

**OPTİMİZASYON TEKNİKLERİ VE SİNİRSEL AĞLAR
KULLANILARAK ARAÇ KAYAR KAPI SİSTEMİ
PARAMETRELERİNİN TAHMİNİ**

Caner GÜVEN



T.C.
BURSA ULUDAĞ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**OPTİMİZASYON TEKNİKLERİ VE SİNİRSEL AĞLAR KULLANILARAK
ARAÇ KAYAR KAPI SİSTEMİ PARAMETRELERİNİN TAHMİNİ**

Caner GÜVEN
0000-0002-6824-7152

Prof. Dr. Ferruh ÖZTÜRK
(Danışman)

DOKTORA TEZİ
OTOMOTİV MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

BURSA – 2022
Her Hakkı Saklıdır

TEZ ONAYI

Caner GÜVEN tarafından hazırlanan “OPTİMİZASYON TEKNİKLERİ VE SİNİRSEL AĞLAR KULLANILARAK ARAÇ KAYAR KAPI SİSTEMİ PARAMETRELERİNİN TAHMİNİ” adlı tez çalışması aşağıdaki jüri tarafından oy birliği ile Bursa Uludağ Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Otomotiv Mühendisliği Anabilim Dalı’nda **DOKTORA TEZİ** olarak kabul edilmiştir.

Danışman: Prof. Dr. Ferruh ÖZTÜRK

Başkan	:	Prof. Dr. Ferruh ÖZTÜRK 0000-0001-5767-8312 Bursa Uludağ Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Otomotiv Mühendisliği Anabilim Dalı	İmza
Üye	:	Prof. Dr. Necmettin KAYA 0000-0002-8297-0777 Bursa Uludağ Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Makine Mühendisliği Anabilim Dalı	İmza
Üye	:	Prof. Dr. Rukiye ERTAN 0000-0002-9710-6519 Bursa Uludağ Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Otomotiv Mühendisliği Anabilim Dalı	İmza
Üye	:	Dr. Öğr. Üyesi İsmail ÖZTÜRK 0000-0003-2641-5880 Pamukkale Üniversitesi, Teknoloji Fakültesi, Otomotiv Mühendisliği Anabilim Dalı	İmza
Üye	:	Dr. Halil BAYRAM 0000-0002-4664-3883 Amasya Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Makine Mühendisliği Anabilim Dalı	İmza

Yukarıdaki sonucu onaylarım

Prof. Dr. Hüseyin Aksel EREN
Enstitü Müdürü
.././.....

B.U.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü tez yazım kurallarına uygun olarak hazırladığım bu tez çalışmada;

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

beyan ederim.

24/08/2022

Caner GÜVEN

TEZ YAYINLANMA FİKRİ MÜLKİYET HAKLARI BEYANI

Enstitü tarafından onaylanan lisansüstü tezin/raporun tamamını veya herhangi bir kısmını, basılı (kâğıt) ve elektronik formatta arşivleme ve aşağıda verilen koşullarla kullanıma açma izni Bursa Uludağ Üniversitesi'ne aittir. Bu izinle Üniversiteye verilen kullanım hakları dışındaki tüm fikri mülkiyet hakları ile tezin tamamının ya da bir bölümünün gelecekteki çalışmalarda (makale, kitap, lisans ve patent vb.) kullanım hakları tarafımıza ait olacaktır. Tezde yer alan telif hakkı bulunan ve sahiplerinden yazılı izin alınarak kullanılması zorunlu metinlerin yazılı izin alınarak kullandığımı ve istenildiğinde suretlerini Üniversiteye teslim etmeyi taahhüt ederiz.

Yükseköğretim Kurulu tarafından yayınlanan “**Lisansüstü Tezlerin Elektronik Ortamda Toplanması, Düzenlenmesi ve Erişime Açılmasına İlişkin Yönerge**” kapsamında, yönerge tarafından belirtilen kısıtlamalar olmadığı takdirde tezin YÖK Ulusal Tez Merkezi / B.U.Ü. Kütüphanesi Açık Erişim Sistemi ve üye olunan diğer veri tabanlarının (Proquest veri tabanı gibi) erişimine açılması uygundur.

Danışman Adı-Soyadı
Tarih

Öğrencinin Adı-Soyadı
Tarih

İmza

Bu bölüme kişinin kendi el yazısı ile okudum
anladım yazmalı ve imzalanmalıdır.

İmza

Bu bölüme kişinin kendi el yazısı ile okudum
anladım yazmalı ve imzalanmalıdır.

ÖZET

Doktora Tezi

OPTİMİZASYON TEKNİKLERİ VE SİNİRSEL AĞLAR KULLANILARAK ARAÇ KAYAR KAPI SİSTEMİ PARAMETRELERİNİN TAHMİNİ

Caner GÜVEN

Bursa Uludağ Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Otomotiv Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman: Prof. Dr. Ferruh Öztürk

Tez çalışması, araç kayar kapı sistem tasarım parametrelerinin tahmininde yapay sinir ağları (YSA) ve Bayes Optimizasyonu (BO) kullanılarak gerçekleştirilen çok amaçlı bir optimizasyon uygulaması tanımlamaktadır. YSA, özellikle karmaşık ve belirsizlik içeren matematiksel modellerin çözümünde kullanılmaktadır. Analitik olarak çözümünde zorluklar olan kara kutu problemlerde etkin sonuç vermektedir. Belirsizlikler içeren, ancak maliyetli fiziksel testler veya uzun süren simülasyonlar gerektiren problemlerde de çözüm için uygun bir yaklaşımdır. Çalışma kapsamında ele alınan kayar kapı sistem tasarımı da belirsizliklerin fazla olduğu karmaşık bir problem olduğu için tasarım parametrelerinin tahmin ve optimizasyonunda YSA ve BO kullanılmıştır. Sonlu elemanlar yöntemi kullanılarak gerçekleştirilen dinamik analizlerin ardından, parametrelerin farklı değerlerine karşılık gelen analiz sonuçları YSA ve BO kullanılarak tahmin edilmiştir. Ardından genetik algoritma (GA) kullanılarak çok amaçlı optimizasyon problemi için optimum çözüm elde edilmiştir. Uzun analiz süreleri ortadan kaldırılarak daha hızlı ve esnek bir yöntem sunulmuştur.

Anahtar Kelimeler: Yapay sinir ağı, Bayes optimizasyonu, çok amaçlı optimizasyon, sonlu elemanlar analizi, araç kayar kapısı, genetik algoritma

2022, xiii + 68 sayfa.

ABSTRACT

PhD Thesis

PREDICTION OF VEHICLE SLIDING DOOR SYSTEM PARAMETERS USING OPTIMIZATION TECHNIQUES AND NEURAL NETWORKS

Caner GÜVEN

Bursa Uludağ University
Graduate School of Natural and Applied Sciences
Department of Automotive Engineering

Supervisor: Prof. Dr. Ferruh Öztürk

This work describes an application of using the artificial neural network and Bayesian optimization based multi-objective optimization to predict the design parameters of vehicle sliding door system. Artificial neural network is used to solve complex and uncertain models. It gives effective results in black box problems that have difficulties in solving analytically. It is also a suitable approach for solving problems that involve uncertainties but require costly physical test or long run simulations. Artificial neural network and Bayesian optimisation were used in the prediction and optimization of the design parameters, since the sliding door design, which is considered within the scope of the study, is a complex problem with high uncertainties. After performing explicit dynamic analyses with the finite element method, the analysis results for different input values of the design parameters were predict using artificial neural network and Bayesian optimisation. Regression, artificial neural network, and Bayesian optimisation results are compared for prediction performance. Then, the optimal solution of the genetic algorithm (GA) for the multi-objective optimization problem was obtained. By eliminating long analysis times, a more flexible and faster method is presented.

Key words: Artificial neural network, Bayesian optimisation, multi-objective optimisation, finite element analysis, vehicle sliding door, genetic algorithm

2022, xiii + 68 pages.

TEŐEKKÜR

Doktora eđitimim süresince rehberlik ve desteđini esirgemeyen deđerli danıőmanım Prof. Dr. Ferruh Öztürk'e teőekkürlerimi sunarım.

Doktora eđitimim boyunca tez kapsamında irdelenen kayar kapı sistemleri konusunda katkılarından dolayı başta deđerli yöneticilerim İlker Demirayak ve Erdoğan Demir olmak üzere Rollmech Automotive ailesine teőekkürlerimi sunarım.

Lisans üstü eđitimim boyunca sabır ve desteđini esirgemeyen sevgili eőim Nesrin Güven ve ođlum Poyraz Enes Güven'e teőekkür ederim.

Caner GÜVEN
24/08/2022

İÇİNDEKİLER

	Sayfa
ÖZET.....	vi
ABSTRACT.....	vii
TEŞEKKÜR.....	viii
SİMGELER ve KISALTMALAR DİZİNİ	x
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	xii
ÇİZELGELER DİZİNİ	xiii
1. GİRİŞ.....	1
2. KURAMSAL TEMELLER ve KAYNAK ARAŞTIRMASI	4
3. MATERYAL ve YÖNTEM.....	9
3.1. Çok Amaçlı Optimizasyon.....	11
3.2. Deney Tasarımı	12
3.3. Sonlu Elemanlar Analizi	15
3.3.1. Kauçuk Komponentler ve Hiperelastik Malzeme Modelleme.....	17
3.3.2. Sönümleyici Hidrolik Piston Mekanizması ve Modellenmesi.....	18
3.3.3. Dinamik Analizler	21
3.4. Tahmin Yöntemleri	23
3.4.1. Yapay Sinir Ağları	25
3.4.2. Bayes Optimizasyonu.....	33
3.4.3. Genetik Algoritma.....	38
4. BULGULAR ve TARTIŞMA.....	42
5. SONUÇ.....	55
KAYNAKLAR	58
EKLER.....	61
ÖZGEÇMİŞ	67

SİMGELER ve KISALTMALAR DİZİNİ

Simgeler	Açıklama
a	Yıldız nokta
c	Ses hızı
D	Durdurucu seti ve kapı ağırlık merkezi arası mesafe
E	Elastisite Modülü
ε	Gerinme
F	Piston kuvveti
J	Hacim oranı
k	Değişken sayısı
L	Sonlu elemanlar ağında en küçük eleman kenar uzunluğu
L_0	İlk boy
L	Deplasmana uğramış boy
n	Veri sayısı
R	Pearson korelasyon katsayısı
var	Varyans
ρ	Malzeme yoğunluğu
ϑ	Poisson oranı
x	Hidrolik piston stroğu
x_-	Değişken alt limiti
x_+	Değişken üst limiti
u	Deplasman
V	Deforme olmuş hacim
V_0	İlk hacim
W	Yeoh malzeme modeli şekil değiştirme enerjisi
w	Ağırlıklandırma katsayısı
$y_{\text{gerçek}}$	Fonksiyon gerçek değeri
y_{tahmin}	Fonksiyon tahmini değeri
λ	Uzama oranı
I	İnvaryant
\in	Gürültü
σ_f^2	Sinyal varyansı
ℓ_k	Uzunluk oranı

Kısaltmalar	Açıklama
AD	Açısal deplasman
ARD	Otomatik ilişki belirleme (Automatic relevance determination)
BO	Bayes optimizasyonu
BR	Baisen Regularization (Bayes Düzenlemesi)
DTT	Deney tasarım tablosu
DS	Deney sayısı
EVS	Explained variance score (Açıklamalı varyans skoru)

GA	Genetik algoritma
GP	Gauss prosesi
LM	Levenberg-Marquardt
MAE	Mean Absolute error (Ortalama mutlak hata)
MSE	Mean squared error (Ortalama kare hata)
PDE	Plastik Őekil deęiŐtirme enerjisi
SEA	Sonlu elemanlar analizi
YSA	Yapay sinir aęı

ŞEKİLLER DİZİNİ

	Sayfa
Şekil 2.1. Sistemde meydana gelen kalıcı şekil deęiřtirmeler.....	4
Şekil 3.1. Kayar Kapı Sistem geometrisi.....	9
Şekil 3.2. Optimizasyon süreci şematik gösterimi	10
Şekil 3.3. Durdurucu seti ve kapı aęırlık merkezi arası mesafe.....	12
Şekil 3.4. Sonlu elemanlar modeli.....	16
Şekil 3.5. Hidrolik piston durdurucu mekanizması	20
Şekil 3.6. Sonlu elemanlar modelinde hidrolik sönümleyicinin modellenmesi.	20
Şekil 3.7. Sonlu elemanlar modeli ve sınır koşulları	22
Şekil 3.8. Yapay sinir aęı mimarisi	26
Şekil 3.9. Yapay sinir aęı öğrenme ve test performansı	29
Şekil 3.10. PDE fonksiyonu YSA testi BR yöntemi	30
Şekil 3.11. PDE fonksiyonu YSA testi LM yöntemi	31
Şekil 3.12. AD fonksiyonu YSA testi BR yöntemi	32
Şekil 3.13. AD fonksiyonu YSA testi LM yöntemi	32
Şekil 3.14. Gauss Prosesi	36
Şekil 3.15. Amaç fonksiyon iterasyon sayısı	37
Şekil 3.16. BO amaç fonksiyon modeli	38
Şekil 3.17. Pareto optimal çözüm seti.....	40
Şekil 4.1. Çarpma anında Von Misses eşdeęer gerilme dağılımı.....	42
Şekil 4.2. Örnek bir analiz modeli için PDE fonksiyonu	43
Şekil 4.3. Örnek bir analiz modeli için kontak enerjisi	44
Şekil 4.4. Farklı SAE modelleri için viskoz enerji sönümü.....	48
Şekil 4.5. PDE fonksiyonu için SAE ve YSA-BR kıyaslaması.....	50
Şekil 4.6. AD fonksiyonu için SAE ve BO kıyaslaması	51
Şekil 4.7. GA Pareto eğrisi.....	53

ÇİZELGELER DİZİNİ

	Sayfa
Çizelge 3.1. Parametre alt ve üst limitleri	11
Çizelge 3.2. Üç faktörlü merkezi bileşik tasarım tablo yapısı	14
Çizelge 3.3. Deney tasarım tablo yapısı	15
Çizelge 3.4. Mazleme özellikleri	21
Çizelge 3.5. Tahminler için doğrulama modelleri	25
Çizelge 3.6. Genetik algoritma parametreleri	39
Çizelge 4.1. DTT SEA sonuçları	46
Çizelge 4.2. Doğrulama modelleri SEA sonuçları	47
Çizelge 4.3. PDE fonksiyonu tahmin performansı kıyaslaması	49
Çizelge 4.4. AD fonksiyonu tahmin performansı kıyaslaması	49
Çizelge 4.5. YSA, BO and regresyon kıyaslaması	52
Çizelge 4.6. Analiz sonucu ve optimizasyon sonucu kıyaslaması	54
Çizelge 5.1. Optimizasyon süreci ile fonksiyonlardaki iyileştirmeler	56

1. GİRİŞ

Kayar kapılar, dar hacimlerde açılabilme, iniş-binişler ve yüklemelerde sunduğu geniş kapı açıklığı ile otomotiv sektöründe özellikle ticari araçlarda geniş kullanım alanına sahiptir. Araç üzerinde dinamik bir sistem olan kayar kapı sisteminin işlevlerini yerine getirebilmesi için birçok farklı prosesle üretilen alt bileşenlerin sağlıklı bir şekilde bir arada çalışabilmesi gerekmektedir. Statik, dinamik yükler ve ömür ile ilgili birçok tasarım gereksinimi olan bu sistem, birçok tasarım parametresi içermektedir. Bu uzun tasarım sürecini kısaltmak amacı ile çok amaçlı bir optimizasyon yöntemi oluşturulmuştur.

Yeni bir araç gövdesi tasarlanmaya başlandığı andan itibaren paralel olarak gövdeye uygun kayar kapı sisteminin de tasarlanması gerekmektedir. Tasarım süreçleri devam ederken gövde ve kayar kapının tasarım parametreleri birbirlerini etkilemektedirler. Bazı tasarım parametrelerindeki değişikliklerinin sisteme etkisini belirlemek için analiz ve fiziksel testlerin tekrarlanması gerekmektedir. Bu, tüm tasarım doğrulama sürecinin defalarca tekrarlanmasına neden olur. Bu nedenle parametrelerdeki değişimlere göre analiz sonuçlarını tahmin etmek için yapay sinir ağı (YSA) ve Bayes optimizasyonu (BO) yöntemleri kullanılmıştır. Böylece ilk analiz veya test veri seti elde edildikten sonra final tasarıma ulaşılan kadar analiz ve testlerin sürekli olarak tekrarlanması gerekmez.

Bu çalışma kapsamında sonlu elemanlar yöntemi ile bir kayar kapı sonlu elemanlar modeli oluşturulmuştur. Sonlu elemanlar modeli kurulurken kauçuk kapı durdurucular için hiperelastik malzeme modellenmesi gerçekleştirilmiştir. Kauçuk kapı durduruculara ilave olarak enerji sönümünü arttırmak amacıyla sönümleyici hidrolik piston mekanizması kullanılmaktadır.

Sistem tasarımında gerçekleştirilecek çok amaçlı optimizasyon çalışması için plastik şekil değiştirme enerjisi (PDE) ve kapının açılma deplasmanı (AD) amaç fonksiyonları olarak belirlenmiştir. Amaç fonksiyonları etkileyen parametreler belirlenerek deney tasarım tablosu oluşturulmuştur. Deney tasarım tablosunda yer alan sistem tasarımları için sonlu elemanlar modelleri hazırlanarak analizler gerçekleştirilmiştir.

YSA, beynin bir işlevi yerine getirme şeklini modellemek için tasarlanmış bir sistem olarak tanımlanabilir. YSA, girdi ve çıktı miktarları arasında doğrusal olmayan basit bir haritalama yöntemidir. (Lagaros, Charmpis ve Manolis, 2005; Uçarlar, 2006; Marzbanrad ve Ebrahimi, 2011). Dinamik etkileri belirlemek amacıyla uzun süren sonlu elemanlar analizleri (SAE) gerçekleştirilir. Analizlerin sayısı minimumda tutularak, sonuçlar YSA ile çoğaltılır. Araç kayar kapı sisteminin tasarım kararlarını tahmin etmek için YSA kullanılmıştır.

Hiperparametre seçimi, makine öğrenmesi algoritmalarının başarısında önemli bir rol oynamaktadır. Bayes optimizasyon algoritması, Bayes teoremini kullanarak amaç fonksiyonunun sonraki dağılımını tahmin eder ve bu dağılıma göre bir sonraki örneğin hiperparametre kombinasyonunu belirler. Bir önceki deneyden elde ettiği tüm bilgileri kullanır ve sonucu global maksimuma getirecek parametreyi bulmaya çalışır (Yazıcı, 2011).

Genetik Algoritma (GA) gibi evrimsel algoritmalar, yapısal optimizasyon sürecinde hesaplama verimliliğini artırmak için yaygın olarak kullanılmaktadır. GA, popülasyon tabanlı bir doğrudan arama algoritmasıdır. Bu çalışmada, genetik algoritma yöntemi kullanılarak çok amaçlı optimizasyon problemi için Pareto eğrisi sunulmuştur. Ayrıca amaç fonksiyonların ağırlıklandırıldığı durum için optimum tasarım elde edilmiştir.

YSA ve BO kullanılarak tahmin edilen analiz sonuçları yüksek doğruluk oranlarıyla elde edilmiş ve kayar kapı sistemi için optimizasyon çalışması gerçekleştirilmiştir. Klasik tasarım sürecinde, deneme yanılma ile kaybedilen zaman ortadan kaldırılarak tasarruf sağlanmıştır. Herhangi bir parametredeki değişikliğin sisteme etkisini belirlemek için yeniden analiz veya uzman ihtiyacı ortadan kaldırılmıştır. Bu yaklaşım, tasarım parametrelerinin ve amaç fonksiyonlarının belirlenebildiği herhangi bir tasarım problemine uygulanabilir.

Kayar kapı sistem tasarımı uzun ve karmaşık bir süreç olmasına rağmen literatürde bu sistem tasarımını inceleyen çalışma sayısı oldukça sınırlıdır. Güven, Tüfekçi, Bayık, Gedik ve Taş (2015) klasik yöntemle gereksinimlerin sırayla kontrol edildiği, deneme ve

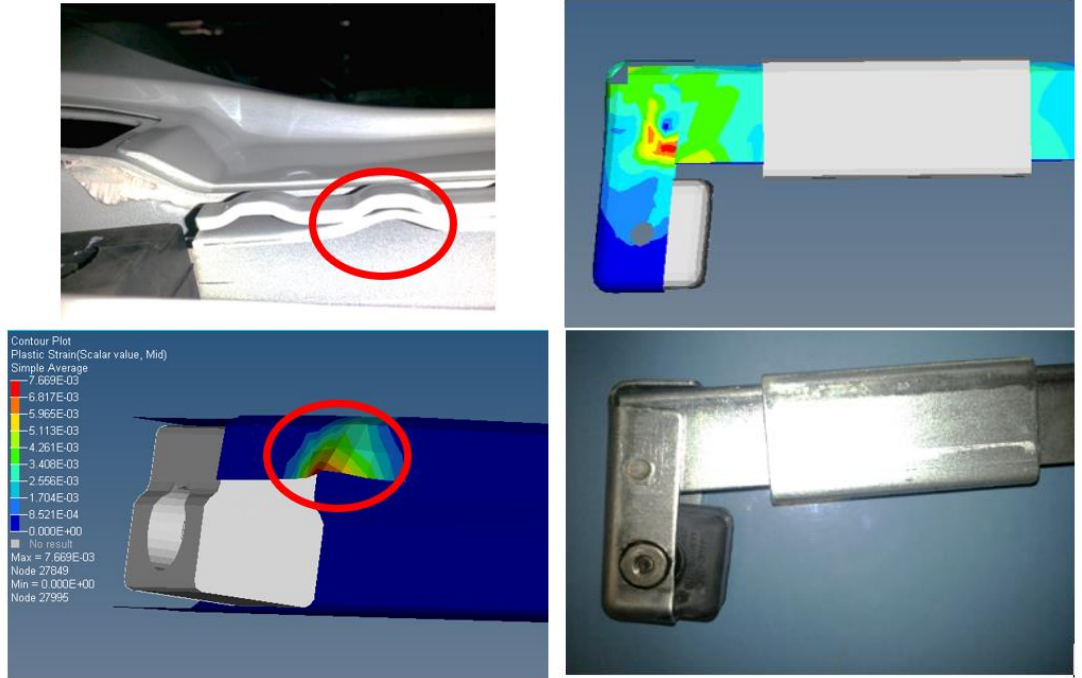
yanılma içeren bir tasarım yöntemi sunmuşlardır. Uzundere ve Karakoç (2014), sistemdeki bir mekanizma olan durdurucu tasarımına odaklanmışlardır. Balaban (2011), sistemdeki mekanizma tasarımlarını ayrı ayrı optimize etmeye çalışmıştır.

Sistem tasarımının optimize edildiği ve tasarım parametrelerinin tahminine yönelik süreci kısaltan bir yaklaşımın kullanımına yönelik bu çalışmada yapay zeka tabanlı bir yaklaşım uygulanmıştır. Bu çalışma kapsamında plastik şekil değiştirme enerjisi (PDE) ve kapının açılma deplasmanı (AD) ile ilgili tahminlerin kolay uygulanabilirliği ile tasarım sürecinin büyük ölçüde kısaltılmasını sağlayan bir yaklaşım sunulmuştur. Bu yöntem yapay zeka tabanlı bir öğrenme yaklaşımı olduğu için farklı sistemlerin tasarımında ve tasarım parametrelerinin tahmininde uzman personel ihtiyacını da minimuma indirmekte, ön tasarım ve tasarım doğrulama çalışmaları açısından süre kısalması yönünde katkısı olmaktadır.

YSA, özellikle karmaşık ve belirsizlik içeren matematiksel modellerin çözümünde kullanılmaktadır. Analitik olarak çözümünde zorluklar olan kara kutu problemlerde etkin sonuç vermektedir. Belirsizlikler içeren, ancak maliyetli fiziksel testler veya uzun süren simülasyonlar gerektiren problemlerde de çözüm için uygun bir yaklaşımdır. Çalışma kapsamında ele alınan kayar kapı sistem tasarımı da belirsizliklerin fazla olduğu karmaşık bir problem olduğu için tasarım parametrelerinin tahmin ve optimizasyonunda YSA ve BO kullanılmıştır.

2. KURAMSAL TEMELLER ve KAYNAK ARAŞTIRMASI

Güven ve diğerleri (2015) bir kayar kapı sisteminin sağlaması gereken statik ve dinamik gereklilikleri listeleterek bu gereklilikler için gerçekleştirilen analiz ve fiziksel testleri kıyaslamalı olarak sunmuşlardır. Bu gereklilikler manuel açma kuvveti, yüksek enerjili çarpma, kapı düşmesi, kapı dayanımı, mekanizma dayanımı ve sistem ömür dayanımıdır. Özellikle yüksek enerjili açma gerekliliğinde kalıcı plastik deformasyonların meydana geldiği gözlemlenmiştir. Tez kapsamında en zorlayıcı gereklilik olarak yüksek enerjili açma referans alınmıştır.



Şekil 2.1. Sistemde meydana gelen kalıcı şekil değişimleri (Güven ve diğerleri, 2015)

Nikbay, Yanangönül ve Öncü (2008) bir uçak kanadı tasarımı için iki farklı optimizasyon problemi oluşturmuştur. İlk problemde statik yükleme durumu için gerilme ve yer değiştirme kısıtlamaları altında kütle minimize edilmeye çalışılmıştır. Diğer problemde ise kütle kısıtlaması ile en yüksek doğal frekans elde edilmeye çalışılmıştır. Finalde bir paket program aracılığı ile geometrik algoritma kullanılarak ilk iki problemin parametreleri, kısıtları ve amaç fonksiyonları ile çok amaçlı optimizasyon problemi için optimum tasarımlar elde edilmiştir. İlk iki problemde kütle ve frekans değerleri için elde

edilen iyileştirmeler sunulurken, çok amaçlı optimizasyon için pareto listesi elde edilmiştir.

Monte (2013) çalışma kapsamında aerodinamik yükler altında çalışırken enerji üretiminde kullanılan kompozit rüzgâr türbin kanadı için verimliliği arttırmak amacıyla yapısal mukavemet açısından kayıp yaşamadan çok amaçlı bir optimizasyon çalışması gerçekleştirilmiştir. Malzeme, fiber oryantasyonu ve katman kalınlığının değişken olarak belirlendiği çalışmada deplasman ve ağırlık minimize edilmeye çalışılmıştır. Ansys ticari yazılımı ile yapısal sonlu elemanlar analizleri gerçekleştirilirken genetik algoritma kullanılarak optimum değerler elde edilmiştir. İlk tasarıma göre %8,29 ağırlık, %12,04 deplasmanın azaltıldığı optimum tasarım elde edilmiştir.

Lin (2010) çalışmasında Taguchi metodu, YSA ve GA'nın bütünleşmiş bir şekilde kullanıldığı bir yöntem tanımlar. Çalışmada kaynak yöntemlerinden biri olan lehimleme prosesine odaklanılmıştır. Basınç, ısıtma, lehim süresi ve geometrik ölçüler bu prosesi etkileyen parametrelerdir. Lehimleme işlemi sonrasında kopma mukavemeti bu çalışmadaki amaç fonksiyondur. YSA modelinin öğrenme, doğrulama ve testinde 54 adet girdi-çıkı veri seti kullanılmıştır. YSA adımından sonra amaç fonksiyonunun en yüksek değerlerinin elde edilmesini sağlayacak parametreler GA ile elde edilmiştir. Optimizasyon çalışması sonrasında elde edilen optimum parametreler ile kopma mukavemetinin %8,8 geliştirildiği gözlemlenmiştir.

Salajegheh ve Gholizadeh (2005), serbestlik derecesi fazla olan büyük yapıların optimizasyonunda modifiye edilmiş bir GA metodu kullanmıştır. Çalışmasının asıl amacı tasarım kısıtları altında yapı ağırlığının minimize edilmesidir. Bu da fazla sayıda yapısal analiz yapılmasını gerektirmektedir. Bu nedenle YSA kullanılarak yapısal analiz sonuçları çoğaltılmıştır. Üç farklı YSA yöntemi doğrulukları kıyaslanarak kullanılmıştır. Sonuç olarak YSA yöntemlerinden elde edilen sonuçlarının doğruluğunun eğitim için kullanılan veri setiyle ilişkili olduğu görülmüştür.

Lagaros, Charnpis ve Manolis (2005) çalışmaları kapsamında otobüs gövdesini meydana getiren profilleri hedef alan bir yapısal optimizasyon çalışması gerçekleştirmişlerdir.

Yapısal mukavemet açısından bir zayıflık olmadan otobüs ağırlığının minimuma indirilmesi hedeflenmiştir. Hesaplama sürelerinin azaltılması amacıyla da YSA kullanılmıştır.

Chakravarty, Gokhale ve Sundararajan (2011) alüminyum malzemelerde sinterleme işlemiyle ilgili bir optimizasyon çalışmasına odaklandı. Proses parametreleri ve malzeme bileşimi nedeniyle malzemenin mekanik özelliklerinde büyük farklılıklar bulunmaktaydı. Isıtma hızı ve sinterleme sıcaklığı gibi çeşitli proses koşulları için testler gerçekleştirilerek malzemenin sertliği ve tokluğu kontrol edilmiştir. Sonuçlar YSA'nın eğitiminde ve test edilmesinde kullanılır. Daha sonra proses parametreleri GA ile optimize edilmiştir. Son olarak doğrulama deneyleri gerçekleştirilerek sonuçların GA optimizasyonu sonuçları ile uyumu gözlemlenmiştir.

Marzbanrad ve Ebrahimi (2011) dairesel kesitli boş tüpler için çarpışma dayanımında önemli parametreler için çok amaçlı optimizasyon çalışması gerçekleştirilmiştir. Optimizasyon için YSA ve GA birlikte kullanılmıştır. Amaç fonksiyonları ağırlandırılarak tek amaçlı optimizasyon problemine çevrildikten sonra farklı ağırlıklandırma değerleri ile elde edilen sonuçlar karşılaştırmalı olarak sunulmuştur.

Özoğuz (2016) hafif ticari sınıfında bir araç için yol verisi toplayarak ivme ve yer değiştirme veri setleri elde etmiştir. Ardından yapay sinir ağı modellemesi gerçekleştirilerek farklı yollar için bu verileri öngörmeyi amaçlamıştır. Doğrusal, yanal ve dikey kuvvet eksenleri için tüm pistlerin ortalama Pearson korelasyon katsayısı (R) değerleri sırasıyla 0,92, 0,89 ve 0,95 olarak elde edilmiştir. Test pisti üzerinden ölçülen ve YSA modeli ile hesaplanan kuvvet verilerinin hasar etkileri potansiyel hasar yoğunluğu yöntemi ile karşılaştırılmıştır. Model çıktılarında yapısal dayanım testlerinde ve analizlerinde baskın etkiye sahip bileşen olan dikey eksenli kuvvet girdilerdeki ortalama hata değeri %16,6 olarak hesaplanmıştır.

Pechaca, Sagaa ve Weisb (2017) yapısal bir optimizasyon problemi için fiziksel testler ve sonlu elemanlar analizleri gerçekleştirilmiştir. Sonrasında parametre sayısının 2,3 ve 4 olduğu durumlar farklı optimizasyon problemleri oluşturulmuştur. Bu problemler yapay

sinir ağırları kullanılarak ve kullanılmadan çözülmüştür. Elde edilen sonuçlar için doğruluk oranları ve çözüm süreleri karşılaştırılmalı olarak sunulmuştur. Sonuç olarak yapay sinir ağırları kullanımının 4 parametre altındaki optimizasyon problemlerinde kullanımının daha uygun olduğu değerlendirilmiştir.

Yıldız (2017) binek araçların süspansiyon sistemlerinde kullanılan salıncak kolu için öncelikle topoloji optimizasyonu gerçekleştirmiştir. Böylelikle boşaltma yapılabilecek kısımlar tespit edilirken, dairesel biçimde yapılan boşaltmaların çapları sonrasında optimizasyon probleminin değişkenleri olmuşlardır. Akma mukavemetinin kısıt olarak kullanıldığı problemde genetik algoritma ve iç (interior) arama algoritması kullanılarak optimum tasarımlar elde edilmiştir. Optimum tasarımının ilk geometriye göre %28 hafifleme sağlayan iç (interior) arama algoritması ile elde edildiği görülmüştür.

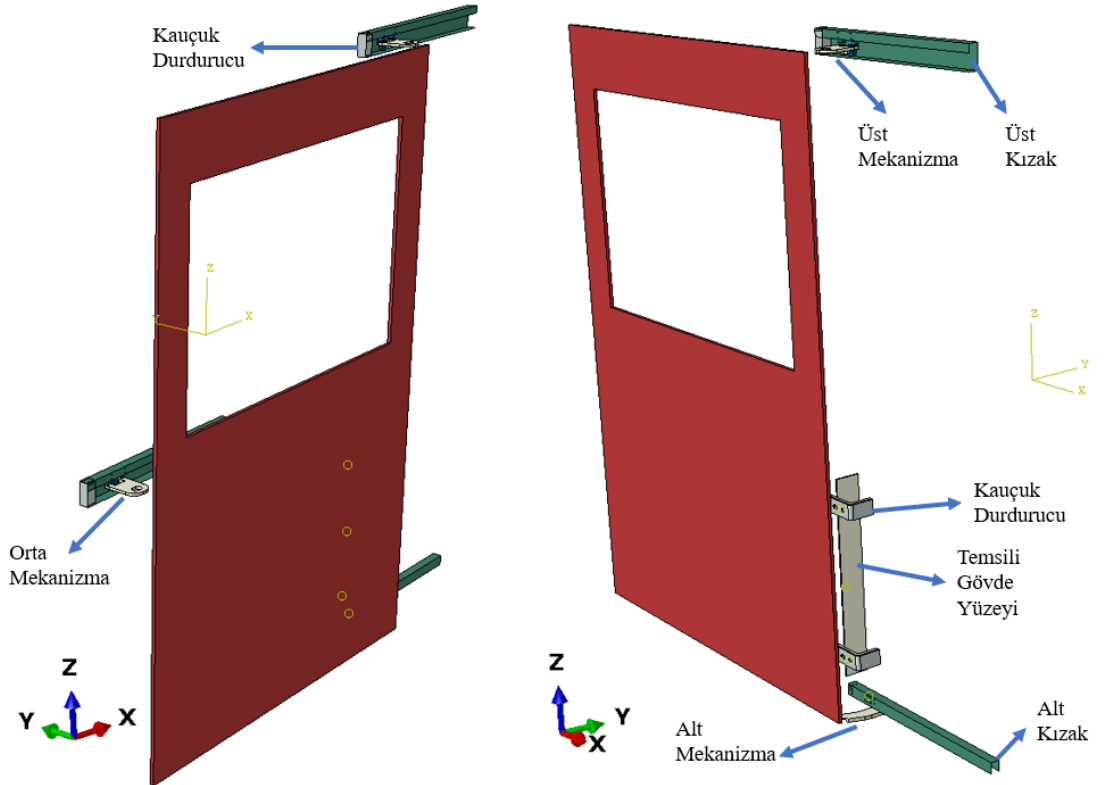
Pirmohammed ve Marzdashti (2018) farklı kesitlerde çok hücreli yapıların çarpma dayanımı değerlendirilmiştir. Kare, daire ve çokgenler şeklinde tasarlanan 5 farklı kesit için 2 değişken ile çok amaçlı optimizasyon çalışması gerçekleştirilmiştir. Amaç fonksiyon olarak maksimum enerji sönümü ve minimum çarpma kuvveti seçilmiştir. Her kesit için 25 farklı sonlu elemanlar modeli kurularak analizler gerçekleştirilmiştir. Analiz sonuçlarının 17 tanesi yapay sinir ağırları öğrenmesinde kullanılırken 8 tanesi de doğrulama ve test için kullanılmıştır. Optimum parametreler elde edilmeye çalışılırken 2 amaç fonksiyonu için ağırlıklandırılmalar yapılarak genetik algoritma kullanılmıştır. Farklı kesit şekillerinin amaç fonksiyonları için Pareto sınırları karşılaştırmalı olarak sunulmuştur. Bu amaç fonksiyonlarından birinin diğeriyle değiş tokuş yapılmadan daha fazla geliştirilemeyeceği anlamına gelmektedir. Amaç fonksiyonlarının farklı ağırlıklandırıldığı üç farklı durum için sonuçlar elde edilmiştir. Yapılan ağırlıklandırılmalarda katsayısı yüksek olan enerji sönümünün çarpma kuvvetine göre daha önemli bir amaç olarak belirlendiği optimizasyon çalışmalarında sekizgen kesitlerde maksimum enerji sönümüne ulaşıldığı görülmüştür.

Bulut, Albak, Sevilgen ve Öztürk (2022) sıvı soğutmalı bataryalarda soğutma performansını koruyarak pompanın güç tüketimini azaltmaya odaklanmışlardır. Soğutma kanalının yüksekliği ve genişliği ile kütle akış hızının, maksimum sıcaklık, taşınım ısı

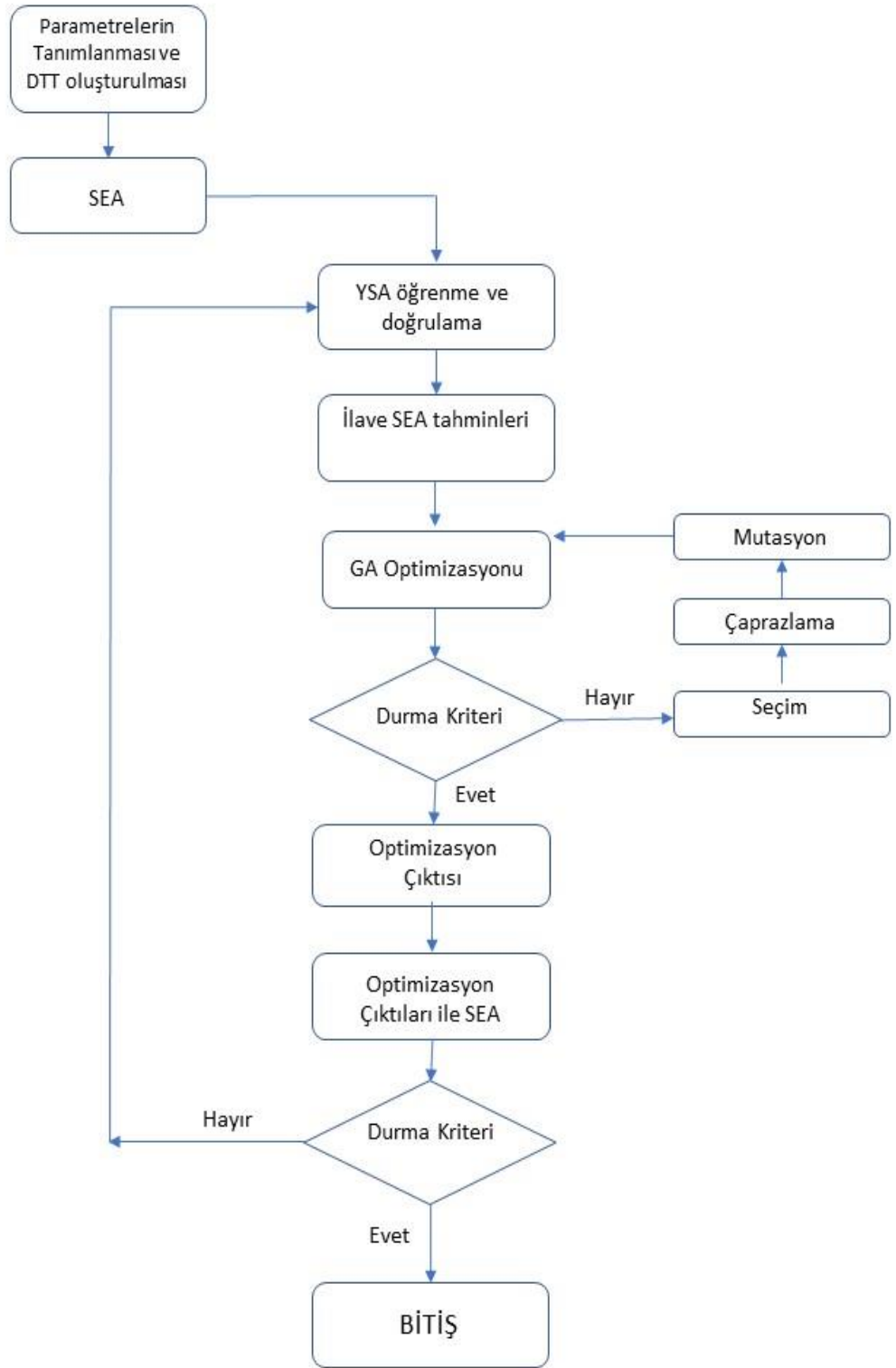
transfer katsayısı ve basınç düşüşü üzerindeki etkilerini tahmin etmek için yapay sinir ağı modelleri oluşturulmuştur. YSA modelleri, sıvı soğutmalı batarya sisteminin tasarımı ve optimizasyonu için vekil modeller olarak kullanılmaktadır. Farklı optimizasyon yöntemleri ile benzer sonuçlar elde edilmesine rağmen, yapay sinir ağı modeli hızlı yakınsama ve minimum güç tüketimine ulaşarak ön plana çıkmıştır. Pompanın güç tüketiminde %22,4 azalma sağlanmıştır. YSA tahmini ve akışkanlar dinamiği hesaplamaları karşılaştırılarak hataların %1 mertebesinde olduğu tespit edilmiştir.

3. MATERYAL ve YÖNTEM

Kayar kapı sistemi; gövde üzerinde mekanizmaların hareket edebilmesini sağlayan kızaklar, kapıyı gövdeye bağlayan ve kızaklar içerisinde makaraların dönmesiyle hareketi sağlayan mekanizmalardan oluşmaktadır. Ayrıca kızak sonlarında ve gövde üzerinde konumlandırılmış kauçuk durdurucular sistemin önemli sönüm elemanlarıdır. İlave olarak kızak ve mekanizmaların boşluklu bağlanmasından dolayı sürüş esnasında dinamik etkilerden dolayı kapıda meydana gelecek titreşim ve gürültüyü en aza indirecek şekilde gövde ile kapı üzerinde dişi-erkek olarak bulunan merkezleyiciler kullanılmaktadır. Klasik tasarım sürecinde tüm gerekliliklerin kontrol edildiği sonlu elemanlar analizlerinin sonrasında ilk üretilen prototiplerle birlikte alt sistem ve sistem seviyesinde fiziksel testler gerçekleştirilmektedir. Optimizasyon çalışması için oluşturulan basitleştirilmiş sistem geometrisi Şekil 3.1’de görülmektedir.



Şekil 3.1. Kayar kapı sistem geometrisi



Şekil 3.2. Optimizasyon süreci şematik gösterimi

Optimizasyon çalışmasının şematik diyagramı Şekil 3.2.'de sunulmaktadır. Optimizasyon süreci parametrelerin tanımlanarak, deney tasarım tablosunun (DTT) oluşturulması ile başlar. Süreç sonlu elemanlar analizleri ile devam eder. Kayar kapı sistem tasarımı için yapılacak optimizasyon çalışmasında SEA çıktıları kullanılmıştır. SEA için Abaqus yazılımı kullanılmıştır (Simulia, 2014). Analizden sonra sırasıyla YSA eğitimi, BO hiperparametre optimizasyonu, tahminler ve GA optimizasyonu adımları gelmektedir. Bu adımlarda Matlab yazılımı kullanılmıştır (The MathWorks, 2012). İşlem, SEA ve tahminlerinden elde edilen optimum parametreler için amaç fonksiyon değerlerinin karşılaştırılmasıyla sona ermektedir. Düşük doğruluk oranları için, eğitim ve hiperparametre optimizasyonundan itibaren süreç tekrarlanmaktadır.

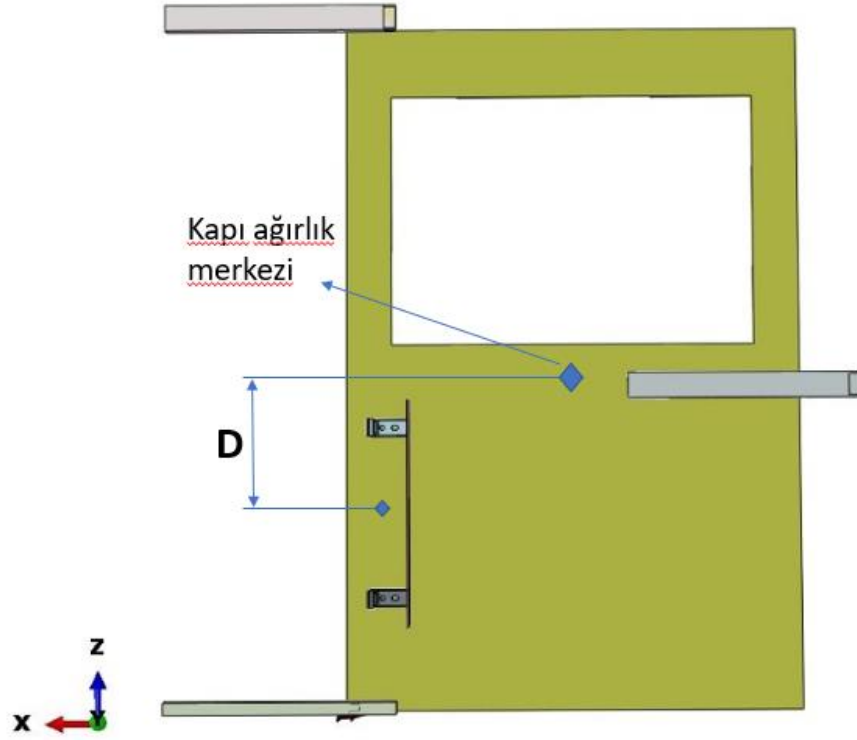
3.1. Çok Amaçlı Optimizasyon

Tek amaçlı optimizasyon problemlerinin aksine, genel olarak, çok amaçlı optimizasyon için tek bir çözüm yoktur. Bu nedenle, bu problemlerin sonuçları tipik olarak bir dizi optimum çözüm olan bir Pareto eğrisi ile sunulur. (Ehsani ve Dalir H. 2019)

Kayar kapı sistemi için optimizasyon çalışmasının amacı, kapının açılırken gövdeye çarpması esnasında plastik şekil değiştirme enerjisini ve açısal deplasmanını en aza indirmektir. Bu iki amaç fonksiyon için hidrolik piston stroğu, hidrolik piston kuvveti ve kauçuk durdurucu setinin kapı ağırlık merkezine olan mesafesi optimize edilecek parametreler olarak belirlenmiştir. Bu parametrelerin aralıkları Çizelge 3.1.'de sunulmuştur.

Çizelge 3.1. Parametre alt ve üst limitleri

Parametre	Alt Limit	Üst Limit
Hidrolik piston stroğu, x(mm)	30	100
Piston kuvveti, F(N)	50	150
Durdurucu seti ve kapı ağırlık merkezi arası mesafe, D(mm)	230	530



Şekil 3.3. Durdurucu seti ve kapı ağırlık merkezi arası mesafe

3.2. Deney Tasarımı

Deney tasarımı optimizasyon çalışmalarının başlangıcı ve kritik bir basamağıdır. Deney tasarımı ile benzetim modelinin hangi parametre ve limitler için çalıştırılacağı belirlenir. Deney tasarım tablosu belirlenirken, deney sayısı ve parametre değerleri de belirlenir. Seçilen meta-model yöntemi ve deney tasarımı yakından ilişkiye sahiptir. (Balaban, 2019).

Bir tam faktöriyel deney tasarımı, tüm olası faktör seviyelerinin kombinasyonlarını içerir. Tam faktöriyel tasarımda deney sayısı, faktörlerin sayısı ile katlanarak artar ve uygulanamayacak sayıda deneye yol açabilir. İkinci dereceden etkileri tahmin etmede tasarım noktalarının sayısını azaltmak için geliştirilmiş en yaygın tasarım, merkezi bileşik tasarımdır (MBT). Merkezi bileşik tasarım, ikinci dereceden regresyon modellerini geliştirmek için yaygın olarak kullanılan bir tasarım olup belki de ikinci dereceden modeller için kullanılan tasarımların en popüleridir (Balaban, 2019).

Bir merkezi bileşik tasarım tablosu oluştururken her değişken için hesaplanan yıldız noktalar (a) ile iki seviyeli bir tasarım elde edilir. Değişken sayısı k olmak üzere, bir merkezi tasarımda deney sayısı (DS) 3.1 ya da 3.2 numaralı eşitlik ile hesaplanabilir. Yıldız noktalar tasarımı ise 3.3 numaralı eşitlik ile hesaplanır. Değişkenlerin üst limitlerinin x_+ , alt limitlerinin x_- olarak gösterildiği 3.4 numaralı eşitlik, değişkenlerin yıldız noktalarında alacağı gerçek değerleri hesaplamak için kullanılır. (Balaban, 2019).

$$DS = 2^k + 2k + 1 \quad (3.1)$$

$$DS = 2^{k-p} + 2k + 1 \quad (3.2)$$

$$a = 2^{\frac{k}{4}} \quad (3.3)$$

$$\pm a = \frac{x_+ + x_-}{2} \pm \frac{x_+ - x_-}{2a} \quad (3.4)$$

Değişkenlerin alt ve üst limitlerinin orta noktasının x_0 ile gösterildiği, merkezi birleşik tasarım tablo yapısı Çizelge 3.2’de sunulmuştur.

Literatürde kesin belirlenmiş bir deney sayısı hesaplama yöntemi olmamasına rağmen bu konuda yapılan bazı çalışmalar vardır. Deney sayısının faktör sayısının 3 ile 12 katı arasında değişebileceğini vurgulayan çalışmalar mevcuttur. Üç faktörlü problemlerde iyi bir cevap yüzeyi modeli oluşturmak için 15 ile 25 arasında deney sayısının kullanılabilmesi önerilmiştir (Balaban, 2019). Tez kapsamında üç faktörlü merkezi birleşik tasarım referans alınarak oluşturulan deney tasarım tablosu Çizelge 3.3’te sunulmuştur.

Çizelge 3.2. Üç faktörlü merkezi bileşik tasarım tablo yapısı (Balaban, 2019).

Deney Sayısı	Değişken 1	Değişken 2	Değişken 3
1	x_+	x_+	x_+
2	x_+	x_+	x_-
3	x_+	x_-	x_+
4	x_+	x_-	x_-
5	x_-	x_+	x_+
6	x_-	x_+	x_-
7	x_-	x_-	x_+
8	x_-	x_-	x_-
9	+a	x_o	x_o
10	-a	x_o	x_o
11	x_o	+a	x_o
12	x_o	-a	x_o
13	x_o	x_o	+a
14	x_o	x_o	-a
15	x_o	x_o	x_o

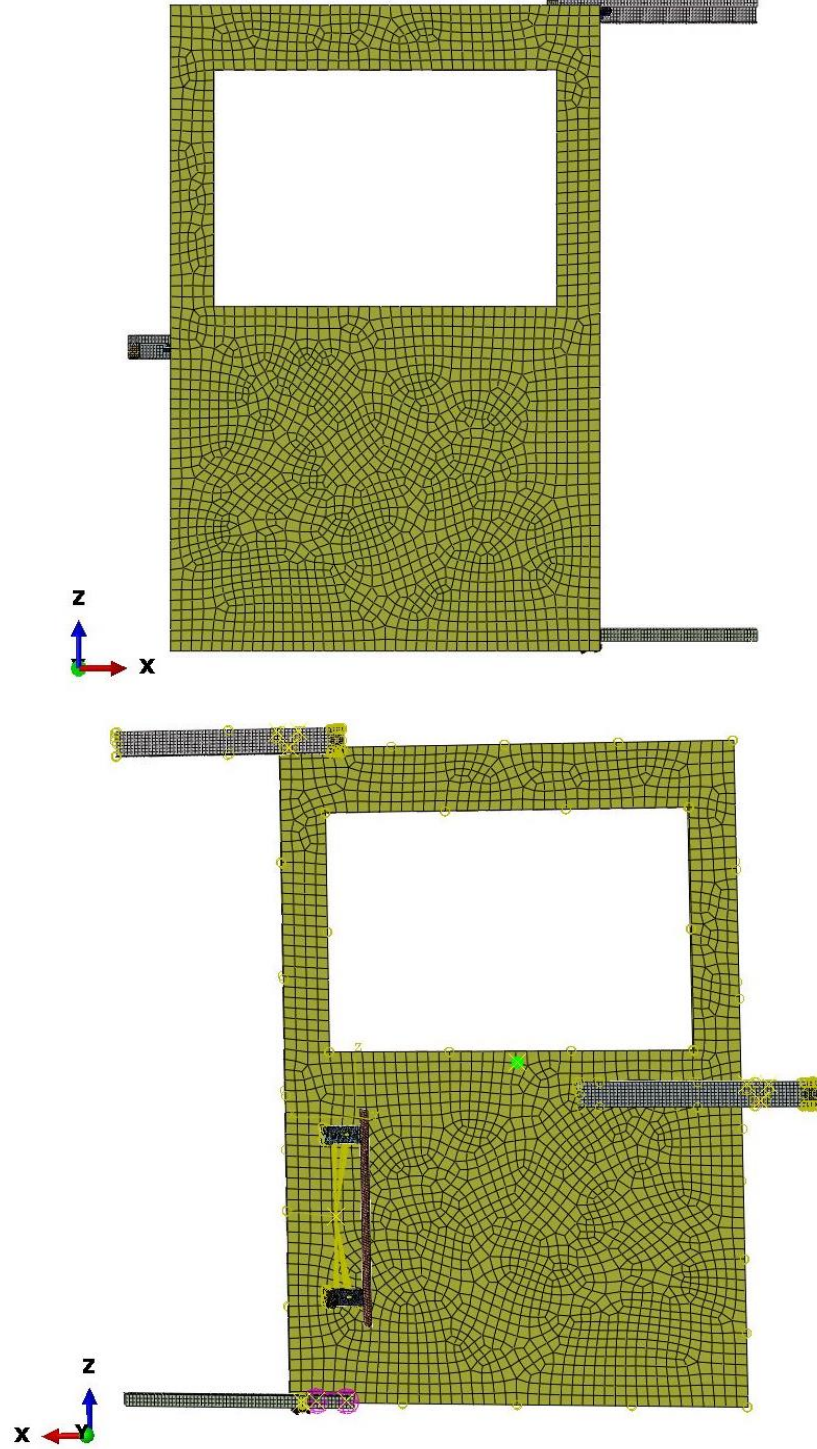
Çizelge 3.3 Deney tasarım tablosu

Deney Sayısı	x (mm)	f (N)	d (mm)
1	100	150	530
2	100	150	230
3	100	50	530
4	100	50	230
5	30	150	530
6	30	150	230
7.	30	50	530
8	30	50	230
9	85,83	75	380
10	44,17	75	380
11	65	129,76	380
12	65	70,24	380
13	65	75	469,28
14	65	75	290,72
15	65	75	380

3.3. Sonlu Elemanlar Analizi

Optimizasyon çalışması için seçilen kapının yüksek hızla açılma gerekliliği dinamik bir gerekliliktir. Bu nedenle açık (explicit) çözücü yöntemin kullanıldığı bir sonlu elemanlar modeli oluşturulmuştur. Analiz sürelerini kısaltmak amacıyla kapı tamamen açık pozisyonu yerine sönümleyicilere çarpmaya yakın konumda modellenmiştir.

Gerçekleştirilecek dinamik analizler için hiperelastik malzemelerin ve sönümleyici hidrolik piston mekanizmasının sonlu elemanlar modellemesi kritik bir rol oynamaktadır.



Şekil 3.4. Sonlu elemanlar modeli

3.3.1. Kauçuk Komponentler ve Hiperelastik Malzeme Modelleme

Otomotiv endüstrisinde, polimer ailesi içinde termoplastik elastomerler giderek daha önemli bir role sahip olmaktadır. Bu malzemelerin hafifliği, üretim kapasitesi, uzama oranları ve titreşim sönüm kapasitesi en önemli tercih sebeplerindedir. Mekanik davranışlarının doğrusal olmaması ve zamana bağlı değişmesi; bu malzemeleri kullanarak tasarım ve mekanik analizler yapmayı zorlaştırmaktadır (Tobajas, Ibarz ve Gracia, 2016).

Hiperelastik malzemeler, yüksek miktarda şekil değişimi gösterebilen ve tekrar eski şekline dönebilen malzemelerdir. Bu malzemelerin yük altında uzama davranışı doğrusal olmadığı gibi hemen hemen sıkıştırılmaz yapıdadırlar. Hiperelastik malzemelerin davranışı için birçok malzeme modeli geliştirilmiştir. Bunlardan bazıları; Mooney-Rivlin, Polynomial Form, Neo-Hookean, Ogden, Arruda-Boyce, Gent, Yeoh ve Marlow modelleridir. (Kaya, Erkek ve Güven, 2016). Gerçekleştirilen sonlu elemanlar analizinde kauçuk durdurucuların malzeme modellenmesinde Yeoh malzeme modeli kullanılmıştır.

Hiperelastik bir malzemenin mekanik özelliklerini belirtmek için diğer malzemelerden farklı olarak bazı terimler kullanılmaktadır. Deplasmanın (u), ilk boya (L_0) oranı gerinme(strain) diye adlandırılmaktadır. Gerinme (ϵ) ifadesi 3.5 numaralı denklemde görülmektedir. Deplasmandan sonraki boyun (L), ilk boya oranına uzama oranı (λ) denir. Matematiksel ifadesi 3.6 numaralı denklemde görülmektedir (Güven, 2014).

$$\epsilon = \frac{L-L_0}{L_0} = \frac{u}{L_0} \quad (3.5)$$

$$\lambda = \frac{L}{L_0} = \frac{u+L_0}{L_0} = 1 + \epsilon \quad (3.6)$$

Temel invaryantlar(I_1, I_2, I_3), koordinat sisteminden bağımsız gerinmeleri ölçmek için kullanılır. İnvaryant eşitlikleri 3.7, 3.8 ve 3.9 numaralı denklemlerde verilmiştir (Güven, 2014).

$$I_1 = \lambda_1^2 + \lambda_2^2 + \lambda_3^2 \quad (3.7)$$

$$I_2 = \lambda_1^2 \lambda_2^2 + \lambda_2^2 \lambda_3^2 + \lambda_3^2 \lambda_1^2 \quad (3.8)$$

$$I_3 = \lambda_1^2 \lambda_2^2 \lambda_3^2 \quad (3.9)$$

3.10 numaralı denklemde görüldüğü gibi, hacim oranı (J) deforme olmuş hacmin (V) ilk hacme (V_0) oranıdır. Bu da temel uzama oranlarının çarpımına eşit olmaktadır. Yeoh malzeme modeline göre şekil değiştirme enerjisi fonksiyonu (3.11) numaralı denklemde görülmektedir (Güven, 2014).

$$J = \frac{V}{V_0} = \lambda_1 \lambda_2 \lambda_3 \quad (3.10)$$

$$W(I_1, I_2, I_3) = \sum_{i,j,k=0}^{\infty} c_{ijk} (I_1 - 3)^i (I_2 - 3)^j (I_3 - 3)^k \quad (3.11)$$

Malzeme testleri ile elde edilen veriler ile yukarıda verilen modellerden en uygun malzeme modeli belirlenir. Kauçuk test numunelerinin çeşitli test yöntemleri ile elde edilen gerilme-gerinme verileri, eğri uydurma yöntemi ile malzeme modellerinin seçiminde ve tanımlanmasında kullanılır. Testlerden elde edilen değerlere göre eğri uydurma yöntemi ile malzeme modeli tanımındaki katsayılar belirlenir ve doğrusal olmayan sonlu elemanlar analizleri ile yüklemeler altında malzeme davranışı hesaplanır (Kaya, Erkek ve Güven, 2016).

Kullanılacak kauçuk durdurucu malzemesi de sönüm için önemli etkenlerdendir. Ancak sistem üzerine gelen çevresel ve dinamik etkilerden dolayı ömür testlerini başarılı bir biçimde tamamlayabilen alternatif malzeme sayısı kısıtlı olduğundan optimizasyon parametresi olarak seçilememiştir. Ancak kapı üzerinde yer alarak kapının açılma operasyonu esnasında gövdeye çarparak enerji sönümü sağlayan kauçuk durdurucu setinin kapı ağırlık merkezine yükseklik doğrultusundaki uzaklık optimizasyon problemi parametrelerinden biri olarak belirlenmiştir.

3.3.2. Sönümleyici Hidrolik Piston Mekanizması ve Modellenmesi

Enerji sönümü stratejisi belirlenirken inovatif bir sönüm yöntemi kullanılmıştır. (Demir, Demirayak, Güven, Dede ve Gedik, 2020). Bu yöntemde sistem üzerinde kullanılan kauçuk sönümleyicilere ilave olarak hidrolik bir pistonunun bulunduğu bir mekanizma kullanılmaktadır. Bu piston kapının açılma operasyonu esnasında kapının hareketini

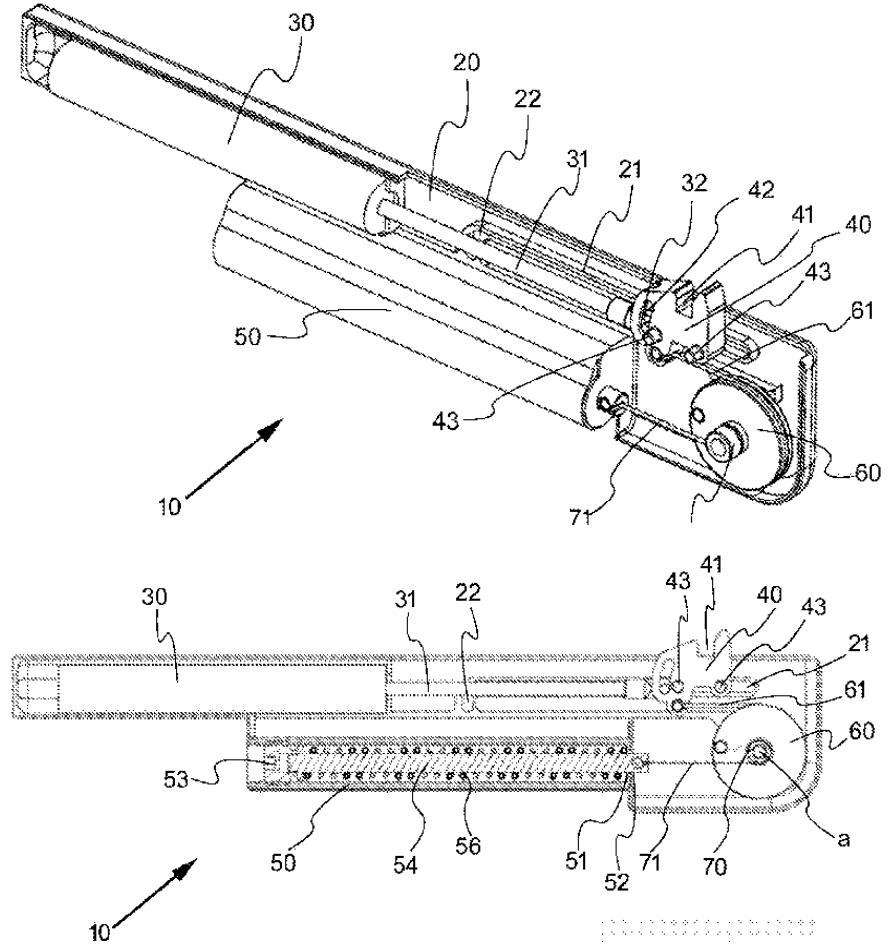
sağlayan makaralardan birini yakalayan bir mekanizmaya bağlıdır. Bu hidrolik piston için araç üzerindeki geometrik hacim kısıtlamaları da dikkate alınarak strok ve sönüm kuvvetine optimizasyon problemi parametreleri arasında yer verilmiştir.

Hidrolik pistonlu mekanizma Şekil 3.5'te görülmektedir. Bu mekanizma kapının açılması esnasında kızak içerisinde kapının hareketini sağlayan makarayı yakalayarak kapının hızından kaynaklı kinetik enerjisinin bir kısmının sönümlenmesini sağlamaktadır.

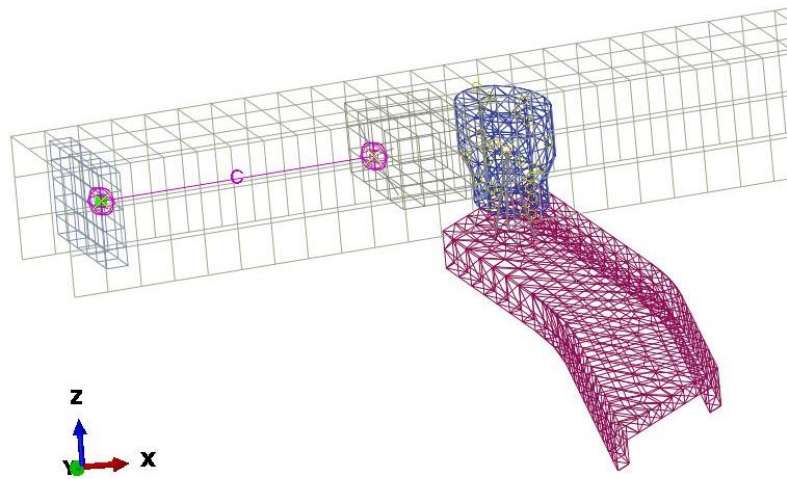
Kayar kapılarda, kapı açık durumdayken istenmeden kapanmasını engellemek için kayar kapı durdurucular kullanılmaktadır. Kapı durdurucular iki ana grup altında incelenebilmektedir. Birinci grup genellikle binek araçlarda kullanılan aktif kapı durduruculardır. Bu tür ürünlerde genellikle alt mekanizma üzerinde bulunan yardımcı bir kilit sistemi, kapı koluna bağlı kumanda kablosu aracılığı ile kontrol edilmektedir. Kapı açık konuma getirildiğinde kilit, gövde üzerine yerleştirilmiş bir kilit karşılığı ile etkileşime geçmekte ve kitleme sağlanmaktadır. Taşıtlarda kullanılan aktif kapı durdurucu ve kilit karşılığı kullanıcı kapıyı kapatmak istediğinde ise kapı kolu çekilmekte, kumanda kablosu aracılığı ile kilitleme fonksiyonu ortadan kaldırılmaktadır. İkinci grup ise ticari veya binek araç ayırımı yapılmaksızın tüm kayar kapılı araçlarda kullanılan pasif kapı durduruculardır. Bu tür ürünler kızaklar üzerinde yer alan ve çoğunlukla yay baskılı mekanizmalardır. Kayar kapı mekanizmaları üzerinde bulunan kılavuz makaralar, çalışma eforlarından daha yüksek eforlar ile bu mekanizmaların yay baskılarını yenerek, kapının kilitli ve serbest durumda olmasını sağlamaktadır (Uzundere ve Karakoç, 2014).

Hidrolik pistonlu mekanizma enerji sönümlenme fonksiyonuna ilave olarak bir pasif durdurucudur, ilave yay ile durdurucu fonksiyonunu yerine getirmektedir.

Optimizasyon çalışması kapsamında kapının yüksek hızla açılması durumu incelendiği için hidrolik pistonlu mekanizma sonlu elemanlar analizi modelinde basitleştirilerek sadece hidrolik damper, Şekil 3.6'da görüldüğü gibi tek boyutlu olarak modellenmiştir.



Şekil 3.5. Hidrolik pistonlu durdurucu mekanizması (Demir ve diğerleri, 2020)



Şekil 3.6 Sonlu elemanlar modelinde hidrolik sönümleyicinin modellenmesi

3.3.3 Dinamik Analizler

Kayar kapı sistemi için oluşturulan basitleştirilmiş sistem geometrisi kullanılarak sonlu elemanlar modeli oluşturulmuştur. Sonlu elemanlar modelinde kauçuk durdurucuların malzeme tanımında Yeoh hiperelastik malzeme modeli kullanılmıştır. Malzeme katsayıları C10, C20 ve C30 sırasıyla 3,2, -4,263, 3,623 olarak tanımlanmıştır (Tobajas, Ibarz ve Gracia, 2016). Ayrıca sistem tasarımında kullanılan çelik malzemelerin özellikleri Çizelge 3.4'te sunulmuştur. Kızaklar için DX54, mekanizmalar için S355 malzemeleri tanımlanmıştır.

Çizelge 3.4 Malzeme özellikleri

Malzeme	Elastisite Modülü (GPa)	Poisson Ratio	Akma Mukavemeti (MPa)	Çekme Mukavemeti (MPa)	Toplam Uzama (%)
DX54	210	0,3	170	305	36
S355	210	0,3	355	505	10

Sonlu elemanlar ağı oluşturulurken kızakların modellenmesinde kabuk ve dörtgen elemanlar kullanılırken diğer komponentler için üç boyutlu dört yüzlü ve altı yüzlü elemanlar kullanılmıştır. Her bir komponent sonlu elemanlar ağının mesh kalite metriklerine göre kontrolü sağlanmıştır. Açık (explicit) çözücü kullanılarak gerçekleştirilen analizlerde kullanılan eleman boyutu zaman adımı açısından kritiktir. Zaman adımı 3.12 numaralı eşitlik ile hesaplanır. Bu eşitlikte L sonlu elemanlar ağında en küçük eleman kenar uzunluğudur. C ise sesin tanımlı malzemedeki ilerleme hızını temsil eder. (Vatansever ve Esener, 2019).

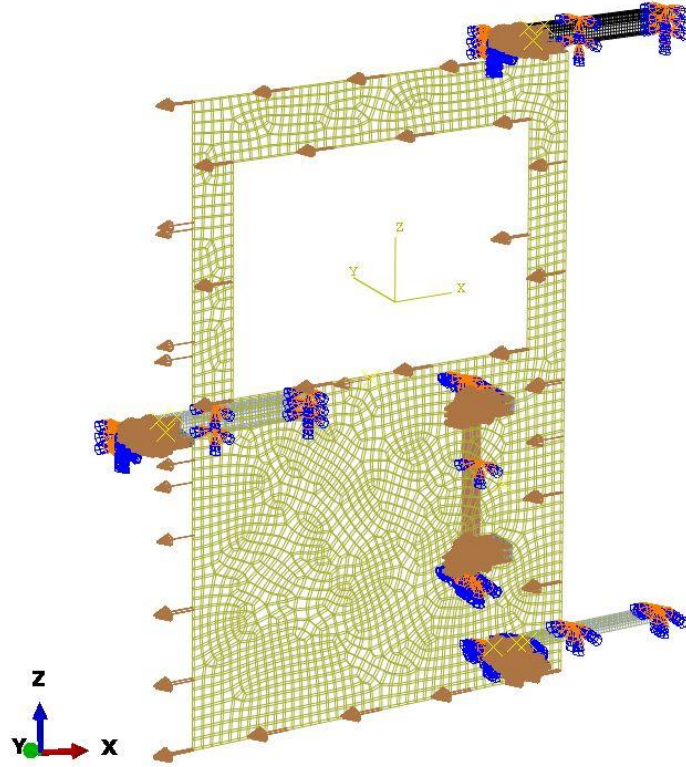
$$\Delta t = \frac{L}{c} \quad (3.12)$$

Ses hızı 3.13 numaralı eşitlikte sunulduğu gibi elastisite modülü (E), malzeme yoğunluğu (ρ) ve Poisson oranı (ν) kullanılarak hesaplanır.

$$c = \sqrt{E/(\rho(1 - \nu^2))} \quad (3.13)$$

Dinamik analiz süresince birbirine temas eden ve analiz süresince temasa girecek olan parçalara sürtünmeli kontak tanımlanmıştır. Kızak ve mekanizmaların makaraları, mekanizmalar ile kızak sonunda yer alan kauçuk durdurucular, kapı üzerinde yer alan kauçuk durdurucular ve basitleştirilerek modellenen temsili gövde yüzeyi, hidrolik pistonlu mekanizma ile alt mekanizma makarası tanımlanan kontaklardır.

Gerçekleştirilen sonlu elemanlar analizinde kayar kapı ve birlikte hareket eden mekanizmalar Şekil 3.7.'de görüldüğü gibi durduruculara çarpmaya yakın oldukları bir konumda modellenmiştir. Sınır koşulu olarak da kayar kapı ve mekanizmalara ilk hız tanımlanmıştır. Gövdeye bağlı olan kızakların bağlantı yüzeyleri tüm serbestlik derecelerinde harekete kısıtlanmıştır.



Şekil 3.7 Sonlu elemanlar modeli ve sınır koşulları

Gerçekleştirilen dinamik analizlerde ilk hız ile kapıya kazandırılan kinetik enerjinin bir kısmı sürtünme ile azalacaktır. Durduruculara çarpmanın gerçekleşmesi ile bir kısmı

hidrolik piston mekanizması ve kauçuk durdurucular ile sönümlenecektir. Geri kalan kinetik enerji de kızak ve mekanizmalarda elastik ve plastik şekil değişikliklerine neden olacaktır.

Dinamik analiz sonucunda çıktı olarak sistem üzerinde meydana gelen gerilme ve deplasman dağılımları elde edilmektedir. Optimizasyon amaç fonksiyonlarından plastik şekil değiştirme enerjisi analiz süresi boyunca zamana bağlı olarak okunabilmektedir. Bu değer analiz başlangıcından çarpma anına kadar sıfır olarak okunmaktadır. Çarpma anından sonra malzemeler üzerinde tanımlı akma mukavemetlerinin aşılmaya başlanmasından sonra artışa geçmektedir. Diğer amaç fonksiyonu olan kapının açılma deplasmanı kapı üzerinde oluşan deplasman değerleri kullanılarak elde edilebilmektedir. Dinamik analiz sonucunda kinetik enerji, enerji sönümü, viskoz enerji gibi çıktıların da zamana bağlı değişimi elde edilebilmektedir.

Gerçekleştirilen optimizasyon çalışmasının amacı plastik şekil değişikliklerini minimum seviyede tutarak kapının güvenli bir biçimde durdurulmasını sağlayacak tasarımlar oluşturmak için analiz sürelerinin kısaltıldığı verimli bir metodun geliştirilmesidir.

3.4. Tahmin Yöntemleri

YSA ve BO, analiz sonuçlarını tahmin etmek için kullanılır. Bir sinir ağının mimarisi, düzenlenmesi ve optimizasyonu büyük ölçüde hiperparametre seçimine bağlıdır. Farklı veri setleri için farklı hiperparametre konfigürasyonlarının en iyi sonuçları verdiği belirlenmiştir (Altun ve Talu, 2020).

Hiperparametre optimizasyonu, model tasarımındaki son adım ve sinir ağının eğitimindeki ilk adım olarak görülebilir. Eğitim sırasında hiperparametrelerin doğruluk ve hız üzerindeki etkisi göz önüne alındığında, eğitim süreci başlamadan önce dikkatli bir şekilde deneyimlenmelidir. Hiperparametre optimizasyon süreci, insanları makine öğrenimi döngüsünden çıkarmak için model hiperparametrelerini otomatik olarak optimize eder (Altun ve Talu, 2020).

Analiz sonuçlarının tahmininden sonra, açıklamalı varyans skoru (Explained Variance Score-EVS), ortalama mutlak hata (Mean Absolute Error-MAE) ve ortalama kare hatası

(Mean Squared Error-MSE), doğruluk performansı ve karşılaştırılması için kullanılan yaygın metriklerdir. (Thada, Panchal, Dubey ve Rao, 2021). Bu metrikler için denklemler 3.14, 3.15 ve 3.16 numaralı eşitliklerle sunulmuştur.

Farklı tahmin yöntemleri ile farklı sistem modelleri için gerçekleştirilen tahmin verileri ve analiz data setinde yer alan gerçek değerler kullanılarak bu metrikler her bir yöntem için hesaplanacaktır. Bu metriklerden açıklama varyans skoru (EVS) için sonucu bire yakın olan yöntemin daha başarılı tahmin gerçekleştirdiği anlaşılırken, mutlak ortalama hata (MAE) ve ortalama kare hatası (MSE) metrikleri için en küçük değer elde edildiği yöntem daha başarılı kabul edilir.

$$EVS(y_{gerçek}, y_{tahmin}) = 1 - \frac{Var[y_{gerçek} - y_{tahmin}]}{Var[y_{gerçek}]} \quad (3.14)$$

$$MAE(y_{gerçek}, y_{tahmin}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_{gerçek} - y_{tahmin}| \quad (3.15)$$

$$MSE(y_{gerçek}, y_{tahmin}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_{gerçek} - y_{tahmin})^2 \quad (3.16)$$

Deney tasarım tablosundaki modeller için sonlu elemanlar analizleri gerçekleştirilmiştir. Tahmin yöntemlerinin doğruluk performansının kıyaslanması amacıyla öğrenme sürecine dahil edilmeyen, test amacıyla kullanılması planlanan ilave sonlu elemanlar modelleri kurulmuştur. Bu modeller parametreler için tanımlanan limit aralıkların içerisinde, mevcut tasarım uzayındadır. İlave modellere ait parametre değerleri Çizelge 3.5'te sunulmuştur.

Çizelge 3.5. Tahminler için doğrulama modelleri

Model	x(mm)	f(N)	D(mm)
d1	60	100	300
d2	60	100	450
d3	80	60	300
d4	80	60	450
d5	50	125	500

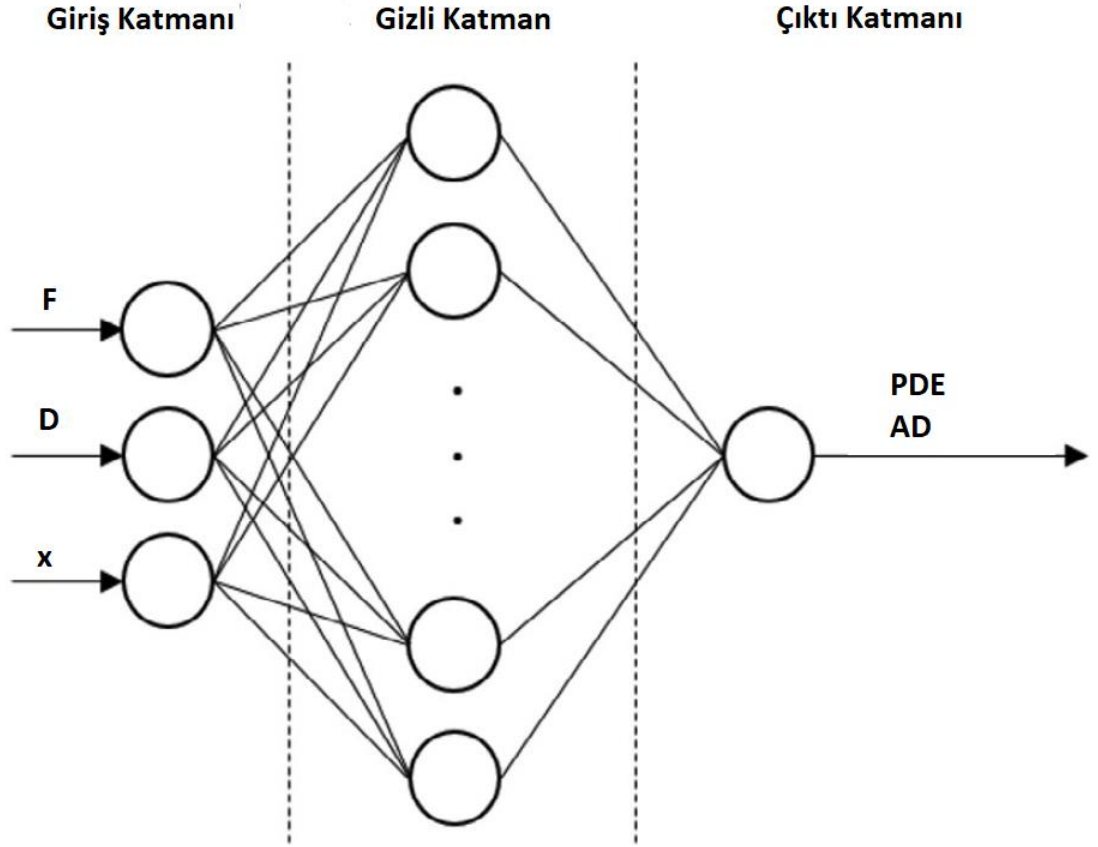
3.4.1. Yapay Sinir Ağları

İnsanların düşünme ve öğrenme yeteneklerinin detaylarını anlamak, özellikle gelişen teknoloji ve artan bilgisayar kullanımı ile bilgisayar sistemleri için önemli bir araştırma konusu haline gelmiştir. Bu amaçla tasarlanan bilgisayarların düşünme yeteneğine sahip olması yapay sinir ağı kavramıyla ifade edilmektedir (Özoğuz, 2016).

Yapay sinir ağları, hücrelerin birbirine çeşitli yollarla bağlanmasından oluşur. Hücre çıkışları, ağırlıklar üzerinden girdiler olarak diğer hücelere veya kendisine bağlanabilir. Hücrelerin bağlantı şekillerine, öğrenme kurallarına ve aktivasyon fonksiyonlarına göre çeşitli YSA yapıları geliştirilmiştir (Uçarlar, 2006). Öğrenme süreci, istenen hedefe ulaşmak için YSA ağırlıklarını yenileyen öğrenme algoritmalarını içerir (Uçarlar, 2006). YSA'nın temel yetenekleri tahmin, sınıflandırma, veri yorumlama, veri ilişkilendirme, veri filtrelemedir (Özoğuz, 2016).

Temel yapay sinir ağı konfigürasyonunun gizli bir katmanı vardır. Papadrakakis (1998), birden fazla gizli katman içeren testlerde önemli bir gelişme görülmediğini belirtmiştir. Gizli katmanların ve gizli nöronların sayısı, eğitim ve doğrulama hatalarını doğrudan etkiler. Daha fazla sayıda gizli katman ve gizli nöron ile hatalar azaltılabilir. Hatalar düşmeyi bırakırsa veya gerçekten yükselmeye başlarsa, bu ağın gerekenden fazla katmana sahip olduğu anlaşılır (Öztürk N. ve Öztürk F. 2001).

YSA, tasarım deęişkenleri arasında lineer olmayan karmaşık ilişkiler üretebilen güçlü bir yöntemdir. YSA insan beyninde birbirine baęlı nöronların yeteneklerinden ilham almıştır. YSA yöntemi, biyolojik nöron hücrelerinin birbirleriyle olan sinaptik baęlantısına dayanmaktadır. Bir YSA mimarisi giriş katmanı, gizli katman ve çıktı katmanı isimli üç katmandan oluşmaktadır. (Bulut, Albak, Sevilgen ve Öztürk, 2022).



Şekil 3.8 Yapay sinir aęı mimarisi

Tez çalışması kapsamında kullanılan YSA mimarisi Şekil 3.8’de sunulmuştur. Giriş katmanda optimizasyon çalışmasının tanımlı parametreleri yer almaktadır. Bu parametreler hidrolik piston kuvveti (F), durdurucu seti ile kapı aęırlık merkezi arası mesafe (D) ve hidrolik piston stroęudur (x). Çıktı katmanında yer alan plastik şekil deęiştirme enerjisi (PDE) ve açısal deplasman (AD) amaç fonksiyonları için öğrenmeler ayrı ayrı gerçekleştirilmiştir.

Çok katmanlı bir yapay sinir ağı için, herhangi bir birimin giriş değeri kendisine diğer katmanlardan gelen değerlerin ağırlıklı toplamı olarak 3.17 numaralı eşitlikle sunulmuştur. Birimin çıkışı ise, 3.18 numaralı eşitlikte görüldüğü gibi bu ağırlıklı toplamın, doğrusal olmayan bir fonksiyondan geçirilmesiyle hesaplanır. Aktivasyon fonksiyonunun uygulanmasıyla birimin çıkışı 3.19 numaralı denklem ile elde edilir (Keleşoğlu, Ekinci ve Fırat, 2005).

$$y_j = \sum_{n=i}^N x_i w_{ij} \quad (3.17)$$

$$y_j = F(y_j) \quad (3.18)$$

$$y_j = \frac{1}{1+e^{-\left(\sum_{n=i}^N x_i w_{ij}\right)}} \quad (3.19)$$

Yapısal sistemlerin tasarımında SEA çıktılarını tahmin etmek için sinir ağlarının kullanımı çalışılmaktadır. Asıl sorun, YSA sonuçlarının güvenilirliğini ve doğruluğunu sağlamaktır (Lagaros ve diğerleri, 2005). Yapay sinir ağlarından elde edilen çıktıların doğruluğu, eğitim seti ile güçlü bir şekilde ilişkilidir (Salajegheh ve Gholizadeh, 2005). Tahminin doğruluğu, ağ mimarisine ve eğitim verilerinin zenginliğine bağlıdır (Mallela ve Upadhyay, 2016).

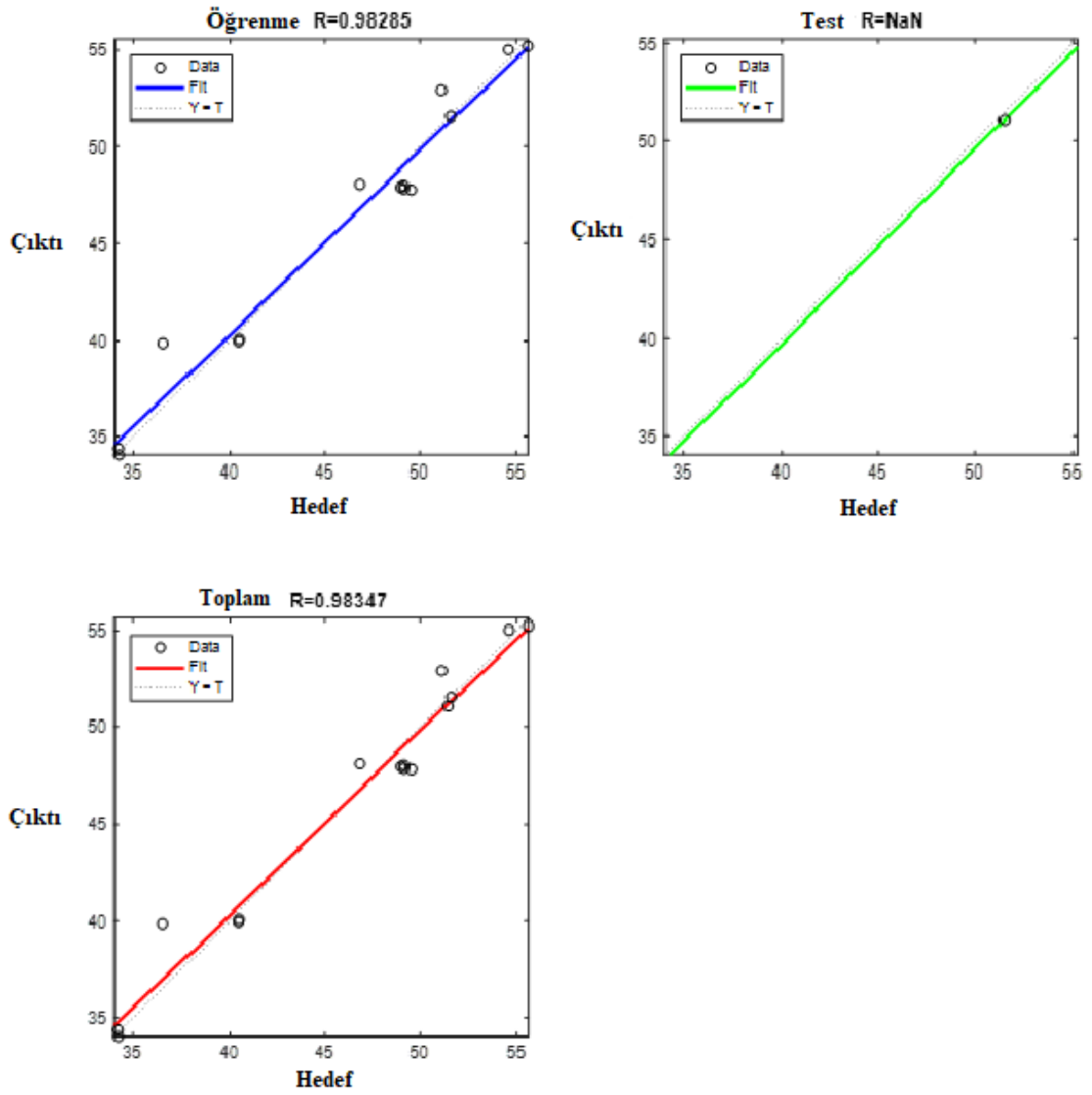
Optimizasyon çalışması kapsamında da kullanılan YSA algoritmalarından Levenberg-Marquardt (LM) temelli son kareler yöntemi yardımıyla bir hesaplama yöntemidir. Bu algoritma Gauss Newton ve gradyan iniş algoritmalarının en başarılı özelliklerine sahiptir. Yakınsama problemi olmayan çok hızlı bir algoritmadır (Özdemir, Yılmaz ve Tanbay, 2011).

Bayes düzenlemesi (Baisen Regularization-BR), LM algoritmasına dayalı son kareler yöntemi yardımıyla hesaplama yöntemidir. Ağırlık değerlerindeki dengesizliği düzenler. Hataları ve ağırlık kombinasyonunu en aza indirir ve ardından iyi genelleme yapan bir ağ oluşturmak için doğru kombinasyonu belirler (Özdemir ve diğerleri 2011).

Matlab, yapay sinir ađı modellerinin kurulabildiđi, eđitildiđi, test edildiđi, gorselleştirildiđi, algoritma seçenekleri sunan bir modüle sahiptir. Bu modül sınıflandırılma, regresyon, kümelenme, optimizasyon, zamana bađlı tahmin ve dinamik sistem modelleme problemlerinde kullanılmaktadır (The MathWorks, 2012).

Tez çalışması kapsamında Matlab yapay sinir ađı modülü kullanılmıştır. Dinamik analizlerden elde edilen sonuçların %80 ü öğrenme aşamasında kullanılmıştır. Geriye kalan veriler eşit oranda doğrulama ve test amacıyla kullanılmıştır. Oranların belirlenmesi aşamasında farklı değerlerle öğrenme, doğrulama ve testler gerçekleştirilerek performansı yüksek kombinasyon için çalışmaya devam edilmiştir.

Yapay sinir ađı mimarisi oluşturulurken öğrenme algoritmaları ve nöron sayıları değiştirilerek çıktı olarak elde edilen performans kriterleri olan Pearson korelasyon korelasyon katsayısı (R) ve MSE değerleri kontrol edilmiştir. Şekil 3.9'da Matlab'in çıktı olarak sunduđu gorselleştirilmiş R performansı görölmektedir. R ve MSE çıktıları referans alınarak yapılan kıyaslamalarla yapay sinir ađı mimarisinde gizli nöron sayısı 50 olarak belirlenmiştir.

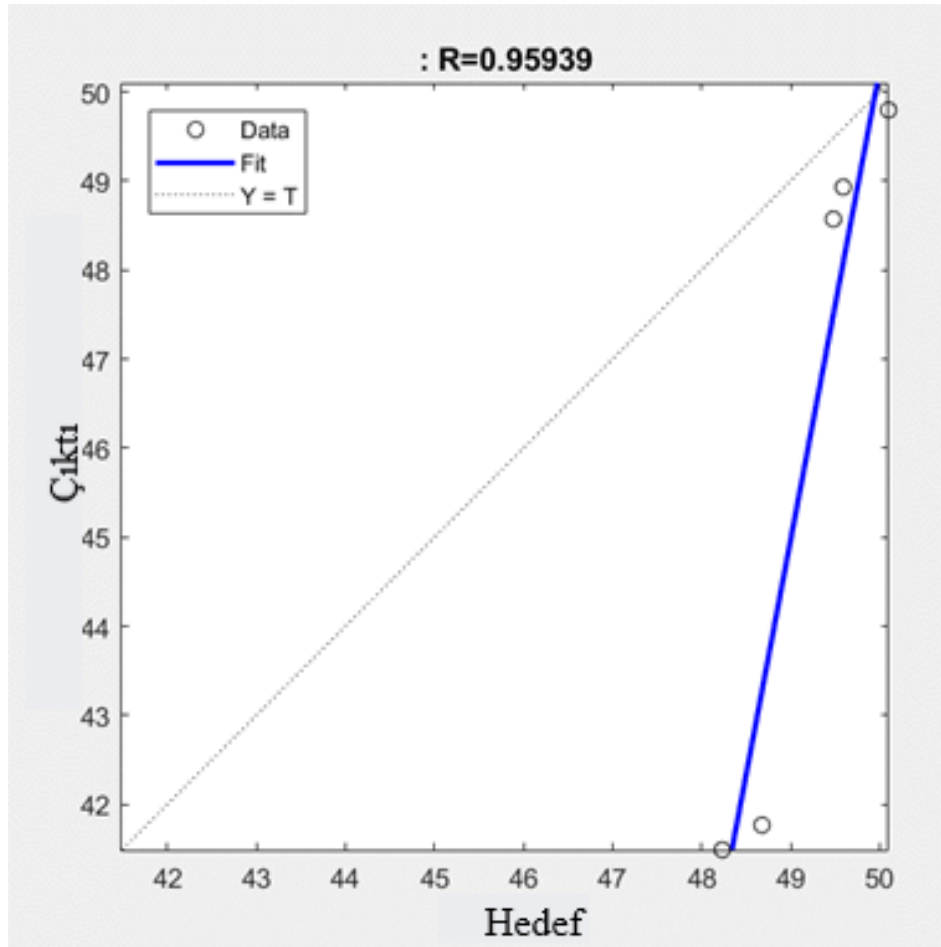


Şekil 3.9 Yapay sinir ağı öğrenme ve test performansı (The MathWorks, 2012)

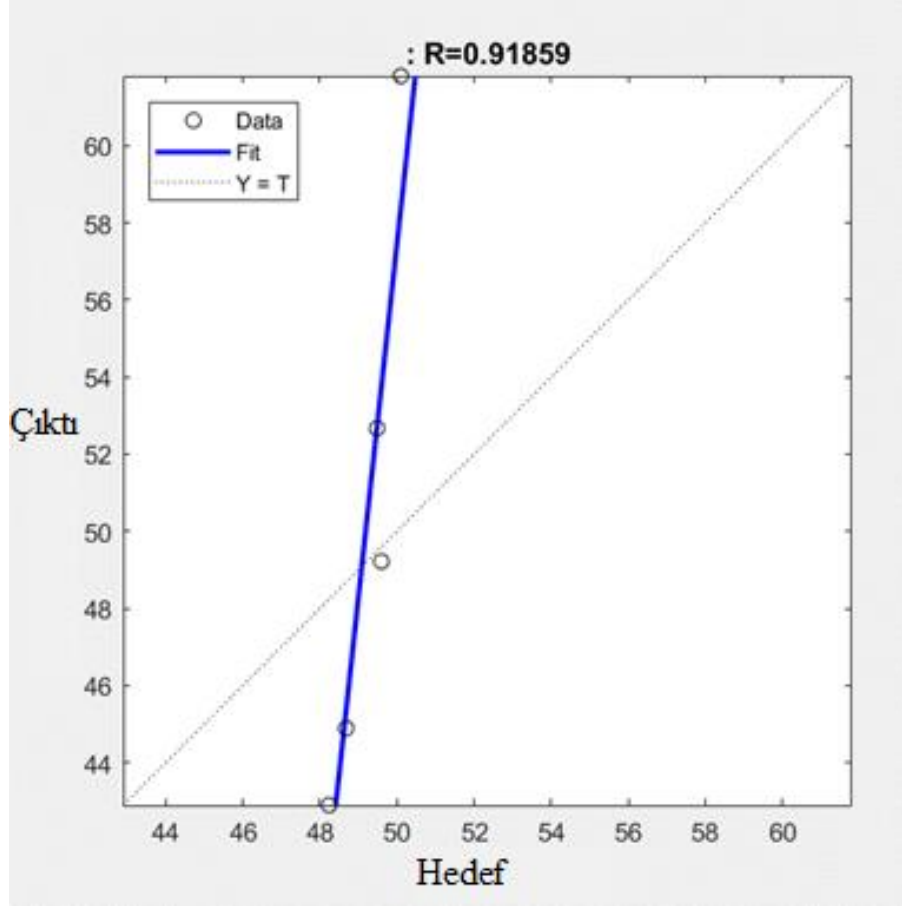
BR ve LM yöntemleri kullanılarak gerçekleştirilen yapay sinir ağı öğrenmelerinin ardından öğrenme sürecine dahil edilmeyen Çizelge 3.4'te listelenmiş ilave analiz sonuçları ile testler gerçekleştirilmiştir.

Matlab yapay sinir ağı modülü kullanılarak plastik şekil değiştirme enerjisi (PDE) fonksiyonu için öğrenme testi gerçekleştirilmiştir. Bayes düzenlemesi (Baisen regularization, BR) ve Levenberg- Marquardt (LM) yöntemi ile gerçekleştirilen test sonuçları Şekil 3.10 ve Şekil 11'de sunulmuştur. Matlab yapay sinir ağı çıktısı olan bu

grafiklerde yatay eksen gerçek analiz sonuçlarını temsil ederken, dikey eksen de kullanılan yöntemle elde edilmiş tahmin değerleri yer almaktadır. Grafiğin üstünde ise bu iki veri seti arasındaki Pearson korelasyon katsayısı (R) yer almaktadır. Plastik şekil değiştirme enerjisi için BR yöntemi ile elde edilen R değeri 0.95939 iken, LM ile elde edilen R değeri 0.91859 olmuştur. Bu fonksiyon için BR yöntemi ile elde edilen R değeri 1'e daha yakın olduğu için öğrenme performansı daha yüksektir.

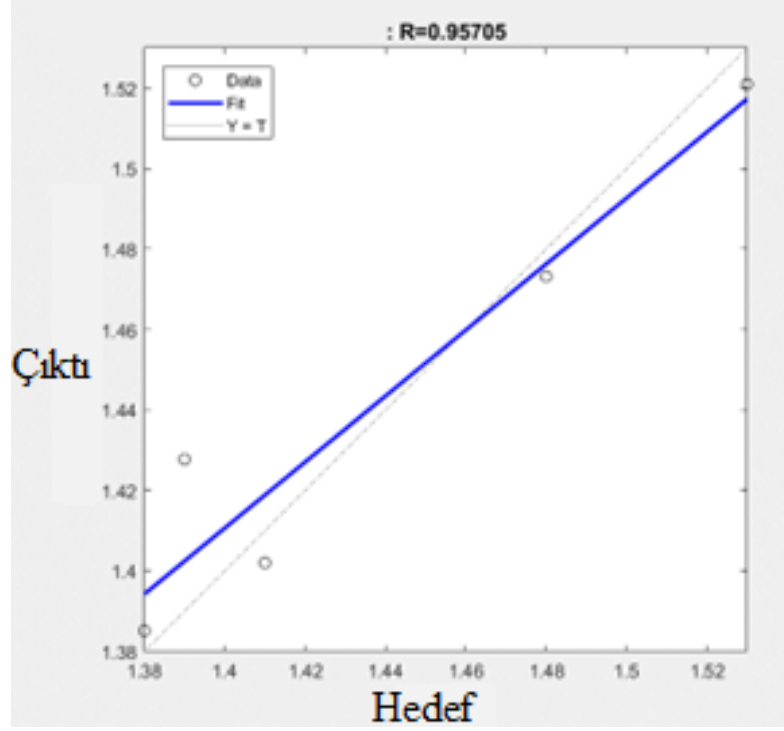


Şekil 3.10 PDE fonksiyonu YSA testi BR yöntemi

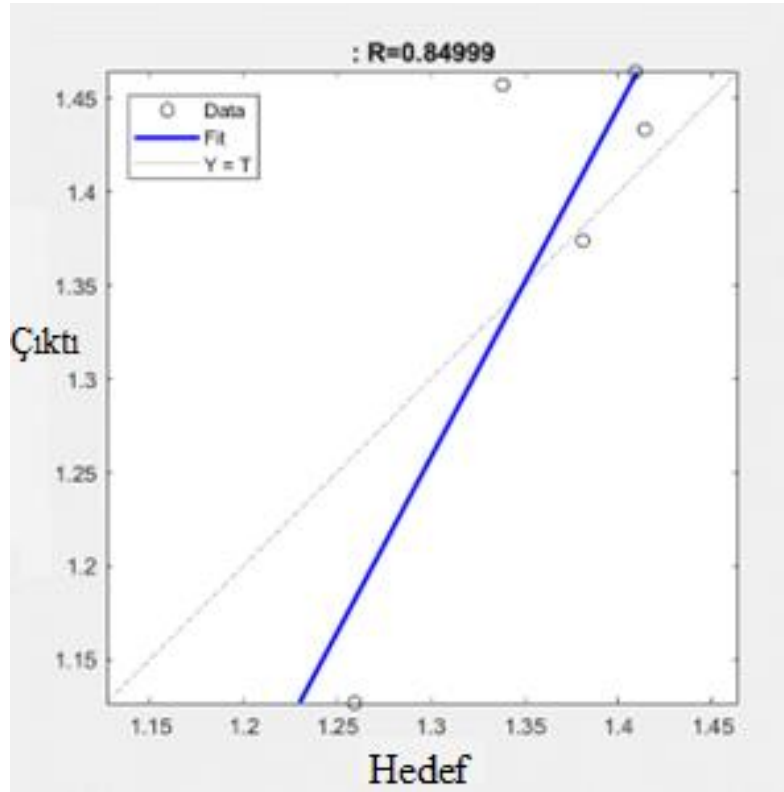


Şekil 3.11 PDE fonksiyonu YSA testi LM yöntemi

Matlab yapay sinir ağı modülü kullanılarak açısız yer değiştirme (AD) fonksiyonu için öğrenme testi gerçekleştirilmiştir. Bayes düzenlemesi (Baisen regularization, BR) ve Levenberg- Marquardt (LM) yöntemi ile gerçekleştirilen test sonuçları Şekil 3.12 ve Şekil 13'te sunulmuştur. Test sonucunda gerçek ve tahmin edilen değerler üzerinden elde edilen Pearson korelasyon katsayısı (R) grafik üzerinde yer almaktadır. Açısız yer değiştirme fonksiyonu için BR yöntemi ile elde edilen R değeri 0.95705 iken, LM ile elde edilen R değeri 0.84999 olmuştur. Bu fonksiyon için BR yöntemi ile elde edilen R değeri 1'e daha yakın olduğu için öğrenme performansı daha yüksektir.



Şekil 3.12 AD fonksiyonu YSA testi BR yöntemi



Şekil 3.13 AD fonksiyonu YSA testi LM yöntemi

Tasarım uzayından seçilen parametreler ile ilave olarak gerçekleştirilen beş sonlu elemanlar analizi verileri, öğrenme sonrasında test amacıyla kullanılmıştır. Bu veriler yapay sinir ağı mimarisi oluşturulurken performans çıktılarının elde edilip kıyaslanmasında kullanılmıştır. Ayrıca farklı tahmin yöntemlerinin kıyaslanmasında da bu verilerden yararlanılmıştır.

Yapay sinir ağı mimarisi elde edildikten sonra istenilen parametre değerleri için girdiler yapılarak çıktılar alınabilmektedir. Ayrıca oluşturulan mimariyi temsil eden Matlab kodu elde edilebilmektedir.

3.4.2. Bayes Optimizasyonu

BO, kara kutu optimizasyonu için iyi kurulmuş bir tekniktir. Kara kutu fonksiyonunu tahmin etmek için Bayes tahmin modelleri kullanılır. Burada tahmin edilen fonksiyonun belirsizliği de tahmine dayalı varyans olarak değerlendirilir. Deneyler için sonraki adaylar, tahmin edilen değerlere ve varyanslara dayalı olarak seçilir. (Uneo, Rhone, Hou, Mizoguchi ve Tsuda, 2016).

Bir Bayes ağı, yönlendirilmiş bir döngüsel olmayan grafiktir. Bu ağda düğümler değişkenlerdir ve bu düğümler arasındaki kenarlar koşullu bağımlılıklardır. Bir olayın tüm nedenlerinin olasılıklarını hesaplamak için güçlü bir aday modeldir. Bu model kullanılarak bir olayın gerçek nedeni belirlenebilir (Khalid ve Javaid, 2020).

BO, neredeyse tüm global optimizasyon türleri için tipiktir ve daha fazla veri ile daha az hata yapmayı amaçlar. Bayes optimizasyonundaki birçok iyileştirme, yeni kazanç fonksiyonlarında, modellerinde ve paralelleştirme şemalarında hiperparametre optimizasyonuna kolaylıkla uygulanabilir. Kullanıcıların hiperparametrelerin dağılımı hakkında önceden bilgi sahibi olmaları gerekmediğinden ve olasılık fikrine dayandığından, rastgele arama ve grid arama yöntemlerine göre daha verimli sonuçlar elde eder. BO algoritmasında birçok olasılık modeli kullanılabilir, ancak çoğunlukla Gauss prosesi (GP) tercih edilir.

BO ile global maksimuma ulařtıracak parametre aranırken, yerel optimumlardan kaçınmak için sonucun en belirsiz olduđu hiperparametreler ve optimuma yakın beklenen hiperparametrelerin deđiřtirilmesi gerekmektedir. Bu deđiř tokuđu Őifrelemek ve bir sonraki noktayı belirlemek için kazanç fonksiyonu tanımlanmaktadır. Kazanç fonksiyonunun bir sonraki adımı için aday noktaların fayda tahminlerini döndürür ve maksimum faydayı üreten deđiřkeni seçer (Yazıcı, 2011).

Kara kutu optimizasyon problemlerinin dođası geređi fonksiyon ile alakalı olarak bazı ölçümler dışında bilgi yoktur. Eldeki verilerle ($D=\{X, y\}=\{(x_i, y_i)|i=1,2,\dots,n\}$), regresyon problemine odaklanılır. Bilinmeyen $f(x)$ fonksiyonu için genel maksimumlar bulunur (Wang, Yu ve Maria, 2020).

$$x^* = \arg \max f(x) \quad (3.20)$$

Girdi noktalarının her biri d-boyutlu bir uzayda bulunurken çıktı bir deđiřken olarak bulunur. GP'nin amacı, verilen X'in deđerleri üzerinde tahmine dayalı bir dađılım öđrenmektir, böylece tahminlere dayalı olarak yeni deđerlendirmeler iřlenebilir. Pratik olarak, fonksiyonun gerçek deđerleri dođrudan tahmin edilemez ve gözlemlere genellikle normal dađıtılmış bir gürültü (ϵ) eklenir. Genellikle sıfır ortalamalar ve izotropik varyanslar dikkate alınır (Wang, Yu ve Maria, 2020).

$$y=f(X)+ \epsilon, \epsilon \sim N(0, \sigma_n^2 I) \quad (3.21)$$

GP çerçevesinde, bilinmeyen f fonksiyonunun, ortalama fonksiyonu $m(x)$ ve kovaryans fonksiyonu $k(x, x')$ olan bir GP'yi takip ettiđi varsayılır (Wang, Yu ve Maria, 2020).

$$f(x) \sim GP(m(x), k(x, x')) \quad (3.22)$$

GP regresyonunun amacı, bazı bilinen gözlem (X) ve buna karřılık gelen sonuç (y) verileri ile yeni X_* giriř konumlarında, sonraki olasılıđını $p(f_*|X_*,X,y)$ bulmaktır. Burada $f(X_*)$ ve $f(X)$ fonksiyonları için X_* ve f kısa gösterimleri kullanılmıştır. Basitleřtirme için önceki ortalama fonksiyonun genellikle sıfır olduđu varsayılır, $m(X) \equiv 0$. Kovaryans

hesaplaması için otomatik ilişki belirleme (Automatic Relevance Determination, ARD) ile kare üstel çekirdek (squared exponential kernel) seçilmiştir. Sinyal varyansının ya da genliğinin σ_f^2 , k ölçüsünde giriş verileri için uzunluk oranının ℓ_k olduğu durum için kovaryans hesabı 3.23 numaralı denklem ile sunulmuştur (Wang, Yu ve Maria, 2020).

$$k(x_i, x_j) = \sigma_f^2 \exp\left(-\frac{1}{2} \sum_{k=1}^d \left(\frac{x_{i,k} - x_{j,k}}{\ell_k}\right)^2\right) \quad (3.23)$$

$[K_{**}]_{ij} = k(x_{*i}, x_{*i})$ ve $[K_{f*}]_{ij} = k(x_{*i}, x_{*i})$ elemanlarına sahip K_{**} and $K_{f*} = K_{f*}^T$ kovaryans matrislerle yeni giriş noktaları için X_* tahminler (p) 3.24, 3.25 ve 3.26 numaralı denklemler ile gerçekleştirilir (Wang, Yu ve Maria, 2020).

$$p(f_* | X_*, X, y) = N(E[f_* | X_*, X, y], V[f_* | X_*, X, y]) \quad (3.24)$$

$$E[f_* | X_*, X, y] = K_{*f} (K_{ff} + \sigma_n^2 I)^{-1} y \quad (3.25)$$

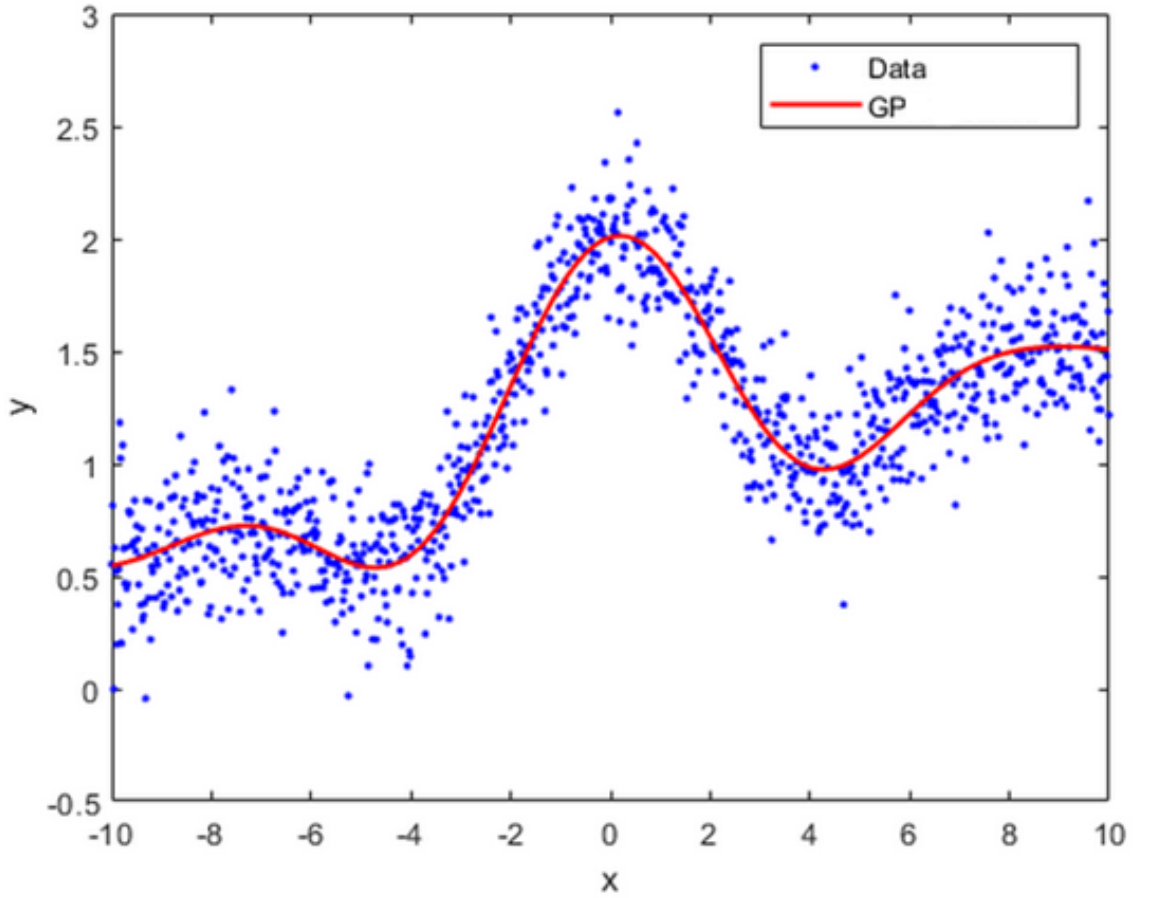
$$V[f_* | X_*, X, y] = K_{**} - K_{*f} (K_{ff} + \sigma_n^2 I)^{-1} K_{f*} \quad (3.26)$$

GP, Bayes optimizasyonunda amaç fonksiyonları için varsayılan vekil model seçimi olabilir. GP, tahminlerde belirsizliğin ölçülmesini sağlayan BO için tercih edilen modeldir. Parametrik olmayan bir modeldir ve parametre sayısı sadece giriş noktalarına bağlıdır (Altun ve Talu, 2020). Bir GP, çok değişkenli bir Gauss dağılımının sonsuz boyutlu bir rastlantısal sürece bir uzantısıdır (Zhang et al. 2020).

Şekil 3.14'te bir veri seti için GP vekil modeli görülmektedir. Bir sonraki adımda yeni dağılım için GP güncellenir. Kernel fonksiyonu GP kalitesini etkilemektedir. GP tanımlı iterasyon sayısına, limitlenmiş bir zamana ya da tanımlanmış farklı bir durma kriterine kadar devam eder.

Kernel fonksiyonları, algoritmalar için doğrusallıktan doğrusal olmamaya basit bir köprü sağladığından birçok uygulamada kullanılabilir ve skaler çarpım olarak ifade edilebilir. Kernel yöntemleri, görüntü sınıflandırması ve nesne algılama gibi belirli uygulamalarda

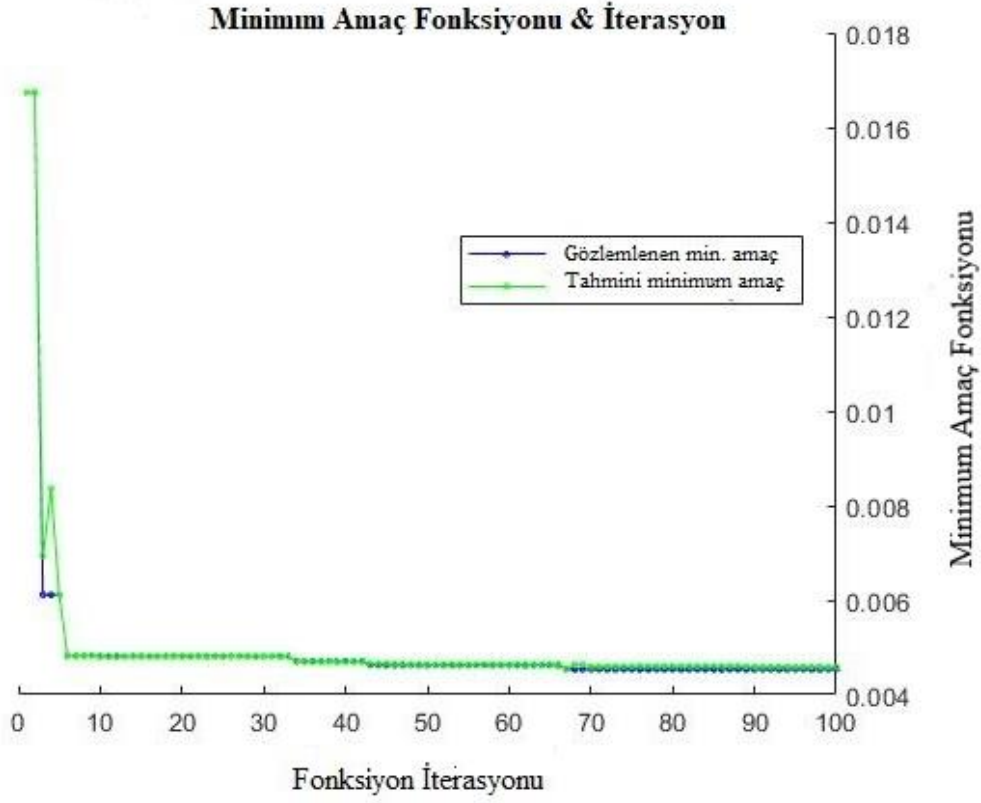
çok sık kullanılır. Örüntü analizinin genel görevi, genel veri türlerinde (diziler, metin belgeleri, nokta kümeleri, vektörler, görüntüler gibi) genel ilişki türlerini (kümeler, sıralamalar, temel bileşenler, korelasyonlar, sınıflandırmalar) bulmak ve araştırmaktır. Kernel yöntemleri, bu yüksek boyutlu alanda verilerin daha kolay ayrılabilmesi veya daha iyi yapılandırılabilmesi umuduyla verileri daha yüksek boyutlu alanlara eşler. (Ateş B., 2020)



Şekil 3.14 Gauss Prosesi (The MathWorks, 2012)

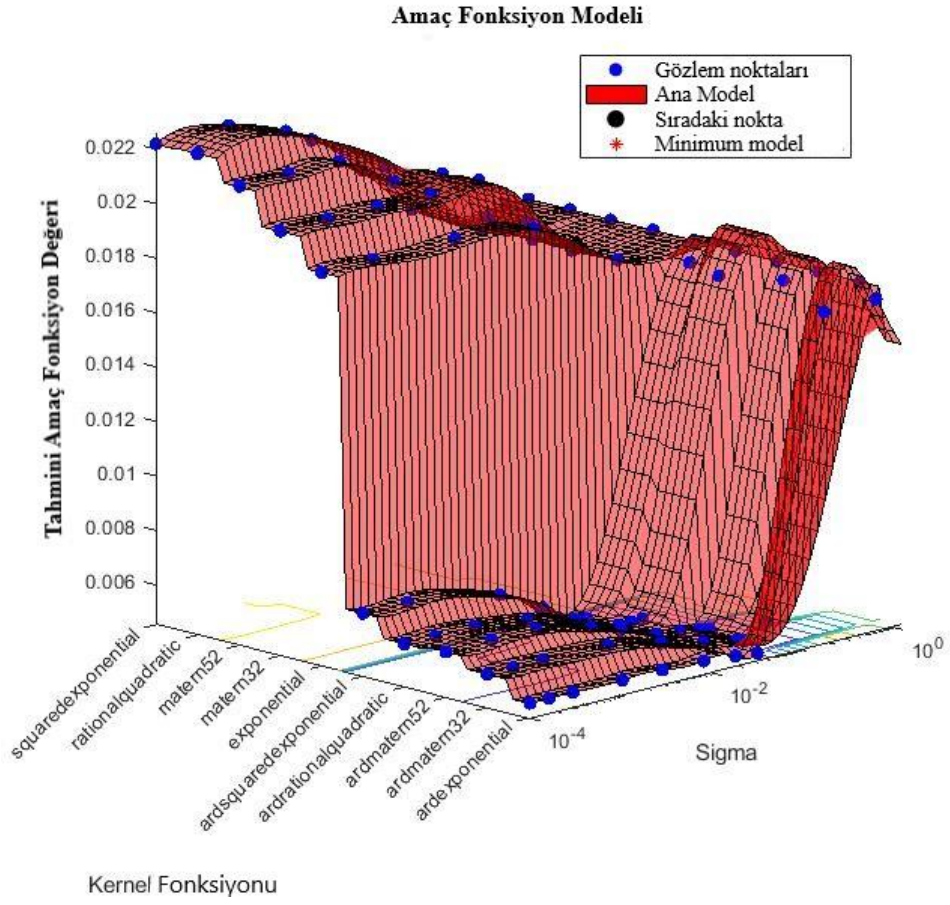
Matlab, Bayes optimizasyonu için hazır fonksiyonlar sunmaktadır. Tez çalışması kapsamında bu fonksiyonlar kullanılarak bir Matlab kodu oluşturulmuştur. Bayes optimizasyonu için yazılan kod çalıştırılarak yeni analiz sonuçlarının elde edilmesi esnasında Şekil 3.15 ve Şekil 3.16’da sunulan grafikler elde edilmiştir. Şekil 3.15’te sunulan grafikte yatay ekseninde iterasyon sayısı bulunurken, dikey ekseninde minimum

amaç fonksiyon değeri yer almaktadır. Grafikte görüldüğü gibi iterasyonlar ilerledikçe minimum amaç fonksiyon değeri azalmaktadır.



Şekil 3.15 Amaç fonksiyon iterasyon sayısı

Şekil 3.16’da amaç fonksiyon modeli sunulmuştur. Bu grafikte Kernel fonksiyonu üç boyutlu olarak görülmektedir. Kernel fonksiyonu, orijinal doğrusal olmayan gözlemleri ayrılabilir oldukları daha yüksek boyutlu bir alana eşlemek için her veri örneğine uygulanan işlemdir. Giriş verileri daha yüksek boyutlu bir alana eşlenirse, bu alanda çalışan doğrusal bir algoritma orijinal giriş alanında doğrusal olmayan bir şekilde davranacaktır. Doğrusal olarak ayrılmaz verilerin doğrusal olarak ayrılabilir verilere dönüştürülmesi gerekir. (Ateş B., 2020)



Şekil 3.16 BO amaç fonksiyon modeli

3.4.3. Genetik Algoritma

Genetik algoritmalar, rastlantısal örnekleme yöntemleri olarak da bilinir (Marzbanrad ve Ebrahimi 2011, Arora 2004). Genetik algoritmalar, biyolojik evrime gevşek bir şekilde paraleldir ve Darwin'in doğal seçim teorisine dayanır. Genetik algoritmanın temel fikri, popülasyonun ortalama uygunluğu iyileştirilecek şekilde mevcut setten yeni bir tasarım seti (popülasyon) oluşturmaktır. Durdurma kriteri sağlanana veya tekrarlama sayısı belirlenen limiti geçene kadar süreç devam ettirilir (Arora 2004).

Çok amaçlı bir optimizasyon problemi, iki veya daha fazla hedefin veya parametrenin genel sonuca katkıda bulunduğu bir problemdir. Bu hedefler genellikle birbirini karmaşık, doğrusal olmayan yollarla etkiler (Ombukı, Ross ve Hansha, 2006).

Pareto sıralama şeması, genetik algoritmaların çok amaçlı problem uygulamalarında sıklıkla kullanılmaktadır. Ham uygunluk puanlarını Pareto dereceleriyle değiştirerek, bir genetik algoritma içindeki uygunluk değerlendirme sürecine kolayca dahil edilir. Tanımlanacak olan bu sıralar, popülasyonu tercih kategorilerine ayırır. Bununla birlikte, alt sıralar tercih edilir ve birinci sıradaki bireyler mevcut popülasyonda en iyisidir (Ombukı ve diğerleri 2006).

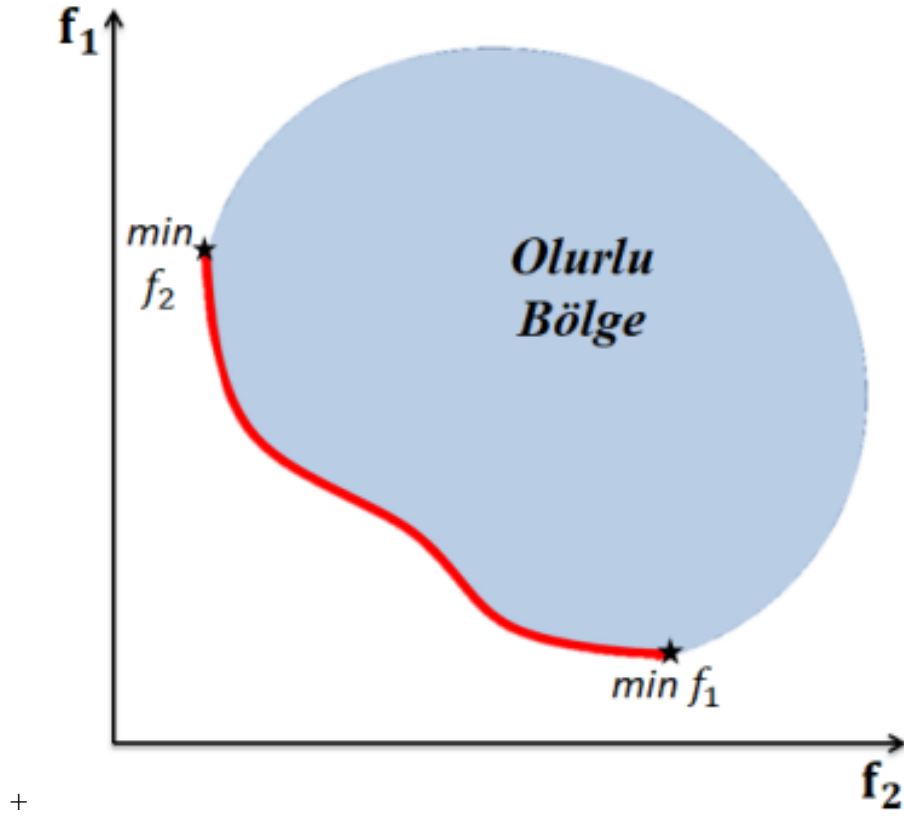
Matlab optimizasyon modülü aracılığıyla genetik algoritma kullanılarak çok amaçlı optimizasyon çalışması gerçekleştirilmiştir. (The MathWorks, 2012). Kullanılan genetik algoritma GA parametreleri Çizelge 3.6'da sunulmuştur.

Çizelge 3.6. Genetik algoritma parametreleri

Popülasyon sayısı	200
Çaprazlama oranı	80%
Mutasyon oranı	5%
Toplam nesil	300
Toplam tekrarlama	122

Genetik algoritma kullanılarak gerçekleştirilen çok amaçlı optimizasyon çalışması sonucunda Pareto sıralaması elde edilmiştir. Pareto eğrisi amaç fonksiyonlar arasındaki ilişkiyi tanımlamaktadır.

Pareto optimal çözüm setindeki her bir çözüm için, bir amaçtan ödün vermeden diğer amaç fonksiyonu iyileştirilememektedir. Elde edilen Pareto optimal çözümler arasından işlem stratejisine uygun çözümler seçilebilmektedir. Şekil 3.17'de çok amaçlı optimizasyon için grafiksel gösterim yer almaktadır. Kırmızı çizgi ise Pareto optimal çözüm setini temsil etmektedir. (Kahya M., 2017)



Şekil 3.17 Pareto optimal çözüm seti (Kahya M., 2017)

Pareto çözüm seti içerisinde optimum bir parametre grubu elde edilebilmesi için fonksiyonlar arasında bir ağırlıklandırma yapılması gerekmektedir. Ağırlıklandırma katsayıları (w), 3.27, 3.28 ve 3.29 numaralı eşitlikler ile elde edilir. (Marler ve Arora, 2010).

$$U = \sum_{i=0}^k w_i F_i(x) \quad (3.27)$$

$$U = w_1 F_1(x) + w_2 F_2(x) \quad (3.28)$$

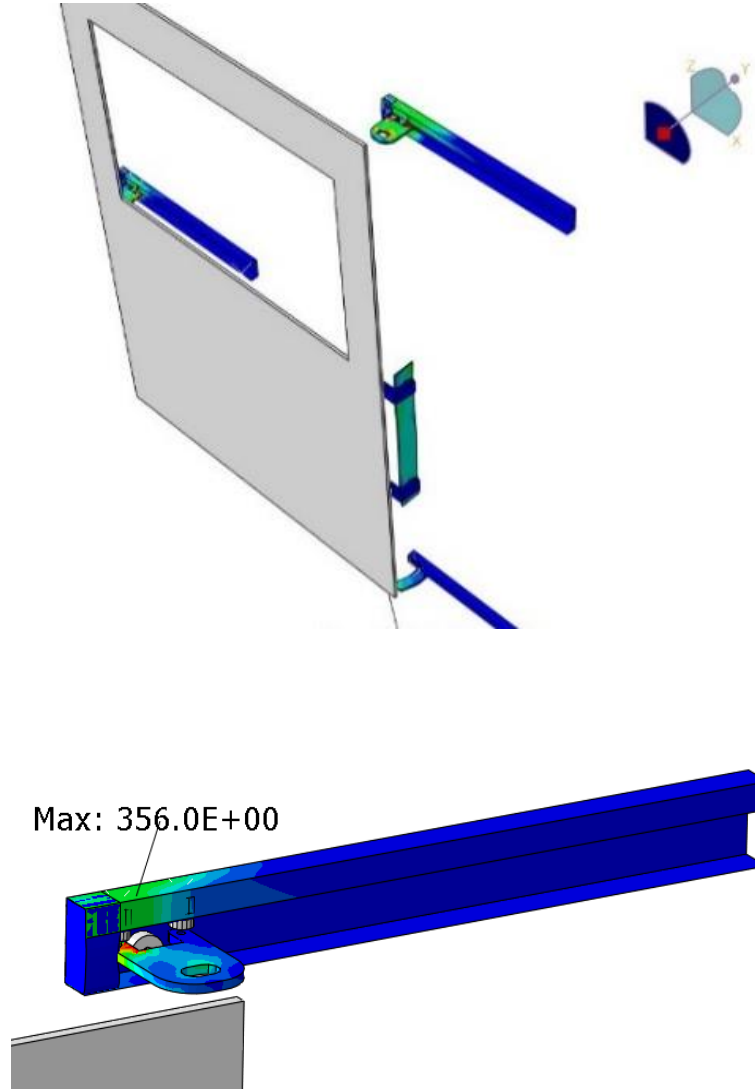
$$w_1 + w_2 = 1 \quad (3.29)$$

Plastik şekil değiştirme enerjisi sistem fonksiyonlarını direkt etkilemektedir. Kayar kapının dönme açısı ise dolaylı olarak deformasyonlara sebep olmaktadır. Bu nedenle optimum değer elde edilirken plastik şekil değiştirme enerjisi fonksiyonu önceliklendirilerek ağırlıklandırılmıştır. Plastik şekil değiştirme enerjisi fonksiyonu için ağırlıklandırma katsayısı $w_1 = 0,7$ olarak belirlenmiştir. Bu durumda 3.29 numaralı eşitlik ile optimizasyon problemi amaç fonksiyonlarından açılmalık için

ağırlıklandırma katsayısı $w_2 = 0,3$ olarak elde edilmiştir. Amaç fonksiyonların ağırlıklandırılmalarının ardından gerçekleştirilecek çok amaçlı optimizasyon ile Pareto çözüm kümesi yerine optimum tek bir çözüm elde edilebilir.

4. BULGULAR ve TARTIŞMA

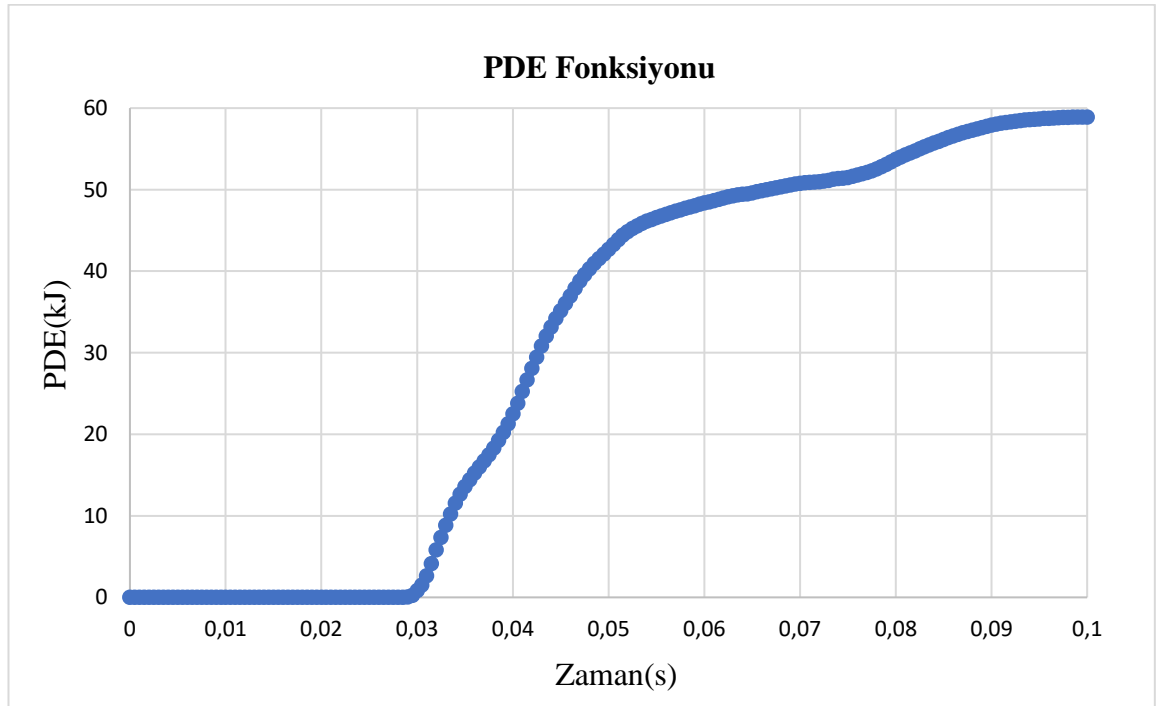
Optimizasyon çalışmasında referans alınan tasarım gerekliliği, araç ömrü boyunca karşılaşılabilecek yaygın bir senaryo olmasa da kalıcı deformasyonların minimum düzeyde tutulması gerekmektedir. Gerekliliğe göre senaryo sonrası kayar kapı sistemi fonksiyonel olarak kalan ömrünü tamamlamalıdır. Küçük kalıcı deformasyonlar kapının gövdeden ayrılması gibi bir güvenlik riski değildir ancak kullanıcı konforunu doğrudan etkiler. Örneğin, kapının belirli bir kuvvet aralığında manuel olarak açılıp kapanması gerekliliği bu konfor gerekliliklerinden biridir.



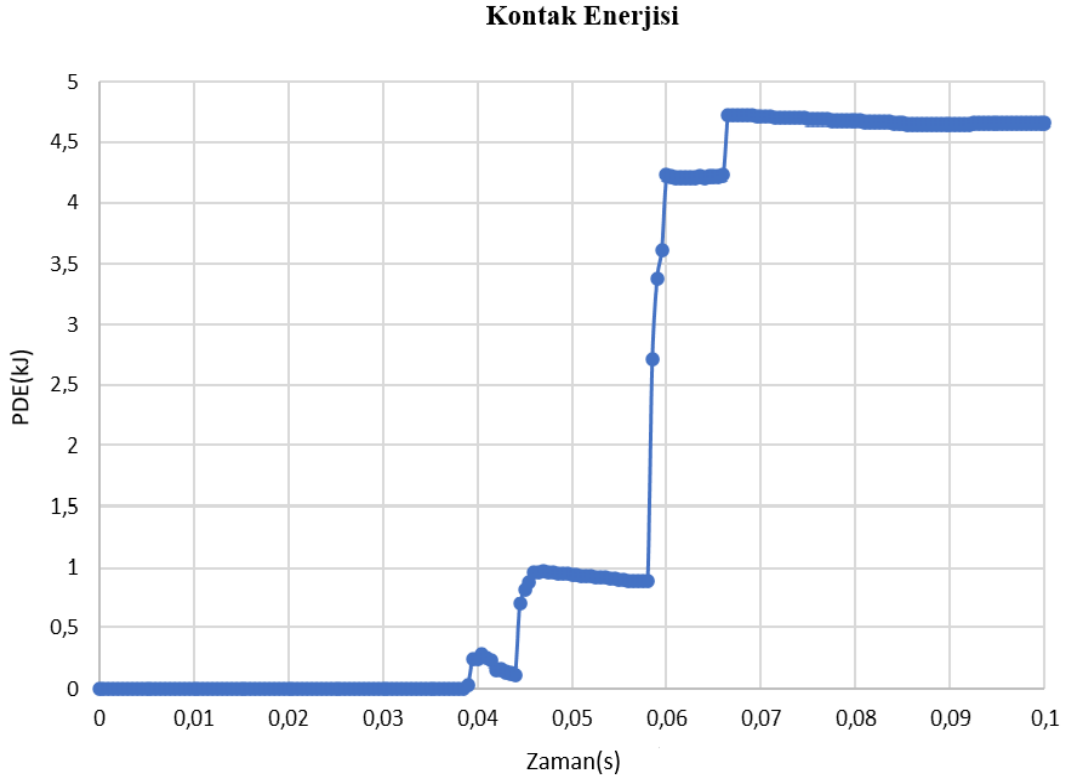
Şekil 4.1. Çarpma anında Von Misses eşdeğer gerilme dağılımı (MPa)

Gerçekleştirilen sonlu elemanlar analizlerinde kapının durduruculara çarpması esnasında meydana gelen gerilme dağılımlarından bir kesit Şekil 4.1’de sunulmuştur. Analiz sonucunda yapısal parçalarda elde edilen maksimum eşdeğer gerilme değerlerinin tanımlı malzemelerin akma mukavemetini aştığı görülmektedir.

Analiz sonucunda Von-Misses eşdeğer gerilmesi maksimum 356 MPa olarak mekanizma üzerinde elde edilmiştir. Akma mukavemeti 355 MPa olan S355 çeliği tanımlı olan mekanizmalarda elde edilen gerilme değerinin akma mukavemetinin hemen üzerinde olduğu görülmektedir. Bu da mekanizmalar üzerinde küçük kalıcı deformasyonların meydana gelebileceği anlamını taşımaktadır. Gerçekleştirilecek optimizasyon çalışması ile elde edilen tasarımda bu plastik şekil değişimlerinin minimumda tutulabilmesi amaçlanmaktadır.



Şekil 4.2. Örnek bir analiz modeli için PDE fonksiyonu



Şekil 4.3. Örnek bir analiz modeli için kontak enerjisi

Sonlu elemanlar analizleri 0,1 saniye için açık dinamik (explicit) çözücü ile çözdürülmüştür. Bu zaman aralığında örnek bir sonlu elemanlar modeli için plastik şekil değiştirme enerjisinin değişimi Şekil 4.2’de sunulmuştur. Dinamik analizde kapı için ilk hız sınır koşulu tanımlı olduğu için, kapı ilk andan itibaren hareketli durumdadır. Ancak grafikten de anlaşıldığı gibi ilk kalıcı deformasyonlar 0,04. itibari ile başlamaktadır. 0,09. Saniyeye kadar grafikte artış görülse de bu andan itibaren eğri yatayda paralel ilerlemektedir. Bu da meydana gelen plastik deformasyonların sonlandığı anlamını taşımaktadır. Bu durum 0,1 saniyelik analiz süresinin yeterliliğini desteklemektedir.

Aynı sonlu elemanlar analizine ait kontak ile sönmölen enerji grafiđi de Şekli 4.3’te görölmektedir. Kapının durdurulma stratejisine göre kızaklar ve kapı üzerinde toplam beş farklı durdurucu ile durdurulmaya çalıřılan kapının enerjisi kademeli olarak sönmölenmektedir. Grafik incelendiđinde ilk kontađın 0,04. saniye civarında meydana geldiđi anlařılmaktadır. İlk durdurucu temasından sonra 0,07. saniyeye kadar diđer

kontakt temasları da gerçekleşmektedir. Bu durum sonucunda da kademeli bir kontakt sönüm eğrisi meydana gelmektedir. Analiz sonuçlarına göre enerjinin zamanla değişimi ve analiz görselleri incelendiğinde tanımlanan 0,1 saniyelik analiz süresinin yeterli olduğu anlaşılmaktadır.

Deney tasarım tablosunda yer alan modeller için sonlu elemanlar analizi ile elde edilen plastik şekil değiştirme enerjisi (PDE) ve açısal yer değiştirme (AD) amaç fonksiyonlarının sonuçları Çizelge 4.1’de sunulmuştur. Üç tasarım değişkeni ile gerçekleştirilen optimizasyon çalışmasında analiz sonuçları incelendiğinde parametrelerinin sonuçlara olan etkisi ile alakalı bir çıkarım yapmak oldukça zordur. Deney tasarım tablosunda yer alan analiz sonuçları, Matlab yapay sinir ağı modülü kullanılarak gerçekleştirilen öğrenme, doğrulama ve test işlemleri esnasında kullanılmıştır.

Analiz sonuçlarını tahmini için kullanılan YSA-BR, YSA-LM, BO yöntemlerinin performansını ölçmek amacıyla kurulan sonlu elemanlar modellerinin analiz sonuçları Çizelge 4.2.’de sunulmuştur. Bu çizelgede deney tasarım tablosu ile benzer şekilde amaç fonksiyon sonuçları paylaşılmıştır. Deney tasarım tablosu sonuçlarından farklı olarak bu veriler yapay sinir ağı öğrenmesinde kullanılmamıştır. Matlab yapay sinir ağı modülü ile gerçekleştirilen öğrenme, doğrulama, test adımlarından sonra Çizelge 4.2 yer alan modeller için tahminler gerçekleştirilmiştir. Bu modeller için ayrıca sonlu elemanlar analizi sonuçları mevcut olduğu için, bu veri seti ile hem Matlab yapay sinir ağı modelinde testler gerçekleştirilmiştir, hem de tahminler için performans metrikleri hesaplanabilmiştir.

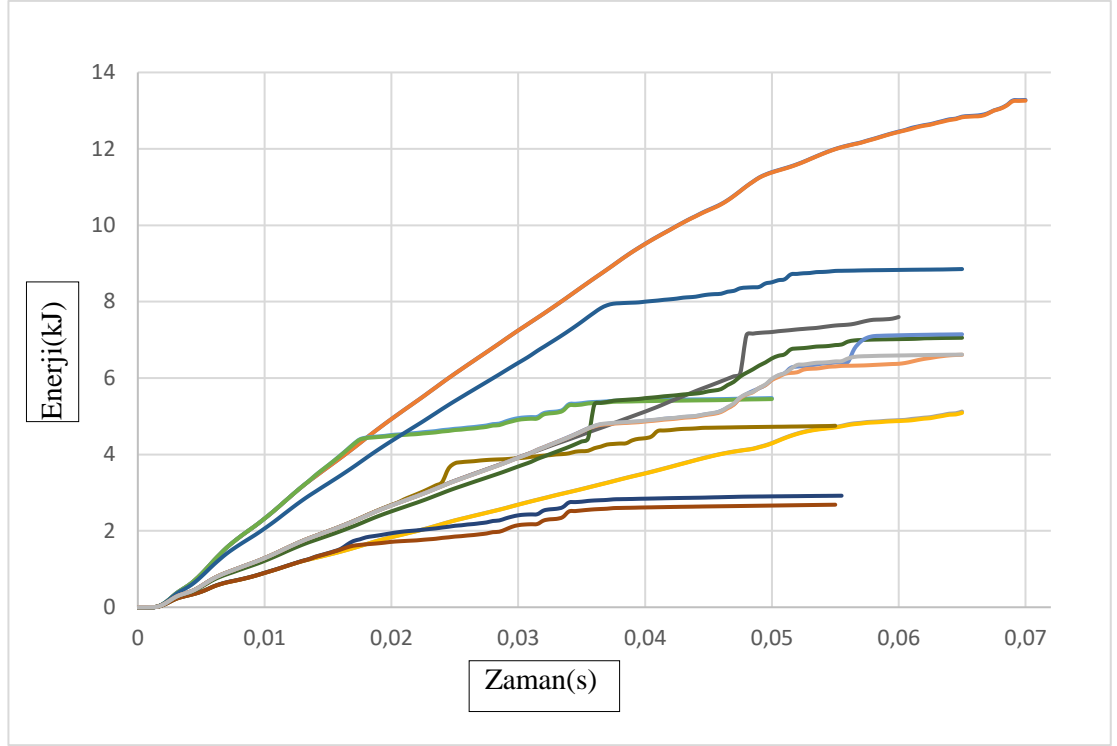
Çizelge 4.1. DTT SEA Sonuçları

Deney Sayısı	Parametreler			Sonuçlar	
	x (mm)	f (N)	d (mm)	PDE (kJ)	AD (Derece)
1	100	150	530	40,484	1,695
2	100	150	230	40,449	1,704
3	100	50	530	34,233	1,551
4	100	50	230	34,216	1,672
5	30	150	530	51,466	1,328
6	30	150	230	51,627	1,336
7	30	50	530	54,578	1,386
8	30	50	230	55,594	1,486
9	85,83	75	380	36,549	1,551
10	44,17	75	380	51,136	1,358
11	65	129,76	380	46,843	1,464
12	65	70,24	380	49,548	1,432
13	65	75	469,28	49,159	1,415
14	65	75	290,72	49,154	1,417
15	65	75	380	48,999	1,437

Çizelge 4.2. Doğrulama modelleri SEA sonuçları

Model	x(mm)	f(N)	D(mm)	P.D.E. (kJ)	A.D. (açı)
d1	60	100	300	49,592	1,409
d2	60	100	450	49,481	1,414
d3	80	60	300	48,234	1,381
d4	80	60	450	48,68	1,338
d5	50	125	500	50,1	1,259

Tasarım parametreleri optimizasyon çalışmasına girdi olan hidrolik piston tarafından farklı SEA modellerinde analiz süresi boyunca sönümlenen enerjiyi gösteren grafik Şekil 4.4'te paylaşılmaktadır. Hidrolik piston kuvveti (F) ve stroğu (x) optimizasyon problemi parametrelerindedir ve çok farklı şekillerde sönüm eğrileri elde edilmesinin temel sebebidir. Stroğu uzun olan pistonlarda viskoz sönüm daha uzun sürerken kısa stroğa sahip pistonlarda eğri daha hızlı bir şekilde yatayla paralel bir görüntü sergilemeye başlamaktadır. Eğrinin eğimi arttıkça piston kuvvetinin arttığı, sönümün daha hızlı gerçekleştiği anlaşılabilir. Viskoz enerji sönümü, kayar kapı sistemi tasarımında optimizasyon problemleri için amaç fonksiyonlarından biri olarak tanımlanabilir.



Şekil 4.4. Farklı SEA modelleri için viskoz enerji sönümü

YSA eğitimi BR ve LM yöntemleri kullanılarak tamamlanmıştır. Doğrulama için Çizelge 4.2.'de görülen analiz sonuçları ve DOE tablosu, BR ve LM ve BO yöntemi ile tahmin edilmiştir. Tüm yöntemlerin performans kıyaslaması amacıyla Çizelge 4.3 ve Çizelge 4.4'te MSE (ortalama kare hatası, mean squared error), MAE (ortalama mutlak hata, mean absolute error), EVS (açıklamalı varyans skoru, explained variance score) ve R (Pearson korelasyon katsayısı) metrikleri ile karşılaştırmalı olarak sunulmuştur.

Çizelge 4.3'te sunulduğu gibi şekil değiştirme enerjisi (PDE) fonksiyonu için ortalama kare hatasının (MSE) 3,251 olarak en düşük elde edildiği yöntem BR olmuştur. Yine aynı yöntemle elde edilen ortalama mutlak hata diğer yöntemlerden düşük ve sifıra yakın elde edilmiştir. Temsil performansının güvenilirliğinin 1'e yakın olması ile anlaşıldığı EVS ve R metrikleri için de en iyi sonuçlar sırasıyla 0,92 ve 0,958 olarak bu BR yöntemi ile elde edilmiştir.

Çizelge 4.3. PDE fonksiyonu tahmin performansı kıyaslaması

Metrik	PDE Fonksiyonu			
	Regresyon	YSA-BR	YSA-LM	BO
MSE	14,271	3,251	232,383	6,866
MAE	3,116	0,659	13,701	1,122
EVS	0,666	0,920	-4,920	0,839
R	0,759	0,958	0,766	0,905

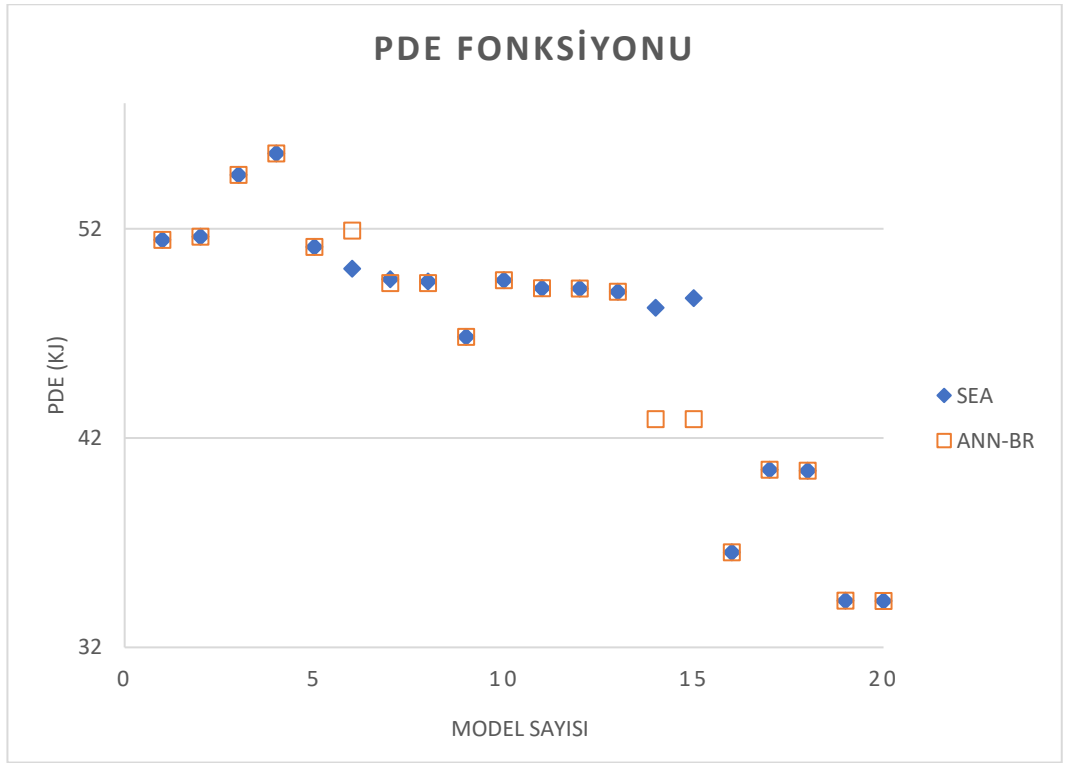
Açısal yer değiştirme (AD) fonksiyonu için ortalama kare hatasının (MSE) 0,0005 olarak en düşük elde edildiği yöntem Bayes optimizasyonu (BO) olmuştur. Aynı yöntemle elde edilen ortalama mutlak hata en düşük seviyede 0,011 olarak elde edilmiştir. EVS ve R metrikleri için de en iyi sonuçlar sırasıyla 0,964 ve 0,977 olarak bu BO yöntemi ile elde edilmiştir.

Çizelge 4.4. AD fonksiyonu tahmin performansı kıyaslaması

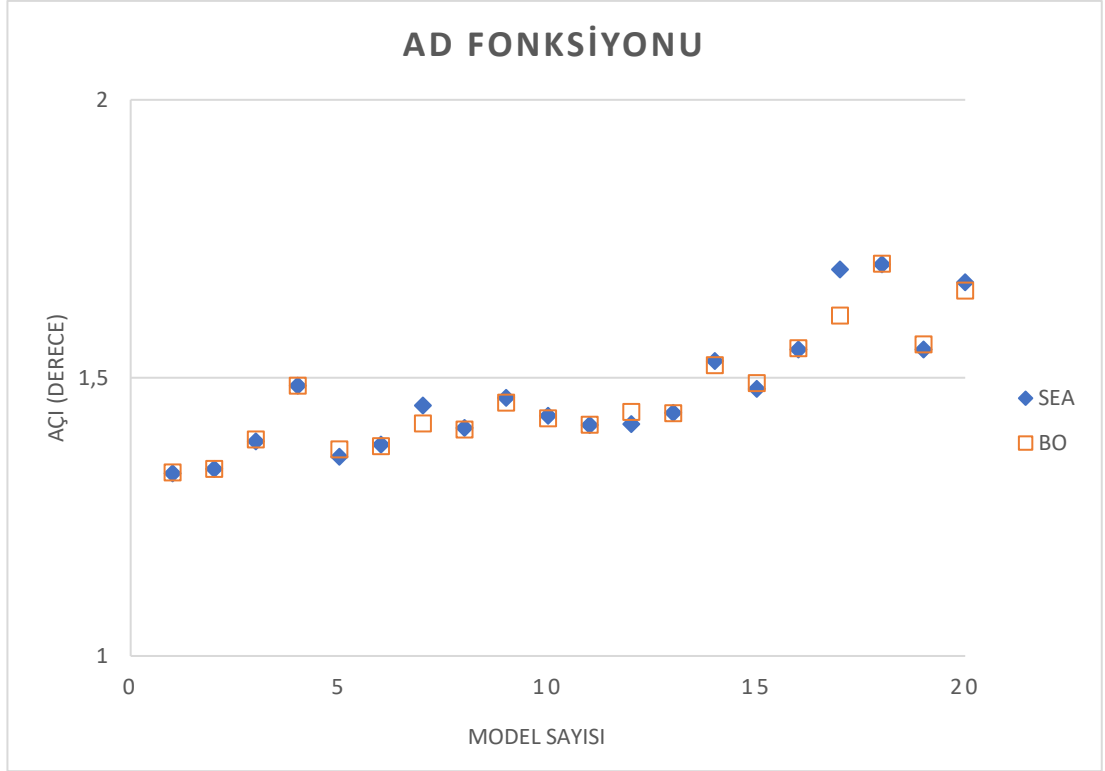
Metrik	AD Fonksiyonu			
	Regresyon	YSA-BR	YSA-LM	BO
MSE	0,004	0,001	0,010	0,0005
MAE	0,055	0,016	0,087	0,011
EVS	0,690	0,906	0,663	0,964
R	0,755	0,945	0,748	0,977

Performans metrikleri incelendiğinde, amaç fonksiyonları için BR ve BO yöntemleri ile en iyi tahmin sonuçlarının elde edildiği görülmüştür. PDE amaç fonksiyonu ve BR, AD amaç fonksiyonu ve BO eşleşmeleri, Çizelge 4.3 ve Çizelge 4.4'te görülen performans metriklerine göre daha başarılıdır. Farklı fonksiyonlar için farklı yöntemlerle en iyi öğrenme sonuçlarının alınması veri setine kullanılan yöntemlerin performansının değişebileceğini göstermektedir.

PDE fonksiyonu için SEA ve YSA-BR sonuçlarının karşılaştırılması Şekil 4.5'te görselleştirilmiştir. Şekil 4.6., AD fonksiyonu için BO sonuçları ve SEA karşılaştırmasını göstermektedir.



Şekil 4.5. PDE fonksiyonu için SAE ve YSA-BR kıyaslaması



Şekil 4.6. AD fonksiyonu için SAE ve BO kıyaslaması

Parametreler için tasarım uzayı dışından değerler seçilerek ek analizler gerçekleştirilmiştir. Elde edilen analiz sonuçlarına göre tahmin sonuçlarının hata oranları Çizelge 4.5.'te paylaşılmaktadır. Tasarım uzayı dışından seçilen altı model için gerçekleştirilen tahmin sonuçlarının incelendiğinde regresyonla elde edilen % hata oranlarının 8,15 ile 61,85 aralığında olduğu görülmektedir. BO ve BR yöntemlerinin bu modellerdeki tahmin sonuçlarının % hata oranı 1,01 ile 27,18 aralığındadır. BR ve BO tahminlerinin tasarım uzayı dışındayken regresyona göre daha iyi olduğu görülmektedir. Tasarım alanı dışında düşük hata oranları, tasarım sürecinin kısaltılmasına önemli ölçüde katkıda bulunabilir.

Çizelge 4.5. YSA, BO and Regresyon Kıyaslaması

Amaç Fonksiyon	Model	SEA	Regresyon	% Hata	BO	% Hata	YSA-BR	% Hata
PDE	d1	36,917	14,09	61,85	46,258	25,30	32,841	11,04
	d2	53,008	57,33	8,15	50,164	5,37	52,475	1,01
	d3	43,736	33,03	24,48	40,189	8,11	31,849	27,18
AD	d1	2,02	2,656	31,49	1,570	22,30	1,783	11,73
	d2	1,36	1,653	21,54	1,370	0,73	1,535	12,87
	d3	1,26	1,856	47,30	1,482	17,63	1,745	38,49

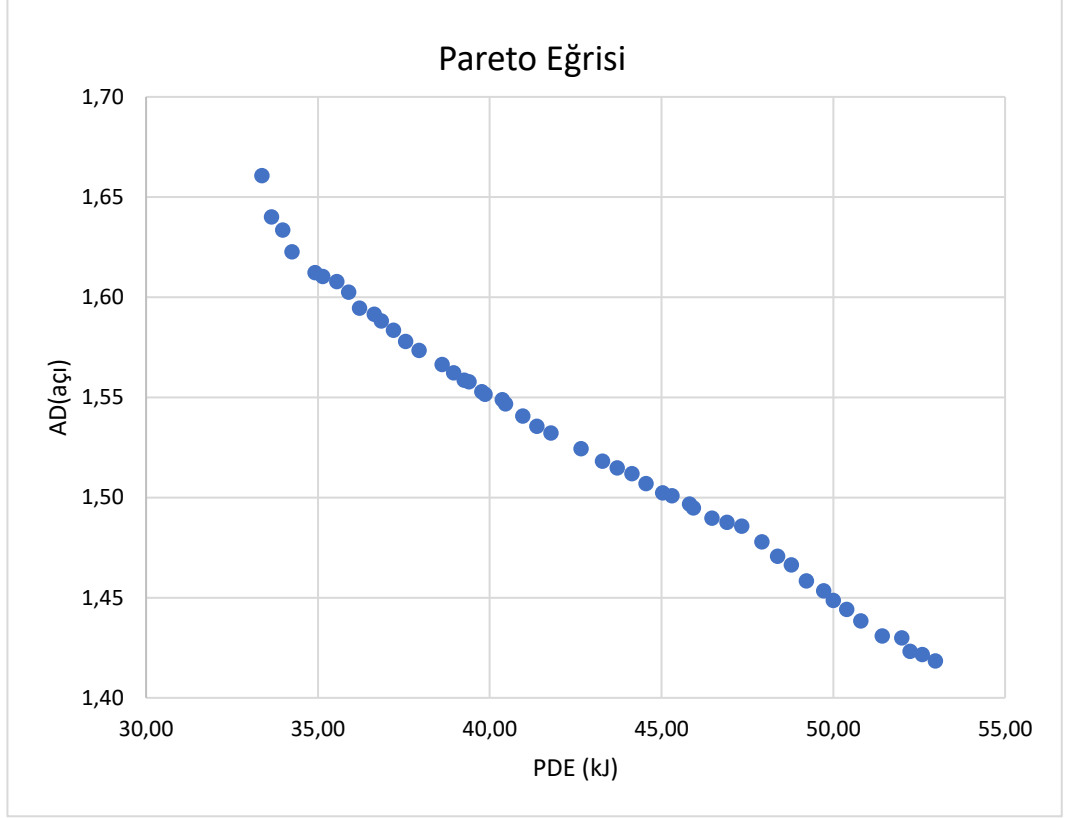
Optimizasyonun gerçekleştirildiği tasarım uzayı ve tasarım uzayı dışında tahmin yöntemleri ile elde edilen karşılaştırmalı sonuçlar incelendiğinde PDE fonksiyonu için tahmin sonuçlarının en iyi olduğu yöntem yapay sinir ağlarından BR olarak belirlenmiştir. AD fonksiyonu için en iyi sonuçlar BO ile elde edilmiştir. Sonlu elemanlar analizlerinin sonuçları belirlenen bu yöntemler kullanılarak çoğaltılmıştır. Analiz sonuçları çoğaltılarak oluşturulan genişletilmiş deney tasarım tablosu Ek 1’de sunulmuştur.

Genişletilmiş deney tasarım tablosu, ilk deney tasarım tablosuna göre üç kat veri içermektedir. Bu tabloya ulaşmak için tahminler kullanılmıştır. İlave olarak uzun süren dinamik sonlu elemanlar analizleri gerçekleştirilmemiştir. Bu yeni veri seti genetik algoritma ile gerçekleştirilen çok amaçlı optimizasyon için kullanılmıştır.

Çizelge 3.5 ile sunulan optimizasyon parametreleri kullanılarak genetik algoritma ile çok amaçlı optimizasyon gerçekleştirilmiştir. Sonuç olarak iki amaç fonksiyonu arasındaki ilişkiyi gösteren Pareto eğrisi sonuçları Şekil 4.7 ile sunulmuştur. Ayrıca amaç fonksiyonları için genetik algoritma ile elde edilen Pareto sıralamasının tam listesi Ek 2’de sunulmuştur.

Pareto eğrisi grafiğinin yatay ekseninde plastik şekil değiştirme enerjisi (PDE), dikey ekseninde ise açılma yer değiştirme (AD) yer almaktadır. Grafikte sunulan her bir nokta ise

farklı bir optimum çözüm önerisini göstermektedir. Her iki amaç fonksiyonun da minimize edilmesi amaçlanmaktadır. Ancak her iki amaç fonksiyonun minimum değerlerine ulaşmasının aynı çözüm ile mümkün olmadığı görülmektedir. Bu nedenle olası çözüm önerileri Pareto eğrisi ile sunulmaktadır.



Şekil 4.7. GA Pareto eğrisi

Optimum tek bir çözümü temsil eden modele ulaşabilmek amacıyla 3.29 numaralı ağırlıklandırma denklemi ($w_1 + w_2 = 1$) kullanılarak fonksiyonlar ağırlıklandırılmıştır. Kayar kapı sistem tasarımı için kalıcı deformasyonlar daha kritik olduğundan, PDE amaç fonksiyonu $w_1 = 0,7$ olarak ağırlıklandırılmıştır. Bu durumda AD amaç fonksiyonu ağırlığı $w_2 = 0,3$ olmuştur. Ağırlıklandırma katsayılarının tanımlanmasının ardından optimizasyon tekrarlanmıştır. Sonuç olarak Çizelge 5.1.'de görüldüğü gibi optimum parametreler ve bu parametrelere karşılık gelen amaç fonksiyonlar seti elde edilmiştir. Optimizasyon ile elde edilen amaç fonksiyonları analiz sonuçları kıyaslanarak sunulmuştur.

Çizelge 4.6. Analiz sonucu ve optimizasyon sonucu kıyaslaması

Parametreler			SEA Sonucu		Optimizasyon Sonucu	
x(mm)	F(N)	D (mm)	PDE (kJ)	AD (derece)	PDE (kJ)	AD (derece)
100	50	230	34,216	1,672	33,061	1,551

Tahmin yöntemleri kullanılarak tasarım süreçlerinde parametrelerin etkisinin daha hızlı farkedilmesini sağlayarak deneme yanılma süreçlerini kısaltmaktadır. Tasarım süreçlerinde karmaşık tasarım parametrelerinin etkilerinin hızlı bir biçimde tespit edilebilmesi, uzman tasarım personeli ihtiyacını azaltmaktadır.

5. SONUÇ

Araçlarda kullanılan kayar kapı sistemi tasarım parametrelerinin tahmini için çok amaçlı optimizasyon çalışması gerçekleştirilmiştir. Optimizasyon çalışması kapsamında plastik şekil değiştirme enerjisi ve açısal deplasman fonksiyonları amaç fonksiyonlar olarak seçilmiştir. Amaç fonksiyonları etkileyecek sönüm elemanları ve geometrik boyutlandırma ile alakalı değişkenler ve bu değişkenlere ait limitler belirlenmiştir.

Deney tasarım tablosu ile sonlu elemanlar analizi gerçekleştirilecek modeller belirlenmiştir. Gerçekleştirilen dinamik analiz verileri YSA ve BO yöntemleri kullanılarak çoğaltılmıştır. Analiz sürelerini kısaltarak kayar kapı sistemi üzerindeki dinamik etkileri en aza indirecek dayanıklı bir tasarım için yöntem oluşturulmaya çalışılmıştır.

Kullanılacak tahmin yöntemi belirlenmeye çalışılırken belirlenen tasarım uzayında ve dışında analiz sonuçları yapay sinir ağı yöntemlerinden BR, LM ve Bayes optimizasyonu kullanılarak tahmin edilmiştir. Sonuçlar kıyaslanarak sunulmuştur. Veri setine göre tahmin yöntemlerinin performansı farklılık gösterebildiğinden amaç fonksiyonlarından PDE için BR, AD için BO yönteminin en iyi tahminleri sunduğu belirlenmiştir.

Analiz sonuçları yapay sinir ağı yöntemlerinden BR ve BO ile tahmin edilerek çoğaltılmıştır. Optimizasyon sürecinde genişletilmiş deney tasarım tablosunda 60 adet model bulunmaktadır. Bu tabloda yer alan tüm modeller için analiz sonuçlarının elde edilebilmesi amacıyla 20 adet sonlu elemanlar analizi koşturulmuştur. Optimizasyon çalışmasında tahmin ile analiz süresi 3'te birine düşürülerek zamandan kazanç sağlanmıştır. Analiz süresindeki kazanç parametre sayısına göre daha da artabilir.

Tahminler ile sayıları arttırılan veriler ve genetik algoritma kullanılarak çok amaçlı optimizasyon gerçekleştirilmiştir. Çok amaçlı optimizasyon çıktısı olarak iki amaç fonksiyonu arasındaki ilişkiyi sunan bir Pareto eğrisi elde edilmiştir. Ayrıca plastik şekil değiştirme enerjisi fonksiyonunun önceliklendirilerek ağırlıklandırıldığı durum için optimum sonuç elde edilmiştir.

Optimizasyon süresince amaç fonksiyonlarda elde edilen iyileştirmeler Çizelge 5.1 ile sunulmuştur. İlk tasarımdan optimum tasarıma kadar plastik şekil değiştirme enerjisi fonksiyonu için maksimum %17,7, açılma fonksiyonu içinde maksimum %21,5 iyileşme sağlayan modeller olduğu tespit edilmiştir. Fonksiyonların ağırlıklandırıldığı çok amaçlı optimizasyon probleminin optimum sonucu ile plastik şekil değiştirme enerjisi fonksiyonu için %16,2 iyileşme, açılma fonksiyonu için de %1,4 iyileşme sağlanmıştır.

Çizelge 5.1. Optimizasyon süreci ile fonksiyonlardaki iyileştirmeler

Amaç Fonksiyon	Başlangıç Değeri	Tekil Minimum	Tekil Gelişme	Çok Amaçlı Optimizasyon Sonucu	Çok Amaçlı Optimizasyon Gelişimi
PDE (kJ)	40,848	33,634	17,7%	34,216	16,2%
AD (derece)	1,695	1,33	21,5%	1,672	1,4%

Bu çalışmada, sistem tasarım sürecinde sürekli meydana gelebilecek değişikliklere hızlı yanıt veren, yapay zeka tabanlı bir yöntem belirlenmiştir. Tasarım değişkenlerinin amaç fonksiyonlara olan etkilerini hızlıca görebilmek tasarım sürecinde uzman tasarım personele olan ihtiyacı azaltacaktır.

Gelecekteki çalışmalar için farklı gerekliliklerin amaç fonksiyonu olduğu uygulamalar gerçekleştirilebilir. Öte yandan, kayar kapı sistemi üzerinde bulunan çok sayıda parçanın kapı ve gövde üzerinde geometrik olarak konumlandırılmaları tasarım değişkeni olarak tanımlanabilir. Özellikle sistem üzerinde yer alan sönüm elemanlarının konumlandırılması sönüm stratejisini direk etkilediğinden önemli değişkenlerdir. Ayrıca

optimizasyon süreci bir sistem gerekliliđinin sonucu elde edildikten sonra diđer sistem gerekliliđini tahmin etmek üzerine kurgulanabilir. Tüm bu tahminler, ürün tasarım sürecinin kısalmasına katkı sağlamaktadır.

KAYNAKLAR

- Altun S., Talu M.F. (2020). *Derin Sinir Ağları İçin Hiperparametre Metodlarının ve Kitlerinin İncelenmesi*. DÜMF Mühendislik Dergisi 12:2(2021): pp.187-199.
- Arora J.S. (2004). *Introduction to Optimum Design*. pg.531, Second Edition, The University of Iowa.
- Ateş B. (2020). *Gemi Yapılarında Gerilme Yığılması Öngörülerinin Kaba Ağ Yapısı ve Makine Öğrenmesi İle Gerçekleştirilmesi*. İstanbul Teknik Üniversitesi, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul.
- Balaban G.B. (2011). *Otomotiv Kayar Kapı Mekanizmalarında Ağırlık Optimizasyonu*. Uludağ Üniversitesi, Yüksek Lisans Tezi, Bursa.
- Balaban M. (2019). *Regresyon ve Kriging Meta-Modelleri için Kullanılan Deney Tasarımı Yöntemleri*. Düzce Üniversitesi Bilim ve Teknoloji Dergisi, 7 (2019) 1444-1455.
- Bulut E, Albak E.İ., Sevilgen G, Öztürk F. (2022). *Prediction and optimization of the design decisions of liquid cooling systems of battery modules using artificial neural networks*. Int J Energy Res. 2022;1-16. doi:10.1002/er.7637
- Chakravarty D., Gokhale H., Sundararajan G. (2011). *Optimizing mechanical properties of spark plasma sintered ZTA using neural network and genetic algorithm*. Materials Science and Engineering, 529 (2011) 492–496.
- Demir E., Demirayak İ., Güven C., Dede H., Gedik Ö. (2020). *Sliding Door Stopper*. Patent No: EP3478915.
- Ehsani A., Dalir H. (2019). *Multi-objective optimization of composite angle grid plates for maximum buckling load and minimum weight using genetic algorithms and neural networks*. Composite Structures, 229(16):111450.
- Güven C., Tufekci M., Bayik E., Gedik O., Tas M. (2015). *Experimental Verification and Finite Element Analysis of a Sliding Door System Used in Automotive Industry*. International Journal of Mechanical and Mechatronics Engineering, Vol:9, No:10.
- Güven C. (2014). *Kauçuk Burcun Hiperelastik Modellenmesi ve Şekil Optimizasyonu*. Uludağ Üniversitesi, Yüksek Lisans Tezi, Bursa.
- Kahya M. (2017). *Türbin Bıçaklarının Torna-Freze Takım Tezgahlarında Optimal Talaşlı İmalatı İçin İşlem Metodolojisi Geliştirilmesi ve Ti6al4v ile Uygulamaları*. TOBB Ekonomi ve Teknoloji Üniversitesi, Yüksek Lisans Tezi, Ankara.
- Kaya N., Erkek M.Y., Güven C. (2016). *Hyperelastic modelling and shape optimisation of vehicle rubber bushings*. Int. J. Vehicle Design, Vol. 71, Nos. 1/2/3/4.
- Khalid R., Javaid N. (2020). *A Survey on hyperparameters optimization algorithms of forecasting models in smart grid*. Sustainable Cities and Society 61(2020) 102275.
- Keleşoğlu Ö., Ekinci C.E., Fırat A. (2005). *The Using of Artificial Neural Networks in Insulation Computations*. Sigma Journal of Engineering and Natural Science, 2005/3.

- Lagaros N. D., Charmpis D.C., Manolis P. (2005). *An adaptive neural network strategy for improving the computational performance of evolutionary structural optimization*. Computer methods in Applied Mechanics and engineering, 194(2005) 3374-3393.
- Lin H.L. (2010) *Optimizing the auto-brazing process quality of aluminium pipe and flange via a Taguchi-Neural -Genetic Approach*. Journal of Intelligent Manufacturing, June 2010 21(4):1-8.
- Mallela U.K., Upadhyay A. (2016). *Buckling Load Prediction of Laminated Composite Stiffened Panels Subjected to in Plane Shear Using Artificial Neural Networks*. Thin Walled Structures 102 (2016) 158-164.
- Marler R.T., Arora J.S. (2010). The weighted sum method for multi-objective optimization. Structural and Multidisciplinary Optimization 41(6):853-862.
- Marzbanrad J., Ebrahimi M.R. (2011). *Multi-Objective Optimization of Aluminium Hollow Tubes for vehicle crash energy absorption using a genetic algorithm and neural networks*. Thin-Walled Structures, 49(2011) 1605-1615.
- The MathWorks, (2012). *Matlab and Statistics Toolbox Release 2012b*. Natick, Massachusetts, United States.
- Monte D. M. (2013). *Multi-objective Structural Optimization of a HAWT Composite Blade, Composite Structures*. 106(2013)362-373.
- Nikbay M., Yanangönül A., Öncü L. (2008). *Bir Uçak Kanadının Çok Amaçlı Genetik Algoritmalar ile Yapısal Optimizasyonu*. Kayseri 7. Havacılık Sempozyumu.
- Ombukı B., Ross B.J., Hansha F. (2006). *Multi-Objective Genetic Algorithms for Vehicle Routing Problem with Time Windows*. Applied Intelligence 24, 17–30.
- Özdemir A.M., Yılmaz B., Tanbay N.A. (2011). *Predicting The Complex Modulus of Magnetic Activated Carbon Modified Bitumen Using Artificial Neural Networks*. Duzce University Journal of Science and Technology, 9 (2021) 1995-2011.
- Özoğuz B. (2016). *Taşıt yol yüklerinin yapay sinir ağları uygulamaları ile modellenmesi*. Yıldız Teknik Üniversitesi, Doktora Tezi, İstanbul.
- Papadrakakis M. (1998). *Structural optimization using evolution strategies and neural networks*. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering 156(1-4):309-333.
- Pecháča P., Sáгаа M., Weisb P. (2017). *Feasibility study of using artificial neural networks for approximation of n-dimensional objective functions in memetic algorithms for structural optimization*. Procedia Engineering 192 (2017) 671 – 676.
- Pirmohammed S., Marzdashti S.E. (2018). *Crashworthiness optimization of combined straight-tapered tubes using genetic algorithm and neural networks*, Thin-Walled Structures. 127:318-332.
- Salajegheh E., Gholizadeh S. (2005). *Optimum design of structures by an improved genetic algorithm using neural networks*. Advances in Engineering Software 36(11):757-767.
- Simulia, Dassault Systemes. 2014. *Abaqus Analysis User's Guide*. Abaqus Documentation. Dassault Systemes – Simulia
- Öztürk N., Öztürk F. (2001). *Neural network based non-standart feature recognition to integrate CAD and CAM*. Computers in Industry, 45(2001) 123-135.

- Thada A., Panchal S., Dubey A., Rao L.B. (2021). *Machine Learning Based Frequency Modeling, Mechanical Systems and Signal Processing*. 160(2021) 107915.
- Tobajas R., Ibarz E., Gracia L. (2016). *A comparative study of hyperelastic constitutive models to characterize the behavior of a polymer used in automotive engines*. 2nd International Electronic Conference on Materials, DOI:10.3390/ecm-2-A002
- Uçarlar A. (2006). *Bir uçak kanadının sağladığı toplam taşıma değerinin ortam ve uçuş şartlarına bağlı olarak değişiminin yapay sinir ağı metodu ile programlanması*. Süleyman Demirel Üniversitesi, Yüksek Lisans Tezi, Isparta.
- Uneo T., Rhone T.D., Hou Z., Mizoguchi T., Tsuda K. (2016). *An efficient Bayesian optimization library for materials science*. *Materials Discovery*, 4 (2016) 18–21.
- Uzundere C.M., Karakoç Ö. (2014). *Bir taşıt kayar kapı mekanizmasında ayarlanabilir kapı durdurucu*. OTEKON 2014 Automotive Technology Congress, Bursa.
- Vatansever H., Esener E. (2019). *Sonlu Elemanlar Hesaplama Parametrelerinin Sac Metal Şekillendirme Simülasyon Süresi ve Hassasiyet Etkisinin Tespiti*. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, (16),92-108.
- Wang W., Yu Q., Maria F. (2020). *Altering Gaussian process to Student-t process for maximum distribution construction*. *International Journal of Systems Science*, Volume 52, 2021-4.
- Yazıcı K. (2011). *Makine Öğrenmesi Yöntemleri Kullanılarak Kısa Dönem Rüzgâr Gücü Tahmini*. Sakarya Üniversitesi, Endüstri Mühendisliği, Yüksek Lisans Tezi.
- Yıldız A.R. (2017). *Taşıt Elemanlarının Yapısal Optimizasyon Teknikleri ile Optimum Tasarımı*. *Politeknik Dergisi*, 2017; 20 (2) : 319-323.
- Zhang Q., Hu W., Liu Z., Tan J. (2020). *TBM performance prediction with Bayesian optimization and automated machine learning*. *Tunnelling and Underground Space Technology* 103 (2020) 103493.

EKLER

EK 1 Geniřletilmiř Deney Tasarım Tablosu

EK 2 Pareto Sıralaması

EK 1 Geniřletilmiř Deney Tasarım Tablosu

Deney Sayısı	Parametreler			Sonular	
	x (mm)	f (N)	d(mm)	PDE (kJ)	AD (Derece)
1	100	150	530	40,484	1,6119
2	100	150	230	40,449	1,7050
3	100	50	530	34,233	1,5600
4	100	50	230	34,216	1,6571
5	30	150	530	51,466	1,3300
6	30	150	230	51,627	1,3360
7	30	50	530	54,578	1,3890
8	30	50	230	55,594	1,4859
9	85,83	75	380	36,549	1,5532
10	44,17	75	380	51,136	1,3713
11	65	129,76	380	46,843	1,4554
12	65	70,24	380	49,548	1,4273
13	65	75	469,28	49,159	1,4158
14	65	75	290,72	49,154	1,4389
15	65	75	380	48,999	1,4366
16	100	129,76	380	33,634	1,6862
17	100	70,24	380	33,634	1,63
18	100	75	469,28	33,634	1,6083
19	100	75	290,72	33,634	1,654
20	30	129,76	380	54,956	1,3374
21	30	70,24	380	54,956	1,3903
22	30	75	469,28	54,956	1,3628
23	30	75	290,72	54,956	1,4308
24	85,83	150	380	38,002	1,6224
25	44,17	150	380	52,236	1,5859
26	65	129,76	530	45,771	1,4343
27	65	70,24	530	45,771	1,4102

28	65	75	530	45,771	1,4049
29	44,17	75	530	52,249	1,3445
30	65	150	530	45,771	1,4982
31	50	150	530	50,712	1,3565
32	50	150	230	50,712	1,3912
33	50	50	530	50,712	1,3768
34	50	50	230	50,712	1,4349
35	80	150	530	40,109	1,5659
36	80	150	230	40,109	1,5725
37	80	50	530	40,109	1,4593
38	80	50	230	40,109	1,5432
39	85,83	75	530	38,002	1,5211
40	44,17	75	530	52,236	1,3515
41	65	150	530	45,771	1,4609
42	65	150	230	45,771	1,4753
43	65	50	530	45,771	1,3874
44	65	50	230	45,771	1,4624
45	65	50	380	45,771	1,4329
46	50	129,76	530	50,712	1,3725
47	50	129,76	230	50,712	1,3858
48	50	70,24	530	50,712	1,3651
49	50	70,24	230	50,712	1,3844
50	80	129,76	530	40,109	1,5425
51	80	129,76	230	40,109	1,5365
52	80	70,24	530	40,109	1,4855
53	80	70,24	230	40,109	1,5238
54	85,83	50	530	38,002	1,5506
55	44,17	50	530	52,236	1,3691
56	65	129,76	469,28	45,771	1,443
57	65	70,24	290,72	45,771	1,4243
58	65	100	469,28	45,771	1,422

59	65	100	290,72	45,771	1,4397
60	65	100	380	45,771	1,4469

EK 2 Pareto Sıralaması

x (mm)	f (N)	d (mm)	PDE (kJ)	AD(Derece)
58,64	146,51	403,39	47,92	1,48
31,91	148,16	410,66	52,97	1,42
90,56	51,44	373,81	37,21	1,58
99,81	53,95	261,33	33,38	1,66
98,72	53,72	340,44	33,98	1,63
44,61	147,39	405,74	50,81	1,44
86,89	50,51	359,50	38,62	1,57
46,80	146,82	408,78	50,39	1,44
34,41	147,58	408,11	52,59	1,42
41,18	148,08	407,20	51,43	1,43
52,62	147,13	404,02	49,22	1,46
89,63	50,59	373,86	37,56	1,58
85,19	50,67	365,46	39,26	1,56
93,03	50,87	377,95	36,22	1,59
88,62	50,80	374,38	37,95	1,57
36,66	147,50	385,34	52,24	1,42
66,73	52,56	376,37	45,82	1,50
99,36	52,30	313,60	33,65	1,64
86,01	51,05	371,63	38,96	1,56
38,41	144,38	392,25	52,00	1,43
91,47	51,61	375,78	36,85	1,59
50,14	146,27	414,51	49,73	1,45
80,64	50,93	363,01	40,97	1,54
92,02	52,16	376,81	36,65	1,59
97,96	51,84	370,71	34,25	1,62
83,59	50,94	374,86	39,87	1,55
82,04	52,10	375,27	40,46	1,55
84,85	51,69	375,52	39,41	1,56

63,40	51,90	385,73	46,91	1,49
75,95	52,32	372,95	42,67	1,52
95,76	51,49	368,80	35,14	1,61
68,28	52,68	378,01	45,31	1,50
83,85	51,00	373,00	39,77	1,55
78,38	50,96	363,28	41,79	1,53
93,89	51,78	353,82	35,90	1,60
74,19	51,97	371,80	43,28	1,52
48,79	146,85	406,91	50,00	1,45
71,71	53,39	372,86	44,15	1,51
66,39	51,99	384,38	45,93	1,49
70,52	51,89	368,48	44,55	1,51
64,76	50,93	387,73	46,47	1,49
69,09	51,19	365,68	45,04	1,50
56,53	147,00	406,43	48,39	1,47
72,97	52,70	375,64	43,71	1,51
82,31	52,87	374,55	40,37	1,55
94,84	53,28	374,09	35,55	1,61
79,50	51,00	373,49	41,38	1,54
96,28	51,26	374,42	34,92	1,61
62,04	52,95	383,11	47,34	1,49
54,79	144,94	392,76	48,78	1,47

ÖZGEÇMİŞ

Adı Soyadı : Caner Güven
Doğum Yeri ve Tarihi : Bulanık, 1986
Yabancı Dil : İngilizce

Eğitim Durumu
Lise : Gemlik Celal Bayar Anadolu Lisesi
Lisans : İstanbul Üniversitesi Makine Mühendisliği
Yüksek Lisans : Uludağ Üniversitesi Makine Mühendisliği

Çalıştığı Kurum/Kurumlar : Figes Mühendislik (Temmuz 2010-Aralık 2011)
Kırpart (Aralık 2011-Haziran2013)
Rollmech Automotive (Haziran 2013-Şubat 2019)
Roketsan (Mart 2019-Eylül 2021)
STG (Ekim2021-Halen)

İletişim (e-posta) : gvncnr@gmail.com

Yayımları :

Kaya N., Erkek M.Y., Güven C. (2016). Hyperelastic modelling and shape optimization of vehicle rubber bushings, Int. J. Vehicle Design, Vol. 71, No. 1/2/3/4, 2016

Kaya H., Güven C. (2016). Araç Kayar Kapı Sisteminde Kullanılan Durdurucu Mekanizmanın Aşılma Kuvvetinin Tespiti, 8. Otomotiv Teknolojileri Kongresi, Bursa, Mayıs 2016.

Güven C., Tüfekçi M., Bayık E., Gedik Ö., Taş M. (2015). Experimental Verification and Finite Element Analysis of a Sliding Door System Used In Automotive Industry, 7th International Conference on Computer-Aided Design, Design and Test Engineering, Prague

Tüfekçi M., Güven C. (2015). Optimization of Element Type for FE Model and Verification of Analyses with Physical Tests, 7th International Conference on Computer-Aided Design, Design and Test Engineering, Prague

Erkek M.Y., Kaya N., Güven C. (2015). Kauçuk Burçların Hiperelastik Modellenmesi ve Sonlu Elemanlar Yöntemi ile

Analizi, Uludağ Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Dergisi, Cilt 20, Sayı 1, 2015

Doğan S., Güven C., Yılmaz T.G., Karpat F., Doğan O. (2014). Experimental Verification And Finite Element Analysis of Automotive Door Hinge, ASME 2014 International Mechanical Eng. Congress&Exposition IMECE 2014, 14-20 November, Montreal, CANADA

Güven C., Erkek M.Y., Kaya N. (2014). Kauçuk Burçların Şekil Optimizasyonu, 7. Otomotiv Teknoloji Kongresi OTEKON2014, 26-27 Mayıs, Bursa

Kaya N., Erkek M.Y., Güven C., Taşıt Kauçuk Burçlarının Hiperelastik ve Viskoelastik Modellenmesi ve Analizi, 7. Otomotiv Teknoloji Kongresi OTEKON2014, 26-27 Mayıs, Bursa