

YAPAY ZEKÂ İŞE ALIMDA CİNSİYET ÖNYARGISINA YOL AÇIYOR MU? PRISMA MODELİYLE SİSTEMATİK BİR İNCELEME

Dr. Öğr. Üyesi Muharrem AKSU¹

Özet

Dördüncü sanayi devriminin en belirgin göstergelerinden biri olan yapay zekâ (YZ), iş ve sosyal yaşamı derinden etkilemeye başlamıştır. Özellikle iş yaşamında, iş yapma biçimleri ve istihdam yapısında köklü bir paradigma değişikliğine yol açmıştır. Birçok sektörde iş ve görev süreçlerine entegre edilen YZ, insan kaynakları alanında etkin bir şekilde kullanılmaya başlanmıştır. Özellikle işe alım süreçlerine entegrasyonu ile birlikte, insan kaynaklarında etkinlik ve verimlilik açısından maliyet ve zaman tasarrufu sağlandığı gözlemlenmiştir. İşe alım sürecinin üçüncü dalgasını temsil eden YZ'ye dayalı işe alım sistemleri aynı zamanda cinsiyet önyargısı üretme potansiyeli de taşımaktadır. Bu olguyu tespit etme amacıyla çalışmada PRISMA yöntemine dayalı sistematik bir literatür incelemesi yapılmıştır. Bu doğrultuda YZ'ye dayalı işe alım süreçlerini (aday arama, tarama, mülakat ve seçim) inceleyen 37 deneysel çalışma, araştırmaya dahil edilmiştir. İncelenen araştırmaların yaklaşık %68'inde YZ'nin işe alım süreçlerinin herhangi bir aşamasında cinsiyet önyargısına neden olduğu belirlenmiştir. Bu bulgu, erken dönem YZ araçlarının cinsiyet temelli önyargıları halen devam ettirdiğini göstermektedir. Ayrıca çalışmada YZ sistemlerinin cinsiyet önyargısı oluşturma nedenleri incelenmiş ve işe alım süreçlerinde cinsiyet önyargısını azaltmaya yönelik çeşitli önerilere de yer verilmiştir.

Anahtar Kelimeler: Yapay Zekâ, İşe Alma, Cinsiyet Önyargısı, Prisma Modeli.

DOES ARTIFICIAL INTELLIGENCE LEAD TO GENDER BIAS IN RECRUITMENT? A SYSTEMATIC REVIEW WITH THE PRISMA MODEL

Abstract

One of the most prominent indicators of the Fourth Industrial Revolution, artificial intelligence (AI), has begun to profoundly impact both work and social life. In the realm of employment, it has led to a fundamental paradigm shift in work practices and employment structures. Integrated into workflows across various sectors, AI has started to be used effectively in the field of human resources. In particular, its integration into recruitment processes has been observed to enhance efficiency and productivity in human resources by reducing both cost and time. Representing the third wave of recruitment, AI-based hiring systems also have the potential to generate gender bias. To examine this phenomenon, a systematic literature review was conducted based on the PRISMA methodology. Accordingly, 37 experimental studies investigating AI-based recruitment processes (such as sourcing, screening, interviewing, and selection) were included in the study. In approximately 68% of the reviewed studies, AI was found to cause gender bias at some stage of the recruitment process. This finding indicates that early-stage AI tools continue to perpetuate gender-based biases. Furthermore, the study explores the underlying causes of gender bias in AI systems and offers various recommendations to mitigate such bias in recruitment processes.

Keywords: Artificial Intelligence, Recruitment (Hiring), Gender Bias, Prisma Model.

GİRİŞ

Dördüncü Sanayi Devrimi'nin önemli göstergeleri arasında yer alan yapay zekâ (YZ), makine öğrenimi (MÖ) ve algoritmalar, iş ve sosyal yaşamın birçok alanında devrim niteliğinde değişimlere yol açmaktadır. İnsan veri ve makine öğrenimi odaklı YZ teknolojileri, birçok alanda olduğu gibi insan kaynakları (İK) alanında da paradigma değişimine neden olmakta ve insan kaynakları süreçleri ile fonksiyonlarının geliştirilmesine katkıda bulunmaktadır (Chen, 2023).

YZ ve MÖ sistemlerinin İK da dahil olmak üzere çeşitli alanlardaki karar alma süreçlerinde

¹ Süleyman Demirel Üniversitesi, İİBF, İnsan Kaynakları Yönetimi Bölümü, E-mail: muharremaksu@sdu.edu.tr, ORCID ID: 0000-0001-5164-2458

demografik özelliklerden etkilenerek önyargılı davranışlar sergileyebildiği pek çok çalışmada ortaya konmuştur. Örneğin, Apple kredi hizmeti erkeklerle, kadınlardan daha yüksek kredi limitleri sağlamıştır (Knight, 2019). Benzer şekilde, yüz tanıma sistemlerinin özellikle renkli kadın yüzlerini sınıflandırmada %30'un üzerinde hata payına sahip olduğu gösterilmiştir (Buolamwini ve Gebru, 2018). Dil çeviri sistemleri de toplumsal cinsiyet kalıplarını yeniden üretebilmektedir. Bu sistemler, “doktor” ve “pilot” gibi mesleklere erkek zamiri, “hemşire” ve “hostes” gibi mesleklere ise kadın zamiri atayarak önyargılı davranmıştır (Cho vd., 2021).

YZ teknolojilerinin kullanımı, İK alanında çeşitli algoritmaların yaygınlaşmasıyla her geçen gün artmaktadır. Özellikle işe alım sürecinin farklı aşamalarında, otomatik karar alma sistemleri yaygın olarak kullanılmaktadır. YZ tabanlı algoritmaların insan kaynakları alanında yaygın şekilde kullanılmaya başlanmasıyla birlikte, işe alım süreçleri daha verimli hale gelirken, bu süreçler aynı zamanda toplumsal cinsiyet önyargılarına da zemin hazırlamaktadır. Bu alandaki otomatik araçların endişe verici önyargılı davranışlar sergilediği örnekler mevcuttur. Berkeley Haas Eşitlik raporu, kamuya açık YZ sistemlerinin %44,2'sinin cinsiyet önyargısı gösterdiğini ortaya koymuştur (Smith ve Rustagi 2021). Woodruff ve diğerlerinin (2018) yaptığı çalışmada, özellikle siyahi katılımcı adayların işe alınma olasılıklarının daha düşük olduğu tespit edilmiştir. Öte yandan, Facebook'un iş ilanı algoritmasının kadın ve erkek kullanıcılarına, cinsiyet dağılımlarına göre farklı reklamlar sunduğunu ortaya koymuştur (Hao, 2021). Amazon'un 2018 yılında geliştirdiği işe alım aracının şirketin geçmiş işe alım verilerinin büyük ölçüde erkek adaylara dayanması nedeniyle YZ sistemi erkek adayları tercih etmeyi öğrenmiş ve kadınlara özgü terimler içeren özgeçmişleri dezavantajlı konuma düşürmüştür (Min, 2023). Bu örnekler, YZ sistemlerinde önyargının nasıl oluşabileceğine ve bunun önlenmesi gerektiğine dair önemli bir farkındalık yaratmıştır.

Bu örneklerde de görüldüğü üzere, geleneksel işe alımdan akıllı işe alıma geçişle birlikte algoritmik önyargının devam edebileceği ve YZ'nin işe alım süreçlerinde fayda sağlarken aynı zamanda önyargıya açık olabileceği ortaya konmaktadır (Chen, 2023). YZ'nin insan uzmanlara kıyasla daha tarafsız olduğu yönündeki yaygın inanın, YZ tarafından oluşturulan önyargılı değerlendirmelerin daha az fark edilmesine neden olabilmektedir. Bu durum, sistemsel cinsiyet önyargısının sürdürülebilir hale gelmesine yol açabilmektedir (Sun vd., 2024). YZ sistemlerinde yer alan önyargılar kontrol altına alınmadığı takdirde, istenmeyen veya olumsuz sonuçlara yol açabilir. YZ sistemine cinsiyet önyargıları yerleştirildiğinde, bu sistemler ayrımcı uygulamaları sürdürme riski taşır. Dolayısıyla, bu sistemsel önyargıyı keşfetmek ve bunların azaltılmasına katkı sağlamak, işgücü piyasasında cinsiyet dengesini sağlamak açısından oldukça önemlidir.

YZ algoritmalarında ırk, yaş, cinsel yönelim gibi demografik özelliklere dayalı çeşitli önyargılar mevcut olsa da bu çalışmanın odak noktası cinsiyet önyargısıdır. Bu çerçevede, çalışmada YZ'nin işe alım süreçlerindeki cinsiyet önyargısına yol açıp açmadığı literatür taraması yöntemiyle araştırılmaya çalışılmıştır. Ulusal literatürde bu konuda yeterli sayıda çalışmanın bulunmaması ve YZ'nin işe alımda cinsiyet önyargısına ilişkin bir çerçeve analizine duyulan ihtiyaç, çalışmanın temel motivasyonları arasında yer almaktadır. Dolayısıyla YZ sistemlerindeki cinsiyet önyargılarına ilişkin mevcut çalışmaların bütüncül bir şekilde ele alınmasına yönelik bir ihtiyaç söz konusudur. Bu sayede, YZ sistemlerinde ortaya çıkan cinsiyet önyargılarının eğiliminin ve sebeplerinin anlaşılması ve bu durumun uygulayıcılara rehberlik etmesi amaçlanmıştır. Ayrıca araştırma bulgularına dayanarak, YZ tabanlı işe alım uygulamaları oluşturmak isteyen insan kaynakları uzmanları ve yöneticilere yönelik pratik öneriler sunulması hedeflenmiştir.

1. YAPAY ZEKÂ, İŞE ALIM VE CİNSİYET ÖNYARGISI

Geçmiş 1950 yılına kadar uzanan YZ, insan benzeri bilişsel yeteneklere sahip makineler olarak bir sistemin verilerini doğru şekilde yorumlama, bu verilerden öğrenme ve öğrenilen bilgiyi esnek biçimde uygulayarak görevleri yerine getirme yeteneği şeklinde tanımlanabilir (Haenlein ve Kaplan, 2019). YZ, öğrenme, problem çözme ve karar alma gibi genellikle insan zekâsı gerektiren görevleri gerçekleştirebilen ya da taklit edebilen bilgisayar sistemleridir ve işe alım ile seçim dâhil olmak üzere örgütsel karar alma süreçlerinde giderek daha fazla kullanılmaktadır (Upadhyay ve Khandelwal, 2018).

Günümüzün hızla değişen iş ortamında, iş çıktılarının başarılı olması, doğru yeteneklere sahip olmaya bağlıdır. İK, örgütlerin iş başarısını sağlamak, büyüme ve rekabet gücü elde etmek için doğru

yetenekleri edinmelerine yardımcı olan önemli bir örgütsel fonksiyondur. İK, yetenek edinimi, çalışan ilişkileri, ücretlendirme ve yan haklar, eğitim ve geliştirme ile çalışan tutma gibi işe alımın tüm yönlerini kapsamaktadır. İK'nın geleneksel fonksiyonlarına YZ'nin entegrasyonu, işe alım süreçlerinde devrim yaratarak verimliliği artırmış ve aday seçimini geliştirmek için yenilikçi çözümler sunmuştur. İş piyasalarının giderek karmaşıklaşması ve örgütlerin iyi yetenekleri çekme zorunluluğu, işe alımda YZ'nin rolünü daha da önemli hâle getirmiştir (Ebrahim ve Rajab, 2025). Dolayısıyla örgütler İK süreçlerini YZ'ye entegrasyonuna daha fazla önem vermeye başlamışlardır. Beş farklı ülkede çeşitli sektörlerde İK çalışanları üzerinde yapılan bir araştırma, işletmelerin %24'ünün işe alım için YZ'yi halihazırda uyguladığını göstermiştir (Sage, 2020).

1990'ların sonlarına kadar işe alım ve seçim süreçleri manuel yöntemlerle yürütülmekteydi. Bu döneme kadar emek yoğun olan işe alım süreçleri, 1990'ların sonlarında internetin ortaya çıkışıyla birlikte önemli bir dönüşüm geçirmiştir. Özellikle birçok iş ilanının web ortamında kolaylıkla yayımlanabilmesini ve çok sayıda potansiyel adaya minimum maliyetle ulaşılabilmesini sağlayan dijital iş ilanı platformları ortaya çıkmıştır. Aynı zamanda çevrimiçi işe alım, profesyonel ağ platformlarında (LinkedIn, Glassdoor ve Indeed vb.) yerini almıştır. Bu süreç, günümüzde işe alımda üçüncü dalgayı temsil eden YZ destekli işe alıma kadar uzanmıştır (Rigotti ve Fosch-Villaronga, 2024). YZ'ye dayalı işe alımda, iş ilanının yayımlanmasından adayın işe yerleştirilmesine kadar olan süreçlerin neredeyse tüm aşamalarında YZ tabanlı teknolojilerden yararlanılmaktadır. Son dönemde insan kaynakları alanında kullanılan, yetenek değerlendirme ve ön eleme araçları olan Pymetrics, HireVue, Harver, Codility, HackerRank, CodinGame, Retorio, myInterview; özgeçmiş tarama ve aday eşleştirme araçları olan Monica, HireEZ, XOPA AI, Talview; sohbet botları ve aday iletişimi için Mya Systems, Paradox (Olivia), AllyO; aday analitiği ve karar destek sistemleri için Greenhouse, Eightfold.ai, Ideal, Beamery; bütüncül işe alım için SmartRecruiters, Workday, iCIMS Talent Cloud ve SAP SuccessFactors gibi yazılımlar, tarama, sıralama, ön değerlendirme, video analiz, davranış tahmini ve aday deneyimini iyileştirmeye yönelik olarak geliştirilmiştir.

Bu programlar, işe alım sürecinin çeşitli aşamalarında etkin bir şekilde kullanılmaktadır. YZ tabanlı bu uygulamalar, İK'nın işe alım sürecindeki dört temel aşamada işlev görmektedir. Bunlardan *ilki* olan kaynak bulma/arama aşamasında YZ, potansiyel adayların başvuru havuzunu oluşturmak için hedef odaklı adayları belirlemeye yardımcı olmaktadır. Bu kapsamda, sosyal medya ve işe alım platformları aracılığıyla pasif adayların çevrimiçi profilleri taranmakta ve bu profiller, önceden tanımlanmış iş tanımlarıyla eşleştirilerek analiz edilmektedir. *İkinci* aşama olan tarama sürecinde YZ, özgeçmişleri iş tanımına uygunluk açısından hızla değerlendirebilmekte, sıralayabilmekte ve adayın kişilik özelliklerinin örgüt kültürüyle uyumunu tahmin edebilmektedir. Bu aşamada YZ teknolojisi, işe alım uzmanlarının aday niteliklerini değerlendirmesine ve adayların puanlanmasına yardımcı olmaktadır. *Üçüncü* aşama olan mülakat sürecinde, YZ ilk görüşmeleri otomatik hâle getirebilmekte ve aday değerlendirme sürecine katkı sağlayabilmektedir. Bazı YZ araçları, video mülakatların gerçekleştirilmesini mümkün kılmakta ve adayların ses tonu, yüz ifadeleri ve tepkileri gibi sözel olmayan ipuçlarını analiz ederek işe alım uzmanlarına destek sunmaktadır. Bu aşamaların *sonuncusu* ise, işe yerleştirme kararının verildiği seçim aşamasıdır. Bu aşamada YZ, aday havuzundaki en uygun adayları önererek nihai seçim sürecinin daha sistematik biçimde yürütülmesini sağlamaktadır (Peña vd., 2020; Fritts ve Cabrera, 2021; Chen, 2023). Tüm bu aşamalar, otomatik algoritmalarla yararlanılarak yürütülebilmekte ancak bu sistemler dikkatli bir şekilde tasarlanmadığı takdirde algoritmik ayrımcılık riski taşımaktadır (Peña vd., 2020).

İK bağlamında YZ, büyük miktarda veriyi analiz etmek, kalıpları ve eğilimleri belirlemek ve belirli bir işe uygun adaylar hakkında tahminlerde bulunmak amacıyla kullanılmaktadır (Kundu ve Palani, 2024). İşe alım sürecinde oldukça etkin ve yaygın şekilde kullanılan YZ programları, nitelikli işe alım sürecini yönetme ve başarılı işe alım sonuçları üretme açısından oldukça faydalıdır (Ebrahim ve Rajab, 2025). YZ, zaman tasarrufu, iş yükünün azaltılması, yetenek haritalaması, maliyet tasarrufu, nitelikli ve verimli işe alım, nitelikli adayların tespiti, nesnel değerlendirme ve işe alımda önyargıların ortadan kaldırılması gibi faydalar sağladığı belirtilmektedir (Issa vd., 2016; Fritts ve Cabrera, 2021; Hemalatha vd., 2021; Chen, 2023; Jafri vd., 2024; Soni, 2024). Daha somut olarak çeşitli raporlar, YZ algoritmalarının işe alım doğruluğunu %75 oranında artırdığı, işe alım başına maliyeti %40 oranında azalttığı, işe alım görevlerine harcanan sürede %95'lik bir azalma sağladığı, özgeçmişleri taramak için gereken süreyi %75'e kadar azalttığı ve işe alım kalitesini %50 oranında artırdığını ortaya koymuştur

(Vorecol, 2024). Ayrıca YZ'nin bir adayı değerlendirmek için harcanan süreyi 8 saatten 2,5 saate (Strang ve Sun, 2022); işe alım döngüsü süresini 6 haftadan 2 haftaya düşürdüğü (Ebrahim ve Rajab, 2025), işe alım süresini %65 oranında kısalttığı (Pathak ve Pandey, 2025) tespit edilmiştir. Genel olarak YZ, İK'nın işe alımda daha veri odaklı bir yaklaşım geliştirmesine yardımcı olmuştur. YZ, iş başvurularının verimli bir şekilde işlenmesini ve beceri, deneyim ve nitelik gibi kriterlere göre en iyi adayların belirlenmesini sağlayarak modern işe alım stratejilerinin temel taşı haline gelmiştir (Mishra, 2025).

İK alanında yapılan çalışmalar, YZ destekli işe alımın işe alım kalitesini iyileştirdiğini ve doğru işe doğru adayı belirlemede önemli bir etkisinin olduğunu göstermektedir. Ancak, algoritmik önyargı, cinsiyete dayalı ayrımcı işe alım uygulamalarına neden olabilmektedir (Nadeem vd., 2022). Algoritmik önyargı, YZ sistemleri de dahil olmak üzere hesaplamalı sistemlerdeki algoritmaların tasarımı, geliştirilmesi ya da uygulanması nedeniyle ortaya çıkabilen süreç önyargılarını ve/veya ayrımcı sonuçları ifade eder (Barocas ve Selbst, 2016). İK bağlamında, algoritmik önyargı, ırk ve cinsiyet gibi yasal olarak korunan özelliklere dayalı olarak eşitsizlik ve ayrımcılığa yol açan bilgisayar sistemlerindeki sistematik ve tekrarlanabilir hataları ifade eder (Jackson, 2021). Bu durum, işe alımda YZ uygulamalarının etkinliğini sınırlandırabilmektedir. YZ önyargıları, algoritmalar sistematik olarak belirli bireyleri veya grupları kayırdığında ya da dezavantajlı duruma getirdiğinde ortaya çıkabilmektedir (Soleimani vd., 2025). Dahası, YZ'ye dayalı işe alımda algoritmaları eğitmek için kullanılan veriler, belirli bir cinsiyete karşı önyargılı olduğunda, cinsiyet önyargısı ortaya çıkabilmektedir (Njoto vd., 2022). Bu durum, işe alım süreçlerinde, kararları ya da kalıplaşmış yargıları pekiştirerek kadınların işe erişim ve istihdam fırsatlarını sınırlandırabilir (Ho vd., 2025).

Geçmişten günümüze, insanların yönettiği işe alım süreçlerinde cinsiyet önyargısı, bir istihdam sorunu olarak varlığını devam ettirmektedir. İş ilanlarının verilmesinden işe yerleştirme kararlarına kadar, cinsiyet önyargısı temel bir problem varlığını devam ettirmiştir. YZ araçları, işe alım süreçlerinde sağladığı olumlu etkinin yanı sıra, hızlı ve yaygın bir şekilde benimsenmeleri nedeniyle cinsiyet önyargısı gibi önemli bir endişeyi de beraberinde getirmiştir. YZ araçlarındaki önyargı, belirli niteliklere (örneğin cinsiyet) dayalı olarak bir bireyin veya grubun ayrımcılığa uğramasına, yani adil olmayan ya da eşitsiz muamele görmesine neden olabilir. YZ ve MÖ uygulamaları bağlamında, genel olarak bir modelin performansı ve/veya çıktısı bireylerin cinsiyetine karşı önyargılıysa, bu model cinsiyet önyargılı kabul edilir (Shrestha ve Das, 2022). YZ'de cinsiyet önyargısı, bireylere cinsiyet temelinde sistematik ayrımcılık yapılması anlamına gelir ve bu durum, algoritmalar, veri setleri ve bu teknolojilerin toplumsal normlarla etkileşimi aracılığıyla ortaya çıkabilmektedir. Bu tür önyargılar, sıklıkla mevcut cinsiyet kalıplarını ve eşitsizlikleri yeniden üretmektedir. Bu da YZ sistemlerinin adaletini, doğruluğunu ve etkinliğini özellikle kadınlar açısından azaltır (Nadeem vd., 2022). Bu çerçevede YZ sistemlerinin cinsiyet önyargısı/ayrımcılığı istihdam yapısına ve örgüt çeşitliliğine zarar verebilir.

2. ARAŞTIRMANIN GEREÇ VE YÖNTEMİ

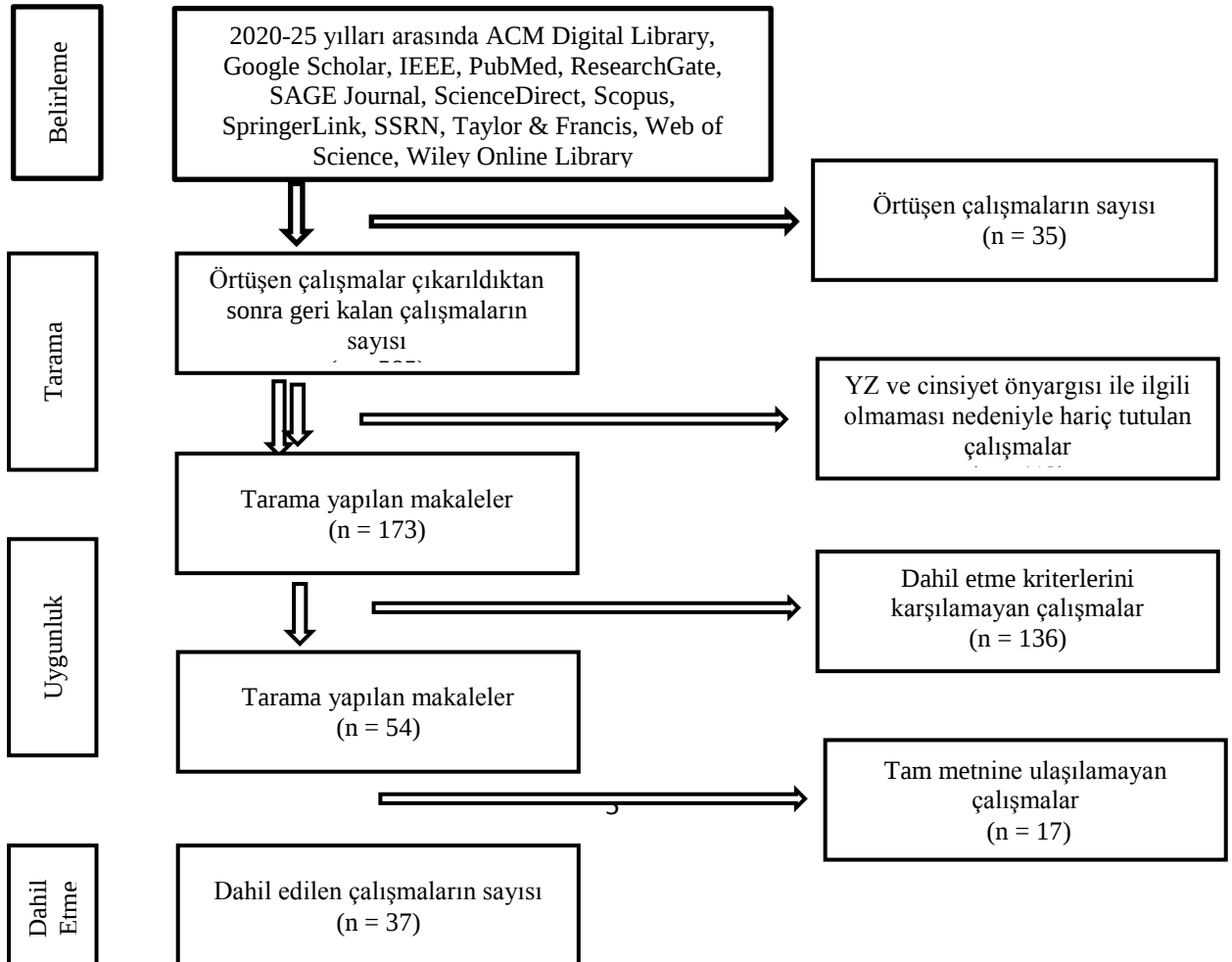
Bu çalışmanın amacı, YZ tabanlı işe alım araçlarının cinsiyet önyargısına yol açıp açmadığını tespit etmeye yöneliktir. Bu çerçevede, YZ algoritmalarıyla desteklenen işe alım sürecinde cinsiyeti ele alan güncel araştırmalar değerlendirilmiştir. Nitel araştırmaya dayalı olarak gerçekleştirilen bu çalışma, sistematik bir literatür incelemesidir. Araştırma sorusunu cevaplamak amacıyla YZ tabanlı işe alım ile cinsiyet önyargısı arasındaki ilişkiye dair sistematik bir literatür taraması yapılmıştır. Literatür taraması, belirli bir konu alanındaki literatürü inceleyerek o alandaki bilgi durumunun kapsamlı bir özetini sunar ve konuyla ilgili bilgilerin sistematik ve yeniden üretilebilir bir şekilde aranmasını ifade eder (Rowley ve Slack, 2004). Sistematik literatür taramasına dayalı bu çalışma, PRISMA (Sistematik İncelemeler ve Meta-Analizler için Tercih Edilen Raporlama Ögeleri) modeli çerçevesinde gerçekleştirilmiştir (Page vd., 2021). Geleneksel literatür incelemelerinin aksine PRISMA çerçevesi, yönergeler, kontrol listeleri, açıklama kutuları ve akış diyagramı kullanılarak yapılandırılmış katı bir tarama protokolü sunar. PRISMA çerçevesi, (i) tanımlama, (ii) tarama, (iii) uygunluk ve (iv) dahil etme olmak üzere dört aşamayı içermektedir (Page vd., 2021). Tanımlama sürecinde, anahtar kelimelerle belirlenen veri tabanlarında arama yapılarak ulaşılan toplam çalışma sayısı raporlanır. Tarama sürecinde, ulaşılan çalışmalar incelenerek araştırmacı tarafından belirlenen dahil etme ve dışlama kriterlerine göre elemeler yapılır. Son olarak, dahil etme aşamasında çalışmanın amacına uygun olan alanyazındaki araştırmalar seçilir ve bu araştırmalara ilişkin bulgulara yer verilir (Page vd., 2021).

YZ'ye dayalı işe alım ve cinsiyet önyargısı arasındaki ilişkiyi ele alan çalışmalara ulaşmak amacıyla ACM Digital Library, IEEE Xplore, PubMed, ResearchGate, SAGE Journal, ScienceDirect (Elsevier), Scopus, SpringerLink, SSRN (Social Science Research Network), Taylor & Francis Online, Web of Science (WoS), Wiley Online Library ve Google Scholar (kontrol amaçlı) gibi seçili veri tabanlarında, 1-20 Nisan 2025 tarihleri arasında arama yapılmıştır. Konuyla ilgili en geniş literatür yelpazesini elde etmek için çalışma başlığında, özet ve anahtar kelimelerde yer alan “artificial intelligence/yapay zekâ”, “machine learning/makine öğrenimi”, “algorithms/algoritmalar”, “hiring discrimination/işe alımda ayrımcılık”, “recruitment discrimination/işe alımda ayrımcılık”, “gender bias/cinsiyet önyargısı”, “gender discrimination/cinsiyet ayrımcılığı”, “gender inequality/cinsiyet eşitsizliği” ve “gender diversity/cinsiyet çeşitliliği” gibi anahtar kelimeler, tekil olarak ya da “ve (and)” bağlacıyla farklı kombinasyonlar hâlinde veri tabanlarında taranmıştır.

Konuyla ilgili en alakalı araştırmaların dahil edilmesini sağlamak için, veri tabanlarında aramalar yapılırken çeşitli filtreler kullanılmıştır. Bu filtreler, PRISMA modeline göre dahil etme ve hariç tutma kriterlerini oluşturmaktadır. Çalışmanın amacı doğrultusunda dahil etme kriterleri; (1) YZ alanında öncü programlar (ChatGPT gibi) her ne kadar 2018 yıllarından itibaren kullanıma açılmış olsa da işe alıma ilişkin YZ destekli işe alım programlarının 2020’lerde uygulamaya konması nedeniyle ilgili makalelerin 2020-2025 yılları arasında yayınlanmış olması, (2) makalenin YZ, MÖ ya da algoritmik işe alım sistemlerinin kullanımı üzerine yazılmış olması, (3) cinsiyet ayrımı/önyargısını ele alması, (4) çalışmanın deneysel yöntemle dayalı araştırma makalesi olması, (5) çalışmanın YZ tabanlı bir uygulamaya dayalı olarak yapılandırılmış olması (iş ilanından aday seçimine kadar herhangi bir YZ aracının kullanılmış olması), (6) tam metin erişimine sahip olması ve (7) çalışmanın İngilizce dilinde yazılmış olması şeklinde sıralanabilir. Gerçekleştirilen çalışmada hariç tutma kriterleri ise, (1) çalışmanın derleme, sistematik derleme, meta-analiz desenlerine dayalı olması ve (2) çalışmanın açık erişime sahip olmaması şeklinde sıralanabilir.

Çalışma kapsamında, ilk tanımlama aşamasında 620 makaleye ulaşılmıştır. Tarama aşamasında, dahil etme ve hariç tutma kriterlerinin uygulanmasının ardından 37 makalenin uygun olduğu görülmüş ve bu makalelerin tamamı incelemeye dâhil edilmiştir. PRISMA modeline dayalı literatür tarama süreci Tablo 1’de sunulmuştur.

Tablo 1: PRISMA Modeline Göre Tarama Akış Şeması



3. BULGULAR

PRISMA modeline dayalı olarak sistematik bir şekilde yapılan alanyazın taramasında araştırmanın amacına uygun olan 37 çalışma araştırmaya dahil edilmiştir. Bu çalışmalara ilişkin bilgiler ve çalışmalardan elde edilen kısa bulgular Tablo 1’de sunulmuştur.

Tablo 2: Çalışmaya Dahil Edilen Araştırmalarda Yer Alan Kısa Bulgular

Yazar ve Yıl	İlgili Makalede Cinsiyet Önyargısı Bulgusu
Peña vd., (2020)	Veri seti önyargılı tasarlandığında YZ sistemleri kadın ve azınlık gruplarını daha düşük puanlamıştır. Aynı yeterliklere sahip bireyler, sadece görsel-demografik özellikleri nedeniyle farklı değerlendirilmiştir.
Kappen ve Naber (2021)	YZ destekli model (Context-Based Matching Model-CBMM), adayların kendi beyanlarıyla yüksek korelasyon göstermiş ve cinsiyet ayrımcılığı yapmamıştır. CBMM, yüz ifadeleri ve duygu işleme ile motivasyonu daha nesnel biçimde tahmin etmiştir.
Sühr vd., (2021)	Kadın adaylar, özellikle geleneksel olarak erkeklere atfedilen görevlerde daha düşük oranda seçilmiştir. Adil sıralama (fair ranking) algoritmaları ise kadınların seçilme oranını artırabilmiştir. Ancak kadın adayların daha az seçildiği iş türlerinde adil sıralamanın etkisi sınırlı kalmaktadır.
Davara (2022)	Neuro Linguistic Programming (NLP) tabanlı işe alım sistemlerinin aday eşleştirme, görüşme simülasyonu ve chatbot performansında yüksek doğruluk sunduğu gösterilmiştir. NLP sistemleri bazı durumlarda önyargılı verilerden öğrenerek cinsiyet temelli ayrımcılık riski taşıdığı vurgulanmıştır.
Hofeditz vd. (2022)	YZ sistemi, kadın adayların seçilme oranını anlamlı ölçüde artırmıştır. Ancak yabancı (göçmen vb.) aday seçimi YZ önerisiyle azalmıştır. Cinsiyet önyargısı olmasa da ırk önyargısı devam etmiştir.
Njoto vd., (2022)	Kadın adaylar, erkek adaylarla eşdeğer özgeçmişlere sahip olsa da daha düşük puan almıştır. Erkek adaylar özellikle veri analisti gibi erkek egemen pozisyonlarda sistematik olarak daha yüksek puan almıştır. Anahtar kelime eşleştirme modelleri, kadınların kullandığı sosyal ve cinsiyeti ifade eden dil kalıplarını dezavantaj olarak değerlendirmiştir.
Pisanelli (2022)	İnsan değerlendiriciler tarafından kadın adayların mülakata çağırılma olasılığı eşit niteliklere sahip erkeklere göre %69 daha düşüktür. YZ tabanlı filtreleme uygulandığında, kadın adaylara yönelik ayrımcılık %43 oranında azalmıştır. İnsan işe alımcılar ciddi cinsiyet ayrımı gösterirken YZ sistemi bu farkı azaltmıştır.
Rhea vd., (2022)	Aynı adayın özgeçmişi farklı formatlarda yüklendiğinde bile kişilik sonuçları değişmiştir. Özgeçmişe LinkedIn URL’si eklenmesi algoritmanın tahminlerini değiştirebilmektedir. Crystal sistemi, PDF vs. düz metin arasında puan farkları göstermektedir. Humantic AI zaman içinde aynı girdilere farklı sonuçlar üretmiştir. Cinsiyet önyargısı riski yüksek olduğu vurgulanmıştır.
Yanamala (2022)	Çalışmada, gerçek zamanlı önyargı tespiti ve düzeltmesi sağlayan bir sistem geliştirilerek hem cinsiyet hem de etnik köken önyargıların azaltılması sağlanmıştır. Özellikle kadın ve azınlık adayların sistematik olarak dezavantajlı değerlendirildiği önceki sistemlere göre, önerilen çerçeve daha adil sonuçlar vermiştir.
Avery vd., (2023)	Kadın adayların başvuru tamamlama oranı, YZ kullanıldığında %18 artarken, erkeklerde %13 oranında azalmıştır. Bu durum, kadınların YZ sistemlerinin daha az önyargılı olduğunu düşünceleriyle açıklanmıştır. İnsan değerlendiriciler, kadın adaylara erkek adaylara göre daha düşük puanlar vermiştir. Ancak, değerlendirme sürecine YZ puanı dahil edildiğinde, bu cinsiyet farkı ortadan kalkmıştır. Özellikle değerlendirme puanlarının en yüksek olduğu %90’lık dilimde, kadın temsiliyeti YZ ile %160 oranında artmıştır. YZ kullanımı, kadın başvuru

	oranlarını ve başvuruların tamamlanma oranlarını artırmıştır. Bu durum, YZ sistemlerinin talep ve arz yönünde olumlu etkiler yarattığını göstermektedir.
Awad vd., (2023)	YZ kullanımı, insan değerlendiricilere kıyasla başvuru kalitesinde ya da cinsiyet çeşitliliğinde olumsuz bir etki göstermemiştir. Dahası, önyargısı giderilmiş YZ sistemleri, cinsiyet çeşitliliğini anlamlı şekilde artırmıştır.
Kassir vd., (2023)	YZ, geleneksel testlere kıyasla daha az ayrımcılık üretse de tamamen eşitlikçi olmadığı vurgulanmıştır. YZ sistemi, yumuşak beceri eşleşmeleri ile işe alım yapmaktadır ve bazı grupların hâlâ dezavantajlı olduğu öne sürülmüştür.
Kubiak vd., (2023)	Kişilik temelli algoritmalar kullanıldığında kadın ve erkek adaylar arasında cinsiyet ayrımcılığına karşı daha adil sonuçlar üretebildiğini göstermektedir. Kadın adaylar, insan değerlendiricilere kıyasla algoritmik değerlendirmelerde daha eşit temsil edilmiştir.
Min (2023)	Amazon işe alım algoritması, erkek ağırlıklı geçmiş verilerle eğitildiğinden kadın adaylara sistematik olarak daha düşük puan vermiştir.
Parasurama ve Ipeirotis (2023)	İş arama algoritmasının ve işe alım yöneticisinin değerlendirme kriterleri ne kadar ilişkiliyse, eşit seçim kısıtlaması işgücü çeşitliliğini artırmada o kadar az etkili hale gelmiştir. Yazarlar, bu sorunları aşmak için yeni bir algoritma önerisi getirmiştir. Yeni önerilen algoritma, kadın işe alım oranını artırmada daha başarılı olmuştur.
Peña vd., (2023)	Multimodal YZ sistemlerinin cinsiyet ve ırk gibi hassas verileri çıkarabildiği ve bu bilgileri karar sürecine yansıttığı tespit edilmiştir. Cinsiyet bilgisini doğrudan taşımayan metin ve görsellerden bile sistem hassas bilgileri ayırtmakta başarılıdır. Sonuçlar, sıklıkla kullanılan derin öğrenme modellerinin istemsiz ayrımcılığa yol açabildiğini göstermektedir. Önyargı içeren veri setleri kullanıldığında, YZ kararları da adaletsiz hale gelebilmektedir.
Armstrong vd., (2024)	Aynı özgeçmişler farklı adlarla sunulduğunda ChatGPT'nin cinsiyete dayalı farklı puanlamalar yaptığı, kadınlara, erkek egemen mesleklerde daha düşük puan verdiği ve siyahi kadınları hizmet sektörüne yönlendirdiği tespit edilmiştir.
Bursell ve Roumbanis (2024)	Algoritmik sistem, kadın adayları olumlu etkileyen bir “algoritmik cinsiyet yanlılığı” üretmiştir. Kadınların test puanları erkeklerden daha yüksek çıkmıştır. Ancak, işe alım yöneticileri algoritmanın önerilerine çoğu zaman uymamıştır. Mülakata çağrılan adaylarda Avrupa kökenli isimler (ve erkekler) daha fazla temsil edilmiştir. Bu insan kaynaklı önyargı olan “meta-algoritmik önyargı”yı göstermiştir. Sonuç olarak algoritmaların çeşitliliği artırabileceği ancak insan etkileşiminin (meta-algoritmik kararlar) bu faydayı sınırlayabileceği ortaya konmuştur.
Gaebler vd., (2024)	Kadın ve azınlık adayların bazı Large Language Modeller (LLM) tarafından daha yüksek puanlandığı gözlemlenmiştir. Ancak bu durumun ayrımcılığa mı yoksa adayların niteliklerine mi bağlı olduğu belirsizdir. Correspondence yöntemiyle sadece isimler ve bazı göstergeler değiştirilerek yapılan testler, ırk ve cinsiyet önyargısını açığa çıkarmıştır. Bazı LLM’ler adayın ismine göre değerlendirme yaparak cinsiyet temelli farklılık sergilemiştir. Ancak bu farklar genelde ılımlı düzeyde olup, algoritmalarda sistematik cinsiyet önyargısı olduğuna dair sınırlı kanıt sunmaktadır.
Harris (2024)	YZ Fairness Toolkit, önileme, süreç-içi ve son işleme teknikleriyle cinsiyet ve yaşa dair önyargıları azaltmada teknik katkı sağladığı ortaya konmuştur.
Jafri vd., (2024)	Yüz tanıma ve duygu analizleri gibi YZ araçlarının cinsiyet, yaş ve sağlık durumu gibi kişisel bilgilere dayalı ayrımcılığa neden olabilmektedir.
Khan (2024)	YZ tabanlı dil modelleri, meslekler ile cinsiyet arasında kalıplaşmış eşleşmeler üretmektedir. Duygu analiz sistemleri kadınlara dair cümleleri daha duygusal, erkeklere ait ifadeleri ise daha nötr yorumlamaktadır. YZ destekli işe alım araçları, kadın adayları daha düşük teknik pozisyonlara yönlendirme eğilimi göstermiştir.

Kundu vd., (2024)	Cinsiyet gibi değişkenler dolaylı yollarla örneğin eğitim geçmişi, maaş beklentisi gibi değişkenler üzerinden ayrımcılık oluşturabilir. Cinsiyete göre maaş ve işe yerleştirme farklılıkları gözlenmiştir.
Lin vd., (2024)	Önyargılı otomatik önerilere maruz kalan YZ sistemi, kadın taş işçisi ve göçmen sürücülere işe alma konusunda daha isteksiz davranmıştır. Bilişsel ön-yargı kalıpları (stereotype priming) yoluyla cinsiyete dayalı önyargıların tetiklendiği görülmüştür. Kadın adaylara karşı işe alımda önyargı ortaya konmuştur.
Marra ve Kubiak (2024)	İşe alımda ayrımcılığı ölçmek ve azaltmak için oluşturulan simülasyonlarda modellerin %70’inde cinsiyet ayrımcılığı azalmıştır.
Soni (2024)	Bazı YZ modellerinin kadın adaylara karşı dolaylı ayrımcılık yaptığı ortaya çıkmıştır.
Vaishak (2024)	İşe Alım için Çok Katmanlı YZ Yönetişim Çerçevesi (MAIGFH) adlı yeni ve kapsamlı bir model sayesinde cinsiyete dayalı algoritmik önyargı oranlarında ortalama %47 azalma gözlenmiştir. Ayrıca kadınların özel pozisyonlara seçilme oranında ortalama %31 artış gerçekleşmiştir.
Zhang ve Kuhn (2024)	YZ sistemi tarafından kadınlara önerilen işler daha düşük maaşlı, daha az deneyim gerektiren ve aile dostu olarak tanımlanan işlerdir. Erkekler için önerilen işler, daha fazla liderlik ve karar alma becerisi gerektirirken, kadınlara yönelik işler sabır ve dikkat gibi kadınsı kişilik özellikleriyle tanımlanmıştır.
Alexander III vd. (2025)	Çalışmada, kadın veya erkek olmanın ChatGPT’nin kararlarını istatistiksel olarak anlamlı bir şekilde etkilemediği belirtilmiştir. Ancak ırk ve sosyo-ekonomik durum gibi değişkenlerin, sistemin önyargı üretme eğiliminde çok daha baskın etkisi olduğu gösterilmiştir.
An vd., (2025)	Araştırma, LLM’lerin çoğunun siyahi erkek adaylara karşı olumsuz önyargıya sahip olduğunu ve bu durumun işe alınma ihtimalini %1,4 oranında azalttığını göstermektedir. Buna karşın hem siyahi hem beyaz kadın adaylar daha yüksek puanlar almış ve bu durum %1,7’ye kadar işe alım olasılığında artışa yol açmıştır. Özellikle LLM’ler, siyahi kadın adaylara olumlu, siyahi erkek adaylara ise olumsuz ayrımcılık sergilemiştir.
Chaturvedi ve Chaturvedi (2025)	LLM’ler kadınlara daha az sıklıkla geri dönüş önerisinde bulunmuş, özellikle erkek egemen mesleklerde cinsiyet ayrımcılığı daha belirgin hale gelmiştir. Kadınlara önerilen pozisyonlar genelde düşük ücretli ve esnek işlerdir. Llama-3 modeli göreceli olarak daha dengeli sonuçlar üretmiş, bazı modeller ise kadınlar için ciddi ücret dezavantajı yaratmıştır.
Mishra (2025)	YZ odaklı özgeçmiş tarama sistemlerinin önyargıyı azaltmak için oldukça etkili bir yaklaşım olduğu ve doğruluktan ödün vermeden mükemmel adalete ulaşıldığı gösterilmiştir.
Pathak ve Pandey (2025)	YZ işe alım sistemi insan uzmanlarla %91 oranında uyum göstermiştir. Standart puanlama sistemi sayesinde aday demografilerinden kaynaklanan değerlendirme farkları azalmıştır.
Puutio ve Lin (2025)	ChatGPT, eşit derecede nitelikli adaylar arasından genellikle ilk sıradakini seçmektedir. Sonuçlar ChatGPT’nin seçim sürecinin ırk ve cinsiyet gibi değişkenler açısından nasıl çarpıtılabileceğini göstermektedir.
Rao ve Zhao (2025)	Kadın adaylar erkekler göre daha düşük işe alınma olasılıklarına sahiptir. Makine öğrenimi modelleri, bilgisayar becerileri, programlama dili sayısı ve TypeScript program bilgisine öncelik vermektedir. Bu beceriler erkek adaylar arasında daha yaygın olduğundan sistematik ayrımcılığa zemin hazırlamaktadır.
Trautwein vd., (2025)	Upwork’te sıralamaların, freelancer’ın daha önce aldığı iş sayısı ile belirlendiğini ve bunun da toplumsal önyargılardan etkilendiğini göstermektedir. Kadınlar, siyahi kadınlar, Asyalılar ve genç freelancer’lar daha az iş almış ve bu da işe alım sıralamasında geri kalmalarına neden olmuştur. Kadınların, aynı beceri düzeyinde erkeklerden daha az tercih edilmesi algoritmik

	ayrımcılığa yol açmıştır. Siyahi kadınlar, diğer gruplardan daha fazla ayrımcılığa maruz kalmıştır.
Wen vd., (2025)	Tüm LLM'lerin farklı ırk ve cinsiyetler için küçük veya büyük düzeylerde farklı puanlar verdiği saptanmıştır. Özellikle GPT-4o, Asyalı özgeçmişlere pozitif önyargı gösterirken bazı modeller siyahi adayları daha düşük puanlamıştır. Kadınlar bazı sektörlerde (tarım, İK ve satış vb.) daha yüksek puan alırken erkekler teknik işlerde öne çıkarılmıştır.

Araştırmanın amacına uygun olarak taranan, dahil etme ve hariç tutma kriterlerine uygun olan 37 makale incelenmiştir. İncelenen makale sonuçlarına dayalı olarak, YZ sistemlerinin cinsiyet temelli ayrımcılık yaparak cinsiyet önyargısı üretebildiği görülmüştür. Bu durum genellikle önyargılı veri setleri, geçmişteki işe alım örüntülerinin aktarılması ya da algoritmaların kullandığı anahtar kelimelerdeki toplumsal cinsiyet çağrışımlarıyla ilişkili olabilmektedir. Bazı YZ modelleri, kadınlara daha düşük maaşlı ya da prestijli işler önerebilmektedir. Buna karşın YZ sistemleri, insan kaynaklı ayrımcılığı azaltarak daha adil değerlendirmeler üretmiştir. Özellikle geleneksel işe alımcılarla karşılaştırıldığında YZ sistemlerinin kadın adaylar lehine sonuçlar ürettiği de gözlemlenmiştir. Ancak bazı LLM'ler ya da modeller kadın adayları desteklerken bazıları sistematik olarak erkekleri öne çıkarmaktadır. Hatta aynı verilerle bile farklı sistemler farklı sonuçlar üretebilmektedir. İşe alımda uygulanan Fairness Toolkit gibi teknolojik önlemler ise, daha adil uygulamalara olanak sağlamıştır.

4. TARTIŞMA VE SONUÇ

Araştırmanın amacı doğrultusunda PRISMA Modeli çerçevesinde tarama yapılan makalelerin %62'si (23 adet) YZ'nin cinsiyet önyargısına neden olabileceğini göstermektedir. Geri kalan çalışmalarda YZ sistemlerinin cinsiyet önyargısı yaratmadığı aksine bazı durumlarda cinsiyet önyargısını oldukça azalttığı vurgulanmıştır. Ancak yine de işe alım sürecinde insan uzmanların yaratabileceği cinsiyet önyargısının YZ tabanlı işe alım sistemleri tarafından devam ettirilebileceği görülmektedir. Gelecekte işe alma süreçlerine YZ sistemlerinin daha fazla entegre edileceği düşünüldüğünde, cinsiyet önyargısının istihdam süreçlerinde hala bir sorun olarak devam edebileceğini göstermektedir. Dolayısıyla YZ sistemlerinin cinsiyet önyargısına yol açan faktörlerin tespit edilmesi önem taşımaktadır.

YZ tabanlı sistemlerin cinsiyet önyargısı/ayrımcılığı oluşturulmasında belirli faktörlerin etkili olduğu görülmüştür. Bu faktörler (1) eğitim verilerindeki cinsiyet önyargıları (Peña vd., 2020; Sühr vd., 2021; Devaraju, 2022; Yanamala, 2022; Kubiak vd., 2023; Peña vd., 2023; Min, 2023; Gaebler vd., 2024; Harris, 2024; Jafri vd., 2024; Vaishak, 2024; Alexander III vd., 2025; Chaturvedi ve Chaturvedi, 2025; Mishra, 2025), (2) geçmiş verilerden öğrenme ve yansıtma (Hofeditz vd., 2022; Awad vd., 2023; Kassir vd., 2023; Harris, 2024; Trautwein vd., 2025) ve (3) cinsiyet temsili eksikliğidir (Jafri vd., 2024; An vd., 2025; Soleimani vd., 2025).

Sayılan üç faktöre daha detaylı bakıldığında *ilk olarak*, YZ modelleri büyük ölçüde eğitildikleri veri setlerinin içerikleriyle şekillenmektedir. YZ araçlarının eğitimi, insan deneyimi, dil ve kültürden kaynaklanan çeşitli önyargı biçimlerini içeren veri kümelerine dayanması nedeniyle YZ bu önyargıları yansıtabilmektedir. Bu veri setlerinde yer alan doğrudan ya da dolaylı cinsiyet önyargıları, model kararlarını da önyargılı hale getirebilmekte bu da ayrımcı sonuçlara yol açabilmektedir (Voutyrakou vd., 2025). Örneğin doğal dil işleme uygulamalarında YZ sistemi, cinsiyetçi dilin yaygın olduğu metin kaynakları üzerinde eğitilmesi halinde, sistem bu tür önyargıları yansıtabilmektedir (Gray vd., 2024). Dolayısıyla YZ sistemleri tipik olarak insanların ürettiği sonuçları kopyalamak üzere eğitildiği için mevcut önyargı ve ayrımcılık kalıplarını sürdürme potansiyeline sahiptir (Raso vd. 2018).

Eğitim verileri dışında, önyargı ya da ayrımcılıklar, model oluşturma ya da veri özelliği seçimi sırasında tasarımcının önyargısından kaynaklanabilir. Kişisel önyargılar, veri özelliklerinin seçimini etkileyerek verilerin atlanmasına veya yanlış işlenmesine yol açabilir (Voutyrakou vd., 2025). Algoritma tasarımcılarının sahip oldukları inanç ve önyargılar YZ sistemine aktarılabilir (Njoto, 2022). Örneğin, tasarımcılar YZ'nin belirli şekillerde davranmasını istediklerinde, bazı özelliklere ya da değişkenlere öncelik vererek önyargı üretimine neden olabilmektedirler (Chen, 2023). Dolayısıyla insanlar tarafından geliştirilen algoritmalar onların sahip olduğu önyargıları devam ettirebilmektedir. Bu olumsuz durum, YZ sektöründeki istihdam çeşitliliği manzarasıyla ilişkilendirilmektedir. 2023 Küresel Cinsiyet Farkı Raporu'na göre, kadınlar küresel teknoloji sektöründeki istihdamın sadece %30'unu

oluşturmakta, bu oran YZ alanında ise %22'ye tekabül etmektedir (WEF, 2023). Bu istatistik, YZ alanında erkek egemen bir istihdam biçimini ve potansiyel bir eril yaklaşımın göstergesi olarak değerlendirilmektedir. Erkek geliştirici oranının yüksekliği, YZ modellerindeki cinsiyete bağlı analitik ve karar alma farklılıklarının olası bir nedeni olarak görülmekte ve YZ'nin erkek karar alma kalıplarını taklit etmesine yol açabilmektedir. Dolayısıyla YZ sistemleri, karar alma süreçlerinde farklı bakış açılarını göz önünde bulundurmada yetersiz kalabilmekte ve belirli önyargıları yansıtabilmektedir. YZ sistemleri işe alımda erkek işe alım yöneticilerine benzer şekilde erkek adayları tercih edecek şekilde davranabilmekte ve cinsiyet önyargısı üretebilmektedir (Ho vd., 2025).

İkincisi, YZ sistemlerinin öğrenme kapasitesi, çoğunlukla geçmiş verilerden türetilmiş örüntülere dayanmaktadır. Bu verilerin geçmişteki cinsiyet önyargılarına ve eşitsizliklere dayanması halinde, bu önyargıların yeniden üretilmesine neden olabilmektedir. Dolayısıyla işe alımda cinsiyet önyargısı, büyük olasılıkla YZ modellerinin eğitildiği tarihsel verilerden kaynaklanmaktadır. Veri setinin ağırlıklı olarak geçmişte işe alınmış erkek adayların verilerinden oluşması durumunda, algoritma benzer profilleri tercih etmeyi öğrenmekte ve bu da mevcut cinsiyet önyargısının yeniden üretilmesine ve pekiştirilmesine neden olabilmektedir. Bu nedenle işe alım algoritmaları, erkek ve kadın adaylara yönelik farklı davranabilmektedir (Ho vd., 2025). Örneğin, geçmişte Amazon'un iş başvurusunda bulunanların özgeçmişlerini değerlendirmek için kullandığı algoritmalar kadın adaylara karşı önemli bir önyargıya yol açmıştır. Bu önyargı, sistem şirketin onlarca yıldır çoğunlukla erkeklerden aldığı özgeçmişlerle eğitilmiş veri setinden kaynaklanmıştır (Min, 2023). Yapılan çalışmalar, YZ modellerinin geçmiş verilerden öğrenerek kadınların daha az deneyime sahip olduğu varsayımını pekiştirdiğini (Njoto vd., 2022) ve kadınların bazı iş ilanlarından haberdar olmamasına yol açarak başvuru davranışlarını sınırladığını (Zhang ve Kuhn, 2024) göstermiştir.

Üçüncüsü, YZ sistemlerinde kadınların yetersiz temsili, algoritmaların bu grubu dışlamasına ya da doğru şekilde modelleyememesine ve karar alma mekanizmalarında önyargılara neden olabilmektedir. Bir YZ modelini eğitmek için kullanılan veri kümesi, tahminlerde bulunması amaçlanan demografik yapıyı yeterince temsil etmiyorsa, bu durum yeni verilere uygulandığında hatalara ya da önyargılı tahminlere yol açma olasılığını artırmaktadır (Gray vd., 2024). Bir algoritmanın verileri, belirli bir ırkı ya da cinsiyeti yetersiz şekilde temsil ediyorsa, temsil edilmeyen grup veya bireyleri eşitsiz konumlandırmakta ve bu bunlara yönelik duyarlılığı zamanla azalabilmektedir (Njoto vd., 2020). Dolayısıyla cinsiyeti temsil etmede yetersiz veri, işe alım sürecinde, tarihsel olarak yeterince temsil edilmeyen grupları dışlayabilmektedir (Jackson, 2021). MÖ algoritmalarının çoğunun verideki temsil dengesizliklerini yansıtarak önyargı ürettiği vurgulanmıştır (Soni, 2024). Özetle algoritmik bir sistem, önyargılı ve temsili olmayan verilerle eğitilmesi halinde önyargıyı tekrarlama riski taşımaktadır (Chen, 2023).

Yapılan bu sistematik inceleme araştırmasının sonuçları, YZ tabanlı işe alım sistemlerinin belirli koşullar altında cinsiyete dayalı ayrımcılığı ya da önyargıyı yeniden üretebileceğini ortaya koymuştur. Özellikle geçmiş verilerle eğitilen YZ sistemlerinin, verilerdeki tarihsel önyargı yada ayrımcılığı yansıtarak kadın adayları sistematik olarak dezavantajlı konumlara yerleştirdiği, erkek egemen mesleklerde kadın adaylara daha düşük puanlar verdiği ve kadınlara düşük maaşlı, esnek çalışma saatlerine sahip pozisyonlar önerdiği saptanmıştır. Bununla birlikte, bazı çalışmalar YZ sistemlerinin insan değerlendiricilere kıyasla daha tarafsız davrandığını ve kadın adayların temsiliyi artırarak cinsiyet eşitliğine katkı sağladığını da göstermektedir. Özellikle ön yargıdan arındırılmış modellerin işe alımda kadın temsiliyetini artırmıştır. Ancak bu olumlu etkilerin kalıcı ve yaygın olabilmesi, YZ sistemlerinin tasarımında kullanılan veri setlerinin özenle oluşturulmasına, algoritmalara adalet metriklerinin entegre edilmesine ve insan-yapay zekâ etkileşiminin denetlenmesine bağlıdır. Esasen, YZ tabanlı işe alım sistemleri ne tamamen nötr ne de doğası gereği ayrımcı/önyargılı olduğunu söylemek zordur. Bu teknolojilerin cinsiyet eşitliğini sağlamada nasıl bir rol oynayacağı, büyük ölçüde etik ilkelere dayalı tasarım ve denetim mekanizmalarının işlerliğine bağlıdır. Cinsiyet önyargısının ortadan kaldırılması için YZ sistemlerine sadece teknik değil, aynı zamanda sosyo-teknik bir perspektiften yaklaşılması gerekmektedir. Cinsiyet önyargısından arındırılmış ya da önyargıyı denetleyici sistemler tasarlandığında, YZ işe alım süreçlerinde şeffaflık, hız ve görece tarafsızlık sunarak kadın temsiliyeti artırabilir. Bu nedenle YZ'ye dayalı işe alım, önyargıdan arındırılmış veri, tasarım ve adalet kriterleri dikkate alınarak yürütülmelidir. Zira, YZ sistemlerinin doğru tasarlanması halinde önyargı üretmeyebileceği görülmüştür

(Awad vd., 2023). YZ destekli işe alım araçlarının, insan yargısı ve denetimiyle bütünleştirilmesinin işe alım sonuçlarını iyileştirdiği, verimliliği ve doğruluğu artırdığı belirtilmektedir (Ebrahim ve Rajab, 2025). YZ önerilerinin insan yargısıyla birlikte kullanıldığında daha kapsayıcı sonuçlar ortaya çıkardığı belirtilmiştir (Hofeditz vd., 2022). Kısacası YZ'ye dayalı işe alım sistemlerinin insan hassasiyetiyle desteklenmesi gereklidir. Sonuç olarak sunulan bu öneriler, işe alım süreçlerinde daha kapsayıcı ve adaletli bir yapı oluşturulmasına ve cinsiyet önyargısını azaltan bir işe alım ortamının geliştirilmesine katkı sağlayabilir. Bu kapsayıcı ve adaletli işe alım süreci ise iş gücü piyasasında eşitlik ve çeşitliliği artırabilir.

5. YZ DESTEKLİ İŞE ALIM SÜRECİNE YÖNELİK ÖNERİLER

Kadınların iş fırsatlarına ve kariyer gelişimlerine erişimini kısıtlayan YZ'ye dayalı işe alım sürecinde ortaya çıkan cinsiyet önyargıları, istihdam yapısını etkileme potansiyeli taşımaktadır. Dolayısıyla cinsiyet önyargılarının işe alım sürecinin hangi aşamasında oluştuğunu tespit etmek, kadınlara yönelik cinsiyet önyargısını azaltmak açısından önem taşımaktadır. YZ'ye dayalı işe alım araçlarında önyargı azaltmaya yönelik tedbirler, kullanılan modele bağlı olarak işe alım sürecinin her aşamasında uygulanması önerilmektedir.

Bu çerçevede, (1) *Kaynak/aday bulma aşamasında*; iş ilanları yazılırken kapsayıcı ve nötr bir dilin benimsenmesi ve iş ilanları yayınlanmadan önce YZ destekli önyargı analiz araçlarıyla (IBM AI Fairness 360 Toolkit, Fairlearn, Audit-AI, FairCVTest, Google's What-If Tool vb.) gözden geçirilmesi (Lin vd., 2024; Chaturvedi ve Chaturvedi, 2025), farklı demografik grupların eşit temsiline dikkat edilmesi (Peña vd., 2023), Chatbot ve sanal asistanlar için cinsiyetsiz ses ve dil seçeneklerinin oluşturulması (Khan, 2024), arama motorlarındaki öneri sistemlerinin düzenli olarak önyargı açısından denetlenmesi (Lin vd., 2024) ve kaynak bulma algoritmalarının değerlendirme aşamalarının şeffaflaştırılması ve izlenebilir olması (Alexander III vd., 2025) önerilmektedir.

(2) *Aday havuzu oluşturma aşamasında*; duruma göre adayların cinsiyet bilgileri, başvuru sistemlerinde gizlenmesi ya da çıkarılması (Peña vd., 2020; Kubiak vd., 2023), adil (aday) sıralama algoritmalarının iş bağlamına göre uyarlanması (Sühr vd., 2021), aday sıralama etkisini dengeleyecek modellerle çalışılması (Puutio ve Lin, 2025), iş bağlamına göre cinsiyet körü test profillerinin kullanılması (Kubiak vd., 2023; Zhang ve Kuhn, 2024), cinsiyetle ilişkilendirilebilecek değişkenlerin maskeleyme veya yeniden kodlama ile nötralize edilmesi (Kundu vd., 2024), duygu analiz sistemlerinin farklı toplumsal gruplar için ayrı ayrı kalibre edilmesi ve adillik denetimi yapan araçların sistemlere entegre edilmesi (Khan, 2024), önyargı tespit araçlarıyla sistematik önyargı testlerinin düzenli olarak yapılması (Harris, 2024), işe alım süreçlerinde kullanılan algoritmaların yapılandırmasının çeşitliliği artıracak şekilde tasarlanmış olmasına dikkat edilmesi (Parasurama ve Ipeiritis, 2023), özgeçmiş değerlendirmelerinde iş bağlamına göre cinsiyet etkisinin dışlanması ve NLP modellerinde kullanılan dil örüntülerinin toplumsal cinsiyet kalıpları açısından analiz edilmesi (Njoto vd., 2022) ve multimodal verilerin her biri ayrı ayrı önyargı açısından test edilmesi (Yanamala, 2022) önerilmektedir.

(3) *Mülakat aşamasında*; yüz ve metin verisinden demografik bilgi çıkarımını azaltan sistemlerin (FairCVtest gibi) uygulanması (Peña vd., 2020), Şeffaf veri işleme süreçlerinin benimsenmesi, kişilik testlerinde standardizasyonun sağlanması ve sosyal bağlama dikkat edilmesi (Rhea vd., 2022), işin bağlamına göre cinsiyet körü test profillerinin kullanılması (Zhang ve Kuhn, 2024), Chatbot ve mülakat simülasyonlarının gerçek zamanlı geri bildirimlerle denetlenmesi (Devaraju, 2022), yüz tanıma ve duygu analizi gibi hassas teknolojilerin dikkatli kullanılması ve YZ sistemlerinin kullanımı, sürekli izleme ve geri bildirim mekanizmalarıyla desteklenmesi (Jafri vd., 2024), görsel verilerin önyargı yaratabilecek şekilde kullanılmaması (Trautwein vd., 2025), insan gözlemine dayalı öznellik ile YZ sisteminin ilişkilendirilmesi ve yüz davranışlarına dayalı objektif ölçümlerin geliştirilmesi (Kappen ve Naber, 2021), video ve ses analizlerinde görünüm, aksan veya davranışlara dayalı ayrımcılığı önleyecek etkileşimli filtrelerin eklenmesi (Yanamala, 2022; Harris, 2024) önerilmektedir.

(4) *Aday seçme aşamasında*; işe alım algoritmaları sadece teknik doğrulukla değil, sosyal eşitlik göstergeleriyle birlikte değerlendirilmesi (Chaturvedi ve Chaturvedi, 2025), aday seçim sürecindeki karar kriterlerinin netleştirilmesi, algoritmaların çıktılarının denetlenebilir hale getirilmesi ve karar izlerinin tutulması (Soni, 2024), karar süreçlerinin izlenebilir hale getirilmesi ve modelin performansının sadece doğruluk değil önyargı metrikleriyle de değerlendirilmesi (Kundu vd., 2024), işin bağlamına göre işe

alımda kullanılan beceri parametrelerinin yeniden gözden geçirilmesi ve çeşitliliği sağlayacak hale getirilmesi (Rao ve Zhao, 2025), açıklanabilir YZ (XAI) yaklaşımlarıyla aday seçim sürecindeki karar kriterlerinin netleştirilmesi (Soni, 2024), işe alım karar süreçleri, açıklanabilirlik ilkeleri doğrultusunda adaylara açık şekilde sunulması (Harris, 2024), insan denetimi sağlanarak kararların sadece algoritmalara bırakılmaması (Jafri vd., 2024), karar sürecinde insan-makine iş birliğinin sağlanması (Hofeditz vd., 2022), karar vericilerin algoritma çıktısını eleştirel bir süzgeçten geçirmesi (Bursell ve Roumbanis, 2024), seçim sürecinde insan ve YZ kararlarının çapraz kontrolü ve birlikte değerlendirilerek dengenin sağlanması (Kappen ve Naber, 2021; Njoto vd., 2022; Kundu vd., 2024), algoritmaların çıktıları üzerinde düzenli etik ve önyargı incelemelerinin yapılması (Peña vd., 2023; Khan, 2024; Kundu vd., 2024; Mishra, 2025) önerilmektedir.

Bunların dışında, işe alım sürecinin her aşamasında uygulanabilecek bazı öneriler de sunulabilir. Bu öneriler arasında, İK uzmanlarına kadınlara yönelik önyargılı davranışlarını fark etmelerini ve bu önyargıları azaltmalarını sağlamak amacıyla duyarlılık eğitimi verilmesi (Kappen ve Naber, 2021; Pisanelli, 2022; Harris, 2024; Lin vd., 2024; Rao ve Zhao, 2025), insan-algoritma iş birliğini yönetecek eğitimlerin düzenlenmesi (Bursell ve Roumbanis, 2024) ve YZ okuryazarlığı eğitimi verilmesi (Jafri vd., 2024) yer almaktadır.

YZ destekli işe alımda sayılan bu öneriler, istihdam piyasasında cinsiyet eşitliği ve çeşitliliğini sağlamaya yönelik bir eğilimi güçlendirebilir. İK'nın temel çıkış noktalarından biri olan iş-kişiy uyumunun sağlanmasında YZ destekli sistemler, etkili bir araç olarak işlev görebilir. Böylelikle iş gücü piyasası daha kapsayıcı hale gelebilir.

KAYNAKÇA

- Alexander III, L., Song, Q. C., Hickman, L. ve Shin, H. J. (2025). Sourcing Algorithms: Rethinking Fairness in Hiring in the Era of Algorithmic Recruitment. *International Journal of Selection and Assessment*, 33(1), e12499. <https://doi.org/10.1111/ijsa.12499>
- An, J., Huang, D., Lin, C. ve Tai, M. (2025). Measuring Gender and Racial Biases in Large Language Models: Intersectional Evidence from Automated Resume Evaluation. *PNAS-Nexus*, 4, pgaf089. <https://doi.org/10.1093/pnasnexus/pgaf089>
- Armstrong, L., Liu, A., MacNeil, S., ve Metaxa, D. (2024). The Silicon Ceiling: Auditing GPT's Race and Gender Biases in Hiring. In *Proceedings of the 2024 Conference on Equity and Access in Algorithms, Mechanisms, and Optimization (EAAMO'24)*, San Luis Potosi, Mexico. <https://doi.org/10.1145/3689904.3694699>
- Avery, M., Leibbrandt, A. ve Vecchi, J. (2023). Does Artificial Intelligence Help or Hurt Gender Diversity? Evidence from Two Field Experiments on Recruitment in Tech. SSRN: <https://ssrn.com/abstract=4370805> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.4370805>
- Awad, E., Balafoutas, L., Chen, L., Ip, E. ve Vecchi, J. (2023). Artificial Intelligence and Debiasing in Hiring: Impact on Applicant Quality and Gender Diversity. <https://ssrn.com/abstract=4626059> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.4626059>
- Barocas, S. ve Selbst, A. (2016). Big Data's Disparate Impact. *Law Review*, 104(3), 671-732.
- Buolamwini, J. ve Gebru, T. (2018). Gender Shades: Intersectional Accuracy Disparities in Commercial Gender Classification. *Proceedings of Machine Learning Research*, 81, 77-91.
- Bursell, M. ve Roumbanis, L. (2024). After the Algorithms: A Study of Meta-Algorithmic Judgments and Diversity in the Hiring Process at a Large Multisite Company. *Big Data & Society*, 1-18. <https://doi.org/10.1177/20539517231221758>
- Chaturvedi, S. ve Chaturvedi, R. (2025). Who Gets the Callback? Generative AI and Gender Bias. <https://arxiv.org/abs/2504.21400> or <https://doi.org/10.48550/arXiv.2504.21400>
- Chen, Z. (2023). Ethics And Discrimination in Artificial Intelligence-Enabled Recruitment Practices. *Humanities And Social Sciences Communications*, 10, 567. <https://doi.org/10.1057/s41599-023-02079-x>

- Cho, W. I., Kim, J., Yang, J. ve Kim, N. S. (2021). Towards Cross-Lingual Generalization of Translation Gender Bias. In Proceedings of the 2021 ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency, New York, (ss. 449-457). <https://doi.org/10.1145/3442188.3445907>
- Devaraju, S. (2022). Natural Language Processing (NLP) in AI-Driven Recruitment Systems. *International Journal of Scientific Research in Computer Science, Engineering and Information Technology*, 8(3), 555-566. <https://doi.org/10.32628/CSEIT2285241>
- Ebrahim, S.S. ve Rajab, H. A. (2025) The Future of HR: The Role of AI-Powered Recruitment in Shaping the Modern Workforce. *Open Access Library Journal*, 12, 1-22. <https://doi.org/10.4236/oalib.1112770>.
- Fritts, M. ve Cabrera, F. (2021). AI Recruitment Algorithms and the Dehumanization Problem. *Ethics And Information Technology*, 23(4), 791-801. <https://doi.org/10.1007/s10676-021-09615-w>
- Gaebler, J. D., Goel, S., Huq, A. ve Tambe, P. (2024). Auditing Large Language Models for Race & Gender Disparities: Implications for Artificial Intelligence-Based Hiring. *Behavioral Science & Policy*, 10(2), 46-55. <https://doi.org/10.1177/23794607251320229>
- Gray, M., Samala, R., Liu, Q., Skiles, D., Xu, J., Tong, W. ve Wu, L. (2024). Measurement and Mitigation of Bias in Artificial Intelligence: A Narrative Literature Review for Regulatory Science. *Clinical Pharmacology and Therapeutics*, 115(4), 687-697. <https://doi.org/10.1002/cpt.3117>
- Haenlein, M. ve Kaplan, A. (2019). A Brief History of Artificial Intelligence: On the Past, Present, And Future of Artificial Intelligence. *California Management Review*, 61(4), 5-14. <https://doi.org/10.1177/00081256198649>
- Hao, K. (2021). Facebook's Ad Algorithms Are Still Excluding Women from Seeing Jobs. MIT Technology Review. https://www.technologyreview.com/2021/04/09/_1022217/facebook-ad-algorithm-sex-discrimination/, (Erişim Tarihi: 10.05.2025).
- Harris, C. G. (2024). Combining Human-in-the-Loop Systems and AI Fairness Toolkits to Reduce Age Bias in AI Job Hiring Algorithms. In 2024 IEEE International Conference on Big Data and Smart Computing (BigComp) (ss. 60-61). <https://doi.org/10.1109/BigComp60711.2024.00019>
- Hemalatha, A., Kumari, P. B., Nawaz, N. ve Gajenderan, V. (2021). Impact of Artificial Intelligence on Recruitment and Selection of Information Technology Companies. In 30 Proceedings of The International Conference on Artificial Intelligence and Smart Systems, India, (ss. 60-66). <https://doi.org/10.1109/ICAIS50930.2021.9396036>
- Ho, J. Q. H., Hartanto, A., Koh, A. ve Majeed, N. M. (2025). Gender Biases Within Artificial Intelligence and ChatGPT: Evidence, Sources of Biases and Solutions. *Computers in Human Behavior: Artificial Humans*, 4, 100145. <https://doi.org/10.1016/j.chbah.2025.100145>
- Hofeditz, L., Clausen, S., Rieß, A., Mirbabaie, M. ve Stieglitz, S. (2022). Applying XAI to an AI-Based System for Candidate Management to Mitigate Bias and Discrimination in Hiring. *Electronic Markets*, 32, 2207-2233. <https://doi.org/10.1007/s12525-022-00600-9>
- Issa, H., Sun, T. ve Vasarhelyi, M. A. (2016) Research Ideas for Artificial Intelligence in Auditing: The Formalization of Audit and Workforce Supplementation. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 13, 1-20. <https://doi.org/10.2308/jeta-10511>
- Jackson, M. C. (2021). Artificial Intelligence & Algorithmic Bias: The Issues with Technology Reflecting History & Humans. *Journal of Business & Technology Law*, 16(2), 299-316.
- Jafri, S., Madhukar, K. S., Upreti, S., Chaturvedi, V. M., Saiyad, F. B. J. ve Divakaran, P. (2024). Effectiveness of Artificial Intelligence for Enhancing Decision-Making Process of Recruitment in HRM Process. In 2024 IEEE International Conference on Contemporary Computing and Communications (InC4), (ss. 1-6). <https://doi.org/10.1109/INC460750.2024.10649327>
- Kappen, M. ve Naber, M. (2021). Objective And Bias-Free Measures of Candidate Motivation During Job Applications. *Scientific Reports*, 11, Article 21254. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-13>

00659-y

- Kassir, S., Baker, L., Dolphin, J. ve Polli, F. (2023). AI for Hiring in Context: A Perspective on Overcoming the Unique Challenges of Employment Research to Mitigate Disparate Impact. *AI and Ethics*, 3, 845-868. <https://doi.org/10.1007/s43681-022-00208-x>
- Khan, V. (2024). Artificial Intelligence and Gender Bias: Analyzing Algorithmic Discrimination in Language Models. *Journal of Gender and Social Insight*, 1(2), 31-40.
- Knight W. (2019). The Apple Card Didn't 'See' Gender - And That's The Problem. *Wired*. <https://www.wired.com/story/the-apple-card-didnt-see-genderand-thats-the-problem/>, (Erişim Tarihi: 10.05.2025).
- Kubiak, E., Efremova, M. I., Baron, S. ve Frasca, K. J. (2023). Gender Equity in Hiring: Examining the Effectiveness of a Personality-Based Algorithm. *Frontiers in Psychology*, 14, 1219865. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2023.1219865>
- Kundu, S. ve Palani, S. (2024). Unlocking Talent: Exploring The Potential of AI and ML Algorithms in Recruitment Process. In 2024 International Conference on Electrical Electronics and Computing Technologies (ICEECT), 1, (ss. 1-6). <https://doi.org/10.1109/ICEECT61758.2024.10739192>
- Lin, C., Liao, W. ve Ta, N. (2024). Biased Search Engine Autosuggestions Against Females and Immigrants Can Lead to Hiring Discrimination: An Experimental Investigation. *Computers in Human Behavior*, 161, 108408. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2024.108408>
- Marra, T. ve Kubiak, E. (2025). Addressing Diversity in Hiring Procedures: A Generative Adversarial Network Approach. *AI and Ethics*, 5, 1381-1405. <https://doi.org/10.1007/s43681-024-00445-2>:
- Min, A. (2023). Artificial Intelligence and Bias: Challenges, Implications, and Remedies. *International Journal of Scientific Research*, 2(11), 3808-3816. <https://ijsr.internationaljournallabs.com/index.php/ijsr/article/view/672>
- Mishra, A. (2025). Exploring Bias in AI-Driven Resume Screening: A Fairness Analysis and Mitigation Approach. SSRN: <https://ssrn.com/abstract=5160444> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.5160444>
- Nadeem, A., Marjanovic., O. ve Abedin, B. (2022). Gender Bias In AI-Based Decision-Making Systems: A Systematic Literature Review. *Australasian Journal of Information Systems*, 26, 1-34. <https://doi.org/10.3127/ajis.v26i0.3835>
- Njoto, S., Cheong, M., Lederman, R., McLoughney, A. J., Ruppanner, L. ve Wirth, A. (2022). Gender Bias In AI Recruitment Systems: A sociological-And Data Science-Based Case Study. In IEEE International Symposium on Technology and Society (ISTAS) 1, (ss. 1-7). <https://doi.org/10.1109/istas55053.2022.10227106>
- Page, M. J., Tetzlaff, J. M., Akl, E. A., Brennan, S. E., Chou, R. vd. (2021). The PRISMA 2020 Statement: An Updated Guideline for Reporting Systematic Reviews. *Systematic Reviews*, 10(1), 89. <https://doi.org/10.1186/s13643-021-01626-4>
- Parasurama, P. ve Ipeirotis, P. (2023). Inscribing Diversity Policies in Algorithmic Hiring Systems: Theory and Empirics. <https://ipeirotis.org/wp-content/uploads/2025/01/ssrn-4431080.pdf>
- Pathak, G. ve Pandey, D. (2025). AI Agents in Recruitment: A Multi-Agent System for Interview, Evaluation, and Candidate Scoring. SSRN: <https://ssrn.com/abstract=5242372> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.5242372>
- Peña, A., Serna, I., Morales, A. ve Fierrez, J. (2020). Bias in multimodal AI: Testbed for Fair Automatic Recruitment. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, USA, (ss. 28-29). <https://doi.org/10.1109/cvprw50498.2020.00022>
- Peña, A., Serna, I., Morales, A., Fierrez, J., Ortega, A., Herrarte, A., Alcantara, M. ve Ortega-Garcia, J. (2023). Human-Centric Multimodal Machine Learning: Recent Advances and Testbed on AI-Based Recruitment. *SN Computer Science*, 4, Article 434. <https://doi.org/10.1007/s42979-023-01733-0>

- Pisanelli, E. (2022). Your Resume Is Your Gatekeeper: Automated Resume Screening as A Strategy to Reduce Gender Gaps in Hiring. *Economics Letters*, 221, 110892. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2022.110892>
- Puutio, A. ve Lin, P. K. (2025). First Come, First Hired? ChatGPT's Bias for The First Resume It Sees and the Cost for Candidates to Overcome Bias in AI Hiring Tools. MIT Computational Law Report, Generative AI for Law - Special Release Part 3, SSRN: <https://ssrn.com/abstract=5146809>
- Rao, S. ve Zhao, T. (2025). Ethical AI in HR: A Case Study of Tech Hiring. *Journal of Computer Information Systems*, 1-18. <https://doi.org/10.1080/08874417.2024.2446954>
- Raso, F. A., Hilligoss, H., Krishnamurthy, V., Bavitz, C., ve Kim, L. (2018). Artificial Intelligence & Human Rights: Opportunities & Risks. SSRN: <https://ssrn.com/abstract=3259344> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3259344>
- Rhea, A., Markey, K., D'Arinzo, L., Schellmann, H., Sloane, M., Squires, P. ve Stoyanovich, J. (2022). Resume Format, LinkedIn URLs and Other Unexpected Influences on AI Personality Prediction in Hiring: Results of an Audit. In *Proceedings of the 2022 AAAI/ACM Conference on AI, Ethics, and Society (AIES'22)*, Oxford, United Kingdom, (ss. 572-587). <https://doi.org/10.1145/3514094.3534189>
- Rigotti, C. ve Fosch-Villaronga, E. (2024). Fairness, AI & Recruitment. *Computer Law & Security Review*, 53, 105966. <https://doi.org/10.1016/j.clsr.2024.105966>
- Rowley, J. ve Slack, F. (2004). Conducting A Literature Review. *Management Research News*, 27(6), 31-39. <https://doi.org/10.1108/01409170410784185>
- Sage. (2020). The Changing Face of HR: Research Report 36: HR and People Leaders' Report. <https://online.sageintacct.com/rs/473-QSL-641/images/changing-face-hrresearch-HR-People-Mgt.pdf>, (Erişim Tarihi: 10.05.2025).
- Shrestha, S. ve Das, S. (2022). Exploring Gender Biases in ML And AI Academic Research Through Systematic Literature Review. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 5, 976838. <https://doi.org/10.3389/frai.2022.976838>
- Smith, G. ve Rustagi, I. (2021) When Good Algorithms Go Sexist: Why and How to Advance AI Gender Equity. *Stanford Social Innovation Review*. <https://doi.org/10.48558/A179-B138>
- Soleimani, M., Intezari, A., Arrowsmith, J., Pauleen, D. J. ve Taskin, N. (2025). Reducing AI Bias In Recruitment and Selection: An Integrative Grounded Approach. *The International Journal of Human Resource Management*, 1-36. <https://doi.org/10.1080/09585192.2025.2480617>
- Soni, V. (2024). AI in Job Matching and Recruitment: Analyzing the Efficiency and Equity of Automated Hiring Processes. 2024 International Conference on Knowledge Engineering and Communication Systems (ICKECS), Chikkaballapur, India, (ss. 1-5). <https://doi.org/10.1109/ICKECS61492.2024.10617325>
- Sühr, T., Hilgard, S. ve Lakkaraju, H. (2021). Does Fair Ranking Improve Minority Outcomes? Understanding The Interplay of Human and Algorithmic Biases in Online Hiring. In *Proceedings of the 2021 AAAI/ACM Conference on AI, Ethics, and Society (AIES '21)* (ss. 989-992). ACM. <https://doi.org/10.1145/3461702.3462602>
- Sun, Y., Wei, X., Guan, J. ve Zhang, X.-A. (2024). Stereotype Matters in Managing AI: Unveiling the Role of AI Unbiasedness Stereotype in AI-Assisted Decision-Making. SSRN: <https://ssrn.com/abstract=5052047> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.5052047>
- Trautwein, Y., Zechiel, F., Coussement, K., Meire, M. ve Büttgen, M. (2025). Opening The 'Black Box' Of HRM Algorithmic Biases – How Hiring Practices Induce Discrimination on Freelancing Platforms. *Journal of Business Research*, 192, 115298. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2025.115298>
- Upadhyay, A. K. ve Khandelwal, K. (2018). Applying Artificial Intelligence: Implications for

- Recruitment. *Strategic HR Review*, 17(5), 255-258. <https://doi.org/10.1108/SHR-07-2018-0051>
- Vaishak, N. S. K. (2024). AI Governance for Hiring: A Multilayered Framework for Ethical, Transparent, and Accountable Recruitment Systems. SSRN: <https://ssrn.com/abstract=5200490> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.5200490>
- Vorecol Editorial Team (2024). The Impact of AI and Machine Learning on Recruitment and Selection Systems. <https://vorecol.com/blogs/blog-the-impact-of-ai-and-machine-learning-on-recruitment-and-selection-systems-11795>, (Erişim Tarihi: 12.05.2025).
- Voutyrakou, D., Katsiampoura, G. ve Skordoulis, C. (2025). Fairness in AI: When are AI Tools Gender-Biased? *Advances in Applied Sociology*, 15, 204-235. <https://doi.org/10.4236/aasoci.2025.153011>.
- WEF (World Economic Forum) (2023). Insight Report. https://www3.weforum.org/docs/WEF_GGGR_2023.pdf, (Erişim Tarihi: 12.05.2025).
- Wen, A., Patil, T., Saxena, A., Fu, Y., O'Brien, S. ve Zhu, K. (2025). FAIRE: Assessing Racial and Gender Bias in AI-Driven Resume Evaluations. <https://arxiv.org/abs/2504.01420> or <https://doi.org/10.48550/arXiv.2504.01420>
- Woodruff, A., Fox, S. E., Rousso-Schindler, S. ve Warshaw, J. A. (2018). A Qualitative Exploration of Perceptions of Algorithmic Fairness. In *Proceedings of the 2018 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*. Montreal, QC, Canada. (ss. 1-14). <https://doi.org/10.1145/3173574.317423>
- Yanamala, K. K. R. (2022). Dynamic Bias Mitigation for Multimodal AI in Recruitment Ensuring Fairness and Equity in Hiring Practices. *Journal of Artificial Intelligence and Machine Learning in Management*, 6(2), 51-61. <https://journals.sagepub.com/index.php/jamm/article/view/169>
- Zhang, S. ve Kuhn, P. (2024). Measuring Bias in Job Recommender Systems: Auditing the Algorithms. IZA Discussion Paper No. 17245, SSRN: <https://ssrn.com/abstract=4939157>