

YAPAY ZEKÂ ÇAĞINDA MESLEKİ ŞÜPHECİLİK¹

PROFESSIONAL SKEPTICISM IN THE ARTIFICIAL INTELLIGENCE ERA

Pınar SANTEMİZ * *Onur ERİŞEN* **

Arařtırma Makalesi / Geliř Tarihi: 31.07.2026
Kabul Tarihi: 14.09.2026

Öz

Yapay zekânın arařtırma ve fikir üretimi, belge özetleme ve rapor hazırlama gibi denetim süreçlerine giderek artan biçimde entegre edilmesi, mesleki şüpheciliğin nasıl korunabileceğİ sorusunu gündeme getirmektedir. Literatür taramasına dayanan bu çalışma, yapay zekânın mesleki şüpheciliğİ bağımsız biçimde uygulayıp uygulayamayacağını sorgulamakta ve yapay zekâ destekli denetimde karşılaşılan dört temel zorluğu ele almaktadır: veriye bağımlılık, şeffaflık ve açıklanabilirlik eksikliği, otomasyon ön yargısı ve yapay zekânın denetlenebilirliği. Bulgular, yapay zekâ uygulamalarının nesnellik, mahremiyet, şeffaflık, hesap verebilirlik ve güvenilirlik ilkelerine uygun hale gelebilmesi için test edilebilir ve ölçülebilir standartların geliştirilmesi, denetçilerin yapay zekâ okuryazarlığının artırılması ve düzenleyiciler, akademi ile uygulayıcılar arasında disiplinler arası koordinasyonun sağlanması gerektiğini göstermektedir. Bu çalışma, mesleki şüpheciliğİn salt bir veri işleme becerisi değil, muhakeme, bağlamsal değerlendirme ve etik sorumluluk içeren insan merkezli bir yetkinlik olduğunu, bu nedenle yapay zekânın denetimde destekleyici bir araç olarak konumlandırılması gerektiğini ve bilinçli ve sorumlu biçimde kullanıldığında şüpheciliğİ güçlendirebileceğini vurgulamaktadır.

Anahtar Kelimeler: Mesleki Şüphecilik, Yapay Zekâ, Denetim, Algoritmik Yargı.

JEL Sınıflaması: M42, M15, O33.

Abstract

The increasing integration of artificial intelligence into audit processes including research and idea generation, document summarization, and report preparation raises the question of how professional skepticism can be preserved. Based on literature review, this study interrogates whether AI can independently exercise professional skepticism and identifies four major challenges in AI-assisted auditing: data dependence, insufficient transparency and explainability, automation bias, and constraints on AI auditability. The findings indicate a need for testable and measurable standards, enhanced AI literacy among auditors, and strengthened interdisciplinary coordination among regulators, academics, and practitioners to align AI applications with the principles of objectivity, privacy, transparency, accountability, and reliability. This study emphasizes that professional skepticism is not just a data-processing skill but, more importantly, a human-centered competence involving professional judgment, contextual assessment, and ethical responsibility. Accordingly, AI should be positioned as a supportive tool in auditing that, when used consciously and responsibly, can strengthen professional skepticism.

Keywords: Professional Skepticism, Artificial Intelligence, Auditing, Algorithmic Judgment.

JEL Classification: M42, M15, O33.

¹ **Bibliyografik Bilgi (APA):** FESA Dergisi, 2026; 11 (3) , 302-313 / DOI: 10.29106/fesa.2008185

* Dr. Marmara Üniversitesi, İşletme Fakültesi, pinar.santemiz@marmara.edu.tr, İstanbul – Türkiye, ORCID: 0009-0009-4903-0511

** Dr. Öğr. Üyesi, Marmara Üniversitesi, İşletme Fakültesi, onur.erisen@marmara.edu.tr, İstanbul – Türkiye, ORCID: 0000-0002-7945-8318

1. Giriş

Denetim birimleri günümüzde yapay zekâdan üç ana aşamada yararlanmaktadır: araştırma ve fikir üretimi sırasında denetim alanlarının önceliklendirilmesi, süreç içinde belgelerin özetlenmesi ve son aşamada taslak hazırlama ve raporlama. Bu kullanım alanları denetim süreçlerinin verimliliğini artırırken, denetimin en temel dayanaklarından biri olan mesleki şüphecilik kavramını yeniden tartışmaya açmaktadır.

Mesleki şüphecilik, denetim standartlarının ve etiğinin temel taşlarından biridir. Kanıtların eleştirel biçimde değerlendirilmesini ve olası yanlış beyanlara ya da usulsüzlüklere karşı sürekli uyanık olmayı gerektirir. Bunun için denetçinin bilginin güvenilirliğini sınaması, kendi varsayımlarını sorgulaması, kanıtları yorumlaması ve etik sonuçları bağımsız biçimde değerlendirmesi gerekir.

Bu çalışmanın temel çıkış noktası, yapay zekânın tek başına mesleki şüpheye sahip olup olamayacağını tartışılmasıdır. Yakın gelecekte denetim mesleğinin yapay zekâ gibi sistemlerin de etkisiyle otomasyona maruz kalabileceğini ve doğasının değişebileceğini öngören çalışmalar bulunmaktadır (Frey ve Osborne, 2017). Yapay zekâ çıktılarının mesleki şüpheciliğin yerine geçebilecek unsurlar olarak görülmesi, denetçilerin muhakemelerini algoritmaya bırakmalarına yol açabilir ve otomasyon yanlılığı sorunu ortaya çıkabilir. Bu çalışma, literatür taraması yöntemini kullanarak yapay zekânın faydaları ve sınırlarını ortaya koymayı ve denetimde yapay zekâ kullanımına ilişkin giderek büyüyen tartışmalara kuramsal bir temel sunmayı amaçlamaktadır. Temel bulgular, yapay zekâ uygulamalarının nesnellik, mahremiyet, şeffaflık, hesap verebilirlik ve güvenilirlik gibi özelliklere kavuşabilmesi için öncelikli olarak test edilebilir ve ölçülebilir standartlar geliştirilmesi gerektiği, yapay zekâ okuryazarlığının artırılması ve disiplinler arası koordinasyonun sağlanması gerektiğini göstermektedir.

Makalenin yapısı şu şekilde kurgulanmıştır: Bölüm 2, yapay zekânın günümüzde denetim uygulamalarında ne şekilde ve ne etkinlikle kullanıldığını ve sağladığı avantajları ele almaktadır. Bölüm 3, yapay zekâ ve mesleki şüphecilik bağlamında karşılaşılan zorlukları dört başlık altında inceler: Bölüm 3.1 veriye bağımlılık, Bölüm 3.2 şeffaflık eksikliği, Bölüm 3.3 otomasyon ön yargısı, Bölüm 3.4 yapay zekânın denetlenebilirliği konularını ele almaktadır. Bölüm 4, çalışmanın sonuçlarını ve gelecek araştırmalara yönelik önerileri sunmaktadır.

2. Denetimde Yapay Zekânın Kullanımı

Büyük veri ve yapay zekânın denetim üzerindeki etkileri, ilk ortaya çıktığı günden bu yana tartışılmaktadır (Earley, 2015; Omoteso, 2012; Vasarhelyi ve Kogan, 2015). Önceki araştırmalar, veri analitiğinin denetimin etkinliğini artırma potansiyeline sahip olduğunu göstermiştir (Appelbaum vd., 2017). Bu yenilikler, verimliliği artırmak, hataları azaltmak ve mevzuata uyumu iyileştirmek için yeni yöntemler sunmuş (Celestin ve Vanitha, 2019a), denetçilerin müşterinin sahasında fiziksel olarak bulunmadan değerlendirme yapmasına olanak tanıyan uzaktan denetim (Celestin ve Vanitha, 2019b; Aquino vd., 2022) gibi uygulamaları mümkün kılarak geleneksel denetim prosedürlerini dönüştürmüş ve denetçi rollerini yeniden şekillendirmiştir (Celestin ve Vanitha, 2019a).

Gartner'ın 2025 CIO ve Teknoloji Yöneticileri Anketi'ne göre (Gartner, 2025), katılımcıların çalıştığı kuruluşların %37'si üretken yapay zekâyı devreye almış, %35'i ise 2025 yılı sonuna kadar devreye almayı planlamaktadır. Bu artışın başlıca itici güçleri arasında kurum içinde geliştirilen modeller veya hazır altyapı üzerine kurulu "beyaz etiketli" çözümlerin görece güvenli kabul edilmesi, çalışanların teknolojiye aşinalığının artması ve yönetim kademesindeki güçlü ilginin kullanım baskısı oluşturması sayılabilir. Aynı ankette ayrıca en yaygın denetim kullanma senaryoları, araştırma ve fikir üretimi (%50), belgeleri özetleme (%46) ve denetim raporları, bulgular veya derecelendirmeler taslağı hazırlama (%36) olarak belirtilmiştir.

Denetim alanındaki başlıca yapay zekâ uygulamalarına ilişkin çeşitli araştırmalar ve derlemeler mevcuttur (Almufadda ve Almezeini, 2022; Kokina ve Davenport, 2017; Zemankova, 2019a; 2019b, Puthukulam vd., 2021; Kwok vd., 2024). Özellikle dört büyük denetim firmasının bu teknolojiyi nasıl geliştirdiği ve kullandığı ayrıntılı biçimde ele alınmıştır. Bu sistemler, tekrarlayan, standartlaştırılmış ve kurallara dayalı görevleri otomatikleştirerek denetçilerin uzmanlığını daha karmaşık, katma değer yaratan görevlere yönlendirmektedir. Doğal dil işleme sayesinde denetçiler sözleşmeleri ve diğer finansal belgeleri analiz edebilmekte, bağlamı anlayarak önemli bilgileri otomatik olarak çıkarabilmektedir. Ayrıca olası eğilim, risk ve anormalliklerin belirlenmesine yardımcı olarak daha doğru sonuçlara ve isabetli kararlara katkı sağladığı belirtilmektedir.

Rikhardsson vd. (2022) mevcut uygulamaların çoğunlukla büyük veri setlerine ve büyük kuruluşlara odaklandığına dikkat çekerek, Küçük ve Orta Ölçekli İşletmeleri (KOBİ) denetleyen denetçilerin karşılaştığı zorluklara odaklanmıştır. Birçok KOBİ hâlâ yalnızca basılı materyallere güvenmekte, görüşmeler nadiren kaydedilmekte ve notlar yerel depolarda tutulmaktadır. Bu koşullarda yapay zekânın özellikle veri toplama, işleme ve firma tarafından raporlanan verilerle karşılaştırma aşamalarında fayda sağlayabileceği gözlemlenmiştir (Krahel ve Titera, 2015).

Kokina ve Davenport (2017) yapay zekânın denetim süreçlerine entegrasyonunda karşılaşılan zorlukları incelemiş ve en önemli engelin, müşteriler arasında veri formatlarının standart hale getirilmemesi olduğunu ortaya koymuştur. Bu bulgu Almufadda ve Almezeini'nin (2022) literatür taramasıyla da doğrulanmaktadır. Kokina vd.'nin 22 deneyimli denetim profesyoneliyle yaptığı görüşmeler, mevcut yapay zekâ kullanımının büyük ölçüde temel veri çıkarma ve optik karakter tanıma gibi basit yapay zekâ teknolojileriyle sınırlı kaldığını ve karmaşık denetim görevlerinde henüz yaygın olmadığını göstermiştir (Kokina vd., 2025). Bunun nedenleri arasında eksik veya düşük kaliteli veri, algoritmik ön yargılar, veriye bağımlılık, şeffaflık eksikliği ve otomasyon ön yargısı riskleri sayılmaktadır. Bu sistemlerin büyük miktarda hassas veri işlemesi, siber saldırı ve denetimsiz kişisel veri kullanımından kaynaklanan gizlilik ihlallerini de önemli birer itibar riski haline getirmektedir (Almufadda ve Almezeini, 2022).

Estep vd.'nin (2023) finansal yöneticilerle yaptığı anket çalışması yöneticilerin yapay zekânın faydasını kalite değil verimlilik ekseninde gördüğünü ortaya koymuştur. Buna karşın, finansal raporlamada yapay zekâ kullanımına açık olan yöneticiler, karmaşık bir muhasebe tahminine ilişkin yapay zekâ destekli denetim düzeltmelerini insan tarafından üretilen kanıtlardan daha güvenilir bulmuştur.

Bu teknolojinin başarılı biçimde benimsenmesi, yeterli altyapının hazırlanmasına, kültürel değişim için yönetsel desteğe ve denetçi yetkinliği eğitimine bağlıdır (Gasperz vd., 2026). Süreç verimliliği, analitik doğruluk ve öngörü yetenekleri gibi fırsatlar, akıllı teknolojinin modern denetim uygulamalarına entegrasyonu için güçlü bir teşvik oluşturmaktadır. Riley'e (2025) göre yapay zekâ denetçiye şüpheyi sınamak için daha fazla ve daha ilgili veri sunarak şüpheli yargıyı besleyebilir, denetçiler bu veriyi yorumlayıp sınayabildiği sürece, büyük veri denetim yargısını güçlendirebilir.

3. Yapay Zekâ Şüpheli Olabilir mi?

Genel anlamıyla mesleki şüphecilik, bir denetçinin önüne gelen her türlü bilgi ve kanıt sorgulayıcı bir yaklaşımla ele alması ve hata veya hile ihtimaline karşı tetikte olmasıdır. Özellikle belirsizlik, muğlaklık veya eksik bilgi söz konusu olduğunda devreye girmektedir. Bunun için sunulan verinin doğruluğundan emin olma ve kaynakları doğrulama, elde edilen bilgilerin birbiriyle çelişip çelişmediğini kontrol etme ve bir analize ulaşırlarken arka planda kullanılan mantığı değerlendirme gibi adımları içermesi önem arz etmektedir.

Mesleki şüphecilik, yönetimin dürüst olmadığı yönünde peşin bir kabul anlamına gelmediği gibi, yönetim tarafından sunulan bilgi ve açıklamaların sorgulanmadan doğru kabul edilmesini de ifade etmez. Denetim alanında mesleki şüphecilik; sorgulayıcı bir zihniyetle hareket etmeyi, hata veya hileye işaret edebilecek koşullara karşı uyanık olmayı ve denetim kanıtlarını eleştirel biçimde değerlendirmeyi gerektirir (IAASB, 2024; Nelson, 2009). Literatürde ayrıca şüpheli yargı ile şüpheli eylem arasında ayırım yapılmaktadır. Şüpheli yargı, denetçinin önemli bir yanlışlık bulunabileceğine ilişkin değerlendirmesini, şüpheli eylem ise bu değerlendirme sonucunda ek kanıt toplama, örneklemi genişletme veya ilave denetim prosedürü uygulama davranışını ifade etmektedir (Nelson, 2009; Hurrtd vd., 2013). Bu nedenle yapay zekânın olası bir riski işaretlemesi ya da bulması, mesleki şüpheciliğin tamamlandığı anlamına gelmemekte; söz konusu bulgunun denetim eylemine dönüştürülmesi gerekmektedir. Literatürde bu konuyu inceleyen çeşitli çalışmalar bulunmaktadır (Deliu, 2024; Gasperz vd., 2026; Hurrtd vd., 2013; Nelson, 2009; Riley, 2025).

Yapay zekâ teknolojilerinin eğitim verisine ve algoritmalarına gömülü ön yargılar ile şeffaflık eksikliği, toplum için olumsuz sonuçlara yol açabilmektedir (Li ve Goel, 2025). Bu durum hem teknolojiye duyulan güveni azaltma riski taşımakta hem de firmaların itibarını tehdit etmektedir. Yakın zamanda, Dört Büyük denetim ve danışmanlık firmalarının merkezinde yer aldığı iki olay, yapay zekânın denetim sektöründeki güvenilirliği üzerine tartışmaları yeniden alevlendirmiştir. KPMG, 2025 yılında, "Redefining Excellence in the Age of Agentic AI" başlıklı, büyük kurumlarda yapay zekâ kullanımı üzerine kapsamlı bir rapor yayımlamıştır (Ekim 2025). Kısa süre sonra yapay zekâ tespit platformları raporda yer alan örneklerin gerçekte yaşanmadığını ortaya çıkarmıştır (Umesh, 2026). Deloitte, Avustralya Çalışma ve İşyeri İlişkileri Bakanlığı için, otomatik işsizlik yaptırım sistemine ilişkin bir güvence inceleme raporu hazırlamıştır (Targeted Compliance Framework Assurance Review, Temmuz 2025). Sydney Üniversitesi'nden akademisyen Christopher Rudge, raporda var olmayan mahkeme kararlarına ve kaynaklara atıf yapıldığını, ayrıca bir federal mahkeme yargıcına ait uydurma bir alıntı bulunduğunu ortaya çıkarmıştır. Deloitte, raporun hazırlanmasında Azure OpenAI GPT-4o tabanlı bir üretken yapay zekâ aracı kullanıldığını sonradan açıklamış ve ücretin bir kısmını iade etmiştir (Page, 2025). Bu örnekler, yapay zekâ çıktısının insan şüpheciliğinin yerine geçmesi durumunda ciddi güvenilirlik ve itibar riskleri doğurduğunu doğrulamaktadır.

Güncel çalışmalar mesleki şüphecilik kavramını yeniden tanımlamış (Gasperz vd., 2026; Riley, 2025) ve denetçilerin algoritmalara duydukları güven ile eleştirel sorumluluklarını nasıl dengeleyecekleri tartışılmaya başlanmıştır. Bu çalışmada yapay zekâ ile mesleki şüphecilik arasındaki ilişkiyi inceleyen çalışmaların belirlenmesi amacıyla 28.08.2026 tarihinde Scopus veri tabanında "*İşletme, Yönetim ve Muhasebe*", "*Ekonomi*,

Ekonometri ve Finans” ve *“Sosyal Bilimler”* alanlarında yapılandırılmış bir literatür taraması gerçekleştirilmiştir. Tarama, makale başlığı, özet ve anahtar sözcükler alanlarıyla sınırlandırılmıştır. Arama sırasında denetim bağlamını belirlemek üzere *“audit” OR “auditor”*, mesleki şüphecilik ve mesleki yargı boyutunu belirlemek üzere *“skeptical” OR “sceptic” OR “professional judgment” OR “professional judgement” OR “audit judgment” OR “audit judgement”* ve yapay zekâ boyutunu belirlemek üzere *“artificial intelligence” OR “AI” OR “generative AI” OR “machine learning” OR “large language model” OR “LLM” OR “algorithmic decision making” OR “audit automation”* ifadeleri kullanılmıştır.

Tablo 1. Yapay Zekâ ve Mesleki Şüphecilik İlişisini İnceleyen Çalışmalar

Çalışma	Yöntem ve bağlam	Mesleki şüphecilikle ilişkili bulgu	Etkinin yönü	İlgili tema
Munoko vd. (2020)	Derleme	Otomasyon yanlılığı ve şeffaflık eksikliği gibi riskler, yapay zekânın sağlayabileceği faydaları gölgeleyebilir.	Zayıflatıcı	Otomasyon yanlılığı/ön yargısı ve açıklanabilirlik
Raji vd. (2020)	Açıklanabilir AI tasarımı	Her aşamayı izleyen bir denetim çerçevesi, yapay zekânın hesap verebilirlik boşluğunu kapatabilir.	Güçlendirici	Açıklanabilirlik
Puthukulam vd. (2021)	Anket	Yapay zekâ, verileri nitelikli bilgiye dönüştürüp denetçilerin muhakeme ve şüphecilik becerilerini destekler.	Güçlendirici	Açıklanabilirlik
Zhang vd. (2022)	Katılımlı otomasyon tasarımı	Otomasyon rutin işleri devralırken, denetçinin mesleki yargı ve eleştirel düşünmeye odaklanmasını sağlar.	Destekleyici	Denetlenebilirlik
Aquino vd. (2022)	Nitel çalışma	Dijital araçlar denetim prosedürlerini şekillendirirken otomasyon yanlılığı riskini de beraberinde getirir.	Zayıflatıcı	Otomasyon yanlılığı/ön yargısı
Lehner vd. (2022)	Literatür taraması	Beş temel etik zorluk tespit edilmiştir: nesnellik, mahremiyet, şeffaflık, hesap verebilirlik ve güvenilirlik.	Zayıflatıcı	Veriye Bağımlılık ve Denetlenebilirlik
Kwok vd. (2024)	Görüşme	Denetçiler, AI sonuçlarını geleneksel prosedürlerle birlikte kullanmakta, son kararı kendileri vermektedirler.	Koşullu güçlendirici	Denetlenebilirlik
Murikah vd. (2024)	Literatür taraması	Yapay zekâdaki yanlılık riskini önlemek için insan gözetimi ve hesap verebilirlik ilkeleri tasarıma entegre edilmelidir	Koşullu	Veriye Bağımlılık
Schiff vd. (2024)	Görüşme	Standart test, metrik ve raporlama eksikliği, yapay zekâ etik denetiminin önündeki en büyük zordur.	Koşullu	Denetlenebilirlik
Nainggolan ve Winoto (2025)	Anket	Sorgulayıcı zihin, denetçi yargısının en güçlü belirleyicisidir.	Koşullu	Otomasyon yanlılığı/ön yargısı
Al Shammakhi vd. (2026)	Açıklanabilir AI tasarımı	Açıklanabilir yapay zekânın karar sürecine etkisi, denetçinin mevcut şüphecilik düzeyine bağlıdır.	Koşullu güçlendirici	Açıklanabilirlik

Riley (2025)	Literatör taraması	Otomasyon yanlılıđı önlenirse, yapay zekâ daha fazla veri sunarak denetim yargısını güçlendirebilir.	Koşullu güçlendirici	Otomasyon yanlılıđı/ön yargısı
Li ve Goel (2025)	Literatör taraması	Ön yargı ve şeffaflık eksikliđinin yarattığı toplumsal riskler nedeniyle, yapay zekâ yaşam döngüsü boyunca denetlenmelidir.	Koşullu	Denetlenebilirlik
Gu vd. (2026)	Arşivsel Veri Analizi	Makine öğrenmesi ile denetçi yargısının farklı avantaj ve dezavantajları, bunların birlikte kullanılmasını zorunlu kılmaktadır.	Koşullu güçlendirici	Veriye Bağımlılık
Schafer (2026)	Panel Çalışması	Yapay Zekâ çıktılarının sorgulanmadan kabul edilmesi mesleki şüphecililiđi zayıflatırken, sürekli yeniden beceri edinimini zorunlu kılmaktadır.	Koşullu	Otomasyon yanlılıđı/ön yargısı
Tursunaliev vd. (2026)	Kavramsal çalışma	Açıklanabilirlik eksikliđi, algoritmik yanlılık ve aşırı güven mesleki şüphecililiđin aşınmasına yol açabilir.	Zayıflatıcı	Açıklanabilirlik
Xiong vd. (2026)	Kuramsal Model ve Keşifsel Analiz	Güvenilir veride yapay zekânın düşük risk tespiti odağı riskli alanlara kaydırır; ancak yetersiz veri veya iç kontrolde bu tespite güvenmek mesleki şüphecililiđi zayıflatır.	Koşullu	Otomasyon yanlılıđı/ön yargısı

Tarama sonucunda 59 kayda ulaşılmıştır. Kayıtlar başlık ve özet düzeyinde incelenmiş; denetim veya denetçi kararlarıyla bağlantısı bulunmayan, yapay zekâ ya da otomasyon boyutu içermeyen, mesleki şüphecilik veya mesleki yargıyla ilişki kurmayan ve yalnızca teknik model performansına odaklanan çalışmalar kapsam dışında bırakılmıştır. Uygunluk değerlendirmesi sonucunda analize dahil edilen çalışmalar, güncellikleri ve atıf sayıları da dikkate alınarak önceliklendirilmiş ve araştırma yöntemi, denetim bağlamı, kullanılan teknoloji, mesleki şüphecilikle ilişkili bulgular, etkinin yönü ve ilgili tema bakımından sınıflandırılmıştır. Bunun yanı sıra, Scopus taramasının olası sınırlılıkları nedeniyle arama sonuçlarında yer almayan; buna karşın makalenin konusuna doğrudan katkıda bulunan çalışmaların gözden kaçırılmaması amacıyla Google Scholar üzerinden tamamlayıcı bir tarama daha gerçekleştirilmiştir. Tüm bu çalışmalar araştırmanın kapsamına ve amacına katkıları bakımından değerlendirilmiş ve uygun olduđu düşünölenler Tablo 1’de veriye bağımlılık, şeffaflık ve açıklanabilirlik, otomasyon yanlılıđı ve yapay zekânın denetlenebilirliđi başlıklarıyla özetlenmiştir.

Literatör, yapay zekânın mesleki şüphecilik üzerindeki etkisinin tek yönlü olmadığını göstermektedir. Yapay zekâ destekli araçlar geniş veri kümelerinin incelenmesini, olađandışı işlemlerin belirlenmesini ve alternatif değerlendirmelerin üretilmesini sağlayarak denetçinin şüpheli yargısını destekleyebilir. Bununla birlikte teknoloji kullanımı tek başına mesleki şüphecilik üretmemektedir. Sorgulayıcı zihniyet, denetçi deneyimi ve çıktıları bağımsız kanıtlarla doğrulama kapasitesi, yapay zekâ kullanımından elde edilecek yararın temel belirleyicileridir. Bu bağlamda öne çıkan dört zorluk alanı ilerleyen bölümlerde ayrıntılı olarak ele alınmaktadır.

3.1. Veriye Bağımlılık

Yapay zekâ sistemleri istatistiksel çıkarım, örüntü tanıma ve optimizasyon işlevleriyle çalışır. Bu, algoritmik muhakemeyi insan muhakemesinden temelde farklı kılar. Yapay zekâ bir verinin doğruluđunu, dış dünyadaki gerçeklikle veya mantıksal tutarlılıkla deđil, tarihsel verilere dayalı istatistiksel yöntemlerle ölçer.

Yapay zekânın gerçek anlam ve bağlam kuramaması, güncel yapay zekâ arařtırmalarının en büyük odak noktalarından biridir (Pearl, 2009; Schölkopf, 2022). Marcus derin öğrenme sistemlerinin karşılaştığı zorlukları tartıştığı çalışmasında, yapay zekânın sözel tanım yoluyla soyutlama öğrenecek bir mekanizmadan yoksun olduđunu, ancak büyük miktarda eğitim örneđi bulunduğunda iyi çalıştığını vurgulamıştır (Marcus, 2018). Buna göre yapay zekâ, eğitim verisinde yer almayan senaryolarla karşılaştığında performansı düşer, açık uçlu çıkarımlar yapmakta zorlanır ve kolayca yanıltılabildiđi için yanıtlarına tam güvenilemez.

İstatistiksel verinin nedensellik bağı içermemesi, yeterli sorgulamanın yapılamamasına ve ön yargılı veya eksik analizlere yol açabilir. Eğitim verisindeki ön yargılar fark edilmeden modele aktarılıp hatalı varsayımların sorgulanması yerine pekiştirilmesine neden olabilir. İnsan şüpheciliği yalnızca neyin bilindiğini değil, aynı zamanda bu bilginin nasıl elde edildiğini ve ne ölçüde güvenilebileceğini de sorgular. Yapay zekâ destekli analizler olağandışı işlemleri belirleyerek önemli yanlışlık risklerinin değerlendirilmesine katkı sağlayabilir. Bununla birlikte modelin riskli bir işlemi olağan olarak sınıflandırması, denetçinin söz konusu alanı incelememesine ve sisteme koşulsuz güvenmesine (Kokina vd., 2025), böylece tespit riskinin artmasına neden olabilir. Bu nedenle denetçi yalnızca modelin işaretlediği işlemleri değil, modelin hangi riskleri ve senaryoları değerlendirme dışında bıraktığını da eleştirel bir gözle sorgulamalıdır.

Fedyk vd. (2022) yapay zekâ kullanımının önündeki en önemli engelin yeterli düzeyde eğitilmiş insan kaynağı eksikliği olduğunu göstermiştir. Murikah vd. (2024) sınırlı örneklem, öznel yargı ve toplumsal ön yargıların algoritmalara gömülü varsayımlar oluşturabildiğini saptamış, veri kalitesini artıracak tekniklerin ve model şeffaflığı, hesap verebilirlik, insan gözetimi gibi korumaların önemine dikkat çekmiştir. Issa vd. (2016) yapay zekânın eğitimi için gereken özel verilere kamu kaynaklarından her zaman ulaşamadığını, müşteri verisinin bu amaçla kullanılmasının gizlilik ihlali riski taşıdığını belirtmiştir. Gu vd. (2026) denetçilerin analizlerinde zaman zaman veriye dökülmesi zor olan nitel kararlara ve niyetlere güvenmek zorunda kalabileceğinin altını çizmiş, kesin sınırları olmayan, yapılandırılmamış veya formüle edilmemiş bilgilerin ağırlıkta olduğu senaryolarda denetim ekiplerinin yaptığı değerlendirmelerin tek başına makine öğrenmesiyle yapılan tahminlere kıyasla daha başarılı sonuçlar verdiğini gözlemlemişlerdir. Bu sınırlılıklar ışığında, yapay zekâ sistemlerinin bağımsız olarak denetlenmesi gerektiği ve denetim firmaları, düzenleyiciler, yatırımcılar ile sivil toplum arasında iş birliği kurulması gerektiği vurgulanmaktadır (Brundage vd., 2020; Murikah vd., 2024; Raji vd., 2020).

3.2. Şeffaflık Eksikliği ve Açıklanabilirlik

Karmaşık yapay zekâ sistemleri çoğu zaman "kara kutu" niteliğinde çalışmaktadır. Kara kutu, bir sistemin girdilerini ve çıktıları görebildiğimiz, ancak bu girdilerin nasıl çıktıya dönüştüğünü anlayamadığımız durumu ifade eder. Bu durum, denetçilerin sonuçların nasıl üretildiğini eleştirel biçimde değerlendirme imkânını sınırlar ve adil olmayan ön yargı ile yetersiz şeffaflığa dair etik kaygılar doğurur.

Gu vd. (2024) bu soruna çözüm olarak ortak pilotlu denetim kavramını önermiş ve karmaşık denetim görevlerini birbiriyle ilişkili alt problemlere ayıran bir düşünce zinciri stratejisi geliştirmiştir. Bu çerçevede, temel modellere insan uzman geri bildirimi entegre edilerek denetçi ile model arasında sürekli, yinelemeli bir etkileşim kurulması amaçlanmıştır. Bu sayede hem modelin zamanla gelişmesi hem de akıl yürütme sürecini şeffaf biçimde gösteren çıktılar üretmesi hedeflenmiştir. Yazarlar, bu yaklaşımın gerçek dünya senaryolarındaki uyarlanabilirlik ve ölçeklenebilirlik açısından sınırlılıklar taşıdığını da belirtmiştir. Al Shammakhi vd. (2026) dolandırıcılık risk değerlendirmelerinde kullanılmak üzere Çıktı Miktarı Modelini (Throughput Model) önermiş, uyguladıkları anket çalışmasında bu modelin bir karar desteği olarak kullanılabileceği sonucuna varmışlardır.

Yapay zekâ destekli araçların denetim evrenindeki geniş veri kümelerini inceleyebilmesi, denetçinin eriştiği bilgi miktarını artırabilir. Ancak daha fazla bilgi, kendiliğinden yeterli ve hali hazırda uygun denetim kanıtı anlamına gelemaz. Denetim kanıtının yeterliliği kanıt miktarıyla, uygunluğu ise kanıtın ilgililiği ve güvenilirliğiyle ilişkilidir (IAASB, 2024; ISA 500, par. 5(b), 5(e)). Kaynağı doğrulanamayan, kullanılan veri kümesi bilinmeyen veya hangi varsayımlar üzerinden üretildiği açıklanamayan bir yapay zekâ çıktısı, her ne kadar kapsamlı ve hatta kendi içinde tutarlı gözükse de uygun denetim kanıtı niteliği taşımayabilir. Büyük veri ve denetim analitiği literatürü de bilgi fazlalığı, bilginin ilgililiği, veri güvenilirliği ve analitik sonuçların yeniden üretilebilirliğini önemli denetim sorunları olarak tanımlamaktadır (Brown-Liburd vd., 2015; Appelbaum vd., 2017). Bu nedenle yapay zekâ çıktıları, mümkün olduğunda birincil belgeler, işletme dışı kaynaklar ve diğer bağımsız denetim kanıtlarıyla doğrulanmalıdır. Bu husus, hali hazırda denetçiye hem denetlenen tarafa hem de kullanılan sisteme güvence veren bir kimlik kazandırmaktadır.

3.3. Otomasyon Yanlılığı/Ön Yargısı

Yapay zekâ bilinçli bir şüphecilik yetisine sahip değildir. Bunun sonucunda ortaya çıkan en büyük risklerden biri otomasyon ön yargısıdır. Otomasyon ön yargısı basitçe, insanların teknolojik çıktılara eleştirel bir değerlendirme yapmadan aşırı güvenme eğilimi olarak tanımlanabilir. Yapay zekâ, düşük değerli tekrarlı görevleri ortadan kaldırarak denetçilerin gözden kaçırabileceği örüntüleri ortaya çıkarma potansiyeli taşır. Ancak yapay zekâyı aşırı güven rehavete, beceri kaybına ve mesleğin ayırt edici özelliği olan şüphenin yitirilmesine yol açabilir (Nainggolan ve Winoto, 2025).

Yapay zekânın eğitim verisindeki eksikliklerden kaynaklanan ön yargılı sonuçlara ulaşması ya da üretken yapay zekânın var olmayan kanıtlar üretmesi (halüsinasyon) sıkça karşılaşılan bir durumdur. Bu nedenle denetçinin bilgi

kaynaklarına kuşkuyla yaklaşması, kanıtların güvenilirliğini değerlendirmesi ve çelişen bilgileri tartıp sonuçları bağlamsal olarak yorumlaması önemini korur (Xiong vd., 2026).

Ancak mevcut sistemlerin olumlu ve onaylayıcı yanıt verecek şekilde tasarlanmış olması, kullanıcı varsayımlarının pekişmesine ve şüpheli bakışın körelmesine yol açabilir. Bunun sonucunda insanlar hataları aktif olarak aramaya daha az istekli hale gelebilir.

Munoko vd. (2020) yapay zekâ destekli denetimlerde karşılaşılabilecek etik ve sosyal sorunları incelemiş, şeffaflık eksikliği, veri gizliliği, verilerin adil kullanımı, kullanıcı özerkliği ve hesap verebilirlik gibi konuları ele almıştır. Buna göre denetçi, yapay zekâ kullanırken bu sistemin karar alma gerekçesini anlayamazsa gerekli mesleki özeni göstermesi güçleşir. Karar destek araçlarına uzun süre bağımlı kalmak, yapay zekânın tespit etmediği diğer faktörlerin göz ardı edilmesine yol açabilir.

Riley (2025) yapay zekâ kullanımının şüpheliği zayıflatabileceğini, ancak belli koşullar altında güçlendirme potansiyeline de sahip olduğunu ortaya koymuştur. Bu koşullar arasında sistemin açıklanabilirliği, denetçi uzmanlığı ve yapay zekâ okuryazarlığı, görev yapısı, hesap verebilirlik ve teşvikler, firma içi inceleme kültürü yer almaktadır. Riley, bir güven kalibrasyonu yaklaşımıyla algoritmalara gereğinden fazla güvenilmesinin önlenilebileceğini ve böylece otomasyon ön yargısının azaltılabileceğini savunmaktadır.

Yapay zekâyâ aşırı güvenmenin bir diğer olumsuz sonucu ise beceri kaybıdır. Kıdemli bir denetçinin yıllar içinde edindiği deneyim, ona bir şeylerin ters gittiğini hissettiren örtük bir örüntü tanıma yeteneği kazandırır. Bu deneyimden yoksun yetişen genç denetçilerin bu yeteneği kazanamaması, mesleğin yargı yetiştirme hattının zayıflaması riskini doğurur. Bu uzun vadeli bir risktir ve etkileri hemen görülmeyebilir (Riley, 2025).

Bu risklerle başa çıkmak için denetçi uzmanlığı ve yapay zekâ okuryazarlığı giderek önem kazanmaktadır. Algoritmaların nasıl çalıştığını anlamak, çıktıları yorumlamak ve sistemlerin güvenilirliğini değerlendirecek eleştirel analitik beceriler geliştirmek, yapay zekânın bilinçli ve sorumlu biçimde entegrasyonunun önünü açar (Schafer, 2026). Denetçiler ile yapay zekâ sistemleri arasında etkili bir etkileşimin geliştirilmesi, süreçteki kör noktaların tespitini sağlayabilir (Murikah vd., 2024). Bu şekilde yapay zekâ, mesleki şüpheliği köreltmek yerine destekleyebilir.

3.4. Yapay Zekânın Denetlenebilirliği

Yapay zekâdan kaynaklanan sorunların doğru biçimde denetlenmemesi ve sorumluların netleştirilmemesi hem yapay zekâ sistemlerinin güvenilirliği hem de firmaların itibar yönetimi açısından ciddi bir sorundur. Etkili bir yapay zekâ sistemi, kötü niyetli müdahalelere veya eğitim verisinin manipülasyonuna karşı dayanıklı olmalı, bireylere veya gruplara karşı ön yargılı kararlardan kaçınmalı, yorumlanabilir ve açıklanabilir kararlar üretebilmelidir. Bu doğrultuda birçok araştırmacı, üçüncü taraf denetçilerin, yapay zekâ geliştiricilerinin güvenlik, emniyet, gizlilik ve adalete ilişkin iddialarını doğrulamakla görevlendirilebileceğini önermiştir (Brundage vd., 2020).

Mökander'in (2023) derlemesi, yapay zekâ sistemleri tasarlayan veya devreye alan kuruluşların uyması gereken kuralları belirleyen yakın tarihli düzenlemeleri incelemiştir. Avrupa'da yapay zekâyâ ilişkin olarak yayımlanmış Yapay Zekâ Tüzüğü (European Commission, 2021) doğrultusunda yüksek riskli yapay zekâ sistemleri devreye alınmadan önce bağımsız bir üçüncü tarafın katılımıyla gerçekleştirilecek uygunluk değerlendirmeleri zorunlu tutulmaktadır. Benzer şekilde ABD'de New York şehri yasalarına göre istihdam ile ilgili kararların alınmasında kullanılan yapay zekâ sistemlerinin bağımsız bir denetçi tarafından ön yargı denetiminden geçmesi gerekmektedir (NYC Local Law 144). Avrupa Birliği ayrıca algoritmik karar vermede kullanılan veri kümelerinin kalite denetimine dair bir rehber yayımlamıştır (European Parliamentary Research Service, 2022).

Uluslararası Denetim ve Güvence Standartları Kurulu (IAASB), mesleki şüpheliğin yapay zekâ çağında nasıl korunacağına dair kurallar getirmiştir. Güncellenen ISA 220 (IAASB, 2020) ve ISA 315 (IAASB, 2019) standartlarına göre, denetçilerin kullandıkları yapay zekâ araçlarının arka planındaki mantığı anlamalarını ve beşeri muhakemelerini kullanmaları tavsiye edilmiştir. Bu bağlamda ISA 220'de kullanılan yeni bir terim olan "automation bias" (otomasyon ön yargısı/yanlılığı) kavramı literatüre girmiştir. Bu kavram, kişinin kendi muhakemesine uymuyor olsa da, otomatik sistemlerin ürettiği bilgilere inanma eğilimi olarak tanımlanmaktadır. ISA 315'te ise işletmenin kullandığı bilgi ve iletişim altyapısının denetçi tarafından anlaşılması gerektiği ön görülmektedir. Bunları destekleyici şekilde IAASB (2020, November) yapay zekâ ortamında denetçi, alınan kararda kullanılan veri ve faktörleri elde etmek isteyeceğini; ayrıca, insan düşünme ve karar verme sürecini tamamlayan algoritmalar ile yapay zekânın öğrenme sürecini dikkate alması gerekebileceğini belirtmiş; bu nedenle algoritmaların oluşturulma ve değiştirilme süreçlerinin nasıl kontrol edilip sürdürüldüğünü anlamasının önemli olabileceğinin altını çizmiştir.

Tüm bu gelişmelere rağmen, Mökander ve Floridi (2021) hâlâ yeterli düzeyde uygulanabilir standardın bulunmadığına dikkat çekerek etik temelli denetim kavramını önermiştir. Buna göre kullanılan sistemin denetimin

gerekli adım ve faaliyetlerini içerip içermediği denetlenmeli, sistem çıktısı sürekli izlenmeli, değerlendirmeler yorumlanabilir biçimde belgelenmeli, ön yargılar tespit edilmeli ve sistemin gerçek dünya davranışı simüle edilip izlenmelidir.

Lehner vd. (2022) yapay zekâ tabanlı etik karar vermenin beş temel zorluk içerdiğini belirlemiştir: nesnellik, mahremiyet, şeffaflık, hesap verebilirlik ve güvenilirlik. Ayrıca yapay zekânın etik muhasebe kararlarını tek başına veremeyeceğini, hesap verebilirliğin insan ile yapay zekâ arasında uygun biçimde paylaşılması gerektiğini vurgulamıştır. Li ve Goel (2025) yapay zekânın denetlenebilirliği üzerine yapılan çalışmaları inceleyerek denetim alanlarının kapsamını ve sorumluluk dağılımını tanımlamıştır. Koshiyama vd. (2024) yapay zekâ sistemlerinin yaşam döngüsü boyunca denetlenmesi için, eğitim veri kümesi yönetimi, sağlayıcı personel eğitimi, devreye almadan önce sınırlılık değerlendirmesi ve yaşam döngüsü boyunca izleme gibi unsurları kapsayan bütüncül bir çerçeve önermiştir. Schiff vd. (2024) yedi ülkeden 34 kişiyle görüşerek özel sektördeki yapay zekâ etik denetimini incelemiş, en büyük zorluğun, başarı ölçütleri için standartlaştırılmış test veya metriklerin bulunmaması ve buna bağlı raporlama eksikliği olduğunu saptamıştır.

Diğer zorluklar arasında örgütsel karmaşıklık, disiplinler arası koordinasyon eksikliği, sınırlı veri kullanılabilirliği, veri kalitesi ve müşterilerin denetçilerle yeterince etkileşime girememesi bulunmaktadır. İş birliğine dayalı denetim modelleri, süreç ve sistemlere en hâkim kişilerden yararlanarak riskleri daha etkin belirlemeyi ve dış denetçilerin kaynak koduna, eğitim verisine ve iç süreçlere sınırlı erişiminden kaynaklanan kör noktaları azaltmayı mümkün kılar (Tursunaliyev vd., 2026). Raji vd. (2020) kurum içi geliştirme yaşam döngüsü boyunca uygulanabilecek bir algoritmik denetim çerçevesi tanıtmış, kapsam belirleme aşamasında sosyal etki değerlendirmesi ve kullanım senaryosu etik incelemesi gibi dokümanların hazırlanmasını önermiştir. Bu yönde bir standartlaşma, koordinasyonu da olumlu etkileyecektir. Zhang vd. (2022) gerçek zamanlı insan-makine etkileşimi içeren bir katılımlı süreç otomasyonu çerçevesi önermiş, bu çerçevenin denetçiler ile RPA robotlarının birbirini tamamlamasını sağlayan potansiyel bir çözüm sunabileceğini öne sürmüşlerdir. Denetçilerin sistem bulgularını doğrulaması, model varsayımlarının geçerliliğini test etmesi ve veri yorumlamasının denetim ilkeleriyle tutarlı kalmasını sağlaması beklenmektedir (Mökander ve Floridi, 2021). Bunun için yapay zekâ sistemlerini değerlendirmeye yetecek erişim ve bilgiye sahip olmaları gerekir.

4. Sonuç

Bu çalışma, mesleki şüphecilğin yalnızca veri işleme ve örüntü tanıma becerilerinden ibaret olmadığını, muhakeme, bağlamsal değerlendirme ve etik sorumluluk gibi insan merkezli unsurları da içerdiğini savunmaktadır. Bu nedenle yapay zekâ sistemleri denetim süreçlerinde destekleyici bir araç olarak konumlandırılmalı, ürettikleri sonuçlar denetçiler tarafından veri kaynakları ve model sınırlılıkları göz önünde bulundurularak eleştirel biçimde sorgulanmalıdır. Yapay zekânın güvenilir ve sorumlu kullanımı için nesnellik, mahremiyet, şeffaflık, hesap verebilirlik ve güvenilirlik ilkelerinin sistem tasarımının ve uygulama süreçlerinin temelini oluşturması gerekmektedir.

Mesleklerin teknolojik dönüşüme açıklığını inceleyen akademik çalışmalar, muhasebeci ve denetçileri otomasyona maruz kalma potansiyeli yüksek meslek grupları arasında göstermektedir. Frey ve Osborne (2017), muhasebeciler ve denetçiler meslek grubu için bu oranı %94 seviyesinde hesaplamıştır. Bununla birlikte bu sonuç, denetim mesleğinin bütünüyle ortadan kalkacağı anlamına gelmemektedir. Meslekleri görev düzeyinde inceleyen araştırmalar, teknolojinin çoğu durumda bir mesleğin tamamını değil, meslek içindeki rutin ve standartlaştırılabilir faaliyetleri ikame ettiğini göstermektedir (Arntz vd., 2016). Denetim alanındaki ampirik bulgular da yapay zekâ yatırımlarının denetim kalitesini ve verimliliğini artırabildiğini, ancak özellikle genç çalışanlar tarafından yürütülen rutin görevler üzerinde iş gücü azaltıcı etkiler oluşturabildiğini göstermektedir (Fedyk vd., 2022).

Bu çerçevede yapay zekânın denetim mesleği üzerindeki temel etkisinin mesleği ortadan kaldırmaktan çok, denetçi ile teknoloji arasındaki görev dağılımını değiştirmek olduğu söylenebilir. Verileri elde etme, belge eşleştirme, yeniden hesaplama, işlem sınıflandırma ve anomali tespiti gibi rutin süreçlere ilişkin birçok faaliyet büyük ölçüde otomatikleştirilebilir. Buna karşılık hangi risklerin önemli olduğunun değerlendirilmesi, çelişkilerin saptanması, yönetim varsayımlarının sorgulanması, ihtiyaç halinde ek denetim prosedürlerine karar verilmesi ve yeterli ve uygun denetim kanıtı elde edilip edilmediği konusunda sonuca ulaşılması mesleki yargı gerektirmektedir. Bu noktada mesleki şüphe, denetçi açısından hayati öneme sahiptir.

Çalışmanın vardığı sonuca göre, yapay zekânın denetimde etkin ve güvenli kullanılabilmesi iki temel koşula bağlıdır:

- Denetçilerin, yapay zekâ sistemlerinin çalışma prensipleri, olası algoritmik ön yargılar ve açıklanabilirlik yaklaşımları konusunda yeterli bilgi ve farkındalığa sahip olması,
- Yapay zekâ uygulamalarının doğruluğunu, güvenilirliğini ve etik uygunluğunu değerlendirebilecek test edilebilir ve ölçülebilir standartların geliştirilmesi.

Bu tür ortak standartların oluřturulması, düzenleyici kurumlar, akademi ve uygulayıcılar arasındaki iş birliğini güçlendirerek disiplinler arası koordinasyona da katkı sunacaktır.

Gelecekte yapay zekânın denetim alanındaki kullanımına ilişkin arařtırılması gereken birçok konu bulunmaktadır. Yapay zekâ uygulamalarının sağladığı faydaların hangi ölçütlerle değeriendirileceğı ve nasıl ölçülebileceğı konusunda henüz standart bir yöntem bulunmamaktadır. Bunun yanında yapay zekâ teknolojilerinin özellikle küçük ve orta ölçekli firmalar için oluřturacağı maliyetler, sınırlı veri bulunan ortamlarda model performansı ve farklı denetim senaryolarına uyulanabilirliği ayrıntılı biçimde incelenmesi gereken arařtırma konuları arasında yer almaktadır.

Yapay zekânın denetim ve muhasebe uygulamalarındaki rolünün önümüzdeki yıllarda artacağı açıktır. Bu doğrultuda, yapay zekâ sistemlerinin güvenilirliğini, şeffaflığını ve hesap verebilirliğini güçlendirecek yönetim mekanizmalarının kurulması, aynı zamanda denetçilerin mesleki şüpheciliklerini koruyarak yapay zekâ çıktılarından etkin biçimde yararlanmalarını sağlayacak teknik, etik ve düzenleyici çerçevelerin geliştirilmesi büyük önem taşımaktadır.

Kaynakça

- Almufadda, G. ve Almezeini, N. (2022). Artificial intelligence applications in the auditing profession: A literature review. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 19(2), 29–42. <https://doi.org/10.2308/JETA-2020-083>
- Al Shammakhi, B., Rodgers, W., Esplin, A. M., Tiron-Tudor, A. ve Yan, J. (2026). Proposing the throughput model as a potential cognitive-behavioral framework for employing explainable AI/ML technologies for fraud risk assessments: An exploratory empirical investigation. *Journal of Enterprise Information Management*. Advance online publication. <https://doi.org/10.1108/JEIM-08-2025-0770>
- Appelbaum, D., Kogan, A. ve Vasarhelyi, M. (2017). Big data and analytics in the modern audit engagement: Research needs. *Auditing: A Journal of Practice & Theory*, 36(4), 1–27. <https://doi.org/10.2308/ajpt-51684>
- Aquino, A. C. B., Lino, A. F., Azevedo, R. R. ve Silva, P. B. (2022). Digital affordances and remote public audit practice. *Financial Accountability & Management*, 38(3), 447–467. <https://doi.org/10.1111/faam.12337>
- Arntz, M., Gregory, T. ve Zierahn, U. (2016). *The risk of automation for jobs in OECD countries: A comparative analysis* (OECD Social, Employment and Migration Working Papers No. 189). OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/5jlz9h56dvq7-en>
- Brown-Liburd, H., Issa, H. ve Lombardi, D. (2015). Behavioral implications of big data's impact on audit judgment and decision making and future research directions. *Accounting Horizons*, 29(2), 451–468. <https://doi.org/10.2308/acch-51023>
- Brundage, M., Avin, S., Wang, J., Belfield, H., Krueger, G., Hadfield, G., Khlaaf, H., Yang, J., Toner, H., Fong, R., Maharaj, T., Koh, P. W., Hooker, S., Leung, J., Trask, A., Bluemke, E., Lebensold, J., O'Keefe, C., Koren, M., ... Anderljung, M. (2020). Toward trustworthy AI development: Mechanisms for supporting verifiable claims. *Computing Research Repository (CoRR)*, abs/2004.07213, 1–80. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2004.07213>
- Celestin, M. ve Vanitha, N. (2019a). The future of auditing in the age of AI: How automation is reshaping the audit profession. *International Journal of Interdisciplinary Research in Arts and Humanities*, 4(2), 44–51. <https://doi.org/10.5281/zenodo.16413970>
- Celestin, M. ve Vanitha, N. (2019b). The rise of remote auditing: Challenges, opportunities, and best practices. *International Journal of Computational Research and Development*, 4(2), 13–20. <https://doi.org/10.5281/zenodo.16152006>
- Deliu, D. (2024). Professional judgment and skepticism amidst the interaction of AI and human intelligence. *Audit Financiar*, 4(176), 724–741. <https://doi.org/10.20869/AUDITF/2024/176/024>
- Earley, C. E. (2015). Data analytics in auditing: Opportunities and challenges. *Business Horizons*, 58(5), 493–500. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2015.05.002>
- Estep, C., Griffith, E. ve Mackenzie, N. (2023). How do financial executives respond to the use of artificial intelligence in financial reporting and auditing? *Review of Accounting Studies*, 29(3), 2798–2831. <https://doi.org/10.1007/s11142-023-09771-y>
- European Commission. (2021). *Artificial Intelligence Act. Regulation (EU) 2024/1689 of the European Parliament and of the Council of 13 June 2024 laying down harmonised rules on artificial intelligence and amending Regulations* <http://data.europa.eu/eli/reg/2024/1689/oj>
- European Parliamentary Research Service (EPRS). (2022). *Auditing the quality of datasets used in algorithmic*

- decision-making systems. [https://www.europarl.europa.eu/thinktank/en/document/EPRS_STU\(2022\)729541](https://www.europarl.europa.eu/thinktank/en/document/EPRS_STU(2022)729541)
- Fedyk, A., Hodson, J., Khimich, N. ve Fedyk, T. (2022). Is artificial intelligence improving the audit process? *Review of Accounting Studies*, 27, 938–985. <https://doi.org/10.1007/s11142-022-09697-x>
- Frey, C. B. ve Osborne, M. A. (2017). The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation? *Technological Forecasting and Social Change*, 114, 254–280. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2016.08.019>
- Gartner. (2025). *Benchmarking generative AI in internal audit*. Retrieved from <https://www.gartner.com/en/audit-risk/trends/genai-in-audit>
- Gasperz, J., Titaley, M. ve Latuconsina, R. (2026). Algorithmic judgement versus professional skepticism: Redefining auditor decision-making in AI-supported audits. *Int. Journal of Economic Literature (INJOLE)*, 3(7), 267–281. Retrieved from <https://sociohum.net/index.php/INJOLE/article/view/733>
- Gu, H., Schreyer, M., Moffitt, K. ve Vasarhelyi, M. (2024). Artificial intelligence co-piloted auditing. *International Journal of Accounting Information Systems*, 54. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2024.100698>
- Gu, Y., Parker, C. A. Z. ve Vasarhelyi, M. (2026). Synergizing machine and human judgment: Evidence from going concern assessment. *Journal of Accounting and Public Policy*, 57. <https://doi.org/10.1016/j.jaccpubpol.2026.107435>
- Hurt, R. K., Brown-Liburd, H., Earley, C. E. ve Krishnamoorthy, G. (2013). Research on auditor professional skepticism: Literature synthesis and opportunities for future research. *Auditing: A Journal of Practice & Theory*, 32(1), 45–97. <https://doi.org/10.2308/ajpt-50361>
- International Auditing and Assurance Standards Board. (2019). *ISA 315 (Revised 2019): Identifying and assessing the risks of material misstatement*.
- International Auditing and Assurance Standards Board. (2020). *International Standard on Auditing 220 (Revised), quality management for an audit of financial statements*.
- International Auditing and Assurance Standards Board. (2020, November). *Non-authoritative support material related to technology: Frequently asked questions (FAQ)—The use of automated tools and techniques when identifying and assessing risks of material misstatement in accordance with ISA 315 (Revised 2019)*. International Federation of Accountants.
- International Auditing and Assurance Standards Board. (2024). *2023–2024 handbook of international quality management, auditing, review, other assurance, and related services pronouncements* (Vol. 1). International Federation of Accountants.
- Issa, H., Sun, T. ve Vasarhelyi, M. (2016). Research ideas for artificial intelligence in auditing: The formalization of audit and workforce supplementation. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 13(2), 1–20. <https://doi.org/10.2308/jeta-10511>
- Kokina, J., Blanchette, S., Davenport, T. ve Pachamanova, D. (2025). Challenges and opportunities for artificial intelligence in auditing: Evidence from the field. *Int. Journal of Accounting Information Systems*, 56. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2025.100734>
- Kokina, J. ve Davenport, T. (2017). The emergence of artificial intelligence: How automation is changing auditing. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 14(1), 115–122. <https://doi.org/10.2308/jeta-51730>
- Koshiyama, A., Kazim, E., Treleaven, P., Rai, P., Szpruch, L., Pavey, G., Ahamat, G., Leutner, F., Goebel, R., Knight, A. ve Adams, J. (2024). Towards algorithm auditing: Managing legal, ethical and technological risks of AI, ML and associated algorithms. *Royal Society Open Science*, 11(5). <https://doi.org/10.1098/rsos.230859>
- Krahel, J. ve Titera, W. (2015). Consequences of big data and formalization on accounting and auditing standards. *Accounting Horizons*, 29(2), 409–422. <https://doi.org/10.2308/acch-51065>
- Kwok, S., Omran, M. ve Yu, P. (2024). Audit digitalization, do-calculus, and professional judgment: A practical evidence from China. In S. Kwok, M. Omran ve P. Yu (Eds.), *Harnessing technology for knowledge transfer in accountancy, auditing, and finance* (s. 1–25). IGI Global Scientific Publishing. <https://doi.org/10.4018/979-8-3693-1331-2.ch001>
- Lehner, O., Ittonen, K., Silvola, H., Ström, E. ve Wührleitner, A. (2022). Artificial intelligence based decision-making in accounting and auditing: Ethical challenges and normative thinking. *Accounting, Auditing & Accountability Journal*, 35(9), 109–135. <https://doi.org/10.1108/AAAJ-09-2020-4934>
- Li, Y. ve Goel, S. (2025). Making it possible for the auditing of AI: A systematic review of AI audits and AI

- auditability. *Information Systems Frontiers*, 27(3), 1121–1151. <https://doi.org/10.1007/s10796-024-10508-8>
- Marcus, G. (2018). Deep learning: A critical appraisal. *Computing Research Repository (CoRR)*, abs/1801.00631, 1–27. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1801.00631>
- Mökander, J. (2023). Auditing of AI: Legal, ethical and technical approaches. *Digital Society*, 2(3), 49. <https://doi.org/10.1007/s44206-023-00074-y>
- Mökander, J. ve Floridi, L. (2021). Ethics-based auditing to develop trustworthy AI. *Minds and Machines*, 31(2), 323–327. <https://doi.org/10.1007/s11023-021-09557-8>
- Munoko, I., Brown-Liburd, H. ve Vasarhelyi, M. (2020). The ethical implications of using artificial intelligence in auditing. *Journal of Business Ethics*, 167(2), 209–234. <https://doi.org/10.1007/s10551-019-04407-1>
- Murikah, W., Nthenge, J. ve Musyoka, F. (2024). Bias and ethics of AI systems applied in auditing-a systematic review. *Scientific African*, 25. <https://doi.org/10.1016/j.sciaf.2024.e02281>
- Nainggolan, A. N. ve Winoto, A. (2025). Governance through skepticism: The role of questioning mind, suspense of judgment, AI, auditor judgment, and the ethics of strong institutions. In *2025 International Conference on Computing and Applied Informatics (ICCAI)*. IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICCAI65301.2025.11278986>
- Nelson, M. (2009). A model and literature review of professional skepticism in auditing. *Auditing: A Journal of Practice & Theory*, 28(2), 1–34. <https://doi.org/10.2308/aud.2009.28.2.1>
- NYC. (2021). *Law 144: Automated employment decision tools (AEDT)*. <https://www.nyc.gov/site/dca/about/automated-employment-decision-tools.page>
- Omoteso, K. (2012). The application of artificial intelligence in auditing: Looking back to the future. *Expert Systems with Applications*, 39(9), 8490–8495. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2012.01.098>
- Page, C. (2025, October). *Deloitte refunds Aussie gov after AI fabrications slip into \$440k welfare report*. Retrieved from <https://www.theregister.com/software/2025/10/06/deloitte-refunds-australian-government-over-ai-in-report/722000>
- Pearl, J. (2009). *Causality: Models, reasoning, and inference*. Cambridge: Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/CBO9780511803161>
- Puthukulam, G., Ravikumar, A., Sharma, R. V. K. ve Meesaala, K. M. (2021). Auditors' perception on the impact of artificial intelligence on professional skepticism and judgment in Oman. *Universal Journal of Accounting and Finance*, 9(5), 1184–1190. <https://doi.org/10.13189/ujaf.2021.090527>
- Raji, I., Smart, A., White, R., Mitchell, M., Gebru, T., Hutchinson, B., Smith-Loud, J., Theron, D. ve Barnes, P. (2020). Closing the AI accountability gap: Defining an end-to-end framework for internal algorithmic auditing. In *Proc. of Conference on fairness, accountability, and transparency* (s. 33–44). <https://doi.org/10.1145/3351095.3372873>
- Rikhardsson, P., Kristinn, T., Bergthorsson, G. ve Batt, C. (2022). Artificial intelligence and auditing in small-and medium-sized firms: Expectations and applications. *AI Magazine*, 43(3), 323–336. <https://doi.org/10.1002/aaai.12066>
- Riley, E. (2025). *Professional skepticism in an automated audit: Does AI erode or sharpen judgment?* s. 1–13. Retrieved from SSRN: <https://ssrn.com/abstract=6912798>
- Schafer, B. (2026). Internal audit professionals and generative artificial intelligence: Implications for public policy, research, and practice. *Journal of Accounting and Public Policy*, 59. <https://doi.org/10.1016/j.jaccpubpol.2026.107464>
- Schiff, D., Kelley, S. ve Camacho Ibanez, J. (2024). The emergence of artificial intelligence ethics auditing. *Big Data & Society*, 11(4), 1–16. <https://doi.org/10.1177/20539517241299732>
- Schölkopf, B. (2022). Causality for machine learning. *Probabilistic and causal inference: The works of Judea Pearl* (s. 765–804). <https://doi.org/10.1145/3501714.3501755>
- Tursunaliev, I. U., Ergasheva, M. S., Khaydarova, D. J. ve Egamberdieva, H. O. (2026). Ethical and governance challenges of AI in accounting. In E. G. Popkova (Ed.), *Effective e-business accounting and auditing through AI automatization* (s. 39–58). IGI Global Scientific Publishing. <https://doi.org/10.4018/979-8-3373-6886-3.ch003>
- Umesh, E. (2026). *KPMG drops AI report after false case studies exposed*. Retrieved from <https://www.internationalaccountingbulletin.com/news/kpmg-drops-ai-report-after-false-case-studies-exposed/>

- Vasarhelyi, M. ve Kogan, A. (2015). Big data in accounting: An overview. *Accounting Horizons*, 29(2), 381–396. <https://doi.org/10.2308/acch-51071>
- Xiong, Y., Zhang, H. ve Wang, Y. (2026). Algorithmic clearance as professional communication: Public traces from AI-augmented auditing. *Frontiers in Communication*, 11. <https://doi.org/10.3389/fcomm.2026.1906209>
- Zemankova, A. (2019a). Artificial intelligence and blockchain in audit and accounting: Literature review. *Trans. on Business and Economics*, 16(1), 568–581. Retrieved from <https://wseas.com/journals/articles.php?id=1791>
- Zemankova, A. (2019b). Artificial intelligence in audit and accounting: Development, current trends, opportunities and threats - literature review. *Int. Conf. on Control, Artificial Intelligence, Robotics & Optimization (ICCAIRO)* (s. 148–154). <https://doi.org/10.1109/ICCAIRO47923.2019.00031>
- Zhang, C., Thomas, C. ve Vasarhelyi, M. (2022). Attended process automation in audit: A framework and a demonstration. *Journal of Information Systems*, 36(2), 101–124. <https://doi.org/10.2308/ISYS-2020-073>