

Üretken Yapay Zekâ Ve Yönetici Karar Alma Süreçlerinin Dönüşümü: Kavramsal Bir Değerlendirme

M.Sabri Şirin¹

Özet

Bu çalışma, üretken yapay zekâ teknolojilerinin yönetici karar alma süreçleri üzerindeki dönüştürücü etkisini kavramsal bir çerçevede incelemeyi amaçlamaktadır. Geleneksel karar alma teorileri, insan bilişinin sınırlılıkları ve örgütsel bağlamın belirleyici rolü üzerine kuruluyken, üretken yapay zekâ bu süreçlere alternatif üretme, bilgi sentezleme ve stratejik öneriler geliştirme kapasitesiyle yeni bir boyut kazandırmaktadır. Çalışma, stratejik, operasyonel ve insan kaynakları yönetimi kararlarında üretken yapay zekânın rolünü analiz etmekte; bu teknolojinin sunduğu fırsatlar ile beraberinde getirdiği risk ve etik sorunları tartışmaktadır. Bulgular, üretken yapay zekânın karar alma hızını artırma, bilişsel yükü azaltma ve alternatif üretim kapasitesini genişletme gibi önemli avantajlar sunduğunu göstermektedir. Bununla birlikte, halüsinasyon, algoritmik yanlılık, şeffaflık eksikliği ve hesap verebilirlik sorunları gibi önemli riskler de ortaya çıkmaktadır. Çalışmada ayrıca, insan-yapay zekâ işbirliğine dayalı “Artırılmış Yönetimsel Karar Alma” (AMDM) çerçevesi önerilmekte ve bu çerçeve görev-teknoloji uyumu, insan gözetimi, etik yönetişim ve yetkinlik dönüşümü gibi bileşenler üzerinden açıklanmaktadır. Sonuç olarak, üretken yapay zekâ yönetimsel karar alma süreçlerini dönüştürme potansiyeline sahip olmakla birlikte, bu dönüşümün etkinliği büyük ölçüde insan merkezli ve etik temelli kullanımına bağlıdır.

1 Dr. Öğr. Üyesi, Erzincan Binali Yıldırım Üniversitesi, İİBE, İşletme, Erzincan, sabri.sirin@erzincan.edu.tr, ORCID: orcid.org/0000-0003-2158-5485

1. Giriş

Yapay zekâ teknolojileri, 21. yüzyılın ilk çeyreğinde örgütsel yaşamın hemen her boyutunu derinden etkilemeye başlamıştır. Özellikle 2022 yılı sonunda OpenAI tarafından kamuoyuna sunulan ChatGPT'nin küresel ölçekte yarattığı etki, üretken yapay zekâ (generative artificial intelligence) kavramını hem akademik yazının hem de yönetsel pratiğin merkezine taşımıştır (Dwivedi vd., 2023). Geleneksel yapay zekâ sistemlerinin büyük ölçüde sınıflandırma, tahmin ve optimizasyon gibi analitik görevlere odaklanmasının aksine, üretken yapay zekâ modelleri özgün metin, görsel, kod ve çok modlu içerik üretme kapasitesine sahip olmaları bakımından niteliksel bir sıçramayı temsil etmektedir (Vaswani vd., 2017; Bubeck vd., 2023). Bu sıçrama, yönetici karar alma süreçlerinin yapısını, dinamiğini ve epistemolojik temellerini yeniden sorgulamayı zorunlu kılmaktadır.

Yönetsel karar alma, örgüt teorisinin kurucu tartışmalarından biri olarak kabul edilmektedir. Simon'ın (2013) sınırlı rasyonellik kavramından Mintzberg'in (1973) yönetsel roller tipolojisine, Kahneman'ın (2011) ikili süreç teorisinden March'ın (1991) keşif-kullanım dengesine kadar geniş bir teorik birikim, yöneticilerin nasıl karar aldığını, hangi bilişsel ve örgütsel kısıtlarla karşılaştığını ve karar kalitesini belirleyen faktörleri açıklamaya çalışmıştır. Bu kuramsal geleneklerin ortak noktası, insan bilişinin ve örgütsel bağlamın karar alma süreçleri üzerindeki belirleyici rolünü vurgulamalarıdır. Ancak üretken yapay zekânın ortaya çıkışı, bu geleneksel çerçevelerin yeniden değerlendirilmesini gerektirmektedir; zira söz konusu teknoloji, yalnızca veri analizi veya karar destek aracı olarak değil, aynı zamanda alternatif üreten, argüman geliştiren ve hatta strateji öneren bir "bilişsel ortak" rolünü üstlenme potansiyeli taşımaktadır (Jarrahi, 2018; Raisch ve Krakowski, 2021).

Bu bölümün temel amacı, üretken yapay zekâ teknolojilerinin yönetici karar alma süreçleri üzerindeki dönüştürücü etkisini kavramsal düzeyde incelemektir. Çalışma, üç temel sorunsala odaklanmaktadır: Birincisi, üretken yapay zekâ klasik karar alma teorilerinin varsayımlarını ne ölçüde dönüştürmektedir? İkincisi, stratejik, operasyonel ve insan kaynakları yönetimi kararlarında üretken yapay zekânın rolü nasıl farklılaşmaktadır? Üçüncüsü, insan-yapay zekâ işbirliğine dayalı bir karar alma çerçevesi nasıl tasarlanabilir? Bu sorulara yanıt ararken çalışma, ampirik bir araştırma tasarımı yerine kavramsal ve teorik bir derleme yaklaşımı benimsemektedir. Yönetim bilimi, bilgi sistemleri, örgütsel davranış ve yapay zekâ etiği alanlarındaki güncel literatürün eleştirel bir sentezi yapılarak, üretken yapay zekânın yönetsel karar alma süreçlerini nasıl yeniden biçimlendirdiğine dair bütünlüklü bir değerlendirme sunulmaktadır.

Çalışmanın yapısı şu şekilde tasarlanmıştır: İlk olarak yönetsel karar almaya ilişkin temel teorik çerçeve ve yapay zekânın örgütsel bağlamdaki evrimi ele alınmaktadır. Ardından üretken yapay zekânın farklı karar türleri üzerindeki etkisi sistematik biçimde incelenmektedir. Sonraki bölümlerde fırsatlar ve potansiyel kazanımlar ile zorluklar, riskler ve etik sorunlar tartışılmaktadır. İnsan-yapay zekâ işbirliğine dayalı bir kavramsal çerçeve önerisi sunulduktan sonra, sonuç ve gelecek araştırmalara yönelik önerilerle bölüm tamamlanmaktadır.

2. KAVRAMSAL ÇERÇEVE VE TEORİK TEMELLER

2.1. Yönetmel Karar Alma: Sınırlı Rasyonellikten Davranışsal Yaklaşımlara

Yönetmel karar alma süreçlerinin teorik temelleri, rasyonel seçim modellerinin eleştirisinden doğan zengin bir entelektüel geleneğe dayanmaktadır. Klasik iktisat teorisinin varsaydığı tam rasyonellik ilkesine karşı Simon (2013), yöneticilerin bilgi işleme kapasitelerinin sınırlı olduğunu, zamanın kısıtlı olduğunu ve karar ortamının belirsizlikle kuşatıldığını ileri sürmüştür. Bu çerçevede geliştirilen “sınırlı rasyonellik” (bounded rationality) kavramı, yöneticilerin optimum çözüm aramak yerine “yeterince iyi” (satisficing) çözümlerle yetindiğini ortaya koymaktadır. Simon’ın bu yaklaşımı, karar alma araştırmalarının paradigmatik temelini oluşturmuş ve yönetsel bilişin kısıtları üzerine geniş bir araştırma alanı açmıştır.

Mintzberg (1973), yöneticilerin günlük pratiklerini gözlemleyerek, karar almanın rasyonel ve sistematik bir süreçten çok, parçalı, reaktif ve ilişkisel bir doğaya sahip olduğunu göstermiştir. Mintzberg’in tipolojisinde yönetici; bilgi işleyici (monitor, disseminator, spokesperson), kişilerarası ilişki yöneticisi (figurehead, leader, liaison) ve karar alıcı (entrepreneur, disturbance handler, resource allocator, negotiator) olmak üzere on farklı rol üstlenmektedir. Bu roller, karar almanın örgütsel bağlamdan ve sosyal etkileşimden ayrıştıılamayacağını göstermektedir.

Kahneman’ın (2011) ikili süreç teorisi, karar alma araştırmalarına davranışsal psikoloji perspektifinden önemli katkılar sunmuştur. Sistem 1 olarak adlandırılan hızlı, otomatik ve sezgisel düşünme biçimi ile Sistem 2 olarak adlandırılan yavaş, analitik ve bilinçli düşünme biçimi arasındaki etkileşim, yöneticilerin karşılaştığı bilişsel yanlılıkları (cognitive biases) açıklamada güçlü bir çerçeve sağlamıştır. Doğrulama yanlılığı (confirmation bias), çıpalama etkisi (anchoring effect) ve aşırı güven yanlılığı (overconfidence bias) gibi sistematik düşünme hataları, yönetsel karar kalitesini olumsuz yönde etkileyebilmektedir (Tversky ve Kahneman, 1974; Bazerman ve Moore, 2012).

March (1991), örgütsel düzeyde keşif (exploration) ve kullanım (exploitation) arasındaki dengenin stratejik karar alma için belirleyici olduğunu öne sürmüştür. Keşif, yeni olasılıkların araştırılmasını, risk alınmasını ve yeniliği ifade ederken; kullanım, mevcut bilgi ve yetkinliklerin etkin bir biçimde değerlendirilmesini temsil etmektedir. March'a göre örgütlerin uzun vadeli başarısı, bu iki faaliyet arasında dinamik bir denge kurabilmelerine bağlıdır. Bu perspektif, üretken yapay zekânın örgütsel karar alma üzerindeki etkisini analiz ederken kritik bir referans noktası sunmaktadır.

Cyert ve March (1963), karar almanın bireysel bilişsel süreçlerin ötesinde, örgütsel rutinler, koalisyon dinamikleri ve müzakere süreçleri tarafından şekillendirildiğini vurgulamıştır. Örgütlerin davranışsal teorisi, kararların çoğunlukla standart işletim prosedürleri ve örgütsel hafıza aracılığıyla alındığını ileri sürmüştür. Bu bakış açısı, üretken yapay zekânın örgütsel rutinleri ve kolektif karar mekanizmalarını nasıl dönüştüreceği sorusunu gündeme getirmektedir.

2.2.Yapay Zekânın Örgütsel Bağlamda Evrimi

Yapay zekânın yönetim bilimleriyle ilişkisi, 1960'lardaki karar destek sistemlerinin (decision support systems) ilk uygulamalarına kadar geriye götürülebilir (Gorry ve Scott Morton, 1989). Bu dönemde yapay zekâ, büyük ölçüde kural tabanlı uzman sistemler ve istatistiksel modelleme araçları aracılığıyla yönetsel karar almaya destek sağlamıştır. 1980'lerde uzman sistemlerin (expert systems) yaygınlaşması, belirli alanlardaki uzmanlık bilgisinin kodlanarak otomatize edilmesine olanak tanımış; ancak bu sistemlerin esneklik ve genelleştirme kapasitesindeki sınırlılıklar, geniş çaplı benimsenmelerini engellemiştir (Davenport, 2018).

2010'lu yıllarda derin öğrenme (deep learning) algoritmalarının ve büyük veri analitiğinin gelişmesiyle yapay zekâ, örgütsel karar alma süreçlerinde yeni bir evreye girmiştir. Makine öğrenmesi tabanlı tahmine dayalı analitik (predictive analytics), müşteri davranışının modellenmesi, tedarik zinciri optimizasyonu ve finansal risk değerlendirmesi gibi alanlarda yaygın biçimde kullanılmaya başlanmıştır (Brynjolfsson ve McAfee, 2014; Agrawal, Gans ve Goldfarb, 2018). Agrawal ve arkadaşları (2018), yapay zekânın temel ekonomik işlevinin "tahmin maliyetini düşürmek" olduğunu ileri sürerek, bu teknolojinin karar alma mimarisini yeniden yapılandırdığını savunmuştur.

Bununla birlikte, bu dönemdeki yapay zekâ uygulamalarının büyük çoğunluğu "dar yapay zekâ" (narrow AI) kategorisinde kalmıştır; yani belirli ve önceden tanımlanmış görevlerde yüksek performans gösterirken, farklı bağlamlara transfer edilmeleri güçlükler içermiştir. Üretken yapay zekânın

ortaya çıkışı ise bu sınırlılıkları önemli ölçüde aşan bir teknolojik dönüşümü temsil etmektedir.

2.3. Üretken Yapay Zekâ: Tanım, Ayırt Edici Özellikler ve Örgütsel İlgî

Üretken yapay zekâ, büyük dil modelleri (large language models – LLM) ve dönüştürücü sinir ağı mimarileri (transformer architectures) temelinde çalışan, mevcut verilerden öğrenerek özgün ve yeni içerik üretebilen yapay zekâ sistemlerini ifade etmektedir (Vaswani vd., 2017). GPT-4 (Achiam, 2023), Gemini (Google DeepMind, 2023), Claude (Anthropic, 2024) ve LLaMA (Meta AI, 2023) gibi büyük dil modelleri, milyarlarca parametre üzerinde eğitilerek doğal dil anlama, üretme, çeviri, özetleme, kod yazma ve çok modlu içerik oluşturma gibi geniş bir yetkinlik yelpazesi sunmaktadır.

Üretken yapay zekâyı geleneksel yapay zekâ sistemlerinden ayıran temel özellikler şu şekilde sıralanabilir: Birincisi, bu sistemler görev-spesifik programlama yerine genel amaçlı dil anlama ve üretme kapasitesine sahiptir. İkincisi, yapılandırılmamış veriyle (unstructured data) çalışabilme yetenekleri, yöneticilerin günlük olarak karşılaştığı metin, e-posta, rapor ve strateji belgesi gibi bilgi kaynaklarıyla doğrudan etkileşim kurmalarını mümkün kılmaktadır. Üçüncüsü, bu modeller belirli bir alanda eğitilmemiş olsalar bile, bağlamsal ipuçlarından (prompts) hareketle yeni ve ilgili çıktılar üretebilmektedir; bu özellik “bağlam içi öğrenme” (in-context learning) olarak adlandırılmaktadır (Brown vd., 2020).

Üretken yapay zekânın örgütsel bağlamdaki önemi, yalnızca teknik kapasitesinden değil, aynı zamanda yönetsel iş süreçleriyle kurduğu doğrudan etkileşimden kaynaklanmaktadır. Dell’Acqua ve arkadaşlarının (2023) Harvard Business School ile Boston Consulting Group danışmanları üzerinde yürüttüğü deneysel çalışma, GPT-4 kullanan danışmanların yaratıcı problem çözme ve stratejik analiz görevlerinde %40’a varan performans artışı sergilediğini ortaya koymuştur. Ancak aynı çalışma, yapay zekânın yanıtıcı olduğu görevlerde (yani doğru görünümlü ancak hatalı çıktılar ürettiği durumlarda) kullanıcıların eleştirel değerlendirme kapasitesinin önemli ölçüde düştüğünü göstermiştir. Bu bulgu, Noy ve Zhang’ın (2023) Science dergisinde yayımlanan çalışmasıyla da tutarlıdır; yazarlar, ChatGPT kullanan profesyonel yazarların üretkenliğinin belirgin biçimde arttığını, ancak çıktı kalitesinin kullanıcının alan uzmanlığına bağlı olarak farklılaştığını tespit etmiştir.

Bu çerçevede üretken yapay zekâ, yönetim bilimi açısından yalnızca bir verimlilik aracı olarak değil, aynı zamanda karar alma süreçlerinin epistemolojik

ve örgütsel temellerini yeniden yapılandıran bir teknolojik dönüşüm olarak ele alınmalıdır.

3. ÜRETKEN YAPAY ZEKÂNIN YÖNETİCİ KARAR ALMA SÜREÇLERİNE ETKİSİ

3.1. Stratejik Karar Alma Süreçlerinde Üretken Yapay Zekâ

Stratejik karar alma, yüksek belirsizlik, uzun vadeli sonuçlar ve çoklu paydaş etkileşimi ile karakterize edilen karmaşık bir süreçtir (Eisenhardt ve Zbaracki, 1992). Geleneksel stratejik yönetim literatürü, bu tür kararların büyük ölçüde üst yönetimin deneyimine, sezgisine ve örgütsel bilgi birikimine dayandığını vurgulamıştır (Hambrick ve Mason, 1984). Üretken yapay zekâ, bu süreçleri birden fazla boyutta dönüştürme potansiyeline sahiptir.

Bu bağlamda, üretken yapay zekâ modelleri stratejik senaryo üretimi ve analizi süreçlerinde yöneticilere önemli ölçüde bilişsel destek sağlayabilmektedir. Geleneksel senaryo planlama yaklaşımları genellikle belirli varsayımlar çerçevesinde sınırlı sayıda alternatif gelecek tasviri üretirken, büyük dil modelleri geniş bir bilgi tabanından hareketle çok sayıda senaryoyu hızlı biçimde oluşturabilmekte ve bu senaryoların olası sonuçlarını analiz edebilmektedir. Ayrıca, senaryo parametrelerindeki değişimlerin etkilerini simüle edebilme kapasitesi sayesinde karar vericilerin değerlendirme ufkunu genişletmektedir (Brynjolfsson vd., 2025). Bu durum, Simon'ın (2013) sınırlı rasyonellik çerçevesinde ifade ettiği "arama alanı kısıtı"nın aşılmasına katkı sunarak, yöneticilerin değerlendirebildiği alternatiflerin hem sayısını hem de çeşitliliğini artırmaktadır.

Benzer şekilde, üretken yapay zekâ rekabet analizi ve pazar istihbaratı süreçlerinde de dönüştürücü bir rol üstlenmektedir. Porter'ın (1980) beş güç modeli ya da kaynak tabanlı görüş (Barney, 1991) gibi stratejik çerçevelerin uygulanması, büyük ölçüde yapılandırılmamış verilerin kapsamlı biçimde analiz edilmesini gerektirmektedir. Bu noktada üretken yapay zekâ, sektör raporları, rekabet haberleri ve patent veritabanları gibi farklı kaynaklardan elde edilen bilgileri hızlı ve bütünlük biçimde işleyerek yöneticilere anlamlı stratejik içgörüler sunabilmektedir (Davenport ve Ronanki, 2018).

Ayrıca, stratejik iletişim ve paydaş yönetimi süreçlerinde de üretken yapay zekâ önemli katkılar sağlamaktadır. Farklı paydaş gruplarına yönelik mesajların özelleştirilmesi, stratejik planların çeşitli formatlarda yeniden yapılandırılması ve iç iletişim belgelerinin hazırlanması gibi faaliyetlerde, bu teknolojiler yöneticilere operasyonel esneklik ve hız kazandırmaktadır.

Bununla birlikte, stratejik karar alma süreçlerinde üretken yapay zekâ kullanımına ilişkin önemli sınırlılıklar da bulunmaktadır. Stratejik kararlar doğası gereği benzersiz, bağlama özgü ve değer yüküldür. Büyük dil modellerinin geçmiş verilerden öğrenerek çalışması, radikal biçimde yeni ve öngörülmemiş stratejik fırsatların keşfedilmesinde doğal bir kısıt oluşturabilmektedir (Raisch ve Krakowski, 2021). Öte yandan, stratejik kararlar çoğunlukla örgütsel politika, güç ilişkileri ve kültürel dinamikler tarafından şekillendirilmektedir (Pettigrew, 2014). Bu tür sosyo-politik boyutlar ise üretken yapay zekânın mevcut modelleme kapasitesinin büyük ölçüde dışında kalmaktadır.

3.2. Operasyonel ve Rutin Kararlarda Üretken Yapay Zekâ

Operasyonel kararlar, örgütlerin günlük işleyişinin sürdürülmesiyle ilgili, nispeten yapılandırılmış ve tekrarlayan nitelikte kararlardır. Simon (2013), bu tür kararları “programlanabilir kararlar” olarak tanımlamış ve otomasyona en uygun karar kategorisi olarak değerlendirmiştir. Bu bağlamda, üretken yapay zekâ operasyonel karar alma süreçlerinde birden fazla mekanizma aracılığıyla dönüşüm yaratmaktadır.

Bu dönüşümün en belirgin boyutlarından biri, rutin raporlama ve bilgi sentezi süreçlerinin otomasyonudur. Yöneticilerin günlük iş akışlarının önemli bir kısmı, farklı kaynaklardan gelen bilgilerin derlenmesi, özetlenmesi ve raporlanmasına ayrılmaktadır. Üretken yapay zekâ modelleri; satış verileri, müşteri geri bildirimleri, operasyonel performans göstergeleri ve finansal raporlar gibi çoklu bilgi kaynaklarını hızlı biçimde analiz ederek karar odaklı ve bütünlüklü özetler sunabilmektedir (Huang ve Rust, 2021). Bu durum, Mintzberg’in (1973) tanımladığı “bilgi işleyici” rollerin (monitor, disseminator) kısmen yapay zekâ sistemleri tarafından üstlenilmesi anlamına gelmektedir.

Bunun yanı sıra, operasyonel süreçlerdeki standart iletişim faaliyetlerinde de önemli bir otomasyon söz konusudur. Müşteri hizmetleri yanıtları, tedarikçi yazışmaları, iç yazışmalar ve prosedür belgeleri gibi rutin iletişim görevlerinde üretken yapay zekâ, tutarlı, hızlı ve ölçeklenebilir çıktılar üretebilmektedir. Bu gelişme, yöneticilerin ve bilgi işçilerinin zamanlarını daha az yapılandırılmış, daha analitik ve daha yüksek katma değerli görevlere yönlendirmelerine imkân tanımaktadır.

Diğer bir önemli katkı alanı ise operasyonel sorunların tespiti ve erken uyarı mekanizmalarının güçlendirilmesidir. Üretken yapay zekâ modelleri, özellikle metin tabanlı verilerde (müşteri şikâyetleri, çalışan geri bildirimleri, sosyal medya içerikleri) ortaya çıkan örüntüleri analiz ederek, potansiyel sorunların erken aşamada belirlenmesine olanak sağlamaktadır. Bu sayede, örgütler reaktif yaklaşımlardan proaktif yönetim anlayışına geçiş yapabilmektedir.

Bununla birlikte, operasyonel düzeyde üretken yapay zekâ kullanımının görece daha düşük risk içermesine rağmen, bazı önemli yan etkiler de söz konusudur. Özellikle otomasyonun yol açabileceği “beceri aşınması” (skill erosion) riski dikkat çekmektedir. Rutin görevlerin giderek daha fazla üretken yapay zekâya devredilmesi, yöneticilerin ve çalışanların bu görevlere ilişkin yetkinliklerini zamanla kaybetmelerine neden olabilir. Bu durum, uzun vadede örgütsel dayanıklılığı (organizational resilience) zayıflatabilecek bir unsur olarak değerlendirilmektedir (Autor, 2015; Raisch ve Krakowski, 2021).

3.3. İnsan Kaynakları Yönetimi Kararlarında Üretken Yapay Zekâ

İnsan kaynakları yönetimi (İKY) kararları, işe alım, performans değerlendirme, yetenek yönetimi, eğitim planlaması ve kariyer geliştirme gibi süreçleri kapsamaktadır. Bu kararlar, hem yapılandırılmış verilere (özgeçmiş bilgileri, performans ölçütleri) hem de yapılandırılmamış verilere (mülakat izlenimleri, niteliksel değerlendirmeler) dayanmaları bakımından, üretken yapay zekânın etkisine özellikle açık bir alandır.

İşe alım süreçlerinde üretken yapay zekâ, iş ilanlarının hazırlanması, başvuruların ön taraması, mülakat sorularının oluşturulması ve aday değerlendirme raporlarının hazırlanması gibi birçok aşamada kullanılabilir. Büyük dil modelleri, iş tanımları ile aday profilleri arasındaki uyumu değerlendirmede ve yüzlerce başvuru arasından ön eleme yaparak kısa liste oluşturmada yöneticilere önemli ölçüde zaman kazandırabilmektedir (Tambe vd., 2019). Ancak bu süreçlerde algoritmik yanlılık (algorithmic bias) riski ciddi bir etik sorun olarak karşımıza çıkmaktadır. Eğitim verilerinde mevcut olan tarihsel yanlılıkların (cinsiyet, ırk, yaş gibi demografik değişkenlerle ilişkili ayrımcılık kalıplarının) üretken yapay zekâ çıktılarında yansıma riski, İKY bağlamında özellikle hassas bir konudur (Raghavan vd., 2020).

Performans değerlendirme süreçlerinde üretken yapay zekâ, 360 derece geri bildirim verilerinin sentezlenmesi, performans raporlarının taslak olarak hazırlanması ve gelişim önerilerinin kişiselleştirilmesi gibi alanlarda kullanılabilir. Bununla birlikte, performans değerlendirmesi özünde sosyal bir süreçtir ve yöneticinin çalışanla kurduğu ilişkisel bağlamdan ayrıştırılması güçlükler barındırmaktadır (DeNisi ve Murphy, 2017).

Eğitim ve geliştirme süreçlerinde üretken yapay zekâ, bireysel öğrenme ihtiyaçlarına uyarlanmış eğitim içeriklerinin üretilmesi, simülasyon tabanlı öğrenme senaryolarının tasarlanması ve mentorluk süreçlerinin desteklenmesi gibi işlevler üstlenebilmektedir. Bu kapasite, özellikle büyük ölçekli örgütlerde eğitim programlarının kişiselleştirilmesi açısından önemli fırsatlar sunmaktadır.

İKY kararlarında üretken yapay zekânın kullanımı, verimlilik ve tutarlılık gibi potansiyel kazanımların yanı sıra, adalet algısı, gizlilik ve insan onuru gibi temel etik değerlerle doğrudan ilişkili sorunları beraberinde getirmektedir. Bu nedenle İKY, üretken yapay zekânın etik yönetim çerçevesinin en titizlikle tasarlanması gereken alanlardan birini oluşturmaktadır.

3.4. Yaratıcılık ve İnovasyon Süreçlerinde Üretken Yapay Zekâ

Yaratıcılık ve inovasyon, örgütsel rekabet avantajının temel kaynaklarından biri olarak kabul edilmektedir (Amabile, 2018). Üretken yapay zekânın yaratıcı süreçler üzerindeki etkisi, literatürde tartışmalı olmakla birlikte hızla gelişen bir araştırma alanı oluşturmaktadır. Bu teknolojinin yaratıcılık üzerindeki etkisi, farklı düzey ve boyutlarda değerlendirilmelidir.

Bireysel düzeyde üretken yapay zekâ, fikir üretimi (ideation) süreçlerinde bir “yaratıcı katalizör” işlevi görebilmektedir. Büyük dil modelleri, belirli bir problem tanımından hareketle çok sayıda alternatif çözüm önerisi üretebilir, farklı perspektifleri bir araya getirebilir ve alışılmadık kombinasyonlar sunabilir. Bu kapasite, beyin fırtınası süreçlerinin genişletilmesinde ve “düşünce körlüğü” (cognitive fixation) olarak adlandırılan yaratıcılık engelinin aşılmasında potansiyel bir katkı sunmaktadır (Meinke vd., 2024).

Örgütsel düzeyde üretken yapay zekâ, inovasyon süreçlerinin keşif aşamasında (exploration phase) geniş bir olasılık uzayının hızla taranmasına yardımcı olabilmektedir. Bu durum, March’ın (1991) keşif-kullanım dengesi çerçevesinde değerlendirildiğinde, örgütlerin keşif kapasitesini artırma potansiyeli taşımaktadır. Ancak burada kritik bir soru gündeme gelmektedir: Üretken yapay zekânın ürettiği çıktılar gerçek anlamda “yaratıcı” mıdır, yoksa mevcut bilgi örüntülerinin yeni kombinasyonları mıdır? Boden (2004), yaratıcılığı “keşifsel” (exploratory), “dönüştürücü” (transformational) ve “birleştirici” (combinational) olmak üzere üç türe ayırmıştır. Mevcut kanıtlar, üretken yapay zekânın birleştirici ve keşifsel yaratıcılıkta güçlü performans gösterdiğini, ancak dönüştürücü yaratıcılık boyutunda sınırlı kaldığını düşündürmektedir (Meinke vd., 2024).

Ayrıca, üretken yapay zekânın yaratıcılık üzerindeki “homojenleştirme riski” de dikkatle ele alınması gereken bir konudur. Benzer modelleri kullanan farklı örgütlerin ve bireylerin benzer çıktılar üretme eğilimi gösterebileceği, bunun da sektör düzeyinde yaratıcı çeşitliliğin azalmasına yol açabileceği ileri sürülmektedir (Doshi ve Hauser, 2024). Noy ve Zhang’ın (2023) çalışması, ChatGPT kullanan yazarlar arasında bireysel performans farklılıklarının azaldığını, yani daha düşük performanslı bireylerin daha fazla fayda gördüğünü, ancak çıktılarının birbirine daha fazla benzediğini ortaya koymuştur. Bu “eşitleme

etkisi”, bireysel düzeyde olumlu görünmekle birlikte, örgütsel ve sektörel düzeyde yaratıcı çeşitliliğin daralmasına neden olabilir.

4. FIRSATLAR, OLANAKLAR VE POTANSİYEL KAZANIMLAR

Üretken yapay zekânın yönetici karar alma süreçlerine entegrasyonu, çeşitli düzeylerde önemli fırsatlar ve potansiyel kazanımlar sunmaktadır. Bu fırsatları sistematik biçimde değerlendirmek, söz konusu teknolojinin örgütsel benimsenmesine ilişkin bilinçli bir perspektif geliştirmek açısından önem taşımaktadır.

Bilişsel kapasitenin genişletilmesi, üretken yapay zekânın en temel katkılarından birini oluşturmaktadır. Simon’ın (2013) sınırlı rasyonellik çerçevesinde yöneticilerin bilgi işleme kapasiteleri, dikkat kaynakları ve zaman kısıtları karar kalitesini sınırlandıran temel faktörlerdir. Üretken yapay zekâ, bu kısıtların her üç boyutunda da genişletici bir etki yaratabilmektedir: daha fazla bilgi kaynağının eş zamanlı olarak işlenmesi, dikkat gerektiren rutin görevlerin otomasyonu yoluyla bilişsel kaynakların serbest bırakılması ve karar süreçlerinin hızlandırılması (Jarrahi, 2018).

Karar alma hızının artırılması, özellikle hızlı değişen ve rekabetçi pazar koşullarında kritik bir avantaj sunmaktadır. Eisenhardt (1989), yüksek hız ortamlarında (high-velocity environments) stratejik kararların hızla alınmasının örgütsel performansla pozitif ilişkili olduğunu göstermiştir. Üretken yapay zekâ, bilgi toplama, analiz ve alternatif üretme aşamalarını önemli ölçüde hızlandırarak yöneticilerin karar alma süresini kısaltabilmektedir.

Bilişsel yanlılıkların azaltılması, üretken yapay zekânın potansiyel katkılarından bir diğeri oluşturmaktadır. Kahneman’ın (2011) kapsamlı biçimde belgelediği bilişsel yanlılıklar, yönetsel karar kalitesini sistematik olarak düşürebilmektedir. Üretken yapay zekâ, alternatif perspektifler sunarak, doğrulama yanlılığına karşı karşıt argümanlar üreterek ve karar sürecini daha yapılandırılmış hale getirerek bu yanlılıkların etkisini hafifletme potansiyeli taşımaktadır. Bununla birlikte, bu potansiyelin gerçekleşmesi, yöneticilerin yapay zekâ çıktılarını eleştirel biçimde değerlendirebilme kapasitesine bağlıdır; aksi halde “otomasyon yanlılığı” (automation bias) olarak adlandırılan yeni bir yanlılık türü ortaya çıkabilmektedir (Cummings, 2017).

Örgütsel bilgi yönetiminin güçlendirilmesi de önemli bir fırsat alanıdır. Örgütlerin sahip olduğu açık ve örtük bilginin (explicit and tacit knowledge) etkin biçimde yönetilmesi, karar kalitesinin temel belirleyicilerinden biridir (Nonaka ve Takeuchi, 2007). Üretken yapay zekâ, örgütsel belgelerin, raporların ve deneyimlerin sentezlenmesinde, kurumsal hafızanın erişilebilir

kılınmasında ve bilgi siloları arasındaki engellerin aşılmasında araşsal bir işlev üstlenebilmektedir.

Son olarak, yönetsel iletişim kalitesinin artırılması da bir fırsat olarak değerlendirilmektedir. Yöneticilerin farklı paydaş gruplarıyla (yönetim kurulu, çalışanlar, müşteriler, düzenleyiciler) etkili iletişim kurması, karar alma süreçlerinin kritik bir bileşenidir. Üretken yapay zekâ, karmaşık analiz sonuçlarının farklı hedef kitlelere uygun biçimde ifade edilmesinde, sunum materyallerinin hazırlanmasında ve çok dilli iletişim gereksinimlerinin karşılanmasında yöneticilere önemli bir destek sağlayabilmektedir.

5. ZORLUKLAR, RİSKLER VE ETİK SORUNLAR

5.1. Örgütsel ve Yönetmel Zorluklar

Üretken yapay zekânın yönetsel karar alma süreçlerine entegrasyonu, önemli örgütsel ve yönetsel zorlukları beraberinde getirmektedir. Bu zorlukların başında, “halüsinasyon” (hallucination) olarak adlandırılan, büyük dil modellerinin gerçekte var olmayan bilgileri yüksek güven düzeyiyle sunma eğilimi gelmektedir (Huang vd., 2025). Özellikle stratejik kararlar gibi yüksek riskli bağlamlarda, hatalı veya uydurulmuş bilgiye dayalı kararların örgütsel sonuçları son derece ciddi olabilmektedir. Bu durum, üretken yapay zekânın bir “danışman” olarak güvenilirliğini temel düzeyde sorgulanır hale getirmektedir.

Buna ek olarak, üretken yapay zekânın karar süreçlerine entegrasyonu, şeffaflık ve açıklanabilirlik (transparency and explainability) sorunlarını da beraberinde getirmektedir. Büyük dil modellerinin çalışma mantığı büyük ölçüde “kara kutu” (black box) niteliğindedir; yani belirli bir çıktının hangi gerekçelerle üretildiğini ayrıntılı biçimde izlemek çoğu zaman mümkün değildir (Barredo vd., 2020). Bu durum, yönetsel hesap verebilirlik açısından kritik bir tartışma alanı yaratmaktadır. Yapay zekâ destekli bir kararın olumsuz sonuçlar doğurması halinde sorumluluğun kimde olduğu sorusu açık biçimde yanıtlanamamaktadır.

Öte yandan, bu teknolojilerin örgütsel yapılara entegrasyonu önemli değişim yönetimi zorluklarını da beraberinde getirmektedir. Üretken yapay zekânın karar süreçlerine dahil edilmesi, iş rollerinin, gerekli yetkinliklerin ve örgüt içindeki güç dengelerinin yeniden tanımlanmasını gerektirmektedir. Bu dönüşüm, özellikle orta kademe yöneticiler arasında rol belirsizliği ve değer kaybı algısı yaratarak dirence neden olabilmektedir (Kellogg vd., 2020).

Ayrıca, veri güvenliği ve gizlilik konuları da bu dönüşümün kritik risk alanlarından birini oluşturmaktadır. Üretken yapay zekâ sistemlerinin etkin çalışabilmesi için çoğu zaman örgütsel verilerin bu sistemlerle paylaşılması

gerekmektedir. Ancak stratejik planlar, finansal bilgiler, müşteri verileri ve çalışan kayıtları gibi hassas verilerin üçüncü taraf platformlarla paylaşılması, veri sızıntısı ve gizlilik ihlali risklerini önemli ölçüde artırmaktadır (Weidinger vd., 2022).

5.2. Etik Sorunlar ve Yönetişim Açıkları

Üretken yapay zekânın yönetsel karar alma süreçlerindeki kullanımı, birden fazla etik boyutu içermektedir. Algoritmik yanlılık ve adalet sorunları, en sıklıkla tartışılan etik kaygıların başında gelmektedir. Büyük dil modelleri, eğitim verilerinde mevcut olan toplumsal yanlılıkları (cinsiyet, ırk, etnisite, yaş gibi) çıktılarında yansıtabilmektedir (Bender vd., 2021). Bu durum, özellikle işe alım, terfi, performans değerlendirme ve kaynak tahsisi gibi insanları doğrudan etkileyen kararlarda adalet ilkesinin ihlal edilme riskini doğurmaktadır.

Özerklik ve insan failliği (human agency) meselesi de temel bir etik sorundur. Yöneticilerin karar alma süreçlerinde üretken yapay zekâyâ artan ölçüde bağımlı hale gelmesi, insan failliğinin ve profesyonel yargının aşınması riskini taşımaktadır. Floridi ve Chiriatti (2020), yapay zekâ sistemlerinin insan özerkliğini güçlendirmesi gerektiğini, zayıflatmaması gerektiğini vurgulayarak, bu dengenin korunmasının temel bir tasarım ilkesi olması gerektiğini savunmuştur.

Hesap verebilirlik boşluğu (accountability gap), üretken yapay zekâ destekli karar alma süreçlerinin en sorunlu etik boyutlarından birini oluşturmaktadır. Yöneticinin yapay zekâ önerisine dayanarak aldığı bir kararın olumsuz sonuçları karşısında sorumluluğun nasıl dağıtılacağı, mevcut yönetim çerçevelerinde yeterince ele alınmamıştır. Bu “dağıtılmış karar alma” (distributed decision-making) ortamında, geleneksel hesap verebilirlik mekanizmalarının yetersiz kaldığı görülmektedir (Dignum, 2019).

Avrupa Birliği'nin 2024 yılında yürürlüğe giren Yapay Zekâ Yasası (AI Act), yapay zekâ sistemlerini risk düzeylerine göre sınıflandırarak, yüksek riskli uygulamalar için şeffaflık, insan gözetimi ve etki değerlendirmesi gibi yükümlülükler öngörmektedir (Smuha, 2025). Bu düzenleyici çerçeve, üretken yapay zekânın yönetsel karar alma süreçlerindeki kullanımı için de önemli bir referans noktası oluşturmaktadır.

5.3. Yetkinlik Aşınması ve Yetkinlik Dönüşümü Tartışması

Üretken yapay zekânın yönetsel yetkinlikler üzerindeki etkisi, literatürde “yetkinlik aşınması” (deskilling) ve “yetkinlik dönüşümü” (reskilling) tartışmaları çerçevesinde ele alınmaktadır. Bir perspektife göre, bilişsel görevlerin yapay zekâyâ devredilmesi, yöneticilerin bu görevlere ilişkin becerilerini kademeli

olarak kaybetmelerine yol açabilir (Carr, 2014). Bu görüş, pilotların otomatik uçuş sistemlerine olan bağımlılığının el ile uçuş becerilerini zayıflattığına dair havacılık literatüründeki bulgularla desteklenmektedir.

Alternatif perspektif ise yapay zekânın rutin bilişsel görevleri üstlenmesiyle yöneticilerin daha yüksek düzeyli yetkinliklere odaklanabileceğini savunmaktadır. Jarrahi (2018), yapay zekâ ve insan zekâsının tamamlayıcı güçlere sahip olduğunu öne sürerek, sezgi, empati, etik muhakeme ve ilişki yönetimi gibi insana özgü yetkinliklerin değerinin artacağını ileri sürmüştür. Bu çerçevede, yönetsel yetkinlik profili yeniden tanımlanmakta; veri okuryazarlığı, yapay zekâ okuryazarlığı (AI literacy), eleştirel düşünme ve etik muhakeme gibi yeni yetkinlikler merkezi önem kazanmaktadır (Long ve Magerko, 2020).

Bu iki perspektif arasındaki gerilim, muhtemelen bağlama ve karar türüne göre farklılaşan bir denge noktasında çözülecektir. Yapılandırılmış ve tekrarlayan kararlarda yetkinlik aşınması riski daha yüksekken, yapılandırılmamış ve stratejik kararlarda yetkinlik dönüşümü ve zenginleşmesi ihtimali daha güçlü görünmektedir.

6. İNSAN-YAPAY ZEKÂ İŞBİRLİĞİNE DAYALI YÖNETİM: KAVRAMSAL BİR ÇERÇEVE ÖNERİSİ

Yukarıda sunulan kavramsal tartışmalar ışığında, üretken yapay zekâ çağında yönetsel karar alma süreçlerinin nasıl yeniden tasarlanabileceğine ilişkin bütünlük bir kavramsal çerçeve önerisi sunulmaktadır. Bu çerçeve, “Artırılmış Yönetsel Karar Alma” (Augmented Managerial Decision-Making – AMDM) olarak adlandırılmakta ve beş temel bileşenden oluşmaktadır.

Birinci bileşen: Görev-Teknoloji Uyumu (Task-Technology Alignment). Üretken yapay zekânın karar alma süreçlerine entegrasyonu, her karar türü için homojen bir biçimde değil, görevin yapısına uygun olarak farklılaştırılmalıdır. Yapılandırılmış ve tekrarlayan kararlarda yapay zekânın rolü daha yüksek oranda otonom olabilirken; yapılandırılmamış, belirsiz ve değer yüklü kararlarda yapay zekâ yalnızca bir bilişsel destek aracı olarak konumlandırılmalıdır. Bu bileşen, Goodhue ve Thompson’ın (1995) görev-teknoloji uyumu (Task-Technology Fit) teorisi ile Simon’ın (2013) programlanabilir-programlanamaz karar ayrımı üzerine inşa edilmektedir.

İkinci bileşen: İnsan Gözetimi ve Eleştirel Değerlendirme (Human Oversight and Critical Evaluation). Üretken yapay zekâ çıktılarının yönetsel kararlara dönüştürülmesinde insan yargısı, nihai filtre ve değerlendirme mercii olarak konumlanmalıdır. Bu bileşen, “döngüde insan” (human-in-the-loop) ilkesini karar alma sürecinin her aşamasına yerleştirmeyi hedeflemektedir. Dell’Acqua ve arkadaşlarının (2023) bulgularının gösterdiği üzere, yapay

zekâ çıktılarının eleştirel değerlendirmeden yoksun biçimde kabul edilmesi, karar kalitesini düşürme riski taşımaktadır. Bu nedenle, yöneticilerin yapay zekâ çıktılarını sorgulama, doğrulama ve bağlama kapasitesi, AMDM çerçevesinin merkezi unsurudur.

Üçüncü bileşen: Etik Yönetişim Altyapısı (Ethical Governance Infrastructure). Üretken yapay zekânın yönetsel karar alma süreçlerinde kullanımı, örgütsel düzeyde bir etik yönetim altyapısı gerektirmektedir. Bu altyapı; yapay zekâ kullanım politikaları, şeffaflık standartları, algoritmik etki değerlendirmeleri, yanlılık denetimleri ve hesap verebilirlik mekanizmalarını kapsamaktadır. Floridi ve Chiriatti'nin (2020) önerdiği "insanı merkeze alan yapay zekâ" (human-centered AI) ilkeleri, bu bileşenin normatif temelini oluşturmaktadır.

Dördüncü bileşen: Yetkinlik Gelişimi ve Dönüşümü (Competency Development and Transformation). AMDM çerçevesi, yöneticilerin ve çalışanların yapay zekâ çağının gerektirdiği yeni yetkinliklerle donatılmasını öngörmektedir. Bu yetkinlikler; yapay zekâ okuryazarlığı (yapay zekâ sistemlerinin kapasitelerini ve sınırlılıklarını anlama), veri okuryazarlığı, eleştirel düşünme, etik muhakeme ve insana özgü yetkinliklerin (empati, sezgi, yaratıcılık, ilişki yönetimi) güçlendirilmesini içermektedir. Long ve Magerko'nun (2020) yapay zekâ okuryazarlığı çerçevesi, bu bileşenin kavramsal temelini oluşturmaktadır.

Beşinci bileşen: Örgütsel Öğrenme ve Uyarlama (Organizational Learning and Adaptation). Üretken yapay zekânın örgütsel karar alma süreçlerine entegrasyonu, tek seferlik bir uygulama değil, sürekli bir öğrenme ve uyarlama sürecidir. Argyris ve Schön'ün (1997) örgütsel öğrenme teorisine dayanan bu bileşen, yapay zekâ destekli karar alma deneyimlerinden sistematik biçimde öğrenilmesini, başarısızlıkların analiz edilmesini ve karar alma protokollerinin sürekli olarak güncellenmesini öngörmektedir.

Bu beş bileşenin bütünleşik bir çerçeve olarak işleyişi, üretken yapay zekâyı yöneticinin yerini alan bir güç olarak değil, yönetsel kapasiteyi artıran bir bilişsel ortak olarak konumlandırmaktadır. AMDM çerçevesi, teknolojik determinizm ve teknolojik reddiye arasında, bağlama duyarlı ve insan merkezli bir orta yol önermektedir.

7. SONUÇ VE GELECEK ARAŞTIRMALAR İÇİN ÖNERİLER

Bu çalışma, üretken yapay zekâ teknolojilerinin yönetici karar alma süreçleri üzerindeki dönüştürücü etkisini kavramsal düzeyde incelemiştir. Yapılan değerlendirmeler, üretken yapay zekânın yönetsel karar almayı birden fazla

boyutta derinden etkilediğini, ancak bu etkinin karar türüne, örgütsel bağlama ve yönetsel yetkinliklere göre önemli ölçüde farklılaştığını ortaya koymaktadır.

Çalışmanın temel bulguları şu şekilde özetlenebilir: Birincisi, üretken yapay zekâ, Simon'ın (2013) sınırlı rasyonellik çerçevesindeki bilişsel kısıtları genişletme potansiyeline sahip olmakla birlikte, yeni bilişsel kısıtlar ve riskler (halüsinasyon, otomasyon yanlılığı, yetkinlik aşınması) yaratmaktadır. İkincisi, stratejik, operasyonel ve İKY kararlarında üretken yapay zekânın rolü homojen değildir; her karar türü, farklı düzeyde yapay zekâ entegrasyonu ve farklı insan gözetim mekanizmaları gerektirmektedir. Üçüncüsü, üretken yapay zekânın yaratıcılık üzerindeki etkisi çift yönlüdür; bireysel düzeyde yaratıcı kapasiteyi artırabilirken, kolektif düzeyde homojenleştirme riski taşımaktadır. Dördüncüsü, etik sorunlar (algoritmik yanlılık, hesap verebilirlik boşluğu, insan failliğinin aşınması) üretken yapay zekânın yönetsel karar alma süreçlerindeki kullanımının merkezi bir boyutunu oluşturmaktadır.

Bu çalışmada önerilen Artırılmış Yönetsel Karar Alma (AMDM) çerçevesi, üretken yapay zekâyı yönetsel süreçlere entegre etmek için görev-teknoloji uyumu, insan gözetimi, etik yönetişim, yetkinlik dönüşümü ve örgütsel öğrenme bileşenlerini bütünlükten bir kavramsal model sunmaktadır. Bu çerçeve, üretken yapay zekâyı ne sınırsız bir iyimserlikle ne de kategorik bir reddiye ile ele almakta; bağlama duyarlı, insan merkezli ve etik temelli bir yaklaşım önermektedir.

Gelecek araştırmalar için şu öneriler sunulmaktadır: Birincisi, AMDM çerçevesinin ampirik olarak test edilmesi gerekmektedir; farklı sektörlerde, farklı örgüt büyüklüklerinde ve farklı kültürel bağlamlarda üretken yapay zekânın yönetsel karar alma üzerindeki etkisini inceleyen ampirik çalışmalar, kavramsal çerçevenin geçerliliğini ve sınırlılıklarını ortaya koyacaktır. İkincisi, üretken yapay zekânın yönetsel yetkinlik profilleri üzerindeki uzun vadeli etkisini inceleyen boylamsal araştırmalara ihtiyaç duyulmaktadır. Üçüncüsü, farklı kültürel bağlamlarda üretken yapay zekâyı yönelik yönetsel tutumların, benimseme kalıplarının ve etik algıların karşılaştırmalı olarak incelenmesi, literatüre önemli katkılar sağlayacaktır. Dördüncüsü, Türkiye gibi gelişmekte olan ülkelerin yönetim pratikleri bağlamında üretken yapay zekânın karar alma süreçlerine etkisinin araştırılması, bu teknolojinin evrensellik iddiasını bağlamsallaştırma açısından değerli olacaktır. Beşincisi, üretken yapay zekânın etik yönetişimi konusunda örgütsel düzeyde en iyi uygulamaların (best practices) belirlenmesi ve paylaşılmasına yönelik araştırmaların yapılması büyük önem taşımaktadır.

Sonuç olarak, üretken yapay zekâ yönetsel karar alma süreçlerini köklü biçimde dönüştürme potansiyeline sahiptir; ancak bu dönüşümün niteliği, yönü

ve sonuçları büyük ölçüde örgütlerin ve yöneticilerin bu teknolojiyle nasıl bir ilişki kurduğuna bağlıdır. Bu çalışmada sunulan kavramsal değerlendirme ve AMDM çerçevesi, bu ilişkinin bilinçli, eleştirel ve insan merkezli bir biçimde kurulmasına katkı sağlamayı amaçlamaktadır.

Kaynakça

- Agrawal, A., Gans, J., & Goldfarb, A. (2019). Economic policy for artificial intelligence. *Innovation policy and the economy*, 19(1), 139-159.
- Amabile, T. M. (2018). *Creativity in context: Update to the social psychology of creativity*. Routledge.
- Argyris, C., & Schön, D. A. (1997). Organizational learning: A theory of action perspective. *Reis*, (77/78), 345-348.
- Barredo, A. A., Del Ser, J., Gil-Lopez, S., Díaz-Rodríguez, N., Bennetot, A., Chatila, R., & Benjamins, R. (2020). Explainable Explainable Artificial Intelligence (XAI): Concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible AI. *Information fusion*, 58, 82-115.
- Autor, D. H. (2015). Why are there still so many jobs? The history and future of workplace automation. *Journal of economic perspectives*, 29(3), 3-30.
- Barney, J. (1991). Firm resources and sustained competitive advantage. *Journal of Management*, 17(1), 99-120. <https://doi.org/10.1177/014920639101700108>
- Bazerman, M. H., & Moore, D. A. (2012). *Judgment in managerial decision making*. John Wiley & Sons.
- Bender, E. M., Gebru, T., McMillan-Major, A. ve Shmitchell, S. (2021). On the dangers of stochastic parrots: Can language models be too big? *Proceedings of the 2021 ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency*, 610-623. <https://doi.org/10.1145/3442188.3445922>
- Boden, M. A. (2004). *The creative mind: Myths and mechanisms* (2. baskı). Routledge.
- Brown, T. B., Mann, B., Ryder, N., Subbiah, M., Kaplan, J., Dhariwal, P., Neelakantan, A., Shyam, P., Sastry, G., Askell, A., Agarwal, S., Herbert-Voss, A., Krueger, G., Henighan, T., Child, R., Ramesh, A., Ziegler, D. M., Wu, J., Winter, C., ... Amodei, D. (2020). Language models are few-shot learners. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 33, 1877-1901.
- Brynjolfsson, E. ve McAfee, A. (2014). *The second machine age: Work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies*. W. W. Norton & Company.
- Brynjolfsson, E., Li, D., & Raymond, L. (2025). Generative AI at work. *The Quarterly Journal of Economics*, 140(2), 889-942.
- Bubeck, S., Chandrasekaran, V., Eldan, R., Gehrke, J., Horvitz, E., Kamar, E., ... & Sharick, E. (2023). Paper Review: 'Sparks of Artificial General Intelligence: Early experiments with GPT-4'.
- Carr, N. (2014). *The glass cage: Automation and us*. W. W. Norton & Company.
- Cummings, M. L. (2017). Automation bias in intelligent time critical decision support systems. *Decision Making in Aviation*, 289-294. <https://doi.org/10.4324/9781315095080-35>
- Cyert, R. M. ve March, J. G. (1963). *A behavioral theory of the firm*. Prentice-Hall.

- Davenport, T. H. (2018). *The AI advantage: How to put the artificial intelligence revolution to work*. MIT Press.
- Davenport, T. H. ve Ronanki, R. (2018). Artificial intelligence for the real world. *Harvard Business Review*, 96(1), 108–116.
- Dell’Acqua, F., McFowland, E., Mollick, E. R., Lifshitz-Assaf, H., Kellogg, K., Rajendran, S., Kraye, L., Candelon, F. ve Lakhani, K. R. (2023). Navigating the jagged technological frontier: Field experimental evidence of the effects of AI on knowledge worker productivity and quality. *Harvard Business School Technology & Operations Mgt. Unit Working Paper*, No. 24-013. <https://doi.org/10.2139/ssrn.4573321>
- DeNisi, A. S. ve Murphy, K. R. (2017). Performance appraisal and performance management: 100 years of progress? *Journal of Applied Psychology*, 102(3), 421–433. <https://doi.org/10.1037/apl0000085>
- Dignum, V. (2019). *Responsible artificial intelligence: How to develop and use AI in a responsible way*. Springer.
- Doshi, A. R. ve Hauser, O. P. (2024). Generative AI enhances individual creativity but reduces the collective diversity of novel content. *Science Advances*, 10(28), eadn5290. <https://doi.org/10.1126/sciadv.adn5290>
- Dwivedi, Y. K., Kshetri, N., Hughes, L., Slade, E. L., Jeyaraj, A., Kar, A. K., ... & Wright, R. (2023). Opinion Paper: “So what if ChatGPT wrote it?” Multidisciplinary perspectives on opportunities, challenges and implications of generative conversational AI for research, practice and policy. *International journal of information management*, 71, 102642.
- Eisenhardt, K. M. (1989). Making fast strategic decisions in high-velocity environments. *Academy of Management journal*, 32(3), 543-576.
- Eisenhardt, K. M. ve Zbaracki, M. J. (1992). Strategic decision making. *Strategic Management Journal*, 13(S2), 17–37. <https://doi.org/10.1002/smj.4250130904>
- Smuha, N. A. (2025). Regulation 2024/1689 of the Eur. Parl. & Council of June 13, 2024 (eu artificial intelligence act). *International Legal Materials*, 64(5), 1234-1381.
- Floridi, L. ve Chiriatti, M. (2020). GPT-3: Its nature, scope, limits, and consequences. *Minds and Machines*, 30(4), 681–694. <https://doi.org/10.1007/s11023-020-09548-1>
- Meincke, L., Girotra, K., Nave, G., Terwiesch, C., & Ulrich, K. T. (2024). Using large language models for idea generation in innovation. *The Wharton School Research Paper Forthcoming*, 9, 2024.
- Goodhue, D. L. ve Thompson, R. L. (1995). Task-technology fit and individual performance. *MIS Quarterly*, 19.(2), 213–236. <https://doi.org/10.2307/249689>

- Gorry, G. A., & Morton, M. S. S. (1989). A framework for management information systems. *MIT Sloan Management Review*, 30(3), 49.
- Hambrick, D. C., & Mason, P. A. (1984). Upper echelons: The organization as a reflection of its top managers. *Academy of management review*, 9(2), 193-206.
- Huang, L., Yu, W., Ma, W., Zhong, W., Feng, Z., Wang, H., ... & Liu, T. (2025). A survey on hallucination in large language models: Principles, taxonomy, challenges, and open questions. *ACM Transactions on Information Systems*, 43(2), 1-55.
- Huang, M.-H. ve Rust, R. T. (2021). A strategic framework for artificial intelligence in marketing. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 49(1), 30–50. <https://doi.org/10.1007/s11747-020-00749-9>
- Jarrahi, M. H. (2018). Artificial intelligence and the future of work: Human-AI symbiosis in organizational decision making. *Business Horizons*, 61(4), 577–586. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2018.03.007>
- Kahneman, D. (2011). *Thinking, fast and slow*. Farrar, Straus and Giroux.
- Kellogg, K. C., Valentine, M. A. ve Christin, A. (2020). Algorithms at work: The new contested terrain of control. *Academy of Management Annals*, 14(1), 366–410. <https://doi.org/10.5465/annals.2018.0174>
- Long, D. ve Magerko, B. (2020). What is AI literacy? Competencies and design considerations. *Proceedings of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 1–16. <https://doi.org/10.1145/3313831.3376727>
- March, J. G. (1991). Exploration and exploitation in organizational learning. *Organization Science*, 2(1), 71–87. <https://doi.org/10.1287/orsc.2.1.71>
- Mintzberg, H. (1973). *The nature of managerial work*. Harper & Row.
- Nonaka, I., & Takeuchi, H. (2007). *The knowledge-creating company*. Harvard business review, 85(7/8), 162.
- Noy, S. ve Zhang, W. (2023). Experimental evidence on the productivity effects of generative artificial intelligence. *Science*, 381(6654), 187–192. <https://doi.org/10.1126/science.adh2586>
- Achiam, J., Adler, S., Agarwal, S., Ahmad, L., Akkaya, I., Aleman, F. L., ... & McGrew, B. (2023). Gpt-4 technical report. arXiv preprint arXiv:2303.08774.
- Pettigrew, A. M. (2014). *The politics of organizational decision-making*. Routledge.
- Porter, M. E., & Strategy, C. (1980). *Techniques for analyzing industries and competitors*. *Competitive Strategy*. New York: Free, 1, 76.
- Raghavan, M., Barocas, S., Kleinberg, J. ve Levy, K. (2020). Mitigating bias in algorithmic hiring: Evaluating claims and practices. *Proceedings of the 2020 Conference on Fairness, Accountability, and Transparency*, 469–481. <https://doi.org/10.1145/3351095.3372828>

- Raisch, S. ve Krakowski, S. (2021). Artificial intelligence and management: The automation–augmentation paradox. *Academy of Management Review*, 46(1), 192–210. <https://doi.org/10.5465/amr.2018.0072>
- Simon, H. A. (2013). *Administrative behavior*. Simon and Schuster.
- Tambe, P., Cappelli, P. ve Yakubovich, V. (2019). Artificial intelligence in human resources management: Challenges and a path forward. *California Management Review*, 61(4), 15–42. <https://doi.org/10.1177/0008125619867910>
- Tversky, A., & Kahneman, D. (1974). Judgment under Uncertainty: Heuristics and Biases: Biases in judgments reveal some heuristics of thinking under uncertainty. *science*, 185(4157), 1124-1131.
- Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, Ł. ve Polosukhin, I. (2017). Attention is all you need. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 30, 5998–6008.
- Weidinger, L., Uesato, J., Rauh, M., Griffin, C., Huang, P. S., Mellor, J., ... & Gabriel, I. (2022, June). Taxonomy of risks posed by language models. In *Proceedings of the 2022 ACM conference on fairness, accountability, and transparency* (pp. 214-229). <https://doi.org/10.1145/3531146.3533088>