

İBN HALDUN ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ
İŞLETME ANABİLİM DALI

YÜKSEK LİSANS TEZİ

TÜRK TELEVİZYON RATINGLERİNİN YAPAY ZEKA
İLE TAHMİN EDİLMESİ

GÖKHAN GÜNEY

TEZ DANIŞMANI
DR. ÖĞR. ÜYESİ AHMET KAPLAN

İSTANBUL, 2023

İBN HALDUN ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ
İŞLETME ANABİLİM DALI

YÜKSEK LİSANS TEZİ

TÜRK TELEVİZYON RATINGLERİNİN YAPAY ZEKA
İLE TAHMİN EDİLMESİ

GÖKHAN GÜNEY

TEZ DANIŞMANI
DR. ÖĞR. ÜYESİ AHMET KAPLAN

İSTANBUL, 2023

TEZ ONAY SAYFASI

Bu tez tarafımızca okunmuş olup kapsam ve nitelik açısından, İşletme alanında yüksek lisans derecesini alabilmek için yeterli olduğuna karar verilmiştir.

Tez Jürisi Üyeleri

Unvan – Ad Soyad

Kanaati

İmza

Bu tezin İbn Haldun Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü tarafından konulan tüm standartlara uygun şekilde yazıldığı teyit edilmiştir.

Teslim Tarihi

Mühür/İmza

AKADEMİK DÜRÜSTLÜK BEYANI

Bu çalışmada yer alan tüm bilgilerin akademik kurallara ve etik ilkelere uygun olarak toplanıp sunulduğunu, söz konusu kurallar ve ilkelerin zorunlu kıldığı çerçevede, çalışmada özgün olmayan tüm bilgi ve belgelere, alıntılama standartlarına uygun olarak referans verilmiş olduğunu beyan ederim.

Adı Soyadı:

İmza:



ÖZ

TÜRK TELEVİZYON RATINGLERİNİN
YAPAY ZEKA İLE TAHMİN EDİLMESİ

Güney, Gökhan

İşletme Tezli Yüksek Lisans Programı

Öğrenci Numarası: 204036015

Open Researcher and Contributor ID (ORCID): 0000-0001-9194-1305

Ulusal Tez Merkezi Referans Numarası: 10471821

Tez Danışmanı: Dr. Öğr. Üyesi Ahmet Kaplan

Haziran 2023, 140 sayfa

Reklam bütçelerinin giderek aşağı yönlü baskıyla karşı karşıya kaldığı bir ortamda, televizyon reklamcılığının yüksek maliyeti, reklamcılığın en pahalı kısmı olan medya planlama ve satın alma üzerinde daha fazla incelemeye neden olmaktadır. Reklam maliyeti, reklamcıların kampanya süresi boyunca hedeflenen bir brüt derecelendirme puanı (GRP) sayısına ulaşmayı planladıkları program ratingleriyle doğrudan bağlantılıdır. Dolayısıyla ratinglerin yayınlardan önce doğru bir şekilde tahmin edilmesi hem yayıncılar, hem de reklam verenler açısından önem arz etmektedir. Bu çalışmanın ana amacı Türk televizyon ratinglerinin yapay zeka ile tahmin edilmesidir. Bu kapsamda çeşitli modeller ile geçmiş verilerden yola çıkarak, gelecekteki ratingleri tahmin edecek modeller geliştirilmiştir. Bu sayede, yapay zeka algoritmalarının televizyon ratinglerini tahmin etmedeki başarısı değerlendirilecektir. Bu doğrultuda, araştırma yapay zeka modellerinin rating tahminindeki doğruluk oranını belirlemeyi de amaçlamaktadır. Araştırma kapsamında 2013 – 2021 yılları arasındaki yıllarda en çok izlenen 7 kanalın İstanbul, Ankara ve İzmir illerine ait PT1 dilimi program ratingleri, kanal, program türü, programın tekrar durumu, programın günü, programın süresi ve hava sıcaklık verileri ile birlikte analize dahil edilmiş, fark testleri, korelasyon ve regresyon analizleri uygulanmış ve yapay zeka modelleri çalıştırılmıştır. Araştırma sonuçları, televizyon kanallarının, reklam verenlerin ve reklam ajanslarının rating tahminlemesi yaparken hava sıcaklığının dikkate alınmalarının doğruluk oranlarını artırabileceğini göstermektedir. Ayrıca, bu süreçte Karar Ağacı (Decision

Tree) ve H2O AutoML algoritmalarının kullanılmasının tahminlerdeki doğruluk oranlarını artırdığı görülmüştür. Bu bulgular, yapay zeka ve makine öğrenme tekniklerinin rating tahmini konusunda etkili birer araç olduğunu ve doğru tahminler için önemli bir rol oynadığını ortaya koymaktadır. Kanallar, reklam verenler ve reklam ajansları, bu algoritmaları kullanarak daha kesin ve güvenilir rating tahminleri elde edebilirler.

Anahtar Kelimeler: Makine Öğrenmesi, Televizyon Ratingleri, Televizyon Rating Tahmini, Yapay Zeka, Yapay Zeka Modellemesi.



ABSTRACT

ESTIMATING TURKISH TELEVISION RATINGS BY ARTIFICIAL INTELLIGENCE

Güney, Gökhan

MA in Management

Student ID: 204036015

Open Researcher and Contributor ID (ORC-ID): 0000-0001-9194-1305

National Thesis Center Reference Number: 10471821

Thesis Supervisor: Asst. Prof. Ahmet Kaplan

June 2023, 140 Pages

In an environment where advertising budgets face downward pressure, the high cost of television advertising has led to increased scrutiny on media planning and buying, which is the most expensive part of advertising. Ad costs are directly linked to program ratings, as advertisers aim to reach a targeted gross rating point (GRP) during their campaign. Therefore, accurately predicting ratings before broadcasts is crucial for both broadcasters and advertisers. The main objective of this study is to predict Turkish television ratings using artificial intelligence. Within this scope, models have been developed to predict future ratings based on historical data using various algorithms. This allows for the evaluation of the success of artificial intelligence algorithms in predicting television ratings. The research also aims to determine the accuracy rate of AI models in rating prediction. In the study, program ratings during the PT1 time slot of the seven most-watched channels in Istanbul, Ankara, and Izmir between 2013 and 2021 were analyzed, along with data on channel, program genre, program repetition status, program day, program duration, and temperature. Statistical tests, correlation and regression analyses, and artificial intelligence models were employed. The results of the research demonstrate that considering temperature can enhance the accuracy rates of rating predictions for television channels, advertisers, and ad agencies. Furthermore, the use of Decision Tree and H2O AutoML algorithms in this process has been observed to improve the accuracy of predictions. These findings highlight the effectiveness of artificial intelligence and machine learning techniques as valuable

tools in rating prediction, playing a significant role in achieving accurate predictions. Channels, advertisers, and ad agencies can obtain more precise and reliable rating predictions by utilizing these algorithms.

Keywords: Artificial Intelligence, Artificial Intelligence Modeling, Machine Learning, Television Ratings, Television Rating Prediction.



İTHAF

Hayatım boyunca yanımda olan kıymetli annem ve babama...



TEŐEKKÜR

Tezimin oluŐturulması s¼recinde deęerli katkı ve desteklerinden ötür¼ öncelikle Őirketim Turkuvaz Medya Grubu Yönetim Kurulu Başkanı Sayın Serhat ALBAYRAK'a, Stratejik Planlama Birimi yöneticilerim Sayın Serkan ALPTEKİN, Çetin KALENDER ve Ebru AKKAYA'ya, İŐ GeliŐtirme Birimi yöneticilerim Sayın Aslıhan ALBAYRAK ve Alper MISIRLI'ya, tezimin oluŐması aŐamasında deęerli yorumlarını benden esirgemeyen Uęur DAĖ ve AyŐe ZENGİN'e, Turkuvaz Akademi yönetimi ve ekibine, İnsan Kaynakları yönetimi ve ekibine içtenlikle teŐekkürlerimi iletiyorum.

Tezimin ortaya çıkması s¼recinde deęerli katkılarını benden esirgemeyen hocam Sayın Dr. Öğr. Üyesi Ahmet KAPLAN'a teŐekkürlerimi iletiyorum.

Son olarak hayatımın her alanında yanımda olan annem Arife GÜNEY ve babam Hikmet GÜNEY'e teŐekkürlerimi iletiyorum.

Gökhan GÜNEY

İSTANBUL, 2023

İÇİNDEKİLER

ÖZ	iv
ABSTRACT	vi
İTHAF	viii
TEŞEKKÜR	ix
İÇİNDEKİLER	x
TABLolar LİSTESİ	xiii
ŞEKİLLER LİSTESİ	xv
GÖRSELLER LİSTESİ	xvi
SEMBOLLER VE KISALTMALAR LİSTESİ	xvii
BÖLÜM I GİRİŞ	1
BÖLÜM II LİTERATÜR TARAMASI	5
2.1. Televizyon Yayıncılığının Tarihçesi.....	6
2.2. Türkiye’de Televizyon Yayıncılığının Tarihçesi.....	9
2.2.1. İstanbul Teknik Üniversitesi Yayıncılığı Dönemi.....	11
2.2.2. TRT Yayıncılığı Dönemi.....	15
2.2.3. Özel Televizyon Yayıncılığı Dönemi.....	19
2.2.4. Günümüz Türk Televizyon Yayıncılığı.....	23
2.3. Televizyon Ölçüm Sistemi.....	24
2.3.1. Televizyon Ölçüm Sistemi Aşamaları.....	27
2.3.1.1. Veri Tabanı Araştırması ve Örneklem Seçilmesi	27
2.3.1.2. Panel Kurulumu	28
2.3.1.3. Verilerin Toplanması ve Raporlanması	29
2.3.2. Dünyada Televizyon Ölçüm Sistemi.....	30
2.3.2.1. ABD’de Televizyon Ölçüm Sistemi	30
2.3.2.2. İngiltere’de Televizyon Ölçüm Sistemi	31
2.3.2.3. Almanya’da Televizyon Ölçüm Sistemi	32

2.3.3. Türkiye’de Televizyon Ölçüm Sistemi	33
2.3.3.1. Türkiye’de Televizyon Ölçüm Sisteminin Gelişimi	34
2.3.3.2. Türkiye’de Televizyon Ölçüm Sisteminin Mevcut Durumu	36
2.3.3.3. Türkiye’de Televizyon Ölçüm Sistemine Yönelik Eleştiriler.....	39
2.3.3.4. Türkiye’de Televizyon Ölçüm Sistemi ile Televizyon Kanalı İlişkisi ..	43
2.3.3.5. Türkiye’de Televizyon Ölçüm Sisteminin Doğruluğu ve Önemi	45
2.4. Bu Alanda Yapılmış Çalışmalar	48
BÖLÜM III METODOLOJİ VE UYGULAMA.....	56
3.1. Araştırmanın Amacı.....	56
3.2. Araştırmanın Önemi.....	57
3.3. Araştırmanın Modeli.....	58
3.3.1. Basit Doğrusal Regresyon.....	58
3.3.2. Naive Bayes	59
3.3.3. Lojistik Regresyon	60
3.3.4. Yapay Sinir Ağları	61
3.3.5. Gradyan Artırıcı Karar Ağacı	62
3.3.6. Karar Ağaçları.....	63
3.3.7. Random Forest (Rastgele Orman)	67
3.3.8. XGBoost	67
3.3.9. Genelleştirilmiş Lineer Modeller (Generalized Linear Model - H20).....	68
3.3.10. H20 AutoML.....	69
3.4. Araştırmanın Sınırlılıkları	70
3.5. Araştırmanın Varsayımları.....	71
3.6. Araştırma Süreci	72
3.6.1. Veri Toplama	72
3.6.1.1. Rating Verileri.....	72
3.6.1.2. Hava Sıcaklığı Verileri.....	73

3.6.2. Veri Temizleme	74
3.6.3. Filtreleme	74
3.7. Verilerin Analizi	75
BÖLÜM IV BULGULAR VE TARTIŞMA	76
4.1. Genel Bilgiler.....	76
4.2. Fark Testleri	79
4.3. Korelasyon Analizi	81
4.4. Regresyon Analizi.....	87
4.4.1. İstanbul Verileri ile Regresyon Analizi	87
4.4.2. Ankara Verileri ile Regresyon Analizi.....	92
4.4.3. İzmir Verileri ile Regresyon Analizi.....	96
4.5. Yapay Zeka Tahmin Sonuçları	101
4.5.1. İstanbul Ratingleri için Yapay Zeka Modellemeleri.....	102
4.5.2. Ankara Ratingleri için Yapay Zeka Modellemeleri.....	109
4.5.3. İzmir Ratingleri için Yapay Zeka Modellemeleri	116
4.5.4. Yapay Zeka Modellemeleri Genel Değerlendirme	123
BÖLÜM V SONUÇLAR	124
REFERANSLAR.....	132
ÖZGEÇMİŞ.....	140

TABLolar LİSTESİ

Tablo 2.1. TRT Tarafından Özel Yayıncılık Başlayana Kadar Kurulmuş Kanalların Listesi	18
Tablo 2.2. Türkiye’deki Özel Televizyonların Kuruluş Tarihleri ve Kurucuları.....	21
Tablo 2.3. Türkiye’deki Rating Ölçümü Yapılan Televizyon Kanalları	23
Tablo 2.4. AGB Nielsen Televizyon İzleyici Ölçümü Araştırması Verileri.....	35
Tablo 2.5. SBT Televizyon İzleyici Ölçümü Araştırması Verileri	36
Tablo 2.6. TNS Türkiye Televizyon İzleyici Ölçümü Araştırması Verileri	37
Tablo 3.1. Rating Verilerinin Kategori Aralıkları.....	73
Tablo 3.2. İstanbul, Ankara ve İzmir Ratinglerine Ait Kategoriler	73
Tablo 3.3. Hava Sıcaklığı Verilerinin Kategori Aralıkları.....	74
Tablo 3.4. Değişkenlere Ait Çarpıklık ve Basıklık Değerleri.....	75
Tablo 4.1. İncelenen Dönemde En Çok Yayınlanan 10 Program (PT1).....	76
Tablo 4.2. İncelenen Dönemde En Çok Yayınlanan Program Türleri (PT1).....	77
Tablo 4.3. İncelenen Dönemde Kanallara Göre En Çok Yayınlanan Program Türleri (PT1)	77
Tablo 4.4. İncelenen Dönemde Programların Süreleri (PT1)	78
Tablo 4.5. İncelenen Dönemde Kanal Bazında Programların Süreleri (PT1).....	78
Tablo 4.6. Program Türüne Göre Ratinglerin Farklılaşma Durumları.....	79
Tablo 4.7. Programların Tekrar Olma Durumlarına Göre Ratinglerin Farklılaşma Durumları	80
Tablo 4.8. Hava Sıcaklıklarına Göre Ratinglerin Farklılaşma Durumları	80
Tablo 4.9. Ratingler ve Hava Sıcaklığı İlişkisi	81
Tablo 4.10. Rating ve Program Türü İlişkisi.....	82
Tablo 4.11. Rating ve Program Günü İlişkisi	84
Tablo 4.12. Rating ve Programın Tekrar Olma Durumu İlişkisi	86
Tablo 4.13. Rating ve Programın Süresi İlişkisi	87
Tablo 4.14. Program Türünün İstanbul Ratingleri Üzerindeki Etkisi.....	88
Tablo 4.15. İstanbul Hava Sıcaklığının, İstanbul Ratingleri Üzerindeki Etkisini Tespit Etmeye Yönelik Regresyon Analizi.....	89
Tablo 4.16. Tüm Değişkenlerin İstanbul Ratingleri Üzerindeki Etkisini Tespit Etmeye Yönelik Regresyon Analizi	90
Tablo 4.17. Program Türünün Ankara Ratingleri Üzerindeki Etkisi	92

Tablo 4.18. Ankara Hava Sıcaklığının, Ankara Ratingleri Üzerindeki Etkisini Tespit Etmeye Yönelik Regresyon Analizi.....	93
Tablo 4.19. Tüm Değişkenlerin Ankara Ratingleri Üzerindeki Etkisini Tespit Etmeye Yönelik Regresyon Analizi.....	94
Tablo 4.20. Program Türünün İzmir Ratingleri Üzerindeki Etkisi	96
Tablo 4.21. İzmir Hava Sıcaklığının, İzmir Ratingleri Üzerindeki Etkisini Tespit Etmeye Yönelik Regresyon Analizi.....	97
Tablo 4.22. Tüm Değişkenlerin İzmir Ratingleri Üzerindeki Etkisini Tespit Etmeye Yönelik Regresyon Analizi.....	99
Tablo 4.23. Hava Sıcaklığı Verileri Dikkate Alınmadan Yapılan Yapay Zeka Modellemesi Doğruluk Değerleri: İstanbul	103
Tablo 4.24. Hava Sıcaklığı Verileri Dikkate Alınarak Yapılan Yapay Zeka Modellemesi Doğruluk Değerleri: İstanbul	105
Tablo 4.25. Hava Sıcaklığı Verileri Dikkate Alındığında, İstanbul Ratingini Tahmin Eden Algoritmaların Doğruluk Değişim Oranı.....	106
Tablo 4.26. İstanbul Ratingleri için Karar Ağacı Algoritmasına Ait Hata Matrisi (Confusion Matrix) Değerleri	106
Tablo 4.27. Hava Sıcaklığı Verileri Dikkate Alınmadan Yapılan Yapay Zeka Modellemesi Doğruluk Değerleri: Ankara.....	110
Tablo 4.28. Hava Sıcaklığı Verileri Dikkate Alınarak Yapılan Yapay Zeka Modellemesi Doğruluk Değerleri: Ankara.....	112
Tablo 4.29. Hava Sıcaklığı Verileri Dikkate Alındığında Ankara Ratingini Tahmin Eden Algoritmaların Doğruluk Değişim Oranı.....	113
Tablo 4.30. Ankara Ratingleri için XGBoost Ağacı (XGBoost Trees) Algoritmasına Ait Hata Matrisi (Confusion Matrix) Değerleri	113
Tablo 4.31. Hava Sıcaklığı Verileri Dikkate Alınmadan Yapılan Yapay Zeka Modellemesi Doğruluk Değerleri: İzmir.....	117
Tablo 4.32. Hava Sıcaklığı Verileri Dikkate Alınarak Yapılan Yapay Zeka Modellemesi Doğruluk Değerleri: İzmir.....	119
Tablo 4.33. Hava Sıcaklığı Verileri Dikkate Alındığında İzmir Ratingini Tahmin Eden Algoritmaların Doğruluk Değişim Oranı	120
Tablo 4.34. İzmir Ratingleri için H2O AutoML Algoritmasına Ait Hata Matrisi (Confusion Matrix) Değerleri	120

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 2.1. Televizyon Ratinglerinin Ölçümü için Kullanılan Anket Örneği.....	26
Şekil 2.2. Televizyon Ratinglerinin Ölçümü için Kullanılan Günlük Örneği.....	26
Şekil 3.1. Basit Bir Karar Ağacı Örneği	66
Şekil 4.1. Knime Programı Üzerinde Kurulmuş Yapay Zeka Modeli	101
Şekil 4.2. Hava Sıcaklığı Verileri Dikkate Alınmadan Yapılan Yapay Zeka Modellemesi: İstanbul.....	102
Şekil 4.3. Hava Sıcaklığı Verileri Dikkate Alınarak Yapılan Yapay Zeka Modellemesi: İstanbul.....	104
Şekil 4.4. Hava Sıcaklığı Verileri Dikkate Alınmadan Yapılan Yapay Zeka Modellemesi: Ankara.....	109
Şekil 4.5. Hava Sıcaklığı Verileri Dikkate Alınarak Yapılan Yapay Zeka Modellemesi: Ankara.....	111
Şekil 4.6. Hava Sıcaklığı Verileri Dikkate Alınmadan Yapılan Yapay Zeka Modellemesi: İzmir	116
Şekil 4.7. Hava Sıcaklığı Verileri Dikkate Alınarak Yapılan Yapay Zeka Modellemesi: İzmir	118

GÖRSELLER LİSTESİ

- Görsel 2.1. Jenkins Tarafından İcat Edilen Bir TV Alıcısı 8
- Görsel 2.2. 29 Şubat 1972 Tarihli İTÜ TV Yayın Akışı..... 14



SEMBOLLER VE KISALTMALAR LİSTESİ

ABD	Amerika Birleşik Devletleri
AI	Artificial Intelligence
API	Application Programming Interface
BARB	Broadcasters' Audience Research Board
GRP	Gross Rating Point
HBB	Has Bilgi Birikim Televizyonu
İTÜ TV	İstanbul Teknik Üniversitesi Televizyonu
PT1	Prime Time 1
SPSS	Statistical Package for the Social Sciences
TİAK	Televizyon İzleme Araştırmaları
TRT	Türkiye Radyo Televizyon Kurumu

BÖLÜM I

GİRİŞ

1952 yılında İTÜ TV ile başlayan Türk televizyonculuk tarihi, 1968 yılında TRT ile devam etmiştir. 1990 yılından sonra ise özel televizyon kanalları ortaya çıkmaya başlamıştır (Mamuş, 2021: 33). Zamanla Magic Box (InterStar), Flash TV, TeleOn, Show TV ve HBB gibi özel kanallar ortaya çıkmış ve izleyicileri ekrana çekmek için çeşitli programlar yayınlamışlardır. Türkiye’de özel televizyon yayıncılığının gelişmesi ile birlikte Türkiye’de televizyon kanalları arasında rating yarışı başlamıştır (Milli Eğitim Bakanlığı, 2011: 28). 1993 yılı sonunda Türkiye’de ona yakın özel kanal rekabet etmekte ve programlarını en çok izleyiciye ulaştırmaya çalışmaktaydı. Bu rekabet televizyon kanallarının izlenme düzeylerinin ölçümü sorunun da beraberinde getirmiştir. Başlangıçta anket ve telefon yolu ile yapılan rating ölçümleri günümüzde paneller aracılığı ile gerçekleştirilmektedir (Aziz, 2006: 157).

Günümüzde rating ölçümü yapan modern sistemler, bir panel şeklinde deneklerin televizyonlarına entegre edilmektedir. Panelde tanımlı olan kullanıcıların izlediği kanallar kaydedilmekte ve izleyici evrenine uyarlanmaktadır. Ratinglerin güvenilirliği ve doğruluğu, kanallar açısından önem arz etmektedir, çünkü kanalların gelirleri çoğunlukla ratinge bağlı olarak değişmektedir. Medya yatırımlarının çoğu da kanalların elde ettiği ratinglere bağlı olarak değişiklik göstermektedir. Reklamverenler çoğunlukla yüksek rating alan programlarda reklamlarının gösterilmesini istemektedir (Gökmen, 2008: 51). Bu yüzden ratingleri önceden tahmin etmek televizyon kanalları için önem arz etmektedir.

Yayıncılar, doğru rating tahmini yaparak programlarını daha etkili bir şekilde planlayabilirler. Rating tahmini, yayıncıların hangi programların hangi saatlerde daha fazla izleyici çekeceğini öngörmelerine yardımcı olur. Bu sayede yayıncılar, izleyici taleplerine daha iyi uyum sağlayabilir ve daha popüler programlar sunabilirler. Ayrıca, doğru rating tahmini yapmak, rekabetçi bir ortamda yayıncıların rakiplerinden bir adım önde olmasını sağlayabilir.

Reklamverenler için rating tahmini, reklamlarını hedef kitlelerine doğru zamanda ve doğru programlar aracılığıyla ulařtırmak aısından kritik neme sahiptir. Rating tahmini, reklamverenlere hangi programların hedef kitlelerinin ilgisini ekeceđini ve en yksek etkiyi sađlayacađını gsterir. Bu sayede reklamverenler, reklam btçelerini daha verimli bir řekilde kullanabilir ve daha etkili sonular elde edebilir.

Reklam ajansları, rating tahminiyle reklam stratejilerini optimize ederek reklamverenlere daha etkili zmler sunabilirler. Rating tahmini, reklam ajanslarının hedef kitleleriyle ilgili daha fazla anlayıř geliřtirmelerini sađlar ve reklam kampanyalarını daha kesin bir řekilde planlamalarına yardımcı olur. Bu da ajansların mřterilerine daha iyi hedeflenmiř reklam zmleri sunmalarını sađlar.

Trk televizyon endstrisi, aynı zamanda geniř bir izleyici kitlesiyle byk bir pazarı temsil etmektedir. Televizyon kanalları, reklam verenler ve reklam ajansları, programlarının izleyici kitlesi ve ratingleri hakkında dođru ve gvenilir tahminler yaparak rekabet avantajı elde etmek istemektedir. Bu nedenle, yapay zeka ve makine đrenimi gibi yeni teknolojilerin kullanılması, televizyon ratinglerinin tahmin edilmesinde nemli bir rol oynamaktadır.

Yapay zeka ve makine đrenimi, byk miktarda veriyi analiz etme ve desenleri tespit etme yetenekleri sayesinde tahmin alıřmaları iin etkili bir ara haline gelmiřtir. Bu tekniklerin televizyon ratinglerini tahmin etmede kullanıldıđı bazı alıřmalar da sz konusudur (Sereday ve Cui, 2017; Elf ve qvist, 2020; Song vd., 2021). Bu kapdamda yapay zeka teknikleri, televizyon programlarının gemiř rating verilerini, program ieriđi, yayın saati, reklam sresi gibi faktrleri kullanarak gelecekteki ratingleri tahmin etmek iin kullanılabilir.

Buradan yola ıkarak arařtırmanın ortaya ıkıř sorusunu “Trk televizyon programlarının ratingi en dođru nasıl tahmin edilir?” oluřturmaktadır. Buradan yola ıkarak Trk televizyon program ratinglerinin en dođru tahmin edileceđi bir model oluřturmak alıřmanın ana amacıdır.

Gemiřte televizyon ratinglerinin tahmin edilmesine ynelik yapılmıř alıřmalar incelendiđinde bu alıřmaların bazılarının hanelerin toplu verilerine ynelik (Danaher

vd., 2011; Sereday ve Cui, 2017; Ma vd., 2019), bazılarının da hanelerin demografik özelliklerine yönelik (Meyer ve Hyndman; 2005; Pagano vd., 2015) olduğu görülmektedir. Bazı çalışmalar kanalların ratinglerini tahmin etmeye yönelikken (Danaher vd., 2011; Sereday ve Cui, 2017; Ma vd., 2019), bazı çalışmalar doğrudan bir programın ratingini tahmin etmeye (Huang vd., 2013; Ma vd., 2019) yöneliktir. Rating tahminlemesi ile ilgili geçmiş çalışmaların farklılaştığı bir üçüncü durum ise kullanılan yöntemdir. Bazı çalışmalarda sinir ağları, karar ağaçları, zaman serisi analizi (Danaher vd., 2011; Pagano vd., 2015) gibi yöntemler kullanılırken bazı çalışmalarda regresyon yöntemleri (Meyer ve Hyndman, 2005; Sereday ve Cui, 2017) kullanılmıştır. Bu çalışmanın önceki çalışmalardan farkı, hem veri yapısında hem de kullanılan özniteliklerdedir. Bu çalışmada kullanılan veri 9 yıllık hanehalkı izlenme geçmişini içermektedir. Çalışmada ayrıca programın tekrar olup olmaması, o günkü hava sıcaklığı ve o akşamki toplam televizyon oranı şeklinde geçmiş çalışmalarda yer almayan üç farklı öznitelik dikkate alınmıştır.

Araştırma kapsamında 2013 – 2021 yılları arasındaki yıllarda en çok izlenen 7 kanal (Atv, Kanal D, Show TV, Star TV, FOX TV, TV8, TRT 1) program ratingleri analize dahil edilmiştir. Doğru bir karşılaştırma olabilmesi için özel günler ve olaylardaki televizyon izlenme oranları analizden hariç tutulmuştur. Bu tarihler 15 Temmuz 2016 ile 10 Ağustos 2016 arası, 15 Temmuz 2017, 15 Temmuz 2018, 15 Temmuz 2019, 15 Temmuz 2020, 15 Temmuz 2021, 30 Mart 2014, 07 Haziran 2015, 01 Kasım 2015, 16 Nisan 2017, 31 Mart 2019 ve 23 Haziran 2019 şeklindedir. Araştırma kapsamında ele alınan değişkenler program adı, programın türü, programın tekrar durumu, programın tarihi, programın günü, programın süresi, programın İstanbul, Ankara ve İzmir’de izlenme oranları, İstanbul, Ankara ve İzmir’deki günlük hava sıcaklığı ve İstanbul, Ankara ve İzmir’de toplam televizyon izlenme oranıdır. Araştırmada sadece PT zaman dilimi (20:00 – 00:15) ele alınmış ve bu zaman dilimlerinde yayınlanan ilk ana bölümler araştırmaya dahil edilmiştir. Programların özetleri veya 30 dakikadan daha kısa olan programlar çıkarılmış, bir sonraki program sisteme dahil edilmiştir.

Çalışma kapsamında kanal, program türü, program süresi, programın tekrar durumu ve programın günü dikkate alınarak bir rating tahmin modeli oluşturulmuştur. Ardından bu rating modeline hava sıcaklık değerleri eklenirse sonuçların değişme durumu incelenmiştir. Analiz kapsamında SPSS ve KNIME programı kullanılmıştır.

Yapılacak tahminlerde kullanılan her algoritmanın geleceğe yönelik tahminlerdeki başarı payı karşılaştırılmış ve televizyon program ratinglerinin tahminlerdeki en düşük hata payına sahip model ortaya çıkarılmıştır.

Yapay zeka tahmini Knime üzerinde AutoML kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Bu kapsamda Naïve Bayes, Lojistik Regresyon, Yapay Sinir Ağları, Gradyan Artırıcı Karar Ağacı, Karar Ağaçları, Random Forest, XGBoost Ağaçları, Genelleştirilmiş Lineer Modeller, Derin Öğrenme ve H2O AutoML algoritmaları kullanılmış ve verilerin % 80'i öğrenme için, % 20'si de test için kullanılmıştır.

Araştırmanın ilk bölümünde televizyon ölçüm sistemlerinin tarihi, yapısı ve özellikleri hakkında bilgiler sunulmuştur. Araştırmanın ikinci bölümünde ise araştırmanın yöntemi ve araştırmada kullanılan algortimalar hakkında bilgiler verilmiştir. Araştırmanın üçüncü bölümünde ise araştırma kapsamında veriler çeşitli analizlere tabi tutulmuş ve sonuçlar yorumlanmıştır.

Araştırma sonuçları, kanalların, reklam verenlerin ve reklam ajanslarının rating tahminlemesi yaparken hava sıcaklığının da dikkate alması, rating tahmini doğruluk oranlarını artırabileceğini ortaya çıkarmıştır. Ayrıca kanalların, reklam verenlerin ve reklam ajanslarının rating tahminlemesi süreçlerinde Karar Ağacı (Decision Tree) ve H2O AutoML algoritmalarının kullanmasının, tahminlerdeki doğruluk oranlarını artıracakı görülmüştür.

BÖLÜM II

LİTERATÜR TARAMASI

Televizyon, iletişim teknolojilerinin en etkili ve yaygın kullanılan araçlarından biridir. Görüntü ve sesin bir araya geldiği bu medya platformu, insanların bilgiye, eğlenceye ve haberlere erişimini kolaylaştırmış, kültürel ve sosyal hayatı dönüştürmüştür. Türkiye, televizyon yayıncılığı alanında önemli bir gelişme ve dönüşüm süreci yaşamıştır.

Bu bölümde, televizyonun dünya genelindeki gelişimi, Türkiye'deki televizyon yayıncılığının geçmişi ve televizyon ölçüm sistemleri ele alınmaktadır. İstanbul Teknik Üniversitesi yayıncılığı dönemi, TRT yayıncılığı dönemi, özel televizyon yayıncılığı dönemi ve günümüz Türk televizyon yayıncılığı ayrıntılı bir şekilde incelenmektedir. Ayrıca, televizyon ölçüm sistemi ve reytinglerin önemi, ölçüm yöntemleri ve veri toplama teknikleri gibi konulara da değinilmektedir.

Türkiye'de televizyon yayıncılığı, 1968 yılında TRT'nin (Türkiye Radyo Televizyon Kurumu) kurulmasıyla resmi bir şekilde başlamıştır. TRT, uzun yıllar boyunca tek yayıncı olarak faaliyet göstermiş ve kamu hizmeti anlayışıyla programlarını sunmuştur. Ancak, 1990'lardan itibaren özel televizyon kanallarının yayın hayatına başlamasıyla birlikte televizyon sektörü büyük bir değişim yaşamıştır. Özel televizyon kanalları, rekabetçi bir ortamda farklı türlerde programlar sunmuş ve televizyon izleme alışkanlıklarını dönüştürmüştür (Yanatma, 2002: 59).

Televizyon yayıncılığındaki bu hızlı değişim ve çeşitlenme, televizyon izleyicilerinin tercihlerini ve izleme alışkanlıklarını anlamak için güvenilir bir ölçüm sisteminin önemini ortaya çıkarmıştır. Türkiye'de televizyon ölçümü ve reytingler, izleyici kitlesinin davranışlarını ve program tercihlerini değerlendirmek için kullanılan bir araç haline gelmiştir. Türkiye'de televizyon ölçüm sistemi, TİAK (Televizyon İzleme Araştırmaları Komitesi) tarafından yürütülmektedir. TİAK, televizyon izleme

alışkanlıklarını ve izleyici tercihlerini belirlemek için örneklem tabanlı bir ölçüm sistemi kullanmaktadır. Bu sistem, Türkiye'nin farklı bölgelerinden seçilen hane halklarına özel cihazlar yerleştirilerek televizyon izleme verilerini toplamaktadır. Bu veriler, izleyici kitlesinin hangi programları ne zaman izlediği, izleme süresi, kanal tercihleri gibi bilgileri sağlamaktadır (TIAK, <https://tiak.com.tr/tv-izleme-olcumu/tiak-as-veri-tabani-arastirmasi-vta>, Erişim Tarihi: 05.06.2022).

Televizyon ölçüm sistemi, yayıncılar, reklamverenler ve program yapımcıları için büyük önem taşımaktadır. Reytingler, televizyon kanallarının programlarını planlamasına, reklam verenlerin doğru hedef kitleye ulaşmasına ve program yapımcılarının içeriklerini geliştirmesine yardımcı olmaktadır. Ayrıca, televizyon ölçümü, televizyon yayıncılığı alanında verimlilik ve rekabeti artırmak için de kullanılmaktadır.

2.1. Televizyon Yayıncılığının Tarihçesi

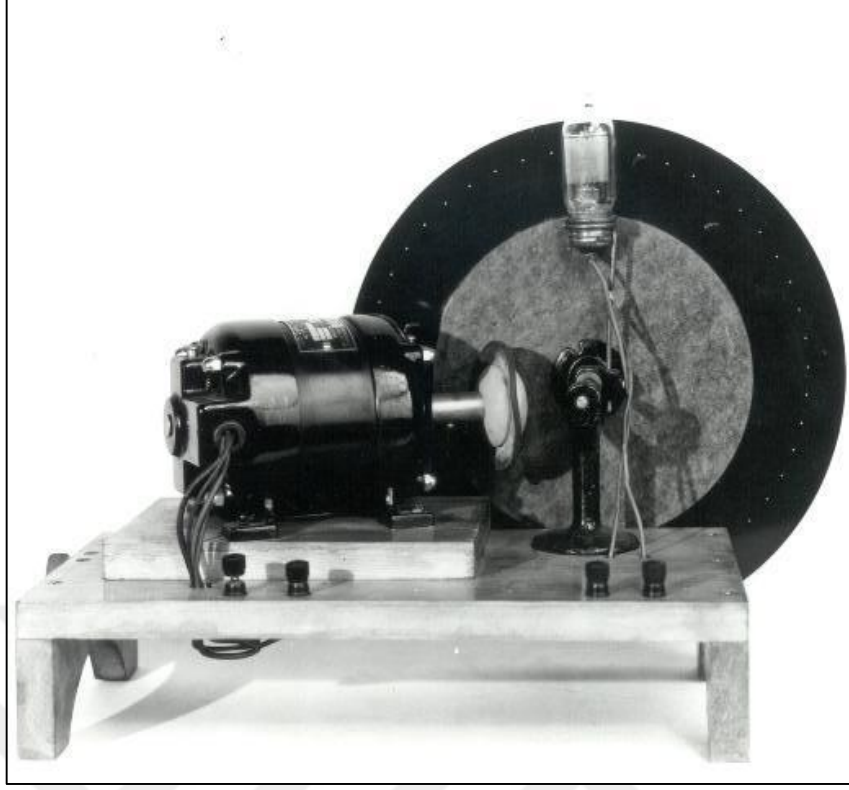
Televizyon yayıncılığı, günümüzde medya sektörünün önemli bir parçası haline gelmiş ve geniş kitlelere ulaşan bir iletişim aracı olmuştur. Televizyon, bilgi aktarımı, eğlence ve kültürel etkileşim gibi pek çok işlevi yerine getiren bir medya aracı olarak hayatımızın vazgeçilmez bir parçası haline gelmiştir. Ancak televizyon yayıncılığının bugünkü durumuna gelmesi uzun bir tarihçe ve gelişim süreciyle gerçekleşmiştir. Bu bölümde dünyada televizyon yayıncılığının gelişimi hakkında bilgiler sunulmuştur.

Televizyon yayıncılığı her ne kadar 20. yüzyılın ilk yarısında başlamış olsa da, bu alanda yapılan çalışmalar daha eskiye dayanmaktadır. Televizyon teknolojisinin gelişimi, 19. yüzyılın sonlarında başlayan çalışmalarla şekillenmeye başlamıştır. İlk teknik buluşlardan biri, 1873 yılında İrlandalı bir telgrafçı olan Andrew May tarafından gerçekleştirilmiştir. May, ışık dalgalarının elektrik akımına dönüştürülebileceğini ve selenyum adlı maddeye elektriksel direnç kazandırılabileceğini keşfetmiştir. Bu keşif, televizyon teknolojisi açısından önemli bir adımdır. May'ın buluşu, ışık ve elektrik arasındaki temel ilişkiyi anlamayı sağlamış ve televizyonun ilerleyen yıllardaki gelişimine temel teşkil etmiştir (Fickers, 2013: 5).

Bu erken dönemdeki çalışmalar, Alman bilim insanı Paul Nipkow'un geliştirdiği "Nipkow Diski" ile devam etmiştir. Nipkow, bir resmi tarayabilen bir araç olan Nipkow Diskini icat etmiştir. Disk, spiral şeklinde deliklerle donatılmıştır ve bir nesnenin görüntüsünü tarayarak ışınları elektrik sinyallerine dönüştürmeyi sağlamaktadır. Bu elektrik sinyalleri, başka bir disk aracılığıyla ışığa çevrilerek perdeye yansıtılmaktadır. Ancak, bu erken dönem televizyon sistemleriyle elde edilen görüntüler silik ve düşük kalitededir (Aziz, 2006: 12).

1900 yılında Fransa'nın Paris şehrinde düzenlenen Uluslararası Elektrik Kongresi, televizyonun tarihinde önemli bir dönüm noktası olmuştur. Bu kongrede, Rus bilim insanı Constantin Dmitrievich Perskyi tarafından televizyon terimi ilk kez kullanılmıştır. Perskyi'nin sunumunda, "uzaktan görme" anlamına gelen "tele" ve "vision" kelimelerinin birleştirilmesiyle "television" kelimesi ortaya çıkmıştır (Mamuş, 2021: 7).

1923 yılında Charles Francis Jenkins, Paul Nipkow'un buluşu olan disk tarayıcıyı kullanarak bir deneme yayını gerçekleştirdi. Benzer deneme yayınları, 1925 yılında ise John Logie Baird tarafından tekrarlandı. Ancak bu denemelerde elde edilen görüntü kalitesi oldukça düşüktü ve görüntüyü farklı yerlere aktarmak mümkün değildi (Mamuş, 2021: 6). Görüntülerin net bir şekilde iletilmesi ve kalitesinin artırılması için bilim insanları farklı teknikler denemeye başladılar. Bu dönemde, televizyon yayıncılığıyla ilgili önemli gelişmeler yaşandı. Görüntülerin net bir şekilde aktarılamaması ve düşük kalite sorunu, araştırmacıları daha iyi bir görüntü aktarım yöntemi bulmaya teşvik etti. Farklı tarama teknikleri, görüntü sıkıştırma yöntemleri ve iletim sistemleri üzerinde çalışmalar yapıldı. Bu gelişmelerin ardından, 1927 yılında televizyon yayıncılığının ilk örnekleri ortaya çıkmaya başladı (Abramson, 1987: 52). Yayınlar, sınırlı kapsama alanına sahip olsa da, televizyonun potansiyelini gösteren önemli adımlar olarak kabul edildi. Ancak bu dönemdeki televizyon yayınları hala deneysel nitelikteydi ve genel halk tarafından erişilebilir değildi.



Görsel 2.1. Jenkins Tarafından İcat Edilen Bir TV Alıcısı

Kaynak: Engineering and Technology History Wiki, <https://ethw.org/Television>, Erişim Tarihi: 29.05.2022.

1927 – 1937 yılları arasında televizyon yayıncılığı 1925 yıllarında Baird başta olmak üzere birçok bilim insanı tarafından geliştirilen mekanik sistem üzerinden devam etmiştir. 1930 yılından sonra radyo yayıncılığı konusunda önemli aktörler haline gelmiş olan British Broadcasting Corporation (BBC), National Broadcasting Company (NBC) ve Columbia Broadcasting System (CBS) gibi yayıncılar televizyon yayıncılığında da yer almaya başlamıştır (Briggs ve Burke, 2011: 241). Bu dönemlerde Almanya, Amerika Birleşik Devletleri ve İngiltere’de deneme niteliğinde yayınlar başlarken, 1935 yılında Almanya deneme yayınına sona erdirerek düzenli yayına geçmiştir. Ancak bu dönemde televizyon yayıncılığının erişimi küçük hedef kitlelerle sınırlı kalmıştır (Briggs ve Burke, 2011: 260).

1937 yılından sonra ise televizyon istasyonlarının sayısı artış göstermiş ve mekanik sistemle çalışan televizyonlar yavaş yavaş günümüze benzer şekilde çalışmaya başlamıştır. 1939 yılında New York Dünya Fuarı, 1940 yılında ise ABD seçimlerindeki başkan adaylarının propoganda konuşmaları televizyon üzerinden yayınlanmıştır (Oksay, 1971: 17). Bu dönemden sonra ise başta Almanya ve Amerika

Birleşik Devletleri olmak üzere dünyanın farklı yerlerinde düzenli yayınlar başlamıştır (Aziz, 2006: 29). Ancak bu yayınlar İkinci Dünya Savaşı nedeniyle istikrara kavuşmamıştır.

İkinci dünya Savaşı'nı takip eden yıllarda, televizyon yayıncılığı tekrar başlamış ve kitlelerin ilgisi çekmeyi başarmıştır. 1950 – 1960 döneminde televizyon bir eğlence aracı olarak Amerika Birleşik Devletleri ve İngiltere'de kitleler tarafından benimsenmiş ve hızlı bir şekilde yayılmıştır (Hickethier, 2008: 56). Televizyon yayıncılığında profesyonelleşme ise 1960'lı yıllardan itibaren başlamıştır (Briggs ve Burke, 2011: 267). Ancak televizyonun yeni bir iletişim aracı olarak benimsenmesi, ulus devletlerin yayıncılığı radyoya benzer şekilde sıkı bir kontrol altına almasına ve propoganda aracı olarak kullanılmasına neden olmuştur (Hilmes, 2003: 1).

Günümüzde televizyon, resimden biraz farklı olan hızlı bir hareketsiz resim akışından, hareketli resimler yaparak çalışır. Bir TV kamerası bir resmi küçük parçalara ayırır ve bu parçaları bir vericiye gönderir. Verici, resim parçalarını bir alıcıya gönderir. Televizyon alıcısı ise bu gönderilen sinyalleri alır. Sinyaller, elektronları fırlatan bir elektron tabancasını kontrol eder. Elektronlar fosforla kaplı resim tüpüne çarpar. Fosforlar elektronlarla vurulduklarında parlalar. Elektron tabancası, elektronlarla art arda fosfor piksellerine çarparak ekran boyunca gezinir. Bu o kadar hızlı gerçekleşir ki, sürekli bir resim izleniyormuş gibi görünür (Engineering and Technology History Wiki, <https://ethw.org/Television>, Erişim Tarihi: 29.05.2022).

2.2. Türkiye'de Televizyon Yayıncılığının Tarihçesi

Türkiye'de televizyon yayıncılığına ilişkin ilk çalışmalar 1930'lu yıllara kadar gitmektedir. 1932 yılından itibaren Avrupa'daki ve dünyadaki televizyon yayıncılığı gelişmelerinin Türk gazeteleri tarafından takip edildiği görülmektedir. 11 Haziran 1932 tarihli Cumhuriyet gazetesi televizyonunun uzakları yakınlaştıran bir keşif olduğundan bahsetmiştir (Cumhuriyet, 11.06.1932). 1937 yılında Milli Sanayi Birliği, 9. Yerli Mallar Sergisi'ne televizyon getirmiş ve Türk halkı bu yeni keşfi yakından inceleme fırsatı bulmuştur (İlaslan, 2014: 486).

1935'ten sonra dünyada artış gösteren devletçilik anlayışı Türkiye'yi de etkilemiştir. Türkiye 1936 yılında radyo yayınlarını tekeline almış ve bu kapsamda 1940 yılında Matbuat Umum Müdürlüğü kurulmuştur. Devletin radyo yayıncılığına artan ilgisi, televizyon yayıncılığında da kendisini göstermeyi başlamıştır. Ancak 1940'lı yıllara kadar birkaç gazete makalesi dışında televizyon yayıncılığı ile ilgili bir gelişme kaydedilememiştir. Bunun en önemli nedenlerinden birisi o dönemde devam etmekte olan İkinci Dünya Savaşı'dır. Ancak savaşın sona ermesinden sonra televizyon yayıncılığı konusunda ilerlemeler kaydedilmeye başlamıştır (Murdock, 2005: 185).

Türkiye'de televizyon yayıncılığının başlangıcı ile Türkiye'nin İkinci Dünya Savaşı sonrasında yeni oluşan dünya düzenine katılma çabaları arasında bir paralellik söz konusudur. Türkiye'nin İkinci dünya Savaşı sonrasında ABD'ye yakınlaşmaya başlaması sonucunda, televizyon da ABD öncülüğünde Türkiye'ye sokulmaya çalışılmıştır (Boratav, 2005: 96-100). Kapitalist düzende Türkiye'yi yeni oluşan karlı bir pazar olarak gören ABD şirketleri televizyon kurma girişimlerinde rol alarak, televizyon yayıncılığını 1950'lerden sonra sürekli gündemde tutmaya çalışmıştır (İlaslan, 2014: 489).

Bu dönemde iktidarda olan Demokrat Parti hükümeti döneminde, ABD'li girişimcilerin televizyon kurma konusundaki önerilerini ve taleplerini dile getirmeye başlamış, gazetelerde televizyona ilişkin haberler yer almaya başlamıştır (Milliyet 31.05.1954). Bu gelişmeler ışığında ABD şirketleri İstanbul merkezli bir televizyon istasyonu kurmak için Demokrat Parti yönetimiyle görüşmeye başlamıştır. 27 Ocak 1952 tarihli Milliyet gazetesinde de ele alınan bu ziyarette televizyonun sadece eğlence vasıtası değil, öğretici bir araç olduğu da vurgulanmıştır (Milliyet, 27.01.1952). Ancak ABD heyetinin bu girişiminden somut bir sonuç almak mümkün olmamıştır.

Bir yandan ABD başta olmak üzere gelişmiş ülkelerin Türkiye'yi televizyon ile tanıştırma arzusu devam ederken, İstanbul Teknik Üniversitesi'nin girişimleri ile Türkiye'de ilk televizyon yayıncılığı başlamıştır. Türkiye'de televizyon yayıncılığını dört farklı dönemde ele almak mümkündür. Bu dönemler İstanbul Teknik Üniversitesi yayıncılığı dönemi, TRT yayıncılığı dönemi, özel televizyon yayıncılığı dönemi ve günümüz televizyon yayıncılığı şeklindedir.

2.2.1. İstanbul Teknik Üniversitesi Yayıncılığı Dönemi

Türkiye’de ilk televizyon yayıncılığı 9 Temmuz 1952 yılında İstanbul Teknik Üniversitesi stüdyolarında yapılmıştır. Her ne kadar İTÜ TV’nin kuruluşu 1952 yılı olarak gözüksün de, İTÜ’nün televizyon ile ilgilenmesi 1950 yılında yapılan “Televizyonun bugünkü vaziyeti” konulu konferansa dayanmaktadır (İlaslan, 2014: 491).

İTÜ’de televizyon kurma hususunda çalışmalar devam ederken dönemin rektörü Emin Onat, gelişmiş ülkelerde televizyonun bilimsel alanlarda fayda sağladığını savunmuş ve İTÜ’nün de en kısa sürede bu teknolojik gelişmeyi uygulamaya koyacağını beyan ederek İTÜ TV’nin kuruluşuna ait ilk bilgileri vermiştir. Konu 21 Ekim 1950 tarihli Cumhuriyet gazetesinde de ele alınmıştır. Yine aynı tarihli Cumhuriyet gazetesi haberine göre İTÜ, televizyon yayıncılığı için teknik eleman yetiştirmeye başlamıştır (Cumhuriyet, 21.10.1950). Tüm bu gelişmeler ışığında da İTÜ TV, 9 Temmuz 1952 yılında yayın hayatına başlamış ve Türkiye’nin ilk televizyon kanalı olmuştur.

İTÜ TV’nin yayın hayatına başlamasında şüphesiz İTÜ Yüksek Frekans Kürsüsü Başkanı Mustafa Santur’un katkılarını göz ardı etmemek gerekmektedir. Santur, İkinci Dünya Savaşı sonrasında Avrupa gezilerinde ilk kez televizyon ile tanışmıştır. O dönemde İsviçre, Hollanda ve Almanya’da haftada belli günlerde deneme yayınları yapılmaktaydı. 1948 yılında ise Santur, bizzat televizyon yayıncılığı hakkında bilgi sahibi olmak amacıyla Avrupa gezisine çıkmış ve döndükten sonra televizyon yayıncılığı üzerine çalışmalara başlamıştır (Tasouji, 2022: 59).

Tüm bu gelişmelerden sonra Santur televizyon yayıncılığı hususundaki çalışmalarını tamamlamış ve 16 Temmuz 1951 yılında İTÜ Elektrik Fakültesi Dekanlığı’na konu ile ilgili bir mektup yazmıştır (Yanatma, 2002: 51):

"Son yıllarda mühim inkişaflar gösteren televizyon alanındaki tedrisatımızı geliştirmek, ileride memleketimize de girmesi mukadder olan televizyon tekniğinde tecrübeli elemanlar yetiştirmek maksadı ile çok yüksek frekans laboratuvarımızda küçük mikyasta bir tecrübi televizyon tesisi kurmak çok münasip olacaktır. Böyle bir tesis için gereken bazı cihazların isim ve özellikleri ilişik şartnamede gösterilmiş bulunmaktadır. Bu cihazların satın alınması için gerekli müdahalenin yapılmasını, derin saygılarımla rica ederim."

Santur, mektubunda televizyon yayıncılığının gelecekteki rolüne vurgu yaparak, bu hususta teknik personel yetiştirilmesi ve televizyon tesisi kurulmasının önemini belirtmiştir.

Üniversite yönetiminin Santur'un bu talebine olumlu yanıt vermesi üzerine gerekli ekipmanların alınması süreci başlatılır. Ancak ülkedeki yasal mevzuat gereği malzemeler bir seferde değil de parça parça temin edilmek zorunda kalınır. Bu durumdan ötürü de 1951 yılında başlayan bu girişimin tamamlanması yaklaşık bir yıl almıştır. Sürecin bu kadar uzun olmasının temel nedeni, Türkiye'nin o dönemlerde ithalat engelleyici bir politika izlemesidir. Bu sorunu ortadan kaldırmak için de televizyon yayınları için gerekli olan kamera ve vericiler, Philips firması tarafından İTÜ'ye bağış olarak gönderilmiştir (Yanatma, 2002: 51).

Televizyon yayını için gerekli ekipmanlar temin edildikten sonra Santur, yurtdışından henüz dönen öğrencisi Adnan Ataman'ı televizyon yayınlarını başlaması için görevlendirmiştir. Bu görevlendirmenin ardından Ataman, televizyon yayıncılığı konusunda teknik eğitim almak için Philips firmasının daveti üzerine Hollanda'ya gitmiş ve teknik eğitim almıştır. Türkiye'ye döndükten sonra da hemen girişimlere başlar ve İTÜ'nün çatı katında bir stüdyo hazırlar (Yanatma, 2002: 52).

Yayınlara kolaylıkla uzak yerlere ulaştırılabilmesi amacıyla da bir anten hazırlanır. Ancak o dönemlerde anken direğini dikebilecek herhangi bir uzman veya görevli bulunmamaktadır. Bu nedenle ilk televizyon verici anteni hususunda bir minare ustasından yardım alınır ve ilk televizyon anteni dikilir. O dönemlerde henüz kişisel televizyon olmadığı için bu antenin bir süre pek bir anlamı olmayacaktır. Türkiye'de o dönemde bulunan televizyon sayısı 10 adet olup, bunlardan dört tanesi İTÜ'de, üç tanesi yayın işi ile uğraşan İTÜ görevlilerinin evlerinde, dört tanesi de Beyoğlu'nda çeşitli dükkanların vitrinlerindedir (Yanatma, 2002: 52).

Tüm bu gelişmeler ışığında İTÜ TV, Mart 1952'de deneme yayınlarına başlar. 1952 yılı sonlarına kadar yayınlar bazı teknik aksaklıklarla bağlı olarak devam eder. 1953 yılından sonra ise televizyon yavaş yavaş halkın ilgisini çekmeye başlamıştır. Tüm bu gelişmeler ışığında İTÜ 1953 yılında Gümüşsuyu'da konferans salonundaki bir alıcı ile televizyon yayınlarını halka sunmaya başlamıştır. Başlangıçta yayınlar her Cuma

günü 17:00 ile 18:00 arasında tüm halka açılmaktadır (Kıvanç, 1976: 10-11). Buradaki yayınların öncelikle amacı yayın kalitesini ölçmek ve eksiklerin halk tarafından tespit edilmesini sağlamaktır.

Zamanla İTÜ TV'nin hem yayın çeşitliliği, hem de yayın kalitesi artmıştır. Bu durum ise izleyici sayısının artmasına neden olmuştur. 18 Mart 1954 tarihinde ise Cağaloğlu Öğrenci Lokali'nde Adnan Ataman tarafından yapılan televizyon konulu bir sunuma üç adet alıcı getirilmiş ve bu sayede sunuma gelenler televizyon yayınlarını izleme şansı elde etmiştir (Yanatma, 2002: 54).

İTÜ TV'nin yayınlarına artan ilgi sonucunda İTÜ TV'nin yayın çeşitliliği artmış ve ekranlarda piyesler, konserler, yarışma programları ve hava durumları yayınlanmaya başlamıştır. 1955 yılında ise İTÜ TV yayınları ile uğraşanların büyük kısmının öğrenci olması ve sınav döneminin gelmesi nedeniyle yayın sıklığı düşmüştür (Yanatma, 2002: 54). Ancak bu dönemde alıcı sayısı artış göstermiş ve yayınlar normal düzenine döndüğünde daha fazla kişiye ulaşmaya başlamıştır. Bu dönemde İTÜ TV yayınları ile ilgili olarak görülen bir diğer gelişme de İTÜ TV yayınlarına gazetelerde sıklıkla yer verilmesidir (Vatan, 20.10.1956).

1957 yılına gelindiğinde ise İstanbul'da toplam 160 kadar alıcı bulunmaktaydı. Alıcıların azlığı nedeniyle televizyonu olmayan insanlar, televizyonu olanlara televizyon izleme amacıyla ziyarette bulunmaya başlamış ve Yanatma'nın (2002: 54) tabiriyle "telesariflik" kavramı ortaya çıkmıştır.

1957 – 1960 dönemleri arasında İTÜ TV yayınları olağan seyrinde devam etmiştir. Ancak 1960 darbesi ile İTÜ TV binası mühürlenmiş ve İTÜ TV yayınlarına ara vermek zorunda kalmıştır. Bu yasak dönemi beş ay devam etmiştir. Beş ay sonra ise İTÜ TV, devrim ile ilgili haber içeriklerinin yayınlanması şartı ile tekrar açılmış, bir ay boyunca bu tarz yayınlar devam etmiştir. 1960'lı yılların sonlarında ise İTÜ TV, darbe öncesi yayınına dönmüştür (Yanatma, 2002: 55).

1960'lardan sonra İTÜ TV'de Talih Kuşu ve Mini Gol gibi yarışma programları ilgi çekmeye başlar. 1962 yılından sonra İTÜ TV'de müzik ve tiyatro içerikleri artmaya başlar. Bu dönemde İTÜ TV'de yayınlanan bir önemli içerik ise TV'de İngilizce'dir.

TV'de İngilizce programının beğenilmesi üzerine İTÜ TV'de Almanca derslerinin verildiği programlar da yayınlanmaya başlamıştır (Yanatma, 2002: 56).

1963 yılında ise İTÜ TV daha büyük olan yeni bir stüdyoya taşınmış ve yayınlar bu yeni merkezden yapılmaya başlanmıştır. Ayrıca 1963 yılında İTÜ TV vericisinin gücü artırılmış ve yayınlar daha uzak alanlara ulaşmaya başlamıştır. 1965 yılında ise İTÜ TV'nin açılış töreni canlı bir şekilde izleyicilere ulaştırılmış ve ilk naklen yayın gerçekleştirilmiştir. Bu dönemden sonra da naklen yayınlar artış göstermeye başlamış ve futbol müsabakaları, müzik yarışmaları, konferanslar ve güzellik yarışmaları İTÜ TV'den naklen yayınlanır (Kıvanç, 1976: 11).

İstanbul Teknik Üniversitesi	
TV programı	
14.00	Konulu bir film
15.30	Televizyonda almanca
16.00	"The round trip" dans orkestrası
16.15	İstanbul sahnelerinden bir tiyatrosu. Yöneten: Anı İpekkaya (takdim eden Engin Uludağ).
17.00	Murat Sabuncudan türküleri
17.10	Elif VI Kına Karaca'dan piyano soloları.
17.25	İstanbul Eğitim Enstitüsü folklor ekibi
17.35	Çocukların Dünyası. Sunanlar: İstanbul Radyosu çocuk yayıncıları sanatçıları hazırlayan ve yöneten (Vedat Demirel)
18.10	Meteoroloji sohbeti (hazırlayan ve sunan Ali Ekin)
18.26	Sürekli oyun "Öğrencülerin hayatı"
18.35	Haftanın olayları, (haberler, Anadolu Ajansı bültenlerinden derlenmiştir)
18.45	Nejat Tarlan ve arkadaşlarından dans müziği ve hafif melodiler
19.05	Tela-Spor (hazırlayan ve takdim eden Halit Kıvanç).
19.15	Ferit Ebcioğlu ve Show orkestrası
20.20	Kapanış.

Görsel 2.2. 29 Şubat 1972 Tarihli İTÜ TV Yayın Akışı

Kaynak: Cumhuriyet, 29.02.1972.

1960'lı yılların sonlarına doğru televizyon yayıncılığı konusuna devlet de ilgi duymaya başlamış ve yurtdışına çeşitli araştırmacılar göndererek raporlar oluşturmuştur. Ancak televizyon yayıncılığının masraflı olması ve Türkiye'deki alıcı

sayısının çok az olması nedeniyle devletin televizyon yayıncılığında yer alması gecikmiştir (Aziz, 1981: 115). Bu dönemde TRT, televizyon yayıncılığı için çalışmalara başlamış ve Almanya'dan temin edilen ekipmanlarla kapalı devre deneme yayınları yapılmaya başlanmıştır (Tuğrul, 1975: 156).

Bütün bu gelişmeler ışığında Yüksek Planlama Kurulu Türkiye'de ulusal televizyon altyapısının kurulmasına karar verir (Turam, 1994: 290). Bu süreçte ise İTÜ TV'de yayınlar İstanbul'da devam etmekteydi. TRT ise Ankara'da yayın yapmaktaydı. 1971 yılında TRT, yayın ağına İstanbul'a da ekleme kararı verir. Tüm yayın ekipmanlarının baştan kurulması maliyetli bir iş olduğundan TRT, İTÜ TV'den yayın ekipmanlarını kendilerine teslim etmesini ister ve İTÜ TV 25 Nisan 1971 yılında son yayını yaparak tüm ekipmanlarını TRT'ye devreder (Yanatma, 2002: 59).

2.2.2. TRT Yayıncılığı Dönemi

1952 yılında İTÜ TV ile başlayan Türk televizyonculuğu, 1964 yılında TRT'nin kurulması ile devam etmiştir. Türkiye'de devletin televizyon yayıncılığı ile ilgilenmeye başlanması 1963 yılında Batı Almanya'nın yardım teklifi ile başlamaktadır. Bu dönemde Batı Almanya'nın Türkiye'de televizyon yayıncılığı konusunda devlete yardım etme teklifi kabul edilmiş ve televizyon yayıncılığı için çalışmalara başlanmıştır (İlaslan, 2014: 502). Batı Almanya'nın Türkiye'ye televizyon yayıncılığı hususunda yardım teklifi arkasında o dönem Batı Almanya'ya müşavir olarak atanan Altemur Kılıç'ın çabaları etkili olmuştur. Altemur Kılıç, Türkiye'nin televizyon yayıncılığı alanında Batı Almanya'dan destek almasını sağlamak amacıyla çeşitli girişimlerde bulunmuş ve bu konuda önemli rol oynamıştır. Batı Almanya'nın televizyon yayıncılığı konusunda Türkiye'ye yardım etme teklifi kabul edildikten sonra, Türkiye'de televizyon yayıncılığı için çalışmalara başlanmış ve TRT'nin kuruluşu gerçekleştirilmiştir. Ancak Çilingiroğlu (2010: 116-117) Batı Almanya'nın Türkiye'ye televizyon yayıncılığı yardımının arkasındaki temel nedenin hem Batı blokuna destek veren Türkiye'yi kaybetmemek hem de kendisine yeni pazarlar oluşturmak olduğunu ifade etmektedir.

Bunun yanında 1960'lardan sonra sanayi politikasına ağırlık veren Türkiye'de televizyonun sanayinin gelişimine de etkisi olacağı düşünülmekteydi. Bunun yanında

Vehbi Koç gibi büyük sanayicilerin o dönemde televizyon yayıncılığı ile ilgilenmeye başladığı görülmüştür (Kılıç, 2005: 287).

Türk hükümetinin televizyon yayıncılığına karar vermesi arkasındaki bir başka etmen de özellikle sınır bölgelerindeki Türk vatandaşlarının yabancı ülke yayınlarını izlemesi olmuştur. Bu durum ise devletin güvenlik kaygılarını artırmış ve televizyon kurma konusunda hükümete yönelik medya baskıları daha da artmıştır. Bu nedenden ötürü dönemin hükümeti, televizyon yayıncılığı hususuyla daha fazla ilgilenmeye başlamıştır. Tüm bu çabaların sonucunda da İkinci Beş Yıllık Kalkınma Planı'nda televizyon yer almıştır (İlaslan, 2014: 504-505).

Tüm bu gelişmelerin ışığında Batı Almanya ile Türkiye arasında 1963 yılında bir teknik yardım anlaşması imzalanmıştır. Bunun ardından ise TRT kanunu hazırlanmış ve 1964 yılında TRT faaliyete geçmiştir. Ancak TRT kuruluşundan sonra radyo yayıncılığına önem vererek bu alanda çalışmaya başlamış ve bu nedenden ötürü televizyon konusundaki ilk çalışmalar 1966 yılını bulmuştur. Nihayetinde TRT, Batı Almanya'dan temin ettiği ekipmanlarla 5 yıl sürecek deneme yayınlarına başlamıştır (TRT, 1966: 114; aktaran İlaslan, 2014: 503).

TRT'nin henüz deneme yayınları yaptığı dönemde, firmalar pazarlama kampanyalarında televizyon dağıtmaya başlamış ve gazetelerde televizyon reklamları görülmeye başlamıştır. Ancak 1965-1971 dönemindeki ithalat yasakları, televizyonun seri bir şekilde üretilmesine engel olmuştur. Ancak dönemin iktidarı televizyonun siyasi bir araç olarak kullanılabilmesine inanmasına rağmen, özerk bir kuruluş olan TRT'nin denetim altına alınmadan televizyon yayıncılığına başlamayı uygun görmüyordu (İlaslan, 2014: 506).

1968 yılında TRT tarafından Ankara bölgesinde başlatılan yayınlar, 1970 yılında İzmir'i ve 1971 yılında İstanbul'u içine alacak şekilde genişlemiştir. İstanbul'da kurulan televizyon için ise İTÜ TV'nin teknik ekipmanlarından yararlanılmıştır. 1972 yılına kadar TRT her hafta 3 gün yayın yapmıştır. Yayınları ise ortalama 4 saat sürmüştür. Üçüncü Beş Yıllık Kalkınma Planı'nda TRT'ye bütçe ayrılmasının ardından yayınlar İzmir, Antalya ve Erzurum gibi şehirlere genişlemiştir. Ancak bu dönemde İstanbul ve Ankara dışında yayınlar gecikmeli olarak izlenmiştir, çünkü

yayın içerikleri Ankara'dan bu illere gönderiliyor ve ardından yayınlanıyordu (Aziz, 2006: 185).

1969 yılında ABD astronotlarının Ay ziyareti ve Zeki Müren'in konseri, 1973 yılında ise İsmet İnönü'nün cenaze töreni, 1974 Kıbrıs Barış Harekatına ait haberler, 1975 Eurovision Şarkı Yarışması TRT ekranlarından bu dönemde yayınlanan içerikler arasındadır (TRT, <https://www.trt.net.tr/Kurumsal/tarihce.aspx>, Erişim Tarihi: 04.02.2022).

1974 yılında % 55 olan televizyon erişimi, 1977 yılında % 81,5'e çıkmıştır (Bay, 2007: 41). Bu durum televizyonun halk tarafından benimsediğini göstermektedir. 1972 yılında TRT'de ilk kez reklamlar yer almaya başlamıştır. 1974 yılında ise düzenli yayınlar başlamıştır (Uyguç, 1987: 32). 1977 yılına gelindiğinde ise TRT deneme amacıyla renkli çekimlere başlamış ve 1982 yılında itibaren bazı programları renkli yayınlamaya başlamıştır. Yine bu dönemde yayın sürelerinde de artışlar gözlemlenmiştir. 1984 yılında ise tamamen renkli yayına geçiş yapmıştır (Özçağlayan, 2000: 42).

1980 yılına gelindiğinde ise ikinci bir televizyon kanalı kurma fikri TRT tarafından dile getirilmeye başlandı. Başlangıçta TV2 olarak bilinen bu kanalın asıl amacı Doğu ve Güneydoğu Anadolu bölgelerine yönelik yayın yapmaktır. 1986 yılında açılan ikinci kanal, planlanandan farklı olarak kültür ve sanat ağırlıklı içerikler yayınlamıştır (Yengin, 1994: 76). TRT'nin ikinci televizyon kanalını kurması bir anlamda Türk halkının televizyon yayınlarını benimsediğini göstermesi bakımından önem teşkil etmektedir.

1989 yılında ise GAP Televizyonu adı altında üçüncü kanal açılmıştır. GAP Televizyonu, Doğu ve Güneydoğu Anadolu bölgelerine eğitim, kültür, sanat ve haber ağırlıklı içerik yayınlamıştır (Yengin, 1994: 76). Bu yapı aslında TRT'nin ikinci kanalıyla planlanmış ancak hayata geçirilememiştir. Güneydoğu Anadolu ve Doğu Anadolu bölgesine yönelik yayınlara ek olarak GAP Televizyonunda zaman zaman bazı TBMM içerikleri de yayınlanmıştır. TBMM'ye yönelik içeriklerin yayınlandığı dönemde GAP Televizyonu adı TBMM TV olarak değişmiş ancak yayınlar aynı frekans üzerinden devam etmiştir. Diğer bir ifadeyle tek frekans üzerinden iki farklı televizyon kanalı oluşturulmuştur (Özçağlayan, 2000: 42).

TRT'nin ikinci ve üçüncü kanalına yönelik yoğun ilgilerden ötürü TRT yeni kanallar kurmak için zaman kaybetmemiştir. Hem televizyona yönelik ilginin artması, hem de televizyon yayıncılığı konusunda meydana gelen teknolojik gelişmeler kanalların açılması arasında geçen zamanı kısaltmıştır. 1990 yılında TRT eğitim amacıyla TRT 4'ü ve yurtdışına yayın yapan TRT INT'I kurmuştur. TRT 4, başta Anadolu Üniversitesi Açıköğretim Fakültesi dersleri olmak üzere, eğitim içerikleri yayınlamıştır. Eğitim içerikleri dışında ise müzik ve sanat içerikli yayınlar izleyicilere sunulmuştur. TRT Int ise, Almanya, Kafkasya ve Orta Asya'daki Türk vatandaşlarına yönelik yayınlar gerçekleştirmiştir (Özçağlayan, 2000: 42). TRT Int ile TRT ilk kez uluslararası alanda yayın yapma tecrübesi kazanmıştır. Tüm bu gelişmeler ise Türkiye'de özel yayıncılığın altyapısını hazırlamıştır.

Aşağıdaki tabloda TRT tarafından özel yayıncılığın başladığı döneme kadar kurulan kanallar ve kuruluş tarihleri verilmiştir:

Tablo 2.1. TRT Tarafından Özel Yayıncılık Başlayana Kadar Kurulmuş Kanalların Listesi

Kanal	Kuruluş
TRT 1	31.01.1968
TRT 2	6.10.1986
TRT 3	2.10.1989
TRT Int	28.02.1990
TRT 4	30.07.1990

Kaynak: Özçağlayan, 2000: 42-48.

Yukarıdaki tabloya göre TRT 1'in 18 yıl boyunca tek kanal olduğu görülmektedir. TRT 3 ise TRT 2'den 3 yıl sonra kurulurken, TRT Int ve TRT 4, TRT 3'ten yalnızca bir sene sonra kurulmuştur. Diğer bir ifadeyle TRT'nin özellikle 1986'dan sonra kanal sayısını artırmaya başladığı görülmektedir.

2.2.3. Özel Televizyon Yayıncılığı Dönemi

1952 yılında İTÜ TV ile başlayan ve 1968 yılında TRT ile devam eden Türk televizyon yayıncılığı 1990'lı yılların başlarında yeni bir seviyeye evrilmiştir. Bu süreçte televizyon haber, eğlence ve eğitim gibi çeşitli amaçlarla kullanılmış, yayıncılık hemen hemen Türkiye'nin her yerine ulaşmıştır. Ancak Türkiye'de özel televizyonların yayın hayatına başlaması hukuki düzenlemeler sonucu değil, hukukta bulunan açıklar sonucunda gerçekleşmiştir (Mamuş, 2021: 33).

Özellikle 1980'li yıllarda dünyada devlet tekelinde bulunan televizyonculuk yavaş yavaş tekel durumdan çıkmaya başlamıştır. Devletler özel televizyonculuk ile ilgili düzenlemeler yapmış ve bu durum özel televizyonların kurulmasının önünü açmıştır. Türkiye'de de dünyaya benzer şekilde özel yayıncılık hususu kamu tarafından tartışılmaya başlamıştır. Ancak Türk bürokrasisinin yapısı ve kurumsallaşma konusundaki eksikleri, Türkiye'de özel yayıncılığın başlamasını bir hayli geciktirmiştir (Mamuş, 2021: 34).

Türkiye ilk özel televizyonuna 1990 yılında Magic Box Star 1 adıyla tanınmıştır. Magic Box Star 1, Uzan grubu tarafından kurulmuştur. Uzan Grubu bu kapsamda Almanya'daki şirketleri aracılığı ile Eutelsat F 5 uydusu üzerinden iki adet kanal kiralamıştır. Magic Box Star 1, kurulduktan sonra günlük 5 saat yayın yapmaya başlamıştır. Ancak o dönemde televizyon yayıncılığındaki tek yetkilinin TRT olması nedeniyle, TRT Ankara Cumhuriyet Başsavcılığı'na suç duyurusunda bulunmuştur. Ancak yapılan incelemeler sonucunda TRT haksız bulunmuştur, çünkü Magic Box Star 1 Almanya üzerinden yayın yapmaktaydı ve Türk yasalarına tabi değildi (Yengin, 1994: 118). Türkiye'deki ilk özel televizyon yayıncılığı hukuksal düzenlemelerle değil, hukuktaki açıklardan yola çıkılarak kurulmuştur.

Anayasanın 133. maddesi Türkiye'deki radyo ve televizyon yayınlarında tek yetkilinin TRT olduğunu ifade etmekteydi. Anayasaya dayanarak tüm vericileri elinde tutan TRT, dönemin cumhurbaşkanı Turgut Özal'ın talimatı ile vericiler PTT'ye devredildi ve bu sayede PTT üzerinden kiralanmış olan linkler aracılığı ile Türkiye'deki görüntüler Almanya'ya aktarılabilir. Magic Box Star 1, bu görüntüleri daha sonradan kiraladığı uydu üzerinden Türkiye'ye aktardı (Yengin, 1994: 118).

Magic Box Star 1'in TRT tarafından açılmış olan davayı kazanmasından sonra TRT ile Magic Box Star 1 arasında bir rekabet başlamıştır. Bunun en önemli nedenlerinden birisi Magic Box Star 1'in elemanlarını TRT'den temin etmesidir. Bunun sonucunda TRT yetkin elemanlarını bir bir kaybetme riskiyle karşı karşıya kalmıştır. Bu dönemde TRT ile Magic Box Star 1 arasında görülen çekişmenin bir diğer boyutu da futbol maçlarında gözlemlenmiştir. Magic Box Star 1 futbol kulüplerine maçlarını yayınlamaları karşılığında ücret teklif etmiştir. Ancak o zamana kadar TRT futbol kulüplerine herhangi bir ücret ödememekteydi. Bunun sonucunda futbol kulüpleri Magic Box Star 1 ile anlaşmış ve maç yayın hakları TRT'den çıkararak Magic Box Star 1'e geçmiştir (Özçağlayan, 2000: 46).

TRT ile Magic Box Star 1'in bir diğer çekişmesi ise reklamlar konusunda olmuştur. O döneme kadar tekel olan ve fiyatları kendi belirleyen TRT, Magic Box Star 1'in kendisinden daha cazip reklam maliyetlerine sahip olması nedeniyle reklamverenler tarafından daha az tercih edilmeye başlamıştır. Bu durum ise TRT'nin gelirlerinin düşmesine neden olmuştur. Bunun yayında rating kavramı Türk televizyon literatürüne ilk kez bu dönemde geçmiştir. İki kanalın rekabeti, programlarda da kendisini göstermiştir. TRT'nin yayınlanmaktan çekindiği birçok ismi ekranlara taşıyan Magic Box Star 1, bu alanda da TRT'yi geride bırakmayı başarmıştır (Özçağlayan, 2000: 46).

1992 yılında Uzan grubu Ahmet Özal'la olan ortaklık anlaşmasını sona erdirmiş ve kanalın ismini InterStar olarak değiştirmiştir. InterStar, 1993 yılında televizyon ve radyo yayıncılığında TRT'nin tekel yetkisi kaldırılana kadar yayınlarına Almanya üzerinden devam etmiştir (Cihan, 1993: 46).

Türkiye'nin ikinci özel televizyon kanalı ise 15 Ocak 1992 tarihinde kurulan Flash TV'dir. Flash TV, InterStar'dan farklı olarak TRT'ye benzer şekilde karasal yayın yapmıştır. Anayasal bir engelin ortada kalmamasından sonra yine InterStar yetkilileri tarafından 1991 yılında Türkiye'nin üçüncü özel televizyonu olan TeleOn kurulmuştur. Kurulduğu zamanlarda müzik ağırlıklı bir yayın politikası güden TeleOn, 1999 yılında Türkiye 1. Futbol Ligi'nin tüm yayın haklarını satın almıştır. Bu dönemden sonra maç zamanlarında şifreli yayına geçen TeleOn, maç zamanları dışında müzik yayınlarını şifresiz olarak sürdürmüştür. İlerleyen dönemlerde ise Kral TV adını alan kanal, müzik içeriklerini yayınlamıştır (Cihan, 1993: 55-56).

Türkiye'nin dördüncü özel kanalı olan Show TV ise, Erol Aksoy tarafından 1991 yılında kurulmuştur. Show TV kurulduktan hemen sonra Güneri Cıvaoğlu, Mehmet Ali Birand ve Uğur Dündar gibi isimleri transfer etmiştir. 1992 yılında sürekli yayınlara başlayan Show TV, Türkiye Futbol 1. Ligi yayın haklarını da satın almış ve izlenme oranını artırmayı başarmıştır (Mamuş, 2021: 37).

16 Haziran 1992 yılında Kadir Has tarafından HBB, 4 Ekim 1992 tarihinde ise Ahmet Özal tarafından Kanal 6 kurulmuştur. ATV ise Türkiye'nin yedinci özel kanalı olarak kurulmuştur. 1993 yılında kurulan kanal ilerleyen dönemlerde Ali Kırca ve Savaş Ay'ı kadrosuna dahil etmiştir. ATV haber – siyaset içerikli programları ve Zeki Alasya ile Metin Akpınar'ın tiyatro oyunları ile belli bir izleyici kitlesi elde etmeyi başarmıştır. 1993 yılında Aydın Doğan tarafından kurulan Kanal D, Türkiye'deki özel yayıncılığı devam ettirmiştir. Kanal D kuruluşunun hemen ardından Ferhan Şensoy ve Jülide Ateş gibi isimleri transfer etmiştir (Özçağlayan, 2000: 47-48).

Türkiye'nin dokuzuncu özel televizyonu ise Cine 5 olmuştur. Cine 5, diğer özel kanalların aksine abonelik üzerine kurulu bir yayın politikası izlemiş ve içeriklerini sadece abone olanlara sunmuştur. Show TV'nin kurucusu Erol Aksyo tarafından 1993 yılında kurulan kanal, vizyon filmlerini yayınlamıştır. Ancak ilk kurulduğu dönemde abone hedefine ulaşamayan Cine 5, kardeş kanalı Show TV'nin Türkiye Futbol 1. Lig yayın haklarını Cine 5'e devretmesiyle abone sayısını artırmayı başarmıştır (Özçağlayan, 2000: 47).

Aşağıdaki tabloda Türkiye'de kurulan özel kanalların kuruluş tarihleri ve kurucuları sunulmuştur:

Tablo 2.2. Türkiye'deki Özel Televizyonların Kuruluş Tarihleri ve Kurucuları

Kanal	Kuruluş	Kurucu
Magic Box	1.03.1989	Ahmet Özel ve Cem Uzan
Flash TV	15.01.1992	Ömer Ziya Göktuğ
TeleOn	27.01.1992	Cem Uzan
Show TV	1.03.1992	Erol Aksoy

Tablo 2.2. (devamı)

HBB	16.06.1992	Kadir Has
Kanal 6	4.10.1992	Ahmet Özal
Atv	12.07.1993	Dinç Bilgin
Kanal D	16.09.1993	Aydın Doğan
Cine5	20.09.1993	Erol Aksoy

Kaynak: Özçağlayan, 2000: 42-48.

Türkiye’de özel yayıncılığın özellikle 1992 – 1993 yıllarında zirveye çıktığı görülmektedir. Bu süreçten sonra da haber kanalları, müzik kanalları ve spor kanalları gibi daha niş içerikli kanallar kurulmuştur. Ancak 1994 yılına rağmen özel yayıncılık alanında herhangi bir yasal düzenleme yapılmamıştır. 1994 yılında ise 3984 sayılı Radyo ve Televizyonların Kuruluş ve Yayınları Hakkındaki Kanun kabul edilmiş ve radyo – televizyon yayıncılığında devletin tekel durumu ortadan kaldırılmıştır. Zaten 1989 – 1994 döneminde sadece kağıt üzerinde uygulanan devletin yayıncılıktaki tekeli, hukuken de sona ermiş oldu. Bu yasa ile de radyo ve televizyon yayınlarını denetleyecek bir üst organ olan Radyo Televizyon Üst Kurulu (RTÜK) kuruldu (Özçağlayan, 2000: 49).

İlerleyen dönemlerde Türkiye’de HBB, Kanal 6 ve Cine 5 gibi bazı kanallar ekonomik olmadığı gerekçesiyle önce el değiştirmiş ve sonra kapanmıştır. Kanalların kapanmasına karşılık birçok kanal da yayın hayatına başlamıştır. Bu kanallardan bazıları da bölgesel ve yerel yayın yapan kanallar olmuştur. Belli bölgelere ve hatta belli illere yönelik yayın yapan kanallar ortaya çıkmıştır.

Özel kanalların ortaya çıkması şüphesiz en çok TRT’yi etkilemiştir. TRT’nin gelirlerinin önemli bir kısmını oluşturan reklamlar, 1990 yılından sonra düşüşe geçmeye başlamıştır. Yengin’e göre (1994: 197) 1991 yılında TRT 696,8 milyar TL, 1992 yılında ise 518,6 milyar TL’lik reklam geliri elde etmiştir. Diğer bir ifadeyle TRT bir senede % 25 düzeyinde bir reklam geliri kaybına uğramıştır. Yine Yengin’e göre (1994: 197), 1992 yılında InterStar’ın % 19, Show TV’nin % 17, TeleOn’un % 6 ve Kanal 6’nın % 2’lik reklam payı bulunmaktadır. Birkaç sene önce televizyon reklam payının % 100’ü olan TRT, 1992 yılında % 56 düzeyine gerilemiştir.

2.2.4. Günümüz Türk Televizyon Yayıncılığı

1952 yılında İTÜ TV'nin ve 1968 yılında TRT'nin kurulması ile başlayan Türk televizyonculuğu süreci, 1990 yılından sonra özel televizyonların dahil olması ile büyümüş ve gelişmiştir. 2000'li yıllarda birçok televizyon kanalı ortaya çıkmış, birçok kanal da el değiştirmiş veya kapanmıştır.

2000'li yıllarda televizyonlarda en çok yarışma programları, futbol maçları ve diziler izlenmiştir. Biri Bizi Gözetliyor, Popstar, Çarkıfelek gibi programlar ile Asmalı Konak, Avrupa Yakası, Ekmek Teknesi, Elveda Rumeli ve Binbir Gece gibi diziler en çok izlenen programlar arasına girmiştir. Yine 2000'li yıllarda televizyon kanalları web sitesi ve teleteks gibi servis hizmetlerini sunmuşlardır. İnternet teknolojisinin yaygınlaşması ile bu servisler daha kaliteli ve zengin hale gelmiştir (Dikmen, 2017: 429).

2000'li yıllardan sonra Türk televizyon yayıncılığında görülen bir diğer değişim ise karasal yayıncılığın yerini uydu yayınlarına bırakmasıdır. Zamanla Digitürk, D-Smart, Tivibu, Teledünya ve Turkcell TV gibi çeşitli platformlar ortaya çıkmış ve kanal sayısında da ciddi bir artış gözlemlenmiştir.

Media Ownership Monitor Türkiye'ye göre (Media Ownership Monitor, <https://turkey.mom-rsf.org/tr/medya/tv/>, Erişim Tarihi: 12.02.2022) 2021 yılı sonu itibarıyla Türkiye'de 15 ulusal, 3 bölgesel ve 126 yerel televizyon kanalı bulunmaktadır. RTÜK'ün denetiminde bulunan televizyon ve radyo kanalı sayısı ise 1.780'dir. 2021 yılı sonu itibarıyla Televizyon İzleme Araştırmaları Komitesi'ne göre Türkiye'de rating ölçümü yapılan televizyon kanalları ve kategorisi aşağıdaki gibidir:

Tablo 2.3. Türkiye'deki Rating Ölçümü Yapılan Televizyon Kanalları

Kanal	Kategori	Kanal	Kategori
360	Genel	SHOW TV	Genel
A2	Genel	STAR TV	Genel
AHABER	Haber	TELE1	Haber
A SPOR TV	Spor	TEVE2	Genel

Tablo 2.3. (devamı)

ATV	Genel	TGRT HABER	Haber
BEYAZ TV	Genel	TLC	Genel
CARTOON NETWORK	Çocuk	TRT 1	Genel
CNN TURK	Haber	TRT BELGESEL	Belgesel
DISNEY CHANNEL	Çocuk	TRT COÇUK	Çocuk
DIYANET TV	Dini	TRT HABER	Haber
DMAX	Genel	TRT KURDI	Genel
FOX	Genel	TRT MUZIK	Müzik
HABER GLOBAL	Haber	TRT SPOR	Spor
HABER TURK	Haber	TV4	Genel
HALK TV	Haber	TV8	Genel
KANAL 7	Genel	TV8,5	Genel
KANAL D	Genel	TV100	Haber
KRT TV	Haber	ULKE TV	Haber
MINIKA COÇUK	Çocuk	ULUSAL KANAL	Haber
NTV	Haber	TRT SPOR YILDIZ	Spor

Kaynak: TİAK, <https://tiak.com.tr/tablolalar>, Erişim Tarihi: 06.02.2022.

2021 yılı sonu itibarıyla Türk televizyon izlenme oranı ortalama % 17,25'tir. Diğer bir ifadeyle Türk televizyon izleyici hedef kitlesinin (2021 yılı sonu itibarıyla 58,67 milyon kişi) % 17,25'i televizyon izlemiştir. Bu izlenme durumu 20:00 – 23:00 saat dilimlerinde % 40,25'e çıkmış, 07:00 – 20:00 saat dilimleri arasında ise % 16,33'e inmiştir (TİAK, <https://tiak.com.tr/tablolalar>, Erişim Tarihi: 06.02.2022).

2.3. Televizyon Ölçüm Sistemi

Türkiye'de özel televizyon kanalları kurulduktan sonra, bu kanalların en büyük gelir kalemi reklamlar olmuştur. Televizyon kanalları yayınladıkları içeriklerle izleyicileri çekmeye çalışmış ve bu içerikler arasında reklamlar göstererek gelir elde etmeye başlamıştır. Bu kapsamda programların başarısının birinci koşul, en çok izlenme ve en çok reklam geliri elde etme olmuştur. Bu durum ise ratinglerin ve dolayısıyla ölçüm sistemlerinin ortaya çıkmasına neden olmuştur. Diğer bir ifadeyle ölçüm sistemlerinin

ortaya çıkmasının arkasındaki temel neden, televizyonların programlarının izlenme ve gelir kaygısıdır. Dolayısıyla bu rekabeti ölçecek sistemlere ihtiyaç duyulmuş ve televizyon ölçüm sistemleri ortaya çıkmıştır (Hatırnaz, 2006: 8).

Özel televizyonculukta temel amaç en fazla geliri elde etmektir. Televizyon kanallarının gelirlerinin temel bileşeni ise reklamdır. Reklamın gelirini etkileyen en önemli unsur ise ratingdir. Bir televizyon programı arasında yayınlanan reklamın izleyici kitlesi, diğer bir ifadeyle ratingi ne kadar yüksekse, geliri de o kadar yüksektir, çünkü özel televizyon kanalları reklam ödemesini çoğunlukla ratinge göre elde etmektedir. Bu yüzden bir programın ratinginin yüksek olması, o programda yayınlanan reklamların ratinginin yüksek olması ve dolayısıyla gelirin yüksek olması anlamına gelmektedir (Güler, 2011: 13).

Yukarıda sözü edilen ifadeler, televizyon rating ölçümünün önemini ve gerekçesini ortaya koymaktadır. Bu kapsamda televizyon rating ölçümlerinin güvenilir, tarafsız ve gerçekçi olması önem taşımaktadır.

Televizyon rating ölçümleri en temel anlamıyla bireylerin televizyon izleme oranlarını ortaya çıkarmak amacıyla yapılan araştırmaları ifade etmektedir. Bu araştırmalar izleyicilerin hangi programları tercih ettiğini ortaya koymakta olup, yayının içeriğinin kalitesi hakkında bir bilgi sunmamaktadır. Televizyon rating ölçümlerinin temel amacı, televizyon kanallarının programlarının değerlendirmesini yapmak istemesi, reklamverenlerin ise doğru hedef kitleye reklam yapmak istemesidir. Bu nedenlerden ötürü de hem televizyon kanallarının hem de reklamverenlerin mutabık kaldığı bir ölçüm sistemi ihtiyacı televizyon rating ölçüm sistemlerini ortaya çıkarmıştır.

Geçmişte televizyon ölçüm sistemleri için anket ve günlük yöntemleri kullanılmıştır (Hatırnaz, 2006: 13). Anket yönteminde öncelikle ankete katılanların demografik bilgileri alınmakta, ardından bir önceki gün kaç saat televizyon izlediği, hangi kanalları izlediği, hangi saat aralıklarında televizyon izlediği ve hangi programları izlediği sorulmaktadır.

- 1- Cinsiyet
- 2- Yaşınız
- 3- Gelir Düzeyiniz
- 4- İkamet Edilen İl
- 5- Dün kaç saat televizyon izlediniz?
- 6- Dün 07:00 – 19:00 arasında hangi kanalları izlediniz?
- 7- Dün 19:00 – 24:00 arasında hangi kanalları izlediniz?
- 8- Dün 07:00 – 19:00 arasında hangi programları izlediniz?
- 9- Dün 19:00 – 24:00 arasında hangi programları izlediniz?

Şekil 2.1. Televizyon Ratinglerinin Ölçümü için Kullanılan Anket Örneği

Kaynak: Günalp, 2007: 128.

Ankete katılanların evreni doğru temsil edememesi ve yanıltıcı cevaplar verilme ihtimalinden ötürü zamanla anket yöntemi televizyon rating ölçümleri için yetersiz hale gelmiştir. Bunun yerine ise günlük yöntemi adı verilen başka bir yöntem tercih edilmiştir. Bu yöntemde belli bir tarih saatlere bölümeekte olup, katılımcılara o saat diliminde hangi kanalları izlediği sorulmaktadır. Günlük yönteminin ankette en önemli farkı, anket bireylere yönelikken, günlüğün hanehalklarına yöneliktir.

Tarih: 01 Şubat 2004

Saat	İzlenen Kanal	İzleyen Kişi
19:00 – 20:00		
20:00 – 21:00		
21:00 – 22:00		
22:00 – 23:00		
23:00 – 24:00		

Şekil 2.2. Televizyon Ratinglerinin Ölçümü için Kullanılan Günlük Örneği

Kaynak: Günalp, 2007: 128.

Ancak ankete benzer zorluklara sahip olan günlük yöntemi de zamanla terkedilmiş ve yerine günümüzde de kullanılan peoplemeter yöntemi ortaya çıkmıştır. Peoplemeter yönteminde evrene uygun olarak dağıtılmış bir örneklemin evindeki televizyona bir cihaz kurulmaktadır. Bu cihazda evde yaşayan tüm kişilerin demografik bilgileri yer almaktadır. Cihaza sahip olan izleyici özel tasarlanmış olan televizyon kumandası ile bir kanalı seçtiğinde sistem otomatik olarak o izleyici ile kanalı ilişkilendirmektedir. Peoplemeter yöntemi hem dakikaya kadar inebilen veriler sağlaması, hem yüksek güvenilirliği hem de detaylı veri sağlaması açısından en kullanışlı televizyon rating ölçüm sistemi olarak kabul edilmektedir.

Türkiye’de yapılan televizyon rating ölçümünün temsil ettiği evren 58,36 milyon kişi ve 14,36 milyon hanedir. Bu izleyicilerin 13,4 milyonu İstanbul’da, 4,96 milyonu Ankara’da, 3,92 milyonu ise İzmir’dedir. Erkek izleyici sayısı 29,05 milyon iken, kadın izleyici oranı 29,31 milyondur (Kantar Media, 2022).

2.3.1. Televizyon Ölçüm Sistemi Aşamaları

Aşağıdaki bölümlerde peoplemeter mantığına dayalı bir ölçüm sisteminin standart aşamaları hakkında bilgiler verilmiştir. Bu aşamalar veri tabanı araştırması ve örneklemin seçilmesi, panel kurulumu ile verilerin toplanması ve raporlanması sürecinden oluşmaktadır.

2.3.1.1. Veri Tabanı Araştırması ve Örneklemin Seçilmesi

Televizyon ölçüm sisteminin ilk aşaması veri tabanı araştırması ve örneklemin seçilmesi aşamasıdır. Bu aşamada, televizyon ölçüm panelinin kurulumu için gerekli olan bilgiler toplanmakta ve veriler elde edilmektedir. Veri tabanı araştırması ile televizyon ölçüm sistemine gerekli olacak bilgiler sağlanmaktadır. Veri tabanı araştırması ile, televizyon ölçüm panelinin kurulması için gereken nüfusun özellikleri ve bu nüfusun televizyon izleme davranışlarını etkileyen unsurlar belirlenmekte, söz konusu nüfustaki değişimler gözlemlenmekte ve panelde yer alacak hane ve kişiler belirlenmektedir. Diğer bir ifadeyle, televizyon ölçüm panelinin oluşturulması sürecindeki ilk aşama olan veri tabanı araştırmasında, evrenin özellikleri, demografik kırılımları ve evrenden özelliklerindeki değişim tespit edilmektedir. Bu sayede örneklemin evrene yakın bir değerde oluşturulması

sağlanmaktadır (TIAK, <https://tiak.com.tr/tv-izleme-olcumu/tiak-as-veri-tabani-arastirmasi-vta>, Erişim Tarihi: 05.06.2022).

Veri tabanı araştırmasının bir diğer amacı da, televizyon ölçüm sistemine eklenmiş olan hanelerin mevcut demografik özelliklerini kaybetmesi veya sistemden ayrılması durumunda, aynı özelliklere sahip bir haneyi panele yerleştirebilmektedir. Televizyon ölçüm sistemlerindeki hane ve birey dağılımı, evrene uygun bir şekilde olmalıdır. Bu nedenden ötürü mevcut özelliğini kaybeden bir hane veya birey, ortaya çıkan ölçüm sonuçlarını yanlış etkileyebilmektedir (TIAK, <https://tiak.com.tr/tv-izleme-olcumu/tiak-as-veri-tabani-arastirmasi-vta>, Erişim Tarihi: 05.06.2022). Örneğin, 5-11 yaş grubunda yer alan bir panelistin, 12 yaşına geldiğinde 5-11 yaş grubundan ayrılıp 12-14 yaş grubuna eklenmesi gerekmektedir. Eğer 12-14 yaş grubundaki örneklem sayısı yeterli ise, bu bireyin panelden çıkarılması gerekmektedir. Benzer şekilde 5-11 yaş grubunda eksilen bir kişinin de yerine başka birinin gelmesi gerekmektedir. Tüm bu süreçlerin ele alındığı ve evren yapısının ortaya çıkarıldığı süreç ise veri tabanı araştırmasıdır.

Veri tabanı araştırması sürecinde ilk aşama, seçilecek örneklemin, evrenin tüm gruplarının temsil edecek nitelikte olmasını sağlamaktır. Türkiye’de bu durum TÜİK verileri baz alınarak gerçekleştirilmektedir. TÜİK’in il, cinsiyet, yaş, eğitim gibi istatistikleri baz alınarak örneklem dağılımı gerçekleştirilmektedir. Bu sayede örneklemin tüm evreni en doğru şekilde temsil etmesi sağlanmaktadır. Veri tabanı sürecindeki ikinci aşama ise, doğrudan hanelerin seçimidir. Bir önceki aşamada elde edilen il, cinsiyet, yaş, eğitim gibi demografik değişkenlerin dağılımına bağlı olarak hane seçimi yapılmaktadır. Seçilen hanelere ait bilgiler gizli kalmakta ve bu sayede suistimallerin önüne geçilmektedir (TIAK, <https://tiak.com.tr/tv-izleme-olcumu/tiak-as-veri-tabani-arastirmasi-vta>, Erişim Tarihi: 05.06.2022). Ayrıca, veri tabanı araştırması bir seferlik yapılmamaktadır. Genellikle yıllık olarak tekrar etmekte ve evrenin demografisinde meydana gelen değişimler örnekleme yansıtılmaktadır.

2.3.1.2. Panel Kurulumu

Televizyon ölçüm sistemlerinde ikinci aşamayı panel kurulumu oluşturmaktadır. Bir önceki aşamada tespit edilen deneklerin gerçekten örneklemini temsil ettiğinden emin

olmak için, televizyon izlenmesine en çok etki eden etmenler ile örneklemin doğruluğu teyit edilmektedir. Bu sayede paneldeki hanelerin farklı izlenme alışkanlıklarının doğru bir şekilde yansıtılıp yansıtılmadığından emin olunmaktadır (TİAK, <https://tiak.com.tr/tv-izleme-olcumu/tiak-as-veri-tabani-arastirmasi-vta>, Erişim Tarihi: 05.06.2022).

Hanelere takılan peoplemeter sistemi temel olarak üç farklı bileşenden oluşmaktadır. Panel kurulumu aşamasında bir önceki aşamada tespit edilen hanelerle iletişim kurulmakta ve bir frekans aygıtı televizyon setine entegre edilmektedir. Söz konusu frekans aygıtı, televizyon açıldığında hangi kanalın izlendiğini ve bir kanaldan başka kanala geçmeyi durumunu kaydetmektedir. Bunun yanında hanede bulunan hangi bireyin televizyon izlediğini belirlemek amacıyla bir kumanda da iletilmektedir. Söz konusu kumanda standart bir televizyon kumandasından farklıdır. Standart bir televizyon kumandası gibi açma-kapama veya kanal değiştirme butonları bulunmamaktadır. Bunun yerine üzerinde sadece 1-8 arası sayı bulunan bir kumanda bulunmaktadır. Hanede bulunan her bir bireyin bir numarası bulunmakta olup, televizyonu o anda izleyen bireylerin kendi numarasına basması gerekmektedir. Peoplemeterda bulunan üçüncü bileşen ise zaman ünitesidir. Bu ünite ise hanedeki bireylerin hangi saat ve dakikada hangi kanalı izlediğini kaydetmektedir. Peoplemeter frekans algıtı, kumanda ve zaman ünitesinden gelen bilgileri birleştirmekte ve ölçüm şirketinin merkezine veriyi iletmektedir (Güler, 2011: 77-78).

2.3.1.3. Verilerin Toplanması ve Raporlanması

Televizyon ölçüm sistemlerinde son aşamayı ise verilerin toplanması ve raporlanması süreci oluşturmaktadır. Bu süreçte peoplemeter aracılığı ile toplanan veriler, şirket merkezine günlük olarak iletilmektedir. Televizyon ölçümünde bir gün 02:00 ile ertesi gün 01:59 arasını kapsamaktadır. Dolayısıyla günlük olarak ölçülen veriler 02:00 dilimine kadar olan izlenme verilerini içermektedir. Bu yüzden veriler 02:00'den sonra merkeze gönderilmektedir (Güler, 2011: 78).

Peoplemeter cihazındaki veriler farklı yollarla merkeze gönderilse de günümüzde genellikle kablosuz internet veya kablolu modem aracılığı ile gönderilmektedir. Şirket merkezinde her bir haneye karşılık gelen demografik detaylar yer almaktadır. Örneğin,

109 numaralı hanede 1 numaralı kumanda butonu sahibinin 25 yaşında, erkek ve üniversite mezunu olduğu ve çalışmadığı bilgileri bulunmaktadır. Peoplemeterden gelen bilgiler bu demografilerle ilişkilendirilmekte ve ortaya rating verileri çıkmaktadır (Güler, 2011: 78).

Peoplemeter ile kaydedilen, şirket merkezine gönderilen ve şirket merkezinde eşleştirmesi yapılan veriler ertesi gün erişime açılmaktadır. Panele üye olan televizyon kanalları veya ajanslar söz konusu verilere bir yazılım, bir web sayfası veya bir Microsoft Excel gibi veri dosyası üzerinden erişebilmektedir (Güler, 2011: 78).

2.3.2. Dünyada Televizyon Ölçüm Sistemi

Dünya genelinde birçok ülkede televizyon ölçüm sistemi uygulanmaktadır ve bu sistemler, televizyon yayıncıları, reklamverenler ve medya endüstrisi için önemli bir bilgi kaynağı oluşturmaktadır. Bu sistemler, genellikle hanehalkı panelleri veya ölçüm cihazları kullanarak izleme verilerini toplamakta ve analiz etmektedir. Paneller, demografik özelliklere uygun olarak seçilen hanehalklarını temsil etmekte ve izlenme alışkanlıklarını kaydederken, ölçüm cihazları televizyonlarda hangi programların ne kadar süreyle izlendiğini tespit etmektedir. Bu veriler, ağırlıklandırma yöntemleriyle temsil ettikleri nüfusun oranını yansıtacak şekilde değerlendirilmekte ve sonuçlar televizyon kanallarının izlenme oranlarını belirlemek için kullanılmaktadır. Televizyon ölçüm sistemleri, televizyon endüstrisinin programlama kararları, reklam stratejileri ve içerik üretimi gibi birçok alanda önemli bir rol oynamaktadır (Kelly, 2019: 117-118). Aşağıdaki bölümde ABD, İngiltere ve Almanya'daki mevcut televizyon ölçüm sistemleri hakkında bilgiler sunulmuştur.

2.3.2.1. ABD'de Televizyon Ölçüm Sistemi

ABD'de televizyon ölçüm sistemi, Nielsen Holdings adlı bir şirket tarafından yürütülmektedir. Nielsen, televizyon izleme alışkanlıklarını ölçmek ve televizyon kanallarının izlenme oranlarını belirlemek için hanehalkı paneli yöntemini kullanmaktadır. İşleyiş aşağıdaki adımları içermektedir (Nielsen, <https://www.nielsen.com/solutions/audience-measurement/national-tv/>, Erişim Tarihi: 04.05.2023).

- Hanehalkı Paneli: Nielsen, ABD'deki yaklaşık 40.000 hanehalkını temsil eden bir panel kullanmaktadır. Panel üyeleri, farklı demografik grupları temsil etmek üzere seçilmektedir. Panel üyelerine evlerine özel ölçüm cihazları yerleştirilmekte ve izleme alışkanlıklarını kaydetmektedirler.
- Ölçüm Cihazları: Panel üyelerine, televizyonlarına bağlanacak özel ölçüm cihazları veya set-top box'ları sağlanmaktadır. Bu cihazlar, izlenen programların bilgisini kaydederek Nielsen'e geri göndermektedir.
- Veri Toplama: Veri Toplama aşamasında, ölçüm cihazları izlenen programların hangi kanallarda ve ne kadar süreyle izlendiğini tespit etmektedir. Bu veriler, panel üyeleri tarafından izlenen televizyon programlarının ayrıntılı bir kaydı oluşturmaktadır. Ölçüm cihazları, izleme süresi, kanal tercihleri ve program türleri gibi bilgileri toplamaktadır.
- Ağırlıklandırma: Ağırlıklandırma aşamasında, panel üyelerinin izleme alışkanlıkları temsil ettikleri nüfusun oranını yansıtmak üzere ağırlıklandırılmaktadır. Bu ağırlıklandırma işlemi, demografik faktörlere dayalı olarak gerçekleştirilmektedir. Yaş, cinsiyet, bölge, etnik köken, gelir düzeyi gibi demografik faktörler, panel üyelerinin izleme alışkanlıklarının belirlenmesinde dikkate alınmaktadır. Böylece, farklı demografik gruplara ait panel üyelerinin izleme alışkanlıkları, gerçek nüfus içindeki oranlarına göre daha büyük bir ağırlığa sahip olabilmektedir.
- Veri Analizi ve Raporlama: Veri Analizi ve Raporlama aşamasında, Nielsen toplanan verileri analiz etmekte ve televizyon kanallarının izlenme oranlarını hesaplamaktadır. Nielsen, günlük, haftalık, aylık ve yıllık bazda izleme istatistiklerini raporlamaktadır.

2.3.2.2. İngiltere'de Televizyon Ölçüm Sistemi

İngiltere'de televizyon ölçümü, Broadcasters' Audience Research Board (BARB) adlı bağımsız bir kuruluş tarafından yürütülen bir sistemle gerçekleştirilmektedir. BARB, televizyon izleme alışkanlıklarını ölçmek ve televizyon kanallarının izlenme oranlarını belirlemek amacıyla hanehalkı paneli yöntemini kullanmaktadır. İşleyiş aşağıdaki

adımları içermektedir (BARB, <https://www.barb.co.uk/about-us/how-we-do-what-we-do/>, Erişim Tarihi: 04.05.2023):

- Hanehalkı Paneli: BARB, İngiltere'deki yaklaşık 5.100 hanehalkını temsil eden bir panel kullanmaktadır. Bu paneldeki hanehalkları, İngiltere nüfusunu demografik olarak temsil ettiği düşünülen bir örneklem grubudur. Panel üyeleri, televizyon izleme alışkanlıklarını temsil etmek üzere seçilmektedir.
- Ölçüm Cihazları: Panel üyelerine, televizyonlarına bağlanacak özel ölçüm cihazları veya set-top box'ları sağlanmaktadır. Bu cihazlar, izlenen programların bilgisini kaydetmekte ve BARB'ye geri göndermektedir.
- Veri Toplama: Ölçüm cihazları, izlenen programların hangi kanallarda ve ne kadar süreyle izlendiğini tespit etmektedir. Bu veriler, panel üyeleri tarafından izlenen televizyon programlarının ayrıntılı bir kaydını oluşturmaktadır.
- Ağırlıklandırma: Panel üyelerinin izleme alışkanlıkları, temsil ettikleri nüfusun oranını yansıtmak amacıyla ağırlıklandırılmaktadır. Bu, demografik faktörlere (yaş, cinsiyet, bölge, sosyoekonomik durum vb.) dayalı olarak yapılmaktadır.
- Veri Analizi ve Raporlama: BARB, toplanan verileri analiz etmekte ve televizyon kanallarının izlenme oranlarını hesaplamaktadır. Bu veriler, televizyon yayıncılarına ve reklamverenlere sunulmaktadır. BARB, günlük, haftalık, aylık ve yıllık izleme istatistiklerini raporlamaktadır.

2.3.2.3. Almanya'da Televizyon Ölçüm Sistemi

Almanya'da televizyon ölçüm sistemi, GfK (Gesellschaft für Konsumforschung) adlı bir araştırma şirketi tarafından yürütülmektedir. Alman televizyon ölçüm sistemi, televizyon izleme alışkanlıklarını ölçmek ve televizyon kanallarının izlenme oranlarını belirlemek için hanehalkı paneli yöntemini kullanmaktadır. İşleyiş aşağıdaki adımları içermektedir (GfK, <https://www.gfk.com/media-measurement/total-audience-measurement/>, Erişim Tarihi: 04.05.2023):

- Hanehalkı Paneli: GfK, Almanya'da yaklaşık 5.000 hanehalkını temsil eden bir panel kullanmaktadır. Bu panel, Alman nüfusunu demografik olarak temsil

ettiđi düşünölen bir örnekleme grubudur. Panel üyeleri, televizyon izleme alışkanlıklarını temsil etmek üzere seçilmektedir.

- Ölçüm Cihazları: Panel üyelerine, televizyonlarına bağlanacak özel ölçüm cihazları veya set-top box'ları sağlanmaktadır. Bu cihazlar, izlenen programların bilgisini kaydetmekte ve GfK'ya geri göndermektedir.
- Veri Toplama: Ölçüm cihazları, izlenen programların hangi kanallarda ve ne kadar süreyle izlendiđini tespit etmektedir. Bu veriler, panel üyeleri tarafından izlenen televizyon programlarının ayrıntılı bir kaydını oluşturmaktadır.
- Ağırlıklandırma: Ağırlıklandırma aşamasında, panel üyelerinin izleme alışkanlıkları, demografik faktörlere (yaş, cinsiyet, bölge, sosyoekonomik durum vb.) dayalı olarak temsil ettikleri nüfusun oranını yansıtmak üzere dikkate alınmaktadır. Bu yöntem, farklı demografik gruplardaki panel üyelerinin izleme alışkanlıklarının, gerçek nüfusa oranla daha doğru bir şekilde temsil edilmesini sağlamaktadır.
- Veri Analizi ve Raporlama: Veri Analizi ve Raporlama aşamasında, GfK toplanan verileri analiz eder ve televizyon kanallarının izlenme oranlarını hesaplamaktadır. Bu analiz süreci, izlenen programların hangi kanallarda ve ne kadar süreyle izlendiđini detaylı bir şekilde incelemektedir. Elde edilen veriler, televizyon yayıncılarına ve reklamverenlere sunulmaktadır.

2.3.3. Türkiye’de Televizyon Ölçüm Sistemi

Televizyon yayıncılıđının amacı reklam geliri elde etmektir. Bu yüzden televizyon kanalları yayın içeriklerinin ne kadar kişiye ulaştığını takip etmek istemektedir. Televizyon içerikleri ne kadar çok kişiye ulaşırsa, diđer bir ifadeyle televizyon kanallarının izleyicisi ne kadar çoksa, kanallar o kadar fazla reklam geliri elde etmektedir. Dolayısıyla Türkiye’deki izleyici ölçüm sistemlerinin temelinde, televizyon kanallarının reklam gelirinden aldığı payı artırmak yatmaktadır. Aşağıdaki bölümlerde Türkiye’deki televizyon ölçüm sisteminin gelişimi hakkında bilgi verilmiştir.

2.3.3.1. Türkiye’de Televizyon Ölçüm Sisteminin Gelişimi

1990’lı yıllara kadar sektörde tekel olan TRT, özel televizyon yayıncılığının başlaması sonucunda tekelliğini kaybetmiştir. Yeni özel televizyon kanalları ortaya çıktıkça bu alanda bir rekabet ortaya çıkmış ve kanallar reklamdan pay almak için yarış içerisine girmiştir. Bu açıdan bakıldığında Türkiye’de televizyon izleme ölçümlerinin ortaya çıkmasındaki temel nedenin özel televizyon kanallarının kurulması ve bu özel televizyon kanallarının temel amacının reklam geliri elde etmek olmasıdır. Diğer bir ifadeyle özel televizyon şirketleri yayınlarını olabildiğince çok kişiye ulaştırmak istemekte ve bu sayede reklam gelirlerini artırmaya çalışmaktadır.

Türkiye’de 1990’lı yıllardan sonra ortaya çıkan özel televizyonculuk beraberinde izleyici ölçümünü de getirmiştir. 1990’lı yıllardan sonra özel televizyon kanalları ortaya çıktıkça, her kanalın kendini izleyen hedef kitle hakkında bilgi edinme isteği ortaya çıkmış ve bu durumda televizyon ölçümlerine zemin hazırlamıştır. Özel televizyonlarla beraber TRT’nin yayın gelirleri azalmış ve televizyonculukta arz ve talebe bağlı bir ortam meydana gelmiştir. Bu yüzden kanallar hem kendi hem de rakiplerinin izleyicilerinin demografik yapısını tespit etmek amacıyla birbirinden farklı çalışmalar yapmaya başlamıştır (Gökmen, 2008: 11).

Türkiye’de bilinen en eski televizyon ölçümü 1989 yılında AGB Anadolu Araştırma Şirketi tarafından gerçekleştirilmiştir. Bu ölçüm sistemi 150 haneyi kapsamakta olup, Nielsen firması çatısı altında ilerlemekteydi. Ratinglerin denetimi ise Anadolu Üniversitesi çatısı altında gerçekleştiriliyordu. Ancak bu ölçüm Star TV tarafından finanse edildiği için, hem reklamverenler hem de ajanslar pek itibar etmiyordu (Milli Eğitim Bakanlığı, 2011: 28).

1992 yılına gelindiğinde ise televizyon piyasasında yer alan kanallar, reklam ajansları ve reklamverenler biraraya gelerek günümüzde hala geçerliliğini koruyan TİAK’ı kurmuştur. Televizyon ölçüm sistemlerinin denetimi ve sürdürülmesi görevi TİAK’a verilmiştir. TİAK kuruluşundan kısa bir süre sonra açtığı ihalede televizyon izleyici ölçümünü AGB Anadolu Araştırma Şirketi’ne devretmiştir. AGB Anadolu Araştırma Şirketi her ne kadar 3 yıldır Türkiye’de izleyici ölçümü araştırması yapıyor olsa da, TİAK’ın onay vermesi ile bu ölçüm resmiyet kazanmıştır. 1989 yılında 150 hane ile

başlamış olan televizyon izleyici ölçümü araştırması, 1999 yılında 1951 haneye ulaşmıştır (Milli Eğitim Bakanlığı, 2011: 28). Paneldeki hane sayısı 1993 yılında 440'a, 1994 yılında 660'a, 1996 yılında 1.060'a, 1997 yılında 1.300'e ve 1999 yılında ise 1.950'ye yükselmiştir. Paneldeki hane sayısı, 2005 yılında 2.200'e, 2007 yılında ise 2.500'e yükselmiştir (Güler, 2011: 52).

Tablo 2.4. AGB Nielsen Televizyon İzleyici Ölçümü Araştırması Verileri

Evren	49.800.377
Kişi	3.636
Hane	2.500
Ölçüm Türü	Program ve reklam
İlk Ölçüm	1989
Son Ölçüm	2011
Kanallar	Atv, Cine5, Flash TV, Fox TV, Haberturk, Kanal 7, Kanal D, Show TV, Star, Stv

Kaynak: Güler, 2011: 60.

TİAK'ın AGB Anadolu Araştırma Şirketi'ne verdiği izleyici ölçümü araştırması yetkisi 1996, 1999 ve 2004 yıllarında yenilenmiştir. AGB'nin ölçümlerindeki dönüm noktası, 2009 yılında TRT'nin televizyon rating ölçümlerinde usülsüzlük olduğu gerekçesi ile Rekabet Kurumu'na başvurması olmuştur. TRT şikayetinde mevcut ölçüm şirketinin yanlış ölçümler yaptığını belirtmiş ve bu durumun da rekabeti bozduğunu ifade etmiştir. Rekabet Kurumu bunun üzerinde yaptığı incelemede TİAK'ın mevcut yapısının rekabete aykırı olduğunu ifade etmiş ve televizyon ölçümü için yapılacak ihalelerin daha rekabetçi bir yapı çerçevesinde gerçekleştirilmesi gerektiğini ifade etmiştir (Güler, 2011: 52).

2011 yılında ise İstanbul Cumhuriyet Başsavcılığı tarafından ratinglerin manipüle edildiği gerekçesi ile rating soruşturması başlatılmıştır. Bu süreçte 2011 yılının Aralık ayında AGB ile olan sözleşme feshedilmiştir. TRT, TİAK'tan ayrılarak SBT Analiz firması ile anlaşmıştır (Acar, 2020: 48).

Tablo 2.5. SBT Televizyon İzleyici Ölçümü Araştırması Verileri

Evren	?
Kişi	?
Hane	2.684
Ölçüm Türü	Program ve reklam
İlk Ölçüm	2008
Son Ölçüm	2012
Kanallar	TRT 1

Kaynak: Güler, 2011: 60.

Rekabet Kurumu'nun uyarısının ardından ise TİAK şirketleşme yoluna gitmiş ve TİAK Televizyon İzleme Araştırmaları A.Ş., Reklamverenler Derneği, Reklamcılar Derneği ve ölçümü yapılan kanalların katılımıyla 2010 yılında kurulmuştur. TİAK ise Kantar Media (TNS A.Ş.) ile televizyon ölçümü araştırması için sözleşme imzalamıştır. 2017 yılında sözleşmenin yenilenmesinin ardından Kantar Media (TNS A.Ş.) zaman kaydırmalı izlenme¹ ve misafir izlenme² sistemlerini de devreye sokmuştur (Acar, 2020: 49).

2.3.3.2. Türkiye'de Televizyon Ölçüm Sisteminin Mevcut Durumu

2022 yılı itibarıyla Türkiye'de televizyon izleyici ölçümünü TNS – Kantar Media şirketi yürütmektedir. Kantar Media halihazırda Bulgaristan, İspanya, Rusya, Danimarka ve İsrail gibi ülkelerde televizyon izleyici ölçüm hizmeti vermektedir.

¹ Zaman kaydırmalı izlenme, televizyon programlarının yayın tarihinden itibaren 7 gün içerisinde dijital video kaydedici ile kaydedilmiş izlenmelerini, mevcut programın izlenmesine dahil etmektedir.

² Misafir izlenme, hanelere gelen misafirleri de rating dahil etmektedir.

Tablo 2.6. TNS Türkiye Televizyon İzleyici Ölçümü Araştırması Verileri

Evren	58.367.000
Kişi	14.272
Hane	4.280
Ölçüm Türü	Program ve reklam
İlk Ölçüm	2012
Son Ölçüm	Devam ediyor
Kanallar	360, A SPOR TV, A2, AHABER, ATV, BEYAZ TV, CARTOON NETWORK, CNN TURK, DISNEY CHANNEL, DIYANET TV, DMAX, FOX, HABER GLOBAL, HABER TURK, HALK TV, KANAL 7, KANAL D, KRT TV, MINIKA COCUK, NTV, SHOW TV, STAR TV, TELE1, TEVE2, TGRT HABER, TLC, TRT 1, TRT BELGESEL, TRT COCUK, TRT HABER, TRT KURDI, TRT MUZIK, TRT SPOR, TRT SPOR YILDIZ, TV100, TV4, TV8, TV8.5, ULKE TV, ULUSAL KANAL

Kaynak: TİAK, <https://tiak.com.tr/tv-izleme-olcumu/turkiye-televizyon-izleme-olcumu>,
Erişim Tarihi: 04.05.2022.

Kantar Media, TNS Türkiye adı altında 2009 yılında TİAK tarafından televizyon izleyici ölçümü ihalesini kazanmıştır. Ancak bu süreçte TRT'nin açtığı dava sonucunda Rekabet Kurulu, TİAK'ın yapmış olduğu ölçüm ihalesini durdurmuştur. TİAK, kurumsal bir kimliğe kavuştuktan sonra 2011 ve 2017 yıllarında tekrar TNS Türkiye ile anlaşma sağlamıştır (Güler, 2011: 52).

2021 yılı sonu itibarıyla TNS Türkiye'de 40 televizyon kanalının ölçüm verileri raporlanmaktadır. Bu 40 televizyon kanalı dışında kalan kanallara ait izlenmeler ise "Diğer" adı altında raporlanmaktadır (TİAK, <https://tiak.com.tr/tablolalar>, Erişim Tarihi: 06.02.2022).

TNS Türkiye ölçümleri altı aşama sonucunda günümüzdeki durumuna ulaşmıştır (TİAK, <https://tiak.com.tr/tv-izleme-olcumu/turkiye-televizyon-izleme-olcumu>, Erişim Tarihi: 04.05.2022). Bu altı aşamayı aşağıdaki şekilde özetlemek mümkündür:

- TNS Türkiye ölçümleri için öncelikle bir veri tabanı araştırması yapılmıştır. Bu araştırmada Türkiye'ye ait sosyo-demografik özellikler incelenmiştir. Bu kapsamda TÜİK verileri baz alınmıştır. Bu veritabanı araştırmasına istinaden evren belirlenmiş ve panel bu araştırma sonuçlarına göre tasarlanmıştır. Oluşturulan veri tabanı içerisinde TÜİK profiline uygun haneler seçilmiş ve ölçüm sistemine dahil edilmiştir.
- İkinci aşamada veritabanı araştırması sonucunda ortaya çıkan bilgilerden yola çıkarak bir panel kurulmuştur. Panel içerisinde yer alacak haneler, veritabanı araştırması sonucunda ortaya çıkan ve panel içerisinde yer almayı kabul edenlerden oluşmaktadır. Panel üyelerinin sosyo-demografik bilgileri sürekli takip edilmekte ve sosyo-demografik bilgilerinde meydana gelen değişimler sonucunda panel güncellenmekte veya haneler panelden çıkarılmaktadır.
- Üçüncü aşamada ise, bir önceki aşamada ölçüm sistemine dahil edilmiş hanelere ölçüm cihazının ve kumandanın sağlanması süreci yer almaktadır. Hane üyeleri kendilerine verilen kumandalarda, ilgili düğmelere basarak ölçümün gerçekleştirilmesini sağlamaktadırlar. Yapılan rutin kontrollerle hanedeki üyelerin kumandayı kullanıp kullanmama durumları, örnekleme aykırı davranışları³ veya manipülasyonları⁴ kontrol edilmektedir.
- Dördüncü aşamada paneldeki hanelere ait televizyon izleme verileri her gün gece 02:00'den sonra veri merkezine iletilmektedir. Bu kapsamda hanelerdeki ölçüm cihazına GPRs ile bağlantı sağlanılmakta ve veriler transfer edilmektedir.

³ Paneldeki hane üyelerinin televizyon izleme davranışları, demografik bilgilerine benzer özellikte olan diğer hane üyeleri ile periyodik olarak karşılaştırılmakta ve aykırılık tespit edildiğinde ya hanenin demografik özellikleri gözden geçirilmekte ya da hane panelden çıkarılmaktadır.

⁴ Paneldeki hane üyelerinin sürekli belli bir kanalı izlemesi veya sadece reklam kuşaklarında belli kanalları takip etmesi gibi manipülasyon olasılığı olan durumlar periyodik olarak takip edilmektedir.

- Beşinci aşamada ise, paneldeki hanelerden çekilerek veri merkezine gönderilen veriler kontrol edilmekte ve doğruluğu çeşitli istatistiksel araçlarla teyit edilmektedir. Onaylanan veriler ardından televizyon kanalları ve ajansların kullanabileceği formata çevrilmektedir.
- Son aşamada ise televizyon kanalları ve ajansların kullanabileceği formata çevrilmiş olan veriler InfoSys adı verilen bir yazılıma her gün saat 10:00'da aktarılmaktadır. Bunun yanında bir önceki gün en çok izlenmiş ilk 100 program ile bu programlara ait rating ve share bilgileri çeşitli demografik kırılımlarda ölçüm sisteminde yer alan televizyon kanalları ile ölçümü takip eden ajanslara gönderilmektedir.

TNS Türkiye ölçümlerinde veriler panelistlerin sosyo-ekonomik durumu (SES), cinsiyet, yaş grubu, yaşadığı bölge, çalışma durumuna göre ve hanedeki kişi sayısı, hanedeki televizyon sayısı, hanenin yayını alma şekline göre raporlanabilmektedir (TİAK, <https://tiak.com.tr/tv-izleme-olcumu/turkiye-televizyon-izleme-olcumu>, Erişim Tarihi: 04.05.2022).

2.3.3.3. Türkiye’de Televizyon Ölçüm Sistemine Yönelik Eleştiriler

Televizyon izleme ölçüm sistemi tüm televizyon kanalları, reklam ajansları ve reklamverenler için önem arz etmektedir, çünkü reklam pastasının dağılımı, televizyon kanallarının reklamlardan elde edilen gelirler ile reklamverenlerin reklam harcamaları bu verilere göre hesaplanmaktadır. Televizyon reklam harcamalarının hesaplanması kanalın tam zamanlı (dakikalık) veya yarı zamanlı (15 dakikalık) ölçülmesine bağlı olarak değişim göstermektedir. Tam zamanlı ölçülen kanallarda genellikle “rating x süre x birim” fiyat formülü kullanılırken; yarı zamanlı ölçülen kanallarda “süre x birim” fiyat formülü kullanılmaktadır. Tam zamanlı ölçülen kanallarda programın ratingi hem doğrudan hem de dolaylı etkiye sahiptir. Ratingin, tam zamanlı ölçülen kanallarda televizyon reklam harcamalarının doğrudan bir bileşeni olarak etki etmekte, aynı zamanda programın izleyici sayısını da belirleyerek bir diğer çarpan olan birim fiyatı dolaylı etkilemektedir. Diğer bir ifadeyle, yüksek ratingli programlarda yayımlanan reklamlar hem yüksek rating olarak reklam harcamasını yükseltmekte, hem de kanallar yüksek ratingli programların birim fiyatlarını yüksek belirleyebilmektedir.

Diğer yandan yarı zamanlı ölçülen kanallarda ise ratingler birim fiyata etki etmektedir. Yüksek izlenmesi olan yarı zamanlı ölçülen kanallar, daha yüksek birim fiyat belirleyebilmektedir. Tüm bu nedenlerden ötürü televizyon izleme ölçümlerinin doğru ve güvenilir olması önem arz etmektedir. TNS Türkiye, her ne kadar ölçümlerini daha önceden belirlenen metotlara göre, TIAK denetimine bağlı olarak yapıyor olsa da zaman zaman çeşitli mecralarda televizyon ölçüm sistemine yönelik eleştiriler ortaya çıkmaktadır.

Peoplemeter sistemi ile yapılan ölçümlerin en önemli varsayımlarından bir tanesi paneldeki hanelerin evreni temsil ettiği varsayımdır. De Vaus'a göre (1990: 66), bir örneklemin evreni gerçekten temsil edebilmesi için, örneklemin evrendeki belirli kişileri dışlamamış olması gerekmektedir. Diğer bir ifadeyle, eğer örneklem evrendeki belli grupları dikkate almıyor ise gerçekten evreni temsil etmiş olmamaktadır. Mevcut televizyon ölçüm sistemi ise evinde televizyon olan haneleri sisteme dahil etmektedir. Ancak günümüzde artık dijital kanallar üzerinden de televizyon içerikleri izlenebilmektedir. Mevcut televizyon ölçüm sistemi bir televizyon kanalının web sitesindeki canlı yayın linki üzerinden izlemeyi televizyon ratingine dahil etmemektedir. Ancak mecra farklı olsa da buradaki izleyiciler, televizyon reklamlarına maruz kalabilmektedir. Bu sorunu ortadan kaldırmak için televizyon kanalları reklam kuşaklarındaki reklamları, web sitelerindeki canlı yayın linki üzerinden izleme esnasında kapatarak veya izleyicilere dijital özel farklı reklamlar göstererek gidermeye çalışmaktadır. Ancak bu girişim henüz tüm kanallara ve tüm programlara yayılmamış durumdadır.

Mevcut televizyon ölçüm sistemine yönelik bir diğer eleştiri ise, örneklem hatasından kaynaklanmaktadır. Örneklem hatası, evreni temsil etmeyen örneklem nedeniyle meydana gelen bir hatadır (Verma, 1982: 9). Televizyon ölçüm sisteminde ise bu hata düşük izleyici profiline sahip televizyon kanallarında veya izleyici yoğunluğunun düşük olduğu saatlerde meydana gelmektedir. Mevcut televizyon ölçüm sistemi, örneklemin izleme davranışlarını, evrene uyarlamaktadır. Dolayısıyla televizyon kanallarının herhangi bir dakikada rating verisinin olması için örneklemden en az 1 kişinin ilgili dakikada ilgili kanalı izlemiş olması gerekmektedir. Eğer ilgili dakikada örneklemden hiçbir kimse o kanalı izlemezse, televizyon kanalının ratingi 0 gelmektedir. Ancak gerçek anlamda yaklaşık 58,67 milyon izleyiciden hiçbir kimsenin

İlgili kanalı izlememe olasılığı sıfıra yakındır. Bu problemin nedeni sözü edilen örneklem hatasından kaynaklanmaktadır. Bunun en önemli nedeni de örneklemin evrendeki her bir grubu temsil edememesinden kaynaklanmaktadır.

Televizyon ölçüm sistemine yönelik bir başka eleştiri ise ölçüm şirketinin, ölçüm detaylarına ve ölçüm süresine müdahalesi ile ilgilidir. İddiaya göre, 2009 yılında o dönemki ölçüm firması AGB Türkiye paneldeki hanelerin verisini bazı yapımcılara göndermiş, yapımcılar deneklere para ve hediye göndererek bazı kanalların ratinglerinin haksız yere artmasına neden olmuştur. Her ne kadar İstanbul Anadolu 5. Ağır Ceza Mahkemesi'nde görülen davadan AGB Türkiye beraat etse de, ilerleyen süreçte TİAK'ın yapısı değişmiş ve televizyon ölçümü TNS Türkiye şirketine verilmiştir. Bir diğer örnek ise 2018 yılında görülmüştür. Mevcut ölçüm sisteminde TNS Türkiye'nin panel hanelerinin % 20'sini 7 yılda bir değiştirmesi gerekiyordu. Diğer bir ifadeyle, televizyon ölçüm sisteminde bir hane panelde en fazla 7 yıl yer alabilir. Ancak 2018 yılında TNS Türkiye'nin talebi üzerine yapılan düzenleme ile bu oran % 20'den % 15'e düşürülmüştür (Acar, 2020: 58). Bu durum ölçüm sisteminin yapısı üzerinde ölçüm şirketinin söz hakkının olduğunu göstermesi bakımından önemlidir.

Türkiye'de izleyici ölçüm sistemine getirilen bir diğer eleştiri yine panel yapısı ile ilgilidir. Mevcut sistemde sadece hanelerdeki izlenmeler dikkate alınmaktadır. Ancak televizyon izleme, sadece hanelerde gerçekleşmemektedir. Cafe, restoran ve kahvehane tarzı mekanlarda da televizyon izlenmektedir. Ancak mevcut ölçüm sistemi bu kitleyi hesaba katmamakta ve ölçüm dışı bırakmaktadır. Bu durum ise ölçüm sisteminin gerçekten Türk halkının izleme alışkanlıklarını dikkate alıp almadığının sorgulanmasına neden olmaktadır.

Bir diğer eleştiri ise televizyon ölçüm sisteminin günümüz teknolojik araçlarını kapsamaması hususundan kaynaklanmaktadır. Ölçüm şirketi tarafından yapılan izleyici ölçümü, televizyon bulunan ve ölçüm cihazı yerleştirilmiş haneler üzerinden gerçekleştirilmektedir. Bu haneler, TÜİK'ten alınan adres bloklarından seçilmektedir. İzleyici ölçümü, bu hanelere yerleştirilen ölçüm cihazları aracılığıyla gerçekleştirilmektedir. Bir hane, panel hane olarak kabul edilebilmesi için evde televizyon bulunması koşulunu gerçekleştirmelidir. Ancak, günümüzde akıllı

telefonların kullanımını artmış ve izleyiciler televizyon yayınlarını akıllı telefonlardan da takip etmeye başlamıştır. Bu durum ise, bu tür cihazlara sahip olabilen hanelerin de seçilmesini gerektirmektedir.

Ayrıca, ölçüm sonuçlarının doğruluğu ve güvenilirliği için ağırlıklandırma işlemi sırasında, kontrol değişkenleri televizyon izleme davranışını etkileyen kriterlere göre belirlenmektedir. Bu değerlendirmeler sonucunda sürekli izleme yapmayan haneler çıkarılarak rapor alınamayan hanelerin yerine ikamelerin eklenmesi yöntemi uygulanmaktadır. Bu durum, her bireyin ölçüm şirketi için izleyici olamayacağını, belirli kriterlere ve izleme davranışlarına uygunluğun gerekliliğini ortaya koymaktadır. Bu durum ise ölçüm sonuçlarının Türkiye geneline uyarlanmasının doğruluğunu tartışmaya açabilmektedir.

Son olarak 2018 yılında RTÜK tarafından başlatılan "Yayın Hizmetlerinin İzlenme Ve Dinlenme Oranı Ölçümlerinin Yapılmasına Ve Denetlenmesine İlişkin Usul Ve Esaslar Hakkında Yönetmelik⁵" sürecinde yapılan değişiklikler, ölçüm şirketi TNS-Kantar Media'nın panel hanelerinin değişim oranının %15'e düşürülmesi ve paneldeki hanelerin en fazla 7 yıl kalmasını öngörmektedir. Söz konusu değişiklikler, ölçüm şirketinin izleyici tanımlama konusunda etkili bir rol oynadığını göstermektedir. Ölçüm şirketinin söz hakkının olduğu ve panel hanelerinin belirlenmesinde belirleyici bir rol oynadığı gözlemlenmektedir.

Ölçüm sistemine yönelik eleştirileri aşağıdaki şekilde özetlemek mümkündür:

- Evren Temsiliyeti: Mevcut sistem, sadece hanelerdeki izlemeleri dikkate almaktadır, diğer mekanlarda yapılan izlemeleri hesaba katmamaktadır.

⁵ "Yayın Hizmetlerinin İzlenme ve Dinlenme Oranı Ölçümlerinin Yapılmasına ve Denetlenmesine İlişkin Usul ve Esaslar Hakkında Yönetmelik", Türkiye'de televizyon ve radyo yayınlarının izlenme ve dinlenme oranlarının ölçülmesi ve denetlenmesi süreçlerini düzenleyen bir yönetmeliktir. Bu yönetmelik, Radyo ve Televizyon Üst Kurulu (RTÜK) tarafından 2018 yılında yürürlüğe konulmuştur. Yönetmelik, izlenme ve dinlenme oranlarının doğru ve güvenilir bir şekilde ölçülmesini sağlamak amacıyla çeşitli usul ve esaslar belirlemektedir. Bu kapsamda, ölçüm işlemlerinin nasıl yapılacağı, ölçüm cihazlarının yerleştirilmesi ve kullanılması, veri toplama yöntemleri, panel hanelerinin seçimi ve yönetimi gibi konular yönetmelikte detaylı bir şekilde ele alınmaktadır. Ayrıca, yönetmelikte ölçüm sonuçlarının güvenilirliğini artırmak için kontrol değişkenleri ve ağırlıklandırma işlemleri gibi önlemler de yer almaktadır. (T.C. Cumhurbaşkanlığı Mevzuat Bilgi Sistemi, <https://www.mevzuat.gov.tr/File/GeneratePdf?mevzuatNo=16696&mevzuatTur=KurumVeKuruluyonetmeligi&mevzuatTertip=5>, Erişim Tarihi: 10.05.2023).

- Örneklem Hatası: Düşük izleyici profiline sahip kanallarda veya düşük izleyici yoğunluğuna sahip saatlerde örneklem hatası meydana gelebilmektedir.
- Ölçüm Detaylarına Müdahale: Geçmişte ölçüm firmalarının, verileri bazı yapımcılara göndererek ratingleri etkilemeye çalıştığı iddiaları ortaya çıkmıştır.
- Panel Yapısı: Mevcut sistemde sadece hanelerdeki izlemeler dikkate alınmakta, cafe, restoran gibi mekanlardaki izlemeleri hesaba katmamaktadır.
- Teknolojik Eksiklikler: Ölçüm sistemi, günümüz teknolojik araçlarını kapsamamaktadır. Akıllı telefonlar üzerinden yapılan izlemeleri göz ardı etmektedir.
- Yönetmelik Değişiklikleri: 2018 yılında yapılan yönetmelik değişiklikleri, ölçüm şirketinin panel hanelerini belirleme sürecinde etkili bir rol oynadığını göstermektedir.

2.3.3.4. Türkiye’de Televizyon Ölçüm Sistemi ile Televizyon Kanalı İlişkisi

Özel televizyonculuğun temel motivasyonu gelir elde etmektir. Televizyon kanallarında ana gelir kalemi ise reklamdır. Mevcut sistemde bir reklamın hesaplanma sürecinde çeşitli değişkenler dikkate alınmaktadır. Bu değişkenler kanalın ölçümleme türüne göre değişmektedir. Eğer kanalın ratingi her dakika ölçülüyor ise kanalın reklam gelirini etkileyen üç unsur bulunmaktadır. Bunlar reklamın ratingi, reklamın süresi ve reklamın saniye fiyatıdır. Örneğin, 3 rating alan 10 saniyelik bir reklam eğer 10 TL’den dakika dakika ölçülen bir kanalda yer alırsa bu durumda kanalın geliri $3 \times 10 \times 10$ formülünde 3.000 TL olarak hesaplanmaktadır. Eğer kanal dakika dakika değil de 15 dakikada bir (yarı zamanlı) ölçülüyorsa bu durumda reklam geliri çarpanı ikiye inmektedir: reklamın süresi ve reklamın saniye fiyatı. Örneğin, 10 saniyelik bir reklam eğer 10 TL’den 15 dakikada ölçülen yarı zamanlı bir kanalda yer alırsa bu durumda kanalın geliri 10×10 formülünde 1.000 TL olarak hesaplanmaktadır.

Yukarıdaki örnekten de görülebileceği gibi televizyon kanallarının reklam gelirinin ana belirleyicilerinden birisi ratingdir. Programın ratingi ne kadar yüksek ise, bu

durum reklamın ratinginin ve dolayısı ile reklamın gelirinin yüksek olmasına neden olmaktadır. Bu kapsamda kanallar yüksek rating getiren programlarını izleyicilerin çok olduđu zaman dilimlerinde yayınlama eğilimindedir. Kanallar bu yoğun zaman dilimlerinde birbirinden izleyici kapmak için mücadele içerisine girmektedirler.

Televizyon ratinglerinin, televizyon gelirleri üzerinde doğrudan etkisi olduğundan dolayı televizyon ölçüm sisteminin ratingleri doğru, tarafsız ve güvenilir bir şekilde ölçmesi önem arz etmektedir. Olası bir manipölasyon veya hatalı ölçüm durumunda bir televizyon kanalının geliri haksız şekilde artacak veya azalacaktır. Geçmişte olduğu gibi manipölasyonların ortaya çıkmasının önüne geçmenin tek yolu televizyon ölçüm sisteminin tarafsız bir kurum tarafından denetlenmesidir.

Günümüzde televizyon ölçüm sistemleri belli illerde olan izleyicileri ölçmekte ve sadece hanehalkına odaklanmaktadır (TİAK, <https://tiak.com.tr/evren-degerleri>, Erişim Tarihi: 12.06.2022). Bu durum bazı kitlelerin ölçüm dışı kalmasına neden olmaktadır. Ölçüm dışı kalanlar nedeniyle ölçüm sistemi Türk halkının televizyon izleme davranışlarını doğru bir şekilde ölçmemektedir. Bu durum ise kanalların haksız şekilde gelir elde etmesine ve gelir kaybetmesine neden olmaktadır.

Bunun yanında televizyon kanalları mevcut sınırsız rekabet kuralları çerçevesinde rating verilerinin sonuçlarına göre televizyon izleme oranı en yüksek kitleye yönelik yayınlar yapmaktadır. Ancak önceki bölümlerde sözü edildiği gibi mevcut ölçüm sistemi evrenin tümünü temsil edecek şekilde tasarlanmamıştır. Bu yüzden program çeşitliliği sınırlanmakta ve sadece belli izleyici kitlesinin izlenme alışkanlıklarına yönelik program ve içerikler hazırlanmaktadır. Ayrıca bu durum tüm program tiplerinin birbirine benzemesine de neden olabilecektir. Bir televizyon yeni dizi yayınlanıp yüksek rating aldığıında, diğer kanallar benzer içerikleri yapması buna en belirgin örnektir. Bu içerikler de örnekleme yer almayan izleyicilerin beğeni ve tercihleri dikkate alınmamaktadır.

Televizyon ölçüm sistemleri ile televizyon kanalları arasındaki ilişkinin bir başka boyutu ise dizilerin istenilen ratingleri elde edememesi sürecinde meydana gelmektedir. Düşük rating elde eden diziler başarısız sayılmakta ve kısa süre sonra yayından kaldırılmaktadır. Bunun en önemli nedeni televizyon kanalının ana çıkış

noktasının büyük kitleyi yakalamak olmasıdır. Bu yüzden evrendeki küçük örneklerin ne izlediği veya ne izlemek istediği önemsiz hale gelmektedir. Geçmiş çalışmalarda da benzer örnekleri görmek mümkündür. Örneğin, Keane (1994) ve Erol Mutlu (1991) televizyondaki programların asıl amacının sonrasında yayınlanacak reklamlar için izleyiciyi hazırlamak olarak ifade etmektedir. Diğer bir ifadeyle, televizyondaki yayınların asıl amacı reklamdır. Reklam dışındaki programlar aslında reklamı insanlara izlettirmek için bir araçtır.

2.3.3.5. Türkiye’de Televizyon Ölçüm Sisteminin Doğruluğu ve Önemi

Televizyon ölçüm sisteminin doğruluğu, izlenme verilerinin gerçek izleyici davranışlarını yansıtmasıyla değerlendirilir. Ancak, bu sistemin bazı zayıf yönleri ve tartışmaları bulunmaktadır. Örneğin, ölçüm sistemi, sınırlı sayıda evde yer alan ölçüm cihazları aracılığıyla izlenme verilerini toplamaktadır. Bu durum ise, temsiliyet eksikliği ve istatistiksel sapmaların oluşabileceği bir alan oluşturmaktadır. Ayrıca, izlenme ölçümü, tüm platformları kapsayacak şekilde yapılandırılmamış olabilir, bu da gerçek izlenme oranlarının tam bir resmini sunamayabilir.

Türkiye’de izlenme verileri, televizyon kanallarının program tercihlerini, yayın stratejilerini ve reklam fiyatlarını belirlemelerine yardımcı olur. Türk televizyon kanalları, izleyici kitlesinin tercihlerini ve popülerliklerini analiz ederek içeriklerini ve yayın akışlarını şekillendirir. Reklamverenler ve reklam ajansları da izlenme verilerine dayanarak reklam kampanyalarını planlar ve tercih edecekleri kanalları seçerler. Bu nedenle, televizyon ölçüm sisteminin doğruluğu ve güvenilirliği, sektördeki tüm paydaşlar için büyük bir öneme sahiptir.

Türkiye’deki televizyon ölçüm sistemi, kanallar arasındaki rekabeti ve reklam gelirlerinin dağılımını etkiler. Yüksek izlenme oranlarına sahip kanallar, daha fazla reklam talebi alır ve bu da gelirlerini artırır. Rekabet, kanalların popüler programlar ve içerikler üretmelerini teşvik ederken, düşük izlenme oranlarına sahip kanalların reklam gelirleri sınırlı kalabilir. Dolayısıyla, televizyon ölçüm sisteminin doğru ve adil bir şekilde işlemesi, rekabetin sağlıklı bir şekilde devam etmesi ve gelirlerin adil bir şekilde dağıtılması açısından önemlidir.

Türk televizyon kanalları açısından, Türk televizyon ölçüm sisteminin doğru olması aşağıdaki nedenlerden dolayı büyük bir öneme sahiptir:

- İçerik ve Yayın Stratejisi: Doğru ölçüm verileri, televizyon şirketlerine izleyici tercihleri ve popülerlikleri hakkında değerli bilgiler sunar. Şirketler, bu verilere dayanarak içeriklerini ve yayın akışlarını şekillendirebilirler. Örneğin, popüler olan programları uzatma, reytingleri düşük olanları ise değiştirme veya sonlandırma gibi kararlar alabilirler. Doğru ölçüm verileri, televizyon şirketlerinin izleyici taleplerine uygun içerikler sunmalarını sağlar ve böylece izleyici memnuniyetini artırır.
- Reklam Gelirleri: Reklamverenler, reklam kampanyalarını hedef kitlelerine en iyi şekilde ulaşabilecekleri televizyon kanallarında yayınlamak isteyeceklerdir. Televizyon şirketleri için doğru ölçüm verileri, reklamverenlere güvenilir bir şekilde izleyici kitlesine erişim sağlama imkanı sunar. Yüksek izlenme oranlarına sahip kanallar, daha fazla reklam talebi alır ve bu da reklam gelirlerini artırır. Doğru ölçüm verileri, televizyon şirketlerinin reklamverenlere doğru hedef kitleye ulaştıklarını kanıtlamalarını sağlar ve bu da reklam gelirlerinin artmasına yardımcı olur.
- Rekabet Üstünlüğü: Türk televizyon sektöründe rekabet oldukça yoğundur. Doğru ölçüm verileri, televizyon şirketlerine rekabet avantajı sağlar. İyi performans gösteren programları belirlemek, izleyici kitlesinin tercihlerine uygun içerikler sunmak ve reklamverenlerin taleplerini karşılamak, şirketlerin rekabet üstünlüğünü artırır. Doğru ölçüm verileri, televizyon şirketlerinin pazarda daha etkili bir şekilde konumlanmalarına ve izleyici ve reklamverenlerin tercih ettiği bir konumda bulunmalarına yardımcı olur.

Türk reklam ajansları açısından bakıldığında ise, Türk televizyon ölçüm sisteminin doğru olması aşağıdaki nedenlerden dolayı büyük bir öneme sahiptir:

- Hedef Kitleye Ulaşma: Reklam ajansları, müşterileri için en etkili reklam stratejilerini belirlemek ve uygulamak isteyeceklerdir. Doğru ölçüm verileri, reklam ajanslarının hedef kitleye en iyi şekilde ulaşabilecekleri televizyon

kanallarını seçmelerini sağlar. Ajanslar, izleyici demografik verilerine dayalı olarak reklam kampanyalarını planlar ve hedef kitleye uygun yayın saatleri ve kanalları belirler. Doğru ölçüm verileri, reklam ajanslarının müşterilerine daha etkili bir şekilde hedeflenmiş reklam sunmalarını sağlar.

- Reklam Etkinliğini Ölçme: Reklam ajansları, müşterileri adına gerçekleştirdikleri reklam kampanyalarının etkinliğini ölçmek isterler. Televizyon ölçüm sistemi, reklam ajanslarının reklam kampanyalarının izleyiciler üzerindeki etkisini değerlendirmelerine yardımcı olur. Doğru ölçüm verileri, ajansların reklamın yayımlandığı kanalda ne kadar izlenme ve etkileşim olduğunu ölçerek reklamın etkinliğini değerlendirmelerini sağlar. Bu veriler, ajansların reklam stratejilerini optimize etmelerine ve müşterilerine daha iyi sonuçlar sunmalarına yardımcı olur.
- Reklam Bütçesini Yönetme: Reklam ajansları, müşterileri adına reklam bütçesini yönetirken doğru kararlar vermek isteyeceklerdir. Türk televizyon ölçüm sistemi, reklam ajanslarının müşterilerine en iyi dönüşümü sağlayacak şekilde reklam bütçesini dağıtmalarına yardımcı olur. Ajanslar, doğru ölçüm verileri sayesinde reklamın yayımlandığı kanalların etkinliğini ve maliyetlerini değerlendirerek reklam bütçesini optimize ederler. Böylece, reklam ajansları müşterileri adına en iyi sonuçları elde etmek için bütçeyi doğru kanallara yönlendirebilirler.

Son olarak Türk izleyicileri açısından bakıldığında ise, Türk televizyon ölçüm sisteminin doğru olması aşağıdaki nedenlerden dolayı büyük bir öneme sahiptir:

- Program Seçimi: Doğru televizyon ölçüm sistemi, izleyicilere hangi programların daha popüler olduğu hakkında gerçekçi bir görüş sunar. Bu sayede izleyiciler, tercih ettikleri içerikleri ve programları seçebilirler. Ölçüm sonuçları, izleyicilere izleyebilecekleri ilgi çekici programlar konusunda yol gösterebilir.
- İçerik Çeşitliliği: Doğru ölçüm sistemi, televizyon kanallarının izleyici beklentilerini anlamasına ve buna göre içerik sunmasına yardımcı olur.

İzleyicilerin tercihlerine ve izleme alışkanlıklarına dayalı olarak doğru veriler, kanalların çeşitli programlar üretmesini teşvik eder ve çeşitlilik sunar.

- İzleyici Geri Bildirimi: Doğru televizyon ölçüm sistemi, izleyicilerin tercihlerini ve izleme alışkanlıklarını yansıtır. Bu veriler, televizyon kanallarına geri bildirim sağlar ve izleyicilerin taleplerini anlamalarını sağlar. Kanallar, izleyicilere daha iyi hizmet sunmak için bu geri bildirimleri dikkate alabilir ve içeriklerini geliştirebilir.
- Rekabet ve Kalite: Doğru ölçüm sistemi, televizyon kanalları arasında rekabeti teşvik eder. Kanallar, izleyici sayılarına göre başarılarını değerlendirir ve daha fazla izleyici çekmek için kaliteli içerik üretmeye çalışır. Bu durum, izleyicilerin daha iyi kalitede programlar izlemesini sağlar ve televizyon endüstrisinin gelişmesine katkıda bulunur.

2.4. Bu Alanda Yapılmış Çalışmalar

Televizyon ratingleri, televizyon programlarının derecelendirmesi önemli bir geri bildirim mekanizmasıdır çünkü rating sonuçları televizyon kanallarının, reklamcılarının ve program yapımcılarının karlarını büyük ölçüde etkilemektedir. Bunun yanında bir reklamın maliyeti, içine yerleştirildiği programın izleyici boyutuyla güçlü bir şekilde ilişkilidir ve daha yüksek ratingler, daha yüksek reklam maliyeti anlamına gelmektedir. Rating tahminleri, televizyon programları yayınlanmadan önce yapılır ve tahmini ile gerçek rating arasında bir uyumsuzluk olabilir. Bu uyumsuzluk, yayıncılar için potansiyel olarak gelir kaybına veya reklam verenlerin memnuniyetsizliğine yol açabilir.

Bunun yanında televizyon programlarının ve televizyon kanallarının geliri, bir programın ratingiyle doğrudan ilişkilidir. Bu nedenle, izleyici derecelendirmelerinin doğru bir şekilde tahmin edilmesi, yapımcılar, yatırımcılar ve kanal yöneticileri için bir dizi fayda sağlamaktadır. Televizyon derecelendirmelerinin doğru tahmin edilmesi konusu henüz yeterince araştırılmamış ve pratikte kullanılmamaktadır. Ancak, veri madenciliği ve makine öğrenimi gibi yeni teknolojilerin ortaya çıkmasıyla birlikte, TV derecelendirme tahmin problemine yeni teknikler uygulayan birçok çalışma

yapılmaktadır (Danaher ve Dagger, 2012). Bu çalışmalar, yapımcıların, yatırımcıların ve kanal yöneticilerinin yatırım planlaması yapmaları ve zaman tasarrufu sağlamaları konusunda önemli katkılarda bulunabilir. Bu bölümde televizyon rating tahminleri ile ilgili geçmişte yapılmış çalışmalar incelenmiştir.

Geçmişte televizyon ratinglerinin tahmin edilmesi üzerine yapılan çalışmalar incelendiğinde, farklı yaklaşımlar ve yöntemler kullanıldığı görülmektedir. Bazı çalışmalar, hanelerin toplu verilerine odaklanmıştır. Örneğin, Danaher vd. (2011), Sereday ve Cui (2017) ve Ma vd. (2019), hanelerin izlenme alışkanlıklardan yola çıkarak rating tahminlemesi yapmışlardır. Diğer bir grup çalışma ise izleyicilerin demografik özelliklerine odaklanmıştır. Meyer ve Hyndman (2005) ile Pagano ve diğerleri (2015), demografik verileri (yaş, cinsiyet, gelir düzeyi, eğitim vb.) kullanarak rating tahmininde bulunmuşlardır.

Rating tahminlemesi konusunda yapılan çalışmalar, bazen kanalların ratinglerini tahmin etmeye yöneliktir. Danaher vd. (2011), Sereday ve Cui (2017) ve Ma vd. (2019), kanalların özelliklerini (program içeriği, yayın saatleri) analiz ederek ratingleri tahminlemiştir. Bunun yanı sıra, bazı çalışmalar ise doğrudan bir programın ratingini tahmin etmeyi amaçlamıştır. Huang vd. (2013) ile Ma vd. (2019), bir programın geçmiş bölümlerinin ratinglerini kullanarak gelecekteki ratingleri tahmin etmek için yöntemler geliştirmişlerdir.

Yapılan çalışmalardan bazıları da televizyon ratinglerini, Twitter, Facebook gibi sosyal medya araçları veya Google Trends gibi web araçları ile tahmin etmeye yöneliktir. Sosyal medya platformları, izleyicilerin programlar hakkındaki görüşlerini paylaşmaları ve etkileşimde bulunmaları için önemli bir platform haline gelmiştir. Bu nedenle, sosyal medya verilerini kullanarak televizyon ratinglerini tahmin etmek çeşitli araştırmacılar tarafından incelenmiştir. Tan ve Soh (2007) gibi Google Trends ya da Agarwal ve Liu (2014) ile Li vd. (2014) gibi Twitter verilerinden yola çıkarak rating tahmin eden çalışmalar mevcuttur.

Yapılan çalışmalarda kullanılan yöntemler de farklılık göstermektedir. Bazı araştırmalarda sinir ağları, karar ağaçları ve zaman serisi analizi gibi makine öğrenimi yöntemleri tercih edilmiştir (Danaher vd., 2011; Pagano vd., 2015). Diğer bazı

çalıřmalarda ise regresyon yöntemleri kullanılmıřtır (Meyer ve Hyndman, 2005; Sereday ve Cui, 2017). Bu řekilde, televizyon ratinglerinin tahmin edilmesi üzerine yapılan çalıřmaların, hanelerin verilerine odaklanma, demografik faktörleri kullanma, kanal veya program bazında analiz yapma gibi farklılıklara sahip olduđunu söylemek mümkündür.

Meyer ve Hyndman (2005) çalıřmalarında bir kümeleme modeli ile televizyon ratinglerinin tahmini yapmıřlardır. Modelde sinir ađları, karar ađaçları ve regresyon analizi kullanılmıřtır. Ortaya ıkan sonular, günün saatinin ve programın türünün televizyon ratinglerinin en önemli belirleyicisi olduđunu ortaya koymuřtur.

Pagano vd. (2005) ise çalıřmalarında çeřitli zaman serisi tahmin algoritmaları kullanarak, televizyon ratinglerini tahmin etmiřtir. Tahminlerde oluřturulan modeller, gemiř izleme alışkanlıklarına, televizyon programlarının özelliklerine ve saat - gün gibi diđer bağlamsal bilgilere dayanmaktadır. alıřmadaki algoritmaların dođruluđu, 217 televizyon kanalı ve 5.666 haneden toplanan bir veri seti üzerinde deđerlendirilmiřtir.

Tan ve Soh (2007) tarafından gerekleřtirilen arařtırma, Google Trends kullanarak televizyon ratinglerinin tahmin edilmesini ele almaktadır. Arařtırma, internet üzerindeki arama trendlerinin televizyon izleme alışkanlıklarıyla iliřkili olduđu hipotezinden yola ıkar ve bu iliřkiyi kullanarak rating tahminlerine odaklanır. Arařtırmada, Google Trends verileri, televizyon izleme alışkanlıklarının analizine yönelik bir araç olarak deđerlendirilir. Belirli televizyon programları veya yayınlarla ilgili internet kullanıcılarının yaptıđı arama sorgularının, o programın veya yayının popülaritesiyle bağlantılı olduđu düşünülür. Bu nedenle, Google Trends verileri, televizyon ratinglerini tahmin etmek için bir gösterge olarak kullanılır.

Denaher vd. (2011) çalıřmasında 2004 – 2008 dönemindeki 70’den fazla televizyon kanalının ratinglerini dikkate almıř ve 8 farklı tahminleme modeli ile tahmin algoritması oluřturmuřtur. alıřma sonularına göre yaygın olarak kullanılan deneysel yöntemler yerine alıřmada önerilen tahmin modellerinden birisinin kullanılması, ABD televizyon kanalları için yıllık 586 milyon dolara kadar tasarruf sağlayabilecektir.

Huang, Cao, Liu ve Chen (2013) tarafından yapılan çalışma, çevrimiçi yorumlara dayanarak televizyon programı popülerliğinin tahmin edilmesine odaklanmaktadır. Araştırmada, çeşitli televizyon programlarından elde edilen veriler kullanılarak popülerlik tahmin modeli oluşturulmuştur. Çalışmada, televizyon programlarının popülerlik derecelerini belirlemek için doğal makine öğrenme teknikleri kullanılmıştır. Çevrimiçi yorumlardan elde edilen metin verileri, önceden işleme aşamalarından geçirilerek temsil edici özellikler elde edilmiştir. Bu özellikler daha sonra çeşitli makine öğrenme algoritmalarıyla kullanılarak televizyon programlarının popülerlik derecelerini tahmin etmek için model oluşturulmuştur. Araştırmanın sonuçlarına göre, çevrimiçi yorumlar, televizyon programlarının popülerlik derecelerini tahmin etmek için bir kaynak olabilir. Metin verilerinin analizi ve makine öğrenme yöntemlerinin kullanımı, program popülerlik tahmininde iyi bir başarı elde etme potansiyeline sahiptir.

Agarwal ve Liu (2014) tarafından gerçekleştirilen araştırmada ise, televizyon programlarının popüleritesinin Twitter verileri kullanılarak tahmin edilmesi ele alınmaktadır. Araştırma, Twitter kullanıcılarının programlar hakkındaki görüşlerini ve etkileşimlerini analiz ederek, programların popülerlik düzeylerini tahmin etmeyi hedeflemektedir. Araştırmada, Twitter üzerindeki veriler kullanılarak televizyon programlarının popülerliklerini tahmin etmek için bir yöntem geliştirilmiştir. Twitter kullanıcılarının programlarla ilgili tweet'lerini, retweet'lerini, beğenilerini ve diğer etkileşimlerini analiz ederek, programların ne kadar popüler olduğunu belirlemek amaçlanmaktadır.

Li, X., Lv, Y., Zhang, Q., ve Yang, Q. (2014) çalışmalarında sosyal medya verilerine dayalı olarak televizyon programlarının derecelendirmelerini tahmin etmeyi ele almıştır. Çalışma, sosyal medya platformlarında yapılan paylaşımların ve etkileşimlerin televizyon programlarının popüleritesi ve derecelendirmesi ile ilişkili olduğunu vurgulamaktadır. Çalışmada, sosyal medya verileri kullanılarak bir tahmin modeli geliştirilmiştir. Makalede, Twitter ve diğer sosyal medya platformlarında kullanıcıların programlar hakkındaki görüşlerini, yorumlarını, paylaşımlarını ve etkileşimlerini analiz ederek, programların derecelendirmelerini tahmin etmek için bir yöntem önerilmektedir. Çalışma ile sosyal medya etkileşimlerinin, programların popüleritesi ve derecelendirmesi üzerinde anlamlı bir ilişkiye sahip olduğu belirlenmiştir.

Gupta ve Sharma (2015) çalışmalarında, televizyon izleyici sayısını tahmin etmek için makine öğrenme algoritmalarının kullanımını ele almıştır. Araştırma, farklı makine öğrenme yöntemlerinin televizyon izleyici sayısını tahmin etme yeteneğini araştırmayı amaçlamaktadır. Çalışmada, televizyon izleyici sayısının tahminlenmesi için kullanılan makine öğrenme algoritmaları detaylı bir şekilde incelenmektedir. Bu algoritmalar arasında destek vektör makineleri, karar ağaçları, yapay sinir ağları gibi popüler yöntemler bulunmaktadır. Çalışmanın sonuçlarına göre, destek vektör makineleri (SVM), karar ağaçları (DT) ve yapay sinir ağları (ANN) gibi algoritmalar, televizyon izleyici sayısını tahmin etme konusunda başarılı sonuçlar elde etmiştir.

Kumar, Shah ve Varma (2016) tarafından yapılan çalışma, sosyal medya duygusal analizi kullanarak televizyon programı popülerliğini tahmin etmeyi amaçlamaktadır. Araştırma, sosyal medya verilerindeki duygusal ifadelerin televizyon programının popülerliği ile ilişkisini incelemektedir. Araştırmanın sonuçlarına göre, sosyal medya duygusal analizi, televizyon programının popülerliğini tahmin etme konusunda etkili bir araç olabilir. Pozitif duygusal ifadelerin yoğun olduğu bir televizyon programının daha yüksek bir popülerlik derecesine sahip olma eğilimi gösterdiği tespit edilmiştir.

Sereday ve Cui (2017) çalışmasında çeşitli değişkenler kullanarak televizyon kanallarının ratinglerini tahmin etmiştir. Çalışmada program özellikleri (programın türü, programın yayın saati, programın yayın günü), programın geçmiş ratingleri, program için yapılan promosyon ve reklam çalışmaları durumu, izleyicinin bu tür programlara olan ilgi düzeyi ve sosyal medyada programla ilgili yapılan paylaşımlar değişkenler olarak dikkate alınmıştır. Ortaya çıkan sonuçlara göre saat bazlı yapılan program rating tahminleri daha doğru tespit edilmiştir.

Zhang ve Li (2017), televizyon programı popülerliğini makine öğrenimi ve sosyal ağ analizi teknikleri kullanarak tahmin etmiştir. Araştırmada, Çin'de popüler bir sosyal medya platformu olan Sina Weibo'dan veri toplanmış ve kullanıcı davranışı, sosyal etkileşimler ve içerik özellikleriyle ilgili özellikler çıkarılmıştır. Araştırmanın sonuçları, makine öğrenimi ve sosyal ağ analizi yöntemlerinin televizyon programı popülerliğinin tahmininde etkili olduğunu göstermektedir. Elde edilen bulgular, sosyal medya verilerinin televizyon izleyicileri arasındaki etkileşimi ve program hakkındaki görüşleri yansıttığını ortaya koymaktadır.

Han vd. (2018) tarafından yapılan çalışma ise, televizyon rating tahmininde makine öğrenme tekniklerinin kombinasyonunu kullanmayı amaçlamaktadır. Araştırma, farklı makine öğrenme algoritmalarının bir araya getirilerek daha doğru ve güvenilir tahminler elde etmek için nasıl kullanılabileceğini araştırmaktadır. Araştırmanın sonuçlarına göre, farklı makine öğrenme algoritmalarının birleştirilmesi, tek bir algoritmanın kullanılmasından daha iyi tahmin sonuçları sağlamaktadır.

Smith, Johnson ve Brown (2018), televizyon programı ratinglerini tahmin etmek için makine öğrenimi tekniklerinin kullanılmasını ele almıştır. Çalışmada, farklı makine öğrenimi algoritmaları ve yöntemleri kullanılarak televizyon programı ratinglerinin tahmini üzerine bir dizi deney yapılmıştır. Araştırma kapsamında, çeşitli özelliklerin (programın türü, yayın saati, oyuncu kadrosu, tanıtım videoları vb.) toplandığı bir veri seti oluşturulmuştur. Bu veri seti üzerinde farklı makine öğrenimi algoritmaları, regresyon ve sınıflandırma modelleri denenmiştir. Model performansı, tahmin edilen ratingler ile gerçek ratingler arasındaki farkları değerlendirerek ölçülmüştür. Çalışmanın sonuçları, makine öğrenimi tekniklerinin televizyon programı ratinglerini tahmin etmede kullanışlı olduğunu göstermektedir. Özellikle, derin öğrenme modelleri ve karar ağaçları gibi daha karmaşık yöntemlerin daha iyi tahmin performansı sergilediği tespit edilmiştir.

Wang, Cui ve Wang (2019) tarafından yapılan çalışmada, televizyon ratinglerini tahmin etmek için derin öğrenme modellerinin kullanılması detaylı bir şekilde incelenmiştir. Araştırma, televizyon endüstrisinde rating tahmini yapmanın önemini vurgulayarak, geleneksel yöntemlere kıyasla derin öğrenme modellerinin performansının ne kadar etkileyici olduğunu ortaya koymayı hedeflemiştir. Araştırmada, araştırmacılar tarafından farklı derin öğrenme mimarileri ve algoritmaları kullanılarak televizyon ratinglerinin tahmini gerçekleştirilmiştir. Bu derin öğrenme modelleri, genellikle çok katmanlı sinir ağlarından oluşmaktadır ve karmaşık ilişkileri modelleyebilen yapılara sahiptir. Sonuçlar, derin öğrenme modellerinin televizyon rating tahmininde yüksek performans gösterdiğini ortaya çıkarmıştır. Bu modeller, karmaşık veri yapılarını ve örüntüleri analiz ederek gelecekteki ratingleri doğru bir şekilde tahmin etmede etkili bir şekilde kullanılmıştır.

Ma vd. (2019) çalışmasında geliştirilmiş bir ridge regresyon algoritması kullanarak televizyon kanallarının ve televizyon programlarının ratinglerini tahmin etmeye çalışmıştır. Oluşturulan modelleme çapraz doğrulama ile test edilmiştir. Ortaya çıkan sonuçlar, oluşturulmuş olan algoritmanın etkin olduğu göstermiştir.

Chen ve Lin (2019), televizyon izlenme oranlarını tahmin etmek için derin öğrenme modellerinin üzerine çalışmıştır. Bu amaçla, önce televizyon programlarının veri kümesi oluşturulmuş ve bu veriler kullanılarak çeşitli derin öğrenme modelleri oluşturulmuştur. Elde edilen sonuçlara göre, özellikle çok katmanlı sinir ağları gibi derin öğrenme modelleri, televizyon ratinglerinin tahmininde diğer yöntemlere göre daha iyi sonuçlar vermiştir. Ayrıca, veri kümesindeki farklı özelliklerin (örneğin, yayın saati, program kategorisi, vb.) de etkisi incelenmiştir ve bazı özelliklerin tahmin performansını artırdığı gözlemlenmiştir.

Hassel (2020) tarafından yapılan çalışmada ise, bir televizyon programının ratingleri çeşitli modeller kullanılarak tahmin edilmiştir. Bu kapsamda çeşitli değişkenlerin yer aldığı dokuz farklı regresyon modeli oluşturulmuştur. Bu modeller arasında lineer regresyon modeli, k-en yakın komşular modeli, karar ağacı modeli ve tekrarlayan sinir ağları gibi modeller bulunmaktadır. Yapılan analizler sonucunda en iyi sonucun k-en yakın komşular modeliyle elde edildiği görülmüştür.

Zhao, Huang, Lin ve Wang (2020) tarafından yayımlanan makale, ensemble öğrenme yöntemlerinin kullanılmasıyla televizyon ratinglerinin tahminini ele almaktadır. Makalede, birden fazla öğrenme modelinin bir araya getirilerek oluşturulan ensemble modellerinin televizyon rating tahmini üzerindeki etkinliği ve performansı incelenmektedir. Araştırma sonuçları, ensemble öğrenme yöntemlerinin televizyon rating tahmininde etkili olduğunu ve tek bir öğrenme modeline kıyasla daha iyi sonuçlar verdiğini göstermektedir.

Chen, Qiu ve Dong ise (2020), uzun-kısa süreli bellek (Long Short-Term Memory, LSTM) yapay sinir ağları kullanarak televizyon programı ratinglerini tahmin etmeyi amaçlamıştır. Araştırmada, televizyon programlarının geçmiş rating verileri ve diğer ilgili faktörler kullanılarak bir LSTM modeli oluşturulmuştur. Bu model, geçmiş ratinglerin yanı sıra programın yayın zamanı, türü, oyuncu kadrosu gibi çeşitli

özellikleri dikkate almaktadır. LSTM ağı, bu verileri analiz ederek gelecekteki ratingleri tahmin etmek için öğrenme sürecini gerçekleştirmektedir. Çalışmanın sonuçları, LSTM tabanlı modelin televizyon programı ratinglerini tahmin etmede etkili bir yöntem olduğunu göstermektedir.



BÖLÜM III

METODOLOJİ VE UYGULAMA

Bu bölümde çalışmanın yöntemi hakkında bilgiler verilmiştir. Bu kapsamda çalışmanın amacı, önemi, modeli, örneklem ve veri ile analiz süreci hakkında bilgiler verilmiştir.

3.1. Araştırmanın Amacı

Reklam bütçelerinin giderek aşağı yönlü baskıyla karşı karşıya kaldığı bir ortamda, televizyon reklamcılığının yüksek maliyeti, reklamcılığın en pahalı kısmı olan medya planlama ve satın alma üzerinde daha fazla incelemeye neden olmaktadır. Reklam maliyeti, reklamcıların kampanya süresi boyunca hedeflenen bir brüt derecelendirme puanı (GRP) sayısına ulaşmayı planladıkları program ratingleriyle doğrudan bağlantılıdır (Givon ve Grosfeld-Nir, 2008: 478). Diğer bir ifadeyle, televizyon reklam maliyetinin en önemli bileşeni ratinglerdir. Dolayısıyla ratinglerin yayınlardan önce doğru bir şekilde tahmin edilmesi hem yayıncılar hem de reklam verenler açısından önem arz etmektedir.

Reklamveren ve reklam ajansları açısından duruma bakılırsa, ratinglerin doğru bir şekilde tahmin edilmesi, reklam verenin doğru bir hedefleme yapmasına ve reklam bütçesini daha kolay bir şekilde dağıtmasına olanak sağlamaktadır. Diğer yandan yayıncılar açısından doğru bir tahminleme, yayıncının programın kalitesini ve potansiyeli gelirini ölçmesine ve buna göre daha yüksek birim fiyatlar belirleyebilmesine olanak sağlayabilecektir.

Bu çalışmanın ana amacı Türk televizyon ratinglerinin yapay zeka ile tahmin edilmesidir. Bu kapsamda çeşitli modeller ile geçmiş verilerden yola çıkarak, gelecekteki ratingleri tahmin edecek modeller geliştirilmiştir. Bu sayede, yapay zeka algoritmalarının televizyon ratinglerini tahmin etmedeki başarısı da

değerlendirilecektir. Bu doğrultuda, araştırma yapay zeka modellerinin rating tahminindeki doğruluk oranını belirlemeyi de amaçlamaktadır.

3.2. Araştırmanın Önemi

Günümüzde Türkiye'deki reklam harcamalarının % 46,1'i televizyona yöneliktir (Reklamverenler Derneği, https://www.rvd.org.tr/uploads/2021/10/041021_medya-ve-reklam-yatirimlari-raporu_2021h1.pdf, Erişim Tarihi: 26.06.2022). Diğer bir ifadeyle her 100 TL'lik reklam harcamasının yaklaşık 46 TL'si televizyon reklamlarına yöneliktir. Televizyon reklamları, toplam reklam harcamalarında yüksek oran taşıdığından dolayı hem reklamverenler hem de yayıncılar bütçe planlamalarına önem vermektedir.

Televizyon reklam harcamalarının temel belirleyicisi ratingdir, çünkü rating bir programın ne kadar çok kişiye eriştiğinin en temel göstergesidir. Yüksek ratingli bir programa verilen reklamın ratingi de yüksek olacak ve yayıncı daha yüksek gelir elde edebilecektir. Diğer yandan reklamveren de reklamını daha çok kişiye ulaştırma şansına sahip olacaktır. Bu yüzden televizyon reklamlarının önceden tahmin edilmesi televizyon reklamındaki taraflar açısından önemli bir konudur.

Yayıncılar doğru bir televizyon ratingi tahmini ile programların performansını izleyebilecek, programların rakiplerine göre durumunu belirleyebilecek, programların ratinglerindeki değişimleri takip edebilecek ve potansiyel ratingi yüksek olacak programlardan daha yüksek fiyat talep edebilecektir.

Reklamverenler ise doğru bir televizyon ratingi tahmini ile daha kolay bütçe planlanlaması yapabilecekler ve reklamların daha fazla kitleye ulaşmasını sağlayabileceklerdir. Bunun yanında aynı günde yer alan farklı programlardan hangisine daha fazla önem vermeleri gerektiğini önceden tahmin edebileceklerdir.

Reklam ajansları ise, televizyon ratingi tahmini ile rating hedeflerine daha kolay ulaşabilecek, daha kolay hedefleme yapabilecek ve daha kolay ve gerçekçi bir bütçe planlaması oluşturabileceklerdir.

Çalışmada, önceki yapılan rating tahmin modellemelerinden farklı olarak daha uzun zamana yayılmış veriler kullanılmış olup, değişkenler olarak programın tekrar olup olmaması ve o günkü hava sıcaklığı da ele alınmıştır. Çalışma bu kapsamda televizyon reklam sektöründe yer alan tüm paydaşlar açısından yarar sağlayacaktır.

3.3. Araştırmanın Modeli

Araştırmada çeşitli modeller kullanılmıştır. Kullanılan bu modellere ait bilgiler aşağıdaki gibidir:

3.3.1. Basit Doğrusal Regresyon

Basit doğrusal regresyon, istatistiksel bir analiz yöntemidir ve bir bağımlı değişken ile bir tane bağımsız değişken arasındaki ilişkiyi modellemek için kullanılır. Bu yöntem, bağımlı değişkenin değerlerini, bağımsız değişkenin değerlerine göre tahmin etmek veya açıklamak amacıyla kullanılır (Kutner vd., 2004: 44). Bağımlı değişken (y) ve bağımsız değişken (x) arasındaki ilişkiyi ifade etmek için kullanılan temel model denklemini aşağıdaki şekildedir:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x + \varepsilon \quad (3.1)$$

Burada, y bağımlı değişkenin değerini temsil ederken, x bağımsız değişkenin değerini temsil eder. β_0 ve β_1 , modelin sabit terimini ve bağımsız değişkenin katsayısını temsil eder. ε ise hata terimidir, gerçek değerler ile modelin tahminleri arasındaki farkı temsil eder.

Basit doğrusal regresyon, bağımsız değişkenin bağımlı değişken üzerindeki etkisini anlamak ve bu etkiden yola çıkarak bağımlı değişkenin değerlerini tahmin etmek için kullanılır. Bağımsız değişkenin değerleri bilindiğinde, model kullanılarak bağımlı değişkenin tahmini değeri elde edilebilir. Ayrıca, modelin katsayıları (β_0 ve β_1) istatistiksel olarak anlamlı ise, bu katsayılar bağımsız değişkenin bağımlı değişken üzerindeki etkisini ifade etmektedir.

Basit doğrusal regresyon, örneğin reklam harcamaları ile satışlar arasındaki ilişkiyi

anlamak veya bir öğrencinin çalışma saatleri ile sınav performansı arasındaki ilişkiyi incelemek gibi birçok alanda kullanılabilir. İstatistiksel analiz yaparak bu ilişkileri ölçmek ve gelecekteki değerleri tahmin etmek için basit doğrusal regresyon yaygın bir araçtır.

3.3.2. Naive Bayes

Naive Bayes, makine öğrenmesinde sınıflandırma problemleri için kullanılan bir olasılık temelli algoritmadır. Naive Bayes algoritması, Bayes teoremine dayanır ve sınıflandırma problemlerinde kullanılan bir olasılık temelli modeldir. Temel prensip, veri örneğinin verilen sınıf etiketi altında gözlenen özelliklere dayalı olasılıkları hesaplamaktır. Algoritma, her özelliğin sınıf etiketi üzerindeki etkisini bağımsız olarak ele alır ve bu nedenle "naive" (saf) olarak adlandırılır. Bu varsayım, özellikler arasındaki bağımlılıkları ihmal eder, bu da algoritmayı basit ve hızlı hale getirir (Taheri ve Mammadov, 2013: 787).

Naive Bayes algoritması, iki temel aşamadan oluşur: eğitim ve test aşamaları. Eğitim aşamasında, veriler kullanılarak sınıflandırıcı modeli oluşturulur. Bu aşamada, her sınıf için özelliklerin olasılıkları hesaplanır. Test aşamasında, yeni bir veri örneği alınır ve olasılıklar kullanılarak en muhtemel sınıf etiketi tahmin edilir (Muralidharan ve Sugumaran, 2012: 2023-2024).

Naive Bayes algoritması, Bayes teoremini temel alır. Bayes teoremi, bir olayın gerçekleşmesi durumunda, belirli bir koşul altında bu olayın olasılığını hesaplamak için kullanılır. Sınıflandırmada, Bayes teoremi, bir veri örneğinin verilen bir sınıf etiketi altında gözlenen özelliklere dayalı olasılığını hesaplamak için kullanılır. Naive Bayes algoritması, her özelliğin sınıf etiketi üzerindeki etkisini bağımsız olarak ele aldığı için "naive" olarak adlandırılır. Bu, özellikler arasındaki ilişkileri ve bağımlılıkları ihmal ettiği anlamına gelir. Ancak, pratikte bu varsayım genellikle iyi sonuçlar verir ve birçok sınıflandırma problemi için etkili bir yaklaşım olarak kabul edilir. Naive Bayes algoritması, eğitim verilerinin özelliklerini ve sınıf etiketlerini analiz ederek, sınıf etiketinin en yüksek olasılığa sahip olduğu sınıfı tahmin eder (De Campos vd., 2002: 291-293).

Naive Bayes algoritması, genellikle büyük veri kümeleri üzerinde hızlı ve verimli çalışır. Ayrıca, sınıflandırma problemlerinde iyi performans gösterirken, düşük hesaplama maliyetine sahiptir. Bu nedenle, spam filtreleme, duygu analizi, belge sınıflandırma ve tıbbi teşhis gibi birçok uygulama alanında tercih edilen bir yöntemdir (Taheri ve Mammadov, 2013: 788).

3.3.3. Lojistik Regresyon

Lojistik regresyon, bağımlı değişkenin iki kategorik sınıfı (binary) olduğu durumlarda kullanılan bir istatistiksel modelleme tekniğidir. Amacı, bağımsız değişkenlerin verilerini kullanarak bir olayın olasılığını tahmin etmektir. Lojistik regresyon, doğrusal regresyonun bir genelleştirmesidir. Ancak, bağımlı değişkenin kategorik olması nedeniyle doğrusal regresyondan farklılık gösterir. Lojistik regresyon, doğrusal regresyonda olduğu gibi bağımsız değişkenlerin ağırlıklarını ve katsayılarını tahmin etmek için kullanılır, ancak çıktı olarak bir olasılık değeri döndürür (Maalouf, 2011: 281-282).

Lojistik regresyon, sigmoid fonksiyonu veya lojistik fonksiyon olarak da bilinen logit fonksiyonunu kullanır. Bu fonksiyon, bağımsız değişkenlerin ağırlıklarını ve katsayılarını kullanarak giriş verilerine dayalı bir olasılık değeri hesaplar. Elde edilen olasılık değeri, belirli bir olayın gerçekleşme olasılığını temsil eder. Lojistik regresyon modeli, bağımsız değişkenlerin katsayılarını tahmin etmek için genellikle maksimum olabilirlik tahminine dayanır. Bu yöntemde, verilerdeki gözlemlenen sınıf etiketleri ile modelin tahmin ettiği sınıf olasılıkları arasındaki uyumu maksimize etmek için katsayılar sürekli olarak güncellenir (Wang vd., 2019: 955-956).

Lojistik regresyon, sınıflandırma problemlerinde yaygın olarak kullanılır. Örneğin, müşteri satın almama tahmini, hastalık teşhisi gibi uygulamalarda kullanılabilir. Model, veri setindeki bağımsız değişkenlerin etkisini değerlendirebilir ve yeni giriş verilerine dayalı olarak bir gözlemin belirli bir sınıfa ait olma olasılığını tahmin edebilir (Ruczinski vd., 2004: 178-179).

3.3.4. Yapay Sinir Ağları

Yapay Sinir Ağları (YSN), son yıllarda büyük bir ilgi ve popülerite kazanan bir makine öğrenme alanıdır. Bu alan, insan beyninin çalışma prensiplerinden esinlenerek oluşturulan ve karmaşık problemleri çözmek, desenleri tanımak ve tahminlerde bulunmak gibi birçok görevi gerçekleştirebilen yapay sinir ağlarından oluşur. Diğer biri fiadeyle, yapay sinir ağları bir yapay zeka yaklaşımı olup, biyolojik sinir sisteminin algoritmik olarak taklit edilmesi prensibine dayanır. YSN'ler, veri analitiği, tahminleme, sınıflandırma, görüntü işleme, doğal dil işleme gibi birçok alanda etkili bir şekilde kullanılmaktadır (Özer, Sağiroğlu ve Kaplan, 2004: 433).

Yapay sinir ağlarının temel yapı taşı, biyolojik sinir hücrelerine benzer şekilde tasarlanmış yapay sinir hücreleridir. Yapay sinir hücreleri, girdi sinyallerini alır, bu sinyalleri işler ve sonuç olarak çıktı sinyallerini üretir. Her hücrenin, çevresindeki diğer hücrelere bağlantılarla bağlandığı bir ağı vardır. Bu bağlantılar, sinaptik ağırlıklar olarak adlandırılan değerler aracılığıyla temsil edilir. Sinaptik ağırlıklar, bir hücrenin diğer hücrelerden aldığı sinyallerin önemini belirler (Ataseven, 2013: 101-102).

Yapay sinir ağları, genellikle katmanlar halinde düzenlenmiş bir yapıya sahiptir. Giriş katmanı, verilerin yapay sinir ağlarının beslendiği ilk katmandır. Ara katmanlar (gizli katmanlar), verilerin işlendiği ve çıktılarının üretildiği katmanlardır. Çıktı katmanı ise yapay sinir ağlarının sonucunu temsil eder. Yapılandırma açısından, yapay sinir ağları basit bir ileri yayılım yapısına sahiptir. Diğer bir ifadeyle bilgi girişten çıkışa doğru tek yönlü olarak ilerler (Koç, Balas ve Arslan, 2004: 3354).

Yapay sinir ağlarının en önemli özelliklerinden biri öğrenme yetenekleridir. Yapay sinir ağları, önceden belirlenmiş bir hedefe ulaşmak için veri setleri üzerinde eğitilir. Eğitim sürecinde, ağırlıkların ve sinaptik bağlantıların değerleri, hata fonksiyonlarının minimize edilmesi yoluyla güncellenir. Yapay sinir ağları, çeşitli öğrenme algoritmaları kullanılarak eğitilebilir, bunlardan en yaygın olanı geri yayılım (backpropagation) algoritmasıdır. Bu algoritma, hata geri yayılımı yöntemiyle ağırlıkların ve bağlantıların güncellenmesini sağlar. Aynı zamanda, aşırı uydurma (overfitting) gibi sorunları önlemek için çeşitli düzenleme teknikleri kullanılabilir (Ataseven, 2013: 102-103).

Yapay sinir ağıları, geniş bir uygulama alanına sahiptir. Özellikle veri analitiği, tahminleme ve sınıflandırma gibi görevlerde başarılı sonuçlar elde etmek için yaygın olarak kullanılırlar. Görüntü işleme alanında, nesne tanıma, yüz tanıma ve görüntü sınıflandırma gibi görevlerde yapay sinir ağıları kullanılır. Doğal dil işleme alanında, metin sınıflandırma, dil modelleri ve konuşma tanıma gibi uygulamalarda da yapay sinir ağlarının etkili olduğu görülmektedir. Ayrıca, finans, tıp, otomotiv ve enerji gibi birçok sektörde de yapay sinir ağıları kullanılarak analiz, öngörü ve karar verme süreçlerinde önemli katkılar sağlanmaktadır (Öztürk ve Şahin, 2018: 26-29).

3.3.5. Gradyan Artırıcı Karar Ağacı

Gradyan Artırıcı Karar Ağacı (Gradient Boosted Decision Tree), makine öğrenmesi alanında yaygın olarak kullanılan bir öğrenme algoritmasıdır. Gradyan artırma (gradient boosting) tekniğiyle karar ağaçları oluşturularak birleştirilir ve bir tahmin modeli oluşturulur. Bu yöntem, önceki karar ağaçlarının hatalarını düzeltmek için yeni ağaçlar ekleyerek bir ensemble (birleştirme) modeli oluşturur (Alshari, Saleh ve Odabaş, 2021: 158-159).

Gradyan Artırıcı Karar Ağacı, adından da anlaşılacağı gibi iki temel bileşenden oluşur: gradiyent ve karar ağaçları. İlk olarak, bir hedef değişkeni tahmin etmek için başlangıç bir karar ağacı oluşturulur. Ardından, bu ağaç üzerindeki tahmin hatalarını hesaplamak için gerçek değerler ile tahmin edilen değerler arasındaki farka bakılır. Bu hatalar, bir sonraki ağaç oluşturulurken kullanılır (Bozkır, 2022: 23).

Gradyan artırma algoritması, hedef değişkenine en iyi uyum sağlayacak şekilde yeni bir karar ağacı oluşturur. Ancak, bu ağacı bir önceki ağaçla birleştirirken, tahmin hatalarını düzeltmek için bir ölçüde azaltır. Bu süreç, tahmin hataları tamamen düzeltilene kadar tekrarlanır. Sonunda, birleştirilmiş bir model elde edilir, bu model birden fazla karar ağacının tahminlerini birleştirir ve daha güçlü bir tahmin gücüne sahip olur (Hastie vd., 2009: 402).

Gradyan Artırıcı Karar Ağacı yöntemi, birçok avantaj sunar. Bu yöntem, doğrusal ve doğrusal olmayan ilişkileri yakalayabilen esnek bir modeldir. Ayrıca, hiperparametrelerin ayarlanmasıyla overfitting (aşırı uyum) sorununu da kontrol

edebilir. Gradyan artırma, sınıflandırma ve regresyon problemleri gibi farklı makine öğrenme görevlerinde kullanılabilir (Alshari, Saleh ve Odabaş, 2021: 159-160).

3.3.6. Karar Ağaçları

Karar ağaçları, makine öğrenmesi alanında sınıflandırma ve regresyon problemlerini çözmek için kullanılan bir öğrenme yöntemidir. Bu yöntem, verilerin belli özelliklere göre sınıflandırılması veya tahmin yapılması için ağaç yapılarını kullanır (Hastie vd., 2009: 305-306). Karar ağacı, bir ağaç şeklinde tasarlanmış bir modeldir. Bu ağaçta, kök düğüm olarak adlandırılan başlangıç noktası bulunur ve ardışık dallanmalarla yaprak düğümlerine ulaşılır. Kök düğüm tüm veri setini temsil ederken, dallanmalar özellik değerlerine göre verileri alt kümelere böler. Her bir dallanma, bir karar kuralını ve bir özellik değerini temsil etmektedir. Yaprak düğümlerinde ise sınıflandırma veya tahmin yapılır (Witten vd., 2016: 192).

Karar ağaçları, veri setindeki önemli özellikleri belirlemek, verileri sınıflara veya değerlere ayırt etmek ve karmaşık veri yapılarını basit karar kurallarına dönüştürmek için kullanılır. Öğrenme süreci, verileri bölmek için en iyi özellikleri ve eşik değerlerini seçmeyi amaçlar. Bu seçimler, verileri en iyi şekilde sınıflandırmak veya tahmin yapmak için yapılır (Witten vd., 2016: 192-193).

Bir karar ağacında karar noktaları (kareler), şans noktaları (daireler), karar dalları (seçenekler), şans dalları (olaylar) ve nihai noktalar (getiriler) yer almaktadır. Karar ağacı öğrenme ve sınıflandırma süreçlerinden oluşmaktadır. Öğrenme sürecinde, bir veri model oluşturmak için hazırlanmış algoritma tarafından test edilmektedir. Sınıflandırma sürecinde ise veriler, karar ağacının doğruluğunun tespit edilmesi amacıyla kullanılmaktadır. Karar ağaçlarında kullanılan birçok algoritma bulunmaktadır. Bunlardan en sık kullanılanlar aşağıdaki gibidir (Maimon ve Rokach, 2005: 181-182; Ali vd., 2012: 1696).

- C4.5: Ross Quinlan tarafından geliştirilen C4.5, sınıflandırma ve regresyon problemlerini çözmek için kullanılan bir karar ağacı algoritmasıdır. C4.5, bilgi kazancı ölçütünü kullanarak en iyi bölme özelliğini seçer ve ağacı oluşturur.

- CART (Classification and Regression Trees): CART, Leo Breiman tarafından geliştirilen bir karar ağacı algoritmasıdır. Hem sınıflandırma hem de regresyon problemlerini çözebilir. CART, Gini impurity veya bilgi kazancı gibi ölçütleri kullanarak en iyi bölme özelliğini belirler.
- ID3 (Iterative Dichotomiser 3): ID3, Ross Quinlan tarafından geliştirilen bir karar ağacı algoritmasıdır. Sadece sınıflandırma problemleri için kullanılır. ID3, bilgi kazancı ölçütünü kullanarak en iyi bölme özelliğini seçer.
- Random Forest: Random Forest, birçok karar ağacının bir araya getirilerek oluşturduğu bir ansamblıdır. Her bir karar ağacı, rastgele örneklemeler ve rastgele özellik seçimiyle oluşturulur. Bu yöntem, daha yüksek doğruluk ve daha az aşırı uyum sağlamak için kullanılır.
- Gradient Boosted Trees: Gradient Boosted Trees, bir ansamblıdır ve birbirini ardına inşa edilen zayıf karar ağaçlarından oluşur. Her ağaç, önceki ağaçların hatalarını azaltmaya odaklanır. Gradient Boosted Trees, genellikle regresyon ve sınıflandırma problemlerinde yüksek doğruluk elde etmek için kullanılır.

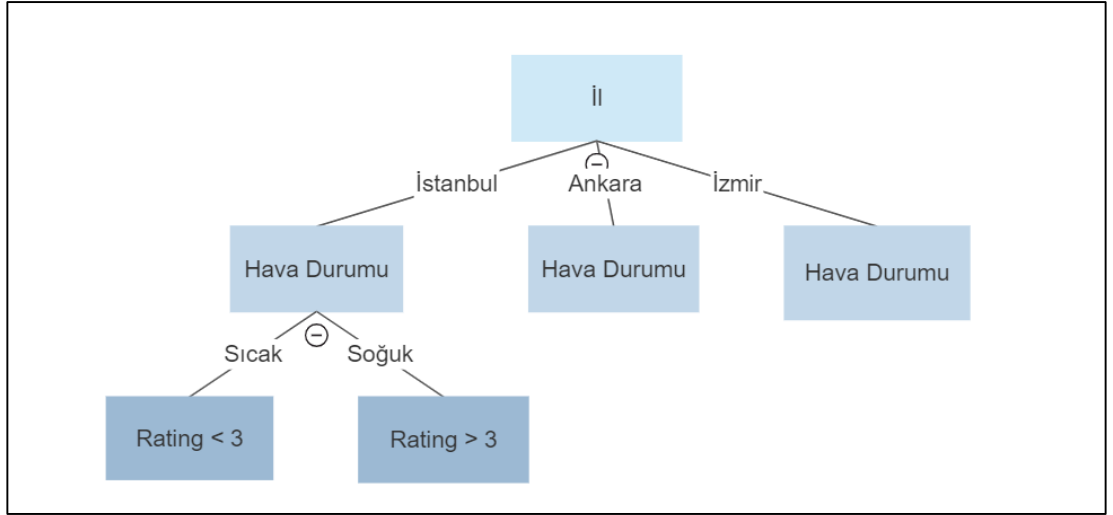
Karar ağaçlarının avantajları arasında anlaşılabilirlik ve yorumlanabilirlik gelir. Oluşan ağaç yapısı, karar kurallarının ve veri akışının açık bir şekilde görülmesini sağlar. Ayrıca, karar ağaçları kategorik ve sayısal verilerle çalışabilir, veri ön işleme gereksinimini azaltır ve aşırı uyuma (overfitting)⁶ eğilimi düşüktür (Hastie vd., 2009: 306). Bununla birlikte, karar ağaçlarının bazı dezavantajları vardır. Veri setindeki dengesizlikleri ele almakta zorlanabilir ve yüksek boyutlu veri setlerinde performans sorunları ortaya çıkabilir. Ayrıca, veri setindeki küçük değişikliklerin modele büyük etkileri olabilir ve belirli bir algoritmanın seçimi gereklidir (Hastie vd., 2009: 307).

Karar ağacı en temel şekilde aşağıdaki adımları içermektedir (Breiman vd., 1984: 44-48; Witten vd., 2016: 192-196; Hastie vd., 2009: 304-305):

⁶ Verilerde aşırı uyuma eğilimi, bir modelin eğitim veri setine aşırı derecede uyarlanması durumunu ifade eder. Aşırı uyum (overfitting), modelin eğitim verilerine çok yakından uyması ve genellemeye yönelik kabiliyetini kaybetmesi anlamına gelir. Bu durumda, model eğitim verilerindeki gürültü veya rastgele dalgalanmaları da yakalamaya çalışır, bu da gerçek dünyadaki yeni verilere uygulandığında tahminlerin hatalı olmasına yol açabilir.

- Kök Dügümün Oluşturulması: Karar ağacının ilk aşaması, tüm veri kümesini temsil eden bir kök düğümün oluşturulmasıdır. Kök düğüm, ağacın başlangıç noktasını temsil etmektedir.
- En İyi Bölme Özelliğinin Seçilmesi: Her bir düğümde, verilerin en iyi şekilde bölünebilmesi için bir özellik seçilir. Bu seçim, genellikle verilerin homojenliğini artırmayı veya bilgi kazancını maksimize etmeyi hedefler. Diğer bir ifadeyle, en iyi bölme özelliği, verileri en iyi şekilde sınıflandırmayı veya tahmin etmeyi sağlayacak olan özelliktir.
- Verilerin Bölünmesi: Seçilen en iyi özellik ve eşik değeri kullanılarak veriler alt kümelerine bölünür. Bu bölme işlemi, verileri daha homojen alt kümeler halinde ayırarak sınıflandırma veya tahminleme doğruluğunu artırmayı amaçlar. Her alt küme, bir dal veya çocuk düğüm olarak adlandırılır.
- Özyineleme: Oluşturulan çocuk düğümler üzerinde aynı adımlar tekrarlanarak işlem devam etmektedir. Her düğümde en iyi bölme özelliği seçilir ve veriler alt kümelerine bölünür. Bu işlem, ağacın daha derin düzeylere inmesini ve daha küçük alt kümelerin oluşturulmasını sağlar.
- Durma Kriterine Uygunluk Kontrolü: Özyineleme işlemleri sırasında, her bir düğümde bir durma kriteri kontrol edilir. Bu kriter, ağacın büyüklüğünü sınırlamak veya aşırı uyum riskini azaltmak için kullanılır. Örneğin, belirli bir düğümdeki veri sayısı belirli bir eşğin altına düştüğünde veya ağaç belirli bir derinliğe ulaştığında durma kriteri uygulanır.
- Yaprak Düğümlerin Oluşturulması: İşlemler rekürsif olarak devam ederken, belirli bir durma kriteri sağlandığında veya alt küme tamamen homojen hale geldiğinde yaprak düğümler oluşturulur. Yaprak düğümler, sınıflandırma problemlerinde sınıfların tahmin edildiği veya regresyon problemlerinde sayısal tahminlerin yapıldığı son düğümlerdir.

Karar ağacının yapısı, düğümler ve dallar arasındaki ilişkileri gösteren bir grafik olarak ifade edilebilir (Resim 3.1). Bu grafik, karar ağacının görsel bir temsilidir ve veri kümesini nasıl böldüğünü, hangi testlerin kullanıldığını ve sonuçlarını açık bir şekilde gösterir.



Şekil 3.1. Basit Bir Karar Ağacı Örneği

Karar ağaçları, genellikle öğrenme (learning) aşamasında veri kümesine uygun bir şekilde oluşturulur. Veri kümesi üzerinde öğrenme algoritması uygulanarak, en uygun testlerin ve bölme noktalarının belirlenmesi amaçlanır. Öğrenme sürecinde, karar ağacının büyüklüğü, derinliği ve dallanma düzeyi gibi parametreler kontrol edilebilir. Bir karar ağacı oluştururken, bazı önemli hususlar dikkate alınmalıdır. Bunlar arasında overfitting (aşırı uydurma) riskinin önlenmesi, veri kümesinin dengelenmesi, testlerin seçiminde bilgi kazancı veya jini endeksi gibi uygun bir kriterin kullanılması ve ağacın büyüklüğünün kontrol edilmesi yer almaktadır (Bertsimas ve Dunn, 2017: 1044 - 1045).

Oluşturulan karar ağacının değerlendirilmesi, genellikle doğruluk (accuracy), hassasiyet (precision), geri çağırma (recall) gibi performans metrikleri kullanılarak yapılır. Karar ağacının doğruluğu, test verileri üzerinde yapılan tahminlerin gerçek sınıflarla ne kadar uyumlu olduğunu gösterir. Bu metriklerin yanı sıra, karar ağacının karmaşıklığı, hızı ve bellek gereksinimleri de değerlendirme kriterleri arasında yer alır (Bertsimas ve Dunn, 2017: 1045).

Karar ağaçlarının uygulanması, çeşitli alanlarda farklı kullanım alanlarına sahiptir. Örneğin, pazarlama, tıp, finans, biyoinformatik, görüntü işleme gibi birçok alanda karar ağaçları başarıyla kullanılmaktadır. Pazarlama alanında, müşteri segmentasyonu, hedef kitlenin belirlenmesi, kampanya başarısının tahmini gibi konularda karar

ağaçları değerli bir araç olabilir. Tıp alanında, hastalıkların teşhisi, tedavi planlaması ve hastaların risk faktörlerinin belirlenmesi gibi alanlarda karar ağaçları kullanılabilir (Charbuty ve Abdulazeez, 2021: 21).

3.3.7. Random Forest (Rastgele Orman)

Random Forest, makine öğrenmesi alanında yaygın olarak kullanılan bir algoritmadır ve ensemble (birleştirme) yöntemlerinden biridir. Birden fazla karar ağacının bir araya getirilmesiyle oluşturulan bir tahmin modelidir. Her bir karar ağacı, rastgele seçilen örneklem verileriyle eğitilir ve ardından bu ağaçlar bir araya getirilerek ortak bir tahmin yapılır. Random Forest algoritması, bağlantılı ve bağımsız karar ağaçlarından oluşur. Bağımsızlık, her karar ağacının, eğitim verilerinin bir alt kümesiyle eğitilmesi anlamına gelir. Bu alt kümeler, veri örneklerini rastgele seçerken ve özniteliklerin bir kısmını kullanırken oluşturulur. Bu sayede, farklı ağaçlar farklı örneklem verilere ve özniteliklere odaklanır, bu da modelin çeşitliliğini artırır (Breiman, 2001: 5-8).

Random Forest, her bir ağacın karar verme sürecinde yaprağa ulaşana kadar dallanma işlemi yapmasına dayanır. Her bir örneğin tahminini yapmak için ağaçlar, veri örneklerinin özelliklerine dayalı olarak karar düğümlerinde dal ayrışmaları yapar. En sık kullanılan sınıf veya ortalama değer gibi birleştirme yöntemleriyle, tüm ağaçların tahminleri birleştirilerek son tahmin yapılır (Breiman vd., 2002: 18-19).

Random Forest algoritması, birçok avantaja sahiptir. Bunlar arasında yüksek tahmin doğruluğu, veriye dayanıklılık, overfitting'e karşı direnç ve öznitelik önem sıralamasının elde edilebilmesi sayılabilir. Ayrıca, bu algoritma büyük ölçekli veri kümeleriyle de etkili bir şekilde çalışabilir. Random Forest algoritması, sınıflandırma ve regresyon problemleri gibi farklı makine öğrenme görevlerinde başarıyla kullanılmaktadır. Sınıflandırma problemlerinde sınıf etiketlerinin tahminlenmesi için kullanılırken, regresyon problemlerinde sürekli değerlerin tahminlenmesinde etkilidir (Hastie, 2009: 354).

3.3.8. XGBoost

XGBoost, "eXtreme Gradient Boosting" kelimelerinin kısaltmasıdır ve makine öğrenmesi alanında kullanılan güçlü bir algoritmadır. XGBoost, Gradient Boosting yöntemini temel alarak, veri analitiği ve tahmin modelleri oluşturmak için özellikle

sınıflandırma ve regresyon problemlerinde etkili bir şekilde kullanılır. XGBoost algoritması, öncelikle karar ağaçlarından oluşan bir ensemble (birleştirme) modeli oluşturur. Ancak, geleneksel Gradient Boosting yöntemlerinden farklı olarak, XGBoost, daha fazla hesaplama ve düzenleme tekniklerini kullanarak daha yüksek bir hız ve performans elde etmeyi hedefler (Freidman, 2001: 1189-1190).

XGBoost'un temel bileşenleri, öznelik önem sıralaması, otomatik öznelik seçimi, düzenleme (regularization) teknikleri ve paralel hesaplama yetenekleridir. Bu bileşenler, daha iyi tahmin gücü, modelin genelleştirme yeteneği ve aşırı uyuma (overfitting) ile mücadele etme konularında katkı sağlar. XGBoost algoritması, örnekleme yöntemleri, gradient hesaplama teknikleri ve tahmin hatalarının azaltılması gibi adımlarla ağaçların oluşturulmasını yönlendirir. Ayrıca, kayıp fonksiyonunun optimize edilmesi ve ağaç parametrelerinin ayarlanması gibi optimizasyon tekniklerini de kullanır (Zhang ve Haghani, 2015: 308-310).

XGBoost, sınıflandırma ve regresyon problemlerinde yüksek performans gösterir ve genellikle Kaggle yarışmaları ve endüstriyel projeler gibi uygulamalarda tercih edilen bir algoritmadır. Ayrıca, büyük ölçekli veri kümeleriyle de etkili bir şekilde çalışabilir ve hızlı hesaplama yetenekleri sayesinde büyük veri işleme gerektiren uygulamalarda avantaj sağlar (Freidman, 2001: 1189-1191).

3.3.9. Genelleştirilmiş Lineer Modeller (Generalized Linear Model - H2O)

Generalized Linear Model – H2O, H2O platformunda kullanılan ve çeşitli makine öğrenme problemlerini çözmek için kullanılan bir istatistiksel modelleme aracıdır. Genelleştirilmiş Lineer Model, bağımlı değişken ile bağımsız değişkenler arasındaki ilişkiyi açıklamak ve tahminler yapmak için kullanılır. Genelleştirilmiş Lineer Model, lineer regresyon modellerini genelleştirerek, farklı hata dağılımlarına ve bağlantı fonksiyonlarına uyum sağlar. H2O platformu, büyük ölçekli veri kümeleriyle çalışabilen paralel ve dağıtık hesaplama yeteneklerine sahip bir makine öğrenme ve veri analizi aracıdır. Genelleştirilmiş Lineer Model, H2O'nun sağladığı bu güçlü altyapıyı kullanarak büyük veri setlerinde hızlı ve ölçeklenebilir modelleme imkanı sunar (Nykodym vd., 2016: 11-13).

Genelleştirilmiş Lineer Model, çeşitli hata dağılımları için uyarlanabilir. Örneğin, normal dağılım için lineer regresyon, Bernoulli dağılımı için lojistik regresyon ve Poisson dağılımı için Poisson regresyon gibi farklı dağılımlar kullanılabilir. Bağlantı fonksiyonu, bağımlı değişkenin bağımsız değişkenlerle olan ilişkisini tanımlar ve genellikle lojistik, logaritmik veya tersinir bağlantı fonksiyonları kullanılır. Genelleştirilmiş Lineer Model, değişken seçimi ve düzenleme (regularization) gibi teknikleri de destekler. Bu teknikler, modelin aşırı uyuma (overfitting) yapmasını engellemek ve daha iyi genelleştirme yapmasını sağlamak için kullanılır (Nelder ve Wedderburn, 1972: 370-372).

H2O'nun Genelleştirilmiş Lineer Model algoritması, geniş bir makine öğrenme ve istatistiksel analiz araçları kümesini içeren kapsamlı bir platformdur. Genelleştirilmiş Lineer Model, sınıflandırma, regresyon, zaman serisi analizi gibi birçok farklı uygulama alanında kullanılabilir ve genellikle tahminlerin yüksek doğrulukla yapılması gereken durumlarda tercih edilir (Nykodym vd., 2016: 11-13).

3.3.10. H2O AutoML

H2O AutoML, H2O platformunda bulunan ve otomatik makine öğrenme süreçlerini hızlandıran bir araçtır. AutoML, veri bilimcilerin ve makine öğrenme mühendislerinin zaman ve kaynaklarını optimize etmek için tasarlanmış bir otomatik model oluşturma ve hiperparametre ayarlama süreci sunar. H2O AutoML, çeşitli makine öğrenme algoritmalarını içeren geniş bir modelleme araç setine sahiptir. Kullanıcılar, otomatik olarak farklı algoritmaları, modelleri ve hiperparametre ayarlarını deneyebilirler. Bu süreç, farklı model türleri ve yapılandırmaları arasında geçiş yaparak en iyi performansı sağlayacak bir modelin otomatik olarak bulunmasını sağlar (LeDell ve Poirier, 2000: 4-5).

AutoML, veri setlerini ön işleme adımlarını otomatik olarak gerçekleştirir. Veri ön işleme aşamaları, veri dengesizliği, eksik değerler, aykırı değerler ve kategorik değişkenler gibi genel veri sorunlarını ele alır. Ayrıca, veri ölçeklendirme, özellik seçimi ve dönüşüm gibi adımları otomatik olarak gerçekleştirir (Ferreira vd., 2021: 1-2).

H2O AutoML, model performansını deęerlendirmek için çeşitli metrikler kullanır. Bu metrikler, sınıflandırma problemleri için doğruluk, hassasiyet, geri çağırma ve F1 skoru gibi deęerlendirme ölçütlerini içerebilir. Regresyon problemleri için ise ortalama kare hata (MSE) veya belirli bir metrik üzerinde en düşük hata elde etme gibi ölçütler kullanılabilir. AutoML, kullanıcıların model sonuçlarını deęerlendirmelerini ve karşılaştırmalarını kolaylaştıran raporlar ve grafikler sunar. Bu raporlar, her modelin performansını, hiperparametre ayarlarını ve model seçimini gösterir. Ayrıca, modelin sonucunu daha fazla ölçeklendirmek veya dağıtmak için oluşturulan modelleri dışa aktarma yeteneęi de sağlar. H2O AutoML, kullanıcı dostu bir arayüze sahiptir ve kullanıcıların hızlı ve etkili bir şekilde otomatik model oluşturma sürecini deneyimlemesini sağlar. Bu, kullanıcıların daha fazla zaman harcamadan veri keşfi ve modelleme sürecine odaklanmalarını sağlar (LeDell ve Poirier, 2000: 5-7).

3.4. Araştırmanın Sınırlılıkları

Araştırmanın sınırlılıklarını aşağıdaki şekilde özetlemek mümkündür:

- Televizyon ratingleri genellikle ticari verilerdir ve bu verilere erişim sınırlı olabilir. Ayrıca, kullanılabilir veri miktarı, belirli bir coęrafi bölgeye veya yayın aęına baęlı olarak deęişebilir. Veri kalitesi de bir sınırlılık olabilir, çünkü bazı veriler eksik, hatalı veya yanıltıcı olabilir. Araştırma, Kantar Media tarafından sağlanmış verilerle sınırlıdır.
- Televizyon ratinglerini tahmin etmek için kullanılacak özellikler sınırlı olabilir. Örneęin, yayın içerięi, program türü, saat dilimi, reklam bütçesi gibi faktörleri kullanmak mümkündür, ancak bu özelliklerin tamamını elde etmek veya kullanmak her zaman mümkün olmayabilir. Araştırma, Kantar Media tarafından sağlanmış yayın ve program özellikleri ile sınırlıdır.
- Yapay zeka modelleri, belirli bir coęrafi bölge veya yayın aęı için iyi performans gösterebilirken, başka bir bölgede veya aęda aynı performansı sergileyemeyebilir. Bu nedenle, modelin genelleme yeteneęi sınırlı olabilir ve farklı pazar koşullarında doğru tahminler yapmak zor olabilir.

- Televizyon ratingleri dış faktörlerden etkilenebilecek bir yapıya sahiptir. Çalışmada 15 Temmuz darbe girişimi dönemi verileri ve deprem yayınları gibi televizyon izleme ratinglerini olağandışı değiştiren gelişmeler çıkarılmış olsa da; popüler etkinlikler, haberler, futbol maçları gibi farkedilemeyen faktörlerden ötürü televizyon rating verilerinde olağandan sapmalar gözlemlenebilir.

3.5. Araştırmanın Varsayımları

Araştırmanın varsayımlarını aşağıdaki şekilde özetlemek mümkündür:

- Araştırma, televizyon programlarının içeriğinin izleyici tercihlerini belirlediği ve bu tercihlerin ratingleri etkilediği varsayımına dayanmaktadır.
- Araştırma, yayın saatlerinin ve günlerinin ratingleri etkilediği varsayımına dayanmaktadır. Prime time saatlerinde yayınların daha yüksek ratinglere sahip olduğu düşünülmektedir. Ayrıca, izleyicilerin belirli zaman dilimlerinde daha aktif oldukları ve izleme davranışlarının bu saatlere bağlı olduğu varsayımı da yapılmaktadır.
- Araştırma, televizyon kanalları ve programlar arasındaki rekabetin ratingleri etkilediği varsayımına dayanmaktadır. Özellikle aynı yayın saatlerinde rekabet eden programların izleyici payını bölüştüğü ve rekabetin ratingleri etkilediği varsayılmaktadır.
- Araştırma, belirli demografik grupların televizyon izleme alışkanlıklarının ratingleri etkilediği varsayımına dayanmaktadır. Farklı yaş grupları, cinsiyetler veya sosyoekonomik statüler arasında farklı tercihlerin olduğu ve bu faktörlerin ratingleri etkilediği düşünülmektedir.
- Araştırma, hava sıcaklığının televizyon izleme alışkanlıklarını etkilediği varsayımına dayanmaktadır. Hava sıcaklığının artmasıyla birlikte insanların daha fazla dışarıda vakit geçirmesi ve televizyon izleme süresinin azalması gibi bir varsayım yapılmaktadır.

3.6. Arařtırma Süreci

Arařtırma kapsamında ařađıdaki adımlar takip edilmiřtir.

3.6.1. Veri Toplama

Arařtırma kapsamında rating verileri ve hava sıcaklıđı verileri toplanmıřtır.

3.6.1.1. Rating Verileri

17 Eylül 2012 ile 2 řubat 2022 yılları arasında en çok izlenen 7 kanal (Atv, Kanal D, Show TV, Star TV, FOX TV, TV8, TRT 1) program ratingleri analize dahil edilmiřtir.

Arařtırmada sadece PT zaman dilimi (20:00 – 00:15) ele alınmıř ve bu zaman dilimlerinde yayınlanan ilk ana bölümler arařtırmaya dahil edilmiřtir. Programların özetleri veya 30 dakikadan daha kısa olan programlar çıkarılmıř, bir sonraki program sisteme dahil edilmiřtir.

Arařtırmada, rating kapsamında program adı, programın türü, programın tekrar durumu, programın günü, programın süresi, programın İstanbul, Ankara ve İzmir’de rating verileri alınmıřtır.

Rating verilerinin il bazında ortalaması ve standart sapma deđerleri alınmıř ve buna istinaden bir kategorizasyon oluřturulmuřtur. Buna göre, ortalamadan 1 standart sapma deđerinden daha düşük olan ratingler “Çok Düşük”, ortalamadan 1 standart sapma düşük ratingler ile ortalamadan 0.5 standart sapma düşük ratingler “Düşük”, ortalamadan 0.5 standart sapma düşük ratingler ile ortalamadan 0.5 standart sapma düşük ratingler “Orta”, ortalamadan 0.5 standart sapma yüksek ratingler ile ortalamadan 1 standart sapma yüksek ratingler “Yüksek” ve ortalamadan 1 standart sapma deđerinden daha yüksek olan ratingler “Çok Yüksek” olarak kategorilendirilmiřtir.

Tablo 3.1. Rating Verilerinin Kategori Aralıkları

	Alt	Üst
Çok Düşük	0	ORT. -1 ST. SAPMA
Düşük	ORT. -1 ST. SAPMA	ORT. - 0.5 ST. SAPMA
Orta	ORT. - 0.5 ST. SAPMA	ORT. + 0.5 ST. SAPMA
Yüksek	ORT. + 0.5 ST. SAPMA	ORT. +1 ST. SAPMA
Çok Yüksek	ORT. +1 ST. SAPMA	+

Yukarıdaki kategori aralıkları sonucunda ortaya çıkan İstanbul, Ankara ve İzmir ratinglerine ait kategoriler aşağıdaki gibidir:

Tablo 3.2. İstanbul, Ankara ve İzmir Ratinglerine Ait Kategoriler

		Alt	Üst
İstanbul	Çok Düşük	0.000	1.418
	Düşük	1.418	2.931
	Orta	2.931	5.957
	Yüksek	5.957	7.471
	Çok Yüksek	7.471	
Ankara	Çok Düşük	0.000	1.337
	Düşük	1.337	2.956
	Orta	2.956	6.195
	Yüksek	6.195	7.814
	Çok Yüksek	7.814	
İzmir	Çok Düşük	0.000	1.390
	Düşük	1.390	2.922
	Orta	2.922	5.986
	Yüksek	5.986	7.518
	Çok Yüksek	7.518	

3.6.1.2. Hava Sıcaklığı Verileri

Hava sıcaklığı verileri ise accuweather web tabanından API ile günlük bazda çekilmiştir. Hava sıcaklığı verileri 22 Nisan 2013'ten itibaren alınabildiği için, rating verileri de bu tarihten itibaren çalışmaya dahil edilmiştir. Hava sıcaklığı verileri İstanbul, Ankara ve İzmir illeri bazında günlük ve Santigrat cinsinden temin edilmiş ve analize eklenmiştir.

Hava sıcaklığı için ABD Ulusal Meteoroloji Dairesi'nin yaptığı kategorizasyon dikkate alınmıştır.

Tablo 3.3. Hava Sıcaklığı Verilerinin Kategori Aralıkları

	Alt	Üst
Çok Soğuk		-15
Soğuk	-15	0
Serin	0	10
Ilık	10	20
Sıcak	20	30
Çok Sıcak	30	

3.6.2. Veri Temizleme

Veri temizleme işlemleri, genellikle makine öğrenimi algoritmalarının doğrudan uygulanabileceği temiz verilerin büyük veri depolarında genellikle bulunmadığından, verilerdeki eksik, yanlış ve standart dışı değerler gibi sorunları çözmek için kullanılan bir dizi işlemdir (García vd., 2015: 197). Bu çalışmada kullanılan veriler, sorun için önceden belirlenmiş veri toplama süreciyle elde edildiği için eksik veya yanlış değerler açısından temiz olarak kabul edilebilir. Bununla birlikte, algoritmaların uygulanabilirliğini iyileştirmek için bazı veri temizleme işlemleri yapılmıştır.

3.6.3. Filtreleme

Doğru bir karşılaştırma olabilmesi için özel günler ve olaylardaki televizyon izlenme oranları analizden hariç tutulmuştur. Bu tarihler aşağıdaki gibidir:

- Darbe girişimi nedeniyle 15 Temmuz 2016 ile 10 Ağustos 2016 arası,
- Darbe girişimi yıldönümü yayınları nedeniyle 15 Temmuz 2017, 15 Temmuz 2018, 15 Temmuz 2019, 15 Temmuz 2020, 15 Temmuz 2021,
- Seçimler nedeniyle 30 Mart 2014, 07 Haziran 2015, 01 Kasım 2015, 16 Nisan 2017, 31 Mart 2019 ve 23 Haziran 2019.

Hava sıcaklığı verileri 22 Nisan 2013'ten itibaren alınabildiği için, rating verileri de bu tarihten itibaren çalışmaya dahil edilmiştir.

3.7. Verilerin Analizi

Verilerin analizi kapsamında SPSS 22 ve Knime programları kullanılmıştır. SPSS üzerinden verilerin normallik analizi için çarpıklık ve basıklık katsayıları hesaplanmıştır. Ardından korelasyon analizi ve regresyon analizleri uygulanmıştır. Knime üzerinden ise AutoML otomatik makine öğrenim aracı kullanılmıştır. Knime AutoML, farklı makine öğrenimi algoritmalarının otomatik olarak test edilmesini ve hiperparametrelerin ayarlanmasını sağlar. Bu süreçte, çapraz doğrulama yöntemleri kullanılarak model performansı değerlendirilir ve en iyi sonuç veren model seçilir. Knime AutoML üzerinden kullanılan algoritmalar Naïve Bayes, Lojistik Regresyon, Yapay Sinir Ağları, Gradyan Artırıcı Karar Ağacı, Karar Ağaçları, Random Forest, XGBoost Ağaçları, Genelleştirilmiş Lineer Modeller, Derin Öğrenme ve H2O AutoML şeklindedir.

Verilerin analizinde türünü belirlemek amacıyla verilerin normallik analizi yapılmıştır. Normallik analizinin tespiti için verilerin çarpıklık ve basıklık değerlerini incelemek yeterlidir (George ve Mallery, 2010: 114).

Tablo 3.4. Değişkenlere Ait Çarpıklık ve Basıklık Değerleri

Değişken	Çarpıklık	Basıklık
İstanbul Ratingleri	1.247	1.707
Ankara Ratingleri	1.534	1.866
İzmir Ratingleri	1.21	1.983
İstanbul Hava Sıcaklığı	-0.098	-0.98
Ankara Hava Sıcaklığı	-0.163	-0.968
İzmir Hava Sıcaklığı	0.095	-1.263

George ve Mallery'e göre (2010: 114) çarpıklık ve basıklık değerlerinin -2 ile +2 aralığında olması, veri setinin normal dağıldığını göstermektedir. Veri setlerinin çarpıklık ve basıklık değerleri -2 ile +2 arasında olduğu için verilerin normal dağıldığı kabul edilmiş ve korelasyon analizi için Pearson korelasyonu uygulanmıştır.

BÖLÜM IV

BULGULAR VE TARTIŞMA

Bu bölümde araştırma kapsamında toplanan verilerin analizi yapılmıştır. Analizlerde öncelikle genel bilgiler verilmiş ve ardından korelasyon analizi, regresyon analizi ve yapay zeka tahmin sonuçları verilmiştir.

4.1. Genel Bilgiler

Bu bölümde rating verileri incelenmiş ve çeşitli değişkenler açısından ele alınmıştır. Verilere ait istatistiksel analizler aşağıdaki tablolarda sunulmuştur. İncelenen dönemde PT1 zaman diliminde (anahaber sonrası ilk program) en çok yayınlanan programlar Tablo 4.1’de sunulmuştur.

Tablo 4.1. İncelenen Dönemde En Çok Yayınlanan 10 Program (PT1)

Program	Tür	N
Survivor	Eğlence Programı	697
Güldür Güldür Show (Tekrar)	Eğlence Programı	589
Masterchef Türkiye	Eğlence Programı	392
Arka Sokaklar	Dizi	326
O Ses Türkiye	Eğlence Programı	284
Kim Milyoner Olmak İster	Kültür Programı	274
Güldür Güldür Show	Eğlence Programı	265
Yaparsın Askım	Eğlence Programı	230
Çarkıfelek	Eğlence Programı	217
Eşkıya Dünyaya Hükümdar Olmaz	Dizi	194

Kaynak: Kantar Media Yazılımı, 2022.

Tablo 4.1’e göre incelenen 2013 Nisan ile 2022 Ocak dönemi arasında PT zaman dilimindeki ilk programlardan, en çok yayınlanmış program SURVIVOR’dır.

SURVIVOR ardından GÜLDÜR GÜLDÜR SHOW (TKR), MASTERCHEF TÜRKİYE, ARKA SOKAKLAR, O SES TÜRKİYE, KİM MİLYONER OLMAK İSTER, GÜLDÜR GÜLDÜR SHOW, YAPARSIN AŞKIM, ÇARKIFELEK ve EŞKIYA DÜNYAYA HÜKÜMDAR OLMAZ gelmektedir. PT1 zaman diliminde yayınlanan programların genellikle eğlence programları olduğu görülmektedir. İncelenen dönemde PT1 zaman diliminde yayınlanan programların türleri Tablo 4.2’de sunulmuştur.

Tablo 4.2. İncelenen Dönemde En Çok Yayınlanan Program Türleri (PT1)

Tür	N
Dizi	11.63
Eğlence Programı	4.807
Film	4.508
Kültür Programı	514
Güncel Program	352

Kaynak: Kantar Media Yazılımı, 2022.

Tablo 4.2’ye göre incelenen 9 yıllık dönemde PT1 diliminde yayınlanan programların büyük bir kısmını diziler oluşturmaktadır. Dizilerden sonra ise eğlence programları ve filmler gelmektedir. Kültür programları ve güncel programlar ise, diğer program türlerine oranla daha az yayınlanmıştır. İncelenen dönemde en çok yayınlanan PT1 program türlerinin kanal bazına göre verileri Tablo 4.3’te sunulmuştur.

Tablo 4.3. İncelenen Dönemde Kanallara Göre En Çok Yayınlanan Program Türleri (PT1)

Tür	ATV	FOX	KANAL D	SHOW TV	STAR TV	TV8	TRT 1
Dizi	1.974	2.227	1.948	1.257	1.846	223	2.155
Eğlence Programı	53	350	552	1.047	456	2.127	222
Film	536	524	645	749	830	764	460
Kültür Programı	318	34	5	13	18	4	122
Güncel Program	195	9	8	65	5	5	65

Kaynak: Kantar Media Yazılımı, 2022.

Tablo 4.3'e göre incelenen 9 yıllık dönemde PT1 diliminde ATV, FOX, Kanal D, Show TV, Star TV ve TRT 1 en çok dizi yayınlamıştır. En çok dizi yayınlayan kanalın Fox olduğu görülmektedir. En az dizi yayınlayan kanal ise TV8'dir. Bunun yanında TV8'in ise eğlence içerikli programlar tercih ettiği görülmektedir. TV8'den sonra en fazla eğlence programı yayınlayan kanal ise Show TV'dir. ATV ise en az eğlence programına yer veren kanal konumundadır. Filmler açısından incelendiğinde ise kanalların birbirine yakın adetlerde filme yer verdiği görülmektedir. ATV'nin ve TRT 1'in kültür ve güncel program yoğunluğunun, diğer kanallardan daha yüksek olması, verilerin ortaya çıkardığı bir diğer sonuçtur. Tüm kanallar, güncel programları diğer programlara oranla çok daha az tercih etmiştir. İncelenen dönemde programların sürelerine ait veriler Tablo 4.4'de sunulmuştur.

Tablo 4.4. İncelenen Dönemde Programların Süreleri (PT1)

Süre	Toplam
2 saatten az	3.446
2-3 saat	9.84
3 saatten fazla	8.855

Kaynak: Kantar Media Yazılımı, 2022.

Tablo 4.4'e göre, PT1 diliminde yer alan programların yoğunluklu olarak 2-3 saat aralığında olduğu görülmektedir. Bunun yanında üç saatten daha uzun süreli programların yoğunluğu da yüksektir. Buna karşılık iki saatten az süredeki programların oranı düşüktür. İncelenen dönemde kanal bazında programların sürelerine ait veriler Tablo 4.5'te sunulmuştur.

Tablo 4.5. İncelenen Dönemde Kanal Bazında Programların Süreleri (PT1)

Süre	ATV	FOX	KANAL D	SHOW TV	STAR TV	TV8	TRT 1
2 saatten az	397	478	296	524	432	526	793
2-3 saat	1.142	1.354	1.744	1.464	1.49	965	1.681
3 saatten fazla	1.632	1.313	1.131	1.164	1.249	1.671	695

Kaynak: Kantar Media Yazılımı, 2022.

Tablo 4.5'e göre, PT1 diliminde ATV'nin ve TV8'in yoğunluklu olarak üç saatten daha fazla programlar tercih ettiği görülmektedir. Diğer kanalların ise yoğunluklu olarak 2-3 saat uzunluğundaki programları tercih ettiği görülmektedir.

4.2. Fark Testleri

Ratinglerin program türü, programın tekrar durumu ve hava sıcaklığına göre, İstanbul, Ankara ve İzmir ratinglerinin farklılaşma durumlarına ait fark testleri sonuçları aşağıdaki tablolarda sunulmuştur. Buna göre, program türlerine göre ratinglerin farklılaşma durumları aşağıdaki tabloda verilmiştir.

Tablo 4.6. Program Türüne Göre Ratinglerin Farklılaşma Durumları

Değişken	Grup	N	\bar{x}	ss	F	p	Fark
İstanbul Ratingleri	Diziler (1)	11630	5.27	3.04	1218.763	0.000*	
	Eğlence Programı (2)	4807	4.56	3.14			1 > 2/3/4
	Filmler (3)	4508	2.32	1.33			2 > 3/4
	Diğer (4)	1196	3.94	3.05			4 > 3
Ankara Ratingleri	Diziler (1)	11630	5.58	3.53	1260.933	0.000*	
	Eğlence Programı (2)	4807	4.37	2.70			1 > 2/3/4
	Filmler (3)	4508	2.41	1.48			2 > 3/4
	Diğer (4)	1196	3.78	2.70			4 > 3
İzmir Ratingleri	Diziler (1)	11630	5.32	3.19	1118.354	0.000*	
	Eğlence Programı (2)	4807	4.44	2.90			1 > 2/3/4
	Filmler (3)	4508	2.48	1.54			2 > 3/4
	Diğer (4)	1196	3.55	3.00			4 > 3

*p < 0.05

Yukarıdaki tabloda yapılan fark testine göre, İstanbul, Ankara ve İzmir ratinglerinin program türüne göre istatistiksel olarak anlamlı farklılaştığı görülmektedir (p < 0.05). Buna göre, dizilerin ratingleri, eğlence programı, film ve diğer program türlerinden; eğlence programlarının ratingleri filmler ve diğer programlardan; filmlerin ratingleri de diğer program türlerinden anlamlı yüksektir. Programların tekrar olma durumlarına göre ratinglerin farklılaşma durumları aşağıdaki tabloda verilmiştir.

Tablo 4.7. Programların Tekrar Olma Durumlarına Göre Ratinglerin Farklılaşma Durumları

Değişken	Grup	N	\bar{x}	ss	t	p
İstanbul Ratingleri	Yeni Program	20260	4.64	3.07	32.946	0.000*
	Tekrar Program	1881	2.30	1.20		
Ankara Ratingleri	Yeni Program	20260	4.78	3.29	31.557	0.000*
	Tekrar Program	1881	2.37	1.34		
İzmir Ratingleri	Yeni Program	20260	4.65	3.10	31.793	0.000*
	Tekrar Program	1881	2.35	1.37		

*p < 0.05

Yukarıdaki tabloda yapılan fark testine göre, İstanbul, Ankara ve İzmir ratinglerinin programın yeni bölüm olup olmama durumuna göre istatistiksel olarak anlamlı farklılaştığı görülmektedir (p < 0.05). Buna göre, yeni bölüm programlarının ratingleri, tekrar programların ratinglerinden anlamlı yüksektir. Hava sıcaklıklarına göre ratinglerin farklılaşma durumları aşağıdaki tabloda verilmiştir.

Tablo 4.8. Hava Sıcaklıklarına Göre Ratinglerin Farklılaşma Durumları

Değişken	Grup	N	\bar{x}	ss	F	p	Fark
İstanbul Ratingleri	Soğuk (1)	91	5.56	3.03	472.245	0.000*	1 > 4/5 2 > 3/4/5 3 > 4/5 4 > 5
	Serin (2)	4418	5.29	3.16			
	Ilık (3)	9362	4.99	3.13			
	Sıcak (4)	8151	3.37	2.48			
	Çok Sıcak (5)	119	2.41	1.69			
Ankara Ratingleri	Soğuk (1)	1453	5.58	3.59	736.213	0.000*	1 > 3/4 2 > 3/4 3 > 4
	Serin (2)	7354	5.46	3.51			
	Ilık (3)	7370	4.72	3.15			
	Sıcak (4)	5964	3.06	2.20			
İzmir Ratingleri	Soğuk (1)	42	5.81	2.76	348.571	0.000*	1 > 4/5 2 > 3/4/5 3 > 4/5 4 > 5
	Serin (2)	3254	5.38	3.04			
	Ilık (3)	12016	4.79	3.22			
	Sıcak (4)	5940	3.52	2.51			
	Çok Sıcak (5)	889	2.66	1.89			

*p < 0.05

Yukarıdaki tabloda yapılan fark testine göre, İstanbul, Ankara ve İzmir ratinglerinin hava sıcaklıklarına göre istatistiksel olarak anlamlı farklılaştığı görülmektedir ($p < 0.05$). İstanbul’da soğuk havalardaki ratingler, sıcak ve çok sıcak havalardaki ratinglerden; serin havalardaki ratingler, ılık, sıcak ve çok sıcak havalardaki ratinglerden; ılık havalardaki ratingler, sıcak ve çok sıcak havalardaki ratinglerden; sıcak havalardaki ratingler ise çok sıcak havalardaki ratinglerden anlamlı yüksektir. Ankara’da ise, soğuk havalardaki ratingler, ılık ve sıcak havalardaki ratinglerden; serin havalardaki ratingler, ılık ve sıcak havalardaki ratinglerden; ılık havalardaki ratingler ise sıcak havalardaki ratinglerden anlamlı yüksektir. İzmir’de ise soğuk havalardaki ratingler, sıcak ve çok sıcak havalardaki ratinglerden; serin havalardaki ratingler, ılık, sıcak ve çok sıcak havalardaki ratinglerden; ılık havalardaki ratingler, sıcak ve çok sıcak havalardaki ratinglerden; sıcak havalardaki ratingler ise çok sıcak havalardaki ratinglerden anlamlı yüksektir. İstanbul ve İzmir’deki hava sıcaklığına verilen izleyici tepkileri benzerdir. Ayrıca, her üç ilde de hava sıcaklığı arttıkça, ratinglerin düştüğü görülmüştür.

4.3. Korelasyon Analizi

Bu bölümde araştırma kapsamında toplanan veriler arasında korelasyon analizi uygulanmıştır. Korelasyon analizi kapsamında incelenecek değişkenler İstanbul rating verileri, Ankara rating verileri, İzmir rating verileri, İstanbul hava sıcaklığı verileri, Ankara hava sıcaklığı verileri ve İzmir hava sıcaklığı verileri şeklindedir. Korelasyon analizi kapsamında hava sıcaklığı verileri ile rating verilerinin ilişkisi incelenecektir.

Tablo 4.9. Ratingler ve Hava Sıcaklığı İlişkisi

		İstanbul	Ankara	İzmir
		Rating	Rating	Rating
İstanbul Hava Sıcaklığı	r	-0.286	-0.295	-0.306
	p	0.000	0.000	0.000
Ankara Hava Sıcaklığı	r	-0.274	-0.289	-0.297
	p	0.000	0.000	0.000
İzmir Hava Sıcaklığı	r	-0.173	-0.192	-0.183
	p	0.000	0.000	0.000

Rating verileri ile hava sıcaklığı verileri karşılaştırıldığında, İstanbul ratingleri ile İstanbul hava sıcaklığı arasında düşük düzeyde negatif ve anlamlı ($r = - 0.286$, $p < 0.005$), Ankara ratingleri ile Ankara hava sıcaklığı arasında düşük düzeyde negatif ve anlamlı ($r = - 0.289$, $p < 0.005$) ve İzmir ratingleri ile İzmir hava sıcaklığı arasında düşük düzeyde negatif ve anlamlı ($r = - 0.183$, $p < 0.005$) ilişki söz konusudur. Buna göre, hava sıcaklıkları düştükçe televizyon izleme oranları artmakta; hava sıcaklığı arttıkça ise televizyon izleme oranları düşmektedir. Televizyon ratinglerinin hava sıcaklığından en çok etkilendiği ilin Ankara, en az etkilendiği ilin ise İzmir olduğu görülmektedir. Hava sıcaklıklarındaki 1 derecelik artış, İstanbul'daki ratingleri 0.286 puan, Ankara'daki ratingleri 0.289 puan ve İzmir'deki ratingleri 0.183 puan düşürmektedir. Diğer bir ifadeyle, bulunulan bölgedeki hava sıcaklığının düşmesi, o bölgede yaşayanlar televizyon izleyicilerinin televizyon izleme oranlarını artırmakta; bulunulan bölgedeki hava sıcaklığının yükselmesi ise, o bölgede yaşayan televizyon izleyicilerinin televizyon izleme oranlarını düşürmektedir. Aşağıdaki tabloda ise program türü ile ratinglerin ilişkisi sunulmuştur.

Tablo 4.10. Rating ve Program Türü İlişkisi

		İstanbul Rating	Ankara Rating	İzmir Rating
Eğlence Programı	r	.020**	-.033**	-0.003
	p	0.003	0.000	0.659
Dizi	r	.288**	.327**	.298**
	p	0.000	0.000	0.000
Film	r	-.355**	-.338**	-.326**
	p	0.000	0.000	0.000
Gerçek Yaşam Programı	r	-.040**	-.037**	-.044**
	p	0.000	0.000	0.000
Güncel Program	r	-.017*	-.052**	-.070**
	p	0.011	0.000	0.000
Kültür Programı	r	-.101**	-.078**	-.096**
	p	0.000	0.000	0.000
Spor Programı	r	.093**	.061**	.086**
	p	0.000	0.000	0.000
Diğer Programlar	r	-0.011279	-0.009794	-.013*
	p	0.093	0.145	0.049

Yukarıdaki tabloya göre, eğlence programları ile İstanbul ratingleri arasında düşük düzeyde pozitif ve anlamlı bir ilişki ($r = 0.020$; $p < 0.01$); eğlence programları ile

Ankara ratingleri arasında düşük düzeyde negatif ve anlamlı bir ilişki ($r = 0.020$; $p < 0.01$); eğlence programları ile İzmir ratingleri arasında düşük düzeyde negatif ve anlamsız bir ilişki ($r = 0.020$; $p > 0.05$) söz konusudur.

Diziler ile İstanbul ratingleri arasında orta düzeyde pozitif ve anlamlı bir ilişki bulunurken ($r = 0.288$, $p < 0.01$), diziler ile Ankara ratingleri arasında orta düzeyde pozitif ve anlamlı bir ilişki olduğu ($r = 0.327$, $p < 0.01$) görülmektedir. Diziler ile İzmir ratingleri arasında da orta düzeyde pozitif ve anlamlı bir ilişki gözlemlenmiştir ($r = 0.298$, $p < 0.01$).

Filmler ile İstanbul ratingleri arasında orta düzeyde negatif ve anlamlı bir ilişki ($r = -0.355$, $p < 0.01$), filmler ile Ankara ratingleri arasında orta düzeyde negatif ve anlamlı bir ilişki ($r = -0.338$, $p < 0.01$) ve filmler ile İzmir ratingleri arasında da orta düzeyde negatif ve anlamlı bir ilişki gözlemlenmiştir ($r = -0.326$, $p < 0.01$).

Gerçek yaşam programları ile İstanbul ratingleri arasında düşük düzeyde negatif ve anlamlı bir ilişki bulunurken ($r = -0.040$, $p < 0.01$), gerçek yaşam programları ile Ankara ratingleri arasında düşük düzeyde negatif ve anlamlı bir ilişki olduğu ($r = -0.037$, $p < 0.01$) tespit edilmiştir. Gerçek yaşam programları ile İzmir ratingleri arasında da düşük düzeyde negatif ve anlamlı bir ilişki gözlemlenmiştir ($r = -0.044$, $p < 0.01$).

Güncel programlar ile İstanbul ratingleri arasında düşük düzeyde negatif ve anlamlı bir ilişki bulunmaktadır ($r = -0.017$, $p < 0.05$). Güncel programlar ile Ankara ratingleri arasında ise düşük düzeyde negatif ve anlamlı bir ilişki gözlemlenmektedir ($r = -0.052$, $p < 0.01$). Ayrıca, güncel programlar ile İzmir ratingleri arasında da düşük düzeyde negatif ve anlamlı bir ilişki mevcuttur ($r = -0.070$, $p < 0.01$).

Kültür programları ile İstanbul ratingleri arasında düşük düzeyde negatif ve anlamlı bir ilişki bulunurken ($r = -0.101$, $p < 0.01$), kültür programları ile Ankara ratingleri arasında düşük düzeyde negatif ve anlamlı bir ilişki olduğu ($r = -0.078$, $p < 0.01$) ve kültür programları ile İzmir ratingleri arasında da düşük düzeyde negatif ve anlamlı bir ilişki olduğu gözlemlenmiştir ($r = -0.096$, $p < 0.01$).

Spor programları açısından bakıldığında ise, spor programları ile İstanbul ratingleri arasında düşük düzeyde pozitif ve anlamlı bir ilişki bulunurken ($r = 0.093$, $p < 0.01$), spor programları ile Ankara ratingleri arasında düşük düzeyde pozitif ve anlamlı bir ilişki olduğu ($r = 0.061$, $p < 0.01$) görülmektedir. Spor programları ile İzmir ratingleri arasında ise düşük düzeyde pozitif ve anlamlı bir ilişki gözlemlenmiştir ($r = 0.086$, $p < 0.01$).

Son olarak diğer program türleri ile İstanbul ratingleri arasında düşük düzeyde negatif ve anlamsız bir ilişki ($r = -0.011$, $p > 0.05$) bulunurken, Ankara ratingleri ile düşük düzeyde negatif ve anlamsız bir ilişki ($r = -0.009$, $p > 0.05$) ve İzmir ratingleri ile ise düşük düzeyde negatif ve anlamlı bir ilişki ($r = -0.013$, $p < 0.05$) olduğu görülmüştür.

Program türleri ile ratinglerin ilişkisi incelendiğinde en yüksek ilişkinin diziler ile ratingler arasında olduğu görülmektedir. Bu ilişkinin en yüksek olduğu ile ise Ankara'dır. Diğer yandan filmlerin ise ratinglerle negatif ilişkisi olduğu görülmektedir. Diğer bir ifadeyle, filmlerin rating kaybına yol açtığını söylemek mümkündür. Bu ilişki İstanbul'da en yüksektir. Aşağıdaki tabloda programın günü ile ratinglerin ilişkisi sunulmuştur.

Tablo 4.11. Rating ve Program Günü İlişkisi

	İstanbul Rating	Ankara Rating	İzmir Rating
Pazartesi	.037**	.028**	.030**
	0.000	0.000	0.000
Salı	.029**	.028**	.020**
	0.000	0.000	0.003
Çarşamba	.021**	.030**	.016*
	0.002	0.000	0.016
Perşembe	-0.004	0.007	0.009
	0.539	0.319	0.179
Cuma	0.003	0.013	.018**
	0.676	0.058	0.008
Cumartesi	-.049**	-.055**	-.057**
	0.000	0.000	0.000
Pazar	-.037**	-.051**	-.035**
	0.000	0.000	0.000

Yukarıdaki tabloya göre, Pazartesi gnk ratingler ile İstanbul ratingleri arasında dşk dzeyde pozitif ve anlamlı bir ilişki ($r = 0.037$; $p < 0.01$); Pazartesi gnk ratingler ile Ankara ratingleri arasında dşk dzeyde pozitif ve anlamlı bir ilişki ($r = 0.028$; $p < 0.01$); Pazartesi gnk ratingler ile İzmir ratingleri arasında dşk dzeyde negatif ve anlamsız bir ilişki ($r = 0.030$; $p < 0.001$) söz konusudur.

Salı gnk ratingler ile İstanbul ratingleri arasında dşk dzeyde pozitif ve anlamlı bir ilişki ($r = 0.029$; $p < 0.01$); Salı gnk ratingler ile Ankara ratingleri arasında dşk dzeyde pozitif ve anlamlı bir ilişki ($r = 0.028$; $p < 0.01$); Salı gnk ratingler ile İzmir ratingleri arasında dşk dzeyde pozitif ve anlamlı bir ilişki ($r = 0.020$; $p < 0.01$) mevcuttur.

Tabloya göre, Çarşamba gnk ratingler ile İstanbul ratingleri arasında dşk dzeyde pozitif ve anlamlı bir ilişki ($r = 0.021$; $p < 0.01$); Çarşamba gnk ratingler ile Ankara ratingleri arasında dşk dzeyde pozitif ve anlamlı bir ilişki ($r = 0.030$; $p < 0.01$); Çarşamba gnk ratingler ile İzmir ratingleri arasında dşk dzeyde pozitif ve anlamlı bir ilişki ($r = 0.016$; $p < 0.05$) gözlemlenmiştir.

Perşembe gnk ratingler ile İstanbul ratingleri arasında dzeyde pozitif ve anlamsız bir ilişki söz konusudur ($r = -0.004$; $p > 0.05$). Perşembe gnk ratingler ile Ankara ratingleri arasında da dşk dzeyde pozitif ve anlamsız bir ilişki ($r = 0.007$; $p > 0.05$) görlmektedir. Perşembe gnk ratingler ile İzmir ratingleri arasında ise yine dşk dzeyde pozitif ve anlamsız bir ilişki ($r = 0.009$; $p > 0.05$) mevcuttur.

Cuma gnne ilişkin olarak, İstanbul ratingleri ile Cuma gnk ratingler arasında dzeyde pozitif ve anlamsız bir ilişki söz konusudur ($r = 0.003$; $p > 0.05$). Cuma gnk ratingler ile Ankara ratingleri arasında dşk dzeyde pozitif ve anlamsız bir ilişki ($r = 0.013$; $p > 0.05$) gözlemlenmektedir. Ayrıca, Cuma gnk ratingler ile İzmir ratingleri arasında dşk dzeyde pozitif ve anlamlı bir ilişki ($r = 0.018$; $p < 0.01$) tespit edilmiştir.

Cumartesi gn için ise, İstanbul ratingleri ile Cumartesi gnk ratingler arasında dşk dzeyde negatif ve anlamlı bir ilişki bulunmaktadır ($r = -0.049$; $p < 0.001$). Cumartesi gnk ratingler ile Ankara ratingleri arasında dşk dzeyde negatif ve

anlamli bir iliŖki ($r = -0.055$; $p < 0.001$) gzlemlenmektedir. Cumartesi gnk ratingler ile İzmir ratingleri arasında ise dŖŖk dzeyde negatif ve anlamli bir iliŖki ($r = -0.057$; $p < 0.001$) tespit edilmiŖtir.

Pazar gn incelendiğinde ise, İstanbul ratingleri ile Pazar gnk ratingler arasında dŖŖk dzeyde negatif ve anlamli bir iliŖki bulunmaktadırdır ($r = -0.037$; $p < 0.001$). Pazar gnk ratingler ile Ankara ratingleri arasında da dŖŖk dzeyde negatif ve anlamli bir iliŖki ($r = -0.051$; $p < 0.001$) gzlemlenmektedir. Öte yandan, Pazar gnk ratingler ile İzmir ratingleri arasında ise dŖŖk dzeyde negatif ve anlamli bir iliŖki ($r = -0.035$; $p < 0.001$) mevcuttur.

Korelasyon deęerleri incelendiğinde, Pazartesi gnnn genel olarak daha fazla izleyiciye sahip olduęu grlmektedir. Buna karŖılık ise, Pazar gnnn dięer gnlere gre daha az izleyiciye sahip olduęu grlmektedir. AŖaęıdaki tabloda programın tekrar olma durumu ile ratinglerin iliŖkisi sunulmuŖtur.

Tablo 4.12. Rating ve Programın Tekrar Olma Durumu İliŖkisi

		İstanbul Rating	Ankara Rating	İzmir Rating
Tekrar	r	-.216**	-.207**	-.209**
	p	0.000	0.000	0.000
Tekrar Deęil	r	.216**	.207**	.209**
	p	0.000	0.000	0.000

Yukarıdaki tabloya gre, programın tekrar olması ile program ratingleri arasında negatif bir iliŖki olduęu grlmektedir. Bu iliŖki İstanbul'da en yksekken ($r = -0.216$, $p < 0.01$), Ankara'da en dŖŖktr ($r = -0.207$, $p < 0.01$). AŖaęıdaki tabloda programın sresi ile ratinglerin iliŖkisi sunulmuŖtur.

Tablo 4.13. Rating ve Programın Süresi İlişkisi

	İstanbul			
		Rating	Ankara Rating	İzmir Rating
İki saatten az	r	-.291**	-.263**	-.296**
	p	0.000	0.000	0.000
İki - üç saat arası	r	-.061**	-.044**	-.038**
	p	0.000	0.000	0.000
Üç saatten fazla	r	.277**	.239**	.258**
	p	0.000	0.000	0.000

Yukarıdaki tabloya göre, İstanbul ratingleri ile programın iki saatten az olması arasında orta düzeyde negatif ve anlamlı ($r = -0.291$, $p < 0.01$), Ankara ratingleri ile programın iki saatten az olması arasında orta düzeyde negatif ve anlamlı ($r = -0.263$, $p < 0.01$), İzmir ratingleri ile programın iki saatten az olması arasında orta düzeyde negatif ve anlamlı ($r = -0.296$, $p < 0.01$) ilişki olduğu görülmektedir. Diğer bir ifadeyle program süresinin iki saatten az olması, izleyici sayısını azaltmaktadır. Buna karşılık, programın üç saatten fazla olması ile İstanbul ratingleri arasında orta düzeyde pozitif ve anlamlı ($r = 0.277$, $p < 0.01$), Ankara ratingleri arasında orta düzeyde pozitif ve anlamlı ($r = 0.239$, $p < 0.01$) ve İzmir ratingleri arasında orta düzeyde pozitif ve anlamlı ($r = 0.258$, $p < 0.01$) ilişki söz konusudur. Diğer bir ifadeyle program süresinin üç saatten fazla olması, izleyici sayısını artırmaktadır.

4.4. Regresyon Analizi

Regresyon analizi ile çeşitli değişkenlerin ratingler üzerindeki etkisi incelenmiştir. İlk aşamada regresyon modeli İstanbul verileri üzerinde uygulanmıştır.

4.4.1. İstanbul Verileri ile Regresyon Analizi

İstanbul ratingleri üzerinde program türünün etkisini ölçmek amacıyla regresyon analizi yapılmıştır. Bu kapsamda program türleri dummy variable olarak kodlanmış ve regresyon analizi uygulanmıştır.

Tablo 4.14. Program Türünün İstanbul Ratingleri Üzerindeki Etkisi

Değişken	β	Standart Hata	Beta	t	p	İkili r	Kısmi r
Sabit	3.133	0.716		4.3768	0.000		
Dizi	2.140	0.716	0.353	2.9874	0.003	0.020	0.018
Eğlence Programı	1.424	0.717	0.194	1.9859	0.047	0.013	0.012
Sinema	-0.816	0.717	-0.109	-1.1375	0.255	-0.008	-0.007
Gerçek Yaşam Programı	-1.550	0.842	-0.021	-1.8403	0.066	-0.012	-0.011
Güncel Program	0.906	0.731	0.037	1.2393	0.215	0.008	0.008
Kültür Programı	-0.673	0.726	-0.034	-0.9271	0.354	-0.006	-0.006
Spor Programı	3.829	0.735	0.140	5.2088	0.000	0.035	0.032

Bağımlı değişken İstanbul ratingleri

$R = 0.401$, $R^2 = 0.161$, $F(7-22,140) = 606.172$, $p < 0.05$

Yukarıdaki regresyon analizi sonuçları incelendiğinde, aşağıdaki sonuçlar ortaya çıkmaktadır:

Analiz ile elde edilen düzeltilmiş R kare değeri %16.1 olarak hesaplanmıştır. Bu, kullanılan bağımsız değişkenlerin toplam varyansın yaklaşık olarak %16.1'ini açıkladığını göstermektedir. Yapılan regresyon analizine göre, dizilerin, eğlence programlarının ve spor programlarının İstanbul ratingleri üzerinde pozitif etkisi olduğu görülmüştür. Sinema, gerçek yaşam programları, güncel programlar ve kültür programlarının ise, İstanbul ratingleri üzerinde anlamlı bir etkisi olmadığı görülmüştür. Buna göre dizilerin yayınlanması İstanbul ratinglerini 0.353 puan, eğlence programlarının yayınlanması İstanbul ratinglerini 0.194 puan ve spor programlarının yayınlanması İstanbul ratinglerini 0.140 puan artırmaktadır. Bu sonuçlar, dizi, eğlence programı ve spor programlarının İstanbul'da ratingleri artırabileceğini göstermektedir. Regresyon denklemi aşağıdaki gibidir:

İstanbul Ratingleri = $3.133 + (2.140 \times \text{Dizi}) + (1.424 \times \text{Eğlence Programı}) + (-0.816 \times \text{Sinema}) + (-1.550 \times \text{Gerçek Yaşam Programı}) + (0.906 \times \text{Güncel Program}) + (-0.673 \times \text{Kültür Programı}) + (3.829 \times \text{Spor Programı})$

İstanbul hava sıcaklığının, İstanbul ratingleri üzerindeki etkisini tespit etmeye yönelik regresyon analizinin sonuçları aşağıdaki tabloda sunulmuştur.

Tablo 4.15. İstanbul Hava Sıcaklığının, İstanbul Ratingleri Üzerindeki Etkisini Tespit Etmeye Yönelik Regresyon Analizi

Değişken	β	Standart Hata	Beta	t	p	İkili r	Kısmi r
Sabit	6.388	0.048		133.355	0.000		
İstanbul Hava Sıcaklığı	-0.116	0.003	-0.286	-44.421	0.000	-0.286	-0.286

Bağımlı değişken İstanbul ratingleri

$R = 0.286$, $R^2 = 0.082$, $F(1-22, 140) = 1,973.25$, $p < 0.05$

Yukarıdaki regresyon analizi sonuçları incelendiğinde, aşağıdaki sonuçlar ortaya çıkmaktadır:

Modelin R karesi 0.082 olarak hesaplanmıştır. Bu değer, bağımsız değişkenlerin bağımlı değişkenin varyansının sadece % 8.2'sini açıkladığını göstermektedir. Yapılan regresyon analizine göre, hava sıcaklığının İstanbul ratingleri üzerinde negatif etkisi olduğu görülmüştür. Buna göre, hava sıcaklığında bir derece artışın İstanbul ratinglerini 0.286 birim azaltacağı görülmektedir. Diğer bir ifadeyle, hava sıcaklıkları ile İstanbul ratingleri arasında bir ters orantı söz konusudur. Regresyon denklemi aşağıdaki gibidir:

$$\text{İstanbul Ratingleri} = 6.388 - 0.286 \times \text{İstanbul Hava Sıcaklığı}$$

Sonuç olarak, elde edilen regresyon analizi sonuçlarına göre, İstanbul hava sıcaklığı değişkeninin İstanbul ratingleri değişkenini anlamlı bir şekilde etkilediği ve negatif bir ilişkiye sahip olduğu söylenebilir. Ancak, R karesi değeri düşük olduğundan, modelin genel açıklama gücü nispeten sınırlıdır. Tüm değişkenlerin İstanbul ratingleri üzerindeki etkisini tespit etmeye yönelik regresyon analizinin sonuçları aşağıdaki tabloda sunulmuştur.

Tablo 4.16. Tüm Değişkenlerin İstanbul Ratingleri Üzerindeki Etkisini Tespit Etmeye Yönelik Regresyon Analizi

Değişken	β	Standart t Hata	Beta	t	p	İkili r	Kısmi r
Sabit	8.205	0.072		113.466	0.000		
İstanbul Hava Sıcaklığı	-0.074	0.002	-0.183	-32.248	0.000	-0.212	-0.175
Eğlence Programı	-0.263	0.051	-0.036	-5.106	0.000	-0.034	-0.028
Film	-2.510	0.050	-0.334	-50.596	0.000	-0.322	-0.275
Gerçek Yaşam Programı	-2.047	0.394	-0.028	-5.198	0.000	-0.035	-0.028
Güncel Program	-0.154	0.142	-0.006	-1.090	0.276	-0.007	-0.006
Kültür Programı	-2.781	0.114	-0.138	-24.369	0.000	-0.162	-0.132
Spor Programı	1.947	0.151	0.071	12.895	0.000	0.086	0.070
Diğer Program	-0.768	0.634	-0.007	-1.213	0.225	-0.008	-0.007
Pazartesi	-0.112	0.062	-0.013	-1.817	0.069	-0.012	-0.010
Çarşamba	-0.139	0.061	-0.016	-2.265	0.023	-0.015	-0.012
Perşembe	-0.322	0.061	-0.037	-5.244	0.000	-0.035	-0.028
Cuma	-0.488	0.062	-0.057	-7.939	0.000	-0.053	-0.043
Cumartesi	-0.755	0.062	-0.087	-12.207	0.000	-0.082	-0.066
Pazar	-0.667	0.062	-0.077	-10.803	0.000	-0.072	-0.059
Tekrar Program	-2.679	0.063	-0.247	-42.754	0.000	-0.276	-0.232
İki Saatten Az Program	-1.594	0.057	-0.191	-28.123	0.000	-0.186	-0.153
İki-Üç Saat Program	-0.561	0.039	-0.092	-14.351	0.000	-0.096	-0.078
Fox TV	-0.992	0.064	-0.114	-15.613	0.000	-0.104	-0.085
Kanal D	-1.105	0.064	-0.128	-17.287	0.000	-0.115	-0.094
Show TV	-0.817	0.066	-0.094	-12.419	0.000	-0.083	-0.067
Star TV	-0.496	0.064	-0.057	-7.793	0.000	-0.052	-0.042
TV8	-0.443	0.071	-0.051	-6.220	0.000	-0.042	-0.034
TRT1	-1.921	0.064	-0.222	-30.167	0.000	-0.199	-0.164

Bağımlı değişken İstanbul ratingleri

$R = 0.590$, $R^2 = 0.348$, $F(1-22, 140) = 512.959$, $p < 0.05$

Yukarıdaki tablodaki regresyon sonuçları incelendiğinde aşağıdaki sonuçlar ortaya çıkmaktadır:

Modelin R karesi 0.348 olarak hesaplanmıştır. Bu değer, bağımsız değişkenlerin bağımlı değişkenin varyansının sadece % 34.8'ini açıkladığını göstermektedir. Regresyon katsayılarına bakıldığında, İstanbul hava sıcaklığı değişkeninin modelde negatif bir etkiye sahip olduğu gözlemlenmektedir. Hava sıcaklığı değişkeninin 1 birim artışında İstanbul ratinglerinin 0.183 birim azalacağı, hava sıcaklığı değişkeninin 1 birim azalışında İstanbul ratinglerinin 0.183 birim artacağı görülmektedir. Eğlence

programı deęişkeninin regresyon katsayısı negatif yönlüdür. Eğlence programlarının, İstanbul ratinglerinin 0.036 birim azaldığı gözlemlenmektedir. Film deęişkeni regresyon katsayısı da negatiftir. Filmlerin, İstanbul ratinglerinin 0.334 birim azaldığı görülmektedir. Gerçek yaşam programı deęişkeninin regresyon katsayısı da negatif yönlüdür. Gerçek yaşam programlarının, İstanbul ratinglerinin 0.028 birim azaldığı gözlemlenmektedir. Güncel program deęişkeninin regresyon katsayısı istatistiksel olarak anlamlı bir etkiye sahip deęildir. Bu deęişkenin İstanbul ratinglerini belirlemedeki etkisi zayıftır. Kültür programı deęişkeni regresyon katsayısı negatif yönlüdür. Kültür programlarının, İstanbul ratinglerinin 0.138 birim azaldığı görülmektedir. Spor programı deęişkeninin regresyon katsayısı pozitif yönlüdür. Spor programlarının, İstanbul ratinglerinin 0.071 birim arttığı gözlemlenmektedir. Diğer program deęişkeninin regresyon katsayısı istatistiksel olarak anlamlı bir etkiye sahip deęildir. Bu deęişkenin İstanbul ratinglerini belirlemedeki etkisi zayıftır.

Pazartesi, Çarşamba, Perşembe, Cuma, Cumartesi ve Pazar günleri gösterilen programların regresyon katsayıları düşük ve negatif yönlüdür. Ancak Pazartesi ve Çarşamba günleri istatistiksel olarak anlamsızdır.

Tekrar program deęişkeninin regresyon katsayısı negatif yönlüdür. Programın tekrar olmasının, İstanbul ratinglerinin 0.247 birim azaldığı gözlemlenmektedir.

İki saatten az program deęişkeni de negatif regresyon katsayısına sahiptir. İki saatten düşük programların, İstanbul ratinglerinin 0.191 birim azaldığı gözlemlenmektedir. İki-üç saat program deęişkeninin regresyon katsayısı da negatif yönlüdür. İki-üç saat arası süren programların, İstanbul ratinglerinin 0.092 birim azaldığı görülmektedir.

Fox TV, Kanal D, Show TV, Star TV, TV8 ve TRT1 kanallarının regresyon katsayıları negatif yönlüdür. FOX TV'nin 0.114, Kanal D'nin 0.128, Show TV'nin 0.094, Star TV'nin 0.057, TV8'in 0.51 ve TRT1'in 1.921 birim rating düşürdüğü görülmüştür.

Modele göre, İstanbul ratinglerinde en etkili deęişkenin hava sıcaklığı ve film yayın durumu olduğu görülmektedir. Kanallarda film yayınlanması, ratingleri düşürmektedir. Benzer şekilde hava sıcaklığının yükselmesi, ratingleri düşürmektedir. Modelin denklemi aşağıdaki gibidir:

İstanbul Ratingleri = 8.205 + (-0.074 x İstanbul Hava Sıcaklığı) + (-0.263 x Eğlence Programı) + (-2.510 x Film) + (-2.047 x Gerçek Yaşam Programı) + (-0.154 x Güncel Program) + (-2.781 x Kültür Programı) + (1.947 x Spor Programı) + (-0.768 x Diğer Program) + (-0.112 x Pazartesi) + (-0.139 x Çarşamba) + (-0.322 x Perşembe) + (-0.488 x Cuma) + (-0.755 x Cumartesi) + (-0.667 x Pazar) + (-2.679 x Tekrar Program) + (-1.594 x İki Saatten Az Program) + (-0.561 x İki-Üç Saat Program) + (-0.992 x Fox TV) + (-1.105 x Kanal D) + (-0.817 x Show TV) + (-0.496 x Star TV) + (-0.443 x TV8) + (-1.921 x TRT1)

4.4.2. Ankara Verileri ile Regresyon Analizi

Ankara ratingleri üzerinde program türünün etkisini ölçmek amacıyla regresyon analizi yapılmıştır. Bu kapsamda program türleri dummy variable olarak kodlanmış ve regresyon analizi uygulanmıştır.

Tablo 4.17. Program Türünün Ankara Ratingleri Üzerindeki Etkisi

Değişken	β	Standart Hata	Beta	t	p	İkili r	Kısmi r
Sabit	3.357	0.768		4.371	0.000		
Dizi	2.224	0.769	0.343	2.894	0.004	0.019	0.018
Eğlence Programı	1.013	0.769	0.129	1.317	0.188	0.009	0.008
Sinema	-0.948	0.769	-0.118	-1.232	0.218	-0.008	-0.008
Gerçek Yaşam Programı	-1.642	0.904	-0.021	-1.816	0.069	-0.012	-0.011
Güncel Program	-0.104	0.784	-0.004	-0.133	0.894	-0.001	-0.001
Kültür Programı	-0.415	0.779	-0.019	-0.532	0.595	-0.004	-0.003
Spor Programı	2.963	0.789	0.101	3.756	0.000	0.025	0.023

Bağımlı değişken Ankara ratingleri

$R = 0.395$, $R^2 = 0.156$, $F(7-22, 140) = 585.800$, $p < 0.05$

Yukarıdaki regresyon analizi sonuçları incelendiğinde, aşağıdaki sonuçlar ortaya çıkmaktadır:

Analiz ile elde edilen düzeltilmiş R kare değeri %15.6 olarak hesaplanmıştır. Bu, kullanılan bağımsız değişkenlerin toplam varyansın yaklaşık olarak %15.6'sını

açıkladığını göstermektedir. Yapılan regresyon analizine göre, dizilerin ve spor programlarının Ankara ratingleri üzerinde pozitif etkisi olduğu görülmüştür. Eğlence programları, sinema, gerçek yaşam programları, güncel programlar ve kültür programlarının ise, Ankara ratingleri üzerinde anlamlı bir etkisi olmadığı görülmüştür. Buna göre dizilerin yayınlanması Ankara ratinglerini 0.343 puan ve spor programlarının yayınlanması Ankara ratinglerini 0.101 puan artırmaktadır. Bu sonuçlar, dizi ve spor programlarının Ankara’da ratingleri artırabileceğini göstermektedir. Regresyon denklemi aşağıdaki gibidir:

$$\text{Ankara Ratingleri} = 3.357 + (2.224 \times \text{Dizi}) + (1.013 \times \text{Eğlence Programı}) + (-0.948 \times \text{Sinema}) + (-1.642 \times \text{Gerçek Yaşam Programı}) + (-0.104 \times \text{Güncel Program}) + (-0.415 \times \text{Kültür Programı}) + (2.963 \times \text{Spor Programı})$$

Ankara hava sıcaklığının, Ankara ratingleri üzerindeki etkisini tespit etmeye yönelik regresyon analizinin sonuçları aşağıdaki tabloda sunulmuştur.

Tablo 4.18. Ankara Hava Sıcaklığının, Ankara Ratingleri Üzerindeki Etkisini Tespit Etmeye Yönelik Regresyon Analizi

Değişken	β	Standart Hata	Beta	t	p	İkili r	Kısmi r
Sabit	5.962	0.037		160.238	0.000		
Ankara Hava Sıcaklığı	-0.109	0.002	-0.289	-44.974	0.000	-0.289	-0.289

Bağımlı değişken Ankara ratingleri

$$R = 0.289, R^2 = 0.084, F(1-22, 140) = 2,022.695, p < 0.05$$

Yukarıdaki regresyon analizi sonuçları incelendiğinde, aşağıdaki sonuçlar ortaya çıkmaktadır:

Modelin R karesi 0.084 olarak hesaplanmıştır. Bu değer, bağımsız değişkenlerin bağımlı değişkenin varyansının %8.4' ünü açıkladığını göstermektedir. Yapılan regresyon analizine göre, hava sıcaklığının Ankara ratingleri üzerinde negatif etkisi olduğu görülmüştür. Buna göre, hava sıcaklığında bir derece artışın Ankara ratinglerini 0.289 birim azaltacağı görülmektedir. Diğer bir ifadeyle, hava sıcaklıkları

ile Ankara ratingleri arasında bir ters orantı söz konusudur. Regresyon denklemini aşağıdaki gibidir:

$$\text{Ankara Ratingleri} = 5.962 - 0.289 \times \text{Ankara Hava Sıcaklığı}$$

Sonuç olarak, elde edilen regresyon analizi sonuçlarına göre, Ankara hava sıcaklığını değişkeninin Ankara ratingleri değişkenini anlamlı bir şekilde etkilediği ve negatif bir ilişkiye sahip olduğu söylenebilir. Ancak, R karesi değeri düşük olduğundan, modelin genel açıklama gücü nispeten sınırlıdır. Tüm değişkenlerin Ankara ratingleri üzerindeki etkisini tespit etmeye yönelik regresyon analizinin sonuçları ise aşağıdaki tabloda sunulmuştur.

Tablo 4.19. Tüm Değişkenlerin Ankara Ratingleri Üzerindeki Etkisini Tespit Etmeye Yönelik Regresyon Analizi

Değişken	β	Standart t Hata	Beta	t	p	İkili r	Kısmi r
Sabit	4.742	0.101		47.004	0.000		
Ankara Hava Sıcaklığı	-0.073	0.002	-0.193	-32.932	0.000	-0.216	-0.185
Eğlence Programı	-0.233	0.057	-0.030	-4.089	0.000	-0.027	-0.023
Film	-2.548	0.055	-0.317	-46.471	0.000	-0.298	-0.261
Gerçek Yaşam Programı	-2.532	0.435	-0.033	-5.817	0.000	-0.039	-0.033
Güncel Program	-1.416	0.156	-0.055	-9.046	0.000	-0.061	-0.051
Kültür Programı	-2.765	0.126	-0.129	-21.928	0.000	-0.146	-0.123
Spor Programı	0.871	0.167	0.030	5.217	0.000	0.035	0.029
Diğer Program	-1.167	0.700	-0.009	-1.667	0.096	-0.011	-0.009
Pazartesi	0.682	0.068	0.074	9.994	0.000	0.067	0.056
Salı	0.866	0.068	0.094	12.677	0.000	0.085	0.071
Çarşamba	0.796	0.068	0.086	11.637	0.000	0.078	0.065
Perşembe	0.607	0.068	0.066	8.863	0.000	0.059	0.050
Cuma	0.421	0.068	0.046	6.161	0.000	0.041	0.035
Pazar	0.035	0.068	0.004	0.504	0.614	0.003	0.003
Tekrar Olmayan Program	2.669	0.069	0.230	38.553	0.000	0.251	0.216
İki Saatten Az Program	-1.381	0.063	-0.155	-22.048	0.000	-0.147	-0.124
İki-Üç Saat Program	-0.499	0.043	-0.076	-11.528	0.000	-0.077	-0.065
Fox TV	-1.119	0.070	-0.121	-15.930	0.000	-0.107	-0.089
Kanal D	-1.310	0.071	-0.142	-18.539	0.000	-0.124	-0.104
Show TV	-1.261	0.073	-0.136	-17.334	0.000	-0.116	-0.097
Star TV	-0.911	0.070	-0.099	-12.952	0.000	-0.087	-0.073
TV8	-1.485	0.079	-0.160	-18.876	0.000	-0.126	-0.106
TRT1	-1.526	0.070	-0.165	-21.673	0.000	-0.144	-0.122

Bağımlı değişken Ankara ratingleri

$$R = 0.552, R^2 = 0.304, F(1-22,140) = 420,356, p < 0.05$$

Yukarıdaki tablodaki regresyon sonuçları incelendiğinde aşağıdaki sonuçlar ortaya çıkmaktadır:

Modelin R karesi 0.304 olarak hesaplanmıştır. Bu değer, bağımsız değişkenlerin bağımlı değişkenin varyansının % 30.4'ünü açıkladığını göstermektedir. Regresyon katsayılarına bakıldığında, Ankara hava sıcaklığı değişkeninin modelde negatif bir etkiye sahip olduğu gözlemlenmektedir. Hava sıcaklığı değişkeninin 1 birim artışında Ankara ratinglerinin 0.193 birim azalacağı, hava sıcaklığı değişkeninin 1 birim azalışında Ankara ratinglerinin 0.193 birim artacağı görülmektedir. Eğlence programı değişkeninin regresyon katsayısı negatif yönlüdür. Eğlence programlarının, Ankara ratinglerinin 0.030 birim azaldığı gözlemlenmektedir. Film değişkeni regresyon katsayısı da negatiftir. Filmlerin, Ankara ratinglerinin 0.317 birim azaldığı görülmektedir. Gerçek yaşam programı değişkeninin regresyon katsayısı da negatif yönlüdür. Gerçek yaşam programlarının, Ankara ratinglerinin 0.033 birim azaldığı gözlemlenmektedir. Güncel programlar incelendiğinde ise, güncel program yayınlarının Ankara ratinglerini 0.055 birim azaltacağı görülmektedir. Kültür programı değişkeni regresyon katsayısı negatif yönlüdür. Kültür programlarının, Ankara ratinglerinin 0.129 birim azaldığı görülmektedir. Spor programı değişkeninin regresyon katsayısı pozitif yönlüdür. Spor programlarının, Ankara ratinglerinin 0.030 birim arttığı gözlemlenmektedir. Diğer program değişkeninin regresyon katsayısı istatistiksel olarak anlamlı bir etkiye sahip değildir. Bu değişkenin Ankara ratinglerini belirlemedeki etkisi zayıftır.

Pazartesi, Salı, Çarşamba, Perşembe, Cuma ve Pazar günleri gösterilen programların regresyon katsayıları düşük ve pozitif yönlüdür. Ancak Pazar günü istatistiksel olarak anlamsızdır.

Tekrar olmayan program değişkeninin regresyon katsayısı pozitif yönlüdür. Programın yeni bölüm olmasının, Ankara ratinglerinin 0.230 birim artırdığı gözlemlenmektedir.

İki saatten düşük programların, Ankara ratinglerinin 0.155 birim azaldığı gözlemlenmektedir. İki-üç saat arası süren programların, Ankara ratinglerinin 0.076 birim azaldığı görülmektedir.

FOX TV'nin 0.121, Kanal D'nin 0.142, Show TV'nin 0.136, Star TV'nin 0.099, TV8'in 0.160 ve TRT 1'in 0.165 birim rating düşürdüğü görülmüştür. Modele göre, Ankara ratinglerinde en etkili değişkenin hava sıcaklığı ve film yayın durumu olduğu görülmektedir. Kanallarda film yayınlanması, ratingleri düşürmektedir. Benzer şekilde hava sıcaklığının yükselmesi, ratingleri düşürmektedir. Modelin denklemi aşağıdaki gibidir:

$$\begin{aligned} \text{Ankara Ratingleri} = & 4.742 + (-0.073 \times \text{Ankara Hava Sıcaklığı}) + (-0.233 \times \text{Eğlence Programı}) \\ & + (-2.548 \times \text{Film}) + (-2.532 \times \text{Gerçek Yaşam Programı}) + (-1.416 \times \text{Güncel Program}) \\ & + (-2.765 \times \text{Kültür Programı}) + (0.871 \times \text{Spor Programı}) + (-1.167 \times \text{Diğer Program}) \\ & + (0.682 \times \text{Pazartesi}) + (0.866 \times \text{Salı}) + (0.796 \times \text{Çarşamba}) + (0.607 \times \text{Perşembe}) \\ & + (0.421 \times \text{Cuma}) + (0.035 \times \text{Pazar}) + (2.669 \times \text{Tekrar Olmayan Program}) \\ & + (-1.381 \times \text{İki Saatten Az Program}) + (-0.499 \times \text{İki-Üç Saat Program}) + (-1.119 \times \text{Fox TV}) \\ & + (-1.310 \times \text{Kanal D}) + (-1.261 \times \text{Show TV}) + (-0.911 \times \text{Star TV}) + (-1.485 \times \text{TV8}) \\ & + (-1.526 \times \text{TRT1}) \end{aligned}$$

4.4.3. İzmir Verileri ile Regresyon Analizi

İzmir ratingleri üzerinde program türünün etkisini ölçmek amacıyla regresyon analizi yapılmıştır. Bu kapsamda program türleri dummy variable olarak kodlanmış ve regresyon analizi uygulanmıştır.

Tablo 4.20. Program Türünün İzmir Ratingleri Üzerindeki Etkisi

Değişken	β	Standart Hata	Beta	t	p	İkili r	Kısmi r
Sabit	3.133	0.716		4.377	0.000		
Dizi	2.140	0.716	0.353	2.987	0.003	0.020	0.018
Eğlence Programı	1.424	0.717	0.194	1.986	0.047	0.013	0.012
Sinema	-0.816	0.717	-0.109	-1.138	0.255	-0.008	-0.007
Gerçek Yaşam Programı	-1.550	0.842	-0.021	-1.840	0.066	-0.012	-0.011
Güncel Program	0.906	0.731	0.037	1.239	0.215	0.008	0.008
Kültür Programı	-0.673	0.726	-0.034	-0.927	0.354	-0.006	-0.006
Spor Programı	3.829	0.735	0.140	5.209	0.000	0.035	0.032

Bağımlı değişken İzmir ratingleri

$R = 0.401$, $R^2 = 0.161$, $F(7-22,140) = 606.172$, $p < 0.05$

Yukarıdaki regresyon analizi sonuçları incelendiğinde, aşağıdaki sonuçlar ortaya çıkmaktadır:

Analiz ile elde edilen düzeltilmiş R kare değeri % 16.1 olarak hesaplanmıştır. Bu, kullanılan bağımsız değişkenlerin toplam varyansın yaklaşık olarak % 16.1'ini açıkladığını göstermektedir. Yapılan regresyon analizine göre, dizilerin, eğlence programlarının ve spor programlarının İzmir ratingleri üzerinde pozitif etkisi olduğu görülmüştür. Sinema, gerçek yaşam programları, güncel programlar ve kültür programlarının ise, İzmir ratingleri üzerinde anlamlı bir etkisi olmadığı görülmüştür. Buna göre, dizilerin yayınlanması İzmir ratinglerini 0.353 puan, eğlence programlarının yayınlanması İzmir ratinglerini 0.194 puan ve spor programlarının yayınlanması İzmir ratinglerini 0.140 puan artırmaktadır. Bu sonuçlar, dizi, eğlence programı ve spor programlarının İzmir'de ratingleri artırabileceğini göstermektedir. Regresyon denklemi aşağıdaki gibidir:

$$\text{İzmir Ratingleri} = 3.133 + (2.140 \times \text{Dizi}) + (1.424 \times \text{Eğlence Programı}) + (-0.816 \times \text{Sinema}) + (-1.550 \times \text{Gerçek Yaşam Programı}) + (0.906 \times \text{Güncel Program}) + (-0.673 \times \text{Kültür Programı}) + (3.829 \times \text{Spor Programı})$$

İzmir hava sıcaklığının, İzmir ratingleri üzerindeki etkisini tespit etmeye yönelik regresyon analizinin sonuçları aşağıdaki tabloda sunulmuştur.

Tablo 4.21. İzmir Hava Sıcaklığının, İzmir Ratingleri Üzerindeki Etkisini Tespit Etmeye Yönelik Regresyon Analizi

Değişken	β	Standart Hata	Beta	t	p	İkili r	Kısmi r
Sabit	5.124	0.033		155.920	0.000		
İzmir Hava Sıcaklığı	-0.051	0.002	-0.173	-26.101	0.000	-0.173	-0.173

Bağımlı değişken İzmir ratingleri

$$R = 0.173, R^2 = 0.030, F(1-22, 140) = 681.241, p < 0.05$$

Yukarıdaki regresyon analizi sonuçları incelendiğinde, aşağıdaki sonuçlar ortaya çıkmaktadır:

Modelin R karesi 0.030 olarak hesaplanmıştır. Bu değer, bağımsız değişkenlerin bağımlı değişkenin varyansının % 3' ünü açıkladığını göstermektedir. Yapılan regresyon analizine göre, hava sıcaklığının İzmir ratingleri üzerinde negatif etkisi olduğu görülmüştür. Buna göre, hava sıcaklığında bir derece artışın İzmir ratinglerini 0.173 birim azaltacağı görülmektedir. Diğer bir ifadeyle, hava sıcaklıkları ile İzmir ratingleri arasında bir ters orantı söz konusudur. Regresyon denklemi aşağıdaki gibidir:

$$\text{İzmir Ratingleri} = 5.124 - 0.173 \times \text{İzmir Hava Sıcaklığı}$$

Sonuç olarak, elde edilen regresyon analizi sonuçlarına göre, İzmir hava sıcaklığı değişkeninin İzmir ratingleri değişkenini anlamlı bir şekilde etkilediği ve negatif bir ilişkiye sahip olduğu söylenebilir. Ancak, R karesi değeri düşük olduğundan, modelin genel açıklama gücü nispeten sınırlıdır. Tüm değişkenlerin İzmir ratingleri üzerindeki etkisini tespit etmeye yönelik regresyon analizinin sonuçları ise aşağıdaki tabloda sunulmuştur.

**Tablo 4.22. Tüm Değişkenlerin İzmir Ratingleri Üzerindeki Etkisini
Tespit Etmeye Yönelik Regresyon Analizi**

Değişken	β	Standart t Hata	Beta	t	p	İkili r	Kısmi r
Sabit	4.106	0.092		44.749	0.000		
İzmir Hava Sıcaklığı	-0.041	0.002	-0.141	-24.566	0.000	-0.163	-0.135
Eğlence Programı	-0.342	0.052	-0.047	-6.601	0.000	-0.044	-0.036
Film	-2.484	0.051	-0.331	-48.970	0.000	-0.313	-0.268
Gerçek Yaşam Programı	-1.799	0.398	-0.025	-4.521	0.000	-0.030	-0.025
Güncel Program	-0.212	0.143	-0.009	-1.480	0.139	-0.010	-0.008
Kültür Programı	-2.654	0.116	-0.132	-22.952	0.000	-0.153	-0.126
Spor Programı	1.889	0.152	0.069	12.396	0.000	0.083	0.068
Diğer Program	-0.591	0.640	-0.005	-0.924	0.356	-0.006	-0.005
Pazartesi	0.648	0.062	0.075	10.398	0.000	0.070	0.057
Salı	0.788	0.062	0.091	12.617	0.000	0.085	0.069
Çarşamba	0.635	0.063	0.074	10.165	0.000	0.068	0.056
Perşembe	0.448	0.063	0.052	7.157	0.000	0.048	0.039
Cuma	0.266	0.062	0.031	4.266	0.000	0.029	0.023
Pazar	0.114	0.063	0.013	1.825	0.068	0.012	0.010
Tekrar Olmayan Program	2.776	0.063	0.256	44.015	0.000	0.284	0.241
İki Saatten Az Program	-2.039	0.058	-0.244	-35.070	0.000	-0.230	-0.192
İki-Üç Saat Program	-0.802	0.040	-0.132	-20.094	0.000	-0.134	-0.110
Fox TV	-0.943	0.064	-0.109	-14.695	0.000	-0.098	-0.081
Kanal D	-1.054	0.065	-0.122	-16.334	0.000	-0.109	-0.090
Show TV	-0.719	0.066	-0.083	-10.832	0.000	-0.073	-0.059
Star TV	-0.448	0.064	-0.052	-6.983	0.000	-0.047	-0.038
TV8	-0.373	0.072	-0.043	-5.195	0.000	-0.035	-0.028
TRT1	-1.812	0.064	-0.210	-28.156	0.000	-0.186	-0.154

Bağımlı değişken İzmir ratingleri

$R = 0.579$, $R^2 = 0.335$, $F(1-22,140) = 485,168$, $p < 0.05$

Yukarıdaki tablodaki regresyon sonuçları incelendiğinde aşağıdaki sonuçlar ortaya çıkmaktadır:

Modelin R karesi 0.335 olarak hesaplanmıştır. Bu değer, bağımsız değişkenlerin bağımlı değişkenin varyansının % 33.5'ini açıkladığını göstermektedir. Regresyon katsayılarına bakıldığında, İzmir hava sıcaklığı değişkeninin modelde negatif bir etkiye sahip olduğu gözlemlenmektedir. Hava sıcaklığı değişkeninin 1 birim artışında İzmir ratinglerinin 0.141 birim azalacağı, hava sıcaklığı değişkeninin 1 birim azalışında İzmir ratinglerinin 0.141 birim artacağı görülmektedir. Eğlence programı

değişkeninin regresyon katsayısı negatif yönlüdür. Eğlence programlarının, İzmir ratinglerinin 0.047 birim azaldığı gözlemlenmektedir. Film değişkeni regresyon katsayısı da negatiftir. Filmlerin, İzmir ratinglerinin 0.331 birim azaldığı görülmektedir. Gerçek yaşam programı değişkeninin regresyon katsayısı da negatif yönlüdür. Gerçek yaşam programlarının, İzmir ratinglerinin 0.025 birim azaldığı gözlemlenmektedir. Kültür programı değişkeni regresyon katsayısı negatif yönlüdür. Kültür programlarının, İzmir ratinglerinin 0.132 birim azaldığı görülmektedir. Spor programı değişkeninin regresyon katsayısı pozitif yönlüdür. Spor programlarının, İzmir ratinglerinin 0.069 birim arttığı gözlemlenmektedir. Güncel program ve diğer program değişkeninin regresyon katsayısı istatistiksel olarak anlamlı bir etkiye sahip değildir. Bu değişkenlerin İzmir ratinglerini belirlemedeki etkisi zayıftır.

Pazartesi, Salı, Çarşamba, Perşembe, Cuma ve Pazar günleri gösterilen programların regresyon katsayıları düşük ve pozitif yönlüdür. Ancak Pazar günü istatistiksel olarak anlamsızdır.

Tekrar olmayan program değişkeninin regresyon katsayısı pozitif yönlüdür. Programın yeni bölüm olmasının, İzmir ratinglerinin 0.256 birim artırdığı gözlemlenmektedir.

İki saatten az program değişkeni de negatif regresyon katsayısına sahiptir. İki saatten düşük programların, İzmir ratinglerinin 0.244 birim azaldığı gözlemlenmektedir. İki-üç saat program değişkeninin regresyon katsayısı da negatif yönlüdür. İki-üç saat arası süren programların, İzmir ratinglerinin 0.132 birim azaldığı görülmektedir.

Fox TV, Kanal D, Show TV, Star TV, TV8 ve TRT 1 kanallarının regresyon katsayıları negatif yönlüdür. FOX TV'nin 0.109, Kanal D'nin 0.122, Show TV'nin 0.083, Star TV'nin 0.052, TV8'in 0.043 ve TRT 1'in 0.021 birim rating düşürdüğü görülmüştür.

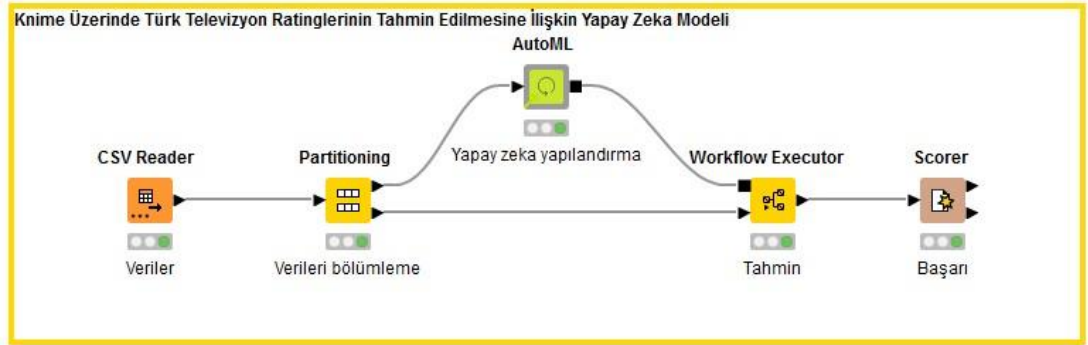
Modele göre, İzmir ratinglerinde en etkili değişkenin film yayın durumu, yeni bölüm yayını (tekrar olmayan yayını) ve iki saatten az yayını süresi olduğu görülmektedir. Kanallarda film yayınlanması ve programların iki saatten daha az olması ratingleri düşürmektedir. Tekrar olmayan programların yayınlanması ise İzmir ratinglerini yükseltmektedir. Modelin denklemi aşağıdaki gibidir:

İzmir Ratingleri = 4.106 + (-0.041 x İzmir Hava Sıcaklığı) + (-0.342 x Eğlence Programı) + (-2.484 x Film) + (-1.799 x Gerçek Yaşam Programı) + (-0.212 x Güncel Program) + (-2.654 x Kültür Programı) + (1.889 x Spor Programı) + (-0.591 x Diğer Program) + (0.648 x Pazartesi) + (0.788 x Salı) + (0.635 x Çarşamba) + (0.448 x Perşembe) + (0.266 x Cuma) + (0.114 x Pazar) + (2.776 x Tekrar Olmayan Program) + (-2.039 x İki Saatten Az Program) + (-0.802 x İki-Üç Saat Program) + (-0.943 x Fox TV) + (- 1.054 x Kanal D) + (- 0.719 x Show TV) + (-0.448 x Star TV) + (-0.373 x TV8) + (-1.812 x TRT1)

4.5. Yapay Zeka Tahmin Sonuçları

Yapay zeka tahmini kapsamında kanal adı, program türü, programın tekrar durumu, programın süresi, programın günü, ilin hava sıcaklığı kategorisi ve il bazlı rating analize dahil edilmiştir. Yapay zeka tahmini iki aşamada gerçekleştirilmiştir. Öncelikle kanal adı, program türü, programın tekrar durumu, programın süresi, programın günü ile bir tahmin yapılmış, ardından bu değerlere bir de hava sıcaklığı kategorisi eklenmiştir.

Knime programı üzerinde kurulmuş model aşağıdaki gibidir:

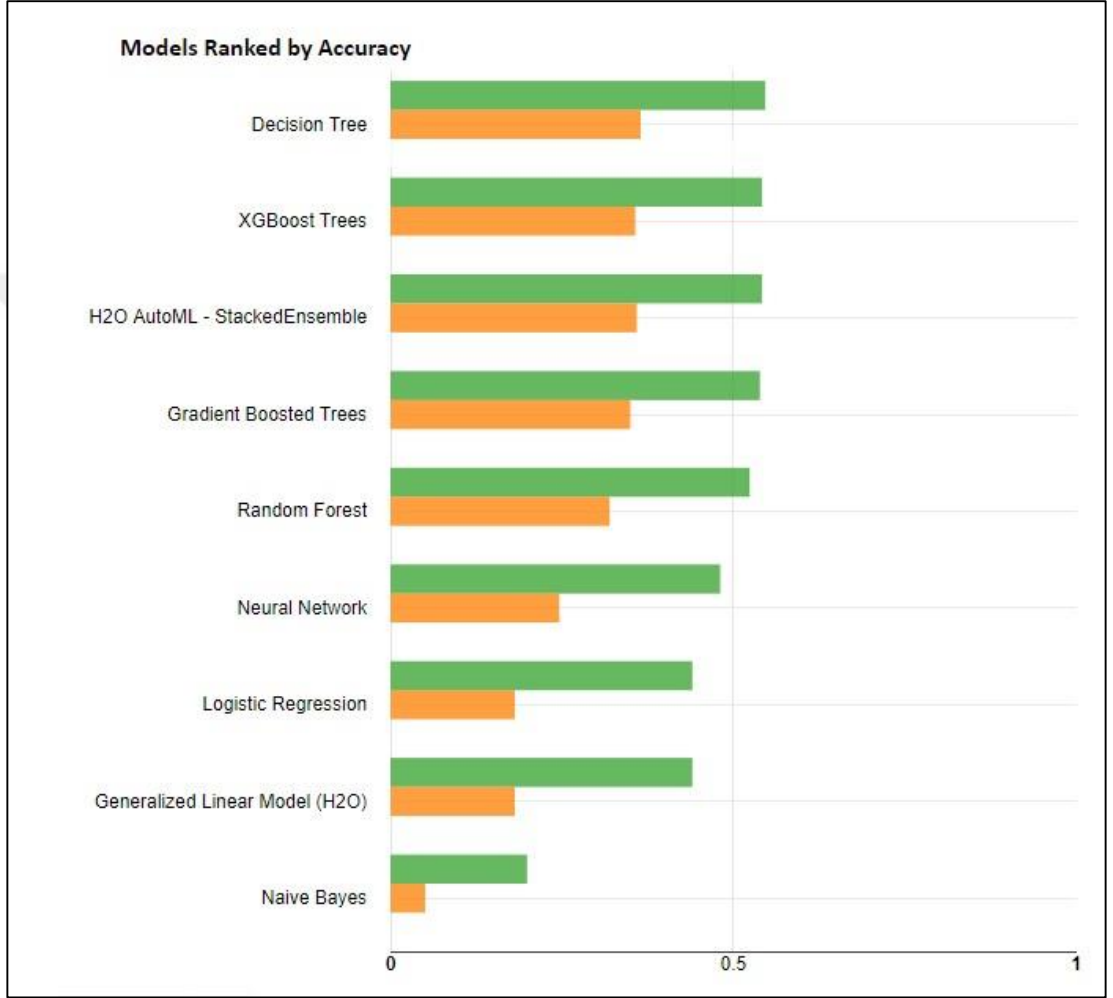


Şekil 4.1. Knime Programı Üzerinde Kurulmuş Yapay Zeka Modeli

Knime AutoML üzerinden kullanılan algoritmalar Naïve Bayes, Lojistik Regresyon, Yapay Sinir Ağları, Gradyan Artırıcı Karar Ağacı, Karar Ağaçları, Random Forest, XGBoost Ağaçları, Genelleştirilmiş Lineer Modeller, Derin Öğrenme ve H2O AutoML şeklindedir. Verilerin % 80 eğitim için, % 20'si de test için kullanılmıştır.

4.5.1. İstanbul Ratingleri için Yapay Zeka Modellemeleri

İlk aşamada kanal, program türü, programın günü, programın tekrar durumu ve programın süresine ait veriler analize dahil edilerek rating kategorisi tahmin edilmiştir. Bu kapsamda ortaya çıkan sonuçlar aşağıdaki gibidir:



Şekil 4.2. Hava Sıcaklığı Verileri Dikkate Alınmadan Yapılan Yapay Zeka Modellemesi: İstanbul

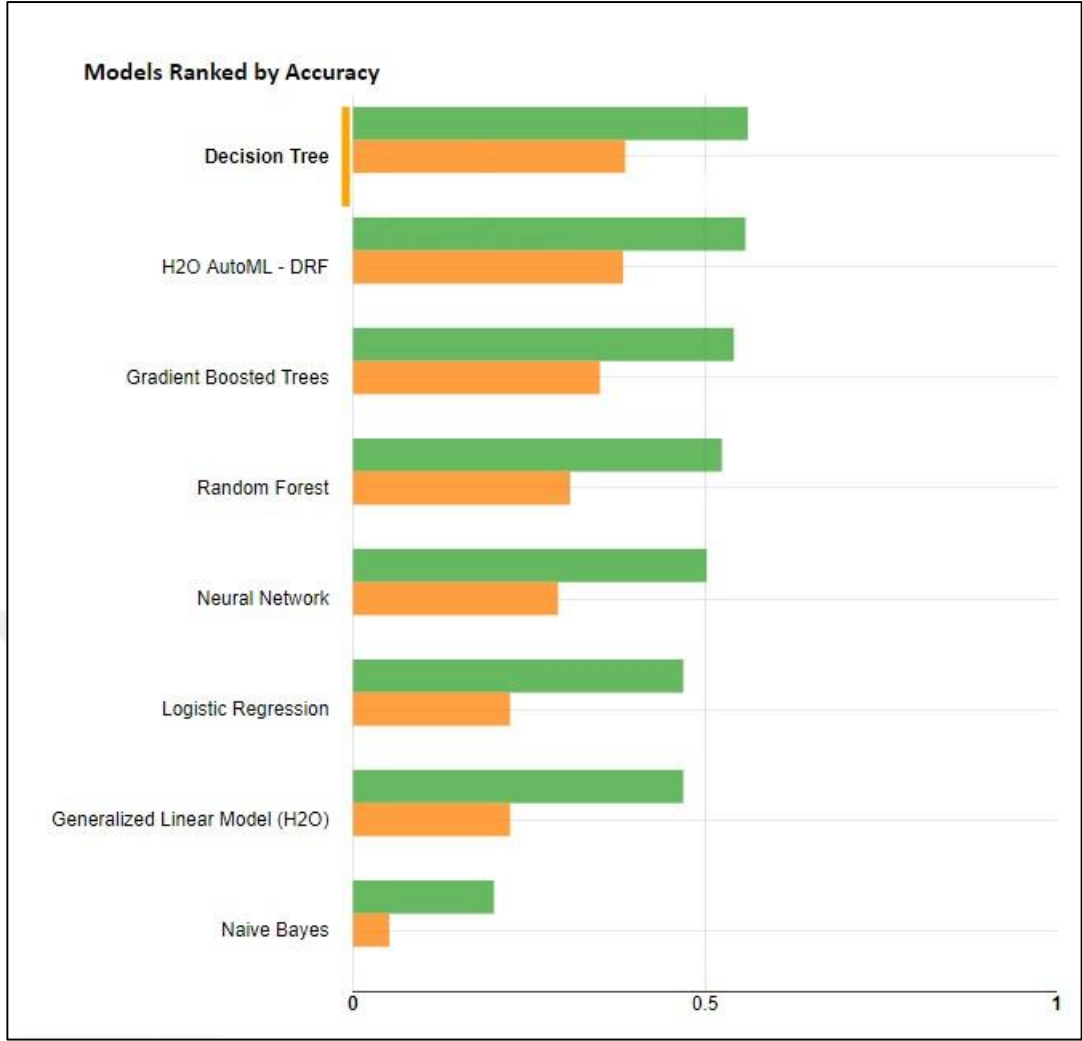
Yapılan yapay zeka tahmin sonuçları incelendiğinde, hava sıcaklığı hariç tutularak elde edilen sonuçlarda Karar ağacı (Decision Tree) en yüksek doğruluk oranını verirken, Naive Bayes en düşük doğruluk oranını vermiştir. Doğruluk oranları aşağıdaki tabloda sunulmuştur.

Tablo 4.23. Hava Sıcaklığı Verileri Dikkate Alınmadan Yapılan Yapay Zeka Modellemesi Doğruluk Değerleri: İstanbul

Algoritma	Doğruluk
Karar ağacı (Decision Tree)	54.6429
XGBoost Ağacı (XGBoost Trees)	54.1631
H2O AutoML	54.1631
Gradyan Artırıcı Karar Ağacı (Gradient Boosted Trees)	53.8526
Rastgele Orman (Random Forest)	52.3567
Yapay Sinir Ağları (Neural Network)	48.0661
Lojistik Regresyon (Logistic Regression)	44.0022
Genelleştirilmiş Lineer Model (Generalized Linear Model-)	44.0022
Naive Bayes	19.8983

Yukarıdaki tabloda, hava sıcaklığı verileri dikkate alınmadan, sadece programın kanalı, program türü, program günü, programın tekrar durumu ve programın süresi verileri ile yapılan yapay zeka modellemesi sonuçları görülmektedir. Buna göre Karar ağacı (Decision Tree) algoritması 54.6429, XGBoost Ağacı (XGBoost Trees) algoritması 54.1631, H2O AutoML algoritması 54.1631 doğruluk oranına sahiptir. Modeldeki en düşük doğruluk payı ise 19.8983 ile Naive Bayes algoritmasına aittir. Modelin genel doğruluk oranı ise 53.105 olup, hata oranı 46.895'tir.

Bir sonraki aşamada ise programın kanalı, program türü, program günü, programın tekrar durumu ve programın süresi verilerine ek olarak İstanbul'un günlük hava sıcaklığı kategorik veri olarak yapay zeka analizine dahil edilmiştir. Bu kapsamda ortaya çıkan sonuçlar aşağıdaki gibidir:



Şekil 4.3. Hava Sıcaklığı Verileri Dikkate Alınarak Yapılan Yapay Zeka Modellemesi: İstanbul

Yapılan yapay zeka tahmin sonuçları incelendiğinde, hava sıcaklığı hariç tutularak elde edilen sonuçlarda Karar ağacı (Decision Tree) en yüksek doğruluk oranını verirken, Naive Bayes en düşük doğruluk oranını vermiştir. Doğruluk oranları aşağıdaki tabloda sunulmuştur.

Tablo 4.24. Hava Sıcaklığı Verileri Dikkate Alınarak Yapılan Yapay Zeka Modellemesi Doğruluk Değerleri: İstanbul

Algoritma	Doğruluk
Karar ağacı (Decision Tree)	56.1106
H2O AutoML	55.7719
Gradyan Artırıcı Karar Ağacı (Gradient Boosted Trees)	54.1349
Rastgele Orman (Random Forest)	52.4132
Yapay Sinir Ağları (Neural Network)	50.2681
Lojistik Regresyon (Logistic Regression)	46.9376
Genelleştirilmiş Lineer Model (Generalized Linear Model-)	46.9376
Naive Bayes	20.0395

Yukarıdaki tabloda, hava sıcaklığı verileri dikkate alınmadan, sadece programın kanalı, program türü, program günü, programın tekrar durumu ve programın süresi verileri ile yapılan yapay zeka modellemesi sonuçları görülmektedir. Buna göre Karar ağacı (Decision Tree) algoritması 56.1106, H2O AutoML algoritması 55.7719, Gradyan Artırıcı Karar Ağacı (Gradient Boosted Trees) algoritması 54.1349 doğruluk oranına sahiptir. Modeldeki en düşük doğruluk payı ise 20.0395 ile Naive Bayes algoritmasına aittir. Modelin genel doğruluk oranı ise 53.172 olup, hata oranı 46.828'dir.

Genel olarak ele alındığında yapay zekaya hava sıcaklığı verileri eklemenin doğruluk oranını artırdığı ve hata oranını azalttığı görülmüştür. Hava sıcaklığı verilerinin eklenmesi sonucunda İstanbul ratingini tahmin eden algoritmalarda meydana gelen değişim oranları aşağıdaki tabloda sunulmuştur.

Tablo 4.25. Hava Sıcaklığı Verileri Dikkate Alındığında, İstanbul Ratingini Tahmin Eden Algoritmaların Doğruluk Değişim Oranı

Algoritma	%
Karar ağacı (Decision Tree)	% 2.69
H2O AutoML	% 2.97
Gradyan Artırıcı Karar Ağacı (Gradient Boosted Trees)	% 0.52
Rastgele Orman (Random Forest)	% 0.11
Yapay Sinir Ağları (Neural Network)	% 4.58
Lojistik Regresyon (Logistic Regression)	% 6.67
Genelleştirilmiş Lineer Model (Generalized Linear Model-)	% 6.67
Naive Bayes	% 0.71

Hava sıcaklığı verilerinin eklenmesi ile en yüksek değişimin % 6.67 ile Lojistik Regresyon (Logistic Regression) ve Genelleştirilmiş Lineer Model (Generalized Linear Model) algoritmalarında olduğu görülmektedir. En düşük değişim ise % 0.71 ile Naive Bayes algoritmasında meydana gelmiştir.

Aşağıdaki tabloda ise, en yüksek doğruluk değeri veren Karar ağacı (Decision Tree) algoritmasına ait hata matrisi (confusion matrix) değerleri verilmiştir.

Tablo 4.26. İstanbul Ratingleri için Karar Ağacı Algoritmasına Ait Hata Matrisi (Confusion Matrix) Değerleri

	ÇOK YÜKSEK	YÜKSEK	ORTA	DÜŞÜK	ÇOK DÜŞÜK
TruePositives	355	45	1039	649	231
FalsePositives	382	98	968	499	163
TrueNegatives	3394	3862	1847	2676	3827
FalseNegatives	298	424	575	605	208
Recall (Duyarlılık)	0,544	0,096	0,644	0,518	0,526
Precision (Kesinlik)	0,482	0,315	0,518	0,565	0,586
Specifity (Özgüllük)	0,899	0,975	0,656	0,843	0,959
F-measure	0,511	0,147	0,574	0,540	0,555

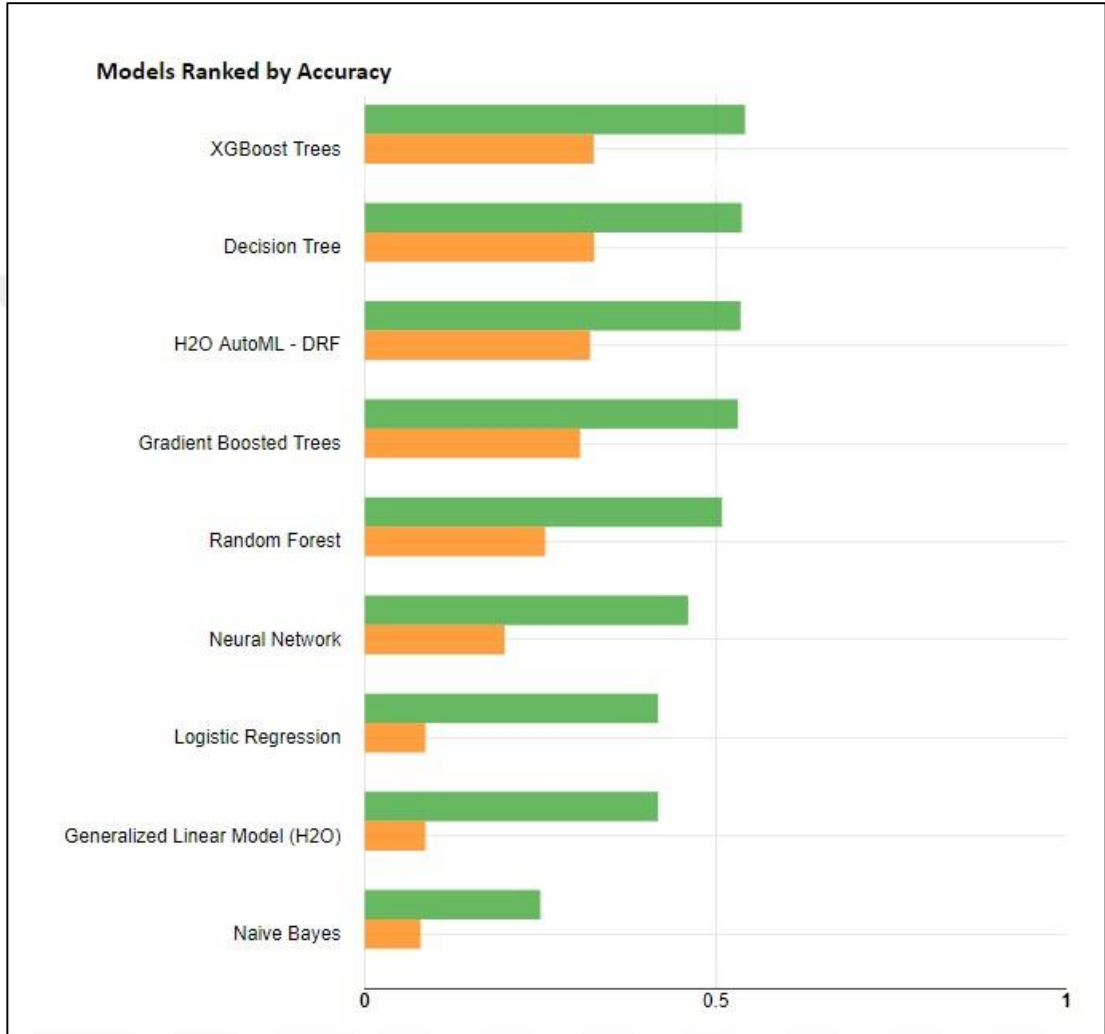
Karar ağacı (Decision Tree) algoritmasının hata matrisi sonuçları incelendiğinde, aşağıdaki sonuçlar ortaya çıkmaktadır:

- TruePositives değerleri incelendiğinde, çok yüksek sınıfta 355 doğru tahmin, yüksek sınıfta 45 doğru tahmin, orta sınıfta 1039 doğru tahmin, sınıfta 649 doğru tahmin ve çok düşük sınıfta 231 doğru tahmin yapıldığı görülmektedir.
- FalsePositives değerleri incelendiğinde, çok yüksek sınıfta 382 yanlış tahmin, yüksek sınıfta 98 yanlış tahmin, orta sınıfta 968 yanlış tahmin, düşük sınıfta 499 yanlış tahmin ve çok düşük sınıfta 163 yanlış tahmin yapıldığı görülmektedir.
- TrueNegatives değerleri incelendiğinde, çok yüksek sınıfta 3394 doğru negatif tahmin, yüksek sınıfta 3862 doğru negatif tahmin, orta sınıfta 1847 doğru negatif tahmin, düşük sınıfta 2676 doğru negatif tahmin ve çok sınıfta 3827 doğru negatif tahmin yapıldığı görülmektedir.
- FalseNegatives değerleri incelendiğinde ise, çok yüksek sınıfta 298 yanlış negatif tahmin, yüksek sınıfta 424 yanlış negatif tahmin, orta sınıfta 575 yanlış negatif tahmin, düşük sınıfta 605 yanlış negatif tahmin ve çok düşük sınıfta 208 yanlış negatif tahmin yapıldığı görülmektedir.
- Çok yüksek sınıf örneklerinin % 54.4'ünün, yüksek sınıf örneklerinin % 9.6'sının, orta sınıf örneklerinin % 64.4'ünün, düşük sınıf örneklerinin % 51.8'inin ve çok düşük sınıf örneklerinin % 52.6'sının doğru bir şekilde tahmin edildiği görülmektedir.
- Çok yüksek olarak tahmin edilen örneklerin % 48.2'sinin gerçekten çok yüksek sınıfa, yüksek olarak tahmin edilen örneklerin % 31.5'inin gerçekten yüksek sınıfa, orta olarak tahmin edilen örneklerin % 51.8'inin gerçekten orta sınıfa, düşük olarak tahmin edilen örneklerin % 56.5'inin gerçekten düşük sınıfa ve çok düşük olarak tahmin edilen örneklerin % 58.6'sının gerçekten çok düşük sınıfa ait olduğu görülmektedir.

- Çok yüksek sınıfına ait olmayan örneklerin % 89.9'u, yüksek sınıfına ait olmayan örneklerin % 97.5'i, orta sınıfına ait olmayan örneklerin % 65.6'sı, düşük sınıfına ait olmayan örneklerin % 84.3'ü ve çok düşük sınıfına ait olmayan örneklerin % 95.9'u doğru bir şekilde tahmin edilmiştir.
- “Çok yüksek” sınıfının F-measure değeri 0.511'dir. Bu, modelin “çok yüksek” sınıfını doğru bir şekilde tahmin etme yeteneğinin orta düzeyde olduğunu gösterir. Hem kesinlik (precision) (0.482), hem de duyarlılık (recall) (0.544) değeri göz önüne alındığında, modelin pozitif tahminlerin doğruluğu ve gerçek pozitiflerin hatırlanması arasında denge sağlandığı söylenebilir.
- “Yüksek” sınıfının F-measure değeri 0.147'dir. Bu düşük değer, modelin “yüksek” sınıfını doğru bir şekilde tahmin etme yeteneğinin düşük olduğunu gösterir. Hem kesinlik (precision), (0.315) hem de duyarlılık (recall) (0.096) değeri göz önüne alındığında, modelin pozitif tahminlerin doğruluğu ve gerçek pozitiflerin hatırlanması arasında dengenin zayıf olduğu söylenebilir.
- “Orta” sınıfının F-measure değeri 0.574'tür. Bu değer, modelin “orta” sınıfını doğru bir şekilde tahmin etme yeteneğinin orta düzeyde olduğunu gösterir. Hem kesinlik (precision) (0.518), hem de duyarlılık (recall) (0.644) değeri göz önüne alındığında ise, modelin pozitif tahminlerin doğruluğu ve gerçek pozitiflerin hatırlanması arasında denge sağlandığı söylenebilir.
- “Düşük” sınıfının F-measure değeri 0.540'tır. Bu, modelin “düşük” sınıfını doğru bir şekilde tahmin etme yeteneğinin orta düzeyde olduğunu gösterir. Hem kesinlik (precision) (0.565), hem de duyarlılık (recall) (0.518) değeri göz önüne alındığında, modelin pozitif tahminlerin doğruluğu ve gerçek pozitiflerin hatırlanması arasında denge sağlandığı söylenebilir.
- “Çok düşük” sınıfının F-measure değeri 0.555'tir. Bu, modelin “çok düşük” sınıfını doğru bir şekilde tahmin etme yeteneğinin orta düzeyde olduğunu gösterir. Hem kesinlik (precision), (0.586) hem de duyarlılık (recall) (0.526) değeri göz önüne alındığında, modelin pozitif tahminlerin doğruluğu ve gerçek pozitiflerin hatırlanması arasında denge sağlandığı söylenebilir.

4.5.2. Ankara Ratingleri için Yapay Zeka Modellemeleri

İlk aşamada kanal, program türü, programın günü, programın tekrar durumu ve programın süresine ait veriler analize dahil edilerek rating kategorisi tahmin edilmiştir. Bu kapsamda ortaya çıkan sonuçlar aşağıdaki gibidir:



Şekil 4.4. Hava Sıcaklığı Verileri Dikkate Alınmadan Yapılan Yapay Zeka Modellemesi: Ankara

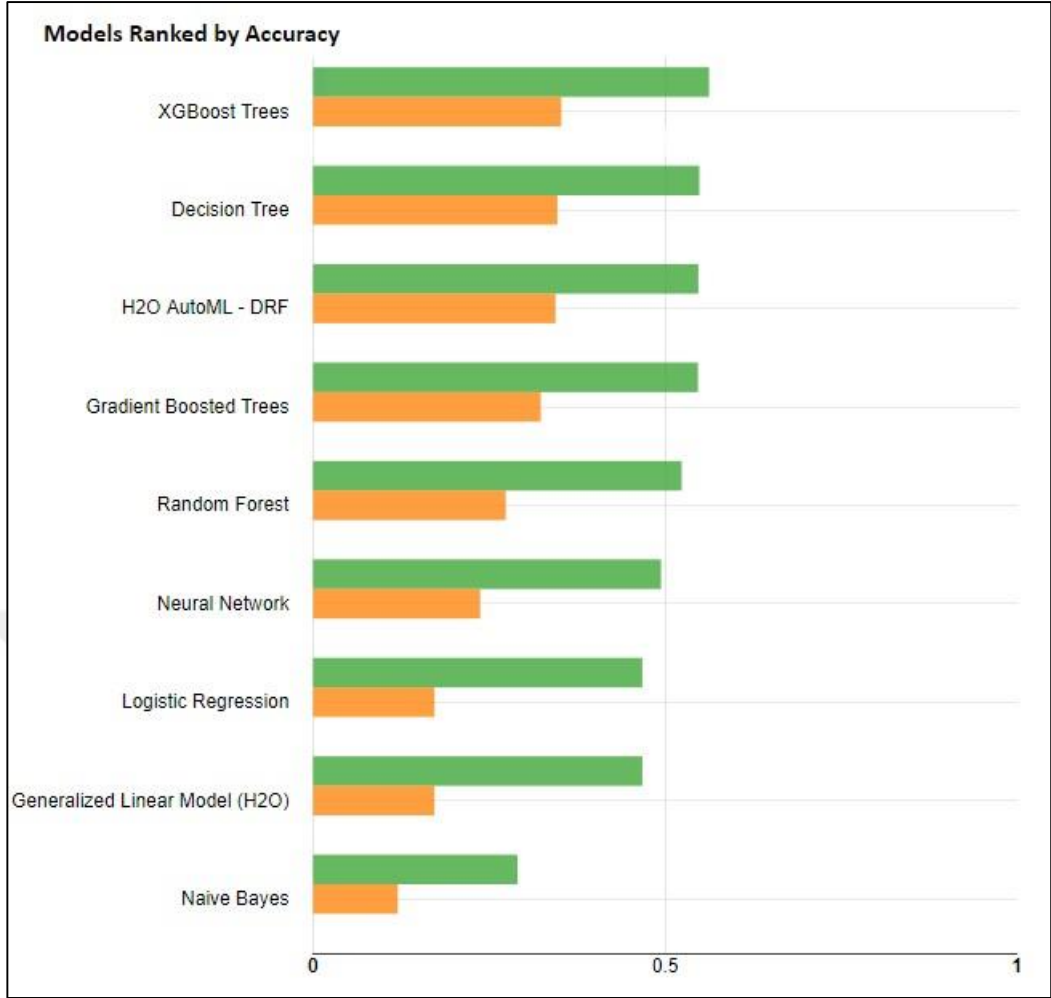
Yapılan yapay zeka tahmin sonuçları incelendiğinde, hava sıcaklığı hariç tutularak elde edilen sonuçlarda XGBoost Ağacı (XGBoost Trees) en yüksek doğruluk oranını verirken, Naive Bayes en düşük doğruluk oranını vermiştir. Doğruluk oranları aşağıdaki tabloda sunulmuştur.

Tablo 4.27. Hava Sıcaklığı Verileri Dikkate Alınmadan Yapılan Yapay Zeka Modellemesi Doğruluk Değerleri: Ankara

Algoritma	Doğruluk
XGBoost Ağacı (XGBoost Trees)	54.2195
Karar ağacı (Decision Tree)	53.7397
H2O AutoML	53.5704
Gradyan Artırıcı Karar Ağacı (Gradient Boosted Trees)	53.2034
Rastgele Orman (Random Forest)	50.9173
Yapay Sinir Ağları (Neural Network)	46.0908
Lojistik Regresyon (Logistic Regression)	41.8007
Genelleştirilmiş Lineer Model (Generalized Linear Model-)	41.8007
Naive Bayes	25.0352

Yukarıdaki tabloda, hava sıcaklığı verileri dikkate alınmadan, sadece programın kanalı, program türü, program günü, programın tekrar durumu ve programın süresi verileri ile yapılan yapay zeka modellemesi sonuçları görülmektedir. Buna göre XGBoost Ağacı (XGBoost Trees) algoritması 54.2195, Karar ağacı (Decision Tree) algoritması 53.7397, H2O AutoML algoritması 53.5704 doğruluk oranına sahiptir. Modeldeki en düşük doğruluk payı ise 25.0352 ile Naive Bayes algoritmasına aittir. Modelin genel doğruluk oranı ise 54.211 olup, hata oranı 45.789'dur.

Bir sonraki aşamada ise programın kanalı, program türü, program günü, programın tekrar durumu ve programın süresi verilerine ek olarak Ankara'nın günlük hava sıcaklığı kategorik veri olarak yapay zeka analizine dahil edilmiştir. Bu kapsamda ortaya çıkan sonuçlar aşağıdaki gibidir:



Şekil 4.5. Hava Sıcaklığı Verileri Dikkate Alınarak Yapılan Yapay Zeka Modellemesi: Ankara

Yapılan yapay zeka tahmin sonuçları incelendiğinde, hava sıcaklığı hariç tutularak elde edilen sonuçlarda XGBoost Ağacı (XGBoost Trees) yine en yüksek doğruluk oranını verirken, Naive Bayes en düşük doğruluk oranını vermiştir. Doğruluk oranları aşağıdaki tabloda sunulmuştur.

Tablo 4.28. Hava Sıcaklığı Verileri Dikkate Alınarak Yapılan Yapay Zeka Modellemesi Doğruluk Değerleri: Ankara

Algoritma	Doğruluk
XGBoost Ağacı (XGBoost Trees)	56.2517
Karar ağacı (Decision Tree)	54.8687
H2O AutoML	54.7276
Gradyan Artırıcı Karar Ağacı (Gradient Boosted Trees)	54.6711
Rastgele Orman (Random Forest)	52.3567
Yapay Sinir Ağları (Neural Network)	49.4213
Lojistik Regresyon (Logistic Regression)	46.7682
Genelleştirilmiş Lineer Model (Generalized Linear Model-)	46.7682
Naive Bayes	29.0431

Yukarıdaki tabloda, hava sıcaklığı verileri dikkate alınmadan, sadece programın kanalı, program türü, program günü, programın tekrar durumu ve programın süresi verileri ile yapılan yapay zeka modellemesi sonuçları görülmektedir. Buna göre XGBoost Ağacı (XGBoost Trees) algoritması 56.2517, Karar ağacı (Decision Tree) algoritması 54.8687, H2O AutoML algoritması 54.7276 doğruluk oranına sahiptir. Modeldeki en düşük doğruluk payı ise 29.0431 ile Naive Bayes algoritmasına aittir. Modelin genel doğruluk oranı ise 55.611 olup, hata oranı 44.389'dur.

Genel olarak ele alındığında yapay zekaya hava sıcaklığı verileri eklemenin doğruluk oranını artırdığı ve hata oranını azalttığı görülmüştür. Hava sıcaklığı verilerinin eklenmesi sonucunda Ankara ratingini tahmin eden algoritmalarda meydana gelen değişim oranları aşağıdaki tabloda sunulmuştur.

Tablo 4.29. Hava Sıcaklığı Verileri Dikkate Alındığında Ankara Ratingini Tahmin Eden Algoritmaların Doğruluk Değişim Oranı

Algoritma	%
XGBoost Ağacı (XGBoost Trees)	% 3.75
Karar ağacı (Decision Tree)	% 2.10
H2O AutoML	% 2.16
Gradyan Artırıcı Karar Ağacı (Gradient Boosted Trees)	% 2.76
Rastgele Orman (Random Forest)	% 2.83
Yapay Sinir Ağları (Neural Network)	% 7.23
Lojistik Regresyon (Logistic Regression)	% 11.88
Genelleştirilmiş Lineer Model (Generalized Linear Model-)	% 11.88
Naive Bayes	% 16.01

Hava sıcaklığı verilerinin eklenmesi ile en yüksek değişimin % 16.01 ile Naive Bayes algoritmasında olduğu görülmektedir. En düşük değişim ise % 2.10 ile Karar ağacı (Decision Tree) algoritmasında meydana gelmiştir.

Aşağıdaki tabloda ise, en yüksek doğruluk değeri veren XGBoost Ağacı (XGBoost Trees) algoritmasına ait hata matrisi (confusion matrix) değerleri verilmiştir.

Tablo 4.30. Ankara Ratingleri için XGBoost Ağacı (XGBoost Trees) Algoritmasına Ait Hata Matrisi (Confusion Matrix) Değerleri

Değerler	ÇOK				ÇOK DÜŞÜK
	YÜKSEK	YÜKSEK	ORTA	DÜŞÜK	
TruePositives	280	5	1341	667	165
FalsePositives	215	25	1150	458	123
TrueNegatives	3597	3999	1510	2716	3923
FalseNegatives	337	400	428	588	218
Recall (Duyarlılık)	0.454	0.012	0.758	0.531	0.431
Precision (Kesinlik)	0.566	0.167	0.538	0.593	0.573
Specifity (Özgüllük)	0.944	0.994	0.568	0.856	0.970
F-measure	0.504	0.023	0.630	0.561	0.492

XGBoost Ağacı (XGBoost Trees) algoritmasının hata matrisi sonuçları incelendiğinde, aşağıdaki sonuçlar ortaya çıkmaktadır:

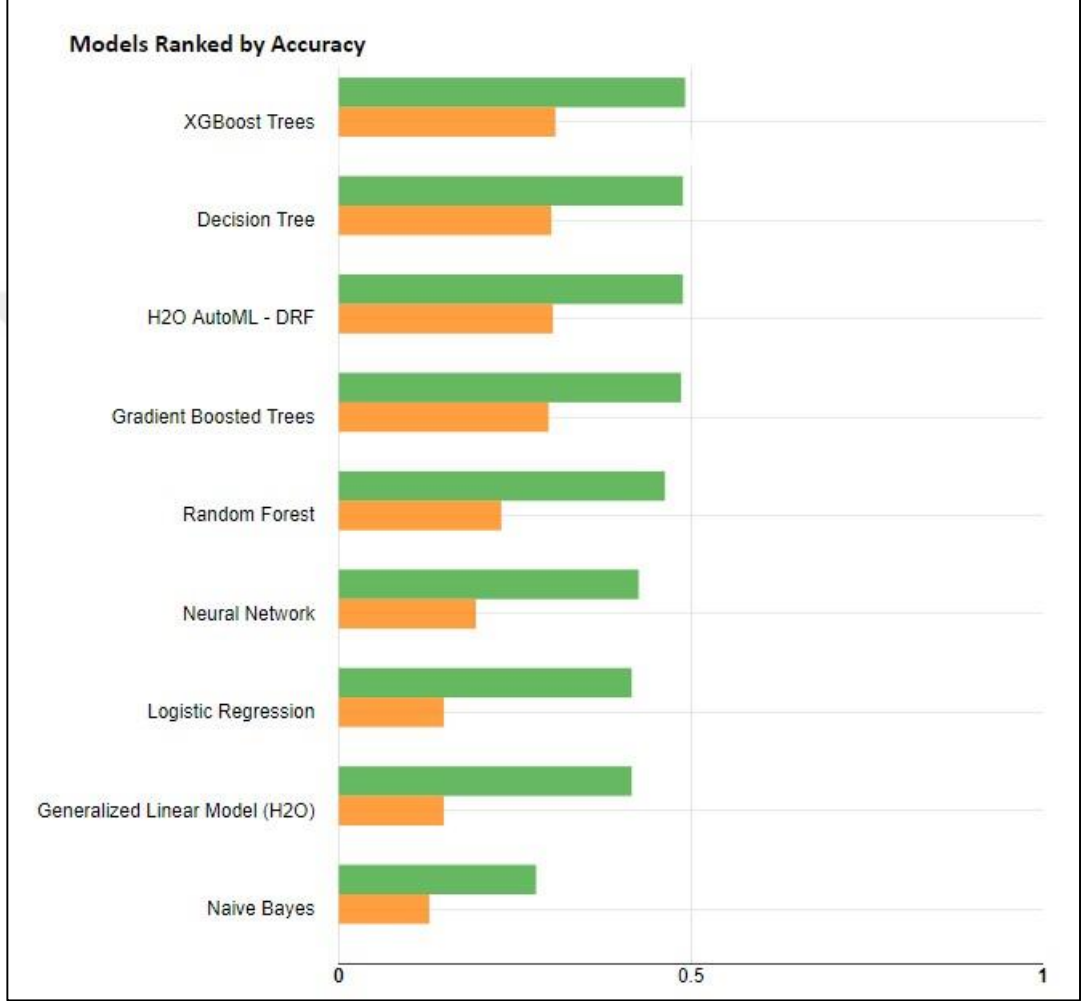
- TruePositives değerleri incelendiğinde, çok yüksek sınıfta 280 doğru tahmin, yüksek sınıfta 5 doğru tahmin, orta sınıfta 1341 doğru tahmin, sınıfta 667 doğru tahmin ve çok düşük sınıfta 165 doğru tahmin yapıldığı görülmektedir.
- FalsePositives değerleri incelendiğinde, çok yüksek sınıfta 215 yanlış tahmin, yüksek sınıfta 25 yanlış tahmin, orta sınıfta 1150 yanlış tahmin, düşük sınıfta 458 yanlış tahmin ve çok düşük sınıfta 123 yanlış tahmin yapıldığı görülmektedir.
- TrueNegatives değerleri incelendiğinde, çok yüksek sınıfta 3597 doğru negatif tahmin, yüksek sınıfta 3999 doğru negatif tahmin, orta sınıfta 1510 doğru negatif tahmin, düşük sınıfta 2716 doğru negatif tahmin ve çok sınıfta 3923 doğru negatif tahmin yapıldığı görülmektedir.
- FalseNegatives değerleri incelendiğinde ise, çok yüksek sınıfta 337 yanlış negatif tahmin, yüksek sınıfta 400 yanlış negatif tahmin, orta sınıfta 428 yanlış negatif tahmin, düşük sınıfta 588 yanlış negatif tahmin ve çok düşük sınıfta 218 yanlış negatif tahmin yapıldığı görülmektedir.
- Çok yüksek sınıf örneklerinin % 45.4'ünün, yüksek sınıf örneklerinin % 1.2'sinin, orta sınıf örneklerinin % 75.8'inin, düşük sınıf örneklerinin % 53.1'inin ve çok düşük sınıf örneklerinin % 43.1'inin doğru bir şekilde tahmin edildiği görülmektedir.
- Çok yüksek olarak tahmin edilen örneklerin % 56.6'sının gerçekten çok yüksek sınıfa, yüksek olarak tahmin edilen örneklerin % 16.7'sinin gerçekten yüksek sınıfa, orta olarak tahmin edilen örneklerin % 53.8'inin gerçekten orta sınıfa, düşük olarak tahmin edilen örneklerin % 59.3'ünün gerçekten düşük sınıfa ve çok düşük olarak tahmin edilen örneklerin % 57.3'ünün gerçekten çok düşük sınıfa ait olduğu görülmektedir.
- Çok yüksek sınıfına ait olmayan örneklerin % 94.4'ü, yüksek sınıfına ait

olmayan örneklerin % 99.4'ü, orta sınıfına ait olmayan örneklerin % 56.8'i, düşük sınıfına ait olmayan örneklerin % 85.6'sı ve çok düşük sınıfına ait olmayan örneklerin % 97'si doğru bir şekilde tahmin edilmiştir.

- “Çok yüksek” sınıfının F-measure değeri 0.504'tür. Bu, modelin “çok yüksek” sınıfını doğru bir şekilde tahmin etme yeteneğinin orta düzeyde olduğunu gösterir. Hem kesinlik (precision) (0.566), hem de duyarlılık (recall) (0.454) değeri göz önüne alındığında, modelin pozitif tahminlerin doğruluğu ve gerçek pozitiflerin hatırlanması arasında denge sağlandığı söylenebilir.
- “Yüksek” sınıfının F-measure değeri 0.023'tür. Bu düşük değer, modelin “yüksek” sınıfını doğru bir şekilde tahmin etme yeteneğinin düşük olduğunu gösterir. Hem kesinlik (precision) (0.167), hem de duyarlılık (recall) (0.012) değeri göz önüne alındığında, modelin pozitif tahminlerin doğruluğu ve gerçek pozitiflerin hatırlanması arasında dengenin zayıf olduğu söylenebilir.
- “Orta” sınıfının F-measure değeri 0.630 düzeyindedir. Bu değer, modelin “orta” sınıfını doğru bir şekilde tahmin etme yeteneğinin orta düzeyde olduğunu gösterir. Hem kesinlik (precision), (0.538) hem de duyarlılık (recall) (0.758) değeri göz önüne alındığında ise, modelin pozitif tahminlerin doğruluğu ve gerçek pozitiflerin hatırlanması arasında denge sağlandığı söylenebilir.
- “Düşük” sınıfının F-measure değeri 0.561'dir. Bu, modelin “düşük” sınıfını doğru bir şekilde tahmin etme yeteneğinin orta düzeyde olduğunu gösterir. Hem kesinlik (precision) (0.593), hem de duyarlılık (recall) (0.531) değeri göz önüne alındığında, modelin pozitif tahminlerin doğruluğu ve gerçek pozitiflerin hatırlanması arasında denge sağlandığı söylenebilir.
- “Çok düşük” sınıfının F-measure değeri 0.492'dir. Bu, modelin “çok düşük” sınıfını doğru bir şekilde tahmin etme yeteneğinin orta düzeyde olduğunu gösterir. Hem kesinlik (precision) (0.573), hem de duyarlılık (recall) (0.431) değeri göz önüne alındığında, modelin pozitif tahminlerin doğruluğu ve gerçek pozitiflerin hatırlanması arasında denge sağlandığı söylenebilir.

4.5.3. İzmir Ratingleri için Yapay Zeka Modellemeleri

İlk aşamada kanal, program türü, programın günü, programın tekrar durumu ve programın süresine ait veriler analize dahil edilerek rating kategorisi tahmin edilmiştir. Bu kapsamda ortaya çıkan sonuçlar aşağıdaki gibidir:



Şekil 4.6. Hava Sıcaklığı Verileri Dikkate Alınmadan Yapılan Yapay Zeka Modellemesi: İzmir

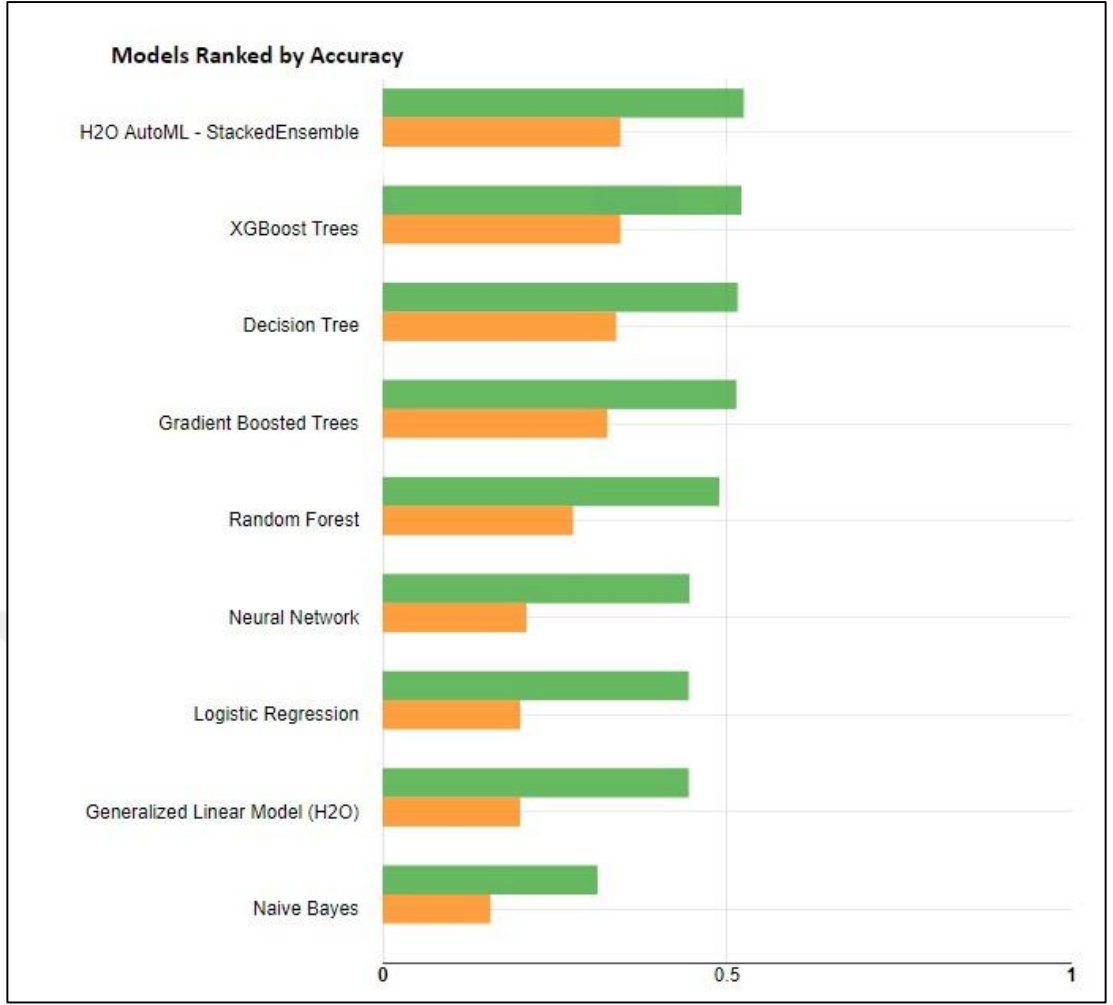
Yapılan yapay zeka tahmin sonuçları incelendiğinde, hava sıcaklığı hariç tutularak elde edilen sonuçlarda XGBoost Ağacı (XGBoost Trees) en yüksek doğruluk oranını verirken, Naive Bayes en düşük doğruluk oranını vermiştir. Doğruluk oranları aşağıdaki tabloda sunulmuştur.

Tablo 4.31. Hava Sıcaklığı Verileri Dikkate Alınmadan Yapılan Yapay Zeka Modellemesi Doğruluk Değerleri: İzmir

Algoritma	Doğruluk
XGBoost Ağacı (XGBoost Trees)	49.1955
Karar ağacı (Decision Tree)	48.8851
H2O AutoML	48.8812
Gradyan Artırıcı Karar Ağacı (Gradient Boosted Trees)	48.6311
Rastgele Orman (Random Forest)	46.3166
Yapay Sinir Ağları (Neural Network)	42.5910
Lojistik Regresyon (Logistic Regression)	41.6031
Genelleştirilmiş Lineer Model (Generalized Linear Model-)	41.6031
Naive Bayes	28.0270

Yukarıdaki tabloda, hava sıcaklığı verileri dikkate alınmadan, sadece programın kanalı, program türü, program günü, programın tekrar durumu ve programın süresi verileri ile yapılan yapay zeka modellemesi sonuçları görülmektedir. Buna göre XGBoost Ağacı (XGBoost Trees) algoritması 49.1955, Karar ağacı (Decision Tree) algoritması 48.8851, H2O AutoML algoritması 48.8812 doğruluk oranına sahiptir. Modeldeki en düşük doğruluk payı ise 28.0270 ile Naive Bayes algoritmasına aittir. Modelin genel doğruluk oranı ise 48.070 olup, hata oranı 51.930'dur.

Bir sonraki aşamada ise programın kanalı, program türü, program günü, programın tekrar durumu ve programın süresi verilerine ek olarak İzmir'in günlük hava sıcaklığı kategorik veri olarak yapay zeka analizine dahil edilmiştir. Bu kapsamda ortaya çıkan sonuçlar aşağıdaki gibidir:



Şekil 4.7. Hava Sıcaklığı Verileri Dikkate Alınarak Yapılan Yapay Zeka Modellemesi: İzmir

Yapılan yapay zeka tahmin sonuçları incelendiğinde, hava sıcaklığı hariç tutularak elde edilen sonuçlarda H2O AutoML en yüksek doğruluk oranını verirken, Naive Bayes en düşük doğruluk oranını vermiştir. Doğruluk oranları aşağıdaki tabloda sunulmuştur.

Tablo 4.32. Hava Sıcaklığı Verileri Dikkate Alınarak Yapılan Yapay Zeka Modellemesi Doğruluk Değerleri: İzmir

Algoritma	Doğruluk
H2O AutoML	52.4132
XGBoost Ağacı (XGBoost Trees)	52.0745
Karar ağacı (Decision Tree)	51.5382
Gradyan Artırıcı Karar Ağacı (Gradient Boosted Trees)	51.3406
Rastgele Orman (Random Forest)	48.8569
Yapay Sinir Ağları (Neural Network)	44.5385
Lojistik Regresyon (Logistic Regression)	44.4256
Genelleştirilmiş Lineer Model (Generalized Linear Model-)	44.4256
Naive Bayes	31.1882

Yukarıdaki tabloda, hava sıcaklığı verileri dikkate alınmadan, sadece programın kanalı, program türü, program günü, programın tekrar durumu ve programın süresi verileri ile yapılan yapay zeka modellemesi sonuçları görülmektedir. Buna göre H2O AutoML algoritması 52.4132, XGBoost Ağacı (XGBoost Trees) algoritması 52.0745, Karar ağacı (Decision Tree) algoritması 51.5382 doğruluk oranına sahiptir. Modeldeki en düşük doğruluk payı ise 31.1882 ile Naive Bayes algoritmasına aittir. Modelin genel doğruluk oranı ise 51.637 olup, hata oranı 48.363'tür.

Genel olarak ele alındığında yapay zekaya hava sıcaklığı verileri eklemenin doğruluk oranını artırdığı ve hata oranını azalttığı görülmüştür. Hava sıcaklığı verilerinin eklenmesi sonucunda İzmir ratingini tahmin eden algoritmalarda meydana gelen değişim oranları aşağıdaki tabloda sunulmuştur.

Tablo 4.33. Hava Sıcaklığı Verileri Dikkate Alındığında İzmir Ratingini Tahmin Eden Algoritmaların Doğruluk Değişim Oranı

Algoritma	%
XGBoost Ağacı (XGBoost Trees)	% 5.85
Karar ağacı (Decision Tree)	% 5.43
H2O AutoML	% 7.23
Gradyan Artırıcı Karar Ağacı (Gradient Boosted Trees)	% 5.57
Rastgele Orman (Random Forest)	% 5.48
Yapay Sinir Ağları (Neural Network)	% 4.57
Lojistik Regresyon (Logistic Regression)	% 6.78
Genelleştirilmiş Lineer Model (Generalized Linear Model-)	% 6.78
Naive Bayes	% 11.28

Hava sıcaklığı verilerinin eklenmesi ile en yüksek değişimin % 11.28 ile Naive Bayes algoritmasında olduğu görülmektedir. En düşük değişim ise % 5.43 ile Karar ağacı (Decision Tree) algoritmasında meydana gelmiştir.

Aşağıdaki tabloda ise, en yüksek doğruluk değeri veren H2O AutoML algoritmasına ait hata matrisi (confusion matrix) değerleri verilmiştir.

Tablo 4.34. İzmir Ratingleri için H2O AutoML Algoritmasına Ait Hata Matrisi (Confusion Matrix) Değerleri

	ÇOK YÜKSEK	YÜKSEK	ORTA	DÜŞÜK	ÇOK DÜŞÜK
TruePositives	399	28	994	572	284
FalsePositives	419	68	965	524	176
TrueNegatives	3327	3890	1873	2758	3716
FalseNegatives	284	443	597	575	253
Recall (Duyarlılık)	0.584	0.059	0.625	0.499	0.529
Precision (Kesinlik)	0.488	0.292	0.507	0.522	0.617
Specifity (Özgüllük)	0.888	0.983	0.660	0.840	0.955
F-measure	0.532	0.099	0.560	0.510	0.570

H2O AutoML algoritmasının hata matrisi sonuçları incelendiğinde, aşağıdaki sonuçlar ortaya çıkmaktadır:

- TruePositives değerleri incelendiğinde, çok yüksek sınıfta 399 doğru tahmin, yüksek sınıfta 28 doğru tahmin, orta sınıfta 994 doğru tahmin, sınıfta 572 doğru tahmin ve çok düşük sınıfta 284 doğru tahmin yapıldığı görülmektedir.
- FalsePositives değerleri incelendiğinde, çok yüksek sınıfta 419 yanlış tahmin, yüksek sınıfta 68 yanlış tahmin, orta sınıfta 965 yanlış tahmin, düşük sınıfta 524 yanlış tahmin ve çok düşük sınıfta 176 yanlış tahmin yapıldığı görülmektedir.
- TrueNegatives değerleri incelendiğinde, çok yüksek sınıfta 3327 doğru negatif tahmin, yüksek sınıfta 3890 doğru negatif tahmin, orta sınıfta 1873 doğru negatif tahmin, düşük sınıfta 2758 doğru negatif tahmin ve çok sınıfta 3716 doğru negatif tahmin yapıldığı görülmektedir.
- FalseNegatives değerleri incelendiğinde ise, çok yüksek sınıfta 284 yanlış negatif tahmin, yüksek sınıfta 443 yanlış negatif tahmin, orta sınıfta 597 yanlış negatif tahmin, düşük sınıfta 575 yanlış negatif tahmin ve çok düşük sınıfta 253 yanlış negatif tahmin yapıldığı görülmektedir.
- Çok yüksek sınıf örneklerinin % 58.4'ünün, yüksek sınıf örneklerinin % 5.9'unun, orta sınıf örneklerinin % 62.5'inin, düşük sınıf örneklerinin % 49.9'unun ve çok düşük sınıf örneklerinin % 52.9'unun doğru bir şekilde tahmin edildiği görülmektedir.
- Çok yüksek olarak tahmin edilen örneklerin % 48.8'inin gerçekten çok yüksek sınıfa, yüksek olarak tahmin edilen örneklerin % 29.2'sinin gerçekten yüksek sınıfa, orta olarak tahmin edilen örneklerin % 50.7'sinin gerçekten orta sınıfa, düşük olarak tahmin edilen örneklerin % 52.2'sinin gerçekten düşük sınıfa ve çok düşük olarak tahmin edilen örneklerin % 61.7'sinin gerçekten çok düşük sınıfa ait olduğu görülmektedir.

- Çok yüksek sınıfına ait olmayan örneklerin % 88.8'i, yüksek sınıfına ait olmayan örneklerin % 98.3'ü, orta sınıfına ait olmayan örneklerin % 66'sı, düşük sınıfına ait olmayan örneklerin % 84'ü ve çok düşük sınıfına ait olmayan örneklerin % 95.5'i doğru bir şekilde tahmin edilmiştir.
- “Çok yüksek” sınıfının F-measure değeri 0.532'dir. Bu, modelin “çok yüksek” sınıfını doğru bir şekilde tahmin etme yeteneğinin orta düzeyde olduğunu gösterir. Hem kesinlik (precision) (0.488), hem de duyarlılık (recall) (0.584) değeri göz önüne alındığında, modelin pozitif tahminlerin doğruluğu ve gerçek pozitiflerin hatırlanması arasında denge sağlandığı söylenebilir.
- “Yüksek” sınıfının F-measure değeri 0.099'dur. Bu düşük değer, modelin “yüksek” sınıfını doğru bir şekilde tahmin etme yeteneğinin düşük olduğunu gösterir. Hem kesinlik (precision) (0.292), hem de duyarlılık (recall) (0.059) değeri göz önüne alındığında, modelin pozitif tahminlerin doğruluğu ve gerçek pozitiflerin hatırlanması arasında dengenin zayıf olduğu söylenebilir.
- “Orta” sınıfının F-measure değeri 0.56 düzeyindedir. Bu değer, modelin “orta” sınıfını doğru bir şekilde tahmin etme yeteneğinin orta düzeyde olduğunu gösterir. Hem kesinlik (precision) (0.507), hem de duyarlılık (recall) (0.625) değeri göz önüne alındığında ise, modelin pozitif tahminlerin doğruluğu ve gerçek pozitiflerin hatırlanması arasında denge sağlandığı söylenebilir.
- “Düşük” sınıfının F-measure değeri 0.510'dur. Bu, modelin “düşük” sınıfını doğru bir şekilde tahmin etme yeteneğinin orta düzeyde olduğunu gösterir. Hem kesinlik (precision) (0.522), hem de duyarlılık (recall) (0.499) değeri göz önüne alındığında, modelin pozitif tahminlerin doğruluğu ve gerçek pozitiflerin hatırlanması arasında denge sağlandığı söylenebilir.
- “Çok düşük” sınıfının F-measure değeri 0.570'dir. Bu, modelin “çok düşük” sınıfını doğru bir şekilde tahmin etme yeteneğinin orta düzeyde olduğunu gösterir. Hem kesinlik (precision) (0.617), hem de duyarlılık (recall) (0.529) değeri göz önüne alındığında, modelin pozitif tahminlerin doğruluğu ve gerçek pozitiflerin hatırlanması arasında denge sağlandığı söylenebilir.

4.5.4. Yapay Zeka Modellemeleri Genel Deęerlendirme

İstanbul, Ankara ve İzmir ratinglerinin tahmini için yapılan modellemelerde hava sıcaklığı verilerinin eklenmesinin, algoritmaların doğruluk oranını artırdığı, hata oranını azalttığı tespit edilmiştir.

İstanbul'da Karar ağacı (Decision Tree), H2O AutoML ve Gradyan Artırıcı Karar Ağacı (Gradient Boosted Trees) algoritmalarının, Ankara'da XGBoost Ağacı (XGBoost Trees), Karar ağacı (Decision Tree) ve H2O AutoML algoritmalarının, İzmir'de ise H2O AutoML, XGBoost Ağacı (XGBoost Trees) ve Karar ağacı (Decision Tree) algoritmalarının en yüksek doğruluk oranı verdiği görülmüştür.

Buna karşılık her üç il için Naive Bayes, Genelleştirilmiş Lineer Model (Generalized Linear Model) ve Lojistik Regresyon (Logistic Regression) algoritmalarının nispeten daha düşük doğruluk oranı verdiği görülmüştür.

Karar ağacı (Decision Tree) ve H2O AutoML algoritmalarının İstanbul, Ankara ve İzmir için yüksek doğruluk oranı sağladığı görülmüştür.

Karar ağacı (Decision Tree) algoritması en yüksek doğruluğu İstanbul ratinglerini, en düşük doğruluğu da İzmir ratinglerini tahmin ederken vermiştir. H2O AutoML algoritması da en yüksek doğruluğu İstanbul ratinglerini, en düşük doğruluğu da İzmir ratinglerini tahmin ederken vermiştir. Bunun nedeninin İzmir'de mevcut hava sıcaklık ortalamasının İstanbul ve Ankara hava sıcaklık ortalamasından yüksek olmasından kaynaklandığı tahmin edilmektedir. Buna karşılık XGBoost Ağacı (XGBoost Trees) algoritması en yüksek doğruluğu Ankara ratinglerini tahmin ederken vermiştir. XGBoost Ağacı (XGBoost Trees) algoritması İstanbul ratingleri için herhangi bir sonuç vermemiştir.

BÖLÜM V

SONUÇLAR

Ülkemizde televizyon kanallarının ne kadar izlendiği sorusu, çok kanallı yayın hayatına geçilen 90'lı yılların başından itibaren gündemde olan bir konudur. Başlarda televizyon kanalları anketler yolu ile ratingleri ölçse de günümüzde rating ölçümleri reklam veren, yayıncı ve ajanların mutabık kaldığı bir ölçüm şirketi üzerinden yürümektedir. Reklam bütçeleri, programların başarısı, hedef kitleleme hep söz konusu rating değerleri üzerinden yürümektedir.

Günümüzde, televizyon kanallarında ya da reklam verenlerde televizyon ratinglerinin tahmin edilmesi genellikle bir tahmin departmanı tarafından manuel olarak gerçekleştirilmektedir. Bu tahminler, reklamların ve programların günlük TV programında hangi saatlerde yer alacağına belirlenmesinde temel rol oynamaktadır. Ancak tahmin departmanındaki çalışanlar ne kadar deneyimli olurlarsa olsunlar, hatalar yapma olasılıkları bulunmaktadır. Reklamların yanlış zaman dilimlerine yerleştirilmesi, izleyici kitlesinin yanlış hesaplanması veya zaman dilimlerine ilişkin yanlış televizyon ratinglerinin değerlendirilmesi gibi nedenlerle oluşabilecek hatalar, maddi kayıplara ve izleyici sayısında azalmaya yol açabilmektedir. Bu sorunların çözümüne yardımcı olabilecek bir otomatik sürece ihtiyaç vardır.

Türk televizyon ratinglerinin yapay zeka ile tahmin edilmesi, televizyon sektöründe önemli bir gelişme ve dönüşüm sağlayabilecek bir konudur. Geleneksel yöntemlerin yanı sıra yapay zeka tekniklerinin kullanılması, yayıncılar, reklam verenler ve reklam ajansları için önemli faydalar sunmaktadır. Bu yeni yaklaşım, geçmiş verilerden yola çıkarak gelecekteki ratingleri tahmin etmek için gelişmiş analitik modellerin kullanılmasını içerir. Bu çalışma da, Türk televizyon ratinglerinin yapay zeka modelleri ile tahmin edilmesine yönelik bir araştırmayı kapsamaktadır.

Ratingleri tahmin etmek hem yayıncılar, hem reklam verenler hem de reklam ajansları için önem arz eden bir konudur. Televizyon kanalları açısından bakıldığında, rating tahminleri kanalların izleyici davranışlarını ve tercihlerini anlamalarını sağlar. Bu bilgi, kanalların programlama ve yayın akışı konusunda bilinçli kararlar almasına yardımcı olur ve izleyicilerin beğenisini kazanan içerikler sunarak daha yüksek ratinglere ulaşmalarını sağlar. Bunun yanında bir sonraki sezona devam edecek ya da yayın hayatına son verecek dizi ya da programların analizi de bu tahminler ile kolaylaşmaktadır. Ayrıca, rating tahminleri kanalların hedef kitleye yönelik içerik oluşturmalarına yardımcı olur. Doğru tahminler sayesinde kanallar, spesifik izleyici segmentlerini hedefleyen içerikler üretebilir ve bu da izleyici katılımını ve bağlılığını artırır. Rating tahminlerinin televizyon kanalları için bir diğer faydası reklam gelirlerini optimize etmeye yardımcı olmasıdır. Kanallar, doğru tahminlerle reklam verilerini analiz ederek reklam alanlarını ve sürelerini daha etkin bir şekilde yönetebilirler. Bu da reklam gelirlerinin artırılmasını sağlar. Diğer bir yandan, kanalların yayınladıkları programların izleyici sayılarının (rating) yüksek olması, program içerisinde yayınlanan reklamların da ratinglerinin yüksek olması anlamına gelmektedir. Reklamlar ne kadar fazla izlenilirse kanalın elde ettiği gelir o kadar yüksek olmaktadır. Bu kapsamda doğru ve tarafsız ölçüm sistemlerine gereksinim duyulmaktadır.

Reklam verenler açısından ele alındığında ise, doğru bir şekilde tahmin edilen ratingler, reklam verenlere hedef kitlelerine daha etkili bir şekilde ulaşma imkanı sunar. Reklamların doğru saat dilimlerine yerleştirilmesi, potansiyel müşterilerin izlediği programlarla örtüşme sağlar ve reklamın etkisini artırır. Böylece, reklamın doğru zamanda ve doğru kitleye ulaşması, markanın tanıtımını ve satışlarını artırır. Ayrıca rating tahminleri reklam bütçelerinin daha verimli kullanılmasını sağlar. Doğru tahminler sayesinde reklam verenler, bütçelerini daha etkili bir şekilde dağıtabilirler. Hangi programlarda ve saat dilimlerinde reklam yapılması gerektiğini önceden belirleyerek gereksiz harcamaların önüne geçebilirler. Bu da reklam kampanyalarının getirisini artırır ve maliyetleri düşürür. Ayrıca, rating tahminleri reklam stratejilerinin planlanması ve optimize edilmesi için değerli bilgiler sunar. Reklam verenler, rating tahminlerini kullanarak farklı programlar arasında karşılaştırma yapabilir, izleyici profillerini analiz edebilir ve hedef kitlelerine uygun stratejiler geliştirebilirler. Bu sayede, reklam mesajları ve içeriği doğru hedef kitlenin ilgi alanlarına ve tercihlerine uyumlu hale getirilebilir.

Reklam ve planlama ajansları tarafından ele alındığında ise, doğru rating tahminleri reklam ajanslarının müşterilerine daha iyi hizmet sunmasını sağlar. Ajanslar, müşterilerinin reklam kampanyalarının etkinliğini artırmak için hedef kitleye en uygun programlar ve saat dilimlerini belirleyebilirler. Doğru tahminler sayesinde ajanslar, müşterilerine daha iyi stratejiler sunarak marka bilinirliğini ve satışları artırma konusunda yardımcı olurlar. Bunun yanında doğru rating tahminleri reklam ajanslarının bütçe yönetimini optimize etmelerine yardımcı olur. Ajanslar, müşterilerinin bütçelerini en iyi şekilde kullanmak için reklamın doğru zamanlarda ve doğru programlarda yayınlanmasını sağlayabilirler. Doğru tahminler, gereksiz harcamaların önüne geçerek bütçelerin verimli bir şekilde kullanılmasını sağlar. Bu da müşterilere daha fazla geri dönüş sağlar ve maliyetleri düşürür.

Yayıncılar, reklam verenler ve reklam ajansları açısından televizyon ratinglerinin doğru tahmin edilmesi, yayıncının daha fazla gelir elde etmesine olanak sağlarken, reklam veren ve ajansların reklam bütçesini daha tasarruflu ve optimum seviyede kullanmasını sağlamaktadır.

Bu çalışma kapsamında, 17 Eylül 2012 ile 2 Şubat 2022 tarihleri arasında Türkiye'de en çok izlenen 7 televizyon kanalı (Atv, Kanal D, Show TV, Star TV, FOX TV, TV8, TRT 1) tarafından yayınlanan programların program ratingleri analiz edilmiştir. Çalışma, sadece PT1 zaman dilimi (20:00 - 00:15) içinde yayınlanan programları kapsamaktadır. Programların özetleri veya 30 dakikadan daha kısa süren programlar çalışmaya dahil edilmemiş olup, bir sonraki programın başlangıcı itibarıyla sisteme dahil edilmiştir. Çalışma kapsamında, kanal adı, program türü, programın tekrar durumu, programın yayımlandığı gün, program süresi ve İstanbul, Ankara ve İzmir'den elde edilen rating verileri kullanılmıştır. Rating verileri Kantar Media programından, hava sıcaklığı verileri ise accuweather web tabanından API ile günlük bazda çekilmiştir.

Analiz kapsamında öncelikle fark testleri yapılmıştır. Fark testleri sonuçlarına göre, İstanbul, Ankara ve İzmir ratingleri program türüne, programın tekrar olma durumuna ve hava sıcaklığına göre farklılaşmaktadır. Tüm illerde dizilerin ratinglerinin diğer program türlerinden anlamlı yüksek olduğu görülmüştür. Benzer şekilde yeni bölüm programlarının ratinglerinin tüm illerde tekrar bölüm programlarının ratinglerinden

anlamli yüksek olduđu tespit edilmiřtir. Hava sıcaklıđı aısından ele alındıđında ise, tım illerde sođuk ve ılık havalardaki ratinglerin, sıcak ve ok sıcak havalardaki ratinglerden anlamli yüksek olduđu grlmřtr.

Arařtırma kapsamında korelasyon analizi de uygulanmıřtır. Buna gre ratingler ile hava sıcaklıđı arasında negatif ve anlamli iliřki tespit edilmiřtir. Bu iliřkinin en fazla Ankara'da, en az ise İzmir'de olduđu grlmektedir. Bu durumun nedeni, İzmir'de mevcut hava sıcaklık ortalamasının İstanbul ve Ankara hava sıcaklık ortalamasından daha yksek olması olabilir. Hava sıcaklıđının artmasının, ratingleri dřrdđ; hava sıcaklıklarının dřmesinin ise ratingleri artırdıđı grlmřtr. Program tr ile ratinglerin iliřkisi incelendiđinde ise, diziler ile ratingler arasında yksek iliřkinin olduđu grlmektedir. Diđer bir ifadeyle, televizyon kanallarında yayınlanan dizilerin, rating oranlarını artırdıđı grlmřtr. Bu iliřkinin en yksek olduđu ilin ise Ankara olduđu grlmřtr. Ote yandan sinema filmleri ile ratingler arasında negatif korelasyon tespit edilmiřtir. Diđer bir ifadeyle, televizyon kanallarında yayınlanan sinema filmlerinin, rating oranlarını dřrdđ grlmřtr. Bu iliřkinin en yksek olduđu ilin ise İstanbul olduđu grlmřtr. Programın gn ile rating arasındaki iliřki incelendiđinde ise, Pazartesi gnnn rating ile iliřkisinin yksek olduđu grlmřtr. Diđer bir ifadeyle Pazartesi gnndeki programların rating oranının yksek olduđu tespit edilmiřtir. Ote yandan Pazar gnnn ise rating ile iliřkisinin dřk olduđu grlmřtr. Programın tekrar durumu ile rating iliřkisi incelendiđinde ise, programın tekrar olması ile ratingler arasında negatif bir iliřki tespit edilmiřtir. Buna gre, tekrar programlar ratingleri istatistiksel olarak anlamli bir řekilde dřrmektedir. Bu iliřkinin en yksek İstanbul'da, en dřk ise Ankara'da olduđu grlmřtr. Korelasyon analizi kapsamında en son incelenen deđiřken ise programın sresidir. Programın sresinin azalması ile rating arasında negatif bir iliřki tespit edilmiřtir. Diđer bir ifadeyle, program sresinin artmasının ratingleri artırdıđı grlmřtr. Bunun en nemli nedeninin ise, en ok izlenen dizilerin srelerinin uzun olmasından kaynaklandıđı dřnlmektedir. Bu iliřkinin İzmir'de en yksek, Ankara'da ise en dřk olduđu grlmektedir.

Korelasyon analizinden sonra regresyon analizi ile deđiřkenlerin ratingler zerindeki etkisi incelenmiřtir. Regresyon analizine gre, dizi, eđlence ve spor programlarının İstanbul ratingleri zerinde pozitif etkisi olduđu ve İstanbul ratinglerini artıracabileceđi

görülmüştür. Buna karşılık sinema filmlerinin ise negatif etkisi olduğu ve İstanbul ratinglerini düşürebileceği görülmüştür. Ankara'da dizi ve spor programlarının ratingler üzerinde pozitif etkisi olduğu ve Ankara ratinglerini artırabileceği görülmüştür. Buna karşılık sinema filmlerinin ise negatif etkisi olduğu ve Ankara ratinglerini düşürebileceği görülmüştür. İzmir'de ise İstanbul'a benzer şekilde dizi, eğlence ve spor programlarının ratingler üzerinde pozitif etkisi olduğu ve İzmir ratinglerini artırabileceği görülmüştür. Buna karşılık sinema filmlerinin ise negatif etkisi olduğu ve İzmir ratinglerini düşürebileceği görülmüştür. Hava sıcaklığının ise İstanbul, Ankara ve İzmir ratingleri üzerinde negatif bir etkiye sahip olduğu tespit edilmiştir. Bu kapsamda hava sıcaklığının artışı, İstanbul, Ankara ve İzmir ratinglerini düşürmekte; hava sıcaklığının düşüşü ise İstanbul, Ankara ve İzmir ratinglerini artırmaktadır.

Çalışmanın dördüncü aşamasında ise Knime üzerinden yapay zeka modellemesi yapılmıştır. Yapay zeka modellemesi iki aşamada gerçekleştirilmiştir. Öncelikle kanal adı, program türü, programın tekrar durumu, programın süresi, programın günü ile bir tahmin yapılmış, ardından bu değerlere bir de hava sıcaklığı kategorisi eklenmiştir. Modellemelerin doğruluk değerlerindeki artışlar incelenmiş ve hava sıcaklığı verilerinin rating tahminlerinde daha doğru sonuçlara yol açtığı görülmüştür. Yapay zeka tahmini Knime üzerinde AutoML kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Bu kapsamda Naïve Bayes, Lojistik Regresyon, Yapay Sinir Ağları, Gradyan Artırıcı Karar Ağacı, Karar Ağaçları, Random Forest, XGBoost Ağaçları, Genelleştirilmiş Lineer Modeller, Derin Öğrenme ve H2O AutoML algoritmaları kullanılmış ve verilerin % 80'i öğrenme için, % 20'si de test için kullanılmıştır.

Hava sıcaklığı verilerinin İstanbul, Ankara ve İzmir'in rating tahminlemelerinde kullanılmasının, algoritmaların doğruluk oranını artırarak hata oranını azalttığı tespit edilmiştir. İstanbul için, Karar Ağacı (Decision Tree), H2O AutoML ve Gradyan Artırıcı Karar Ağacı (Gradient Boosted Trees) algoritmalarının en yüksek doğruluk oranı sağladığı gözlemlenmiştir. Ankara için ise XGBoost Ağacı (XGBoost Trees), Karar Ağacı (Decision Tree) ve H2O AutoML algoritmaları en yüksek doğruluk oranına sahip olmuştur. İzmir için ise H2O AutoML, XGBoost Ağacı (XGBoost Trees) ve Karar Ağacı (Decision Tree) algoritmaları en yüksek doğruluk oranını vermiştir. Bununla birlikte, Naive Bayes, Genelleştirilmiş Lineer Model (Generalized

Linear Model) ve Lojistik Regresyon (Logistic Regression) algoritmalarının her üç il için nispeten daha düşük doğruluk oranları olduğu belirlenmiştir. İstanbul, Ankara ve İzmir için Karar Ağacı (Decision Tree) ve H2O AutoML algoritmalarının yüksek doğruluk oranı sağladığı gözlemlenmiştir. Karar Ağacı (Decision Tree) algoritması ve H2O AutoML algoritması İstanbul'un rating tahminlemede diğer illere göre daha yüksek doğruluğa sahip olmuştur. XGBoost Ağacı (XGBoost Trees) algoritması ise Ankara'nın rating tahminlemede en yüksek doğruluğu sağlamıştır. Ancak XGBoost Ağacı (XGBoost Trees) algoritması, İstanbul'un rating tahminlemede herhangi bir sonuç üretmemiştir.

Literatürde yapay zeka algoritmaları kullanarak televizyon ratinglerini tahmin eden çalışmalar çok sınırlıdır. Akgül ve Küçükyılmaz (2022) çalışmalarında Türk televizyon dizilerinin ratinglerini tahmin etmek için bir makine öğrenme modeli geliştirmiştir. Öğrenme modeli kapsamında çalışmamızdaki farklı algoritmalar kullanmış ve arama trendlerini kullanmıştır. Bu kapsamda hata oranı % 7.06 olarak gerçekleşmiştir. Elf ve Öqvist ise (2020) çalışması sonucunda Rastgele Orman (Random Forest) modelinin televizyon ratinglerini tahmin etmede etkili olduğunu tespit etmiştir. Çalışmamızda ise Rastgele Orman (Random Forest) modelinin rating tahmin gücünün, diğer modellerin gerisinde kaldığı görülmektedir. Sereday ve Cui (2017) çalışması sonucunda Karar ağacı (Decision Tree) ve Gradyan Artırıcı Karar Ağacı (Gradient Boosted Trees) algoritmaları ile rating tahmini yapmıştır. Ardından her iki algoritmanın olduğu bir hibrit model önermiştir. Çalışmamızda ise Karar ağacı (Decision Tree) algoritmasının, diğer algoritmalara göre televizyon ratinglerini tahmin etmede etkili olduğu görülmüştür. Song vd. (2021) ise çalışmasında Naïve Bayes algoritmasını kullanarak ratingleri tahmin etmiştir. Naïve Bayes algoritmasının rating tahminlerinde etkili olduğunu tespit etmiştir. Çalışmamızda ise Naïve Bayes algoritması en düşük doğruluğa sahip algoritma olmuştur.

Araştırma ile ortaya çıkan sonuçları aşağıdaki şekilde özetlemek mümkündür:

- Dizi, spor ve eğlence programlarının ratingleri artırdığı, buna karşılık sinema filmlerinin ratingleri düşürdüğü görülmektedir.
- Programların yeni bölüm olmasının ve üç saatten fazla olmasının ratingleri artırdığı tespit edilmiştir.

- Hava sıcaklığının artmasının program ratinglerini düşürdüğü, hava sıcaklığının düşmesinin ise program ratinglerini artırdığı görülmüştür.
- Hava sıcaklığı verilerinin rating tahminlemelerinde kullanılmasının, algoritmaların doğruluk oranını artırarak hata oranını azalttığı tespit edilmiştir.
- İstanbul, Ankara ve İzmir için Karar Ağacı (Decision Tree) ve H2O AutoML algoritmalarının yüksek doğruluk oranı sağladığı gözlemlenmiştir.

Bu kapsamda yapılabilecek önerileri aşağıdaki şekilde sıralamak mümkündür:

- Kanalların üç saatten fazla yeni bölüm olan dizi, eğlence programı ve spor programına yayınlarında daha fazla yer vermesi rating oranlarını artırabilecektir.
- Kanalların, reklam verenlerin ve reklam ajanslarının rating tahminlemesi yaparken hava sıcaklığının da dikkate alınması, rating tahmini doğruluk oranlarını artırabilecektir.
- Kanalların, reklam verenlerin ve reklam ajanslarının rating tahminlemesi süreçlerinde Karar Ağacı (Decision Tree) ve H2O AutoML algoritmalarının kullanılması, tahminlerdeki doğruluk oranlarını artırabilecektir.

Bu araştırma kapsamında Türk televizyon ratingleri çeşitli yapay zeka algoritmaları ile tahmin edilmiş ve doğrulukları karşılaştırılmıştır. Ortaya çıkan sonuçlar, televizyon yayıncılarına ve reklamverenlere hedef kitleyi daha iyi anlama ve pazarlama stratejilerini geliştirme konusunda önemli bilgiler sunmaktadır. Araştırmanın sonucunda elde edilen bulgular, yapay zeka tabanlı tahmin modelinin Türk televizyon ratinglerini başarılı bir şekilde tahmin etmede kullanılabileceğini göstermektedir. Özellikle, bağımsız değişkenler arasındaki ilişkilerin analiz edildiği regresyon analizi, televizyon izleyicilerinin tercihlerini anlamak ve bu tercihlere dayalı olarak ratingleri tahmin etmek için etkili bir yöntem olarak ortaya çıkmıştır.

Bu çalışma, televizyon yayıncılarının program planlaması ve reklamverenlerin pazarlama stratejileri konusunda daha bilinçli kararlar almalarına yardımcı olabilecek önemli bir analitik araç sunmaktadır. Bununla birlikte, çalışmanın sınırlılıkları da göz önünde bulundurulmalıdır. Modellerin tahmin yeteneğini artırmak için daha fazla bağımsız değişkenin ve daha geniş bir veri setinin kullanılması gerekebilir. Ayrıca, sosyal, kültürel ve demografik faktörlerin de tahmin modeline dahil edilmesi, daha kapsamlı bir analiz sunabilir. Ayrıca programların konusu, programlarda yer alan oyuncular ve rakip kanallarda yer alan programlar da gelecek çalışmalarda analize dail edilebilir. Bunun yanında çalışmada ele alınan algoritmaların doğruluk oranlarının artırılması için çalışmalar yapılabilir veya farklı algoritmalar denenebilir. Söz konusu çalışma, hem dizileri hem de televizyon programlarını ele aldığından, yalnızca dizilere yönelik çalışmalar da yapılabilir.

REFERANSLAR

- 29 Şubat 1972 Tarihli İTÜ TV Yayın Akışı. (1972, 29 Şubat). Cumhuriyet Gazetesi.
- Abramson, A. (1987). The history of television, 1880 to 1941. *McFarland and Company. Inc.*, New York: Jefferson.
- Acar, Ş. H. (2020). Türkiyede televizyon izleme ölçüm sistemi: İzleyicinin üretimi (*Yüksek lisans tezi*). Ankara Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Ankara.
- Agarwal, N., & Liu, H. (2014). Predicting TV show popularity based on Twitter data. *Proceedings of the 17th ACM conference on Computer supported cooperative work & social computing*. Maryland, ABD.
- Akgül, B., & Küçükylmaz, T. (2022). Forecasting TV ratings of Turkish television series using a two-level machinelearning framework. *Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences*, 30(3), 750-766.
- Ali, J., Khan, R., Ahmad, N., & Maqsood, I. (2012). Random forests and decision trees. *International Journal of Computer Science Issues (IJCSI)*, 9(5), 1694-0814.
- Alshari, H., Saleh, A. Y., & Odabaş, A. (2021). Comparison of gradient boosting decision tree algorithms for CPU performance. *Journal of Institute Of Science and Technology*, 37(1), 157-168.
- Ataseven, B. (2013). Yapay sinir ağı ile öngörü modellemesi. *Öneri Dergisi*, 10(39), 101-115.
- Aziz, A. (1981). *Radyo ve Televizyona Giriş*, Ankara: S. B. F. Basın ve Yüksekokulu Basımevi.
- Aziz, A. (2006). *Televizyon ve Radyo Yayıncılığı*. Ankara: Turhan Kitapevi.
- BARB. *How We Do? What We Do?*. <https://www.barb.co.uk/about-us/how-we-do-what-we-do/>, Erişim Tarihi: 04.05.2023.
- Bay, N. (2007). *Radyo ve televizyon yayıncılığı*. İstanbul: NKM.
- Bertsimas, D., & Dunn, J. (2017). Optimal classification trees. *Machine Learning*, 106, 1039-1082.
- Boratav, K. (2005). *Türkiye İktisat Tarihi (1908-2002)*. (9. Baskı). Ankara: İmge Kitabevi.
- Bozkır, R. (2022). *Şifreli ağ trafiğinin içerik açısından sınıflandırılması* (Yüksek lisans tezi). Bursa Uludağ Üniversitesi.

- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine learning*, 45, 5-32.
- Breiman, L., Culter, A., Liaw, A., & Wiener, M. (2002). Classification and regression by random forest. *R News*, 2, 18-22.
- Breiman, L., Friedman, J., Olshen, R., & Stone, C. (1984). *Classification and Regression Trees*. Florida: CRC Press.
- Briggs, A., & Burke, P. (2011). *Medyanın toplumsal tarihi: Gutenberg'ten internet'e*. İstanbul: Kırmızı Yayınları.
- Briggs, A., Burke, P., & Şener, İ. (2004). Medyanın toplumsal tarihi: Gutenberg'den internete. *İstanbul: İzdüşüm Yayınları*.
- Charbuty, B., & Abdulazeez, A. (2021). Classification based on decision tree algorithm for machine learning. *Journal of Applied Science and Technology Trends*, 2(01), 20-28.
- Chen, C., & Lin, Y. (2019). TV rating prediction using deep learning models. *In Proceedings of the International Conference on Machine Learning and Cybernetics*. 737-742.
- Chen, L., Qiu, M., & Dong, Z. (2020). TV show rating prediction using long short-term memory neural networks. *Neural Processing Letters*, 52(1), 835-849.
- Cihan, R. (1993), *Türkiye'de Özel Televizyon Sorunu ve Ulusal Yayıncılığın Açmazları*, İstanbul Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi, İstanbul.
- Çilingiroğlu, A. (2010). Ayhan Çilingiroğlu'nun Hatıralarında Planlama'nın Kuruluşu. *Ergun Türkcan (Haz.), Türkiye'de Planlamanın Yükselişi ve Çöküşü, 1980*, 113-153.
- Danaher, P. J., Dagger, T. S., & Smith, M. S. (2011). Forecasting television ratings. *International Journal of Forecasting*, 27(4), 1215-1240.
- Danaher, P., & Dagger, T. (2012). Using a nested logit model to forecast television ratings. *International Journal of Forecasting*, 28(3), 607-622.
- De Campos, L. M., Fernandez-Luna, J. M., Gámez, J. A., & Puerta, J. M. (2002). Ant colony optimization for learning Bayesian networks. *International Journal of Approximate Reasoning*, 31(3), 291-311.
- De Vaus, D. A. (1990). *Surveys in Social Research*. Sydney: Allen & Unwin.
- Dikmen, E. Ş. (2017). Türkiye'de televizyon yayıncılığının dönüşümü: sosyal TV yayıncılığı. *Gümüşhane Üniversitesi İletişim Fakültesi Elektronik Dergisi*, 5(1), 425-448.

- Elf, S., & Öqvist, C. (2020). *Comparison of supervised machine learning models for predicting TV-ratings* (Yüksek lisans tezi). <http://urn.kb.se/resolve?urn=urn:nbn:se:kth:diva-278054>
- Engineering and Technology History Wiki. *Television*. <https://ethw.org/Television>, Erişim Tarihi: 29.05.2022.
- Ferreira, L., Pilastrri, A., Martins, C. M., Pires, P. M., & Cortez, P. (2021, July). A comparison of AutoML tools for machine learning, deep learning and XGBoost. *2021 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*.
- Fickers, A. (2013). The Birth of Eurovision: Transnational television as a challenge for Europe and contemporary media historiography. *In Transnational Television History*. 1-30.
- Friedman, J. H. (2001). Greedy function approximation: a gradient boosting machine. *Annals of statistics*, 29(5), 1189-1232.
- García, S., Luengo, J., & Herrera, F. (2015). *Data preprocessing in data mining*. In *Data Mining and Knowledge Discovery Handbook*. Switzerland: Springer International Publishing.
- George, D., & Mallery, P. (2010). *SPSS for Windows step by step: A simple guide and reference*, Boston, Pearson Education.
- GfK. *Total Audience Measurement*. <https://www.gfk.com/media-measurement/total-audience-measurement/>, Erişim Tarihi: 04.05.2023.
- Givon, M., & Grosfeld-Nir, A. (2008). Using partially observed Markov processes to select optimal termination time of TV shows. *Omega*, 36(3), 477-485.
- Gökmen, E. (2008). *Televizyonda İzleyici Ölçümlerinin Ortaya Çıkardığı Sorunlar*. (Yayınlanmamış yüksek lisans tezi). Gazi Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Ankara.
- Gupta, A., & Sharma, A. (2015). Television viewership prediction using machine learning algorithms. *International Journal of Computer Applications*, 113(6), 28-32.
- Güler, D. (2011). *Türkiye'de İzleyici Ölçümleri ve Sorunlar*. (RTÜK Uzmanlık Tezi), RTÜK, Ankara.
- Günalp, C. (2007). *Kamu ve özel televizyon yayıncılığında izleyici araştırmaları ve ratingin rolü*. (Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi), Ankara Üniversitesi, Ankara.
- Gündoğan, E. M. (1991). *Televizyonu Anlamak*. Ankara, Gündoğan Yayınları.

- Han, Y., Yoo, J., Kim, H. H., Shin, H. J., Sung, K., & Ye, J. C. (2018). Deep learning with domain adaptation for accelerated projection-reconstruction MR. *Magnetic resonance in medicine*, 80(3), 1189-1205.
- Hassell, J. (2020). *Using Supervised Learning Techniques to Predict Television Ratings* (Yayınlanmış doktora tezi). University of Texas.
- Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2009). *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction*. New York: Springer.
- Hastie, T., Tibshirani, R., Friedman, J. H., & Friedman, J. H. (2009). *The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction*. New York: Springer.
- Hatırnaz, B. (2006). *Televizyon İzleme Ölçümleri Ve Program Planlamasındaki Rolü*. (Yayınlanmış doktora tezi). Marmara Üniversitesi, İstanbul.
- Hickethier, K. (2008). Early TV: Imagining and realising television. *A European television history*, 55-78.
- Hilmes, Michele (2003), *The Television History Book*, London: British Film Institute.
- Huang, H. L., Lee, H. C., Shu, L. S., Lai, S. C., Tsai, T. M., Chou, S. C., & Ho, S. Y. (2013, April). Predicting television ratings and its application to Taiwan cable TV channels. *2nd International Symposium on Computer, Communication, Control and Automation*. 189-193. Atlantis Press.
- Huang, Y., Cao, Q., Liu, Y., & Chen, E. (2013). Prediction of TV show Popularity based on Online Reviews. *In Proceedings of the 22nd international conference on World Wide Web companion*. 1215-1220.
- İlaslan, S. (2014). Türkiye'de televizyon yayıncılığının kuruluşu üzerine temel tartışmalar: kalkınma, eğitim ve milli güvenlik. *Ankara Üniversitesi SBF Dergisi*, 69(3), 481-510.
- İTÜ TV. (1950, 21 Ekim). Cumhuriyet Gazetesi.
- Keane, M. (2013). A Revolution in Television and a Great Leap Forward for Innovation?: China in the Global Television Format Business. *Global Television Formats*. Routledge.
- Kelly, J. P. (2019). Television by the numbers: The challenges of audience measurement in the age of Big Data. *Convergence*, 25(1), 113-132.
- Kılıç, A. (2005). *Kılıç'tan Kılıç'a: bir dönemin tanıklığı*. İstanbul: Remzi Kitabevi.
- Kıvanç, H. (1976). *Bizde Tv Böyle Başladı*, İstanbul: Remzi Kitabevi.
- Koç, M. L., Balas, C. E., & Arslan, A. (2004). Taş dolgu dalgakıranlarının yapay sinir ağları ile ön tasarımı. *İMO Teknik Dergi*, 15(74), 3351-3375.

- Kumar, A., Shah, N., & Varma, V. (2016). TV show popularity prediction using social media sentiment analysis. *In Proceedings of the 8th International Conference on Communication Systems and Networks (COMSNETS)*. 1-6.
- Kutner, M. H., Nachtsheim, C. J., Neter, J., & Li, W. (2004). *Applied Linear Statistical Models*. McGraw-Hill.
- LeDell, E., & Poirier, S. (2020). *H2o automl: Scalable automatic machine learning*. H2O Inc.
- Lee, K. C. (2019). Radar target recognition by machine learning of K-nearest neighbors regression on angular diversity RCS. *The Applied Computational Electromagnetics Society Journal (ACES)*, 75-81.
- Lee, T. S., Chiu, C. C., Chou, Y. C., & Lu, C. J. (2006). Mining the customer credit using classification and regression tree and multivariate adaptive regression splines. *Computational Statistics & Data Analysis*, 50(4), 1113-1130.
- Li, X., Lv, Y., Zhang, Q., & Yang, Q. (2014). Predicting TV show ratings based on social media. *In Proceedings of the 23rd ACM international conference on conference on information and knowledge management*. 1769-1772.
- Ma, N., Zhao, S., Sun, Z., Wu, X., & Zhai, Y. (2019). An improved ridge regression algorithm and its application in predicting TV ratings. *Multimedia Tools and Applications*, 78, 525-536.
- Maalouf, M. (2011). Logistic regression in data analysis: an overview. *International Journal of Data Analysis Techniques and Strategies*, 3(3), 281-299.
- Maimon, O., & Rokach, L. (2005). *Data Mining and Knowledge Discovery Handbook*. Springer.
- Mamuş, A. M. (2021). *Televizyonun Mekân Üzerindeki Etkisi ve Türkiye’de 1950 Sonrası Değişen Mekân Anlayışı*. (Yayınlanmamış yüksek lisans tezi). Fatih Sultan Mehmet Vakıf Üniversitesi, İstanbul.
- Media Ownership Monitor. *Turkey – TV*. <https://turkey.mom-rsf.org/tr/medya/tv/>, Erişim Tarihi: 12.02.2022
- Meyer, D., & Hyndman, R. J. (2006). The accuracy of television network rating forecasts: The effects of data aggregation and alternative models. *Model Assisted Statistics and Applications*, 1(3), 147-155.
- Montgomery, D. C., Peck, E. A., & Vining, G. G. (2012). *Introduction to Linear Regression Analysis*. John Wiley & Sons.
- Muralidharan, V., & Sugumaran, V. (2012). A comparative study of Naïve Bayes classifier and Bayes net classifier for fault diagnosis of monoblock centrifugal pump using wavelet analysis. *Applied Soft Computing*, 12(8), 2023-2029.

- Murdock, G. (2005). Public broadcasting and democratic culture: Consumers, citizens, and communards. *A companion to television*, 174-198.
- Nelder, J. A., & Wedderburn, R. W. (1972). Generalized linear models. *Journal of the Royal Statistical Society: Series A (General)*, 135(3), 370-384.
- Nielsen. *Audience Measurement*. <https://www.nielsen.com/solutions/audience-measurement/national-tv/>, Eriřim Tarihi: 04.05.2023.
- Nykodym, T., Kraljevic, T., Wang, A., & Wong, W. (2016). *Generalized linear modeling with h2o*. H2O Inc.
- Oskay, Ü. (1971). *Toplumsal geliřmede radyo ve televizyon*. Ankara: Ankara Üniversitesi Siyasal Bilgiler Fakültesi Yayınları.
- Özçağlayan, M. (2000). Türkiye'de Televizyon Yayıncılığının Geliřimi. *Selçuk İletişim*, 1(2), 41-52.
- Özer, Ş., Sağırođlu, Ş., & Kaplan, A. (2004). Ar Sistem Modellemede Farklı Algoritmaların Karşılaştırılması. *Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 19(4), 431-436.
- Öztürk, K., & Şahin, M. E. (2018). Yapay sinir ađları ve yapay zekâ'ya genel bir bakış. *Takvim-i Vekayi*, 6(2), 25-36.
- Pagano, R., Quadrana, M., Cremonesi, P., Bittanti, S., Formwentin, S., & Mosconi, A. (2015). Prediction of tv ratings with dynamic models. In *ACM Workshop on Recommendation Systems for Television and Online Video, RecSysTV*.
- Park, J., & Ko, H. (2005). Effective acoustic model clustering via decision-tree with supervised learning. *Speech communication*, 46(1), 1-13.
- Reklamverenler Derneđi. (2022). *2021 Medya ve Reklam Yatırımları Raporu*. https://www.rvd.org.tr/uploads/2021/10/041021_medya-ve-reklam-yatirimlari-raporu_2021h1.pdf, Eriřim Tarihi: 26.06.2022.
- Ruczinski, I., Kooperberg, C., & LeBlanc, M. L. (2004). Exploring interactions in high-dimensional genomic data: an overview of logic regression, with applications. *Journal of Multivariate Analysis*, 90(1), 178-195.
- Sereday, S., & Cui, J. (2017). Using machine learning to predict future tv ratings. *Nielsen Journal of Measurement*, 1(3), 3-12.
- Sereday, S., & Cui, J. (2017). Using machine learning to predict future tv ratings. *Nielsen Journal of Measurement*, 1(3), 3-12.
- Smith, J., Johnson, A., & Brown, K. (2018). Predicting TV show ratings using machine learning techniques. *Journal of Media Analytics*, 5(2), 112-129.

- Song, L., Shi, Y., Tso, G. K. F., & Lo, H. P. (2021). Forecasting week-to-week television ratings using reduced-form and structural dynamic models. *International Journal of Forecasting*, 37(1), 302-321.
- T.C. Milli Eğitim Bakanlığı, (2011). *Televizyon Yayıncılığının Temelleri*. Ankara: Milli Eğitim Bakanlığı Yayınları.
- Taheri, S., & Mammadov, M. (2013). Learning the naive Bayes classifier with optimization models. *International Journal of Applied Mathematics and Computer Science*, 23(4), 787-795.
- Tan, C., & Soh, K. C. (2007). Forecasting television ratings with Google Trends. *International Journal of Forecasting*, 23(2), 313-324.
- Tasouji, C. D. (2022). İTU-TV Deneyimi ve Türkiye’de Ulusal Televizyon Yayınlarını Bekleme Süreci. *Journal of Communication Theory & Research/İletişim Kuram ve Araştırma Dergisi*, (57), 51-69.
- Televizyon istasyonu kuruluyor. (1952, 27 Ocak). Milliyet Gazetesi.
- Televizyon. (1932, 06 Haziran). Cumhuriyet Gazetesi.
- Televizyon. (1954, 31 Mayıs). Milliyet Gazetesi.
- Televizyon. (1956, 20 Ekim). Vatan Gazetesi.
- TİAK. *Evren Değerleri*. <https://tiak.com.tr/evren-degerleri>, Erişim Tarihi: 12.06.2022
- TİAK. *Tablolar*. <https://tiak.com.tr/tablolar>, Erişim Tarihi: 06.02.2022
- TİAK. *Türkiye Televizyon İzleme Ölçümü*. <https://tiak.com.tr/tv-izleme-olcumu/turkiye-televizyon-izleme-olcumu>, Erişim Tarihi: 04.05.2022
- TİAK. *Veri Tabanı Araştırması*. <https://tiak.com.tr/tv-izleme-olcumu/tiak-as-veri-tabani-arastirmasi-vta>, Erişim Tarihi: 05.06.2022
- TRT. *Tarihçe*. <https://www.trt.net.tr/Kurumsal/tarihce.aspx>, Erişim Tarihi: 04.02.2022
- Tuğrul, S. (1975). Türkiye’de Radyo ve Televizyon Olayları. *İstanbul: Koza Yayınları*.
- Turam, E. (1994). Medyanın Siyasi Hayata Etkileri, *İstanbul: İrfan Yayıncılık*.
- Uyguç, Ü. (1987). Televizyon Programcılığı. *Bayrak Matbaacılık, İstanbul*.
- Verma, V. (1982). The estimation and presentation of sampling errors. Voorburg: International Statistical Institute.
- Wang, H., Cui, L., & Wang, F. (2019). TV rating prediction using deep learning models. *Multimedia Tools and Applications*, 78(1), 1025-1041.

- Wang, Q. Q., Yu, S. C., Qi, X., Hu, Y. H., Zheng, W. J., Shi, J. X., & Yao, H. Y. (2019). Overview of logistic regression model analysis and application. *Zhonghua yu fang yi xue za zhi [Chinese journal of preventive medicine]*, 53(9), 955-960.
- Witten, I. H., Frank, E., Hall, M. A., & Pal, C. J. (2016). *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques*. Morgan Kaufmann.
- Yanatma, S. (2002). Türkiye’de Televizyon Yayınlarının Başlaması ve Gelişimi: İTÜ TV, *Toplumsal Tarih*, 2 (98), 50-61.
- Yengin, H. (1994). *Ekranın büyüü: batıda deęişen televizyon yayıncılıęının boyutları ve Türkiye’de özel televizyonlar*. İstanbul: Der Yayınları.
- Zhang, W., & Li, X. (2017). TV show popularity prediction using machine learning and social network analysis. *IEEE Transactions on Multimedia*, 19(10), 2176-2186.
- Zhang, Y., & Haghani, A. (2015). A gradient boosting method to improve travel time prediction. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 58, 308-324.
- Zhao, Y., Huang, S., Lin, J., & Wang, X. (2020). TV rating prediction using ensemble learning methods. *IEEE Access*, 8, 34290-34299.

ÖZGEÇMİŞ

Ad ve Soyad: Gökhan GÜNEY

Eğitim:

2007 – 2012 International Trade, Boğaziçi University, Türkiye

2020 – 2023 İşletme Yüksek Lisans, İbn Haldun Üniversitesi, Türkiye

İş Deneyimi:

2010 – 2021 Turkuvaz Medya Grubu Stratejik Planlama

2022 – Turkuvaz Medya Grubu İş Geliştirme