

Türkiye'de Dijital İçerik Tüketim Kalıplarının Belirlenmesi: Gizli Sınıf Analizi Yaklaşımı

Digital Content Consumption Patterns in Türkiye: Latent Class Analysis Approach

Özet

Türkiye'deki dijital içerik tüketim kalıpları, geleneksel dijital uçurum varsayımlarının aksine, bireylerin çalışma biçimi ve yaşam evreleriyle belirlenen karmaşık ve alışılmadık bir yapıya sahip olduğunu göstermiştir. Bu çalışma, Türkiye'deki bireylerin ücretli dijital içerik tüketim alışkanlıklarını keşfetmek amacıyla TÜİK 2022 Hanehalkı Bilişim Teknolojileri Kullanım Araştırması mikro verisi kullanılarak Gizli Sınıf Analizi ile yürütülmüştür. Analizler sonucunda tüketiciler, ağırlıklı olarak Müzik ve Film gibi içeriklere abone olan Aktif Eğlence Tüketicileri ve tüm içerik türlerinde kayda değer bir kullanım sergilemeyen Pasif/Sınırlı Kullanıcılar olmak üzere iki ana sınıfa ayrılmıştır. Lojistik regresyon modelinde cinsiyetin istatistiksel olarak ayırt edici bir rol oynamadığını tespit etmiştir. Buna karşın, Yaş ve Eğitim Düzeyi beklenmedik bir korelasyon sergilemiştir: Yaş ilerledikçe bireylerin aktif (abonelik odaklı) kullanıcı olma olasılığı yükselmiş; bu bulgu, aktif tüketimin gençlikten ziyade, daha yüksek satın alma gücüne sahip orta yaş gruplarıyla ilişkili olduğunu düşündürmektedir. Öte yandan, eğitim düzeyi arttıkça pasif kullanıcı sınıfında yer alma eğilimi belirginleşmiş, bu da yüksek eğitilmiş bireylerin eğlence odaklı dijital içeriğe karşı daha seçici bir tüketim profili çizdiğini göstermiştir. En çarpıcı bulgu, sınıf üyeliğini öngören en güçlü faktör olarak öne çıkan Evden Çalışma durumudur. Evden çalışan bireyler, güçlü bir eğilimle Pasif Kullanıcı sınıfında kümelenmişlerdir. Çalışma, dijital içerik politikalarının tasarlanmasında, basit demografik faktörler yerine, bireylerin çalışma biçimi, gelir ve yaşam evresi gibi yapısal dinamiklerin dikkate alınması gerektiğini kuvvetle önermektedir.

Abstract

Digital content consumption patterns in Turkey reveal a complex and unconventional structure shaped by individuals' modes of work and life stages, challenging traditional assumptions of the digital divide. This study investigates paid digital content consumption behaviors in Turkey by employing Latent Class Analysis on microdata from the 2022 Household Information Technologies Usage Survey conducted by the Turkish Statistical Institute (TurkStat). The results identify two distinct consumer classes: Active Entertainment Consumers, who predominantly subscribe to content such as music and film services, and Passive/Limited Users, who exhibit no substantial engagement across content categories. Logistic regression indicates that gender does not play a statistically significant discriminative role in class membership. In contrast, age and education level display unexpected associations. As age increases, individuals exhibit a higher propensity to belong to the active (subscription-oriented) user class, suggesting that active digital content consumption is linked not to youth but to middle-aged groups with higher purchasing power. Conversely, higher levels of education are associated with a clear tendency to belong to the passive user class, implying that highly educated individuals adopt a more selective approach toward entertainment-oriented digital content. Notably, working from home emerges as the strongest predictor of class membership. Individuals engaged in remote work overwhelmingly cluster within the Passive User class. Overall, the study strongly suggests that the design of digital content policies should move beyond simplistic demographic indicators and instead account for structural dynamics such as working arrangements, income, and life-course stages.

Fethiye Çiçek

Yüksek Lisans Öğrencisi Muş Alparslan Üniversitesi,
Muş, Türkiye, 230242012@alparslan.edu.tr
Orcid No: <https://orcid.org/0009-0005-7286-2229>

Uğur Arcagök

Dr. Öğr. Üyesi, Muş Alparslan Üniversitesi, Muş,
Türkiye, u.arcagok@alparslan.edu.tr
Orcid No: <https://orcid.org/0000-0002-4469-9525>

Article Type / Makale Türü

Research Article / Araştırma Makalesi

Anahtar Kelimeler

Dijital tüketici davranışı, Gizli Sınıf Analizi, Sosyo-demografik faktörler, Dijital içerik tüketimi

Keywords

Digital consumer behavior, Latent Class Analysis, Socio-demographic factors, Digital content consumption

JEL Codes: M21, M29, C81

Bilgilendirme

Bu çalışma Muş Alparslan Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü'ne bağlı İşletme Yüksek Lisans programı kapsamında yapılmış bir tezden türetilmiştir.

Araştırma ve Yayın Etiği Beyanı

Çalışma Etik kurul izni gerektirmemektedir.

Submitted: 15 / 12 / 2025

Accepted: 27 / 02 / 2026

Giriş

Ticari alanda artan rekabet, işletmeler açısından giderek daha da zorlu hale gelmektedir. Bu anlamda işletmeler, rakipleri karşısında daha avantajlı hale gelebilmek için teknolojik gelişmeleri yakından takip etmeli ve bu alandaki değişimlere hızlı biçimde uyum sağlamaları gerekmektedir (Yurdođlu ve Kundakcı, 2017: 254). Teknolojik gelişmeler küresel boyutta iletişim, internet, bilgi teknolojileri, lojistik ve teslimatlardaki ilerleme, pazar arayışındaki birçok işletme için yeni fırsatlar sunmuştur. Klasik ticaret anlayışının yanında sanal ortamda var olmak da rekabet açısından önemli hale gelmiştir. Teknolojik gelişmeler sıradan insanların hayatında büyük değişimlere neden olurken, işletmelerin iş yapma biçimini de değiştirmiştir. Gelenekselden çevrimiçi işletmelere evrilen iş dünyası günümüzde mobil üzerinden de hizmet vermektedir (Sahu ve Deshmukh, 2020: 2160).

İşletmelerin klasik ticaret anlayışının yanında iş yerlerini sanal ortama taşıyarak ticari hayatlarına buradan da devam etmesi e-ticaret (elektronik ticaret) olarak değerlendirilmektedir. E-ticaret; işletmeler, fabrikalar, endüstriyel kuruluşlar ve tüketiciler tarafından özellikle internet üzerinden gerçekleştirilen mal ve hizmet alışverişlerini içermektedir (Qin, 2010: 7). ISO (2023) ise e-ticareti açık ağlar üzerinden ürün alım-satım faaliyeti olarak tanımlamaktadır. TÜİK (2022: 16) e-ticareti, bilgisayar ağları üzerinden, sipariş almak veya vermek amacıyla özel olarak tasarlanmış yöntemlerle gerçekleştirilen mal veya hizmet alım satımı olarak ifade eder. Mallar veya hizmetler bu yöntemlerle sipariş edilir, ancak mal veya hizmetlerin ödemesinin ve nihai teslimatının çevrimiçi yapılması gerekmez. E-posta, SMS veya MMS aracılığıyla iletilen siparişler elektronik ticaret kapsamında değerlendirilmemektedir. Ayrıca internet ortamında bedelsiz olarak sunulan hizmetler ve içerikler (örneğin ücretsiz yazılım uygulamaları veya ücretsiz bilgi paylaşımları) e-ticaret faaliyetleri arasında yer almaz. Buna karşılık, internet üzerinden yatırım fonları ve hisse senetlerinin alım-satımının gerçekleştirilmesi, ücretli bilgi hizmetlerinden yararlanılması, otel rezervasyonlarının yapılması ile dijital müzayede veya açık artırma platformlarından ürün satın alınması elektronik ticaret kapsamına giren işlemler olarak kabul edilmektedir. Teknolojinin hızlı gelişimi, ticaret alanında da işletmelere küresel pazarın kapılarını açmıştır. Kurum ve kuruluşlara ait veriler, 7 gün 24 saat kesintisiz çalışabilen sunucularda saklanmakta; istemci cihazlar aracılığıyla bu verilere kolayca erişilebilmektedir. Bu teknolojik imkanlarla web sayfaları hazırlanmakta ve son kullanıcıya internet aracılığıyla ulaştırılabilmektedir. Bilgisayar, tablet ve cep telefonu gibi bir ağ sistemine bağlanıp haberleşebilen teknolojiler, bilgi alışverişi, haberleşme, bankacılık hizmetlerinin yanında, dijital alışveriş yapılabilmesine de imkan tanımıştır. Ticaretin teknoloji marifeti ile elektronik ortama taşınması ise elektronik ticaret olarak anılmaktadır. E-ticaret, mevcut olan ya da yeni kurmayı planladığınız işinizi internete entegre ederek, ziyaretçilerin web sitenize erişmesini, ürün ve hizmet katalođunuzu dijital olarak incelenmesini sağlamaktır (Goel, 2007: 5).

Bu çalışmada, TÜİK’in 2022 yılında gerçekleştirdiđi “Hanehalkı Bilişim Teknolojileri Kullanım Araştırması” kapsamında yer alan e-ticaret mikro verisi kullanılmıştır. Araştırmanın amacı, Türkiye’de dijital içerik tüketicilerinin yaş, cinsiyet, eğitim düzeyi ve evden çalışma durumuna göre sınıflarını Gizli Sınıf Analizi (Latent Class Analysis-LCA) yöntemiyle belirlemektir. Ayrıca çalışmada, herhangi bir nedensellik iddiası söz konusu olmadığından doğrudan bir teorik çerçeveden yararlanılmamıştır. Araştırma daha çok keşifsel nitelikte olup, belirlenmiş değişkenler arasındaki ilişkileri gözlemlemeye yöneliktir. Test edilen ilişkiler doğrudan olmasa da Planlı Davranış Teorisi bağlamında değerlendirilmektedir. Literatür incelemesi, bu alanda yapılan çalışmaların sınırlı olduğunu göstermektedir. Kullanılan yöntemin literatürdeki kısıtlı uygulamalar ve politika yapıcılara rasyonel karar verme süreçlerinde sağlayacağı katkı, araştırmanın önemini ortaya koymaktadır. Bu nedenlerle çalışmanın mevcut literatüre değerli bir katkı sunacağı düşünülmektedir.

1. Kuramsal Çerçeve ve Literatür

1.1. Planlı Davranış Teorisi ve Tüketici Davranışlarının Kuramsal Temelleri

Dijital tüketici davranışlarının açıklanmasında sıklıkla başvuru alan kuramsal yaklaşımlardan biri Planlı Davranış Teorisi’dir (PDT). Ajzen (1987; 1991) tarafından geliştirilen bu teori, bireylerin

belirli bir davranışı gerçekleştirme olasılıklarının esas olarak davranışsal niyetleri tarafından belirlendiğini ileri sürmektedir. Davranışsal niyet ise bireyin söz konusu davranışa yönelik tutumları, algılanan öznel normları ve algılanan davranışsal kontrolü tarafından şekillendirilmektedir. Bu yönüyle PDT, bireysel karar alma sürecini hem bilişsel hem de sosyal bağlam içerisinde ele alan bütüncül bir çerçevede sunmaktadır.

Planlı Davranış Teorisi, Akılcı Eylem Teorisi’nin bir uzantısı niteliğindedir. Cohen ve Hanno (1993), bireylerin davranışlarının rasyonel değerlendirmeler sonucunda oluştuğunu, bu nedenle davranışsal niyetin gözlemlenebilir davranışların en güçlü öncülü olduğunu vurgulamaktadır. Tutumlar, bireyin davranışın olası sonuçlarına ilişkin inançları ve bu sonuçlara attığı değerlere bağlı olarak oluşurken (Armitage ve Christian, 2004), öznel normlar bireyin sosyal çevresinin beklentileri ve bu beklentilere uyma motivasyonunu yansıtmaktadır. Ajzen’e (1991) göre algılanan davranışsal kontrol, bireyin söz konusu davranışı gerçekleştirme kapasitesine ilişkin algısını temsil etmekte ve niyetin davranışa dönüşmesinde kritik bir rol oynamaktadır.

Bu kuramsal yapı, tüketici davranışlarını açıklamada özellikle elverişli bir zemin sunmaktadır. Tüketicilerin satın alma süreci yalnızca bireysel tercihlerle değil, aynı zamanda sosyal etki mekanizmaları ve kontrol algılarıyla şekillenmektedir. Bu nedenle PDT, tüketicilerin dijital ortamlarda sergiledikleri davranışların arkasındaki motivasyonları anlamada güçlü bir analitik araçtır.

1.2. Çevrim İçi Alışveriş Bağlamında Planlı Davranış Teorisi

Dijitalleşmenin hızlanmasıyla birlikte tüketici davranışları geleneksel pazarlama yaklaşımlarının ötesine geçmiş, dijital alışveriş olgusu kendine özgü dinamikler doğurmuştur. Dijital alışveriş, zaman ve mekân sınırlılıklarını ortadan kaldırması, ürün karşılaştırma imkânı sunması ve işlem maliyetlerini düşürmesi gibi özellikleriyle tüketici karar süreçlerini dönüştürmektedir. Bu dönüşüm, klasik tüketici davranışı modellerinin yeniden değerlendirilmesini gerekli kılmaktadır.

PDT, dijital alışveriş davranışlarını açıklamada yaygın biçimde kullanılan kuramsal çerçevelerden biridir. George (2004), dijital satın alma niyetinin tüketicinin teknolojiye yönelik tutumları, sosyal çevresinden algıladığı normlar ve dijital işlemleri gerçekleştirebilme konusundaki kontrol algısı tarafından belirlendiğini göstermiştir. Benzer biçimde, Crespo ve Del Bosque (2010) ile Grandón ve arkadaşları (2011), PDT’nin e-ticaretin benimsenmesini açıklamada yüksek düzeyde açıklayıcılığa sahip olduğunu ortaya koymaktadır.

Dijital alışveriş niyeti, bireyin dijital ortamda bir ürün veya hizmeti satın almaya yönelik eğilimi olarak tanımlanmakta ve bu niyetin davranışa dönüşmesi büyük ölçüde algılanan kontrol ve öz yeterlilikle ilişkilendirilmektedir (Bangun ve Handra, 2021). Limayem ve arkadaşlarının (2000) bulguları, tutumlar ve öznel normların dijital alışveriş niyeti üzerinde anlamlı etkiler yarattığını göstermektedir. Tüketicilerin bu niyeti geliştirememesi, elektronik ticaretin yaygınlaşmasını sınırlayan temel unsurlardan biri olarak değerlendirilmektedir (He vd., 2008).

Bu bağlamda PDT, yalnızca niyetin oluşumunu değil, niyetin davranışa dönüşüm sürecini de açıklayarak dijital tüketici davranışlarının analizinde kuramsal bir derinlik sağlamaktadır. Özellikle algılanan davranışsal kontrolün dijital beceriler, ödeme altyapıları ve teslimat süreçleri gibi unsurlarla iç içe geçmesi, dijital alışveriş davranışının çok boyutlu bir yapı sergilemesine neden olmaktadır.

1.3. Demografik Değişkenler ve Çevrim İçi Tüketici Davranışları

Dijital alışveriş davranışlarının homojen olmadığı, farklı tüketici gruplarının dijital ortamlarda farklı eğilimler sergilediği literatürde yaygın biçimde kabul edilmektedir. Bu bağlamda yaş, cinsiyet, eğitim düzeyi ve çalışma biçimi gibi demografik değişkenler, dijital tüketici davranışlarının sınıflandırılmasında önemli belirleyiciler olarak öne çıkmaktadır.

Yaş faktörü, bireylerin dijital teknolojilere uyum hızını ve dijital alışverişe yönelik tutumlarını doğrudan etkilemektedir. Genç bireylerin dijital ortamlara daha hızlı uyum sağladıkları ve dijital alışverişini daha yoğun kullandıkları; ileri yaş gruplarının ise geleneksel alışverişini tercih etme eğiliminde oldukları belirtilmektedir (Wan vd., 2012). Bununla birlikte, Donthu ve Garcia (1999) ileri

yaş gruplarının daha yüksek gelir ve satın alma gücü nedeniyle dijital alışveriş potansiyelinin de yüksek olabileceğini vurgulamaktadır.

Cinsiyet temelli farklılıklar da dijital alışveriş literatüründe önemli bir yer tutmaktadır. Erkeklerin dijital alışverişe yönelik tutumlarının genel olarak daha olumlu olduğu ve bu alışveriş biçimine daha fazla güven duydukları ifade edilirken (Rodgers ve Harris, 2003), kadınların daha temkinli ve ayrıntılı değerlendirme süreçleri izledikleri belirtilmektedir (Meyers-Levy, 1989). Ancak bazı çalışmalarda cinsiyetler arasında dijital alışveriş davranışı açısından anlamlı bir farklılık bulunmadığı da rapor edilmiştir (Armağan ve Turan, 2014).

Eğitim düzeyi, tüketicilerin bilgi arama davranışları, risk algıları ve dijital becerileri üzerinde belirleyici bir rol oynamaktadır. Yüksek eğitim düzeyine sahip bireylerin dijital alışverişe daha yatkın olduğu, bu bireylerin ürün ve hizmetlere ilişkin daha kapsamlı bilgi arama süreçleri yürüttükleri görülmektedir (Ratchford vd., 2001). Eğitim düzeyindeki artış, gelir seviyesini de dolaylı olarak yükselterek dijital alışveriş sıklığını artırabilmektedir.

Son olarak, evden çalışma pratiği ile dijital alışveriş davranışları arasındaki ilişki, özellikle COVID-19 sonrası dönemde önem kazanmıştır. Uzaktan çalışmanın yaygınlaşması, konut mekânını aynı zamanda bir tüketim alanına dönüştürmüştür; dijital alışveriş günlük yaşamın rutin bir parçası haline gelmiştir (Loo ve Wang, 2018). Bu durum, dijital tüketicilerin davranışsal olarak farklı sınıflar altında değerlendirilmesini gerekli kılmaktadır.

1.4. Demografik Değişkenlerin Dijital İçerik Kullanımı Üzerine Etkisi

Dijital içerik tüketim alışkanlıkları incelendiğinde, cinsiyete dayalı belirgin bir farklılıktan ziyade, bireylerin ilgi alanlarına göre şekillenen kullanım eğilimleri ön plana çıkmaktadır. Erkekler daha çok oyun, müzik ve dijital alışveriş gibi eğlence ve tüketim odaklı içeriklere yönelirken; kadınlar ödev hazırlama, eğitim olanakları hakkında bilgi edinme, moda trendlerini takip etme ve seyahat planlaması gibi bilgi temelli içeriklere daha fazla ilgi göstermektedir (Chan ve Fang, 2007: 252). Dijital içerik tüketiminde erkeklerin haber içeriklerine ulaşma eğilimleri daha yüksekken, kadınlar sağlıkla ilgili bilgilere erişme konusunda daha fazla eğilim göstermektedir (Dutton vd., 2009: 6). Bu durum, dijital ortamda içerik tercihlerini belirleyen temel unsurun cinsiyet değil, bireysel ilgi ve ihtiyaçlar olduğunu ortaya koymaktadır.

İnternetin eğlence odaklı kullanımı ön planda tutulsa da müzik ve video indirme gibi boş zaman etkinliklerine yönelik dijital kullanım oranları, her yıl bir önceki yıla kıyasla marjinal bir artış göstermektedir. Emekli bireylerin, çalışanlar ve öğrencilerle karşılaştırıldığında herhangi bir bilgi türünü arama olasılığı daha düşüktür. Öğrenciler ise, yaş farkı gözetilmeksizin çalışan veya emekli bireylere kıyasla interneti anlık mesajlaşma, dijital sohbet, blog yazarlığı ve sosyal medya platformları gibi etkileşimli alanlarda kullanma eğilimindedir; ayrıca eğlence ve boş zaman aktiviteleri için internet kullanım oranları da daha yüksektir (Dutton vd., 2009: 5).

Tüketici davranışlarını şekillendiren unsurlar arasında yaş, belirleyici bir değişken olarak öne çıkmaktadır. X kuşağı (1965–1980), çevrimiçi alışverişe yönelik tutumlarında, Y kuşağına (1981–1996) kıyasla daha temkinli bir yaklaşım sergilemektedir. Yapılan anket çalışmaları, Y kuşağına mensup bireylerin %90’ının veya daha fazlasının çevrimiçi alışverişini tercih ettiğini ortaya koyarken, X kuşağı katılımcılarının yalnızca %1’inin bu alışveriş biçimini benimsediği görülmektedir (Hasan vd., 2022: 537). Buradan hareketle genç kuşakların teknoloji ile daha fazla iç içe olduğu ve çevrimiçi alışverişte daha etkin olduğu söylenebilir. Genç bireyler tüketim eğilimleri, finansal olanakları, ürünlere dair bilgi birikimleri ve çeşitli sosyo-demografik değişkenler aracılığıyla, ailelerinin satın alma karar süreçlerinde kayda değer bir etki oluşturmaktadırlar (Pavate, 2021: 7126). Bununla birlikte, yaşlandıkça dijital içerik kullanımının azalması, yaşla birlikte dijital okuryazarlığın zayıflaması veya teknolojik değişimlere uyum sağlamakta yaşanan zorluklarla açıklanabilir. Bu bağlamda, yaş faktörünün dijital içerik kullanımındaki farklılıkları açıklamada önemli bir değişken olduğu söylenebilir.

Eğitim düzeyi arttıkça dijital içeriklere olan erişim oranının yükselmesi, dijital okuryazarlığın artırılmasının dijital içerik kullanımına olan etkisini vurgulamaktadır (Van Dijk, 2005). Eğitim düzeyi, bireylerin bilgi toplumuna katılım biçimlerini belirleyen temel faktörlerden biridir. Bu bağlamda, yüksek öğrenim görmüş bireyler, iletişim teknolojilerine erişim, dijital araçları etkin

biçimde kullanma, bilgiye ulaşma ve elde edilen bilgiyi analiz etme süreçlerinde daha avantajlı bir konumda yer almaktadırlar (Grabe vd., 2000: 17).

Evden çalışma durumu, dijital içerik kullanımını etkileyen önemli bir değişken olarak karşımıza çıkmaktadır. Çalışma bulguları, evden çalışan bireylerin dijital içeriklere erişim konusunda daha aktif bir rol oynadığını göstermektedir. Özellikle COVID-19 pandemisinin ardından evden çalışma modelinin yaygınlaşmasıyla birlikte, dijital medya kullanımının arttığına dair literatürdeki bulgularla örtüşen bu sonuç, evden çalışmanın dijitalleşme sürecini hızlandıran bir etken olduğunu ortaya koymaktadır (Chesley, 2014). Evden çalışan bireylerin dijital içeriklere olan erişim oranlarının yüksek olması, iş ve günlük yaşam arasındaki sınırların giderek daha da belirsizleşmesiyle ilişkilendirilebilir. Ayrıca, evden çalışmanın zaman yönetimi, esneklik ve dijital araçlarla etkileşim gibi faktörleri etkileyerek dijital içerik kullanımını şekillendirdiği söylenebilir.

1.5. Gizli Sınıf Analizi ve Kuramsal Bağlantı

Planlı Davranış Teorisi, dijital tüketici davranışlarını açıklamada güçlü bir kuramsal temel sunarken, bu davranışların homojen olmadığı gerçeği, ileri istatistiksel yöntemlere duyulan ihtiyacı gündeme getirmektedir. Bu yöntemlerden biri olan Gizli Sınıf Analizi (GSA), bireylerin gözlemlenemeyen davranışsal örüntülerine dayanarak homojen alt gruplar oluşturulmasına olanak tanımaktadır. PDT'nin öne sürdüğü tutum, öznel norm ve kontrol algısı gibi yapılar, farklı tüketici sınıflarında farklı bileşimler sergileyebilmektedir. Bu çalışma, Planlı Davranış Teorisi'ni temel alarak dijital tüketicilerin davranışsal profillerini gizli sınıflar aracılığıyla analiz etmeyi amaçlamaktadır.

2. Çalışmanın Metodolojisi

2.1. Gizli Sınıf Analizi

Gizli Sınıf Analizi (GSA), nesnelere veya bireyleri gözlemlenen, yani açıkça belirgin değişkenlerin bir kümesine göre sınıflandırmak için kullanılan istatistiksel bir yöntemdir. Yöntem gizli bir gruplama değişkeni olduğunu varsayar, böylece her nesne belirli bir olasılıkla gizli bir sınıfa aittir. Bir ölçekte verilen yanıtlar veya gözlemlenen davranışların bazı kodlamaları doğrudan gözlemlenebilirken, gizli değişkenler bir ölçüt aracılığıyla gözlemlenemez veya ölçülemez (Fernandez-Ballesteros, 2002: 540). Gizli sınıf analizi, önceden belirlenmiş özellikler grubuyla tanımlanan bir topluluk içinde, gizli kümeler veya sınıflar olarak adlandırılan, belirli bir yapılanma olasılığına sahip ve analiz edilen özelliklerin belirli ve tahmin edilebilir bir kombinasyonu tanımlanan alt grupların belirlenmesini sağlayan istatistiksel bir tekniktir (Naldi ve Cazzaniga, 2020: 1676). Bu analiz tipinde, bir araştırmaya konu olan ve gözlemlenebilen tüm değişkenler, gözlemlenemeyen gizli bir değişkenin nedeni olduğu kabul edilir (Arıncıgil Çılan vd., 2014).

Analizde temel fikir, varsayılan bir istatistiksel modelin parametrelerinden bazıları gözlemlenemeyen alt gruplar arasında farklılık göstermesidir. Bu alt gruplar sınıfsal bir gizli değişkenin kategorilerini oluşturur (Vermunt ve Magidson, 2004: 1). Gizli sınıf analizi yalnızca kategorik verilerle sınırlı kalmayıp, gözlemlenen her türlü veri kümesine dayanarak anlamlı gizli segmentleri ortaya çıkarmak için genel birçok değişkenli modelleme yöntemi haline gelmiş ve pek çok farklı alanda uygulanmıştır (Magidson vd., 2020: 3). Uygulama, yalnızca bir değişkenin varyansını tanımlamaktan ziyade, bireyler arasındaki farklılıkları, bir dizi davranış veya özellik açısından popülasyonun heterojenliğini açıklamak için bir yöntem sunar. Bu yaklaşım, geleneksel değişken merkezli yöntemlerin, örneğin çoklu regresyon analizlerinin tersine, kişi merkezli bir yaklaşım olarak değerlendirilir (Lanza ve Cooper, 2016: 59). Modellemede kullanılan gözlemlenen değişkenler veya göstergeler aracılığıyla, gözlemlenmemiş veya gizli grupların kalıpları çıkarılabilir (Sinha vd., 2021: 64). Gözlemlenen sınıflandırılmış veya ikili verileri veya göstergeleri gizli bir oluşumun "sınıfları" olarak adlandırılan homojen örüntüleri tanımlamak için bu yöntem kullanır (Cavanaugh vd., 2012: 5).

Gizli sınıf analizi, faktör analizine parametrik olmayan bir alternatif olarak kabul edilir ve daha çok sınıflandırılmış, birbirleriyle üst seviyede ilişkili olan gözlemlenebilen ölçümleri incelemek için kullanılır. Gözlemlenen değişkenler arası gizli yapının tespiti için keşifsel gizli sınıf analizi kullanılırken; gözlemlenen değişkenler arası gizli yapıları test etmek içinse doğrulayıcı gizli sınıf

analizi kullanılmaktadır. Araştırmada parametreler üzerinde herhangi bir kısıtın olmadığı analiz tipi açıklayıcı gizli sınıf analizi iken; parametreler üzerinde kısıtlamaların olduğu analiz ise doğrulayıcı sınıf analizidir (Anuşlu ve Çılan, 2019: 547). Gizli sınıf analizi ve faktör analizi birbirine benzer yapıdadır. Her iki model de gözlenen değişkenlerle ölçülen temel bir gizli değişken varsayarken, modeller arasındaki temel fark, gizli sınıf analizinde gizli değişken kategoriktir ve gizli değişken çok terimli bir dağılıma sahiptir. Buna karşılık, klasik faktör analizinde gizli değişken sürekli, bazen boyutlu olarak adlandırılır ve normal dağılımlıdır (Collins ve Lanza, 2009: 6).

Tablo 1’de, yaygın olarak kullanılan uyum endekslerinin, referansların, kullanım yönergelerinin ve değerlerin nasıl elde edileceğinin bir özeti sunulmaktadır. Tabloda ilk olarak, daha düşük değerlerin üstün uyumu gösterdiği yaklaşık uyum endeksleri olan Bayes Bilgi Kriteri (BIC), Örneklem büyüklüğüne göre ayarlanmış Bayes Bilgi Kriteri (SABIC), Tutarlı Akaike Bilgi Kriteri (CAIC) ve Kanıtın Yaklaşık Ağırlığı Kriteri (AWE) dahil olmak üzere bilgi kriterleri (IC) vardır. Bu endekslerin gizli sınıf analizinde sınıf sayısını belirlemede genellikle iyi sonuç verdiği görülmüştür (Arcagök, 2024: 59). Örneklem için en uygun sınıf sayısını belirlemek amacıyla, Lo-Mendell-Rubin Ayarlanmış Olasılık Oranı Testi (LMRT), Önyüklemeli Olasılık Oranı Testi (BLRT), Akaike Bilgi Kriteri (AIC) ve örneklem büyüklüğüne göre ayarlanmış Bayes Bilgi Kriteri (BIC) de kullanılmaktadır (Merz ve Roesch, 2011: 4).

Tablo 1. Yaygın Olarak Kullanılan Uyum Endeksleri

	Uygunluk Endeksi	Referanslar	Hesaplama
Bilgi Kriterleri	BIC	Schwarz (1978)	$BIC = -2(LL) + d \log(n)$
	SABIC	Sclove (1987)	$SABIC = -2(LL) + d \log(n + 2/24)$
	CAIC	Bozdoğan (1987)	$CAIC = -2(LL) + d[\log(n) + 1]$
	AWE	Banfield & Raftery (1993)	$AWE = -2(LL) + d[\log(n) + 1.5]$

Kaynak: Nylun-Gibson ve Choi (2018: 37)

2.2. Gizli Sınıf Modeli

Bu çalışmada, her biri iki kategoriye sahip altı gizli değişken bulunmaktadır. Bu, iki seçeneğe altı soru içeren bir anket olarak düşünülebilir. Bu anketin sonuçlarına ilişkin bir mümkün sonuç tablosu, 64 (2×2×2×2×2×2) hücreli 6 yönlü bir mümkün tablosu olacaktır. Başka bir deyişle, katılımcılar 64 farklı olası cevap verebilir. Burada GSA’nın amacı bu 64 olası yanıtın sayısını azaltmaktır. Çalışmanın ampirik kısmında, Gizli Sınıf Modeli tahmininde altı değişken kullanıldığı için, Kısıtlanmamış Bağımsızlık Modeli ve Kısıtlanmış Model altı göstergelere dayalı olarak açıklanacaktır.

2.3. Gizli Sınıf Analizinde Kısıtlanmamış Bağımsızlık Modeli

A, B, C, D, E ve F kategorik değişkenler i, j, k, l, m, n ise sırasıyla kategori sayısıdır. GSA’daki kısıtlı bağımsızlık modeli aşağıdaki gibidir (Hagenaars, 1993).

$$\pi_{ijklmn}^{ABCDEF} = \sum_{t=1}^T \pi_t^X \pi_{it}^{A/X} \pi_{jt}^{B/X} \pi_{kt}^{C/X} \pi_{lt}^{D/X} \pi_{mt}^{E/X} \pi_{nt}^{F/X} \quad (1)$$

Burada π_{ijklmn}^{ABCDEF} ortak olasılıkları göstermektedir. π_t^X gizli değişkeninin (X) her kategorisinin olasılığını verdiğinden dolayı gizli sınıf olasılıkları olarak tanımlanır. Gizli değişken iki sınıfa sahipse (t = 1,2), gizli sınıf olasılıkları π_1^X ve π_2^X olarak gösterilir (t: Gizli değişkenin kategori sayısı).

Gizli sınıf olasılıklarını etkileyen iki önemli faktör vardır; birincisi gizli değişkendeki sınıfların sayısı (t), ikincisi de gözlem sayılarının göreceli büyüklükleridir. Gizli sınıf olasılıklarının büyüklükleri, gözlemlerin sınıflar arasında benzer şekilde dağılıp dağılmadığını gösterir. Gizli sınıf olasılıklarının toplamı 1’dir ve tahmin edilen gizli sınıf olasılıklarının sayısı T- 1’dir.

$$\sum_t \pi_t^X = 1 \quad (2)$$

Gizli sınıf olasılıkları, iki veya daha fazla popülasyonun gizli sınıf yapılarını karşılaştırmak için de kullanılır. Karşılaştırılan popülasyonların gizli sınıf olasılıkları farklılaşıyorsa bu popülasyon dağılımının ilgili gizli sınıflara göre değiştiği anlamına gelir. Gizli sınıf olasılıklarının karşılaştırılması, aynı popülasyonun farklı zaman noktalarındaki gizli sınıf olasılıklarının karşılaştırılması anlamına da gelebilir. Bu durumda elde edilen gizli olasılıklar, gizli olasılık dağılımının zaman içinde nasıl değiştiği hakkında veri sağlayabilir.

GSA’daki bir diğer parametre de koşullu olasılıklardır. Model (1)’de koşullu olasılıklar aşağıdaki gibi gösterilmektedir:

$$\pi_{it}^{A/X} \pi_{jt}^{B/X} \pi_{kt}^{C/X}, \pi_{lt}^{D/X}, \pi_{mt}^{E/X}, \pi_{nt}^{F/X} \quad (3)$$

Koşullu olasılıklar, Faktör Analizindeki faktör yüklerine benzer. Koşullu olasılıklar, bir t sınıf biriminin gözlenen değişkende belirli bir kategoriye sürdürme olasılığını gösterir. Her bir gizli sınıf için kategorik değişkenlerin toplam kategori sayısı (örneğin A, B, C, D, E, F) kategorik ile çalışırken (I+ J+K+L+M+N) koşullu olasılıklar olarak hesaplanır. Belirli bir gizli sınıf için, her bir kategorik değişkeninin koşullu olasılıklarının toplamı 1’dir. Bu özellik aşağıdaki gibi gösterilir:

$$\sum_i \pi_{it}^{A/X} = \sum_j \pi_{jt}^{B/X} = \sum_k \pi_{kt}^{C/X} = \sum_l \pi_{lt}^{D/X} = \sum_m \pi_{mt}^{E/X} = \sum_n \pi_{nt}^{F/X} = 1. \quad (4)$$

Benzer şekilde, altı kategorik değişkenli bir Gizli Sınıf Analizinde, her gizli sınıf için $(I - 1) + (J - 1) + (K - 1) + (L - 1) + (M - 1) + (N - 1)$ koşullu olasılıklar bu durumda tahmin edilmelidir, Kısıtlanmamış bir GSA’da tahmin edilecek parametre sayısı $(T - 1)$ gizli sınıf olasılıkları ve gizli değişkenin her bir sınıfı (T) $(I - 1) + (J - 1) + (K - 1) + (L - 1) + (M - 1) + (N - 1)$ için koşullu olasılıkları kadar toplamdır.

$$\begin{aligned} &(T - 1) + T[(I - 1) + (J - 1) + (K - 1) + (L - 1) + (M - 1) + (N - 1)] \\ &= T + T(I + J + K + L + M + N - 6) - 1 \\ &= T(I + J + K + L + M + N - 6) - 1 \end{aligned}$$

Çok sayıda (T) koşullu olasılık olduğunda $[(I - 1) + (J - 1) + (K - 1) + (L - 1) + (M - 1) + (N - 1)]$ gizli sınıf sayısı olarak kabul edilir.

Altı yönlü bir kontenjan tablosunda mevcut bilgi sayısı $(I^*J^*K^*L^*M^*N^* - 1)$ şeklindedir.

Kısıtlanmamış bir GSA’da, bilinen parametrelerin sayısı tahmin edilen parametrelerin sayısından daha fazla olmalıdır.

$$(I^*J^*K^*L^*M^*N^* - 1) > T(I + J + K + L + M + N - 6) - 1$$

Yukarıdaki eşitsizliğe ulaşmak için gizli sınıf sayısının (T) maksimum değeri kısıtlanmalıdır.

Buna göre, modeli test etmek için kullanılan serbestlik derecesi şu şekilde hesaplanır:

$$S.D. = (IJKLMN - 1) - (T(I + J + K + L + M + N - 6) - 1)$$

Gizli sınıf denkleminin tahmin edilmesinde, maksimum olabilirlik (MO) yöntemi yaygın olarak kullanılmaktadır. MO kullanarak gizli sınıf olasılıklarını ve koşullu olasılıkları tahmin etme fikri ilk olarak Goodman tarafından ortaya atılmıştır. Bu çalışmalarda tahmin edilen parametreler 0 ile 1 arasında olmalıdır. Modelin bir örnek modelden tahmin edildiğini belirtmek için şu şekilde yeniden yazılabilir:

$$\hat{F}_{ijklmn} = N^* \pi_{ijklmn}^{ABCDEFGF} \quad (5)$$

Burada N, kontenjan tablosundaki gözlemlenen frekansların toplamına eşittir

$$N = \sum_i^I \sum_j^J \sum_k^K \sum_l^L \sum_m^M \sum_n^N F_{ijklmn} \quad (6)$$

Gizli Sınıf Modellerinin tahmin edilmesinde, maksimum olabilirlik (MO) yöntemi yaygın olarak kullanılmaktadır. MO kullanarak gizli sınıf olasılıklarını ve koşullu olasılıkları tahmin etme fikri ilk olarak Goodman tarafından ortaya atılmıştır. Bu çalışmalarda tahmin edilen parametreler 0 ile 1 arasında olmalıdır. Modelin bir örnek modelden tahmin edildiğini belirtmek için şu şekilde yeniden yazılabilir:

$$\hat{\pi}_{ijklmnt}^{ABCDEFGFX} = \hat{\pi}_t^X \hat{\pi}_{it}^A \hat{\pi}_{jt}^B \hat{\pi}_{kt}^C \hat{\pi}_{lt}^D \hat{\pi}_{mt}^E \hat{\pi}_{nt}^F \quad (7)$$

Yukarıdaki denklem her bir t gizli sınıfa uygulanıp toplandığında, $(I^*J^*K^*L^*M^*N^*)$ hücreli kontenjan tablosunun ortak olasılıkları elde edilir.

$$\hat{\pi}_{ijklmn}^{ABCDEF} = \sum_t \hat{\pi}_{ijklmnt}^{ABCDEFX} \quad (8)$$

2.4. Modelin Uyum Ölçütleri

Modelin uyum iyiliği ki-kare uyum iyiliği testi (χ^2), olabilirlik oranı (G^2) testleri ve standardize edilmiş artıklar ($X^{(2)}$) ve (X^2) testleri ile ölçülebilir: ‘Model verilere uymaktadır’ hipotezini test etmek için kullanılır. H_0 hipotezi reddedilmezse, model ‘uygun’ olarak kabul edilir ve standartlaştırılmış artıkların mutlak değerlerinin 2’nin üzerine çıkıp çıkmadığı incelenir. Standart artıklar (X^2) ve (G^2) aşağıdaki gibi hesaplanır:

$$e_{ijklmn} = \frac{F_{ijklmn} - \hat{F}_{ijklmn}}{\sqrt{\hat{F}_{ijklmn}}} \quad (9)$$

$$X^2 = \sum_{ijklmn} \frac{(F_{ijklmn} - \hat{F}_{ijklmn})^2}{\sqrt{\hat{F}_{ijklmn}}} \quad (10)$$

$$G^2 = 2 \sum_{ijklmn} F_{ijklmn} \ln \left(\frac{F_{ijklmn}}{\hat{F}_{ijklmn}} \right) \quad (11)$$

Bilindiği üzere, F_{ijklmn} aşağıdaki formülden türetilmiştir:

$$\hat{F}_{ijklmn} = N^* \pi_{ijklmn}^{ABCDEF}$$

Akaike Bilgi Kriteri ve Bayes Bilgi Kriteri de hangi modelin daha uygun olduğuna karar vermede kullanılır.

$$AIC = G^2 - 2 \text{ d.f.} \quad (12)$$

$$BIC = G^2 - \text{d.f.} * [\ln(N)] \quad (13)$$

Bu kriterler model karşılaştırmalarında kullanıldığında, en küçük negatif değerlere sahip modeller tercih edilmelidir.

2.5. Kısıtlı (Sınırlandırılmış) Gizli Sınıf Analizi

Gizli sınıf modellerinde, koşullu ve gizli sınıf olasılıklarına çeşitli kısıtlamalar getirilerek model tahminleri yapılabilir. Bu kısıtlamalar ‘eşitlik kısıtlaması’, ‘deterministik kısıtlama’ ve ‘hata oranı eşitlik kısıtlaması’dır. Koşullu olasılıklara ‘eşitlik kısıtlaması’ uygulandığında, göstergeler ‘paralel’ olarak adlandırılır. Örneğin, B ve C değişkenleri paralel olduğunda (B ve C), aşağıdaki kısıtlamalar korunur:

$$\pi_{11}^{B/X} = \pi_{11}^{C/X} \text{ and } \pi_{12}^{B/X} = \pi_{12}^{C/X} \quad (14)$$

Koşullu olasılıklara uygulanan deterministik kısıtlamaların A değişkenine uygulandığı varsayıldığında, A için koşullu olasılık göstergesi A ($\pi_{11}^{A/X}$) ‘mükemmel olasılık’ olarak adlandırılır. Göstergesi ve aşağıdaki eşitliği verir:

$$\pi_{11}^{A/X} = 1 \quad (15)$$

D Değişeni için bir hata oranı eşitliği kısıtlaması aşağıdaki gibi gösterilebilir:

$$\pi_{21}^{\frac{D}{X}} = \pi_{12}^{\frac{D}{X}} \quad (16)$$

Olasılık oranı ki-kare testi genellikle kısıtlanmış ve kısıtlanmamış modellerin karşılaştırılmasında veya modellerin kendi aralarında karşılaştırılmasında kullanılır. Burada M_2 ikinci modeli, M_1 ise karşılaştırmada kullanılan ilk modeli temsil etmektedir.

$$G^2(M_2/M_1) = G^2(M_2) - G^2(M_1) \quad (17)$$

İstatistikler d.f. ($M_2 \setminus M_1$) ile ki-kare dağılımını göstermektedir.

$$\text{d.f.} \left(\frac{M_2}{M_1} \right) = \text{d.f.} (M_2) - \text{d.f.} (M_1) \quad (18)$$

$G^2(M_2 \setminus M_1) < \chi_{\text{d.f.} (M_2 \setminus M_1)}^2$ Eşitsizliğine ulaşıldığında, M_2 modeli kabul edilir.

3. Bulgular

3.1. Veri

Araştırmada, Türkiye İstatistik Kurumu (TÜİK)’nin 2022 yılında yapmış olduğu “Hanehalkı Bilişim Teknolojileri Kullanım Araştırması” anketinde yer alan e-ticaret mikro verisi kullanılmıştır. Anket verilerinden katılımcıların demografik özelliklerinin (yaş, cinsiyet, eğitim durumu, evden çalışma) yanı sıra son üç ay içinde web sitesi veya mobil uygulamaları kullanarak özel kullanım amacıyla aşağıdakilerden hangilerini satın aldınız veya abone oldunuz sorusu 6 seçenekten; Müzik dinleme hizmeti veya müzik indirme (A), Film veya dizi izleme hizmeti veya indirme (B), E-kitap, online dergi veya online gazete (C), Online oyun oynama, akıllı telefon, tablet, bilgisayar veya oyun konsolu için oyun indirme (D), Sağlık ve sağlıklı yaşamla ilgili mobil uygulamalar (E), Diğer mobil uygulamalardan (F) oluşmaktadır. Katılımcılardan evet ya da hayır şeklinde cevap vermeleri istenmiştir. Yaş değişkeni ise 16-29 yaş arası (1), 30-44 yaş arası (2), 45-59 yaş arası (3), 60-74 yaş arası (4), olmak üzere 4 kategoriden oluşmaktadır. Cinsiyet değişkeni de kadın 1, erkek 2 olmak üzere 2 kategoriden oluşmaktadır. Veri seti düzenlendikten sonra toplam katılımcı sayısı 5411 kişiden oluşmaktadır.

A, B, C, D, E ve F değişkenleri için olası sonuçlar aşağıdaki gibidir.

Değişken A: Son üç ay içinde web sitesi veya mobil uygulamaları kullanarak özel kullanım amacıyla müzik dinleme hizmeti veya müzik indirme satın aldınız veya abone oldunuz mu?

Olası Sonuçları: “Evet”, “Hayır”

Değişken B: Son üç ay içinde web sitesi veya mobil uygulamaları kullanarak özel kullanım amacıyla film veya dizi izleme hizmeti veya indirme satın aldınız veya abone oldunuz mu?

Olası Sonuçları: “Evet”, “Hayır”

Değişken C: Son üç ay içinde web sitesi veya mobil uygulamaları kullanarak özel kullanım amacıyla e-kitap, online dergi veya online gazete satın aldınız veya abone oldunuz mu?

Olası Sonuçları: “Evet”, “Hayır”

Değişken D: Son üç ay içinde web sitesi veya mobil uygulamaları kullanarak özel kullanım amacıyla online oyun oynama, akıllı telefon, tablet, bilgisayar veya oyun konsolu için oyun indirme satın aldınız veya abone oldunuz mu?

Olası Sonuçları: “Evet”, “Hayır”

Değişken E: Son üç ay içinde web sitesi veya mobil uygulamaları kullanarak özel kullanım amacıyla sağlık ve sağlıklı yaşamla ilgili mobil uygulamalar satın aldınız veya abone oldunuz mu?

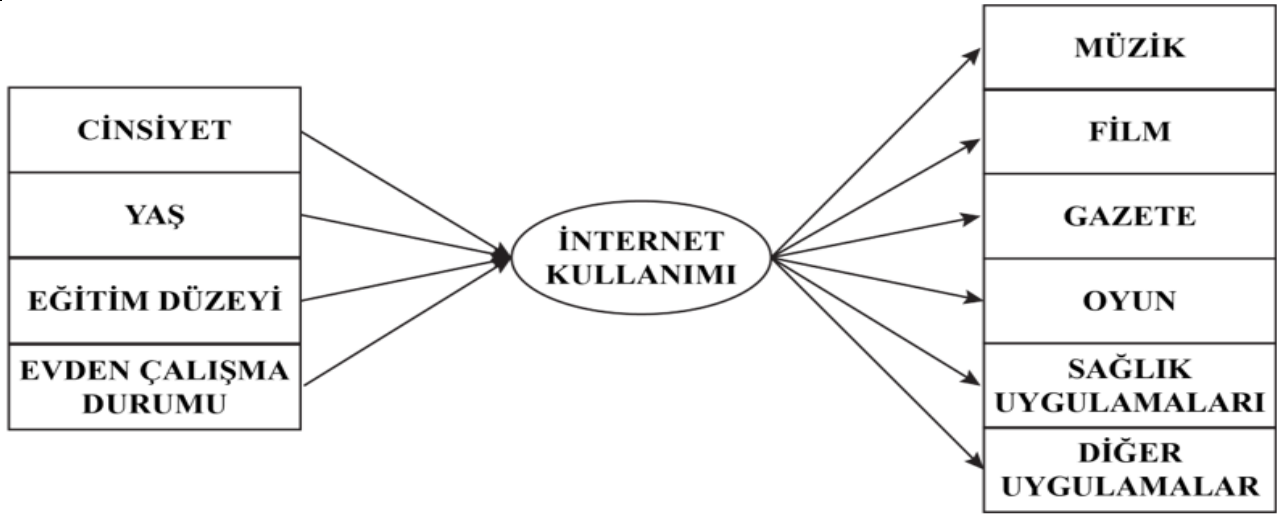
Olası Sonuçları: “Evet”, “Hayır”

Değişken F: Son üç ay içinde web sitesi veya mobil uygulamaları kullanarak özel kullanım amacıyla diğer mobil uygulamalardan satın aldınız veya abone oldunuz mu?

Olası Sonuçları: “Evet”, “Hayır”

3.2. Araştırmanın Modeli

Araştırmada yaş, cinsiyet, eğitim düzeyi ve evden çalışma (kovaryans değişkenleri) ve web sitesi veya mobil uygulamaları kullanarak özel kullanım amacıyla aşağıdakilerden hangilerini satın aldınız veya abone oldunuz sorusuna verilen 6 cevap (nominal), araştırmanın değişkenlerini oluşturmaktadır. Türkiye’de dijital içerik tüketimi yapan tüketicilerin Gizli Sınıf Analizi yöntemi ile yaşa, cinsiyete, eğitim düzeyine ve evden çalışma durumuna göre profillerinin keşfedilmesi amaçlanmıştır. Araştırma modeli şekil 1’de gösterilmiştir.



Şekil 1. Araştırmanın Modeli

3.3. Sonuçlar

Dijital içerik kullanımı günümüzde bireylerin sosyal, eğitsel ve eğlence faaliyetlerinde önemli bir yer tutmaktadır. Ancak, dijital platformlarda içerik tüketimi, kullanıcılar arasında önemli farklılıklar göstermektedir. Bu çalışmada, dijital içerik kullanım alışkanlıklarına dayalı olarak kullanıcıların gizli sınıflara ayrılması amacıyla Gizli Sınıf Analizi uygulanmıştır. M1 modeli ile, iki gizli sınıf kullanılarak dijital içerik tüketim alışkanlıkları incelenmiştir. Bu analizde, dijital içeriklerin çeşitliliği ve bireylerin bu içeriklere olan ilgisi üzerine odaklanılmıştır. M1 modeli, dijital medya içeriklerine katılım açısından farklılıklar gösteren bireyleri sınıflandırmayı amaçlamaktadır. Bu çalışma, içeriklerin kullanıcılar üzerindeki etkilerini inceleyerek, dijital medya kullanımına dair daha derinlemesine bir anlayış geliştirmeyi hedeflemektedir. Bu modelde, 5411 gözlem bulunan bir veri seti kullanılmıştır. Veri setinde dijital içeriklere yönelik 6 farklı kategoriden oluşan Müzik, Film, Gazete, Oyun, Sağlık Uygulamaları, Diğer Uygulamalar gibi değişkenler yer alırken; sınıfların oluşumunu açıklayacak Cinsiyet, Yaş, Eğitim Düzeyi ve Evden Çalışma Durumu gibi demografik değişkenler de kullanılmıştır.

Ankete katılanların cinsiyetinin %63,83’ü (3454) erkeklerden %36,17’si (1957) kadınlardan oluşmaktadır. Katılımcıların yaşları 16-29 arası %31,64, 30-44 arası %50,25, 45-59 arası %16,79, 60-74 arası %1,31’sini oluşturmaktadır. Eğitim düzeyi incelendiğinde %6,8’i ilkokul mezunu, %9,5’i ortaokul mezunu, %29,0’ı lise mezunu, %47,0’ı üniversite, %7,5’i de yüksek lisans veya doktora mezunlarından oluşmaktadır.

Evden çalışma sıklığına göre yapılan tanısal analizler, örneklemin demografik dağılımına ilişkin açık eğilimler göstermektedir. Hemen her gün evden çalışanlar (N = 4.762) ağırlıklı olarak erkeklerden oluşmakta (%64.5) ve en büyük yaş grubu 30-44 (%50.2) olarak saptanmaktadır; eğitim düzeyi bakımından bu grubun %44.9’u üniversite mezunudur (lisansüstü oranı %6.3). Haftada en az bir defa evden çalışanlar (N = 216) benzer biçimde çoğunlukla 30-44 yaş (%50.9) ve %56.0 oranla erkek hakimiyetindedir; bu grubun üniversite mezunları oranı %57.4 ve lisansüstü oranı %15.3’tür. Haftada bir defadan az evden çalışanlar (N = 188) yine 30-44 yaşta yoğunlaşmakta (%53.7) ve %60.6’sı üniversite mezunudur; bu grubun lisansüstü oranı %19.1 olarak gözlenmiştir. Hiçbir zaman evden çalışmayanlar (N = 245) içinde erkeklerin oranı %59.6’dır; yaş dağılımında 30-44 yaş %48.6 ile en yüksek paya sahiptir. Eğitim dağılımında ise “hiçbir zaman” grubunun %69.8’i üniversite mezunu, %13.1’i lise mezunu ve %13.5’i lisansüstü eğitim düzeyine sahiptir.

Tablo 2. Tanımsal İstatistikler

Evden Çalışanlar	Hemen her gün	Haftada en az bir defa	Haftada bir defadan az	Hiçbir zaman	Toplam
Cinsiyet					
Erkek	3073	121	114	146	3454
Kadın	1689	95	74	99	1957
Yaş					
16-29	1527	67	41	77	1712
30-44	2389	110	101	119	2719
45-59	787	35	43	44	909
60-74	59	4	3	5	71
Eğitim					
İlkokul	355	7	5	4	371
Ortaokul	499	10	3	5	517
Lise	1469	42	30	32	1573
Üniversite	2137	124	114	171	2546
Yük Lis. ya da Doktora	302	33	36	33	404

3.3.1. Sınıf Sayısının Belirlenmesi

Gizli Sınıf modelinin doğruluğu ve güvenilirliği, uyum iyiliği istatistikleriyle değerlendirilir. Çalışmada, Akaike Bilgi Kriteri (Akaike Information Criterion - AIC), Bayes Bilgi Kriteri (Bayesian Information Criterion - BIC) ve Log-Olabilirlik (log-likelihood) gibi kriterler kullanılarak modelin uyumu kontrol edilmiştir.

Tablo 3’de sınıflara ait uygunluk kriterleri gösterilmiştir. M1, M2 ve M3 gizli sınıfları göstermektedir. Bilindiği gibi gizli sınıf analizinde sınıf sayısı en az iki ile başlatılmalıdır. M1 sınıf sayısının iki, M2 gizli sınıf sayısının üç, M3 gizli sınıf sayısının dört ve M4 gizli sınıf sayısının beş olduğunda elde edilen uygunluk kriterlerine ait skorları göstermektedir. Beş sınıf içinde elde edilen uygunluk kriterleri incelendiğinde en düşük AIC, BIC ve Log-likelihood değere sahip modelin M1 olduğu sonucuna varılmış. İki sınıflı model (M1), diğer modellere kıyasla en düşük AIC (16992) ve BIC (17104) değerlerine sahip olup, yüksek bir entropi değeri (0.71) ile sınıf ayrımının güçlü olduğunu göstermektedir. Log-likelihood değeri -8479 olup, χ^2 değeri 349.2 ve p-değeri 0.00’dir. Bu bulgular, modelin veriye iyi uyum sağladığını göstermektedir.

Düşük AIC değerleri, modelin daha uygun olduğunu gösterir. Bu modeldeki AIC değeri, modelin veriye iyi uyduğunu ve aşırı uyum (overfitting) probleminden kaçınıldığını göstermektedir. BIC, modelin karmaşıklığı ile birlikte uyumunu değerlendiren bir diğer önemli ölçüttür. AIC ile benzer şekilde, BIC değerinin düşük olması, modelin uygunluğunu işaret eder. Log-likelihood değeri, modelin veriye ne kadar iyi uyduğunu gösterir. Bu değer yüksek olması, modelin veriye uygun olduğunu gösterir. Chi-square testi, modelin veriye ne kadar iyi uyduğunu test eder. Burada elde edilen χ^2 değeri, modelin veriye iyi uyduğunu ve önemli bir anlamlılık taşıdığını gösterir. Bu sebeplerden dolayı M1 modelinin doğru sınıflamaları yaptığı ve dijital içerik kullanımını başarılı bir şekilde kategorize ettiği anlamına gelir.

Tablo 3. Uygunluk Kriterleri

Sınıflar	AIC	BIC	Log-likelihood	χ^2	G2	Entropy	χ^2p
Bağımsız (M0)	19250	19290	-9619	12854,9	2191,2		
Gizli Sınıf (M1)	16992	17104	-8479	349,2	241,8	0,71	0,00
Gizli Sınıf (M2)	19006	19191	-9475	4066,8	1706,1	0,66	0,00
Gizli Sınıf (M3)	17320	17577	-8621	433,7	307,4	0,75	0,00
Gizli Sınıf (M4)	19178	19508	-9539	9914,1	2027,8	0,88	0,00

3.3.2. Sınıfların Oranları ve Sınıf Olasılıkları

Tablo 4, sınıfların büyüklüklerini ve sınıflara atanma olasılıklarını göstermektedir. İki sınıflı model de birinci sınıfın toplam gözlemin %22,53 (1219 kişi)’ünü oluştururken, ikinci sınıfın toplam gözlemin %77,47 (4192 kişi)’sini oluşturmuştur. Ankete katılan bir kişinin birinci sınıfta olma olasılığı %20,09 iken, ikinci sınıfta olma olasılığı %79,91’dir. Diğer ifade ile birinci sınıf dijital içeriklere daha fazla ilgi gösteren kullanıcılardan (Sınıf 1’in payı: 22.53%) oluşurken, ikinci sınıf dijital içeriklere daha az ilgi gösteren kullanıcılar (Sınıf 2’nin payı: 77.47%) oluşmuştur.

Tablo 4. Sınıfların Oranları ve Sınıf Olasılıkları

Sınıflar	Oranlar	Olasılıklar
1	0,2253	0,2009
2	0,7747	0,7991

3.3.3. Sınıf Olasılıkları ve Koşullu Olasılıklar

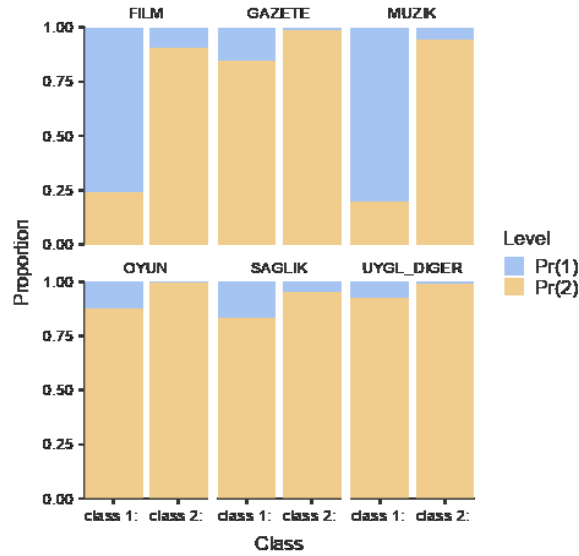
Koşullu olasılıklar incelendiğinde (tablo 5.) birinci sınıfı oluşturan fertlerin online olarak Müzik (%80,3) ve Film (%75,7) satın alma dışında Gazete (%15,6), Oyun (%12,5) ve Sağlık Uygulamaları (%16,7) gibi içeriklerde düşük ama anlamlı bir kullanım gözlenmektedir ve Diğer Uygulamalar (%7,4) ile sınıfın dijital içeriğe erişim tercihlerinde belirgin bir sınırlılık gözlenmektedir. Bu sınıf, dijital eğlence içeriklerini aktif kullanan, ancak işlevsel uygulamalara sınırlı ilgi gösteren bireylerden oluşmaktadır.

İkinci sınıfta yer alan fertlerin koşullu olasılıklarına göre pasif veya kısıtlı dijital kullanıcılar olarak nitelendirilebilir. Sınıf incelendiğinde tüm dijital içeriklerde “kullanmama” olasılıkları oldukça yüksektir. Örneğin, Müzik (%94,5) ve Film (%90,8) tüketmeyen bireylerin oranı dikkat çekicidir. Bu sınıfta özellikle Gazete (%98,9), Sağlık (%95,3) ve Diğer Uygulamalar (%99,1) gibi işlevsel içeriklerde neredeyse hiç kullanım gözlenmemektedir.

Sınıfları oluşturan fertlerin özellikleri incelendiğinde birinci sınıfı ve ikinci sınıfı oluşturan değişkenlerden Gazete, Oyun, Sağlık ve Diğer Uygulamaları her iki grupta da ağırlıklı olarak satın almadıkları görülmüştür. Birinci sınıfta yer alan fertlerin ağırlıklı Müzik (%80,3) ve Film (%75,7) satın alma davranışı gösteren fertlerden oluşmuştur. Birinci sınıfı oluşturan 1087 ferdin %60,6’sının erkeklerden, %47,0’ının 30-44 yaşları arasında oldukları, %58,2’sinin üniversite mezunlarından ve %72,1’inin hemen her gün evden çalıştıkları görülmüştür. İkinci sınıfı oluşturan 4324 ferdin %64,6’sının erkeklerden, %51,1’inin 30-44 yaşlarında olduğu, %44,2’sinin üniversite mezunu oldukları ve %92,0’ının haftanın her günü evden çalıştıkları görülmüştür.

Tablo 5. Gizli Sınıf Olasılıkları ve Koşullu Olasılıklar

Sınıf Olasılıkları	Sınıf 1 (0,2253)	Sınıf 2 (0,7747)
Değişkenler		
Müzik		
Evet	0,8033	0,0553
Hayır	0,1967	0,9474
Film		
Evet	0,7576	0,0917
Hayır	0,2424	0,9083
Gazete		
Evet	0,1557	0,0112
Hayır	0,8443	0,9887
Oyun		
Evet	0,1254	0,0471
Hayır	0,8331	0,9529
Sağlık		
Evet	0,1670	0,0471
Hayır	0,8330	0,9529
Diğer Uygulamalar		
Evet	0,0747	0,0086
Hayır	0,9253	0,9914



Grafik 1. Gizli Sınıf Olasılıkları ve Koşullu Olasılıklar

3.3.4. Kovaryans Değişkenlerine Göre Sınıf Üyelikleri

Gizli sınıf üyeliklerine etki eden kovaryans değişkenleri (cinsiyet, yaş, eğitim ve evden çalışma durumu) iki ayrı lojistik regresyon modeli ile incelenmiştir. Bir diğer ifade ile demografik ve davranışsal değişkenlerin sınıf üyeliklerine etkisinin incelendiği de söylenebilir. İlk modelde Sınıf 1'e ait olma olasılığı, ikinci modelde ise Sınıf 2'ye ait olma olasılığı ile ilişkili parametreler elde edilmiştir.

Bu sonuçlara göre (tablo 6.1), yaş arttıkça bireyin yüksek dijital içerik kullanıcıları arasında yer alma olasılığı artmaktadır. Yaş değişkeni birinci modelde pozitif ve anlamlı bulunmuştur ($\beta = 0.490$, $p < 0.001$). Bu durum, yaş arttıkça Sınıf 1'de (Aktif Kullanıcı) yer alma olasılığının yükseldiğini göstermektedir. Model 2'de ise yaş değişkeni negatif ve anlamlıdır ($\beta = -0.456$, $p < 0.001$). Bu bulgu, yaş arttıkça pasif kullanıcı sınıfına geçiş olasılığının azaldığını ve yaşın aktif dijital içerik kullanımını pozitif yönde etkileyen belirleyici bir demografik faktör olduğunu göstermektedir.

Eğitim düzeyi birinci modelde negatif ve anlamlı bulunmuştur ($\beta = -0.514$, $p < 0.001$). Bu sonuca göre eğitim seviyesi arttıkça Sınıf 1'de (Aktif Kullanıcı) yer alma olasılığı azalmaktadır. Model 2'de eğitim düzeyi pozitif ve anlamlıdır ($\beta = 0.430$, $p < 0.001$); dolayısıyla eğitim düzeyi yükseldikçe pasif dijital kullanıcı olma ihtimali artmaktadır. Bu durum, daha yüksek eğitim düzeyine sahip bireylerin daha sınırlı ve seçici dijital içerik tüketimi gerçekleştirebildiklerini düşündürmektedir.

Birinci modelde evden çalışma değişkeni negatif ve anlamlı bulunmuştur ($\beta = -0.480$, $p < 0.001$). Buna göre evden çalışma arttıkça Sınıf 1'de (Aktif Kullanıcı) yer alma olasılığı azalmaktadır. Model 2'de bu değişkenin güçlü ve anlamlı bir katsayıya sahip olması ($\beta = 1.56$, $p < 0.001$), evden çalışan bireylerin yüksek düzeyde çoğunlukla pasif kullanıcılar sınıfında yer aldığını göstermektedir. Bu bulgu, evden çalışan katılımcıların büyük ölçüde aynı sınıfta toplandığını ortaya koymaktadır.

Cinsiyet değişkeni ise her iki modelde de istatistiksel olarak anlamlı değildir. Bu sonuç, cinsiyetin dijital içerik kullanım düzeyini belirleyici bir faktör olmadığını göstermektedir.

Tablo 6.1. Sınıfa Ait Olma Olasılığı

Değişken	Katsayı	p-değeri
Cinsiyet	0.096	0.269
Yaş	0.491	0.001
Eğitim	-0.514	0.001
Evden Çalışma	-0.480	0.001

Tablo 6.2. Sınıfa Ait Olma Olasılığı

Değişken	Katsayı	p-değeri
Cinsiyet	-0.131	0.12
Yaş	-0.457	0.001
Eğitim	0.431	0.001
Evden Çalışma	1.56	0.001

Sonuç ve Değerlendirme

Bu çalışma, bireylerin dijital içerik kullanımlarını anlamak amacıyla Gizli Sınıf Analizi (Latent Class Analysis-LCA) yaklaşımını kullanarak, Türkiye örnekleminde dijital içerik tüketim kalıplarını sınıflandırmış ve bu kalıpları demografik ve davranışsal faktörlerle ilişkilendirmiştir. Bulgular, bireylerin dijital içerik tüketiminde iki temel sınıfa ayrıldığını göstermektedir: Aktif Dijital Kullanıcılar ve Pasif Dijital Kullanıcılar.

Model bulgularına göre, aktif kullanıcı sınıfı (Sınıf 1); Müzik (%80) ve Film (%76) için yüksek olasılığa sahipken, Gazete, Oyun, Sağlık ve Diğer Uygulamalar için kullanım olasılığı %17'nin altındadır. Bu grubun toplum içindeki oranı yaklaşık %22,5 olarak tespit edilmiştir. Buna karşılık, pasif kullanıcı sınıfı, tüm dijital içerik türlerinde düşük kullanım eğilimleri göstermektedir ve örneklemin yaklaşık %77,5'ini oluşturmaktadır.

Lojistik regresyon analizleri, bu sınıf yapılarının ardındaki belirleyici faktörleri ortaya koymuştur. Elde edilen bulgular, dijital içerik kullanımının yalnızca bireysel tercihlerle değil, yaş, eğitim düzeyi ve özellikle evden çalışma durumu gibi yapısal faktörlerle güçlü biçimde ilişkili olduğunu göstermektedir.

Elde edilen bulgular, yaş değişkeninin dijital içerik kullanım düzeyinin anlamlı bir belirleyicisi olduğunu göstermektedir. Yaş arttıkça bireylerin aktif dijital içerik kullanıcısı olma olasılığı artmakta ve pasif kullanıcı grubunda yer alma olasılığı anlamlı biçimde azalmaktadır ($p < .001$). Bu sonuç, ileri yaş gruplarının dijital içerik alanlarında artan deneyim, işlevsellik ve hedef odaklı kullanım pratikleri geliştirdiğini düşündürmektedir. Diğer yandan eğitim düzeyi arttıkça pasif dijital içerik kullanıcısı olma olasılığının yükseldiği görülmektedir. Bu durum, daha yüksek eğitim düzeyine sahip bireylerin dijital içerikleri daha seçici, sınırlı ve amaç sınırlı belirgin bir çerçevede değerlendirme eğiliminde olabileceğine işaret etmektedir. Evden çalışma değişkeni, sınıf üyeliğini anlamlı düzeyde yordayan en güçlü faktörlerden biri olarak ortaya çıkmaktadır ($p < .001$). Söz konusu değişkenin katsayı büyüklüğü, evden çalışma durumunun dijital içerik tüketim biçimlerini belirgin şekilde etkileyebileceğini ve bu bireylerin ağırlıklı olarak pasif dijital içerik kullanıcıları sınıfında yer aldığını göstermektedir. Bununla birlikte, katsayının yüksek düzeyi, sınıflar arasında güçlü bir ayrımın mevcut olduğunu düşündürse de nedensel bir açıklama olarak yorumlanmamalı; bu ilişkinin yapısının daha ayrıntılı analiz ve farklı veri setleri ile sınanması gerektiği dikkate alınmalıdır.

Tartışma

Bu çalışmanın bulguları, dijital içerik kullanımını belirleyen unsurlar arasında yaş, eğitim düzeyi ve çalışma biçiminin önemli farklılaştırıcı değişkenler olduğunu göstermektedir. Cinsiyete ilişkin bulgular incelendiğinde, dijital içerik kullanımında istatistiksel olarak anlamlı bir farklılık tespit edilmemiştir. Bu durum, literatürde cinsiyetin çoğu durumda dijital içerik kullanımını doğrudan belirleyen bir faktör olmadığı yönündeki bulgularla uyumludur. Chan ve Fang (2007), Dutton ve diğerlerinin (2009) çalışmalarında da görüldüğü üzere, dijital içerik tüketiminde ayrışmayı yaratan temel unsur cinsiyet değil, bireylerin bilgi ihtiyaçları, tüketim alışkanlıkları ve ilgilileridir. Bu bağlamda, çalışmanın bulguları, literatürde ortaya konan “cinsiyete bağlı bir dijital uçurumdan ziyade içerik tercihlerinde tematik farklılaşma olduğu” yönündeki değerlendirmelerle paralellik göstermektedir.

Çalışmanın önemli sonuçlarından biri, yaş değişkeninin aktif dijital içerik kullanımını anlamlı düzeyde etkiliyor olmasıdır. Lojistik regresyon bulgularımız, yaş arttıkça bireylerin aktif kullanıcı sınıfına dahil olma olasılığının yükseldiğini göstermiştir ($\beta = 0.490$, $p < .001$). Bu bulgu, genellikle genç kuşakların dijital kullanımlarda baskın olduğu yönündeki literatür beklentisiyle (Hasan vd. 2022; Dutton vd. 2009) ters bir eğilime işaret etmektedir. Bu durum, genç kuşakların içeriklere erişim sağlasa da, aktif kullanıcı sınıfını tanımlayan abonelik/satın alma davranışının, daha yüksek gelir ve satın alma gücüne sahip orta yaş gruplarında (30-59) daha yoğun olmasından kaynaklanabilir.

Eğitim düzeyine ilişkin bulgular, eğitim seviyesinin dijital içerik kullanım etkinliğini şekillendirdiğini ortaya koymaktadır. Literatürde Van Dijk (2005) ve Grabe ve diğerleri (2000) tarafından vurgulanan dijital okuryazarlığın eğitimden bağımsız düşünülmemeyeceği yönündeki değerlendirmeler, bu çalışmanın sonuçlarıyla desteklenmektedir. Eğitim seviyesi arttıkça dijital

araçlara erişim, dijital içerik üretimi ve doğrulama süreçlerinde bilinçli kullanımın artması, bilgi toplumu pratiklerine katılım açısından önemli bir belirleyici olarak ortaya çıkmaktadır.

Son olarak, evden çalışma durumunun dijital içerik kullanımını açıklamada etkili bir değişken olduğu görülmektedir. Bulgular, evden çalışan bireylerin dijital içeriklere daha yoğun erişim sağladığını göstermektedir. Bu sonuç, COVID-19 sonrası dijitalleşmenin hızlanması ve iş-yaşam dengesinin dönüşmesine dikkat çeken Chesley'nin (2014) bulgularıyla tutarlıdır. Evden çalışma modelinin dijital araçlarla etkileşimi artırdığı, dijital içerik tüketimi ile profesyonel gereklilikler arasındaki sınırları belirsizleştirdiği ve yeni dijital davranış kalıplarının oluşmasına zemin hazırladığı ifade edilebilir.

Bu bağlamda, çalışma bulguları, dijital içerik kullanımını açıklamada tekil demografik değişkenlerin değil, yaş, eğitim ve çalışma biçiminden oluşan bileşik toplumsal dinamiklerin belirleyici olduğunu göstermektedir. Bulgular, dijital içerik kullanımını kapsayıcı biçimde değerlendiren politika, eğitim ve dijital tasarım çalışmalarının, kullanıcı profillerinin bu çok katmanlı yapısını dikkate alması gerektiğine işaret etmektedir.

Politika Önerileri

Araştırma bulguları doğrultusunda dijital içerik kullanım düzeyleri ile demografik ve çalışma biçimine ilişkin değişkenler arasında anlamlı ilişkiler olduğu görülmektedir. Elde edilen sonuçlar, özellikle yaş, eğitim düzeyi ve evden çalışma durumunun dijital içerik kullanım davranışını farklılaştırıcı nitelikte olduğunu göstermektedir. Bu bağlamda, dijital dönüşüm süreçlerinde katılımı artırmayı hedefleyen politika uygulamalarının bu değişkenleri dikkate alacak şekilde yapılandırılması önem taşımaktadır.

İlk olarak, yaş değişkenine ilişkin bulgular, yaş arttıkça aktif dijital içerik kullanma olasılığının arttığını göstermektedir. Bu nedenle, dijital platformlara yönelik erişimin ve kullanım sıklığının ileri yaş gruplarında da sürdürülebilmesine yönelik destekleyici stratejilerin geliştirilmesi önemlidir. Bu kapsamda; kullanıcı dostu arayüz tasarımlarının teşvik edilmesi, kamu kurumlarının yaşlı bireylere yönelik dijital hizmet rehberleri sunması ve dijital içeriklerin sağlık, yaşam yönetimi ve sosyal katılım gibi alanları destekleyecek biçimde uyarlanması önerilmektedir.

Eğitim düzeyi bulgusu ise dijital içerik kullanımında seçiciliğin artması ve pasif kullanım davranışının yüksek eğitim düzeylerine doğru kayması yönünde bir göstergedir. Bu nedenle yüksek eğitilmiş kullanıcılar için dijital içerik tüketiminin eleştirel medya okuryazarlığı, doğrulama pratikleri, veri güvenliği ve dijital etik perspektifiyle desteklenmesi önerilmektedir. Bu tür programlar, bilginin yalnızca erişimi değil; doğruluğu, güvenilirliği ve sorumlu tüketimi açısından da etkili olacaktır.

Evden çalışma durumuna ilişkin bulgu, bu grubun pasif kullanıcı sınıfında yoğunlaştığını göstermektedir. Bu durum, evden çalışma pratiklerinin dijital içerik tüketimi üzerinde yönlendirici bir rol oynayabileceğine işaret etmektedir. Bu çerçevede, işverenlerin uzaktan çalışma süreçlerine dijital araç eğitimleri, içerik üretimi ve paylaşımı odaklı kapasite geliştirme uygulamaları eklemeleri; ayrıca çalışanlara dijital zaman yönetimi ve dijital sağlık konusunda rehberlik sunmaları politika öncelikleri arasında değerlendirilebilir.

Son olarak, cinsiyet değişkeninin anlamlı bir farklılaştırıcı etkiye sahip olmaması, dijital içerik kullanımının cinsiyet temelinde belirleyici biçimde ayrılmadığını göstermektedir. Bununla birlikte, dijital platformlarda güvenliğin sağlanması, çevrimiçi taciz ve ayrımcılığın önlenmesine yönelik düzenlemeler ve dijital katılımı fırsat eşitliğini gözeten destek mekanizmalarının geliştirilmesi önemini korumaktadır.

Sınırlamalar ve Gelecek Araştırmalar İçin Öneriler

Çalışmamızın sınırlamaları arasında, örneklemin yalnızca belirli bir coğrafi bölgeden seçilmesi ve dijital içerik kullanımının yalnızca anket aracılığıyla ölçülmesi yer almaktadır. Bu sınırlamalar, dijital içerik kullanım alışkanlıklarının bölgesel farklılıklarını ve bireylerin dijital medya ile etkileşim biçimlerini tam anlamıyla yansıtmamış olabilir. Gelecek araştırmalarda, dijital içerik kullanımı üzerine yapılan analizlerin daha geniş ve daha çeşitli örneklerle yapılması, daha kapsamlı sonuçlara ulaşılmasını sağlayacaktır. Ayrıca, dijital içerik kullanımını yalnızca erişim düzeyleriyle değil, aynı zamanda içerik türlerinin kalitesi, kullanıcının etkileşim düzeyi ve dijital platformların

erişilebilirliği gibi faktörlerle de incelemek, bu alanda daha derinlemesine anlayışlar geliştirilmesine olanak sağlayacaktır.

Kaynakça

- Ajzen, I. (1987). Attitudes, traits, and actions: Dispositional prediction of behavior in personality and social psychology. *Advances in experimental social psychology* (Vol. 20, pp. 1–63). Elsevier.
- Ajzen, I. (1991). The Theory of Planned Behavior. *Organizational behavior and human decision processes*, 50(2), 179–211.
- Anuşlu, M. D., & Çılan, Ç. A. (2019). Determination of Customer Apparel Preferences by Using Latent Class Analysis: An Application for Koton Brand. *International Journal of Management Economics & Business*, 15(2).
- Arıciğil Çılan, Ç., Taş, N., & Özdemir, M. (2014). Gizli Sınıf Analizi ile Türkiye'de Kişisel İnternet Kullanım Profilinin Belirlenmesi. *Dumlupınar Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 403–418.
- Armağan, E. A., & Turan, A. (2014). İnternet Üzerinden Alışveriş: Demografik Faktörlerin, Bireysel İhtiyaçların Etkisi Üzerine Ampirik Bir Değerlendirme. *Atatürk Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 28(3).
- Armitage, C. J., & Christian, J. (2004). Planned Behavior: The Relationship Between Human Thought and Action. Transaction Publishers.
- Bangun, C. S., & Handra, T. (2021). How Theory of Planned Behavior and Perceived Risk Affect Online Shopping Behavior. *Aptisi Transactions on Management (ATM)*, 5(2), 169–179.
- Cavanaugh, C. E., Messing, J. T., Petras, H., Fowler, B., La Flair, L., Kub, J., Agnew, J., Fitzgerald, S., Bolyard, R., & Campbell, J. C. (2012). Patterns of Violence Against Women: A Latent Class Analysis. *Psychological trauma: theory, research, practice, and policy*, 4(2), 169.
- Chan, K., & Fang, W. (2007). Use of the Internet and Traditional Media Among Young People. *Young Consumers*, 8(4), 244–256.
- Chesley, N. (2014). Information and Communication Technology Use, Work Intensification and Employee Strain and Distress. *Work, employment and society*, 28(4), 589–610.
- Cohen, J., & Hanno, D. M. (1993). An analysis of Underlying Constructs Affecting the Choice of Accounting as a Major. *Issues in accounting Education*, 8(2).
- Collins, L. M., & Lanza, S. T. (2009). Latent Class and Latent Transition Analysis: With Applications in the Social, Behavioral, and Health Sciences. John Wiley & Sons, Incorporated.
- Crespo, A. H., & Del Bosque, I. R. (2010). The Influence of the Commercial Features of the Internet on the Adoption of E-Commerce by Consumers. *Electronic Commerce Research and Applications*, 9(6), 562–575
- Donthu, N., & Garcia, A. (1999). The internet Shopper. *Journal of advertising research*, 39(3), 52–58.
- Dutton, W. H., Helsper, E. J., & Gerber, M. M. (2009). The Internet in Britain 2009. Oxford Internet Institute. <https://oxis.oii.ox.ac.uk/wp-content/uploads/sites/16/2014/11/oxis2009-report.pdf>
- Fernandez-Ballesteros, R. (2002). Encyclopedia of Psychological Assessment. Sage Publications.
- George, J. F. (2004). The Theory of Planned Behavior and Internet Purchasing. *Internet research*, 2004, 14.3: 198–212.
- Goel, R. (2007). E-Commerce. New Age International.
- Grabe, M. E., Lang, A., Zhou, S., & Bolls, P. D. (2000). Cognitive Access to Negatively Arousing News: An Experimental Investigation of the Knowledge Gap. *Communication research*, 27(1), 3–26.
- Grandón, E. E., Nasco, S. A., & Mykytyn Jr, P. P. (2011). Comparing Theories to Explain E-Commerce Adoption. *Journal of business research*, 64(3), 292–298.
- Hagenaars, J. A. (1993). Loglinear models with latent variables series: Quantitative applications in the social sciences. USA: Sage Publications.
- Hasan, I., Habib, M. M., & Tewari, V. (2022). Factors Affecting The Online Purchasing Behavior For Young Consumers: A Case Study. *Journal of Service Science and Management* (15), 531–550.

-
- He, D., Lu, Y., & Zhou, D. (2008). Empirical Study of Consumers Purchase Intentions in C2C Electronic Commerce. *Tsinghua Science & Technology*, 13(3), 287-292.
- ISO. (2023). E-ticarette İşlem Güvencesi. International Organization for Standardization. <https://www.iso.org/obp/ui/en/#iso:std:iso:32110:ed-1:v1:en:term:3.3.4>
- Lanza, S. T., & Cooper, B. R. (2016). Latent Class Analysis for Developmental Research. *Child Development Perspectives*, 10(1), 59-64.
- Limayem, M., Khalifa, M., & Frini, A. (2000). What Makes Consumers Buy from Internet? A Longitudinal Study of Online Shopping. *IEEE Transactions on systems, man, and Cybernetics-Part A: Systems and Humans*, 30(4), 421-432.
- Livingstone, S., & Helsper, E. J. (2007). Gradations In Digital Inclusion: Children, Young People and the Digital Divide. *New media & society*, 9(4), 671-696.
- Loo, B. P., & Wang, B. (2018). Factors Associated with Home-Based E-Working and E-Shopping in Nanjing, China. *Transportation*, 45(2), 365-384.
- Magidson, J., Vermunt, J. K., & Madura, J. P. (2020). Latent Class Analysis. Sage Publications Limited.
- Merz, E. L., & Roesch, S. C. (2011). A Latent Profile Analysis of the Five Factor Model of Personality: Modeling Trait Interactions. *Personality and individual differences*, 51(8), 915-919.
- Meyers-Levy, J. (1989). Priming Effects on Product Judgments: A Hemispheric Interpretation. *Journal of Consumer Research*, 16(1), 76-86.
- Naldi, L., & Cazzaniga, S. (2020). Research Techniques Made Simple: Latent Class Analysis. *Journal of Investigative Dermatology*, 140(9), 1676-1680.
- Nylund-Gibson, K., & Choi, A. Y. (2018). Ten Frequently Asked Questions About Latent Class Analysis. *Translational Issues in Psychological Science*, 4(4), 440.
- Pavate, A. (2021). Influence Of Digital Marketing On Buying Behaviour Of Indian Youth. *Elementary Education Online*, 20(1), 7117-7128.
- Qin, Z. (2010). Introduction to E-commerce. Springer.
- Ratchford, B. T., Talukdar, D., & Lee, M.-S. (2001). A Model of Consumer Choice of the Internet as an Information Source. *International Journal of Electronic Commerce*, 5(3), 7-21.
- Rodgers, S., & Harris, M. A. (2003). Gender and E-commerce: An Exploratory Study. *Journal of advertising research*, 43(3), 322-329.
- Sahu, A., & Deshmukh, G. K. (2020). Mobile Banking Adoption: A Review. *Journal of Critical Reviews*, 7(02), 860-871.
- Sinha, P., Calfee, C. S., & Delucchi, K. L. (2021). Practitioner’s Guide to Latent Class Analysis: Methodological Considerations and Common Pitfalls. *Critical Care Medicine*, 49(1), 63-79.
- Slama, M. E., & Tashchian, A. (1985). Selected Socioeconomic and Demographic Characteristics Associated with Purchasing Involvement. *Journal of marketing*, 49(1), 72-82.
- Stampfl, R. W. (1978). The Consumer Life Cycle. *Journal of Consumer Affairs*, 12(2), 209-219.
- TÜİK. (2022). Hanehalkı Bilişim Teknolojileri Kullanım Araştırması Mikro Veri Seti
- Van Dijk, J. A. G. M. (2005). The Deepening Divide: Inequality in the Information Society. Sage Publications.
- Vermunt, J., & Magidson, J. (2004). "Latent Class Analysis" in The Sage encyclopedia of Social Science Research Methods. Sage Publications.
- Wan, Y., Nakayama, M., & Sutcliffe, N. (2012). The Impact of Age and Shopping Experiences on The Classification of Search, Experience, and Credence Goods in Online Shopping. *Information Systems and eBusiness Management*, 10(1), 135-148.
- Yurdoğlu, H., & Kundakçı, N. (2017). SWARA ve WASPAS Yöntemleri ile Sunucu Seçimi. *Balıkesir Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 20(38), 253-270.
-

Extended Abstract

Aim and Scope

This study aims to provide an in-depth examination of paid digital content consumption behaviors among individuals residing in Türkiye, with the primary objective of identifying empirically derived consumer segments that transcend conventional demographic classifications. Positioned theoretically within the Digital Divide literature and informed by an exploratory framework grounded in the Theory of Planned Behavior (TPB), the research seeks to elucidate how structural and socio-demographic factors shape actual digital consumption practices.

The core objective is to identify distinct latent consumer classes based on individuals’ paid engagement with six categories of digital content: Music, Film/Series, E-book/Online Newspaper, Games, Health Applications, and Other Applications. Furthermore, the study profiles these latent classes by assessing the predictive effects of age, gender, education level, and the structurally salient variable of work-from-home status on class membership. By doing so, the research challenges traditional assumptions of digital inequality, positing that paid digital content consumption in Türkiye exhibits a complex and unconventional structure shaped primarily by modes of work and life-course stages rather than by simple demographic attributes.

Methods

A rigorous quantitative research design was employed using large-scale microdata from the 2022 Household Information Technologies Usage Survey conducted by the Turkish Statistical Institute (TurkStat), comprising 5,411 individual observations. Latent Class Analysis (LCA) was utilized as the principal analytical technique due to its strength in uncovering unobserved heterogeneity and identifying latent subgroups based on shared behavioral patterns.

The analysis was based on six binary indicators reflecting whether respondents had purchased or subscribed to paid digital content within the preceding three months. Following the identification of the optimal latent class solution, Logistic Regression was conducted to evaluate the extent to which age, gender, education level, and work-from-home status predicted membership in the identified latent classes. This combined methodological approach enabled both robust consumer segmentation and a systematic examination of the structural determinants underlying digital consumption behaviors.

Findings

The Latent Class Analysis yielded a well-fitting two-class solution, offering a clear segmentation of paid digital content consumers in Türkiye.

Class 1: Active Entertainment Consumers (22.5% of the sample)

This smaller segment is characterized by a high and selective engagement with entertainment-oriented digital subscriptions. Individuals in this class exhibit approximately an 80% probability of consuming paid Music content and a 76% probability of subscribing to Film/Series services. In contrast, consumption probabilities for other categories—E-book/Online Newspaper, Games, Health Applications, and Other Applications—remain notably low (below 17%), indicating a focused and entertainment-driven consumption profile.

Class 2: Passive/Limited Users (77.5% of the sample)

Representing the majority of the population, this class demonstrates consistently low or negligible probabilities of engagement across all six categories of paid digital content, reflecting limited or highly selective participation in subscription-based digital services.

Subsequent logistic regression analyses identified several significant predictors of class membership. Gender did not emerge as a statistically significant determinant. Age displayed a strong and positive association with membership in the Active Entertainment Consumer class ($p < .001$), indicating that the likelihood of active subscription-based consumption increases with age. This counterintuitive finding suggests that paid digital engagement is more closely linked to purchasing power and life-stage stability than to youth alone.

Conversely, higher education levels were associated with an increased likelihood of belonging to the Passive/Limited User class, implying that highly educated individuals may adopt more selective, restrained, or purpose-driven digital consumption strategies. Most notably, work-from-

home status emerged as the strongest predictor of class membership ($p < .001$), with individuals working from home exhibiting a pronounced tendency to cluster within the Passive/Limited User segment.

Conclusion

This study provides robust evidence that paid digital content consumption patterns in Türkiye are shaped by a multifaceted interplay of life-course dynamics and contemporary structural conditions rather than by traditional demographic factors alone. The distinction between Active Entertainment Consumers and a dominant Passive/Limited User group reveals a nuanced and persistent form of digital divide.

Most critically, the strong association between work-from-home arrangements and passive digital consumption constitutes a key contribution of the study, suggesting that the blurring of work-life boundaries may inadvertently suppress engagement with paid leisure-oriented digital content. This finding highlights the need for further research into digital well-being and changing consumption practices under evolving employment structures. Accordingly, policy interventions aimed at fostering digital inclusion should move beyond simplistic demographic targeting and instead incorporate multi-layered structural dimensions such as working arrangements, income potential, and life-course stages.