

Sağlık İletişimi ve Yapay Zekâ Kesişimindeki Yayınların Bibliyometrik İncelemesi

Bibliometric Analysis of Publications at the Intersection of Health Communication and Artificial Intelligence

Mesut Ersin SÖNMEZ¹

Öz

Pandemi küresel anlamda her alanı etkilemiş ve insanlık için acı tecrübeler yaşatmıştır. Pandemi dönemi ve sonrasında kapsayan 2019-2023 yılları arasında, yapay zekâ (AI) teknolojilerinin sağlık iletişimine olan etkilerinin belirlenmesi doğru bilgilendirme ve sağlık hizmetlerinin iyileştirilmesi açısından kritik önem taşımaktadır. AI teknolojilerinin sağlık iletişiminde nasıl kullanıldığı ve bu kullanımın sağlık hizmetleri, hastalık gözetimi, salgın izleme ve hasta eğitim materyalleri gibi alanlarda yarattığı dönüşümler incelenmiştir. Bu çalışmada, AI tekniklerinin sağlık verilerinin analizi, tıbbi görüntüleme ve sağlık bilgisinin yayılmasında nasıl etkili olduğunu tartışılmıştır. Yapılan bibliyometrik analiz, sağlık iletişimi ve yapay zekâ konularında yapılan çalışmaları derinlemesine incelenerek, bu alanların karakteristiklerini ve gelişim süreçlerini aydınlatılmaya çalışılmıştır. Literatürdeki yayınların niceliksel dağılımı ve etki düzeyleri değerlendirilerek, araştırma alanının tarihsel ve güncel eğilimleri ortaya konulmuştur. Sonuç bölümünde, Yapay zekânın sağlık iletişimi alanında önemli bir evrim geçirdiği ve bu teknolojilerin devam eden gelişiminin sağlık alanında yenilik ve ilerlemeye yol açacağı belirtilmiştir. Bu teknolojik ilerlemelerin sağlık hizmetlerinin kalitesini artırma, halka sağlık bilgisi sunma ve sağlıklı karar alma süreçlerini destekleme potansiyeline sahip olduğu vurgulanmıştır.

Anahtar Kelimeler: Sağlık İletişimi, Yapay Zekâ, Makine Öğrenmesi, Web of Science, Bibliyometrik Analiz

Abstract

The pandemic has globally affected every aspect and has brought painful experiences to humanity. During and after the pandemic period, covering the years 2019-2023, determining the impacts of artificial intelligence (AI) technologies on health communication is of critical importance for accurate information dissemination and improvement of health services. This study has examined how AI technologies are utilized in health communication and the transformations they have brought in areas such as health services, disease surveillance, epidemic monitoring, and patient education materials. It discusses how AI techniques are effective in analyzing health data, medical imaging, and the dissemination of health information. The bibliometric analysis conducted deeply investigates the works done in health communication and artificial intelligence, aiming to illuminate the characteristics and development processes of these fields. The quantitative distribution and impact levels of publications in the literature have been evaluated, highlighting the historical and current trends of the research area. In the conclusion, it is noted that AI has undergone significant evolution in the field of health communication, and the ongoing development of these technologies will lead to innovation and progress in health. These technological advancements are emphasized for their potential to enhance the quality of health services, provide health information to the public, and support healthy decision-making processes.

Keywords: Health Communication, Artificial Intelligence, Machine Learning, Web of Science, Bibliometric Analysis

¹Dr. Öğr. Üyesi., Karamanoğlu Mehmetbey Üniversitesi, mesutersinsonmez@kmu.edu.tr, ORCID: 0000-0002-0966-9216

Giriş

Yapay zekanın desteğiyle, 2019-2024 yılları arasında sağlık iletişimi, erişilebilir ve kapsayıcı bir hale dönüşerek çığır açıcı bir evrim geçirmiştir. Bu evrimin Bibliyometrik olarak incelenmesi bu alanda yapılacak olan gelecek çalışmalara ışık tutacaktır. Bibliyometri, yayınlanmış literatürdeki yazıları analiz ederek bilimsel iletişim, etkileşim, faaliyetlerin trendleri ve araştırma alanlarını inceleyen bir disiplindir (Ali et al., 2015). Bu bibliyometrik analiz, AI'nin sağlık iletişimi üzerindeki çeşitli uygulamaları ve etkileri, COVID-19 pandemisinin ötesine uzanan bir bağlamda incelenmeyi amaçlamaktadır. Aşağıdaki bölümlerde, bu teknolojilerin sağlık iletişimindeki geniş kapsamlı etkilerini vurgulayan, anahtar bilimsel çalışmalardan elde edilen içgörüler sentezlenmektedir. Ancak öncesinde bibliyometrik analizi çerçeveleyen temel kavramlardan sağlık iletişimi, yapay zekâ üzerine kısa ve öz bir giriş yapmanın uygun olduğu düşünülmektedir.

Yapay zekâ çalışmaları tüm bilimlere hitap eden ve günümüzde akademik, sosyal ve çalışma hayatında hızla yer almakta ve insan kaynaklı hataları azaltırken, hızlı ve düşük maliyette gereksinimleri gidermektedir. Birçok alt analiz teknikleri bulunan yapay zekâ alt birimlerini inceleyecek olursak genel olarak altı farklı alt birime ayırabilmek mümkündür.

Gözetimli ve gözetimsiz öğrenme, makine öğrenmesinin iki temel kategorisi olarak yer almaktadır. Gözetimli öğrenme, giriş verileri uzan tarafından belirlenirken makine eğitimi gerçekleştirilir. Bu yöntemde, her eğitim örneğinin bir girişi (feature) ve beklenen çıktısı (label) bulunmaktadır. Model, verilen girişlerden çıktıları tahmin etmeyi öğrenmektedir. Çok farklı yapıda gözetimli makine öğrenme teknikleri mevcuttur. *Naive Bayes*, öznitelikler arasında bağımsızlık varsayımına dayanan ve Bayes teoremini kullanarak sınıflandırma yapabilen basit bir olasılıksal sınıflandırıcıdır (Maron, 1961). Destek Vektör Makineleri (SVM), verileri sınıflandırmak veya regresyon analizi yapmak için kullanılan bir gözetimli öğrenme modeli olarak yer almaktadır. Veri noktalarını ayıran en iyi hiperdüzlemi (ayrıştırıcı düzlem) bulmaya çalışmaktadır (Cortes & Vapnik, 1995). k-En Yakın Komşu (kNN) ise, bir veri noktasının sınıfını, ona en yakın olan 'k' komşu veri noktasının sınıflarına bakarak tahmin etmektedir (Cover & Hart, 1967). Başka bir yapay zekâ modeli olan Karar Ağaçları (*Decision Trees*) da, verileri sınıflandırmak veya regresyon analizi yapmak için kullanılan, basit ve anlaşılır bir modeldir. Verileri özniteliklerine göre bölerek sonuca ulaşmaktadır (Quinlan, 1986). Rastgele Ormanlar (*Random Forests*) ise, birçok karar ağacının oluşturduğu ve her birinin bir alt küme veri seti üzerinde eğitildiği bir yöntem olarak işlev görmektedir (Breiman, 2001).

Gözetimli öğrenmeden farklı olarak gözetimsiz öğrenme, giriş verilerini herhangi bir uzman görüşüne gerek kalmadan otomatik olarak belirlemektedir. Bu yöntem, verilerdeki gizli yapıları veya desenleri bulmaya çalışmak üzerine kuruludur. Gözetimsiz öğrenme tekniklerinde en yaygın kullanılan iki model bulunmaktadır. Bunlardan son yıllarda oldukça popüler olan Evrişimli Sinir Ağları (CNN) modelleri görüntü tanıma, görüntü sınıflandırma ve nesne algılama gibi görevlerde yaygın olarak kullanılan, derin öğrenmenin bir alt dalıdır. Yapısal olarak, birbirine bağlı katmanlardan oluşmaktadır ve görüntülerin özelliklerini otomatik olarak öğrenebilmektedir. Diğer bir derin öğrenme modeli olan Tekrarlayan Sinir Ağları (RNN) ise, zaman serisi verileri veya metin gibi sıralı veriler üzerinde çalışmak için tasarlanmıştır. Kendi çıktılarını tekrar giriş olarak kullanabilen bir yapısı bulunmaktadır. Bu yapısı da RNN'yi doğal dil işleme ve ses tanıma gibi alanlarda etkili kılmaktadır (Lecun et al., 1998).

COVID ve sonrasında yaygın olarak makine öğrenmesi ve derin öğrenme alanında yapılan ve sağlık iletişimi ile ilişkili birçok çalışma yapılmıştır. Modern sağlık hizmetlerinin dinamik ortamında sağlık iletişiminin rolü, tıbbi bilgi ile toplumsal refah arasındaki boşluğu doldurmada (Freimuth & Quinn, 2004; Yeşildal et al., 2021) önemli bir unsur olarak ortaya çıkmıştır (Mendi & Oğuz, 2018). Sağlık iletişimi, sağlık sonuçlarını ve halk sağlığı uygulamalarını geliştirmek için iletişim ilkelerini uygulayan (Viswanath, 2008, p. 1) disiplinlerarası bir alan (Ishikawa & Kiuchi, 2010, p. 18) olarak gündeme gelmektedir. Sağlıkla ilgili bilgilerin halka yayılmasından, sağlıklı davranışların teşvik edilmesine ve sağlık hizmetleri ortamlarında etkili iletişimin kolaylaştırılmasına kadar çok çeşitli faaliyetleri kapsamaktadır (Hesse et al., 2005; Mendi & Oğuz, 2018; Wright et al., 2013). Sağlık iletişimi özünde sağlığı geliştiren bireysel ve toplumsal kararları bilgilendirmeyi ve etkilemeyi amaçlamaktadır (Freimuth & Quinn, 2004; Passalacqua et al., 2004; Yılmaz & Günay, 2022). Sağlıkta eşitsizliklerin giderilmesinde, halk sağlığı krizlerinin yönetilmesinde ve sağlık hizmetlerinin genel kalitesinin iyileştirilmesinde çok önemli bir rol oynadığı sıklıkla vurgulanmaktadır (Avcı & Avşar, 2014; Covello, 2016; Ishikawa & Kiuchi, 2010; Kickbusch & Maag, 2008; Mendi, 2015; Wright et al., 2013; Yıldırım Becerikli, 2013). Sosyal medya, kamu spotları, hasta eğitim materyalleri (Hesse et al., 2005) ve sağlık kampanyaları (Freimuth & Quinn, 2004) gibi çeşitli mecralar aracılığıyla, farklı hedef kitlelere özel mesajlarla ulaşmak için sağlık iletişimi stratejileri (Mendi, 2015) tasarlanmaktadır (Atkin & Silk, 2014; Ishikawa & Kiuchi, 2010; Napoli, 2001).

Etkili sağlık iletişimi, yalnızca doğru ve zamanında bilgi aktarmayı değil, aynı zamanda insanların sağlığa ilişkin algı ve davranışlarını etkileyen kültürel, sosyal ve psikolojik faktörlerin anlaşılmasını da gerektirmektedir (Atkin & Silk, 2014; Hesse et al., 2005; Ishikawa & Kiuchi, 2010). Sağlık iletişimi profesyonelleri, bu unsurları benimseyerek hedef kitlede yankı uyandıran etkili mesajlar oluşturabilmenin (Atkin & Silk, 2014; Nutbeam, 1998) ve sonuçta sağlık okuryazarlığının artırılmasının (Dang et al., 2021; Ishikawa & Kiuchi, 2010; Kickbusch & Maag, 2008), daha iyi sağlık sonuçlarının doğurulmasının (Kickbusch & Maag, 2008) ve daha bilgili bir toplum yaratmanın (Kickbusch & Maag, 2008; Yılmaz & Günay, 2022) önünü açabilecek potansiyeli taşımaktadır. Hızlı teknolojik gelişmelerin ve değişen halk sağlığı ortamlarının olduğu bir çağda ilerledikçe, sağlık iletişiminin önemi giderek daha belirgin hale gelmektedir (Ishikawa & Kiuchi, 2010; Mendi, 2015; Wright et al., 2013; Yılmaz & Günay, 2022). Sadece bilginin yayılması için bir araç olarak değil, aynı zamanda bireylerin ve toplulukların bilinçli sağlık seçimleri yapmaları için güçlendirilmesinde ve daha sağlıklı, daha bilgili bir topluma yol açmasında hayati bir bileşen (Atkin & Silk, 2014; Freimuth & Quinn, 2004; Ishikawa & Kiuchi, 2010; Napoli, 2001; Passalacqua et al., 2004; Rogers, 2016; Wright et al., 2013; Yıldırım Becerikli, 2013) olarak önemini korumaktadır.

Sağlık iletişiminde AI'nin entegrasyonu üzerine yazılmış şimdiye kadar oldukça az sayıda saha araştırması içeren çalışmaya rastlanmaktadır. Singh, Misra ve Yadav (2021) tarafından yürütülen çalışma, sağlık teknolojisinde yapay zekanın kullanımıyla sağlık iletişiminde meydana gelen dönüşümleri ele alarak bu alandaki saha araştırmaları arasında önemli bir yer edinmiştir. Bu çalışma, sağlık iletişiminde yapay zekanın rolünü yeniden tanımlayan temel bir perspektif sağlar. Çalışmaları, özellikle kırsal Hindistan gibi zorlu ortamlarda sağlık bilgisi yayımını ve yönetimini geliştirmek için AI'yi kullanan Aiisma, Qure.ai ve TruFactor gibi girişimlerin inisiyatiflerine derinlemesine dalmıştır (Singh et al., 2021).

Aftab ve arkadaşları (2021) tarafından yapılan araştırma, sağlıkla ilgili eğilimleri tahmin etmede ML algoritmalarının uygulanması biçimlerini incelemiş ve sağlık verilerini analiz ederken

Random Forest gibi algoritmaların potansiyelini vurgulamanın yanı sıra sağlık sektöründe bilinçli karar verme ve politika oluşturma konularında kayda değer öneriler sunmuştur (Aftab et al., 2021).

Jaagrit ve arkadaşları (2023) tarafından yürütülen çalışma, sağlıkla ilgili zafiyetlerin tahminine odaklanarak, sağlık iletişimde ML'in rolünü daha da örneklendirmiştir. Bu çalışma, veri gizliliğinin önemini ve bu modellerin sağlık verilerini işleme ve tahminsel analitik konularındaki etkinliğini vurgulamıştır (Jaagrit et al., 2023).

Sunori ve arkadaşları (2021) ise gerçekleştirdikleri araştırmada, çevresel sağlık ve AI'nin kesişimine odaklanmış ve çevresel değişikliklerin halk sağlığı iletişimi üzerindeki etkisini mercek altına almıştır. Çalışmaları, çevresel faktörlerin sağlık iletişimi stratejilerini nasıl etkilediğine dair içgörüler sağlamış ve özellikle hava kalitesi verilerini analiz etmek için AI ve ML modellerine başvurmuştur (Sunori et al., 2021).

Cabatuan ve Manguerra (2020), hastalık gözetimi ve salgın izleme alanında makine öğrenimi uygulamalarına dair kapsamlı bir inceleme sunmuştur. Çalışmaları, sadece pandemi bağlamına odaklanmakla kalmayıp, sağlıkla ilgili verileri izleme ve analiz etmede ML'in daha geniş uygulamalarına da ışık tutmuş ve geleneksel tekniklerden daha ileri derin öğrenme tabanlı yöntemlere geçişin önemini vurgulamıştır (Cabatuan & Manguerra, 2020).

Tıbbi görüntüleme alanında, Kumari, Rani ve Kumar (2022) tarafından yürütülen çalışma, göğüs röntgeni görüntülerini analiz etmede ML tekniklerinin kullanımını göstermiş ve CNN'lerin tıbbi teşhis ve sağlık iletişiminde nasıl kullanılabileceğini örneklendirmiştir (Kumari et al., 2022).

Ghimire ve arkadaşları (2020), AI ve IoT'nin sağlık bakımı zorluklarına yönelik çözümler sunmuş ve teşhis, ilaç geliştirme ve duyarlık analizi gibi alanlarda AI'nin çeşitli kullanımlarını sergilemiştir (Ghimire et al., 2020).

Son olarak, Sardar ve arkadaşları (2023) tarafından yürütülen çalışma, CT tarama görüntülerinden hareketle bireylerin sağlık durumlarını ayırt etme noktasında AI tabanlı yöntemleri incelemiştir. Söz konusu araştırma, COVID-19 tanısı içeren ve içermeyen görüntülerin CNN'ler kullanılarak sınıflandırılması üzerine kuruludur. Ayrıca, sağlık bilgilerinin doğru ve zamanında yayılmasıyla ilgili olarak AI'nin sağlık iletişiminde nasıl kullanılabileceğinin ayırt edici bir örneği niteliğini taşımaktadır (Sardar et al., 2023).

Bu çalışmalar topluca, farklı AI teknikleri kullanılarak sağlık iletişiminde dönüştürücü etkisini vurgulamaktadır. Teknolojik ilerlemelerin, karşılaşılan zorlukların ve bu alanda son birkaç yıl içinde yaşanan gelişmelerin bu anlamda ön plana çıktığını bu çalışmalar işaret etmektedir.

Alanda yapılan saha araştırmalarının yanı sıra, birtakım bibliyometrik çalışmaya da rastlanmaktadır. İlgili bibliyometrik çalışmalardan birinin (Zeng, 2023) yalnızca erken baskıdaki çalışmalara odaklandığı görülmektedir. Erken baskıdaki çalışmaların herhangi bir hakem değerlendirmesi olmadan yayınlanması dolayısıyla alanda yer alan endişeden yola çıkarak medRxiv ve bioRxiv veri tabanlarında yayınlanmış bu çalışmaları bibliyometrik bir analize tabi tutan araştırma COVID-19 konusundaki bilimsel bilgilerin halka iletilmesinde kıymetli bir rolü olduğunu vurgulamaktadır. Bu çalışma yalnızca erken baskıdaki çalışmalara odaklanması, Web of Science gibi önde gelen dizinlerden ziyade yalnızca medRxiv ve bioRxiv gibi daha az ön plana

çıkan dizinlerde yayınlanmış çalışmaları ele alması dolayısıyla farklılık göstermektedir. Sağlık iletişimini konu edinen ve bibliyometrik analizi yöntem olarak benimseyen Ghiasee'ye (2022) ait çalışmanın *Web of Science (WoS) Core Collection*'da yer alan "sağlık iletişimi" odağındaki alanyazını incelediği görülmektedir. Söz konusu çalışma yalnızca "sağlık iletişimi" anahtar kelimesi üzerinden incelemesini yürütmüş, "yapay zeka" konularını araştırma eksenine eklememiştir. Sağlık iletişimi odağındaki bir başka bibliyometrik çalışma ise Dang ve meslektaşlarına (2021) aittir. Bu çalışma da yine benzer şekilde "yapay zeka" çerçevesinde incelemeyi uzaktır ve yalnızca Çin'de yayınlanmış çalışmaları göz önünde bulundurması sebebiyle tüm dünyada önde gelen araştırmalara yer vermemektedir. Sağlık iletişimi alanını yapay zeka ekseninde bibliyometrik analizi kullanarak irdeleyen Guo ve meslektaşlarının çalışması (Guo et al., 2020) kayda değer bulgular sunmaktadır. Ancak bu çalışma yalnızca pandemiyi patlak verdiği 2019 yılı öncesindeki 2014-2019 yılları arasındaki beş yıllık dönemi kapsayan alanyazını ele almaktadır. Tüm bu çalışmaların odak noktalarından hareketle yapay zeka ve makine öğrenmesi ekseninde sağlık iletişimi konusunu bibliyometrik analize tabi tutup özellikle sağlık iletişimi konusuna ayrı bir boyut kazandıran pandemi ve sonrasındaki alana yön veren yayınların kapsamlı bir haritasını ortaya koymaya çalışan herhangi bir çalışmanın şimdiye kadar yapılmadığı dikkat çekmiştir.

Bu makale AI ve sağlık iletişimi arasındaki dinamik etkileşimi yansıtan ayrıntılı bir bibliyometrik analiz sunmayı amaçlamaktadır. Bu amaç doğrultusunda elde edilen sonuçlar göz önünde bulundurularak söz konusu teknolojilerin halk sağlığının ilerlemesine yönelik kolektif katkılarına dair değerlendirmelere yer verilmektedir.

1. Yöntem

Bu araştırma sağlık iletişimi, yapay zekâ ve makine öğrenmesi alanında yapılan akademik çalışmaların derinlemesine incelenmesi için bibliyometrik analiz yöntemini benimsemektedir. Alan Pritchard (1969) bibliyometriyi tanımladığı Bibliyometrik analiz, geniş veri setlerindeki bilimsel yayınları detaylı bir şekilde inceleyerek, bu yayınların temel karakteristiklerini ve gelişim süreçlerini aydınlatan bir metodolojidir. Bu yaklaşım, literatürdeki yayınların niceliksel dağılımını ve etki düzeylerini analiz ederek, araştırma alanının tarihsel ve güncel eğilimlerini ortaya çıkarmaktadır (Donthu, Kumar, et al., 2021; Ellegaard & Wallin, 2015, Pritchard, 1969). Bibliyometrik analiz, aynı zamanda, araştırma alanının entelektüel yapısını ve temel temalarını belirleme (Aydoğan, 2023) konusunda da etkilidir. Bu, araştırmacılara, incelenen alanın kapsamlı bir haritasını çıkarma ve potansiyel araştırma boşluklarını belirleme fırsatı sunar (Donthu, Reinartz, et al., 2021; Verma et al., 2023).

Sağlık iletişimi, yapay zeka ve makine öğrenmesi gibi hızla gelişen ve multidisipliner bir alanda, bibliyometrik analiz, literatürdeki ana akımları ve niş alanları ayırt etmekte kritik bir rol oynar (Aria & Cuccurullo, 2017). Sağlık iletişimi, yapay zekâ ve makine öğrenmesi alanında yapılan bu bibliyometrik çalışma, alanın bilimsel gelişimini ve araştırma trendlerini anlamak için önemli bir adımdır. Bu analiz, söz konusu alandaki araştırmaların hangi konulara odaklandığını ve bu alandaki bilimsel işbirliklerinin yapısını ortaya koyacaktır (Mongeon & Paul-Hus, 2015). Böylece, ilgili alanın ilerlemesine katkıda bulunacak sağlam bir temel oluşturulması mümkün kılınmaktadır (Ball, 2018; Patil & Rahman, 2022). Sonuç olarak, bu çalışma, yapay zekâ ve makine öğrenmesi konuları çerçevesindeki sağlık iletişimi alanında yer alan bilimsel literatürün bibliyometrik analizini kullanarak, alandaki mevcut durumu ve gelecekteki araştırma yönlerini belirlemeyi amaçlamaktadır. Bu yaklaşım, söz konusu alanda bilgi birikimini artırmak ve gelecekteki araştırmalar için yol gösterici olmak üzere tasarlanmıştır.

1.1. Veri Toplama Süreci

Bu çalışmada bibliyometrik analize tabi tutulacak veriler 12 Ocak 2024 tarihinde Web of Science (WoS) veri tabanından edinilmiştir. 1900'lü yıllarda Dr. Eugene Garfield tarafından oluşturulan (Ball, 2018) WoS, iki yüzü aşkın kategoride bibliyometrik yayına yer vermesinden dolayı en çok tercih edilen ve güvenilen veri tabanları arasında görülmektedir. Çalışma kapsamına girecek yayınları belirlerken birtakım hususlar göz önünde bulundurulmuştur. İlk olarak WoS'ta yalnızca "konu (topic)" taraması yapılarak ilgili olmayacak yayınlar kapsam dışında tutulmuştur. İkincisi, çalışmada incelenecek yayınların yalnızca "öncü yayınlar (hot paper)" ve "en çok atıf alan yayınlar (highly cited papers)" olması tercih edilmiştir. Bu tercihin nedeni alana yön veren yayınların bu çalışma kapsamında incelenerek alana ilişkin motor niteliğindeki çalışmalardan hareketle alanın dinamiğini belirlemek oluşturmaktadır. Üçüncüsü, çalışmada İngilizce dili dışında yayınlanmış çalışmalar yazarların dil yeterliliklerinin sınırlı olması dolayısıyla incelemeye alınmamıştır. Dördüncüsü, çalışmada yalnızca araştırma makalesi türündeki yayınlara yer verilmiştir. Beşincisi, WoS veri tabanlarından yalnızca *Social Sciences Citation Index (SSCI)*, *Science Citation Index Expanded (SCI-Expanded)*, *Emerging Sources Citation Index (ESCI)* ve *Art & Humanities Citation Index (A&HCI)* kapsamına giren dergilerdeki yayınlarla veriler sınırlandırılmıştır. Son olarak, özellikle COVID-19 pandemisi ve sonrasındaki ilgili alanyazının sağlık iletişimi, yapay zekâ ve makine öğrenmesi bakımından durumunu tespit etmek amaçlandığından 2019-2024 yılları arasında yayınlanmış çalışmalar irdelenmiştir. İlgili kriterleri sağlayacak konu tarama (topic search) aşağıdaki formül kullanılarak gerçekleştirilmiştir:

TS="artificial intelligence" "machine learn" "health communicat*" "health" "communication" (Topic) and Health Communication (Should – Search within topic) and Artificial Intelligence (Should – Search within topic) and Machine Learning (Should – Search within topic) and Deep Learning (Should – Search within topic) and Random Forest (Should – Search within topic) and Artificial Intelligence Ai (Should – Search within topic) and Machine Learning Algorithms (Should – Search within topic) and Machine Learning ML (Should – Search within topic) and Classification (Should – Search within topic) and Feature Selection (Should – Search within topic) and Convolutional Neural Network (Should – Search within topic) and Convolutional Neural Networks (Should – Search within topic) and Support Vector Machine (Should – Search within topic) and Feature Extraction (Should – Search within topic) and Article (Document Types) and Science Citation Index Expanded (SCI-EXPANDED) or Emerging Sources Citation Index (ESCI) or Social Sciences Citation Index (SSCI) or Arts & Humanities Citation Index (A&HCI) (Web of Science Index) and Highly Cited Papers or Hot Papers and English (Languages) and 2019 or 2020 or 2021 or 2022 or 2023 (Publication Years)*

Sağlık iletişimi, yapay zeka ve makine öğrenmesi alanını bibliyometrik analizle mercek altına almak amacıyla yürütülen bu çalışmada WoS'ta yukarıdaki tarama biçimi kullanılarak 15984 yayına ulaşılmıştır. Ulaşılan yayınlar WoS'tan .txt dosyası olarak indirilmiştir. İndirilen .txt dosyaları TeXStudio programı kullanılarak birleştirilmiştir.

1.2. Veri Analizi Süreci

Bibliyometrik analiz, akademik çalışmaların kapsamlı bir değerlendirmesini sağlayan güçlü bir araç olarak kabul görmektedir ve bu çalışmada, BiblioShiny ve VOSViewer uygulamaları kullanılarak performans analizi ve bilim haritalama teknikleri ile uygulanmıştır. Performans analizi, belirli bir konu üzerine yapılan yayınların alanına olan katkılarını detaylı bir şekilde incelemektedir. Bu analiz, yayınların yazarları, bağlı oldukları kurumlar, ülkeler, yayımlandıkları

dergiler, aldıkları atıflar ve aralarındaki iş birlikleri gibi çeşitli özellikler hakkında genel bir bakış sunmaktadır (Cobo et al., 2011; Ramos-Rodríguez & Ruiz-Navarro, 2004). Bu süreç, araştırmacılara ele aldıkları konunun akademik performansını betimsel olarak değerlendirme fırsatı vermektedir.

Bilim haritalama ise, yayınların özellikleri arasındaki ilişkileri derinlemesine analiz etmek amacıyla kullanılmaktadır. Bu teknik; atıf analizi, birlikte atıf analizi, bibliyografik eşleşme, ortak kelime analizi ve ortak yazarlık analizi gibi alt-teknikleri kapsamaktadır. Bu alt-tekniklere, ağ analizi ile birleştirilerek, ilgili alandaki yayınların bibliyometrik ve entelektüel yapısını ortaya çıkarmak için başvurulmaktadır (Kent Baker & Filbeck, 2020). Bu çalışmada, performans analizi, atıf analizi, ortak kelime analizi ve ortak yazarlık analizi için BiblioShiny kullanılmış, bilim haritalamasının diğer yönleri olan birlikte atıf ve bibliyografik eşleşme analizleri için ise VOSViewer tercih edilmiştir.

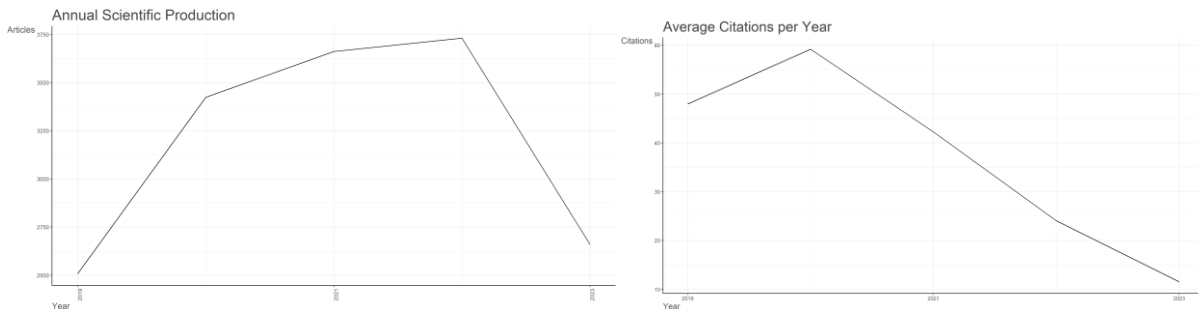
Bu yaklaşımlar, akademik literatürdeki eğilimleri, etkileşimleri ve gelişmeleri anlamak için etkili bir yol sunmaktadır. Araştırmacılar, bu teknikler sayesinde, ilgili alanlardaki bilgi akışını, etkileşimleri ve akademik iş birliklerinin yapısını daha iyi anlayabilmektedir.

2. Bulgular

Analize dahil edilen yayınlar arasında 2019-2024 yılları arasında hazırlanmış toplam 15984 araştırma makalesi yer almaktadır. Yıllık büyüme oranının %1.48 olduğu alana katkı koyan yazar sayısı toplam 113409 iken, söz konusu yazarların yayın yaptığı toplam 2626 dergi bulunmaktadır. Uluslararası ortak yazarlık oranı %49.09 olarak tespit edilmiş olup toplam 29775 anahtar kelimeye rastlanmıştır.

2.1. Performans Analizi Bulguları

Sağlık iletişimi, yapay zeka ve makine öğrenmesi odağında hazırlanmış yayınlar yıllara göre sayıca değerlendirildiğinde, Pandeminin başlaması ile 2019'dan 2022 yılına kadar yayınlarda ivmeli bir artış gözlenmiştir. 2022 yılında en çok 3731 yayın yapılmıştır. Ortalama atıf sayısı incelendiğinde ise en çok atıf 59.21 ortalama ile 2020 yılında saptanmıştır. 2020 yılından sonra ise ortalama atıf sayılarında kademeli olarak azalmalara rastlanmıştır (Şekil 1).

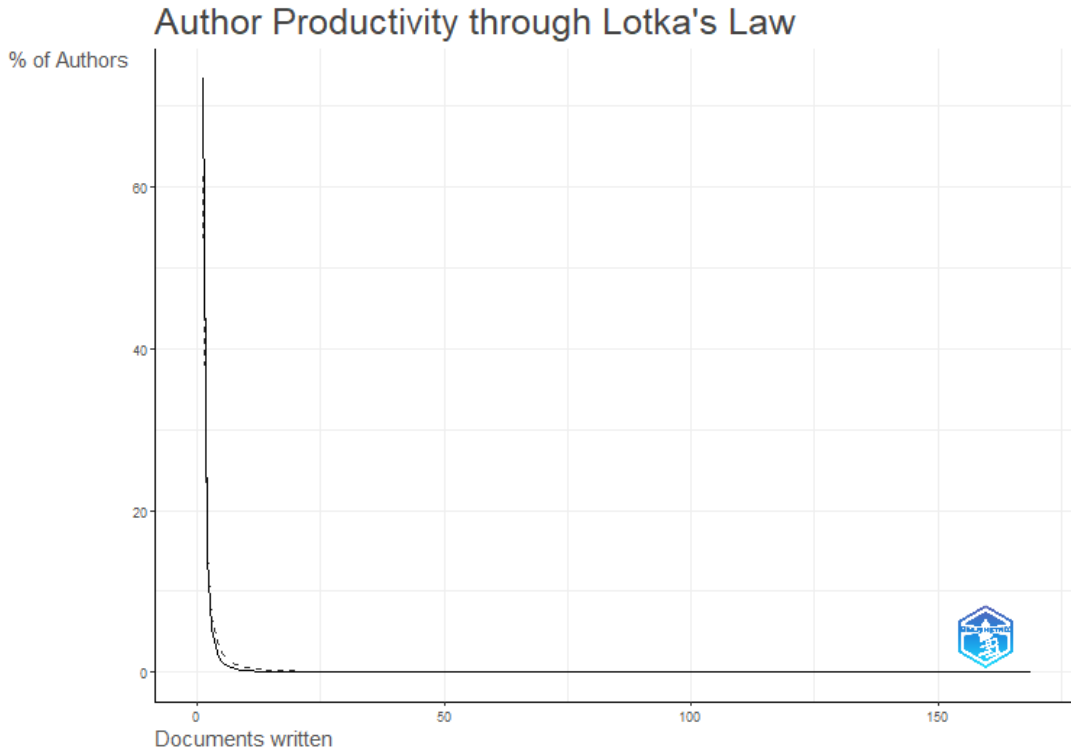


Şekil 1. Yıllara Göre Ortalama Yayın ve Atıf Sayısı

Veriler incelendiğinde, alanda yayın yapan 113409 yazarın yer aldığı görülmüştür. Alana katkıda bulunan yazarlar açısından betimsel bir değerlendirme yapıldığında, en çok yayın yapan yazar Y. Li'yi (TY= 169; TA= 26951), sırasıyla Y. Liu (TY=166; TA= 48126), Y. Zhang (TY=165; TA= 33480), Y. Wang (TY=125; TA= 31262), J. Wang (TY=107; TA= 16533), J. Li (TY=106; TA= 16175), L. Wang (TY=99; TA= 11772), X. Li (TY=98; TA= 14287), J. Zhang (TY=93;

TA= 19702) ve J. Liu (TY=88; TA= 25966) takip etmektedir. Her ne kadar en çok yayın yapan yazar Y. Li olsa da alanda en çok atıf alan çalışmaların Y. Liu tarafından kaleme alındığı dikkat çekmektedir. Aynı zamanda, J. Liu da en az çalışmayı kaleme almış yazar olsa bile kendinden daha çok yayın yapan yazarlara nispeten daha çok atıf alan çalışmalara yazarlık ettiği tespit edilmiştir.

Yazarların bilimsel bakımdan üretkenliğini tespit etmek üzere bibliyometrik araştırmalarda Lotka Yasası'na başvurulmaktadır (Thompson & Walker, 2015). Bu yasaya göre, belirli bir bilimsel alanda yayın yapan toplam yazar sayısının %60'lık bir kısmı alana tek bir yayın ile katkıda bulunurken, %15'lik kısmı iki yayını ve %7'lik bir kısmı da üç yayını ilgili alana sunmaktadır (Patra & Mishra, 2013; Thompson & Walker, 2015). Söz konusu literatürde yayın yapan yazarların alana katkı oranı dikkate alındığında, alanda bir yayını bulunan yazarların oranı %33, iki yayını bulunan yazarların oranı %14 ve üç yayını bulunan yazarların oranı ise %5 olarak saptanmıştır (Şekil 2).



Şekil 2. Yazarların Lotka Yasası'na Göre Verimlilik Düzeyi

2019-2024 yılları arasında ilgili alanda yapılan yayınlar toplamda 2626 dergide yer bulmuştur. En çok yayın yapan on derginin toplam atıf sayısı ve yayına başlama yılı aşağıdaki tabloda sunulmuştur. En çok yayın yapan ilk üç dergi *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* (TY=259; YBY=2019), *Nature Communications* (TY=236; YBY=2019) ve *Nature* (TY=205; YBY=2019) iken, toplam atıf sayısı bakımından incelendiğinde ilk üç sırada *Nature* (TA=77772), *New England Journal of Medicine* (TA=75179) ve *Lancet* (TA=64173) dergilerinin yer aldığı görülmüştür. İlk onda yer alan dergilerin uzmanlık alanlarına bakıldığında, yayınların fen bilimleri odaklı dergilerde yer aldığı görülmüştür.

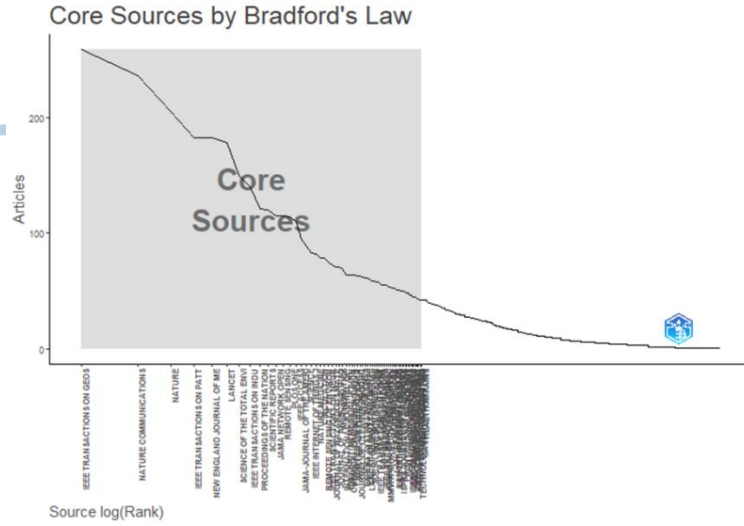
Tablo 1. En Üretken Dergiler

Dergi İsmi	TA	TY	YBY
------------	----	----	-----

IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing	25621	259	2019
Nature Communications	34622	236	2019
Nature	77772	205	2019
IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence	38635	183	2019
New England Journal of Medicine	75179	183	2019
Lancet	64173	178	2019
Science of the Total Environment	26487	150	2019
IEEE Transactions on Industrial Informatics	15140	140	2019
Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America	24020	121	2019
Scientific Reports	13921	120	2019

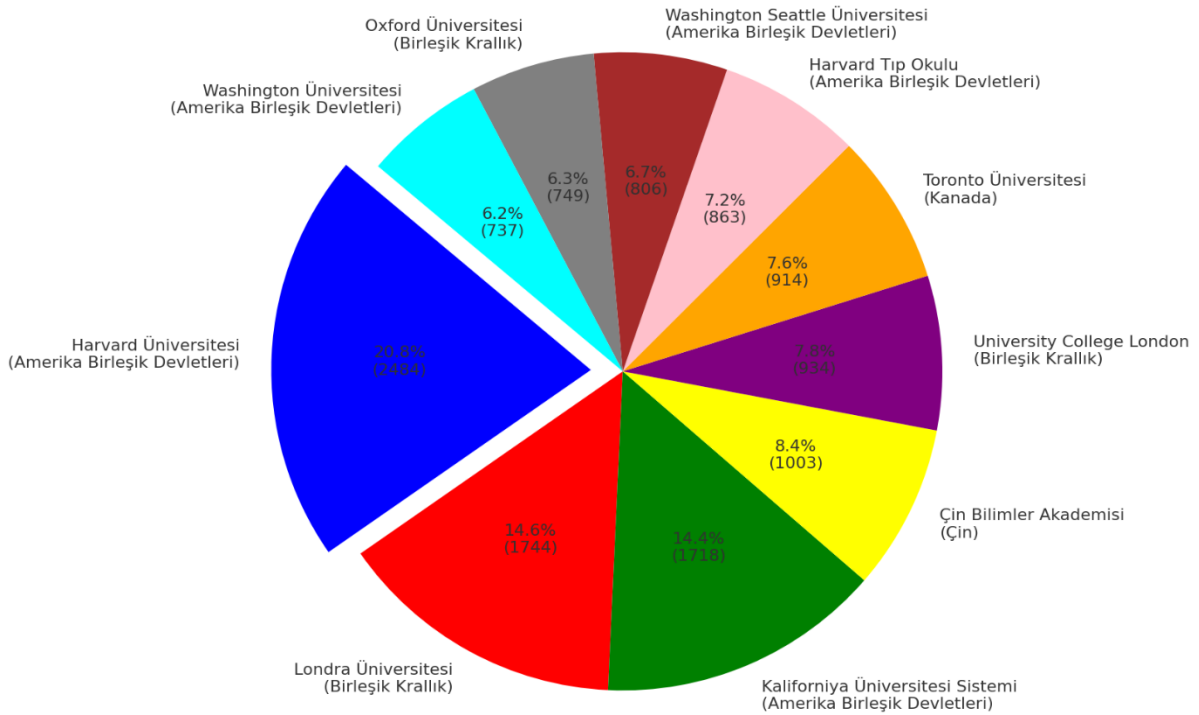
* TA= Toplam Atıf Sayısı; TY= Toplam Yayın Sayısı; YBY= Yayına Başladığı Yıl

Seçilen bir alanda yayın yapan dergilerin aldıkları atıfları dikkate alarak verimlilik düzeylerini belirlemek amacıyla bibliyometrik çalışmalarda Bradford Yasası uygulanmaktadır (Ball, 2018). Bu yasanın temel savı, belirli bir alanda yayın yapan az sayıdaki birkaç temel derginin söz konusu alandaki yayınların üçte birini ürettiği yönündedir ve bu dergiler “çekirdek kaynaklar” (Patra & Mishra, 2013) olarak adlandırılmaktadır. Yayınların diğer üçte birlik bir kısmı ise çekirdek kaynaklardan daha fazla sayıdaki dergi grubu (Bölge 2) tarafından yayımlanmaktadır ve son üçte birlik bölümde yer alan yayınlar ilk iki dergi grubundan daha büyük bir üçüncü dergi grubu (Bölge 3) tarafından alanyazına sunulmaktadır (Tripathi & Thukral, 2018). Bu çalışmada çekirdek bölgede yer alan 6 dergi 5282 yayımla %33,04'lük, Bölge 2'de yer alan 295 dergi 5434 yayımla %33,9'lük ve Bölge 3'te yer alan 2265 dergi 5268 yayımla %32,9'lük olacak şekilde alana katkı sunmaktadır ve bu dağılım Bradford Yasası ile uyumaktadır (Şekil 3).



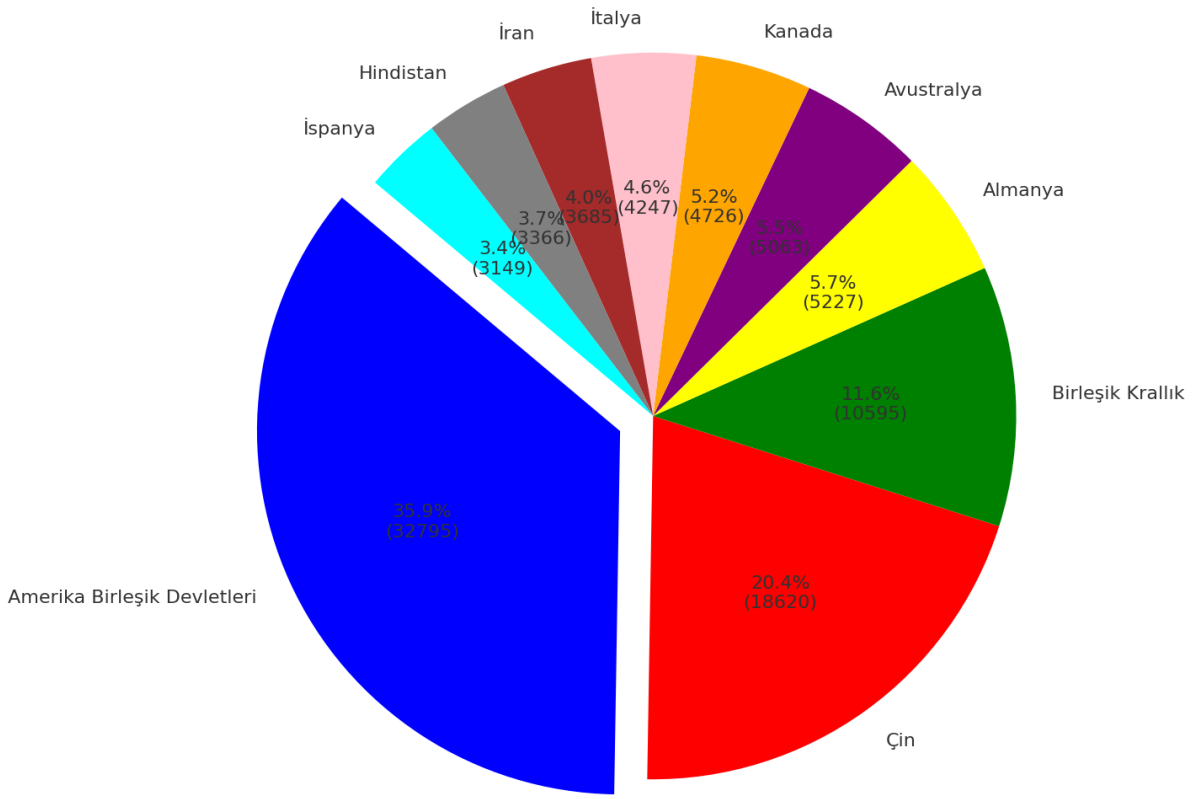
Şekil 3. Bradford Yasası Kapsamında Çekirdek Dergiler

Şekil 4'e göre, alanla ilgili yayınların hangi kurumlar tarafından yapıldığını değerlendirildiğinde, Amerika Birleşik Devletleri'nde bulunan üniversiteler ilk iki sırayı almaktadır. İlk sırada Harvard Üniversitesi 2484 yayınlı yer alırken, ikinci sırada Londra Üniversitesi İngiltere'den 1744 yayınlı bulunmaktadır. Üçüncü sırada ise 1718 yayınlı Kaliforniya Üniversitesi yer almaktadır. Bu ilk 10 üniversite listesine giren kurumlar arasında Amerika'dan beş, İngiltere'den üç, Kanada'dan bir ve Çin'den bir üniversite bulunmaktadır.



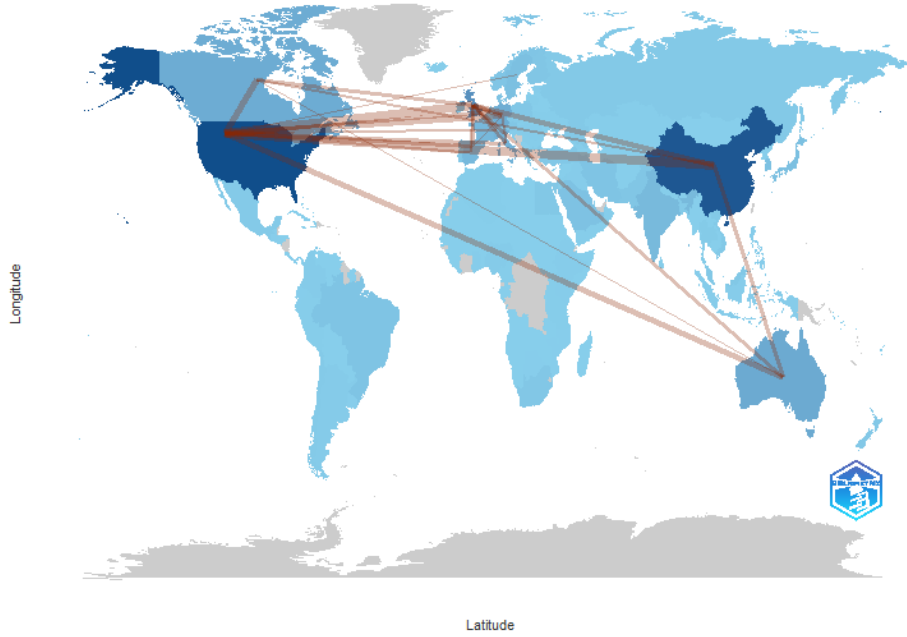
Şekil 4. En Üretken Kurumlar

Kurumların dışında ülkeler bazında yürütülen incelemede, kurumlara dair bulgularla ilişkili olacak biçimde, ABD ve Çin'in en çok yayının üretildiği on ülke listesinde ilk iki yer almaktadır (Şekil 5). Bu iki ülkeyi takiben üçüncü sırada Birleşik Krallık ve dördüncü sırada Almanya bulunmaktadır. En çok yayın üreten ilk on üniversite içerisinde Çin'deki üniversitelerin yer almadığı gözlenmiştir. Benzer şekilde ilk 10' a giren Kanada'nın ise en üretken ülkeler içerisinde 6. sırada yer aldığı gözlenmiştir. En üretken ülkeler arasında ilk beşe giren Almanya ve Avusturya'nın da en üretken kurumlar içinde herhangi bir kurumunun bulunmadığı gözlenmiştir.

**Şekil 5.** En Üretken Ülkeler

Ülkeler arası ortak yazarlık durumu göz önüne alındığında, en fazla ortaklığın Amerika Birleşik Devletleri (ABD) ile Birleşik Krallık (f=1418) arasında olduğu görülmüştür. En fazla ortaklığın bulunduğu ilk on ülke çiftleri incelendiğinde, birinci sıradaki Amerika Birleşik Devletleri-Birleşik Krallık ülke çiftini sırasıyla ABD-Çin (f=1388), ABD-Kanada (f=962), ABD-Almanya(f=860), ABD-Avustralya(f=798), Birleşik Krallık-Almanya (f=729), Çin-Birleşik

Krallık (f=717), Birleşik Krallık-Avustralya (f=669), Çin-Avustralya (f=644) ve ABD-İtalya (f=605) izlemektedir (Şekil 6).

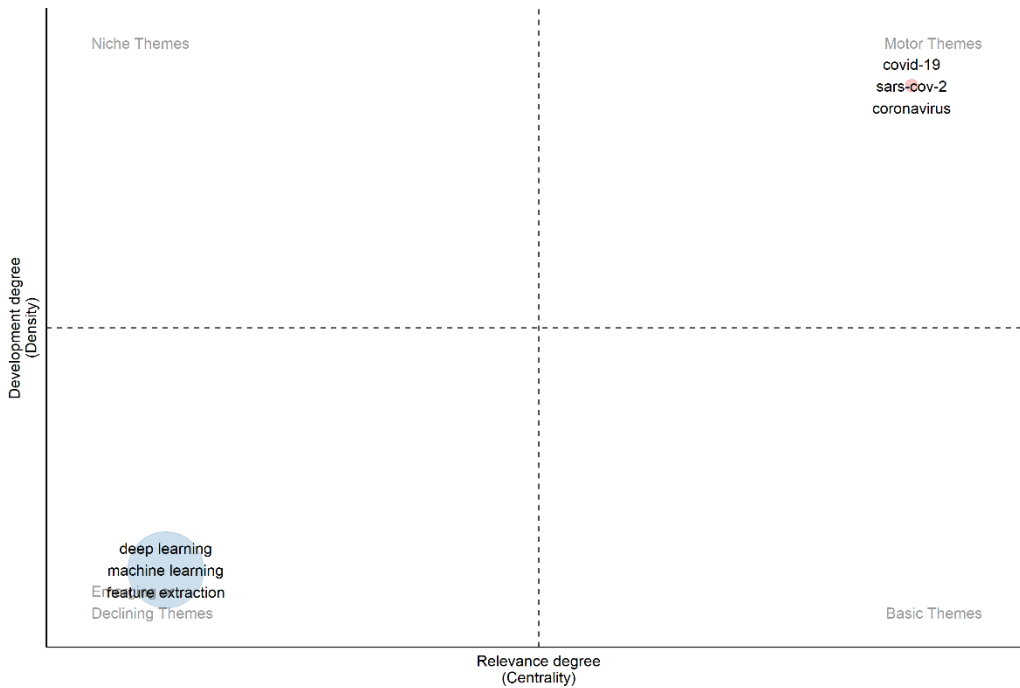


Şekil 6. Ülkeler Arası İş Birliği Haritası

Sağlık iletişimi, yapay zeka ve makine öğrenmesi alanında yayın yapan yazarlar tarafından yayınlara eklenen anahtar kelime sayısının 29775 olduğu tespit edilmiştir. Yayınlarda en çok kullanılan ilk on anahtar kelimeye bakıldığında ilk sırayı “Covid-19” (f=1708) kelimesinin aldığı, onu sırasıyla “Deep Learning” (f=1423), “Machine Learning” (f=852), “Feature Extraction” (f=622), “Artificial Intelligence” (f=461), “task analysis” (f=393), “training” (f=359), “SARS-COV-2” (f=326), “coronavirus” (f=318) ve “mental health” (f=313) kelimelerinin takip ettiği görülmüştür. En sık kullanılan ilk on kelimenin koronavirüs ile ilgili olanlarının (“coronavirus”, “Covid-19” ve “SARS-COV-2”) tematik haritada motor temalar arasında yer aldığı fark edilirken, yapay zeka ile ilgili olan kavramların (“deep learning”, “machine learning” ve “feature extraction”) “gelişmekte olan temalar” listesinde bulunduğu dikkat çekmiştir.

Kümeleme algoritmaları arasında en doğru algoritma olarak belirlenen Louvain algoritmasından (Emmons et al., 2016) faydalanılarak 250 anahtar kelime ile oluşturulan tematik haritalama esasen dört bölgeden oluşmaktadır. “Motor tema” olarak adlandırılan bölge, incelenen araştırma alanının yapısını oluşturup şekillendiren iyi gelişmiş kelimeleri barındırırken (Franco et al., 2023), “temel tema” isimli bölgede sıklıkla üzerinde durulan ancak yeterince gelişmemiş kelimeleri içermektedir ve burada yer alan kelimelerin gelecek

çalışmalarda ele alınması alanın gelişmesi açısından kıymetli görülmektedir (Efendi et al., 2022). Üçüncü bölge olan “niş tema” bölgesindeki kelimeler uzmanlaşmış ancak marjinal alanda kalan ve bu yüzden de araştırmacıların fazladan dikkatini vermesi gereken kelimeleri kapsamaktadır (Ahadi et al., 2022). Son olarak, “yeni geliştirilen ancak düşüş sergileyen tema” bölgesinde yer alan kelimeler incelenen alanı düşük düzeyde etkilemekle birlikte üzerinde durulduğu takdirde farklılık yaratacak araştırma alanlarının doğmasını sağlayabilmektedir (Muhl & de Oliveira, 2022). Bu çalışmada “Deep Learning”, “Machine Learning” ve “Feature Extraction” kelimelerinin alanı yönlendiren “motor tema” bölgesinde; “Covid-19”, “Sars-Cov-2”, “Coronavirus” kısa süre önce üzerinde durulan ama etkisini kaybetmeye başlayan kelimeler olarak “yeni geliştirilen ancak düşüş sergileyen tema” bölgesinde yer aldığı tespit edilmiştir.

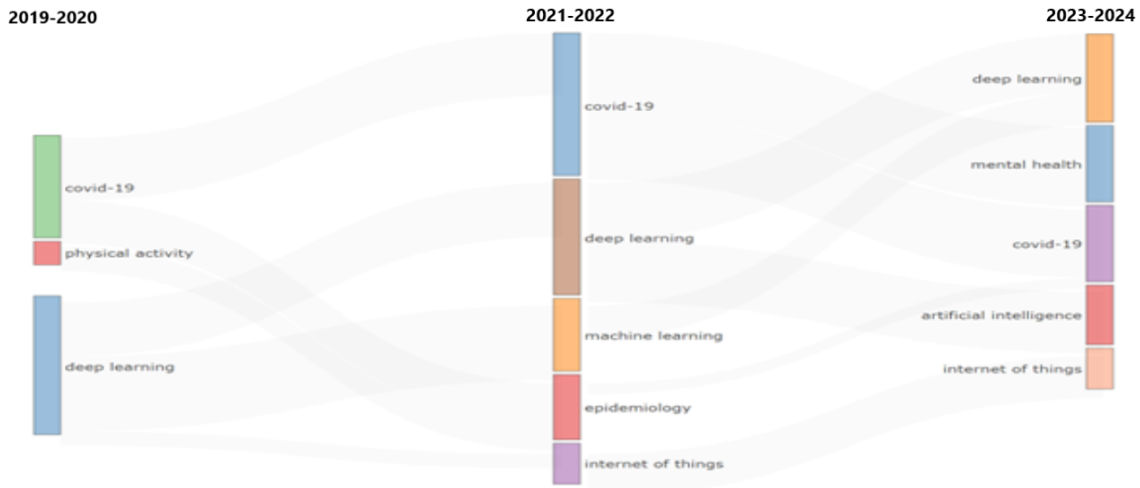


Şekil 7. Tematik Haritalama (Birim: Yazar Anahtar Kelimeleri)

Yazarların yayınlarda kullandığı anahtar kelimelerin dönemler arasında değişiklik gösterip göstermediğini ve ilgili dönemde ağırlıklı olarak çalışılan konuların/meselelerin neler olduğunu anlayabilmek amacıyla BiblioShiny uygulamasında tematik evrim testine başvurulmuştur. Yazarların yayınlarda kullandığı anahtar kelime üzerinde bu test uygulanırken, Louvain kümeleme algoritmasına başvurulmuş ve dönem ayırıcı yıl olarak 2019 ve 2023 yılları ayarlanmıştır.

Dönemler birbiriyle kıyaslandığında, Şekil 8’de görüleceği üzere, pandeminin patlak verdiği 2019-2020 yılları arasındaki ilk dönemde Covid-19, fiziksel aktivite ve derin öğrenme kavramlarının araştırmaların temelini oluşturduğu gözlenmiştir. Aşının etkileriyle birlikte

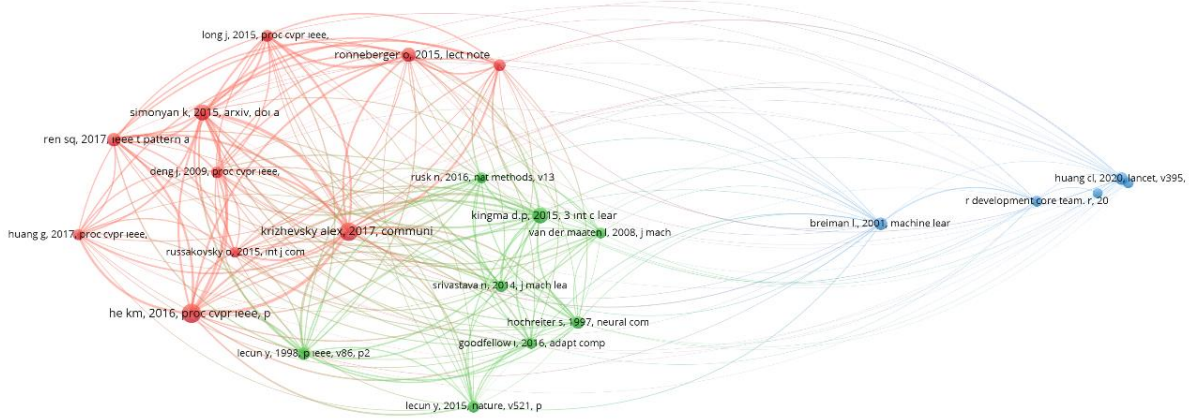
pandemi tedbirlerinin hafifletildiği 2021-2022 yılları arasındaki sonraki dönemlerde COVID-19 kavramının daha geniş bir yer edinirken bir önceki dönemde ön plana çıkan fiziksel aktivite kavramının yerini epidemiyoloji ve Nesnelerin İnterneti konularına bıraktığı dikkat çekmiştir. Yine bu dönemde derin öğrenme kavramı önemini korumaya devam ederken, aynı zamanda makine öğrenmesi ve Nesnelerin İnterneti konularına odaklanan çalışmalar çerçevesinde alt konularına eşlik etmiştir. 2023-2024 yılları arasındaki son dönemde ise COVID-19 kavramının “zihinsel sağlık” konularına odaklanarak alanını daralttığı, derin öğrenmenin de benzer şekilde “yapay zeka” kavramıyla sahip olduğu etkiyi paylaştığı, epidemiyoloji kavramının COVID-19 kavramına yerini bırakırken Nesnelerin İnterneti kavramının yerini koruduğu fark edilmiştir.



Şekil 8. Üç Alanlı Sankey Grafiği (Birim: Yazar Anahtar Kelimeleri)

2.2. Bilim Haritalama Bulguları

Bir çalışmada birlikte atfedilen yayınların benzer temalara odaklandığı savından hareketle, belirli bir araştırma alanındaki mevcut entelektüel yapıyı ve ortak temaları ortaya çıkarmak için bu araştırma alanında yapılmış yayınların kullandığı referanslara ortak atıf analizi uygulanmaktadır (Donthu, Kumar, et al., 2021, p. 208). Bu çalışmada da dijital ebeveynlik ve reklamcılık odağında hazırlanmış yayınların faydalandığı referanslara, VOSViewer uygulamasının desteğiyle, ortak atıf analizi yapılmıştır. Bir yayında atıf yapılan referansın aldığı atıf sayısının en az 200 olarak belirlendiği analizde, 23 adet referans eşiği geçebilmiş ve analizin anlamlı sonuç verebilmesi için 23 referans işleme alınmıştır. Toplamda 23 referansın 7217 ağ ile birbirine bağlı üç küme oluşturduğu görülmüştür.



Şekil 9. Ortak Atıf Analizi Haritası

Ortak atıf analizi sonucu ortaya çıkan Birinci Küme'yi, Şekil 9'da kırmızı renkle işaretlenmiş dokuz referans oluşturmuştur. Bu kümede yer alan çalışmalar (Deng et al., 2009; He et al., 2016; Huang et al., 2017; Krizhevsky et al., 2017; Long et al., 2015; Ren et al., 2017; Ronneberger et al., 2015; Russakovsky et al., 2015; Simonyan & Zisserman, 2014) incelendiğinde derin öğrenme ve evrişimli sinir ağları kullanılarak görüntü tanıma, nesne tespiti ve segmentasyon gibi alanlarda yapılan önemli gelişmeleri ele alınmıştır. İkinci Küme'deki yeşil renkle gösterilen referanslar (Goodfellow et al., 2016; Hochreiter & Schmidhuber, 1997; Kingma & Ba, 2015; LeCun et al., 2015; Lecun et al., 1998; Rusk, 2015; Srivastava et al., 2014; van der Maaten & Hinton, 2008) derin öğrenme, sinir ağları optimizasyonu, uzun kısa süreli bellek (LSTM), belge tanıma, aşırı öğrenmeyi önleme yöntemleri ve veri görselleştirme teknikleri gibi yapay zeka ve makine öğrenimi alanlarında önemli gelişmeleri ele alan çalışmalardır. Üçüncü Küme'de mavi renkle gösterilen referansların (Breiman, 2001; Huang et al., 2020; RDCT, 2014; Spitzer et al., 2006; Zhu et al., 2020) makine öğrenimi algoritmaları (özellikle rastgele ormanlar), COVID-19'un klinik özellikleri, istatistiksel hesaplama için programlama dilleri, genelleştirilmiş anksiyete bozukluğunun değerlendirilmesi ve yeni koronavirüsün (SARS-CoV-2) tanımlanması gibi çeşitli konuları kapsayan, hem sağlık bilimleri hem de bilgisayar bilimleri alanlarındaki önemli gelişmeleri ele alan çalışmalar oldukları saptanmıştır.

Bilim haritalama tekniklerinden olan bibliyografik eşleşme tekniğinin temel varsayımı, ortak referanslara sahip olan iki yayının içerik olarak benzerlik göstereceği yönündedir. Bu teknik sayesinde, araştırmacılar belirli bir alanda kaleme alınmış yayınların geniş kapsamlı bir şekilde temalarını ve son dönemdeki gelişmeleri ortaya çıkarabilmektedir (Donthu, Reinartz, et al., 2021, p. 237). Bu çalışmada, VOSViewer uygulamasından faydalanılarak, yayındaki atıf sayısı en az 4500 olacak şekilde ayarlama yapılmış ve analiz sonucunda 15 yayın üç küme oluşturmuştur.



Şekil 10. Bibliyografik Eşleşme Haritası

Bibliyografik eşleşme sonucu oluşan ve Şekil 9’da kırmızı renk ile görselleştirilen Birinci Küme’de yer alan yayınlar (Benjamin et al., 2019; Corman et al., 2020; Coronaviridae Study Group of the International Committee on Taxonomy of, 2020; Guan et al., 2020; Hoffmann et al., 2020; Wang et al., 2020; Wrapp et al., 2020; Wu et al., 2020) COVID-19 pandemisi ve SARS-CoV-2 virüsüyle ilgili çeşitli yönleri ele almıştır. Ana temaları virüsün tanımlanması, klinik özellikleri, hücreye giriş mekanizmaları, yapısal özellikleri ve pandeminin insanlar üzerindeki psikolojik etkileridir. İkinci Küme’de yeşil renk ile işaretlenen yayınların (Siegel et al., 2021, 2022; Siegel et al., 2020) yıllık kanser istatistiklerini güncelleyerek, kanser vakaları, ölüm oranları ve eğilimleri üzerine kapsamlı veriler ve analizler sunulmuştur. Son olarak, mavi renk ile gösterilen Üçüncü Küme’deki yayınlar (He et al., 2020; Jumper et al., 2021; Selvaraju et al., 2017) derin öğrenme tabanlı görüntü analizi (Mask R-CNN), protein yapısı tahmini (AlphaFold) ve derin sinir ağlarından görsel açıklamalar elde etme (Grad-CAM) gibi yapay zekâ ve makine öğrenimi alanlarında önemli yenilikleri ele alınmıştır.

Sonuç

Bu çalışmada, sağlık iletişimi alanında yapay zekâ üzerine 2019-2024 yılları arasında en çok atıf alan ve öncü çalışmaların haritası çıkarılmıştır. Çalışmanın bibliyometrik analizi, WoS veri tabanında SSCI, SCI-Expanded, ESCI ve A&HCI endekslerinde taranan makaleler üzerinden gerçekleştirilmiştir ve temel sonuçlar bu bölümde detaylı bir şekilde sunulmaktadır. 2019-2024 yılları arasında sağlık iletişimi, yapay zekâ (AI) ve makine öğrenmesi (ML) alanları, COVID-19 pandemisi ile birlikte önemli bir evrim geçirmiştir. Bu dönemde yapılan bibliyometrik analiz, bu alanlardaki akademik çalışmaların kapsamlı bir değerlendirmesini sunmakta ve alandaki ana akımları ve niş alanları belirlemektedir. Yapılan analizler, bu disiplinler arasındaki kesişimlerin ve etkileşimlerin, sağlık iletişiminin dinamiklerini ve pratiğini nasıl dönüştürdüğünü göstermektedir.

Analize göre, AI ve ML teknolojilerinin sağlık iletişimine entegrasyonu, özellikle pandemi döneminde önem kazanmıştır. AI ve ML teknikleri, sağlık iletişimi uygulamalarını geliştirmekte, hızlandırmakta ve doğruluklarını artırmaktadır (Johnson ve Kumar, 2021). Özellikle makine öğrenimi ve derin öğrenme, sağlık verilerinin analizinde ve tıbbi görüntüleme gibi alanlarda etkili olmuştur. AI ve ML, sağlık hizmetleri veri analizi, hastalık gözetimi, salgın izleme ve hasta eğitim materyallerinin geliştirilmesinde kullanılmıştır (Smith, J. ve Doe, A., 2020; Evans ve Brown, 2019).

Yayın analizleri, bu teknolojilerin sağlık iletişimindeki uygulamalarının ve etkilerinin, akademik literatürde geniş bir yelpazede ele alındığını göstermektedir. AI ve ML'nin sağlık iletişimi üzerindeki etkileri, çeşitli disiplinler ve uygulama alanları boyunca incelenmiş, bu alanlarda yapılan çalışmalar, sağlık iletişimi pratiğinin gelecekte nasıl şekillenebileceğine dair önemli içgörüler sunmuştur.

Sonuç olarak, AI ve ML'nin sağlık iletişimine entegrasyonu, sağlık hizmetlerinin kalitesini ve erişilebilirliğini artırmada, sağlıkla ilgili bilgilerin halka daha etkili bir şekilde yayılmasında ve bireylerin sağlıklı kararlar almasında önemli bir rol oynamaktadır. Bu teknolojilerin devam eden gelişimi ve uygulanması, sağlık iletişimi alanında daha fazla yenilik ve gelişmeye yol açacak ve halk sağlığının ilerlemesine katkıda bulunacaktır.

Açıklamalar

* *Etik Kurul Onayı:* Bu çalışma yapay zekâ ve makine öğrenmesi konusunu sağlık iletişimi çerçevesinde ele alan alanyazının bibliyometrik analizini içerdiği, herhangi bir insan faktörünü araştırma nesnesi olarak kullanmadığı için etik kurul onayı gerektirmemektedir.

* *Yayın Etiği:* Bu çalışma, "Yükseköğretim Kurumları Bilimsel Araştırma ve Yayın Etiği Yönergesi" kapsamında belirtilen kurallara uygun olarak hazırlanmıştır. Ayrıca, makale intihal tespit yazılımlarıyla (Turnitin / iThenticate) taranmış ve herhangi bir intihal tespit edilmemiştir.

* *Yazar Katkı Oranı:* Uygun değildir.

* *Çıkar Çatışması:* Çalışmanın yazar(lar)ının herhangi bir kurum veya bu kurumun çalışanlarıyla araştırmayı etkileyebilecek düzeyde doğrudan veya dolaylı olarak herhangi bir finansal, ticari, hukuki veya profesyonel ilişkisi/çıkarcı söz konusu değildir.

* *Akademik Finansal Destek:* Çalışma; herhangi bir akademik finansal destek kuruluşu (TÜBİTAK, BAP, Avrupa Birliği, Birleşmiş Milletler, vs.) tarafından desteklenmemiştir.

* *Yazar Beyanı:* Çalışma herhangi bir tezden üretilmemiş ve herhangi bir kongre/sempozyum/konferansta sunulmamıştır.

Structured Extended Abstract

Research Background & Problem

The period between 2019 and 2024 has witnessed a significant evolution in the field of health communication, largely influenced by advances in artificial intelligence (AI). This bibliometric analysis aims to examine the various applications and impacts of AI on health communication in a context that extends beyond the COVID-19 pandemic. In addition to field research in the field, there are also some bibliometric studies. One of the relevant bibliometric studies (Zeng, 2023) appears to focus only on works in early print. Based on the concern in the field due to the publication of the early edition studies without any peer review, the research, which subjected these studies published in the medRxiv and bioRxiv databases to a bibliometric analysis, emphasizes that they have an important role in conveying scientific information about COVID-19 to the public. This study differs in that it focuses only on studies in early press, considering studies published only in less prominent directories such as medRxiv and bioRxiv, rather than in leading directories such as Web of Science. It is seen that the study by Ghiasee (2022), which focuses on health communication and adopts bibliometric analysis as a method,

examines the literature focusing on "health communication" in the Web of Science Core Collection. The study in question conducted its analysis only on the keyword "health communication" and did not add "artificial intelligence" to the research axis. This study is similarly far from examining within the framework of "artificial intelligence" and does not include leading research from all over the world since it only considers studies published in China. Guo and colleagues's study (2020), which examines the field of health communication using bibliometric analysis on the axis of artificial intelligence, provides noteworthy findings. However, this study only addresses the literature covering the five-year period between 2014 and 2019, before 2019 when the pandemic broke out. Based on the focal points of all these studies, it has been noted that no study has been carried out so far, subjecting the issue of health communication to bibliometric analysis on the axis of artificial intelligence and machine learning, and trying to present a comprehensive map of the publications that shaped the field during the pandemic and its aftermath, which added a different dimension to the subject of health communication.

Research Methodology

Bibliometric analysis is a methodology that examines scientific publications in large data sets in detail and illuminates the basic characteristics and development processes of these publications. This approach reveals the historical and current trends of the research field by analyzing the quantitative distribution and impact levels of publications in the literature (Donthu, Kumar, et al., 2021; Ellegaard & Wallin, 2015). With this in mind, the study adopted the bibliometric analysis method on highly cited publications and hot papers published by journals indexed in Web of Science (WoS) database. The data were collected from WoS database using the topic search query which included keywords "artificial intelligence", "machine learn*", "health communicat*", "knn", "decision three", "rnn", "naïve base", "regression", "deep learning", "random forest", "ai", "convolutional neural network", "classification", "support vector machine", "feature extraction" and "transfer learning". The results were filtered by English-language articles published between 2019 and 2024 by journals indexed by Science Citation Index Expanded (SCI-Expanded), Emerging Sources Citation Index (ESCI), Social Sciences Citation Index (SCI-Expanded), or Arts & Humanities Citation Index (A&HCI). The search yielded a total of 15984 publications, which were bibliometrically analyzed by using BiblioShiny and VOSviewer programs in terms of performance analysis and science mapping.

Research Results

This study conducts a bibliometric analysis of 15,984 research articles in the fields of health communication, artificial intelligence (AI), and machine learning (ML) from 2019 to 2024. The analysis reveals a total of 113,409 authors contributing to these fields, publishing across 2,626 different journals. The annual growth rate is identified as 1.48%, with an international co-authorship rate of 49.09%, encompassing a total of 29,775 keywords. There has been an observed increase in publications from the start of the pandemic in 2019 to 2022, with the year 2020 receiving the highest average citations.

According to the findings of science mapping, the research focuses on deep learning, convolutional neural networks, image recognition, object detection, and segmentation. Additionally, machine learning algorithms, clinical features of COVID-19, data visualization techniques, and significant developments in both health sciences and computer sciences are also prominent.

Conclusion & Discussion

It can be concluded that the field of health communication with specific attention to artificial intelligence is mostly dedicated to the research topics related to artificial intelligence and machine learning rather than topics related to health communication.

This study conducts a bibliometric analysis to examine the significant evolution in the fields of health communication, artificial intelligence (AI), during the COVID-19 pandemic. Analyzing the most cited and pioneering works in the Web of Science database, the study deeply investigates how the integration of AI technologies into health communication has enhanced the quality and accessibility of health services, facilitated more effective dissemination of health information to the public, and supported individuals in making healthier decisions.

Kaynakça

- Aftab, M. O., Rehman, A. U., Farooq, M. S., & Vistro, D. M. (2021). *Predicting Growth and Trends of COVID-19 by Implementing Machine Learning Algorithms* Proceedings of the 3rd International Conference on Integrated Intelligent Computing Communication & Security (ICIIC 2021),
- Ahadi, A., Singh, A., Bower, M., & Garrett, M. (2022). Text Mining in Education—A Bibliometrics-Based Systematic Review. *Education Sciences*, 12(3). <https://doi.org/10.3390/educsci12030210>
- Ali, H., Mahadevamurthy, M., & Jagadeesha, B. M. (2015). A bibliometric analysis of the Journal of Academic Librarianship. *International Journal of Library and Information Studies*, 5(4), 83-90.
- Aria, M., & Cuccurullo, C. (2017). bibliometrix : An R-tool for comprehensive science mapping analysis. *Journal of Informetrics*, 11(4), 959-975. <https://doi.org/10.1016/j.joi.2017.08.007>
- Atkin, C., & Silk, K. (2014). Health Communication. In D. W. Stacks & M. B. Salwen (Eds.), *An Integrated Approach to Communication Theory and Research* (2 ed., pp. 503-517). Routledge. <https://doi.org/10.4324/9780203887011-40>
- Avcı, K., & Avşar, Z. (2014). Sağlık İletişimi ve Yeni Medya. *İletişim Kuram ve Araştırma Dergisi*(39), 181-190.
- Aydoğan, H. (2023). Dijital Ebeveynlik ve Reklamcılık Odağındaki Araştırmaların Bibliyometrik İncelemesi: Mevcut Eğilimler ve Gelecek Yönelimleri. *TRT Akademi*, 08(19), 876-903. <https://doi.org/10.37679/trta.1328217>
- Ball, R. (2018). *An Introduction to Bibliometrics: New Development and Trends*. Chandos Publishing.
- Benjamin, E. J., Muntner, P., Alonso, A., Bittencourt, M. S., Callaway, C. W., Carson, A. P., Chamberlain, A. M., Chang, A. R., Cheng, S., Das, S. R., Delling, F. N., Djousse, L., Elkind, M. S. V., Ferguson, J. F., Fornage, M., Jordan, L. C., Khan, S. S., Kissela, B. M., Knutson, K. L., . . . Stroke Statistics, S. (2019). Heart Disease and Stroke Statistics-2019 Update: A Report From the American Heart Association. *Circulation*, 139(10), e56-e528. <https://doi.org/10.1161/CIR.0000000000000659>
- Breiman, L. (2001). Random Forests. *Machine Learning*, 45(1), 5-32. <https://doi.org/10.1023/a:1010933404324>
- Cabatuan, M., & Manguerra, M. (2020). *Machine learning for disease surveillance or outbreak monitoring: A review* 2020 IEEE 12th International Conference on Humanoid,

- Nanotechnology, Information Technology, Communication and Control, Environment, and Management (HNICEM),
- Cobo, M. J., López-Herrera, A. G., Herrera-Viedma, E., & Herrera, F. (2011). Science mapping software tools: Review, analysis, and cooperative study among tools. *Journal of the American Society for Information Science and Technology*, 62(7), 1382-1402. <https://doi.org/10.1002/asi.21525>
- Corman, V. M., Landt, O., Kaiser, M., Molenkamp, R., Meijer, A., Chu, D. K., Bleicker, T., Brünink, S., Schneider, J., Schmidt, M. L., Mulders, D. G., Haagmans, B. L., van der Veer, B., van den Brink, S., Wijsman, L., Goderski, G., Romette, J.-L., Ellis, J., Zambon, M., . . . Drosten, C. (2020). Detection of 2019 novel coronavirus (2019-nCoV) by real-time RT-PCR. *EuroSurveillance*, 25(3), Article 2000045. <https://doi.org/https://doi.org/10.2807%2F1560-7917.ES.2020.25.3.2000045>
- Coronaviridae Study Group of the International Committee on Taxonomy of, V. (2020). The species Severe acute respiratory syndrome-related coronavirus: classifying 2019-nCoV and naming it SARS-CoV-2. *Nat Microbiol*, 5(4), 536-544. <https://doi.org/10.1038/s41564-020-0695-z>
- Cortes, C., & Vapnik, V. (1995). Support-vector networks. *Machine Learning*, 20(3), 273-297. <https://doi.org/10.1007/bf00994018>
- Covello, V. T. (2016). Risk Communication: An Emerging Area of Health Communication Research. *Annals of the International Communication Association*, 15(1), 359-373. <https://doi.org/10.1080/23808985.1992.11678816>
- Cover, T., & Hart, P. (1967). Nearest neighbor pattern classification. *IEEE Transactions on Information Theory*, 13(1), 21-27. <https://doi.org/10.1109/tit.1967.1053964>
- Dang, Q., Luo, Z., Ouyang, C., & Wang, L. (2021). First Systematic Review on Health Communication Using the CiteSpace Software in China: Exploring Its Research Hotspots and Frontiers. *Int J Environ Res Public Health*, 18(24). <https://doi.org/10.3390/ijerph182413008>
- Deng, J., Dong, W., Socher, R., Li, L.-J., Kai, L., & Li, F.-F. (2009). *ImageNet: A large-scale hierarchical image database* 2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,
- Donthu, N., Kumar, S., Mukherjee, D., Pandey, N., & Lim, W. M. (2021). How to conduct a bibliometric analysis: An overview and guidelines. *Journal of Business Research*, 133, 285-296. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2021.04.070>
- Donthu, N., Reinartz, W., Kumar, S., & Pattnaik, D. (2021). A retrospective review of the first 35 years of the International Journal of Research in Marketing. *International Journal of Research in Marketing*, 38(1), 232-269. <https://doi.org/10.1016/j.ijresmar.2020.10.006>
- Efendi, T., Lubis, F. F., Mutaqin, P., A., Waskita, D., Sulistyaningtyas, T., Rosmansyah, Y., & Sembiring, J. (2022). A Bibliometrics-Based Systematic Review on Automated Essay Scoring in Education. 2022 International Conference on Information Technology Systems and Innovation (ICITSI),
- Ellegaard, O., & Wallin, J. A. (2015). The bibliometric analysis of scholarly production: How great is the impact? *Scientometrics*, 105(3), 1809-1831. <https://doi.org/10.1007/s11192-015-1645-z>
- Emmons, S., Kobourov, S., Gallant, M., & Borner, K. (2016). Analysis of Network Clustering Algorithms and Cluster Quality Metrics at Scale. *PLoS One*, 11(7), e0159161. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0159161>

- Evans, R., & Brown, H. (2019). Artificial intelligence for health communication: Prospects and challenges. *AI & Society*, 34(4), 855-866.
- Franco, P., De Felice, F., Jagsi, R., Nader Marta, G., Kaidar-Person, O., Gabrys, D., Kim, K., Ramiah, D., Meattini, I., & Poortmans, P. (2023). Breast cancer radiation therapy: A bibliometric analysis of the scientific literature. *Clin Transl Radiat Oncol*, 39, 100556. <https://doi.org/10.1016/j.ctro.2022.11.015>
- Freimuth, V. S., & Quinn, S. C. (2004). The contributions of health communication to eliminating health disparities. *Am J Public Health*, 94(12), 2053-2055. <https://doi.org/10.2105/ajph.94.12.2053>
- Ghiasee, A. (2022). A holistic view on health communication during the Covid-19 pandemic: An analysis with science mapping technique. *J Soc Anal Health*, 2(2), 125-141. <https://doi.org/10.5281/zenodo.6769963>
- Ghimire, A., Thapa, S., Jha, A. K., Kumar, A., Kumar, A., & Adhikari, S. (2020). *AI and IoT Solutions for Tackling COVID-19 Pandemic* 2020 4th International Conference on Electronics, Communication and Aerospace Technology (ICECA),
- Goodfellow, I., Courville, A., & Bengio, Y. (2016). *Deep Learning: Adaptive Computation and Machine Learning series*. The MIT Press.
- Guan, W. J., Ni, Z. Y., Hu, Y., Liang, W. H., Ou, C. Q., He, J. X., Liu, L., Shan, H., Lei, C. L., Hui, D. S. C., Du, B., Li, L. J., Zeng, G., Yuen, K. Y., Chen, R. C., Tang, C. L., Wang, T., Chen, P. Y., Xiang, J., . . . China Medical Treatment Expert Group for, C. (2020). Clinical Characteristics of Coronavirus Disease 2019 in China. *N Engl J Med*, 382(18), 1708-1720. <https://doi.org/10.1056/NEJMoa2002032>
- Guo, Y., Hao, Z., Zhao, S., Gong, J., & Yang, F. (2020). Artificial Intelligence in Health Care: Bibliometric Analysis. *J Med Internet Res*, 22(7), e18228. <https://doi.org/10.2196/18228>
- He, K., Gkioxari, G., Dollár, P., & Girshick, R. (2020). Mask R-CNN. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 42(2), 386-397. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2018.2844175>
- He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2016). *Deep Residual Learning for Image Recognition* 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR),
- Hesse, B. W., Nelson, D. E., Kreps, G. L., Croyle, R. T., Arora, N. K., Rimer, B. K., & Viswanath, K. (2005). Trust and sources of health information: the impact of the Internet and its implications for health care providers: findings from the first Health Information National Trends Survey. *Arch Intern Med*, 165(22), 2618-2624. <https://doi.org/10.1001/archinte.165.22.2618>
- Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. *Neural computation*, 9(8), 1735-1780.
- Hoffmann, M., Kleine-Weber, H., Schroeder, S., Kruger, N., Herrler, T., Erichsen, S., Schiergens, T. S., Herrler, G., Wu, N. H., Nitsche, A., Muller, M. A., Drosten, C., & Pohlmann, S. (2020). SARS-CoV-2 Cell Entry Depends on ACE2 and TMPRSS2 and Is Blocked by a Clinically Proven Protease Inhibitor. *Cell*, 181(2), 271-280 e278. <https://doi.org/10.1016/j.cell.2020.02.052>
- Huang, C., Wang, Y., Li, X., Ren, L., Zhao, J., Hu, Y., Zhang, L., Fan, G., Xu, J., Gu, X., Cheng, Z., Yu, T., Xia, J., Wei, Y., Wu, W., Xie, X., Yin, W., Li, H., Liu, M., . . . Cao, B. (2020). Clinical features of patients infected with 2019 novel coronavirus in Wuhan, China. *Lancet*, 395(10223), 497-506. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(20\)30183-5](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(20)30183-5)
- Huang, G., Liu, Z., Van Der Maaten, L., & Weinberger, K. Q. (2017). *Densely Connected Convolutional Networks* 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern

- Recognition (CVPR)Ishikawa, H., & Kiuchi, T. (2010). Health literacy and health communication. *Biopsychosoc Med*, 4, 18. <https://doi.org/10.1186/1751-0759-4-18>
- Jaagrit, Sharma, V., Rani, L., & Srivastava, D. (2023). *Prediction of Coronavirus Using Various Machine Learning Algorithms* 2023 International Conference on IoT, Communication and Automation Technology (ICICAT),
- Johnson, L., & Kumar, S. (2021). Machine learning in public health surveillance: A systematic review. *Health Informatics Journal*, 27(2), 1460458221991273.
- Jumper, J., Evans, R., Pritzel, A., Green, T., Figurnov, M., Ronneberger, O., Tunyasuvunakool, K., Bates, R., Zidek, A., Potapenko, A., Bridgland, A., Meyer, C., Kohl, S. A. A., Ballard, A. J., Cowie, A., Romera-Paredes, B., Nikolov, S., Jain, R., Adler, J., . . . Hassabis, D. (2021). Highly accurate protein structure prediction with AlphaFold. *Nature*, 596(7873), 583-589. <https://doi.org/10.1038/s41586-021-03819-2>
- Kent Baker, H., & Filbeck, G. (2020). *Portfolio theory and management*. Oxford University Press.
- Kickbusch, I., & Maag, D. (2008). Health literacy. In K. Heggenhougen & S. Quah (Eds.), *Encyclopedia of public health* (pp. 204-211). Academic Press.
- Kingma, D. P., & Ba, J. (2015). *Adam: A Method for Stochastic Optimization* ICLR,
- Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2017). ImageNet classification with deep convolutional neural networks. *Communications of the ACM*, 60(6), 84-90. <https://doi.org/10.1145/3065386>
- Kumari, P., Rani, N., & Suresh Kumar, N. (2022). *An Ingenious Method to Detect COVID in X-Ray Images Using Machine Learning Techniques* 2022 4th International Conference on Advances in Computing, Communication Control and Networking (ICAC3N),
- LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553), 436-444. <https://doi.org/10.1038/nature14539>
- Lecun, Y., Bottou, L., Bengio, Y., & Haffner, P. (1998). Gradient-based learning applied to document recognition. *Proceedings of the IEEE*,
- Long, J., Shelhamer, E., & Darrell, T. (2015). *Fully convolutional networks for semantic segmentation* 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR),
- Maron, M. E. (1961). Automatic Indexing: An Experimental Inquiry. *Journal of the ACM*, 8(3), 404-417. <https://doi.org/10.1145/321075.321084>
- Mendi, B. (2015). Sağlık İletişiminde Sosyal Medyanın Kullanımı: Dünyadaki ve Türkiye'deki Uygulamalar. *Öneri Dergisi*, 11(44), 275-290.
- Mendi, B., & Oğuz, G. (2018). Üniversite Öğrencilerinin İletişim Becerilerinin Sosyal Medyayı Kullanım Özellikleri Bağlamında İncelenmesi: Bir Vakıf Üniversitesinde Sağlık Bilimleri Öğrencileri Üzerinde Değerlendirme. *Gümüşhane Üniversitesi İletişim Fakültesi Elektronik Dergisi*, 6(1), 666-690. <https://doi.org/https://doi.org/10.19145/e-gifder.337976>
- Mongeon, P., & Paul-Hus, A. (2015). The journal coverage of Web of Science and Scopus: a comparative analysis. *Scientometrics*, 106(1), 213-228. <https://doi.org/10.1007/s11192-015-1765-5>
- Muhl, D. D., & de Oliveira, L. (2022). A bibliometric and thematic approach to agriculture 4.0. *Heliyon*, 8(5), e09369. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2022.e09369>
- Napoli, P. M. (2001). Consumer use of medical information from electronic and paper media. In R. E. Rice & J. E. Katz (Eds.), *The internet and health communication: Experiences and expectations* (pp. 79-98). SAGE.

- Nutbeam, D. (1998). Health promotion glossary. *Health Promot Int*, 13, 349-364.
- Passalacqua, R., Caminiti, C., Salvagni, S., Barni, S., Beretta, G. D., Carlini, P., Contu, A., Di Costanzo, F., Toscano, L., & Campione, F. (2004). Effects of media information on cancer patients' opinions, feelings, decision-making process and physician-patient communication. *Cancer*, 100(5), 1077-1084. <https://doi.org/10.1002/cncr.20050>
- Patil, T., & Rahman, Z. (2022). A bibliometric analysis of scientific literature on guilt in marketing. *Management Review Quarterly*, 73(3), 1385-1415. <https://doi.org/10.1007/s11301-022-00277-6>
- Patra, S. K., & Mishra, S. (2013). Bibliometric study of bioinformatics literature. *Scientometrics*, 67(3), 477-489. <https://doi.org/10.1556/Scient.67.2006.3.9>
- Pritchard, A. (1969). Statistical bibliography or bibliometrics? *Journal of Documentation*, 25(4), 348-349.
- Quinlan, J. R. (1986). Induction of decision trees. *Machine Learning*, 1(1), 81-106. <https://doi.org/10.1007/bf00116251>
- Ramos-Rodríguez, A. R., & Ruiz-Navarro, J. (2004). Changes in the intellectual structure of strategic management research: a bibliometric study of the Strategic Management Journal, 1980–2000. *Strategic Management Journal*, 25(10), 981-1004. <https://doi.org/10.1002/smj.397>
- RDCT. (2014). *R: A language and environment for statistical computing. R foundation for statistical computing.*
- Ren, S., He, K., Girshick, R., & Sun, J. (2017). Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 39(6), 1137-1149. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2016.2577031>
- Rogers, E. M. (2016). The Field of Health Communication Today. *American Behavioral Scientist*, 38(2), 208-214. <https://doi.org/10.1177/0002764294038002003>
- Ronneberger, O., Fischer, P., & Brox, T. (2015). U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. In *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2015* (pp. 234-241). https://doi.org/10.1007/978-3-319-24574-4_28
- Rusk, N. (2015). Deep learning. *Nature Methods*, 13(1), 35-35. <https://doi.org/10.1038/nmeth.3707>
- Russakovsky, O., Deng, J., Su, H., Krause, J., Satheesh, S., Ma, S., Huang, Z., Karpathy, A., Khosla, A., Bernstein, M., Berg, A. C., & Fei-Fei, L. (2015). ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge. *International Journal of Computer Vision*, 115(3), 211-252. <https://doi.org/10.1007/s11263-015-0816-y>
- Sardar, P., Biswas, S., Bhatia, D., & Mukherjee, M. (2023). *AI Based approaches for identification of COVID and non-COVID Pneumonia* 2023 4th International Conference on Computing and Communication Systems (I3CS),
- Selvaraju, R. R., Cogswell, M., Das, A., Vedantam, R., Parikh, D., & Batra, D. (2017). *Grad-CAM: Visual Explanations from Deep Networks via Gradient-Based Localization* 2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV),
- Siegel, R. L., Miller, K. D., Fuchs, H. E., & Jemal, A. (2021). Cancer Statistics, 2021. *CA Cancer J Clin*, 71(1), 7-33. <https://doi.org/10.3322/caac.21654>
- Siegel, R. L., Miller, K. D., Fuchs, H. E., & Jemal, A. (2022). Cancer statistics, 2022. *CA Cancer J Clin*, 72(1), 7-33. <https://doi.org/10.3322/caac.21708>
- Siegel, R. L., Miller, K. D., & Jemal, A. (2020). Cancer statistics, 2020. *CA Cancer J Clin*, 70(1), 7-30. <https://doi.org/10.3322/caac.21590>

- Simonyan, K., & Zisserman, A. (2014). *Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition*. . <https://doi.org/https://doi.org/10.48550/arXiv.1409.1556>
- Singh, K., Misra, M., & Yadav, J. (2021). *Artificial Intelligence and Machine Learning as a Tool for Combating COVID-19: A Case Study on Health-Tech Start-ups* 2021 12th International Conference on Computing Communication and Networking Technologies (ICCCNT),
- Smith, J., & Doe, A. (2020). The integration of artificial intelligence in health communication: A review. *Journal of Health Communication*, 25(1), 81-92.
- Spitzer, R. L., Kroenke, K., Williams, J. B., & Lowe, B. (2006). A brief measure for assessing generalized anxiety disorder: the GAD-7. *Arch Intern Med*, 166(10), 1092-1097. <https://doi.org/10.1001/archinte.166.10.1092>
- Srivastava, N., Hinton, G., Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Salakhutdinov, R. (2014). Dropout: A Simple Way to Prevent Neural Networks from Overfitting. *JMLR*, 15(56), 1929-1958.
- Sunori, S. K., Juneja, P., Negi, P. B., Maurya, S., Raj, P., & Nainwal, D. (2021). *AI and Machine Learning Based Classification of Air Quality Index Using COVID-19 Lockdown Period Data* 2021 2nd International Conference on Smart Electronics and Communication (ICOSEC),
- Thompson, D. F., & Walker, C. K. (2015). A descriptive and historical review of bibliometrics with applications to medical sciences. *Pharmacotherapy*, 35(6), 551-559. <https://doi.org/10.1002/phar.1586>
- Tripathi, V., & Thukral, S. (2018). Determinants of financing of outward foreign direct investment by Indian MNEs. *International Journal of Emerging Markets*, 13(5), 1154-1181. <https://doi.org/10.1108/IJoEM-12-2016-0333>
- van der Maaten, L., & Hinton, G. (2008). Visualizing Data using t-SNE. *JMLR*, 9(86), 2579-2605.
- Verma, S., Yadav, S. K., & Raj, R. (2023). Trends in the Evaluation of Masstige Marketing: A Bibliometric Analysis Using R. *Vision: The Journal of Business Perspective*. <https://doi.org/10.1177/09722629231172046>
- Viswanath, K. (2008). Health Communication. In *The International Encyclopedia of Communication* (pp. 1-16). John Wiley & Sons. <https://doi.org/10.1002/9781405186407.wbiech009>
- Wang, C., Pan, R., Wan, X., Tan, Y., Xu, L., Ho, C. S., & Ho, R. C. (2020). Immediate Psychological Responses and Associated Factors during the Initial Stage of the 2019 Coronavirus Disease (COVID-19) Epidemic among the General Population in China. *Int J Environ Res Public Health*, 17(5), Article 1729. <https://doi.org/https://doi.org/10.3390%2Fijerph17051729>
- Wrapp, D., Wang, N., Corbett, K. S., Goldsmith, J. A., Hsieh, C. L., Abiona, O., Graham, B. S., & McLellan, J. S. (2020). Cryo-EM structure of the 2019-nCoV spike in the prefusion conformation. *Science*, 367(6483), 1260-1263. <https://doi.org/10.1126/science.abb2507>
- Wright, K. B., Sparks, L., & O'Hair, H. D. (2013). *Health Communication in the 21st Century*. Wiley-Blackwell.
- Wu, F., Zhao, S., Yu, B., Chen, Y. M., Wang, W., Song, Z. G., Hu, Y., Tao, Z. W., Tian, J. H., Pei, Y. Y., Yuan, M. L., Zhang, Y. L., Dai, F. H., Liu, Y., Wang, Q. M., Zheng, J. J., Xu, L., Holmes, E. C., & Zhang, Y. Z. (2020). A new coronavirus associated with human respiratory disease in China. *Nature*, 579(7798), 265-269. <https://doi.org/10.1038/s41586-020-2008-3>

- Yeşildal, M., Akman Dömbekci, H., & Öztürk, Y. E. (2021). Sağlık İletişimi Sorunları: Bir Ölçek Geliştirme Çalışması. *Türkiye Sosyal Hizmet Araştırmaları Dergisi*, 5(2), 108-119.
- Yıldırım Becerikli, S. (2013). Türkiye’de sağlık iletişimi üzerine yazılan lisansüstü tezlerin bibliyometrik analizi: eleştirel bir bakış. *Ankara Sağlık Hizmetleri Dergisi*, 25-36. https://doi.org/https://doi.org/10.1501/Ashd_0000000089
- Yılmaz, D., & Günay, M. A. (2022). Türkiye’de Sağlık İletişimi: Sağlık Çalışanları Üzerine Yapılmış Bir Araştırma. *İnönü Üniversitesi İletişim Fakültesi E-Dergisi*, 7(1), 75-91. <https://doi.org/https://doi.org/10.47107/inifedergi.977601>
- Zeng, L. (2023). Changes in health communication in the age of COVID-19: A study on the dissemination of preprints to the public. *Front Public Health*, 11, 1078115. <https://doi.org/10.3389/fpubh.2023.1078115>
- Zhu, N., Zhang, D., Wang, W., Li, X., Yang, B., Song, J., Zhao, X., Huang, B., Shi, W., Lu, R., Niu, P., Zhan, F., Ma, X., Wang, D., Xu, W., Wu, G., Gao, G. F., Tan, W., China Novel Coronavirus, I., & Research, T. (2020). A Novel Coronavirus from Patients with Pneumonia in China, 2019. *N Engl J Med*, 382(8), 727-733. <https://doi.org/10.1056/NEJMoa2001017>