

KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

HİBRİT BİR YAPAY ZEKÂ OPTİMİZASYON YÖNTEMİNİN
GELİŞTİRİLMESİ VE KOMPOZİT MALZEME ÜRETİM SÜRECİNDE
KULLANILMASI

DOKTORA TEZİ

Ercüment ÖZTÜRK

MART 2024

TRABZON



KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

**HİBRİT BİR YAPAY ZEKÂ OPTİMİZASYON YÖNTEMİNİN
GELİŞTİRİLMESİ VE KOMPOZİT MALZEME ÜRETİM SÜRECİNDE
KULLANILMASI**

Ercüment ÖZTÜRK

**Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsünde
"DOKTOR (BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ)"
Unvanı Verilmesi İçin Kabul Edilen Tezdir.**

Tezin Enstitüye Verildiği Tarih : 21 / 02 / 2024

Tezin Savunma Tarihi : 08 / 03 / 2024

Tez Danışmanı : Prof. Dr. Tuğrul ÇAVDAR

Trabzon 2024

ÖNSÖZ

“Hibrit Bir Yapay Zekâ Optimizasyon Yönteminin Geliştirilmesi ve Kompozit Malzeme Üretim Sürecinde Kullanılması” isimli bu tez Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı, Doktora Programı’nda hazırlanmıştır. Tez çalışmaları sürecinde yapılan deneysel çalışmalar, veri setinin oluşturulması, üretim ve üretim sonrası testler yürütücülüğünü Prof. Dr. Ayfer DÖNMEZ ÇAVDAR’ın yaptığı 120O339 numaralı TUBİTAK 1002 projesi kapsamında gerçekleştirilmiştir.

Tez çalışmam boyunca hiçbir desteğini esirgemeyen ve bilim insanı olma yolundaki ilk adımlarımı atarken kıymetli bilgileriyle ve tecrübesiyle yolumu aydınlatan danışman hocam Sayın Prof. Dr. Tuğrul ÇAVDAR’a ve yapıcı eleştirileri ve önerileri ile tezime büyük katkıları bulunan, laboratuvar çalışmaları ve deneysel testlerin yapılmasında süreci yakından takip ederek desteğini esirgemeyen kıymetli hocam Prof. Dr. Ayfer Dönmez ÇAVDAR’a teşekkürü bir borç bilirim. Ayrıca, tez izleme süresince yapmış oldukları yapıcı eleştiri ve önerileri için Prof. Dr. İsmail Hakkı ÇAVDAR, Prof. Dr. Cemal KÖSE ve Dr. Alper KIZILTAŞ hocalarıma müteşekkirim. Eğitim öğretim hayatımda katkısı ve emeği olan tüm hocalarıma ve çalışma arkadaşlarıma teşekkür ederim.

Son olarak, doğduğum günden beri elimi hiç bırakmayan ve bugünlere gelmemde en büyük paya sahip olan babam Abdulkuddüs ÖZTÜRK’e, hayatıma girdiği günden bu yana beni tamamlayan, sevgisini her daim yüreğimde hissettiğim ve zor zamanlarımda en büyük destekçim olan kıymetli eşim Nurgül ÖZTÜRK’e, akademik çalışmalarım nedeniyle bazen ihmal ettiğim ancak sevgilerini daima yüreğimde hissettiğim çocuklarım Ertuğrul ve Ahmet’e teşekkür eder, minnettarlığımı sunarım.

Bu tez çalışmasının bundan sonraki çalışmalara katkı sağlamasını temenni ederim.

Ercüment ÖZTÜRK

Trabzon 2024

TEZ ETİK BEYANNAMESİ

Doktora Tezi olarak sunduğum “Hibrit Bir Yapay Zekâ Optimizasyon Yönteminin Geliştirilmesi ve Kompozit Malzeme Üretim Sürecinde Kullanılması” başlıklı bu çalışmayı baştan sona kadar doktora tez danışmanım Prof. Dr. Tuğrul ÇAVDAR’ın kontrolünde tamamladığımı, verileri / örnekleri kendim topladığımı, deneyleri / analizleri ilgili laboratuvarlarda yaptığımı / yaptırdığımı, başka kaynaklardan aldığım bilgileri metinde ve kaynakçada eksiksiz olarak gösterdiğimi, çalışma sürecinde bilimsel araştırma ve etik kurallara uygun olarak davrandığımı ve aksinin ortaya çıkması durumunda her türlü yasal sonucu kabul ettiğimi beyan ederim. 08/03/2024

Ercüment ÖZTÜRK

İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa No</u>
ÖNSÖZ.....	III
TEZ ETİK BEYANNAMESİ.....	IV
İÇİNDEKİLER.....	V
ÖZET.....	VII
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	IX
TABLolar DİZİNİ.....	XI
SEMBOLLER VE KISALTMALAR DİZİNİ.....	XII
1. GENEL BİLGİLER.....	1
1.1. Kompozit Malzemeler.....	5
1.2. Yapay Zekâ.....	11
1.3. Optimizasyon.....	16
1.4. Lignin.....	19
1.5. Zeolit.....	21
1.6. Doğal Lif.....	23
1.7. Polipropilen.....	26
2. YAPILAN ÇALIŞMALAR.....	29
2.1. Veri Setinin Oluşturulması.....	30
2.2. Parçacık Sürü Optimizasyon Algoritması.....	33
2.3. İlk Üretim Reçetesi.....	41
2.4. İyileştirilmiş İkinci Üretimler.....	43
2.5. Hibrit Yöntemin Geliştirilmesi.....	46
2.5.1. Yusufçuk Algoritması.....	46
2.5.2. Bozkurt Algoritması.....	52
2.5.3. Diferansiyel Gelişim Algoritması.....	58
2.5.4. Hibrit Yöntem.....	61
2.6. Kompozit Malzemenin Üretimi.....	65
3. BULGULAR VE TARTIŞMA.....	69
3.1. Mekanik Testler.....	69
3.1.1. Eğilme Direnci Testi.....	69
3.1.1. Çekme Direnci Testi.....	72
3.1.1. Darbe Direnci Testi.....	75
3.2. Fiziksel Özellikler.....	77

3.2.1. Su Alma.....	77
3.2.2. Kalınlık Artımı.....	78
3.3. Termogravimetri Analizi.....	79
3.4. Sınırlandırıcı Oksijen İndeksi Testi.....	81
3.5. Differansiyel Taramalı Kalorimetre (DSC) Analizi.....	82
3.6. SEM Analizi.....	84
3.7. FTIR.....	86
3.8. Dinamik Mekanik Termal Analiz.....	88
3.9. Başarım ve Hata Oranının YSA ile Ölçülmesi.....	89
4. SONUÇLAR VE ÖNERİLER.....	95
5. ÖNERİLER.....	100
6. KAYNAKLAR.....	102
ÖZGEÇMİŞ	

Doktora Tezi

ÖZET

HİBRİT BİR YAPAY ZEKÂ OPTİMİZASYON YÖNTEMİNİN GELİŞTİRİLMESİ VE KOMPOZİT MALZEME ÜRETİM SÜRECİNDE KULLANILMASI

Ercüment ÖZTÜRK

Karadeniz Teknik Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı
Danışman: Prof. Dr. Tuğrul ÇAVDAR
2024, 101 Sayfa

Son yıllarda, hammadde arama ve işleme maliyetlerinin yüksekliğiyle birlikte, hammadde kaynaklarının azalması endüstri ve bilimi alternatif çözümler aramaya itmiştir. Ayrıca, kalitenin artırılması gerekliliği nedeniyle kompozit üretimine olan ilgi de artmıştır. Bu noktada, yapay zekâ teknolojisinin kompozit üretim süreçlerinde kullanımı giderek yaygınlaşmaktadır. Bununla birlikte, hammadde karışım oranlarının belirlenmesine yönelik çalışmalar henüz yaygın değildir. Bu tez çalışmasında, öncelikle karışım bileşenlerini kullanarak deneysel üretimler yapılmış ve elde edilen sonuçlar ile bir veri seti oluşturulmuştur. Bu veri seti ile Parçacık Sürü Optimizasyonu Algoritması kullanılarak hibrit termoplastik kompozit malzemelerin karışım bileşenlerinin oransal optimizasyonu üzerine çalışılmış ve elde edilen oransal optimizasyon neticesinde %95,3 oranında ticari ürünlere göre daha başarılı sonuçlar elde edilmiştir. Akabinde Yusufçuk, Bozkurt ve Diferansiyel Gelişim Algoritmaları kullanılarak hibrit bir yöntem geliştirilmiş ve karışım bileşenlerinin oransal optimizasyonu işlemi yeniden yapılmıştır. Bu işlemler sonucunda elde edilen oranlar ile kompozit numuneler üretilmiş ve üretilen nihai ürünlerin referans alınan ticari ürüne göre %98,1 oranında daha başarılı olduğu gözlemlenmiştir. Bu çalışma ile, özellikle yapay zekâ teknolojisinin kompozit üretim öncesi aşamalarda kullanılmasının maliyeti düşürebileceğini ve kaliteyi artırabileceğini kanıtlanmıştır.

Anahtar Kelimeler: Yapay zekâ, Optimizasyon, Algoritma hibritleme, Kompozitler

PhD. Thesis

SUMMARY

Development Of A Hybrid Artificial Intelligence Optimization Method And Its Use In The
Composite Material Production Process

Ercüment ÖZTÜRK

Karadeniz Technical University
The Graduate School of Natural and Applied Sciences
Computer Engineering Graduate Program
Supervisor: Prof. Dr. Tuğrul ÇAVDAR
2024, 101 Pages

In recent years, the high cost of raw material exploration and processing, as well as the decrease in raw material resources, have led industry and science to look for alternative solutions. Additionally, interest in composite production has increased due to the need to improving quality. At this point, the use of artificial intelligence technology in composite production processes is becoming increasingly widespread. However, studies on determining raw material mixture ratios are not common yet. In this thesis, firstly, experimental productions were made using mixture components and a data set was created with the results obtained. With this data set, the proportional optimization of the mixture components of hybrid thermoplastic composite materials was studied using the Particle Swarm Optimization Algorithm, and as a result of the proportional optimization, 95.3% more successful results were obtained compared to commercial products. Subsequently, a hybrid method was developed using Dragonfly, Gray Wolf and Differential Development Algorithms and the proportional optimization of the mixture components was carried out again. Composite samples were produced with the ratios obtained as a result of these processes, and it was observed that the final products produced were 98.1% more successful than the reference commercial product. This study has proven that the use of artificial intelligence technology, especially in the pre-composite production stages, can reduce costs and increase quality.

Key Words: Artificial intelligence, Optimization, algorithm hybridization, composites

ŞEKİLLER DİZİNİ

	<u>Sayfa No</u>
Şekil 1. Kompozitlerin matris ve takviye elemanları diyagramı	6
Şekil 2. Lignin	21
Şekil 3. Zeolit	23
Şekil 4. (a) Kenevir Sak Lifi, (b) Öğütülmüş Kenevir Sak Lifi	26
Şekil 5. (a) Yarısaydam PP, (b) süt beyaz PP	28
Şekil 6. Veri seti oluşturmak için üretilen deneysel üretimlerin test sonuçları	32
Şekil 7. PSO Akış şeması	40
Şekil 8. PSO ile hammadde karışım oranlarının belirlenmesi süreci	41
Şekil 9. Yusufçukların sürüdeki davranış durumları	48
Şekil 10. Bozkurtların sosyal hiyerarşik yapısı	53
Şekil 11. Alfa kurdun avın konumuna göre konumunu güncellemesi	55
Şekil 12. Diğer kurtların av ve alfa'ya göre kendi konumunu güncellemesi	55
Şekil 13. Avlanma aşamasında konumların güncellemesi	56
Şekil 14. Hibrit yöntemin akış çizelgesi	64
Şekil 15. Karışımın besleme ağzından ekstrudera dökülmesi.	66
Şekil 16. Ekstruderden erişim haldeki karışımın çıkışı	66
Şekil 17. Malzemenin oda sıcaklığında kurumaya bırakılması	67
Şekil 18. Deney numuneleri	67
Şekil 19. Deney aşamasında kullanılan hammaddeler	68
Şekil 20. Eğilme direnci testi deney aşaması	70
Şekil 21. Çekme direnci testi deney aşaması	74
Şekil 22. Çekme direnci testi deney öncesi ve sonrası görüntüsü	74
Şekil 23. Su alma test sonuçları	78
Şekil 24. Kalınlık artımı test sonuçları	79
Şekil 25. TGA eğrileri	80
Şekil 26. Sıcaklığa bağlı kalıntı miktarı	81
Şekil 27. LOI değerleri	82
Şekil 28. Isıl işlem öncesi DSC grafiği	83
Şekil 29. Isıl işlem sonrası DSC grafiği	83
Şekil 30. Hammaddelerin SEM 300X görüntüleri	85
Şekil 31. PSO1, PSO2 ve PP-HPR SEM 300X görüntüleri	86
Şekil 32. Isıl yaşlandırma öncesi FTIR sonuçları	87

Şekil 33. Isıl yaşlandırma sonrası FTIR sonuçları.....	87
Şekil 34. Sıcaklığa bağlı <i>tan δ</i> grafiği	88
Şekil 35. Sıcaklığa bağlı depolama modülü grafiği.....	89
Şekil 36. Sıcaklığa bağlı kayıp modülü grafiği	89
Şekil 37. YSA'nın genel yapısı	90
Şekil 38. YSA eğitim, test ve doğrulama sonuçları.....	91
Şekil 39. YSA eğitim, test ve sonuç bilgisi	92
Şekil 40. YSA hata histogramı	93



TABLolar DİZİNİ

Sayfa No

Tablo 1. Veri seti oluşturmak için üretilen ilk deneysel üretimler ve test sonuçları	31
Tablo 2. İlk üretim reçetesindeki hammadde karışım oranları	42
Tablo 3. İlk üretim eğilme test sonuçları	42
Tablo 4. İlk üretim çekme test sonuçları	43
Tablo 5. Kontrol grubu olan PP-HPR'ye ait test sonuçları	44
Tablo 6. 2. Üretim reçetesi	44
Tablo 7. İkinci üretimlerin çekme test sonuçları	45
Tablo 8. İkinci üretimlerin eğilme test sonuçları.....	45
Tablo 9. PSO1, PSO2 ve PP-HPR numunelerine ait test sonuçları.....	71
Tablo 10. Eğilme direnci ve eğilmede elastikiyet test sonuçları	72
Tablo 11. Çekme direnci test sonuçları	73
Tablo 12. Numune kompozitlerin çekme test sonuçlarının karşılaştırılması	73
Tablo 13. Darbe direnci test sonuçları.....	75
Tablo 14. PSO1, PSO2 ve PP-HPRye ait darbe direnci test sonuçları.....	76
Tablo 15. TGA analiz sonuçları	81
Tablo 16. Isıl işlem öncesi ve sonrası DSC analizi sonuçları.....	84
Tablo 17. Isıl yaşlandırma önce ve sonrası test sonuçları	97
Tablo 18. Fiziksel, mekanik ve termal özelliklerin karşılaştırılması.....	97
Tablo 19. PP-HPR, PSO ve Hibrit Yöntemin numunelerin test sonuçları	98
Tablo 20. Farklı algoritmalar ile hammadde karışım oranlarının bulunması	99

SEMBOLLER VE KISALTMALAR DİZİNİ

YZ	: Yapay Zekâ
BA	: Bozkurt Algoritması
YA	: Yusufçuk Algoritması
Ar-Ge	: Araştırma ve Geliştirme
MÖ	: Milattan Önce
MS	: Milattan Sonra
YSA	: Yapay Sinir Ağları
ML	: Makine Öğrenmesi
NLP	: Doğal Dil İşleme
DL	: Derin Öğrenme
SVM	: Destek Vektör Makineleri
GEP	: Gen Ekspresyon Programlama
PEEK	: Poli Eter Eter Keton
CNC	: Bilgisayarlı Dijital Kontrol
PSO	: Parçacık Sürü Optimizasyon Algoritması
ABC	: Yapay Arı Kolonisi
GA	: Genetik Algoritma
AIS	: Yapay Bağışıklık Sistemi
PP	: Polipropilen
PE	: Poli Eter
PVC	: Poli Vinil Klorür
TB	: Tavlama Benzetimi
SS	: Standart Sapma
PP-MAPP	: Polipropilen Katkılı Mape Karışımı
Z	: Zeolit
Hyb	: Hibrit
Hyb-Alk	: Alkali Uygulama Yapılmış Hibrit Yöntem
PSO1	: PSO ile yapılan ilk üretimler
PSO2	: PSO ile yapılan ikinci üretimler
PP-HPR	: Polipropilen ve Hidrojenik petrol reçinesi karışımı

FTIR	: Fourier Dönüşümü Kızılötesi spektroskopisi
DMTA	: Dinamik Mekanik Termal Analiz
DSC	: Diferansiyel Taramalı Kalorimetre
TGA	: Termogravimetrik Analiz
LOI	: Sınırlandırılmış Oksijen İndeksi
SEM	: Taramalı Elektron Mikroskobu
HA	: Isıl Yaşlandırma



1. GENEL BİLGİLER

Günümüzde otomotiv, uzay ve savunma sanayileri gibi birçok endüstri, teknolojik gelişmeleri en üst düzeyde kullanma konusunda büyük bir çaba sarf etmektedir. Özellikle kompozit malzemelerin kullanımına olan talep, bu sektörlerde giderek artmaktadır (Demirci, 2012). Kompozit malzemeler, mühendislik taleplerini karşılama konusunda sunduğu çeşitli avantajlar nedeniyle öne çıkmaktadır. Bir kompozit türü olan termoplastik kompozitler ise sofistike tasarımları destekleme, estetik kaygıları karşılama, güvenlik standartlarını artırma, konforu optimize etme ve yakıt verimliliğini iyileştirme gibi mühendislik ihtiyaçlarına kolayca uyum sağlamaktadır. Ayrıca, performansın maliyeti düşürerek artırılabilmesi ve geri dönüşüm bakımından sürdürülebilir olması gibi avantajlarıyla öne çıkmaktadır (Çavdar ve Boran, 2016; Martin vd. 2004; Groner vd., 2006). Bu özellikler, endüstrilerin malzeme seçiminde termoplastiklere olan ilgilerini artırmaktadır, bu da gelecekte daha inovatif ve sürdürülebilir ürünlerin geliştirilmesine olanak tanımaktadır.

1940'lı yılların başlarından itibaren düşük karbonlu çeliğin yerini büyük ölçüde alan, fiberglas olarak da bilinen cam elyaf takviyeli plastik kompozitler hem üstün mekanik özelliklere hem de hafif yapıları nedeniyle endüstriyel uygulamalarda önemli bir yer edinmiştir (Wallenberger vd., 2001). Bu malzemeler, geleneksel mühendisliğin farklı malzemelerin özelliklerini birleştirerek sentezleme prensibine dayalı üretilmektedir. Bu prensibe dayalı üretimler, malzemelerin özelliklerini optimize etmek ve istenilen performansı elde etmek için çeşitli bileşenlerin bir araya getirilmesini sağlar. Kompozit malzemelerin bu özelliği, mükemmel mekanik dayanıklılık, hafiflik ve özelleştirilebilirlik sağlayarak endüstride geniş bir kullanım alanı bulmasına olanak tanımıştır (Mengeloğlu vd., 2015). Zaman içinde, kompozit malzemelerin evrimi, üretim süreçlerindeki teknolojik gelişmeler ve malzeme bilimi alanındaki ilerlemelerle birleşerek daha dayanıklı, daha hafif ve çeşitli uygulamalara uygun malzemelerin geliştirilmesini mümkün kılmıştır. Gelişen üretim teknikleri, endüstriyel tasarımcılara ve mühendislere, çeşitli sektörlerde, örneğin otomotiv, havacılık ve yapı endüstrilerinde, daha etkili ve verimli ürünler tasarlama ve üretme fırsatı sunmaktadır. Ayrıca, çevresel sürdürülebilirlik endişeleri de göz önüne alındığında, hafif kompozit malzemelerin kullanımı, enerji tasarrufu ve karbon ayak izi azaltma çabalarına olumlu katkıda bulunabilir.

Otomotiv ve paketleme endüstrileri, günümüzde giderek artan bir şekilde çevre dostu ve sürdürülebilir ürün geliştirme hedefleri doğrultusunda ilerlemektedir. Bu sektörler, özellikle eko ürünlerin biyolojik bozunabilirliği (bir materyalin doğada mikroorganizmalar tarafından doğal olarak parçalanabilme ve ayrışabilme yeteneği) ve geri kazanımı konusuna büyük bir odaklanma göstermektedir (Alves vd., 2010). Bununla birlikte, doğal kaynaklardan elde edilen materyallerin, özellikle mineral katkı malzemelerin ve petrol türevli polimerlerin kullanımıyla birlikte, çevresel etkileri en aza indirmek amacıyla çalışmalar sürdürülmektedir. Bu sektörlerde, geleneksel malzemelerin yerini alacak şekilde kullanılan kompozit malzemeler, özellikle demir, alüminyum ve çelik gibi malzemelere alternatif olarak öne çıkmaktadır. Bu kompozit malzemeler, düşük üretim maliyetleri, yenilenebilir kaynaklardan elde edilebilme özellikleri ve çevre dostu olma avantajlarıyla dikkat çekmektedir. Ayrıca, bu malzemelerin hafif olma özelliği, özellikle otomotiv sektöründe yakıt verimliliğini artırmak ve karbon ayak izini azaltmak gibi önemli avantajlar sağlamaktadır. Bununla birlikte, kompozit malzemelerin yüksek direnç özellikleri, dayanıklılıkları ve özelleştirilebilir yapıları, sektörde büyük bir ilgi ve talep uyandırmış, birçok Ar-Ge çalışmasının odak noktasını oluşturmuştur. Bu bağlamda, otomotiv ve paketleme endüstrileri, sürdürülebilir malzeme kullanımına odaklanarak hem çevre dostu ürünler geliştirmek hem de sektörel performanslarını artırmak adına çeşitli inovasyonlara ve araştırmalara önem vermektedirler. Bu çabalar, gelecekte daha yeşil, ekonomik ve dayanıklı ürünlerin ortaya çıkmasına katkı sağlamak amacıyla devam etmektedir.

Otomotiv sektöründe, cam elyaf ile güçlendirilmiş plastik kompozitlerin kullanımı, sadece düşük ağırlıkla iyi mekanik performans sunmakla kalmaz, aynı zamanda bir dizi diğer olumlu karakteristik özelliklere de sahiptir. Bu malzemelerin uzun ömürlü olması, özellikle araçların dayanıklılığı ve performansı açısından kritiktir. Cam elyaf takviyeli plastik kompozitler, korozyona karşı mükemmel bir direnç sergiler, bu da araçların çeşitli çevresel koşullara maruz kaldıkları otomotiv sektöründe avantajlı bir özelliktir. Ayrıca, bu kompozit malzemeler yangın önleme özellikleri bakımından da güçlüdür, bu da araç güvenliği açısından büyük bir önem arz eder. Güçlü boyutsal stabilite, malzemenin çeşitli sıcaklık ve nem koşullarına maruz kaldığında bile şekil değiştirmemesi anlamına gelir, bu da uzun vadeli performansın ve yapısal bütünlüğün korunmasını sağlar.

Üretim, işleme ve bakım maliyetlerinin düşük olması, cam elyaf ile güçlendirilmiş plastik kompozitlerin endüstri genelinde yaygın bir tercih olmasını destekleyen önemli faktörlerden biridir. Bu malzemelerin işlenmesi genellikle daha hızlı ve daha ekonomik

olduğundan, üreticilerin maliyetleri düşürmesine ve daha rekabetçi ürünler sunmasına olanak tanır. Bu durum, otomotiv sektöründeki birçok uygulamada popülerliğini artırmaktadır (Wallenberger vd., 2001). Bu avantajlar, otomotiv endüstrisinde cam elyaf takviyeli plastik kompozitlerin geniş bir kullanımını teşvik etmektedir. Ancak, öne çıkan avantajlarının yanı sıra, plastik malzemelerin bazı dezavantajları da bulunmaktadır. Bu dezavantajlar arasında, plastik yüzeylerin genellikle yumuşak olması, visko-elastik bir yapıya sahip olmaları, düşük modül (elastiklik) değerleri ve düşük ısıl kararlılığa sahip olmaları yer almaktadır. Bu özellikler, plastiklerin belirli uygulama alanlarında saf (katkısız) olarak kullanılmasını zorlaştırır. Dolayısıyla, bu tip uygulama alanlarında, çeşitli katkı ve / veya dolgu malzemelerinin kullanıldığı kompozit malzemeler daha tercih edilebilir hale gelir. Bu kompozit malzemeler, plastiklerin dezavantajlarını telafi etmek ve istenilen özelliklere daha iyi uyum sağlamak amacıyla geliştirilmiştir.

Kompozit malzemelerde, dolgu maddesinin seçimi ve bu dolgu maddesinin polimer (birçok monomer (*polimerizasyon reaksiyonu*yla bir araya gelerek polimer zincirlerini oluşturan küçük organik molekül) bir araya gelerek birbirini tekrarlayan yapıya sahip uzun olan büyük organik molekül) içinde homojen bir şekilde dağıtılması, istenilen özelliklerin elde edilmesinde kritik bir rol oynar. Bu süreç, kompozit malzemenin nihai performansını belirlemede büyük öneme sahiptir. Özellikle otomotiv endüstrisinde, kompozit malzemeler genellikle araç ağırlığını azaltma, estetik iyileştirmeler ve çarpışma performansını artırma amaçlarıyla kullanılmaktadır. Ancak, gelişen malzeme teknolojisi ve yeni üretim yöntemleri, kompozit malzemelerin sadece otomotiv sektöründe değil, aynı zamanda daha önce kullanılmamış diğer otomotiv parçalarında da tercih edilmesine olanak tanımaktadır. Bu gelişmeler, kompozit malzemelerin çeşitli uygulama alanlarına yayılmasına ve endüstriyel kullanımlarda daha geniş bir kabul görmesine neden olmuştur. Bu bağlamda, dolgu maddesi seçimi ve dağıtım süreçlerine odaklanan yeni malzeme ve üretim yöntemleri, kompozit malzemelerin otomotiv sektöründeki kullanımının sınırlarını genişletmiş ve daha çeşitli uygulamalara olanak tanımıştır.

Son dönemlerde, artan çevresel sorunlar ve hızla yükselen kaynak talepleri, kaynakların daha etkili ve sürdürülebilir bir şekilde kullanılması gerektiğini göstermiştir. Bu durum, "çevre dostu" teriminin ortaya çıkmasına neden olmuştur, zira günümüzde malzeme seçimi ve kullanımının çevresel etkileri önemli bir konu haline gelmiştir. Çevre dostu materyal seçiminin ana amaçlarından biri, girdi kaynaklarını en iyi şekilde kullanarak atık miktarını azaltmaktır (Trost, 2002). Bu bağlamda, çevre dostu malzeme kullanımı, sadece

çevresel sürdürülebilirlik açısından değil, aynı zamanda ekonomik ve toplumsal açıdan da önemlidir. Bu yaklaşım, malzemelerin yaşam döngüsü sürecinde, üretim aşamasından başlayarak kullanım süresi boyunca ve atık aşamasında, çeşitli çevresel etkileri en aza indirme çabalarını içerir. Bu, enerji tasarrufu, karbon ayak izinin azaltılması, doğal kaynakların korunması ve atık yönetiminin etkinleştirilmesi gibi konuları kapsar. Çevre dostu malzeme kullanımı, sürdürülebilirlik anlayışının bir parçası olarak endüstrilerde ve tüketiciler arasında giderek daha fazla önem kazanmaktadır. Bu eğilim, gelecekte çevresel etkileri azaltarak ve kaynakların daha etkili bir şekilde kullanılarak sürdürülebilir bir yaşam tarzının teşvik edilmesine katkıda bulunabilir. Bu nedenle, çevre dostu malzeme kullanımı, modern endüstri ve toplumların karşılaştığı önemli zorluklara yönelik bir çözüm olarak öne çıkmaktadır.

Dünya genelinde, hammadde temini ve doğal kaynakların tükenme noktasına gelmiş olması, küresel çapta önemli bir problem olarak görülmektedir. Bu durum, endüstrilerin ve üretim süreçlerinin sürdürülebilirliği açısından büyük bir zorluk oluşturmaktadır. Bu nedenle kompozit malzeme üretimi, kaynak kullanımını daha etkili ve sürdürülebilir hale getirme amacıyla alternatif bir yöntem olarak görülmekte ve hemen hemen tüm alanların odak noktası haline gelmiştir.

Yakın tarihe kadar, kompozit ürünler genellikle tek matris ve tek takviye malzemesi kullanımıyla sınırlıydı. Ancak, endüstrilerin ve kullanım alanlarının ihtiyaçlarındaki çeşitlenme ve çevresel faktörlerin etkisiyle birlikte, yeni ürün tasarımlarında çok bileşenli katkılı veya güçlendiricili "hibrit kompozitler" üretmek daha avantajlı hale gelmiştir. Bu hibrit kompozitler, farklı özelliklere sahip matris ve takviye elemanlarını birleştirerek, istenilen özellikleri daha etkili bir şekilde elde etme potansiyeline sahiptir. Ancak, hibrit kompozit geliştirme süreci, deneysel çalışma aşamalarının karmaşıklığı nedeniyle önemli bir maliyeti de beraberinde getirmekte ve kompozit üretimini ekonomik anlamda olumsuz etkilemektedir.

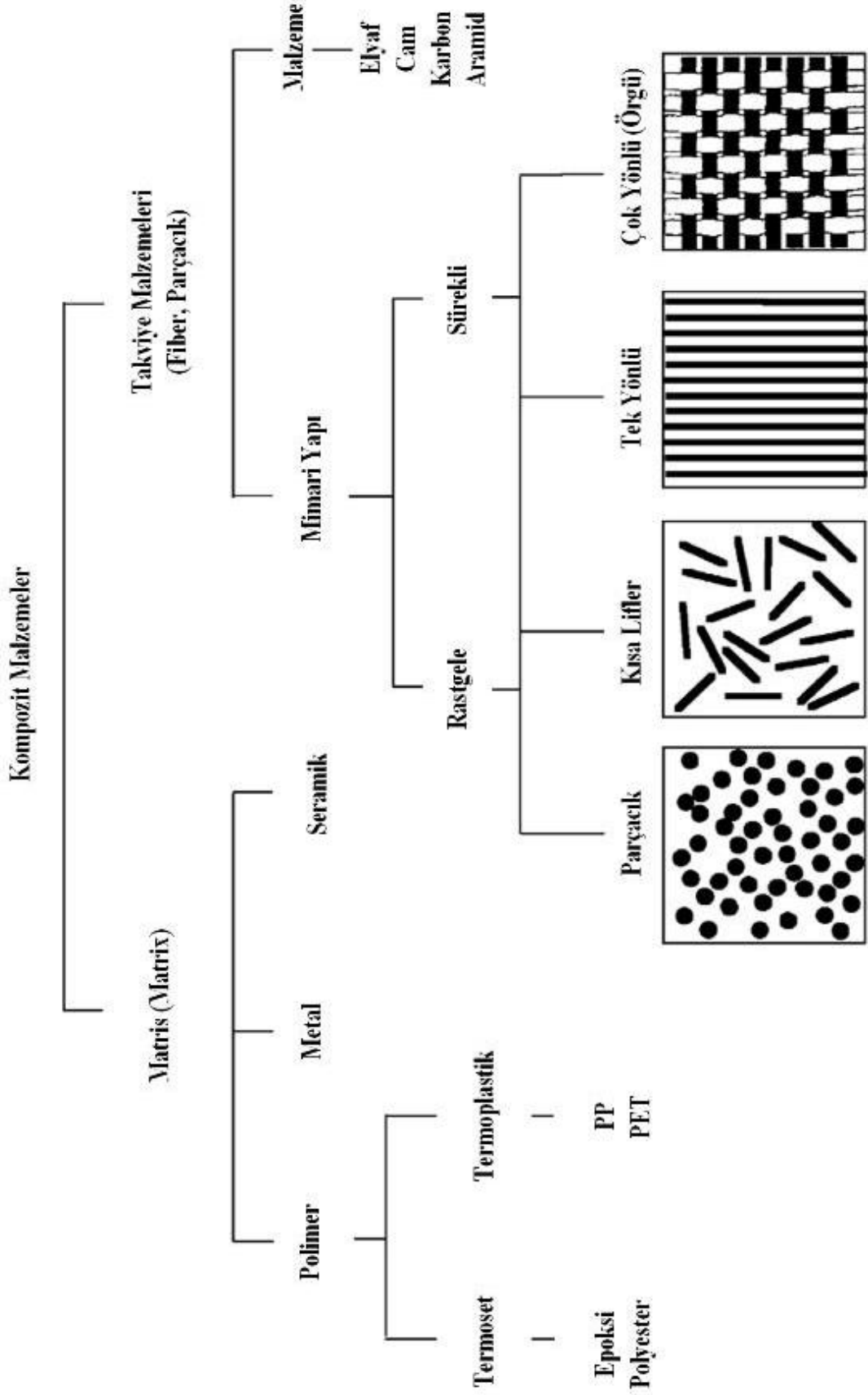
Hibrit kompozit malzemelerin endüstriyel ölçekte daha yaygın hale gelmesi için çevre dostu, yüksek kaliteli ve maliyet-etkin üretim yöntemleriyle araştırma süreçlerinin iyileştirilmesi kritik bir gerekliliktir. Bu, sürdürülebilirlik ve verimlilik açısından önemli bir adımdır. Geliştirilen yeni teknolojilerin kullanımıyla, hibrit kompozit malzemelerin üretimi daha verimli ve ekonomik hale gelebilir, bu da endüstride daha geniş bir kabul ve kullanımı beraberinde getirebilir. Bu nedenle, sürekli Ar-Ge çalışmalarının yanı sıra Yapay Zekâ teknolojisi gibi yaklaşımlar bu yenilikçi malzemelerin ticari ölçekte başarıyla benimsenmesi

için temel bir faktördür. Bu çaba, daha çevre dostu ve sürdürülebilir bir endüstriyel geleceğin inşası için kritik bir rol oynamaktadır.

Hibrit termoplastik kompozit üretimi, maliyeti yüksek ve deneysel çalışma süreçleri uzun zaman gerektirir. Ayrıca üretilen kompozitlerin istenilen kalitede olması da yine deneysel çalışmalara dolayısıyla maliyete bağlıdır. Bu nedenle bu tez çalışmasında, hibrit termoplastik kompozit üretiminin daha kaliteli, düşük maliyetli ve deneysel süreçlerin kısaltılması için Yapay Zekâ tabanlı, sezgisel hibrit bir optimizasyon yöntemi geliştirilmiştir. Geliştirilen bu yöntem ile kompozit malzeme üretiminde kullanılacak olan hammadde karışım oranlarının üretim öncesinden belirlenmesi sağlanmıştır. Böylece yüksek kaliteli, düşük maliyetli, çevre dostu ve deneysel üretim süreci kısaltılmış kompozitler üretilmiştir.

1.1. Kompozit Malzemeler

Kompozit malzemeler, farklı fiziksel, kimyasal ve termal özelliklere sahip en az iki bileşenin bir araya getirilmesiyle oluşturulan ve elde edilen ürünün önceki bileşenlerinden farklı özelliklere sahip olduğu bir karışım ürünüdür (URL-1). Kompozit malzemeler temelde iki ana bileşen içerir; biri ana malzeme olarak adlandırılan matris, diğeri ve / veya diğerleri ise takviye malzemesidir. Matris, kompozitin ana yapı taşını oluşturur ve genellikle polimerik, metalik veya seramik tabanlı olabilir. Takviye malzemeleri genellikle cam elyaf, karbon, kevlar veya doğal lif gibi bileşenlerden oluşurlar ve matrise eklenerek dayanıklılığı, mukavemeti veya termal özelliklerini artırır. Kompozit malzemelerin matris ve takviye elemanları şeması Şekil 1’de (Elenchezhian vd., 2021) verilmiştir.



Şekil 1. Kompozitlerin matris ve takviye elemanları diyagramı

Kompozit malzemelerin temel özelliği, karışımında kullanılan hammaddeler arasında herhangi bir kimyasal bağın oluşmamasıdır. Yani, matris ve takviye malzemeleri arasında atomik bir bileşik meydana gelmez. Bunun yerine, bu malzemeler mekanik olarak birbirine bağlanır ve birlikte çalışarak daha üstün özelliklere sahip bir malzeme oluştururlar. Bu özelliği, kompozit malzemelerin esneklik, hafiflik, yüksek mukavemet ve dayanıklılık gibi avantajlarını beraberinde getirir.

Kompozit malzemelerin tarihi, genellikle düşündüğümüzden çok daha eski zamanlara, hatta antik çağlara kadar uzanmaktadır. İnsanlar, ilk çağlarda hayvansal ve bitkisel lifleri kırılgan ve dayanıksız malzemelerle birleştirerek daha sağlam ve dayanıklı malzemeler elde etmişlerdir. Bu erken dönem kompozit malzeme kullanımına örnek olarak Mezopotamya ve Mısır uygarlıkları verilebilir. Mezopotamyalılar, ahşap şeritleri doğal reçinelerle farklı açılarda birleştirerek yonga levha, yaygın adıyla sunta olarak bilinen malzemeyi üretmiş ve kullanmışlardır. M.Ö 1500'lü yıllarda yaşayan topluluklar ise evlerinin dayanıklılığını artırmak için çamur içine saman karıştırarak kerpiç adı verilen bir malzeme geliştirmişlerdir. Bu durum, çamur ve saman karışımının esasen bir tür kompozit malzeme olduğunu göstermektedir ki bu kullanımın örneği günümüzde Güneydoğu Anadolu Bölgesi'nde özellikle Şanlıurfa yöresinde mevcuttur. Benzer şekilde, antik Mısırlıların papirüsleri de kompozit malzeme sınıfına dahil edilebilir. Mısırlılar, kartonaj ve alçıya batırılmış keten ve papirüs katmanlarını ölüm maskeleri yapmak için kullanmışlardır. Bu erken uygulamalar, kompozit malzemelerin tarih boyunca çeşitli kültürlerde keşfedilip kullanıldığını göstermektedir (URL-2).

Orta Çağ'da özellikle Moğollar, yay yapımında çeşitli malzemeleri başarıyla bir araya getirerek kompozit yaylar üretmişlerdir. Bu yaylar, bambu ağacı, ipek, sığır tendonları, sığır boynuzları ve çam reçinesi gibi çeşitli malzemelerin kombinasyonunu içermektedir. Moğol kompozit yayları, o dönemde son derece güçlü kabul edilen ve hedefi başarıyla tutturabilen yaylardır. Yapılan araştırmalar, Moğol kompozit yaylarının günümüz modern yayları kadar güçlü olduğunu ve yaklaşık 270 metreye kadar etkili bir menzile sahip olduğunu ortaya koymuştur. Bu özellikleriyle, Moğol kompozit yaylarının Cengiz Han'ın zaferlerinde önemli bir rol oynadığı da düşünülmektedir (URL-3). Moğol yay teknolojisinin bu dönemdeki ileri seviyedeki başarısı, kompozit malzemelerin sadece antik dönemlerde değil, aynı zamanda Orta Çağ'da da stratejik öneme sahip olduğunu göstermektedir.

Üretim ve kullanımı uzun bir tarihsel geçmişe sahip olan kompozit malzemeler bu uzun süre zarfında, farklı amaçlar ve ihtiyaçlar doğrultusunda kullanılmıştır. İnşaat,

savunma, üretim ve mühendislik gibi çeşitli sektörlerde, Farklı kullanım alanları için çeşitli kompozit malzemeler üretilmiştir. Bu durum, kompozit malzemelerin tarihsel evriminde, sürekli bir yenilik ve gelişim sürecinin izlerini gösterir. Günümüzdeki kompozit malzemelerin temelleri, bu uzun tarih boyunca atılmış ve geçmişten günümüze kadar sürekli olarak gelişerek gelmiştir. Bu sektörlerdeki çeşitli ihtiyaçları karşılamak amacıyla, zaman içinde farklı kompozit formülasyonları ve üretim teknikleri de ortaya çıkmıştır. Bu sayede, kompozit malzemelerin özellikleri, farklı endüstrilerdeki taleplere uyum sağlamak üzere özelleştirilmiştir. Dolayısıyla, günümüzdeki kompozit malzemelerin kullanımı ve teknolojisi, antik dönemlere dayanan zengin bir geçmişe sahiptir. İlk bilinen kompozit malzeme örneklerinden biri, Mezopotamya'da MÖ 3400 yıllarında kullanılan malzemeler arasında bulunmuştur ve bu da kompozit malzemelerin tarihsel süreç içinde ne kadar uzun bir yol kat ettiğini göstermektedir. Sonraki dönemlerde, Mezopotamya, Roma, Moğolistan gibi farklı ülkelerde, özellikle inşaat ve askeri amaçlar için kompozit üretimi ve kullanımına dair çeşitli örnekler ortaya çıkmıştır. Ancak, gerçek anlamda kompozit malzemelerin modern kullanımının temelleri, 18. ve 19. yüzyıllarda kimya alanındaki büyük gelişmelerle birlikte atılmıştır. Bu dönemde kimya alanındaki ilerlemeler, plastik malzemelerin gelişimini hızlandırmıştır. Vinil, polistiren, fenolik, fiberglas ve polyester gibi yeni malzemelerin üretimi, kimya endüstrisindeki bu önemli dönemeçle birlikte ortaya çıkmıştır. Bu malzemelerin çeşitliliği ve özellikleri, farklı endüstri sektörlerinde geniş bir kullanım alanı bulmalarına olanak tanımıştır. Gelişen teknoloji ve endüstriyel uygulamalarla birlikte, bu malzemelerin üretimi giderek daha yaygınlaşmış ve birçok sektörde kullanılmaya başlanmıştır. Yapı sektöründen otomotiv endüstrisine, savunma sanayisinden günlük tüketim ürünlerine kadar birçok alanda, kompozit malzemelerin kullanımı artarak devam etmiştir. Bu süreç, malzeme bilimindeki ilerlemeler ve endüstriyel ihtiyaçların birleşimiyle, kompozit malzemelerin modern dünyadaki önemli varlıklar haline gelmelerine zemin hazırlamıştır (URL-2).

1870-1890 yılları, kompozitin modern kompozit çağına geçişin belirgin olduğu dönemdir. Bu zaman aralığı, gerçekleşen kimyasal devrimle birlikte kompozit malzemelerin evriminde önemli bir kilometre taşını temsil eder. Özellikle, bu yıllarda ortaya çıkan sentetik reçineler, polimerizasyon adı verilen bir süreçle moleküllerin çapraz bağlanmasıyla sıvı halden katı hale dönüştürülmüştür. Bu dönemde geliştirilen ilk sentetik reçineler arasında selüloit, melamin ve bakalit öne çıkmaktadır. Bu reçineler, moleküler düzeyde çapraz bağlar oluşturularak üretilmiş ve endüstriyel uygulamalarda çeşitli kullanım alanları bulmuştur.

Özellikle bakalit reçinesi, dayanıklılığı ve yalıtkan özellikleri sayesinde elektrik ve elektronik endüstrilerinde yaygın bir şekilde kullanılmıştır. Bu sentetik reçinelerin keşfi, kompozit malzeme teknolojisinin gelişimine önemli bir ivme kazandırmıştır (URL-4).

1930'lu yıllar, kompozit endüstrisi için dönüm noktası olarak kabul edilen bir on yıldır ve reçinelerin evrimi için yeni bir çağın başlangıcını simgeler. Ancak, bazı uygulamalar için bu reçinelerle üretilen malzemeler istenilen özelliklere sahip değildi. Bu sorunu çözmek amacıyla 1932'de Owens, ilk cam elyaf takviyeyi üretti. Daha sonra, 1935'te Corning ile birleşerek Owens Corning adı altında faaliyet gösteren Owens, ilk cam elyaf fabrikasını kurmuş ve bu fabrikada kullanılan cam takviyeli reçineler, sağlam ve hafif ürünlerin üretilmesine olanak tanımıştır. Bu olaylar, kompozit malzemelerin kullanımının yaygınlaşmasının ve cam takviyeli plastik (CTP) veya Fiber Takviyeli Plastik (FRP) endüstrisinin başlangıcının işareti kabul edilir (URL-4).

İkinci Dünya Savaşı yıllarında ortaya çıkan özel ihtiyaçlar, Kompozit-CTP endüstrisini araştırma aşamasından gerçek üretime taşımıştır. Bu dönemde, askeri uygulamalarda dayanıklı ve hafif ürünlere olan talep artmış, bu da kompozit malzemelerin laboratuvar ortamından çıkarak gerçek üretim süreçlerine entegre edilmesini sağlamıştır. Ayrıca, kompozit malzemelerin radarda tespit edilemediği keşfedilince, askeri alanda kullanımları için önemli bir avantaj elde edilmiş oldu.

Özellikle savunma, yenilenebilir enerji ve uzay araştırmaları alanlarında kompozit malzemelerin kullanımı giderek artmaktadır. Yapılan araştırmalar, kompozit malzemelerin çevre dostu, hafif ve sağlam olma özelliklerini daha da artırmayı amaçlamaktadır. Bu hedeflere ulaşmak için birçok ülke, bu alanda araştırma yapan üniversitelere maddi destek sağlamakta ve teşvik etmektedir. Yeni nesil çevre dostu reçineler, biyolojik kökenli polimerler, ultra küçük moleküler yapılar ve nano polimerlerin, kompozit sektörünün gelecekteki uygulamalarını etkilemesi beklenmektedir.

Kompozit malzeme üretimindeki temel amaç, birden fazla hammadde kullanarak tek bir malzemeden elde edilemeyen özellikleri artırmaktır. Bu nitelikler arasında mukavemet, esneklik, elektrik iletkenliği, ısı iletkenliği, kütle (yoğunluk), ısı genleşmesi, sertlik, sağlamlık ve kırılmaya karşı direnç gibi çeşitli özellikler yer almaktadır. Bununla birlikte, kompozit üretiminin bir diğer önemli amacı da tek başına uygun olmayan veya birbiri ile çözünemeyen malzemeleri bir araya getirerek, yeni ve özelleştirilmiş özelliklere sahip yeni malzemeler elde etmektir. Bu, farklı malzeme bileşenlerini birleştirerek, her bir malzemenin avantajlarını kullanmak ve zayıf yönlerini dengelemek anlamına gelir. Sonuç olarak,

kompozit malzemeler, özel uygulama gereksinimlerini karşılamak üzere tasarlanmış, özellikleri önceden belirlenmiş malzemelerdir (Balasubramanian, 2013; Matthews ve Rawlings, 1999; URL-5).

Teknolojinin hızla gelişmesi ve sanayileşmenin artması, çeşitli sektörlerdeki hammadde ihtiyacını önemli ölçüde artırmıştır. Bu bağlamda, savunma sanayisi, uzay teknolojisi, balistik uygulamalar, inşaat sektörü, otomotiv endüstrisi, sağlık sektörü, robotik, elektrik-elektronik alanları ve enerji sektörü gibi geniş bir yelpazedeki endüstrilerde kompozit malzemelerin uygulanmasına sıkça rastlanmaktadır. Savunma sanayisi, özellikle yüksek dayanıklılık, hafiflik ve özel termal özelliklere ihtiyaç duyduğu için kompozit malzemeleri sıklıkla kullanmaktadır. Uzay teknolojisi, uzay araçlarının yapısal bileşenlerinde ve termal koruma sistemlerinde kompozit malzemeleri tercih etmektedir. Balistik uygulamalarda, kişisel koruyucu ekipmanlardan zırhlı araçlara kadar birçok alanda kompozit malzemelerin etkin kullanımına rastlanmaktadır. İnşaat sektöründe, dayanıklılık, hafiflik ve uzun ömürlülük gibi özellikleri nedeniyle kompozit malzemeler tercih edilmekte, otomotiv endüstrisinde ise yakıt verimliliği artırma ve araç ağırlığını azaltma amacıyla kompozit malzemelere sıkça başvurulmaktadır. Sağlık sektöründe ise biyouyumlu ve hafif malzemelerin kullanımı, implantlardan medikal cihazlara kadar birçok uygulamada kompozit malzemelerin popülerliğini artırmıştır. Robotik, elektrik-elektronik ve enerji sektörleri de kompozit malzemeleri kullanarak ürün performansını artırma ve enerji verimliliğini sağlama avantajlarından faydalanmaktadır. Bu çeşitli uygulama alanları, kompozit malzemelerin geniş bir endüstri yelpazesindeki taleplere uygun çözümler sunduğunu göstermektedir. Bu da kompozit malzemelerin günümüzdeki teknolojik ve endüstriyel gelişmelerle birlikte vazgeçilmez bir malzeme haline gelmelerini sağlamaktadır (URL-6).

Kompozit malzeme üretim ve test süreçleri, genellikle uzun zaman dilimlerini ve yüksek maliyet gerektirmektedir. Bu süreçler, malzemenin özelliklerini belirlemek, dayanıklılığını test etmek ve istenilen özellikleri elde etmek amacıyla detaylı laboratuvar çalışmalarını içermektedir. Ancak, bu süreçlerin karmaşıklığı ve maliyeti, geleneksel yöntemlerle sınırlı hızda ilerlemesine neden olmaktadır. Bu zorlukları aşmak ve kompozit malzeme üretim süreçlerini daha verimli hale getirmek için yapay zekâ gibi yeni nesil bilişim teknolojilerinin kullanımı önem kazanmaktadır.

Yapay zekâ, büyük veri setlerini analiz edebilme, karmaşık modeller oluşturabilme ve süreçlerdeki optimize edilebilir noktaları tanımlama yetenekleriyle öne çıkar. Bu da hem

retim hem de test ařamalarında zaman ve maliyet tasarrufu saęlayarak endstrideki yenilikleri hızlandırabilir. Yapay zekâ, malzeme tasarımıdan retim sreçlerine, kalite kontrolnden performans tahminine kadar birok alanda kullanılabilir. rneęin, malzeme bileřenlerinin optimize edilmesi iin algoritmalar kullanarak, istenilen zelliklere sahip kompozit malzemelerin tasarım sreci hızlandırılabilir. Ayrıca, retim sırasında olası hataları ngrerek atıklar azaltılabilir ve test sreçleri daha etkin ve gvenilir hale getirilebilir. Yapay zekâ tabanlı sistemler, gerek zamanlı veri analizi ve srekli ęrenme yetenekleri sayesinde srekli olarak geliřebilir, bu da malzeme bilimi ve endstriyel uygulamalarda inovasyonun hızını artırabilir. Bu nedenle, yapay zekâ teknolojisinin kompozit malzeme retimindeki rol, sadece maliyet ve zaman tasarrufu saęlamakla kalmayıp daha etkili, gvenilir, evre dostu ve yeniliki rnlerin ortaya ıkmasına da katkı saęlayacaktır.

1.2. Yapay Zekâ

Yapay Zekâ (YZ), insan dřnce yapısını taklit edebilen bir tr bilgisayar programıdır. Dięer bir deyiřle; zekânın biyolojik formunun bilgisayar ortamında kodlanması veya programlanması durumudur. ęrenme, dřnme, karar verme, problem deęerlendirme ve zme gibi iřlemleri insan zekâsına benzer yaklařımlarla zme yeteneęine sahip olup bu ynyle gnmzde olduka yaygın bir etkiye ulařmayı bařarabilmiřtir. Ayrıca insana zg kavramları etiketleme, nitelikleri algılama, ęrenme, dřnme, karar verme, tepki retme ve yorumlama gibi fonksiyonları gerekleřtirmesi beklenir.

Gnmzde YZ modern makineler ile yeteneklerini daha da geliřtirmiř ve stratejik zmler gerektiren satran, insan konuřmasını anlama / zmleme, otonom aralar, akıllı ynlendirmeler ve askeri amalı simlasyon alıřmalarında kullanılmaya bařlandıęı grlmektedir. İnsan dřnce sistemini taklit eden YZ geliřtirilmeye aıktır, ancak bununla da sınırlı deęildir ve farklı geliřmeler de sre ierisinde grlebilir (Jordan ve Mitchell, 2015). ęrenebilen ve gelecekte insan zekâsından baęımsız bir biimde geliřebilecek yeni bir YZ kavramına doęru ynelimler sz konusudur. Bu ynelim, insanın evresini anlama abasında kendisine yardımcı olabilecek daha zeki varlıklar meydana getirme dřnn bir rndr.

Yapay zekâ kavramının tarihesi bilgisayar ve hesaplama bilimleri kadar eski olmasa da modern bilgisayar sistemleriyle paralel olarak geliřmiřtir. II. Dnya Savařı srecinde

kripto analiz gereksinimlerini karşılamak, şifreli algoritmaları çözmek amacıyla üretilen elektromekanik cihazlar ile birlikte sıkça gündeme gelmeye başlamıştır. Şifreleri çözebilme amacıyla sürdürülen çalışmalar Boole cebirine dayanan veri işleme mantığı ile “makine zekâsı” kavramını gündeme getirmiştir (Kaplan ve Haenlein, 2019; URL-7).

İçerik önerici sistemler, çeviri sistemleri, sinyal işleme, içerik üretimi, regresyon analizi gibi işlemlerde sıkça kullanılan YZ geleceğin karmaşık ve en büyük teknolojisi olarak görülmektedir. Yapay zekâ temelinde makine öğrenmesi (Machine Learning - ML), Yapay Sinir Ağları (YSA), doğal dil işleme (Natural Language Processing - NLP), konuşma algılama, uzman sistemler, örüntü tanıma, tıbbi görüntü işleme ve bulanık mantık (Fuzzy Logic) gibi yapıları kapsayan geniş ve geliştirilmeye açık bir teknolojidir. Bu teknoloji her geçen gün insan zekasını yakalamaya bir adım daha yaklaşmaktadır. Bu bağlamda, gelecekte yapay zekâ çalışmalarında kullanılan birçok bilimsel alanın birleşeceğini öngörmek zor değildir.

Günümüzde, endüstriyel sektörlerde yaygın olarak kullanılan ve istenilen neredeyse tüm özelliklere sahip olan tek malzeme grubunun kompozitler olduğu biliniyor. Kompozitler, gelişen teknolojiyle birlikte kullanımı artan bir malzeme olduğundan, birçok ülkede Ar-Ge çalışmaları devam ediyor. Özetle, diğer malzemelere göre daha yüksek mukavemet / yoğunluk oranına sahip olmaları ve daha dayanıklı ve hafif olmaları, kompozitleri değerli kılan en önemli özelliklerdir. Kompozit malzemelerin yüksek ve homojen bir kaliteyi sağlayabilmesi ve üretim maliyetlerinin makul bir seviyede tutulabilmesi için yüksek teknolojiye dayalı bir sürecin uygulanması gerekli (Öztürk vd., 2021a).

Son yıllarda, malzeme modelleme alanında YZ'nin kullanımı, büyük veri kümelerinin analiz edilmesi ve birbiriyle bağlantılı korelasyonları ortaya çıkarma kabiliyeti nedeniyle yaygınlaşmaktadır. Bu nedenle Huang vd. yapmış oldukları derleme çalışmasında, farklı malzeme türlerinin sayısal modellemesi için YZ kullanımına odaklanmışlardır. Malzemelerin mekanik özelliklerini tahmin etmek için makine öğrenmesi ve derin öğrenme (Deep Learning - DL) potansiyele sahip olduğuna vurgu yapılmıştır. Bununla birlikte, YZ uygulamalarında çeşitli zorlukların olduğuna değinmişlerdir (Huang vd., 2021).

ML, bilgisayarların insan gibi davranmasının dijital yöntemidir (Jordan ve Mitchell, 2015). Bu yöntemde büyük veri kümeleri eğitim sürecinde kullanılarak belirli kalıpları elde edebilmek için kullanılmaktadır (Chen ve Gu, 2019; Antony vd., 2016). Öğrenme işleminin (denetimli ve denetimsiz öğrenme olmak üzere ikiye ayrılır) tamamlanmasıyla birlikte

sonraki çözümlerde tahminde bulunmak üzere kullanılır. Buradaki en önemli ve zor olan husus, ML modellerinde girdi parametrelerinin optimizasyonu işlemidir (Uddin vd., 2018; Balachandran vd., 2018). ML’de özellik veya öznetelik çıkarma, oluşturma ve seçme işlemlerinin yapılması yoğun mühendislik çalışmalarını gerektirmektedir. Bunun yanı sıra, algoritma geliştirme de makine öğreniminin zor olan diğer bir yönüdür.

Karar ağaçları (Song ve Ying, 2015), destek vektör makinesi (SVM) (Guo ve Wang, 2019) ve YSA (Shanmuganathan, 2016) ML algoritmaların bilinen örneklerindendir. Derin Öğrenme (DL) ise YSA’nın gizli katmanlarla birleştirilmiş ileri beslemeli halidir (Schmidhuber, 2015; LeCun, 2015). DL, çıkışındaki hatalara bağlı olarak çok katmanlı bir sinir ağı boyunca parametreleri ayarlamak için gradyan tabanlı optimizasyon algoritmalarından yararlanır (Zhang vd., 2018). ML ile karşılaştırıldığında DL, yüksek boyutlu ham veriler için uygundur, ancak zaman alıcı olması ve fazla veri gerektirmesi gibi dezavantajları vardır (Chen ve Lin, 2014)

ML, sensörlerden gelen veriler ya da veri tabanları gibi veri türlerine dayalı öğrenimini olanaklı kılan algoritmaların tasarım ve geliştirme süreçlerini kapsayan öğrenme türüdür. Başka bir ifadeyle ML, insanların öğrenme şekillerini taklit etmek için veri ve algoritmaların kullanımına odaklanıp doğruluğunu kademeli olarak artıran bir YZ yöntemidir (Öztürk vd., 2021a). ML, günümüzde bilgisayarlara karmaşık örüntüleri algılama ve veriye dayalı akılcı kararlar verebilme becerisi kazandırmayı amaçlamaktadır. Bu durum, makine öğreniminin istatistik, olasılık kuramı, veri madenciliği, örüntü tanıma ve yapay zekâ gibi alanlarla ilintili olduğunu göstermektedir (Omkar vd., 2011; Tao vd., 2017).

ML, geniş bir uygulama yelpazesi için yeni malzemelerin tasarımı ve keşfi için umut verici bir araç olarak görülmektedir. Bu çerçevede, çok daha yüksek kalitede özelliklere sahip yeni nesil malzemeler için tasarlama ve optimize etme yaklaşımlarında devrim yaratması öngörülmektedir. Gu ve arkadaşlarının yapmış oldukları çalışmada, ML ve sonlu eleman analizi kullanarak hiyerarşik malzemeler tasarlamaya yönelik yeni bir yaklaşım önermişlerdir. Alınan sonuçlar, modelin hiyerarşik sistemlerin mekanik özelliklerini doğru bir şekilde tahmin edebildiğini, daha sert ve daha güçlü malzemelere yol açan yeni mikro yapısal modeller oluşturabildiğini göstermektedir. Ayrıca, ML modelden çıkarılan optimum tasarımlar, eklemeli üretim ve çekme testi kullanılarak doğrulanmıştır. Bununla birlikte, makine öğreniminin, tam mikroyapısal veriler kullanılmadan malzemeleri analiz etme ve tasarlama becerisiyle alternatif bir yöntem olarak kullanılabileceğini gösterilmişlerdir (Gu vd., 2018).

Otomotiv endüstrisinde güvenlik, yüksek mukavemet, enerji absorpsiyonu ve hafiflik kriterleri göz önüne alındığında tampon gibi esneklik gerektiren parçaların büyük bir öneme sahip olduğu görülmektedir. Tampon sistemi, otomobilleri çarpmalardan koruyan ana yapılardan biridir. Bu nedenle güvenlik ve düşük ağırlık taleplerini karşılamalıdır. Bunun için özellikle kompozit malzemeler tercih edilmektedir. Ancak kompozit malzeme uygulamalarında çok sayıda tasarım değişkenlerinin olması optimizasyon sürecinin zorlaşmasına neden olur. Bu nedenle tasarım değişkenlerinin optimal kombinasyonunu bulmak gerekir. Deneysel çalışmalar sonucunda, optimize edilmiş tampon sisteminin ağırlık azalması ile güç ve çarpışmaya dayanıklılık konusundaki tüm gereksinimleri karşıladığı kanıtlanmıştır. Bu durum YZ'nin bu alanda kullanılabilirliğinin de açık bir göstergesidir (Gu vd., 2018).

Kompozit malzemelerin yapısal karmaşıklığı arttıkça, mekanik davranışları optimize etmek tasarım problemi de giderek zorlaşır. Bu zorluğun üstesinden gelebilmek için ML ve DL gibi yaklaşımlar iyi birer çözümdür. Bu noktada, yapıyı, özellikleri ve işlevi çoklu hiyerarşik seviyelerde ilişkilendiren büyük veri kümeleriyle eğitilen ML modellerinin alternatif yollar sunduğu belirtilmiştir (Sindhu vd., 2020). ML, yeni malzemelerin tasarım ve keşfi için umut verici bir araçtır. Yeni nesil kompozit malzemeler için tasarım ve optimizasyon yaklaşımlarında devrim yaratacağı ifade edilmiştir. Fizik tabanlı modelleme araçlarına kıyasla ML yaklaşımlarının hesaplama hızı daha üstün avantajlara sahiptir. Bu bağlamda, ML ile yüksek performanslı yapılar elde etmek mümkündür. Her ne kadar ML modelleri "kara kutu" modeller olarak görülse de daha sağlam ve daha güçlü kompozitlerin nasıl yapılacağına dair yeni bilgiler sunabilmektedir. Ancak, ML'de karmaşık modeller söz konusu olduğunda hesaplama sorunları da gündeme gelmektedir. Bu nedenle kompozit yapılar için ML kullanılırken daha az sayıda değişkenle yeni topolojik temsiller geliştirmek gerekir. Problem çözümlerinde ML'nin mevcut zorlukları bulunsa da gelecekte umut verici bir rol üstleneceğine inanılmaktadır (Chen ve Gu, 2019).

Son dönemlerde özellikle düşük karbon salınımı nedeniyle biyo-kompozitler giderek artan bir kullanıma sahip olmuştur. Çevre dostu ve sürdürülebilir kalkınmayı destekleyen biyo-kompozitlerin fiziksel, termal ve mekanik özelliklerinin matematiksel olarak modellenmesi çeşitli zorluklar barındırmaktadır. Bu nedenle, kenevir bazlı biyo-kompozitlerin kuru yoğunluk, basınç dayanımı ve termal iletkenliği gibi özellikleri tahmin edilebilmesi ve bu işlem için matematiksel olarak modelleyebilmek adına YZ tabanlı gen ekspresyon programlama (GEP) tekniğinden yararlanılmıştır. Bu yaklaşım, deneysel

sonuçlarla yüksek bir korelasyon göstermiştir. Sonuçlar regresyon analizi teknikleriyle karşılaştırıldığında, GEP-YZ yaklaşımıyla, geleneksel yöntemlere göre daha üstün başarı elde edildiği kanıtlanmıştır (Guo vd., 2021).

YZ, tasarım, analiz, depolama, malzeme durumu ve kullanım ömrü gibi polimer matrisli kompozit malzemelerin hemen hemen her alanında kullanılmaktadır. Üretimden kullanım ömrü bitene kadar geçen süreçte kompozit malzemelerin hasar toleransı ve dayanıklılık gibi kriterlerin gerçek zamanlı tahmini hayati önem taşır. Ancak gerçek zamanlı tahmin, hesaplamalı modellere ihtiyaç duyar. Bu nedenle YZ, bu tür hesaplama modelleri için iyi bir çözümdür (Ahmad vd., 2021). Bu bağlamda, hibrit cam-karbon fiber takviyeli (GCFR) epoksi kompozitlerin delme işlemi için bir YZ teknolojisi olan bulanık çıkarım sisteminden yararlanılmıştır (Elenchezian vd., 2021).

Yapay zekanın birçok alanda kullanımı mevcuttur. Günümüzde görüntü işlemeden hizmet sektörüne, tıp biliminden mühendislik alanlarına kadar kullanımına sıkça rastlanmaktadır. Bununla birlikte, kompozit tasarlama ve üretim alanlarında da sıkça kullanılmaktadır. Ancak kompozitler üzerinde daha çok YSA teknolojisi kullanılmaktadır. Bunun temel nedeni YSA gibi yöntemlerin uygulama kolaylığı ve kodlama becerisini gerektirmemesinden kaynaklanmaktadır. Bir başka ifadeyle, paket program veya hazır fonksiyonlar kullanılabildiğinden tercih edilme oranında yükseklik görülür. Ancak diğer YZ yaklaşımlarının da giderek kompozit alanında yaygınlaştığı görülmektedir.

Üretilen kompozit parçalarının yüksek mekanik özelliklere, yüksek boyutsal doğruluğa, homojen bir karışım yapısına sahip olması ve parçalarda üstün özellikler elde edebilmek için optimum işlem parametreleri tercih edilir (Nyiranzeyimana vd., 2021). Parametre optimizasyonu genellikle üretim aşamasında gerçekleştirilir ve dış parametrelere bağlı yapılan işlemler olarak ele alınır. Örneğin; ekstrüzyon. Ekstrüzyon, nesnenin oluşturulma veya üretim aşamasındaki şekillendirme işlemidir (URL-8). Ekstrüzyon işlemi gerçekleştirilirken; ısı, karıştırıcı, matrise dahil edilecek karışım malzemelerinin boyutları, besleme bölgesi ve sıkıştırma bölgesi gibi parametreler baz alınır. Çoğu reel problem, optimizasyon problemleri şekline dönüştürülebildiğinden, çözüm için genel olarak yapay zekâ algoritmalarından yardım alınır. Bu nedenle ekstrüzyon işlemlerinde parametrelerin optimizasyonunu yapmak için YZ algoritmalarından yararlanılmıştır (Zhang vd., 2018; Kirkpatrick vd., 1983). Bunların yanı sıra, yine YZ yaklaşımları kullanılarak Çavdar ve diğerleri tarafından hem yapısal hem de hammadde karışım oranları optimizasyonu ile ilgili çalışmalar yapılmıştır (Öztürk vd., 2021a; Çavdar vd., 2018; Öztürk vd., 2021b; Çavdar ve

Öztürk, 2022). Sonuç olarak, kompozit üretiminde YZ teknolojisinden yararlanmak üretim ve deney aşamalarında uzun zaman dilimleri ve yüksek maliyetlerini ortadan kaldırabilir ve ürün kalitesini de arttırabilir.

1.3. Optimizasyon

Optimizasyon, ekonomiden mühendisliğe, matematikten fiziğe kadar birçok alanda hayati bir öneme sahiptir. Genel olarak, optimizasyon, belirli kısıtlamalar altında bir sistem veya işlemi en verimli şekilde optimize etmek için kullanılan bir dizi yöntem veya tekniktir. Basitçe ifade etmek gerekirse, en uygun çözümü bulma veya bir sistemi en iyi hale getirme sürecidir. Matematiksel olarak, bir gerçel fonksiyonu minimize veya maksimize etmek için belirli bir aralıkta gerçek veya tam sayı değerlerini seçip bu değerleri fonksiyon içine yerleştirerek sistemli bir şekilde bir problemi incelemek veya çözmek anlamına gelir. Bir sistemin optimizasyonu yapılırken, çeşitli kısıtlamalar, değişkenler ve uygulama yöntemleri dikkate alınır. Her sistem için yapılan optimizasyonda birtakım kısıtlamalar mevcuttur. (URL-17). Optimizasyon işleminin işlem adımları genellikle aşağıdaki gibidir;

- Sistemin incelenmesi
- Kısıtların tanımlanması
- Değişkenlerin tespit edilmesi
- Amaçların belirlenmesi (amaç fonksiyonu seçimi)
- En uygun optimizasyon metodunun seçilmesi
- Sistemin yönetimi

Optimizasyonu sadece maliyet verim ilişkisi olarak değerlendirmek yanlıştır. Örneğin zaman, maliyet olarak düşünüldüğünde, her gün için 24 saat vardır ve bu süre değişmez. Ancak bu sınırlı zaman dilimini maksimum verimle kullanmak mümkündür.

Mazahery ve Shabani kompozit alanında YZ tabanlı optimizasyon ile ilgili çalışmalarında Poli Eter Eter Ketonun (PEEK CF30) Bilgisayarlı Sayısal Kontrol (CNC) tornalamada çoklu özelliklerin optimizasyonunu gerçekleştirmek için PSO algoritmasından yararlanmışlardır. Bu durum, tornalama işlemi esnasında süreç ve maliyet düşürülmesi konusunda optimizasyon algoritmalarının işlevselliğe sahip olduğunu göstermektedir (Mazahery ve Shabani, 2012).

Hanafî ve arkadaşları 2016 yılında optimal kompozit kutu kirişli bir helikopter rotor kanadı tasarlamak için PSO algoritmasından yararlanmış ve performans ile hesaplama

verimliliğini genetik algoritma tabanlı yaklaşımlar ile karşılaştırmışlardır. Kompozit kutu kirişinde maksimum elastik kuplajın varlığı, helikopter rotor kanadının aero-elastik stabilitesini arttırdığı gösterilmiştir. Bu nedenle tasarım probleminin temel amacı, yapının optimal geometrisinin bulunması olduğunu belirlemişlerdir. Genetik algoritmalar ile karşılaştırılan sonuçlar değerlendirildiğinde PSO'nun daha başarılı olduğu görülmüştür (Hanafi vd., 2016). Bununla birlikte, belirli bir mukavemet elde etmek için kompozit bileşen ağırlığını ve maliyetini düşürmek amacıyla farklı YZ tekniklerinden yararlanılmıştır. Kuantum davranışlı Parçacık Sürü Optimizasyonu (QPSO) algoritmasını temel alan tasarım optimizasyonu için bir model önerilmiştir. Önerilen yöntem geleneksel PSO ile karşılaştırılmış ve QPSO'nun PSO'ya göre daha iyi performans gösterdiği ve önemli ölçüde ağırlık tasarrufu sağladığını göstermiştir (Suresh vd., 2007; Omkar vd., 2009).

Lamine kompozit kirişlerin hasar tespiti için duyarlılık yöntemi analizi ve PSO tekniklerinin birleşiminden oluşan bir yöntem, başarıyla hasar tespiti işlemini gerçekleştirmiştir (Vosoughi ve Gerist, 2014). Ayrıca Chen ve Wang, epoksi kompozitlerin elastik bileşen özelliklerini ve diğer parametrelerini tanımlamak için PSO algoritmasını kullanarak, üretim sürecinden ve kompozit malzemelerin makroskopik davranışından kolayca tespit edilemeyen mikroyapısal etkileri belirlemişlerdir. Son zamanlarda, PSO algoritmasının kompozit malzeme alanında hızla yaygınlaştığı ve çeşitli problemlerin çözümünde kullanıldığı belirtilmektedir (Chen ve Wang, 2019).

Omkar ve arkadaşları tarafından Yapay Arı Kolonisi (ABC) algoritmasının bir türü olan Vektör Değerlendirmeli Yapay Arı Kolonisi (VEABC) algoritmasına dayalı, katmanlı kompozit bileşenlerin tasarım optimizasyonu için bir yöntem sunulmuş ve uygulanmıştır. Problem, belirli bir mukavemet elde etmek, kompozit ağırlığı ve toplam maliyeti düşürmek amacıyla formüle edilmiştir. Çalışma, Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO), Yapay Bağışıklık Sistemi (AIS) ve Genetik Algoritma (GA) gibi doğadan ilham alan yöntemlerle karşılaştırmalı olarak değerlendirilmiştir. Bu değerlendirme sonucunda, VEABC tabanlı optimizasyon modeliyle diğer tekniklerden daha iyi bir başarı elde edildiği gösterilmiştir (Omkar vd., 2011).

Yapay zekâ ile kompozit alanında yapılan çalışmalar incelendiğinde, yapılan çalışmalarının tamamına yakınının kompozit üretimine değil mevcut kompozitler üzerinde gerçekleştirilen testler ile alakalı olduğudur. Bu durum YZ algoritmalarının doğrudan kullanımına imkân verirken algoritmanın temelden kodlanmasını ve her aşamasının süreç ile ilişkilendirilmesini gerektirmemesinden kaynaklanmaktadır. Bununla birlikte YZ

algoritmaları, hazır kod bloğu veya paket program şeklinde de kullanıma uygunluk gösterirler. Örneğin; literatürde kompozit malzeme üretiminde PSO kullanımı ile ilgili çalışmaların büyük çoğunluğu, ya kompozit malzemeler üzerinde gerçekleştirilen fiziksel veya mekanik testler (Vosoughi vd, 2016; Oliveira vd, 2017; Tao vd, 2017; Javidrad vd., 2018; Khatir vd, 2019; Dadrasi vd, 2020; Keshtegar vd, 2021) ile alakalı ya da kompozit malzemenin şekillendirilmesi (Omkar vd, 2009; Chen vd, 2013; Hanafi vd, 2015) ile alakalı çalışmalardır.

Literatürde kompozitler üzerinde gerçekleştirilen fiziksel, mekanik ve termal testler dışında da YZ kullanımı örnekleri mevcuttur. Polimer-karbon nanotüp kompozit üretim modellemesinde Gene Expression Programming (GEP) kullanımı (Sabouhi vd. 2016), polimer matris kompozitlerin aşınma özelliklerinin tahmin edilebilmesi amacıyla Yapay Sinir Ağları (YSA) kullanımı (Jiang, 2007), kompozit materyallerin tasarım optimizasyonlarının yapılması, dayanıklılık ve diğer özelliklerinin tahmin edilmesi amacıyla YSA kullanımı (Zhang ve Friedrich 2003), PSO algoritmasının sonlu elemanlar analiziyle beraber kullanılarak güvenilir kompozit yapıların tasarımının gerçekleştirilmesi örnek olarak verilebilir (Chen vd. 2013). Bunların yanı sıra özellikle inşaat mühendisliği alanında konnektörlerin direnç kapasitesinin kestirilmesi için de PSO algoritması kullanılmıştır (Filiberto vd. 2010).

Son yıllarda özellikle otomotiv sektöründe değişimi tetikleyen beş temel alana odaklanılmıştır. Bunlar; sürdürülebilirlik, yeni ortaya çıkan malzemeler, katkı maddeleri üretimi, gelişmiş süreçler ile tasarım ve yapay zekâdır. Nitekim 2021 Eylül ayında otomotiv sektörünün lokomotiflerinden olan Ford Şirketinin Michigan'da (Amerika Birleşik Devletleri) gerçekleştirilen ve otomotiv sektörünün nabzını tutan Plastik Mühendisleri Derneği (SPE, Bethel, Conn., ABD), 19. Yıllık Otomotiv Kompozitleri Konferansı ve Sergisi (ACCE)'nin "Kompozitler - Dünya Çapında Taşımacılığın Geleceğini Oluşturma" temalı oturumunda yaptığı sunumda da sektörde değişimi tetikleyen bu beş temel alana odaklanılmıştır (URL-9).

Kompozit üretiminde yapay zekâ kullanımı son dönemlerde oldukça yaygın olduğu görülmektedir. YZ geniş bir algoritmik yaklaşım yelpazesine sahip olmasına karşın çoğunlukla YSA ve ML gibi yaklaşımlar kullanılmıştır. Bu durumun temel nedeni ise bu yaklaşımların probleme uygulanabilirliği, kapsamlı programlama bilgisi gerektirmemesi ve hızlı sonuç alabilme yeteneklerinden kaynaklanmaktadır.

1.4. Lignin

Lignin, bitkilerin hücre duvarlarında bulunan bir polimerdir ve selüloz ile birlikte bitki dokusunun sertliğini ve sağlamlığını sağlar. Dünya üzerinde en bol bulunan ikinci doğal polimer olup, yenilenebilir bir kaynaktır. Genellikle odun ve diğer bitki materyallerinde bulunur. Endüstriyel alanda, genellikle kâğıt üretiminde kimyasal bir bileşen olarak kullanılır, ancak son zamanlarda biyoyakıt üretiminde de önemli bir rol oynamaktadır.

Genellikle sert ve yumuşak ağaçlarda %20 ila %30, bazı yıllık bitki (lignoselülozik) ve tarımsal atıklarda da bitki türüne, yetiştirme koşullarına ve hasat zamanına bağlı olarak yaklaşık %15 ila %35 arasında bulunur. Endüstriyel ligninler günümüzde kâğıt üretimi sırasında selüloz hamuru üretiminde yan ürün olarak ve ayrıca diğer biyokütle bazlı endüstrilerden elde edilmektedir (Haghdan vd. 2016). Proses şartlarına ve saflıklarına bağlı olarak çeşitli lignin türleri bulunmaktadır. En yaygın üretilen yapılar kraft lignin, lignosülfonat ve organosolv lignindir. “Lignin Products Market Forecast 2015-2020” raporuna göre yıllık toplam kâğıt ihtiyacını karşılamak için gerekli kâğıt hamuru üretiminden yılda yaklaşık 70 milyon ton lignin elde edilebilir (URL-10). Ancak günümüz şartlarında bu oranın yalnızca %2'si ekstrakte edilerek saf lignin eldesi gerçekleşmekte, geri kalanı yakıt katkı maddesi olarak kullanılmaktadır (De Wild vd. 2014; Polat vd. 2017). Bu nedenle lignin, çevre dostu polimerlerin ve polimer kompozitlerin üretimi için hammadde olarak en önemli biyo-kaynaklardan biri biridir.

Lignin pazarı vanilin, hayvan yemi, boya dağıtıcılar, mikro besinler, reçineler ve temizleme kimyasalları üretimi gibi geniş bir uygulama alanına sahip olmasına (Haghdan vd. 2016; Polat vd. 2017; Faruk ve Sain, 2015) rağmen hala istenilen boyutlara ulaşamamıştır. Ek olarak, üreticiler arasında lignin konusunda farkındalığın az olması bu pazarın en temel kısıtıdır. Ayrıca, sanayi ile araştırma enstitüleri / üniversiteler arasında farklı uygulamalara yönelik lignin eldesi ve ürün geliştirmeye yönelik etkileşimin oldukça zayıf olması da lignin pazarının büyüme kısıtlarındandır. Ekstraksiyon ve modifikasyon teknikleri ve lignin uygulaması hala birincil (primer) aşamadır. Bu ise lignin piyasasının gelişimini engellemektedir. Katma değerli uygulamalarda lignin kullanımının genişlemesinin önündeki bir diğer engel ise, esas olarak mevcut ticari ligninlerin düşük saflıktaki standartları, heterojenliği, kokusu ve renk problemlerinden kaynaklanmaktadır. Bu sorunlar göz önüne alındığında üretilecek olan kompozitlerde lignin gibi çevre dostu

ürünlerin kullanılması hem sürdürülebilirlik hem sağlık hem de ekonomik anlamda büyük kazançların sağlanmasında etkili olacaktır.

Lignin içerikli kompozitlere ait çalışmalara bakıldığında, lignin hafif (talk veya kalsiyum karbonat göre $\frac{1}{2}$ yoğunluğa sahip), sert ve kırılğan bir biyo-polimer olmasına rağmen, nadiren plastik bileşiklerde biyo-katkı olarak kullanıldığı belirtilmektedir (Casenve vd. 1996; Rozman vd. 2000; Toriz vd. 2002; Cazacu vd. 2004; Agarwal vd. 2014; Faruk vd. 2016). Bununla birlikte, moleküler yapısında çok sayıda kimyasal işlevsellik içeren, amorf polifenolik bir malzeme olan lignin; polimerik malzemelerin ısı özelliklerini, işlemlerini ve foto-stabilitesini artırabilmektedir (González Sánchez ve Alvarez 1999; El-Zawawy vd. 2011). Bu kimyasal fonksiyonellikler de lignini polimerik uygulamalar için uygun bir element yapmaktadır (Satheesh Kumar vd. 2009). Fenolik grupların varlığı, polimerlere termo ve foto oksidasyonlara karşı kararlılık sağlayarak aynı zamanda lignine antioksidan özellikler kazandırmaktadır (Stiubianu vd. 2009). İşlenebilirliği, düşük maliyeti ve düşük yoğunluğu ile ligninin, yaygın olarak kullanılan sentetik katkı maddelerinin bile yerini alabileceği varsayılmaktadır. Özellikle, yapısındaki aromatik fenil gruplarından oluşan kompleks fenilpropanoid birimlerinin varlığından dolayı ligninin yüksek ısı kararlılığı, hibrit kompozitin ısı kararlılığında iyileşme sağlayacağı düşünülmektedir.

Ligninin polimer kompozitlerde güçlendirici (Faruk vd. 2016; Dias vd. 2016; Karina vd. 2017), dolgu maddesi (Tanjung vd. 2014; Morandim-Giannetti vd., 2012), birleştirici (Seydibeyoğlu vd. 2018; Mariotti vd. 2014; Lee vd. 2015; Luo vd. 2017; Rozman 2000; Rozman 2001) ve hatta dengeleyici ajan (Košíková vd. 2007) olarak kullanılabilirliği yapılan araştırmalarda ortaya konmuştur. Aromatik yapı ve çok işlevli yan gruplar nedeniyle, lignin oksidasyon reaksiyonlarını önleyen serbest radikal tutucu olarak ümit verici, çevre dostu bir katkı maddesi olma potansiyelini elinde tutmaktadır.

Morandim-Giannetti vd. (2012) yaptıkları çalışmada; Isıl davranışları ile ilgili olarak, doğal lif katkılı PP kompozitine ligninin eklenmesi hem başlangıç ayrışma sıcaklıklarında hem de oksidasyon indüksiyon sürelerinde belirgin bir artışa neden olmuştur. Sonuç olarak; ligninin bir antioksidan olarak rol oynadığı ve bunun, doğal liflerin kaplanmasıyla ısı bozulmaya karşı bariyer etkisi gösterdiği bildirilmiştir. Stark vd. (2016) batı sarı çamından (pinus ponderosa) elde edilen kraft ligninin depolama modülünde sıcaklık artışı ile piki 125°C - 175°C aralığındaki sıcaklıklarda, geçişlerin ise (*tan d*) 158°C ve 177°C sıcaklık aralığında meydana geldiği bildirilmiştir. De Chirico vd (2003) yaptıkları çalışmada lignin kullanımının ısı yaşlandırma ile PP matris özellikleri üzerine etkilerini araştırmış, lignin/PP

örneklerinin %15'e kadar ligninin PP matrisi içerisinde katılımı ile elastikiyet modülünde 30 ile 100 °C arasında azalma görülmediği tespit etmişlerdir.



Şekil 2. Lignin

Son olarak ligninin, biyolojik olarak parçalanması zor olduğundan, biyoyakıt üretiminde ikincil bir ürün olarak kullanılması biyoyakıt endüstrisinde atıkların azaltılmasına ve sürdürülebilirlik açısından da önemli bir adımdır. Bahsedilen özellikleri göz önüne alındığında hibrit termoplastik kompozit üretiminde ligninin karışıma dahil edilecek hammaddelerden biri olarak seçilmesi daha net anlaşılabilecektir. Ayrıca üretilen kompozitlerin ısıl yaşlandırma kriterlerini sağlama konusunda katkı sağlayacağı düşüncesini de güçlendirmektedir.

1.5. Zeolit

Zeolit, son yıllarda önemli bir hammadde olarak tanımlanmış, kimyasal olarak "sulu (hidrofilik) alümino silikatlar" olarak bilinirler. Ülkemizde 1980'li yıllardan itibaren artan bir ilgiyle çeşitli sektörlerde kullanılmaya başlanmışlardır. Doğal zeolitler, 40'tan fazla

minerallerden oluşan bir mineral grubu olup “amonyum zeolit” gibi sentetik zeolitler de mevcuttur. Ancak, Türkiye’de şu anda özellikle deterjan ve kimya sektörlerinde tüketilen bu zeolitlerin üretimi bulunmamaktadır. Doğal zeolitler, son yıllarda önemli bir endüstriyel hammadde haline gelmiştir ve kullanım alanları kirlilik kontrolü, enerji, tarım-hayvancılık, maden, metalürji ve diğer birçok alan olmak üzere geniş bir kullanım yelpazesine ulaşmıştır (URL-11).

Zeolit, içerisinde kanallar ve çeşitli boyutlarda ve şekillerde kafesler bulunan gözenekli bir yapıya sahiptir. Bu da polimer-zeolit temas yüzeyinin geniş bir alan olmasını sağlar. Bununla birlikte zeolitın bozunma hızını yavaşlatması (Papathanassiou vd. 2005; Selçuk, 2010), kristallik oranını arttırırken bozunmayı yavaşlatması (Pehlivan vd. 2005), ısı kararlılığı arttırması (Kaymakci vd. 2017) ve oksijene karşı bariyer görevi görmesi ile polimer kompozitin yanmaya karşı direnç kazanmasını sağlar (Çavdar vd. 2019). Bu durumlar zeolitın polimer kompozit üretiminde alternatif bir katkı maddesi olarak kullanılabileceğini göstermektedir.

Çavdar ve arkadaşları tarafından yapılan saf yüksek yoğunluklu polietilene göre %10 zeolit kullanımında eğilme dayanımında %13’lük artış sağlanırken, selülozik dolgu maddesi kullanımıyla bu iyileşme %26’ya çıkmıştır. Diğer modülüs değerlerinde de ciddi artışlar gözlemlenmiştir (Çavdar vd. 2019). İnorganik alüminyum silikatlardan oluşan zeolitın 750 °C’ ye kadar ısı kararlılığı (Bilgin, 2009) sahip olması üretilen kompozit malzemenin ısı ve yanma özelliklerinde iyileşme olduğu da belirlenmiştir (Çavdar vd. 2019, Çavdar 2020). Aynı zamanda gözenekli yapısı ve yüksek katyon değişim kapasitesi nedeniyle, kristal yapısının içinde zararlı kokuları hapsedir. Bu karakteristik özelliğin önerilen hibrit kompozit bileşenlerinden özellikle benzen aromatik halkası bulunan ligninden kaynaklı kokuların zeolit kullanımı ile giderilmesine katkıda bulunacağı düşünülmektedir.



Şekil 3. Zeolit

Dünya zeolit rezervlerinin %40'ını elinde bulunduran ülkemizde, bu değerli rezervlerin daha etkin bir şekilde uç ürünlere dönüştürülmesi, kullanım alanlarının yaygınlaştırılması için bu alanda yapılan araştırmaların artması ve bu çalışmaların desteklenmesi ülke ekonomisine sunacağı katkı bakımından büyük önem taşımaktadır. Bahsedilen teknik katkılarının yanı sıra katma değer ve ekonomik getirisinin yüksek olması bakımından zeolit bir diğer karışım hammaddesi olarak seçilmiştir.

1.6. Doğal Lif

Doğal lif, bitkisel veya hayvansal kaynaklardan elde edilen ve sanayide sıkça kullanılan bir üründür. Doğal liflerin kullanımı sentetik liflere kıyasla daha çevre dostu olması ve sürdürülebilir ürünler elde etme amacıyla tercih edilir. Geri dönüşümü ve biyolojik parçalanabilirlikleri sayesinde atıkların azaltılmasına yardımcı olur. Ayrıca, doğal lifler kullanıldıkları ürün yüzeyinin nefes almasına ve daha rahat bir kullanım deneyimine katkı sağlarlar. Cam, epoksi reçineler, karbon lifleri ve termoplastikler gibi malzemelerin geri dönüşümü, doğal liflere kıyasla oldukça zordur. Ancak, doğal lif içeren kompozit malzemeler, biyolojik olarak parçalanabilir özellikte olduklarından "çevre dostu" malzemeler olarak kabul edilirler (Çavdar ve Boran, 2016; Eckert, 2000).

20. yüzyılın başlarında, kâğıt ve karton ile birlikte melamin formaldehit ve fenol formaldehit esaslı kompozitler özellikle elektrik yalıtımında kullanılmıştır. 1960'lı yıllarda, hindistan cevizi lifleri ve odun unu ile polipropilen (PP) kompozitleri, arabaların koltuk ve iç kısımlarında yaygın olarak tercih edilmiştir. 1990'lı yıllarda, doğal lifler ile polietilen (PE) kompozitleri endüstriyel kaplamalarda, çitlerde ve yük platformlarında sıklıkla kullanılmıştır. 2000'li yıllarda ise, odun unu ile poli vinil klorür (PVC) kompozitleri kapı ve pencere çerçevelerinde yaygın bir şekilde tercih edilmiştir. Son 10 yılda ise, keten, kenevir, hint keneviri, kenaf gibi doğal liflerin termoset ve termoplastik kompozitlere eklenerek ulaşım, yapı ve paketlenme endüstrilerinde daha fazla kullanıldığı gözlemlenmektedir. (Clemons, 2002; Puglia vd., 2005; Mohanty vd., 2000).

Kompozit malzemelerde en çok tercih edilen doğal lifler arasında pamuk, keten, sisal, kenaf, hindistan cevizi, hint keneviri, şeker kamışı ve muz bulunmaktadır (Çavdar ve Boran 2016; Spoljaric vd., 2009; dos Santos vd., 2008). Doğal lifler, cam gibi alternatiflerine göre bir dizi avantaj ve dezavantaja sahiptir. Ekolojik özelliklerinin yanı sıra yüksek dayanıklılık ve sertlik performansı, biyobozunurluk, düşük maliyet, aşındırıcı olmayan yapı, kolay şekillendirilebilirlik, yüksek dolgu oranları, düşük yoğunluk ve çeşitli lif türleri gibi özellikler, doğal liflerin birçok endüstrinin ilgisini çekmesini sağlar. Ancak, üretim sırasında kümeleme eğilimi, düşük termal stabilite, nemden etkilenme gibi dezavantajlar, doğal liflerin polimer kompozitlerde kullanımını kısıtlar. Bununla birlikte, bu problemlerin farklı dolgu ve katkı maddeleri kullanılarak en aza indirilmesi mümkündür.

Ayrıca, doğal lifler termoplastik polimerlere kıyasla daha yüksek elastikiyet modülü değerlerine sahip olduğundan oluşturulan kompozitlerin modül değerleri daha yüksektir (Çavdar ve Boran, 2016; Shahzad, 2011). Doğal lif takviyeli termoplastik kompozitler esnek, dayanıklı ve iyi mekanik özellikler gösterir. Polipropilen'den daha dayanıklı ve daha hafif olmaları dolayısıyla kenevir sak (soymuk) lifleri kullanılan biyokompozit üretimi otomotiv endüstrisinin ilgi alanına girmektedir (Andre vd., 2016, Mengeloğlu, 2020).

Son yıllarda, doğal liflerin fiberglaslara katılmasıyla yeni nesil kompozit malzemelerin elde edilmesi üzerine araştırmalar yapılmaktadır. Pamuk, keten, sisal ve hindistan cevizi lifleri ile kenaf ve kenevirden elde edilen selüloz temelli bitki lifleri, polimer kompozitlerde sentetik liflere göre daha olumlu sonuçlar vermektedir. Bu nedenle, kompozit malzemelerde en yaygın olarak tercih edilen doğal liflerin sisal, hint keneviri, hindistan cevizi, şeker kamışı ve muz olduğu bilinmektedir. Selüloz lifleri, toksik olmayan, biyolojik olarak parçalanabilen ve geri dönüştürülebilen bir malzeme olarak öne çıkmaktadır. Yüksek oranlarda

kullanıldıklarında düşük yoğunluklu kompozit üretimine olanak sağlarlar ve yüksek dayanıklılık ve sertlik performansı sunarlar. Ayrıca, doğal lifler esnek olduğu için işlem sırasında kırılmaya karşı daha dayanıklıdır (Spoljaric vd., 2009; Santos vd., 2008). Nedenle, muz, kenevir ve hindistan cevizi liflerini içeren lignoselülozik liflerin, endüstriyel sektörlerde polimerlere katkı sağlama potansiyeli, birçok araştırmacının ilgisini çekmektedir. Bu tür lifler, cam fiberlerle karşılaştırıldığında düşük yoğunluk ve ekonomik fiyat gibi birçok avantaja da sahiptir (Merlini vd., 2011; Mothe vd., 2009; Joseph vd., 2002). Odun bileşenli polimerlerin termogravimetrik stabilitesi, selülozun diğer bileşenlere göre daha fazla stabil olduğunu göstermektedir. Otomobil ve inşaat endüstrileri, termoplastik malzemeler için düşük yoğunluklu ve ekonomik katkı maddelerini kullanarak düşük yoğunluk ve daha iyi mekanik ve termal özellikler elde etmeyi tercih etmektedir. Selüloz, mühendislik uygulamalarında kullanılan termoplastiklerle uyumlu bir malzemedir (Xu, 2008).

Kenevir lifleri, yenilenebilir olması, kısa sürede hasat edilebilmesi (örneğin, dört ay gibi kısa bir sürede), çeşitli alanlarda kolayca yetiştirilebilmesi ve sağlam lifler üretmesi nedeniyle dikkat çekmektedir. Kompozit malzeme üretiminde güçlendirici olarak cam elyafı yerine kenevir liflerinin kullanılabileceğini gösterir çalışmalar mevcuttur (Mengeloğlu, 2020). Wambua vd., (2003) ağırlıkça %40 oranında kenaf, coir, sisal, kenevir ve jüt lifleri kullanarak kompozitler üretmiştir. Diğer lifler kullanılarak üretilen kompozit malzemelere göre kenevir lifi kompozitler en yüksek eğilme dayanımı (54 MPa) değerini vermiştir. Bu değer cam elyaf takviyeli-PP kompozit malzemenin eğilme dayanımı (60 MPa) değeri ile kıyaslanabilir niteliktedir. Daha da önemlisi, her iki kompozit malzemenin yoğunlukları dikkate alındığında, kenevir lifi ile üretilenin spesifik eğilme dayanımının (36.5) cam elyafıyla üretilenin spesifik eğilme dayanımından (24) daha yüksek olduğu görülmüştür. Çekme ve eğilme modülü değerleri de benzer bir trend göstermiştir.



(a)



(b)

Şekil 4. (a) Kenevir Sak Lifi, (b) Öğütülmüş Kenevir Sak Lifi

Kenevir lifi takviyeli kompozitlerin gelecek vadeden mekanik özellikler göstermiş olduğu ve cam elyafli kompozit malzemelerden daha iyi sonuçlar gösterdiği gözlemlenmiştir. Kenevir lif yüzeylerine uygulanan çeşitli yüzey modifikasyonlarının, kenevir lifi / matris ara-yüzey bağını iyileştirdiği ve bunda mekanik özelliklerin iyileşmesini sağladığı belirlenmiştir. Kenevir liflerinin iyi mekanik özelliklerine rağmen, lif özelliklerindeki değişkenlik kullanım alanlarıyla ilgili zorluk yaratmaya devam etmektedir.

1.7. Polipropilen

Polipropilen (PP), petrol ürünlerinde bulunan propilen monomerlerinin yüksek basınç ve katalizörler kullanılarak polimerizasyon işlemiyle elde edilen hafif, dayanıklı, esnek ve kimyasallara karşı dirençli bir malzemedir. Polipropilenin çeşitli endüstriyel ve ticari uygulamaları vardır. Özellikle plastik endüstrisinde, ambalaj malzemelerinden otomotiv parçalarına, ev eşyalarından tekstil ürünlerine kadar geniş bir yelpazede kullanılır. Esnekliği ve direnci nedeniyle, polipropilen özellikle ambalaj sektöründe sıkça tercih edilen bir malzemedir. Yiyecek ve içecek ambalajları, kozmetik, ilaç sanayi, plastik şişeler, poşetler, konteynerler ve kutular gibi birçok ürün polipropilen içerebilmektedir. Tekstil endüstrisinde de polipropilen liflerinin kullanımı yaygındır. Bu lifler dayanıklı, hafif ve su geçirmez özelliklere sahip oldukları için özellikle dış giyim, spor ekipmanları ve mobilya döşemelerinde tercih edilirler. Ayrıca, polipropilenin dayanıklılığı ve kimyasal direnci, otomotiv endüstrisinde parçaların üretiminde kullanılmasını sağlar. Bu nedenle, araba iç

kısımlarından motor parçalarına kadar geniş bir kullanım alanına sahiptir (Maier ve Calafut, 1998; Dönmez, 2011).

Yapı zincirindeki her bir karbona bağlı metil grubu bulunan (Dönmez, 2011; Mead ve Baker, 2006) polipropilen az doymuş veya doymamış lineer bir hidrokarbon polimer olup, ataktik ve izoaktik olarak iki farklı grupta incelenirler. İzooaktif polipropilen, kristal bir yapıya sahipken, ataktik polipropilen ise düzensiz ve amorf bir yapıya sahiptir. Polipropilenin karakteristikleri, molekül ağırlığına bağlı olarak değişmektedir. Yüksek molekül ağırlığına sahip polimerler genellikle yumuşak, daha yüksek ergime direncine sahip olup, düşük molekül ağırlığına sahip polimerler ise daha sert ve kırılğan, akışkan ve daha iyi yapısal özelliklere sahiptir. (Dönmez, 2011; Mead ve Baker, 2006; Hüner, 2008).

Polipropilen, genellikle yarısaydam veya süt beyaz renkte olup, mükemmel boyanabilirlik özelliğine sahiptir. Malzeme genellikle sınırlı ısısal, kimyasal ve elektriksel özelliklere sahiptir ve orta derecede dayanıklıdır. Polipropilenden yapılan parçaların ortalama ömrü, 120°C'de yaklaşık 5 yıl ve 110°C'de yaklaşık 10 yıldır. Polipropilin, saf formu olduğu gibi cam elyafı ile güçlendirilmiş ve köpük şeklinde çeşitleri bulunmaktadır (Maier ve Calafut, 1998; Dönmez, 2011).

Kompozit malzemeler, farklı bileşenler bir araya getirilerek oluşturulduğundan ve genellikle istenen özellikleri artırılmak istendiğinden bilişim teknolojilerinden yararlanmak kaçınılmaz hale gelmiştir. Bu nedenle kompozit üretiminde yapay zekâ kullanımı son dönemlerde oldukça yaygınlaşmıştır. YZ geniş bir algoritmik yelpazeye sahip olmasına karşın çoğunlukla YSA, sezgisel olmayan (non-heuristic) ve ML yaklaşımları kullanılmıştır. Bu durumun temel nedeni ise bu yaklaşımların probleme uygulanabilirlik, programlama bilgisi gerektirmeme ve hızlı sonuç alabilme yeteneklerinden kaynaklanmaktadır.



(a) Yarısaydam PP (URL-12)



(b) Süt beyaz PP (URL-13)

Şekil 5. (a) Yarısaydam PP, (b) süt beyaz PP

YZ destekli yöntemler, kompozitlerin daha hızlı ve verimli bir şekilde, en uygun bileşen kombinasyonlarını belirlemelerine yardımcı olabilir. Bu, malzemelerin dayanıklılığını artırabilir, ağırlığı azaltabilir veya özel özellikler ekleyebilir. Ayrıca, YZ, malzeme performansını tahmin etmek ve optimize etmek için büyük veri analitiği ve simülasyonları kullanarak daha kesin sonuçlar elde etmeyi sağlamada kullanılabilir.

2. YAPILAN ÇALIŞMALAR

Bu tez çalışması kapsamında yukarıda bahsedilen hammaddeler kullanılarak özellikle otomotiv sektöründe prototip geliştirme altyapısını oluşturarak katkı sunulmaya çalışılmıştır. Ancak literatürde özellikle karışım hammaddelerinin oranlarının belirlenmesine yönelik bir yapay zekâ çalışması bulunamamıştır. Bu nedenle hibrit bir sezgisel yöntem geliştirilmeye karar verilmiştir. Bu amaç doğrultusunda öncelikle deneysel üretimler yapılmış ve elde edilen sonuçlar ile bir veri seti oluşturulmuştur. Ancak, yöntem karşılaştırması yapılabilecek bir çalışma bulunamadığından öncelikle elde edilen veri seti üzerinden PSO algoritması kullanılarak karışıma dahil edilecek hammaddelerin oranları belirlenmiş ve belirlenen bu oranlar (üretim reçetesi) ile numuneler üretilerek testlere tabi tutulmuştur. Elde edilen test sonuçları ürünlerin piyasada kullanılan ticari ürünlerden daha başarılı olduğunu göstermiştir. Bu aşamada yeni referans ve karşılaştırma noktası PSO yöntemiyle üretilen numuneler olmuştur. Hibrit yöntem ile elde edilen reçeteler kullanılarak numuneler üretilmiş, eğilme ve çekme testleri uygulanmıştır. Elde edilen test sonuçları hibrit yöntemle elde edilen numunelerin ticari bir ürün olarak kullanılan PP-HPR ve PSO ile elde edilen numunelere göre daha iyi sonuçlar verdiği tespit edilmiştir. Bu çalışma ile deneysel çalışma yerine yapay zekâ teknolojisinden yararlanmanın süreci hızlandırma, kaliteyi artırma ve deneysel maliyetleri azaltılabileceği de gösterilmiştir.

Elde edilen malzemelerin test ve kontrol süreçlerinin kabul edilebilir olması bakımından Ford Otomotiv Sanayi AŞ Malzeme Geliştirme departmanı ile iletişime geçilmiş ve otomotiv parçalarında karşılanması gereken kriterler incelenmiştir. Kaput altı uygulamaları için kullanılacak malzemede aranan kriterler; yüksek mekanik ve termal dirençe sahip olmasının yanı sıra -40 ile 125 °C sıcaklık aralığında ısı kararlılığına sahip olma zorunluluğu vardır. Aynı zamanda bu sıcaklıklar arasında kabul edilebilir termal ve mekanik kaybın %25'i geçmemesi gerekmektedir (URL-14; URL-15; Ford, 2015; Ford, 2017).

Tez çalışması kapsamında Yusufçuk Algoritması (YA), Bozkurt Algoritması (BA) ve Diferansiyel Gelişim Algoritması (DGA) hibritlenerek yeni bir model geliştirilmiş ve kullanılmıştır. Geliştirilen hibrit yöntem *sürü zekâsı tabanlı evrimsel bir yaklaşımdır*. YA'nın savunma, BA'nın saldırı tabanlı olması nedeniyle hibrit kompozit malzeme üretimine uygulanmıştır.

Yapılan tez çalışması ile hibrit termoplastik kompozit üretimindeki deneysel sürecin kısaltılması, maliyetin düşürülmesi ve ürün kalitesinin artırılması hedeflenmiş ve yapılan

alışmalar sonucunda bu hedeflere başarıya ulaşılmıştır. Literatürde kompozit üretiminde YZ teknolojisinin kullanımı oldukça yaygın olsa da hammadde katkı oranlarının optimize edilmesine yönelik bir alışma bulunamamıştır. Bu yönüyle literatüre katkı sağlayacağı düşünülmektedir.

2.1. Veri Setinin Oluşturulması

Veri seti, belirli bir konu veya probleme ilişkin verilerin toplandığı, düzenlendiğı ve depolandığı yapıdır. Araştırma, analiz veya makine öğrenmesi gibi işlemler için kullanılır. Veri setleri, bilgiye dayalı kararlar almak, keşif yapmak, model oluşturmak, analizlerin ve sonuçların güvenilirliğini artırır.

Hibrit termoplastik kompozit üretiminde kullanılabilecek herhangi bir veri seti bulunamadığından veri seti oluşturmak amacıyla deneysel tecrübeye dayalı belirlenmiş oranlarda deneysel üretimler yapılmıştır. Veri seti oluşturma için Tablo 1 ve Şekil 6’da gösterilen veriler kullanılmıştır. Saf polimer (PP), %96 oranında PP ve %4 oranında MAPP, %85 oranında PP ve %15 Lignin, %80 oranında PP ve %20 oranında Kenevir sak lifi, %80 oranında PP ve %20 oranında alkali uygulama yapılmış Kenevir sak lifi, %90 oranında PP ve %10 Zeolit olacak şekilde karışımlar hazırlanmıştır. Bu karışımlardan 6 farklı türde ve her türden 10 adet numune üretilmiş ve testlere tabi tutulmuştur. Bu testler sonucunda, elde edilen sonuçlar ile bir veri seti oluşturulmuş ve optimizasyon işlemleri bu veri seti üzerinden gerçekleştirilmiştir.

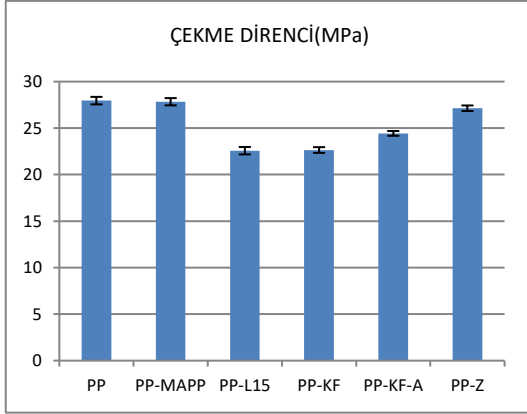
Üretilen numune kompozitler üzerinde fiziksel, termal ve diğer testler uygulanarak sonuçları elde edilmiştir. Elde edilen sonuçlar ve kontrol grupları PSO algoritması ile simülasyon alışmaları yapılarak optimum karışım oranlarının bulunması sağlanmıştır. İlk aşamada elde edilen bu değerler “PSO1” adıyla etiketlenmiştir. Daha sonra bulunan bu değerler ile yeniden simülasyon alışmaları yapılarak daha iyi özüm veya özümler için hammadde karışım oranları bulunmuştur. İkinci aşamada bulunan yeni özüm değerleri (hammadde karışım oranları) “PSO2” adıyla etiketlenmiştir. Burada yapılan işlem PSO algoritmasında öncelikle yerel en iyi (**local best**) sonra bulunan bu yerel en iyi özümler içerisinde küresel en iyi (**global best**) değerinin bulunmasına karşılık gelmektedir.

Tablo 1. Veri seti oluşturmak için üretilen ilk deneysel üretimler ve test sonuçları

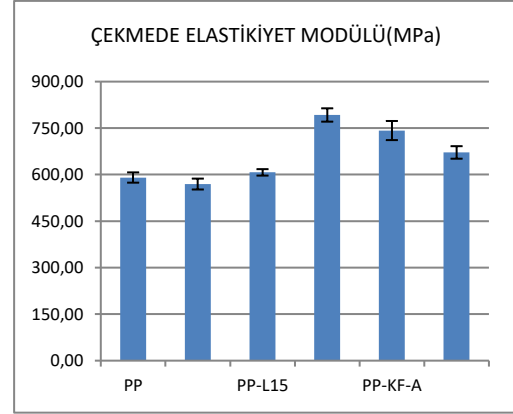
Numune	Çekme Direnci (MPa)	Çekmede Elastikiyet Modülü (MPa)	Kopmada Uzama (%)
PP	27,953	590,609	367,128
PP-MAPP	27,836	569,611	375,756
PP-L15	22,574	607,235	24,086
PP-KF	22,643	792,299	8,539
PP-KF-A	24,432	742,188	8,664
PP-Z	27,138	671,514	361,119

Her bir karışım hammaddesinin ayrı ayrı ana matrise olan etkisinin görülebilmesi ve veri setinde değerlerinin tutulabilmesi için gerçekleştirilen test sonuçları Şekil 6'da gösterilen a, b, c, d, e ve f harfleri ile etiketlenilmiş grafiklerde gösterilmiştir. Sonrasında gerçekleştirilen tüm deneysel analiz verileri de veri setine eklenerek veri seti genişletilmiş ve sonraki çalışmalar için yüksek doğrulukta sonuç verebilecek hale getirilmiştir. Nitekim, yapay zekâ teknolojisinin kullanıldığı öğrenme tabanlı sistemler için veri setinin büyüklüğü sonuç doğruluğunun arttırılmasını sağlayacaktır. Böylece, sonraki çalışmalar için kullanılabilecek yeterli büyüklükte bir veri seti de oluşturulmuş ve literatüre kazandırılmıştır.

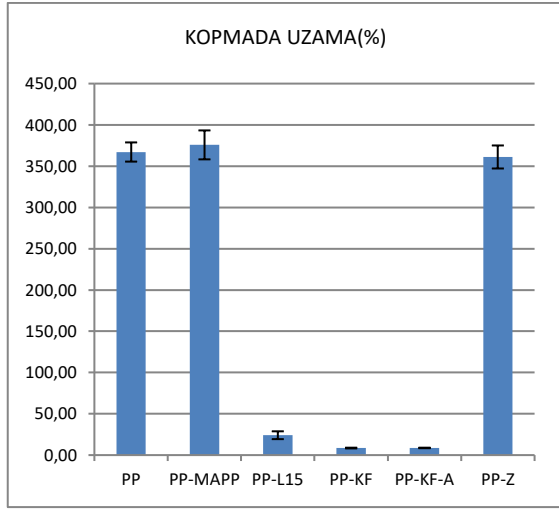
Veri setinin büyüklüğü YZ tabanlı çalışmalarda problemin sonucunu etkiler. Büyük veri setleri, genellikle daha karmaşık modellerin eğitilmesine izin verir, genelleme yeteneğini arttırabilir ve daha doğru sonuçlar elde edilmesine yardımcı olabilir. Ancak, veri setinin kalitesi de önemlidir. Verilerin tutarlılığı, reel olması ve normalize edilmiş olması da dikkate alınmalıdır.



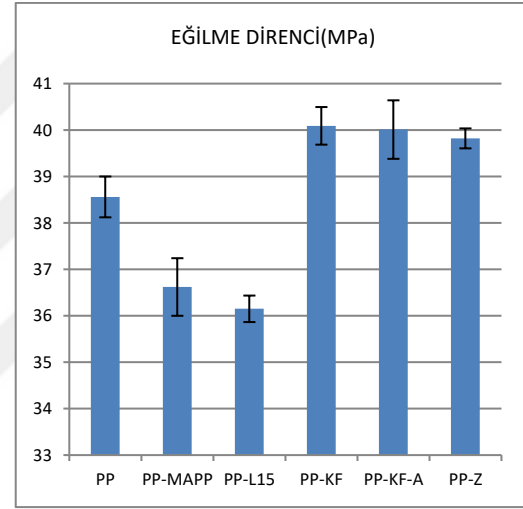
(a)



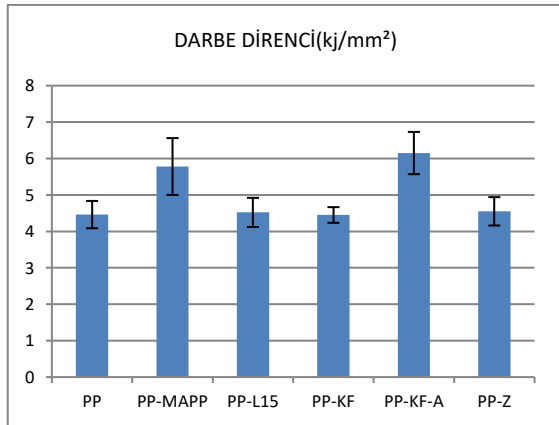
(b)



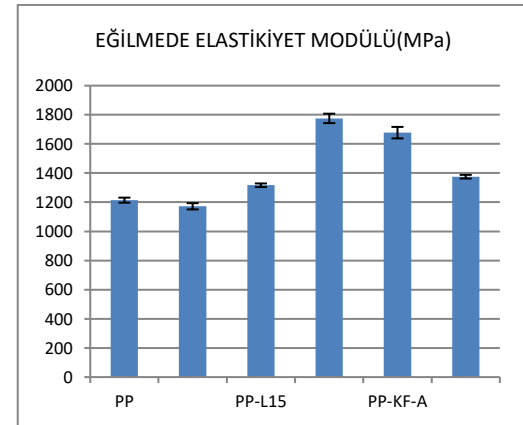
(c)



(d)



(e)



(f)

Şekil 6. Veri seti oluşturmak için üretilen deneysel üretimlerin test sonuçları

2.2. Parçacık Sürü Optimizasyon Algoritması

Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO), kuş ve balık sürülerinin hareketlerinden esinlenerek doğrusal olmayan problemlere optimal sonuçlar bulmak amacıyla ortaya atılmış stokastik bir optimizasyon yöntemidir (Kennedy ve Eberhart, 1995). PSO, bir hedef fonksiyonunu optimize etmek için popülasyon tabanlı bir yaklaşım kullanarak parçacıkların bir arama alanında hareket ederken en iyi çözümünü bulmaya çalıştığı bir modeli taklit eder. Sürüdeki her bir birey beslenme ve yaşamak için işbirlikçi bir yol izler ve hem kendisinin hem de diğer üyelerin öğrenme deneyimlerine göre arama modelini değiştirmeye sürekli olarak devam eder (Wang vd. 2018). Her parçacık, mevcut konumunu, hızını ve en iyi bulduğu konumu hafızasında saklar. Her iterasyonda, parçacıkların hareketi, en iyi buldukları çözümlere doğru yönlendirilir. PSO'nun temel prensibi, parçacıkların kendi deneyimlerinden ve diğer parçacıkların deneyimlerinden öğrenerek küresel en iyi çözüme yaklaşımlarını sağlamaktır. Bu durum özellikle çok boyutlu ve karmaşık optimizasyon problemlerinde etkilidir. PSO, genetik algoritmalar ve Tavama Benzetimi (TB) gibi diğer meta-sezgisel tekniklerle karşılaştırıldığında, daha basit yapısı ve hızlı yakınsama özelliğiyle dikkat çeker.

PSO algoritmasının tasarım ve kullanımı aşamasında dikkat edilen temel 5 ilke sırasıyla şunlardır;

- (1) Yakınlık: Sürü, basit uzay ve zaman hesaplamaları yapabilmelidir.
- (2) Kalite: Sürü, ortamdaki kalite değişikliğini hissedebilmeli ve buna tepki verebilmelidir.
- (3) Çeşitli yanıt: Sürü, kaynakları elde etme yolunu dar bir kapsamda sınırlamamalıdır.
- (4) Kararlılık: Sürü, her çevresel değişiklikte davranış biçimini değiştirmemelidir.
- (5) Uyarlanabilirlik: Sürü, bu değişiklik gerekli olduğunda davranış biçimini değiştirmelidir.

PSO'da parçacıklar konumlarını ve hızlarını ortam değişikliğine göre güncelleyebilir, yani yakınlık ve kalite gereksinimlerini karşılar. Ayrıca parçacıklar PSO'daki sürü hareketini sınırlamaz ve olası çözüm uzayında sürekli olarak en uygun çözümü arar. Parçacıklar, ortamdaki değişikliğe uyum sağlamak için hareket modlarını değiştirirken, arama uzayındaki sabit hareketlerini koruyabilirler. Bu nedenle, parçacık sürüsü sistemleri yukarıdaki beş ilkeyle bütünleşik bir yapıdadır (Zheng vd. 2004; Wang vd. 2018; Bergh F, 2001).

PSO’da, rastgele çözümlerden oluşan bir popülasyon ile sistem çalıştırılır ve en iyi çözüm jenerasyonu için sürekli güncelleme yaparak arama gerçekleştirilir. PSO’da her bir parçacık potansiyel birer çözümü temsil etmektedir ve mevcut en iyi çözüm problem uzayında gezinilerek bulunur (Jiao vd. 2008). Çok sayıda rastgele çözüm(parçacık) ile sistem başlatılır ve her iterasyonda kuşaklar güncellenerek optimum değer araştırılır. Her aşamada, bir çözüm(parçacık) optimum değere göre güncellenir. İlk olarak sistemde “en iyi değer” diye bir parçacık seçilir ve her iterasyon sonucunda daha iyi bir değer var ise “yeni en iyi” değer olarak güncellenir ancak yok ise bir önceki iterasyonda en iyi değer diye seçilen parçacık ile devam edilir. Hafızada en iyi değer tutularak işlemlere devam edilirken tüm sistem tarandığında elde edilecek olan değer ise küresel en iyi değer seçilir. Bu süreçte parçacıklar içerisinde en iyi değere sahip olanı ‘*pbest*’ ,küresel olarak en iyi olanı da ‘*gbest*’ olarak isimlendirilir. PSO algoritmasındaki her bir parçacık elde ettiği en iyi değer ile sürünün elde ettiği en iyi değer aralığından etkilenir, ancak simülasyon süresince rastgele hareket etme eğilimindedir. Yani her bir deney kendi içerisinde bağımsız iken olası tüm sonuçlara yakınsayan bir çözüm üretmektedir. Bir bireyin çözüme ne kadar yakın olduğunu anlamak için uygunluk fonksiyonu kullanılır.

PSO’da belirli parametreler bulunmaktadır. Bunlar; parçacık sayısı, parçacık boyutu, parçacık aralığı, maksimum değişiklik (her bir iterasyonda bir parçacıkta meydana gelebilecek değişim miktarı), öğrenme faktörleri ve durma koşuludur. Sürü hareketinde katsayılar genellikle $C1$ (parçacığın kendi tecrübesine göre) ve $C2$ (sürüdeki diğer parçacıkların tecrübelerine göre) şeklinde ve $[0,4]$ aralığında birbirine eşit olacak şekilde seçilir. Durma koşulu ise, maksimum iterasyon(işlem adımı)’a gelindiğinde ya da uygunluk fonksiyonu istenilen değere ulaştığında simülasyonun sonlandırılmasıdır (Sağ, 2009; Xiaohui, 2002). $C1$ ve $C2$ birbirine bağlı değişkenler olduğundan parçacıklar iterasyonlar sürecinde sonuca yakınsarlar.

Yapılan çalışmada, çekme direnci, eğilme direnci, çekmede elastikiyet modülü, eğilmede elastikiyet modülü, ısıl kararlılık, darbe dayanımı (direnci), yanma direnci, boyutsal kararlılık özelliklerinden birini maksimum değerde sağlayacak olan lignin, zeolit, termoplastik, kenevir ve uyumlaştırıcı ajan karışım oranlarının optimum değerleri PSO ile hesaplanmıştır. Bahsedilen mekanik / ısıl / fiziksel özelliklerin her biri için, PSO’da kullanılmak üzere karışım maddeleri olan lignin, zeolit, termoplastik, kenevir ve uyumlaştırıcı ajan miktarları girdi olarak kullanılan ve tersi alınabilir fonksiyon özelliğine sahip bir amaç fonksiyonu kullanılmıştır. Bu bağlamda, üretilmesi düşünülen kompozit için

karışıma dahil edilecek her bir hammadde sürüdeki bir parçacık gibi değerlendirilmiş ve kompozitler içerisinde, hedeflenen mekanik / ısı / fiziksel özellik amaç fonksiyonuna en uygun oran seçilerek üretim gerçekleştirilmiştir. Böylece çok sayıda deneyin yapılmasının önüne geçilmiştir. Hem maliyeti azaltma hem zamandan kazanım hem de insan kaynaklı hataların önüne geçilebilmesi sağlanmıştır.

Günümüzde otomobil iç kısımlarında kullanılan parçaların yaklaşık yarısı polimerik malzemelerden yapılmıştır. Gelişmiş ülkelerde bir araç için ortalama plastik kullanımı 120 kilogram iken, dünya genelinde bu miktar 105 kilogramdır ve aracın toplam ağırlığının %10 ile %12'sine denk gelmektedir (Çavdar ve Boran, 2016). Otomotiv sektöründe kullanılan polimerik materyaller için kullanılan talk ve cam elyaflarının yüksek yoğunluğa sahip olduğu bilinmektedir. Seçilen mineral ve bitkisel takviye elemanlarının çevre dostu ve daha düşük yoğunluğa sahip olduğundan elde edilen hibrit kompozit hafiflik avantajına da sahip olup bu yönüyle otomotiv sektöründe yakıt verimliliğine katkı sağlayacağı da düşünülmektedir.

$$\begin{bmatrix} X_{11} & \cdots & X_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ X_{k1} & \cdots & X_{kn} \end{bmatrix} \quad (1)$$

(1) numaralı denklemde gösterilen matriste her bir satır bir çözüme denk gelmektedir. Yani n tane parçacık için n adet çözüm elde edilir. Simülasyon bir başlangıç çözümü ile başlatılır. Başlangıçta her bir parçacığın kendine ait hız ve konum değerleri vardır. Parçacık konumları tanımlı aralık içindeki değişken değerleri olup hızlarını (2 ve 3 numaralı denklemler) kendilerine ve sürüye göre ayarlayarak hareket ederler. Böylece parçacıklar her bir iterasyonda optimum çözüme biraz daha yaklaşırlar. Parçacıklar için her iterasyonda (işlem adımında) bireyin kendi en iyi değeri ($\mathbf{pbest}$) ve sürünün en iyi değeri ($\mathbf{gbest}$) elde edilir. n adet parçacık için her iterasyonda n adet $\mathbf{pbest}$ ve bir adet de $\mathbf{gbest}$ bulunur. Simülasyon başlatıldığında her parçacığın başlangıç değeri aynı zamanda $\mathbf{pbest}$ değeridir. İterasyonlar süresince diğer parçacıkların durumuna göre konumu (4 numaralı denklem) güncellenir ve o anki konum önceki $\mathbf{pbest}$ ile karşılaştırılır. Eğer $\mathbf{pbest}$ 'ten daha iyi bir çözüm ise artık yeni çözüm $\mathbf{pbest}$ olarak güncellenir. Hız ve konum formülleri ise şöyledir;

$$V_i^{t+1} = V_i^t + C1 \cdot \text{random}() \cdot (P_{best\ i}^t - X_i^t) + C2 \cdot \text{random}() \cdot (g_{best} - X_i^t) \quad (2)$$

$$V_{i+1} = V_i + C_1 * random_1 * (pbest - x) + C_2 * random_2 * (gbest - x) \quad (3)$$

$$X_i^{t+1} = X_i^t + V_i^{t+1} \quad (4)$$

$$y_i(t+1) = \begin{cases} y_i(t), & f(x_i(t+1)) \geq f(y_i(t)) \\ x_i(t+1), & f(x_i(t+1)) < f(y_i(t)) \end{cases} \quad (5)$$

$$\bar{y}(t) = \min\{f(x_0(t)), \dots, f(x_N(t))\} \quad (6)$$

y_i : En iyi başlangıç konumu

$\bar{y}(t)$: i . periyottaki en iyi küresel konum

X_i : i . parçacığın konumunu,

t : iterasyon sayısı,

V_i^t : i . parçacığın t . iterasyondaki hızı,

V_i^{t+1} : parçacığın bir sonraki iterasyondaki hızı,

$C1$: parçacığın kendi tecrübesine göre hareket etmesi,

$C2$: parçacığın sürü tecrübesine göre hareket etmesini temsil eder.

$random()$: Rastgele düzgün dağılmış 0-1 arasındaki bir sayıdır.

Simülasyon çalışmalarında kullanılan PSO algoritmasının sözde kodu (psuedocode) aşağıda verilmiştir.

```

For (her parçacık için döngüyü çalıştır)
    Parçacığı başlatma konumuna getir
End;
Do
    For (her parçacık için döngüyü çalıştır)
        Uygunluk değerini hesapla;
        Eğer(uygunluk değeri pbest değerinden daha iyi ise)
            şimdiki değeri yeni pbest olarak ayarla;
        End;
        Tüm parçacıkların bulduğu pbest değerlerinin en iyisini, tüm parçacıkların gbest'i
        olarak ayarla;
    For(her parçacık için döngüyü çalıştır)
        Denklem(3)'e göre parçacıktaki değişimi hesapla
        Denklem(4)'e göre parçacık konumunu güncelle
    End;
While (maksimum iterasyon/minimum hata koşulu sağlanıncaya kadar devam et);

```

PSO ile simülasyon başlatıldığında, deneysel üretimler üzerinde gerçekleştirilen test sonuçlarının standart sapma (ss) kadar komşu noktalarına (çözümlerine) bakılarak en iyi çözümü bulmak için sonraki adıma geçilir. Sonraki adıma geçişlerde yerel ve küresel en iyi değerler her iterasyonda karşılaştırılır ve daha iyi değer bulunduğunda yeni değerle güncellenir. Simülasyonun durma kriteri ise hata oranının %0.001'e ulaşması veya maksimum iterasyon sayısına ulaşılması durumunda gerçekleştirilmiştir. Her bir test sonucunun reelde en iyi değerinin karşılığını bulmak için sınırlama kullanılmıştır.

$$f(x) = \sum_{i=1}^{max} x_i^{\omega_i} + x_j^{-\omega_j} \quad (7)$$

Alt Sınır (-ss) < X_i < Üst Sınır (+ss)

Alt Sınır (-ss) < X_j < Üst Sınır (+ss)

n: Parametre sayısı

ω_i : Ağırlıklar

İlk deneysel üretimde alt ve üst sınırlar -ss ile +ss aralığında alınmış, sonraki aşamada simülasyon ters çalıştırılmış ve bu sınırlar referans kabul edilen cam elyafı katkı polipropilen değerleri ile değiştirilerek amaç fonksiyonu (7 numaralı denklem) güncellenerek işlemler gerçekleştirilmiştir. Standart sapma ile her bir elemanın ortalama değerden ne kadar uzak olduğunun bulunabilmesi için yeni bir dizi oluşturulmuştur. Simülasyon çalışmasında optimum oranların bulunması için sonuçların genel ortalama ne ölçüde yaklaştığına bakılarak karar verilmiştir. *i.* parçacık için uygunluk fonksiyonu (8) numaralı denklemde verilmiştir.

$$\text{Dizi}[i] = \frac{(x_i - \bar{x})^2}{n-1} \quad (i = 0, \dots, n) \quad (8)$$

Güncel amaç fonksiyonunda her bir parçacık için hesaplama işlemleri ve sınırlar ayrı ayrı dikkate alınarak gerçekleştirilmiş ve hesaplanan değerler parçacıklar için (8), sistem bütünü için (7) numaralı denklemlerde kullanılarak simülasyon gerçekleştirilmiştir.

PSO algoritmasını kompozit üretimine uyarlamak için (hammadde katkı oranlarının belirlenmesi), hata payı, standart sapma ve güven aralığı gibi kavramların dikkate alınması gerekir çünkü numune uzayındaki tüm parametrelerin bilinmesi veya tahmin edilmesi imkansızdır. Simülasyon sonuçlarının %100 doğruluğa sahip olması için zaman ve maliyet parametrelerinin sınırsız olması gerekir. Ancak bu mümkün olmadığından problemin küçük bir kısmını kapsayan bir örnek uzay (simülasyon çalışmalarında veri seti olarak adlandırılır) ve yapay zekâ ile bu problemin üstesinden gelinmektedir.

Hammadde katkı oranlarının belirlenmesinde, bulunan karışım oranının %0 ile %100 arasında olacağını tahmin etmek her zaman doğrudur; ama kesin bir sonuç değildir. Bu nedenle en doğru oran aralığını bulmak gerekir. Bu aralığa da güven aralığı denir. Güven aralığı, simülasyon çalışmalarıyla elde edilen karışım oranlarının sonuçtaki doğruluğunu, diğer bir deyişle hata marjını temsil eder. Güven aralığını belirlemek için öncelikle bir z değeri gereklidir. Z değeri için mevcut z değeri tabloları (Glen, 2022; Beyer, 2019) kullanılmıştır. Güven aralığı hata payının yarısına eşit olduğundan, güven aralığının hesaplanması hata oranını da verir. Hata payının yüksek olması, sonuçların doğruluğunun ve güvenilirliğinin az olduğu anlamına gelir. Bu nedenle hata payının çok düşük olması gerekir. Bunu başarmak için örnek uzayının çok büyük olması gerekir. Başka bir deyişle simülasyon sonuçlarının yüksek doğruluğunun tek çözümü büyük miktarda veri kullanmaktır. Bu nedenle öncelikle kişisel deneyime dayalı üretimler gerçekleştirilmiştir. Bu üretimlerde kullanılan hammaddeler ve üretimlerden elde edilen kompozitler üzerinde uygulanan test sonuçları veri setine eklenmiş ve 130.000'den fazla veri içeren veri seti meydana getirilmiş ve bu veriler ile çalışmalar gerçekleştirilmiştir.

Veri setindeki farklı verileri ayırmak için kareler farkları yöntemi kullanıldı. Her veri bloğu farklı bir parametreyi temsil eder. örneğin, hammaddenin karışım oranı, fiziksel ve mekanik test sonuçları gibi.

Her veri seti için ortalama, denklem (9)'da gösterildiği gibi hesaplanır.

$$\overline{X}_i = \frac{\sum X_i}{N} \quad (9)$$

Her veri değeri için, verilerden ortalama değer çıkarılır ve denklem (10)'da gösterildiği gibi kareleri alınır.

$$f(d) = \sum f(X_i - \overline{X}_i)^2 \quad (8) \quad (10)$$

Kareler farkının ortalaması denklem (11)'de gösterildiği gibi hesaplanır.

$$\sigma = \frac{\sum (X_i - \bar{X}_i)^2}{N - 1} \quad (11)$$

Ortaya çıkan değer, varyans olarak bilinen farkların karelerinin ortalamasıdır. Standart sapma ise denklem (12)'de gösterildiği gibi hesaplanır. Denklem (12) aynı zamanda yerel aramanın (local search) alt ve üst limitleri olarak da kullanılmıştır.

$$S = \sqrt{\frac{\sum (X_i - \bar{X}_i)^2}{N - 1}} \quad (12)$$

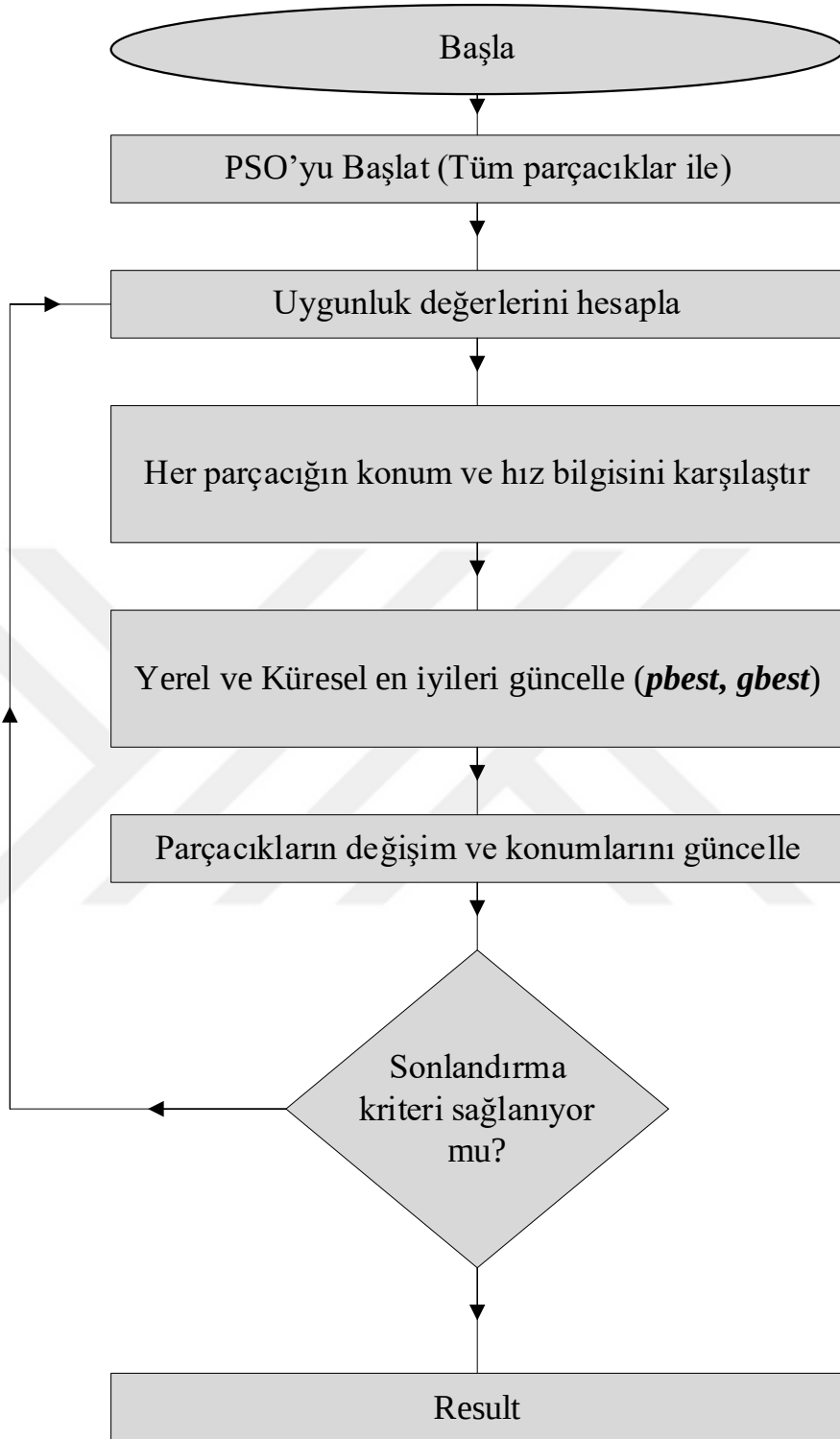
- Standart hata payı ($F_{tolerance}$) denklem (13)'de gösterildiği gibi hesaplanır.

$$F_{tolerance} = Z_{a/2} * \frac{S}{\sqrt{N}} \quad (13)$$

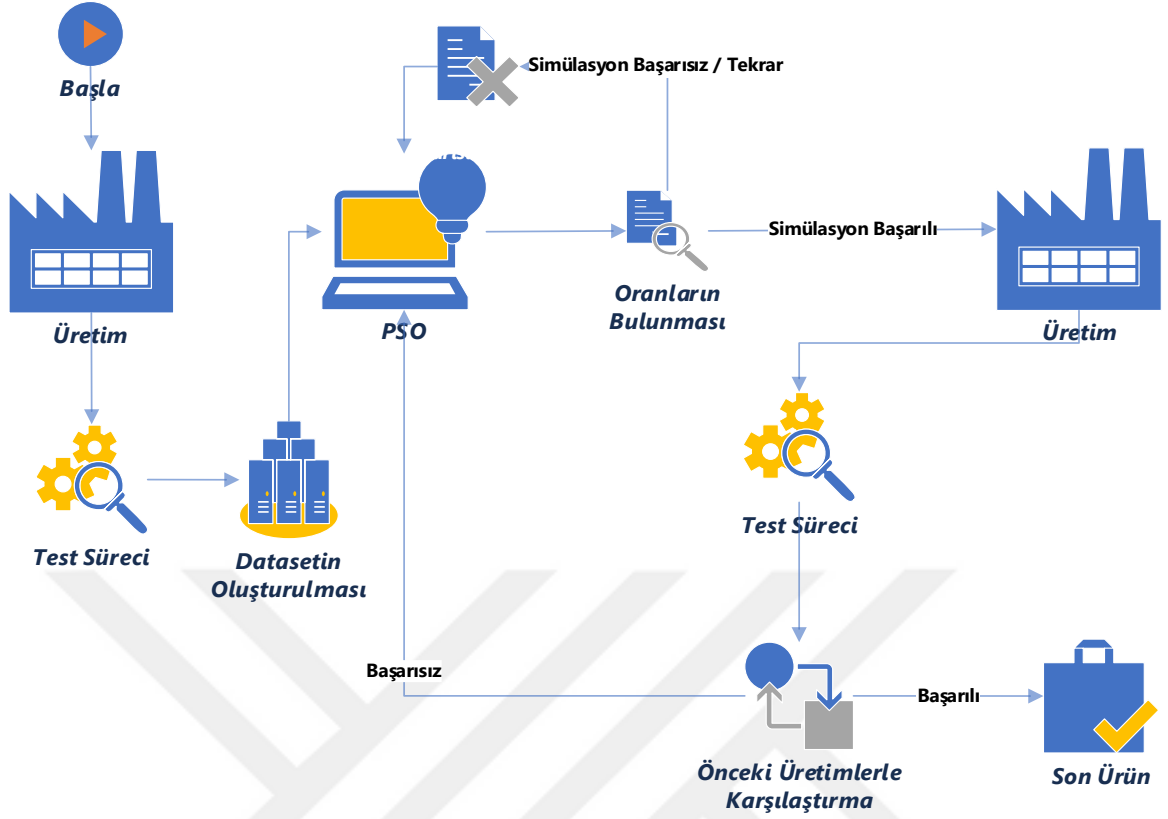
- Güven aralığı denklem (14)'de gösterildiği gibi hesaplanır.

$$Confidence_{interval} = \bar{X}_i \pm Z_{a/2} * \frac{S}{\sqrt{N}} \quad (14)$$

Kullanılan PSO algoritmasının akış şeması Şekil 7'de, PSO kullanılarak yapılan üretim öncesi işlemlerin daha net anlaşılabilmesi bakımından sürecin akış diyagramı da Şekil 8'de verilmiştir. Deneysel üretimler gerçekleştirildikten ve üretilen bu numunelere uygulanan test sonuçları ile veri seti oluşturulup PSO ile yeni reçeteler üretilir. Oranların bulunmasında herhangi bir hata oluşursa döngü başa döndürülerek tekrar edilir. Böylece karışıma dahil edilecek her bir hammadde için bir oran belirlenir ve reçetenin son hali belirlenmiş olur.



Şekil 7. PSO Akış şeması



Şekil 8. PSO ile hammadde karışım oranlarının belirlenmesi süreci

2.3. İlk Üretim Reçetesi

Karışımaya dahil edilecek hammaddelerin hangi oranla karışımaya dahil edileceğini bulabilmek amacıyla kodlanmış olan sistem amaç fonksiyonu (uluslararası standartlar alt ve üst sınırlar olarak dikkate alınmıştır) dikkate alınarak veri seti üzerinde simülasyon çalışmaları gerçekleştirilmiş ve Tablo 2’de gösterilen ilk üretim reçetesi elde edilmiştir.

Buna göre kompozit üretim aşamasındaki karışımaya ağırlıkça % 64,5 PP, %3,7 oranında MAPP, %9,5 oranında L, %16 oranında KF-A ve %6,3 oranında Z bileşeni dahil edilerek karışım hazırlanmıştır. Bu karışımdan numuneler üretilmiş olup dayanım testleri olan çekme ve eğilme testlerine tabii tutulmuştur. Bu deneylere ait sonuç değerleri Tablo 3 ve Tablo 4’te verilmiştir.

Tablo 2. İlk üretim reçetesindeki hammadde karışım oranları

	PP	MAPP	L	KF-A	Z	Total
1.Reçete	64,5	3,7	9.5	16	6,3	100

Tablo 3. İlk üretim eğilme test sonuçları

Numune ID	EĞİLME TEST ÖRNEKLERİ	
PSO1	Eğilme Direnci (MPa)	Eğilmede Elastikiyet Modülü(MPa)
1	39,76	1457,27
2	39,8	1475,65
3	40,67	1551,21
4	41,46	1589,27
5	40,67	1490,03
6	39,92	1531,17
7	42,53	1620,91
8	39,74	1506,87
9	39,43	1623,62
10	38,24	1486,23
Ortalama	40,22	1533,22
Std. Sapma	1,12	60,72

Tablo 4. İlk üretim çekme test sonuçları

Numune ID	ÇEKME TEST ÖRNEKLERİ	
PSO1	Çekme Direnci (MPa)	Çekmede Elastikiyet Modülü (MPa)
1	23,82	741,53
2	24,17	767,69
3	23,75	755,04
4	23,54	749,21
5	22,84	757,65
6	24,26	750,95
7	22,49	726,73
8	22,71	755,78
9	23,8	678,22
10	24,45	527,09
Ortalama	23,58	720,99
Standart Sapma	0,68	72,63

2.4. İyileştirilmiş İkinci Üretimler

İyileştirilmiş ilk ürünler üzerinde gerçekleştirilen testler sonucunda elde edilen veriler mevcut veri setine eklenerek veri seti genişletilmiş ve simülasyon çalışmaları yeniden yapılmıştır. Aynı zamanda araçların under the hood uygulamalarında saf polimer yerine mineral katkılı polipropilen kompozit kullanımı yaygın olarak kullanılmaktadır. Bu nedenle %20 Hidrojenize Petrol Reçinesi (HPR) katkılı Polipropilen (PP) kompozit üretimleri de gerçekleştirilmiş ve özellikleri belirlenmiştir. Elde edilen PP-HPR sonuç değerleri (Tablo 5'te gösterilen) simülasyon sırasında referans değerler olarak kullanılmıştır.

Tablo 5. Kontrol grubu olan PP-HPR'ye ait test sonuçları

Numune	ÇEKME TEST ÖRNEKLERİ			EĞİLME TEST ÖRNEKLERİ	
HPR	Çekme Direnci (MPa)	Çekmede Elastikiyet Modülü (MPa)	Kopmada Uzama (%)	Eğilme Direnci (MPa)	Eğilmede Elastikiyet Modülü (MPa)
1	24,49	659,76	69,93	40,6	1853,33
2	24,75	741,47	56,95	40,57	1805,14
3	23,4	699,14	67,79	40,96	1947,15
4	23,84	691,87	75,43	39,67	1878,12
5	25,02	721,54	55,5	37,06	1720,69
6	24,63	725,53	54,77	40,21	2070,07
7	25,49	587,87	53,27	38,83	1965,05
8	25,36	674,93	80,01	39,72	1785,88
9	24,84	719,02	92,27	37,64	1744,28
10	25,16	723,56	62,36	38,83	1756
Ort.	24,70	694,47	66,83	39,41	1852,57
Std. Sp.	0,66	45,13	12,83	1,30	112,89

İlk üretimler ve kontrol grubu olan PP-HPR'nin test sonuçları ile veri seti genişletilerek yeniden simülasyon çalışmaları yapılmıştır. Bu işlem sonucunda Tablo 6'da gösterilen 2. üretim reçetesi elde edilmiştir. Bu üretim reçetesi kullanılarak üretilen kompozitler üzerinde çekme ve eğilme testleri uygulanmıştır.

Tablo 6. 2. Üretim reçetesi

	PP	MAPP	L	KF-A	Z	Total
2.Reçete	68	2	6,99	17,11	5,9	100

Tablo 7'de ikinci üretimlere ait çekme test sonuçları verilmiştir. Eğilme test sonuçları ise Tablo 8'de verilmiştir. İkinci üretimlere ait test sonuçları iki farklı grup ve 10'ar adet numune üretilerek gerçekleştirilmiştir.

Tablo 7. İkinci üretimlerin çekme test sonuçları

Numune ID	ÇEKME TEST ÖRNEKLERİ	
PSO2	Çekme Direnci (MPa)	Çekmede Elastikiyet modülü (MPa)
1	26,58	842
2	25,13	839,36
3	25,4	868,7
4	25,21	844,74
5	26,05	910
6	25,32	813,98
7	26,01	809,33
8	26,08	820,37
9	26,01	830,86
10	26	843,28
Ortalama	25,78	842,26
Standart Sapma	0,48	29,43

Tablo 8. İkinci üretimlerin eğilme test sonuçları

Numune ID	EĞİLME TEST ÖRNEKLERİ	
PSO2	Eğilme Direnci (MPa)	Eğilmede Elastikiyet modülü(MPa)
1	45,02	1741,91
2	45,77	1808,54
3	46,74	1835,94
4	44,91	1723,29
5	45,25	1687,98
6	44,38	1690,07
7	45,59	1694,65

Tablo 8'in devamı

8	45,18	1737,18
9	45,24	1719,38
10	45,47	1735,76
Ortalama	45,36	1737,47
Standart Sapma	0,62	49,25

2.5. Hibrit Yöntemin Geliştirilmesi

Literatürde kompozitler ile ilgili YZ çalışmaları çokça bulunmasına rağmen hammadde karışım oranlarının tahmin edilmesine yönelik bir çalışma bulunamadığından öncelikle PSO ile hammadde karışım oranlarının bulunması sağlanmış sonrasında tahmin edilen karışım oranlarının doğruluk oranlarının artırılması için hibrit bir yöntem geliştirilmiştir (**TR 2021 015560 B**). Bu durumun temel nedeni referans teşkil edecek bir çalışmanın olmamasıdır. Bu nedenle GWO, DFA ve DE algoritmaları hibritlenerek yeni bir algoritma geliştirilmiş ve bu sayede daha etkin sonuçlar elde edilmiştir. Tek başına optimizasyon algoritmaları stokastik (rassal) arama yaparken hibrit yöntemde deterministik (reel) arama yapılması, arama uzayının genişletilerek daha doğru sonuçların bulunması sağlanmıştır.

2.5.1. Yusufçuk Algoritması

Kompozit malzeme üretiminde yüksek maliyetler, uzun deneysel süreçler ve son ürün kalitesinin kişisel deneyime bağlı olması, ileri teknolojiye olan ihtiyacı artırmıştır. Bu nedenle, yapay zekâ optimizasyon algoritmalarının, belirtilen kriterleri karşılamak için kullanılması hedeflenmiştir. Özellikle, Yusufçuk Algoritması'nın kolay kullanımı, esnekliği ve etkinliği göz önüne alındığında, termoplastik hibrit kompozit malzemelerin üretiminde yaygın olarak kullanılması ve bu alandaki problemlerin çözümünde daha etkili olması amaçlanmıştır. Termoplastik hibrit kompozit malzeme üretim süreçlerinin sürü yapısıyla benzerlik göstermesi, gerçek dünya problemlerinin daha işlevsel ve verimli bir şekilde çözülmesini öngörmektedir. Ayrıca, üretim öncesi zorunlu deneysel testlerin, sezgisel algoritmalar kullanılarak simüle edilmesi, istenen maliyet, zaman ve kalite kriterlerinin daha

kolay sağlanmasını sağlamaktadır. Literatürde bulunan çalışmalar da bu öngörüü desteklemektedir (Çavdar vd., 2018).

Yusufçuk Algoritması, Mirjalili tarafından 2016'da tasarlanmıştır ve yusufçukların doğadaki davranışlarından esinlenerek geliştirilmiştir. Bu yeni meta sezgisel yapay zekâ optimizasyon algoritması, çeşitli optimizasyon problemlerini çözmek için kullanılmaktadır (Mirjalili, 2016).

Meta-sezgiseller, bilgisayar bilimi, yöneylem araştırması, biyo-enformatik ve mühendislik gibi çeşitli disiplinlerde çok sayıda araştırmacının dikkatini çeken optimizasyon algoritmalarıdır. Bu ilgi, sezgisel algoritmaların basitliği, esnekliği ve güvenilirliği sayesinde çeşitli optimizasyon problemlerini makul bir sürede çözebilmesinden kaynaklanmaktadır. Araştırmacılar tarafından sıkça kullanılan ve çeşitli alanlarda geniş bir kullanım ve uygulama yelpazesine sahip olan bu algoritma, bazen en iyi bilinen optimizasyon tekniklerinden daha iyi performans gösterebilir. Ancak, bu algoritmanın karmaşık optimizasyon problemlerini çözme çabalarında bazı zorluklarla karşılaşabilir (Rahman vd., 2023).

Yusufçukların hareketleri, yiyecek arama ve düşmanlardan kaçınma gibi sosyal etkileşimlerle modellenerek tasarlanan bir algoritmadır. Tüm bireylerin ve sürülerin temel hedefi hayatta kalmak olsa da avlanma, savunma, keşif ve yiyecek arama gibi çeşitli nedenlerle sürüler iş birliği yapar ve etkileşime girerler. Yusufçuklar, dünya üzerinde yaklaşık 3000 farklı türdeki süslü böceklerdir (Thorp ve Rogers, 2014).

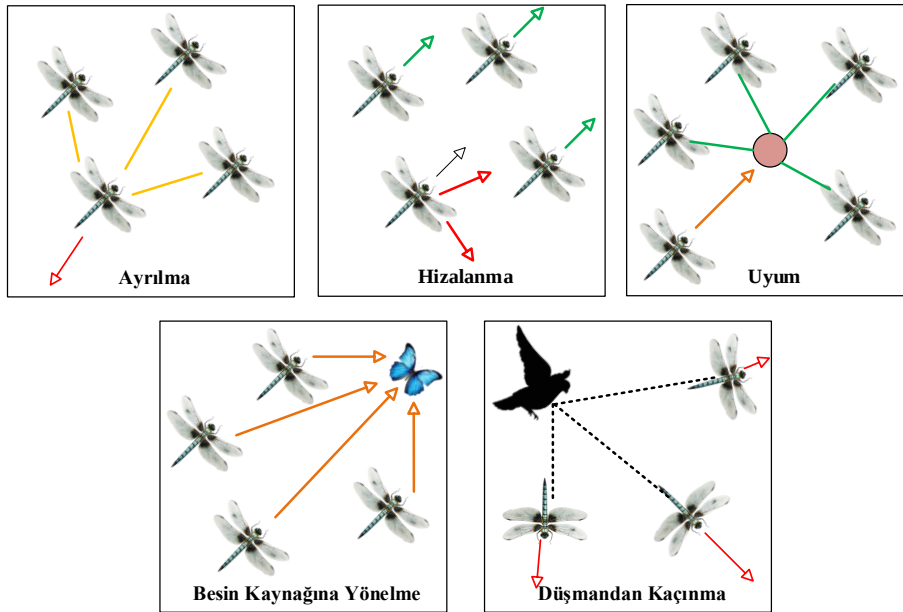
Yusufçuklar, doğadaki diğer küçük böcekleri avlayan küçük yırtıcılar olarak bilinir. Bu canlılar sadece iki amaç için bir araya gelir: avlanma ve göç. Avlanma sürüsüne "statik" veya beslenen sürü denir, göç sürüsü ise "dinamik" veya göç eden sürü olarak adlandırılır. Algoritma, statik ve dinamik sürü davranışlarından esinlenmiştir. Bu iki davranış, meta-sezgisel yöntemlerin kullanıldığı iki temel optimizasyon aşamasına benzer: keşif ve kullanım. Yusufçuklar, keşif aşamasında statik bir sürü oluşturur ve farklı alanlarda uçarlar. Ancak, statik sürüde yusufçuklar daha büyük gruplar halinde ve tek bir yön boyunca uçarlar, bu da kullanım aşamasında avantaj sağlar (Mirjalili, 2016). Yusufçuk algoritması, kolay uygulanabilir olması ve etkinliği sebebiyle farklı alanlarda daha yaygın olarak kullanılmaktadır. Bu algoritma, yusufçukların davranışını ayrılma, hizalanma, uyum, düşmanlardan uzaklaşma ve yiyeceğe doğru hareket etme ilkelerine dayandırır. Sürü davranışı, bu beş temel operatör tarafından şekillendirilir (Reynolds, 1987). Bununla birlikte, Sürüdeki her bir yusufçuk, reel problemlerin arama uzayındaki bir çözüme karşılık

gelmektedir (KS ve Murugan, 2017). Şekil 9’da görüldüğü üzere Yusufçukların sürü davranışlarını modellemek için beş temel ilkeden yararlanılmaktadır (Mirjalili, 2016; Meraihi vd., 2020).

• Ayrılma, bireylerin gruptaki diğer bireylerle çarpışmaktan kaçınmak için takip ettikleri yol

- Hizalama, bireyin aynı grubun diğer komşu bireyleri arasındaki hız eşleşmesi
- Uyum, bireylerin sürünün merkezine doğru eğilimi
- Besin kaynağına yönelme isteği
- Düşmanlardan kaçınma

Algoritmanın kodlanması sırasında, her bir yusufçuk potansiyel bir çözüm olarak ele alınmıştır. Ayrılma kriteri, her olası çözümün, karışıma dahil edilen hammaddelere benzemesinden kaçınmasını ifade eder. Hizalama kriteri, her olası çözümün, diğer çözümlerle arasındaki farkı temsil eder. Uyum kriteri, her bir olası çözümün optimum değere ulaşmaya çalışmasını ifade eder. Besin kaynağına yönelme kriteri, her bir olası çözümün, hammaddelerden birine veya birkaçına benzeme eğilimini ifade eder. Son olarak, düşmanlardan kaçınma kriteri en kötü durumu temsil eder (istenmeyen kalite ve kriterlere sahip ürün). Aşağıda belirtilen amaç fonksiyonu kullanılarak simülasyon gerçekleştirilmiştir. Amaç fonksiyonuna ek olarak, yemek kaynağı, düşmanlar (en kötü durum), bireysel hız, komşuların konumu ve hızları, yön ve iterasyon sayıları gibi faktörler de işleme fonksiyonel olarak dahil edilmiş ve işlemler yapılmıştır.



Şekil 9. Yusufçukların sürüdeki davranış durumları

• Ayrılma (Seperation): Bireylerin diğer komşu bireylerle çarpışmayı önlemek için takip ettiği yolu ifade eder. Bu durum hibrit yöntemdeki aynı formüllerin elde edilmesini engelleme adına kullanılmış olup birbirine çok fazla benzeyen üretim reçetelerinin simülasyon aşamasında elimine edilerek benzer ve çok sayıda sonucun elenmesini sağlamak için kullanılmıştır.

$$S_i = - \sum_{j=1}^N X - X_j \quad (15)$$

X: Mevcut bireyin konumunu,

X_j : X konumunun j 'inci komşu bireyini,

N: komşuluk büyüklüğünü temsil eder.

• Hizalanma (Alignment): Hizalama, bireyin sürüde yer alan yakındaki diğer bireylere göre hız eşleşmesini gösterir. Bu durum hibrit yöntemde üretim reçetelerindeki hammadde karışım oranlarının mantıksal olarak korunmaya çalışılması için kullanılmış olup herhangi bir hammadde miktarındaki artış veya azalma meydana geldiğinde diğer hammaddelerin de buna bağlı değişmesini sağlamak için kullanılmıştır.

$$A_j = \frac{\sum_{j=1}^N V_j}{N} \quad (16)$$

V_j : j 'inci komşu bireyin hızını,

N: Komşuluk büyüklüğünü temsil eder.

• Uyum (Cohesion): Bireyin sürünün merkezine olan eğilimini ifade eder. Uyum kriterinin hibrit yöntemdeki karşılığı ise elde edilen her reçetenin birbiri ile mantıksal bir uyum içerisinde olmasını sağlamaktır. Nitekim elde edilen her üretim reçetesinde bulunan dolgu malzemelerinin veya matriks miktarının mantıksal olarak uyum içerisinde olması gerekmektedir.

$$C_j = \frac{\sum_{j=1}^N X_j}{N} - X \quad (17)$$

X : Mevcut bireyin konumunu,

X_j : X konumunun j 'inci komşu bireyini,

N : komşuluk büyüklüğünü temsil eder.

• **Besin Kaynağına Yönelme ve Düşmanlardan Kaçınma:** Sürüdeki her bireyin hayatta kalmak için yaptığı diğer iki önemli davranıştır. Bu kriter, hibrit yöntemde elde edilen her üretim reçetesiyle üretilen ürünlerin hammaddeye benzememesi gerektiğini kontrol etmek amacıyla kullanılmıştır. Zira kompozit malzemelerde elde edilecek olan nihai ürünün karışımında kullanılan hiçbir ürüne benzerlik göstermemesi gerekir.

$$F_i = X^+ - X \quad (18)$$

$$E_i = X^- + X \quad (19)$$

X^+ : Besin kaynağının konumunu,

X^- : Düşmanın konumunu,

X : Mevcut bireyin konumunu temsil eder.

Yusufçuk Algoritması, optimizasyon problemlerini çözmek için iki vektör kullanır. Bunlar sırasıyla adım vektörü ve konum vektörüdür. Bu vektörlerin kullanılmasının temel amacı ise ayrılma, uyum, hizalanma, düşmandan kaçınma ve besin kaynağına yönelme kriterlerinin bir arada hesaplanarak sayısal bir sonuç elde edebilmektir. Kısmî amaç fonksiyonu şeklinde de değerlendirilebilir.

• **Adım Vektörü:** Sürekli bir arama uzayında, bir sonraki işlem adımında yusufçukların durumları (20) numaralı denklem kullanılarak güncellenir.

$$\Delta X_{t+1} = (sS_i + aA_i + cC_i + fF_i + eE_i) + w\Delta X_t \quad (20)$$

s : Ayrılma kriterinin ağırlığını,

S_i : i . bireyin ayrılma durumunu,

a : Hizalanma ağırlığını,

A_i : i . bireyin hizalanma durumunu,

c : Kohezyon (uyum) ağırlığını,

C_i : i . bireyin uyum durumunu,
 f : yemek faktörünü,
 F_i : i 'inci bireyin yemek kaynağını,
 e : düşman faktörünü,
 E_i : i 'inci bireye düşmanın uzaklığı,
 w : atalet ağırlığını,
 t : iterasyon numarasını temsil eder.

• Konum Vektörü: Sürekli bir arama uzayında, bir önceki konuma adım vektörü eklenerek yusuflukların konumu güncellenir. Ancak ikili arama uzayında (21), (22) ve (23) numaralı denklemler kullanılır.

$$X_{t+1} = \begin{cases} -X_t, & x < T(\Delta X_{t+1}) \\ X_t, & x \geq T(\Delta X_{t+1}) \end{cases} \quad (21)$$

$$T(\Delta x) = \left| \frac{\Delta x}{\sqrt{\Delta x^2 + 1}} \right| \quad (22)$$

Yusuflukların rastgeleliğini, stokastik davranışını ve keşfini geliştirmek için, komşu çözümler olmadığında rastgele bir yürüyüş yani **Lévy uçuşu** (Viswanathan vd., 2000) kullanarak arama alanı çevresinde uçarlar. Lévy uçuşu (24) numaralı denklemde gösterilen formül ile hesaplanır.

$$X_{t+1} = X_t + Lévy(d) * X_t \quad (23)$$

t : iterasyon sayısını,
 d : boyutu temsil eder.

$$Lévy(x) = 0.01 * \frac{r_1 * \sigma}{|r_2|^{\frac{1}{\beta}}} \quad (24)$$

r_1, r_2 [0, 1] aralığında iki rastgele sayı olup β sabit bir değerdir. Hibrit yöntem geliştirilirken Lévy uçuşu yerine standart sapma kullanılarak çözüm uzayında arama yapılırken mevcut çözüm noktalarının hepsine bakılmasını sağlanmıştır. σ (25) numaralı denklemdeki gibi hesaplanır;

$$\sigma = \left(\frac{\tau(1 + \beta) * \sin\left(\frac{\pi\beta}{2}\right)}{\tau\left(\frac{1 + \beta}{2}\right) * \beta * 2^{\left(\frac{\beta-1}{2}\right)}} \right)^{\frac{1}{\beta}} \quad (25)$$

$\tau(x)$: $(x - 1)!$ 'i temsil etmektedir.

Yusufçuk algoritmasının sözde kodu (*psuedocode*) aşağıdaki gibidir;

Polülasyonu başlat X_i ($i: 1, 2, 3, \dots, n$)

ΔX_i 'yi başlat ($i: 1, 2, 3, \dots, n$)

While ($t < \text{Max_Iterasyon}$)

Her Yusufçuk için hesapla

F ve **E**'yi güncelle

Temel katsayıları güncelle (**w, s, a, c, f, e**)

S, A, C, F, E 'yi hesapla

Adım vektörünü güncelle

$T(\Delta x)$ değerini hesapla

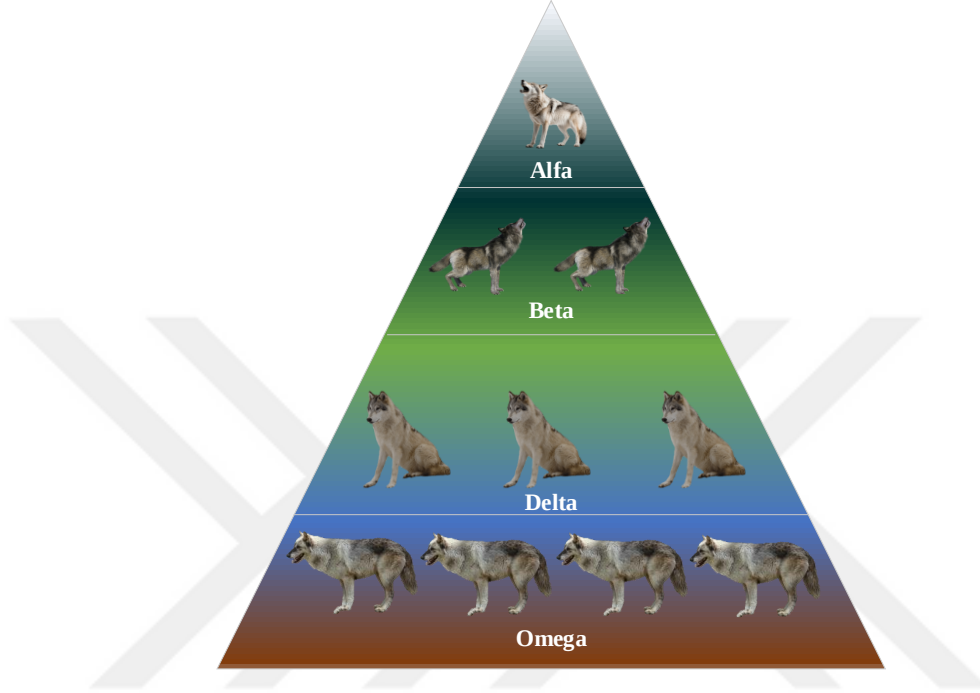
X_{t+1} 'i güncelle

End While

2.5.2. Bozkurt Algoritması

Bozkurt optimizasyon algoritması (Grey Wolf Optimization Algorithm - GWO), 2014 yılında Mirjalili vd. tarafından önerilen bozkurtların avlanma stratejisini ve sosyal liderliğini taklit eden doğa temelli bir meta-sezgisel optimizasyon algoritmasıdır. Bozkurtlar çoğunlukla grup olarak yaşamayı tercih ederler. Grup büyüklüğü ortalama 5–12 birey arasındadır. Lider kurtlar **alfa kurt** olarak adlandırılırlar. Bozkurtların hiyerarşisi, **alfa, beta, delta** ve **omega** kurtları olmak üzere dört grup şeklindedir. Lider ya da baskın kurt olan alfa gruptaki diğer kurtları yönetmek açısından en iyi kurttur ve genellikle avlanma, uyuma yeri, uyanma zamanı ve benzeri konularda karar vermekle sorumludur. Kurt grubunun sosyal hiyerarşisindeki ikincisi beta kurttur. Beta birçok etkinlikte lider kurdun yardımcısı konumundadır. Delta kurdu, alfa ve beta kurtlarına uymakla zorunlu üçüncü kurttur ve sadece omega kurtlarına hükmedebilir. Yani omega kurdu en düşük seviyedeki kurttur

(Mirjalili, 2014). Özetle, omega kurdun hiçbir gücü yoktur ve diğer kurtlar onu hızla baskılayabilirler. Omega kurt aynı zamanda yavrulara göz kulak olmaktan da sorumludur. Bozkurtların sosyal hiyerarşik yapısı Şekil 10’da gösterilmiştir.



Şekil 10. Bozkurtların sosyal hiyerarşik yapısı

Bozkurtlardaki grup halinde avlanma stratejisi, kurtların bir sosyal davranışdır. Kurtlar bu stratejide, öncelikle avın yerini tanırlar ve alfa kurdunun önderliğinde avı kuşatırlar. Bozkurtların avlanma stratejisinin matematiksel modelinde alfa, beta ve delta kurtlarının avın yeri hakkında daha iyi bilgi sağladığı varsayılmaktadır. Bundan dolayı, ilk üç en iyi çözüm (alfa, beta, delta), GWO algoritmasında kurtların konumlarını güncellemek için kullanılır. GWO algoritmasında omega kurt bulunmamaktadır (Muro vd., 2011; Mirjalili, 2015; Doğan ve Yüzgeç, 2018). İlginçtir ki, alfa kurt sürünün en güçlü üyesi olmak zorunda değildir. Sadece sürüyü yönetme açısından en iyisidir. Bu, bir kurt sürüsünde organizasyonun ve disiplinin, gücünden çok daha önemli olduğunu göstermektedir.

• Sosyal Hiyerarşi: GWO algoritması matematiksel olarak modellenirken kurtların sosyal hiyerarşisini iyi belirlemek gerekir. Matematiksel modelleme için en uygun çözüm alfa (α) olarak kabul edilir. İkinci ve üçüncü en iyi çözümler sırasıyla beta (β) ve delta (δ) olarak adlandırılır. Diğer aday çözümlerin ise omega (ω) olduğu varsayılmaktadır. GWO algoritmasında av (optimizasyon) α , β ve δ tarafından yönlendirilir. Diğer kurtlar bu üç

kurdu takip eder. Kurtların sosyal hiyerarşisine ek olarak, gruplar halinde avlanma da bir başka sosyal davranıştır. Bu davranışın ana aşamaları şunlardır;

- Avı takip etmek, kovalamak ve yaklaşmak
- Avı hareket etmeyi bırakıncaya kadar takip etmek, kuşatmak ve taciz etmek
- Avlanma

• Avın Kuşatılması: Kurtlar sürü halinde avlarını hareket etmeyi bırakıncaya kadar takip ederler. Ardından kuşatma aşamasına geçilir. Bu aşamada, alfa kurdun direktifleri doğrultusunda gerektiğinde taciz saldırılar yapılarak avın sürüden ayrılması sağlanır. Avın etrafı sarılır ve av işlemi böylelikle başlatılmış olur. Bu durumun matematiksel olarak modellenmesi (26), (27), (28) ve (29) numaralı denklemlerden faydalanılır.

$$\vec{D} = |\vec{C} \cdot \vec{X}_p(t) - \vec{X}(t)| \quad (26)$$

$$\vec{X}(t + 1) = \vec{X}_p(t) - \vec{A} \cdot \vec{D} \quad (27)$$

t : mevcut iterasyonu,

$\vec{A}, \vec{C}$: Katsayı vektörlerini,

$\vec{X}_p$: Avın konum vektörünü,

$\vec{X}$: Bir kurdun konum vektörünü temsil etmektedir.

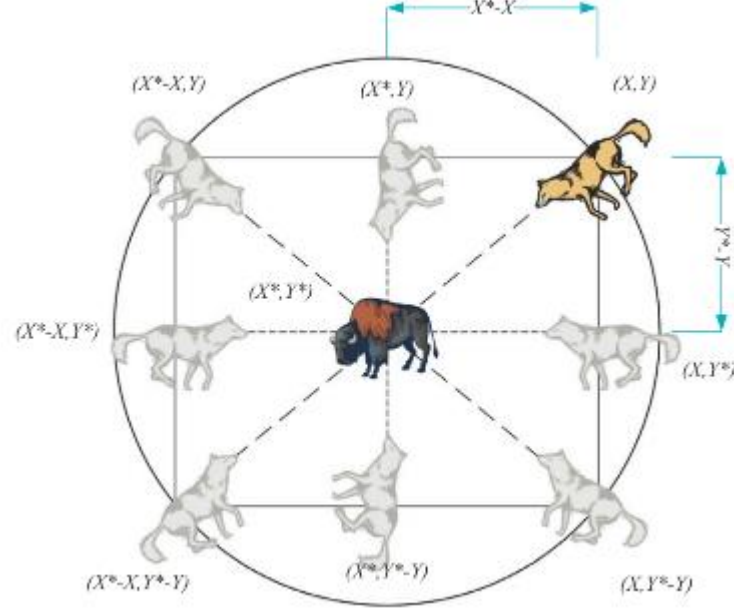
$\vec{A}, \vec{C}$: Katsayı vektörleri (28) ve (29) numaralı denklemlerde verildiği şekliyle hesaplanmaktadır.

$$\vec{A} = 2\vec{a} \cdot \vec{r}_1 - \vec{a} \quad (28)$$

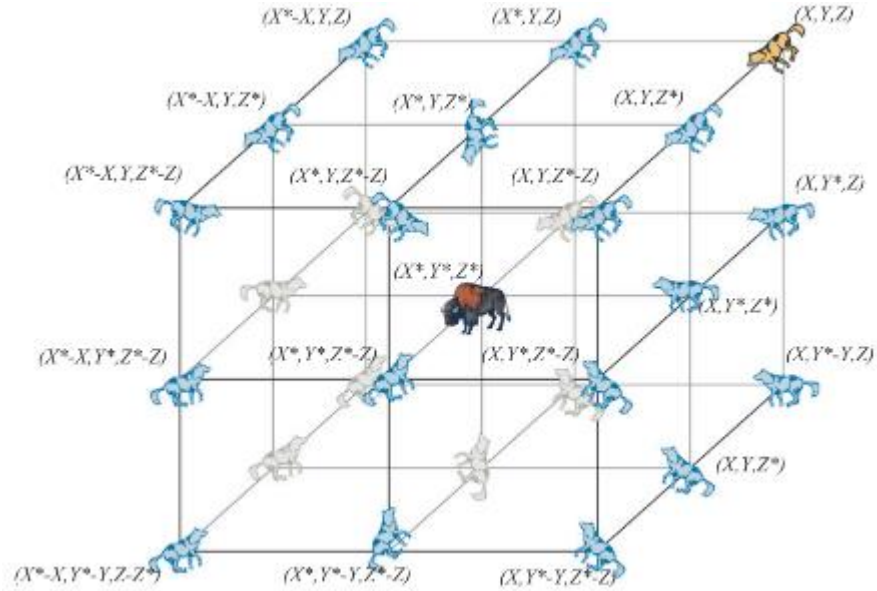
$$\vec{C} = 2 * \vec{r}_2 \quad (29)$$

$\vec{a}$ 'nın bileşenleri iterasyonlar boyunca 2'den 0'a doğrusal olarak düşürülür ve $\vec{r}_1, \vec{r}_2$ [0, 1] aralığındaki rastgele vektörlerdir. (26) ve (27) numaralı denklemlere göre herhangi bir (x, y) konumundaki bir kurt, avının o anki (x^*, y^*) konumuna göre kendi konumunu güncelleyebilir (Mirjalili vd., 2014). Alfa'nın iletişimde kalabileceği diğer noktalara da diğer

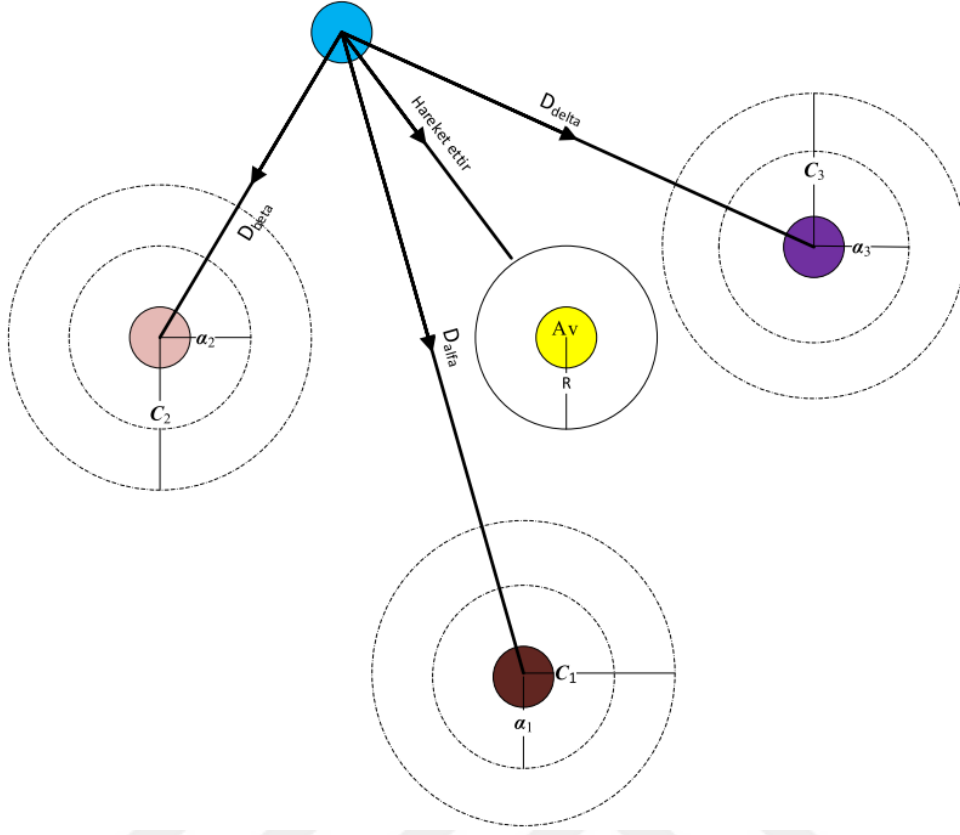
kurtlar yerleşir. Başka bir ifadeyle, herhangi bir bozkurt avın etrafındaki boşlukta konumunu (26), (27), (28) ve (29) numaralı denklemlerle güncelleyebilmektedir (Mirjalili vd., 2014; URL-16).



Şekil 11. Alfa kurdun avın konumuna göre konumunu güncellemesi



Şekil 12. Diğer kurtların av ve alfa'ya göre kendi konumunu güncellemesi



Şekil 13. Avlanma aşamasında konumların güncellemesi

Şekil 13'te gösterildiği üzere eğer $\vec{A}$ katsayı vektörünün skaler büyüklük olarak yani mutlak değeri 1'in altında ise avlanmaya devam edilir değilse başka bir av seçimine gidilir. Matematiksel olarak (30) numaralı denklemde ifade edilmiştir.

$$\begin{cases} |\mathbf{A}| < 1 & \text{ise Avlanmaya devam et} \\ |\mathbf{A}| > 1 & \text{ise başka bir av bul} \end{cases} \quad (30)$$

r_1 ve r_2 rastgele vektörleri, kurtların Şekil 11, Şekil 12 ve Şekil 13'te gösterilen noktalar arasında herhangi bir pozisyona ulaşmasına izin verir. Böylece bir kurt, (26), (27), (28), (29) ve (30) numaralı denklemleri kullanarak avın etrafında yerini günceller.

- **Avlanma:** Bozkurtlar avının yerini tanıma ve onu kuşatma yeteneğine sahiptirler. Av genellikle alfa kurdu tarafından yönlendirilir. Beta ve delta da bazen avlanma yönetimine katılabilirler. Ancak, soyut bir arama alanında avın optimum yeri hakkında hiçbir fikirleri yoktur. Gri kurtların avlanma davranışlarını matematiksel olarak elde etmek için, alfa, beta

ve delta kutlarının avın potansiyel yeri hakkında daha iyi bilgiye sahip olduğu varsayılır. Bu nedenle, elde edilen ilk üç en iyi çözüm saklanır ve diğer kurtların (omegalar dahil) konumların en iyi arama faktörleri konumuna göre güncellenmeye zorlanır. Şekil 12 ve Şekil 13'te gösterilen son konumun, arama alanındaki alfa, beta ve delta pozisyonları tarafından tanımlanan bir daire içinde rastgele bir yerde olacağı gözlemlenebilir. Başka bir deyişle, alfa, beta ve delta avın konumunu tahmin eder ve diğer kurtlar ava göre konumlarını rastgele güncellerler. Matematiksel modelleme sürecinde bu işlemler yapılırken (26), (27), (28), (29), (30), (31) ve (32) numaralı denklemlerden faydalanılır.

$$\vec{D}_\alpha = |\vec{C}_1 \cdot \vec{X}_\alpha - \vec{X}| \quad (31)$$

$$\vec{D}_\beta = |\vec{C}_2 \cdot \vec{X}_\beta - \vec{X}| \quad (32)$$

$$\vec{D}_\delta = |\vec{C}_3 \cdot \vec{X}_\delta - \vec{X}| \quad (33)$$

$$\vec{X}_1 = \vec{X}_\alpha - \vec{A}_1 \cdot (\vec{D}_\alpha) \quad (34)$$

$$\vec{X}_2 = \vec{X}_\beta - \vec{A}_2 \cdot (\vec{D}_\beta) \quad (35)$$

$$\vec{X}_3 = \vec{X}_\delta - \vec{A}_3 \cdot (\vec{D}_\delta) \quad (36)$$

$$\vec{X}(t+1) = \frac{\vec{X}_1 + \vec{X}_2 + \vec{X}_3}{3} \quad (37)$$

Matematiksel modelleme aşamasında kullanılan GWO algoritmasının sözde kodu (pseudocode) aşağıdaki gibidir.

Bozkurtların pozisyonlarını başlat ($\vec{X}_i$ ($i = 1, 2, 3, \dots, n$))

Kurtların maliyet değerlerini hesapla ($\vec{a}, \vec{A}, \vec{C}$)

En iyi olanı alfa kurt olarak kaydet ($\vec{X}_\alpha$)

İkinci en iyi gri kurdu beta olarak kaydet ($\vec{X}_\beta$)

Üçüncü en iyi kurdu delta olarak kaydet ($\vec{X}_\delta$)

While(iterasyon sayısı < maksimum iterasyon sayısı)

$\vec{a}$ 'yı azalt

for (her bir kurt için)

Alfa, beta, delta katsayı vektörlerini oluştur

Mesafe vektörlerini hesapla

Konumlarını güncelle

end for

Güncellenen kurtların maliyet değerlerini hesapla

for (her birkurt için)

if (kurt < alfa kurt)

alfa kurdu güncelle

else if (kurt < beta kurt)

beta kurdu güncelle

else if (kurt < delta kurt)

delta kurdu güncelle

end if

end for

Seçilenlerin durumunu güncelle

İterasyonu bir artır

End While

Alpha değerini döndür

2.5.3. Diferansiyel Gelişim Algoritması

Diferansiyel Gelişim Algoritması (Differential Evolution Algorithm - DEA) (Storn ve Price, 1997) popülasyon temelli sezgisel bir algoritmadır. Doğrusal olmayan sürekli verilerin olduğu söz konusu olduğu problemlere yönelik geliştirilmiştir. Yapı bakımından Genetik Algoritmaya (Genetic Algorithm - GA) (Forrest, 1996) benzemektedir. Ancak aynı kriterlere sahip olmasına rağmen yapı ve uygulama bakımından farklılıklar göstermektedir.

Diferansiyel gelişim algoritmasının çözüm arama sürecinde öncelikli olarak, gerçek sayılardan oluşan kromozom yapılarıyla temsil edilen bireyler, yani rastgele üretilmiş amaç vektör (değişken) değerleri, yeni donör bireyler elde etmek için mutasyon işlemi içerisine

dâhil edilmekte ve bu yolla arama uzayının da genişlemesi sağlanmaktadır. Mutasyon ile oluşturulan donör bireylerin ebeveynleriyle (oluşturuldukları bireyler – amaç vektör değişken değerleri) değerlendirilmelerini içeren rekombinasyon süreci sayesinde de deneme bireyleri elde edilmektedir. Akabinde, deneme bireylerinin ebeveynlerle karşılaştırılarak **en iyilerin** süreçte kalmaları adına seçim süreci gerçekleştirilmektedir (Price vd., 2006; Das ve Suganthan, 2010; Karaboğa, 2014; Mayer vd., 2005; Storn ve Price, 1997).

Diferansiyel gelişim algoritması hibrit yöntem içerisinde hem Yusufçuk hem de Bozkurt algoritmaları içerisinde yerel arama (local search) yapılması aşamalarında kullanılmıştır. N bireyli popülasyonu temsilen, her bir birey kromozom düzeninde oluşturulur. Başlangıç parametre değerleri (ölçekleme faktörü, çaprazlama oranı gibi) belirlenir. Akabinde aşağıda belirtilen adımlar simülasyon süresince (belirli bir iterasyon sayısına ya da amaç fonksiyonda istenen aşamaya ulaşınca kadar) tekrarlanır.

- **Mutasyon Aşaması:** Mutasyon, mevcut kromozomların belirli gen bölümlerinde rastgele ve çeşitli miktarlarda değişiklikler yaparak, çözüm noktasını temsil eden kromozomların çözüm uzayında hareket etmesini sağlayan bir işlemdir. Bu değişikliğin, istenen hedefe ulaşabilmesi için, kromozomun doğru yönde ve doğru miktarda hareket etmesini sağlayacak şekilde belirlenmesi gerekmektedir. Bu bağlamda, mutasyonlar genetik algoritmalarda önemli bir rol oynamakta olup, optimal çözümlere ulaşma sürecinde kritik bir adımı temsil etmektedirler. Diferansiyel gelişim algoritmasında, mutasyona uğratılacak olan kromozomun yanı sıra, birbirinden farklı üç kromozom seçilir. İlk iki seçilen kromozom arasındaki fark hesaplanır. Ardından, bu farkı bir belirleyici olan F (genelde 0-2 arasında bir değer alır) parametresiyle çarpılır. Elde edilen ağırlıklı fark kromozomu, seçilen üçüncü kromozomla toplanır. Bu şekilde, mutasyon sonucunda çaprazlama için kullanılacak olan kromozom elde edilmiş olur (Keskintürk, 2006).

Bireyin kromozom yapısı üzerinde aşağıda verilen (38) numaralı denklemdeki mutasyon yaklaşımını uygulamak suretiyle donör bireyleri oluşturulur.

$$d_{i,Nes+1} = x_{r_1,Nes} + F * (x_{r_2,Nes} - x_{r_3,Nes}) \quad (38)$$

d : donör bireyi,

i : gen sırasını / vektör indisini,

Nes : nesil sırasını,

r_1, r_2, r_3 : rastgele kromozom sırasını,

x : geni,

F : farklılık amplifikasyonunu sağlayan değişkeni temsil etmektedir.

- Çaprazlama Aşaması: Çaprazlama işlemi, mutasyon sonucunda elde edilen fark kromozomu ile $X_{i,Nes}$ kromozomu kullanılarak yeni jenerasyona aday deneme kromozomları üretilir. Deneme kromozomunun her bir geni, çaprazlama oranı (ÇO) [0.1, 1.0] olasılığıyla fark kromozomundan ve (1- ÇO) olasılığıyla mevcut kromozomdan seçilir. Çaprazlama işleminde, her gen ayrı olarak değerlendirilip eşit olasılıkla iki ebeveyn kromozomundan birinden seçilir. Ancak DGA'da, eşit olasılık yerine ÇO olasılığı kullanılır. Rasgele bir sayı 0 ile 1 arasında üretildiğinde, bu sayı ÇO'dan küçükse, gen fark kromozomundan seçilir; aksi takdirde mevcut kromozomdan seçilir. Buradaki temel amaç, belirlenen oranda genin yeni fark kromozomundan alınmasını sağlamaktır. Burada, $j = rasti$ koşulu, en az bir genin üretilen yeni kromozomdan alınmasını garantilemek için verilmiştir.

- Rekombinasyon ve Seçilim Aşaması: Ebeveyn ve deneme bireyleri için amaç fonksiyon değerleri denklem (39)'de verildiği gibi hesaplanır. Hesaplanan değerleri dikkate almak suretiyle optimum bireyler tercih edilerek seçim süreci gerçekleştirilir. Döngü sonunda küresel en iyi konuma göre elde edilen değer(ler) optimum değer(ler) olarak kabul edilir. Denklem (40) ve Denklem (41)'de $j = 1, 2, \dots, D$ olmak üzere boyut sırasına, $rastb\ j$ sırada [0, 1] aralığından rastgele bir değere, $rasti$ rastgele indis numarasına, ve ÇO çaprazlama oranına karşılık gelmektedir.

$$d_{i,Nes+1} = \begin{cases} d_{i,Nes+1} & \text{eğer } f(d_{i,Nes+1}) \leq f(d_{i,Nes}) \\ d_{i,Nes} & \text{diğer durumlarda} \end{cases} \quad (39)$$

$$d_{i,Nes+1} = (d_{1i,Nes+1}, d_{2i,Nes+1}, \dots, d_{Di,Nes+1}) \quad (40)$$

$$d_{ji,Nes+1} = \begin{cases} d_{ji,Nes+1} & \text{Eğer } (rastb(j) \leq \text{ÇO} \text{ ya da } j = rasti(i)) \\ x_{ji,Nes} & \text{Eğer } (rastb(j) > \text{ÇO} \text{ ve } j \neq rasti(i)) \end{cases} \quad (41)$$

Diferansiyel gelişim algoritmasında mutasyon, çaprazlama, rekombinasyon ve seçim aşamaları gerçekleştirilirken öncelikle hedef vektör seçilerek işleme başlanır. Ardından iki

birey rastgele seçilerek ağırlık fark vektörü oluşturulur ve üçüncü rastgele seçilen bir vektör eklenir. Deneme vektörünü elde edebilmek için hedef vektör ile çaprazlama işlemi gerçekleştirilir. Son olarak amaç fonksiyonunun değerini elde edebilen jenerasyon üyeleri işleme devam ederken diğerleri elenir ve bir sonraki jenerasyonun popülasyonu oluşturulmuş olur. İşlem bu şekilde sürdürülerek gerekli olduğu sürece tekrar edilir.

Diferansiyel gelişim algoritmasının hibrit yöntemde kullanılmasının temel nedeni elde edilebilecek olan üretim reçetelerinin daha doğru olmasını sağlamak, olası benzeme veya hataların (algoritma içerisinde mutasyona karşılık gelmektedir) oluşmasını engellemektir. Bunun yanı sıra diferansiyel gelişim algoritması ile yerel noktalarda arama yapılarak (local search) daha hızlı sonuç elde edilebilmesini sağlamaktır.

2.5.4. Hibrit Yöntem

Bu tez çalışmasında, hibrit termoplastik kompozit malzeme üretimi için en iyi hammadde karışım oranlarının bulunabilmesi için GWO, DFA ve DGA algoritmaları hibritlenerek yeni bir sezgisel yöntem geliştirilmiştir. Literatürde benzer bir çalışma bulunamadığından dolayısıyla karşılaştırma yapılabilecek bir örnek olmadığından öncelikle 120O339 numaralı TUBİTAK-1002 projesi kapsamında PSO algoritması ile bir çalışma yapılmıştır. Elde edilen sonuçlar, hem bu alanda referans teşkil edecek bir çalışma meydana getirmiştir hem de sezgisel yapay zekâ algoritmalarının kompozit malzeme üretim alanında kullanımının uygunluğunu da ispatlamıştır.

Kompozit malzemelerin üretimi yüksek maliyet ve çok sayıda deney gerektirmektedir. Ayrıca hammadde karışım oranlarının belirlenmesi de bireysel tecrübesine dayalı olduğundan hem net sonuçların alınması hem de deneysel çalışmalar uzun zaman dilimi gerektirmektedir. Bu nedenle yapay zekâ teknolojisinden yararlanmak kaçınılmaz bir hal almıştır. Yapay zekâ teknolojisi kullanılarak kompozit üretiminin gerçekleştirilmesi süreci ilk aşamadan son aşamasına kadar kontrol edilebilir ve böylece zaman ve maliyet parametreleri kısıtlanabilir. Ayrıca üretilen kompozit malzemelerin deneysel tecrübeye göre daha kaliteli olacağı da yapılan çalışmalar neticesinde ispatlanmıştır. Son olarak bu tez çalışması ile kompozit malzeme üretiminde çok sayıda deney, uzun zaman dilimi gerektiren ara üretimler ve yüksek maliyetlerin düşürülerek katma değeri yüksek, çevre dostu ürünler üretilmektedir.

Hibrit yöntem geliştirilirken öncelikle deneysel üretimler yapılarak bir veri seti hazırlanmıştır. Veri setinde yer alan hammaddeler sırasıyla Polipropilen, lignoselülozik dolgu maddesi (kenevir sak lifi), lignin ve zeolittir. Bu malzemeler kullanılarak PSO algoritması ile üretim reçetesi (formülü) elde edilerek üretimler gerçekleştirilmiştir. Üretilen bu kompozitler üzerinde yapılan mekanik testler (eğilme, çekme, darbe direnci), fiziksel testler (su alma), kalınlık artımı, sınırlandırılmış oksijen indeksi (Limited Oxygen Index - LOI), TGA analizi, DSC analizi, ısıl yaşlandırma (heat aging), taramalı elektron mikroskobu görüntülemesi ve dinamik mekanik termal analiz (DMTA) deneylerinin sonuçları veri setine kaydedilmiştir. Böylece geliştirilen hibrit yöntemde bu veri seti kullanılarak nihai üretim reçetesi elde edilmiştir.

Hibrit yöntem geliştirilirken dikkat edilen en önemli husus, doğa temelli sezgisel yapay zekâ yöntemlerinden olan BA, YA ve DGA algoritmalarının mevcut probleme uyarlanması için ortak noktalarının olmasını gerektirmesidir. YA algoritması savunma tabanlı bir algoritma olduğundan hammadde karışım oranlarının bulunması için her bir çözüm bir Yusufçuk şeklinde düşünülerek işleme başlanmıştır. Simülasyon sürecinde hatalı sonuç değerlerinin işleme devam etmeden kaldırılması bakımından DGA algoritmasından yararlanılmıştır. Ancak mevcut YA algoritması özellikle düşmandan kaçınma ve besin kaynağına yönelme (besin kaynağı arama) aşamasında hesaplama yapılırken Lévy uçuşu kullanıldığından arama uzayı çok büyük olmakta ve istenmeyen sonuçlara neden olabileceğinden standart sapma kullanılarak hammadde karışım oranlarının standart sapma kadar çevresindeki noktalarda arama yapılması sağlanmıştır. Amaç fonksiyonu (denklem (42)), (43) ve (44) numaralı denklemler kullanılarak işlemin ikinci aşamasına geçilmiştir. Amaç fonksiyonunun belirlenmesinde dikkat edilen husus tersi alınabilir fonksiyon kullanımı olmuştur. Bunun nedeni de fonksiyon tersinin alınarak karışım hammadde oranlarına istenilen aşamada ulaşabilmektir.

$$f(x) = \frac{ax + b}{cx + d} \quad (42)$$

$$ss = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}{N - 1}} \quad (43)$$

$$X_{t+1} = X_t + ss * X_t \quad (44)$$

YA ile elde edilen sonuçlar DGA ile işlenmiş ve arada mutasyon (üretim hatasına neden olabilecek hammadde karışım oranları) çıkarılmıştır. Bu aşamadan sonra BA ile işleme devam edilmiştir. Rastgele uçuş özelliği standart sapmayla değiştirilmiş YA ve DGA algoritmalarının çıktısı BA algoritmasında başlangıç popülasyonunu oluşturmaktadır. BA algoritmasında başlangıç popülasyonu belirlendikten sonra en iyinin yani alfa kurdun seçilmesi gerekmektedir. Bu aşamada da BA algoritmasındaki avlanma stratejisinde değişiklik yapmak gerekir. Bu nedenle, $\vec{A}$ ve $\vec{C}$ katsayıları hesaplanırken $[0, 1]$ aralığındaki rastgele vektörler olan r_1 ve r_2 yerine yine standart sapma kullanılarak konumlandırma hesaplaması buna bağlı gerçekleştirilmiştir. Bunun nedeni ise karışıma dahil edilecek her bir hammadde için bir alfa değerinin belirlenmesini sağlamaktır. Bu işlem sırasında (45) ve (46) numaralı denklemler kullanılmıştır.

$$\vec{A} = 2 * \vec{a} * ss - \vec{a} \quad (45)$$

$$\vec{C} = 2 * ss \quad (46)$$

Elde edilen sonuç değerlerinde olası hataların oluşmasını engellemek yani alfa değerlerinin doğruluğunun sağlanması bakımından yeniden DGA kullanılarak sonuç değerleri her bir karışım hammaddesi için ayrı ayrı elde edilmiştir. Bu aşamadan sonra elde edilen değerler ile bir üretim reçetesi (formülü) elde edilerek bu reçete doğrultusunda üretimler gerçekleştirilmiştir. Algoritmalar mevcut / tekil halleriyle stokastik (rassal) arama yaparken geliştirilen hibrit yöntemde deterministik (reel) arama yapılması ve daha doğru sonuçların elde edilmesi sağlanmıştır. Algoritma genelinde DGA ile iki aşamalı kontrol sistemi eklenmiş olup her bir karışım hammadde oranının tespit işleminde iki defa kontrol yapılmıştır.

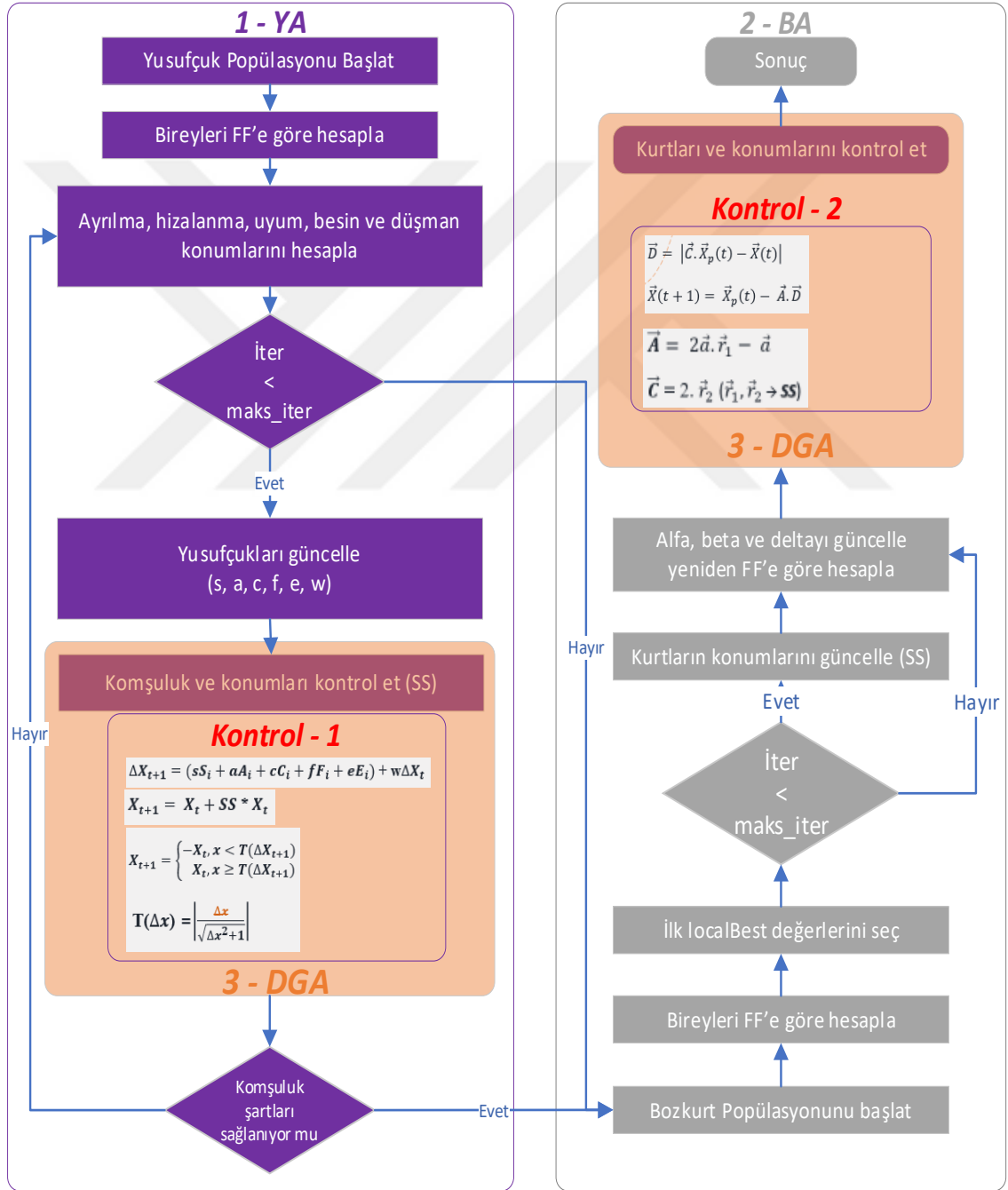
Şekil 14'te gösterilen hibrit sistem genel olarak ele alındığında her bir Yusufçuk karışımının bir bileşenini temsil eder ve her bir bileşen için döngü tekrar edilir. Komşuluk ve konumlar kontrol edilirken komşuluk şartları sağlandığı belirlenmeden önce 7 (yedi) aşamadan oluşan DGA algoritması kullanılarak sırasıyla aşağıdaki işlemler yapılır;

- 1- Hedef vektör (Hayatta kalan Yusufçuk) seçimi
- 2- İki bireyin rastgele seçimi
- 3- Parametre vektör seçimi (amaç fonksiyonunun optimum değeri)
- 4- Ağırlıklı fark vektörünü oluştur
- 5- Üçüncü rastgele seçilmiş bir vektörü ekle

6- Deneme vektörünü elde etmek için hedef vektör ile çaprazlama yap

7- Optimum amaç fonksiyon değeri elde edenler gelecek nesilde devam eder

Bu aşamadan sonra sonraki jenerasyona devam edecek olan her bir bileşen değeri bir kurt olarak ifade edilir. Başka bir ifadeyle her bir kurt bir bileşeni temsil eder ve yine konumlar kontrol edilirken 7 (yedi) aşamalı DGA algoritması kullanılır. Sonuç olarak elde edilen değerlerin her biri bir alfayı temsil etmektedir ve bu alfalar üretim reçetesini oluşturur.



Şekil 14. Hibrit yöntemin akış çizelgesi

2.6. Kompozit Malzemenin Üretimi

Kompozit malzeme üretiminin birçok yolu vardır ve her uygulama için en iyisinin ne olduğuna karar vermek amacıyla işleme yönteminin de erken aşamalarda dikkate alınması gerekir. Bitmiş parçanın özellikleri yalnızca bileşen malzemelerinin özelliklerinden değil aynı zamanda liflerin birleştirilme şeklinden de etkilenir. Daha iyi elyaf hizalaması ve işleme sırasında daha yüksek basınç, elyaf hacim fraksiyonunu iyileştirecek ve daha iyi mekanik özelliklerin oluşmasına yol açacaktır. Malzemelerin maliyeti, kalıp takımları ve ekipmanı, gerekli son özellikler ve üretilecek parça sayısı, üretimin kararlaştırılmasında etkin faktörlerdir. Her ne kadar çok farklı yöntemlerle kompozit üretimi mevcutsa da termoplastik kompozitler genellikle polimer fiberlerin takviye fiberlerle karıştırılması ve bir kalıpta ısıtılarak polimerin eriyip matris oluşturması yoluyla üretilir. Üst kalıplama olarak bilinen hibrit bir işlemde, kısa elyafıla doldurulmuş bir termoplastik bileşik, tek bir kalıptaki bir termoplastik ön emprenye üzerine enjekte edilerek üretim işlemi gerçekleştirilir.

Polipropilen, lignoselülozik dolgu maddesi (kenevir sak lifi), alkali uygulaması yapılmış kenevir lifi, lignin ve zeolit kullanılarak üretim reçetesine uygun karışım hazırlanmıştır. Karışım homojen bir şekilde karıştırıcı yardımıyla karıştırılmıştır. Ekstruder cihazında kullanılan polipropilen polimerinin erime sıcaklığına göre besleme ağzından itibaren sırasıyla 195-190-185-180 ve 175° C olacak şekilde sıcaklıklar ayarlanmıştır. Üretim reçetesine göre elde edilen karışım Şekil 15'te de görüleceği üzere besleme ağzından dökülmüştür. Ekstruderden çıkan erimiş haldeki karışım, Şekil 16'da gösterildiği gibi bir spatula yardımı ile kesilerek ekstruder kafasının hemen önünde bulunan ve oda sıcaklığında olan su havuzuna düşürülerek karışımın soğutulması ve sertleşmesi sağlanmıştır. Su havuzuna düşürülerek soğutulan ve sertleşen malzemeler, Şekil 17'de gösterildiği haliyle oda sıcaklığında kuruma işlemine bırakılmıştır. Kuruyan malzemeler laboratuvar tipi kırıcıda pellet haline getirilmiştir. Gerekli kurutma işlemleri yapıldıktan sonra pelletler, enjeksiyon kalıplama makinesi kullanılarak deney numunesi haline getirilmiştir. Deney numuneleri ve deneyde kullanılan hammaddeler sırasıyla Şekil 18 ve Şekil 19'da gösterilmiştir.



Şekil 15. Karışımın besleme ağzından ekstrudera dökülmesi.



Şekil 16. Ekstruderden erişim haldeki karışımın çıkışı



Şekil 17. Malzemenin oda sıcaklığında kurumaya bırakılması



Şekil 18. Deney numuneleri



Şekil 19. Deney aşamasında kullanılan hammaddeler

3. BULGULAR VE TARTIŞMA

Bu bölümde üretilen numunelere uygulanan test sonuçları ve bu sonuçların değerlendirmeleri yer almaktadır.

3.1. Mekanik Testler

Kompozitler, hafif olmaları ve güçlü mekanik özellikleri nedeniyle farklı alanlarda geniş bir kullanım yelpazesine sahiptir. Bu malzemelerin yaygın olarak tercih edilmesinin arkasında, sağladıkları yüksek mukavemet, düşük ağırlık, korozyon direnci gibi avantajlar yatar. Bunlar, otomotiv, havacılık, gemi yapımı, spor malzemeleri ve yapı sektörü gibi birçok endüstride kullanılmaktadır. Kompozit malzemelerin kullanımı, performans ve güvenilirlik açısından kritik öneme sahiptir. Bu nedenle, bu malzemelerin mekanik testleri hem güçlerini ve dayanıklılıklarını anlamak hem de belirli amaçlara uygun olup olmadıklarını belirlemek için hayati öneme sahiptir. Bu testler, malzemenin fiziksel ve mekanik özelliklerini değerlendirirken, üretim süreçlerinin kalitesini kontrol etmek için de kullanılır. Mekanik testlerin sonuçları, mühendislik tasarımlarını iyileştirmek, üretim süreçlerini optimize etmek ve ürünlerin güvenliğini artırmak için değerli bir geri bildirim sağlar. Bu nedenle, kompozit malzemelerin mekanik testi, endüstriyel uygulamalarda kalite ve güvenlik standartlarının sağlanmasında hayati bir rol oynar.

3.1.1. Eğilme Direnci Testi

Kompozit malzemelerde kullanılan eğilme direnci testi, malzemenin mekanik özelliklerini belirlemek için önemli bir yöntemdir. Bu test, malzemenin dayanıklılığını, elastikiyetini ve kırılma davranışını değerlendirmek amacıyla yapılır. Ayrıca, endüstriyel uygulamalarda ürün kalitesinin belirlenmesinde ve malzeme performansının değerlendirilmesinde yaygın olarak kullanılan bir tekniktir. Bu test, malzemenin dayanıklılığını ve güvenilirliğini sağlamak için önemli bir araçtır ve malzemenin tasarımı, üretimi ve kullanımı sürecinde karşılaşılabilecek potansiyel sorunların belirlenmesine yardımcı olur.

Eğilme direnci testi, genellikle üç noktalı veya dört noktalı bir destek düzeni kullanılarak gerçekleştirilir. Malzeme numunesi, belirli boyutlarda ve geometride kesilir ve test cihazına yerleştirilir. Ardından, numune üzerine bir yük uygulanır ve malzeme bükülür.

Eğilme testi sırasında, numunenin üzerine uygulanan kuvvet ve numunenin deformasyonu ölçülür. Bu test, kompozit malzemenin elastik ve plastik davranışını belirlemeye yardımcı olur. Elastik davranış, malzemenin bir yük uygulandığında nasıl deformasyona uğradığını ve yük kaldırıldığında eski şekline ne kadar geri döndüğünü ifade eder. Plastik davranış ise malzemenin kırılmaya kadar ne kadar deformasyon gösterebildiğini ve kırılma noktasında nasıl davrandığını tanımlar. Eğilme direnci test sonuçları, malzemenin mukavemeti, rijitliği, kırılma tokluğu ve elastik limiti gibi önemli mekanik özelliklerini belirlemeye yardımcı olur. Bu bilgiler, malzemenin tasarımı ve uygulama alanlarıyla ilgili kararların alınmasında kritik öneme sahiptir.

Odun plastik kompozitlerin eğilme direncinin belirlenmesi için, ASTM D 790 standardında belirlenen esaslara uygun olarak 4x13x165 mm (kalınlık x genişlik x boy) ölçülerinde her bir üretim için 10 adet test örneği hazırlanmış ve Şekil 20’de gösterilen deney gerçekleştirilmiştir.



Şekil 20. Eğilme direnci testi deney aşaması

Tablo 9’da PSO1, PSO2 ve PP-HPR’ye ait eğilme test sonuçları verilmiştir. Tablo 10’da hibrit yöntem ve PSO ile üretilen ürünler ile ticari ürün olarak kullanılan PP-HPR’ye

ait eğilme direnci test sonuçları verilmiştir. PSO için 10 farklı deney gerçekleştirilmiş olup ortalama değer 40.22 MPa olarak ölçülmüştür. Karşılaştırma yapmak adına referans olarak alınan PP-HPR'nin eğilme direnci ise 39.41 MPa, PSO2'nin eğilme direnci ise 35,260 MPa olarak ölçülmüştür.

Tablo 9. PSO1, PSO2 ve PP-HPR numunelerine ait test sonuçları

PSO1	Eğilme Direnci (MPa)	Eğilmede Elastikiyet Modülü (MPa)	PSO2	Eğilme Direnci (MPa)	Eğilmede Elastikiyet Modülü (MPa)	PP-HPR	Eğilme Direnci (MPa)	Eğilmede Elastikiyet Modülü (MPa)
1	39,76	1457,27	1	45,02	1741,91	1	40,6	1853,33
2	39,8	1475,65	2	45,77	1808,54	2	40,57	1805,14
3	40,67	1551,21	3	46,74	1835,94	3	40,96	1947,15
4	41,46	1589,27	4	44,91	1723,29	4	39,67	1878,12
5	40,67	1490,03	5	45,25	1687,98	5	37,06	1720,69
6	39,92	1531,17	6	44,38	1690,07	6	40,21	2070,07
7	42,53	1620,91	7	45,59	1694,65	7	38,83	1965,05
8	39,74	1506,87	8	45,18	1737,18	8	39,72	1785,88
9	39,43	1623,62	9	45,24	1719,38	9	37,64	1744,28
10	38,24	1486,23	10	45,47	1735,76	10	38,83	1756
Ort.	40,22	1533,22	Ort.	45,36	1737,47	Ort.	39,41	1852,57
SS	1,12	60,72	SS	0,62	49,25	SS	1,30	112,89

Tablo 10. Eğilme direnci ve eğilmede elastikiyet test sonuçları

	Hyb	PP-HPR	PSO1	PSO2
Eğilme Direnci (MPa)	43,734	39,409	40,222	45,360
Eğilmede Elastikiyet Modülü(MPa)	1603,383	1852,571	1533,223	1737,47

3.1.1. Çekme Direnci Testi

Kompozit malzemelerin mühendislik uygulamalarında giderek artan bir öneme sahip olduğu günümüzde, bu malzemelerin mekanik özelliklerinin değerlendirilmesi de büyük bir önem taşır. Çekme direnci testi, kompozit malzemelerin mukavemet ve dayanıklılığını belirlemek için yaygın olarak kullanılan bir yöntemdir. Çekme direnci testi, bir malzemenin çekme yükü altında nasıl davrandığını değerlendirmek için tasarlanmış bir deney yöntemidir. Numuneler çekme testi makinesi kullanılarak belirli bir hızda uygulanan yük altında çekilir. Bu sırada, numunenin uzama miktarı ve uygulanan kuvvet kaydedilir.

Kompozit malzemelerde çekme testi, malzemenin tabakaları arasındaki yapışma kuvvetini, liflerin dağılımını, reçine matrisin performansını ve genel olarak malzemenin mukavemet özelliklerini değerlendirmek için kullanılır. Bu test, malzemenin lineer olmayan elastik davranışını, kopma noktasını, gerilme-deformasyon eğrisini ve elastik modülü gibi önemli mekanik özelliklerini belirlemeye yardımcı olur.

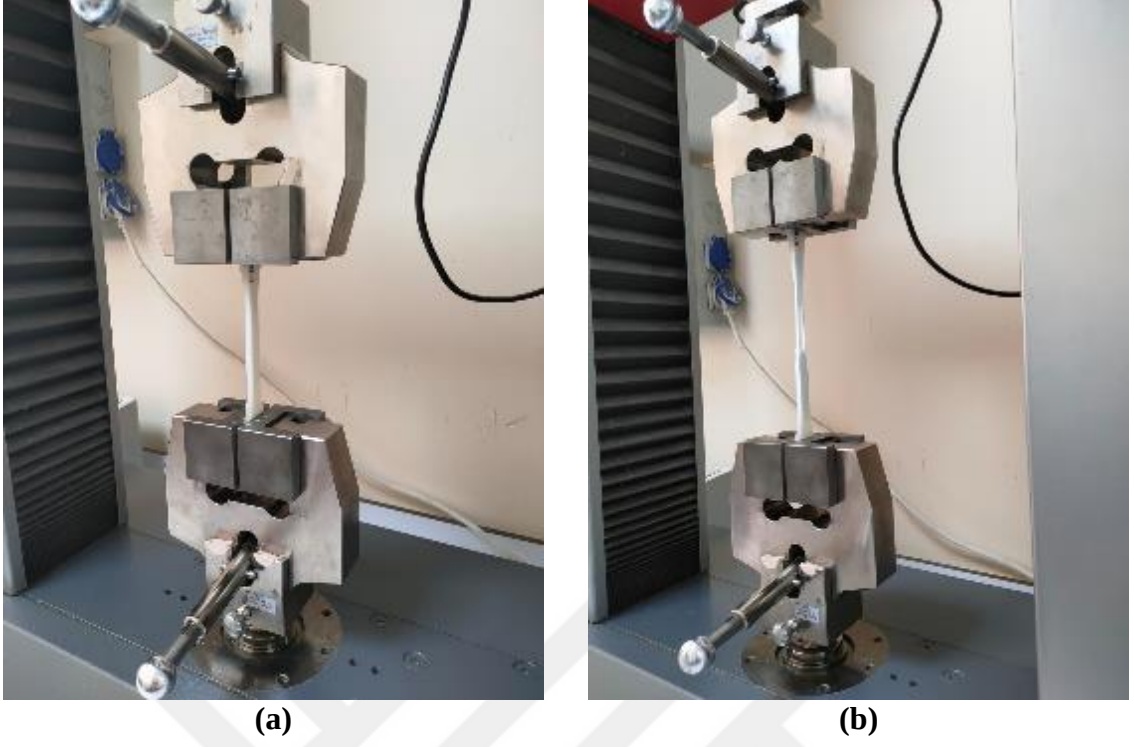
Tablo 11’de hibrit yöntem, PP-HPR ve PSO’ya ait iki farklı üretime ait çekme direnci test sonuçları verilmiştir. Hibrit yöntemle üretilen numunelerde çekme direnci ortalama 26,277 MPa olup bu değer PP-HPR için 24,698 MPa, PSO1 için 23,584 MPa ve PSO2 için 25,780 MPa olarak ölçülmüştür. Bu durum hibrit yöntemle üretilen numunelerin çekme direnci bakımından tüm üretimlerden daha iyi olduğunu göstermektedir. Çekme direnci testi Şekil 21’de, numunelerin deney öncesi ve sonrasındaki görüntüsü Şekil 22’de gösterilmiştir. PSO1, PSO2 ve PP-HPR’ye ait çekme testi sonuçları Tablo 12’de verilmiştir.

Tablo 11. Çekme direnci test sonuçları

	Hyb	PP-HPR	PSO1	PSO2
Çekme Direnci (MPa)	26,277	24,698	23,583	25,78
Çekmede Elastikiyet Modülü (MPa)	745,341	694,469	720,989	842,26

Tablo 12. Numune kompozitlerin çekme test sonuçlarının karşılaştırılması

PSO1	Çekme Direnci (MPa)	Çekmede Elastikiyet Modülü (MPa)	PSO2	Çekme Direnci (MPa)	Çekmede Elastikiyet Modülü (MPa)	PP-HPR	Çekme Direnci (MPa)	Çekmede Elastikiyet Modülü (MPa)
1	23,82	741,53	1	26,58	842	1	24,49	659,76
2	24,17	767,69	2	25,13	839,36	2	24,75	741,47
3	23,75	755,04	3	25,4	868,7	3	23,4	699,14
4	23,54	749,21	4	25,21	844,74	4	23,84	691,87
5	22,84	757,65	5	26,05	910	5	25,02	721,54
6	24,26	750,95	6	25,32	813,98	6	24,63	725,53
7	22,49	726,73	7	26,01	809,33	7	25,49	587,87
8	22,71	755,78	8	26,08	820,37	8	25,36	674,93
9	23,8	678,22	9	26,01	830,86	9	24,84	719,02
10	24,45	527,09	10	26	843,28	10	25,16	723,56
Ort.	23,58	720,99	Ort.	25,78	842,26	Ort.	24,70	694,47
Std. S.	0,68	72,63	St. S.	0,48	29,43	St. S.	0,66	45,13



Şekil 21. Çekme direnci testi deney aşaması



Şekil 22. Çekme direnci testi deney öncesi ve sonrası görüntüsü

3.1.1. Darbe Direnci Testi

Darbe direnci testi, bir malzemenin darbe yükü altında nasıl davrandığını değerlendirmek için gerçekleştirilen bir deney yöntemidir. Darbe direnci testi ile malzemenin kırılma davranışı, çatlak oluşumu, enerji emilimi ve diğer darbe özellikleri gözlemlenir ve kaydedilir. Kompozit malzemelerde darbe direnci testi, malzemenin dayanıklılığını, çatlak oluşumunu, delaminasyonu ve genel olarak darbe enerjisini absorbe etme yeteneğini değerlendirmek için kullanılır. Bu test sayesinde üretilen kompozitlerin gerçek dünya uygulamalarında maruz kalabileceği darbe yüklerine karşı nasıl performans göstereceği tahmin edilir.

Darbe direncine ait sonuç veriler Tablo 13'te gösterilmiştir. PSO1 için darbe direnci değeri 6.46 kJ/mm^2 , PSO2 için 5.58 kJ/mm^2 , hibrit yöntem için $5,398 \text{ kJ/mm}^2$ olup PP-HPR için bu değer $9,277 \text{ kJ/mm}^2$ olarak ölçülmüştür. Kopmada uzama değerinin PP-HPR'de yüksek olmasının nedeni ise yüksek miktarda plastik içermesinden kaynaklanmaktadır. Kopmada uzama ve darbe direnci bakımından iyi bir skor yakalamış olsa da çevre dostu olmaması tercih edilmemesine neden olmaktadır. Tablo 14'te PSO1, PSO2 ve PP-HPR'ye ait 10 numunenin test sonuçları verilmiştir.

Tablo 13. Darbe direnci test sonuçları

	Hyb	PP-HPR	PSO1	PSO2
Darbe Direnci(kj/m²)	5,398	9,277	6,458	5,580
Kopmada Uzama (%)	7,354	66,828	7,625	5,65

Tablo 14. PSO1, PSO2 ve PP-HPRye ait darbe direnci test sonuçları

PSO1	Darbe Direnci (kj/mm²)	PSO2	Darbe Direnci (kj/mm²)	PP-HPR	Darbe Direnci (kj/mm²)
1	6,94	1	5,57	1	8,96
2	8,24	2	4,82	2	9,71
3	5,79	3	5,65	3	11,09
4	8,67	4	5,49	4	7
5	5,95	5	6,75	5	9,47
6	6,11	6	5,16	6	8,52
7	5,21	7	6,10	7	8,75
8	5,36	8	5,93	8	9,9
9	5,89	9	5,10	9	9,67
10	6,42	10	5,21	10	8,5
Ort.	6,46	Ort.	5,58	Ort.	9,16
Std. Sapma	1,16	Std. Sapma	0,57	Std. Sapma	1,09

3.2. Fiziksel Özellikler

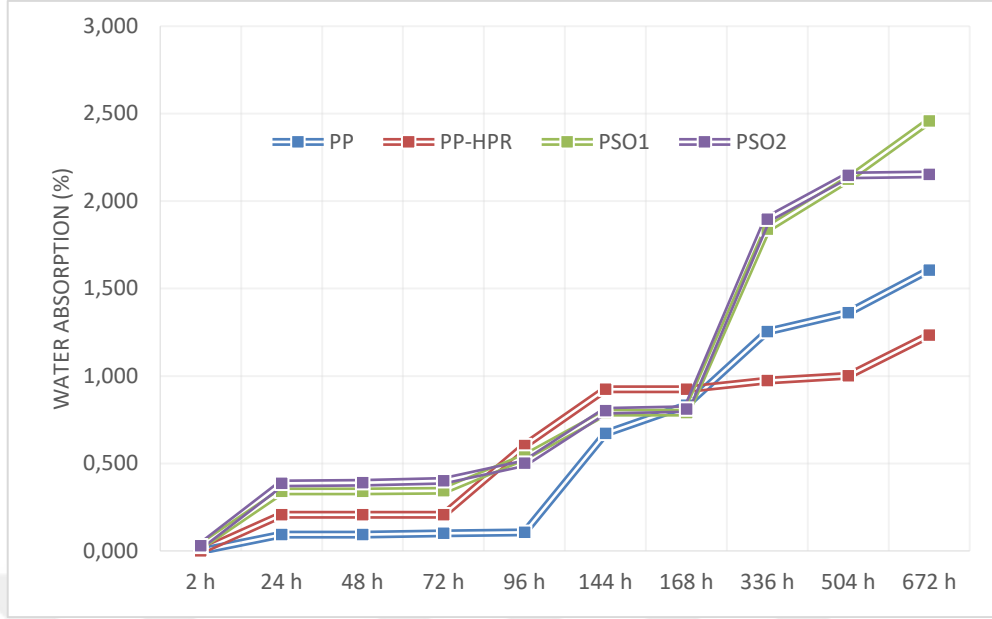
3.2.1. Su Alma

Kompozit malzemelerde su alma testi, malzemenin suya maruz kaldığında nasıl davrandığını değerlendirmek için yapılır. Bu test, malzemenin su emme kapasitesini, suya karşı direncini ve suya maruz kaldığında meydana gelen fiziksel ve kimyasal değişiklikleri belirlemeye yardımcı olur. Su alma testi, özellikle açık hücreli yapıya sahip kompozit malzemelerde kullanılır. Bu tür malzemeler, su emme eğilimindedir ve zamanla su emerken belirli özelliklerinde değişikliklere neden olabilir. Bu test, malzemenin su emme hızını, emilen su miktarını ve malzemenin nemi tutma yeteneğini ölçer.

Su alma testi sonuçları, malzemenin dayanıklılığını, uzun vadeli performansını ve çevresel koşullara karşı direncini değerlendirmede önemli bir rol oynar. Özellikle açık hücreli kompozitlerin kullanıldığı denizcilik, otomotiv ve yapı sektörlerinde, malzemenin suya karşı direncinin belirlenmesi kritik öneme sahiptir. Kısaca, malzemenin tasarım aşamasında, üretim sürecinde ve reel koşullarında nasıl davranacağını anlamak için kullanılır. Ayrıca, malzemenin ömrü boyunca suya maruz kaldığında meydana gelebilecek olası hasarları önceden tahmin etmeye yardımcı olur. Sonuç olarak, su alma testi, kompozit malzemelerin güvenilirliğini, dayanıklılığını ve uzun vadeli performansını belirlemede önemli bir araçtır. Su alma denklem (47) ile hesaplanır.

$$Su\ Alma = \frac{Son\ Ağırlık - İlk\ Ağırlık}{Ilk\ Ağırlık} * 100 \quad (47)$$

Şekil 23'te PSO1, PSO2, PP-HPR ve saf polimere (PP) ait 2 saat ile 672 saat aralığındaki su alma test sonuçları görülmektedir. Test sonuçlarına göre süreye bağlı olarak su alma oranının da arttığı görülmektedir. PP ve PP-HPR'de su alma yüzdesinin diğer numunelere göre daha az olmasının temel nedeni PP'nin saf polimer PP-HPR'nin de yüksek yoğunlukta plastik içermesinden kaynaklanmaktadır.



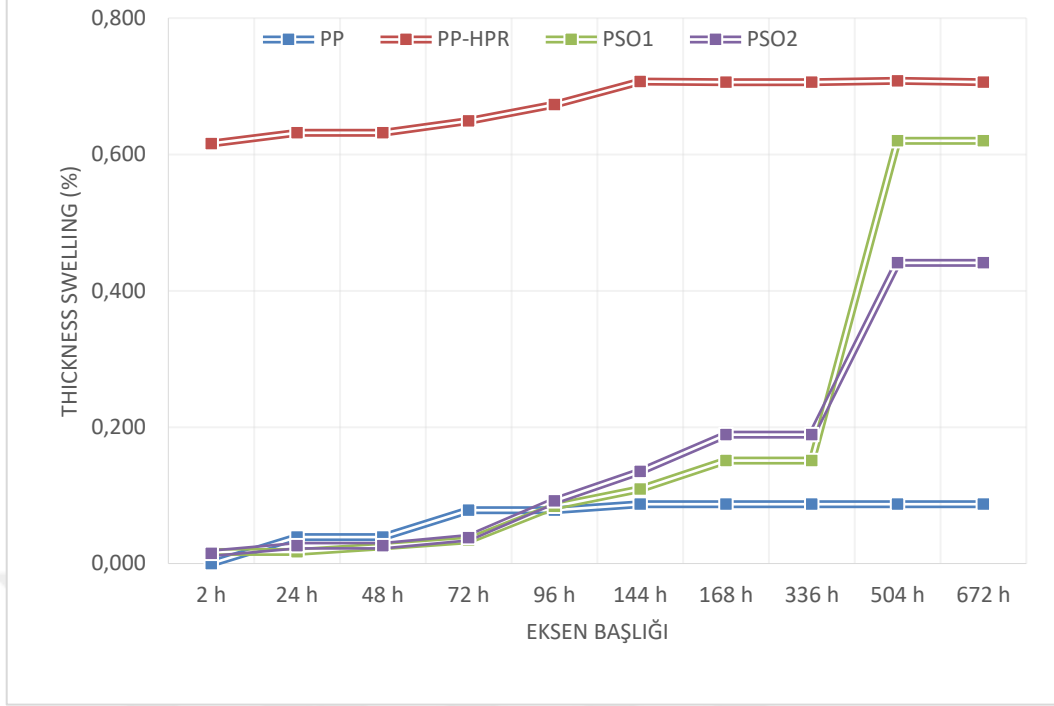
Şekil 23. Su alma test sonuçları

3.2.2. Kalınlık Artımı

Kompozit malzemelerde su almaya bağlı olarak gerçekleştirilen kalınlık artımı yine su alma testinde olduğu gibi malzemenin güvenilirliğini, dayanıklılığını ve uzun vadeli performansını belirlemede kullanılır.

$$\text{Kalınlık Artımı} = \frac{\text{Son Kalınlık} - \text{İlk Kalınlık}}{\text{İlk Kalınlık}} * 100 \quad (48)$$

Şekil 24'te PSO1, PSO2, PP ve PP-HPR'nin 2 saat ile 672 saat arasında suda bekletme süresine bağlı olarak kalınlık artım grafiği verilmiştir.



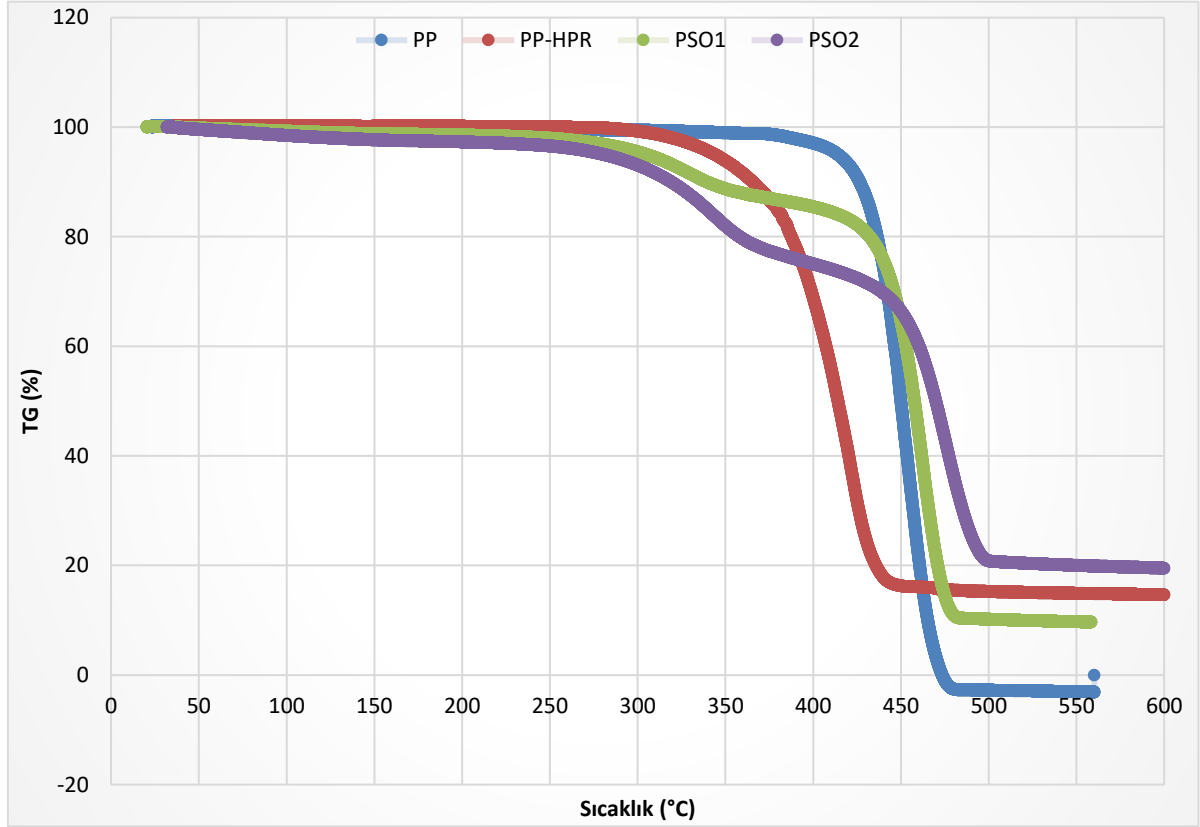
Şekil 24. Kalınlık artımı test sonuçları

3.3. Termogravimetri Analizi

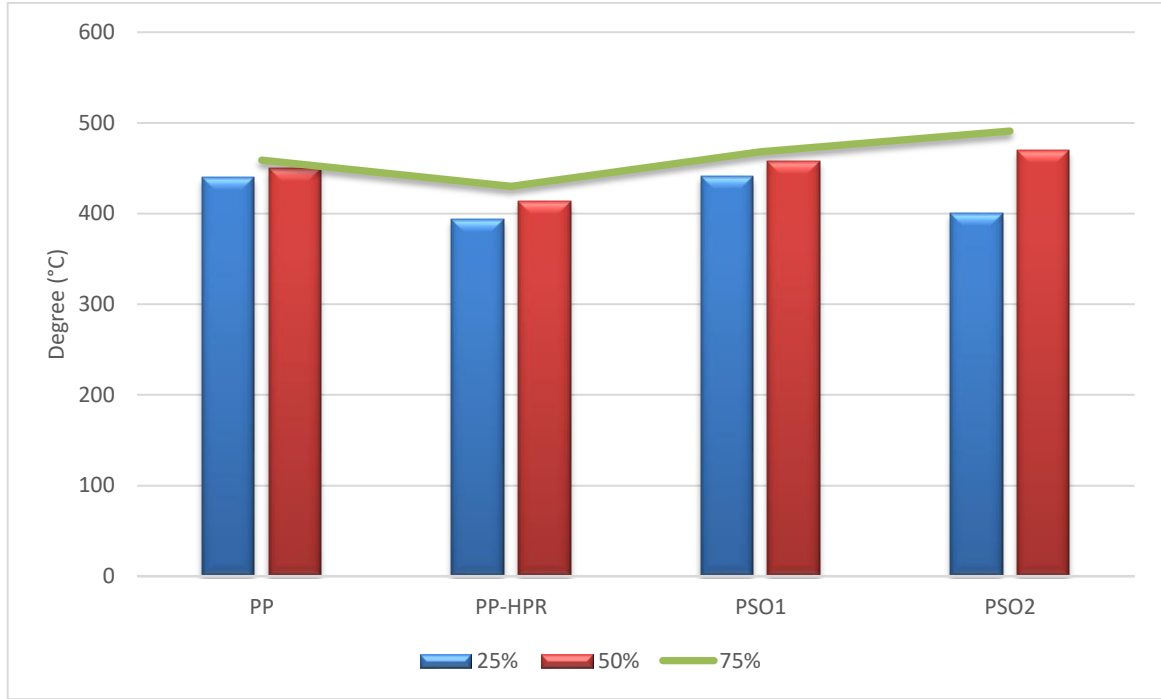
Termogravimetrik analiz (TGA), malzemenin termal davranışını incelemek için kullanılan bir inceleme yöntemidir. Bu yöntem, malzemenin termal bozunma, ayrışma, çözünme ve ayrışma sıcaklıklarını belirlemede yardımcı olur. TGA ile bir numunenin ağırlığı zamana veya sıcaklığa bağlı izlenerek malzemenin termal özellikleri değerlendirilir. Kompozit malzemeler belirli sıcaklık aralıklarında istenmeyen reaksiyonlara veya bozunmalara uğrayabileceğinden termal stabilitesinin ve işleme sıcaklığının belirlenmesi büyük önem arz eder. Bu nedenle TGA malzemenin belirli bir sıcaklık aralığında nasıl davrandığını değerlendirerek işleme parametrelerini optimize etmeye ve malzemenin dayanıklılığını artırmaya yardımcı olur. Yanma sıcaklığı, duman oluşumu ve yanma ürünlerinin bileşimi gibi faktörleri analiz ederek malzemenin yangına karşı tepkisinin değerlendirilmesini sağlar. Ayrıca, kompozit malzemelerin yanma davranışını (malzemenin yangına karşı direncini ve yangın sırasında oluşabilecek tehlikeli gazların miktarını belirleme) incelemek için de kullanılır. Sonuç olarak TGA, daha güvenli ve daha etkili kompozit malzemelerin geliştirilmesine katkı sağlar.

PSO1, PSO2, PP-HPR ve saf polimere (PP) ait TGA sonuçları Şekil 25 ve Tablo 15’te verilmiştir. Sonuçlar incelendiğinde en düşük termal stabiliteye sahip test grubu saf PP

numunelerinden elde edilirken, PSO1 ve PSO2'nin bozunma pikleri PP-HPR ve saf polimere göre daha yüksek sıcaklıklarda meydana gelmiştir. HPR katkı maddesinin mineral içeriğe sahip olması nedeniyle kalıntı miktarı yüksek olsa da hibrit kompozitlerden daha düşük bozunma sıcaklıklarına sahip olduğu tespit edilmiştir. 560 °C'de meydana gelen en yüksek kalıntı miktarları sırasıyla PSO2>PP-HPR>PSO1 test gruplarından elde edilmiş ve grafiksel olarak Şekil 26'da verilmiştir.



Şekil 25. TGA eğrileri



Şekil 26. Sıcaklığa bağlı kalıntı miktarı

Tablo 15. TGA analiz sonuçları

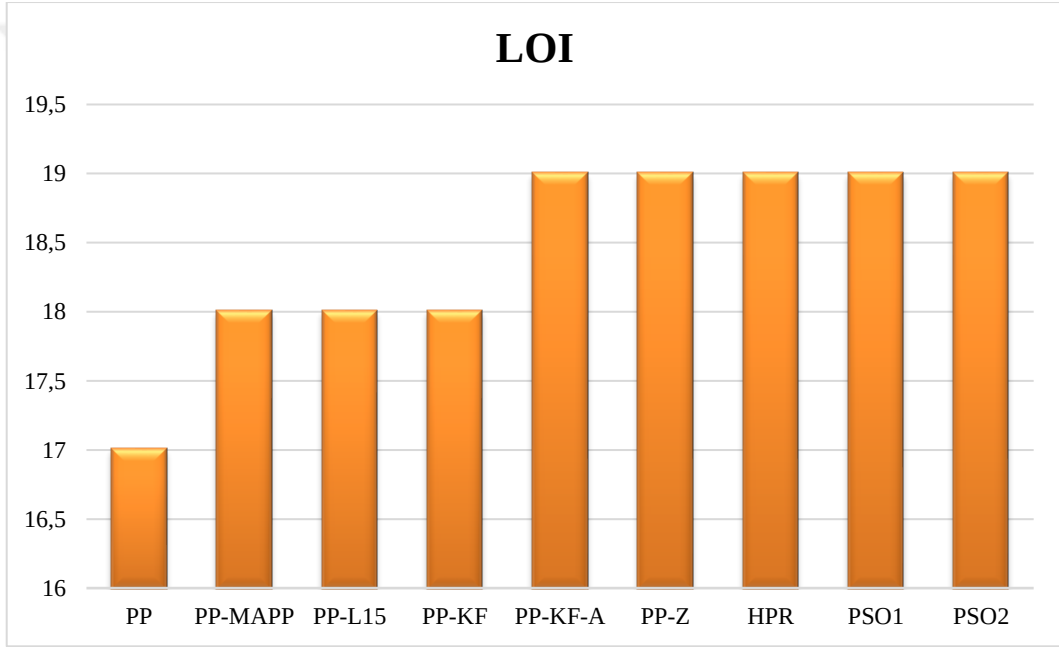
Numune	Sıcaklığa Bağlı Ağırlık Kayıpları			560 °C'de kalıntı miktarı (%)
	%25	%50	%75	
PP	440 °C	450 °C	459 °C	0
PP-HPR	394 °C	414 °C	430 °C	14.85
PSO1	441 °C	458 °C	468 °C	9.66
PSO2	400 °C	470 °C	491 °C	19.90

3.4. Sınırlandırıcı Oksijen İndeksi Testi

Sınırlandırılmış Oksijen İndeksi (LOI), kompozit malzemenin oksijenle temas ettiğinde yanma eğilimini ölçen, yanma davranışını belirlemeye yönelik bir parametredir. LOI testinde, bir numune belirli bir oksijen ortamında tutulur ve numunenin yanma eğilimi incelenir. Numunenin ağırlığındaki değişiklikler gözlemlenerek malzemenin yanma

davranışı ve yanma sürecinin ne kadar hızlı gerçekleştiği belirlenir. LOI değeri yüzde (%) olarak ifade edilir ve malzemenin ne kadar oksijenle temas ettiğinde yanma eğilimi gösterdiğini ifade eder. Düşük LOI değeri, malzemenin oksijenle temas ettiğinde hızlı bir şekilde yanma eğilimi gösterdiğini gösterirken, yüksek LOI değerleri daha yavaş bir yanma eğilimi olduğunu gösterir. Bu durum, malzemenin yangına karşı dayanıklılığını ve güvenliğini belirlemeye yardımcı olur.

Saf polimer (PP), PP-MAPP, PP-L15, PP-KF, PP-KF-A, PP-Z, PP-HPR, PSO1 ve PSO2'ye ait LOI değerleri Şekil 27'de verilmiştir. PP-HPR, PSO1 ve PSO2 numuneleri benzer bir etki göstererek saf polimere göre yaklaşık %12'lik bir iyileşme göstermiştir.



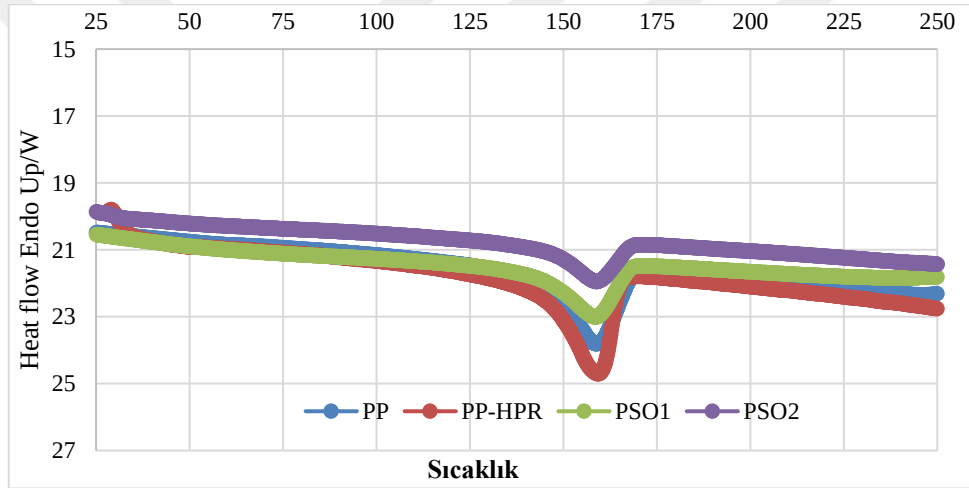
Şekil 27. LOI değerleri

3.5. Differansiyel Taramalı Kalorimetre (DSC) Analizi

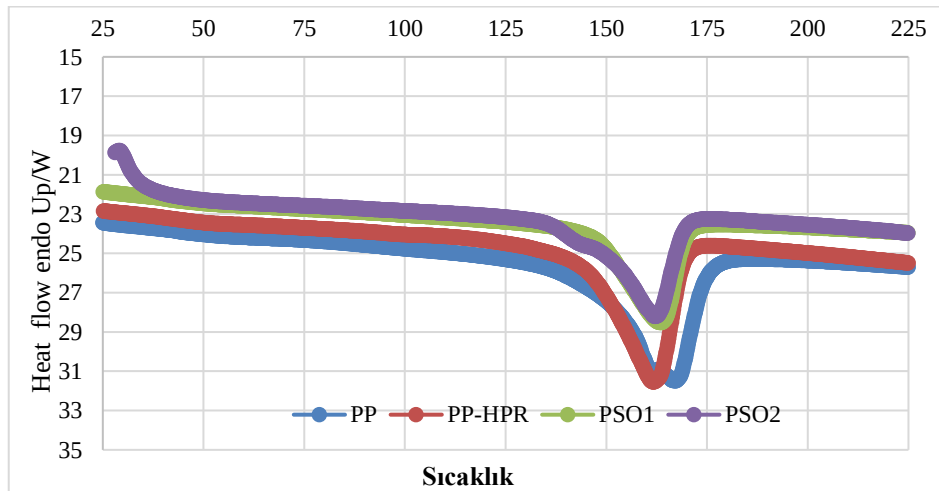
DSC analizi, malzemenin termal davranışını incelemek için kullanılan bir yöntemdir. Bu yöntem, malzemenin ısı özelliklerini, faz geçişlerini, reaksiyon sıcaklıklarını ve ısıl stabilitesini belirlemek için kullanılır. DSC analizi sırasında, numune ve referans olarak bilinen bir kontrol örneği iki farklı hücre içinde yerleştirilir. Bu hücreler ısıtılır ve soğutulurken, numune ve referans arasındaki ısı farkı ölçülür. Numune, sıcaklık değişimine bağlı enerjiyi absorbe eder veya yayar. Bu değişim, malzemenin termal davranışını ve içsel reaksiyonlarını belirlemeye yardımcı olur. Ayrıca, malzemenin işleme sıcaklığını, faz

geçişlerini, polimerizasyon reaksiyonlarını ve termal stabilitesini değerlendirmede kullanılır.

Referans grubu olarak seçilen PP-HPR ile PSO1 ve PSO2'ye ait ısıtıl işlem öncesi Şekil 28 ve ısıtıl işlem sonrası Şekil 29'da gösterilmiştir. Erime pikleri ısıtıl işlem görmemiş kompozit numunelerinde 158.72 - 159.35 °C sıcaklıklarda birbirine çok yakın olarak elde edilmiştir. Ayrıca, numunelere ait DSC sonuçları Tablo 16'da verilmiştir. Isıtıl işlemin erime sıcaklıklarını 161.65 - 167.17 °C sıcaklık aralığına kaydığı tespit edilmiş ve **Delta H** değerlerinde tüm test numunelerinde ciddi artışlar meydana gelmiştir. Mekanik özelliklerdeki ısıtıl işlem ile oluşan artışı kristal oranının artması ile açıklanabileceği düşünülmektedir.



Şekil 28. Isıtıl işlem öncesi DSC grafiği



Şekil 29. Isıtıl işlem sonrası DSC grafiği

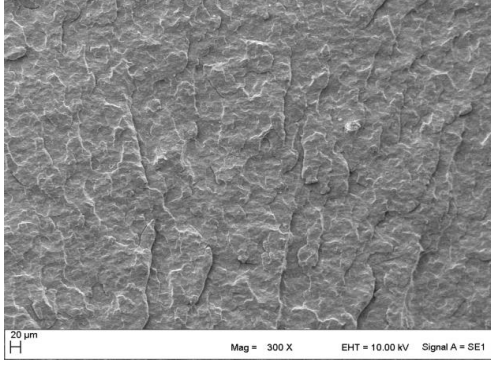
Tablo 16. Isıl işlem öncesi ve sonrası DSC analizi sonuçları

Numune	Başl.(°C)	Erime Zirvesi °C	Pik Yüks. (mW)	Son(°C)	Delta H (J/g)
PP	145,92	158,86	2,0770	168,06	26,9705
PP-HPR	146,11	159,35	2,8421	164,85	219,8949
PSO1	145,49	158,72	1,3849	167,50	16,9631
PSO2	146,55	158,95	1,0678	167,83	83,1108
PP-A	152,84	167,17	5,7584	174,40	586,5517
PP-HPR-A	146,77	161,65	6,6311	169,14	543,7076
PSO1-A	147,68	163,44	4,7845	169,40	371,6069
PSO2-A	147,70	162,15	4,8742	168,93	442,5654

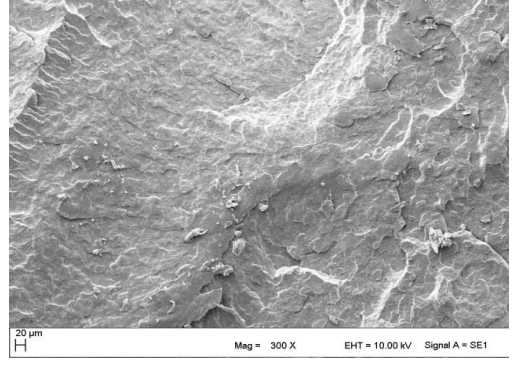
3.6. SEM Analizi

Taramalı Elektron Mikroskobu (SEM), bir örneği yüksek çözünürlüklü görüntüler elde etmek için kullanılan bir mikroskop türüdür. SEM, örneğe odaklanan bir demet elektron kullanır ve bu elektronlar örnek yüzeyiyle etkileşime girerek yüksek çözünürlüklü görüntüler oluşturur. SEM analizi genellikle yüzey morfolojisinin incelemesi, boyut ve şekil ölçümü, yüzey kompozisyonunun belirlenmesi, kırılma yüzeylerinin incelemesi, örneklerin yapısal ve topografik analizi gibi işlemler için kullanılır. Bu nedenlerden dolayı, SEM analizi geniş bir kullanım alanına sahiptir ve araştırma, endüstri ve akademik alanlarda çeşitli uygulamalara yönelik önemli bir araçtır.

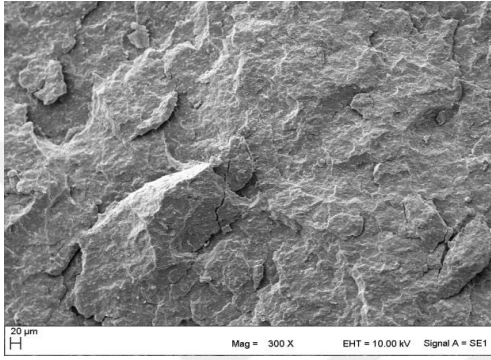
Karışım hammaddeleri, referans grubu olan PP-HPR, ilk üretim (PSO1) ve nihai üretim (PSO2) kompozit numunelerine ait SEM görüntüleri Şekil 30 ve Şekil 31’de verilmiştir. SEM görüntülerinde doğal lignoselülozik dolgu maddeleri ile üretilen kompozit numune görüntüleri nde (PP-KF; PP-KF-A; L15) bazı boşluklar olduğu ancak nihai reçetede bu durumun giderildiği daha homojen dağılımın sağlandığı görülmektedir.



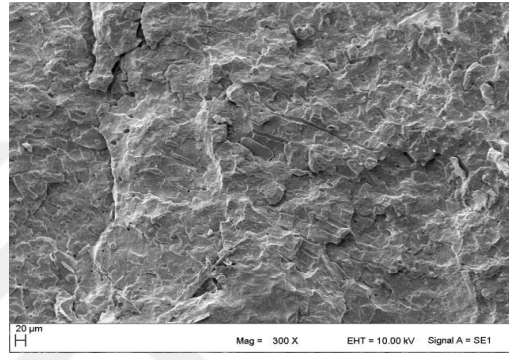
PP



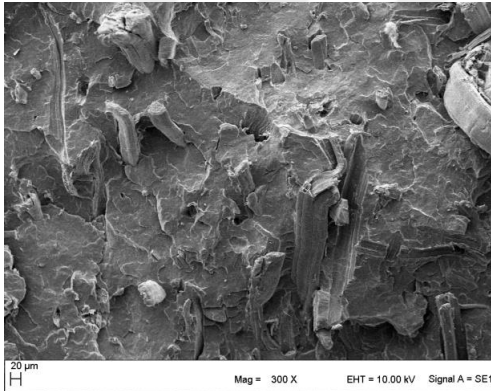
PP_MAPP



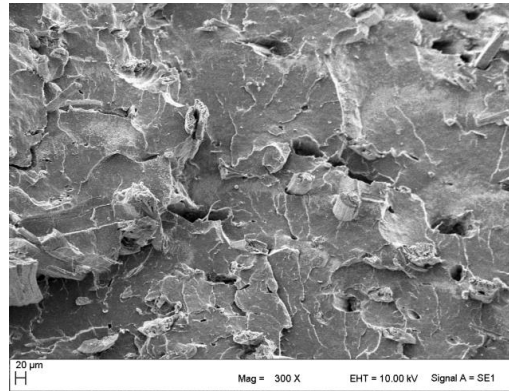
PP-Z



PP-L15

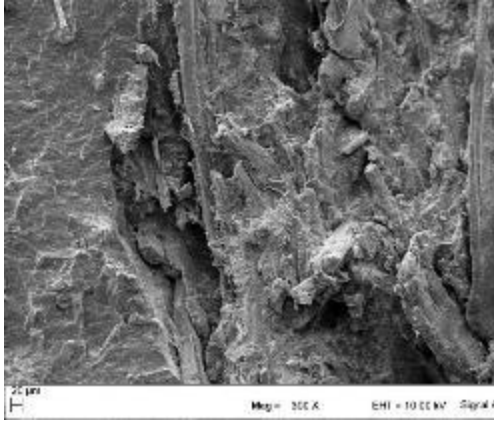


PP-KF-A

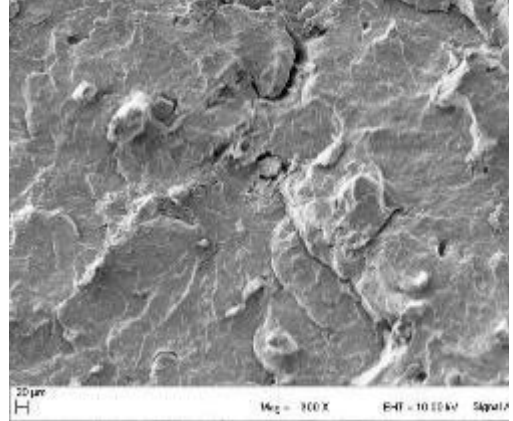


PP-KF

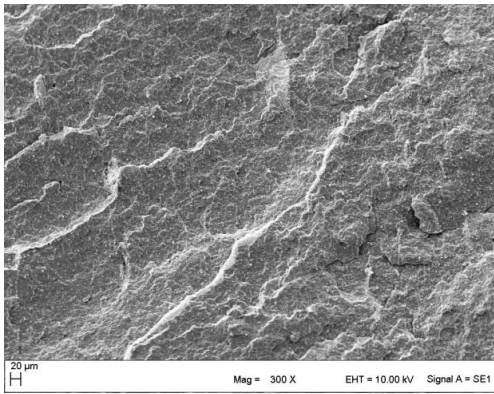
Şekil 30. Hammaddelerin SEM 300X görüntüleri



PSO1 SEM 300X görüntüsü



PSO2 SEM 300X görüntüsü



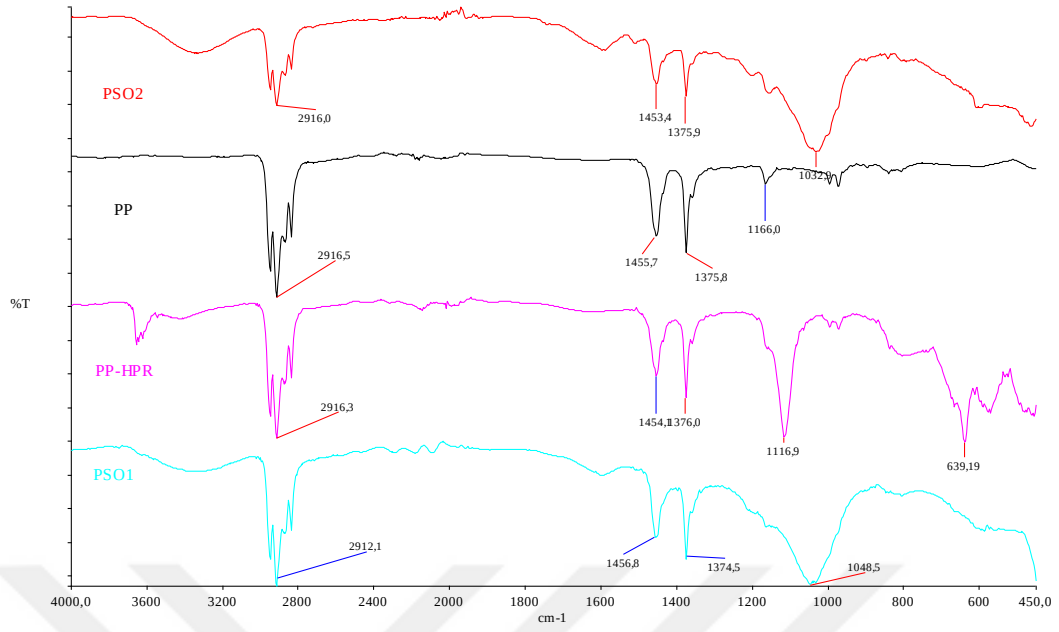
PP-HPR SEM 300X görüntüsü

Şekil 31. PSO1, PSO2 ve PP-HPR SEM 300X görüntüleri

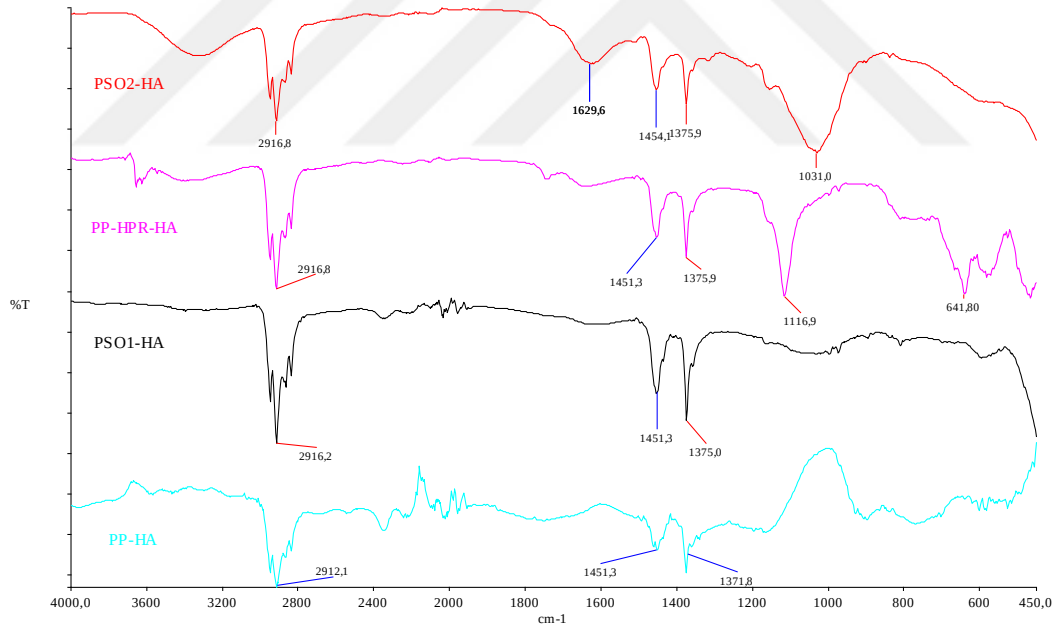
3.7. FTIR

Fourier Dönüşümü Kızılötesi Spektroskopisi (FTIR), moleküler yapıların analizinde yaygın olarak kullanılan bir spektroskopi tekniğidir. Bu teknikte, örneğe kızılötesi ışık gönderilir ve örneğin sahip olduğu moleküler bağlar tarafından absorbe edilen frekanslar kaydedilir. Fourier dönüşümü, toplanan verileri dalga boyu spektrumuna dönüştürerek moleküler özelliklerin belirlenmesini sağlar. FTIR analizi, organik ve inorganik kimya, biyokimya, eczacılık ve malzeme bilimi gibi birçok alanda kullanılır. Örneğin, kimyasal bileşimleri belirlemede, biyolojik örneklerin karakterizasyonunda ve malzeme özelliklerinin değerlendirilmesinde yaygın olarak kullanılır. Organik sentez, malzeme bilimi araştırmaları, ilaç geliştirme ve kalite kontrol gibi birçok alanda önemli bir analitik tekniktir.

Referans grubu olan PP-HPR, PSO1 ve PSO2 kompozit numunelerine ait FTIR grafikleri ısıtılmış işlem görmemiş ve ısıtılmış işlem görmüş olarak Şekil 32 ve Şekil 33'te verilmiştir.



Şekil 32. Isıl yaşlandırma öncesi FTIR sonuçları



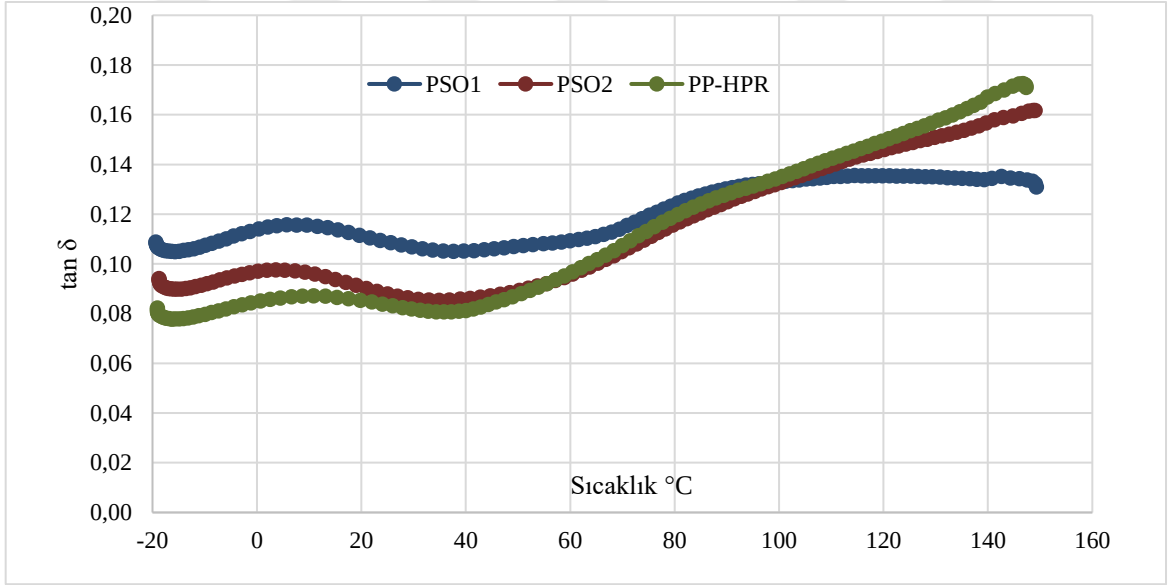
Şekil 33. Isıl yaşlandırma sonrası FTIR sonuçları

Polipropilenin 2916 civarındaki karakteristik piki ısıt işlem öncesi ve sonrası tüm test gruplarında belirgin bir şekilde görülmekte olup, bu pikler karbon-hidrojen (C-H) gerilmesini ifade etmektedir. Isıl işlem öncesi PP ve PP-HPR için pikler sırasıyla 1455.7 ve 1454.1 cm⁻¹ olarak bulunmuştur.

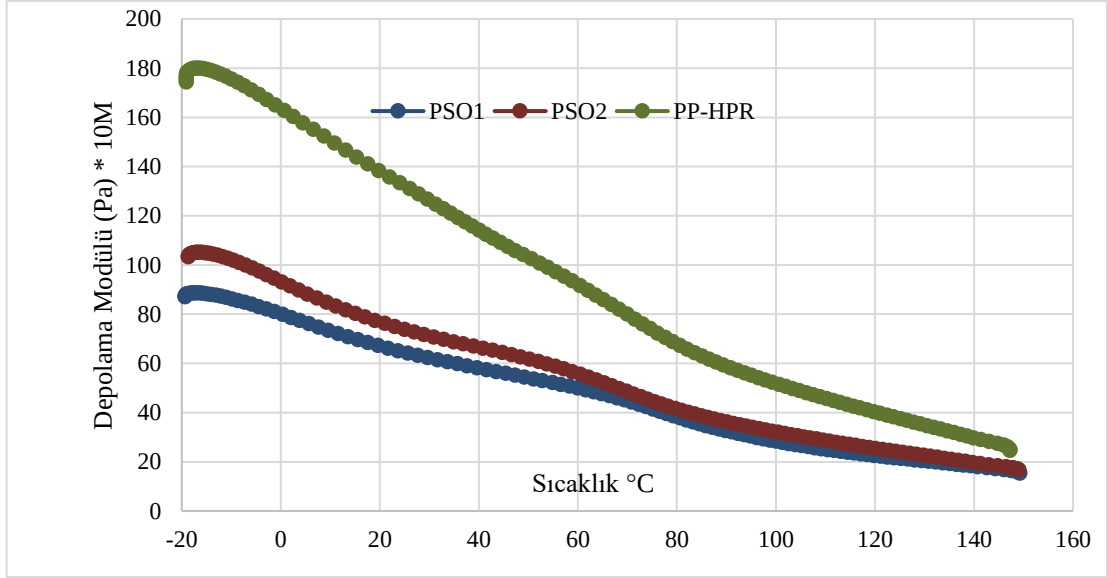
3.8. Dinamik Mekanik Termal Analiz

Dinamik Mekanik Termal Analiz (DMTA), malzemelerin mekanik ve termal özelliklerini aynı anda incelemek için kullanılan bir tekniktir. Bu teknik, malzemenin elastik, viskoelastik ve termal davranışını belirlemek için titreşimli bir yöntem kullanır. Ayrıca DMTA, malzemenin depolanan enerjiyi ve kayıp enerjiyi ölçerek, elastik modül, kayma modülü, sıcaklıkla değişen sertlik gibi önemli mekanik özelliklerini değerlendirir.

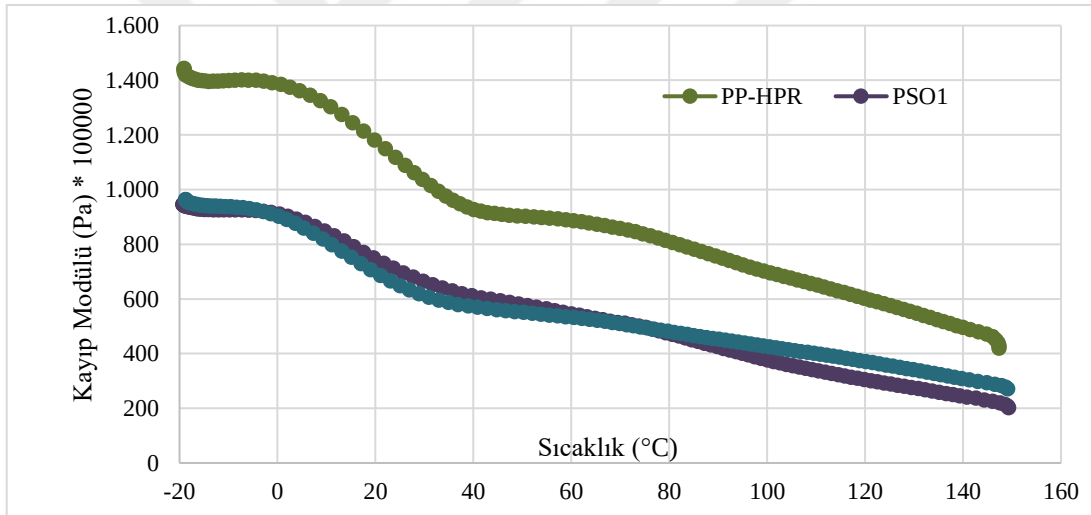
Depolama modülü (E'), bir viskoelastik malzemenin sertliğini belirtir ve yükleme döngüsü kuvvetiyle orantılıdır. Kayıp modülü (E''), bir maddenin içindeki viskoz hareketler nedeniyle enerjiyi ısı olarak dağıtabileceğini gösterir. Kayıp modülü ve depolama modülü oranı genellikle sönümleme faktörü ($\tan \delta$) olarak ifade edilir. Elde edilen sonuçlarda $\tan \delta$ grafikleri PP-HPR ile PSO2'nin birbirine benzer eğriler verdiğini göstermektedir. PP-HPR'nin depolama modülündeki yükseklik eğilimde elastikiyet modülündeki yüksek değerlerle ilişkilendirilebilir. PSO1, PSO2 ve PP-HPR'ye ait Depolama modülü (E'), kayıp modülü (E'') ve sönümleme faktörü ($\tan \delta$) sonuçları sırasıyla Şekil 34, Şekil 35 ve Şekil 36'da verilmiştir.



Şekil 34. Sıcaklığa bağlı $\tan \delta$ grafiği



Şekil 35. Sıcaklığa bağlı depolama modülü grafiği



Şekil 36. Sıcaklığa bağlı kayıp modülü grafiği

Yapılan tüm testler neticesinde, polimerik malzemelerin otomotiv içerisinde kullanım yeri ve oranlarına bakıldığında; önerilen hibrit yöntemle elde edilen kompozitin kaput altı uygulamaları için potansiyel bir ürün olabileceği kanıtlanmıştır.

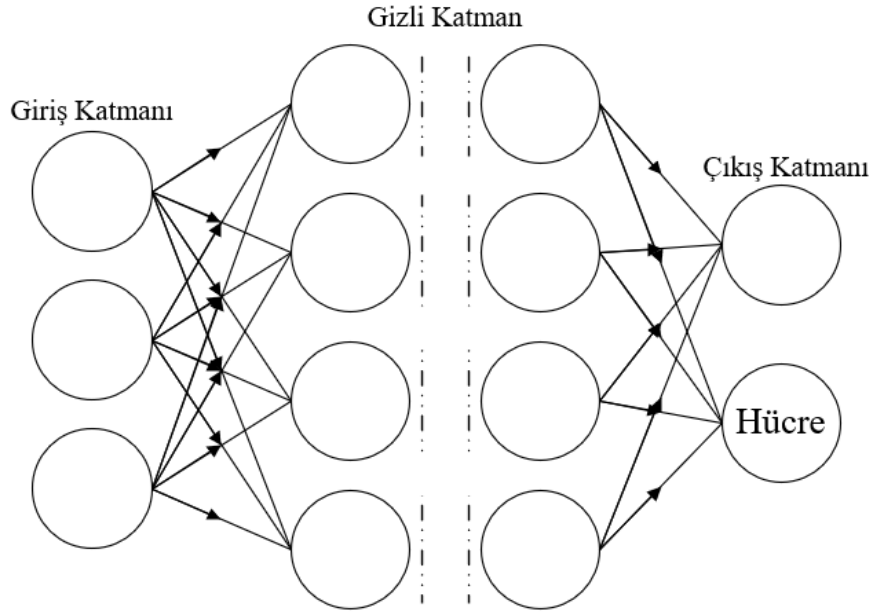
3.9. Başarım ve Hata Oranının YSA ile Ölçülmesi

Yapay Sinir Ağları (YSA), insan beyninin işleyişinden ilham alarak tasarlanmış matematiksel bir hesaplama yöntemidir. Bu ağlar, birçok bağlantılı nöron / düğümden oluşur ve bu nöronlar arasındaki bağlantılar veriyi işleme ve öğrenme işlemini gerçekleştirerek

bilgisayar sistemlerinde karmaşık problemleri çözmeyi sağlar (Dohnal, 2004; Khosravi vd. 2006; Wanto vd. 2018).

YSA'nın eğitilmesi aşamasında farklı amaçlar için farklı algoritmalar kullanılmaktadır. Başarım oranı ve ikinci dereceden türev alabilme yeteneğine (bu tür algoritmalarda öğrenme hızı daha yüksektir) sahip olması nedeniyle (Wilamowski ve Yu, 2010; Ferrari ve Jensenius, 2008) Levenberg Marquardt (LM) algoritması tercih edilmiştir. Oluşturulan sinir ağında LM algoritması ile mevcut veri setinde yer alan sonuç değerleri sistemin eğitiminde kullanılmıştır.

Literatürde benzer çalışma bulunamadığından hem ilk üretimlerin PSO kullanılarak yapılması hem de sonuçların güvenilirliğinin değerlendirilmesi için YSA yöntemlerinden yararlanılmıştır. Yapılan çalışmalar neticesinde sistemin ve üretilen PSO1, PSO2 ve Hibrit Yöntem ürünlerinin başarılı olduğunu göstermiştir. YSA'nın giriş katmanı, çıkış katmanı, gizli katman ve hücre yapısının yer aldığı genel yapısı Şekil 29'da gösterilmiştir.



Şekil 37. YSA'nın genel yapısı

Türevi alınabilir fonksiyonların ağı eğitilebilmesi ve dolayısıyla daha doğru sonuçların elde edilebilmesi açısından kullanılabilirliği bakımından önemlidir. Öznitelik tahmininde mevcut özniteliklerin her biri diğer girdiler ile çarpılır ve her biri için denklem (49) ile hesaplama yapılarak denklem (50)'deki kümülatif toplam gerçekleştirilmiştir. Bu

hesaplamaların sonucu denklem (51)'teki sigmoid fonksiyonunda işleme alınarak hesaplama yapılır.

$$F = \sum_{i=1}^K X_i * W_i \rightarrow (X_1, X_2, X_3, \dots, X_K) \quad (49)$$

$$F = F_i + \sum_{i=1}^K X_i * W_i \quad (50)$$

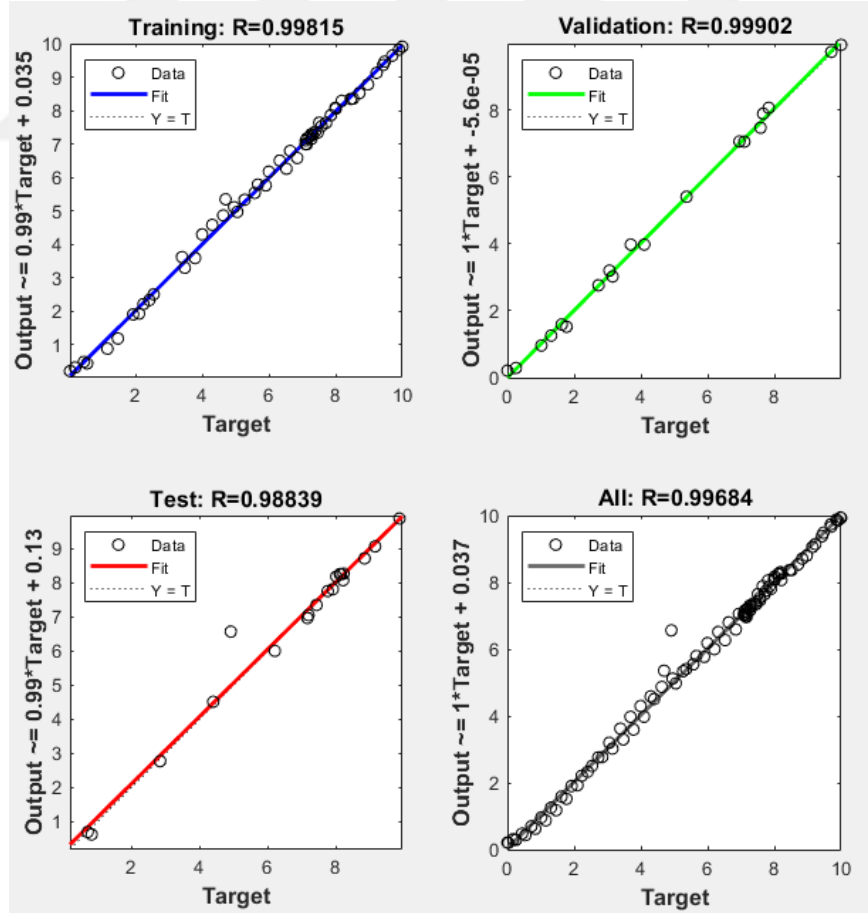
$$F(a) = \frac{1}{1 + e^{-a}} \quad (51)$$

Hesaplama işlemleri yapıldıktan sonra tahmin işlemine geçilmiş ve 94 örnek üzerinden sistemin eğitim, test ve doğrulama sonuçları incelenmiştir. Elde edilen sonuçlar Şekil 38'de gösterilmiştir. Sonuç değerlerinin YSA ile tahmininde de %98'in üzerinde olması hem bu alanda yapay zekanın kullanımının doğruluğunu hem de elde edilen ürünlerin istenilen düzeyde olduğunu göstermiştir.

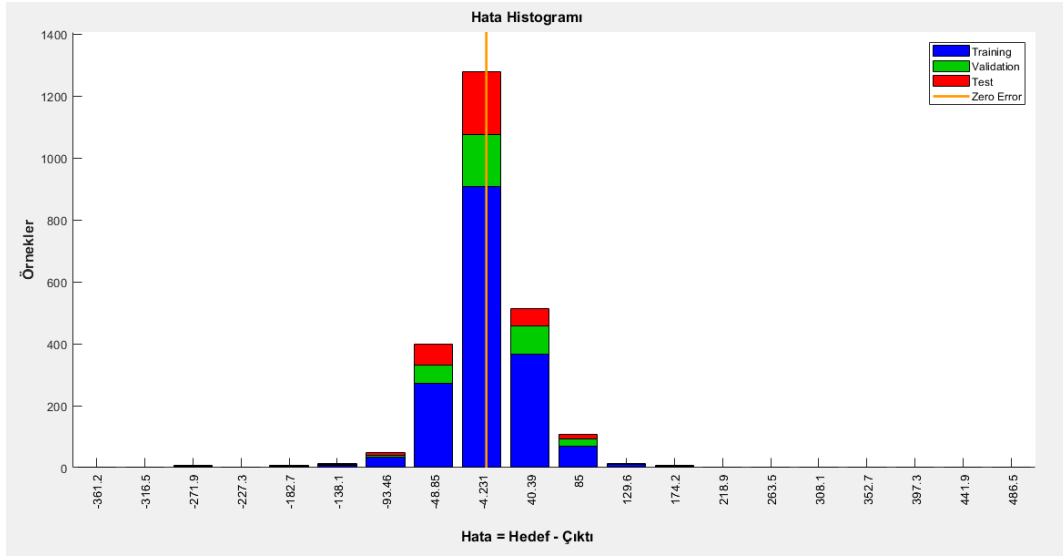
Results			
	 Samples	 MSE	 R
 Training:	56	2.80143e-2	9.98151e-1
 Validation:	19	2.08956e-2	9.99016e-1
 Testing:	19	1.58242e-1	9.88385e-1
Plot Fit Plot Error Histogram Plot Regression			

Şekil 38. YSA eğitim, test ve doğrulama sonuçları

Denklemlere göre hesaplamalar yapıldı. Nöron sayısı 10. Giriş sayısı 5 çıkış sayısı 1 olarak seçilmiştir. Matlab programında Yapay Sinir Ağları (YSA) çalıştırıldığında, genellikle "R" değeri, YSA'nın eğitilmesi sırasında performans ölçümü için kullanılan bir metrik olan "korelasyon katsayısı"nı (correlation coefficient) temsil eder. Bu metrik, gerçek ve tahmin edilen çıktılar arasındaki ilişkiyi ölçer ve modelin ne kadar iyi çalıştığını değerlendirmeye yardımcı olur. Yüksek bir R değeri, modelin girdi verileri ile çıktı verileri arasında güçlü bir ilişki olduğunu gösterirken, düşük bir R değeri zayıf bir ilişkiyi veya modelin başarısız olduğunu gösterir. **Training**; eğitim aşamasında kullanılan verileri, **test**; deneme aşamasında test edilen verileri ve **validation** ise test aşamasında doğrulanan (kesin sonuçlar ile uyumlu olan) verileri temsil etmektedir. Şekil 38'de gösterilen ortalama kare hatası (Mean Squared Error – MSE)'nin birbirinden bağımsız sonuçlar üretmesinin nedeni karışıma dahil edilecek bileşenlerin hem özelliklerinin hem de veri setinde yer alan değerleri birbirinden bağımsız olmasından kaynaklanmaktadır. Bu durum sistem bütününe çalışmasına engel teşkil etmemiştir.



Şekil 39. YSA eğitim, test ve sonuç bilgisi



Şekil 40. YSA hata histogramı

Sürekli iyileştirme yapılan çalışmalarda değişkenler ve değişkenliğin kontrol edilmesi önemlidir. Mevcut değişkenlik ve hata histogramı Şekil 40'da verilmiştir. Burada dikkat edilmesi gereken husus sapmanın çok fazla olmamasıdır. Nitekim sıfır hata noktasından fazla miktarda sapma olması durumu YSA sisteminin sağlıklı çalışmadığını gösterir. Şekil 40'da gösterilen histogramda verilerin merkezi değer etrafındaki dağılımın şeklini ve boyutunu göstermektedir. Dağılımın şekli ve boyutu incelendiğinde, sonuç değerleri ortalama sıfır noktası etrafında yoğunlaşmaktadır. Bu da istenen ortalama değer bilgisinin hem normal dağılıma uygun hem de %98'in üzerinde doğrulukla tahmin edildiğini göstermektedir. YSA ile yapılan tahmin ve değerlendirme işlemleri sonucunda eğitim, değerlendirme ve test sonuç doğruluklarının %98 ile %99 arasında olduğu, hata oranının %1 ile %2 arasında olduğu Şekil 39 ve Şekil 40'da gösterilmiştir. YSA değerlendirmesi ile PSO ile gerçekleştirilen üretimlerin hem üretim hem de sonuç doğrulukları ispatlanmıştır.

Bu bölümde, literatürde referans teşkil edecek herhangi bir çalışma bulunamadığından öncelikle deneysel üretimlerden elde edilen verilerin olduğu veri seti kullanılarak PSO algoritması yardımıyla yeni üretim reçeteleri elde edilmiştir. Elde edilen bu reçeteler doğrultusunda numuneler üretilerek testler uygulanmıştır. Uygulanan testler neticesinde PSO ile üretilen ürünlerin PP-HPR'ye göre %95.3 oranında daha başarılı olduğu gözlemlenmiştir. Sonrasında geliştirilen hibrit yöntem ile yeni üretim reçetesi elde edilmiş olup numuneler üretilmiştir. Üretilen nihai numunelere mekanik testler uygulanmış ve ticari ürün olan PP-HPR'ye kıyasla %98.1 oranında daha başarılı olduğu gözlemlenmiştir. Sistemin güvenilirliğinin test edilmesi bakımından elde edilen değerler YSA ile tahmin

edilmeye çalışılmış ve elde edilen sonuçların %99 oranında uyumlu olduğu görülmüştür. Böylelikle kompozit malzeme üretimi sürecinde yapay zekânın kullanılmasının maliyeti azaltma, kaliteyi artırma ve zamandan tasarruf etme parametrelerini başarıyla gerçekleştirdiği ve bu alanda kullanımının uygun olduğu ispatlanmıştır. Yapılan tüm simülasyon çalışmalarında Intel® Core(TM) i5-6200U CPU @ 2.30GHz 2.40 GHz işlemcili ve 8 GB RAM özellikli bir bilgisayar ortamında MATLAB® R2018b yazılımı kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Ayrıca grafikler ve şekiller DELL Inspiron N5110 cihaz üzerinde Pardus 19 XFCE kararlı sürümü ve Libre Office kullanılarak yapılmıştır.



4. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Son zamanlarda çevre kirliliğini azaltacak, kıt kaynakları etkin kullanacak ve ekolojik dengeyi bozmayacak doğal malzemelere yönelik farkındalığın artması, büyümekte olan fosil bazlı hammaddelerin yerine plastik, kimyasal ürünler ve karbomerler gibi çok çeşitli ürün imalatlarında lignin: değerlendirilmesi gereken önemli alternatif bir hammadde ya da katkı maddesi haline gelmiştir. Bu bağlamda günümüzde lignin eldesi sırasında karşılaşılabilecek sorunlara yönelik geniş kapsamlı çalışmalara hız verilmesi, ligninin pazardaki uygulama alanını arttıracaktır. Bu tez çalışmasıyla birlikte ülkemizde üretimi sınırlı olan zeolit ile mekanik ve yanma özellikleri geliştirilmiş lignin/doğal lif katkılı PP kompozitleri üretilerek, ülkemize katma değer sağlayacak yeni bir ürün meydana getirilmiştir.

PSO ile üretim maliyetinin büyük oranda düşürülmesi, üretim ve katma değer bakımından ülke ekonomisine katkısı olduğu sonucuna varılmış ve yöntemin patenti alınmıştır (**TR 2021 015560 B**). Ayrıca, kullanılan bu yöntemin diğer disiplinlere de uyarlanabilirliği bakımından kullanılabilirliği çok yüksek olup deneysel çalışma sürelerini minimuma indireceği düşünülmektedir.

Bir ülkenin gelişmişlik düzeyi o ülkenin otomotiv sektöründe kullandığı plastik oranı ile özdeşleştirildiği göz önünde bulundurulduğunda üretilen bu ürünün otomotiv sektöründe plastik kullanımını azaltarak 11. Kalkınma Planının 381. maddesinde yer alan “Yüksek teknolojiye dayalı yerli marka araç üretimi ile rekabet gücü yüksek tedarik sanayiinin geliştirilerek uluslararası pazar payının artırılması” ve 11. Kalkınma Planının 164. maddesinde yer alan üretim süreçlerinin yenilikçi ve ithalat bağımlılığı azalmış bir yapıya dönüşmesi hedefine hitap etmektedir. Üretilen kompozitlerin, spesifik mekanik özellikleri doğrultusunda hafiflik ve buna bağlı yakıt tüketimini azaltıcı avantajlara sahip olması açısından, vites topuzu, gösterge paneli gibi otomotiv endüstrisinde kaput altı (under the hood) uygulamaların yanı sıra gerekli koku ve mikrobiyolojik testlerin yapılmasıyla kabin içi parçaların imalatında da kullanılabileceği düşünülmektedir.

Simülasyon ortamında karışım oranları tespit edildikten sonra bu oranlar ile laboratuvar ortamında kompozit ürün üretilerek gerekli tüm fiziksel, kimyasal ve termal testler yapılarak elde edilen bulgular ile simülasyon sonuçlarının kıyaslaması yapılmış ve karşılaştırma sonucunda istenilen özelliklere sahip kompozit ürünü elde edebilmek için karışım oranı kestirim yönteminin başarı oranının %90'ın üzerinde olup olmadığına bakılmıştır. Karışım oranlarının simülasyon ortamında değerlendirilerek optimum değerlerin

elde edilmesi düşük deneysel üretim maliyeti ve amaca uygun kalitedeki kompozitin üretilmesini sağlamıştır.

Yapılan simülasyon çalışmaları sonucunda elde edilen hammadde karışım oranlarıyla yeniden üretimler gerçekleştirilmiş ve sonuçları kontrol grubu çalışmaları ile karşılaştırılmıştır. Karşılaştırılan sonuçların mevcut kontrol grubundan **%95.3** oranında daha iyi olduğu gözlemlenmiştir. %4.7 lik fark ise darbe direnci ve eğilmede elastikiyet modülü değerlerinin referans grubu değerlerine yakın değerler olarak bulunmasından kaynaklanmaktadır. Ancak bu özelliklerin iyileştirilmiş reçetelerle elde edilen değerleri saf polimere göre daha yüksek olarak elde edilmiştir. PSO ile yapılan çalışmalar uygulamaya yönelik olarak hedeflendiğinden ticari katkılı polimer kompozit aynı şartlarda üretilerek test edilen özelliklere ait değerler “referans değer” olarak alınmıştır. Yeni kontrol grubu olan PSO ve PP-HPR’nin ısı yaşlandırma (heat aging) sonuçları Tablo 17’de 1000 saat öncesi ve 1000 saat sonrasındaki değerler verilmiştir. Ayrıca, Ford Otomotiv Sanayi AŞ Malzeme Geliştirme departmanının kaput altı uygulamaları için geliştirdiği potansiyel bir ürün alt sınır olarak belirlenmiştir. Bu bağlamda, yüksek mekanik ve termal dirence sahip olmasının yanı sıra -40 ile 125 °C sıcaklık aralığında ısı kararlılığına sahip olma zorunluluğu belirtilmiştir. Bununla birlikte, bu sıcaklıklar arasında kabul edilebilir termal ve mekanik kaybın %25’i geçmemesi gerekmektedir (Ford, 2015; Ford, 2017). Bu kriterler göz önüne alındığında, yapılan 140 °C’de 1000 saatlik ısı işlem sonrası yapılan çekme ve darbe direnci testlerinde değerlerde beklenen azalışın aksine test numunelerinde ciddi bir artış olduğu görülmüştür. Tablo 18’de PSO1 ve PSO2’nin fiziksel, mekanik ve termal özellikler bakımından referans grup ile karşılaştırılmasından elde edilen sonuçlar verilmiştir.

Tablo 17. Isıl yaşlandırma önce ve sonrası test sonuçları

Numune	1000 Saatlik HA Öncesi			1000 Saatlik HA Sonrası			Değişim Oranı (%)
	Test Grubu	Ort.	Std. Sp.	Test Grubu	Ort	Std. Sp.	
PP-HPR	Çek. Dir.	24,70	0,66	Çek. Dir.	30,11	0,31	21,90
	Dar. Dir.	9,16	1,09	Dar. Dir.	18,55	1,12	102,51
PSO1	Çek. Dir.	23,58	0,68	Çek. Dir.	27,01	1,22	14,55
	Dar. Dir.	6,46	1,16	Dar. Dir.	8,29	0,42	28,33
PSO2	Çek. Dir.	25,78	0,48	Çek. Dir.	27,64	0,61	7,22
	Dar. Dir.	5,58	0,57	Dar. Dir.	7,33	0,41	31,36

Tablo 18. Fiziksel, mekanik ve termal özelliklerin karşılaştırılması

Özellikler		PSO1	PSO2	PP-HPR
Fiziksel	Boyutsal Stabilizasyon (Kalınlık Artımı)	-	+	-
Mekanik	Çekme Direnci	-	+	-
	Çekmede Elastikiyet Modülü	+	+	-
	Eğilme Direnci	+	+	-
	Eğilmede Elastikiyet Modülü	-	-	+
	Darbe Direnci	-	-	+
Termal	TGA	-	+	-
	LOI	Aynı	Aynı	Aynı

Tablo 19. PP-HPR, PSO ve Hibrit Yöntemin numunelerin test sonuçları

	Hyb Alk	PP-HPR	PSO
Çekme Direnci (MPa)	26,277	24,698	23,583
Çekmede Elastikiyet modülü (MPa)	745,341	694,469	720,989
Kopmada Uzama (%)	7,354	66,828	7,625
Eğilme Direnci (MPa)	43,734	39,409	40,222
Eğilmede Elastikiyet modülü(MPa)	1603,383	1852,571	1533,223
Darbe Direnci(kj/m²)	5,398	9,277	6,458

Geliştirilen hibrit yöntemle elde edilen kompozit numuneleri üzerinde sadece fiziksel testler yapılabilmiş olup bu testlerin sonuçları Tablo 19’da verilmiştir. Bunun temel nedeni deneysel üretimlerde kullanılan malzemelerin bitmiş olması ve zaman yetersizliğidir. Nitekim termal testler çok uzun süreç gerektirmektedir. Ancak yapılan fiziksel testlerin yüksek başarımlı oranına sahip olduğu gözlemlenmiştir.

Farklı YZ algoritmaları kullanılarak hammadde karışım oranlarının optimizasyonuna yönelik çalışmalar gerçekleştirilmiştir. Tablo 20’de gösterilen her bir hammaddenin yüzdesi ayrıca PSO, YA (Öztürk vd., 2021) ve BA (Çavdar ve Öztürk, 2022) algoritmaları ile bulunmuştur. Aynı problem üzerinde çalıştırılan algoritmalar birbirine çok yakın sonuçlar vermiştir. Bu sonuçlar meta-sezgisel algoritmaların kompozit üretiminde kullanılabileceğini göstermektedir. Ayrıca elde edilen ürünler ve test sonuçları, deneysel üretimlerle üretilenden daha başarılı ürünlerin elde edilebileceğini göstermiştir. Bu açıdan literatüre katkı sağlayacağı ve gelecek çalışmalara ışık tutacağı düşünülmektedir.

Tablo 20. Farklı algoritmalar ile hammadde karışım oranlarının bulunması

ID	PP	MAPP	L	KF-A	Z	Total
PSO1	64,5	3,7	9,5	16	6,3	100
PSO2	68	2	6,99	17,11	5,9	100
YA	66	3,76	7,1	17,2	5,94	100
BA	64,706	3,54	7,396	18	6,358	100
Hyb-Alk	71,83	4,1	5,88	12,9	5,29	100

Bu tez çalışması kapsamında yapılan tüm deneyler, üretimler ve üretim sonrası testler yürütücülüğünü Prof. Dr. Ayfer DÖNMEZ ÇAVDAR'ın yaptığı 120O339 numaralı TUBİTAK 1002 projesi kapsamında Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi Üniversite-Sanayi-Kamu İş Birliği Geliştirme Uygulama ve Araştırma Merkezi (ÜSKİM)'de Prof. Dr. Fatih MENGELOĞLU denetiminde yapılmıştır.

5. ÖNERİLER

Doktora tezi olarak yapılan bu çalışmada, savunma, güvenlik, elektrik-elektronik, spor, rekreasyon, enerji, inşaat, altyapı, denizcilik, otomotiv, sağlık, havacılık ve uzay endüstrisi gibi hemen her alanda kullanılan kompozitlerin üretim maliyetlerinin düşürülmesi, kalitesinin artırılması ve deneysel üretim sürelerinin kısaltılması için yapay zekâya dayalı üretimler yapılarak hem başarılı sonuçlar elde edilmiş hem de sonraki çalışmalara referans teşkil etmesi sağlanmıştır. Bu bağlamda, yapay zekâ teknolojisi ile kompozit üretimi alanında çalışmalar yapmak isteyen araştırmacılara ve uygulayıcılara iletilmek istenen öneriler aşağıdaki gibi listelenmiştir:

- **Veri Analizi ve Tahmin:** Büyük veri setlerini analiz ederek malzeme özelliklerini tahmin etmek için kullanılabilir. Bu durum, malzeme formülasyonu ve üretim sürecindeki karar ve parametreleri etkileyebilir.

- **Proses Optimizasyonu:** Üretim süreçlerini optimize etmek için kullanılabilir. Proses parametrelerinin analizi ve ayarlanması, daha verimli ve kaliteli kompozit malzemelerin üretilmesine yardımcı olabilir.

- **Kalite Kontrol:** Üretilen kompozit malzemelerin kalitesini kontrol etmek için kullanılabilir. Optik görüntüleme veya sensör verilerinin analizi, kusurların erken tespit edilmesine ve kalite standartlarının korunmasına/geliştirilmesine yardımcı olabilir.

- **Malzeme Tasarımı:** Özellikle kompozit malzemelerin mikro yapılarının tasarımında kullanılabilir. Ayrıca, malzeme bileşenlerinin optimizasyonu ve malzeme performansının tahmini için kullanılabilir.

- **Deney Tasarımı:** Deney tasarımını optimize etmek ve gereksiz deneyleri azaltmak için kullanılabilir. Bu, araştırma ve geliştirme süreçlerini hızlandırabilir ve maliyetleri azaltabilir.

- Geri Dönüşümü: Geri dönüşüm süreçlerini iyileştirmek için kullanılabilir. Geri dönüşüm potansiyeli olan malzemelerin tanımlanması ve geri dönüşüm süreçlerinin optimize edilmesi sağlanabilir.

- Maliyet Optimizasyonu: Malzeme üretim süreçlerinde maliyetleri düşürmek için kullanılabilir. Tedarik zinciri optimizasyonu, enerji kullanımı ve işgücü yönetimi gibi alanlarda verimliliği artırabilir.

- Sürekli İyileştirme ve Öğrenme: Sürekli geri bildirim ve öğrenme ile malzeme üretim süreçlerini sürekli olarak iyileştirmek için kullanılabilir.



6. KAYNAKLAR

- Agarwal, K., Prasad, M., Sharma, R. B., & Setua, D. K. (2014). Novel bio-degradable lignin reinforced NBR composites. *International Journal of Energy Engineering*, 4(2), 47.
- Ahmad, M. R., Chen, B., Dai, J. G., Kazmi, S. M. S., & Munir, M. J. (2021). Evolutionary artificial intelligence approach for performance prediction of bio-composites. *Construction and Building Materials*, 290, 123254.
- Alves, C., Silva, A. J., Reis, L. G., Freitas, M., Rodrigues, L. B., & Alves, D. E. (2010). Ecodesign of automotive components making use of natural jute fiber composites. *Journal of cleaner production*, 18(4), 313-327.
- Andre, C. M., Hausman, J. F., & Guerriero, G. (2016). Cannabis sativa: the plant of the thousand and one molecules. *Frontiers in plant science*, 19.
- Antony, P. J., Manujesh, P., & Jnanesh, N. A. (2016, May). Data mining and machine learning approaches on engineering materials—a review. In *2016 IEEE International Conference on Recent Trends in Electronics, Information & Communication Technology (RTEICT)* (pp. 69-73). IEEE.
- Balachandran, P. V., Xue, D., Theiler, J., Hogden, J., Gubernatis, J. E., & Lookman, T. (2018). Importance of feature selection in machine learning and adaptive design for materials. In *Materials discovery and design: by means of data science and optimal learning* (pp. 59-79). Cham: Springer International Publishing.
- Balasubramanian, M. (2013). *Composite materials and processing*. CRC press.
- Beyer, W. H. (2019). *Handbook of tables for probability and statistics*. Crc Press.
- Bilgin, Ö. (2009). Gördes zeolitlerinin hammaddesel özelliklerinin incelenmesi ve değişik sektörlerde kullanılabilirliğinin araştırılması. *Doktora Tezi, DEÜ Fen Bilimleri Enstitüsü*.
- Boran, S., Kiziltas, A., Kiziltas, E. E., & Gardner, D. J. (2016). The comparative study of different mixing methods for microcrystalline cellulose/polyethylene composites. *International Polymer Processing*, 31(1), 92-103.
- Casenave, S., Aït-Kadi, A., & Riedl, B. (1996). Mechanical behaviour of highly filled lignin/polyethylene composites made by catalytic grafting. *The Canadian Journal of Chemical Engineering*, 74(2), 308-315.
- Çavdar, A. D. (2020). Effect of zeolite as filler in medium density fiberboards bonded with urea formaldehyde and melamine formaldehyde resins. *Journal of Building Engineering*, 27, 101000.
- Çavdar, A. D., & Boran, S. (2016). Doğal liflerin otomotiv sanayinde kullanımı. *Kastamonu University Journal of Forestry Faculty*, 16(1).

- Çavdar, A. D., Öztürk, E., & Çavdar, T. (2018). A Novel Approach to Determine the Amount of Natural Fiber and Polymer of Composite Materials via Artificial Neural Networks. *In 2018 International Conference on Artificial Intelligence and Data Processing (IDAP)*. pp. 1-4, IEEE. Malatya, Türkiye.
- Çavdar, A. D., Torun, S. B., Ertas, M., & Mengeloglu, F. (2019). Ammonium zeolite and ammonium phosphate applied as fire retardants for microcrystalline cellulose filled thermoplastic composites. *Fire Safety Journal*, 107, 202-209.
- Çavdar, T., Öztürk, E. (2022). Using Gray Wolf Algorithm for Raw Material Mix Ratio Optimization in Thermoplastic Hybrid Composites. *The Black Sea Journal of Sciences*. Vol: 12(2). Pp: 749-762.
- Cazacu, G., Pascu, M. C., Profire, L., Kowarski, A. I., Mihaes, M., & Vasile, C. (2004). Lignin role in a complex polyolefin blend. *Industrial Crops and Products*, 20(2), 261-273.
- Chen, C. T., & Gu, G. X. (2019). Machine learning for composite materials. *MRs Communications*, 9(2), 556-566.
- Chen, J., Tang, Y., Ge, R., An, Q., & Guo, X. (2013). Reliability design optimization of composite structures based on PSO together with FEA. *Chinese Journal of Aeronautics*, 26(2), 343-349.
- Chen, Q., & Wang, G. (2019). PSO-driven micromechanical identification of in-situ properties of fiber-reinforced composites. *Composite Structures*, 220, 608-621.
- Chen, X. W., & Lin, X. (2014). Big data deep learning: challenges and perspectives. *IEEE access*, 2, 514-525.
- Clemons, C. (2002). Wood-plastic composites in the United States: The interfacing of two industries. *Forest products journal*, 52(6), 10.
- Dadrasi, A., Farzi, G. A., Shariati, M., Fooladpanjeh, S., & Parvaneh, V. (2020). Experimental study and optimization of fracture properties of epoxy-based nano-composites: Effect of using nano-silica by GEP, RSM, DTM and PSO. *Engineering Fracture Mechanics*, 232, 107047.
- Das, S., & Suganthan, P. N. (2010). Differential evolution: A survey of the state-of-the-art. *IEEE transactions on evolutionary computation*, 15(1), 4-31.
- De Chirico, A., Armanini, M., Chini, P., Cioccolo, G., Provasoli, F., & Audisio, G. (2003). Flame retardants for polypropylene based on lignin. *Polymer degradation and Stability*, 79(1), 139-145.
- De Wild, P. J., Huijgen, W. J. J., & Heeres, H. J. (2012). Pyrolysis of wheat straw-derived organosolv lignin. *Journal of Analytical and Applied Pyrolysis*, 93, 95-103.
- Demirci, B. (2012). *Türkiye otomotiv plastikleri sektör izleme raporu*, 2012.

- Dias, O. A. T., Negrão, D. R., Silva, R. C., Funari, C. S., Cesarino, I., & Leao, A. L. (2016). Studies of lignin as reinforcement for plastics composites. *Molecular Crystals and Liquid Crystals*, 628(1), 72-78.
- Doğan, L., & Yüzgeç, U. (2018, May). Robot path planning using gray wolf optimizer. In *Proceedings-International Conference on Advanced Technologies, Computer Engineering and Science (ICATCES'18)*.
- Dohnal, J. (2004). Using of Levenberg-Marquardt method in identification by neural networks. *Student EEICT, 2004*, 361-365.
- Dönmez, A., 2011. Farklı Lignoselülozik ve Termoplastik Maddelerle Üretilen Odun-Plastik Kompozitlerin Özelliklerinin İncelenmesi, *Karadeniz Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Doktora Tezi*.
- dos Santos, P. A., Giriolli, J. C., Amarasekera, J., & Moraes, G. (2008, September). Natural fibers plastic composites for automotive applications. In *8th Annual automotive composites conference and exhibition (ACCE 2008)*. Troy, MI: SPE Automotive & Composites Division (pp. 492-500).
- Eckert, C. (2000). Opportunities for natural fibers in plastic composites. *Proceedings of the progress in wood fibre plastic composites, Toronto, ON*.
- Elenchezian, M. R. P., Vadlamudi, V., Raihan, R., Reifsnider, K., & Reifsnider, E. (2021). Artificial intelligence in real-time diagnostics and prognostics of composite materials and its uncertainties—A review. *Smart Materials and Structures*, 30(8), 083001.
- El-Zawawy, W. K., Ibrahim, M. M., Belgacem, M. N., & Dufresne, A. (2011). Characterization of the effects of lignin and lignin complex particles as filler on a polystyrene film. *Materials Chemistry and Physics*, 131(1-2), 348-357.
- Faruk, O., & Sain, M. (2015). *Lignin in polymer composites*. William Andrew.
- Faruk, O., Obaid, N., Tjong, J., ve Sain, M. (2016). 6-lignin reinforcement in thermoplastic composites. *Lignin in Polymer Composites*, William Andrew Publishing, New York City, United States, 95-118.
- Ferrari, S., & Jensenius, M. (2008). A constrained optimization approach to preserving prior knowledge during incremental training. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 19(6), 996-1009.
- Filiberto, Y., Bello, R., Caballero, Y., & Larrua, R. (2010). Using PSO and RST to predict the resistant capacity of connections in composite structures. In *Nature Inspired Cooperative Strategies for Optimization (NICSO 2010)* (pp. 359-370). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.
- Ford, 2015. Engineering Material Specification WRS-M4D941-B1, revised by B. Haggart).
- Ford, 2017. Engineering Material Specification: WSS-M4D854-B1:B5 revised by A Weatherhead.

- Forrest, S. (1996). Genetic algorithms. *ACM computing surveys (CSUR)*, 28(1), 77-80.
- Glen, S. "Elementary Statistics for the rest of us!," Z-table (Right of Curve or Left), [Online]. Available: <https://www.statisticshowto.com/tables/z-table/>. [Accessed 1 June 2022].
- González Sánchez, C., & Alvarez, L. E. (1999). Micromechanics of lignin/polypropylene composites suitable for industrial applications. *Die Angewandte Makromolekulare Chemie*, 272(1), 65-70.
- Groner, M. D., George, S. M., McLean, R. S., & Carcia, P. F. (2006). Gas diffusion barriers on polymers using Al₂O₃ atomic layer deposition. *Applied Physics Letters*, 88(5).
- Gu, G. X., Chen, C. T., & Buehler, M. J. (2018). De novo composite design based on machine learning algorithm. *Extreme Mechanics Letters*, 18, 19-28.
- Gu, G. X., Chen, C. T., Richmond, D. J., & Buehler, M. J. (2018). Bioinspired hierarchical composite design using machine learning: simulation, additive manufacturing, and experiment. *Materials Horizons*, 5(5), 939-945.
- Guo, H., & Wang, W. (2019). Granular support vector machine: a review. *Artificial Intelligence Review*, 51, 19-32.
- Guo, K., Yang, Z., Yu, C. H., & Buehler, M. J. (2021). Artificial intelligence and machine learning in design of mechanical materials. *Materials Horizons*, 8(4), 1153-1172.
- Haghdan, S., Renneckar, S., & Smith, G. D. (2016). Sources of lignin. *Lignin in polymer composites*, 1, 1-11. Elsevier, USA.
- Hanafi, I., Cabrera, F. M., Dimane, F., & Manzanares, J. T. (2016). Application of particle swarm optimization for optimizing the process parameters in turning of PEEK CF30 Composites. *Procedia Technology*, 22, 195-202.
- Huang, J. S., Liew, J. X., Ademiloye, A. S., & Liew, K. M. (2021). Artificial intelligence in materials modeling and design. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 28, 3399-3413.
- Hüner, Ü. (2008). Plastik Esaslı Kompozit Malzemelerin Sıcak Birleştirme İşlemlerinin İncelenmesi, *Trakya Üniversitesi. Fen Bilimleri Enstitüsü, Makine Mühendisliği, Yüksek Lisans Tezi*.
- Javidrad, F., Nazari, M., & Javidrad, H. R. (2018). Optimum stacking sequence design of laminates using a hybrid PSO-SA method. *Composite Structures*, 185, 607-618.
- Jiang, Z., Zhang, Z., & Friedrich, K. (2007). Prediction on wear properties of polymer composites with artificial neural networks. *Composites Science and Technology*, 67(2), 168-176.
- Jiao, B., Lian, Z., & Gu, X. (2008). A dynamic inertia weight particle swarm optimization algorithm. *Chaos, solitons & fractals*, 37(3), 698-705.

- Jordan, M. I., & Mitchell, T. M. (2015). Machine learning: Trends, perspectives, and prospects. *Science*, 349(6245), 255-260.
- Joseph, S., Sreekala, M. S., Oommen, Z., Koshy, P., & Thomas, S. (2002). A comparison of the mechanical properties of phenol formaldehyde composites reinforced with banana fibres and glass fibres. *Composites Science and Technology*, 62(14), 1857-1868.
- Kaplan, A., & Haenlein, M. (2019). Siri, Siri, in my hand: Who's the fairest in the land? On the interpretations, illustrations, and implications of artificial intelligence. *Business horizons*, 62(1), 15-25.
- Karaboğa, D. (2014). *Yapay zeka optimizasyon algoritmaları*. Nobel Akademi Yayıncılık.
- Karina, M., Syampurwadi, A., Satoto, R., Irmawati, Y., & Puspitasari, T. (2017). Physical and mechanical properties of recycled polypropylene composites reinforced with rice straw lignin. *BioResources*, 12(3), 5801-5811.
- Kaymakci, A., Gulec, T., Hosseinihashemi, S. K., & Ayrilmis, N. (2017). Physical, mechanical and thermal properties of wood/zeolite/plastic hybrid composites. *Maderas. Ciencia y tecnología*, 19(3), 339-348.
- Kennedy, J., & Eberhart, R. (1995, November). Particle swarm optimization. In *Proceedings of ICNN'95-international conference on neural networks* (Vol. 4, pp. 1942-1948). IEEE.
- Keshtegar, B., Nguyen-Thoi, T., Truong, T. T., & Zhu, S. P. (2021). Optimization of buckling load for laminated composite plates using adaptive Kriging-improved PSO: A novel hybrid intelligent method. *Defence Technology*, 17(1), 85-99.
- Keskintürk, T. (2006). Diferansiyel gelişim algoritması. *İstanbul Ticaret Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi*, 5(9), 85-99.
- Khatir, S., Tiachacht, S., Thanh, C. L., Bui, T. Q., & Wahab, M. A. (2019). Damage assessment in composite laminates using ANN-PSO-IGA and Cornwell indicator. *Composite Structures*, 230, 111509.
- Khosravi, Z. M. H., Barghinia, S., & Ansarimehr, P. (2006). New momentum adjustment technique for Levenberg-Marquardt neural network used in short term load forecasting. In *21st International Power System Conference (PSC 2006), Tehran, Iran*.
- Kirkpatrick, S., Gelatt Jr, C. D., & Vecchi, M. P. (1983). Optimization by simulated annealing. *science*, 220(4598), 671-680.
- Košíková, B., Gregorová, A., Osvald, A., & Krajčovičová, J. (2007). Role of lignin filler in stabilization of natural rubber-based composites. *Journal of applied polymer science*, 103(2), 1226-1231.
- KS, S. R., & Murugan, S. (2017). Memory based hybrid dragonfly algorithm for numerical optimization problems. *Expert Systems with Applications*, 83, 63-78.

- Kumar, S., Mohanty, A. K., Erickson, L., & Misra, M. (2009). Lignin and its applications with polymers. *Journal of Biobased Materials and Bioenergy*, 3(1), 1-24.
- LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *nature*, 521(7553), 436-444.
- Lee, H. J., Lee, H. K., Lim, E., & Song, Y. S. (2015). Synergistic effect of lignin/polypropylene as a compatibilizer in multiphase eco-composites. *Composites Science and Technology*, 118, 193-197.
- Luo, S., Cao, J., & Sun, W. (2017). Evaluation of K raft lignin as natural compatibilizer in wood flour/polypropylene composites. *Polymer Composites*, 38(11), 2387-2394.
- Maier, C., & Calafut, T. (1998). *Polypropylene: the definitive user's guide and databook*. William Andrew.
- Mariotti, N., Wang, X. M., Rodrigue, D., & Stevanovic, T. (2014). Combination of esterified kraft lignin and MAPE as coupling agent for bark/HDPE composites. *Journal of Materials Science Research*, 3(2), 8.
- Martin, C. A., Sandler, J. K. W., Shaffer, M. S. P., Schwarz, M. K., Bauhofer, W., Schulte, K., & Windle, A. H. (2004). Formation of percolating networks in multi-wall carbon-nanotube-epoxy composites. *Composites science and technology*, 64(15), 2309-2316.
- Matthews, F. L., & Rawlings, R. D. (1999). *Composite materials: engineering and science*. Woodhead Publishing.
- Mayer, D. G., Kinghorn, B. P., & Archer, A. A. (2005). Differential evolution—an easy and efficient evolutionary algorithm for model optimisation. *Agricultural Systems*, 83(3), 315-328.
- Mazahery, A., & Shabani, M. O. (2012). Assistance of novel artificial intelligence in optimization of aluminum matrix nanocomposite by genetic algorithm. *Metallurgical and Materials Transactions A*, 43, 5279-5285.
- Mead L. J. ve Baker A. M., (2006). Handbook of Plastics Technologies: The Complete Guide to Properties and Performance, *Chapter 2: Thermoplastics*, Ed. Harper, C.A., The McGraw Hill Companies, USA, 600.
- Mengeloğlu, F. (2020). Kenevirin kompozit sanayisinde ve kâğıt üretiminde kullanımı. Kenevir (Cannabis sativa L.) *Bölüm 16*. Palme Yayınevi.
- Mengeloğlu, F., Basboga, İ. H., Aslan, T. (2015). Selected properties of furniture plant waste filled thermoplastic composites. *Pro Ligno*, 11(4).
- Meraihi, Y., Ramdane-Cherif, A., Acheli, D., & Mahseur, M. (2020). Dragonfly algorithm: a comprehensive review and applications. *Neural Computing and Applications*, 32, 16625-16646.
- Merlini, C., Soldi, V., & Barra, G. M. (2011). Influence of fiber surface treatment and length on physico-chemical properties of short random banana fiber-reinforced castor oil polyurethane composites. *Polymer Testing*, 30(8), 833-840.

- Mirjalili, S. (2015). How effective is the Grey Wolf optimizer in training multi-layer perceptrons. *Applied Intelligence*, 43, 150-161.
- Mirjalili, S. (2016). Dragonfly algorithm: a new meta-heuristic optimization technique for solving single-objective, discrete, and multi-objective problems. *Neural computing and applications*, 27, 1053-1073.
- Mirjalili, S., Mirjalili, S. M., & Lewis, A. (2014). Grey wolf optimizer. *Advances in engineering software*, 69, 46-61.
- Mohanty, A. K., Misra, M. A., & Hinrichsen, G. I. (2000). Biofibres, biodegradable polymers and biocomposites: An overview. *Macromolecular materials and Engineering*, 276(1), 1-24.
- Morandim-Giannetti, A. A., Agnelli, J. A. M., Lanças, B. Z., Magnabosco, R., Casarin, S. A., & Bettini, S. H. (2012). Lignin as additive in polypropylene/coir composites: Thermal, mechanical and morphological properties. *Carbohydrate Polymers*, 87(4), 2563-2568.
- Mothé, C., de Araujo, C., & Wang, S. (2009). Thermal and mechanical characteristics of polyurethane/curaua fiber composites. *Journal of thermal analysis and calorimetry*, 95(1), 181-185.
- Muro, C., Escobedo, R., Spector, L., & Coppinger, R. P. (2011). Wolf-pack (*Canis lupus*) hunting strategies emerge from simple rules in computational simulations. *Behavioural processes*, 88(3), 192-197.
- Nyiranzeyimana, G., Mutua, J. M., Mose, B. R., & Mbuya, T. O. (2021). Optimization of process parameters in fused deposition modelling of thermoplastics: A review. *Materialwissenschaft und Werkstofftechnik*, 52(6), 682-694.
- Oliveira, V., Sharma, S. P., De Moura, M. F. S. F., Moreira, R. D. F., & Vilar, R. (2017). Surface treatment of CFRP composites using femtosecond laser radiation. *Optics and Lasers in Engineering*, 94, 37-43.
- Omkar, S. N., Khandelwal, R., Ananth, T. V. S., Naik, G. N., & Gopalakrishnan, S. (2009). Quantum behaved Particle Swarm Optimization (QPSO) for multi-objective design optimization of composite structures. *Expert Systems with Applications*, 36(8), 11312-11322.
- Omkar, S. N., Senthilnath, J., Khandelwal, R., Naik, G. N., & Gopalakrishnan, S. (2011). Artificial Bee Colony (ABC) for multi-objective design optimization of composite structures. *Applied Soft Computing*, 11(1), 489-499.
- Öztürk, E., Dönmez Çavdar, A., & Çavdar, T. (2021a). *1st International Congress on Artificial Intelligence and Data Science Proceeding Book*. Pp: 318-324, İzmir, Türkiye.
- Öztürk, E., Dönmez Çavdar, A., Çavdar, T., & Mengeloglu, F. (2021b) Optimization of Hybrid Thermoplastic Composite Production via Artificial Intelligence Approach. *Automotive Composites Conference and Exhibition*. Pp: 1-10. Novi, MI, USA.

- Papathanassiou, A. N., Grammatikakis, J., Sakellis, I., Sakkopoulos, S., Vitoratos, E., & Dalas, E. (2005). Thermal degradation of the dielectric relaxation of 10–90%(w/w) zeolite-conducting polypyrrole composites. *Synthetic metals*, 150(2), 145-151.
- Pehlivan, H., Balköse, D., Ülkü, S., & Tihminlioglu, F. (2005). Characterization of pure and silver exchanged natural zeolite filled polypropylene composite films. *Composites Science and Technology*, 65(13), 2049-2058.
- Polat, Y., Stojanovska, E., Negawo, T. A., Doner, E., & Kilic, A. (2017). Lignin as an additive for advanced composites. *Green Biocomposites: Manufacturing and Properties*, 71-89.
- Price, K., Storn, R. M., & Lampinen, J. A. (2006). *Differential evolution: a practical approach to global optimization*. Springer Science & Business Media.
- Puglia, D., Biagiotti, J., & Kenny, J. M. (2005). A review on natural fibre-based composites—Part II: Application of natural reinforcements in composite materials for automotive industry. *Journal of natural fibers*, 1(3), 23-65.
- Rahman, C. M., Rashid, T. A., Alsadoon, A., Bacanin, N., Fattah, P., & Mirjalili, S. (2023). A survey on dragonfly algorithm and its applications in engineering. *Evolutionary Intelligence*, 16(1), 1-21.
- Reynolds, C. W. (1987, August). Flocks, herds and schools: A distributed behavioral model. In *Proceedings of the 14th annual conference on Computer graphics and interactive techniques* (pp. 25-34).
- Rozman, H. D., Tan, K. W., Kumar, R. N., & Abubakar, A. (2001). Preliminary studies on the use of modified ALCELL lignin as a coupling agent in the biofiber composites. *Journal of applied polymer science*, 81(6), 1333-1340.
- Rozman, H. D., Tan, K. W., Kumar, R. N., Abubakar, A., Ishak, Z. M., & Ismail, H. (2000). The effect of lignin as a compatibilizer on the physical properties of coconut fiber–polypropylene composites. *European polymer journal*, 36(7), 1483-1494.
- Sabouhi, R., Ghayour, H., Abdellahi, M., & Bahmanpour, M. (2016). Measuring the mechanical properties of polymer–carbon nanotube composites by artificial intelligence. *International Journal of Damage Mechanics*, 25(4), 538-556.
- Sağ, T. (2009). Parçacık Sürü Optimizasyonu, <http://www.yazilimmutfagi.com/index.php/2009/06/20/parcacik-suru-optimizasyonu-particle-swarm-optimization/>, [Erişim Tarihi: 03.02.2024]
- Schmidhuber, J. (2015). Deep learning in neural networks: An overview. *Neural networks*, 61, 85-117.
- Selçuk, S. (2010). *İletken zeolit/polipirol kompozitinin hazırlanması, karakterizasyonu ve nem ile sıcaklığa karşı sensör özelliğinin incelenmesi* (Yükseklisans tezi, Ankara Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Kimya Anabilim Dalı).

- Seydibeyoğlu, M.Ö., Uysalman, T., Yakkan, E., Atagür, M., ve Sever, K. (2018). The influence of coupling agents on mechanical properties of lignin-filled polypropylene composites. *Turkish Journal of Forestry*, 19(3), 308-316.
- Shahzad, A. (2012). Hemp fiber and its composites—a review. *Journal of composite materials*, 46(8), 973-986.
- Shanmuganathan, S. (2016). *Artificial neural network modelling: An introduction* (pp. 1-14). Springer International Publishing.
- Sindhu, V., Nivedha, S., & Prakash, M. (2020). An empirical science research on bioinformatics in machine learning. *Journal of Mechanics of Continua and Mathematical Sciences*, 7, 86-94.
- Song, Y. Y., & Ying, L. U. (2015). Decision tree methods: applications for classification and prediction. *Shanghai archives of psychiatry*, 27(2), 130.
- Spoljaric, S., Genovese, A., & Shanks, R. A. (2009). Polypropylene–microcrystalline cellulose composites with enhanced compatibility and properties. *Composites Part A: Applied Science and Manufacturing*, 40(6-7), 791-799.
- Stark, N. M., Yelle, D. J., & Agarwal, U. P. (2016). Techniques for characterizing lignin. *Lignin in polymer composites*, 49-66.
- Stiubianu, G., Cazacu, M., Cristea, M., & Vlad, A. (2009). Polysiloxane-lignin composites. *Journal of applied polymer science*, 113(4), 2313-2321.
- Storn, R., & Price, K. (1997). Differential evolution—a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces. *Journal of global optimization*, 11, 341-359.
- Suresh, S., Sujit, P. B., & Rao, A. K. (2007). Particle swarm optimization approach for multi-objective composite box-beam design. *Composite Structures*, 81(4), 598-605.
- Tanjung, F. A., Husseinsyah, S., & Hussin, K. (2014). Chitosan-filled polypropylene composites: The effect of filler loading and organosolv lignin on mechanical, morphological and thermal properties. *Fibers and Polymers*, 15, 800-808.
- Tao, W., Liu, Z., Zhu, P., Zhu, C., & Chen, W. (2017). Multi-scale design of three dimensional woven composite automobile fender using modified particle swarm optimization algorithm. *Composite Structures*, 181, 73-83.
- Thorp, J. H., & Rogers, D. C. (Eds.). (2014). *Thorp and Covich's freshwater invertebrates: ecology and general biology* (Vol. 1). Elsevier.
- Toriz, G., Denes, F., & Young, R. A. (2002). Lignin-polypropylene composites. Part 1: Composites from unmodified lignin and polypropylene. *Polymer Composites*, 23(5), 806-813.
- TR 2021 015560 B, Bir hibrit termoplastik kompozit malzeme üretim sistemi ve yöntemi (Patent Tescil Belgesi)

- Trost, B. M. (2002). On inventing reactions for atom economy. *Accounts of chemical research*, 35(9), 695-705.
- Uddin, M. F., Lee, J., Rizvi, S., & Hamada, S. (2018). Proposing enhanced feature engineering and a selection model for machine learning processes. *Applied Sciences*, 8(4), 646.
- URL-1. (2024, Ocak 01). Kompozit Malzemeler: [https://tr.wikipedia.org/wiki/Kompozit_malzemeler#:~:text=Kompozit%20malzeme%20\(ayn%C4%B1%20zamanda%20bile%C5%9Fim,bir%20malzeme%20%C3%BCreten%20bir%20malzeme](https://tr.wikipedia.org/wiki/Kompozit_malzemeler#:~:text=Kompozit%20malzeme%20(ayn%C4%B1%20zamanda%20bile%C5%9Fim,bir%20malzeme%20%C3%BCreten%20bir%20malzeme adresinden alınmıştır) adresinden alınmıştır.
- URL-2. (2024, Ocak 02). Kompozit Tarihçesi: <https://www.mar-bal.com/language/en/applications/history-of-composites/> adresinden alınmıştır.
- URL-3. (2024, Şubat 03). Kompozit Yay: <https://www.pressreader.com/turkey/history-of-war-9y3b/20230601/282896620016594> adresinden alınmıştır.
- URL-4. (2024, Şubat 04). Kompozitin Gelişimi: https://unsalkompozit.com/icerik?lang=tr_tr&blog=gecmisten-gunumuze-kompozitin-gelisimi#:~:text=M.Ö%201500%27l%C3%BC%20y%C4%B1llarda,t%C3%BCr%20kompozit%20malzeme%20oldu%C4%9Funu%20s%C3%96yleyebiliriz adresinden alınmıştır.
- URL-5. (2024, Şubat 03). Kompozit Mekaniği: <http://mehmetzor.com/dersler/kompozit-malzeme-mekanigi/ders-notlari/> adresinden alınmıştır.
- URL-6. (2024, Ocak 03). Kompozit Testleri: <https://www.eurolab.com.tr/sektorel-test-ve-analizler/spesifik-testler/kompozit-testleri> adresinden alınmıştır.
- URL-7. (2024, Ocak 04). Yapay Zekâ: https://tr.wikipedia.org/wiki/Yapay_zek%C3%A2#cite_note-13 adresinden alınmıştır.
- URL-8. (2024, Şubat 02). Ekstrüzyon: <https://archive.org/details/gdbvemc2020martmuhendislik/page/n1/mode/2up?q=Ekstr%C3%BCzyon> adresinden alınmıştır.
- URL-9. (2024, Şubat 02). ACCE Conference: <https://speautomotive.com/acce-conference/2021-acce-papers-and-program-guides/> adresinden alınmıştır.
- URL-10. (2024, Şubat 03). Lignin: <https://www.prnewswire.com/news-releases/global-lignin-products-market---segmented-by-product-type-source-application-and-geography---trends-and-forecasts-2015-2020---reportlinker-review-300145371.html> adresinden alınmıştır.
- URL-11. (2024, Şubat 04). Zeolit: <https://www.mta.gov.tr/v3.0/bilgi-merkezi/zeolit> adresinden alınmıştır.
- URL-12. (2024, Şubat 08). Polipropilen: <https://www.sentezkimya.com/pp-polipropilen.html> adresinden alınmıştır.

- URL-13. (2024, Şubat 08). Zeolit: https://taxsupermk.life/product_details/42929593.html adresinden alınmıştır.
- URL-14. (2024, Şubat 02). Ford WRS-M4D941: https://global.ihs.com/doc_detail.cfm?document_name=FORD%20WRS-M4D941-B1&item_s_key=00585566 adresinden alınmıştır.
- URL-15. (2024, Şubat 02). Ford WSS-M4D854: https://global.ihs.com/doc_detail.cfm?document_name=FORD%20WSS-M4D854-B1&item_s_key=00594668 adresinden alınmıştır.
- URL-16. (2024, Şubat 05). Grey Wolf Optimizer: https://en.wikiversity.org/wiki/Algorithm_models/Grey_Wolf_Optimizer adresinden alınmıştır.
- URL-17. (2024, Şubat 07). Optimizasyon: <https://muhendistan.com/optimizasyon-nedir-muhendislikte-optimizasyon-nasil-olur/> adresinden alınmıştır.
- Van Den Bergh, F. (2001). *An analysis of particle swarm optimizers*. University of Pretoria (South Africa).
- Viswanathan, G. M., Afanasyev, V., Buldyrev, S. V., Havlin, S., Da Luz, M. G. E., Raposo, E. P., & Stanley, H. E. (2000). Lévy flights in random searches. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 282(1-2), 1-12.
- Vosoughi, A. R., & Gerist, S. (2014). New hybrid FE-PSO-CGAs sensitivity base technique for damage detection of laminated composite beams. *Composite Structures*, 118, 68-73.
- Vosoughi, A. R., Forkhorji, H. D., & Roohbakhsh, H. (2016). Maximum fundamental frequency of thick laminated composite plates by a hybrid optimization method. *Composites Part B: Engineering*, 86, 254-260.
- Wallenberger, F. T., Watson, J. C., & Li, H. (2001). Glass fibers. *Composites*, ASM handbook, 21(06781G), 27-34.
- Wambua, P., Ivens, J., & Verpoest, I. (2003). Natural fibres: can they replace glass in fibre reinforced plastics?. *Composites science and technology*, 63(9), 1259-1264.
- Wang, D., Tan, D., & Liu, L. (2018). Particle swarm optimization algorithm: an overview. *Soft computing*, 22, 387-408.
- Wanto, A., Damanik, I. S., Gunawan, I., Irawan, E., Tambunan, H. S., Sumarno, S., & Nasution,
- Wilamowski, B. M., & Yu, H. (2010). Improved computation for Levenberg–Marquardt training. *IEEE transactions on neural networks*, 21(6), 930-937.
- Xiaohui Hu, (2002). PSO Tutorial, <http://www.swarmintelligence.org/tutorials.php>, Erişim Tarihi: 03.04.2023

- Xu, X. (2008). *Cellulose fiber reinforced nylon 6 or nylon 66 composites*. Georgia Institute of Technology.
- Z. M. (2018). Levenberg-marquardt algorithm combined with bipolar sigmoid function to measure open unemployment rate in indonesia. *In 3rd International Conference of Computer, Environment, Agriculture, Social Science, Health Science, Engineering and Technology*, pp. 1-7.
- Zhang, Q., Yang, L. T., Chen, Z., & Li, P. (2018). A survey on deep learning for big data. *Information Fusion*, 42, 146-157.
- Zhang, W., Maleki, A., Rosen, M. A., & Liu, J. (2018). Optimization with a simulated annealing algorithm of a hybrid system for renewable energy including battery and hydrogen storage. *Energy*, 163, 191-207.
- Zhang, Z., & Friedrich, K. (2003). Artificial neural networks applied to polymer composites: a review. *Composites Science and technology*, 63(14), 2029-2044.
- Zheng, J., Jie, J., Cui, Z. (2004). Particle swarm optimization Algorithm[M]. *Science Publishing Company of Beijing*, 2004.

ÖZGEÇMİŞ

Ercüment ÖZTÜRK, ilköğrenimini Halitpaşa İlköğretim Okulu'nda bitirdikten sonra lise eğitimini 2006 yılında Erzurum Cumhuriyet Lisesi'nde tamamladı. 2007-2008 öğretim yılında Pamukkale Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Bilgisayar Mühendisliği bölümünde lisans eğitimine başladı. 2012 yılında bu bölümden mezun oldu. 2015 yılında Karadeniz Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Bilgisayar Mühendisliği Anabilim dalında tezli yüksek lisans programına başladı. 2018 yılında “Nesnelerin İnterneti İçin Genel Amaçlı Yeni Bir Mimari Modelin Önerilmesi” başlıklı yüksek lisans tezini sunmasının ardından aynı yerde doktora eğitimine başladı. 2015

– 2023 yılları arasında Karadeniz Teknik Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliği Bölümü'nde Araştırma Görevlisi olarak görev yapmış olup şu an Artvin Çoruh Üniversitesi'nde Araştırma Görevlisi olarak akademik hayatına devam etmektedir. İyi derece İngilizce bilen Öztürk evli ve iki çocuk babasıdır. Tezden üretilen akademik çalışmaları ve yayınları aşağıdadır.

Projeler

120O339 - Yapay Zekâ Optimizasyon Tekniği İle Hibrit Kompozit Bileşenlerinin Optimizasyonu: Lignin / Zeolit / Doğal Lif Takviyeli Termoplastik Esaslı Hibrit Kompozit Örneği (TUBİTAK 1002)

123M879 - Kollu Galeri Açma Makineleri İçin Yapay Zekâ Destekli Otonom Kazı Optimizasyon Sistemi Geliştirilmesi” (TUBİTAK 1001)

Ulusal / Uluslararası Patent(ler)

TR 2021 015560 B: Bir Hibrit Termoplastik Kompozit Malzeme Üretim Sistemi ve Yöntemi.

Makale(ler)

Çavdar, T., & Öztürk, E. (2022). Termoplastik Hibrit Kompozitlerde Hammadde Karışım Oranı Optimizasyonu için Gri Kurt Algoritmasının Kullanılması. Karadeniz Fen Bilimleri Dergisi, 12(2), 749-762.

Hakemli Kongre / Sempozyumların Bildiri Kitaplarında Yer Alan Yayın(lar)

Çavdar, T., & Öztürk, E. (2022). Termoplastik Hibrit Kompozitlerde Hammadde Karışım Oranı Optimizasyonu için Gri Kurt Algoritmasının Kullanılması. Karadeniz Fen Bilimleri Dergisi, 12(2), 749-762.



**TÜRK
[PATENT]**
TÜRK PATENT VE MARKA KURUMU

PATENT BELGESİ

No: TR 2021 015560 B

Buluş Başlığı

Bir hibrit termoplastik kompozit malzeme üretim sistemi ve yöntemi

Patent Sahibi

**KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ TEKNOLOJİ
TRANSFERİ UYGULAMA VE ARAŞTIRMA
MERKEZİ MÜDÜRLÜĞÜ**

KSÜ STRATEJİ GELİŞTİRME DAİRE BAŞKANLIĞI

Bu belge, 6769 sayılı Sınai Mülkiyet Kanunu kapsamında 06/10/2021 tarihinden itibaren 20 yıl süre ile korunmak üzere 23/10/2023 tarihinde verilmiştir.

Prof. Dr. M. Zeki DURAK
Kurum Başkanı