3B BASKI SÜREÇLERİNDE HİBRİT YAPAY ZEKÂ TABANLI KALİTE TAHMİNİ VE HATA TESPİTİ SİSTEMİNİN GELİŞTİRİLMESİ

DOKTORA TEZİ

Elif AKTEPE

Danışman
Prof. Dr. Uçman ERGÜN

ELEKTRİK ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

Haziran 2026

Bu tez çalışması 25.FEN. BİL.11 numaralı proje ile AKÜ BAPK tarafından desteklenmiştir.

AFYON KOCATEPE ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

DOKTORA TEZİ

3B BASKI SÜREÇLERİNDE HİBRİT YAPAY ZEKÂ TABANLI KALİTE TAHMİNİ VE HATA TESPİTİ SİSTEMİNİN GELİŞTİRİLMESİ

Elif AKTEPE

Danışman
Prof. Dr. Uçman ERGÜN

ELEKTRİK ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

Haziran 2026

TEZ ONAY SAYFASI

Elif AKTEPE tarafından hazırlanan "Tez Onay Sayfası" adlı tez çalışması lisansüstü eğitim ve öğretim yönetmeliğinin ilgili maddeleri uyarınca 29 / 06 / 2026 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından **oy birliği** ile Afyon Kocatepe Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektrik Elektronik Mühendisliği **Anabilim Dalı'nda DOKTORA TEZİ** olarak kabul edilmiştir.

Danışman **:** Prof. Dr. Uçman ERGÜN

Başkan **:** Prof. Dr. Sabri KOÇER
Necmettin Erbakan Üni., Mühendislik Fak. **……İmza ……**

Üye **:** Prof. Dr. Uçman ERGÜN
Afyon Kocatepe Üni., Mühendislik Fak. **…… İmza ……**

Üye **:** Doç. Dr. Gür Emre GÜRAKSIN
Afyon Kocatepe Üni., Mühendislik Fak. **…… İmza ……**

Üye **:** Doç. Dr. Emin İBİLİ
Afyon Sağlık Bilimleri Üni, Sağlık Bil. Fak. **…… İmza ……**

Üye **:** Dr. Öğr. Üyesi Ahmet Fatih YURAN
Afyon Kocatepe Üniv., Mühendislik Fak. **…… İmza ……**

Afyon Kocatepe Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu'nun
..... /..... /..... tarih ve
……. sayılı kararıyla onaylanmıştır.

…….
Prof. Dr. Bekir YALÇIN
Enstitü Müdürü

BİLİMSEL ETİK BİLDİRİM SAYFASI

Afyon Kocatepe Üniversitesi

Fen Bilimleri Enstitüsü, tez yazım kurallarına uygun olarak hazırladığım bu tez çalışmasında;

- Tez içindeki bütün bilgi ve belgeleri akademik kurallar çerçevesinde elde ettiğimi,
- Görsel, işitsel ve yazılı tüm bilgi ve sonuçları bilimsel ahlak kurallarına uygun olarak sunduğumu,
- Başkalarının eserlerinden yararlanılması durumunda ilgili eserlere bilimsel normlara uygun olarak atıfta bulunduğumu,
- Atıfta bulunduğum eserlerin tümünü kaynak olarak gösterdiğimi,
- Kullanılan verilerde herhangi bir tahrifat yapmadığımı,
- Ve bu tezin herhangi bir bölümünü bu üniversite veya başka bir üniversitede başka bir tez çalışması olarak sunmadığımı

beyan ederim.

29 / 06 / 2026

İmza

Elif AKTEPE

ÖZET

Doktora Tezi

3B BASKI SÜREÇLERİNDE HİBRİT YAPAY ZEKÂ TABANLI KALİTE TAHMİNİ VE HATA TESPİTİ SİSTEMİNİN GELİŞTİRİLMESİ

Elif AKTEPE
Afyon Kocatepe Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı
Danışman: Prof. Dr. Uçman ERGÜN

Endüstri 4.0 ile birlikte üretim sistemlerinde artan veri yoğunluğu ve süreç karmaşıklığı, geleneksel modelleme yaklaşımlarının yetersiz kalmasıyla veri temelli yöntemlere ihtiyaç artmaktadır. Özellikle Eriyik Yığma Modelleme (Fused Deposition Modeling-FDM) tabanlı üç boyutlu (3B) baskı süreçlerinde üretim parametreleri ile kalite çıktıları arasındaki doğrusal olmayan ve çok değişkenli ilişkiler, nihai ürün özelliklerinin güvenilir biçimde tahmin edilmesini zorlaştırmaktadır. Bu tez çalışmasında, FDM tabanlı 3B baskı süreçlerinde kalite optimizasyonuna yönelik olarak, süreç sonrası kalite tahmini ve süreç içi hata tespitini birbirini tamamlayan iki modül şeklinde ele alan bir yapay zekâ yaklaşımı geliştirilmiştir. Önerilen yapı, baskı parametrelerinden hareketle mekanik ve fiziksel kalite çıktılarının tahminini gerçekleştiren hibrit topluluk öğrenmesi tabanlı bir makine öğrenmesi modülü ile üretim sırasında oluşabilecek baskı kusurlarının belirlenmesine yönelik görüntü tabanlı derin öğrenme modülünden oluşmaktadır. Çalışma kapsamında farklı filament türleri, baskı parametreleri ve yazıcı koşullarını içeren yaklaşık 500 üretim senaryosu oluşturulmuş ve üç tekrar ile toplam 1500 numuneden oluşan veri seti elde edilmiştir. Katman kalınlığı, dolgu yoğunluğu, baskı hızı ve dolgu deseni gibi üretim parametreleri kullanılarak çekme dayanımı, elastisite modülü, yüzey pürüzlülüğü ve sertlik gibi kalite çıktılarının tahmini amaçlanmıştır. Bu amaç doğrultusunda Rastgele Orman, XGBoost, Gradyan Artırma ve yığınlama tabanlı hibrit modeller başta olmak üzere farklı makine öğrenmesi algoritmaları değerlendirilerek çoklu kalite çıktılarının eş zamanlı tahminine yönelik hibrit topluluk öğrenmesi temelli

bir model geliştirilmiştir. Çalışmanın süreç içi kalite kontrol bölümünde ise katman kayması, çatlama, çarpıklık ve ipliklenme gibi baskı kusurlarının tespitine yönelik görüntü tabanlı derin öğrenme modelleri kullanılmıştır. Elde edilen sonuçlar, üretim sürecine ait görsel veriler üzerinden kusur tespitinin başarıyla gerçekleştirilebildiğini göstermiştir. Bu kapsamda süreç içi izleme yaklaşımı, üretim güvenilirliğinin artırılmasına katkı sağlayan tamamlayıcı bir kalite kontrol mekanizması olarak değerlendirilmiştir. Sonuç olarak bu çalışma, süreç sonrası kalite tahmini ile süreç içi hata tespitini birbirini tamamlayan kalite optimizasyon çerçevesi içerisinde ele alarak FDM tabanlı 3B baskı süreçlerine yönelik bütüncül bir yaklaşım sunmaktadır. Ayrıca geliştirilen web tabanlı kullanıcı arayüzü sayesinde model çıktılarının kullanıcılar tarafından erişilebilir hale getirilerek önerilen yöntemin pratik mühendislik uygulamalarına entegrasyonu desteklenmiştir.

2026, xiii + 151 sayfa

Anahtar Kelimeler: Makine Öğrenmesi, Derin Öğrenme, Süreç Optimizasyonu, Hibrit Topluluk Öğrenme, FDM Tabanlı 3B Baskı, Çoklu Malzeme Kalite Tahmini, Endüstri 4.0.

ABSTRACT

Ph.D. Thesis

DEVELOPMENT OF A HYBRID ARTIFICIAL INTELLIGENCE-BASED QUALITY PREDICTION AND DEFECT DETECTION SYSTEM IN 3D PRINTING PROCESSES

Elif AKTEPE

Afyon Kocatepe University

Institute of Science

Department of Electrical and Electronics Engineering

Supervisor: Prof. Uçman ERGÜN

With Industry 4.0, the increasing data density and process complexity in production systems have led to a growing need for data-driven methods, as traditional modeling approaches have proven insufficient. In particular, in Fused Deposition Modeling (FDM)-based three-dimensional (3D) printing processes, the nonlinear and multivariate relationships between production parameters and quality outputs make it difficult to reliably predict final product characteristics. This thesis develops an artificial intelligence approach for quality optimization in FDM-based 3D printing processes, addressing post-process quality prediction and in-process defect detection as two complementary modules. The proposed structure consists of a hybrid ensemble learning-based machine learning module that predicts mechanical and physical quality outputs based on printing parameters, and an image-based deep learning module for identifying printing defects that may occur during production. Approximately 500 production scenarios involving different filament types, printing parameters, and printer conditions were created, and a dataset consisting of 1500 samples was obtained through three replications. This study aims to predict quality outputs such as tensile strength, modulus of elasticity, surface roughness, and hardness using production parameters such as layer thickness, infill density, printing speed, and infill pattern. To this end, a hybrid ensemble learning-based model for simultaneous prediction of multiple quality outputs was developed by evaluating various machine learning algorithms, primarily Random Forest, XGBoost, Gradient Boosting, and stacking-based hybrid models. In the in-process quality control

section of the study, image-based deep learning models were used to detect printing defects such as layer slippage, cracking, warping, and stringing. The results showed that defect detection could be successfully performed using visual data from the production process. In this context, the in-process monitoring approach was evaluated as a complementary quality control mechanism contributing to increased production reliability. In conclusion, this study offers a holistic approach to FDM-based 3D printing processes by addressing post-process quality prediction and in-process defect detection within a complementary quality optimization framework. Furthermore, the developed web-based user interface makes the model outputs accessible to users, supporting the integration of the proposed method into practical engineering applications.

2026, xiii + 151 pages

Keywords: Machine Learning, Deep Learning, Process Optimization, Hybrid Ensemble Learning, FDM-based 3D Printing, Multi-Material Quality Prediction, Industry 4.0.

TEŞEKKÜR

Lisans yıllarımdan bugüne akademik yolculuğum boyunca rehberlik eden, bilgi ve tecrübeleriyle yol gösteren ve akademik gelişimimde belirleyici rol oynayan değerli danışmanım Sayın Prof. Dr. Uçman Ergün'e kıymetli emekleri, anlayışları, sabrı ve katkıları için en içten teşekkürlerimi sunarım.

Tez izleme komitesinde yer alarak doktora sürecime değerli katkılar sunan Sayın Prof. Dr. Sabri Koçer ve Sayın Doç. Dr. Gür Emre Güraksın'a teşekkür ederim. AKÜ BAPK'ne çalışma boyunca sağladıkları destek için teşekkür ederim (25.FEN. BİL.11).

Tez kapsamında ERÜ Teknopark şirketlerinden Riiz Makine'ye ve İKÇÜ MERLAB'a verdikleri destek için teşekkür ederim. Testlerin uygulamalarında destek veren Doç. Dr. Metin Ersoy, Dr. Öğr. Üyesi Özgür Cengiz ve Doç. Dr. Hicri Yavuz'a teşekkür ederim.

Akademik hayatım boyunca her daim destek olan, tecrübeleri, fikirleri ve önerileriyle yol gösteren, Doç. Dr. Yavuz Bahadır Koca ve Öğr. Grv. Nilüfer Sena Aydoğdu'ya teşekkürlerimi sunarım.

Her zaman yanımda olan, dertlerimi dinleyerek bana destek veren değerli arkadaşlarım İlayda Erdem ve Öznur Tanrıtanır'a teşekkürlerimi sunarım.

Bugünlere gelmemde maddi ve manevi desteklerini hiçbir zaman esirgemeyen, sevgi ve fedakarlıklarını her zaman hissettiğim aileme gönülden teşekkür ederim. Bu tezimi, varlıklarıyla beni motive eden kıymetli yeğenlerim Emine Ela ve İsmail Mert Aktepe'ye armağan ediyorum.

Elif AKTEPE

Afyonkarahisar 2026

İÇİNDEKİLER DİZİNİ

Sayfa

ÖZET i
ABSTRACT iii
TEŞEKKÜR v
İÇİNDEKİLER DİZİNİ vi
SİMGELER ve KISALTMALAR DİZİNİ ix
ŞEKİLLER DİZİNİ x
ÇİZELGELER DİZİNİ xiii
1. GİRİŞ 1
1.1 Problemin Tanımı 5
1.2 Çalışmanın Amacı ve Kapsamı 7
1.3 Araştırmanın Önemi 9
1.4 Literatürdeki Eksiklikler ve Araştırma Boşluğu 10
1.5 Çalışmanın Özgün Katkıları 14
1.6 Tezin Organizasyonu 15
2. LİTERATÜR BİLGİLERİ 16
2.1 Eklemeli İmalat ve 3B Baskı Teknolojileri 16
2.2 FDM Tabanlı 3B Baskıda Kalite Kavramı 18
2.3 FDM Sürecinde Hata Türleri ve Oluşum Nedenleri 22
2.4 FDM Tabanlı 3B Baskıda Yapay Zekâ Yaklaşımları 24
2.4.1 Makine Öğrenmesi Temelli Çalışmalar 26
2.4.2 Derin Öğrenme Temelli Çalışmalar 40
2.5 Literatürün Genel Değerlendirmesi 41
3. MATERYAL ve METOT 44
1.1 Süreç Sonrası Kalite Tahmin Modülü 46
3.1.1 Deneysel Tasarım ve Veri Setinin Oluşturulması 46
3.1.2 Test ve Analiz Süreçleri 51
3.1.2.1 Çekme Testi Cihazı 51
3.1.2.2 Sertlik Ölçüm Cihazı 52
3.1.2.3 Yüzey Pürüzlülüğü Ölçüm Cihazı 53
3.1.3 Veri Ön İşleme 54
3.1.3.1 Eksik Veri Analizi 54
3.1.3.2 Normalizasyon ve Ölçekleme 55

3.1.4 Geliştirilen Model Mimarisi 56
3.1.4.1 Matematiksel Model Tanımı 59
3.1.4.2 Eğitim Süreci 60
3.1.4.3 Kullanılan Hiperparametreler 60
3.1.4.4 Performans Değerlendirme Metrikleri 61
3.1.5 Kullanıcı Arayüzü Tasarımı 63
3.1.6 Optimizasyon Algoritmaları 66
3.1.6.1 NSGA-II Algoritması 66
3.1.6.2 PSO Algoritması 67
3.1.6.3 GWO Algoritması 68
3.1.6.4 Amaç Fonksiyonu ve Optimizasyon Kriterleri 68
3.2 Süreç İçi Görüntü Tabanlı Kalite İzleme Modülü 69
3.2.1 Kullanılan Görüntü Veri Seti 70
3.2.2 Görüntü Veri Ön İşleme Süreci 71
3.2.3 Veri Artırma Teknikleri 72
3.2.4 Eğitim, Doğrulama ve Test Veri Ayrımı 72
3.2.5 Görüntü Tabanlı Model Mimarisi 73
3.2.6 Kusur Tespit Yaklaşımı 73
3.2.7 Model Eğitim Süreci 74
3.2.8 Performans Değerlendirme Metrikleri 74
3.3 Süreç Sonrası ve Süreç İçi Modüllerinin Genel Değerlendirilmesi 75
3.3.1 Süreç İçi ve Süreç Sonrası Kalite Analizi İlişkisi 76
3.3.1.1 Bütüncül Yaklaşımın Kalite Optimizasyonuna Katkısı 77
4. BULGULAR 78
4.1 Süreç Sonrası Modül Makine Öğrenmesi Sonuçları 78
4.1.1. Veri Seti Analiz Sonuçları 78
4.1.1.1 Tanımlayıcı İstatistikler 79
4.1.1.2 Parametre Dağılım Analizi 81
4.1.1.3 Korelasyon Analizi 85
4.1.1.4 Özellik Önem Sıralaması 87
4.1.1.5 Boyutsal Karakterizasyon Analizi 88
4.1.2 Model Performans Sonuçları 90
4.1.2.1 Temel Modeller ve Karşılaştırmalı Değerlendirme 90
4.1.2.2 Mekanik ve Fiziksel Çıktıların Performans Değerlendirmesi 93

4.1.2.3 Model Doğrulama ve Tahmin Performansı Analizi 95
4.1.2.4. İstatistiksel Anlamlılık Analizi 98
4.1.2.5 Malzemeye Özgü Performans Analizi 100
4.1.2.6 Yazıcı Sistemine Dayalı Performans Analizi 102
4.1.3. Optimizasyon Sonuçları 103
4.1.3.1 Malzeme Bazlı Optimum Parametre Kombinasyonları 103
4.1.3.2 Optimizasyon Algoritmalarının Karşılaştırılması 107
4.1.3.3 Parametre–Kalite İlişkileri 108
4.2 Süreç İçi Hata Tahmin Modülü Derin Öğrenme Sonuçları 109
4.2.1 Görüntü Veri Seti Analizi 109
4.2.2 Kusur Tespit Modeli Sonuçları 110
5. TARTIŞMA ve SONUÇ 115
5.1 Süreç Sonrası Kalite Tahmin Modülü 115
5.2 Süreç İçi Hata Tespit Modülü 118
5.3 Modüllerin Mühendislik Açısından Değerlendirilmesi 119
5.4 Endüstriyel Uygulanabilirlik 121
5.5 Çalışmanın Sınırlılıkları 122
5.6 Gelecek Çalışma Önerileri 123
6. KAYNAKLAR 125

SİMGELER ve KISALTMALAR DİZİNİ

Simgeler

R^2	Belirtme Katsayısı
Ra	Ortalama Yüzey Pürüzlülüğü
E	Elastisite Modülü
σmax	Maksimum Gerilme
ε	Kopma Uzaması
N	Newton
MPa	Megapaskal
mm	Milimetre
µm	Mikrometre
°C	Santigrat Derece
%	Yüzde

Kısaltmalar

ABS	Akrilonitril Bütadien Stiren
AM	Eklemeli İmalat
ANN	Yapay Sinir Ağı
ASTM	Amerikan Test ve Malzeme Topluluğu
CAD	Bilgisayar Destekli Tasarım
CNN	Evrişimsel Sinir Ağı
DL	Derin Öğrenme
FDM	Eriyik Yığma Modelleme
FFF	Erimiş Filament Üretimi
GBR	Gradyan Artırma Regresyonu
GWO	Gri Kurt Optimizasyonu
HMQ-ES-Stack-GBR	Hibrit Çoklu Kalite Tahmin Modeli
ISO	Uluslararası Standardizasyon Örgütü
MAE	Ortalama Mutlak Hata
ML	Makine Öğrenmesi
MPE	Ortalama Yüzde Hata
NSGA-II	Baskın Olmayan Sıralamalı Genetik Algoritma II
PA	Poliamid
PETG	Polietilen Tereftalat Glikol
PLA	Polilaktik Asit
PLA+	Polilaktik Asit Plus
PLA-CF	Karbon Fiber Takviyeli Polilaktik Asit
PP	Polipropilen
PSO	Parçacık Sürü Optimizasyonu
RF	Rastgele Orman
RMSE	Kök Ortalama Kare Hata
SLA	Stereolitografi
SVM	Destek Vektör Makinesi
TPU	Termoplastik Poliüretan
WoS	Web of Science
XGB	Aşırı Gradyan Artırma

ŞEKİLLER DİZİNİ

Sayfa

Şekil 1.1 3B baskı ve makine öğrenmesi WoS yayın sayıları. 10

Şekil 2.1 Katmanlı üretimde yapay zekanın kullanım alanları. 25

Şekil 3.1 Sistemin genel yapısı……46

Şekil 3.2 3B baskı numunesinin geometrik modeli..... 48

Şekil 3.3 Deneysel tasarım ve veri seti oluşturma süreç akış diyagramı. 49

Şekil 3.4 İKÇÜ MER-LAB çekme test cihazı. 51

Şekil 3.5 Shore D sertlik test cihazı. 52

Şekil 3.6 TR200 yüzey pürüzlülük cihazı 53

Şekil 3.7 HMQ-ES-STACK-GBR genel iş akışı diyagramı ve model mimarisi 59

Şekil 3.8 Süreç sonrası kalite tahmin sistemi kullanıcı arayüzü. 63

Şekil 3.9 Süreç sonrası kalite tahmin sistemi örnek rapor çıktısı..... 65

Şekil 3.10 Süreç içi hata tahmin modülü akış diyagramı. 70

Şekil 3.11 Veri kümesi kusur sınıfları; Çatlama (a), Katman kayması (b), Platform dışı (c), İpliklenme (d) ve Çarpıklık (e). 71

Şekil 4.1 Deneysel olarak oluşturulan veri setine ait parametre ve çıktı değişkenlerinin genel dağılımı: (a) numune numaralarının sistematik artışını gösteren indeks yapısı, (b) yazıcı tipi (açık/kapalı), (c) malzeme türü, (d) katman kalınlığı, (e) dolgu yoğunluğu, (f) dolgu deseni, (g) baskı hızı, (h) ortalama yüzey pürüzlülüğü, (i) ortalama sertlik, (j) maksimum yük, (k) maksimum gerilme, (l) kopma uzaması, (m) elastisite modülü, (n) numune genişliği ve (o) numune kalınlığı. 82

Şekil 4.2 Korelasyon matrisi. 86

Şekil 4.3 Baskı parametrelerinin çıktı kalitesi üzerindeki önem düzeyleri. 88

Şekil 4.4 Boyutsal değişimlerin dağılımı: (a) genişlik ölçümleri, (b) kalınlık ölçümleri 89

Şekil 4.5 Yazıcı tipi ve malzeme türünün toplam boyutsal hataya etkisi..... 90

Şekil 4.6 Geleneksel makine öğrenimi, topluluk öğrenme modelleri ve önerilen HMQ-ES-Stack-GBR modelinin R^2 metriklerinin karşılaştırılması. 92

Şekil 4.7 Çekme testi (maksimum gerilim) için deneysel ve tahmin edilen değerlerin karşılaştırmalı analizi..... 94

Şekil 4.8 Çekme testi (elastisite modül) için deneysel ve tahmini değerlerin karşılaştırmalı analizi..... 95

Şekil 4.9 Sertlik için deneysel ve tahmini değerlerin karşılaştırmalı analizi. 95

Şekil 4.10 Deneysel ve tahmin edilen pürüzlülük değerlerinin karşılaştırmalı analizi.. 95

Şekil 4.11 Maksimum Gerilim için HMQ-ES-Stack-GBR hibrit modelinin performans doğrulaması: (a) Gerçek ve tahmin edilen değerler arasındaki korelasyon, (b) Artıkların tahmin edilen değerlere göre dağılımı. 96

Şekil 4.12 Modül için HMQ-ES-Stack-GBR hibrit modelinin performans doğrulaması: (a) Gerçek ve tahmin edilen değerler arasındaki korelasyon, (b) Artıkların tahmin edilen değerlere göre dağılımı. 96

Şekil 4.13 Sertlik Ortalaması için HMQ-ES-Stack-GBR hibrit modelinin performans doğrulaması: (a) Gerçek ve tahmin edilen değerler arasındaki korelasyon, (b) Artıkların tahmin edilen değerlere göre dağılımı. 97

Şekil 4.14 Ortalama Pürüzlülük için HMQ-ES-Stack-GBR hibrit modelinin performans doğrulaması: (a) Gerçek ve tahmin edilen değerler arasındaki korelasyon, (b) Artıkların tahmin edilen değerlere göre dağılımı. 97

Şekil 4.15 Hedeflenen tüm değişkenler genelinde temel modeller (XGBoost, Random Forest ve GBR) ile önerilen HMQ-ES-Stack-GBR modeli arasındaki ortalama mutlak hataların karşılaştırılması..... 98

Şekil 4.16 HMQ-ES-Stack-GBR modelinin çok boyutlu hata ve performans analizi: (a) Hedef kalite parametrelerine göre ortalama yüzde hata dağılımı; (b) Kullanılan 10 farklı filament türüne göre modelin tahmin doğruluğu; (c) Farklı çıktı boyutlarının (mikro ve makro) gerçek ve tahmin edilen değerleri arasındaki logaritmik ölçekte uyum; (d) Malzeme bazlı hata varyasyonlarını ve aykırı değerleri gösteren kutu grafiği analizi. 100

Şekil 4.17 PLA, PLA+ ve PETG malzemeleri üzerinde açık ve kapalı 3D yazıcıların performans analizi: (a) Genel tahmin hatası dağılımı, (b) Malzeme bazlı tahmin hatası dağılımının karşılaştırılması. 103

Şekil 4.18 EfficientNetB0 (a) ve MobileNetV2 (b) modellerinin hata sınıflandırma performansını gösteren karışıklık matrisleri..... 111

Şekil 4.19 EfficientNetB0 modelinin sınıflandırma doğruluğu (a) ve modelin toplam kaybı (b)..... 113

Şekil 4.20 MobileNetV2 modelinin sınıflandırma doğruluğu (a) ve modelin toplam kaybı (b)..... 113

ÇİZELGELER DİZİNİ

Sayfa

Çizelge 2.1 3B baskı teknolojilerinde makine öğrenimi destekli çalışmalar 30

Çizelge 3.1 Deneysel tasarım, ölçüm prosedürleri ve kalite güvence yaklaşımı. 50

Çizelge 3.2 TR200 cihazından ölçümü alınan parametreler. 54

Çizelge 3.3 Kullanılan hiperparametreler ve eğitim yapılandırmaları. 61

Çizelge 4.1 Süreç sonrası kalite tahmin modülü veri seti için tanımlayıcı istatistikler.. 80

Çizelge 4.2 HMQ-ES-Stack-GBR modelinin hedef parametrelerine göre performansının karşılaştırılması. 92

Çizelge 4.3 Temel modeller ile önerilen HMQ-ES-Stack-GBR modeli arasındaki hata azalmasının istatistiksel anlamlılık analizi, eşleştirilmiş t-testi ve Wilcoxon işaretli sıralama testi. 99

Çizelge 4.4 Malzeme bazlı optimum parametre kombinasyonları. 106

Çizelge 4.5 Süreç içi hata tahmin modülü performans ölçütleri. 112

Çizelge 4.6 EfficientNetB0 modeli ve MobileNetV2'nin karşılaştırılması. 114

Çizelge 5.1 Süreç sonrası kalite tahmin modülü literatürle karşılaştırılması. 117

Çizelge 5.2 Süreç içi hata tahmin modülü güncel literatürle karşılaştırılması. 119

1. GİRİŞ

Endüstri 4.0 ile birlikte mühendislik sistemleri giderek daha karmaşık, çok değişkenli ve yoğun veri yapılara dönüşmüştür (Oks vd., 2024; Tohmé ve Rossit, 2025). Bu dönüşüm, klasik fizik tabanlı modelleme yaklaşımlarının ötesine geçilmesini gerektirmiş; özellikle doğrusal olmayan, belirsizlik içeren ve yüksek boyutlu parametre uzaylarına sahip sistemlerin modellenmesinde veri odaklı yöntemleri ön plana çıkarmıştır. Bu bağlamda, makine öğrenmesi ve yapay zekâ teknikleri, karmaşık süreçlerin modellenmesi, tahmin edilmesi ve optimize edilmesinde önemli araçlar haline gelmiştir (Z. Wu vd., 2025). Böylece veri odaklı yaklaşımlar, modern mühendislik problemlerinin çözümünde temel bir paradigma haline gelmiştir.

Modern mühendislik uygulamalarında sistem tanımlama, kestirim ve optimizasyon problemleri; akıllı üretim ve veri odaklı karar verme süreçlerinin temelini oluşturmaktadır (Lee vd., 2015; Tao vd., 2018). Özellikle çok girişli çok çıkışlı sistemlerin modellenmesi (Xing vd., 2023), değişkenler arasındaki doğrusal olmayan ilişkilerin öğrenilmesi (Paniagua ve López, 2024) ve yüksek doğrulukta tahmin yapılması, geleneksel yöntemlerin ötesinde yaklaşımlar gerektirmektedir. Bu tür problemlerde analitik modeller çoğu zaman yetersiz kalmakta; bunun yerine öğrenebilen ve genellenebilir veri temelli modeller öne çıkmaktadır (X. Li vd., 2024)

Bu doğrultuda, karmaşık bir mühendislik problemi üzerinde doğrulanması amacıyla, günümüz akıllı üretim sistemlerinin öncü teknolojilerinden biri olan eklemeli imalat (Additive Manufacturing-AM) süreçlerinden Eriyik Yığma Modelleme (Fused Deposition Modeling-FDM) tez çalışmasında uygulama alanı olarak seçilmiştir. FDM süreci; katman kalınlığı, baskı hızı, dolgu yoğunluğu, sıcaklık ve malzeme özellikleri gibi birçok parametrenin birlikte etkili olduğu, karmaşık ve değişken davranışlar sergileyen bir yapıya sahiptir (Vyavahare vd., 2020). Bu yönüyle, veri temelli modelleme yaklaşımlarının test edilmesi için uygun bir uygulama ortamı sunmaktadır. Ayrıca süreç parametreleri ile nihai ürün kalitesi arasındaki ilişkilerin çoğunlukla doğrusal olmayan yapıda olması, geleneksel modelleme yöntemlerinin performansını sınırlandırmaktadır. Bu nedenle FDM tabanlı 3B baskı süreçleri, geliştirilen yaklaşımın doğrulanması için

uygun bir çalışma alanı olarak değerlendirilmiştir.

Bu tez çalışması, karmaşık ve doğrusal olmayan mühendislik sistemlerinde kalite çıktılarının yüksek doğrulukla tahmin edilmesine yönelik hibrit makine öğrenmesi tabanlı bir modelleme yaklaşımı geliştirmeyi amaçlamaktadır. Ele alınan problem, çok sayıda süreç parametresinin eş zamanlı etkileşimi sonucu oluşan çıktının kestirilmesine dayanmakta olup, yüksek düzeyde belirsizlik ve doğrusal olmayan etkileşimler içermektedir. Bu kapsamda çalışma hem modelleme doğruluğunun artırılmasını hem de karmaşık sistemlerin daha güvenilir biçimde temsil edilmesini hedeflemektedir. Çalışmanın temelini, süreç parametrelerine dayalı olarak nihai kalite çıktılarının tahmin edilmesine yönelik geliştirilen hibrit makine öğrenmesi yaklaşımı oluşturmaktadır. Geliştirilen yapı sayesinde farklı makine öğrenmesi algoritmalarının güçlü yönlerinden yararlanılarak daha kararlı ve doğruluklu tahmin performansı elde edilmesi amaçlanmaktadır. Buna ek olarak, üretim sürecinde oluşabilecek hataların tespiti ve izlenmesine yönelik görüntü tabanlı derin öğrenme yaklaşımı süreç içi kalite kontrolünü destekleyen tamamlayıcı bir modül olarak değerlendirilmiştir. Böylece çalışma hem süreç sonrası kalite tahmini hem de süreç içi hata izleme mekanizmalarını değerlendiren bir kalite optimizasyon yaklaşımı sunmaktadır.

Güncel literatürde, benzer problemlerin çözümünde çoğunlukla tekil makine öğrenmesi algoritmalarının kullanıldığı görülmektedir (Kharate vd., 2024; Khusheef, Shahbazi, vd., 2024; Marappan vd., 2024; Selvan vd., 2024). Bununla birlikte, tekil makine öğrenme yöntemleri, dengesiz, yüksek boyutlu, gürültülü veriler vb. gibi karmaşık verilerle uğraşırken tatmin edici performanslar elde edemeyebileceği durumlarda farklı algoritmaların güçlü yönlerini bir araya getiren hibrit ve topluluk öğrenmesi yaklaşımları kullanılmaktadır (Dong vd., 2020).

Mulugundam ve ark. (2025), FDM tabanlı 3B baskı süreçlerinde kalite çıktılarının tahminine yönelik çalışmalarında, katman yüksekliği, dolgu yüzdesi ve baskı hızı parametrelerinin kombinasyonlarının malzeme yoğunluğu ve çekme dayanımı üzerindeki etkilerini incelemişlerdir. Farklı makine öğrenmesi modellerinin karşılaştırılması sonucunda, Aşırı Gradyan Artırma (eXtreme Gradient Boosting-XGB) regresörünün en

düşük hata oranına sahip olduğu ve parametre optimizasyonunda en başarılı model olduğu gösterilmiştir (Mulugundam vd., 2025). Ogunsanya ve ark. (2025), boyutsal doğruluk, gözeneklilik ve çekme dayanımını tahmin etmek amacıyla geri yayılım, radyal tabanlı, ileri beslemeli ve genelleştirilmiş regresyon sinir ağlarının yanı sıra Rastgele Orman (Random Forest-RF) ve XGB gibi modelleri kullanmışlardır (M. A. Ogunsanya vd., 2025). Nguyen ve ark. (2025) ise ekstrüzyon sıcaklığı, katman kalınlığı, baskı hızı, vuruş sayısı ve dolgu yoğunluğu gibi beş temel baskı parametresini kullanarak Akrilonitril Bütadien Stiren (ABS) malzemesinin çekme dayanımını tahmin etmek amacıyla yanıt yüzey metodolojisi ve Yapay Sinir Ağını (Artificial Neural Network-ANN) birlikte kullanmış; ardından optimizasyon için genetik algoritma (Genetic Algorithm-GA) ve çok kriterli karar verme yöntemlerini entegre etmişlerdir. Bu hibrit yaklaşımın, çekme dayanımı ile üretim süresi arasında anlamlı bir denge sağladığı rapor edilmiştir (Nguyen vd., 2025).

Panico ve ark. (2025), katman kalınlığı, ekstrüzyon sıcaklığı, baskı hızı ve dolgu deseni gibi parametrelere bağlı olarak ABS numunelerinin çekme dayanımı, maksimum gerinim ve elastik modülünü tahmin etmiş; RF modellerinin Baskın Olmayan Sıralamalı Genetik Algoritma II (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II-NSGA-II) algoritması ile entegrasyonunun etkili çok amaçlı optimizasyon sağladığını ortaya koymuştur (Panico vd., 2025). Nagarjun ve ark. (2025), Gauss Süreci Regresyonu yönteminin Polilaktik Asit (PLA) malzemesinin çekme dayanımını %88,34 doğrulukla tahmin edebildiğini göstermiştir (Nagarjun vd., 2025). Benzer şekilde, Saylık ve ark. (2025), 48 PLA numunesi üzerinde gerçekleştirdikleri çalışmada Destek Vektör Makinesi (Support Vector Machines-SVM) kullanarak 0,87 R^2 değerine ulaşmışlardır (Saylık vd., 2025). Nikzad ve ark. (2025) tarafından gerçekleştirilen çalışmada, FDM yöntemi ile üretilen PLA numunelerinin çekme dayanımı, 16 farklı kaynaktan elde edilen 329 numunelik veri seti kullanılarak analiz edilmiştir. Çalışmada 19 farklı makine öğrenmesi algoritması karşılaştırılmıştır. Makine öğrenmesi tabanlı modellerin yüksek tahmin doğruluğu sağladığı gösterilmiştir. Ayrıca, daha geniş malzeme gruplarının ve çevresel parametrelerin modele dahil edilmesinin tahmin performansını artırabileceği vurgulanmıştır (Nikzad vd., 2025). Kartal (2025) çalışmasında, temel proses parametreleri kullanılarak çekme dayanımı, yüzey pürüzlülüğü ve elastisite modülünün

tahmini için RF, XGB, ANN ve yığınlama modelleri karşılaştırılmıştır. 81 PLA numunesi ile yapılan analizde XGB en yüksek doğruluğu (R^2 = 0,94) sağlamış, yığınlama yaklaşımının ise hata oranını azalttığı görülmüştür (Kartal, 2025). Benzer şekilde, Tzotzis ve ark. (2025), 54 PLA numunesi ile ANN modelinde R^2 = 0,965 doğruluk elde etmiştir (Tzotzis vd., 2025). Selvan ve ark. (2024) ise 27 PLA numunesi üzerinde yalnızca ANN kullanarak süreç parametrelerinin yüzey kalitesi ve çekme dayanımı üzerindeki etkisini incelemiş ve modelin yüksek doğruluk (%98) sağladığını rapor etmiştir (Selvan vd., 2024). Literatürdeki çalışmalar genel olarak değerlendirildiğinde, makine öğrenmesi tekniklerinin FDM süreçlerinde başarılı sonuçlar verdiği görülmektedir. Bununla birlikte, çalışmaların çoğunda tekil modellerin tercih edilmesi, sınırlı veri setlerinin kullanılması ve farklı malzeme gruplarının yeterince temsil edilmemesi nedeniyle bazı kısıtlar bulunduğu anlaşılmaktadır.

Bu tez kapsamında, yüksek boyutlu ve heterojen veri yapıları üzerinde etkin biçimde çalışabilen veri temelli yapay zekâ yaklaşımları ele alınmıştır. Çalışmanın temel odağını, FDM tabanlı 3B baskı süreçlerinde kalite çıktılarının yüksek doğrulukla tahmin edilmesi ve üretim sürecinde oluşabilecek hataların izlenmesi oluşturmaktadır. Bu doğrultuda, süreç sonrası kalite tahmini için hibrit bir makine öğrenmesi yaklaşımı geliştirilmiştir. Buna ek olarak, süreç içi kalite kontrolüne yönelik görüntü tabanlı bir derin öğrenme yaklaşımı da çalışma kapsamında destekleyici bir bileşen olarak değerlendirilmiştir.

İlk ve ana aşamada, baskı parametreleri ile mekanik özellikler arasındaki karmaşık ve doğrusal olmayan ilişkilerin modellenmesine yönelik hibrit bir makine öğrenmesi sistemi geliştirilmiştir. Önerilen yapı, çoklu giriş parametrelerinden hareketle çekme dayanımı, yüzey pürüzlülüğü ve sertlik gibi birden fazla kalite çıktısını eş zamanlı olarak tahmin edebilmektedir. Modelin performansı, farklı malzemeleri ve geniş parametre kombinasyonlarını içeren veri seti üzerinde değerlendirilmiştir. Yapılan analizler sonucunda, parametreler arasındaki gizli ilişkilerin etkin biçimde öğrenildiği, yüksek doğrulukta tahminler elde edildiği ve modelin farklı veri dağılımları altında dahi kararlı bir performans sergilediği gözlemlenmiştir. Elde edilen sonuçlar, önerilen hibrit modelin literatürde yaygın olarak kullanılan tekil model tabanlı yöntemlere kıyasla daha esnek, kararlı ve başarılı bir performans sunduğunu göstermiştir.

Çalışmanın destekleyici bileşeni olan ikinci aşamada süreç içi kalite kontrolüne yönelik görüntü tabanlı bir derin öğrenme yaklaşımı ele alınmıştır. Bu kapsamda, açık kaynak görüntü veri setleri kullanılarak katman hataları, yüzey bozuklukları ve baskı kusurlarının otomatik olarak tespit edilmesine yönelik bir model sunulmuştur. Bu sayede yalnızca baskı sonrası kalite tahmini değil, aynı zamanda üretim sürecine ait görseller üzerinden kusur tespiti gerçekleştirebilen bir sistem de değerlendirilmiştir. Süreç içi kalite kontrol yaklaşımı, üretim sırasında oluşabilecek hataların görsel veriler üzerinden belirlenmesini sağlayarak üretim güvenilirliğinin artırılmasına katkı sunmaktadır.

Bu tezde kullanılan süreç sonrası ve süreç içi yaklaşımlar, tek bir bütünleşik model yapısından çok, aynı kalite optimizasyon problemini farklı aşamalardan ele alan tamamlayıcı sistemler olarak tasarlanmıştır. Süreç sonrası yapı, tez çalışmasının ana omurgasını oluşturarak nihai ürün kalitesinin tahminine odaklanırken; süreç içi yapı, üretim sürecindeki kusurların tespitine yönelik destekleyici bir kalite izleme mekanizması olarak konumlandırılmıştır. Böylece çalışma, süreç içi izleme ve süreç sonrası kalite tahminini birlikte değerlendiren bütüncül bir kalite optimizasyon çerçevesi ortaya koymaktadır.

Sonuç olarak bu tez çalışması, karmaşık mühendislik sistemlerinin veri temelli yöntemlerle modellenmesine yönelik bütüncül bir yaklaşım sunmakta ve yapay zekâ tabanlı tekniklerin AM süreçlerinde etkin biçimde uygulanabileceğini göstermektedir. Geliştirilen yöntemler yalnızca teorik bir modelleme çerçevesi sunmakla kalmayıp, aynı zamanda gerçek üretim ortamlarında uygulanabilir karar destek sistemlerinin geliştirilmesine de temel oluşturmaktadır. Bunlara ek olarak, süreç parametrelerinin girilmesiyle kalite çıktılarının anlık olarak tahmin edilebildiği web tabanlı bir arayüz geliştirilmiş ve böylece önerilen yaklaşımın pratik uygulanabilirliği desteklenmiştir.

1.1 Problemin Tanımı

FDM tabanlı 3B baskı teknolojisi, sağladığı tasarım esnekliği, hızlı üretim imkânı ve maliyet avantajları sayesinde modern üretim sistemlerinde yaygın olarak kullanılmaktadır (Gordelier vd., 2019). Bununla birlikte, bu teknolojinin endüstriyel

ölçekte etkin ve güvenilir biçimde kullanılabilmesinin önündeki en önemli engellerden biri, nihai parça kalitesinin yüksek doğrulukla öngörülememesidir.

FDM, üç ana türe ayrılabilen çeşitli parametreler içerir: işlem parametreleri (tarama açısı, katman kalınlığı, baskı yönü, tarama genişliği, baskı hızı, dolgu yoğunluğu, hava boşluğu, dolgu deseni, ekstrüzyon sıcaklığı); çevresel parametreler (platform sıcaklığı, nem, oksijen vb.); diğer baskı parametreleri (nozzle çapı, malzeme rengi, filament çapı vb.). Bu parametrelerin tümü FDM bileşenlerinin kalitesini etkilese de katkıları farklıdır (Gao vd., 2022) . Bu parametreler ile kalite çıktıları (çekme dayanımı (Aktepe ve Koca, 2025; Liu vd., 2025; Pazhamannil vd., 2019; M. A. da Silva vd., 2022; J. Zhang vd., 2019), yüzey pürüzlülüğü (Abdulshahed ve Wafa, 2025; Kim vd., 2018; Reddy vd., 2025; A. Sharma ve Bharti, 2024; Xie vd., 2023), sertlik (Ridlo vd., 2025; Veeman vd., 2025; Z. Wang vd., 2024; Zeng vd., 2022) vb.) arasındaki ilişkiler, çoğunlukla doğrusal olmayan ve yüksek boyutlu bir yapı sergilemektedir.

Mevcut üretim uygulamalarında süreç parametrelerinin belirlenmesi çoğunlukla ampirik yaklaşımlar, deney tasarımı veya sınırlı sayıda değişkeni dikkate alan istatistiksel modeller üzerine kuruludur. Ancak üretim süreçlerinin çok değişkenli, doğrusal olmayan ve değişken çalışma koşullarına sahip olması nedeniyle bu yaklaşımlar karmaşık veri yapılarında istenen doğruluk ve genelleme performansını her zaman sağlayamamaktadır. Bu nedenle son yıllarda veri odaklı ve makine öğrenmesi tabanlı yöntemlere yönelik ilgi önemli ölçüde artmıştır (Perzyk vd., 2008; Sadati vd., 2018). Ayrıca literatürde yaygın olarak kullanılan tekil makine öğrenmesi modelleri, farklı veri dağılımları karşısında performans kaybı yaşayabilmektir (Dietterich, 2000). Bu durum, özellikle çok girişli çok çıkışlı sistemlerde güvenilir ve uygulanabilir modelleme yaklaşımlarına olan ihtiyacı artırmaktadır.

Bu tez kapsamında ele alınan temel problem, FDM süreçlerinde çok sayıda giriş parametresinin eş zamanlı etkisi altında oluşan birden fazla kalite çıktısının yüksek doğrulukla ve güvenilir biçimde tahmin edilememesidir. Özellikle farklı malzemeler, baskı koşulları ve veri dağılımları altında kararlı performans gösterebilen modellerin geliştirilmesi önemli bir araştırma gereksinimi olarak ortaya çıkmaktadır. Bunun yanında,

üretim sürecinde ortaya çıkabilecek yüzey ve katman kusurlarının görsel veriler üzerinden otomatik olarak tespit edilmesine yönelik süreç içi kalite kontrol mekanizmalarına da ihtiyaç duyulmaktadır. Kalite tahmini ve kusur tespiti problemlerinin birlikte ele alınması, üretim süreçlerinin daha güvenilir ve verimli hale getirilmesi açısından önem taşımaktadır. Bu nedenle, FDM süreçlerinde çoklu kalite çıktılarının tahmin edilmesine ve üretim kusurlarının izlenmesine yönelik, farklı veri yapıları altında da etkin çalışabilecek veri temelli yaklaşımların geliştirilmesi önemli bir araştırma problemi olarak değerlendirilmektedir.

1.2 Çalışmanın Amacı ve Kapsamı

Bu tez çalışmasının temel amacı, FDM tabanlı 3B baskı süreçlerinde üretim parametreleri ile kalite çıktıları arasındaki karmaşık ve doğrusal olmayan ilişkilerin veri temelli yöntemlerle modellenmesi ve bu ilişkilerin hibrit makine öğrenmesi yaklaşımları kullanılarak yüksek doğrulukla tahmin edilmesidir. Bu doğrultuda, geleneksel deneme-yanılma ve ampirik yaklaşımlardan kaynaklanan zaman, malzeme ve enerji kayıplarının azaltılması, üretim öncesi karar verme süreçlerinin desteklenmesi ve kalite tahmininin daha güvenilir hale getirilmesi hedeflenmektedir.

Çalışma kapsamında katman kalınlığı parametresi üç farklı seviyede (0,1 mm, 0,2 mm ve 0,3 mm), dolgu yoğunluğu üç farklı seviyede (%20, %50 ve %80), baskı hızı üç farklı seviyede (30 mm/s, 50 mm/s ve 70 mm/s) ve dolgu deseni ise zigzag, ızgara ve üçgen geometrileri tüm malzemelerde kullanılmıştır. Polilaktik Asit+ (Polylactic Acid Plus-PLA+) malzemesinde, 14 farklı dolgu deseni kullanılmıştır. Bununla birlikte 10 farklı malzeme türleri ve iki farklı yazıcı sistemi de değerlendirmeye dahil edilmiştir. Bu yaklaşım sonucunda farklı malzemeler, yazıcı tipleri ve baskı parametrelerini içeren 500 farklı üretim senaryosu oluşturulmuştur. Her bir üretim senaryosu deneysel güvenilirliği artırmak amacıyla üç bağımsız tekrar ile gerçekleştirilmiştir. Böylece toplam da 1500 numuneden oluşan bir veri seti elde edilmiştir. Uluslararası Amerikan Test ve Malzeme Topluluğu (American Society for Testing and Materials-ASTM) ve Uluslararası Standardizasyon Örgütü (International Organization for Standardization-ISO) standartlarına uygun olarak üretilen numuneler üzerinde çekme dayanımı, yüzey

pürüzlülüğü ve sertlik testleri gerçekleştirilmiştir. Böylece üretim parametreleri ile kalite çıktıları arasındaki ilişkiler çok girişli ve çok çıkışlı bir sistem yapısı içerisinde değerlendirilmiştir. Kullanılan 7 adet farklı filamentin baskısında kapalı 3B yazıcı kullanılırken geriye kalan 3 adet filamentte (PLA, PLA+ ve Polietilen Tereftalat Glikol (PETG)) ise hem açık hem de kapalı sistem 3B yazıcılar kullanılmıştır. Bu sayede üretim ortamının kalite çıktıları üzerindeki etkileri incelenmiştir. Oluşturulan veri setinin farklı üretim koşullarını temsil edebilme yeteneği artırılmıştır. Elde edilen geniş kapsamlı veri yapısı, geliştirilen modellerin farklı üretim senaryoları altında performanslarının değerlendirilmesine olanak sağlamıştır.

Çalışmanın ana bileşenini, süreç parametrelerinden hareketle çekme dayanımı, yüzey pürüzlülüğü ve sertlik gibi kalite çıktılarının eş zamanlı olarak tahmin edilmesine yönelik hibrit makine öğrenmesi modellerinin geliştirilmesi oluşturmaktadır. Bu kapsamda veri ön işleme ve özellik mühendisliği adımları uygulanmıştır. Özellik mühendisliği aşamasında, süreç parametreleri arasındaki etkileşimlerin modele aktarılabilmesi amacıyla yeni özellikler oluşturulmuştur. Bu kapsamda katman kalınlığı × baskı hızı ve katman kalınlığı × dolgu yoğunluğu etkileşim değişkenleri veri setine eklenmiştir. Farklı makine öğrenmesi ve topluluk öğrenmesi yöntemleri karşılaştırılmıştır. Modellerin performansları 5-katlı çapraz doğrulama yöntemi kullanılarak Belirtme Katsayısı (Coefficient of Determination-R^2), Ortalama Mutlak Hata (Mean Absolute Error -MAE) ve Kök Ortalama Kare Hata (Root Mean Squared Error-RMSE) metrikleri üzerinden değerlendirilerek en başarılı model mimarisi belirlenmiştir. Çalışmanın destekleyici bileşeni olarak süreç içi kalite kontrolüne yönelik görüntü tabanlı bir derin öğrenme yaklaşımı da ele alınmıştır. Açık kaynak görüntü veri setleri kullanılarak katman hataları, yüzey kusurları ve baskı hatalarının otomatik olarak tespit edilmesine yönelik bir model uygulanmıştır. Üretim sürecine ait görseller üzerinden kusur sınıflandırması gerçekleştirilmiştir. Böylece çalışma, yalnızca süreç sonrası kalite tahmini ile sınırlı kalmayıp süreç içi hata tespit modülünü de kapsamaktadır.

Tezin kapsamı yalnızca model geliştirme ve performans değerlendirmesi ile sınırlandırılmamış, aynı zamanda geliştirilen sistemin pratik mühendislik uygulamalarına aktarılması da hedeflenmiştir. Bu amaçla hibrit makine öğrenmesi modeli web tabanlı bir

arayüz ile entegre edilmiş ve kullanıcıların seçtikleri üretim parametrelerine bağlı olarak kalite çıktılarını anlık olarak tahmin edebilecekleri bir karar destek sistemi geliştirilmiştir.

Bu çalışma; farklı malzemeleri, geniş parametre kombinasyonlarını ve çoklu kalite çıktılarının eş zamanlı tahminini içeren veri yapısı, hibrit makine öğrenmesi yaklaşımı, süreç içi ve süreç sonrası kalite değerlendirmesini birlikte ele alan bütüncül yapısı ve web tabanlı karar destek sistemi ile FDM süreçlerinde veri temelli kalite optimizasyonuna yönelik özgün ve uygulanabilir bir çerçeve sunmaktadır.

1.3 Araştırmanın Önemi

Çalışmanın bilimsel ve teknik açıdan önemi aşağıdaki temel noktalarda özetlenebilir:

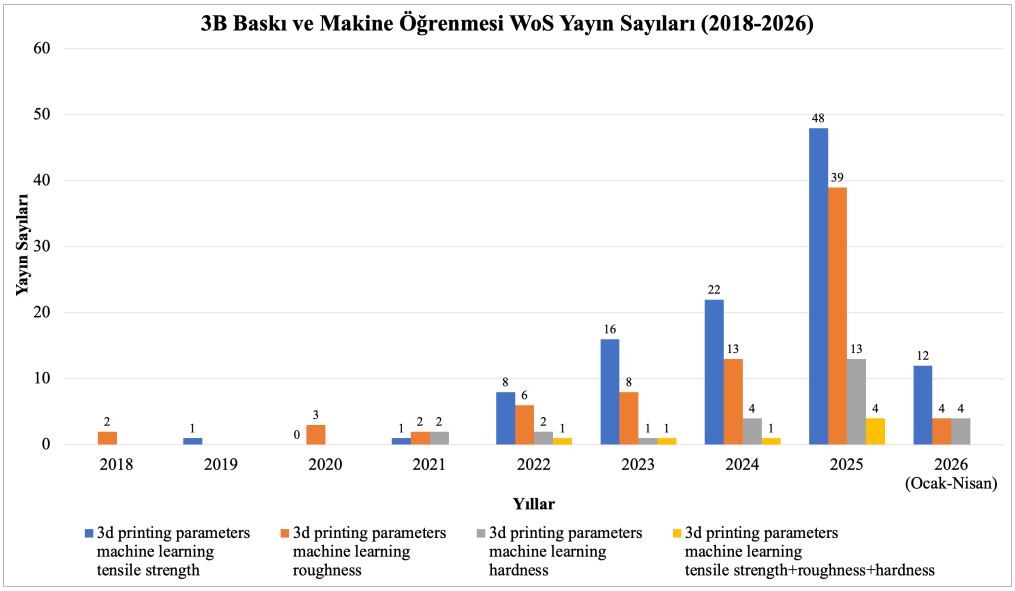
1. FDM süreçlerinde üretim parametreleri ile kalite çıktıları arasındaki karmaşık ve doğrusal olmayan ilişkilerin veri temelli yöntemlerle modellenmesine katkı sağlamaktadır.
2. Tekil makine öğrenmesi yaklaşımlarına alternatif olarak hibrit ve topluluk öğrenmesi yöntemlerinin çoklu kalite çıktılarının tahminindeki etkinliğini ortaya koymaktadır.
3. Yaklaşık 500 farklı üretim senaryosu ve üç tekrar ile elde edilen toplam 1500 numunelik veri seti sayesinde, literatürde sıkça karşılaşılan sınırlı veri probleminin azaltılmasına katkı sağlamaktadır.
4. Toplam 10 farklı polimer malzemenin kullanılması, geliştirilen modelin farklı malzeme grupları üzerindeki performansının değerlendirilmesine olanak sağlamaktadır.
5. Açık ve kapalı sistem 3B yazıcılar arasında gerçekleştirilen karşılaştırmalar sayesinde, üretim ortamının kalite çıktıları üzerindeki etkileri ortaya konulmaktadır.
6. Çekme dayanımı, yüzey pürüzlülüğü ve sertlik gibi çoklu kalite çıktılarının eş zamanlı tahmin edilmesiyle çok girişli çok çıkışlı sistemlerin modellenmesine katkı sunmaktadır.
7. Üretim sürecine ait görsel veriler üzerinden katman ve yüzey kusurlarının tespit edilmesine yönelik görüntü tabanlı derin öğrenme yaklaşımının kullanılması, kalite kontrol sürecine çok boyutlu bir bakış açısı kazandırmaktadır.

8. Süreç sonrası kalite tahmin modülü için geliştirilen modelin web tabanlı bir arayüz ile sunulması sayesinde, üretim öncesi karar verme süreçlerini destekleyen uygulanabilir bir karar destek sistemi ortaya koymaktadır.
9. Üretim süreçlerinde deneme-yanılma temelli yaklaşımların azaltılmasına katkı sağlayarak zaman, enerji, maliyet ve malzeme tasarrufu potansiyeli sunmaktadır.
10. Önerilen yaklaşımın farklı malzeme türlerine ve benzer mühendislik problemlerine uyarlanabilir olması, yöntemin farklı uygulama alanlarında kullanılabilmesine olanak sağlamaktadır.

Sonuç olarak bu çalışma, kapsamlı deneysel veri seti, hibrit makine öğrenmesi yaklaşımı, süreç içi ve süreç sonrası kalite değerlendirmesini birlikte ele alan yapısı ve web tabanlı karar destek sistemi ile FDM süreçlerinde veri temelli kalite optimizasyonuna yönelik özgün ve uygulanabilir bir çerçeve sunmaktadır.

1.4 Literatürdeki Eksiklikler ve Araştırma Boşluğu

FDM tabanlı 3B baskı süreçlerinde makine öğrenmesi uygulamalarına yönelik çalışmalar son yıllarda önemli ölçüde artış göstermiştir. Üretim parametreleri ile mekanik ve fiziksel kalite çıktıları arasındaki ilişkilerin modellenmesine yönelik çalışmaların Web of Science (WoS) veri tabanındaki yıl bazlı yayın sayıları Şekil 1.1'de sunulmaktadır.



Şekil 1.1 3B baskı ve makine öğrenmesi WoS yayın sayıları.

Şekil 1.1 incelendiğinde, özellikle 2022 yılından itibaren bu alandaki çalışmaların hızla arttığı ve 2025 yılında en yüksek seviyeye ulaştığı görülmektedir. Bu artış, 3B baskı süreçlerinde makine öğrenmesi kullanımına olan akademik ilginin giderek yükseldiğini göstermektedir. Çalışmaların büyük çoğunluğunun çekme dayanımı ve yüzey pürüzlülüğü üzerine yoğunlaştığı, sertlik üzerine yapılan çalışmaların ise daha sınırlı kaldığı dikkat çekmektedir. Bu durum, üretim süreçlerinde birden fazla kalite kriterinin birlikte değerlendirilmesine yönelik çalışmaların yetersiz olduğunu göstermektedir.

Bu tez kapsamında literatür taraması, WoS veri tabanında sistematik bir yaklaşımla gerçekleştirilmiştir. Arama sürecinde "3D printing parameters", "machine learning", "tensile strength", "hardness" ve "roughness" anahtar kelimeleri kullanılmıştır. Tarama dört farklı aşamada yürütülmüştür. İlk olarak "3D printing parameters" ve "machine learning" anahtar kelimeleri sabit tutularak, üçüncü anahtar kelime olarak sırasıyla "tensile strength", "roughness" ve "hardness" ifadeleri ayrı ayrı kullanılmış ve üç farklı arama gerçekleştirilmiştir. Son aşamada ise bu üç çıktı parametresi birlikte ele alınarak, tüm anahtar kelimeler AND operatörü ile birleştirilmiş ve tüm terimlerin aynı çalışmada yer alması şartı aranmıştır. Tüm aramalar "All Fields" seçeneği kullanılarak gerçekleştirilmiş olup, böylece başlık, özet ve anahtar kelimeleri kapsayan literatür incelemesi yapılmıştır. Gerçekleştirilen bu arama stratejisi sonucunda, çekme dayanımı, yüzey pürüzlülüğü ve sertlik çıktılarının tamamını birlikte ele alan yalnızca yedi adet çalışmaya ulaşılmıştır. Bu sonuç, literatürde çoklu çıktı tahminine yönelik çalışmaların sınırlı olduğunu açıkça ortaya koymaktadır. Ayrıca, bu sınırlı sayıdaki çalışmaların birinin bu tez kapsamında gerçekleştirilen kapsamlı bir literatür derleme makalesi olması (Aktepe ve Ergün, 2025b), ilgili araştırma alanının henüz gelişmekte olduğunu göstermektedir.

Literatürde yer alan çalışmalar incelendiğinde, bazı araştırmalarda birden fazla çıktı birlikte ele alınsa da önemli sınırlılıklar dikkat çekmektedir. Örneğin, Hossain ve ark. (2022) çalışmasında FDM yöntemi ile üretilen polimer kompozitlerden PLA ve yüksek yoğunluklu polietilen (High Density Polyethylene-HDPE) kullanılmış; bazı numunelerde geri dönüştürülmüş plastik, Titanyum dioksit (TiO_2) nanoparçacıkları ve grafen kaplama gibi katkı malzemelerinin farklı özellikleri incelenmiş, ancak makine öğrenmesi yalnızca

parametre optimizasyonu amacıyla kullanılmıştır (Hossain vd., 2022). Butt ve Mohaghegh (2023) tarafından yapılan çalışmada dijital ikiz ve makine öğrenmesi birlikte çalışılmıştır (Butt ve Mohaghegh, 2023). Benzer şekilde, Khusheef ve ark. (2024) derin öğrenme tabanlı yüksek doğruluk elde etmiş olmasına rağmen yalnızca 27 numune ile analiz gerçekleştirmiştir (Khusheef, Shahbazi, vd., 2024). Öte yandan, iki çalışma Stereolitografi (Stereolithography-SLA) tabanlı 3B yazıcılar üzerinde gerçekleştirilmiş olup (AL-Khafaji vd., 2025; Kadauw, 2025), bu durum elde edilen sonuçların FDM süreçlerine doğrudan aktarılabilirliğini sınırlandırmaktadır. Ayrıca, Özkül ve ark. (2025) çalışmasında 25 farklı makine öğrenmesi algoritması kullanılarak yüksek doğruluk elde edilmesine rağmen, çalışma yalnızca 27 numune ile sınırlı kalmıştır (Özkül vd., 2025).

Bu bulgular, literatürde hem veri seti büyüklüğü hem de kullanılan üretim teknolojileri açısından önemli kısıtlar bulunduğunu göstermektedir. Ayrıca çoklu çıktı tahminine yönelik çalışmaların sınırlı sayıda olması ve mevcut çalışmaların çoğunlukla küçük veri setleri ile gerçekleştirilmiş olması, bu alanda önemli bir araştırma boşluğuna işaret etmektedir.

Literatürdeki mevcut çalışmalar analiz edildiğinde aşağıdaki temel eksiklikler öne çıkmaktadır:

1. Çalışmaların büyük çoğunluğu yalnızca tek bir çıktı değişkenine odaklanmakta, çoklu çıktı modelleme yaklaşımları ihmal edilmektedir.
2. Birden fazla kalite kriterinin birlikte değerlendirildiği çalışmalar sınırlıdır.
3. Kullanılan veri setleri genellikle sınırlı olup farklı malzeme türleri ve geniş parametre kombinasyonlarını yeterince temsil etmemektedir.
4. Geliştirilen modellerin farklı üretim koşulları altındaki performansları yeterince incelenmemekte ve farklı üretim senaryolarına uyarlanabilirlikleri sınırlı kalmaktadır.
5. Farklı makine öğrenmesi algoritmalarının karşılaştırmalı değerlendirmeleri sınırlı düzeyde kalmaktadır.
6. Çoklu çıktı problemlerinde değişkenler arası ilişkiler çoğunlukla göz ardı edilmektedir.
7. Üretim sürecinde oluşan katman hataları ve yüzey kusurlarının görüntü tabanlı

yapay zekâ yöntemleri ile izlenmesine yönelik çalışmalar sınırlı olup, süreç içi kalite kontrol uygulamaları yeterince araştırılmamıştır.

8. Mevcut çalışmaların büyük bölümü teorik düzeyde kalmakta olup, geliştirilen modellerin kullanıcı dostu arayüzler aracılığıyla endüstriyel ortamlara entegrasyonu oldukça sınırlıdır.

Bu değerlendirmeler, FDM süreçlerinde çoklu kalite çıktılarının eş zamanlı tahmini, farklı malzeme türlerini kapsayan geniş veri setlerinin kullanılması, üretim sırasında oluşan kusurların süreç içi olarak izlenmesi ve geliştirilen modellerin uygulamaya aktarılması konularında önemli araştırma boşlukları bulunduğunu göstermektedir. Özellikle çekme dayanımı, yüzey pürüzlülüğü ve sertlik çıktılarının aynı model içerisinde birlikte ele alındığı çalışmaların son derece az olması, bu alandaki araştırma ihtiyacını açık biçimde ortaya koymaktadır.

Aktepe ve Ergün (2025a) tarafından Türkiye'de 3B baskı alanında gerçekleştirilen lisansüstü tez çalışmalarına yönelik yapılan sistematik incelemede, değerlendirilen toplam 61 doktora ve uzmanlık tezinden yalnızca birinde (Yazlık, 2025) yapay zekâ yöntemlerinin kullanıldığı belirlenmiştir. Bu bulgu, makine öğrenmesi ve yapay zekâ tekniklerinin 3B baskı araştırmalarına entegrasyonunun Türkiye'de hâlen önemli bir araştırma boşluğu olduğunu ortaya koymaktadır (Aktepe ve Ergün, 2025a). Bu durum, FDM süreçlerinde kalite tahmini ve optimizasyon amacıyla yapay zekâ tabanlı yaklaşımlara olan ihtiyacı ortaya koymaktadır.

Bu tez çalışmasında söz konusu araştırma boşluğunun giderilmesine yönelik olarak, farklı malzeme türlerini ve geniş parametre kombinasyonlarını içeren bir veri seti kullanılmıştır. Çekme dayanımı, yüzey pürüzlülüğü ve sertlik çıktılarının eş zamanlı tahminine yönelik hibrit makine öğrenmesi modelleri geliştirilmiş ve farklı algoritmalar karşılaştırmalı olarak değerlendirilmiştir. Buna ek olarak, üretim sürecinde oluşabilecek katman ve yüzey kusurlarının tespitine yönelik görüntü tabanlı bir derin öğrenme yaklaşımı ele alınarak süreç içi kalite kontrol boyutu da çalışmaya dahil edilmiştir. Ayrıca geliştirilen model, kullanıcıların üretim parametrelerine bağlı olarak anlık tahmin sonuçlarına ulaşabilecekleri web tabanlı bir karar destek sistemi ile bütünleştirilmiştir. Böylece

çalışma, çoklu kalite tahmini, süreç içi kalite izleme, geniş ölçekli veri kullanımı ve uygulamaya aktarılabilirlik açısından literatürde belirlenen boşlukların giderilmesine katkı sunmaktadır.

1.5 Çalışmanın Özgün Katkıları

Bu tez çalışmasının literatüre ve uygulamaya yönelik özgün katkıları aşağıda özetlenmiştir:

1. FDM tabanlı 3B baskı süreçlerinde kalite tahmini amacıyla yaklaşık 500 farklı üretim senaryosu ve üç tekrar sonucunda elde edilen toplam 1500 numunelik kapsamlı bir veri seti oluşturulmuştur.
2. Çalışmada toplam 10 farklı polimer malzeme kullanılarak, literatürde çoğunlukla tek veya sınırlı sayıdaki malzeme ile gerçekleştirilen çalışmalara kıyasla daha geniş kapsamlı bir deneysel altyapı oluşturulmuştur.
3. Çekme dayanımı, yüzey pürüzlülüğü ve sertlik çıktılarının eş zamanlı tahminine olanak sağlayan çok girişli çok çıkışlı bir modelleme yaklaşımı geliştirilmiştir.
4. Farklı makine öğrenmesi algoritmalarının güçlü yönlerini bir araya getiren hibrit ve topluluk öğrenmesi tabanlı bir model mimarisi geliştirilerek tahmin performansının artırılması hedeflenmiştir.
5. Açık ve kapalı sistem 3B yazıcılar kullanılarak üretim ortamının kalite çıktıları üzerindeki etkileri karşılaştırmalı olarak değerlendirilmiştir.
6. Üretim sürecinde oluşabilecek katman ve yüzey kusurlarının tespitine yönelik görüntü tabanlı bir derin öğrenme yaklaşımı çalışmaya dahil edilmiştir.
7. Süreç sonrası kalite tahmini ile süreç içi görüntü tabanlı hata tespitinin aynı tez kapsamında birlikte ele alınmasıyla bütüncül bir kalite optimizasyon yaklaşımı ortaya konulmuştur.
8. Geliştirilen hibrit makine öğrenmesi modeli, kullanıcıların üretim parametrelerine bağlı olarak anlık tahmin sonuçlarına ulaşabilecekleri web tabanlı bir karar destek sistemi ile bütünleştirilmiştir.
9. Önerilen yaklaşımın farklı malzeme türlerine, üretim koşullarına ve benzer mühendislik problemlerine uyarlanabilir olduğu gösterilerek yöntemin uygulama potansiyeli ortaya konulmuştur.

1.6 Tezin Organizasyonu

Beş ana bölümden oluşan bu tezde, ilk bölümde çalışmanın motivasyonu, problem tanımı, literatürdeki eksiklikler, araştırma boşluğu, çalışmanın önemi, özgün katkıları ve genel kapsamı sunulmuştur. Ayrıca tezin genel yapısı ve bölümler arasındaki ilişki açıklanmıştır.

İkinci bölümde, AM teknolojileri, FDM tabanlı 3B baskı süreçleri, kalite kavramı ve süreçte oluşan hata türleri ele alınmıştır. Bununla birlikte, FDM süreçlerinde kullanılan yapay zekâ yaklaşımları, makine öğrenmesi ve derin öğrenme temelli çalışmalar literatür incelemesi ile sunulmuş ve araştırma boşluğu ortaya konulmuştur.

Üçüncü bölümde, çalışmada kullanılan materyal ve metot açıklanmıştır. Bu bölümde süreç sonrası mekanik özellik tahmin sistemi kapsamında deneysel tasarım, numune üretimi, test prosedürleri ve veri ön işleme adımları detaylandırılmıştır. Ayrıca süreç içi görüntü tabanlı kalite izleme sistemi kapsamında kullanılan veri seti, kusur türleri, görüntü işleme adımları ve veri artırma teknikleri açıklanmıştır. Bunun yanında süreç sonrası makine öğrenmesi modeli ile süreç içi derin öğrenme modelinin mimari yapıları, eğitim süreçleri, kullanılan hiperparametreler ve performans değerlendirme metrikleri sunulmuştur. Son olarak, iki yaklaşımın birlikte ele alındığı genel sistem yapısı ve çok modlu kalite optimizasyon çerçevesi açıklanmıştır.

Dördüncü bölümde, önerilen yöntemlerin deneysel sonuçları sunulmuştur. Süreç sonrası makine öğrenmesi modeli kapsamında veri analizi, model performans sonuçları ve optimizasyon çıktıları detaylandırılmıştır. Süreç içi derin öğrenme modeli kapsamında görüntü veri seti analizi ve kusur tespit sonuçları verilmiştir. Ayrıca her iki yaklaşımın birlikte değerlendirildiği genel sistemin kalite optimizasyonuna katkısı analiz edilmiştir. Beşinci ve son bölümde, elde edilen bulgular literatür ile karşılaştırmalı olarak tartışılmış, modelin mühendislik açısından değerlendirmesi yapılmış, yöntemin avantajları ve sınırlılıkları ele alınmıştır. Ayrıca çalışmanın endüstriyel uygulanabilirliği, hibrit yapının kalite yönetimine katkısı ve gelecekte yapılabilecek çalışmalar için öneriler sunulmuştur.

2. LİTERATÜR BİLGİLERİ

Bu bölümde, AM teknolojileri içerisinde yaygın olarak kullanılan FDM yöntemi ve süreç dinamikleri incelenmiştir. Öncelikle AM ve 3B baskı teknolojilerinin temel prensipleri açıklanmıştır. Ardından FDM tabanlı üretim süreçlerinde kalite kavramı ile kaliteyi etkileyen temel üretim parametreleri ele alınmıştır. Ayrıca üretim sırasında ortaya çıkabilen katman hataları, yüzey kusurları ve diğer baskı problemleri ile bunların oluşum nedenleri değerlendirilmiştir. Bölümün devamında, FDM süreçlerinde kalite tahmini, süreç optimizasyonu ve hata tespitine yönelik yapay zekâ uygulamaları incelenmiştir. Bu kapsamda makine öğrenmesi ve derin öğrenme tabanlı çalışmalar ayrı başlıklar altında değerlendirilerek kullanılan yöntemler, veri yapıları, performans ölçütleri ve elde edilen sonuçlar karşılaştırılmıştır. Son olarak, mevcut literatürün güçlü ve zayıf yönleri analiz edilerek araştırma boşlukları ortaya konmuştur. Bu tez çalışmasının literatürdeki konumu değerlendirilmiştir.

2.1 Eklemeli İmalat ve 3B Baskı Teknolojileri

3B yazıcılar, farklı ihtiyaçlara cevap veren objelerin bilgisayar ortamında tasarlanmasının ardından baskı alınmasına olanak sağlamaktadır. 3B yazıcıların sunduğu baskı kolaylığı, özgün tasarım imkânı ve ekonomik avantajlar göz önüne alındığında, 3B yazıcılara olan ilgi hızla artmaktadır (Conner vd., 2014). 3B baskı veya AM, 3B tasarımlar oluşturmak için katmanları üst üste yerleştirmeyi amaçlayan çeşitli üretim yöntemlerinde kullanılan genel terimdir (ISO/ASTM 52900, 2021). AM; otomotiv (Ganesh Sarvankar ve Yewale, 2019), havacılık (Cozzolino vd., 2025), mimari modelleme (Pajonk vd., 2022), biyomedikal mühendisliği (Murr, 2018) ve tıp/ilaç endüstrileri (L. R. R. da Silva vd., 2021) gibi çeşitli alanlarda kullanılmaktadır.

AM yedi temel başlık altında incelenmektedir. Bunlar sırasıyla; malzeme ekstrüzyonu, yönlendirilmiş enerji birikimi, bağlayıcı püskürtme, levha laminasyonu, toz yatak füzyonu, malzeme püskürtme, küp foto polimerizasyonudur (ISO/ASTM 52900, 2021) . Bu sıralamada, malzeme ekstrüzyonu altında bulunan bir yöntem olan FDM, termoplastik polimerler ile üretim yapmak için yaygın olarak kullanılan yöntemdir (Al Khawaja vd.,

2020; Kumar vd., 2024). FDM, çok yönlülüğü ve maliyet etkinliği nedeniyle önde gelen bir AM teknolojisi olarak ortaya çıkmıştır (Gibson vd., 2015) . Erimiş filament üretim tekniği (Fused Filament Fabrication-FFF) olarak da bilinen FDM tekniği 1980'lerin sonlarında geliştirilmiş ve o zamandan beri hızla gelişmiştir (Gibson vd., 2020). FDM, bir termoplastik filamentin bir makaradan alınıp bir ekstrüderin soğuk ve sıcak uçlarından geçirilmesi prensibine dayanan bir AM yöntemidir (Gibson vd., 2020). 3B dijital modeller Bilgisayar Destekli Tasarım (Computer Aided Design-CAD) yazılımları yardımıyla oluşturulur. CAD yazılımları bir ürünün dijital modelinin parametrik olarak oluşturulmasında ve daha sonra kolayca değiştirilebilmesine olanak sağlar. Bu aşamada profesyonel veya açık kaynaklı CAD yazılımlarından faydalanılabilir (Junk ve Kuen, 2016).

FDM baskıda kullanılan malzemeler termoplastik polimerlerden ABS ve PLA yaygın olarak kullanılmaktadır (Novakova-Marcincinova L ve Novak-Marcincin J, 2012). PLA, biyolojik olarak parçalanabilirliği ve birçok tıbbi uygulaması nedeniyle FDM işleminde yaygın olarak kullanılan bir termoplastiktir. ABS ile karşılaştırıldığında, PLA' nın elastikiyeti çok daha düşüktür. Öte yandan, büyük bir mukavemete sahiptir. FDM baskı işleminde ABS kompozitlerine kıyasla, PLA kompozitleri artan boşluk içeriği ve anizotropi sergiler (Penumakala vd., 2020). PLA+, standart PLA'ya kıyasla daha yüksek çekme ve eğilme dayanımı sergiler; bu da daha dayanıklı ve sağlam parçalar gerektiren uygulamalar için faydalıdır (Kadhum vd., 2023).

Ek olarak, PETG (Hsueh vd., 2021), Polipropilen (Polypropylene - PP) (Chong vd., 2020), Poliamid Naylon (Polyamide - PA) (X. Zhang vd., 2020), Polikarnonat (Polycarbonate -PC) (Ramírez-Revilla vd., 2023), Termoplastik Poliüretan (Thermoplastic Polyurethane - TPU) (Marco vd., 2024), Termoplastik Elastomer (Thermoplastic Elastomer-TPE) (León-Calero vd., 2021) ve Akrilonitril Stiren Akrilat (Acrylonitrile Styrene Acrylate - ASA) gibi mühendislik filamentleri ile fonksiyonel çalışmalar gerçekleştirilebilmektedir. Ayrıca, karbon fiberle güçlendirilmiş filamentler (Ning vd., 2015) ve cam elyaf takviyeli polimerik (Badogu vd., 2022) gibi malzemeler de kullanılabilmektedir.

2.2 FDM Tabanlı 3B Baskıda Kalite Kavramı

Bir ürünün ya da sürecin kalitesi; performans, güvenilirlik, kullanım ömrü, servis kolaylığı, estetik görünüm, fonksiyonel özellikler, uyandırdığı kalite algısı ve belirlenen standartlara veya şartnamelere uyum gibi pek çok farklı boyuta sahiptir (Montgomery, 2020). FDM tabanlı 3B yazıcı teknolojilerinde, malzeme özellikleri ve parçanın geometrisi üretim esnasıyla eş zamanlı olarak şekillenmektedir. Bu durum, nihai ürün kalitesini doğrudan etkileyen ve kontrol edilmesi gereken parametre sayısını önemli ölçüde artırmaktadır. Wu ve Chen (2018) tarafından yapılan kapsamlı incelemede, AM'de kalitenin sürdürülebilirliği ve endüstriyel standartlara uygunluğu üç temel aşamada ele alınmaktadır: süreç öncesi (pre-process), süreç esnası (in-situ/in-process) ve süreç sonrası (post-process) kontrol (H. C. Wu ve Chen, 2018).

FDM'de kalite, tek bir ölçütle tanımlanamayan; parçanın boyutsal doğruluğu, yüzey pürüzlülüğü, mekanik dayanımı ve katmanlar arası yapışma gibi birden fazla özelliğin birlikte değerlendirilmesiyle belirlenen çok boyutlu bir kavramdır (Mohamed vd., 2015). Al-Ahmari vd. (2021) tarafından yapılan çalışmada, FDM ile üretilen parçalardaki hata kaynaklarını nicelleştirmek amacıyla çeşitli geometrik unsurlar içeren standart bir referans parça kullanılmıştır. Araştırma sonucunda proses, boyut ve geometrik doğruluk açısından karakterize edilerek tasarımlarının geliştirilmesi için bir temel sunulmuştur. (Al-Ahmari vd., 2021).

İşlem parametreleri, dilimleme yazılımı ve yazıcı donanımı içindeki kontrol edilebilir ayarlardır. Baskı kalitesini ayarlamak için kullanılan birincil parametrelerdir. Katman kalınlığı, yüzey kalitesi ve yapım süresi için belki de en etkili parametredir (Baumann, 2017). Çoklu yanıtlı bir çalışmada, katman kalınlığının yüzey pürüzlülüğüne %32,65 ve parça deformasyonuna %19,20 oranında katkıda bulunduğu bulunmuştur (Khusheef, Hashemi, vd., 2024). Negrete (2020) yaptığı çalışmada, ortogonal bir dizi kullanılarak, işlem parametrelerinin değişkenlerin davranışı üzerindeki etkisini incelemek katman kalınlığı, dolgu deseni, yönlendirme açısı, baskı düzlemi ve parçanın baskı platformundaki konumu olmak üzere için beş parametreyi değerlendirmiştir. Baskı düzleminin işlem süresi, harcanan enerji, parça kalınlığının boyutsal hassasiyeti, akma dayanımı ve nihai çekme dayanımı üzerinde en büyük etkiye sahip faktör olduğunu

göstermiştir (Negrete, 2020). Nozul sıcaklığı, hataya %29,53 oranında katkıda bulunarak, çarpılma üzerinde önemli bir etkiye sahiptir (Khusheef, Hashemi, vd., 2024). PP gibi belirli malzemeler için, daha düşük bir ekstrüzyon sıcaklığının (örneğin, 210 °C) en iyi boyutsal doğruluğu sağladığı gösterilmiştir (Y. Zhang vd., 2024). Daha yüksek hızlar verimliliği artırırken, genellikle kaliteyi düşürür. Yüksek hızlar, zayıf malzeme birikimine ve azalmış mekanik mukavemete yol açabilmektedir (Baumann, 2017). Dolgu yüzdesi ve deseni (örneğin, konsantrik, ızgara, petek) parçanın iç yapısını belirler. Bu ayarlar öncelikle çekme ve darbe dayanımı gibi mekanik özellikleri etkilemektedir. Örneğin, dolgu deseninin PLA baskılarında darbe dayanımı ve yüzey pürüzlülüğünü etkileyen en önemli faktör olduğu bulunmuştur (Gholipour vd., 2025). Dış duvarların kalınlığı mekanik performansı önemli ölçüde etkiler. Çalışmalar, duvar kalınlığının çekme (%31,83) ve eğilme (%37,6) dayanımı için baskın bir faktör olduğunu göstermektedir (Khusheef, Hashemi, vd., 2024). Parçanın baskı platformundaki yönlendirmesi, farklı yüzeylerin yüzey kalitesini ve parçanın mekanik anizotropisini etkiler (Negrete, 2020). Örneğin baskı parametrelerinin yüzey kalitesine olan etkileri modellenerek parça sağlamlığının en çok katman kalınlığından, boyutsal hatanın ise tarama açısından etkilendiği belirlenmiştir (Tontowi vd., 2017).

Malzeme özellikleri, termoplastik filamentin termal ve reolojik özellikleri baskı kalitesini etkilemektedir. ABS, bakımı ve üretimi kolay, uygun değiştirme bir mühendislik polimeridir; iyi darbeye dayanıklı, kimyasallara karşı dayanıklı, estetik açıdan kaliteli ve ayrıca yeterli dayanıma ve sertliğe sahiptir. PLA, diğer plastiklere göre biraz daha kırılgan olma eğilimindedir (Jamshidian vd., 2010). Naylon, özellikle güçlü, dayanıklı ve çok yönlü bir malzemedir. PET, plastik şişe üretim süreci yaygın olarak kullanılmaktadır. Orijinal PET filamenti renksiz ve kristal berraklığında bir malzemedir (Wojtyła vd., 2017). PP' de boyutsal doğruluğu korumak için termal davranışı nedeniyle özel parametre ayarlaması gerektirir (Y. Zhang vd., 2024). FDM tekniğiyle alınan baskılarda kullanılan malzemelerin mekanik ve fiziksel özelliklerin performanslarının değerlendirilmesi önemlidir (Stoica vd., 2021). Mekanik kalite, parçanın fonksiyonel sınırlarını belirlemek için standartlaştırılmış testler yoluyla değerlendirilir. Çekme ve eğilme mukavemeti, yük taşıma kapasitesini ölçmek için kullanılır. Genellikle duvar kalınlığı ve dolgu ayarlarıyla bağlantılıdır. Darbe mukavemeti ve mikro sertlik ölçümleri, malzemenin yapısal

bütünlüğü ve katmanlar arası bağın etkinliği hakkında daha derin bilgiler sağlar (Alharbi vd., 2025; Hamdy, 2024).

Çevresel ve makine faktörleri, doğrudan işlem ayarlarının dışında kalan faktörler de nihai sonucu etkilemektedir. Tabla sıcaklığı, ilk katman yapışması için kritiktir. Bazı araştırmalar, yapışma için ısıtmalı bir yatağın gerekli olmasına rağmen, baskı boyunca yüksek yatak sıcaklıklarının korunmasının genel kaliteyi olumsuz etkileyebileceğini ve ilk katmanlardan sonra sıcaklığın düşürülmesinin sonuçları iyileştirebileceğini öne sürmektedir (Spoerk vd., 2018). Ortam sıcaklığı ve nemi, baskı kalitesinde değişkenliğe neden olabilen faktörlerdir (Głowacki vd., 2024). Makine titreşimleri de yapısal geometriyi etkileyebilmektedir. Ayrıca, dilimleme yazılımı seçimi (örneğin, Simplify3D ve G3DMaker), aynı parametre ayarlarıyla bile farklı baskı sonuçlarına yol açabilmektedir (Pajtinka vd., 2025).

Baskı özelliklerini ölçmek için çeşitli metrolojik ve istatistiksel araçlar kullanmaktadır. Yüzey pürüzlülüğü, tipik olarak aritmetik ortalama (Ra) ve kök ortalama kare (RMS) pürüzlülüğü gibi metrikler elde etmek için profilometre kullanılarak ölçülür (Boschetto ve Bottini, 2014). Yüzey yapılarının temassız incelenmesi için lazer profilometreler (Baysan vd., 2018) ve dijital mikroskoplar da (Grochalski vd., 2020) kullanılır. Boyutsal doğruluk, basılı parçanın boyutlarının orijinal CAD modeliyle karşılaştırılmasıyla değerlendirilir (Aktepe ve Aktepe, 2024). Araçlar arasında Koordinat Ölçme Makineleri (Coordinate Measuring Machine-CMM) (S. Wang vd., 2022), dijital mikrometreler ve 3B tarama sistemleri (Montalti vd., 2024) bulunur. Bu yöntemler, ortalama hata ve bağıl hata hesaplanmasına olanak tanır.

Bireysel ölçümlerin ötesine geçmek için istatistiksel çerçeveler kullanılmaktadır. Taguchi'nin ortogonal dizileri (Wankhede vd., 2019) ve Varyans Analizi (ANOVA) (Kafshgar vd., 2021) gibi yöntemler, hangi parametrelerin kalite metrikleri üzerinde istatistiksel olarak anlamlı bir etkiye sahip olduğunu belirlemek için standarttır. İşlem yeteneği endekslerinden süreç yeteneği endeksi (Process Capability Index-Cpk) gibi endeksler, FDM işleminin belirtilen tolerans sınırları içinde kalma tutarlılığını ve yeteneğini değerlendirmek için kullanılır (Mansour vd., 2020). Son gelişmeler, baskının

gerçek zamanlı olarak izlenmesine odaklanmaktadır (Hu vd., 2024). Sensörler ve bilgisayar görüşü, baskı işlemi sırasında model sapmaları gibi hataları tespit etmek için kullanılır (Paraskevoudis vd., 2020).

FDM kalitesini iyileştirme stratejileri, basit parametre ayarlamasından gelişmiş algoritmik kontrole kadar uzanmaktadır. Kalite iyileştirmenin en yaygın yaklaşımı, optimum işlem parametrelerinin sistematik olarak belirlenmesidir. Taguchi metodolojisi yaklaşımı, birden fazla parametre için "en uygun noktayı" bulmak için gereken deney sayısını en aza indirmek için ortogonal diziler kullanır (Hasdiansah vd., 2023; Tunçel vd., 2024). Yüzey pürüzlülüğü ve boyutsal doğruluğu aynı anda optimize etmek için kullanıllabilir (Arifsa ve Prastowo, 2019). Arzu edilebilirlik analizi, mukavemeti en üst düzeye çıkarırken enerji tüketimini ve baskı süresini en aza indirmek gibi genellikle çelişkili olan birden fazla hedefin aynı anda optimize edilmesine olanak tanır (Abdulridha vd., 2024).

Tahmine dayalı modeller, araştırmacıların baskı başlamadan önce bile baskının kalitesini tahmin etmelerini sağlar. Regresyon analizi, işlem parametrelerini pürüzlülük veya boyutsal sapma gibi kalite ölçütleriyle ilişkilendirmek için matematiksel formüller türetilir (Siraj ve Drégelyi-Kiss, 2025). ANN'nin mekanik özellikleri ve yüzey pürüzlülüğünü tahmin etmede klasik regresyondan daha iyi performans gösterdiği ve parametre seçimi için daha hassas bir araç sunduğu gösterilmiştir (Yadav vd., 2020).

Son araştırmalar, kaliteyi sağlamak için dinamik ve algoritmik yolları araştırmaktadır. Kapalı döngü geri besleme sistemleri, baskı sırasında yazıcı ayarlarını ayarlamak için gerçek zamanlı verileri kullanır. Bulanık çıkarım sistemleri (Fuzzy Inference Systems-FIS) kullanan hiyerarşik geri besleme mimarilerinin, deformasyonları neredeyse gerçek zamanlı olarak telafi ettiği gösterilmiştir (Prabhu vd., 2023; Wei vd., 2024). FIS, FDM sürecinin doğasında var olan belirsizliği ve doğrusal olmayan yapıyı ele almak için optimizasyon algoritmalarıyla entegre edilebilir ve kalite kontrolü için sağlam bir çerçeve sağlamıştır. Gri Kurt Optimizasyonu (Grey Wolf Optimizer-GWO) (Trivedi ve Patel, 2025) ve Savaş Stratejisi Optimizasyonu (War Strategy Optimization-WSO) (Gholipour vd., 2025b) gibi yeni optimizasyon teknikleri, optimum parametre setlerini bulmak için

kullanılır. WSO, PLA parçalarında yüzey pürüzlülüğünü en aza indirirken çekme ve darbe dayanımını en üst düzeye çıkarmak için uygulanmıştır.

FDM tabanlı 3B baskıda kalite; işlem parametreleri, malzeme özellikleri ve çevresel faktörlerin bütünleşik yönetimini gerektiren çok boyutlu bir kavramdır. Güncel literatür, kalite değerlendirme süreçlerinin geleneksel manuel ölçümlerden yüksek hassasiyetli 3B tarama ve yerinde sensör tabanlı izleme sistemlerine evrildiğini göstermektedir. Bu kapsamda iyileştirme stratejileri; Taguchi ve ANOVA gibi istatistiksel optimizasyon yöntemleri, ANN tabanlı gelişmiş modelleme teknikleri ve hataları anlık tespit eden gerçek zamanlı kapalı döngü kontrol mekanizmaları üzerine yoğunlaşmaktadır. Ancak, geniş ölçekli ve tam donanımlı kapalı döngü sistemlerinin ampirik doğrulanmasına yönelik araştırma boşlukları mevcuttur.

2.3 FDM Sürecinde Hata Türleri ve Oluşum Nedenleri

FDM, basılı parçaların boyutsal doğruluğunu, mekanik bütünlüğünü ve yüzey kalitesini etkileyen çeşitli kusurlara eğilimlidir. FDM kusurlarının öncelikle malzeme özellikleri, işlem parametreleri ve termal dinamikler arasındaki karmaşık bir etkileşimden kaynaklandığını göstermektedir. Başlıca hata kategorileri arasında geometrik yanlışlıklar (çarpılma, büzülme, fil ayağı), yapısal kusurlar (katman ayrılması, gözeneklilik, boşluklar) ve yüzey kalitesi sorunları (ipliklenme, basamaklanma) yer almaktadır. Termal gradyanlar, artık gerilimler ve polimer zinciri difüzyonu gibi altta yatan mekanizmalar, bu arızaların kritik etkenleridir.

FDM baskıdaki hatalar, baskı arızalarına, zayıf mekanik performansa veya boyutsal toleranslara uyumsuzluğa yol açabilmektedir (Erokhin vd., 2023; Song ve Telenko, 2019). FDM'deki kusurları incelemek ve azaltmak için çeşitli yöntemler kullanılmaktadır. Bunlar arasında, boyutsal doğruluk için optimal parametreleri belirlemek üzere Taguchi yöntemi (Aslani vd., 2020) ve 2k faktöriyel tasarımlar gibi Deney Tasarımı (Design of Experiments-DOE) kullanılarak deneysel optimizasyon yer almaktadır. Sayısal modelleme, özellikle 3B birleştirilmiş termomekanik sonlu eleman analizi, ahşap/PLA biyokompozitler gibi karmaşık malzemelerde artık gerilimleri ve

çarpıklığı tahmin etmek için kullanılır (Morvayová vd., 2023).

Ayrıca, güncel literatür, otomatik kusur tespiti ve kalite güvencesine doğru bir kaymayı vurgulamaktadır. Bu, gerçek zamanlı hata tespiti için çoklu sensör veri toplama sistemlerinin geliştirilmesini (Kumar vd., 2022) ve hataları sınıflandırmak için titreşim ve malzeme biriktirme verilerini kullanan makine durumu izleme çerçevelerini (He vd., 2024) içerir.

FDM baskıda geometrik hatalar, basılan parçanın amaçlanan şeklini ve boyutunu etkiler. En yaygın kusurlardan biri olan çarpıklık, termal büzülme ve düzensiz soğumadan kaynaklanır ve parça kenarlarının baskı tablasından kalkmasına yol açar (Alsoufi ve Elsayed, 2017). Bu genellikle, malzemenin cam geçiş sıcaklığından soğumasıyla oluşan iç gerilimlerden kaynaklanır (Alsaiari vd., 2023). Fil ayağı, genellikle nozul yatağa çok yakın olduğunda veya yatak sıcaklığı çok yüksek olduğunda meydana gelen ve alt katmanların parçanın ağırlığı altında şişmesine neden olan ilk birkaç katmanın genişlemesini ifade eder (Hazliza vd., 2025). Boyutsal sapma, dijital model ile fiziksel baskı arasındaki tutarsızlıklar. Araştırmalar, nozul sıcaklığının bu sapmaları etkileyen baskın faktör olduğunu göstermektedir (Abas vd., 2022).

FDM baskıda yapısal ve mekanik kusurlar, parçanın iç bütünlüğünü ve mukavemetini etkilemektedir. Katman ayrılması ve çatlama, ardışık katmanlar doğru şekilde bağlanamaz ve bu da ayrılmaya veya çatlamaya yol açar. Bu genellikle zayıf katmanlar arası yapışma ve aşırı termal büzülmeden kaynaklanır (Aliheidari vd., 2018). Düşük dolgu yüzdeleri, erken hataya eğilimli kırılgan parçalara yol açabilmektedir (Qamar Tanveer vd., 2022).

Yüzey kalitesi ve ekstrüzyon hataları, baskıda estetik ve fonksiyonel bitişi etkileyebilmektedir. İpliklenme ve sızıntı, baskılı bölümler arasında ince plastik bıyıkların varlığı, yerçekimi veya baskı dışı hareketler sırasında yetersiz geri çekme nedeniyle plastikleştirilmiş filamentin sızmasından kaynaklanır (Charia vd., 2025). Nozül tıkanması ve sıkışmasında malzeme akışındaki kesintiler (Ansoliya ve Gupta, 2025), makarada filamentlerin birbirine dolanması, kompozit filamentlerde aşırı parçacık boyutu

ve Nafion (Li vd., 2026), TPU (Martín-Sosa vd., 2025) gibi esnek malzemelerde meydana gelebilmektedir.

FDM tabanlı 3B baskıda hatalar, termal, mekanik ve malzemeye özgü faktörlerin karmaşık etkileşiminden kaynaklanmaktadır. Çarpılma, katman ayrılması ve gözeneklilik, esas olarak termal gradyanlar ve yetersiz katmanlar arası difüzyondan kaynaklanan en önemli zorluklar olmaya devam etmektedir. İşlem parametrelerinin optimizasyonu özellikle nozul sıcaklığı, yatak sıcaklığı ve baskı hızı hata azaltma için etkili stratejidir. Bununla birlikte, makine koşullarının ve dilimleme stratejilerinin etkisi de önemlidir. Endüstri fonksiyonel üretime doğru ilerlerken, gerçek zamanlı izleme ve gelişmiş termomekanik modellemenin entegrasyonu, endüstriyel uygulamalar için gerekli hassasiyet ve güvenilirliği elde etmek için önemlidir.

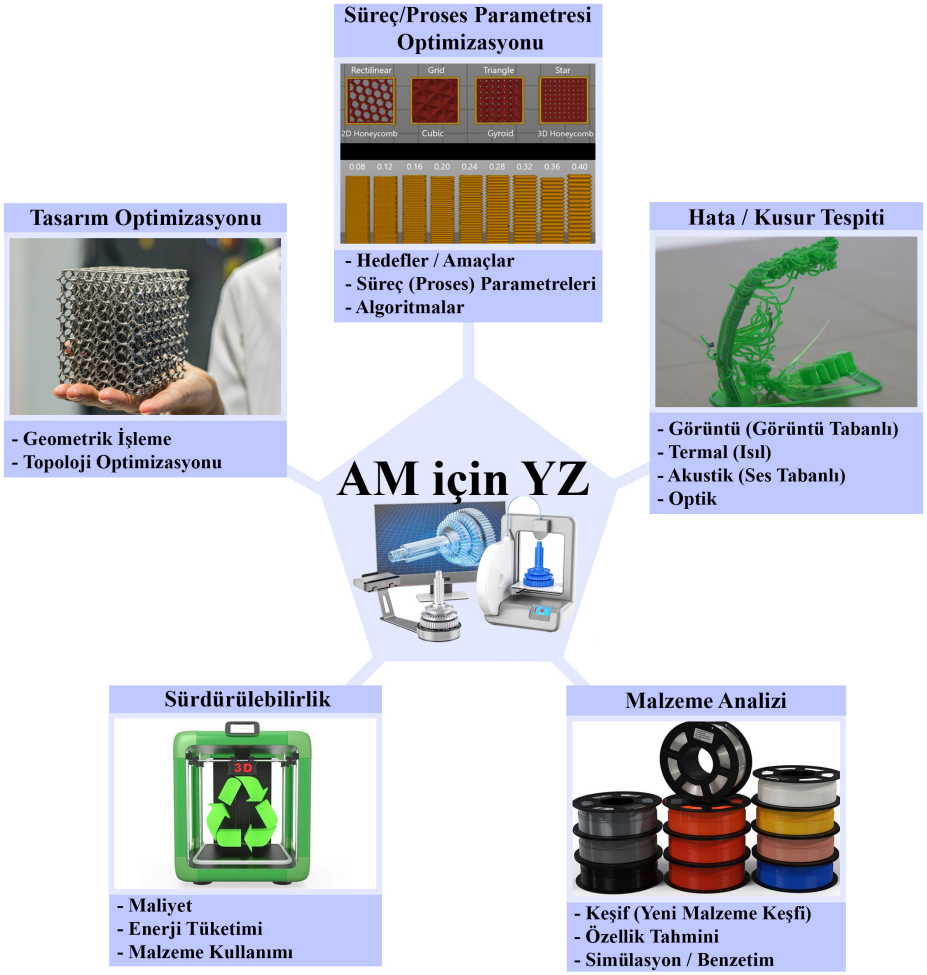
2.4 FDM Tabanlı 3B Baskıda Yapay Zekâ Yaklaşımları

FDM tabanlı 3B baskı süreçlerinde geleneksel kalite kontrol yaklaşımları büyük ölçüde üretim sonrası denetimlere dayanmaktadır. Bu durum, hem yüksek kaynak tüketimine yol açmakta hem de üretim süreci sırasında ortaya çıkabilecek israfın önlenmesini sınırlamaktadır. Bununla birlikte, işlem parametreleri (örneğin nozul sıcaklığı, katman yüksekliği, dolgu yoğunluğu ve baskı hızı) ile mekanik çıktılar (çekme dayanımı, elastik modül ve kopma uzaması) arasındaki karmaşık ve doğrusal olmayan etkileşimler, manuel ayarlama veya faktöriyel deney tasarımı gibi geleneksel yöntemlerle tek başına çözülemeyecek yüksek boyutlu bir optimizasyon problemi ortaya çıkarmaktadır.

Jayaram vd. (2025) yaptığı çalışmada regresyon tabanlı makine öğrenimi yöntemi, Taguchi yöntemine göre daha iyi performans göstererek makine öğrenmesi modelinin hata oranı %3,44 iken, Taguchi'nin hata oranı %4,73 olarak kaydetmişlerdir (Jayaram vd., 2025). Makine öğrenmesi ve derin öğrenme tabanlı modeller, FDM süreçlerinin davranışını yüksek doğrulukla modelleyebilme potansiyeli ile öne çıkmıştır (Aktepe ve Ergün, 2025b; Alli vd., 2024; Rojek vd., 2025; Ukwaththa vd., 2024; X. Zhang vd., 2024). Daha geniş bir perspektifte değerlendirildiğinde, yapay zekâ teknikleri; malzeme biliminde yeni malzemelerin geliştirilmesi, mevcut malzemelerin iyileştirilmesi ve

tasarım süreçlerinin optimize edilmesinde önemli bir rol oynamaktadır (Hong vd., 2020). Bu kapsamda, ANN, derin öğrenme ve çeşitli optimizasyon algoritmalarını içeren yapay zekâ yaklaşımları, malzeme verilerinden anlamlı örüntüler çıkararak tahmine dayalı modellerin geliştirilmesine katkı sağlamaktadır. Özellikle yerinde kusur tespiti uygulamalarında, bilgisayar görüşü ve derin sinir ağları kullanılarak baskı kalitesi gerçek zamanlı olarak izlenebilmekte ve anlık düzeltici müdahaleler gerçekleştirilebilmektedir (Badour ve Novak, 2024; W. Wang vd., 2023; H. Zhang vd., 2025).

Makine öğrenmesi teknikleri; malzeme analizi ve seçimi, tasarım optimizasyonu, proses parametrelerinin iyileştirilmesi, kusur tespiti, gerçek zamanlı izleme ve sürdürülebilirlik gibi birçok alanda AM süreçlerine önemli katkılar sunmaktadır (Jin vd., 2024) (Şekil 2.1).



Şekil 2.1 Katmanlı üretimde yapay zekanın kullanım alanları.

Bu kapsamda, makine öğrenmesi algoritmalarının kullanımı, üretim süreçlerinin kalitesini, verimliliğini ve genel performansını önemli ölçüde artırmaktadır (Jin vd., 2024). Özellikle FDM bağlamında değerlendirildiğinde, makine öğrenmesi tabanlı yaklaşımlar; baskı parametrelerinin optimize edilmesi, yüzey kalitesinin iyileştirilmesi, mekanik özelliklerin güvenilir biçimde tahmin edilmesi ve üretim sürecinde oluşabilecek hataların erken aşamada tespit edilmesi açısından kritik avantajlar sağlamaktadır. Bu sayede, geleneksel deneme-yanılma yöntemlerine kıyasla zaman ve maliyet tasarrufu sağlanmakta, aynı zamanda baskı kalitesi ve süreç güvenilirliği önemli ölçüde artırılmaktadır.

Bu bölümün devamında, FDM tabanlı 3B baskı süreçlerinde kullanılan yapay zekâ yaklaşımları; makine öğrenmesi temelli çalışmalar ve derin öğrenme temelli çalışmalar olmak üzere iki ana başlık altında incelenmiştir.

2.4.1 Makine Öğrenmesi Temelli Çalışmalar

Literatürde, FDM tabanlı 3B baskı süreçlerinde mekanik özelliklerin, yüzey kalitesinin ve süreç performansının tahmin edilmesine yönelik çok sayıda makine öğrenmesi temelli çalışma bulunmaktadır. Çizelge 2.1'de özetlenen bu çalışmalar incelendiğinde, kullanılan algoritmalar, veri seti büyüklükleri, malzeme türleri ve tahmin performansları açısından önemli farklılıklar olduğu görülmektedir.

Nikzad ve ark. (2025) çalışmasında CatBoost algoritmasının ensemble yöntemlerle geliştirilmesi sonucu R^2 = %98,05 gibi oldukça yüksek bir doğruluk elde edilmiştir (Nikzad vd., 2025). Benzer şekilde, Kharate ve ark. (2024) ile Ege ve ark. (2023) çalışmalarında da XGB ve türevlerinin %85–%98 aralığında yüksek performans sergilediği rapor edilmiştir (Ege vd., 2023; Kharate vd., 2024). Bu durum, boosting tabanlı yöntemlerin karmaşık ve doğrusal olmayan ilişkileri modellemede üstün olduğunu göstermektedir.

Buna karşılık, RF algoritması da literatürde en sık kullanılan yöntemlerden biri olup çoğu çalışmada güçlü performans göstermiştir. Özellikle Ghasemi ve ark. (2024) çalışmada RF

algoritmasının %99'a varan doğruluk değerleri ile en iyi sonuçları verdiği görülmektedir (Ghasemi vd., 2024). Ayrıca Soundararajan ve ark. (2025) çalışmasında da yüzey pürüzlülüğü ve baskı kalitesi gibi parametrelerin tahmininde başarılı sonuçlar elde edilmiştir (Soundararajan vd., 2025). Bu durum, RF'nin küçük ve orta ölçekli veri setlerinde dahi genellenebilir sonuçlar üretebildiğini göstermektedir.

Selvan ve ark. (2024) ve Grozav ve ark. (2023) çalışmalarında ANN modellerinin %90'ın üzerinde doğruluk sağladığı belirtilmiştir (Grozav vd., 2023; Selvan vd., 2024). Daha gelişmiş mimarilerden biri olan Evrişimli Sinir Ağı-Uzun Kısa Vadeli Bellek (Convolutional Neural Network-Long Short Term Memory-CNN-LSTM) modeli ise hem süreç verilerini hem de sensör verilerini birlikte kullanarak %99'a varan doğrulukla çekme dayanımı tahmini gerçekleştirmiştir (Khusheef vd., 2024). Butt ve Mohaghegh (2023) yaptığı çalışmada üç çıktı parametresinin (yüzey pürüzlülüğü, Shore D sertliği ve çekme dayanımı) test verileri için CNN'nin doğruluk oranının %74 ile %88 arasında olduğunu, RF'nin ise %88 ile %95 arasında daha yüksek bir doğruluk aralığına sahip olduğunu göstermektedir.

Regresyon tabanlı klasik yöntemler (doğrusal, polinom, doğrusal olmayan regresyon) ise genellikle daha düşük veri setleri ile çalışılan araştırmalarda tercih edilmiştir. Hossain ve ark. (2022) çalışmasında yalnızca 6 numune ile sınırlı doğruluk elde edilmiştir (Hossain vd., 2022). Bununla birlikte bazı çalışmalarda doğrusal olmayan regresyon modellerinin %90 üzeri doğruluklara ulaşabildiği görülmektedir (Tandon vd., 2024). Ancak genel olarak bu yöntemlerin karmaşık ilişkileri modellemede daha sınırlı kaldığını göstermektedir.

Optimizasyon algoritmaları (GA, Parçacık Sürü Optimizasyonu (Particle Swarm Optimization-PSO), Diferansiyel Gelişim (Differential Evolution - DE) vb.) ise doğrudan tahmin modelinden ziyade süreç parametrelerinin optimize edilmesinde kullanılmıştır. Sharma ve ark. (2024b) çalışmasında GA' nın deneysel sonuçlara en yakın tahminleri verdiği ve mekanik özelliklerin iyileştirilmesinde etkili olduğu belirtilmiştir (S. Sharma vd., 2024b).

Çizelge 2.1 incelendiğinde ayrıca veri seti büyüklüğünün model başarısı üzerinde önemli bir etkisi olduğu görülmektedir (Aktepe ve Ergün, 2025b). Örneğin, 1926 numunelik veri seti kullanılan Ghasemi ve ark. (2024) çalışmasında %99,9 gibi çok yüksek doğruluk elde edilirken (Ghasemi vd., 2024), 4–10 numune gibi küçük veri setlerinde model performansının daha sınırlı kaldığı gözlemlenmiştir. Bu durum, veri miktarının özellikle derin öğrenme ve karmaşık modeller için kritik bir faktör olduğunu göstermektedir.

Malzeme türü açısından değerlendirildiğinde, çalışmaların büyük çoğunluğunun PLA ve türevleri üzerine yoğunlaştığı görülmektedir. Bununla birlikte Karbon Fiber Takviyeli Polilaktik Asit (Polylactic Acid Carbon Fiber-PLA-CF), PLA-biyokömür, Çok Duvarlı Karbon Nanotüp (Multi-Walled Carbon Nanotube-MWCNT) takviyeli PLA gibi kompozit malzemeler üzerinde yapılan çalışmalar da artmaktadır. ABS, PETG ve TPU gibi farklı malzemelerin kullanıldığı çalışmalar da mevcut olmakla birlikte, literatürde PLA'nın baskın olduğu görülmektedir. Ayrıca incelenen çalışmalarda, baskı kalitesini etkileyen parametreler arasında en sık ele alınan değişkenlerin katman kalınlığı, nozul sıcaklığı, baskı hızı, dolgu yoğunluğu ve ekstrüzyon sıcaklığı olduğu görülmektedir (Aktepe ve Ergün, 2025b).

Bir nesnenin içine basılan filament miktarı, dolgu yoğunluğu olarak bilinir ve baskının mukavemeti, ağırlığı ve baskı süresi üzerinde doğrudan bir etkiye sahiptir. Farklı 3B baskı dolgu stilleri veya dolgu desenleri, baskının ağırlığını veya kullanılan filamenti ayarlamadan nesnenin mutlak gücünü etkileyebilir (Doshi vd., 2021). Baskı hızı, baskı kafasının hareket hızını ifade eden temel işlem parametrelerinden biridir. Baskı hızının PLA'nın çekme dayanımı üzerinde önemli bir etkisi olduğu gözlemlenmiştir. 50 mm/s baskı hızında daha yüksek çekme dayanımı bulunurken, 40 mm/s baskı hızında daha düşük çekme dayanımı gözlemlenmiştir. Başka bir ifadeyle, daha yüksek baskı hızında daha yüksek çekme dayanımı elde edilmektedir. (Ansari ve Kamil, 2021). Ekstrüzyon sıcaklığı, filamentin uygun şekilde eritilmesi ve katmanlar arası bağın sağlanması açısından kritik bir parametredir. Farklı malzemeler, erime sıcaklıklarına bağlı olarak farklı sıcaklık aralıklarında işlenmektedir. Örneğin, ABS malzemesi genellikle 230–250 °C aralığında işlenirken, PLA için bu aralık 190–220 °C olarak önerilmektedir. Optimum baskı kalitesine ulaşmak ve nozul tıkanması gibi problemlerin önüne geçmek için

ekstrüzyon sıcaklığının malzemenin erime sıcaklığına yakın veya biraz üzerinde ayarlanması gerekmektedir (Antreas ve Piromalis, 2021). Bunun yanı sıra, dolgu deseni, raster yönelimi ve yapı yönü gibi geometrik ve yönelimsel parametreler de baskı kalitesi üzerinde belirleyici rol oynamaktadır. Raster yönelimi, ekstrüde edilen filamentlerin yapı platformu üzerindeki yönünü ifade ederken, yapı yönü parçanın yazıcı içerisindeki konumunu tanımlamaktadır. Bu yönelimler genellikle X, Y ve Z eksenleri boyunca tanımlanmakta olup, mekanik özellikler ve yüzey kalitesi üzerinde önemli etkiler yaratmaktadır (Bakhtiari vd., 2023).

Bu parametreler birlikte değerlendirildiğinde, FDM süreçlerinde baskı kalitesinin çok sayıda değişkenin etkileşimine bağlı olduğu ve bu karmaşık ilişkinin optimize edilmesinde makine öğrenmesi temelli yaklaşımların önemli bir gereklilik haline geldiği anlaşılmaktadır. Son olarak, çalışmaların büyük bir kısmında çekme dayanımı en yaygın tahmin edilen çıktı parametresi olarak öne çıkmaktadır. Bunun yanı sıra eğilme dayanımı, yüzey pürüzlülüğü, sertlik, enerji tüketimi ve karbon ayak izi gibi farklı performans kriterlerinin de tahmin edildiği görülmektedir. Genel olarak değerlendirildiğinde, literatürde boosting tabanlı yöntemler ve RF algoritmalarının en yüksek doğrulukları sağladığı, ANN ise büyük ve karmaşık veri setlerinde öne çıktığı görülmektedir. Buna karşılık klasik regresyon yöntemleri daha basit ve küçük veri setlerinde tercih edilmekte olup doğruluk açısından diğer yöntemlerin gerisinde kalmaktadır.

Çizelge 2.1 3B baskı teknolojilerinde makine öğrenimi destekli çalışmalar**.**

Çalışmalar	ML Algoritması	Baskı Parametreleri	Tahmin edilen çıktı parametreleri	Numune sayısı	Malzeme cinsi	Algoritma Başarı Oranları
(Nikzad vd., 2025)	CatBoost XGBoost Gradient Boosting Machine Light Gradient Boosting Machine	Nozul çapı Raster yönü Dolgu yoğunluğu Katman kalınlığı Baskı hızı Nozul sıcaklığı	Çekme Dayanımı	329	PLA	CatBoost algoritmasına Ensemble yönteminin entegrasyonu ile modelin doğruluğu R^2 = %98,05 seviyesine yükselmiştir.
(S. Ali vd., 2024)	Random Forest Regression	Akış hızı Katman kalınlığı Nozul sıcaklığı	Kırılma anında uzama Çekme dayanımı	27	PLA-APHA biyobozunur karışımı	Modelin başarısı, doğruluk oranı olarak %96 olarak belirlenmiştir.
(Hossain vd., 2022)	Linear Regression	Ekstrüzyon sıcaklığı Baskı hızı	Çekme dayanımı Kırılma anında uzama	6	PLA, geri dönüştürülmüş plastikler, HDPE, TiO_2	Makine öğrenmesi ile optimize edilen FFF parametreleri, nanoparçacık ve geri dönüştürülmüş plastik katkılı filamentlerin mekanik, yüzey ve termal özelliklerini önemli ölçüde iyileştirmiştir.
(S. Sharma vd., 2024b)	Genetic Algorithm Particle Swarm Optimization Raven Search Optimization Differential Evolution	Dolgu deseni Dolgu yoğunluğu Katman yüksekliği Duvar kalınlığı Baskı hızı	Bükme Çekme mukavemeti	-	PLA	Genetik Algoritma, deneysel sonuçlara en yakın tahminleri sunarak en yüksek mekanik özellikleri elde etmiştir. Diferansiyel Evrim ve RSM yaklaşımları da başarılı sonuçlar vermiştir.

Çizelge 2.1 (Devam) 3B baskı teknolojilerinde makine öğrenimi destekli çalışmalar.

Çalışmalar	Makine Öğrenmesi Algoritması	Baskı Parametreleri	Tahmin edilen çıktı parametreleri	Numune sayısı	Malzeme cinsi	Algoritma Başarı Oranları
(S. Sharma vd., 2024a)	Gradient Boosting Regression AdaBoost Random Forest KNN, DT Lineer Regression	Dolgu yoğunluğu Katman yüksekliği Duvar kalınlığı Baskı hızı	Çekme dayanımı Eğilme dayanımı	100	PLA	Gradient Boosting Regression, %92'nin üzerinde R^2 değeri ile en iyi doğruluğu elde etmiş ve minimum RMSE ve MAE değerleriyle sonuçlanmıştır.
(Tănase vd., 2024)	Random Forest Gradient Boosting AdaBoost Neural Network Support Vector Machine K-Nearest Neighbors Linear Regression	Katman kalınlığı Dolgu oranı	Young Modülü, Nihai Çekme Dayanımı Kopma Uzaması	54	Geri dönüştürülmüş PLA	Random Forest modeli, %99 doğruluk ile en iyi tahminleri sağlamıştır.
(Tandon vd., 2024)	Non-Linear Regression	Dolgu yoğunluğu Baskı yönü Malzeme türü	Çekme dayanımı Elastik modül	20	ABS PLA PLA + CF	Model doğruluğu ise %90'ın üzerinde olmuştur.
(Kharate vd., 2024)	XGBoost	Biyokömür içeriği Katman kalınlığı Raster açısı Doldurma deseni ve yoğunluğu	Nihai çekme dayanımı Eğilme dayanımı Darbe dayanımı	16	PLA ve biyokömür takviyeli PLA kompozitler	XGBoost modeli ile %96 doğruluk sağlanmıştır.

Çizelge 2.1 (Devam) 3B baskı teknolojilerinde makine öğrenimi destekli çalışmalar**.**

Çalışmalar	ML Algoritması	Baskı Parametreleri	Tahmin edilen çıktı parametreleri	Numune sayısı	Malzeme cinsi	Algoritma Başarı Oranları
(Selvan vd., 2024)	Artificial Neural Network	Dolgu yoğunluğu Baskı hızı Katman kalınlığı	Yüzey pürüzlülüğü Çekme dayanımı	27	PLA	Yapay sinir ağı, %98 doğruluk oranı ile yüzey kalitesini tahmin etmiştir.
(Marappan vd., 2024)	Support Vector Machine Logistic regression Ridge classifier Random forest KNN	Dolgu yüzdesi Baskı hızı ve desen türü	Çekme mukavemeti Sertlik	9	PLA CF kompozit	SVM modeli, %95,65 doğruluk oranı ile tahminlerde başarılı bulunmuştur.
(Manola vd., 2024)	Classification Regression Tree	Baskı sıcaklığı Dolgu deseni Dolgu yoğunluğu	Eriyik akış indeksi Nihai çekme dayanımı	27	ABS, Al ve Cu takviyeli kompozit	Model, eğitim verilerinde %91,54 doğruluk oranı göstermiştir.
(Ghasemi vd., 2024)	ANN Extreme Gradient Boosting Decision Tree Gradient Boosting Random Forest CatBoost	Katman kalınlığı Nozul çapı Doldurma oranı Baskı hızı Nozul sıcaklığı Tabla sıcaklığı	Doğrusal olmayan eğilme Burulma davranışları	1926	PLA biyopolimer	Random Forest modeli, burkulma tahminlerinde MSE = 13,31 ve R^2 = %99,9 ile en yüksek başarıyı sağlamıştır. CatBoost ise eğilme tahminlerinde MSE = 0,00094 ve R^2 = %99,9 ile üstünlük göstermiştir.
(Ulkir vd., 2023)	Gaussian Process Regression SVM Linear Regression DT	Katman kalınlığı Dolgu hacmi Tabla sıcaklığı Baskı yönü	Enerji tüketimi (Wh)	81	ABS	Gaussian Process Regression modeli, R^2 = 0.99 ve MAE = 0.016 ile enerji tüketiminde yüksek doğruluk sağlamıştır.

Çizelge 2.1 (Devam) 3B baskı teknolojilerinde makine öğrenimi destekli çalışmalar.

Çalışmalar	ML Algoritması	Baskı Parametreleri	Tahmin edilen çıktı parametreleri	Numune sayısı	Malzeme cinsi	Algoritma Başarı Oranları
(Jain vd., 2024)	Linear, Lasso, Ridge Regression Decision Tree Random Forest Gradient Boost Extreme Gradient Boost Adaptive Boost Regression	Katman kalınlığı Raster Yönlendirme Besleme hızı	Eğilme Dayanımı	54	MWCNT takviyeli PLA	XGBR modeli, RMSE = 1,776, MAE = 1,366 ve R^2 = 0.99 ile eğilme mukavemetinde en yüksek performansı göstermiştir.
(Khusheef, Shahbazi, vd., 2024)	CNN-LSTM	Katman kalınlığı Dolgu deseni Dolgu yoğunluğu Nozul sıcaklığı Baskı hızları (Toplam 13 parametre)	Yüzey pürüzlülüğü Çekme dayanımı Kırılma anında uzama Mikro Yüzey sertliği Eğilme	27	PLA	En iyi çekme dayanımı tahmini, %99 doğruluk ile sağlanmış; mikroyüzey sertliği ve warpage tahminleri diğer özelliklere göre daha düşük doğruluk göstermiştir.
(Ege vd., 2023)	XGBoost Random Forest ANN Light Gradient Boosting Machine Ordinary Least Squares Regression	Nozul sıcaklığı Baskı hızı Dolgu yoğunluğu Katman yüksekliği	Çekme dayanımı	68	PLA	XGBoost modeli, eğitim verilerinde R^2 = 0,98, test verilerinde R^2 = 0,94 sağlamıştır.

Çizelge 2.1 (Devam) 3B baskı teknolojilerinde makine öğrenimi destekli çalışmalar.

Çalışmalar	ML Algoritması	Baskı Parametreleri	Tahmin edilen çıktı parametreleri	Numune sayısı	Malzeme cinsi	Algoritma Başarı Oranları
(Ziadia vd., 2023)	MLR Least Absolute Shrinkage and Selection Operator Multivariate Adaptive Regression Splines Generalized Additive Model KNN SVM Extra Trees XGB	Baskı sıcaklığı Katman kalınlığı Baskı hızı	Çekme dayanımı Young Modülü Kopma anındaki gerilim	54	PLA PLA-CF	Genetik Algoritma ile optimize edilen parametreler, PLA-CF malzemesi için yüksek mekanik özellikler sağlamıştır. En iyi çekme dayanımı, 222.28 °C sıcaklık, 0.261 mm katman kalınlığı ve 40.30 mm/s baskı hızı ile elde edilmiştir.
(Le vd., 2023)	Surrogate Neural Network Model	Katman kalınlığı	Eğilme mukavemeti	-	PLA	Sonlu elemanlar modeli ile hata %6.13, en yüksek mukavemet düşük katman kalınlığı ile sağlanmış, bükülme sertliği ise 0.1 mm katman kalınlığında en yüksek olmuştur.
(Butt ve Mohaghegh, 2023)	CNN Random Forest	Ekstrüzyon sıcaklığı Ekstrüzyon hızı	Yüzey pürüzlülüğü Sertlik Çekme dayanımı	40	PLA	Random Forest sınıflandırıcısı, dijital ikiz simülasyon verilerine dayalı olarak daha yüksek doğruluk sağlamış; CNN modeli ise daha düşük performans göstermiştir.

Çizelge 2.1 (Devam) 3B baskı teknolojilerinde makine öğrenimi destekli çalışmalar.

Çalışmalar	ML Algoritması	Baskı Parametreleri	Tahmin edilen çıktı parametreleri	Numune sayısı	Malzeme cinsi	Algoritma Başarı Oranları
(Mishra ve Jatti, 2023)	Q- Learning (Reinforcement Learning)	Baskı hızı Ekstrüzyon sıcaklığı Katman yüksekliği Dolgu yüzdesi	Darbe dayanımı Eğilme dayanımı Çekme dayanımı	31	PLA	Q-Öğrenme algoritması, parametre optimizasyonunda başarılı olmuş; çekme mukavemetini %0.66, eğilme mukavemetini %4.37 ve darbe mukavemetini %10.2 hata oranı ile deneysel sonuçlara yakın bir şekilde tahmin etmiştir.
(M. Ogunsanya vd., 2023)	Multilayer Perceptron	Katman kalınlığı Baskı yönü Ekstrüzyon sıcaklığı Yapı sıcaklığı baskı hızı	Boyutsal doğruluk Gözeneklilik Çekme dayanımı	243	PLA	3 nöron, 0.0001 öğrenme oranı ve 5000 epoch, MLP modeli için en iyi hiperparametreler olarak belirlenmiştir. Modelin boyutsal doğruluğu RMSE = 1.7 ile değerlendirilmiş ve optimum öğrenme oranı 0.0001 olarak saptanmıştır.
(Grozav vd., 2023)	Artificial Neural Network	Nozul sıcaklığı Baskı hızı Katman yönü	Çekme dayanımı	48	PLA	ANN modeli, çekme dayanımını %93 doğrulukla tahmin etmiştir.
(Jayasudha vd., 2022)	XGBoost Gradient Boost AdaBoost Random Forest Linear Regression	Ekstrüzyon sıcaklığı Katman yüksekliği Kabuk kalınlığı	Çekme dayanımı	27	PLA	XGBoost modeli, çekme dayanımı tahmininde %94.6 R^2 ile en iyi performansı sağlamıştır.

Çizelge 2.1 (Devam) 3B baskı teknolojilerinde makine öğrenimi destekli çalışmalar.

Çalışmalar	ML Algoritması	Baskı Parametreleri	Tahmin edilen çıktı parametreleri	Numune sayısı	Malzeme cinsi	Algoritma Başarı Oranları
(M. A. da Silva vd., 2022)	Artificial Neural Network Genetic Algorithms	Baskı hızı Doldurma oranı Ekstrüzyon sıcaklığı Filament kalınlığı Ekstrüzyon yönü	Çekme dayanımı	149	PLA	Modelin R^2 değeri %90 üzerindedir.
(Charalampous vd., 2022)	Random Forest Support Vector Regression K-Nearest Neighbors	Katman yüksekliği Baskı hızı Baskı sıcaklığı	Çekme dayanımı	125	PLA	KNN modeli, düşük katman kalınlığı, orta baskı hızı ve 210 °C baskı sıcaklığı kombinasyonu ile en iyi tahmin doğruluğunu sağlamıştır.
(Jatti vd., 2022)	Nonlinear Regression	Dolgu yüzdesi Katman kalınlığı Baskı hızı Ekstrüzyon sıcaklığı	Çekme mukavemeti Darbe mukavemeti bükülme mukavemeti	31	PLA	Doğrusal olmayan regresyon, eğilme dayanımını %3.474 hata oranı ile tahmin etmiştir.
(Soundararajan vd., 2025)	Random Forest J48 (Decision Tree) Naive Bayes	Katman yüksekliği Baskı hızı Nozul sıcaklığı	Yüzey pürüzlülüğü	42	PLA Plus	Random Forest ve J48 algoritmalarının yüzey pürüzlülüğü tahmini için uygulanması, her iki modelde de %90'ın üzerinde doğruluk oranları sağlamıştır.

Çizelge 2.1 (Devam) 3B baskı teknolojilerinde makine öğrenimi destekli çalışmalar.

Çalışmalar	ML Algoritması	Baskı Parametreleri	Tahmin edilen çıktı parametreleri	Numune sayısı	Malzeme cinsi	Algoritma Başarı Oranları
(Zhu vd., 2024)	Gradient-Boosting Decision Trees 1D-CNN	Katman kalınlığı Tarama hızı Malzeme akışı Nozul sıcaklığı	Yüzey pürüzlülüğü	625	PLA	FE-GBDT modeli, %99'un üzerinde doğruluk sağlayarak yüzey pürüzlülüğü tahmininde yüksek performans sergilemiştir.
(Sangwan vd., 2023)	Autoregressive, Regression Models	Katman kalınlığı Dolgu yoğunluğu Ekstrüder sıcaklığı Masa sıcaklığı Ölçek	Karbon ayak izi Baskı süresi Yüzey pürüzlülüğü	27	PLA	Karbon ayak izi, yüzey pürüzlülüğü ve baskı süresi için sırasıyla elde edilen R-kare değerleri sırasıyla 0,9446, 0,9029 ve 0,9696'dır.
(Z. Wang vd., 2024)	Particle Swarm Optimization Genetic Algorithm Multilayer Perceptron Support Vector Regression	Doldurma yoğunluğu Nozul sıcaklığı Katman kalınlığı	Sertlik	286	PLA TPU PETG ABS	GA-MLP-3D modeli, %87.1 R^2 doğruluk oranıyla başarılı sonuçlar sunmuştur.
(Ozdemir vd., 2024)	Random Forest	Nozul sıcaklığı Ekstrüzyon akışı	Baskı kalitesi (ağırlık sapması, iç çap, yüzey düzgünlüğü)	186	PLA PLA/NC PLA/GNP	Geliştirilen model, ağırlık sapmasının tahmininde %92.8 doğruluk oranı ile başarılı bir performans sergilemiştir.

Çizelge 2.1'de sunulan çalışmaların yanı sıra, PLA, PETG, HDPE, ABS ve katkılı PLA dışındaki malzemeler üzerine gerçekleştirilen araştırmalar da incelenmiştir. Bu çalışmalar, makine öğrenmesi yaklaşımlarının yalnızca polimerlerle sınırlı kalmayıp, farklı malzeme gruplarına da başarıyla uygulanabildiğini göstermektedir.

Örneğin, Khan ve ark. (2025) tarafından gerçekleştirilen çalışmada, Portland çimentosu, uçucu kül, silika dumanı, öğütülmüş granüle yüksek fırın cürufu ve geri dönüştürülmüş agregalar kullanılarak 3B beton baskı süreci incelenmiştir. Çalışmada, nozul hızı, katman yüksekliği, kum-bağlayıcı oranı ve ekstrüzyon basıncı gibi parametreler değerlendirilmiş; basınç dayanımı, çekme dayanımı, eğilme dayanımı ve bağ dayanımı gibi mekanik özellikler ANN, RF ve SVM ile tahmin edilmiştir (Khan vd., 2025).

Biyomalzemeler alanında ise Ege ve Arıcı (2024), karboksimetil selüloz, jelatin ve grafen oksit içeren kompozit hidrojeller üzerinde çalışmıştır. XGB regresyon modeli ve Shapley Eklemeli Açıklamalar (SHapley Additive exPlanations-SHAP) analizi kullanılarak nihai çekme dayanımı ve kopma uzaması tahmin edilmiştir. Elde edilen bulgular, kimyasal katkıların mekanik özellikler üzerindeki etkisini açıkça ortaya koyarken, özellikle düşük oranlarda grafen oksit ilavesinin hem dayanımı hem de esnekliği artırdığını, ancak yüksek oranlarda ters etki yarattığını göstermektedir (Ege ve Arıcı, 2024).

Kompozit malzemeler üzerine yapılan bir diğer çalışmada, Prada Parra ve ark. (2024), naylon matrisli karbon, Kevlar ve cam fiber takviyeli yapılar üzerinde çalışmıştır. Toplam 127 numune üzerinden gerçekleştirilen analizde, fiber içeriği, fiber tipi, dolgu yoğunluğu ve fiber yerleşim açısı gibi parametreler kullanılarak elastik modül ve çekme dayanımı CatBoost ve K-En Yakın Komşu (K-Nearest Neighbors-KNN) algoritmaları ile tahmin edilmiştir. Özellikle CatBoost algoritmasının etkin bir tahmin aracı olarak kullanılabileceğini göstermektedir (Prada Parra vd., 2024).

Benzer şekilde, Sattari ve ark. (2024) tarafından gerçekleştirilen çalışmada, termoplastik reçineler kullanılarak üretilen numuneler üzerinde monomer oranları ve fiziksel-kimyasal parametreler dikkate alınmıştır. Gaussian süreçler ve RF algoritmaları kullanılarak çekme dayanımı, tokluk ve cam geçiş sıcaklığı tahmin edilmiş; baskı başarısızlık oranı %3'e

düşürülürken, Pareto optimal çözümler elde edilmiştir (Sattari vd., 2024).

Metal malzemeler üzerine odaklanan Luo ve ark. (2024) ise Ti-6Al-4V alaşımı ile üretilen 126 numuneden oluşan bir veri seti kullanmıştır. Lazer gücü, tarama hızı ve fotodiyot verileri gibi parametreler kullanılarak çekme dayanımı ve kopma uzaması, DCNN-ResNet101 mimarisi ile yüksek doğruluk oranlarıyla (%98,7 ve %93,1) tahmin edilmiştir (Luo vd., 2024).

Bunların yanı sıra literatürde; 3B baskılı beton (A. Ali vd., 2023), Fe–Ni–Ti–Al çeliği (C. Tan vd., 2023), Ti-6Al-4V (C. Wang vd., 2023), AZ31 Mg alaşımı (Y. Zhang vd., 2023), 316L paslanmaz çelik (Eshkabilov vd., 2022; M. Zhang vd., 2019) , HDPE köpük (Neelam vd., 2022), FDM ile üretilen fiber takviyeli polimer (Alhaddad vd., 2022) gibi çeşitli malzemeler üzerine gerçekleştirilen çok sayıda çalışma bulunmaktadır.

Polimer olmayan malzemelerde yüzey pürüzlülüğünün değerlendirildiği çalışmalar incelendiğinde, farklı malzeme türleri ve modelleme yaklaşımlarının kullanıldığı görülmektedir. Lu ve ark. (2023) tarafından gerçekleştirilen çalışmada, polisakkarit tabanlı malzemeler üzerinde toplam 15 numune kullanılarak pektin fraksiyonu, bilgisayarlı sayısal denetim oranı ve çapraz bağlanma yoğunluğu gibi parametreler analiz edilmiştir. Çalışmada, yanıt yüzey yöntemi ve lineer regresyon modellerinin baskı kabiliyetini öngörmede yetersiz kaldığı belirlenmiştir. Buna karşın, rastgele orman modeli yalnızca reolojik ölçümler kullanılarak %88 doğruluk oranına ulaşmıştır (Lu vd., 2023).

Benzer şekilde, A. Sharma ve Bharti (2024) tarafından yürütülen çalışmada, reçine bazlı malzemeler kullanılarak 32 numune üretilmiş ve katman kalınlığı, dolgu yoğunluğu, baskı açısı, maruz kalma süresi ve kaldırma hızı gibi parametreler değerlendirilmiştir. Bu parametreler kullanılarak yüzey pürüzlülüğü, parçacık sürü optimizasyonu ve genetik algoritma yaklaşımları ile tahmin edilmiştir. Elde edilen sonuçlar, Tepki Yüzeyi Yöntemi (Response Surface Methodology-RSM) ve PSO hibrit modelinin 0,2042 μm ile minimum yüzey pürüzlülüğü değerine ulaştığını ve PSO algoritmasının GA'ya kıyasla daha yüksek performans gösterdiğini ortaya koymuştur (A. Sharma ve Bharti, 2024).

Literatürde yüzey pürüzlülüğü üzerine gerçekleştirilen diğer çalışmalar incelendiğinde, oldukça geniş bir malzeme yelpazesinin ele alındığı görülmektedir. Bu kapsamda; AlSi10Mg (Shan vd., 2024, Muhammad vd., 2023), CoCr alaşımı (Xie vd., 2023), gümüş nanopartiküller (H. Zhang vd., 2020), 316L paslanmaz çelik (Demisse vd., 2024). Bu çeşitlilik, yüzey pürüzlülüğü tahmininin yalnızca belirli malzeme gruplarıyla sınırlı olmadığını, aksine farklı üretim teknikleri ve malzeme sistemleri için kritik bir araştırma alanı olduğunu göstermektedir.

2.4.2 Derin Öğrenme Temelli Çalışmalar

Derin öğrenme tabanlı güncel çalışmalar, 3B baskı süreçlerinde gerçek zamanlı kusur tespiti alanında önemli ilerlemeler kaydetmiştir. Bu kapsamda, farklı mimarilere dayanan çok sayıda modelin kullanıldığı görülmektedir. Örneğin, grup evrişimi ile hafifletilmiş geliştirilmiş YOLOv8 modeli (Hu vd., 2024), AlexNet-SVM hibrit yaklaşımı (Kadam vd., 2021), klasik CNN tabanlı yöntemler (Verana vd., 2021) ile MobileNetV2, DenseNet121 ve XceptionNet gibi derin mimariler (Bhandarkar vd., 2025) bu alanda öne çıkan yaklaşımlar arasında yer almaktadır. Ayrıca, Faster R-CNN, CNN ve MobileNet tabanlı modüler yapılar (L. M. da Silva vd., 2024) ile ResNet-18 modeli (Rettenberger vd., 2024) de kusur tespitinde başarılı sonuçlar sunmaktadır.

Bu yaklaşımlara ek olarak, denetimsiz öğrenme tabanlı modellerin de giderek önem kazandığı görülmektedir. Özellikle LSTM otoenkoder mimarilerinin, sınırlı miktarda arıza verisi ile başlatılıp geri besleme mekanizmaları ve aktarım öğrenmesi benzeri stratejilerle denetimli yapılara dönüştürülmesi, arıza tespit performansının kademeli olarak artırılmasına olanak tanımaktadır (Baek, 2024).

Görüntü kalitesinden kaynaklanan zorlukları aşmaya yönelik çalışmalar da literatürde yer almaktadır. Örneğin, yansıtıcı yüzeylerde aşırı aydınlatmadan kaynaklanan algılama problemlerini gidermek amacıyla, sanal polarizasyon filtreleme ile Evrişimli Blok Dikkat Modülü dikkat mekanizması, DenseNet bağlantıları ve EIoU kayıp fonksiyonu ile güçlendirilmiş YOLOv5-W modeli kullanılmıştır. Bu yaklaşımın, farklı ışık koşulları altında kusur tespit doğruluğunu önemli ölçüde artırdığı rapor edilmiştir (Su vd., 2025).

Uygulama odaklı çalışmalar incelendiğinde, derin öğrenme modellerinin farklı hata türlerini yüksek doğrulukla tespit edebildiği görülmektedir. YOLO varyantları kullanılarak gerçekleştirilen canlı FDM izleme çalışmalarında; topaklanma (blobs), çatlak (cracks), iplik yığılması (spaghetti), ipliklenme (stringing), eksik ekstrüzyon (under-extrusion) ve çarpılma (warping) hataları tespit edilmiştir (Badour ve Novak, 2024). Benzer şekilde, çift renkli FDM parçalarının çok açılı görüntülerinden kıvrılma, kırılma, boşluk ve yüzey düzensizlikleri belirlenebilmiştir (Yeh vd., 2023). Metalik eklemeli imalat parçalarında ise taramalı elektron mikroskobu görüntülerine dayalı olarak YOLOv4 modeli kullanılarak çatlak ve gözenek kusurlarının yüksek doğrulukla sınıflandırıldığı rapor edilmiştir (Wen vd., 2021).

Tüm bu çalışmalar, baskı süreci sırasında elde edilen görüntülerin gerçek zamanlı analiz edilmesiyle hataların erken aşamada tespit edilebildiğini göstermektedir. Bu sayede kusurlu üretimin devam etmesi engellenmekte; enerji, zaman ve malzeme kayıpları önemli ölçüde azaltılmaktadır. Ayrıca, derin öğrenme tabanlı yaklaşımlar yalnızca hata tespiti sağlamakla kalmayıp, aynı zamanda hammadde kullanımını optimize ederek ve enerji tüketimini azaltarak sürdürülebilir ve yeşil üretim hedeflerine de katkı sunmaktadır (Soori vd., 2025).

Son olarak, Armin ve ark. (2025) tarafından gerçekleştirilen kapsamlı literatür incelemesi, görüntü işleme ve geleneksel makine öğrenmesi yöntemlerinin, derin öğrenme tabanlı yaklaşımlara kıyasla performans ve genelleme kabiliyeti açısından daha sınırlı kaldığını ortaya koymaktadır (Armin vd., 2025). Bu durum, derin öğrenme yöntemlerinin gelecekte bu alandaki temel yaklaşım olacağını desteklemektedir.

2.5 Literatürün Genel Değerlendirmesi

FDM tabanlı 3B baskı teknolojilerinde kalite tahmini, süreç optimizasyonu ve kusur tespiti amacıyla yapay zekâ yöntemlerinin kullanımı son yıllarda önemli ölçüde artış göstermiştir. Literatürde yer alan çalışmalar incelendiğinde, makine öğrenmesi (Bölüm 2.3) ve derin öğrenme tabanlı (Bölüm 2.4) yaklaşımların üretim parametreleri ile kalite çıktıları arasındaki karmaşık ilişkilerin modellenmesinde başarılı sonuçlar sunduğu görülmektedir. Özellikle çekme dayanımı, yüzey pürüzlülüğü, boyutsal doğruluk ve

sertlik gibi kalite göstergelerinin tahmininde yapay zekâ tabanlı modellerin geleneksel istatistiksel yöntemlere göre daha yüksek doğruluk elde ettiği rapor edilmiştir (Abdulshahed ve Wafa, 2025) .

Makine öğrenmesi temelli çalışmalar incelendiğinde, RF, XGB, SVM, ANN ve GB gibi yöntemlerin yaygın olarak kullanıldığı görülmektedir (Çizelge 2.1). Bu çalışmaların büyük kısmı belirli bir kalite çıktısının tahminine odaklanmış olup, çoğunlukla çekme dayanımı veya yüzey pürüzlülüğü gibi tek bir performans göstergesi değerlendirilmiştir. Bununla birlikte, kaliteyi etkileyen parametrelerin çok sayıda olması ve aralarındaki ilişkilerin doğrusal olmayan yapıda bulunması nedeniyle tek bir kalite çıktısına odaklanan modellerin üretim sürecini bütüncül olarak temsil etmekte yetersiz kalabildiği görülmektedir.

Derin öğrenme temelli çalışmalar ise özellikle görüntü tabanlı kalite kontrol ve kusur tespiti alanında yoğunlaşmaktadır. CNN, ResNet, MobileNet, DenseNet, EfficientNet, YOLO ve Faster R-CNN gibi mimariler kullanılarak katman kayması, çarpılma, çatlama, yetersiz ekstrüzyon, tel çekme ve yüzey bozuklukları gibi üretim kusurları yüksek doğrulukla tespit edilebilmektedir. Özellikle YOLO tabanlı modellerin gerçek zamanlı uygulamalara uygun hızlı çıkarım süreleri sayesinde süreç içi kalite kontrol çalışmalarında öne çıktığı görülmektedir. Bununla birlikte, görüntü kalitesindeki değişimler, aydınlatma koşulları, kamera konumu ve farklı yazıcı sistemleri gibi faktörler model performansını etkileyebilmektedir.

Literatürde dikkat çeken bir diğer nokta, hibrit ve topluluk öğrenmesi yaklaşımlarına yönelik ilginin giderek artmasıdır. Farklı algoritmaların güçlü yönlerini bir araya getiren stacking, boosting ve bagging tabanlı modellerin, tekil modellere kıyasla daha kararlı ve daha yüksek doğruluklu sonuçlar üretebilmektedir. Ancak mevcut çalışmaların önemli bir bölümünde veri setlerinin sınırlı sayıda numuneden oluştuğu ve farklı malzeme türlerini yeterince temsil etmediği görülmektedir (Çizelge 2.1). Bu durum, modellerin farklı üretim koşullarına genellenebilirliğini sınırlandırmaktadır.

Ayrıca literatürde kalite tahmini ve kusur tespiti çalışmalarının genellikle birbirinden

tamamen bağımsız araştırma alanları olarak ele alındığı görülmektedir. Üretim parametrelerinden hareketle mekanik ve fiziksel özelliklerin tahminine odaklanan makine öğrenmesi çalışmaları ile görüntü tabanlı kusur tespiti amacıyla geliştirilen derin öğrenme çalışmaları çoğunlukla bütüncül değerlendirme yaklaşımları kullanılmamaktadır. Bununla birlikte, kalite tahmini ve kusur tespiti yaklaşımlarının birbirini tamamlayıcı bakış açıları sunduğu ve üretim sürecinin farklı aşamalarına yönelik önemli bilgiler sağladığı görülmektedir. Bu nedenle, her iki yaklaşımın birlikte değerlendirilmesi, doğrudan veri düzeyinde bir entegrasyon sağlamasa da kalite optimizasyonunun daha kapsamlı bir bakış açısıyla ele alınmasına katkı sunmaktadır.

Mevcut çalışmaların çoğunda veri setlerinin belirli malzemelerle sınırlandırıldığı, farklı yazıcı türlerinin etkilerinin yeterince incelenmediği ve çoklu kalite çıktılarının aynı model içerisinde eş zamanlı tahmin edilmesine yönelik çalışmaların sınırlı olduğu görülmektedir. Özellikle çekme dayanımı, yüzey pürüzlülüğü ve sertlik gibi farklı kalite göstergelerinin birlikte değerlendirildiği araştırmaların sayısı oldukça azdır. Bunun yanında, geliştirilen modellerin son kullanıcı tarafından kullanılmasını sağlayan karar destek sistemleri ve web tabanlı uygulamalar da literatürde sınırlı düzeyde yer almaktadır. Bu değerlendirmeler ışığında, FDM tabanlı 3B baskı süreçlerinde farklı malzemeleri kapsayan geniş veri setleri üzerinde çalışan, çoklu kalite çıktılarının eş zamanlı tahminini gerçekleştirebilen, hibrit topluluk öğrenmesi yaklaşımlarını kullanan ve süreç içi kusur tespiti ile süreç sonrası kalite tahminini birlikte değerlendiren çalışmalara ihtiyaç olduğu görülmektedir. Ayrıca geliştirilen modellerin kullanıcı dostu arayüzlerle desteklenmesi ve endüstriyel uygulamalara aktarılabilirliğinin artırılması da önemli bir araştırma gereksinimi olarak ortaya çıkmaktadır.

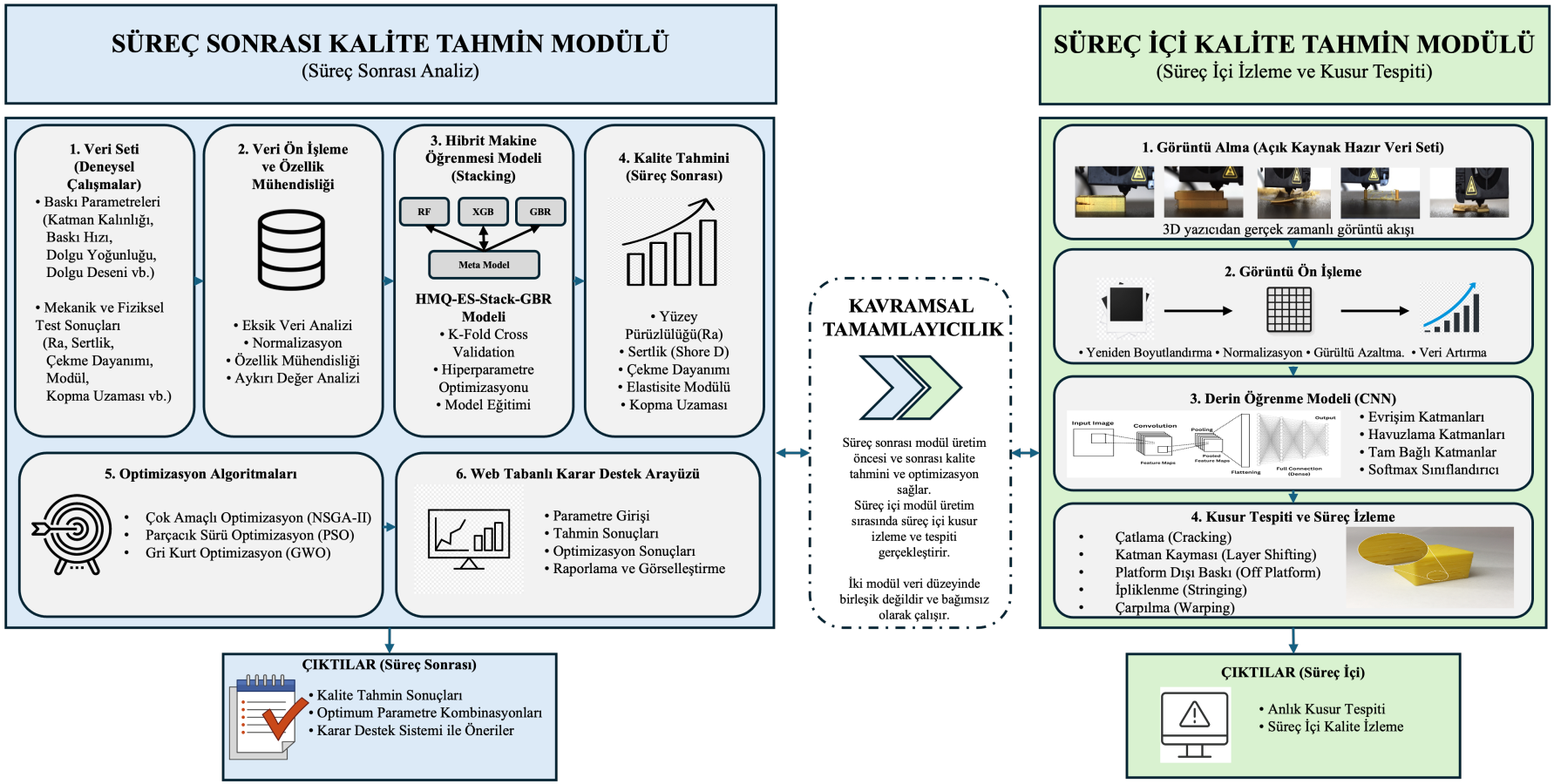
Bu tez çalışması, söz konusu araştırma boşluklarını gidermeyi amaçlayarak farklı malzeme türlerini ve geniş parametre kombinasyonlarını içeren bir veri seti üzerinde hibrit topluluk öğrenmesi tabanlı kalite tahmin modeli geliştirmekte, görüntü tabanlı derin öğrenme yaklaşımı ile süreç içi kusur tespitini değerlendirmekte ve süreç sonrası kalite tahmin modülünden elde edilen sonuçları web tabanlı bir karar destek sistemi ile kullanıcıya sunmaktadır. Bu yönüyle çalışma, süreç içi ve süreç sonrası kalite yönetimini birlikte ele alan bütüncül bir kalite optimizasyon yaklaşımı ortaya koymaktadır.

3. MATERYAL ve METOT

Bu bölümde, FDM tabanlı 3B baskı süreçlerinde kalite optimizasyonuna yönelik geliştirilen yöntemin deneysel ve metodolojik altyapısı sunulmaktadır. Çalışma, süreç sonrası kalite tahmini ve süreç içi görüntü tabanlı kalite izleme olmak üzere iki temel modülden oluşmaktadır. Süreç sonrası kalite tahmin modülünde deneysel veri setinin oluşturulması, mekanik ve fiziksel testlerin gerçekleştirilmesi, veri ön işleme aşamaları, geliştirilen hibrit makine öğrenmesi modeli, optimizasyon algoritmaları ve web tabanlı karar destek sistemi açıklanmaktadır. Süreç içi kalite izleme modülünde ise görüntü veri seti, veri ön işleme ve veri artırma yöntemleri, derin öğrenme modeli, eğitim süreci ve performans değerlendirme yöntemleri sunulmaktadır.

Çalışma kapsamında geliştirilen sistemin genel mimarisi Şekil 3.1'de gösterilmektedir. Sistem, süreç sonrası kalite tahmini ve süreç içi görüntü tabanlı kalite izleme olmak üzere birbirini tamamlayan iki modülden oluşmaktadır. Süreç sonrası modülde, baskı parametreleri ve malzeme özellikleri kullanılarak mekanik ve fiziksel kalite çıktılarının tahmini gerçekleştirilmektedir. Bu amaçla oluşturulan deneysel veri seti üzerinde hibrit makine öğrenmesi modeli eğitilmiş, elde edilen model NSGA-II, PSO ve GWO optimizasyon algoritmaları ile entegre edilerek optimum üretim parametrelerinin belirlenmesi sağlanmıştır. Ayrıca geliştirilen model, kullanıcıların farklı üretim koşulları altında kalite çıktılarını öngörebilmesine olanak sağlayan web tabanlı bir karar destek sistemi ile bütünleştirilmiştir.

Süreç içi kalite izleme modülünde ise baskı sürecinde elde edilen görüntüler kullanılarak katman ve yüzey kusurlarının tespiti amaçlanmıştır. Bu kapsamda görüntü veri setine uygulanan ön işleme ve veri artırma yöntemlerinin ardından derin öğrenme modeli eğitilmiş ve baskı sırasında oluşabilecek kusurların otomatik olarak belirlenmesi hedeflenmiştir. Böylece geliştirilen sistem, üretim parametrelerinin kalite üzerindeki etkilerinin tahmin edilmesi, optimum üretim koşullarının belirlenmesi ve baskı sürecinde oluşabilecek kusurların izlenmesine yönelik bütünleşik bir kalite optimizasyon yaklaşımı sunmaktadır. Şekil 3.1'de verilen genel mimarinin ardından, öncelikle süreç sonrası kalite tahmin modülüne ilişkin yöntemsel detaylar sunulmaktadır.



Şekil 3.1 Sisteminin genel yapısı

3.1 Süreç Sonrası Kalite Tahmin Modülü

3.1.1 Deneysel Tasarım ve Veri Setinin Oluşturulması

Bu çalışmada kullanılan veri seti, FDM tabanlı 3B baskı süreçlerinde baskı parametreleri, malzeme özellikleri ve kalite çıktıları arasındaki ilişkilerin modellenebilmesi amacıyla oluşturulmuştur. Veri setinin oluşturulmasında farklı malzeme türlerini, baskı parametrelerini ve yazıcı yapılarını kapsayan geniş ölçekli bir deneysel tasarım yaklaşımı benimsenmiştir. Böylece yalnızca belirli bir malzeme veya üretim koşuluna özgü sonuçlar elde etmek yerine, farklı üretim senaryolarını temsil eden kapsamlı ve çeşitli bir veri yapısının oluşturulması amaçlanmıştır.

Deneysel çalışmalarda toplam on farklı filament kullanılmıştır. Çalışma kapsamında PLA+, PETG, ABS, PLA-CF, TPU, PLA-Fosfor, PLA-Şeffaf, standart PLA, geri dönüştürülmüş PET (rPET) ve polipropilen (PP) malzemeleri değerlendirilmiştir. Kullanılan filamentler, farklı mekanik, termal ve işlenebilirlik özelliklerini temsil edecek şekilde seçilmiştir. Böylece veri seti, hem yaygın olarak kullanılan ticari filamentleri hem de mühendislik uygulamalarında tercih edilen malzemeleri içerecek biçimde çeşitlendirilmiştir.

Üretim süreçlerinde yazıcı kaynaklı değişkenliklerin veri setine yansıtılabilmesi amacıyla açık kasa ve kapalı kasa olmak üzere iki farklı FDM yazıcı kullanılmıştır. Açık sistem yazıcı olarak Creality Ender-3 Pro, kapalı sistem yazıcı olarak ise Creality K1 tercih edilmiştir. Açık kasa sistemler ortam koşullarından daha fazla etkilenirken, kapalı kasa sistemler baskı süreci boyunca daha kararlı termal koşullar sağlamaktadır. Bu nedenle PLA, PLA+ ve PETG filamentleri her iki yazıcıda da üretilerek yazıcı yapısından kaynaklanan varyasyonların veri setine dahil edilmesi sağlanmıştır. ABS, PLA-CF, TPU, PP ve rPET gibi sıcaklık kontrolüne daha duyarlı malzemeler ise termal kararlılığı korumak amacıyla kapalı kasa sistemde üretilmiştir.

Deneysel tasarım kapsamında FDM süreçlerinde kaliteyi doğrudan etkilediği literatürde yaygın olarak kabul edilen dört temel baskı parametresi bağımsız değişken olarak

belirlenmiştir (Aktepe ve Ergün, 2025b). Bu parametreler; katman kalınlığı, dolgu yoğunluğu, baskı hızı ve dolgu desenidir. Katman kalınlığı 0,1 mm, 0,2 mm ve 0,3 mm; dolgu yoğunluğu %20, %50 ve %80; baskı hızı ise 30 mm/s, 50 mm/s ve 70 mm/s seviyelerinde değerlendirilmiştir. Dolgu deseni değişkeni için zigzag, grid ve üçgen geometrileri tüm malzemelerde kullanılmıştır. Endüstride yaygın kullanımı ve çok boyutlu parametre etkileşimleri nedeniyle, PLA+ malzemesi, 3 temel dolgu deseni ve 11 gelişmiş dolgu geometrisini (toplam 14 desen) kapsayacak şekildedir. Parametre seviyeleri belirlenirken hem literatürde yaygın olarak kullanılan değer aralıkları hem de ticari FDM yazıcıların operasyonel sınırları dikkate alınmıştır.

Deneysel planlama sürecinde mümkün olan durumlarda tam faktöriyel deney tasarımı uygulanmıştır. Ancak bazı malzemelerde maliyet, üretim süresi ve hammadde temin kısıtları nedeniyle alternatif deney tasarım yöntemlerinden yararlanılmıştır. Özellikle rPET ve PP filamentlerinde tam faktöriyel tasarım sonucunda oluşan 81 kombinasyonlu deney matrisi yerine Taguchi deney tasarımı kullanılarak her malzeme için 9 temsil edici kombinasyon oluşturulmuştur. Böylece deney sayısı azaltılırken parametre uzayının temsil kabiliyeti korunmuştur.

Oluşturulan deneysel plan sonucunda toplam 500 farklı parametre kombinasyonu elde edilmiş ve her kombinasyon üç tekrar halinde üretilmiştir. Böylece çalışma kapsamında toplam 1500 fiziksel numune üretilerek veri seti oluşturulmuştur. Veri setinin en büyük bölümünü endüstriyel kullanımının yaygınlığı nedeniyle PLA+ malzemesi oluşturmuş olup; bu malzeme için 240 farklı parametre kombinasyonu (720 fiziksel numune) üretilmiştir.

Metodolojik kısıtlar ve kullanım senaryoları doğrultusunda belirlenen diğer malzeme dağılımları ise şu şekildedir:

- PETG için 92 kombinasyon (276 numune),
- ABS, PLA-CF, TPU ve PLA-Fosfor malzemelerinin her biri için 27’şer kombinasyon (81’er numune),
- PLA-Şeffaf için 24 kombinasyon (72 numune),

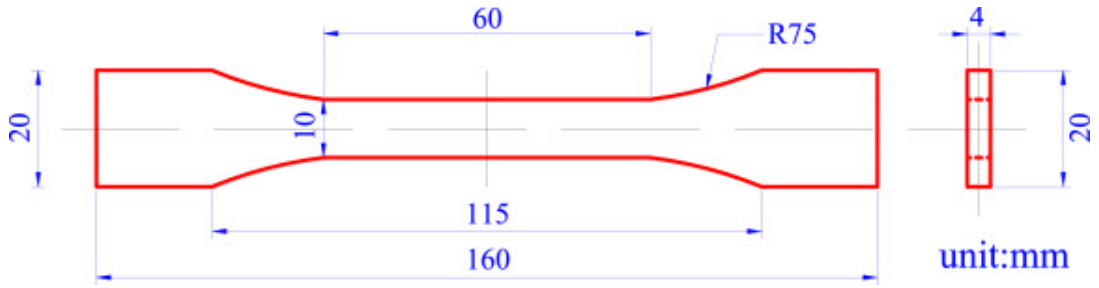
- Standart PLA için 18 kombinasyon (54 numune),
- Taguchi optimizasyonu uygulanan rPET ve PP için ise 9'ar kombinasyon (27'şer numune) üretilmiştir.

Malzemeler arasındaki bu dinamik dağılım; tamamen endüstriyel kullanım yaygınlığı, malzeme maliyetleri, baskı süresi ve hammadde erişilebilirliği kriterleri dikkate alınarak rasyonel bir temelde planlanmıştır.

Tüm numuneler ISO 527-2 Type 4 standardına uygun olarak tasarlanmış (Şekil 3.2 (Yao vd., 2019)) ve üretilmiştir (ISO 527-2, 2012). Bu numunelerin G-kodunun oluşturulabilmesi için dilimleme programı olarak Cura kullanılmıştır. Çekme testlerinde kullanılan numune geometrisinin uluslararası kabul görmüş boyutlarda olmasını sağlayarak elde edilen sonuçların literatürdeki çalışmalarla karşılaştırılabilirliğini artırmaktadır.

Numune üretiminin ardından mekanik ve fiziksel karakterizasyon çalışmaları gerçekleştirilmiştir. Çekme testleri sonucunda maksimum gerilme, elastisite modülü ve kopma uzaması değerleri elde edilmiştir.

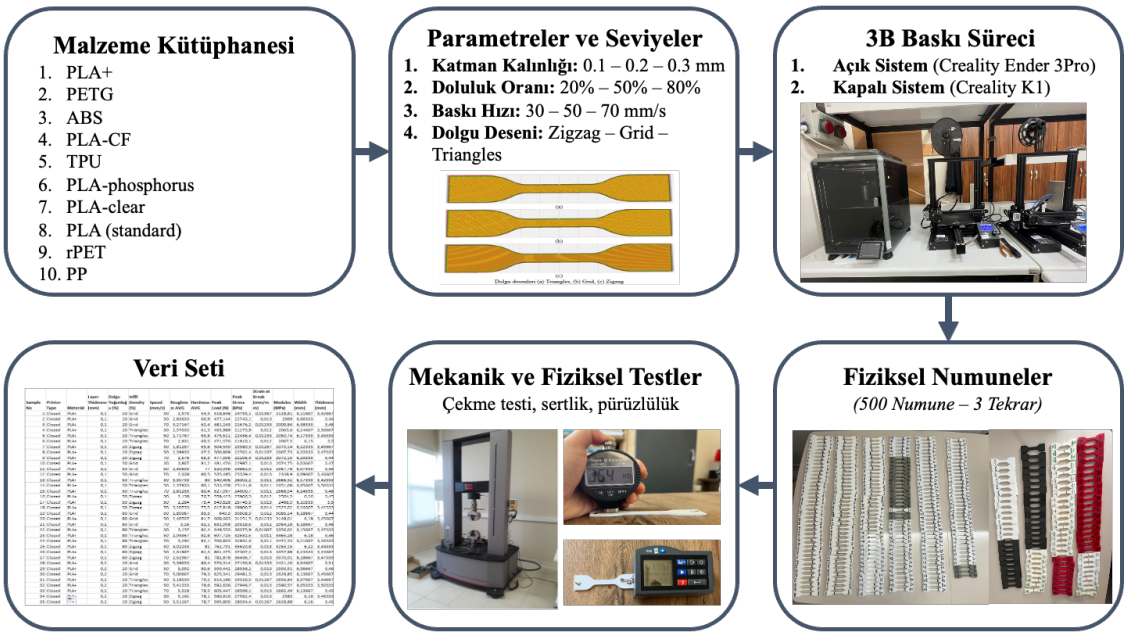
Fiziksel kalite çıktılarının belirlenmesi amacıyla Shore D sertlik ölçümleri ve yüzey pürüzlülüğü analizleri gerçekleştirilmiştir. Sertlik ölçümleri her numunenin beş farklı noktasından alınırken, yüzey pürüzlülüğü ölçümleri üç farklı bölgeden gerçekleştirilmiş ve ortalama değerler kullanılmıştır. Böylece ölçüm kaynaklı hataların azaltılması ve veri güvenilirliğinin artırılması amaçlanmıştır.



Şekil 3.2 3B baskı numunesinin geometrik modeli.

Veri seti oluşturma sürecinin son aşamasında veri temizleme işlemleri uygulanmıştır. Üretim hatalarından kaynaklanan başarısız baskılar, eksik ölçümler ve sensör kaynaklı anormal değerler veri setinden çıkarılmıştır. Geçerliliği doğrulanan ölçümler kullanılarak her parametre kombinasyonuna ait tekrar sonuçlarının ortalaması alınmış ve nihai veri matrisi oluşturulmuştur. Böylece toplam 1500 fiziksel numuneden elde edilen ölçümler kullanılarak 500 satırdan oluşan nihai veri seti hazırlanmıştır.

Deneysel tasarımın genel iş akışı; malzeme seçimi, baskı parametrelerinin belirlenmesi, numune üretimi, mekanik ve fiziksel testlerin gerçekleştirilmesi, nihai veri setinin oluşturulması aşamalarından oluşmaktadır. Veri setinin oluşturulmasına ilişkin genel süreç akışı Şekil 3.3'de sunulmaktadır.



Şekil 3.3 Deneysel tasarım ve veri seti oluşturma süreç akış diyagramı.

Çizelge 3.1'de veri setinin oluşturulmasında kullanılan deneysel standartlar, ölçüm ekipmanları, parametre seviyeleri ve hata kontrol yaklaşımları özetlenmiştir.

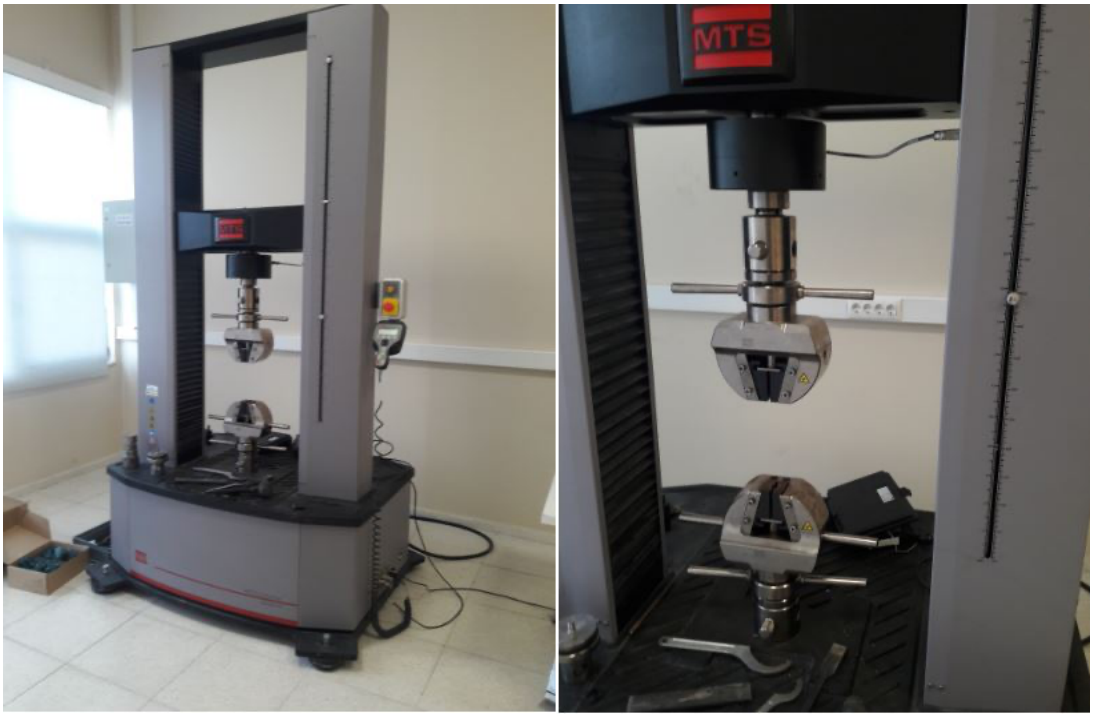
Çizelge 3.1 Deneysel tasarım, ölçüm prosedürleri ve kalite güvence yaklaşımı.

Süreç / Metrik	Standart / Referans	Ekipman / Kalibrasyon	Operasyonel Detaylar ve Parametre Seviyeleri	Hata ve Gürültü Kontrolü (Genelleme Stratejisi)
Numune Geometrisi	ISO 527-2 Type 4 (ASTM D638 eşdeğeri)	FDM 3B Yazıcılar	10 farklı malzeme türü ve 500 parametre kombinasyonu kullanılarak toplam 1500 numune üretilmiştir.	Her parametre kombinasyonu için üç bağımsız tekrar gerçekleştirilerek veri seti içerisindeki istatistiksel güvenilirlik artırılmıştır.
Yazıcı Sistemleri	Donanım mimarilerine özgü değerlendirme yaklaşımı	Creality Ender-3 Pro (Açık Kasa) ve Creality K1 (Kapalı Kasa)	Açık ve kapalı sistem yazıcılar kullanılarak termal koşulların ve donanım farklılıklarının etkileri değerlendirilmiştir.	Yazıcı kaynaklı değişkenlikler veri setine dahil edilerek modelin sistem kaynaklı sapmaları öğrenmesi sağlanmıştır.
Üretim Parametreleri	Sistematik Deneysel Tasarım	4 Bağımsız Değişken	Katman Kalınlığı: 0,1 - 0,2 - 0,3 mm; Dolgu Yoğunluğu: %20 - %50 - %80; Baskı Hızı: 30 - 50 - 70 mm/s; Dolgu Deseni: Zigzag, Grid, Üçgen	Parametreler arasındaki doğrusal olmayan etkileşimler topluluk öğrenmesi tabanlı hibrit model ile temsil edilmiştir.
Çekme Testi	ISO 527-2 (ISO 527-2, 2012) / ASTM D638	Universal Test Cihazı (Akredite laboratuvarda yapılmıştır)	Maksimum gerilme, elastisite modülü ve kopma uzaması ölçülmüştür.	Ölçüm tutarlılığını sağlamak amacıyla test öncesinde tüm ekipmanlar kalibre edilmiştir.
Sertlik Ölçümü	ISO 868 (ISO 868:2003, 2003)	Shore D Sertlik Ölçüm Cihazı (Kalibrasyon blokları ile doğrulanmıştır)	Her numunenin farklı bölgelerinden alınan beş ölçümün ortalaması kullanılmıştır.	Yerel ölçüm farklılıklarının etkisini azaltmak amacıyla çok noktalı ölçüm yöntemi uygulanmıştır.
Yüzey Pürüzlülüğü	ISO 21920-2:2021 (ISO 21920-2:2021, 2021)	TR200 Yüzey Pürüzlülük Ölçüm Cihazı (Referans numune ile kalibre edilmiştir)	Her numune için üç bağımsız ölçüm gerçekleştirilmiş ve ortalama Ra değeri kullanılmıştır.	Temsil edici olmayan ölçümlerin etkisini azaltmak amacıyla aykırı değer filtreleme ve tutarlılık kontrolleri uygulanmıştır.

3.1.2 Test ve Analiz Süreçleri

3.1.2.1 Çekme Testi Cihazı

Numunelerin çekme mukavemetini belirlemek amacıyla üniversal çekme test cihazı kullanılmıştır. Bu cihaz, standartlara uygun olarak hazırlanmış numunelerin maksimum çekme dayanımı (MPa), kopma anındaki yük değeri ve toplam esneme oranı (strain, %) gibi mekanik özelliklerini ölçmeye olanak tanımaktadır. Cihazın test kapasitesi, uygulanan yük ve deformasyon oranına göre hassas ölçümler yapabilmektedir. Numuneler, uygun test fikstürlerine yerleştirilerek, sabit bir çekme hızı ile test edilecektir. Elde edilen veriler, farklı malzeme ve üretim parametrelerinin çekme mukavemeti üzerindeki etkisini karşılaştırmalı olarak ortaya koymuştur. Şekil 3.4'te çekme testi cihazı görülmektedir.



Şekil 3.4 İKÇÜ MER-LAB çekme test cihazı.

Çekme gerilimleri ve elastikiyet modülü, denklem (3.1) ve (3.2) ile hesaplanır. σ, akma noktasındaki çekme dayanımını (N/mm² veya MPa); A, kesit (mm²); F, uygulanan yük (kN); E, elastikiyet modülü (MPa); ve ε, numunenin gerilimini temsil eder.

$$\sigma = \frac{F}{A} \tag{3.1}$$

$$E = \frac{\sigma}{\varepsilon} \tag{3.2}$$

3.1.2.2 Sertlik Ölçüm Cihazı

Malzemelerin sertliğini belirlemek amacıyla Shore D tipi sertlik ölçüm cihazı kullanılmıştır. Bu cihaz, özellikle sert plastikler ve mühendislik polimerleri gibi yüksek yoğunluklu malzemeler için uygundur. Test, standart bir iğne uçlu baskı probunun yüzeye uygulanmasıyla gerçekleştirilmekte ve cihaz, malzemenin yüzeyine karşı gösterdiği direnç seviyesini dijital olarak Shore D ölçeğinde göstermektedir. Bu cihaz 0-100 HD aralığında ölçüm yapabilen, 0,5 HD hassasiyette, 0,1 mm çapında iğneye sahiptir. Her numune, beş farklı noktadan ölçüm alınarak ortalama değer üzerinden değerlendirilmeler yapılmıştır. Şekil 3.5'te Shore D sertlik test cihazı görülmektedir.



Şekil 3.5 Shore D sertlik test cihazı.

3.1.2.3 Yüzey Pürüzlülüğü Ölçüm Cihazı

Numunelerin yüzey pürüzlülüğü ölçümleri için TR200 taşınabilir yüzey pürüzlülük cihazı kullanılmıştır. Bu cihaz, ortalama yüzey pürüzlülüğü (Ra) ve kare ortalama pürüzlülük (Rq) gibi standart pürüzlülük parametrelerini yüksek hassasiyetle ölçebilmektedir. Cihaz, sensör ucunu numune yüzeyinde belirli bir mesafe boyunca hareket ettirerek yüzey profiline dair nicel veriler elde etmektedir. Pürüzlülük ölçümleri, her üretim parametresi kombinasyonu için üç farklı noktadan alınan ölçümlerin ortalaması alınarak değerlendirilmiştir. Şekil 3.6'da TR200 yüzey pürüzlülük cihazı görülmektedir.



Şekil 3.6 TR200 yüzey pürüzlülük cihazı**.**

Yüzey pürüzlülüğü, malzeme etkileşimlerinin temel belirleyicisi olarak ürün kalitesi, sistem performansı ve ileri üretim teknolojileri açısından kritik bir değerlendirme alanı sunar (Ruzova ve Haddadi, 2025). Yüzey pürüzlülüğü parametreleri arasında Ra, Rq ve Rz, genel olarak en anlamlı ve yaygın olarak kullanılanlardır. Ra, yüzeyin genel pürüzlülük seviyesini gösterdiği için kalite kontrol ve standart karşılaştırmalarda en sık tercih edilen parametredir. Rq, Ra'ya benzer şekilde çalışır ancak daha hassas ve istatistiksel olarak güçlü bir ölçümdür. Rz ise yüzeydeki en yüksek ve en derin noktaların ortalamasını aldığından, özellikle detaylı yüzey analizlerinde ve hassas üretim süreçlerinde daha anlamlı sonuçlar verebilmektedir. Diğer parametreler olan Rt, Rp ve Rv, belirli uygulamalarda (örneğin, conta yüzeyleri, yağ tutuculuğu veya aşınma analizi gibi) anlamlı olabilir; ancak genellikle destekleyici ya da tamamlayıcı bilgi sağlarlar. TR200 cihazından ölçümü alınan parametrelerle ilgili detaylı bilgiler Çizelge 3.1'de sunulmuştur.

Çizelge 3.2 TR200 cihazından ölçümü alınan parametreler.

Parametre	Açılımı / İngilizcesi	Tanımı	Açıklama
Ra (µm)	Ortalama Pürüzlülük (Roughness Average)	Yüzey profilinin ortalamadan sapmalarının mutlak değerlerinin ortalamasıdır.	En yaygın kullanılan pürüzlülük parametresidir. Genel yüzey kalitesini gösterir.
Rq (µm)	Karekök Ortalama (Root Mean Square Roughness)	Yüzey sapmalarının karelerinin ortalamasının kareköküdür.	Ra'ya benzer ama yüksek sapmalara daha duyarlıdır.
Rz (µm)	On Nokta Yüksekliği (Ten-Point Height)	Ölçüm uzunluğu boyunca 5 en yüksek tepe ile 5 en derin çukur arasındaki mesafenin ortalamasıdır.	Yüzeydeki pürüzlerin yüksekliğini gösterir, Ra'ya göre daha detaylı bilgi verir.
Rt (µm)	Toplam Yükseklik (Total Height of Profile)	Profilin en yüksek tepe ile en derin çukur arasındaki maksimum mesafesidir.	Pürüzlülüğün en uç değerlerini gösterir.
Rp (µm)	En Yüksek Tepe (Maximum Profile Peak Height)	Referans çizgisine göre en yüksek tepenin yüksekliğidir.	Yüzeydeki en yüksek çıkıntının ölçümüdür.
Rv (µm)	En Derin Çukur (Maximum Profile Valley Depth)	Referans çizgisine göre en derin çukurun derinliğidir.	Yüzeydeki en derin oyuk veya çentiğin derinliğini gösterir.

3.1.3 Veri Ön İşleme

3.1.3.1 Eksik Veri Analizi

Veri setinde yer alan ölçüm değerleri, eksik veri, tutarsız kayıt ve olası ölçüm hatalarının tespit edilmesi amacıyla detaylı bir ön incelemeden geçirilmiştir. Deneysel tasarımda her parametre kombinasyonu için üç tekrar numunesi kullanılması ve bu ölçümlerin ortalamasının alınması sayesinde veri setinde eksik veri oluşumu büyük ölçüde sınırlandırılmıştır. Bununla birlikte, farklı test türlerine bağlı olarak veri setinde kısmi eksiklikler gözlemlenmiştir. Oluşturulan veri matrisinde; çekme dayanımı, elastisite modülü ve sertlik değerleri için 500 tam gözlem elde edilirken, kopma uzaması için 453 ve yüzey pürüzlülüğü için 483 gözlem bulunmaktadır. Bu durum, bazı numunelerde testlerin gerçekleştirilememesi veya ölçüm sırasında oluşan teknik sınırlamalardan kaynaklanmaktadır.

Eksik veri analizi kapsamında, veri setindeki bu kısmi eksiklikler değerlendirilmiş ve modelleme sürecine etkileri göz önünde bulundurulmuştur. Eksik verilerin sistematik bir örüntü gösterip göstermediği incelenmiş, rastgele dağıldıkları belirlenmiştir. Bu doğrultuda, modelleme sürecinde veri kaybını minimize etmek amacıyla uygun veri filtreleme ve hedef değişken bazlı analiz yaklaşımı benimsenmiştir. Ayrıca, ölçüm hataları veya cihaz kaynaklı sapmalar nedeniyle oluşabilecek aykırı değerler istatistiksel yöntemler kullanılarak analiz edilmiştir. Tespit edilen aykırı değerler, veri setinin genel dağılımı ve fiziksel anlamlılık kriterleri dikkate alınarak değerlendirilmiştir. Bu yaklaşım, modelin hatalı veya eksik verilerden etkilenmesini önleyerek öğrenme sürecinin daha sağlıklı ve güvenilir bir şekilde gerçekleştirilmesini sağlamaktadır. Ayrıca, her bir hedef değişken için ayrı modelleme yaklaşımı değerlendirilmiş olup, eksik veri bulunan çıktılar için veri seti ilgili hedef değişkene göre yeniden yapılandırılmıştır.

3.1.3.2 Normalizasyon ve Ölçekleme

Oluşturulan veri setinde yer alan bağımsız değişkenler (katman kalınlığı, dolgu yoğunluğu, baskı hızı vb.) ve bağımlı değişkenler (çekme dayanımı, elastisite modülü, kopma uzaması, sertlik ve yüzey pürüzlülüğü) farklı birim ve ölçeklerde tanımlandığından, makine öğrenmesi algoritmalarının performansını olumsuz etkileyebilecek ölçek farklılıklarının giderilmesi amacıyla normalizasyon ve ölçekleme işlemleri uygulanmıştır. Bu kapsamda, modelleme sürecine dahil edilen tüm giriş değişkenleri Min-Max normalizasyon yöntemi kullanılarak [0, 1] aralığına dönüştürülmüştür. Bu yöntem, özellikle farklı büyüklük mertebelerine sahip parametrelerin model üzerindeki etkisini dengelemek ve öğrenme sürecinde herhangi bir değişkenin baskın hale gelmesini önlemek amacıyla tercih edilmiştir. Çıkış değişkenleri için ise modelleme yaklaşımına bağlı olarak farklı ölçekleme stratejileri değerlendirilmiştir. Özellikle çoklu çıktı tahmin problemlerinde, her bir hedef değişkenin farklı fiziksel anlamlara ve değer aralıklarına sahip olması nedeniyle, çıktı değişkenleri ayrı ayrı normalize edilerek modelin her bir hedefe eşit hassasiyetle yaklaşması sağlanmıştır. Uygulanan ölçekleme işlemleri, model eğitim sürecinde veri dağılımının dengelenmesine katkı sağlamış, gradyan temelli öğrenme algoritmalarında yakınsama

hızını artırmış ve sayısal kararlılığı iyileştirmiştir. Ayrıca, ölçekleme parametreleri yalnızca eğitim verisi üzerinde öğrenilmiş ve test verisine aynı dönüşüm uygulanarak veri sızıntısı problemi önlenmiştir. Gerçekleştirilen normalizasyon ve ölçekleme işlemleri; model performansını artıran, öğrenme sürecini stabilize eden ve farklı ölçeklerdeki değişkenlerin birlikte etkin bir şekilde kullanılmasını sağlayan ön işleme adımı olarak değerlendirilmiştir.

3.1.4 Geliştirilen Model Mimarisi

FDM tabanlı 3B baskı süreçleriyle üretilen parçaların fiziksel ve mekanik kalite özelliklerini tahmin etmek için yeni bir hibrit topluluk öğrenme çerçevesi olan Hibrit Çok Malzemeli Kalite-Topluluk Sistemi-Yığınlama-Gradyan Artırma Regresörü (Hybrid Multi-Material Quality-Ensemble System-Stacking-Gradient Boosting Regressor-HMQ-ES-Stack-GBR) modeli sunulmuştur. Geliştirilen model, doğrusal olmayan ilişkiler, malzeme heterojenliği ve çoklu çıktı yapılarına sahip 3B baskı verilerinde karşılaşılan eksik veriler gibi sorunları bütünsel bir yaklaşımla ele alarak geleneksel makine öğrenimi modellerinin bazı sınırlamalarını azaltmayı ve karşılaştırmalı temel öğrenicileri, çıktıya özgü veri yönetimini ve hiyerarşik yığın tabanlı bir mekanizmayı entegre ederek farklı kalite ölçütlerinde daha istikrarlı ve fiziksel olarak tutarlı tahminler üretmeyi amaçlamaktadır. Modelin eğitim ve test aşamalarında veri setinin tarafsız değerlendirilmesini sağlamak için, Hold-out yöntemi benimsenmiş ve malzeme türlerinden oluşan toplam veri seti rastgele örnekleme yoluyla iki parçaya ayrılmıştır. Toplam 400 örnek eğitim için ve 100 örnek test için ayrılmış olup, veri setinin %80'i eğitim seti ve %20'si bağımsız test seti için tahsis edilmiştir. Eğitim seti, AM parametreleri ve kalite çıktıları arasındaki ilişkileri öğrenmek için HMQ-ES-Stack-GBR modelini eğitmek için kullanıldı. Geliştirilen modelin eğitim sırasında karşılaşmadığı %20'lik test seti, modelin içsel tahminlerini doğrulamak ve mevcut deneysel tasarım içindeki tahmin performansını ölçmek için kullanıldı.

Topluluk öğrenme yaklaşımları, birden fazla makine öğrenimi modelini birleştirerek tahmin performansını iyileştirmeyi amaçlamaktadır. Tekil makine öğrenimi modelleri belirli veri yapılarında sonuç üretebilirken, genellikle karmaşık ve yüksek boyutlu üretim

verilerinde sınırlı genelleme yeteneklerine sahiptirler. Hibrit topluluk öğrenme yaklaşımları, farklı öğrenme algoritmalarının tamamlayıcı özelliklerinden yararlanarak bu zorlukların üstesinden gelebilmektedir. HMQ-ES-Stack-GBR yaklaşımı, incelenen veri kümesi içinde bu farklı model ailelerinin tahmin davranışlarını sistematik olarak birleştirerek daha dengeli ve güvenilir tahminler üretmeyi amaçlamaktadır. Ayrıca, önerilen sistemde, her kalite çıktısı için veri kümesi ayrı ayrı ele alınır. Ayrıca veri temizleme protokolü (Çeyrekler Arası Aralık (Interquartile Range-IQR)) takiben, modelleme, o çıktıya özgü, kesin olarak doğrulanmış gözlemler kullanılarak gerçekleştirilir. Bu çıktıya özgü veri yönetimi yaklaşımı, ölçüm standartlarımızı işler hale getirerek, fiziksel olarak anlamsız anormalliklerin öğrenme sürecini çarpıtmasını engeller.

Hibrit topluluk öğrenme yaklaşımı önerilmeden önce altı adet (XGB, RF, GBR, Lasso, Lineer ve Ridge Regresyon) temel makine öğrenmesi modeli üzerinde değerlendirme yapılmıştır. Bu temel modellerin seçilmesinin nedeni, 3B baskı parametreleri ile kalite çıktıları arasındaki ilişkilerin hem doğrusal hem de doğrusal olmayan karakteristiğini çok boyutlu olarak haritalandırma ihtiyacıdır. Bu doğrultuda; Lineer, Ridge ve Lasso regresyon modelleri, parametre uzayındaki küresel ve doğrusal eğilimleri yakalamak için ve aynı zamanda Lasso ve Ridge modellerinin düzenlileştirme cezalandırma mekanizmalarından yararlanarak heterojen verideki aşırı öğrenme riskini kontrol altında tutmak amacıyla seçilmiştir. Öte yandan, FDM sürecindeki katmanlar arası termal gradyanlar ve yapısal karmaşıklıklar çoğunlukla doğrusal olmayan davranışlar sergilediğinden; ağaç tabanlı ve gradyan artırma prensibine dayanan RF, GBR ve XGB algoritmaları modele dahil edilmiştir. Bu algoritmalar, parametreler arası yüksek boyutlu etkileşimleri ve ani yön değişimlerini yakalamada literatürde yüksek başarı göstermektedir. Daha sonra yapılan karşılaştırmalı analizler neticesinde, veri setinin doğrusal olmayan karmaşık yapısını en başarılı şekilde modelleyen ve en düşük hata oranlarına ulaşan üç algoritma (XGB, RF ve GBR) Level-0 temel öğrenicileri olarak seçilerek hiyerarşik hibrit topluluk yaklaşımı mimarisine dönüştürülmüştür.

Önerilen HMQ-ES-Stack-GBR çerçevesi, sistem kaynaklı değişkenliği yakalamak için tasarlanmış iki seviyeli hiyerarşik yığın öğrenme mimarisi üzerine kurulmuştur. Bu yapı

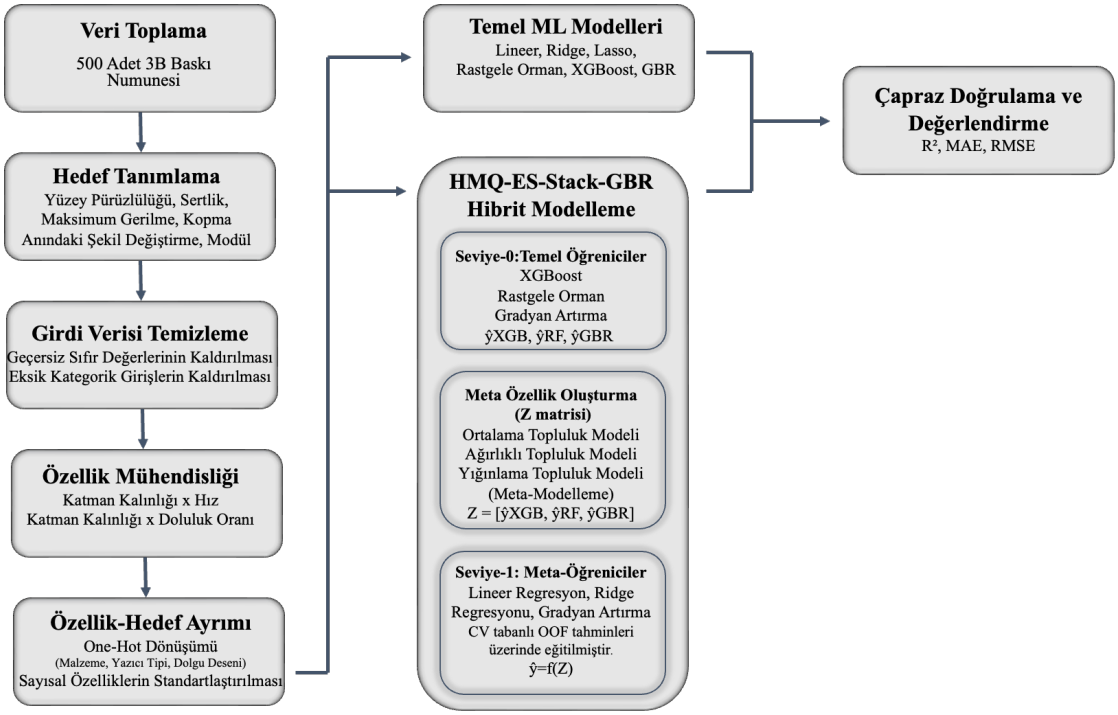
iki ana katmandan oluşur: Seviye-0 (temel öğreniciler) ve Seviye-1 (meta-öğrenici).

Temel makine öğrenmesi modellerinin karşılaştırmalı analizleri, sonucunda, bu veri kümesindeki doğrusal olmayan ilişkileri etkili bir şekilde yakalayan XGB, RF ve GBR modelleri, yığınlama yapısında Seviye 0'da, temel öğreniciler olarak seçildi. Modellerin performans değerlendirmesi 5 katlı çapraz doğrulama (5-Fold Cross Validation) yaklaşımı kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Bu eğitim aşamasında, her gözlem için katman dışı tahminler (Out-of-Fold, OOF) üretilmiş ve tahminlerin ilgili gözlemi içermeyen eğitim katlarından elde edilmesi sağlanmıştır. Bu yaklaşım sayesinde meta öğrenici, temel modellerin eğitim sırasında gördüğü gerçek çıktılar yerine bağımsız tahminler üzerinden eğitilmiş ve bilgi sızıntısı riski azaltılmıştır. Her temel öğrenici için elde edilen bu OOF tahminleri bir araya getirilerek meta-özellik matrisi oluşturulmuştur. Oluşturulan meta-özellik matrisi, ikinci seviyede yer alan GBR tabanlı meta öğrenicinin eğitilmesinde kullanılmıştır. Böylece XGB, RF ve GBR modellerinin güçlü yönlerini bir araya getiren HMQ-ES-Stack-GBR hibrit topluluk öğrenme mimarisi oluşturulmuştur.

Seviye 1'de, temel öğrenicilerden elde edilen OOF tahminlerini girdi olarak alan bir meta-öğrenme mekanizması uygulandı. Bu aşamada, farklı entegrasyon stratejileri değerlendirildi. Bunlar; basit ortalama, ağırlıklı ortalama ve yığın tabanlı meta-modellemedir. Özellikle, GBR tabanlı meta-öğrenici, mevcut deneysel koşullar altında temel modeller ve tahmin hatalarındaki kalıplar arasındaki doğrusal olmayan ilişkileri etkili bir şekilde öğrendiği için bir model olarak seçilmiştir. Meta-öğrenici yalnızca çapraz doğrulama tabanlı OOF tahminleri üzerinde eğitildiğinden, modelin performans tutarlılığı korunur ve aşırı uyum riski eğitim alanı içinde yönetilmektedir.

Bu hiyerarşik yapı sayesinde, HMQ-ES-Stack-GBR modeli, bireysel öğrenicilerin güçlü yönlerini birleştirmektedir. İncelenen veri kümesinde iyileştirilmiş tahmin performansı göstermektedir. Geliştirilen bu sistemin veri temizliğinden nihai tahmin aşamasına kadar tüm operasyonel süreçleri Şekil 3.7'de ayrıntılı olarak sunulmuştur. Sonuç olarak, meta-öğrenici yapay olarak aşırı uyum sağlamayacak şekilde tasarlanmıştır. Bu çerçeve, aynı zamanda tanımlanmış deneysel koşullar altında bu varyasyonları doğru bir şekilde "yansıtmayı" ve tahmin etmeyi amaçlamaktadır. Bu karmaşık hata modellerini

operasyonel olarak öğrenerek, çerçeve, incelenen malzeme grupları için gerekli baskı öncesi parametre müdahalelerini bildiren bir teşhis aracı olarak işlev görmektedir.



Şekil 3.7 HMQ-ES-STACK-GBR genel iş akışı diyagramı ve model mimarisi.

3.1.4.1 Matematiksel Model Tanımı

Önerilen HMQ-ES-Stack-GBR modeli, stacking tabanlı hibrit topluluk öğrenme yaklaşımına dayanmaktadır. Bu yaklaşımda temel öğreniciler tarafından üretilen tahminler, meta-öğrenici tarafından yeniden değerlendirilerek nihai tahmin çıktısı oluşturulmaktadır. Böylece farklı öğrenme algoritmalarının birbirini tamamlayan davranışları tek bir sistem altında birleştirilmektedir (Denklem 3.1).

Meta-öğrenici tarafından kullanılan genel tahmin mekanizması aşağıdaki şekilde ifade edilmektedir:

$$\hat{y}_{meta} = f(\hat{y}_{XGB}, \hat{y}_{RF}, \hat{y}_{GBR}) \tag{3.1}$$

Burada;

- $\hat{y}_{XGB}$: XGBoost model tahmini,

- $\hat{y}_{RF}$: Random Forest model tahmini,
- $\hat{y}_{GBR}$: Gradient Boosting Regressor model tahmini,
- $\hat{y}_{meta}$: meta-öğrenici tarafından üretilen nihai tahmin değerini ifade etmektedir.

3.1.4.2 Eğitim Süreci

Model eğitim süreci, veri ön işleme, aykırı değer temizleme, veri bölme, çapraz doğrulama ve stacking tabanlı öğrenme aşamalarından oluşmaktadır. İlk aşamada deneysel süreçlerden elde edilen ham veri setine istatistiksel veri temizleme işlemleri uygulanmıştır. Özellikle ölçüm hataları ve fiziksel olarak geçersiz baskılar veri setinden çıkarılmıştır. Sayısal verilerdeki aykırı gözlemlerin belirlenmesinde IQR yöntemi kullanılmıştır. Veri temizleme işlemlerinin ardından kategorik değişkenler uygun kodlama yöntemleri ile sayısal forma dönüştürülmüştür. Daha sonra veri seti Hold-Out yöntemi kullanılarak eğitim (%80) ve test (%20) olmak üzere iki alt kümeye ayrılmıştır. Eğitim verileri model öğrenme sürecinde kullanılırken, test verileri modelin bağımsız performans değerlendirmesi amacıyla kullanılmıştır. Temel öğrenicilerin eğitimi sırasında 5-fold cross-validation yaklaşımı uygulanmıştır. Bu süreçte her fold için OOF tahminleri üretilmiş ve bu tahminler meta-öğrenici için yeni bir özellik matrisi oluşturmuştur. OOF yaklaşımı sayesinde veri sızıntısı riski azaltılmıştır. Modelin aşırı öğrenme eğilimi kontrol altına alınmıştır. Meta-öğrenici aşamasında ise temel öğrenicilerden elde edilen OOF tahminleri giriş değişkeni olarak kullanılmış ve nihai model eğitimi gerçekleştirilmiştir. Böylece sistem, temel modellerin hata örüntülerini öğrenerek daha dengeli tahminler üretmiştir.

3.1.4.3 Kullanılan Hiperparametreler

HMQ-ES-Stack-GBR modelinde kullanılan temel öğrenicilerin performansını artırmak amacıyla çeşitli hiperparametreler belirlenmiştir. Bu çalışmada kullanılan hiperparametre değerleri, literatürde yaygın olarak kullanılan ayarlar ve ön denemeler sonucunda seçilmiştir. Modellerin performans değerlendirmesi 5 katlı çapraz doğrulama yaklaşımı kullanılarak gerçekleştirilmiştir.

XGB modelinde ağaç sayısı (n_estimators=500), maksimum derinlik (max_depth=5), öğrenme oranı (learning_rate=0,05), alt örnekleme oranı (subsample=0,9) ve özellik örnekleme oranı (colsample_bytree=0,9) kullanılmıştır. RF modelinde ağaç sayısı 300 (n_estimators=300) olarak belirlenmiştir. GBR modelinde ise 300 ağaçtan (n_estimators=300) oluşan yapı tercih edilmiştir. Stacking mimarisinin ikinci seviyesinde meta öğrenici olarak GBR kullanılmış ve meta öğrenici için ağaç sayısı 200 (n_estimators=200) olarak belirlenmiştir. Tüm modellerde çapraz doğrulama işlemleri için rastgelelik kontrolü amacıyla random_state=42 değeri kullanılmıştır. Kullanılan hiperparametreler Çizelge 3.3'te sunulmuştur. Bu parametreler kullanılarak oluşturulan temel öğrenicilerden elde edilen OOF tahminleri meta özellik matrisi oluşturmak amacıyla birleştirilmiştir.

Çizelge 3.3 Kullanılan hiperparametreler ve eğitim yapılandırmaları.

Model	**Hiperparametre**	**Kullanılan Değer**
Ridge	alpha	1,0
Random Forest	n_estimators	300
Random Forest	random_state	42
GBR	n_estimators	300
XGBoost	n_estimators	500
XGBoost	max_depth	5
XGBoost	learning_rate	0,05
XGBoost	subsample	0,9
XGBoost	colsample_bytree	0,9
XGBoost	objective	reg:squarederror
XGBoost	random_state	42
HMQ-ES-Stack-GBR	Base learners	XGBoost + RF + GBR
HMQ-ES-Stack-GBR	Meta learner	GradientBoostingRegressor
HMQ-ES-Stack-GBR	Meta learner n_estimators	200
HMQ-ES-Stack-GBR	CV strategy	5-fold KFold
HMQ-ES-Stack-GBR	shuffle	True
HMQ-ES-Stack-GBR	random_state	42

3.1.4.4 Performans Değerlendirme Metrikleri

Bu çalışmada geliştirilen HMQ-ES-Stack-GBR hibrit topluluk öğrenme modelinin performans değerlendirilmesinde farklı hata analiz metrikleri birlikte kullanılmıştır. Böylece modelin yalnızca genel doğruluk düzeyi değil, aynı zamanda hata dağılımı,

varyans açıklama kapasitesi ve tahmin kararlılığı da çok boyutlu olarak analiz edilmiştir. Model performansının değerlendirilmesinde R^2, MAE ve Kök RMSE metriklerinden yararlanılmıştır (Denklem 3.2, 3.3 ve 3.4 (James, 2013)).

R^2, modelin deneysel verilerdeki toplam varyansın ne kadarını açıkladığını göstermektedir. R^2 değerinin 1'e yaklaşması, model tahminlerinin gerçek değerlere yüksek düzeyde uyum sağladığını ifade etmektedir. Bu metrik aşağıdaki eşitlik ile hesaplanmaktadır:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum(y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum(y_i - \bar{y})^2} \tag{3.2}$$

Burada

- y_i: Gerçek ölçüm değerleri
- $\hat{y}_i$: Model tahminleri
- $\bar{y}$: Gerçek değerlerin ortalaması

Model hata büyüklüğünün değerlendirilmesinde kullanılan MAE, tahmin edilen değerler ile gerçek değerler arasındaki mutlak farkların ortalamasını vermektedir. MAE metriği, hata büyüklüğünü doğrudan fiziksel birim cinsinden göstermesi açısından yorumlanabilirliği yüksek bir metriktir. Hesaplama yöntemi aşağıda verilmiştir:

$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} | y_i - \hat{y}_i | \tag{3.3}$$

RMSE ise büyük hata değerlerini daha fazla cezalandıran bir performans metriğidir. Bu nedenle özellikle aykırı tahminlerin etkisini değerlendirmede önemli avantaj sağlamaktadır. RMSE aşağıdaki denklem ile hesaplanmaktadır:

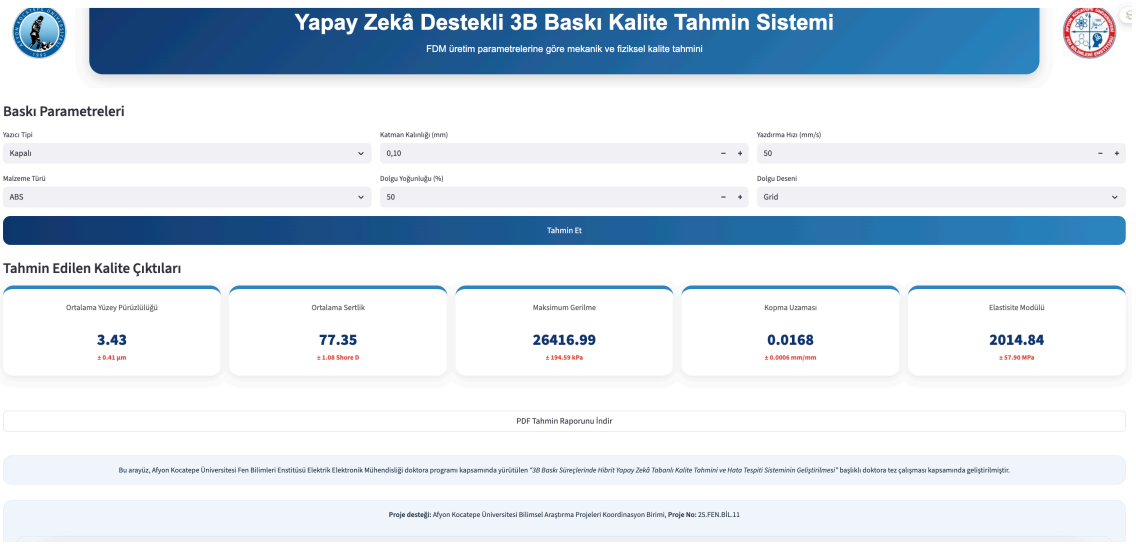
$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{y}_i)^2} \tag{3.4}$$

Model performanslarının istatistiksel olarak anlamlı olup olmadığını belirlemek amacıyla ayrıca parametrik ve parametrik olmayan istatistiksel testler uygulanmıştır. Bu kapsamda

paired t-test ve Wilcoxon signed-rank test yöntemlerinden yararlanılmıştır. Paired t-test, iki bağımlı model sonucu arasındaki ortalama farkın anlamlılığını değerlendirirken, Wilcoxon signed-rank testi ise normal dağılım varsayımına bağlı kalmadan medyan farklarını analiz etmektedir. Bu istatistiksel analizler sayesinde HMQ-ES-Stack-GBR modelinin temel öğrenicilere göre sağladığı hata azalmasının rastlantısal değil, istatistiksel olarak anlamlı bir performans artışı olduğu ortaya konulmuştur.

3.1.5 Kullanıcı Arayüzü Tasarımı

Bu çalışma kapsamında geliştirilen süreç sonrası hibrit makine öğrenmesi modelinin pratik mühendislik uygulamalarında kullanılabilirliğini artırmak amacıyla web tabanlı bir kullanıcı arayüzü geliştirilmiştir (Şekil 3.8).



Şekil 3.8 Süreç sonrası kalite tahmin sistemi kullanıcı arayüzü.

Geliştirilen kullanıcı arayüzü, Python programlama dili kullanılarak Streamlit tabanlı bir yapı ile tasarlanmıştır. Arayüz geliştirme sürecinde; veri işleme için Pandas ve NumPy, eğitilmiş makine öğrenmesi modellerinin sisteme aktarılması için Joblib ve PDF rapor oluşturma işlemleri için ReportLab kütüphaneleri kullanılmıştır. Sistem genel yapısı; kullanıcı giriş katmanı, model yükleme katmanı, hibrit tahminleme mekanizması, sonuç görselleştirme modülü ve otomatik raporlama bileşenlerinden oluşmaktadır. Arayüz tasarımında kullanıcı dostu ve modern bir görünüm elde etmek amacıyla özel CSS tanımlamaları kullanılmıştır. Sistem giriş ekranında geniş yerleşim yapısı tercih edilmiş

ve kullanıcıların üretim parametrelerini kolay biçimde girebilmesine olanak sağlayan çok sütunlu bir yapı oluşturulmuştur. Görsel tasarımda renk geçişleri, gösterge kutuları ve metrik panelleri kullanılarak tahmin sonuçlarının daha okunabilir biçimde sunulması amaçlanmıştır. Sistem içerisinde, tez kapsamında eğitilmiş hibrit makine öğrenmesi modelleri .pkl formatında saklanmış ve uygulama başlangıcında otomatik olarak yüklenmiştir. Her kalite çıktısı için ayrı model dosyaları kullanılmıştır. Bu kapsamda yüzey pürüzlülüğü, sertlik, maksimum gerilme, kopma uzaması ve elastisite modülü tahminlerine yönelik modeller sisteme entegre edilmiştir.

Kullanıcı giriş katmanında; yazıcı tipi, malzeme türü, katman kalınlığı, baskı hızı, dolgu yoğunluğu ve dolgu deseni gibi temel FDM üretim parametreleri tanımlanmıştır. Sistem, seçilen yazıcı tipine bağlı olarak uygun malzeme seçeneklerini dinamik biçimde güncelleyebilmektedir. Benzer şekilde, kullanılan malzemeye göre desteklenen dolgu desenleri otomatik olarak değiştirilmektedir. Böylece kullanıcı girişlerinin gerçek üretim koşullarına uygun şekilde sınırlandırılması sağlanmıştır.

Model giriş verisi oluşturulurken yalnızca doğrudan parametreler kullanılmamış, aynı zamanda parametre etkileşimlerini temsil eden ek özellikler de modele dahil edilmiştir. Bu kapsamda katman kalınlığı ile baskı hızı çarpımını temsil eden katman x hız ve katman kalınlığı ile dolgu yoğunluğu etkileşimini temsil eden katman x dolgu değişkenleri oluşturulmuştur. Böylece süreç parametreleri arasındaki doğrusal olmayan ilişkilerin modele daha etkin biçimde aktarılması amaçlanmıştır. Tahmin mekanizmasında hibrit ve topluluk öğrenmesi yaklaşımı kullanılmıştır. Sistem içerisinde HMQ-ES-Stack-GBR modelinden elde edilen tahmin çıktıları stacking yaklaşımı ile oluşturulmuştur. Bu yapı sayesinde farklı algoritmaların güçlü yönleri bir araya getirilerek daha yüksek doğruluk ve genellenebilirlik elde edilmesi hedeflenmiştir.

Tahmin sonuçları kullanıcı arayüzü üzerinde ayrı metrik panelleri şeklinde sunulmuştur. Her kalite çıktısı kendi mühendislik birimi ile birlikte gösterilmiş; yüzey pürüzlülüğü için μm, sertlik için Shore D, maksimum gerilme için kPa ve elastisite modülü için MPa birimleri kullanılmıştır. Bu yapı sayesinde kullanıcıların üretim parametrelerinin kalite çıktıları üzerindeki etkilerini hızlı ve anlaşılır biçimde değerlendirebilmesi amaçlanmıştır. Sistem içerisinde ayrıca otomatik PDF raporlama mekanizması geliştirilmiştir (Şekil 3.9).

Kullanıcı tarafından gerçekleştirilen tahmin işlemleri sonrasında; giriş parametreleri, tahmin sonuçları ve işlem tarihi otomatik olarak PDF formatında raporlanabilmektedir. PDF oluşturma sürecinde Unicode karakter desteği sağlanmış ve Türkçe karakter uyumluluğu korunmuştur. Böylece elde edilen sonuçların kayıt altına alınması, paylaşılması ve süreç dokümantasyonunun desteklenmesi amaçlanmıştır.

Geliştirilen kullanıcı arayüzü, hibrit makine öğrenmesi modelinin yalnızca teorik düzeyde kalmadığını, aynı zamanda gerçek üretim ortamlarında kullanılabilecek bir karar destek sistemi olarak uygulanabilir olduğunu göstermektedir. Bu yönüyle sistem, FDM tabanlı 3B baskı süreçlerinde üretim öncesi kalite tahmini yapılmasına olanak sağlayan pratik ve kullanıcı odaklı bir mühendislik uygulaması sunmaktadır.



3B Baskı Kalite Tahmin Raporu

Giriş Parametreleri

Parametre	Değer
Yazıcı Tipi	Kapalı
Malzeme Türü	ABS
Katman Kalınlığı	0.10 mm
Dolgu Yoğunluğu	50 %
Dolgu Deseni	Grid
Yazdırma Hızı	50 mm/s

Tahmin Sonuçları

Çıktı Parametresi	Tahmin Değeri ve Tolerans Bandı (± MAE)
Ortalama Yüzey Pürüzlülüğü	3.43 ± 0.41 µm
Ortalama Sertlik	77.35 ± 1.08 Shore D
Maksimum Gerilme	26416.99 ± 194.59 kPa
Kopma Uzaması	0.0168 ± 0.0006 mm/mm
Elastisite Modülü	2014.84 ± 57.90 MPa

Bu rapor, Afyon Kocatepe Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektrik Elektronik Mühendisliği doktora programı kapsamında yürütülen "3B Baskı Süreçlerinde Hibrit Yapay Zekâ Tabanlı Kalite Tahmini ve Hata Tespiti Sisteminin Geliştirilmesi" başlıklı doktora tez çalışması kapsamında geliştirilen arayüz üzerinden oluşturulmuştur.

Proje desteği: Afyon Kocatepe Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Koordinasyon Birimi.
Proje No: 25.FEN.BİL.11

İletişim: eaktepe@aku.edu.tr

Rapor Tarihi: 04.07.2026 23:31

Şekil 3.9 Süreç sonrası kalite tahmin sistemi örnek rapor çıktısı.

3.1.6 Optimizasyon Algoritmaları

Bu çalışma kapsamında geliştirilen hibrit makine öğrenmesi modeli yalnızca kalite çıktılarının tahmin edilmesi amacıyla kullanılmamış, aynı zamanda optimum üretim parametre kombinasyonlarının belirlenmesine yönelik bir karar destek mekanizması olarak da değerlendirilmiştir. FDM tabanlı 3B baskı süreçleri; katman kalınlığı, yazdırma hızı, dolgu yoğunluğu ve dolgu deseni gibi çok sayıda üretim parametresinin eş zamanlı etkileşimi altında gerçekleşen karmaşık ve doğrusal olmayan bir yapıya sahiptir. Bu nedenle klasik deterministik optimizasyon yöntemleri, yüksek boyutlu ve doğrusal olmayan çözüm uzaylarında yeterli performans gösterememektedir. Buna karşılık sezgisel optimizasyon algoritmaları, karmaşık mühendislik problemlerinde küresel optimum bölgelere daha etkin biçimde ulaşabilmektedir.

Bu çalışma kapsamında, farklı optimizasyon davranışlarının karşılaştırılabilmesi amacıyla NSGA-II, PSO ve GWO algoritmaları kullanılmıştır. Optimizasyon işlemlerinde hibrit makine öğrenmesi modeli amaç fonksiyonu üreticisi olarak kullanılmış ve farklı üretim parametre kombinasyonları için kalite çıktıları tahmin edilmiştir. Böylece fiziksel üretim gerçekleştirilmeden optimum üretim parametrelerinin belirlenmesi hedeflenmiştir.

Optimizasyon analizleri kapalı ve açık sistem yazıcılar için ayrı ayrı gerçekleştirilmiştir. Böylece yazıcı mimarisinden kaynaklanabilecek termal ve çevresel farklılıkların optimizasyon sonuçları üzerindeki etkisinin azaltılması amaçlanmıştır. Kapalı sistem optimizasyon analizlerinde TPU, PLA+, PLA, PLA-CF, ABS, PETG, rPET ve PP filamentleri değerlendirilirken; açık sistem analizlerinde yalnızca açık sistem yazıcılarda güvenli biçimde üretilebilen PLA, PLA+ ve PETG filamentleri dikkate alınmıştır.

3.1.6.1 NSGA-II Algoritması

NSGA-II, çok amaçlı optimizasyon problemlerinde yaygın olarak kullanılan evrimsel optimizasyon algoritmalarından biridir (Deb vd., 2002). Algoritma, popülasyon tabanlı bir yapı kullanarak çözüm uzayında aynı anda birden fazla optimum çözüm bölgesini araştırabilmektedir. Özellikle birbirleriyle çelişen hedef fonksiyonlarının bulunduğu

mühendislik problemlerinde etkili sonuçlar üretebilmektedir. NSGA-II algoritmasında çözüm adayları baskın olmayan sıralama yaklaşımı ile değerlendirilmekte ve Pareto-optimum çözüm bölgeleri belirlenmektedir (Denklem 3.5). Algoritmanın genel çok amaçlı optimizasyon yapısı aşağıdaki şekilde ifade edilmektedir:

$$\min F(x) = [f_1(x), f_2(x), \ldots, f_n(x)] \tag{3.5}$$

Burada $F(x)$, çok amaçlı optimizasyon fonksiyonunu; $f_i(x)$ ise her bir hedef fonksiyonunu temsil etmektedir.

Bu çalışma kapsamında NSGA-II algoritması kullanılarak farklı baskı parametre kombinasyonları değerlendirilmiş ve kalite çıktıları açısından optimum çözüm bölgeleri belirlenmiştir. Algoritma özellikle geniş parametre uzaylarının araştırılması amacıyla kullanılmıştır.

3.1.6.2 PSO Algoritması

PSO, sürü zekâsı tabanlı sezgisel optimizasyon algoritmalarından biridir (Kennedy ve Eberhart, 1997). Algoritma, kuş sürülerinin kolektif hareket davranışlarından esinlenerek geliştirilmiştir. PSO algoritmasında her çözüm adayı bir parçacık olarak tanımlanmakta ve parçacıklar çözüm uzayında hareket ederek optimum bölgelere ulaşmaya çalışmaktadır (Denklem 3.6 ve 3.7).

PSO algoritmasında parçacıkların hız güncelleme işlemi aşağıdaki eşitlik ile ifade edilmektedir:

$$v_i^{t+1} = wv_i^t + c_1 r_1 (p_i - x_i^t) + c_2 r_2 (g - x_i^t) \tag{3.6}$$

Parçacığın yeni konumu ise aşağıdaki şekilde hesaplanmaktadır:

$$x_i^{t+1} = x_i^t + v_i^{t+1} \tag{3.7}$$

Burada v_i parçacık hızını, x_i parçacık konumunu, p_i bireysel en iyi çözümü ve g küresel en iyi çözümü temsil etmektedir.

Bu çalışma kapsamında PSO algoritması kullanılarak katman kalınlığı, baskı hızı ve dolgu yoğunluğu parametrelerinin optimum kombinasyonları araştırılmıştır. Algoritmanın birçok filament türünde daha kararlı optimum bölgeler oluşturduğu gözlemlenmiştir.

3.1.6.3 GWO Algoritması

GWO, gri kurtların sosyal hiyerarşi ve avlanma davranışlarından esinlenerek geliştirilen sezgisel bir optimizasyon algoritmasıdır (Mirjalili vd., 2014). Algoritmada çözüm adayları kurt sürüsü olarak modellenmekte ve en iyi çözümler alfa, beta ve delta kurtları tarafından temsil edilmektedir (Denklem 3.8 ve 3.9).

GWO algoritmasında çözüm adaylarının güncellenmesi aşağıdaki eşitlikler ile ifade edilmektedir:

$$D = \mid C \cdot X_p(t) - X(t) \mid \tag{3.8}$$

$$X(t+1) = X_p(t) - A \cdot D \tag{3.9}$$

Burada X_p lider kurt konumunu, A ve C ise arama davranışını yöneten katsayı vektörlerini temsil etmektedir.

Bu çalışma kapsamında GWO algoritması kullanılarak farklı filament türleri için optimum üretim parametre kombinasyonları araştırılmıştır. Özellikle elastik davranış gösteren filamentlerde algoritmanın başarılı sonuçlar ürettiği gözlemlenmiştir.

3.1.6.4 Amaç Fonksiyonu ve Optimizasyon Kriterleri

Optimizasyon sürecinde amaç fonksiyonu (Denklem 3.10), hibrit makine öğrenmesi modeli tarafından tahmin edilen kalite çıktıları kullanılarak oluşturulmuştur. Amaç fonksiyonunda yüzey pürüzlülüğünün minimize edilmesi; sertlik, maksimum gerilme, kopma uzaması ve elastisite modülünün ise maksimize edilmesi hedeflenmiştir.

Bu kapsamda kullanılan optimizasyon skoru aşağıdaki şekilde tanımlanmıştır:

$$Score = -R_a + H + \frac{\sigma_{max}}{1000} + 100\varepsilon_b + \frac{E}{100} \quad (3.10)$$

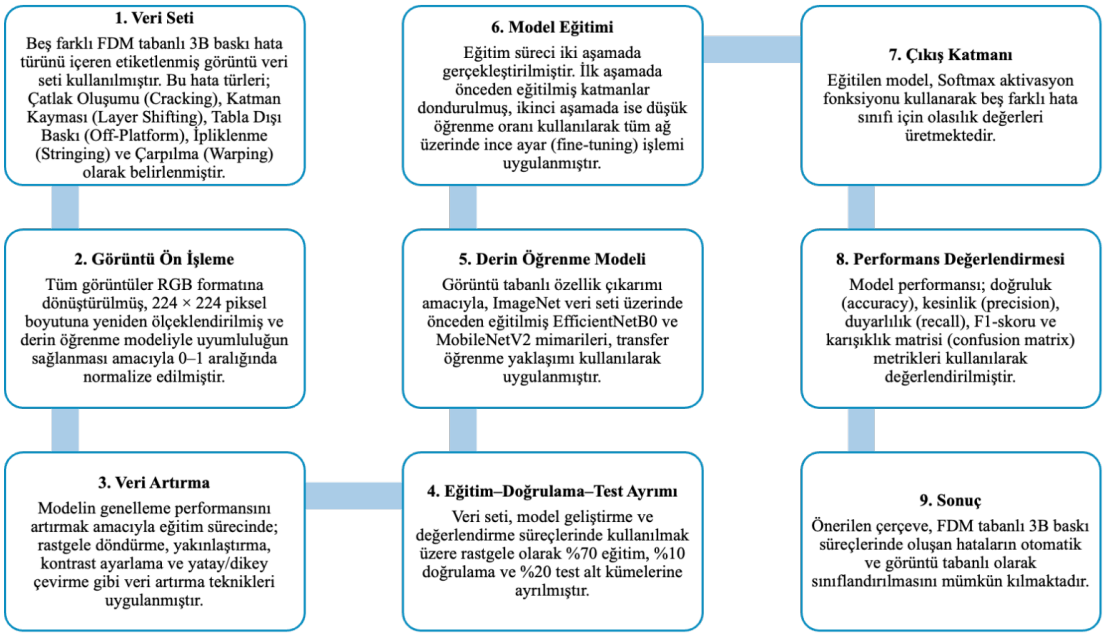
Burada;

- R_a: yüzey pürüzlülüğü,
- H: sertlik,
- σ_{max}: maksimum gerilme,
- ε_b: kopma uzaması,
- E: elastisite modülü değerlerini temsil etmektedir.

Optimizasyon analizlerinde katman kalınlığı, yazdırma hızı ve dolgu yoğunluğu sürekli değişkenler olarak ele alınırken, dolgu deseni kategorik parametre olarak değerlendirilmiştir. Ayrıca her filament türü kendi parametre aralığı içerisinde ayrı olarak optimize edilmiştir. Böylece farklı malzemelerin mekanik ve fiziksel davranış farklılıklarının optimizasyon sonuçlarını baskılaması önlenmiştir. Bu yaklaşım sayesinde yalnızca kalite çıktılarının tahmin edilmesi değil, aynı zamanda fiziksel üretim gerçekleştirilmeden optimum baskı parametrelerinin belirlenmesi hedeflenmiştir. Böylece geliştirilen hibrit sistem, kalite tahmini ve süreç optimizasyonunu birlikte gerçekleştirebilen bütünleşik bir karar destek yapısına dönüştürülmüştür.

3.2 Süreç İçi Görüntü Tabanlı Kalite İzleme Modülü

Bu çalışmada, FDM tabanlı 3B baskı süreçlerinde oluşan üretim hatalarının tespit amacıyla görüntü tabanlı bir süreç içi kalite izleme sistemi geliştirilmiştir. Sistem, baskı süreci sırasında elde edilen görüntüler üzerinden derin öğrenme tabanlı sınıflandırma yaklaşımı kullanarak kusur tespiti gerçekleştirmektedir. Yapı; görüntü toplama, veri ön işleme, veri artırma, veri bölme ve model eğitimi aşamalarından oluşmaktadır (Şekil 3.10). Sistem herhangi bir ek sensör, termal kamera veya karmaşık donanım altyapısına ihtiyaç duymadan yalnızca kırmızı-yeşil-mavi (Red-Green-Blue,RGB) görüntüler üzerinden çalışacak şekilde tasarlanmıştır. Böylece düşük maliyetli ve erişilebilir bir kalite kontrol yaklaşımı sunulmuştur.



Şekil 3.10 Süreç içi hata tahmin modülü akış diyagramı.

3.2.1 Kullanılan Görüntü Veri Seti

Çalışmada kullanılan görüntü veri seti, Kaggle platformunda açık erişim olarak sunulan "FDM 3D Printing Defect Dataset (2024)" veri kümesinden elde edilmiştir (İnt. Ky.-1). Veri seti, FDM tabanlı 3B baskı süreçlerinde sık karşılaşılan kusur türlerini içeren etiketlenmiş görüntülerden oluşmaktadır. Veri kümesinde çatlama (Cracking), katman kayması (Layer Shifting), platform dışı baskı (Off-Platform), ipliklenme (Stringing), çarpılma (Warping) olmak üzere beş farklı hata sınıfı bulunmaktadır. Toplam 1912 görüntüden oluşan veri seti, farklı baskı koşulları, filament renkleri (sarı, gri, beyaz) ve farklı çevresel aydınlatma seviyelerini içermektedir. Görseller baskı süreci sırasında farklı açılardan elde edilmiş olup gerçek üretim ortamlarındaki kusur karakteristiklerini yansıtmaktadır. Veri setinde sınıf dağılımı homojen değildir. Bazı hata türleri diğerlerine göre daha fazla örnek içermektedir. Özellikle çarpılma ve çatlama sınıfları yüksek sayıda örnek içerirken, platform dışı baskı sınıfı daha sınırlı örnek sayısına sahiptir. Bu durum model eğitim sürecinde sınıf dengesizliği problemini ortaya çıkarmaktadır.

Sistem, FDM sürecindeki fiziksel bozulma mekanizmalarını karakterize eden beş ana kusur sınıfını tanımlamak üzere yapılandırılmıştır (Şekil 3.11):

a) **Çatlama:** Katmanlar arası yapışma sorunlarından kaynaklanan ayrılmalardır.

b) **Katman kayması:** Mekanik senkronizasyon hataları sonucu oluşan eksenel kaymalardır.
c) **Platform dışı baskı:** Parçanın üretim tablasına tutunamaması sonucu oluşan konum hatalarıdır.
d) **İpliklenme:** Nozul hareketleri sırasında plansız filament sızıntılarıdır.
e) **Çarpılma:** Termal gerilmeler nedeniyle parçanın kenarlarında oluşan yukarı yönlü bükülmelerdir.



(a) (b) (c) (d) (e)

Şekil 3.11 Veri kümesi kusur sınıfları; Çatlama (a), Katman kayması (b), Platform dışı (c), İpliklenme (d) ve Çarpıklık (e).

Veri dağılımı incelendiğinde; çarpılma (538 örnek) ve çatlama (472 örnek) sınıflarının en yüksek temsil oranına sahip olduğu, platform dışı baskı (91 örnek) sınıfının ise azınlıkta kaldığı gözlemlenmiştir. Bu dengesiz dağılımın modelin genelleme yeteneği üzerindeki olası olumsuz etkilerini minimize etmek adına eğitim stratejilerinde sınıf ağırlıklandırma yöntemlerine başvurulmuştur.

3.2.2 Görüntü Veri Ön İşleme Süreci

Derin öğrenme modellerinin giriş boyutlarına uygun veri elde edebilmek amacıyla görüntülere çeşitli ön işleme adımları uygulanmıştır. İlk aşamada tüm görüntüler yeniden boyutlandırılarak 224 × 224 piksel çözünürlüğe dönüştürülmüştür. Böylece MobileNetV2 ve EfficientNetB0 mimarilerinin giriş katmanlarıyla uyum sağlanmıştır. Ardından görüntüler normalize edilerek piksel değerleri 0–1 aralığına ölçeklendirilmiştir. Bu işlem model eğitim sürecinde sayısal kararlılığı artırmak ve öğrenme performansını iyileştirmek amacıyla uygulanmıştır.

RGB renk uzayındaki görüntüler korunmuş ve herhangi bir gri ton dönüşümü uygulanmamıştır. Bunun temel nedeni, bazı kusur türlerinin renk ve yüzey kontrastı

açısından ayırt edici özellikler taşımasıdır. Ön işleme sürecinde ayrıca bozuk veya okunamayan görüntüler veri setinden çıkarılmıştır. Tüm görüntüler sınıf etiketlerine göre organize edilerek model eğitimine uygun klasör yapısında hazırlanmıştır.

3.2.3 Veri Artırma Teknikleri

Modelin genelleme yeteneğini artırmak ve aşırı öğrenme problemini azaltmak amacıyla veri artırma teknikleri uygulanmıştır. Veri artırma işlemleri eğitim aşamasında dinamik olarak gerçekleştirilmiştir. Bu kapsamda görüntülere rastgele döndürme, yakınlaştırma, yatay ve dikey çevirme ile kontrast değiştirme işlemleri uygulanmıştır. Rastgele döndürme işlemi ±15° aralığında gerçekleştirilirken, yakınlaştırma işlemi %10 oranında uygulanmıştır. Ayrıca görüntü kontrastı 0,2 katsayısı ile değiştirilerek farklı aydınlatma koşullarının simülasyonu sağlanmıştır.

Bu veri artırma yöntemleri sayesinde modelin farklı baskı açıları, ışık değişimleri ve geometrik deformasyonlara karşı daha dayanıklı özellikler öğrenmesi amaçlanmıştır. Özellikle ipliklenme ve çarpılma gibi yüzey deformasyonu içeren kusurların daha başarılı öğrenilmesine katkı sağlanmıştır.

3.2.4 Eğitim, Doğrulama ve Test Veri Ayrımı

Veri seti model performansının tarafsız şekilde değerlendirilebilmesi amacıyla eğitim, doğrulama ve test alt kümelerine ayrılmıştır. Bu kapsamda görüntülerin %70'i eğitim, %10'u doğrulama ve %20'si test verisi olarak kullanılmıştır. Eğitim veri seti model parametrelerinin öğrenilmesi amacıyla kullanılırken, doğrulama veri seti hiperparametre optimizasyonu ve aşırı öğrenmenin kontrol edilmesi için değerlendirilmiştir. Test veri seti ise modelin daha önce görmediği veriler üzerindeki gerçek performansını ölçmek amacıyla kullanılmıştır. Veri ayrımı sırasında sınıf dağılımlarının korunmasına dikkat edilmiş ve tüm hata sınıflarının eğitim, doğrulama ve test kümelerinde temsil edilmesi sağlanmıştır. Böylece model performansının farklı kusur türleri üzerindeki genelleme kabiliyeti daha güvenilir şekilde analiz edilmiştir.

3.2.5 Görüntü Tabanlı Model Mimarisi

Çalışmada transfer öğrenme yaklaşımına dayalı iki farklı derin öğrenme mimarisi kullanılmıştır: MobileNetV2 ve EfficientNetB0. Her iki model de ImageNet veri seti üzerinde önceden eğitilmiş ağırlıklarla başlatılmıştır. Bu sayede sınırlı veri setlerinde daha yüksek performans elde edilmesi hedeflenmiştir. Modellerin son sınıflandırma katmanları kaldırılmış ve yerine probleme özel tam bağlantılı (fully connected) katmanlar eklenmiştir. Giriş katmanı 224 × 224 × 3 boyutundaki RGB görüntülerden oluşmaktadır.

Özellik çıkarımı sonrasında Global Average Pooling katmanı kullanılmış ve ardından 256 nöronlu tam bağlantılı katman eklenmiştir. Aşırı öğrenmeyi azaltmak amacıyla Dropout katmanı uygulanmıştır. Son çıkış katmanında ise beş farklı kusur sınıfını tahmin etmek için softmax aktivasyon fonksiyonu kullanılmıştır. MobileNetV2 mimarisi düşük hesaplama maliyeti ve hızlı yakınsama performansı nedeniyle mobil ve gömülü sistemler açısından avantaj sağlamaktadır. EfficientNetB0 ise daha derin özellik çıkarımı yapabilen optimize edilmiş bir CNN mimarisidir.

3.2.6 Kusur Tespit Yaklaşımı

Geliştirilen sistem, görüntü sınıflandırma temelli kusur tespit yaklaşımı kullanmaktadır. Baskı süreci sırasında elde edilen görüntüler modele giriş olarak verilmekte ve model görüntünün ait olduğu hata sınıfını tahmin etmektedir. Sistem çatlama, katman kayması, platform dışı baskı, ipliklenme ve çarpılma olmak üzere beş farklı hata türünü ayırt edecek şekilde eğitilmiştir.

Kusur tespiti sırasında görüntü içerisindeki yüzey deformasyonları, çizgisel bozulmalar, katman kaymaları ve filament akış düzensizlikleri gibi görsel özellikler CNN tabanlı mimariler tarafından otomatik olarak öğrenilmektedir. Transfer öğrenme yaklaşımı sayesinde model yalnızca düşük seviyeli kenar bilgilerini değil, aynı zamanda karmaşık geometrik ve yapısal bozulmaları da ayırt edebilmektedir. Böylece herhangi bir ek sensör verisine ihtiyaç duyulmadan yalnızca görüntü tabanlı hata analizi gerçekleştirilmektedir.

3.2.7 Model Eğitim Süreci

Model eğitimi Kaggle Notebook ortamında TensorFlow ve Keras kütüphaneleri kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Eğitim işlemleri NVIDIA Tesla P100 GPU üzerinde yürütülmüştür. EfficientNetB0 modeli üç aşamalı eğitim stratejisi ile eğitilmiştir. İlk aşamada omurga katmanları dondurulmuş ve yalnızca üst katmanlar eğitilmiştir. Daha sonra tüm katmanlar açılarak ince ayar işlemi uygulanmıştır.

Son aşamada ise sınıf ağırlıkları kullanılarak veri setindeki sınıf dengesizliği azaltılmıştır. MobileNetV2 modeli ise iki aşamalı eğitim yaklaşımıyla optimize edilmiştir. İlk aşamada yalnızca üst katmanlar eğitilmiş, ikinci aşamada ise son katmanlar açılarak ince ayar uygulanmıştır. Eğitim sürecinde erken durdurma ve öğrenme oranı azaltma stratejileri kullanılmıştır. Her iki model için batch size değeri 32 olarak belirlenmiştir. Kayıp fonksiyonu olarak categorical cross-entropy, optimizasyon algoritması olarak ise Adam optimizer kullanılmıştır.

3.2.8 Performans Değerlendirme Metrikleri

Derin öğrenme modellerinin performansının değerlendirilmesinde Accuracy, Precision, Recall ve F1-Score metrikleri (Manning, 2008; Rainio vd., 2024) kullanılmıştır (Denklem 3.11, 3.12, 3.13 ve 3.14). Bu metrikler, modelin yalnızca genel doğruluk düzeyini değil, aynı zamanda her bir kusur sınıfını ayırt etme başarısını da değerlendirmeye olanak sağlamaktadır. Ayrıca sınıflar arasındaki tahmin performansının ayrıntılı olarak incelenebilmesi amacıyla karışıklık matrisi (Confusion Matrix) analizlerinden yararlanılmıştır.

Accuracy metriği, model tarafından doğru sınıflandırılan örneklerin toplam örnek sayısına oranını ifade etmektedir. Bu metrik, modelin genel sınıflandırma başarısını göstermektedir.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \tag{3.11}$$

Precision metriği, model tarafından belirli bir sınıfa ait olarak tahmin edilen örneklerin ne kadarının gerçekten ilgili sınıfa ait olduğunu göstermektedir. Özellikle yanlış pozitif tahminlerin maliyetli olduğu durumlarda önemli bir performans göstergesidir.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \tag{3.12}$$

Recall metriği, veri setindeki gerçek pozitif örneklerin ne kadarının model tarafından doğru şekilde tespit edildiğini ifade etmektedir. Bu metrik, modelin ilgili kusurları yakalama yeteneğini değerlendirmektedir.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \tag{3.13}$$

F1-Score metriği ise Precision ve Recall değerlerinin harmonik ortalaması olup, her iki metriğin dengeli bir şekilde değerlendirilmesini sağlamaktadır.

$$F1 = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \tag{3.14}$$

Burada doğru pozitif (True Positive-TP), doğru negatif (True Negative- TN), yanlış pozitif (False Positive- FP) ve yanlış negatif (False Negative- FN) örnek sayılarını ifade etmektedir. Karışıklık matrisi analizleri sayesinde hangi kusur sınıflarının birbirleriyle karıştırıldığı ayrıntılı olarak incelenmiştir. Bu analizler, modelin güçlü ve zayıf yönlerinin belirlenmesine olanak sağlamış ve sınıf bazlı performans değerlendirmelerinde kullanılmıştır. Özellikle görsel olarak benzer özellikler gösteren kusur türleri arasındaki sınıflandırma hataları analiz edilerek model performansının kapsamlı bir şekilde değerlendirilmesi sağlanmıştır.

3.3 Süreç Sonrası ve Süreç İçi Modüllerinin Genel Değerlendirilmesi

Bu çalışma kapsamında tamamlayıcı yapı, iki farklı yapay zekâ yaklaşımının birbirini tamamlayacak şekilde birlikte değerlendirilmesi esasına dayanmaktadır. Süreç sonrası yaklaşım, üretim parametreleri ile kalite çıktıları arasındaki ilişkilerin modellenmesine ve süreç sonrası kalite tahmini gerçekleştirilmesine odaklanmaktadır. Bu kapsamda katman

kalınlığı, baskı hızı, dolgu yoğunluğu ve dolgu deseni gibi parametreler kullanılarak çekme dayanımı, yüzey pürüzlülüğü, sertlik, elastisite modülü ve kopma uzaması gibi kalite çıktıları tahmin edilmiştir.

Süreç içi yaklaşım ise üretim süreci sırasında elde edilen görüntü verileri üzerinden kusur tespiti gerçekleştirmektedir. Bu sistemde derin öğrenme tabanlı görüntü işleme yöntemleri kullanılarak katman hataları, yüzey bozuklukları ve baskı kusurları otomatik olarak analiz edilmiştir.

Süreç sonrası ve süreç içi yaklaşımlar birbirinden bağımsız çalışmakla birlikte, kalite optimizasyonu açısından birbirini tamamlayan iki farklı modül olarak değerlendirilmiştir. Süreç sonrası sistem üretim öncesinde optimum parametrelerin belirlenmesini sağlarken, süreç içi sistem üretim sırasında oluşabilecek kalite problemlerinin gerçek zamanlı olarak izlenmesine katkı sağlamaktadır. Böylece çalışma kapsamında süreç öncesi tahmin ve süreç içi izleme mekanizmaları birlikte değerlendirilmiştir.

3.3.1 Süreç İçi ve Süreç Sonrası Kalite Analizi İlişkisi

FDM tabanlı 3B baskı süreçlerinde kalite değerlendirmesi yalnızca üretim sonrasında gerçekleştirilen mekanik testlerle sınırlı değildir. Üretim sürecinde meydana gelen katman hataları, yüzey bozuklukları ve baskı kararsızlıkları nihai ürün kalitesini doğrudan etkileyebilmektedir. Bu nedenle süreç içi kalite analizi ile süreç sonrası kalite tahmini arasında güçlü bir ilişki bulunmaktadır.

Bu çalışma kapsamında süreç sonrası kalite analizi, baskı tamamlandıktan sonra gerçekleştirilen çekme testi, sertlik ölçümü ve yüzey pürüzlülüğü analizleri ile gerçekleştirilmiştir. Elde edilen mekanik ve fiziksel kalite çıktıları, hibrit makine öğrenmesi modeli kullanılarak tahmin edilmiştir. Süreç içi kalite analizi ise üretim sırasında elde edilen görüntü verileri üzerinden gerçekleştirilmiştir. Derin öğrenme modeli kullanılarak katman ayrılması, yüzey bozukluğu ve baskı kusurları gibi kalite problemleri otomatik olarak tespit edilmiştir. Süreç içi ve süreç sonrası analizlerin birlikte değerlendirilmesi sayesinde yalnızca nihai kalite çıktılarının tahmin edilmesi değil, aynı zamanda kalite problemlerinin üretim sırasında erken aşamada belirlenmesi

amaçlanmıştır. Böylece üretim güvenilirliğinin artırılması ve hata kaynaklarının daha etkin biçimde analiz edilmesi hedeflenmiştir.

3.3.1.1 Bütüncül Yaklaşımın Kalite Optimizasyonuna Katkısı

Bu çalışma kapsamında geliştirilen hibrit yaklaşım, FDM tabanlı 3B baskı süreçlerinde kalite tahmini ve kalite kontrol mekanizmalarının birlikte değerlendirilmesine olanak sağlamıştır. Süreç sonrası makine öğrenmesi sistemi sayesinde üretim parametrelerine bağlı kalite çıktıları yüksek doğrulukla tahmin edilmiş; süreç içi derin öğrenme sistemi sayesinde ise üretim sürecinde oluşabilecek kusurların gerçek zamanlı olarak tespit edilmesi sağlanmıştır. Hibrit yaklaşımın en önemli katkılarından biri, süreç öncesi kalite tahmini ile süreç içi kalite izleme mekanizmalarının aynı sistem içerisinde değerlendirilmesidir. Böylece yalnızca üretim sonrasında kalite analizi gerçekleştirilmesi yerine, üretim süreci boyunca kalite kontrolü sağlanabilmiştir. Ayrıca hibrit yapı sayesinde optimum üretim parametrelerinin belirlenmesi, kalite problemlerinin azaltılması ve deneme-yanılma temelli üretim yaklaşımının minimize edilmesi hedeflenmiştir.

Geliştirilen hibrit sistemin bir diğer önemli katkısı ise karar destek mekanizması oluşturmasıdır. Web tabanlı kullanıcı arayüzü sayesinde kullanıcılar farklı üretim parametre kombinasyonları için kalite çıktıları hakkında hızlı ve güvenilir tahminler elde edebilmekte, ayrıca optimizasyon algoritmaları yardımıyla optimum parametre bölgeleri belirlenebilmektedir. Sonuç olarak geliştirilen hibrit yaklaşım, FDM süreçlerinde yalnızca kalite tahmini gerçekleştiren bir yapı değil; aynı zamanda süreç izleme, optimizasyon ve karar destek mekanizmalarını birlikte içeren bütünleşik bir kalite yönetim sistemi sunmaktadır.

4. BULGULAR

Bu bölümde, çalışmada kullanılan veri seti analizleri, geliştirilen model sonuçları ve optimizasyon çıktıları sunulmaktadır. Öncelikle veri setine ilişkin tanımlayıcı istatistikler, parametre dağılımları ve değişkenler arasındaki ilişkileri ortaya koyan korelasyon analizi ele alınmıştır. Ayrıca modelleme sürecinde elde edilen özellik önem sıralamaları değerlendirilerek, çıktı değişkenlerini en fazla etkileyen parametreler belirlenmiştir.

Veri setine ilişkin boyutsal doğruluk analizi de sunulmuştur. Model performans analizleri kapsamında, tekil makine öğrenmesi modelleri ile hibrit model yaklaşımlarının sonuçları karşılaştırmalı olarak incelenmiştir. Bu sayede farklı model yapılandırmalarının tahmin başarımı üzerindeki etkisi ortaya konulmuştur.

Elde edilen sonuçlar doğrultusunda en yüksek performansı gösteren modeller belirlenmiş ve genel performans karşılaştırmaları yapılmıştır. Son olarak, optimizasyon çalışmaları kapsamında elde edilen sonuçlar sunulmuştur. Bu bölümde, en iyi performansı sağlayan parametre kombinasyonları belirlenmiştir. Baskı parametreleri ile mekanik kalite ölçütleri arasındaki ilişkiler analiz edilmiştir. Böylece 3B baskı sürecinde optimum üretim koşullarına yönelik çıkarımlar elde edilmiştir.

4.1 Süreç Sonrası Modül Makine Öğrenmesi Sonuçları

4.1.1 Veri Seti Analiz Sonuçları

Bu bölümde, çalışmada kullanılan veri setinin temel istatistiksel özellikleri ve yapısal dağılımı incelenmiştir. Veri setinin genel karakteristiğini ortaya koymak amacıyla tanımlayıcı istatistikler hesaplanmıştır. Değişkenlerin dağılım özellikleri analiz edilerek veri setinin homojenliği ve değişkenlik düzeyi değerlendirilmiştir. Ayrıca, modelleme sürecine girdi olan parametrelerin birbirleriyle olan ilişkilerini ortaya koymak amacıyla korelasyon analizi gerçekleştirilmiştir. Bu analiz, değişkenler arasındaki doğrusal ilişkilerin belirlenmesini sağlamış ve model geliştirme sürecinde hangi parametrelerin

daha etkili olabileceğine dair ön bilgi sunmuştur.

Bununla birlikte, özellik önem sıralaması analizi ile hedef değişkeni en fazla etkileyen giriş değişkenleri belirlenerek, modelleme sürecine katkı sağlayan parametreler tespit edilmiştir. Bu değerlendirmeler, ilerleyen aşamalarda kullanılacak makine öğrenmesi modelleri için veri setinin uygunluğunu ve yapısal tutarlılığını ortaya koymaktadır.

Ayrıca son bölümde sunulan boyutsal doğruluk analizleri, makine öğrenmesi modeline dahil edilen veri setinin fiziksel davranışını anlamak amacıyla gerçekleştirilmiştir.

4.1.1.1 Tanımlayıcı İstatistikler

Bu bölümde kullanılan veri setine ait değişkenlerin genel özelliklerini ortaya koymak amacıyla tanımlayıcı istatistiklere ait sonuçlar Çizelge 4.1'de sunulmuştur. Elde edilen bulgular hem süreç parametrelerinin hem de çıktı değişkenlerinin dağılımı ve değişkenliği hakkında bilgiler sağlamaktadır.

Bağımsız parametreler incelendiğinde, katman kalınlığının ortalama 0,20 mm ve standart sapmasının 0,08 olduğu görülmektedir. Bu durum, katman kalınlığının belirli aralıklar içerisinde kontrollü bir şekilde değiştirildiğini göstermektedir.

Dolgu yoğunluğu ortalama %50 olup geniş bir aralıkta (20–80) değişim göstermekte ve yüksek varyans değeri ile dikkat çekmektedir. Benzer şekilde dolgu deseni parametresi yüksek standart sapma ve %116,98 değişim katsayısı ile en heterojen değişkenlerden biri olarak öne çıkmaktadır.

Baskı hızının ortalama değeri 50,16 mm/s olup düşük çarpıklık değeri (−0,01) ile simetrik bir dağılıma sahip olduğu anlaşılmaktadır.

Bağımlı değişkenler değerlendirildiğinde, yüzey pürüzlülüğünün ortalama 4,55 ve standart sapmasının 2,23 olduğu görülmekte olup bu durum yüzey kalitesinde belirgin bir değişkenliğe işaret etmektedir.

Çizelge 4.1 Süreç sonrası kalite tahmin modülü veri seti için tanımlayıcı istatistikler.

Analiz Edilen Parametre	Ortalama	Standart Sapma	Minimum	Alt Kartil (%25)	Medyan (%50)	Üst Kartil (%75)	Maksimum	Varyans	Çarpıklık (Skewness)	Basıklık (Kurtosis)	Değişim Katsayısı (%)
Yazıcı tip	0,91	0,29	0	1	1	1	1	0,09	-2,79	5,81	32,24
Malzeme	3,62	2,07	0	2	4	4	9	4,30	0,323	0,12	57,35
Katman Kalınlığı (mm)	0,20	0,08	0,1	0,1	0,2	0,3	0,3	0,007	-0,06	-1,51	40,34
Dolgu Yoğunluğu (%)	50	24,47	20	20	50	80	80	598,8	0	-1,5	48,94
Dolgu Deseni	4,25	4,98	0	1	2	7,25	16	24,76	1,14	-0,13	116,98
Hız (mm/s)	50,16	16,41	30	30	50	70	70	269,31	-0,01	-1,51	32,77
Pürüzlülük	4,55	2,23	0	2,8	4,46	6,18	10,97	4,99	0,18	-0,60	49,15
Sertlik	71,31	14,83	12,5	70,78	76,6	79,6	83,3	220,06	-2,39	5,18	20,80
Tepe Yükü (N)	710,94	181,08	120,45	606,08	738,37	840,68	1135,01	32790,72	-0,74	0,76	25,47
Tepe Gerilimi (kPa)	33359,19	8439,96	5893,27	28873,26	34188,67	38948,6	52639,07	71232835	-0,70	0,83	25,30
Kırılma Anındaki Gerinim (mm/mm)	0,20	0,77	0,007	0,01	0,01	0,02	4,29	0,59	3,95	14,23	376,73
Modül (MPa)	2717,22	1019,73	15,21	2196,06	2717,08	3481,14	4691,96	1039856	-0,83	0,70	37,53
Genişlik (mm)	6,24	0,21	5,78	6,09	6,19	6,38	6,74	0,04	0,60	-0,36	3,29
Kalınlık	3,42	0,14	2,69	3,37	3,43	3,49	3,81	0,02	-0,65	1,69	4,14

Sertlik değerleri ortalama 71,31 olup negatif çarpıklık (−2,39) ve yüksek basıklık (5,18) değerleri, dağılımın sola çarpık ve sivri bir yapıda olduğunu göstermektedir.

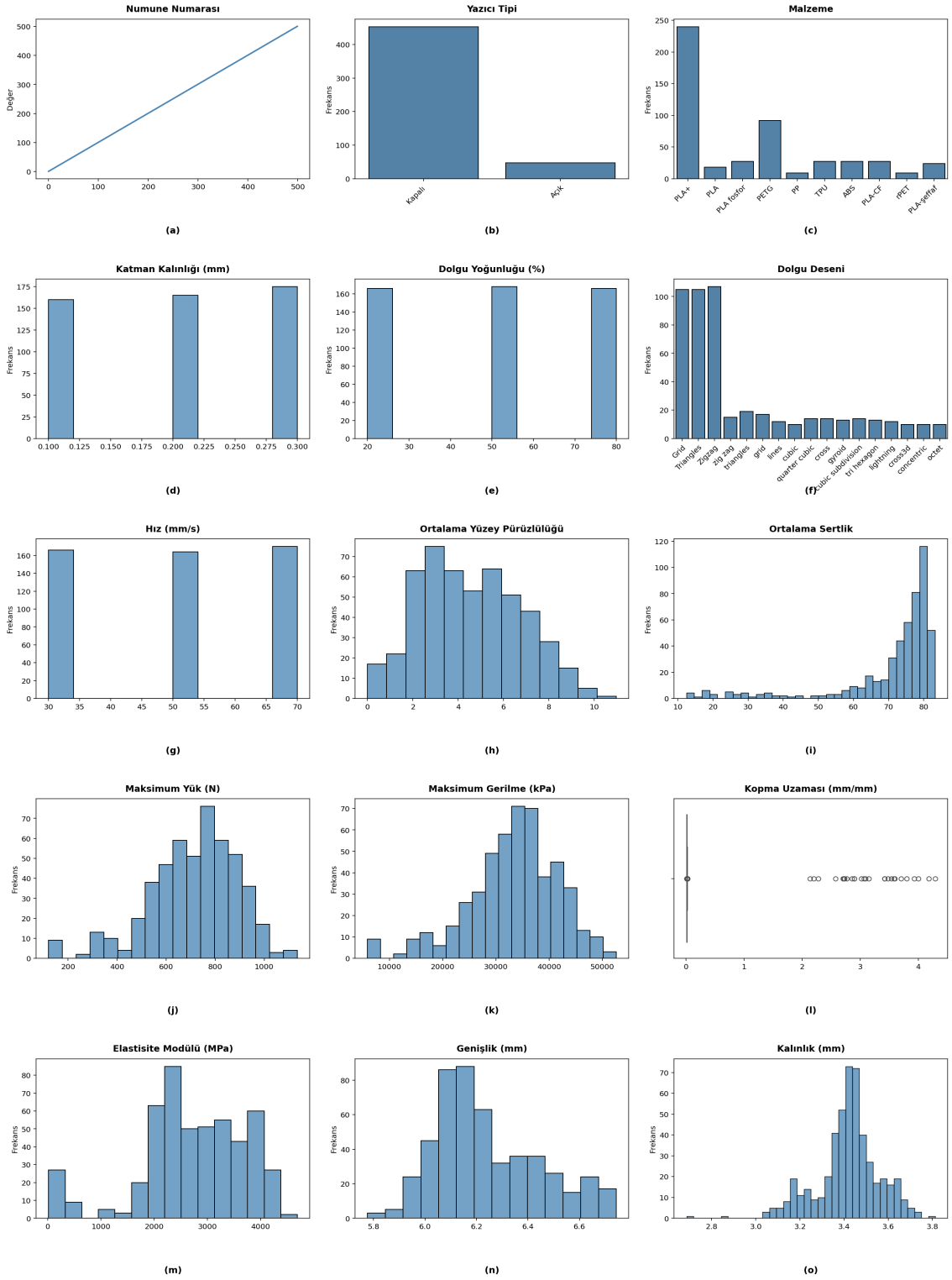
Mekanik özelliklerden maksimum yük (710,94 N) ve tepe gerilmesi (33359,19 kPa) değerlerinin orta düzeyde değişim katsayısına sahip olduğu (%25 civarında) ve verilerin nispeten dengeli dağıldığı görülmektedir. Kopma uzaması değişkeni, %376,73 gibi oldukça yüksek değişim katsayısı ile veri setindeki en değişken parametre olarak dikkat çekmektedir. Ayrıca yüksek pozitif çarpıklık (3,95) ve basıklık (14,23) değerleri, bu değişkenin dağılımının normalden oldukça sapmış olduğunu ve uç değerler içerdiğini göstermektedir. Elastisite modülü (2717,22 MPa) ise yüksek standart sapma değeri ile geniş bir dağılım sergilemektedir.

Geometrik özellikler incelendiğinde, genişlik ve kalınlık değişkenlerinin düşük standart sapma ve düşük değişim katsayısı değerlerine sahip olduğu görülmektedir. Özellikle genişlik için %3,29 ve kalınlık için %4,14 değişim katsayısı, bu parametrelerin oldukça stabil ve tekrarlanabilir sonuçlar verdiğini göstermektedir. Bu durum, üretim sürecinin geometrik doğruluk açısından başarılı olduğunu ortaya koymaktadır.

Genel olarak değerlendirildiğinde, süreç parametreleri arasında dolgu deseni ve dolgu yoğunluğu yüksek değişkenlik gösterirken, mekanik özelliklerden kopma uzaması en yüksek varyasyona sahip değişken olarak öne çıkmaktadır. Buna karşılık geometrik ölçümler daha düşük varyasyon sergileyerek üretim sürecinin boyutsal kararlılığını doğrulamaktadır. Bu bulgular, veri setinin hem modelleme hem de ileri analizler açısından yeterli çeşitliliğe sahip olduğunu göstermektedir.

4.1.1.2 Parametre Dağılım Analizi

Bu çalışma kapsamında oluşturulan veri setine ait parametrelerin dağılımı Şekil 4.1'de alt grafikler halinde sunulmuştur. Grafikler yalnızca frekans dağılımını göstermekle kalmayıp, aynı zamanda veri setinin deneysel tasarım mantığını, parametreler arası dengeyi ve çıktı değişkenlerinin istatistiksel karakteristiğini ortaya koymaktadır.



Şekil 4.1 Deneysel olarak oluşturulan veri setine ait parametre ve çıktı değişkenlerinin genel dağılımı: (a) numune numaralarının sistematik artışını gösteren indeks yapısı, (b) yazıcı tipi (açık/kapalı), (c) malzeme türü, (d) katman kalınlığı, (e) dolgu yoğunluğu, (f) dolgu deseni, (g) baskı hızı, (h) ortalama yüzey pürüzlülüğü, (i) ortalama sertlik, (j) maksimum yük, (k) maksimum gerilme, (l) kopma uzaması, (m) elastisite modülü, (n) numune genişliği ve (o) numune kalınlığı.

Şekil 4.1 (a)'da numune numaraları verilmiştir. Doğrusal artış, veri setinin rastgele değil, planlı bir deney tasarımına dayandığını göstermektedir. Bu düzenli yapı, veri toplama sürecinde herhangi bir eksik veya atlanan deney kombinasyonu olmadığını ve veri bütünlüğünün korunduğunu göstermesi açısından önemlidir.

Şekil 4.1 (b)'de yazıcı tipi dağılımı incelendiğinde, kapalı tip yazıcıların açık tip yazıcılara kıyasla belirgin şekilde daha fazla kullanıldığı görülmektedir. Bu durum yüzeysel olarak bir dengesizlik gibi görünse de mühendislik plastiklerinin büyük çoğunluğunun kontrollü sıcaklık ortamı gerektirmesi nedeniyle deneysel olarak zorunlu bir tercihtir. Açık yazıcıların yalnızca PLA, PLA+ ve PETG ile sınırlandırılması, veri setinin gerçek üretim koşullarını yansıtmasını sağlamaktadır. Bu bağlamda dağılım, deneysel gerçekliğe dayalıdır.

Şekil 4.1 (c)'de malzeme dağılımı detaylı incelendiğinde, PLA+'ın açık ara en yüksek frekansa sahip olduğu görülmektedir. Bu durum, yalnızca erişilebilirlik ile değil, aynı zamanda referans malzeme olarak kullanılmasından kaynaklanmaktadır. PLA+ üzerinde daha fazla deney yapılması, parametre etkilerinin daha geniş bir kombinasyon uzayında analiz edilmesine olanak sağlamıştır. Diğer malzemelerin daha düşük sayıda temsil edilmesi ise, özellikle yüksek maliyetli veya baskı zorluğu olan filamentler için deney sayısının bilinçli olarak sınırlandırıldığını göstermektedir.

Şekil 4.1 (d)'de katman kalınlığı dağılımı incelendiğinde, üç seviyenin oldukça dengeli olduğu görülmektedir. Bu durum, katman kalınlığının yüzey kalitesi ve mekanik dayanım üzerindeki etkisinin tarafsız şekilde analiz edilebilmesine olanak tanımaktadır. Ayrıca bu denge, modelleme sürecinde bu parametrenin ağırlıklı öğrenilmesini engelleyerek daha sağlıklı genelleme sağlamaktadır. Şekil 4.1 (e)'de dolgu yoğunluğu dağılımı benzer şekilde dengeli bir yapı sergilemektedir. Düşük (%20), orta (%50) ve yüksek (%80) dolgu oranlarının eşit temsili, mekanik dayanım ve malzeme tüketimi arasındaki ilişkinin güvenilir şekilde analiz edilmesine katkı sağlamaktadır. Şekil 4.1 (f)'de dolgu deseni dağılımı daha heterojen bir yapı göstermektedir. Özellikle grid, triangles ve zig-zag gibi temel desenlerin yüksek frekansta olduğu, daha karmaşık desenlerin ise düşük sayıda temsil edildiği görülmektedir. Bu durumun temel nedeni, tüm dolgu desenlerinin yalnızca

PLA+ üzerinde denenmiş olmasıdır. Bu yaklaşım, bir yandan parametre çeşitliliğini artırırken diğer yandan deney yükünü kontrol altında tutmayı sağlamıştır. Ancak bu durum, modelin bazı dolgu desenlerini öğrenme düzeyinde farklılıklar oluşturabileceğini de göstermektedir. Şekil 4.1 (g)'de baskı hızının dağılımı incelendiğinde, 30, 50 ve 70 mm/s değerlerinin dengeli olduğu görülmektedir. Bu dağılım, baskı hızının hem yüzey kalitesi hem de mekanik performans üzerindeki etkisinin karşılaştırmalı olarak analiz edilebilmesini sağlamaktadır.

Şekil 4.1 (h)'de ortalama yüzey pürüzlülüğü dağılımı incelendiğinde, sağa çarpık bir yapı dikkat çekmektedir. Düşük pürüzlülük değerlerinde yoğunlaşma olması, çoğu üretim kombinasyonunun kabul edilebilir yüzey kalitesi sağladığını göstermektedir. Yüksek pürüzlülük değerlerinin daha az sayıda olması ise belirli parametre kombinasyonlarının yüzey kalitesini olumsuz etkilediğini göstermektedir. Şekil 4.1 (i)'de ortalama sertlik dağılımı incelendiğinde, yüksek değerlere doğru belirgin bir yığılma olduğu görülmektedir. Düşük sertlik değerlerinin seyrek olması, veri setinde zayıf mekanik performanslı numunelerin sınırlı olduğunu ortaya koymaktadır. Şekil 4.1 (j)'de maksimum yük dağılımı yaklaşık normal dağılım karakteristiği göstermektedir. Ancak tepe noktasının belirli bir aralıkta yoğunlaşması, bazı parametre kombinasyonlarının benzer taşıma kapasitesi ürettiğini göstermektedir. Bu durum, parametreler arasında belirli bir optimal bölgenin varlığına işaret etmektedir. Şekil 4.1 (k)'de maksimum gerilme dağılımı da benzer şekilde incelendiğinde, orta-yüksek değerler aralığında yoğunlaşma olduğu görülmektedir. Bu dağılım, malzemelerin büyük çoğunluğunun belirli bir dayanım aralığında performans gösterdiğini ve aşırı düşük veya aşırı yüksek değerlerin sınırlı olduğunu göstermektedir.

Şekil 4.1 (l)'de kopma uzaması grafiği diğerlerinden farklı olarak belirgin aykırı değerler içermektedir. Bu durum, sünek davranışın malzeme türüne oldukça duyarlı olduğunu ve bazı filamentlerin diğerlerine göre çok daha yüksek deformasyon kapasitesine sahip olduğunu göstermektedir. Ayrıca bu değişkenin dağılımı, modelleme açısından dikkat edilmesi gereken bir varyans yapısına sahiptir. Şekil 4.1 (m)'de elastisite modülü geniş bir dağılım aralığı göstermektedir. Bu durum hem rijit hem de daha esnek malzemelerin veri setinde birlikte yer aldığını ve modelin farklı mekanik davranışları öğrenebilmesi

açısından zengin bir yapı sunduğunu göstermektedir.

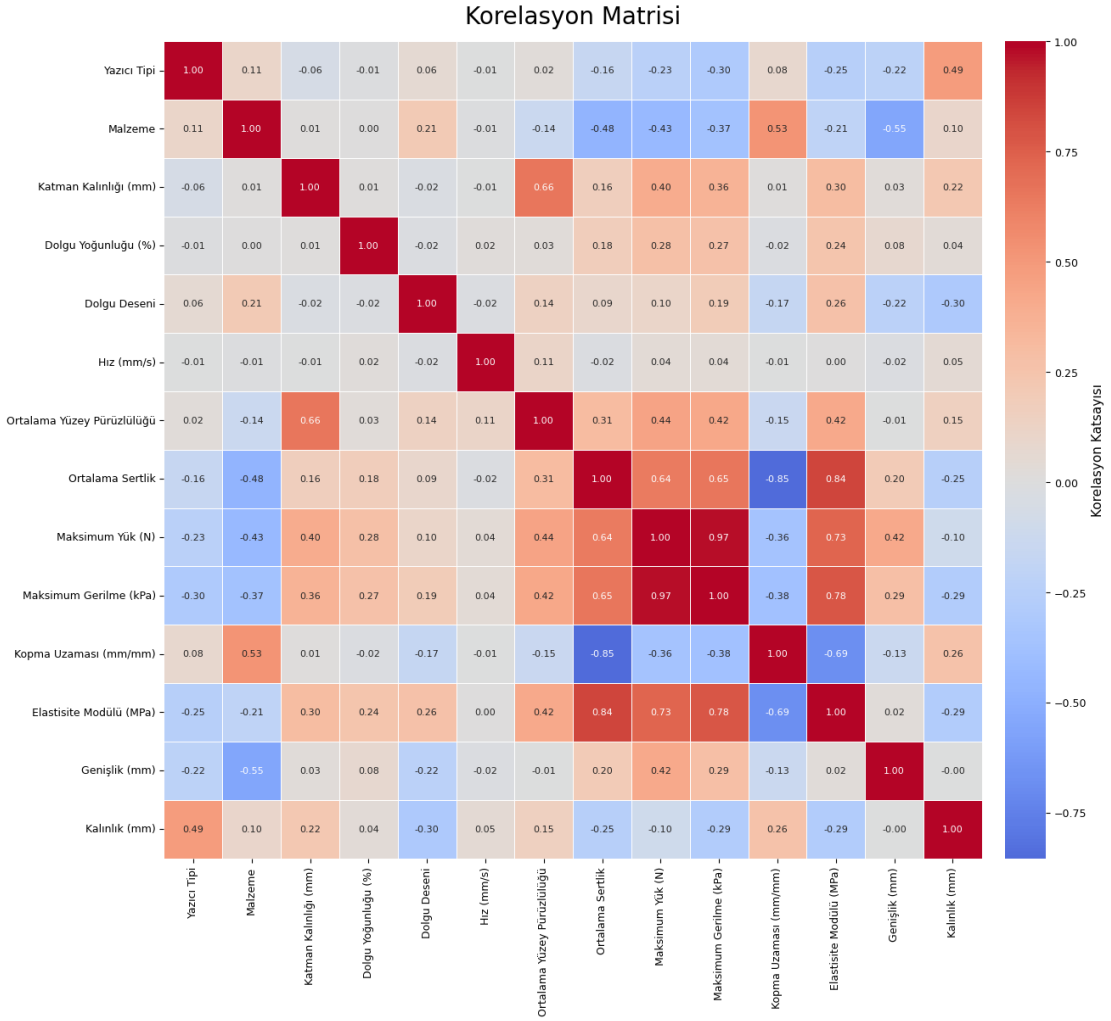
Şekil 4.1 (n)'de genişlik dağılımı oldukça dar bir aralıkta yoğunlaşmaktadır. Bu durum, üretim sürecinde geometrik toleransların başarıyla korunduğunu ve ölçüm hatalarının düşük seviyede olduğunu göstermektedir. Şekil 4.1 (o)'da kalınlık dağılımı da benzer şekilde dar bir bantta toplanmıştır. Bu sonuç, numune üretiminde standartlara uygunluk sağlandığını ve deneysel güvenilirliğin yüksek olduğunu desteklemektedir.

Genel olarak Şekil 4.1'de sunulan tüm grafikler birlikte değerlendirildiğinde, veri setinin rastgele değil, deneysel kısıtlar ve mühendislik gerçeklikleri dikkate alınarak optimize edilmiş yarı dengeli bir yapıya sahip olduğu görülmektedir. Özellikle malzeme, yazıcı tipi ve dolgu deseni değişkenlerinde gözlemlenen dengesizlikler, bilinçli deney tasarımı kararlarının bir sonucu olup, veri setinin bilimsel değerini azaltmak yerine gerçekçi ve uygulanabilir bir çerçeve sunduğunu göstermektedir.

4.1.1.3 Korelasyon Analizi

Korelasyon matrisi incelendiğinde, giriş parametrelerinin çıktı değişkenleri üzerindeki etkilerinin farklı düzeylerde olduğu görülmektedir (Şekil 4.2). Analiz sonuçlarına göre, katman kalınlığı en etkili süreç parametresi olarak öne çıkmaktadır. Özellikle katman kalınlığı ile yüzey pürüzlülüğü arasında güçlü pozitif yönlü bir ilişki (r = 0,66) tespit edilmiştir. Bu durum, katman kalınlığının artmasıyla birlikte yüzey kalitesinin bozulduğunu ve daha pürüzlü yüzeylerin oluştuğunu göstermektedir. Ayrıca katman kalınlığının maksimum gerilmesi (r = 0,36), maksimum yük (r = 0,40) ve elastisite modülü (r = 0,30) ile orta düzeyde pozitif korelasyona sahip olduğu belirlenmiştir. Bu bulgular, katman kalınlığının mekanik özellikleri belirli ölçüde iyileştirdiğini, ancak yüzey kalitesi üzerinde olumsuz bir etki yarattığını göstermektedir. Dolayısıyla katman kalınlığı açısından mekanik performans ile yüzey kalitesi arasında bir karşıt yönlü bir ilişki bulunmuştur. Dolgu yoğunluğu parametresi incelendiğinde, mekanik özellikler ile düşük ve orta düzeyde pozitif ilişkiler gözlemlenmiştir. Dolgu yoğunluğu ile maksimum gerilmesi (r = 0,27), maksimum yük (r = 0,28) ve elastisite modülü (r = 0,24) arasındaki ilişkiler, dolgu oranının artmasının mekanik dayanımı artırıcı yönde etkili olduğunu

göstermektedir. Bununla birlikte, bu etkinin sınırlı düzeyde kaldığı ve katman kalınlığına kıyasla daha düşük bir etki gücüne sahip olduğu anlaşılmaktadır. Dolgu deseni parametresinin mekanik özellikler üzerindeki etkisinin görece zayıf olduğu, buna karşın geometrik özellikler üzerinde daha belirgin bir rol oynadığı belirlenmiştir. Dolgu deseni ile genişlik (r = -0,22) ve kalınlık (r = -0,30) arasında negatif yönlü ilişkiler tespit edilmiştir. Bu durum, dolgu deseninin numune iç yapısını ve malzeme dağılımını etkileyerek boyutsal doğruluk üzerinde rol oynadığını göstermektedir. Baskı hızına ait korelasyon değerlerinin tüm değişkenler için oldukça düşük seviyelerde olduğu ($|r| \approx$ 0,00–0,05) belirlenmiştir. Dolayısıyla baskı hızının, diğer parametrelere kıyasla ikincil öneme sahip bir değişkendir.



Şekil 4.2 Korelasyon matrisi.

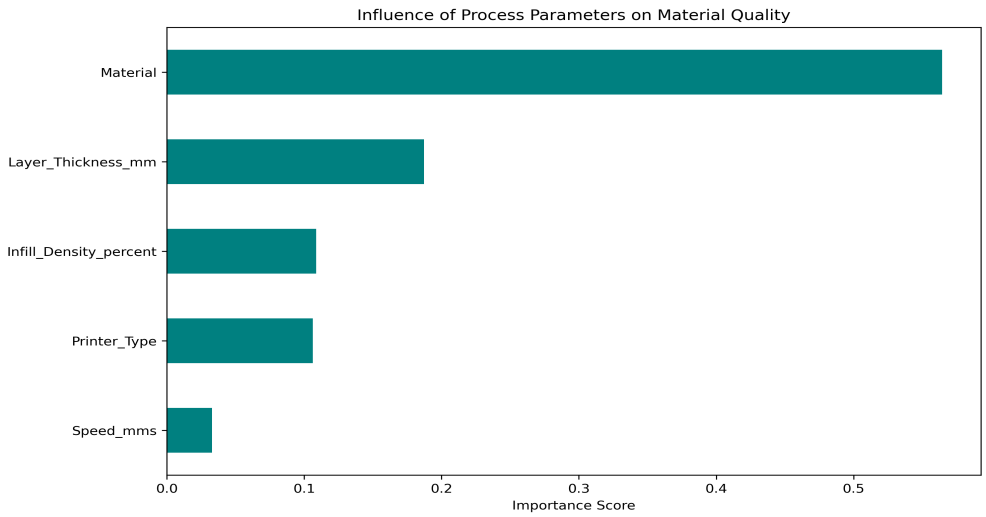
Yazıcı tipi açısından değerlendirildiğinde, korelasyon analizi sonuçları, yazıcı tipinin özellikle numune geometrisi üzerinde belirgin bir etkiye sahip olduğunu göstermektedir. Elde edilen bulgulara göre yazıcı tipi ile numune kalınlığı arasında orta düzeyde pozitif bir ilişki ($r \approx 0,46$) tespit edilmiştir. Bu durum, kapalı tip yazıcıların daha kararlı sıcaklık dağılımı ve kontrollü baskı ortamı sağlaması nedeniyle katmanlar arası yapışmanın iyileştiğini ve bunun da numune kalınlığına yansıdığını göstermektedir. Buna karşılık yazıcı tipinin mekanik özellikler üzerindeki etkisinin daha sınırlı düzeyde olduğu gözlemlenmiştir. Bu sonuç, baskı ortamının dolaylı bir etki oluşturduğunu ortaya koymaktadır. Malzeme türü açısından incelendiğinde, korelasyon analizi sonuçları malzemenin hem mekanik hem de geometrik özellikler üzerinde önemli bir belirleyici olduğunu göstermektedir. Özellikle malzeme türü ile numune genişliği arasında orta düzeyde negatif ($r \approx -0,55$), kopma uzaması ile pozitif ($r \approx 0,53$) ve sertlik ile negatif ($r \approx -0,48$) ilişkiler tespit edilmiştir. Bu bulgular, farklı filament türlerinin akışkanlık, viskozite ve elastik davranış gibi fiziksel özelliklerinin baskı sonrası numune karakteristiklerini doğrudan etkilediğini göstermektedir. Örneğin, daha esnek malzemeler yüksek uzama değerleri sergilerken, daha rijit malzemeler daha yüksek sertlik ve dayanım değerlerine ulaşmaktadır. Dolayısıyla malzeme türü, 3B baskı sürecinde elde edilen nihai ürün performansını belirleyen en kritik parametrelerden biri olarak değerlendirilmektedir.

Sonuç olarak, korelasyon analizi bulguları, 3B baskı sürecinde katman kalınlığının en kritik parametre olduğunu, dolgu yoğunluğunun mekanik özellikler üzerinde sınırlı fakat pozitif bir etkiye sahip olduğunu ve dolgu deseninin daha çok geometrik özellikleri etkilediğini ortaya koymaktadır. Buna karşılık baskı hızının etkisinin ihmal edilebilir düzeyde olduğu belirlenmiştir. Elde edilen bu sonuçlar, süreç parametrelerinin optimizasyonunda hangi değişkenlerin öncelikli olarak ele alınması gerektiğine dair bilgiler sunmaktadır.

4.1.1.4 Özellik Önem Sıralaması

HMQ-ES-Stack-GBR modeli aracılığıyla elde edilen özellik önem düzeyleri (Şekil 4.3), incelenen veri kümesi kapsamında 3 boyutlu baskı sürecindeki kaliteyi belirleyen hiyerarşik yapıyı göstermektedir. Analiz sonuçlarına göre, malzeme türü, toplam

varyasyonun yarısından fazlasını (yaklaşık 0,55 puan) açıklayan en baskın faktör olarak öne çıkmaktadır; bu da polimer yapısındaki karakteristik farklılıkların, seçilen operasyonel parametre değişikliklerinden daha önemli bir etkiye sahip olduğunu göstermektedir. İkinci en önemli parametre katman kalınlığıdır, dolgu oranı ve yazıcı türünün kalite üzerindeki etkileri ise benzer kalmıştır. Dikkat çekici bir diğer nokta ise baskı hızının diğer değişkenlere kıyasla nispeten düşük bir önem puanına sahip olmasıdır. Bu, önceki korelasyon matrisindeki (Şekil 4.2) bulgularla paralellik göstermektedir. Seçilen hız aralığının, mevcut deneysel koşullar altında mekanik performans üzerinde ikincil bir etkiye sahip olduğunu doğrulamaktadır. Malzeme özelliklerinin bu baskınlığı, veri odaklı tahmin modellerinin öncelikle yapısal ve termodinamik varyasyonları yansıttığını, fiziksel olarak bunların üstesinden gelmediğini göstermektedir. Sonuç olarak, bu istatistiksel gözlem, önerilen mimarinin otomatik bir düzeltme mekanizması olmaktan ziyade doğru bir teşhis aracı olarak amaçlanan rolünü pekiştirmektedir.



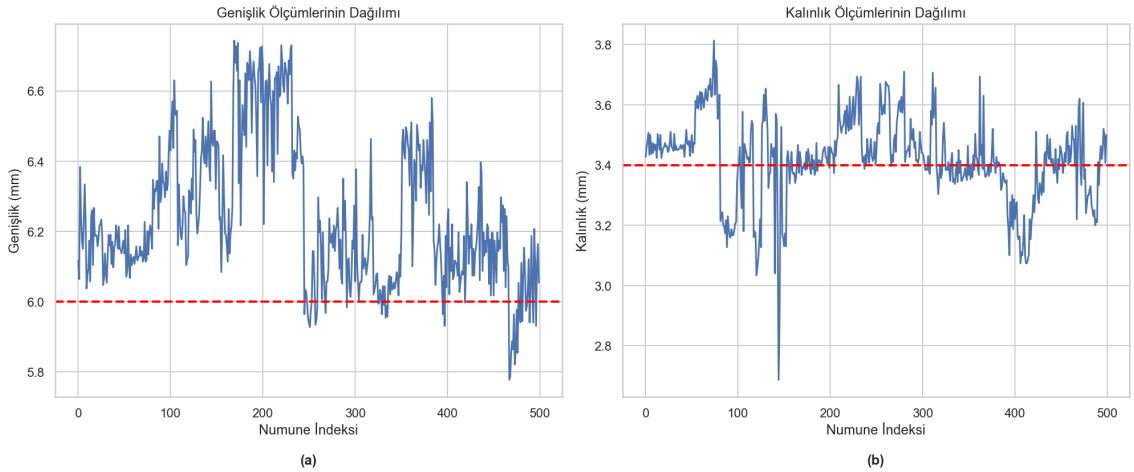
Şekil 4.3 Baskı parametrelerinin çıktı kalitesi üzerindeki önem düzeyleri.

4.1.1.5 Boyutsal Karakterizasyon Analizi

Deneysel veri setinin üretim kalitesini kapsamlı şekilde temsil edip etmediğinin değerlendirilmesi amacıyla numunelerin boyutsal özellikleri de incelenmiştir. Bu kapsamda ISO 527-2 Tip IV geometrisinde üretilen numunelerin genişlik ve kalınlık ölçümleri analiz edilerek üretim sürecinin geometrik kararlılığı değerlendirilmiştir. Boyutsal doğruluk bu çalışmada bir hedef değişken olarak kullanılmamış olsa da, elde

edilen sonuçlar veri setinin üretim davranışının daha iyi anlaşılmasına katkı sağlamaktadır.

Numunelerin genişlik ve kalınlık ölçümlerine ait dağılımlar Şekil 4.4'te verilmiştir (Aktepe ve Ergün, 2026b). Sonuçlar incelendiğinde genişlik ölçümlerinin nominal 6 mm değerinin üzerinde kümelendiği görülmektedir. Veri seti genelinde ortalama genişlik sapması yaklaşık +0,24 mm olarak hesaplanmıştır. Buna karşılık kalınlık ölçümleri hedeflenen 3,40 mm değerine oldukça yakın gerçekleşmiş ve ortalama sapma −0,017 mm seviyesinde kalmıştır. Bu durum FDM üretim sürecinde X-Y düzlemindeki boyutsal değişimlerin Z eksenine göre daha belirgin olduğunu göstermektedir.



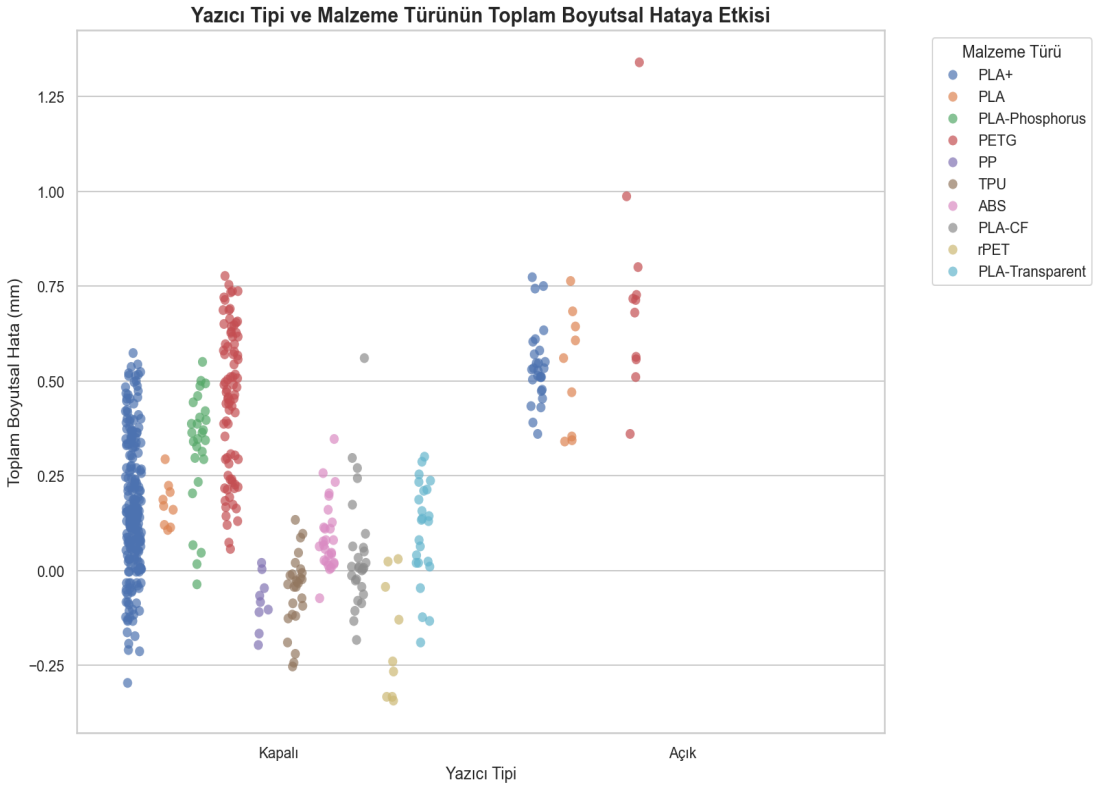
Şekil 4.4 Boyutsal değişimlerin dağılımı: (a) genişlik ölçümleri, (b) kalınlık ölçümleri.

Boyutsal doğruluk üzerinde etkili parametrelerin incelenmesi amacıyla yazıcı tipi ve malzeme türüne göre dağılım analizleri gerçekleştirilmiştir (Şekil 4.5). Sonuçlar (Aktepe ve Ergün, 2026b), kapalı sistem yazıcıların açık sistem yazıcılara göre daha düşük varyans ve daha kararlı boyutsal sonuçlar ürettiğini göstermektedir.

Malzeme bazında değerlendirildiğinde PLA+ filamentlerinin en düşük boyutsal sapmaya sahip olduğu, PETG ve PP filamentlerinin ise daha yüksek varyasyon gösterdiği belirlenmiştir. Bu durum özellikle termal büzülme davranışlarının malzemeden malzemeye değişmesinden kaynaklanmaktadır.

Sonuç olarak gerçekleştirilen boyutsal karakterizasyon analizleri, deneysel veri setinin

yalnızca mekanik ve fiziksel kalite çıktılarını değil, aynı zamanda geometrik üretim kararlılığını da temsil ettiğini göstermektedir. Boyutsal doğruluk bu tez kapsamında tahmin edilen hedef değişkenler arasında yer almamakla birlikte, elde edilen bulgular veri setinin farklı kalite boyutlarını içeren kapsamlı bir yapıya sahip olduğunu doğrulamaktadır. Ayrıca yazıcı tipi ve malzeme türünün üretim kalitesi üzerindeki belirleyici etkisi, makine öğrenmesi modellerinde bu değişkenlerin önemli girdiler arasında yer almasını desteklemektedir.



Şekil 4.5 Yazıcı tipi ve malzeme türünün toplam boyutsal hataya etkisi.

4.1.2 Model Performans Sonuçları

4.1.2.1 Temel Modeller ve Karşılaştırmalı Değerlendirme

Geliştirilen HMQ-ES-Stack-GBR hibrit topluluk mimarisinin 3B baskı kalite parametrelerini tahmin etme yeteneği, 10 farklı malzeme türünden (TPU, PLA-CF, rPET, vb.) elde edilen 500 fiziksel örnekten oluşan bir veri kümesi üzerinde çok boyutlu istatistiksel ölçütler ve karşılaştırmalı bir analiz kullanılarak değerlendirilmiştir. Modelin

performansı, R^2, MAE ve RMSE ölçütleriyle 5 katlı çapraz doğrulama yöntemi kullanılarak test edilmiştir. Deneysel bulgular, önerilen hiyerarşik istifleme yapısının, aynı deneysel koşullar altında tüm kalite çıktıları genelinde bu çalışmada değerlendirilenlere kıyasla daha iyi tahmin performansı gösterdiğini ortaya koymaktadır.

Sonuçlar incelendiğinde, HMQ-ES-Stack-GBR modelinin incelenen veri kümesindeki hem mekanik hem de fiziksel özellikler için tahmin doğruluğunu gösterdiğini ve kopma uzaması için 0,999, maksimum gerilim için 0,999 ve elastikiyet modülü için 0,994 R^2 değerlerine ulaştığını görüyoruz. Benzer şekilde, sertlik tahmini de doğruluk gösterdi (R^2 = 0,991).

Fiziksel özellikler arasında modellenmesi en karmaşık parametrelerden biri olan yüzey pürüzlülüğü de tutarlı bir performans sergiledi (R^2 = 0,936). Modelin sergilediği 0,93 ve üzeri R^2 oranları, deneysel çıktılardaki değişkenliğin model tarafından yüksek doğrulukla yorumlandığını ortaya koymaktadır. Bu, modelin eğitim alanında malzeme heterojenliğinden kaynaklanan değişkenliği etkili bir şekilde yakalayabildiğini göstermektedir.

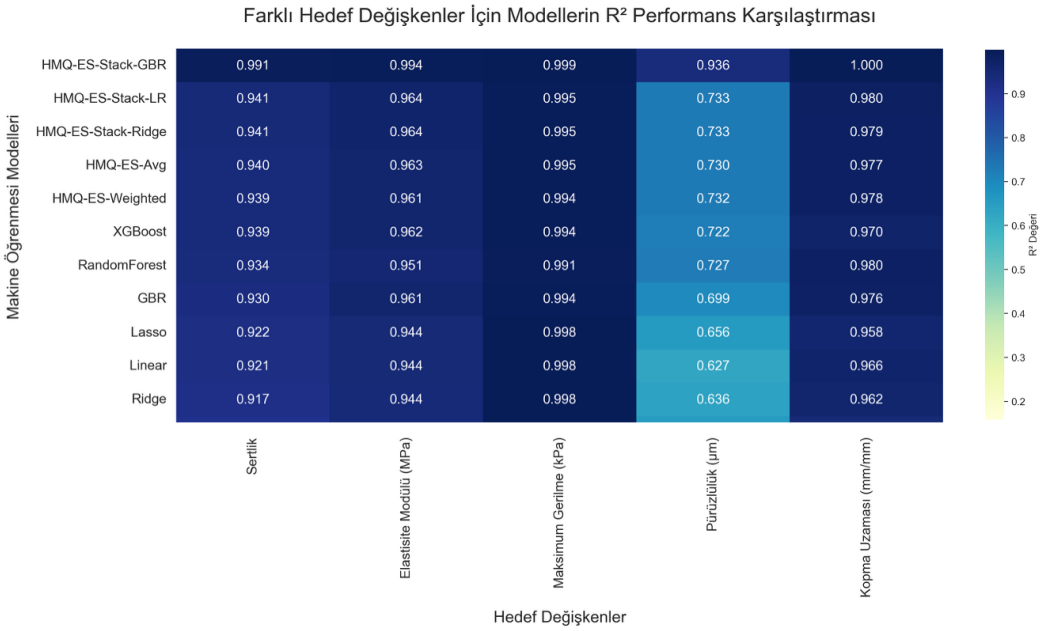
Özellikle veri seti içerisinde PP ve rPET gibi bazı mühendislik filamentlerinin maliyet ve zaman kısıtları nedeniyle Taguchi tasarımı doğrultusunda 9'ar kombinasyon gibi kısıtlı sayıda numuneyle temsil edilmesi, “sınıf dengesizliği” olarak bilinen risk faktörünü beraberinde getirmiştir. Ancak eğitim ve test döngüsünde uygulanan 5 katlı çapraz doğrulama ve OOF tahmin stratejisi sayesinde, küçük ölçekli bu alt gruplar veri sızıntısına izin verilmeksizin parametre uzayında eşit şekilde dağıtılmıştır. Elde edilen bu yüksek R^2 skorları, modelin eğitim alanında malzeme heterojenliğinden kaynaklanan değişkenliği ve veri dengesizliklerini etkili bir şekilde yakalayabildiğini göstermektedir.

Aşağıdaki Çizelge 4.2, her hedef değişken için öğrenme ve test performans metriklerini detaylandırmaktadır. Modelin deneysel verilerdeki varyansı absorbe etmesi, 0,93’ten büyük R^2 değerlerine yansımakta ve incelenen parametre alanı için üst sınır performans tahmini sağlamaktadır. Ayrıca beş farklı çıktı parametresi için elde edilen R^2 değerlerinin ortalaması yaklaşık 0,984 olup, modelin hem mekanik hem de fiziksel özelliklerin tahmininde oldukça başarılı sonuçlar ürettiğini göstermektedir.

Çizelge 4.2 HMQ-ES-Stack-GBR modelinin hedef parametrelerine göre performansının karşılaştırılması.

Hedef Değişken	Öğrenme R^2	Öğrenme MAE	Öğrenme RMSE	Test R^2	Test MAE	Test RMSE
Pürüzlülük	0,9984	0,0656	0,0844	0,936	0,4058	0,5290
Sertlik	0,9997	0,1832	0,2469	0,991	1,0843	1,4143
Maksimum Gerilim	0,9992	182,1209	238,4542	0,999	194,5932	256,1791
Kopma Uzaması	1	0,0001	0,000135	0,999	0,0006	0,0009
Elastikiyet Modülü	0,9996	14,3029	19,2788	0,994	57,9000	76,4403
Model Ortalama Başarısı	0,9994	39,33454	51,612887	0,984	50,79678	66,91272

Karşılaştırmalı analizler, önerilen HMQ-ES-Stack-GBR mimarisinin, bu çalışmada değerlendirilen temel modellere kıyasla tüm kalite çıktıları genelinde daha iyi tahmin performansı sergilediğini ortaya koymaktadır (Şekil 4.6).



Şekil 4.6 Geleneksel makine öğrenimi, topluluk öğrenme modelleri ve önerilen HMQ-ES-Stack-GBR modelinin R^2 metriklerinin karşılaştırılması.

Önerilen hiyerarşik topluluk mimarisi, zayıf öğrenicilerin hata modellerini kademeli olarak optimize eden yığınlama yapısı sayesinde, tanımlanan deneysel koşullar altında karmaşık doğrusal olmayan ilişkileri daha istikrarlı bir şekilde temsil edebilmektedir. Özellikle yüzey pürüzlülüğü tahmininde, en yakın başarı ölçütü olan HMQ-ES-Stack-LR modeli 0,733'lük bir R^2 değerini korurken, önerilen mimari 0,936'lık bir değere ulaşarak hibrit çerçevenin bu veri kümesindeki karmaşık yüzey varyasyonlarını yakalamadaki

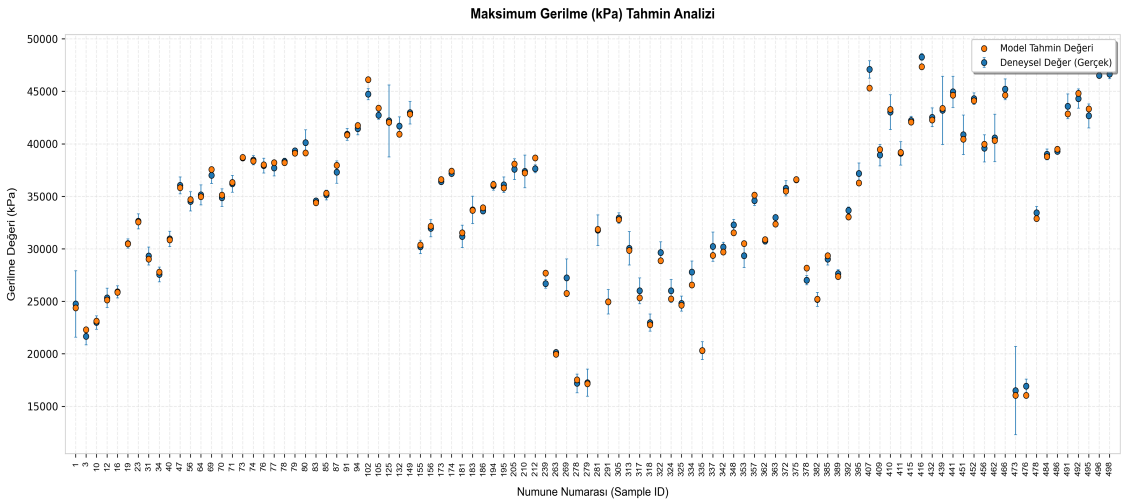
etkinliğini göstermiştir. Benzer bir durum elastikiyet modülü (R^2 artışı: 0,964'ten 0,994'e) ve kopma uzaması (R^2 artışı: 0,980'den 0,999'a) tahmininde de gözlemlenmiştir. Bu performans iyileştirmesi, hiyerarşik bir işleme sürecine dayanmaktadır. Bu bağlamda, Seviye-0 katmanında bulunan XGBoost, RF ve GBR algoritmalarından gelen tahminler, Seviye-1 katmanında GBR tabanlı bir meta-öğrenme algoritması tarafından iyileştirilerek nihai sonuca dönüştürülür. Meta-öğrenme algoritması, temel öğrenme algoritmaları arasındaki doğrusal olmayan hata ilişkilerini yakalayarak karmaşık veri modellerinin daha iyi temsil edilmesini sağlamaktadır. Kontrollü laboratuvar koşulları altında tahmin performansını artırmıştır. Modelin kararlılığını etkileyen bir diğer faktör ise her bir kalite çıktısına uygulanan "çıktıya özgü veri yönetimi" yaklaşımıdır. Ek olarak, eğitim sırasında OOF tahminlerinin kullanılmasıyla bilgi sızıntısı önlenerek deneysel veri kümesinde aşırı uyum riski en aza indirilmiştir.

Sonuç olarak, tüm bu sayısal bulgular ve hata dağılımı analizleri, HMQ-ES-Stack-GBR modelinin, elastomerik malzemelerden yüksek mukavemetli kompozitlere kadar incelenen parametre uzayındaki heterojen üretim verilerinin endüstriyel karmaşıklığını temsil etmede tutarlılık sunduğunu doğrulamaktadır. Bulgular, önerilen çerçevenin, üretim öncesinde beklenen kalite sapmalarını belirleyerek karar verme süreçlerini destekleyen, baskı öncesi kalite tahmini için umut vadeden bir teşhis aracı sağladığını göstermektedir.

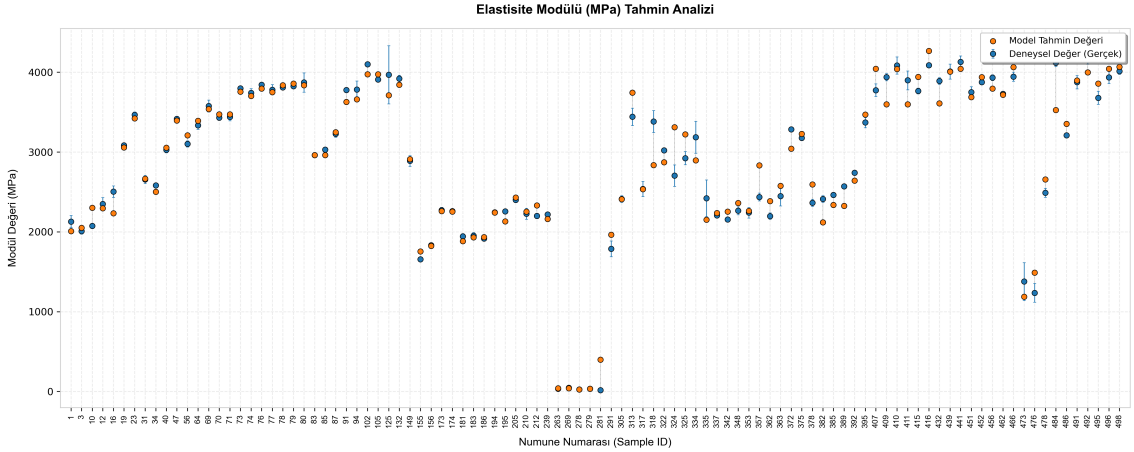
4.1.2.2 Mekanik ve Fiziksel Çıktıların Performans Değerlendirmesi

HMQ-ES-Stack-GBR modelinin test verileri üzerindeki tahmin performansı, modelin tahminlerinin gerçek ölçüm değerleriyle karşılaştırıldığı Şekil 4.7-4.10'da sunulmuştur. Özellikle, maksimum gerilimi Şekil 4.7'de, elastikiyet modül sonuçları Şekil 4.8'de, sertlik değerleri Şekil 4.9'da ve pürüzlülük sonuçları Şekil 4.10'da gösterilmiştir. Bu grafikler, veri kümesinden rastgele seçilen çeşitli malzeme türleri ve örnek kimliklerinden elde edilen deneysel sonuçlar ile modelin tahminleri arasında karşılaştırmalı bir analiz yapılmasını kolaylaştırmaktadır. Bu görselleştirmelerde, mavi noktalar laboratuvar ortamında gerçekleştirilen gerçek deneysel ölçümleri, turuncu noktalar ise ilgili malzemeler için modelin tahmin ettiği değerleri temsil etmektedir.

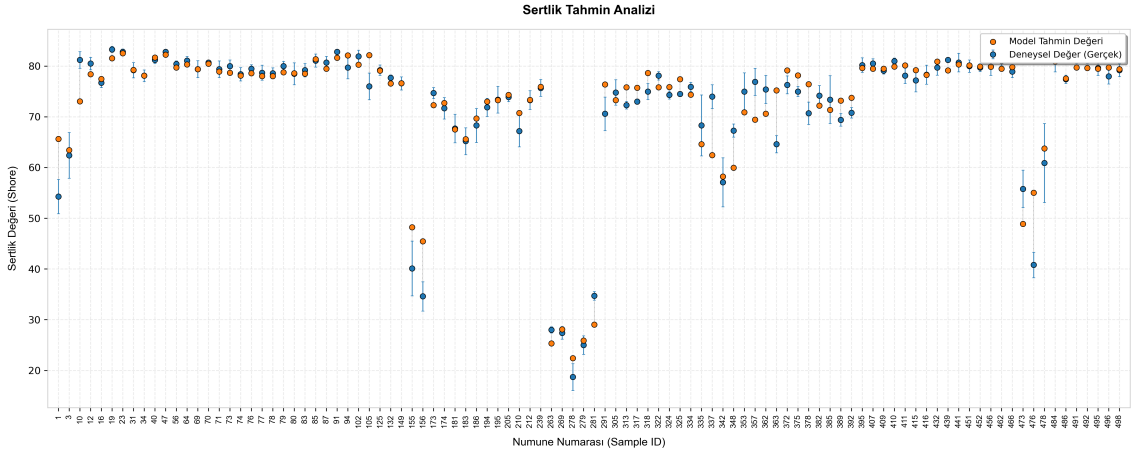
Şekil 4.7'de gösterilen maksimum gerilimi sonuçları, modelin geniş bir gerilim aralığında deneysel verilerle paralel bir eğilim sergilediğini göstermektedir. 15.000 ile 45.000 kPa'nın üzerinde değerlere sahip farklı malzeme grupları için, tahmin edilen değerler, incelenen veri kümesi içinde ölçülen verilerden farklı derecelerde sapma göstermektedir. Şekil 4.8'de sunulan elastikiyet modül sonuçları, modelin malzemelerin sertlik özelliklerini tahmin etme yeteneğini yansıtmaktadır. 1.000 ile 4.000 MPa arasında değişen değerlere sahip örnekler için, kontrollü laboratuvar koşullarında tahminler ve deneysel veriler arasında bir uyum gözlemlenmektedir. Düşük modül değerlerine sahip TPU gibi uç durumlarda, model genel eğilimi yakalamaktadır, ancak sapmalar bir miktar artmaktadır. Şekil 4.9'da verilen sertlik sonuçları, modelin yüzey direnci özelliklerini tahmin etme performansını ortaya koymaktadır. Shore D ölçeğinde geniş bir dağılım gösteren örneklerde, model deneysel ölçümlerin eğilimleriyle uyumlu sonuçlar üretmektedir. Sertlik değerlerinde ani değişikliklerin meydana geldiği durumlarda, model eğilimi takip edebilmektedir, ancak sapmalar mevcut olabilmektedir. Şekil 4.10'da sunulan ortalama yüzey pürüzlülüğü sonuçları, modelin yüzey kalitesi parametrelerini tahmin etme yeteneğini göstermektedir. 1 ila 9 µm arasında değişen pürüzlülük değerleri için model, deneysel verilerle genel bir uyum göstermektedir. Diğer mekanik özelliklere kıyasla, bu parametre daha yüksek değişkenlik göstermektedir; ancak model, gözlemlenen sapmalarla birlikte ana eğilimleri yansıtmaktadır.



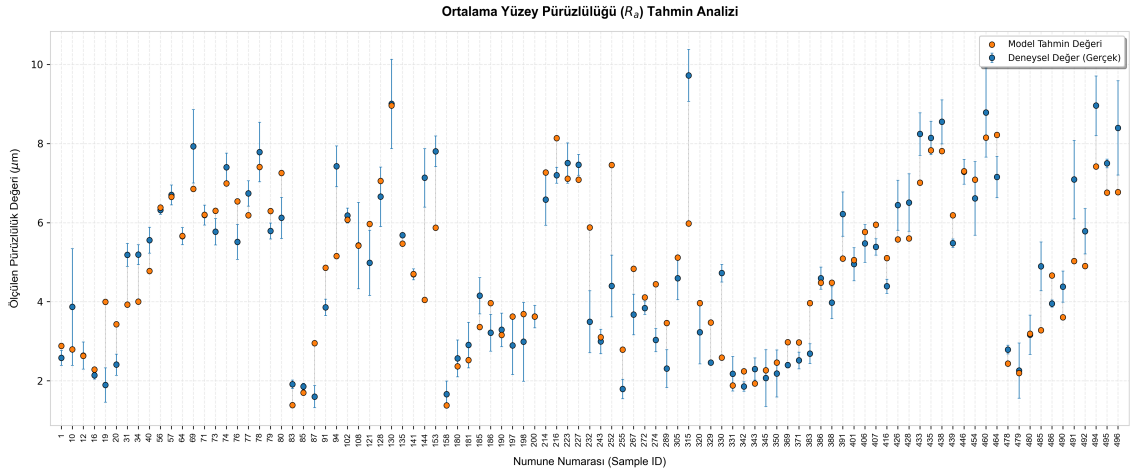
Şekil 4.7 Çekme testi (maksimum gerilim) için deneysel ve tahmin edilen değerlerin karşılaştırmalı analizi.



Şekil 4.8 Çekme testi (elastisite modül) için deneysel ve tahmini değerlerin karşılaştırmalı analizi.



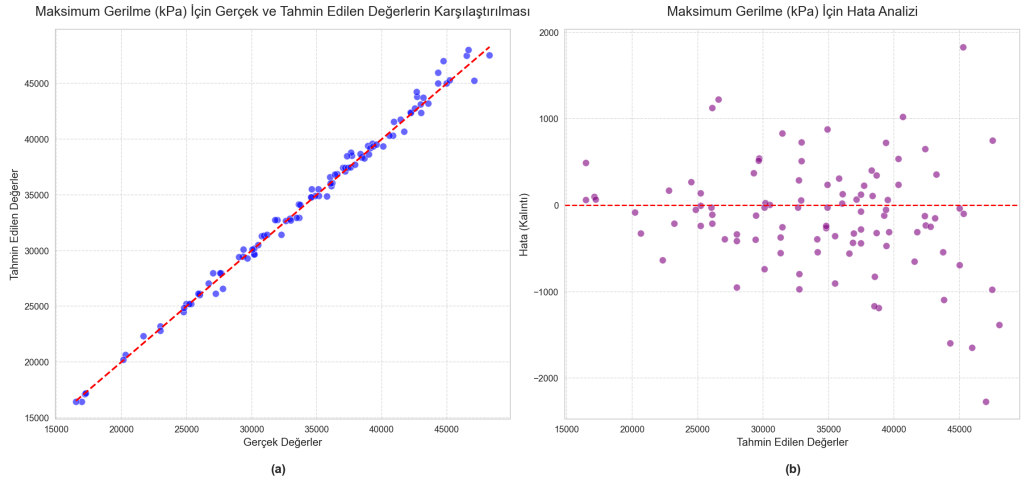
Şekil 4.9 Sertlik için deneysel ve tahmini değerlerin karşılaştırmalı analizi.



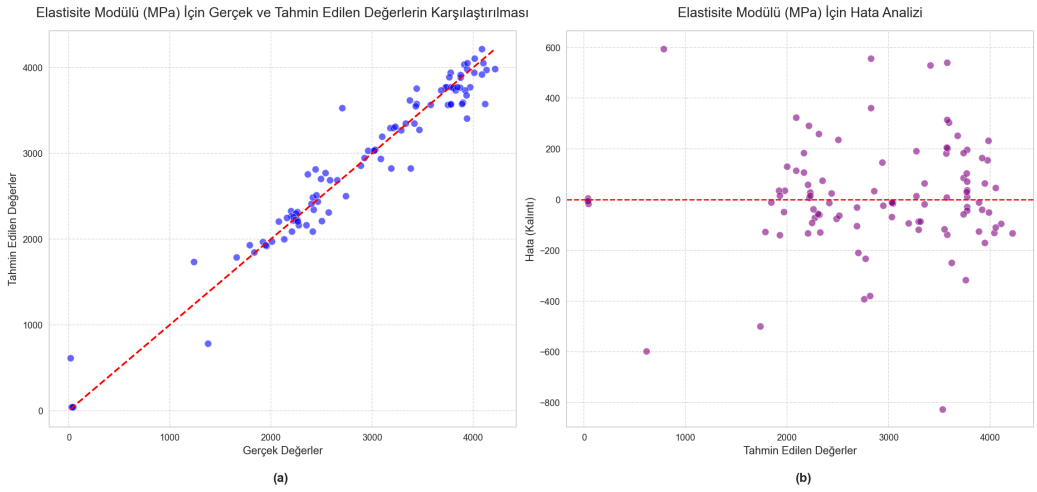
Şekil 4.10 Deneysel ve tahmin edilen pürüzlülük değerlerinin karşılaştırmalı analizi.

4.1.2.3 Model Doğrulama ve Tahmin Performansı Analizi

HMQ-ES-Stack-GBR hibrit modelinin çıktı parametreleri genelindeki tahmin performansı, dahili 80/20 veri bölünmesi kullanılarak değerlendirilmiş ve sonuçlar Şekil 4.11-4.14'de sunulmuştur. Korelasyon grafikleri (a) ve artık dağılımları (b), modelin mevcut deneysel kurulum içindeki tanısal yeteneğine genel bir bakış sağlamaktadır. Maksimum gerilimi (Şekil 4.11) için, model 15.000-48.000 kPa aralığında deneysel verilerle uyum göstermekte olup, artıklar büyük ölçüde sıfır ekseni etrafında dağılmıştır. Elastikiyet modül (Şekil 4.12) için de benzer bir eğilim gözlemlenmekte olup, tahmin edilen değerler, tanımlanmış laboratuvar koşulları altında sistematik bir sapma olmaksızın 0-4200 MPa aralığındaki varyasyonu takip etmektedir.

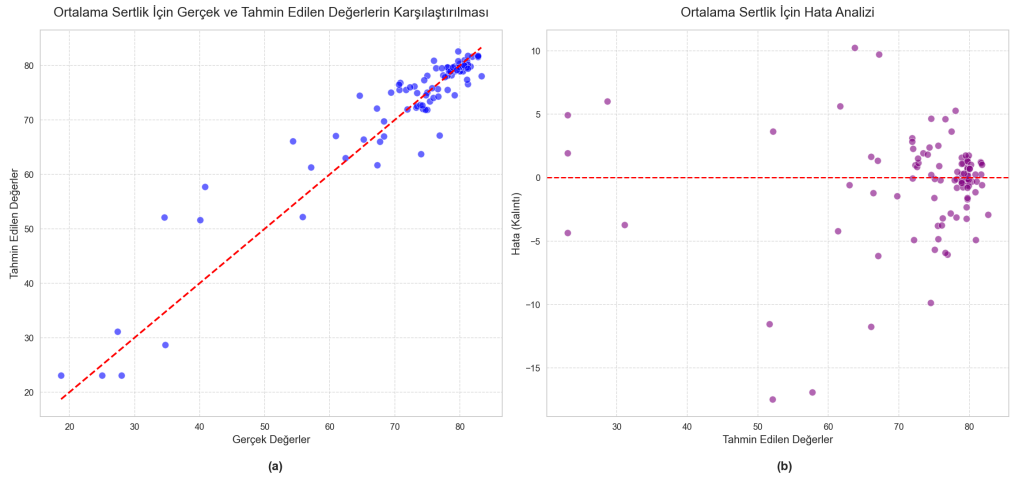


Şekil 4.11 Maksimum Gerilim için HMQ-ES-Stack-GBR hibrit modelinin performans doğrulaması: (a) Gerçek ve tahmin edilen değerler arasındaki korelasyon, (b) Artıkların tahmin edilen değerlere göre dağılımı.



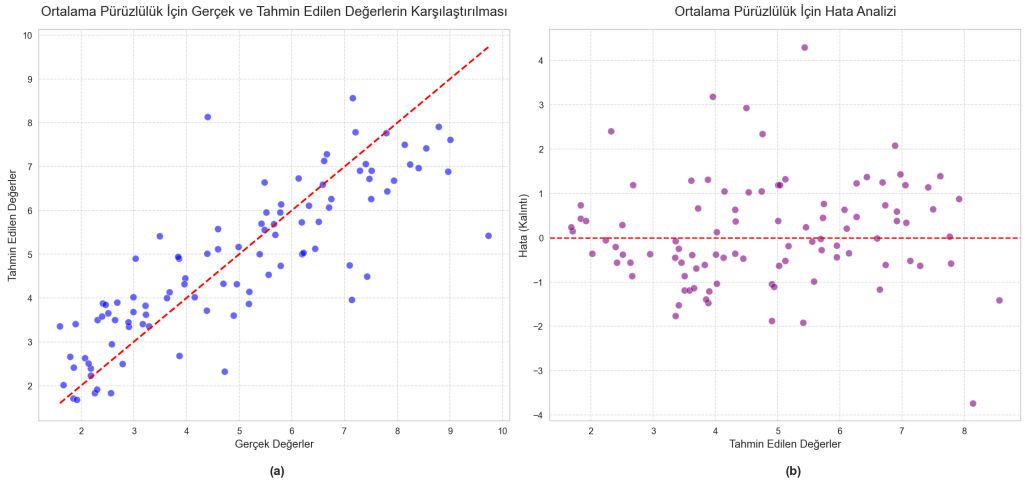
Şekil 4.12 Modül için HMQ-ES-Stack-GBR hibrit modelinin performans doğrulaması: (a) Gerçek ve tahmin edilen değerler arasındaki korelasyon, (b) Artıkların tahmin edilen değerlere göre dağılımı.

Ortalama sertlik analizinde (Şekil 4.13), veri noktaları özellikle daha yüksek sertlik bölgelerinde ideal uyum çizgisi etrafında kümelenme eğilimindedir.



Şekil 4.13 Sertlik Ortalaması için HMQ-ES-Stack-GBR hibrit modelinin performans doğrulaması: (a) Gerçek ve tahmin edilen değerler arasındaki korelasyon, (b) Artıkların tahmin edilen değerlere göre dağılımı.

Ortalama pürüzlülük için (Şekil 4.14), AM' deki yüzey özelliklerinin doğal değişkenliğine atfedilebilecek nispeten daha yüksek bir dağılım gözlemlenmektedir; yine de model, deneysel ölçümlerle uyumlu olarak genel eğilimi yansıtmaktadır. Tüm parametrelerde, artıkların rastgele dağılımı, hibrit mimarinin eğitim alanı içinde karmaşık doğrusal olmayan ilişkileri temsil edebildiğini göstermektedir.

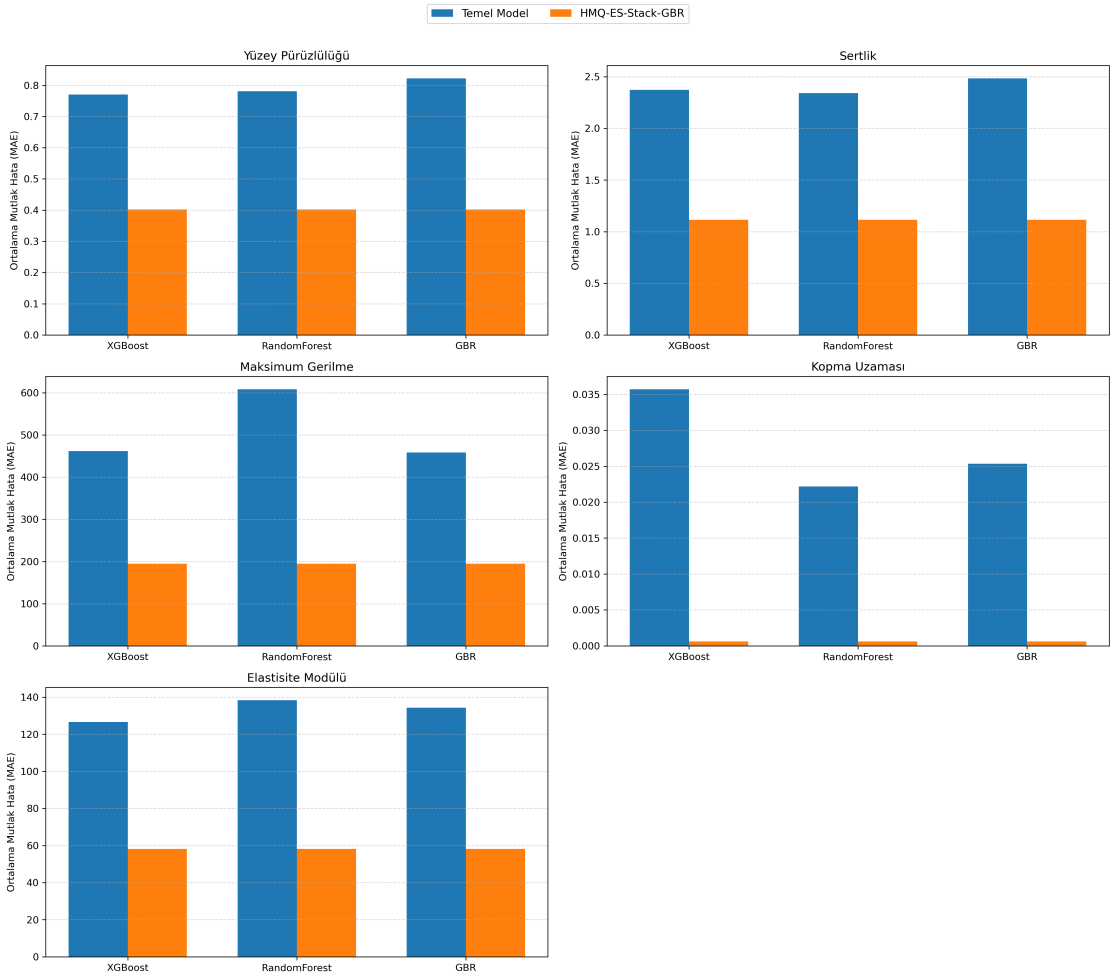


Şekil 4.14 Ortalama Pürüzlülük için HMQ-ES-Stack-GBR hibrit modelinin performans doğrulaması: (a) Gerçek ve tahmin edilen değerler arasındaki korelasyon, (b) Artıkların tahmin edilen değerlere göre dağılımı.

İç doğrulama yaklaşımı ve veri kümesindeki potansiyel dengesizliklerle beraber değerlendirildiğinde, modelin incelenen parametre uzayında tutarlı bir performans sağlamıştır. Ayrıca, bu bulguların mevcut deneysel bağlamın ötesinde genelleştirilebilirliğini değerlendirmek için bağımsız veri kümeleri üzerinde dış doğrulamaya odaklanan gelecekteki araştırmalar gereklidir.

4.1.2.4. İstatistiksel Anlamlılık Analizi

Önerilen HMQ-ES-Stack-GBR modelinin tahmin performansı, aynı deneysel koşullar altında XGB, RF ve GBR yöntemleriyle karşılaştırılarak değerlendirilmiştir (Şekil 4.15).



Şekil 4.15 Hedeflenen tüm değişkenler genelinde temel modeller (XGBoost, Random Forest ve GBR) ile önerilen HMQ-ES-Stack-GBR modeli arasındaki ortalama mutlak hataların karşılaştırılması.

Karşılaştırmanın tarafsız olmasını sağlamak için, tüm modeller aynı veri bölme, özellik mühendisliği ve kullanılan hiperparametreler ile ön işleme süreçlerinden geçmiştir. Şekil 4.15'te sunulan hata analizi sonuçlarına bakıldığında, önerilen modelin mevcut veri kümesinde yüzey pürüzlülüğü, sertlik, tepe gerilimi, kırılma anındaki gerinim ve modül için temel modellere göre daha düşük MAE değerlerine ulaştığı görülmektedir. Özellikle kırılma anındaki gerinim tahminlerindeki hata oranındaki azalma, hibrit mimarinin eğitim ve test alanındaki karmaşık veri kümelerini modellemedeki etkinliğini göstermektedir.

Bu performans iyileştirmelerini titizlikle doğrulamak için, eşleştirilmiş t-testleri ve Wilcoxon işaretli sıralama testleri yapılmış ve hatadaki azalmanın tüm hedef değişkenler için istatistiksel olarak anlamlı ($p < 0,05$) olduğu doğrulanmıştır. Sayısal hata değerlerindeki bu iyileşmenin istatistiksel geçerliliğini test etmek için eşleştirilmiş t-testleri ve Wilcoxon işaretli sıralama testleri uygulandı. Çizelge 4.3'teki analiz sonuçlarına göre, tüm hedef değişkenler için hesaplanan p-değerleri 0,05 anlamlılık eşiğinin altında kalmıştır.

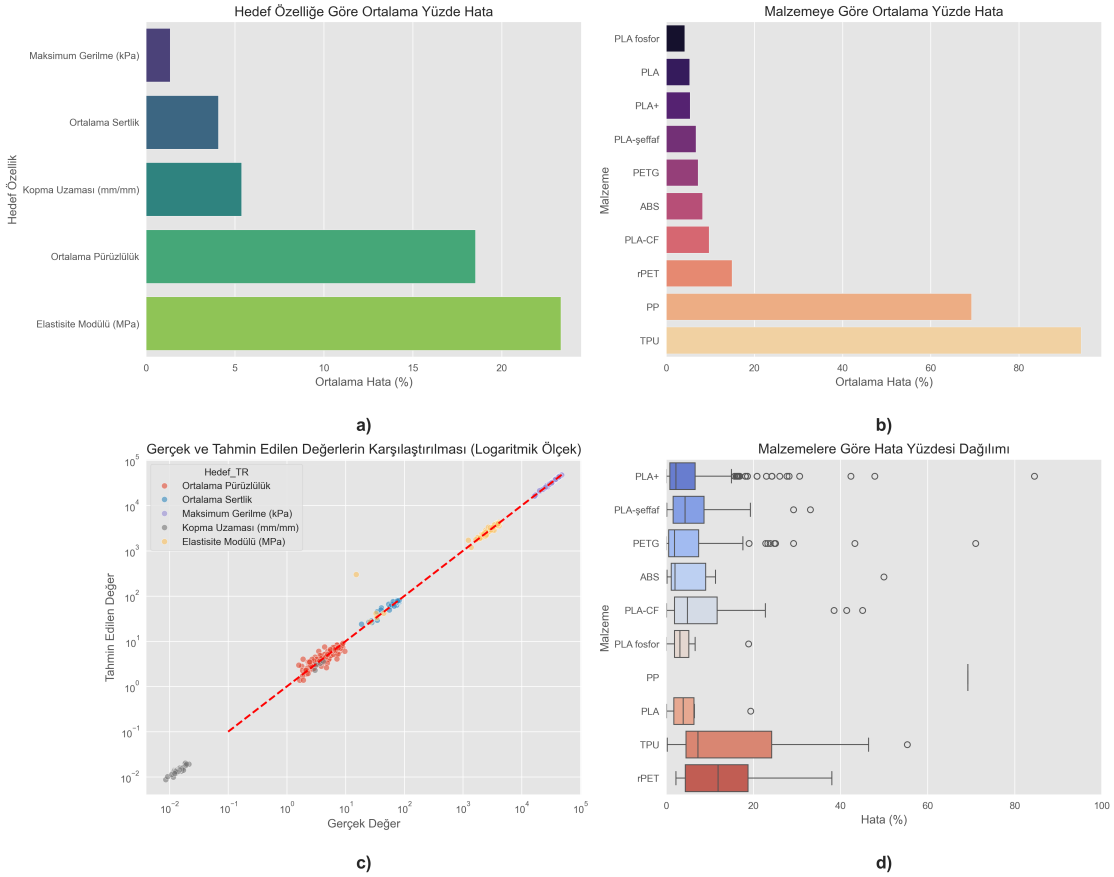
Çizelge 4.3 Temel modeller ile önerilen HMQ-ES-Stack-GBR modeli arasındaki hata azalmasının istatistiksel anlamlılık analizi, eşleştirilmiş t-testi ve Wilcoxon işaretli sıralama testi.

Karşılaştırılan modeller	Ortalama Hata (Temel Model)	Ortalama Hata (HMQ-ES-Stack-GBR)	Paired t-test p-value	Wilcoxon p-value
XGB (Pürüzlülük)	0,77	0,399	$1,07 \times 10^{-35}$	$8,04 \times 10^{-49}$
RF (Pürüzlülük)	0,781	0,399	$1,66 \times 10^{-38}$	$6,90 \times 10^{-52}$
GBR (Pürüzlülük)	0,818	0,399	$1,28 \times 10^{-38}$	$1,73 \times 10^{-51}$
XGB (Sertlik)	2,373	1,087	$3,41 \times 10^{-28}$	$3,54 \times 10^{-39}$
RF (Sertlik)	2,341	1,087	$1,62 \times 10^{-24}$	$1,08 \times 10^{-38}$
GBR (Sertlik)	2,491	1,087	$2,08 \times 10^{-29}$	$1,17 \times 10^{-43}$
XGB (Maksimum Gerilme)	461,817	194,489	$6,70 \times 10^{-42}$	$5,08 \times 10^{-50}$
RF (Maksimum Gerilme)	608,371	194,489	$1,75 \times 10^{-59}$	$4,45 \times 10^{-60}$
GBR (Maksimum Gerilme)	458,992	194,489	$1,39 \times 10^{-45}$	$2,80 \times 10^{-51}$
XGB (Kopma Uzaması)	0,036	0,0006	$6,30 \times 10^{-8}$	$1,21 \times 10^{-38}$
RF (Kopma Uzaması)	0,022	0,0006	$1,79 \times 10^{-5}$	$9,01 \times 10^{-20}$
GBR (Kopma Uzaması)	0,025	0,0006	$7,85 \times 10^{-6}$	$4,06 \times 10^{-22}$
XGB (Elastikiyet Modül)	126,667	58,369	$9,36 \times 10^{-28}$	$2,31 \times 10^{-42}$
RF (Elastikiyet Modül)	138,387	58,369	$1,27 \times 10^{-25}$	$6,74 \times 10^{-41}$
GBR (Elastikiyet Modül)	134,065	58,369	$1,67 \times 10^{-34}$	$5,52 \times 10^{-51}$

Bu sonuçlar, HMQ-ES-Stack-GBR modelinin sunduğu performans iyileştirmesinin, değerlendirilen koşullar altında temel modellere kıyasla istatistiksel olarak anlamlı bir fark olduğunu göstermektedir. Bu bulgular, önerilen yöntemin incelenen parametre uzayında değerlendirilen temel algoritmalara kıyasla daha tutarlı tahminler ürettiğini göstermektedir.

4.1.2.5 Malzemeye Özgü Performans Analizi

Geliştirilen HMQ-ES-Stack-GBR modelinin tahmin performansı çeşitli test durumlarında değerlendirilmiştir. Hem malzeme grupları hem de kalite çıktıları için test verilerindeki tahmin tutarlılığı ve hata profili değerlendirmeleri Şekil 4.16'da ayrıntılı olarak gösterilmiştir.



Şekil 4.16 HMQ-ES-Stack-GBR modelinin çok boyutlu hata ve performans analizi: (a) Hedef kalite parametrelerine göre ortalama yüzde hata dağılımı; (b) Kullanılan 10 farklı filament türüne göre modelin tahmin doğruluğu; (c) Farklı çıktı boyutlarının (mikro ve makro) gerçek ve tahmin edilen değerleri arasındaki logaritmik ölçekte uyum; (d) Malzeme bazlı hata varyasyonlarını ve aykırı değerleri gösteren kutu grafiği analizi.

Bu sonuçlar, modelin gücünün, mevcut deneysel tasarımın sınırlamaları dahilinde, üretim süreci boyunca gelişen fiziksel anormallikleri ve değişkenliği yansıtma yeteneğini göstermektedir.

Şekil 4.16a'da, özellikle maksimum gerilimi tahminleri hem duyarlılık analizi hem de ortalama yüzde hata (Mean Percentage Error-MPE) dağılımı sonuçlarına göre modelin en kararlı olduğu alan olarak tanımlanmıştır. Bu da modelin laboratuvar koşullarında ilgili parametreye uyarlanabilirliğini yansıtmaktadır. Katman kalınlığı ve dolgu oranı gibi yapısal parametrelerin mekanik dayanım üzerindeki etkisi model tarafından yakalanmış olup, regresyon sonuçlarındaki sapmaların incelenen parametre uzayında dar bir aralıkta kaldığı gösterilmiştir. Buna karşılık, elastikiyet modül parametresindeki hata artışının, elastikiyet modülünün katmanlar arası soğutma oranları ve termal gradyanlar gibi anlık fiziksel değişikliklere duyarlılığından kaynaklandığı düşünülmektedir.

Şekil 4.16b, malzeme bazlı performans verilerini göstererek, polimer tipinin tahmin doğruluğundaki belirleyici rolünü ortaya koymaktadır. PLA, PLA+ ve PETG gibi sert termoplastiklerdeki nispeten düşük hata oranları, kararlı termal davranışlarından kaynaklanmaktadır. Yüksek elastikiyete ve termal büzülmeye eğilim gösteren TPU, PP ve rPET gibi filamentlerde daha yüksek hata oranları gözlemlenmiştir. Bu malzemelerin doğrusal olmayan deformasyon özelliklerinden kaynaklanan tahmin sürecinin yapısal karmaşıklığının bir sonucu olduğu düşünülmektedir. Bu doğal termodinamik kısıtlamaları yapay olarak aşmak veya maskelemek yerine, model bu fiziksel davranışı yansıtmaktadır. Modelin, operatörleri bu özel yüksek deformasyonlu malzemelerin hedefli baskı öncesi parametre optimizasyonuna ihtiyaç duyduğu konusunda uyaran bir teşhis aracı olarak kullanılabilirliğini desteklemektedir.

Şekil 4.16c, modelin farklı ölçeklerdeki performansını gösteren gerçek değerlerin ve tahminlerin logaritmik dağılımını göstermektedir. Önerilen mimari, kopma uzaması gibi mikro 10^{-2} değerlerini eşdeğer doğrulukla ve maksimum gerilim gibi makro 10^{5} değerlerini işleyerek geniş bir çalışma aralığı sergilemektedir. Verilerin, örneklerin çoğunluğu için ideal (y = x) çizgisi etrafında hizalandığı gözlemlenmiştir. Bu, modelin incelenen alan içindeki geniş bir çalışma parametresi aralığında tutarlı sonuçlar ürettiğini göstermektedir.

Şekil 4.16d, sistemin kararlılığının bir kutu grafiğini göstermekte ve hata dağılımının kontrollü bir bant içinde ne ölçüde yer aldığını ortaya koymaktadır. Medyan hataların çoğu malzeme grubunda %10 eşiğini aşmaması, önerilen mimarinin mevcut kurulum içindeki sağlamlığını göstermektedir. Fonksiyonel özellikleri bakımından farklılık gösteren PLA-şeffaf ve PLA-fosfor örneklerinde, aykırı değerlerin azlığı, hiyerarşik yapının heterojen veri kümelerinden varyansı yönetme yeteneğiyle tutarlıdır.

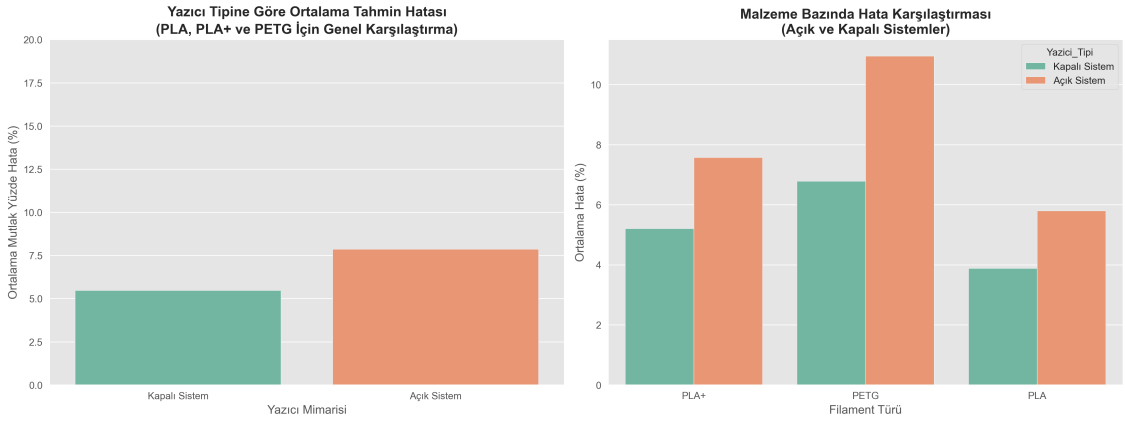
4.1.2.6 Yazıcı Sistemine Dayalı Performans Analizi

Model kararlılığı üzerindeki donanım varyasyonlarının etkisini belirlemek için hem açık kasa hem de kapalı kasa sistemlerinde yaygın olarak kullanılan PLA, PLA+ ve PETG filamentleri üzerinde karşılaştırmalı bir analiz yapılmıştır (Şekil 4.17). Bu yaklaşım, incelenen kurulumda yazıcı mimarisinin ve termal ortam kontrolünün kalite üzerindeki etkisini ölçmek için malzeme değişkenlerini stabilize eden bir yöntemi izlemektedir. Sunulan ortalama hata sonuçları, HMQ-ES-Stack-GBR modelinin test verilerinin filtrelenmesiyle derlenmiştir.

Şekil 4.17a, ölçülen ortalama hata marjının kapalı sistemlerde %5,48 ve açık sistemlerde %7,86 olduğunu göstermektedir. Bu sonuçlar, açık sistemlere olan tercihin, bu özel malzemeler için hata marjını yaklaşık %43 oranında olumsuz etkilediğini göstermektedir. Açık sistemler, ortam koşullarına bağlı olarak ani sıcaklık değişimlerine ve kontrolsüz hava akışına duyarlıdır. Bu süreçler tarafından üretilen stokastik gürültü (fiziksel belirsizlik), modelin öğrenme sürecini karmaşıklaştırabilmektedir. Bu nedenle kontrollü termal ortamlara kıyasla elde edilebilir doğruluğu sınırlayabilmektedir.

Şekil 4.17b, termodinamik özelliklerin model performansı üzerindeki etkisinin malzemeye özgü analizlerle değerlendirildiğini göstermektedir. Bu sonuçlar, modelin baskı ortamının neden olduğu fiziksel varyasyonları kısmen hesaba kattığını göstermektedir. Termal büzülmeye ve katmanlar arası soğuma hızına duyarlılığıyla bilinen PETG, açık sistemlerde kapalı sistemlere kıyasla daha yüksek ortalama hatalar sergilemiştir. Bu mikro sapmaların tahmin sürecine dahil edilmesi, sistemin karmaşık fiziksel süreçleri belirli bir ölçüde yansıtabildiğini göstermektedir. HMQ-ES-Stack-GBR

mimarisinin mekanik gürültüyü yönettiğini ve mevcut deneysel tasarım altında tutarlı bir tahmin tabanı sağladığını göstermektedir.



Şekil 4.17 PLA, PLA+ ve PETG malzemeleri üzerinde açık ve kapalı 3B yazıcıların performans analizi: (a) Genel tahmin hatası dağılımı, (b) Malzeme bazlı tahmin hatası dağılımının karşılaştırılması.

4.1.3. Optimizasyon Sonuçları

Bu bölümde, FDM tabanlı 3B baskı süreçlerinde farklı filament türleri için optimum üretim parametrelerinin belirlenmesine yönelik malzeme bazlı optimizasyon analizleri gerçekleştirilmiştir. Optimizasyon işlemlerinde, üretim parametreleri ile kalite çıktıları arasındaki karmaşık ve doğrusal olmayan ilişkilerin modellenebilmesi amacıyla hibrit makine öğrenmesi modeli ile birlikte NSGA-II, PSO ve GWO optimizasyon algoritmaları kullanılmıştır. Analizler açık ve kapalı sistem yazıcı verileri üzerinden ayrı ayrı yürütülmüştür. Böylece yazıcı mimarisinden kaynaklanabilecek çevresel ve termal farklılıkların optimizasyon sonuçları üzerindeki etkisinin azaltılması amaçlanmıştır.

4.1.3.1 Malzeme Bazlı Optimum Parametre Kombinasyonları

Optimizasyon sürecinde katman kalınlığı, yazdırma hızı, dolgu yoğunluğu ve dolgu deseni parametreleri değerlendirilmiştir. Amaç fonksiyonu kapsamında yüzey pürüzlülüğünün minimize edilmesi; sertlik, maksimum gerilme, kopma uzaması ve elastisite modülünün ise maksimize edilmesi hedeflenmiştir. Bu doğrultuda, her filament türü kendi parametre aralığı içerisinde ayrı olarak optimize edilmiş ve malzemeye özgü

optimum parametre kombinasyonları belirlenmiştir. Sonuçlar incelendiğinde, optimum üretim parametrelerinin kullanılan malzeme türüne bağlı olarak önemli farklılıklar gösterdiği belirlenmiştir. Bu durum, FDM süreçlerinde malzeme özelliklerinin mekanik ve fiziksel kalite çıktıları üzerinde belirleyici bir etkiye sahip olduğunu göstermektedir. Ayrıca tüm malzemeler için ortak tek bir optimum parametre bölgesinin bulunmadığı, her filament türünün farklı üretim davranışı sergilediği görülmüştür.

TPU filamentinde elde edilen sonuçlar incelendiğinde, Zigzag dolgu deseninin, orta seviyedeki katman kalınlığı ve yüksek dolgu yoğunluğu ile birlikte en yüksek optimizasyon skorlarını ürettiği belirlenmiştir. TPU malzemesinin yüksek deformasyon kapasitesi ve kopma uzaması değerleri nedeniyle optimizasyon çıktılarında diğer filament türlerine göre daha yüksek skor değerleri elde edilmiştir. Bununla birlikte, TPU filamentinde yüzey pürüzlülüğü değerlerinin diğer bazı filament türlerine göre daha yüksek olduğu görülmüştür.

PLA ve PLA+ filamentlerinde düşük katman kalınlığı ve yüksek dolgu yoğunluğu kombinasyonlarının mekanik performansı artırdığı belirlenmiştir. Özellikle PLA+ filamentinde yüksek sertlik ve elastisite modülü değerleri elde edilmiştir. PLA-CF filamentinde ise karbon fiber katkısının etkisiyle daha düşük yüzey pürüzlülüğü değerleri gözlemlenmiş ve yüzey kalitesi açısından avantajlı sonuçlar elde edilmiştir. ABS filamentinde yüksek dolgu yoğunluğu ve orta-yüksek baskı hızlarının mekanik dayanım açısından olumlu sonuçlar oluşturduğu görülmüştür. PETG filamentinde ise Zigzag dolgu deseninin mekanik performans ile yüzey kalitesi arasında daha dengeli sonuçlar ürettiği belirlenmiştir. rPET ve PP filamentlerinde diğer mühendislik filamentlerine kıyasla daha düşük mekanik performans değerleri elde edilmiş olup, bu durumun malzemelerin yapısal özelliklerinden kaynaklandığı değerlendirilmiştir.

Optimizasyon algoritmalarının performansları karşılaştırıldığında, PSO algoritmasının çoğu malzeme türünde daha yüksek optimizasyon skorları ürettiği görülmüştür. GWO algoritması özellikle TPU, PLA+ ve PLA-CF filamentlerinde daha başarılı sonuçlar vermiştir. NSGA-II algoritması ise rekabetçi sonuçlar üretmesine rağmen bazı malzemelerde diğer algoritmaların gerisinde kalmıştır. Bu sonuçlar, PSO algoritmasının

mevcut parametre uzayında daha kararlı optimum bölgeler belirleyebildiğini göstermektedir.

Çizelge 4.4'de malzeme bazlı optimum parametre kombinasyonları ve ilgili kalite çıktıları sunulmaktadır. Sonuçlar genel olarak değerlendirildiğinde, malzeme bazlı optimizasyon yaklaşımının FDM süreçlerinde daha gerçekçi ve uygulanabilir sonuçlar sunduğu görülmektedir. Ayrıca, optimum parametre kombinasyonlarının malzemeye bağlı olarak değişmesi, üretim süreçlerinde evrensel bir parametre seti yerine malzemeye özgü optimizasyon stratejilerinin kullanılmasının daha uygun olduğunu ortaya koymaktadır.

Çizelge 4.4 Malzeme bazlı optimum parametre kombinasyonları.

Malzeme	En iyi algoritma	Dolgu deseni	Katman kalınlığı (mm)	Hız (mm/s)	Dolgu yoğunluğu (%)	Pürüzlülük (µm)	Sertlik (Shore D)	Maksimum gerilme (kPa)	Kopma uzaması (mm/mm)	Elastikiyet modül (MPa)	Optimizasyon skoru
TPU	NSGA-II	Zigzag	0,30	30,19	79,23	4,11	34,67	32855,90	4,2386	297,57	490,25
PLA+	PSO	QuarterC	0,22	51,77	80,00	4,58	78,96	50570,28	0,0138	4280,94	169,14
PLA-şeffaf	GWO	Zigzag	0,23	55,45	80,00	5,31	81,50	48983,38	0,0138	4210,60	168,66
PLA	PSO	Zigzag	0,29	43,15	80,00	5,77	80,22	44438,96	0,0121	4169,40	161,79
PLA fosfor	GWO	Zigzag	0,23	36,48	80,00	5,24	81,74	46061,43	0,0131	3779,74	161,68
PLA-CF	PSO	Triangles	0,30	60,12	66,66	4,87	77,75	31934,11	0,0085	4396,80	149,63
ABS	GWO	Zigzag	0,26	53,79	20,00	7,23	77,92	39089,77	0,0155	3392,38	145,25
PETG	PSO	Zigzag	0,30	50,37	80,00	5,17	73,68	44062,41	0,0185	2675,99	141,18
rPET	NSGA-II	Triangles	0,25	69,58	20,80	5,36	55,75	33004,79	0,0176	2732,74	112,49
PP	GWO	Grid	0,25	61,42	20,00	3,09	35,69	13043,73	0,0140	1929,23	66,34
PLA+ (açık)	NSGA-II	Triangles	0,21	57,42	78,28	3,88	83,01	43868	0,0119	4097	165,17
PLA (açık)	NSGA-II	Triangles	0,21	63,66	78,15	4,02	81,74	42809	0,0125	4007	161,84
PETG (açık)	PSO	Zigzag	0,25	44,60	22,04	4,40	76,57	40304	0,0183	3426	148,56

4.1.3.2 Optimizasyon Algoritmalarının Karşılaştırılması

Kapalı sistem yazıcı sonuçları incelendiğinde, PSO algoritmasının çoğu filament türünde daha yüksek optimizasyon skorları ürettiği görülmüştür. Özellikle PLA+, PLA ve PETG filamentlerinde PSO algoritmasının daha dengeli mekanik performans ve yüzey kalite kombinasyonları oluşturduğu belirlenmiştir. PSO algoritmasının parametre uzayında daha kararlı bölgelerde yoğunlaştığı ve özellikle orta seviyedeki baskı hızları ile yüksek dolgu yoğunluğu bölgelerinde başarılı sonuçlar ürettiği gözlemlenmiştir. GWO algoritmasının ise TPU, PLA fosfor, ABS ve PP filamentlerinde daha başarılı sonuçlar verdiği görülmüştür. Özellikle TPU filamentinde GWO algoritmasının yüksek kopma uzaması değerlerini koruyarak daha yüksek optimizasyon skorları oluşturduğu belirlenmiştir. Ayrıca ABS filamentinde GWO algoritmasının daha düşük baskı hızları ve düşük dolgu yoğunluğu bölgelerinde optimum çözümler ürettiği gözlemlenmiştir. NSGA-II algoritması bazı filament türlerinde rekabetçi sonuçlar üretmesine rağmen genel olarak PSO ve GWO algoritmalarına kıyasla daha düşük optimizasyon skorları oluşturmuştur. Bununla birlikte NSGA-II algoritmasının parametre uzayını daha geniş biçimde taradığı ve farklı optimum bölgeleri keşfetme açısından avantaj sağladığı değerlendirilmiştir.

Açık sistem yazıcı sonuçları incelendiğinde, PLA+ filamentinde NSGA-II algoritmasının en yüksek optimizasyon skorunu ürettiği belirlenmiştir. PLA filamentinde de benzer şekilde NSGA-II algoritmasının daha başarılı sonuçlar verdiği görülmüştür. Buna karşılık PETG filamentinde PSO algoritmasının daha yüksek performans sağladığı belirlenmiştir. Bu durum, farklı optimizasyon algoritmalarının farklı malzeme yapılarında değişen performans davranışları gösterebildiğini ortaya koymaktadır.

Algoritmaların genel performansları değerlendirildiğinde, PSO algoritmasının parametre uzayında daha kararlı optimum bölgeler belirleyebildiği, GWO algoritmasının ise özellikle elastik ve deformasyon kapasitesi yüksek filamentlerde daha başarılı sonuçlar ürettiği görülmüştür. NSGA-II algoritması ise daha geniş çözüm uzayı taraması gerçekleştirmesine rağmen bazı durumlarda diğer algoritmaların gerisinde kalmıştır.

4.1.3.3 Parametre–Kalite İlişkileri

Katman kalınlığı, yazdırma hızı, dolgu yoğunluğu ve dolgu deseni gibi temel üretim parametrelerinin; yüzey pürüzlülüğü, sertlik, maksimum gerilme, kopma uzaması ve elastisite modülü üzerindeki etkileri sonucunda, üretim parametreleri ile kalite çıktıları arasında doğrusal olmayan ve malzemeye bağlı değişken ilişkiler bulunduğu belirlenmiştir.

Katman kalınlığının yüzey kalitesi üzerinde doğrudan etkili olduğu görülmüştür. Genel olarak düşük katman kalınlığı değerlerinde daha düşük yüzey pürüzlülüğü elde edilirken, katman kalınlığının artması ile birlikte yüzey kalitesinin olumsuz yönde etkilendiği belirlenmiştir. Bunun temel nedeni, katman yüksekliğinin artmasına bağlı olarak katman geçişlerinin daha belirgin hale gelmesi ve yüzeyde merdiven etkisinin oluşmasıdır. Özellikle PLA-CF ve PLA+ filamentlerinde düşük katman kalınlığı bölgelerinde daha başarılı yüzey kalitesi sonuçları elde edilmiştir.

Yazdırma hızının mekanik performans üzerinde daha etkili olduğu görülmüştür. Düşük ve orta seviyedeki baskı hızlarında katmanlar arası bağlanmanın daha kararlı gerçekleştiği ve bunun sonucunda maksimum gerilme ile elastisite modülü değerlerinin arttığı belirlenmiştir. ABS ve PETG filamentlerinde yüksek baskı hızlarının yüzey kalitesi üzerinde olumsuz etkiler oluşturduğu belirlenmiştir.

Dolgu yoğunluğunun mekanik dayanım üzerinde belirleyici parametrelerden biri olduğu görülmüştür. Genel olarak dolgu yoğunluğu arttıkça maksimum gerilme, sertlik ve elastisite modülü değerlerinin yükseldiği belirlenmiştir. Bununla birlikte çok yüksek dolgu yoğunluğu değerlerinde üretim süresinin arttığı ve bazı filament türlerinde iç gerilme kaynaklı kalite problemlerinin oluşabildiği gözlemlenmiştir. PLA, PLA+ ve PLA fosfor filamentlerinde yaklaşık %80 dolgu yoğunluğu bölgelerinde optimum mekanik performans elde edilmiştir.

Dolgu deseninin hem mekanik özellikler hem de yüzey kalitesi üzerinde etkili olduğu görülmüştür. Zigzag ve Triangles dolgu desenlerinin çoğu filament türünde daha dengeli mekanik performans sağladığı belirlenmiştir. Özellikle TPU filamentinde Zigzag dolgu deseninin yüksek kopma uzaması değerleri oluşturduğu görülmüştür. PLA-CF

filamentinde ise Triangles dolgu deseninin daha düşük yüzey pürüzlülüğü sağladığı belirlenmiştir.

Filament türüne bağlı olarak parametre etkilerinin değiştiği gözlemlenmiştir. TPU gibi elastik filamentlerde baskı hızının ve dolgu deseninin deformasyon davranışı üzerinde daha belirleyici olduğu görülürken, PLA tabanlı filamentlerde katman kalınlığı ve dolgu yoğunluğunun mekanik dayanım üzerinde daha baskın etkiler oluşturduğu belirlenmiştir. PETG filamentinde ise baskı hızının yüzey kalitesi ve mekanik dayanım arasındaki dengeyi etkileyen önemli bir parametre olduğu görülmüştür.

Elde edilen sonuçlar genel olarak değerlendirildiğinde, FDM süreçlerinde üretim parametrelerinin kalite çıktıları üzerinde doğrudan ve birbiriyle etkileşimli etkiler oluşturduğu belirlenmiştir. Ayrıca aynı parametre kombinasyonlarının farklı filament türlerinde farklı kalite davranışları oluşturduğu görülmüştür. Bu durum malzemeye özgü optimizasyon yaklaşımının gerekliliğini ortaya koymuştur.

4.2 Süreç İçi Hata Tahmin Modülü Derin Öğrenme Sonuçları

Bu bölümde süreç içi hata tahmin modülünde kullanılan görüntü tabanlı derin öğrenme sisteminin deneysel sonuçları sunulmuştur. Modellerin veri seti üzerindeki sınıflandırma performansları, gerçek zamanlı süreç izleme kabiliyetleri ve kusur türlerine göre analiz sonuçları değerlendirilmiştir. Ayrıca veri seti yapısının model performansı üzerindeki etkileri incelenmiştir. Farklı hata sınıfları için elde edilen sonuçlar karşılaştırılmıştır.

4.2.1 Görüntü Veri Seti Analizi

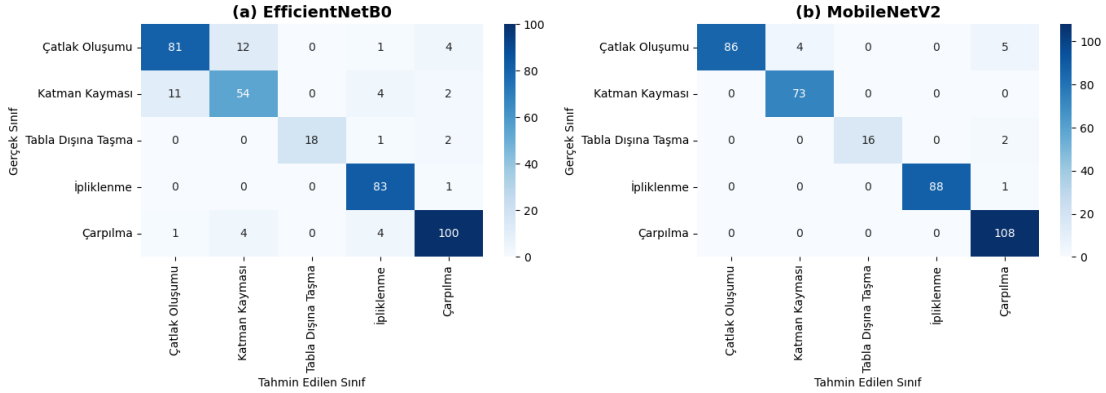
Çalışmada kullanılan veri seti toplam 1912 adet görüntüden oluşmaktadır. FDM tabanlı 3B baskı süreçlerinde sık karşılaşılan beş farklı kusur sınıfını içermektedir. Veri setinde çatlama, katman kayması, platform dışı baskı, ipliklenme ve çarpılma hata türleri yer almaktadır. Görseller farklı baskı koşulları, filament renkleri ve aydınlatma seviyelerinde elde edilmiştir.

Veri seti incelendiğinde sınıf dağılımının homojen olmadığı görülmektedir. Çarpılma ve çatlama sınıfları yüksek sayıda örnek içerirken, platform dışı baskı sınıfı daha düşük örnek sayısına sahiptir. Bu durum model eğitim sürecinde sınıf dengesizliği problemi oluşturmuştur. Özellikle az örnek içeren sınıflarda modelin genelleme performansının daha düşük olabileceği değerlendirilmiştir. Görüntüler üzerinde yapılan incelemelerde bazı kusur türlerinin görsel olarak birbirine benzediği belirlenmiştir. Özellikle çatlama ve katman kayması sınıfları ince çizgisel bozulmalar ve katman deformasyonları nedeniyle benzer morfolojik özellikler göstermektedir. Bu durum sınıflandırma sırasında bazı karışıklıklara neden olabilmektedir. Ayrıca veri setinde sarı, beyaz ve gri filamentler kullanılması farklı optik kontrast seviyeleri oluşturmuştur. Bununla birlikte farklı ışık koşullarına rağmen modellerin yüksek doğruluk oranı elde etmesi, geliştirilen sistemin çevresel değişimlere karşı belirli seviyede dayanıklılık gösterdiğini ortaya koymuştur.

4.2.2 Kusur Tespit Modeli Sonuçları

Çalışmada kullanılan EfficientNetB0 ve MobileNetV2 modelleri FDM baskı kusurlarının sınıflandırılması amacıyla değerlendirilmiştir. Deneysel sonuçlar MobileNetV2 modelinin daha yüksek performans gösterdiğini ortaya koymuştur. EfficientNetB0 modeli yaklaşık %87,7 doğruluk oranı elde etmiştir. Model özellikle ipliklenme ve çarpılma sınıflarında başarılı sonuçlar üretmiştir. Ancak çatlama ve katman kayması sınıflarında bazı karışıklıklar gözlemlenmiştir. Bunun temel nedeni iki kusur türünün görsel açıdan benzer deformasyon yapıları içermesidir. MobileNetV2 modeli ise yaklaşık %97 doğruluk oranı ile en başarılı performansı göstermiştir. Model özellikle katman kayması ve çarpılma sınıflarında hatasız veya hataya çok yakın sınıflandırma sonuçları elde etmiştir. Ayrıca tüm sınıflarda dengeli precision, recall ve F1-score değerleri üretmiştir.

Sınıf bazlı değerlendirmelerde MobileNetV2 modelinin tüm kusur türlerinde %94 üzerinde F1-score değerine ulaştığı görülmüştür. Bu durum modelin yalnızca belirli sınıflarda değil, tüm veri seti genelinde dengeli performans sergilediğini göstermektedir. EfficientNetB0 ve MobileNetV2 modellerinin sınıflandırma performansları karışıklık matrisi analizleri ile değerlendirilmiştir. Şekil 4.18'de her iki modele ait hata sınıflandırma sonuçları sunulmaktadır.



Şekil 4.18 EfficientNetB0 (a) ve MobileNetV2 (b) modellerinin hata sınıflandırma performansını gösteren karışıklık matrisleri.

Şekil 4.18 (a) incelendiğinde EfficientNetB0 modelinin özellikle çatlama ve katman kayması sınıfları arasında karışıklık yaşadığı görülmektedir (Aktepe ve Ergün, 2026a). Bunun temel nedeni bu kusur türlerinin benzer görsel deformasyon özellikleri içermesidir. Buna karşılık Şekil 4.18 (b)'de MobileNetV2 modelinin tüm sınıflarda daha dengeli ve yüksek doğrulukta sonuçlar ürettiği görülmektedir. Daha derin bir model olan EfficientNetB0'ın daha başarılı olması beklense de EfficientNetB0 gibi çok parametreli ve derin mimariler, orta ölçekli veri kümelerinde eğitildiklerinde veri setindeki gürültüleri ezberlemeye ve lokal minimumlara düşmeye daha yatkındır (M. Tan ve Le, 2019). MobileNetV2 ise daha optimize ve hafif parametre yapısıyla (Abdulshahed ve Wafa, 2025) mevcut veri ölçeğine daha iyi uyum sağlayarak aşırı öğrenme riskini azaltarak daha yüksek genelleme kabiliyeti göstermiştir.

Tüm bu bulgular performans metrikleriyle birlikte Çizelge 4.5'te ayrıntılı olarak sunulmuştur. MobileNetV2 modeli, özellikle yeterli veriye sahip sınıflarda yüksek doğruluk elde ederken, dengesiz sınıf dağılımlarına veya az sayıda örneğe sahip sınıflarda performansı sınırlıdır. Sınıf ağırlıklandırması uygulanmış olmasına rağmen, destek değerlerinin gösterdiği gibi veri seti dengesiz kalmaktadır. Bu dengesizlik, özellikle geri çağırma oranının nispeten daha düşük olduğu platform dışı gibi azınlık sınıfları için model performansını etkilemektedir.

Buna karşılık, çoğunluk sınıfları daha istikrarlı ve daha yüksek F1 puanları elde etme eğilimindedir. Bu, modelin iyi temsil edilen sınıflara doğru eğilim gösterdiğini ve azınlık

sınıflarındaki sınırlı örneklerin ayırt edici özelliklerin öğrenilmesini kısıtladığını göstermektedir. Ayrıca, veri setinde bulunan çevresel parametrelerin model performansını etkileyebileceği değerlendirilmiştir. Veri seti, farklı optik kontrast seviyelerini temsil eden sarı, gri ve beyaz filamentlerden oluşmaktadır. Düşük kontrastlı malzemelere (gri ve beyaz) ve değişen aydınlatma koşullarına (parlak ve normal) rağmen, modeller %97'lik yüksek bir doğruluk oranını korumuştur. Ancak, nozüle paralel sabit bir kamera açısı, tutarlı özellik çıkarımını destekleyen standart bir bakış açısı sağlamıştır. Bu sonuçlar, modelin veri kümesi koşulları altında çevresel değişimlere karşı bir miktar direnç gösterdiğini ortaya koymaktadır.

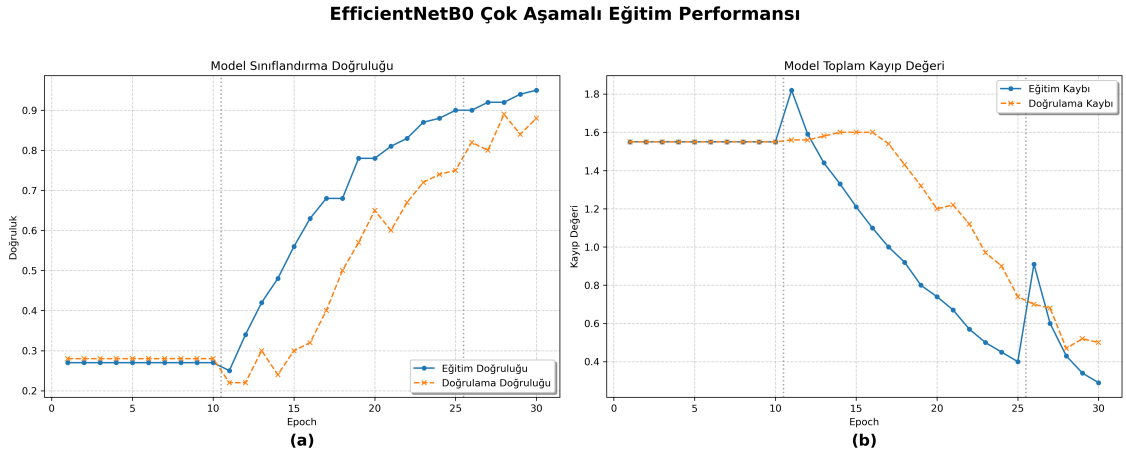
Çizelge 4.5 Süreç içi hata tahmin modülü performans ölçütleri.

	Precision		**Recall**		**F1-Score**		**Support**	
	EfNetB0	**MNetV2**	**EfNetB0**	**MNtV2**	**EfNetB0**	**MNtV2**	**EfNetB0**	**MNtV2**
Çatlama	0,871	1,00	0,827	0,91	0,848	0,95	98	95
Katman kayması	0,771	0,95	0,761	1,00	0,766	0,97	71	73
Platform dışı baskı	0,999	1,00	0,857	0,89	0,923	0,94	21	18
İplklenme	0,892	1,00	0,988	0,99	0,938	0,99	84	89
Çarpılma	0,917	0,93	0,917	1,00	0,917	0,96	109	108
Makro Ortalama	0,890	0,98	0,870	0,96	0,878	0,96	383	383
Ağırlıklı Ortalama	0,878	0,97	0,877	0,97	0,876	0,97	383	383

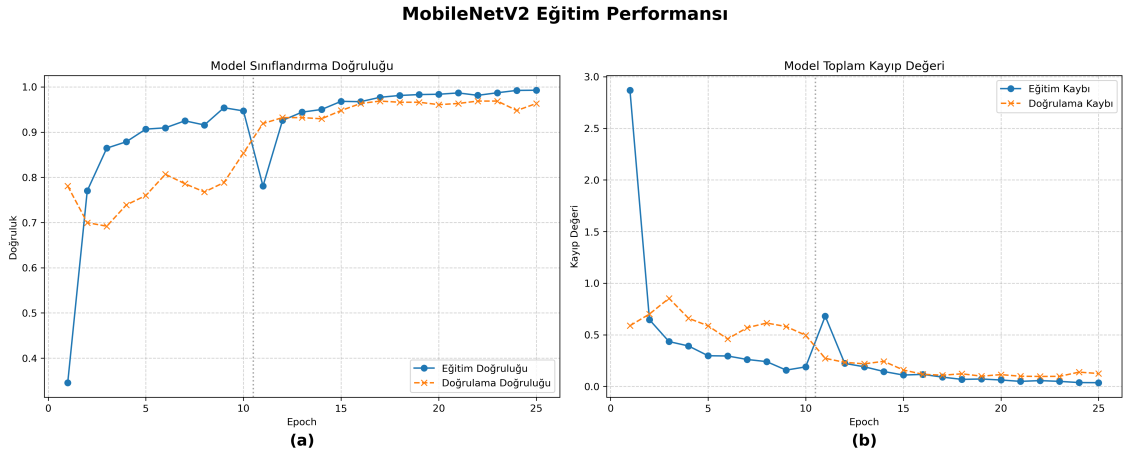
* EfficientNetB0 (EfNetB0) ve MobileNetV2 (MNtV2) şeklinde kısaltılmıştır.

EfficientNetB0 modelinin grafikleri (Şekil 4.19), ilk 10 eğitim döngüsü boyunca ağırlık optimizasyonunda bir plato noktasına ulaştığını göstermektedir. 10. döngüden itibaren kayıpta keskin bir düşüş ve doğrulukta doğrusal bir artış gözlemlenmiştir. Bu, kullanılan öğrenme oranının veya başlangıç ağırlıklarının bu noktadan itibaren etkili hale geldiğini göstermektedir. Eğitim ve doğrulama eğrileri arasındaki fark, modelin makul bir genelleme seviyesine sahip olduğunu, ancak 25. döngüden sonra hafif bir aşırı uyum eğilimi gösterdiğini göstermektedir. MobileNetV2, ilk 5 epoch içinde %90 doğruluk eşiğini aşarak hızlı bir yakınsama sergiledi. 11. epoch civarında gözlemlenen ani yükseliş, gradyan patlamasından veya veri kümesindeki gürültülü bir grubun işlenmesinden

kaynaklanıyor olabilir; ancak modelin bu sapmaya karşı hızlı toleransı, mimarinin sağlamlığını göstermektedir. Son aşamada %95'in üzerinde sabitlenen doğrulama doğruluğu, MobileNetV2'nin bu görev için optimize edildiğini göstermektedir (Aktepe ve Ergün, 2026a) (Şekil 4.20).



Şekil 4.19 EfficientNetB0 modelinin sınıflandırma doğruluğu (a) ve modelin toplam kaybı (b).



Şekil 4.20 MobileNetV2 modelinin sınıflandırma doğruluğu (a) ve modelin toplam kaybı (b).

Grafiklere dayanarak, MobileNetV2 mimarisinin hem yakınsama hızı hem de nihai doğruluk açısından EfficientNetB0'dan daha iyi performans gösterdiği belirlenmiştir. EfficientNetB0'ın başlangıçtaki durağanlığı hiperparametre optimizasyonu ile iyileştirilebilse de, MobileNetV2 mevcut haliyle daha güvenilir performans sunmaktadır. Çizelge 4.6, seçilen parametreler için iki modelin karşılaştırmasını sunmaktadır.

Çizelge 4.6 EfficientNetB0 modeli ve MobileNetV2'nin karşılaştırılması.

Parametre	**EfficientNetB0**	**MobileNetV2**
Öğrenme Oranı	Düşük	Yüksek /
Yakınsama Davranışı	Gecikmeli Başlangıç	Hızlı Başlangıç
Nihai Doğrulama Doğruluğu	~%88 (30. epokta)	~%97 (25. epokta)
Kayıp (Loss) Optimizasyonu	Kademeli Azalma	Keskin ve Hızlı Azalma
Kararlılık Noktası	20. epok sonrasında	5. epok sonrasında

5. TARTIŞMA ve SONUÇ

5.1 Süreç Sonrası Kalite Tahmin Modülü

Literatürde süreç sonrası kalite tahminine yönelik çalışmalar incelendiğinde (Çizelge 5.1), çoğu araştırmanın tek bir malzeme türü ve sınırlı veri setleri üzerinde gerçekleştirildiği görülmektedir.

Selvan ve arkadaşları (2024), yalnızca PLA malzemesi kullanarak 27 numune üzerinden ANN modeli ile yüzey pürüzlülüğü ve çekme dayanımı tahmini gerçekleştirmiştir.

Özkül ve arkadaşları (2025), ABS malzemesi üzerinde 27 numune ile KSTAR ve MLP modellerini kullanarak sertlik, yüzey pürüzlülüğü, çekme dayanımı ve eğilme dayanımı tahminleri yapmıştır.

Soundararajan ve arkadaşları (2025) PLA+ malzemesi için RF ve J48 algoritmalarını kullanırken, Kartal (2025) ceviz kabuğu katkılı PLA kompozitleri üzerinde RF modeli ile mekanik özellik tahmini gerçekleştirmiştir. Benzer şekilde Ege ve arkadaşları (2023) ile Jayasudha ve arkadaşları (2022), yalnızca PLA malzemesi kullanarak XGB modeli ile çekme dayanımı tahminine odaklanmıştır.

Bunun yanında Jatti ve arkadaşları (2022) ile Tandon ve arkadaşları (2024), doğrusal olmayan regresyon tabanlı yaklaşımlar kullanmıştır. Ancak bu çalışmaların büyük bölümü sınırlı örnek sayısı, tek malzeme türü ve dar parametre aralıkları nedeniyle gerçek üretim koşullarındaki değişkenliği tam olarak temsil edememesiyle sınırlı kalmıştır.

Bu çalışmada ise literatürdeki mevcut çalışmalardan farklı olarak PLA+, PLA, PETG, ABS, TPU, PLA-CF, PLA-PHOS, PLA-CLR, rPET ve PP olmak üzere toplam 10 farklı filament türü kullanılarak 500 fiziksel numuneden oluşan kapsamlı bir veri seti oluşturulmuştur. Böylece yalnızca standart termoplastikler değil, elastomerik ve kompozit filament grupları da çalışmaya dahil edilmiştir. Ayrıca açık ve kapalı kasa yazıcı sistemlerinin birlikte kullanılması sayesinde sistem kaynaklı termal ve çevresel etkilerin veri setine yansıtılması sağlanmıştır. Bu durum, geliştirilen süreç sonrası sistemin

literatürdeki benzer çalışmalara kıyasla daha heterojen ve gerçek üretim koşullarını temsil eden bir yapıya sahip olduğunu göstermektedir. Modelleme aşamasında geliştirilen HMQ-ES-Stack-GBR hibrit mimarisi kullanılarak maksimum gerilme, kopma uzması, elastikiyet modülü, sertlik ve pürüzlülük çıktıları tahmin edilmiştir. Elde edilen sonuçlarda tüm hedeflerde modelin ortalama başarı oranı 0,98 doğruluk olarak elde edilmiştir. Özellikle yüzey pürüzlülüğü gibi fiziksel olarak karmaşık bir parametrede elde edilen yüksek performans, stacking tabanlı hibrit yapının doğrusal olmayan ilişkileri etkili şekilde öğrenebildiğini göstermektedir.

Literatürdeki birçok çalışmada yalnızca tek bir mekanik özelliğin tahmini yapılırken, bu çalışmada birden fazla mekanik ve fiziksel özelliğin aynı model yapısı içerisinde değerlendirilmesi bu çalışmayı literatürdeki çalışmalardan farklı kılmaktadır. Bunun yanında çalışmada geliştirilen süreç sonrası sistem yalnızca tahmin modeli olarak bırakılmamış, kullanıcı dostu bir arayüz ile desteklenerek karar destek sistemi yapısına dönüştürülmüştür. Geliştirilen arayüz sayesinde kullanıcılar malzeme türü ve baskı parametrelerini sisteme girerek mekanik ve fiziksel kalite çıktılarının tahmini sonuçlarını görüntüleyebilmektedir. Böylece sistem, yalnızca akademik amaçlı bir modelleme yaklaşımı olmaktan çıkarılarak baskı öncesi parametre seçimine yardımcı olan uygulamalı bir karar destek mekanizması haline getirilmiştir. Bu yapı sayesinde kullanıcıların deneme-yanılma sürecini azaltması, malzeme ve enerji kaybını minimize etmesi ve üretim sürecinde daha uygun parametre kombinasyonlarını seçebilmesi hedeflenmiştir.

Sonuç olarak geliştirilen süreç sonrası sistem; çok malzemeli veri yapısı, hibrit stacking tabanlı makine öğrenmesi mimarisi ve kullanıcı arayüzü destekli karar destek sistemi yaklaşımı ile literatürdeki mevcut çalışmalardan ayrılmaktadır. Bu yönüyle çalışma, 3B baskı süreçlerinde baskı sonrası kalite tahmini ve baskı öncesi parametre optimizasyonu açısından endüstriyel uygulamalara uyarlanabilir bir yaklaşım sunmaktadır.

Çizelge 5.1 Süreç sonrası kalite tahmin modülü literatürle karşılaştırılması.

Çalışmalar	Malzeme(ler)	Numune Sayısı	En İyi Model	Hedef Değişken (R^2 veya Yüzde Hata)
(Selvan vd., 2024)	PLA	27	ANN	Yüzey pürüzlülüğü (Yüzde hata = %0,71) Çekme dayanımı (Yüzde hata = %1,77)
(Özkül vd., 2025)	ABS	27	KSTAR MLP	Sertlik (KSTAR, R^2 = 0,99) Yüzey pürüzlülüğü (KSTAR, R^2 = 0,92) Çekme dayanımı (MLP, R^2 = 0,99) Eğilme dayanımı (MLP, R^2 = 0,99)
(Soundararajan vd., 2025)	PLA+	42	RF ve J48	Yüzey pürüzlülüğü ($R^2 \approx$ 0,93–0,95)
(Kartal, 2025)	Ceviz kabuğu katkılı PLA	18	RF	Çekme dayanımı (R^2 = 0,92) Elastikiyet modülü (R^2 = 0,92)
(Ege vd., 2023)	PLA	68	XGB	Çekme dayanımı (R^2 = 0,94)
(Jayasudha vd., 2022)	PLA	27	XGB	Çekme dayanımı (R^2 = 0,97)
(Jatti vd., 2022)	PLA	31	Doğrusal Olmayan Regresyon	Çekme dayanımı (Yüzde hata = %2,977) Darbe dayanımı (Yüzde hata = %6,532) Eğilme dayanımı (Yüzde hata = %3,474)
(Tandon vd., 2024)	ABS, PLA, PLA+CF	20	Doğrusal Olmayan Regresyon	Çekme dayanımı (Yüzde hata = %8,98) Elastikiyet modülü (Yüzde hata = %4,39)
Bu çalışma	PLA+, PLA, PETG, ABS, TPU, PLA-CF, PLA-FOSFOR, PLA-ŞEFFAF, rPET, PP	500	HMQ-ES-Stack-GBR	Maksimum Gerilim (R^2 = 0,99) Kopma Uzaması (R^2 = 0,99) Elastikiyet Modülü (R^2 = 0,99) Sertlik (R^2 = 0,99) Yüzey Pürüzlülüğü (R^2 = 0,93)

5.2 Süreç İçi Hata Tespit Modülü

Literatürde süreç içi kalite kontrol çalışmalarının büyük bölümü görüntü işleme ve derin öğrenme tabanlı hata tespitine odaklanmaktadır (Çizelge 5.2). Kadam ve arkadaşları (2021), katman bazlı baskı görüntülerini kullanarak önceden eğitilmiş CNN modelleri ile klasik makine öğrenmesi algoritmalarını birleştirmiş ve AlexNet+SVM modeli ile %99,70 doğruluk elde etmiştir. Ancak çalışma yalnızca kusurlu ve kusursuz baskı ayrımına odaklanmış olup çoklu hata sınıflandırmasını kapsamamaktadır. Hu ve arkadaşları (2024) ise 1912 hata görüntüsünden oluşan veri seti üzerinde YOLOv8 tabanlı hafif bir gerçek zamanlı hata tespit modeli geliştirmiştir. Performansı mAP50=97,5'tur. Bu yaklaşım daha çok gerçek zamanlı nesne tespiti ve hız optimizasyonuna odaklanmaktadır. Verana ve arkadaşları (2021), sensör veri akışları kullanarak CNN tabanlı bir sistem geliştirmiş ve SVM ile ANN modellerine göre daha yüksek performans elde etmiştir. Ancak sensör tabanlı yapıların ek donanım gereksinimi ve maliyet artışı gibi dezavantajları bulunmaktadır. Bhandarkar ve arkadaşları (2025) ise DenseNet121, MobileNetV2, ResNet50, VGG16 ve XceptionNet gibi transfer öğrenme tabanlı CNN mimarilerini kullanarak çatlama, ipliklenme ve çatlama gibi çoklu hata sınıflarını tespit etmiş ve MobileNetV2 modeli ile %98,90 doğruluk elde etmiştir. Bununla birlikte çalışma daha çok model performansına odaklanmış olup farklı mimarilerin düşük maliyetli uygulamalardaki kullanılabilirliği detaylı şekilde değerlendirilmemiştir.

Bu çalışmada ise literatürdeki mevcut çalışmalardan farklı olarak EfficientNetB0 ve MobileNetV2 transfer öğrenme mimarileri aynı veri seti üzerinde karşılaştırmalı olarak değerlendirilmiştir. Çalışmada kullanılan 1912 görüntüden oluşan veri seti ile çoklu hata sınıflandırması gerçekleştirilmiş ve MobileNetV2 modeli yaklaşık %97 doğruluk ile en başarılı sonuçları vermiştir. Hu ve arkadaşları (2024) ile aynı veri setinin kullanılması, geliştirilen sistemin literatürdeki güncel çalışmalarla doğrudan karşılaştırılabilmesini sağlamaktadır. Ancak mevcut çalışmanın temel farkı, yalnızca gerçek zamanlı hata tespitine odaklanmak yerine farklı transfer öğrenme mimarilerinin performans, hesaplama maliyeti ve uygulanabilirlik açısından analiz edilmesidir. Ayrıca literatürdeki birçok çalışmada yüksek doğruluk elde edilmesine rağmen, kullanılan modellerin hesaplama maliyeti ve donanım gereksinimleri çoğu zaman göz ardı edilmektedir. Bu çalışmada tercih edilen MobileNetV2 mimarisi, hafif yapısı sayesinde düşük donanım

gereksinimi ile çalışabilmekte ve mobil veya düşük maliyetli sistemlere entegrasyon açısından avantaj sağlamaktadır. Böylece çalışma, yalnızca doğruluk odaklı değil, aynı zamanda uygulanabilirlik ve sistem verimliliği açısından da literatüre katkı sunmaktadır.

Sonuç olarak, karmaşık sensör ağlarına ihtiyaç duymadan yalnızca görüntü işleme ve transfer öğrenme tabanlı derin öğrenme yöntemleri ile çoklu 3B baskı hatalarının tespit edilebileceğini göstermektedir. Aynı veri seti üzerinde farklı mimarilerin karşılaştırmalı analizi sayesinde çalışma, literatürdeki mevcut süreç içi kalite kontrol çalışmalarına göre daha kapsamlı bir değerlendirme yaklaşımı sunmaktadır.

Çizelge 5.2 Süreç içi hata tahmin modülü güncel literatürle karşılaştırılması.

Çalışma	Yöntem / Yaklaşım	Veri Seti / Girdi	Sınıf Türleri	Performans
(Kadam vd., 2021)	Önceden eğitilmiş CNN + Klasik sınıflandırıcılar (SVM, KNN, RF)	Katman bazlı 3B baskı görüntüleri	Hatalı / Hatasız	AlexNet + SVM: %99,70 doğruluk
(Hu vd., 2024)	Gerçek zamanlı hata tespiti için hafif CNN / YOLOv8	1912 hata görüntüsü	Çoklu hata türleri	mAP50 = %97,5
(Verana vd., 2021)	CNN	Sensör veri akışları	Çoklu hata türleri	SVM'ye göre %5,1, ANN'ye göre %25,7 daha yüksek başarı
(Bhandarkar vd., 2025)	Transfer öğrenme tabanlı CNN modelleri (DenseNet121, MobileNetV2, ResNet50, VGG16, XceptionNet)	3B baskı görüntüleri	Eğilme, İpliklenme, Çatlama	Çok sınıflı sınıflandırmada MobileNetV2 ile %98,90 doğruluk
Bu çalışma	Transfer öğrenme (EfficientNetB0 / MobileNetV2)	1912 hata görüntüsü	Çoklu hata sınıfları	MobileNetV2: yaklaşık %97 doğrulama doğruluğu (en iyi model)

5.3 Modüllerin Mühendislik Açısından Değerlendirilmesi

Bu tez kapsamında birbirini tamamlayan kalite optimizasyon sistemi, mühendislik açısından değerlendirildiğinde; veri temelli modelleme, süreç güvenilirliği, çoklu kalite çıktılarının eş zamanlı tahmini ve üretim süreçlerinin dijitalleştirilmesi bakımından

avantajlar sunmaktadır. Önerilen yapı, yalnızca deneysel sonuçların analiz edilmesine yönelik akademik bir model değil, aynı zamanda gerçek üretim ortamlarında kullanılabilecek uygulanabilir bir mühendislik yaklaşımı niteliği taşımaktadır.

FDM tabanlı üretim süreçleri; katman kalınlığı, baskı hızı, dolgu yoğunluğu, ekstrüzyon sıcaklığı ve malzeme türü gibi çok sayıda parametrenin eş zamanlı etkileşim gösterdiği karmaşık sistemlerdir. Bu parametreler arasındaki ilişkilerin çoğu doğrusal olmayan yapıda olduğundan, geleneksel istatistiksel yöntemler süreç davranışını tam olarak temsil etmekte yetersiz kalmaktadır. Bu çalışma kapsamında geliştirilen hibrit makine öğrenmesi modeli ise, yüksek boyutlu veri yapıları içerisindeki karmaşık ilişkileri öğrenerek farklı kalite çıktılarının yüksek doğrulukla tahmin edilmesini sağlamıştır. Modelin mühendislik açısından önemli yönlerinden biri, çok girişli çok çıkışlı sistem yapısına uygun şekilde tasarlanmış olmasıdır. Çekme dayanımı, yüzey pürüzlülüğü ve sertlik gibi birbirinden farklı kalite çıktılarının aynı model yapısı içerisinde tahmin edilebilmesi, üretim sürecinin bütüncül olarak değerlendirilmesine imkân tanımaktadır. Bu durum, tek bir kalite kriterine odaklanan geleneksel yaklaşımlara kıyasla daha gerçekçi bir üretim analizi sunmaktadır. Geliştirilen hibrit yapı, farklı algoritmaların güçlü yönlerini bir araya getirerek daha kararlı bir modelleme çerçevesi oluşturmuştur. Özellikle farklı malzemeler ve farklı yazıcı sistemleri altında elde edilen sonuçlar, modelin veri dağılımı değişimlerine karşı dayanıklı olduğunu göstermektedir. Çalışma kapsamında kullanılan yaklaşık 500 farklı kombinasyon ve 1500 numunelik veri seti, mühendislik uygulamalarında önemli olan istatistiksel güvenilirliği artırmıştır. Literatürde çoğu çalışmanın sınırlı veri setleri ile gerçekleştirildiği göz önüne alındığında, bu çalışma daha güçlü bir veri temsiliyeti sağlamaktadır. Bu durum, modelin aşırı öğrenme riskini azaltarak tahmin performansının daha güvenilir hale gelmesine katkı sağlamıştır.

Mühendislik açısından değerlendirildiğinde önemli bir diğer unsur, geliştirilen sistemin karar destek mekanizması olarak kullanılabilmesidir. Web tabanlı kullanıcı arayüzü sayesinde kullanıcılar, fiziksel üretim gerçekleştirmeden önce belirledikleri parametrelere bağlı kalite çıktıları hakkında hızlı tahminler alabilmektedir. Bu yapı; zaman, malzeme ve enerji tasarrufu sağlayarak üretim süreçlerinin daha verimli yönetilmesine katkıda bulunmaktadır. Ayrıca her seferinde test cihazlarına erişim sürecini kolaylaştırmıştır.

Buna ek olarak, süreç içi kalite kontrolüne yönelik geliştirilen görüntü tabanlı derin öğrenme yaklaşımı, üretim sırasında oluşabilecek kusurların erken aşamada tespit edilmesine imkân tanımaktadır. Böylece yalnızca süreç sonrası kalite değerlendirmesi değil, aynı zamanda süreç içi kalite izleme yaklaşımı da sisteme entegre edilmiştir. Bu durum, üretim güvenilirliği ve hata önleme mekanizmaları açısından mühendislik avantajı oluşturmaktadır.

Sonuç olarak geliştirilen hibrit yapı; veri temelli modelleme, çoklu kalite çıktılarının tahmini, süreç içi izleme ve karar destek mekanizmalarını aynı çatı altında birleştirerek FDM tabanlı 3B baskı üretim süreçlerine yönelik bütüncül bir mühendislik çözümü sunmaktadır.

5.4 Endüstriyel Uygulanabilirlik

Geliştirilen sistem, yalnızca akademik bir modelleme yaklaşımı olmanın ötesinde, endüstriyel üretim süreçlerine entegre edilebilecek uygulanabilir bir karar destek sistemi niteliği taşımaktadır. Modern üretim sistemlerinde kalite kontrol süreçleri büyük ölçüde deneysel bilgiye ve operatör tecrübesine dayanmaktadır. Özellikle FDM tabanlı üretim süreçlerinde uygun parametre kombinasyonlarının belirlenmesi çoğu zaman uzun süren deneme-yanılma uygulamalarını gerektirmektedir. Bu durum; zaman kaybı, yüksek malzeme tüketimi ve enerji maliyeti gibi problemlere neden olmaktadır. Bu tez kapsamında geliştirilen model, üretim öncesinde kalite çıktılarının tahmin edilmesine imkân tanıyarak bu kayıpların azaltılmasına katkı sağlamaktadır. Sistem, farklı üretim parametrelerinin kalite üzerindeki etkilerini hızlı biçimde analiz edebilmekte ve optimum parametre kombinasyonlarının belirlenmesini desteklemektedir. Böylece özellikle prototipleme süreçlerinde üretim tekrarlarının azaltılması mümkün hale gelmektedir. Bu durum, üretim verimliliğinin artırılması açısından önemli avantaj sağlamaktadır. Web tabanlı kullanıcı arayüzü sayesinde geliştirilen sistemin teknik uzmanlık gerektirmeden kullanılabilmesi, endüstriyel uygulanabilirliği artıran önemli unsurlardan biridir. Kullanıcılar belirledikleri üretim parametrelerini sisteme girerek çekme dayanımı, yüzey pürüzlülüğü ve sertlik gibi kalite çıktıları hakkında hızlı tahminler elde edebilmektedir. Bu yapı, üretim planlama ve kalite kontrol süreçlerinde karar verme mekanizmasını desteklemektedir. Çalışma kapsamında kullanılan farklı malzemeler ve farklı yazıcı

sistemleri, modelin çeşitli üretim koşullarına adapte olabileceğini göstermektedir. Bu durum, sistemin yalnızca laboratuvar ortamlarında değil, aynı zamanda gerçek üretim tesislerinde de kullanılabileceğini ortaya koymaktadır.

Süreç içi kalite izleme yaklaşımı ise endüstriyel kalite güvencesi açısından da katkılar sunmaktadır. Görüntü tabanlı derin öğrenme modeli sayesinde katman hataları ve yüzey kusurları üretim sırasında tespit edilebilmekte, böylece hatalı üretimlerin erken aşamada durdurulması mümkün hale gelmektedir. Bu durum özellikle seri üretim süreçlerinde maliyet azaltımı açısından önemli avantaj sağlayabilir.

Önerilen yaklaşım, Endüstri 4.0 ve akıllı üretim sistemleri ile uyumlu bir yapı sunmaktadır. Veri temelli tahminleme, süreç izleme ve karar destek mekanizmalarının birlikte kullanılması; dijital üretim sistemlerinin geliştirilmesine katkı sağlamaktadır. Ayrıca sistemin gelecekte nesnelerin interneti tabanlı sensörler, dijital ikiz yapıları ve gerçek zamanlı veri akışı ile entegre edilmesi mümkündür.

Sonuç olarak geliştirilen hibrit sistem; kalite tahmini, süreç optimizasyonu, hata tespiti ve karar destek mekanizmalarını bir araya getirerek FDM tabanlı üretim süreçlerinde endüstriyel ölçekte uygulanabilir bir çözüm sunmaktadır.

5.5 Çalışmanın Sınırlılıkları

Bu çalışma FDM tabanlı 3B üretim süreçleri ile sınırlandırılmış olup, farklı AM teknolojileri (SLA ve SLS vb.) kapsam dışı bırakılmıştır. Deneysel veri seti belirli yazıcı sistemleri ve kontrollü laboratuvar koşullarında oluşturulmuştur. Çalışmada PLA, PLA+, PLA-CF, PLA-Fosfor, PLA-Şeffaf, ABS, PETG, TPU, rPET ve PP filamentleri kullanılmış olmakla birlikte tüm mühendislik malzemeleri değerlendirilmemiştir. Kullanılan deneysel veri seti, endüstriyel uygulama yaygınlığı ve malzeme maliyetleri gözetilerek heterojen bir dağılım sergileyecek şekilde tasarlanmıştır. Veri setinin ana omurgasını PLA+ malzemesi (240 kombinasyon, 720 numune) oluştururken, rPET ve PP gibi bazı mühendislik filamentleri Taguchi deney tasarımı metodolojisi doğrultusunda 9'ar kombinasyon (27'şer numune) ile sınırlandırılmıştır. rPET ve PP gibi malzemelerdeki bu düşük örnekleme oranı, modelin genel öğrenme ve genelleme

performansını teorik olarak etkileme potansiyeline sahiptir; nitekim Şekil 4.16b'de sunulan malzemeye özgü hata analizlerinde rPET ve PP gibi malzemelerde MPE arttığı gözlemlenmiştir. Ayrıca çevresel faktörler (ortam sıcaklığı, nem, hava akışı vb.) ve makine kaynaklı değişkenler modele doğrudan dahil edilmemiştir. Mekanik değerlendirmeler çekme davranışı, sertlik ve yüzey pürüzlülüğü ile sınırlandırılmış; yorulma, darbe ve sürünme gibi özellikler kapsam dışı bırakılmıştır. Süreç içi hata tespiti için kullanılan derin öğrenme modelleri hazır ve etiketlenmiş veri setleri üzerinde eğitilmiş olup, gerçek üretim ortamlarından elde edilen sürekli veri akışları çalışmaya dahil edilmemiştir.

5.6 Gelecek Çalışma Önerileri

Bu tez çalışmasında geliştirilen hibrit kalite optimizasyon yaklaşımı, FDM tabanlı eklemeli imalat süreçlerinde başarılı sonuçlar ortaya koymuştur. Bununla birlikte, elde edilen bulgular doğrultusunda sistemin farklı yönlerden geliştirilmesi mümkündür. Öncelikle, bu çalışmada kullanılan veri setinin farklı yazıcı sistemleri, filament üreticileri ve üretim koşullarından elde edilecek yeni verilerle genişletilmesi, modelin genellenebilirliğinin daha kapsamlı şekilde değerlendirilmesine katkı sağlayabilir. Ayrıca farklı mühendislik filamentlerinin ve kompozit malzemelerin çalışmaya dahil edilmesi, modelin uygulama alanını genişletebilir. Bu çalışmada numune sayısı kısıtlı olan mühendislik malzemelerinin (PP, rPET) veri yoğunluğunu artırmak adına sentetik azınlık aşırı örnekleme tekniği (Synthetic Minority Over-sampling Technique- SMOTE) veya Copula tabanlı sentetik veri üretimi gibi veri artırma yaklaşımlarının sisteme entegre edilebilir. İlerleyen çalışmalarda ortam sıcaklığı, nem ve hava akışı gibi çevresel parametrelerin modele entegre edilmesi önerilmektedir. Bu değişkenlerin kalite çıktıları üzerindeki etkilerinin incelenmesi, tahmin performansının daha da iyileştirilmesine katkı sağlayabilir.

Süreç içi hata tespiti açısından, gerçek üretim ortamlarından elde edilen görüntü verileriyle modelin yeniden eğitilmesi ve test edilmesi faydalı olacaktır. Böylece modelin endüstriyel uygulamalardaki dayanıklılığı ve güvenilirliği daha ayrıntılı olarak değerlendirilebilir.

Bunun yanında, geliştirilen yaklaşımın farklı AM teknolojilerine uygulanması da gelecekte araştırılabilecek bir konu olarak değerlendirilmektedir. Bu sayede önerilen yöntemin farklı üretim süreçlerindeki performansı ve uyarlanabilirliği incelenebilir.

Son olarak, bu çalışmada elde edilen sonuçlar, yapay zekâ tabanlı kalite tahmini ve süreç izleme sistemlerinin AM uygulamalarında kullanılabileceğini göstermektedir. Gelecekte gerçekleştirilecek çalışmalarla modelin daha geniş veri setleri ve farklı üretim koşulları altında doğrulanması, endüstriyel kullanım potansiyelini artıracaktır.

6. KAYNAKLAR

Abas, M., Habib, T., Noor, S., Salah, B., ve Zimon, D. (2022). Parametric Investigation and Optimization to Study the Effect of Process Parameters on the Dimensional Deviation of Fused Deposition Modeling of 3D Printed Parts. Polymers, 14(17). https://doi.org/10.3390/polym14173667

Abdulridha, H. H., Abbas, T. F., ve Bedan, A. S. (2024). Predicting Mechanical Strength and Optimized Parameters in Fdm-Printed Polylactic Acid Parts via Augmentative Neural Networks and Disability Analysis. Management Systems in Production Engineering, 32(3), 428–437. https://doi.org/10.2478/mspe-2024-0040

Abdulshahed, A. M., ve Wafa, F. (2025). Surface Roughness Prediction in Additive Manufacturing: Presenting the Power of Neural Networks Compared to Linear Regression. Journal of Advanced Manufacturing Systems, 24(01), 69–88. https://doi.org/10.1142/S0219686725500040

Aktepe, E., ve Aktepe, Ş. (2024). Comparison of Dimensional Accuracy and Shrinkage Performance of PLA and Recycled PET Filaments in 3D FDM Printing. International Journal of 3D Printing Technologies and Digital Industry, 8(1), 114–123. https://doi.org/10.46519/ij3dptdi.1400467

Aktepe, E., ve Ergün, U. (2025a). A Systematic Analysis of 3D Printing Research in Doctoral and Specialization Theses in Turkey. In S. Kocer ve O. Dundar (Ed.), Next generation engineering: Smart solutions and applications (pp. 13–36). ISRES Publishing.

Aktepe, E., ve Ergün, U. (2025b). Machine Learning Approaches for FDM-Based 3D Printing: A Literature Review. In Applied Sciences (Switzerland) (Vol. 15, Number 18). Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI). https://doi.org/10.3390/app151810001

Aktepe, E., ve Ergün, U. (2026a). Deep Learning Application for Image-Based Defect Detection in 3D Printing Processes. Journal of Materials and Mechatronics: A, 7(1), 109–121. https://doi.org/10.55546/jmm.1910657

Aktepe, E., ve Ergün, U. (2026b). The Effect Of 3d Printing Parameters On Dimensional Accuracy: A Statistical Study. 1st International Edessa Scientific Studies Congress, 147–155.

Aktepe, E., ve Koca, Y. B. (2025). Optimization of 3D Printing Parameters Using

Machine Learning Techniques. EAI/Springer Innovations in Communication and Computing, 277–286. https://doi.org/10.1007/978-3-031-88999-8_21

Al Khawaja, H., Mansour, A., Alabdouli, H., Ahmed, W., Alqaydi, H., ve Al Jassmi, H. (2020). Open source 3D printer: A case study. Advances in Science and Engineering Technology International Conferences (ASET).

Al-Ahmari, A., Mian, S. H., ve Ameen, W. (2021). Performance assessment of fused deposition modeling process. Journal of Engineering Research (Kuwait), 9(1), 200–213. https://doi.org/10.36909/JER.V9I1.8725

Alhaddad, W., He, M., Halabi, Y., ve Yahya Mohammed Almajhali, K. (2022). Optimizing the material and printing parameters of the additively manufactured fiber-reinforced polymer composites using an artificial neural network model and artificial bee colony algorithm. Structures, 46, 1781–1795. https://doi.org/10.1016/j.istruc.2022.10.134

Alharbi, S., Alshabib, A., Algamaiah, H., Aldosari, M., ve Alayad, A. (2025). Influence of Post-Printing Polymerization Time on Flexural Strength and Microhardness of 3D Printed Resin Composite. Coatings, 15(2). https://doi.org/10.3390/coatings15020230

Ali, A., Riaz, R. D., Malik, U. J., Abbas, S. B., Usman, M., Shah, M. U., Kim, I. H., Hanif, A., ve Faizan, M. (2023). Machine Learning-Based Predictive Model for Tensile and Flexural Strength of 3D-Printed Concrete. Materials, 16(11). https://doi.org/10.3390/ma16114149

Ali, S., Nouzil, I., Mehra, V., Eltaggaz, A., Deiab, I., ve Pervaiz, S. (2024). Integrated optimization scheme for 3D printing of PLA-APHA biodegradable blends. Progress in Additive Manufacturing. https://doi.org/10.1007/s40964-024-00684-z

Aliheidari, N., Christ, J., Tripuraneni, R., Nadimpalli, S., ve Ameli, A. (2018). Interlayer adhesion and fracture resistance of polymers printed through melt extrusion additive manufacturing process. Materials and Design, 156, 351–361. https://doi.org/10.1016/j.matdes.2018.07.001

AL-Khafaji, M. M. H., Kadauw, A. A. A., Abdulrazaq, M. M., Al-Khafaji, H. M. H., ve Zeidler, H. (2025). A Hybrid Fuzzy-PSO Framework for Multi-Objective Optimization of Stereolithography Process Parameters. Micromachines, 16(11). https://doi.org/10.3390/mi16111218

Alli, Y. A., Anuar, H., Manshor, M. R., Okafor, C. E., Kamarulzaman, A. F., Akçakale, N., Mohd Nazeri, F. N., Bodaghi, M., Suhr, J., ve Mohd Nasir, N. A. (2024). Optimization of 4D/3D printing via machine learning: A systematic review. In Hybrid Advances (Vol. 6). Elsevier B.V. https://doi.org/10.1016/j.hybadv.2024.100242

Alsaiari, M., Khan, M., ve Djavanroodi, F. (2023). Manufacturing strategy for additive manufacturing of a piping component for oil and gas application. Materials Research Proceedings, 31, 475–483. https://doi.org/10.21741/9781644902592-49

Alsoufi, M. S., ve Elsayed, A. E. (2017). Warping Deformation of Desktop 3D Printed Parts Manufactured by Open Source Fused Deposition Modeling (FDM) System. In International Journal of Mechanical ve Mechatronics Engineering IJMME-IJENS (Vol. 17).

Ansari, A. A., ve Kamil, M. (2021). Effect of print speed and extrusion temperature on properties of 3D printed PLA using fused deposition modeling process. Materials Today: Proceedings, 45, 5462–5468. https://doi.org/10.1016/j.matpr.2021.02.137

Ansoliya, A., ve Gupta, V. K. (2025). Nozzle Clogging Detection in FFF 3D Printing Using Machine Learning Approach: A Comparative Investigation. International Journal of Precision Engineering and Manufacturing, 26(11), 3083–3102. https://doi.org/10.1007/s12541-025-01284-9

Antreas, K., ve Piromalis, D. (2021). Employing a Low-Cost Desktop 3D Printer: Challenges, and How to Overcome Them by Tuning Key Process Parameters. International Journal of Mechanics and Applications, 10(1), 11–19. https://doi.org/10.5923/j.mechanics.20211001.02

Arifsa, F. B., ve Prastowo, A. (2019). Application of Taguchi Method in The Optimization of 3d-Printer Process Parameters for Dimensional Accuracy and Surface Roughness. Journal of Manufacturing Technology Research, 11, 1–2.

Armin, E., Ebrahimian, S., Sanjari, M., Saidi, P., ve Pourreza, H. R. (2025). Defect detection in 3D printing: a review of image processing and machine vision techniques. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 140(3–4), 2103–2128. https://doi.org/10.1007/s00170-025-16382-1

Aslani, K. E., Kitsakis, K., Kechagias, J. D., Vaxevanidis, N. M., ve Manolakos, D. E. (2020). On the application of grey Taguchi method for benchmarking the

dimensional accuracy of the PLA fused filament fabrication process. SN Applied Sciences, 2(6). https://doi.org/10.1007/s42452-020-2823-z

Badogu, K., Kumar, R., ve Kumar, R. (2022). 3D Printing of Glass Fiber-Reinforced Polymeric Composites: A Review. In Journal of The Institution of Engineers (India): Series C (Vol. 103, Number 5, pp. 1285–1301). Springer. https://doi.org/10.1007/s40032-022-00873-1

Badour, S., ve Novak, M. (2024). Real-Time Vision-Based Fault Detection System for FDM 3D Printing Using Convolutional Neural Networks. Proceedings of the 2024 21st International Conference on Mechatronics - Mechatronika, ME 2024. https://doi.org/10.1109/ME61309.2024.10789707

Baek, S. (2024). Multivariate sensor data analysis for fault detection toward feedback loop-based continuous learning in FFF 3D printer. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 132(11–12), 5975–5988. https://doi.org/10.1007/s00170-024-13709-2

Bakhtiari, H., Aamir, M., ve Tolouei-Rad, M. (2023). Effect of 3D Printing Parameters on the Fatigue Properties of Parts Manufactured by Fused Filament Fabrication: A Review. In Applied Sciences (Switzerland) (Vol. 13, Number 2). MDPI. https://doi.org/10.3390/app13020904

Baumann, F. W. (2017). 3D Printing-as-a-Service for Collaborative Engineering.

Baysan, A., Sleibi, A., Ozel, B., ve Anderson, P. (2018). The quantification of surface roughness on root caries using Noncontact Optical Profilometry—An in vitro study. Lasers in Dental Science, 2(4), 229–237. https://doi.org/10.1007/s41547-018-0041-4

Bhandarkar, V. V., Karnati, M., ve Tandon, P. (2025). Defect detection in 3D-printed polymer parts using deep learning models: a comparative investigation. Rapid Prototyping Journal, 31(7), 1428–1448. https://doi.org/10.1108/RPJ-09-2024-0395

Boschetto, A., ve Bottini, L. (2014). Accuracy prediction in fused deposition modeling. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 73(5–8), 913–928. https://doi.org/10.1007/s00170-014-5886-4

Butt, J., ve Mohaghegh, V. (2023). Combining Digital Twin and Machine Learning for the Fused Filament Fabrication Process. Metals, 13(1). https://doi.org/10.3390/met13010024

Charalampous, P., Kladovasilakis, N., Kostavelis, I., Tsongas, K., Tzetzis, D., ve Tzovaras, D. (2022). Machine Learning-Based Mechanical Behavior Optimization of 3D Print Constructs Manufactured Via the FFF Process. Journal of Materials Engineering and Performance, 31(6), 4697–4706. https://doi.org/10.1007/s11665-021-06535-0

Charia, O., Rajani, H., Ferrer Real, I., Domingo-Espin, M., ve Gracias, N. (2025). Real-Time Stringing Detection for Additive Manufacturing. Journal of Manufacturing and Materials Processing, 9(3). https://doi.org/10.3390/jmmp9030074

Chong, S., Chung-kuang Yang, T., Lee, K., Chen, Y., Ching Juan, J., Joyce Tiong, T., Huang, C., ve Pan, G. (2020). Evaluation of the physico-mechanical properties of activated-carbon enhanced recycled polyethylene/polypropylene 3D printing filament. https://doi.org/10.1007/s12046-020-1294-7S

Conner, B. P., Manogharan, G. P., Martof, A. N., Rodomsky, L. M., Rodomsky, C. M., Jordan, D. C., ve Limperos, J. W. (2014). Making sense of 3-D printing: Creating a map of additive manufacturing products and services. Additive Manufacturing, 1, 64–76. https://doi.org/10.1016/j.addma.2014.08.005

Cozzolino, E., Papa, I., ve Lopresto, V. (2025). Sustainability in Aerospace Additive Manufacturing: current trends and future perspectives. In Progress in Aerospace Sciences. Elsevier Ltd. https://doi.org/10.1016/j.paerosci.2025.101173

da Silva, L. M., Alcalá, S. G. S., Talles Marcelo, T. M. G., ve Araújo, R. (2024). Object and defect detection in additive manufacturing using deep learning algorithms. Production Engineering, 18(6), 889–902. https://doi.org/10.1007/s11740-024-01278-y

da Silva, L. R. R., Sales, W. F., Campos, F. dos A. R., de Sousa, J. A. G., Davis, R., Singh, A., Coelho, R. T., ve Borgohain, B. (2021). A comprehensive review on additive manufacturing of medical devices. In Progress in Additive Manufacturing (Vol. 6, Number 3, pp. 517–553). Springer Science and Business Media Deutschland GmbH. https://doi.org/10.1007/s40964-021-00188-0

Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S., ve Meyarivan, T. (2002). A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 6(2), 182–197. https://doi.org/10.1109/4235.996017

Demisse, W., Sanchez Guerrero, P., Fulford, D., Rice, L., Klein, K. L., ve Tyagi, P.

(2024). Electroless nickel plating of electropolished and chempolished Additively Manufactured (AM) steel components in various surface orientations. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 134(3–4), 1533–1546. https://doi.org/10.1007/s00170-024-14217-z

Dietterich, T. G. (2000). Ensemble Methods in Machine Learning. http://www.cs.orst.edu/~tgd

Dong, X., Yu, Z., Cao, W., Shi, Y., ve Ma, Q. (2020). A survey on ensemble learning. In Frontiers of Computer Science (Vol. 14, Number 2, pp. 241–258). Higher Education Press. https://doi.org/10.1007/s11704-019-8208-z

Doshi, M., Mahale, A., Singh, S. K., ve Deshmukh, S. (2021). Printing parameters and materials affecting mechanical properties of FDM-3D printed Parts: Perspective and prospects. Materials Today: Proceedings, 50, 2269–2275. https://doi.org/10.1016/j.matpr.2021.10.003

Ege, D., ve Arıcı, Ş. (2024). Investigation of effect of processing parameters of 3D printed NHS/EDC crosslinked carboxy methyl cellulose/gelatin hydrogels with machine learning techniques. Materials Research Express, 11(4). https://doi.org/10.1088/2053-1591/ad419a

Ege, D., Sertturk, S., Acarkan, B., ve Ademoglu, A. (2023). Machine learning models to predict the relationship between printing parameters and tensile strength of 3D Poly (lactic acid) scaffolds for tissue engineering applications. Biomedical Physics and Engineering Express, 9(6). https://doi.org/10.1088/2057-1976/acf581

Erokhin, K., Naumov, S., ve Ananikov, V. (2023). Defects in 3D Printing and Strategies to Enhance Quality of FFF Additive Manufacturing. A Review. https://doi.org/10.26434/chemrxiv-2023-lw1ns

Eshkabilov, S., Ara, I., ve Azarmi, F. (2022). A comprehensive investigation on application of machine learning for optimization of process parameters of laser powder bed fusion-processed 316L stainless steel. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 123(7–8), 2733–2756. https://doi.org/10.1007/s00170-022-10331-y

Ganesh Sarvankar, S., ve Yewale, S. N. (2019). Additive Manufacturing in Automobile Industry. 7(4).

Gao, G., Xu, F., Xu, J., Tang, G., ve Liu, Z. (2022). A Survey of the Influence of Process

Parameters on Mechanical Properties of Fused Deposition Modeling Parts. Micromachines, 13(4). https://doi.org/10.3390/mi13040553

Ghasemi, F., Salari, E., Salari, A., Rastgoo, A., Li, D., ve Deng, J. (2024). Integrating analytical and machine learning methods for investigating nonlinear bending and post-buckling behavior of 3D-printed auxetic tubes. Engineering with Computers. https://doi.org/10.1007/s00366-024-02091-y

Gholipour, F., Shabgard, M. R., ve Baraheni, M. (2025). Experimental study and optimizing the FDM process using war strategy optimization technique to enhance mechanical properties and surface quality of the PLA thermoplastic. Journal of Thermoplastic Composite Materials, 38(7), 2617–2644. https://doi.org/10.1177/08927057241306101

Gibson, I., Rosen, D., ve Stucker, B. (2015). Additive manufacturing technologies: 3D printing, rapid prototyping, and direct digital manufacturing, second edition. In Additive Manufacturing Technologies: 3D Printing, Rapid Prototyping, and Direct Digital Manufacturing, Second Edition. Springer New York. https://doi.org/10.1007/978-1-4939-2113-3

Gibson, I., Rosen, D., Stucker, B., ve Khorasani, M. (2020). Additive manufacturing technologies. In Additive Manufacturing Technologies. Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-56127-7

Głowacki, M., Skórczewska, K., Lewandowski, K., Szewczykowski, P., ve Mazurkiewicz, A. (2024). Effect of Shock-Variable Environmental Temperature and Humidity Conditions on 3D-Printed Polymers for Tensile Properties. Polymers, 16(1). https://doi.org/10.3390/polym16010001

Gordelier, T. J., Thies, P. R., Turner, L., ve Johanning, L. (2019). Optimising the FDM additive manufacturing process to achieve maximum tensile strength: a state-of-the-art review. In Rapid Prototyping Journal (Vol. 25, Number 6, pp. 953–971). Emerald Group Holdings Ltd. https://doi.org/10.1108/RPJ-07-2018-0183

Grochalski, K., Wieczorowski, M., H'Roura, J., ve Le Goic, G. (2020). The Optical Aspect of Errors in Measurements of Surface Asperities Using the Optical Profilometry Method. Frontiers in Mechanical Engineering, 6. https://doi.org/10.3389/fmech.2020.00012

Grozav, S. D., Sterca, A. D., Kočiško, M., Pollák, M., ve Ceclan, V. (2023). Artificial

Neural Network-Based Predictive Model for Finite Element Analysis of Additive-Manufactured Components. Machines, 11(5). https://doi.org/10.3390/machines11050547

Hamdy, T. M. (2024). Evaluation of flexural strength, impact strength, and surface microhardness of self-cured acrylic resin reinforced with silver-doped carbon nanotubes. BMC Oral Health, 24(1). https://doi.org/10.1186/s12903-024-03909-3

Hasdiansah, H., Yaqin, R. I., Pristiansyah, P., Umar, M. L., ve Priyambodo, B. H. (2023). FDM-3D printing parameter optimization using taguchi approach on surface roughness of thermoplastic polyurethane parts. International Journal on Interactive Design and Manufacturing, 17(6), 3011–3024. https://doi.org/10.1007/s12008-023-01304-w

Hazliza, C. H., Mastura, M. T., Noryani, M., Abdul Kudus, S. I., Farhan, M., Teknologi, F., Mekanikal, K., Industri, K., ve Pembuatan, D. (2025). A Visual Investigation of The Effects of Printing Temperature and The Presence of Kenaf Fibers in Fused Deposition Modeling 3d Printing. In Journal of Advanced Manufacturing Technology. JAMT.

He, H., Zhu, Z., Zhang, Y., Zhang, Z., Famakinwa, T., ve Yang, R. (2024). Machine condition monitoring for defect detection in fused deposition modelling process: a review. In International Journal of Advanced Manufacturing Technology (Vol. 132, Numbers 7–8, pp. 3149–3178). Springer Science and Business Media Deutschland GmbH. https://doi.org/10.1007/s00170-024-13630-8

Hong, Y., Hou, B., Jiang, H., ve Zhang, J. (2020). Machine learning and artificial neural network accelerated computational discoveries in materials science. In Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Molecular Science (Vol. 10, Number 3). Blackwell Publishing Inc. https://doi.org/10.1002/wcms.1450

Hossain, M. I., Chowdhury, M. A., Zahid, M. S., Sakib-Uz-Zaman, C., Rahaman, M. L., ve Kowser, M. A. (2022). Development and analysis of nanoparticle infused plastic products manufactured by machine learning guided 3D printer. Polymer Testing, 106. https://doi.org/10.1016/j.polymertesting.2021.107429

Hsueh, M.-H., Lai, C.-J., Wang, S.-H., Zeng, Y.-S., Hsieh, C.-H., Pan, C.-Y., ve Huang, W.-C. (2021). Effect of Printing Parameters on the Thermal and Mechanical Properties of 3D-Printed PLA and PETG, Using Fused Deposition Modeling.

Polymers, 13(11). https://doi.org/10.3390/polym13111758

Hu, W. J., Chen, C., Su, S., Zhang, J., ve Zhu, A. (2024). Real-time defect detection for FFF 3D printing using lightweight model deployment. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 134(9–10), 4871–4885. https://doi.org/10.1007/s00170-024-14452-4

ISO 527-2. (2012). Plastics — Determination of tensile properties — Part 2: Test conditions for moulding and extrusion plastics.

ISO 868:2003. (2003). ISO 868:2003 - Plastics — Determination of indentation hardness by means of a durometer (Shore hardness). https://cdn.standards.iteh.ai/samples/34804/a84cf1ebb91149e39513cc01c9e01050/ISO-868-2003.pdf

ISO 21920-2:2021. (2021). Specifications, Geometrical Product. “Surface Texture: Profile—Part 2: Terms, Definitions and Surface Texture Parameters”.

ISO/ASTM 52900. (2021). Additive manufacturing — General principles — Fundamentals and vocabulary.

Jain, A., Upadhyay, S., Pathik, K., Raj, T., Sahai, A., ve Sharma, R. S. (2024). Predictive modelling of flexural behaviour of polymer composites: a machine learning approach through material extrusion. Progress in Additive Manufacturing. https://doi.org/10.1007/s40964-024-00893-6

James, G. (2013). An introduction to statistical learning with applications in R. Springer.

Jamshidian, M., Tehrany, E. A., Imran, M., Jacquot, M., ve Desobry, S. (2010a). Poly-Lactic Acid: Production, Applications, Nanocomposites, and Release Studies. COMPREHENSIVE REVIEWS IN FOOD SCIENCE AND FOOD SAFETY, 9(5), 552–571. https://doi.org/10.1111/j.1541-4337.2010.00126.x

Jamshidian, M., Tehrany, E. A., Imran, M., Jacquot, M., ve Desobry, S. (2010b). Poly-Lactic Acid: Production, Applications, Nanocomposites, and Release Studies. COMPREHENSIVE REVIEWS IN FOOD SCIENCE AND FOOD SAFETY, 9(5), 552–571. https://doi.org/10.1111/j.1541-4337.2010.00126.x

Jatti, V. S., Sapre, M. S., Jatti, A. V., Khedkar, N. K., ve Jatti, V. S. (2022). Mechanical Properties of 3D-Printed Components Using Fused Deposition Modeling: Optimization Using the Desirability Approach and Machine Learning Regressor. Applied System Innovation, 5(6). https://doi.org/10.3390/asi5060112

Jayaram, R. S., Saravanamuthukumar, P., Abdullah, A. B., Krishnamoorthy, R., Kunar, S., Yong, X., ve Prabhakar, S. (2025). Machine learning driven optimization of compressive strength of 3D printed bio polymer composite material. PLOS ONE, 20(8 August). https://doi.org/10.1371/journal.pone.0330625

Jayasudha, M., Elangovan, M., Mahdal, M., ve Priyadarshini, J. (2022). Accurate Estimation of Tensile Strength of 3D Printed Parts Using Machine Learning Algorithms. Processes, 10(6). https://doi.org/10.3390/pr10061158

Jin, L., Zhai, X., Wang, K., Zhang, K., Wu, D., Nazir, A., Jiang, J., ve Liao, W. H. (2024). Big data, machine learning, and digital twin assisted additive manufacturing: A review. Materials and Design, 244. https://doi.org/10.1016/j.matdes.2024.113086

Junk, S., ve Kuen, C. (2016). Review of Open Source and Freeware CAD Systems for Use with 3D-Printing. Procedia CIRP, 50, 430–435. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.procir.2016.04.174

Kadam, V., Kumar, S., Bongale, A., Wazarkar, S., Kamat, P., ve Patil, S. (2021). Enhancing surface fault detection using machine learning for 3d printed products. Applied System Innovation, 4(2). https://doi.org/10.3390/asi4020034

Kadauw, A. A. A. (2025). Neural Network Optimization of Mechanical Properties of ABS-like Photopolymer Utilizing Stereolithography (SLA) 3D Printing. Journal of Manufacturing and Materials Processing, 9(4). https://doi.org/10.3390/jmmp9040116

Kadhum, A. H., Al-Zubaidi, S., ve Alkareem, S. S. A. (2023). Optimization of Mechanical Properties and Surface Characteristics of PLA+ 3D Printing Materials. International Journal of Chemical Engineering, 2023. https://doi.org/10.1155/2023/8887905

Kafshgar, A. R., Rostami, S., Aliha, M. R. M., ve Berto, F. (2021). Optimization of Properties for 3D Printed PLA Material Using Taguchi, ANOVA and Multi-Objective Methodologies. Procedia Structural Integrity, 34, 71–77. https://doi.org/10.1016/j.prostr.2021.12.011

Kartal, F. (2025). Mechanical performance optimization in FFF 3D printing using Taguchi design and machine learning approach with PLA/walnut Shell composites filaments. Journal of Vinyl and Additive Technology, 31(3), 622–638. https://doi.org/10.1002/vnl.22195

Kennedy, J., ve Eberhart, R. C. (1997). A discrete binary version of the particle swarm algorithm. 1997 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics. Computational Cybernetics and Simulation, 5, 4104–4108 vol.5. https://doi.org/10.1109/ICSMC.1997.637339

Khan, M. A. H., Ahmed, A., Ali, T., Qureshi, M. Z., Islam, S., Ahmed, H., Ajwad, A., ve Khan, M. A. (2025). Comprehensive review of 3D printed concrete, life cycle assessment, AI and ML models: Materials, engineered properties and techniques for additive manufacturing. In Sustainable Materials and Technologies (Vol. 43). Elsevier B.V. https://doi.org/10.1016/j.susmat.2024.e01164

Kharate, N., Anerao, P., Kulkarni, A., ve Abdullah, M. (2024). Explainable AI Techniques for Comprehensive Analysis of the Relationship between Process Parameters and Material Properties in FDM-Based 3D-Printed Biocomposites. Journal of Manufacturing and Materials Processing, 8(4). https://doi.org/10.3390/jmmp8040171

Khusheef, A. S., Hashemi, R., ve Shahbazi, M. (2024). Optimizing FDM process parameters: predictive insights through taguchi, regression, and neural networks. Physica Scripta, 99(6). https://doi.org/10.1088/1402-4896/ad42d7

Khusheef, A. S., Shahbazi, M., ve Hashemi, R. (2024). Predicting 3D printed plastic part properties: A deep learning approach with thermographic and vibration data fusion. Expert Systems with Applications, 255. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2024.124605

Kim, M. K., Lee, I. H., ve Kim, H. C. (2018). Effect of fabrication parameters on surface roughness of FDM parts. International Journal of Precision Engineering and Manufacturing, 19(1), 137–142. https://doi.org/10.1007/s12541-018-0016-0

Kumar, S., Kolekar, T., Patil, S., Bongale, A., Kotecha, K., Zaguia, A., ve Prakash, C. (2022). A Low-Cost Multi-Sensor Data Acquisition System for Fault Detection in Fused Deposition Modelling. Sensors, 22(2). https://doi.org/10.3390/s22020517

Kumar, S., Singh, H., Singh, I., Bharti, S., Kumar, D., Siebert, G., ve Koloor, S. S. R. (2024). A comprehensive review of FDM printing in sensor applications: Advancements and future perspectives. In Journal of Manufacturing Processes (Vol. 113, pp. 152–170). Elsevier Ltd. https://doi.org/10.1016/j.jmapro.2024.01.030

Le, C., Kolasangiani, K., Nayyeri, P., ve Bougherara, H. (2023). Experimental and numerical investigation of 3D-Printed bone plates under four-point bending load

utilizing machine learning techniques. Journal of the Mechanical Behavior of Biomedical Materials, 143. https://doi.org/10.1016/j.jmbbm.2023.105885

Lee, J., Bagheri, B., ve Kao, H. A. (2015). A Cyber-Physical Systems architecture for Industry 4.0-based manufacturing systems. Manufacturing Letters, 3, 18–23. https://doi.org/10.1016/j.mfglet.2014.12.001

León-Calero, M., Reyburn Valés, S. C., Marcos-Fernández, Á., ve Rodríguez-Hernandez, J. (2021). 3D printing of thermoplastic elastomers: Role of the chemical composition and printing parameters in the production of parts with controlled energy absorption and damping capacity. Polymers, 13(20). https://doi.org/10.3390/polym13203551

Li, C., Zhang, F., Qin, H., Wei, J., Dong, B., Zhu, X., ve Lan, H. (2026). Enhancing mass transport and performance of PEMWE via ordered groove Nafion membranes fabricated by electric field-driven micro-3D printing and UV-assisted microtransfer. Fuel, 407. https://doi.org/10.1016/j.fuel.2025.137340

Li, X., Ke, W., Feng, J., Liu, S., Xu, Z., ve Sheng, X. (2024). Estimation of the Generalization Ability of Deep Learning Model Based on Complexity. International Conference on Big Data and Information Analytics, BigDIA, (2024), 671–678. https://doi.org/10.1109/BigDIA63733.2024.10809003

Liu, P., Chang, B., Xu, C., Zhang, W., Yang, T., ve Wu, T. (2025). Optimizing 3D printed continuous CF/PEEK composites: A machine learning approach to strength prediction. Journal of Reinforced Plastics and Composites. https://doi.org/10.1177/07316844251356346

Lu, Y., Rai, R., ve Nitin, N. (2023). Image-based assessment and machine learning-enabled prediction of printability of polysaccharides-based food ink for 3D printing. Food Research International, 173. https://doi.org/10.1016/j.foodres.2023.113384

Luo, Q., Shimanek, J. D., Simpson, T. W., ve Beese, A. M. (2024). An Image-Based Transfer Learning Approach for Using In Situ Processing Data to Predict Laser Powder Bed Fusion Additively Manufactured Ti-6Al-4V Mechanical Properties . 3D Printing and Additive Manufacturing. https://doi.org/10.1089/3dp.2023.0186

Manning, C. D. (2008). Introduction to Information Retrieval. Cambridge University Press.

Manola, M. S., Singh, B., Singla, M. K., Chohan, J. S., Kumar, R., Kumar, R., Bisht, Y. S., Kumar, R., Alkahtani, M. Q., Islam, S., Ammarullah, M. I., Ammarullah, M. I.,

ve Ammarullah, M. I. (2024). Investigation of melt flow index and tensile properties of dual metal reinforced polymer composites for 3D printing using machine learning approach: Biomedical and engineering applications. AIP Advances, 14(5). https://doi.org/10.1063/5.0207551

Mansour, A., Alabdouli, H., Alqaydi, H., Al Khawaja, H., Ahmed, W., ve Al Jassmi, H. (2020). Evaluating the 3D Printing Capabilities.

Marappan, K., Jenarthanan, M. P., Begum K, G., ve Moorthy, V. (2024). Prediction of effective parameters for 3D printing of poly lactic acid-carbon fibre composites using intelligent frameworks based on mechanical response. Pigment and Resin Technology. https://doi.org/10.1108/PRT-01-2024-0005

Marco, V., Massimo, G., ve Manuela, G. (2024). Additive manufacturing of flexible thermoplastic polyurethane (TPU): enhancing the material elongation through process optimisation. Progress in Additive Manufacturing. https://doi.org/10.1007/s40964-024-00790-y

Martín-Sosa, E., Távara, L., Ojeda, J., ve Estefani, A. (2025). Anisotropic and hyperelastic mechanical response of 3D printed TPU parts. Progress in Additive Manufacturing, 10(8), 5697–5709. https://doi.org/10.1007/s40964-024-00937-x

Mirjalili, S., Mirjalili, S. M., ve Lewis, A. (2014). Grey Wolf Optimizer. Advances in Engineering Software, 69, 46–61. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2013.12.007

Mishra, A., ve Jatti, V. S. (2023). Reinforcement learning based approach for the optimization of mechanical properties of additively manufactured specimens. International Journal on Interactive Design and Manufacturing, 17(4), 2045–2053. https://doi.org/10.1007/s12008-023-01257-0

Mohamed, O. A., Masood, S. H., ve Bhowmik, J. L. (2015). Optimization of fused deposition modeling process parameters: a review of current research and future prospects. Advances in Manufacturing, 3(1), 42–53. https://doi.org/10.1007/s40436-014-0097-7

Montalti, A., Ferretti, P., ve Santi, G. M. (2024). A Cost-effective approach for quality control in PLA-based material extrusion 3D printing using 3D scanning. Journal of Industrial Information Integration, 41. https://doi.org/10.1016/j.jii.2024.100660

Montgomery, D. C. (2020). Introduction to Statistical Quality Control. John wiley ve

sons.

Morvayová, A., Contuzzi, N., ve Casalino, G. (2023). Defects and residual stresses finite element prediction of FDM 3D printed wood/PLA biocomposite. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 129(5–6), 2281–2293. https://doi.org/10.1007/s00170-023-12410-0

Muhammad, W., Kang, J., Ibragimova, O., ve Inal, K. (2023). Experimental investigation and development of a deep learning framework to predict process-induced surface roughness in additively manufactured aluminum alloys. Welding in the World, 67(4), 897–921. https://doi.org/10.1007/s40194-022-01445-8

Mulugundam, S. S., Gugulothu, S. K., ve Varshith, M. (2025). A machine learning approach to refining surface quality and material durability in additive manufacturing. Progress in Additive Manufacturing. https://doi.org/10.1007/s40964-025-01070-z

Murr, L. E. (2018). Additive manufacturing of biomedical devices: an overview. Materials Technology, 33(1), 57–70. https://doi.org/10.1080/10667857.2017.1389052

Nagarjun, J., Saravanakumar, N., Thirumalai Kumaran, S., Anto Dilip, A., ve Balasuadhakar, A. (2025). Empirical study and machine learning prediction of tensile strength in 3D printed eco-friendly polylactic acid. Progress in Rubber, Plastics and Recycling Technology. https://doi.org/10.1177/14777606251316030

Neelam, R., Kulkarni, S. A., Bharath, H. S., Powar, S., ve Doddamani, M. (2022). Mechanical response of additively manufactured foam: A machine learning approach. Results in Engineering, 16. https://doi.org/10.1016/j.rineng.2022.100801

Negrete, C. C. (2020). Optimization of printing parameters in fused deposition modeling for improving part quality and process sustainability. https://doi.org/10.1007/s00170-020-05555-9/Published

Nguyen, P. Q. K., Zhang, Y. S., Zhang, Z., ve Yang, R. C. (2025). Multi-objective optimisation of fused filament fabrication of acrylonitrile butadiene styrene for enhancing mechanical performance and build time. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 137(11), 5431–5449. https://doi.org/10.1007/s00170-025-15457-3

Nikzad, M. H., Heidari-Rarani, M., Rasti, R., ve Sareh, P. (2025). Machine learning-

driven prediction of tensile strength in 3D-printed PLA parts. Expert Systems with Applications, 264. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2024.125836

Ning, F., Cong, W., Qiu, J., Wei, J., ve Wang, S. (2015). Additive manufacturing of carbon fiber reinforced thermoplastic composites using fused deposition modeling. Composites Part B: Engineering, 80, 369–378. https://doi.org/10.1016/j.compositesb.2015.06.013

Novakova-Marcincinova L, ve Novak-Marcincin J. (2012). Applications of Rapid Prototyping Fused Deposition Modeling Materials. 23rd DAAAM International Symposium on Intelligent Manufacturing and Automation, 1, 57–60.

Ogunsanya, M. A., Parupelli, S. K., Isichei, J. C., ve Desai, S. (2025). Predictive quality assurance of material extrusion process using artificial neural networks and ensemble models. International Journal of Advanced Manufacturing Technology. https://doi.org/10.1007/s00170-025-16359-0

Ogunsanya, M., Isichei, J., ve Desai, S. (2023). Grid Search Hyperparameter Tuning in Additive Manufacturing Processes. 51st SME North American Manufacturing Research Conference. www.sciencedirect.com

Oks, S. J., Jalowski, M., Lechner, M., Mirschberger, S., Merklein, M., Vogel-Heuser, B., ve Möslein, K. M. (2024). Cyber-Physical Systems in the Context of Industry 4.0: A Review, Categorization and Outlook. Information Systems Frontiers, 26(5), 1731–1772. https://doi.org/10.1007/s10796-022-10252-x

Ozdemir, B., Hernández-del-Valle, M., Gaunt, M., Schenk, C., Echevarría-Pastrana, L., Fernández-Blázquez, J. P., Wang, D. Y., ve Haranczyk, M. (2024). Toward 3D printability prediction for thermoplastic polymer nanocomposites: Insights from extrusion printing of PLA-based systems. Additive Manufacturing, 95. https://doi.org/10.1016/j.addma.2024.104533

Özkül, M., Kuncan, F., ve Ulkir, O. (2025). Predicting Mechanical Properties of FDM-Produced Parts Using Machine Learning Approaches. Journal of Applied Polymer Science, 142(20). https://doi.org/10.1002/app.56899

Pajonk, A., Prieto, A., Blum, U., ve Knaack, U. (2022). Multi-material additive manufacturing in architecture and construction: A review. In Journal of Building Engineering (Vol. 45). Elsevier Ltd. https://doi.org/10.1016/j.jobe.2021.103603

Pajtinka, L., Švecová, M., Matúš, M., ve Hanko, L. (2025). Research of Geometric

Accuracy and Print Quality in Additive Manufacturing by FDM. WSEAS Transactions on Environment and Development, 21, 1144–1151. https://doi.org/10.37394/232015.2025.21.95

Paniagua, J. L., ve López, J. A. (2024). Nonlinear system identification using modified variational autoencoders. Intelligent Systems with Applications, 22. https://doi.org/10.1016/j.iswa.2024.200344

Panico, A., Corvi, A., Collini, L., ve Sciancalepore, C. (2025). Multi objective optimization of FDM 3D printing parameters set via design of experiments and machine learning algorithms. Scientific Reports, 15(1). https://doi.org/10.1038/s41598-025-01016-z

Paraskevoudis, K., Karayannis, P., ve Koumoulos, E. P. (2020). Real-time 3d printing remote defect detection (Stringing) with computer vision and artificial intelligence. Processes, 8(11), 1–15. https://doi.org/10.3390/pr8111464

Pazhamannil, R. V., Govindan, P., ve Sooraj, P. (2019). Prediction of the tensile strength of polylactic acid fused deposition models using artificial neural network technique. Materials Today: Proceedings, 46, 9187–9193. https://doi.org/10.1016/j.matpr.2020.01.199

Penumakala, P. K., Santo, J., ve Thomas, A. (2020). A critical review on the fused deposition modeling of thermoplastic polymer composites. Composites Part B: Engineering, 201, 108336. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compositesb.2020.108336

Perzyk, M, Biernacki, R, ve Kozlowski, J. (2008). Data mining in manufacturing: Significance analysis of process parameters. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture, 222(11), 1503–1516. https://doi.org/10.1243/09544054JEM1182

Prabhu, S., Uma, M., Jaishwin, J., ve Nikhil, M. (2023). Experimental Study and Predictive Modelling of Fused Deposition Modelling (FDM) Using TOPSIS and Fuzzy Logic Expert System. International Journal of Automotive and Mechanical Engineering, 20(1), 10175–10191. https://doi.org/10.15282/ijame.20.1.2023.03.0788

Prada Parra, D., Ferreira, G. R. B., Díaz, J. G., Gheorghe de Castro Ribeiro, M., ve Braga, A. M. B. (2024). Supervised Machine Learning Models for Mechanical Properties

Prediction in Additively Manufactured Composites. Applied Sciences (Switzerland), 14(16). https://doi.org/10.3390/app14167009

Qamar Tanveer, M., Mishra, G., Mishra, S., ve Sharma, R. (2022). Effect of infill pattern and infill density on mechanical behaviour of FDM 3D printed Parts- a current review. Materials Today: Proceedings, 62, 100–108. https://doi.org/10.1016/j.matpr.2022.02.310

Rainio, O., Teuho, J., ve Klén, R. (2024). Evaluation metrics and statistical tests for machine learning. Scientific Reports, 14(1), 6086. https://doi.org/10.1038/s41598-024-56706-x

Ramírez-Revilla, S., Camacho-Valencia, D., Gonzales-Condori, E. G., ve Márquez, G. (2023). Evaluation and comparison of the degradability and compressive and tensile properties of 3D printing polymeric materials: PLA, PETG, PC, and ASA. MRS Communications, 13(1), 55–62. https://doi.org/10.1557/s43579-022-00311-4

Reddy, B. V. S., Shaik, A. M., Sastry, C. C., Krishnaiah, J., Patil, S., ve Nikhare, C. P. (2025). Performance evaluation of machine learning techniques in surface roughness prediction for 3D printed micro-lattice structures. Journal of Manufacturing Processes, 137, 320–341. https://doi.org/10.1016/j.jmapro.2025.01.082

Rettenberger, L., Beyer, N., Sieber, I., ve Reischl, M. (2024). Fault Detection in 3D-Printing with Deep Learning. Digest of Technical Papers - IEEE International Conference on Consumer Electronics. https://doi.org/10.1109/ICCE59016.2024.10444198

Ridlo, A. H., Kusmono, Muflikhun, M. A., Putra, R. A., Thongking, W., ve Wiranata, A. (2025). Optimization of Stretchable Fused Deposition Modeling Filament From Polypropylene-Based Elastomer/Thermoplastic Elastomer Blends Using a Machine Learning Approach. Journal of Applied Polymer Science, 142(37). https://doi.org/10.1002/app.57435

Rojek, I., Mikołajewski, D., Kempiński, M., Galas, K., ve Piszcz, A. (2025). Emerging Applications of Machine Learning in 3D Printing. In Applied Sciences (Switzerland) (Vol. 15, Number 4). Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI). https://doi.org/10.3390/app15041781

Ruzova, ve Haddadi, B. (2025). Surface roughness and its measurement methods - Analytical review. In Results in Surfaces and Interfaces (Vol. 19). Elsevier B.V.

https://doi.org/10.1016/j.rsurfi.2025.100441

Sadati, N., Chinnam, R. B., ve Nezhad, M. Z. (2018). Observational data-driven modeling and optimization of manufacturing processes. Expert Systems with Applications, 93, 456–464. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.10.028

Sangwan, K. S., Kumar, R., Herrmann, C., Sharma, D. K., ve Patel, R. (2023). Development of a cyber physical production system framework for 3D printing analytics[Formula presented]. Applied Soft Computing, 146. https://doi.org/10.1016/j.asoc.2023.110719

Sattari, K., Wu, Y., Chen, Z., Mahjoubnia, A., Su, C., ve Lin, J. (2024). Physics-constrained multi-objective bayesian optimization to accelerate 3d printing of thermoplastics. Additive Manufacturing, 86. https://doi.org/10.1016/j.addma.2024.104204

Saylık, A., Kösedağ, E., ve Etem, T. (2025). Copula-Based Data Augmentation and Machine Learning for Predicting Tensile Strength of 3D-Printed PLA Under Anisotropic Conditions. Journal of Applied Polymer Science, 142(40). https://doi.org/10.1002/app.57533

Selvan, S. P., Raja, D. E., Muthukumar, V., ve Sonar, T. (2024). Optimization of process parameters and predicting surface finish of PLA in additive manufacturing—a neural network approach. International Journal on Interactive Design and Manufacturing. https://doi.org/10.1007/s12008-024-01848-5

Shan, X., Gao, C., Rao, J. H., Wu, M., Yan, M., ve Bi, Y. (2024). Experimental Study and Random Forest Machine Learning of Surface Roughness for a Typical Laser Powder Bed Fusion Al Alloy. Metals, 14(10). https://doi.org/10.3390/met14101148

Sharma, A., ve Bharti, P. S. (2024). Optimization of Resin Printing Parameters for Improved Surface Roughness Using Metaheuristic Algorithms: A Multifaceted Approach. Journal of Materials Engineering and Performance. https://doi.org/10.1007/s11665-024-10296-x

Sharma, S., Gupta, V., Mudgal, D., ve Srivastava, V. (2024a). Machine learning for forecasting the biomechanical behavior of orthopedic bone plates fabricated by fused deposition modeling. Rapid Prototyping Journal, 30(3), 441–459. https://doi.org/10.1108/RPJ-02-2023-0042

Sharma, S., Gupta, V., Mudgal, D., ve Srivastava, V. (2024b). Optimization of

polydopamine coating process for poly lactic acid-based 3D printed bone plates using machine learning approaches. Polymer Engineering and Science, 64(1), 279–295. https://doi.org/10.1002/pen.26546

Silva, M. A. da, Amaro Junior, B., Medeiros, R. R. B., ve Pinheiro, P. R. (2022). A Neuroevolutionary Model to Estimate the Tensile Strength of Manufactured Parts Made by 3D Printing. Algorithms, 15(8). https://doi.org/10.3390/a15080263

Siraj, I., ve Drégelyi-Kiss, Á. (2025). Empirical comparison of FDM additive manufacturing process parameters by application grey relational analysis and multi-linear regression. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 138(7), 2861–2876. https://doi.org/10.1007/s00170-025-15688-4

Song, R., ve Telenko, C. (2019). Causes of desktop FDM fabrication failures in an open studio environment. Procedia CIRP, 80, 494–499. https://doi.org/10.1016/j.procir.2018.12.007

Soori, M., Jough, F. K. G., Dastres, R., ve Arezoo, B. (2025). Additive manufacturing modification by artificial intelligence, machine learning, and deep learning: A review. In Additive Manufacturing Frontiers (Vol. 4, Number 2). Elsevier B.V. https://doi.org/10.1016/j.amf.2025.200198

Soundararajan, R., Sathishkumar, A., Aathil, S. A., ve Chandran, N. G. (2025). Evaluating machine learning methods for predicting surface roughness of FDM printed parts using PLA plus material. International Journal on Interactive Design and Manufacturing (IJIDeM). https://doi.org/10.1007/s12008-024-02215-0

Spoerk, M., Gonzalez-Gutierrez, J., Sapkota, J., Schuschnigg, S., ve Holzer, C. (2018). Effect of the printing bed temperature on the adhesion of parts produced by fused filament fabrication. Plastics, Rubber and Composites, 47(1), 17–24. https://doi.org/10.1080/14658011.2017.1399531

Stoica, C., Maier, R., Istrate, A., ve Mandoc, A. (2021). Assessment of Static Mechanical Properties of Additively Manufactured Polylactic Acid (PLA) on Entry-Level FDM 3D Printer. Mater. Plast, 58(2), 176–184. https://doi.org/10.37358/Mat.Plast.1964

Su, X., Peng, X., Zhou, X., Cao, H., Shan, C., Li, S., Qiao, S., ve Shi, F. (2025). Enhanced Defect Detection in Additive Manufacturing via Virtual Polarization Filtering and Deep Learning Optimization. Photonics, 12(6). https://doi.org/10.3390/photonics12060599

Tan, C., Li, Q., Yao, X., Chen, L., Su, J., Ng, F. L., Liu, Y., Yang, T., Chew, Y., Liu, C. T., ve DebRoy, T. (2023). Machine Learning Customized Novel Material for Energy-Efficient 4D Printing. Advanced Science, 10(10). https://doi.org/10.1002/advs.202206607

Tan, M., ve Le, Q. V. (2019). EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks.

Tănase, M., Portoacă, A. I., Diniță, A., Brănoiu, G., Zamfir, F., Sirbu, E. E., ve Călin, C. (2024). Optimizing Mechanical Properties of Recycled 3D-Printed PLA Parts for Sustainable Packaging Solutions Using Experimental Analysis and Machine Learning. Polymers, 16(23). https://doi.org/10.3390/polym16233268

Tandon, S., Singh, S. K., Kacker, R., Gautam, S. S., ve Tamang, S. K. (2024). Multi-response Optimization of 3D Printed Parts with Triangular Patterns Using Nonlinear Machine Learning Regressor Technique. Journal of Materials Engineering and Performance. https://doi.org/10.1007/s11665-024-09869-7

Tao, F., Qi, Q., Liu, A., ve Kusiak, A. (2018). Data-driven smart manufacturing. Journal of Manufacturing Systems, 48, 157–169. https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2018.01.006

Tohmé, F., ve Rossit, D. (2025). Compositional Scheduling in Industry 4.0 Cyber-Physical Systems. Axioms, 14(5), 332. https://doi.org/10.3390/axioms14050332

Tontowi, A. E., Ramdani, L., Erdizon, R. V., ve Baroroh, D. K. (2017). Optimization of 3D-Printer Process Parameters for Improving Quality of Polylactic Acid Printed Part. International Journal of Engineering and Technology, 9(2), 589–600. https://doi.org/10.21817/ijet/2017/v9i2/170902044

Trivedi, A., ve Patel, M. (2025). Multi-objective optimization of material extrusion additively manufactured parts from PETG feedstock material using grey wolf algorithm. Progress in Additive Manufacturing, 10(5), 3807–3825. https://doi.org/10.1007/s40964-024-00839-y

Tunçel, O., Tüfekci, K., ve Kahya, Ç. (2024). Multi-objective optimization of 3D printing process parameters using gray-based Taguchi for composite PLA parts. Polymer Composites, 45(14), 12870–12884. https://doi.org/10.1002/pc.28674

Tzotzis, A., Nedelcu, D., Mazurchevici, S. N., ve Kyratsis, P. (2025). Investigating the Machining Behavior of the Additively Manufactured Polymer-Based Composite

Using Adaptive Neuro-Fuzzy Learning. Applied Sciences (Switzerland), 15(10). https://doi.org/10.3390/app15105373

Ukwaththa, J., Herath, S., ve Meddage, D. P. P. (2024). A review of machine learning (ML) and explainable artificial intelligence (XAI) methods in additive manufacturing (3D Printing). In Materials Today Communications (Vol. 41). Elsevier Ltd. https://doi.org/10.1016/j.mtcomm.2024.110294

Ulkir, O., Bayraklılar, M. S., ve Kuncan, M. (2023). Energy Consumption Prediction of Additive Manufactured Tensile Strength Parts Using Artificial Intelligence. 3D Printing and Additive Manufacturing. https://doi.org/10.1089/3dp.2023.0189

Veeman, D., Vellaisamy, M., Ponnusamy, P. C., Subathra, D. P., ve Katiyar, J. K. (2025). Impact of Process Parameters on Hardness of Melt Fabricated PA6 Carbon Fiber-Reinforced Composites and Prediction of Properties Using Machine Learning. Journal of Materials Engineering and Performance. https://doi.org/10.1007/s11665-025-11406-z

Verana, M., Nwakanma, C. I., Lee, J. M., ve Kim, D. S. (2021). Deep Learning-Based 3D Printer Fault Detection. International Conference on Ubiquitous and Future Networks, ICUFN, 2021-August, 99–102. https://doi.org/10.1109/ICUFN49451.2021.9528692

Vyavahare, S., Teraiya, S., Panghal, D., ve Kumar, S. (2020). Fused deposition modelling: a review. In Rapid Prototyping Journal (Vol. 26, Number 1, pp. 176–201). Emerald Group Holdings Ltd. https://doi.org/10.1108/RPJ-04-2019-0106

Wang, C., Chandra, S., Huang, S., Tor, S. B., ve Tan, X. (2023). Unraveling process-microstructure-property correlations in powder-bed fusion additive manufacturing through information-rich surface features with deep learning. Journal of Materials Processing Technology, 311. https://doi.org/10.1016/j.jmatprotec.2022.117804

Wang, S., Yu, S., Choy, S. Y., Tan, S. L., ve Xu, B. (2022). Evaluation of the effects of the print parameters in additive manufacturing process for dimensional control of printed parts using a traceable coordinate measuring machine. Engineering Research Express, 4(2). https://doi.org/10.1088/2631-8695/ac6653

Wang, W., Wang, P., Zhang, H., Chen, X., Chen, M., ve Li, J. (2023). An In-Situ Deep Learning-Based Defect Detection Technology for Additive Manufacturing Process. 2023 8th International Conference on Integrated Circuits and Microsystems, ICICM

2023, 65–70. https://doi.org/10.1109/ICICM59499.2023.10366010

Wang, Z., Yang, Y., Suo, S., Guo, J., ve Rao, W. F. (2024). Predicting 4D hardness property from 3D datasets for performance-tunable material extrusion additive manufacturing. Materials Today Communications, 38. https://doi.org/10.1016/j.mtcomm.2024.108216

Wankhede, V., Jagetiya, D., Joshi, A., ve Chaudhari, R. (2019). Experimental investigation of FDM process parameters using Taguchi analysis. Materials Today: Proceedings, 27, 2117–2120. https://doi.org/10.1016/j.matpr.2019.09.078

Wei, H., Tang, L., Qin, H., Wang, H., Chen, C., Li, Y., ve Wang, C. (2024). Optimizing FDM 3D printing parameters for improved tensile strength using the Takagi–Sugeno fuzzy neural network. Materials Today Communications, 38. https://doi.org/10.1016/j.mtcomm.2024.108268

Wen, H., Huang, C., ve Guo, S. (2021). The application of convolutional neural networks (CNNs) to recognize defects in 3D-printed parts. Materials, 14(10). https://doi.org/10.3390/ma14102575

Wu, H. C., ve Chen, T. C. T. (2018). Quality control issues in 3D-printing manufacturing: a review. Rapid Prototyping Journal, 24(3), 607–614. https://doi.org/10.1108/RPJ-02-2017-0031

Wu, Z., Christofides, P. D., Wu, W., Wang, Y., Abdullah, F., Alnajdi, A., ve Kadakia, Y. (2025). A tutorial review of machine learning-based model predictive control methods. In Reviews in Chemical Engineering (Vol. 41, Number 4, pp. 359–400). Walter de Gruyter GmbH. https://doi.org/10.1515/revce-2024-0055

Xie, S., He, Z., Wang, C., Liu, C., ve Ke, X. (2023). A generic evolutionary ensemble learning framework for surface roughness prediction in manufacturing. International Journal of Computer Integrated Manufacturing, 36(11), 1572–1594. https://doi.org/10.1080/0951192X.2023.2204486

Xing, H., Ding, F., ve Pan, F. (2023). Highly-computational hierarchical iterative identification methods for multiple-input multiple-output systems by using the auxiliary models. International Journal of Robust and Nonlinear Control, 33(17), 10845–10863. https://doi.org/10.1002/rnc.6917

Yadav, D., Chhabra, D., Kumar Garg, R., Ahlawat, A., ve Phogat, A. (2020). Optimization of FDM 3D printing process parameters for multi-material using

artificial neural network. Materials Today: Proceedings, 21, 1583–1591. https://doi.org/10.1016/j.matpr.2019.11.225

Yao, T., Deng, Z., Zhang, K., ve Li, S. (2019). A method to predict the ultimate tensile strength of 3D printing polylactic acid (PLA) materials with different printing orientations. Composites Part B: Engineering, 163, 393–402. https://doi.org/10.1016/j.compositesb.2019.01.025

Yazlık, E. N. (2025). Termokromik PLA ile derin öğrenme tabanlı anlık sıcaklık izleme sistemi ve uygulamaları [Doktora tezi]. Erciyes Üniversitesi.

Yeh, C. R., Yan, S. Q., ve Tsai, M. J. (2023). YOLOv5 based Intelligent Defect Detection of Dual-color Gradient Object Fabricated by Fused Deposition Modeling Additive Manufacturing System. 2023 International Automatic Control Conference, CACS 2023. https://doi.org/10.1109/CACS60074.2023.10326167

Zeng, Y. S., Hsueh, M. H., Lai, C. J., Hsiao, T. C., Pan, C. Y., Huang, W. C., Chang, C. H., ve Wang, S. H. (2022). An Investigation on the Hardness of Polylactic Acid Parts Fabricated via Fused Deposition Modeling. Polymers, 14(14). https://doi.org/10.3390/polym14142789

Zhang, H., Moon, S. K., Ngo, T. H., Tou, J., ve Bin Mohamed Yusoff, M. A. (2020). Rapid Process Modeling of the Aerosol Jet Printing Based on Gaussian Process Regression with Latin Hypercube Sampling. International Journal of Precision Engineering and Manufacturing, 21(1), 127–136. https://doi.org/10.1007/s12541-019-00237-3

Zhang, H., Yu, Y., Liu, X., Liang, N., Kim, Y., Shin, D., Moon, S. K., ve Choi, J. P. (2025). Autonomous printing process optimisation and in-situ anomaly detection in fused deposition modelling using an integrated data-driven approach. Virtual and Physical Prototyping, 20(1). https://doi.org/10.1080/17452759.2025.2545523

Zhang, J., Wang, P., ve Gao, R. X. (2019). Deep learning-based tensile strength prediction in fused deposition modeling. Computers in Industry, 107, 11–21. https://doi.org/10.1016/j.compind.2019.01.011

Zhang, M., Sun, C. N., Zhang, X., Goh, P. C., Wei, J., Hardacre, D., ve Li, H. (2019). High cycle fatigue life prediction of laser additive manufactured stainless steel: A machine learning approach. International Journal of Fatigue, 128. https://doi.org/10.1016/j.ijfatigue.2019.105194

Zhang, X., Chu, D., Zhao, X., Gao, C., Lu, L., He, Y., ve Bai, W. (2024). Machine learning-driven 3D printing: A review. In Applied Materials Today (Vol. 39). Elsevier Ltd. https://doi.org/10.1016/j.apmt.2024.102306

Zhang, X., Fan, W., ve Liu, T. (2020). Fused deposition modeling 3D printing of polyamide-based composites and its applications. In Composites Communications (Vol. 21). Elsevier Ltd. https://doi.org/10.1016/j.coco.2020.100413

Zhang, Y., Bai, H., Mi, D., Zhang, L., Jiang, J., Yang, T., ve Ren, Z. (2024). Precision control and parameter optimization in screw extrusion 3D printing of polypropylene materials. Heliyon, 10(12). https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e32605

Zhang, Y., Bai, S., Jiang, B., Li, K., Dong, Z., ve Pan, F. (2023). Modeling the correlation between texture characteristics and tensile properties of AZ31 magnesium alloy based on the artificial neural networks. Journal of Materials Research and Technology, 24, 5286–5297. https://doi.org/10.1016/j.jmrt.2023.04.079

Zhu, J., Su, Z., Wang, Q., Lan, Z., Siu-fai Chan, F., Han, Z., Wang, Z., Wing-fai Wong, S., ve Chi-fung Ngan, A. (2024). Surface quality prediction and quantitative evaluation of process parameter effects for 3D printing with transfer learning-enhanced gradient-boosting decision trees. Expert Systems with Applications, 237. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.121478

Ziadia, A., Habibi, M., ve Kelouwani, S. (2023). Machine Learning Study of the Effect of Process Parameters on Tensile Strength of FFF PLA and PLA-CF. Eng, 4(4), 2741–2763. https://doi.org/10.3390/eng4040156

İnternet Kaynakları

1. https://www.kaggle.com/datasets/wengmhu/fdm-3d-printing-defect-dataset / 03.06.2026

ÖZGEÇMİŞ

Adı Soyadı : Elif AKTEPE

Doğum Yeri ve Tarihi : 18.09.1998 Şuhut/Afyonkarahisar

Yabancı Dili : İngilizce

İletişim (Telefon / e-posta) : eaktepe@aku.edu.tr / 0 507 720 33 93

Eğitim Durumu (Kurum ve Yıl)

Lise : Özel Anadolu Lisesi (2012-2016)

Lisans : Afyon Kocatepe Üniversitesi, Biyomedikal Mühendisliği Böl., (2016–2020)

Yüksek Lisans : Afyon Kocatepe Üniversitesi, Fen Bilimleri Ens., Biyomedikal Mühendisliği ABD, (2020 – 2022)

Doktora : Afyon Kocatepe Üniversitesi, Fen Bilimleri Ens., Elektrik Elektronik Mühendisliği ABD, (2022– 2026)

Çalıştığı Kurum/Kurumlar ve Yıl

: Yusuf Özer MTAL (2021 – 2022)

: Afyon MYO (2023 – Devam Ediyor)

Yayınları (SCI ve diğer) :

Uluslararası Hakemli Dergilerde Yayımlanan Makaleler

1. **Aktepe, E.**, ve Ergün, U. (2025). Machine learning approaches for FDM-based 3D printing: a literature review. *Applied Sciences*, *15*(18), 10001 **(SCI-E)**.

2. Ergün, U., **Aktepe, E**., ve Koca, Y. B. (2024). Detection of body shape changes in obesity monitoring using image processing techniques. *Scientific Reports*, *14*(1), 24178 **(SCI-E)**.

3. Koca, Y. B., ve **Aktepe, E**. (2024). Effect of dimension reduction with PCA and machine learning algorithms on diabetes diagnosis performance. Turkish Journal of Engineering, 8(3), 447-456. https://doi.org/10.31127/tuje.1413087 **(SCOPUS).**

Ulusal Hakemli Dergilerde Yayımlanan Makaleler

1. **Aktepe, E**., ve Ergün, U. (2026). Deep learning application for image-based defect detection in 3d printing processes. Journal of Materials and Mechatronics: A (JournalMM), 7(1), 109-121. DOI: 10.55546/jmm.1910657

2. **Aktepe, E**., ve Aktepe, Ş. (2024). PLA ve Geri Dönüştürülmüş PET Filamentlerinin 3D FDM Baskıda Boyutsal Doğruluk ve Geriçekilme Performansının Karşılaştırılması. International Journal of 3D Printing Technologies and Digital Industry, 8(1), 114-123. https://doi.org/10.46519/ij3dptdi.1400467

3. Koca, Y. B., ve **Aktepe, E**. (2024). Evaluation of Missing Data Imputation Methods and PCA Techniques for Machine Learning Models in Breast Cancer Diagnosis Using WBCD. *Türk Doğa ve Fen Dergisi*, *13*(3), 109-116.

Uluslararası Bilimsel Toplantılarda Sunulan ve Bildiri Kitabında (Proceedings) Basılan Bildiriler

1. **Aktepe E.**, Ergün U. (2026). The Effect Of 3d Printing Parameters On Dimensional Accuracy: A Statistical Study. 1st International Edessa Scientific Studies Congress, Basım Tarihi: 18.06.2026, Sayfa: 147-155, ISBN: 978-625-378-664-9, Şanlıurfa, Türkiye. (Tam Metin Bildiri).

2. Ergün U., **Aktepe E**., Tekin İ. (2026). Design Of A Mobile Reporting System For Biomedical Device Calibration Services. 1st International Edessa Scientific Studies Congress, Basım Tarihi: 18.06.2026, Sayfa: 156-165, ISBN: 978-625-378-664-9, Şanlıurfa, Türkiye. (Tam Metin Bildiri).

3. **Aktepe, E**. (2025). Makine öğrenmesi ile diyabet teşhisinde hibrit yaklaşımlar. International 4th Tokat Scientific Research Congress, September 14–17, 2025, Tokat, Türkiye. (Tam metin bildiri)

4. **Aktepe, E.**, ve Koca, Y. B. (2025). Topluluk öğrenme yöntemleriyle kalp hastalıklarının sınıflandırılması ve açıklanabilirlik analizi. International 4th Tokat Scientific Research Congress, September 14–17, 2025, Tokat, Türkiye. (Tam metin bildiri)

5. Koca, Y. B., ve **Aktepe, E**. (2025). Design and implementation of a low-cost IoT-based air purification unit. 2nd International Conference on Engineering, Natural Sciences, and

Technological Developments (ICENSTED 2025), June 20–23, 2025, Bayburt, Türkiye. (Tam metin bildiri)

6. **Aktepe, E.**, ve Koca, Y. B. (2024). Optimization of 3D printing parameters using machine learning techniques. International Congress of Electrical and Computer Engineering, pp. 277–286. Springer Nature Switzerland. (Tam metin bildiri)

7. **Aktepe, E**. (2024). Diagnosis of Alzheimer's with machine learning: An evaluation on the diagnostic power of different features. 2nd International Üsküdar Scientific Research and Innovation Congress, İstanbul, Türkiye. (Tam metin bildiri)

8. **Aktepe, E.** (2024). Synthetic sleep models and health parameters in sleep estimation of its effect on quality using artificial intelligence. 3rd International Karadeniz Scientific Research and Innovation Congress, Trabzon, Türkiye. (Tam metin bildiri)

9. **Aktepe, E.** (2024). Balance analysis with mobile devices: New generation approaches in rehabilitation. 3rd International Karadeniz Scientific Research and Innovation Congress, Trabzon, Türkiye. (Tam metin bildiri)

10. **Aktepe, E**., ve Ergün U. (2023). 3B yazıcı baskı parametrelerinin genetik algoritma ile optimizasyonu. 5th International Young Researchers Student Congress, Antalya, Türkiye. (Özet metin bildiri)

11. **Aktepe, E**., ve Aktepe, Ş. (2023). Geri dönüştürülmüş PET filamentin 3 boyutlu yazıcılarda performans testleri. 5th International Young Researchers Student Congress, Antalya, Türkiye. (Özet metin bildiri)

Yazılan Ulusal/Uluslararası Kitaplar ve Kitaplarda Bölümler

1. **Aktepe, E**., ve Ergün, U. (2025). A systematic analysis of 3D printing research in doctoral and specialization theses in Turkey. In S. Kocer ve O. Dundar (Eds.), Next generation engineering: Smart solutions and applications (pp. 13–36). ISRES Publishing.

2. **Aktepe, E**. (2025). Elektrokardiyografi ile fizyolojik sinyal izleme: Temel ilkeler ve modern uygulamalar. H. Gürbüz (Ed.), Türkiye ve Dünyada Mühendislik (ss. 72–88). Yaz Yayınları. E-ISBN: 978-625-8678-47-5.