

İmalatta Endüstri 4.0 ve Akıllı Üretim Sistemleri 8

Emel Çelik¹

Özet

Endüstri 4.0, üretim süreçlerini geleneksel hatlardan akıllı, esnek ve kendi kendini organize edebilen sistemlere dönüştürerek verimlilik, şeffaflık ve sürdürülebilirlik kazanımları sağlar. IoT tabanlı üretim izleme sistemleri, makineler, sensörler ve ağ teknolojileri arasında gerçek zamanlı veri akışı sağlayarak öngörücü bakım, enerji verimliliği ve tedarik zinciri yönetiminde avantaj sunar. Dijital ikizler, fiziksel sistemlerin sanal kopyaları aracılığıyla performans izleme, senaryo analizi ve operasyonel optimizasyon imkânı verir; bakım ve yaşam döngüsü yönetiminde proaktif yaklaşımları destekler. Yapay zekâ teknikleri, makine öğrenmesi, derin öğrenme ve evrimsel algoritmalar aracılığıyla hata tahmini, kalite kontrol, çizelgeleme ve süreç iyileştirme gibi alanlarda üretim esnekliğini ve doğruluğunu artırır. Bu teknolojilerin entegrasyonu, üretim maliyetlerinin düşürülmesi, duruş sürelerinin azaltılması ve operasyonel verimliliğin artırılmasını sağlar. Ancak veri güvenliği, sistem entegrasyonu ve altyapı gereksinimleri dijital dönüşümün önündeki temel zorluklar arasında yer alır. Etkin bir Endüstri 4.0 dönüşümü, yalnızca teknolojik yetkinliği değil, aynı zamanda organizasyonel kültür ve süreç yönetiminin dönüşümünü de gerektirir. IoT, dijital ikiz ve yapay zekâ, üretimde ileri düzey otomasyon, optimizasyon ve sürdürülebilirliği mümkün kılan stratejik araçlar olarak öne çıkmaktadır.

1 Dr. Öğr. Üyesi, Sakarya Uygulamalı Bilimler Üniversitesi, emelcelik@subu.edu.tr, <https://orcid.org/0000-0002-4165-8402>

1. Giriş

“Endüstri 4.0” terimi, 2011 yılında Alman Eğitim ve Araştırma Bakanlığı tarafından başlatılan, geleceğin bilgisayarlı üretimi üzerine bir projeye dayanmaktadır (Waibel vd., 2017). Endüstri 4.0 kavramı, Nesnelerin İnterneti (IoT), yapay zekâ (AI), bulut bilişim ve büyük veri analitiği gibi dijital teknolojilerin üretim süreçlerine entegrasyonunu ifade eden dördüncü sanayi devrimini temsil etmektedir. Bu dönüşüm, üretim süreçlerinin yalnızca otomasyonla sınırlı kalmayıp, gerçek zamanlı veri toplama, analiz ve paylaşım yoluyla daha esnek, şeffaf ve verimli hale gelmesini sağlamaktadır (Fekrisari ve Kantola, 2024).

Sanayi, toplumun yüksek yaşam kalitesi talebini karşılamak için sürekli büyümekte ve gelişmektedir. Bu bağlamda, sanayinin sürdürülebilir üretim planlarına olan ihtiyacı giderek artmaktadır. Endüstri 4.0, sürdürülebilir üretimi sağlamak için uygulanabilir bir strateji olarak öne çıkmaktadır ve üretimde kalite, verimlilik ve operasyonel etkinlik üzerinde çeşitli olumlu etkiler yaratmaktadır (Waibel vd., 2017).

Endüstrinin tarihsel gelişimi, üretim süreçlerindeki büyük dönüşümleri kapsamaktadır. Birinci Sanayi Devrimi, 18. yüzyılın sonlarında su ve buhar gücünün üretimde kullanılmaya başlanmasıyla ortaya çıkmış ve mekanik dokuma tezgâhlarının icadıyla üretimde makineleşmenin önünü açmıştır. İkinci Sanayi Devrimi ise 19. yüzyılın sonlarına doğru elektrik enerjisinin üretimde kullanılmaya başlanmasıyla seri üretim kavramını geliştirmiştir. Üçüncü Sanayi Devrimi, 20. yüzyıl ortalarında elektronik sistemler ve bilgi teknolojilerinin üretime entegrasyonu ile üretimin otomasyonunu sağlamıştır. Günümüzde ise Dördüncü Sanayi Devrimi, yani Endüstri 4.0, siber-fiziksel sistemler, yapay zekâ ve nesnelerin interneti ile üretimde dijital dönüşüm çağını başlatmıştır (Demirel, 2018). Bu tarihsel süreç ve devrimlerin temel özellikleri Şekil 1’de gösterilmiştir.



Şekil 1. Endüstri'nin Tarihsel Gelişimi

Geleneksel üretim hatları, tek tip ürün üreten tek bir hattan oluşur. Giriş ve çıkış uçları olan açık devre bir konveyör bandı bulunur ve makineler hat boyunca çalışır. Çoğu durumda üretim hattındaki makineler arasında iletişim yoktur. Öte yandan, akıllı fabrika üretim sisteminin amacı, birden fazla ürün türünü aynı anda işlemektir. Konveyör bandı, farklı üretim rotalarını destekleyen kapalı devre bir sistemdir. Akıllı üretim sistemlerinde, makineler, bilgi sistemleri, ürünler ve insanlar arasında yüksek hızlı bir ağ sistemi aracılığıyla bağlantı vardır. Büyük veri analitiği genellikle bakımı kolaylaştırır. Bireyler ve makineler bulut üzerinden iletişim kurabildiğinden, dünyanın her yerinden insanlar onarım işlerini gerçekleştirmek için birlikte çalışabilirler. Sistem dinamikleriyle başa çıkmak için kendilerini organize etme yeteneğine sahip akıllı varlıkların dağıtımından sorumlu kontrol fonksiyonları vardır. Geleneksel üretim sistemlerinde makinelerin yeniden yapılandırılması manuel olarak yapılır. Ancak, akıllı üretim sistemleri birden fazla ürün üretmek için otomatik olarak yeniden yapılandırılabilir (Wang vd., 2016).

Akıllı fabrikalar, fiziksel ve siber sistemlerin bütünleşmesiyle, gelişmiş sensörler ve IoT tabanlı uygulamalar sayesinde üretim süreçlerinde kalite, kontrol, yönetim ve verimlilikte önemli iyileştirmeler sunmaktadır (Kalsoom vd., 2020). Bu yaklaşım, rekabet gücünü artırırken sürdürülebilirlik ve inovasyon için de yeni fırsatlar yaratmaktadır (Sjodin vd., 2018). Bununla birlikte, Endüstri 4.0 uygulamaları çeşitli zorluklarla karşı karşıyadır. Çok sayıda IoT cihazının yönetimi, büyük miktarda veri alışverişi ve güvenilir bulut altyapılarının kurulumu bu süreçte öne çıkan temel engeller arasındadır (Lee vd., 2017). Ayrıca, başarılı bir dönüşüm için yalnızca teknolojik gelişmeler

değil, aynı zamanda üst yönetimin desteği, çalışanların adaptasyonu ve organizasyonel kültürün de dönüşümü gerekmektedir (Jung vd., 2023).

Akıllı Üretim tarafından daha yoğun olarak kullanılan yöntemler ve sistemler, Nesnelerin İnterneti, bulut bilişim, (büyük) veri analitiği ile ilgilidir ve program planlama, teşhis ve değerlendirme, kestirimci bakım ve kalite dahil olmak üzere üretim operasyonlarının farklı kontrol süreçlerinde benimsenir. Akıllı Üretim sistemleri, büyük hacimli yapılandırılmamış verilerle başa çıkma ve dağıtık sistemlerin kullanımıyla merkeziyetsizliği teşvik etme yetenekleriyle de bilinir (Barari vd., 2021).

Sonuç olarak, Endüstri 4.0, geleneksel üretim sistemlerinden akıllı ve esnek üretim sistemlerine geçişi temsil etmektedir. Bu bölümde, özellikle IoT tabanlı üretim izleme sistemleri, dijital ikiz teknolojisi ve yapay zekâ destekli üretim optimizasyonu ele alınarak, akıllı üretim sistemlerinin sanayideki rolü ve geleceği tartışılacaktır.

1.1. IoT Tabanlı Üretim İzleme Sistemleri

Nesnelerin İnterneti (IoT), Endüstri 4.0'ın en kritik bileşenlerinden biri olup, üretim süreçlerinde gerçek zamanlı izleme, veri toplama ve analiz faaliyetlerini mümkün kılar (Khan ve Javaid, 2022). IoT tabanlı üretim izleme sistemleri, makineler, sensörler, robotlar ve yazılımlar arasında sürekli iletişim sağlayarak akıllı fabrikaların temelini oluşturur. Bu sistemler sayesinde, fiziksel varlıklar dijital ağlara bağlanır ve üretimin her adımı izlenebilir, kontrol edilebilir ve optimize edilebilir. IoT ile işletmeler yalnızca mevcut performansı takip etmekle kalmaz, aynı zamanda gelecekteki süreçleri tahmin etme yeteneğine de sahip olur.

IoT'nin akıllı fabrikalardaki rolü, üretim hattındaki ekipmanların birbirleriyle veri paylaşabilmesiyle belirginleşir. Makineler sensörler aracılığıyla üretim hızını, sıcaklığı, nemi, titreşimi, enerji tüketimini ve hataları algılar ve bu verileri merkezi platformlara iletir. Böylece üretim sistemindeki düğümler yalnızca veri toplamakla kalmaz, aynı zamanda kendi kendini koordine eden bir yapı oluşturur. Bu iletişim ağı, duruş sürelerini azaltır, bakım maliyetlerini düşürür ve enerji verimliliğini artırır (Fakhar Manesh vd., 2021).

IoT tabanlı izleme sistemlerinin sağladığı başlıca avantajlar şunlardır (Reyes Domínguez vd., 2024):

- Üretim verimliliğinin artırılması
- Maliyetlerin düşürülmesi

- Ürün kalitesinin iyileştirilmesi
- Şeffaflık ve süreç takibi
- Sürdürülebilir üretim hedeflerine katkı.

Bu teknolojiler, üretim süreçlerinin yalnızca izlenmesini değil, aynı zamanda değer zincirinin tüm bileşenlerinde iyileştirme yapılmasını da destekler. Örneğin, tedarik zincirinde IoT tabanlı sistemler, hammadde akışını ve stok seviyelerini takip ederek lojistik süreçlerin daha etkin yönetilmesini sağlar. Benzer şekilde, üretim hattında kullanılan IoT sensörleri, enerji tüketim desenlerini analiz ederek enerji verimliliği açısından kritik bilgiler sunar. Bu bağlamda IoT, bakım faaliyetlerinde de önemli bir rol oynar; öngörücü bakım (predictive maintenance) uygulamaları sayesinde ekipman arızaları önceden tespit edilerek plansız üretim duruşlarının önüne geçilir (Lee vd., 2017).

Bununla birlikte, IoT tabanlı üretim izleme sistemlerinin uygulanmasında çeşitli zorluklar da bulunmaktadır. Öncelikle, çok sayıda farklı IoT cihazının entegre edilmesi teknik açıdan karmaşıklık yaratabilmektedir. Ayrıca, büyük miktarda verinin toplanması veri yönetimi, depolama ve güvenlik sorunlarını da beraberinde getirmektedir. Özellikle siber güvenlik, akıllı fabrikaların sürdürülebilirliği açısından kritik bir risk faktörüdür. Veri gizliliği, yetkisiz erişimlerin engellenmesi ve güvenilir bulut platformlarının kurulması, IoT'nin endüstride başarılı bir şekilde uygulanabilmesi için öncelikli koşullardan biridir (Sjödén vd., 2018).

Akademik çalışmalar, IoT tabanlı sistemlerin üretim süreçlerine sağladığı katkıları çeşitli açılardan ele almıştır. Örneğin, CNC makinelerinde sensör destekli izleme sistemleri, kesme parametrelerinin optimize edilmesini ve işleme hatalarının en aza indirilmesini sağlamıştır. Benzer şekilde, montaj hatlarında IoT tabanlı kalite kontrol sistemleri, ürün kusurlarını anında tespit ederek üretim kayıplarını azaltmıştır. Lojistikte ise IoT destekli takip sistemleri, taşıma süreçlerinde ürünlerin konumunun ve durumunun sürekli kontrol edilmesini mümkün kılmıştır (Escobar vd., 2021).

Sonuç olarak, IoT tabanlı üretim izleme sistemleri, Endüstri 4.0 ve akıllı üretim felsefesinin temel taşlarından biridir. Bu sistemler, yalnızca üretim süreçlerinin daha şeffaf ve verimli olmasını sağlamakla kalmaz, aynı zamanda sürdürülebilirlik, esneklik ve inovasyon açısından da işletmelere önemli katkılar sunar. Ancak, bu teknolojilerin sağlıklı bir şekilde uygulanabilmesi için üst yönetimin desteği, çalışanların eğitimi, güçlü siber güvenlik önlemleri ve doğru teknolojik altyapı yatırımları büyük önem taşımaktadır. Gelecekte IoT'nin, yapay zekâ ve dijital ikiz teknolojileriyle entegre edilmesi, üretim

sektöründe daha da ileri düzeyde otomasyon ve optimizasyon imkânları sağlayacaktır (Mabkhot vd., 2018).

1.2. Dijital İkiz Teknolojisi

Günümüzde üretim sistemlerinin, üretilen ürünlerin kalitesini korurken aynı zamanda pazar taleplerindeki ve üretim ortamındaki dinamik değişimlere uyum sağlayabilmesi büyük önem taşımaktadır. Bu doğrultuda, üretim süreçlerinin daha çevik, esnek ve sürdürülebilir hale gelmesi gerekmektedir (Hussain ve Jahanzaib, 2018; Komoto ve Masui, 2018; Cioffi vd., 2020). Bu dönüşümü mümkün kılan yenilikçi teknolojiler arasında dijital ikiz (digital twin), fiziksel sistemlerin sanal ortamda dinamik bir kopyasını oluşturarak öne çıkan en önemli yaklaşımlardan biridir. Etkili bir dijital ikiz modeli, gerçek üretim sisteminin ve süreçlerinin temel özelliklerini aynı anda kapsayan basitleştirilmiş ama işlevsel bir temsildir. Böylece üretim sistemleri, sanal ortamda modellenebilir, test edilebilir ve optimize edilebilir hale gelir (Debevec vd., 2020).

Dijital ikiz kavramı ilk kez 2003 yılında gündeme gelmiş (Grieves ve Vickers, 2017; Vrabič vd., 2018) ve sonraki yıllarda literatürde farklı tanımlarla ele alınmıştır (Ojstersek vd., 2023; Iliuță vd., 2024; Wu vd., 2023). Tanımlardan biri, dijital ikizi bir sistemin yaşam döngüsü boyunca toplanan verilerle desteklenen, yüksek ölçekli ve ultra gerçekçi bir simülasyon modeli olarak açıklamaktadır (Rosen vd., 2015). NASA, 2010 yılında yayımladığı teknolojik yol haritasında bu kavrama resmi olarak yer vererek dijital ikizleri “sanal dijital filo” yaklaşımıyla tanıtmıştır (Demirel, 2018).

Dijital ikiz teknolojisi, ister bir makine, bina, üretim hattı ya da tüm bir endüstriyel tesis olsun, fiziksel sistemlerin sanal bir modelini oluşturarak onların davranışını ve performansını gerçek zamanlı olarak yansıtır (Demirel, 2018). Bu sayede yalnızca mevcut performansın izlenmesi değil, aynı zamanda gelecekteki senaryoların da test edilmesi mümkün olur. Örneğin, üretim hattında uygulanacak yeni bir operasyonel strateji önce dijital ikiz üzerinde denenebilir, böylece gerçek sistemde risk alınmadan optimizasyon yapılabilir.

Bu teknolojinin temel avantajlarından biri gerçek zamanlı izleme kapasitesidir. Fiziksel sistemlere entegre edilen sensörler aracılığıyla elde edilen sürekli veri akışı, dijital ikize aktarılır. Böylece, sistemin mevcut durumu anlık olarak gözlemlenebilir ve olası arızalar büyümeden önce tespit edilebilir. Bu özellik, bakım ve işletme süreçlerinde proaktif yaklaşımları destekleyerek plansız duruşları en aza indirir ve operasyonel verimliliği

artırır. Bunun yanı sıra, dijital ikizler sayesinde farklı işletim senaryoları sanal ortamda test edilerek performans artırıcı önlemler geliştirilebilir.

Dijital ikizlerin önemli katkılarından bir diğeri, sistemin tüm yaşam döngüsünü kapsamasıdır. Tasarım, geliştirme, işletme ve bakım aşamalarının her birinde kullanılan bu teknoloji, karar vericilere daha kapsamlı ve güvenilir bilgiler sunar. Ayrıca dijital ikizler, sürekli güncellenebilen yapıları sayesinde sistemin yaşam süresi boyunca doğruluğunu korur. Böylelikle hem mühendisler hem de operatörler için sürekli bir referans noktası haline gelir.

Dijital ikizler aynı zamanda iş birliği ve veri paylaşımını kolaylaştırır. Farklı disiplinlerden mühendisler, yöneticiler ve bakım personeli aynı sanal model üzerinde çalışarak sorunlara kolektif çözümler geliştirebilir. Bu durum, iletişimi güçlendirmenin yanı sıra daha hızlı ve etkili karar alma süreçlerini de destekler.

Sonuç olarak, dijital ikiz teknolojisi, üretim ve endüstriyel süreçlerde izleme, analiz ve optimizasyon açısından devrim niteliğinde bir yenilik sunmaktadır. Gerçek zamanlı veri entegrasyonu sayesinde proaktif bakım, simülasyona dayalı optimizasyon ve daha isabetli karar alma süreçleri mümkün hale gelir. Böylece, dijital ikizler yalnızca operasyonel verimliliği ve ürün kalitesini artırmakla kalmaz, aynı zamanda kesinti sürelerini azaltır, maliyetleri düşürür ve sürdürülebilir üretim hedeflerine önemli katkılar sağlar (Mondal vd., 2024).

1.3. Yapay Zekâ Destekli Üretim Optimizasyonu

Yapay Zeka (YZ), Dördüncü Sanayi Devrimi'nde inovasyonu yönlendiren ve üretim süreçlerini dönüştüren önemli bir teknolojidir (Kashpruk vd., 2023). YZ, genellikle insan zekası gerektiren problem çözme, karar verme, konuşma tanıma ve dil çevirisi gibi görevleri yerine getirebilen bilgisayar sistemlerinin geliştirilmesini ifade eder. Endüstri 4.0'ın diğer temel teknolojileri olan büyük veri ve analitik (Soori vd., 2023), Nesnelerin İnterneti (IoT) ve bulut bilişim ile entegrasyonu, YZ'nin endüstrideki dönüşüm potansiyelini artırmaktadır (Rupp vd., 2021). YZ, üretim optimizasyonu, maliyet düşürme, kalite kontrol ve enerji verimliliği gibi alanlarda kritik avantajlar sunmaktadır (Krupnik-Worek vd., 2025; Namboodri ve Felhő, 2025).

1.3.1. Makine Öğrenmesi (Machine Learning) Uygulamaları

Üretim Sürecinde Hataların Tahmini (Defect Prediction)

Makine öğrenmesi yöntemleri, üretim hattında hatalı ürünleri zamanında tahmin ederek kalite maliyetlerini azaltmak ve verimliliği artırmak için

kullanılmaktadır. Geleneksel istatistiksel kontrol yöntemleri yerine, makine öğrenmesi modelleri çoklu sensör verisi, proses değişkenleri ve geçmiş hata kayıtlarını kullanarak gelecekteki hata olasılıklarını tahmin edebilir.

Örnekler:

- Sidharth Kiran Sankhye, (2020) çalışmasında, makine öğrenmesi yöntemleriyle üretim hattında kalite tahmini yapılmış ve denetleme süreçleri iyileştirilmiştir (Sankhye, 2020).
- Grafik tabanlı modeller, Just-In-Time hata tahmininde başarı göstermektedir (Bryan ve Moriano, 2023).
- Nadir görülen hasar türleri, CTGAN gibi jeneratif modellerle desteklenen veri artırma stratejileri ile daha doğru tahmin edilmektedir (Khosravi vd., 2024).

Avantajlar:

- Hatalı ürün oranının düşürülmesi ve yeniden işleme maliyetlerinin azalması
- Kalite kontrol süreçlerinin hedef odaklı hale gelmesi
- Hata oluşmadan önce müdahale imkânı
- Süreç iyileştirme fırsatlarının belirlenmesi

Bakım İhtiyacının Öngörülmesi (Predictive Maintenance)

Bakım maliyetleri ve beklenmedik arızalar, üretim tesislerinde önemli operasyonel riskler ve mali yükler getirir. Öngörücü bakım (predictive maintenance), makine öğrenmesi algoritmaları kullanarak ekipmanların sağlık durumunu izler ve arıza olasılığı yüksek zamanlarda bakım planlaması yapılmasını sağlar (Khosravi vd., 2024).

Bileşenler:

- Sensörlerden veri toplama (vibrasyon, sıcaklık, basınç, akım vb.)
- Veri ön işleme ve özellik çıkarımı
- Anomali tespiti ve arıza olasılığı tahmini
- Kalan faydalı ömrün (Remaining Useful Life, RUL) tahmini
- Bakım planlama ve kaynak optimizasyonu

Örnekler:

- Hosseinzadeh ve ark., (2023), üretim ortamında ML, DL ve hibrit yaklaşımların öngörücü bakım performanslarını karşılaştırmıştır (Hosseinzadeh vd., 2023).
- Transformer-Quantile Regression Neural Networks (TQRNN) ile makine arızaları bir saat öncesine kadar %70 doğrulukla tahmin edilebilmiştir (Poland vd., 2024).
- Hierarchical Temporal Memory (HTM) modeli, çevrim içi anomali tespiti ile sürekli öğrenme ve gürültüye dayanıklı tespit yetisi kazandırmıştır.

Avantajlar:

- Plansız duruş sürelerinin azalması
- Bakım maliyetlerinin düşmesi
- Ekipman ömrünün uzaması
- Bakım kaynaklarının etkin kullanımı
- Üretim hatlarında güvenilirlik artışı

Zorluklar: dengesiz veri setleri, sensör gürültüsü, veri eksikliği, modelin gerçek zamanlı entegrasyonu ve model aşınması (model degradation).

Derin Öğrenme (Deep Learning)

Derin öğrenme, çok katmanlı yapay sinir ağları kullanarak verilerden yüksek düzeyde soyutlamalar öğrenir ve özellikle büyük veri ve hesaplama gücü ile son yıllarda başarı kazanmıştır (Lanham, 2024).

Uygulama Alanları:

- Görüntü ve ses tanıma
- Doğal dil işleme
- Oyun ve robotik kontrol
- Sağlık, finans ve otomotiv sektörlerinde tahminleme

2. Sonuçlar

Endüstri 4.0'ın geniş kapsamlı bağlamında zaman serisi analizinin incelenmesi, teknolojik sinerjinin etkileyici bir anlatımını ortaya koymaktadır. Bu inceleme, Dördüncü Sanayi Devrimi'ni karakterize eden verimlilik ve inovasyonu hızlandırmada zaman serisi tahmininin temel

rolünü vurgulamıştır. Yapay zeka, nesnelerin interneti (IoT), bulut bilişim ve büyük veri analitiğinin zaman serisi analizi etrafında bir araya getirilmesi, endüstriyel otomasyon ve karar alma süreçlerinde öngörücü içgörülerin stratejik önemini vurgulamaktadır. COVID-19 pandemisinin başlangıcı, yalnızca dijital dönüşümü hızlandırmakla kalmamış, aynı zamanda karmaşık ve dinamik krizlerin yönetiminde öngörücü modellemenin kritik rolünü de vurgulamıştır. Endüstri 4.0 çağında, zaman serisi analizinin uygulanması, üretim iş akışlarını optimize etmekten öngörücü bakımı mümkün kılmaya kadar uzanmaktadır. Sıralı verilerin analiziyle ortaya çıkan yapay zekanın öngörü gücü, endüstriyel süreçlerin öngörüsünü geliştirmektedir. Bu arada, Nesnelerin İnterneti (IoT), analiz edildiğinde benzeri görülmemiş operasyonel içgörüler ve öngörüler sunan sürekli bir gerçek zamanlı veri akışı sağlar. Bulut bilişim, geniş zaman serisi veri kümelerini işlemek ve analiz etmek için gerekli hesaplama ve depolama kaynaklarını sağlayarak bu çabaları destekler ve endüstriyel sistemlerde ölçeklenebilirlik ve çeviklik sağlar. Dönüştürücü etkisine rağmen, zaman serisi analizinin Endüstri 4.0'a entegrasyonu zorluklardan muaf değildir. Karmaşık veri modellerini çözenin karmaşıklıkları gelişmiş analitik yetenekler gerektirirken, Nesnelerin İnterneti'nin entegrasyonu veri güvenliği ve sistem birlikte çalışabilirliğinde karmaşıklıklar yaratır. Bulut bilişim, zaman serisi analizlerinin bütünlüğünü ve yanıt verebilirliğini korumak için veri egemenliği ve gecikmeyle ilgili endişeleri gidermelidir. Geleceğe baktığımızda, Endüstri 4.0'ın gidişatı zaman serisi tahminindeki gelişmelerden önemli ölçüde etkilenecektir. Nesnelerin İnterneti (IoT) sistemlerinin giderek daha karmaşık hale gelmesi, daha zengin, daha ayrıntılı veriler sunarak daha ayrıntılı ve öngörücü analizlere olanak tanır. Yapay zeka alanındaki gelişmeler, zaman serisi tahminlerinin doğruluğunu artırarak endüstriyel sistemlerin öngörü yeteneklerini geliştirmeye hazırdır. Ancak, bu teknolojik ilerlemelerin yanı sıra, veri güvenliğini ve gizliliğini koruma zorunluluğu daha da belirgin hale gelmekte ve zaman serisi verilerinin bütünlüğünü korumak için güçlü stratejiler gerektirmektedir.

Kaynaklar

- Barari, A., de Sales Guerra Tsuzuki, M., Cohen, Y., & Macchi, M. (2021). Editorial: Intelligent manufacturing systems towards Industry 4.0 era. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 32(7), 1793–1796. <https://doi.org/10.1007/s10845-021-01769-0>
- Bryan, J., & Moriano, P. (2023). Graph-based machine learning improves just-In-Time defect prediction. *PLoS ONE*, 18(4), e0284077. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0284077>
- Cioffi, R., Travaglioni, M., Piscitelli, G., Petrillo, A., & Parmentola, A. (2020). Smart manufacturing systems and applied industrial technologies for a sustainable industry: A systematic literature review. *Applied Sciences*, 10(8), 2897. <https://doi.org/10.3390/app10082897>
- Debevec, M., Simic, M., Jovanovic, V., & Herakovic, N. (2020). Virtual factory as a useful tool for improving production processes. *Journal of Manufacturing Systems*, 57, 379–389. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2020.10.018>
- Demirel, E. (2018). Dijital Taylorizmin insan, üretim ve ekonomi üzerindeki etkisinin incelenmesi. *International Journal of Social Humanities Sciences Research*, 5(18), 430–438. <https://doi.org/10.26450/jshsr.382>
- Escobar, C. A., McGovern, M. E., & Morales-Menendez, R. (2021). Quality 4.0: A review of big data challenges in manufacturing. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 32(8), 2319–2334. <https://doi.org/10.1007/s10845-021-01765-4>
- Fakhar Manesh, M., Pellegrini, M. M., Marzi, G., & Dabic, M. (2021). Knowledge management in the Fourth Industrial Revolution: Mapping the literature and scoping future avenues. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 68(1), 289–300. <https://doi.org/10.1109/TEM.2019.2963489>
- Fekrisari, M., & Kantola, J. (2024). Integrating Industry 4.0 In manufacturing: Overcoming challenges and optimizing processes (Case Studies). *TQM Journal*, 36(9), 347–370. <https://doi.org/10.1108/TQM-12-2023-0411>
- Grieves, M., & Vickers, J. (2017). Digital twin: Mitigating unpredictable, undesirable emergent behavior in complex systems. In W. G. Thor-meyer, F. G. Weyerer (Ed.), *Transdisciplinary perspectives on complex systems* (pp. 85–113). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-38756-7_4
- Hossein-zadeh, A., Chen, F. F., Shahin, M., & Bouzary, H. (2023). A predictive maintenance approach in manufacturing systems via AI-Based early failure detection. *Manufacturing Letters*, 35, 1179–1186. <https://doi.org/10.1016/j.mfglet.2023.08.125>
- Hussain, S., & Jahanzaib, M. (2018). Sustainable manufacturing – An overview and a conceptual framework for continuous transformation and compe-

- tiveness. *Advanced Production Engineering and Management*, 13(3), 237–253. <https://doi.org/10.14743/apem2018.3.287>
- Iliuță, M.-E., Moisescu, M.-A., Pop, E., Ionita, A.-D., Caramihai, S.-I., & Mitulescu, T.-C. (2024). Digital Twin—A review of the evolution from concept to technology and its analytical perspectives on applications in various fields. *Applied Sciences*, 14(13), 5454. <https://doi.org/10.3390/app14135454>
- Jung, S., Kim, D., & Shin, N. (2023). Success factors of the adoption of smart factory transformation: An examination of Korean manufacturing SMEs. *IEEE Access*, 11, 2239–2249. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3233811>
- Kalsoom, T., Ramzan, N., Ahmed, S., & Ur-Rehman, M. (2020). Advances in sensor technologies in the era of smart factory and Industry 4.0. *Sensors*, 20(23), 6783. <https://doi.org/10.3390/s20236783>
- Kashpruk, N., Piskor-Ignatowicz, C., & Baranowski, J. (2023). Time series prediction in Industry 4.0: A comprehensive review and prospects for future advancements. *Applied Sciences*, 13(22), 12374. <https://doi.org/10.3390/app132212374>
- Khan, I. H., & Javaid, M. (2022). Role of Internet of Things (IoT) in adoption of Industry 4.0. *Journal of Industrial Integration and Management*, 07(04), 515–533. <https://doi.org/10.1142/S2424862221500068>
- Khosravi, I. A. H., Farhadpour, S., Grandhi, M., Raihan, A. S., & Das, S. (2024). Strategic data augmentation with CTGAN for smart manufacturing: Enhancing machine learning predictions of paper breaks in pulp-and-paper production. *Manufacturing Letters*, 41, 1312–1323.
- Komoto, H., & Masui, K. (2018). Model-based design and simulation of smart factory from usage and functional aspects. *CIRP Annals*, 67(1), 133–136. <https://doi.org/10.1016/j.cirp.2018.04.025>
- Krupnik-Worek, J., Skoczypiec, S., & Habel, J. (2025). Artificial Intelligence overview for optimizing production scheduling in a picture framing company. *Technical Transactions*, 1, 1–21. <https://doi.org/10.37705/TechTrans/e2025006>
- Lanham, M. (2024). *Evolutionary deep learning*. Manning Publications.
- Lee, C. K. M., Zhang, S. Z., & Ng, K. K. H. (2017). Development of an Industrial Internet of Things suite for smart factory towards re-Industrialization. *Advanced Manufacturing*, 5(4), 335–343. <https://doi.org/10.1007/s40436-017-0197-2>
- Mabkhot, M. M., Al-Ahmari, A. M., Salah, B., & Alkhalefah, H. (2018). Requirements of The Smart Factory system: A survey and perspective. *Machines*, 6(2), 23. <https://doi.org/10.3390/machines6020023>

- Mondal, K., Martinez, O., & Jain, P. (2024). Advanced manufacturing and Digital Twin technology for nuclear energy. *Frontiers in Energy Research*, 12. <https://doi.org/10.3389/fenrg.2024.1339836>
- Namboodri, T., & Felhö, C. (2025). AI for quality optimization in turning: A short review. *MM Science Journal*, 2025(2). https://doi.org/10.17973/MMSJ.2025_06_2025033
- Ojstersek, R., Javernik, A., & Buchmeister, B. (2023). Optimizing smart manufacturing systems using digital twin. *Advanced Production Engineering and Management*, 18(4), 475–485. <https://doi.org/10.14743/apem2023.4.486>
- Poland, D. J., Puglisi, L., & Ravi. (2024). Industrial machines health prognosis using a transformer-based framework. *arXiv*. <https://arxiv.org/abs/2411.14443>
- Reyes Domínguez, D., Infante Abreu, M. B., & Parv, A. L. (2024). Main trend topics on Industry 4.0 in the manufacturing sector: A bibliometric review. *Applied Sciences*, 14(15), 6450. <https://doi.org/10.3390/app14156450>
- Rosen, R., von Wichert, G., Lo, G., & Bettenhausen, K. D. (2015). About The Importance of Autonomy and Digital Twins for the future of manufacturing. *IFAC-PapersOnLine*, 48(3), 567–572. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2015.06.141>
- Rupp, M., Schneckenburger, M., Merkel, M., Börret, R., & Harrison, D. K. (2021). Industry 4.0: A technological-oriented definition based on bibliometric analysis and literature review. *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, 7(1), 68. <https://doi.org/10.3390/joitmc7010068>
- Sankhye, S. K. (2020). Machine learning methods for quality prediction in manufacturing inspection. [Yüksek Lisans Tezi, Iowa State University]. Iowa State University.
- Sjödin, D. R., Parida, V., Leksell, M., & Petrovic, A. (2018). Smart factory implementation and process innovation. *Research-Technology Management*, 61(5), 22–31. <https://doi.org/10.1080/08956308.2018.1471277>
- Soori, M., Arezoo, B., & Dastres, R. (2023). Artificial Intelligence, machine learning and deep learning In advanced robotics, a review. *Cognitive Robotics*, 3, 54–70. <https://doi.org/10.1016/j.cogr.2023.04.001>
- Vrabič, R., Erkoyuncu, J. A., Butala, P., & Roy, R. (2018). Digital twins: Understanding the added value of Integrated models for through-life engineering services. *Procedia Manufacturing*, 16, 139–146. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2018.10.167>
- Waibel, M. W., Steenkamp, L. P., Moloko, N., & Oosthuizen, G. A. (2017). Investigating the effects of smart production systems on sustainability ele-

ments. *Procedia Manufacturing*, 8, 731–737. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2017.02.094>

Wang, S., Wan, J., Li, D., & Zhang, C. (2016). Implementing smart factory of Industrie 4.0: An outlook. *International Journal of Distributed Sensor Networks*, 12(1), 3159805. <https://doi.org/10.1155/2016/3159805>

Wu, H., Ji, P., Ma, H., & Xing, L. (2023). A comprehensive review of Digital Twin from the perspective of total process: Data, models, networks and applications. *Sensors*, 23(19), 8306. <https://doi.org/10.3390/s23198306>