



**DİZEL MOTORLARDA ENJEKTÖR YAKIT
PÜSKÜRTME GEOMETRİSİNİN SOĞUK ÇALIŞMA
ŞARTLARINDA İNCELENMESİ VE OPTİMİZASYONU**

Tarık Kemal ÜNLÜ



T.C.
BURSA ULUDAĞ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**DİZEL MOTORLARDA ENJEKTÖR YAKIT PÜSKÜRTME GEOMETRİSİNİN
SOĞUK ÇALIŞMA ŞARTLARINDA İNCELENMESİ VE OPTİMİZASYONU**

Tarık Kemal ÜNLÜ
0009-0000-6966-169X

Doç. Dr. Emre İsa ALBAK
(Danışman)

YÜKSEK LİSANS TEZİ
OTOMOTİV MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

BURSA – 2025
Her Hakkı Saklıdır

ÖZET

Yüksek Lisans Tezi

DİZEL MOTORLARDA ENJEKTÖR YAKIT PÜSKÜRTME GEOMETRİSİNİN SOĞUK ÇALIŞMA ŞARTLARINDA İNCELENMESİ VE OPTİMİZASYONU

Tarık Kemal ÜNLÜ

Bursa Uludağ Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Otomotiv Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman: Doç. Dr. Emre İsa ALBAK

Dizel motorlar, yüksek tork üretimi ve verimlilikleri sayesinde otomotiv ve endüstri alanında geniş bir uygulama yelpazesine sahiptir. Ancak, bu motorlar tarafından gerçekleştirilen kimyasal reaksiyonların bir sonucu olarak oluşan zararlı emisyonlar, çevresel etkileri nedeniyle önemli bir araştırma konusudur. Özellikle karbon monoksit (CO) ve hidrokarbonlar (HC) gibi emisyonların azaltılması, yakıt yanma veriminin artırılması ve egzoz gazlarının arıtılması üzerine çalışmalar, modern emisyon standartlarını karşılamak için kritik öneme sahiptir. Kızdırma bujileri, soğuk çalışma koşullarında yanma sürecini optimize ederek, tam yanmayı teşvik eder ve zararlı emisyonların miktarını azaltır. Bu çalışmanın amacı, enjektör yakıt püskürtme geometrisini optimize ederek, püskürtmenin kızdırma bujisine mümkün olduğunca yakın ancak doğrudan temas etmeyecek şekilde yönlendirilmesinin sağlanması ve böylece soğuk çalışma sırasında emisyon seviyelerinin en aza indirilmesidir. Araştırmada, motora, kızdırma bujisine ve enjektöre ait 13 farklı parametrenin, püskürtme noktasının kızdırma bujisine olan mesafesi üzerindeki etkileri incelenmiştir. Monte Carlo yöntemi kullanılarak, bu parametrelere ilişkin tolerans ve standart sapma değerleri göz önünde bulundurularak rastgele 500 tasarımdan oluşan bir veri seti oluşturulmuştur. Her bir tasarım için en yakın püskürtme mesafesi hesaplanmış ve yakıtın kızdırma bujisine çarpma olasılığı belirlenmiştir. Analizler sonucunda, etkisi en yüksek olan üç parametre optimize edilmek üzere seçilmiş ve özel diziler kullanılarak bu parametreler ile yeni veri setleri oluşturulmuştur. Yeni veri setleri kullanılarak mesafeler, çarpma olasılıkları ve istenen çarpma olasılıklarına sahip mesafe değerleri hesaplanmıştır. Korelasyon katsayısının istenen düzeye ulaşabilmesi için analizlerde veri seti sayısı ve hesaplama döngüleri artırılmıştır. Uygun korelasyon katsayısı elde edildiğinde, optimizasyon çalışması için kısıtlar ve amaç fonksiyonları tanımlanmış, ardından optimizasyon modeli çalıştırılarak üç parametrenin optimum değerleri belirlenmiştir. Bu optimizasyon süreci, soğuk çalışma koşullarında emisyon değerlerinin düşürülmesi adına önemli bir katkı sağlamaktadır. Çalışma, dizel motorlardaki yanma süreçlerinin çevre dostu hale getirilmesi ve modern emisyon standartlarının karşılanmasına yönelik tasarım süreçlerine yol gösterebilir.

Anahtar Kelimeler: Kızdırma bujisi, püskürtme geometrisi, regresyon, Monte Carlo
2025, vii + 33 sayfa.

ABSTRACT

MSc Thesis

INVESTIGATION AND OPTIMIZATION OF FUEL INJECTION SPRAY GEOMETRY IN DIESEL ENGINES UNDER COLD-START

Tarık Kemal ÜNLÜ

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

Supervisor: Associate Professor Dr. Emre İsa ALBAK

Diesel engines are widely used in automotive and industrial applications due to their high torque output and efficiency. However, the harmful emissions resulting from the chemical reactions these engines perform are a significant environmental concern. In particular, reducing emissions such as carbon monoxide (CO) and hydrocarbons (HC), improving fuel combustion efficiency, and treating exhaust gases are critical to meeting modern emission standards. Glow plugs play a vital role in optimizing the combustion process during cold-start conditions. By promoting complete combustion, they help reduce the amount of harmful emissions. This study aims to optimize the fuel injection spray geometry to direct the spray as close as possible to the glow plug without making direct contact, thereby minimizing emission levels during cold-start operations. The study examined the effects of 13 different parameters related to the engine, glow plug, and injector on the distance between the injection point and the glow plug. Using the Monte Carlo method, random tolerances and standard deviation values were applied to these parameters to generate 500 data sets. For each data set, the closest injection distance was calculated, and the likelihood of fuel hitting the glow plug was determined. Based on the analysis, three parameters with the highest impact were selected for optimization and new data sets were created with these parameters using special arrays. Using new data sets, distances, collision probabilities, and desired distance values corresponding to specific collision probabilities were calculated. To achieve the desired correlation coefficient, the number of data sets and computation cycles increased during the analyses. Once the appropriate correlation coefficient was reached, constraints and objective functions were defined for the optimization study. The optimization model was then executed to determine the optimal values for the three parameters. This optimization process significantly contributes to reducing emission levels during cold-start conditions. The study could guide design processes to make combustion processes in diesel engines more environmentally friendly and meet modern emissions standards.

Key words: Glow plug, spray geometry, regression, Monte Carlo

2025, vii + 33 pages.

TEŐEKKÜR

Yüksek fedakarlıkla beni okutan anne ve babama, anlayışı, sabrı ve her an yanımda olduđu için eşime, kariyerimde bana rehberlik eden, yol gösteren ablama ve enişteme, ayrıca desteklerinden ötürü çevremdeki güzel insanlara sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

Danışman hocam Doç. Dr. Emre İsa Albak'a, yol göstericiliđi, kıymetli bilgileri ve desteđiyle çalışmama yön verdiđi için en derin teşekkürlerimi sunarım.

Çalıştığım Bosch Sanayi ve Ticaret A.Ş. firmasına çalışmam sırasında sağladıkları teknik bilgi ve destekleri için teşekkürlerimi sunarım.

Tarık Kemal ÜNLÜ
26/01/2025

İçindekiler

ÖZET.....	i
ABSTRACT.....	ii
TEŞEKKÜR.....	iii
SİMGELER ve KISALTMALAR DİZİNİ	v
ÇİZELGELER DİZİNİ	vii
1. GİRİŞ.....	1
2. KURAMSAL TEMELLER ve KAYNAK ARAŞTIRMASI	3
2.1 Kuramsal Temeller.....	3
2.1.1 Dizel Motor	3
2.1.2 Enjektör	3
2.1.3 Kızdırma Bujisi	5
2.1.4. Yanma Odası.....	6
2.1.5. Emisyon Standartları.....	8
2.1.6. Monte Carlo Yöntemi	9
2.1.7. Latin Hiperküp Yöntemi (LHS).....	10
2.1.8. Makine Öğrenmesi	11
2.1.9. Genetik Algoritma.....	12
2.2. Kaynak Araştırması.....	14
3.MATERYAL ve YÖNTEM.....	17
3.1. Kullanılan Materyaller	17
3.2. Yöntemler.....	17
4. BULGULAR.....	19
4.1 Kızdırma Bujisine Olan Mesafenin ve Nüfuz Yüksekliğinin Ölçümü	19
4.2 Çarpma Olasılığı Hesabı ve Optimizasyon Çalışması Yapılacak Parametrelerin Belirlenmesi.....	20
4.3 Optimizasyon Hesabı	23
5. TARTIŞMA ve SONUÇ.....	30
KAYNAKLAR	31
ÖZGEÇMİŞ.....	33

SİMGELER ve KISALTMALAR DİZİNİ

Simgeler

LSL	Düşük spesifikasyon limiti
R _o	Korelasyon katsayısı
USL	Yüksek spesifikasyon limiti
μ	Aritmetik Ortalama
σ	Standart Sapma

Açıklama

Kısaltmalar

ANN	Yapay sinir ağları
CAD	Bilgisayar destekli tasarım
CFD	Hesaplamalı akışkanlar dinamiği
CO	Karbon monoksit
CO ₂	Karbon dioksit
CPK	Süreç yeteneği katsayısı
D	Püskürtme kızdırma bujisi arası mesafe
EPA	Çevre koruma ajansı
GA	Genetik Algoritma
GPR	Gaussian süreci regresyonu
HC	Hidrokarbon
LHS	Latin hiperküp dizisi
ML	Makine öğrenmesi
MOGA	Çok amaçlı genetik algoritma
NOX	Azot oksit
PM	Partikül madde
SVM	Destek vektör makineleri
TA	Püskürtmenin çarptığı noktanın silindir kapağına dik mesafesi

ŞEKİLLER DİZİNİ

	Sayfa
Şekil 2.1 Dizel enjektör kesit görünümü (Busch,2004).....	4
Şekil 2.2 Enjektör meme geometrisi (Bey ve Böge,2007).....	4
Şekil 2.3 Kızdırma bujisi konstrüksiyon (Karpe ve ark., 2020).....	6
Şekil 2.4 2.0 litre TDI motoruna ait yanma odası tasarımı (Volkswagen, 2008)..	7
Şekil 2.5 Yanma odası (Bey ve Böge,2007).....	7
Şekil 2.6 İki boyutlu rastgele ve Latin hiperküp örnekleme örneklerinin karşılaştırılması(Preece,Milanovic,2016).....	11
Şekil 2.7 Genetik Algoritma Akış Diyagramı (Başkal ve Özbek,2016).....	13
Şekil 2.8 Enjeksiyon parametresi optimizasyon çalışması için simüle edilen vakaların egzoz emisyon değerleri (Şener ve Gül, 2021).....	16
Şekil 4.1 En yakın püskürtmenin kızdırma bujisine olan mesafesi “d” ile püskürtme ekseninin yanma odasına çarptığı noktanın silindir kapağına olan dik mesafesi ise “TA” ile belirtilmiştir (Pastor vd.).....	19
Şekil 4.2 Normal dağılım grafiği.....	21
Şekil 4.3 6 adet test verisine ait ölçüm ve tahmin karşılaştırması.....	26
Şekil 4.4 Korelasyon Katsayısı.....	26

ÇİZELGELER DİZİNİ

		Sayfa
Çizelge 4.1.	Olasılık hesabı için kullanılacak girdi ve çıktılar.....	20
Çizelge 4.2.	Z skoru ve olasılık	21
Çizelge 4.3.	Parametre sıralaması	22
Çizelge 4.4.	Yüzdesel etki değerleri	23
Çizelge 4.5.	Optimizasyonu yapılacak parametre ve değerleri	23
Çizelge 4.6.	Optimizasyonu yapılacak parametre ve değerleri	24
Çizelge 4.7.	Distance Parametresi İçin Model Korelasyon Katsayıları	27
Çizelge 4.8.	TA Parametresi İçin Model Korelasyon Katsayıları	28
Çizelge 4.9	Distance (x ppm) Parametresi İçin Model Korelasyon Katsayıları	29
Çizelge 4.10	Optimizasyon Model Parametreleri.....	29

1. GİRİŞ

Dizel motorlar, yüksek tork ve dayanıklılık sunan yapılarıyla otomotivden endüstriyel ekipmanlara kadar geniş bir yelpazede tercih edilmektedir. Geleneksel içten yanmalı motor mimarisine dayanan dizel motorlarda, yakıtın yüksek basınç altında püskürtülerek atomize edilmesi ve hava fazında homojen bir karışım elde edilmesi, yanma verimini ve dolayısıyla motor performansını doğrudan etkilemektedir (Pastor vd., 2011). Bu motorlar yapısal özellikleri gereği atmosfere azot oksit (NO_x) ve partikül madde (PM) gibi zararlı emisyon salınımı yaparlar. Araştırmacılar, bu zararlı maddelerin daha az oluşmasını sağlamak için üzerinde yoğun çalışmalar yapmaktadırlar. (Farhan ve Wang, 2022; Huang vd., 2022).

Dizel motorların soğuk koşullarda çalıştırılmasını kolaylaştırmak için kullanılan kızdırma bujileri, özellikle düşük sıcaklıklarda yanma odasındaki hava-yakıt karışımını ateşleme sıcaklığına getirmek için devreye girer. Yanma verimliliğini arttırıcı etkide bulunur (Wozniak vd., 2021), bu sayede istenmeyen kimyasal kompozisyonların oluşumunu engeller. Yakıtın püskürtüldüğü doğrultu ne kadar kızdırma bujisine yakınsa o kadar hızlı bir şekilde yanma odası sıcaklığı arttırılmış olur fakat çok yakın yerleşimi durumunda ise, püskürtme sırasında atomize olmuş yakıtın kızdırma bujisine çarpma riski bulunmaktadır. Bu kapsamda enjektör püskürtme geometrisinin optimize edilmesi, yanma odası içerisindeki karışım oluşumunu iyileştirerek hem emisyonları azaltma hem de yanma istikrarını arttırma açısından önemli bir araştırma konusudur. Son yıllarda, bu amaçla sayısal simülasyon teknikleri, yapay zekâ tabanlı optimizasyon yöntemleri ve istatistiksel analiz araçları yaygın bir şekilde kullanılmaya başlanmıştır (Şener ve Gül, 2021). Özellikle Monte Carlo tabanlı veri üretimi, parametre belirsizliklerinin istatistiksel olarak modellenmesi ve regresyon yöntemleri kullanılarak ileri düzey tahmin modelleri oluşturulması, tasarım değişkenlerinin çok boyutlu uzayında daha hızlı ve verimli optimizasyon imkânı sunmaktadır. Bununla birlikte, farklı deney tasarımı yöntemleri (örneğin Latin Hiperküp dizileri veya Taguchi dizileri) ve makine öğrenmesi tabanlı regresyon modelleri (Gaussian process regression, destek vektör makineleri, yapay sinir ağları vb.) kullanılarak daha yüksek doğruluk oranlarına ulaşılabilmektedir (Conrad ve Wensing, 2020).

Bu çalışma, enjektör püskürtme geometrisinin optimize edilerek yakıt püskürtmenin kızdırma bujisine yakın, ancak doğrudan çarpmayı engelleyecek şekilde yönlendirilmesini hedeflemektedir. Böylece, soğuk çalışma koşullarında emisyon seviyelerinin en aza indirilmesi amaçlanmaktadır. Çalışmada, motora, kızdırma bujisine ve enjektöre ait toplam 13 farklı parametrenin, püskürtme noktasının kızdırma bujisine olan mesafesi üzerindeki etkileri Monte Carlo yöntemi ile incelenmiştir.

Seçilen en kritik parametreler için sınır değerler ve toleranslar dâhilinde oluşturulan veri seti üzerinde, regresyon tabanlı yapay zekâ modelleri eğitilerek, minimum veriden maksimum doğruluğu elde edecek bir optimizasyon senaryosu kurgulanmıştır. Bu sayede, gelecekte daha düşük emisyonlu ve çevre dostu dizel motor tasarımlarının gerçekleştirilmesine yönelik önemli bir yöntemsel katkı sunulmaktadır.

2. KURAMSAL TEMELLER ve KAYNAK ARAŞTIRMASI

Tez çalışmasının bu bölümünde çalışmanın daha iyi anlaşılabilmesi için önemli konu başlıkları hakkında bilgilendirme yapılacak ve literatürde bulunan benzer çalışmalardan bahsedilecektir.

2.1 Kuramsal Temeller

Bu bölümde tez konusu ile ilgili teorik bilgilerden bahsedilecektir.

2.1.1 Dizel Motor

Dizel motorlar, içten yanmalı motorlar arasında sıkıştırma ile tutuşturma prensibine dayalı olarak çalışan, enerji yoğunluğu yüksek makineler olarak tanımlanır. İlk kez 1892 yılında Rudolf Diesel tarafından geliştirilen bu motorlar, özellikle yakıt verimliliği ve dayanıklılık özellikleri ile otomotiv, denizcilik ve endüstriyel uygulamalarda yaygın olarak kullanılmaktadır. Dizel motorlar, hava ve yakıt karışımının yüksek basınç altında sıkıştırılması sonucu, herhangi bir dış ateşleme kaynağına ihtiyaç duyulmaksızın kendi kendine yanma prensibiyle çalışır. Bu motorlar, benzinli motorlara kıyasla daha yüksek tork üretir ve ağır yük taşıma uygulamaları için uygundur. Ancak, yanma sırasında ortaya çıkan karbon monoksit (CO), azot oksitler (NOx) ve partikül maddeler (PM) gibi zararlı emisyonlar çevresel açıdan önemli bir sorun teşkil etmektedir. Dizel motorların geliştirilmesinde temel hedef, yakıt ekonomisini artırırken emisyonları en aza indirmektir. Bu doğrultuda modern dizel motorlarda elektronik kontrol sistemleri, gelişmiş püskürtme sistemleri ve egzoz gazı arıtma teknolojileri kullanılmaktadır.

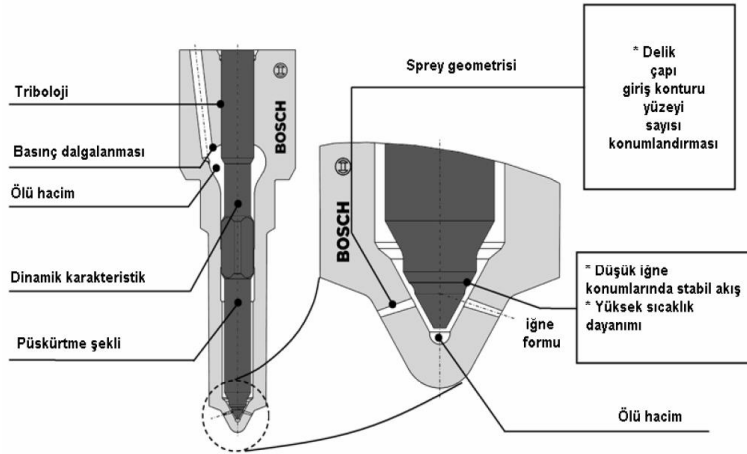
2.1.2 Enjektör

Dizel motorlarda enjektör, yakıtı yüksek basınç altında atomize ederek yanma odasına püskürten kritik bir bileşendir. Enjektörün temel görevi, yakıtın homojen bir şekilde dağıtılmasını sağlayarak tam yanmayı mümkün kılmaktır. Modern dizel motorlarda kullanılan "common rail" sistemler, yüksek basınçlı ortak bir yakıt hattı aracılığıyla hassas püskürtme kontrolü sağlar. Püskürtme geometrisi, yanma sürecinin

optimizasyonunda kilit bir rol oynar; doğru açıda ve doğru zamanda püskürtülen yakıt, yanma verimliliğini artırırken emisyonları düşürür. Enjektörlerin tasarımı, püskürtme ucunun şekli, deliğin çapı ve sayısı gibi parametrelere bağlı olarak çeşitlilik gösterir. Bu faktörlerin optimizasyonu, püskürtme süresinin ve püskürtme açısının kontrol edilmesine olanak tanır ve böylece yakıtın kızdırma bujisine çarpmadan etkili bir şekilde dağıtılmasını sağlar.



Şekil 2.1. Dizel enjektör kesit görünümü (Busch,2004)



Şekil 2.2. Enjektör meme geometrisi (Bey ve Böge,2007)

2.1.3 Kızdırma Bujisi

Kızdırma bujisi, özellikle dizel motorlarda soğuk çalışma koşullarında motorun çalışmasını kolaylaştırmak ve yanma odasındaki hava-yakıt karışımının ateşleme sıcaklığına ulaşmasını sağlamak için kullanılan bir bileşendir. Dizel motorların çalışma prensibi, sıkıştırılmış havanın yüksek sıcaklığa ulaşmasıyla yakıtın kendiliğinden tutuşmasına dayanır. Ancak düşük sıcaklık koşullarında, yanma odasındaki sıcaklık yeterince yüksek olmadığında motorun çalıştırılması zorlaşır. Bu noktada, kızdırma bujisi devreye girerek yanma odasındaki sıcaklığı artırır ve motorun soğuk koşullarda daha kolay çalışmasını sağlar.

Kızdırma bujileri, elektrik enerjisini ısı enerjisine dönüştüren direnç elemanları içerir. Bu elemanlar, yanma odasına yakın bir konumda bulunur ve hızlı bir şekilde 800-1000°C'ye kadar ısınabilir. Böylece yanma odasındaki sıcaklık artışı sağlanarak yakıtın tutuşma gecikmesi azaltılır ve motorun ilk çalıştırma anındaki emisyon seviyeleri düşürülür .

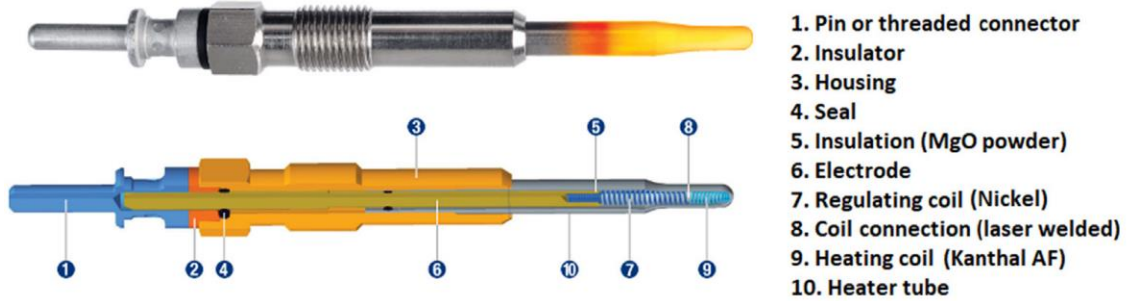
Soğuk çalışma sırasında dizel motorlardan çıkan zararlı emisyonlar, genellikle tam yanma sağlanamamasından kaynaklanır. Kızdırma bujisi, yanma sürecini iyileştirerek karbon monoksit (CO), hidrokarbon (HC) ve partikül madde (PM) gibi emisyonların oluşumunu azaltır. Bu durum, hem motorun çevreye olan etkisini hem de yakıt tüketimini azaltma açısından kritik bir öneme sahiptir.

Kızdırma bujisinin yanma odasındaki konumu, motor performansı ve emisyonlar üzerinde önemli bir etkiye sahiptir. Püskürtme noktasına yakın yerleştirilen kızdırma bujisi, sıcaklık artışını hızlandırabilir ve daha homojen bir karışım oluşmasını sağlayabilir. Ancak, çok yakın bir yerleşim durumunda, püskürtülen yakıtın kızdırma bujisine çarpma riski bulunmaktadır. Bu durum, yanma verimliliğini olumsuz etkileyebilir ve ek emisyonlara yol açabilir.

Son yıllarda kızdırma bujisi teknolojisinde önemli ilerlemeler kaydedilmiştir. Özellikle seramik tabanlı kızdırma bujileri, daha yüksek sıcaklıklara dayanıklılık ve daha hızlı ısınma süreleri sunmaktadır. Bu tür yenilikler, modern dizel motorların emisyon standartlarına uyum sağlamasında önemli bir rol oynamaktadır.

Enjektörler, yakıtı yüksek basınç altında ince bir şekilde püskürterek yanma odasına gönderir. Ancak, enjektörlerin doğru çalışmaması veya püskürtme açısının bozulması durumunda, yakıt doğrudan kızdırma bujisine çarpabilir. Bu durumun birkaç sonucu olabilir:

- Kızdırma Bujisinin Aşırı Isınması: Yakıtın doğrudan bujiye çarpması, bujinin gereğinden fazla ısınmasına neden olabilir. Bu, bujinin ömrünü kısaltır ve hatta arızalanmasına yol açabilir.
- Karbon Birikimi: Yakıtın buji üzerinde yanması, karbon birikimine neden olur. Bu karbon tabakası, kızdırma bujisinin ısıtma performansını düşürür ve motorun çalışmasını zorlaştırır.
- Yanma Odasında Dengesizlik: Püskürtme açısının bozulması ve yakıtın homojen şekilde dağılamaması, yanma odasında dengesiz yanmaya neden olur. Bu da motorun titreşimli çalışmasına ve verim kaybına yol açabilir.
- Egzoz Emisyonlarının Artması: Yakıtın düzgün yanmaması, yanmamış hidrokarbonların ve diğer zararlı emisyonların artmasına neden olur. Bu durum çevreye zarar verir ve emisyon standartlarının ihlal edilmesine yol açabilir.

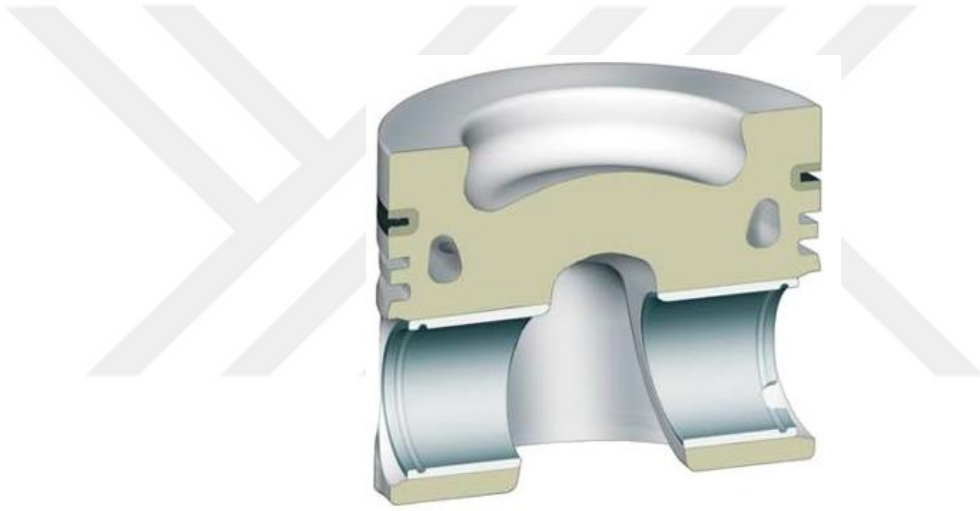


Şekil 2.3. Kızdırma bujisi konstrüksiyon (Karpe ve ark., 2020)

2.1.4. Yanma Odası

Dizel motorlarda yanma odası, motorun performansını, verimliliğini ve emisyon düzeylerini belirleyen en kritik unsurlardan biridir. Yanma odasının tasarımı, yakıtın hava ile karışma sürecini, türbülansı, yanma sıcaklığını ve dolayısıyla emisyon oluşumunu etkiler.

Dizel yanmasının, tepe torkta 25:1, nominal hız/maksimum güç koşullarında 30:1 ve turboşarjlı motorlar için rölantide 150:1 değerinden fazla hava/yakıt oranlarıyla oldukça fakir olduğu bilinmektedir. Ancak, bu ekstra hava yanma sürecine katılmaz. Yanma sırasında ısınır ve egzoz edilir ki bu da dizel egzozunun fakir olmasına neden olur. Ortalama hava yakıt oranı fakir olsa da, tasarım sürecinde uygun özen gösterilmezse, yanma odasının belirli bölgeleri yakıt açısından zengin olabilir ve aşırı duman emisyonlarına yol açabilir. Bu nedenle, yanma odasını tasarlarken temel hedef, yakıt ve havanın karışımının yeterli olmasını sağlamak, yakıt açısından zengin bölgelerin etkisini azaltmak ve motorun performans ve emisyon hedeflerini karşılamasını mümkün kılmaktır. (Jääskeläinen ve Khair,2017)



Şekil 2.4. 2.0 litre TDI motoruna ait yanma odası tasarımı (Volkswagen, 2008)



Şekil 2.5. Yanma odası (Bey ve Böge,2007)

2.1.5. Emisyon Standartları

Dizel motorlar, yüksek tork ve dayanıklılık gibi avantajları nedeniyle geniş bir kullanım alanına sahiptir. Ancak bu motorların atmosfere saldıđı azot oksitler (NO_x) ve partikül maddeler (PM) gibi zararlı emisyonlar, hem çevre hem de insan sađlığı üzerinde ciddi olumsuz etkilere sahiptir. Bu durum, özellikle otomotiv sektöründe emisyonların kontrol altına alınmasını zorunlu kılmıştır. Emisyon standartları, motorlardan kaynaklanan zararlı gaz salınımını sınırlandırmak amacıyla uluslararası düzeyde oluşturulan teknik düzenlemelerdir. İlk olarak 1970'lerde yürürlüğe giren bu standartlar, günümüzde Avrupa Birliđi'nin Euro Standartları ve ABD'nin EPA Standartları gibi düzenlemelerle detaylandırılmıştır. Euro standartları, araçlardan kaynaklanan NO_x ve PM emisyonlarını sınırlayan en yaygın düzenlemeler arasında yer almakta olup, motor tasarım ve üretim süreçlerini doğrudan etkilemektedir. Son yıllarda, emisyon standartlarının sıkılaştırılması, motor tasarımlarında yeni teknolojilerin geliştirilmesini teşvik etmiştir. Özellikle yanma odasındaki hava-yakıt karışımının optimizasyonu, hem emisyonların azaltılması hem de motor performansının artırılması açısından önemli bir araştırma alanı haline gelmiştir. Bu kapsamda, enjektör geometrisi ve püskürtme dinamiklerinin optimize edilmesi, hem NO_x hem de PM oluşumunu azaltmak için kritik bir rol oynamaktadır.

Ayrıca, sayısal simülasyon teknikleri ve makine öğrenmesi tabanlı analiz yöntemleri, emisyonların daha düşük seviyelere çekilmesi için tasarım deđişkenlerinin etkili bir şekilde deđerlendirilmesine olanak tanımaktadır. Bu yöntemler, emisyon standartlarına uyum sađlamak amacıyla yapılan tasarım optimizasyonlarında önemli bir araç olarak kullanılmaktadır (Şener ve Gül, 2021).

Euro Standartları:

- Euro 1 (1992): İlk standarttır ve katalitik konvertörlerin zorunlu hale gelmesiyle araçlarda emisyon kontrolü başlamıştır.
- Euro 2 (1996): NO_x ve PM sınırları sıkılaştırılmıştır.
- Euro 3 (2000): Dizel motorlar için NO_x ve HC emisyon sınırları düşürülmüştür.
- Euro 4 (2005): PM sınırlarında önemli bir azalma sađlanmışır.
- Euro 5 (2009): Dizel araçlar için PM sınırları 0.005 g/km'ye indirilmiştir.

- Euro 6 (2014): NOx emisyonları için 0.08 g/km sınırı getirilmiştir.
- Euro 7 (Bekleniyor - 2025): Elektrikli araçlar da dahil olmak üzere tüm araç tipleri için daha kapsamlı düzenlemeler planlanmaktadır.

EPA Standartları:

- Tier 1 (1994): İlk kapsamlı düzenleme; NOx, CO ve HC sınırları getirilmiştir.
- Tier 2 (2004): Araç kategorileri arasında emisyon sınırları eşitlenmiş, daha sıkı PM ve NOx sınırları uygulanmıştır.
- Tier 3 (2017): Araçlarda NOx ve HC emisyonları için daha sıkı sınırlar getirilmiştir.
- Greenhouse Gas (GHG) Standards (2021): Karbon dioksit (CO2) emisyonlarını azaltmaya yönelik düzenlemeler eklenmiştir.

2.1.6. Monte Carlo Yöntemi

Monte Carlo yönteminin temelinde, rastgele sayıların veya rastgele olayların simülasyonu yatar. Bu yöntem, bir sistemin davranışını veya bir problemin çözümünü, rastgele seçilen örnekler üzerinden elde edilen istatistiksel sonuçlara dayanarak tahmin eder. Temel adımları şu şekilde özetlenebilir:

- Problem Tanımı: Analiz edilecek problem matematiksel olarak ifade edilir. Genellikle bu, bir fonksiyonun integralinin hesaplanması, bir sistemin performansının simülasyonu veya bir belirsizlik aralığının değerlendirilmesi şeklinde olur.
- Rastgele Örnekleme: Problem parametreleri rastgele seçilen giriş değerleriyle simüle edilir. Rastgele sayılar, genellikle bir olasılık dağılımına uygun şekilde üretilir.
- Simülasyon: Rastgele seçilen her bir örnek için problem çözülür veya sistem simüle edilir.
- İstatistiksel Analiz: Simülasyon sonuçları, ortalama, varyans veya diğer istatistiksel ölçütler üzerinden analiz edilerek sonuca ulaşılır.
- Monte Carlo yönteminin temel matematiksel dayanağı, Kanunların Büyük Sayılar Yasası ve Merkezi Limit Teoremidir:

- Büyük Sayılar Yasası: Yeterince büyük bir örnekleme, rastgele değişkenlerin ortalaması, beklenen değere yakınsar.
- Merkezi Limit Teoremi: Rastgele değişkenlerin toplamı, yeterince büyük bir örnekleme normal dağılıma yaklaşır.

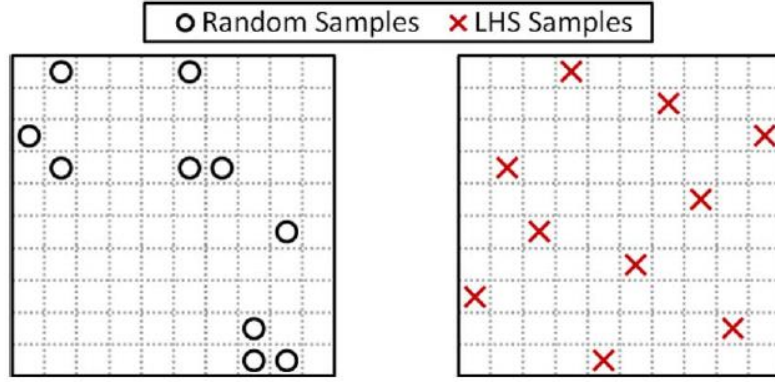
Monte Carlo yöntemi, bu matematiksel prensiplerden yararlanarak karmaşık sistemlerin davranışını tahmin etmek için güçlü bir araç sunar. Özellikle enerji sistemleri gibi belirsizliklerin yoğun olduğu alanlarda, bu yöntem belirsizliklerin etkilerini analiz etmek ve güvenilir sonuçlar elde etmek için vazgeçilmez bir yaklaşımdır.

2.1.7. Latin Hiperküp Yöntemi (LHS)

Latin hiperküp örnekleme yöntemi, belirlenen tasarım uzayında verimli bir şekilde temsil etmek ve deneylerin eşit şekilde dağıtılmasını sağlamak için mühendislik optimizasyonlarında kullanılır. LHS'nin mühendislik alanındaki optimizasyon problemlerinde kullanılmasının bazı nedenleri şunlardır:

- Tasarım uzayında etkin örnekleme: Mühendislik problemleri genellikle çok sayıda tasarım değişkeni içerir. Yüksek doğruluklu metamodeller elde etmek için LHS, bu tasarım uzayını etkin bir şekilde örnekleme için kullanılabilir.
- Tasarım uzayında homojen dağılım: LHS, deney setini noktalarını rastgele seçmek yerine, tasarım uzayını homojen bir şekilde bölerek seçer. Bu, optimizasyon algoritmalarının tüm tasarım uzayını kapsamamasını ve önemli bölgelere daha fazla odaklanmasına olanak tanır.
- Daha az deneme ile daha doğru metamodeller: LHS, diğer rastgele örnekleme yöntemlerine göre daha az deneme ile daha iyi sonuçlar elde etmeyi amaçlamaktadır. Bu, optimizasyon sürecinin daha kısa olmasını ve işlem yükünün az olmasını sağlar.

Şekil 2.6'da, Latin hiperküp dizileri kullanılarak elde edilen verilerin homojen kullanımına ilişkin bir görsel sunulmaktadır.



Şekil 2.6 İki boyutlu rastgele ve Latin hiperküp örnekleme örneklerinin karşılaştırılması (Preece, Milanovic, 2016)

LHS'nin bu avantajları yöntemi mühendislik optimizasyonu problemlerinde yaygın olarak kullanılmasını sağlar. Bu teknik, tasarım sürecini iyileştirmek ve en uygun çözümleri daha hızlı bir şekilde bulmak için kullanılan önemli bir araçtır (Emre,2024).

2.1.8. Makine Öğrenmesi

Makine öğrenmesi (ML), bilgisayarların, açık bir şekilde programlanmadan verilerden öğrenerek kararlar almasını veya tahminler yapmasını sağlayan bir yapay zekâ dalıdır. Bu yöntem, istatistik, matematik ve algoritma tasarımı gibi disiplinlerin bir araya gelmesiyle ortaya çıkmıştır. Makine öğrenmesi, hem akademik hem de endüstriyel alanlarda geniş bir uygulama yelpazesine sahiptir ve günümüzde birçok teknolojinin temelini oluşturmaktadır (Mitchell, 1997).

Makine öğrenmesi, problemi çözme yöntemlerine göre üç ana kategoriye ayrılır:

- **Denetimli Öğrenme:** Bu yöntem, geçmişte etiketlenmiş verilerden öğrenmeyi içerir. Algoritma, girdilerle doğru çıktılar arasındaki ilişkiyi öğrenerek yeni verilere genelleme yapabilir. Örnek uygulamalar arasında, spam e-postaların tespiti (sınıflandırma) ve ev fiyatlarının tahmini (regresyon) bulunur.
- **Denetimsiz Öğrenme:** Çıkış etiketlerinin olmadığı durumlarda, algoritma verilerdeki gizli yapıları ve ilişkileri keşfetmeye çalışır. Kümeleme (clustering) ve boyut indirgeme (dimensionality reduction) gibi yöntemler bu kategoriye girer. Örneğin, müşteri segmentasyonu veya genetik verilerin analizi bu yöntemlerle yapılabilir .

- Pekiştirmeli Öğrenme: Bir ajan, bir ortamda ödül ve ceza mekanizmasıyla etkileşimde bulunarak öğrenir. Bu yöntem, oyun teorisi ve robotik kontrol gibi alanlarda yaygın olarak kullanılır.

Makine öğrenmesinde kullanılan algoritmalar, problemin türüne ve verinin yapısına bağlı olarak seçilir. Öne çıkan algoritmalar şunlardır:

- Destek Vektör Makineleri (SVM): Doğrusal ve doğrusal olmayan sınıflandırma problemleri için etkili bir yöntemdir.
- Karar Ağaçları ve Rastgele Ormanlar: Veri içinde karar yollarını modelleyerek sınıflandırma ve regresyon yapar.
- Yapay Sinir Ağları (ANN): Derin öğrenme yöntemlerinin temelini oluşturur ve karmaşık veri yapılarını modellemek için kullanılır.

Makine öğrenmesi, karmaşık problemlerin çözümünde güçlü bir araçtır. Örneğin, tıbbi teşhis, doğal dil işleme ve görüntü tanıma gibi alanlarda yüksek başarı oranları sunar. Ancak, modelin başarısı genellikle veri kalitesine ve miktarına bağlıdır. Veri ön işleme ve modelin aşırı öğrenmeden (overfitting) korunması gibi zorluklar, bu alandaki temel problemlerdir (Goodfellow, Bengio, & Courville, 2016).

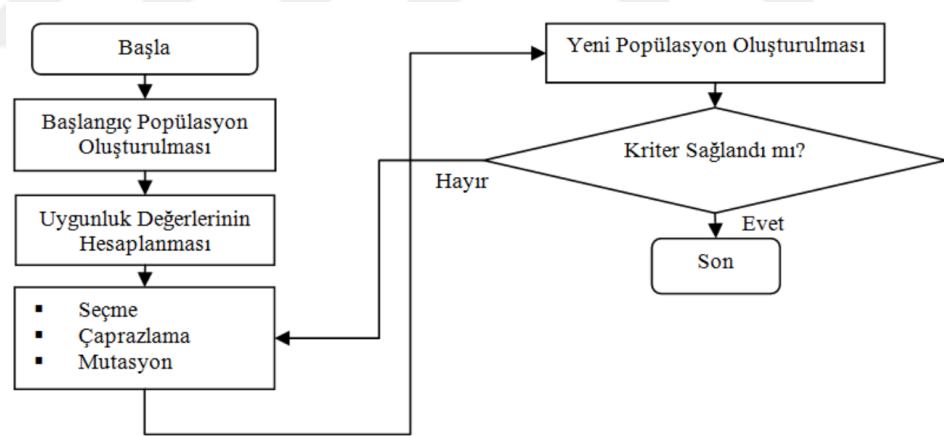
Son yıllarda, derin öğrenme (deep learning) yöntemleri makine öğrenmesinin sınırlarını genişletmiştir. Özellikle, büyük veri (big data) ve yüksek işlem gücü gerektiren problemler, derin öğrenme modelleriyle çözülebilir hale gelmiştir. Bunun yanı sıra, federated learning gibi yenilikler, veri gizliliği ve dağıtık sistemler üzerinde öğrenme yapılmasını sağlamaktadır.

2.1.9. Genetik Algoritma

Mühendislik problemlerinde birden fazla çelişen hedefin aynı anda optimize edilmesi gerekebilir. Ancak bu durumlarda, tüm hedefleri aynı anda karşılayan tek bir çözüm bulunamayabilir. Bu tür problemlerde, her bir hedef için alternatif çözümler değerlendirilir ve bu çözümlerden herhangi biri için daha iyi olan seçilir. Bu çözümler, Pareto-Optimal çözümler olarak adlandırılır ve bir çözümün bir hedefi iyileştirirken diğerini kötüleştirmediği denge noktalarını temsil eder.

Klasik optimizasyon yöntemleri, sürekli ve ayrık değişkenlerin karışımı ile süreksiz ve konveks olmayan tasarım alanlarında etkisiz kalabilir. Genetik Algoritmalar (GA), bu tür problemler için etkili bir yaklaşım sunar. GA, doğal genetik ve seçilim süreçlerinden esinlenir ve üreme, çaprazlama ve mutasyon gibi işlemleri kullanır(Şener ve Gül,2021). Tasarım değişkenleri, ikili dizilerle temsil edilir ve çözümün hedef fonksiyon değeri uygunluk (fitness) ölçüsü olarak değerlendirilir. Algoritma, Şekil 2.7’de gösterildiği gibi her nesilde daha iyi çözümler üretmek için mevcut çözümleri yeniden kombine eder ve mutasyonlarla çeşitlilik sağlar.

GA, rastgele bireylerden oluşan bir başlangıç popülasyonu ile başlar. Her nesilde bireylerin uygunluğu değerlendirilir ve daha iyi çözümler oluşturulur. Algoritma, maksimum nesil sayısına ulaşıldığında veya popülasyon yeterli uygunluğa eriştiğinde durur. Mutasyon oranı, bağımsız değişkenlerin sayısına bağlı olarak belirlenir ve çözüm uzayının geniş bir kısmını keşfetmeyi sağlar.



Şekil 2.7 Genetik Algoritma Akış Diyagramı (Başkal ve Özbek, 2016)

Çok Amaçlı Genetik Algoritma (MOGA), genetik algoritmaların çok amaçlı problemler için uyarlanmış bir versiyonudur. MOGA, tek bir çalışmada birden fazla Pareto-Optimal çözüm bulmayı hedefler. Tasarımcı, bu çözümler arasından kendi tercihlerine göre seçim yapabilir. Ancak çok amaçlı problemlerde çözüm seçimi genellikle öznedir ve tasarımcının önceliklerine bağlıdır.

Sonuç olarak, genetik algoritmalar, geleneksel yöntemlerin yetersiz kaldığı karmaşık problemlerde etkili bir çözüm sunar. Küresel optimuma ulaşma olasılığını artırır ve Pareto-Optimal çözümlerle tasarımcılara esneklik sağlar.

2.2. Kaynak Araştırması

Dizel motorların düşük sıcaklıklardaki performansı, özellikle soğuk çalışma koşullarında, motor teknolojisinin en önemli sorunlarından biri olmaya devam etmektedir. Düşük ortam sıcaklıklarında, motor çalışma süreci genellikle uzun kranklama süreleri, yüksek emisyon seviyeleri ve hatta motorun tamamen çalıştırılmaması gibi sorunlarla sonuçlanmaktadır. Bu durum, düşük sıkıştırma sıcaklıkları ve basınçları nedeniyle yetersiz ateşleme koşullarından kaynaklanmaktadır (Broatch vd., 2005). Modern dizel motorların sıkıştırma oranlarının azaltılması, bu sorunları daha da karmaşık hale getirmektedir (Pacaud vd., 2015). Bu bağlamda, ateşleme yardımcılarının optimize edilmesi, dizel motorların soğuk çalışma performansını artırmak için kritik bir çözüm olarak öne çıkmaktadır.

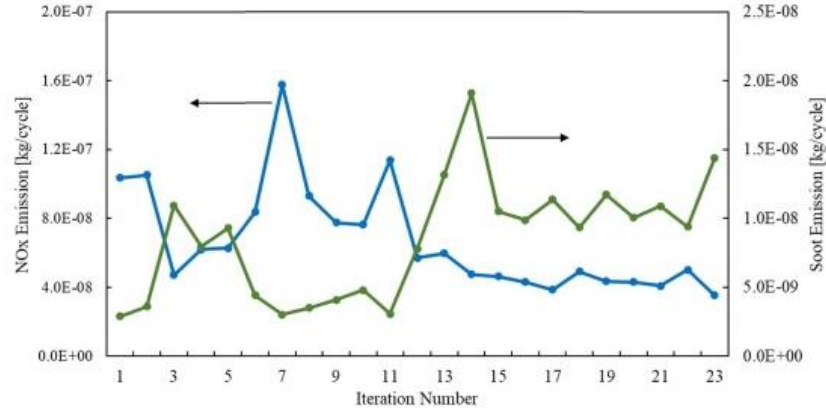
Kızdırma bujilerinin yanma odasındaki düzenlenmesi ve püskürtme geometrisi ile etkileşimi, ateşleme sürecini doğrudan etkileyen kritik faktörlerdir. Pastor ve arkadaşları çalışmalarında, kızdırma bujisinin sıcaklığının ve püskürtme ile olan konumunun ateşleme mekanizmaları üzerindeki etkisini detaylı bir şekilde incelemiştir. Çalışmalar, kızdırma buji yüzeyinin tek olası ateşleme noktası olduğunu ve ateşlemenin enjeksiyondan sonra gerçekleştiğini göstermiştir (Pastor vd., 2017). Bu bulgular, enjeksiyondan sonra yakıtı kızdırma bujisine taşıyan taşıma süreçlerinin önemini vurgulamaktadır.

Pastor ve arkadaşlarının çalışması, kızdırma bujisi sıcaklığının ateşleme sürecindeki kritik rolünü ortaya koymuş ve kızdırma bujisinin sıcaklık profili ile püskürtme geometrisinin uyumlu bir şekilde optimize edilmesi gerektiğini göstermiştir. Kızdırma bujisi yüzey sıcaklığı, yanma odasındaki kimyasal reaksiyonların hızını artırarak düşük sıcaklıklarda ateşlemeyi kolaylaştırmaktadır.

Pacaud ve arkadaşları çalışmalarında, kızdırma bujisi ile püskürtme arasındaki mesafenin ve açının motorun soğuk çalışma performansı üzerindeki etkilerini incelemiştir. Kızdırma bujisinin püskürtme eksenine yakın bir konumda yer almasının motor çalışma gecikmesini önemli ölçüde azalttığı bulunmuştur. Bununla birlikte, kızdırma bujisinin pilot enjeksiyon üzerindeki etkilerinin detaylı bir şekilde görselleştirilmesi, bu etkileşimlerin anlaşılmasında önemli bir adım olmuştur (Walter vd., 2009).

Dizel motorların performansını artırmak ve emisyonlarını azaltmak amacıyla, piston tasarımı ve enjeksiyon parametrelerinin optimize edilmesi son yıllarda büyük önem kazanmıştır. Şener ve arkadaşlarının çalışması(Şener ve Gül,2021) bu bağlamda kapsamlı bir yaklaşım sunmaktadır. Çalışmada, dizel motorların yanma odası tasarımını optimize etmek için sayısal akışkanlar dinamiği (CFD), deneysel yöntemler ve çok amaçlı genetik algoritma (MOGA) kullanılmıştır. Amaç, motor gücü ve torkunu koruyarak NOX ve is emisyonlarını azaltmak ve yanma verimliliğini artırmaktır.

Araştırmada, çift girdaplı piston tasarımı (Double-Swirl Bowl, DSB) kullanılmış ve piston çanağının derinliği, çapı ve diğer boyutları optimize edilmiştir. Ayrıca, enjektör püskürtme açısı, püskürtme başlangıç zamanı (SOI) ve enjektör çıkıntısı parametrik olarak belirlenmiştir. 104 farklı yanma odası tasarımı ve 23 varyasyonlu enjeksiyon parametresi, Converge CFD yazılımı ile analiz edilmiştir. Tasarım parametrelerinin otomatik olarak değiştirilmesi ve optimize edilmesi için CAESES yazılımı ve MOGA kullanılmıştır. NOX ve is emisyonlarının bir denge etkisine sahip olduğu bilinmektedir. Ancak, NOX ve is emisyonlarının birlikte minimum olacağı durum için toplam 23 simülasyon gerçekleştirilmiştir. Şekil 2.8'de sonuçlara ait grafik sunulmaktadır.



Şekil 2.8 Enjeksiyon parametresi optimizasyon çalışması için simüle edilen vakaların egzoz emisyon değerleri (Şener ve Gül, 2021)

Sonuçlar, optimize edilmiş piston çanağı tasarımının silindir içindeki hava kullanımını ve karışım kontrollü yanmayı iyileştirerek yakıt verimliliğini artırdığını göstermiştir. Optimizasyon süreci, is ve NOX emisyonlarında önemli ölçüde azalma sağlamıştır. Özellikle, yanma odası geometrisinin ve püskürtme parametrelerinin uyumlu bir şekilde optimize edilmesi, maksimum yanma verimliliği ve minimum kirletici emisyonların elde edilmesini sağlamıştır.

3.MATERYAL ve YÖNTEM

Bu çalışmada, püskürtme ile kızdırma bujisi arasındaki mesafenin optimizasyonu için kapsamlı bir analiz süreci izlenmiştir. Çalışmanın materyal ve yöntemleri, deneysel tasarım, kullanılan yazılımlar, veri toplama ve analiz yöntemleri ile optimizasyon süreçlerini kapsayacak şekilde aşağıda detaylandırılmıştır.

3.1. Kullanılan Materyaller

- Kızdırma Bujisi: Motorun ilk çalıştırma esnasında hava-yakıt karışımını ateşlemek için kullanılan bu bileşen, püskürtme konisi ile etkileşim açısından kritik bir öneme sahiptir.
- Enjektör: Püskürtme işlemini gerçekleştiren ve yanma odasına yakıt dağıtımını sağlayan bileşendir.
- Yanma Odası: Püskürtme ile kızdırma bujisi arasındaki mesafenin ölçüldüğü ve optimizasyonun temel alındığı bölgedir.

Geometrik ölçümler ve analizler için aşağıdaki materyaller kullanılmıştır:

- CREO Parametric 9.0 Yazılımı: Yanma odası geometrisinin modellenmesi ve püskürtme ile kızdırma bujisi arasındaki mesafenin ölçülmesi için kullanılmıştır.
- MATLAB Regression Learner Aracı: Veri analizi ve optimizasyon süreçlerinde kullanılmıştır. Gaussian Process Regression (GPR) yöntemi, bu yazılım aracılığıyla uygulanmıştır.
- Monte Carlo Simülasyonu: Çarpma olasılıklarının hesaplanmasında kullanılan istatistiksel bir yöntemdir.

Çalışmada kullanılan veri seti, üretim sürecinden kaynaklanan toleransların varyasyonlarını içermektedir. Bu veri seti, motor tasarımına ait 13 farklı parametreyi kapsamaktadır:M1, M2, M3, M4, M5, M6, M7, M8, M9, M10, M11, M12, M13

3.2. Yöntemler

Yanma odası geometrisinin modellenmesi için CREO Parametric 9.0 yazılımı kullanılmıştır. Bu yazılım, motor bileşenlerinin üç boyutlu olarak modellenmesini ve

püskürtme ile kızdırma bujisi arasındaki mesafenin hassas bir şekilde ölçülmesini sağlamıştır. Geometrik modelleme sürecinde şu adımlar izlenmiştir:

- Yanma odasına ait CAD modelini oluşturulmuştur.
- Kızdırma bujisi ve enjektör, tasarım spesifikasyonlarına uygun olarak yerleştirilmiştir.
- Püskürtmenin kızdırma bujisine olan mesafesi ölçülmüş ve d mesafesi parametresi belirlenmiştir.

Monte Carlo simülasyonu, üretim toleranslarının varyasyonlarını analiz etmek için kullanılmıştır. Bu yöntem, d mesafesinin olası dağılımını ve çarpma olasılıklarını tahmin etmek için aşağıdaki adımlarla uygulanmıştır:

- Rastgele Veri Seti Oluşturma: Üretim toleranslarına uygun 500 rastgele d mesafesi değeri oluşturulmuştur.
- Çarpma Olasılığı Hesaplama: d mesafesinin 0 veya negatif değerlere ulaşma olasılığı, normal dağılım eğrisi üzerinden Z skoru yöntemiyle hesaplanmıştır.:

Püskürtme ile kızdırma bujisi arasındaki mesafeyi etkileyen tasarım parametreleri, korelasyon analizi ile incelenmiştir. Analiz sürecinde şu adımlar izlenmiştir:

- Parametrelerin Seçilmesi: M1'den M13'e kadar olan tüm parametreler değerlendirilmiştir.
- Korelasyon Katsayılarının Hesaplanması: Her bir parametrenin d mesafesi üzerindeki etkisi korelasyon katsayısı ile ifade edilmiştir.
- Parametrelerin Sıralanması: En yüksek etkiye sahip parametreler belirlenmiş ve optimizasyon çalışmaları bu parametreler üzerine yoğunlaştırılmıştır.

Optimizasyon sürecinde MATLAB Regression Learner aracı kullanılarak Gaussian Process Regression (GPR) yöntemi uygulanmıştır. Bu süreç şu adımlardan oluşmaktadır:

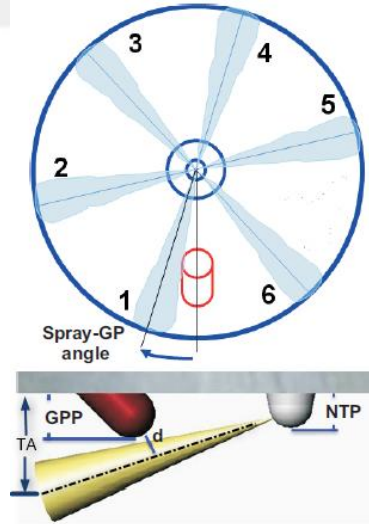
- Model Geliştirme: GPR yöntemi ile d mesafesi ve çarpma olasılığı gibi hedef parametreler tahmin edilmiştir.
- Model Doğrulama: Geliştirilen modelin doğruluğu, test veri seti kullanılarak değerlendirilmiştir. Eğri uydurma katsayıları hesaplanmış ve modelin performansı optimize edilmiştir.
- Sonuçların Değerlendirilmesi: Optimizasyon sonuçları, hem tasarım hem de üretim süreçlerine uygulanabilir çözümler sunacak şekilde yorumlanmıştır.

4. BULGULAR

Bu çalışmada, enjektör, motor ve kızdırma bujisine ait 13 farklı parametre incelenerek, püskürtme ile kızdırma bujisi arasındaki mesafeyi en çok etkileyen 3 parametre belirlenmiştir. Amaç, bu 3 parametrenin, püskürtmenin belirli bir olasılıkla kızdırma bujisine çarpmasına izin verecek şekilde ve iki bileşen arasındaki mesafeyi minimum seviyede tutacak şekilde optimize edilmesidir.

4.1 Kızdırma Bujisine Olan Mesafenin ve Nüfuz Yüksekliğinin Ölçümü

Optimizasyon çalışmasında, püskürtme ile kızdırma bujisi arasındaki mesafe ve püskürtme ekseninin yanma odasına çarptığı noktanın silindir kapağına olan dik mesafesi temel parametreler olarak kullanılmıştır. Bu nedenle, bu bölümde bu iki parametre tanıtılmaktadır. Şekil 4.1’de en yakın püskürtmenin kızdırma bujisine olan mesafesi “d” ile , püskürtme ekseninin yanma odasına çarptığı noktanın silindir kapağına olan dik mesafesi ise “TA” ile belirtilmiştir.



Şekil 4.1. En yakın püskürtmenin kızdırma bujisine olan mesafesi “d” ile , püskürtme ekseninin yanma odasına çarptığı noktanın silindir kapağına olan dik mesafesi ise “TA” ile belirtilmiştir (Pastor vd. 2011).

4.2 Çarpma Olasılığı Hesabı ve Optimizasyon Çalışması Yapılacak Parametrelerin Belirlenmesi

Kızdırma bujisine en yakın püskürtmenin kızdırma bujisine çarpma olasılığının hesaplanması ve püskürtme ile kızdırma bujisi arasındaki mesafe üzerinde etkisi en yüksek 3 parametrenin optimizasyon çalışmasında kullanılmak üzere tayini gerekmektedir. Monte Carlo yöntemi kullanılmıştır. Monte Carlo yöntemleri, istatistik, fizik, sinyal işleme, ekonomi ve biyoinformatik gibi pek çok alanda çözüm aracı olarak geniş bir kullanım alanına sahiptir (Luengo vd., 2020). Bunun için tolerans dahilinde birçok farklı parametreden oluşan veri setleri kullanılarak d mesafesi çıkartılmış ve bu mesafe değerlerinin standart sapması ve ortalaması hesaplanmış ve olasılık hesabı yapılmıştır.

Bu çalışmada d değeri üzerinde etkili olan enjektöre , kızdırma bujisine ve kullanılacağı motora ait olan, sırasıyla M1.M2..M13 adını verdiğimiz 13 farklı parametreye (M1,M2..M13) rastgele 500 adet değer atanmıştır. Süreç yeteneği (cpk) değeri 1 alınarak eşitlik (4.1)'e göre her bir parametrenin standart sapması hesaplanmış ve normal dağılım oluşturacak şekilde 500 adet rastgele veri oluşturulmuştur.

$$Cpk = \min\left(\frac{USL-\mu}{3\sigma}, \frac{\mu-LSL}{3\sigma}\right) \quad (4.1)$$

Daha sonra bu veri setleri kullanılarak CREO programı aracılığıyla 4.1. bölümde belirtildiği üzere “d” parametresinin ölçümleri yapıp kaydedilmiştir. Belli periyotlarda eğri uydurma korelasyon değeri ölçülmüştür (Uttyler, 2024). Korelasyon katsayısı istenilen değere geldiğinde henüz ölçümü yapılmamış veri setlerinin hesabı için, ölçülen “d” değerleri ile yapay zeka algoritması eğitilmiş ve kalan veri setlerine ait “d” değerleri tahmin ettirilmiştir (Çizelge 4.1).

Çizelge 4. 1. Olasılık hesabı için kullanılacak girdi ve çıktılar

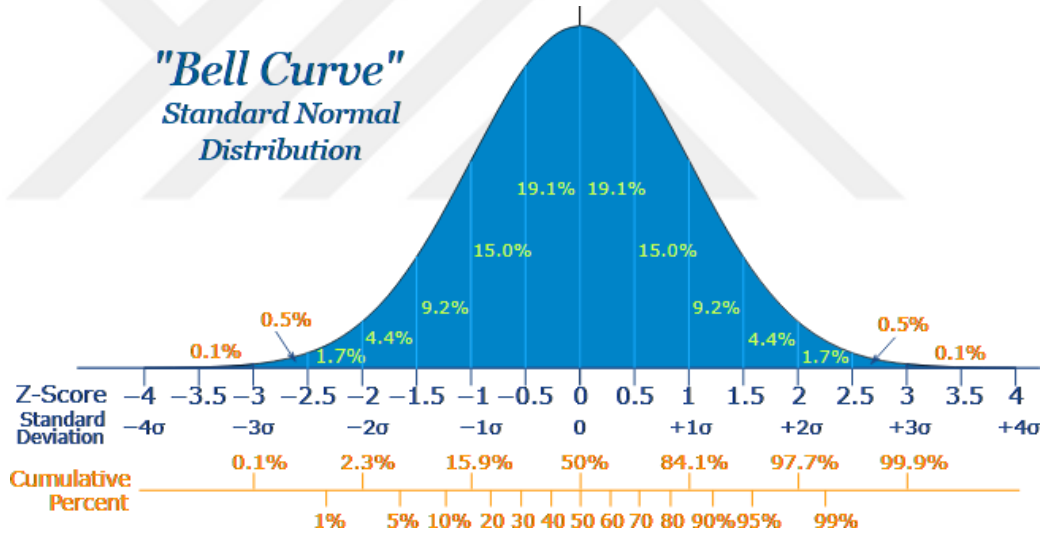
	Girdiler													Çıktı
Parametre	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	M8	M9	M10	M11	M12	M13	d

Elde edilen 500 “d” değerinin standart sapması ve ortalaması hesaplanmıştır. Daha sonra bu iki değer kullanılarak en yakın püskürtmenin kızdırma bujisine olan mesafesinin(d) 0 ve 0’dan düşük olması olasılığı yani çarpma olasılığı hesaplanmıştır.

Hesaplanan ortalama ve standart sapma değerleri kullanılarak (4.2) formülü aracılığıyla Z skoru hesaplanmıştır (Z-scores, 2024).

$$Z = \frac{X - \mu}{\sigma} \quad (4.2)$$

Daha sonra normal dağılım grafiği aracılığıyla hesaplanan Z skoruna denk gelen olasılık değeri belirlenmiştir (Şekil 4.2), (Çizelge 4.2). D değerinin 0 ve 0’dan düşük olma olasılığı incelendiği için olasılık değeri kümülatif olarak alınmıştır. Olasılık değerinin kümülatif olarak alınması d değerinin 0 değerinden daha düşük olma olasılığını da ekleyerek sonuç vermektedir.



Şekil 4.2. Normal dağılım grafiği

Çizelge 4.2. Z skoru ve olasılık

Z Skoru	Olasılık
-3,681	116 ppm

Bu noktaya kadar yapılan çalışmayı özetlemek gerekirse, 13 farklı parametrenin tolerans ve proses kapabilite değerleri kullanılarak 500 farklı veri seti oluşturulmuş ve bu veri setlerinin sonuçları analiz edilmiştir. Her bir veri setinin ortalama ve standart sapma

değerleri hesaplanmış, ayrıca bu toleranslar çerçevesinde püskürtmenin kızdırma bujisine çarpma olasılığı belirlenmiştir.

Elde edilen verilere dayanarak, her bir veri seti için, ana değer kullanıldığında elde edilen d mesafesi ile çarpma olasılığının x ppm olduğu durumda hesaplanan d mesafesi belirlenmiş ve bu değerler optimizasyon çalışmasında kullanılmak üzere kaydedilmiştir. Optimizasyon çalışmasında kullanılacak parametrelerin seçimi, bu parametrelerin d mesafesi üzerindeki etkileri analiz edilerek gerçekleştirilmiştir. Tüm parametrelerin ilgili veri setindeki sıralaması yani 500 değer içerisinde küçükten büyüğe kaçınıcı sırada olduğu hesaplanmıştır (Çizelge 4.3).

Çizelge 4.3. Parametre sıralaması

	Sıralama (Küçükten Büyüğe)										
M1	422	95	33	107	297	277	88	273	246	210	387
M2	267	27	123	229	457	274	174	490	63	66	65
M3	54	72	359	467	254	55	82	442	391	116	444
M4	111	194	152	380	335	62	177	142	86	427	291
M5	436	157	1	416	17	444	475	96	19	135	400
M6	60	232	489	212	286	226	304	315	12	128	56
M7	467	13	203	67	462	80	136	81	222	407	106
M8	250	188	95	348	207	483	209	40	296	447	452
M9	443	336	478	470	47	20	334	230	352	245	272
M10	221	3	450	128	124	172	223	212	276	362	119
M11	426	345	477	479	462	244	451	144	389	158	40
M12	215	317	486	250	264	249	300	281	164	69	108
M13	13	126	352	230	421	136	174	306	64	442	154
d	166	458	430	482	317	438	462	299	238	51	140

Her bir parametrenin d değeri üzerindeki etkisini incelemek için Excel programında (4.3) formülü kullanılarak Çizelge 4.4'te Ro olarak belirtilen korelasyon katsayısı değerleri hesaplanmıştır (Microsoft, 2025). Daha sonra, bu değerlerin karesi alınmış ve her bir parametrenin korelasyon katsayısının karesi, korelasyon katsayılarının karelerinin toplamına bölünmüştür. Bu işlemin sonucunda, Çizelge 4.4'te m% olarak belirtilen yüzdesel etkiler hesaplanmıştır.

$$Correl(X, Y) = \frac{\sum(x-\bar{x})(y-\bar{y})}{\sqrt{\sum(x-\bar{x})^2\sum(y-\bar{y})^2}} \quad (4.3)$$

Bu formülde \bar{x} ve \bar{y} bu örnekleme ait aritmetik ortalama değerleri göstermektedir. Bu analiz sonucunda, optimizasyon çalışması yapılmak üzere, müşteri tarafından kısıtlanmamış, tasarım aşamasında değiştirilebilecek ve d mesafesi üzerinde en yüksek etkiye sahip olan M1, M7 ve M11 parametreleri belirlenmiştir (Çizelge 4.4)

Çizelge 4.4. Yüzdesel etki değerleri

	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	M8	M9	M10	M11	M12	M13
Ro	0,293	-0,013	0,074	-0,053	0,165	0,192	-0,575	-0,006	-0,281	-0,103	0,668	0,066	0,010
Ro^2	0,086	0,000	0,005	0,003	0,027	0,037	0,331	0,000	0,079	0,011	0,446	0,004	0,000
m%	8,34%	0,02%	0,53%	0,27%	2,64%	3,57%	32,15%	0,00%	7,67%	1,03%	43,35%	0,43%	0,01%

4.3 Optimizasyon Hesabı

Kızdırma bujisine yakın olacak ancak çarpışma riskini en aza indirecek bir tasarım optimizasyonu hedeflenmektedir. Çalışmada optimizasyonu yapılmak üzere, daha önce belirlenmiş 13 farklı parametre arasından, enjektör memesine ait ve motor üreticisinden gelen sınır koşullarını etkilemeden değiştirilebilecek olan M1, M7, M11 parametreleri seçilmiştir. Seçilen bu parametreler için minimum ve maksimum değerler belirlenmiş ve bu değerler, modelin eğitiminde kullanılacak veri setlerinin oluşturulmasında kullanılmıştır. Ardından, bu parametrelere dayalı olarak özel tasarlanmış dizilerle, dağılımı en iyi şekilde temsil eden modeller oluşturulmuştur. Amaç, minimum veri kullanarak maksimum doğruluk oranına ulaşmaktır.

Bu kapsamda bu 3 parametrenin minimum ve maksimum değeri dahil olmak üzere 4 farklı seviyesi belirlenmiştir (Çizelge 4.5).

Çizelge 4.5. Optimizasyonu yapılacak parametre ve değerleri

M7				M1				M14			
1.	2.	3.	4.	1.	2.	3.	4.	1.	2.	3.	4.

Taguchi Dizileri aracılığıyla ilk 16 set belirlendikten sonra bu veri setleri kullanılarak yapılan hesaplama ve ölçümlerde d, TA ve d_xppm(olasılığın x ppm olduğu d değeri) değerleri hesaplanmış ve bu 16 veri seti kullanılarak regresyon algoritması eğitilmiştir. Elde edilen eğri uydurma yüzdesi yeterli bulunmadığı için Latin Hiperküp Dizileri de kullanılarak toplamda 20 veri seti ile algoritma eğitilmiştir (Çizelge 4.6). Hesaplanan d,Ta ve d_xppm değerleri şirket gizlilik politikası sebebiyle paylaşılmamıştır.

Çizelge 4.6. Optimizasyonu yapılacak parametre ve değerleri

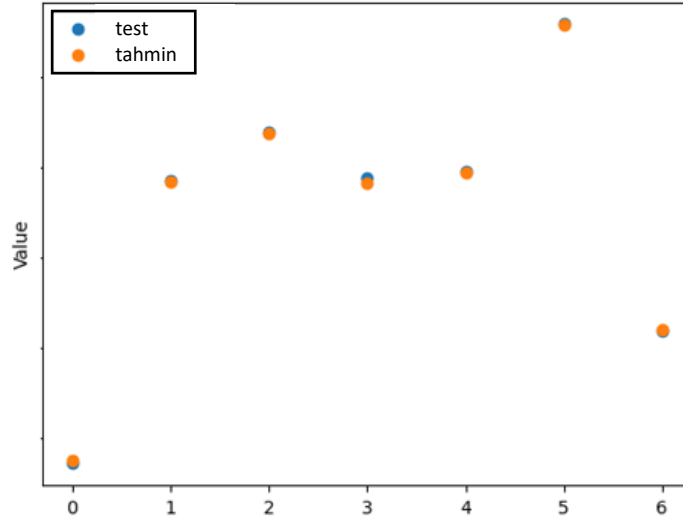
	Run	M7	M1	M11
Taguchi Dizisi	1	1.	1.	1.
	2	1.	2.	2.
	3	1.	3.	3.
	4	1.	4.	4.
	5	2.	1.	2.
	6	2.	2.	1.
	7	2.	3.	4.
	8	2.	4.	3.
	9	3.	1.	3.
	10	3.	2.	4.
	11	3.	3.	1.
	12	3.	4.	2.
	13	4	1.	4.
	14	4	2.	3.
	15	4	3.	2.
	16	4	4.	1.
Latin Hiperküp Dizisi	17	2.	2.	3.
	18.	3.	4.	2.
	19	1.	1.	4.
	20	4	3.	1.

Regresyon modelinin oluşturulması, MATLAB programının 'Regression Learner' aracı kullanılarak gerçekleştirilmiştir (MATLAB, 2024). Bu araç, çeşitli regresyon modellerini içermekte ve verilere uygun korelasyon değerlerini hesaplamaktadır (Venkatesh & Murugesan, 2020). Regression Learner aracında incelenen regresyon modelleri aşağıda listelenmiştir:

- Lineer regression : Bağımlı değişken ile bağımsız değişken(ler) arasında doğrusal bir ilişkiyi modelleyen bir yöntemdir. Parametrik bir yöntem olup, katsayılar en küçük kareler yöntemiyle tahmin edilir.

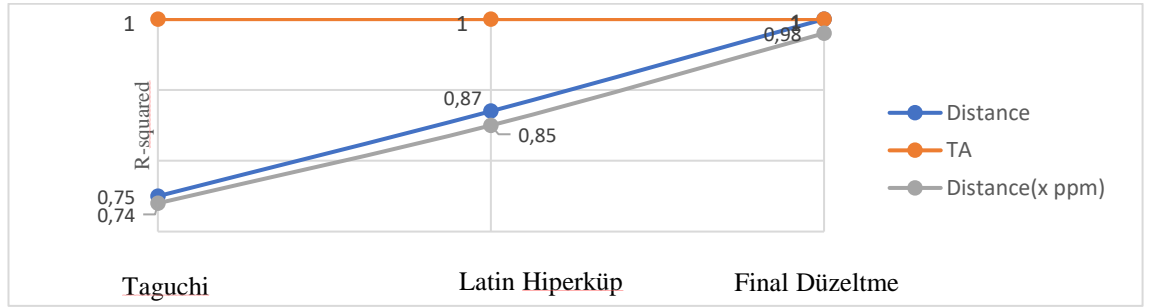
- Regression trees: Veriyi dallara ayırarak bağımlı değişkeni tahmin eden, açıklanabilirliği yüksek bir karar ağacı yöntemidir. Hedef değişken sürekli olduğunda, dallar arasındaki varyansı minimize etmeye çalışır.
- Support vector machines: Sınıflandırma ve regresyonda kullanılan, veri noktalarını bir hiper düzlemlerle ayırmayı amaçlayan bir yöntemdir. Kernel fonksiyonlarıyla doğrusal olmayan ilişkiler de modellenir.
- Gaussian process regression: Bayesci bir yaklaşım benimseyerek, veriler arasındaki ilişkileri bir kovaryans fonksiyonu ile modelleyen bir regresyon yöntemidir. Belirsizliği modelleyerek tahminlere güven aralıkları sağlar.
- Kernel approximation regression: Veriyi daha yüksek boyutlu bir uzaya projelendirmek için kernel fonksiyonları kullanır ve doğrusal regresyonu bu uzayda uygular. Karmaşık, doğrusal olmayan ilişkileri modellemek için kullanılır.
- Neural networks: Katmanlar halinde düzenlenmiş yapay nöronlar aracılığıyla karmaşık ilişkileri öğrenebilen bir yöntemdir. Özellikle büyük ve karmaşık veri setlerinde yüksek doğruluk sağlayabilir.

“Regression Learner” ile regresyon uydurma sürecinde f-fold çarpaz doğrulama yapılmıştır ve “k” değeri 5 olarak seçilmiştir. Veri seti de %80 eğitim ve %20 validasyon olarak ayrılmıştır. 3 unsur içinde en iyi korelasyon katsayılarını “Gaussian process regression” algoritması vermiştir. Örnek bir sonuca ait tahmin ve validasyon dağılımı Şekil 4.3’te verilmiştir.



Şekil 4.3. 6 adet test verisine ait ölçüm ve tahmin karşılaştırması

Bu 20 veri seti kullanılarak eğitilen regresyon algoritmasında eğri uydurma korelasyon katsayısı TA için 1, d_xppm parametresi için 0,86, d için 0,88 çıkmıştır. Çıkan eğri incelendiğinde daha çok d değerinin düşük çıktığı veri setlerinde sapmalar gözlemlendiği için bu bölgelerde fazladan veri seti oluşturularak nihayetinde korelasyon katsayımız d_xppm parametresi için 0,96 ve d parametresi için 0,98 hesaplanmıştır (Şekil 4.4).



Şekil 4.4. Korelasyon Katsayısı

Çizelge 4.7 Distance Parametresi İçin Model Korelasyon Katsayıları

Model Türü	Son Yapılandırma	Korelasyon Katsayısı
Gaussian Process Regression	Squared Exponential GPR	1
Gaussian Process Regression	Rational Quadratic GPR	1
Gaussian Process Regression	Matern 5/2 GPR	0,99
Stepwise Linear Regression	Stepwise Linear	0,99
Linear Regression	Interactions Linear	0,98
Neural Network	Medium Neural Network	0,97
Neural Network	Wide Neural Network	0,97
Gaussian Process Regression	Exponential GPR	0,96
Neural Network	Narrow Neural Network	0,96
Linear Regression	Linear	0,96
SVM	Quadratic SVM	0,95
Neural Network	Trilayered Neural Network	0,95
Linear Regression	Robust Linear	0,95
Neural Network	Bilayered Neural Network	0,95
SVM	Linear SVM	0,95
SVM	Cubic SVM	0,94
SVM	Coarse Gaussian SVM	0,94
SVM	Medium Gaussian SVM	0,94
Kernel	SVM Kernel	0,94
Kernel	Least Squares Regression	0,93
Ensemble	Boosted Trees	0,92
Ensemble	Bagged Trees	0,92

Çizelge 4.8 TA Parametresi İçin Model Korelasyon Katsayıları

Model Türü	Son Yapılandırma	Korelasyon Katsayısı
Gaussian Process Regression	Rational Quadratic GPR	1
Gaussian Process Regression	Squared Exponential GPR	1
Gaussian Process Regression	Matern 5/2 GPR	1
Linear Regression	Interactions Linear	1
Stepwise Linear Regression	Stepwise Linear	1
Linear Regression	Linear	1
Linear Regression	Robust Linear	1
Neural Network	Medium Neural Network	1
Neural Network	Narrow Neural Network	1
Neural Network	Wide Neural Network	1
Neural Network	Bilayered Neural Network	1
SVM	Linear SVM	0,99
SVM	Quadratic SVM	0,99
Gaussian Process Regression	Exponential GPR	0,99
SVM	Cubic SVM	0,99
SVM	Coarse Gaussian SVM	0,98
SVM	Medium Gaussian SVM	0,93
Kernel	SVM Kernel	0,9
Ensemble	Boosted Trees	0,86
Kernel	Least Squares Regression Kernel	0,85
Neural Network	Trilayered Neural Network	0,85
Tree	Fine Tree	0,84

Çizelge 4.9 Distance (x ppm) Parametresi İçin Model Korelasyon Katsayıları

Model Türü	Son Yapılandırma	Korelasyon Katsayısı
Gaussian Process Regression	Matern 5/2 GPR	0,98
Gaussian Process Regression	Rational Quadratic GPR	0,97
Gaussian Process Regression	Squared Exponential GPR	0,95
Gaussian Process Regression	Exponential GPR	0,95
Neural Network	Bilayered Neural Network	0,92
SVM	Cubic SVM	0,91
Neural Network	Medium Neural Network	0,88
SVM	Medium Gaussian SVM	0,87
SVM	Quadratic SVM	0,79
Linear Regression	Interactions Linear	0,71
Stepwise Linear Regression	Stepwise Linear	0,68
Tree	Fine Tree	0,63
Tree	Fine Tree	0,63
Ensemble	Boosted Trees	0,61
SVM	Fine Gaussian SVM	0,59
Ensemble	Bagged Trees	0,55
Linear Regression	Linear	0,39
Linear Regression	Robust Linear	0,38
Tree	Medium Tree	0,33
SVM	Coarse Gaussian SVM	0,25

Regresyon algoritmasında yeterli korelasyon katsayısı elde edildikten sonra optimizasyon modeli oluşturulmaya başlanmıştır. Optimizasyon modeli, kısıtlar ve bir amaç fonksiyonu gerektirmektedir (Palanisamy vd., 2007). Bu doğrultuda algoritma, 2 kısıt ve 1 amaç fonksiyonu ile eğitilmiştir. İlk kısıt, TA değerinin motor üreticisinin belirlediği sınırdan tutulmasıdır. İkinci kısıt ise optimizasyon sonucunda elde edilen veri setine ait çarpma olasılığının x ppm olmasıdır. Bu nedenle, ikinci kısıt $d - d_{xppm} = 0$ olarak tanımlanmıştır. Amaç fonksiyonu ise d değerini minimize etmektir (Çizelge 4.10). Model, MATLAB'da belirtilen tüm eğri uydurma yöntemlerini otomatik olarak test eder ve sunum için en iyi sonuçları veren yöntemi seçer.

Çizelge 4.10. Optimizasyon Model Parametreleri

1.Kısıt	$TA = x$
2.Kısıt	$d - d_{xppm} = 0$
Amaç	$\min(d)$

5. TARTIŞMA ve SONUÇ

Yapılan optimizasyon çalışması sonucunda x ppm çarpışma olasılığına karşılık gelen uzaklık değerinde %12,5 oranında iyileştirme sağlandı. Çalışmada gerçekleştirilen optimizasyon ile soğuk çalışma koşullarında karbon monoksit (CO) ve hidrokarbonlar (HC) gibi zararlı emisyonların miktarının azaltılmasına yönelik somut iyileştirmeler sağlanmıştır. Bu sonuçlar, "Influence of spray-glow plug configuration on cold start combustion for high-speed direct injection diesel engines (Pastor vd. 2011) başlıklı çalışmanın bulgularını bir adım ileriye taşıyarak, üretim toleranslarının etkilerini de dikkate alan kapsamlı bir yaklaşım sunmaktadır. Bu, motorun çevresel etkisini azaltarak modern emisyon standartlarına uyumu kolaylaştırmıştır. Çalışmada kullanılan regresyon algoritmaları, yüksek doğruluk oranları ile tasarım sürecini hızlandırmış ve maliyetleri düşürmüştür. Özellikle polinomal regresyon modeli, 500 farklı veri setine dayalı analizlerde güvenilir sonuçlar vermiştir. Latin Hiperküp Dizisi gibi ileri düzey deney tasarımı yöntemleri, parametrelerin etkilerini daha iyi anlamak ve analiz süreçlerini iyileştirmek adına önemli bir katkı sağlamıştır. Bu çalışma, dizel motorların tasarımında kullanılan geleneksel yöntemlerin yerini alabilecek daha etkili bir yaklaşım sunmaktadır. Püskürtme geometrisi optimizasyonu, sadece emisyon azaltımı açısından değil, aynı zamanda motorun uzun vadeli dayanıklılığı ve çalışma stabilitesi açısından da kritik öneme sahiptir. Ayrıca, bu yöntem diğer motor türleri için de uyarlanabilir ve motor endüstrisinde geniş bir uygulama alanı bulabilir.

Gelecekte bu çalışmaya ek olarak yapılacak katkıları da şu şekilde özetleyebiliriz. Bu çalışmada incelenen parametre sayısı ve tolerans aralıkları sınırlıdır. Gelecekte, motor tasarımında farklı toleranslarla daha geniş veri setleri oluşturularak optimizasyon daha da ileriye taşınabilir. Ayrıca optimizasyon modeli, daha karmaşık regresyon algoritmaları veya derin öğrenme yöntemleri kullanılarak geliştirilebilir. Bu, daha hassas tahminler ve daha etkili optimizasyon sonuçları sağlayabilir.

KAYNAKLAR

- Başkal,T., & Özbek,A. (2016). Genetik Algoritmayla Bindirmeli Tip Kaynaklı Bağlantılarda Optimum Kaynak Kalınlığı Seçimi. Uluslararası Mühendislik Araştırma ve Geliştirme Dergisi Sayı:2
- Bey,E., & Böge,A.C. (2007). Dizel Sistemlerde Emisyon, Enjektör Memesi Örneği. Mühendis ve Makine Sayı:568
- Broatch A., Ruiz S., Margot X., & Gil A. (2010). Methodology to estimate the threshold incylinder temperature for self-ignition of fuel during cold start of diesel engines. Energy 35:225
- Busch, R. (2004) . Advanced diesel common rail injection system for future emission legislation. 10th Diesel Engine Emissions Reduction Conference (DEER)
- Emre, M. S. (2024). Chladni deneyi desenlerinden esinlenilmiş ince cidarlı darbe sönümleyicilerin çarpışma performansının iyileştirilmesi. [Yüksek Lisans Tezi, Uludağ Üniversitesi]. YÖK Tez Merkezi
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). Deep learning. MIT Press.
- Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2009). The elements of statistical learning: Data mining, inference, and prediction. Springer.
- Karpe, B., Klobčar, D., Kovač, J., Bizjak, M., Kosec, B., & Veskovič-Bukudur, S. (2020). Failure analysis of diesel engine glow plugs. Engineering Failure Analysis, 109, 104394.
- Matlab Regression Learner App. (2024)
<https://www.mathworks.com/help/stats/regression-learner-app.html>
- Microsoft. (2025). Korelasyon işlevi. Microsoft Destek. <https://support.microsoft.com/tr-tr/office/korelasyon-i%C5%9Flevi-995dcef7-0c0a-4bed-a3fb-239d7b68ca92>
- Mitchell, T. M. (1997). *Machine learning*. McGraw-Hill.
- Palanisamy, P., Rajendran, I., & Shanmugasundaram, S. (2007). Optimization of machining parameters using genetic algorithm and experimental validation for end-milling operations. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 32, 644-655.
- Pacaud P., Perrin H., & Laget O. (2008) Cold start on diesel engine: Is low compression ratio compatible with cold start requirements?. SAE Paper 2008-01-1310;2008.

Pastor, J. V., Bermúdez, V., García-Oliver, J. M., & Ramírez-Hernández, J. G. (2011). Influence of spray-glow plug configuration on cold start combustion for high-speed direct injection diesel engines. *Energy*, 36(11), 5486-5496

Şener, R., & Gül, M. Z. (2021). Optimization of the combustion chamber geometry and injection parameters on a light-duty diesel engine for emission minimization using multi-objective genetic algorithm. *Fuel*, 304, 121379.

Uttyler. (2024) Machine Learning: regression.

https://www.uttyler.edu/research/office/ors-research-design-data-analysis-lab/files/pindic_regression_analysis_for_machine_learning_03182022.pdf

Venkatesh, K., & Murugesan, S. (2020). Prediction of engine emissions using linear regression algorithm in machine learning. *Int. J. Innov. Technol. Explor. Eng*, 9(7).

Volkswagen, 2008. Self Study Program 826803 2.0 Liter TDI Common Rail BIN5 ULEV Engine. Volkswagen of America, Inc.

Walter B., Perrin H., Dumas JP., & Laget O. (2009). Cold operation with optical and numerical investigations on low compression ratio diesel engine. SAE Paper 2009-01-2714.

Z-scores. (2024) Probabilities for Normal Random Variables

<https://online.stat.psu.edu/stat500/lesson/3/3.3/3.3.3>