

# Akım Darbeli Gaz Altı Ark Kaynağı Proses Parametrelerinin Neuro-Regresyon Analizi ile Modellenmesi ve Optimizasyonu

Makine Mühendisliği Ana Bilim Dalı Yüksek Lisans Tezi

İzlem Bakar Özçiçek ORCID 0000-0002-9397-1388

Tez Danışmanı: Doç. Dr. Levent Aydın

Haziran 2022

İzmir Kâtip Çelebi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü öğrencisi **İzlem Bakar Özçiçek** tarafından hazırlanan **Akım Darbeli Gaz Altı Ark Kaynağı Proses Parametrelerinin Neuro- Regresyon Analizi ile Modellenmesi ve Optimizasyonu** başlıklı bu çalışma tarafımızca okunmuş olup, yapılan savunma sınavı sonucunda kapsam ve nitelik açısından başarılı bulunarak jürimiz tarafından YÜKSEK LİSANS TEZİ olarak kabul edilmiştir.

#### **ONAYLAYANLAR:**

Tez Danışmanı:	<b>Doç. Dr. Levent Aydın</b> İzmir Kâtip Çelebi Üniversitesi	
Jüri Üyeleri:		
	<b>Doç. Dr. Levent Aydın</b> İzmir Kâtip Çelebi Üniversitesi	
	<b>Doç. Dr. M.M.Fatih Karahan</b> Manisa Celal Bayar Üniversitesi	
	<b>Dr.Öğr. Üyesi Ebubekir Atan</b> İzmir Kâtip Çelebi Üniversitesi	

Savunma Tarihi: 30.06.2022

## Yazarlık Beyanı

Ben, İzlem Bakar Özçiçek, başlığı Akım Darbeli Gaz Altı Ark Kaynağı Proses Parametrelerinin Neuro- Regresyon Analizi ile Modellenmesi ve Optimizasyonu olan bu tezimin ve tezin içinde sunulan bilgilerin şahsıma ait olduğunu beyan ederim. Ayrıca:

- Bu çalışmanın bütünü veya esası bu üniversitede Yüksek Lisans derecesi elde etmek üzere çalıştığım süre içinde gerçekleştirilmiştir.
- Daha önce bu tezin herhangi bir kısmı başka bir derece veya yeterlik almak üzere bu üniversiteye veya başka bir kuruma sunulduysa bu açık biçimde ifade edilmiştir.
- Başkalarının yayımlanmış çalışmalarına başvurduğum durumlarda bu çalışmalara açık biçimde atıfta bulundum.
- Başkalarının çalışmalarından alıntıladığımda kaynağı her zaman belirttim. Tezin bu alıntılar dışında kalan kısmı tümüyle benim kendi çalışmamdır.
- Kayda değer yardım aldığım bütün kaynaklara teşekkür ettim.
- Tezde başkalarıyla birlikte gerçekleştirilen çalışmalar varsa onların katkısını ve kendi yaptıklarımı tam olarak açıkladım.

İmza:

Tarih: 30.06.2022

## Akım Darbeli Gaz Altı Ark Kaynağı Proses Parametrelerinin Neuro-Regresyon Analizi ile Modellenmesi ve Optimizasyonu

## Öz

Malzemenin çekme gerilmesinin değeri çeşitli konularda bilgi vermektedir. Örneğin; malzemenin seçimi, kalitesi ve farklı kuvvetler altındaki davranışı hakkında bilgi verir. Bu çalışmada akım darbeli gaz altı ark kaynak yöntemiyle kaynak yapılmış 53 numunenin çekme gerilmeleri incelenmiştir. Kullanılan deney verileri bir literatür çalışmasından seçilmiştir. Çekme gerilmesi ve bu değeri etkileyen sekiz giriş değeri için birçok matematiksel model yazılmıştır. Matematiksel modellerden R<sup>2</sup> training, R<sup>2</sup> testing, and R<sup>2</sup> validation değerleri hesaplanmış ve en iyi sonucu veren matematiksel model seçilmiştir. Neuro-regresyon ile modellenen ve en iyi sonucu veren matematiksel modelin mühendislik sınırları kontrol edilmiştir. Son olarak, sonuçlar dört farklı stokastik optimizasyon algoritmaları kullanılarak optimizasyon açısından değerlendirilmiştir.

Anahtar Sözcükler: Akım darbeli MIG kaynağı, gaz altı ark kaynağı, optimizasyon, neuro-regresyon analizi

## Pulsed Metal Inert Gas Welding Process Parameters Modelling and Optimization with Neuro-Regression Analysis

## Abstract

The value of the tensile stress of the material also provides information on various issues. It gives information about the choice of the material, its quality and its behavior under different forces. In this study, the tensile stresses of 53 specimens welded by the pulsed gas metal inert welding process were investigated. The data used were selected from a literature study. Many mathematical models were written for the tensile stress and the eight input values that affect this value. From the mathematical models, R<sup>2</sup> training, R<sup>2</sup> testing, and R<sup>2</sup> validation values were calculated, and the mathematical model that gave the best result was selected. The technical limitations of the mathematical model that was modeled with neuro-regression and provided the best result were reviewed. Finally, the results were evaluated using four different stochastic optimization algorithms.

**Keywords:** Gas metal arc welding, pulsed metal inert gas welding, optimization, neuro-regression analysis

## Teşekkür

Tez çalışmam boyunca her türlü bilgi ve desteği sağlayan çok değerli danışman hocam Sn. Doç.Dr. Levent Aydın'a teşekkürlerimi borç bilirim.

Ayrıca beni her zaman destekleyen anneme, babama ve hayatıma anlam katan canım eşim Mak.Yük.Müh. Burak Gökberk Özçiçek'e maddi ve manevi desteklerinden dolayı teşekkür ederim.

# İçindekiler

Yazarlık Beyanıi
Özii
Abstractiv
Teşekkür
Tablolar Listesiiz
Kısaltmalar Listesi
Semboller Listesix
<b>1</b> Giriş
1.1 Problem Tanımı
1.2 Motivasyon ve Amaç
1.3 Referans Çalışmalar
1.4 Literatür Araştırması
2 Gazaltı Ark Kaynağı Tanımı ve Çeşitleri
2.1 MIG ve MAG Kaynak Yöntemi Arasındaki Farklar
2.2 MIG/ MAG Kaynak Yöntemi Çalışma Prensibi
2.3 MIG/MAG Kaynak Yöntemi Avantajları

3 Metal İletim Şekilleri 10
3.1 Küresel Metal İletim
3.2 Sprey Metal İletim 11
3.3 Darbeli Metal İletim 12
4 Optimizasyon
4.1 Optimizasyon Yöntemleri14
4.2 Regresyon Analizi17
5 Matematiksel Model19
5.1 Materyal ve Metod
5.2 Problem Tanımı
5.3 Optimizasyon Senaryoları
6 Sonuçlar
Kaynaklar
Ekler
Ek A-B
Özgeçmiş

# Şekiller Listesi

Şekil 1.1	Kaynak numunelerinin kaynaklanma geometrisi	2
Şekil 1.2	Çekme testi numuneleri	3
Şekil 2.1	MIG/MAG kaynak donanımı	9
Şekil 3.1	MIG kaynağında farklı metal trasnfer şekilleri	10
Şekil 3.2	Küresel metal iletim şekli	
Şekil 3.3	Akım darbeli MIG kaynağında arkın değişimi	
Şekil 5.1	Optimum tasarım için akış şeması	

## Tablolar Listesi

Tablo 4.1	MDE,MND,MRS ve MSA optimizasyon algoritmaları için ilgili
	seçenekler
Tablo 5.1	Gaz altı ark kaynak yöntemiyle birleştirilmiş numunelerin deney
	parametreleri
Tablo 5.2	Matematik modeller
Tablo 6.1	Modeller ve sonuçları
Tablo 6.2	Optimizasyon probleminin sonuçları
Tablo 6.3a	Senaryo3-DifferentialEvolution algoritmaları optimizasyon probleminin
	sonuçları
Tablo 6.3b	Senaryo3-Nelder-Mead algoritmaları optimizasyon probleminin
	sonuçları 46
Tablo 6.3c	Senaryo3-SimulatedAnnealing algoritmaları optimizasyon probleminin
	sonuçları
Tablo 6.3d	Senaryo3-RandomSearch algoritmaları optimizasyon probleminin
	sonuçları

# Kısaltmalar Listesi

MIG	Metal Inert Gas
MAG	Metal Active Gas
Не	Helyum
Ar	Argon
Co	Karbonmonooksit
YSA	Yapay Sinir Ağı
TDK	Türk Dil Kurumu
min	Minimum
max	Maksimum
MPa	MegaPaskal
Hz	Hertz
m	Metre
mm	Milimetre
S	Saniye

# Semboller Listesi

E	Elemanıdır
	Küçüktür /Büyüktür
Σ	Toplam sembolü
V	Volt

## Bölüm 1

## Giriş

Kaynak; iki aynı tür malzemenin ,genellikle metal ve termoplastiklerin, basınç, ısı ve metalürjik şartlarının uygun kombinasyonuyla çözülmez olarak birleştirilmesidir. Basınç ve sıcaklık şartları çok değişik şekillerde kombinlenebildiği için kaynak şartları da çeşitlidir. Bu sebepten dolayı çok çeşitli kaynak yöntemi mevcuttur. Kaynak yöntemleri, imalat yöntemleri içinde geniş ve yaygın bir kullanım alanına sahiptir. İki malzemenin kaynaklanabilmesi için, kaynaklanmak istenen parçaların atomları arasında yeterli yaklaşma ve difüzyon olması gerekmektedir. Bu sayede ancak metal kristalleri oluşabilir [1].

Kullanılacak malzemenin cinsine bağlı olarak temelde iki başlıkta incelenir; bunlar metal ve plastik malzeme kaynağıdır.

*Metal Kaynağı*, metalik malzemelerin ısı ve/veya basınç kullanılarak aynı cins metalik malzeme ya da ergime sıcaklık aralıkları aynı benzer malzeme katarak birleştirilme işlemidir. Aynı işlem herhangi bir ek malzeme katmadan da gerçekleştirilebilir. Eğer ilave malzeme kullanılıyor ise buna dolgu malzemesi (ilave metal) adı verilir.

*Plastik Kaynağı,* aynı veya farklı tür termoplastik malzemenin ısı ve basınç kullanılarak birleştirilmesidir. Plastik kaynak yönteminde aynı türden bir termoplastik ilave malzeme katılarak veya katılmadan kaynak işlemi yapılabilir [2].

Metal kaynağı yöntemlerinden olan ark kaynağı yöntemi birçok üstün özelliklerinden dolayı sektörde yaygın olarak kullanılmaktadır. Ark kaynağı yöntemleri; elektrik ark kaynağı, gazaltı ark kaynağı, gaz-tungsten ark kaynağı, toz altı ark kaynağı, plazma ark kaynağı, saplama ark kaynağı gibi altı çeşiti vardır. Gaz altı ark kaynak yöntemi, ark kaynağı yöntemlerinden sıklıkla kullanılanıdır [1, 3].

Gaz Altı Ark kaynak yönteminde, ergiyen bir tel elektrot ile iş parçası arasında ark meydana gelerek kaynak işlemi gerçekleşir. Elektrot aynı zamanda ergidiği için dolgu malzemesi işlevini görür. Metallerin birleşimi bu şekilde sağlanır. Bu kaynak tekniğinde ark; argon, helyum, CO veya çeşitli gaz karışımları (Argon+Helyum vb.) gibi koruyucu bir gaz altında meydana gelir. Akımın dalga şeklinin değiştirilmesiyle damla, sprey veya kısa devre şeklinde transfer mekanizması değişir. Bu değişimler proseste darbeli ark kaynağı, kısa devre ark kaynağı ve sprey transfer kaynak çeşitleri olarak karşımıza çıkar [1, 3].

Bu çalışma 6 (altı) bölümden oluşmaktadır. Bölüm 1'de, kaynak yöntemleri ve çeşitleri kısaca özetlenip problem tanımı, çalışmanın amacından ve literatürdeki çalışmalardan bahsedilmiştir. Bölüm 2'de, gaz altı ark kaynağı yöntemlerine avantaj/dezavantaj ve çalışma prensibine değinilmiştir. Bölüm 3'te, gaz altı ark kaynağı iletim çeşitleri anlatılmıştır. Bölüm 4'te, optimizasyondan ve yöntemlerinden bahsedilmiştir. Bölüm 5'te problemin matematiksel modellerinden, son olarak bölüm 6'de sonuç ve tartışmalardan bahsedilmiştir.

## 1.1 Problem Tanımı

Şekil 1.1'de görülen geometride, akım darbeli gaz altı ark kaynağı ile birleştirilmiş ve şekil 1.2'deki gibi hazırlanmış 53 adet deney numunesi çekme testi sonuçları kullanılarak, optimum kaynak parametrelerini neuro-regresyon ile optimizasyonu için bölüm 5'te bahsedilecek adımlara tabi tutulmuştur.



Şekil 1.1: Kaynak numunelerinin kaynaklanma geometrisi

125 mm\* 100 mm\* 8 mm boyutlarında yumuşak çelik 2 adet iş parçası V geometride hazırlanmış ve 53 adet numune akım darbeli gaz altı ark kaynak yöntemi ile birleştirilmiştir. Kaynak numunelerinin 30° oluk açısı, kök yüzü ve kök aralığı 2 mm'dir [4].



Şekil 1.2: Çekme testi numuneleri

Numunelerin v geometride kaynakları tamamlandıktan sonra önce temizlenmiş (kaynak cürufları gibi) şekil 1.2'de görüldüğü geometride çekme testi deney numuneleri kesilerek hazırlanmış. Çekme testi oda sıcaklığında ve evrensel bir çekme deney makinesinde gerçekleştirilmiştir. 30 tonluk Losenhausen Werk marka test makinesinde deneyler gerçekleştirilmiş [4].

Optimizasyon çözümü yapılırken amaç fonksiyonu olan çekme gerilmesi için dört farklı stokastik algoritma kullanılmıştır. *Nelder Mead Algoritması, Differential Evulation Algoritması, Simulated Annealing Algortiması ve Random Search Algoritması* ve opsiyonları kullanılmıştır. Optimizasyon yapılırken gerçeğe daha iyi yansıtabilmesi için üç farklı senaryo oluşturulmuştur. Senaryolar oluşturulurken müdahale edilemeyen kaynak işlem parametreleri göz önüne alınmıştır.

## 1.2 Motivasyon ve Amaç

Bu tez çalışmasının seçilmesinin sebepleri aşağıdaki gibi sıralanabilir;

- Ark kaynak işlemi yüksek sıcaklıklarda gerçekleştiği için malzeme yapısında bozulmalara ve kalıcı gerilmelere neden olur.
- Akım darbeli gaz altı ark kaynak yöntemi, otomotiv, havacılık, imalat, demiryolu, köprü gibi geniş bir kullanıma sahiptir. Hassas üretim proseslerinde sıklıkla kullanılır.
- Diğer gaz altı ark kaynak yöntemlerinden birçok üstün özellikleri vardır.
- Kaynağın mekanik özelliklerinin saptanmasında çekme testi sıklıkla başvurulan bir yöntemdir. Bu nedenle, optimum kaynak parametreleri seçmek kaynak kalitesi için çok önemlidir.
- Mühendislik uygulamalarının, amacı mekanik özelliklerin en iyi olması aynı zamanda maliyetin en aza indirgenmesidir.
- Optimizasyon hayatında ayrılmaz parçası olduğu gibi mühendislik uygulamalarında en başta maliyeti düşürmek amacıyla sıklıkla kullanılır ve kullanılması gereklidir.

Bu çalışmanın ulaşmak istediği hedefler aşağıdaki gibi sıralanabilir;

- Gaz altı ark kaynak parametrelerini ve bunlara bağlı olarak mekanik özelliği olan çekme gerilmesinin matematiksel olarak modelini oluşturmak,
- Optimum kaynak parametreleri ile maksimum çekme gerilmesine ulaşmak,
- Kaynak parametrelerinin, çekme gerilmesi üzerindeki etkilerini araştırmaktır.

## 1.3 Referans Çalışmalar

Bu tez çalışması hazırlanırken değerli çalışmalar temel referans olarak alınmıştır. Modelleme yapmak için gerekli olan deney dataları Pal vd. (2008) çalışmasından, akım darbeli gaz altı ark kaynağı parametrelerinin geometriye etkisi gibi bilgiler için Muzafferoğlu (2008) çalışmasından, akım darbeli gaz altı ark kaynak yöntemi bilgileri için Karamış (2012) kitabındaki bilgilerden yararlanılmıştır.

- Pal S., K. Pal S., Samantaray A.K. Artificial neural network modeling of weld joint strength prediction of a pulsed metal inert gas welding process using arc signals. Journal of Materials Processing Technology 2008; 2 0 2 464–474.
- Karamış M.B. İmalat Yöntemleri, 5. Baskı. Erciyes Üniversitesi Yayın Komisyonu; 2012.
- Muzafferoğlu HF. Darbeli akımla MIG/MAG kaynağında darbe parametrelerinin dikiş geometrisine etkisi (yüksek lisans tezi). İstanbul: İstanbul Teknik Üniversitesi; 2008.
- Aydin L, Artem HS, Oterkus S, Chapter 1 :Mathematical Background, Designing Engineering Structures Using Stochastic Optimization Methods, 2020.

## 1.4 Literatür Araştırması

Pal vd.(2008), akım darbeli MIG kaynağı ile V şeklinde birleştirilmiş elli üç adet deney numunesine çekme gerilme testi yapmışlardır. Sekiz adet kaynak parametresini(voltaj, darbe voltajı, darbe frekansı, darbe görev faktörü, tabla hızı, tel besleme hızı, RMS (Root Mean Square) akım, RMS gerilimi deney girdi değerleri olarak belirleyip, kaynaklı numunelerin çekme gerilmelerini çıktı olarak belirlemişlerdir. Tüm verileri kullanarak, çok katmanlı YSA(Yapay Sinir Ağı) ve çoklu regresyon analizi kullanarak iki farklı çeşit model oluşturmuşlardır. Oluşturulan YSA modelinin öngördüğü kaynak mukavemetinin, regresyon modelinden daha iyi sonuç verdiğine ulaşmışlardır [4].

Kumar ve Singh (2019), AISI 1018 yumuşak çelikten imal edilmiş dokuz adet numuneyi V kaynak geometrisinde MIG kaynak ile birleştirmiştir. Gri tabanlı Taguchi yöntemi, optimum kaynak parametrelerini elde etmek için seçilmiştir. Akım, gerilim ve ön ısıtma parametreleri girdi olarak belirlenmiş ve bunlara bağlı olarak değişen çekme dayanımı ve yüzde uzama miktarları çıktı olarak belirlenmiştir. Matematiksel model çoklu regresyon denklemleri kullanılarak geliştirilmiştir. İkinci derece regresyon modeli nihai gerilmeye en yakın değeri verdiği sonucuna ulaşmışlardır [5]. Ghosal ve Chaki (2010), 5005 Al-Mg alaşımlı yirmi adet deney numunesini CO<sub>2</sub> laser MIG kaynak yöntemi ile birleştirmişlerdir. Penetrasyon derinliğini deney çıktısı olarak belirleyerek testlere tabi tutmuşlardır. En iyi YSA modeli için, deney verilerini %80 ve %20 şeklinde eğitmek ve test etmek için ayırmışlardır. Hibrit YSA modelin vermiş olduğu hata oranının, regresyon modelden daha az olduğu sonucuna ulaşmışlardır [6].

Kumar vd.(2014), 304 ve 316 kalite paslanmaz çelik numuneler seçilerek MIG kaynak yöntemi ile birleştirmişlerdir. Ardından numuneler çekme testine tabi tutulmuştur. Kaynak gerilimi, akımı ve ilerleme hızı giriş değerleri olarak, numunelerin çekme testi sonuçları çıktı değeri olarak belirlenmiştir. Deney verileri YSA ile modellenip, genetik algoritma kullanarak optimizasyonu sağlanmıştır. 304 kalite paslanmaz çeliğin daha mukavemetli olduğu sonucuna ulaşmışlardır [7].

Malviya ve Pratihar (2011), MIG kaynak yöntemi ile birleştirilen numunelerin deney verilerini parçacık sürüsü optimizasyon yöntemiyle optimize edilmesi üzerine çalışmışlardır. YSA ile dört farklı yaklaşım oluşturup, parçacık sürüsü optimizasyonuyla her bir yaklaşımı optimize etmişlerdir. İki YSA yaklaşımında, geri yayılma algoritması kullanmışlardır. Bu iki yaklaşımın diğer yaklaşımlardan daha iyi performans verdiği kanısına ulaşmışlardır [8].

Raghavendra vd. (2009), akım darbeli MIG kaynağı ile birleştirilmiş deney numunelerine kaynak mukavemet testi yapmışlardır. Bu deney sonuçlarını geri yayılım sinir ağı modelleri kullanarak modelleyip, karınca kolonisi optimizasyonu ile optimizasyonunu sağlamışlardır [9].

## Bölüm 2

## Gazaltı Ark Kaynağı Tanımı ve Çeşitleri

Gazaltı ark kaynak yöntemleri 1930'ların ortasına doğru geliştirilmiş bir proses yöntemleridir. Günümüzde de etkin kaynak yöntemi olarak sıklıkla kullanılmaktadır. Normal metal ark kaynağına göre daha verimli ve veriminden dolayı ekonomiktir. Gazaltı ark kaynak yöntemleri MIG ve MAG isimleriyle iki çeşittir. MIG kaynağı diye kasaltılan *metal inert gas welding*; MAG kaynağı olarak kısaltılan *metal active gas welding*dir [1].

Genellikle MIG (Metal Inert Gas Welding) kaynak yöntemi olarakta anılan kaynak yönteminde ark, ergiyen elektrot ile kaynaklanmak istenen parça arasında oluşur. Oluşturulan ark, koruyucu bir gaz altında gerçekleşir. Koruyucu gaz olarak çok çeşitli gazlar kullanılabilir. Gazın koruyuculuğundan beklenti ve iş parçasının cinsi koruyucu gaz seçiminde önemli parametrelerdir [10].

Kaynak yönteminde, düşük akım, düşük voltaj ve ufak çaplı elektrotlarla kısa devre tekniğini kullanır. Ergiyen elektrot, kaynak parçasına damlayarak metal transferi sağlanmış olur. Elektrotun ucu ergimiş bölgeye dokunduğu zaman ark meydana gelir. Gazaltı ark kaynaklarında sıcaklık nispeten düşük olduğu için 6 mm'den daha ince kaynak parçaları için pek uygun değildir [11].

## 2.1 MIG ve MAG Kaynak Yöntemi Arasındaki Farklar

MIG ve MAG kaynak yöntemleri arasındaki tek fark kaynak işlemi sırasında, kullanılan koruyucu gazın niteliğidir. MIG kaynak yönteminde kullanılan inert gazlar veya atıl gazlar, belirli şartlar altında herhangi bir kimyasal tepkimeye girmezler; soygazlar gibi. Sıklıkla kullanılan bazı koruyucu gazlar şunlardır; argon(Ar), helyum (He), karbonmonoksit (Co) veya helyum+ argon gibi çeşitli oranlanda karıştırılmış

gaz karışımları da kullanılır. Herhangi bir kimyasal tepkimeye girmedikleri içinde, numunenin korozyon ve ortam neminden korunmasına yardımcı olurlar [10].

MAG kaynak yönteminde kullanılan gazlar ise aktif gazlar olarak adlandırılan bu gazlar kardondioksit ve karışımı gazlardır. Bu tür gazlar demir, çelik ve/veya türevlerinin kaynaklanmasında kullanılmaktadır. MAG kaynak yöntemi kolay oksitlenen malzemelerin kaynaklanmasında tercih edilmez [12].

Bu iki kaynak yönteminin çalışma prensipleri ve yöntemleri tamamen aynıdır. Aralarındaki tek fark kullanılan koruyucu gazın cinsidir. Bu kullanılacak gazın niteliği kaynaklanacak parçanın cinsine ve kaynaktan beklenilen performansa göre seçilir [11].

Örneğin; alüminyum alaşımlı iş parçası kaynaklanacak ise; argon koruyucu gaz kullanılır ve doğru akım pozitif kutup, iş parçasının yüzeyinin temiz olmasına yardımcı olur. Bir başka örnek olarak, nikel kaynak parçası kaynakalanacak ise; argon koruyucu gazın kaynak bölgesinin akışkanlığını arttırma gibi etkisi vardır. Veya, oksitsiz bakır parçalar kaynaklanacak ise, %75 He+ %25 Ar koruyucu gaz kullanıldığında ince parçaların kaynağında, iyi bir sulanma yüksek ısı ve ısısal ilerleme oluşur [13].

## 2.2 MIG/ MAG Kaynak Yöntemi Çalışma Prensibi

Günümüzde otomatik makinalar kullanılır. Elle kontrol edilen ayarlar kaynak hızı, kaynak doğrultusu ve torcun pozisyonudur. Geri kalan tüm ayarlar makineye kaynakçı tarafından verilen bilgilerdir. Akım şiddeti, besleme hızı, ark boyu gibi bilgiler kaynak makinası tarafından sabit değerlerde tutulur [14].

MIG/MAG kaynağının çalışma prensibinin tamamen aynı olup tek fark koruyucu gazdır. Bu yüzden aşağıdaki gösterilen makina donanımı hem MIG hem MAG kaynağı için geçerlidir.



Şekil 2.1: MIG/MAG kaynak donanımı

Şekil 2.1.'da da görüldüğü şekilde, dört ana üniteden oluşur. Kaynak torcu ve bağlantıları, tel sürme ünitesi, akım ünitesi ve koruyucu gaz ünitesi olarak [10].

## 2.3 MIG/MAG Kaynak Yöntemi Avantajları

MIG/MAG kaynak yönteminin çok sayıda kullanım yönünden avantajları vardır. Çok sayıda çeşitli malzemeyi düşük maliyette ama yüksek kaynak kalitesinde kaynaklanmasını sağlar. Her pozisyonda kaynak yapılabilmesi uygulama kolaylığı ve çeşitliliği sağlar. Kaynak dikişi çok düzgün oluşur ve kaynak sonrası temizliğe genellikle ihtiyaç duyulmaz. Daha az kaynak dumanı oluşur. Robotik veya otomasyona uygun bir yöntemdir. Benzer kaynak yöntemlerine göre daha düşük ısı girdisi gerekmektedir. Tabiki her yöntemin olduğu gibi bu yönteminde bazı dezavanajları bulunur. Örneğin; kısa devre iletimde düşük ısı ince malzemelerde kullanımını kısıtlar. Sprey transferde yüksek ısı genellikle kalın malzemelerde ve yatay pozisyonda kullanımını sınırlar [10].

## Bölüm 3

## Metal İletim Şekilleri

Ark kaynakta damlanın transfer yöntemi önemli bir elemandır. Sadece kaynak akımı ve voltajından değil aynı anda darbe parametrelerininden de etkilenir. Kaynak yapılan pozisyonları, nüfuziyeti, kaynak banyosunun kararlığını ve sıçramadan kaynaklanan kayıpların miktarına iletim şekli etki eder [15].

Akımın dalga şeklini değiştirilmesiyle damla, sprey veya kısa devre şeklinde transfer mekanizması değişir. Bu değişimler proseste darbeli ark kaynağı, kısa devre ark kaynağı ve sprey transfer kaynak çeşitleri olarak karşımıza çıkar [1].

Elektrottan kaynak parçasına tel iletimi farklı şekillerde gerçekleşir. Düşük akımlarda iri küresel şekilde kaynak parçasına düşen elektrot, akım arttıkça sprey şeklini alır. Küresel şekilde iletimde düşen damlaların büyüklüğü üzerinde yetersiz kontrol ve damla boyutları nedeniyle ark kararsızlığı meydana gelir. Sprey iletim şeklinde ise yüksek akımlarda ulaşılabilmektedir. Yüksek akım kaynak parçasının fazlaca ısınmasına neden olur. Bu da bazı malzeme türlerinde, belirli bir malzeme kalınlığı altında kullanımı kısıtlandırmış olur. Bu iki iletim şeklinin üstün özellikleri bir araya getirilerek 1960'lı yılların ortasında akım darbeli MIG kaynak yöntemi geliştirilmiştir [2].



Şekil 3.1: MIG kaynağında farklı metal transfer şekilleri a)Küresel b)Sprey c)Darbeli

### 3.1 Küresel Metal İletim

1960 ve 1970'lerde sıklıkla bu metal iletim şekli kullanılırdı. Büyük hacimli sac malzeme imalatında kullanılırdı. Küresel metal iletim şekli, kısa devre ve yerçekimi etkisiyle elektrodun büyük damlalar halinde biriktiği metal iletim şeklidir. Bu iletimde oluşan damlalar elektrot çapından büyük ve düzensizdir. Düzensiz olmasından dolayı da kaynak çizgisinin dışına çıkabilir. Oluşan damlanın parçalanmadan elektrottan ayrılıp kaynak banyosuna iletilmesi imkanlıdır. Ama damlanın kısa devre yaparak parçalanarak iletilmesi daha olasıdır. Bu sebepten dolayı bu iletim şekilde sıçrama çok olur. Sıçramanın çok olması demek kaynak temizlik maliyetinin fazla olması anlamına gelir. Aynı zamanda soğuk yapışma, yetersiz erime kusurlarına, kaynak dikişinin bombeli olmasına ve elektrot verimliliğinin azalmasına sebep olmaktadır [10, 14].



Şekil 3.2:Küresel metal iletim şekli [10]

### 3.2 Sprey Metal Iletim

Ar esaslı koruyucu gaz ile elektrot ucunda oluşan damla ark tarafından sarılır ve damlanın boyutu kaynak akımı kritik değerinin üstünde olduğunda çok küçülür. Bu iletim yolu damlanın iş parçasına sıçramasız düştüğü ve arkın kararlı olduğu sprey transfer olarak adlandırılır. Bu iletimde ısı çok yüksektir. Koruyucu gaz olarak Ar+O ve Ar+CO<sub>2</sub> karışım gazlar kullanılır. Sprey iletim şekli neredeyse birçok alaşımda kullanılabilir. Sadece sprey iletim oluşturmak için akım yüksek olduğu için iş parçasına ısı girdisi çok olur bu sebepten dolayı ince malzemelere uygulanması zordur [10].

### 3.3 Darbeli Metal İletim

Darbeli sprey iletim şeklinde ise akımın, düşük (temel) akım ile yüksek (pik) akım değerleri arasında yükselip alçalması şeklinde gerçekleşir. Pik akım değerine ani çıkış nedeniyle yönteme akım darbeli metal iletim ismi verilmiştir. Ergiyen elektrotla, her darbede elektrot ucunda ergimiş bir metal damlası oluşur. Pik akım süresi oluşan damlanın kopmasına yetecek sürededir. Temel akım ise pik akımlar arasında arkın devam etmesini sağlar. Darbeli akım kaynak yöntemi, kontrollü sprey transfer yöntemidir.Bu iletim şekliyle kaynak yapmak kolay kontrol edilebilen, az distorsiyonla ince malzemelerinde kaynaklanmasını sağlamaktadır.Çok çeşitli malzemelerin kaynak işleminde kullanılabilir, ilk başlarda gemi gövde parçalarını kaynaklanmasında kullanılmıştır [10, 16].



Şekil 3.3: Akım darbeli MIG kaynağında arkın değişimi

## Bölüm 4

## Optimizasyon

Optimizasyon TDK'ye göre, 'Bir şeyi en uygun hale getirmek ya da en iyi şekilde kullanmak' anlamına gelmektedir. Dilimize ingilizceden geçmiş olup en iyiyi aramak gibi anlamlara gelmektedir. Optimizasyon şöyle de tanımlanabilir; Bir sistemi belirli kısıtlamalar içerisinde minimum maliyetle en elverişli hale getirmek amacıyla uygulanan işlem ve metotların tümüdür. Bir sorun veya problemi en uygun şekilde çözmek ya da bir sistemi mümkün olan en iyi duruma getirme işlemidir. Optimizasyona bir nevi doğru karar verme sanatı da denilebilir [17, 18].

Optimizasyon, verilen amaçlar doğrultusunda belirli kısıtlamaların sağlanarak en uygun çözümün elde edilmesidir. Optimizasyon, bir fonksiyonun minimize veya maksimize edilmesi olarak tanımlanabilir. Optimizasyon yapıda en iyi sonucu elde etmeyi amaçlar [19].

Optimizasyonu matematik açısından tanımlamak gerekirse eğer, bir gerçel fonksiyonun minimum veya maksimum yapmak amacıyla gerçek veya tam sayı değerlerini belirli ve tanımlı bir aralıkta seçip fonksiyon içerisine yerleştirerek sistematik bir şekilde problemi incelemek veya çözmektir [20].

Optimizasyonun çok geniş kullanım alanları vardır. Bunlardan başlıcaları; bilgisayar bilimi ve matematik, endüstriyel uygulamalar, biyoloji, fizik, tıp, veri madenciliği, mühendislik uygulamaları, simülasyon ile senaryo analizi, tasarım uygulamaları ve ekonomi gibi [17-20]. Optimizasyon yapılırken, belirli kısıtlamalar, değişkenler ve metotlar söz konusu olur. Optimizasyon aşamalarını şu şekide maddeleyebiliriz;

- Sistemin analizi
- Kısıtlamaların belirlenmesi

- Değişkenlerin saptanması
- Hedef fonksiyon seçimi
- Uygun optimizasyon yönteminin seçilmesi
- Sistemin kontrolü

Mühendisler için optimizasyon ise çok önemlidir. Çünkü amaç, makina veya sistemden her zaman az maliyetle en yüksek verimi alabilmektir. Bir makine veya sistem tasarlanırken minimum maliyet maksimum verim olarak tasarlamak başlıca ilkelerdendir.

## 4.1 Optimizasyon Yöntemleri

Optimizasyon yöntemleri deterministik ve stokastik olarak ikiye ayrılır.

### 4.1.1 Deterministik Optimizasyon Yöntemleri

Bu optimizasyon yöntemleri sadece sürekli ve türevlenebilir fonksiyonların optimum çözüme ulaşmasını sağlayabilirler. Yerel minimum veya yerel maksimuma yakınsayan ve modellemek için ileri derece matematik altyapısı gereken yöntemlerdir. Bu optimizasyon yöntemleri kalabalık tasarım değişkenine sahip problemleri çözmede etkin değildir. Bu yöntemlerde kısıtlı varyasyon ve Lagrange çarpanları gibi yalnızca sürekli ve türevlenebilir fonksiyonlar için kullanılır. Mühendislik tasarım problemlerinin kendine özgün olması sebebiyle, geleneksel optimizasyon yöntemleri genellikle kullanılmaz [17].

### 4.1.2 Stokastik Optimizasyon Yöntemleri

Bu optimizasyon yöntemleri deneysel tasarıma dayalı, istatiksel yöntemlerdir. Mühendislik tasarım problemlerinin, özgün olması sebebiyle geleneksel optimizasyon yöntemleri kullanılmaz. Bu durumlarda genetik algoritma (GA), parçacık sürü (PA) ve simulated anneling gibi stokastik optimizasyon yöntemleri kullanılır. Stokastik yöntemlerle kesin çözüm elde edilememektedir. Optimizasyon problemi için farklı fenomenolojik temelli birden fazla yöntem kullanıldığından, çözümün güvenilirliği artar [21]. En zor matematiksel optimizasyon problemleri aşağıdaki gibi bazı sorunlara sahiptir:

- i. çoklu doğrusal olmayan amaç fonksiyonları,
- ii. birçok yerel uç noktaya sahip objektif işlevler,
- iii. karışık tamsayı (ayrık) tasarım değişkenlerinin sürekli yapısı ve doğrusal olmayan kısıtlamalar [22].

### 4.1.2.1 Nelder Mead Algoritması

Nelder-Mead algoritması, sınırsız optimizasyon problemi için tasarlanmış geleneksel bir lokal arama yöntemidir. Nelder-Mead global bir optimizasyon algoritması olmasa da, kolay kullanımda çok fazla lokal minimuma sahip olmayan problemler için oldukça iyi sonuçlar verir. Algoritmanın karakteristik özelliklerinden biri, Nelder-Mead Algoritmasının ilk birkaç iterasyonda önemli gelişmeler sağladığı, hızlı ve oldukça yeterli sonuçlar ürettiğidir. Tasarım değişkenlerinin uzayı (bilinmeyen parametreler) simpleksin hareketiyle ayrıntılı şekilde araştırılır. Nelder- Mead algoritması modelleme yapılamayan durumlarda tercihe edilen bir yöntemdir. Her iterasyon için bir deneme yapılacağından optimumu bulmak oldukça hızlı olacaktır. Böylelikle az sayıda deney ile optimum saptanmış olacaktır [22].

### 4.1.2.2 Differential Evaluation Algoritması

Differential Evaluation, stokastik optimizasyon yönteminin kullanılabilir en uygun yöntemlerinden birisidir Differential Evaluation'da her değişken değeri, gerçek bir sayıyla temsil edilir. Differential Evaluation algoritmasının bazı avantajları şöyledir; basit bir yapıya sahiptir, kullanımı kolaydır, hızlı ve sağlamdır. Differential Evaluation, gerçek değere sahip değişkenlerle problemleri çözmek için en iyi, pratik ve güvenilir genetik tip algoritmalardan biridir. Çözümleri iterasyon yapmak yerine bir dizi çözümle ilgilenir. Differential Evaluation, alanında uzman bilgisi veya karmaşık tasarım algoritmalarına gerek duyulmadan, neredeyse çözülmesi güç veya zor tüm problemlere çözüm üretebilmek için çeşitli bilim ve mühendislik uygulamalarında sıklıkla kullanılmıştır [23].

### 4.1.2.3 Random Search Algoritması

Geleneksel Random Search algoritmasında, ilk adım rastgele başlangıç noktaları olan popülasyonu üretmektir. Yerel bir uç noktaya yaklaşmak için her başlangıç noktasından yerel bir optimizasyon yöntemi kullanır. Çözüm olarak, en iyi yerel minimum seçilir [24].

Random Search algoritmasının en büyük pratikliği, sürekli ve ayrık alanlarda da olmak üzere konveks olmayan, türevlenebilir amaç fonksiyonları için genel optimuma ulaşma yeteneğine sahip olmasıdır. Random Search yönteminin sayılabilcek başka avantajı olarak, karmaşık/kompleks problemlerde uygulanmasının daha az uğraştırıcı olmasıdır. Genellikle, Random Search algoritmalarının, kötü kurgulanmış küresel optimizasyon problemleri için hızlı bir şekilde sonuç ürettiği için "güçlü" oldukları ve güzel performans gösterdiği bilinmektedir [25].

### 4.1.2.4 Simulated Annealing Algoritması

Popüler rastgele arama yöntemlerinden olan Simulated Annealing; bir metalin yüksek sıcaklıklara ısıtılıp daha sonrasında yavaş yavaş soğuması sağlanan, tavlama işleminin fiziksel sürecine dayanır. Malzemenin, atomik yapısının daha düşük bir enerji durumuna geçmesini ve sonuç olarak daha sert bir malzeme haline gelmesini sağlar. Bu durumun optimizasyon açısından değerlendirilmesi gerekirse eğer, Simulated Annealing algoritmasında, işlem yapının yerel bir minimumdan uzaklaşarak, daha iyi küresel optimal noktayı keşfetmesini ve yerleşmesini sağlar. Simulated Annealing algoritmasını en önemli avantajı ise; sürekli, ayrık veya karışık tam sayılı gibi çeşitli optimizasyon problemlerini çözmeyi imkanlı hale getirmesidir [26].

Tablo 4.1.'de problemin çözümü için kullanılan stokastik optimizasyon yöntemlerinden olan differential evaluation, nelder-mead, random seed, simulated annealinglerin program içindeki ayarlamaları verilmiştir.

Seçenekler	MDE	MNM	MSA	MRS
ScalingFactor	0.6/0.8/1	-	-	-
RandomSeed	0/1	0/5	0/5	0
Tolerance	0.001	0.001	0.001	0.001
CrossProbability	0.5/0.8/1	-	-	-
PenaltyFunction	Automatic	-	-	Automatic
ExpandRatio	-	2	-	-
ContractRatio	-	0.5	-	-
ReflectRatio	-	1	-	-
ShrinkRatio	-	0.5	-	-
LevelIterations	-	-	50	-
PerturbationScale	-	-	1	-
Method	-	-	-	Automatic
SearchPoint	-	-	-	Automatic

Tablo 4.1: MDE, MNM, MRS ve MSA optimizasyon algoritmaları için ilgili secenekler

MDE: modified differential evaluation, MNM: modified Nelder-Mead, MRS: modified random seed, MSA:modified simulated annealing.

## 4.2 Regresyon Analizi

Regresyonun ilk şekli en küçük kareler prensibidir. İlk olarak 1805 yılında Adrien Marie Legendre tarafından ortaya atılmıştır. 1809 yılında ise C.F. Gauss aynı yöntemi açıklamıştır. Legendre ve Gauss, astronomik gözlemlerden uydularının güneş etrafındaki yörüngelerini tespit etmek için kullanırken ortaya çıkartmışlardır [18].

Regresyon analizi, iki veya daha çok fazla değişkenin arasındaki bağı ölçmek için kullanılan bir analiz yöntemidir. Bu analiz sayesinde eğer değişkenler arasında bir

bağ varsa bu bağın yetkinliği hakkında bilgi edinilmiş olur. Regresyon analizinde değişkenlerden biri bilindiğinde diğeri hakkında da öngörü sağlar. Genellikle bu değişkenlerin ölçülebilir değişkenler olması şarttır. Regresyon analizinde, değişkenlerden biri bağımlı diğerleri bağımsız değişken olmalıdır [20].

Regresyon analizi aşağıdaki amaçlarla kullanılabilir;

- Modelin geçerliliğini kontrol etmek veya sınamak,
- Parametreleri tahmin etmek,
- Sistemin davranışını tahmin etmek [18].

## Bölüm 5

## Matematiksel Model

Bu çalışma Tablo 5.1'de verilen deney dataları kullanılarak hazırlanmıştır. Deney dataları mevcut bir literatür çalışmasından alınmıştır.

Bölüm 1.4'de anlatılan literatür araştırmasında aşağıda değinilen bazı eksiklikler olduğu saptanmış ve bu çalışmayı yapmak için motivasyon olmuştur;

- Yapılan tüm modelleme ve optimizasyon ile ilgili çalışmalarda, az sayıda matematiksel model (1-3 adet) oluşturulup, o modellerden en iyi R<sup>2</sup> değeri veren model üzerinden optimizasyon yapılmıştır.
- Matematiksel modeller tüm deney verileri kullanılarak oluşturulmuştur. Bu da matematiksel modelin doğruluğu açısından şüphe uyandırmaktadır.
- Matematiksel modeller yalnızca R<sup>2</sup> değerleri üzerinden değerlendirilmiştir.
- Problemler çözülürken gerçek mühendislik sınırlamaları göz önünde bulundurulmamıştır.

Bu gibi sebeplerden dolayı yapılan optimizasyon ve regresyon analizleri hassasiyet ve güvenilirlik açısından yeterli değildir. Modelleme tasarımına yeni bir yaklaşım getirilerek, akım darbeli gaz altı ark kaynak işlem parametreleri daha hassas sonuçlar verecek şekilde farklı bir yaklaşımla modellenmiştir. Bu yaklaşımda mevcut literatür çalışmasındaki deney dataları [4] kullanılmış ve neuro regresyon analizi ile modellenip, optimizasyonu yapılmıştır. Mevcut data üçe ayrılmış (training, testing, validation olarak) ve çok sayıda matematiksel model (lineer, logaritmik, rasyonel, hibrit vb.) oluşturulmuştur. İkinci adım olarak aday modellerin mühendislik sınırları gerçekçi değerler üretmek için kontrol edilmiştir. Son olarak farklı stokastik optimizasyon algoritmaları (Differential Evaluation, Nelder-Mead, Random Search ve Simulated Annealing algoritmaları) kullanılarak sonuçlar değerlendirilmiştir.

Deney no	Arka Plan Voltajı(V)	Darbe Gerilimi(V)	Darbe Frekansı (Hz)	Darbe Görev Faktörü	Tel Besleme Hızı (m/mm)	Tabla Besleme Hızı (mm/s)	RMS Akım(V)	RMS Voltaj(V)	Çekme Gerilmesi (MPa)
1	17	34,6	130	0,5	9	3,76	1,1939	2,7429	412,28
2	17	34,6	130	0,5	9	3,76	1,1415	2,7449	415,79
3	14	30	80	0,35	11	5,635	1,4385	1,6834	0
4	14	39	80	0,35	7	5,635	1,1971	2,7190	328,71
5	14	30	182	0,65	11	5,635	1,2566	2,3814	385,98
6	20	39	80	0,65	7	5,635	1,2773	3,2596	246,92
7	14	39	80	0,65	7	2,456	1,2791	3,1528	353,40
8	17	34,6	130	0,50	7	3,76	1,0515	2,7334	329,75
9	20	30	80	0,35	11	2,456	1,4692	1,9772	0
10	17	34,6	130	0,5	9	5,635	1,1839	2,6688	214,38
11	17	34,6	182	0,5	9	3,76	1,1434	2,6927	452,31
12	17	30	130	0,5	9	3,76	1,1998	2,3022	190,69
13	14	30	80	0,65	7	5,635	0,9921	2,4823	193,88
14	20	39	80	0,35	7	2,456	1,1052	2,9427	463,03
15	20	30	182	0,65	11	3,76	1,4019	2,3886	231,11
16	17	34,6	130	0,5	9	3,76	1,1493	2,7500	412,53
17	17	34,6	130	0,5	9	2,456	1,1945	2,7313	419,28
18	14	30	182	0,35	11	5,635	1,5672	1,7755	0
19	14	39	80	0,65	11	2,456	1,5484	2,9822	461,73
20	14	30	80	0,65	11	2,456	0,7498	2,6086	331,28
21	17	34,6	130	0,5	9	3,76	1,165	2,7508	411,85
22	17	34,6	130	0,65	9	3,76	1,2652	2,8668	419,00
23	20	30	182	0,35	7	2,456	1,0122	2,4273	371,65
24	17	34,6	130	0,5	9	3,76	1,1998	2,7081	417,33
25	20	39	182	0,35	11	2,456	1,3841	2,6365	375,44
26	17	34,6	80	0,5	9	3,76	1,1516	2,7705	403,06
27	20	30	182	0,35	11	5,635	1,3825	1,9676	0
28	14	34,6	130	0,5	9	3,76	1,1673	2,6496	424,97
29	17	34,6	130	0,5	9	2,456	1,1965	2,7268	463,8
30	14	39	182	0,35	11	5,635	1,3096	2,4468	282,97
31	20	39	182	0,65	7	2,456	1,246	3,2878	263,60
32	20	30	182	0,65	7	5,635	1,0026	2,5803	370,21
33	20	30	80	0,65	11	5,635	1,2856	2,4107	251,88
34	17	34,6	130	0,35	9	3,76	1,2128	2,3691	293,29
35	14	39	182	0,65	11	2,456	1,3787	3,1774	418,95
36	14	39	182	0,65	7	5,635	1,2979	3,1505	232,75
37	20	39	182	0,65	11	5,635	1,2026	2,7367	455,13
38	17	34,6	130	0,50	9	3,76	1,1717	2,7386	420,97
39	14	30	182	0,35	7	5,635	1,0123	2,0132	11,523
40	20	30	80	0,35	7	5,635	0,9973	2,2885	189,19
41	17	39	130	0,5	9	3,76	1,3221	2,9732	443,87
42	20	30	80	0,65	7	2,456	0,9922	2,6553	436,47
43	14	30	80	0,35	7	2,456	1,0072	2,2308	15,20
44	14	39	80	0,35	11	2,456	1,4916	2,2187	109,34
45	14	30	182	0,65	7	2,456	0,9790	2,6119	356,67
46	17	34,6	130	0,5	11	3,76	1,3023	2,5549	402,58
47	20	39	182	0,35	7	5,635	1,1497	2,5602	265,93
48	17	34,6	130	0,5	9	3,76	1,2161	2,7163	410,64
49	20	39	80	0,65	11	2,456	1,3634	3,2698	453,11
50	20	39	80	0,35	11	5,635	1,3265	2,7507	367,01
51	14	39	182	0,35	7	2,456	1,1070	2,6931	445,03
52	17	34,6	130	0,5	9	3,76	1,1947	2,6984	413,43
53	20	34,6	130	0,5	9	3,76	1,1786	2,6165	349,20

Tablo 5.1: Gaz altı ark kaynak yöntemiyle birleştirilmiş numunelerin deney parametreleri [4].

### 5.1 Materyal ve Metod

(4thOP)

Modelleme aşamasında, tahminlerin doğruluğunu test etmek için neuro- regresyon analizi kullanılmıştır. Bu yaklaşımda, tüm deney verileri random üçe ayrılmıştır. Deney verilerinin %80'i training, %15'i testing ve %5'i validation olarak random ayrılmıştır. Bu ayrılan deney verileri Wolfram Mathematica 12.0 programına input olarak tanımlatılmıştır. Amaç, matematiksel model oluşturup; bu modellerden en iyi R<sup>2</sup> değerlerini elde etmektir. İlk adım olarak matematiksel modelden R<sup>2</sup>training ve R<sup>2</sup>trainingadjusted değerleri hesaplatılır. Bu iki değerin %95'ten büyük ve birbirlerine yakın olması beklenir. Bir sonraki adım matematiksel modelin, daha doğru sonuç verdiğinden emin olmak adına R<sup>2</sup>testing değerine bakılır. R<sup>2</sup>testing değerinin %85'ten büyük olması beklenir. R<sup>2</sup>training ve R<sup>2</sup>testing değerleri istenen değerde ise bir sonraki adım olarak R<sup>2</sup>validation değeri hesaplatılır. R<sup>2</sup>validation değerinin de %85'ten büyük olması gerekmektedir. Eğer R<sup>2</sup>training, R<sup>2</sup>testing ve R<sup>2</sup>validation değerleri istenilen aralıklarda olmaz ise en başa dönülüp matematiksel model değiştirilerek bu değerler yeni matematiksel modelde tekrar hesaplatılır. Bu döngü ta ki istenen R<sup>2</sup> değerlerine ulaşana kadar devam eder. Tablo 5.2'de problemin neuro- regresyon analizi için yazılmış tüm modelleri verilmektedir.

Model Adı(Kısaltması)	Formül
First Order Polynomial	$Y = \sum_{i=1}^{8} (a_i x_i) + c_i$
(FOP)	
Second Order Polynomial	$Y = \sum_{i=1}^{8} \sum_{j=1}^{8} (a_{i}x_{j}x_{k}) + \sum_{i=1}^{8} (a_{i}x_{i}) + c$
(SOP)	$\sum_{k=1}^{j} \sum_{j=1}^{j} (j, j, m) = \sum_{i=1}^{j} \sum_{k=1}^{j} (j, j, m)$
Third Order Polynomial	$Y = \sum_{k=1}^{8} \sum_{j=1}^{8} \sum_{k=1}^{8} (\beta_{i} x_{i} x_{m} x_{p}) + \sum_{j=1}^{8} \sum_{j=1}^{8} (a_{j} x_{j} x_{k}) + \sum_{j=1}^{8} (a_{i} x_{j}) + c$
(TOP)	l=1 $m=1$ $p=1$ $k=1$ $j=1$ $l=1$
Equate Order Delve and	$Y = \sum_{i=1}^{8} \sum_{j=1}^{8} \sum_{i=1}^{8} \sum_{j=1}^{8} (\gamma_r x_r x_s x_t x_v) + \sum_{i=1}^{8} \sum_{j=1}^{8} \sum_{j=1}^{8} (\beta_i x_i x_m x_p) + \sum_{i=1}^{8} \sum_{j=1}^{8} (a_j x_j x_k) + \sum_{i=1}^{8} (a_i x_i) + c$
Fourth Order Polynomial	$r=1$ $s=1$ $t=1$ $\nu=1$ $l=1$ $m=1$ $p=1$ $k=1$ $j=1$ $l=1$

Tablo 5.2: Matematik Modeller

Fifth Order Polynominal

(5thOP)

First Order Rational

(FOR)

Second Order Rational

Third Order Rational

First Order Logarithms

Second Order Logarithms

Third Order Logarithms

(SOR)

(TOR)

(FOL)

(SOL)

(TOL)

$$Y = \sum_{r=1}^{8} \sum_{s=1}^{8} \sum_{t=1}^{8} \sum_{v=1}^{8} \sum_{z=1}^{8} (\gamma_{r} x_{r} x_{s} x_{t} x_{v} x_{z}) + \sum_{a=1}^{8} \sum_{b=1}^{8} \sum_{c=1}^{8} \sum_{d=1}^{8} (\gamma_{r} x_{a} x_{b} x_{c} x_{d}) + \sum_{l=1}^{8} \sum_{m=1}^{8} \sum_{p=1}^{8} (\beta_{l} x_{l} x_{m} x_{p}) + \sum_{k=1}^{8} \sum_{j=1}^{8} (a_{j} x_{j} x_{k}) + \sum_{l=1}^{8} (a_{l} x_{l}) + c$$

$$Y = \frac{\sum_{i=1}^{8} (a_i x_i) + c_1}{\sum_{j=1}^{8} (\beta_j x_j)} + c_2$$

 $Y = \frac{\sum_{k=1}^{8} \sum_{j=1}^{8} (a_{j}x_{j}x_{k}) + \sum_{i=1}^{8} (a_{i}x_{i}) + c_{1}}{\sum_{l=1}^{8} \sum_{m=1}^{8} (\beta_{m}x_{m}x_{l}) + \sum_{n=1}^{8} (\beta_{n}x_{n})} + c_{2}$ 

 $Y = \frac{\sum_{i=1}^{8} \sum_{m=1}^{8} \sum_{p=1}^{8} (\beta_{i} x_{i} x_{m} x_{p}) + \sum_{k=1}^{8} \sum_{j=1}^{8} (a_{j} x_{j} x_{k}) + \sum_{i=1}^{8} (a_{i} x_{i}) + c_{1}}{\sum_{f=1}^{8} \sum_{v=1}^{8} (\beta_{f} x_{f} x_{v} x_{v}) + \sum_{t=1}^{8} \sum_{s=1}^{8} (\gamma_{s} x_{s} x_{t}) + \sum_{n=1}^{8} (\gamma_{n} x_{n})} + c_{2}$ 

$$Y = \sum_{i=1}^{8} (a_i Log[x_i]) + c$$

$$Y = \sum_{k=1}^{8} \sum_{j=1}^{8} \left( a_j Log[x_j x_k] \right) + \sum_{i=1}^{8} \left( a_i Log[x_i] \right) + c$$

$$Y = \sum_{r=1}^{8} \sum_{s=1}^{8} \sum_{t=1}^{8} (a_t Log[x_r x_s x_t]) + \sum_{k=1}^{8} \sum_{j=1}^{8} (a_j Log[x_j x_k]) + \sum_{i=1}^{8} (a_i Log[x_i]) + o(a_i Log[x_i])$$

Fourth Order Logarithms

(4thOL)

First Order Logarithms Rational (FOLR)

Second Order Logarithms Rational (SOLR)

Third Order Logarithms Rational (**TOLR**)

$$Y = \frac{\sum_{i=1}^{6} (a_i Log[x_i]) + c_1}{\sum_{j=1}^{8} (\beta_j Log[x_j])} + c_2$$

$$Y = \frac{\sum_{k=1}^{8} \sum_{j=1}^{8} (a_j Log[x_j x_k]) + \sum_{i=1}^{8} (a_i Log[x_i]) + c_1}{\sum_{m=1}^{8} \sum_{i=1}^{8} (a_n Log[x_i x_m]) + \sum_{n=1}^{8} (a_n Log[x_n])} + c_2$$

$$Y = \frac{\sum_{r=1}^{8} \sum_{s=1}^{8} \sum_{t=1}^{8} (a_{t} Log[x_{r}x_{s}x_{t}]) + \sum_{k=1}^{8} \sum_{j=1}^{8} (a_{j} Log[x_{j}x_{k}]) + \sum_{i=1}^{8} (a_{i} Log[x_{i}]) + c}{\sum_{a=1}^{8} \sum_{b=1}^{8} \sum_{c=1}^{8} (a_{c} Log[x_{a}x_{b}x_{c}]) + \sum_{e=1}^{8} \sum_{d=1}^{8} (a_{d} Log[x_{e}x_{d}]) + \sum_{f=1}^{8} (a_{f} Log[x_{f}]) + c}}$$
$$Y = \prod_{i=1}^{8} a_{i}x_{i} * c$$

Exponantial Function(EF)

First Order Trigonometric (FOT)

$$Y = \sum_{i=1}^{8} (a_i Sin[x_i] + a_i Cos[x_i]) + a_i Cos[x_i]) + a_i Cos[x_i] + a_i Cos[x_i] -$$

SecondOrder Trigonometric

(SOT)

Third Order Trigonometric

#### (TOT)

Fourth Order Trigonometric

#### (4thOT)

First Order Trigonometric Rational (FOTR)

Second Order Trigonometric Rational (SOTR)

$$Y = \sum_{i=1}^{8} (a_i Sin[x_i] + a_i Cos[x_i]) + \sum_{j=1}^{8} (\beta_j Sin^2[x_j] + \gamma_j Cos^2[x_j]) + c$$

$$Y = \sum_{i=1}^{8} (a_i Sin[x_i] + a_i Cos[x_i]) + \sum_{j=1}^{8} (\beta_j Sin^2[x_j] + \gamma_j Cos^2[x_j]) + \sum_{k=1}^{8} (\beta_k Sin^3[x_k] + \gamma_k Cos^3[x_k]) + cos^3[x_k]) + cos^3[x_k] + c$$

$$Y = \sum_{i=1}^{8} (a_i Sin[x_i] + a_i Cos[x_i]) + \sum_{j=1}^{8} (\beta_j Sin^2[x_j] + \gamma_j Cos^2[x_j]) + \sum_{k=1}^{8} (\beta_k Sin^3[x_k] + \gamma_k Cos^3[x_k]) + \sum_{l=1}^{8} (\beta_l Sin^4[x_l] + \gamma_l Cos^4[x_l]) + c$$

$$Y = \frac{\sum_{i=1}^{8} (a_i Sin[x_i] + a_i Cos[x_i]) + c_1}{\sum_{i=1}^{8} (\beta_j Sin[x_j] + \gamma_j Cos[x_j])} + c_2$$

$$Y = \frac{\sum_{i=1}^{8} (a_i Sin[x_i] + a_i Cos[x_i]) + \sum_{j=1}^{8} (\beta_j Sin^2[x_j] + \gamma_j Cos^2[x_j]) + c_1}{\sum_{k=1}^{8} (\theta_i Sin[x_k] + \theta_i Cos[x_k]) + \sum_{l=1}^{8} (\delta_j Sin^2[x_l] + \delta_j Cos^2[x_l])} + c_2$$

 $\mathbf{C} = \frac{\sum_{i=1}^{8} (a_i Sin[x_i] + a_i Cos[x_i]) + \sum_{j=1}^{8} (\beta_j Sin^2[x_j] + \gamma_j Cos^2[x_j]) + \sum_{k=1}^{8} (\beta_k Sin^3[x_k] + \gamma_k Cos^3[x_k]) + c_1}{\sum_{l=1}^{8} (a_l Sin[x_l] + a_l Cos[x_l]) + \sum_{m=1}^{8} (\beta_m Sin^2[x_m] + \gamma_m Cos^2[x_m]) + \sum_{m=1}^{8} (\beta_m Sin^3[x_n] + \gamma_m Cos^3[x_m]) + c_2}$ 

$$Y = \sum_{i=1}^{8} (a_i Log[x_i]) + \sum_{j=1}^{8} (a_j Sin[x_j] + a_j Cos[x_j]) + c$$

$$Y = \sum_{k=1}^{8} (a_k x_k) + \sum_{i=1}^{8} (a_i Log[x_i]) + \sum_{j=1}^{8} (a_j Sin[x_j] + a_j Cos[x_j]) + c$$

$$Y = \sum_{k=1}^{8} (a_k x_k) + \sum_{j=1}^{8} (a_j Sin[x_j] + a_j Cos[x_j]) + c$$

$$Y = \sum_{k=1}^{8} (a_k x_k) + \sum_{i=1}^{8} (a_i Log[x_i]) + c$$

$$Y = \sum_{k=1}^{8} \sum_{j=1}^{8} (a_j Log[x_j x_k]) + \sum_{i=1}^{8} (a_i Log[x_i]) + \sum_{m=1}^{8} (a_m Sin[x_m] + a_m Cos[x_m]) + \sum_{n=1}^{8} (\beta_n Sin^2[x_n] + \gamma_n Cos^2[x_n]) + c$$

First Order Hybrid Model[Poly+Log+Trigonometric]

#### (FOH-PLT)

First Order Hybrid Model[Poly+Trigonometric]

#### (FOH-PT)

First Order Hybrid Model[Poly+Log]

#### (FOH-PL)

Second Order Hybrid Model[Log+Trigonometric]

#### (SOH-LT)

econd Order Hybrid Model[Poly+Log+Trigonometric]

#### (SOH-PLT)

Second Order Hybrid Model[Poly+Trigonometric]

#### (SOH-PT)

Second Order Hybrid Model[Poly+Log]

#### (SOH-PL)

Third Order Hybrid Model [Poly+Log]

#### (TOH-PL)

Third Order Hybrid Model [Poly+Log+Trigonometric]

#### (TOH-PLT)

Third Order Hybrid Model [Poly+Trigonometric]

Third Order Hybrid Model [Log+Trigonometric]

#### (TOH-LT)

Rational First Order Hybrid Model[Log+Trigonometric]

#### (RFOH-LT)

Rational First Order Hybrid Model[Poly+Trigonometric]

#### (RFOH-PT)

$$Y = \sum_{k=1}^{8} \sum_{j=1}^{8} (a_j Log[x_j x_k]) + \sum_{l=1}^{8} (a_l Log[x_l]) + \sum_{m=1}^{8} (a_m Sin[x_m] + a_m Cos[x_m]) + \sum_{n=1}^{8} (\beta_n Sin^2[x_n] + \gamma_n Cos^2[x_n]) + \sum_{h=1}^{8} \sum_{l=1}^{8} (a_l x_l x_h) + \sum_{r=1}^{8} (a_r x_r) + c$$

$$Y = \sum_{m=1}^{8} (a_m Sin[x_m] + a_m Cos[x_m]) + \sum_{n=1}^{8} (\beta_n Sin^2[x_n] + \gamma_n Cos^2[x_n]) + \sum_{h=1}^{8} \sum_{l=1}^{8} (a_l x_l x_h) + \sum_{r=1}^{8} (a_r x_r) + c s^2 (x_h) + c s^2 (x$$

$$Y = \sum_{k=1}^{8} \sum_{j=1}^{8} \left( a_j Log[x_j x_k] \right) + \sum_{i=1}^{8} \left( a_i Log[x_i] \right) + \sum_{h=1}^{8} \sum_{l=1}^{8} \left( a_l x_l x_h \right) + \sum_{r=1}^{8} \left( a_r x_r \right) + c$$

$$Y = \sum_{r=1}^{8} \sum_{s=1}^{8} \sum_{t=1}^{8} (a_t Log[x_r x_s x_t]) + \sum_{a=1}^{8} \sum_{b=1}^{8} (a_b Log[x_a x_b]) + \sum_{c=1}^{8} (a_c Log[x_c]) + \sum_{l=1}^{8} \sum_{m=1}^{8} \beta_{p=1}^{2} (\beta_l x_l x_m x_p) + \sum_{k=1}^{8} \sum_{j=1}^{8} (a_j x_j x_k) + \sum_{l=1}^{8} (a_i x_l) + c$$

$$Y = \sum_{i=1}^{8} (a_i Sin[x_i] + a_i Cos[x_i]) + \sum_{j=1}^{8} (\beta_j Sin^2[x_j] + \gamma_j Cos^2[x_j]) + \sum_{k=1}^{8} (\beta_k Sin^3[x_k] + \gamma_k Cos^3[x_k]) + \sum_{r=1}^{8} \sum_{s=1}^{8} \sum_{t=1}^{8} (a_t Log[x_r x_s x_t]) + \sum_{a=1}^{8} \sum_{b=1}^{8} (a_b Log[x_a x_b]) + \sum_{c=1}^{8} (a_c Log[x_c]) + \sum_{l=1}^{8} \sum_{m=1}^{8} \sum_{p=1}^{8} (\beta_l x_l x_m x_p) + \sum_{k=1}^{8} \sum_{j=1}^{8} (a_j x_j x_k) + \sum_{l=1}^{8} (a_i x_l) + c$$

$$Y = \sum_{i=1}^{8} (a_i Sin[x_i] + a_i Cos[x_i]) + \sum_{j=1}^{8} (\beta_j Sin^2[x_j] + \gamma_j Cos^2[x_j]) + \sum_{k=1}^{8} (\beta_k Sin^3[x_k] + \gamma_k Cos^3[x_k]) + \sum_{l=1}^{8} \sum_{m=1}^{8} \sum_{p=1}^{8} (\beta_l x_l x_m x_p) + \sum_{k=1}^{8} \sum_{j=1}^{8} (a_j x_j x_k) + \sum_{l=1}^{8} (a_i x_l) + c$$

$$Y = \sum_{i=1}^{8} (a_i Sin[x_i] + a_i Cos[x_i]) + \sum_{j=1}^{8} (\beta_j Sin^2[x_j] + \gamma_j Cos^2[x_j]) + \sum_{k=1}^{8} (\beta_k Sin^3[x_k] + \gamma_k Cos^3[x_k]) + \sum_{r=1}^{8} \sum_{s=1}^{8} \sum_{t=1}^{8} (a_t Log[x_r x_s x_t]) + \sum_{a=1}^{8} \sum_{b=1}^{8} (a_b Log[x_a x_b]) + \sum_{c=1}^{8} (a_c Log[x_c])$$

$$Y = \frac{\sum_{i=1}^{8} (a_i Log[x_i]) + c_1}{\sum_{j=1}^{8} (\beta_j Log[x_j])} + \frac{\sum_{i=1}^{8} (a_i Sin[x_i] + a_i Cos[x_i]) + c_3}{\sum_{j=1}^{8} (\beta_j Sin[x_j] + \gamma_j Cos[x_j])} + c_4$$

$$Y = \frac{\sum_{i=1}^{8} (a_i x_i) + c_2}{\sum_{j=1}^{8} (\beta_j x_j)} + \frac{\sum_{i=1}^{8} (a_i Sin[x_i] + a_i Cos[x_i]) + c_3}{\sum_{j=1}^{8} (\beta_j Sin[x_j] + \gamma_j Cos[x_j])} + c_4$$

Y

Rational First Order Hybrid Model[Poly+Log]

#### (RFOH-PL)

Rational First Order Hybrid Model[Poly+Log+Trigonometric]

#### (RFOH-PLT)

Rational Second Order Hybrid Model[Log+Trigonometric] Y

Y

Y

v

#### (RSOH-LT)

Rational Second Order Hybrid Model[Poly+Log+Trigonometric]

#### (RSOH-PLT)

Rational Second Order Hybrid Model[Poly+Trigonometric]

#### (RSOH-PT)

Rational Second Order Hybrid Model[Poly+Log]

#### (RSOH-PL)

Rational Third Order Hybrid Model [Poly+Log]

#### (RTOH-PL)

$$=\frac{\sum_{i=1}^{8}(a_i Log[x_i]) + c_1}{\sum_{j=1}^{8}(\beta_j Log[x_j])} + \frac{\sum_{i=1}^{8}(a_i x_i) + c_2}{\sum_{j=1}^{8}(\beta_j x_j)} + c_4$$

$$Y = \frac{\sum_{i=1}^{8} (a_i Log[x_i]) + c_1}{\sum_{j=1}^{8} (\beta_j Log[x_j])} + \frac{\sum_{i=1}^{8} (a_i x_i) + c_2}{\sum_{j=1}^{8} (\beta_j x_j)} + \frac{\sum_{i=1}^{8} (a_i Sin[x_i] + a_i Cos[x_i]) + c_3}{\sum_{j=1}^{8} (\beta_j Sin[x_j] + \gamma_j Cos[x_j])} + c_4$$

$$= \frac{\sum_{a=1}^{8} \sum_{b=1}^{8} (a_{b} Log[x_{a}x_{b}]) + \sum_{c=1}^{8} (a_{c} Log[x_{c}]) + c_{1}}{\sum_{m=1}^{8} \sum_{l=1}^{8} (a_{l} Log[x_{l}x_{m}]) + \sum_{n=1}^{8} (a_{n} Log[x_{n}])} + \frac{\sum_{v=1}^{8} (a_{v} Sin[x_{v}] + a_{v} Cos[x_{v}]) + \sum_{t=1}^{8} (\beta_{t} Sin^{2}[x_{t}] + \gamma_{t} Cos^{2}[x_{t}]) + c_{1}}{\sum_{s=1}^{8} (\theta_{s} Sin[x_{s}] + \theta_{s} Cos[x_{s}]) + \sum_{g=1}^{8} (\delta_{g} Sin^{2}[x_{g}] + \delta_{g} Cos^{2}[x_{g}])} + c_{2}$$

$$= \frac{\sum_{k=1}^{8} \sum_{j=1}^{8} (a_{j}x_{j}x_{k}) + \sum_{i=1}^{8} (a_{i}x_{i}) + c_{1}}{\sum_{l=1}^{8} \sum_{k=1}^{8} (\beta_{k}x_{m}x_{l}) + \sum_{n=1}^{8} (\beta_{n}x_{n})} + \frac{\sum_{a=1}^{8} \sum_{b=1}^{8} (a_{b}Log[x_{a}x_{b}]) + \sum_{c=1}^{8} (a_{c}Log[x_{c}]) + c_{1}}{\sum_{m=1}^{8} \sum_{l=1}^{8} (a_{l}Log[x_{l}x_{m}]) + \sum_{n=1}^{8} (a_{n}Log[x_{n}])} + \frac{\sum_{s=1}^{8} (a_{s}Sin[x_{s}] + a_{s}Cos[x_{s}]) + \sum_{t=1}^{8} (\beta_{t}Sin^{2}[x_{t}] + \gamma_{t}Cos^{2}[x_{t}]) + c_{1}}{\sum_{s=1}^{8} (\theta_{s}Sin[x_{s}] + \theta_{s}Cos[x_{s}]) + \sum_{g=1}^{8} (\delta_{g}Sin^{2}[x_{g}] + \delta_{g}Cos^{2}[x_{g}])} + c_{2}$$

$$Y = \frac{\sum_{k=1}^{8} \sum_{j=1}^{8} (a_{j}x_{j}x_{k}) + \sum_{i=1}^{8} (a_{i}x_{i}) + c_{1}}{\sum_{l=1}^{8} \sum_{m=1}^{8} (\beta_{m}x_{m}x_{l}) + \sum_{n=1}^{8} (\beta_{n}x_{n})} + \frac{\sum_{\nu=1}^{8} (\alpha_{\nu}Sin[x_{\nu}] + a_{\nu}Cos[x_{\nu}]) + \sum_{t=1}^{8} (\beta_{t}Sin^{2}[x_{t}] + \gamma_{t}Cos^{2}[x_{t}]) + c_{1}}{\sum_{s=1}^{8} (\theta_{s}Sin[x_{s}] + \theta_{s}Cos[x_{s}]) + \sum_{n=1}^{8} (\delta_{g}Sin^{2}[x_{g}] + \delta_{g}Cos^{2}[x_{g}])} + c_{2}$$

$$Y = \frac{\sum_{k=1}^{8} \sum_{j=1}^{8} (a_{j}x_{j}x_{k}) + \sum_{i=1}^{8} (a_{i}x_{i}) + c_{1}}{\sum_{l=1}^{8} \sum_{m=1}^{8} (\beta_{m}x_{m}x_{l}) + \sum_{n=1}^{8} (\beta_{n}x_{n})} + \frac{\sum_{a=1}^{8} \sum_{b=1}^{8} (a_{b}Log[x_{a}x_{b}]) + \sum_{c=1}^{8} (a_{c}Log[x_{c}]) + c_{1}}{\sum_{m=1}^{8} \sum_{l=1}^{8} (a_{l}Log[x_{l}x_{m}]) + \sum_{n=1}^{8} (a_{n}Log[x_{n}])} + c_{2}$$

$$= \frac{\sum_{r=1}^{8} \sum_{s=1}^{8} \sum_{t=1}^{8} (a_{t} Log[x_{r}x_{s}x_{t}]) + \sum_{g=1}^{8} \sum_{h=1}^{8} (a_{h} Log[x_{g}x_{h}]) + \sum_{u=1}^{8} (a_{u} Log[x_{u}]) + c}{\sum_{a=1}^{8} \sum_{b=1}^{8} \sum_{c=1}^{8} (a_{c} Log[x_{a}x_{b}x_{c}]) + \sum_{e=1}^{8} \sum_{d=1}^{8} (a_{d} Log[x_{e}x_{d}]) + \sum_{f=1}^{8} (a_{f} Log[x_{f}]) + c} + \frac{\sum_{o=1}^{8} \sum_{e=1}^{8} \sum_{p=1}^{8} (\beta_{p}x_{o}x_{e}x_{p}) + \sum_{v=1}^{8} \sum_{w=1}^{8} (a_{w}x_{w}x_{v}) + \sum_{z=1}^{8} (a_{z}x_{z}) + c_{1}}{\sum_{y=1}^{8} \sum_{q=1}^{8} \sum_{u=1}^{8} (\theta_{u}x_{y}x_{q}x_{u}) + \sum_{t=1}^{8} \sum_{s=1}^{8} (\gamma_{s}x_{s}) + c_{2}}$$

$$= \frac{\sum_{i=1}^{8} (a_i Sin[x_i] + a_i Cos[x_i]) + \sum_{j=1}^{8} (\beta_j Sin^2[x_j] + \gamma_j Cos^2[x_j]) + \sum_{k=1}^{8} (\beta_k Sin^3[x_k] + \gamma_k Cos^3[x_k]) + c_1}{\sum_{l=1}^{8} (a_l Sin[x_l] + a_l Cos[x_l]) + \sum_{m=1}^{8} (\beta_m Sin^2[x_m] + \gamma_m Cos^2[x_m]) + \sum_{n=1}^{8} (\beta_n Sin^3[x_n] + \gamma_n Cos^3[x_n]) + c_2}} + \frac{\sum_{r=1}^{8} \sum_{s=1}^{8} \sum_{i=1}^{8} (a_l Log[x_r x_s x_l]) + \sum_{g=1}^{8} \sum_{h=1}^{8} (a_h Log[x_g x_h]) + \sum_{u=1}^{8} (a_u Log[x_u]) + c}{\sum_{a=1}^{8} \sum_{b=1}^{8} \sum_{c=1}^{8} (a_c Log[x_a x_b x_c]) + \sum_{e=1}^{8} \sum_{d=1}^{8} (a_d Log[x_e x_d]) + \sum_{f=1}^{8} (a_f Log[x_f]) + c} + \frac{\sum_{o=1}^{8} \sum_{e=1}^{8} \sum_{p=1}^{8} (\beta_p x_o x_e x_p) + \sum_{v=1}^{8} \sum_{d=1}^{8} (a_w x_w x_v) + \sum_{e=1}^{8} (a_z x_e) + c_1}{\sum_{y=1}^{8} \sum_{d=1}^{8} (\beta_d x_y x_d x_d) + \sum_{t=1}^{8} \sum_{q=1}^{8} (\gamma_t x_x x_t) + \sum_{s=1}^{8} (\gamma_t x_s)} + c_2$$

Rational Third Order Hybrid Model [Poly+Log+Trigonometric]

#### (RTOH-PLT)



#### Tablo 5.2: (Devamı) Matematik Modeller

### 5.2 Problem Tanımı

Açıklanan yöntemlerle, bir darbeli akım gaz altı ark kaynağı deney parametrelerinin optimum tasarımı aşağıdaki adımlarla yapılmıştır.

- i. Tablo 5.1'de verilmiş olan deney verileri referans bir makaleden [4] alınmıştır.
- Deney verileriyle matematiksel olarak 47 farklı fonksiyon yazılmış ve bu fonksiyonların en iyisi R<sup>2</sup>training, R<sup>2</sup>testing ve R<sup>2</sup>validation değerlerine bakılarak belirlenmiştir.
- En iyi R<sup>2</sup> değeri veren fonksiyonel yapı seçilerek üç farklı optimizasyon senaryosu oluşturulmuştur. Bu senaryoların hepsi dört farklı stokastik optimizasyon algortiması ile çözüme kavuşturulmuştur.

## 5.3 Optimizasyon Senaryoları

*Senaryo 1:* Bu optimizasyon probleminde amaç fonksiyonu olan, çekme dayanımını maksimize etmektir. Senaryo 1'de tüm parametrelerin belirli aralıklarda gerçek bir sayı olabileceği varsayılır. Gerçek deney kısıtları göz ardı edilir. Bu şartlarda; 14<arkaplan voltajı<20, 30<darbe gerilimi<39, 82<darbe frekansı<182, 0,35<darbe görev faktörü<0,65, 7<tel besleme hızı<11, 2,456<tabla besleme hızı<5,635,

0,7498<RMSakımı<1,5672,1,6834<RMSvoltajı<3,2698 şeklinde kısıtlamalar koyulmuş ve optimizasyon algoritmalarına tabi tutulur. Alt ve üst sınırlar belirlenirken referans olarak alınan makaledeki gerçek deney datalarının alt ve üst sınırları kullanılmıştır.

*Senaryo 2:* Akım darbeli ark kaynağı optimizasyon probleminde nispeten daha gerçekçi çekme dayanımı üretebilmek için Senaryo 1'e ek bazı gerçekçi kısıtlamalar belirlenir. Bu şartlarda; 14<arka plan voltajı<20, 30<darbe gerilimi<39, 80<darbe frekansı<182, 0,35< darbe görev faktörü <0,65, 7<tel besleme hızı<11, 2,456<tabla besleme hızı<5,635, 0,7498<RMS akımı<1,5672, 1,6834<RMS voltajı<3,2698 aralıkların da bir gerçek sayı olduğu bunlara ek olarak arka plan voltajı, darbe gerilimi, darbe frekansı, tel besleme hızı parametrelerinin tamsayı olma kısıtlaması koyulur. Bu kısıtlamalar altında optimizasyon algoritmalarına tabi tutulur.

*Senaryo 3:* Gerçek deney düzenek parametrelerine bağlı kalarak, optimizasyon problemi; çekme dayanımı maksimum olması için,

- i. tüm parametrelerin daha önceki senaryo aralıklarında gerçek sayı olduğu,
- ii. arka plan voltajı ∈ {14,17,20}; darbe gerilimi ∈ {30, 34.6, 39}; darbe frekansı ∈ {80,130,182}; darbe görev faktörü ∈ {0.35, 0.5, 0.65}; tel besleme hızı ∈ {7,9,11}; tabla besleme hızı ∈ {2.456, 3.76, 5.635}; 0,7498<RMS akımı <1,5672; 1,6834<RMS voltajı<3,2698 kısıtlamaları getirilir.</li>



Şekil 5.1: Optimum tasarım için akış şeması

Bu çalışmada, özetle optimizasyon işlemi şekil 5.1'de verilen akış şeması yönünde çözüme ulaştırılmıştır.

## Bölüm 6

### Sonuçlar

Bu tez çalışmasında, referans olarak seçilen çalışmanın [4] kaynaklı numunelerin çekme gerilmelerini belirlemek için R<sup>2</sup>training, R<sup>2</sup>testing ve R<sup>2</sup>validation değerleri hesaplanarak farklı regresyon modelleri kullanılmıştır. Referans çalışmada ise, RSM metodolojisi tercih edilmiş ve 53 deneysel verisi, üç seviyeli altı faktörlü yarım kesirli merkezi kompozitler(three level six factor half fraction central composites) kullanılarak tasarlanmıştır. Çoklu regresyon analizi ve YSA modellerinin çıktıları karşılaştırılmıştır. YSA modelinin regresyon modelinden daha iyi sonuçlar verdiği tespit edilmiştir. Bu çalışmada, sekiz inputlu (bkz. Tablo 5.1) 47 farklı matematik model test edilmiş ve sonuçlar Tablo 6.1'de verilmiştir.

Tablo 6.1 hazırlanırken her matematiksel model için R<sup>2</sup>training, R<sup>2</sup>testing ve R<sup>2</sup>validation değerleri hesaplanmıştır. Bu değerler modelin başarısı hakkında bilgi verir ve değerlerin 1 ve/veya 1'e yakın olması beklenir. Sonuç 1 ve/veya 1'e yakınsa model yapıyı tahmin etmede o kadar başarılı olur. En başarılı model aranırken her üç değerde de 1'e en yakın olma koşulunu sağlayan model seçilmiştir. Çünkü birçok modelde 1 ve/veya 1'e yakın R<sup>2</sup>training ve R<sup>2</sup>testing değerleri bulunmaktadır (bkz. Tablo 6.1). Tüm gereksinimleri aynı anda karşılayan tek bir başarılı model vardır. Bu model ikinci dereceden trigonometrik modeldir (SOT).

Yapıyı gerçeğe daha da yakınlaştırmak için oluşturulan farklı senaryo sonuçlarını da incelemek gerekirse; Senaryo 1'de tüm giriş değerleri maksimum ve minimum değerler arasında tanımlandı. Bunun sonucunda: çekme gerilmesi 498,999 MPa olarak bulundu. Arka plan voltajı (V)= 17,1985, darbe gerilimi (V)=36,5576, darbe frekansı (Hz) =138,192, darbe görev faktörü =0,469008, tel besleme hızı (m/mm)=9,18116, tablo besleme hızı (mm/s)=2,85937, RMS akımı (V)= 1,03008, RMS voltajı (V)=3,02941 önerilen değerler. Önerilen değerler gerçeğe yakındır ancak mühendislik sınırları içinde değildir.

Senaryo 2'de ise, daha yakınsak değerler elde etmek için bazı girdilere gerçekçi kısıtlamalar getirilmiştir (bkz bölüm 5.4). Bunlar da, arka zemin gerilimi, darbe gerilimi, darbe frekansı ve tel besleme hızı değerleri tamsayı olma şartını belirlendi. Bu kısıtlama kaynak makinesinin çalışma aralığı dikkate alınarak yapılmıştır. Bu durumda çekme gerilmesi değeri 498,983 MPa olarak bulunmuştur. Arka plan gerilimi (V)= 17, darbe gerilimi (V)=33, darbe frekansı (Hz) =149, darbe görev faktörü =0,45882, tel besleme hızı (m/mm)=9, tabla besleme hızı (mm/sn) )=3,3479, RMS akımı (V)= 1,14829, RMS voltajı (V)=2,91326 önerilen değerlerdir. Kısıtlı giriş değerleri gerçeğe yakın ve uygundur, ancak bu herhangi bir kısıtlama getirilmeyen diğer input değerleri için geçerli değildir.

Senaryo 3'te deney verilerine uygun tüm kısıtlamalar getirilerek (bkz. bölüm 5.4.) daha başarılı sonuçlar elde edilmiştir. Çekme gerilmesi değeri 490,00 MPa olarak bulunmuştur. Arka plan gerilimi (V)= 17, darbe gerilimi (V)=39, darbe frekansı (Hz) =130, darbe görev faktörü =0,65, tel besleme hızı (m/mm)=9, tabla besleme hızı (mm/sn) )=3,76, RMS akımı (V)= 0,90353 ve RMS voltajı (V)=3,1683 önerilen değerlerdir. Önerilen değerler gerçekçidir ve sınırlar dahilindedir.

Tablo 6.2 incelendiğinde gerçekçi kısıtlar koyuldukça önerilen deney değişkenleri gerçeğe yaklaşmaktadır. Yani sistemin yapıyı tahmin etmesi daha da güvenilir olduğu anlaşılmaktadır.

Tablo 6.3 a-b-c-d, deney değişkenlerin kısıt altında stokastik optimizasyon yöntemleri üzerindeki etkilerini ayrıntılı olarak göstermektedir. (bkz. Ek A)

Tablo 6.2 ve Tablo 6.3'de önerilen deney verileri deneysel olarak denenmiş olsaydı; çekme gerilmesi 490,00 MPa'ya yakın bir sonuç elde edilebilirdi. Ancak bu tahmin edilen datalar test edilmedi yani reelde yapılan deneylerde bu çalışmada önerilen kombinasyon hiç denenmediği için ve maksimum çekme gerilmesi olarak 463,8 MPa değerine ulaşılabilmiştir.

İsimlendirme	Model		R <sup>2</sup> Training Adjusted	R <sup>2</sup> Testing	R <sup>2</sup> Validation
FOP	y=-593.062 + 5.58256 x1 - 1.25538 x2 + 0.175583 x3 - 108.087 x4 + 33.205 x5 - 3.01259 x6 - 298.159 x7 + 367.998 x8	0,938017	0,921112	0,120028	-562,164
SOP	y=14166.4 - 33.4379 x1 - 12.962 x1^2 - 2707.22 x2 - 17.4135 x1 x2 + 25.7146 x2^2 - 45.5127 x3 + 1.52601 x1 x3 + 2.48892 x2 x3 - 0.0288762 x3^2 + 2226.92 x418.2581 x3 x8 + 67781.4 x4 x8 + 70.5967 x5 x8 - 1559.14 x6 x8 + 152.084 x7 x8 - 16074.8 x8^2	1.	1.	-500,993	-7089,79
ТОР	y=a[1] + 3 x1 a[2] + 3 x1^2 a[3] + x1^3 a[4] + 3 x2 a[5] + 6 x1 x2 a[6] + 3 x1^2 x2 a[7] + 3 x2^2 a[8] + 3 x1 x2^2 a[9] + x2^3 a[10] + 3 x3 a[11] + 6 x1 x3 a[12] ++6 x2 x3 x7 a[93] + 3 x3^2 x7 a[94] + 6 x4 x7 a[95] + 6 x1 x4 x7 a[96]++3 x4 x8^2 a[161] + 3 x5 x8^2 a[162] + 3 x6 x8^2 a[163] + 3 x7 x8^2 a[164] + x8^3 a[165]	1.	1.	-334,294	-40,5953
4thOP	y=-1223.84 - 43.2099 x1 - 1.96147 x1^2 - 0.141114 x1^3 - 0.0118972 x1^4 - 59.9841 x2 - 2.54169 x1 x2 - 0.0918313 x1^2 x2 - 0.00261466 x1^3 x2 - 1.54614 x2^2135.126 x4 x8^3 - 24.7825 x5 x8^3 - 51.3589 x6 x8^3 - 299.862 x7 x8^3 - 155.602 x8^4	1.	1.	-320,131	-15113,5
5thOP	y=-551.809 - 19.3883 x1 - 0.723178 x1^2 - 0.0392991 x1^3 - 0.00298373 x1^4+0.212331 x3 x8^4 - 31.4583 x4 x8^4 - 3.80493 x5 x8^4 - 7.90521 x6x8^4 - 38.4943 x7 x8^4 - 18.8506 x8^5	1.	1.	-317,665	-17686,5
FOR	y=(-30709.9 - 208.126 x1 - 593.406 x2 - 10.7499 x3 + 3981.22 x4 - 2252.68 x5 + 1280.47 x6 + 30211.4 x7 + 14842.9 x8)/(-71.1836 - 0.562397 x1 - 1.7309 x2 - 0.0309264 x3 + 16.7698 x4 - 7.96407 x5 + 5.00383 x6 + 97.9608 x7 + 33.1319 x8)	0,977041	0,959821	-9,15306	-7,0517

 Tablo 6.1: Modeller ve sonuçları

### Tablo 6.1: (Devamı) Modeller ve sonuçları

SOR	$ \begin{array}{l} y = & (0.963041 + 0.582536 \ x1 \ - \ 3.51897 \ x1^2 + 0.360711 \ x2 \ - \\ & 4.23868 \ x1 \ x2 \ - \ 1.37608 \ x2^2 \ - \ 0.101323 \ x3 \ - \ 12.8681 \ x1 \ x3 \ + \dots + 0.929141 \ x5 \ x8 \\ & + \ 0.99812 \ x6 \ x8 \ + \ 0.998477 \ x7 \ x8 \ + \ 1.08077 \ x8^2) / (5.63313 \ + \ 32.7446 \ x1 \ - \ 11.539 \\ & x1^2 \ + \ 73.2757 \ x2 \ + \ 14.1861 \ x1 \ x2 \ - \ 1.52142 \ x2^2 \ + \dots + 3.18749 \ x4 \ x8 \ - \ 6.19633 \\ & x5 \ x8 \ - \ 9.61534 \ x6 \ x8 \ - \ 4.77314 \ x7 \ x8 \ + \ 6.78027 \ x8^2) \end{array}$	0,947254	1,04615	0,344406	-110,479
TOR	$ \begin{array}{c} y = & (1. + 3.00055 \ x1 + 3.00952 \ x1^2 + 1.01834 \ x1^3 + \ldots + 6.13921 \ x3 \ x5 \ x7 + \\ & 6.00077 \ x4 \ x5 \ x7 + \ldots + 3.00103 \ x6 \ x8^2 + 3.0003 \ x7 \ x8^2 + 1.00008 \ x8^3) / (0.99996 \\ & + \\ & 2.995 \ x1 + 2.93385 \ x1^2 + 0.912727 \ x1^3 + \ldots + 6.21282 \ x3 \ x5 \ x7 + 5.99972 \ x4 \\ & x5 \ x7 + 2.99553 \ x5^2 \ x7 + \ldots + 2.99424 \ x6 \ x8^2 + 3.00013 \ x7 \ x8^2 + 1.00006 \ x8^3) \end{array} $	0,243615	1,11031	-13,3384	-365771
FOL	y=-979.24 + 79.2594 Log[x1] - 182.023 Log[x2] + 31.4103 Log[x3] - 75.9298 Log[x4] + 265.119 Log[x5] - 2.52812 Log[x6]- 213.817 Log[x7] + 1022.55 Log[x8]	0,943991	0,928715	0,239396	-40,5953
SOL	y=245878 57578.8 Log[x1] + 11135.1 Log[x1]^2 - 91377.8 Log[x2] - 30779. Log[x1] Log[x2] - 5633.48 Log[x2]^2 + 37889.2 Log[x3] + 424.53 Log[x1] Log[x3] ++2799.97 Log[x7] Log[x8] - 117348. Log[x8]^2	1.	1.	-207,15	-10480,2
TOL	y=2717.62 - 1507.77 Log[x1] - 567.648 Log[x1]^2 + 86.1412 Log[x1]^3 - 518.369 Log[x2] - 674.52 Log[x1] Log[x2] - 168.133 Log[x1]^2 Log[x2] +718.934 Log[x1] Log[x4] Log[x6] + 851.605 Log[x2] Log[x4] Log[x6] + 6299.72 Log[x6] Log[x8]^2 + 16205.2 Log[x7] Log[x8]^2 - 35818.7 Log[x8]^3	1.	1.	-419,558	-652,954
4thOL	y=238.673 - 222.464 Log[x1] - 116.646 Log[x1]^2 - 29.1965 Log[x1]^3 + 2.63626 Log[x1]^4 - 99.393 Log[x2] - 108.343 Log[x1] Log[x2]+2935.16 Log[x4] Log[x8]^3 - 2063.32 Log[x5] Log[x8]^3 - 3050.64 Log[x6] Log[x8]^3 - 11065. Log[x7] Log[x8]^3 - 9083.01 Log[x8]^4	1.	1.	-403,701	-234,437

Tablo 6.1: (Devamı) Modeller ve sonuçları

SOT	y=-7.108589189968329` - 9.918504623360112` Cos[x1] + 3.8913889235076855` Cos[x1]^2 - 26.307912529360696` Cos[x2] + 27.477624949284635` Cos[x1] Cos[x2] - 6.944448268656551` Cos[x2]^2 + 7.845995656275464` Cos[x3] +++8.892237004783587` Sin[x6] Sin[x8] - 39.46381036965543` Sin[x7] Sin[x8] - 40.0933657243351` Sin[x8]^2	0,94	0,92	0,98	0,98
FOT	y=1283.54 + 34.366 Cos[x1] - 34.418 Cos[x2] + 78.9577 Cos[x3] - 2029.85 Cos[x4] - 11.4518 Cos[x5] - 33.3947 Cos[x6] + 181.065 Cos[x7] - 825.68 Cos[x8] - 7.41813 Sin[x1] - 27.1464 Sin[x2] - 75.9535 Sin[x3] - 1160.27 Sin[x4] - 46.8894 Sin[x5] - 15.0757 Sin[x6] + 516.442 Sin[x7] + 113.347 Sin[x8]	0,963521	0,938716	0,292875	-7,2487
EF	y=1.95132* 0.359952^x7*2.92123^x8 *x1^0.416645* x2^0.0377191* x3^0.0366422 *x5^0.80808* x6^0.0761507)/x4^0.17238	0,915618	0,892604	-0,242728	-88,9106
TOLR	$ \begin{array}{l} y = & (1.01848 + 3.46901 \ \text{Log}[x1] + 4.32551 \ \text{Log}[x1]^2 + 1.41712 \ \text{Log}[x1]^3 + \\ & 3.59223 \ \text{Log}[x2] + 12.6777 \ \text{Log}[x1] \ \text{Log}[x2] + 7.71604 \ \text{Log}[x1]^2 \ \text{Log}[x2] \\ & + \dots \ \text{Log}[x8]^2 + 3.02616 \ \text{Log}[x7] \ \text{Log}[x8]^2 + 1.01908 \ \text{Log}[x8]^3) / (0.998232 + \\ & 2.85597 \ \text{Log}[x1] + 2.3807 \ \text{Log}[x1]^2 + 0.759714 \ \text{Log}[x1]^3 + \dots + 2.55983 \ \text{Log}[x6] \\ &  \ \text{Log}[x8]^2 + 2.84635 \ \text{Log}[x7] \ \text{Log}[x8]^2 + 0.980923 \ \text{Log}[x8]^3) \end{array} $	0,893581	1,01552	0,506628	-40,9323
SOLR	y=2.88372 - 5.85758 Log[x1] - 53.4056 Log[x1]^2 + 7.25145 Log[x2] - 25.5675 Log[x1] Log[x2] + 21.3455 Log[x2]^2 + 27.2489 Log[x3] +3.89563 Log[x7] Log[x8] + 11.9032 Log[x8]^2)/(1.21626 - 4.0292 Log[x1] + 5.27542 Log[x1]^2 + 8.58363 Log[x2]19.2577 Log[x6] Log[x8] - 106.447 Log[x7] Log[x8] + 175.094 Log[x8]^2)	0,926079	1,06468	-31,2958	-291,4650
FOLR	y=(1090.22 - 48.1076 Log[x1] - 217.445 Log[x2] - 12.5807 Log[x3] + 33.4651 Log[x4] - 212.192 Log[x5] + 45.6849 Log[x6] + 392.59 Log[x7] + 293.723 Log[x8])/(3.41343 - 0.115389 Log[x1] - 0.614417 Log[x2] -0.03021 Log[x3] + 0.122005 Log[x4] - 0.73945 Log[x5] + 0.175442 Log[x6] + 1.25372 Log[x7] + 0.644421 Log[x8])	0,977807	0,961163	-0,718092	-10,0467

Tablo 6.1: (	(Devamı) Modeller	ve sonuçları
--------------	-------------------	--------------

ТОТ	y=-2.13478 + 13.1918 Cos[x1] - 76.4513 Cos[x1]^2 - 47.8009 Cos[x1]^3 + 21.0157 Cos[x2] - 94.4876 Cos[x1] Cos[x2] + 191.938 Cos[x1]^2 Cos[x2]87.8487 Cos[x5]^2 Cos[x8] + 54.3962 Cos[x6] Cos[x8]223.557 Cos[x2] Cos[x6] Sin[x4]+632.581 Sin[x6] Sin[x8]^2 - 198.524 Sin[x7] Sin[x8]^2 - 557.041 Sin[x8]^3	1.	1.	-17,8975	-959,274
4thOT	y=-1.05452 + 5.68305 Cos[x1] - 9.55352 Cos[x1]^2+48.7638 Sin[x7] Sin[x8]^3 - 27.7505 Sin[x8]^4	1.	1.	-2,7264	-464,639
FOTR	$ \begin{split} y &= (571.021 - 193.042 \ \mathrm{Cos}[x1] + 3.69036 \ \mathrm{Cos}[x2] + 403.41 \ \mathrm{Cos}[x3] - \\ & 613.578 \ \mathrm{Cos}[x4] + 14.0462 \ \mathrm{Cos}[x5] + 772.102 \ \mathrm{Cos}[x6] + \\ & 56.064 \ \mathrm{Cos}[x7] + 3.02498 \ \mathrm{Cos}[x8] - 661.404 \ \mathrm{Sin}[x1] + \\ & 0.0708469 \ \mathrm{Sin}[x2] - 558.841 \ \mathrm{Sin}[x3] - 311.141 \ \mathrm{Sin}[x4] + \\ & 1.31935 \ \mathrm{Sin}[x5] + 983.702 \ \mathrm{Sin}[x6] + 238.6 \ \mathrm{Sin}[x7] + \\ 19.1795 \ \mathrm{Sin}[x8])/(1.07624 - 0.54495 \ \mathrm{Cos}[x1] - 0.0135956 \ \mathrm{Cos}[x2] + \\ & 0.998851 \ \mathrm{Cos}[x3] - 1.18561 \ \mathrm{Cos}[x4] + 0.0348674 \ \mathrm{Cos}[x5] + \\ & 2.27317 \ \mathrm{Cos}[x6] + 0.149687 \ \mathrm{Cos}[x7] - 0.0857453 \ \mathrm{Cos}[x8] - \\ & 1.8994 \ \mathrm{Sin}[x1] - 0.00340952 \ \mathrm{Sin}[x2] - 1.38064 \ \mathrm{Sin}[x3] - \\ & 0.590587 \ \mathrm{Sin}[x4] + 0.00516242 \ \mathrm{Sin}[x5] + 2.89704 \ \mathrm{Sin}[x6] + \\ & 0.732167 \ \mathrm{Sin}[x7] + 0.0754713 \ \mathrm{Sin}[x8]) \end{split}$	0,990077	0,947906	-23,1618	-25,9450
SOTR	y=(1.42324 + 0.946916 Cos[x1] + 1.03266 Cos[x1]^2 + 0.7253 Cos[x2] +1.02897 Sin[x5] Sin[x8] + 0.926755 Sin[x6] Sin[x8] + 1.1616 Sin[x7] Sin[x8] + 1.08446 Sin[x8]^2)/(0.646975 + 1.00309 Cos[x1] + 0.966536 Cos[x1]^2 + 1.16814 Cos[x2] + 0.981877 Cos[x1] Cos[x2] + 0.792422 Cos[x2]^2 ++0.894524 Sin[x6] Sin[x8] + 1.08279 Sin[x7] Sin[x8] + 0.978055 Sin[x8]^2)	0,391018	1,09688	-12,1354	-1131,02

### Tablo 6.1: (Devamı) Modeller ve sonuçları

TOTR	$\begin{array}{l} y = & (0.74695 + 7.00048 \ \text{Cos}[x1] + 3.26208 \ \text{Cos}[x1]^{2} + \\ 1.05357 \ \text{Cos}[x1]^{3} + + 2.92724 \ \text{Sin}[x6] \ \text{Sin}[x8]^{2} + 3.1171 \ \text{Sin}[x7] \ \text{Sin}[x8]^{2} + \\ 1.0172 \ \text{Sin}[x8]^{3})/(1.00909 - 0.516138 \ \text{Cos}[x1] + 2.59401 \ \text{Cos}[x1]^{2} + \\ 0.950928 \ \text{Cos}[x1]^{3} + + 2.86232 \ \text{Sin}[x6] \ \text{Sin}[x8]^{2} + 3.25747 \ \text{Sin}[x7] \\ \ \text{Sin}[x8]^{2} + 1.06756 \ \text{Sin}[x8]^{3}) \end{array}$	0,33634	1,01470	-9,7026	-1165,81
FOH-LT	y=636.838 - 229.797 Cos[x1] + 34.0069 Cos[x2] + 154.985 Cos[x3]+3336.69 Sin[x4] - 2.23142 Sin[x5] + 139.573 Sin[x6] - 3479.81 Sin[x7] - 1736.86 Sin[x8]	0,983822	0,96003	0,406563	-38,8438
FOH-PLT	y=-11984.9 - 543.787 x1 - 345.525 x2 - 37.9877 x3 - 5960.62 x4 - 1258.61 x5 - 2475.7 x6 + 103919. x7 + 13389.8 x8 + 15910.9 Cos[x1]3778.8 Sin[x5] - 5550.98 Sin[x6] + 4105.04 Sin[x7] + 3870.36 Sin[x8]	0,985371	0,93173	0,300154	-30,9157
FOH-PT	y=-69.2225 - 3.05368 x1 - 2.09084 x2+98.9128 Cos[x1] + 30.3863 Cos[x2]+29.0007 Sin[x1] - 27.2235 Sin[x2] + 117.949 Sin[x3]2989.98 Sin[x7] - 3333.63 Sin[x8]	0,983516	0,959274	0,462939	-39,4923
FOH-PL	y=-14520.6 + 11.4365 x1 - 195.788 x2 + 3.59459 x3 + 1044.25 x4 + 84.9726 x5 - 99.5213 x6 - 1177.17 x7 - 910.869 x8 - 159.753 Log[x1] + 6683.51 Log[x2] - 430.692 Log[x3] - 480.454 Log[x4] - 511.674 Log[x5] + 338.864 Log[x6] + 1247.14 Log[x7] + 2976.46 Log[x8]	0,955845	0,92582	0,29791	-4,66318
SOH-LT	y=-132.673 + 438.713 Cos[x1] - 1110.8 Cos[x1]^2 + 291.077 Cos[x2] + 46.398 Cos[x1] Cos[x2] - 334.11 Cos[x2]^2 + 77.9646 Cos[x3] + 389.82 Cos[x1] Cos[x3]5.45434 Log[x3]^2 - 68.7769 Log[x4] + 1264.83 Cos[x1] Log[x4] +88.8666 Sin[x5] Sin[x8] - 1129.19 Sin[x6] Sin[x8] + 1103.5 Sin[x7] Sin[x8] - 6265.44 Sin[x8]^2	1.	1.	-66,9034	-4027,71

Tablo 6.1: (Devamı) Modeller ve sonuçları

SOH-PLT	y=-84.6594 - 5.14563 x1 - 0.289497 x1 <sup>2</sup> +13.7507 x5 Cos[x5] + 28.8984 x6 Cos[x5] + 89.3449 x7 Cos[x5] ++25.0372 Cos[x5] Log[x2] + 25.34 Cos[x6] Log[x2]78.373 Sin[x2] + 15.4058 x1 Sin[x2]924.166 Sin[x6] Sin[x8] + 974.756 Sin[x7] Sin[x8] - 5019.8 Sin[x8] <sup>2</sup>	1.	1.	-88,0091	-1995,56
SOH-PT	y=223.52 + 11.2063 x1 ++353.18 Cos[x6]^2 + 2007.33 Cos[x7] + 117.129 x1 Cos[x7]282.141 x4 Sin[x2] - 23.1854 x5 Sin[x2]+0.797772 x2 Sin[x5] + 0.763083 x3 Sin[x5]1518.01 Sin[x6] Sin[x8] + 6752.89 Sin[x7] Sin[x8] - 5175.32 Sin[x8]^2	1.	1.	-684,343	-4522,4
SOH-PL	y=6738.23 - 164.556 x1 - 2.93393 x1^2 - 458.505 x2 ++477.701 Log[x1] - 85.2673 x1 Log[x1]1155.66 Log[x2] Log[x5] +4288.43 Log[x6] Log[x8] + 1973.13 Log[x7] Log[x8] - 4989.03 Log[x8]^2	1.	1.	-1422,48	-21416,7
TOH-PL	y=247.927 - 20.4748 x1 - 0.935815 x1 <sup>2</sup> + 0.0716211 x1 <sup>3</sup> - 15.6654 x2 - 0.875387 x1 x2 + 0.0355089 x1 <sup>2</sup> x2 - 0.192201 x2 <sup>2</sup> + 0.0206315 x1 x2 <sup>2</sup> +1.11853 x3 x4 Log[x3] - 411.159 x4 <sup>2</sup> Log[x3] + 791.356 Log[x3] Log[x4] Log[x7] +3181.62 Log[x7] Log[x8] <sup>2</sup> - 2271.34 Log[x8] <sup>3</sup>	1.	1.	-263605	-10893
TOH-PLT	y=+258.789 Sin[x6] Sin[x8]^2 - 171.904 Sin[x7] Sin[x8]^2 - 279.583 Sin[x8]^3	1.	1.	-83,4357	-1396,11
TOH-PT	y=3.01233 + 0.130691 x1 + 0.00468107 x1^2 + 0.000115548 x1^3 ++ 348.134 Sin[x6] Sin[x8]^2 - 111.288 Sin[x7] Sin[x8]^2 - 343.543 Sin[x8]^3	1.	1.	-81,4927	-771,246
TOH-LT	y=-8.70947 + 27.389 Cos[x1] - 65.6445 Cos[x1]^2 + 122.193 Cos[x1]^3 + + 398.125 Sin[x6] Sin[x8]^2 - 266.672 Sin[x7] Sin[x8]^2 + 425.983 Sin[x8]^3	1.	1.	-45,2399	-1541,07

Tablo 6.1: (Devamı) Modeller ve sonuçları

RFOH-LT	y=(16.7704 + 9.57176 Cos[x1] + 19.1929 Cos[x2] + 18.3798 Cos[x3] + 2.63717 Cos[x4] + 25.182 Cos[x5] + 29.7018 Cos[x6] + 9.93094 Cos[x7]+15.612 Sin[x5] - 21.1733 Sin[x6] + 14.2545 Sin[x7] - 45.0924 Sin[x8])/(5.4108 - 6.48877 Cos[x1] - 0.305295 Cos[x2] + 3.35196 Cos[x3] + 17.5112 Cos[x4] ++19.0293 Sin[x7] - 51.4415 Sin[x8])	0,976177	1,12507	-36,1694	-62,4133
RFOH-PT	y=(1759.14 + 29212.8 x1 + 72798.3 x2 + 55092.9 x3 + 1505.47 x4 + 14541.3 x5 + 6435.16 x6 + 2200.69 x7 + 6194.77 x8 - 151.53 Cos[x1]385.847 Sin[x8])/(583.237 - 22489.3 x1 + 48307.6 x2+6321.5 Sin[x7] + 117437. Sin[x8])	0,262957	4,869480	-12,4009	-2651,88
RFOH-PL	y=(-35006.9 - 180.419 x1 - 351.513 x2 + 32.5649 x3 + 483.587 x4 - 1105.96 x5+ 4107.51 Log[x8])/(-84.6293 - 0.661436 x1 - 0.671335 x2 + 0.0757607 x3 + 3.53578 x4 - 3.0714 x5+ 27.1005 Log[x5] + 6.63015 Log[x6] - 11.6931 Log[x7] + 5.83991 Log[x8])	0,994293	0,970037	-168,53	-13,949
RFOH-PLT	y=(6.01862 + 86.567 x1 + 177.444 x2 + 217.886 x3 + 4.05165 x4 + 47.3227 x5 + 21.1788 x6 + 7.22112 x7 + 14.928 x8 + 0.99338 Cos[x1]+5.5999 Sin[x7] + 2.77221 Sin[x8])/(3.95009 - 3.01914 x1 + 2.5807 x2 + 0.750415 x3 + 3.02822 x4 + 0.977457 x5 +18.4916 Sin[x6] - 3.91512 Sin[x7] - 34.8114 Sin[x8])	0,913948	1,15059	-1,04365	-402,418
RSOH-LT	$ \begin{array}{l} y = & (1.07365 + 1.95996 \ \text{Cos}[x1] + 1.0058 \ \text{Cos}[x1]^2 + 1.79783 \ \text{Cos}[x2] + \\ 2.05853 \ \text{Cos}[x1] \ \text{Cos}[x2] + 1.05544 \ \text{Cos}[x2]^2 + 1.94697 \ \text{Cos}[x3] + \dots + 2.11525 \\ & \text{Sin}[x7] \ \text{Sin}[x8] + 1.01526 \ \text{Sin}[x8]^2) / (0.94857 + \\ & 1.9801 \ \text{Cos}[x1] + 0.995506 \ \text{Cos}[x1]^2 + 1.9979 \ \text{Cos}[x2] + \\ & 2.00639 \ \text{Cos}[x1] \ \text{Cos}[x2] + \dots + 1.62581 \ \text{Sin}[x7] \ \text{Sin}[x8] + 0.915383 \ \text{Sin}[x8]^2) \end{array} $	0,436247	1,03894	-9,19195	-1098,86
RSOH-PLT	y=(1.00019 + 2.01255 x1 + 3.96044 x2 x3 + 1.43721 x3^2 ++2.00023 Sin[x7] Sin[x8] + 1.00001 Sin[x8]^2)/(0.999058 + 1.98315 x1 + 1.12623 x1^2 + 1.8824 x2 + 2.1018 x1 x2 + 0.214385 x2^2 ++2.01227 Sin[x7] Sin[x8] + 1.0036 Sin[x8]^2)	0,416065	1,02271	-10,8527	-1228,79

RSOH-PT	y=223.52 + 11.2063 x1 + 0.509551 x1 <sup>2</sup> + + 0.049956 x1 x3 + 0.0269101 x2 x3 +65.7078 Cos[x4] Sin[x5] - 106.301 Cos[x5] Sin[x5] +1518.01 Sin[x6] Sin[x8] + 6752.89 Sin[x7] Sin[x8] - 5175.32 Sin[x8] <sup>2</sup>	1.	1.	-684,343	-2029,88
RSOH-PL	$ \begin{array}{l} y = & (1.00063 + 2.04269 \ x1 + 1.18394 \ x1^2 + 2.08808 \ x2 + 3.48643 \ x1 \ x2 + \\ & 1.77711 \ x2^2 + 2.30065 \ x3 + 7.0841 \ x1 \ x3 + 12.4861 \ x2 \ x3 + \\ & 10.851 \ x3^2 + \ldots + 2.00039 \ \text{Log}[x7] \ \text{Log}[x8] + 1.00067 \ \text{Log}[x8]^2) / (0.99815 + \\ & 1.86445 \ x1 + 0.409793 \ x1^2 + 1.79697 \ x2 - \ldots + 1.94936 \ \text{Log}[x6] \ \text{Log}[x8] + 1.9965 \\ & \text{Log}[x7] \ \text{Log}[x8] + 0.987919 \ \text{Log}[x8]^2) \end{array} $	0,893366	1,01696	-2,70317	-93,6985
RTOH-PL	y=(1.00001 + 3.0011 x1 + + 1.00001 Log[x8]^3)/(0.999975 + 2.99753 x1 + + 0.99991 Log[x8]^3)	0,610463	1,00863	-44,0774	-283,899
RTOH-PLT	y=(1. + 3.00035 x1 ++ 1. Sin[x8]^3)/(0.999992 + 2.99924 x1 ++ 1.00001 Sin[x8]^3)	0,423505	1,00186	-11,0136	-1223,46
RTOH-PT	y=(1. + 3.00021 x1 ++ 1. Sin[x8]^3)/(0.999996 + 2.99952 x1 ++ 1.00001 Sin[x8]^3)	0,566472	1,00314	-6,84244	-1101,25
RTOH-LT	y=(1.00322 + 2.99631 Cos[x1] + + 1.00029 Sin[x8]^3)/(0.996386 + +0.993592 Sin[x8]^3)	0,333496	1,00482	-9,39254	-1130,81

Seçilen başarılı model (SOT-second order trigonometric modal) için üç farklı optimizasyon senaryosu tanımlanmış ve sonuçlar Tablo 6.2'de ayrıntılı olarak verilmiştir.

Senaryo No	Kısıtlamalar	Opt. Alg.	Çekme Gerilmesi	Önerilen Data
	14 <x1<20,30<x2<39 80<x3<182,0.35<x4<0.65 7<x5<11,2.456<x6<5.635 0.7498<x7<1.5672 1.6834<x8<3.2698<="" td=""><td>MDE</td><td>498,999</td><td>x1=19,998,x2=33,8221,x3=176,224,x4= 0,478404,x5=8,90916,x6=2,45613,x7=0,814471, x8=2,7739</td></x7<1.5672></x5<11,2.456<x6<5.635 </x3<182,0.35<x4<0.65 </x1<20,30<x2<39 	MDE	498,999	x1=19,998,x2=33,8221,x3=176,224,x4= 0,478404,x5=8,90916,x6=2,45613,x7=0,814471, x8=2,7739
		MNM	498,999	x1=17,1985,x2=36,5576,x3=138,192, x4=0,469008,x5=9,18116, x6=2,85937, x7= 1,03008, x8=3,02941
1		MSA	498,999	x1=16,8686,x2=36,0469, x3=118,961, x4=0,37498, x5= 9,9123, x6=4,99093, x7=1,26442, x8=3,1211
		MRS	490,000	x1=15,1483, x2=35,1235, x3=132,154, x4=0,50115, x5=8,33042, x6=3,9997, x7=1,11663, x8=2,62542
		MDE	498,999	x1=15, x2=31, x3=164, x4=0,647162, x5=9, x6=3,9021, x7=1,07507, x8=2,56413
-	14 <x1<20,30<x2<30,80<x3<182 0 35<x4<0 2="" 456<x6<5="" 6="" 635<="" 7<x5<11="" td=""><td>MNM</td><td>489,983</td><td>x1=17, x2=33, x3=149, x4=0,458882, x5=9, x6=3,3479, x7=1,14829, x8=2,91326</td></x4<0></x1<20,30<x2<30,80<x3<182 	MNM	489,983	x1=17, x2=33, x3=149, x4=0,458882, x5=9, x6=3,3479, x7=1,14829, x8=2,91326
2	0.7498 <x7<1.5672,1.6834<x8<3.2698 {x1,x2,x3,x5}∈Integers</x7<1.5672,1.6834<x8<3.2698 	MSA	489,875	x1=17, x2=34, x3=155, x4=0,609477, x5=9, x6=2,63745, x7=0,95522, x8=2,9528
		MRS	489,999	x1=16, x2=36, x3=136, x4=0,647204, x5=9, x6=3,91843, x7=0,83957, x8=3,26935

	x1=14   x1=17   x1=20	MDE	490,000	x1=14, x2=34,6, x3=130, x4=0,5, x5=11, x6=5,635, x7=0,855089, x8=2,61991
	x2=30   x2=34.6   x2=39 x3=80   x3=130   x3=182	MNM	490,000	x1=17, x2=39, x3=130, x4=0,65, x5=9, x6=3,76, x7=0,903535, x8=3,16834
3	x4=0.3   x4=0.5    x4=0.65 x5=7   x5=9    x5=11	MSA	490,000	x1=14, x2=34,6, x3=130, x4=0,65, x5=7, x6=5,635, x7=1,56716, x8=3,2697
	x6=2.456  x6=3.76  x6=5.635 0.7498 <x7<1.5672< td=""><td>MRS</td><td>490,000</td><td>x1=20, x2=39, x3=182, x4=0,35, x5=9, x6=2,456, x7=0,749801, x8=2,98488</td></x7<1.5672<>	MRS	490,000	x1=20, x2=39, x3=182, x4=0,35, x5=9, x6=2,456, x7=0,749801, x8=2,98488
	1.6834 <x8<3.2698< td=""><td></td><td></td><td></td></x8<3.2698<>			

Tablo 6.2: (Devamı) Optimizasyon probleminin sonuçları

Tablolardaki x1 arka plan gerilimini, x2 darbe gerilimini, x3 darbe frekansını, x4 darbe görev faktörünü, x5 tel besleme hızını, x6 tabla besleme hızını, x7 RMS akımını ve x8 RMS voltajını temsil etmektedir.

Bu araştırma, akım darbeli mig kaynak işlemi değişkenlerinin etkisini araştırmak için yapılmıştır. Tablo 5.1 referans olarak deney datası alındı. Sekiz girdi ve bir çıktıdan oluşan deney verileri matematiksel olarak modellenmiş ve modelin başarısı değerlendirilmiştir. Ardından, seçilen başarılı modelin dört stokastik optimizasyon yönteminin (Differential Evaluation,Nelder-Mead, Random Seed, Simulated Annealing) değiştirilmiş versiyonlarının sonuçları değerlendirildi. Deney sayısı arttıkça oluşturulan matematiksel modelin başarısı da artmaktadır. Elinizde ne kadar fazla deneysel verisi varsa, programı eğitmek, test etmek ve doğrulamak o kadar güvenilir olur. Ancak, modelin başarısı sadece buna bağlı değildir. Optimizasyon sırasında modele mühendislik kısıtlamaları koymak, modelin güvenilirliğini artırır.

## Kaynaklar

- Karamış M.B. İmalat Yöntemleri, 5.Baskı. Erciyes Üniversitesi Yayın Komisyonu; 2012.
- [2] Khan I, Welding Science and Tecnology. New Age International Publisher; 2007.
- [3] Palani PK, Murugan N, Selection of parameters of pulsed current gas metal arc welding. Journal of Materials Processing Technology 2006; 1–10.
- [4] Pal S, Pal SK, Samantaray AK, Artificial neural network modeling of weld joint strength prediction of a pulsed metal inert gas welding process using arc signals. Journal of Materials Processing Technology 2008; 464–474.
- [5] Kumar S, Singh R, Optimization of process parameters of metal inert gas welding with preheating on AISI 1018 mild steel using grey based Taguchi method. Measurement 2019; 148 106924.
- [6] Ghosal S, Chaki S, Estimation and optimization of depth of penetration in hybrid CO2 Laser-MIG welding using ANN-optimization hybrid model. Int J Adv Manuf Technol 2010; 47:1149–115.
- [7] Kumar A, Jadoun S, Bist AS, Optimization of MIG welding parameters using Artificial Neural Network (ANN) and Genetic Algorithm (GA). International Journal of Engineering Sciences & Research Technology 2014; 614-620.
- [8] Malviya R, Pratihar DK, Tuning of neural networks using particle swarm optimization to model MIG welding process. Swarm and Evolutionary Computation 2011; 223–235.

- [9] Raghavendra N, Koranne R, Pal S, Pal SK, Samantaray AK, Joint strength prediction in a pulsed MIG welding process using hybrid neuro ant colonyoptimized model. Int J Adv Manuf Technol 2009; 41:694–705.
- [10] Muzafferoğlu ,HF. Darbeli akımla MIG/MAG kaynağında darbe parametrelerinin dikiş geometrisine etkisi (yüksek lisans tezi). İstanbul: İstanbul Teknik Üniversitesi; 2008. https://tez.yok.gov.tr/
- [11] Anık S, Kaynak tekniği cilt 2. tozaltı kaynağı ve koruyucu gazla kaynak. Teknik Üniversite Matbaası; 1972.
- [12] Compendium of Chemical Terminology Gold Book, International Union of Pure and Applied Chemistry; Version 2.3.2; 2012-08-19
- [13] T.C. Milli Eğitim Bakanlığı [İnternet]. Metal teknolojisi, MIG/MAG ile yatayda küt ek kaynağı.Ankara;2011.

http://www.megep.meb.gov.tr/mte\_program\_modul/

- [14] Eryürek İB, Gazaltı (MIG/MAG) Kaynağı. Diacan Grafik; 1998.
- [15] Subramaniam S, White DR., Jones JE, Lyons W, Droplet transfer in pulsed gas metal arc welding of aluminum, Weld J. 1998; 77(11): 458 – 463.
- [16] Pal K, Pal SK, Effect of pulse parameters on weld quality in pulsed gas metal arc welding: A Review. Journal of Materials Engineering and Performance 2011; 20: 918–931.
- [17] Ayvalık, A. Tabakalı biyokompozitlerin kırılma performanslarının stokastik yöntemler kullanılarak optimize edilmesi (yüksek lisans tezi). İzmir: Katip Çelebi Üniversitesi; 2017. https://tez.yok.gov.tr/
- [18] Turhan, F. 1100 Serisi alüminyum malzemelerde TIG kaynağı ile oluşan kaynak dikiş geometrisinin optimizasyonu (yüksek lisans tezi). İzmir: Katip Çelebi Üniversitesi; 2017. https://tez.yok.gov.tr/

- [19] Aydın L, Artem HS, Öterkuş S, Designing engineering structures using stochastic optimization methods. CRC Press is an imprint of Taylor & Francis Group, an Informa business; 2020.
- [20] Washington.edu [İnternet]. Washington;2010 [erişim tarihi 15.04.2021]. https://sites.math.washington.edu/~burke/crs/515/notes/nt\_1.pdf
- [21] Aydin L, Artem HS, Comparison of stochastic search optimization algorithms for the laminated composites under mechanical and hygrothermal loadings. Journal of Reinforced Plastics and Composites 2011; 30 (14):1197–212.
- [22] Özturk S, Aydin L, Çelik E, A comprehensive study on slicing processes optimization of silicon ingot for photovoltaic applications. Solar Energy 2018; 161:109–24. doi:10.1016/j.solener.2017.12.040.
- [23] Vo-Duy T, Ho-Huu V, Do-Thi TD, Dang-Trung H, Nguyen-Thoi T, A global numerical approach for lightweight design optimization of laminated composite plates subjected to frequency constraints. Composite Structures 2017; 159 : 646–655.
- [24] Savran M, Aydin L, Ayakdas O, Kucukdogan N, and Ozturk S, Design and analysis of interply hybrid laminated composite for maximum natural frequency and minumum cost using random search algorithm and finite element method. In 4th International Symposium on Composite Materials KOMPEGE Proceedings Book; 2018 Sept 6–8; Izmir, Turkey.
- [25] Zabinsky ZB, Cochran JJ(Ed.) Random Search Algorithms. Wiley Encyclopedia of Operations Research and Management Science; 2010.
- [26] Savran M, Aydin L, Optimum design of hybrid graphite-flax/epoxy laminated composites for minimum cost, minimum weight and maximum frequency using modified simulated annealing method. Dokuz Eylul University Faculty of Engineering Journal of Science and Engineering 2019; 21:833–44.

# Ekler

# Ek A

Kısıtlamalar	Differential Evolution	Ayar	Çekme Gerilmesi	Önerilen Data
		0,6	490,000	x1=14, x2=34,6, x3=80, x4=0,35, x5=7, x6=5,635, x7=1,1281, x8=2,9898
	Scaling factor	0,8	490,000	x1=14, x2=34,6, x3=130, x4=0,65, x5=7, x6=5,635, x7=1,5671, x8=3,2697
xl=14   xl=17   xl=20 x2=30   x2=34.6   x2=39	) 9	1	490,000	x1=17, x2=39, x3=182, x4=0,35, x5=11, x6=3,76, x7=1,4586, x8=3,1787
x3=80   x3=130   x3=182 x4=0.3   x4=0.5    x4=0.65 x5=7   x5=9    x5=11		0	490,000	x1=17, x2=39, x3=182, x4=0,35, x5=11, x6=3,76, x7=1,4586, x8=3,1787
x6=2.456   x6=3.76   x6=5.635 0.7498 <x7<1.5672 1.6834<x8<3.2698< td=""><td>Random Seed</td><td>1</td><td>490,000</td><td>x1=14, x2=34,6, x3=130, x4=0,5, x5=11, x6=5,635, x7=0,8550, x8=2,6199</td></x8<3.2698<></x7<1.5672 	Random Seed	1	490,000	x1=14, x2=34,6, x3=130, x4=0,5, x5=11, x6=5,635, x7=0,8550, x8=2,6199
	Tolerance	0,001	490,000	x1=17, x2=39, x3=182, x4=0,35, x5=11, x6=3,76, x7=1,4586, x8=3,1787
	PenaltyFunction	Automatic	490,000	x1=14, x2=34,6, x3=80, x4=0,35, x5=7, x6=5,635, x7=1,1281, x8=2,9898

Tablo 6.3a: Senaryo 3-DifferentialEvolution algoritmaları optimizasyon probleminin sonuçları

Kısıtlamalar	Nelder-Mead	Ayar	Çekme Gerilmesi	Önerilen Data
	PandomSaad	0	490,000	x1=17, x2=39, x3=130, x4=0,65, x5=9, x6=3,76, x7=0,9035, x8=3,1683
	RandomSeed	5	490,000	x1=17, x2=39, x3=130, x4=0,65, x5=9, x6=3,76, x7=0,9035, x8=3,1683
x1=14   x1=17   x1=20 x2=30   x2=34.6   x2=39	Tolerance	0,001	490,000	x1=17, x2=39, x3=130, x4=0,65, x5=9, x6=3,76, x7=0,9035, x8=3,1683
$\begin{array}{l} x3 = 80 \parallel x3 = 130 \parallel x3 = 182 \\ x4 = 0.3 \parallel x4 = 0.5 \parallel x4 = 0.65 \\ x5 = 7 \parallel x5 = 9 \parallel x5 = 11 \end{array}$	ExpandRatio	2	490,000	x1=17, x2=39, x3=130, x4=0,65, x5=9, x6=3,76, x7=0,9035, x8=3,1683
x6=2.456   x6=3.76   x6=5.635 0.7498 <x7<1.5672 1.6834<x8<3.2698< td=""><td>ContractRatio</td><td>0,5</td><td>490,000</td><td>x1=17, x2=39, x3=130, x4=0,65, x5=9, x6=3,76, x7=0,9035, x8=3,1683</td></x8<3.2698<></x7<1.5672 	ContractRatio	0,5	490,000	x1=17, x2=39, x3=130, x4=0,65, x5=9, x6=3,76, x7=0,9035, x8=3,1683
	ReflectRatio	1	490,000	x1=17, x2=39, x3=130, x4=0,65, x5=9, x6=3,76, x7=0,9035, x8=3,1683
	ShrinkRatio	0,5	490,000	x1=17, x2=39, x3=130, x4=0.65, x5=9, x6=3,76, x7=0,9035, x8=3,1683

Tablo 6.3b: Senaryo 3-Nelder-Mead algoritmaları optimizasyon probleminin sonuçları

Kısıtlamalar	Simulated Annealing	Ayar	Çekme Gerilmesi	Önerilen Data				
$\begin{array}{c} xl = 14 \parallel xl = 17 \parallel xl = 20 \\ x2 = 30 \parallel x2 = 34.6 \parallel x2 = 39 \\ x3 = 80 \parallel x3 = 130 \parallel x3 = 182 \\ x4 = 0.3 \parallel x4 = 0.5 \parallel x4 = 0.65 \\ x5 = 7 \parallel x5 = 9 \parallel x5 = 11 \\ x6 = 2.456 \parallel x6 = 3.76 \parallel x6 = 5.635 \\ 0.7498 < x7 < 1.5672 \\ 1.6834 < x8 < 3.2698 \end{array}$	PandomSaad	0	490,000	x1=14, x2=34,6, x3=130, x4=0,65, x5=7, x6=5,635, x7=1,5671, x8=3,2697				
	Kandomseed	5	490,000	x1=14, x2=34,6, x3=130, x4=0,65, x5=7, x6=5,635, x7=1,5671, x8=3,2697				
	Tolerance	0,001	490,000	x1=14, x2=34,6, x3=130, x4=0,65, x5=7, x6=5,635, x7=1,5671, x8=3,2697				
	LevelIterations	50	490,000	x1=14, x2=34,6, x3=130, x4=0,65, x5=7, x6=5,635, x7=1,5671, x8=3,2697				
	PerturbationScale	1	490,000	x1=14, x2=34,6, x3=130, x4=0,65, x5=7, x6=5,635, x7=1,5671, x8=3,2697				

Tablo 6.3c: Senaryo 3-SimulatedAnnealing algoritmaları optimizasyon probleminin sonuçları

Kısıtlamalar	Random Search	Ayar	Çekme Gerilmesi	Önerilen Data
$\begin{array}{c} xl = 14 \parallel xl = 17 \parallel xl = 20 \\ x2 = 30 \parallel x2 = 34.6 \parallel x2 = 39 \\ x3 = 80 \parallel x3 = 130 \parallel x3 = 182 \\ x4 = 0.3 \parallel x4 = 0.5 \parallel x4 = 0.65 \\ x5 = 7 \parallel x5 = 9 \parallel x5 = 11 \\ x6 = 2.456 \parallel x6 = 3.76 \parallel x6 = 5.635 \\ 0.7498 < x7 < 1.5672 \\ 1.6834 < x8 < 3.2698 \end{array}$	RandomSeed	0	490,000	x1=20, x2=39, x3=182, x4=0,35, x5=9, x6=2,456, x7=0,7498, x8=2,9848
	Tolerance	0,001	490,000	x1=20, x2=39, x3=182, x4=0,35, x5=9, x6=2,456, x7=0,7498, x8=2,9848
	PenaltyFunction	Automatic	490,000	x1=20, x2=39, x3=182, x4=0,35, x5=9, x6=2,456, x7=0,7498, x8=2,9848
	Method	Automatic	490,000	x1=20, x2=39, x3=182, x4=0,35, x5=9, x6=2,456, x7=0,7498, x8=2,9848
	SearchPoint	Automatic	490,000	x1=20, x2=39, x3=182, x4=0,35, x5=9, x6=2,456, x7=0,7498, x8=2,9848

Tablo 6.3d: Senaryo 3-RandomSearch algoritmaları optimizasyon probleminin sonuçları

# Ek B

Başarılı olarak seçilen second order trigonometrik model (SOT) 'in tam matematik modeli;

 $Y=-7,10859-9,9185.Cos[x1]+3,89139.Cos[x1]^2-26,3079.Cos[x2]+27,4776.Cos[x1].$ Cos[x2]-6,94445.Cos[x2]<sup>2</sup>+7,846.Cos[x3]+5,08363.Cos[x1].Cos[x3]+13,7797. Cos[x2].Cos[x3]+28,8666.Cos[x3]<sup>2</sup>+39,1283.Cos[x4]+30,5961.Cos[x1].Cos[x4]-33,1205.Cos[x2].Cos[x4]-55,1016.Cos[x3].Cos[x4]+24,0218.Cos[x4]<sup>2</sup>-5.20158. Cos[x5]+100,502.Cos[x1].Cos[x5]-61,5913.Cos[x2].Cos[x5]-78,3495.Cos[x3] Cos[x5]-87,4344.Cos[x4].Cos[x5]-31,0735.Cos[x5]<sup>2</sup>+12,657.Cos[x6]-61,8224 Cos[x1].Cos[x6]+17,313.Cos[x2].Cos[x6]+4,11059.Cos[x3].Cos[x6]-43,4414  $\cos[x4].\cos[x6]+4,78527.\cos[x5].\cos[x6]-1,19924.\cos[x6]^{2}+41,3225.\cos[x7]+$ 70,5666.Cos[x1].Cos[x7]+56,7272.Cos[x2].Cos[x7]+88,0704.Cos[x3].Cos[x7]+ 11,9124.Cos[x4].Cos[x7]+5,63831.Cos[x5].Cos[x7]-5,33503.Cos[x6].Cos[x7]+ 7,38453.Cos[x7]<sup>2</sup>-60,2079.Cos[x8]-27,533.Cos[x1].Cos[x8]+32,1254.Cos[x2] Cos[x8]+11,4569.Cos[x3].Cos[x8]-52,0683.Cos[x4].Cos[x8]-58,0603.Cos[x5] Cos[x8]-14,4045.Cos[x6].Cos[x8]-134,032.Cos[x7].Cos[x8]+38,7539.Cos[x8]<sup>2</sup>+ 23,854 .Sin[x1]-18,4273.Cos[x1].Sin[x1]-13,3206.Cos[x2].Sin[x1]+23,4655.Cos[x3] .Sin[x1]-61,2737.Cos[x4].Sin[x1]+43,627.Cos[x5].Sin[x1]+27,0017.Cos[x6].  $Sin[x1]+39,8335.Cos[x7].Sin[x1]-48,681.Cos[x8].Sin[x1]+4,0461.Sin[x1]^2-30,7229$ Sin[x2]-38,689.Cos[x1].Sin[x2]+26,718.Cos[x2].Sin[x2]-11,9075.Cos[x3] .Sin[x2]+ 50,3802.Cos[x4].Sin[x2]+71,4211.Cos[x5].Sin[x2]-36,8617.Cos[x6].Sin[x2]+ 68,9596.Cos[x7].Sin[x2]-31,3941.Cos[x8].Sin[x2]-51,0525.Sin[x1].Sin[x2]+15,65  $\sin[x_2]^2 - 18,184.\sin[x_3] + 11,9139.\cos[x_1].\sin[x_3] + 13,0227.\cos[x_2].\sin[x_3] + 13,0227.\cos[x_2].\sin[x_3] + 13,0227.\cos[x_2].\sin[x_3] + 13,0227.\cos[x_2].\sin[x_3] + 13,0227.\cos[x_2].\sin[x_3] + 13,0227.\cos[x_2].\sin[x_3] + 13,0227.\cos[x_2].\sin[x_3] + 13,0227.\cos[x_2].\sin[x_3] + 13,0227.\cos[x_2].\sin[x_3] + 13,0227.\cos[x_2].\sin[x_3] + 13,0227.\cos[x_2].\sin[x_3] + 13,0227.\cos[x_2].\sin[x_3] + 13,0227.\cos[x_2].\sin[x_3] + 13,0227.\cos[x_3] + 13,0227.\sin[x_3] + 13,027.\sin[x_3] + 13,027.\sin[x_3] + 13,027.\sin[x_3] + 13,027.\sin[x_3] + 13,027.\sin[x_3] + 13,027.\sin[x_3] + 13,027.\sin[x_3] + 13,027.\sin[x_3] + 13,027.\sin[x_3] + 13,027.\sin[x_3] + 13,027.\sin$ 23,7145.Cos[x3].Sin[x3]+0,505906.Cos[x4].Sin[x3]+22,3801.Cos[x5].Sin[x3].16,59 77.Cos[x6].Sin[x3]+6,16446.Cos[x7].Sin[x3]+12,3288.Cos[x8].Sin[x3]-5,92812 Sin[x1] .Sin[x3]+14,8 .Sin[x2] .Sin[x3]+12,0355 . $Sin[x3]^2+57,5286.Sin[x4]-45,2864$ Cos[x1].Sin[x4]-21,0223.Cos[x2].Sin[x4]+1,22092.Cos[x3].Sin[x4]-37,9383 Cos[x4].Sin[x4]-46,3254.Cos[x5].Sin[x4]-68,5689.Cos[x6].Sin[x4]-3,85969 .Cos[x7].Sin[x4]-33,5374.Cos[x8].Sin[x4]+20,3057.Sin[x1].Sin[x4]-54,5411.Sin[x2] Sin[x4]-34,211.Sin[x3].Sin[x4]+4,10615.Sin[x4]<sup>2</sup>-21,6719.Sin[x5]+97,8779.Cos[x1]

Sin[x5]-10,6945.Cos[x2].Sin[x5]-5,70785.Cos[x3].Sin[x5]-51,3404.Cos[x4].Sin[x5] +48,3727.Cos[x5].Sin[x5]-28,8696.Cos[x6].Sin[x5]-12,1329.Cos[x7].Sin[x5]-61,1066.Cos[x8]. Sin[x5]-14,0254.Sin[x1].Sin[x5]-27,3737.Sin[x2].Sin[x5]+41,2928  $Sin[x3].Sin[x5]-38,7648.Sin[x4].Sin[x5]-2,21547.Sin[x5]^{2}+37,4951.Sin[x6]+$ 104,103.Cos[x1].Sin[x6]-28,5091.Cos[x2].Sin[x6]+22,0777.Cos[x3].Sin[x6]+ 31,4798.Cos[x4].Sin[x6]+37,0815.Cos[x5].Sin[x6]+56,9932.Cos[x6].Sin[x6]+ 0,025977.Cos[x7].Sin[x6]+20,7729.Cos[x8].Sin[x6]-95,3791.Sin[x1].Sin[x6]-11,1304.Sin[x2] .Sin[x6]-12,1581.Sin[x3] .Sin[x6]-62,4458.Sin[x4].Sin[x6]+6,87976 .Sin[x5].Sin[x6]+17,7197.Sin[x6]<sup>2</sup>-27,0038.Sin[x7]-37,449.Cos[x1].Sin[x7]-29,0211 .Cos[x2].Sin[x7]+27,1672.Cos[x3].Sin[x7]+41,7175.Cos[x4].Sin[x7]-13,8163. Cos[x5] .Sin[x7]+14,8328.Cos[x6].Sin[x7]-19,052.Cos[x7].Sin[x7]-66,9229.Cos[x8] Sin[x7]+0,875746.Sin[x1].Sin[x7]-11,8299.Sin[x2].Sin[x7]+9,045.Sin[x3].Sin[x7]-14,3429.Sin[x4].Sin[x7]-57,5883.Sin[x5].Sin[x7]+7,92032.Sin[x6].Sin[x7]+22,1335 Sin[x7]<sup>2</sup>-38,2996.Sin[x8]+35,5887.Cos[x1].Sin[x8]+16,3297.Cos[x2].Sin[x8]+ 42,9581.Cos[x3].Sin[x8]-45,5265.Cos[x4].Sin[x8]+60,3805.Cos[x5].Sin[x8]-35,2594.Cos[x6].Sin[x8]-10,0924.Cos[x7].Sin[x8]-55,7218.Cos[x8].Sin[x8]-18,9175 Sin[x1].Sin[x8]+66,9642.Sin[x2].Sin[x8]+33,6528.Sin[x3].Sin[x8]+15,5104.Sin[x4] Sin[x8]+143,127.Sin[x5].Sin[x8]+8,89224.Sin[x6].Sin[x8]-39,4638.Sin[x7].Sin[x8]- $40,0934.Sin[x8]^2$ 

İzmir Kâtip Çelebi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü

T.C.

# Akım Darbeli Gaz Altı Ark Kaynağı Proses Parametrelerinin Neuro-Regresyon Analizi ile Modellenmesi ve Optimizasyonu

Makine Mühendisliği Ana Bilim Dalı

Yüksek Lisans Tezi

İzlem Bakar Özçiçek ORCID 0000-0002-9397-1388

Tez Danışmanı: Doç. Dr. Levent Aydın

Haziran 2022



# Özgeçmiş

Adı Soyadı: İzlem Bakar Özçiçek

Eğitim:

2012–2017	Trakya Üniversitesi, Makine Müh. Bölümü
2020–2022	İzmir Kâtip Çelebi Üniversitesi, Makine Müh. Yüksek Lisans

## İş Deneyimi:

2019 - 2020	Konsa	Enerji	Endüstriyel	Tesisler	İmalat	Taahhüt	Sanayi	ve
	Ticaret Ltd. Şti Şantiye Şefi							

2018-2019 Konsa Enerji Endüstriyel Tesisler İmalat Taahhüt Sanayi ve Ticaret Ltd. Şti.- Saha Mühendisi