

## Termoplastik Hibrit Kompozitlerde Hammadde Karışım Oranı Optimizasyonu için Gri Kurt Algoritmasının Kullanılması

Tuğrul ÇAVDAR<sup>1\*</sup>, Ercüment ÖZTÜRK<sup>2</sup>

### Öz

Hammadde temininin zor olması ve doğal kaynakların hızla tüketilmesi alternatif bir yöntem olan kompozit üretimine yönelmeyi zorunlu hale getirmiştir. Bu nedenle son yıllarda kompozit malzemeler ile ilgili araştırmalarda ve endüstriyel kullanımda artışlar olmuştur. Bunun temel nedenleri hammadde teminindeki zorluklar, maliyet ve zaman faktörüdür. Diğer taraftan kompozitlerin tercih edilme nedenlerinden önemli bir sebep de diğer malzemelere göre mukavemet-yoğunluk oranının daha yüksek olması, daha dayanıklı ve daha hafif olmasıdır. Kompozit malzemelerin homojen yapısı, yüksek kalite ve üretim maliyetlerini kabul edilebilir seviyede tutabilmek için yüksek teknolojiye üretim gerektirir. Kompozit üretim aşamalarında termoplastik ve dolgu takviye karışımları son derece karmaşık işlemlerle uygulanmaktadır. Bu tür formülasyonları optimize etmek çok fazla deneysel üretim gerektirir ancak yüksek maliyetler doğurur. Sonuç olarak, bu yüksek maliyetleri azaltmak ve optimize edilmiş karışım oranları ile üretim yapmak elzemdir. Bu çalışmada çözüm olarak bir yapay zekâ yöntemi olan Gri Kurt optimizasyon algoritması (GWO) kullanılmıştır. GWO algoritması ile optimum üretim reçetelerinin ve üretim proses parametrelerinin elde edilebildiği gözlemlenmiştir. Hibrit termoplastik kompozitlerin üretilebilmesi için olası tüm karışımlardaki hammadde oranları simülasyon ortamında hazırlanarak en iyi çözümü bulmaya dayalı bir yaklaşımla problem çözülmeye çalışılmış, deneysel kullanım için çok sayıda üretime gerek kalmadan istenilen kalitede ürün üretilmesi hedeflenmiştir.

**Anahtar Kelimeler:** Termoplastik kompozitler, yapay zekâ, optimizasyon, sürü zekâsı, gri kurt algoritması.

## Using Gray Wolf Algorithm for Raw Material Mix Ratio Optimization in Thermoplastic Hybrid Composites

### Abstract

Difficulty in raw material supply and rapid consumption of natural resources have made it necessary to turn to composite production, which is an alternative method. Accordingly, there has been an increase in research and industrial use of composite materials in recent years. The main reasons for this are the difficulties in obtaining raw materials, the cost and time factor. On the other hand, another important reason why composites are preferred is that they have a higher strength-density ratio than other materials, they are more durable and lighter. Composite materials require high technology production in order to keep homogeneous structure, high quality, and production costs at an acceptable level. In the composite production stages, thermoplastic and filler reinforcement mixtures are applied with extremely complex processes. Optimizing such formulations requires a lot of experimental production but incurs high costs. As a result, it is essential to reduce these high costs and produce with optimized mixing ratios. In this study, the Gray Wolf Optimization algorithm (GWO), an artificial intelligence method was used as a solution. It has been observed that optimum production recipes and production process parameters can be obtained with the GWO algorithm. In order to produce hybrid thermoplastic composites, the raw material ratios in all possible mixtures were prepared in a simulation environment and the problem was tried to be solved with an approach based on finding the best solution, and it was aimed to produce the desired quality product for experimental use without the need for a large number of productions.

**Keywords:** Thermoplastic composites, artificial intelligence, optimization, swarm intelligence, Grey Wolf algorithm.

<sup>1</sup>Karadeniz Teknik Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Trabzon, Türkiye, ulduz@ktu.edu.tr

<sup>2</sup>Karadeniz Teknik Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Trabzon, Türkiye, zercux@gmail.com

<sup>1</sup><https://orcid.org/0000-0003-3656-9592>

<sup>2</sup><https://orcid.org/0000-0001-9623-6955>

## 1. Giriş

Kompozit malzemeler, hemen hemen her endüstriye bir biçimde girmiştir. Kompozitlerde elde edilen çok çeşitli özellik değerleri ve özellikleri uyarılma yeteneği bir avantajdır. Kompozit malzemeler ayrıca genellikle geleneksel mühendislik malzemelerine göre daha yüksek mukavemet ve modül-ağırlık oranlarına sahiptir. Bu özellikler, bir sistemin ağırlığını %20 ila %30'a kadar azaltabilir. Ağırlık tasarrufu, enerji tasarrufu veya artan performans anlamına gelir. Gelişmiş kompozitler arzu edilen dinamik özellikler sergiler ve yüksek sürünme direncine ve iyi sönümleme özelliklerine sahiptir. Ayrıca, kompozit malzemeler hemen hemen her şekilde üretilebildiğinden, büyük tasarım esnekliğine izin verir ve ürünler için azaltılmış parça sayısı sunar. Bileşenleri seçme, istenen özellikleri elde edecek şekilde uyarılma ve daha sonra tasarım yoluyla özelliklerin optimum kullanımını sağlama fırsatı, kompozitleri birçok endüstri için çok çekici kılan bir durumdur. Ulaştırma endüstrisi, kompozit malzemelerden geniş ölçüde yararlanmıştır. Hafifliği, yüksek mukavemeti ve aerodinamik şekillerin kolaylıkla üretilebilmesi, yakıt maliyetlerinin düşmesini sağlamıştır. Bununla birlikte, kompozitler, binaların tasarımına ve inşasına yeni boyutlar eklemiştir. Üretim kolaylığı, hafifliği, yüksek mukavemeti, düşük bakım ihtiyacı, dekoratifliği ve işlevselliği endüstri üzerinde önemli bir etkiye sahiptir. Yapıların inşa süresi kısaltılmış ve yapıların tasarımına daha fazla esneklik eklenmiştir (Meyers, 2002). Kompozitler, geleneksel malzemeleri devrim niteliğinde bir hızla değiştirerek spor malzemeleri endüstrisinde de büyük etki yaratmıştır. Çoğu durumda, materyaldeki değişiklik, katılımcılar için performans veya güvenlikte bir iyileşmeye dönüşmüştür. Daha güçlü, daha sert ve daha hafif yapılara duyulan ihtiyaç, kompozit malzemelerin daha yaygın olarak kullanılan malzemelere göre üstünlüklerini göstermeleri için bir fırsat haline gelmiştir. Dayanıklılık ve düşük bakım maliyeti kullanılabilirlik ömrünü uzatmakla birlikte sistemlerin bakım maliyetini de düşürür. Yenilerin geliştirilmesi ve mevcut üretim süreçlerinin iyileştirilmesi, üretim maliyetinde bir düşüşe neden olmaktadır. Kalıplama ve kompozit malzemeler kullanılarak bazı bileşenleri oluşturmak için gereken parça sayısında azalmalar olmuştur. Kompozitlerin benzersiz özellikleri, tasarımcıların yalnızca kompozit malzemelerden yapılabilecek gelişmiş sistemleri formüle etmelerini sağlamıştır. Kompozitlerin kullanımı arttıkça, bileşen malzemeleri, analiz, tasarım ve imalat alanlarında daha fazla gelişme gerçekleşecektir. Kompozit malzemeler, uyarlanabilirlik, tasarım esnekliği ve düşük çevre etkisi ile düşük maliyetli işleme için muazzam özellikler sunar. Bu özellikleriyle kompozitler çok parlak bir gelecek yaratacaktır (Meyers, 2002).

Kompozit malzemeler antik çağlardan beri üretilmekte ve kullanılmaktadır. Çeşitli gereksinim ve amaçlar neticesinde birbirinden farklı tipte kompozit üretilmiş ve kullanılmıştır. Bilhassa mühendislik, savunma, uzay ve imalat endüstrilerindeki uygulamalar için farklı kompozit malzemeler

oluşturulmuştur (URL-1). Kompozit malzemeler, mevcut malzeme veya bileşenlerde bulunmayan veya kısıtlanmış nitelikleri geliştirmek için oluşturulur. Birbirlerinde çözünmeyen ve çeşitli fiziksel, kimyasal ve termal özelliklere sahip en az iki bileşenden oluşurlar. Özetle, nihai kompozitin orijinal bileşenlerden daha farklı niteliklere sahip karışımlardır. Kompozitin bileşenleri arasında kimyasal bağ yoktur yani aralarında atomik bileşik oluşturmazlar (URL-2). Matris(kompozit içerisindeki lifleri destekleyip bir arada tutan ana yapı), kompozit yapıya uygulanan kuvveti taşır ve bunu liflere aktarır. Matris ayrıca liflerin eskisi gibi aynı sırada kalmasını ve mevcut konumlarını korumasını sağlar.

Son yıllara kadar kompozit ürünlerde çoğunlukla tek matris ve tek takviye (katkı) malzemesi kullanımı söz konusuydu. Ancak kompozit malzemenin kullanıldığı sektörlerin ihtiyaç duyduğu özelliklerdeki farklılaşma ve çevresel faktörler, yeni ürün tasarımlarında tek matris ve tek takviye elemanı yerine çok bileşenli katkılı / güçlendiricili “hibrit kompozitler” üretilmesini daha avantajlı hale getirmiştir. Ancak hibrit kompozit ürün geliştirme sürecinde deneysel çalışma aşamaları çok büyük maliyetlere neden olmakta ve kompozit üretimini ekonomik anlamda olumsuz etkilemektedir. Kompozitler, hemen hemen istenen tüm nitelikleri sağladıkları için endüstride kullanılan yegâne malzeme grubu olarak kabul edilmektedir. Teknolojik gelişmeler arttıkça giderek daha popüler hale gelen kompozitler üzerinde birçok ülkede araştırma ve geliştirme çalışmaları yapılmaktadır. Kompozitlerin daha dayanıklı ve geleneksel malzemelerden daha hafif olmaları tercih edilme nedenlerindedir. Ancak, üretim maliyetlerini düşük tutarken tutarlı ve kaliteli bir ürün elde edebilmek için yüksek teknoloji prosedürler gereklidir. Kompozit imalatının birincil amacı, tek bir malzeme ile elde edilmesi mümkün olmayan mukavemet, tokluk, elektriksel iletkenlik, yoğunluk, ağırlık, ısıl genleşme, mukavemet ve kırılma/kopma direnci gibi nitelikleri geliştirmektir (Balasubramanian, 2013), (Matthews ve Rawlings, 1999), (Zor, 2021). Kompozit malzemelerin keşfi ve geliştirilmesine, gelişen teknoloji ve sanayileşmeden kaynaklanan malzeme gereksinimleri yardımcı olmaktadır (URL-3).

Savunma, inşaat, otomotiv, robotik ve enerji gibi çeşitli uygulamalarda kullanılan, istenen niteliklerde kompozitler üretmek için çok sayıda yöntem vardır (Kirenci, 2021). Bu yöntemlerden biri veya birkaçı sonucunda oluşturulan kompozitler üzerinde çeşitli testler yapılır ve bu testlerden dolayı kompozitin kalitesi belirlenir. Kompozit kalitesinin belirlenebilmesi için eğilme dayanımı, çekme dayanımı, darbe dayanımı, DMTA (Dinamik Mekanik Termal Analiz), DSC (Diferansiyel Taramalı Kalorimetri Analizi), TGA(Termogravimetrik Analiz) ve termal testlere tabi tutulur. Tüm bu testler, her imalattan sonra gerçekleştirilmekte ve bu da her bir deneyin maliyetinde önemli bir artışa neden olmaktadır. Ancak, daha önce kompozitler üzerinde gerçekleştirilmiş testlerden toplanan verilerle birlikte yapay zekâ kullanılarak hammadde katkı oranlarının optimize edilmesi, önemli bir zaman ve maliyet tasarrufu sağlayacaktır. Yüksek maliyet, deneysel araştırmalar için gereken uzun zaman dilimleri ve bireysel deneyime bağlı nihai ürünün kalitesi gibi parametrelerin

iyileştirilebilmesi için kompozit üretiminde teknolojik yaklaşımlardan yararlanmayı gerektirmektedir. Bu noktada yapay zekâ optimizasyon teknikleri iyi bir çözüm olmaktadır. Yapay zekâ optimizasyon tekniklerinden olan GWO algoritmasının kullanım kolaylığı, uyarlanabilirliği ve hızlı sonuç üretebilmesi nedeniyle termoplastik hibrit kompozit üretiminde kullanılması planlanmıştır. Nitekim GWO algoritmasındaki sürü yapısının kompozit üretimi süreciyle benzerlikler göstermesi algoritmanın hızlı sonuç vereceğinin bir göstergesidir. Üretim öncesi yapay zekâ teknolojisi kullanılarak sürecin simüle edilmesi maliyet ve zamanı düşürmekle birlikte son ürün kalitesini de arttıracığı yapılan çalışmalar neticesinde gösterilmiştir (Dönmez Çavdar ve diğerleri, 2018).

Bilgi teknolojisi ve kompozitler sayısız araştırmanın konusu olmuştur. Bu bağlamda, Chen ve diğerleri (Chen ve diğerleri, 2022) titreşim yorgunluğu sırasında Karbon Takviyeli Fiber Plastik (CRFP) bileşenlerinin yayılma hasarını izlemek için yapay zekâ teknolojisini temel alan varsayımsal bir yaklaşım sunmuşlardır. Makine öğrenmesi (Machine Learning - ML) termoplastik kompozitlerin üretiminde karar verme yardımcıları olabileceği vurgulanmıştır (Islam ve diğerleri, 2022). Bununla birlikte, hasar tespitinin yapılması için makine öğrenmesi (Bao ve diğerleri, 2022) kullanılabilirliği gösterilmiştir. Ayrıca, yapay sinir ağları (Artificial Neural Networks - ANN) gibi yapay zekâ teknolojilerinin de kullanılabilirliği yapılan çalışmalarda gösterilmiştir (Shirmohammadi ve diğerleri, 2021). Yapay zekâ teknolojisi sayesinde, deniz ulaşım ve araştırma çalışmalarında kompozit (hafif fiber takviyeli plastik) teknolojileri çeliğin alternatifi olarak ortaya çıkmaktadır (Hastie ve diğerleri, 2019), (Xia ve diğerleri, 2021). Son yıllarda artan çevresel sorunlar ve kaynaklara olan hızlı talep artışı, kaynakların daha verimli kullanılması gerekliliğini ortaya çıkarmıştır. Bu süreç “çevre dostu” kavramının önemini arttırmıştır. Çevre dostu ürünlerin kullanılmasının nedenlerinden biri de şüphesiz maksimum verimlilik ve minimum atık oluşturmaktır (Trost, 2002). Hammadde katkı oranlarını belirlemek sürecin en başından kontrol altına alınmasını sağlayacağından zaman ve maliyetten tasarruf etmek için algoritmik yapay zekâ yaklaşımlarını kullanmak iyi bir çözüm olacaktır. Bu çalışmada GWO algoritması kullanılarak üretim öncesi hammadde karışım oranlarının belirlenmesi, böylece kalitenin artırılması, zaman ve maliyet kazanımı amaçlanmıştır. Bu amaç doğrultusunda hammadde katkı oranlarını belirlemek için gri kurtların davranışlarından ilham alınarak geliştirilmiş, saldırı ve hayatta kalma algoritması olan GWO algoritması kullanılmış ve yeni bir üretim reçetesi (karışım oranlarını gösteren formül) oluşturulmuştur. Elde edilen üretim reçetesi Yusufçuk algoritması (Dragonfly Algorithm - DA) sonuçları ile karşılaştırılmış ve sonuçların başarılı olduğu gözlemlenmiştir (Öztürk ve diğerleri, 2021).

Bu çalışmada, hammadde katkı oranlarının belirlenmesiyle deneysel çalışma maliyetlerinin düşürülmesi ve zaman tasarrufunun sağlanabilmesi için sürü zekasına dayanan GWO algoritması kullanılmıştır.

## 2. Materyal ve Metot

Yapay zekâ, programlanabilir makinelerde bulunan ve insan zekasını taklit eden yazılımlardır. Başka bir ifadeyle biyolojik zekanın kodlanmış/programlanmış halidir. Sensörler, kamera veya mikrofon gibi çeşitli girdi arabirimleri aracılığıyla çevreyi algılar ve belirlenen amaç veya hedeflerine başarılı bir biçimde ulaşmayı sağlar. İnsan-bilgisayar etkileşimi bakımından değerlendirildiğinde yapay zekânın insan zihni ile ilişkili olan öğrenme ve problem çözme gibi bilişsel işlevleri taklit ettiği ve giderek daha da yetenekli bir hale geldiği bilinen bir fenomen halini almıştır. Bununla birlikte, insan zekâsına özgü algılama, öğrenme, çoğul kavramları bağlama, düşünme, fikir yürütme, sorun çözme, iletişim kurma, düşüncelerinden tepkiler üretebilme, bu tepkileri fiziksel olarak dışa vurabilme, çıkarım yapma ve karar verme gibi yüksek bilişsel fonksiyonları veya otonom davranışlar sergilemesi beklenen bir bilgisayar yazılımıdır.

Günümüzde, endüstriyel alanlarda kullanılan ve istenen hemen hemen tüm özellikleri sağlayan yegâne malzeme grubunun kompozitler olduğu bilinmektedir. Daha kaliteli ve düşük maliyetli kompozitlerin üretilmesi için yapay zekâ teknolojilerinden dahası bilişim teknolojilerinden yararlanmak kaçınılmazdır. Bu anlamda, bu çalışmada sürü zekasına dayalı ve kurtların sosyal davranışlarından esinlenilerek Mirjalili (Mirjalili ve diğerleri, 2014) tarafından önerilmiş bir yapay zekâ optimizasyon algoritması olan GWO kullanılarak hammadde katkı oranlarının belirlenmesi üzerine çalışılmıştır (Öztürk ve diğerleri, 2021).

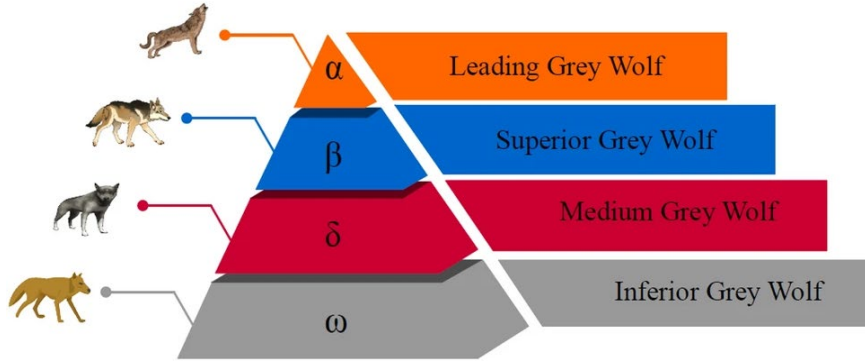
### 2.1. Optimizasyon

Optimizasyon, mühendislik tasarımından ekonomiye ve tatil planlamasından internet yönlendirmesine kadar her yerdedir. Para, kaynaklar ve zaman her zaman sınırlı olduğundan, bu mevcut kaynakların optimal kullanımı çok önemlidir. Optimizasyon, "en iyisini veya çoğunu yapmak" anlamında kullanılan bir kelime olan optimize kelimesinden türetilmiştir. Temel uygulamalarda optimizasyon, bir şeyi olabildiğince iyi yapma eylemi veya sürecini ifade eder. "Ağ optimizasyonu" ve "arama motoru optimizasyonu" (SEO) gibi mümkün olan en iyi işlevselliği elde etmekle ilgili teknik bağlamlarda çok fazla kullanımı da bulunmaktadır. Optimizasyon ya da eniyileme işleminin gerçekleştirilebilmesi bakımından çok sayıda sezgisel algoritmik yaklaşım bulunmaktadır. Bunlardan biri de GWO algoritmasıdır (URL-4).

Sezgisel algoritmalar, bir optimizasyon problemine yeterince iyi bir çözüm sağlayabilecek bir yöntemi bulmayı, üretmeyi veya seçmeyi amaçlayan daha üst düzey bir prosedür veya buluşsal yöntemdir. Özellikle eksik veya kusurlu bilgiler mevcut olduğunda veya sınırlı hesaplama kapasitesi olduğunda kullanılırlar Meta buluşsal yöntemler, çözülmekte olan optimizasyon problemi hakkında

nispeten az varsayımda bulunur ve bu nedenle çeşitli problemler için kullanılabilirler. Optimizasyon algoritmaları ile oluşturulan çözümler güvenilirdir. Bunun kanıtı, optimize edilmiş hizmetlerin sunumunda farklı alanlarda %20 maliyet tasarrufunun ölçüldüğü gerçeğidir (URL-5). Bu nedenle, her alanda olduğu gibi kompozit alanında da optimizasyonunu benimsemenin akıllıca bir hareket olduğu açıktır.

## 2.2. Gri Kurt (Gray Wolf) Algoritması



Şekil 1. Kurt sürüsündeki hiyerarşi (Qiu ve diğerleri, 2021).

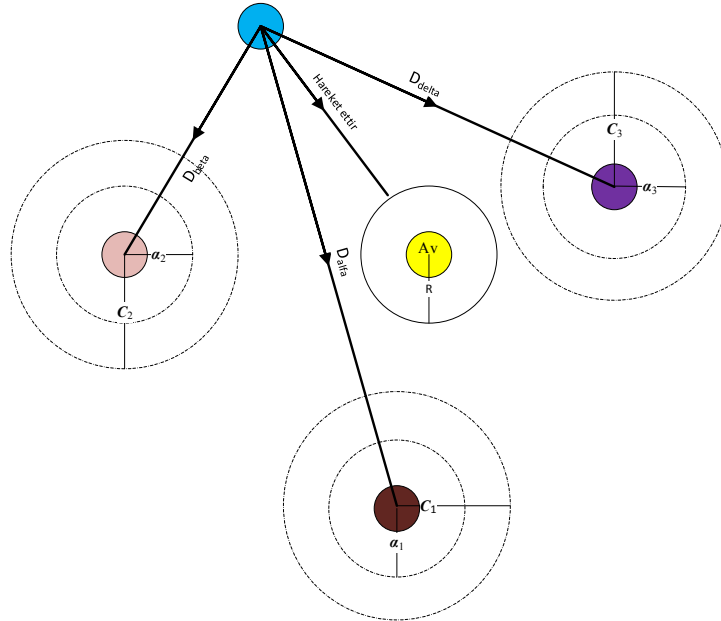
Gri kurt veya bozkurt apeks yırtıcıları olarak kabul edilen, yani besin zincirinin en üstünde yer alan canlılardır. Çoğunlukla 5-10 bireylik sürüler halinde yaşamayı tercih ederler. Yoğun sosyal baskının görüldüğü bir hiyerarşiye sahiptirler. Sürü liderleri, alfa ( $\alpha$ ) denilen bir erkek ve/veya bir dişidir. Alfa ( $\alpha$ ) çoğunlukla avlanma, uyuma yeri, uyanma zamanı gibi konularda karar vermekten sorumludur. Alfa'nın kararları sürüye dikte edilir. Alfa, emirlerine sürü tarafından uyulması gerektiğinden baskın kurt olarak da adlandırılır (Mech, 1999). Alfa sürünün en güçlü üyesi değil, sürüyü yönetme açısından en iyisidir. Bu, bir sürünün organizasyonu ve disiplininin, gücünden çok daha önemli olduğunu gösterir. Gri kurtların hiyerarşisindeki ikinci seviye betadır. Betalar ( $\beta$ ), karar vermede veya diğer faaliyetlerde alfaya yardımcı olan bağımlı kurtlardır. Beta kurt erkek veya dişi olabilir ve alfa kurtlarından birinin ölmesi veya çok yaşlanması durumunda muhtemelen alfa olmak için en iyi adaydır. Beta ( $\beta$ ) diğer alt düzey kurtlara da komuta eder. Beta ( $\beta$ ), alfanın ( $\alpha$ ) komutlarını güçlendirir ve alfaya geri bildirimde bulunur. En düşük dereceli gri kurt omegadır ( $\omega$ ). Bir kurt alfa ( $\alpha$ ), beta ( $\beta$ ) veya omega ( $\omega$ ) değilse ast veya delta ( $\delta$ ) denir. Delta ( $\delta$ ) kurtları alfalara ve betalara boyun eğmek zorundadır, ancak omegaya hükmederler (Mirjalili ve diğerleri, 2014), (Karakaş ve Yüzgeç, 2019). İziciler, nöbetçiler, yaşlılar, avcılar ve bakıcılar bu kategoriye girer. Şekil 1'de gri kurt topluluk hiyerarşisi gösterilmiştir. Kurtların grup halinde avlanma biçimi şu şekildedir (Muro ve diğerleri, 2011);

- Avı takip et, kovala ve yaklaş

- Avı hareket etmeyi durdurana kadar takip et, çevrele ve taciz et
- Ava doğru saldırıya geç

Gri kurtların sürü halindeki avlanma stratejisi şekil 2’de gösterilmiştir. GWO kullanılırken kurtların sosyal hiyerarşisini matematiksel olarak modellemek için en uygun çözüm *alfa* ( $\alpha$ ) olarak kabul edilir. İkinci ve üçüncü en iyi çözümler sırasıyla , *beta* ( $\beta$ ) ve *delta* ( $\delta$ ) olarak adlandırılır. Aday çözümlerin geri kalanının *omega* ( $\omega$ ) olduğu varsayılır. GWO algoritmasında arama (optimizasyon) *alfa* ( $\alpha$ ), *beta* ( $\beta$ ) ve *delta* ( $\delta$ ) tarafından yönlendirilir. *Omega* ( $\omega$ ) kurtları bu üç kurdu takip eder (Mirjalili, 2015).

GWO'yu tasarlamak ve optimizasyon gerçekleştirmek için bu avlanma tekniği ve gri kurtların sosyal hiyerarşisi matematiksel olarak modellenerek optimizasyon işlemleri gerçekleştirilir. Bu noktada simülasyonlarda kullanılacak olan her bir değerın GWO algoritmasındaki karşılığının net bir biçimde belirlenmesi gerekmektedir. Bu bağlamda, her bir hammaddenin en iyi karışım oranı alfa olarak kabul edilir ve olası diğer çözümler ise beta olarak kabul edilir. Sanal bir av etrafında doğru oranı bulmak için kurtların konum değiştirme hareketlerinden yararlanılmıştır. Ayrıca konum değiştirme işlemleri sırasında vektörel konum değiştirme işlemi yerine yarıya bölme (bisection) yönteminden yararlanılarak daha detaylı bir arama ve olası en iyi oranın bulunması için simülasyonlar çalıştırılmıştır.

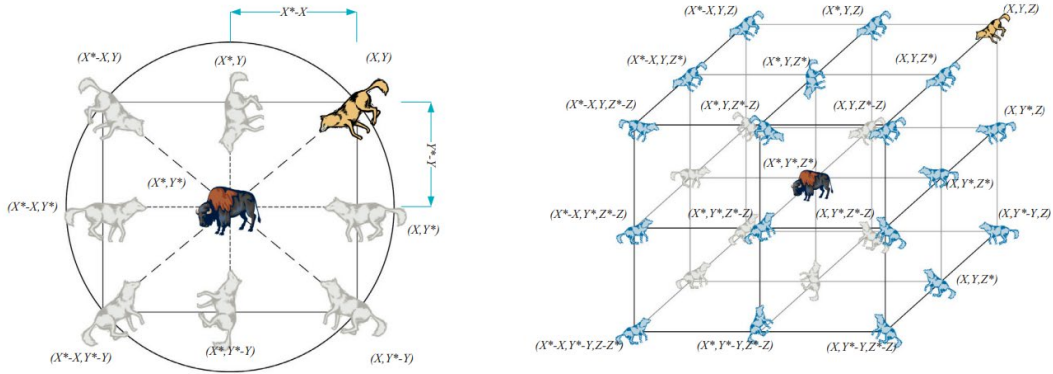


Şekil 2. Kurtların avlanma stratejisi (Mirjalili ve diğerleri, 2014).

### 2.2.1. Avın Kuşatılması

Kurtlar av boyunca avı kuşatırlar. Şekil 3’te iki ve üç boyutlu pozisyon vektörü ve olası komşuların bazıları gösterilmektedir. (X,Y) pozisyonundaki gri bir kurt, avının konumuna göre konumunu değiştirebilir ( $X^*, Y^*$ ). Avın konumuna göre konumlarını güncelleyen kurtlar avın istenen

herhangi bir pozisyona ulaşmasına izin verir. Böylece gri bir kurt, şekil 3'te gösterildiği üzere sürüdeki bir kurt avı hareket ettirir. Bu noktada kurtlar rastgele bir yerde bulunan avın çevresindeki boşluğa bağlı olarak konumunu günceller.



Şekil 3. Kurtların avlanma stratejisinde konum güncellemesi (Mirjalili ve diğerleri, 2014).

### 2.2.2. Avlanma

Gri kurtlar, avın konumu ve etrafını kuşatma yeteneğine sahiptir.  $\alpha$ , avı yönetirken  $\beta$  ve  $\delta$  da avlanmaya katılırlar. Ancak av yani arama uzayındaki optimum sonuç hakkında herhangi bir fikirleri yoktur. Bu durumu matematiksel olarak ifade edebilmek için,  $\alpha$  (en iyi aday çözüm),  $\beta$  ve  $\delta$ 'nın avın potansiyel konumu hakkında bilgiye sahip olduğu varsayılır. Bu nedenle, elde edilen ilk üç en iyi çözüm kaydedilir ve diğer arama ajanlarının ( $\omega$ 'lar dahil) konumları en iyi arama ajanlarının konumuna göre güncellenir. Avın etrafı kuşatıldıktan sonra denklem (1) ve denklem (2)'de gösterildiği gibi hesaplanır.

$$\vec{D} = |\vec{C} * \vec{X}_p(t) - \vec{X}(t)| \quad (1)$$

$$\vec{X}(t+1) = \vec{X}_p(t) - \vec{A} * \vec{D} \quad (2)$$

$t$ : 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 denkle (3) ve denklem (4)'e göre hesaplanır;

$$\vec{A} = 2\vec{a} * \vec{r}_1 - \vec{a} \quad (3)$$

$$\vec{C} = 2 * \vec{r}_2 \quad (4)$$



$\vec{a}$ 'nın bileşenleri iterasyonlar boyunca 2'den 0'a doğrusal olarak düşürülür ve  $\vec{r}_1, \vec{r}_2$  [0, 1] aralığındaki rastgele vektörlerdir. Gri kurtlar çoğunlukla  $\alpha, \beta$  ve  $\delta$ 'nin konumuna göre arama yapar. Av aramak için birbirlerinden ayrılırlar ve saldırı avına yakınlaşırlar. Sapmayı matematiksel olarak modellemek için, arama ajanını avdan ayrılmaya zorlamak için 1'den büyük veya -1'den küçük rastgele değerlerle  $\vec{A}$  kullanılır. Bu, keşfi vurgular ve GWO algoritmasının küresel olarak arama yapmasına izin verir. Bu çalışmada, bu aşamadaki arama işlemi için tek bilinmeyenli bir denklemin köklerini bulmak için kullanılan bir yöntem olan yarıya bölme (bisection) yöntemi kullanılmıştır. Bunun temel nedeni karışıma dahil edilecek olan hammaddelerin karışım oranlarının yüksek doğrulukla hesaplanabilmesidir.

### 2.3. Yarıya Bölme (Bisection) Yöntemi

Bir polinom denkleminin köklerini bulmak için ikiye bölme yöntemi kullanılır. Çözüm aralığına bakılarak alt ve üst sınırlar kullanılarak asıl değer bulunur (URL-6). Bu çalışmada, alt ve üst sınırlar her bir hammadde için ayrı ayrı karışım oranlarının standart sapmaları kadar alt ve üst değerler limit olarak belirlenmiş ve yarıya bölme yöntemi (URL-7) yardımıyla oranlar hesaplanmıştır. Bu aşamada dikkat edilen hususlardan biri de hata oranının ve maksimum iterasyon sayısının başlangıçta belirlenmesidir. İterasyon ile ilgili hesaplamalar denklem (5)'e göre yapılmıştır.

$$\ln((X_{üst} - X_{alt})/\tau)/\ln(2) - 1 \quad (5)$$

$X_{alt,üst}$ : Alt sınırı temsil etmektedir. Simülasyon çalışmalarında alt ve üst sınırlar ilgili hammaddeye ait standart sapmanın değeri alınmıştır.

$\tau$ : Yaklaşık hata değerini temsil etmektedir. Her bir hammadde karışım oranının hesaplanabilmesi için bileşenler ayrı ayrı aşağıdaki algoritmaya göre değerlendirilir.

1. Kök (hammadde karışım oranı) içeren  $[X_{alt}, X_{üst}]$  ve  $\tau$  değerini belirle.
2.  $X_{yeni} = (X_{alt} + X_{üst})/2$
3.  $f(X_{yeni}) * f(X_{alt}) < 0$  ise  $X_{üst} = X_{yeni} \rightarrow$  Adım 4'e git.
4. Eğer  $f(X_{yeni}) * f(X_{alt}) > 0$  ise  $X_{alt} = X_{yeni} \rightarrow$  Adım 5'e git.
5.  $f(X_{alt}) * f(X_{yeni}) = 0$  veya  $abs(f(X_{alt}) - f(X_{yeni})) < \tau \rightarrow$  Sonucu döndür ve bitir  
değilse 1. adıma git

Simülasyon çalışmalarında kullanılan GWO algoritmasının kaba kodu (psuedocode) şekil 4'te verilmiş olup  $f(x)$  fonksiyonundaki işlemler bu adımlardaki gibi yapılmıştır.

```

Kurtların pozisyonlarını başlat;
Kurtların maliyet değerlerini hesapla;
En iyi olanı alfa, ikinciye beta, üçüncüyü delta kurt olarak kaydet ;
while(iterasyon sayısı < maksimum iterasyon sayısı)
     $\vec{a}$  yı azalt
    for (her kurt için)
        Alfa, beta, delta katsayı vektörlerini oluştur
        Mesafe vektörlerini hesapla
        Deneme vektörlerini hesapla
        Konumu güncelle
    end for
    Güncellenen kurtların maliyet değerlerini hesaplayın
    for (her kurt için)
        if (gri kurt < alfa)
            alfa'yı güncelle
        else if (gri kurt < beta)
            beta'yı güncelle
        else if (gri kurt < delta)
            delta'yı güncelle
        end if
    end for
    Seçilenlerin durumunu güncelle
    İterasyonu bir artır
end while
alpha değerini döndür

```

**Şekil 4.** GWO algoritmasının kaba kodu.

Simülasyon çalışmalarında GWO algoritmasında her bir av olası bir çözümü yani kompoziti temsil etmektedir. Bununla birlikte her bir kurt karışıma dahil edilecek hammaddelerin oranlarını temsil etmektedir. En iyi ürünün elde edilebilmesi için optimum karışım oranının bulunması gerekir. Bu nedenle her bir alfa ( $\alpha$ ) istenen karışım oranını temsil eder. Özetle simülasyonlar boyunca alfalardan oluşan bir dizi elde edilmeye çalışılmış ve bu alfa değerlerinden bir karışım reçetesi oluşturulmuştur.

### 3. Sonuçlar ve Öneriler

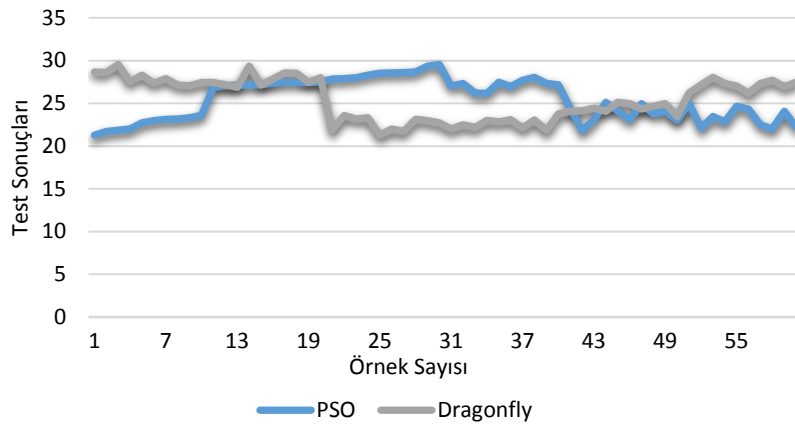
Sürekli iyileştirme çalışmalarında değişkenleri ve değişkenliği tanımlamak ve kontrol etmek önemlidir. Bununla birlikte, son zamanlarda çevre kirliliğini azaltacak, kıt kaynakları etkin kullanacak ve ekolojik dengeyi bozmayacak doğal malzemelerin farkındalığı artmıştır. Çavdar ve diğerleri tarafından 1200339 numaralı TUBİTAK 1002 projesi kapsamında Parçacık Sürü Optimizasyon algoritması (PSO) ile yapılan optimizasyon çalışmaları neticesinde üretim maliyetinin büyük oranda düştüğü ve dolaylı olarak üretim ve katma değer açısından ekonomiye katkı sağladığı kanıtlanmıştır. Bununla birlikte, sürü zekâsı yaklaşımlarının diğer disiplinlere uyum sağlama açısından oldukça kullanışlı olduğu ve deneysel çalışma süresini minimuma indirdiği

gözlemlenmiştir. Üretilen kompozitlerin kendine has mekanik özellikleri, hafifliği ve yakıt tüketimini azaltma avantajları açısından otomotiv endüstrisinde kaput altı uygulamalarda kullanılabileceği düşünülmektedir. Simülasyon ortamında karışım oranları belirlendikten sonra laboratuvar ortamında bu oranlarla kompozit ürünler üretilmiş ve test edilmiştir. Elde edilen veriler simülasyon sonuçları ile karşılaştırılmıştır. Karşılaştırma sonucunda istenilen özelliklerde kompozit ürünün elde edilebilmesi için yöntemin başarı oranının %95'in üzerinde olduğu gösterilmiştir (Dönmez Çavdar ve diğerleri, 2021).

**Tablo 1.** GWO, PSO ve DA algoritmalarıyla elde edilen hammadde karışım oranları reçeteleri.

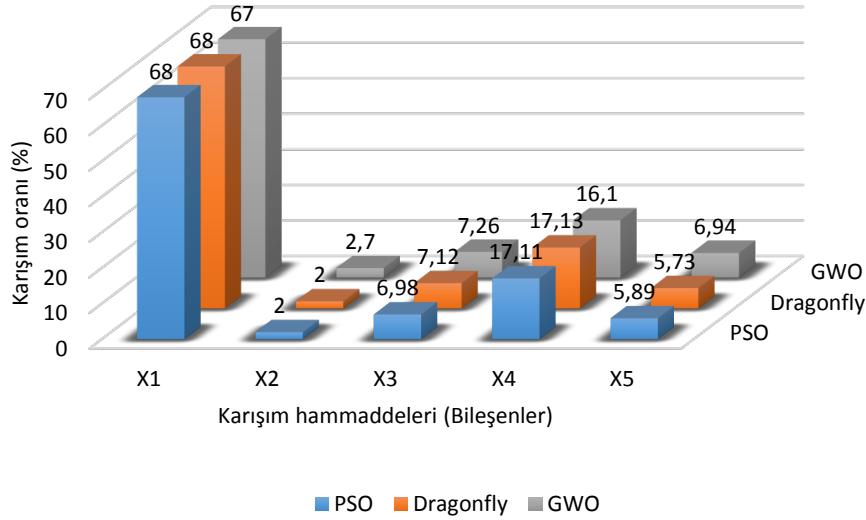
	$X_1$	$X_2$	$X_3$	$X_4$	$X_5$	Total
<b>2.Reçete (PSO)</b>	68	2	6,98	17,11	5,89	100
<b>2.Reçete (DA)</b>	68	2	7.12	17.130	5.73	100
<b>3.Reçete(GWO)</b>	67	2,7	7,26	16,1	6,94	100

Simülasyon ortamında karışım oranları değerlendirilerek optimum değerlerin elde edilmesi, deneysel üretim maliyeti düşük ve amaca uygun kalitede kompozit üretime olanak sağlamıştır. Daha sonra Yusufçuk algoritması kullanılarak yeni bir reçete elde edilmiş ve son olarak GWO algoritmasıyla elde edilen optimum üretim reçeteleri Tablo 1’de verilmiştir. Karışım oranlarının birbirine olan yakınlığı bu yöntemlerin bu alanda kullanılabileceğini ve yüksek doğrulukla sonuç üretebileceğini de göstermiştir. PSO ve Yusufçuk algoritmalarının sonuç grafiği Şekil 5’te gösterilmiştir.



**Şekil 5.** PSO ve Yusufçuk algoritmalarının uygulama test sonuçları (Öztürk ve diğerleri, 2021).

Şekil 5’te dikey eksen üretilen denekler üzerinde gerçekleştirilen tüm fiziksel test (çekme direnci, çekmede elastikiyet modülü, kopmada uzama, eğilme direnci, eğilmede elastikiyet modülü) sonuçlarının kümülatif toplamlarının normalizasyon sonucunu, yata eksen ise grupların test edilen örnek sayılarını göstermektedir.



Şekil 6. PSO, Yusufçuk ve GWO algoritmalarıyla bulunan aynı kompozite ait hammadde karışım oranları.

Kompozit üretiminde PSO ile üretim maliyetinin büyük oranda düşürülmesi, optimizasyon algoritmalarının bu alanda kullanılabilirliğini göstermektedir. Bununla birlikte üretilen kompozitlerin kalitesinin yüksek olmasını sağlaması katma değer bakımından son derece önemlidir. Ayrıca, kullanılan GWO yönteminin diğer yöntemlerle karşılaştırılması yöntemin başarısının diğer yöntemlere son derece yakın olduğunu göstermiştir. Son olarak, farklı disiplinlere de uyarlanabilirliği bakımından kullanılabilirliği çok yüksek olup deneysel çalışma sürelerini minimuma indirgeyeceği düşünülmektedir.

GWO ile elde edilen değerler, daha önce PSO ve Dragonfly algoritmaları kullanarak üretimleri gerçekleştirilen ve laboratuvar ortamında test edilen ürünlerin reel sonuçları ile karşılaştırılmıştır.

### Yazarların Katkısı

Tüm yazarlar çalışmaya eşit katkıda bulunmuştur.

### Çıkar Çatışması Beyanı

Yazarlar arasında herhangi bir çıkar çatışması bulunmamaktadır.

### Araştırma ve Yayın Etiği Beyanı

Yapılan çalışmada araştırma ve yayın etiğine uyulmuştur.

**Kaynaklar**

- Balasubramanian, M. (2013). *Composite Materials and Processing*. Florida: CRC Press.
- Bao, X., Wang, Z., Fu, D., Shi, C., Iglesias, G., Cui, H., & Sun, Z. (2022). *Machine learning methods for damage detection of thermoplastic composite pipes under noise conditions*. Ocean Engineering, 110817248.
- Chen, Z., Peng, S.-H., Meng, Y., Wang, R.-Y., Fu, Q., & Chen, T. (2022). *Composite components damage tracking and dynamic structural behaviour with AI algorithm*. Steel and Composite Structures, 42(2), 151-159.
- Dönmez Çavdar, A., Mengeloğlu, F., Çavdar, T., Boran Torun, S., Avcı, B., & Öztürk, E. (2021). *Yapay Zekâ Optimizasyon Tekniği ile Hibrit Kompozit Bileşenlerinin Optimizasyonu: Lignin / Zeolit / Doğal Lif Takviyeli Termoplastik Esaslı Hibrit Kompozit Örneği*. Trabzon: TUBİTAK.
- Dönmez Çavdar, A., Öztürk, E., & Çavdar, T. (2018). *A Novel Approach to Determine the Amount of Natural Fiber and Polymer of Composite Materials via Artificial Neural Networks*. International Conference on Artificial Intelligence and Data Processing (IDAP). Malatya.
- Hastie, J., Kashtalyan, M., & Guz, I. (2019). *Failure analysis of thermoplastic composite pipe (TCP) under combined pressure, tension and thermal gradient for an offshore riser application*. International Journal of Pressure Vessels and Piping, 178, 103998.
- Islam, F., Wanigasekara, C., Rajan, G., Swain, A., & Prusty, B. (2022). *An approach for process optimisation of the Automated Fibre Placement (AFP) based thermoplastic composites manufacturing using Machine Learning, photonic sensing and thermo-mechanics modelling*. Manufacturing Letters.
- Karakaş, M., & Yüzgeç, U. (2019). *Opposition based gray wolf algorithm for feature selection in classification problems*. 2019 3rd International Symposium on Multidisciplinary Studies and Innovative Technologies (ISMSIT). IEEE.
- Kirenci, Ü. (2021). Ocak 11, 2021 tarihinde <https://acemimuhendis.com/2011/06/22/kompozit-malzeme-uretim-yontemleri/> adresinden alındı
- Matthews, F. L., & Rawlings, R. D. (1999). *Composite Materials: Engineering and Science*. Florida: CRC Press.
- Mech, L. (1999). *Alpha status, dominance, and division of labor in wolf packs*. Canadian journal of zoology, 77(8), 1196-1203.
- Meyers, R. (2002). *Encyclopedia of Physical Science and Technology*. Academic.
- Mirjalili, S. (2015). *How effective is the Grey Wolf optimizer in training multi-layer perceptrons*. Applied Intelligence, 43(1), 150-161.
- Mirjalili, S., Mirjalili, S., & Lewis, A. (2014). *Grey wolf optimizer*. Advances in engineering software, 69, 46-61.
- Muro, C., Escobedo, R., Spector, L., & Coppinger, R. (2011). *Wolf-pack (Canis lupus) hunting strategies emerge from simple rules in computational simulations*. Behavioural Processes, 88(3), 192-197.
- Öztürk, E., Dönmez Çavdar, A., & Çavdar, T. (2021). *Yusuçuk Algoritması ile Termoplastik Hibrit Kompozitlerin Üretiminde Katkı Maddeleri Oranlarının Optimizasyonu*. 1.Uluslararası Yapay Zeka ve Veri Bilimi Kongresi. İzmir.
- Öztürk, E., Dönmez Çavdar, A., Çavdar, T., & Mengeloğlu, F. (2021). *Optimization of Hybrid Thermoplastic Composite Production via Artificial Intelligence Approach*. Automotive Composites Conference and Exhibition (ACCE 2021). Michigan, USA.
- Qiu, Y., Zhou, J., Khandelwal, M., Yang, H., Yang, P., & Li, C. (2021). *Performance evaluation of hybrid WOA-XGBoost, GWO-XGBoost and BO-XGBoost models to predict blast-induced ground vibration*. Engineering with Computers, 1-18.
- Shirmohammadi, M., Goushchi, S. J., & Keshtiban, P. M. (2021). *Optimization of 3D printing process parameters to minimize surface roughness with hybrid artificial neural network model and particle swarm algorithm*. Progress in Additive Manufacturing, 6(2), 199-215.
- Trost, B. M. (2002). *On inventing reactions for atom economy*. Accounts of chemical research, 35(9), 695-705.
- URL-1: <https://www.mar-bal.com> (Erişim Tarihi: 02.07.2022)
- URL-2: <https://tr.wikipedia.org> (Erişim Tarihi: 01.07.2022)
- URL-3: <https://www.eurolab.com.tr> (Erişim Tarihi: 03.07.2022)
- URL-4: <https://www.merriam-webster.com> (Erişim Tarihi: 05.07.2022)
- URL-5: <https://huskyintelligence.com> (Erişim Tarihi: 04.07.2022)

URL-6: <https://byjus.com/maths/bisection-method/> (Eriřim Tarihi: 04.07.2022)

URL-7: <https://tr.wikipedia.org> (Eriřim Tarihi: 02.07.2022)

Xia, H., Shi, C., Wang, J., Bao, X., Li, H., & Fu, G. (2021). *Effects of thickness and winding angle of reinforcement laminates on burst pressure capacity of thermoplastic composite pipes*. Journal of Offshore Mechanics and Arctic Engineering, 143(5).

Zor, M. (2021). *Kompozit Malzeme Mekanięi Ders Notları*. Ocak 11, 2021 tarihinde <http://mehmetzor.com/dersler/kompozit-malzeme-mekanigi/ders-notlari/> adresinden alındı