısı sürekli artan video ve ses içeriği karşısında performans kaybı yaşanmadan kullanıcı isteklerine cevap verebilme gerekliliği ortaya çıkmıştır (Huang et al, 2016, s. 35). BBC ve CBC gibi birçok medya kuruluşu artan veri çeşitliği ve sayısını kontrol altında tutabilmek için öneri sistemlerini kullanmaktadır (Stray, 2020).

Makine öğrenimi algoritmaları, yüzlerce videodan/sesten oluşan liste şeklindeki büyük veri kümelerini almakta ve bireysel kullanıcılar için özelleştirilmiş seçimler yapmak için bunları sıralamaktadır. Bunun yanı sıra kullanıcı tercihlerini tahmin edecek veri filtreleme yaklaşımları da kullanılmaktadır. İşbirlikçi Filtreleme Yaklaşımı ve İçerik Tabanlı Filtreleme Yaklaşımı, web üzerinde kişiselleştirilmiş öneri sağlamada ve son zamanlarda ilgili kullanıcılara farklı türde özelleştirilmiş veriler sunmada çevrim içi ses ve video platformlarında yaygın olarak kullanılmaktadır (Kumar et al, 2015, s. 7). Karar Destek Yapıları, Gradyan Artırılmış Karar Ağaçları, Navie Bayes Sınıflandırma Algoritması, Elastik Ağlar, Markov Zincirleri, Derin Öğrenme, Öğrenme Algoritmaları (Tekrarlayan Sinir Ağı, Alternatif En Küçük Kareler vd.), Tekil Değer Ayrışması, İlişkilendirme Kuralları, Kısıtlanmış Boltzmann Makineleri, Gizli Dirichlet Tahsisi, Matris Çarpanlara Ayırma, Genetik Algoritması, Lojistik Regresyon ve Doğrusal Vektör Analizi öneri sistemlerinde kişiselleştirme için makine öğrenmesinde kullanılan algoritma ve yaklaşımlardan bazılarıdır (Kumar et al, 2015, s. 7; Art of the Problem, 2020).

Web 3.0 dönemi, web'e ait verilerin anlamsal hâle geldiği bir dönem olmuş ve içerikler web ortamında işlenerek kişilere kişiselleştirilmiş sonuçlar vermeye başlamıştır (Bezen, 2014, s. 1-3). Uygulamalar, platformlar ve sayfalar barındırdıkları içeriklere göre meta etiketler (metinsel bilgiler) içermektedir (Deshmukh & Kale, 2018, s. 179). Web sayfası, kullanıcının bilerek veya bilmeyerek geride bıraktığı verileri ve meta etiketleri toplayarak algoritmalar, mimariler ve teknolojik araçlarla makinelerin anlayabileceği hâle getirmektedir. Öneri sistemleri ise genel olarak, farklı çevrim içi platformlarda içerikleri etki alanına (domain)[8] göre listeleyerek benzer türlerin birlikte karşılaştırılabilmesi imkânını

[8] Domain: Alan adı anlamına gelen domain, bir web sitesinin internetteki adı ve adresidir. Belirli bir kuruluş veya bireyin kontrolü altındaki her domain, bir IP adresi ile eşleşmekte ve internet tarayıcılarını belirli bir sunucudaki belirli dosyalara yönlendirmeye yaramaktadır.

sağlamaktadır (Kırmemiş, 2008, s. 27). Bu nedenle alana özgü bilgi, kişiselleştirilmiş bir kullanıcı deneyimi sağlamak için öneri sisteminin tasarımıyla birleştirilmektedir (Bknz. Tablo 4). Nihayetinde müzik, video, ürün/hizmet satışı, turizm, sosyal ağ, haber, e-öğrenme ve restoran gibi etki alanları için öneri sistemi, önceki tavsiyelerden yararlanarak çeşitli alan uyarlama yöntemlerinin kapsamlı bir incelemesini kişilere sunmaktadır (Lu et al, 2013). Örneğin Amazon, ürün temelli öneriler sağlarken; Netflix ve Spotify gibi video ve ses akış servisleri kullanıcıya oynatma listeleri önermekte ve Facebook ve Twitter gibi sosyal medya platformları ise içerik önerebilmektedir (F. Özdemir, 2020, s. 1-2).

Tablo 4

Öneri Sistemlerinin Domain Özellikleri

Etki Alanı (Domain)	Filtreleme Türü	Etki Alanı Özellikleri
Ses ve Müzik	- İçerik Tabanlı - İşbirliğine Dayalı - Bağlam Tabanlı	- Çok Anlamlılık - Eş Anlamlılık - Sesin veya Müziğin Tekrarı - Dinleyicinin Duygusu - Yer, Zaman ve Olay
Video	- İçerik Tabanlı - İşbirliğine Dayalı - Bağlam Tabanlı - Hibrit Yöntemler	- Çevrim içi Akışlı Videoların Ölçeklendirilmesi ve Güncellenmesi - Devam Filmi - İş Değeri - Hedeflenen Pazarlama Aracı - Kullanıcının Duygusu - Yer, Zaman ve Tekil veya Grup İzleme Aktivitesi

Kaynak: Understanding Personalization of Recommender System: A Domain Perspective. Ephina & Valliyammai, 2018, 12425.

Ses ve Müzik Önerileri

Ses ve müzik öneri sistemleri, var olan bir içerik kitaplığının veya çevrim içi ses ve müzik uygulamasının dinleme ve arama deneyimini geliştirebilmektedir. Tavsiye edilebilecek ses ve müzik öğeleri arasında sanatçılar, albümler, şarkılar, podcast'ler, müzik türleri ve radyo istasyonları bulunmaktadır (Schedl et al, 2015, s. 453). Algoritmik öneri sistemleri, dijital içeriğe artan erişim talebi nedeniyle ses ve müzik platformlarında kaçınılmaz hâle gelmiş, kullanıcının milyonlarca içerikte etkin bir şekilde gezinmesi için sıklıkla tercih edilmeye başlanmıştır (Cyanite, 2021).

Ses ve müzik; ses perdesi, dinamizm, ses şiddeti, ritim, karşıt yapılar, tekrarlanan ifadeler ve süreklilik gibi unsurları içeren bir yapıdır. Çevrim içi ses ve müzik, indirilebilir ses dosyaları veya ses akışları olarak da mevcuttur (Makaleara, 2020). Kullanıcılar zevklerine, tercihlerine ve bağlamlarına (ilişki örgüsü) uygun ses ve müzikleri dinlemektedir. Çok sayıda dijital içerik mevcutken, ses ve müzik önerileri; kullanıcılara ilgili içerik sağlamada önemli bir rol oynamaktadır (Thendral & Valliyammai, 2018, s. 12423). Bir kullanıcının ses ve müzik içeriğinde fikir oluşturması için gereken süre diğer alanlarda (e-ticaret, film, video, kitap vd.) olduğundan çok daha kısa olabilmektedir. Bu durum sesin ve müziğin geçici, hatta tek kullanımlık olması yönündeki doğasından kaynaklanabilmektedir. Nitekim ses ve müzikte, tek bir öğe art arda (hatta arka arkaya birden çok kez) tüketilebilirken, diğer medya öğeleri tipik olarak en fazla birkaç kez tüketilebilmektedir (Schedl et al, 2015, s. 454). Bunun da ötesinde Spotify, Pandora, Apple Music ve YouTube Music gibi akış servislerinin popülaritesi, insanların ses ve müzik seçimlerinde yönlendirilmeyi ve algoritmalar yardımıyla yeni parçalar keşfetmeyi benimsediklerini göstermektedir (Carbone, 2021).

Ses ve müzik öneri sistemleri genellikle İşbirlikçi Filtreleme, İçerik Tabanlı Filtreleme ve Bağlam Tabanlı Yöntemleri benimsemektedir. *İşbirliğine dayalı filtreleme* yaklaşımında, ses ve müzik öneri sistemi kullanıcıların diğer kullanıcılarla benzerliklerine göre nelerden hoşlanabilecekleri veya beğenebileceklerini tahmin etmektedir. Benzer kullanıcıları belirlemek için algoritma, ses veya müzik içeriğinin kullanıcı derecelendirmesi, beğeniler veya kullanıcının içeriği ne kadar süredir dinlediği gibi kullanıcıların geçmiş etkinliklerini toplamaktadır (Li et al, 2004, s. 532). Bu yaklaşım, benzer ilgi alanlarına sahip yakın arkadaş çevrelerinde tahmin üretme noktasında önerilerde bulunmaktadır. Yalnızca kullanıcı bilgileri gerekli olduğundan işbirlikçi filtreleme, müzik veya sesin kendisiyle ilgili hiçbir verisini dikkate almamaktadır. Bunun yerine, kullanıcı tercihlerini ve davranışlarını analiz etmekte ve bir kullanıcıyı diğeriyle eşleştirerek bir kullanıcının bir sesi veya müziği beğenme olasılığını tahmin etmektedir (Oramas et al, 2017, s. 2-3). Örneğin, Kullanıcı X ve Kullanıcı Y geçmişte aynı şarkıyı beğendiyse, tercihlerinin eşleşmesine muhtemel gözüyle bakılmakta ve gelecekte, Kullanıcı X, daha önce oluşturulan benzerliğe dayalı olarak Kullanıcı Y'nin dinlediği şarkıları öneri olarak alabilecektir (Su & Khoshgoftaar, 2009, s. 1).

İşbirlikçi filtreleme yaklaşımında öne çıkan sorunlardan biri olan "soğuk başlangıç" sorunuyla ses ve müzik akış önerilerinde de karşılaşılmaktadır. Bu sorun, dinleme davranışları ve tercihleri henüz tespit edilememiş yeni kullanıcılar veya kullanıcıların henüz etkileşime geçmediği yeni ses veya müzik içerikleri ve sanatçılar için geçerli olmaktadır.

Sistem başlangıçta yeterli bilgiye sahip olamadığında doğru önerilerde bulunamayacaktır. Bu durumda öneri sistemi, yeni kullanıcılar veya kullanıcıların henüz etkileşime geçmediği yeni ses veya müzik içerikleri ve sanatçıların olağan şekilde sisteme tanımlanmasını beklemektedir (Li et al, 2004, s. 532).

İçerik tabanlı filtreleme yöntemi, ses veya müzik modelini kullanıcı modeliyle karşılaştırarak ses veya müzik önerisinde bulunmaktadır. Bu yöntemde, modellemeden önce ses veya müzik özelliklerinin yeterli miktarda sisteme tanımlanması gerekmektedir (Inoue et al, 2016, s. 627). İçerik tabanlı yaklaşım, sistemlere eklenen yeni şarkı sorununu çözebilirken yeni kullanıcı eklenmesi sorununu çözememektedir (Wang et al, 2013, s. 4). K-Ortalamalar Kümesi, Monte Carlo Örnekleme ile Beklenti Maksimizasyonu, Öklid Uzaklığı ile Ortalama Özellik Vektörleri (Deshmukh & Kale, 2018, s. 179) ve Bayes Modeli ile Genetik Algoritmaları (Inoue et al, 2016, s. 628), bu yaklaşımda kullanılan algoritmik ölçülerdir.

Bağlamsal yaklaşımda ise ilgilenilen öğeyi sağlamak için bağlama dayalı olarak kullanıcı ihtiyaçları dinamik olarak değerlendirilmektedir. Bağlam, kişilerin ve cihazların kimliklerini ve niteliklerini, kişilerin ve cihazların konumlarını, bireylerin faaliyetlerini ve ayrıca faaliyetlere katılırken bireylerin rollerini ve niyetlerini karakterize eden koşulları ifade eden çok yönlü bir kavramdır (Thendral & Valliyammai, 2018, s. 12422). Kullanıcıların benzersiz özelliklere sahip oluşu ve sevdikleri içerikleri sıklıkla tekrarlamaları öneri sistemlerinin tavsiye listesi hazırlarken içeriğin türünü, dinlenme sayısını belirlemek ve bu sayıyı artırmak için kullandıkları özelliklerdir (Wang et al, 2013, s. 1-3). İçeriğin tekrar tekrar çalması, aynı ses ve müzik kalıbının (çok anlamlılık) veya aynı ses ve müziğin (eş anlamlılık) tekrarından kaynaklı olabilmektedir. Dinleyicinin günlük yaşamdaki ruh hâli, yer, zaman veya olayla ilgili tercihi, ses ve müzik seçimini etkilemesinden dolayı bağlama dayalı ontoloji de kullanıcıyla alakalı öneri sağlamada ses ve müziği bağlamla eşleştirme yolunu tercih edebilmektedir (Han et al, 2010). Çünkü ruh hâli, yer, zaman ve olaya göre ses ve müzik içerikleri öneri listesinde tekrarlara sebep olabilmektedir.

Öneri sistemleri ses ve müzik içeriği bakımından kullanıcılara etkin tavsiyeler sunma aşamasında çeşitli veri kümeleri (data-set) kullanabilmektedir. Last.fm, Spotify ve SoundCloud gibi ses ve müzik merkezli uygulamalar ile Pandora gibi internet radyo istasyonları; kullanıcı sayıları, işlem hacimleri ve içerik sayıları bakımından sıklıkla tercih edilen veri kümeleridir. Bu uygulamalar, hizmet sağladıkları kullanıcıların platform üzerindeki etkinliklerini izlemekte ve kullanıcı profili geliştirildikten sonra önerilerde bulunmaya başlamaktadır (Breviglieri, 2020).

İçerisinde çeşitli türlerde ve büyük miktarlarda veri barındıran veri kümlerinden biri olan Last.fm, ses ve müzik önerisi sağlama noktasında ele alınarak incelenecektir. Last.fm 2002'de kurulmuş ve Spotify, YouTube, Apple Music, Tidal ve SoundCloud gibi ses ve müzik akış hizmetine bağlanabilen veya web tarayıcı üzerinden uygulama veya tarayıcı eklentisi aracılığıyla kullanıcının yayınladığı içeriği gösteren bir öneri sistemidir (Last.fm, t.y.). Çevrim içi müzik veri tabanı olarak anılan Last.fm, aylık 500 milyon içerik, 100.000'nin üzerinde bağımsız müzisyen ve 3 milyonun üzerinde müzik parçasını barındırmaktadır ("Last.fm", 2022).

Last.fm, kullanıcılarının müzik zevkleri doğrultusunda şarkı, sanatçı ve etkinlikler hakkında öneriler sağlayan bir sisteme sahiptir. Sistem, kullanıcıya öneri sunmak için ilgili kullanıcının yakınlık gösterdiği diğer kullanıcıların bilgilerini de kullanmaktadır. Bu sebeple uygulamanın önerme yöntemi, işbirlikçi filtreleme olarak sınıflandırılabilmektedir (Ebonadonna, 2012).

Ses ve müzik türlerinin sınıflandırmasını belirlemek kolay bir işlem değildir ve neredeyse tüm çevrim içi ses ve müzik akış platformları farklı türde hiyerarşi kullanmaktadır. Last.fm veri kümesi, içerik düzeyinde iki tür veriden oluşmakta ve buna göre bir hiyerarşi belirlemektedir: Etiketler ve benzer içerikler. Bunlar, Last.fm Application Programming Interface de (API), "*getTopTags*" ve "*getSimilar*" izleme yöntemlerine karşılık gelmektedir (Million Song Dataset, 2011).

Şekil 7, Şekil 8 ve Şekil 9'da, Last.fm veri kümesine ait kod parçacıkları yer almaktadır (Rstudio, 2011).

Şekil 7

Last.fm Veri Kümesinin Okunması | Recommender Systems Final Project: Last.fm Music Recommendations Using Content Based FIltering. Rstudio, 2011

```
library(dplyr)
library(tidyr)
library(lsa)

user_tags <- read.delim("data/user_taggedartists.dat", header = TRUE)
user_artists <- read.delim("data/user_artists.dat", header = TRUE)
tags <- read.delim("data/tags.dat", header = TRUE)
```

Şekil 7'de yer alan veriler, kullanıcının dinlediği sanatçıları, bu sanatçıyı dinlemek için harcadığı süreyi ve kullanıcının sanatçıya verdiği etiketleri içermektedir. Bu kısımdan elde edilen verilere göre kullanıcıya yeni içerik ve sanatçılar, kosinüs benzerliği[9] kullanılarak sunulmuştur.

Şekil 8

Sanatçılar İle İlgili Profil Vektörü | Recommender Systems Final Project: Last.fm Music Recommendations Using Content Based FIltering. Rstudio, 2011

```
madonna <- as.numeric(as.vector(norm_artist_matrix0[62,2:101]))
brittany_spears <- as.numeric(as.vector(norm_artist_matrix0[289,2:101]))
cher <- as.numeric(as.vector(norm_artist_matrix0[336,2:101]))
kylie_minogue <- as.numeric(as.vector(norm_artist_matrix0[51,2:101]))
depeche_mode <- as.numeric(as.vector(norm_artist_matrix0[67,2:101]))
lady_gaga <- as.numeric(as.vector(norm_artist_matrix0[84,2:101]))
radiohead <- as.numeric(as.vector(norm_artist_matrix0[124,2:101]))
talking_heads <- as.numeric(as.vector(norm_artist_matrix0[521,2:101]))
david_bowie <- as.numeric(as.vector(norm_artist_matrix0[599,2:101]))
wu_tang <- as.numeric(as.vector(norm_artist_matrix0[3197,2:101]))
```

Aynı yönü işaret eden iki vektörün kosinüs benzerliği 1 olacaktır [cos (0) = 1]. Dolayısıyla benzerlik değeri 1'e ne kadar yakınsa sanatçılar o kadar benzerdir. Birbiri ile ilişkisi olmayan vektörlerde ise kosinüs değeri 0 olacak [cos (90) = 0] ve benzerlik bulunmayacaktır (Bknz. Şekil 9) (Xia et al, 2015).

Şekil 9

Kosinüs Benzerlik Değerleri | Recommender Systems Final Project: Last.fm Music Recommendations Using Content Based FIltering. Rstudio, 2011

```
cosine(madonna, kylie_minogue)
```

```
##           [,1]
## [1,] 0.9573262
```

```
cosine(madonna,wu_tang)
```

```
##      [,1]
## [1,]    0
```

[9] Kosinüs Benzerliği: İki veya daha fazla sayısal vektör arasındaki benzerliği ölçen istatistiksel bir yöntemdir.

Şekil 9'da yer alan verilerin yorumlanması şu şekilde olmaktadır: Şekil 8'de, sanatçılarla ilişkisi olan profil vektörlerine ait kod parçacığı mevcuttur. "Madonna" isimli sanatçının diğer sanatçılarla ilişkilendirilerek kosinüs benzerlikleri hesaplanmıştır. Sonuç itibarıyla "Kylie Minogue" isimli sanatçı, *0.9573262* sonucu ile "Madonna"ya benzerliği en fazla olan sanatçı olmuşken; "Wu-Tang" isimli grubun ise *0* sonucu ile benzerliğinin bulunmadığı görülmektedir. Buradan hareketle, Last.fm öneri sisteminin "Madonna" dinleyen bir kullanıcıya "Kylie Minogue" isimli sanatçıyı ve içeriklerini öneri olarak sunacağı değerlendirilmektedir.

Video Önerileri

Günümüzde internetin hemen her yerde bulunması ve insanların eğlenceye olan doğal eğilimi Netflix, Hulu, Amazon Prime Video ve BluTV gibi çevrim içi isteğe bağlı video hizmetlerini popüler ve kullanılabilir bir aracı hâline getirmektedir. Bu tür platform hizmetlerinde öneri sistemleri, kullanıcılara tercih edilen video listesi konusunda yardımcı olma noktasında bir "iş/hizmet aracı" olarak kullanılmaktadır. Ayrıca videoların sürekli izlenmesini teşvik ederek medya hizmet sağlayıcıların kârlarını maksimize etmelerine yardımcı olmaktadır (Azaria et al, 2013). Öneri sistemleri, kullanıcıların alternatif bir video hizmet sağlayıcısı bulduğunda, mevcutta aldıkları hizmetten vazgeçmesini önlemek için dengeleyici özelliklerle tasarlanmak durumundadır. Nitekim kişisel duygular, kullanıcının video platformu ve içerik seçimini önemli ölçüde etkilemektedir (Costa & Macedo, 2013). Öyle ki kullanıcıların herhangi bir video içeriğini seçip izlemeleri ruh hâli, yer, zaman ve tekil veya grup hâlinde izleme aktivitelerine de bağlıdır.

Çevrim içi ortamlarda karma yayılma ilkesini benimseyen öneri sistemleri, isteğe bağlı platformlarda artımlı ve ölçeklenebilir bir sistem sağlamaktadır (Thendral & Valliyammai, 2018, s. 12423). Ses ve müzik kullanıcılarında olduğu gibi video içerik izleyicileri de, özellikle çocuklar, aynı video içeriğini birden fazla kez izlemekten zevk almaktadır. Fakat genele bakıldığında, video izlemenin yenilik odaklı bir eylem olduğu görülmektedir. Video öneri sistemi, çevrim içi televizyon şovlarının bölümleri ve filmlerin devamı olması durumunda video izlemedeki süreklilikten de yararlanmaktadır (Gomez-Uribe & Hunt, 2015, s. 1-2). Milyonlarca kullanıcının her saniye yeni içerik yüklediği ve izlediği YouTube gibi video akış web sitelerinde uygulanan öneri sistemleri, hızlı ve sürekli değişen yapıya

ayak uydurmak için güncel ve dinamik olarak artımlı ve ölçeklenmiş bir sisteme sahiptir (Covington et al, 2016, s. 191).

Kullanıcılara video içeriği önerme noktasında İçerik Tabanlı, İşbirliğine Dayalı, Bağlam Tabanlı ve Hibrit Yöntemler şeklinde içerik önerisi yaklaşımları bulunmaktadır. Anılan yaklaşımların her birinin diğerine göre avantajlı ve dezavantajlı yönleri olmakla beraber aynı veri kümesini farklı yollarla işleyerek aynı sonuca ulaşabilmektedirler.

İçerik tabanlı filtreleme yaklaşımı, ses ve müzik önerilerinde olduğu gibi video önerilerinde de tek bir kullanıcının etkileşimlerine ve beğenisine dayanarak çalışmaktadır. Sunulacak öğelerin içeriği ile kullanıcı profili arasındaki karşılaştırmaya dayalı olarak yeni içerikler önermektedir (Isinkaye et al, 2015, s. 265-266). İçerik tabanlı filtreleme teknikleri, öğenin meta verilerine tabi olduğu için kullanıcılara önerilerde bulunulmadan önce standart bir öğe tasvirine ve kapsamlı kullanıcı profiline ihtiyaç duymaktadır. Bu durum sınırlı içerik analizine neden olmaktadır (Clement & Davies, 2010, s. 2).

Nitekim *işbirliğine dayalı filtrelemede*, önerilerde bulunmak için çeşitli istemcilerden gelen etkileşimlerden veriler toplanmakta ve benzer zevklere veya koşullara sahip diğer kullanıcıların tercihleri eşleşerek video içerik önerisi olarak kullanıcıya sunulmaktadır (Herlocker et al, 2004).

Yine ses ve müzik önerisinde olduğu gibi video önerisinde de *bağlamsal yaklaşım* önem arz etmektedir: Ne tavsiye edilir? Ne zaman tavsiye edilir? Kime tavsiye edilir? Yer, zaman ve tekil veya grup izleme aktivitesi gibi faktörler, video içerik seçiminde büyük etkiye sahip olmakta ve kullanıcıya sunulan tavsiyelerde bu parametreler de dikkate alınmaktadır (Adomavicius et al, 2015, s. 115-116).

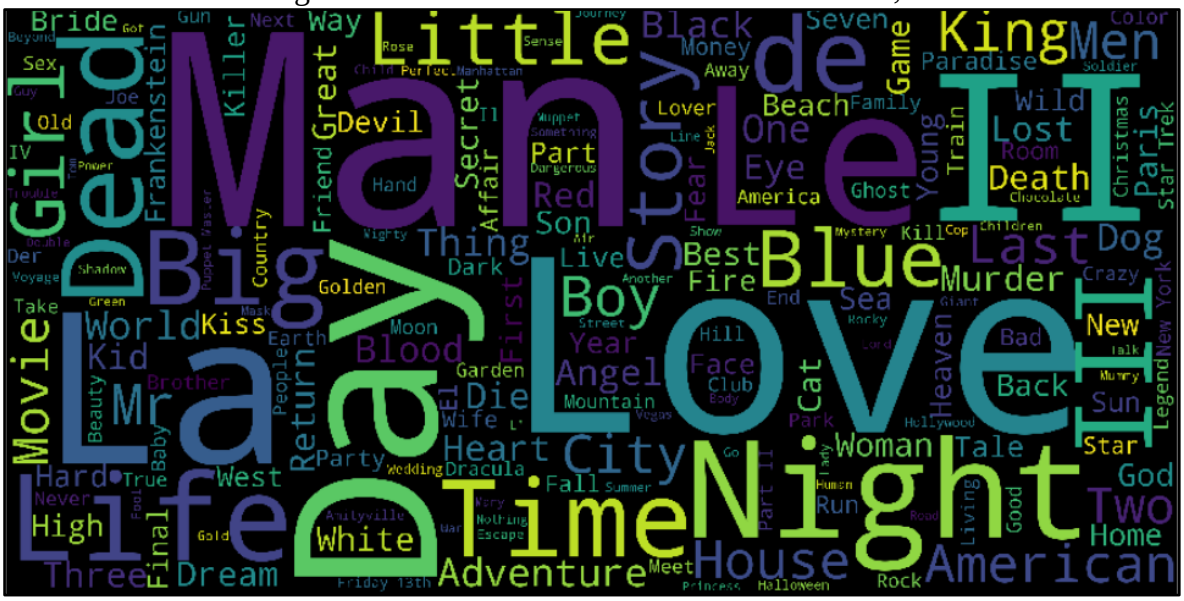
Hibrit yöntemler ise içerik tabanlı filtreleme, işbirlikçi filtreleme ve bağlamsal yaklaşım gibi birden fazla öneri tekniğini bir araya getiren bir tekniktir. Hibrit yöntem, bu yaklaşımları tek tek ele alıp sonradan birleştirebildiği gibi birbirlerine göre dezavantajlı yönlerini elimine edecek şekilde de öneri senaryoları kurgulayabilmektedir (Shah & Sanghv, 2020, s. 3). Bu yöntem, yapay zekânın önemli bir alanı olan bilgi tabanlı sistemleri de ihtiva etmektedir. Bu sistemler, açıklamaların çeşitli kaynaklardan gelen bilgilere dayandığı, veri tabanlarında mevcut olan veri ve bilgilere dayalı kararların verilebildiği sistemlerdir. Öneri sistemi, kullanıcının içerikleri değerlendirme geçmişine göre değil; kişinin yapılan açık sorulara göre sunduğu bilgiye dayalı elde ettiği verilerle önerilerde bulunabilmektedir (Hui et al, 2022).

Öneri sistemlerinin işlediği veriler, dünya genelinde veri toplayan veri kümelerine ait olabileceği gibi büyük ölçekli platformların verileri de olabilmektedir. Örneğin "MovieLens Veri Kümesi" öneri sistemi oluşturmak için en sık kullanılan veri kümelerinden (data-set)

biridir. 2000 yılında oluşturulan bu veri kümesinin mevcuttaki sürümünde yaklaşık 1 milyon içerik, 6.040 kullanıcı, 1.000.209 anonim derecelendirme ve 8.500 film bulunmaktadır (“MovieLens”, 2022). Bahse konu veri kümesi içerik başlığını, türünü ve kullanıcıların verdiği puanları içermektedir.

Şekil 10

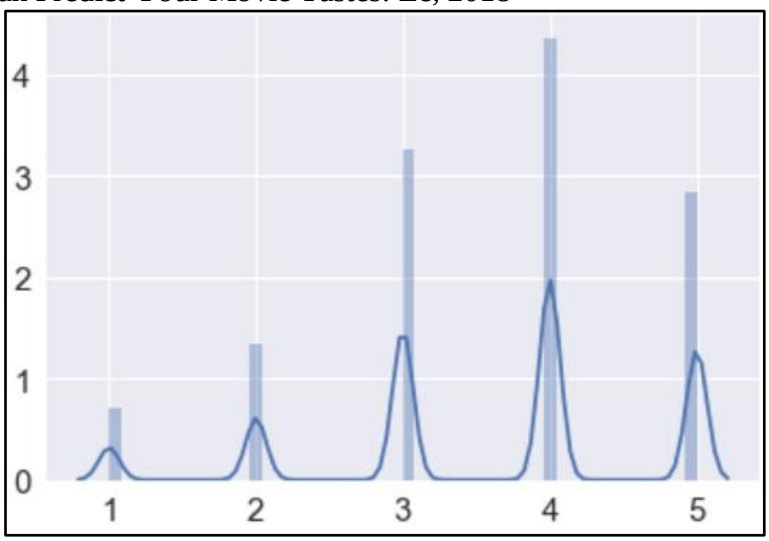
MovieLens Veri Kümesi İçerik Başlıklarının Kelime Bulutu Olarak Görselleştirilmesi | The 4 Recommendation Engines That Can Predict Your Movie Tastes. Le, 2018



Şekil 10’da görüleceği üzere bu veri setinde çok sayıda içerik serisi yer almaktadır. Yabancı kaynaklı içerik başlıklarında sıklıkla görülen *Day, Love, Life, Time, Night, Man ve Dead* gibi sözcüklerin yanı sıra *II ve III* gibi ifadelerin yer aldığı da görülmektedir (Le, 2018).

Şekil 11

MovieLens Veri Kümesi Kullanıcı Değerlendirme Dağılımı | The 4 Recommendation Engines That Can Predict Your Movie Tastes. Le, 2018



Şekil 11'de kullanıcıların içeriklere verdikleri puanların ortalaması yer almaktadır. Yine MovieLens Veri Kümesine ait bu dağılımda kullanıcıların "*0-5*" arasında puanladıkları içeriklerin ortalaması yer almaktadır.

Şekil 12

MovieLens Veri Kümesine Yeni Eklenen Kullanıcının Puanladığı İçerikler | Öneri Algoritmalarının Film Önerme Problemi Üzerinde Karşılaştırılması: MovieLens Örneği. Bozkurt & İnan Acı, 2021, 41



MovieLens Veri Kümesindeki içerikler kullanıcılar tarafından puanlama yoluyla değerlendirilmektedir (Bknz. Şekil 12). Değerlendirme sonuçları ve MovieLens Veri Kümesindeki diğer veriler; kullanıcı tabanlı ve öğe tabanlı İşbirlikçi Filtreleme, Hibrit Yaklaşım, İçerik Tabanlı ve Bağlamsal Tabanlı Yaklaşımlardan biri veya birkaçı ile K-Means Clustering ve K-En Yakın Komşu algoritmaları, kümeleme algoritması ve genetik algoritması gibi çeşitli algoritmaların kullanılması ile kullanıcılara içerik önerileri sunmaktadır (Bozkurt & İnan Acı, 2021).

BÖLÜM IV

BULGULAR VE YORUMLAR

Netflix ve Spotify Durum İncelemesi

Dünya genelinde kullanımı en yaygın video ve ses akış platformlarından olan Netflix ve Spotify'ın kuruluşları ve tarihsel bağlamları, önceki bölümlerde anlatılmıştır. Bu bölümde, örneklem olarak seçilen video akış platformu Netflix ile ses ve müzik akış platformu Spotify; algoritmaları, sundukları öneriler, kişisel tercihlerin işlenmesi ve çalışma biçimleri ile ele alınacaktır. Ayrıca görsel-işitsel medya hizmetleri kapsamında akış platformlarına ve öneri sistemlerine yönelik regülatif düzenlemeler de incelenecektir.

Netflix Öneri Sistemi

1990'lı yıllarda DVD kiralama hizmeti vererek çalışan Netflix, yıllar içinde isteğe bağlı video hizmeti veren platformların en önemlilerinden biri hâline gelmiştir. Platform, abonelerini izledikleri içerikleri "derecelendirmeye" teşvik etmekte ve bir içeriği ne kadar beğendikleri (veya beğenmedikleri) hakkında bir fikir beyan ettirmektedir. Milyonlarca aboneden milyarlarca puan toplayan Netflix, günde 1,5 milyondan fazla DVD'yi yapısına yüklemiş ve 1 milyardan fazla DVD'yi abonelerine göndermiştir (Hallinan & Striphas, 2016, s. 127). Şirketin o dönemlerde kullandığı öneri sistemi, topladığı film derecelendirmelerini analiz ederek bunları, yüzlerce kişiselleştirilmiş tahmin yapmak için kullanmaktaydı. Platformun birincil amacı, kendi ürettiği içerikler de dâhil olmak üzere dizi, film ve belgesel içeriklerini çevrim içi abonelik tabanlı video akışı olarak kullanıcılara kişiselleştirerek sunmaktı ("Netflix", 2022). Netflix'i diğer isteğe bağlı yayın platformlarından ayıran unsurun, içerisinde ihtiva ettiği dizi, film arşivi ve yayımladığı orijinal içeriklerden ziyade; bu içerikleri üretirken ve kullanıcıya ulaştırırken kullandığı teknolojiler olduğu değerlendirilmektedir (Doğanay, 2019).

Netflix, 2006'da kullanıcının içerik tercihlerine göre bir içerikten ne kadar keyif alacağına ilişkin tahminlerin doğruluğunu önemli ölçüde artıracak bir algoritma oluşturmak

için yarışma düzenleyerek veriler üzerinde, veri bilimine dayalı çalışmalar yapmaya başlamıştır. Netflix kullanıcılarının geçmişte beğendikleri içeriklere bakılarak gelecekte beğenebilecekleri içerikleri tahmin eden bir algoritmanın tasarlanması fikriyle yola çıkılmıştır. Bu fikri ortaya koyabilen algoritma sayesinde Netflix kullanıcıları beğenebilecekleri içeriklere daha hızlı bir şekilde erişebilecekti. "Netflix Ödülü" (Netflix Prize) ismi verilen yarışma, 1 milyon dolarlık para ödülü olan makine öğrenimi, big data, yapay zekâ ve veri madenciliği yarışması olarak başlatılmıştır. O yıllarda Netflix, 0,9525 kök ortalama kare hatasına (RMSE) sahip tescilli öneri sistemi olan "CineMatch" kullanmaktaydı (Chong, 2020).

O zamandan bugüne Netflix, verileri derecelendirerek (5 yıldız ölçeğinde değerlendirmelerle) tahminlerde bulunmanın yanı sıra kişiselleştirilmiş listeler ve sayfalar yapmış; resimler seçmiş, pazarlama stratejileri ve kişiye yönelik mesajlar oluşturmuştur (Re-Work, 2019). Nitekim "Netflix Ödülü" kullanıcı verilerinden kişiselleştirilmiş öneriler üretmenin değerini öneri sistemlerine kazandırmıştır. Netflix'in veri bilimcilerinden Amatriain ve Basilico (2012)'ya göre kümeleme algoritmaları, karar ağaçları, lojistik regresyon ve tekil değer ayrışması gibi denetimli ve denetimsiz pek çok makine öğrenimi yaklaşımı, Netflix öneri sisteminde kullanılmakta ve en uygun kişiselleştirilmiş deneyimi yaratmak için abone bilgileri dâhil birçok veriden yararlanılmaktadır.

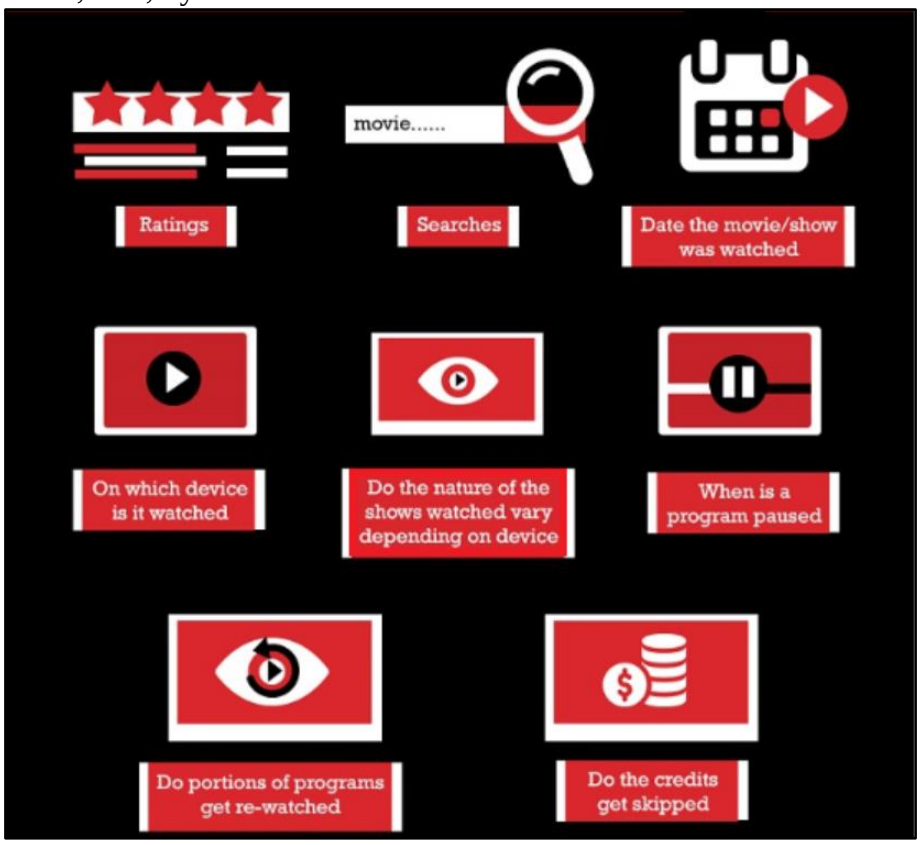
2015 yılında Netflix, öneri sistemine dayalı algoritması için, sayfa yapısını, tür satırlarını, trend videoları, videoların sırasını ve simgeleri özelleştirmek için kullanıcıların ne izlediği, ne aradıkları, nasıl derecelendirdikleri, ne zaman izledikleri (tarih, gün ve saat), izleme yaptığı cihazları ve ne kadar süreyle izlenildiği bilgilerini ve daha pek çok veriyi kullanmaya ve işlemeye başlamıştır (Hinkle, 2021). Netflix tarafından dikkate ve işleme alınan diğer veriler ise şunlardır (Meltzer, 2020):

- Kullanıcının platforma üye olurken belirttiği elektronik posta, konum ve seçilen favori içerik gibi kullanıcı bilgileri,
- İçerik duraklatıldıysa, geri sarıldıysa veya hızlı ileri alındıysa yapılan işlemi (kısaca navigasyonel işlemleri),
- Kullanıcı içeriği duraklattıktan sonra izlemeye devam edip-etmediği bilgisi,
- Dizi, program veya filmin tamamen izlenip-izlenilmediği,
- Kullanıcının bir dizi serisini izlemesinin ne kadar sürdüğü,
- Kullanıcının içeriği beğenip-beğenmediği (thumbs-up/thumbs-down butonları),
- Kullanıcıların tekrar tekrar görüntülediği sahneleri,
- Kullanıcıların arama sayısı ve arananları,

- Kullanıcının içeriği nerede izlediği (posta koduna göre),
- Göz atma ve kaydırma davranışı,
- İçerik duraklatıldığında, kullanıcı içerikten ayrıldığında ve kullanıcı bir sahneyi birden fazla izlediğindeki ekran görüntüleri (Bknz. Şekil 13).

Şekil 13

Netflix Tarafından Toplanan Büyük Veri (Big Data) | Infographic: How Netflix uses big data to drive success, Plas, t.y.



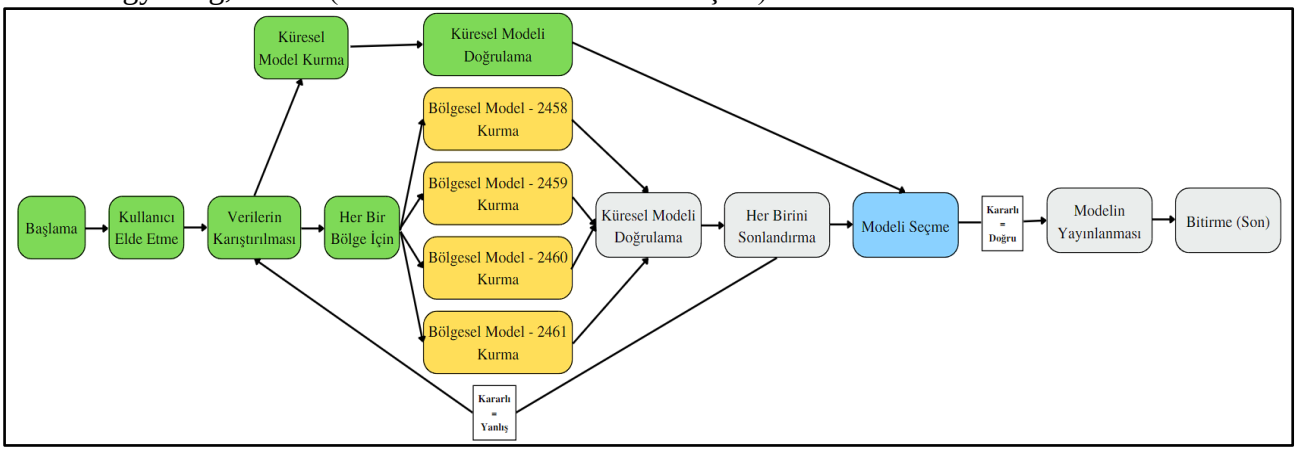
Netflix öneri sistemi kullanıcılara dizi, film veya program önerilerinde bulunurken içerik kataloğunda yer alan içeriklerin izlenme olasılıklarını;

- Platforma yönelik etkileşimler (kullanıcının izleme geçmişi ve içeriklere verilen puanlar),
- Platformu kullanan benzer zevklere, beğenilere ve tercihlere sahip diğer üyeler,
- Kategoriler, türler, oyuncular, yönetmenler, eleştirmen incelemeleri, içeriğin gişe performansı, yayınlanma yılı vb. içerikler hakkındaki bilgiler gibi faktörlere dayanarak tahmin etmektedir (Netflix, t.y., d).

Yukarıda belirtilen tüm bu veriler, Netflix öneri sistemi algoritmasında işleme alınan girdilerdir. Elde edilen veri yığını üzerinde makine öğrenimi algoritmaları çalışarak kullanıcılara kişiselleştirilmiş öneriler sunulmaktadır (Chandrashekar et al, 2017). Netflix kullandığı bu makine öğrenimli öneri sistemini "Meson" olarak tanımlamaktadır. İş akışını sağlamak ve kaynakları verimli kullanmak üzere oluşturulan Meson, heterojen sistemler arasında işlem hatlarını yönetmeye yönelik genel amaçlı makine öğrenimli bir programdır. Video içeriklerinin önerilerini yönlendiren, kişiselleştirilmiş algoritmaların oluşmasını sağlayan, sisteme öğreten ve doğrulayan Meson makine öğrenimli ardışık yaşam döngüsünü yönetmektedir (Bknz. Şekil 14) (Netflix Technology Blog, 2016a).

Şekil 14

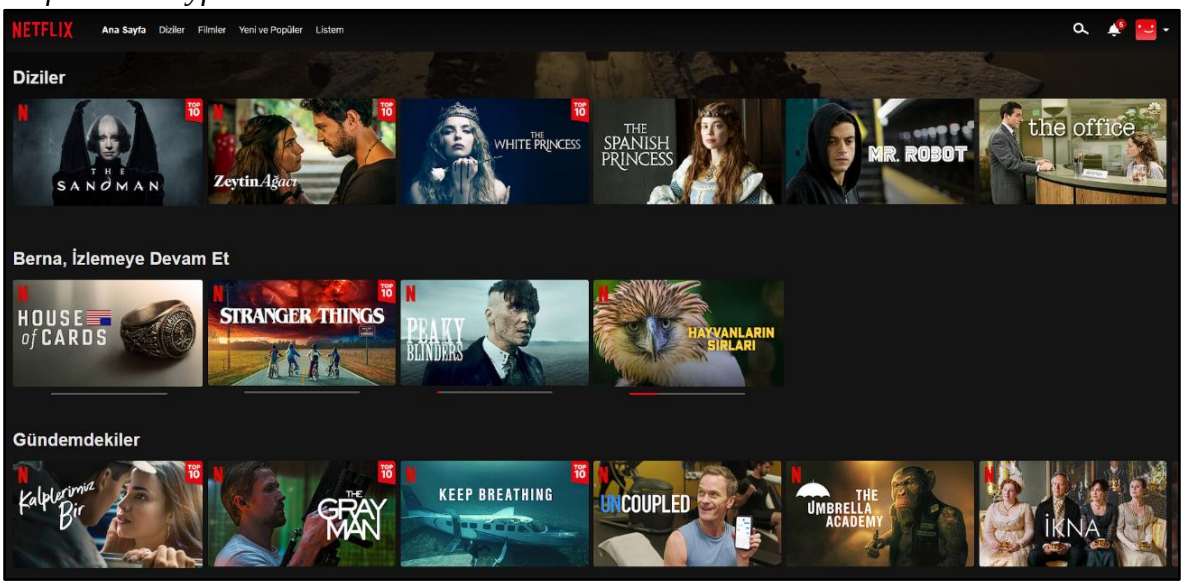
Meson Ara Yüzü | Meson: Workflow Orchestration for Netflix Recommendations. Netflix Technology Blog, 2016a (Yazar tarafından düzenlenmiştir.)



Netflix, televizyon yapımlarının aksine rastgele verilere dayandırarak, geleneklere ve görüşlere göre öneri sunmamakta; daha çok üyelerinin her oturumda izleyecekleri videolar bulmasına yardımcı olan öneriler sunmaktadır. Netflix öneri sistemi ele aldığı konular, işlediği veri çeşitliliği, sunmak istediği hizmet dolayısıyla eksiksiz "Netflix deneyimi" sağlamak için tek bir algoritma değil; bir araya gelen farklı kullanım durumlarına hizmet eden farklı algoritmaların bir kombinasyonunu kullanmaktadır (Steck et al, 2021, s. 8). Kullanılan algoritmaların çoğu Netflix ana sayfasında bir araya gelerek toplu olarak "Netflix deneyimi"ni tanımlamaktadır. Bu deneyim, bir Netflix kullanıcısının herhangi bir cihaz vasıtasıyla (akıllı televizyon veya telefon gibi) Netflix profiline giriş yaptığında gördüğü ilk sayfa (önerilerin ana sunumu) olarak da ifade edilebilmektedir (Gomez-Uribe & Hunt, 2015, s. 2). Netflix ana sayfasının sunumuna dair bir örnek olarak Şekil 15, aşağıda sunulmuştur.

Şekil 15

Netflix Ana Sayfası



Netflix Sistem Mimarisi

Dünyanın önde gelen abonelik tabanlı video akış hizmetlerinden biri olan Netflix'in, tüm internet bant genişliğinin yaklaşık %15'ini tükettiği öne sürülmektedir (Morris, 2018). 200'den fazla ülkede 180 milyondan fazla abonesi olan platform, kullanıcılarına kesintisiz, güvenilir ve etkin hizmet verebilmek için altyapısını güçlendirmeye yönelik çalışmalar yapmaya devam etmektedir.

Netflix sistemi altyapı olarak "Amazon Web Services" (AWS) ve "Open Connect" (OC) olmak üzere iki bulut üzerinde çalışmaktadır. Bu iki bulut platformu, Netflix'in omurgası olarak birlikte çalışmaktadır. Aşağıda detayları açıklandığı üzere Netflix platform sisteminin temelde 3 bileşeni bulunmaktadır (Narendra, 2018):

İstemci (Client): Netflix içeriklerini oynatmak ve göz atmak için kullanılan televizyon, XBox, dizüstü bilgisayar, cep telefonu ve tablet gibi kullanıcı ara yüzü veya cihazlarını ifade etmektedir (Nguyen, 2020).

Open Connect (OC) veya İçerik Dağıtım Ağı (Netflix CDN): Content delivery network (CDN), farklı coğrafi konumlardaki dağıtılmış sunucular ağıdır. Open Connect ise Netflix'in kendine özel oluşturduğu küresel CDN'si yani şirket içi içerik dağıtım ağıdır. Netflix Open Connect programının amacı, milyonlarca Netflix abonesine mümkün olan en yüksek kalitede izleme deneyimini sağlamaktır. Netflix Open Connect yapısı, içerikleri daha

verimli şekilde sunmak için Internet Service Provider (ISP) iş ortaklarına Netflix internet trafiğini yerelleştirmekte ve ara bağlantı konumları vasıtasıyla içerik dağıtımını yapmaktadır (Netflix, t.y., e). Netflix içerikleri son kullanıcılara ulaştırmak için birden fazla CDN kullanmaktadır. Netflix tarafından kullanılan CDN'lerden Akamai, LimeLight ve Level-3, farklı kodlansalar da aynı kalite düzeyine sahip içerikler için aynı içeriği göndermektedir (Adhikari et al, 2012).

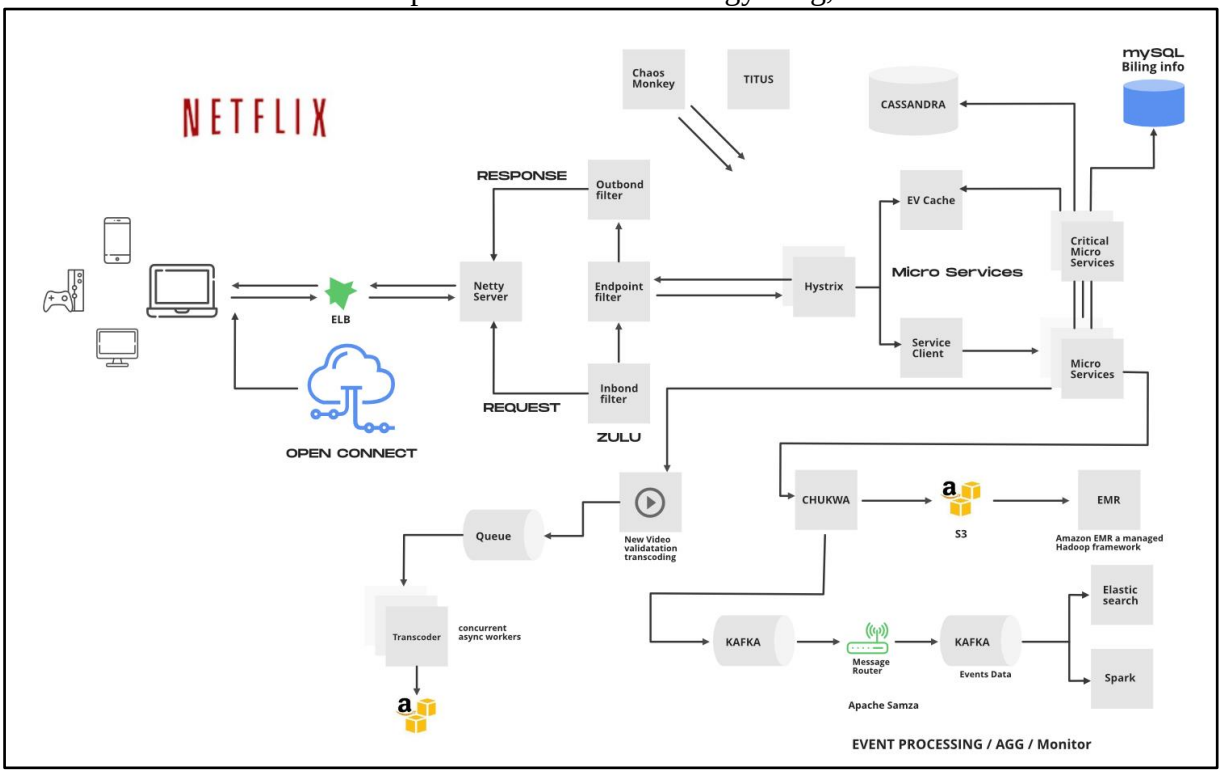
İçeriği oynatmaya çalışan kullanıcıya ulaşmak için Netflix, içeriğin kopyalarını depolamaktadır. Bu sayede kullanıcının geçmesi gereken kanal sayısını (hop count) ortadan kaldırarak internet ağları üzerinde daha az baskı/yoğunluk oluşturmaktadır. İnternet trafiğinden kaçınmak isteyen Netflix, içeriklerinin kopyalarını önceden kendi sunucularına göndererek akışın yoğun olduğu saatlerde ağ talebine yoğunlaşmasının önüne geçmektedir (Adhikari et al, 2012). Kısacası, oynatılmak istenen içerik, orijinal sunucusu yerine en yakın açık bağlantıdan veya sunucudan hizmet alarak sunulmaktadır. Nitekim Netflix'in 158 ülkeye yayılmış 17.000 sunucusu halîhazırda bulunmaktadır ki bu sunucu sayısının, üye sayısı çokluğu ve ISP ilişkisi gözetilerek daha da artacağı beklenmektedir (Keck, 2021).

İnternet servis sağlayıcıya aşırı yüklendiğinde veya internet bağlantısı kesildiğinde, sistem daha düşük bit hızlı bir sürümle değiş-tokuş yaparak içerik akışını kesintiye uğratmadan çalışmaya devam etmektedir. Netflix içerik kitaplığını oluşturan dosyaların sayısı ve boyutu tahmin edilenden fazla olması sebebiyle doğru dosyanın doğru zamanda doğru sunucuda olduğundan emin olmak için gelişmiş algoritmalar, kullanımı sıklıkla tercih edilen içerik öneri sistemleri, ortak yaklaşımlar ve ortak girdilerden oluşan karmaşık modeller kullanılabilmektedir (Netflix, t.y. f).

Backend (Arka plan): Bu bileşen öneri motoru, veri tabanları, yeni içerik eklenmesi, videoların işlenmesi, dünyanın farklı yerlerinde bulunan sunuculara içeriğin dağıtılması ve ağ trafiğinin yönetilmesi gibi video akışını başlatmadan önceki durumları/süreçleri ifade etmektedir. Video oynatılmadan önceki bu süreçlerin çoğu Amazon Web Servisleri tarafından gerçekleştirilmektedir (Olugbenga, 2021a). Kullanıcı Netflix uygulamasını yükledikten sonra oturum açma, öneriler, ana sayfa, kullanıcı geçmişi, faturalandırma ve müşteri desteği gibi istekler AWS tarafından işlenmektedir.

Şekil 16

Netflix Sistem Mimarisi | Netflix System Design - Backend Architecture. Olugbenga, 2021a; Evolution of the Netflix Data Pipeline. Netflix Technology Blog, 2016b



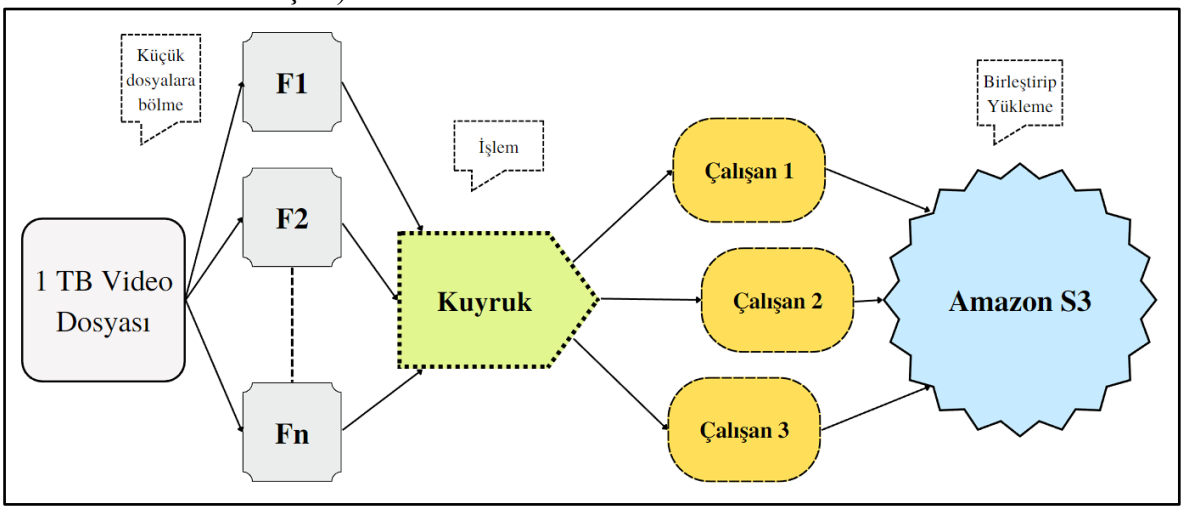
Şekil 16'da verilen Netflix sistem mimarisini ve performansını anlamak, benzer şekilde çalışan isteğe bağlı akış hizmetlerinin tasarımı hakkında fikir sahibi olmanın yanı sıra tasarımlarını nasıl optimize etmeleri gerektiği konusunda da ışık tutabilmektedir.

Peki, Netflix'in dizi, film veya belgesel gibi içerikleri sisteme nasıl tanıtmaktadır? Netflix yapımcı kuruluşlardan yüksek kalitede içerikler almaktadır. Aldığı bu içerikleri abonelerine sunmadan önce bazı ön işlemlerden geçirmektedir. Her biri farklı çözünürlük ve formatta pek çok cihazı ve türü desteklemesinden dolayı içeriklerin farklı cihazlarda görüntülenebilir hâle getirilmesi gerekmektedir. Bu nedenle, hataları bulmak ve orijinal içeriği farklı format ve çözünürlüklere dönüştürmek için kod dönüştürücü (transcoding) veya kodlayıcı (encoding) kullanılmaktadır (Nex, t.y.). Bunun yanı sıra Netflix, farklı değerlerdeki ağ hızları için de dosya optimizasyonu sağlamakta ve dosyalarını depolamak için Cassandra, S3 ve Amazon SimpleDB kullanmaktadır (Cockroft et al, 2011). Öyle ki yüksek internet ağ hızında izlenen içeriklerin görüntü kalitesi iyi iken ağ hızı düştükçe kalite de düşmektedir. Bu olumsuz durumun önüne geçmek için Netflix, aynı içeriğin farklı çözünürlüklerde birden fazla kopyasını oluşturmaktadır. Oluşturulan kopyalar ön

işlemlerden ve kod dönüştürme işlemlerinden geçerek küçük parçalara bölünmektedir (Bknz. Şekil 17). Aynı zamanlı olarak AWS'deki içerik ile bu parçalar işleme tabi tutularak farklı çözünürlüklerde (4K, 1080p veya 720p gibi) ve farklı formatlarda (MP4, 3GP veya MOV gibi) dönüştürülmektedir (Olugbenga, 2021b). Kod dönüştürme işleminden sonra aynı içerik için oluşturulan dosyaların birden fazla kopyasına sahip olan Netflix, bu dosyaları dünyanın farklı yerlerinde konumlanmış olan her bir Open Connect sunucusuna aktarmaktadır (Netflix Open Connect, t.y.).

Şekil 17

Netflix İçerik Dönüştürme Akışı | Netflix System Design - Backend Architecture. Olugbenga, 2021a; Evolution of the Netflix Data Pipeline. Netflix Technology Blog, 2016b (Yazar tarafından düzenlenmiştir.)



Netflix uygulamasını cihazına indiren kullanıcıya ilk olarak AWS bulut yapısında yer alan oturum açma, öneriler, arama, kullanıcı geçmişi, ana sayfa, faturalandırma ve müşteri desteği gibi bazı görevlere ait resimler ve işleyişler gelmektedir. Kullanıcı görüntülemek istediği bir içerik için "Oynat" seçimini yaptığında Netflix, internet ağ hızını veya bağlantı kararlılığını kontrol ederek kullanıcının yakında bulunan en iyi performansla çalışan Open Connect sunucusuna bağlanmaktadır. Kullanıcının erişim sağladığı cihaza ve ekran boyutuna göre doğru içerik formatı cihaza aktarılmaktadır. Nitekim platformu kullanan kullanıcıların pek çoğu, içerik izlerken içeriğin pikselli göründüğünü ve bir süre sonra yüksek çözünürlüğe geçtiğini fark etmiştir. Bunun nedeni, uygulamanın akışı sağlayacak en iyi bağlantı sunucusunu sürekli olarak tespit etmesi ve en iyi görüntü kalitesini sağlamak için biçimler arasında (MOV, 3GP vb.) geçiş yapmasıdır (Emami et al, 2016).

Aramalar, görüntülemeler, konum, cihaz, incelemeler ve beğeniler gibi kullanıcı verileri AWS yapısına kaydedilerek çeşitli algoritmalar ile kullanıcılar için kişiselleştirilmiş öneriler oluşturmaya başlanmaktadır. Kullanıcılar, Netflix hesabı oluşturduğunda veya hesabına yeni bir profil eklediğinde; beğenilen birkaç içeriğin seçilip sisteme eklenmesi istenmektedir. Kullanıcı bu seçimleri yapmadığında sistem popüler ve farklı türde içerikleri kullanıcıya önerirken, seçim yaptığı takdirde beğendiği içeriklere yönelik tercihleri öneri olarak sunmaktadır. Dinamik şekilde çalışan öneri sistemi kullanıcı içerikleri tükettikçe yenilenmekte ve zaman içinde ilk tercihlerin yerini yakın zamanda izlenilen içerikler almaya başlamaktadır. Geçmişte tüketilen içeriklerle beraber yakın zamanda tüketilen içerikler de kişiselleştirilmiş öneriler sunmada sistemi yönlendirmektedir (Netflix, t.y., d). Netflix ana sayfası *her* kullanıcı için kişiselleştirilmiştir. Algoritmalar ve sistemler, satırları kullanıcının içerikleri beğenebileceği şekilde sıralamaktadır. Her bir satırda kişiselleştirmenin üç katmanı yer almaktadır (Amatriain & Basilicio, 2015):

Bu katmanlar; "satır seçimi" (İzlemeye Devam Edin, Gündemdekiler, Liste, Ödüllü Drama Dizileri, Netflix'te Popüler vb.), "satırda hangi içeriklerin yer aldığı" ve "bu içeriklerin sıralanışı" şeklindedir. Kullanıcının içerikleri tüketme alışkanlığına göre öneri sistemi kişinin sıklıkla tercih ettiği satırı en üste koymakta ve en çok önerdiği içerikleri ise her satırın solundan başlayarak sağa doğru sıralamaktadır.

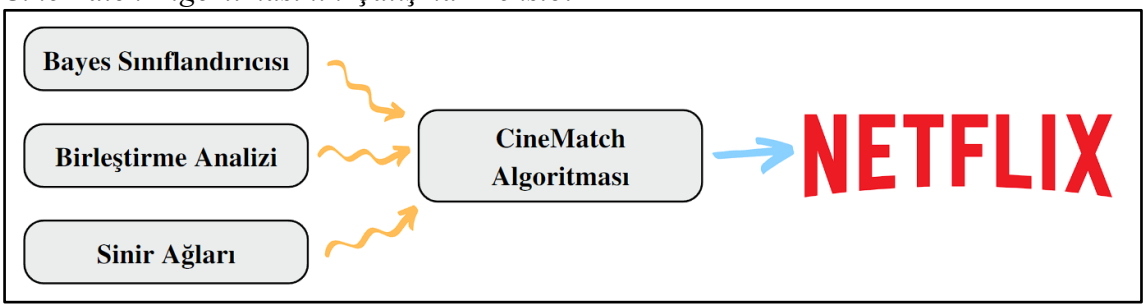
Netflix Öneri Sistemi Algoritmaları

Kurulduğu ilk yıllarda DVD kiralama hizmeti verdiği ifade edilen Netflix, kullanıcılarının seçecekleri bir sonraki içeriği, yüksek bir doğruluk oranıyla tahmin etmek için öğrenme modeli oluşturmaya ve öneri algoritması kullanarak bu önerileri otomatik olarak yapmaya karar vermiştir. Bu öneri sisteminin arkasındaki ilk algoritmanın "CineMatch" olduğu bilinmektedir. CineMatch tarafından önerilen içerikleri kiralayan Netflix kullanıcılarının çoğundan, değerlendirme olarak önerilen içeriklere beş yıldız verilmesi talep edilmiş ve en az yirmi içeriği derecelendirmeleri istenmiştir. CineMatch, bu değerlendirmeler ile içerik profillerini oluşturmaya başlamıştır. Nitekim algoritma, Netflix abonelerinin istediği içerikleri tahmin etmede oldukça başarılı olmuş ve %75 oranında doğru tahmin sağlamıştır (Wilson & Crawford, t.y.). CineMatch algoritması çalışırken ortak film grupları olarak düzenlenmiş filmleri, abonelerin derecelendirmeleri, kiralanan filmler,

geçerli sıramalar ve tüm Netflix kullanıcılarının birleşik derecelendirmelerini dikkate almıştır (Şekil 18).

Şekil 18

CineMatch Algoritmasının Çalışma Prensibi



Netflix, kurulduğu günden itibaren abonelerinin demografisi hakkında önemli büyüklükte veriye sahip olması sebebiyle CineMatch öneri sistemi üzerinde çalışma yapmıştır. CineMatch algoritmasının geliştirilmesinin temelinde "long-tail"[10] yakalama kavramı yatmakta olup Şubat 2002'de İşbirlikçi Filtreleme Sistemi (Collaborative Filtering System/CFS) ile long-tail aktif olarak kullanılmaya başlanmıştır (Anderson, 2008). CFS, kullanıcıların geçmiş tercihlerini ve benzer zevklerini karşılaştırarak kişilerin zevk ve taleplerinin güncel olarak tahmin edilmesini amaçlayarak çalışmaktaydı (Hafner, 2006). İşbirlikçi filtreleme yaklaşımı ile farklı kullanıcılardan toplanan bilgilere dayanarak belirli bir birey için tahminlerde ve önerilerde bulunulmaktaydı.

CineMatch algoritma yapısını ilerleyen dönemlerde geliştirmek isteyen platform kurucuları, 2006'da ödüllü bir yarışma düzenleyerek mevcut algoritma olan CineMatch'i geçerek, kullanıcı değerlendirmelerini %10'dan fazla tahmin edecek bir video içerik önerme algoritması geliştirmesini istemiştir. 2007 yılında KorBell takımı yarışmaya katılan 107 algoritmadan daha iyi ilerleme kaydederek ortaya çıkan sorunlara etkin çözümler sağlamayı başarmıştır. Bu süreçte, en iyi performansa sahip iki temel algoritma üzerinde yoğunlaşılmış; sorunlar bunlar üzerinden çözüme kavuşturulmaya başlanmıştır. Matris Çarpanlara Ayırma (Tekil Değer Ayrıştırma - SVD) ve Kısıtlı Boltzmann Makineleri (RBM) olarak adlandırılan iki alt algoritmayı kullanan BellKor's algoritmasının ürettiği sonuçlarda; Matris Çarpanlara Ayırma tek başına 0,8914 RMSE sağlarken, Kısıtlı Boltzmann Makineleri tek başına 0,8990

[10] Long Tail (Uzun Kuyruk): Uzun kuyruk, şirketlerin az sayıda popüler ürünü büyük hacimlerde satmak yerine, birçok müşteriye düşük hacimli, bulunması zor ürünleri satarak önemli kârlar elde etmelerini sağlayan bir iş stratejisidir.

RMSE sağlamış ve nihayetinde bu ikisinin doğrusal bir karışımı, hatayı 0,88'e düşürmüştür (Koren et al, 2009; Salakhutdinov et al, 2007). Bu iki algoritmanın kombinasyonu, başlangıçta veri setinde iyi bir performans gösterse de veri miktarı artmasını takiben işleme alınan reyting değerleri de artmıştır. Statik bir veri kümesi üzerinde çalışacak şekilde tasarlanmış algoritma kodu, bu yeni duruma uyum sağlayamamıştır. Simon Funk, matris çarpanlara ayırma yöntemini hesaplamak için artımlı, yinelemeli ve yaklaşık değer sunan "Gradyan inişini" bularak büyük veri kümelerinde ölçeklendirmenin pratik bir yolunu sağlamıştır (Funk, 2006). Matris çarpanlarına ayırma yöntemlerine yapılan bir başka geliştirme Koren ve arkadaşları tarafından yapılmış, asimetrik varyasyon ile kullanıcıdan özel parametreler öğrenmeye gerek kalmadan hem örtük hem de açık geri bildirim almayı algoritmaya eklemişlerdir (Koren et al, 2009). Diğer yandan Kısıtlı Boltzmann Makinesi, Yapay Sinir Ağlarının dördüncü nesli olarak anlaşılmış ve öğrenmeyi kolaylaştırmak için ağ bağlantılarını kısıtlamıştır. Zaman içerisinde bu algoritmalar ortaya çıkan her sorunla farklı grupların da katkısıyla değişmeye ve güncellenmeye devam etmiştir. Nihayetinde 2009 yılında istenen başarıya en yakın olan "BellKor's Pragmatic Chaos" isimli algoritma, "Netflix Prize" ödülünü alarak CineMatch'ten daha iyi bir algoritma geliştirmiştir. Fakat bu algoritma da günümüzde mühendislik maliyetleri ve teknik altyapının sağlanamamasından dolayı kullanılmamaktadır (Johnston, 2012).

Netflix, hâlihazırda içerik önerme sistemi olarak her satırın temaya göre kategorize edildiği ve en güçlü önerilerin ekranın üstünde ve solunda olacağı "satır tabanlı bir sıralama sistemini" benimsemiştir ("Networks", 2020). Satırların her birinde sunulan içerikleri belirlemek için birkaç farklı algoritma kullanılmaktadır. Genel olarak içerik sıralama algoritmaları girdi olarak farklı matematiksel ve istatistiksel modelleri, farklı sinyalleri ve verileri kullanmaktadır. Her bir sıralama algoritması hizmet ettiği belirli amaç için tasarlanmış farklı model eğitimlerini çalışma yapısında gerektirmektedir.

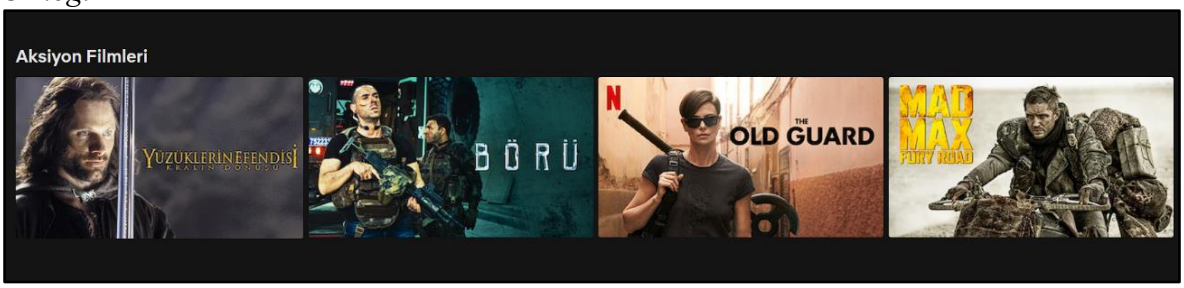
Kişiselleştirilmiş Video Sıralaması Algoritması (Personalized Video Ranker)

Sıralayıcı algoritmalardan ilki, Kişiselleştirilmiş Video Sıralaması (Personalized Video Ranker / PVR) algoritmasıdır. Tür satırlarını, geniş film başlıklarını kullanıcının geçmiş tercihlerine göre sistematik olarak ayrıştırmak ve sıralamak için genel amaçlı kullanıma sahip kişiselleştirilmiş video sıralayıcı bir algoritmadır (Santana, 2017). Genellikle kriterlere göre katalog belirlemede (Komediler, Ödüllü Filmler, Müzik ve Müzikaller, Romantik vb.)

ve kullanıcı özelliklerini popülerlik gibi yan özelliklerle birlikte filtreleyerek öneriler üretmektedir.

Şekil 19

Kişileştirilmiş Video Sıralaması (PVR) Algoritması Tarafından Oluşturulan Tür Satır Örneği



Netflix'in ana sayfasında genellikle 40 satır ve her satırda 75 video yer almaktadır. Bu satırlar erişim sağlanan cihazın özelliklerine, donanıma ve kullanıcı deneyimlerine bağlı olarak farklılık gösterebilmektedir. Belirli bir satırdaki içerikler genellikle tek bir algoritmadan gelmektedir. Şekil 19'da görüleceği üzere "Aksiyon Filmleri" gibi tür satırları, kişiselleştirilmiş video sıralayıcı algoritması tarafından yönlendirilmektedir. Adından da anlaşılacağı üzere bu algoritma her üye profili için içerik kataloğunun tümünü (ya da tür veya diğer filtrelemelere göre seçilen alt kümeleri) kişiselleştirilmiş bir şekilde sıralamaktadır (Gomez-Uribe & Hunt, 2015, s. 3). PVR algoritmasıyla ortaya çıkan sıralama, içeriklerin tür ve diğer satırlardaki sırasını seçmek için de kullanılmaktadır. Dolayısıyla aynı türe ait bir satırda yer alan içerikler farklı kullanıcılarda çoğunlukla farklı içeriklerden oluşmaktadır.

Top-N Video Sıralama Algoritması

Bir diğer sıralama algoritması ise, Top-N Video Sıralama algoritmasıdır. Yalnızca ana sayfa katalog sıralamasının başına bakan Top-N Video Sıralayıcısı, Şekil 20'de gösterilen "Netflix'te Popüler" satırındaki önerileri üreten bir Top-N video sıralayıcısı algoritmadır.

Şekil 20

Top-N Sıralayıcı Algoritma Tarafından Oluşturulan İçerik Önerileri



Algoritma; verimlilik, hız ve kullanıcı için doğru en iyi seçimleri toplamak için sıralama veri tabanının başına bakmaktadır (Santana, 2017). Netflix'te popüler algoritması, kişiselleştirmeyi popülerlikle birleştirmesi ve bir günden bir yıla kadar değişen farklı zaman aralıklarındaki eğilimleri belirlemesi ve birleştirmesi bakımından PVR algoritmasıyla benzerlikler göstermektedir. Bu algoritmanın amacı, her kullanıcı için ana sayfa kataloğunun tamamından en iyi birkaç kişiselleştirilmiş öneriyi bulmak ve sunmaktır (Gomez-Uribe & Hunt, 2015, s. 3-4).

Netflix kişiselleştirmesinin birbirine benzemeyen veya çok az benzeyen zevklere sahip insanlara, farklı sonuçlar sunması muhtemel bir durumdur. Hane halkı olarak nitelendirilen bu durumda izleyenler baba, anne, çocuklar veya bir bütün olarak aile olarak nitelendirilen arkadaş grupları olabilmektedir. Tek kişilik bir hane için bile tavsiyelerin bir kişinin ilgi alanına ve ruh hâline hitap etmesi istenirken grup tavsiyeleri için belirli teknikler yer almaktadır. Bu teknikler grubu oluşturan her bir bireyin beğeneceği içerikler toplamından oluşan Top-N satırından ziyade her bir bireysel tercihi yakalamaya odaklı ortak tercihlere dayanmaktadır. Netflix öneri sistemi bu nedenlerle sadece doğruluk odaklı değil bunun yanı sıra çeşitliliği de optimize ederek farklı insanlara, zevklere ve ruh hâllerine hitap etmeyi hedeflemektedir (Vargas & Castells, 2011).

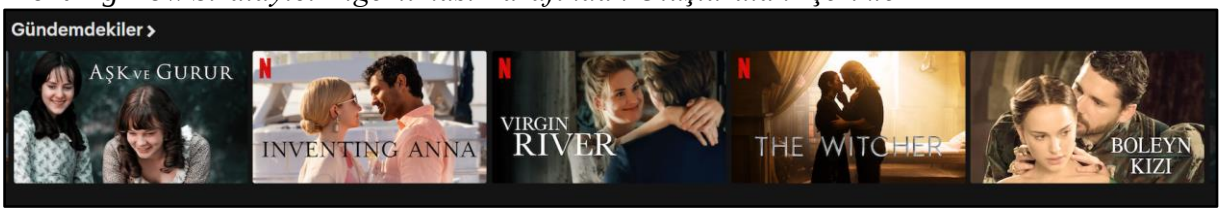
Trending Now Sıralama Algoritması

Trending Now Ranker, son zamanların 'moda' algoritması olarak da kullanılmaktadır. Tatiller gibi mevsimsel eğilimler, birkaç gün içinde değişecek daha kısa vadeli geçici eğilimler veya belirli bir konuyla ilgili belgesellerde (pandemi gibi) tek seferlik olaylara dayanan ve izleme oranında artışa sebep olan durumlar gözetilmektedir (Gomez-Uribe & Hunt, 2015, s. 4-5). Başka bir ifadeyle Trending Now Ranker algoritması, Netflix'in güçlü tahminci olarak gördüğü zamansal eğilimleri yakalamaktadır. Kısa vadeli eğilimler, birkaç dakika ile birkaç gün arasında değişebilmektedir. Bu olaylar/eğilimler genel olarak şunlardır (Ichi.Pro, t.y.):

- Belirli dönemlerde trend olan ve kendini tekrarlayan etkinlikler [Örneğin, Sevgililer Günü, tüketilen 'Romantik' türü videolarda artışa yol açmaktadır. (Bknz. Şekil 21)],
- Belirli süre yaşanmış ve son bulmuş, bir defaya mahsus kısa vadeli olaylar. (Koronavirüs veya Suriye Savaşı gibi durumlarla ilgili belgesellere kısa süreli ilgi uyandırmaktadır.)

Şekil 21

Trending Now Sıralayıcı Algoritması Tarafından Oluşturulan İçerikler



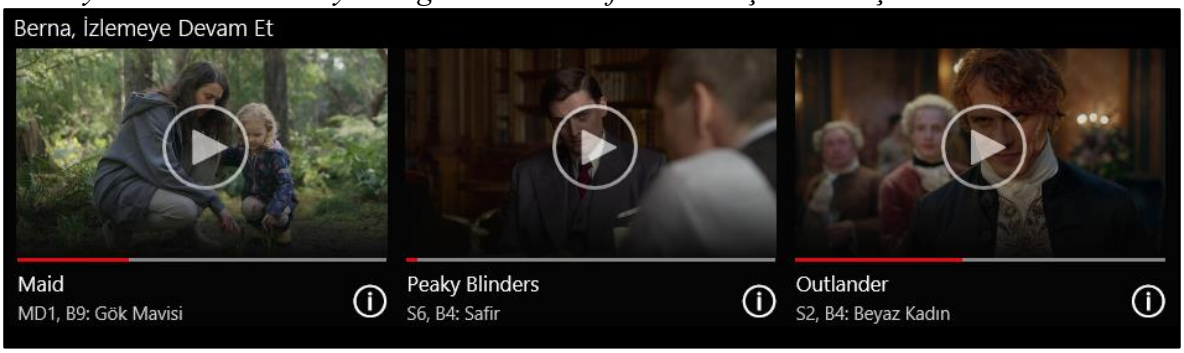
İzlemeye Devam Et Sıralama Algoritması (Continue Watching Row)

İzlemeye Devam Et Sıralama Algoritması, kullanıcının birkaç oturumda görüntülediği epizodik içerikler (drama dizileri gibi) ve küçük parçalar hâlinde tüketilebilecek bölümsel olmayan içeriklerin (Black Mirror gibi bir önceki bölümden bağımsız bölümler içeren diziler) görüntüleme özgürlüğünü göz önüne alarak oluşturulmuştur (Amatriain, 2014). Diğer sıralayıcı algoritmaların çoğu sahip olunan bilgiler doğrultusunda hakkında çıkarım yapılan görüntülenmemiş içerikleri sıralarken İzlemeye Devam Et Sıralayıcısı, kullanıcının izlemeye devam etmeyi mi yoksa yeniden izlemeyi mi amaçladığına veya konunun

beklendiği kadar ilginç bulunmayarak kullanıcı tarafından içeriğin terk edilip-edilmediğine ilişkin tahminleri tutmaya dayanarak son görüntülenen başlıkların alt kümesini sıralamaktadır (Bknz. Şekil 22).

Şekil 22

İzlemeye Devam Et Sıralayıcı Algoritması Tarafından Oluşturulan İçerik Listesi

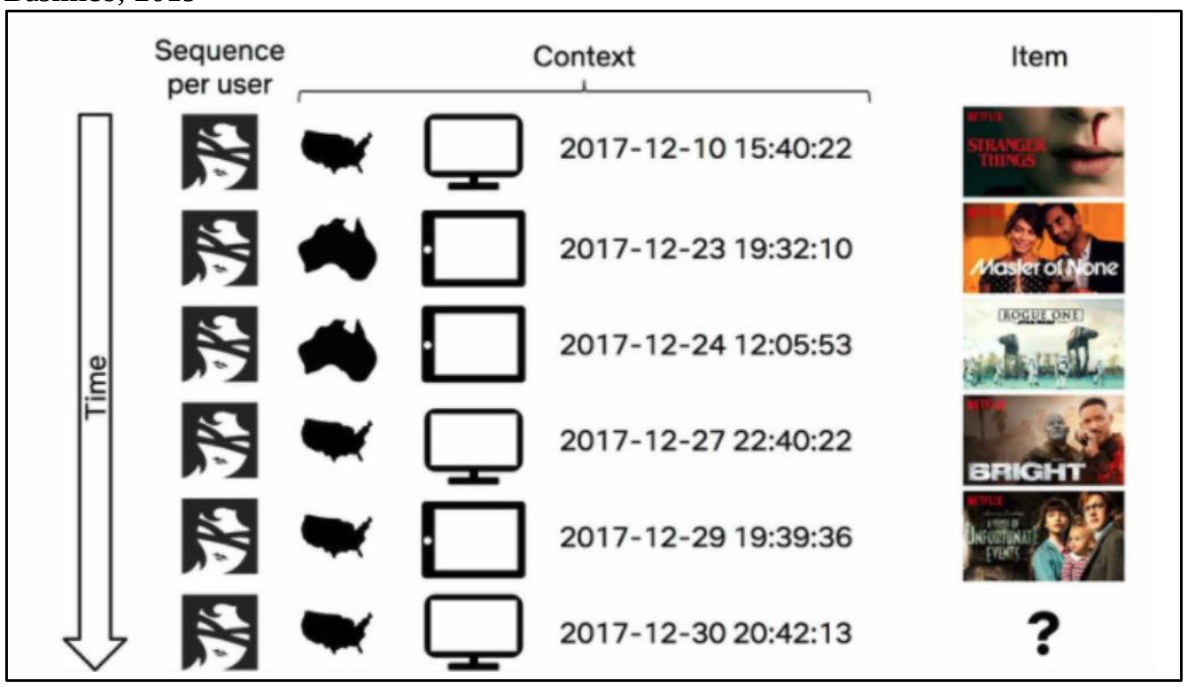


Algoritma bu bilgilerin yanında içeriğin son görüntülenmesinden bu yana geçen süreyi, kullanıcının içeriği terk etme noktasını (programın başlangıcı, ortası veya bitişi), o zamandan beri farklı başlıkların görüntülenip-görüntülenmediği ve erişim sağlanan cihazların bilgisini de sinyalleri vasıtasıyla tutmaktadır (Gomez-Uribe & Hunt, 2015, s. 4).

Justin Basillico tarafından yapılan bir sunumda, bu algoritmanın zaman duyarlı tahminlerde bulunduğu ve buna ek olarak Şekil 23'te sunulduğu üzere kullanıcının geçmiş içeriksel verileri ile izleme geçmişini de işleme aldığı ifade edilmiştir (Basillico, 2019).

Şekil 23

İçeriksel Verilerin Sıralanışı | Recent Trends in Personalization: A Netflix Perspective. Basillico, 2019



Video-Video Benzerlik Sıralayacı Algoritması

Video-Video Benzerlik Sıralayıcı Algoritmasında ise "bunu izlediğiniz için bunu öneriyoruz" (because you watched) yaklaşımıyla alt kategori sıralaması yapmaktadır. Kısaca "Sims" algoritması da denilmektedir. Sims algoritması, katalogdaki içerikler için sıralı bir içerik listesi (benzerler) hazırlayan, *kişiselleştirilmemiş* bir algoritmadır (Gomez-Uribe & Hunt, 2015, s. 4). Bu algoritma, temelde içerik tabanlı filtreleme algoritmasına benzemektedir. Kullanıcı tarafından tüketilen içeriğe bağlı olarak algoritma, diğer benzer öğeleri hesaplamakta (öğe-öğe benzerlik matrisi kullanarak) ve en benzer içerikleri döndürmektedir. Belirli bir öğenin benzer öğelerini kullanıcının ana sayfasında öneri olarak sunduğu için bilinçli bir seçim olması anlamında kişiselleştirilmiş bir algoritmadır. Diğer satır sıralayıcı algoritmalar, kullanıcının başka yan özelliğini (izlemiş olduğu önceki içerik tercihi) kullanmadığından kişiselleştirilmemiş önerileri de sıralayabilmektedir (Amatriain & Basilico, 2015, s. 392). Şekil 24'te olduğu gibi "The Highwaymen" isimli içeriği izleyen bir kullanıcıya, içerik benzerliği itibarıyla farklı içerikler önerilmektedir.

Şekil 24

Video-Video Benzerlik Sıralıyıcı Algoritma Tarafından Oluşturulan İçerik Listesi



Netflix ana sayfasının algoritmik olarak nasıl oluşturabileceğine dair en temel yaklaşımlardan biri "Kural Tabanlı" yaklaşımdır (Basilico, 2014). Bu yaklaşımda bir dizi kural, tüm kullanıcılar için sayfalarındaki belirli konumlarda ne tür satırların olabileceğini belirleyen bir şablonu tanımlamaktadır. Nitekim kurallar, ilk satırın "İzlemeye Devam Et" (varsa), ardından "En Çok Tıklananlar" (varsa), ardından "Netflix'te Popüler", ardından 5 tane kişiselleştirilmiş tür satırını içerebileceği gibi "Bu içeriği izleyenler bunu da izledi", "Gündemdekiler" veya "Listem" gibi satırlardan kişilerin tercihlerine göre tür satırları eklemek ve aday satırları kişiselleştirmek şeklinde olabilmektedir. Her bir kullanıcı için satırların ana sayfada nereye yerleştirileceğine karar vermede "A/B Testi" kullanılmaktadır. Dolayısıyla bir kullanıcıya yönelik kişiselleşmiş içerikler satırlarda, görülme ihtimali en yüksek olan sol üst köşelerde konumlandırılmakta ve abonenin kendisiyle alakalı içeriği bulup izleme süresi kısalmaktadır. Çünkü Alvino ve Basilico (2015)'ya göre abonelerin ana sayfada yatay gezinmeden ziyade dikey gezinme olasılıkları daha yüksektir.

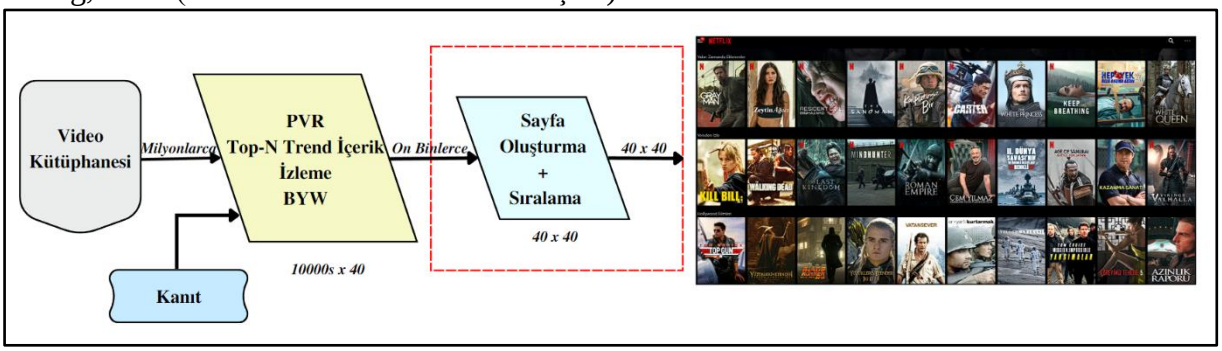
Netflix'te Sayfa Oluşturma

Kullanıcıların önerilerle etkileşime girmesinin ilk yolu, desteklenen herhangi bir cihazda Netflix'e giriş yaptıklarında gördükleri ana sayfadır. Ana sayfanın birincil işlevi, her

abonenin izleyecekleri içeriklere kolayca erişmesine yardımcı olmaktır. Fakat içerik kataloğunun tek bir sayfada görüntülenebilecek içeriklerden çok daha fazlasını içermesi ve her abonenin kişisel ilgi alanlarına yönelik aramalar yapması sorun teşkil etmeye başlamıştır (Alvino & Basilico, 2015). Bu genel algoritmik zorluk, her abonenin ana sayfasını kişiyle alakalı hâle getirmek, ilgi alanlarını ve isteklerini kapsayacak, bunları yaparken de içerik kataloğunun keşfedilmesine izin verecek şekilde olmayı gerektirmektedir.

Şekil 25

Netflix Ana Sayfa Oluşturma İş Akışı | Deep Dive into Netflix's Recommender System. Chong, 2020 (Yazar tarafından düzenlenmiştir.)

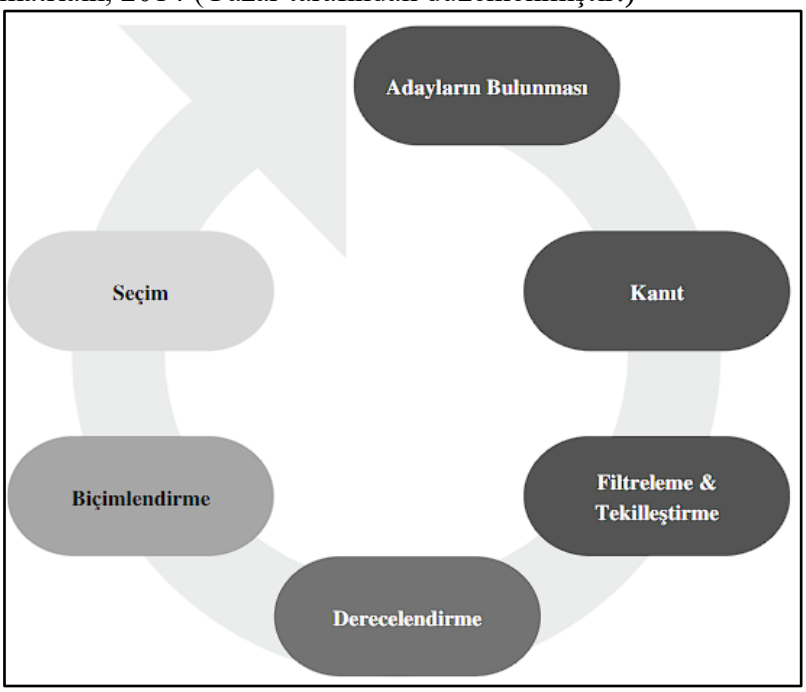


Bahse konu algoritmaların her biri, Netflix satır oluşturma sürecinden geçmektedir. Nitekim PVR algoritması, "Aksiyon" veya "Romantik" gibi başlıklara bakarken bu türe uyan öneriler bulmakta ve kullanıcı daha önce bu türe ait içerik izlemiş ise ilgili satırın sunumunu, bu başlıklara uyan türleri temel alarak yapacaktır.

Kullanıcıların Netflix kataloğunda gezinmesini kolaylaştırmak için ana sayfa satırlar hâlinde düzenlenmiştir. Birbirleriyle uyumlu içerik grupları arka arkaya sunularak, her satır için içerikleri anlamlı hâle getirecek bir ad sağlanmış ve satırları kullanıcının tercihlerine göre en kullanışlı sırayla dizilmiştir. Bu diziliş ile kullanıcılar, arka arkaya tüm bir içerik setini inceleyerek ilgilendikleri içeriğin yer alıp-almadığını hızlı bir şekilde karar verebilme imkânı bulmaktadır. Ayrıca bu kullanım kullanıcıların ilgili satır boyunca daha fazla içerik aramasına veya bunları atlayıp başka bir satıra bakmasına olanak da tanımaktadır (Amatriain & Basilico, 2015, s. 397). Netflix mühendislerinden Alvino ve Basilico (2015)'ya göre bir satırdaki videoların sıralanışı, içeriklerin türleri ve alt türleri, yayın tarihleri gibi meta verilerin yanı sıra kullanıcı davranışıyla filtreleme yapan işbirlikçi filtreleme yaklaşımının ürettiği bilgilerle oluşmaktadır.

Şekil 26

Netflix Satır Oluşturma Süreci | Recommender Systems - Collaborative Filtering and other approaches. Amatriain, 2014 (Yazar tarafından düzenlenmiştir.)



Bilgi verilen beş algoritmanın her biri, Şekil 25'te ve Şekil 26'da görüleceği üzere ana sayfada yer alan kataloğun satır oluşturmasında aynı satır oluşturma döngüsünden geçmektedir. Herhangi bir abone için göz önünde bulundurulması gereken bir dizi olası içerik grubu olabileceği için ana sayfa oluşturma sürecinde kullanıcılar hakkında toplanan bilgilere (kanıtlara) dayanarak kişiyle ilgili olması muhtemel içerik grupları tespit edilmektedir. Sonrasında sistemin yeterli olgunluk seviyesine gelebilmesi için her satır grubu kendi içinde filtrelenir ve kullanıcının daha önce izlediği bazı içerikler, ilgili satırın türüne göre satırdan kaldırılabilmektedir. Filtreleme aşamasından sonra her gruptaki içerikler, erişim sağlayan kullanıcıya yönelik en alakalı içerikler satırı başta olacak şekilde sıralama algoritması sayesinde sıralanmaktadır. Aday satırlar kümesi, satır seçim algoritması kullanılarak bütün bir ana sayfa oluşturmak için birleştirilir. Sayfa birleştirildikten sonra, tekrarlanan içerikleri kaldırmak ve satırları cihaza uygun boyuta biçimlendirmek için veri tekilleştirme gibi ek filtrelemeler yapılmaktadır (Alvino & Basilico, 2015).

Algoritmik olarak kişiselleştirilmiş iyi bir ana sayfa oluşturmak, kullanıcıyla alakalı olabilecek binlerce içerikten ve her biri değişken sayıda içerik içeren yüzlerce muhtemel satırdan; her kullanıcı profili ve erişim sağladığı cihaz başına bir sayfa oluşturmak anlamına gelmektedir. Kişiselleştirme ve öneriye yönelik yaklaşımlar, "Keşif" olarak nitelendirilen

kullanıcıların izleyecekleri yeni içerik bulmalarına yardımcı olmaya odaklanmaktadır (Gaw, 2021). Bununla birlikte Netflix, kullanıcının bir programın sonraki bölümünü izlemesini veya geçmişte izlediği bir içeriği yeniden izlemesini de kolaylaştırmak istemektedir. "Listem" satırı bu yönde kişiselleştirmeye katlı sağlayacak keşif satırlarından biridir.

Netflix sistemine erişim sağlayan her cihazda, herhangi bir anda görüntülenen içeriğin, satırların veya tüm sayfanın ne kadar büyük olabileceğini sınırlayacak farklı donanım yetenekleri bulunmaktadır. Bu yüzden sayfa oluşturma sürecinde; satır sayısı, bir satırın minimum ve maksimum uzunluğu ve sayfanın görünür bölümünün boyutu dâhil olmak üzere belirli satırların gerekli olup-olmadığı veya belirli bir cihaz için geçerli olup-olmadığına dair sayfayı oluşturan cihaza özel kısıtlamalar bulunmaktadır. Öğelerin dizilimi, cihazın ana sayfa boyutuna uygun olacak şekilde kullanıcıya hitap edecek düzeyde sıralanırken iki boyutlu gezinme deneyimi sunmaktadır. Şekil 27'de görüldüğü üzere boyutların birinde kullanıcı mevcut amaçlarına uymayabilecek içerik gruplarını kolayca geçebilmek için dikey olarak kaydırma yaparken ikinci boyutta daha fazla öneri görmek için yatay olarak kaydırma yapmakta ve kişiselleşmiş bir içerik kümesi bulabilmektedir (Alvino & Basilico, 2015).

Şekil 27

Netflix Satır Dizilimi | Recommender Systems - Collaborative Filtering and other approaches. Amatriain, 2014 (Yazar tarafından düzenlenmiştir.)



Netflix Katalog Resimleri ve Oluşum Süreçleri

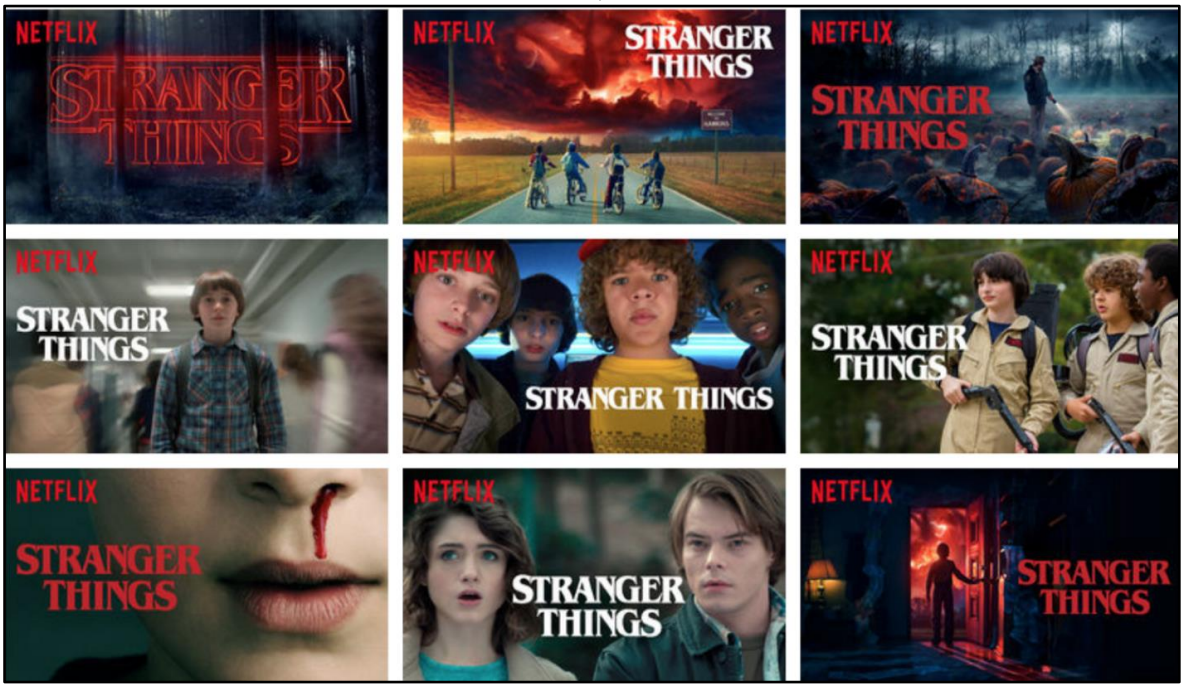
Geçmiş zamanlarda Netflix'in kişiselleştirilmiş öneri sisteminin nihai amacı abonelerine doğru zamanda doğru içerikleri sunabiliyor olmasının yanı sıra süreç boyunca bir diğer amaç, bu önerileri binlerce içerikten oluşan kataloğun milyonlarca kullanıcı hesabına ve her faklı profile uygun başlıklarla önermek de olmuştur. Önerilen herhangi bir içerik başlığının kullanıcı tarafından neden önemseneceği ve izlemeye değer bulacağına dair çeşitli sorular, Netflix mühendislerinin bu alana yönelmesine neden olmuştur. Bu mühendislere göre bir içeriğin kullanıcının dikkatini çekerek etkileşim sağlaması kişiselleştirme algoritmasının devreye girmesinin ilk adımıdır (Chandrashekar et al, 2017).

Çok Kollu Haydut Algoritmasını (Multi-armed Bandit Algorithm)[11] kullanan Netflix, bu algoritma sayesinde abonelerin izlemeyi en çok tercih ettiği içerikleri tespit ederek farklı görseller tasarlamaya başlamıştır. Bunun nedeni kullanıcıların dikkatini çekerek içeriğin izlenirliğini artırmaktır. Kullanıcı, ilgili içeriğin katalog görselinde "ünlü bir oyuncuyu", "dramatik bir sahneyi", "aksiyon içeren bir anı" veya "içeriğin özünü ifade eden bir görüntüyü" görebilmektedir. Buna göre kullanıcının ana sayfada ilgisini çekmiş içeriğin görseline "benzer/yakın" görseller Çok Kollu Haydut Algoritması sayesinde tespit edilerek kullanıcıya sunulur ve yeni izleme deneyimi yaşaması sağlanır. Görsellerin binlerce kelimeden daha iyi etkileşim sağladığını ifade eden Netflix veri mühendisleri, her abone için kişiselleştirilebilecek milyonlarca farklı içerik görseli olduğunu belirtmişlerdir (Chandrashekar et al, 2017).

[11] Çok Kollu Haydut Algoritmaları, trafik durumu ve vaka dağılımları gibi olasılıksal ifade edilebilen ama özellikleri tam olarak bilinmeyen parametrelerin olduğu durumlarda, istifade ve keşif mekanizması ile öğrenme yapılmasını araştırmaktadır. Algoritma, pekiştirmeli öğrenmenin ayırt edici özelliği olarak kabul edilebildiği gibi olasılık teorisindeki bir problemi ifade eden düşünce deneyi olarak da ifade edilmektedir. Diğer yandan bir karşılaştırma ya da sıralamada en yüksek kazancın nasıl elde edilebileceğine dair soru işaretlerine de cevap olabilen bir yöntemdir (Yzai, 2019).

Şekil 28

Bir Netflix Original Dizisi Olan "Stranger Things" İçin Farklı Katalog Görselleri | Artwork Personalization at Netflix. Chandrashekar et al, 2017

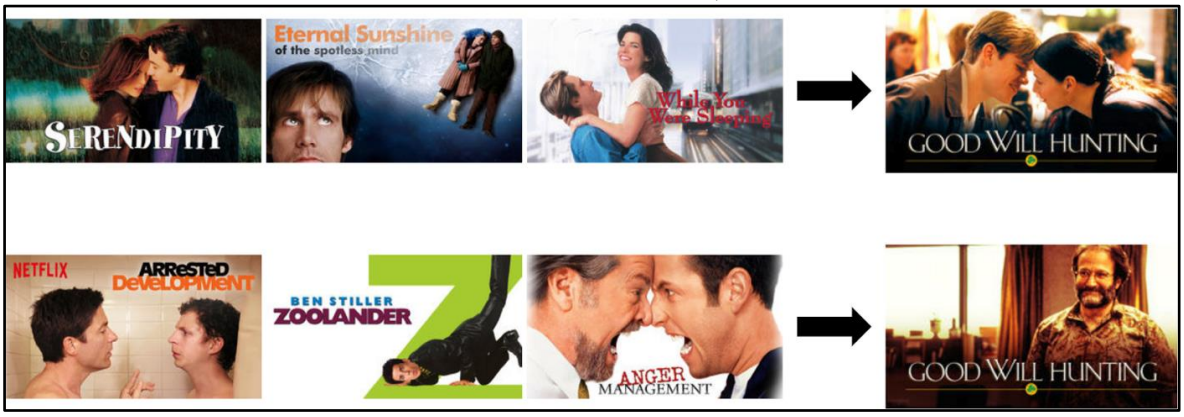


2016 yapımı olan "Stranger Things" dizisine ait Şekil 28'de; farklı zevk ve tercihlere sahip kullanıcıların her birinin içerik başlığında kendileriyle alakalı yönlerini vurgulayacak, onların dikkatini çekecek ve izleme geçmişlerine göre kişiselleştirilmiş şekilde tasarlanmış bir görselle (film/dizi-bölüm afişi) karşılaşacağı görülmektedir.

İçerik görseli oluşturma sürecinde algoritmanın diğer bir çalışma şeklinde ise Chandrashekar ve arkadaşları, "Good Will Hunting" filmini ele almışlardır. Kullanıcıların farklı tür ve temalara göre izlemiş oldukları içeriklere bağlı olarak "Good Will Hunting" filminin afiş görüntüsü kişiselleştirilmiştir.

Şekil 29

"Good Will Hunting" Film Afişinin İzlenen İçerik Türlerine Göre Kişiselleştirilmesi | Artwork Personalization at Netflix. Chandrashekar et al, 2017

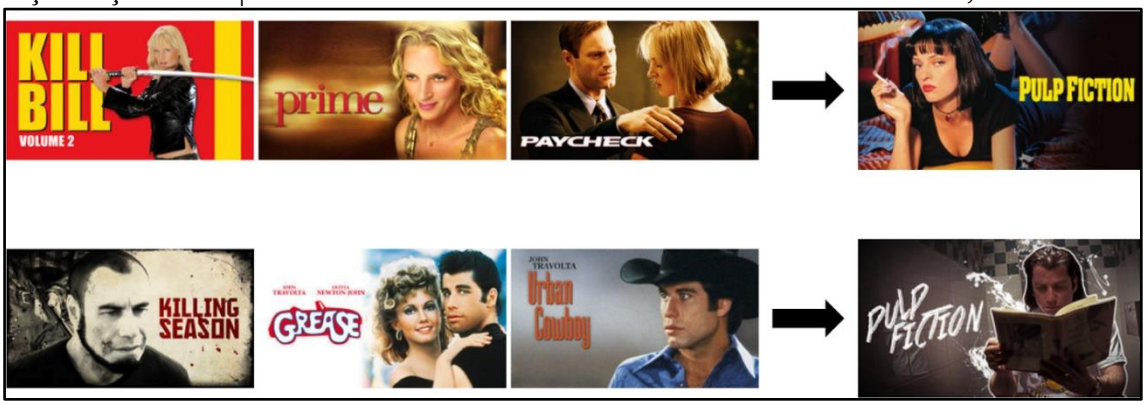


Şekil 29'da görüldüğü üzere üst sıradaki gibi romantik içerikler izlemiş bir kullanıcı için algoritma, filmdeki oyunculardan olan Matt Damon ve Minnie Driver'ın yer aldığı ve romantik bir yakınlaşmayı gösteren afişi sunarken; aynı algoritma alt sıradaki gibi komedi içerikleri izlemiş bir kullanıcıya, aynı filmde yer alan komedyen Robin Williams'ın bulunduğu afişi kişiselleştirerek sunmaktadır.

Algoritmanın içerik görseli kişiselleştirmede kullandığı bir diğer yöntem ise oyuncu kadrosunu kullanmaktır. Netflix mühendisleri bu durumu açıklarken 1994 yapımı "Pulp Fiction" filmini ele almaktadır. Öyle ki Şekil 30'da görüleceği üzere Uma Thurman'ın oynadığı içerikleri çoğunlukla izlemiş olan bir kullanıcıya "Pulp Fiction" filminin afişi, Uma Thurman'ın görseli ile kişiselleştirip sunulurken; John Travolta'nın yer aldığı içerikleri izleyen kullanıcıya ise aynı film, John Travolta'ya ait bir görselle öneri olarak sunulmaktadır (Chandrashekar et al, 2017).

Şekil 30

"Pulp Fuction" Film Afişinin İzlenen İçeriklerdeki Oyuncu Kadrosuna Göre Kişiselleştirilmesi | Artwork Personalization at Netflix. Chandrashekar et al, 2017



Netflix öneri sisteminin en iyi şekilde çalışması için elbette bu yöntemler yeterli değildir. Aboneler/kullanıcılar hakkında ne kadar fazla veri toplanırsa sisteminde daha başarılı öneriler sunacağı değerlendirilmektedir.

Netflix Görsel Belirleme Testleri

Abonelerine sunduğu önerileri sürekli iyileştirmeye çalışan Netflix, sistemini geliştirme sürecinde yeni sıralama algoritmaları oluşturmanın yanı sıra; çevrim dışı ortamlarda hizmet performansını artırma ve kullanıcı memnuniyetlerini üst düzeylere çıkarma konusunda çevrim içi ölçümlerini yapmak için A/B testinden yararlanmaktadır. Bu tür ölçümlerle, aylık abonelik tutma ve abonelerin içerik akış saatleri tespit edilmektedir. Kullanılan sıralama algoritmaları ve Netflix ürünü optimize edildikçe, bu ölçümlerdeki ayırt edici kazançlar, giderek daha kapsamlı ve uzun süreli deneyler gerektirmektedir (Amatriain & Basilico, 2015, s. 400-402).

Farklı kullanıcılara aynı içeriğin farklı görüntü afişlerini sunan ve ortaya çıkan etkileşimi A/B testi ile ölçen (tıklama oranı, toplam oynatma süresi, kısa süreli hareket ettirme fonksiyonu, görüntülenen içeriğin ne kadar ilerletildiği, nerede durdurulduğu vb. işlemlerle) Netflix, testin sonucunda farklı görsel sunarak izleyici ölçeğini genişletebileceğini görmüştür (Netflix Technology Blog, 2016c). İstatistiksel olarak anlamlı sonuçlar elde edebilmek için yeterli sayıda katılımcı olması ve ilgili içeriğe yönelik işlemlerde bulunulması, test için önemlidir.

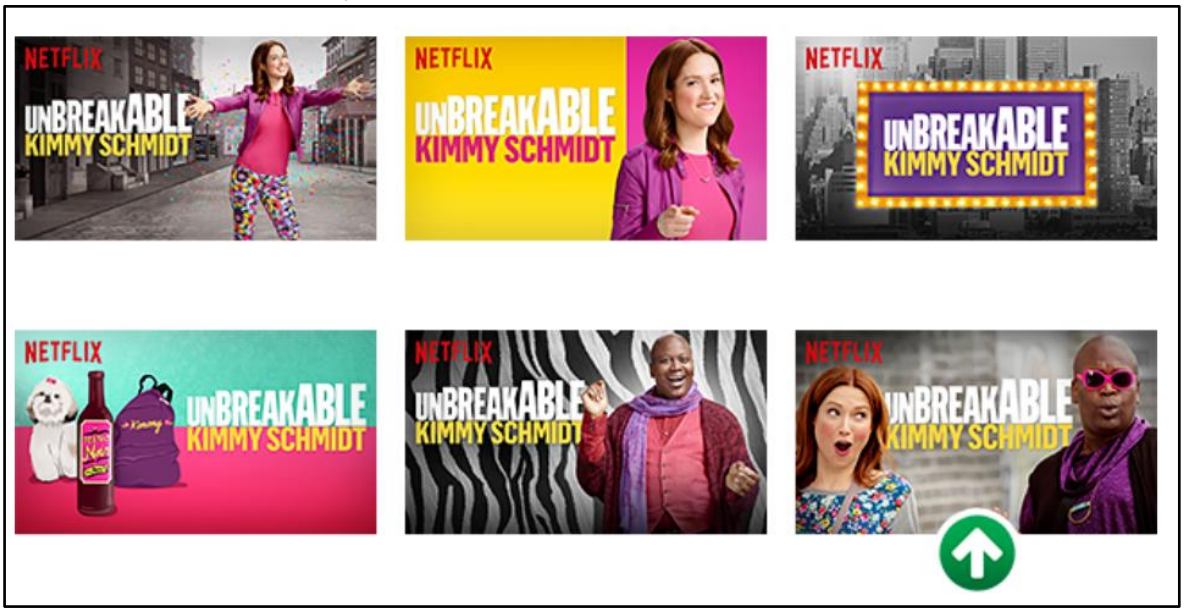
Nelson'a göre son birkaç yıldır büyük verilerin yaratıcı verilerle etkili bir şekilde kesiştirmesine imkân verilmesi, kullanıcıların keyif alacakları içerikleri daha hızlı keşfetmelerine yardımcı olan bir çerçeve oluşturmaktadır (Nelson, 2016). Doğru kullanıcıya doğru içerik afişinin sunulması, kullanıcıların "Bu içerik, benim için/bana neden sunuldu?" sorularını cevaplar niteliktedir.

Netflix mühendisleri, tek bir içerikten onlarca farklı afiş tasarlayıp kullanıcıya göre sunarken kullandıkları algoritmada ve A/B testinde birçok başlık için bir dizi görüntüyü test eden, etkileşimi artıran ve ilgi çekici bir görüntüyü görüntülemeye yardımcı olacak bir sistemi oluşturmuştur. Aboneyi bir başlığı izlemeye ikna eden etmenler, aşağıda sıralanarak açıklanmıştır.

Duyguların Kullanımı: Netflix A/B test sonuçlarından elde edilen verilere göre "karmaşık duygulara sahip yüz görselleri"nin sakin, iyi huylu veya gülümser ifadelerden daha iyi izlenme performansı gösterdiğini ortaya koymaktadır. Nitekim içeriği temsil eden afişte birden fazla duygu ifadesinin olması, kişilerin o içerikte yer alan hikâyeyi merak etmesine ve izlemesine neden olmaktadır. Bunun nedeni, karmaşık duyguların barındığı bir içeriğin yarattığı duygu veya hissin kişilerde zengin bilgi aktarımı çağrışımı yapıyor olmasıdır (Nelson, 2016).

Şekil 31

Duyguların Kullanımı Örneği Olarak "Unbreakable Kimmy Schmidt" İçerik Afişi | The Power of a Picture. Nelson, 2016



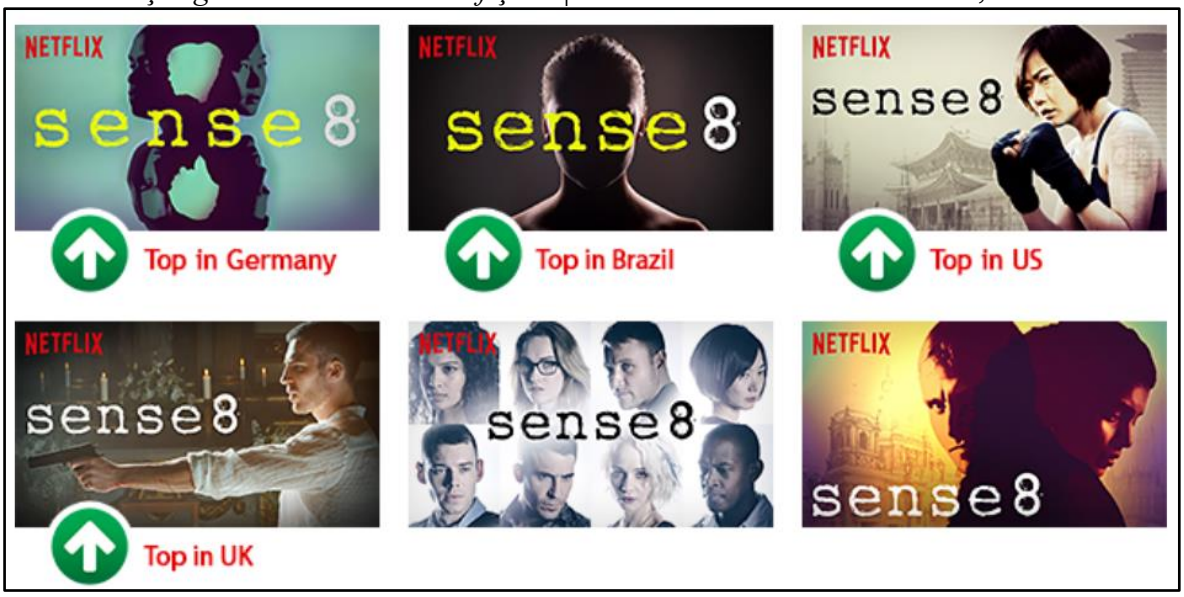
2015-2019 yılları arasında yayınlanan "Unbreakable Kimmy Schmidt" dizisine ait Şekil 31, A/B testine göre incelendiğinde; yeşil ok ile gösterilen içerik afişi, karışık yüz ifadelerine/duygulara sahiptir ve duyguların gösterilmediği veya tekil duyguların yer aldığı diğer görsellere göre daha fazla etkileşim almıştır.

Bölgesel Ayırtılara Göre Hikâyeler: Farklı kültürler arasında teknolojik gelişmeler sayesinde yakınlık kurulmuş olsa da bölgesel farklılıkların günümüzde hâlen etkinliğini sürdürdüğü görülmektedir. Elbette bu durum Netflix'in içerik görseli belirlemesinde yerel farklılıkları da dikkate almasını sağlamıştır (Nelson, 2016).

2015-2018 yılları arasında yayınlanan "Sense8" dizisinde, sekiz farklı karakterin birbirlerinin hayatlarını telepatik olarak deneyimleyebildiği bir hikâye ortaya konulmuştur. A/B testi sonuçlarından elde edilen verilere göre kullanıcıların dizinin görselleri ile olan etkileşimi, ülkeler ve kültürlere göre belirlenmiş; bölgesel farklılıklar baz alınarak ülkelere göre en çok tercih edilen içerik afişleri Şekil 32'de yeşil oklarla gösterilmiştir.

Şekil 32

"Sense8" İçeriğinin Ülkelere Göre Afişleri | The Power of a Picture. Nelson, 2016

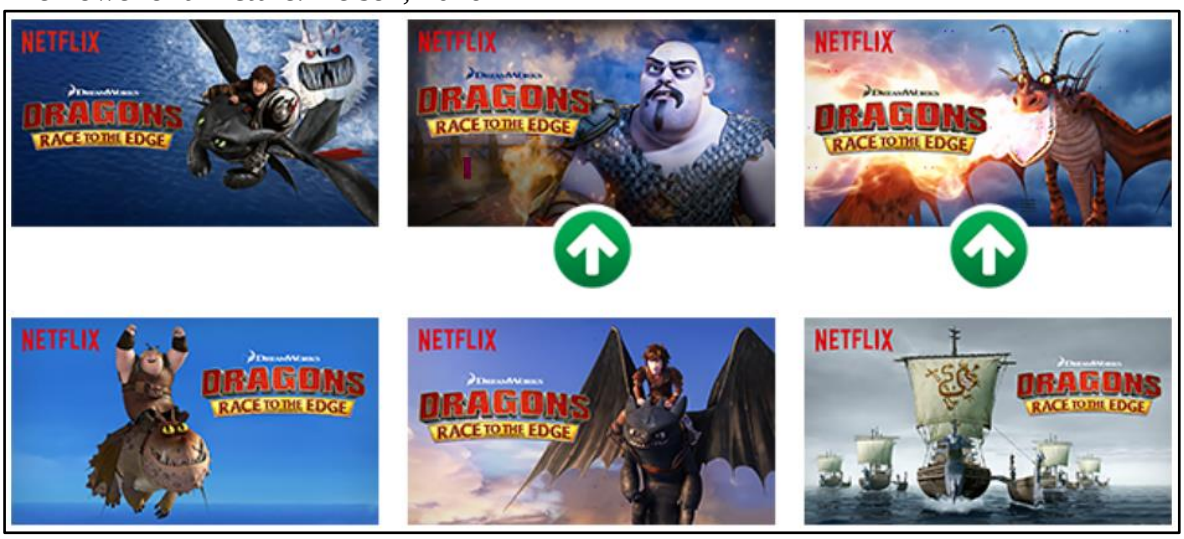


Tanınır Karakter Kullanımı: A/B test sonuç verilerinin ortaya koyduğu bir diğer önemli bilgi ise tanınır karakterleri (özellikle spesifik bir özelliği ile öne çıkanlar) içeren içerik afişleri, kullanıcılar tarafından daha fazla etkileşim almaktadır. Nitekim hem çocuklara ait profiller hem de yetişkinlere ait profiller incelendiğinde özellikle aksiyon

türlerinde oynayan kötü karakterin görselleri, büyük oranda olumlu dönüşler (etkileşim/izleme/beğeni) almıştır (Nelson, 2016).

Şekil 33

"Dragons: Race to the Edge" İçeriğinin Tanınır Karakter Kullanımına Yönelik Afişleri | The Power of a Picture. Nelson, 2016



2013-2018 yılları arasında yayınlanan "Dragons: Race to the Edge" isimli diziye ait içerik görselleri yayınlandığı dönemlerde, Şekil 33'te yeşil oklarla belirtilen kötü karakterlerin yer aldığı afişlerin diğerlerine göre daha fazla etkileşim aldığı tespit edilmiştir.

Az Sayıda Karakter Seçimi: Yine Netflix A/B test sonuçlarından elde edilen bulgulara göre yapımdaki oyuncuların çoğu ne kadar iyi olsa da içerik afişinde üçten fazla oyuncunun/karakterin yer alması durumunda kullanıcılardan gelen geri bildirimlerin önemli ölçüde azaldığı ifade edilmektedir. Bu durumu Netflix mühendisleri, abonelerin küçük ekranlı cihazlarda izleme deneyimi yaşadığında birden fazla kişiyi barındıran görsellerin küçük ekranda karmaşık gözükmesi ve kullanıcının içeriğin kendisi için uygun olup-olmadığına karar vermede zorluk çekmesi olarak açıklamaktadır (Nelson, 2016).

Şekil 34

"Orange is the New Black" İçeriğinin Çok ve Az Sayıda Karakter İhtiva Ettiği Afişleri | The Power of a Picture. Nelson, 2016



Şekil 34'te görüleceği üzere, 2013-2019 yılları arasında yayınlanan "Orange is the New Black" dizisi için ilk sezon kalabalık oyuncu kadrosuna sahip bir afiş tasarlanmışken ilerleyen sezonlarda tek bir karakter üzerinden kişiselleştirmeler sağlanmıştır. Nitekim içerik afişlerindeki görüntülerin insanları büyük ölçüde etkileyerek hareket ettirebileceği, seçimlere yönlendirebileceği ve büyük oranda doğru tercihlere yönelim yaptırabileceği Netflix A/B test sonuçlarında açıkça görülmektedir. A/B testi ile aboneler kendileri için hangi içeriğin anlamlı olduğunu karar vermeye ve görsel seçimlerin ise insanların beğenecekleri içerikleri daha hızlı bulmalarına yardımcı olabileceği tespit edilmiştir.

Netflix Kodlama

Netflix tarafından kullanılan üç farklı kodlama bulunmaktadır. Bu kodlamalar, aşağıda sırasıyla anlatılmıştır.

1. Netflix'in "Vectorflow" adında kendi derin öğrenme (deep learning) kütüphanesi vardır. Vectorflow, kavram olarak seyrek veri ve tek makine ortamları için optimize edilmiş minimalist bir sinir ağı kitaplığı şeklinde ifade edilmektedir (GitHub, t.y., a). Sistemi içerisinde farklı türlerde milyonlarca veri barındıran Netflix; tek makineli ve çok çekirdekli bir ortamda seyrek veriler üzerinde sığ ileri beslemeli sinir ağlarını eğitmek için özel olarak optimize edilmiş minimalist bir kitaplığa ihtiyaç duymuş ve Vectorflow'u geliştirmiştir. Bu kütüphane "dub" paketi olarak yazılım içerisinde dağıtılmaktadır. Netflix'in açık kaynak projeleri C-tabanlı programlama dili olan D-dili ile yazılmaktadır. D- programlama dili C++ dilinden daha yüksek seviyede çalışan sistem ve uygulama dilidir. Bu dil aynı zamanda birçok farklı üst düzey programlama

dilinden özellikler alarak oluşturulmuş, kod okunabilirliği yüksek bir dildir (Alexandrescu, 2010, s. 460). “dub”, D-dili derleyicisi olan “DMD” veya “LDC” ile derlenmekte ve dağıtılmaktadır. Kodu hızlı derlemesi sebebiyle Netflix, LDC derleyicisini kullanmaktadır. Netflix veri bilimcileri, kolay öğrenme eğrisine sahip olan D-dilinde geliştirdikleri Vectorflow’u hızlı derleme ve işlevsel programlanma özellikleri ile Phyton’dan esinlenerek fakat ondan daha etkili çalışan, üçüncü taraf bağımlılığına sahip olmayan çevik bir yapıda tasarlamıştır. Seyrek veri farkındalığı ile oluşturulan bu kütüphane mümkün olan her yerde, hem ileri hem de geri geçişler sırasında herhangi bir belleği kopyalamaktan veya tahsis etmekten kaçınmakta ve çalıştığı her katmanda, ebeveynlerden ve çocuklardan ihtiyaç duyduğu verilere atıfta bulunmaktadır (Rostykus & Raimond, 2018).

Aşağıda verilen kod parçacığı bir Vectorflow kütüphanesine ait sinir ağı soyutlamasıdır:

```
module vectorflow.neuralnet;


private
{
import std. algorithm : canFind, countUntil, map, sort, startsWith, sum;
import std.array;
import std.conv : text, to;
import std.file: exists, FileException, remove;
import std.format : format;
import std.meta : anySatisfy, Filter, staticSort;
import std.stdio: File, writeln;

import std.range.primitives : isForwardRange, isInputRange, ElementType;
import std.traits : isAggregateType, isNumeric;
import std.variant;
```

import vectorflow.layers;

import vectorflow.neurallayer;

import vectorflow.serde;

import vectorflow.optimizers;

import vectorflow.losses;

import vectorflow.utils : ct_msg, opCallNew;

} (GitHub, t.y., b)

2. Netflix'in "Surus" adını verdiği öngörü ve analitik araçları mevcuttur. Bunlar aynı zamanda aykırı saptama veya desen eşleştirmesi için kullanılabilmektedir. Surus temelde standart bir Maven[12] projesidir. GitHub repository (veri havuzu/depo)'e klonlandıktan sonra proje kök dizinde çalıştırılabilmektedir. Projenin ilk derlenmesinde, Maven internetten tüm bağımlılıkları (dependency) indirerek onları yerel depoda (~/.m2/repository) önbelleğe almaktadır. İlk derleme işlemi biraz fazla zaman alsa da sonraki derlemeler daha hızlı gerçekleşmektedir. Surus oluşturulduktan sonra Apache Pig UDF ve Hive Plugin örnekleri ile birleştirilerek ilgili JAR ortamına kaydedilir. Surus, Pig ve Hive'de analizler yapan araçlar koleksiyonu olarak da ifade edilmektedir (GitHub, t.y., b). Apache Pig'de tahmine dayalı modellerin verimli bir şekilde puanlanması sağlanmakta ve Predictive Modeling Markup Language (PMML) kullanılmaktadır. Netflix bu dili kendi içinde "ScorePMML" olarak adlandırmıştır:

   import org.surus.pig.ScorePMML;

   import org.xml.sax.SAXException;

   public class ScorePMML_AuditTest {…} (GitHub, t.y., b)

   Aşağıda belirtilen kod parçacığı ile anormallik algılayan R kütüphane paketi bu sisteme kurulabilmektedir:

[12] Maven Projesi, genellikle Java dilinde geliştirilen yazılımlarda yer alan komutların derlenmesi sırasında kullanılan otomasyon ve inşa aracıdır. Daha basit bir ifade ile Maven, proje bağımlılık yönetim aracıdır. Maven projesi geliştirilirken proje içerisinde bir standart oluşturulması, geliştirme sürecinin basitleştirilmesi, dokümantasyonunun etkili bir şekilde oluşturulması, projedeki kütüphane bağımlılığını ve IDE bağımlılığını ortadan kaldırmayı sağlayan bir araçtır.

library(devtools)

install_github(repo = "Surus", username = "Netflix", subdir = "resources/R/RAD") (GitHub, t.y., c)

Netflix verilerin geçerliliğini sağlamak için anormallik algılama sistemi Surus'u geliştirmiş ve bu noktaları tespit etmek için açık kaynak kodlu RAD (Robust Anomaly Detection) algoritmasını, temelde ise RPCA (Robust Principal Component Analysis) algoritmasını kullanmıştır (Miller et al, 2019, s. 67).

```
import org.surus. pig.RAD;
public class RAD_Test {
    private TupleFactory tf = TupleFactory.getInstance();
    private BagFactory   bf = BagFactory.getInstance();
    private static final String[] argsDaily8  = new String[]{"metric","8","7"};
    private static final String[] argsDaily9  = new String[]{"metric","9","7","False"};
    } (GitHub, t.y., d)
```

Yukarıda belirtilen kod parçacığı RAD algoritmasının Surus sistemine dâhil edilmesine ait bir örneği içermektedir.

3. Netflix'in "GitHub"[13] üzerinde kendine ait açık kaynak kodlu platformu mevcuttur (GitHub, t.y., e). Bu platform sayesinde yazılım geliştiriciler Netflix sisteminin gelişmesine katkıda bulunabilmektedirler (GitHub, t.y., f). Elinde bulundurduğu büyük veriyi etkin şekilde kullanmayı amaçlayan Netflix, algoritmalardan ve büyük veri teknolojilerinden oluşan zengin bir ekosisteme sahiptir. Sahip olduğu bu ekosistemi açık kaynak teknolojileriyle (open source technology) internet televizyon ağında kullanarak hem kullanıcılara hem de sektöre yeni deneyimler sunmaktadır

[13] GitHub, yazılım geliştirme ekiplerine aynı anda çalışabilecekleri internet tabanlı depolama alanı sunan bir servistir. Kısaca kod deposu olarakta bilenen yapı Dünya'nın çeşitli ülkelerinden farklı yazılım geliştiricilerin aynı proje üzerinde aynı zamanda aynı değişiklikleri yapmasına imkân sağlayan, ücretsiz kaynak kodlu, yazılımların dallanarak genişlemesine ve özel/genel olmak üzere kod ve proje paylaşımlarına izin veren bir ortamdır.

(Netflix OSS, t.y., a). Hadoop, Hive, Pig, Parke, Presto ve Spark gibi geniş kullanıma sahip açık kaynak platformlarının performansını daha da yükselten bazı ek araçlar ve hizmetler (Genie, Inviso, Ruj ve Aegisthus gibi) geliştirerek adı geçen açık kaynak teknolojilerine de katkıda bulunmaktadır. Genie (Netflix OSS, t.y., b), başta Hadoop olmak üzere çeşitli veri işleme çerçevelerine güçlü ve REST tabanlı[14] bir soyutlama sağlamaktadır. Inviso (GitHub, t.y., g), Hadoop işlerinin ve kümelerin performansına ilişkin ayrıntılı bilgiler sağlayarak görüntülenmelerini sağlamaktadır. Lipstick (GitHub, t.y., h), Pig işlerinin iş akışının grafiksel tasvirini sağlayarak yürütülen işin ilgili bilgilerini net ve görsel bir şekilde gösterir. Aegisthus (GitHub, t.y., i) ise, verilerin Cassandra'dan toplu olarak soyutlanmasını sağlayarak bir sütun ailesinde bulunan verilerin sıkıştırılmış anlık görüntüsünü oluşturmak için bir eşleme/küçültme programı sağlamaktadır.

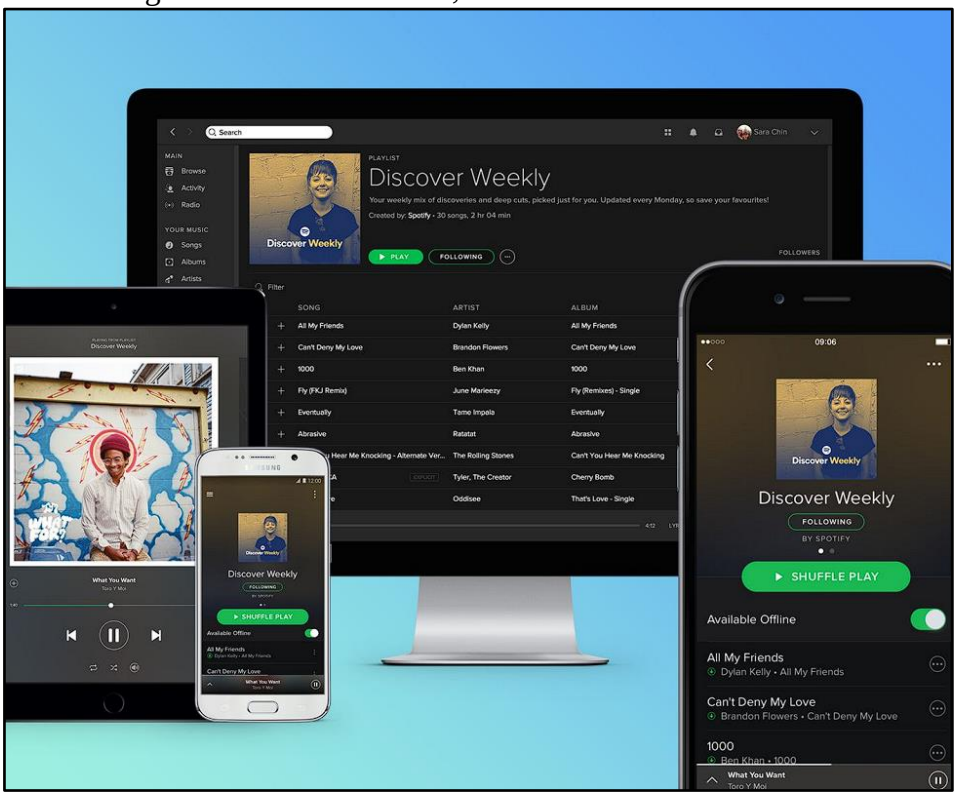
Spotify Öneri Sistemi

Ses ve müzik içeriğini kulaklık vasıtasıyla dinleme alışkanlığı, geçmiş 40-50 yıl içinde muhtelif cihaz ve formatlar sayesinde birkaç kez değişmiştir. Önceleri 60'lık ve 90'lık kasetler halinde kasetçiler tarafından kullanıcılara sunulan içeriği dinleme hizmeti, 1980'li yıllarda ortaya çıkan CD (compact-disc) ile bir devrim yaşamış ve artık içeriği tekrar dinlemek veya istenilen bir içeriğe gitmek için kaset sarma eylemi son bulmuştur. 2000'li yıllarda ise kaset ve CD formatlarının yerini MP3 (MPEG-1 Audio Layer III) formatı almaya başlamıştır. 2010 yılından itibaren ise "streaming" olarak ifade edilen kavram, bahsedilen tüm bu formatların yerine geçerek ses ve müzik akışında anılmaya başlanmıştır (Zantal-Wiener, 2017). Spotify ve Apple Music gibi platformlar, bulut teknolojileri ile ses ve müzik içeriğine erişmede önceden kullanılan tüm donanımları ve formatları ortadan kaldırmaya, kullanıcıya mekân bağımsız erişim hizmeti sunmaya başlamıştır. Şekil 35'te de görüleceği üzere kişisel bilgisayar, akıllı telefon ve tabletler üzerinden Spotify uygulamasına erişilebilmekte ve içerik dinlenimi kesintisiz şekilde -cihazlar arasında geçiş- yapılabilmektedir.

[14] REST (Representational State Transfer/Temsili Durum Transferi): Web servisi oluşturmak için kullanılan web servis yöntemlerinden birisidir. Web servis oluşturmak için programlanma dillerinden bağımsız olarak kullanılan bir yapıdır. REST, HTTP protokolüne ait HTTP yöntemlerini ve HTTP durum kodlarını kullanarak gelen isteklere CSV, JSON, XML vb. olarak yanıt verebilmektedir (Sezer, t.y.).

Şekil 35

Spotify İçin Bulut Teknolojisi Erişim Cihazları | From the Phonograph to Spotify: The History of Streaming Music. Zantal-Wiener, 2017



Bulut sağlayıcısı olarak Google Cloud Platform'u tercih eden Spotify, büyük miktarda veriye sahip olmaları ve Google Cloud Platform üzerinde çalışan büyük miktarlardaki yük kaldırma (load balancer) desteğinden ötürü bu bulut teknolojisini kullandığını duyurmuştur (Carterette, 2019).

Spotify ve benzeri platformlar, ses ve müzik içeriğinin tüketim biçimini değiştirmenin yanı sıra barındırdıkları teknolojiler ile kullanıcının müzik dinleme alışkanlıklarını ve müzik tercihlerini yönlendirme gücüne de sahip olmuştur. 2006 yılında müzik uygulaması olarak Martin Lorentzon ve Daniel Ek tarafından kurulan Spotify, şimdilerde kullanıcılarının uygulama üzerindeki aktivitelerini kaydedebilmekte; elde ettiği bu verileri yapay zekâ destekli makine öğrenim sistemleriyle analiz edebilmekte ve kullanıcılara isabetli öneriler sunmada kullanabilmektedir.

Spotify içerik dinleme geçmişinden, platformun sosyal özelliklerindeki kullanıcı etkinliklerine; kullanıcının hangi içerikleri atladığından, hangi çalma listelerini oluşturduğuna ve kişilerin konumuna kadar birçok veriyi öneri sisteminde girdi olarak dikkate almakta ve işlemektedir.

Spotify'ın öneri bazlı çalışmasında iki abonelik modeli vardır. Birinci model, kullanıcıların ücret ödemeksizin reklamlı olarak platformu kullanma imkânı sunarken kişilere dinleyecekleri içeriklerin sırasını belirleme ve kendilerine ait içerik listeleri oluşturabilme şansı vermemektedir. Diğer taraftan ikinci modelde ise kullanıcılar, aylık belirli bir ücret karşılığında herhangi bir reklama maruz kalmadan ve içeriklerin seçiminde herhangi bir kısıtlanma yaşamadan hizmet almaktadır. Her iki modelde de Spotify'ın amacı, kullanıcıları uzun süre platformda tutmak ve daha uzun süre içerik dinletmektir (Way et al, 2019, s. 9-10). Zira bu sayede; ücret ödemeyen kullanıcılar platformda ne kadar uzun süre içerik dinlerse Spotify onlara daha fazla reklam gösterme ve böylece daha fazla gelir elde etme şansı elde edecektir. Ücret ödeyen kullanıcılarda ise içerikler ne kadar uzun süre dinlenirse Spotify kullanıcıların karakteristik özellikleri ve seçimleri hakkında daha fazla veri toplayacak, bu verileri analiz etme imkânı bulacak ve kullanıcıları abone olarak tutmaya devam etmek için hizmet kalitesini artırabilecektir. Kişiler üzerinde yapılan bu analizler hem platformun çalışmasına katkıda bulunurken hem de Spotify'ın verileri paylaştığı diğer platformlar (Facebook, Google gibi) da kişilere isabetli öneriler sunabilecektir (Germain & Chakareski, 2013).

"Spotify'da daha fazla nasıl önerilebilirim?" sorusu, platformu kullanan içerik üreticilerinin öneri sisteminin nasıl çalıştığını keşfetmelerine yol açan sorularından en önemlisidir. Nitekim bir Cuma günü, içerik üreticisi yeni bir şarkısını yayınlamasıyla "New Music Friday" çalma listesine girme şansını artırabilmektedir ki bu sıklıkla tercih edilen bir yöntemdir (Peleg, 2022a). Parçanın Spotify algoritmik çalma listesine girmesi, üreticinin astream[15] sayısını da artırabilmektedir. Öneri sistemleri sayesinde oluşturulan çalma listelerine içerik üreticilerin girmesini sağlayan bir diğer yol ise "hayran kitlelerini" kullanmaktır. İçerik üreticilerin hayran kitleleri, arkadaşları, yakınları ve aileleri üretilen parçayı veya eseri çalma listelerinde en başa koyduklarında Spotify algoritması, üreticiyi daha iyi algılayarak fark etmeye başlamaktadır. İçerik üreticisinin aynı zamanda Spotify'da doğru etiketlemeyi yapması da gerekmektedir (Peleg, 2022b). Kişiler parçalarını veya içeriklerini doğrudan Spotify çalma listeleri için etiketleyerek, hangi çalma listelerine eklenebileceklerini ve kime önerilmeleri gerektiğini belirleyebilmektedir. Parçaların veya

[15] Astream (anomaly detection in data streams), veri akışınında anormallik tespiti olarak ifade edilen bu kavram genellikle, normal kabul edilen durumlardan sapan olayları veya davranışları otomatik olarak tespit etme sürecini ifade etmektedir. Denetimsiz bir süreçtir ve bu nedenle daha önce karşılaşılmamış anormallikleri tespit edebilmektedir. Geçmiş gözlemlerden yola çıkarak tipik bir davranış modeli tahmin etmeye başlar ve mevcut gözlemleri bu modelle karşılaştırmaya dayanır. Tek bir akış veya birden çok akış arasında çalışmasını gerçekleştirilebilir. Anormallik tespiti, aykırı değer tespitinin yanı sıra değişiklik tespitini de kapsadığı için tahmin ve kümeleme yöntemleri ile yakından ilişkilidir.

içeriklerin yanlış etiketlenmesi, yanlış kullanıcılara tavsiye edilmelerine ve atlanarak geçilmelerine sebep olabilmektedir.

Spotify Sistem Mimarisi

Spotify protokolü, ses ve müzik akışı için tasarlanmış tescilli bir ağ protokolüdür. Linux, Mac OS X ve Windows istemcilerin yanı sıra Logitech Squeezebox, Onkyo ve Sonos gibi akıllı telefon sistemleri ve ses ve müzik donanımları platformlarını da desteklemektedir (Kreitz, 2011). İstemciler, ücretsiz olarak indirilebilen kapalı kaynak kodlu yazılımlardır ancak bir istemcide, Spotify uygulamasının çalışması için kullanıcı hesabına ihtiyaç vardır. Spotify istemcileri kendilerini otomatik olarak günceller ve platformun uygulaması yalnızca en son sürüm üzerinden hizmete erişime izin vermektedir.

Spotify, bünyesinde bulunan tüm içerikleri platforma özel lisanslanmış ve bu sayede yasal bir akış hizmeti hâline gelmiştir. Kullanıcılar, bu içeriklere platform üzerinden erişebildikleri gibi yerel sürücülerinde bulunan tüm MP3 dosyalarını da Spotify istemcisinde çalabilmekte ve bunları akışlı parçalarla birlikte çalma listelerine dâhil edebilmektedir. Spotify istemcisi, meta verileri eşleştirerek yerel dosyaları akış kitaplığındaki parçalara "bağlamaya" çalışmaktadır. Bu durumda aksi istenmediği sürece istemci, bir dosya bağlandığında parçayı akışa almak yerine yerel MP3 dosyasında oynatmaya devam etmektedir (Kreitz & Goldmann, 2011, s. 207).

Spotify istemcisi albümler, sanatçılar ve parçalar gibi çalma listelerini de URI (Uniform Resource Identifier)'ler şeklinde paylaşabilmektedir. Spotify veri paylaşımlarında playback hızını ve tutarlılığını korumak için başka bir yöntem olan Önbellekleme (Cache)'yi de kullanmaktadır (Chandler). Platform vasıtasıyla kullanıcı içerik dinlemeye başladığında, içerik kullanıcı bilgisayarındaki hard disk üzerinde önbelleğe yazılmakta ve içerikler doğrudan hard disk üzerinden oynatılmaya başlamaktadır. Varsayılan olarak düzenlenen bu tampon bölge, 10 GB alana sahiptir ve 10 GB, yüzlerce içeriğin önbelleklenmesi için yeterli bir alan olarak değerlendirilmektedir. Bu bölge aynı zamanda 'Premium' hesaba sahip kullanıcıların içerikleri indirme (download) bölgesidir (Chandler, t.y.).

Spotify veri kaynaklarından akışı sağlanan içerikler "Vorbis" formatındadır (Spotify, t.y., a). Vorbis formatı, MP3 formatı gibi içerikleri sıkıştırarak transfer edilmesini kolaylaştırmaktadır. Paylaşılabilen ses akışları, yaklaşık 160 kbps ortalama değişken bit hızına sahip ve varsayılan 'q5' kalitesiyle "Ogg Vorbis" kullanılarak kodlanmaktadır. Fakat

Premium aboneliği olan kullanıcılarda, -bir istemci ayarı aracılığıyla- bunun yerine Ogg Vorbis'i ‘q9’ kalitesinde, ortalama 320 kbps değişken bit hızıyla almak mümkün olabilmektedir. Her iki dosya paylaşım türünde de son kullanıcılara içerikleri ulaştırabilmek için kendi sunucu ve band genişliğini kullanmak yerine P2P (Peer-to-Peer) Network kullanılmaktadır (Kreitz & Niemelä, 2010). Kullanıcı dinlemek üzere içerik seçtiği zaman Spotify sunucuları veriyi anlık olarak kullanıcı bilgisayarına yönlendirmekte ve diğer Spotify kullanıcılarının bilgisayarlarına da bakarak ilgili içeriği bulup o içeriğin dosyalarını yeni kullanıcının bilgisayarına yönlendirmeye başlamaktadır. Bu işlem sayesinde ağın yaratacağı trafik yükü, Spotify merkez sunucularından alınarak P2P bağlantı üzerine aktarılmaktadır.

Akış uygulamalarında en yaygın ses ve video aktarım protokolü UDP (User Datagram Protocol/Kullanıcı Veri Bloğu Kuralları) olsa da, Spotify bunun yerine TCP kullanmaktadır. Böylece tıkanıklık kontrolü, monitoring ve kayıp paketlerin tekrar gönderilmesi işlemlerini yönetebilecek güvenilir bir aktarım protokolüne sahip olunacağı düşünülmektedir (Kreitz & Niemelä, 2010). Öte yandan TCP'nin tıkanıklık kontrolü kendisine -ve dolayısıyla TCP kullanan diğer uygulamalara- dosttur ve açık bağlantı sinyalleri durum bilgili güvenlik duvarlarının durum tablolarını daha iyi korumalarına yardımcı olmaktadır ki TCP için ‘ağ dostu’ denilmektedir. TCP protokolünün tercih edilmesinin bir diğer sebebi ise istemcinin çalışırken Spotify sunucusunda TCP bağlantısını açık tutmasıdır. Nitekim geçici ağ kesintileri veya bilgisayarın uyku moduna geçmesi gibi durumlarda, istemci tekrar sunucuya bağlanmak istemektedir. Uygulama katmanı istek ve rapor mesajlarını, işletim sisteminin TCP arabelleklerine gönderilmeden önce arabelleğe alıp önceliğe göre sıraladığı için bağlantı tekrardan kurulur kurulmaz bu mesajlar yeniden gönderilmeye başlamaktadır (Kreitz & Goldmann, 2011, s. 207-208).

Spotify Kişiselleştirilmiş Çalma Listeleri Oluşturma

Spotify öneri sistemi ve algoritması, aşağıda sunulan 4 temel araştırma yönteminden yola çıkmakta ve bu yönde çalışmaktadır:

1. İnsanların zengin çeşitliliği ile onlar için önemli olan kişiselleştirilmiş ses deneyimleri arasındaki etkileşimler,

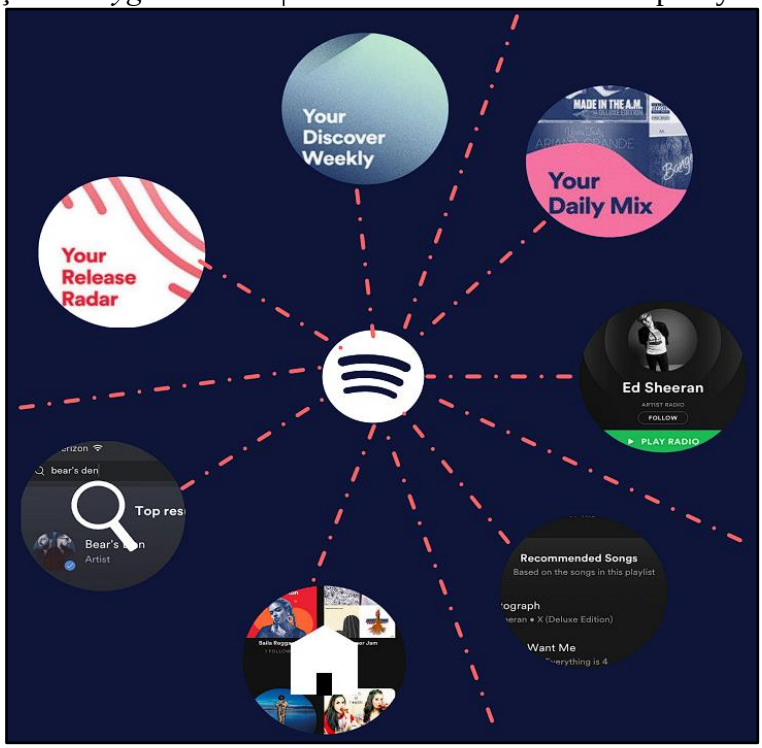
2. Platform kullanıcılarının ve içerik üreticilerinin yazılı ve sözlü dil kullanarak nasıl iletişim kurdukları ve bu bilgiyi kullanan makine öğrenimi modellerinin kullanıcı memnuniyetini nasıl artırabilecekleri,
3. Makine öğrenimi, arama ve öneri yöntemleri kullanılarak dinleyicilerin/kullanıcıların sanatçılarla nasıl eşleştirilebileceği,
4. Etkileşimleri ve tüketim sinyallerini anlamak, yorumlamak ve bunları etkilemek için makine öğrenimi tabanlı çözümlerin nasıl geliştirileceği.

Ayrıca Spotify, yukarıda sıralanan araştırma başlıklarının yanı sıra yazılım geliştirme ekiplerini; algoritmik tahminleri değerlendirme, bunları ele alma ve yetersiz hizmet alan kitlelere ve içerik oluşturuculara daha iyi hizmet verme gibi yetkiler ile güçlendirmektedir (Carterette, 2019).

Herhangi bir Spotify abonesinin bileceği üzere platform tarafından "Yeni bir şey keşfet", "Günlük müzik ihtiyacın", "Son dinlediklerine dayanarak", "Daily Mix", "Tekrar tekrar" ve "Çalmaya doyamadıkların" gibi başlıklara sahip kişiselleştirilmiş çalma listeleri önerilmektedir (Bknz. Şekil 36).

Şekil 36

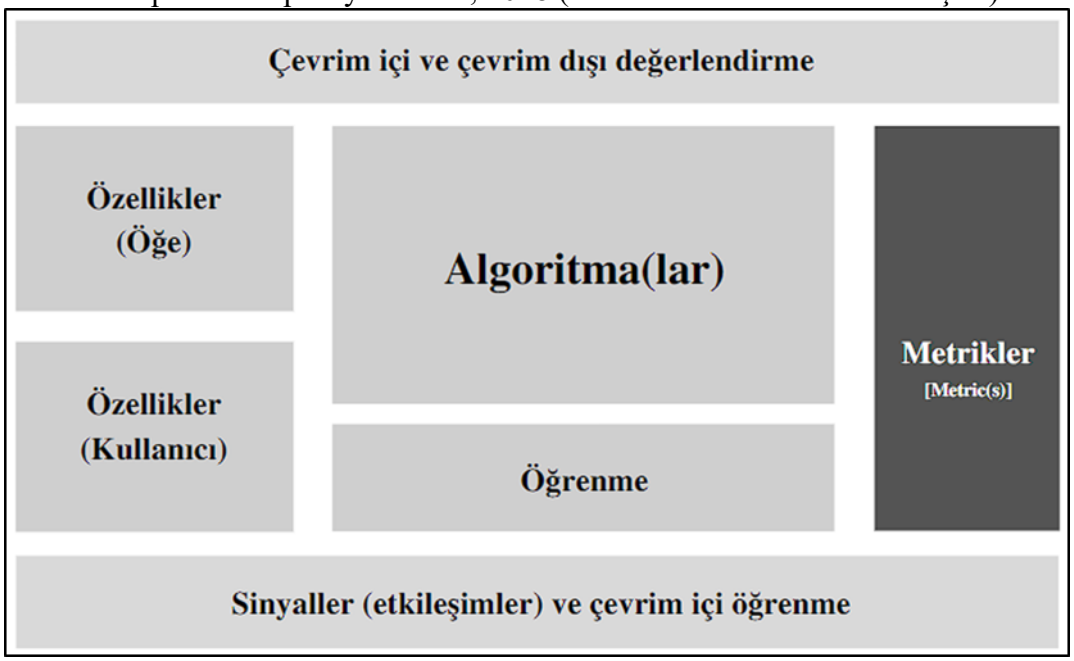
Spotify Kişiselleştirme Uygulamaları | Music recommendation at Spotify. Carterette, 2019



Spotify öneri sistemi kullanıcılara tavsiyeler sunarken arka planda yapay zekâ destekli makine öğrenimli algoritması çeşitli verileri temel alarak veya işleyerek çalışmaktadır (Bknz. Şekil 37).

Şekil 37

Ölçümler (Metrics) ve Makine Öğrenimi Ekosistemi | Personalizing the user experience and playlist consumption on Spotify. Lalmas, 2018 (Yazar tarafından düzenlenmiştir.)



Sistemin verileri elde etme biçimleri aşağıda sıralanmış ve anlatılmıştır (Yakar, 2022):

30 Saniye Kuralı: Kural, Spotify'da rastgele çalan bir içeriğe, kullanıcıların 30 saniye içerisinde gösterdikleri tepki olarak açıklanmaktadır. Örneğin, herhangi bir çalma listesi dinleyen kullanıcıya sunulan rastgele bir içerik, otuz saniye içerisinde değiştirilirse algoritma, bu ve buna benzer içerikleri kullanıcıya önermekten vazgeçer ve bunlar kişiselleştirilmiş öneri listesinden kaldırılır. Diğer taraftan, kullanıcının otuz saniyeyi aşacak şekilde geçmeden dinlediği içerikler ise Spotify algoritması tarafından daha fazla benimsenir ve benzer içerikler, öneri listesinde sunulmaya başlanır (EasyToFix, t.y.).

Yaşa Göre Belirlenen Öneriler: Bu öneriler, genellikle ilk kez Spotify kullanıcısı olan kişilerin karşılaştığı önerilerdir. Sistemde çok fazla kişisel verisi bulunmayan yeni abonelere önerilecek içeriklerin belirlenmesindeki ana faktör, kişilerin yaşıdır. Nitekim aynı yaş grupları çoğunlukla benzer içerikleri tercih etme eğiliminde oldukları için "aynı yaşta olan kişiler bu içerikleri beğeniyorsa yeni abonenin de bu içerikleri beğenebileceği" mantığı söz

konusudur. Zamanla bu durum kullanıcı bazlı kişileştirmeye evirilse de başlangıçta Spotify algoritması için önemli verilerden biridir (Spotify, t.y., b).

Konuma Göre Belirlenen Öneriler: Yaş verisinde olduğu gibi konum verisi de ilk kullanımda kişilere öneri sunmada Spotify algoritmasının kullandığı verilerden biridir. Benzer konumda bulunan kişilerin beğendiği içerikleri, yeni abonenin de beğenebileceği mantığı çalışmaktadır. Tıpkı yaş verisinde olduğu gibi konum verisi de başlangıçta bu şekilde öneriler sunsa da zamanla Spotify algoritması listelerini kişiselleştirerek sunmaktadır (Balaganur, 2020).

Kullanıcı Verilerine Göre Belirlenen Öneriler: Spotify'ın öneri sunmada kullandığı yapay zekâ destekli algoritması, BaRT (Bandits for Recommendations as Treatments) olarak bilinmektedir. BaRT, kullanıcılardan elde ettiği verilerin tamamını detaylı olarak inceleyerek her bir kullanıcının beğenisine uygun sevebileceği içeriği önermek üzere çalışmaktadır. Kaydedilen içerikler, indirilen parçalar, incelenen çalma listeleri, takip edilen sanatçılar, benzer içerikleri dinleme sıklığı, paylaşılan şarkılar, yapılan aramalar ve benzeri daha birçok veri, BaRT tarafından incelenerek kullanıcılar için öneriler hazırlanmaktadır (Pastukhov, 2022).

Yeni Şarkılar Üzerinde Yapılan Ses Analizi: Spotify algoritması kullanıcılardan elde ettiği verileri büyük oranda kullanıyor olsa da veriler bununla sınırlı değildir. Spotify'ın kendine özgü ses analiz teknolojisi ile platforma yeni yüklenen tüm içerikler incelenerek diğer parçalarla karşılaştırılmaktadır. Bu sayede kişi "uzun piyano soloları" olan içerikler dinlemeyi tercih ediyorsa Spotify algoritması, o kişinin karşısına aynı şekilde içinde uzun piyano soloları olan ve yeni yüklenen içerikler çıkarmaktadır. Burada algoritma için önemli olan nokta kullanıcının hangi tür içerikleri dinlemek istediğinden emin olmaktır (Balaganur, 2020).

Sponsorlu İçerik Önerileri: Spotify uygulamasında sponsorlu içeriklere ya da geliri platforma kalacak içeriklerle karşılaşmak da mümkündür. Çalma listesinde aniden kişiyle ilgisi olamayan veya hoşuna gitmeyeceği bir içerik oynatılmaya başlayabilmektedir. Telif geliri Spotify'a kalacak olan bu tür içerikler daha çok yeni kullanıcılara öneri olarak sunulmaktadır. Platformu uzun süredir kullanıyor olan kullanıcıların bu gibi sponsorlu içeriklerle karşılaşma ihtimali azalmaktadır (Eriksson et al, 2019, s. 119).

Otomatik Çalma Listelerine Göre Öneriler: Spotify uygulamasında rastgele bir içerik açıldıktan sonra ardından gelen içerikler otomatik çalma listesi tarafından kullanıcılara sunulmaktadır. Hemen hemen her kullanıcının rastgele açtığı bir içerikte karşılaştığı bu durum, Spotify algoritmasını besleyen en önemli verileri içermektedir. Otomatik çalma

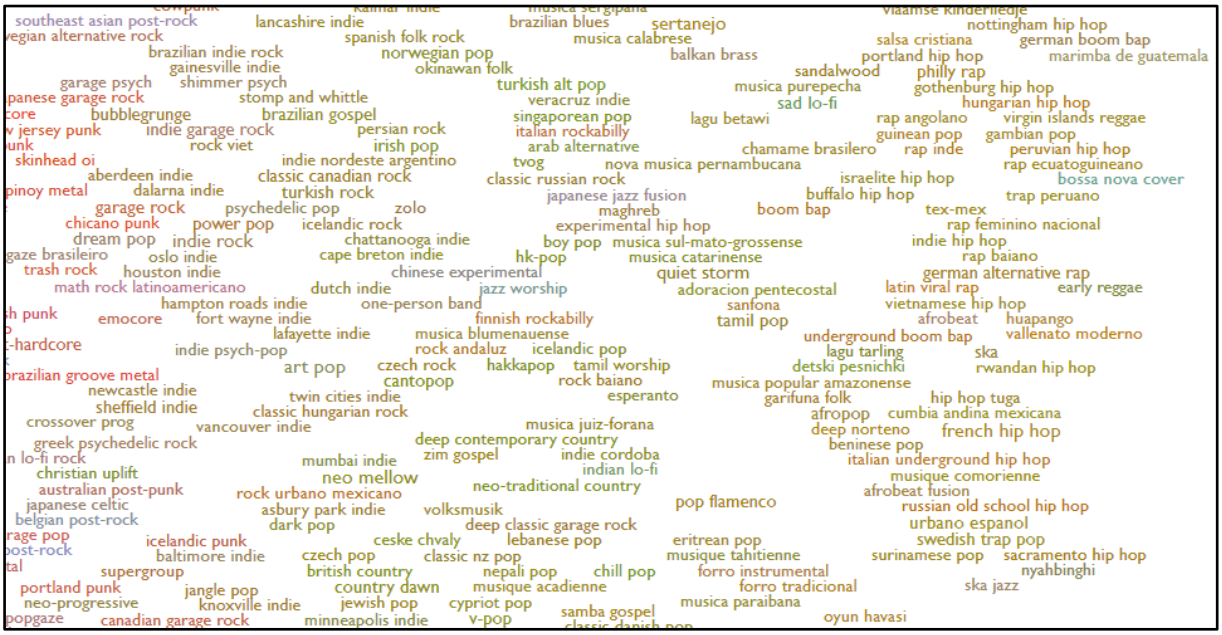
listesinde gelen içeriklerde kişi sevdiği içerikleri beğenip dinlerken veya kitaplığına kaydederken sevmediği içerikleri hemen atlamaktadır. Bu durumda algoritma rastgele karşılaşmalarda kişilerin verdikleri tepkileri incelemekte ve sistem, kişilere özgü öneriler oluşturarak çalışmaktadır (Eriksson et al, 2019, s. 120).

Spotify Öneri Sistemi Algoritmaları

İhtivasında barındırdığı öneri sistemlerinin etkin şekilde çalışmasını desteklemek için Echo Nest'i ve beraberinde Every Noise'u bünyesine katan Spotify, "Every Noise at Once" ile müzik dünyasının 1.300'den fazla türünün keşfedilebilir ve dinlenebilir akustik haritasının çıkarılmış hâlini kullanmaya ve içeriklere ait (tür, yıl, yazar, sanatçı, konum gibi) pek çok veriyi temin etmeye başlamıştır (Şekil 48). Spotify web uygulaması, tür bilgilerini çıkarmak ve parçalardan ön izlemeler yapmak için Echo Nest API'sini kullanmaktadır (Skidén, 2016).

Şekil 38

Spotify İçerik Tür Havuzu | Every Noise at Once. Everynoise.com, t.y.



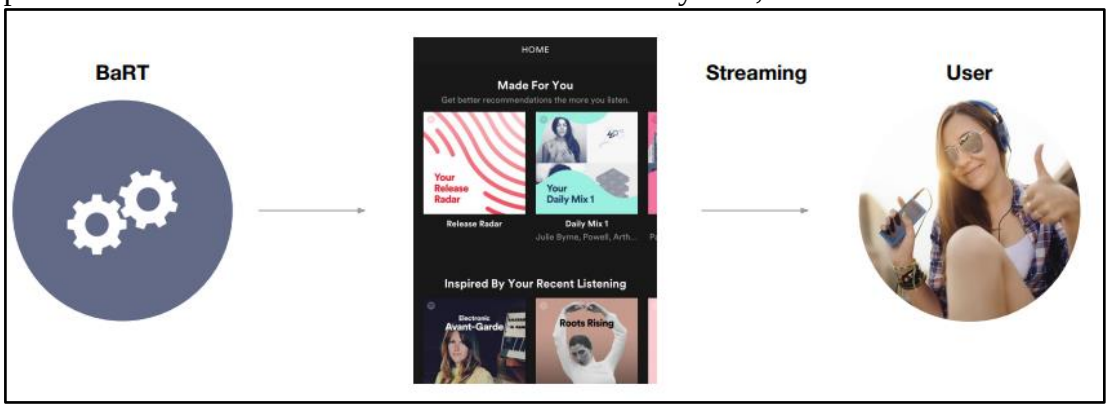
Spotify tarafından kullanılan öneri algoritmaları aşağıda açıklanarak sunulmuştur.

Bandits for Recommendations as Treatments (BaRT)

Spotify'ın çalma listesi önerilerinde ele aldığı değişkenlerden -yukarıda- bahsedilmiş olsa da bunlar, algoritmaya girdi olarak katılan verilerdir. Bu verileri işleyerek çalışan algoritmalardan ilki, çalışma prensibi Şekil 39'da verilen BaRT algoritmasıdır. Spotify Araştırma Direktörü Mounia Lalmas-Roelleke tarafından "Recommending and Searching @ Spotify" isimli web konferansında yapılan sunumda, BaRT algoritmasının amacı; kullanıcıların dinlemekten keyif alacakları içerikleri (müzik, podcast vb.) hızlı bir şekilde bulmalarına yardımcı olmak şeklinde açıklanmıştır (Lalmas-Roelleke, 2019). BaRT aynı zamanda kullanıcı hakkında daha fazla veri toplamak için yılın hangi günü, hangi saati veya günün hangi saatinde neyi sevip-sevmediğine dair bilgileri de edinmeye çalışmaktadır (Eticas Foundation, 2022). BaRT, "Spotify Home" için makine öğrenimi algoritması olarak da anılmaktadır.

Şekil 39

BaRT Öneri Algoritmasının Çalışma Akışı | Explore, Exploit, Explain: Personalizing Explainable Recommendations with Bandits. McInerney et al, 2018



Spotify uygulamasına ait ana ekran, algoritmaların bir dinleme deneyimini nasıl yönettiğinin en iyi örneğini göstermektedir (Dragone et al, 2019). Ana ekranda, kullanıcıların her an dinlemek isteyeceği içeriği barındırıyormuş gibi görünen "Geri Dön (Jump Back In)", "Günlük Karışım (Daily Mix)" ve "Tekrar Tekrar (On Repeat)" başlıklı çalma listeleri bulunmaktadır (Jones, 2022).

"Spotify Home", dünya üzerindeki bütün Spotify kullanıcıları için mobil uygulamada sunulan ekrandır. Her kullanıcı durumu için müzik ve podcastler, kişiselleştirilmiş çalma listeleri, eskinin ve şimdinin en iyileri, keşfedilmemiş içerikler ve yeni sürümler dâhil olmak

üzere Spotify tarafından sunulan içerikleri ortaya çıkarmaya yönelik hazırlanmıştır. Kişilerin dinlemekten keyif alacakları içerikleri hızlı bir şekilde bulmalarına yardımcı olmak kullanıcı değer girdisi olarak algoritmik hesaplarda yer almaktadır.

Spotify ana sayfasına hâkim olan BaRT algoritması, kişiye özel çalma listelerinin veya içeriklerin kullanıcı tarafından aranmasına gerek kalmadan kullanıcıya sunulduğu sistemdir (McInerney et al, 2018). BaRT modelinin iki bileşeni vardır: Sömürü (exploitation) ve Keşif (exploration).

Sömürü bileşeni, önceki seçimlere ve en yüksek kullanıcı katılımıyla oluşturulmuş geçmiş verilere dayalı içerikleri önermektedir. Dinleme geçmişi, atlanan parçalar, kullanıcının bulunduğu konum ve oluşturulan çalma listeleri gibi kişi hakkında bilinen tüm verileri kullanmaktadır. Bu model, sistemin kullanıcının geçmişte dinlediklerine benzer içerikler önerdiği bir ortak/işbirlikçi filtreleme biçimidir (Balaganur, 2020).

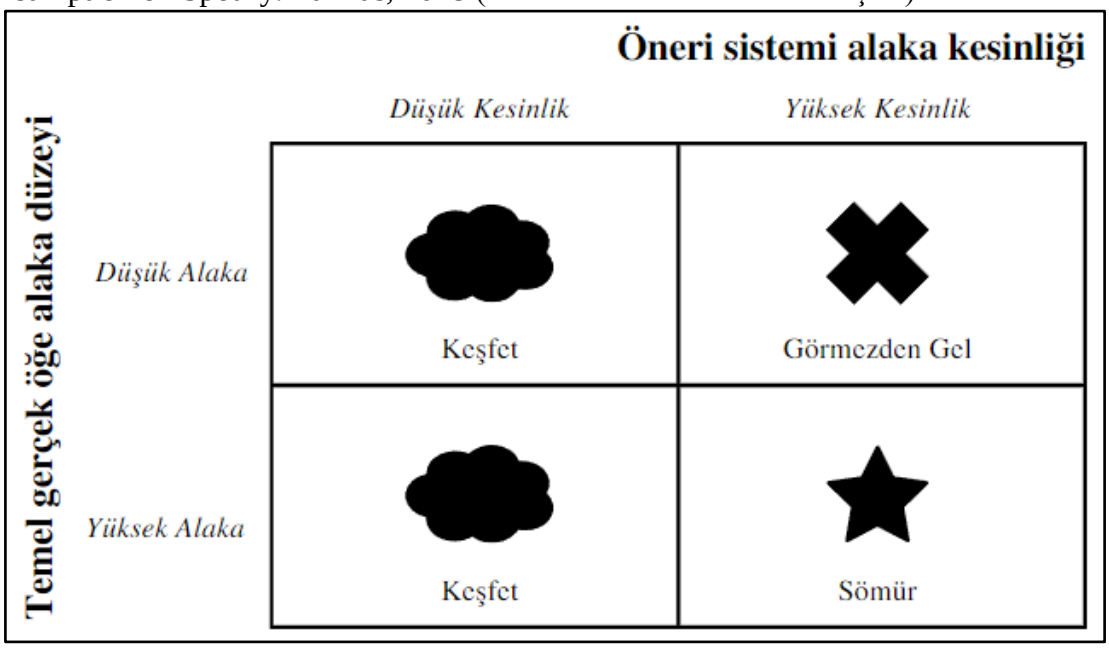
BaRT algoritmasının sömürü tarafı, bireye ilişkin önceki verilerden alınan ve alaka düzeyi bilgilerine dayalı olarak yüksek ve düşük kesinliğe sahip içerikler arasında filtre uygulamaktadır. İçerik sıklıkla çalınmamışsa veya dinlenmemişse ve içeriğin kişiyle alaka düzeyini kanıtlamak için yeterli veri yoksa sistem o içeriği kullanıcıya önermeyi görmezden gelebilmektedir. Sömürü modelinin dezavantajı, yeni kullanıcılara içerik önerme noktasında başarısız olmasıdır. Kullanıcı veya içerik hakkında yeterli veri varsa ve içerikler çok sık çalınmadıysa, sistem tavsiye edip-etmeyeceğinden (sömürmeyeceğinden) veya önermeyeceğinden (görmezden geleceğinden) emin olamamaktadır. Çünkü algoritmanın önerilerde bulunması için önceden var olan verilere dayanması gerekmektedir. Nitekim bu noktada BaRT sistemi, keşif modelini öne sürerek bu durumun önüne geçmeye çalışmaktadır.

Keşif bileşeninde, sömürü modelinin kullanmak için önceden elde edilmiş yeterli bilgisinin olmadığı durumlarda, sistemin kullanıcı hakkında veri toplamasını sağlamaktadır. Bu model, daha çok yeni kullanıcılara içerik önermek ve Spotify'a yüklenen yeni öğeleri tavsiye etmek için kullanılmaktadır. Kullanıcının konum çevresinde ve dünya çapında popüler olan içeriklere dayalı önerilerde bulunulmaktadır (McInerney et al, 2018). Farklı bir deyişle, yeni bir içerik henüz sık çalınmamışsa, içeriğin potansiyeli olup-olmadığını doğrulamak için verilere ihtiyaç vardır. Bu nedenle, Spotify'ın BaRT algoritması keşif yoluyla bu içerikleri önerir ve yeni içerik için bilgi toplar. İçerik, 30 saniye sonra olumlu bir öneri olarak kabul edilir. Yani içerik yarım dakikadan daha kısa bir süre dinlenilirse, negatif olarak algılandığı anlamına gelir. 30 saniyeden fazla dinlenirse öneri için olumlu geribildirim olarak kabul edilir. Nitekim ihtiva ettiği avantajlarıyla son yıllarda; özellikle

yeni kullanıcılar, yeni içerikler, durağan olmayan tercihler ve nitelikler içeren platformlarda keşif modelinin önemi artmıştır (Marius, 2021).

Şekil 40

BaRT Öneri Algoritmasının Modları | Personalizing the user experience and playlist consumption on Spotify. Lalmas, 2018 (Yazar tarafından düzenlenmiştir.)



Şekil 40'ta görüleceği üzere BaRT algoritması üç modda çalışmaktadır: Eylemi keşfet, eylemi sömür ve eylemi görmezden gel. Öneri sistemi, önereceği öğenin kötü (düşük alaka/yüksek kesinlik) bir öğe olduğundan emin olduğunda, onu görmezden gelmektedir. Aksine öneri sistemi önereceği öğenin iyi (yüksek alaka/yüksek kesinlik) öğe olduğundan emin olduğunda ise onu tavsiye etmektedir (Lalmas-Roelleke, 2019).

BaRT algoritmasının bu noktada amacı, kullanıcıların memnuniyetini tahmin etmek için öğelerin ve açıklamaların, verilen herhangi bir bağlamda nasıl etkileşime girdiğini öğrenmektir. Bunu, geri bildirim toplamak için hangi eylemlerin yapılacağına karar vermesi gereken pekiştirmeli öğrenme ortamında yapmaktadır. BaRT, seyrek veri girdilerinden etkili bir memnuniyet modeli oluşturmak ve bağlamsal çerçeveyi kullanarak keşif ve eğitim sürecini yönetmek istemektedir (Li et al, 2010).

Makine öğrenmesinde pekiştirmeli öğrenme süresinde ortamdaki belirsizliğe rağmen amaca erişmek için aktif karar veren bir aracının ortamla ilişkisinin incelenmesi gerekmektedir. Aracı davranışlarını belirlerken keşfet ve sömür (explore & exploit) ikilemini

çözmeye çalışır. Bu öğrenme sürecinde eylemlerin dağılımı aşağıda belirtilen denklem ile ifade edilmektedir (Lalmas-Roelleke, 2019).

$$\Pi_{s,r}(M)$$

Π → değeri eylemler üzerinden politika dağılımlarını (yaklaşımları),

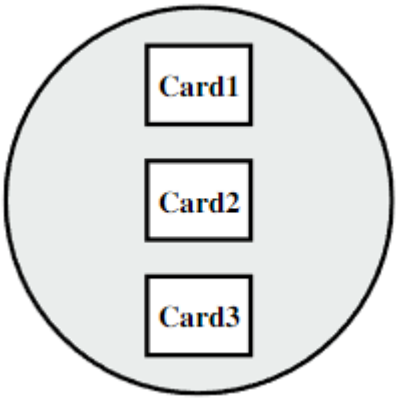
r → değeri ödül fonksiyonunu (çarpanlara ayırma makinesi, lojistik regresyon),

s → değeri keşif stratejisini (Thompson örneklemesi),

M → aday eylem setini ifade etmektedir.

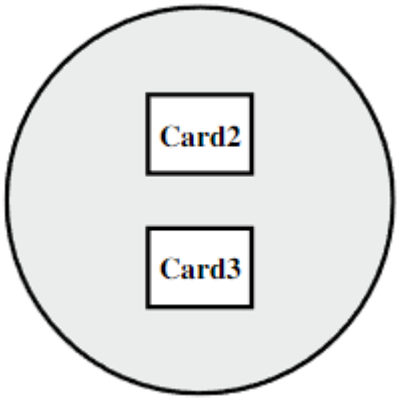
BaRT algoritması Spotify ana sayfasını oluştururken çalma listeleri (cards) ve satırların sıralanması (shelf) işlemlerini, yukarıda verilen denkleme dayandırarak düzenlemektedir. Cards1, cards2, carsd3 olarak ifade edilen çalma listeleri, türüne (örneğin, Türkçe Pop) veya oluşum şekline (örneğin, Haftalık Keşif) göre kendi içlerinde algoritmalarına göre oluşturulur. Ardından çalma listeleri satır boyunca dizilim gerçekleştirir. İlk satırın dizilimi bittiğinde aynı işlemler sütun boyunca (selfl, shelf2, shelf3 …) devam etmektedir (McInerney et al, 2018).

$\Pi_{s,r}(M_1)$ fonksiyonu için



M_1 aday setlerini temsil etmektedir.

$\Pi_{s,r}(M_2)$ fonksiyonu için

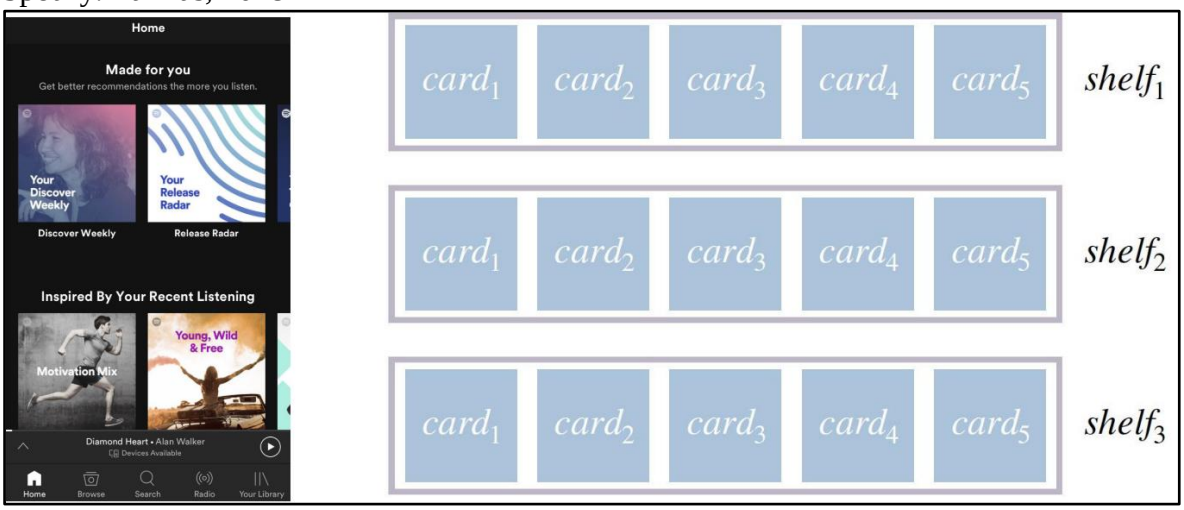


M_2 aday setlerini temsil etmektedir.

Bu işlemler bütün çalma listeleri (card1, card2, card3) tercih edilme değerlerine göre satırlar boyunca dizilinceye ve sütunlar (shelf1, shelf2) oluşuncaya kadar devam etmektedir.

Şekil 41

Spotify Ana Sayfa Oluşumu | Personalizing the user experience and playlist consumption on Spotify. Lalmas, 2018

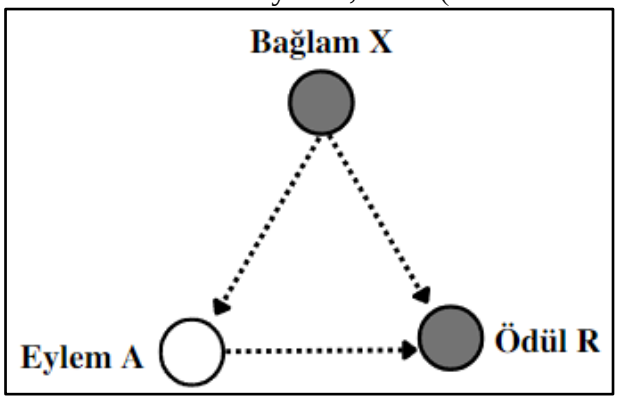


Şekil 41'de görüldüğü üzere ana sayfadan verilen kesitte, ilk satırda (shelf1) "Discover Weekly" ve "Release Radar" çalma listeleri (card1, card2) bulunurken, ikinci satırda (shelf2) "Motivation Mix" ve "Young, Wild & Free" (card1, card2) çalma listeleri yer almaktadır. Tüm çalma listeleri, bu dizilişe uygun olarak ana sayfada yerini almaktadır.

BaRT algoritması öneri sunarken kullanıcının platformda içerik dinlerken günün saati, cihaz, çalma listesi, kullanıcı özellikleri vb. gibi bağlamsal verilerini de işleme aldığı için bir eylemi gerçekleştirmeye karar vermeden önce bu bilgileri de değerlendirmektedir.

Şekil 42

BaRT Öneri Algoritmasının Amacı | Explore, Exploit, Explain: Personalizing Explainable Recommendations with Bandits. McInerney et al, 2018 (Yazar tarafından düzenlenmiştir.)



Belirli bir A-eylemini yürütmek için eğitilmiş BaRT algoritması, en yüksek R-ödülünü almak için uğraşır (Şekil 42). Dolayısıyla, her A-eylemi, önceki eylemlere ve ödüllere bağlıdır. McInerney ve arkadaşlarına (2018) göre BaRT algoritmasının amacı, toplam ödül toplamını en üst düzeye çıkaran eylemleri seçmektir (s. 3-4). Kullanıcılara sunduğu önerilerde iyi performans gösteren bağlamsal BaRT algoritmasında işleme alınan dört girdi büyük önem taşımaktadır: Bağlam, ödül modeli, eğitim prosedürü ve sömürü-keşif politikası (Marius, 2021).

BaRT algoritması, ödül fonksiyonunu kişiselleştirirken (Lalmas-Roelleke, 2019);

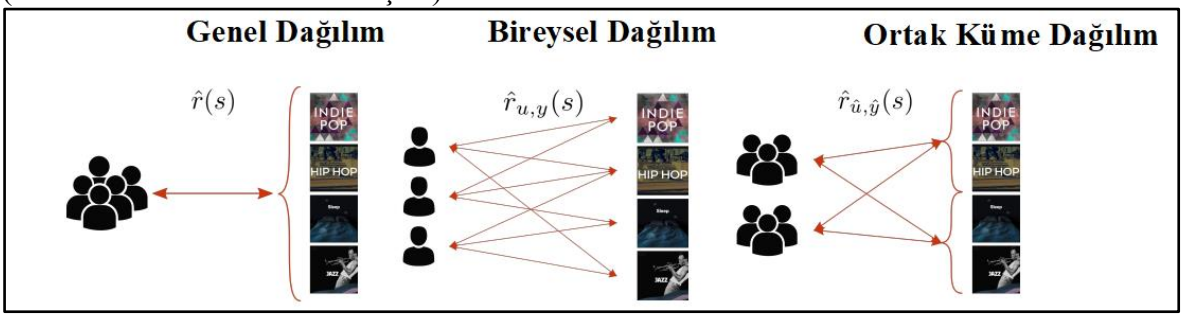
Genel dağılımda; tüm kullanıcılar ve tüm çalma listeleri için tek bir ödül fonksiyonu ele almıştır. Bu durum algoritmaya kullanıcıdan ve çalma listesinden bağımsız bir başarı sağlamaktadır.

Bireysel dağılımda; kullanıcı X-çalma listesi başına bir ödül fonksiyonu belirlenmiştir. Algoritma başarısı kullanıcıya ve çalma listesine bağlıdır.

Ortak küme dağılımında; kullanıcı grubu X-çalma listesi başına bir ödül fonksiyonu belirlenmiştir. Bu durumda algoritma başarısı ise çalma listelerini dinleyen bir grup kullanıcıya bağlıdır. Bu dağılımda; maliyet, bakım ve veri seyrekliği gibi hususlarda diğer iki dağılıma göre başarı oranı daha yüksektir ve kişiselleştirilmiş Spotify ana sayfa hazırlanmasında tercih edilmektedir. Kullanıcı ve çalma listesi arasında ortak küme grupları oluşturmak için herhangi bir etkileşim/sinyal kullanılabilmektedir (Şekil 43) (Dhillon et al, 2003).

Şekil 43

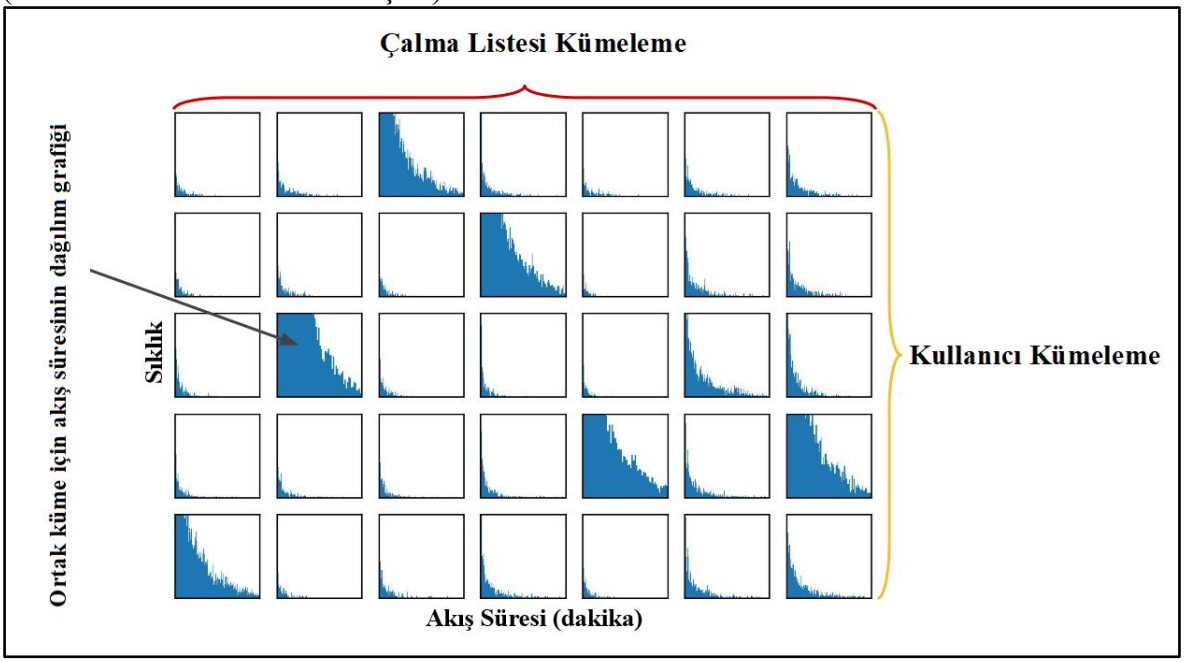
BaRT Ödül Fonksiyonu | Recommending and Searching @ Spotify. Lalmas-Roelleke, 2019 (Yazar tarafından düzenlenmiştir.)



Şekil 44'te, beş kullanıcı ve yedi çalma listesinden oluşan ortak kümeleme grubunda akışın en yoğun olduğu aralık gösterilmektedir. Nitekim bu durumda kullanıcı deneyimi ve çalma listesi tüketimi muhasebesinin önemli olduğu, kullanıcıları ve çalma listelerini birlikte kümelemenin (kullanıcı deneyimi x çalma listesi) tüketim kalıplarını ortaya çıkardığı, tek bir etkileşim sinyali ve basit bir eşikleme yönteminin (mean, additive, continuous & random türlerinde co-cluster) kullanılmasının etkili şekilde kişiselleştirilmiş başarı metrikleri sağladığı değerlendirilmektedir (Lalmas-Roelleke, 2019, s. 34).

Şekil 44

Ortak Kümeleme Grubu | Recommending and Searching @ Spotify. Lalmas-Roelleke, 2019 (Yazar tarafından düzenlenmiştir.)



BaRT öneri algoritmasının bileşenlerini aşağıda sunulduğu şekilde özetlemek mümkündür (McInerney et al, 2018):

- *Bağlama göre koşullandırılmış kullanıcı tercih modeli*: Bölge, yaş grubu, son dinleme kalıpları ve günün saati dâhil kullanıcı ve öğe hakkında bilinen her şeyi kapsamaktadır. Parametreler arasındaki etkileşimler kullanılmaktadır.

- *Sıralama prosedürü*: Çevrim içi A/B testlerinden ve çevrim dışı önem örneklemesi ile yeniden ağırlıklandırma deneylerini yürütmektedir.

- *Eğitim prosedürü*: Karşı olgusal maksimum olasılıkları içermektedir.

Doğal Dil İşleme (Natural Language Processing/NLP)

Spotify'ın kullanıcılara önerilerde bulunmak için içerikleri ve sanatçıları izlemesinin bir başka algoritmik yolu da Doğal Dil İşlemedir. NLP; sosyal medya, blog gönderileri ve makaleler aracılığıyla insanların belirli sanatçılar veya içerikler hakkında yazdıklarını analiz etmektedir (Hodgson, 2021, s. 6-7). Başka bir değişle NLP, içerikleri ve bu içeriklerle ilgili açıklayıcı sözcüklere dayalı olarak benzer kategorilerde gruplandırmalar yapmak için internetteki yazılı bilgileri kullanmaktadır (Whitman, 2012).

Spotify, Echo Nest'i[16] satın alarak NLP aracılığıyla her içerikle ilgili en önemli terimleri belirlemeye ve benzer terimlere sahip içeriklere dayalı önerilerde bulunabilir hâle gelmiştir (Whitman, 2012). Sistem, içeriklerle ilişkili tanımlayıcı kelimeleri tanımakta ve içerikleri benzer açıklamalara sahip gruplara ayırmaktadır. Spotify daha sonra bu benzer içerikleri gruplandırarak daha özel önerilerde bulunabilmektedir. Örneğin, Spotify uygulamasında yapay zekâ desteğiyle her Pazartesi yenilenerek kullanıcılara sunulan "Discover Weekly" (Haftalık Keşif); benzer içerik tercihlerine sahip kişilerin oynatma/çalma listelerini, kişilerin beğendiği içeriklere benzeyen içerikleri ve ses/müzik bloglarının incelenmesiyle NLP vasıtasıyla 30 içerikten oluşturulan bir çalma listesidir.

[16] Echo Nest, geliştiriciler ve medya şirketleri için veri platformudur. Müzik istihbarat teşkilatı olarak bilinen bu yapı, Spotify'ın algoritmalar tarafından yönlendirilen kişiselleştirilmiş içerik önerilerini seçmesine yardımcı olma işlevi görmektedir. Kayıtlı müziğin sesli ve metinsel içeriği anlayarak tüketiciler ve geliştiriciler için müzik tanımlama, tavsiye, çalma listesi oluşturma, ses parmak izi ve analizini gerçekleştirmektedir.

İşbirlikçi Filtreleme (Collaborative Filtering)

Önerilerde bulunmak için bir diğer algoritmik yol ise İşbirlikçi Filtrelemedir. Spotify'ın yalnızca duyduklarına değil, aynı zamanda Spotify'ı kullanan kişilerin duyduklarına bağlı olarak da önerilerde bulunan bir tekniktir. Spotify kullanıcının beğenebileceği içeriklere bağlı olarak onun davranışını analiz etmeye çalışmaktadır. İşbirlikçi filtreleme modelleri, bireysel kullanıcıların platform ile nasıl etkileşime girdiğini analiz etmekte ve ardından bunu diğer kullanıcıların davranışlarıyla karşılaştırmaktadır (Hodgson, 2021). Bu tür modeller, içeriği atlama gibi örtük geri bildirim yoluyla gözlemlenen ve kaydedilen ölçülebilir metriklere dayanmakta ve ardından bunu diğer kullanıcıların davranışlarıyla karşılaştırmaktadır. İçeriği atlama hızı (içeriğin ne sıklıkta ve hangi noktada atlandığı), akış sayısı (içeriğin kaç kez çalındığı), çalma listesine kaydedildiği (kullanıcıların içeriği kaydedip-kaydetmediği), kullanıcıların içeriği duyduktan sonra sanatçının sayfasını ziyaret edip-etmedikleri ve kullanıcıların içeriği başkalarıyla paylaşıp-paylaşmadığı gibi durumlar diğer kullanıcılara içerik veya sanatçı önerileceği zaman değerlendirmeye alınan metriklerden birkaçıdır.

İşbirlikçi filtreleme ile yeni içerikler ve daha küçük sanatçıların tanıtılmasıyla ilgili sorunlar ortaya çıkmaktadır. Öneri sistemleri, önceden yüklenmiş ve kullanıcılar tarafından dinlenmiş içeriklerde iyi çalışırken; yeni sanatçılar ve popüler olmayan içerikler bu durumda -neredeyse- yok sayılmaktadır. Sosyal medyada kimse bir şarkı, parça, ses veya sanatçıdan bahsetmiyorsa; Doğal Dil İşleme (NLP) onun hakkında açıklayıcı terimler bulamamakta ve kullanıcıya tavsiye etmemektedir. Bu durum, kullanıcılara etkin önerilerde bulunmak için içerikler ve sanatçılar hakkında yeterli veri olmadığında "soğuk başlangıç" sorunu olarak ortaya çıkmaktadır (Gershgorn, 2019).

Ham Ses Sinyallerini Analiz Etme

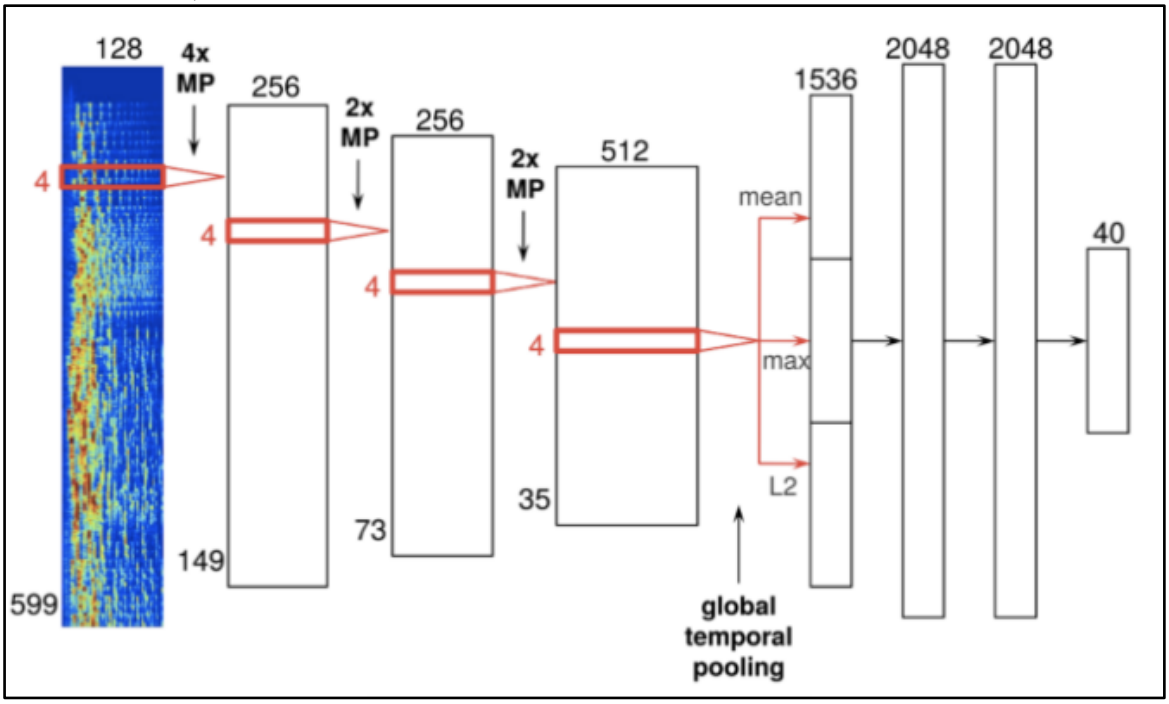
Spotify, soğuk başlangıç sorununun önüne geçmek için içeriklerin ham ses dosyalarını işleyerek bu sorunu çözmeye çalışmaktadır. Derin öğrenme (deep learning) teknolojisi kullanılarak müziğin veya sesin işitsel benzerliğinin analizini gerçekleştiren bir algoritma oluşturulmuştur. Spotify içeriklerin ham sesini, insan kulağına içerik seslerinin nasıl geldiğinin özelliklerini atamak için işlemektedir (Jones, 2022). Spotify, ham sesi bir Mel

spektrogramına[17] dönüştürür ve onu evrişimli bir sinir ağı aracılığıyla gönderir. Temel olarak, Mel spektrogramına dönüştürülen ses, insanın işitme yanıtını taklit eden sesin zaman-frekans gösterimidir. Matematiksel sürecin sonunda, spektrogram; içeriğin tahmini zaman işareti, anahtar, tempo, mod ve ses yüksekliği gibi özellikleri hakkında bilgi verir hâle gelmektedir. Spotify öneri sistemi, örneğin bir şarkının temel özelliklerini analiz ederek diğer şarkılarla benzerliğini belirleyebilmekte ve şarkının diğerlerine kıyasla nasıl ses çıkardığını temel alarak önerilerde bulunabilmektedir. Spotify bu şekilde daha küçük sanatçıları ve daha yeni şarkıları önererek kullanıcıların yalnızca tanınmış sanatçıların popüler müziklerini dinlemesinin önüne geçmektedir (Stoller et al, 2019). Öneri sunmada başka bir yöntem olan bu durum ham sesin işlenmesi olarak ifade edilmektedir.

Aşağıda sunulan Şekil 45'te, dört dönüşüm kaydının üç yoğun katmandan geçerek kırk gizli faktöre dönüşmesine ait ses verisinin işlenmesi süreci görselleştirilmiştir.

Şekil 45

Ses Üzerinde Derin Öğrenme (Deep-Learning) | Uncovering How the Spotify Algorithm Works. Marius, 2019



[17] Mel Frekans Ölçeği: Ses frekanslarındaki değişimin insan kulağındaki algılayışını gösteren bir ölçektir. MFCC (Mel-Frequency Cepstral Coefficients), ses sinyalinin kısa zamanlı güç spektrumunun Mel ölçeği üzerindeki ifadesidir (Durmaz, 2019). Mel-spectrogramları zaman/frekans gösterimidir. Ses sinyallerini analiz ederek kısa ve üst üstte gelen dalgaların Fourier dönüşümleri elde edilir. Fourier dönüşümlerinin her biri, birer frame (çerçeve/kare) oluşturur. Oluşan framelerin ardışık hâle gelmesinin sonrasında spectrogram oluşturmak için matris olarak birleştirilir. Son olarak boyutsallığı azaltmak için frekans ekseni lineer bir ölçekten Mel ölçeğine dönüştürülür ve büyüklükler logaritmik olarak hesaplanır (Dişken & İbrikçi, 2014).

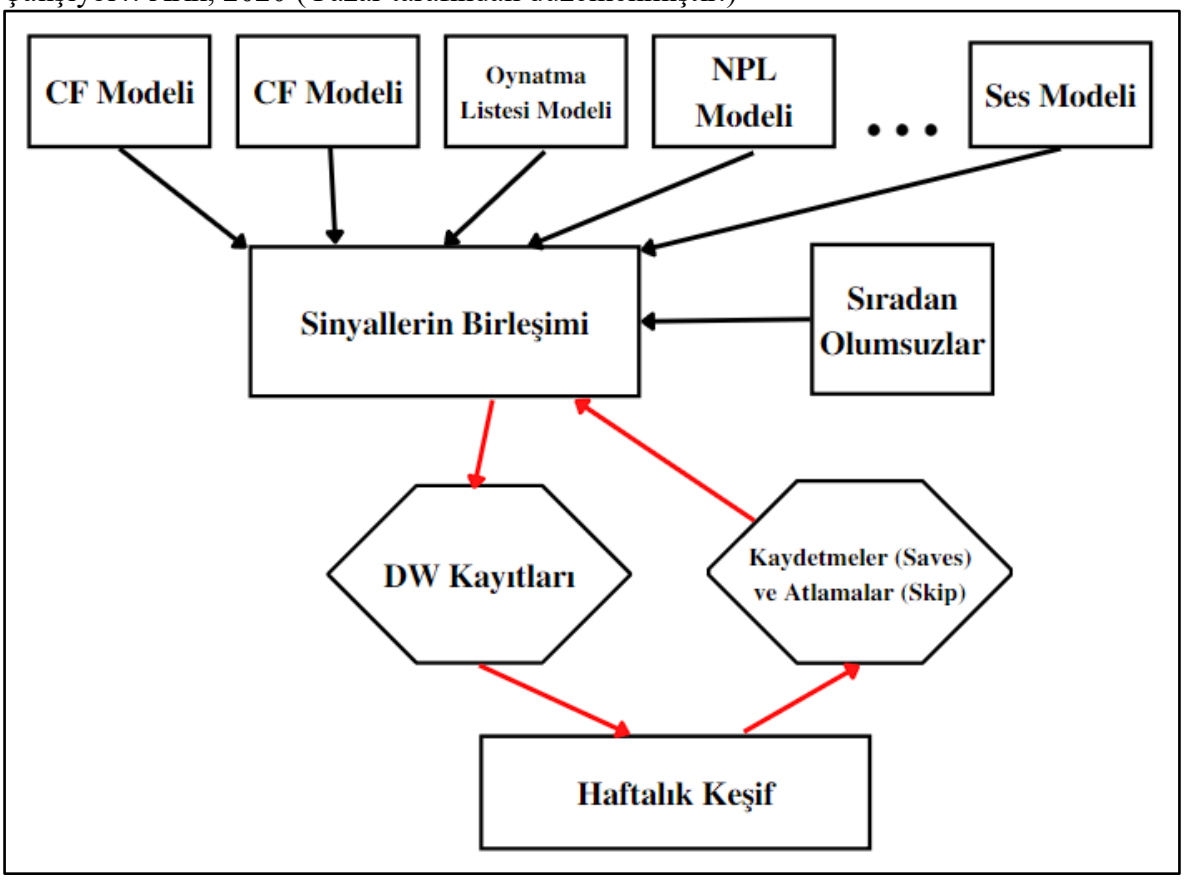
2014 yılında Spotify'da çalışan Sander Dieleman, kişisel bir blog yazısında, ses analizi algoritmasını açıklamış ve müziğin işitsel benzerliğini analiz eden bazı temel çalışmalardan bahsetmiştir. Dieleman ve arkadaşlarına (2013) göre verilen bilgilere rağmen ses sinyalinin etkili bir şekilde öneri sistemlerinde kullanılması zor olmaktadır. Bir yanda içeriğin sesi, diğer yanda içeriği dinleyenin tercihlerini etkileyen çeşitli yönler bulunmakta ve bu ikisi arasında anlamsal boşluk oluşmaktadır. Müziğin türünün ve kullanılan enstrümanların ses sinyallerinden çıkarılması kolayken, müziğin havası ve piyasaya sürüldüğü yıl (veya zaman dilimi) gibi bilgileri çıkarmanın zorlayıcı olduğu değerlendirilmiştir. Nitekim böyle durumlarda sanatçının coğrafi konumu ve lirik temalar arasında sesten bir çift elde etmenin neredeyse imkânsız olduğu belirtilmiştir (Dieleman, 2014).

Dieleman bu duruma çözüm olarak sesin kendisini analiz ederek ve müziğin veya içeriğin istenebilecek farklı yönlerinin tanınmasını öğrenecek bir algoritmanın eğitilmesi ile çözüleceğini belirtmektedir. İçeriğe Dayalı Öneri (Content-based Recommendation) olarak ifade edilen bu teknikte, bir içeriğin gerçek sesinin; kişilerin onu dinlemekten zevk alıp almadığını belirlemede ses sinyali analiz ederek tahminler üretilmesi olarak kullanılabilecektir.

Şekil 46'da, Spotify tarafından kullanılan öneri modelleri ve "Discover Weekly" çalma listesi için içerik üretme süreci gösterilmiştir.

Şekil 46

Spotify Çalma Listesi Oluşturmada Yapay Zekâ Kullanımı | Spotify Tavsiye Sistemi Nasıl Çalışıyor?. Arık, 2020 (Yazar tarafından düzenlenmiştir.)



(CF: Collaborative Filtering, NPL: Natural Language Processing, DW: Discover Weekly)

Spotify Algoritmik Çalma Listeleri

Spotify gibi isteğe ve akışa bağlı hizmet veren platformlar zengin içerik kütüphanelerine sahiptir. Her geçen gün sayısı artan bu platformları birbirinden ayıran en önemli fark, şüphesiz ellerindeki mevcut verilerin işleyiş biçimleridir. Bonini ve Gandini'ye göre Spotify ile diğer platformlar arasındaki fark, farklı çalma listeleri seçimleri ve bu listeler üzerinde yapılan iyileştirmelerdir (Bonini & Gandini, 2019). Örneğin, Spotify çalma listelerinin bir türü; kullanıcıların dinleme geçmişlerini baz alarak listeler hazırlayan algoritmik bir çalma listesidir. İçerik üreticiler tarafından Spotify'a yüklenen ses, müzik ve podcastler; BaRT algoritması ile analiz edilmekte ve kişilerin dinleme geçmişleri ile bağlamsal ilişki kurularak öneri olarak sunulmaktadır. Algoritma tabanlı veya bir başka deyişle algoritma kullanılarak hazırlanan çalma listeleri, aşağıda açıklanmıştır.

Discover Weekly (Haftalık Keşif)

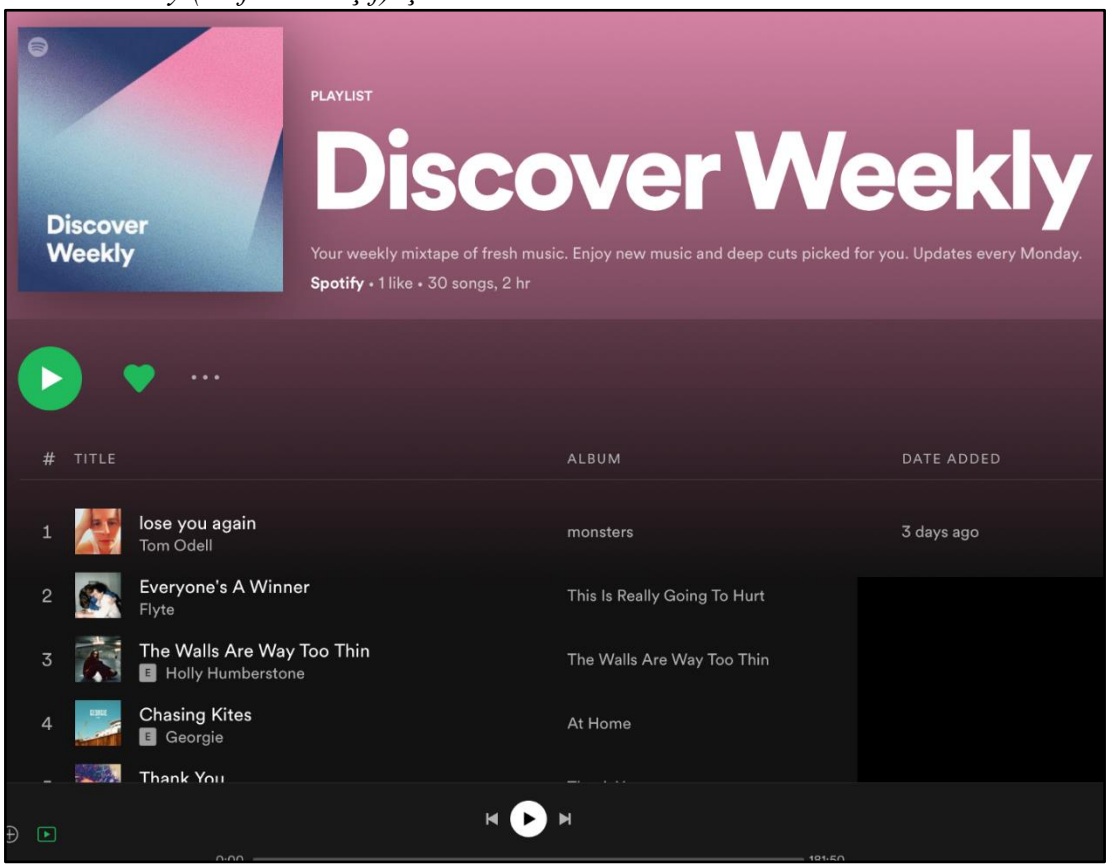
2015 yılında kullanıma sunulan bu çalma listesi, her Pazartesi kullanıcılara yeni içerikler bulabilecekleri bir liste sunmaktadır. Kullanıcılara bizâtihi içerik araması yaptırmadan kendi önerilerini sunduğu için hem sektörde hem de platform içerisinde önemli bir değere sahip olmuştur. Nitekim keşif listesine düşen içeriklerin Spotify geliştiricilerinden ziyade Spotify'ın algoritmaları tarafından oluşturulması, bu değeri daha da artırmaktadır.

Bu çalma listesinin arkasında yatan fikir, kullanıcıların geçmiş dinlemelerine/çaldırmalarına göre içerik önerisi yapmaktır. Başlangıçta Discovery'nin algoritması, insanların karmaşık ses/müzik zevkini anlama noktasında yetersiz kalmıştır. Fakat, üçüncü taraf geliştiricilerin ses/müzik uygulamaları oluşturması ve bu uygulamaların Spotify ile entegre edilmesi, bahse konu sorunu ortadan kaldırmıştır (Büyüksağnak, 2021). Sun'a göre Spotify'ın ihtiva ettiği Guardian, Pitchfork, Rolling Stones, Last.fm ve Songkick gibi ses ve müzik keşif medyaları, sorunun ortadan kaldırılması noktasında oldukça faydalı olmuştur (Sun, 2018). Sisario (2016)'ya göre Spotify, çoğu kullanıcının fark edemediği "ne dinleyeceğine karar verememek" sorununu çözmek için her kullanıcıya özel "Discover Weekly" listesi oluşturup sunmaya başlamıştır. Haftalık Keşif çalma listesine ait bir sayfa, Şekil 47'de gösterilmiştir.

Discover Weekly, işbirlikçi filtreleme tekniğiyle çalışsa da temelde, ses ve müzik alt yapısı analizlerine, farklı müzik bloglarına ve web sayfaları arasında inceleme ve arama yapan doğal dil işleme algoritmalarını içeren sistem üzerinde çalışan bir yapıya sahiptir (Bonini & Gandini, 2019). Bunun anlamı, Discover Weekly'ye giren ses ve müziğin yalnızca algoritmalardan değil; blog yazarları ve müzik eleştirmenleri gibi başka kaynaklardan filtrelenmiş verilerle de oluşturulduğudur (Prey, 2018).

Şekil 47

Discover Weekly (Haftalık Keşif) Çalma Listesi



Spotify Radio

Spotify Radio, Spotify'ın Echo Nest'i almadan önceki rakibi Pandora'nın sahip olduğu algoritmik radyo ile yarışmak için oluşturulmuştur (Snickars, 2017). Echo Nest'in satın alınmasıyla birlikte Spotify, Echo Nest'in de desteklediği kendi radyo sistemlerini kuracaklarını duyurmuştur (Germain & Chakareski, 2013). Eriksson ve arkadaşlarına (2019) göre Echo Nest tarafından desteklenen Spotify'ın meta veri yönetimi ve veri kaydetme mekanizmaları, ses dosyalarının sürekli olarak birbirine bağlanması ve bağlamsal bilgilerle örülmesiyle Spotify'ın geliştirilmesinde kilit rol oynamaktadır.

Şüphesiz akış platformlarındaki radyolar, kişiselleştirilmiş olmaları bakımından alışılagelmiş (geleneksel) radyolardan farklıdır. Spotify Radio ile kullanıcılar istedikleri sanatçı, albüm, çalma listesi veya şarkıya göre oluşturulan bir içerik koleksiyonu elde edebilmektedir. Bu yapı, durağan kalmaktan ziyade sık sık güncellenmektedir (Spofity, t.y., c). Spotify mühendislerinden Noa Resare (2014)'ye göre kullanıcı Spotify Radio'da

“Başlat/Play” butonuna tıkladığında/dokunduğunda, radyo tüm materyallerin tutulduğu özel radyo servisine bir istekte bulunmakta ve oluşan istek sonucunda radyo önerileri, önceki oynatma verilerini analiz ederek oluşmaya başlamaktadır.

Daily Mix (Günlük Karışım)

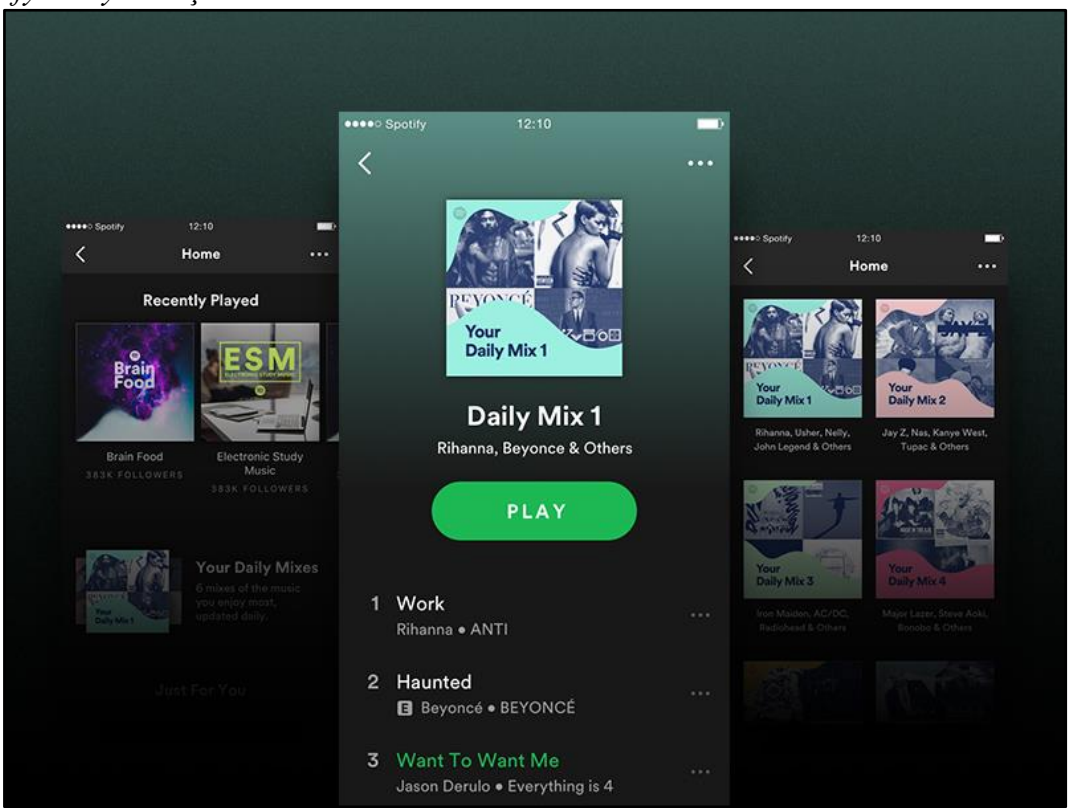
Daily Mix, kullanıcıların dinlemelerine ve beğenilerine göre farklı türlerde çalma listelerinden alınan içeriklere göre hazırlanan ve “24 saatte bir güncellenen” bir çalma listesidir (Popper, 2016). Discover Weekly çalma listesinden sorumlu Ürün Müdürü Matt Ogle'a göre “Daily Mix, Discover Weekly’nin tam tersidir” ve “Daily Mix, her zaman kişilerin beğendiği içerikleri dinleyerek kendi öneri listelerini çıkarmaya çalışmaktadır.” (Popper, 2016)

Şekil 48’de görüleceği üzere Daily Mix oynatma listeleri, Spotify uygulamasındaki kullanıcı ana sayfasına iletilmekte ve burada görünür olmaktadır. Liste ön izlemesinde, kullanıcının daha önce dinlediği sanatçıların da yer aldığı birkaç sanatçı ismi gözükmektedir. Discover Weekly ile Daily Mix arasındaki fark, Discover Weekly kullanıcıyı yeni içeriklerle tanıştırırken; Daily Mix ise kullanıcılara aşina oldukları ve/veya daha önce dinledikleri içerikleri sağlayarak kullanıcıyı dinleme eğilimine sevk etmesidir.

Daily Mix listeleri, kullanıcı zevklerinin ne kadar geniş olduğuna bağlı olarak her gün, 1 ila 6 sayıda (farklı liste olarak) sunulabilmektedir. Bu Mixler, tekil bir türe bağlı değildir; yani Spotify, parçaları/müzikleri aynı türden oluşan bir çalma listesine koymak yerine farklı türlerin olduğu çalma listeleri oluşturmaktadır (Popper, 2016).

Şekil 48

Spotify Daily Mix Çalma Listeleri



Release Radar (Yeni Müzik Radarı)

Release Radar, Discover Weekly'ye benzer fakat kullanıcılara hâlihazırda piyasada olan içeriklerden ziyade yeni içerikleri sunmaktadır. Eadicicco (2016)'ya göre, Release Radar sıklıkla dinlenen sanatçıların yeni parçalarının yanı sıra Spotify'ın kişilerin beğenebileceğini düşündüğü sanatçıların/grupların içeriklerini de barındırmaktadır. Yeni bir sanatçının veya içeriğin, Discover Weekly çalma listesinde kullanıcıya öneri olarak sunulma ihtimali azken Release Radar çalma listesinde bu olasılık artmaktadır (Popper, 2016).

Spotify'ın Algoritma Tabanlı Olmayan Çalma Listeleri

Spotify çalma listeleri, uygulama tarafından otomatik olarak oluşturulabildiği gibi kullanıcılar tarafından manuel de oluşturulabilmektedir. Spotify'ın içerik editörlerinden biri olan Austin Daboh, çalma listelerini "*Spotify'da üç farklı türde çalma listesi var: %100 el*

yapımı ve yöneticisi olan çalma listeleri, algo-torial[18] *çalma listeleri ve %100 algoritma tabanlı çalma listeleri*" şeklinde özetlemektedir (Daboh, 2019, aktaran Bonini & Gandini, 2019, s. 6-7). Daboh'a göre "%100 algoritmik olarak" oluşturulmuş çalma listeleri "Release Radar" ve "Discover Weekly" gibi editörü olmayan, algoritmalar tarafından kişileştirilmiş içeriklerden oluşan çalma listeleri iken "%100 el yapımı çalma listeleri" ise Spotify'daki en iyi içerik yöneticilerinin deneyimine, içgüdülerine ve bilgilerine dayanan "RapCaviar"[19] gibi listelerdir. Ancak bu ayrım Spotify tarafından ister "%100 el yapımı" ister "%100 algoritmik" olsun, her çalma listesinin algo-torial tabanlı olduğu varsayılarak göz ardı edilmektedir (Bonini & Gandini, 2019, s. 6).

"Rap Caviar" veya "ruh hali/durum/tür temelli" gibi çalma listeleri kullanıcılar/bireyler tarafından düzenlenmekte ve veriler ile güçlü bir şekilde desteklenirken; Daily Mix, Release Radar ve Discover Weekly gibi kişiselleştirilmiş çalma listeleri ise algoritmalar tarafından oluşturulmakta ve onları yöneten ve geliştiren editörler, sorumlular, küratörler veya yazılım geliştiriciler tarafından sürekli olarak izlenmektedir. Özellikle, Discover Weekly; dolaylı olarak editoryal mantığı da içeren çeşitli faktörlerin birleştirildiği bir üründür. İşbirlikçi filtreleme, ses yapısı analizi, ses ve müzik blokları incelemesi ve web sayfaları arasında gezinen doğal dil işleme algoritmaları sistemine dayanmaktadır. Nitekim bu durum, Discover Weekly'nin öneri algoritmaları tarafından otomatik olarak yapılan seçimlerinin, yüzlerce blog yazarından (amatör ve profesyonel) ve ses/müzik eleştirmenleri tarafından da etkilendiği/şekillendirildiği anlamına gelmektedir (Prey, 2018).

Platformlaşma çağında ses ve müzik otoritelerini, karşılıklı olarak şekillendiren bu mantıklar (algoritmik veya algotorial çalma listeleri) belirlemektedir. Bonini ve Gandini (2019)'ye göre editoryal ve algoritmik mantığı karşılaştırmak yerine, bu mantıkların her ikisini de platformların çıktılarını şekillendiren yığınlar ve dolaşımlar olarak çerçevelemek gerekmektedir. Bunlar her zaman bir arada bulunurlar, ancak duruma göre ağırlıkları farklıdır. Her platform, bu mantıkları onlara farklı bir alaka düzeyi vererek ifade etmektedir. Bazı Spotify çalma listelerinde algoritmik mantık daha ağır basarken, bazısında editoryal mantık daha ağır basabilmektedir.

Öyle ki algo-torial, Spotify tarafından platforma özgü oluşturulan çalma listeleridir. Kısmen editoryal kısmen algoritmik olarak oluşturulmuşlardır. "Algo-torial" ifadesi bu

[18] Algo-torial, Spotify platformuna özgü olarak oluşturulan ve kısmen editoryal kısmen algoritma tabanlı olarak içerikleri ihtiva eden listelerdir.

[19] "RapCaviar", 08.07.2022 tarihi itibarıyla 14 milyondan fazla takipçisi ile Spotify'ın en büyük Hip-Hop türündeki çalma listesidir. Liste, elle seçilmiş karışık müzikleri ve sesleri barındırmakta ve Spotify'ın Hip-Hop Programlama Başkanı olan Tuma Basa tarafından oluşturulmuştur.

çalma listelerinin algoritmalar ve onları yöneten ve geliştiren yazılım geliştiriciler tarafından takip edildiği anlamını içermektedir (Bonini & Gandini, 2019). "Organica", "Instrumental Madness", "Psychedelic Rock", "Deep Dark Indie" ve "This is ..."[20], algo-torial çalma listelerinin en bilinen örnekleridir.

Spotify Kodlama

Spotify tarafından kullanılan kodlamalar, 5 ana madde altında toplanmış ve aşağıda sırasıyla açıklanmıştır.

1. Platform çok çeşitli Spotify Kütüphanelerine sahiptir.

Çeşitli programlama dilleri ve platformları kullanılarak Web API ile entegrasyon içinde olan Spotify, geliştiricilere bu kütüphaneleri kullanmanın yanı sıra geliştirilmelerine destek de vermektedir.

C/C++, Cassandra, Docker, Java, JavaScript, Kotlin, PHP, Rust, Objective-C, Python, Ruby, Scala ve Swift gibi programlama dillerine özgü kütüphaneler, geliştiricinin uygulama geliştirmek istediği ortamlarda kullanılmaktadır (SpotifyForDevelopers, t.y., a).

2. Spotify'ın, "GitHub" ve "Reddit" platformları üzerinde kendine ait açık kaynak kodlu yazılım geliştirme ve doküman paylaşma ortamları mevcuttur (Reddit, t.y.; GitHub, t.y., k).

Spotify mühendislerinden Niklas Gustavsson, altyapılarının ağırlıklı olarak Linux tabanlı Debian sistemi olduğunu ve açık kaynak kodlu yazılımlara dayandığını ifade etmektedir (Gustavsson, 2013).

3. Spotify'da yazılım geliştirmek isteyenlere uygun geliştirilebilir "Web API"si mevcuttur.

Basit REST ilkelerine[21] dayanan Spotify Web API uç noktaları, doğrudan Spotify Veri Kataloğundan içerik sanatçıları, albümler ve parçalar hakkında JSON[22] meta verilerini

[20] Spotify'ın, Türkiye'de ve dünyada tanınmış ve her biri kendi alanlarında/türlerinde ün yapmış sanatçılara odaklanan "This Is" çalma listesi serisi; yer ve zaman kavramı, eski ve yeni kullanıcılar arasındaki ilişkileri kapsayan bir bakış açısı sunmaktadır (Miranda, 2018). "This is: Kanye West", "This is: Ed Sheeran" veya "This is: Duman" gibi çalma listeleri örnek olarak verilebilir.

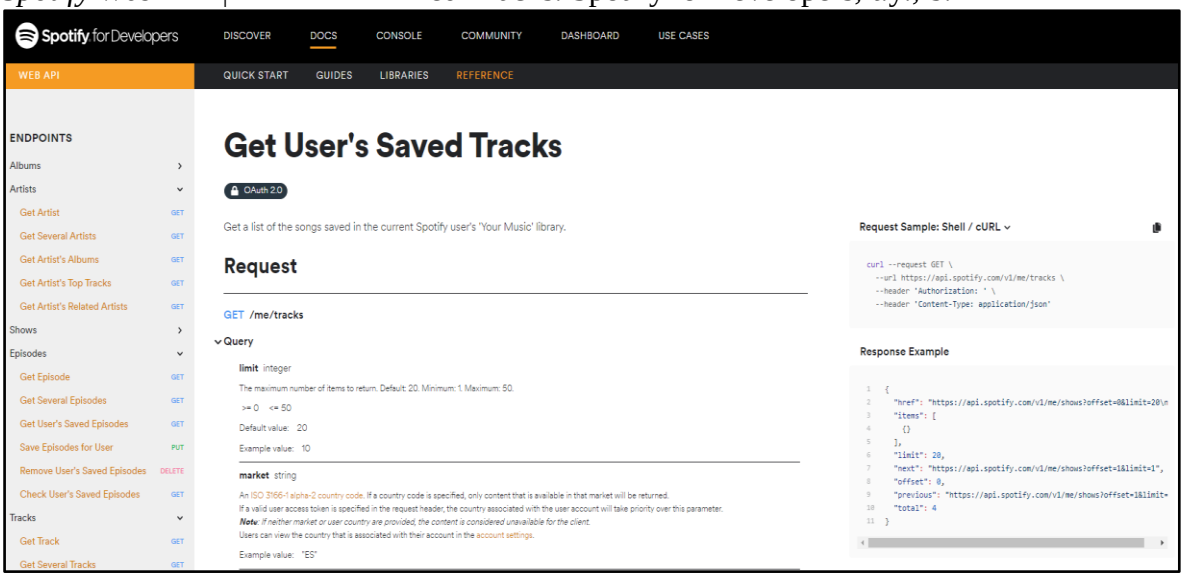
[21] REST, HTTP protokolü üzerinden çalışan ve client-server arasındaki haberleşmeyi sağlayan bir mimaridir. REST ilkeleri, belli organizasyonel ilkelere sahip API oluşturma yöntemidir. Bu ilkeler geliştiricilere rehberlik etmek ve API isteklerini işlemek için daha evrensel bir ortam oluşturmak içindir.

[22] JSON (JavaScript Object Notation): Bütün programlama dilleri arasında, yapılandırılmış veri değişimini kolaylaştıran bir metin biçimidir. Yay ayraç, köşeli ayraç, iki nokta ve virgüllü yazımı ile birçok bağlam ve uygulamada kullanılmaktadır ("JSON", 2022).

döndüren bir yapıya sahiptir. Web API kullanıcının içerik kitaplığına kaydettiği çalma listeleri ve müzik, ile podcast gibi kullanıcıyla ilgili verilere erişim sağlamaktadır. Bu erişim, kullanıcı tarafından seçici yetkilendirme yoluyla etkinleştirilmektedir (SpotifyForDevelopers, t.y., b).

Şekil 49

Spotify Web API | Get User's Saved Tracks. SpotifyForDevelopers, t.y., b.



Spotify, Spotify API aracılığıyla kişilere bünyesinde barındırdığı birçok veriye erişim imkânı sağlamaktadır. Şekil 49'da arayüzü verilen Spotify API, Spotify'ın içerikleri ile ilgili zengin verisinin birçok türde sistem oluşturmak için kullanılmasına izin veren genel bir araçtır. Spotify web servislerinin birkaçı hariç çoğu, Python ve Java dillerinde yazılmıştır (Gustavsson, 2013). Örneğin bir kişi, Python üzerinde çalışmalarını sürdürecek ise "Python Spotipy" kütüphane paketi aracılığıyla Spotify API'yi kullanmaya başlamaktadır.

Spotify, geliştiricilerin içeriğin popülaritesi, temposu, ses yüksekliği, anahtarı ve yayınlandığı yıl gibi içeriklerle ilgili ses özelliklerini ve meta verilerini alabilecekleri ve kullanabilecekleri Web API'sine sahiptir. Bu veriler kullanıcılara ses ve müzik önerisi oluşturabilmeleri için hem içeriğin ses özelliklerini hem de meta verilerini sağlamaktadır (Mavuduru, 2021).

Spotify API'si, geniş veri hacmine sahip olması ve Spotify'daki herhangi bir içerik veya sanatçı hakkında birçok bilgiye erişmeyi sağlaması bakımından geliştiriciler için önemli bir değer olduğu belirtilebilir. Barındırdığı sesin "canlılık", "akustik" veya "enerji" gibi

değişkenlerini tanımlamanın yanında sanatçının ve içeriğin popülerliğini tanımlayan özelliklerini ve verilerin daha gelişmiş bir analizini yapmak isteyenlere daha gelişmiş analiz bilgileri de sunmaktadır.

Öneri motoru ve arama gibi diğer Spotify özelliklerine de Spotify API'sinden erişilebildiği için geliştiriciler uygulama geliştirmek istediğinde " Spotify for developers" web-sayfasında hesap açarak uygulama oluşturmaya başlayabilmektedir. "ClientID" ve "Client Secret" bilgilerini edinen geliştiriciler, Python IDE'leri ile kodlama yapabilmektedir. Geliştiricinin Web API aracılığıyla Spotify'a bağlantı kurarak uygulama geliştirebilmesi mümkündür.

Aşağıdaki kod parçacığı, "Spotipy" kütüphanesinin uygulamaya dâhil edilerek kullanıcı kimlik doğrulama işlemlerine ait bir örnektir.

```
import spotipy
from spotipy.oauth2 import SpotifyOAuth
sp = spotipy.
Spotify(auth_manager=SpotifyOAuth(client_id="YOUR_APP_CLIENT_ID",
                                  client_secret="YOUR_APP_CLIENT_SECRET,
                                  redirect_uri="YOUR_APP_REDIRECT_URI",
                                  scope="user-library-read"))
results = sp. current_user_saved_tracks()
for idx, item in enumerate(results['items']):
track = item['track']
print(idx, track['artists'][0]['name'], " – ", track['name'])
```

(GitHub, t.y., l)

4. Spotify öneri sisteminin, platforma özel olarak sağladığı özellikler yelpazesi mevcuttur. Bu özelliklerin her birinin oluşumuna öneri sistemi aracılık etmiş olsa da her biri kendi iç mantığı ve algoritmasıyla çalışmaktadır (Perez, 2021). Bu özellikler şunlardır:

- Discover Weekly & Release Radar çalma listeleri,
- Daily Mix çalma listeleri,

- Sanatçı (Drake Mix, Barış Manço Mix vb.), On Yıllık Süre (90'lar, 80'ler vb.), Ruh Hâli (Sabah Kahvesi, Hüzünlü vb.), Tür Karması (Made For You vb.) çalma listeleri,

- Kişiselleştirilmiş çalma listeleri (Zaman Kapsülü, Tekrar Tekrar, Çalmaya Doyamadıkların vb.),

- Kişiselleştirilmiş Editoryal çalma listeleri,

- Kişiselleştirilmiş Göz Atma bölümü,

- Kişiselleştirilmiş Arama sonuçları,

- Çalma Listesi önerileri & çalma listesi özelliklerini geliştirme,

- Sanatçı/içerik radyo ve otomatik oynatma özellikleri.

İçerikler ve kullanıcılar arasında evrensel bir ilişki kuran algoritmaların her biri, ortak sorunlara karşı ortak yaklaşımlarda bulunmakta ve değerlendirmelerine katmaktadır. Bu yaklaşımlar, aşağıda sunulduğu gibi derlenebilmektedir (Pastukhov, 2022):

Kullanıcı (user)-varlık (entity) yakınlığı: "X kullanıcısı, A sanatçısını veya B içeriğini ne kadar beğeniyor? Y kullanıcısının favori sanatçıları/içerikleri nelerdir?"

Öğe (item) benzerliği: "A sanatçısı ve B sanatçısı ne kadar benzer? C içeriğine en çok benzeyen 10 içerik hangileridir?"

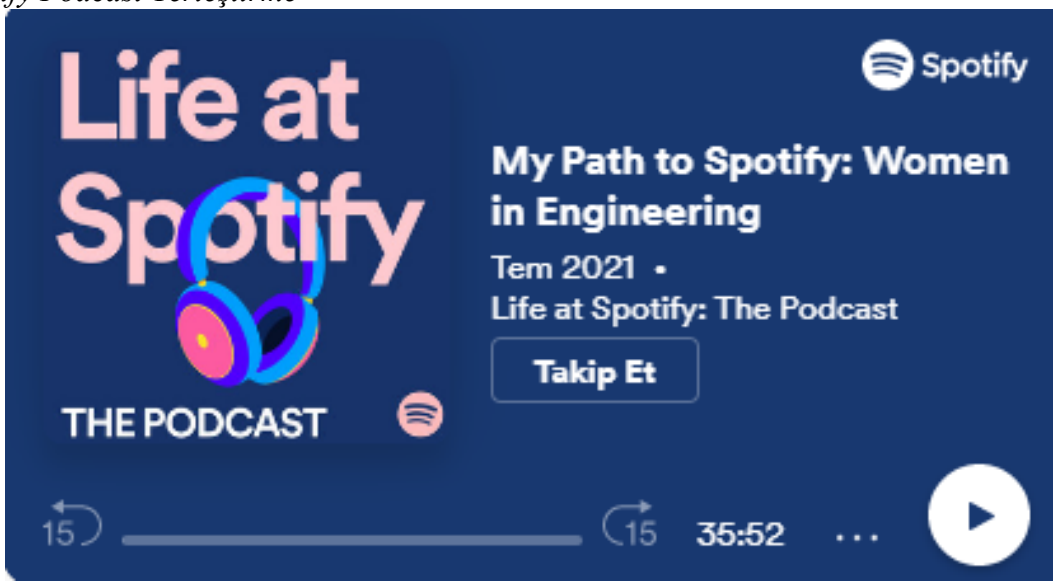
Öğe (item) kümeleme: "Bu 50 içerik/sanatçı ayrı gruplara nasıl ayrılır?"

5. Spotify Podcast

Spotify, kişilere kontrollerinde olan web siteleri üzerinden yerleştirmeler (embeds) özelliği sayesinde Spotify'da etkileşimli içerik paylaşmalarına yardımcı olmaktadır. Yerleştirme özelliğini kullanarak kişiler, web sitesinde kullanıcıların dinleyebileceği podcast, albüm veya başka ses içeriklerini ekleyebilmektedir (SpotifyForDevelopers, t.y., d). Başlangıçta birkaç satırlık HTML kodu isteyen web-player, sonrasında sisteme yerleştirilmek istenen podcast veya herhangi bir içerik bölümünün yüklenmesi ve paylaşıma açılmasıyla diğer kullanıcıların erişimine sunulmaktadır.

Şekil 50

Spotify Podcast Yerleştirme



Yerleştirilen podcastin arka plan rengi, yüksekliği ve genişliği geliştiriciler tarafından ayarlanabileceği gibi podcast bölümleri söz konusu olduğunda, özel bir başlangıç noktası ayarlayarak dinleyicilerin gösteride tanımlanan bir noktada dinlemeye başlaması da sağlanabilmektedir (SpotifyForDevelopers, t.y., e).

```
<ul id="episodes">
  <li>
    <button data-spotify-id="spotify:episode:7makk4oTQel546B0PZlDM5">
      My Path to Spotify: Women in Engineering
    </button>
  </li>
  <li>
    <button data-spotify-id="spotify:episode:43cbJh4ccRD7lzM2730YK3">
      What is Backstage?
    </button>
  </li>
```


<button data-spotify-id="spotify:episode:6I3ZzCxRhRkNqnQNo8AZPV">

Introducing Nerd Out@Spotify

</button>   (SpotifyForDevelopers, t.y., e)

Nitekim yukarıdaki Şekil 50'de gösterilen podcaste ait verilen kod parçacığı gibi pek çok işlemi yapmaya yarayan kodlar; geliştiricilerin erişimine sunularak açık kaynak kodlu sistemlerle geliştirilmeleri, değişik tasarımlara evirilmeleri ve ilgisi olan kişilerin erişebileceği şekillerde bulundurulmaları Spotify tarafından sağlanmaktadır. Platform bu sayede, hem dinamik bir yapı elde etme şansı bulmakta hem de algoritmalarının işlemesi gereken veri hacmini ve çeşitliğini artırmaktadır.

Görsel-İşitsel Medya Bağlamında Öneri Sistemlerine Yönelik Yasal Düzenlemeler

İnternetin düzenlenmesi ve muhtemel çevrim içi zararlar, siyasî kurumlar ve düzenleyici otoriteler açısından görsel-işitsel medya hizmetlerinde önemli konular arasında yer almaktadır. Çevrim içi zararlar, ifade özgürlüğüne saygı gösterilmesi gibi temel hak ve özgürlük hususları ile çevrili bir tartışma konusu olup bu tartışma; genellikle, çevrim içi platformlar tarafından barındırılan içeriğe odaklanmaktadır. Madalyonun diğer yüzünde, çevrim içi ortamlardaki içeriğin yayılmasında, platformlar tarafından algoritmik kişileştirmenin veya önermenin rolüne ve bu algoritmik sistemlerin oluşturduğu sorunlara daha az ilgi gösterilmiştir.

Bilindiği üzere kişiselleştirilmiş öneri sunabilmek için öneri sistemleri, kişisel verilere ihtiyaç duymaktadır. Çevrim içi kullanıcıların kişisel verilerini korumak için katı düzenlemeler hâli hazırda mevcut olup, bunlar teknolojideki en son gelişmelere ayak uydurmak için sürekli olarak güncellenmektedir (Vas, 2021). Fakat öneri sistemlerinin zararlı içerikleri yaymak için suiistimal edilmesinden ve bunun çevrim içi ortamlar vasıtasıyla sağlanan bilgi ölçeğinde tamamen yeni bir sorun ortaya çıkarması, düzenleyici otoriteleri yeni bir kavram ile karşı karşıya bırakmıştır: Dezenformasyon (yanıltıcı bilgi/haber) (Schwemer, 2021, s. 61).

Dünya genelinde görsel-işitsel medya hizmetlerini düzenleme hususunda ilk adımı atan ülke ABD olsa da 1980'li yılların sonlarında Avrupa Birliği daha kapsamlı yasal çalışmalara başlamıştır (Ergüney, 2020, s. 110). 1989 yılında, Sınır Tanımayan Televizyon Direktifi (Television Without Frontiers Directive) ile başlayan bu yasal süreçte; 1997 yılında revizyona uğramış, bunu takip eden zaman diliminde ihtiyaçlara daha fazla cevap verebilmesi amacıyla İleri Televizyon Standartları Direktifi (Advanced Television Standards Directive) gündeme gelmiş ve nihayetinde 2007 yılında Görsel-İşitsel Medya Hizmetleri Yönergesi/GİMHY (Audiovisual Media Services Directive/AVMSD) yayımlanmıştır. Anılan iki direktif de zaman içerisinde çeşitli sebeplerden ötürü değişikliklere maruz kalsa da teknolojideki hızlı gelişmelere cevap veremiyor oluşları, GİMHY'nin ortaya çıkmasını zorunlu hâle getirmiştir. Sınır Aşırı Televizyon Direktifi ve İleri Televizyon Standartları Direktifinde eksik kalan noktalardan en önemlisi, iletişim teknolojilerindeki ve medya mecralarındaki gelişmeler kapsamında ortaya çıkan ve yeni bir kavram olan "isteğe bağlı görsel-işitsel medya hizmetleri"ne ilişkin düzenlemelerdir. Son hâlini 14 Kasım 2018 tarihinde alan Yönerge, bugün Avrupa Birliğinde görsel-işitsel medya hizmetlerinin ana mevzuatı olarak yer almaktadır (EUR-Lex, 2018).

Geleneksel medyadan yeni medyaya dönüşüm, dijital dönüşüm, çevrim içi platformlar, kullanıcılar tarafından üretilen ve tüketilen kişiselleştirilmiş içerikler ile isteğe bağlı video ve ses gibi yenilikler, beraberinde medya hizmet sağlayıcılara hukuki sorumluluk getirerek hukuken düzenlenmesi gereken pek çok alanı da zaman içerisinde ortaya çıkarmıştır. GİMHY'nin düzenlenme sebepleri içerisinde de bahse konu alanların ortaya çıkışı etken olmuş ayrıca görsel-işitsel medya hizmetlerinin yalnızca kültürel değil aynı zamanda ekonomik hizmetler oluşu ve teknolojik gelişmeler ile değişen iş modelleri, ticari yayıncılığın finansmanı, kültürel ve dilsel çeşitlilik ve uygun rekabet şartlarının sağlanması gibi etmenler de medya endüstrisinde hukuki netliğin sağlanmasını gerektirmiştir (Alimoğlu Algan, 2021, s. 18).

Görsel-İşitsel Medya Hizmetleri Yönergesinde 2018 yılında yapılan değişiklikler, genel konuları kapsayacak şekilde görsel-işitsel hizmetlerin ve bağlantılı kavramların yorumlanmasına olanak sağlamaya dayanmaktadır (Greenberg, 2016). Yönergenin 2018 versiyonunda, diğerlerinden farklı olarak göze çarpan yeniliklerden birisi; yalnızca geleneksel televizyon mecrasının değil görsel ve işitsel tüm içerikleri düzenleme kapsamına alınmasıdır. Öyle ki, video klip veya kullanıcı tarafından oluşturulan içerik gibi yeni içerik türlerinin önem kazanması ile isteğe bağlı video hizmet sağlayıcılar ve video paylaşım platformları dâhil olmak üzere yeni aktörler de düzenleme kapsamına alınmıştır. Yönergenin

bu hâlinde, geleneksel televizyon yayınları "doğrusal" hizmet olarak ifade edilirken; kullanıcının aktif konuma geçtiği, internet mecrası gibi yeni iletişim teknolojileriyle desteklenen ve "isteğe bağlı yayın hizmeti" olarak adlandırılan yayınlar, "doğrusal olmayan" hizmetler şeklinde ifade edilmiştir (EUR-Lex, 2018, s. 36). Direktifte teknolojiden bağımsız uygulanabilir maddeler yer alsa da teknolojik gelişmeler göz önünde bulundurularak görsel-işitsel hizmetlerin, isteğe bağlı platformların ve bağlantılı kavramların dinamik şekilde yorumlanması gerekliliği; düzenlemelerin gelişen teknoloji karşısında işlevselliğini -göreceli olarak- kaybetmesi sonucu açıkça ortaya çıkmıştır.

Son yıllarda Avrupa Birliği, çeşitli otomasyon biçimlerine ve algoritmaların kullanımına daha fazla yoğunlaşmaya başlamış ve bunların düzenlenebilmesi için araştırmalar yapmıştır. Özellikle öneri sistemleri için Avrupa Komisyonu (AK)'nun yakın tarihli iki yasa teklifi [Aralık 2020'de Dijital Hizmetler Yasası (Digital Services Act/DSA) ve Nisan 2021'de Yapay Zekâ Yasası (Artificial Intelligence Act/AIA)], yüksek ilgi görmeye başlamıştır (Schwemer, 2021, s. 60). Kullandıkları araçlar kapsam olarak farklılık gösterse de hem DSA'nın hem de AIA'nın -doğrudan ve dolaylı olarak- öneri sistemlerinin çeşitli yönlerini düzenleyebileceği ve dolayısıyla öneri sistemlerinin sorumluluğunu etkilebileyeceği düşünülmektedir.

15 Aralık 2020'de Avrupa Komisyonu tarafından yönetmelik teklifi olarak sunulan DSA, öneri sistemlerinin AB'deki ilk yasal tanımını "çevrim içi platform tarafından, başlatılan bir aramanın sonucu da dâhil olmak üzere hizmetin alıcılarına belirli bilgileri çevrim içi arama yüzünde önermek için kullanılan tamamen veya kısmen otomatik bir sistem olarak ortaya koymak" şeklinde ifade etmektedir (Schwemer, 2021, s. 60). DSA taslak metni, 'çok büyük bir çevrim içi platformun' temel amacının "bilgiye erişimi kolaylaştırmak ve optimize etmek için çevrim içi ara yüzünde bilgiye öncelik verme ve sunma olduğunu" belirtmektedir.

AB yasa koyucularının görüşüne göre öneri sistemleri, alıcıların çevrim içi bilgi alma ve bilgiyle etkileşim kurma yeteneği üzerinde önemli bir etkiye sahip olabileceğinden ve belirli mesajların çoğaltılmasında, bilginin 'viral' olarak yayılmasında ve/veya yayılmasının tetiklenmesinde önemli roller oynadığından; DSA'nın, öneri sistemlerinin kullanımıyla ilgili belirli görevleri şart koşması gerektiği değerlendirilmektedir (Schwemer, 2021, s. 60). Dijital Hizmetler Yasası, aylık 45 milyon aktif kullanıcısı olan hizmet sağlayıcıları, "Çok Büyük Çevrim İçi Platform" (Very Large Online Platform/VLOP) olarak tanımlamıştır. Bazı görüşlere göre bu tanımlama, örneğin, 406 milyon aktif kullanıcısı olan Spotify'ı da yasa içine dâhil etmekteyken (Dredge, 2022); bazı görüşler tam tersini ifade ederek kullanıcı

yüklemelerine izin veren sosyal medya platformlarının (örneğin Twitter veya YouTube) DSA'nın durum tespiti yükümlülükleri kapsamına girdiğini belirtmektedir. Öyle ki Spotify veya Netflix gibi içeriğin veya bilgilerin platform tarafından sağlandığı hizmetlerin yasa teklifi kapsamına girmeyeceği değerlendirilmektedir (Schwemer, 2021, s. 61).

DSA taslak metnine eklenen yeni hükümler arasında yasa dışı içeriğin daha hızlı kaldırılması, kullanıcılara ve ilgili araştırmacılara algoritmaların nasıl çalıştığının açıklanması ve yanlış bilgilerin yayılmasına karşı daha katı önlemlerin alınması yer almaktadır. Taslak metinde yer alan diğer hükümlerde ise çocukların cinsel istismarı, teröre teşvik ve teknoloji şirketlerinin nefret söylemi gibi konular dikkati çekmektedir. Ayrıca, yasa dışı içeriklerin platformlarda dolaşımını engelleyecek mekanizma ve filtreleme sistemlerinin geliştirilmesi de planlanan yasada önem arz etmektedir (European Commission, 2022).

Dijital Hizmetler Yasasına ait, bu çalışma kapsamına giren ve önemli olduğu düşünülen bazı taslak düzenleyici maddeler aşağıda sunulmuştur (Stout, 2021; Article 19, 2021):

- Çok büyük çevrim içi platformlar (VLOP) ve arama motorları, bağımsız denetimler yoluyla gözetim de dâhil olmak üzere, riske dayalı önlemler alarak sistemlerinin kötüye kullanılmasını önleyecektir. Platformlar; dezenformasyon, kadınlara yönelik siber şiddet ve çevrim içi ortamda küçüklere verilen zararlar gibi riskleri azaltmalıdır. Bu önlemler, ifade özgürlüğünün kısıtlanmasına karşı dikkatli bir şekilde dengelenmeli ve bağımsız denetimlere tabi olmalıdır.
- Kural olarak bir platforma aboneliğin kolay olması kadar aboneliğin iptal edilmesi de kolaylaştırılacaktır.
- Büyük çevrim için platformlar, öneri algoritmalarının çalışma yapısını kullanıcılar için şeffaf hâle getirmek zorundadır. Kullanıcılara ayrıca "profil oluşturmaya dayalı olmayan" bir öneri sistemi seçeneği sunulmalıdır.
- Son dönemde Ukrayna'nın işgalinden ilham alınarak büyük platformların krizler sırasında yanlış bilgilendirme ile başa çıkmak için yeni stratejiler geliştirmesi gerekmektedir.
- Avrupa Komisyonu, çok büyük çevrim içi platformlar için birincil düzenleyici olurken, diğer platformlar kuruldukları "Üye Devletlerin" denetimi altında olacaktır. Komisyonun anti-tröst işlemleri kapsamında sahip olduğu yetkilere, bu devletlerin de benzer uygulama yetkileri olacaktır. Ulusal düzenleyiciler ve AK arasında, Avrupa Birliği çapında bir işbirliği mekanizması kurulacaktır.

GİMHY'nin aksine, Dijital Hizmetler Yasası ile platform sunucularının sorumluluğu arttırılırken platform hizmetlerinin ulaştığı kullanıcı çokluğu, küçük ve orta ölçekli platform

hizmet sunucularının ağır sorumluluklar altında ezilmemesi ve sunulan içeriklerin denetimi için kullanıcıya da etkin sorumluluk verilmesi gibi ölçütler eklenerek bu hususların detaylı düzenlendiği görülmektedir (European Commission, 2020). DSA'ya dönüşümü hızlandıran bir diğer önemli husus ise medya hizmet sağlayıcıları koruyan geçmiş düzenlemelerin işlevselliğini kaybetmiş olmasıdır (Smith, 2020, s. 11). Nitekim YouTube, Spotify ve Netflix gibi büyük boyutlarda video ve ses içeriği paylaşım hizmeti sağlayan platformların yeterli bütçe ve teknik alt yapıya sahip oldukları değerlendirildiğinde; bu platformlar, hukuki sorumluluk risklerini en aza indirmek için içerik denetim algoritmalarına yüklü yatırımlar yapmaktadır. Fakat bütçe ve teknik alt yapı sıkıntısı çeken mecralar için bu durumun mümkün olmadığı ve DSA gibi bir dış etmen tarafından getirilen güncel sorumlulukların kademeli olarak yapılması gerekliliğinin açık olduğu düşünülmektedir.

Avrupa Komisyonu, yapay zekânın Avrupa'nın geleceğini şekillendirmede oynadığı rolü ve önemi temel alarak yapay zekâyı, 21'inci yüzyılın en stratejik teknolojisi olarak kabul etmiştir (Di Noia et al, 2022). 21 Nisan 2021'de, AK, özellikle yapay zekâ sistemlerinin düzenlenmesi ile ilgili DSA'ya paralel bir yönetmelik önerisi olan "Yapay Zekâ Yasası"nı sunmuştur. Bu yasa ile öneri sistemlerinin adilliği, hesap verebilirliği ve şeffaflığı tartışma konusu olarak gündeme getirilmiştir.

Yapay zekâ algoritmalarının ve sistemlerinin geniş çapta benimsenmesi, yapay zekâya karşı sorumlu bir yaklaşımın tanımlanmasını ve gerçekleştirilmesini gerektirmektedir. Avrupa Komisyonu, yapay zekâ sistemlerinin adil, güvenli ve gizliliği koruyacak şekilde olmasını istemektedir (Schwemer, 2021).

AK'nın amacı, yapay zekâ için belirli riskleri belirleyecek, yüksek riskli uygulama alanları koleksiyonu sağlayacak, yüksek riskli alanlarda çalışan yapay zekâ sistemleri için gerekli olan özel gereksinimleri önerecek ve kullanıcılar için yükümlülükleri tanımlayacak yapay zekâ hakkında ilk kapsamlı yasal çerçeveyi sunmaktır (Di Noia et al, 2022). Yapay zekâ sistemleri için net ve küresel olarak kabul edilen bir sorumluluk tanımı hâlen geliştirilmemekle beraber muhtemel gelişiminde adalet, güvenlik, mahremiyet, açıklanabilirlik ve tekrar üretilebilirlik olması beklenmektedir.

Çevrim içi platformları denetleyen ve düzenleyen hukuki süreçlerin ne ölçüde gerçekleştirilebileceği ve bahsedilen yasaların uygulanma sürecinde ne tür sorunların yaşanacağı belirsizlik taşıyan konulardır. Bazı yazarlar, çevrim içi ortamların teknik açıdan (algoritmik) düzenlenmesinin bu alanda sınırlandırmalara sebep olacağını; dolayısı ile ifade özgürlüğü açısından sorunlara neden olacağını varsaymaktadır. Ayrıca bu yazarlar, dijital platformların büyüme hacimleri ile hem kullanıcılar hem de ülkeler için tehdit olma yolunda

hızla artan potansiyelleri olduğunu ve bu yasaların platformlara engel olamayacağını da ileri sürmektedir (Yeung, 2017).

Diğer taraftan yasal düzenlemeyi savunan bir grup da söz konusudur. Bu grup, düzenlemeler ile birlikte büyük teknoloji suiistimallerinin engellenebileceğini ve dijital platformların kontrolsüz şekilde büyümelerinin önüne geçilerek kullanıcılar ve ülkeler açsısından güvenli bir ortam oluşturulabileceğini düşünmektedir (Cobbe & Singh, 2022).

Nitekim öne sürülen düzenlemelerde tartışılan konu, genellikle "algoritma" odaklı olduğu için farklı içerik etkileşim biçimlerinin uygunluğuna ilişkin çalışmalar göz ardı edilmiştir. Konu ile ilgili yapılan araştırmalar derlendiğinde, önerilerin düzenlenmesinin tek başına yeterli olmayacağı ve internetle ilgili sorunları çözmeyeceği kanaati hâkimdir. Bu nedenle sorumlu öneri sistemi, ortaya çıkan sorunları ve 'çevrim içi zararları' ele almak ve platformların etkisini azaltmak için ihtiyaç duyulan geniş çalışma kitlesinin yalnızca bir parçası olarak görülmektedir. Sorunların çözümü için öne sürülen savlar rekabet hukukundan müdahaleler, âdemi merkeziyetçilik, eşler arası iletişim, veri yönetimine alternatif yaklaşımlar, kullanıcılar için daha güçlü korumalar, veri koruma gereksinimlerinin daha iyi uygulanması, kontrol ve denetim için yeni teknikler ve araçların geliştirilmesini içerebilir. Ayrıca olaylara, durumlara veya sorunlara daha bütünsel yaklaşma noktasında eğitimin önemi de yadsınamaz bir gerçektir. Nitekim bireylere eleştirel düşünme ve medya okuryazarlığının öğretilmesi dezenformasyon ve komplo teorileriyle mücadelede kilit rol oynayacaktır.

Türkiye'de ise internetin yaygınlaşan kullanımı ile birlikte ilk adımlar bazı suçların internet ortamında gerçekleşmesi durumu göz önünde bulundurularak 765 sayılı Türk Ceza Kanununa, (Mülga) 14/06/1991 tarihli ve 3756 sayılı Kanun'un 20'nci maddesi ile "Bilişim Alanında Suçlar" kısmı eklenmiştir. Daha sonra 5846 sayılı Fikir ve Sanat Eserleri Kanununda 1995 yılında yapılan değişiklik ile bilgisayar programları "eser" olarak nitelendirilerek bunlara yönelik suçlar da bahse konu Kanun kapsamında ele alınmıştır. 2000'li yıllara gelindiğinde 5651 sayılı İnternet Ortamında Yapılan Yayınların Düzenlenmesi ve Bu Yayınlar Yoluyla İşlenen Suçlarla Mücadele Edilmesi Hakkında Kanun, 23 Mayıs 2007 tarihinde yürürlüğe girmiştir.

Bu kısa mevzuat geçmişine yönelik özetten anlaşıldığı üzere internet ile ilgili düzenlemeler Türkiye'de daha çok ceza hukuku kapsamındaki düzenlemelerle başlamış, internet ortamında yapılan yayınların niteliği ve çerçevesi ile ilgili hukuki düzenleme yakın zamana kadar yapılmamıştır. Geçen tüm bu sürede, yürürlükte olan 5651 sayılı Kanun veya 6112 sayılı Kanun da medya hizmetlerinin internet ortamından sunulmasına yönelik

kapsayıcı düzenlemeler olmadığı için yetersiz ve ihtiyaca cevap verebilmekten uzak kalmıştır. Ayrıca internet ortamındaki medya faaliyetlerine bu kanunların ne kadar uygulanıp-uygulanamayacağı hakkındaki belirsizlik de uzun bir süre devam etmiştir. Nitekim günümüzde internet ile ilgili çalışma ve düzenlemelerden sorumlu kurum BTK iken internet ortamından hizmet veren görsel-işitsel medya hizmetlerine dair konularda yetkili kurum ise RTÜK olarak belirlenmiştir. Hukuki olarak ele alındığında, internet ortamından yapılan isteğe bağlı yayınların "internet ortamı" kavramından ötürü BTK'nın; "yayınlar" sebebiyle RTÜK'ün görev alanında değerlendirilmesi mümkündür. Fakat her iki kurumun da ilgili kanunlarında yer alan yetkilerinden dolayı kısıtlayıcı durumlar söz konusudur.

Türkiye'de gerek internetle gerekse yayıncılıkla ilgili olarak yıllar içinde yapılan yasal düzenlemelerin varlığından bahsetmek mümkün olsa da, yapılan bu düzenlemelerin kapsam, detay ve teknik açıdan uluslararası sözleşmeler ve temel hak ve özgürlükler bağlamında tüm ihtiyacı yeterince karşılayamadığını belirtmek yanlış olmayacaktır. Bu hususta yapılan en güncel düzenleme, BTK ve RTÜK ortak çalışmasıyla hazırlanan ve 01/08/2019 tarihli ve 30849 sayılı Resmî Gazetede yayımlanarak yürürlüğe girmiş olan Radyo, Televizyon ve İsteğe Bağlı Yayınların İnternet Ortamından Sunumu Hakkında Yönetmelik'tir. Yönetmelik, Türkiye'de internet ortamında yapılan yayınlar konusunda hazırlanan en detaylı ve güncel düzenleme olsa da sadece 24 maddeden oluşmaktadır. Öyle ki hâlihazırda uygulanmakta olan bu mevzuatta; henüz öneri algoritmaları ve sistemleri ile derin öğrenme, yapay zekânın kişiliği ve sorumluluğu gibi hususlar düzenlenmemiştir. Bu yönüyle ilgili düzenlemenin geliştirilmesi gerektiği açıktır.

Bahse konu yönetmeliğin ikinci maddesinin (b) bendinde yer alan "*Radyo, televizyon ve isteğe bağlı yayın hizmetlerini internet ortamından iletmeye özgülenmemiş platformlar ...*" hükmü, muğlak bir ifade olup hangi platformların RTÜK'ün denetimde olacağına dair bir netlik söz konusu değildir. Oysaki yasal düzenlemelerin "belirlilik" ve "hukuki güvenlik" ilkelerine göre yapılması; aksi durumların kamu otoritesinin sarsılmasına, kargaşaya ve yetki karışıklığına sebep olacağı aşikârdır. RTÜK'ün ilgili yönetmelikte bu duruma netlik kazandırması ve hangi yayınların denetime ve düzenlemeye tabi olacağını taraflara ve kamuoyuna bildirerek ivedilikle üzerinde çalışması gerektiği düşünülmektedir.

Yönetmelikteki aksaklıkların giderilmesi için medya sektörünün yanı sıra ilgili ve ilişkili hukuk ve bilişim birimleri de sürece dâhil edilerek düzenli görüşmeler yapılmalı; çağın son eğilimleri, alanında uzmanlar tarafından takip edilmeli; makul değişiklikler veya düzenlemeler yapılarak ortaya konacak yönetmeliğin dinamik bir yapıda olması sağlanmalıdır.

Avrupa Birliği Görsel-İşitsel Medya Hizmetleri Yönergesinin birçok farklı maddesinde yer alan "yeni iletişim teknolojileri" terimi, veri aktarım bant genişliği ve internet teknolojisinin gelişmesi ve genişlemesine bağlı olarak ortaya çıkmıştır. GİMHY, yeni iletişim teknolojilerinin sağladığı fırsatlardan yararlanmak ve kullanıcılara görsel-işitsel medya hizmetlerini etkin kullanmalarında seçenekler sunmak için yeni teknolojileri teşvik edici bir düzenleme çerçevesi oluşturma yoluna gitmiştir. 6112 sayılı Kanunun 37'nci maddesinin (j) bendi, GİMHY'ye uyum kapsamında bu konuyu düzenleme yoluna gitmiştir. Yeni teknolojilere bağlı olarak ortaya çıkan yeni yayın iletim yöntemleri bu kapsamda RTÜK'ün denetimine ve düzenlemesine tabi olmuş; bu tabilik RTÜK'e konu ile ilgili yönetmelik hazırlama ve bunu ilgililere sunma yetkisi vermiştir. Fakat Türkiye'de mevcut teknik alt yapı, çevrim içi platformların kullanım oranları, platformların kullanıcı sayısı ve geniş bant erişimi gibi faktörler göz önüne alındığında AB standartlarının gerisinde olunduğu değerlendirilmektedir. Bu durumda internet üzerinden yapılacak yayınların düzenlenmesi ve denetlenmesinden önce bu yayınların kullanıcılara veya tüketicilere ulaşmasına öncelik verilerek hem teknik alt yapının hem de ilgili pazarın geliştirilmesi gerekmektedir. Ayrıca denetim ve düzenleme kapsamına alınacak kavramların, teşebbüslerin veya kuruluşların tanımlama ve tespitinin doğru yapılmasının mevzuat kapsamının doğru belirlenmesini sağlayacağı ve bu yolla, hukuki güven ile belirliliğin yerine getirileceği değerlendirilmektedir.

Gelinen noktada internetin yaygın kullanımı, değişen ve gelişen teknolojik etmenler, çağa ayak uydurma çabaları gibi gelişmeler geleceği ön görülemeyen bir yeni dünyayı hızla oluşturmaya başlamıştır. Toplumların sosyoekonomik, kültürel ve eğitim düzeyleri düşünüldüğünde herkesin eşit şartlarda farkındalığa erişmiş olması beklenmemektedir. Dolayısı ile interneti sadece kişilerin özyönetimine bırakmak doğru bir yaklaşım değildir. Çünkü internet, sıkı denetimlerle, yasaklarla ve kurallarla yönetilecek bir alan da değildir.

Türkiye özelinde, düzenleyici ve denetleyici kurumlar; benzer yasal çalışmalar yapabilir veya AB tarafından hazırlanmış olan Dijital Hizmetler Yasası ile Yapay Zekâ Yasası ülkemize uyarlanabilir. Nitekim Çin, çevrim içi platformların denetlenmesinde "Algoritmik Öneri Teknolojisi" adında kendi ülkesine özgü çalışmalarda bulunmuştur (Higgins, 2022). Ülkemizde de benzer şekilde çevrim içi platformların denetlenmesi hususunda regülatif kurumlar, ifade ve haber alma özgürlüğünü kısıtlamayacak, dezenformasyon ile mücadele edecek, siber şiddeti engelleyecek, genel ahlakı gözetecek, küçükleri koruyacak ve kadına yönelik şiddeti özendirmeyecek şekilde millî ve manevi değerleri de gözeten düzenlemeler ortaya koymalıdırlar.

Hızla ilerleyen teknolojinin ve bilişim sistemlerinin getirmiş olduğu avantajlar, önemli ölçüde insan yaşamını kolaylaştırsa da var olan dezavantajları en aza indirmek ve toplumsal sükûneti sağlamak adına; algoritmik öneri sistemlerini kullanan platformlardan, yasalara ve düzenlemelere uyacak; sosyal ahlak ve etik değerleri gözetecek, ticari etik ve mesleki etik kurallarına uygun olacak; adalet, eşitlik, açıklık ve şeffaflık ile güvenirlik ilkelerine saygı gösterilecek ayrıca sosyal bölünme, bozulma ve diğer sorunlara yol açabilecek tartışmalara veya anlaşmazlıkları önleyici veya azaltıcı etkiye sahip olacak şekilde hizmetlerini sunmaları istenebilir. Öyle ki algoritmaların ve sistemlerin gelecek yıllarda daha yoğun bir şekilde kullanılacağı düşünüldüğünde, bu ilkeler, belirli hukukî düzenleme ile korunabilir.

Genel Değerlendirme

Çalışma kapsamında teze konu olan kavramlar açıklanmış, sebep sonuç ilişkileri kurulmuş, kavramlar arasındaki bağlantılar ortaya çıkarılmış ve nihayetinde üzerinde araştırma yapılacak ve elde edilen verilerin analizi sağlanacak olan Netflix ve Spotify'ın öneri algoritmaları incelenmiştir. Teknik detayları ayrıntılı bir şekilde sunulmaya çalışılan anılan platformlara ait bulgulara yer verildiği gibi bu bulgulara dair değerlendirmeler de sunulmuştur. Bahse konu platformlar kapsamında, toplanan verilerin analiz sonuçları itibarıyla isteğe bağlı hizmet veren video ve ses akış platformları hakkında genel bir değerlendirmede bulunulabilir. Kullanılan algoritmalar, sistem altyapı bileşenleri ve işlenen veri türleri her ne kadar platformlar arasında -göreceli olarak- farklılık gösterse de isteğe bağlı video veya ses platformlarının içerik sunma amacı, hedefi ve son kullanıcıya erişim yolları benzerdir.

Bu görüş ve düşüncelerden hareketle; isteğe bağlı video platformu olarak Netflix'i, isteğe bağlı ses/müzik platformu olarak Spotify'ı örneklem olarak ele alan bu çalışmanın bulgu ve yorumlarının, isteğe bağlı video ve ses hizmeti veren platformlar için bilgi verici ve yön gösterici olduğu; işbu tez çalışmasının gelecek araştırmalara ve çalışmalara kaynaklık edebilecek bir doküman ve alanında yazılmış ilk Türkçe eser olduğu değerlendirilmektedir.

Ele alınan isteğe bağlı medya hizmeti sunan platformlar hakkında ortak ve genel yorumlar ile platforma özgü -özel- yorumlamalar; çalışma boyunca anlatılagelen hususlar, bulgular ve belirmeler itibarıyla aşağıda sırasıyla sunulmuştur:

- Netflix ve Spotify'ın her ikisi de işbirlikçi filtreleme yöntemini kullanmaktadır. Sarwar ve arkadaşları (2001), birbirinden farklı öğe tabanlı algoritmaları analiz ederek

öğe-öğe benzerliğini hesaplamak için çeşitli teknikler kullanmıştır. Elde ettikleri bulguları, K-En Yakın Komşu Algoritması ile karşılaştırmışlar ve nihayetinde öğe tabanlı algoritmaların kullanıcı tabanlı algoritmalardan çok daha iyi performans gösterdiğini tespit etmişlerdir. Kişilerin beğenilerinin, geçmiş tercihlerinin ya da ilgili öğelere ait bilgilerin olduğu veri kümelerini işleme alan işbirlikçi filtreleme yöntemleri, öneri sistemlerinde kullanıcı ve öğe verilerini barındırdığı için sıklıkla tercih edilmiştir. Vektör tabanlı benzerlik hesaplama yöntemleri, istatiksel Bayes metotları ve korelasyon katsayılarına dayanan yöntemler, bu gibi veri kümelerinin barındığı veri tabanları üzerinde çalışan tekniklerdir. Breese, Heckerman ve Kadie (1998), yaptıkları çalışmada bu teknikleri karşılaştırmış ve en iyi performans sonucunu "Bayesian Ağların"dan almışlardır.

- İşbirlikçi filtreleme yöntemini kullanan her iki platformda da yeni sanatçıların, yeni içeriklerin ve yeni kullanıcıların sistemlerine eklenmesi veya popüler olmayan içeriklerin platformda yer alması, çeşitli sorunlara neden olmaktadır. "Soğuk başlangıç problemi" olarak ifade edilen bir sorun, işbirlikçi filtreleme yöntemini kullanan isteğe bağlı platformların çoğunda yaşanmaktadır. Çalışmanın muhtelif yerlerinde değinildiği üzere sorunun üstesinden gelme noktasında farklı görüşler ve yöntemler var olmakla birlikte "Hibrit Filtreleme Yöntemi "nin bahse konu sorunun çözümünde kolaylık sağlayacağı değerlendirilmektedir.
- Öneri sistemlerinde ki performansı belirleme kriterinin, çoğunlukla, veri boyutları ve öneri sisteminin ne kadar sürede kullanıcıya tahmin ürettiği ile ilgili olduğu tespit edilmiştir. Performans belirleme ölçüleri, bu değişkenleri temel alarak platformların başarısını ölçmektedir. Bir platform, karşı tarafa aktaracağı içeriği ne kadar küçük veri boyutlarında iletirse dağıtım hızının o kadar yüksek performansta olacağı görülmektedir.
- İzleme ve dinleme eylemlerindeki çeşitliliğin az olmasının öneri algoritmaları ile ilişkili olduğu gözlemlenmiştir. Öyle ki zaman içerisinde kullanıcıların içerik tüketimleri çeşitlendikçe öneri sistemi, algoritmik tüketimini azaltmakta ve içerik odaklı tüketim yerine kullanıcının kişiselleştirilmiş listelerine odaklı tüketime yönelmektedir.
- Özellikle, makine öğrenimi tekniklerini ihtiva eden algoritmalar, kişisel ve hassas veriler de dâhil olmak üzere çok büyük miktarda veriyi içerebilmekte ve işleyebilmektedir. Diğer taraftan, algoritmalar genellikle tasarımlarında ve davranışlarında karmaşık ve opaktır; bu da büyük miktardaki verilerin nasıl işlendiğini

bilmeyi ve bunların kontrol edilmesini zorlaştırmaktadır. Algoritmaların işlediği büyük verilerin tek başına göstermeyeceği hassas nitelikteki bilgilerin, kapsamlı veri analizleriyle ortaya çıkabileceği anlaşılmaktadır. Algoritmaların oluşturduğu sistemlerde organizasyon, tahmin, öneri veya karar verme desteği de dâhil olmak üzere daha önce insanlar tarafından gerçekleştirilen görevlerin yerini almak için algoritmalar giderek daha fazla uygulansa bile; bu sistemlerin amacı ve kullanışlığı, her zaman açık ve şeffaf bir şekilde karşı tarafa iletilmemektedir. Bu açıdan, algoritmik sistemlerin; belirli bir bağlamda (örneğin, veri koruma ve gizlilik) yasal gereklilikleri takip etme ve bu kurallara uyarken istenmeyen sosyal etkileri öngörme ve azaltma kapasitesine bağlı olarak denetlenebileceği düşünülmektedir.

- Pek çok ülkeden yüzlerce insanın erişim sağlayarak çalışmalarını paylaştığı ve yazılım geliştirdiği GitHub veya Reddit gibi web tabanlı servislerdeki araştırmacı ve geliştiricilere, isteğe bağlı video ve ses platformlarının uygulama programlama ara yüzlerini açık kaynak kodlarıyla açılması; büyük veri üzerinde daha ayrıntılı ve kapsamlı akademik çalışmaların yapılabilmesini mümkün hâle getirmektedir.
- Spotify öneri sistemi incelendiğinde, algoritmik ve algo-torial çalma listelerinin kullanıcıların dinleme alışkanlıklarından ziyade dinleme deneyimlerini değiştirdiği anlaşılmıştır. Sistem tarafından oluşturulan çalma listeleri, kullanıcıların yeni içerikler keşfetmesini sağlayabilirken aynı zamanda kullanıcıyla alakası olmayan, beklenmedik veya dinlemeyeceği içerikleri de ihtiva edebilmektedir. Nitekim kullanıcıların çoğunun Spotify'ın algoritmik ve algo-torial çalma listelerini genellikle tercih etmedikleri saptanmıştır. Kullanıcıların büyük bir kısmı, kendilerince oluşturdukları kişisel çalma listelerini dinlemeyi tercih etmektedir. Kişiselleştirilmiş içerikler, Spotify'ın algoritmik ve algo-torial çalma listeleri tarafından sunulsa da bireysel çalma listelerine beğendikleri içerikleri ekleyen kullanıcılar, zevk ve tercihleri ile alakası olmayan önerileri 'dışlayarak' çalma listelerini şekillendirmektedir.
- Spotify'dan içerik tüketimi yapıldığında; belirli bir şarkı, grup veya podcast arandığında; sevilen bir içerik bir kez daha oynatıldığında, çalma listesine belirli içerikler veya podcast bölümleri eklediğinde veya içerik bitmeden "İleri" tuşuna tıklandığında; BaRT algoritmasının arka planında kullanıcının neyi beğenip neyi beğenmediğini öğrenmeye çalıştığı bilinmektedir. Ayrıca BaRT algoritması, kişiler hakkında daha fazla bilgi öğrenmek için kişinin neyi sevip neyi sevmediğinin yanı sıra bunlara ait günün hangi saatinde, hangi günde veya yılın hangi zamanında olduğuna bağlı olarak içeriği beğenip-beğenmediğine yönelik çıkarımlarda da

bulunabilmektedir. Bu durumun BaRT için en önemli olduğu noktalardan biri şüphesiz kişilerin bilmedikleri ne tür içeriklerden de hoşlanabileceğini tespit ederek ihtiyaç duydukları anda yeni türe ait içeriği sunabilmektir. Öyle ki kullanıcı sonbahar mevsiminde, akşam saatlerinde duygusal içerikler dinlemeyi tercih ediyorsa hafif dinletiler içerik türü kişiye benzer bir zamanda öneri olarak sunulabilmektedir.

- ❖ Spotify'ın, sosyal medya hesapları aracılığıyla yalnızca kendi çalma listelerini tanıttığı bilinmektedir. Öyle ki bir 'Premium' kullanıcısı Spotify uygulamasını açtığında, sadece platform tarafından üretilen çalma listeleri öneri olarak sunulmaktadır.
- ❖ Spotify, öneri algoritmalarının çalışması için yeterli veri olmadığında soğuk başlangıç sorununun önüne geçebilmek amacıyla yeni kullanıcılarına sıklıkla editoryal çalma listelerini sunmaktadır. Kullanıcının dinleme alışkanlıklarına ve deneyimlerine dair bilgilerin toplanması ile sistem, kişiselleştirilmiş çalma listelerini hazırlayarak kullanıcıya sunabilmektedir.
- ❖ Spotify'ın "30 saniye kuralı" gereği, otuz saniyelik süreden daha az dinlenen (atlanan) içerikler öneri olarak kullanıcılara sunulmamaktadır. Kural itibarıyla, algoritmanın hassas ve net çalıştığının farkında olan içerik üreticileri, tercih edilmeyen (atlanan) içeriklerin öneri listelerinden çıkarıldığını bilmekte ve bu durum üreticileri, kurala takılmayacak ve kullanıcıların ilgisini daha uzun süre tutabilecek içerikler üretmeye yöneltmektedir.

Netflix öneri sistemini oluşturan farklı algoritmalar ile bu algoritmaların gelişim süreçleri ve sunmuş oldukları içerik listeleri, çalışmanın ilgili bölümlerinde detaylı olarak açıklanmış olup konuya dair bulgular ve yorumlar aşağıda özetlenmiştir:

- ❖ Netflix öneri sistemi, kullanıcılara yaşadıkları ülkeye göre yerel içerikler sağlamanın yanı sıra dizi, film ve belgesel gibi içeriklerin ön plana çıkması için yerel iletişim uygulamalarını da kullanmaktadır. Netflix, bu amaca yönelik kütüphanesinde barındırdığı içerikler için ülkelere özel reklamlar üretmektedir. Böylece yerelleşmiş içerikler sunan Netflix, küresel bir platform markası olmasının yanı sıra yerel bir platform olarak da kullanıcılarına hizmet verebilmektedir. Dünyanın dört bir yanında çeşitli ülkelere bu yolla içerik önerme hizmeti veren Netflix'in başarılı olduğu belirtilebilir. Platform, hizmet verdiği bir ülkenin yaşam tarzını ve kültürünü dikkate alarak içerik kataloğunda yer alan öğeleri; Facebook, Twitter ve YouTube gibi sosyal medya ortamlarında veya ilgili ülkenin ünlü dizi/film yıldızları aracılığıyla televizyonlarda izleyici ya da hedef kitleye sunmaktadır. Nihayetinde Netflix, hem isteğe bağlı video platformu olarak rekabetini ve etkinliğini sürdürmekte hem de

kullanıcıların izleme deneyimlerini ve isteklerini artıracak yöntemlerle veri toplama hacmini artırmaktadır.

- Netflix, üyelerine tekil bir hesap üzerinden beş farklı profil oluşturma imkânı vermekte ve her bir profil kullanıcısı, izleme deneyimlerine göre profillerini kişiselleştirmektedir. Her ne kadar tekil bir kullanıcı hesabının profil sayısı beşe kadar çıkarılabilse de çoğu zaman farklı tercih ve zevklere sahip kişiler, tek bir profil üzerinden izleme yapabilmektedir. Netflix öneri sistemi beş farklı profil için ise hane halkını (eş, çocuk, kardeş ve diğer kullanıcılar) temel alarak kişilere sunduğu önerilerin bir karışımını (birliğini) A/B testi yoluyla belirleyerek kullanıcılara sunmaktadır. Bir oturumda birden fazla kişi görüntüleme yaptığında doğru kişiye doğru içeriği sunma, doğru kişiden doğru verileri çekme ve iki veya daha fazla kişinin ortak beğenilerini tespit ederek içerik önerme hususlarında platformun öneri sisteminin zorlandığı değerlendirilmektedir.
- Çalışma kapsamında incelenen dokümanlarda, Netflix sayfa oluşturma sürecinin yeni ve tam olarak istenen düzeyde hazırlanmamış bir yapı olduğu tespit edilmiştir. Daha önceleri sayfa oluşturmak için A/B testlerini kullanan platform, tamamen kişiselleştirişmiş öneriler sunabilmek amacıyla bir algoritma geliştirmiş olsa da içerisinde sonsuz olasılık barındıran bu algoritmanın gelişimi henüz tamamlanmamıştır. İçerik kütüphanesinde yer alan öğeleri, her bir kişi için kişiselleştirilmiş bir şekilde sıralamayabilmek adına farklı ruh hâllerini, ihtiyaçları, bağlamları veya durumları ele alma süreci hâlen devam etmektedir.
- Netflix öneri sistemi; izleme geçmişi daha fazla ve dolayısı ile hakkında daha fazla verisi olan kullanıcılarda, tatmin edici içerik önerisi sunabilirken yeni aboneler için tavsiyeler yetersiz veya ilgisiz kalabilmektedir. Bu durumun nedeni, tahmin edileceği üzere, platforma yeni abone olan kullanıcı hakkındaki izleme ve kullanım verilerindeki eksikliktir. Örneğin PVR (Personalized Video Ranker) algoritması, daha önce izlenmemiş veya kütüphaneye yeni eklenen içerikleri öneri olarak sıralarken; daha uzun kullanım geçmişi olan mevcut kullanıcılara daha çok, yeni abonelere ise daha az göstermektedir. Aboneliğini yeni yaptıran kullanıcıların, bir aylık ücretsiz deneme süresine sahip olmalarından dolayı aboneliklerini iptal etme oranları nispeten daha yüksektir. Bu nedenle, Netflix tarafından yeni üyelere yönelik önerileri iyileştirmek, üyelerin katılımlarını sağlamak, kullanıcıları platformda tutma oranlarını artırabilmek ve daha iyi modeller ile sinyaller bulmak için çalışmaların veya iyileştirmelerin yapılmasının gerektiği değerlendirilmektedir.

- Netflix'in sahip olduğu Open Connect ve CDN yapısına ek olarak ağ bant genişliğini test edebilmek amacıyla geliştirilmiş farklı video kalitelerini farklı bağlantı hızları ile sunacak internet bağlantısı hız önerileri sağlayan bir algoritma da kullanmaktadır. Akış kalitesi, sunucu dağıtımlarıyla beraber makine öğrenimli istatistiksel analiz sistemleri ile de sağlanmaktadır.
- Platform tarafından kendi marka adıyla üretilen içerikleri de (originals) ihtiva eden içerik kütüphaneleri, bahse konu özgün içerikleri izlemek isteyen kişilerin platforma abone olmalarındaki güdülerden biri olup bu, bireylerin hızla birden fazla isteğe bağlı video platformuna abone olmasına neden olmaktadır. Abonelikten çıkmanın oldukça kolay olduğu bu iş modelinde, mevcut abonelikleri korumak ve yenilerini çekmek isteyen platformlar; daha fazla özgün içerik üretebilmek ve içerik kütüphanelerini daha da genişletebilmek adına adım atmanın yanı sıra sahip oldukları sistem alt yapılarına, yapay zekâ uygulamalarına ve öneri sistemlerine de yatırım yapmalarının isabetli olacağı değerlendirilmektedir.

BÖLÜM V

SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Sonuçlar

Bu tez, isteğe bağlı video ve ses akış platformlarda kullanılan öneri algoritmalarının çalışma prensipleri hakkında bilgi vermekte, bu algoritmaların kişiselleştirilmiş öneriler sunma noktasında aktif rollerini okuyuculara aktarmakta ve dijitalleşme ile kullanım oranları her geçen gün artan platformlar tarafından öneri sistemleri hakkında gelecekte neler yapılabileceğine ilişkin değerlendirmeler sunmaktadır. İnternet ortamında geçirilen zaman, imleç ve tıklama gibi kasıtlı/bilinçli eylemler ile tüketicilerin demografik özellikleri gibi verileri; dijitalleşme sayesinde işlenmekte ve farklı saikler için kullanılmaktadır. Bu kullanım alanlarından birisinin de isteğe bağlı akış hizmetleri (streaming services) olduğu bilinmektedir. İsteğe bağlı akış hizmetleri, literatürde genel olarak video ve ses olarak ikiye ayrılmakta ve bu hizmetler, genellikle abonelik tabanlı finansman yöntemi ile çalışmaktadır. Yapay zekâ, makine öğrenmesi ve kullanıcı verileri gibi parametreler aracılığı ile akış hizmetleri; abonelerin ilgili platforma bağlılıklarını artırmak, daha fazla zaman geçirilmesini sağlamak ve kar marjlarını artırabilmek adına öneri algoritmalarını (recommendation algorithms) kullanmaktadır.

İsteğe bağlı yayıncılık kavramı, bünyesinde pek çok farklı medya hizmet sağlayıcısını ihtiva etmektedir. Hizmet sağlayıcılar türleri, işleyişleri ve sundukları hizmetler bakımından farklılık gösterse de temelde; bireylere istedikleri zaman, istedikleri yerde, istedikleri içeriği dinleme veya izleme imkânı sunan sistemler olarak ortak bir paydada buluşmaktadır. İsteğe bağlı video ve ses hizmeti sunan sağlayıcılar hakkında genel bir çerçeve çizebilmek ve sonraki konular ile bir bağlam oluşturabilmek adına, isteğe bağlı video ve ses hizmeti veren Netflix ve Spotify örneklem olarak seçilmiş ve haklarında araştırma yapılmıştır. Araştırma yapılırken literatür taramasında konu ve kavramlar arasındaki ilişkiler göz önünde bulundurulmuş, birbirini takip eden süreçler sebep sonuç ilişkileri ile verilmiş ve meydana gelen değişimler gelişimleri ile tez boyunca aktarılmıştır.

Öneri algoritmaları, işleyiş ve çalışma prensipleri gereği bir mühendislik konusu olup tavsiye algoritmalarının ele alındığı bölümde ve ilgili başlıkların altında konu olabildiğince

teknik detayları içerecek şekilde verilmiştir. Literatür taranırken kullanıcı verileri, veri tabanları, iş akış diyagramları gözetilmiş ve gereken yerlerde kavramlar formülize edilmiştir. Mühendislik tabanlı konuların genellikle soyut kavramları içermesi hasebiyle konular, somutlaştırarak anlaşılır hâlde ifade edilmeye çalışılmıştır.

Öneri algoritmalarının kullanımı, beraberinde öneri sistemlerini oluşturmuş ve bu sistemler hemen hemen her alanda kullanılan bir yapı hâline gelmiştir. Öneri sistemlerinin sağlık, ticaret, eğitim, medya ve eğlence gibi alanlardaki seçimleri yönetilebilir kılmak için mevcut olan veri zenginliğini kullanmada önemli bir rol oynamaya devam edeceği; insanları, bu alanları değerlendirilmesi için en iyi birkaç seçeneğe etkin bir şekilde yönlendireceği ve kişilerin daha iyi kararlar almasını sağlayacağı öngörülmektedir. Ayrıca, öneri sistemlerinin uzun vadeli ürünlere, hizmetlere ve bilgiye erişimi demokratikleştirebileceğine dair bir inanç söz konusudur. Nitekim makinelerin çok daha büyük veri havuzlarından bilgi çekmesi ve bu bilgiler vasıtasıyla öğrenme konusunda insanoğluna göre daha iyi yeteneğe sahip olması, beşeri kapasitenin yetersiz kaldığı alanlar için faydalı tahminler yapmayı sağlamaktadır. Öyle ki bu durumun, öneri sistemlerini insan hayatındaki hemen her alanda karşısına çıkarmasına neden olabileceği değerlendirilmektedir.

Öneri algoritmaları kapsamında ve Netflix ile Spotify özelinde yapılan değerlendirmeler itibarıyla isteğe bağlı video ve ses platformları tarafından kullanılan öneri sistemlerinin genel hatlarıyla amaç ve faydaları aşağıda özetlenmiştir. Öneri algoritmaları;

- Platform kullanıcılarına/abonelerine; zevklerine, ilgilerine, izleme/dinleme geçmişlerine, izleme/dinleme deneyimlerine ve alaka düzeylerine göre içerik önerisi sunmaktadır.
- Temel olarak iktisadi teşebbüsler olan platformların kâr düzeylerini artırma noktasında katkı sağlamak üzere platformlara abone/kullanıcı bağlamaktadır.
- E-posta ve reklamlar vasıtasıyla platformlara trafik çekmektedir.
- Keşfedilmemiş video veya ses içeriklerinin tüketilmesine imkân sağlamaktadır.
- Platform üzerindeki iş yükünü azaltmaktadır.
- Raporlama yaparak hem kullanıcıların kendilerine daha çok hitap edecek içeriklere ulaşmasını sağlamakta hem de üreticilerin çalışma sistemlerinde hangi kısımlara yoğunlaşmaları gerektiğini aktarmaktadır.

İsteğe bağlı video ve ses hizmeti veren platformlar tarafından kullanılan öneri sistemleri, çeşitli türlerde birçok içeriği içeren devasa büyüklükteki medya kütüphanelerini tarayarak bu içeriklere ulaşmayı amaçlayan insan çabasını azaltmaktadır. Nitekim Netflix ve Spotify

örneklerinde görülmüştür ki bu sistemler, kullanıcıların ruh hâllerinden etkilendikleri gibi bireylerin ruh hâllerini etkileyecek öneriler de sunmaktadır.

Çevrim içi platformlar için algoritmik önerilerin tüketim çeşitliliği ile nasıl ilişkilendirildiğini anlamak temel problemlerden biridir. Pek çok araştırmacı bu soruna çözüm bulmak için yüksek kaliteli veri tabanları üzerinde öğe benzerliklerine dayanan çalışmalar yapmış ve bunlar arasındaki ayrımları yakalayan ölçüler kullanmıştır. Ölçüler, kullanıcı davranışının doğal özelliklerini tespit ederek bu durumun istikrarlı bir şekilde devam ettiğini göstermektedir. Platform kütüphanelerindeki içerik çeşitliliği ile temel kullanıcı metrikleri, bireyi aboneye dönüştürme ve aboneyi platformda tutma amaçları arasında büyük ölçüde bağlantılı olduğu tespit edilen bir diğer husustur. Video ve ses platformlarında çalışan öneri sistemleri, kısa vadede kullanıcılara beğenebilecekleri içerikleri tavsiye ederken -eş zamanlı olarak- uzun vadede ise abonelerin içerik alanlarını ve izleme/dinleme deneyimlerini keşfederek ilerleyen süreçte daha isabetli öneriler sunmaktadır.

Son tahlilde, literatür incelendiğinde; isteğe bağlı video ve ses hizmeti sunan platformlarda çalışan öneri sistemlerinde kullanılan algoritmalar hakkında yazılan/sunulan Türkçe kaynak sayısı sınırlıdır. Bu sınırlılığın getirmiş olduğu önemli bir sorun, konu ile ilgili ehemmiyetli olduğu düşünülen bazı kavramların, terimlerin veya ifadelerin Türkçeleştirilmesi sırasındaki anlam kayıplarıdır. Diğer taraftan özellikle isteğe bağlı ses platformları için örneklem olarak alınan Spotify'a dair incelemelerde karşılaşılan gerek Türkçe gerek yabancı kaynak kısıtlılığıdır. Anlatılagelen durumlar birlikte tefekkür edildiğinde, özellikle video ve ses hizmeti sağlayan platformlar tarafından kullanılan öneri sistemleri ve algoritmaları hakkındaki çalışmaların henüz 'olgunlaşma' safhasında olduğu değerlendirilebilir. Nitekim sosyal medya platformları ve arama motorları tarafından kullanılan öneri sistemleri ve algoritmaları üzerine yapılan çalışmalar, literatürde daha çok yer bulmuş ve hatta bunların regülasyonu ile ilgili tartışmalar başlamıştır. Video ve ses içeriği barındıran ve mevcut içerik kütüphanelerinden kullanıcılara içerik öneren platformlar kapsamında, bahsi geçen konunun araştırmalar için verimli bir alan olacağı ifade edilebilir.

Öneriler

Tezde ele alınan konu ve kavramlardan yola çıkılarak yapılan bulgu ve değerlendirmeler kapsamında sunulan öneriler ile gelecek çalışmalara yönelik tavsiyeler, aşağıda sıralanmıştır:

- Kullanıcı hakkında yeterli bilgi veya veriye sahip olmayan bir öneri sisteminin verimli bir şekilde çalışmaması sonucu ortaya çıkan soğuk başlangıç probleminin önüne geçebilmek adına, platforma yeni eklenen kullanıcıların demografik ve coğrafi konum gibi kişisel veri güvenliğini ihlal etmeyecek şekilde bireysel bilgileri platformlar tarafından kullanılabilir.
- Kullanıcılara ve öğelere yönelik alaka düzeylerine göre öneriler sunmak öneri sistemleri için faydalı olsa da uzun vadede içerik çeşitliliğinde yaşanan gelişmeler öneri sistemlerinde çıktı olmaktan ziyade girdi olarak kullanılmak üzere optimize edilmelidir. Nitekim 'salt' dram dizileri izleyen her kullanıcıya dram ve komedi, dram ve aksiyon veya dram ve korku gibi dram türünün yanı sıra alt tür olarak farklı bir türün de olduğu içeriklerin önerilmesi yerine ana türü ihtiva eden içerikleri önermek daha isabetli olacaktır. Bunun için içerik çeşitliliğine duyarlı öneri yöntemleri geliştirilmesi ihtiyacı ortaya çıkmaktadır.
- Spotify, kullanıcılara sunulacak öneri listelerini oluştururken hâli hazırda bir dizi farklı bilgi kaynağı ve algoritma kullanmaktadır. Fakat diğer algoritmalar tarafından yapılan önerilerden farklı olarak "aykırı değerleri" filtrelemek için de kullanılabilecek bir etki (yöntem, teknik vb.) gerekmektedir. İşbirlikçi filtreleme algoritmaları, Spotify'da sunacağı öneri listelerine; giriş parçaları, çıkış parçaları, cover şarkılar veya remiks içerikleri ekleme eğilimindedir. İşbirlikçi filtrelemenin yanı sıra ses tabanlı bir yaklaşım kullanıldığında, öneri listelerine yeni eklenecek içeriklerin kullanıcının dinleme eğilimlerine, zevk ve tercihlerine daha uygun bir şekilde filtreleme yapılabilecektir.
- Kullanıcıların dinleme geçmişine ve deneyimine göre şekillenen çalma listelerinde sunulan önerilerin, kişilerin zevk ve tercihlerine uygun olarak daha 'isabetli' bir şekilde üretilebilmesi amacıyla kullanıcı tarafından dinlenen müziklerin "içeriksel analizi" öneri algoritması tarafından yapılabilir. Buna göre abone tarafından beğenilen ve birden fazla dinlenen müzik içeriğinde kullanılan enstrümanlar, çalgılama, ritim, tempo, vokal, soundtrack, ses türü ve seviyesi gibi bazı metriklerin tespit edilmesi ve

bunların algoritmalar tarafından kullanılması; kullanıcının beğendiği içeriğe en yakın içeriği tavsiye etmedeki başarı oranını yükselteceği değerlendirilmektedir.

- Netflix gibi isteğe bağlı video içeriği sunan platformların çoğunda, kullanıcının veya abonenin izleme deneyimine ve alışkanlığına göre dizi, film ve belgesel gibi video içerikleri öneri olarak sunulmaktadır. İzleme alışkanlarına ve deneyimlerine göre bu içerikler sunulsa da öneri sistemi; abonenin hoşuna gitmeyen, kullanıcı tarafından görmezden gelinen veya olumsuz oylama/dönüş yapılan içerikler de tavsiye edebilmektedir. Platformlarda kullanıcıların içerik tercihlerinde bilinçli olma eğilimleri bu noktada önemlidir. "Platformda sunulan içerikleri gerçekten kişinin kendisi mi belirlemektedir?" sorusuna cevap aranmalıdır. Örneğin, kullanıcı savaş/şiddet içerikli yapımları beğenerek izlediğinde bir sonraki içerik önerisi, savaş/şiddet içermenin yanı sıra cinsellik veya komedi de içerebilmektedir. Fakat kullanıcının ilgisini bu tarz içerikler çekmemektedir. Bu gibi durumlarda kişi, izleme sürecini sonlandırmakta ve belki de beğenebileceği savaş/şiddet sahneleri olan bir içerikten uzaklaşmaktadır. Öneri algoritmaları ve sistemleri, yazılımsal bir etki ile içerik önerilerini kısıtlayarak kişilere ön seçim yaptırmak suretiyle bu tarz olumsuzlukların önüne geçebilir. Söz gelimi, "Önerilmeyecek içerik türleri" gibi bir platform ayarlama yoluyla/butonuyla kullanıcıların izlemek istemeyeceği içerik türleri, ön seçimle belirlenerek bu türleri ihtiva eden içerikler abonelere sunulmayacaktır. Böylece kişilerin izleme eylemleri -göreceli olarak- kesintiye uğramayacak, platformda geçirilen süre uzayacak ve aboneliğe bağlılık artabilecektir.
- Netflix, ülkelere özel olarak yerel temalı içerikler yapmakta ve bunları ilgili ülke abonelerine sunmaktadır. Platform, yayınladığı içeriklerde, yazılı ifadeler ile "yetişkinlik düzeyi, argo, şiddet" gibi içeriğin barındırdığı içerik düzeyi hakkında bilgi verse de Türkiye özelinde hizmet verdiği sürece; Radyo ve Televizyon Üst Kurulu tarafından belirlenen ve geleneksel medyada kullanımı zorunlu olan "Akıllı İşaretler"i içeriklerine yerleştirmesinin aile, çocuk ve gençlerin korunmasında ve toplumsal değerlere riayet etmede yardımcı olacağı öngörülmektedir. Binlerce farklı türde içeriğin olduğu platform kütüphanelerindeki bu işaret yerleştirmesi, kişisel kararların yeterince tarafsız olmayacağı düşünüldüğünde algoritmalar tarafından yapılmasının gerektiği değerlendirilmektedir. Nitekim Akıllı İşaret sembollerinin içerik kataloğunda editoryal sorumluluğu olan kişiler tarafından içeriklere yerleştirilmesinden ziyade; her bir işareti betimleyen özelliklerin ve tanımlamaların bir algoritma modeline eğitim verisi olarak öğretilmesi ve kataloğa eklenecek her yeni

içeriğe bu algoritmalar vasıtasıyla otomatik olarak işaret sembolü yerleştirilmesinin yapılabileceği düşünülmektedir. Diğer taraftan, Türkiye özelindeki düzenlemelere göre sunulan bu öneri, Dünya genelinde; RTÜK'ün görev ve sorumluluklarını üstlenen denetleyici ve düzenleyici kurumların belirlediği ilkelere göre diğer ülkelerdeki platformlar için uyarlanabilir olmalıdır.

- ❖ Nasıl çalıştıkları herkes tarafından bilinmediği için algoritmik sistemler, genellikle "kara kutular" olarak nitelendirilmektedir. Öyle ki, kendi kurallarını yeniden yazabilen makine öğrenimi algoritmaları söz konusu olduğunda; oluşan sistemler onları tasarlayan mühendisler için bile kara kutu hâline gelebilmektedir. Bu tür algoritmaların geniş kitlelere içerik sunan platformlarda kullanılması ve bu yönde kamusal yaşamı etkileyebilecek olması, algoritmik sistemlerin nasıl çalıştığının bilinmesi ve bu sistemlerin hesap verebilir hâle gelmesi hususlarında önem arz etmektedir. Bu itibarla, algoritma sistemlerinin "denetlenebilir" olması gerekmektedir. Nitekim bu denetimler ile teknolojinin vatandaşlar, kamu kurumları ve özel teşebbüsler için daha açıklanabilir, şeffaf, öngörülebilir ve kontrol edilebilir hâle gelmesi sağlanabilir. Ayrıca bu denetim mekanizması, algoritmik sistemlerin sorumluluk taşıyan ve hesap verebilir bir bilinç ile geliştirilmesine katkı sağlayabilir.
- ❖ Öneri algoritmalarının bireylerin tercih ve kararları, tüketim deneyimleri ve şekilleri üzerinde önemli bir etkisinin olduğu bilinmektedir. "Dijital iz" olarak bırakılan kişisel verilerin yanlış ve kasıtlı bir şekilde olumsuz yönde kullanılması, algoritmaların amaçlanandan öte çalışması ya da sistemlerin bireysel ve toplumsal olgulara farklı yönleri itibarıyla zarar vermesi; algoritma sistemlerinin dezavantajlı yanını ve mahremiyet, cinsiyet, ırk ve din gibi kavramlar üzerindeki zararlı sosyal etkilerini ifade etmektedir. Öyleyse, zaman içerisinde pek çok alanda yer alacak öneri algoritmalarının; kişisel verileri koruması, temel hak ve özgürlükleri sınırlandırmaması, bireylerin tüketim ve seçim tercihleri üzerinde "sanal zorlama" oluşturmaması ve nihayetinde olumsuz sosyal etkileri en aza indirmesi gerekmektedir. Bunun, algoritma oluşturan veya oluşturulmuş algoritmaları kullanan özel teşebbüsler, kamu kurum ve kuruluşları ile son kullanıcılar arasındaki mutabakatın güçlendirilmesiyle olacağı değerlendirilmektedir.
- ❖ Avrupa Birliği tarafından taslak olarak hazırlanan ve önümüzdeki günlerde yasalaşması beklenen Dijital Hizmetler Yasası ve Yapay Zekâ Yasası kapsamında çevrim içi platformlar tarafından kullanılan öneri sistemlerine yönelik yasal düzenleme, Türkiye özelinde de yapılabilir. Anılan yasaların öneri algoritmaları ile

ilgili maddelerinin RTÜK, BTK ve ilgili diğer kurum ve kuruluşlar tarafından ülkemiz mevzuatına ve şartlarına göre uyarlanması yoluyla düzenleme gerçekleştirilebilir.

Bu tez çalışmasında, Netflix ve Spotify örneklem olarak alınmış ve bu platformlar tarafından kullanılan öneri algoritmaları değerlendirilmiştir. İlerleyen çalışmalarda tekil olarak video veya ses içeriği sunan platformlardaki öneri algoritmaları detaylı olarak incelenebilir. Ayrıca, "Prime Video vs. Disney Plus" veya "Apple Music vs. Deezer" gibi video veya ses platformları tarafından kullanılan algoritmalar arasındaki farklılıkların tespit edildiği bir araştırma yürütülebilir. Öneri sistemlerinin açıklanabilir, şeffaf ve hesap verebilir olabilmesi için yapılabilecekler ile ilgili teknik ve hukukî değerlendirmeleri ihtiva eden veya içerik öneri kaynağı kendi kataloğu veya kütüphanesi olan platformlar tarafından kullanılan öneri sistemlerinin herhangi bir regülasyona tabi olup-olmayacağı hususunda çalışmalar yapılabilir. Son olarak öneri algoritmaları tarafından sunulan içeriklerin aboneler tarafından izlenip-izlenilmediği veya bu önerilerin dikkate alınıp-alınmadığına dair ankete dayalı bir kamuoyu araştırması yapılabilir.

KAYNAKLAR

03.03.2011 tarihli ve 27863 sayılı Resmî Gazetede yayımlanarak yürürlüğe giren 6112 sayılı Radyo ve Televizyonların Kuruluş ve Yayın Hizmetleri Hakkında Kanun. https://www.mevzuat.gov.tr/mevzuatmetin/1.5.6112.pdf, Erişim Tarihi: 18.10.2021

Adhikari, V., K., Guo, Y., Hao, F., Varvello, M., Hilt, V., Steiner, M. & Zhang, Z. (2012). Unreeling Netflix: Understanding and Improving Multi-CDN Movie Delivery. 2012 Proceedings IEEE INFOCOM, 1620-1628. DOI: 10.1109/INFCOM.2012.6195531

Adomavicius, G. & Tuzhilin, A. (2005). Toward the Next Generation of Recommender System: A survey of the state-of-the-art and possible extensions. IEEE Transactions on Knowledge and Data Enginering, 17 (6), 734-749. DOI: 10.1109/TKDE.2005.99

Adomavicius, G., Sankaranarayanan, R., Sen, S. & Tuzhilin, A. (2005). Incorporating Contextual Information in Recommender Systems Using a Multidimensional Approach. ACM Journals - ACM Transactions on Information Systems, 23 (1), 103-145. DOI: 10.1145/1055709.1055714

Akaydın, A. (2014). Değişen Televizyon Platformlarının İzleyiciye Sunduğu Seçenekler. Erciyes İletişim Dergisi, 3 (4), 18-24. DOI: 10.17680/akademia.v3i4.5000015881

Akbaş, Y. (2022). HBO Max'ten resmî açıklama: HBO Max Türkiye'ye gelecek mi?. Donanım Haber, https://www.donanimhaber.com/hbo-max-ten-aciklama-hbo-max-turkiye-ye-gelmeyecek--154315, Erişim Tarihi: 02.01.2023

Akçayol, M. A. & Utku, A. (2018). Tavsiye Sistemlerinde Büyük Verinin Kullanımı Üzerine Kapsamlı Bir İnceleme. Marmara Fen Bilimleri Dergisi, 4, 339-357. DOI: 10.7240/marufbd.440095

Aktaş, C. (2006). Türkiye'de Bilgisayar ve İnternet Kullanımı Yaygınlaştırılmasında İnternet Kafelerin Rolü. İstanbul Üniversitesi İletişim Fakültesi Dergisi, 0 (27), 5-15.

Alexandrescu, A. (2010). The D Programming Language. Boston: Addison-Wesley

Alimoğlu Algan, E. (2021). İnternet Yayıncılığı Çerçevesinde Görsel-İşitsel Medya Hizmetleri Direktifi ve Türkiye'de Uygulanması [Yüksek Lisans Tezi: İstanbul Bilgi Üniversitesi]

Allen, R. B. (1990). User Models: Theory, Method, and Practice. International Journal of Man-Machine Studies, 32 (5), 511-543. DOI: 10.1016/S0020-7373(05)80032-X

Altexsoft (2021). Recommender Systems: Behind the Scenes of Machine Learning-Based Personalization. https://www.altexsoft.com/blog/recommender-system-personalization/, Erişim Tarihi: 10.02.2022

Alvino, C. & Basilico, J. (2015). Learning a Personalized Homepage. Netflix Technology Blog, https://netflixtechblog.com/learning-a-personalized-homepage-aa8ec670359a, Erişim Tarihi: 21.04.2022

Amatriain, X. & Basilico, J. (2012). Netflix Recommendations: Beyond the 5 stars (Part 1). https://netflixtechblog.com/netflix-recommendations-beyond-the-5-stars-part-1-55838468f429, Erişim Tarihi: 22.04.2022

Amatriain, X. & Basilico, J. (2015). Recommender Systems in Industry: A Netflix Case Study. Ricci, F. et al (Ed.) Recommender Systems Handbook içinde, New York: Springer Science+Business Media, DOI: 10.1007/978-1-4899-7637-6_11

Amatriain, X. (2014). Recommender Systems - Collaborative Filtering and other approaches. https://de.slideshare.net/xamat/recommender-systems-machine-learning-summer-school-2014-cmu/17, Erişim Tarihi: 14.07.2022

Amazon Music (2021). Wikipedia içinde. https://en.wikipedia.org/wiki/Amazon_Music, Erişim Tarihi: 23.11.2021

Amazon Prime (2021). Wikipedia içinde. https://tr.wikipedia.org/wiki/Amazon_Prime, Erişim Tarihi: 13.12.2021

Anandhan, A., Shuib, L., Akmar Ismail, M. & Mujtaba, G. (2018). Social Media Recommender Systems: Review and Open Research Issues. IEEE Access, Vol. 6, 15608-15628. DOI: 10.1109/ACCESS.2018.2810062

Anderson, C. (2008). The Long Tail: Why the Future of Business is Selling Less of More. New York: Hyperion, 8-15.

Apple Music (2021). Wikipedia içinde, https://en.wikipedia.org/wiki/Apple_Music, Erişim Tarihi: 23.11.2021

Arık, A. O. (2020). Spotify Tavsiye Sistemi Nasıl Çalışıyor?. Medium.com, https://okanarik.medium.com/spotify-tavsiye-sistemi-nas%C4%B1l-%C3%A7al%C4%B1%C5%9F%C4%B1yor-75dc743ab0e1, Erişim Tarihi: 10.08.2022

Art of The Problem (2020). How Recommender Systems Work (Netflix/Amazon). https://www.youtube.com/watch?v=n3RKsY2H-NE, Erişim Tarihi: 27.02.2022

Article 19 (2021). EU: Regulation of recommender systems in the Digital Services Act. https://www.article19.org/resources/eu-regulation-of-recommender-systems-in-the-digital-services-act/, Erişim Tarihi: 15.08.2022

Arvas, İ. S. (2018). Türkiye'nin Radyo ile Tanışması ve Türk Telsiz Telefon Anonim Şirketi. International Journal of Cultural and Social Studies (IntJCSS), 4 (2), 406-428.

Atasoy, B. (2011). Muhteşem Yüzyıl'ın İnteraktif Çizgi Romanı: Zafer Yolunda. https://sosyalmedya.co/muhtesem-yuzyil-zafer-yolunda/, Erişim Tarihi: 01.12.2021

Aytekin, A., Sönmez Çakır, F., Yücel, Y. B. & Kulaözü, İ. (2018). Algoritmaların Hayatımızdaki Yeri ve Önemi. Avrasya Sosyal ve Ekonomi Araştırmaları Dergisi (ASEAD), 5 (7), 151-162

Azaria, A., Hassidim, A., Kraus, S., Eshkol, A. & Weintraub, O. (2013). Movie recommender system for profit maximization. AAAI Workshop - Technical Report. 121-128. DOI: 10.1145/2507157.2507162

Aziz, A. (1981). Televizyon ve Radyo Yayıncılığı (Giriş). Hiperlink Yayınları.

Badgers, H. (2021). WEB 1.0'dan WEB 4.0'a İnternetin Evrimi. https://nttdata-solutions.com/tr/local-blog/web-bir-sifirdan-web-dort-sifira-internetin-evrimi/, Erişim Tarihi: 02.12.2021

Balaganur, S. (2020). How Spotify's Algorithm Manages To Find Your Inner Groove. AIM, https://analyticsindiamag.com/how-spotifys-algorithm-manages-to-find-your-inner-groove/, Erişim Tarihi: 20.06.2022

Ballard, J. (2022). What is Connected TV?. https://www.orange142.com/blog/connected-tv/, Erişim Tarihi: 20.01.2022

Bambauer, D. E. & Risch, M. (2022). Worse Than Human?. Arizona State Law Journal, TPRC49: The 49th Research Conference on Communication, Information and Internet Policy Arizona Legal Studies Discussion Paper No. 21-22, 53 (0), 1091-1151.

Basile, P., Greco, C., Suglia, A. & Semeraro, G. (2019). Bridging the gap between linked open data-based recommender systems and distributed representations. Information Systems, Vol. 86, 1-8. DOI: 10.1016/j.is.2019.07.001

Basilico, J. (2014). Personalized Page Generation for Browsing Recommendations. https://www.slideshare.net/justinbasilico/personalized-page-generation-for-browsing-recommendations, Erişim Tarihi: 19.07.2022

Basillico, J. (2019). Recent Trends in Personalization: A Netflix Perspective. Slideslive, https://slideslive.com/38917692/recent-trends-in-personalization-a-netflix-perspective, Erişim Tarihi: 23.08.2022

Başlar, G. (2013). Yeni Medyanın Gelişimi ve Dijitalleşen Kapitalizm. Akademik Bilişim 2013 - XV. Akademik Bilişim Konferansı Bildirileri (s. 823-831)

Bauer, J. (2020). Recommender systems – part 3: Personalized recommender systems, ML and evaluation. https://www.btelligent.com/en/blog/personalized-recommender-systems/, Erişim Tarihi: 06.02.2022

BBC iPlayer (2021). Wikipedia içinde. https://en.wikipedia.org/wiki/BBC_iPlayer, Erişim Tarihi: 01.12.2022

Bellis, M. (2019). Edwin Howard Armstrong. https://www.thoughtco.com/edwin-howard-armstrong-1991244, Erişim Tarihi: 03.03.2022

Bellis, M. (2019). The History of Radio Technology. https://www.thoughtco.com/invention-of-radio-1992382, Erişim Tarihi: 26.12.2021

Bezen, Ş. (2014). Reco: Kullanıcı Davranışlarını ve Videoların Özelliklerini Kullanan Bir Hibrit Video Tavsiye Sistemi [Yüksek Lisans Tezi: Orta Doğu Teknik Üniversitesi]

Bhatt, S. (2019). Streaming Technology and the Entertainment Industry. The Attention Deficit: Unintended Consequences of Digital Connectivity içinde (s. 75-95). Palgrave MacMillan: Birleşik Krallık

Bilgi Teknolojileri ve İletişim Kurumu (2022). Türkiye Elektronik Haberleşme Sektörü Üç Aylık Pazar Verileri Raporu: 2022 Yılı 1. Çeyrek. https://www.btk.gov.tr/uploads/pages/pazar-verileri/uc-aylik-pazar-verileri-raporu-2022-1.pdf, Erişim Tarihi: 12.09.2022

Binark, M. (2009). Yeni Medya Çalışmalarında Yeni Sorular ve Yöntem Sorunu. Binark, M. (Der.), Yeni Medya Çalışmaları içinde (s. 21-44). Dipnot Yayınları

Bird, L. (2020). What are SVOD, TVOD, AVOD?. https://imagen.io/blog/what-are-svod-tvod-avod/, Erişim Tarihi: 11.12.2021

Bishop, C. M. (2006). Pattern Recognition and Machine Learning. New York: Springer, http://users.isr.ist.utl.pt/~wurmd/Livros/school/Bishop%20-%20Pattern%20Recognition%20And%20Machine%20Learning%20-%20Springer%20%202006.pdf

Bizzaco, M., Malcolm, D. & Kennemer, Q. (2021). What is Apple Music?. https://www.digitaltrends.com/mobile/what-is-apple-music/, Erişim Tarihi: 09.01.2022

Blanco-Fernandez, Y., Pazos-Arias, J. J., Gil-Solla, A., Ramos-Cabrer, M., Lopez-Nores, M., Garcia-Duque, J. vd. (2008). An MHP Framework to Provide Intelligent Personalized Recommendations About Digital TV Contents. Software-Practice and Experience, 38, 925-960. DOI: 10.1002/spe.855

Bobadilla, J., Ortega, F., Hernando, A. & Gutiérrez, A. (2013). Recommender systems survey. Knowledge-Based System, 46 (0), 109-132. DOI: 10.1016/j.knosys.2013.03.012

Bodo, Z. & Szilagyi, E. (2018). Connecting the Last.fm Dataset to LyricWiki and MusicBrainz. Lyrics-based experiments in genre classification. Acta Universitatis Sapientiae, Informatica, 10 (2), 158-182. DOI: 10.2478/ausi-2018-0009

Bolter, J. D. & Grusin, R. (2000). Remediation: Understanding New Media. MIT Press.

Bonini, T. & Gandini, A. (2019). "First Week Is Editorial, Second Week Is Algorithmic": Platform Gatekeepers and the Platformization of Music Curation. Social Media + Society, 5 (4). DOI: 10.1177/2056305119880006

Bozkurt, M. B. & İnan Acı, Ç. (2021). Öneri Algoritmalarının Film Önerme Problemi Üzerinde Karşılaştırılması: MovieLens Örneği. Bilgisayar Bilimleri ve Teknolojileri Dergisi, 2 (2), 36-42, e-ISSN: 2717-8579

Breese, J., Heckermen, D. & Kadie, C. (1998). Empirical Analysis of Predictive Algorithms for Collaborative Filtering. Microsoft Research, ArXiv, abs/1301.7363, 43-52

Breviglieri, P. (2020). last.fm Music Artist Recommendation Dataset. https://www.kaggle.com/general/168181, Erişim Tarihi: 23.02.2022

Büyüksağnak, M. (2021). The effect of Spotify playlists on the music consumption habits of music consumers [Yüksek Lisans Tezi: İstanbul Bilgi Üniversitesi]

Capital (2016). Netflix Türkiye'ye iki dev anlaşmayla girdi. https://www.capital.com.tr/sirket-panosu/sirket-panosu-haberleri/netflix-turkiyeye-iki-dev-anlasmayla-girdi, Erişim Tarihi: 13.12.2021

Carbone, S. (2021). Spotify vs. Pandora. https://www.soundguys.com/spotify-vs-pandora-36915/, Erişim Tarihi: 21.02.2022

Carterette, B. (2019). Music recommendation at Spotify. http://sigir.org/afirm2019/slides/16.%20Friday%20-%20Music%20Recommendation%20at%20Spotify%20-%20Ben%20Carterette.pdf, Erişim Tarihi: 15.06.2022

Chandler, N. (t.y.). How Spotify Works. https://electronics.howstuffworks.com/gadgets/audio-music/spotify3.htm, Erişim Tarihi: 14.06.2022

Chandrashekar, A., Amat, F., Basilico, J. & Jebara, T. (2017). Artwork Personalization at Netflix. Netflix Technology Blog, https://netflixtechblog.com/artwork-personalization-c589f074ad76, Erişim Tarihi: 20.04.2022

Chong, D. (2020). Deep Dive into Netflix's Recommender System. Towards Data Science (TDS), https://towardsdatascience.com/deep-dive-into-netflixs-recommender-system-341806ae3b48, Erişim Tarihi: 13.03.2022

Chua, R. (2019). A simple way to explain the Recommendation Engine in AI. https://medium.com/voice-tech-podcast/a-simple-way-to-explain-the-recommendation-engine-in-ai-d1a609f59d97, Erişim Tarihi: 11.01.2022

Clement, J. & Davies, P. (2020). Impact of Recommendation Engine on Video-sharing Platform - YouTube. Department of Science &Technology Bournemouth University. DOI: 10.13140/RG.2.2.15746.50882

Cobbe, J. & Singh, J. (2022). Regulating Recommending: Legal and Policy Directions for Governing Platforms. Verfassungsblog, https://verfassungsblog.de/roa-regulating-recommending/, Erişim Tarihi: 02.09.2022

Cockroft, A., Hicks, C. & Orzell, G. (2011). Lessons Netflix Learned from the AWS Outage. Netflix Technology Blog, https://netflixtechblog.com/lessons-netflix-learned-from-the-aws-outage-deefe5fd0c04, Erişim Tarihi: 16.08.2022

Costa, H. & Macedo L. (2013). Emotion-Based Recommender System for Overcoming the Problem of Information Overload. Communications in Computer and Information Science 365. DOI: 10.1007/978-3-642-38061-7_18

Covington, P., Adams, J. & Sargın, E. (2016). Deep Neural Networks for Youtube Recommendations. RecSys '16 September 15-19, 2016, Boston, USA. DOI: 10.1145/2959100.2959190

Curtin, M., Holt, J. & Sanson, K (2014). Distribution Revolution: Conversations about the Digital Future of Film and Television. California: University of California Press Davis. http://www.jstor.org/stable/10.1525/j.ctt6wqc5w

Cyanite (2021). How Do AI Music Recommendation Systems Work. https://cyanite.ai/2021/09/02/how-do-ai-music-recommendation-systems-work/, Erişim Tarihi: 20.02.2022

Çağıltay, K. (2015). Türkiye'deki İnternet'in Gelişim Süreci - 1993 sonrası. https://blog.metu.edu.tr/kursat/2015/02/05/turkiyede-internet-dunu-bugunu-yarini-1996-bolum-5/, Erişim Tarihi: 01.12.2021

Çaplı, B. (2002). Medya ve Etik. İmge Kitapevi.

Çuhadar, B. (2018). Dünyanın Hayranlığını Kazanan Sitenin Öyküsü. http://www.radikal.com.tr/hayat/dunyanin-hayranligini-kazanan-sitenin-oykusu-916276/, Erişim Tarihi: 09.01.2022

Deezer (2021). Wikipedia içinde. https://tr.wikipedia.org/wiki/Deezer, Erişim Tarihi: 24.12.2021

Demirci, G. (2012). Türkiye'ye İnternetin Gelişi ve Gelişimi. https://www.bilgiustam.com/turkiyeye-internetin-gelisi-ve-gelisimi/, Erişim Tarihi: 03.03.2022

Denli, İ. (2022). Netflix'in Başarısının Asıl Sırrı: Open Connect. https://www.webtekno.com/netflix-in-basarisinin-sirri-open-connect-h117823.html, Erişim Tarihi: 04.04.2022

Deshmukh, P. & Kale, G. (2018). Music and Movie Recommendation System. International Journal of Engineering Trends and Technology (IJETT), 61 (3), 178-181. DOI: 10.14445/22315381/IJETT-V61P229

Dhillon, I. S., Mallela, S. & Modha, D. S. (2003). Information-Theoretic Co-clustering. 9th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD '03), August 2023, Washington, DC, USA. 89-98. DOI: 10.1145/956750.956764

Di Noia, T., Tintarev, N., Fatourou, P. & Schedl, M. (2022). Recommender Systems Under European AI Regulations. Communications of the ACM, 65 (4), 69-73. DOI: 10.1145/3512728

Dieleman, S. (2014). Recommending music on Spotify with deep learning. https://benanne.github.io/2014/08/05/spotify-cnns.html, Erişim Tarihi: 04.06.2022

Dieleman, S., van der Oord, A. & Schrauwen, B. (2013). Deep content-based music Recommendation. Burges, C. J. et al (Ed.) Advances in Neural Information Processing Systems 26 (NIPS 2013) içinde, Paper ID: 1239

Dikmen, E. Ş. (2017). Türkiye'de Televizyon Yayıncılığının Dönüşümü: Sosyal TV Yayıncılığı. Gümüşhane Üniversitesi İletişim Fakültesi Dergisi, 5 (1), 425-448

Disney+ (2021). Wikipedia içinde. https://tr.wikipedia.org/wiki/Disney%2B, Erişim Tarihi: 15.12.2021

Dişken, G. & İbrikçi, T. (2014). Mel-Frekans Kepstral Katsayıları ve Dinamik Zaman Bükmesi Yöntemi Kullanılarak Konuşma-Dışı Seslerin Tanınması, IEEE Explore. https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?arnumber=7130277, Erişim Tarihi: 16.09.2022

Dobransky, M. (2021). OTT 101: The History and Future of OTT Streaming. https://www.conviva.com/the-history-and-future-of-ott-streaming/, Erişim Tarihi: 10.12.2021

Doğanay, S. (2019). Netflix Algoritması Nasıl Çalışıyor?. https://www.sertacdoganay.com/netflix-algoritmasi/, Erişim Tarihi: 08.03.2022

Dokuz Eylül Üniversitesi Bilgi İşlem Dairesi (2021). ULAKNET Kullanımı Politikası. https://bid.deu.edu.tr/wp-content/uploads/2021/07/ulaknet_kullanimi_politakasi.pdf, Erişim Tarihi: 01.12.2021

Dragone, P., Mehrotra, R. & Lalmas, M. (2019). Deriving User -and Content- specific Rewards for Contextual Bandits. The World Wide Web Conference (WWW '19), May 2019, San Francisco, USA. DOI: 10.1145/3308558.3313592

Dredge, S. (2022). Europe's Digital Services Act includes 'recommender' rules. Music:)ally, https://musically.com/2022/04/25/europes-digital-services-act-includes-recommender-rules/, Erişim Tarihi: 15.08.2022

Durmaz, A. O. (2019). Sesin Öznitelik Çıkarımı - Librosa. Medium, https://medium.com/datarunner/librosa-9729c09ecf7a, Erişim Tarihi: 16.09.2022

Eadicicco, L. (2016). Here's Spotify's Latest Move to Fight Apple Music. Time, https://time.com/4440608/spotify-new-feature-release-radar/, Erişim Tarihi: 12.06.2022

EasyToFix (t.y.). Spotify Algoritması Nasıl Çalışır?. https://easytofix.net/tr/spotify-algoritmasi-nasil-calisir-detailed-information, Erişim Tarihi: 19.06.2022

Ebonadonna (2012). Last.fm – Music Recommendation incorporating social network ties and collaborative filtering. https://blogs.cornell.edu/info2040/2012/09/20/last-fm-music-reccomendation-incorporating-social-network-ties-and-collaborative-filtering/, Erişim Tarihi: 23.02.2022

Echelon Studios (2021). History of Video on Demand (VOD). https://echelonstudios.us/index.php/video-on-demand/, Erişim Tarihi: 10.12.2021

Ekstrand, M. D., Riedl, J.T. & Allen, J. A. (2021). Collaborative Filtering Recommender Systems. Foundation and Trends(r) in Human-Computer Interaction, 4 (2), 81-173. DOI: 10.1561/1100000009

Elahia, M., Riccib, F. & Rubensc, N. (2016). A Survey of Active Learning in Collaborative Filtering Recommender Systems. Computer Science Review, 20, 29-50. DOI: 10.1016/j.cosrev.2016.05.002.

Emami, M., Etemadi, V. & Bushehrian, O. (2016). A component-based content distribution network architecture in cloud environments. 2nd International Conference on Knowledge-Based Engineering and Innovation (KBEI), 330-335. DOI: 10.1109/KBEI.2015.7436067

Ergüney, M. (2020). RTÜK'ün İnternet Denetimi: İlgili Mezvuat Üzerine Bir Değerlendirme. AJIT-e: Bilişim Teknolojileri Online Dergisi, 11 (41), 96-122. DOI: 10.5824/ajite.2020.02.005.x

Eriksson, M., Fleischer, R., Johansson, A., Snickars, P. & Vonderau, P. (2019). Spotify teardown inside the black box of streaming music. London: The MIT Press Cambridge.

Eticas Foundation (2022). Bart, Spotify's Personalised Recommendation Algorithm. https://eticasfoundation.org/bart-spotifys-personalised-recommendation-algorithm/, Erişim Tarihi: 04.06.2022

EUR-Lex (2018), Directive (EU) 2018/1808 of the European Parliament and of the Council of 14 November 2018 amending Directive 2010/13/EU on the coordination of certain provisions laid down by law, regulation or administrative action in Member States concerning the provision of audiovisual media services (Audiovisual Media Services Directive) in view of changing market realities. Access to European Union Law, https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/PDF/?uri=CELEX:32018L1808&from=EN, Erişim Tarihi: 14.09.2022

European Commission (2022). Questions and Answers: Digital Services Act. Press corner, 20 Mayıs 2022, Brüksel, https://ec.europa.eu/commission/presscorner/detail/en/QANDA_20_2348, Erişim Tarihi: 17.08.2022

European Commission (2020). The Digital Services Act: ensuring a safe and accountable online environment. https://ec.europa.eu/info/strategy/priorities-2019-2024/europe-fit-digital-age/digital-services-act-ensuring-safe-and-accountable-online-environment_en, Erişim Tarihi: 14.09.2022

Every Noise (t.y.). Every Noise at Once, https://everynoise.com/, Erişim Tarihi: 05.06.2022

Fayyaz, Z., Ebrahimian, M., Nawara, D., Ibrahim, A. & Kashef, R. (2010). Recommendation Systems: Algorithms, Challenges, Metrics, and Business Opportunities. Applied Sciences, 10 (21), DOI: 10.3390/app10217748

Feldmann, V. (2005). Leveraging Mobile Media: Cross-Media Strategy and Innovation Policy for Mobile Media Communication. Germany: Physica-Verlag Heidelberg.

Fizy (2021). Wikipedia içinde. https://tr.wikipedia.org/wiki/Fizy, Erişim Tarihi: 25.12.2021

Funk, S. (2006). Netflix Uptade: Try this at home. https://sifter.org/~simon/journal/20061211.html, Erişim Tarihi: 23.04.2022

Gannes, L. (2009). YouTube Changes Everything: The Online Video Revolution. Gerbarg, D. (Ed.), Television Goes Digital: The Economics of Information Communication and Entertainment içinde New York: Springer. DOI: 10.1007/978-0-387-79978-0_3

Gaw, F. (2021). Algorithmic logics and the construction of cultural taste of the Netflix Recommender System. Media, Culture and Society, 44, 706-725. DOI: 10.1177/01634437211053767

Gelmez, B. (2021). AB Testi Nedir?. Drupart, https://drupart.com.tr/blog/ab-testi-nedir, Erişim Tarihi: 16.09.2022

Germain, A. & Chakareski, J. (2013). Spotify Me: Facebook - assisted automatic playlist generation. 2013 IEEE 15th International Workshop on Multimedia Signal Processing (MMSP), 025-028. DOI: 10.1109/MMSP.2013.6659258

Gershgorn, D. (2019). How Spotify's Algorithm Knows Exactly What You Want to Listen To?. https://onezero.medium.com/how-spotifys-algorithm-knows-exactly-what-you-want-to-listen-to-4b6991462c5c, Erişim Tarihi: 10.02.2022

Gershgorn, D. (2019). How Spotify's Algorithm Knows Exactly What You Want to Listen To. OneZero, https://onezero.medium.com/how-spotifys-algorithm-knows-exactly-what-you-want-to-listen-to-4b6991462c5c, Erişim Tarihi: 15.06.2022

Gibs, J. (2008). The New Screen For Video. Gerbarg, D. (Ed.), Television Goes Digital: The Economics of Information Communication and Entertainment içinde, New York: Springer. DOI: 10.1007/978-0-387-79978-0_3

GitHub (t.y., a). Netflix / Vectorflow. https://github.com/Netflix/vectorflow, Erişim Tarihi: 29.04.2022

GitHub (t.y., b). Netflix / Surus. https://github.com/Netflix/Surus/commit/05659af43697f6dae5743fd0a1931c210757e1e7, Erişim Tarihi: 26.05.2022

GitHub (t.y., c). Netflix / Surus. https://github.com/Netflix/Surus, Erişim Tarihi: 26.05.2022

GitHub (t.y., d). Netflix / Surus. https://github.com/Netflix/Surus/blob/master/src/test/java/org/surus/pig/RAD_Test.java, Erişim Tarihi: 26.05.2022

GitHub (t.y., e). Netflix Open Source Platform. https://github.com/Netflix, Erişim Tarihi: 26.05.2022

GitHub (t.y., f). Netflix Inc. https://github.com/orgs/Netflix/repositories, Erişim Tarihi: 26.05.2022

GitHub (t.y., g). Netflix Inviso. https://github.com/Netflix/inviso/blob/master/README.md, Erişim Tarihi: 27.05.2022

GitHub (t.y., h). Netflix Lipstick. https://github.com/Netflix/Lipstick/blob/master/README.md, Erişim Tarihi: 27.05.2022

GitHub (t.y., i). Netflix Aegisthus. https://github.com/Netflix/aegisthus, Erişim Tarihi: 27.05.2022

GitHub (t.y., k). Spotify. https://github.com/spotify, Erişim Tarihi: 15.06.2022

GitHub (t.y., l). Spotipy. https://github.com/plamere/spotipy, Erişim Tarihi: 14.06.2022

Gomez-Uribe, C. A. & Hunt, N. (2015). The Netflix Recommender System: Algorithms, Business Value and Innovation. ACM Transactions on Management Information Systems (TMIS), 6 (4), 1-19. DOI: 10.1145/2843948

Good, N., Schafer, J. B., Konstan, J. A., Borchers, A., Sarwar, B., Herlocker, J. & Riedl, J. (1999). Combining Collaborative Filtering with Personal Agents for Better Recommendations. Conference: Proceedings of the Sixteenth National Conference on Artificial Intelligence and Eleventh Conference on Innovative Applications of Artificial Intelligence, July 18-22, USA: American Association for Artificial Intelligence, 439-446.

Götting, M. C. (2022a). Number of Spotify ad-supported monthly active users (MAUs) worldwide from 1st quarter 2015 to 3rd quarter 2022. Statista, https://www.statista.com/statistics/813787/spotify-ad-supported-monthly-active-users/, Erişim Tarihi: 02.01.2023

Götting, M. C. (2022b). Number of Spotify premium subscribers worldwide from 1st quarter 2015 to 3rd quarter of 2022. Statista, https://www.statista.com/statistics/244995/number-of-paying-spotify-subscribers/, Erişim Tarihi: 02.01.2023

Greenberg, B. A. (2016). Rethinking Technology Neutrality. Legislation & Statutory Interpretation eJournal, 1495-1562. Corpus ID: 155196874

Gunawan, A., A., Suhartono, D. & Adiyansjah (2019). Music Recommender System Based on Genre using Convolutional Recurrent Neural Networks. Procedia Computer Science, Vol. 157, 99-109. DOI: 10.1016/j.procs.2019.08.146

Guo, G. (2013). Integrating Trust and Similarity to Ameliorate the Data Sparsity and Cold Start for Recommender Systems. RecSys '13: Proceedings of the 7th ACM conference on Recommender systems içinde, New York: Computing Machinery, 451-454. DOI: 10.1145/2507157.2508071

Gustavsson, N. (2013). What is Spotify's architecture?. Quora, https://www.quora.com/What-is-Spotifys-architecture, Erişim Tarihi: 15.06.2022

Güz, N. (2012). Televizyon Yayıncılığının Tarihi. İletişim Tarihi ve Psikolojisi.

Hafner, K. (2006). And if You Liked the Movie, a Netflix Contest May Reward You Handsomely. The New York Times: Technology, https://www.nytimes.com/2006/10/02/technology/02netflix.html, Erişim Tarihi: 08.04.2022

Hallinan, B. & Striphas, T. (2016). Recommended for you: The Netflix Prize and the production of algorithmic culture. New Media & Society, 18 (1), 117-137. DOI: 10.1177/1461444814538646

Han, B., Rho, S., Jun, S. & Hwang, E. (2010). Music emotion classification and context-based music recommendation. Multimedia Tools Applications, 47 (3), 440-460. DOI: 10.1007/s11042-009-0332-6

Hardesty, L. (2019). The History of Amazon’s Recommendation Algorithm. https://www.amazon.science/the-history-of-amazons-recommendation-algorithm, Erişim Tarihi: 27.01.2022

Hart, J. A. (2004). Technology, Television and Competition: The Politics of Digital TV. New York: Cambridge University Press. DOI: 10.1017/CBO9780511490941

HBO Max (2022). Wikipedia içinde. https://en.wikipedia.org/wiki/List_of_HBO_Max_original_programming, Erişim Tarihi: 08.03.2022

Herlocker, J. L., Konstan, J. A., Terveen, L. G. & Riedl, J. T. (2004). Evaluating Collaborative Filtering Recommender Systems. ACM Transaction on Information Systems, 22 (1), 5-53. DOI: 10.1145/963770.963772

Higgins, B., Wm. (2022). China’s Regulation of Internet Recommender Systems: What U.S. Companies Should Know. BlankRome, https://www.blankrome.com/publications/chinas-regulation-internet-recommender-systems-what-us-companies-should-know, Erişim Tarihi: 02.09.2022

Hinkle, D. (2021). How Streaming Services Use Algorithms. https://amt-lab.org/blog/2021/8/algorithms-in-streaming-services, Erişim Tarihi: 13.03.2022

Hodgson, T. (2021). Spotify and the democratisation of music. Popular Music, 40 (1), 1-17. DOI: 10.1017/S0261143021000064

Hong-Xia, W. (2019). An Improved Collaborative Filtering Recommendation Algorithm. 4th IEEE International Conference on Big Data Analytics (ICBDA), 431-435. DOI: 10.1109/ICBDA.2019.8713205

Huang, Y., Cui, B., Jiang, J., Hong, K., Zhang, W. & Xie, Y. (2016). Real-time video recommendation exploration. SIGMOD '16: Proceedings of the 2016 International Conference on Management of Data, 35-46. DOI: 10.1145/2882903.2903743

Hui, B., Zhang, L., Zhou, X., Wen, X. & Nian, Y. (2022). Personalized Recommendation System Based on Knowledge Embedding and Historical Behavior. Applied Intelligence, 52, 954-966. DOI: 10.1007/S10489-021-02363-W

Hulu (2021). Wikipedia içinde. https://tr.wikipedia.org/wiki/Hulu, Erişim Tarihi: 15.12.2021

Ichi.Pro (t.y.). Netflix'in Öneri Sistemine Derinlemesine Dalın, https://ichi.pro/tr/netflix-in-oneri-sistemine-derinlemesine-dalin-57277795941192, Erişim Tarihi: 07.04.2022

Inoue, M., Takenouchi, H. & Tokumaru, M. (2016). Music Recommendation System Improvement Using Distributed Genetic Algorithm. 2016 Joint 8th International Conference on Soft Computing and Intelligent Systems (SCIS) and 17th International Symposium on Advanced Intelligent Systems (ISIS), 627-630. DOI: 10.1109/SCIS-ISIS.2016.0136

Isinkaye, F. O., Folajimi, Y. O. & Ojokoh B. A. (2015). Recommendation Systems: Principles, Methods and Evaluation. Egyptian Informatics Journal, 16 (3), 261-273. DOI: 10.1016/j.eij.2015.06.005.

Jeckmans, A., Beye, M., Erkin, Z., Hartel, P., Lagendijk, R. & Tang, Q. (2013), Privacy in Recommender Systems. Ramzan, N. vd. (Ed). Social Media Retrieval içinde, London: Springer, 263-281. DOI: 10.1007/978-1-4471-4555-4_12

Johnston, C. (2012). Netflix Never Used Its $1 Million Algorithm Due To Engineering Costs. shttps://www.wired.com/2012/04/netflix-prize-costs, Erişim Tarihi: 20.07.2022

Jones, M. (2022). Spotify’s Algorithm Explained. Bipper Media, https://bippermedia.com/spotifys-algorithm-explained/, Erişim Tarihi: 01.06.2022

JSON (2022). Wikipedia içinde, https://tr.wikipedia.org/wiki/JSON, Erişim Tarihi: 16.09.2022

Kara, M (2016). Doğan Grubu BluTV ile Türkiye’de Netflix’e rakip oluyor. https://web.archive.org/web/20160220090955/https://webrazzi.com/2016/02/19/dogan-grubu-blutv-ile-turkiyede-netflixe-rakip-oluyor/, Erişim Tarihi: 15.11.2021

Karataş, A. B. (2022). Disney Plus, Türkiye'nin En Çok İzlenen Dijital Platformu Olmaya Çok Yaklaştı: İşte Güncel Abone Sayısı. Webtekno, https://www.webtekno.com/disney-plus-turkiye-guncel-abone-sayisi-h126838.html, Erişim Tarihi: 12.09.2022

Keck, C. (2021). A Look Under The Hood of the Most Successful Streaming Service on the Planet. The Verge: Entertainment, https://www.theverge.com/22787426/netflix-cdn-open-connect, Erişim Tarihi: 15.08.2022

Khosrow-Pour, M. (2007). Dictionary of Information Science and Technology. Michigan: Idea Group Reference.

Kırmemiş, Ö. (2008). Openmore: A Content-Based Movie Recommendation System [Yüksek Lisans Tezi: Orta Doğu Teknik Üniversitesi]

Koenigstein, N., Dror, G. & Koren, Y. (2011). Yahoo! music recommendations: modeling music ratings with temporal dynamics and item taxonomy. RecSys '11: Proceedings of the fifth ACM conference on Recommender systems, 165-172. DOI: 10.1145/2043932.2043964

Kolancı, U. C. (2021). Görsel-İşitsel Medya Ekonomisinde Dijital Medyanın Reklamlara Etkisi [Uzmanlık Tezi: Radyo ve Televizyon Üst Kurulu]

Koren, Y., Bell, R. & Volinsky, C. (2009). Matrix Factorization Techniques for Recommender Systems. In Computer, 42 (8), 30-37. DOI: 10.1109/MC.2009.263

Kreitz, G. & Goldmann, M. (2011). Measurements on the spotify peer-assisted music-on-demand streaming system. 2011 IEEE International Conference on Peer-to-Peer Computing, 206-211. DOI: 10.1109/P2P.2011.6038737

Kreitz, G. & Niemelä, F. (2010). Spotify - large scale, low latency, P2P music- on-demand Streaming. 2010 IEEE Tenth International Conference on Peer-to-Peer Computing (P2P), 1-10. DOI: 10.1109/P2P.2010.5569963

Kreitz, G. (2011). Aspects of secure and efficient streaming and collaboration [Doktora Tezi: KTH Royal Institute of Technology]

Kumar, M. V. & Pavan Kumar, P. N. V. S. (2015). A Study on Different Phases and Various Recommendation System Techniques. International Journal of Recent Technology and Engineering (IJRTE), 7 (5C), 38-41.

Kumar, M., Yadav, D. K., Singh, A. & Gupta, V. Kr. (2015). A Movie Recommender System: MOVREC. International Journal of Computer Applications, 124 (3), 7-11. DOI: 10.5120/ijca2015904111

Kuzelewksa, U. & Kurylowicz, A. (2018). Multi-Clustering Applied to Collaborative Recommender Systems. 2018 Thirteenth International Conference on Digital Information Management (ICDIM), 118-123. DOI: 10.1109/ICDIM.2018.8847141

Küçük, B. (2015). Televizyon İzleme Pratiklerindeki Dönüşüm: Türkiye'de IPTV ve TİVİBU Örneği [Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Ticaret Üniversitesi]

Lalmas, M. (2018). Personalizing the user experience and playlist comsuption on Spotify: Getting the success metrics right. Artificial Intelligence Conference, 11 Ekim 2018, Londra, https://labtomarket.files.wordpress.com/2018/10/theaiconflondon.pdf, Erişim Tarihi: 31.08.2022

Lalmas-Roelleke, M. (2019). Recommending and Searching @ Spotify. BIG TRACK at the Web Conference 2019, https://www.slideshare.net/mounialalmas/recommending-and-searching-research-spotify, Erişim Tarihi: 16.06.2022

Last.fm (t.y.). About. https://www.last.fm/about, Erişim Tarihi: 23.02.2022

Last.fm (2022). Wikipedia içinde, https://tr.wikipedia.org/wiki/Last.fm, Erişim Tarihi: 23.02.2022

Le, J. (2018). The 4 Recommendation Engines That Can Predict Your Movie Tastes. https://towardsdatascience.com/the-4-recommendation-engines-that-can-predict-your-movie-tastes-109dc4e10c52, Erişim Tarihi: 23.02.2022

Lee, N. (2020). Amazon has 150 million Prime members now. https://www.engadget.com/2020-01-30-amazon-q4-2019.html, Erişim Tarihi: 15.12.2021

Lee, S. & Lee. D. (2018). A Personalized Channel Recommendation And Scheduling System Considering Both Section Video Clips And Full Video Clips. PLoS ONE, 13 (7). DOI: 10.1371/journal.pone.0199748

Li, L., Chu, W., Langford, J. & Schapire, R. E. (2010). A contextual-bandit approach to personalized news article Recommendation. 19th International Conference on World Wide Web (WWW '10), 661-670. DOI: 10.1145/1772690.1772758

Li, Q., Man Kim, B., Hai Guan, D. & Whan Oh, D. (2004). A Music Recommender Based on Audio Features. SIGIR 2004: Proceedings of the 27th Annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, Sheffield, UK, July 25-29, 532-533. DOI: 10.1145/1008992.1009106

Liu, J., Choi, W. & Liu, J. (2021). Personalized Movie Recommendation Method Based on Deep Learning. Mathematical Problems in Engineering, 2021 (0), DOI: 10.1155/2021/6694237

Livestreamninja (2017). Live Streaming Architecture. https://www.youtube.com/watch?v=RvsaosnEHWc&ab_channel=livestreamninja, Erişim Tarihi: 09.01.2022

Lu, J., Shambour, Q., Xu, Y., Lin, Q. & Zhang, G. (2013). A web-based personalized business partner recommendation system using fuzzy semantic techniques. Computational Intelligence, 29 (1), 37-69. DOI: 10.1111/j.1467-8640.2012.00427.x

Lumauag, R. G., Sison, A. M. & Medina, R. P. (2019). An Enhanced Recommendation Algorithm Based on Modified User-Based Collaborative Filtering. 2019 IEEE 4th International Conference on Computer and Communication Systems (ICCCS), 198-202. DOI: 10.1109/CCOMS.2019.8821741

Makeleara.com (2020). Ses Akışı - Nedir ve Faydaları Nelerdir?. https://www.makaleara.com/internetveonlineisler/ses-akisi-nedir-ve-faydalari-nelerdir/1326/, Erişim Tarihi: 02.03.2022

Marius, H. (2021). Uncovering How the Spotify Algorithm Works. Towards Data Science, https://towardsdatascience.com/uncovering-how-the-spotify-algorithm-works-4d3c021ebc0, Erişim Tarihi: 16.06.2022

Mavuduru, A. (2021). How to build an amazing music recommendation system. Towards Data Science, https://towardsdatascience.com/how-to-build-an-amazing-music-recommendation-system-4cce2719a572, Erişim Tarihi: 15.06.2022

McInerney, J., Lacker, B., Hansen, S., Higley, K., Bouchard, H., Gruson, A. & Mehrotra, R. (2018). Explore, Exploit, and Explain: Personalizing Explainable Recommendations with Bandits. 12th ACM Conference on Recommender Systems, RecSys '18, October 2018, Vancouver, Canada. DOI: 10.1145/3240323.3240354

Mediatique (2020). Connected TV Gateways: Review of Market Dynamics, A report for Ofcom. https://www.ofcom.org.uk/__data/assets/pdf_file/0019/201493/connected-gateways.pdf, Erişim Tarihi: 20.01.2022

Meltzer, R. (2020). How Netflix Utilizes Data Science. https://www.lighthouselabs.ca/en/blog/how-netflix-uses-data-to-optimize-their-product, Erişim Tarihi: 08.03.2022

Melville, P. & Sindhwani, V. (2017). Recommender Systems. Sammut, C. & Webb, G. I. (Ed.) Encyclopedia of Machine Learning and Data Mining içinde, Boston: Springer, 1056-1066. DOI: 10.1007/978-1-4899-7687-1_964

Miller, J., Stroulia, E., Lee, K. & Zhang, L. (2019). Web Services - ICWS 2019: 26th International Conference, Held as Part of the Services Conference Federation, SCF 2019, San Diego, CA, USA, June 25-30, USA: Springer.

Million Song Dataset (2011). The Last.fm Dataset. http://millionsongdataset.com/lastfm/, Erişim Tarihi: 27.02.2022

Miranda, J. (2018). Spotify's "This is:" Playlist Series Is A Hidden Gem. Hypebot, https://www.hypebot.com/hypebot/2018/01/review-spotifys-this-is-artist-playlist-series.html, Erişim Tarihi: 12.06.2022

Mishra, N., Chaturvedi, S., Vij, A. & Tripathi, S. (2020). Research Problems in Recommender Systems. Journal of Physics: Conference Series, 1717 (1). DOI: 10.1088/1742-6596/1717/1/012002

Mohamed, M. H., Khafagy, M. & Ibrahim, M. H. (2019). Recommender Systems Challenges and Solutions Survey. 2019 International Conference on Innovative Trends in Computer Engineering (ITCE) at Egypt, 149-155. DOI: 10.1109/ITCE.2019.8646645

Morris, C. (2018). Netflix Consumes 15% of the World's Internet Bandwidth. https://fortune.com/2018/10/02/netflix-consumes-15-percent-of-global-internet-bandwidth/, Erişim Tarihi: 04.04.2022

MovieLens (2022). Wikipedia içinde, https://en.wikipedia.org/wiki/MovieLens, Erişim Tarihi: 23.02.2022

Nabiyev, V. (2021). Teoriden Uygulamalara: Algoritmalar. Seçkin Yayıncılık.

Narendra, L. (2018). NETFLIX system design. https://medium.com/@narengowda/netflix-system-design-dbec30fede8d, Erişim Tarihi: 05.04.2022

Nelson, N. (2016). The Power of a Picture. https://about.netflix.com/en/news/the-power-of-a-picture, Erişim Tarihi: 22.04.2022

Neoldu (2019). En İyi Netflix Dizileri. https://www.neoldu.com/en-iyi-netflix-turk-dizileri-34966h.htm, Erişim Tarihi: 13.12.2021

Netflix (t.y., a). About. https://about.netflix.com, Erişim Tarihi: 13.12.2021

Netflix (t.y., b). Devices. https://devices.netflix.com, Erişim Tarihi: 07.03.2022

Netflix (t.y., c). Netflix Öneri Sistemi Nasıl Çalışır?. https://help.netflix.com/tr/node/100639, Erişim Tarihi: 10.02.2022

Netflix (t.y., d). How Netflix Works With ISPs Around the Globe to Deliver a Great Viewing Experience. https://about.netflix.com/en/news/how-netflix-works-with-isps-around-the-globe-to-deliver-a-great-viewing-experience, Erişim Tarihi: 04.04.2022

Netflix (t.y., e). Open Connect. https://openconnect.netflix.com/en/, Erişim Tarihi: 04.04.2022

Netflix (t.y., f). How Netflix's Recommendations System Works. https://help.netflix.com/en/node/100639, Erişim Tarihi: 06.04.2022

Netflix (2022). JH Movie Collection içinde, https://jhmoviecollection.fandom.com/wiki/Netflix, Erişim Tarihi: 08.03.2022

Netflix (2022). Wikipedia içinde. https://tr.wikipedia.org/wiki/Netflix, Erişim Tarihi: 07.03.2022

Netflix Open Connect (t.y.). Open Connect Overview. https://openconnect.netflix.com/en/, Erişim Tarihi: 14.07.2022

Netflix OSS (t.y., a). Netflix Open Source Software Center. https://netflix.github.io/, Erişim Tarihi: 27.05.2022

Netflix OSS (t.y., b). Genie. https://netflix.github.io/genie/, Erişim Tarihi: 27.05.2022

Netflix Technology Blog (2016a). Meson: Workflow Orchestration for Netflix Recommendations. https://netflixtechblog.com/artwork-personalization-c589f074ad76, Erişim Tarihi: 20.04.2022

Netflix Technology Blog (2016b). Evolution of the Netflix Data Pipeline. https://netflixtechblog.com/evolution-of-the-netflix-data-pipeline-da246ca36905, Erişim Tarihi: 04.08.2022

Netflix Technology Blog (2016c). It's All A/Bout Testing: The Netflix Experimentation Platform. https://netflixtechblog.com/its-all-a-bout-testing-the-netflix-experimentation-platform-4e1ca458c15, Erişim Tarihi: 21.04.2022

Networks (2020). Netflix Recommendations and Page Rank. Cornell University, https://blogs.cornell.edu/info2040/2020/11/08/netflix-recommendations-and-page-rank/, Erişim Tarihi: 06.04.2022

Nex (t.y.). How does the Netflix backend system operate with a complete system designing flow?. https://www.nexsoftsys.com/articles/how-netflix-backend-system-operates.html, Erişim Tarihi: 05.04.2022

Nguyen, C. D. (2020). A Design Analysis of Cloud-based Microservices Architecture at Netflix. https://medium.com/swlh/a-design-analysis-of-cloud-based-microservices-architecture-at-netflix-98836b2da45f, Erişim Tarihi: 05.04.2022

O'Donovan, J. & Smyth, B. (2005). Trust in Recommender Systems. Proceedings of the 10th International Conference on Intelligent User Interfaces içinde, California: DBLP, 167-174. DOI: 10.1145/1040830.1040870

Oard, D. W. & Kim, J. (2000). Implicit Feedback for Recommender Systems. Proceedings of the AAAI Workshop on Recommender Systems, University of Maryland, 6-31.

Olugbenga, E. (2021a). Netflix System Design - Backend Architecture. https://dev.to/gbengelebs/netflix-system-design-backend-architecture-10i3, Erişim Tarihi: 04.08.2022

Olugbenga, E. (2021b). Netflix System Design - How Netflix Onboards New Content. https://dev.to/gbengelebs/netflix-system-design-how-netflix-onboards-new-content-2dlb, Erişim Tarihi: 04.04.2022

Oracle (2022). What is Connected TV (CTV)?. Oracle, https://www.oracle.com/cx/advertising/measurement/ctv-vs-ott/, Erişim Tarihi: 20.01.2022

Oramas, S., Ostuni, V. C., Di Noia, T., Serra, X. & Di Sciascio, E. (2017). Sound and Music Recommendation with Knowledge Graphs. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST), 8 (2), 1-21. DOI: 10.1145/2926718

Özbal, G. (2009). Film Öneri Sistemlerinde Eksik Veri Tahmini ve Lokal & Global Benzerlik Metotlarını Birleştiren İçerik Destekli Kolaboratif Filtreleme Yaklaşımı [Yüksek Lisans Tezi, Orta Doğu Teknik Üniversitesi]

Özdemir, A. Ö. (2020). Dünden Bugüne İnternet: Web 1.0, Web 2.0 ve Web 3.0. https://medyaakademi.com.tr/2020/03/26/dunden-bugune-internet-web-1-0-web-2-0-ve-web-3-0/, Erişim Tarihi: 01.12.2021

Özdemir, F. (2020). Recommender System For Employee Attrition Prediction And Movie Suggestion [Yüksek Lisans Tezi: Abdullah Gül Üniversitesi]

Özdemir, K. (2019). K-En Yakın Komşu Algoritması (K-Nearest Neighbors Algorithm). Medium, https://medium.com/batech/k-en-yak%C4%B1n-kom%C5%9Fu-algoritmas%C4%B1-k-nearest-neighbors-algorithm-16e5ab69af2e, Erişim Tarihi: 16.09.2022

Özel, S. & Özay, D. (2021). Yeni Medya Ortamlarında İzleyici Seçimi ve Öneri Algoritmaları: Netflix Örneği. Ankara Üniversitesi İLEF Dergisi, 8 (2), 297-324. DOI: 10.24955/ilef.1023026

Özel, S. (2015). Bir Yayın Platformu Olarak İnternette Çevrim İçi Videolar ve Kullanıcıların Doyum Faktörleri. Global Media Journal TR Edition, 5 (10), 288-316.

Özmen, İ. (2011). Dijital Platformların Kullanımlar ve Doyumlar Bağlamında Alımlanması: Netflix ve BluTV Örneği [Yüksek Lisans Tezi, Fırat Üniversitesi]

Park, H. Jung, J. & Kang, U. (2017). A comparative study of matrix factorization and random walk with restart in recommender systems. 2017 IEEE International Conference on Big Data, 756-765. DOI: 10.1109/BigData.2017.8257991

Parsons, J., Ralph, P. & Gallagher, K. (2004). Using Viewing Time to Infer User Preference in Recommender Systems. Conference: AAAI Workshop in Semantic Web Personalization, San Jose: USA.

Pastukhov, D. (2022). Inside Spotify's Recommender System: A Complete Guide to Spotify Recommendation Algorithms. Music Tomorrow, https://www.music-tomorrow.com/blog/how-spotify-recommendation-system-works-a-complete-guide-2022, Erişim Tarihi: 19.06.2022

Pathak, B., Garfinkel, R., Gopal, R. D., Venkatesan, R. & Yin, F. (2010). Empirical Analysis of the Impact of Recommender Systems on Sales. Journal of Management Information Systems, 24 (2), 88-159. DOI: 10.2307/29780174

Peleg, N. (2022a). How to Get Verified on Spotify [Step-by-Step Guide]. https://soundcamps.com/blog/how-to-get-verified-on-spotify/, Erişim Tarihi: 01.06.2022

Peleg, N. (2022b). How to Get on RapCaviar: Spotify's Largest Playlist. https://soundcamps.com/blog/how-to-get-on-rapcaviar/, Erişim Tarihi: 01.06.2022

Perez, S. (2021). Spotify rolls out new personalized experiences and playlists, including a mid-year review and a blended mix with a friend. Tech Crunch, https://techcrunch.com/2021/06/02/spotify-rolls-out-new-personalized-experiences-and-playlists-including-a-mid-year-review-and-a-blended-mix-with-a-friend/, Erişim Tarihi: 16.06.2022

Plas, J. (t.y.). Infographic: How Netflix uses big data to drive success. Dataddo Blog, https://blog.dataddo.com/how-netflix-uses-big-data-to-drive-success, Erişim Tarihi: 11.08.2022

Podcast (2021). Wikipedia içinde. https://tr.wikipedia.org/wiki/Podcast, Erişim Tarihi: 23.12.2021

Popper, B. (2016). Tastemaker: How Spotify's Discover Weekly cracked human curation at internet scale. The Verge, https://www.theverge.com/2015/9/30/9416579/spotify-discover-weekly-online-music-curation-interview, Erişim Tarihi: 12.06.2022

Portugal, I., Alencar, P. & Cowan, D. (2018). The Use of Machine Learning Algorithms in Recommender Systems: A Systematic Review. Expert Systems with Applications, 97 (0), 205-227. DOI: 10.1016/j.eswa.2017.12.020

Prey, R. (2018). Nothing personal: algorithmic individuation on music streaming platforms. Media, Culture & Society, 40 (7), 1086-1100. DOI: 10.1177/0163443717745147

Pujahari, A. & Padmahabhan, V. (2015). Group Recommender Systems: Combining User-User and Item-Item Collaborative Filtering Techniques. 2015 International Conference on Information Technology (ICIT), 148-152. DOI: 10.1109/ICIT.2015.36

Rashid, A. M., Albert, I., Cosley, D., Lam, S. K., McNee, S. M., Konstan, J. A. vd. (2002). Getting to know you: Learning new user preferences in recommender systems. Proceedings of the 7th International Conference on Intelligent User Interfaces (IUI '02) içinde, 127-134. DOI: 10.1145/502716.502737

Recommender System (2022), Wikipedia içinde. https://en.wikipedia.org/wiki/Recommender_system, Erişim Tarihi: 11.01.2022

Reddit (t.y). A place to discuss Spotify!. https://www.reddit.com/r/truespotify/, Erişim Tarihi: 15.06.2022

Redondo, R. P. D. (2008). An MHP Framework to Provide Intelligent Personalized Recommendations About Digital TV Contents. Software-Practice and Experience, 38, 925-960. DOI: 10.1002/spe.855

Resare, N. (2014). How does Spotify Radio work?. Quora, https://www.quora.com/How-does-Spotify-Radio-work?q=how%20does%20spotify, Erişim Tarihi: 12.06.2022

Resnick, P. & Varian, H. R. (1997). Recommender systems. Communications of the ACM, 40 (3), 56-58. DOI: 10.1145/245108.245121

Re-Work (2019). Balancing Discovery and Continuation in Recommendations. https://www.youtube.com/watch?v=VfWeFlZSHe8, Erişim Tarihi: 13.03.2022

Rosenberg, A. (2015). Netflix makes a blind superhero accessible to blind audiences. The Washington Post, https://www.washingtonpost.com/news/act-four/wp/2015/04/14/netflix-makes-a-blind-superhero-accessible-to-blind-viewers/, Erişim Tarihi: 07.03.2022

Ross, B., Haggstrom, E. & Rawling, C. (2020). Q1 Digital Video Trends: Social Media And News Services Propel Live Streaming During Coronavirus Pandemic. eMarketer, 1-14.

Rostykus, B. & Raimond, Y. (2018). Vectorflow: a minimalist neural-network library. SYSML'08, Feb 2018, Stanford, California, USA.

Rstudio (2011). Recommender Systems Final Project: Last.fm Music Recommendations Using Content Based FIltering. https://rstudio-pubs-static.s3.amazonaws.com/277590_fd80abae8e614080a89f67554aaf6617.html, Erişim Tarihi: 28.02.2022

Ryan, J. (2010), A History of The Internet and The Digital Future. London: Rreaktion Books.

Said, A., Wetzker, R., Umbrath, W. & Hennig, L. (2009). A Hybrid PLSA Approach for Warmer Cold Startcin Folksonomy Recommendation. Proceedings of the RecSys'09 Workshop on Recommender Systems & The Social Web içinde, New York: CEUR-WS, 87-90, http://ceur-ws.org/Vol-532/paper14.pdf

Salakhutdinov, R., Mnih, A. & Hinton, G. (2007). Restricted Boltzmann Machines for Collaborative Filtering. ICML '07: Proceedings of the 24th International Conference on Machine Learning, 791-798. DOI: 10.1145/1273496.1273596

Santana, H. (2017). Recommender System - Netflix. https://rstudio-pubs-static.s3.amazonaws.com/329437_0b9786b5922344408dce3a9d3efab5a7.html, Erişim Tarihi: 08.04.2022

Sarwar, B., Karypis, G., Konstan, J. & Riedl, J. (2001). Item-based Collaborative Filtering Recommendation Algorithms. WWW '01: Proceedings of the 10th international conference on World Wide Web, 285-295. DOI: 10.1145/371920.372071hec

Sarwar, B., Karypis, G., Konstan, J. & Riedl, J. (2002). Recommender Systems for Large-Scale E-Commerce: Scalable Neighborhood Formation Using Clustering. 5th International Conference on Computer and Information Technology (ICCIT) içinde, 291-324.

Schedl, M., Knees, P., McFee, B., Bogdanov, D. & Kaminskas, M. (2015). Music Recommender Systems. Ricci, F. et al (Ed.) Recommender Systems Handbook içinde, New York: Springer Science+Business Media, 453-492. DOI: 10.1007/978-1-4899-7637-6_13

Schein, A. I., Popescul, A., Ungar, L. H. & Pennock, D. M. (2002). Methods and Metrics for Cold-Start Recommendations. Proceedings of the 25th Annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval (SIGIR 2002), 253-260l. DOI: 10.1145/564376.564421

Schubert, P. & Koch, M. (2002). The Power of Personalization: Customer Collaboration and Virtual Communities. Americas Conference on Information Systems (AMCIS), 269, 1953-1965.

Schwemer, S., F. (2021). Recommender Systems in the EU: from Responsibility to Regulation?. FAccTRec Workshop ’21, 27 Eylül-1 Ekim 2021, Amsterdam, Hollanda, 60-69

Sezer, Y. (t.y.). REST Nedir? https://www.yusufsezer.com.tr/rest-nedir/, Erişim Tarihi: 17.09.2022

Shah, P. & Sanghv, S. (2020). Video Recommender System. https://www.researchgate.net/publication/342425128_Video_Recommender_System, Erişim Tarihi: 28.02.2022

Skidén, P. (2016). API Improvements and U. SpotifyForDevelopers, https://developer.spotify.com/community/news/2016/03/29/api-improvements-update/, Erişim Tarihi: 15.06.2022

Smith, M. (2020). Enforcement and cooperation between Member States in a Digital Services Act: E-Commerce and the Future Digital Services Act. European Parliament, IMCO Committee, https://www.europarl.europa.eu/RegData/etudes/STUD/2020/648780/IPOL_STU(2020)648780_EN.pdf, Erişim Tarihi: 14.09.2022

Snickars, P. (2017). More of the Same - On Spotify Radio. Culture Unbound: Journal of Current Cultural Research, 9 (2), 184-211. DOI: 10.3384/CU.2000.1525.1792184

Spotify (t.y., a). Audio Settings. https://support.spotify.com/dk/article/high-quality-streaming/, Erişim Tarihi: 14.06.2022

Spotify (t.y., b). Explicit content. https://support.spotify.com/kr-en/article/explicit-content/, Erişim Tarihi: 20.06.2022

Spotify (t.y., c), Spotify Radyo. https://support.spotify.com/tr/article/spotify-radio/, Erişim Tarihi: 12.06.2022

Spotify Newsroom (2021). Five Things to Know About Spotify HiFi. https://newsroom.spotify.com/2021-02-22/five-things-to-know-about-spotify-hifi/, Erişim Tarihi: 08.01.2022

SpotifyForDevelopers (t.y., a). Web API Libraries. https://developer.spotify.com/documentation/web-api/libraries/#libraries, Erişim Tarihi: 15.06.2022

SpotifyForDevelopers (t.y., b). Web API. https://developer.spotify.com/documentation/web- api/, Erişim Tarihi: 15.06.2022

SpotifyForDevelopers (t.y., c). Get User's Saved Tracks. https://developer.spotify.com/documentation/web-api/reference/#/operations/get-users-saved-tracks, Erişim Tarihi: 15.06.2022

SpotifyForDevelopers (t.y., d). Embeds. https://developer.spotify.com/documentation/embeds/, Erişim Tarihi: 15.06.2022

SpotifyForDevelopers (t.y., e). Using the iFrame API. https://developer.spotify.com/documentation/embeds/guides/using-the-iframe-api/, Erişim Tarihi: 15.06.2022

Stassen, M. (2022). Music Now Has Over 616 Million Paying Streaming Subscribers Globally. Music Business Worldwide, https://www.musicbusinessworldwide.com/music-now-has-over-616-million-paying-streaming-subscribers-globally/, Erişim Tarihi: 02.01.2023

Steck, H., Raimond, Y., Baltrunas, L., Basilico, J., Elahi, E. & Liang, D. (2021). Deep Learning for Recommender Systems: A Netflix Case Study. AI Magazine, 42 (3), 7-18. DOI: 10.1609/aimag.v42i3.18140

Stoll, J. (2022a). Ad-supported Video-on-Demand in the U.S. - statistics & facts. https://www.statista.com/topics/7421/ad-supported-video-on-demand-in-the-us/#dossierContents__outerWrapper, Erişim Tarihi: 08.01.2022

Stoll, J. (2022b). Number of Netflix paid subscribers worldwide from 1st quarter 2013 to 3rd quarter 2022. https://www.statista.com/statistics/250934/quarterly-number-of-netflix-streaming-subscribers-worldwide/, Erişim Tarihi: 02.01.2023

Stoller, D., Durand, S. & Ewert, S. (2019). End-To-End Lyrics Alignment For Polyphonic Music Using An Audio-To-Character Recognition Model. IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP 2019), 181-185. DOI: 10.1109/ICASSP.2019.8683470

Stout, A. (2022). How the EU's Digital Services Act could reshape the online world. Viaccess-orca, https://www.viaccess-orca.com/blog/how-the-eus-digital-services-act-could-reshape-the-online-world, Erişim Tarihi: 17.08.2022

Stray, J. (2020). How News Organizations Use Algorithms to Decide What to Show You. https://medium.com/partnership-on-ai/how-news-organizations-use-algorithms-d2441f3482a4, Erişim Tarihi: 15.02.2022

Streaming Media (2021). Wikipedia içinde. https://en.wikipedia.org/wiki/Streaming_media, Erişim Tarihi: 19.12.2021

Stringfixer (t.y., a). Netflix. https://stringfixer.com/tr/Netflix, Erişim Tarihi: 07.03.2022

Stringfixer (t.y., b). Öneri Sistemi. https://stringfixer.com/tr/Recommendation_engine, Erişim Tarihi: 06.02.2022

Su, X. & Khoshgoftaar, T. M. (2009). A Survey of Collaborative Filtering Techniques. Advances in Artificial Intelligence. DOI: 10.1155/2009/421425.

Sun, H. (2018). Evolution of Digital Music Services. Digital Revolution Tamed: The Case of the Recording Industry içinde, 97-134, Londra: Palgrave Macmillan. DOI: 10.1007/978-3-319-93022-0_4

Swant, M. (2019). Spotify Rolls Out New 'Wrapped' Campaign To Help Users Remember Their Decade Of Music. https://www.forbes.com/sites/martyswant/2019/12/17/spotify-rolls-out-new-wrapped-campaign-help-users-remember-their-decade-of-music/, Erişim Tarihi: 25.12.2021

T.C. Millî Eğitim Bakanlığı (2011). Radyo ve Televizyon Tarihi.

Tamdaçgüneş, N. (2010). İletişim Tarihi [Lisans Tamamlama Programı: İstanbul Üniversitesi]

Taşçı, S. (2015). İçerik Bazlı Medya Takip ve Haber Tavsiye Sistemi [Yüksek Lisans Tezi: Hacettepe Üniversitesi]

Tekin, A. T. (2017). Veri Analitiğinin Ekonomik Etkileri: İnternet Yayıncılığında Metin Tabanlı Öneri Motoru Örneği [Yüksek Lisans Tezi: İstanbul Teknik Üniversitesi]

Tekinalp, Ş. (2003). Radyo ve Televizyon. Der Yayınları

Thendral, S. E. & Valliyammai, C. (2018). Understanding Personalization of Recommender System: A Domain Perspective. International Journal of Applied Engineering Research, 13 (15), 12422-12428.

Thendral, S. E. & Valliyammai, C. (2018). Understanding Personalization of Recommender System: A Domain Perspective. International Journal of Applied Engineering Research, 13 (15), 12422-12428.

Tidal (t.y.). What is Tidal?. https://tidal.com/about, Erişim Tarihi: 23.12.2021

Turhanlı, N. (2019). From Television To Internet: Convergence In Television Serıes In Turkey [Yayımlanmamış Yüksek Lisans Tezi: Kadir Has Üniversitesi]

Tyagi, N. (2019). 6 Dynamic Challenges in Formulating the Recommendation System. https://www.analyticssteps.com/blogs/6-dynamic-challenges-formulating-imperative-recommendation-system, Erişim Tarihi: 29.01.2022

Vargas, S. & Castells, P. (2011). Rank and relevance in novelty and diversity metrics for recommender systems. RecSys '11: Proceedings of the fifth ACM conference on Recommender systems, ACM, 109-116. DOI: 10.1145/2043932.2043955

Varghese, R. (t.y.). How to Set Up a Reliable Video Streaming Architecture. https://safeswisscloud.com/en/blog/how-set-reliable-video-streaming-architecture/, Erişim Tarihi: 10.01.2022

Vas, G. (2021). How Recommendation Systems Comply with Privacy Regulations. Yusp, https://www.yusp.com/blog-posts/recommendation-systems-comply-with-privacy-regulations/, Erişim Tarihi: 22.08.2022

Vivaralli, N. (2022). Netflix, HBO Max, Amazon Prime Up the Ante in Turkish TV Production and Storytelling. Variety, https://variety.com/2022/tv/spotlight/turkish-tv-netflix-amazon-hbo-max-1235220335/, Erişim Tarihi: 02.01.2023

Wang, X., Wang, Y., Hsu, D. & Wang, Y. (2013). Exploration in Interactive Personalized Music Recommendation: A Reinforcement Learning Approach. ACM Journals - ACM Transactions on Multimedia Computing, Communications, and Applications, abs/1311.6355. DOI: 10.1145/0000000.0000000

Way, S. F., Gil, S., Anderson, I. & Clauset, A. (2019). Environmental Changes and the Dynamics of Musical Identity. ICWSM '19. DOI: 10.48550/arXiv.1904.04948

Whitman, B. (2012). How music recommendation Works - and doesn't work. https://notes.variogr.am/2012/12/11/how-music-recommendation-works-and-doesnt-work/, Erişim Tarihi: 15.06.2022

Wiesen, G. (2022). What is Streaming Audio Media?. https://www.easytechjunkie.com/what-is-streaming-audio-media.htm, Erişim Tarihi: 19.12.2021

Wilson, T. C. & Crawford, S. (t.y.). How Netflix Works: Netflix Recommendations. https://electronics.howstuffworks.com/netflix2.htm, Erişim Tarihi: 06.04.2022

Xia, P., Zhang, L. & Li. F. (2015). Learning similarity with cosine similarity ensemble. Information Sciences 307, 39-52. DOI: 10.1016/j.ins.2015.02.024

Yakar, U. (2022). Spotify, Nasıl Her Seferinde Seveceğiniz Şarkılar Öneriyor?. Webtekno, https://www.webtekno.com/spotify-nasil-sarki-oneriyor-h112723.html, Erişim Tarihi: 15.06.2022

Yalın, B. & Ak, S. (2019). Siyasal İletişim Kampanyalarında Televizyon Kullanımı: 2018 Yılı Başkanlık Seçiminde Televizyonda Yayınlanan Reklamların İncelenmesi. Durdu, E. (Ed.), Geçmişten Geleceğe Televizyon Yayıncılığı içinde, 62-85, TRT Akademi

Yapay Zekâ Araştırma İnisiyatifi/YZAİ (2019). Pekiştirmeli Öğrenme - Bölüm 2: Çok Kollu Haydutlar. https://yz-ai.github.io/blog/pekistirmeli-ogrenme/cok-kollu-haydutlar-bolum-2, Erişim Tarihi: 16.09.2022

Yavuz, Y. (2008). Dünyada ve Ülkemizde Radyonun Gelişimi. http://yigityavuz.blogspot.com/2008/12/dnyada-ve-lkemizde-radyonun-geliimi.html, Erişim Tarihi: 26.12.2021

Yeung, K. (2017). Algorithmic Regulation: A Critical Interrogation. TLI Think! Paper 62/2017, Regulation & Governance, Forthcoming, King's College London Law School Research Paper No. 2017-27, 7-11. DOI: 10.1111/REGO.12158

Yıldırım, O. R. (2022). Warner Bros.'tan "HBO Max Türkiye'ye Geliyor" Haberleri Hakkında Açıklama. Webtekno, https://www.webtekno.com/hbo-max-rtuk-lisansi-h128445.html, Erişim Tarihi: 02.01.2023

Ying Ho, S. & Yan Tam, K. (2005). An Empirical Examination of the Effectsof Web Personalization at Different Stages of Decision Making. International Journal of Human-Computer Interaction, 19 (1), 95-112. DOI: 10.1207/s15327590ijhc1901_7

YouTube Music (2021). Wikipedia içinde. https://tr.wikipedia.org/wiki/YouTube_Music, Erişim Tarihi: 25.12.2021

YouTube Yardım (t.y.). YouTube Premium avantajlarını kullanma. https://support.google.com/youtube/answer/6308116?hl=tr&ref_topic=9257431, Erişim Tarihi: 09.01.2022

Zantal-Wiener, A. (2017). From the Phonograph to Spotify: The History of Streaming Music. https://blog.hubspot.com/marketing/history-of-internet-radio, Erişim Tarihi: 28.05.2022

Zare, H., Pour, M. A., N. & Moradi, P. (2019). Enhanced recommender system using predictive network approach. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, Vol. 520, 322-337. DOI: 10.1016/j.physa.2019.01.053

Zelenkausaite, A. (2016). Remediation, convergence, and big data: Conceptual limits of cross-platform social media. Convergence: The International Journal of Research into New Media Technologies, 23 (5), 512-527. DOI: 10.1177/1354856516631519

Zeman, E. (2021). Did you know: The most popular music streaming platform isn't Spotify. https://www.androidauthority.com/spotify-vs-youtube-1182920, Erişim Tarihi: 25.12.2021

Zhang, K., Zhang, Z., Bian, K., Xu, J. & Gao, J. (2017). A Personalized Next-song Recommendation System using Community Detection and Markov Model. 2017 IEEE Second International Conference on Data Science in Cyberspace (DSC), 118-123. DOI: 10.1109/DSC.2017.14

ÖZGEÇMİŞ

Kişisel Bilgiler

Adı ve Soyadı : Berna Tozlu Kolancı

E-Posta Adresi : bernatozlukolanci@rtuk.gov.tr

İş Deneyimi :

Unvan	**Görev Yeri**	**Yıl**
Üst Kurul Uzmanı Yardımcısı	Radyo ve Televizyon Üst Kurulu, Bilgi Teknolojileri Dairesi Başkanlığı	2019-...
Programcı	Sosyal Güvenlik Kurumu, Hizmet Sunumları Genel Merkezi	2018-2019

Akademik Bilgiler

Öğrenim Durumu:

Derece	**Bölüm/Program**	**Üniversite**	**Yıl**
Yüksek Lisans	Bilişim Sistemleri	Gazi Üniversitesi	2021
Lisans	İşletme	Anadolu Üniversitesi	2019
Lisans	Bilgisayar Mühendisliği	Selçuk Üniversitesi	2016

Yayınlar:

Tozlu, B. (2020). Kamu Kurum ve Kuruluşlarında Sosyal Mühendislik ve Siber Güvenlik Algısı. Çakır, Ö. (Ed.), 9. Uluslararası Bilimsel Araştırmalar Kongresi - Fen ve Mühendislik Bilimleri 12-13 Aralık 2020 Ankara içinde, 301-313.

Tozlu, B. (2020). Siber Güvenlikte Sosyal Mühendisliğe Karşı Bir Model Geliştirilerek Test Edilmesi [Yüksek Lisans Tezi: Gazi Üniversitesi]