



T.C.
ANKARA MÜZİK VE GÜZEL SANATLAR ÜNİVERSİTESİ
MÜZİK VE GÜZEL SANATLAR ENSTİTÜSÜ

MÜZİK YAYIN AKIŞ HİZMETİ ALGORİTMALARININ SINIFLANDIRMA VE
MANİPÜLASYON STRATEJİLERİ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Alper Can ÇELİK

Müzikoloji Anabilim Dalı
Müzikoloji Yüksek Lisans Programı

Tez Danışmanı: Prof. Dr. Okan Murat ÖZTÜRK

Ağustos 2024



T.C.
ANKARA MÜZİK VE GÜZEL SANATLAR ÜNİVERSİTESİ
MÜZİK VE GÜZEL SANATLAR ENSTİTÜSÜ

MÜZİK YAYIN AKIŞ HİZMETİ ALGORİTMALARININ SINIFLANDIRMA VE
MANİPÜLASYON STRATEJİLERİ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Alper Can ÇELİK
210213001

Müzikoloji Anabilim Dalı
Müzikoloji Yüksek Lisans Programı

Tez Danışmanı: Prof. Dr. Okan Murat ÖZTÜRK

Ağustos 2024

TEZ ONAYI

MGÜ Müzik ve Güzel Sanatlar Enstitüsü'nün 210213001 numaralı Yüksek Lisans Öğrencisi Alper Can ÇELİK, ilgili yönetmeliklerce belirlenmiş gerekli tüm şartları yerine getirmek suretiyle, “MÜZİK YAYIN AKIŞ HİZMETİ ALGORİTMALARININ SINIFLANDIRMA VE MANİPÜLASYON STRATEJİLERİ” başlıklı tezini hazırlamış ve aşağıda imzaları bulunan jüri önünde, başarıyla sunmuştur.

Tez Danışmanı

Prof. Dr. Okan Murat Öztürk
Ankara Müzik ve Güzel Sanatlar
Üniversitesi

Jüri Üyeleri

Doç. Dr. Mehmet Söylemez
Ankara Müzik ve Güzel Sanatlar
Üniversitesi

Dr. Öğr. Üyesi Hüseyin Cem Esen
Niğde Ömer Halisdemir
Üniversitesi

Teslim Tarihi : 15 Ağustos 2024
Savunma Tarihi : 03 Eylül 2024



ETİK BEYAN

Ankara Müzik ve Güzel Sanatlar Üniversitesi Müzik ve Güzel Sanatlar Enstitüsü Lisansüstü Tez Yazım Kılavuzunda belirtilen hususlar doğrultusunda hazırladığım bu tez çalışmasının akademik ve etik kurallar çerçevesinde gerçekleştirilmiş olduğunu; tezde yer verdiğim tüm bilgi, belge, bulgu, yorum ve sonuçları bilimsel etik ilkelere bağlı kalarak oluşturduğumu; yararlandığım eserlerin tümüne etik kurallar dahilinde atıfta bulunup kaynakçada yer verdiğimi ve Enstitüye teslim ettiğim çalışmanın bütünüyle özgün nitelikte olduğunu bildirir; tez çalışmamla ilgili olarak burada dile getirdiğim kişisel bildirimin aksi yönünde ortaya çıkabilecek ve etik kuralların ihlal edilmiş olduğuna işaret eden bir tespit durumunda, akademik kariyer bağlamında aleyhime doğabilecek tüm hak kayıplarını peşinen kabullendiğimi beyan ederim.

Ağustos 2024

Alper Can ÇELİK



ÖNSÖZ

Bu tezin temel yazılış gerekçesi, dijital müzik platformlarının ve özellikle de “algoritmalar”ın egemen olduğu Spotify gibi yapıların, müzik odaklı “yapıp-etmeleri” nasıl dönüştürdüğünü ve bu dönüşümün sosyo-kültürel boyutlarda ne tür sonuçlar doğurduğunu anlamak oluşturmaktadır.

Tarih boyunca müziğin, toplumsal dinamikleri etkilediği şüphesiz bir gerçektir fakat, günümüz koşulları düşünüldüğünde tek bir mecranın 600 milyondan fazla insan üzerinde yarattığı müzik odaklı estetik ve algısal yönlendirme ve dönüşümler, konuyu daha da ilgi çekici kılmaktadır. Öte yandan “big data” ve “yapay zeka” gibi kavramların tam bir hakimiyet kazandığı günümüz koşullarında müziği, algoritmalar aracılığıyla anlama, sınıflandırma ve yönlendirme çabalarının yalnızca müzik tüketimi bağlamında sınırlı kalmayıp aynı zamanda ekonomik ve ideolojik çıkarların hizmetine de sunulduğu bir gerçeklikle karşı karşıya bulunmaktadır.

Öncelikle yüksek lisans programımın her aşamasında bilgi birikimini ve deneyimlerini cömertçe paylaşan, tez sürecinin her adımında sabrını, ilgisini ve desteğini esirgemeyen değerli danışmanım, büyüğüm Prof. Dr. Okan Murat Öztürk’e canı gönülden saygı ve şükranlarımı sunarım. Yalnızca tez sürecinde değil, hayatın her noktasında gösterdiği anlayış, hoşgörü ve teşvik edici tutumları için kendisine ömür boyu minnettar kalacağımı ifade etmek isterim.

Yüksek lisans ders dönemi boyunca sunduğu kıymetli ve içten katkılardan dolayı Prof. Dr. Hakkı Alper Maral’a, Erasmus+ sürecinde göstermiş olduğu özverili destekleri için okulumuzun Dış İlişkiler Koordinatörü Dr. Seda Okur’a, Weimar’da her koşulda destek sağlayan Prof. Dr. Tiago de Oliveira Pinto’ya içtenlikle teşekkür ederim.

Ayrıca tez çalışmam boyunca, TÜBİTAK Bilim İnsanı Destek Programları Başkanlığı’nın, 2210-A Yurt İçi Lisansüstü Burs Programı kapsamında sundukları destekler için teşekkür ederim.

Her süreçte yanımda olan sevgili aileme, Nermin ve Hasan HAŞTEMÖĞLU’na, her daim koşulsuz destek veren kıymetli annem Deniz HAŞTEMÖĞLU’na en derin saygı ve teşekkürlerimi sunarım.

Alper Can ÇELİK



İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa</u>
TEZ ONAYI	iii
ETİK BEYAN.....	v
ÖNSÖZ.....	vii
KISALTMALAR	xi
ŞEKİLLER LİSTESİ.....	xiii
ÖZET.....	xv
SUMMARY	xvii
1. GİRİŞ	1
1.1. Araştırma Problemi	1
1.2. Araştırmanın Amacı ve Önemi	2
1.3. Varsayımlar	2
1.4. Sınırlılıklar	3
2. YÖNTEM.....	5
2.1. Araştırma Modeli	6
2.2. Evren ve Örneklem.....	6
2.3. Verilerin Toplanması.....	7
2.4. Veri Analizi ve Değerlendirme	7
3. DİJİTAL MÜZİK PLATFORMLARININ TARİHSEL ARKAPLANI VE GELİŞİMİ.....	9
3.1. Dijitalleşme Kavramı Ve İnternet Teknolojilerinin Gelişimi.....	9
3.1.1. World Wide Web'in Yükselişi ve Dijital Dünyaya Etkileri	10
3.2. Sesin ve Müziğin Dijitalleşme Adımları	11
3.2.1. Analog Kayıt Teknolojilerinin Temelleri.....	11
3.2.2. Dijital Kayıt Teknolojilerinin Gelişimi.....	13
3.3. Dijital Müzik: Çevrimiçi Dolaşımın Doğuşu	14
3.3.1. Napster'ın Yükselişi ve Müzik Endüstrisine Etkileri.....	15
3.3.1.1. Telif Hakları İhlalleri ve Davalar	15
3.3.2. iTunes ve Müzik Endüstrisinde Yasal Dijitalleşme	16
3.3.3. İnternet Tabanlı Radyo Yayınları.....	17
3.3.3.1. Last.fm.....	17
3.3.3.2. Pandora	18
3.3.4. Müzik Streaming Servisleri.....	20

3.3.4.1. Spotify.....	20
3.3.4.2. Apple Music.....	23
3.3.4.3. Youtube Music.....	24
4. MÜZİK STREAMING ALGORİTMALARININ TEMELLERİ.....	27
4.1. Algoritmaların Çalışma Prensipleri.....	27
4.2. Müziğin Algoritmalar Aracılığıyla Sınıflandırılması.....	28
4.2.1. İçerik Tabanlı Filtreleme Modeli	28
4.2.2. İşbirlikçi Filtreleme Modeli	30
4.2.3. Hibrit Modeller ve Güncel Yaklaşımlar	31
4.2.3.1. Tercih Geçiş Modeli	32
4.2.3.2. Makine Öğrenmesine Dayalı Modeller	33
5. MÜZİK STREAMING ALGORİTMALARININ TOPLUMSAL VE KÜLTÜREL ETKİLERİNE YÖNELİK ELEŞTİREL BİR BAKIŞ.....	37
5.1. “The Long Tail” (Uzun Kuyruk) Teorisi ve Müzikte Çeşitlilik Tartışmaları	37
5.1.1. “Hit” ve Popülerlik Odaklı Kültüre Yönelen Eleştiriler ve Üzerinde Gelişen Tartışmalar	40
5.1.1.1. Çalma Listelerinin Oluşumu ve Rolü	42
5.1.1.2. Hit Şarkıların Öngörüsüne Yönelik Algoritmik Yaklaşımlar.....	44
5.1.2. Algoritmaların Çeşitlilik Stratejileri.....	46
5.1.2.1. “Mod” ve Lokasyon Tabanlı Çalma Listeleri.....	48
5.1.2.2. İşlevsellik Vurgusu	51
5.1.3. Aldatıcı “Demokratikleşme” Söylemi.....	53
5.1.3.1. Algoritmik Kolektif Eylemler.....	56
5.2. Algoritmik Adalet ve Sürdürülebilirlik	58
5.2.1. Algoritmaların Kısa ve Uzun Vadeli Performans Ölçütleri	60
5.3. Algoritma Tabanlı Gözetim ve Denetim Dinamikleri.....	63
5.3.1. Algoritmaların “Panoptik” Yapısı	64
5.3.2. Veri Gözetimi ve Gözetim Kapitalizmi	65
5.3.2.1. Algoritmik Sömürü.....	70
6. SONUÇ VE ÖNERİLER.....	75
KAYNAKÇA	79
ÖZGEÇMİŞ.....	85

KISALTMALAR

ABD : Amerika Birleşik Devletleri

akt. : Aktaran

ARPANET : Advanced Research Projects Agency Network

b. : Baskı

bkz. : Bakınız

CD : Compact Disk

DAW : Digital Audio Workstation

Ed. : Editör

EINAC : Electronic Numerical Integrator and Computer

IFPI : International Federation of the Phonographic Industry

MP3 : MPEG-1 Audio Layer 3

P2P : Peer-To-Peer

RIAA : Recording Industry Association of America

s. : Sayfa

vb. : Ve benzeri

vd. : Ve diğerleri

WWW : World Wide Web



ŞEKİL LİSTESİ

Sayfa

Şekil 3.1 Spotify’ın 2015-2024 yılları arasındaki aylık aktif kullanıcı grafiği.....	21
Şekil 3.2 Spotify’ın 2012-2024 yılları arasındaki gelir grafiği.....	22
Şekil 3.3 Spotify’ın 2012- 2024 yılları arasındaki ücretli abonelik gelir grafiği.....	23
Şekil 3.4 Bazı streaming platformlarının 2016-2024 yılları arasında yüzdesel olarak verilmiş haftalık dinleyici grafiği.....	25
Şekil 4.1 İşbirlikçi filtreleme modeli yaklaşımları	30
Şekil 4.2 Hibrit filtreleme modeli diyagramı.....	32
Şekil 4.3 “LLARK”ın veri yaratım süreci	34
Şekil 5.1 Çeşitlilik skoru ve aktivite yüzdelik dilimlerine göre kullanıcıların platformdan ayrılma oranları	47
Şekil 5.2 Çeşitlilik skoru ve aktivite yüzdelik dilimlerine göre kullanıcıların ücretli aboneliğe geçiş oranları	48
Şekil 5.3 Spotify (2024) tarafından oluşturulmuş bazı popüler çalma listeleri-1	49
Şekil 5.4 Spotify (2024) tarafından oluşturulmuş bazı popüler çalma listeleri-2	50
Şekil 5.5 Spotify (2024) tarafından oluşturulmuş bazı popüler çalma listeleri-3	50
Şekil 5.6 1980-2021 yılları arası ABD kayıtlı müzik gelirleri	53
Şekil 5.7 Spotify dinleyici profili örneği	68



ÖZET

Dijital müzik platformlarının evrimi, dijitalleşme ve internet teknolojilerinin hızla gelişmesiyle doğrudan ilişkilidir. 20. yüzyılın ortalarından itibaren ivme kazanan dijitalleşme süreci, özellikle 1980'li yıllarda kişisel bilgisayarların yaygınlaşması ve internetin global düzeyde erişilebilir hale gelmesiyle büyük bir hız kazanmıştır. 1990'ların sonlarına doğru dijital müzik dünyasında devrim niteliğinde bir yenilik olan Napster, müzik paylaşım kültürünü şekillendirerek müziğin dijitalleşmesi ve kitlesel dağıtım konusunda çığır açıcı bir rol üstlenmiş, böylece müzik endüstrisinin temel dinamiklerini yeniden tanımlamıştır. Napster ve benzeri platformlar, müzik eserlerinin kullanıcılar arasında kolayca paylaşılmasını sağlarken, aynı zamanda geleneksel müzik dağıtım yöntemlerini de sorgulanır hale getirmiştir. Bu süreç, dijital müzik platformlarının ortaya çıkışıyla birlikte daha da hızlanmış, müzik tüketim alışkanlıklarını köklü bir dönüşüme uğratmıştır.

Dijital müzik platformları, günümüzde müzik endüstrisinin ana unsurlarından biri haline gelmiş; müzik üreticileri ve dinleyicilere sundukları yeni olanaklarla, müzik dinleme alışkanlıklarının tamamen dijitalleşmesine ve veriye dayalı bir yapıya dönüşmesine öncülük etmiştir. Özellikle Spotify gibi büyük platformlar, müzik tüketim alışkanlıklarını derinlemesine etkileyerek müzik endüstrisinde yeni dinamikler yaratmıştır. Kullanıcı verilerinin toplanması ve analiz edilmesi, dinleyicilerin tercihlerinin ve alışkanlıklarının ayrıntılı bir şekilde incelenmesini sağlamış; bu süreç, müzik dinleme alışkanlıklarının daha kişiselleştirilmiş ve bireysel tercihlere göre şekillendirilmiş bir yapıya bürünmesine olanak tanımıştır. Dolayısıyla, dijital müzik platformları, kullanıcıların “beğenilerini” sınıflandırarak ve analiz ederek kullanıcıların dijital eylemlerini yönlendirme potansiyeline erişmiştir.

Bu tez, müzik streaming algoritmalarının işleyiş mekanizmalarını, bu algoritmaların dinleyici tercihlerine olan etkilerini ve müziğin nasıl kategorize edildiğini kapsamlı bir şekilde ele almaktadır. Bu bağlamda çalışma, kullanıcıların belirli içeriklere yönlendirilme süreçlerini ve bu yönlendirmelerin arkasında yatan algoritmik yapıları detaylı bir biçimde analiz etmektedir. Aynı zamanda dijitalleşme süreci içinde müziğin demokratikleşmesi söylemini eleştirel bir perspektifle değerlendirerek, bu söylemlerin ardındaki veri gözetimi, algoritmik kontrol ve dijital sömürü dinamiklerini de irdelemektedir. Çalışma, bu kapsamda, müziğin dijitalleşme sürecinde ortaya çıkan sosyokültürel dönüşümleri ele alarak, dijital müzik platformlarının toplumsal etkilerini ve bu etkilerin müzik dinleme alışkanlıkları üzerindeki yansımalarını tartışmaktadır. Tez, müzik endüstrisindeki bu yeni dönüşümün, yalnızca teknik bir ilerleme değil, aynı zamanda derin sosyokültürel ve ekonomik sonuçları olan bir süreç olduğunu vurgulamaktadır.



SUMMARY

The evolution of digital music platforms is directly linked to the rapid development of digitalization and internet technologies. The digitalization process, which gained momentum from the mid-20th century, accelerated significantly, especially in the 1980s with the widespread adoption of personal computers and the global accessibility of the internet. Toward the late 1990s, Napster, a revolutionary innovation in the digital music world, played a groundbreaking role in shaping the culture of music sharing and redefining the fundamental dynamics of the music industry by enabling the digitalization and mass distribution of music. Platforms like Napster facilitated the easy sharing of music works among users, while simultaneously questioning traditional music distribution methods. This process further accelerated with the emergence of digital music platforms, leading to a profound transformation in music consumption habits.

Digital music platforms have become one of the main components of the music industry today, leading to the complete digitalization and data-driven transformation of music listening habits by offering new possibilities to music producers and listeners. Especially major platforms like Spotify have profoundly influenced music consumption habits, creating new dynamics within the music industry. The collection and analysis of user data have enabled a detailed examination of listeners' preferences and habits; this process has allowed music listening habits to become more personalized and shaped according to individual preferences. Therefore, digital music platforms have gained the potential to guide users' digital actions by classifying and analyzing their “likes”.

This thesis comprehensively examines the operational mechanisms of music streaming algorithms, their effects on listener preferences, and how music is categorized. In this context, the study analyzes in detail the processes through which users are directed toward specific content and the algorithmic structures behind these directions. Additionally, it critically evaluates the discourse of democratization of music within the digitalization process, scrutinizing the dynamics of data surveillance, algorithmic control, and digital exploitation underlying these discourses. The study also addresses the sociocultural transformations that have emerged in the process of music digitalization, discussing the societal impacts of digital music platforms and their reflections on music listening habits. The thesis emphasizes that this new transformation in the music industry is not merely a technical advancement but also a process with deep sociocultural and economic consequences.

1. GİRİŞ

Müzik platformlarının süreç içerisindeki gelişim ve değişim dinamikleri incelendiğinde, dijitalleşme olgusunun ve internet teknolojilerindeki gelişme sürecinin belirleyici bir etkisi olduğu görülmektedir. İnternetin ilk aşamalarında bilgi ve iletişim paylaşımına odaklanılması, zamanla veri ve dosya paylaşım teknolojilerinin gelişmesine zemin hazırlamıştır. Bu dönüşüm, dijital müzik platformlarının doğuşuna ve hızla yaygınlaşmasına da zemin hazırlamıştır. İnternetin ilk aşamalarında gelişen veri ve dosya paylaşım teknolojileri, müzik dosyalarının dijital olarak dağıtılmasına imkan sunarak geleneksel müzik endüstrisini köklü bir şekilde değiştirmiştir.

Günümüzde bu değişimin temel yapı taşı, kökenleri 9. yüzyıla kadar uzanan “algoritmalar” olarak karşımıza çıkmaktadır. Ünlü matematikçi El-Harizmi’nin çalışmalarıyla temelleri atılan algoritma kavramı, “mantıksal” ve odaklı reçeteler sunarak dijital çağın ve müzik mecralarının vazgeçilmez bir parçası halini almıştır. “Bir problemin çözümünün veya belirlenen amaca nasıl ulaşılabileceğinin anlatıldığı yol” (Aytekin, Çakır, Yücel ve Kulaöz, 2018) olarak tanımlanan algoritma kavramı, günümüz sınıflandırma ve manipülasyon süreçlerinin de merkezinde yer almaktadır.

Bu hususta sınıflandırma ve manipülasyon kavramlarını tanımlamak gerekir. Sınıflandırma, belirli kriterlere göre nesneleri, olayları veya verileri gruplara ayırma işlemidir. Tez bağlamında sınıflandırılan sadece müzik değil, aynı zamanda müziği üreten, paylaşan, tüketen insandır. Manipülasyon ise, bir durumu, süreci veya kişiyi belirli bir amaca hizmet edecek şekilde, genellikle örtük ve farketirmeden yürütülen değiştirme ya da yönlendirme eylemidir.

Bu doğrultuda araştırma problemi, araştırmanın amaç ve önemi, varsayımları ve sınırlılıkları aşağıda ifade edildiği şekilde belirlenmiştir:

1.1. Araştırma Problemi

Bu tezde problem olarak ele alınan konu, müzik streaming platformlarında kullanılan algoritmalar ve bunların dinleyici/dinlerkitle üzerindeki manipülatif etkileridir. Günümüz koşullarında müzik tüketiminin büyük çapta dijital platformlar üzerinden

gerçekleştiriliyor oluşu, doğal olarak, bu platformların, “dinlerkitle” üzerinde gerek eğilim belirleyici gerekse de yönlendirici bir güç kazanmalarını sağlamış durumdadır. Bu temel durumdan hareketle tezin problem cümlesi şöyle belirlenmiştir: Müzik yayın akış (streaming) hizmeti veren platformlarında kullanılan algoritma modelleri, müzik endüstrisini ve dinleyici/dinlerkitle alışkanlıklarını nasıl etkilemektedir?

1.2. Araştırmanın Amaç ve Önemi

Bu tezin temel amacı, dijital müzik platformlarının kullanmakta olduğu algoritmaların müzik endüstrisi ve dinleyici alışkanlıkları üzerindeki etkilerini incelemektir. Özellikle, bu platformların yaygınlaşmasıyla beraber müzik endüstrisinin işleyişinde ve kullanıcıların müzik dinleme alışkanlıklarında meydana gelen değişiklikler ele alınmaktadır. Tez, bu algoritmaların işleyiş mekanizmalarının ve hedeflerinin dinleyici ve toplum üzerindeki etkilerini tam olarak anlaşılamadığını vurgulamakta ve bu etkileri analiz etmeyi amaçlamaktadır.

Günümüzde, algoritmaların müzik endüstrisi üzerindeki etkileri, yalnızca kullanıcı deneyimini değil; müzik yaratım süreçlerini, kültürel dinamikleri ve ekonomik yapıları da şekillendirmektedir. Bu tez, müzik streaming algoritmalarının toplumsal ve kültürel boyutlarını ele alarak, müzik endüstrisindeki eşitsizlikler ve veri sömürsü gibi güncel sorunlara da dikkat çekmektedir. Bu çalışmanın ele alınış biçimi ve bulguları, müzik endüstrisinin bugünü ve geleceği hakkında derinlemesine içgörüler sunmakta, müziğin dijitalleşme sürecini eleştirel bir bakış açısıyla değerlendirerek mevcut literatüre katkı sağlamaktadır.

1.3. Varsayımlar

“Müzik Yayın Akış Hizmeti (Streaming) Algoritmalarının Sınıflandırma ve Manipülasyon Stratejileri” başlıklı tez çalışmasının temel varsayımları şunlardır:

- a) Algoritmalar, dinleme pratiklerini ve beğeni alışkanlıklarını manipüle etmektedir.
- b) Platformdaki kullanıcı verileri, müzik dışı faaliyet ve amaçlarla kullanılmaktadır.

c) Bu algoritmalar, genellikle popüler müziklerin öne çıkarılmasına yol açarak müziğin kültürel çeşitliliğini etkilemektedir.

1.4. Sınırlılıklar

Günümüzde dijital müzik platformları sayı ve nitelikçe önemli bir genişleme sergilediğinden tez, veri toplama ve değerlendirme açısından belirli dijital müzik platformlarıyla sınırlandırılmıştır. Bu platformlar şunlardır: Spotify, Apple Music, Pandora, YouTube Music, Last.fm, Napster ve iTunes. Platformların sınırlandırılması, müzik streaming platformlarının tarihsel seyrine etki eden başlıca gelişmeler dikkate alınarak gerçekleştirilmiştir. Öte yandan müzik streaming algoritmalarının işleyiş yapılarının büyük ölçüde ticari sır olarak muhafaza edilmesi ve büyük veritabanlarına erişimin kısıtlı olması nedeniyle, Spotify gibi halka açık veritabanları üzerinden yapılan çalışmalara odaklanılmıştır.



2. YÖNTEM

Bu çalışmanın metodolojisi, dijitalleşmeyle gelişen algoritmaların ve veri odaklı süreçlerin toplumsal ve kültürel etkilerini anlamayı amaçlayan, nitel araştırma kapsamındaki “doküman analizi” (Yıldırım ve Şimşek, 2011) ile bulguların yorumlanması bağlamında “eleştirel hermenötik yöntem”e (Flick, 2009; Kincheloe ve McLaren, 2011) dayanmaktadır.

Hermenötik (hermeneutik), özellikle sosyal bilimler ve felsefe alanlarında metinlerin yorumlanmasında başvurulan bir nitel veri analiz yöntemi olarak karşımıza çıkmaktadır. Palmer’in (1969) açıkladığı üzere, hermenötik kelimesinin kökenleri, "yorumlamak" olarak çevrilen Yunanca *hermeneuein* ve "yorum" anlamına gelen *hermeneia* sözcüklerine dayanmaktadır (s. 12). Antik Yunan’da, özellikle Aristoteles’in “Peri Hermeneias (Yorum Üzerine)” adlı eseri, dil ve anlam üzerine ilk sistematik çalışmalardan biri olarak kabul edilmektedir (s. 20-21). Bunun yanı sıra, hermenötiğin bir disiplin olarak evrimi, özellikle Orta Çağ ve Reformasyon dönemlerinde kutsal metinlerin yorumlanmasına duyulan gereksinimle ivme kazanmıştır. Martin Luther gibi reformcuların İncil’i halkın anlayabileceği dillere çevirme girişimleri, hermenötik düşüncenin gelişimine önemli ölçüde katkıda bulunmuştur.

Modern anlamda hermenötik, 19. yüzyılda Friedrich Schleiermacher ve 20. yüzyılda Hans-Georg Gadamer gibi düşünürler ile birlikte kapsamlı bir perspektif kazanmıştır. Bu süreçte hermenötik, sadece dinsel ve hukuki metinlerle sınırlı bir yorumlama yöntemi olmanın ötesinde, tüm metin türlerinin anlaşılması hususunda geniş kapsamlı bir yorumlama disiplini haline gelmiştir (Palmer, 1969; Ricoeur, 1981). Öte yandan Jürgen Habermas ve Paul Ricoeur gibi filozoflar, hermenötiği eleştirel teoriyle ele alarak bu disipline yenilikçi bir boyut kazandırmışlardır. Bu yaklaşımla anlamın yalnızca metinlerde değil, aynı zamanda toplumsal ve ideolojik bağlamlarda da inşa edildiği öne sürülmektedir. Bu nedenle, yorumlama sürecinde, bu bağlamlar içerisindeki güç ilişkileri deşifre edilmeye çalışılarak eleştirel bir sorgulamaya tabi tutulmaktadır. Dolayısıyla metinlerin yalnızca anlam üretmekle kalmayıp, aynı zamanda gerçekliği sorgulama ve eleştirel bir perspektif sunma gücüne sahip olduğu

vurgulanarak, hermenötiğin eleştirel teoriyle birlikte ele alınmasının gerekliliği ortaya konulmaktadır (Ricoeur, 1981).

Bu hususta eleştirel hermenötik yöntemde, geleneksel hermenötik yaklaşımlardan farklı olarak, yorum sürecine eleştirel bir perspektiften toplumsal, kültürel ve ideolojik boyutlar öne çıkmaktadır. Bu sayede, metinlerin veya fenomenlerin anlamları yalnızca yüzeysel bir şekilde ele alınmakla kalmamakta; aynı zamanda bu anlamların nasıl ve neden oluştuğu, hangi güç dinamikleri tarafından şekillendirildiği ve hangi toplumsal etkileri ortaya çıkardığı da derinlemesine sorgulanmaktadır (Kincheloe ve McLaren, 2011). Dolayısıyla, müzik streaming algoritmaların teknik işleyişlerinin yanısıra bu algoritmaların ürettiği anlamları, güç dinamiklerini ve toplumsal-kültürel-ekonomik etkilerini incelemek adına çok yönlü bir model tasarlanmıştır.

2.1. Araştırma Modeli

Bu araştırmada “tarama modeli”ne dayanılarak; “müzik streaming platformları neden belirli algoritmalar kullanmaktadır?”, “bu algoritmaların eğilim belirleme ölçme ve manipülasyon bakımından temelleri nelerdir?” gibi sorulara yönelik veri ve bulguların elde edilmesi amaçlanmıştır.

Bilindiği gibi tarama modelleri, geçmişteki ya da mevcut durumları anlamak, eğilimlerini ortaya koymak ve karşılaştırmalar yapmak amacıyla nitel araştırmalarda sıklıkla tercih edilmektedir. Bu sayede, belirli bir fenomenin nasıl geliştiği, hangi faktörlerin etkili olduğu ve bu faktörlerin zaman içerisindeki değişimi gibi konular detaylı bir şekilde incelenebilir.

2.2. Evren ve Örneklem

Bu araştırmanın evreni, müzik streaming platformları ve kullanılan algoritmaların genelini kapsayacak geniş bir çerçevede tanımlanmıştır. Ancak platform ve algoritmaların bütün detaylarıyla ele alınması, kapsamın genişliği ve şirketlere ait verilere erişimin sınırlılığı nedeniyle mümkün değildir. Bu nedenle, bu genişlikteki bir evrenin bu tez kapsamında tüm ayrıntılarıyla değerlendirilmesi imkanı bulunmadığından araştırmanın örnekleme, veri bilimi çalışmalarının yoğunlaştığı

Pandora, Last.fm gibi platformlar ile özellikle Spotify üzerinde gerçekleştirilen arařtırmalar olarak belirlenmiřtir.

2.3. Verilerin Toplanması

Çalıřma kapsamında, döküman analizine dayalı veri toplama yöntemi (Bowen, 2009) benimsenmiřtir.

Döküman analizi yöntemi, “Arařtırılması hedeflenen olgu veya olgular hakkında bilgi içeren yazılı materyallerin analizini kapsar ” (Yıldırım ve řimřek, 2011, s. 187) ve Bowen’in (2009) belirttiđi gibi; arařtırma bađlamı hakkında veri sağlamak (s. 29), arařtırmada sorulması gereken soruları veya gözlemlenmesi gereken durumları belirlemek , ek arařtırma verileri sağlamak, deđiřim ve geliřimi izlemek ve diđer veri kaynaklarından elde edilen bulguları dođrulamak/desteklemek (s. 30) gibi çeřitli amaçlarla kullanılmaktadır.

Döküman incelemesi kapsamında, mevcut literatürdeki raporlar, akademik makaleler, sempozyum bildirileri, řirketlere ait finansal tablolar ve grafikler ayrıntılı olarak analiz edilerek, çalıřmada kullanılacak nicel ve nitel verilerin kaynađı oluřturulmuřtur. Bu bađlamda toplanan veriler; her yıl IFPI (International Federation of the Phonographic Industry), RIAA (Recording Industry Association of America), MIDIA (Media Insights & Decisions in Action) gibi kuruluřların sunduđu müzik endüstrisi raporlarına, Spotify, Google gibi řirketlerin gelir tablolarına ve müzik streaming platformlarında kullanılan algoritmaların geliřtirildiđi ve tanıtıldıđı veri bilimi çalıřmalarına dayanmaktadır.

2.4. Veri Analizi ve Deđerlendirme

Tezde elde edilen verilerin kapsamlı bir řekilde yorumlanabilmesi için çeřitli modellerin kullanılması gerekli görülmüřtür. Bu bađlamda, “betimsel analiz yöntemi” (Yıldırım ve řimřek, s. 224) aracılıđıyla istatistiksel grafiklerin incelenmesi ve bu sayede, verilerin genel eđilimlerinin ve anlamlarının belirginleřtirilmesi amaçlanmıřtır.

“Önceden yapılmış bir çalışma için toplanmış mevcut verilerin, orijinal çalışmanın amacından farklı bir araştırma ilgisini takip etmek amacıyla” kullanılan (Johnston, 2014, s. 619) “ikincil veri analizi” (Vartanian, 2011; Johnston, 2014) yöntemi çerçevesinde bilgisayar ve veribilimi alanlarında yapılmış çalışmalar, tezin dinamikleri doğrultusunda yeniden değerlendirilmiştir. Bu yöntem, farklı disiplinlerden gelen verilerin entegrasyonunu kolaylaştırarak müzik streaming algoritmalarına dair daha kapsamlı bir analiz yapılmasına katkıda bulunmuştur.

Öte yandan çalışmanın verileri ve ortaya çıkan olgular, “hermenötik analiz” yöntemi (Flick, 2009, s. 345) ve “eleştirel hermenötik analiz” (Kincheloe ve McLaren, 2011) yaklaşımıyla değerlendirilmiştir.



3. DİJİTAL MÜZİK PLATFORMLARININ TARİHSEL ARKAPLANI VE GELİŞİMİ

Bu bölümde, dijital müzik platformlarının ortaya çıkışı, gelişimi ve müzik endüstrisi üzerindeki etkileri incelenmekte; platformların kullandığı teknolojiler, iş modelleri ve tüketici alışkanlıklarındaki değişimler değerlendirilmektedir. Aynı çerçevede, günümüz müzik platformlarının temelini oluşturan “müzik tüketiminin dijitalleşmesi” süreci, bu platformların teknolojik altyapıları ve işleyiş mekanizmalarıyla birlikte ele alınarak; tüketici davranışlarındaki değişimlerin müzik endüstrisinin geleceğini nasıl şekillendirdiği üzerine durulmaktadır.

Bu bağlamda, modern çağın en belirgin ve etkili dönüşüm süreçlerinden biri olarak karşımıza çıkan ve kökenleri 20. yüzyılın ortalarına kadar uzanan dijitalleşme süreci, özellikle 1980’lerden itibaren kişisel bilgisayarların yaygınlaşması ve internetin doğuşuyla birlikte ciddi bir ivme kazanmıştır. Teknolojinin ilerlemesi ile kaçınılmaz hale gelen bu süreç, müzik fenomeni dahil olmak üzere hayatın sosyal, ekonomik ve kültürel her alanında kendini göstermektedir.

3.1. Dijitalleşme Kavramı ve İnternet Teknolojilerinin Gelişimi

Dijitalleşme kavramını temel olarak, bilginin dijital (sayısal) formata dönüştürülmesi olarak tanımlamak mümkündür. Yirminci yüzyılın başlarındaki bilgisayar bilimi çalışmaları ve özellikle Alan Turing'in hesaplama teorisi ile dijitalleşmenin zeminini hazırlanmıştır. Turing, 1936 yılında *On Computable Numbers* adlı makalesinde, modern bilgisayarların temelini oluşturan "evrensel hesaplama makinesi" kavramını ortaya atmıştır (Copeland, 2004, s. 15). “Turing makinesi” olarak da bilinen bu makine, belirli bir programla herhangi bir hesaplama yapabilen bir cihaz olarak tasarlanmıştır. Böylece “Turing, hem modern bilgisayarı hem de hesaplanamaz olanın matematiksel çalışmasını başlatmıştır” (Copeland, 2004, s. 6).

Aynı hususta, 1945 yılında teorik kavramın somut bir uygulaması ve ilk bilgisayar olarak tarihe geçen 30 ton ağırlığındaki ENIAC’ın (Elektronik Sayısal Entegreleyici ve Bilgisayar) geliştirilmesi, dijitalleşme süreçlerinin başlangıç noktası olarak kabul

edilmektedir (Ceruzzi, 2003). B. Jack Copeland'in (2004) de vurguladığı üzere, "Turing'in modern bilgisayarın gelişimine en büyük katkısı, makinenin belleğinde sembolik olarak kodlanmış talimatları depolayarak kontrol etme fikriydi" (s. 15).

Tarihsel bağlamda dijitalleşmenin bir sonraki büyük adımı, internet teknolojileri olarak karşımıza çıkmaktadır. Günümüzde kullandığımız internetin temelleri, 1960'larda Amerika Birleşik Devletleri Savunma Bakanlığı tarafından finanse edilen ARPANET (Advanced Research Projects Agency Network) projesine dayanmaktadır. "İleri Araştırma Projeleri Ajansı Ağı" olarak çevirilen bu proje, başta askeri ve akademik araştırmalar için güvenli, hızlı ve esnek bir iletişim ağı sağlamak amacıyla kurulmuştur. 1972'de gerçekleştirilen Uluslararası Bilgisayar İletişim Konferansı'nda ARPANET'in büyük bir tanıtımı yapılarak elektronik posta uygulaması tanıtılmış, bu da internetin büyümesine önemli bir katkı sağlamıştır. 1970'lerin sonlarına doğru ARPANET, çeşitli bilgisayar ağlarının birbirine bağlanabileceği bir sistem olan internet kavramına dönüşmüştür. 1980'ler ve 1990'larda internet hızla yaygınlaşmış; üniversiteler, hükümet kurumları ve ticari şirketler tarafından geniş çapta benimsenmiştir. Bu dönemde, internetin temel teknolojileri ve protokolleri önemli ölçüde geliştirilmiştir (Leiner, Cerf, Clark, Kahn, Kleinrock, Lynch, Postel, Roberts ve Wolff, 2009).

3.1.1. World Wide Web'in Yükselişi ve Dijital Dünyaya Etkileri

20. yüzyılın sonlarına gelinmesiyle birlikte internet alanındaki büyük atılım, "*World Wide Web*"'in (WWW) ortaya çıkışıyla gerçekleşmiştir. 1989 yılında Tim Berners-Lee tarafından Avrupa Nükleer Araştırma Merkezi (CERN)'nde geliştirilen ve 1991 yılında halka açılan "WWW" ile, internet üzerindeki bilgiye hızlı ve etkili bir şekilde erişim sağlanmıştır. WWW'nin o dönemde en önemli özelliklerinden biri de farklı belgeler arasında kolayca gezinebilme imkanı sunmasıydı. Web tarayıcılarının geliştirilmesi ve yaygınlaşması ile birlikte ise, internet "kullanıcı dostu" bir hal almıştır. Burada kullanıcı dostu olarak anlatılmak istenen; internetin başlangıcında bilgiye erişim sınırlı ve teknik bilgi gerektirirken, tarayıcılar sayesinde karmaşık komutlar yerine basit tıklamalarla bilgiye erişebilir hale gelmesidir (Berners-Lee, 2000). *Mosaic* ve *Netscape* gibi erken dönem sayabileceğimiz web tarayıcıları, internetin geniş kitleler tarafından benimsenmesinde, ticari potansiyelinin

keşfedilmesinde (s. 92) ve sosyal hayatta kullanımında da önemli pay sahibidir. Bu durum Berners-Lee'nin (2000) de vurguladığı üzere “(dijital) market ekonomisi”nin temellerini atmıştır (s. 36).

Bilgiye erişim ve ticari potansiyelin keşfi açısından dijitalleşmenin etkilerini toplumsal-kültürel bağlamdan bağımsız düşünmek mümkün değildir. Manuel Castells'in (2010) *The Rise of the Network Society* kitabında belirttiği gibi; “[b]ilgi teknolojisi devrimi, insan faaliyetlerinin tüm alanlarındaki yaygınlığı nedeniyle, yeni ekonomi, toplum ve kültürün oluşumundaki karmaşıklığı analiz etme” (s. 5) ihtiyacını doğurmuştur. Anlaşılacağı üzere, dijitalleşmenin yalnızca ekonomik değil, aynı zamanda toplumsal ve kültürel dönüşümleri de tetiklediği, böylece bilgi toplumu kavramının şekillenmesine yol açtığı ifade edilmektedir.

Toplumların bilgiye dayalı bir yapıya dönüşmesi, küreselleşme sürecini ve bilgi akışını hızlandırmış, farklı kültürel ve sosyal bağlamların birbirleriyle daha yoğun bir etkileşim içinde olmasını sağlamıştır. Bu bağlamda ele alınacak müzik olgusu, toplumsal, kültürel ve ekonomik paradigmalardan kesişim kümesi olarak karşımıza çıkmaktadır.

3.2. Sesin ve Müziğin Dijitalleşme Adımları

Müzik, dijitalleşmenin en çok etkilediği kültür ve sanat dallarından biridir. Tarihsel bir bakış açısıyla incelendiğinde, analog kayıt teknolojilerinden dijital kayıt ve üretim yöntemlerine geçiş, sadece sesin manipülasyon biçimlerini değil, aynı zamanda müziğin küresel çapta tüketimini ve dağıtımını da şekillendirmiştir. Bu dönüşüm, müziğin sadece bir sanat formu olarak değil, aynı zamanda bir endüstri olarak da yeniden tanımlanmasına yol açmıştır.

3.2.1. Analog Kayıt Teknolojilerinin Temelleri

Analog kayıt teknolojileri, Thomas Edison'un 1877'de fonografı icat etmesiyle başlamıştır. Fonografin çalışma mantığı, ses dalgalarının bir diyafram aracılığıyla mekanik titreşimlere dönüştürülerek, bu titreşimlerin bir iğne yardımıyla silindire kazıma prensibine dayanmaktadır. Sonrasında, bu kazınmış kayıtlı izler üzerinden iğne tekrar geçtiğinde ses yeniden üretilmektedir.

Edison'un fonografı başlangıçta sadece bilimsel ve eğlence amaçlı bir cihaz olarak görülse de, zamanla daha geniş kitlelere hitap etmeye başlamıştır. 1880'lerde ve 1890'larda fonografin ticari olarak üretimi ve satışı artmıştır. Bu dönemde, fonograflar evlerde kullanılmaya başlanmış ve müzik, eğlence ve hatta eğitim için yaygın bir araç haline gelmiştir. Bu dönemin bir diğer önemli gelişmesi, Emile Berliner'in 1887'de gramofonu icat etmesiyle karşımıza çıkmaktadır. Berliner'in gramofonu, Edison'un fonografından farklı olarak sesi bir silindir yerine düz bir diske kaydediyordu. Dolayısıyla gramofon, kolay kopyalanabilir ve taşınabilir olması nedeniyle ticari olarak daha başarılı olmuş ve müzik endüstrisinde yaygın olarak kullanılmaya başlanmıştır. Özellikle 1900'lerin başlarında, ses kayıtları hızla yaygınlaşan ticari bir ürün haline gelmiştir (Millard, 2005).

Öte yandan, Andre Millard (2005), kitabında, "Büyük Üçlü" olarak adlandırdığı ve 20. yüzyıl başlarında ses kayıt endüstrisini domine eden üç büyük şirketten (*Edison, Victor* ve *Columbia*) bahseder ve bu şirketlerin, üretimden pazarlamaya kadar her aşamayı kontrol ederek, alandaki hakimiyetlerini pekiştirdikleri belirtir (s. 49). Ayrıca *Victor* ve *Columbia* gibi şirketler, radyo ve film endüstrilerine entegre olmak suretiyle, üretimini sağladıkları müziklerin daha geniş kitlelere ulaşmasını sağlamıştır.

1920'li yıllara gelindiğinde akustik kayıt teknolojileri, yavaş yavaş, yerini, elektrikli kayıt tekniklerine bırakmaya başlamıştır. Dar frekans aralığı, düşük ses kalitesi ve kayıtların dayanıklılığı gibi sınırlamalar, özellikle sesin ticari amaçlarla kaydedilip yeniden üretilmesi sürecinde belirgin hale gelmiş ve bu da daha ileri teknolojilere olan ihtiyacı artırmıştır.

1930'lardan itibaren, sesin elektrik sinyallerine dönüştürülmesi ve bu sinyallerin amplifikatörler aracılığıyla güçlendirilerek kaydedilmesi, kayıt teknolojisinde kayda değer bir kalite artışına yol açmıştır. Bununla birlikte, günümüzde 33'lük ve 45'lik olarak adlandırdığımız disklerin geliştirilmesi, kayıt teknolojisinin dönemi bağlamında en üst seviyeye ulaşmasını sağlamış ve müzik endüstrisi için bir dönüm noktası oluşturmuştur. Bu hususta radyo, film ve müzik endüstrileri, bu yeni teknolojileri hızla entegre ederek büyük bir büyüme sürecine girmiştir.

2. Dünya Savaşı ve gelişen teknoloji ile birlikte ses kayıtları manyetik bantlar üzerinden yapılmaya başlanmış ve hızla yayılarak hem müzik endüstrisinde hem de

radio yayıncılığında standart bir araç haline gelmiştir. Ayrıca bu dönemde, evde kullanılan teyp kayıt cihazları ve kasetler sayesinde müzik endüstrisiyle bağlantısı olmayan insanlar da kendi seslerini veya müziklerini kaydedip paylaşabilir hale gelmiştir. Bu durumun, müzik üretim ve tüketim pratiklerinin nispeten daha geniş bir tabana yayılmasını ve bireylerin müzikle olan etkileşimlerinin artmasını sağladığını söylemek mümkündür.

Dolayısıyla analog kayıt teknolojilerinin çeşitli sınırlılıkları, müzik endüstrisinde sürekli bir gelişim ve yenilik arayışına yol açmıştır; bu arayışın temel sebepleri arasında ticari kazancı maksimize etme ve piyasa hakimiyetini sağlama gibi konular yer alsa da, dijital kayıt teknolojilerinin ortaya çıkmasına ve hızla benimsenmesine zemin hazırlamıştır.

3.2.2. Dijital Kayıt Teknolojilerinin Gelişimi

Sesin analog dalga formundan dijital verilere dönüştürülme süreci, temelde 1930’larda ve 1940’larda Claude Shannon ve Harry Nyquist gibi mühendisler tarafından geliştirilen dijital sinyal işleme teorilerine dayanmaktadır. Shannon, 1948’de yayınladığı makalesinde, bilginin dijital olarak nasıl kodlanabileceğini ve hatasız bir şekilde iletilebileceğini açıklamış, böylece dijital kayıt teknolojilerine teorik bir temel sağlamıştır (Holmes, 2008, s. 252, 304). Bu süreçte, analog ses dalgaları bir analogdan dijitale dönüştürücü kullanılarak sayısal forma çevrilmiştir. Bu dönüştürme işlemi, analog sinyalin saniyede birçok kez örneklenmesi ve bu değerlerin bellekte veya bir dosyada tablo olarak saklanmasıyla gerçekleşir. Daha sonra, bu sayısal veriler dijitalden analoga dönüştürücü aracılığıyla tekrar analog sinyale çevrilir ve bir hoparlör sistemi aracılığıyla duyulabilir hale getirilir.

Fakat dijital ses kayıt teknolojisi ticari anlamda ilk kez 1970’lerin sonlarında ve 1980’lerin başlarında kullanılmaya başlanmıştır. Özellikle, 1979 yılında Sony ve Philips’in ortaklaşa geliştirdiği ve 1982’de piyasaya sürdüğü “CD” (Compact Disc) formatı, sesin dijital formatta depolanmasında ve ticari olarak yaygınlaşmasında önemli bir dönüm noktası olmuştur.

80’lerin başında yer alan bir diğer teknoloji ise “MIDI” (Musical Instrument Digital Interface)’dir. “Müzik Enstrümanları Dijital Arayüzü” olarak çevirilen teknoloji,

synthesizer gibi m zik enstr manları ve diğ r m zik cihazları arasında dijital veri alışverişini saėlayan bir protokold r. Thom Holmes' n (2008) konu baėlamında vurguladıėı  zere; “MIDI, farklı enstr manlar ve bilgisayar arasında ger ek uyumluluėu saėlamayı bařarmıř ve m zik end strisi i in yazılım ve donanım  retiminde patlayıcı bir b y meye yol a mıřtır” (s. 227). 1990'lara gelindiėinde, MIDI teknolojisi ile dijital ses iřleme (DAW) yazılımlarının geliřimi, m zik  retiminde devrim yaratmıřtır. *Pro Tools*, *Cubase* ve *Logic Pro* gibi yazılımlar; kayıt, d zenleme ve miksaj iřlemlerinin tamamen dijital ortamda yapılmasını m mk n kılmıřtır (s. 287-288). Millard (2005) bu teknolojinin m ziėi “demokratikleřtirdiėi”ni (s. 383) ve “plak řirketleri tarafından kurulan hiyerarřik kontrol ve dıřlama sistemine alternatif bir se enek sunduėu”nu (s. 387) vurgulamaktadır.

1990'ların ortasında karřımıza  ıkan bir diğ r teknoloji ise MP3 (MPEG-1 Audio Layer 3)'t r. Bu format, ses dosyalarını sıkıřtırarak y ksek kaliteli sesin daha az yer kaplamasını saėlayan bir dijital ses kodlama y ntemidir. Bu teknoloji, m zik dosyalarının internet  zerinden hızlı ve kolay bir řekilde paylařılmasını m mk n kılmıřtır.

 zet olarak, m zikte dijitalleřme; m ziėin  retim ve prod ksiyon ařamalarından, t ketim ve daėıtım bi imlerine, dinleyici alışkanlıklarından piyasa dinamiklerine kadar pek  ok alanda etkisini g stermiřtir. Bu teknolojik ilerlemeler, m ziėi daha eriřilebilir, tařınabilir ve kiřiselleřtirilebilir kılar en, aynı zamanda end strinin k r odaklı stratejiler geliřtirmesine olanak tanımıřtır. Verilen  rneklerde g r leceėi  zere, dijitalleřme s recinin yalnızca teknolojik bir ilerleme olarak deėil, aynı zamanda k lt rel ve sosyolojik sonu lar doėuran bir d n ř m olarak deėerlendirilmesi gerekmektedir.

3.3. Dijital M zik:  evrimi i Dolařımın Doėuřu

Bu alt b l mde, dijitalleřmenin m zik end strisi  zerinde yarattıėı etkileri kapsamlı bir řekilde ele alınmaktadır. İlk olarak, Napster platformu  rneėinde P2P (Peer to Peer) dosya paylařımının m zik daėıtımı ve t ketimi  zerinde yarattıėı d n ř mler incelenmektedir. Ardından, iTunes gibi  evrimdıřı m zik platformlarının doėuřuyla birlikte dijital m zik satıřlarının yasal bir zemine oturtulmasının nasıl m mk n hale

geldiği değerlendirilmektedir. Bunun yanı sıra, internet tabanlı radyo yayınlarına ve günümüz müzik streaming hizmetlerine değinilerek, bu platformların müzik dinleme alışkanlıklarına etkileri üzerine durulmaktadır.

3.3.1. Napster’ın Yükselişi ve Müzik Endüstrisine Etkileri

MP3 formatı ile birlikte müziğin erişilebilirliği artmış ancak aynı zamanda telif hakkı ihlalleri ve modern kullanımıyla “korsanlık” sorunlarını da beraberinde getirmiştir. Bu sorunlara neden olan bir diğer yenilik ise P2P (peer-to-peer) teknolojisidir. P2P, merkezi sunuculara ihtiyaç duymadan ağ üzerindeki bilgisayarların eşit yetkilere sahip olduğu ve doğrudan birbirleriyle veri alışverişinde bulunabildiği bir protokoldür.

Bu bağlamda Napster, 1999 yılında P2P teknolojisinin kullanıldığı ilk büyük ölçekli paylaşım ağı olarak piyasaya sürülmüştür. Kullanıcılar, MP3 formatındaki müzik dosyalarını Napster üzerinden paylaşarak geniş bir müzik arşivine ücretsiz olarak erişebiliyordu. Napster’ın kısa sürede büyük bir kullanıcı kitlesine ulaşması, müziğe erişimi “demokratikleştirirken”; aynı zamanda müzik endüstrisinde ciddi telif hakkı ihlallerine neden olmuştur. Bu dönemde plak şirketleri ve sanatçılar, müziklerinin izinsiz ve ücretsiz olarak paylaşılması nedeniyle ciddi gelir kayıpları yaşamıştır.

3.3.1.1. Telif Hakları İhlalleri ve Davalar

Napster’ın geniş kullanımı ve faaliyetleri, müzik endüstrisinde hızla tepki çekmiş ve birçok telif hakkı ihlali davasına konu olmuştur¹. 2000 yılında, Amerikan müzik kayıt şirketi *A&M Records* ve diğer birkaç kayıt şirketi, Amerika Kayıt Endüstrisi Birliği (RIAA) aracılığıyla, Napster’a “*Digital Millennium Copyright Act* (Dijital Milenyum Telif Hakkı Yasası)” kapsamında dolaylı ve dolaysız telif hakkı ihlali gerekçesiyle dava açmıştır. Burada bahsi geçen telif hakkı yasası, 1998 yılında Amerika Birleşik Devletleri’nde yürürlüğe giren, dijital telif hakları ve ihlallerini ele alan bir yasadır. Bu yasa, dijital içerik üreticileri, dağıtıcıları ve kullanıcıları için önemli düzenlemeler getirmiştir (Menn, 2003). DMCA’nın ana amacı, dijital eserlerin yetkisiz kullanımını

¹ Bkz. <http://news.bbc.co.uk/2/hi/business/1000463.stm>

engellemek ve telif hakkı sahiplerinin haklarını korumaktır. RIAA, Napster'ın kullanıcılarına müzik eserlerini izinsiz ve ücretsiz olarak paylaşma imkanı sunarak telif haklarını ihlal ettiğini iddia etmiştir. Bu davada, Metallica ve Dr. Dre gibi ünlü sanatçı ve gruplar da Napster'a karşı hukuki mücadeleye katılmıştır (Green, 2002; 803).

Bu hukuki süreç, Napster'ın faaliyetlerini ciddi şekilde sınırlamış ve nihayetinde on milyonlarca kullanıcıya sahip şirketin iflasına yol açmıştır. Fakat Napster'ın kapanması P2P dosya paylaşım pratiklerini durdurmaya yetmemiş, kullanıcılar *Kazaa*, *LimeWire*, *Grokster* ve *BitTorrent* gibi alternatif platformlara yönelmiştir. Öte yandan ortada bulunan yasa ve davalar dijital müzik platformlarının sorumluluklarını gözler önüne sermiş, telif haklarına daha fazla önem verilmesi gerektiği anlaşılmıştır. DMCA gibi yasalar, internet servis sağlayıcılarının ve dijital platformların, kullanıcıların hak ihlali yapmaları durumunda sorumlu tutulmamaları için bazı yükümlülükleri yerine getirmelerini zorunlu kılmıştır (Green, 2002). Green (2002)'in konu bağlamındaki saptamalarında yer verdiği gibi; “Napster'ın popüleritesi, [...] telif hakkı sahiplerinin, sanatsal içeriğin ya da en azından müziğin, toplumda yayılmasını ne ölçüde kontrol edebilmesi gerektiğini yeniden değerlendirme fırsatı sunmuştur” (s. 830).

Bir başka deyişle, Napster'ın yarattığı etki, müzik endüstrisi bağlamında ele alındığı takdirde; müziğin, üreticileri ve yasal dağıtıcıları tarafından çeşitli durumlarda, çeşitli şekilde kontrol -ya da daha örtük haliyle manipüle- etme ihtiyacını ortaya çıkarmıştır.

3.3.2. iTunes ve Müzik Endüstrisinde Yasal Dijitalleşme

Napster'ın ve müzik endüstrisinin karşılaştığı durum, iTunes, Pandora, Spotify gibi lisanslı müzik hizmetlerinin ortaya çıkışına zemin hazırlamıştır. Lisanslı müzik hizmetleri, müzik eserlerinin yasal olarak dağıtılmasını ve sanatçıların haklarının korunmasını sağlarken, kullanıcıların da geniş müzik kütüphanelerine erişimini mümkün kılmıştır. Böylece, Napster'ın yarattığı demokratikleşme etkisi, yasal zeminde devam ettirilmiş ve müzik endüstrisinde yeni bir denge kurulması amaçlanmıştır.

2001 yılında Apple şirketi tarafından duyurulan iTunes, dijital müzik satışlarının öncüsü olarak kabul edilmektedir. iTunes, müzikseverlere yasal olarak şarkılar

ve/veya albümler satın alma imkanı tanıyan, fiziksel kopyaların yerini alan bir dijital müzik mağazası yaratmıştır. Müzik korsanlığına karşı yasal ve yenilikçi bir yaklaşım olarak düşünülebilecek bu iş yapısı, sanatçıların ve müzik yapımcılarının gelir modellerini çeşitlendirmelerine ve küresel ölçekte dinleyici kitlesine direkt olarak erişebilmelerine olanak tanımıştır.

Öte yandan Apple şirketinin, iTunes’u “Dünyanın En İyi ve Kullanımı En Kolay Jukebox Yazılımı”² olarak tanıtmaya karşın, uygulamanın bazı dezavantajları da bulunuyordu. Örneğin, kullanıcılar satın aldıkları müzikleri belirli cihazlarla senkronize etmek zorunda kalıyor ve her bir şarkı/albüm için ayrı ayrı ödeme yapmak gerekiyordu. Bu durumun, dönemin koşulları ve P2P kültürünün benimsendiği de göz önüne alındığı takdirde, kullanıcıların müzik tüketiminde daha esnek ve ekonomik çözümler aramasına yol açtığı söylenebilir.

Dolayısıyla teknolojinin ve yarattığı sonuçların sürekli değişim göstermesi, müzik endüstrisi için sürekli adaptasyon gerektiren bir ortam oluşturmuştur. Bu nedenle müzik endüstrisi ve paydaşları, kazançlarını koruma ve artırma amacıyla, dinamik iş modelleri ve stratejiler geliştirmek zorunda kalmıştır.

3.3.3. İnternet Tabanlı Radyo Yayınları

İnternet tabanlı radyo yayınları, 2000’lerin başlarında, dijital dönüşüm ile birlikte geleneksel radyo yayıncılığına yeni bir alternatif olarak ortaya çıkmıştır. Bu yayın platformları çeşitli stratejiler geliştirerek, dinleyicilere geniş bir müzik yelpazesi sunmuş ve radyo dinleme deneyimini “kişiselleştirme” imkanı tanımıştır. Özellikle Last.fm ve Pandora gibi örnekler bu alanda öncü bir rol oynamıştır.

3.3.3.1. Last.fm

Last.fm, 2002 yılında Birleşik Krallık’ta kurulan internet tabanlı radyo ve müzik keşif platformudur. Platformun işleyişi, sosyal media platformlarına benzer bir şekilde,

² Bkz. <https://www.apple.com/newsroom/2001/01/09Apple-Introduces-iTunes-Worlds-Best-and-Easiest-To-Use-Jukebox-Software/>

kullanıcıların oluşturduğu sosyal verilerin toplanmasına ve bu verilerin algoritmalar aracılığıyla organize edilmesine dayanır. Kullanıcıların müzik dinleme geçmişi, beğendikleri sanatçılar ve şarkılar vb. veriler, Last.fm'in veri tabanında saklanır ve bu veriler, kullanıcıların ilgisini çekebilecek yeni müzikler önermek için kullanılır.

Akarapat Charoenpanich'in (2017) ekonomi ve siyasal bilimler alanında kaleme aldığı doktora tezinde belirttiği üzere; "Last.fm, müzik keşif hizmetini temelde öge tabanlı bir işbirlikçi öneri sistemi (algoritma) olan ve kendi tescilli teknolojisi 'AudioScrobbler' ile desteklemektedir" (s. 58). Bu algoritma yapısı ve işleyiş dinamikleri, tezin "İşbirlikçi Filtreleme Modeli" alt başlığında detaylandırılmaktadır.

Bu model, müzik dinleyicileri arasında etkileşimi artırmış ve müzik zevklerinin paylaşılmasını kolaylaştırmıştır. Günümüzde, Spotify gibi platformlar da benzer özellikler sunarak kullanıcıların dinleme alışkanlıklarını ve sosyal verileri analiz etmekte, yeni çalma listeleri oluşturmakta ve kişiselleştirilmiş önerilerde bulunmaktadır.

Last.fm'in popülaritesinin zamanla azalması, müzik streaming pazarının hızlı değişimlerine ve rekabetin artmasına bağlanabilir. Süreç içerisinde Spotify ve Apple Music gibi platformların piyasaya sürülmesi, daha kapsamlı müzik kütüphaneleri ve gelişmiş algoritma tasarımları Last.fm'i geride bırakmıştır. Fakat belirtilmelidir ki Last.fm'in ortaya koyduğu algoritma modelinin müzik keşfetme ve sınıflandırma alanındaki katkıları, müzik streaming platformlarının evriminde önemli bir yere sahiptir.

3.3.3.2. Pandora

İnternet tabanlı radyo yayınları bağlamında örneklendirilebilecek bir diğer platform, 2000'li yılların başında kurulan ve müzik yayını alanında önemli yenilikler sunan *Pandora* platformudur. Kullanıcıların müzik tercihlerine göre kişiselleştirilmiş radyo istasyonları oluşturan Pandora, müzik endüstrisinde önemli bir yer kazanmıştır.

Platform, 2000 yılında Will Glaser, Jon Kraft ve Tim Westergren tarafından ilk önce *Savage Beast Technologies* adıyla kurulmuştur. Glaser, müziği çeşitli özellikler ve niteliklerle sınıflandırma fikrini geliştirerek bu projeyi "Music Genome Project (Müzik Genomu Projesi)" olarak bir çatı altına toplamıştır. Başlangıçta,

perakendeciler için öneri platformu lisanslayarak “business-to-business (B2B)” yani işletmeler arası iş modeli ile faaliyet gösteren şirket; 2005 yılında gelindiğinde tüketici pazarına odaklanarak Pandora’yı internet radyo hizmeti olarak kullanıma sunmuştur (Morris, 2015).

Pandora’nın en dikkat çekici özelliği, “müzikolojik veri madenciliği” (Platoni, 2006) olarak da adlandırılan Müzik Genomu Projesi’ne dayanan algoritmaları olmuştur. Platoni (2006), Pandora’nın kurucusu Tim Westergren’in, Müzik Genomu üzerine sözlerini şu şekilde aktarmaktadır: “Genler bir kişinin uzun veya kısa, siyah veya beyaz, hızlı veya yavaş, çilli olup olmadığını topluca belirler. Bu bir nevi yapı taşları gibidir ve biz bunu müzik için de aynı şey olarak düşünüyoruz.”

Pandora algoritmalarının bu yapısı, müzikologlardan oluşan bir ekip ile 400’den fazla müzikal özelliğin analizini yaparak (Pandora, 2024) kullanıcıların beğenilerine “uygun” müzikler önermektedir. Bu sayede kullanıcılar, sevdikleri bir şarkı ve/veya sanatçıya dayalı olarak “kişiselleştirilmiş, özelleştirilmiş ve dinamik” (Morris, 2015, s. 82) radyo istasyonları oluşturabilmektedir.

Pandora ve daha önce ele alınan iTunes’un dijital müzik yayıncılığında iki farklı yaklaşımı temsil ettiği görülmektedir. Bu noktada, süreci ve dönüşümü daha iyi betimleyebilmek açısından, bu iş modellerinin müzik dinleme deneyimi, müzik erişimi, depolama ve gelir dağılımı gibi konulardaki farklılıklarını ele almak gerekmektedir.

Pandora, reklam destekli ve abonelik temelli bir iş modeli sunmaktaydı. Kullanıcılar müzikleri dinlerken reklamlarla karşılaşabilir ya da ücretli aboneliklere geçerek reklamsız müzik dinleyebilirlerdi. iTunes’un iş modelinde ise kullanıcılar, her bir şarkı veya albüm için ödeme yaparak müzik dosyalarına sahip oluyorlardı. Kullanıcı deneyimi açısından ise Pandora, kişiselleştirilmiş radyo istasyonları ve müzik önerileri sunmaktaydı. iTunes ise kullanıcıların doğrudan istedikleri şarkı veya albümü arayıp satın almalarına olanak tanıyordu. Başka bir deyişle Pandora, kullanıcıların müzik keşfetme sürecine odaklanırken, iTunes daha çok müzik satın alma ve indirme hizmeti sunmaktaydı. Pandora’nın bu özellikleri, kullanıcıların platformda daha uzun süre vakit geçirmelerine ve yeni müzikler keşfetmelerine yol açmıştır. Bu kişiselleştirilmiş deneyimin, Pandora’yı rakiplerinden ayıran en önemli faktörlerden biri olduğunu

düşünebiliriz. Müzik erişimi ve depolama bağlamında ise, Pandora müzik akışına dayalı olduğundan, şarkılar çevrimiçi olarak dinlenebilmekteydi; buna karşın iTunes, müzik dosyalarını indirme imkanı sunduğu için, kullanıcılar müziğe internet bağlantısı olmadan da erişim sağlayabiliyorlardı.

Genel çerçevede, Pandora ve arkasında yürüttüğü algoritmalar, kullanıcı verilerini analiz ederek müzik endüstrisine önemli içgörüler sağlamış ve bu verileri, müzik trendlerinin belirlenmesinde, kullanıcıların karşısına çıkacak reklamlarda ve pazarlama stratejilerinin oluşturulmasında yoğun olarak kullanmıştır. Dolayısıyla Pandora'nın başarısı, internet tabanlı radyo yayıncılığının potansiyelini ortaya koymuş, dijital müzik platformlarının gelişimini hızlandırmış ve müzik dinleme alışkanlıklarında ciddi değişikliklere yol açmıştır.

3.3.4. Müzik Streaming Servisleri

Tarihsel olarak görüleceği üzere, internet tabanlı radyo yayınlarının kullanıcıların müzik zevklerini analiz eden ve buna göre önerilerde bulunan algoritmaları, müzik keşif sürecini ve kullanıcı deneyimini yeni bir seviyeye taşımıştır. Pandora'nın bu noktadaki başarısı, dijital müzik platformlarını daha popüler hale getirmiş ve diğer müzik streaming hizmetleri için ilham kaynağı olmuştur. iTunes'un ardından abonelik tabanlı bu hizmetler, kullanıcıların müziği satın almak yerine erişim hakkı satın almalarını sağlamış ve böylelikle endüstriyel açıdan müzik tüketiminde daha sürdürülebilir bir model oluşturmuştur.

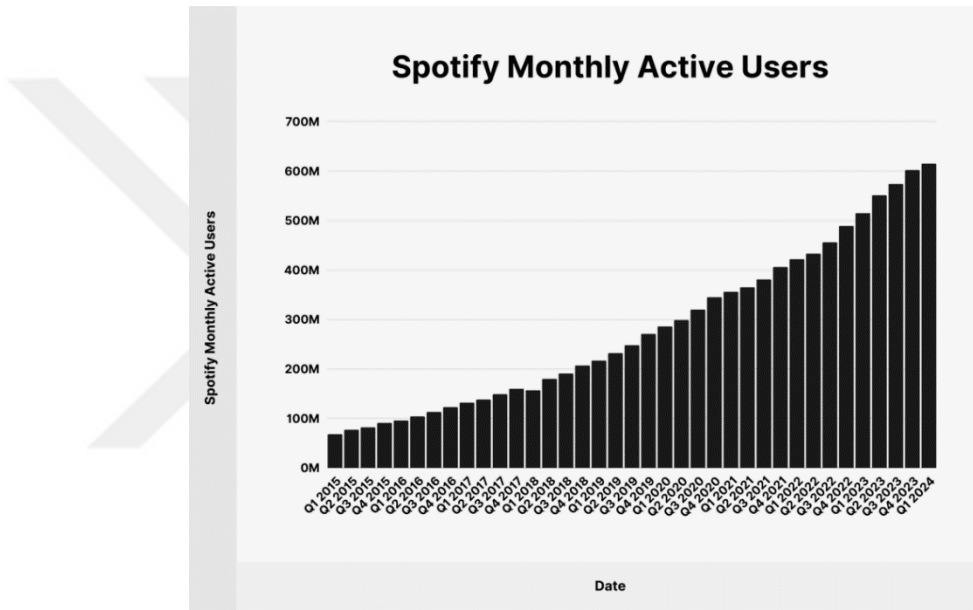
Ancak, kullanıcıların belirli anlarda belirli şarkıları ve/veya albümleri dinleme isteği (Napster ve iTunes gibi örneklerdeki kullanım alışkanlıkları gibi), Pandora'nın sunduğu hizmetin ötesinde bir talep yaratmıştır. Bu noktada, 2008 yılında piyasaya sürülen Spotify, Pandora'nın kişiselleştirme algoritmalarını daha da geliştirerek, kullanıcıların hem bireysel öneriler almalarını hem de istedikleri şarkılara ve albümlere doğrudan erişme imkanı sağlamıştır. Bu bağlamda Spotify'nın, iTunes ve Pandora'nın iş modellerini bütüncül bir yaklaşımla ele aldığını söylemek mümkündür.

3.3.4.1. Spotify

Spotify 2006'da Daniel Ek ve Martin Lorentzon tarafından kurulan İsveç merkezli müzik streaming ve medya servis sağlayıcısıdır. 2008 yılında piyasaya sürülen

platform, 2011 yılında ABD pazarına giriş yaparak küresel bir oyuncu olma yolunda önemli bir adım atmıştır. Kullanıcılarına ücretli (premium) ve ücretsiz (freemium) üyelik seçenekleri sunarak geniş bir kitleye hitap etmeyi başarmış, kısa sürede milyonlarca müzik dinleyicisine ulaşmıştır.

Platform, günümüz itibariyle Avrupa, Afrika, Amerika, Asya ve Okyanusya olmak üzere, 180’den fazla pazarda faaliyet göstermektedir. Spotify; 2024 yılının ikinci çeyreğine ilişkin düzenli olarak sunduğu raporlarına göre, 246 milyonu ücretli abone olmak üzere, 626 milyondan fazla aktif kullanıcıya ulaşmıştır (Spotify, 2024). Bu veriler dahilinde Spotify, dijital müzik endüstrisinin en büyük oyuncularından biridir.

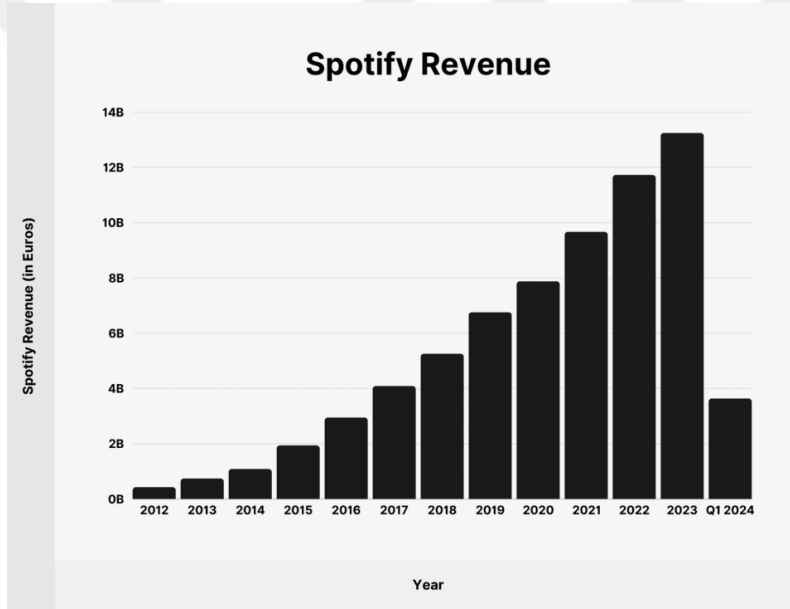


Şekil 3.1 Spotify’nın 2015-2024 yılları arasındaki aylık aktif kullanıcı grafiği (Blacklinko’dan)

Grafikte görülen kullanıcı artışı, Spotify’nın dijital müzik endüstrisindeki dominasyonunu ortaya koymaktadır. 2015 yılının ilk çeyreğinden 2024 yılının ilk çeyreğine kadar Spotify’nın aylık aktif kullanıcı sayısının milyonlarca kişi ile ifade edildiği bu grafikte, Spotify’nın istikrarlı ve sürekli bir büyüme trendi içerisinde olduğu açıkça görülmektedir (Şekil 3.1). Bu 9 yıllık süreçte Spotify; Amerika, Asya ve diğer bölgelere pazarlara yayılmaya başlamıştır. Bununla birlikte, mobil cihazlar ve akıllı ev sistemleriyle olan entegrasyonlar ile erişim kolaylığı sağlanarak kullanıcı tabanını genişletilmiştir.

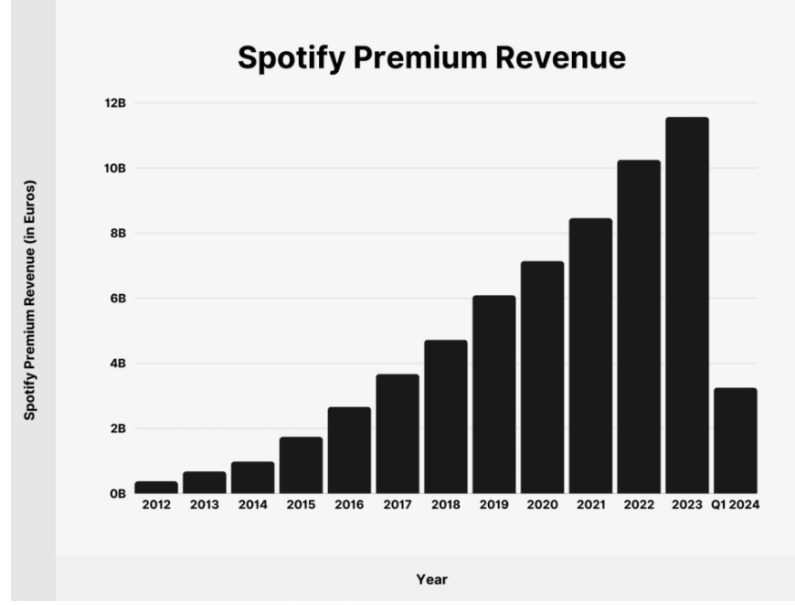
Öte yandan, 2020 yılı ve Covid-19 pandemisi nedeniyle dijital içerik tüketiminde genel bir artış gözlenmişti. Şekil 3.1’de görüleceği üzere, 2019’un ikinci çeyreğinden itibaren, grafikteki lineer artışın eksponansiyel bir büyümeye dönüştüğü ve bu doğrultuda belirgin bir büyümenin gerçekleştiği açıktır. Dolayısıyla pandemi süresince çevrimiçi etkinlikler, podcast yayınları ve evde geçirilen vakitlerin artması, Spotify gibi dijital müzik platformlarının da kullanımını artırmıştır.

Gelir grafiği ile kullanıcı artışını ilişkilendirdiğimizde, Spotify’nın dijital müzik endüstrisindeki dominasyonunun sadece kullanıcı sayısındaki artışla değil, aynı zamanda gelir artışıyla da pekiştiği görülmektedir (Şekil 3.2). 2012 yılında 430 milyon Euro gelir elde eden şirket, 2023 yılının sonuna gelindiğinde bu sayıyı 13,25 milyar Euro’ya ulaştırmıştır (Spotify, 2024).



Şekil 3.2 Spotify’nın 2012-2024 yılları arasındaki gelir grafiği (Blacklinko’dan)

Reklam gelirleri ve artan “premium” abonelikler, grafikte görünen büyümenin ana itici güçleri olmuştur (Şekil 3.3). “Freemium” olarak adlandırdıkları abonelikte, kullanıcıların ücretsiz olarak hizmetten yararlanabilmesi, ancak müzik dinlerken reklamlarla karşılaşmaları yer almaktadır.



Şekil 3.3 Spotify’nın 2012- 2024 yılları arasındaki ücretli abonelik gelir grafiği (Blacklinko’dan)

Ücretsiz (freemium) kullanıcıların sayısının artması, Spotify’nın reklam verenler için daha cazip bir platform haline gelmesini sağlamış, bu da gelirdeki artışın destekçisi olmuştur. Fakat, Spotify’nın finansal başarısının temel taşı, reklam gelirlerinden çok daha önemli olan ücretli (premium) aboneliklerden elde edilen gelirlerdir (Şekil 3.3). 2023 yılında elde edilen 13,25 milyar Euro’nun 11,57 milyarlık kısmını ücretli aboneler oluşturmaktadır (Spotify, 2024). Bu bağlamda platformun, reklam destekli ücretsiz model ile geniş bir kullanıcı tabanı yaratmayı başardığını ve bu modelin ücretli aboneliklere yönlendiren bir araç olarak kullandığını söylemek mümkündür.

Dolayısıyla Spotify’nın gelirlerini koruması ve artırması amacıyla, çeşitli stratejiler oluşturarak kullanıcı deneyimini ve bağlılığını gözetmesi gerektiği açıktır.

3.3.4.2. Apple Music

2000’lerin başında, dijital müziğin öncülerinde kabul edilen iTunes’un yaratıcısı Apple, 2015 yılında “Apple Music”i tanıtarak streaming pazarına giriş yapmıştır. Bu yenilik, Apple’nın stratejik kararları ve müzik endüstrisindeki değişen dinamikler üzerinden değerlendirilebilir. Daha önceki bölümlerde, iTunes’un, indirilen müzik ve medyayı yönetmek için tasarlandığından, fakat teknoloji ilerledikçe kullanıcıların daha esnek ve entegre çözümler aramaya başladığından bahsedilmişti.

Apple Music'in getirdiği çeşitli yenilikler bulunmaktadır. Platform, devraldığı iTunes kütüphanesi ile Apple ekosistemini entegre ederek, müzik streaming alanında daha kapsamlı bir perspektif benimsemiştir. iPhone, iPad, Mac ve Apple Watch gibi cihazlar arasında sağlanan senkronizasyon, kullanıcıların müziklerine her an, her yerden erişim sağlamalarını mümkün kılmıştır (Plano, 2024).

Konu bağlamında bir hususu belirtmek gerekir. Apple'ın kurumsal politikaları ve gizlilik anlayışı gereği, Apple Music'e dair gelir, kullanıcı sayısı gibi veriler halka açık olarak paylaşılmamaktadır. Bu nedenle, internet üzerindeki veriler ve tahminler, Apple Music'in küresel pazar payı ve Spotify ile karşılaştırmaları gibi unsurlara dayanmaktadır. Dolayısıyla veri güvenliği ve geçerliliği gibi hususlar gözetilerek çalışmanın bu bölümüne dahil edilmemiştir.

3.3.4.3. Youtube Music

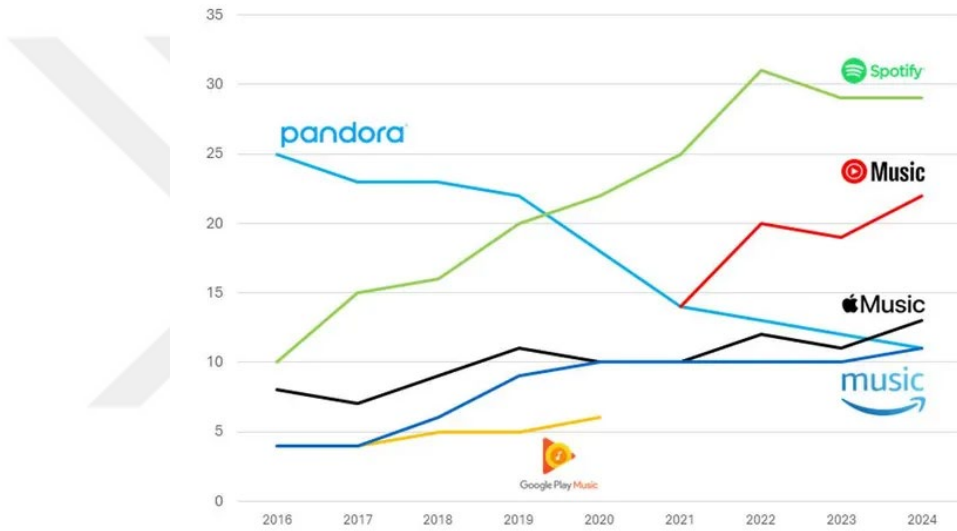
YouTube, 2005 yılında bir video paylaşım platformu olarak kurulmuş, 2006 yılında Google tarafından satın alınmış ve kısa sürede büyük bir popülerite kazanmıştır. Fakat YouTube uzun yıllar bir müzik dinleme platformu olarak değil, daha çok video izleme platformu olarak algılanmış ve faaliyetlerini buna göre düzenlemiştir. Bu durumun Google'ın müzik streaming pazarında yer almasını geciktirdiğini söyleyebiliriz.

Google, müzik streaming pazarına ilk olarak 2011 yılında "Google Play Music" hizmeti ile girmiş fakat, kullanıcı deneyimi ve içerik çeşitliliği açısından beklentileri karşılayamaması sebebiyle istenilen başarıyı sağlayamamıştır (Amadeo, 2020).

Google, YouTube Music'i 2015'te piyasaya sürerek, müzik streaming pazarına yeniden giriş yapmıştır. Şirket, YouTube'un geniş video ve müzik arşivini kullanarak kullanıcılarına hem sesli hem de görsel içerik sunmayı hedeflemiştir. Fakat YouTube Music'in piyasaya girişi, sektördeki diğer büyük oyuncuların çoktan güçlü bir yer edinmiş olması da göz önüne alınırsa, geç kalınmış bir adım olarak değerlendirilmiştir. YouTube, 2015 yılında YouTube Red adı altında bir abonelik hizmeti sunmuştur. Bu hizmet, reklamları kaldırmak ve çevrimdışı video izleme gibi avantajlar sunmuştur. 2018 yılında ise YouTube Red, YouTube Premium'a dönüştürülmüş ve YouTube Music Premium olarak yeniden markalanmıştır (Ingraham, 2015; Savov, 2018). 2018 yılında YouTube Premium ile entegre edilen YouTube Music, kullanıcılara reklamsız

müzik ve video izleme gibi imkanlar sunarak rekabet avantajı elde etmiştir. Bu entegrasyon, YouTube Music'in kullanıcı tabanını genişletmek açısından önemli bir stratejidir.

2020 yılı sonrası, özellikle Google Play Music'in resmi olarak kapatılması ve kullanıcılarının YouTube Music'e yönlendirilmesiyle birlikte platform ciddi bir ivme kazanmıştır. YouTube Music, başlangıçta diğer endüstri paydaşlarına kıyasla daha yavaş bir çıkış yapmış olsa da YouTube'un geniş video arşivi ile tek bir çatıda birleşen ve böylece kullanıcı deneyimini iyileştirmeyi hedefleyen stratejileri sayesinde pazar payını artırmayı başarmıştır.



Şekil 3.4 Bazı streaming platformlarının 2016-2024 yılları arasında yüzdesel olarak verilmiş haftalık dinleyici grafiği (Rosenblatt, 2024'den)

2024 yılına gelindiğinde YouTube Premium 100 milyon ücretli abone sayısına ulaşmıştır.³ Dolayısıyla her YouTube Premium kullanıcısı aynı zamanda otomatik olarak YouTube Music kullanıcısı haline gelmiştir.

³Bkz. <https://www.businessofapps.com/data/youtube-statistics/>

Yukarıdaki grafikte de görüldüğü üzere, Google Play Music'in zaman içerisinde kayda değer bir varlık gösterememesi ve 2020 civarında tamamen piyasadan kaldırılması, Google'ın müzik endüstrisindeki stratejilerinde bir yeniden yapılanma sürecine girdiğini işaret etmektedir (Şekil 3.4).

Bu bağlamda, müzik endüstrisinin ve teknoloji dünyasının ne denli dinamik bir yapıya sahip olduğunu, rekabetin stratejiler üzerinde nasıl belirleyici etkiler yarattığını ve kullanıcıların müzik tüketim alışkanlıklarını ne kadar süratle dönüştürebildiğini açıkça gözlemleyebiliyoruz. Müzik akış hizmetleri arasındaki yoğun rekabet, şirketlerin pazarda ayakta kalabilmek için sürekli yenilikçi yaklaşımlar geliştirmelerini zorunlu kılarken, kullanıcıların bu değişimlere hızla adapte olabilmeleri de, dijital çağın hızını ve etkisini gözler önüne sermektedir.



4. MÜZİK STREAMING ALGORİTMALARININ TEMELLERİ

Bir önceki bölümde dijitalleşme sürecinin bir parçası olarak ses depolama ve internet teknolojilerinin kısa bir tarihi ele alınmış; bu teknolojilerin evrimleşmesiyle ortaya çıkan dijital müzik platformlarının, özellikle müzik streaming servisleri aracılığıyla, dinleyici deneyimi ve müzik endüstrisi üzerindeki etkileri incelenmiştir.

Müzik streaming servisleri, kullanıcıların müzik tercihlerini analiz eden, sınıflandıran ve kişiselleştirilmiş öneriler sunan karmaşık algoritmaları sayesinde, dinleyici alışkanlıklarını dönüştürmekte ve müzik tüketim biçimlerini yeniden şekillendirmektedir.

Çalışmanın bu bölümünde, bahsi geçen algoritmaların işleyişi detaylandırılmış; müzik öneri sistemlerinde uygulanan farklı yaklaşımlar ve teknikler, örnekler üzerinden değerlendirilmiştir. Özellikle içerik tabanlı filtreleme, işbirlikçi filtreleme ve hibrit modellerin müziğin yönlendirilmesindeki rolü, bu mekanizmaların kullanıcı deneyimi ve müzik endüstrisine olan etkileriyle birlikte ele alınmıştır.

4.1. Algoritmaların Çalışma Prensipleri

Algoritma, belirli sayıda adımda bir sorunun cevabını veya bir problemin çözümünü üretmek amacıyla kullanılan sistematik işlemlerdir. Etimolojik olarak ele alındığında bu terim, 9. yüzyıl Müslüman matematikçisi El-Harizmi'nin isminden gelmektedir. "Harizmi Latince eserlerde *Alkarismi*, *Algoritmi*, *Algorism* ve *Algorismi* gibi isimlerle" (Ekinci, 2021, s. 104) çevirilmiştir. Kelime, zamanla "algorithm" şeklini alarak; belirli bir problemi çözmek için izlenen adımlar dizisini tanımlamak üzere kullanılmıştır. Günümüzde algoritma terimi, bilgisayar bilimi, matematik ve çeşitli mühendislik disiplinlerinde yaygın olarak kullanılmaktadır.

Algoritmalar, belirli bir mantık çerçevesinde adım adım ilerleyerek girdileri işler ve bir sonuca ulaşmayı amaçlarlar. Bir algoritma, genellikle belirli bir veri kümesi ile başlar;ki bu veriler, algoritmanın işlemesi gereken ham bilgiler de olabilir. Algoritma adım adım ilerlerken her adımda belirli bir işlem gerçekleştirir ya da karar verir. Çoğu algoritma bu süreçte koşullu ifadeler ve döngüler (*if-or-while-for*) gibi kontrol yapıları

kullanır. Koşullu ifadeler, belirli bir durumun gerçekleşip gerçekleşmediğine bağlı olarak farklı yollar izlerken, döngüler belirli işlemleri tekrar tekrar yapmak için kullanılır. Bu süreç sonunda algoritma belirli bir sonuç veya çıktı üretir. Algoritmanın doğru çalışabilmesi için, mantıksal olarak bir noktada sona ermesi gerekir; yani algoritma, belirlenen koşullar sağlandığında veya tüm adımlar tamamlandığında durmalıdır. Bu, algoritmanın amacına ulaşması için gereken adımların tamamlanması anlamına gelir. Fakat bir algoritmanın ne kadar etkili olduğu, işlediği verilerin büyüklüğüne ve yapısına bağlıdır; bu yüzden algoritmalar genellikle zaman ve bellek kullanımını açısından optimize edilir. Bu şekilde, farklı veri büyüklükleriyle çalışırken mümkün olan en iyi performans sergilemeleri hedeflenir (Cormen, Leiserson, Rivest ve Stein, 2022)

4.2. Müziğin Algoritmalar Aracılığıyla Sınıflandırılması

Streaming algoritmaları, müziği belirli parametrelerde sınıflandırarak çeşitli amaçlar doğrultusunda öneri sistemleri yaratırlar. Bu müzik öneri sistemleri, kullanıcıların dinleme alışkanlıklarını analiz ederek onlara “beğenebilecekleri” yeni şarkılar veya sanatçılar önerir ve bu sistemlerde, kullanıcı profilleri önemli bir rol oynar. Bu profiller, dinleme geçmişi, “meta veriler (metadata)” ve geri bildirimler ile sürekli güncellenir, böylece sistem kullanıcının karşısına algoritmanın hedefi doğrultusunda “en uygun” müziği sunar.

Sistemler yöntem bakımından genellikle içerik temelli ve işbirlikçi filtreleme tekniklerini kullanır. İçerik temelli filtreleme, şarkıların ses özellikleri ve müzikal yapıları üzerine odaklanırken, işbirlikçi filtreleme kullanıcıların diğer kullanıcılarla dinleme alışkanlıkları arasındaki bağlantılara dayanır. Karma (hibrit) yöntemler ise her iki tekniği birleştirerek daha kapsamlı ve çeşitli veri işleme döngüleri yaratır (Celma, 2010).

4.2.1. İçerik Tabanlı Filtreleme Modeli

İçerik tabanlı (content-based) filtreleme, bir kullanıcının dinlediği şarkıların yapısal özelliklerine (melodi, ritim, tempo, tür vb.) dayalı olarak sınıflandırıldığı öneri yaklaşımıdır. Bu model, öğelerin tanımlanmasında ve ardından kullanıcıların geçmiş tercihlerine göre hangi öğelerin kullanıcılar için uygun olduğunu tahmin etmek üzerine

çalışır ve bilgi toplar. İçerik tabanlı yaklaşım, diğer kullanıcıların derecelendirmelerden ziyade, öğelerin tanımına dayanır. Öğelerin veri setinde karakterize edilme süreci, içeriğin analiz edilerek otomatik olarak ya da alan uzmanları tarafından etiketlemelere dayalı olarak gerçekleştirilir (Balabanović ve Shoham, 1997; Celma, 2010).

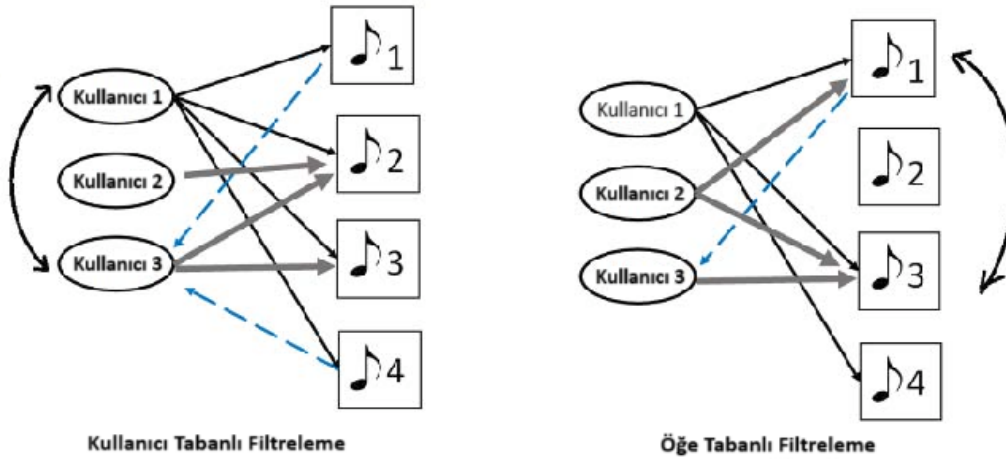
İçerik tabanlı filtrelemenin modelinin avantajları ve dezavantajları bulunmaktadır. Avantajlarından biri, yeni bir öğe koleksiyona eklendiğinde ve diğer öğelerle benzerlikleri hesaplandığında herhangi bir kullanıcı tarafından değerlendirilmeden önerilebilmesidir. Bu durum, popüler olmayan öğelerin de önerilme şansını artırarak tüm öğelerin eşit önem taşımasını sağlar. Böylece sadece popüler öğeler değil, tüm öğeler dikkate alınır. Dezavantajlar ise kullanıcıların “alışılmadık zevkleri” ya da koleksiyonun belirli bir türe eğilimli olması durumunda problemler yaşanmasıdır. "Sistem, yalnızca bir kullanıcının profiline karşı yüksek puan alan öğeleri önerebildiğinde, kullanıcı, zaten derecelendirdiği öğelere benzer öğelerle sınırlı kalır” (Adomavicius ve Tuzhilin, 2005, s. 737). Bu durum, kullanıcının farklı türde öğelere erişmesini zorlaştırır ve önerilen içeriklerin çeşitliliğini azaltır.

Bir önceki bölümde internet tabanlı radyo yayınlarından ve Pandora servisinden kısaca bahsedilmişti. Bu bağlamda Pandora’nın ve “Müzik Genomu Projesi”nin içerik tabanlı bir filtreleme ve sınıflandırma algoritması geliştirdiğini görebiliriz. Pandora’nın, bünyesindeki pek çok müzikolog ve analist; şarkıları melodi, armoni, ritim, vokal, şarkı sözleri ve enstrümantasyon gibi yaklaşık 450 parametre açısından değerlendirerek (Pandora, 2024), kullanıcıların beğenilerine uygun müzikler önermektedir. Bu parametreler genler ile ilişkilendirilerek pek çok kişi tarafından “müzikolojik DNA” olarak tanımlanmıştır (Modell, 2015, s. 6). Celma (2010), müzik öneri sistemleri üzerine yaptığı çalışmada; içerik tabanlı bu değerlendirme ve sınıflandırma sürecinin her şarkı başına 20-30 dakika sürdüğünü ve aylık yaklaşık 15.000 şarkı eklenebildiğini vurgulamaktadır (s. 75). Bu durumun sektörel ölçeklenebilirlik açısından sorunlara neden olduğunu ve ilerleyen süreçte farklı algoritmik yaklaşımlara zemin hazırladığını söylemek mümkündür.

4.2.2. İşbirlikçi Filtreleme Modeli

İşbirlikçi (collaborative) filtreleme, benzer zevklere sahip kullanıcıların dinleme alışkanlıklarına dayalı olarak önerilerde bulunan algoritmik bir modeldir. Bu model, büyük veri setlerinden elde edilen kullanıcı davranışlarını analiz ederek, yeni müzik ve/veya müzisyen önerilerinde bulunur.

Bu modeli işleyiş bakımından, kullanıcı tabanlı ve öge tabanlı olarak iki temel yapıda ele almak mümkündür (Şekil 4.1). Kullanıcı tabanlı önerme, hedef ögenin puanını tahmin etmek için kullanıcılar arasındaki benzerliği hesaplar ve ardından benzer kullanıcıların bilinen puanlarının ortalamasını alır. Öge tabanlı önerme ise, öncelikle öğeler arasındaki benzerliği hesaplar ve ardından diğer kullanıcılar tarafından bilinen benzer öğelerin puanlarının ortalamasını alarak bilinmeyen puanı tahmin eder (Balabanović ve Shoham, 1997; 67).



Şekil 4.1 İşbirlikçi filtreleme modeli yaklaşımları (Shakirova, 2017'den)

İşbirlikçi filtreleme kullanıcı benzerliklerini ve topluluk geri bildirimlerini temel alarak dinamik ve adaptif önerilerde bulunma fırsatı sunmasına karşın; “veri seyrekliği” olarak adlandırılan ve sisteme yeni dahil olan veriler üzerinde yaşanan zorluklar, bu modelin sürdürülebilirliğini sınırlamıştır. Veri tabanında yeni bir içerik belirdiğinde, başka bir kullanıcı tarafından puanlanana ya da mevcut hangi öğelere benzer olduğu belirtilene kadar bu ögenin bir kullanıcıya önerilmesi mümkün değildir.

Bu nedenle kullanıcı sayısı sistemdeki bilgi hacmine göre küçükse -çünkü çok büyük veya hızla değişen bir veri akışı vardır-, puanların kapsamının çok seyrek hale gelme tehlikesi vardır ve bu da önerilebilecek öğelerin küme büyüklüğünü azaltır. İkinci sorun ise, kullanıcıların zevkleri genel popülasyona göre “alışılmadık olduğunda” (yeni kullanıcıların sisteme katılması da bu duruma dahildir) ortaya çıkmaktadır. Diğer kullanıcılar arasında benzer hiçbir kullanıcı olmaması, bu durumun başarısız önerilere yol açmasına sebep olur (Adomavicius ve Tuzhilin, 2005, s. 740).

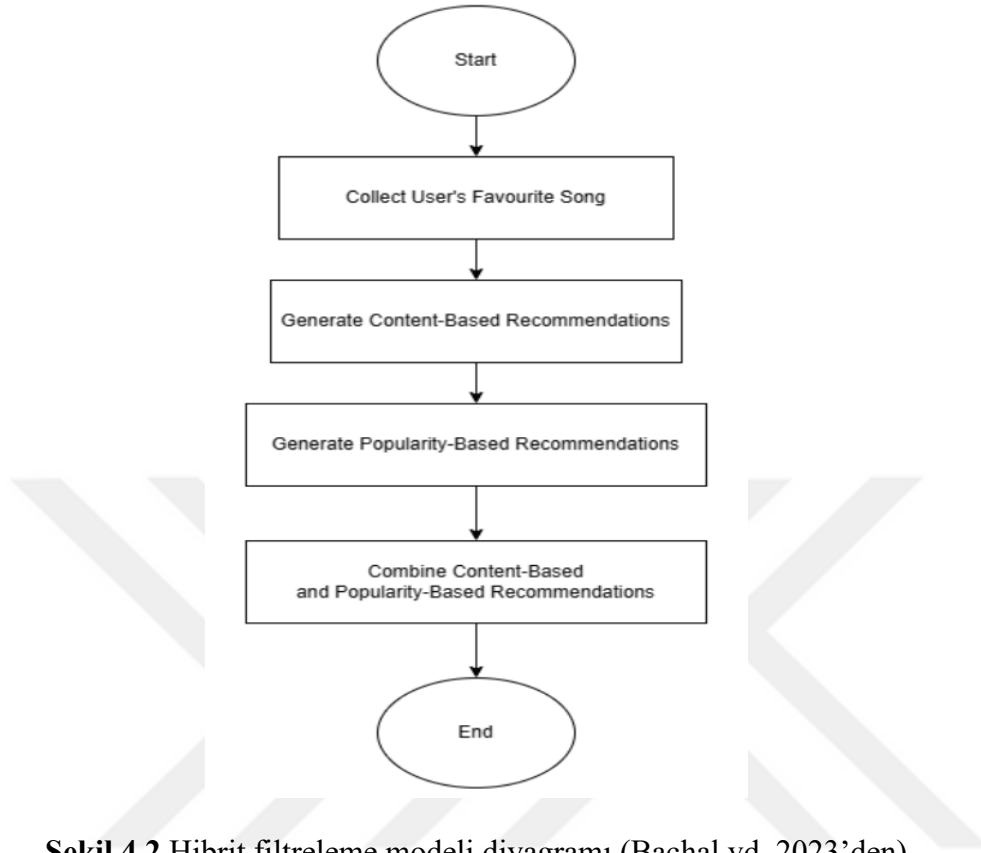
Bu bağlamda örneklendirilebilecek, dijital müzik alanında bahsi geçen modeli kullanan ilk platformlardan biri olan Last.fm, müzik öneri sistemlerinde öncü bir rol oynamıştır. Last.fm’in öneri basamakları, “AudioScrobbler” olarak adlandırdıkları bir uygulama aracılığıyla yürütülmektedir ki süreç, daha sonra, “scrobbling” veya “scrobble” terimleriyle sözlüklerde tanımlanmıştır⁴. Charoenpanich’in doktora tezinde anlatıldığı üzere; kullanıcılar *AudioScrobbler* uygulamasını indirdiğinde algoritmalar dinledikleri müzik verilerini otomatik olarak toplar ve bu veriler, “oynatma sayısı” olarak adlandırılır. Yani, hangi tür kullanıcının hangi sanatçıyı kaç kez dinlediği gibi veriler, benzer müziklerin önerilmesinde kullanılır. Last.fm bu verilere dayanarak, belirli bir sanatçıyı dinleyen kişilerin benzer sanatçılardan da hoşlanabileceğini tahmin eder (Charoenpanich, 2017, s. 59).

4.2.3. Hibrit Modeller ve Güncel Yaklaşımlar

Günümüzde müzik streaming platformları, müzik sınıflandırma algoritmalarının süreç içerisinde karşılaştığı problem ve sınırlılıkları çözmek adına çeşitli algoritma modelleri geliştirmektedirler. Bu noktada, hibrit (hybrid) filtreleme modellerinden bahsetmek mümkündür. İçerik tabanlı algoritmalar, şarkıların müzikal özelliklerine dayanarak öneriler sunarken popülerlik tabanlı algoritmalar ise şarkıların dinlenme sayılarına ve kullanıcılar arasındaki popülerliğine dayanarak öneriler sunar. Hibrit

⁴ Örnekler için bkz. Dictionary (<https://www.dictionary.com/browse/scrobble>), Tureng (<https://tureng.com/tr/turkce-ingilizce/scrobbling>)

modellerde ise, içerik tabanlı ve işbirlikçi öneri yaklaşımlarının avantajlarını kullanarak daha geniş bir öneri yelpazesi sağlanmaya çalışılır.



Şekil 4.2 Hibrit filtreleme modeli diyagramı (Bachal vd, 2023'den)

Tuning in to Personalized Music başlıklı makalede yer alan diyagramda (Şekil 4.2), Spotify'nın veritabanı kullanılarak tasarlanan hibrit model şeması özetlenmektedir (Bachal, Kumar, Bachal, Gutte, 2023, s. 5). Kurgulanan bu sistemde süreç kullanıcının favori şarkısını toplamakla başlar. Ardından, sistem favori şarkının içerik özelliklerine (tür, tempo, dans edilebilirlik, enerji, canlılık vb.) dayalı olarak benzer şarkıları önerir. Sonrasında sistem mevcut trendleri ve şarkının Spotify platformundaki popülerliğini dikkate alarak yeni öneriler üretir. En son aşamada içerik tabanlı öneriler, popülerlik puanları ile entegre edilerek nihai öneri listesi oluşturulur. Görüleceği üzere bu yaklaşım, kullanıcıların kişisel zevklerini ve genel popülerlik eğilimlerini birleştirerek daha odaklı müzik önerileri sunmayı amaçlamaktadır.

4.2.3.1. Tercih Geçiş Modeli

Kullanıcı tercihlerini daha keskin bir şekilde tahmin etmek ve bu tercihlerdeki değişkenliği modellemek amacıyla çeşitli yaklaşımlar geliştirilmektedir. Bu çabaların

bir örneği olarak “Tercih Geçiş Modeli (Preference Transition Model - PTM)” öne çıkmaktadır.

Spotify bünyesindeki araştırmacıların da yer aldığı *Where To Next? A Dynamic Model of User Preferences* başlıklı makalede, mevcut kullanıcı tercih modellerinin zaman içinde değişen kullanıcı tercihlerini yeterince öngöremediği vurgulanmış ve bu sorunu çözmek için “tercih geçiş modeli” önerilmiştir. Bu model, geleneksel öneri sistemlerinden farklı olarak kullanıcıların müzik zevklerinin zaman içinde nasıl değişebileceğini dikkate alır. Yani, bir kullanıcının belirli bir müzik türüne olan ilgisinin zamanla farklı bir türe kayabileceğini varsayar (Passino, Maystre, Moor, Anderson ve Lalmas, 2021). Model, kullanıcıların müzik türleri arasındaki geçişlerini analiz ederek, örneğin, bir kişinin pop müzik dinlemeye başladıktan sonra caz müziğe geçerken hangi ara türleri ve müzikleri dinleyebileceğini tahmin eder. Bu sayede kullanıcıların müzikal keşif süreçlerinin, algoritmalar aracılığıyla daha etkili bir şekilde yönlendirilmesi mümkün hale gelir.

4.2.3.2. Makine Öğrenmesine Dayalı Modeller

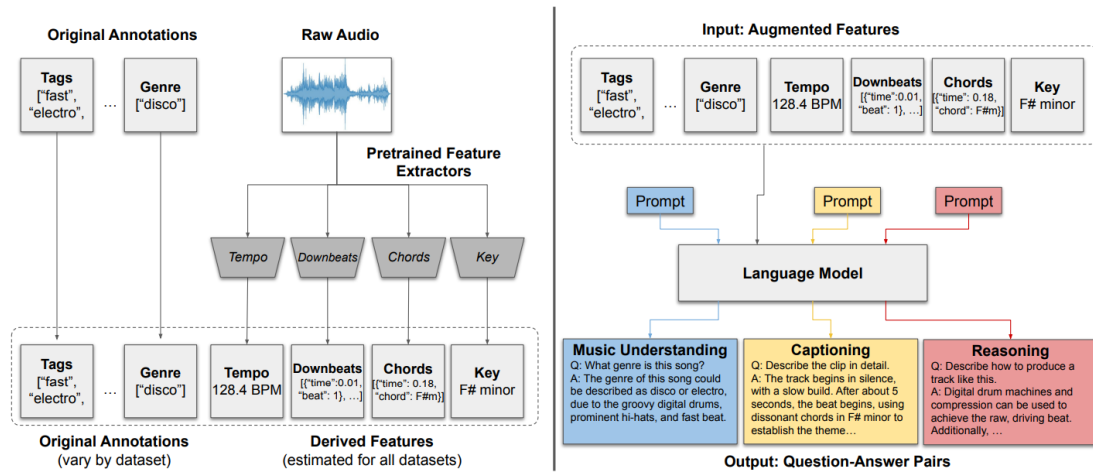
Teknolojinin hızlı ilerlemesi ve bilgisayarların veri işleme kapasitelerindeki artış, müzik streaming algoritmalarında da önemli değişimlere yol açmıştır. Derin öğrenme ve makine öğrenmesi gibi modern teknikler, müzik platformları kullanıcıların dinleme alışkanlıklarını ve müzik zevklerini daha detaylı bir şekilde analiz edilebilmelerine olanak tanımıştır.

Makine öğrenmesi, bilgisayar sistemlerinin belirli veri setlerinden öğrenerek analitik modeller oluşturmasını ve görevleri otomatikleştirmesini sağlayan bir yapay zeka (AI) alanıdır. Bu süreçte sistemler geçmiş verilerden öğrenerek tahminler yapar ve kararlar alır. Derin öğrenme ise, makine öğrenmesinin bir alt kümesi olup, yapay sinir ağları üzerine kurulu bir tekniktir. Yapay sinir ağları, insan beynindeki nöronların çalışma prensibine dayanır ve veri işleme ünitelerinin (nöronların) bağlantılarından oluşur. Bu yöntemin en belirgin özelliği çok katmanlı (derin) sinir ağları kullanarak ham veri girişinden otomatik olarak özellikler çıkarabilmesidir. Bu durum metin, görüntü, video ve ses verileri gibi büyük ve karmaşık veri setlerini işlerken, derin öğrenme modellerinin geleneksel makine öğrenmesi yöntemlerine kıyasla daha yüksek performans göstermesini mümkün kılar (Janiesch, Zschech ve Heinrich, 2021).

Makine öğrenmesi ve derin öğrenme modelleri, müzik duygu durumu tanıma sistemlerinde de geniş bir uygulama alanına sahiptir.

Bu modeller, müziği; tür, tempo, ritim vb. yapısal özellikler ile belirli duygu kategorilerini ilişkilendirir. Çok modelli ve birbirine entegre algoritmalar ile birlikte doğal dil işleme (NLP) sistemleri, şarkı sözleri ve diğer metinsel verilerin analiz edilmesini olanaklı kılmıştır (Kim, Schmidt, Migneco, Morton, Richardson, Scott, Speck ve Turnbull, 2010, s. 259-260).

Bu sayede müzik duygu durumu tanıma sistemleri, streaming algoritmaları için de kullanılabilir hale gelmiştir. Bu bağlamda örneklendirilebilecek “LLARK”, müzik verilerini anlamaya ve işlemeye yönelik geliştirilmiş çok modlu bir dil modeli olarak karşımıza çıkmaktadır. Model, 2024 yılında Washington Üniversitesi’nden Josh Gardner ve Spotify’den Simon Durand, Daniel Stoller ve Rachel Bittner tarafından geliştirilmiştir.



Şekil 4.3 “LLARK”ın veri yaratım süreci (Gardner vd, 2024’den)

Grafikte, LLARK modelinin çalışma prensipleri ve veri işleme süreci iki temel bölümde ele alınmıştır (Şekil 4.3). Sol bölümde, müzik veri setlerinden elde edilen orijinal anotasyonlar (veri etiketleri) yer almakta olup, bu anotasyonlar müzik parçalarına dair tür ve etiket bilgilerini içermektedir. Ham ses verisi, tempo, vurgu noktaları, akorlar ve tonalite gibi müzikal özelliklerin çıkarılması amacıyla önceden eğitilmiş modellerle işlenmektedir. Bu işlem, müziğin yapısal özelliklerini daha derinlemesine anlamak için gereksinim duyulan temel verileri ortaya çıkarır. Elde edilen bu özellikler, orijinal anotasyonlarla birleştirilerek, modelin eğitiminde

kullanılacak kompleks veri setleri oluşturulmuştur. Sağ bölümde ise, bu “artırılmış (augmented)” özellikler dil modeline girdiler olarak sunulur. Dil modeli, bu girdileri kullanarak müzik anlayışı, açıklama ve mantık yürütme gibi çeşitli görevler için yanıtlar üretir (Gardner vd., 2024). LLARK'ın mimarisi ve veri seti oluşturma sürecinin önceki algoritma modellerine kıyasla yenilikçi bir bakış açısı sunduğu görülmektedir. Bu tasarım, algoritmaların müzikal verileri anlama becerisini dil modelleri aracılığıyla geliştirirken, aynı zamanda müziğin çok boyutlu ve karmaşık yapısını kavramaya yönelik bir çaba olarak öne çıkmaktadır.

Görüldüğü üzere, içerik tabanlı ve işbirlikçi filtreleme yöntemleri ile başlayan bu süreç, hibrit modellerin ve derin öğrenme tekniklerinin devreye girmesiyle daha da gelişmiş ve karmaşık hale gelmiştir. Bu tekniklerin kullanımı, müzik streaming platformlarının kullanıcılar üzerindeki etkisini artırmakta ve müzik endüstrisinde yeni dinamiklerin oluşmasına zemin hazırlamaktadır.



5. MÜZİK STREAMİNG ALGORİTMALARININ TOPLUMSAL VE KÜLTÜREL ETKİLERİNE YÖNELİK ELEŞTİREL BİR BAKIŞ

Günümüzde algoritmaların arkasındaki ticari çıkarlar ve veri toplama süreçleri, kullanıcıların müzikal tercihlerini ve estetik algılarını şekillendirmede daha büyük bir güç elde etmekte, böylece müzik dinleyicileri üzerindeki kontrolü artırmaktadır.

Bu bölümde müzik streaming algoritmaları toplumsal ve kültürel bağlamda ele alınarak, bu teknolojilerin mevcut ve olası etkileri eleştirel bir perspektifle değerlendirilmektedir. Aynı hususta, Anderson'ın (2006) “The Long Tail” teorisi ve bu teoriye yönelik eleştiriler, müzik tüketimindeki çeşitliliğin gerçekten artıp artmadığı ya da belirli bir “filtre balonu” içinde hapsedilip hapsedilmediği meselesi üzerinden ele alınmaktadır. Buna ek olarak, müzik streaming platformlarının demokratikleşme iddialarının, veri gözetimi ve sömürüye dayalı kontrol ve güç dinamikleriyle nasıl çeliştiği ve bu süreçte kültürel yapıların ticari çıkarlar doğrultusunda nasıl manipüle edildiği de ayrıntılı bir şekilde işlenmektedir.

5.1. “The Long Tail” (Uzun Kuyruk) Teorisi ve Müzikte Çeşitlilik Tartışmaları

Dijital çağın beraberinde getirdiği dönüşümlerle birlikte, geleneksel müzik dağıtım sisteminin yerini hızla müzik streaming platformları almış ve bu durum, kullanıcıların bu platformlarda yer verilen müziklere anında erişim sağlamalarına olanak tanımıştır. Bu platformlara özgü geliştirilen algoritmaların; kullanıcı verilerine dayalı eğilim belirleme ve yönlendirme odaklı takip ve öneri sistemlerinin, müzik endüstrisinde yeni dinamikler yaratarak sektörün işleyişini köklü bir biçimde dönüştürdüğünü gözlemlemek mümkündür.

Bu başlık altında ortaya çıkan dinamiklerin sektörde ne gibi fırsat ve zorluklar yarattığının anlaşılmasında, 2000’lerin başında Chris Anderson tarafından ileri sürülen “The Long Tail” teorisi çerçevesinde müzik streaming platformlarına yönelik eleştiriler incelenmekte; geliştirilen algoritmaların müzik tüketimi üzerindeki etkileri ve bu etkilerin müzik endüstrisine yansımaları tartışılmaktadır.

Anderson'ın Uzun Kuyruk teorisi, ilk olarak 2004 yılında *Wired* dergisinde yayımlanan bir makalede tanıtılmış ve sonra 2006'da yayımlanan, *The Long Tail: Why the Future of Business is Selling Less of More* başlıklı kitapta ayrıntılarıyla ortaya konulmuştur. Bu teori temel olarak dijital ekonomide etkili olan dinamikleri anlamak ve bu ekonominin sunduğu yeni iş modellerini açıklamak amacıyla geliştirilmiştir.

Anderson'a göre dijital çağda fiziksel raf alanı sınırlamaları ortadan kalkmış, böylece daha önce erişimi sınırlı ve yeterince popüler olmayan (niş) ürünlerin bile geniş kitlelere ulaşması mümkün hale gelmiştir. Bu durum, üretici ve tüketiciler açısından görünüşte ortaya daha fazla seçenek ve çeşitlilik sunarak pazarın işleyişinde belirli olmaya başlamıştır. Bununla birlikte teori, az sayıda popüler ürünün yanı sıra satışları düşük olan, ancak toplamda önemli bir yekün oluşturan çok sayıda niş ürünün varlığına işaret eder ve büyük bir mağaza yerine, küçük niş pazarlarının oluşturduğu toplamdamdan daha büyük bir pazar değeri yarattığını öne sürer. Anderson'ın (2006) bu teorisi, her şeyin erişilebilir hale getirildiği ve kullanıcıların bu içeriklere erişmelerine olanak tanıdığı iki temel zeminde değerlendirilebilir. Bu bağlamda günümüz streaming platformlarının bu iki gereksinimi de karşıladığı açık bir şekilde görünür. Kullanıcılarına yüz milyonlarca şarkıya erişim imkanı sunan Spotify, Apple Music gibi platformlar, bu denli geniş bir müzik arşivine sahip olmaları ve dolaşımda tutmaları gibi nedenlerle, Anderson'ın teorisine örnek teşkil etmektedir. Bu genişlikteki “müzik kütüphanelerinin”, beraberinde bazı zorluklar da getirdiği bir gerçektir. Nitekim Mulligan (2013) gibi müzik endüstrisi analistleri, pratik düzlemde erişilemeyecek kadar fazla miktardaki bu bolluğu “seçim tiranlığı” olarak nitelemiş ve dijital müzik platformlarının kullanıcılar üzerindeki etkilerine somut bir göndermede bulunmuştur. Bu kavram, tüketicilerin karşı karşıya kaldığı seçenek bolluğunun karar verme ve tercih etme süreçlerindeki zorlanmayı ifade eder. “Seçim yapmak harikadır ancak fazlası felce yol açar. Öylesine çok seçenek var olur ki aslında hiç seçenek kalmaz” (Mulligan, 2013). Buna ek olarak Mulligan, dijital müzik platformlarına özgü algoritmik yönlendirici öneri sistemlerinin, kullanıcıların geniş bir müzik yelpazesini keşfetmelerini sağlamaktan ziyade, mevcut popüler içeriklere yönlendirdiğine de dikkat çeker. Çünkü algoritmalar, genellikle kullanıcıların geçmiş dinleme alışkanlıklarına dayanarak önerilerde bulunduğundan, nispeten yeni ve farklı içerikleri keşfetmelerini zorlaştırır. Dolayısıyla bu durum, müzik streaming platformlarına özgü

seim tiranlığını artır ve kullanıcıları –Pariser (2011)’den ödünle– “filtre balonları”na hapseder.

Filtre balonu (filter bubble) kavramı, internet kullanıcılarının evrimii etkinliklerine dayalı olarak kişiselleştirilmiş ierik önerileri sunan algoritmaların, kullanıcılara sadece onların ilgisini ekebilecek ierikleri göstermesi sonucu oluşan bilgi balonunu ifade eder. Bu kavram Eli Pariser tarafından yayımlanan *The Filter Bubble: What the Internet is Hiding from You* adlı kitapta ayrıntılı bir şekilde ele alınmıştır.

Pariser, sosyal medya ve arama motorları gibi dijital hizmetlerin kullanıcı davranışlarını izleyerek ve buna göre ierik sunarak kullanıcıları filtre balonlarına mahkum ettiğini, kişiselleştirme olgusunun bireylerin bilgi edinme süreçlerini nasıl daralttığını ve onları sadece kendi ilgi alanlarına uygun ieriklerle sınırladığını belirtir. Bu durum, kullanıcıların dünya görüşlerini genişletme fırsatlarını azaltır ve onları bilgilendirilmiş kararlar verme yeteneklerinden mahrum bırakmaktadır (Pariser, 2011).

Filtre balonu kavramını, müzik streaming algoritmaları üzerinden deęerlendirmek mümkündür. Süre olarak algoritmalar; kullanıcının daha önce dinledięi şarkılar, sanatılar ve türler vb. verileri kullanarak yeni ierik önerileri sunar, kullanıcılar platformda vakit geçirdike, kullanıcıların tercihleri anlaşılabilir giderek daha spesifik hale gelir. Bu süreç, kullanıcıların tercih ettikleri ya da daha önce dinledikleri müzikleri kolayca bulmalarını saęlarken, aynı zamanda filtre balonlarını oluşturan ve eşitlilięi sınırlayan bir etkiye de sahiptir.

Bu etkiyi destekleyici bir örnekle, *Spotify Teardown* başlıklı kitapta (2019) karşılaşılmaktadır. Kitabın ikinci bölümünde yer verilen bir deney, Spotify algoritmalarının, kullanıcıları spesifik gruplara ayırarak onlara müzik önerilerinde bulunduğunu göstermektedir. Bu deneyde kullanılan, daha önce hiçbir dinleme geçmişine sahip olmayan botlar, Spotify’nın radyo özellięiyle etkileşime geçerek öneri döngülerini incelemiştir. Deney sonucunda Spotify’nın öneri algoritmalarının, platformun sahip olduęu geniş müzik kütüphanesinden gerçekten yararlanmadığını, kullanıcıları genellikle dar bir müzik yelpazesinde tuttukları ve müzik keşfini sınırladıkları görülmüştür (Eriksson, Fleischer, Johansson, Snickars ve Vonderau, 2019, s. 119-121). Yazarların da vurguladıęı gibi Spotify’nın, “ne kadar ok

kişiselleştirirseniz, müzik o kadar iyi olur” iddiası, aslında dinleyicileri çekmek ve radyo işlevselliğine ticari ilgi uyandırmak için kullanılan, yanıltıcı bir şirket stratejisi olarak değerlendirilmektedir (s. 122).

Bunun gibi muhtelif deney ve bulgular, dijital müzik platformları tarafından kullanılan algoritmaların, kullanıcı tercihlerini yönlendirme noktasındaki potansiyelini ve müzikal çeşitliliği nasıl etkilediğini sorgulamamıza olanak tanımaktadır.

5.1.1. “Hit” ve Popülerlik Odaklı Kültüre Yönelen Eleştiriler ve Üzerinde Gelişen Tartışmalar

Uzun Kuyruk teorisi etrafında gelişen fikirlerle birlikte, akademik alanda, bu teoriye sunulan farklı eleştiriler de bulunmaktadır. Bu eleştirilerin temelinde hit ve popülerlik odaklı kültürün, hâlâ baskın olduğunu savunan görüşler yer almaktadır.

Sıklıkla kullanılan “hit müzik” kavramı; geniş bir dinleyici kitlesi tarafından beğenilen, yaygın olarak bilinen ve dinlenen müzik parçalarını ifade eder. Bu tür müzikler; genellikle ticari başarı elde etmiş, listelerde üst sıralara yükselmiş ve radyo, televizyon, dijital platformlar gibi çeşitli medya kanallarında sıkça çalınan şarkılardır. Bu kavramın karşıtı olarak kullanılan ve eleştiriler bağlamında karşılaştığımız niş kavramı ise, daha küçük ve özel bir dinleyici kitlesine hitap eden, genellikle ana akımın dışında kalan müzik türlerini ve içeriklerini ifade etmektedir.

Anita Elberse (2008), *Should You Invest in the Long Tail?* başlıklı makalesinde, dijitalleşen dünyada niş ürünlerin popüler ürünlere göre daha kârlı olabileceği fikrini çeşitli açılardan eleştirmektedir. Anderson’ın Uzun Kuyruk teorisine göre internet sayesinde tüketiciler, daha fazla sayıda niş ürüne erişebilir ve bu ürünler toplu olarak ele alındığında, ana akım ürünlerden daha fazla satış yapabilme imkânına sahiptir. Oysa Elberse, verilerin, bu iddiayı desteklemediğini belirtir ve niş ürünlerin çevrimiçi ortamda daha fazla erişilebilir olmasına rağmen, bu ürünlerin genellikle çok az sayıda tüketici tarafından talep edildiğini ve genelde popüler ürünlerin gölgesinde kaldığını vurgular (s. 89-90).

Yukarıda değinildiği ve örneklendirildiği üzere müzik algoritmalarının bu eğilimleri destekleyici şekilde çalışması, niş ürünlerin görünürlüğünü azaltırken popüler ürünlerin egemenliğini pekiştirmektedir (Elberse, 2008, Celma, 2010). Algoritmalar,

kullanıcıların dinleme alışkanlıklarını izleyerek onlara, en çok tercih edilen şarkıları önerir ve bu durum, popüler ürünlerin satışları ve dinlenmelerini daha da artırır. Bu bağlamda Elberse'in çalışması, dijital platformlar ve algoritmalarının, müzik endüstrisinde hit ürünlerin hakimiyetini artırdığını ve niş ürünlerin "başarılı" olma şansını azalttığını ortaya koymaktadır. Bu bulgular, müzik streaming algoritmalarının manipülatif özellikleri ile bu algoritmaların, endüstri üzerindeki etkilerini anlamada önemli bir perspektif sunar.

Anderson'un teorisi bağlamında müzik streaming algoritmalarına yöneltilen eleştiriler, "superstar effect" gibi kavramların da yeniden ele alınmasını sağlamıştır. Bu kavram, literatürde, pazarın büyük bir kısmının, sadece birkaç sanatçı tarafından domine edilmesi durumunu açıklamak üzere kullanılmaktadır. Sherwin Rosen'in 80'lerin başında *The Economic of Superstars* adlı çalışmasında tanımladığı bu fenomen, büyük bir popülerite ve gelir elde ederken, geri kalan çoğunluğun çok daha az tanındığını ve kazanç sağladığını öne sürer. (Rosen, 1981). Streaming platformları, bu etkiyi iyice pekiştirmektedir. Çünkü algoritmalar, genel itibariyle popüler olanı daha fazla ön plana çıkarma eğilimi içindedir.

Bu açıdan bakıldığında Elberse'in ardından Coelho ve Mendes'in (2019) çalışması da, söz konusu "süper star" etkisini destekler niteliktedir. 2019 yılında yapılan çalışma, pop-rock müzik pazarındaki uzun kuyruk ve süper star etkilerini test etmek için dijital müzik satışları ve canlı müzik performanslarından elde edilen gelirleri incelemiştir. *IFPI* ve *RIAA* gibi önde gelen piyasa organizasyonlarından elde edilen veriler analiz edilmiş, daha sonra *MIDIA Consulting* tarafından yayımlanan bir rapora vurgu yapılmıştır. Çalışmanın bulguları ve toplanan veriler, dijital dağıtım süreçlerinin ve müzik streaming hizmetlerinin süper star etkisini daha da pekiştirdiğini, böylece uzun kuyruk teorisinin öngördüğü niş pazarların ilerleme katedemediğini göstermiştir (Coelho ve Mendes, 2019). Neticede bu argümanlar, dijitalleşmenin ve algoritmaların müzik endüstrisinde niş ürünlerin görünürlüğünü azalttığını, popüler ürünlerin ise daha da ön plana çıkarak piyasayı domine ettiğini göstermektedir. Bu da Uzun Kuyruk teorisinin öngördüğü niş pazarların (sunulan çeşitlilik imkanlarının), iddia edildiği şekilde gelişmediğini açık bir şekilde ortaya koyar.

5.1.1.1. Çalma Listelerinin Oluşumu ve Rolü

Günümüzde, çalma listeleri (playlist'ler), basit müzik koleksiyonları ya da radyo benzeri araçlar olarak görülmenin ötesinde bir hal almıştır. Dolayısıyla çalma listelerini, daha geniş bir perspektifte, dinleyicilerin müzik keşif süreçlerini ve müzik endüstrisinin dinamiklerini dönüştüren araçlar olarak ele almak mümkündür.

Sanatçılar ve plak şirketleri, küratörlü/editörlü çalma listelerine girebilmek için yoğun pazarlama kampanyaları yürütmekte ve bu çabalar, müzik üretim ve tüketim süreçlerini yeniden şekillendirmektedir. Örneğin, önde gelen plak şirketlerinden Warner, Universal ve Sony'nin, sırasıyla Digster, Topsify ve Filtır markaları aracılığıyla çalma listeleri yönettikleri bilinmektedir (Aguir ve Waldfogel, 2018, s. 4). Bu listeler, belirli hedef kitlelere hitap etmek ve reklam verenler için sponsorluk fırsatları yaratmak amacıyla tematik olarak düzenlenmekte ve Spotify, resmi olarak derlenen oynatma listelerini öne çıkararak, kullanıcıların müzikal keşif süreçlerini yönlendirmektedir (Eriksson vd, 2019, s. 143).

Çalma listelerine dahil olmanın, sanatçılar için kariyerlerini inşa etmek veya yok etmek anlamına gelebileceği düşünüldüğünde; bu listelerin küratörleri ve arkasındaki algoritmalar, sadece dinleyici tercihlerini yansıtan araçlar olmanın ötesine geçerek, müzik endüstrisinin yönünü etkileyen unsurlar olarak öne çıkmaktadır.

Konu bağlamında verilebilecek ilk büyük örneklerden biri, 2013 yılında Lorde'un, "Royals" adlı şarkısıyla elde ettiği başarıdır. İlk bölümlerde işlenen Napster'ın kurucu ortağı ve Facebook'un erken dönem yatırımcılarından olan milyarder Sean Parker'ın, Spotify platformundaki "Hipster International" adlı çalma listesi, Lorde'u o dönem uluslararası bir süperstar haline getirmede önemli bir rol oynamıştır⁵. Bertoni'nin aktardığı üzere, Lorde'un "Royals" adlı şarkısının, 2 Nisan'da, Sean Parker'ın, dönemi itibarıyla Spotify'nın en etkili çalma listelerinden olan Hipster International listesine eklemesi, şarkının kısa sürede büyük bir ivme kazanmasına ve küresel çapta

⁵ Bkz. <https://www.forbes.com/sites/stevenbertoni/2013/11/26/how-spotify-made-lorde-a-pop-superstar/>

tanınmasına neden olmuştur. Bu listeye eklenmesinden sadece altı gün sonra şarkı, Spotify Viral Listesi'nde yer almış; böylelikle Lorde'un keşfedilmesi hızlanmıştır. Spotify'nın içerik direktörü Steve Savoca'nın belirttiği üzere kullanıcılar, bu yeni ve heyecan verici keşfi arkadaşlarıyla paylaşma eğilimindeydiler ve bu da, şarkının, viral şekilde yayılmasını sağlamıştır. Bu dönemde Spotify, Lorde'u platformun ana sayfasında öne çıkarmış ve çeşitli pazarlama kampanyaları ile desteklemiştir (Bertoni, 2013). Bu örnek, dijital müzik platformlarının ve çalma listelerinin sanatçıların kariyerlerini ne şekilde dönüştürebileceğini gözler önüne sermektedir.

Bu örnek doğrultusunda hit odaklı çalma listelerinin iki ana türü olan, “küratör/editör tabanlı” ve “algoritma tabanlı” listeler arasındaki farklar ile bunların müzik endüstrisi üzerindeki etkileri üzerinde, ayrıca durulması gerekir.

Küratörler veya editörler tarafından hazırlanan çalma listeleri, belirli bir tema, duygu durumu veya müzik türü etrafında titizlikle derlenmiş parçalardan oluşur ve genellikle platform editörlerinin kişilerin zevk ve bilgi birikimine dayanır. Küratörlerin müzik seçim sürecinde sanatçıların tanınırlığı, güncel müzik trendleri ve kültürel bağlam gibi faktörlerin yanı sıra, platformların ticari hedefleri, belirli sanatçılarla yapılan promosyon anlaşmaları ve kullanıcı dinleme verilerinden elde edilen içgörülerin de bu seçimlerde belirleyici olduğunu söyleyebiliriz. Bu şekilde çalma listeleri, hem dinleyicilere özenle seçilmiş bir müzik deneyimi sunmayı amaçlarken hem de platformların stratejik hedeflerine hizmet ederler.

İnsan küratörlüğüyle oluşturulan çalma listelerinin en bilinen örneklerinden biri, Spotify'nın en popüler ve en çok takip edilen listelerinden olan “Today's Top Hits”tir. Bu liste, Spotify editörleri tarafından titizlikle seçilen şarkılardan oluşur ve genellikle, halihazırda popüler olan eserleri içerir. “Today's Top Hits” listesine dahil edilen bir şarkı, geniş bir dinleyici kitlesine ulaşarak dinlenme sayısında ciddi bir artış sağlar. Bu durumu destekleyen bir örnek, Aguiar ve Waldfogel'in (2018) çalışmasında karşımıza çıkmaktadır. Yapılan inceleme sonucunda, Kane Brown'ın “What Ifs” adlı şarkısı bu listeye eklendiğinde, şarkının günlük dinlenme oranında belirgin bir artış gözlemlenmiş ve takipçi sayısının, 11.6 milyondan 29.2 milyona yükseldiği belirtilmiştir. Bu listeye dahil edilme tarihi olan Ekim 2017 itibarıyla şarkının takipçi sayısı ani bir artış göstermiş; bir aylık süre zarfında, 30 milyon civarında sabit

kalmıştır. Şarkının 2 Kasım'da listeden çıkarılmasıyla birlikte takipçi sayısı hızla düşmüş ve 30.8 milyondan 10.8 milyona gerilemiştir. Sonraki aylarda ise şarkının takipçi sayısı genel olarak azalmaya devam etmiştir (s. 13). Bu örnek –daha önce verilen Hipster International örneğinde olduğu gibi– insan küratörlüğüyle oluşturulan popüler çalma listelerinin, bir şarkının küresel ölçekte dinlenme sayısını ve popüleritesini dramatik bir şekilde artırma ve azaltma gücüne sahip olduğunu gösterir. Öte yandan, algoritmalar tarafından oluşturulan listeler ise daha farklı bir dinamik sunar. “Global Top 50” ve “U.S. Viral Top 50” gibi listeler, günlük dinlenme sayılarına göre sıralanan şarkıları içermektedir. Global Top 50 listesi, önceki günün en çok dinlenen 50 şarkısını içermekte olup, bu algoritmik listelere giren şarkılar genellikle büyük bir dinlenme artışı yaşamaktadır. Aguiar ve Waldfogel (2018)'in çalışmasında vurgulandığı üzere halihazırda popüler olan bir şarkının, Global Top 50 listesinde yer alması, günlük dinlenme sayısını yaklaşık %4 oranında artırabilmektedir (s. 16-17). Bu oranın azımsanamayacak bir artış olduğunu belirtmek gerekir; çünkü artış, sadece sayısal bir değer olmaktan öte, şarkının milyonlarca insan tarafından tekrar tekrar dinlenmesi anlamına gelmektedir. Bunun gibi etkilerin, sanatçı veya grubun hayran kitlesinin daha da büyümesine; konser ve etkinliklerine olan talebin artmasına ve medya görünürlüğünün yükselmesine yol açtığını varsaymak güç değildir.

Sonuç olarak popülerlik odaklı çalma listelerinin, farklı yollarla hem sanatçıların kariyerlerini hem de müzik dinleme alışkanlıklarını etkilediği açıkça görülmektedir. Bu durum, müzik streaming platformları aracılığıyla, endüstrideki hit/popülerlik odaklı kültürün devamını teşvik etmektedir. Dolayısıyla bu dinamiklerin, hem dinleyiciler hem de sanatçılar için çeşitli fırsat ve zorluklar sunduğunu; müzik keşfi ve çeşitliliği gibi konuların ise özenle ele alınması gerektiğini vurgulamak gerekir.

5.1.1.2. Hit Şarkıların Öngörüsüne Yönelik Algoritmik Yaklaşımlar

Algoritmaların hit odaklı yaklaşımları, büyük veri kümelerinin analiz edilmesi ve bu verilerden anlamlı öngörüler çıkarılması sürecinde önemli bir rol oynamaktadır. Makine öğrenimine dayalı algoritmalar, müzik parçalarının ses özellikleri vb. parametrelere dayanılarak popülerliklerini tahmin etme gibi hedeflerle kullanılmaya başlanmıştır. Bu yaklaşımın, aslında geleneksel içerik tabanlı öneri modellerinde de

kullanıldığını vurgulamak önemlidir. Daha önce belirtildiği üzere içerik tabanlı modeller, müzik parçalarının yapısal özelliklerini analiz ederek, kullanıcıların zevklerine uygun öneriler sunmada etkili araçlardır.

Gelişen modern teknikler, müzik verilerinin detaylı analizini mümkün kılarak popüler olma potansiyeline sahip içerikleri belirlemeye çalışmaktadır. Hangi şarkıların “hit” olacağını öngörmek hem müzik yapımcıları hem de platformlar için çeşitli avantajlar anlamına gelmektedir.

Algoritmaların müzik popülaritesini tahmin etme sürecindeki rolüne dair gerçekleştirilen literatür incelemesinde, *SpotiPred* adlı çalışma öne çıkmaktadır (Gulmatico, Susa, Malbog, Acoba, Nipas ve Mindoro, 2022). Bu çalışmada, Spotify’ın veritabanındaki şarkıların ses özellikleri (ritim, akorlar, tempo, dans edilebilirlik vb.) ve çeşitli makine öğrenme algoritmaları kullanılarak, bir şarkının ne kadar popüler olacağını tahmin edilmeye çalışılmıştır. Makalenin bulguları, Spotify Web API’den⁶ elde edilen veriler ve makine öğrenme algoritmalarının kombinasyonu ile, müzik popülaritesinin yüksek doğrulukla tahmin edilebileceğini ortaya koymaktadır (Gulmatico vd, 2022).

Hit odaklı kültür, müzik endüstrisinde uzun süredir var olan bir olgudur ve dijital çağda bu kültür daha da belirgin hale gelmiştir. İncelenen çalışma ve literatürde karşımıza çıkan diğer araştırmalar, bu olgunun devam ettiğini ve müzik streaming platformlarının bu süreçteki rolünü gözler önüne sermektedir. Bu durum, hit şarkıların belirli akustik özellikler taşıması gerektiği algısını kuvvetlendirmektedir. Makine öğrenme algoritmalarının bu özellikleri doğru bir şekilde tahmin edebilmesi, müzik endüstrisindeki popülerlik odaklı şarkı üretim sürecini daha öngörülebilir ve sistematik bir hale getirmektedir.

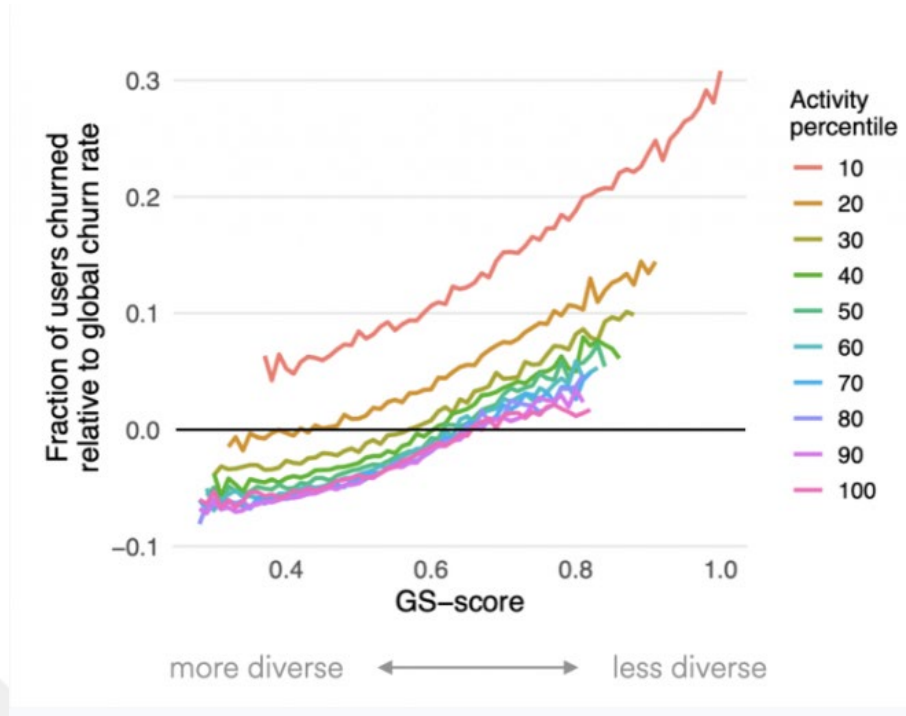
⁶ Spotify Web API, geliştiricilerin Spotify platformuna erişim sağlaması için oluşturulmuş bir dizi HTTP tabanlı uç noktadır. Bu uç noktalar, Spotify’ın müzik veritabanına erişim sağlar ve geliştiricilerin çeşitli verilere ulaşmasına imkân tanır. Bkz. <https://developer.spotify.com/documentation/web-api>

5.1.2. Algoritmaların Çeşitlilik Stratejileri

Dijital müzik platformlarının başlangıçta odaklandığı temel stratejilerden biri, kullanıcılara –dinleme geçmişlerine dayalı şekilde– “sevdikleri müzikleri” sunarak kullanıcı sadakatini artırmak olmuştur. Fakat zamanla Spotify gibi sektörde önde gelen platformlar, kullanıcılarına sadece popüler/hit şarkıları değil, aynı zamanda, daha az bilinen ve keşfedilmeyi bekleyen sanatçıları ve türleri de sunarak müzik yelpazesini genişletmek üzere çalışmalarını artırmıştır.

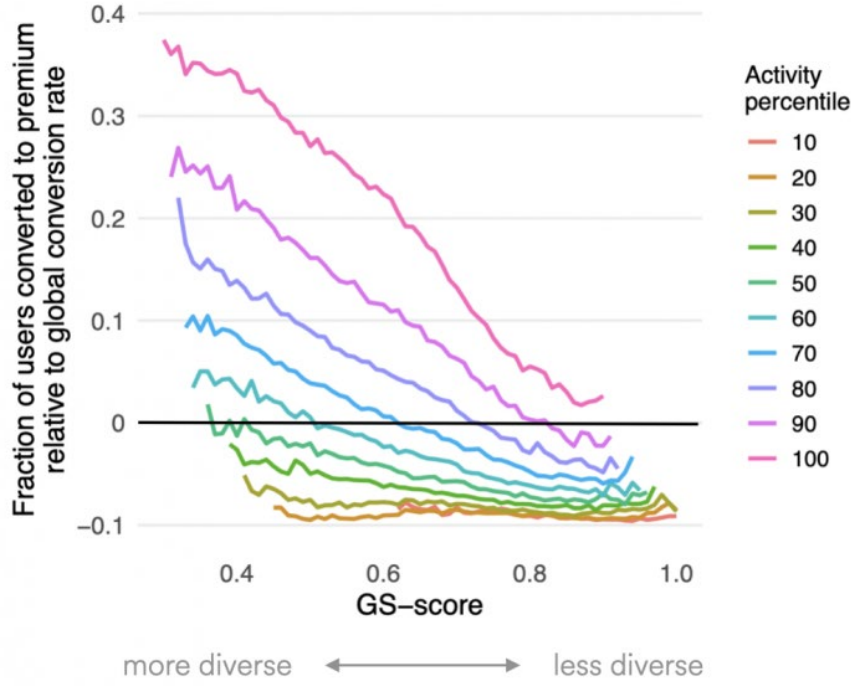
Müziksel ve kültürel çeşitlilik stratejilerinin benimsenmesinin altında yatan nedenler arasında, müzikal tektipleşme eleştirilerinin artması olduğu varsayılabilir. Bunun yanı sıra, kullanıcıların sürekli aynı türde müziklerle karşılaşmasının platforma olan ilgilerini ve etkileşim sürelerini azaltabileceği endişesi de bu stratejiyi teşvik eder niteliktedir. Bu bağlamda platformlar, kullanıcılarını daha uzun süre meşgul edebilmek ve onları platforma bağlı tutabilmek adına müzik öneri spektrumunu genişletmek üzere yeni yollar geliştirmektedir.

Bu varsayıma önemli bir katkı, 2020 yılında, Spotify çalışanları tarafından sunulmuştur. *Algorithmic Effects on the Diversity of Consumption on Spotify* başlıklı makale, müzik dinleme deneyiminde çeşitliliği artırma amacı güden algoritmaların nasıl yapılandırıldığını ve bu yapılandırmanın kullanıcı tercihlerine nasıl yansıdığını detaylandırmaktadır. Bu çalışma, Ashton Anderson (Toronto Üniversitesi ve Spotify), Lucas Maystre (Spotify), Rishabh Mehrotra (Spotify), Ian Anderson (Spotify) ve Mounia Lalmas (Spotify ve ACM üyesi) tarafından kaleme alınmıştır. Yazarların Spotify'nın öneri sistemlerinin geliştirilmesi ve analizi üzerinde uzmanlaşmış olmaları, makalenin bulgularını ve içeriğini dikkate almayı gerekli kılmaktadır.



Şekil 5.1 Çeşitlilik skoru ve aktivite yüzdelik dilimlerine göre kullanıcıların platformdan ayrılma oranları (Anderson vd, 2020'den)

Şekil 5.1'de verilen grafikte, kullanıcıların müziksel çeşitliliklerini (GS-score) ve müşteri erime /abonelik iptal oranlarını (churn rate) gösteren bir analiz sunulmaktadır. GS-score, kullanıcıların dinleme davranışlarının ne kadar çeşitli olduğunu ölçen bir metriktir. Düşük GS-score daha çeşitli dinleme alışkanlıklarını, yüksek GS-score ise daha dar bir dinleme alışkanlığını temsil etmektedir. Grafikte, farklı aktivite yüzdelik dilimlerine (activity percentile) göre kullanıcıların platformdan ayrılma (churn) oranları gösterilmektedir. Spotify'da daha çeşitli müzik dinleme alışkanlıklarına sahip kullanıcıların, daha dar dinleme alışkanlıklarına sahip olanlara kıyasla platformdan ayrılma olasılıklarının daha düşük olduğunu ortaya koymaktadır (Anderson vd, 2020). Bu durum, çeşitli müzikal içeriklerin, kullanıcı bağımlılığını artırmada önemli bir faktör olduğunu göstermektedir. Bir başka deyişle algoritmik öneri sistemlerinin, kullanıcıların dinleme alışkanlıklarını çeşitlendirme amaçlarını vurgulamaktadır.



Şekil 5.2 Çeşitlilik skoru ve aktivite yüzdelik dilimlerine göre kullanıcıların ücretli aboneliğe geçiş oranları (Anderson vd, 2020’den)

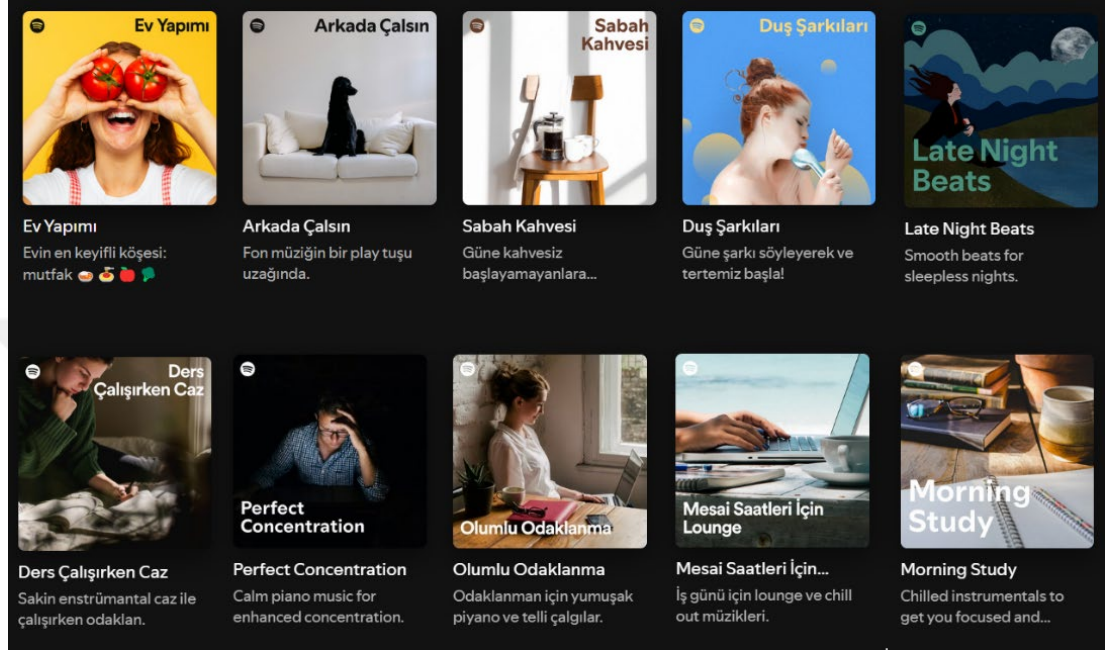
Çalışmada karşılaşılan diğer bulgular ise çeşitli müziksel içerik tüketiminin, kullanıcıların platformda kalma ve ücretli aboneliğe geçme olasılıklarını artırdığını göstermektedir (Şekil 5.2). Buna karşın algoritmik öneri sistemlerinin, kullanıcıları, daha önce pek çok defa vurgulanan dar bir içerik yelpazesine yönlendirme davranışının, platformların uzun vadeli başarı beklentilerini olumsuz etkileyebileceği ortaya konulmaktadır (Anderson vd, 2020).

Bu bilgiler, dijital müzik platformlarının, kullanıcı deneyimini zenginleştirmek ve uzun vadeli başarılarını garantilemek için çeşitli müzikal içerik sunma stratejilerini benimsemeleri gerektiğini açıkça göstermektedir. Dolayısıyla algoritmaların, kullanıcıların müzikal zevklerini ve dinleme alışkanlıklarını tektipleştirme ve çeşitlendirme konusundaki rolü, platformların rekabet avantajını korumalarında önemli bir faktör olarak karşımıza çıkmaktadır.

5.1.2.1. “Mod” ve Lokasyon Tabanlı Çalma Listeleri

Streaming hizmetleri, müziği yalnızca pop, rock, jazz, rap gibi artık geleneksel sayılabilecek türlere ayırmakla kalmayıp, aynı zamanda mod (ruh hali) ve lokasyon tabanlı ayrımlara da yönelmektedir. Müziğin türlere göre sınıflandırılması,

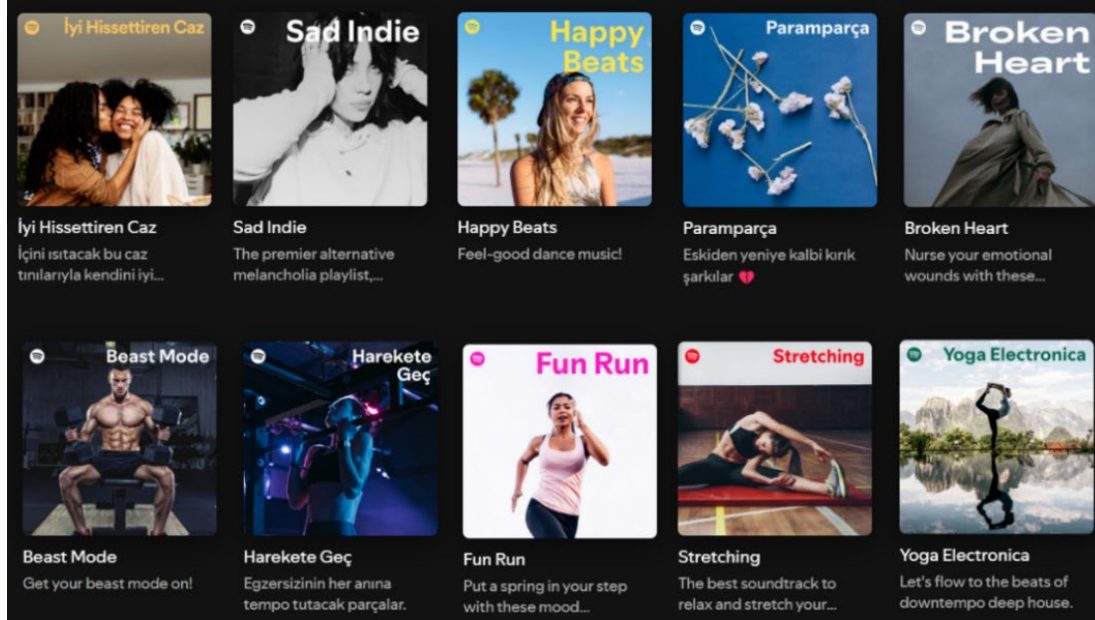
kullanıcılara belirli bir müzik tarzını kolayca bulma imkanı sunarken, mod ve lokasyon tabanlı ayrımlar, müziğin kullanıcıların günlük yaşamlarına daha derin bir şekilde etki etmesini mümkün kılmaktadır. Bu noktada editörler ve algoritmalar, belirli anlar ve aktiviteler için etiketlenmiş müziklerle etkileşimde bulunulmasını sağlayarak, kendi ekosistemlerinde daha fazla vakit geçirilmesini de teşvik etmiş olurlar.



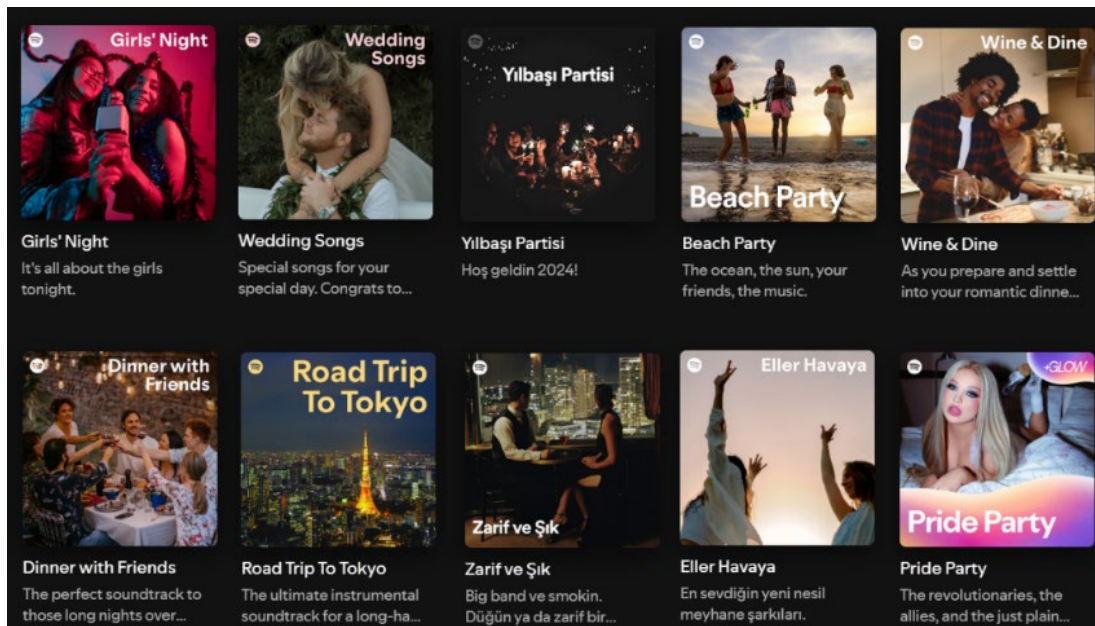
Şekil 5.3 Spotify (2024) tarafından oluşturulmuş bazı popüler çalma listeleri-1.

Günlük rutinelere uyum sağlama açısından; Spotify, kullanıcıların gün içerisindeki farklı eylemlerine uygun çalma listeleri sunar. Sabah uyanma, yemek yapma, duş alma, ders çalışma veya işte odaklanma gibi durumlar için özel olarak hazırlanmış çalma listeleri bu kapsamda değerlendirilebilir. Bu örneklerde de görüldüğü üzere, platformlar günün her saatinde kullanıcılarına erişim sağlamak adına çeşitli imkanlar yaratmıştır (Şekil 5.3).

Duygusal ve fiziksel durumlara hitap açısından; kullanıcılara ruh hallerine ve fiziksel performanslarına uygun çalma listeleri oluşturulmuştur. Fiziksel aktivitelerin verimliliğini artırmak üzere motivasyonu artıran tempolu şarkılar içeren listelenirken, diğer yandan, kullanıcıların duygusal durumlarını ifade etmek amacıyla, melankolik ve teselli edici şarkılar içeren listeler hazırlanmaktadır (Şekil 5.4).



Şekil 5.4 Spotify (2024) tarafından oluşturulmuş bazı popüler çalma listeleri-2.



Şekil 5.5 Spotify (2024) tarafından oluşturulmuş bazı popüler çalma listeleri-3.

Sosyalleşme ve eğlence aktiviteleri bağlamında; etkinlikler ve eğlence zamanları için de özel çalma listeleri sunulmaktadır. Partiler, düğünler, arkadaşlarla gerçekleştirilen aktiviteler ve seyahat gibi durumlar için hazırlanan listeler bu faaliyetlere eşlik etmektedir (Şekil 5.5). Ayrıca kullanıcılar, beğendikleri müzikleri arkadaşlarıyla paylaşarak sosyal etkileşimlerini artırabilirler.

Müziksel çeşitliliği sağlamak adına sunulduğu varsayılan bu stratejik yaklaşımlar, Spotify'nın, müziği sadece dinlenilecek bir ürün olmaktan çıkarıp, kullanıcıların yaşamlarını optimize eden ve performanslarını artıran araçlar olarak da yeniden tanımladığını göstermektedir.

5.1.2.2. İşlevsellik Vurgusu

Tarihsel olarak bakıldığında, müziğin farklı alanlarda işlevsel bir araç olarak kullanılması şaşırtıcı bir olgu değildir ve bu geleneğin günümüzde farklı yollarla devam ettiğini söyleyebiliriz. Fakat bahsi geçen yeniden tanımlama stratejisinin temelinde, müzik platformlarının bireyleri sürekli olarak daha üretken, daha verimli ve daha kendine yeter hale gelmeye teşvik eden neoliberal ideolojiyi yansıttığını varsayan akademik çalışmalarla karşılaşmak mümkündür.

Paul Allen Anderson (2015), Spotify ve Pandora gibi platformların, kullanıcıların ruh hallerini ve duygusal durumlarını yönetmek ve yükseltmek amacıyla, algoritmik ve küratörlü müzik listeleri sunduğunu vurgulamaktadır (s. 811, 830). Konu bağlamında Eriksson ve Johansson (2017, 2019) ise, Spotify'nın hazır çalma listelerinin, belirli bağlamlılaşmaların neoliberal veya radikal bireyci ideolojilere hizmet ettiğini belirtmektedir. Bu çalma listeleri, kullanıcılara sürekli olarak daha üretken, daha mutlu ve daha motive olmaları gerektiği mesajını vererek, neoliberal değerleri ve bireyci ideolojileri güçlendirmektedir (s. 68, 149).

Unutulmamalıdır ki bu stratejiler, farklı bir işlevsellik boyutunda ele alındığında, veri toplama ve analizine de olanak sağlamaktadır. Kullanıcıların hangi çalma listelerini tercih ettikleri; hangi aktiviteler sırasında hangi müzikleri, ne sıklıkla dinledikleri hakkında elde edilen veriler, platformların algoritmalarını daha da geliştirmesine yardımcı olur. Bu veriler, kullanıcıların platformla etkileşimlerini optimize etmenin yanı sıra, çeşitli reklam anlaşmaları ve işbirlikleri için de önemli kaynaklar oluşturur.

Bu bağlamda, 2016’da ortaya çıkan “Branded Moments”⁷ gibi programlar, markaların Spotify tarafından hazırlanan çalma listelerini sponsor etmelerine olanak tanımıştır. Program, çalma listelerinin dinleyicilerin ne tür etkinliklerle meşgul olduklarına dair sunduğu gerçek zamanlı içgörülerden yararlanmayı hedefleyerek, sponsor olan markaların reklam aralarında sesli veya görsel mesajlarla dinleyicilere ulaşmasını sağlamaktadır. Prey’in alıntılacağı üzere Spotify, potansiyel sponsorlara çalma listeleri örnekleriyle şu cümlelerle hitap etmektedir;

İster ‘New Music Friday’le yeni müziklere ayak uyduran trend belirleyiciler, ister ‘Power Workout’la spor salonunda ter dökenler, ister “Brain Food”la sınavlara çalışan öğrenciler olsun, hedef kitlenize en uygun olanı seçmenize yardımcı olacağız. Çalma listelerimiz zaten tutkulu ve sadık bir hayran kitlesine sahip, bu da markanızın daha geniş kitlelere ulaşmasını ve duyulmasını sağlar. (Spotify for Brands’dan akt. Prey, 2020, s. 5)

Bu çerçeveden bakıldığında Spotify’nın kurucusu Daniel Ek’in, “şirketimizin müzik alanında (music space) değil, an’lara odaklı olduğu (moment space)” şeklindeki açıklaması (Seabrook, 2014) daha da netlik kazanır. Bu son derece dikkat çekici ifadesiyle Ek’in, sahibi olduğu platformla sadece müzik dinleme hizmeti sunmanın ötesine geçip, bireysel an ve deneyimlere odaklı, daha geniş ve bağlamsal bir hizmet sunmayı amaçladığı anlaşılmaktadır.

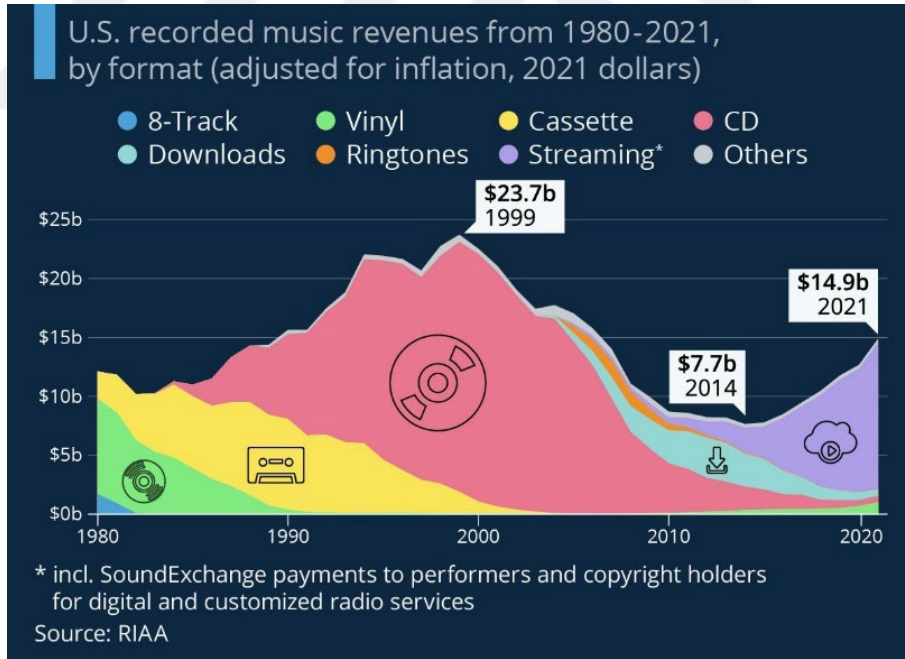
Sonuç olarak platformların, müziği, mod ve lokasyon gibi daha spesifik kategorilere ayırma yöntemi, kullanıcı deneyimini zenginleştirmenin ve çeşitlilik stratejilerini etkin şekilde uygulamanın bir yolu olarak değerlendirdiği açıktır. Dinleme alışkanlık ve tercihlerine ilişkin olarak elde edilen veriler, çeşitli anlaşmalar doğrultusunda, hedef kitlelere daha etkili şekilde ulaşılmasını sağlamakta ve böylece, platformların ticari başarılarını daha da arttırmaktadır. Dolayısıyla müzik dinleyicilerini her an, her yerde tatmin ve tahmin etmeyi hedefleyen bir “müziksel atmosfer vizyonu” hedeflenmekte ve desteklenmektedir.

⁷ Bkz. <https://adage.com/article/digital/spotify-serves-vertical-video-ads-branded-moments/306299>

5.1.3. Aldatıcı “Demokratikleşme” Söylemi

Demokratikleşme kavramının; bilgi ve kültürel ürünlere erişimin geniş kitleler arasında yayılması, daha fazla insanın katılımını sağlaması ve gücün merkezi otoriteden bireye doğru kayması süreci olarak ele alınması mümkündür.

Bu perspektiften bakıldığında müzik streaming platformlarındaki yükseliş ile demokratikleşme söyleminin, müzik endüstrisinde büyük bir dönüşümün işaretçisi olduğunu vurgulamak gerekir. İnternet ve dijital teknolojilerin gelişimiyle birlikte müzik üretimi ve tüketimi, daha erişilebilir ve yaygın bir hale gelmiştir. Bu dönüşümün ilk örneklerinden olan Napster’ın sunduğu özgürlük ve erişim kolaylığı, müzik tüketiminde demokratikleşme adımları olarak yorumlanmış ve geleneksel müzik endüstrisinin yapısında sarsıcı etkilere sebep olmuştur. Napster’ın ardından, Spotify, Apple Music, Pandora gibi büyük platformlar, kullanıcılara geniş bir müzik kütüphanesi sunarak, müziğe erişimi daha da kolaylaştırmıştır. Bu durum, müzik üreticileri için de yeni fırsatlar yaratmış ve bağımsız sanatçılar, büyük plak şirketlerinin etkisi olmadan dinleyici kitlesine ulaşma fırsatı bulmuştur.



Şekil 5.6 1980-2021 yılları arası ABD kayıtlı müzik gelirleri (Kaynak: Richter, 2022)

Yukarıdaki grafik, ABD müzik satışlarının 1980’den 2021’e kadar olan dönemini, farklı formatlar üzerinden göstermektedir. Grafikte, 1980’lerin fiziksel formatlardan (vinil, kaset, CD) 2000’lerin başında MP3 gibi dijital formatlara geçilmesiyle bir

kırılım gerçekleşmiştir. Bir sonraki belirgin kırılımı ise 2010’lardan itibaren streaming platformlarının (Spotify, Apple Music, Deezer vb.) hakimiyetiyle görülmektedir (Şekil 5.6). Bu platformlar, küresel ve ekonomik perspektifte geniş bir erişim olanağı tanımıştır. Sanatçılar, artık plak şirketlerine bağımlı olmadan müziklerini global bir kitleye ulaştırabilmekte, dinleyiciler ise farklı kültürlerden ve türlerden müzikleri keşfetme fırsatı bulmuştur. Ayrıca, bu platformların sunduğu dinleyici verileri ve analiz araçları, sanatçıların dinleyici kitlesini daha iyi anlamalarına ve müziklerini daha etkili bir şekilde tanıtmalarına imkan sunmuştur. Bu erişilebilirlik avantajları, bir kültür nesnesi olan müziğin demokratikleşmesi açısından büyük bir adım olarak değerlendirilmektedir.

Platformların demokratikleşme ve demokratikleştirme söylemini destekleyen bir çalışma, *Spotify Research* ekibinin veri bilimcileri tarafından gerçekleştirilmiştir; bu ekip, şirketin öneri sistemlerinin, algoritmalarının optimizasyonu ve geliştirilmesi için araştırma ve geliştirme çalışmaları yürüten bir birimdir. Bahsi geçen *Local Trends in Global Music Streaming* başlıklı bu makale (Way, Garcia-Gathright ve Cramer, 2020), müzik streaming hizmetlerinin küresel müzik ithalat ve ihracat akışlarına olan etkilerini incelerken, aynı zamanda bu hizmetlerin algoritmalarının çeşitlilik stratejileri ve sonuçları hakkında da önemli veriler sunmaktadır. Beş buçuk yıllık bir veri havuzunu analiz eden bu çalışma, 2014’ten 2019’a kadar olan dönemde kullanıcı tercihlerini ve yerel veya küresel içerik tercihlerinin nasıl değiştiğini ortaya koymayı amaçlamıştır.

Çalışmanın bulguları incelendiğinde görüleceği üzere; platformlar sayesinde sanatçılar ve üreticiler, dinleyici kitlelerinin demografik yapısını, hangi tür müziklerin daha çok ilgi gördüğünü ve hangi coğrafi bölgelerde daha popüler olduklarını daha iyi anlayabilirler. Bu bağlamda müzik streaming platformlarının sanatçılara sunduğu veriler ve analiz araçları, bilgiye erişimi kolaylaştırmıştır. Dolayısıyla bu durum, sadece kullanıcı tercihlerini değil, aynı zamanda tekelleşen müzik üretimi ve tanıtımını da etkileyerek, iddia edilen demokratikleşme sürecine katkıda bulunmaktadır.

Fakat müzik streaming platformlarının başlangıçta sunduğu demokratikleşme vaadi, zamanla manipüle edilerek, ticari çıkarların ve popüler kültürün hizmetine sunulmuştur. Dolayısıyla, müzik streaming platformlarının demokratikleşme söylemi, müzik endüstrisinde eşitsizliklerin devam etmesini konusunda pek çok eleştiriye mağruz kalmıştır. Sun’ın da belirttiği üzere (2019); vizyonerler, her tür müziğe internet üzerinden sınırsız erişim sağlama yeteneği olarak adlandırılan “ilahi jukebox” ın⁸, müzik endüstrisindeki “oligopolist”⁹ kontrolünü aşmasına ve kültürel çeşitliliği teşvik etmesine yol açacağını düşünüyorlardı. Fakat Guichardaz, Bach ve Penin’in vurguladığı gibi (2019), bu vizyonun gerçekleşmediğini ve büyük plak şirketlerinin dijital çağda bile pazar üzerindeki hakimiyetlerini sürdürdüğünü göstermektedir. Guichardaz ve arkadaşlarının, dijital devrimin başlangıçta büyük plak şirketlerinin pazar üzerindeki kontrolünü zayıflatacağı ve bağımsız sanatçılar ile küçük plak şirketleri için daha fazla fırsat yaratacağı beklentisinin yaygın olduğunu kabul etmesine karşın; plak şirketlerinin işlemsel yeteneklerini geliştirerek ve yeni iş modelleri benimseyerek bu duruma hızla uyum sağladığını ve pazar hakimiyetlerini koruduğunu vurgulamaktadır. Bu, Sun’ın belirttiği gibi, müzik endüstrisindeki oligopolist kontrolün zayıflaması beklentisinin aksine, stratejik adaptasyonlar sayesinde güçlenmiştir. Özellikle, büyük plak şirketlerinin çok yönlü anlaşma stratejileri ile müzik prodüksiyonu, canlı performanslar, ürün satışı ve sponsorluk gibi çeşitli gelir akışlarını entegre etmeleri, onların piyasa üzerindeki kontrolünü artırmıştır. Bu stratejiler, bağımsız sanatçılar ve küçük plak şirketlerinin rekabet etmesini zorlaştırarak, plak şirketlerinin oligopol yapısını pekiştirmiştir. Ayrıca,

⁸ **Celestial Jukebox** terimi, ilk kez 1995'te Mark Schublin tarafından kullanılmıştır. Dijital müzik dağıtımının her yerde ve her zaman erişilebilir olmasını ifade eden kavram, fiziksel medyanın yerini dijital platformların almasıyla önem kazanmıştır. Bu, müziğin dijital ortamda sınırsız bir şekilde depolanarak dinleyicilere anında sunulabileceği bir dünya hayalini temsil etmekteydi.

⁹ **Oligopol**, piyasanın birkaç büyük firma tarafından domine edildiği ve rekabetin sınırlı olduğu bir yapı olarak tanımlanır. Bu yapı içinde, firmalar birbirlerinin fiyatlandırma ve üretim stratejilerini yakından takip eder ve bu nedenle rekabet davranışları birbiriyle sıkı bir şekilde bağlantılıdır. Oligopol piyasalarında genellikle yeni firmaların girişini zorlaştıran yüksek engeller bulunur, bu da mevcut büyük firmaların piyasa üzerinde belirgin bir kontrol sağlamasına olanak tanır. Neticede, bu büyük firmalar hem fiyatları hem de üretim miktarlarını etkileyerek piyasanın dinamiklerini belirleyebilir.

şirketlerin büyük sanatçı isimlerine ve geniş müzik kataloglarına sahip olmaları, onlara dijital platformlarla daha avantajlı anlaşmalar yapma imkanı tanımıştır. Bu, dijital çağda bile müzik endüstrisinde büyük plak şirketlerinin baskın rolünü sürdürdüğünü ve daha önce de bahsedilen kültürel çeşitliliğin ve söz hakkının teşvik edilmesi beklentisinin tam anlamıyla gerçekleşmediğini ortaya koymaktadır.

5.1.3.1. Algoritmik Kolektif Eylemler

Daha önceki bölümlerde de ele alındığı üzere, müzik öneri sistemlerinin belirli sanatçılara daha fazla maruz kalmayı teşvik etme eğiliminde olduğu ve bu nedenle popülerlik yanlılığı gibi sorunları ortaya çıkardığı, yapılan akademik araştırmalarla da ortaya konulmuştur.

Demokratikleşme kavramı, genellikle bireylerin veya grupların karar alma süreçlerine daha fazla katılımını ifade etmektedir. Kolektif eylemler ise, bu bağlamda bireylerin seslerini duyurabilmeleri ve haklarını savunabilmeleri için önemli bir araç olarak karşımıza çıkmaktadır. Kolektif eylem kavramı, bireylerin veya toplulukların belirli bir amacı gerçekleştirmek amacıyla organize ve koordineli bir şekilde bir araya gelerek hareket etmeleri olarak tanımlanmaktadır. Özellikle sosyal, politik ve ekonomik hedefler doğrultusunda birleşen grupların faaliyetlerini tanımlamak için kullanılan bu kavram, Mancur Olson'un (1965) *The Logic of Collective Action* adlı eserinde detaylı bir şekilde incelenmiştir. Olson, bireylerin kendi çıkarlarını maksimize etmek için iş birliği yapma eğiliminde olduklarını ve bu iş birliğinin belirli bir eşik aşıldığında etkili olduğunu öne sürer. Büyük ölçekli gruplar içinde, ortak bir hedefe ulaşmak amacıyla bireylerin motivasyonlarını birleştiren kolektif eylem, aynı zamanda bu süreçte ortak kaynakların daha etkin bir şekilde kullanılmasını sağlar. Olson'un ortaya attığı bu kavram, bireylerin iş birliği yaparak elde edebilecekleri potansiyel faydaları ve ileride karşımıza çıkabilecek toplumsal olayları anlamak açısından önemli bir perspektif sunmaktadır.

Union of Musicians and Allied Workers tarafından başlatılan "Justice at Spotify" kampanyası, sanatçıların müzik streaming platformlarından daha şeffaf ve adil ödeme taleplerini dile getirdikleri bir kolektif eylem örneği olarak karşımıza çıkmaktadır. Bu kampanya, Spotify'nın yayın başına ödeme oranını artırmasını, daha fazla şeffaflık sağlamasını ve sanatçılarla yapılan kapalı kapılar ardındaki anlaşmaları kamuya

açıklamasını talep etmektedir. Kampanya, dünya çapında büyük ilgi görmüş ve San Francisco, Los Angeles, New York, Londra, Berlin ve Madrid gibi 15'ten fazla şehirde eşzamanlı protestolar gerçekleştirilmiştir¹⁰. Bu kampanya, müzisyenlerin haklarını savunma ve müzik endüstrisindeki adaletsizliklere dikkat çekme hususunda büyük bir adım olarak değerlendirilmektedir.

Öte yandan, kolektif eylemler günümüzde dijital teknolojilerin ve makine öğrenimi algoritmalarının yaygınlaşmasıyla yeni bir boyut kazanmıştır. Bu bağlamda, verilerin ortaklaşa değiştirilmesi veya belirli bir hedef doğrultusunda verilerin manipüle edilmesi gibi faaliyetler karşımıza çıkmaktadır. *Algorithmic Collective Action in Machine Learning* makalesinde vurgulandığı gibi, bireylerin kendi başlarına değiştiremeyecekleri algoritmik çıktılar, kolektif olarak hareket edildiği takdirde anlamlı bir oranda değiştirilebilirler (Hardt, Mazumdar, Mendler-Dünnier ve Zrnic, 2023). Örneğin, bir grup müzik dinleyicisi, platformun algoritmalarını manipüle ederek daha az bilinen sanatçıları öne çıkarmak amacıyla belirli şarkıları yoğun bir şekilde dinleyebilir ve paylaşabilir. Bu durum, algoritmaların öneri mekanizmalarını tetikleyerek, popüler olmayan sanatçıların ya da spesifik bir şarkının daha fazla görünür olmasını sağlayabilir.

Joachim Baumann ve Celestine Mendler-Dünnier tarafından yazılan bir makale (2024), müzik streaming platformlarında kullanılan öneri sistemlerinde algoritmik kolektif eylemin etkilerini incelemektedir. Çalışma, hayran topluluklarının sanatçıların şarkılarını stratejik olarak kendi çalma listelerine ekleyerek şarkının öneri sıklığını artırmayı hedefledikleri iki stratejiyi sunmakta ve bunların etkinliğini büyük bir müzik yayın platformu tarafından sunulan halka açık bir öneri sistemi modelinde test etmektedir. Çalışma, manipülasyonlar ile küçük bir topluluğun bile şarkı öneri sıklığını 25 kata kadar artırabileceği sonucuna varmıştır. Bununla birlikte, stratejik şarkı yerleştirmenin diğer sanatçılar üzerinde orantısız bir etki yaratmadığı ve kullanıcı deneyimini olumsuz etkilemediği vurgulanmaktadır. Araştırma, stratejik kolektif

¹⁰ <https://archive.completemusicupdate.com/article/us-musicians-group-calls-for-cent-per-stream-payouts-in-justice-at-spotify-campaign/>

eylemin, öneri sistemlerinin performansını minimal şekilde etkilerken, nispeten küçük toplulukların da belirli sanatçıları ya da şarkıları ön plana çıkarma potansiyeline sahip olduğunu ortaya koymaktadır (Baumann ve Mendler-Dünner, 2024).

Makalede sunulan bulgular ve stratejiler, kullanıcıların bireysel eylemlerle elde edemeyecekleri bir etkiyi kolektif olarak nasıl yaratabileceklerini ve bu süreçte öneri mekanizmalarının nasıl etkilendiğini açıklamaktadır. Bu bağlamda, algoritmik kolektif eylem stratejileri, dinleyicilerin ve hayran topluluklarının seslerini daha demokratik bir şekilde duyurmasına olanak tanımaktadır. Öte yandan, bu durumu demokratikleşme söylemi çerçevesinde değerlendirirken, öneri sistemlerinin çeşitlilik ve adalet konularındaki tartışmalara karşı bir yanıt mekanizması olarak işlev gördüğünü belirtmek mümkündür.

5.2. Algoritmik Adalet ve Sürdürülebilirlik

Günümüzde müzik streaming algoritmaları, hem dinleyicilerin tercihlerine göre müzik önerileri sunarken hem de sanatçıların, plak şirketlerinin ve reklam sahiplerinin içeriklerinin dinleyiciye ulaşmasını sağlamak üzere faaliyet gösterir.

Bu noktada kullanılan algoritmik adalet kavramı, algoritmaların ve veri işleme sistemlerinin adil, tarafsız ve ayrımcılık yapmadan çalışmasını sağlamak için yapılan müdahalelerin ve uygulamaların bütününe ifade eder (Barocas, Hardt ve Narayanan, 2023). Bu kavram, özellikle makine öğrenimi ve yapay zeka sistemlerinin kullanıldığı alanlarda önemli bir yer tutmaktadır. Bu doğrultuda, iki taraflı pazar kavramı, satıcılar ve alıcılar gibi kullanıcı gruplarının bir araya geldiği dijital ekosistemlerde adaletin ve eşitliğin nasıl korunabileceğini anlamak için önemli bir çerçeve sunmaktadır.

Çift taraflı pazar (two-sided market veya two-sided platform) kavramı, iki farklı müşteri grubunun etkileşimde bulunduğu ve her iki grubun da platformdan değer elde ettiği bir pazar yapısını tanımlar (Rochet ve Tirole, 2003). Bu pazarlar, genellikle bir platform veya aracı tarafından yönetilir ve her iki tarafın da birbirine olan bağımlılığı söz konusudur. Jean-Charles Rochet ve Jean Tirole (2003) tarafından literatüre kazandırılan bu kavram, *Platform Competition in Two-Sided Markets* başlıklı makalelerinde ayrıntılı bir biçimde incelenmiş ve tartışılmıştır. Makale, esasen ekonomi ve endüstriyel organizasyon alanında yazılmış ve bu bağlamda

değerlendirilmiştir. Fakat, çift taraflı pazarlar ve platform ekonomileri sosyolojik bağlamda da önemli etkilere sahiptir.

Bu bağlamda, her ne kadar müziğe erişim ve tüketim noktasında yenilikler sağlasa da; müzik streaming platformlarının, farklı kullanıcı gruplarını bir araya getiren ve bu gruplar arasındaki ekonomik etkileşimleri yönlendiren pazar yerleri olduğunu unutmamak gerekir. Platformların bu iki taraflı pazar yapısı, hem talep tarafında (müzik dinleyicileri) hem de arz tarafındaki (sanatçılar, müzik yapımcıları vb.) müşterilerin platformdan yararlanmasını sağlar. Üreticiler/satıcılar açısından, müzik streaming algoritmaların adil ve dengeli bir şekilde çalışması üzerine çeşitli eleştiriler bulunmaktadır. Öyle ki, Avrupa'nın en büyük bankalarından olan Deutsche Bank'ın yayımladığı bir raporda, üç büyük plak şirketinin, Spotify'nı hazırladığı çalma listelerinde kendi şarkılarının yeterince yer almadığından dolayı memnuniyetsizlik yaşadıkları ifade edilmiştir (Sandoval, 2018).

Konu üzerinde verilebilecek bir diğer örnek olarak, yazarları arasında Spotify çalışanlarının da bulunduğu 2018 yılına ait, *Towards a Fair Marketplace* başlıklı makale verilebilir. Makale, yalnızca kullanıcılara sunulan öneri uygunluğunu maksimize etmenin, bazı tedarikçilere karşı adaletsizlik yaratabileceği ileri sürülmektedir. Bununla birlikte, tüm tedarikçilerin eşit şekilde görünürliğini sağlamanın, tüketici memnuniyetini önemli ölçüde düşürebileceği belirtilmektedir. Yapılan çalışma, farklı politika yaklaşımlarını değerlendirerek, sadece kullanıcıya en uygun içeriği öneren ve kullanıcı memnuniyetini artıran politikaların yanı sıra, tedarikçilerin adil temsiliyi sağlamaya odaklanan politikaların da ele alınmasını ve geleneksel öneri sistemlerinin buna göre optimize edilmesi gerektiğini vurgulamaktadır (Mehrotra, McInerney, Bouchard, Lalmas ve Diaz, 2018).

2018 yılına ait *Mostra* başlıklı bir başka makalede, bu dengenin nasıl sağlanabileceği üzerine birtakım çözümler önerilmektedir. Mostra, müzik streaming platformlarında parçaların çalma listelerinde sıralanması görevinde, kullanıcı memnuniyetini artırırken aynı zamanda sanatçı ve platform hedeflerini de maksimize etmeyi amaçlayan esnek bir dengeleme mekanizması olarak kurgulanmıştır. Bu model, kullanıcı memnuniyeti, keşif, maruz kalma ve destekleme gibi dört temel hedefi dikkate alarak performansı bu hedefler arasında dengelemeyi hedeflemektedir. Vurgulandığı üzere önerilen kodlama

yapısı, sistem tasarımcılarına birden fazla hedef arasında denge kurma ve bir hedef üzerindeki etkiyi diğer hedefleri tatmin edecek şekilde, dinamik olarak kontrol etme gücü sağlamaktadır (Bugliarell, Mehrotra, Kirk ve Lamas, 2022). Sistem kurgulanırken büyük ölçekli bir streaming platformunda yapılan deneylerde, farklı hedefler arasındaki dengelerin sağlandığı, kullanıcı memnuniyetinde kayıp olmadan sanatçı ve platform hedeflerinde kazanımlar elde edildiği gösterilmiştir.

Genel çerçevede, platformların kullanıcıların çeşitli ve kişiselleştirilmiş içerik taleplerini karşılarken, aynı zamanda tedarikçilerin adil gelir dağılımı ve görünürlük beklentilerini dengelemeye çalışarak iki taraflı pazar yapısını daha adil ve sürdürülebilir hale getirebileceği yönünde çeşitli araştırmalar yapıldığı ortaya koyulmaktadır. Daha geniş perspektifte, müzik streaming algoritmalarının kullanıcı memnuniyeti ve “tedarikçi adaleti” konularında dengeyi sağlamak gibi gayelerle, müzik dinleme alışkanlıklarını farklı yollarla dönüştürdüğü açıkça gözlemlenmektedir.

5.2.1. Algoritmaların Kısa ve Uzun Vadeli Performans Ölçütleri

Müzik streaming platformlarının, çoğunlukla kullanıcıların dinleme alışkanlıklarına ve tercihlerine göre müzik önerileri sunduğu ve bu önerilerin, kullanıcıların platformda daha fazla zaman geçirmesi, memnuniyetlerini artırması ve platforma olan bağlılıklarını güçlendirmesi gibi hedefler barındırdığından bahsetmiştik. Kullanılan algoritmalarının temel düzlemde nasıl çalıştığını ve hedeflerini anlamak, bu sistemlerin uzun vadeli etkilerini ve kullanıcıların müzik deneyimini nasıl şekillendirdiğini kavramak açısından önemlidir.

Analistler, algoritmaların etkinliğini saptamak ve kullanıcı memnuniyetini artırmak için genellikle A/B testleri olarak da anlandırılan “çevrimiçi kontrollü deneylere” başvururlar. Kısa süreli bu testler, belirli bir zaman diliminde kullanıcılar üzerinde yapılan kontrollü deneylerdir ve algoritmaların farklı versiyonlarının performansını karşılaştırmak için Facebook, Twitter, Amazon, Google, LinkedIn, Microsoft, Netflix, Uber gibi platformlarda da sıklıkla kullanılmaktadır. İşleyişine özetle değinmek gerekirse bu testler, kullanıcıların rastgele olarak iki farklı varyanta (Kontrol A ve Deney B) atanmasıyla gerçekleştirilir. Kontrol genellikle mevcut sistemi temsil ederken, deney yeni bir özelliği veya algoritmayı belirtir. Kontrol grubuna mevcut

özellikler sunulurken, deney grubuna yeni bir özellik sunulur. Kullanıcıların etkileşimleri kaydedilir ve çeşitli metrikler hesaplanır. Eğer deney doğru şekilde tasarlanmış ve uygulanmışsa, iki grup arasındaki fark, yeni özelliğin etkisini gösterir. Bu sayede dış faktörler eşit olarak dağıtılır ve sadece yeni özelliğin performansı değerlendirilir. Fakat bu kısa vadeli deneylerin avantajları olmakla birlikte, bazı önemli sınırlamaları ve dezavantajları da bulunmaktadır (Gupta vd, 2019; Goffrier, Maystre ve Gilligan-Lee, 2023).

Kısa vadeli deneylerin en büyük avantajlarından biri, hızlı geri bildirim sağlamasıdır. Bu, algoritmaların performansını hızlı bir şekilde değerlendirmeye ve gerektiğinde hızlı değişiklikler yapmaya olanak tanır. Ayrıca, bu tür deneyler genellikle daha düşük maliyetlidir ve uzun süreli deneylerle karşılaştırıldığında daha az kaynak gerektirir. Öte yandan, bu deneylerin önemli dezavantajları da bulunmaktadır. Öncelikle, bu deneyler uzun vadeli kullanıcı davranışlarını ve memnuniyetini tam olarak yansıtmaz. Kullanıcıların kısa vadede olumlu tepki verdiği bir algoritma, uzun vadede aynı etkiyi göstermeyebilir. Bu noktada kısa vadeli deneyler sonucunda yürütülen algoritmalar, kullanıcıların alışkanlıklarının tespitinde ve platforma olan bağlılıklarını artırma konusundaki yetersizlikleri nedeniyle çeşitli eleştirilere mağruz kalmaktadır.

Öncelikle, öneri sistemlerinin kısa vadeli geri bildirimlerle sınırlı kalmaması gerektiğini anlayan müzik platformları, kullanıcıların uzun vadeli davranışlarını ve memnuniyetlerini daha iyi yansıtacak metodolojiler geliştirmeye başlamışlardır. *Impatient Bandits: Optimizing Recommendations for the Long-Term Without Delay* çalışmasında da görüldüğü üzere, “gecikmeli ödülleri” tahmin etmek için, Bayesyen model gibi gelişmiş algoritmalar tasarlanmıştır. Buradaki gecikmeli ödül terimi, kullanıcı etkileşimlerinden elde edilen geri bildirimlerin hemen alınamaması ve belirli bir süre sonra elde edilmesi anlamına gelir. Örneğin, bir müzik streaming platformu, bir kullanıcının belirli bir şarkıyı dinlemesi üzerine hemen bir geri bildirim alabilir (kısa vadeli geri bildirim). Fakat, o kullanıcının uzun vadede bu şarkıyı tekrar dinleyip dinlemediği, benzer şarkılarla ilgilenip ilgilenmediği veya platforma bağlılığının artıp artmadığı gibi etkiler ancak zamanla ortaya çıkar. Bu uzun vadeli etkiler, yani gecikmeli ödüller, genellikle haftalar veya aylar sonra görülebilmektedir (McDonald, Maystre, Lalmas, Russo ve Closek, 2023). Bahsi geçen bu model, kısa vadeli geri bildirimlerle uzun vadeli hedefler arasında nispeten bir denge kurarak, kullanıcı

etkileşimlerini ve geri bildirimlerini daha kapsamlı bir şekilde değerlendirmeyi amaçlamaktadır.

Bunun yanı sıra, *Estimating Long-Term Causal Effects in Recommender Systems* makalesinde ele alındığı gibi, platformlar uzun vadeli etkileri tahmin etmek için nedensel çıkarım yöntemlerine başvurmaktadırlar. Nedensel çıkarım yöntemleri, belirli bir müdahalenin (örneğin bir müzik önerisinin) kullanıcı davranışları üzerindeki etkisini anlamak için kullanılmaktadır. Bu yöntemlerle, müdahale yapılmadan önce ve sonra deney ve kontrol gruplarındaki değişiklikler karşılaştırılır. Katılımcılar rastgele olarak iki gruba ayrılır: bir gruba müdahalede bulunulurken, diğer gruba bulunulmaz. Sonrasında, her iki grubun sonuçları analiz edilerek, müdahalenin etkisi değerlendirilir. Bununla birlikte yöntem, müdahale ve sonuç arasındaki gizli değişkenleri kontrol etmeye de yardımcı olur (Goffrier vd, 2023). Sonuç olarak kısa vadeli geri bildirimlerden (tıklamalar, dinlemeler vb.) uzun vadeli sonuçlara (kullanıcı sadakati, geri dönüş oranı) ulaşmak için bütün bu geri bildirimler birleştirilir. Çalışma bu yapısı ile, herhangi bir algoritma üzerinde belirli bir müdahalenin etkilerini saptayabilmek için önem arz etmektedir.

Müzik öneri algoritmalarının her geçen gün geliştiği günümüzde, bu algoritmaların performansını analiz eden yöntem ve yaklaşımlar da çeşitlenmeye devam etmektedir. Bu bağlamda Saito ve Spotify platformu bünyesindeki veri bilimcilerin *Long-term Off-Policy Evaluation and Learning* başlıklı çalışması (2024), müzik öneri algoritmalarının uzun vadeli etkilerini değerlendirmek ve optimize etmek için yeni bir çerçeve sunmaktadır. Bu yaklaşımın işleyişini kavrayabilmek açısından, makalede geçen LCI ve OPE terimlerini kısaca tanımlamak gerekir. Geçmişte toplanmış verileri kullanarak yeni ya da alternatif bir politikanın performansını değerlendirme süreci Off-Policy Evaluation (OPE) olarak tanımlanmaktadır. Örneğin, Spotify, kullanıcıların geçmişte dinledikleri şarkılar ve oluşturdukları çalma listeleri gibi verileri analiz ederek, yeni bir öneri algoritmasının nasıl performans göstereceğini tahmin edebilir. Bu şekilde, mevcut algoritmaların değiştirilmesi ya da iyileştirilmesi durumunda kullanıcı memnuniyetinin nasıl etkileneceği önceden değerlendirilebilir. Long-term Causal Inference (LCI) ise, kısa vadeli ölçümlerin uzun vadeli sonuçları temsil edebileceği varsayımına dayanır ve bu tahminlerin altında yatan nedensel ilişkileri modellemeye çalışır (Saito, Abdollahpouri, Anderton, Cartarette ve Lalmas

2024). Bu iki yöntem, McDonald ve Goffrier'in daha önce incelenen arařtırmalarında benzer biçimde yer almaktadır. Bu nedenle sınırlamalar göz önünde bulundurulmalıdır.

LCI'nin kısa vadeli ölçümlerin uzun vadeli sonuçları temsil edebileceđi varsayımına dayanması, bu yöntemi bazı durumlarda geçersiz kılmaktadır. OPE yöntemleri ise, kullanıcıların önerilen şarkılara tıklama oranları, dinleme süresi, beğenme sayısı, kişisel çalma listelerine ekleme oranları gibi kısa vadeli algoritmik ödülleri doğrudan kullanamaması nedeniyle yüksek varyans sorunuyla karşı karşıya kalmaktadır. Makale, LCI ve OPE yöntemlerinin sınırlamalarını ele alarak, bu sınırlamaları aşan bir çözüm sunduđunu göstermektedir. Öte yandan, LOPE'nin performansı, hem sentetik veriler üzerinde yapılan deneylerle hem de gerçek dünya uygulamalarıyla test edilmiştir. Sentetik verilerle yapılan deneyler, LOPE'nin geleneksel olarak tabir edilen yöntemlere kıyasla daha düşük hata ve varyansla daha doğru tahminler sağladığını göstermektedir. Özellikle, gürültülü uzun vadeli ödüllerin bulunduđu durumlarda (ki bu verilerin yüksek miktarda rastgele hata veya varyasyon içermesi anlamına gelir), LOPE'nin performansı belirgin şekilde iyileşmektedir. Gerçek dünya uygulamalarında ise, büyük ölçekli A/B test verileri kullanılarak yapılan değerlendirmelerde, algoritmaların uzun vadeli performanslarını daha doğru bir şekilde tahmin edebildiđi ve böylece algoritma seçiminde daha isabetli kararlar alınabildiđi gösterilmiştir (Saito vd, 2024).

Dolayısıyla, müzik streaming platformları, öneri algoritmalarını optimize etmek için kısa vadeli geri bildirimlerin yetersizliđinin farkında olarak, uzun vadeli kullanıcı memnuniyetini artırmak amacıyla kapsamlı ve ileriye dönük stratejiler geliştirmektedirler. Bu çerçevede müzik öneri algoritmalarının, gerektiđi takdirde farklı algoritmalar ile sürekli gözden geçirildiđi, kullanıcıların uzun vadeli davranışlarının dikkatle analiz edildiđi ve kullanıcı bađlılıđı konusundaki kararlılıkları gözler önüne serilmektedir.

5.3. Algoritma Tabanlı Gözetim ve Denetim Dinamikleri

Müzik streaming platformlarının, müzik tüketicilerinden elde edilen veriler doğrultusunda algoritmalarını sürekli olarak gözden geçirme, analiz etme ve yenileme

davranışları, bir nevi gözetim mekanizmasının doğmasına ya da var olan mekanizmanın geliştirilmesini işaret etmektedir. Bu noktada sosyal bilimlerde sıklıkla kullanılan gözetim kavramını ve dijitalleşme ile şekillenen farklı formlarını ele almak faydalı olacaktır.

Gözetim kavramı, genellikle bir otoritenin bireylerin davranışlarını izlediği, kayıt altına aldığı ve analiz ettiği süreç olarak tanımlanır. Bu bağlamda, dijital platformlarda gerçekleşen gözetim, kullanıcıların dijital izlerinin takip edilmesi ve bu verilerin analiz edilmesiyle ortaya çıkar. İlk başta bu izleme, kullanıcı deneyimini kişiselleştirmek ve iyileştirmek amacıyla görünse de, çeşitli hedefler doğrultusunda manipüle edilmektedir.

5.3.1. Algoritmaların “Panoptik” Yapısı

Algoritmaların işleyiş yapısının bireyler ve toplumlar üzerindeki etkisi, günümüzün en çok tartışılan konularından biridir. Bu kapsamda algoritmaların toplumsal gözetim ve denetim mekanizmalarındaki rolünü anlamlandırmak adına Michel Foucault’nun, sosyal bilimler alanında sıklıkla kullanılan “panoptikon” metaforu, önemli bir referans noktası ve araç olarak ortaya çıkar.

Panoptikon, esasen; 18. yüzyıl İngiliz filozofu ve sosyal teorisyeni Jeremy Bentham tarafından tasarlanan bir hapisane modeli olup, ortada bir gözetleme kulesinin bulunduğu ve kuleyi çevreleyen mahkum hücrelerinin tümünün kesintisiz şekilde izlenebildiği bir yapıdır. Bu yapıda, merkezdeki gözetleme kulesi, tüm hücreleri izleyebilirken mahkumlar, kulede herhangi birinin olup olmadığını bilemezler. Bu belirsizlik durumu, mahkumların, her an izleniyormuş gibi hissetmelerine neden olur ve dolayısıyla, davranışlarını sürekli denetim altında tutmalarını sağlar. Panoptikon, temelde, gücün/iktidarın düzenlenmesi ve etkinliğinin artırılması amacıyla tasarlanmış olup, bunu daha ekonomik ve etkili kılmada rol oynar (Foucault, 1995, s. 207-208).

Bu mimari tasarımın sosyal bilimler ve eleştirel teori alanında daha geniş bir kullanım kazanması ise Foucault’nun çalışmalarıyla şekillenmiştir. Foucault (1995), 1975 yılında yayımlanan *Discipline and Punish: The Birth of the Prison* (Disiplin ve Ceza: Hapishanenin Doğuşu) adlı kitabında bu tasarımı modern toplumların gözetim ve denetim mekanizmalarının nasıl işlediğini açıklamak adına metafor olarak

kullanmıştır. Foucault'nun da belirttiği gibi, panoptikon, görme/görülme ikilisini ayırtıran bir sistemdir; çevresel halkada, tamamen görülürsünüz, ancak asla görmezsiniz; merkezi kulede ise, her şeyi görürsünüz, ancak asla görülmezsiniz (s. 202). Öte yandan, Bucher'ın (2012) açıklamalarından yola çıkarak, Foucault'nun panoptisizmi, belirli bir tarihsel dönemde neyin görüldüğüne ve nasıl gösterildiğine dayanarak söylemlerin nasıl oluştuğunu da ortaya koyar (s. 1170-1171). Dolayısıyla panoptikon ve çeşitli "optik" yapılar, sadece hapishanelerle sınırlı kalmayıp (Foucault, 1995; 209) toplumun gözetim altındaki tüm alanlarını kapsayacak şekilde genişletilmiş ve modern gözetim dinamiklerini anlamlandırma sürecinde kullanışlı araçlar haline gelmiştir.

5.3.2. Veri Gözetimi ve Gözetim Kapitalizmi

Geleneksel panoptikon modelinde, merkezi bir otorite tarafından sürekli izlenme tehdidi, bireylerin davranışlarını kontrol etmede ekonomik ve etkili bir mekanizma olarak ele alınıyordu. Fakat günümüzde bu mekanizma, bireylerin dijital eylemlerinden elde edilen verileri sürekli olarak toplayan, analiz eden ve yönlendiren daha sofistike bir yapıya evrilmiştir. Bauman ve Lyon (2016) *Akışkan Gözetim* kitabında, gözetimin modernitenin temel boyutlarından biri olduğu, ancak modernite olgusunun olduğu yerde durmadığı belirtilir ve "...bugünkü durum "geç" modernite, "postmodernite" veya daha renkli bir biçimde, "akışkan" modernite olarak... (s.13)" tanımlanır. Dolayısıyla bu yeni kontrol türlerinin sadece panoptik anlatıdaki hapisle ilişkilendirilmediği, aynı zamanda eğlence ve tüketimdeki dinamiklik ve esneklikle de bağlantılı olduğu vurgulanmaktadır. Bu durum, bireylerin hayatlarının her anında farklı yüzlerle karşılaştıkları (akışkan ve dinamik) bir kontrol mekanizması yaratmaktadır (s. 15).

José Van Dijck (2014), *Datafication, Dataism and Dataveillance: Big Data Between Scientific Paradigm and Ideology* adlı makalesinde yeni gözetim paradigmalarını açıklamak üzere, verileştirme (datafication) ve veri gözetimi (dataveillance) olarak iki kavramdan bahsetmektedir. Verileştirme, temel olarak çeşitli olayların, süreçlerin ve hatta duyguların veriye dönüştürülmesi anlamına gelirken, veri gözetimi kavramı ise bireylerin ve/veya grupların davranışlarının ve dijital ayak izlerinin, veri toplama ve analiz yoluyla durmadan izlenmesini ifade etmektedir. Dijck, aynı makalesinde yaşam

madenciliği (life mining) olarak eleştirdiği veriye dayalı gözetim sürecinin; insanların davranışlarını ve sosyal etkileşimlerini anlamak ve tahmin etmek amacıyla kullanıldığını ve hükümetler, ticari platformlar ve akademik araştırmalar (s. 198) gibi toplumun bütün yapısına nüfuz eden geniş kapsamlı bir paradigma olduğunu vurgulamaktadır.

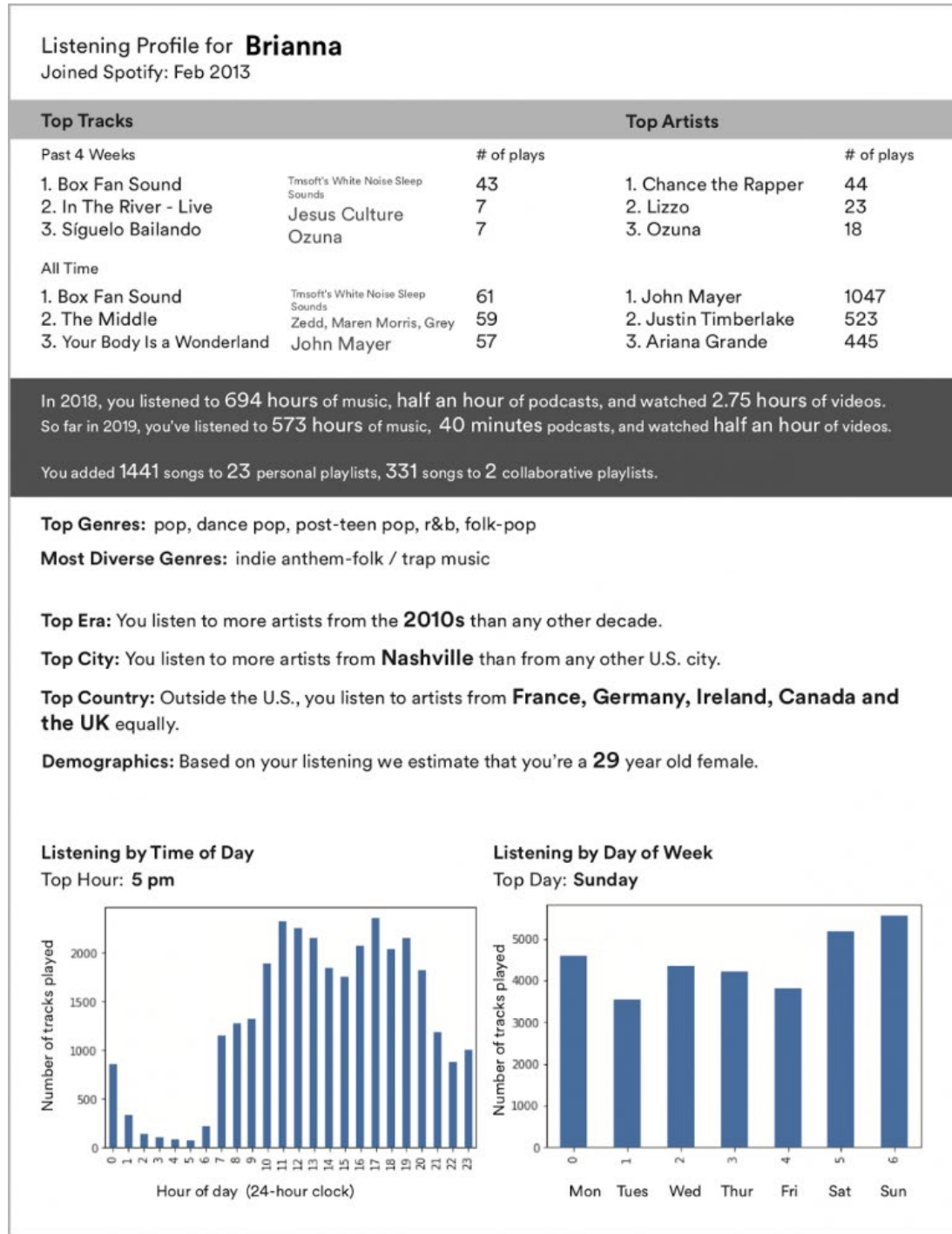
Veri gözetimi dinamikleri, günümüzde hayatın hemen hemen her alanında karşılaşıldığı gibi daha otomatik ve reçeteli bir yapıya kavuşmuştur. Bu kendiliğindenlik ve önceden belirlenmişlik durumu bize algoritmaları hatırlatmaktadır. Burada algoritmaların rolü, her an değişen ve yenilenen veri kümelerini dinamik bir şekilde çıktılara dönüştürmektir. Bu bağlamda karşımızda duran algoritma destekli, akışkan ve güncel veri gözetimi şeklini, literatürde sıklıkla ele alınan “gözetim kapitalizmi” kavramıyla değerlendirmek mümkündür.

Shoshana Zuboff’un ilk olarak 2015 yılında *Big Other: Surveillance Capitalism and the Prospects of an Information Civilization* adlı makalesinde yer verdiği kavram, *The Age of Surveillance Capitalism* kitabında detaylandırılarak, veri gözetiminin ötesine geçen ve verilerin ticari kazanç için sistematik olarak çıkarıldığı, işlendiği ve satıldığı bir ekonomik model olarak ele alınmaktadır (Zuboff, 2019; 16). Bu kavram, aynı panoptik kurguda olduğu gibi, bireylerin farkında olmadan izlendiği ve verilerinin toplandığı bir ortamı betimler. Bireyler izlendiklerini bilmeden -otomatik bir şekilde- sürekli gözetim altında tutulurlar ve davranışları algoritmalar tarafından yönlendirilir (s. 18). Bu noktada gözetim kapitalizmi, bireylerin sadece bilgi akışlarını otomatikleştirmekle kalmaz, aynı zamanda davranışlarını da otomatikleştirmeyi hedefler (s. 15,) ve Zuboff, bu otomatikleştirme sürecinin, bireylerin davranışlarını ölçekli bir şekilde değiştirme amacına hizmet ettiğini vurgular (s. 27, 303). Zuboff’un dediği gibi: “Bu yeni sistemde ihtiyaçlarımızın karşılandığı an, aynı zamanda hayatlarımızın başkalarının kazancı uğruna davranışsal veriler olarak yağmalandığı andır” (s. 59).

Bütün bu anlatıyı, müzik streaming platformlarının kullandıkları sınıflandırma ve öneri algoritmaları bağlamında değerlendirmek mümkündür. Müzik streaming platformları, kullanıcıların dinleme alışkanlıklarını, sanatçı tercihlerini, arama geçmişlerini, demografik bilgilerini ve daha pek çok veriyi, sürekli olarak izleyerek ve

toplayarak “kişiselleştirilmiş” şekilde öneriler sunmaktadır. Bu veriler, panoptik anlatıda olduğu gibi çoğunlukla kullanıcıya doğrudan görünmediği için, kullanıcıların bu verilerin nasıl kullanıldığını kavramaları oldukça güçtür. Wirfs-Brock, Mennicken ve Thom’un (2020) da ifade ettiği üzere, bu tür veriler sıklıkla "sessiz veri" olarak kalmakta ve kullanıcılar bu verilerin toplandığının veya ne şekilde kullanıldığının yeterince bilincinde değildir (s. 8). Bu süreçte her bir dinleme deneyimi, muhtelif hedeflere uygun çeşitli algoritmik modellerle işlenmekte ve yeni veri kümeleri oluşturulmaktadır. Değerlendirilen ve sınıflandırılan güncel veriler ile hedefe odaklı yeni öneriler sunulur, bu öneriler doğrultusundaki tercih ve davranışlar -ki bunlar, kullanıcıların önerilen müziği kendi çalma listesine eklemesi, başka kullanıcılarla paylaşması ya da beğendim/beğenmedim gibi geribildirimler olabilir- tekrar algoritmalar tarafından işlenir ve bu süreç durmaksızın devam eder.

Spotify Research tarafından paylaşılan bir çalışmada yer verilen temsili dinleme profili, Brianna adında örnek bir kullanıcının Spotify platformundaki müzik dinleme alışkanlıklarını ve tercihlerine dair temel bir analiz sunmaktadır (Şekil 5.7). Şubat 2013’ten bu yana aktif bir üye olduğu belirtilen kullanıcının son dört haftada en sık dinlediği şarkılar ve sanatçılar, 2018 ve 2019 yıllarında tükettiği müzik, podcast ve video süreleri, en çok dinlediği müzik türleri ve bu türlerin çeşitliliği gibi detaylı bilgiler yer almaktadır. Ek olarak, kullanıcının en yoğun dinleme döneminin 2010’lara ait müzikler olduğu, özellikle Nashville şehrinden ve Fransa, Almanya, İrlanda, Kanada ve Birleşik Krallık gibi ülkelerden sanatçılara ilgi gösterdiği belirtilmiştir. Kullanıcının demografik tahminleri, 29 yaşında bir kadın olduğu yönündedir ve müziği en fazla akşam saat 17:00’de ve pazar günleri dinlediği tespit edilmiştir. Çalışmanın bir diğer bulgusu ise; verilerin, katılımcıların müzik tercihlerini ve kimliklerini yansıttığını, zaman zaman da bu kimliklerin sorgulanmasına neden olduğu yönündedir. Örneğin, bazı katılımcıların müzik tercihlerini doğrulayan veya bu tercihlerle çelişen verilere rastladıklarında, bu durumu açıklamak amacıyla kendi davranışlarını yeniden değerlendirdikleri belirlenmiştir. Bu durum, katılımcıların veriler doğrultusunda, müzik dinleme alışkanlıkları hakkında daha derinlemesine düşündüklerini ve kendilerini yeniden tanımlama sürecine girdiklerini göstermektedir (Wirfs-Brock, vd., 2020).



Şekil 5.7 Spotify dinleyici profili örneği (Kaynak: Wirfs-Brock vd. 2020, s. 4)

Öte yandan, günümüzde streaming algoritmalarının ve müzik dinleme alışkanlıklarının nasıl veri odaklı bir şekilde dönüşüm geçirdiği üzerindeki tartışmalar gözetim kapitalizmi bağlamında da değerlendirilebilir. Dinleyiciler ve algoritma çıktıları ile elde edilen veriler, platformların veri setlerini beslemekle kalmaz, gözetim kapitalizmi dinamiklerinde olduğu gibi, eş zamanlı olarak ticari amaçlar için de

kullanılır. Tezin önceki bölümlerinde verilen örneklerde de değinildiği üzere, platformların reklam anlaşmaları ve/veya müzik şirketleri, bu veriler üzerinden kullanıcıların beğenilerine ve alışkanlıklarına yönelik stratejiler geliştirebilmektedir.

Bu noktada, veri odaklı dönüşümü ve ticari stratejileri detaylandırmak adına, Pandora ve Spotify platformlarından bazı örnekleri ele alabiliriz. Robert Prey (2016), *Musica Analytica: The Datafication of Listening* adlı çalışmasında, müzik zevki ile politik değerler arasındaki ilişkinin müzik veri analizinde sıcak bir konu olduğunu ve Pandora platformunun, politik reklamlarla Demokrat veya Cumhuriyetçi seçmenleri hedeflemeye yardımcı olan yeni bir reklam hizmeti başlattığını vurgulamıştır. “Eğer sıkı bir country müzik hayranıysanız ancak Demokrat eğilimli bir seçim bölgesinde yaşıyorsanız, Pandora %75 ile %80 arasında bir doğruluk oranıyla muhtemelen Cumhuriyetçi olduğunuzu tahmin edebildiğini iddia etmektedir.” (s. 40). Platformları kullanırken politik görüş belirtmenin bir zorunluluk olmadığını hatırlarsak, müzik dinleme alışkanlıklarının yanı sıra dolaylı ya da doğrudan elde edilen yaş, cinsiyet, posta kodu gibi bilgilerin analiz edilmesiyle algoritmaların ticari amaçlar doğrultusunda detaylı profiller oluşturabildiği açıktır.

Veri gözetimi dinamikleri ve müzik streaming platformları bağlamında verilebilecek bir diğer örnek, Spotify’nın 2014 yılında yaklaşık 50 Milyon Euro karşılığında satın aldığı¹¹ “The Echo Nest” şirketi üzerinden verilebilir. Echo Nest, “veri hakkında very” olarak bilinen “metaveri” üretimi işinde uzmanlaşmış; “veri madenciliği” üzerine odaklı bir şirkettir. Bu bağlamda, şirket günlük olarak sanatçılar ve müzik hakkında milyarlarca veri noktasını toplar, sentezler ve inceler. Bu devasa veri analizi, Echo Nest’in “müzik zekası” olarak adlandırdığı kavramı yaratır ve bu zeka, öneri algoritmalarının, otomatik çalma listelerinin ve internet üzerindeki kişiselleştirilmiş radyo istasyonlarının temelini oluşturur (Eriksson, 2016, s. 2-6).

Spotify’nın The Echo Nest’i satın alması, veri odaklı stratejik bir hamle olarak, şirketin müzik dinleme alışkanlıklarını daha iyi analiz edip pazar liderliğini koruma ve aynı

¹¹ <https://www.musicbusinessworldwide.com/spotify-acquired-echo-nest-just-e50m/>

zamanda reklam gelirlerini artırarak ticari kazançlarını maksimize etme amacını açıkça ortaya koymaktadır. *Streaming Music, Streaming Capital* adlı kitapta da alıntılındığı üzere; The Echo Nest’in kurucusu Brain Whitman’ın “müzik tercihi, sizin hakkınızda herhangi bir şeyden daha fazla bilgi tahmin edebilir” (Drott, 2024, s. 123). cümlesi, bu tahminlerin ticari kazançla sonuçlandığını açıkça göstermektedir.

Öte yandan Prey (2016), Spotify, Pandora ve Deezer gibi streaming hizmetlerdeki reklam destekli hesapların büyük çoğunluğunun aktif kullanıcılar olmadığını, dinleyicilerin yalnızca küçük bir kısmının bu platformlara reklam değeri sağladığını vurgulamaktadır. “Bu kişiler, The Echo Nest tarafından ‘yüksek değerli dinleyiciler’ olarak adlandırılan, kendini adanmış ve etkileşimde bulunan dinleyicilerdir ve bunlar, ‘gözden kaybolan düşük değerli turistlerden’ ayrılmalıdır.” (s. 34-35).

Bu bağlamda algoritmaların, kullanıcıları, “yüksek değerli” ve “düşük değerli” olarak sınıflandırmasının; mevcut sosyal hiyerarşilerin devamı niteliğinde –daha önce ele alınan– demokratik söylemlere karşı bir anlayış sergilediği görülmektedir. Kale (2019)’nin, Spotify reklamları hakkında verdiği örnekler, bahsi geçen sosyal sınıflandırma üzerine getirilen eleştiriyi destekler niteliktedir. Çalışmada Spotify’nın, Volvo, Seat, Skoda gibi büyük ölçekli otomobil firmalarıyla reklam kampanyaları yürüttüğü ve belirli yaş aralığındaki ücretsiz abonelik sahiplerine bu marka içeriklerinin (video, görüntü, ses vb. yollarla) sunulduğu belirtilmiştir (s. 140-142).

Ortaya konulan çeşitli örnekler, platformların gözetim yapılarını, kişisel tercihler üzerinde nasıl içgörüler sağlayabildiğini ve reklam stratejilerinin nasıl şekillendiğini ortaya koymaktadır. Fakat bu durum kullanıcı verilerinin, kullanıcıların bilinçli onayı olmadan durmaksızın toplandığı ve analiz edildiği noktada, bireysel özgürlük ihlallerini ve potansiyel sömürü paradigmalarını tetiklemektedir.

5.3.2.1. Algoritmik Sömürü

Müzik streaming algoritmaları aracılığıyla kullanıcıların sürekli gözetim altında tutulması ve elde edilen/yeniden üretilen verilerinin ekonomik kazanç sağlamak amacıyla kullanılması, platformlardaki kullanıcıların dinleyici statüsünden çıkarılıp yalnızca “tüketici” olarak görülmesi ve –Dijek (2014)’in tabiriyle– “verileştirilmiş” bilgi kaynaklarına indirgenmesi anlamına gelir. Müzik dinleyicilerinin beğeni

alışkanlıkları ile dijital davranışlarının veriler aracılığıyla ticari metaya dönüştürülmesi süreci, bu platformların ekonomik çıkarlarını maksimize etme çabalarının önemli bir parçasını oluşturur.

Karşılaşılan bu bilgi ve veri odaklı metalaşma/metalaştırma yeni bir olgu değildir. Bauman ve Lyon (2016), Katherine Hayles'in bilgiyi "ölçülebilir ve metalaştırılabilir bir varlık" olarak nitelendiren tanımına dikkat çekerek, bilginin varlık zeminini nasıl kaybettiğine; "akışkan modern toplumda" bilginin, insani ve anlamlı kökenlerinden giderek daha bağımsız zemine dönüştüğüne vurgu yaparlar (s. 148). Burada yer verilen insan ve anlam temelli soyutlanma vurgusu, Auguste Comte tarafından geliştirilen pozitivist düşüncenin ve üzerine kurulu siyasi/kültürel ideolojinin bir ürünüdür.

Gerçek bilginin bilimsel ve nesnel olduğu düşüncesi, dolayısıyla bir bilginin geçerli olabilmesi için sayısal verilerle desteklenmesi, objektif bir şekilde gözlemlenebilir ve ölçülebilir olması gerektiği, pozitivist düşüncenin temel sınırlarını oluşturur. Bu bağlamda, bilginin öznel deneyimlerden, insani bağlamlardan soyutlanarak sayısal verilere indirgendiği ve ölçülebilir bir forma dönüştürüldüğü takdirde, pozitivizm bilginin analiz edilmesi, sınıflandırılması, aktarılması, (algoritmalar aracılığıyla) öngörülebilir olması ve alınıp satılabilir bir meta haline getirilmesine gerekli zemin hazırlar.

Bu dönüşüm bilginin hızla yayılmasını, şeffaflık ve verimlilik söylemleriyle geniş kitlelere ulaşmasını sağlamıştır fakat aynı zamanda bilginin kontrol edilmesi, belirli iktidar gruplarının çıkarları doğrultusunda kullanılmasına ve manipüle edilmesine de olanak sağlamıştır. Dolayısıyla, bilginin ölçülebilir ve metalaştırılabilir bir kaynak haline gelmesinin, veri üzerindeki kontrol ve güç dinamiklerini de beraberinde getirdiğini belirtmek gerekir.

Daha önce ele alınan Panoptikon anlatısını tekrar betimleyecek olursak, gözetim mercii gözetilen hakkında sürekli bilgi toplar ve bu bilgi, gözetilenin davranışlarını kontrol etmek üzere araçsallaştırılır. Bu anlamda bilgi, gözetim yoluyla güç ve iktidar ilişkilerini düzenlerken, iktidar da bilgi üretimini şekillendirir. Dolayısıyla Foucault (1995)'nin de vurguladığı üzere, güç olgusunun bilgiyi yarattığını, iki kavramın birbirine sıkı sıkıya bağlı olduğunu ve birbirlerinden bağımsız düşünülmemeyeceğini kabul etmek gerekir (s. 27).

Öte yandan Zuboff'un gözetim kapitalizminde, bireylerin davranışlarının veri odaklı öngörülmesi ve manipüle edilmesi amacıyla kullanılan yeni bir güç yapılanması ifade edilmektedir. "Araçsal güç (instrumentarian power)" olarak adlandırılan bu yapıda, büyük veri setlerine sahip algoritmalar aracılığıyla insan davranışları otomatikleştirilir, şekillendirilir ve kullanıcıların farkında olmadan belirli ticari sonuçlara yönlendirilmesi sağlanır. Bu bağlamda Bauman ve Lyon'un (2016), Panoptikon ve "gözetim kapitalizmi"nin şekillendirme ve yönlendirme dinamikleri üzerine saptamaları çarpıcıdır:

[...] Panoptikonun alet çantasında ödül değil yalnızca ceza vardı. Panoptikon tipi gözetim, bir arzı kabul ettirmenin yolunun seçim şansını ortadan kaldırmak olduğunu varsayar. Piyasanın düzenlediği gözetimde ise arzların talep yoluyla netleştirilmesinin en sağlam yolunun seçimlerin manipülasyonu (zorlamayla değil ayartmayla) olduğu varsayılır. Manipüle edilenin gönüllü, hatta hevesli işbirliği, tüketici piyasaları... tarafından harekete geçirilen en önemli kaynaktır (s. 150).

Karşımıza çıkan tabloyu Malkoç'un (2023) sözleriyle özetlenirse; "teknoloji ile [...] 'sınıflandırma' pratikleri aynen korunmuş, biçimlendirme girişimleri ise neoliberalizm beraberinde kazandığı 'teklif' düşüncesini bedelli reklamlar ve kültür ürünü önerileri ile algoritmik olarak yeniden aracılandırmıştır" (s. 138-139).

Anlaşılabacağı gibi günümüzde yeni gözetim süreçlerinin platform kullanıcılarının tercih noktasında "seçim şansı sunarak" ve "özgür bırakarak" yürütüldüğü vurgulanmaktadır. Gözetim süreçleri öylesine belirsiz ve örtük hale gelmiştir ki kullanıcılar, içlerinde bulundukları sınıflandırılma ve yönlendirme süreçlerine, farkına bile varmaksızın, kendi seçimleri aracılığıyla dahil edilmiş olmaktadır. *Akışkan Gözetim* kitabında vurgulandığı gibi; "[...] veritabanlı pazarlamanın ana fikri, hedeflenen kişileri aslında sadece saymak isterken, hiçe sayılmadıklarına, önemsendiklerine inandırmaktır. Burada bireyleşmenin metalaştırıldığı açıktır; şayet bu panoptik bir güçse, ihtiyatsız olanları uyutmaya ve cezbetmeye kararlı olan pazarlamacıların hizmetindedir" (Bauman, Lyon, 2016, s. 68-69).

Fakat bu özgürlük yanılsamasının sadece cezbetme ve yönlendirme üzerine değil, aynı zamanda neyin görünür kılındığı ve neyin gösterildiği üzerinden de şekillendiğini

belirtmek önemlidir. Dolayısıyla kullanıcıya yüz milyonlarca seçenek arasından hangi içeriğin sunulacağına karar veren, bir başka deyişle görme ilişkileri arasındaki bağlantıyı belirleyen mekanizma, algoritmaların kendisi ve platformların kısa/uzun vadeli muhtelif hedeflerine yönelik stratejileridir.

Bu durumu bilişsel psikoloji alanından ödünç alacağımız “seçim ilüzyonu” kavramıyla açıklayabiliriz. Bu kavram Jonathan Evans’ın (2014) *Rationality And The Illusion Of Choice* adlı makalesinde; insanların kendi kararlarını ve davranışlarını tamamen bilinçli ve kendi kontrolleri altında verdiklerine inanmalarına rağmen, aslında bu kararların büyük ölçüde bilinçsiz süreçler ve otomatik mekanizmalar tarafından yönlendirildiğini ifade etmektedir. Bu yanılsama, insanların zihinlerinde olup bitenleri ve yaptıkları seçimleri kontrol ettiklerine dair güçlü bir inanç oluşturur, ancak gerçekte bu kontrol sınırlıdır ve çoğunlukla farkında olmadıkları süreçler tarafından belirlenir (Evans, 2014).

Kendi anlatımıza dönecek olursak, Evans’ın (2014) bahsettiği bilinçsiz süreçleri ve otomatik mekanizmaları (s. 3), günümüzde gözetim kapitalizmi dinamikleri bağlamında, son derece bilinçli olan dijital platformlar ve algoritmalar şeklinde okumak mümkündür. Müzik streaming platformlarında kullanıcılar, yüz milyonlarca şarkı içeren müzik kütüphanelerine ve sınırsız dinleme olanaklarına sahip oldukları yanılgısıyla özgürce seçim yaptıklarını düşünürken, platformların ekonomik çıkarları doğrultusunda şekillenen bir müzik deneyimi yaşamaktadırlar. Dolayısıyla, kullanıcıların karşısına çıkan müzik önerileri, platformun kontrolü altındaki görünürlük stratejileriyle doğrudan ilişkilidir. Bu bağlamda, seçim ilüzyonu, daha önce ele alınan filtre balonu kavramının da ötesinde, kullanıcıların özgürce tercih yapabildiklerine dair inançlarını sürdürmelerine rağmen, aslında algoritmalar tarafından yönlendirilen ve manipüle edilen bir sistemde yer alındığını gözler önüne serer.

Malkoç (2023), sosyoloji alanında yazdığı doktora tezinde, işlenen sürekli gözetim paradigmalarını “algoritmik sömürü” kavramıyla ele almıştır. Bu süreçler, algoritmik kapitalizm, gözetim kapitalizmi ve veri sömürgeciliği gibi teorilerle doğrudan bağlantılı olup, algoritmaların bireyleri kontrol etme, sömürme ve ayırıştırma mekanizmaları çerçevesinde değerlendirilmektedir (s. 148). Malkoç’un vurguladığı

üzere; internet kullanıcılarının, algoritmalar tarafından sınıflandırılarak pazarlama stratejilerinin bir parçası haline getirilmeleri, yani kendi kategorilerine uygun ürünlerinin reklamlarına sürekli maruz bırakılmaları, “algoritmik sömürü”ye işaret etmektedir (s. 302). “(...) neticede kar etmek için biçimlendirmek de biçimlendirmektir, (dolayısıyla) gözetim, sömürü bağlamından ayrı tutulamaz” (s. 114).

Sömürü kavramını, güçlü olanın, zayıf tarafın kaynaklarını ve emeklerini en az maliyetle ve en yüksek kazançla kullanarak kontrol etmesi ve bu durumdan haksız bir çıkar sağlaması üzerinden ele alırsak, bu olgunun modern dünyada farklı yollarla sürdürüldüğünü daha iyi anlayabiliriz. Dolayısıyla, algoritmik sömürü kavramının tercih edilmesi, algoritmaların toplumsal-kültürel-ekonomik yapıyı nasıl etkilediği üzerindeki sonuçlarını ele almak adına değerli bir perspektif sunmaktadır. Bu perspektif, müzik steaming algoritmaların yalnızca müzik tüketimini kişiselleştirmek için kullanılan teknik araçlar olmadığını, aynı zamanda politik, kültürel ve ekonomik güç ilişkilerinin yeni araçları olarak işlev gördüğünü ortaya koyar.

6. SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu tezde belirlenen temel problem doğrultusunda, özellikle Spotify'ı örneklem olarak ele alan müzik streaming platformlarına ait veriler temelinde, dinleyici davranışlarını ve müzik tüketim alışkanlıklarını şekillendiren dinamikler somut olarak ortaya koyulmuştur. Bu çerçevede, algoritmaların yalnızca gelişigüzel müzik öneri araçları olarak görülmesinin yanıltıcı olduğu ve sistemlerin ekonomik çıkarlar doğrultusunda nasıl manipülatif bir rol üstlendiği açıkça ortaya konulmuştur.

Teknolojinin müzik üzerindeki etkileri, dijitalleşme süreciyle birlikte müziğin yalnızca sanatsal ve kültürel bir olgu olmaktan çıkarak, veri temelli bir yapıya dönüştüğünü göstermektedir. Bu dönüşüm, müziğin algoritmalar aracılığıyla yeniden şekillendirilmesine ve ticari amaçlar doğrultusunda manipüle edilmesine olanak tanımaktadır. Bu süreçte bireylerin dijital izleri kritik bir rol oynar ve kullanıcıların seçim özgürlüğü yanılsamasıyla bıraktıkları veriler, sürdürülebilirlik açısından dijital müzik platformlarına temel bir dayanak oluşturur. Bu platformlar, kullanıcıların platformda daha fazla zaman geçirmelerini ve veri üretmelerini teşvik eden reklam destekli iş modeli ile -asıl gelir kaynağı olan- ücretli aboneliklere yönlendiren stratejilerin bir arada kullanılmasına dayanmaktadır.

Platformların çeşitlilik stratejileri, yüzeyde farklı türlerde müzik önerileri sunma çabası gibi görünse de, aslında kullanıcıların platformda daha uzun süre kalmasını sağlamaya yönelik bir plan olarak işlev görmektedir. Bu çeşitlilik, kullanıcıların ruh hali, kimlik ve davranışlarını etkileyen, hatta şekillendiren bir spektrumda müzik önerileri geliştirme gayretiyle birleşerek, müziği bir sınıflandırma ve yönlendirme aracı haline getirmektedir. Özellikle, bu platformların bireylerin yaşamlarının her anına nüfuz edebilme kapasitesi, mahremiyet sınırlarının bulanıklaşmasına ve müzik üzerinden sürekli bir izleme sisteminin kurulmasına yol açmaktadır.

Dolayısıyla müzik streaming platformlarının sunduğu demokratikleşme ve kültürel çeşitlilik vaatlerinin, gerçekte gözetim kapitalizminin dinamikleri olan veri gözetimi ve sömürüsüne dayalı kontrol mekanizmalarıyla derin bir çatışma içinde olduğu ortadadır. Gözetilen ve gözetilen arasındaki bilgi ve ekonomi temelli güç dengeleri, bu

teknolojik araçlar vasıtasıyla yeniden şekillenirken, kullanıcılar üzerinde daha güçlü ve yaygın bir denetim mekanizması oluşturulmaktadır. Bu durum, dijital müzik platformlarının yalnızca birer dağıtım aracı olmaktan öte, toplumsal ve kültürel yapıların şekillendirilmesinde etkin birer aktör haline geldiklerini göstermektedir.

Öte yandan platformların yalnızca müzik dinleyicilerinin verilerini gözetlemekle kalmayıp, aynı zamanda kendi gözetim ve denetim mekanizmalarını da sürekli gözden geçirmesi, dijital çağın en önemli güç merkezlerinden biri olan "Big Data" kavramını gündeme getirmektedir. Bu mekanizmaların sürekli olarak güncellenmesi, platformların kullanıcı davranışlarını daha iyi anlamak, tahmin etmek ve yönlendirmek için verileri nasıl topladıklarının ve işlediklerinin bir göstergesidir. Big Data'nın bu süreçteki merkezi rolü, büyük miktarda veri toplama kapasitesinin ötesine geçerek, bu verilerin nasıl anlamlandırıldığı ve kullanıldığı üzerine odaklanmaktadır. Bu verilerle donatılmış platformlar -aslında tanrısal bir nitelikler olan-, "her şeyi bilme", öngörme, "tayin etme" ve "kadir olma" niteliklerini kazanmış; sahip oldukları geniş veriyi arzu ettikleri şekilde kullanabilme ve yönetme gücüne erişmiştir. Pozitivizmin bilimi manipüle ederek, onu hegemonya aracı haline getirmesi, arzu edilen yönetim ve planlama yanında, geleceğin dizayn edilmesini ve egemen bir küresel kültürün oluşturulup yaygınlaşmasına hizmet etmektedir.

Bir diğer önemli husus ise, müzik streaming platformlarının, özellikle Spotify dışındaki birçok platformun verilerini ticari sır olarak saklamasıdır; bu durum, dijital müzik dünyasında ciddi bir "şeffaflık" sorunu olduğu göstermektedir. Demokratikleşme söylemleriyle kullanıcılarına geniş bir özgürlük alanı sunduğunu iddia eden bu platformlar, veriler paylaşımı boyutunda kapalı bir sistem izlemekte ve bu sebeple bu verilere büyük ihtiyaç duyan bilimsel araştırmalara önemli ölçüde engel olmaktadır. Bu tutum platformların sadece ticari çıkarlarını koruma amacı taşıdığı yönündeki temel şüphelerin daha da güçlenmesine yol açmaktadır. Oysa günümüz dünyasında veri şeffaflığı meselesi, küreselleşme, sürdürülebilirlik ve demokrasi kavramları açısından temel bir önemdedir. Bu nedenle veri şeffaflığının sağlanması, yalnızca müzik endüstrisinin daha adil bir yapıya kavuşmasına katkı sağladığı gibi bilimsel araştırmaların ilerlemesine de zemin teşkil eder.

Algoritmaların, yüz milyonlarca müzik dinleyicisine hangi müziği dinlemesi gerektiğini ya da hangi sanatçının arka planda kalacağını belirlediği günümüz koşullarında, akademik çevrelerin yazılım dinamiklerine bu denli az dikkat çekmesi oldukça şaşırtıcı olması yanında, büyük bir eksiklik oluşturmaktadır. Bu bağlamda müzikolog ve araştırmacılar için teknolojinin ve geliştirilen algoritmalarının müzik üzerindeki etkilerinin incelenmesi sadece dönemsel bir zorunluluk oluşturmakla kalmaz, aynı zamanda müziğin toplumsal ve kültürel bağlamda kazandığı yeni anlamların keşfedilmesi açısından bir fırsat olarak değerlendirilmelidir.





KAYNAKÇA

- Adomavicius, G., & Tuzhilin, A. (2005). Toward The Next Generation Of Recommender Systems: A Survey Of The State-Of-The-Art And Possible Extensions. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 17(6), 734-749. doi:10.1109/TKDE.2005.99
- Aguiar, L., & Waldfogel, J. (2018). Platforms, Promotion, And Product Discovery: Evidence From Spotify Playlists. *NBER Working Paper Series*. doi:10.3386/w24713
- Amadeo, R. (2020). *RIP Google Play Music, Gone Too Soon*. Wired. Eriřim: <https://www.wired.com/story/rip-google-play-music-gone-too-soon/>
- Anderson, A., Maystre, L., Anderson, I., Mehrotra, R., & Lamas, M. (2020). Algorithmic Effects On The Diversity Of Consumption On Spotify. In *Proceedings of The Web Conference*, 2155-2165. doi:10.1145/3366423.3380281
- Anderson, C. (2006). *The Long Tail: Why The Future Of Business Is Selling Less Of More* (1. b.). New York: Hyperion.
- Anderson, P. A. (2015). Neo-Muzak and the Business of Mood. *Critical Inquiry*, 41(4), 811-840. doi:10.1086/681787
- Aytekin, A., Sönmez Çakır, F., Yücel, Y. B., & Kulaözü, İ. (2018). Algoritmaların Hayatımızdaki Yeri Ve Önemi. *Avrasya Sosyal Ve Ekonomi Arařtırmaları Dergisi*, 5(7), 143-150.
- Bachal, T., Kumar, A., Bachal, A., & Gutte, V. S. (2023). Tuning in to Personalized Music: A Spotify API-Based Hybrid Recommendation System Integrating Content-Based and Popularity-Based Approaches. *International Conference on Futuristic Technologies*, 1-6. doi:10.1109/INCOFT60753.2023.10425661
- Balabanović, M., & Shoham, Y. (1997). Fab: Content-Based, Collaborative Recommendation. *Communications of the ACM*, 40(3), 66-72. doi:10.1145/245108.245124
- Barocas, S., Hardt, M., & Narayanan, A. (2018). *Fairness and Machine Learning: Limitations and Opportunities* (1. b.). Cambridge: The MIT Press.
- Bauman, Z., & Lyon, D. (2016). *Akışkan Gözetim*. İstanbul: Ayrıntı Yayınları.
- Baumann, J., & Mendler-Dünnér, C. (2024). Algorithmic Collective Action in Recommender Systems: Promoting Songs by Reordering Playlists. *ArXiv*. doi:10.48550/arXiv.2404.04269
- Berners-Lee, T., & Fischetti, M. (2000). *Weaving the Web: The Original Design and Ultimate Destiny of the World Wide Web by Its Investor* (2. b.). New York: HarperCollins.
- Bertoni, S. (2013). *How Spotify Made Lorde A Pop Superstar*. Forbes. Eriřim: www.forbes.com/sites/stevenbertoni/2013/11/26/how-spotify-made-lorde-a-pop-superstar/

- Blacklinko. (2024). *Spotify User Stats*. Eriřim: <https://backlinko.com/spotify-users>
- Bowen, G. A. (2009). Document Analysis As A Qualitative Research Method. *Qualitative Research Journal*, 9(2), 27-40. doi:10.3316/QRJ0902027
- Bucher, T. (2012). Want to be on the top? Algorithmic Power And The Threat Of Invisibility On Facebook. *New Media & Society*, 14(7), 1164–1180. doi:10.1177/1461444812440159
- Bugliarello, E., Mehrotra, R., Kirk, J., & Lamas, M. (2022). Mostra: A Flexible Balancing Framework to Trade-off User, Artist and Platform Objectives for Music Sequencing. *In Proceedings of the ACM Web Conference*, 2936-2945. doi:10.1145/3485447.3512014
- Castells, M. (2010). *The Rise of the Network Society* (2. b.). Wiley-Blackwell.
- Celma, O. (2010). *Music Recommendation and Discovery: The Long Tail, Long Fail, and Long Play in the Digital Music Space* (1. b.). Heidelberg: Springer.
- Ceruzzi, P. E. (2003). *A History of Modern Computing* (2. b.). London: The MIT Press.
- Charoenpanich, A. (2017). Information Organization of Social Media Platforms The Case of Last.fm (*Yayınlanmamış Doktora Tezi*). London: London School Of Economics And Political Science.
- Coelho, M. P., & Mendes, J. Z. (2019). Digital Music And The “Death Of The Long Tail”. *Journal of Business*, 101, 454-460. doi:10.1016/j.jbusres.2019.01.015
- Copeland, B. J. (Ed.). (2004). *The Essential Turing Seminal Writings in Computing, Logic, Philosophy, Artificial Intelligence, and Artificial Life plus The Secrets of Enigma*. Oxford: Clarendon Press.
- Cormen, T. H., Leiserson, C. E., Rivest, R. L., & Stein, C. (2022). *Introduction to Algorithms* (4. b.). Cambridge: The MIT Press.
- Dijck, J. V. (2014). Datafication, Dataism And Dataveillance: Big Data Between Scientific Paradigm And Ideology. *Surveillance & Society*, 12(2), 197-208. doi:10.24908/ss.v12i2.4776
- Drott, E. (2024). *Streaming Music, Streaming Capital* (1. b.). London: Duke University Press.
- Ekinci, İ. (2021). Hârizmî'nin Kitâbu'l-Cebr ve'l-Mukâbele İsimli Eserinin Arap Dilindeki Yeri ve Önemi. *İçtimaiyat*, 5(1), 103-116. doi:10.33709/ictimaiyat.917146
- Elberse, A. (2008). Should You Invest in the Long Tail? *Harvard Business Review*, 86(7/8), 88-96.
- Eriksson, M. (2016). Close Reading Big Data: The Echo Nest And The Production Of (Rotten) Music Metadata. *First Monday*, 21(7). doi:10.5210/fm.v21i7.6303
- Eriksson, M., & Johansson, A. (2017). Keep Smiling: Time, Functionality and Intimacy in Spotify's Featured Playlists. *Cultural Analysis*, 16, 67-82.
- Eriksson, M., Fleischer, R., Johansson, A., Snickars, P., & Vonderau, P. (2019). *Spotify Teardown: Inside the Blackbox of Streaming Music* (1. b.). Cambridge: The MIT Press.

- Evans, J. (2014). Rationality And The Illusion Of Choice. *Frontiers in Psychology*, 5. doi:10.3389/fpsyg.2014.00104
- Flick, U. (2009). *An Introduction to Qualitative Research* (4. b.). Berlin: SAGE Publications.
- Foucault, M. (1995). *Discipline and Punish: The Birth of the Prison* (2. b.). New York: Vintage Books.
- Gardner, J., Durand, S., Stoller, D., & Bittner, R. (2024). LLARK: A Multimodal Instruction-Following Language Model for Music. *International Conference on Machine Learning*. doi:10.48550/arXiv.2310.07160
- Goffrier, G. W., Maystre, L., & Gilligan-Lee, C. M. (2023). Estimating Long-Term Causal Effects From Short-Term Experiments And Long-Term Observational Data With Unobserved Confounding. *In Conference on Causal Learning and Reasoning*, 791-813. doi:10.48550/arXiv.2302.10625
- Green, M. (2002). Napster Opens Pandora's Box: Examining How File-Sharing Services Threaten the Enforcement of Copyright on the Internet. *Ohio State Law Journal*, 63(2), 799-831.
- Guichardaz, R., Bach, L., & Penin, J. (2019). Music Industry Intermediation In The Digital Era And The Resilience Of The Majors' Oligopoly: The Role Of Transactional Capability. *Industry and Innovation*, 26(7), 843-869. doi:10.1080/13662716.2018.1561357
- Gulmatico, J. S., Susa, J. B., Malbog, M. A., Acoba, A., Nipas, M. D., & Mindoro, J. N. (2022). SpotiPred: A Machine Learning Approach Prediction of Spotify Music Popularity by Audio Features. *International Conference on Power, Control and Computing Technologies*, 1-5. doi:10.1109/ICPC2T53885.2022
- Gupta, S., Kohavi, R., Tang, D., Xu, Y., Andersen, R., Bakshy, E., & Yashkov, I. (2019). Top Challenges From The First Practical Online Controlled Experiments Summit. *ACM SIGKDD Explorations Newsletter*, 21(1), 20-35. doi:10.1145/3331651.3331655
- Hardt, M., Mazumdar, E., Mendler-Dünner, C., & Zrnic, T. (2023). Algorithmic Collective Action in Machine Learning. *In Proceedings of the 40th International Conference on Machine Learning*, 202, 12570-12586.
- Holmes, T. (2008). *Electronic and Experimental Music: Technology, Music, and Culture* (3. b.). New York: Routledge.
- Ingham, T. (2015). *Turns Out Spotify Acquired The Echo Nest For Just €50M*. Music Business Worldwide. Erişim: <https://www.musicbusinessworldwide.com/spotify-acquired-echo-nest-just-e50m>
- Ingraham, N. (tarih yok). *Youtube Music Isn't Perfect, But It's Still Heaven For Music Nerds*. Engadget. Erişim: <https://www.engadget.com/2015-11-12-youtube-music-app-hands-on.html>
- Janiesch, C., Zschech, P., & Heinrich, K. (2021). Machine Learning And Deep Learning. *Electron Markets*, 31, 685-695. doi:10.1007/s12525-021-00475-2

- Johnston, M. P. (2014). Secondary Data Analysis: A Method Of Which The Time Has Come. *Qualitative and Quantitative Methods in Libraries*, 3, 619-626.
- Kale, E. A. (2019). Bir Görüntülü (Display) Reklam Alanı Olarak Çevrimiçi Müzik Platformu Örneği: Spotify. *Uluslararası Halkla İlişkiler Ve Reklam Çalışmaları Dergisi*, 2(2), 131-146.
- Katz, M. (2010). *Capturing Sound: How Technology Has Changed Music* (Gözden Geçirilmiş 1. b.). London: University of California Press.
- Kim, Y. E., Schmidt, E. M., Migneco, R., Morton, B. G., Richardson, P., Scott, J., . . . Turnbull, D. (2010). Music Emotion Recognition: A State Of The Art Review. *International Society for Music Information Retrieval Conference (ISMIR)*, 255-266.
- Kincheloe, J. L., & McLaren, P. (2011). Rethinking Critical Theory And Qualitative Research. SensePublishers. doi:10.1007/978-94-6091-397-6_23
- Leiner, B. M., Cerf, V. G., Clark, D. D., Kahn, R. E., Kleinrock, L., Lynch, D. C., . . . Wolff, S. S. (2009). A Brief History Of The Internet. *ACM SIGCOMM Computer Communication Review*, 39(5), 22-31. doi:10.1145/1629607.1629613
- Malkoç, İ. B. (2023). Algoritmik Sömürü, Kontrol Ve Ayırıştırma Algıları: Instagram Ve Spotify Örnekleri (*Doktora Tezi*). Eskişehir: Anadolu Üniversitesi.
- McDonald, T. M., Maystre, L., Lamas, M., Russo, D., & Ciosek, K. (2023). Impatient bandits: Optimizing Recommendations For The Long-Term Without Delay. *In Proceedings of the 29th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 1687-1697. doi:10.1145/3580305.3599386
- Mehrotra, R., McInerney, J., Bouchard, H., Lamas, M., & Diaz, F. (2018). Towards a Fair Marketplace: Counterfactual Evaluation of the trade-off between Relevance, Fairness & Satisfaction in Recommendation Systems. *Proceedings of the 27th ACM International Conference on Information and Knowledge Management*, 2243-2251. doi:10.1145/3269206.3272027
- Menn, J. (2003). *All The Rave: The Rise And Fall Of Shawn Fanning's Napster* (1. b.). New York: Crown Business.
- Millard, A. (2005). *America on Record: A History of Recorded Sound* (2. b.). Cambridge: Cambridge University Press.
- Modell, A. (2015). Mapping the Music Genome: Imaginative Geography in Pandora Internet Radio and the Genographic Project. *Media Fields Journal*, 10, 1-13.
- Morris, J. W. (2015). *Selling Digital Music, Formatting Culture* (1. b.). California: University of California Press.
- Mulligan, M. (2013). *The Complexity Coefficient: 'Listen Services' and the Tyranny of Choice*. Music Industry Blog. Erişim: <https://musicindustryblog.wordpress.com/2013/10/02/the-complexity-coefficient-listen-services-and-the-tyranny-of-choice/>
- Olson, M. (1965). *The Logic of Collective Action* (1. b.). Cambridge: Harvard University Press.

- Pandora. (2024). *Music Genome Project*. Erişim:<https://www.pandora.com/about/mgp>
- Palmer, R. E. (1969). *Hermeneutics: Interpretation Theory in Schleiermacher, Dilthey, Heidegger, and Gadamer*. Evanston: Northwestern University Press
- Pariser, E. (2011). *The Filter Bubble: What The Internet Is Hiding From You* (1. b.). New York: The Penguin Press.
- Passino, F. S., Maystre, L., Moor, D., Anderson, A., & Lalmas, M. (2021). Where To Next? A Dynamic Model of User Preferences. *In Proceedings of the Web Conference*, 3210-3220. doi:10.1145/3442381.3450028
- Plano, L. (2024). *The Evolution of Apple Music*. Medium. Erişim: <https://medium.com/@lplano001/the-evolution-of-apple-music-0c17a187f284>
- Platoni, K. (2006). *Pandora's Box: Can a Company's Musicological Data Mining Breathe New Life into the Music Industry*. East Bay Express. Erişim: <https://eastbayexpress.com/pandoras-box-1>
- Prey, R. (2016). Musica Analytica: The Datafication of Listening. *Networked Music Cultures*, 31-48. doi:10.1057/978-1-137-58290-4_3
- Prey, R. (2020). Locating Power in Platformization: Music Streaming Playlists and Curatorial Power. *Social Media + Society*, 6(2). doi:10.1177/2056305120933291
- Richter, F. (2022). *From Tape to Tidal: 4 Decades of U.S. Music Sales*. Statista. Erişim: <https://www.statista.com/chart/17244/us-music-revenue-by-format/>
- Ricoeur, P. (1981). *Hermeneutics And The Human Sciences: Essays On Language, Action And Iterpretation*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Rochet, J.-C., & Tirole, J. (2003). Platform Competition in Two-Sided Markets. *Journal of the European Economic Association*, 1(4), 990-1029. doi:10.1162/154247603322493212
- Rosen, S. (1981). The Economics Of Superstars. *The American Economic Review*, 71(5), 845-858.
- Rosenblatt, B. (2024). *Music Industry Annual Reports Show Stable Growth And YouTube Strength*. Forbes. Erişim: <https://www.forbes.com/sites/billrosenblatt/2024/03/30/music-industry-annual-reports-show-stable-growth-and-youtube-strength/>
- Saito, Y., Abdollahpouri, H., Anderton, J., Carterette, B., & Lalmas, M. (2024). Long-term Off-Policy Evaluation and Learning. *In Proceedings of the ACM Web Conference*, 3432-3443. doi:10.1145/3589334.3645446
- Sandoval, G. (2018). *The Major Music Labels Are Upset That They Don't Get More Play On Spotify's Mega-Popular Playlists, Says Deutsche Bank*. Business Insider. Erişim: <https://www.businessinsider.nl/spotifycurated-playlists-labels-2018-7/?international=true&r=US/>

- Savov, V. (2018). *Google Announces YouTube Music and YouTube Premium*. The Verge. Eriřim: <https://www.theverge.com/2018/5/17/17364056/youtube-music-premium-google-launch>
- Seabrook, J. (2014). *Spotify: Friend or foe?*. New Yorker. Eriřim: <https://www.newyorker.com/magazine/2014/11/24/revenue-streams>
- Shakirova, E. (2017). Collaborative Filtering For Music Recommender System. *IEEE Conference of Russian Young Researchers in Electrical and Electronic Engineering*. doi:10.1109/EIConRus.2017.7910613
- Spotify. (2024). *About Spotify*. Eriřim: <https://newsroom.spotify.com/company-info/>
- Spotify. (2024). *Quarterly Results*. Eriřim: <https://investors.spotify.com/financials/default.aspx>
- Spotify. (2024). *Spotify Research Blog*. Eriřim: <https://research.atspotify.com/blog/>
- Sun, H. (2019). Paradox Of Celestial Jukebox: Resurgence Of Market Control. *Creative Industries Journal*, 12, 105-124. doi:10.1080/17510694.2018.1554944
- Vartanian, T. P. (2011). *Secondary Data Analysis* (1. b.). New York: Oxford University Press.
- Way, S. F., Garcia-Gathright, J., & Cramer, H. (2020). Local Trends in Global Music Streaming. *Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media*, 14(1), 705-714. doi:10.1609/icwsm.v14i1.7336
- Wirfs-Brock, J., Mennicken, S., & Thom, J. (2020). Giving Voice to Silent Data: Designing with Personal Music Listening History. *Proceedings of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 1-11. doi:10.1145/3313831.3376493
- Yıldırım, A., & Şimşek, H. (2011). *Sosyal Bilimlerde Nitel Arařtırma Yöntemleri* (8. b.). Ankara: Seçkin Yayıncılık.
- Zuboff, S. (2019). *The Age of Surveillance Capitalism: The Fight for a Human Future at the New Frontier of Power*. New York: Public Affairs.