2. BÖLÜM

DİJİTALLEŞME ÇAĞINDA ÜRETİM ÇİZELGELEME: KLASİK MODELLERDEN YAPAY ZEKÂ TABANLI YAKLAŞIMLARA GEÇİŞ

Murat RUHLUSARAÇ[1]

Giriş

Üretim sistemleri, özellikle sanayileşme ile birlikte buhar gücünün kitle üretimine entegrasyonuyla hız kazanmış, bilişim teknolojilerinin gelişimiyle de yeni bir ivme kazanmıştır. Emek yoğun üretim süreçleri, yerini otomatik üretim sistemlerine bırakmaya başlayınca, dijitalleşme ve endüstriyel dönüşümün temelleri de atılmıştır. Bu dönüşüm, siber-fiziksel sistemlerin getirdiği gerçek zamanlı veri akışı ve merkeziyetsiz karar alma yetenekleri sayesinde, üretim süreçlerinin dinamik yapısına uyum sağlamayı kolaylaştırmaktadır (Rossit vd., 2019). Dijital dönüşüm, üretim sistemlerini statik planlama yaklaşımlarından kurtararak veri odaklı ve esnek süreçlere geçişi zorunlu kılmaktadır (Ivanov vd., 2021). Bu doğrultuda, Endüstri 4.0'ın temel bileşenleri olan dijital ikizler ve gerçek zamanlı üretim analitiği, sahadaki anlık değişimleri dinamik olarak sisteme yansıtarak süreçlerin otonom bir şekilde revize edilmesine olanak tanır (Zanchettin, 2022).

Ancak bu teknolojilerin operasyonel düzeye indirgenmesi; Nesnelerin İnterneti (IoT), bulut tabanlı üretim ve büyük veri analitiği gibi katmanların entegrasyonundan kaynaklanan ciddi teknik sınırları da beraberinde getirir (Luo vd., 2023; Parente vd., 2020). Sürece merkeziyetsiz karar mekanizmalarının ve otonom ajanların dahil edilmesi, özellikle süreç tasarımı ile enerji/güç yönetimi gibi hibrit kısıtların eş zamanlı optimize edilmesini zorlaştırmaktadır (Destouet vd., 2023; Mourtzis, 2022). Diğer taraftan, sistemlerin ölçeklenebilirliği ve yüksek boyutlu veriler altındaki hesaplama yükü, belirsizlik anlarında dirençli (resilient) bir çizelgeleme yapısı kurulmasının önündeki en büyük engellerden biridir. Tam da bu tıkanma noktalarında devreye giren derin öğrenme temelli yaklaşımlar ve pekiştirmeli öğrenme (reinforcement learning) algoritmaları, otonom politika öğrenme

[1] Arş. Gör. Dr., Erciyes Üniversitesi İİBF İşletme, Üretim Yönetimi,
ORCID: 0000-0003-1092-8331.

yetenekleri sayesinde dinamik çizelge güncellemelerindeki hesaplama darboğazlarını aşmayı kolaylaştırır (Itu, 2025).

Yine de tam kapasiteli bir dönüşüm için sistemlerin birlikte çalışabilirliği, veri işleme hızları ve yapay zekâ çıktılarının açıklanabilirliği (explainability) gibi teknik pürüzlerin giderilmesi şarttır (Ngwu vd., 2026; Singh vd., 2026). Bu pürüzler aşıldığında, fiziksel hatlar ile dijital ikizler arasında kurulacak sürekli geri besleme döngüsü, operasyonel kararların doğruluğunu artırarak tesise yüksek esneklik ve ekonomik verimlilik kazandırır (Rossit vd., 2019). Sonuç olarak, bu yeni nesil dijital yaklaşımlar, toplam tamamlanma süresi (makespan) ve gecikme oranlarının azaltılmasında geleneksel yöntemlere kıyasla daha dirençli ve sürdürülebilir bir performans sergilemektedir (Itu, 2025). Ancak tüm bu otomasyon odaklı süreçlerde, insanın sahip olduğu karar verme esnekliğinin ve örtük bilginin (tacit knowledge) göz ardı edilmemesi, sistem verimliliği ile insan faktörü arasında hassas bir dengenin kurulması, operasyonel mükemmellik için kritik bir gerekliliktir (De Felice vd., 2025).

Klasik Üretim Çizelgeleme Yaklaşımları

Üretim çizelgeleme, en genel tanımıyla, kısıtlı kaynakların belirli zaman dilimlerinde görevlere tahsis edilerek operasyonel verimliliğin en üst düzeye çıkarılması sürecidir (Graves, 1981). Sürecin temel amacı, işlerin belirli sıralama kuralları doğrultusunda makinelere atanması, böylece kaynak kullanımının optimize edilerek belirlenen üretim hedeflerine ulaşılmasıdır (Saraç ve Tutumlu, 2021). Çizelgelemenin özünü oluşturan faaliyet, kaynak ve zaman üçlüsü, işletmelerin mevcut kapasitelerini etkili bir şekilde kullanarak müşteri taleplerini teslim tarihlerini aksatmadan karşılamasına olanak tanır (Takan ve Saraç, 2022). Dolayısıyla başarılı bir çizelgeleme mekanizması, makinelerin kesintisiz çalışacağı gibi idealize varsayımlar yerine, sahadaki kısıtlı kaynakları gerçekçi kısıtlarla modelleyerek operasyonel kârlılığa doğrudan katkı sağlar (Altunay ve Eren, 2017; Furugi, 2021; Küpeli vd., 2020).

Literatürde çizelgeleme problemleri genellikle makine ortamı, işlem karakteristikleri ve optimize edilmek istenen amaç fonksiyonlarını içeren üçlü bir yapı ile karakterize edilir (Nguyen vd., 2017). Bu problemler makine yerleşimlerine göre tek makine, paralel makine, akış tipi ve atölye tipi olmak üzere dört ana kategoride sınıflandırılır (Saraç ve Özçelik, 2023). Özellikle esnekliğin yüksek olduğu atölye tipi üretim sistemlerinde temel performans

kriterleri: makinelerin toplam boşta kalma sürelerini en aza indirme, toplam iş tamamlama süresini (makespan) minimize etme ve işlerin teslim tarihlerine uyumunu artırma hedefleri üzerinde yoğunlaşır (Altunay ve Eren, 2016; Dikmen vd., 2023). Öte yandan, birden fazla ürünün ve birbirinden farklı üretim rotalarının bulunduğu karmaşık endüstriyel sistemlerde alternatif senaryoları manuel yöntemlerle değerlendirmek son derece zordur. Bu durum, optimum ya da optimuma yakın çözümlere ulaşmak için analitik yaklaşım ve matematiksel programlama tekniklerinin kullanımını ön plana çıkarmaktadır (Günday ve Fığlalı, 2024).

Problem Yapıları

Çizelgeleme problemleri, iş merkezlerinin kapasite kısıtları, operasyonel öncelik ilişkileri ve işlerin hazır olma zamanları (release dates) gibi temel parametreler etrafında şekillenir (Bakır vd., 2023; Şaştım ve Hasgül, 2023). Performans kriterleri açısından, özellikle toplam tamamlanma süresinin (makespan) ve gecikme cezalarının en aza indirilmesi, sistem verimliliğini belirleyen başlıca hedefler olarak kabul edilir (Guzmán vd., 2022). Öte yandan, işlerin atanacağı makine ve kalıp kombinasyonlarına esneklik kazandırılması çözüm uzayını genişleterek problemin hesaplama karmaşıklığını ciddi ölçüde artırır. Operasyonların alternatif makinelerde de yürütülebildiği bu esnek atölye tipi yapılar, kaynakların etkin kullanımı ve dengeli iş yükü dağıtımı için meta-sezgisel (meta-heuristic) yöntemlerin kullanımını adeta zorunlu kılmaktadır (Saraç ve Tutumlu, 2022).

Günümüz üretim ekosisteminde enerji tasarrufu gibi sürdürülebilirlik odaklı stratejilerin sürece dâhil edilmesi, makine hızlarını ayarlama gibi yeni karar değişkenlerini denkleme katmaktadır. Bu durum, geleneksel çizelgeleme modellerini çok amaçlı bir optimizasyon çerçevesine taşır (Bektur, 2020). Dolayısıyla, önceliklerin dinamik olarak değişebildiği bu üretim ortamlarında, tek bir optimum çözüm kümesi yerine karar vericilere farklı ödünleşmeleri (trade-off) ve alternatif senaryoları sunabilen esnek karar destek sistemlerine duyulan ihtiyaç kritik bir boyut kazanmaktadır (Sarıçiçek, 2018).

Klasik çizelgeleme problemlerini dört ana grupta toplayabiliriz:

- Tek makine problemleri
- Paralel makine problemleri

- Akış tipi problemler
- Atölye tipi problemler

Tek makine ortamındaki sıra belirleme algoritmaları, işlerin tek bir kaynak üzerindeki işlem sırasını optimize ederek operasyonel verimliliği en üst düzeye çıkarmayı amaçlar. Bu doğrultuda literatürde sıkça başvurulan sezgisel yaklaşımlardan biri olan En Kısa İşlem Süresi (SPT) kuralı, kısa süren işlere öncelik vererek toplam akış süresini ve dolayısıyla işin tamamlanma zamanını etkili bir şekilde minimize eder. Zamanında teslimat performansını artırmayı amaçlayan En Erken Teslim Tarihi (EDD) kuralı doğrudan işlerin termin sürelerine odaklanırken, işlerin önem derecelerini de sürece dahil eden Ağırlıklı En Kısa İşlem Süresi (WSPT) gibi öncelik tabanlı yaklaşımlar, ağırlıklı toplam tamamlama süresinin optimizasyonunda tercih edilir. Öte yandan, tek bir kritere odaklanmanın yetersiz kaldığı daha kapsamlı senaryolarda, işlerin ağırlıklarıyla birlikte erken bitirme (earliness) ve geç kalma (tardiness) cezalarını eş zamanlı olarak en aza indiren çok amaçlı/çok kriterli modeller ön plana çıkmaktadır (Lokman, 2020).

Paralel makine problemleri, işlerin birden çok makineye atanıp sıralandığı çizelgeleme problemleridir (Chen ve Powell, 1999). Özdeş paralel makinelerde işlerin işlem süreleri eşitken, ilişkisiz paralel makinelerde işlem süreleri makineye bağımlıdır (Fanjul-Peyro vd., 2019). En yaygın amaç makespan minimizasyonu olsa da toplam tamamlanma zamanı, toplam ağırlıklı tamamlanma ve geciken iş sayıları gibi ölçütler de sık çalışılmıştır (Mor vd., 2025). Çözümde tam yöntemlerin üstünlüğünün yanı sıra problem boyutu büyüdüğünde gerçek yaşam kısıtları ve yeni yapısal özellikler eklenmesi ile sezgisel ve meta-sezgisel yöntemler öne çıkmaktadır (Hautz vd., 2025).

Klasik akış tipi modelde makineler seri yerleşir ve her iş başlangıç makinesinden son makineye kadar aynı rotadan geçer. Her iş farklı makinelerde yapılan operasyonlardan oluşur ve bu operasyonlar belirli bir öncelik yapısına sahiptir (Baker ve Trietsch, 2018). Permütasyon akış tipi modelde, ilk makinedeki iş sırasının tüm makinelerde korunması amaçlanır (Singh vd., 2020). Beklemesiz akış tipi modelde bir iş başladıktan sonra sonraki aşamalarda işlerin beklemeden devam etmesi gerekir (Utama vd., 2024). Blokeli akış tipi modelde ise, ara tamponun sıfır ya da sınırlı olduğu ve sonraki makine hazır değilse önceki makinenin bloke kaldığı durum söz

konusudur (Takano ve Nagano, 2020). Akış tipi modellerin çözümünde güncel eğilimler neticesinde karmaşıklaşan problem düzeyleriyle başa çıkmak için simülasyon tabanlı modeller ve meta-sezgisellerin kullanımı artmaktadır (Prabhu vd., 2024). Bazı işlerin bazı aşamaları atlayabildiği, sırayla tüm makinelerde işlem görmediği durumlarda da esnek akış tipinden söz edilir.

İşlerin rotaları birbirinden farklılık gösteriyorsa, atölye tipi modeller ortaya çıkar. Her işin kendine özgü bir rotası bulunabilir ve bu modelde her bir işin operasyon süreci boyunca makine ziyaretlerinin sayısı kısıtlı veya tekrarlı olacak şekilde çeşitlenebilir. Açık atölye tipinde ise herhangi bir operasyon sırası zorunluluğu yoktur (Destouet vd., 2023).

Problem Varsayımları

Üretim çizelgelemede determinist işlem süreleri, sabit makine kapasitesi ve statik ortam klasik modellerin çekirdeğini oluşturur; ancak pratikte çoğu zaman sistem ortamı bu kadar sade değildir (Sabuncuoglu ve Goren, 2009). Özellikle modern üretim sistemlerinde araştırma ortamları daha çok dinamik, belirsiz, değişken kapasiteli olup bakım ve arıza içermektedir (Khakifirooz vd., 2024).

Deterministik işlem süreleri varsayımı, her operasyonun süresinin önceden bilindiği ve sabit kabul edildiği anlamına gelir (Allahverdi, 2022). Sabit makine varsayımında, kapasitenin plan ufku boyunca değişmediği ve makinenin sürekli erişilebilir olduğu varsayılır. Ayrıca her makinenin aynı anda yalnızca bir işi işlediği ifade edilmektedir. Statik ortam varsayımı ise tüm işlerin ve koşulların en baştan bilindiği, çoğu modelde işlerin sıfır zamanında hazır olduğu ve çizelgeleme esnasında yeni iş gelmediği kurgusuna karşılık gelir (Lohmer ve Lasch, 2020).

Statik ortam varsayımı üretim dinamikleri yok sayıldığında çizelgeleri hızla uygulanamaz hale getirir ve bu durum sık yeniden çizelgeleme ihtiyacı doğurur (Li vd., 2003). Böylelikle çizelgeleme gerginliği yaşanabilir ve teslim tarihlerine uymada sorunlar ortaya çıkabilir; bu da güvenilirliği düşürebilir (Yellig ve Mackulak, 1997). Determinist süreler varsayımı da çoğu ortamda makinelerin durumu, işçi yetkinliği, yorgunluk ve malzeme gecikmesi nedeniyle zayıflar. Benzer şekilde, kapasiteyi sabit görmek, arızayı, önleyici bakımı, fazla mesaiyi, zamanla değişebilen kapasiteyi ve işgücünün uygunluğunu devre dışı bırakır (Yao vd., 2022). Bu sebeplerle araştırmalar

dinamik ve stokastik ortamları çizelgelemek gereğini ortaya çıkarmaktadır (Branke vd., 2016).

Dijitalleşme ile Değişen Üretim Ortamı

Endüstri 4.0'ın entegrasyonu, fiziksel sistemler ile dijital süreçler arasında sürekli bir veri akışı sağlayarak üretim hatlarında dinamik bir karar alma mekanizması oluşturulmasını gerektirmektedir (Woschank vd., 2024). Bu süreçte Nesnelerin İnterneti aracılığıyla elde edilen büyük veriler, karmaşık üretim ortamlarındaki performans darboğazlarını erkenden tanımlayarak hataya açık süreçlerin optimizasyonunu mümkün kılar (Kilic vd., 2018). Ayrıca, gerçek zamanlı veri analitiği sayesinde üretim birimleri otonom kararlar alarak talep dalgalanmalarına karşı esneklik kazanmakta ve kaynak planlamasını çok daha hassas bir şekilde yönetebilmektedir (Alkış vd., 2020).

Büyük veri yönetimi ve akıllı nesnelerin bütünleşik kullanımı, işletmelerin değer zincirini dijital bir altyapı üzerinden dönüştürerek hem içsel süreçlerin hem de piyasa beklentilerinin gerçek zamanlı olarak izlenmesini sağlamaktadır (Jiao vd., 2021). Bu dönüşüm, hiper bağlantılı ve merkezsizleşmiş bir üretim ekosistemine geçişi tetikleyerek, sistemlerin çevresel değişimlere otonom ve eşzamanlı olarak adapte olmasını mümkün kılmaktadır (Calderon-Monge ve Ribeiro-Soriano, 2024). Bununla birlikte, dijital ikiz ve siber-fiziksel sistemlerin uygulanması, sanal modeller üzerinden üretim senaryolarının simüle edilmesine olanak tanıyarak belirsizliklerin yönetimi için stratejik bir çerçeve sunmaktadır (Luo vd., 2023). Söz konusu teknolojik entegrasyon, üretim süreçlerinde meydana gelen fiziksel olayların sanal ortamda sürekli olarak izlenmesini sağlarken, aynı zamanda sensör verileri aracılığıyla anlık performans analizlerinin ve arıza tahminlerinin gerçekleştirilmesine de olanak tanımaktadır (Aka, 2025; Ferreira vd., 2020). Bunun yanı sıra, kimyasal süreçlerden lojistik operasyonlara kadar geniş bir yelpazede uygulanan bu otonom parametre ayarlamaları, üretim rotalarının değişken ürün özelliklerine göre dinamik biçimde optimize edilmesini mümkün kılmaktadır (Çetinkaya, 2021). Söz konusu dijital ayak izleri ve kesintisiz bilgi alışverişi, operasyonel şeffaflığı artırarak işletmelerin riskleri minimize etmelerine ve stratejik kararlarını yüksek verimlilikle uygulamalarına temel teşkil etmektedir (Yüksekbilgili ve Çevik, 2018). Bu teknolojik dönüşüm, makinelerin birbirleriyle ve insanlarla iş birliği içinde çalışmasına olanak tanıyarak değer zinciri üzerindeki tüm unsurların

entegrasyonunu ve kaynak verimliliğini en üst düzeye çıkarmaktadır (Tekin, 2018).

Dinamik ve Gerçek Zamanlı Çizelgeleme

Çizelgelemede belirsizlik birçok farklı biçimde ortaya çıkabilir. Faaliyet sürelerinin tahmini yanlış olabilir, makineler arıza yapabilir, işçiler hastalanabilir, hava koşullarından dolayı gecikmeler yaşanabilir, yeni ve beklenmedik faaliyetler eklenebilir. Bu tür belirsizliklerin tümü temel çizelgenin uygulanamaz olmasına neden olur. Yönetimler genelde bu tür aksamalarla başa çıkmak için önceden proaktif planlar yapma eğilimindedir; ancak yine de reaktif planlara ihtiyaç duyabilirler (Deblaere vd., 2011). Bu noktada, çevrimiçi çizelgeleme, reaktif çizelgeleme ve öngörücü reaktif çizelgelemeden bahsetmek yararlı olacaktır.

Çizelgeleme sürekli devam eden bir süreçtir (Engell, 2009; Subramanian vd., 2012), ancak uzun vadeli çizelgeleme modellerinin çözümü hesaplama açısından çok maliyetli olduğu için makul belirsizliğe sahip sonlu ufuklu modeller kullanılmalıdır. Dinamik çizelgeleme ve online çizelgeleme de denen bu planlama esnasında, gerçek zamanlı bozulmalar yaşanabileceği için zaman geçtikçe elde edilen bilgiler sürece dahil edilerek çözüme katkı sunması hedeflenir (Ruhlusaraç ve Çalışkan, 2020). Bu nedenle çevrimiçi çizelgeleme, yalnızca tetikleyici olayların gerçekleşmesi üzerine değil, aynı zamanda yeni bilgileri dikkate almak için periyodik olarak güncellenmeye dayanan yeniden çizelgeleme barındırdığı için yeniden çizelgelemenin bir genellemesidir (Gupta vd., 2016).

Karar vericiler, çizelgeleme boyunca herhangi bir kaynak kesintisi meydana gelmesi durumunda, kesintilerin etkisini en aza indirebilmek için gerçek zamanlı ve doğru kararlar almalılardır, bu esnadaki planlara reaktif planlar denir. Reaktif çizelgeleme yaklaşımları ise beklenmedik sonuçlardan kaçınmayı ve ardından istenmeyen etkilere dayanarak çizelgeyi onarmayı ve/veya gözden geçirmeyi amaçlar (Chakrabortty vd., 2021).

Öngörücü reaktif çizelgelemede, önce bir temel çizelge oluşturulur ve aksaklığa yanıt olarak gerçek zamanlı olarak yeniden çizelgelenir. Bu yöntem, temel çizelge ve reaktif prosedürlerin bir kombinasyonunu kullanır. İlk olarak, işlerin operasyonlarının planlanan başlangıç ve bitiş zamanlarını belirleyen tahmini bir çizelge oluşturulur. Daha sonra bu çizelge beklenmedik aksaklıklara yanıt olarak güncellenir (Ruhlusaraç ve Çalışkan, 2022).

Yapay Zekâ Tabanlı Çizelgeleme Yaklaşımları

Endüstri şirketleri için verimlilik ve üretkenliğin artırılması şarttır ve yapay zekâ kullanımı, süreç optimizasyonunu sağlayarak sonuçları artırarak bu hedeflere ulaşmak için hayati bir strateji haline gelmiştir (Silva vd., 2025). Bu nedenle, geleneksel çizelgelemenin dezavantajlarından kaçınmak için araştırmacılar esnek karar vermeyi sağlayan, belirsizlikle başa çıkan ve çok yönlü kısıtlamaları optimize eden yapay zekâ tabanlı çizelgeleme yaklaşımları üzerinde araştırmalar yapmaktadır (Siryala vd., 2026). Bu bölümde incelenen uygulamalar ise makine öğrenmesi, derin öğrenme, pekiştirmeli öğrenme ve hibrit yaklaşımlardır.

Makine öğrenimi, otomatik bilgi edinme yöntemleri sınıfına verilen addır. Bir sisteme öğrenme yeteneği kazandırmak, ona uyum sağlama yeteneği kazandırır. Otomatik bilgi edinmenin en önemli nedenlerinden biri, uzmanlardan bilgi edinmenin zorluğundan kaynaklanmaktadır (Aytug vd., 1994).

Makine öğrenimi, gecikme özelliklerine dayalı olarak faaliyet zaman aralıklarını tahmin ederek veri odaklı planlamayı destekleyebilir. Bu teknikler, önceki işlerden elde edilen bilgileri kullanarak tahminleri daha hassas hale getirir, ancak başarıları tamamen bu bilgilerin kalitesine ve erişilebilirliğine bağlıdır (Alikhani vd., 2023).

Derin öğrenme, birden fazla işlem katmanından oluşan hesaplama modellerinin verilerin birden fazla soyutlama seviyesindeki temsillerini öğrenmesini sağlar. Bu yöntemler, konuşma tanıma, görsel nesne tanıma, nesne tespiti, ilaç keşfi ve genom gibi birçok alanda en son teknolojiyi önemli ölçüde geliştirmiştir. Derin öğrenme, bir makinenin her katmandaki temsili hesaplamak için kullanılan iç parametrelerini önceki katmandaki temsilden nasıl değiştirmesi gerektiğini gösteren geri yayılım algoritmasını kullanarak büyük veri kümelerindeki karmaşık yapıyı keşfeder. Derin evrişimsel ağlar, görüntü, video, konuşma ve ses işlemede çığır açarken, tekrarlayan ağlar metin ve konuşma gibi sıralı verilere ışık tutmuştur (LeCun vd., 2015). Derin öğrenme, karmaşık doğrusal olmayan etkileşimleri modelleyerek makine öğrenmesini genişletir ve büyük ölçekli tahmin ve planlama performansı için örüntü tanıma konusunda umut vadetmektedir (Hatami vd., 2022).

Pekiştirmeli öğrenme, hesaplama ajanlarının çevreyle etkileşim ve ödül maksimizasyonu yoluyla en uygun karar verme politikalarını öğrenmelerini

sağlayan bir yöntemdir. Yöntem, planlamayı sıralı bir karar verme süreci olarak modelleyerek sistemlerin proje ortamıyla etkileşim kurmasını ve en uygun politikaları öğrenmesini sağlar. Pekiştirmeli öğrenmeye dayalı çerçeveler, uyarlanabilir ve gerçek zamanlı planlama için oldukça umut vericidir, ancak genellikle yüksek işlem gücü ve eğitim maliyetlerine neden olur (Li vd., 2024).

Üretim çizelgeleme problemlerinde kullanılan yapay zekâ tabanlı yaklaşımları üç grupta toplayabiliriz: meta-sezgiseller, hiper-sezgiseller ve hibrit yaklaşımlar. Doğal hayattan esinlenerek tasarlanan meta-sezgiseller ile hangi sezgiselin kullanılacağını test eden hiper-sezgisellerin bulunduğu ortamda, çeşitli avantajları nedeniyle farklı sezgisellerin bir arada kullanılması durumunda hibrit yaklaşımlar ortaya çıkar. Dolayısıyla bu yaklaşımlar, birden fazla yapay zekâ tabanlı optimizasyon algoritmasının (tabu arama, yerel arama, genetik algoritma, tavlama benzetimi gibi) birleştirilerek daha üstün sonuçlar elde edilmesini sağlamaktadır (Palamutçuoğlu, 2022).

Klasikten Yapay Zekâya Geçiş Analizi

Klasik yaklaşımlarda çoğunlukla problemi modelle ve çöz kültürü hâkimken, yapay zekâ tabanlılarda sistemin yaklaşımı "veri gözlemle, örüntüyü öğren ve karar ver" şeklindedir. Klasik modelleri statik ortamlarda, önceden bilinen varsayımlarla uygulamak mümkünken, dijital üretim ortamlarında belirsiz zamanlarda, beklenmedik olaylar eşliğinde dinamik çizelgeleme yapmak esnekliği yapay zekâ ile sağlanabilir. Ayrıca klasik çizelgelemede çözüm üretme çoğunlukla önceden belirlenmiş bir algoritmik yapıdayken, yapay zekâ tabanlı sistemlerde karar verme mekanizması veriden veya etkileşimden öğrenilebilir (Zhang ve Zhu, 2025). Klasik yaklaşımlardan yapay zekâ tabanlı yaklaşımlara geçişte yapısal özelliklerin karşılaştırıldığı Tablo 1, bu yaklaşımların özet olarak yalnızca modellenme şeklini, esnekliğini ve öğrenme boyutunu dikkate almıştır.

Tablo 1: Yaklaşımların Yapısal Karşılaştırılması

Özellik	**Klasik**	**Yapay Zekâ**
Modelleme	Açık	Veri tabanlı
Esneklik	Düşük	Yüksek
Öğrenme	Yok	Var

(**Kaynak:** Yazar tarafından oluşturulmuştur.)

Bu dönüşüm, sistemlerin insan bilişsel süreçlerini taklit eden modellerden ziyade, üst düzey çözüm odaklı ve özgün teknolojik bileşimlerin hedeflendiği yeni bir performans ölçütüne evrilmesini zorunlu kılmıştır (Demirkan, 2025). Geleneksel yöntemlerdeki görev odaklı kıyaslamalar yerini, sistemlerin veriden bağımsız öğrenme ve esnek adaptasyon kapasitelerini merkeze alan yetenek odaklı ölçüm modellerine bırakmaktadır (Dwivedi vd., 2019). Bu süreç, yapay zekâ sistemlerinin doğrusal performans artışlarından ziyade, farklı bilişsel alanlardaki olgunluk düzeylerini ve gelişimsel potansiyellerini standardize eden bütüncül değerlendirme çerçevelerine olan ihtiyacı artırmaktadır (Putnoki ve Orosz, 2026). Bilhassa, sistemlerin başarı oranlarını doğrusal kıyaslamalar üzerinden okumak yerine, yapay zekâ araştırma faaliyetlerini çok boyutlu ve birbiriyle kıyaslanabilir bir ölçeğe taşımak, mimarilerin genel zekâya ulaşma eğilimlerini analiz etmek açısından kritik önem arz etmektedir (Martínez-Plumed vd., 2020).

Dijitalleşme, üretim çizelgelemesini tamamen klasik optimizasyon modellerinden koparmaktan ziyade, bu modellerin veri, öğrenme ve gerçek zamanlı karar verme yetenekleriyle bütünleştirildiği hibrit bir paradigma doğrultusunda dönüştürmektedir. Aksi halde tek başına yapay zekâ tabanlı çizelgelemenin başlıca sorunları (Ngwu vd., 2026);

- Veri bağımlılığı,
- Eğitim maliyeti,
- Modelin açıklanabilirliği,
- Yeni problem boyutlarına genellenebilirlik,
- Gerçek üretim ortamlarında doğrulama eksikliği,
- Endüstriyel bilgi sistemleriyle entegrasyon,
- Büyük durum/eylem uzaylarında ölçeklenebilirlik,
- Güvenilirlik ve karar güçlülüğüdür.

Sonuç

Son gelişmelerin de açıkça gösterdiği üzere, çizelgeleme karar verme problemi olmaktan çıkıp öğrenen bir sistem problemi hâline gelmektedir. Uç yapay zekâ uygulamaları gerçek dünya cihazlarında yapay zekânın kullanılabildiği örneklerdir. Bu örneklerde, bir bulut hizmet sağlayıcısı gibi merkezi bir veri sistemine ihtiyaç duyulmadan, doğrudan ağın uç noktasında kullanıcılara yakın yerde yapay zekâ hesaplamaları yapılarak daha çevik, düşük gecikmeli, tutarlı ve sürekli hizmet alınabilmektedir (Singh ve Gill, 2023). Dijital ikiz teknolojisi kullanımı, fiziksel sistemlerin sanal modellerinin oluşturulmasını, üretim süreçlerinin simülasyonunu, optimizasyonunu ve tahmine dayalı analizini kolaylaştırır. Doğrudan insan gözlemine gerek kalmadan dijital ikizler operasyonel performans ve potansiyel arızalar hakkında kritik görünürlük sağlar (Ruhlusaraç, 2025).

Geleneksel yaklaşımlar, özellikle büyük veri hacimlerinin işlenmesi bağlamında, gerçek zamanlı atölye üretiminin planlanması ve yönetimi söz konusu olduğunda önemli zorluklarla karşılaşır. İşte burada yapay zekâdaki son gelişmeler devreye girmekte ve üretim sistemlerindeki öngörülemeyen olaylara ve sık sık meydana gelen aksamalara anında yanıt vermeyi sağlayan daha gelişmiş algoritmalar sunmaktadır. Buna karşılık, geleneksel yöntemler makine öğrenimi ve derin pekiştirmeli öğrenme gibi tekniklere kıyasla önemli sınırlamalar taşımaktadır. Bu sınırlamalar, parametrelere duyarlılık, yakınsama hızı, arama alanını kapsamlı bir şekilde keşfetme yeteneği ve standart olmayan sorunları ele alma veya sorun özelliklerindeki ve kısıtlamalarındaki değişikliklere uyum sağlama performansı gibi çeşitli yönlerde kendini gösteriyor. Öte yandan, bahsedilen yeni araçlar yüksek öğrenme yeteneği, karmaşık sorunları çözmede iyileştirilmiş performans, diğer tekniklerle sorunsuz entegrasyon, karmaşık arama alanlarının daha verimli keşfi ve sorunlardaki veya ortamdaki değişikliklere yanıt olarak dinamik uyum yeteneği gibi birçok önemli avantaj sunuyor (Hassan vd., 2024).

Gelecekte, yapay zekâ tekniklerinin kullanımı insan müdahalesine daha az bağımlı olacak ve giderek daha güvenilir ve daha zamanında sonuçlar sağlayacaktır. Bu tekniklerin sunduğu yetenekler, bakım programlarının tanımlanması, makinenin kullanılabilirliği ve gerçekleştirilecek iş emirleri gibi görevlerin hızlı ve dinamik bir şekilde yönetilmesine olanak tanır. Genel

olarak, klasik yaklaşımların hâlen devrede olduğu ve yapay zekânın tamamlayıcı bir rol üstlendiği söylenebilir. Bu alanda yapay zekâ kullanımının olumlu bir etkiye sahip olduğu ve üretim tahminlerinin kalitesinde önemli iyileşmeler sağladığı sonucuna varılabilir.

Kaynaklar

Aka, S. (2025). Üretim Sistemlerinde Dijital İkiz Kullanımına Yönelik Bariyer Analizi. *Uluslararası Ekonomi, İşletme ve Politika Dergisi*, 9(1), 247-261. https://doi.org/10.29216/ueip.1614573

Alikhani, H., Le, C., Jeong, H. D., & Damnjanovic, I. (2023). Sequential machine learning for activity sequence prediction from daily work report data. *Journal of Construction Engineering and Management*, 149(9), 04023082-1-11. https://doi.org/10.1061/JCEMD4.COENG-13165

Alkış, G. & Pirtini, S. & Ertemel, A.V. (2020), Lojistik Sektöründe Endüstri 4.0 Uygulamalarının Operasyonel Verimliliğe Etkisi, *BMIJ*, 8(1): 371-395, http://dx.doi.org/10.15295/bmij.v8i1.1341

Allahverdi, A. (2022). A survey of scheduling problems with uncertain interval/bounded processing/setup times. *Journal of Project Management*, 7(4), 255-264. https://doi.org/10.5267/j.jpm.2022.3.003

Altunay, H., & Eren, T. (2016). Ders Programı Çizelgeleme Problemi İçin 0-1 Tamsayılı Programlama Modeli Ve Bir Örnek Uygulama. *Uludağ Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Dergisi*, 21(2), 473-488. https://doi.org/10.17482/uumfd.285480

Altunay, H., & Eren, T. (2017). Ders programı çizelgeleme problemi için bir literatür taraması. *Pamukkale Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 23(1), 55-70. https://izlik.org/JA42RJ69CH

Aytug, H., S. Bhattacharyya, G. J. Koehler & J. L. Snowdon. (1994). A review of machine learning in scheduling," in *IEEE Transactions on Engineering Management*, 41(2), 165-171, https://doi.org/10.1109/17.293383

Baker, K.R. & Trietsch, D. (2018). Flow Shop Scheduling. Kenneth R. Baker & Dan Trietsch (Eds.), In *Principles of Sequencing and Scheduling*. (283-318). John Wiley & Sons. USA. https://doi.org/10.1002/9781119262602.ch10

Bakır, M., Sebatlı Sağlam, A., & Çavdur, F. (2023). Bağlantısız Paralel Parti Üretimi Yapan Makine Çizelgeleme Probleminin Karışık-Tamsayılı Programlama ile Çözümü. *Politeknik Dergisi*, 26(2), 653-663. https://doi.org/10.2339/politeknik.996529

Bektur, G. (2020). Enerji etkin ve sıra bağımlı hazırlık süreli tek makine çizelgeleme problemi için tavlama benzetimi algoritması tabanlı hibrit sezgisel çözüm önerisi. *Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 36(1), 407-420. https://doi.org/10.17341/gazimmfd.598082

Branke, J., Nguyen, S., Pickardt, C. W., & Zhang, M. (2016). Automated Design of Production Scheduling Heuristics: A Review. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 20, 110-124. https://doi.org/10.1109/tevc.2015.2429314

Calderon-Monge, E., & Ribeiro-Soriano, D. (2024). The role of digitalization in business and management: a systematic literature review. *Rev Manag Sci* 18, 449–491. https://doi.org/10.1007/s11846-023-00647-8

Chakrabortty, R.K., Rahman, H.F., Haque, K.M.A., Paul, S.K., & Ryan, M.J., (2021). "An event-based reactive scheduling approach for the resource constrained project scheduling problem with unreliable resources". *Computers and Industrial Engineering*. 151, 1-16. 106981. https://doi.org/10.1016/j.cie.2020.106981

Chen, Z., & W. B. Powell, (1999). Solving Parallel Machine Scheduling Problems by Column Generation. *INFORMS Journal on Computing* 11(1), 78-94. https://doi.org/10.1287/ijoc.11.1.78

Çetinkaya, F. F. (2021). Endüstri 4.0 farkındalığının inovasyon üzerindeki etkisi. *Anadolu Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 21(2), 571-598. https://doi.org/10.18037/ausbd.959277

De Felice, F., De Luca, C., Petrillo, A., Forcina, A., Ortiz Barrios, M. A., & Baffo, I. (2025). The Role of Digital Transformation in Manufacturing: Discrete Event Simulation to Reshape Industrial Landscapes. *Applied Sciences*, 15(11), 6140. 1-35. https://doi.org/10.3390/app15116140

Deblaere, F., Demeulemeester, E., & Herroelen, W., (2011). "Reactive scheduling in the multi-mode RCPSP". *Computers and Operations Research*. 38(1), 63–74. https://doi.org/10.1016/j.cor.2010.01.001

Demirkan, S. (2025). Yapay Zekâ Uygulamalarının İş Süreçlerine Katkısı. *Black Sea Journal of Engineering and Science*, 8(3), 680-694. https://doi.org/10.34248/bsengineering.1620747

Destouet, C., Tlahig, H., Bettayeb, B., & Mazari, B. (2023). Flexible job shop scheduling problem under Industry 5.0: A survey on human reintegration, environmental consideration and resilience improvement, *Journal of Manufacturing Systems*, 67, 155-173, ISSN 0278-6125, https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2023.01.004

Dikmen, H. B., Balcı, F., Çetin, E., Ilgın, Y., Kaya, H., Kartal, Y. B., Osmanlı, F., Özen, A. M., Sürücü, E., & Kızılay, D. (2023). Farklı Performans Kriterleri Altında Paralel Makine Çizelgeleme Problemi. *Mühendislik Bilimleri ve Tasarım Dergisi*, 11(3), 1030-1053. https://doi.org/10.21923/jesd.1244549

Dwivedi, Y. K., Hughes, L., Ismagilova, E., Aarts, G., Coombs, C., Crick, T., Duan, Y., Dwivedi, R., Janssen, M., & More Authors (2019). Artificial Intelligence (AI): Multidisciplinary perspectives on emerging challenges, opportunities, and agenda for research, practice and policy. *International Journal of Information Management*, 57, 101994. 1-47. https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.08.002

Engell, S. (2009). Uncertainty, decomposition and feedback in batch production scheduling. In *Computer Aided Chemical Engineering*, 26, 43-62. https://doi.org/10.1016/S1570-7946(09)70010-0

Fanjul-Peyro, L., R. Ruiz, & F. Perea. (2019). Reformulations and an exact algorithm for unrelated parallel machine scheduling problems with setup times, *Computers & Operations Research*, 101, 173-182, ISSN 0305-0548, https://doi.org/10.1016/j.cor.2018.07.007.

Ferreira, W., F. Armellini, L. De Santa-Eulalia. (2020). Simulation in industry 4.0: A state-of-the-art review, *Computers & Industrial Engineering*, 149, 106868, 1-17. ISSN 0360-8352, https://doi.org/10.1016/j.cie.2020.106868.

Furugi, A. (2021). Makine uygunluk kısıtlaması ve sıra bağımlı kurulum süresi ile özdeş olmayan paralel makine çizelgeleme problemi için tabu arama algoritması. *Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 36(3), 1539-1550. https://doi.org/10.17341/gazimmfd.806641

Graves. Stephen C. (1981). A Review of Production Scheduling. *Operations Research*, 29(4), 646-675. https://doi.org/10.1287/opre.29.4.646

Gupta, D., C.T. Maravelias, & J.M. Wassick. (2016). From rescheduling to online scheduling, *Chemical Engineering Research and Design*, 116, 83-97, ISSN 0263-8762, https://doi.org/10.1016/j.cherd.2016.10.035.

Guzman, E., B. Andres, & R. Poler. (2022). Models and algorithms for production planning, scheduling and sequencing problems: A holistic framework and a systematic review, *Journal of Industrial Information Integration*, 27, 100287, 1-17. ISSN 2452-414X, https://doi.org/10.1016/j.jii.2021.100287.

Günday, G. G., & Fığlalı, N. (2024). Akış Tipi Çizelgeleme Problemlerinin Tavlama Benzetimiyle Çözümünde Rassal Aramanın Katkısı. *Duzce University Journal of Science and Technology*, 12(2), 881-900. https://doi.org/10.29130/dubited.1215635.

Hassan, A., Triki, H., Trabelsi, H., Haddar, M. (2024). *Literature Review of Scheduling Problems Using Artificial Intelligence Technologies Based on Machine Learning*. In: Chouchane, M., et al. Design and Modeling of Mechanical Systems - VI. CMSM 2023. Lecture Notes in Mechanical Engineering. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-031-67152-4_36.

Hatami, M., Franz, B., Paneru, S., & Flood, I. (2022). Using deep learning artificial intelligence to improve foresight method in the optimization of planning and scheduling of construction processes. In *Computing in Civil Engineering*, 1171-1178. https://doi.org/10.1061/9780784483893.143

Hautz, J., Klemmt, A., & Mönch, L. (2025). Exact and heuristic approaches for scheduling parallel stress test machines in semiconductor reliability laboratories. *Flexible Services and Manufacturing Journal*. https://doi.org/10.1007/s10696-025-09630-9

Itu, A. (2025). Industrial Scheduling in the Digital Era: Challenges, State-of-the-Art Methods, and Deep Learning Perspectives. *Applied Sciences*, 15(19), 10823, 1-27. https://doi.org/10.3390/app151910823.

Ivanov, D., Sokolov, B., Chen, W., Dolgui, A., Werner, F., & Potryasaev, S. (2021). A control approach to scheduling flexibly configurable jobs with dynamic structural-logical constraints. *IISE Transactions*, 53(1), 21–38. https://doi.org/10.1080/24725854.2020.1739787.

Jiao, R., Commuri, S., Panchal, J., Milisavljevic-Syed, J., Allen, J. K., Mistree, F., & Schaefer, D. (2021). "Design Engineering in the Age of Industry 4.0." *ASME. J. Mech. Des*. 143(7): 070801. https://doi.org/10.1115/1.4051041.

Khakifirooz, M., Fathi, M., Dolgui, A., & Pardalos, P. M. (2024). Scheduling in Industrial environment toward future: insights from Jean-Marie Proth. *International Journal of Production Research*, 62(1–2), 291–317. https://doi.org/10.1080/00207543.2023.2245919.

Kilic, G. H., Ozturk, M. G., & Koseoglu, A. M. (2018). Inventory control methods in industry 4.0 implementations. *Journal of Management, Marketing and Logistics* (JMML), 5(4), 324-340. http://doi.org/10.17261/Pressacademia.2018.991.

Küpeli, İ., Sarucan, A., & Küpeli, A. S. (2020). Dağıtık Permütasyon Akış Tipi Çizelgeleme Problemlerinin Yapay Arı Koloni Algoritması İle Çözümü. *El-Cezeri*, 7(2), 549-562. https://doi.org/10.31202/ecjse.670424

LeCun, Y., Bengio, Y. & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature* 521, 436–444. https://doi.org/10.1038/nature14539

Li, D. C., Chen, L. S., & Lin, Y. S. (2003). Using Functional Virtual Population as assistance to learn scheduling knowledge in dynamic manufacturing environments. *International Journal of Production Research*, 41(17), 4011–4024. https://doi.org/10.1080/0020754031000149211

Li, M., Zheng, Q., & Ashuri, B. (2024). Application of artificial intelligence in design automation: a two-stage framework for structure configuration and design. *Journal of Construction Engineering and Management*, 150(8), 04024083, 1-12. https://doi.org/10.1061/JCEMD4.COENG-14409

Lohmer, J., & Lasch, R. (2020). *Production planning and scheduling in multi-factory production networks: a systematic literature review* (Version 1). Taylor & Francis. https://doi.org/10.6084/m9.figshare.12854503.v1

Lokman, B. (2020). İki kriterli tek makinalı çizelgeleme problemi için bir yaklaşım. *Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi,* 35(4), 2075-2088. https://doi.org/10.17341/gazimmfd.573734

Luo, D., S. Thevenin, & A. Dolgui. (2023). A state-of-the-art on production planning in Industry 4.0. *International Journal of Production Research*, 61(19), 6602-6632. https://doi.org/10.1080/00207543.2022.2122622

Parente, M., G. Figueira, P. Amorim & A. Marques. (2020). Production scheduling in the context of Industry 4.0: review and trends, *International Journal of Production Research*, 58(17), 5401-5431, https://doi.org/10.1080/00207543.2020.1718794

Martínez-Plumed, F., Tolan, S., Pesole, A., Hernández-Orallo, J., Fernández-Macías, E., & Gómez, E. (2020). Does AI Qualify for the Job?: A Bidirectional Model Mapping Labour and AI Intensities. *Association for Computing Machinery* (ACM). 94-100. https://doi.org/10.1145/3375627.3375831

Mor, B., Mosheiov, G. & Shabtay, D. (2025). Scheduling problems on parallel machines with machine-dependent generalized due-dates. *Ann Oper Res,* 347, 1455–1471. https://doi.org/10.1007/s10479-025-06468-0

Mourtzis, D. (2022). Advances in Adaptive Scheduling in Industry 4.0. *Front. Manuf. Technol.* 2, 937889. 1-29. https://doi.org/10.3389/fmtec.2022.937889

Nguyen, S., Mei, Y. & Zhang, M. (2017). Genetic programming for production scheduling: a survey with a unified framework. *Complex Intell. Syst*. 3, 41–66. https://doi.org/10.1007/s40747-017-0036-x

Ngwu, C., Liu, Y. & Wu, R. (2026). Reinforcement learning in dynamic job shop scheduling: a comprehensive review of AI-driven approaches in modern manufacturing. *J Intell Manuf* 37, 1093–1108. https://doi.org/10.1007/s10845-025-02585-6

Palamutçuoğlu, B. T., (2022). Üretim Çizelgeleme Problemlerinde Yapay Zekâ Uygulamaları: Bir Derleme Çalışması, *Üçüncü Sektör Sosyal Ekonomi Dergisi*, 57(4), 3360-3379. https://doi.org/10.15659/3.sektor-sosyal-ekonomi.22.12.1905

Prabhu, A., Raghunandana, K., & Pai, P. (2024). Workload Control in Flow Shops with Bottleneck Shifting and Process Time Variability. *Production Engineering Archives*, 30, 48 - 56. https://doi.org/10.30657/pea.2024.30.4

Putnoki, A.M., Orosz, T. (2026). Cognitive and artificial intelligence evaluation framework. *Artif Intell Rev*. 59(98), 1-52. https://doi.org/10.1007/s10462-026-11493-x

Rossit, D. A., Tohmé, F., & Frutos, M. (2019). Industry 4.0: Smart Scheduling. International *Journal of Production Research*, 57(12), 3802–3813. https://doi.org/10.1080/00207543.2018.1504248

Ruhlusaraç, M. (2025). "Dark Factories and Autonomous Logistics: A Sustainability-Oriented Assessment", 23rd International Logistics and Supply Chain Congress (LMSCM2025), 131-150. E-ISBN: 978-625-92779-2-9

Ruhlusaraç, M., & Çalışkan, F., (2020). "A mathematical model for dynamic project scheduling problem and reactive scheduling implementation". *Business & Management Studies: An International Journal.* 8 (4), 83-97. https://doi.org/10.15295/bmij.v8i4.1708

Ruhlusaraç, M., & Çalışkan, F., (2022). Dynamic multi-mode resource-constrained multi-project scheduling problem with weighted earliness and tardiness: a real-life boutique furniture implementation, *bmij*, 10 (3): 1095-1117, https://doi.org/10.15295/bmij.v10i3.2111

Sabuncuoglu, I., & Goren, S. (2009). Hedging production schedules against uncertainty in manufacturing environment with a review of robustness and stability research. *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, 22(2), 138–157. https://doi.org/10.1080/09511920802209033

Saraç, T., & Özçelik, F. (2023). Çok amaçlı ilişkisiz paralel makine çizelgeleme problemi için bir matsezgisel algoritma. *Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 38(3), 1953-1966. https://doi.org/10.17341/gazimmfd.873295

Saraç, T., & Tutumlu, B. (2021). İlişkisiz paralel makine çizelgeleme probleminde eniyi makine sayısının belirlenmesi için bir doğrusal tamsayılı matematiksel model ve çözüm yaklaşımları. *Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 37(1), 329-346. https://doi.org/10.17341/gazimmfd.686683

Saraç, T., & Tutumlu, B. (2022). İşlerin bölünebildiği ilişkisiz paralel makine çizelgeleme problemi için iki amaçlı bir matematiksel model. *Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi,* 37(4), 2293-2308. https://doi.org/10.17341/gazimmfd.967343

Sarıçiçek, İ. (2018). Özdeş olmayan paralel makina çizelgeleme problemlerinin çözümü için bir karar destek sistemi. *Pamukkale Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 24(1), 108-116. https://izlik.org/JA79PB97MP

Silva, B., F. Ferreira, G. Magalhães, I. Azevedo, D. Dias, A.S. Santos & L.R. Varela. (2025). *Literature Review of Artificial Intelligence Applications in Production Planning and Scheduling*. In: Machado, J., Trojanowska, J., Soares, F., Rea, P., Butdee, S., Gramescu, B. (eds) Innovations in Mechatronics Engineering IV. icieng 2025. Lecture Notes in Mechanical Engineering. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-031-94223-5_10

Singh, H., Oberoi, J. S., & Singh, D. (2020). Multi-objective permutation and non-permutation flow shop scheduling problems with no-wait: a systematic literature review. *RAIRO Oper. Res*., 55, 27-50. https://doi.org/10.1051/ro/2020055

Singh, P., Krishnan, K., & Boldsaikhan, E. (2026). A Review of Production Scheduling with Artificial Intelligence and Digital Twins. *Journal of Manufacturing and Materials Processing*, 10(1), 6. https://doi.org/10.3390/jmmp10010006

Singh, R. & Gill, S. S. (2023). Edge-AI: a survey. *Internet of Things and Cyber-Physical Systems*, 3, 71-92. https://doi.org/10.1016/j.iotcps.2023.02.004

Siryala, M., Sahu, P., Bavanari, P. & Desai, V. (2026). *Artificial Intelligence in Project Scheduling: A Comprehensive Review of Techniques, Applications and Future Opportunities.* In S. S. Kulkarni, A. Agarwal, H. K. Singla & D. Desai (Eds.), Shaping Tomorrow's Built Environment: Convergence of Digital Innovation and Sustainable Strategy, 397-413. https://doi.org/10.17492/JPI/NICMAR/260524

Subramanian, K., Maravelias, C. T., & Rawlings, J. B. (2012). A state-space model for chemical production scheduling. *Computers & chemical engineering*, 47, 97-110. https://doi.org/10.1016/j.compchemeng.2012.06.025

Şaştım, Ö., & Hasgül, S. (2023). Ortak sunuculu ve proses kaynak kısıtlı ilişkisiz paralel makine çizelgeleme problemi için bir matematiksel model. *Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi,* 39(1), 607-620. https://doi.org/10.17341/gazimmfd.1099034

Takan, A., & Saraç, T. (2022). Sıra bağımlı hazırlık süreli özdeş paralel makine çizelgeleme problemi için yeni çözüm gösterimleri. *Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 38(2), 1041-1054. https://doi.org/10.17341/gazimmfd.815942

Takano, M., & Nagano, M. S. (2020). Solving the permutation flow shop problem with blocking and setup time constraints. *International Journal of Industrial Engineering Computations*, 11, 469-480. https://doi.org/10.5267/j.ijiec.2019.11.002

Tekin, Z. (2018). The examination of applications of industry 4.0 in enterprises by content analysis method. *PressAcademia Procedia* (PAP), 7, 251-255. http://doi.org/10.17261/Pressacademia.2018.891

Utama, D. M., Umamy, S. Z., & Imron, C. N. A. (2024). No-Wait Flow Shop scheduling problem: a systematic literature review and bibliometric analysis. *RAIRO Oper. Res*., 58, 1281-1313. https://doi.org/10.1051/ro/2024008

Woschank, M., Dallasega, P., König, A. & M. Hoffelner. (2024). Potentials of using real-time data to increase the update frequency of production planning and control strategies in MTO: a discrete event simulation study. *Flex Serv Manuf J*, 36, 760-779. https://doi.org/10.1007/s10696-024-09550-0

Yao, X., Almatooq, N., Askin, R. G., & Gruber, G. (2022). Capacity planning and production scheduling integration: improving operational efficiency via detailed modelling. International *Journal of Production Research*, 60, 7239-7261. https://doi.org/10.1080/00207543.2022.2028031

Yellig, E. J., & Mackulak, G. T. (1997). Robust deterministic scheduling in stochastic environments: The method of capacity hedge points. *International Journal of Production Research*, 35(2), 369–379. https://doi.org/10.1080/002075497195803

Yüksekbilgili, Z., & Çevik, G. Z. (2018). Endüstri 4.0 Bağlamında Türkiye'nin Yerine İlişkin Güncel ve Gelecek Eksenli Bir Analiz. *Finans Ekonomi ve Sosyal Araştırmalar Dergisi*, 3(2), 422-436. https://doi.org/10.29106/fesa.412009

Zanchettin, A.M. (2022). Robust scheduling and dispatching rules for high-mix collaborative manufacturing systems. *Flex Serv Manuf J* 34, 293-316. https://doi.org/10.1007/s10696-021-09406-x

Zhang, X., & G. Zhu. (2025). A literature review of reinforcement learning methods applied to job-shop scheduling problems, *Computers & Operations Research*, 175, 106929, 1-15. ISSN 0305-0548, https://doi.org/10.1016/j.cor.2024.106929.