

## BİLYELİ DÖVME İŞLEMİNİN MEKANİK PERFORMANS ÜZERİNDEKİ ETKİLERİ VE OPTİMİZASYON STRATEJİLERİ

Kadir Kaan Karaveli<sup>1,2</sup>  
Abdullah Gül Üniversitesi, Kayseri  
Türk Havacılık ve Uzay Sanayii, Ankara

Burak Bal<sup>3</sup>  
Abdullah Gül Üniversitesi, Kayseri

### ÖZET

Bilyeli dövme işlemi, metalik bileşenlerin mekanik özelliklerini iyileştirmek için yaygın olarak kullanılan bir yüzey işleme tekniğidir. Bu bildiri, özellikle havacılık sektöründe bilyeli dövme sürecinin optimizasyonuna odaklanılmıştır. Farklı matematiksel modellerin ve optimizasyon yöntemlerinin etkinliği değerlendirilmiştir. Çalışmada, yedi ayrı matematiksel model Neuro Regresyon Yöntemi (NRM) kullanılarak incelenmiş ve İkinci Derece Doğrusal Olmayan Model (SON), eğitim ve test veri setlerinde sırasıyla 0.93 ve 0.90  $R^2$  değerleriyle en başarılı model olarak belirlenmiştir. SOTN modelinin optimizasyonu için dört farklı yöntem uygulanmıştır: Diferansiyel Evrim (DE), Simüle Annealing (SA), Nelder-Mead (NM) ve Rastgele Arama (RS). Bu yöntemler bilyeli dövme sürecinin optimizasyonunda çeşitli performanslar sergilemiş, ancak her birinin farklı yoğunluk aralıklarında sınırlamaları gözlemlenmiştir. Bu bildiri, bilyeli dövme sürecinin optimizasyonunda yenilikçi bir yaklaşım sunmakta ve yapay zekâ tabanlı süreç iyileştirmelerine dair önemli katkılarda bulunmaktadır.

**ANAHTAR KELİMELEER:** Bilyeli dövme (Shot Peening), Mekanik performans (Mechanical Performance), Optimizasyon (Optimization), Matematiksel modeller (Mathematical Models), Neuro Regresyon Yöntemi (Neuro-Regression Method)

<sup>1</sup> Doktora Öğrencisi, Malzeme Bilimi ve Makine Müh. ABD., E-posta: kaan.karaveli@agu.edu.tr

<sup>2</sup> Mühendis, E-posta: kadirkaan.karaveli@tai.com.tr

<sup>3</sup> Doç. Dr., Müh. Fak. Mak. Müh., E-posta: burak.bal@agu.edu.tr

## GİRİŞ

Bilyeli dövme, metalik bileşenlerin mekanik özelliklerini artırmak için yaygın olarak kullanılan bir yüzey işleme tekniğidir. Bu işlem, özellikle stres korozyon direnci, aşınma direnci ve yorgunluk direncini artırma konusundaki başarısı ile endüstriyel uygulamalarda büyük önem taşır. Bilyeli dövme, bir malzemenin yüzeyine yüksek hızda küçük, küresel parçacıkların atılmasıyla gerçekleştirilir. Bu işlem, malzeme yüzeyinde plastik deformasyon oluşturarak yararlı sıkıştırma gerilmeleri meydana getirir. Sonuç olarak, malzemenin yorgunluk ömrü, stres korozyon direnci ve aşınma direnci gibi mekanik özellikleri iyileşir ve bu da bilyeli dövmeyi havacılık, otomotiv ve yapısal uygulamalar gibi kritik bileşenlerin üretiminde temel bir işlem haline getirir [AlMangour ve Yang, 2016].

Bilyeli dövme işleminin etkinliği geniş çapta kabul edilmiştir, ancak sürecin optimizasyonu giderek daha önemli hale gelmiştir. Optimizasyon, bilye malzemesi, boyut, dövme yoğunluğu, kaplama ve bekleme süresi gibi çeşitli parametreleri içerir. Bu çok yönlü optimizasyon süreci, malzemelerin mekanik performansını artırmayı ve enerji tüketimini, atıkları azaltmayı hedefler. Modern üretim taleplerini karşılamak için bu optimizasyon süreci gereklidir.

Bilyeli dövmenin teorik arka planını anlamak için ana kontrol parametreleri dövme yoğunluğu ve kaplama oranıdır [Wagner ve Mueller, 1992]. Dövme yoğunluğu, bilyelerin malzeme yüzeyine aktardığı kinetik enerji miktarı ile doğrudan bağlantılıdır. Kinetik enerji,  $KE = 1/2 mv^2$  formülü ile tanımlanır, burada m bilye kütlesini, v ise hızını temsil eder. Hız, bilyeleri sürükleyen hava basıncı tarafından etkilenir ve sistemdeki basınç düşüşünün karekökü ile orantılıdır ( $v \propto \sqrt{\Delta P}$ ). Bu kinetik enerji, bilyelerin malzeme yüzeyindeki işini belirler ve bu iş,  $W = F d$  formülüyle tanımlanır, burada F darbe kuvvetini, d ise çökme derinliğini ifade eder [Miao vd., 2010]. Bilyelerin yaptığı iş, yüzeyde plastik deformasyon oluşturarak malzemenin yorgunluk ömrünü artıran sıkıştırma gerilmeleri meydana getirir. Dövme yoğunluğunu tahmin etmek ve optimize etmek için mühendisler genellikle bir logaritmik regresyon modeline başvurur:  $I = a \ln(\Delta P)$ . Bu model, basınç düşüşünün kinetik enerji ve dolayısıyla bilyelerin yaptığı iş üzerindeki etkisini gösterir ve dövme sürecinin hassas bir şekilde kontrol edilmesini sağlar [Teo vd., 2020].

1963 yılında Almen ve Black tarafından tanıtılan Almen testi, dövme yoğunluğunu ölçmek ve nicel olarak belirlemek için kullanılan bir yöntemdir [Almen, Black ve Dolan, 1963]. Bu yöntem, belirli boyutlara ve malzemeye sahip bir SAE1070 yay çeliği test şeridini dövmeyi içerir. Almen şeridi, dövme işlemi sonrasında doğal olarak eğilir ve bu eğilme, dövme yoğunluğunu gösterir. Almen cihazı, farklı dövme sürelerinden elde edilen yay yüksekliğini belirlemek için kullanılan özel bir ölçüm ekipmanıdır. Dövme süresi iki katına çıktığında, yay yüksekliğinde %10'dan az artışın görüldüğü nokta, dövme doyum noktası olarak bilinir. Almen şeridinin bu doyum noktasındaki yay yüksekliği Almen yoğunluğu olarak adlandırılır. SAE standartları SAE-AMS 2430, SAE-J442 ve SAE-J443, bu yoğunluğu ölçmek için kapsamlı prosedürler ve spesifikasyonlar sunar.

Kaplama kavramı, işlenen yüzey alanının dövme izleri tarafından kaplanma oranını ifade eder ve genellikle yüzde olarak ifade edilir. Görsel inceleme genellikle kaplamayı değerlendirmek için kullanılır, ancak kaplama yüzdeleri %100'e yaklaştığında değerlendirme zorlaşır. Bu nedenle, %98 civarında bir görsel değerlendirme genellikle tam kaplama olarak kabul edilir. SAE J2277 yönergelerine göre, %98 yüzey kaplaması genellikle tam kaplama olarak kabul edilir. Ayrıca, "200% kaplama" terimi, yüzeyin tam kaplama sağlamak için gereken sürenin iki katı kadar dövme yapılmasını ifade eder [SAE Committee, 2023].

Süreç optimizasyonu, bilyeli dövme operasyonlarının verimliliğini artırmak için kritik öneme sahiptir [Wang vd., 2019]. Bu optimizasyon süreci, deney tasarımı (DoE) ve matematiksel modelleme aşamalarını içerir. D-optimal yöntemini kullanarak yapılan deney tasarımı, sistem veya süreç performansını iyileştirmek için kullanılan bir istatistiksel ve matematiksel yaklaşımdır. D-optimal yöntemi, belirli bir deneysel bütçe altında en fazla bilgi edinme yeteneğine sahip deneyler belirler. Bu çalışmada, bilyeli dövme sürecinin optimize edilmesi için D-optimal yöntem kullanılarak 39 test gerçekleştirilmiştir. Bu testler, bilyeli dövme sürecinin farklı parametrelerini değerlendirmek ve en uygun işlem koşullarını belirlemek için tasarlanmıştır.

Matematiksel modelleme, deney tasarımı verilerini kullanarak girdi ve çıktı parametreleri arasındaki ilişkiyi tanımlar. Bu aşamada doğru model seçimi, doğru sonuçlar elde etmek için kritik öneme sahiptir. Lineer, polinom, trigonometrik, logaritmik, rasyonel, üstel ve hibrit matematiksel modeller kullanılarak bu ilişkiler tanımlanır.

Optimizasyon algoritmaları, süreç optimizasyonunda önemli bir rol oynar [Daoud vd., 2021]. Differential Evolution (DE), Nelder-Mead (NM), Random Search (RS) ve Simulated Annealing (SA) gibi yöntemler, çeşitli güçlü yönleriyle farklı optimizasyon problemlerini çözmeye kullanılır. Her bir yöntem, problemin doğasına, hesaplama kaynaklarına ve optimizasyon doğruluğuna göre seçilir.

Bu çalışmanın amacı, bilyeli dövme makinesinin süreç parametrelerini süreç optimizasyonu bakış açısıyla belirlemektir. Çalışmada öncelikle DoE yöntemlerinden birisi olan D-optimal method kullanılıp daha az test verisi ile parametrelerin ikincil etkilerinin de incelenmesi amaçlanmıştır. Elde edilen sonuçlar doğru matematiksel metodu seçimi literatürde sıklıkla kullanılan değerlendirme kriterlerinden  $R^2$  ve Model Verimliliği kullanılmıştır. Yapılan çalışma sonuçlarına istinaden dört farklı optimizasyon yöntemi—Differential Evolution, Nelder-Mead, Random Search ve Simulated Annealing—kullanarak hedef yoğunluğa ulaşacak parametreleri belirlemeyi amaçlar. Hedef yoğunluğa en yakın sonucu veren yöntem seçilmiştir.

## YÖNTEM

Bu çalışmada kullanılan bilyeli dövme makinesi, sektör standartlarına uygunluğu ile bilinen Wheelabrator MP 1000 modelidir. Bu model, MIL-S 13165-C, MIL-S-851-D ve AMS 2431/1 (C) gibi endüstri standartlarına uyum sağlamaktadır. Kullanılan çelik VS170-MH bilyeleri, 45–52 HRC sertlik aralığına sahip olup, kaliteleri kanıtlanmış bir üründür. Wheelabrator ürünleri ve kalite güvence prosedürleri, Rolls Royce ve British Aerospace gibi önemli endüstri oyuncuları tarafından onaylanmış olup, en yüksek standartları garanti etmektedir.

Bilyeli dövme işlemi sırasında, bilyeleme ucu hem yatay hem de 45 derece açıyla yönlendirilerek yönlendirilmiş etki değerlendirilmiştir. Alüminyum şeritler, bilyeleme işleminin tutarlı bir şekilde uygulanabilmesi için dikey olarak konumlandırılmıştır. Sayısal simülasyonlarla net bir karşılaştırma sağlamak amacıyla sadece normal darbe dikkate alınmış ve bireysel bilyelerin etkileşimleri analizden bilerek çıkarılmıştır.

Bilyeli dövme işleminin parametreleri arasında hava basıncı, kütle akış hızı, darbe açısı, memeden örneğe uzaklık ve ters besleme hızı yer almaktadır. Bu parametreler, işleme tabii tutulmuş yüzeyin yoğunluğu ve kaplamasını anlamak için farklı seviyelerde test edilmiştir. Seçilen seviyeler, işlemin minimum ve maksimum sınırlarına göre belirlenmiş ve her parametrenin etkinliği ve hassasiyeti göz önüne alınarak seviyelerin sayısı belirlenmiştir.

Almen Şeritleri, özellikle Tip A ve Grade 1S (A-1S™), Electronics Inc. tarafından temin edilmiştir. Bu şeritler SAE AMS 2432 B, SAE J442, SAE AMS 2430, AMS-S-13165 ve MIL-S-13165C standartlarına uygundur [AMS Committee, 2018], [AMS Committee, 2022], [AMS Committee, 2017], [SAE Committee, 2023]. SAE 1070 düz karbon çeliğinden üretilen bu şeritlerin sertliği 45–48 HRC olup, boyutları 19 mm × 76 mm ve kalınlıkları 1.30 mm ( $\pm 0.0127$  mm) olarak belirlenmiştir. SAE 1070 hedef malzemenin kimyasal bileşimi Tablo 2'de detaylandırılmıştır. bilyelenmiş test şeritlerinin yoğunluk değerleri, Electronics Inc.'ten Model TSP-3 #2 Almen Gage kullanılarak ölçülmüştür ve kaplama kontrolü optik mikroskop kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Bilyeli dövme işlemi sonrası, işlenmiş Almen test şeritleri, bilyeleme yoğunluğunu belirten bir kıvrım yüksekliği ölçümü yapan bir yoğunluk test makinesi ile test edilmiştir. Bir sonraki adımda, kaplamanın uniformluğunu ve tamamlayıcılığını değerlendirmek için optik mikroskop kullanılarak kaplama kontrolü yapılmıştır. Bu denetim, bilyeli dövme işleminin şeritlerin tüm yüzey alanını etkili bir şekilde işlediğini doğrulamak için kritik öneme sahiptir.

Bilyeli dövme parametrelerinin optimizasyon süreci, amaç fonksiyonunun, tasarım değişkenlerinin ve kısıtlamaların hassas bir şekilde tanımlanması ile başlamaktadır. Geleneksel yöntemlerin aksine, bu çalışma, çoklu parametre etkileşimlerini kontrol ve analiz etmeyi sağlayan D-optimal deney

tasarımı (DoE) yöntemini kullanmaktadır. Bu yöntem, hava basıncı, kütle akışı, darbe açısı, memeden örneğe mesafe ve ters besleme hızı gibi parametrelerin etkileşimlerini incelemeyi sağlar. Bu veriler, 39 farklı deneyden elde edilmiştir ve yedi farklı lineer ve lineer olmayan regresyon modelinin geliştirilmesi ve değerlendirilmesi için kullanılmaktadır. Ek olarak, 18 deney daha gerçekleştirilmiş ve her biri üç kez tekrarlanarak yüksek tutarlılık sağlanmıştır. Farklı lineer ve lineer olmayan regresyon modellerinin formları ve nomenklatürü ayrıntılı olarak incelenmiştir.

En doğru matematiksel modelin elde edilmesi için, çalışma Nöro-Regresyon Yöntemi (NRM) kullanılmaktadır. Bu yöntem, makine öğrenimi tekniklerini geleneksel regresyon analizi ile entegre eder. Deneysel veriler öğrenme, test ve doğrulama setlerine bölünerek modelin çeşitli veri setlerinde güçlü ve iyi performans göstermesi sağlanmıştır. Modelin performansı R2 değeri kullanılarak değerlendirilmiş ve tatmin edici bir R2 değeri (0.85'in üzerinde) elde edilene kadar iteratif olarak rafine edilmiştir.

Model doğrulandıktan sonra, optimizasyon birkaç algoritma kullanılarak gerçekleştirilmiştir: Diferansiyel Evrim (DE), Simüle Edilmiş Tavlama (SA), Nelder-Mead (NM) ve Rastgele Arama (RS). Bu algoritmalar, süreç optimizasyonundaki etkinlikleri nedeniyle Wolfram Mathematica'da uygulanmıştır. Her yöntem, bilyeli dövme işlemini optimal parametrelerle belirlemek amacıyla uygulanmış ve nihai modelin optimal koşulları doğru bir şekilde tahmin edebilmesi sağlanmıştır. Böylece, bilyeli dövme performansının artırılması hedeflenmiştir.

Her modelin belirleme katsayısı (R2) ve model verimliliği (ME) için yapılan istatistiksel analizler, neuro-regresyon modelleri ile deneysel veriler arasındaki ilişkileri belirlemek için kullanılmıştır. Ayrıca, hazırlanan modeller kullanılarak en düşük ve en yüksek değerler hesaplanmış ve deneysel parametre sınırlarına uyum sağlanmıştır. Bu çalışmada, geleneksel bir maliyet fonksiyonunu optimize etmek yerine, kullanıcının belirttiği istenen yoğunluk seviyelerini elde eden proses parametrelerini belirlemeye odaklanılmıştır. Bu yaklaşım, genellikle bir amaç fonksiyonunu minimize etmek veya maksimize etmek olan geleneksel optimizasyondan farklıdır. Diferansiyel Evrim, Nelder-Mead, Rastgele Arama ve Simüle Edilmiş Tavlama gibi dört farklı optimizasyon yöntemini içeren hibrit bir optimizasyon modeli kullanılarak, kullanıcının belirlediği yoğunluk seviyeleriyle uyumlu optimal proses parametreleri sistematik olarak aranmıştır.

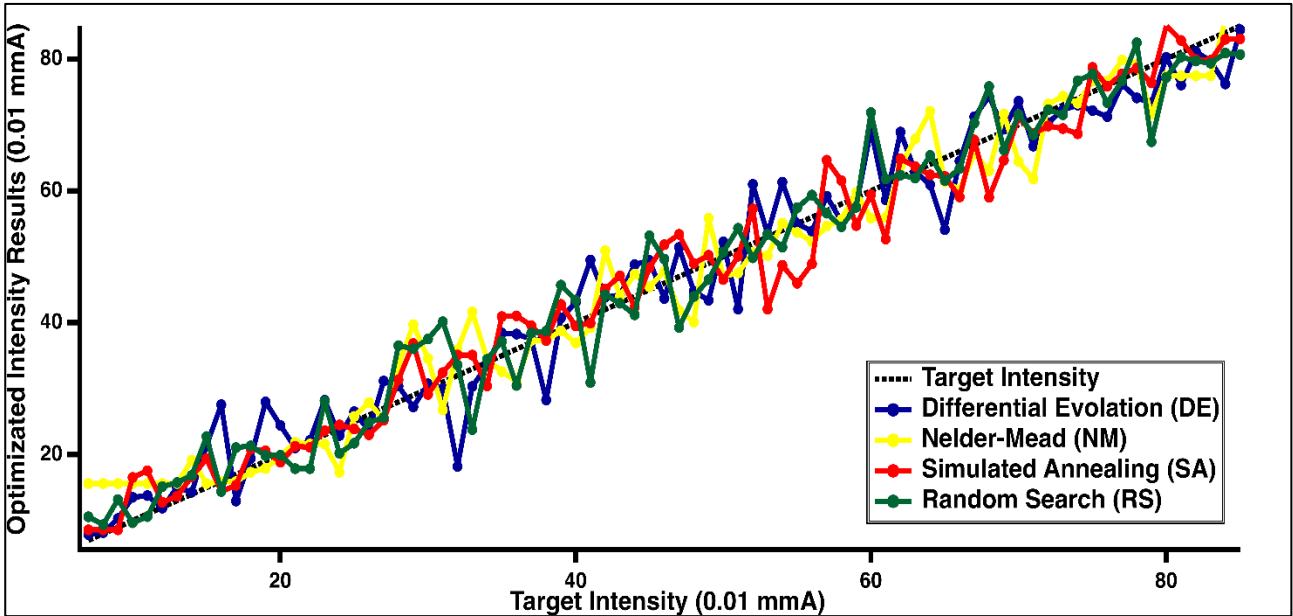
## UYGULAMALAR VE DEĞERLENDİRME

Tablo, farklı matematiksel modellerin performansını ve bilyeli dövme işleminin yoğunluk değerlerini değerlendirmektedir. Modellerin eğitim ve test aşamalarındaki başarıları, R-kare ( $R^2$ ) ve Model Etkinliği (ME) değerleriyle gösterilmektedir. Eğitim setinde, "TON" modelinin en yüksek  $R^2$  (0.99) ve ME (0.99) değerlerine sahip olduğu, yani modelin eğitim verilerini en iyi şekilde açıkladığı ve en yüksek verimliliği sağladığı görülmektedir. "SON" modeli ise yüksek  $R^2$  değeri (0.97) ile etkili bir performans sergilemekte, ancak test verilerinde daha düşük  $R^2$  (0.86) ve ME (0.86) değerlerine sahiptir. "LR" modelinin eğitimde oldukça yüksek performans ( $R^2$ : 0.94, ME: 0.94) sergilediği, test setinde ise biraz daha düşük sonuçlar elde ettiği gözlemlenmektedir. "L" modelinin eğitimde ve testte düşük  $R^2$  (0.88) ve ME (0.88) değerleri ile diğer modellere kıyasla daha az başarılı olduğu görülmektedir. Ayrıca, her modelin bilyeli dövme işlemi için sağladığı minimum ve maksimum yoğunluk değerleri de tabloya eklenmiştir. Bu sonuçlar, ışığında SON modelinin

Tablo 1: Matematik Model Sonuçları

Modeller	$R^2_{Eğitim}$	$ME_{Eğitim}$	$R^2_{Test}$	$ME_{Test}$	Min Yoğunluk, (Intensity) 0.01 mA	Max Yoğunluk (Intensity) 0.01 mA
L	0.88	0.88	0.87	0.87	14.66	72.46
LR	0.94	0.94	0.88	0.88	16.46	75.05
SON	0.97	0.97	0.86	0.86	15.39	84.66
TON	0.99	0.99	0.78	0.78	13.99	81.57

Şekil 1, dört farklı optimizasyon yönteminin—Differential Evolution (DE), Nelder-Mead (NM), Simulated Annealing (SA) ve Random Search (RS)—hedef yoğunluk seviyelerine ulaşma performansını karşılaştırmaktadır. Differential Evolution (DE), özellikle orta ve yüksek yoğunluk seviyelerinde istikrarlı bir performans sergilemiştir. DE, geniş bir arama alanını keşfetme yeteneği sayesinde orta yoğunluk seviyelerinde hata oranını ortalama %7,2 olarak tutmuştur; bu oran, Simulated Annealing (SA) yöntemine kıyasla daha yüksek olmakla birlikte, birçok uygulama için kabul edilebilir bir aralıktır. Yüksek yoğunluk seviyelerinde hata oranı %9,8'e çıkmış, bu da DE'nin karmaşık senaryolarda dengeleme ve keşfetme arasındaki zorluklarını göstermektedir. Örneğin, 84,43 hedef yoğunluğunda DE, 84,43 tahmini ile neredeyse sıfır hata (%0,67) göstermiştir; bu durum, DE'nin keşfetme ve hassasiyet arasında bir denge gerektiren senaryolarda etkili olduğunu ortaya koymaktadır.



Şekil 1: Optimizasyon metotları karşılaştırma grafiği

Sonuç olarak, bu analiz, Simulated Annealing (SA) yönteminin yüksek tutarlılık ve düşük hata oranları gösterdiğini ve bu nedenle genellikle en uygun optimizasyon yöntemi olarak tavsiye edildiğini doğrulamaktadır. SA, tüm yoğunluk seviyelerinde en düşük hata oranlarını sergileyerek yüksek hassasiyet ve minimal sapma gerektiren uygulamalar için en uygun yöntem olarak öne çıkmaktadır. Differential Evolution (DE), biraz daha değişkenlik göstermesine rağmen, orta ve yüksek yoğunluk senaryolarında etkili bir seçenek olarak değerlendirilmektedir. Öte yandan, Nelder-Mead (NM) ve

Random Search (RS) genellikle daha yüksek hata oranları ve daha az tutarlı performans sergilemiştir. NM ve RS'nin yüksek hata oranları, karmaşık ve hassas optimizasyon görevlerinde karşılaşılan sınırlamaları yansıtmaktadır. Bu bulgular, SA'nın sağlamlığını, DE'nin keşfetme ve değerlendirme dengesi ile yeteneğini ve NM ve RS'nin karmaşık optimizasyon ortamlarındaki sınırlamalarını vurgulamaktadır.

## SONUÇ

Bu çalışmada, bilyeli dövme sürecinin optimizasyonu amacıyla yapılan kapsamlı analizler, çeşitli matematiksel modellerin ve optimizasyon yöntemlerinin etkinliğini ortaya koymuştur. Neuro Regresyon Yöntemi (NRM) kullanılarak değerlendirilen dört farklı matematiksel modelden, İkinci Derece Doğrusal Olmayan Model (SON), eğitim ve test veri setlerinde sırasıyla 0.90 ve 0.88 R<sup>2</sup> değerleri ile en başarılı model olarak belirlenmiştir. SON modelinin optimizasyonu için uygulanan DE, SA, NM ve RS yöntemleri, bilyeli dövme sürecinin çeşitli parametreleri üzerinde farklı performanslar sergilemiştir. DE ve SA yöntemleri, geniş aralıkta etkili sonuçlar sağlarken, NM ve RS yöntemleri belirli koşullarda sınırlı etkinlik göstermiştir. Bu sonuçlar, bilyeli dövme sürecinin optimizasyonunda model seçiminin ve algoritma tercihinin önemini vurgulamaktadır. Çalışma, bilyeli dövme sürecinin daha verimli ve etkili bir şekilde optimize edilmesi için önemli bir temel sağlamaktadır ve yapay zekâ tabanlı süreç iyileştirmelerine katkıda bulunmaktadır. Elde edilen bulgular, havacılık ve diğer endüstriyel uygulamalarda bilyeli dövme işlemlerinin iyileştirilmesi ve optimize edilmesine yönelik stratejilerin geliştirilmesinde kullanılabilir.

## Kaynaklar

- AMS Committee, 2018. Shot Peening. SAE International. doi: <https://doi.org/10.4271/AMS2430U>
- AMS E. C. ve L. A. S. Committee, 1951. STEEL STRIP 0.64-0.76C (SAE 1070). SAE International. doi: <https://doi.org/10.4271/AMS5120C>
- Almen, J. O., Black, P. H. ve Dolan, T. J., 1963. Residual Stresses And Fatigue In Metals. *J Appl Mech*, vol. 31, no. 2, pp. 368–368.
- AlMangour, B. ve Yang, J. M., 2016. Improving the surface quality and mechanical properties by shot-peening of 17-4 stainless steel fabricated by additive manufacturing. *Mater Des*, vol. 110, pp. 914–924.
- Daoud, M., Kubler, R., Bemou, A., Osmond, P. ve Polette, A., 2021. Prediction of residual stress fields after shot-peening of TRIP780 steel with second-order and artificial neural network models based on multi-impact finite element simulations. *J Manuf Process*, vol. 72, pp. 529–543.
- Miao, H. Y., Demers, D., Larose, S., Perron, C. ve Lévesque, M., 2010. Experimental study of shot peening and stress peen forming. *J Mater Process Technol*, vol. 210, no. 15, pp. 2089–2102.
- SAE Committee, 2022. Test Strip, Holder, and Gage for Shot Peening. SAE International. doi: [https://doi.org/10.4271/J442\\_202205](https://doi.org/10.4271/J442_202205)
- SAE Committee, 2017. Procedures for Using Standard Shot Peening Almen Test Strip. SAE International. doi: [https://doi.org/10.4271/J443\\_201708](https://doi.org/10.4271/J443_201708)
- SAE Committee, 2023. Shot Peening Coverage Determination. SAE International. doi: [https://doi.org/10.4271/J2277\\_202301](https://doi.org/10.4271/J2277_202301)
- Teo, A., Ahluwalia, K. ve Aramcharoen, A., 2020. Experimental investigation of shot peening: correlation of pressure and shot velocity to Almen intensity. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 106, no. 11–12, pp. 4859–4868.
- Wang, X., et al., 2019. Combining the finite element method and response surface methodology for optimization of shot peening parameters. *Int J Fatigue*, vol. 129, p. 105231.
- Wagner, L. ve Mueller, C., 1992. Effect of shot peening on fatigue behavior in al-alloys. *Materials and Manufacturing Processes*, vol. 7, no. 3, pp. 423–440.