

HİBRİT İMALATTA YAPAY ZEKÂ VE VERİ ANALİTİĞİNİN ROLÜNÜN ARAŞTIRILMASI

Büşra ÇERÇER *^{ID}
Şeref ÖCALIR *^{ID}

Alınma: 21.05.2024 ; düzeltme: 06.08.2024 ; kabul: 09.09.2024

Öz: Hibrit üretim teknolojileri, otomasyon, veri analitiği ve yapay zekâ kullanımıyla endüstriyel operasyonları daha verimli, esnek ve rekabetçi hale getirmiştir. Üretimdeki kesintilerin azaltılması, ürün kalitesinin artırılması ve üretim süreçlerinin daha etkili bir şekilde optimize edilmesine olanak sağlar. Yapay zekâ ve veri analitiğinin hibrit imalata entegre kullanımı, büyük veri analizi, nesnelere interneti ve robotik sistemlerle birlikte endüstri 4.0 dönüşümünü hızlandırır ve gelecekteki potansiyeli büyük ölçüde şekillendirir. Hibrit imalat teknolojilerinin ve yapay zekânın endüstriyel uygulamalardaki rolünün yanı sıra bu teknolojilerin gelecekteki potansiyeli de yüksektir. Hibrit imalat teknolojilerinin geleceği, bu iki alanın daha fazla entegrasyonu ve yenilikçi uygulamaları ile şekillenecektir. İmalattaki bu dönüşümün detaylarını incelemek ve endüstriyel uygulamalardaki yapay zekâ etkisini anlamak için bir başlangıç noktası olacaktır.

Anahtar Kelimeler: Yapay zekâ, Veri analitiği, Hibrit imalat, Makine öğrenmesi

Investigating the Role of Artificial Intelligence and Data Analytics in Hybrid Manufacturing

Abstract: Hybrid production technologies have made industrial operations more efficient, flexible and competitive with the use of automation, data analytics and artificial intelligence. It allows reducing production interruptions, improving product quality and optimizing production processes more effectively. The integrated use of artificial intelligence and data analytics in hybrid manufacturing, together with big data analysis, the Internet of things and robotic systems accelerates the transformation of industry 4.0 and greatly shapes the future potential. In addition to the role of hybrid manufacturing technologies and artificial intelligence in industrial applications, the future potential of these technologies is high. The future of hybrid manufacturing technologies will be shaped by the further integration of these two areas and their innovative applications. It will be a starting point to examine the details of this transformation in manufacturing and to understand the impact of artificial intelligence in industrial applications.

Keywords: Artificial intelligence, Data analytics, Hybrid manufacturing, Machine learning

* Tarsus Üniversitesi, Lisansüstü Eğitim Enstitüsü, İmalat Mühendisliği Anabilim Dalı, 33400 Tarsus Mersin
İletişim Yazarı: Şeref Öcalır (serefocalir@tarsus.edu.tr)

1. GİRİŞ

Hibrit imalat, iki ya da daha fazla imalat teknolojisinin avantajlarını en iyi düzeyde birleştirilerek yeni bir imalat kurulumunun oluşturulmasıdır. Geleneksel ve geleneksel olmayan imalat yöntemlerinin birbirleri arasında ya da tek başlarına içerdiği proseslerin entegre edilmesiyle çeşitli hibrit imalat yöntemleri ortaya çıkmıştır (Tezel ve diğ., 2018). Endüstri 4.0 dönemi, bilgiyi etkin bir şekilde kullanabilen çalışanların önemini artırarak değer katan ve tüketici ihtiyaçlarına en yüksek verimlilik ve hızla yanıt veren üretim yöntemlerini temsil eder. Bu süreç, işgücü yapısını dönüştüren bir süreçtir (Çakır, 2019).

Yapay zekâ ve makine öğreniminin bilgisayar bilimleri teorisinden gerçek dünya teknolojilerine dönüşümü, dördüncü endüstriyel devrimin (Endüstri 4.0) önemli bir itici güçüdür. Bu dönüşüm, yapay zekâ/makine öğrenimi ve diğer yeni teknolojileri bir araya getirerek endüstriyi dönüştürmektedir. Dünya genelinde hükümetler ve endüstriler, yapay zekâ/makine öğrenimi teknolojilerinin stratejik önemini tanımış ve bu yeni devrimi keşfetmek ve değerlendirmek amacıyla bir dizi girişim başlatmışlardır. Bu girişimler, yapay zekâ/makine öğreniminin üretim ve endüstriyel süreçlere entegre edilmesi yoluyla fabrika zeminine getirilmesini ve bilgi teknolojisi ilerlemelerinin (örneğin Nesnelere İnterneti [IoT]) (Zhou ve diğ., 2018; Zhong ve diğ., 2017), büyük veri analitiği, kenar hesaplama ve siber güvenlik mevcut süreç otomasyon altyapısına entegrasyonunu içerir (Jagatheesaperumal, 2021). Bu tür yapay zekâ/makine öğrenimi çözümleri ile imalat endüstrisi, fabrika zeminindeki ölçüm cihazları tarafından oluşturulan büyük miktardaki veriden yararlanarak imalat verimliliğini, üretkenliğini ve sürdürülebilirliğini artırabilir (Storage Craft, 2021; Cioffi ve diğ., 2020).

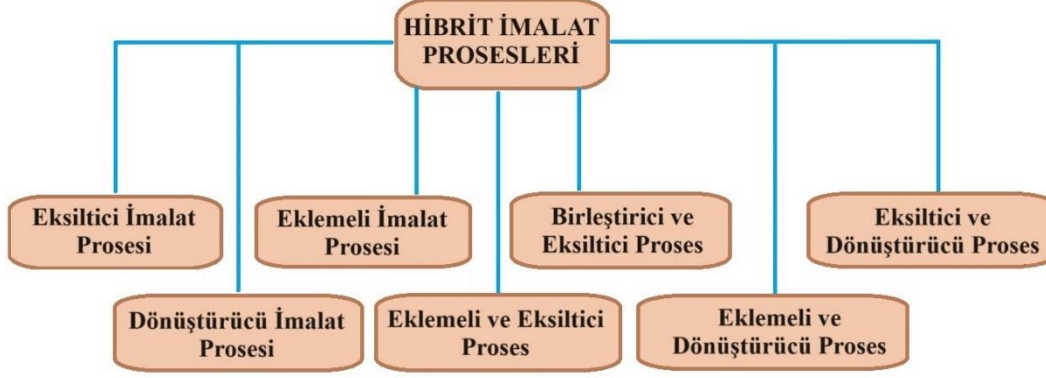
Günümüzde yapay zekâ/makine öğrenimi tabanlı çözümler, insan işgücünü tamamen otomatikleştirmek yerine onu tamamlayıcı nitelikte olması gerektiği yönündedir. Bu durum, yapılan bir ankette, üreticilerin %38'inin iş sürekliliği ile ilgili işlemlerde yapay zekânın kullanıldığı, %38'inin çalışanların daha verimli olmasına yardımcı olduğu ve %34'ünün genel olarak çalışanlar için yararlı bulduğu bildirilmiştir (AI & Machine Learning, 2021). Şu anda üretim endüstrilerinin yüksek düzeyde analitik görevlerle başlayıp fabrika zemininde otomasyonla sonuçlanacak şekilde yapay zekâ/makine öğrenimi çözümleri ile güven ve deneyim geliştiren kademeli bir süreci izlediğimize tanık olunmaktadır. Dolayısıyla, şirketlere mevcut veri üreten mevcut süreçlerde fabrika operatörleri için yararlı yüksek düzeyde analitik bilgiler elde etmelerini sağlayan yapay zekâ/makine öğrenimi çözümleri en çok arananlar olacaktır. Tasarım ve optimizasyon algoritmaları gibi karar alma sürecini destekleyen uygulamalar daha sonra ilgi odağı olacaktır. Son olarak, yapay zekâ/makine öğrenimi çözümlerinin fabrika zemininde otomasyon ve robotlarla doğrudan uyumu için önemli bir düzeyde güven oluşturulduğunda ve yerinde uzmanlık oluşturulduğunda uygulanacaktır. Ayrıca, yapay zekâ/makine öğrenimi tabanlı analitik ve karar destek uygulamalarının ölçülebilir değer sağladığını göstermesi gerekmektedir (Plathottam ve diğ., 2023).

Bu makalede, hibrit imalat teknolojilerinin ve yapay zekânın endüstriyel uygulamalardaki rolünün yanı sıra bu teknolojilerin gelecekteki potansiyeli de ele alınmıştır. Endüstri 4.0 dönüşümü, üretimde büyük bir değişimi beraberinde getirmiş ve bu değişimi yönlendiren anahtar faktörlerden biri yapay zekâ olmuştur. Hibrit imalat teknolojilerinin geleceği, bu iki alanın daha fazla entegrasyonu ve yenilikçi uygulamaları ile şekillenecektir. Bu makale, bu dönüşümün detaylarını incelemek ve endüstriyel uygulamalardaki yapay zekânın katkısını anlamak adına bir kaynak olması amacıyla derlenmiştir.

2. HİBRİT PROSESLERİN TANIMI VE BAŞLICA UYGULAMA ALANLARI

Farklı üretim teknolojilerinden iki veya daha fazla üretim operasyonunun birleştirilmesi hibrit imalat olarak tanımlanmaktadır. Hibrit üretim, karmaşık ve yüksek hassasiyetli bileşenler oluşturmak için eklemeli ve çıkarmalı üretim süreçlerini entegre eden gelişmiş bir yaklaşımdır.

Bu yenilikçi yöntem, üstün sonuçlar elde etmek için çeşitli üretim yöntemlerinin birleştirilmesini içerir (Olu-lawal ve diğ., 2024). Hibrit imalatı oluşturan her bir proses kurucu proses olarak adlandırılmaktadır. Kurucu proseslerin tümü, aynı imalat teknolojilerinden oluşması alt hibrit imalat olarak tanımlanmaktadır (Tezel ve diğ., 2018). Hibrit imalat prosesleri yedi uygulama alanına ayrılmaktadır. Bu araştırma alanlarının her biri, üretim operasyonlarının farklı kombinasyonları ile ilgilidir. Hibrit imalat proseslerine ait sınıflandırma Şekil 1’de verilmiştir (Zhu ve diğ., 2013).



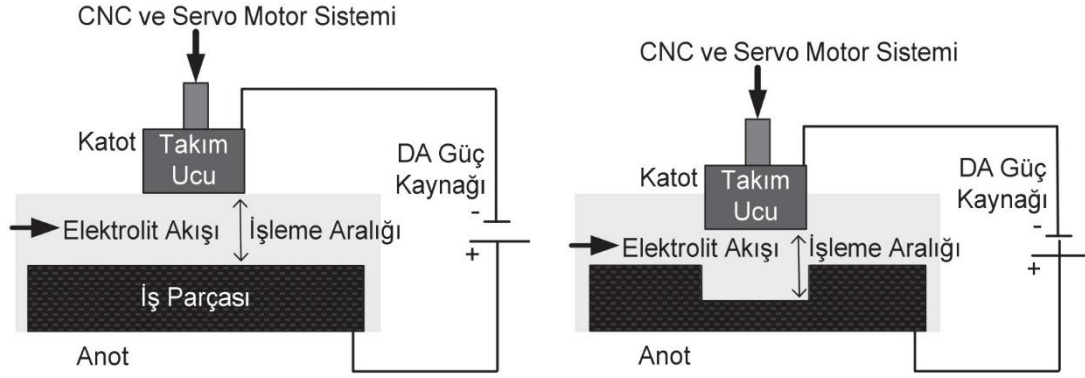
Şekil 1:
Hibrit imalat prosesleri (Zhu ve diğ., 2013)

2.1. Hibrit Eksiltici İmalat Prosesleri

Farklı hibrit proseslerin entegre edilmesine yönelik gelişmeler genellikle malzeme çıkarma oranı, yüzey bütünlüğü ve takım aşınması açısından daha yüksek performans elde etmeyi amaçlamaktadır. Bu hibrit sistemler, geleneksel üretim süreçlerinde karşılaşılan zorlukları azaltarak, karmaşık bileşenlerin yüksek hassasiyetle ve daha kısa sürede üretir ve ayrıca parçaların en az malzeme israfiyle üretilmesini sağlar. Bu proses yüksek performanslı malzemelerde talaş kaldırma oranı, yüzey hassasiyeti ve minimum takım aşınmasını elde etmeyi amaçlamaktadır (Zhu ve diğ., 2013).

2.1.1. Mekanik İşleme ve Elektrokimyasal İşleme

Bu hibrit yöntemde elektrokimyasal ve mekanik işleme eş zamanlı uygulanarak, malzeme kimyasal çözünme ile boşaltılmaktadır. İyi yüzey kalitesine sahip bir iş parçasını elektrokimyasal işleme yöntemi ile şekillendirirken, birçok malzemede pasivasyonun artması gibi problemlerle karşılaşmaktadır. Bu yöntemde iş parçası üzerindeki kimyasal reaksiyonları hızlandırmak ve bölgesel malzeme boşaltma oranını artırmak amaçlanır (Shrivastava ve diğ., 2014). Şekil 2.’de elektrokimyasal işlemede elektrolitik hücrenin çalışma prensibi şematik olarak verilmiştir (Önel, 2014).



Şekil 2:
Elektrokimyasal işlemede elektrolitik hücre (Önel, 2014)

Elektrokimyasal ve mekanik parlatma işlemleri yarı iletkenlerin parlatılması için kullanılmaktadır. Yöntemde bakır iyonunun bir elektrolit içinde elektrokimyasal olarak çözüldüğü ve ardından tek bir makinede mekanik parlatmanın yapıldığı bildirilmiştir (Rech ve Grzesik 2023). Diğer bir çalışmada elektrokimyasal işleme ve taşlama ile küçük deliklerin mekanik-elektrokimyasal işlenmesini sağlanmıştır. Elektrokimyasal işleme, taşlama ekipmanlarının içinin işlenmesinde de kullanılmıştır (Zhu ve diğ., 2013).

Sun ve Toyserkani elektroparlatma, ultrasonik titreşim ve aşındırmanın birleşimini içeren yeni bir hibrit yüzey bitirme tekniği tasarlanmıştır. Lazer toz yatak füzyonu yoluyla üretilen Ti6Al4V parçalar üzerinde yeni hibrit bitirme yöntemlerinin uygulanabilirliğini araştırmak için ön deneyler yürütülmüştür. Ultrason ve aşındırmanın birleşimi olan elektroparlatma, hibrit bitirme ve proses optimizasyonu yapmışlardır. Voltajın, elektrotlar arası boşluğun, sıcaklığın, ultrasonik genliğin, aşındırıcı konsantrasyonunun ve işlem süresinin etkilerini incelemiş ve optimize etmişlerdir (Sun ve Toyserkani, 2024).

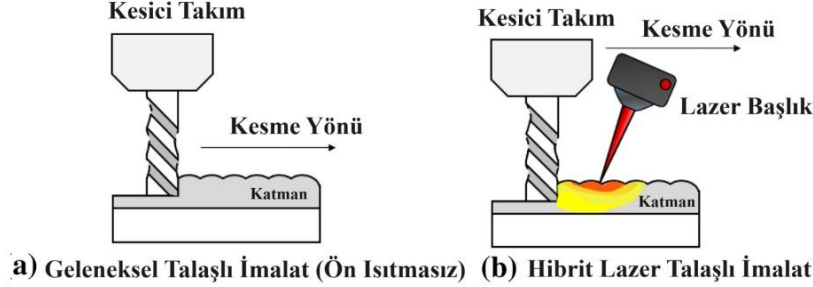
2.1.2. Mekanik İşleme ve Elektro Erozyon İşleme

Elektro erozyon işleme, süper alaşımlar, seramikler ve hem makro hem de mikro düzeyde karmaşık şekillere sahip kompozitler gibi kesilmesi zor malzemeleri işlenmesinde başarıyla uygulanır. Ancak uygulama elektriksel olarak iletken malzemelerle sınırlıdır. Diğer sınırlamalar arasında düşük malzeme eksiltme (talaş kaldırma) oranı, yüksek takım aşınması, yeniden katman oluşumu, koniklik, aşırı kesme ve boyutsal toleranslarda hatalar oluşabilmektedir. Bu tür sınırlamaların üstesinden gelmek için, elektro erozyon işleme mekanizması bir veya daha fazla diğer işleme/fiziksel/kimyasal işlemin mekanizmasıyla birleştirilerek hibrit işleme yöntemi kullanılabilir. İki bileşenli işleminin mekanizması, aynı anda veya sırayla uygulanabilir (Singh ve diğ., 2024). Tufail ve diğ. (2024) çok darbeli elektro erozyon işleminin frezeleme veya taşlama ile birleştirilmesi gibi hibrit işlemlerin kullanımının işleme parametrelerini iyileştireceğini bildirmişlerdir. Ayrıca, elektro erozyon işleminin ultrasonik titreşimle beraber kullanımının hem yüzey pürüzlülüğünü hem de dielektrik sıvı temizliğini iyileştirerek işlem etkinliğini ve verimliliğini artıracığını belirtmişlerdir.

2.1.3. Lazer Destekli Mekanik İşleme

Woo ve diğ. (2020) çalışmalarında, Şekil 3'te gösterildiği gibi, Ti-6Al-4V alaşımının işlenmesinde hibrit lazer destekli imalatı son işlem basamağı olarak kullanmışlardır. Yöntemde, bir lazer ışını kesici takımın önünde malzemeyi bölgesel olarak ısıtmak ve yumuşatmak için kullanılmıştır. Geleneksel işleme yöntemiyle karşılaştırıldığında, lazer destekli imalat, kesme

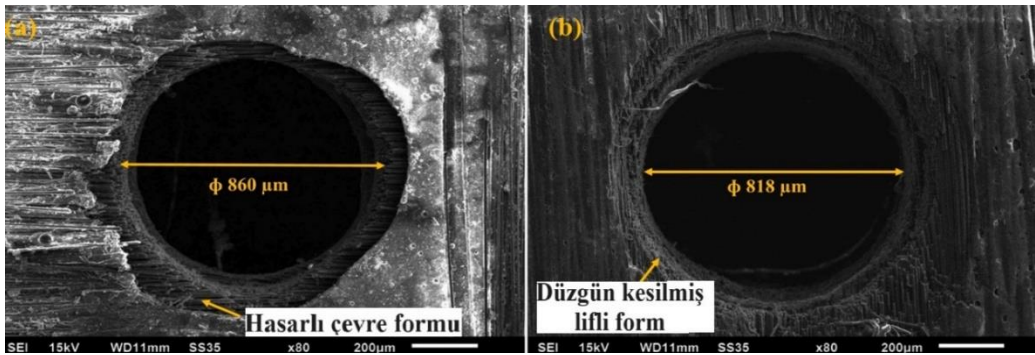
kuvveti ve özgül kesme enerjisinde azaltma, daha uzun takım ömrü ve iyi yüzey kalitesi sağlaması ve ayrıca malzeme çıkarma oranında iyileştirmeler gibi üstün işleme özelliklerine sahiptir. Bu nedenle yöntem yeşil bir hibrit işleme yöntemidir.



Şekil 3:
Eksiltici (talaşlı) imalat ve hibrit lazer eksiltici imalat (Woo ve diğ., 2020)

2.1.4. Lazer Destekli Elektro Erozyon İşleme

Lazer destekli elektro erozyon, lazerle işleme ve elektro erozyon işleminin sıralı bir şekilde kullanıldığı hibrit bir süreçtir. İlk olarak lazerle işleme yöntemi kullanılarak taslak çizilir daha sonra son işlem olarak elektro erozyon işleme yöntemi kullanılır. Bu proseslerin amacı, lazerden etkilenen bölgede oluşan deformasyonu gidermek ve üretim zamanını azaltmaktır (Grzesik ve Ruszaj, 2021). Sing ve diğ. (2020) yaptıkları çalışmada, elektro erozyon yönteminin işlem kabiliyetini lazer yardımıyla geliştirmişlerdir. Lazer destekli elektro erozyon işleminin aşırı kesme ve delik konikliği gibi hatalar üzerindeki etkisini araştırmışlardır. Düşük enerjili lazer marifeetiyle elektrolitin lokal ısıtılması sağlanarak işlemi gerçekleştirmişlerdir. Çalışmalarında karbon fiber takviyeli polimer kompozit kullanmışlardır. İşlemede takım çapı, takım hareket hızı, takım dönüşü ve görev döngüsü olmak üzere dört giriş parametresiyle parçalar işlenmiştir. Araştırmalarında, aşırı kesme ve delik konikliğinin lazer yardımıyla yaklaşık %10-12 oranında azaldığını bulmuşlardır. Lazer destekli elektro erozyonla işlenen mikro delik, deliğin daireselliği, boyutsal doğruluk ve yüzey hasarları açısından üstün işleme kalitesi sergilemiştir. Şekil 4.'te lazer kullanılmadan ve lazer kullanılarak işlenen mikro delik yapısı verilmiştir.



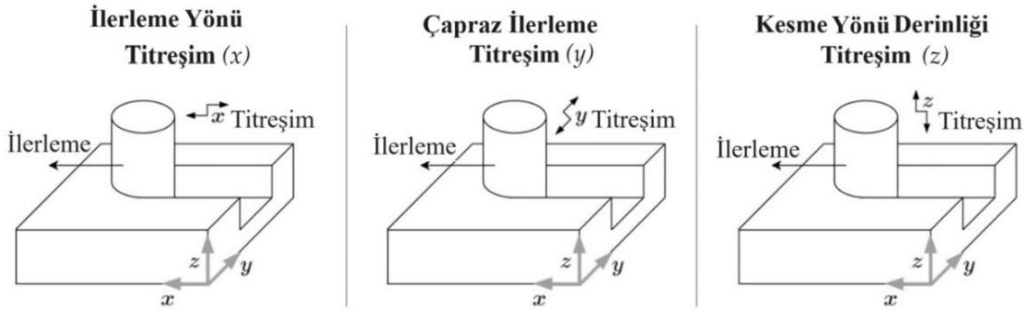
Şekil 4:
Erozyon yöntemiyle işlenmiş mikro delik yapısı a) Lazer kullanılmayan, b) Lazer destekli (Sing ve diğ., 2020)

2.1.5. Elektro Deşarj İşleme ve Elektro Kimyasal İşleme

Sharma ve Dvivedi (2023) eşzamanlı elektrokimyasal ve elektro erozyon işleme tabanlı yöntem kullanarak, anodik çözünme ve elektrokimyasal deşarjların sinerjik etkisiyle yüksek işleme hızı ve daha iyi genel delik daireselliđi elde etmişlerdir. Elde edilen sonuçlar, hibrit sürecin sırasıyla elektrokimyasal işleme ve elektro erozyon işleme ile karşılaştırıldığında yaklaşık %141 - %261 daha yüksek işleme hızı ve %1,23 - %3,78 daha iyi delik daireselliđi elde edildiđini bildirmişlerdir. Genel olarak, eşzamanlı elektrokimyasal ve elektro erozyon işleme, yüksek işleme hızı, üstün yüzey kalitesi, sürdürülebilirlik, çevre dostu olması ve ilave bitirme işlemlerine olan ihtiyacın ortadan kaldırılması ile yeni nesil hibrit bir üretim süreci olduđunu belirtmişlerdir.

2.1.6. Ultrasonik Destekli Mekanik İşleme

Ultrasonik destekli mekanik işleme, geleneksel işleme yöntemlerine kıyasla, iyileştirilmiş işleme parametreleri, azaltılmış kesme kuvvetleri, daha uzun takım ömrü ve iyileştirilmiş yüzey kalitesi gibi çeşitli avantajlar sunar. İmalat sürecinde talaş kırılmasını kolaylaştırması ve çapak oluşumunu azaltma yeteneđi ile hassas üretim uygulamalarında faydalıdır ve işlenmesi zor malzemeleri işleme potansiyeli onu, işleme teknolojilerinde umut vadeden bir alternatif haline getirmiştir. Ultrasonik destekli mekanik işleme özellikle havacılık ve uzay endüstrileri gibi ileri imalat gereksinimi olan alanlarda yoğun kullanılan titanyum alaşımları, inconel, kompozitler ve seramikler gibi kesilmesi zor malzemelerin işlenmesinde çeşitli avantajlar sunar. Şekil 5.'te frezelemede ultrason destekli titreşimle işlemeye örnek şematik çizim verilmiştir. Sırasıyla x, y ve z eksenleriyle gösterilen birincil kesme (ilerleme), çapraz ilerleme ve kesme derinliđi yönlerindeki titreşimi ifade eder (Martins ve Puga, 2023).

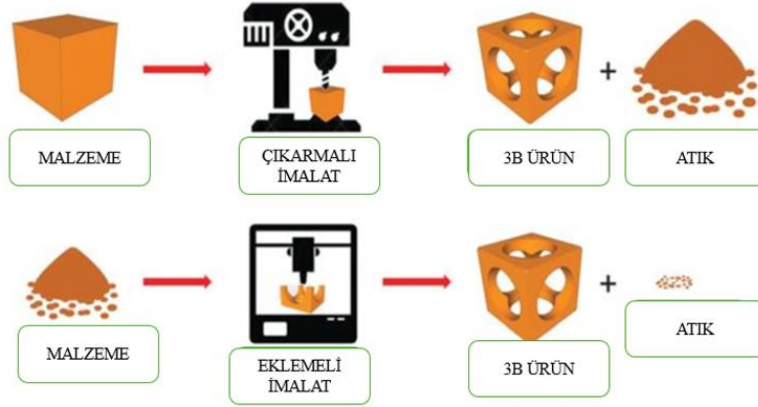


Şekil 5:

Frezeleme işleminde üç koordinat eksenine titreşim uygulaması (Martins ve Puga, 2023).

2.2. Hibrit Eklemeli ve Eksiltici Prosesler

Hibrit eklemeli imalat prosesi, katmanlı imalat prosesi ile farklı imalat proseslerinin birleştirilmesinden oluşmaktadır. Son yıllarda lazer kaplama ve ark kaynađı biriktirme prosesleri ile oluşan hibrit imalat büyük ilgi görmektedir (Powell ve diđ., 2023). Eklemeli imalat, 3B tasarım verilerinin kullanılarak malzemelerin üst üste katmanlar halinde eklenmesiyle nesnelerin üretildiđi bir yöntemdir. Bu yöntem, medikal, otomotiv, savunma, havacılık, inşaat ve gastronomi gibi çeşitli sektörlerde kullanımın artmasıyla önem kazanmıştır. Eklemeli imalat, geleneksel imalat yöntemleri ile üretilmesi mümkün olmayan karmaşık parçaların üretiminde avantaj sağlar. Şekil 6.'da eklemeli ve çıkarmalı imalat prosesinin uygulaması şematik olarak verilmiştir (Chen ve diđ., 2020).



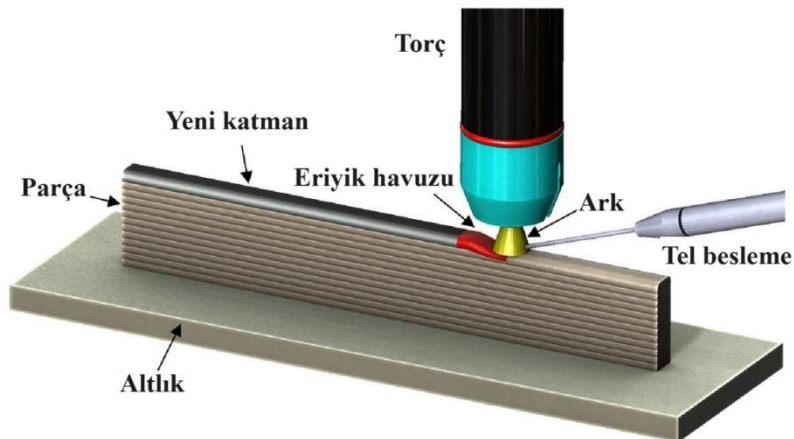
Şekil 6:
Eklemeli ve çıkarmalı imalat prosesinin uygulaması (Chen ve diğ., 2020)

Hibrit yöntemde, eklemeli imalat kullanılarak parçanın nihai şekline yakın bir geometri oluşturulur. Oluşturulan bu parçaya çıkarma prosesleri uygulanarak istenen hassasiyette net geometri elde edilir. Hibrit eklemeli ve çıkarmalı imalat yöntemi bu prosesleri bir arada kullanan imalat yöntemidir (Smith ve diğ., 2024).

2.2.1. Tel Ark Kaynağı ve Mekanik İşleme

Tel ark eklemeli imalat, tel formunda olan hammaddenin bir elektrik ark (ısı kaynağı) kaynağı yardımıyla ergitilerek katmanlar oluşturularak biriktirilmesiyle parçanın eklemeli olarak üretilmesidir. 1925 yılında metal süs eşyalarının imalatında bu yöntem ilk kez kullanılmıştır fakat eklemeli imalatta kullanılmasına yönelik araştırmalar 1990'lı yıllardan bu zamana kadar yürütülmektedir.

Günümüzde de son hızla araştırmalara devam edilen bu yöntem birçok mühendislik malzemelerini hammadde kaynağı olarak kullanmaktadır. Örnek olarak havacılık sektöründe, çelik, titanyum ve alüminyum alaşımları, inşaat sektöründe ise östenitik paslanmaz çelik önemli ölçüde kullanılmaktadır (Wu ve diğ., 2018). Tel ark eklemeli imalatı ile parça üretiminin şematik gösterimi Şekil 7'de verilmiştir (McAndrew ve diğ., 2018).



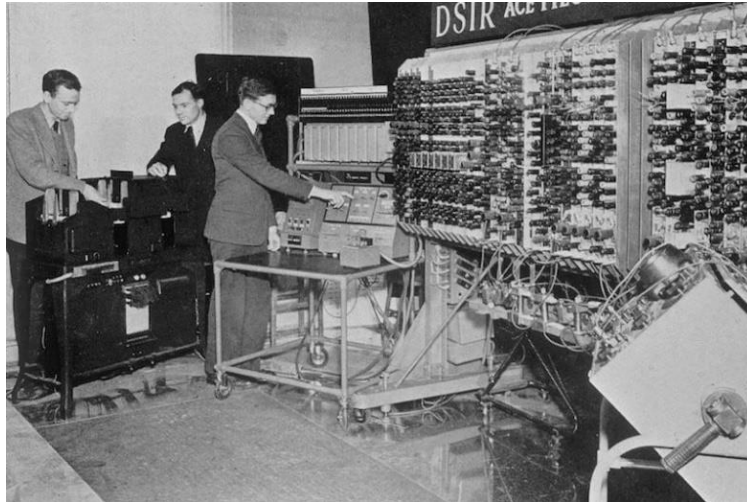
Şekil 7:
Tel ark eklemeli imalatı ile parça üretimi (McAndrew ve diğ., 2018)

Tel ark eklemeli imalat yönteminde Ti-alaşımaları başta olmak üzere Al-alaşımaları, Ni-esaslı süper alaşımlar yaygın şekilde kullanılmaktadır. Mekanik özellikler malzeme mikroyapısı ve bileşimi ile ilgilidir. Tel ark eklemeli imalatı ile üretilen ürünlerin mikro yapısı ve özellikleri direk olarak malzeme, katmanlar arası soğuma süresi, ısı girdisi, tel besleme hızı gibi proses parametrelerine bağlı olmakla birlikte bu parametrelerin üretilecek olan parçanın istemlerine uygun şekilde ayarlanmasıyla parçada oluşabilecek hasarların önüne geçilebilmektedir (Güler ve diğ., 2022). Titanyum alaşımları yüksek mukavemet/ağırlık oranlara sahip olması, yüksek maliyetinden ötürü daha çok havacılık ve uzay endüstrisinde tercih edilmektedir.

Ülkemizde de havacılık ve uzay arařtırmalarına yapılan maddi desteğin fazla olmasıyla yüksek maliyet tolere edilebilmektedir. Tel ark eklemeli imalat prosesinde kullanılan Ti-6Al-4V bileşeninin mikro yapıları, biriktirme işlemi boyunca genellikle karmaşıktır, Bu yöntem lazer kaplama ve mekanik imalata benzerdir. Farklı malzemelerin biriktirilmesi için iki gaz metal ark kaynağı tabancası ve CNC (bilgisayarlı sayısal kontrol) frezeleme işlemleri birlikte kullanılmaktadır. MIG ve MAG ve yüzey frezeleme ile parçanın her bir dilimi işlenmektedir. Her katmanın yüzeyinde frezeleme yapılması üretim zamanını önemli ölçüde azaltmıştır (Güler ve diğ., 2022).

3. YAPAY ZEKÂ VE MAKİNE ÖĞRENİMİ KAVRAMLARININ İNCELENMESİ

Alan Mathison Turing, İkinci Dünya Savaşı zamanında “Bombe” adını verdiği, ilk tam otomatik olarak kod kırma makinesini icat etmesiyle savaşın seyrini değiştirmiştir (Acar, 2020). Alan Turing ve birçok arařtırmacı birbirlerinden bağımsız bir şekilde İkinci Dünya Savaşından sonra yapay zekâ üzerine çalışmalarını başlatmıştır. Alan Turing, 1948’de ilk kez yapay zekâyla alakalı çalışması, yapay zekâyla bilgisayar programlarının bir araya getirilmesi akıllı makineler fikrinin doğumu olarak kabul edilebilir (Avalle vd., 2023). Alan Turing 1900’lerin ortasında yayınladığı “Bilgi İşlem Makineleri ve Zekâ” makalesinde “Makineler düşünebilir mi?” sorusunu detaylıca ele almaktadır. “Makine” ve “düşünmek” kelimelerinin bir araya getirilmesine dayanarak açıklamalar yapan Turing yapay zekânın düşünsel temellerini ortaya koymuştur (Gürsoy, 2024). Turing bir bilgisayar bilimcisi olarak 1936’da ilk bilgisayar diyebileceğimiz Evrensel Turing Makinesi fikrini geliştirdi. Alan Turing bilgisayar bilimleri üzerindeki çalışmalarına ait fotoğraf Şekil 8’de verilmiştir (AB Proje Yönetimi, 2023).



Şekil 8:

Alan Turing çalışma görseli (AB Proje Yönetimi, 2023)

Yapay zekâ (YZ) ve makine öğrenimi (MÖ) modern bilgisayar bilimlerinin önemli alanlarından birini oluşturur ve birbirleriyle ilişki içinde çalışmaktadır. Yapay zekâ, bilgisayarlar

ve diğer akıllı makinelerin insan benzeri düşünme ve problem çözme yeteneklerini taklit etmeye yarayan bir bilim dalıdır. Yapay zekâ, makinelerin karmaşık görevleri yerine getirebilmesi, öğrenme yeteneğine sahip olması, dil anlama ve üretme yetenekleri gibi olguları bünyesinde barındırmaktadır. Yapay zekâ, bilgisayarların "zekâ" veya "akıl" sergilemesi amacıyla kullanılan bir dizi algoritma, model ve teknolojiye dayanmaktadır (Öztürk ve Şahin, 2018; Rzevski, 2024).

4. VERİ ANALİTİĞİ VE BÜYÜK VERİ İŞLEME KAVRAMLARI

Büyük veri, bütün farklı veri yapılarını kullanarak, ilk olarak Michael Cox ve David Ellsworth tarafından 1997 senesinde yapılan 8. IEEE Görüntüleme Konferansı'nda (Proceedings of the 8th Conference on Visualization) "Application-Controlled Demand Paging for Out-of-core Visualization" isimli çalışmada tanıtılan bir kavramdır. Büyük veri oldukça geniş, son derece karmaşık ve aynı zamanda çok dinamik bir yapıya sahiptir. Microsoft gibi standart olan bir yazılımla yönetilemeyecek kadar büyük olabilir, terabaytlar, petabaytlar gibi büyük ölçeklerde ifade edilebilir (Vassakis ve diğ., 2018; Bilik ve Aydın, 2018). Büyük veri analitiği basitçe, büyük veri üzerinde uygulanan gelişmiş analiz tekniklerini tanımlamak için kullanılır (Egwim vd., 2024). Oldukça yüksek hızda veri yakalama, keşif ve analiz olanağı sağlayarak, ekonomik değer elde etmek için tasarlanmış yeni nesil teknolojiler ve mimarileri ifade etmektedir (Mikalef ve diğ., 2018).

Büyük veri analitiği, kaynak temelli ve dinamik yetenekler odaklı yaklaşımların birleşimiyle işletmelerin rekabet üstünlüğünü artıran kritik bir unsurdur. Büyük veri analitiği yetenekleri, işletmelere eşsiz, seyrek, çoğaltılamaz ve yerine konulamaz beceriler sunarak büyük veri üzerinde derinlemesine analiz yapmalarını ve veri odaklı kararlar almalarını sağlayarak geleceğe dair planlarını ve stratejilerini daha etkin bir şekilde geliştirmelerine yardımcı olur. Ayrıca, daha kesin analizler yaparak sürdürülebilir rekabet üstünlüğü sağlamalarına katkı sağlar. Günümüzde şirketler, rekabet üstünlüğü kazanmak için büyük veriye odaklanıyor ve bu veri kümelerine erişip çeşitli istatistiksel analiz teknikleriyle veriyi işleyerek işletmelere önemli faydalar sunuyor (OCI, 2024).

5. HİBRİT ÜRETİM VE YAPAY ZEKÂ ENTEGRASYONUNUN ÖNEMİ

Yapay zekâ alanında, 1950 yılından beri yapılan çalışmalar sonucunda artık belirgin ilerlemeler kaydedilmeye başlanmıştır. Yapay zekanın alt alanları arasında problem çözme, doğal dil işleme, robotik, bulanık mantık, uzman sistemler ve yapay sinir ağları gibi dallar bulunmaktadır. Her alt dal, genelde insan davranışı ve düşünce yöntemlerinden birini temel olarak ele almaktadır (Kayıran, 2021). Yapay sinir ağlarının endüstrideki bazı uygulamalarına örnek olarak üretim sistemlerinde, Robot ve kontrol sistemlerinin otomatikleştirilmesi, üretim süreçlerinin kontrolü, kalite kontrolü, montaj hattında parça seçimi gibi üretimde yapay zekâ entegrasyonları yapılmaktadır (Cañas vd., 2022).

ABD'li kurumsal danışman Warren G. Bennis, "Geleceğin fabrikasında iki çalışan olacak: insan ve köpek. İnsanın yapması gereken görevi köpeği beslemek olacak. Köpeğin görevi ise insana otomatik sistemlere dokunmaktan vazgeçirmektir." dedi (BrainyQuote, 2021). Birçok sanayici ve uzman, Endüstri 4.0'ın bu şekilde olacağını umuyor ve hayal ediyor. Keskin kenarlı yapay zekâ araçları kullanılarak, Endüstri 4.0, üretim ve dağıtım süreçlerini insan faktörlerinin motive edici yönleri tarafından desteklenen bir devrim yapacaktır (Cañas vd., 2022). Zamanla, insanlar, çoğunlukla üretimin denetimi, ürünlerin kalite güvencesi ile bağlantılı olan rolleri üstlenecek, zorlayıcı ve ağır kaldırma görevleri, yalnız veya insan bir ortakla iş birliği içinde çalışacak robotlara bırakılacaktır. Birçok kişi için, insanlar ve robotlar arasındaki denge başarının anahtarıdır, ancak bu kavram hala çok zor bir zorluktur (Bragança ve diğ., 2019). Bu nedenle, insan-robot iş birliği (HRC) alanına önemli bir odaklanma yapılmıştır ve dünya çapındaki birçok akademik ve endüstriyel laboratuvar, HRC konseptini çalıştırmak için farklı yolları denemektedir

(Avalle ve diğ., 2019; Matheson ve diğ., 2019). Birçok arařtırmacı, HRC'nin başarılı olması için insan-bilgisayar etkileşimi (HCI) arayüzü ve robot ile robot operatörü arasındaki doğru görev bölümünün iyi dengelenmiş ve çok sezgisel olması gerektiğine inanıyor, ancak bu konu hala arařtırılmakta ve bu erken aşamada henüz geçerli bir endüstriyel kullanım yok (Petrucek ve diğ., 2020).

Şu anda arařtırılan önerilen çözümlerden biri, konuşma komutu tanıma, el hareketi tanıma ve vücut hareketi tanıma sistemleri gibi daha fazla teknoloji arasında çoklu modalite birleşim sistemidir. Bu tür bir sistemin amacı, insan içgüdüğü ile robot hassasiyeti arasındaki doğru dengeyi bulmaktır (Liu ve diğ., 2018). İmalat, dünya genelinde arařtırmacılar ve mühendisler tarafından otomasyonlaştırılmaya çalışılan işgücü yoğun olan bir faaliyettir. Önceleri otomasyon, işlem hızını ve esnekliğini artırmak için bir araç olarak algılanmaktaydı. Otomasyonun gelişmesiyle, buhar gücüyle çalışan motorlar ve bu mekanizmaların elektrifikasyonu, birinci ve ikinci sanayi devrimlerinde görülmekteydi. Üçüncü sanayi devriminde ortaya çıkan bilgisayarlar ve robotlar ve daha hızlı bir üretim sistemine olanak sağlamaktaydı. Otomasyon sistemlerinin kodlanması zor olmaktadır çünkü makinelerin endüstriyel çevreye bakılmaksızın tekrarlayan görevleri gerçekleştirmesi gerekmektedir. Makinelerin performansını, işlem kalitesini veya üretim hacmini izlemek için bir yol yoktu. Bu yokluk devrimin sonraki aşaması olan Endüstri 4.0, üretimde bir paradigma değişikliğine yol açan yapay zekâ ve makine öğreniminin ortaya çıkmasına olanak tanımaktaydı (Ortt ve diğ., 2020).

Üretim otomasyonu konusunda yapay zekâ, üretim hattındaki işlemleri otomatikleştirebilmekte ve insan müdahalesini minimumda tutabilmektedir. Hibrit üretimdeki asıl amaçlardan birisi, birden fazla prosesi tek bir teknolojide toplayarak insan müdahalesini en aza indirmektir ve bunun yolu şüphesiz veri analitiğiyle beraber yapay zekâ entegrasyonundan geçmektedir. Böylece, işçilik maliyetlerini azaltabilir ve hataları önlenmektedir. Öte yandan yapay zekâ, talep tahminleri ve üretim planlaması için büyük veri analizi yapabilmektedir. Bu imal edilen ürünlerin stoğunu optimize edildiğinden dolayı verimliliği artırabilir ve ihtiyaç anında müşteriyi bekletmeden ürün teslim edilmesi müşteri memnuniyetini artırabilmektedir (Mehmet, 2021).

Yapay zekâ (YZ) ve veri analitiği, hibrit imalat alanında önemli avantajlar sağlayarak kullanımını yaygınlaştırmaktadır. Hibrit üretim proseslerinde sensörler ve IoT (Nesnelerin İnterneti) cihazları kullanarak büyük miktarda veri toplanmaktadır. Üretim sektörü, şu anda genel verimliliği artırmak için büyük veri ve IoT (Endüstriyel İnternet of Things) ile gelişmiş MÖ/DÖ (Makine Öğrenimi/Derin Öğrenme) algoritmalarını kullanmaktadır (Rathee vd., 2020).

Veri, süreç/makine/sistemden sensörler aracılığıyla elde edilir. Sensör seçimi uygulamaya bağlı olacaktır ve birden fazla sensörün olması tercih edilir. Elde edilen veriler işlenerek özellikler hesaplanır, bu özellikler süreç/sistem/makinenin belirgin ve dolaylı göstergeleri olacaktır. Bir bilgi tabanı, özelliklerin düzenlenmesiyle oluşturulur ve kenar sunucuda saklanır. Bilgi tabanı, sürecin/sistemin/makinanın performansı hakkında tarihsel bilgiler içerir ve girişler ile çıkışlar arasındaki ilişki hakkında bilgi sağlar. Veri güvenliği ve mahremiyeti, yapay zekâ kullanımıyla ciddiye alınması gereken başka bir diğer mezuudur. Hassas üretim verilerinin korunması kritik bir öneme sahiptir. Çünkü işletmenin kendisi için özel oluşturduğu hibrit imalat modelinin başka firmalara açılması rekabetçi piyasada o işletmeyi olumsuz yönde etkilemektedir. Yapay zekâ, enerji tüketimini optimize ederek ve atık üretimini azaltarak sürdürülebilirlik hedeflerine katkı sağlamakta olup hibrit üretimin yeşil üretim esaslarına dayandırılmasına yardımcı olmaktadır (Mypati vd., 2023).

6. YAPAY ZEKÂ VE VERİ ANALİTİĞİNİN HİBRİT İMALATTA KULLANIM YERİ

Üretim sektörü, şu anda genel verimliliği artırmak için büyük veri ve IIoT (Endüstriyel İnternet of Things) birlikte gelişmiş MÖ/DÖ (Makine Öğrenimi/Derin Öğrenme) algoritmalarını kullanmaktadır (Rathee ve diğ., 2021). Mevcut durum veri odaklıdır. Bununla birlikte, dinamik koşullar ve çevresel belirsizliklerle başa çıkmak zor olmaktadır. Etkin üretim, üretim ortamının

belirsizliklerine karşı uyum sağlayan çözümler bulmayı hedeflemektedir (Iarovyi ve diğ., 2015). Bilişsel yapay zekâ, sadece sınırlı bir veri miktarını öğrenmek için kullanılmaktadır. Bir bilişsel sistem, uygun dinamikler ve mantık ile duyuşsal ve teşhis verilerini işlemelidir (Dumitrache ve diğ., 2019).

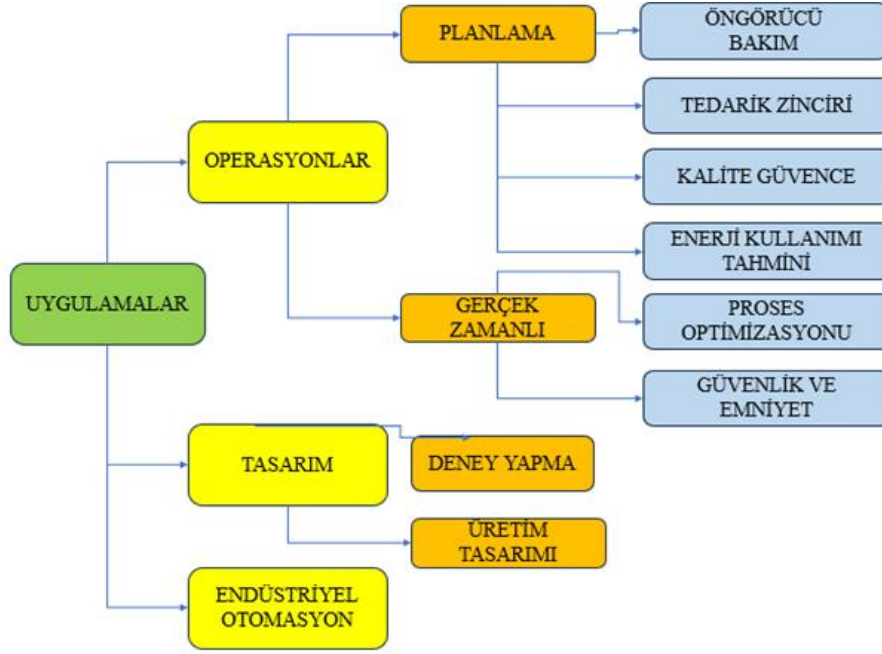
Eklemeli imalat (Eİ) sürecinde, karmaşık şekiller için CAD modellerinin tanıtılmasıyla üretim süreci dijitalleştirilir. Parçanın tasarım kodu, kodun daha hızlı geliştirilmesi ve uygulanması için bir CAM aracı kullanılarak elde edilir. Daha sonra, nozül hareketinin zamanını azaltmak için kod optimize edilir. Bu kod daha sonra sayısal denetim (NC) makinesine beslenir ve geleneksel Eİ süreci tekrarlanır. Eİ'nin dijitalleştirilmesinin geleneksele göre ana avantajı, karmaşık şekil yapılarının üretilebilmesi, herhangi bir karmaşık yapı için kodun daha hızlı geliştirilmesi ve optimum malzeme tüketimi ile doğru tasarımın gerçekleştirilmesidir. Bir 3B tarayıcı, herhangi bir verilen geometrinin hassas ve boyut olarak doğru bir şekilde basılmasını sağlayan bir son işlemci olan CAD ile entegre edilir.

Dijital Eİ süreci, izleme ve kontrol için her kritik konumda çeşitli sensörlerin entegre edildiği otomatik Eİ'ye dönüştürülür. Veriler, baskı sürecinin gerçek zamanlı analizi için buluta iletilir. Baskı sırasında oluşan hatalar duyuşsal verilerden tespit edilir ve geri bildirim eksene gönderilir (Mypati vd., 2023,).

Bazı çalışmalar, kaynakların en verimli kullanımını sağlamak amacıyla işlem parametrelerinin optimizasyonunu gerçekleştirmek için genetik algoritma (GA) ve diferansiyel evrim (DE) algoritmalarını kullanan faydaları araştırmaktadır. Bir çalışmada GA ve DE tekniklerinin kaynaklama işleminde maksimum biriktirme verimliliğine ulaşmak için en iyi işlem parametre kombinasyonunu belirlemek için uygulandığı gösterilmiştir (Pal ve diğ., 2011). Bu özellikle ilgi çekicidir çünkü biriktirme verimliliği birkaç ayara bağlıdır. Deneysel sonuçlar, bunun tepe gerilimi, darbe frekansı, darbe süresi, meşale açısı ve diğer faktörlere bağlı olduğunu göstermektedir. Bu nedenle, her faktörün etkisini belirlemek için büyük sayıda deney yapmak ve karar vermek karmaşıktır. Bunun yerine, araştırmacılar en iyi ayarları belirlemede yapay zekâ algoritmalarının uygulanabilirliğini göstermişlerdir. Söz konusu çalışmada, DE optimizasyonunun GA tekniğine kıyasla en iyi ayar kombinasyonunu ürettiği bulunmuştur. Bu, DE'nin GA tarafından elde edilmeyen gizli çözümleri tanımlamasının nedeni olarak belirlenmiştir. DE tekniğinin GA'da kullanılan basit mutasyon yerine farklılık mutasyonunu kullanmasının rastgele doğası sayesinde olduğu belirtilmiştir (Mypati ve diğ., 2023).

Hibrit imalat endüstrisinde sıklıkla kullanılan kaynaklar imalat yöntemleri, görüntü işleme tekniklerinin kullanılarak özellikle kaynak kalitesi kontrolüne odaklanmıştır (Bhat ve diğ., 2015; Ranjan ve diğ., 2016). Kaynak robotları, üretkenliği artırmak için endüstride yaygın olarak kullanılmaktadır. Bu nedenle, robotların kaynak ortamına uyumlu olması beklenmektedir.

Gao ve diğ., (2012) yaptıkları çalışmada, kaynaklı birleştirmelerden elde edilen görüntüleri, temel görüntü ön işleme adımlarından geçirilerek, segmentasyon, iyileştirme ve ikili hale getirme gibi adımlar uygulanmıştır. Daha sonra, ön işlenmiş görüntülerden özellikler çıkarılmış ve bu özellikler, robot hareketi için servo motorları kontrol etmek için kullanılmıştır. Ark kaynağına ek olarak, dikiş takibi, lazer kaynağı işlemi için de hayati öneme sahiptir. Plathottam ve diğ., (2023) çalışmalarında, gerçek zamanlı kızılötesi görüntüleme kullanarak dikiş konumunu elde etmiş ve dikiş merkezi ile lazer ışını odak arasındaki sapmayı ölçmüştür. İmalat sektöründe yapay zekâ ve makine öğrenmesi uygulamaları Şekil 9.'da şematik olarak verilmiştir.



Şekil 9:

İmalat sektöründe yapay zekâ ve makine öğrenmesi uygulamaları (Plathottam ve diğ.,2023)

7. YAPAY ZEKÂ VE VERİ ANALİTİĞİNİN HİBRİT İMALATIN TEKNOLOJİK VE ENDÜSTRİYEL SON GELİŞMELERİ

Hibrit imalat proseslerindeki sensörler, ölçüm yaptıkları fiziksel veya kimyasal parametreleri belirler ve bu verileri elektronik olarak kaydetmektedir. Sensörler, sıcaklık, nem, basınç, hız, titreşim, manyetik alan ve daha pek çok ölçümü gerçekleştirebilmektedir. Araştırmalar, otonom sürüş sistemleri gibi uygulamalarda derin öğrenme başarısına ulaşmak için çoklu sensörlerden çıkarımın önemini önermektedir (Kim ve diğ., 2022). Birkaç anket, üretim karar verme süreçlerinde büyük verinin gerekliliğini belirtmektedir (Peres ve diğ., 2020). Artırılmış gerçeklik (AG), ayrıca üretimde yapay zekâ ile kullanılması öngörülen uzaktan veya tele-üretim uygulamaları için uygulanabilmektedir (Devagiri ve diğ., 2022).

Yapay zekâ algoritmaları, girdi-çıkı ilişkisinin modellenmesinin yanı sıra, robotik kaynak yapısında yol planlaması için de uygulanmaktadır. Endüstri 4.0'ın ilerlemesiyle, akıllı robotlar endüstrilere önemli katkılar sağlayan akıllı teknolojilerdir. Buradaki zorluk, robotlara "akıllı özellik" katmaktır. Robotik yol planlamasındaki bir zorluk, engel kaçınma stratejisi elde etmektir. Bu sorunu ele almak için çeşitli optimizasyon algoritmaları izlenmiştir. Bunlardan biri Karınca Koloni Optimizasyon (KKO) algoritmasıdır (Wang ve diğ., 2017). KKO algoritması, gerçek hayatta olan karınca kolonilerinin yaptığı tabii optimizasyon işleminin yapay olarak bir versiyonu olmakla beraber popülasyon esaslı algoritmadır. KKO algoritması, yapay feromon izlerinin sürekli güncellendiği bir döngü üzerinde çalışır. Karıncalar, bu feromon izleri ile optimal çözüme yönelik bilgiler oluşturur ve her adımda bu bilgiler yeniden güncellenir. Bu algoritmayı uygulamak için bir robotun kaynak yapması gereken ilk konumu karınca yuvası olarak seçilir ve son konum yiyecek kaynağıdır. Araştırmacılar, KKO tekniği tarafından izlenen kesikli adım uzunluğu ve yönünü aşmak için KKO üzerinde çalışan ikincil bir optimizasyon tekniği önerdiler. Robot yol planlaması için genetik algoritma ve KKO tekniklerini içeren bir hibrit algoritma da önerilmektedir. İki teknikten elde edilen en iyi çözüm karşılaştırıldı ve hibrit yaklaşımın en optimal olarak seçildi. Hibrit algoritma, robotun yol planlaması için uygulandı ve hibrit sistemde yaklaşık 110 nesilde birleşme sağlanırken, genetik algoritma durumunda 1550 nesil oldu. Bu, hibrit yaklaşımın zamanında olduğunu sağladı (Haiming, 2016).

Katmanlı üretim sırasında iç malzemenin düzgün doldurulmaması, üretilen bir ürünün başlıca kusurlardan biridir. Bu anormallik, karar ağacı (DT), en yakın komşu algoritması (KNN) algoritmaları kullanılarak tespit edilmiştir. Çalışma, hassasiyet ve daha iyi doğruluk için hem simüle edilen görüntüleri hem de gerçek 3D baskı görüntülerini dikkate almıştır. Üç DT içeren bir rastgele orman (RF) modeli kullanılarak modelleme yapılmıştır, her bir ağaç beş yaprak sınıflandırmak için kullanılmıştır (Wu ve diğ., 2017). Geliştirilen RF modelinin J48 DT algoritmasından daha doğru olduğu bulunmuştur. Başka bir çalışma, eklemeli imalatta işlem parametrelerinin, örneğin kafes aralığı, lazer gücü, tarama hızı vb. önemini araştırmak amacıyla çoklu regresyon modeli geliştirmiştir (Yao ve diğ., 2018).

Multifraktal özellikler, kontrolsüz ve eşitsiz malzeme birikimine bağlı olarak ürünün heterojenlikleri ortaya çıkarmıştır. Eklemeli imalattaki regresyon analizinin benzersiz ve ilginç bir uygulaması, bir taklit oluşturmaktır. Pahalı büyük veri sorunu, kod taklitleri kullanılarak ele alınır, burada fiziksel girdilerin simülasyon ve çıktılarla ilişkilendirilmesi için bir regresyon modeli oluşturulmuştur (Kamath ve Fan, 2018).

Makine öğrenmesi ve yapay zekâyı kullanarak evrimi taklit eder (Oh ve diğ., 2019). Fikirler prototiplere dönüştürülür, insan ve yapay zekâ tabanlı algoritmalar tasarımları belirli parametrelerle analiz eder. Üretici tasarım yazılımı, tasarım olasılıklarını keşfeder ve en verimli seçeneği belirler (Wang ve Snooks, 2021). Bu yaklaşım, yapay zekanın rasgele etkileşimler için alanlar oluşturmada üstün olduğundan geleneksel yöntemleri aşar. Tasarım kriterleri belirtilir ve yüzlerce tasarım aynı anda analiz edilir, onaylanır ve karşılaştırılır.

Biyomimikri doğayı taklit eder, morfogenezis şekilleri çevreye uyulanır tipoloji optimizasyonu sınırlamalar içinde malzeme düzenlemelerini optimize etmektedir. Topoloji optimizasyonu bir şeklin içindeki bağlı bileşenlere odaklanır. Bu süreç, tasarlama konusundaki fikirlerin hala manuel bir görev olduğu optimize edilmiş kavramlar üretmektedir (Sun ve Ma, 2020).

8. YAPAY ZEKÂ VE VERİ ANALİTİĞİNİN UYGULANMASININ HİBRİT İMALATIN GELECEĞİ İLE İLGİLİ KARŞILAŞACAĞI ZORLUKLAR VE ENGELLER

Denetimli ve denetimsiz öğrenme modellerini eğitmek için büyük miktarda veri gereklidir. Bir endüstri tesisinden herhangi bir türde veri edinmek, imalat ekipmanı ve ünitelerin mülkiyet yapısının özel olmasından dolayı zor olabilir. Ayrıca, tesis kontrol odasındaki sunucularla arayüz oluşturmak, tesis yöneticileri ve operatörlerin sağlamakta isteksiz olabileceği güvenlik izinlerini gerektirebilir. Endüstriden alınan herhangi bir veri, bir yapay zekâ/makine öğrenimi modelini eğitmek için kullanılmadan önce önemli bir ön işleme gerektirir. Etiketli veriler, verilere etiketleme için gerekli uzmanlık ve bunu yapmak için gereken zaman nedeniyle daha da maliyetlidir. Ek zorluklar arasında ekipman arızaları gibi ilgi çekici olayların nadirliği, farklı sensörler arasında arayüz oluşturmanın zorluğu ve üretim koşullarının ölçümler üzerindeki etkisi bulunmaktadır (Bartsch ve diğ., 2021). Sıcaklık salınımı, robot hareketi ve basınç gibi değişken veya aşırı imalat ortamı koşullarına maruz kalmak, sensör çıkışını etkileyebilir ve zamanla toplanan verilerde sensör sapmasına neden olabilir (G. Immerman, 2022). Ayrıca, sık sık ölçümler almak maliyetli olabilir, bunun bir kısmı, 2016 yılında bir terabayt verinin bir yıl boyunca depolanması için ortalama olarak 3351 dolarlık bir maliyetle ilişkilendirilen veri depolama ve transfer maliyeti nedeniyle (StorageCraft, 2021).

Yapay zekâ ve veri analitiği, hibrit imalatın geleceği için büyük öneme sahiptir, ancak bu teknolojilerin benimsenmesi ve entegrasyonu çeşitli zorluklar ve engellerle karşılaşmaktadır. Örnek olarak, ANFIS (Uyarlamalı ağ tabanlı bulanık çıkarım sistemi (İng.: Adaptive-Network Based Fuzzy Inference Systems, kısaca "ANFIS"), çekme dayanımı üzerinde ekstrüzyon sıcaklığı, biriktirilen katman yüksekliği ve malzemenin yoğunluğu gibi farklı işlem parametrelerinin önemini değerlendirmek için kullanıldı. Bu, girişleri ve çıktıyı haritalama amacıyla üyelik işlevini

kullanan füzyon eklem katkıları ile üretilen eklemeli imalat ürünü için başarılı. ANFIS ayrıca tel ark eklemeli imalattaki dinamik problemlerin modellenmesinde kullanıldı. Kalite, hassasiyet ve istikrar konularındaki güvence eksikliği gibi zorluklar önemli ölçüde azaltıldı (Yadav ve diğ., 2018; Xia ve diğ., 2020).

Şu anda, araştırmacılar eklemeli imalat işlemini güvenilir ve kullanılabilir hale getirmeye odaklanıyorlar. Bu, termal distorsiyonu azaltmayı ve istenen geometriyi elde etmeyi hedefleyen birçok belirsizliği içermektedir (Omairi ve Ismail, 2021; Silbernagel ve diğ., 2020; Milazzo ve Libonati, 2022). Son çalışmalar, eklemeli imalat işleminin veri tabanlı veya simülasyon tabanlı dijital ikizlerini geliştirmeyi amaçlıyor, böylece işlem hakkında daha fazla içgörü elde edebilirler (Hosseini ve diğ., 2021; Scime ve diğ., 2022). Son çalışmalardan bazıları, eklemeli imalattaki tasarımı ve biriktirme kurallarını değerlendirmek için sembolik yapay zekâ sistemlerini keşfetmektedir (Milazzo ve Libonati, 2022; Heiden ve diğ., 2021; Ko ve diğ., 2021).

9. SONUÇLAR

Bu makalede ele aldığımız gibi, yapay zekâ, üretim süreçlerinde büyük bir dönüşüm başlatmış ve endüstriyel operasyonların daha akıllı, esnek ve verimli hale gelmesini sağlamıştır. Hibrit üretim teknolojileri ve yapay zekâ, endüstriyel uygulamalarda birleşerek geleceğin üretim peyzajını yeniden şekillendirme potansiyeli taşır. Hibrit üretim teknolojileri sayesinde üretim süreçleri daha esnek hale gelirken, yapay zekâ ile bu süreçlerin daha iyi anlaşılması ve iyileştirilmesi mümkün olmuştur.

Yapay zekâ, otomasyon ve makine öğrenmesi algoritmaları aracılığıyla üretim hatlarını daha hızlı, hassas ve esnek hale getirir, böylece hata oranını düşürür ve kaliteyi artırır. Veri analitiği ise büyük veri kümelerini işleyerek üretim süreçlerini sürekli olarak izler ve analiz eder, bu da erken arıza tespiti ve önleyici bakım stratejilerinin uygulanmasını mümkün kılar. Sonuç olarak, bu teknolojiler üretim verimliliğini artırır, maliyetleri azaltır ve müşteri taleplerine daha hızlı ve doğru yanıt verilmesini sağlar, böylece rekabet avantajı yaratır.

Gelecekte, endüstriyel uygulamadaki yapay zekâ etkisi daha da büyüyecek ve yeni fırsatlar sunacaktır. Endüstri 4.0 dönüşümü, işletmelerin daha fazla otomasyon, daha fazla veri analitiği ve daha fazla yapay zekâ entegrasyonu hedeflemelerini gerektiriyor. Bu, işletmelerin rekabetçiliklerini sürdürebilmeleri için bir zorunluluk haline gelmiştir.

Hibrit üretim teknolojileri ve yapay zekâ, endüstriyel uygulamalarda büyük bir etki yaratmış ve gelecekte de bu etkiyi artırarak devam ettirecektir. Bu teknolojilerin birleşimi, üretim tesislerini daha iyi yönetilebilir, tahmin edilebilir ve optimize edilebilir hale getirirken, aynı zamanda işletmelerin rekabet avantajını artırmasına yardımcı olacaktır.

Gelecekte, hibrit imalatta yapay zekâ ve veri analitiği kullanımı daha da yaygınlaşacak ve teknoloji ile entegre sistemler arasındaki sınırlar daha da belirsizleşecektir. Yapay zekâ algoritmalarının ve veri işleme kapasitelerinin gelişmesi, daha karmaşık üretim problemlerini çözmeye olanak tanıyacak ve endüstriyel süreçlerin daha da optimize edilmesini sağlayacaktır. Bu süreçlerin etkin bir şekilde yönetilmesi, üretim verimliliğini ve ürün kalitesini daha da artıracaktır.

Ancak, yapay zekâ ve veri analitiğinin hibrit imalat sistemlerinde kullanımı bazı zorluklar da beraberinde getirmiştir. Yüksek başlangıç maliyetleri, teknolojinin uygulanabilirliğini sınırlayabilir ve veri güvenliği ile gizliliği konusunda endişelere yol açabilir. Ayrıca, bu teknolojilere bağımlılık, sistem arızaları durumunda üretim süreçlerinde kesintilere neden olabilir. İş gücü üzerindeki etkileri de göz ardı edilmemelidir; bazı işlerin otomatikleşmesi, iş gücü piyasasında önemli değişiklikler meydana getirebilir.

Sonuç olarak, hibrit üretim teknolojileri ve yapay zekâ, endüstriyel uygulamalarda geleceğin şekillendiricileri olmaya devam edecekler. İşletmeler, bu teknolojilere yatırım yaparak sürdürülebilir büyümeyi desteklemeli ve rekabet avantajlarını sürdürmelidirler. Bu dönüşümün

bir parçası olarak, endüstriyel sektörler, daha akıllı, daha verimli ve daha rekabetçi bir geleceğe doğru ilerlemeye devam edecektir.

ÇIKAR ÇATIŞMASI

Yazarlar, bilinen herhangi bir çıkar çatışması veya herhangi bir kurum/kuruluş ya da kişi ile ortak çıkar bulunmadığını onaylamaktadırlar.

YAZAR KATKI BEYANI

Büşra Çerçer çalışmanın kavramsal ve tasarım süreçlerinin belirlenmesi ve yorumlama; Şeref Öcalır kavramsal ve tasarım süreçlerinin belirlenmesi ve yorumlama. Tüm yazarlar; çalışmanın kavramsal ve tasarım süreçlerinin yönetiminde, veri analizi ve yorumlama, makale taslağının oluşturulması ve fiziksel içeriğin incelenmesi kısımlarına katkı sağlamış olup çalışmanın son onay ve tam sorumluluğunu üstlenmektedirler.

KAYNAKLAR

1. AB Proje Yönetimi, (2023). Proje Yönetim Okulu. Erişim Adresi: <https://www.abprojeyonetimi.com/alan-turing-hakkinda-bilmediginiz-8-sey/>, (Erişim Tarihi: 23.11.2023).
2. Acar, O. (2020). *Yapay zekâ fırsat mı yoksa tehdit mi?* Kriter Yayınevi, İstanbul.
3. AI & Machine Learning, Google Cloud Blog, (2021). Erişim Adresi: <https://cloud.google.com/blog/products/ai-machine-learning/research-on-ai-trends-in-manufacturing>, (Erişim Tarihi: 18.08.2024).
4. Amanov, F., & Pradeep, A. (2023, June). The Significance of Artificial Intelligence in the Second Scientific Revolution-A Review. *In 2023 15th International Conference on Electronics, Computers and Artificial Intelligence (ECAI)*, 01-05). IEEE. 10.1109/ECAI58194.2023.10194056
5. Avalle, G., De Pace, F., Fornaro, C., Manuri, F., Sanna, A. (2019). An augmented reality system to support fault visualization in industrial robotic tasks. *Ieee Access*, 7, 132343-132359. <https://doi.org/10.1109/access.2019.2940887>
6. Bartsch, K., Pettke, A., Hübert, A., Lakämper, J., Lange, F. (2021). On the digital twin application and the role of artificial intelligence in additive manufacturing: a systematic review. *Journal of Physics: Materials*, 4(3), 032005. <https://doi.org/10.1088/2515-7639/abf3cf>
7. Bhat, N. N., Kumari, K., Dutta, S., Pal, S. K., Pal, S. (2015). Friction stir weld classification by applying wavelet analysis and support vector machine on weld surface images. *Journal of Manufacturing Processes*, 20, 274-281. <https://doi.org/10.1016/j.jmapro.2015.07.002>
8. Bilik, M., Aydın, Ü. (2018). Finansal hizmetlerde dijital dönüşüm ve etkileri. *In Book Of Proceedings 3rd International Congress On Economics, Finance And Energy ISBN: 978-601-7805-32-6*, 22. <https://doi.org/10.58830/ozgur.pub147.c1234>
9. Bragança, S., Costa, E., Castellucci, I., Arezes, P. M. (2019). A brief overview of the use of collaborative robots in industry 4.0: Human role and safety. *Occupational And Environmental Safety And Health*, 641-650. https://doi.org/10.1007/978-3-030-14730-3_68
10. BrainyQuote, (2021). Warren Bennis Quotes. Erişim Adresi: https://www.brainyquote.com/quotes/warren_bennis_402360/; (Erişim Tarihi: 01.06.2024).

11. Chen, C., Wang, X., Wang, Y., Yang, D., Yao, F., Zhang, W., ... Hu, D. (2020). Additive manufacturing of piezoelectric materials. *Advanced Functional Materials*, 30(52), 2005141. <https://doi.org/10.1002/adfm.202005141>
12. Cañas, H., Mula, J., Campuzano-Bolarín, F., & Poler, R. (2022). A conceptual framework for smart production planning and control in Industry 4.0. *Computers & Industrial Engineering*, 173, 108659. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2022.108659>
13. Cioffi, R., Travaglioni, M., Piscitelli, G., Petrillo, A., De Felice, F. (2020). Artificial intelligence and machine learning applications in smart production: Progress, trends, and directions. *Sustainability*, 12(2), 492. <https://doi.org/10.3390/su12020492>
14. Çakır, N.N. (2019). Endüstri 4.0 ve Çalışmanın Geleceği, *Electronic Journal of Vocational Colleges*, 8(2),97-105
15. Devagiri JS, Paheding S, Niyaz Q et al (2022) Augmented reality and artificial intelligence in industry: trends, tools, and future challenges. *Expert Systems with Applications*, 207, 118002. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.118002>
16. Dumitrache I, Caramihai SI, Moisescu MA, Sacala IS (2019) Neuro-inspired Framework for cognitive manufacturing control. *IFAC-PapersOnLine*, 52(13), 910–915. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2019.11.311>
17. Egwim, C. N., Alaka, H., Egunjobi, O. O., Gomes, A., & Mporas, I. (2024). Comparison of machine learning algorithms for evaluating building energy efficiency using big data analytics. *Journal of Engineering, Design and Technology*, 22(4), 1325-1350. <https://doi.org/10.1108/JEDT-05-2022-0238>
18. Gao, X., You, D., Katayama, S. (2012). Infrared image recognition for seam tracking monitoring during fiber laser welding. *Mechatronics*, 22(4), 370-380. <https://doi.org/10.1016/j.mechatronics.2011.09.005>
19. G. Immerman,(2022). Production and Process Optimization in Manufacturing, MachineMetrics, 2022. Erişim Adresi: <https://www.machine-metrics.com/blog/process-optimization-manufacturing>, (Erişim Tarihi: 01.04.2022).
20. Grzesik, W. (2018). Hybrid additive and subtractive manufacturing processes and systems: A review. *Journal of Machine Engineering*, 18(4), 5-24. <https://doi.org/10.5604/01.3001.0012.7629>
21. Grzesik, W. and Ruszaj, A. (2021) Hybrid Manufacturing Processes, *Springer*, 150- 166. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-77107-2>
22. Güler, S., Serindağ, H. T., Gürel, Ç. A. M. (2022). Tel ark eklemeli imalat: son gelişmeler ve değerlendirmeler. *Mühendis ve Makina*, 63(706), 82-116. <https://doi.org/10.46399/muhendismakina.995979>
23. Gürsoy Ulusoy, Ş. (2024). Artificial Intelligence & Chatgpt For Communication Science. *Sosyal Bilimler Dergisi/The Journal of Social Sciences*. Doi: <http://dx.doi.org/10.29228/SOBIDER.76342>
24. Haiming Shen (2016) A study of welding robot path planning application based on Genetic Ant Colony Hybrid Algorithm. In: *2016 IEEE Advanced information management, communicates, electronic and automation control conference (IMCEC)*. IEEE, 1743–1746. <https://doi.org/10.1109/imcec.2016.7867517>
25. Heiden B, Alieksieiev V, Volk M, Tonino-Heiden B (2021) Framing artificial intelligence (AI) additive manufacturing (AM). *Procedia Comput Sci*, 186:387–394. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.04.161>
26. Hosseini E, Ghanbari PG, Keller F et al (2021) Deploying artificial intelligence for component-scale multiphysical field simulation of metal additive manufacturing. In: *Meboldt*

- M, Klahn C (eds) Industrializing additive manufacturing. Springer International Publishing, Cham, 268–276. https://doi.org/10.1007/978-3-030-54334-1_19*
27. Iarovyi S, Lastra JLM, Haber R, Del Toro R (2015) From artificial cognitive systems and open architectures to cognitive manufacturing systems. *Proceeding: 2015 IEEE Int Conf Ind Informatics, INDIN 2015*, 1225–1232. <https://doi.org/10.1109/INDIN.2015.7281910>
 28. Jandric, Z., Labudovic, M., and Kovacevic, R., 2004. Effect of heat sink on microstructure of three-dimensional parts built by welding-based deposition. *International Journal of Machine Tools Manufacture*, 44 (7–8), 785–796. <https://doi.org/10.1016/j.ijmachtools.2004.01.009>
 29. Jagatheesaperumal, S. K., Rahouti, M., Ahmad, K., Al-Fuqaha, A., Guizani, M. (2021). The duo of artificial intelligence and big data for industry 4.0: Applications, techniques, challenges, and future research directions. *IEEE Internet of Things Journal*, 9(15), 12861-12885. <https://doi.org/10.1109/jiot.2021.3139827>
 30. Kamath C, Fan YJ (2018) Regression with small data sets: a case study using code surrogates in additive manufacturing. *Knowledge and Information Systems*, 57:475–493. <https://doi.org/10.1007/s10115-018-1174-1>
 31. Kayıran, H. F. (2022). The function of artificial intelligence and its sub-branches in the field of health. *Engineering Applications*, 1 (2), 99-107
 32. Kaya, M. (2021). Sanayi 4.0’da yapay zekâ ve Türkiye. Fırat Üniversitesi Uluslararası İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi, 5(2), 63-94.
 33. Kim, S. W., Kong, J. H., Lee, S. W., & Lee, S. (2022). Recent advances of artificial intelligence in manufacturing industrial sectors: A review. *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing*, 1-19. <https://doi.org/10.1007/s12541-021-00600-3>
 34. Ko, H., Witherell, P., Lu, Y., Kim, S., & Rosen, D. W. (2021). Machine learning and knowledge graph based design rule construction for additive manufacturing. *Additive Manufacturing*, 37, 101620. <https://doi.org/10.1016/j.addma.2020.101620>
 35. Liu, H., Fang, T., Zhou, T., & Wang, L. (2018). Towards robust human-robot collaborative manufacturing: Multimodal fusion. *IEEE Access*, 6, 74762-74771. <https://doi.org/10.1109/access.2018.2884793>
 36. Martins, H., & Puga, H. (2023). Ultrasonic assisted machining overview: Accessing feasibility and overcoming challenges for milling applications. *Metals*, 13(5), 908. <https://doi.org/10.3390/met13050908>
 37. Matheson, E., Minto, R., Zampieri, E. G., Faccio, M., & Rosati, G. (2019). Human–robot collaboration in manufacturing applications: A review. *Robotics*, 8(4), 100. <https://doi.org/10.3390/robotics8040100>
 38. McAndrew, A. R., Rosales, M. A., Colegrove, P. A., Hönnige, J. R., Ho, A., Fayolle, R., ... & Pinter, Z. (2018). Interpass rolling of Ti-6Al-4V wire+ arc additively manufactured features for microstructural refinement. *Additive Manufacturing*, 21, 340-349. <https://doi.org/10.1016/j.addma.2018.03.006>
 39. Mikalef, P., Pappas, I. O., Krogstie, J., Giannakos, M. (2018). Big data analytics capabilities: a systematic literature review and research agenda. *Information systems and e-business management*, 16, 547-578. <https://doi.org/10.1007/s10257-017-0362-y>
 40. Milazzo M, Libonati F (2022) The synergistic role of additive manufacturing and artificial intelligence for the design of new advanced intelligent systems. *Advanced Intelligent Systems*, 4(6),2100278. <https://doi.org/10.1002/aisy.202100278>

41. Mypati, O., Mukherjee, A., Mishra, D., Pal, S. K., Chakrabarti, P. P., Pal, A. (2023). A critical review on applications of artificial intelligence in manufacturing. *Artificial Intelligence Review*, 56(Suppl 1), 661-768. <https://doi.org/10.1007/s10462-023-10535-y>
42. Nizam MSH, Marizan S, Zaki SA, Mohd Zamzuri AR (2016) Vision based identification and classification of weld defects in welding environments: A review. *Indian journal of science and technology*, 9:83–89. <https://doi.org/10.17485/ijst/2016/v9i20/82779>
43. Oh, S., Jung, Y., Kim, S., Lee, I., & Kang, N. (2019). Deep generative design: Integration of topology optimization and generative models. *Journal of Mechanical Design*, 141(11), 111405. <https://doi.org/10.1115/1.4044229>
44. OCI, (2024). Neden Büyük Veri? (2024) Erişim Adresi: <https://www.oracle.com/tr/big-data/what-is-big-data/>; (Erişim Tarihi: 18.08.2021)
45. Olu-lawal, K. A., Olajiga, O. K., Adeleke, A. K., Ani, E. C., & Montero, D. J. P. (2024). Innovative material processing techniques in precision manufacturing: a review. *International Journal of Applied Research in Social Sciences*, 6(3), 279-291. <https://doi.org/10.51594/ijarss.v6i3.886>
46. Omairi A, Ismail ZH (2021) Towards machine learning for error compensation in additive manufacturing. *Applied Sciences*, 11:1–27. <https://doi.org/10.3390/app11052375>
47. Ortt R, Stolwijk C, Punter M (2020) Implementing Industry 4.0: assessing the current state. *Journal of Manufacturing Technology Management*, 31:825–836. <https://doi.org/10.1108/JMTM-07-2020-0284>
48. Önel, S. (2014). Otomatik Kontrollü Elektrokimyasal İşlemenin (EKİ) İncelenmesi ve Uygulaması. *Journal of the Faculty of Engineering Architecture of Gazi University/Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 29(1). <https://doi.org/10.17341/gummfd.41007>
49. Öztürk, K., Şahin, M. E. (2018). Yapay sinir ağları ve yapay zekâ'ya genel bir bakış. *Takvim-i Vekayi*, 6(2), 25-36.
50. Pal, K., Bhattacharya, S., Pal, S. K. (2011). Optimisation of weld deposition efficiency in pulsed MIG welding using hybrid neuro-based techniques. *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, 24(3), 198-210. <https://doi.org/10.1080/0951192X.2010.542181>
51. Plathottam, S. J., Rzonca, A., Lakhnori, R., Iloeje, C. O. (2023). A review of artificial intelligence applications in manufacturing operations. *Journal of Advanced Manufacturing and Processing*, 5(3), e10159. <https://doi.org/10.1002/amp2.10159>
52. Peres RS, Jia X, Lee J et al (2020) Industrial artificial intelligence in industry 4.0: systematic review, challenges and outlook. *IEEE Access*. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3042874>
53. Petruck, H., Nelles, J., Faber, M., Giese, H., Geibel, M., Mostert, S., ... Nitsch, V. (2020). Human-robot cooperation in manual assembly–interaction concepts for the future workplace. *In Advances in Human Factors in Robots and Unmanned Systems: Proceedings of the AHFE 2019 International Conference on Human Factors in Robots and Unmanned Systems, July 24-28, 2019, Springer International Publishing. Washington DC, USA 10*, 60-71. https://doi.org/10.1007/978-3-030-20467-9_6
54. Powell, J., Koti, D., Garmendia, X., & Voisey, K. T. (2023). Assessing the quality and productivity of laser cladding and direct energy deposition: guidelines for researchers. *Journal of Laser Applications*, 35(1). <https://doi.org/10.2351/7.0000897>
55. Ranjan, R., Khan, A. R., Parikh, C., Jain, R., Mahto, R. P., Pal, S., ... Chakravarty, D. (2016). Classification and identification of surface defects in friction stir welding: An image processing

- approach. *Journal of Manufacturing Processes*, 22, 237-253. <https://doi.org/10.1016/j.jmapro.2016.03.009>
56. Rathee G, Ahmad F, Iqbal R, Mukherjee M (2021) Cognitive automation for smart decision-making in industrial internet of things. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 17:2152–2159. <https://doi.org/10.1109/TII.2020.3013618>
57. Rech, J., & Grzesik, W. (2023). New trends in hybrid finishing processes of metallic additively fabricated parts—a short review. *Journal of Machine Engineering*, 23(1). <http://doi.org/10.36897/jme/162284>
58. Rzevski, G. (2024). Artificial intelligence in engineering: past, present and future. *WIT Transactions on Information and Communication Technologies*, 10. doi: 10.2495/AI950011
59. Scime L, Singh A, Paquit V (2022) A scalable digital platform for the use of digital twins in additive manufacturing. *Manufacturing Letters*, 31, 28–32. <https://doi.org/10.1016/j.mfglet.2021.05.007>
60. Sharma, S., & Dvivedi, A. (2023). Simultaneous electrochemical and electrodischarge machining process: an approach to sustainable manufacturing. *Journal of Manufacturing Processes*, 104, 123-137. <https://doi.org/10.1016/j.jmapro.2023.09.009>
61. Shrivastava, P.K. and Dubey, A.K. (2014) “Electrical discharge machining–based hybrid machining processes: A review”, *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers Part B Journal of Engineering Manufacture*, 228(6), 799-825. <https://doi.org/10.1177/0954405413508939>
62. Silbernagel C, Aremu A, Ashcroft I (2020) Using machine learning to aid in the parameter optimisation process for metal-based additive manufacturing. *Rapid Prototyping Journal*, 26(4), 625–637. <https://doi.org/10.1108/RPJ-08-2019-0213>
63. Smith, S., Schmitz, T., Feldhausen, T., & Sealy, M. (2024). Hybrid metal additive/subtractive machine tools and applications. *CIRP Annals*. <https://doi.org/10.1016/j.cirp.2024.05.002>
64. Singh, V., Sharma, A. K., Goyal, A., Kumar Saxena, K., Negi, P., & Rao, P. C. S. (2024). Electric discharge machining performance measures and optimisation: A review. *Advances in Materials and Processing Technologies*, 10(2), 517-530. <https://doi.org/10.1080/2374068X.2023.2168775>
65. Singh, M., Singh, S., & Kumar, S. (2020). Investigating the impact of LASER assistance on the accuracy of micro-holes generated in carbon fiber reinforced polymer composite by electrochemical discharge machining. *Journal of Manufacturing Processes*, 60, 586-595. <https://doi.org/10.1016/j.jmapro.2020.10.056>
66. StorageCraft, (2021). File Storage Cost, By The Numbers, StorageCraft Technology, LLC, 2016. Erişim Adresi: <https://blog.storagecraft.com/filestorage-cost-statistics/>, (Erişim Tarihi: 01.04.2024).
67. Sun H, Ma L (2020) Generative design by using exploration approaches of reinforcement learning in density-based structural topology optimization. *Designs*, 4(2), 10. <https://doi.org/10.3390/designs4020010>
68. Sun, M., & Toyserkani, E. (2024). A Novel Hybrid Ultrasound Abrasive-Driven Electrochemical Surface Finishing Technique for Additively Manufactured Ti6Al4V Parts. *Inventions*, 9(2), 45. <https://doi.org/10.3390/inventions9020045>
69. Tezel, T., Topal, E. S., Kovan, V. (2018). Hibrit İmalat: Eklemeli İmalat ile Talaşlı İmalat Yöntemlerinin Birlikte Kullanılabilirliğinin İncelenmesi. *International Journal of 3D Printing Technologies and Digital Industry*, 2(3), 60-65.

70. Tufail, M. S., Giri, J., Makki, E., Sathish, T., Chadge, R., & Sunheriya, N. (2024). Machinability of different cutting tool materials for electric discharge machining: A review and future prospects. *AIP Advances*, 14(4). <https://doi.org/10.1063/5.0201614>
71. Vassakis, K., Petrakis, E., Kopanakis, I. (2018). Big data analytics: applications, prospects and challenges. *Mobile big data: A roadmap from models to technologies*, 3-20. https://doi.org/10.1007/978-3-319-67925-9_1
72. Wang, D., & Snooks, R. (2021). Artificial intuitions of generative design: an approach based on reinforcement learning. In *Proceedings of the 2020 DigitalFUTURES: The 2nd International Conference on Computational Design and Robotic Fabrication (CDRF 2020)*. Springer Singapore, 189-198. https://doi.org/10.1007/978-981-33-4400-6_18
73. Wang, X., Xue, L., Yan, Y., & Gu, X. (2017). Welding robot collision-free path optimization. *Applied Sciences*, 7(2), 89. <https://doi.org/10.3390/app7020089>
74. Woo, W. S., Kim, E. J., Jeong, H. I., & Lee, C. M. (2020). Laser-assisted machining of Ti-6Al-4V fabricated by DED additive manufacturing. *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing-Green Technology*, 7, 559-572.
75. Wu, B., Pan, Z., Ding, D., Cuiuri, D., Li, H., Xu, J., & Norrish, J. (2018). A review of the wire arc additive manufacturing of metals: properties, defects and quality improvement. *Journal of manufacturing processes*, 35, 127-139. <https://doi.org/10.1016/j.jmapro.2018.08.001>
76. Wu M, Zhou H, Lin LL et al (2017) Detecting attacks in cybermanufacturing systems: additive manufacturing example. In *MATEC Web of Conferences*, 108:8–11. <https://doi.org/10.1051/mateconf/201710806005>
77. Xia, C., Pan, Z., Zhang, S., Li, H., Xu, Y., & Chen, S. (2020). Model-free adaptive iterative learning control of melt pool width in wire arc additive manufacturing. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 110, 2131-2142. <https://doi.org/10.1007/s00170-020-05998-0>
78. Yadav, D., Chhabra, D., Gupta, R. K., Phogat, A., & Ahlawat, A. (2020). Modeling and analysis of significant process parameters of FDM 3D printer using ANFIS. *Materials Today: Proceedings*, 21, 1592-1604. <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2019.11.227>
79. Yao, B., Imani, F., Sakpal, A. S., Reutzl, E. W., & Yang, H. (2018). Multifractal analysis of image profiles for the characterization and detection of defects in additive manufacturing. *Journal of Manufacturing Science and Engineering*, 140(3), 031014. <https://doi.org/10.1115/1.4037891>
80. Zhong, R. Y., Xu, X., Klotz, E., & Newman, S. T. (2017). Intelligent manufacturing in the context of industry 4.0: a review. *Engineering*, 3(5), 616-630. <https://doi.org/10.1016/j.eng.2017.05.015>
81. Zhou, J., Li, P., Zhou, Y., Wang, B., Zang, J., & Meng, L. (2018). Toward new-generation intelligent manufacturing. *Engineering*, 4(1), 11-20. <https://doi.org/10.1016/j.eng.2018.01.002>
82. Zhu, Z., Dhokia, V. G., Nassehi, A., Newman, S. T. (2013). A review of hybrid manufacturing processes—state of the art and future perspectives. *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, 26(7), 596-615. <https://doi.org/10.1080/0951192x.2012.749530>