

Atıf (Cite as): Karakoç Keskin, E., & Demirel, E. S. (2025). Algoritmik Medya İçeriği Farkındalık Ölçeğinin (AMCA-scale) Türkçe Uyarlaması ve Ölçek Faktörleri Arasındaki İlişkilerin Analizi. *Akdeniz İletişim*, (48), 236-256. <https://doi.org/10.31123/akil.1628894>.

Algoritmik Medya İçeriği Farkındalık Ölçeğinin (AMCA-scale) Türkçe Uyarlaması ve Ölçek Faktörleri Arasındaki İlişkilerin Analizi

Turkish Adaptation of the Algorithmic Media Content Awareness Scale (AMCA-scale) and Analysis of the Relationships Between Scale Factors

Elif KARAKOÇ KESKİN¹

Ege Simge DEMİREL^{2,3}

Öz

Bu çalışma, Zarouali, Boerman ve de Vreese (2021) tarafından geliştirilen Algoritmik Medya İçeriği Farkındalık Ölçeğinin (AMCA-scale) Türkçe'ye uyarlanması, ölçeğin Netflix, Instagram ve YouTube platformlarında test edilmesiyle kullanıcıların cevaplarının incelenmesini ve ölçek faktörleri arasındaki ilişkiyi tespit etmeyi amaçlamaktadır. Çeşitli medya üretim ve tüketim pratiklerini kapsayan dijital platformların algoritmik yapıları, kullanıcıların davranışsal verilerine dayalı biçimde içerik önerileri sunarak bireylerin karar ve rıza süreçlerine dahil olmaktadır. Dijital medya platformlarında içerik belirlemede algoritmalarla giderek daha fazla yararlanılması, kullanıcıların bu algoritmalarla ve içeriklere dair farkındalığını keşfetmek ve ölçmek için standartlaşmış veri toplama araçlarının önemini ortaya koymaktadır. Bu süreçte de kullanıcıların bilgisi ve onayı olmadan yapılan veri toplama ve işleme faaliyetlerinin, kişisel mahremiyetin ihlali, toplumsal eşitsizlik gibi birçok soruna neden olmasından dolayı algoritmalarla yönelik farkındalık, kullanıcıların daha bilinçli kararlar alabilmesi için önem taşımaktadır. Nitekim, bireylerin algoritmik süreçlere ilişkin farkındalık düzeylerini ölçmek ve bu farkındalığın farklı boyutlar arasındaki etkileşimlerini anlamak, algoritmaların risk tiyolojilerine karşın kullanıcıların kendi verileri üzerinde daha fazla kontrol sahibi olması ve medya ve iletişim alanındaki algoritmik düzeni kullanıcının deneyimi üzerinden keşfetmeyi amaçlayan araştırmalara yol haritası sunması açısından potansiyel taşımaktadır. Araştırma kapsamında, ölçeğin dilsel eşdeğerlik çalışmaları yapılmış, geçerlik ve güvenilirlik testleri uygulanmış, 386 katılımcıdan elde edilen verilerle faktör analizleri gerçekleştirilmiş ve ölçek faktörleri arasındaki ilişkiler korelasyon analizleriyle incelenmiştir. Çalışma bulguları, ölçeğin Türkçe versiyonunun geçerli ve güvenilir olduğunu ve faktörler arasındaki ilişkilerin anlamlı düzeyde olduğunu ortaya koymuştur. Ek olarak, algoritma farkındalığının platformlara özgü dinamiklerden etkilendiği tespit edilmiştir. Çalışma, Türkçe alan yazınında algoritma farkındalığı ve algoritma okuryazarlığı konusunda gerçekleştirilecek araştırmalara katkı sunmayı hedeflemektedir.

Anahtar Kelimeler: İnsan algoritma etkileşimi, Farkındalık ölçeği, Dijital Medya, Ölçek Uyarlama

Abstract

The aim of the study is to adapt the Algorithmic Media Content Awareness Scale (AMCA-scale) developed by Zarouali, Boerman, and de Vreese (2021) into Turkish and test the scale on Netflix, Facebook and Netflix platforms to analyze users' responses and to observe the relationships between the scale factors. The algorithmic structures of digital platforms covering various media production and consumption practices involve individuals' decision and consent mechanisms by tailoring their behavioral data. The increasing use of algorithms to determine content raises the need for standardized tools to measure user awareness. In this process, understanding algorithms is important for users to make more informed decisions, as data collection and processing activities without the knowledge and consent of users cause many problems, such as violation of personal privacy and social inequality. Measuring individuals' awareness and understanding levels of algorithmic processes and the interactions between different dimensions of this awareness provide a roadmap for research to explore the algorithmic order in the field of media and communication. In the study context, linguistic equivalence studies of the scale were conducted, validity, reliability and factor analyses were conducted with the data obtained from 386 participants, and the relationships between the scale factors were examined through correlation analyses. The findings revealed that the Turkish version of the scale was valid and reliable and the relationships between the factors were significant. In addition, algorithm awareness was found to be affected by platform-specific dynamics. The study aims to enhance research on algorithm awareness and algorithm literacy in the Turkish literature.

Keywords: Human algorithm interaction, Algorithm awareness, Digital media, Scale adaptation

¹ Dr. Öğr. Üyesi, Yeditepe Üniversitesi, İletişim Fakültesi, Radyo, TV ve Sinema Bölümü, elif.karakoc@yeditepe.edu.tr, ORCID: 0000-0002-2831-2247

² Dr. Öğr. Üyesi, Yeditepe Üniversitesi, İletişim Fakültesi, Halka İlişkiler ve Tanıtım Bölümü, simge.demirel@yeditepe.edu.tr, ORCID: 0000-0002-7673-5711

³ Sorumlu Yazar (Corresponding Author)

Giriş

Dijital ortamdaki kullanıcı sayısına paralel biçimde artan veri miktarı, beraberinde söz konusu verilerin toplanması ve kullanılması noktasında yararlanılan algoritmaları gündeme taşımıştır. Bunun en önemli nedeni, dijital ortamdaki kullanıcı davranışlarının dijital ayak izi bırakması ve bu izlerin algoritmalar aracılığıyla tahmin ve öngörü amacıyla kullanılmasıdır (Blazquez & Domenech, 2018, s. 111). Bu bakımdan bireylerin çevrimiçi deneyimlerinde sınıflandıran, önceliklendiren, ilişkilendiren ve filtreleyen karar destek mekanizmaları olarak işleyen algoritmalar (Diakopoulos, 2016), dijital ekosistemin etkili unsurları olarak öne çıkmaktadır. Örneğin, makine öğrenmesine dayalı karar mekanizmaları olarak kişiselleştirme algoritmaları ve öneri sistemleri, kullanıcı için hangi içeriklerin öne çıkacağı konusunda etkili olabilmekte ve kullanıcının deneyimini şekillendirme potansiyeli taşımaktadır. Ek olarak, kullanıcıların dijital platformlarda karşılaştıkları rıza bildirimlerinin “kullanıcıların sorgulamadan kabul ettikleri ya da kabul etmedikleri noktada ilgili hizmetten ya da kullanımlardan faydalanamama korkusuyla otomatik bir rıza verme biçimine” (Keskin, 2024, s. 342) dönüştüğünü ve bu dönüşümün algoritmik rızanın inşasına (Treré, 2016, s. 130) neden olduğunu söylemek mümkündür.

Gillespie’ye (2014, s. 191) göre, bilginin sağlanması algoritmaya devredildiğinde algoritmik seçim ön plana çıkmakta böylece kullanıcıların da internet deneyimlerine ilişkin kararları, algoritmaların eğitildiği verilerin periferisinde canlılık kazanmaktadır. Bu süreci aynı zamanda, Facebook, Instagram, Twitter, Youtube, Tiktok, Netflix vb. gibi algoritmik yapıya dayalı dijital medya platformlarının (Koenig, 2020) kullanıcıların verilerinin toplanması, işlenmesi, analiz edilmesi ve bu yolla kişiselleştirilmiş öneriler sunmasını sağlayan dolayısıyla karar alma sürecini otomatikleştiren algoritmik gücün (Beer, 2009; Bucher, 2018; Chandler & Fuchs, 2019) üzerine kurulu olduğu bir düzenin de tezahürü olarak ifade etmek mümkündür. Bu bağlamda kullanıcı verilerinin toplanması ve işlenmesi sürecini mercek altına alan araştırmalarla (Herschel & Miori, 2017; Iliadis & Russo, 2016; Zwitter, 2014) birlikte, algoritmaların karar mekanizmaları olarak internet kullanıcılarının etkileşimlerini ve hatta dünyayı nasıl algıladıklarını etkileme potansiyeline yönelik değerlendirmeler (Dogruel, 2021), algoritmaların şeffaflık, açıklanabilirlik, hesapverilebilirlik, eşitlik vb. gibi parametreler (Bozdog, 2013; Diakopoulos, 2015, 2016; Kraemer vd., 2011; Martin, 2019) kapsamında tartışılmasına yol açmıştır. Saurwein ve Spencer-Smith (2021, s. 226), Facebook, Youtube, Instagram ve Twitter platformlarını kapsayan 2018-2019 yılları arasında yayımlanmış medya raporları ve akademik çalışmaları incelemiş ve bu incelemeden yola çıkarak algoritmaların sosyal medya platform kullanıcıları için oluşturduğu risk tiolojilerini; kullanıcılar için istenmeyen ve rahatsız edici seçimlerin oluşması, toplumda var olan ayrımcı içeriklerin yeniden üretilmesi, manipülasyon, eşitsizliklerin güçlenmesi ve mahremiyetin aşındırılması şeklinde özetlemiştir.

Algoritmalar ile kullanıcılar arasındaki etkileşimli ilişkiye yönelik bakış, algoritmaların nasıl çalıştıkları, ne amaçla hangi verilerden faydalandıkları gibi soruları gündeme taşımış ve bu ilişkide kullanıcının konumunu vurgular biçimde öne çıkmıştır. Nitekim, dijital medya platformlarının algoritmik yapılar üzerinde kurulu olması, kullanıcıların da bu yapıya dahil olan sürecin parçaları hale gelmesini sağlamakta ve kullanıcıların söz konusu sürece yönelik farkındalığını öne çıkarmaktadır. Çünkü, algoritmalar, kullanıcıların dijital ortamdaki deneyimlerini şekillendirmek için efektif biçimde çalışırken kullanıcılar, algoritmaların varlığının ve etkilerinin farkında olmayabilmektedir (Bucher, 2018; Eslami vd., 2015; Proferes, 2017). Bu bakımdan, kullanıcının davranışsal verilerini merkeze alan kullanıcı-algoritma etkileşiminde, algoritmaların bu etkileşimdeki yönlendirici gücüne karşı koymayı hedefleyen

düşüncenin yönü, ilk olarak algoritma farkındalığının gerekliliğine (Cotter, 2020; Head vd., 2020) dönük hale gelmektedir.

Algoritma farkındalığı, bireylerin algoritmalar tarafından düzenlenen görünmez teknolojik süreçlerin meydana geldiğini ve bu süreçlerin kullanıcıların içerikleri tüketme ve deneyimlemelerine olan etkilerini fark edebilme durumu olarak tanımlanmaktadır (Ptaszek, 2020, s. 68). Algoritma farkındalığına odaklanan araştırmalar (Dogruel vd., 2022; Espinoza-Rojas vd., 2023; Gran vd., 2021; Koenig, 2020; Shin vd., 2022), kullanıcıların algoritmaların ilgili platform/lardaki uygulama alanlarından, kendi verilerinin ne amaçla kullanıldığından, algoritmaların kendi verileri üzerinde ne kadar kontrol sahibi olduklarından, deneyimlerini nasıl şekillendirdiklerinden ve algoritmik sürecin bireysel ve toplumsal bağlamda oluşturabileceği risklerden ne kadar farkında olduklarına yönelik sorunsalları içermektedir.

Dijital medya platformlarının kullanıcılara sunulacak içerikleri belirlemek amacıyla algoritmalarından her geçen gün daha çok yararlandığı ortam, kullanıcıların algoritmik yapıya ve içeriğe yönelik farkındalıklarını keşfetmenin önemini vurgulamaktadır. Nitekim, algoritmalar, dijital medya ve farkındalık ilişkisi içindeki alan yazını, kişiselleştirme odaklı algoritmik mimarilerin doğasına ve bu mimarilerde etkileşim unsurunu önceleyen öneri algoritmalarına yoğunlaşarak veri toplama, işleme ve analiz etme sürecinde kullanıcının karar sürecine ve/veya rızasına yönelik endişeleri gündeme taşımaktadır (Bernstein vd., 2023; Breidbach, 2024; Løkke, 2020; Orth, 2019; Milano vd., 2020; Treré, 2016). İnsan algoritma etkileşimi odağında yükselen bu tartışmalar algoritmalarla yönelik farkındalığın ölçülmesine ve geliştirilmesine odaklı araştırmaların önemini vurgulamaktadır (Dogruel, Masur, vd., 2022; Espinoza-Rojas vd., 2023; Gran vd., 2021; Siles vd., 2024; Taylor & Brisini, 2024). Dolayısıyla, kullanıcılarının algoritma farkındalıklarının ölçülmesi, algoritmaların risk tipolojilerine karşın kullanıcıların kendi verileri üzerinde daha fazla kontrol sahibi olmasını ve halkla ilişkiler, reklamcılık, gazetecilik, televizyon ve sinema gibi medya üretim ve tüketim pratiklerini kapsayan alanlarla ilişkilenen dijital medya platformlarının algoritmik düzenini (Erdem, 2021; Ilıcak Aydınalp, 2020; Karakoç Keskin vd., 2023) keşfetmeyi amaçlayan araştırmalara yol haritası sunma potansiyeli taşımaktadır. Bununla birlikte Rader'e (2017) göre, algoritma farkındalığının tespiti, algoritma ve kullanıcı davranışı arasındaki karşılıklı bağımlılıkların sosyo-teknik sistemlerin performansını nasıl etkilediğini ve kullanıcılar ile algoritmalar arasındaki etkileşimlerden arzu edilen, ortaya çıkan özellikleri üretmek için çalışırken tasarımcıların neleri dikkate alması gerektiğinin anlaşılmasını sağlamak açısından da önem taşımaktadır.

Türkiye, dünya sıralamasında sosyal medya platformlarının kullanım oranlarında ön sıralarda yer almaktadır (Datareportal, 2024a). Ek olarak, Türkiye'de en fazla kullanılan sosyal medya platformları, Instagram ve Youtube olarak öne çıkmaktadır (TÜİK, 2024). Türkiye'deki dijital medya kullanıcılarının algoritmalarla sıkça etkileşim halinde olduklarını söylemek mümkündür. Bu sebeple, Türkiye'deki kullanıcıların algoritmalarla yönelik farkındalıklarını tespit etmeyi sağlayacak standartlaşmış veri toplama araçlarının, Türkiye'deki ilgili araştırma sahasına katkı sağlayacağı düşünülmektedir. Bu düşünceden hareketle çalışmada, Zarouali ve arkadaşları (2021) tarafından geliştirilen Algoritmik Medya İçeriği Farkındalık Ölçeğinin Türkçeye uyarlanması ve ölçek faktörleri arasındaki ilişkilerin analiz edilmesi amaçlanmıştır. Araştırma kapsamında, ölçeğin dilsel eşdeğerlik çalışmaları yapılmış, geçerlik ve güvenilirlik testleri uygulanmış, 386 katılımcıdan elde edilen verilerle faktör analizleri gerçekleştirilmiş ve ölçek faktörleri arasındaki ilişkiler korelasyon analizleriyle incelenmiştir.

1. Amaç ve Yöntem

Bu çalışmanın amacı, algoritmik medya içeriğine yönelik farkındalığı ölçmek üzere Zarouali ve arkadaşları (2021) geliştirilen Algoritmik Medya İçeriği Farkındalık Ölçeğinin (AMCA-scale) Türkçeye uyarlanmasıdır. Bu temel amacın yanı sıra geçerlik ve güvenilirliği doğrulanan ölçeğin faktörleri arasındaki ilişkilerin de analiz edilmesiyle katılımcıların araştırmaya dahil edilen dijital medya platformlarına yönelik farkındalıklarına ilişkin bulgulara ulaşılması hedeflenmiştir.

Veri toplama süreci ile varolan durumun ortaya konulması amaçlandığından araştırma nicel yöntemine uygun olarak yürütülmüştür (Rea & Parker, 2014) ve bu bağlamda çalışmada nicel araştırma yönteminden ilişkisel tarama modeli benimsenmiş ve veri toplama aracı olarak da anket kullanılmıştır.

1.1. Ölçeğin Dilsel Eşdeğerliğinin Sağlanması ve Anket Formunun Oluşturulması

Araştırmanın ilk aşamasında ölçeğin dilsel eşdeğerliği sağlanmıştır. Dilsel eşdeğerliği sağlama sürecinde Sousa ve Rojjanasirrat'ın (2011) stratejileri benimsenmiş buna göre ölçek ifadeleri, çeviribilim uzmanlığına sahip ve medya ve iletişim alanında çalışmalar yapan bir araştırmacı tarafından Türkçeye çevrilmiştir. Ardından alandaki uzman uzlaşısını sağlamak üzere Türkçe ölçek ifadeleri ters çeviri yaklaşımı ile medya ve iletişim alanında çalışmalar yapan iki araştırmacı tarafından tekrar incelenmiştir. Bu süreç sonunda Türkçe ölçek ifadeleri finalize edilmiştir. Türkçe ölçek ifadeleri Tablo 1'de yer almaktadır.

Tablo 1. Amca-scale Türkçe ölçek ifadeleri

Faktörler	İfadeler
İçeriğin Filtrelenmesi (FILTRE)	1. Algoritmalar, [platform adı]'da/de [medya içerik] önermesi için kullanılır.
	2. Algoritmalar, [platform adı]'da/de bazı [medya içeriklerinin] diğerlerinden göre öne çıkması için kullanılır.
	3. Algoritmalar, [platform adı]'da/de karşılaştığım [medya içerikleri] benim için kişiselleştirir.
	4. Algoritmalar, [platform adı]'da/de başkalarının benim gördüğümde farklı [medya içeriklerini] görmeleri için kullanılır.
Otomatikleştirilmiş Karar Verme (OTOMATİK)	1. Algoritmalar, otomatik kararlara dayanarak [platform adı] üzerindeki [medya içeriklerini] bana göstermek için kullanılır.
	2. Algoritmalar, [platform adı] üzerinde hangi [medya içeriklerinin] bana gösterileceğine karar verirken insan yargısına ihtiyaç duymaz.
	3. Algoritmalar, [platform adı]'da/de hangi [medya içeriklerini] göreceğime otomatik olarak karar verir.
İnsan – Algoritma Etkileşimi (ETKİLES)	1. Algoritmaların bana [platform adı] üzerinde önermiş olduğu [medya içeriği], söz konusu platformdaki çevrimiçi davranışlarıma bağlıdır.
	2. Algoritmaların bana [platform adı] üzerinde önermiş olduğu [medya içeriği], çevrimiçi davranışsal verilerime bağlıdır.
	3. Algoritmaların bana [platform adı]'da/de önermiş olduğu [medya içeriği] çevrimiçi olarak paylaştığım davranışlar ve/veya kişisel verilerime bağlıdır.
Etik Değerlendirmeler	1. Algoritmaların bana [platform adı] üzerindeki belirli [medya içeriklerini] neden göstermeye karar verdikleri, her zaman şeffaf/açık değildir.

(ETİK)	2. [platform adı] üzerinde algoritmaların bana önerdiği [medya içerikleri], önyargılar ve kalıpyargılar gibi insani yanlılıklara bağlı olabilir.
	3. Algoritmalar, bana [platform adı] üzerinde belli [medya içerikleri] önermek için kişisel verilerimi kullanabilir ve bu durum benim çevrimiçi gizliliğim ile ilgili sonuçlar doğurabilir.

Bu aşamadan sonra anket formunun oluşturulması safhasına geçilmiştir. İki bölümden oluşan anket formunun ilk bölümü demografik soruları kapsamaktadır. Anketin ikinci bölümde ise Türkçeye çevrilen ölçek ifadeleri yer almaktadır. Algoritmik Medya İçeriği Farkındalık Ölçeği, kullanıcıların içerik filtreleme konusundaki farkındalığı, kullanıcıların otomatik karar verme konusundaki farkındalığı, kullanıcıların insan-algoritma etkileşimi konusundaki farkındalığı ve kullanıcıların etik hususlara ilişkin farkındalığı olmak üzere 4 boyutu içermektedir. Bu boyutları kapsayan ifadeler Zarouali ve arkadaşları (2021) tarafından Facebook, Youtube ve Netflix platformları kapsamında ölçümlenmiştir. Diğer yandan Türkiye'nin Instagram'da en fazla vakit geçiren ülkelerden biri olmasından (Datareportal, 2024b; TÜİK, 2024) hareketle anket formuna Facebook yerine Instagram platformu dahil edilmiştir. Son olarak, ölçek ifadeleri için orijinal ölçeğe bağlı kalınarak 1 ifadesi "kesinlikle katılmıyorum", 2 ifadesi "katılmıyorum", 3 ifadesi "kararsızım", 4 ifadesi "katılıyorum" ve 5 ifadesi "kesinlikle katılıyorum" olacak şekilde 5'li Likert tipinde oluşturulmuştur.

1.2. Ön Test ve Hipotezlerin Geliştirilmesi

Anket formu finalize edildikten sonra ön testin gerçekleştirilmesi amacıyla ana örnekleme ulaşmadan önce anket, amaçlı örneklem yaklaşımı ile yüz yüze olarak medya ve iletişim alanında çalışan 15 uzmana uygulanmış ve katılımcılardan geri bildirim istenerek anket ifadelerinin anlaşılabilirliği test edilmiştir.

Anket soruları düzenlendikten sonra tüm geçerlik ve güvenirlik testleri yapılmıştır (Spector, 1992, s. 8). Geçerlik ölçeğin belirlenen amacı kapsamında uygulanabilirliğini göstermektedir (Neuman, 2020, s. 357). Bu amaç doğrultusunda da araştırmada açımlayıcı faktör analizi (AFA) ve doğrulayıcı faktör analizinden (DFA) yararlanılmıştır. Türkçe'ye çevrilmiş olan ölçeğin ölçüt geçerliliği analiz etmek için ise eş zamanlı geçerlilik (concurrent validity) çalışması gerçekleştirilmiştir. Anket kapsamında güvenirlik testleri, ölçüm aracı veya özellikleri kapsamında bir ölçeğin iç tutarlılığı ve istikrarlılığı konusunda bilgi vermektedir (Neuman, 2020, s. 351). Bu kapsamda çalışmada Cronbach's Alpha iç tutarlılık değeri kullanılmıştır. Anketin güvenirlik ve geçerlik testleri tamamlandıktan sonra verilerin dağılımları incelenmiş ve bu doğrultuda hipotezler için çalışmalar gerçekleştirilmiştir.

Araştırma kapsamında hazırlanan ölçeğin güvenirlik ve geçerlik analizleri yapıldıktan sonra çalışmanın amacı kısmında da belirtildiği üzere ölçeğin faktörleri arasındaki ilişkilere de bakılması amacıyla Instagram, Netflix ve YouTube örnekleminde değerlendirmeler için aşağıdaki hipotezler oluşturulmuştur.

H1: Instagram'da içerik filtrelemeleri farkındalığı ile otomatik karar verme farkındalığı arasında anlamlı bir ilişki mevcuttur.

H2: Instagram'da içerik filtrelemeleri farkındalığı ile insan-algoritma etkileşimi farkındalığı arasında anlamlı bir ilişki mevcuttur.

H3: Instagram'da içerik filtrelemeleri farkındalığı ile etik hususlara ilişkin farkındalığı arasında anlamlı bir ilişki mevcuttur.

H4: Instagram’da otomatik karar verme farkındalığı ile insan-algoritma etkileşimi farkındalığı arasında anlamlı bir ilişki mevcuttur.

H5: Kullanıcıların, Instagram’da otomatik karar verme farkındalığı ile etik hususlara ilişkin farkındalığı arasında anlamlı bir ilişki mevcuttur.

H6: Kullanıcıların, Instagram’da insan-algoritma etkileşimi farkındalığı ile etik hususlara ilişkin farkındalığı arasında anlamlı bir ilişki mevcuttur.

H7: Kullanıcıların, Netflix’te içerik filtrelemeleri farkındalığı ile otomatik karar verme farkındalığı arasında anlamlı bir ilişki mevcuttur.

H8: Kullanıcıların, Netflix’te içerik filtrelemeleri farkındalığı ile insan-algoritma etkileşimi farkındalığı arasında anlamlı bir ilişki mevcuttur.

H9: Kullanıcıların, Netflix’te içerik filtrelemeleri farkındalığı ile etik hususlara ilişkin farkındalığı arasında anlamlı bir ilişki vardır.

H10: Kullanıcıların, Netflix’te otomatik karar verme farkındalığı ile insan-algoritma etkileşimi farkındalığı arasında anlamlı bir ilişki mevcuttur.

H11: Kullanıcıların, Netflix’te otomatik karar verme farkındalığı ile etik hususlara ilişkin farkındalığı arasında anlamlı bir ilişki mevcuttur.

H12: Kullanıcıların, Netflix’te insan-algoritma etkileşimi farkındalığı ile etik hususlara ilişkin farkındalığı arasında anlamlı bir ilişki mevcuttur.

H13: Kullanıcıların, YouTube’da içerik filtrelemeleri farkındalığı ile otomatik karar verme farkındalığı arasında anlamlı bir ilişki mevcuttur.

H14: Kullanıcıların, YouTube’da içerik filtrelemeleri farkındalığı ile insan-algoritma etkileşimi farkındalığı arasında anlamlı bir ilişki mevcuttur.

H15: Kullanıcıların, YouTube’da içerik filtrelemeleri farkındalığı ile etik hususlara ilişkin farkındalığı arasında anlamlı bir ilişki mevcuttur.

H16: Kullanıcıların, YouTube’da otomatik karar verme farkındalığı ile insan-algoritma etkileşimi farkındalığı arasında anlamlı bir ilişki mevcuttur.

H17: Kullanıcıların, YouTube’da otomatik karar verme farkındalığı ile etik hususlara ilişkin farkındalığı arasında anlamlı bir ilişki mevcuttur.

H18: Kullanıcıların, YouTube’da insan-algoritma etkileşimi farkındalığı ile etik hususlara ilişkin farkındalığı arasında anlamlı bir ilişki mevcuttur.

1.3. Veri Toplama Süreci ve Verilerin Analizi

Veri toplama sürecinde Google Forms uygulaması kullanılmış ve 15.01.2024 tarihinde başlayan süreç, evren örneklem temsiliyeti kapsamında hedeflenen katılımcı sayısına ulaşıldığında 12.01.2025 tarihinde tamamlanmıştır. Bu süreçte Türkiye, araştırma evreni olarak göz önünde bulundurulmuş ve evrenin büyüklüğü nedeniyle tamamına erişim olmadığı için 0,5 örnekleme hatası ve 0,05 hesaplamasından hareketle %95 güven aralığı içerisinde evreni temsil edebilecek en az örneklem sayısı 384 (Yazıcıoğlu & Erdoğan, 2004) olarak belirlenmiştir. Veri toplama sürecinde amaçlı örneklem tekniği olan kartopu örneklem ile toplamda 386 kişiye ulaşılmıştır. Katılımcı özellikleri için Instagram, Netflix ve Youtube kullanıcısı olmak dışında herhangi bir dahil etme ve hariç tutma kriteri belirlenmemiştir.

Çalışma kapsamında verilerin temizlenmesi amacıyla veri setinde eksik veri analizi yapılmış ve eksik verinin olmadığı tespit edilmiştir. Verilerin normal dağılıp dağılmadığının tespit edilmesi için çarpıklık ve basıklık değerlerine bakılmıştır. Bir veri setinin normal dağılım gösterdiğinin kabul edilebilmesi için verilerin basıklık ve çarpıklık değerlerinin literatürde belirtilmiş standart aralıklarda olması gerekmektedir. Böylece normal dağılan bir çalışmada basıklık ve çarpıklık değerleri +2 ve -2 değerleri arasında olması gerekmektedir (George & Mallery, 2010). Çalışmada ele alınan tüm faktörler bu sınırlar içerisinde olduğu için gibi çalışmanın normal bir dağılım gösterdiği söylenebilmektedir.

Çalışmada anket verilerinin analizi için uygulanan geçerlik, güvenirlik ve faktör testleri için IBM SPSS 26.0 ve IBM SPSS AMOS 29.0 programları kullanılmıştır.

2. Bulgular

Tablo 2’de ölçeğe dair demografik bulgular incelendiğinde (N=386) katılımcıların %59,6’sının kadın (N=230) ve %39,9’unun erkek (N=154) olduğu gözlemlenmiştir. Katılımcılardan ikisi cinsiyetini belirtmek istememiştir. Katılımcıların yarısına yakını (%43 N=166) 18-24 yaş aralığındadır. Diğer yandan, %24’ü 25-34 yaş (N=94), %14,5’i 35-44 yaş (N=56), %4,9’u 45-54 yaş aralığında (N=19) ve %13,2’si 54 yaşından büyüktür (N=51). Katılımcıların eğitim düzeyleri incelendiğinde ise katılımcıların büyük bir kısmı (%68,9) üniversite mezunudur. Katılımcıların %14,5’i yüksek lisans, %8,3’ü doktora mezunu olmakla birlikte bu yüzdeleri %7,5 ile lise mezunu ve %0,5 ile ilkokul ve ortaokul mezunları takip etmektedir.

Tablo 2. Katılımcıların demografik bulguları

		N	%	Toplam %
Cinsiyet	Kadın	230,0	59,6	59,6
	Erkek	154,0	39,9	99,5
	Belirtmek istemiyorum	2,0	0,5	100,0
Yaş Aralığı	18-24	166,0	43,0	43,0
	25-34	94,0	24,4	67,4
	35-44	56,0	14,5	81,9
	45-54	19,0	4,9	86,8
	54'ten büyük	51,0	13,2	100,0
Eğitim Düzeyi	İlkokul	2,0	0,5	0,5
	Ortaokul	2,0	0,5	1,0
	Lise	28,0	7,3	8,3
	Üniversite	266,0	68,9	77,2
	Yüksek Lisans	56,0	14,5	91,7
	Doktora	32,0	8,3	100,0

2.1. Ölçek Analizleri

Çalışma kapsamında ölçeğin güvenirlik ve geçerlik analizlerinin yapılması amacıyla ölçek kapsamında ele alınan Instagram, YouTube ve Netflix platformlarından biri seçilerek ölçeğin güvenirlik ve geçerlik testleri yapılmıştır. Sousa ve Rojjanasrirat'a (2011) göre bir ölçeğin geçerliliğini ve güvenirliğini test etmek için Açıklayıcı Faktör Analizi (AFA) ve Doğrulayıcı Faktör Analizlerinin (DFA) yapılması gerekmektedir. Bu kapsamda çalışmada YouTube örneği seçilmiştir. Bu kapsamda ilgili değerlerin bulunması için çalışmada YouTube örneği seçilmiştir. Ayrıca ölçüt geçerliliği kapsamında eşzamanlı geçerlilik (Concurrent Validity) testi için Pearson Katsayısı kullanılmıştır.

Çalışmanın güvenirlik testi kapsamında iç tutarlılık (Cronbach's Alpha) değerleri hesaplanmıştır. Hesaplanan Cronbach's Alpha değerlerinin 1'e yakın olması ($\alpha \leq 1.00$) çalışmanın güvenirliğini göstermektedir (Bonett & Wright, 2015). Araştırmada ölçülen Cronach's Alpha değeri 0,88'dir. Böylece $\alpha=0,88$, 1'e yakın olduğu için ölçeği oluşturan kullanıcıların içerik filtreleme konusundaki farkındalığı, kullanıcıların otomatik karar verme konusundaki farkındalığı, kullanıcıların insan algoritma etkileşimi konusundaki farkındalığı ve kullanıcıların etik hususlara ilişkin farkındalığı boyutlarının güvenilir olduğu tespit edilmiştir.

2.1.1. Ölçeğin Yapı Geçerliliği

Ölçeğin yapı geçerliliği kapsamında Açıklayıcı Faktör Analizi (AFA), Doğrulayıcı Faktör Analizi (DFA) yöntemlerinden yararlanılmıştır.

2.1.1.1. Açıklayıcı Faktör Analizi (AFA)

Bir ölçek için oluşturulmuş ve ön testle kontrol edilmiş maddelerin, alan uzmanı tarafından nasıl değerlendirileceği tahmin edilse bile, ölçeğin sahip olduğu yapının tam olarak ne olduğu ve kaç adet faktör içerdiğini tespit etmek için AFA kullanılmaktadır. Bu sayede, maddelerin ölçek üzerinde ne kadar etkili olduğu ve varyasyonu ne ölçüde açıkladığı kolaylıkla tespit edilebilmektedir (Brown, 2006). AFA ölçümünden yararlanılırken, maksimum olabilirlik ve varimax döndürme tekniği yolu izlenmiştir ve bu kapsamda çalışmanın geçerliğinin hesaplanabilmesi için Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) ve Bartlett küresellik testlerinin sonuçları incelenmiştir. Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) ve Bartlett's küresellik testleri bir ölçeğin araştırma kapsamında belirlenen örneklem büyüklüğüne uygun olup olmadığını belirlemek ve aynı zamanda faktör analizine uygunluğunu test edebilmek amacı ile uygulanmaktadır. KMO'nun kabul edilebilir değerleri 0,5'in üzerindeki değerlerdir. Bu kapsamda 0,5 ve 0,7 değerleri arasındaki değerler orta, 0,7 ile 0,8 arasındaki değerler iyi ve 0,8 ve 0,9 arasındaki değerler çok iyi ve 0,9'dan büyük değerler ise mükemmel olarak ele alınmaktadır (Hutcheson & Sofroniou, 1999). Çalışmada ise Tablo 3'te gösterildiği gibi KMO değeri 0,89 (Bartlett's Testi = 2424,47, $df=78$, $p<.001$) olarak hesaplanmıştır. Böylece ölçeğin faktör analizine çok iyi derecede uygunluk gösterdiği söylenebilmektedir.

Tablo 3. KMO ve Bartlett's küresellik testi

Kaiser-Meyer-Olkin (KMO)		0,89
Bartlett's Testi	Ortalama Ki-Kare	2424,47
	df	78
	Sig.(p)	0,000

AFA için ana bileşen yöntemi (Principal Component Analysis) ve doğrudan oblimin döndürme yöntemi (Direct Oblimin Rotation) uygulanmıştır. Bu kapsamda Tablo 4'te çalışmanın faktör analizleri belirtilmiştir. Çalışmanın faktör analizleri incelendiğinde iyi bir faktör ölçümünün referansı, kümülatifte %50 ve yukarı değerler olduğu için ilgili faktörler yeterli bulunmuştur. Ayrıca ana ölçeğe bağlı kalınması amacıyla da 4 faktör ile ilenlenmiştir (Zarouali vd., 2021) ve çalışmaya Doğrulatoryıcı Faktör Analizi ile devam edilmiştir.

Tablo 4. Faktör yükleri

	Başlangıç Özdeğerleri			Karesel Yüklerin Çıkarım Topamları		
Madde	Toplam	% Varyans	Toplam %	Total	% of Variance	Cumulative %
1	5,95	45,80	45,80	5,95	45,80	45,80
2	1,28	9,87	55,68	1,28	9,87	55,68
3	1,19	9,12	64,80	1,19	9,12	64,80
4	0,75	5,74	70,54	0,75	5,74	70,54
5	0,65	4,97	75,50			
6	0,62	4,78	80,28			
7	0,54	4,15	84,43			
8	0,48	3,66	88,10			
9	0,44	3,38	91,48			
10	0,34	2,64	94,11			
11	0,30	2,33	96,44			
12	0,25	1,92	98,36			
13	0,21	1,64	100			

2.1.1.2. Doğrulatoryıcı Faktör Analizi (DFA)

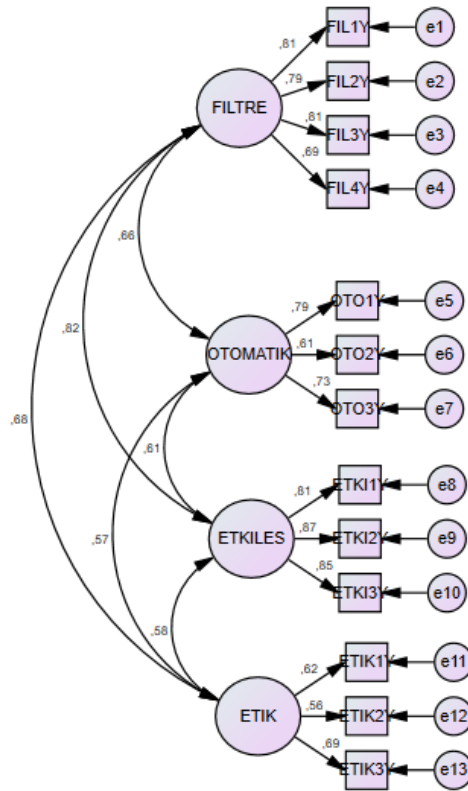
Analiz sürecinde elde edilen yapının geçerliğini test etmek ve çalışmanın geçerliğini daha iyi tanımlamak amacıyla çalışmaya DFA ile devam edilmiştir (Worthington & Whittaker, 2006). İlk olarak modelin uygunluğunun test edilmesi için Ki-Kare (PCMIN/DF), Comperative Fit Index (CFI), Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA), Tucker-Lewis Index (TLI), Normal Fit Index (NFI), Goodness of Fit (GFI), Root Mean Square Residual (RMR) değerlerine bakılmıştır. Tablo 5'te ilgili değerlerin referans aralıkları bulunmaktadır.

Tablo 5. DFA uyum analizi

	RMSEA	GFI	X2/sd	NFI	TLI	RMR	CFI
AMCA	0,07	0,94	1,66	0,932	0,94	0,04	0,96
Mükemmel Uyum	RMSEA≤0,08	0,95 ≤GFI ≤ 1	0 ≤ x2/sd ≤ 2	0,95 ≤ NFI ≤ 1	0,95≤.TLI	RMR ≤ 0,05	0,09 ≤CFI
Kabul edilebilir uyum	0,08<RMSEA≤0,1	0,9 ≤ GFI ≤0,95	2 ≤ x2/sd ≤ 3	0,9 ≤ NFI ≤0,95			

Kaynak	(Yaşlıoğlu, 2017)	(Jöreskog & Sörbom, 1993)	(Hu & Bentler, 1999)	(Kline, 2011)	(Boateng vd., 2018)
--------	-------------------	---------------------------	----------------------	---------------	---------------------

Tablo 4’te belirtildiği üzere çalışma kapsamında ele alınan CFI, GFI, NFI, TLI, RMR ve RMSEA değerleri kabul edilebilir uyumdadır. Bu nedenle de çalışmanın araştırma modeli çalışılmıştır. Şekil 1’de belirtilen çalışma modelinde, kullanıcıların içerik filtreleme konusundaki farkındalığı (FILTE), kullanıcıların otomatik karar verme konusundaki farkındalığı (OTOMATİK), kullanıcıların insan algoritma etkileşimi konusundaki farkındalığı (ETKİLES) ve kullanıcıların etik hususlara ilişkin farkındalığı (ETİK) faktörleri ile model geliştirilmiştir.



Şekil 1. AMCA Ölçeği Türkçe Versiyonu Araştırma Modeli

Stevens (2002)’a göre faktör yükleri 0,4’ten büyük olan faktörlerin model uyumluluğu vardır. Şekil 1 incelendiğinde ise tüm faktörlerin model ile uyumlu olduğu söylenebilmektedir.

2.1.1.3. Yakınsak Geçerliği (Convergent Validity)

Ölçek geçerliliği kapsamında yakınsak geçerlik (Convergent Validity) ve ayırışım geçerliği (Discriminant Validity) çalışması yapılmıştır. Bu kapsamda AVE (Average Variance Extracted) ve CR (Composite Reliability) değerlerinden yararlanılırken; AVE ve DFA’dan elde edilen modelde, her bir alt faktörün orada yer alan maddelere faktör yüklerinin karesi alınıp elde edilen değerlerin aritmetik ortalaması bulunarak hesaplaması yapılması planlanmıştır. CR değerinin 0,70’den, AVE değerinin ise 0,5’ ten büyük olması gerekmektedir (Fornell & Larcker, 1981, s. 46).

Tablo 6. AVE & CV Değerleri

Faktör	AVE	CR
FILTRE	0,60	0,59
OTOMATİK	0,51	0,76
ETKİLESİM	0,68	0,86
ETİK	0,38	0,64

Tablo 6 incelendiğinde ve Fornell-Larcker (1981) kriterine göre ayrışım geçerliliği değerlendirmesi yapıldığında FILTRE, OTOMATİK, ETKİLESİM ve ETİK faktörlerinin, AVE ve CR değerlerinin kabul edilebilir olduğu ancak ETİK faktörünün referans aralıklarından küçük olduğu görülmektedir. Ayrışım geçerliliği kapsamında ise Fornell-Larcker (1981) Kriteri doğrultusunda, her faktörün AVE karekökü hesaplanarak diğer faktörlerle olan korelasyonlarla karşılaştırılması ele alınmıştır. Bu kapsamda FILTRE ($\sqrt{\text{AVE}} = 0.777$) ve ETİK ($\sqrt{\text{AVE}} = 0.612$) faktörleri ayrışım geçerliliği kriterlerini sağlamaktadır. Sadece OTOMATİK ($\sqrt{\text{AVE}} = 0.714$) ve ETKİLESİM ($\sqrt{\text{AVE}} = 0.823$) faktörleri arasındaki korelasyon ($r = 0.82$) oldukça yüksek olduğu için, bu iki faktör arasındaki ayrışım geçerliliği sınırda kabul edilebilir düzeydedir. Ancak Fornell ve Larcker (1981, s. 46) AVE ve CR değerlerinin katı bir ölçüt olduğunu belirttikleri için ve diğer güvenilirlik değerlerinin uygun olduğu durumlarda 0,5'in altındaki değerlerin kabul edilebileceğini belirtmiş olması nedeniyle ve asıl ölçeğe bağlı kalınması amacıyla faktör değişikliği yapılmamıştır. Böylece ölçeğin genel yapısı içinde teorik tutarlılığı korunmuş olup, bu faktörün ölçme gücünün artırılması için ilerleyen çalışmalarda daha fazla madde eklenmesi veya madde yükleri düşük olan ifadelerin gözden geçirilmesi önerilmektedir. Ayrıca orijinal çalışmada da yakınsak geçerlik (Convergent Validity) ve ayrışım geçerliği (Discriminant Validity) çalışmasının yapılmadığı görülmektedir.

2.1.2. Ölçüt Geçerliliği - Eşzamanlı Geçerlik (Concurrent Validity)

Eşzamanlı geçerlik, bir ölçme aracının, aynı anda uygulanan ve geçerliliği daha önce kanıtlanmış bir başka ölçek veya benzer bir ölçümle tutarlılık gösterip göstermediğini değerlendirmek için kullanılan bir yöntemdir (Lin & Yao, 2023). İfadelerin geçerliği incelemek amacıyla YouTube örneklemine dayalı bir analiz gerçekleştirilmiştir ve ölçüt geçerliliği kapsamında gerçekleştirilen bu analiz Instagram ile Netflix örneklemleriyle karşılaştırmalı olarak sürdürülmüştür. Bu kapsamda yaratılan ilgili ölçeğin farklı dijital platformlarda gösterdiği tutarlılığı belirlemek için Pearson Korelasyon Analizi yöntemi uygulanmıştır.

Tablo 7. Pearson Katsayısı Değerleri

YouTube Faktörü	Instagram Faktörü	Pearson r	p değeri
FİLY	FİLİ	0.596	< 0.001
OTOY	OTOİ	0.670	< 0.001
ETKIY	ETKİİ	0.582	< 0.001
ETIKY	ETİKİ	0.582	< 0.001
FİLY	FİLN	0.513	< 0.001
OTOY	OTON	0.582	< 0.001
ETKIY	ETKİN	0.761	< 0.001

ETIKY	ETIKN	0.591	< 0.001
-------	-------	-------	---------

Tablo 7’de belirtildiği üzere, çalışmada kullanılan ölçeğin **ölçüt geçerliliği kapsamında eşzamanlı geçerliliği sağladığı** söylenebilir.

Böylece ölçeğin Türkçeye uyarlanmış halinin gerçekleştirilen tüm analizlerden sonra geçerli ve güvenilir olduğu söylenebilmektedir. Instagram, Netflix ve YouTube için gerçekleştirilen bu çalışmada faktörlerin ortalamaları da Tablo 8’da belirtilmektedir.

Tablo 8. Faktörlerin Ortalamaları

Ortalamalar												
	FILY	OTOY	ETKIY	ETIKY	FILI	OTOI	ETKII	ETIKI	FILN	OTON	ETKIN	ETIKN
N	386	386	386	386	386	386	386	386	386	386	386	386
Ortalama	1,75	2,20	1,83	2,05	1,74	2,28	1,77	2,05	1,92	2,23	2,02	2,14
St. Sapma	0,65	0,88	0,72	0,71	0,60	0,81	0,67	0,71	0,76	0,84	0,83	0,78
Varyans	0,42	0,77	0,52	0,50	0,35	0,66	0,45	0,50	0,57	0,70	0,69	0,61
Çarpıklık	0,82	0,45	0,98	0,21	0,79	0,19	0,85	0,21	0,72	0,27	0,62	0,36
Basıklık	1,42	(0,06)	1,96	(0,47)	1,87	(0,31)	1,46	(0,47)	0,62	(0,37)	0,22	(0,16)

Y= YouTube, I=Instagram, N=Netflix

Tablo 6 incelendiğinde katılımcıların çoğunluğunun katılıyorum ve kesinlikle katılıyorum yanıtlarını verdikleri gözlemlenmiştir. Tüm faktörler incelendiğinde kullanıcıların otomatik karar verme konusundaki farkındalığının diğerlerine göre görece daha düşük bir ortalamaya sahip olduğu gözlemlenmektedir. Ayrıca Netflix platformunun kullanıcıların içerik filtreleme konusundaki farkındalığı dışındaki diğer faktörlerinin diğer platformların faktörlerine göre görece daha düşük olduğu da söylenebilmektedir.

2.1.3 Hipotez Testleri

Çalışmada son olarak hipotez testlerinin doğruluğu araştırılmıştır. Araştırma hipotezlerinin analizi için veri seti normal dağılım gösterdiğinden Pearson Korelasyon sayısı kullanılmıştır. Pearson Korelasyon katsayısına göre, değerler 0,1 ile 0,3 arasında ise korelasyonun zayıf olduğu söylenebilir. Veriler 0,3 ile 0,5 arasında ise orta düzeyde, 0,5 ile 1 arasında ise iki faktör arasında güçlü bir korelasyon olduğu ifade edilebilmektedir. Bu bağlamda, çalışmanın korelasyon matrisi aşağıda sunulmuştur (Statistics, 2018). Bu kapsamda Instagram platformu için aşağıdaki bulgular elde edilmiştir.

Tablo 9. Instagram Korelasyon Tablosu

	FILI	OTOI	ETKII	ETIKI
FILI	1	0,44**	0,58**	0,28**
		<0,001	<0,001	<0,001
OTOI	0,44**	1	0,31**	0,26**
	<0,001		<0,001	<0,001

ETKII	0,58**	0,31**	1	0,36**
	<0,001	<0,001		<0,001
ETIKI	0,28**	0,26**	0,36**	1
	<0,001	<0,001	<0,001	
** Korelasyon, 0,01 düzeyinde (çift yönlü) anlamlıdır.				

Çalışmanın hipotezlerine yanıt vermek amacıyla Tablo 9 incelendiğinde tüm faktörlerin birbirleriyle anlamlı bir ilişkiye sahip olduğu söylenebilmektedir. Ancak içerik filtreleme konusundaki farkındalık faktörü ve insan algoritma etkileşimi konusundaki farkındalık faktörü arasında diğer faktörlere göre daha güçlü bir etkileşimin olduğu söylenebilmektedir. Böylece H1, H2, H3, H4, H5 ve H6 hipotezleri anlamlı olarak kabul edilmiştir.

Tablo 10. YouTube Korelasyon Tablosu

	FILY	OTOY	ETKIY	ETIKY
FILY	1	0,50**	0,71**	0,52**
		<0,001	<0,001	<0,001
OTOY	0,50**	1	0,46**	0,37**
	<0,001		<0,001	<0,001
ETKIY	0,72**	0,46**	1	0,42**
	<0,001	<0,001		<0,001
ETIKY	0,52**	0,37**	0,42**	1
	<0,001	<0,001	<0,001	
** Korelasyon, 0.01 düzeyinde (çift yönlü) anlamlıdır.				

YouTube platformu kapsamında Tablo 10 incelendiğinde tüm faktörlerin birbirleriyle anlamlı bir ilişkiye sahip olduğu söylenebilmektedir. Ancak özellikle içerik filtreleme konusundaki farkındalık faktörünün diğer tüm faktörlerle daha anlamlı bir ilişkiye sahip olduğu söylenebilmektedir. Böylece H7, H8, H9, H10, H11 ve H12’de kabul edilmiştir.

Tablo 11. Netflix Korelasyon Tablosu

	OTON	FILN	ETKIN	ETIKN
OTON	1	0,58**	0,53**	0,54**
		<0,001	<0,001	<0,001
FILN	0,58**	1	0,76**	0,53**
	<0,001		<0,001	<0,001
ETKIN	0,53**	0,76**	1	0,57**
	<0,001	<0,001		<0,001
ETIKN	0,54**	0,53**	0,57**	1
	<0,001	<0,001	<0,001	
** Korelasyon, 0.01 düzeyinde (çift yönlü) anlamlıdır.				

Son olarak Netflix platformu kapsamında Tablo 11 incelendiğinde tüm faktörlerin birbirleriyle güçlü bir şekilde anlamlı olduğu söylenebilmektedir. Böylece H13, H14, H15, H16, H17, H18 de kabul edilmiştir.

Sonuç

Bu çalışmada, Zarouali ve arkadaşları (2021) tarafından geliştirilen Algoritmik Medya İçeriği Farkındalık Ölçeğinin (AMCA-scale) Türkçe'ye uyarlanması, geçerlik ve güvenilirlik analizlerinin sunulması ve ölçek faktörleri arasındaki ilişkilerin analiz edilmesi amaçlanmıştır. Bu kapsamda, ölçeğin dilsel eşdeğerliğinin sağlanmasından sonra gerçekleştirilen güvenilirlik testinin ve AFA ve DFA bulgularının asıl ölçülmeyi isteneni yordamada başarılı olduğu tespit edilmiştir. Ayrıca ölçeğin tüm faktör yüklerinin de yeterli olduğu ve iç tutarlılık değerlerini de (Cronbach's Alpha) karşıladığı gözlemlenmiştir. Böylece Algoritmik Medya İçeriği Farkındalık Ölçeğinin Türkçe uyarlamasının geçerli ve güvenilir olduğu ortaya konmuştur.

Ölçek ortalamaları incelendiğinde Zarouali ve arkadaşlarının (2021) çalışmasına uyumlu biçimde katılımcıların -genel olarak- algoritmalar konusunda düşük farkındalığa sahip olduğunu söylemek mümkündür. Bunun yanı sıra, katılımcıların tüm platformlarda otomatik karar verme konusundaki farkındalığının diğer farkındalık boyutlarına göre daha düşük olduğu anlaşılmıştır. Öte yandan Zarouali ve arkadaşlarının çalışmasında, etik hususlara ilişkin farkındalığın diğer boyutlara göre daha düşük olduğu görülmektedir. Bu bulgu, algoritmik farkındalık bileşenlerinin platform, kültürel bağlam veya kullanıcı deneyimine göre değişebileceğini düşündürmektedir.

Hipotez testlerine bakıldığında ölçeğin tüm faktörlerinin yani kullanıcıların içerik filtreleme konusundaki farkındalığı, kullanıcıların otomatik karar verme konusundaki farkındalığı, kullanıcıların insan algoritma etkileşimi konusundaki farkındalığı ve kullanıcıların etik hususlara ilişkin farkındalığı faktörlerinin güçlü bir korelasyona sahip olduğu anlaşılmaktadır. Öte yandan, Netflix platformu kapsamında tüm bu faktörlerin çok güçlü bir şekilde ilişkili olduğu, YouTube açısından kullanıcıların içerik filtreleme konusundaki farkındalığı ile diğer tüm faktörler arasında güçlü bir ilişki olduğu ve Instagram platformunda ise kullanıcıların içerik filtreleme konusundaki farkındalığı ve kullanıcıların insan algoritma etkileşimi konusundaki farkındalığı arasında güçlü bir ilişki olduğu tespit edilmiştir. Genel olarak değerlendirildiğinde özellikle kullanıcıların içerik filtreleme farkındalığı faktörünün diğer faktörlerle daha güçlü ilişkiler sergilediği sonucuna ulaşılmıştır. Bu tespitler, algoritma farkındalığının çok boyutlu yapısını ve farkındalık düzeylerinin platformlara özgü dinamiklerden etkilendiğini ortaya koymaktadır. Nitekim, dijital medya platformları, kullanıcının tercihlerinin ortak yönlerine (içerik tabanlı filtreleme) ve benzer profillere sahip kullanıcıların tercihlerine (iş birlikçi filtreleme) göre algoritmalarla kurgulanan öneri sistemlerini benimsemektedir (Stöckli & Khobzi, 2021). Bu noktada, Netflix kapsamındaki yüksek korelasyon bulgularının da söz konusu sistemler açısından anlamlandırılabilirliği düşünülmektedir. Nitekim, Netflix'in algoritmik farkındalık düzeylerinin diğer platformların faktörlerinden görece daha düşük olduğu görülmektedir. Bu tespit, Zarouali ve arkadaşlarının (2021) çalışması ile uyumludur. Buna göre, Netflix bağlamında psikometrik açıdan uyumlu bulgu, ölçeğin farklı kullanıcı gruplarında tutarlı bir şekilde çalıştığını ve kullanıcıların algoritmalara yönelik farkındalıklarının sistematik bir yapı sergilediğini göstermektedir. Zira, araştırmalara göre Netflix, benzer kullanıcıların arama ve izleme alışkanlıklarını karşılaştırarak (iş birlikçi filtreleme) ve kullanıcıların yüksek puan verdiği filmlerle aynı özellikleri paylaşan filmleri belirleyerek (içerik tabanlı filtreleme) önerilerde bulunmakta (Thorat vd., 2015, s. 34), “aynı içeriğin farklı beğeni tarzlarına sahip olan kişilere, farklı afişlerle, farklı kategorilerde ya da farklı listeler altında sunulması” (Özel & Özyay, 2021) gibi kişiselleştirme odaklı bir içerik yapısı oluşturmakta, konum, kültürel/dini/ulusal bayramlar, dikkat (kullanıcının videoyu izlemeye odaklanması veya arka planda oynatması), aynı anda meydana gelen dış olaylar (spor etkinlikleri, seçimler vb.) ve hava durumu gibi dinamikleri de

göz önünde bulundurmaktadır (Adomavicius vd., 2022, s. 212). Tüm bunlar, kullanıcı ve platform arasındaki etkileşimi güçlendiren yönler olurken aynı zamanda algoritma farkındalık düzeylerinin düşük olmasında da önemli bir etken olarak ifade edilebilmektedir. Nitekim, Fouquaert ve Mechant'ın (2022) da belirttiği üzere kullanıcıların platform açısından algıladıkları avantajların dezavantajlardan daha baskın olması durumu, kullanım alışkanlıklarına yönelik değişimin önüne geçmektedir.

Bu çalışmada Instagram, Netflix ve Youtube platformları kapsamında algoritmik farkındalık incelenmiştir. Ancak, Türkiye'deki diğer sosyal medya ve dijital platformların dahil edilmemesi çalışmanın sınırlılıklarını oluşturmaktadır. Ayrıca çalışmanın bir diğer sınırlılıklarından biri ise ölçeğin orijinal formunda çift yönlü (double-barreled) ifadeler içermesidir. Çift yönlü maddeler, tek bir cümlede birden fazla anlam ve yargıyı barındıran ifadelerdir ve bu ifadeler ölçeğin orijinal dilinde bile ölçme geçerliği açısından sorunlar çıkarabilirken Türkçe'ye uyarlama sürecinde de anlam belirsizliği yaratabilmektedir (Boateng vd., 2018). Ancak, bu çalışmada ölçeğin orijinal formuna bağlı kalma gerekliliği ile çift yönlü ifadeler korunmuştur.

Sonuç olarak çalışmanın, kullanıcıların algoritmik medya içeriğine yönelik farkındalık düzeylerini ölçmek ve farkındalığın hangi boyutlarla ne şekilde ilişkilendiğini tespit edebilmek noktasında Türkiye örneklemini için geçerliği ve güvenilirliği doğrulanmış bir veri toplama aracı ile alan yazınına katkı sağladığı düşünülmektedir. Ek olarak, söz konusu veri toplama aracının algoritma farkındalığını ve benzer biçimde algoritma okuryazarlığını geliştirmeye yönelik araştırmalar için de fayda sağlama potansiyelini ifade etmek mümkündür. Gelecekte geliştirilecek farkındalık çalışmalarının diğer dijital platformları kapsama alarak Türkiye'deki insan algoritma etkileşimi odaklı alan yazınına kapsamlı bulgular sunması önerilmektedir.

Açıklamalar

* **Etik Kurul Onayı:** Bu çalışmanın etik açıdan onayı, Yeditepe Üniversitesi Beşerî ve Sosyal Bilimler Bilimsel Araştırma ve Yayın Etik Kurulu tarafından verilmiştir (Toplantı tarihi: 26.12.2023, Toplantı No: 46/2023).

* **Yayın Etiği:** Bu çalışma, "Yükseköğretim Kurumları Bilimsel Araştırma ve Yayın Etiği Yönergesi"nde belirtilen kurallara uygun şekilde hazırlanmıştır. Ayrıca, intihal kontrol yazılımları iThenticate programı ile taranmış ve herhangi bir intihal unsuru tespit edilmemiştir.

* **Yazar Katkı Oranı:** Her iki yazar çalışmaya eşit olarak katkı sağlamış olup, katkı oranları %50'dir

* **Çıkar Çatışması:** Yazarların herhangi bir kurum/kuruluşla çıkar çatışması bulunmamaktadır.

* **Akademik Finansal Destek:** Bu çalışma kapsamında herhangi bir kurum veya kuruluştan akademik finansal destek alınmamıştır.

* **Yazar Beyanı:** Çalışma bir tezden üretilmemiştir; sempozyum/kongre gibi herhangi bir akademik toplantıda sunulan bildiriden üretilmemiştir; herhangi bir akademik proje kapsamında değildir. Yazarlar, araştırmaya başlamadan önce orijinal ölçeğin sorumlu yazarından adaptasyon çalışması için yazılı izin almıştır.

Structured Extended Abstract

Research Background & Problem

The study aims to adapt the Algorithmic Media Content Awareness Scale (AMCA-scale) developed by Zarouali, Boerman, and de Vreese (2021) into Turkish. The scale will be tested on Instagram, YouTube, and Netflix platforms to examine users' responses and to find the relationship between the scale factors. The environment where digital media platforms increasingly use algorithms to determine the content to be presented to users emphasizes the significance of exploring users' awareness of algorithmic structure and content. Indeed, the literature on the relationality of algorithms, digital media and awareness focuses on the nature of personalization-oriented algorithmic architectures and recommendation algorithms that prioritize the interaction element in these architectures, raising concerns about the user's decision process (Bernstein et al., 2023; Breidbach, 2024; Løkke, 2020; Orth, 2019; Milano et al., 2020; Tréré, 2016). These debates on human algorithm interaction emphasize the importance of research focused on measuring and improving awareness of algorithms (Dogruel, Masur, et al., 2022; Espinoza-Rojas et al., 2023; Gran et al., 2021; Siles et al., 2024; Taylor & Brisini, 2024).

Research Methodology

For the research methodology, a quantitative research approach, a survey, was used. At first, the linguistic equivalence of the scale was ensured within the framework of Instagram, YouTube, and Netflix platforms. The questionnaire was first applied to 15 experts working in the media and communication field using a purposive sampling approach, and the clarity of the survey statements was tested by asking for feedback from the participants. After that to reach a larger audience, Google Forms was used to spread the survey. The data collection process was completed between 15.01.2024 - 12.01.2025. A total of 386 people were reached by snowball sampling, which is a purposive sampling technique. IBM SPSS 26.0 and IBM SPSS AMOS 29.0 programs were used for the validity, reliability, and factor tests applied for the analysis of the survey data in the study.

Research Results

For the reliability and confirmatory test of the scale, Cronbach's Alpha and KMO tests are used. The Cronbach's Alpha value was calculated and found as $\alpha=0.88$. Since this value is close to 1 (Bonett & Wright, 2015), it can be claimed that all of the components of the scale were reliable. The KMO value was calculated as 0.898 for the validity measurement of the scale (Bartlett's Test = 2424.47, $df=78$, $p<.001$). Thus, all the metrics reveal that the scale was appropriate for factor analysis (Hutcheson & Sofroniou, 1999). The Chi-Square (PCMIN/DF), Comparative Fit Index (CFI), Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA), Tucker-Lewis Index (TLI), Normal Fit Index (NFI), Goodness of Fit (GFI), Root Mean Square Residual (RMR) values calculated and it was found that the scale model fits with all corresponding metrics. For the hypotheses checks, the Pearson Correlation number was used since the data set showed a normal distribution. Accordingly, all hypotheses were accepted.

Conclusion & Discussion

The Turkish adaptation of the Algorithmic Media Content Awareness Scale was observed as valid and reliable. After the scale averages are analyzed, it is understood that users' awareness of automatic decision-making on all platforms is lower than other awareness dimensions. It is also possible to say that the Netflix platform's factors other than users' awareness of content filtering are relatively lower than the factors of other platforms. Hypothesis tests concluded that all factors of the scale have a strong correlation. It was also found that all these factors are strongly correlated within the scope of the Netflix platform, there is a strong relationship

between users' awareness of content filtering and all other factors in terms of YouTube, and there is a strong relationship between users' awareness of content filtering and users' awareness of human algorithm interaction on Instagram platform. As a result, it can be concluded that especially the factor of users' awareness of content filtering exhibits stronger relationships with other factors. In general, it was concluded that especially the factor of users' awareness of content filtering exhibited stronger relationships with other factors. These findings reveal the multidimensional nature of algorithm awareness and that awareness levels are affected by platform-specific dynamics. Digital media platforms adopt recommendation systems built with algorithms based on the common aspects of user preferences (content-based filtering) and the preferences of users with similar profiles (collaborative filtering) (Stöckli & Khobzi, 2021). At this point, it is thought that the high correlation findings within Netflix can also be interpreted in terms of these systems. Netflix makes recommendations and creates a personalization-oriented content structure by comparing the search and viewing habits of similar users (collaborative filtering) and identifying movies that share the same characteristics with the movies that users rate highly (content-based filtering) (Özel & Özyay, 2021; Thorat vd., 2015). While all these are aspects that strengthen the engagement between the user and the platform, they can also be expressed as an important factor in the low level of algorithm awareness.

Kaynakça

- Adomavicius, G., Bauman, K., Tuzhilin, A., & Unger, M. (2022). Context-aware recommender systems. F. Ricci, L. Rokach, B. Shapira (Eds.). *Recommender systems handbook* (ss. 211-250). Springer.
- Beer, D. (2009). Power through the algorithm? Participatory web cultures and the technological unconscious. *New Media & Society*, 11(6), 985-1002. <https://doi.org/10.1177/1461444809336551>
- Bernstein, M., Christin, A., Hancock, J., Hashimoto, T., Jia, C., Lam, M., Meister, N., Persily, N., Piccardi, T., & Saveski, M. (2023). Embedding societal values into social media algorithms. *Journal of Online Trust and Safety*, 2(1). <https://doi.org/10.54501/jots.v2i1.148>
- Blazquez, D., & Domenech, J. (2018). Big Data sources and methods for social and economic analyses. *Technological Forecasting and Social Change*, 130, 99-113. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2017.07.027>
- Boateng, G. O., Neilands, T. B., Frongillo, E. A., Melgar-Quinonez, H. R., & Young, S. L. (2018). Best practices for developing and validating scales for health, social, and behavioral research: A primer. *Frontiers in public health*, 6, 149. <https://doi.org/10.3389/fpubh.2018.00149>
- Bonett, D. G., & Wright, T. A. (2015). Cronbach's alpha reliability: Interval estimation, hypothesis testing, and sample size planning. *Journal of Organizational Behavior*, 36(1), 3-15. <https://doi.org/10.1002/job.1960>
- Bozdag, E. (2013). Bias in algorithmic filtering and personalization. *Ethics and Information Technology*, 15(3), 209-227. <https://doi.org/10.1007/s10676-013-9321-6>
- Breidbach, C. F. (2024). Responsible algorithmic decision-making. *Organizational Dynamics*, 53(2), <https://doi.org/10.1016/j.orgdyn.2024.101031>

- Brown, T. A. (2006). *Confirmatory factor analysis for applied research*. Guilford Press.
- Bucher, T. (2018). *If... then: Algorithmic power and politics*. Oxford University Press.
- Chandler, D., & Fuchs, C. (2019). *Digital objects, digital subjects: Interdisciplinary perspectives on capitalism, labour and politics in the age of big data*. University of Westminster Press.
- Cotter, K. M. (2020). *Critical algorithmic literacy: Power, epistemology, and platforms*. [Doctoral dissertation]. Michigan State University.
- Datareportal. (2024a). *Digital 2024: Global overview report*. <https://datareportal.com/reports/digital-2024-global-overview-report>
- Datareportal. (2024b). *Digital 2024: Turkey*. <https://datareportal.com/reports/digital-2024-turkey>
- Diakopoulos, N. (2015). Algorithmic accountability: Journalistic investigation of computational power structures. *Digital Journalism*, 3(3), 398-415. <https://doi.org/10.1080/21670811.2014.976411>
- Diakopoulos, N. (2016). Accountability in algorithmic decision making. *Communications of the ACM*, 59(2), 56-62. <https://doi.org/10.1145/2844110>
- Dogruel, L. (2021). What is algorithm literacy? A conceptualization and challenges regarding its empirical measurement. M. Taddicken, & C. Schumann (Eds.), *Algorithms and communication* (ss. 67-93). Infrastructure and Research for Social Sciences - GESIS. <https://doi.org/10.48541/dcr.v9.3>
- Dogruel, L., Facciorusso, D., & Stark, B. (2022). 'I'm still the master of the machine.' Internet users' awareness of algorithmic decision-making and their perception of its effect on their autonomy. *Information, Communication & Society*, 25(9), 1311-1332. <https://doi.org/10.1080/1369118X.2020.1863999>
- Dogruel, L., Masur, P., & Joeckel, S. (2022). Development and validation of an algorithm literacy scale for internet users. *Communication Methods and Measures*, 16(2), 115-133. <https://doi.org/10.1080/19312458.2021.1968361>
- Erdem, B. K. (2021). Yapay zekânın medya ve yayıncılık alanına etkisi. *TRT Akademi*, 6(13), 896-903. <https://doi.org/10.37679/trta.1002525>
- Eslami, M., Rickman, A., Vaccaro, K., Aleyasen, A., Vuong, A., Karahalios, K., Hamilton, K., & Sandvig, C. (2015). "I always assumed that I wasn't really that close to [her]": Reasoning about invisible algorithms in news feeds. *Proceedings of the 33rd Annual ACM Conference on Human Factors in Computing Systems*, 153-162. <https://doi.org/10.1145/2702123.2702556>
- Espinoza-Rojas, J., Siles, I., & Castelain, T. (2023). How using various platforms shapes awareness of algorithms. *Behaviour & Information Technology*, 42(9), 1422-1433. <https://doi.org/10.1080/0144929X.2022.2078224>
- Fornell, C., & Larcker, D. F. (1981). Evaluating structural equation models with unobservable variables and measurement error. *Journal of Marketing Research*, 18(1), 39-50. <https://doi.org/10.1177/002224378101800104>

- Fouquaert, T., & Mechant, P. (2022). Making curation algorithms apparent: A case study of 'Instawareness' as a means to heighten awareness and understanding of Instagram's algorithm. *Information, Communication & Society*, 25(12), 1769-1789. <https://doi.org/10.1080/1369118X.2021.1883707>
- George, D., & Mallery, M. (2010). *SPSS for Windows step by step: A simple guide and reference*. Pearson.
- Gillespie, T. (2014). *The relevance of algorithms*. https://direct.mit.edu/books/edited-volume/chapter-pdf/2273545/9780262319461_cai.pdf
- Gran, A.-B., Booth, P., & Bucher, T. (2021). To be or not to be algorithm aware: A question of a new digital divide? *Information, Communication & Society*, 24(12), 1779-1796. <https://doi.org/10.1080/1369118X.2020.1736124>
- Head, A. J., Fister, B., & MacMillan, M. (2020). Information literacy in the age of algorithms: student experiences with news and information, and the need for change. *Project Information Literacy*. <https://eric.ed.gov/?id=ED605109>
- Herschel, R., & Miori, V. M. (2017). Ethics & big data. *Technology in Society*, 49, 31-36. <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2017.03.003>
- Hu, L., & Bentler, P. M. (1999). Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: Conventional criteria versus new alternatives. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 6(1), 1-55. <https://doi.org/10.1080/10705519909540118>
- Hutcheson, G. D., & Sofroniou, N. (1999). *The multivariate social scientist: Introductory statistics using generalized linear models*. <https://www.torrossa.com/gs/resourceProxy?an=4912571&publisher=FZ7200>
- İlıcak Aydınalp, Ş. G. (2020). Halkla ilişkiler perspektifiyle yapay zekâ (AI). *Turkish Studies*, 15(4), 2283-2300. <http://dx.doi.org/10.29228/TurkishStudies.42106>
- Iliadis, A., & Russo, F. (2016). Critical data studies: An introduction. *Big Data & Society*, 3(2). <https://doi.org/10.1177/2053951716674238>
- Jöreskog, K. G., & Sörbom, D. (1993). *Lisrel 8: User's guide*. Scientific Software.
- Karakoç Keskin, K., Gül Ünlü, & Oğuz Kuş. (2023). Algoritmik farkındalık ve hayali olanaklar: İnsan hakları ihlallerinin dijital mekanizması üzerine düşünmek. M. A. Göngen, Y. Kesgin (Ed.). *Medya ve insan hakları* (ss.55-72). Kriter.
- Keskin, E. K. (2024). Dijital medya ortamında rızanın algoritmik inşası: Eleştirel algoritma çalışmaları perspektifinde bir tartışma. *Yeni Medya*, 16, 329-353. <https://doi.org/10.55609/yenimedya.1424585>
- Kline, R. B. (2011). 26 Convergence of structural equation modeling and multilevel modeling. M. Williams, W. P. Vogt (Eds.). *The SAGE handbook of innovation in social research methods* (ss. 562-589). SAGE Publications.
- Koenig, A. (2020). The algorithms know me and I know them: Using student journals to uncover algorithmic literacy awareness. *Computers and Composition*, 58. <https://doi.org/10.1016/j.compcom.2020.102611>

- Kraemer, F., Van Overveld, K., & Peterson, M. (2011). Is there an ethics of algorithms? *Ethics and Information Technology*, 13(3), 251-260. <https://doi.org/10.1007/s10676-010-9233-7>
- Lin, W.-L., & Yao, G. (2023). Concurrent validity. F. Maggino (Ed.), *Encyclopedia of quality of life and well-being research* (ss. 1303-1304). Springer International Publishing.
- Løkke, E. (2020). *Mahremiyet dijital toplumda özel hayat*. (D. Başak, Çev.). Koç Üniversitesi Yayınları.
- Martin, K. (2019). Ethical implications and accountability of algorithms. *Journal of Business Ethics*, 160(4), 835-850. <https://doi.org/10.1007/s10551-018-3921-3>
- Milano, S., Taddeo, M., & Floridi, L. (2020). Recommender systems and their ethical challenges. *AI & SOCIETY*, 35(4), 957-967. <https://doi.org/10.1007/s00146-020-00950-y>
- Neuman, W. L. (2020). *Toplumsal araştırma yöntemleri: Nitel ve nicel yaklaşımlar*. (Ö. Akkaya, Çev.). Siyasal Kitabevi.
- Orth, M. (2019). *Profesör Katharina Zweig röportajı: İyi algoritma, kötü algoritma*. <https://www.deutschland.de/tr/topic/ekonomi/dijtallesme-algortimalar-hayatimizi-kolaylastiriyor-mu-yoksa-birer-tehlike-mi>
- Özel, S., & Özay, D. (2021). Yeni medya ortamlarında izleyici seçimi ve öneri algoritmaları: Netflix örneği. *Ankara Üniversitesi İlef Dergisi*, 8(2), 297-324. <https://doi.org/10.24955/ilef.1023026>
- Proferes, N. (2017). Information flow solipsism in an exploratory study of beliefs about Twitter. *Social Media + Society*, 3(1). <https://doi.org/10.1177/2056305117698493>
- Ptaszek, G. (2020). From algorithmic surveillance to algorithmic awareness: Media education in the context of new media economics and invisible technologies. S. Ratajski (Ed.). *Media education as a challenge* (ss. 59-71). Academy of Fine Arts in Warsaw.
- Rader, E. (2017). Examining user surprise as a symptom of algorithmic filtering. *International Journal of Human-Computer Studies*, 98, 72-88. <https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2016.10.005>
- Rea, L. M., & Parker, R. A. (2014). *Designing and conducting survey research: A comprehensive guide*. John Wiley & Sons.
- Saurwein, F., & Spencer-Smith, C. (2021). Automated trouble: The role of algorithmic selection in harms on social media platforms. *Media and Communication*, 9(4), 222-233. <https://doi.org/10.17645/mac.v9i4.4062>
- Shin, D., Kee, K. F., & Shin, E. Y. (2022). Algorithm awareness: Why user awareness is critical for personal privacy in the adoption of algorithmic platforms? *International Journal of Information Management*, 65. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2022.102494>
- Siles, I., Valerio-Alfaro, L., & Meléndez-Moran, A. (2024). Learning to like TikTok . . . and not: Algorithm awareness as process. *New Media & Society*, 26(10), 5702-5718. <https://doi.org/10.1177/14614448221138973>
- Sousa, V. D., & Rojjanasirrat, W. (2011). Translation, adaptation and validation of instruments or scales for use in cross-cultural health care research: A clear and user-friendly

- guideline. *Journal of Evaluation in Clinical Practice*, 17(2), 268-274.
<https://doi.org/10.1111/j.1365-2753.2010.01434.x>
- Spector, P. E. (1992). *Summated rating scale construction: An introduction*. Sage.
- Statistics, L. (2018). *Pearson's product-moment correlation using SPSS Statistics*. Statistical Tutorials and Software Guides. <https://statistics.laerd.com/spss-tutorials/pearsons-product-moment-correlation-using-spss-statistics.php>
- Stevens, J. (2002). *Applied multivariate statistics for the social sciences* (C. 4). Routledge.
- Stöckli, D. R., & Khobzi, H. (2021). Recommendation systems and convergence of online reviews: The type of product network matters! *Decision Support Systems*, 142. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2020.113475>
- Taylor, S. H., & Brisini, K. S. C. (2024). Parenting the TikTok algorithm: An algorithm awareness as process approach to online risks and opportunities. *Computers in Human Behavior*, 150. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2023.107975>
- Thorat, P. B., Goudar, R. M., & Barve, S. (2015). Survey on collaborative filtering, content-based filtering and hybrid recommendation system. *International Journal of Computer Applications*, 110(4), 31-36.
- Treré, E. (2016). The dark side of digital politics: Understanding the algorithmic manufacturing of consent and the hindering of online dissidence. *IDS bulletin*, 47(1), 127-138.
- TÜİK. (2024). *Hanehalkı bilişim teknolojileri (BT) kullanım araştırması*. [https://data.tuik.gov.tr/Bulten/Index?p=Hanehalki-Bilisim-Teknolojileri-\(BT\)-Kullanım-Arastirmasi-2024-53492](https://data.tuik.gov.tr/Bulten/Index?p=Hanehalki-Bilisim-Teknolojileri-(BT)-Kullanım-Arastirmasi-2024-53492)
- Worthington, R. L., & Whittaker, T. A. (2006). Scale development research: A content analysis and recommendations for best practices. *The Counseling Psychologist*, 34(6), 806-838. <https://doi.org/10.1177/0011000006288127>
- Yaşlıoğlu, M. M. (2017). Sosyal bilimlerde faktör analizi ve geçerlilik: Keşfedici ve doğrulayıcı faktör analizlerinin kullanılması. *İstanbul Üniversitesi İşletme Fakültesi Dergisi*, 46, 74-85.
- Yazıcıoğlu, Y., & Erdoğan, S. (2004). *SPSS uygulamalı bilimsel araştırma yöntemleri*. Detay Yayıncılık.
- Zarouali, B., Boerman, S. C., & de Vreese, C. H. (2021). Is this recommended by an algorithm? The development and validation of the algorithmic media content awareness scale (AMCA-scale). *Telematics and Informatics*, 62. <https://doi.org/10.1016/j.tele.2021.101607>
- Zwitter, A. (2014). Big data ethics. *Big Data & Society*, 1(2). <https://doi.org/10.1177/2053951714559253>