

T.C.
SAKARYA ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

AKIMSIZ NİKEL ESASLI ALAŞIM KAPLAMALARDA EN İYİ KAPLAMA
ÖZELLİKLERİNİ SAĞLAYAN BANYO PARAMETRELERİNİN YAPAY
ZEKA YÖNTEMLERİ İLE TERSİNE OPTİMİZASYONU

DOKTORA TEZİ

Mehmet Fatih TAŞKIN

Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı

EYLÜL 2024

T.C.
SAKARYA ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

AKIMSIZ NİKEL ESASLI ALAŞIM KAPLAMALARDA EN İYİ KAPLAMA
ÖZELLİKLERİNİ SAĞLAYAN BANYO PARAMETRELERİNİN YAPAY
ZEKA YÖNTEMLERİ İLE TERSİNE OPTİMİZASYONU

DOKTORA TEZİ

Mehmet Fatih TAŞKIN

Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı

Tez Danışmanı: Prof. Dr. Özer UYGUN

EYLÜL 2024

Mehmet Fatih TAŞKIN tarafından hazırlanan “AKIMSIZ NİKEL ESASLI ALAŞIM KAPLAMALARDA EN İYİ KAPLAMA ÖZELLİKLERİNİ SAĞLAYAN BANYO PARAMETRELERİNİN YAPAY ZEKA YÖNTEMLERİ İLE TERSİNE OPTİMİZASYONU” adlı tez çalışması 02.09.2024 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından oy birliği ile Sakarya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı’nda Doktora tezi olarak kabul edilmiştir.

Tez Jürisi

Jüri Başkanı : **Doç. Dr. Harun GÜL**
Sakarya Uygulamalı Bilimler Üniversitesi

Jüri Üyesi : **Prof. Dr. Özer UYGUN**
Sakarya Üniversitesi

Jüri Üyesi : **Doç. Dr. Mehmet UYSAL**
Sakarya Üniversitesi

Jüri Üyesi : **Dr. Öğr. Üyesi Abdullah Hulusi KÖKÇAM**
Sakarya Üniversitesi

Jüri Üyesi : **Dr. Öğr. Üyesi Çağatay TEKE**
Bayburt Üniversitesi



ETİK İLKE VE KURALLARA UYGUNLUK BEYANNAMESİ

Sakarya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Lisansüstü Eğitim-Öğretim Yönetmeliğine ve Yükseköğretim Kurumları Bilimsel Araştırma ve Yayın Etiği Yönergesine uygun olarak hazırlamış olduğum “AKIMSIZ NİKEL ESASLI ALAŞIM KAPLAMALARDA EN İYİ KAPLAMA ÖZELLİKLERİNİ SAĞLAYAN BANYO PARAMETRELERİNİN YAPAY ZEKA YÖNTEMLERİ İLE TERSİNE OPTİMİZASYONU” başlıklı tezin bana ait, özgün bir çalışma olduğunu; çalışmamın tüm aşamalarında yukarıda belirtilen yönetmelik ve yönergeye uygun davrandığımı, tezin içerdiği yenilik ve sonuçları başka bir yerden almadığımı, tezde kullandığım eserleri usulüne göre kaynak olarak gösterdiğimi, bu tezi başka bir bilim kuruluna akademik amaç ve unvan almak amacıyla vermediğimi ve 20.04.2016 tarihli Resmi Gazete’de yayımlanan Lisansüstü Eğitim ve Öğretim Yönetmeliğinin 9/2 ve 22/2 maddeleri gereğince Sakarya Üniversitesi’nin abonesi olduğu intihal yazılım programı kullanılarak Enstitü tarafından belirlenmiş ölçütlere uygun rapor alındığını çalışmamla ilgili yaptığım bu beyana aykırı bir durumun ortaya çıkması halinde doğabilecek her türlü hukuki sorumluluğu kabul ettiğimi beyan ederim.

(02/09/2024)

Mehmet Fatih TAŞKIN





Aileme...



TEŞEKKÜR

Hayatımın her anında daima yanımda olan annem Ümmühan TAŞKIN ve babam Ahmet Metin TAŞKIN başta olmak üzere, çalışmam boyunca bana her anlamda destek olan saygıdeğer eşim Mükerrrem TAŞKIN'a ve evlatlarım Edibe Zümra ve Muaz Talha'ya gönülden teşekkür ederim. Hem akademik anlamda hem de sosyal anlamda bilgi birikimi ve tecrübesiyle danışmanlığımı yapan pek kıymetli hocam Sayın Prof. Dr. Özer UYGUN'a ve öneri ve yorumlarıyla çalışmama destek olan hocalarım Sayın Doç. Dr. Mehmet UYSAL'a ve Sayın Dr. Öğr. Üyesi Abdullah Hulusi KÖKÇAM'a şükranlarımı sunarım.

Bursiyer olarak görev aldığım TÜBİTAK-1001 projesi (Proje No:122M023) ve araştırmacı olarak görev aldığım SAÜ Bilimsel Araştırmalar Koordinatörlüğü doktora tez projesi (Proje No:2023-19-44-71) kapsamında her iki kuruma da teşekkürü bir borç bilirim.

Mehmet Fatih TAŞKIN



İÇİNDEKİLER

Sayfa

ETİK İLKE VE KURALLARA UYGUNLUK BEYANNAMESİ	v
TEŞEKKÜR	ix
İÇİNDEKİLER	xi
KISALTMALAR	xiii
SİMGELER	xv
TABLO LİSTESİ	xvii
ŞEKİL LİSTESİ	xix
ÖZET	xxi
SUMMARY	xxiii
1. GİRİŞ	1
1.1. Çalışmanın Özgün Değeri	3
1.2. Çalışmanın Amaç ve Hedefleri	4
2. LİTERATÜR ÇALIŞMASI	7
3. YÖNTEM	13
3.1. Veri Toplama ile İlgili Yöntemler	13
3.1.1. Taguchi yöntemi	13
3.1.2. Varyans analizi	15
3.2. Kaplama ile İlgili Yöntemler	17
3.3. Modelde Kullanılan Yapay Zeka Yöntemleri	19
3.3.1. Hiperparametre optimizasyonu	20
3.3.2. Yapay sinir ağları	20
3.3.3. Genetik algoritmalar	22
4. UYGULAMA	25
4.1. Taguchi Deney Tasarımı	25
4.1.1. Ni-B deneyleri	26
4.1.2. Ni-P deneyleri	32
4.1.3. Ni-B-P değerleri	35
4.2. Yapay Sinir Ağı Modelleri	39
4.3. Genetik Algoritmalar ve Tersine Optimizasyon	43
5. BULGULAR	51
6. SONUÇ VE ÖNERİLER	53
KAYNAKLAR	57
EKLER	63
ÖZGEÇMİŞ	73



KISALTMALAR

ANOVA	: Varyans Analizi
DMAB	: Dimetilamino Boran
DOE	: Deney Tasarımı
FSP	: Sürtünme Karıştırma İşlemi
GA	: Genetik algoritma
HO	: Hiperparametre Optimizasyonu
MAE	: Ortalama Mutlak Hata
MAPE	: Ortalama Mutlak Yüzde Hata
MSE	: Ortalama Karesel Hata
NAP	: Normalize Ağırlıklı Puan
RSM	: Yüzey Yanıt Yöntemi
SEM	: Taramalı Elektron Mikroskobu
XRD	: X-Işınları Difraktometresi
YSA	: Yapay Sinir Ağları
YZ	: Yapay Zekâ



SİMGELER

N_i	: i. deney için gerçekleştirilen tekrar sayısı
$W_{i,j}$	: i. girdinin j. katsayı değeri
$y_{i,u}$	: i. deneyin u. tekrarında elde edilen deney sonucu
Al_2O_3	: Alümina
B_4C	: Bor Karbür
H_v	: Vickers Sertlik Değeri
$Ni-B$	: Nikel Bor
$Ni-B-P$	: Nikel Bor Fosfor
$Ni-P$	: Nikel Fosfor
$NiSO_4$	: Nikel Sülfat
$r^2_{(adj)}$	: Düzeltilmiş Determinasyon Katsayısı
μm	: Miktometre



TABLO LİSTESİ

Sayfa

Tablo 2.1. Kaplama uygulamalarında YSA kullanan literatür çalışmalarından özet. .	8
Tablo 3.1. YSA’da kullanılan bazı aktivasyon fonksiyonları.	22
Tablo 4.1. Ni-B L18 deneyleri için elde edilen sonuçlar.	26
Tablo 4.2. Sertlik açısından ANOVA sonuçları.	27
Tablo 4.3. Korozyon açısından ANOVA sonuçları.	29
Tablo 4.4. Kalınlık açısından ANOVA sonuçları.	31
Tablo 4.5. Ni-P kaplama deneylerinde L9 için deney sonuçları.	33
Tablo 4.6. Sertlik, kalınlık ve korozyon açısından Ni-P ANOVA sonuçları.	34
Tablo 4.7. Sertlik, kalınlık ve korozyon için Ni-B-P ANOVA sonuçları.	35
Tablo 4.8. Ni-B-P L27 için elde edilen deney sonuçları.	36
Tablo 4.9. İkinci dereceden model için yanıt değişkenlerinin ANOVA sonuçları. ..	37
Tablo 4.10. 2. dereceye indirgenmiş model yanıt değişkenleri ANOVA sonuçları. .	38
Tablo 4.11. Modellerin uyum istatistikleri.	38
Tablo 4.12. Ni-B kaplamaları eğitim seti YSA performansları.	41
Tablo 4.13. Ni-P kaplamaları eğitim seti YSA performansları.	42
Tablo 4.14. Ni-B-P kaplamaları eğitim seti YSA performansları.	42
Tablo 4.15. Ni-B kaplamaları test seti YSA performansları.	42
Tablo 4.16. Ni-P kaplamaları test seti YSA performansları.	42
Tablo 4.17. Ni-B-P kaplamaları test seti YSA performansları.	43
Tablo 4.18. Gelişmiş modelde kullanılan GA parametreleri.	44
Tablo 4.19. Ni-B için gelişmiş model sonuçları.	45
Tablo 4.20. Ni-P için gelişmiş model sonuçları.	46
Tablo 4.21. Ni-B-P için gelişmiş model sonuçları.	46
Tablo 6.1. Ni-B deneyleri en iyi YSA eğitim modelleri.	54
Tablo 6.2. Ni-B deneyleri en iyi YSA test modelleri.	54
Tablo 6.3. Ni-P deneyleri en iyi YSA eğitim modelleri.	55
Tablo 6.4. Ni-P deneyleri en iyi YSA test modelleri.	55
Tablo 6.5. Ni-B-P deneyleri en iyi YSA eğitim modelleri.	55
Tablo 6.6. Ni-B-P deneyleri en iyi YSA test modelleri.	56



ŞEKİL LİSTESİ

Sayfa

Şekil 3.1. Taguchi deney tasarımı akış şeması.	15
Şekil 3.2. Çok katmanlı yapay sinir ağı.	21
Şekil 3.3. Bir yapay sinir hücresi.	22
Şekil 3.4. Entegre modelin akış şeması.	23
Şekil 4.1. Sertlik açısından sinyal-gürültü oranı sonuçları.	28
Şekil 4.2. Sertlik çıktısı için Ni-B banyosu parametreleri etkileşim matrisi.	28
Şekil 4.3. Korozyon açısından sinyal-gürültü oranı sonuçları.	30
Şekil 4.4. Korozyon çıktısı için Ni-B banyosu parametreleri etkileşim matrisi.	30
Şekil 4.5. Kalınlık açısından sinyal-gürültü oranı sonuçları.	32
Şekil 4.6. Kamlık çıktısı için Ni-B banyosu parametreleri etkileşim matrisi.	32
Şekil 4.7. YSA topolojisi.	39
Şekil 4.8. İyi öğrenen bir YSA modelinin performans çıktıları.	40
Şekil 4.9. Arayüz üzerinde modele verilerin girilmesi.	47
Şekil 4.10. YSA modelinin eğitim parametrelerinin belirlenmesi ve eğitimi.	48
Şekil 4.11. YSA modelinin performans metrikleri.	48
Şekil 4.12. Gelişmiş modelinin eğitim parametrelerinin belirlenmesi ve eğitimi.	49
Şekil 4.13. Gelişmiş modelin önerdiği kaplama parametreleri.	49



AKIMSIZ NİKEL ESASLI ALAŞIM KAPLAMALARDA EN İYİ KAPLAMA ÖZELLİKLERİNİ SAĞLAYAN BANYO PARAMETRELERİNİN YAPAY ZEKA YÖNTEMLERİ İLE TERSİNE OPTİMİZASYONU

ÖZET

Akımsız nikel kaplamalar, nikelin bir yüzey üzerine elektrokimyasal olarak bir kaplama oluşturulmasını ifade eden bir kaplama yöntemidir. Akımsız nikel kaplamada, elektrokimyasal bir işlem kullanarak nikelin bir yüzey üzerine bir kaplama tabakası oluşturulması esas alınmıştır. Bu işlemde elektrik akımı kullanılarak metal iyonları, bir katot yüzeyine çekilir ve orada nikel tabakası olarak çökeltilir. Bu kaplama teknolojisi, geleneksel elektroliz yöntemlerine göre çeşitli avantajlar sunmaktadır.

Akımsız nikel kaplamada, yüzeyde homojen ve eşit dağılımlı bir kaplama sağladığı için diğer kaplama yöntemlerine nazaran daha düzgün bir görünüm elde etmeyi mümkün kılar. Ayrıca bu kaplama yönteminde, kaplama kalınlığı hassas bir şekilde kontrol edilebilmektedir. Böylece istenilen özelliklere ve değer aralıklarına uygunluk artırılabilir. Geleneksel elektroliz yöntemleriyle kıyaslandığında, akımsız nikel kaplamalar daha karmaşık ve yüzey fiziksel özelliklerinin daha girinti çıkıntılı olduğu banyo kaplamalarında daha etkili olabilmektedir. Yüzeylerin korozyona karşı direncini ve aynı zamanda dayanıklılıklarını artırarak aşınma ve çizilmelere karşı koruma sağlar.

Akımsız nikel kaplamalar, endüstriyel uygulamalarda yüzey koruma, estetik ve dayanıklılık açısından tercih edilen bir kaplama yöntemi olarak öne çıkmaktadır. Bu yöntem, geniş bir endüstri yelpazesinde kullanılan çeşitli parçalarda başarılı bir şekilde uygulanabilir. Örneğin, otomotiv parçalarında kullanılması neticesinde özellikle sertlik, korozyon direnci ve estetik açıdan tercih edilmektedir. Yine elektronik parçalarda, özellikle konektörlerde ve devre kartlarında kullanılır. Parçalar üzerinde elektrik iletkenliği ve korozyon direnci sağlamaktadır. Diğer bir kullanım alanı olarak endüstriyel makinelerde kullanılan parçalarda aşınma direnci ve uzun ömürlülük için akımsız nikel kaplama yöntemi tercih edilmektedir.

Akımsız kaplamalarda banyo parametreleri, istenilen sertlik, kalınlık, korozyon direnci, vb. özellikleri elde etmede kullanılan girdi değişkenlerini ifade etmektedir. Yapılacak olan kaplamanın çeşidine göre, ısı, süre, indirgeyici, aktivasyonu sağlayan toz çeşitleri ve miktarlarını ifade etmektedir.

Parametre optimizasyonunda çok farklı yöntemler kullanılabileceği gibi, günümüzde yaygın hale gelen ve yüksek doğruluk oranlarına sahip makine öğrenmesi yöntemlerini içeren yapay zekâ teknikleri de başarı ile uygulanmaktadır. Yapılan bu çalışmada, veri elde edilmesi, ulaşılabilecek sonuçların gerçek hayatta elde edilen sonuçlar ile karşılaştırılması için bir dizi kaplama deneyleri yapılmıştır. Bu deneylerin sayısı, hangi parametrelerin kullanılacağı, herhangi bir parametrenin hangi seviyesinin deneyde yer alması gerektiğini önceden belirlemek amaçlı Taguchi deneysel tasarım yöntemi kullanılmıştır. Elde edilen deney sonuçlarını bilgisayar ortamına aktarmak ve gelecekte yeni verilerin oluşturulabilmesi aşamasında Yapay Sinir Ağları kullanılmıştır.

Yapay Sinir Ağları, insan sinir sisteminden esinlenilmiş bir makine öğrenmesi yöntemidir. Girdi, çıktı ve ara (gizli) katmanlardan oluşan bir yapıya sahiptir. Ortaya koyduğu sonuçların gerçek deney sonuçlarıyla arasındaki hatayı minimize etmeye çalışmaktadır. Çalışmanın amacı hedeflenen kaplama özelliklerine dayalı banyo türü ve parametrelerinin belirlenmesi olduğu için, ikinci aşamada Genetik Algoritmalar yöntemi kullanılmıştır. Böylece bir nevi sonuçtan hedefe ulaşmak için kromozom yapısını taklit eden ve çaprazlama oranı, mutasyon özellikleri ile optimizasyonu sağlayan teknikten faydalanılmıştır.

Çalışmamızda laboratuvar ortamında hazırladığımız banyo setleri ve kaplama numunelerinin istenilen çıktı özelliklerine göre elde edilmiş değerleri, bilgisayar tarafından elde edilmiş değerlerle karşılaştırılmıştır. Laboratuvarda deneyler 3'er kez tekrarlanarak daha kararlı değerlerin elde edilmesi hedeflenmiştir. Daha önce yapılmış olan çalışmalarda veya sanayi ortamında banyo parametrelerinin sonuçlarına göre sertlik, korozyon, aşınma gibi çıktı özellikleri değişkenlik göstermektedir. Yapılan bu çalışmanın özgün değeri olarak değerlendirdiğimiz kullanıcının nihai olarak elde etmek istediği çıktı özelliklerine ulaşmak için hangi banyo türü ve hangi bileşenlerin olması gerektiği hakkında çıkarım yapmasına olanak sağlamaktadır.

Çalışma sonucunda elde edilen değerler incelendiğinde, geliştirilen modelin sonuçları ile laboratuvar deneylerinin sonuçları arasındaki hata oranlarının, özellikle MAD, MAPE, MSE, RMSE vb. hesaplama yöntemleri ile elde edilen değerlerin kabul edilebilir sınırlar dahilinde olduğu gözlemlenmiştir. Örneğin MAPE için değerin %10 ve altında değerlerde olduğu sonucuna varılmıştır.

INVERSE OPTIMIZATION OF BATH PARAMETERS PROVIDING THE BEST COATING PROPERTIES IN ELECTROLESS NICKEL-BASED ALLOY COATINGS USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE METHODS

SUMMARY

Electroless nickel coating is a coating method that involves the electrochemical deposition of nickel onto a surface. In electroless nickel coatings, the formation of a coating layer on a surface is achieved through an electrochemical process. In this process, metal ions are attracted to a cathode surface using an electric current, and nickel is deposited there as a coating layer. This coating technology offers various advantages compared to traditional electrolysis methods.

In electroless nickel coatings, achieving a more uniform and evenly distributed coating on the surface allows for a smoother appearance compared to other coating methods. Additionally, this coating method enables precise control over the coating thickness, enhancing conformity to desired specifications and value ranges. When compared to traditional electrolysis methods, electroless nickel coatings can be more effective, especially in bath coatings where surfaces have more complex and intricate physical characteristics. It enhances resistance to corrosion on surfaces and provides protection against wear and scratches by simultaneously increasing durability.

Electroless nickel coatings stand out as a preferred method for surface protection, aesthetics, and durability in industrial applications. This method can be successfully applied to various components used across a wide range of industries. For instance, it is particularly favored in automotive parts due to its benefits in hardness, corrosion resistance, and aesthetics. Similarly, it is employed in electronic components, especially connectors and circuit boards, providing electrical conductivity and corrosion resistance on the parts. Another application area is in parts used in industrial machinery, where electroless nickel coating is preferred for its resistance to wear and longevity.

In electroless coatings, bath parameters refer to input variables used to achieve desired properties such as hardness, thickness, corrosion resistance, etc. Depending on the type of coating to be applied, these parameters include variables such as temperature, duration, reducing agents, types, and quantities of powders that facilitate activation.

Various methods can be employed for parameter optimization, and artificial intelligence techniques, particularly machine learning methods with high accuracy rates, have become widely adopted. In this study, a series of coating experiments were conducted for data acquisition, and the results obtained were compared with real-world outcomes. To determine the number of experiments, which parameters to use, and the levels of each parameter in the experiment, the Taguchi experimental design method was applied. Artificial Neural Networks were utilized to transfer the obtained experimental results into a computerized environment and facilitate the creation of new data in the future.

Artificial Neural Networks (ANN) is a machine learning method inspired by the human nervous system. It has a structure consisting of input, output, and intermediate (hidden) layers. The primary goal is to minimize the error between its outcomes and real experimental results. Artificial Neural Networks in tasks involving pattern recognition, classification, and regression. These networks learn from data, adjusting weights and biases to improve accuracy over time. Their applications span diverse fields such as image and speech recognition, financial forecasting, and optimization problems. Artificial Neural Networks play a crucial role in modern artificial intelligence, contributing to advancements in various industries. As the aim of the study is to determine the bath type and parameters based on the targeted coating properties, the Genetic Algorithms method was employed in the second stage. Genetic Algorithms (GA) are optimization algorithms inspired by the process of natural selection and genetics. They use the mechanisms of evolution to find optimal solutions to complex problems. GAs involve generating a population of potential solutions represented as chromosomes, applying selection, crossover, and mutation operators to create new generations, and evaluating their fitness. This iterative process continues until a satisfactory solution is reached. Genetic Algorithms are widely applied in diverse fields such as optimization, machine learning, and design problems, providing an effective approach to finding solutions in complex and dynamic environments. This technique mimics the chromosome structure to reach a goal from a result, utilizing crossover rates and mutation features for optimization.

Upon examining the values obtained in the study, it was observed that the error rates between the results of the developed model and the laboratory experiment results, especially calculated using methods like MAD, MAPE, MSE, RMSE, etc., were within acceptable limits. For instance, it was concluded that the MAPE value was below 10%, indicating a satisfactory performance of the developed model.

The first aim of this study is to develop a model that predicts output values (wear, hardness and corrosion resistance, etc.) when input parameters (coating bath parameters) are given using artificial intelligence/machine learning techniques using coating data. In the next step, the developed model, which constitutes the main originality of the thesis, is obtained by using this model. In the developed model, a system that can suggest the bath type and parameters required to obtain a coating with the desired output values is aimed. Although studies have been conducted with artificial intelligence methods in the field of coating in the literature, this study differs from the existing studies in terms of the coating types considered and the artificial intelligence system to be applied. Currently, existing studies are artificial intelligence applications aimed at estimating properties using bath parameters, and this study is aimed at determining suitable baths and parameters of these baths that can provide the desired coating properties.

The study aims to use these superior aspects of Artificial Intelligence methods in the coating field. In the coating field, a wide variety of bath types and different parameters are used to coat a wide variety of materials. Here, the hardness and wear resistance of the material change. If we consider these features as outputs, it is a matter of researching and choosing bath types and parameters to provide the desired output features. It is also possible to evaluate bath parameters as inputs. Therefore, it will be very useful to teach the computer the relationship between inputs and outputs in the coating field and to predict coating features by estimating the results of experiments that have not been done before without experimenting. Moreover, it is an innovative perspective for a system to suggest what kind of bath should be preferred and what the

parameters of this bath should be to obtain a coating with the desired hardness and wear resistance in academia and industry. The main purpose of the thesis is to develop such a system, which is not found in the literature, using Artificial Intelligence techniques.

While creating ANN models, a model with a multi-layer feedforward network is being studied. In the first stage, two-layer feedforward ANN models, one hidden layer and one output layer, are created. Later, different models will be tried to be designed by making changes to the parameters of these models such as the number of input layers, hidden layers and output layers, transfer and activation functions. These models were developed by using different training algorithms (Levenberg-Marquardt, BFGS Quasi-Newton, Resilient Backpropagation, Scaled Conjugate Gradient, Conjugate Gradient with Powell/Beale Restarts, Fletcher-Powell Conjugate Gradient, Polak-Ribière Conjugate Gradient, One Step Secant, Variable Learning Rate Backpropagation etc.).

In the model we developed, the GA method was integrated into the ANN model. In this section, the ideal bath parameters were obtained by specifying the limits of the bath parameters, the targeted purpose (minimization or maximization) for each output value (hardness, coating thickness, corrosion rate) and the weight (importance) of these output values. In all experiments, the weight of the output values was taken equally. While the maximization target was determined for the hardness and coating thickness from the output values, the minimization target was determined for the corrosion rate.



1. GİRİŞ

Akımsız yöntemle metal kaplama, mühendislik alanında yaygın uygulamalardandır. Özellikle korozyon ve aşınmaya dayanıklı yüzey elde etmek amacıyla en yaygın kullanılan akımsız metal kaplama yöntemi ise nikel kaplamalardır. Akımsız kaplamalardan çoklu alaşım kaplamalar aynı anda birden fazla özelliği bir araya getirme ve özellikleri geliştirme potansiyellerinden dolayı son yıllarda daha fazla kullanılır hale gelmiştir. Ayrıca günümüzde kaplamacılık sektöründe yapay zekâ tabanlı uygulamaların sınırlı amaçlar için kullanıldığı ve yapay zekânın sağlayacağı avantajlardan yeterince yararlanılmadığı görülmüştür.

Yapay zekâ günümüzde pek çok farklı uygulamalarıyla hayatın neredeyse her alanına girmiş olan oldukça popüler bir konudur. Yapay Zekâ ile ilgili birçok tanımlamalar yapılmış olup, bir bilgisayarın veya bilgisayar kontrollü bir makinenin (robotun), genellikle akıllı varlıklarla ilişkili görevleri yerine getirme yeteneği olarak tanımlanabilir (Copeland, 2020). Kısaca Yapay Zekâ, zeki bireyler tarafından gerçekleştirilebilen davranışların makineler tarafından taklit edilmesi olarak özetlenebilir. Yapay Zekâ çoğunlukla akıl yürütme, anlama, genelleme veya geçmiş deneyimlerden öğrenme gibi insanlara özgü entelektüel süreçlerle donatılmış sistemler geliştirmek için kullanılmaktadır.

Yapay Zekâ yöntemlerinden biri olan Yapay Sinir Ağları ise insan beyninin çalışma sisteminden esinlenerek insanların bir şeyi öğrenme ve hatırlama özelliklerini bilgisayara aktarmaya çalışmaktadır. Buna göre, bilinen veriler bilgisayara girilerek, öğrenme algoritması vasıtasıyla girdiler ile çıktılar arasındaki ilişkiler elde edilmek suretiyle öğrenme gerçekleştirilir. Bu öğrenmenin düzeyi test edilerek gerektiği durumlarda öğrenme sistemi içerisinde revizyonlar gerçekleştirilir. Yeterince başarılı öğrendiği düşünülen sistem artık yeni durumlar ve yeni girdiler için sonuç elde etmede kullanılabilir hale gelmiş olur.

Bu çalışmada hedeflenen, kaplama verileri kullanılarak yapay zekâ/makine öğrenmesi teknikleri ile girdi parametreleri (kaplama banyo parametreleri) verildiğinde çıktı değerlerini (aşınma, sertlik ve korozyon direnci vb.) öngören bir modeli birinci

aşamada ortaya çıkarmaktır. Sonraki adımda, bu modelin kullanımı ile tezin asıl özgünlüğünü oluşturan geliştirilmiş model elde edilmesidir. Geliştirilmiş modelde, istenilen çıktı değerlerine sahip bir kaplama elde etmek için gerekli olan banyo türü ve parametrelerini önerebilecek bir sistem amaçlanmaktadır. Literatürde kaplama alanında yapay zekâ yöntemleriyle çalışmalar yapılmış olsa da bu çalışma, ele alınan kaplama türleri ve uygulanacak yapay zekâ sistemi açılarından mevcut çalışmalardan farklıdır. Hâlihazırda mevcut çalışmalarda banyo parametreleri kullanılarak özelliklerin tahminine yönelik yapay zekâ uygulamaları olup bu çalışma ise istenilen kaplama özelliklerini sağlayabilecek nitelikte uygun banyolar ve bu banyolara ait parametrelerin belirlenmesine yöneliktir.

Yöntem açısından değerlendirdiğimizde tezin genel akışı kapsamında öncelikle gerekli veriler literatür ve yeni yapılacak deneylerden temin edilerek kullanıma hazır hale getirilmesi amaçlanmıştır. Sonrasında, Yapay Sinir Ağları (YSA) yöntemiyle geliştirilen ilk modeller, hazır hale getirilmiş veriler ile eğitilerek girdi parametreleri verildiğinde kaplama özelliklerini öngörebilir hale getirilmiştir. Bu modellerin tahmin performansları yeterli düzeye getirildikten sonra Genetik Algoritmalar (GA) yöntemiyle entegre edilerek istenilen çıktılara ulaştıracak girdilerin belirlenmesi sağlanmıştır. Bu şekilde geliştirilmiş modeller oluşturularak performansları yeterli düzeye getirilinceye kadar parametre optimizasyonu gerçekleştirilmiş ve ihtiyaç halinde ilave deneyler yapılmıştır. Gelişmiş modelin nihai performansı doğrulama deneyleriyle teyit edilerek tasarlanan kullanıcı dostu arayüz ile güvenle kullanılabilecek bir sistem sunulmuştur.

Çalışmamızda akımsız Ni-P / Ni-B / Ni-P-B alaşım kaplamaları ele alınmıştır. 400°C’de yapılacak ısıtıl işlem ile metal matrikste aşınma ve korozyona dayanıklı Ni₃P, Ni₂B/Ni₃B gibi bileşikler teşekkül ettirilerek aşınma ve korozyona dirençli akımsız kaplamalar gerçekleştirilmiştir. Elde edilen kaplamalar hem aşınmaya hem de korozyona dirençli bir alaşım ve/veya alaşım kompozit tabakasıdır. Gerçekleştirilecek olan bu kaplamaların bir kısmı YSA ile geliştirilen modelin eğitiminde parametre çeşitliliği açısından veri sayısı yetersiz olacağından yeni verilerin eldesinde kullanılmıştır.

Çalışmada, Yapay Zekâ yöntemlerinin bu üstün yönlerinin kaplama alanında kullanılması amaçlanmıştır. Kaplama alanında çok çeşitli banyo türleri, farklı parametreler ile çok çeşitli malzemeler kaplanmaktadır. Burada malzemenin sertliği,

aşınma dayanımı gibi özellikleri değişmektedir. Bu özellikleri çıktı olarak ele alırsak, istenilen çıktı özelliklerini sağlamaya yönelik banyo türleri ve parametrelerinin araştırılması ve tercih edilmesi söz konusudur. Banyo parametrelerini de girdi olarak değerlendirmek mümkündür. Dolayısıyla kaplama alanında girdiler ile çıktılar arasındaki ilişkiyi bilgisayara öğretmek ve daha önce yapılmamış deneylerin sonuçlarının, deney yapmadan tahmin edilerek kaplama özelliklerinin ön görülmesi oldukça yararlı olacaktır. Dahası, akademide ve sanayide, istenilen sertlik ve aşınma dayanımı gibi özelliklere sahip bir kaplamanın elde edilebilmesi için ne tür bir banyonun tercih edilmesi ve bu banyonun parametrelerinin ne olması gerektiğinin bir sistem tarafından önerilmesi, yenilikçi bir bakış açısıdır. Literatürde rastlanmayan böyle bir sistemin Yapay Zekâ teknikleri kullanılarak geliştirilmesi tezin asıl amacını teşkil etmektedir.

Çalışmanın diğer hedefleri kaplamaların temel özelliklerinden olan sertlik, korozyon ve aşınma özelliklerine dayalı modeller kurgulamak; Talep edilen kaplama özelliğini (korozyon, sertlik, aşınma verilerini) girdi olarak kullanıp, kaplama banyo ve parametrelerini önerebilen modeller geliştirmek; bu hedeflerin gerçekleştirilmesi aşamasında, istenen özelliklere ulaşmadaki hassasiyetin artırılmasına yönelik olarak Yapay Sinir Ağları modeline Genetik Algoritmalar yöntemini entegre etmektir. Ayrıca geliştirilen modellerin kullanımı ile birden fazla banyo türüne dayalı önerme yapabilen bir yaklaşım sistemi ortaya koymaktır.

1.1. Çalışmanın Özgün Değeri

Daha önce yapılan çalışmalar ve literatür incelendiğinde, yapılan çalışmalarda kaplama koşulları/parametreleri girdi, ağırlık kaybı ise çıktı olarak kullanılmıştır. Tez çalışmasında da bu tür yöntemlerden istifade edilmiştir. Proses girdisi ve çıktıları kullanılmıştır. Ancak bu, çalışmanın başlangıç adımında doğru bir modeli oluşturmada kullanılmıştır.

Özgün yönlerinden birisi, eldeki verilerin kullanımından elde edilecek modelin kullanımı ile, laboratuvar ve literatür verilerinden daha iyi sonuçların/özelliklerin elde edilebileceği kaplamaları sağlayabilecek banyo türleri ve parametrelerini, en doğru bir şekilde verebilecek/önerebilecek Geliştirilmiş Model kurgulanmasıdır. Bu modelin kurgulanması sırasında eksik olan ya da hata oranı yüksek muhtemel verilerin

revizyonları yapılarak gerekli kaplama sonuçları bizzat laboratuvarında çalışarak geliştirilmiştir.

Ayrıca önceki çalışmalarda kaplama alanında rastlanan yapay zekâya dayalı modeller tek çıktılı olarak ele alınmıştır, çalışmamızda geliştirilen modelde ise sertlik, korozyon ve aşınma gibi birden fazla çıktı aynı anda ele alınabilmektedir. Bu zamana dek yapılmış kaplama alanında yapay zekâya dayalı geliştirilmiş modeller, girdi verildiğinde çıktıyı ön görecektir şekilde tasarlanmıştır. Buna göre banyonun parametreleri verildiğinde malzemenin kaplama özellikleri tahmin edilmektedir. Çalışmamızın tersine optimizasyon özelliğini teşkil eden yapıda, istenilen özelliklere sahip malzeme elde etmek için banyo türünün ve ilgili parametrelerinin ne olması gerektiğini söyleyebilen bir model üzerinde durulmuştur.

1.2. Çalışmanın Amaç ve Hedefleri

Akımsız yöntemle metal kaplama, mühendislik alanında yaygın uygulamalardandır. Özellikle korozyon ve aşınmaya dayanıklı yüzey elde etmek amacıyla en yaygın kullanılan akımsız metal kaplama yöntemi ise nikel kaplamalardır. Akımsız kaplamalardan çoklu alaşım kaplamalar aynı anda birden fazla özelliği bir araya getirme ve özellikleri geliştirme potansiyellerinden dolayı son yıllarda daha fazla kullanılır hale gelmiştir. Ayrıca günümüzde kaplamacılık sektöründe yapay zekâ tabanlı uygulamaların sınırlı amaçlar için kullanıldığı ve yapay zekânın sağlayacağı avantajlardan yeterince yararlanılmadığı görülmüştür.

Bu çalışmada hedeflenen, kaplama verileri kullanılarak yapay zekâ/makine öğrenmesi teknikleri ile girdi parametreleri (kaplama banyo parametreleri) verildiğinde çıktı değerlerini (aşınma, sertlik ve korozyon direnci vb.) öngören bir modeli birinci aşamada ortaya çıkarmaktır. Sonraki adımda, bu modelin kullanımı ile projenin asıl özgünlüğünü oluşturan geliştirilmiş model elde edilecektir. Geliştirilmiş modelde, istenilen çıktı değerlerine sahip bir kaplama elde etmek için gerekli olan banyo türü ve parametrelerini önerebilecek bir sistem amaçlanmaktadır. Literatürde kaplama alanında yapay zekâ yöntemleriyle çalışmalar yapılmış olsa da bu proje, ele alınan kaplama türleri ve uygulanacak yapay zekâ sistemi açılarından mevcut çalışmalardan farklıdır. Hâlihazırda mevcut çalışmalarda banyo parametreleri kullanılarak özelliklerin tahminine yönelik yapay zekâ uygulamaları olup bu çalışma ise istenilen

kaplama özelliklerini sağlayabilecek nitelikte uygun banyolar ve bu banyolara ait parametrelerin belirlenmesine yöneliktir.

Çalışmada amaçlanan, kaplama alanında nitelikli verilere ulaşmada kullanılan pek çok banyo türünün incelenmesi ile istenen hedefe ulaşmada literatürde yer alan bazen yüzlerce bazen binlerce banyo türü-parametresi içinden hedef çıktılarına en uygun olanının seçilmesini önerebilecek Yapay Zekâ tabanlı modeller oluşturmak ve geliştirmektir. Ayrıca bu çalışma çerçevesinde ulaşılması istenen hedeflerimiz arasında;

- Kaplamaların temel özelliklerinden olan sertlik, korozyon ve aşınma özelliklerine dayalı modeller kurgulamak,
- Talep edilen kaplama özelliğini (korozyon, sertlik, aşınma verilerini) girdi olarak kullanıp, kaplama banyo ve parametrelerini önerebilen modeller geliştirmek ve bu hedefin gerçekleştirilmesi aşamasında, istenen hedefe ulaşmadaki hassasiyetin artırılmasına yönelik olarak Yapay sinir ağları modeline Genetik algoritmalar yöntemini entegre etmek,
- Geliştirilen modellerin kullanımı ile birden fazla banyo türüne dayalı önerme yapabilen bir yaklaşım sistemi ortaya koymak, yer almaktadır.



2. LİTERATÜR ÇALIŞMASI

Kaplama alanında kullanılan YSA yöntemini irdelerken, önceden yapılmış çalışmalar Tablo 2.1’de verilmiştir. Verilen çalışmalardan da görüldüğü gibi akımsız kaplama teknikleri ve YSA uygulaması yapılmış olmakla beraber hedef girdiye dayalı çıktı şeklindedir. Bazı çalışmalarda GA kullanılmış ancak kullanım amacı YSA modelinin daha iyi eğitilmesine yöneliktir. Bizim çalışmamızda ise GA’nın kullanım amacı, istenilen çıktı değerlerini verecek girdi değerlerinin elde edilmesine yönelik olarak YSA ile entegre edilmesidir. Diğer bir deyişle literatürde rastlanılan çalışmalar kaplama parametrelerinden hareketle kaplama özelliklerinin (aşınma, korozyon, vb.) belirlenmesine yönelik iken, bu projede ise tersine bir mantıkla aşınma, korozyon gibi özelliklerden banyo türü ve ilgili parametrelerinin önerilmesi esasına dayalıdır.

Jean vd. (2005) Taguchi ortogonal deneyinde YSA’yı kullanarak belirli bir mikro kaynak sert kaplama (microwelding hardfacing) işlemi ile uygun bir yüzey morfolojisine sahip alaşımları biriktirmek için bir yöntem önermişlerdir. Yaptıkları deneyler ile “plasma transfer arc” kaplama ürününün kaplama koşullarını optimize ederek sert yüzey pürüzlülüğü performansının büyük ölçüde geliştirildiğini ve yapay sinir ağı modeli tarafından doğru bir şekilde tahmin edildiğini ortaya koymuşlardır. Taguchi tabanlı deneylerle yapay sinir ağı modelinin kombinasyonunun güvenilir, verimli ve yüksek kaliteli bir kaplama işlemi geliştirmek için etkili bir yöntem olduğunu göstermişlerdir.

Yating vd. (2008) akımsız kaplama banyosu bileşiminin ve işlem parametrelerinin bir fonksiyonu olarak kaplamalardaki kaplama hızı ve fosfor içeriğinin (%P) simülasyonu ve tahmini için bir YSA modeli geliştirmişlerdir. $Ni^{2+}/H_2PO_2^-$, kompleks yapıcı, stabilizatör, pH değeri, sıcaklık parametreleri girdi olarak kullanarak kaplama hızı ve fosfor içeriğinin (%P) tahmin edilmesine yönelik bir YSA modeli oluşturmuşlardır.

Beygi vd. (2012) çalışmalarında akımsız nikel biriktirme ile Ni kaplı alüminyum nanopartiküller imal etmişlerdir. Banyo bileşimi (ana tuz, indirgeme maddesi ve kompleks oluşturuucu madde konsantrasyonu) ve işlem parametreleri (pH, kaplama süresi ve banyo sıcaklığı) olmak üzere iki grup parametrenin etkisini araştırmışlardır.

Kaplama sürecinin simülasyonunu yapay sinir ağı ile gerçekleştirmişlerdir. Sundukları model ile minimum malzeme kullanılarak maksimum kaplama hızı sağlayacak yüksek verimli akımsız banyo tasarlamak mümkün olmuştur.

Tablo 2.1. Kaplama uygulamalarında YSA kullanan literatür çalışmalarından özet.

Çalışma	Deney tasarımı	Girdi	Çıktı	Yöntem
Jean vd. (2005)	Taguchi L18	Alaşım tozu, voltaj, elektrik ark akımı, hareket hızı, tork, toz besleme hızı, gazın akış hızı ve ön ısıtma sıcaklığı	Yüzey pürüzlülüğü	Plazma sprej / çok katmanlı geri yayımlı yapay sinir ağı
Kwaśny vd. (2007)	Özel deney tasarımı	Sıcaklık, atmosfer	Erozyon direnci, mikro sertlik ve pürüzlülük	PVD / çok katmanlı yapay sinir ağı
Yating vd. (2008)	Ortogonal L25	$Ni^{2+}/H_2PO_4^-$, CA, Stabilizör, pH, sıcaklık	Kaplama hızı ve fosfor içeriği (%P)	Akımsız / çok katmanlı geri yayımlı yapay sinir ağı
Rashidi vd. (2011)	Özel deney tasarımı	Banyo sıcaklığı, sakarin konsantrasyonu ve akım yoğunluğu	(111) ve (200) kristalografik düzlemlerin yönelme oranı	Akımlı / çok katmanlı yapay sinir ağı
Beygi vd. (2012)	Özel deney tasarımı	Nikel sülfat ($NiSO_4 \cdot 2H_2O$), sodyum hipofosfit ($NaH_2PO_2 \cdot H_2O$), sodyum sitrat ($Na_3C_6H_5O_7 \cdot H_2O$), amonyum klorür (NH_4Cl), sodyum hidroksit ($NaOH$) ve amonyak (NH_3) konsantrasyonları	Kaplama hızı	Akımsız / çok katmanlı yapay sinir ağı
Demirbay vd. (2020)	Özel deney tasarımı	MWCNT konsantrasyonları ile birlikte yüzey aktif madde konsantrasyonları, başlatıcı konsantrasyonları, moleküler ağırlıkları, PS lateks partikül boyutları	Elektiriksel iletkenlik	Polimerizasyon / çok katmanlı ileri beslemeli yapay sinir ağı
Zou vd. (2020)	Ortogonal L16	Sıcaklık, pH, sodyum hipofosfit konsantrasyonu ve laktik asit konsantrasyonu	Fosfor içeriği	Akımsız / çok katmanlı geri yayımlı yapay sinir ağı, parçacık sürü optimizasyonu, genetik algoritma
Vijayanand vd. (2021)	Özel deney tasarımı	Yüzey aktif madde	Yüzey sertliği	Akımsız / regresyon, çok katmanlı geri yayımlı yapay sinir ağı, genetik algoritma
Szala vd. (2021)	5 adet deney	Durma mesafesi ve tork hızı	Sertlik, gözeneklilik ve kavitasyon erozyon direnci	Plazma sprej / çok katmanlı yapay sinir ağı

Yukarıda verilen makalelerdeki metod girdiye dayalı çıktı (kalınlık, sertlik, mikroyapı, tribolojik özellikler, kalitatif analizler, süreç kontrolü, amfifobik davranış, pürüzlülük, tane büyüklüğü, parçacık karakteristikleri, püskürtme süreçlerinde histerizis etkisi, kaplamaların oksidasyon davranışları) tahmini olup projemizle mantıksal farklılığı olduğu açıktır.

RSM, faktör uzayını sistematik olarak keşfederek, tahmini modeller oluşturarak ve optimum koşulları belirleyerek süreç optimizasyonuna sistematik bir yaklaşım sağlar. Kaynak tüketimini ve zamanı en aza indirirken süreç sonuçlarını iyileştirmek için yapılandırılmış bir metodoloji sunar. Yanıt Yüzeyi Metodolojisi, bir veya daha fazla yanıt ile birkaç bağımsız değişken arasındaki işlevsel etkileşimi aydınlatmak için kullanılan matematiksel ve istatistiksel tekniklerin bir koleksiyonundan oluşur (Khuri ve Mukhopadhyay, 2010).

Liu ve arkadaşları (2021) yanıt yüzeyi metodolojisini kullanarak akımsız Ni-W-P alaşım kaplamalı AZ91D magnezyum alaşımının korozyon direncinin optimizasyonuna odaklanan bir çalışma yürütmüştür. En yüksek korozyon direncini elde etmek için optimum teknolojik parametreler şu şekilde belirlenmiştir: 20 g/L nikel sülfat, 15 g/L sodyum tungstat, 30 g/L sodyum hipofosfit, banyo sıcaklığı 60 °C ve pH 9,3 olarak ayarlanmıştır. Bu koşullar altında, çalışma sodyum tungstat konsantrasyonunun kaplamanın korozyon direnci üzerinde en belirgin etkiye sahip olduğunu ortaya koymuştur.

Yazdani ve Vitry (2023), akımsız Ni-B-nanoelmas kaplama banyosu parametrelerinin sertlik ve partikül biriktirme oranının optimizasyonu üzerindeki etkilerini yanıt yüzeyi metodolojisini kullanarak araştırmayı amaçlamıştır. Moleküler dinamik simülasyonun sonuçları, borhidrürün nanoelmas yüzeyindeki düşük adsorpsiyon enerjisinin borhidrürün dehidrojenasyon sürecine elverişli olmadığını ortaya koymaktadır.

Farzaneh ve arkadaşları (2018), elektrolit içindeki kimyasal formülasyonun ortaya çıkan akımsız nikel fosfor kaplamanın fiziksel ve mekanik özellikleri üzerindeki etkilerini değerlendirmiştir. En uygun koşullar, 32 g/L sodyum hipofosfit ve 1,5 g/L anyonik yüzey aktif madde kullanılarak pH 5'te belirlenmiştir. Geliştirilen modellerde belirtildiği gibi, bu özel banyo vasıtasıyla 1080 Hv mikro sertlik ve 23 µm kalınlıkta bir Ni-P kaplama elde edilmiştir.

Wei (2013), SiC nanopartikülleri ile Ni-P akımsız kompozit kaplamaların mikrosertliğini optimize etmek için RSM içinde ortogonal deneysel tasarımı kullanmıştır. Kaplama çözeltisi sıcaklığı, pH ve SiC nanopartikül konsantrasyonu dahil olmak üzere üç etkili faktör incelenmiştir. Nanopartikül eklenmesi için ultrasonik dispersiyon kullanılmıştır. En uygun parametre kombinasyonu: kaplama çözeltisi sıcaklığı için 84-86°C, 5,3-5,7 pH ve 4,5 g/L SiC nanopartikül konsantrasyonu olarak belirlenmiştir. Isıl işlemden sonra 1000 Hv'yi aşan bir mikro sertlik elde edilmiştir.

Mostafapour ve arkadaşları (2020) tarafından sürtünme yüzeyine odaklanılmış ve Al2024-T351 alt tabakalar üzerine Al7075-T6 kaplamada istenen mekanik özellikleri ve mikroyapıyı elde etmek için dönme hızını, eksenel kuvveti ve ilerleme hızını optimize etmek için de RSM kullanılmıştır. Çalışma, iki malzemenin gözeneklilik olmadan başarılı bir şekilde birleştirildiğini ve ince taneli homojen bir mikro yapıya sahip olduğunu göstermektedir.

Vahdati ve Moradi (2020), Al₂O₃ takviyeli Al7075 yüzey kompozitleri oluşturmak için sürtünme karıştırma işlemi (FSP) yoluyla alüminyum özelliklerini geliştirmeye odaklanmıştır. Takım hızı, ilerleme hızı, takım omuz çapı ve parçacık boyutu gibi girdi değişkenlerini içeren deneyleri tasarlamak için RSM kullanmışlardır. İstatistiksel analiz ve optimizasyon, bu faktörlerin akma dayanımını ve sertliği etkilediğini ortaya koymuştur. Optimum koşullar, optimizasyon sürecinin etkinliği doğrulama testleri ile belirlenmiştir.

Hashemi ve diğerleri (2021), Arşimet spiral alüminyum bipolar plakaların şekillendirme sürecini deneyler ve RSM aracılığıyla incelemiştir. Gaz sıcaklığının kanal derinliğini ve incelme yüzdesini önemli ölçüde etkilediği optimum değerler belirlenmiştir. En iyi proses parametreleri 38 bar gaz basıncı, 308°C sıcaklık ve 10 saniyelik proses süresidir.

Sharath ve diğerleri (2021), değişen B4C ve grafit içeriğinin kompozit malzemelerin aşınma davranışı üzerindeki etkisini değerlendirmek için RSM kullanmıştır. Bu seramiklerin konsantrasyonu arttıkça aşınma direnci iyileşmiştir. Ayrıca RSM, ağırlıkça %15 B4C ve ağırlıkça %10 grafit gibi optimum parametrelerin belirlenmesini kolaylaştırarak önemli ölçüde aşınma direnci sağlamıştır. Bu yöntem, aşınma kaybı için matematiksel bir model oluşturulmasına yardımcı olarak aşınma özelliklerinin ve parametre öneminin kapsamlı bir şekilde anlaşılmasına katkıda bulunmuştur.

Bir katı hal kaplama işlemi olan sürtünme yüzey kaplama, metalik çekirdek verimliliğini artırarak üstün aşınma ve korozyon direncine sahip ince taneli kaplamalar sağlar.

Rethnam ve arkadaşları (2021) EN8 üzerine doğal olarak homojen AISI316Ti paslanmaz çelik kaplamalar geliştirerek RSM kullanarak bağlanma mukavemetini, kaplama kalınlığını ve genişliğini tahmin etmiştir. Dönme hızı, travers hızı ve eksenel yük gibi parametrelerin bağlanma geometrisini etkilediği çok amaçlı optimizasyonun kaplama genişliğini artırarak ancak diğer yandan kalınlığı azaltarak bağlanma mukavemetini artırdığı belirlenmiştir.

Zhang ve arkadaşları (2021), akımsız kaplama yoluyla Ni-Fe-P üçlü alaşım kaplamalarının üretimini araştırmıştır. Kaplama hazırlama parametrelerini araştırmak için RSM uygulanmıştır. Merkezi kompozit tasarım, optimum banyo sıcaklığını (85°C) ve pH'ı (8) belirlemiştir. Taramalı elektron mikroskobu kullanılarak mikroyapı analizinin yanı sıra kimyasal bileşim için EDS ve X-ışını kırınımı gerçekleştirilmiştir. Elektrokimyasal empedans spektroskopisi ve potansiyel polarizasyon teknikleri, ağırlıkça %3,5 NaCl çözeltisinde korozyon direncini değerlendirmiş ve en iyi korozyon direnci belirlenen optimum koşullarda gözlemlenmiştir.

Davoodi ve arkadaşları (2022) NiP/TiN dubleks kaplama ile kaplanmış 6061 alüminyum alaşımının tribolojik özelliklerini, uygulanan yük, kayma hızı ve kayma mesafesi koşulları altında araştırmışlardır. Aşınma testleri ile aşınma derinliğini ve sürtünme katsayısını tahmin etmek için RSM kullanılarak bir model geliştirmişlerdir. Model, aşınma derinliği için %99,95 ve sürtünme katsayısı için %94,39 gibi yüksek güvenilirlik katsayısı değerleri göstermiştir. Taramalı elektron mikroskobu (SEM) analizi, daha yüksek uygulanan yüklerle aşınma ve sürtünme katsayılarının arttığını ve 12 N'un hem TiN hem de NiP katmanlarının çıkarılmasıyla sonuçlandığını ortaya koymuştur. RSM analizi, uygulanan yükü aşınma derinliği ve sürtünme katsayısı üzerinde en etkili faktör olarak tanımlamıştır.

Sarkar ve diğerleri (2022), Ni-P alaşımının akımsız kaplama yoluyla bir bakır alt tabakanın mikrosertliğini geliştirmeye odaklanmıştır. Nikel Sülfat konsantrasyonu, Sodyum Hipofosfit konsantrasyonu ve banyo sıcaklığı gibi parametreleri dikkate alarak mikrosertliği en üst düzeye çıkarmak için Merkezi Kompozit Tasarım (CCD) kullandılar. Optimum koşullar 33,8 g/L Nikel Sülfat, 19,6 g/L Sodyum Hipofosfit ve

87,6 °C banyo sıcaklığı olarak belirlenmiş ve 1129 Hv10g mikrosertlik elde edilmiştir. Parametre etkilerini analiz etmek için bulanık mantık kullanmışlar ve ANOVA ile Nikel Sülfatın önemini ve Sodyum Hipofosfit ile banyo sıcaklığı arasındaki etkileşimi doğrulamışlardır.

Reghuraj ve diğerleri (2023), 410 paslanmaz çelikten yapılmış cerrahi ekipmanı karartmak için sıcak alkali işlemini kullanmışlardır. Taguchi ve RSM kullanarak daldırma süresi, tuz çözeltisi sıcaklığı ve ağırlıkça % sodyum dikromat gibi işlem değişkenlerini değiştirerek elde edilen manyetit (Fe_3O_4) kaplamanın yansıma önleyici özelliğini optimize etmişlerdir. Deneysel ve doğrulayıcı testler, parametreleri başarılı bir şekilde optimize ederek %8,1'lik en düşük ortalama yansıma yüzdesini vermiştir.

Salim ve arkadaşları (2023) akımsız Ni-P kaplamaların sürtünme ve aşınma özelliklerini değerlendirmişlerdir. Taguchi'nin L-27 ortogonal dizisini ve üç test parametresini (yük, hız ve zaman) kullanmışlar ve aşınma derinliği ve sürtünme katsayısını tahmin etmek için dört tahmin modeli (RSM, Mamdani bulanık mantık, Sugeno bulanık mantık ve ANFIS) kullanmışlardır. TOPSIS yöntemi, ANFIS ve RSM'yi sürtünme ve aşınma özellikleri için sırasıyla 0,989 ve 0,994 güvenilirlik katsayıları (R^2) ile en iyi tahmin modelleri olarak tanımlamıştır.

RSM kullanılarak Ni-B, Ni-P ve çeşitli kaplama türleri üzerine yapılan çalışmalar literatürde oldukça yaygındır. Ancak, hiçbir çalışma özellikle akımsız Ni-B-P kaplamalar için parametrelerin optimizasyonuna odaklanmamıştır. Dolayısıyla bu proje çalışması, akımsız nikel kaplama sürecinin bu alanını keşfetmekle ilgilenen araştırmacılar için değerli bir kılavuz görevi görecektir.

3. YÖNTEM

Çalışmanın temelinde Yapay Zekâ tekniklerine dayalı kaplama özelliklerinin öngörülmesine yönelik farklı kaplama banyo türlerine ait modeller geliştirilmesi yer aldığı için, kullanılan yöntemler kaplama alanı ile ilgili ve Yapay Zekâya dayalı geliştirilecek model ile ilgili yöntemler olarak sınıflandırılabilir. Bununla birlikte, Yapay Zekâya dayalı model geliştirilirken modelin eğitilme aşamasında birçok veriye ihtiyaç duyulmuştur. İhtiyaç duyulan verilerin önemli bir kısmı laboratuvarda gerçekleştirilen kaplama deneylerinden elde edilmiştir. Yapılan deneylerin sayısını ve özelliklerini belirlemek amacıyla Taguchi yönteminden yararlanılmıştır. Bu verilerin ön işleminin yapılması, kullanıma hazır hale getirilmesinde veri toplama araçları ve analiz yöntemleri kullanılmıştır. Modellerin eğitilip sonuç elde edilme aşamasında da elde edilen veriler istatistiksel açıdan analiz edilerek değerlendirilmiştir. Bu bakımdan proje kapsamında kullanılan yöntemler sadece kaplama ve Yapay Zekâ ile ilgili değil, bunlara ilaveten veri toplama ve analiz ile ilgili yöntemleri de içerecek şekilde ayrı bir başlık olarak ele alınmıştır.

3.1. Veri Toplama ile İlgili Yöntemler

Çalışmada geliştirilmesi planlanan Yapay Zekâya dayalı modelin eğitilmesi amacıyla gerekli olan çok sayıdaki veri ihtiyacı, literatürde yer alan çalışmalardan elde edilen veriler ve ilave olarak laboratuvarda gerçekleştirilecek deneylerden elde edilen veriler olarak düşünülebilir. Bu veriler, modelin eğitilmesi için yeterli olmayacağından dolayı, ihtiyaç duyulacak verilerin bir kısmı, gereksiz deneyler yapmamak üzere öncelikle literatürden araştırılmıştır. Daha sonra laboratuvar deneylerinden veri elde edilmesi yoluna başvurularak, ekstra verilerin elde edilmesi yoluna gidilmiştir.

3.1.1. Taguchi yöntemi

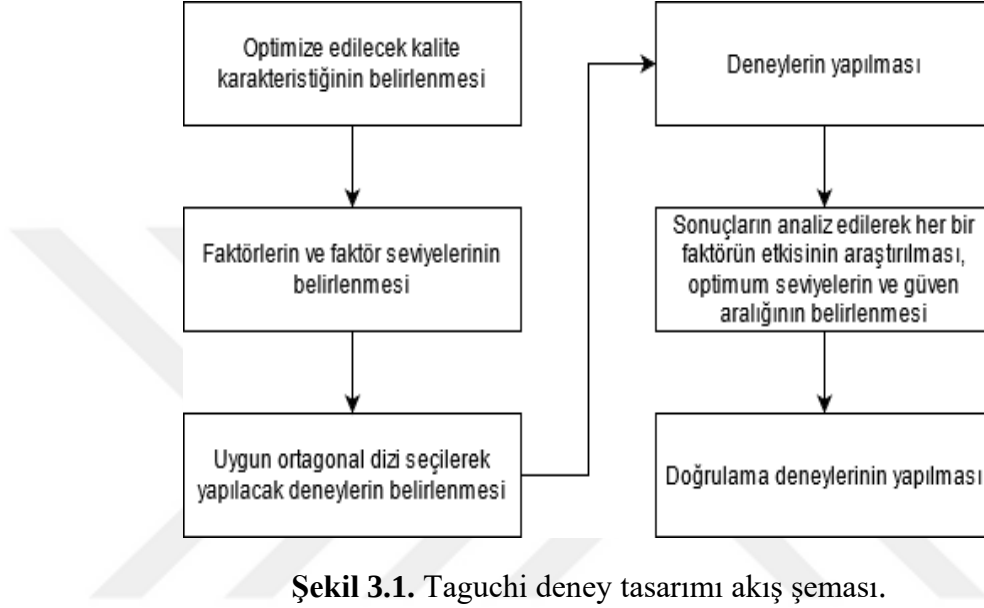
Laboratuvarda gerçekleştirilmesi planlanan ilave deneylerin, nicelik ve niteliği açısından Taguchi yönteminden faydalanılmıştır. Taguchi yöntemi sayesinde hem yapılması gereken deney sayısı azaltılmış, hem de deneylerin hangi şartlarda yapılmasına yönelik optimal parametrelerin elde edilmesi sağlanmıştır. Laboratuvar

ortamında minimum sayıda kaplama deneyi yapılabilmesi için Taguchi deney tasarımı ile her bir banyo türü için ortalama deney sayısı 100 olarak belirlenmiştir. Bu sayede, çalışmanın verimini artırmaya yönelik uygulama yapılması ve yürütülmesi hedeflenmiştir. Son olarak, yeterli nitelik ve nicelikte verilerin elde edilerek, minimum %90 doğruluk oranının sağlanması hedeflenmiştir. Deney tasarımı kapsamında ısıtma işlemi, indirgeyici ajan türü, indirgeyici ajan miktarı, kompleks yapıcı türü, kompleks yapıcı miktarı, stabilizatör türü, stabilizatör miktarı, hızlandırıcı türü, hızlandırıcı miktarı, pH tamponlayıcı türü, pH tamponlayıcı miktarı, pH, süre (dk) ve banyo sıcaklığı (°C) girdi parametreleri olarak, korozyon direnci, aşınma direnci ve sertlik ise çıktı parametreleri olarak değerlendirilecektir. İndirgeyici ajan, kompleks yapıcı, stabilizatör, hızlandırıcı, pH tamponlayıcı türleri ile ısıtma işlemi kategorik değişken olarak, diğer parametreler ise sürekli değişken olarak ele alınmıştır. Sonuçta 14 girdili ve 3 çıktılı bir model oluşturulacaktır. Girdi parametrelerinden ısıtma işleminin iki seviyeli, kalan on üç girdi parametresinin ise üç seviyeli olması planlanmaktadır. Bu durumda tüm kombinasyonları görebilmek için $21 \times 313 = 3.188.646$ deney yapılması gerekmektedir. Ancak Taguchi yöntemiyle bu sayı 36 deney kombinasyonuna (L36 ortogonal dizi 21×313) indirgenebilmektedir. Deney tasarımı neticesinde üç tekrarlı olarak bu deneyler gerçekleştirilecektir. Elde edilen sonuçlar YSA ve GA destekli modellerin geliştirilmesi için gerekli olan verileri oluşturacaktır.

Ancak Taguchi yöntemi doğruluğu artırmak amacıyla bu deney kombinasyonlarının tekrarlı bir şekilde yapılmasını önermektedir. Tekrarlı deneyler ve doğrulama deneyleriyle bu çalışma kapsamında gerçekleştirilecek deney sayılarının her bir banyo türü için 110 civarında olması beklenmektedir. Önceki çalışmalar ve literatürden alınabilecek uygun verilerin %25 civarında olacağı öngörülmektedir. Bununla birlikte YSA modelinin hedeflenen düzeyde tahmin doğruluğuna ulaşması için gerekli deney sayısı ancak deneme yoluyla sağlanabilecektir. İlave deney sayısı elde edilecek verilerdeki hassasiyet ve öğrenme algoritmalarının girdi-çıktı arasındaki ilişkiyi belirleyebilme etkinliğine göre değişebilecektir. Burada en az sayıda deney ile en iyi öğrenmenin gerçekleşmesini sağlamak amacıyla Taguchi deney tasarımı yönteminden faydalanılacaktır.

Taguchi yöntemi, ürün ve süreçlerin kalitesini iyileştirmek için kullanılır. Tasarım faktörlerinin en uygun kombinasyonunu belirlenerek mümkün olan en yüksek

performans elde edilir. Ürün/proses, kontrol edilemeyen faktörlerin etkisinden arındırılarak performansın tutarlılığı sağlanır. Taguchi'nin yaklaşımında, deney tasarımı ilkeleri kullanılarak optimum tasarım belirlenir ve gürültü faktörlerinin etkisi altında gerçekleştirilen deneylerde performansın tutarlılığı sağlanır (Roy, 2001). Şekil 3.1'de Taguchi deney tasarımı adımları verilmiştir.



Şekil 3.1. Taguchi deney tasarımı akış şeması.

Buna göre ilk olarak optimize edilecek kalite karakteristiği uzmanlığa dayalı olarak belirlenir. Burada değerlendirme kriterinin ne olacağı, nasıl ölçüleceği, birden fazla kriter varsa bunların ortak özellikleri ve sonuç üzerindeki göreceli etkileri tartışılır. Daha sonra belirlenen performans kriterini etkileyen faktörler sorgulanır. Kontrol edilemeyen gürültü faktörlerinin ne olabileceği tartışılır. Her bir faktör için pratikte uygulanabilecek sınırlar ve bu sınırlar içerisinde kaç seviyenin olacağı ortaya konulur. Gürültü ve kontrol parametrelerine uygun olan ortogonal dizi seçilir ve deneyler gerçekleştirilir. Yapılan deneylerin sonuçlarından her bir faktörün etkisi araştırılır. Deney sonuçları sinyal-gürültü oranı ölçütüne göre analiz edilerek her bir faktörün en uygun seviyesi belirlenir ve güven aralıkları hesaplanır. Belirlenen en iyi deney kombinasyonuna göre doğrulama deneyleri yapılarak sonuçlar onaylanır.

3.1.2. Varyans analizi

Deney tasarımı belirlendikten ve denemeler yapıldıktan sonra, her denemeden ölçülen kalite karakteristiği, farklı parametrelerin nispi etkisini analiz etmek için kullanılır.

Değişkenlerin çıktı üzerindeki etkisini belirlemek için, yürütülen her deney için sinyal-gürültü oranının (signal-to-noise ratio – S/N) hesaplanması gerekir. Kalite karakteristiğinde “nominal en iyi”, “küçük en iyi” veya “büyük en iyi” tercihleri söz konusu olabilir. Bu çalışma kapsamında yapılacak deneylerde deney sonuçlarının büyük olması tercih edileceğinden ilgili durum denklem 3.1’de verilmiştir:

$$SN_i = -10 \left(\frac{1}{N_i} \sum_{u=1}^{N_i} \frac{1}{y_{i,u}^2} \right) \quad (3.1)$$

Burada, i , deney numarasını, u , tekrar numarasını, N_i , i . deney için gerçekleştirilen tekrar sayısını ve $y_{i,u}$, i . deneyin u . tekrarında elde edilen deney sonucunu göstermektedir.

Her deney için S/N oranı hesaplandıktan sonra her faktör ve seviye için ortalama S/N değeri hesaplanır. Bu S/N oran değerleri her faktör ve seviye için hesaplandıktan sonra tablo haline getirilir ve her parametre için S/N'nin R ($R = \text{yüksek S/N} - \text{düşük S/N}$) aralığı hesaplanır ve tabloya girilir. Bir parametrenin R değeri ne kadar büyük olursa, değişkenin süreç üzerindeki etkisi o kadar büyük olur. Bunun nedeni, sinyaldeki aynı değişikliğin, ölçülen çıkış değişkeni üzerinde daha büyük bir etkiye neden olmasıdır (Fraleley et al., 2020).

İyi bir model üretmek için mümkün mertebe temiz, kaliteli ve gürültüsüz verilerin kullanılması elzemdir. Gerekli veriler sağlandıktan sonra en iyi öğrenme performansını sağlayan modellerin geliştirilmesinde, yukarıda bahsedilen yollarla elde edilen verilerin tümü incelenerek veri analizine tabi tutulmuş, veride yer alan problemler (eksik veriyi tamamlama, tekrarlanan verileri kaldırma, dönüştürme, bütünleştirme, temizleme, normalleştirme, boyut indirgeme vb.) veri ön işleme ile giderilmiştir. Bu işlemleri gerçekleştirirken temel istatistik, verilerin dağılımı, girdi-çıkış korelasyonu gibi tekniklerden faydalanılmıştır.

Sonrasında Yapay Sinir Ağı (YSA) modelleri geliştirilerek, bu modellerin mümkün mertebe yüksek bir doğrulukta çalışmasını sağlamak için farklı YSA model yapıları ve parametrelerinin denenmesi ile daha iyi sonuçlar elde edilmeye çalışılmıştır. Geliştirilen modellerin performanslarının değerlendirilmesi aşamasında en uygun YSA modellerine karar verebilmek açısından istatistiksel analiz yöntemleri kullanılmıştır. Modellerin tahmin doğruluğu, Ortalama Karesel Hata (Mean Squared

Error, MSE), Ortalama Mutlak Hata (Mean Absolute Error, MAE), Düzeltilmiş determinasyon Katsayısı (Adjusted R Squared, r^2), Ortalama Mutlak Yüzde Hata (Mean Absolute Percentage Error, MAPE) ölçütlerinden yararlanılarak değerlendirilmiştir. Bu ölçütlerin nasıl hesaplanacağı sırasıyla denklem 3.2, denklem 3.3, denklem 3.4, denklem 3.5, denklem 3.6, denklem 3.7, denklem 3.8 ve denklem 3.9'da verilmiştir.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (h_i)^2 \quad (3.2)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |h_i| \quad (3.3)$$

$$r = \frac{Kov(Y, \hat{Y})}{\sqrt{\sigma_Y^2 \sigma_{\hat{Y}}^2}} \quad (3.4)$$

$$Kov(Y, \hat{Y}) = \frac{\sum_{i=1}^n [(Y_i - \underline{Y})(\hat{Y}_i - \underline{\hat{Y}})]}{n - 1} \quad (3.5)$$

$$\sigma_Y = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \underline{Y})^2}{n - 1}} \quad (3.6)$$

$$\sigma_{\hat{Y}} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - \underline{\hat{Y}})^2}{n - 1}} \quad (3.7)$$

$$r_{adj}^2 = 1 - (1 - r^2) \left[\frac{n - 1}{n - k - 1} \right] \quad (3.8)$$

$$MAPE = \frac{100}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{h_i}{y_i} \right| \quad (3.9)$$

3.2. Kaplama ile İlgili Yöntemler

Çalışmamızda kullanılan banyolar temel olarak alaşım kaplamalar üzerinedir. Alüminyum yüzeyler üzerinde akımsız yöntemle oluşturulan Ni-P, Ni-B ve Ni-P-B şeklinde alaşım kaplamaların ve bunların 400 °C'de yapılacak ısıtılma işlemi ile de alaşım-

kompozit yapıların üretimidir. Bu adımlar ve işlem prosedürleri genel anlamda standart kaplama uygulama adımları olup, YSA modellemesi için ihtiyaç duyulacak yeni veri üretimi ve doğrulama deneyleri sırasında takip edilecek yöntemleri ve aşamalarını göstermektedir.

Metal tuzlarının kaplama yüzeyinde biriktirilmesi için kullanılan indirgeyici madde en önemli bileşenlerden biridir. İndirgeyici konsantrasyonu akımsız bir kaplamada banyo stabilitesi açısından önemli rol oynamaktadır. Akımsız nikel kaplamalarda en çok kullanılan indirgeyici ajan türleri sodyum hipofosfit (NaH_2PO_2), dimetilamino boran (DMAB, $(\text{CH}_3)_2\text{NHBH}_3$) ve sodyum borhidrür (NaBH_4) olup, bunların kullanılması planlanmıştır.

Akımsız kaplamaların sürekli ve kendiliğinden gerçekleşmesi, kaplamalarda sorunlara yol açabilmektedir. Akımsız kaplamalar termodinamik olarak kararsızdır ve yüzey aktive edildiği sürece kaplama oluşturulabilir. Bu sorunları minimize etmek için stabilizatör adı verilen maddeler kaplama banyosuna ilave edilir. Bu maddeler metal ya da metal olmayan yapılar olabilir. Bu proje kapsamında ele alınacak olan stabilizatörler tiyoüre ($\text{CH}_4\text{N}_2\text{S}$), kurşun asetat ($\text{Pb}(\text{CH}_3\text{CO}_2)_2$) ve talyum asetatı (TlCH_3CO_2).

Kompleks yapıcı maddeler, otokatalitik olarak gerçekleşen metal redüksiyonunun ve birikiminin kontrol altına alınabilmesi, metal iyonunu kompleksleştirerek çökelme tehlikesini ortadan kaldırmak amacıyla, akımsız kaplama banyolarına ilave edilir. Kompleks yapıcılar serbest nikel iyonlarının konsantrasyonunu azaltarak kararlı nikel kompleksleri oluşturur. Bu tip ilaveler kaplamaları mekanik ve diğer özellikleri açısından önemli ölçüde etkilediğinden kontrollü kullanım gerektirmektedir. Kompleks oluşturucu olarak asetik asit tuzları ile dikarboksilatlar (propiyonik ve laktik) kullanılmıştır.

Akımsız kaplamalar dar pH aralıklarında çalıştığından dolayı yüksek hassasiyet gerektirmektedir. Koşullara bağlı olarak metal kaplama esnasında ekseriyetle hidrojen çıkışı da gözlemlenebilir. Hidrojenin çözeltiyi terk etmesiyle hidrojen iyonlarının azalması nedeniyle banyo alkalileşecektir. Bazı durumlarda metal iyonlarının kompleksleşmesiyle de pH değişimleri gözlemlenebilir ve bu durum süreci değiştirebilir. Bu etkilerin banyo bileşimindeki negatif etkilerini engellemek amacıyla sisteme pH tamponlayıcılar (borik asit, amonyum hidroksit, vb.) ilave edilir. Çözeltide pH

tamponlayıcılar bulunduğu sürece belirgin, ani pH değişimleri söz konusu olmayacaktır. Proje çerçevesinde de bu tamponlayıcıların kullanılması planlanmıştır.

Akımsız kaplama banyosuna ilave edilen kompleks oluşturucuların kaplama hızını fazlaca düşürmesini engellemek amacıyla çözeltiye hızlandırıcı adı verilen organik kimyasallar ilave edilir. Akımsız kaplamalarda en yaygın kullanılan ve projede kullanılacak olan hızlandırıcılar süksinit asit, karbonik asitler ve çözünebilir flüoritlerdir.

Karakterizasyon aşamasında, üretilen nikel esaslı alaşım, hibrit, alaşım hibrit kompozit kaplamalar, TEM, SEM, FESEM, Raman Spektroskopisi, XRD ve AFM testlerine tabi tutulmuştur. Daha sonra kompozit kaplamaların tribolojik özellikleri incelenmiştir. Aşınma sonrasında aşınmış yüzeylerden profilometre, XRD, Raman, SEM ve FESEM analizleri yapılacaktır. Ayrıca kaplamaların korozyon dirençleri ve mekanik özellikleri de incelenerek belirlenmiştir.

3.3. Modelde Kullanılan Yapay Zekâ Yöntemleri

Yapay Zekâ günümüzde imalattan üretim sistemlerine, sağlıktan savunmaya, enerji yönetiminden ulaşım, şehir idaresinden iletişime, eğlenceden medyaya kadar birçok alanda yaygın olarak kullanılmaya başlanmış, sadece bilim adamları ve mühendisler değil toplumun farklı kesimlerince de akademik makalelerle, medya haberleriyle, hatta oyun ve filmlerle bir şekilde tanıştığı, hayatımızın pek çok alanına girmiş ve popüler bir kavram olmuştur.

Yapay Zekânın bu yaygın kullanımı henüz kaplama alanında yeterince uygulanmamakta olup, avantajlarından da yeterince istifade edilememektedir. Bu amaca yönelik olarak aşağıda belirtilen yöntem ve teknikler ile yapay zekânın kaplama alanında da etkin bir şekilde kullanımı sağlanmış olacaktır.

Son dönemde popüler hale gelmeye başlayan, ancak henüz özele indirgenememiş akımsız kompozit kaplamalar alanında pek çok çalışmanın hala yapılıyor olması bu alanın tüm yönleriyle açıkça ortaya konulmadığını da gösteren bir delildir. Bu çalışmada belirlenmiş, doğruluğu ortaya konmuş deneysel çalışmalardan hareketle doğruya en yakın bir model ortaya konulacağı gibi, oluşturulan model ile deneysel olmayan bazı veriler de tahmin edilebilecek, üstelik diğer karar verme tekniklerinden

farklı olarak, istenen değerleri girdi olarak kullanarak, bu verilere hangi banyo türü ve parametreler ile ulaşılabileceğini doğruya en yakın bir şekilde önerebilecektir.

3.3.1. Hiperparametre optimizasyonu

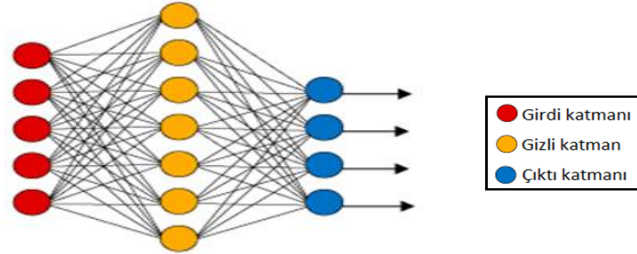
Çalışmaya başlamadan önce öğrenme algoritmalarının daha gerçekçi sonuçlar elde edilebilmesine olanak sağlayan bir dizi optimal hiperparametre seçme işlemi olan Hiperparametre Optimizasyonu (HO) uygulanmıştır. Hiperparametre, öğrenme sürecini kontrol etmek için kullanılan ve süreç başlamadan önce yapılandırılması gereken bir parametredir (Hutter, 2019). Hiperparametre optimizasyonu, belirli bir veri kümesinde önceden tanımlanmış bir kayıp fonksiyonunu en aza indirgeyen en uygun modeli üreten hiperparametre kümesini belirler. Amaç fonksiyonu bir hiperparametre kümesi olarak alır ve ilişkili kaybın en az olmasını sağlar. Bu genelleme performansını tahmin etmek için genellikle çapraz doğrulama kullanılır ve bu nedenle onu en üst düzeye çıkaran hiperparametreler için değer kümesi seçilir (Li, 2020). Çalışmamızda deneylerde kullanılan parametrelerin işlem göreceği katman sayılarının analizleri için kullanılan yapay sinir ağı (YSAM) modeli kullanılmıştır. Bu model, optimum çıktı değerlerinin tahmin edilmesi amacıyla birbirine bağlı katman sayısının belirlenmesi, belirlenen her bir katmanın nöron büyüklükleri, aktivasyon, standardize değer ve iterasyon limiti gibi önem arz eden parametrelerin optimizasyon sürecini içerir. Katman sayısının belirlenmesi için çıktı katmanı hariç diğer katman sayısının seçilmesi aşamasını temsil eder. Katmanlardaki nöron sayısı ve maksimum iterasyon sayısının en aza indirgenmesi de çalışmanın hızı açısından önemlidir. Aktivasyon fonksiyonu olarak ReLu, Tanh ve Sigmoid fonksiyonları başlangıç olarak kullanılmaktadır.

3.3.2. Yapay sinir ağları

YSA modelleri oluşturulurken çok katmanlı ileri beslemeli ağı sahip bir model üzerinde çalışılmıştır. Girdi katmanı, gizli katman ve çıktı katmanı olmak üzere üç katmandan oluşan örnek birçok katmanlı YSA

Şekil 3.2’de verilmiştir. İlk aşamada bir gizli katman ve bir çıktı katmanı olmak üzere iki katmanlı ileri beslemeli YSA modelleri oluşturulmuştur. Daha sonra bu modellerin girdi katmanı, gizli katmanı ve çıktı katmanı sayıları, transfer ve aktivasyon fonksiyonları gibi parametreleri üzerinde değişiklikler yapılarak farklı modeller kurgulanmıştır. Bu modeller farklı eğitim algoritmalarından (Levenberg-Marquardt,

BFGS Quasi-Newton, Resilient Backpropagation, Scaled Conjugate Gradient, Conjugate Gradient with Powell/Beale Restarts, Fletcher-Powell Conjugate Gradient, Polak-Ribière Conjugate Gradient, One Step Secant, Variable Learning Rate Backpropagation vb.) yararlanılarak geliştirilmiştir.



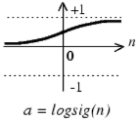
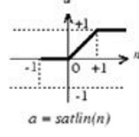
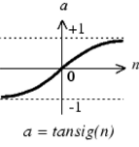
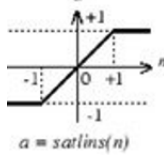
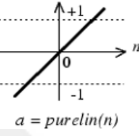
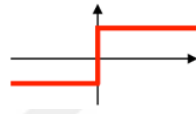
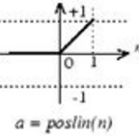
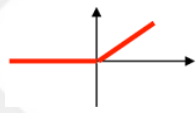
Şekil 3.2. Çok katmanlı yapay sinir ağı.

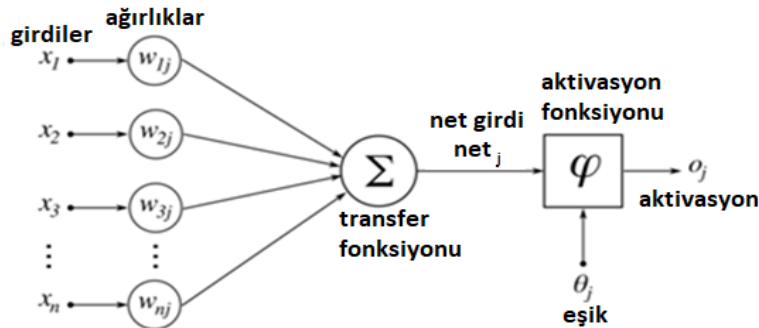
Girdi katmanı dışındaki katmanlardaki her bir hücre Şekil 3.3'te gösterildiği gibi girdileri ağırlıklandırdıktan sonra transfer fonksiyonu aracılığıyla aktivasyon fonksiyonuna iletilmektedir. Aktivasyon fonksiyonu aslında transfer fonksiyonuyla aynı özelliğe sahip olmakla birlikte buraya gelen değer kullanılan fonksiyona göre değerlendirilerek çıktı üretmektedir. Bazı aktivasyon fonksiyonları Tablo 3.1'de verilmiştir.

Veriler, normalize edilerek $[-1,1]$ aralığına getirildikten sonra modelde kullanılmak üzere eğitim, geçerleme ve test amaçlarıyla kullanılmak üzere üç gruba ayrılmıştır. Modellerin eğitilmesi aşamasında eğitim ve geçerleme için ayrılan veriler kullanılmıştır. Eğitim esnasında modelin aşırı öğrenmesini engellemek amacıyla geçerleme verilerinden yararlanılmıştır.

Geliştirilen modellerin performanslarının değerlendirilmesi aşamasında ise test için ayrılan veriler kullanılmıştır. Bu aşamada en uygun YSA modellerine karar verebilmek açısından istatistiksel analiz yöntemlerinden faydalanılmıştır. Modellerin performanslarının rassal örneklem seçiminden kaynaklanabilecek yanlış veya eksik olarak değerlendirilmesinden kaçınabilmek ve daha doğru bir biçimde değerlendirebilmek amacıyla çapraz doğrulama ve yeniden örnekleme teknikleri kullanılmıştır. Geliştirilen tüm modellerin performansları bu kapsamda değerlendirildikten sonra birbiriyle karşılaştırılarak doğruluk oranı en yüksek olan modeller seçilmiştir.

Tablo 3.1. YSA’da kullanılan bazı aktivasyon fonksiyonları.

Yöntem	Kısaltma	Grafik	Yöntem	Kısaltma	Grafik
Log-sigmoid	logsig		Satlin	satlin	
Tan-sigmoid	tansig		Satlins	satlins	
Lineer	purelin		İşaret	signum	
Pozitif lineer	poslin		Düzeltilmiş doğrusal	ReLU	

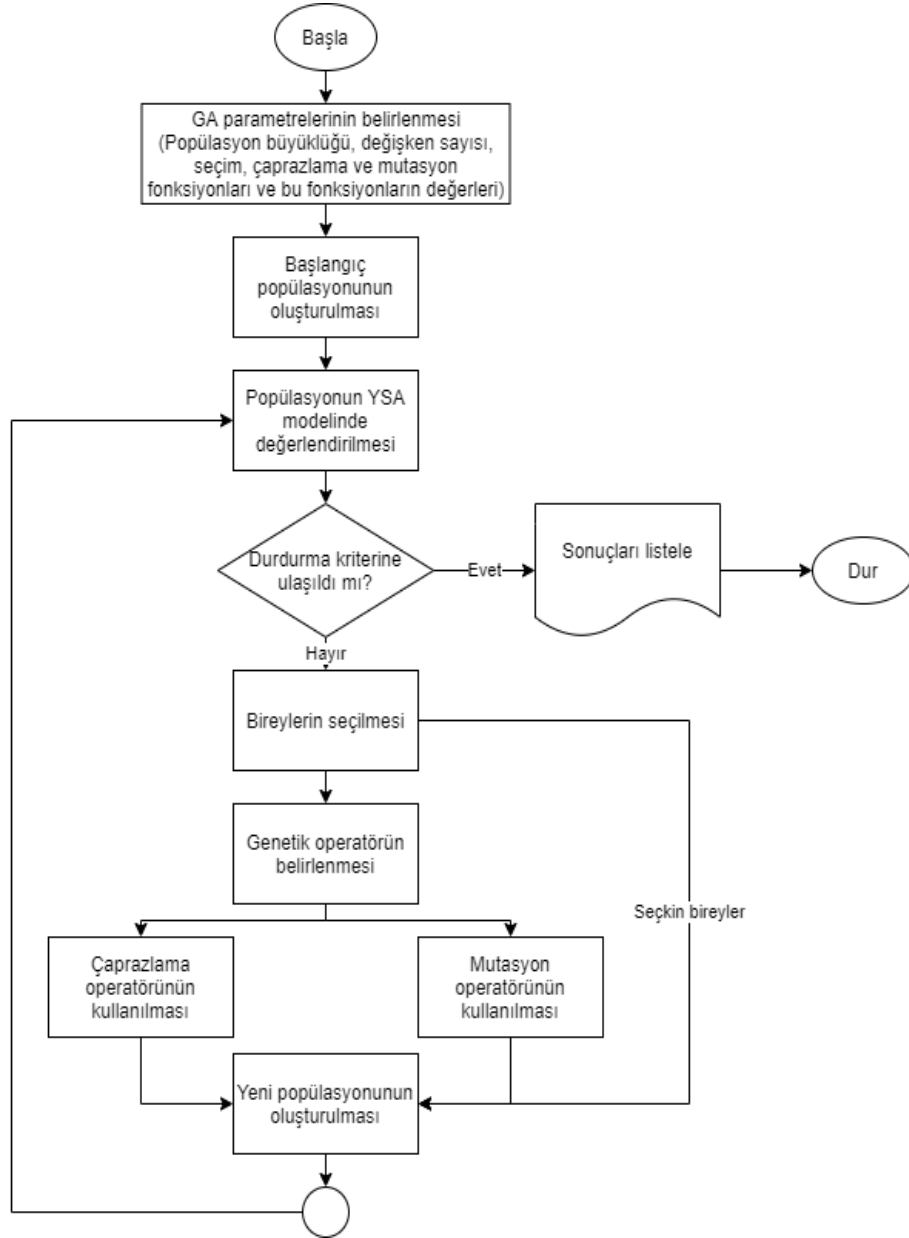


Şekil 3.3. Bir yapay sinir hücresi.

3.3.3. Genetik algoritmalar

YSA modelleri kabul edilebilir düzeyde doğruluk oranına eriştiği zaman Şekil 3.4’te verilen akış diyagramına göre Genetik Algoritmalar (GA) yöntemiyle entegre edilerek istenilen çıktı değerlerine göre (sertlik, korozyon ve aşınma değerleri) uygun banyo parametrelerini araştırarak geliştirilmiş modeller oluşturulmuştur. GA’ya başlangıçta popülasyon büyüklüğü, değişken sayısı (YSA modelinin girdileri), seçim, çaprazlama ve mutasyon fonksiyonları ve bu fonksiyonların değerleri sağlanmıştır. GA’nın makul girdilerle çalışabilmesi ve neticede mantıklı sonuçlar elde edilebilmesi amacıyla girdi parametreleri mümkün olan minimum ve maksimum sınırlar dâhilinde olacak biçimde

kısıtlanmış, YSA modelleri GA'nın uygunluk fonksiyonu olarak algoritma içerisinde değerlendirilmiştir. GA durdurma kriteri (iterasyon sayısı, belirli bir iterasyon sayısınınca sonuçta iyileşme olmaması, belirli bir süre, vb.) sağlanıncaya kadar çalıştırılarak hedeflenen değere ulaşmayı amaçlamaktadır. Durdurma kriteri sağlandığında elde edilen en iyi sonuçlar çıktı olarak listelenmiştir.



Şekil 3.4. Entegre modelin akış şeması.



4. UYGULAMA

Çalışmanın yönetimi açısından dört iş bölümü kurgulanmış olup, öncelikle literatür ve laboratuvar deneylerinden verilerin elde edilmesi ve veri analizinin yapılması, ikinci olarak Ni-B/Ni-P/Ni-P-B kompozitleri için YSA ile farklı modellerin oluşturulması, üçüncü aşamada YSA ile geliştirilen modellerin sonuçlarının laboratuvar deneyleriyle doğrulanması ve en son olarak da GA ve YSA modellerinin entegrasyonu ile Geliştirilmiş Model yazılımının oluşturulması gerçekleştirilmiştir.

YSA ile geliştirilen modellerin sonuçlarının laboratuvar deneyleriyle doğrulanması aşamasında, sırasıyla modelde kullanılan girdi değerlerine göre laboratuvarda uygun deneylerin yapılması; Laboratuvar sonuçları ile YSA modellerinin sonuçlarının karşılaştırılması; Karşılaştırma sonuçlarının uygun olmaması durumunda bunun laboratuvar şartlarından veya YSA modelinin özelliklerinden kaynaklanıp kaynaklanmadığının araştırılarak YSA modelinde veya laboratuvar şartlarında iyileştirme yoluna gidilmesi işlemleri yapılmıştır.

GA ve YSA modellerinin entegrasyonu ile Geliştirilmiş Model yazılımının oluşturulması aşamasında ise; GA yönteminin probleme özgü kurgulanması; Geliştirilmiş Modelin elde edilmesi için GA ve YSA yöntemlerinin entegre edilmesi; Geliştirilmiş Modelin doğrulama ve geçerleme testlerinin yapılması; Test sonuçlarına göre Geliştirilmiş Model'in GA parametrelerinin optimize edilmesi; Farklı banyo türleri için elde edilmiş Geliştirilmiş Modellerin birlikte çalışmasını sağlayacak Grafiksel Kullanıcı Arayüzünün (GUI) oluşturulması işlemleri yapılmıştır.

4.1. Taguchi Deney Tasarımı

Her 3 deney için (Ni-B, Ni-P ve Ni-B-P) banyoya girmesi gerekli faktör/bileşenler ve seviyelerine göre deneysel tasarım çalışması yapılmış, uygun ortogonal diziler seçilerek deney sonuçları elde edilmeye çalışılmıştır.

4.1.1. Ni-B deneyleri

Ni-B için 2 seviyeli 1 faktör (2^1) ve 3 seviyeli 2 faktör (3^2) olmak üzere 3 faktör kullanıldığı için, uygun olabilecek diziler arasından Taguchi L18 ($2^1 3^2$) ortogonal dizisi seçilmiştir. Bu tasarıma göre, deneyler 3 kez tekrarlanmış ve elde edilen sonuçlar EK-A kısmında Tablo A.1 olarak verilmiştir. İlk seferde yapılan 18 adet deneyin sertlik, kaplama kalınlığı ve korozyon direnci çıktı değişkenlerinin elde edilen sonuçları aşağıdaki Tablo 4.1’de gösterilmiştir.

Tablo 4.1. Ni-B L18 deneyleri için elde edilen sonuçlar.

Deney no	Girdiler			Çıktılar		
	Isıl İşlem	NiSO ₄ (Nikel Süfat)	DMAB	Sertlik (Hv)	Kaplama Kalınlığı (μm)	Korozyon Oranı (mpy x 10 ⁻⁵)
1	Var	30	8	834	21	11
2	Var	30	9	859	20	10
3	Var	30	10	891	24	13
4	Var	32	8	841	22	9
5	Var	32	9	863	24	11
6	Var	32	10	882	23	13
7	Var	34	8	848	24	9
8	Var	34	9	869	23	7
9	Var	34	10	894	25	12
10	Yok	30	8	740	20	13
11	Yok	30	9	759	22	9
12	Yok	30	10	791	23	15
13	Yok	32	8	744	21	11
14	Yok	32	9	781	25	10
15	Yok	32	10	782	24	14
16	Yok	34	8	752	22	10
17	Yok	34	9	768	25	8
18	Yok	34	10	779	26	12

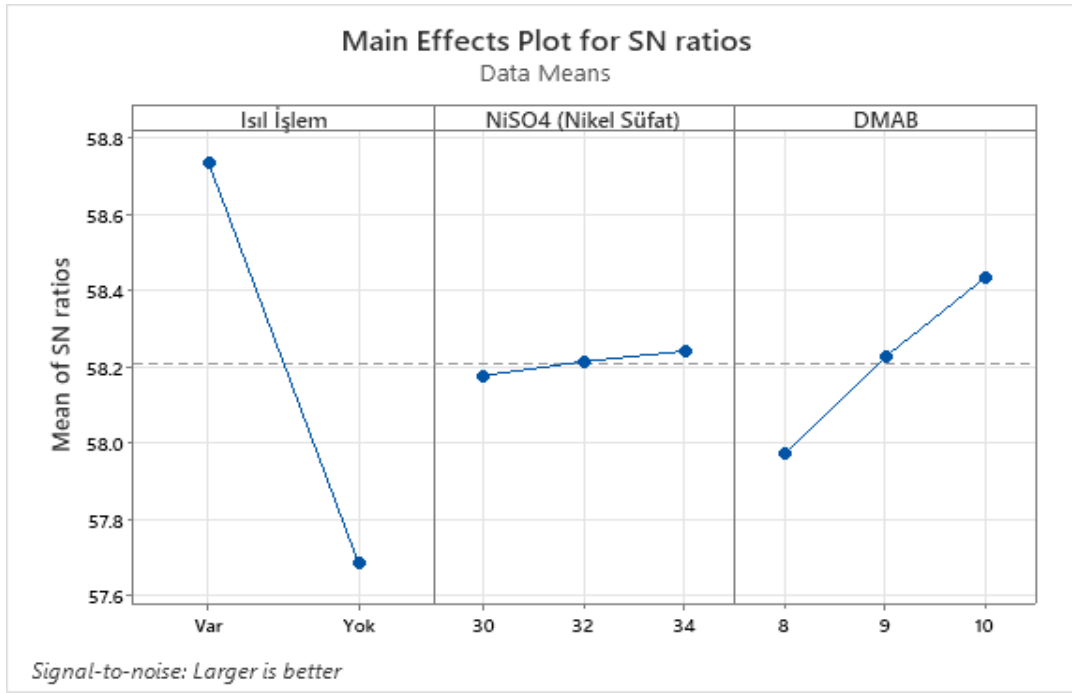
Tablo 4.2, Nikel Sülfat, Dimetilamino Boran ve Isıl işlemin sertlik üzerindeki etkilerinin ANOVA sonuçlarını göstermektedir. Sertlik çıktısı için yapılan ANOVA analizi sonucunda R^2 değeri %98,76 olarak elde edilmiş olup, bu da faktörlerin sertlikteki değişimi %98,76 düzeyinde açıklayabildiği anlamına gelmektedir. Sertlik açısından DMAB ve ısıl işlemin p değerleri 0,05'ten küçük olduğundan, DMAB ve

ısıtma işleminin kaplama sertliğini etkileyen istatistiksel olarak önemli girdi faktörleri olduğu ortaya çıkmıştır. Buna bağlı olarak sertliği en çok etkileyen faktör %87,23 katkı oranı ile en yüksek F değerine (845,97) sahip olan ısıtma işlemi olmuştur. Benzer şekilde DMAB, %11,32 katkı oranı ve 54,87 F değeri ile ikinci en etkili faktördür. Ancak p değeri 0,05'in üzerinde olduğu için NiSO₄ girdi faktörünün bu deney sisteminde sonucu çok fazla etkilemediği anlaşılmıştır. Buna göre katkı düzeyi %0,22 olarak hesaplanmıştır.

Tablo 4.2. Sertlik açısından ANOVA sonuçları.

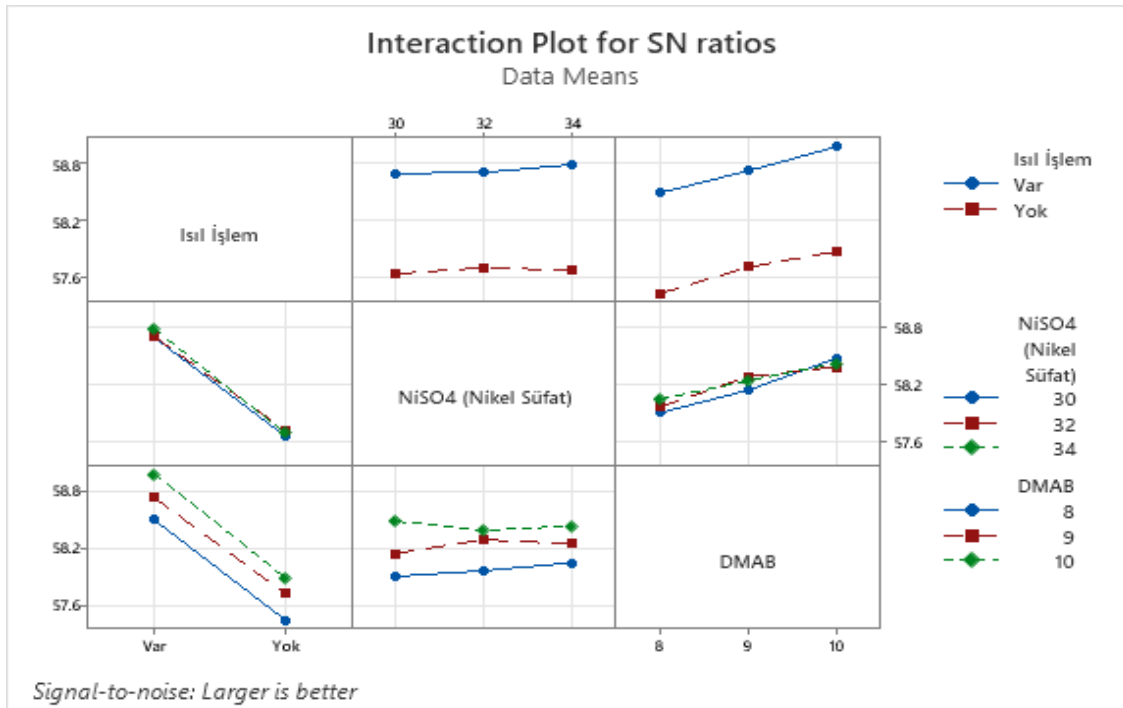
Kaynak	DF	Seq SS	Katkı	Adj SS	Adj MS	F-Değeri	P-Değeri
Isıl İşlem	1	43512,5	87,23%	43512,5	43512,5	845,97	0,000
DMAB	2	5644,4	11,32%	5644,4	2822,2	54,87	0,000
NiSO ₄	2	108,1	0,22%	108,1	54,1	1,05	0,380
Ölçüm Hatası	12	617,2	1,24%	617,2	51,4		
Toplam	17	49882,3	100,00%				
$R^2 = 98.76\% - R^2(\text{adj}) = 98.25\%$							

Deneyler sonucunda elde edilen “Sertlik” ve “Kaplama Kalınlığı” değerlerinin yüksek olması arzu edilirken “Korozyon Oranı”nın düşük olması amaçlanmaktadır. Bu bakımdan ilk iki çıktı için Taguchi Analizinde daha büyük daha iyi (larger is better) kalite karakteristiği tercih edilirken, “Korozyon Oranı” için daha küçük daha iyi (smaller is better) tercih edilmiştir. Belirlenen kontrol parametrelerine göre çıktı değerleri, Taguchi yönteminin sinyal gürültü oranına (S/N) göre optimize edilmiştir. Şekil 4.1’den de görüleceği üzere sertlik çıktısı için yüksek değerleri aldığımızda en iyi kombinasyonun A1B3C3 olduğu görülmektedir. Yani ısıtma işleminin olduğu, NiSO₄ için 34 g/L ve DMAB için 10 g/L değerine göre banyo gerçekleştirildiğinde beklenen sertlik değeri 888,611 Hv olarak bulunacaktır. Gerçekleşen sertlik değeri ise 894 Hv olarak bulunmuştur.



Şekil 4.1. Sertlik açısından sinyal-gürültü oranı sonuçları.

Ayrıca girdi değişkenleri olarak değerlendirdiğimiz banyo parametrelerinin etkileşim matrisi de Şekil 4.2’de gösterilmiştir. Matris incelendiğinde, parametre grafikleri birbirine paralel olduğunda ve kesişim gerçekleşmediğinde o faktörler arasında herhangi bir etkileşimin olmadığını söyleyebiliriz. Benzer şekilde grafikler arasında paralellik yoksa ve kesişim oluyorsa bu faktörler arasında etkileşim vardır diyebiliriz.



Şekil 4.2. Sertlik çıktısı için Ni-B banyosu parametreleri etkileşim matrisi.

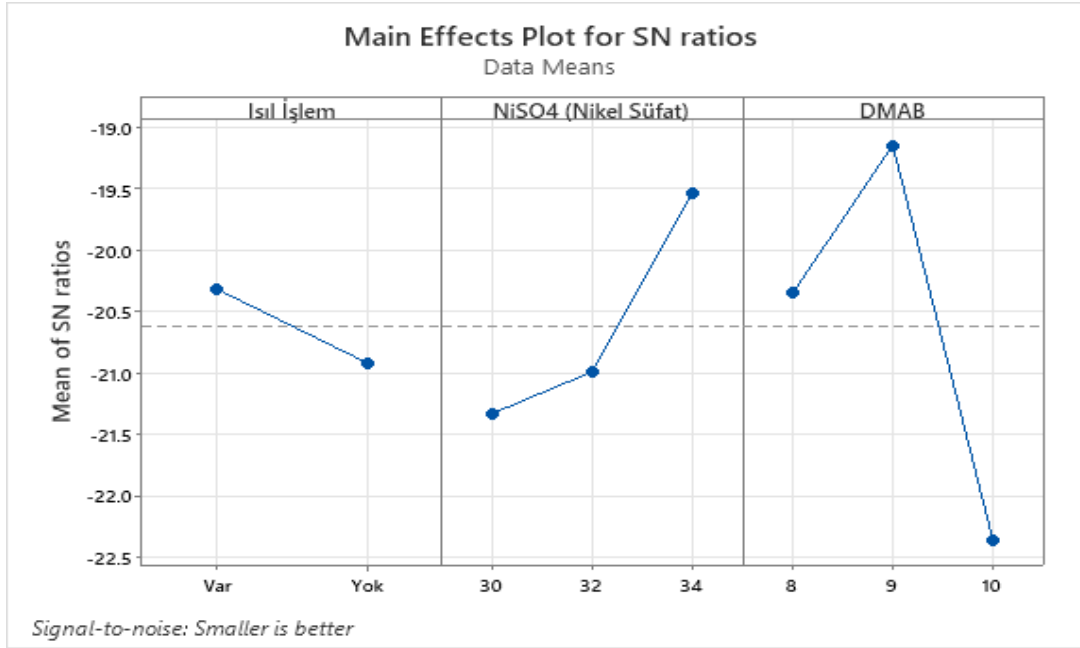
Korozyon çıktısı için yapılan ANOVA analizi sonucunda (Tablo 4.3), R^2 değeri %86,07 olarak elde edilmiş olup, bu da faktörlerin korozyondaki değişimi %86,07 düzeyinde açıklayabildiğini göstermektedir. Korozyon açısından DMAB ve NiSO_4 'ün p değerleri 0,05'ten küçük olduğu için, DMAB ve NiSO_4 'ün kaplama korozyonunu etkileyen istatistiksel olarak önemli girdi faktörleri olduğu ortaya çıkmıştır. Buna bağlı olarak korozyonu en çok etkileyen faktör %63,05 katkı oranı ile en yüksek F değerine (27,15) sahip olan DMAB olmuştur. Ayrıca NiSO_4 %19,56 katkı oranı ve 8,42 F değeri ile en etkili ikinci faktördür. Ancak ANOVA sonuçları, ısıtılma işlemi girdi faktörünün p değeri 0,05'in üzerinde olduğu için sonucu çok fazla etkilemediğini göstermektedir. Buna göre katkı düzeyi %3,45 olarak hesaplanmıştır.

Tablo 4.3. Korozyon açısından ANOVA sonuçları.

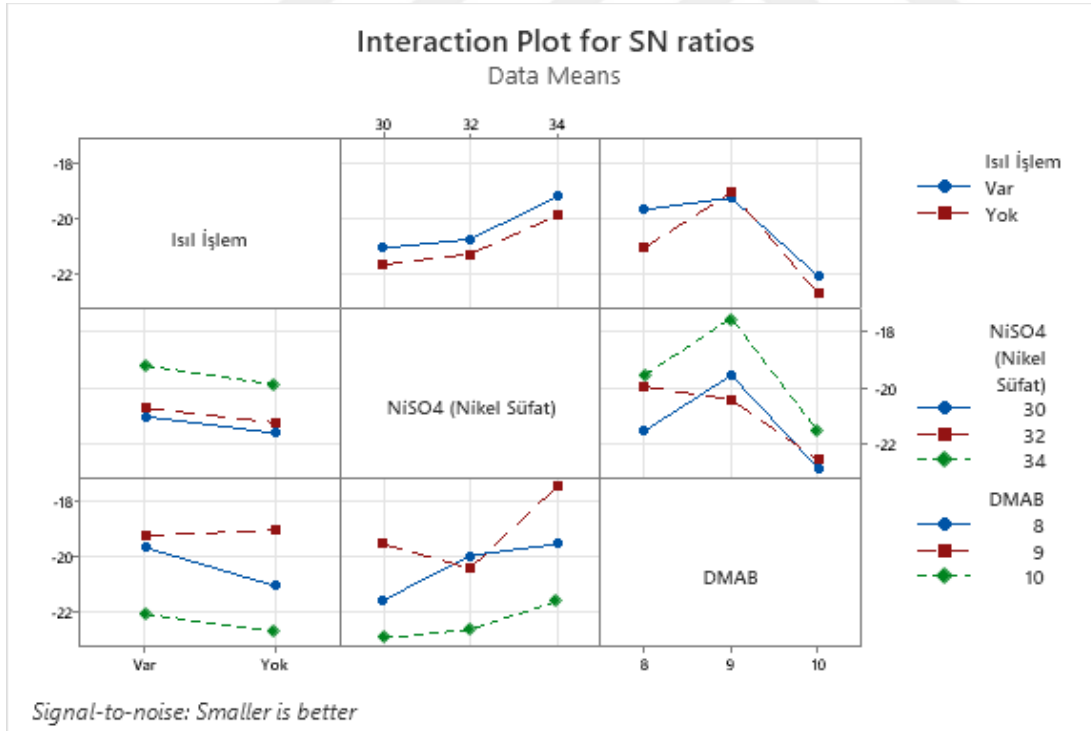
Kaynak	DF	Seq SS	Katkı	Adj SS	Adj MS	F-Değeri	P-Değeri
Isıl İşlem	1	2,722	3,45%	2,722	2,7222	2,97	0,110
DMAB	2	49,778	63,05%	49,778	24,8889	27,15	0,000
NiSO_4	2	15,444	19,56%	15,444	7,7222	8,42	0,005
Ölçüm Hatası	12	11,000	13,93%	11,000	0,9167		
Toplam	17	78,944	100,00%				
$R^2 = 86.07\% - R^2(\text{adj}) = 80.26\%$							

Şekil 4.3'te Ni-B deney sonuçlarının korozyon açısından değerlendirilmesi neticesinde en uygun kombinasyonu görmemizi sağlayan sinyal-gürültü oranı sonuçları gösterilmiştir. Grafiklerde korozyon çıktısı için minimizasyon amaçlandığı için “smaller is better” yani düşük değerlerin daha uygun olması dolayısıyla ısıtılma işlemi olmadığı, NiSO_4 için 30 g/L ve DMAB için 10 g/L değerine göre banyo gerçekleştirilmesi sonrası en iyi korozyon değerlerine ulaşılacağı A2B1C3 kombinasyonu ortaya çıkmaktadır. Bu kombinasyona göre beklenen korozyon oranı değeri 7,5 mpy x 10^{-5} olarak hesaplanmaktadır. Gerçekleşen korozyon oranı değeri ise 7 mpy x 10^{-5} olarak bulunmuştur. Korozyon açısından değerlendirme yapılırken girdi faktörlerinin ikili etkileşim matrisi incelendiğinde, özellikle NiSO_4 ile DMAB arasında deneyler arası etkileşim olduğu görülmektedir. Isıl işlem ile DMAB arasındaki

etkileşimde ise, DMAB'ın 9 olduğu deneyde ısıtıl işlemin etkileşime girdiği görülmektedir (Şekil 4.4).



Şekil 4.3. Korozyon açısından sinyal-gürültü oranı sonuçları.



Şekil 4.4. Korozyon çıktısı için Ni-B banyosu parametreleri etkileşim matrisi.

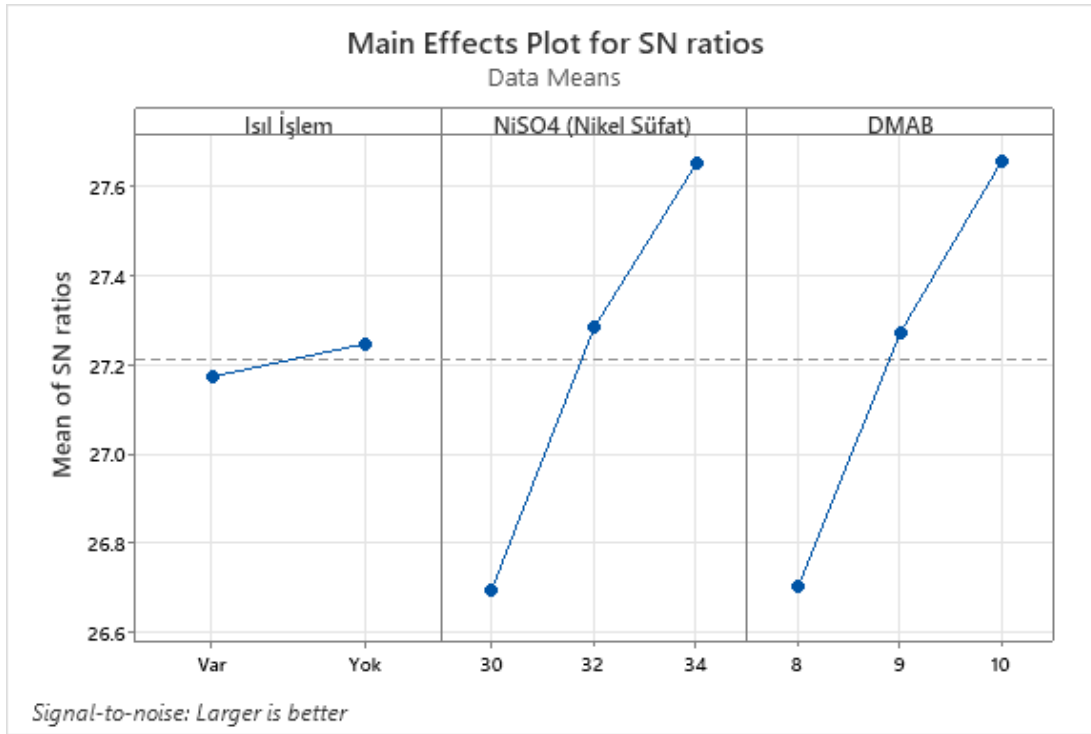
Tablo 4.4'te ise kalınlık çıktı değişkeni için yapılan ANOVA analizi verilmiştir. Tabloya göre R^2 değeri %70,78 olarak elde edilmiş olup, bu da faktörlerin korozyondaki değişimi %70,78 düzeyinde açıklayabildiğini göstermektedir. Kalınlık

olarak DMAB ve NiSO₄'ün p değerleri 0,05'ten küçük olduğu için, DMAB ve NiSO₄'ün kaplama kalınlığını etkileyen istatistiksel olarak önemli girdi faktörleri olduğu ortaya çıktı. Bununla ilgili olarak, kalınlığı en çok etkileyen faktörler %35,19 katkı oranı ile aynı F değerine (7,23) sahip DMAB ve NiSO₄'tür. Ancak ANOVA analizi, ısıtma işlemi girdi faktörünün p değeri 0,05'in üzerinde olduğu için kalınlık sonucunu çok fazla etkilemediğini göstermektedir. Buna göre katkı düzeyi %0,41 olarak hesaplanmıştır.

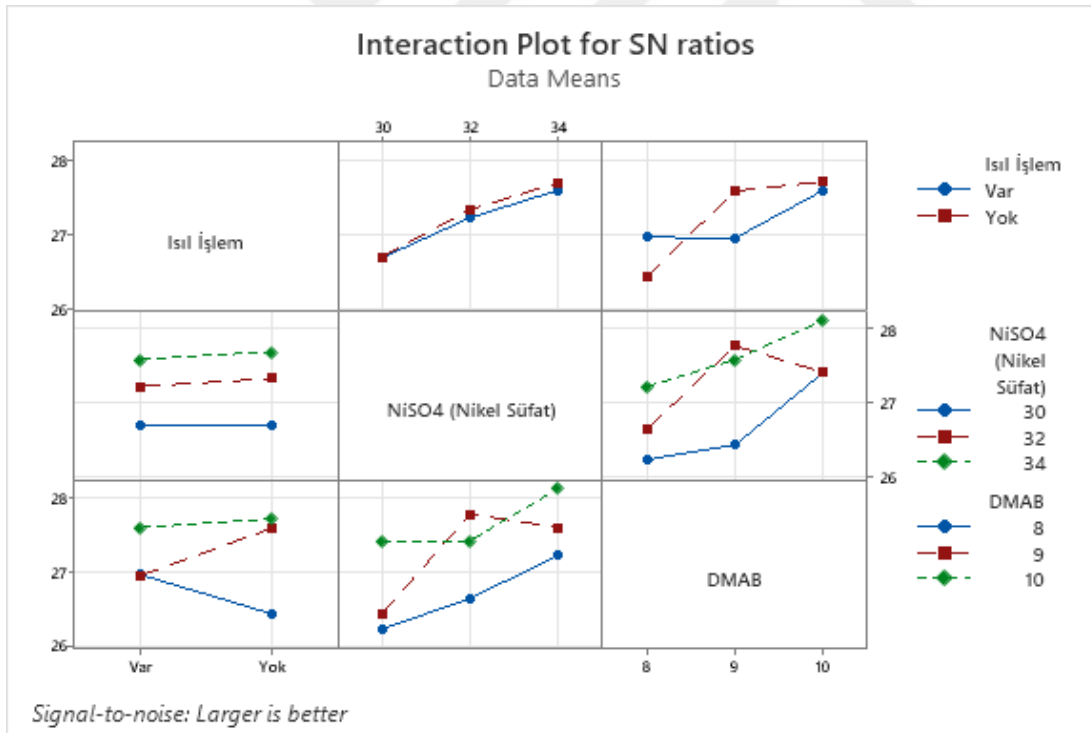
Tablo 4.4. Kalınlık açısından ANOVA sonuçları.

Kaynak	DF	Seq SS	Katkı	Adj SS	Adj MS	F-Değeri	P-Değeri
Isıl İşlem	1	0,2222	0,41%	0,2222	0,2222	0,17	0,688
DMAB	2	19,0000	35,19%	19,0000	9,5000	7,23	0,009
NiSO ₄	2	19,0000	35,19%	19,0000	9,5000	7,23	0,009
Ölçüm Hatası	12	15,7778	29,22%	15,7778	1,3148		
Toplam	17	54,0000	100,00%				
$R^2 = 70.78\% - R^2(\text{adj}) = 58.61\%$							

Ni-B deney sonuçlarının kalınlık açısından değerlendirilmesinde en uygun kombinasyonu görmemizi sağlayan sinyal-gürültü oranı sonuçları Şekil 4.5'te gösterilmiştir. Grafiklerde kalınlık çıktısı için maksimizasyon yani en büyük değerler amaçlandığı için “larger is better” yani yüksek değerlerin daha uygun olması dolayısıyla ısıtma işleminin olmadığı, NiSO₄ için 34 ve DMAB için 10 değerine göre banyo gerçekleştirilmesi sonrası en iyi korozyon değerlerine ulaşılacağı A2B3C3 kombinasyonu ortaya çıkmaktadır. Bu kombinasyona göre beklenen kaplama kalınlığının 25,44 µm olarak hesaplanmaktadır. Gerçekleşen korozyon oranı değeri ise 26 µm olarak bulunmuştur. Şekil 4.6'da kaplama kalınlığı açısından değerlendirme aşamasındaki girdi faktörlerinin ikili etkileşim matrisi gösterilmektedir. Yine burada da NiSO₄ ile DMAB arasında deneyler arası etkileşim olduğu görülmektedir. Isıl işlem ile DMAB arasındaki etkileşimde ise, DMAB'ın 9 olduğu deneyde ısıtma işleminin etkileşime girdiği görülmektedir.



Şekil 4.5. Kalınlık açısından sinyal-gürültü oranı sonuçları.



Şekil 4.6. Kalınlık çıktısı için Ni-B banyosu parametreleri etkileşim matrisi.

4.1.2. Ni-P deneyleri

Ni-P için 3 seviyeli 3 faktör (3^3) kullanıldığı için, uygun olabilecek diziler arasından Taguchi L9 (3^3) ortogonal dizisi seçilmiştir. Bu tasarıma göre, deneyler 3 kez

tekrarlanmış ve elde edilen sonuçlar EK-A kısmında Tablo A.2 olarak verilmiştir. İlk seferde yapılan 9 adet deneyin sertlik, kaplama kalınlığı ve korozyon direnci çıktı değişkenlerinin elde edilen sonuçları aşağıdaki Tablo 4.5'te gösterilmiştir.

Tablo 4.5. Ni-P kaplama deneylerinde L9 için deney sonuçları.

Deney no	Girdiler			Çıktılar		
	NiSO ₄ (Nikel sülfat)	DMAB	Süre (dk)	Sertlik (Hv)	Kaplama Kalınlığı (μm)	Korozyon Oranı (mpy x 10 ⁻⁵)
1	30	8	30	729	13.27	10.54
2	30	9	45	745	18	2.151
3	30	10	60	764	32.89	38.57
4	32	8	45	733	13.48	22.45
5	32	9	60	747	23.63	11.32
6	32	10	30	772	59.37	15.55
7	34	8	60	730	19.62	20.49
8	34	9	30	748	8.91	15.27
9	34	10	45	780	15.71	6.981

Tablo 4.6'ya göre ANOVA çalışmaları sonucunda kaplama sertliği açısından Nikel Sülfat Miktarı, kompleks yapıcı (sodyum asetat miktarı) ve süre (dk) istatistiksel olarak %90 güven düzeyinde anlamlı çıkmıştır. Isıl işlem, İndirgeyici ajan miktarı (sodyum hipofosfit) kompleks yapıcı (laktik asit miktarı) ise anlamlı bulunmamıştır. R² değeri %71,87 olup bu faktörler sertlikteki değişimi %71,87 düzeyinde açıklayabilmektedir. Sertliğe en çok etki eden faktör %27,54 oranında kompleks yapıcı/tamponlayıcı (sodyum asetat miktarı), ardından %15,75 ile süre (dk) gelmektedir.

Isıl işlem faktörü, sertlik üzerinde %2,50 katkı yüzdesi ile en düşük etkiye sahiptir ve F değeri anlamsızdır (p>0,05). Nikel sülfat miktarı faktörü, sertlik üzerinde %14,37 katkı yüzdesi ile biraz daha yüksek bir etkiye sahiptir ancak F değeri de anlamsızdır (p>0,05). İndirgeyici ajan miktarı ve kompleks yapıcı (laktik asit miktarı) faktörleri de sertlik üzerinde çok düşük katkı yüzdesine sahiptir ve F değerleri anlamsızdır (p>0,05). Ancak, kompleks yapıcı (sodyum asetat miktarı) faktörü, sertlik üzerinde %27,54 katkı yüzdesi ile en yüksek etkiye sahiptir ve F değeri anlamlıdır (p<0,05). Bu, kompleks yapıcı olarak sodyum asetat miktarının sertliği artırdığı anlamına gelir. Süre (dk) faktörü de sertlik üzerinde %15,75 katkı yüzdesine sahiptir ve F değeri anlamsızdır (p>0,05).

Isıl işlem faktörü, korozyon üzerinde %3,42 katkı yüzdesi ile düşük bir etkiye sahiptir ve F değeri anlamsızdır ($p>0,05$). Nikel sülfat miktarı, indirgeyici ajan miktarı (sodyum hipofosfit) ve süre (dk) faktörleri de korozyon üzerinde düşük katkı yüzdesine sahiptir ve F değerleri anlamsızdır ($p>0,05$). Kompleks yapıcı (laktik asit miktarı) faktörü, korozyon üzerinde %11,74 katkı yüzdesi ile biraz daha yüksek bir etkiye sahiptir ancak F değeri de anlamsızdır ($p>0,05$). Kompleks yapıcı (sodyum asetat miktarı) faktörü, korozyon üzerinde %13,68 katkı yüzdesi ile en yüksek etkiye sahiptir ancak F değeri anlamsızdır ($p>0,05$).

Isıl işlem faktörü, kalınlık üzerinde %11,27 katkı yüzdesi ile en yüksek etkiye sahiptir ve F değeri anlamlıdır ($p<0,05$). Nikel sülfat miktarı, indirgeyici ajan miktarı (sodyum hipofosfit) ve kompleks yapıcı (sodyum asetat miktarı) faktörleri de kalınlık üzerinde düşük katkı yüzdesine sahiptir ve F değerleri anlamsızdır ($p>0,05$). Kompleks yapıcı (laktik asit miktarı) faktörü, kalınlık üzerinde %10,91 katkı yüzdesi ile biraz daha yüksek bir etkiye sahiptir ancak F değeri de anlamsızdır ($p>0,05$). Ancak, süre (dk) faktörü, kalınlık üzerinde %38,95 katkı yüzdesi ile en yüksek etkiye sahip faktördür ve F değeri anlamlıdır ($p<0,05$).

Tablo 4.6. Sertlik, kalınlık ve korozyon açısından Ni-P ANOVA sonuçları.

Kaynak	DF	Sertlik			Korozyon			Kalınlık		
		Katkı	F-Değeri	P-Değeri	Katkı	F-Değeri	P-Değeri	Katkı	F-Değeri	P-Değeri
Isıl İşlem	1	2,50%	1,33	0,267	3,42%	0,87	0,367	11,27%	8,23	0,012
Nikel Sülfat Miktarı	3	14,37%	2,55	0,094	4,34%	0,37	0,779	3,05%	0,74	0,543
İndirgeyici Ajan Miktarı (Sodyum Hipofosfit)	3	1,58%	0,28	0,838	3,41%	0,29	0,834	6,55%	1,59	0,232
Kompleks Yapıcı (Laktik Asit Miktarı)	3	10,13%	1,80	0,190	11,74%	0,99	0,425	10,91%	2,66	0,086
Kompleks Yapıcı (Sodyum Asetat Miktarı)	3	27,54%	4,89	0,014	13,68%	1,15	0,360	8,74%	2,13	0,139
Süre (Dk)	3	15,75%	2,80	0,076	4,08%	0,34	0,794	38,95%	9,49	0,001
Ölçüm Hatası	15	28,13%			59,34%			20,53%		
Toplam	31	100,00%			100,00%			100,00%		

ANOVA neticesinde elde edilen sonuçlara göre modeller yeterli düzeyde bulunmadığı için Taguchi'nin önerdiği optimum seviyelerle doğrulama deneyleri yapılamamıştır. Bu durum neticesinde incelenen faktör sayısı azaltılıp seviyeleri de daha dar aralıkta değiştirilmek suretiyle anlamlı modeller elde edilmeye çalışılmıştır.

4.1.3. Ni-B-P değerleri

Bu deneyde 3 seviyeli 3 faktör kullanılmaktadır. Bu kombinasyonlar 3^3 olarak ifade edilebilir ve toplamda 27 farklı kombinasyon bulunmaktadır. Taguchi deney tasarım yöntemi kullanılarak L27 ortogonal dizisi kullanılmıştır. Bu tasarıma göre, deneyler 3 kez tekrarlanmış ve elde edilen sonuçlar EK-A kısmında Tablo A.3 olarak verilmiştir. İlk seferde yapılan 27 adet deneyin sertlik, korozyon ve kalınlık yanıt değişkenlerinin elde edilen sonuçları

Tablo 4.8. de verilmiştir.

Tablo 4.7., Sodyum Hipofosfit, Dimetilamin Boran ve sıcaklığın sertlik, kalınlık ve korozyon üzerindeki etkilerinin ANOVA sonuçlarını göstermektedir. Sonuçlar, Sodyum Hipofosfit'in sertlik üzerinde önemli bir etkisi olduğunu göstermektedir ($F=28,72$, $p=0,034$) ve kalınlık üzerindeki etkisi istatistiksel olarak anlamlı değildir ($F=14,02$, $p=0,07$). Benzer şekilde, Dimetilamin Boran da sertlik üzerinde önemli bir etki gösterir ($F=6,39$, $p=0,135$), ancak kalınlık üzerindeki etkisi istatistiksel olarak anlamlı değildir ($F=7,18$, $p=0,12$). Sıcaklık, sertlik ($F=1,21$, $p=0,452$) veya kalınlık ($F=1,21$, $p=0,45$) üzerinde anlamlı bir etkiye sahip değildir. Korozyon için, hem Sodyum Hipofosfit hem de Dimetilamin Boran istatistiksel olarak anlamlı bir etkiye sahip değildir ($F=1,77$, $p=0,36$ ve $F=5,16$, $p=0,162$ sırasıyla) ve sıcaklık da önemli bir etkiye sahip değildir ($F=1,39$, $p=0,42$). Bununla birlikte, sıcaklık tüm durumlarda daha fazla analiz için modelde yer almaktadır.

Tablo 4.7. Sertlik, kalınlık ve korozyon için Ni-B-P ANOVA sonuçları.

Kaynak	df	Sertlik		Kalınlık		Korozyon	
		F değeri	p değeri	F değeri	p değeri	F değeri	p değeri
A-Sodyum Hipofosfit	2	28.72	0.03	14.02	0.07	1.77	0.36
B-Dimetilamin Boran	2	6.39	0.14	7.18	0.12	5.16	0.16
C-Sıcaklık	2	1.21	0.45	1.21	0.45	1.39	0.42
Ölçüm hatası	2						
Toplam	8						

Tablo 4.8. Ni-B-P L27 için elde edilen deney sonuçları.

Deney no	Girdiler			Çıktılar		
	Sodyum Hipofosfit (g/L)	Dimetilamin Boran (g/L)	Sıcaklık (°C)	Sertlik (Hv)	Kaplama Kalınlığı (μm)	Korozyon Oranı (mpy $\times 10^{-5}$)
1	20	2	80	723	21	46
2	20	2	70	725	21	52
3	20	2	90	719	20.17	41
4	20	1	80	703	17.01	36
5	20	1	70	712	17.89	34
6	20	1	90	697	16.74	33
7	20	3	80	729	22.96	59
8	20	3	70	734	23.01	69
9	20	3	90	736	22.78	51
10	18	2	80	731	15	56
11	18	2	70	739	15.89	67
12	18	2	90	728	14.16	49
13	18	1	80	713	13.76	44
14	18	1	70	719	14.44	51
15	18	1	90	704	13.2	37
16	18	3	80	751	16.8	71
17	18	3	70	764	17.98	77
18	18	3	90	742	16	64
19	22	2	80	650	23.56	43
20	22	2	70	656	23.24	49
21	22	2	90	641	23.17	37
22	22	1	80	614	18.14	49
23	22	1	70	622	19	55
24	22	1	90	598	17.98	41
25	22	3	80	676	26.81	50
26	22	3	70	689	29.52	61
27	22	3	90	654	25.44	42

Akımsız Ni-P-B kaplamalarının yanıt değişkenleri (sertlik, kalınlık ve korozyon) üzerinde işlem parametrelerinin etkilerini anlamak için bir varyans analizi (ANOVA) daha yapılmıştır. İkinci dereceden bir model kurularak Tablo 4.9.'da verilen ANOVA analizi gerçekleştirilmiştir. Sertlik, kalınlık ve korozyon için F-değerleri sırasıyla 97.60, 129.17 ve 25.01 ve modeller istatistiksel olarak anlamlıdır (p-değeri <0.0001). Bu, en azından bir faktörün (sodyum hipofosfit, dimetilamin boran ve sıcaklık)

akımsız Ni-P-B kaplamalarının yanıt değişkenleri üzerinde anlamlı bir etkiye sahip olduğu yönünde güçlü kanıt olduğu anlamına gelmektedir.

Bu sonuçlara göre, anlamsız faktörler modellerden çıkartılarak indirgenmiş bir model elde edildi. Bu modelin sonuçları Tablo 4.10'da verilmiştir. F değeri, modelin veya faktörün önemini ölçen bir ölçüttür. Açıklanan varyans ile açıklanamayan varyansın oranını temsil eder. Daha büyük bir F değeri, modelin veya faktörün yanıt değişkenindeki varyasyonu açıklamada daha iyi olduğunu gösterir. Azaltılmış kare modellerin F değerleri, tam modellere göre artmıştır. Bu F değerlerindeki artış, azaltılmış modellerin yanıt değişkenlerindeki varyasyonu açıklamada tam modellerden daha iyi olduğunu gösterir. Anlamsız faktörleri ve etkileşimleri modelden çıkararak, uyumunu iyileştirdik ve açıklayıcı gücünü artırdık. Bu, azaltılmış modeldeki daha yüksek F değeri ile tam modele göre yansıtılmaktadır.

Tablo 4.9. İkinci dereceden model için yanıt değişkenlerinin ANOVA sonuçları.

Kaynak	df	Sertlik		Kalınlık		Korozyon	
		F-değeri	p-değeri	F-değeri	p-değeri	F-değeri	p-değeri
Model	9	97.6	< 0.0001	129.17	< 0.0001	25.01	< 0.0001
A-Sodyum Hipofosfit	1	600.6	< 0.0001	667.78	< 0.0001	28.9	< 0.0001
B- Dimetilamin Boran	1	148.26	< 0.0001	388.94	< 0.0001	98.12	< 0.0001
C-Sıcaklık	1	19.08	0.0004	20.94	0.0003	52.53	< 0.0001
AB	1	5.9	0.0265	61.62	< 0.0001	28.37	< 0.0001
AC	1	0.9734	0.3377	0.01	0.9215	0	1
BC	1	0.0014	0.9702	1.71	0.2079	2.41	0.1387
A ²	1	102.14	< 0.0001	20.3	0.0003	12.41	0.0026
B ²	1	1.44	0.2472	1.11	0.3065	2.35	0.1433
C ²	1	0.0003	0.9859	0.1075	0.747	0.0049	0.9452

Uygunluk istatistikleri Tablo 4.11.'de verilmiştir ve bu istatistikler üç yanıt değişkeni olan Sertlik, Kalınlık ve Korozyon için uygunluğu gösteren bilgiler sağlar. Standart sapma (Std. Dev.), ortalama ve varyasyon katsayısı (C.V. %), verilerin dağılımı ve merkezi eğilimlerinin ölçütleridir.

Tablo 4.10. 2. dereceye indirgenmiş model yanıt değişkenleri ANOVA sonuçları.

Kaynak	df	Sertlik		Kalınlık		Korozyon	
		F-değeri	p-değeri	F-değeri	p-değeri	F-değeri	p-değeri
Model	5	189.53	< 0.0001	244.22	< 0.0001	42.5	< 0.0001
A-Sodyum Hipofosfit	1	649.75	< 0.0001	703.19	< 0.0001	27.87	< 0.0001
B- Dimetilamin Boran	1	160.39	< 0.0001	409.57	< 0.0001	94.64	< 0.0001
C-Sıcaklık	1	20.65	0.0002	22.05	0.0001	50.67	< 0.0001
AB	1	6.38	0.0196	64.89	< 0.0001	27.36	< 0.0001
A ²	1	110.5	< 0.0001	21.38	0.0001	11.96	0.0023

Varyasyon katsayısı, üç yanıt değişkeni arasında en düşük varyasyona (Sertlik için %1,05), Korozyonun ise en yüksek varyasyona (%7,87) sahip olduğunu gösterir. Ortalama değerler, örneklerin ortalama sertliği 698,85, kalınlığı 19,51 ve korozyon hızı 50,52 olduğunu gösterir. Belirleme katsayısı (R^2), modelin verilere ne kadar iyi uyduğunu ölçen bir ölçüttür. Sertlik (%0,9783), Kalınlık (%0,9831) ve Korozyon (%0,9101) için R^2 değerleri, kareli modellerin yanıt değişkenlerindeki değişkenliğin yüksek bir yüzdesini açıkladığını gösterir. Ayarlanmış R^2 değerleri (Sırasıyla Sertlik için %0,9732, Kalınlık için %0,9791 ve Korozyon için %0,8887), modeldeki tahmin edicilerin sayısını dikkate alır ve R^2 değerini buna göre ayarlar. Ayarlanmış R^2 değerleri biraz daha düşük olsa da hala iyi bir uyumu gösterir. Tahmin edilen R^2 değerleri (Sırasıyla Sertlik için %0,9622, Kalınlık için %0,9698 ve Korozyon için %0,8499), modelin yeni gözlemleri ne kadar iyi tahmin edeceğinin bir ölçütüdür. Yüksek tahmin edilen R^2 değerleri, modellerin gelecekteki yanıtları tahmin etmede doğru olma olasılığının yüksek olduğunu gösterir. Son olarak, uygunluk hassasiyeti, modelin veri aralığı içinde yanıt değişkenini ne kadar iyi tahmin ettiğini ölçer. Sertlik, Kalınlık ve Korozyon için uygunluk hassasiyeti sırasıyla 42,6986, 51,4513 ve 25,6852'dir. Bu değerler, modellerin veri aralığı içinde yanıt değişkenlerini tahmin etmek için oldukça uygun olduğunu göstermektedir.

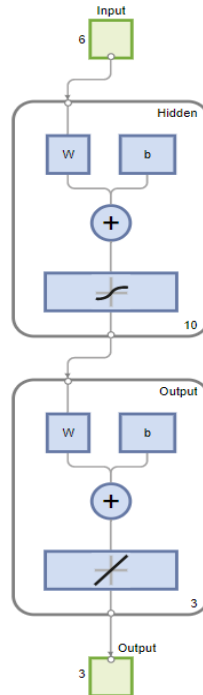
Tablo 4.11. Modellerin uyum istatistikleri.

	Sertlik	Kalınlık	Korozyon
Ortalama	698.85	19.51	50.52
R^2	0.9783	0.9831	0.9101
Ayarlanmış R^2	0.9732	0.9791	0.8887

4.2. Yapay Sinir Ağı Modelleri

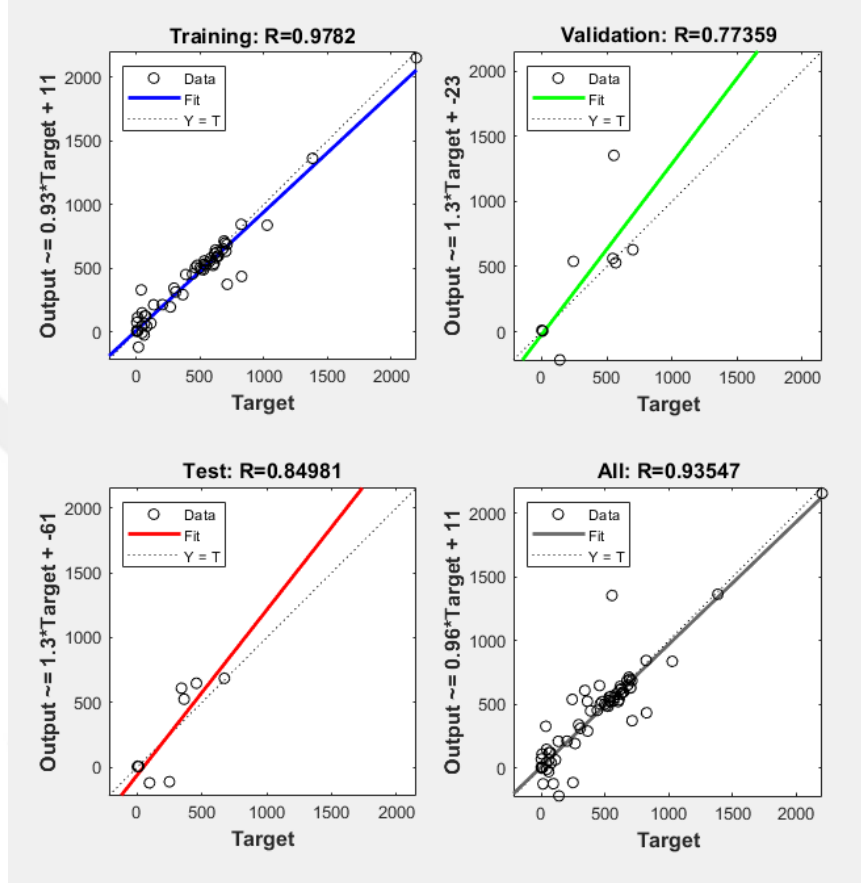
YSA modelleri oluşturulurken çok katmanlı ileri beslemeli ağa sahip bir model üzerinde çalışılmaktadır. İlk aşamada bir gizli katman ve bir çıktı katmanı olmak üzere iki katmanlı ileri beslemeli YSA modelleri oluşturulmuştur. Daha sonra bu modellerin girdi katmanı, gizli katmanı ve çıktı katmanı sayıları, transfer ve aktivasyon fonksiyonları gibi parametreleri üzerinde değişiklikler yapılarak farklı modeller kurgulanmaya çalışılacaktır. Bu modeller farklı eğitim algoritmalarından (Levenberg-Marquardt, BFGS Quasi-Newton, Resilient Backpropagation, Scaled Conjugate Gradient, Conjugate Gradient with Powell/Beale Restarts, Fletcher-Powell Conjugate Gradient, Polak-Ribière Conjugate Gradient, One Step Secant, Variable Learning Rate Backpropagation vb.) yararlanılarak geliştirilecektir.

Deneylerin yapılma sırası ve zamanına bağlı olarak, öncelikle Ni-B, Ni-P ve Ni-P-B kompozit kaplamalar için YSA modelleri çalışılmıştır. Çalışmanın ilk aşamalarında yapılan deneylerden ve Deney Tasarımı sonuçlarından yararlanılarak üç girdi ve üç çıktı değişkenine sahip girdi ve çıktı katmanları ile 1 adet gizli katmandan oluşan YSA modeli kullanılmıştır (Şekil 4.7). YSA modelimiz önceki verilerden öğrendiği bilgilere göre regresyon analizine dayandığı için lineer çıktı fonksiyonuna sahip çıktı katmanlı, sigmoid aktivasyonuna sahip gizli katmanlı ileri beslemeli yapıya sahiptir.



Şekil 4.7. YSA topolojisi.

YSA modellerinin çalıştırılması ve en iyi öğrenen modelin belirlenmesi sonrası, programa tahmin etmesi için yeni veriler girildiğinde, modelin tahmin performansının oldukça yüksek olduğu gözlemlenmiştir. Bununla ilgili model çıktılarının ve performans göstergelerinin bulunduğu ekran görüntüsü Şekil 4.8’de yer almaktadır.



Şekil 4.8. İyi öğrenen bir YSA modelinin performans çıktıları.

Yapay sinir ağında kullanmak istediğimiz verileri eğitim, doğrulama ve test olmak üzere 3 gruba ayırmaktayız. İlk olarak eğitim verileri kullanılarak yapay sinir ağı eğitilir. Eğitim sırasında ağın performansı belirli aralıklarla kontrol edilir ve bir kayıp fonksiyonu kullanılarak kayıp değeri hesaplanır. Kayıp fonksiyonu, ağın tahminlerinin gerçek değerlerden ne kadar uzak olduğunu ölçer. Eğitim süresince kayıp fonksiyonundaki düşüş, ağın öğrenme işleminin ilerlemesi ve doğru sonuçlar üretmesi anlamına gelir. Eğitim sırasında kayıp fonksiyonunun düşmesi, ağın eğitim verileri üzerindeki başarısını ölçmektedir. R değeri yani korelasyon katsayısı, ağın tahminleri ve gerçek değerleri arasındaki ilişkiyi ölçer. Değerler -1 ve 1 arasında değişebilir, 1'e yakın bir değer, tahminlerin gerçek değerlerle yüksek bir ilişki gösterdiğini ve ağın iyi performans gösterdiğini gösterir. Bizim modelimizde R değerimiz 0,9782 çıkmıştır. Yani yaklaşık %98'lik bir başarı söz konusudur.

Bir diğerk performans ölçütü de doğruluk değeridir. Doğrulama verileri, eğitim sırasında kullanılan verilerden ayrılan ve ağıın eğitiminde kullanılmayan verilerdir. Doğrulama verileri, ağıın eğitim verilerine aşırı uyum (overfitting) yapmasını engellemek için kullanılır. Eğitim sırasında, ağıın doğruluğıu hem eğitim hem de doğrulama verileri üzerinde hesaplanır ve her iki veri kümesi için benzer bir doğruluk elde edilirse, ağıın aşırı uyum yapmadığıı söylenebilir. Modelimizde bu değerk %78’lik performans göstermiştir ki, bu da doğrulama için yeteri düzeyde kabul edilebilir.

Eğitim tamamlandıktan sonra, ağıın test verileri üzerinde performansı ölçülür. Test verileri, eğitim verilerinden ayrı ve daha önce görülmemiş verilerdir. Test sürecinde, ağıın tahminleri gerçek değerlerle karşılaştırılır ve performans ölçütleri kullanılarak ağıın doğruluğıu hesaplanır. Bu performans ölçütleri, ağıın doğruluğunu ve performansını ölçmek için kullanılmaktadır. Modelde R değeri 0,84981 olarak bulunmuştur. Yani %85’lik bir performansa sahiptir.

Modelin genel olarak performans değeri, $R=0,93547$ olarak çıkmıştır. Bu değerk, ağıın eğitim sonrası ne kadar iyi performans gösterdiğini gösterir bir korelasyon katsayısıdır. $R= 0,93547$ değeri yani %93’lük bir değerk oldukça yüksek bir değerkdir ve ağıın eğitim verileri üzerinde yüksek bir doğruluk oranı elde ettiğini gösterir.

Sırasıyla, Ni-B, Ni-P ve Ni-B-P kaplamalarına ilişkin gizli katmanlarında 5, 10, 15, 20 ve 50 nöron olmak üzere YSA modelleri çalışılmıştır. Bu modeller her kaplama türünden eğitim veri setleri baz alınarak oluşturulmuştur. Eğitim veri seti her kaplama türü için rastgele seçilen toplam verilerin yüzde 80’ini kapsamaktadır. Tablo 4.12., Tablo 4.13. ve Tablo 4.14. YSA’nın sırasıyla tüm kaplamalar için model performanslarını göstermektedir.

Ayrıca Tablo 4.15, Tablo 4.16 ve Tablo 4.17’de de her üç kaplama deneyi için YSA’nın test setleri sonuçları yer almaktadır.

Tablo 4.12. Ni-B kaplamaları eğitim seti YSA performansları.

Kaplama Türü	Model	Nöron Sayısı	MSE	MAE	MAPE	R ²
Ni-B	1	5	0,041	0.159	0.364	0.279
	2	10	0.008	0.07	0.444	0.857
	3	15	0.009	0.075	0.247	0.833
	4	20	0.005	0.058	0.195	0.896
	5	50	0.005	0.058	0.195	0.897

Tablo 4.13. Ni-P kaplamaları eğitim seti YSA performansları.

Kaplama Türü	Model	Nöron Sayısı	MSE	MAE	MAPE	R ²
Ni-P	1	5	0.023	0.112	0.774	0.607
	2	10	0.006	0.056	0.056	0.869
	3	15	2.455	0.003	0.003	0.999
	4	20	0.0009	0.019	0.019	0.979
	5	50	6.064	0.0006	0.046	0.999

Tablo 4.14. Ni-B-P kaplamaları eğitim seti YSA performansları.

Kaplama Türü	Model	Nöron Sayısı	MSE	MAE	MAPE	R ²
Ni-B-P	1	5	0.012	0.088	0.363	0.815
	2	10	0.003	0.044	0.166	0.977
	3	15	0.0004	0.017	0.098	0.995
	4	20	0.0005	0.016	0.074	0.999
	5	50	1.259	0.002	0.056	0.999

Tablo 4.15. Ni-B kaplamaları test seti YSA performansları.

Kaplama Türü	Model	Nöron Sayısı	MSE	MAE	MAPE	R ²
Ni-B	1	5	0.069	0.211	0.478	-0.163
	2	10	0.017	0.099	0.393	0.649
	3	15	0.022	0.114	0.791	0.562
	4	20	0.019	0.096	0.553	0.606
	5	50	0.018	0.095	2.781	0.608

Tablo 4.16. Ni-P kaplamaları test seti YSA performansları.

Kaplama Türü	Model	Nöron Sayısı	MSE	MAE	MAPE	R ²
Ni-P	1	5	0.119	0.257	1.107	-7.808
	2	10	0.113	0.267	1.052	-9.050
	3	15	0.329	0.458	0.871	-40.895
	4	20	0.126	0.312	1.946	-11.005
	5	50	0.212	0.372	0.860	-23.862

Tablo 4.17. Ni-B-P kaplamaları test seti YSA performansları.

Kaplama Türü	Model	Nöron Sayısı	MSE	MAE	MAPE	R ²
Ni-B-P	1	5	0.004	0.055	0.353	0.787
	2	10	0.004	0.043	0.924	0.879
	3	15	0.003	0.048	0.308	0.863
	4	20	0.002	0.042	0.083	0.902
	5	50	0.003	0.039	0.086	0.921

4.3. Genetik Algoritmalar ve Tersine Optimizasyon

Genetik algoritmalar, doğadaki doğal seleksiyon ve genetik süreçleri baz alarak, popülasyonlar arasında olası çözüm adaylarını değerlendirirler. Ve en iyi çözüme yaklaştırmaya çalışırlar. Bu özellikleri sayesinde optimizasyon ve problem çözme alanında oldukça yaygın bir kullanım oranına sahip algoritmadır. Bu algoritma, biyolojik evrimden esinlenmiş olup, çeşitli problemlerde çözüm adaylarını araştırmak ve geliştirmek için kullanılır.

Bir genetik algoritma, potansiyel çözüm adaylarını içeren bir grup ya da popülasyon üzerinde çalışır. Bu popülasyondaki bireyler, çözüm adaylarını temsil eder. Ve içlerinden uygun çözümü veren birey/kromozom optimum çözümdür denir. Bu genler, belirli bir problemin parametrelerini ifade etmektedir. Çaprazlama ile, iki farklı bireyden yeni bireylerin üretilmesi sağlanır. Bu süreç, genetik kodların/materyalin birleştirilmesi ve çocuk bireylerin oluşturulması anlamına gelmektedir. Genetik algoritmalarda çeşitliliği artırmak ve potansiyel olarak daha iyi çözümleri keşfetmek için mutasyon yapılır. Mutasyon, kromozomun çözüm içeren genetik kodunun rasgele değiştirilmesi sürecidir. Son olarak seçim süreci ile de daha iyi uyum sağlayan bireylerin gelecek nesillere aktarımı sağlanmaktadır. Farklı ölçümlere göre belirlenip, değerlendirilip, seçilme aşamasıdır.

GA, optimizasyon problemlerinin yanı sıra, Yapay Zeka, makine öğrenmesi, veri ve metin madenciliği ile karmaşık problemlerin çözümü gibi birçok alanda yaygın olarak kullanılmaktadır.

Çalışmamızın tasarım aşamasında tüm deneylerde çıktı değerlerinin ağırlıkları eşit olarak alınmıştır. Laboratuvar ortamında yapılan deneylerde çıktı değişkenlerinin tümü eşit olarak kabul edildiği ve buna göre sonuçlar elde edildiği için; modelin çıktı değerleri ile karşılaştırma açısından kolaylık ve rasyonellik oluşturması açısından eşit

kabul edilmiştir. Tabii ki kullanıcının isteği doğrultusunda ağırlıklandırma sistemi değişkenlik göstermektedir. Ayrıca çıktı değerlerinden sertlik ve kaplama kalınlığı için maksimizasyon hedefi belirlenirken korozyon oranı için ise minimizasyon hedefi belirlenmiştir. Malzemelerin dayanımı ve özelliklerini tam olarak yansıtabilmesi için böyle bir karar alınmıştır. Eğer istenirse maliyet, malzemenin kullanılacağı yerin gerektirdiği spesifikasyonlara göre belirli bir aralıkta tercih edilebilmektedir.

YSA ile entegre edilmiş olan GA arayüzünden veri girişi, modelin eğitimi ve GA parametrelerinin seçimi yapılabilmektedir. Bu parametreler elde edilirken daha öncesinde Taguchi deney tasarımı ile farklı kombinasyonlar çalışılmış ve en iyi sonuçların elde edilmesi sağlanmıştır. Gelişmiş modelde GA için kullanılan ve kromozom yapısı ve sonuçları açısından en yüksek değerler üreten parametreler Tablo 4.18.'de verilmiştir.

Tablo 4.18. Gelişmiş modelde kullanılan GA parametreleri.

Parametre	Değer
Popülasyon büyüklüğü	50
Maksimum nesil sayısı	100
Mutasyon oranı	0.1
Çaprazlama oranı	0.8

Bu parametreler ışığında çalıştırılan gelişmiş modelin Ni-B kaplama sonuçları Tablo 4.19.'da verilmiştir.

Ni-P için gelişmiş model sonuçları Tablo 4.20'de verilmiştir. Ni-P verileri için yeterli öğrenme sağlanamadığı için özellikle korozyon oranı için ek deneyler yapılarak veri sayısının artırılması sorunu çözecektir.

Elde edilen tablolarda sıralama “Normalize Ağırlıklı Puan” (NAP) şeklinde sıralanmıştır. Burada en yüksek puandan daha düşük puanlı şekilde girdi değerlerinin karşılaştırılması sağlanmıştır. Her üç çıktı değerini istenen en uygun değere göre sağlayan ve minimum hata oranına sahip banyo parametre kombinasyonu yüksek NAP değerine sahip olmuştur.

Tablo 4.19. Ni-B için gelişmiş model sonuçları.

Normalize Ağırlıklı Puan	Isıl İşlem	NiSO ₄ (g/L)	DMAB (g/L)	Sertlik (Hv)	Kaplama Kalınlığı (μm)	Korozyon Oranı (mpy $\times 10^{-5}$)
1.9	1	34	10	891.954	23.095	11.606
1.89	1	33	10	890.069	23.094	11.599
1.88	1	32	10	888.15	23.093	11.592
1.87	1	31	10	886.199	23.093	11.585
1.859	1	30	10	884.217	23.092	11.578
1.777	1	34	9	869.123	23.077	11.451
1.767	1	33	9	867.094	23.077	11.444
1.756	1	32	9	865.038	23.076	11.437
1.745	1	31	9	862.958	23.075	11.43
1.734	1	30	9	860.857	23.074	11.423
1.65	1	34	8	845.432	23.06	11.293
1.639	1	33	8	843.301	23.059	11.286
1.627	1	32	8	841.154	23.058	11.278
1.616	1	31	8	838.995	23.057	11.271
1.605	1	30	8	836.826	23.057	11.264
1.378	0	34	10	794.336	23.032	11.045
1.368	0	33	10	792.355	23.032	11.038
1.358	0	32	10	790.405	23.031	11.03
1.348	0	31	10	788.488	23.03	11.023
1.338	0	30	10	786.604	23.029	11.016
1.254	0	34	9	771.192	23.015	10.886
1.225	0	31	9	765.789	23.012	10.865
1.216	0	30	9	764.06	23.011	10.858
1.134	0	34	8	748.987	22.997	10.731
1.125	0	33	8	747.314	22.996	10.724
1.108	0	31	8	744.078	22.995	10.71
1.1	0	30	8	742.514	22.994	10.703

Tablo 4.20. Ni-P için gelişmiş model sonuçları.

Normalize Ağırlıklı Puan	Isıl işlem	Nikel Sülfat (g/L)	İndirgeyici ajan (sodyum hipofosfit) (g/L)	Kompleks yapıcı (laktik asit) (mL/L)	Kompleks yapıcı (sodyum asetat) (g/L)	Süre (dk)	Sertlik (Hv)	Korozyon Oranı (mpy x 10 ⁻⁵)	Kaplama Kalınlığı (µm)
1.72	1	122	8	5	20	33	529.526	-163.867	17.442
1.717	1	177	12	11	19	50	655.229	-620.967	12.137
1.687	1	177	12	10	18	48	652.487	-476.275	12.165
1.665	1	178	13	5	10	36	821.869	34.72	9.761
1.659	1	185	11	6	18	47	673.329	41.866	13.342
1.616	0	249	9	23	8	72	456.092	-1.889.855	8.824
1.576	1	154	11	17	20	35	398.31	-1.394.491	11.564
1.549	1	159	11	15	18	35	427.033	-1.205.955	11.073
1.549	0	248	10	22	10	71	416.648	-2.021.547	7.571
1.524	1	164	11	19	20	30	359.775	-1537.21	10.612
1.46	1	250	9	24	5	74	1.136.588	552.143	-607
1.412	0	232	12	15	8	61	535.008	-897.236	6.5
1.349	0	189	18	23	14	73	568.041	-847.917	4.39
1.326	1	231	9	20	6	66	1.017.817	1.021.462	1.283
1.306	1	208	10	25	5	65	910.892	-128.885	-1.834
1.224	1	215	9	22	11	59	696.812	26.826	2.213
1.179	1	250	5	17	5	53	949.644	2.168.435	4.705
1.159	1	225	9	17	8	58	849.558	1.358.351	2.974

Son olarak Ni-B-P kaplamaları için gelişmiş model sonuçları Tablo 4.21’de verilmiştir.

Tablo 4.21. Ni-B-P için gelişmiş model sonuçları.

Normalize Ağırlıklı Puan	Sodyum Hipofosfit (g/L)	Dimetilamin Boran (g/L)	Sıcaklık (°C)	Sertlik (Hv)	Kaplama Kalınlığı (µm)	Korozyon Oranı (mpy x 10 ⁻⁵)
1.917	21	3	90	699.861	24.978	45.813
1.875	21	3	86	700.361	25.201	48.976
1.872	20	2	90	720.982	19.759	38.318
1.796	22	3	80	676.419	27.169	51.669
1.794	22	3	89	665.863	26.379	45.733
1.761	22	3	70	688.928	27.82	59.687
1.704	20	2	71	725.069	21.015	52.622
1.589	19	3	82	751.979	19.903	63.952
1.589	20	1	87	697.991	16.458	35.18
1.589	19	1	82	717.71	15.267	37.814
1.576	19	1	90	710.596	14.638	34.111
1.542	19	3	77	754.525	20.122	68.018
1.537	22	2	80	648.71	23.691	45.12
1.534	19	3	76	755.07	20.179	68.796
1.516	19	2	70	743.298	18.32	59.871
1.508	19	3	72	757.289	20.447	71.779
1.497	19	3	70	758.375	20.601	73.183
1.437	22	2	90	633.298	22.525	41.62
1.319	21	1	89	651.905	17.437	37.595
1.312	18	3	70	763.098	18.136	76.603
1.917	21	3	90	699.861	24.978	45.813
1.875	21	3	86	700.361	25.201	48.976
1.872	20	2	90	720.982	19.759	38.318

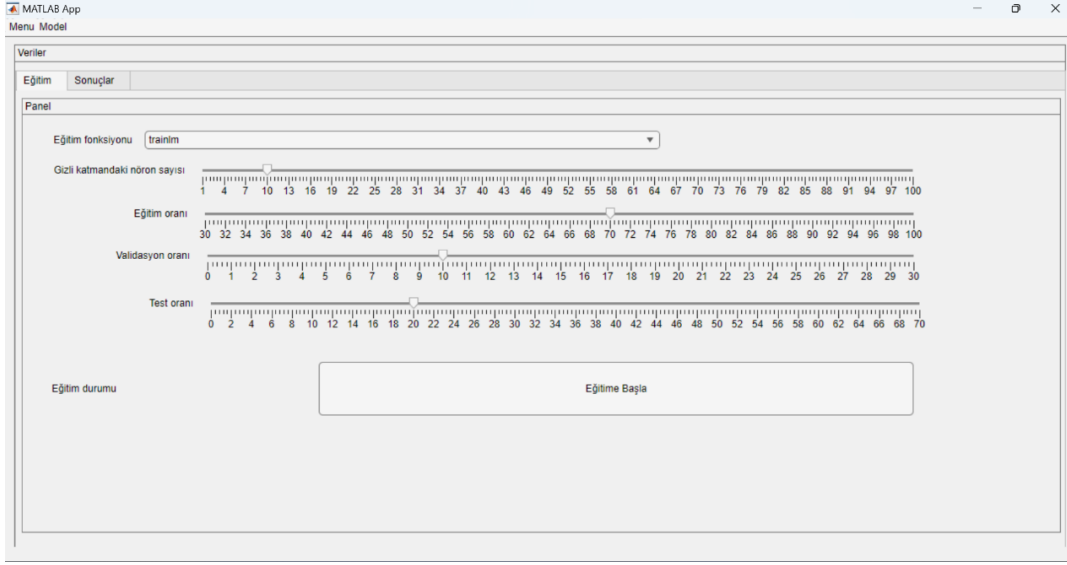
Akımsız kaplama banyo özelliklerinin belirlenmesi amacıyla MATLAB programı üzerinden Şekil 4.9’da gösterilen arayüz geliştirilmiştir. Bu arayüzde öncelikle laboratuvar ortamında veya daha önceden yapılmış akademik çalışmaların sonuçlarından elde edilen veriler modele girilmektedir. Kullanıcın istediği yanıt parametrelerine bağlı olarak, optimize etmek istenen girdi parametrelerinin seçimi ve veri setinin karakterizasyonu aşamaları sonrası modelin eğitime geçilmektedir.

Eğitim tamamlandıktan sonra aynı ekran üzerinde “Sonuçlar” sekmesi üzerinde YSA modelinin eğitim performansı ile ilgili metrikler sunulmaktadır (Şekil 4.10).

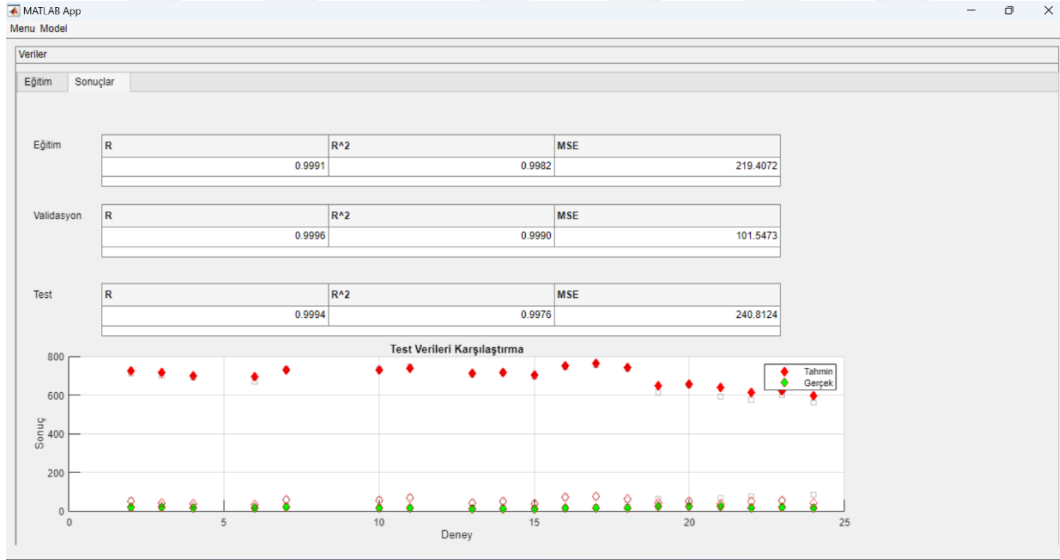
SodiumHypophosphite	DimethylamineBorane	Temperature	Hardness	Thickness	Corrosion	
20	2	80	723	21.0000	46	
20	2	70	725	21.0000	52	
20	2	90	719	20.1700	41	
20	1	80	703	17.0100	36	
20	1	70	712	17.8900	34	
20	1	90	697	16.7400	33	
20	3	80	729	22.9600	59	
20	3	70	734	23.0100	69	
20	3	90	736	22.7800	51	
18	2	80	731	15.0000	56	
18	2	70	739	15.8900	67	
18	2	90	728	14.1600	49	
18	1	80	713	13.7600	44	
18	1	70	719	14.4400	51	
18	1	90	704	13.2000	37	
18	3	80	751	16.8000	71	
18	3	70	764	17.0000	72	

Şekil 4.9. Arayüz üzerinde modele verilerin girilmesi.

Daha sonra Şekil 4.10’da yer alan “Model” menüsü altında yer alan “Eğit” sekmesi üzerinden YSA model eğitimi ekranı açılmaktadır. Burada YSA modeli için eğitim parametreleri belirlendikten sonra “Eğitime Başla” düğmesine tıklanarak model eğitimi gerçekleştirilmektedir. Burada ayrıca test verileri için model tarafından hesaplanan kaplama özellikleriyle gerçekleşen kaplama özellikleri grafik üzerinde gösterilmektedir (Şekil 4.11).

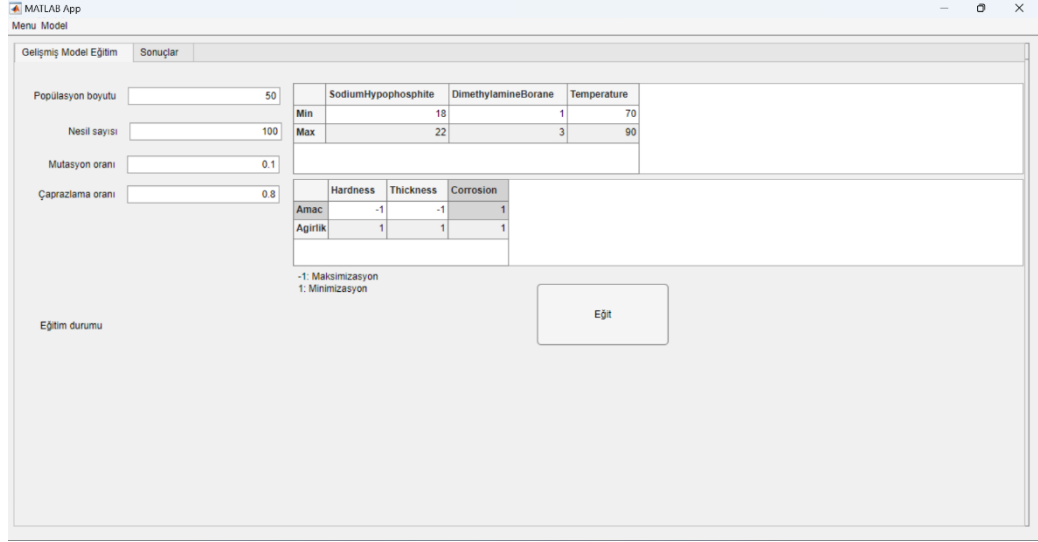


Şekil 4.10. YSA modelinin eğitim parametrelerinin belirlenmesi ve eğitimi.



Şekil 4.11. YSA modelinin performans metrikleri.

Bu adımdan sonra gelişmiş modeli eğitmek için “Model” menüsü altında yer alan “Gelişmiş Model” sekmesi üzerinden gelişmiş modelin eğitim ekranı açılmaktadır (Şekil 4.12). Burada gelişmiş model için eğitim parametreleri belirlendikten sonra “Eğit” düğmesine tıklanarak model eğitimi gerçekleştirilmektedir.



Şekil 4.12. Gelişmiş modelinin eğitim parametrelerinin belirlenmesi ve eğitimi.

Son aşamada, Şekil 4.13'te de görülen, eğitim tamamlandıktan sonra aynı ekran üzerinde “Sonuçlar” sekmesi üzerinde gelişmiş modelin elde ettiği en iyi popülasyonun değerleri listelenmektedir.

Normalize_Agirlikli_Puan	SodiumHypophosphite	DimethylamineBorane	Temperature	Hardness	Thickness	Corrosion
1.8967	20.8475	2.3682	75.9849	721.2403	23.9223	48.3282
1.8646	20.2229	2.5759	78.3560	726.3915	24.0347	52.4196
1.8625	20.8808	1.9316	77.9445	716.0746	23.2719	45.4291
1.7936	21.8899	2.9005	73.8817	706.5107	25.9908	58.7001
1.7404	20.2047	2.9981	75.9347	759.2063	24.5675	73.1457
1.7380	21.9989	2.9998	73.8798	703.1541	26.4823	62.9601
1.7261	20.5202	2.9370	74.4060	754.0453	24.2364	70.6256
1.6076	20.1028	2.6218	75.1010	740.4990	22.7772	65.7947
1.5694	19.3004	2.6415	77.6291	744.7209	21.7202	64.4514
1.5564	20.3666	1.2749	82.1838	679.1054	19.3052	31.3502
1.5498	19.2121	2.2800	78.0134	727.4115	20.4058	53.4595
1.5423	20.6176	1.5218	73.3401	687.8708	19.0923	34.1554
1.4563	20.7348	1.2723	82.9920	667.9626	18.7945	30.7415
1.3885	20.1349	1.1414	86.8878	670.8965	17.3858	28.9707
1.3758	20.2897	1.0262	87.2411	668.4014	17.2776	28.3207
1.3562	18.7853	2.6792	77.8256	746.3007	19.8390	68.1554

Şekil 4.13. Gelişmiş modelin önerdiği kaplama parametreleri.

Gelişmiş modelden elde edilen sonuçların laboratuvar ortamında yapılan gerçekçi deney sonuçlarıyla karşılaştırıldığında ve hatalar yorumlandığında performansının genel olarak başarılı olduğu görülmektedir. Bununla birlikte modelimizin doğrulama deneyleri sonuçlarına göre, tahmin edilen değerler gerçek değerlere ortalama %95 oranında yakın bir şekilde örtüşmektedir. Doğrulama deneyleri, modelimizin gerçek dünya verilerine uyarlanabilirliğini ve tahmin gücünü ortaya koymuş olup, ortalama karekök hata (RMSE) değeri 0.8 olarak bulunmuştur.



5. BULGULAR

Tablolarda verilen sonuçlar, gizli katmandaki nöron sayısının kaplamalarının performansına nasıl etki ettiğini göstermektedir. R-squared (R^2) değerleri, bir modelin verilere ne kadar iyi uyduğunu gösteren bir ölçüdür.

Ni-B-P kaplamaları için 20 ve 50 nöronlu YSA modelleri, Ni-B kaplamaları için 50 nöronlu YSA modelleri ve Ni-P kaplamaları için 15 ve 50 nöronlu YSA modelleri en iyi sonuçları ortaya çıkarmıştır.

Akımsız yöntem ile üretilmiş Ni-B-P kompozit kaplamaların yüzey morfolojisi ve nodül boyutu, sodyum hipofosfit, DMAB ve sıcaklık gibi banyo parametrelerinden önemli ölçüde etkilenmektedir. Kaplama sıcaklığı arttıkça nodüler yapının kaybolduğu daha pürüzlü bir yüzey morfolojisi elde edildiği görülmektedir.

Kompozit kaplamaların sertlik değerleri incelenecek olursa, DMAB konsantrasyonu ile doğru orantılı olarak kompozitlerin sertlik değerlerinin arttırdığı tespit edilmiştir. Kaplama banyosundaki DMAB miktarının artması kaplamanın sertliğini ve korozyon direncini iyileştirdiği belirlenmiştir.

Aşınma deneyleri sırasında ölçülen ortalama sürtünme kuvvet değerleri dikkate alındığında en yüksek sürtünme kuvvet değerleri büyükten küçüğe sıralandığında, sırasıyla NiP1, NiP2, NiP3 ve kaplanmamış AISI 1020 numunelerde gerçekleşmiştir. Kaplanmış numunelerde kaplama fosfor içeriği sürtünme kuvvet değerlerinde etkili olmuş ve sürtünme kuvvetini düşürmüştür.

YSA modelinin kaplamalar üzerindeki performansı incelendiğinde, gizli katmandaki nöron sayısının performansa önemli bir etkisi olduğunu gözlemleyebiliriz. Genel olarak, nöron sayısı arttıkça model performansının iyileştiği görülmektedir. Ancak, bu iyileşme sınırlıdır ve nöron sayısı arttıkça büyük bir artış olmamış gibi görünmektedir.

Performans ölçütlerinin ayrıca sertlik, kalınlık ve korozyon çıktı değerlerine göre hesaplanması da çıktıların model performans ölçütlerine etkilerinin analizi açısından önemli olmaktadır.

Öğrenme algoritmalarının değişiminin analizinde eğitim setlerinin performansı açısından bfg algoritma denemelerinde sertlik, kalınlık ve korozyon tahminlerinde yüksek R-kare ve düşük MSE değerleri, bu modelin performansının iyi olduğunu göstermektedir. Ayrıca cgp, lm ve scg modellerinin performansının da diğerlerine göre daha iyi olduğu görülmektedir.

Ni-B-P kaplama deneylerinde bfg, cgb, cgf ve cgp modelleri en iyi performansı gösterirken, lm, oss ve scg modelleri daha düşük performansa sahiptir. Bu nedenle, Ni-B-P kaplama verileri için tahminler yaparken, bfg, cgb, cgf ve cgp modelleri tercih edilebilir.

Kaplama sertliklerinin tespitinde uygulanan diğer bir yöntem ise kaplama kesit incelemesidir. NiP1, NiP2 ve NiP3 kaplamalarına ait SEM görüntülerinde NiP1 ve NiP2 kaplamalarında gevrek kırılmanın karakteristik özelliklerini gösterdikleri, NiP3 kaplamasının ise nispeten daha sünek bir kırılma kesit yüzeyi gösterdiği tespit edilmiştir.

Ni-B kaplama eğitim verileri için tüm YSA eğitim algoritma sonuçları iyi sonuçlar göstermektedir. Ni-P kaplama eğitim verileri için Lm YSA modeli, verilere iyi bir uyum sağlamaktadır. Ancak tahminlerde büyük hatalar görülmüştür. Modelin performansının iyileştirilmesine yönelik atılacak adımlara ihtiyaç bulunmaktadır. Özellikle MAPE değerinin azaltılması önemli olacaktır. Daha fazla veri veya modelin parametrelerinin ayarlanmasının gelişim sağlayabileceği düşünülmektedir.

Uygun nöron sayısını seçmek, modelin optimum performansını elde etmek için önemlidir. Daha fazla nöron eklemek her zaman daha iyi sonuçlar getirmez, bu nedenle modelin karmaşıklığını dikkatlice ayarlamak önemlidir.

Taguchi deney tasarımı ve ANOVA analizlerinde her bir çıktı için ayrı ayrı analizler ve sonuçlar bulunuyorken, Genetik Algoritmalarla tersine optimizasyon uygulaması sayesinde sertlik, kalınlık ve korozyon çıktılarının birlikte analizi ve en iyilenmesi sağlanmıştır. Ayrıca bu uygulama ile daha hassas girdi değerlerinin belirlenmesi ve kullanımı söz konusu olmuştur.

6. SONUÇ VE ÖNERİLER

Çalışmanın veri üretim aşamasında akımsız kaplamalar başarı ile üretilmiş ve bu kaplama çalışmalarına indirgeyici konsantrasyonunun (sodyum hipofosfit), kaplama banyosunun sıcaklığının ve kaplama süresinin etkisi incelenmiştir. Ayrıca bu kaplamalara ısıtma işlemi uygulanmış ve ısıtma işlemi öncesi ve sonrası özellikleri mukayese edilmiştir. Artan indirgeyici konsantrasyonu ile birlikte kaplama çalışmalarında hem ısıtma işlemi öncesi hem de ısıtma işlemi sonrası sertlik değerlerinde artış söz konusu olmuştur. Aşınma direnci açısından incelendiğinde artan indirgeyici ile kaplamadaki %P oranının artmasına bağlı olarak aşınma dayanımının da arttığı tespit edilmiştir.

Akımsız Ni-B kaplamalar içinde benzer şekilde üretimler başarılı bir şekilde gerçekleştirilmiş ve bu çalışmalara DMAB (indirgeyici ve bor kaynağı) konsantrasyonu ve kaplama banyo sıcaklığının etkileri araştırılmıştır. DMAB konsantrasyonunun etkisi incelenen çalışmalar sonucunda daha fazla indirgeme söz konusu olduğundan artan konsantrasyonla birlikte kaplama tabakasının kalınlıkları artmıştır. Yine benzer şekilde artan DMAB konsantrasyonu ile yüzde bor içeriği de artış göstermektedir. Isıtma işlemi sonrası intermetalik fazların (Ni₂B, Ni₃B) oluşumuna bağlı olarak sertlik değerlerinde artışlar söz konusu olmuştur. Sertlikler yaklaşık 660Hv değerlerinden 1000Hv değerlerinin üzerine çıkmıştır. Sıcaklığın etkisi incelenen Ni-B kaplama çalışmalarında ise artan sıcaklığa bağlı olarak sertlik ve kaplama kalınlıkları farklılık göstermekte olup, optimum sıcaklığın 70 °C olduğu tespit edilmiştir.

Akımsız Ni-B-P çoklu alaşım kaplama çalışmaları gerçekleştirilmiş ve banyo sıcaklığının etkisi, sodyum hipofosfit konsantrasyonunun etkisi ve DMAB ile sodyum hipofosfit konsantrasyonunun etkisi incelenmiştir. Artan banyo sıcaklığı ile kaplama kalınlıkları ve kaplamaların yüzey morfolojilerinde farklılıklar söz konusu olmuş optimum sıcaklığın oluşan 85°C olduğu anlaşılmıştır. Sodyum hipofosfit konsantrasyonunun etkisi incelendiğinde ise 15g/L'den 30 g/L konsantrasyona kadar farklı konsantrasyonlar çalışılmış ve en uygun konsantrasyonun 25g/L olduğu belirlenmiştir. DMAB ile sodyum hipofosfit konsantrasyonunun etkisi çalışmasında

ise her iki indirgeyicinin aynı anda etkisinin ortaya konulması amaçlanmıştır. Artan indirgeyici konsantrasyonları ile birlikte kaplama tabakasının kalınlıklarında artış gözlenmiştir. Sertlik değerleri ise 450Hv değerlerinden ısıtıl işlem sonrası 1200Hv değerlerine artış göstermiştir. XRD çalışmaları da Ni₂B, Ni₃B, Ni₂P ve Ni₃P gibi intermetalik fazların oluşumunun da arttığını ortaya koymuştur.

Elde edilen veriler makine öğrenmesi yöntemlerinden Yapay Sinir Ağları ile bilgisayar üzerinde model kurularak eğitilmiştir. Performans kriterleri incelendiğinde, sertlik, kalınlık ve korozyon olarak her bir çıktı için en iyi sonuçları veren eğitim ve test modellerinin R, R², MSE ve MAPE değerleri aşağıdaki tablolarda verilmiştir. Ni-B banyosu için başarılı sonuçlar (R² > 0) üreten eğitim ve test modelleri Tablo 6.1 ve Tablo 6.2’de verilmiştir.

Tablo 6.1. Ni-B deneyleri en iyi YSA eğitim modelleri.

EF	Sertlik				Kalınlık				Korozyon			
	R	R ²	MSE	MAPE	R	R ²	MSE	MAPE	R	R ²	MSE	MAPE
br	1	0.99	26.21	0.48	0.28	0.06	2.71	6.1	0.32	0.09	4.09	16.35
cgf	1	1	2.27	0.17	0.8	0.62	1.24	4.46	0.68	0.41	3.18	13.81
lm	0.99	0.97	95.96	0.55	0.96	0.89	0.3	1.15	0.94	0.88	0.49	3.41
oss	1	1	0.67	0.09	0.65	0.29	2.3	5.58	0.59	0.04	3.7	13.54

Tablo 6.2. Ni-B deneyleri en iyi YSA test modelleri.

EF	Sertlik				Kalınlık				Korozyon			
	R	R ²	MSE	MAPE	R	R ²	MSE	MAPE	R	R ²	MSE	MAPE
br	0.98	0.88	101.31	0.96	0.15	-0.21	3.61	7.08	-0.04	-1.45	4.48	17.98
cgf	0.84	-0.24	181.49	1.32	0.2	-1.93	1.46	4.4	0.47	-9.03	6.89	19.85
lm	0.83	-0.28	2317.82	4.34	0.1	-6.82	7.9	9.86	0.27	-3.85	13.68	27.43
oss	0.99	0.93	137.49	0.87	0.67	-3.69	3.22	5.66	0.05	-2.32	6.63	26.7

R^2 değerinin 1 değerine yaklaştığı model ve sonuçların en iyi performansı gösterdiğini söyleyebiliriz. Ni-B deneylerinde

Ni-P banyosu için başarılı sonuçlar ($R^2 > 0$) üreten eğitim ve test modelleri Tablo 6.3 ve Tablo 6.4’de verilmiştir. Çalıştırılan tüm modeller arasında Ni-P kaplamaları parametreleri için lm eğitim fonksiyonu sonuçları pozitif çıkmıştır. Eğitim aşamasında başarılı sonuç veren fonksiyonda test verilerini kullanıldığında sonuçlar olumlu çıkmamıştır.

Tablo 6.3. Ni-P deneyleri en iyi YSA eğitim modelleri.

EF	Sertlik				Kalınlık				Korozyon			
	R	R^2	MSE	MAPE	R	R^2	MSE	MAPE	R	R^2	MSE	MAPE
lm	1	0.8	2253	5.27	0.91	0.77	1.54	20.68	0.91	0.81	37512.52	453.64

Tablo 6.4. Ni-P deneyleri en iyi YSA test modelleri.

EF	Sertlik				Kalınlık				Korozyon			
	R	R^2	MSE	MAPE	R	R^2	MSE	MAPE	R	R^2	MSE	MAPE
lm	0	-0,5	719918	23.93	0.36	-4.94	15.57	85.52	-0.14	-4.13	719918	1632.3

Ni-B-P banyosu için başarılı sonuçlar ($R^2 > 0$) üreten eğitim ve test modelleri Tablo 6.5 ve Tablo 6.6’da verilmiştir. Ni-B-P deneylerinde çoğu fonksiyonun R^2 değeri oldukça yüksek sonuçlar vermesine rağmen test aşamasında sadece oss fonksiyonu kullanılarak geliştirilen model başarılı sonuçlar üretmiştir.

Tablo 6.5. Ni-B-P deneyleri en iyi YSA eğitim modelleri.

EF	Sertlik				Kalınlık				Korozyon			
	R	R^2	MSE	MAPE	R	R^2	MSE	MAPE	R	R^2	MSE	MAPE
bfg	1	1	7.96	0.22	0.78	0.52	8.6	13.18	0.95	0.9	14.56	5.79
br	0.99	0.96	51.42	0.61	0.88	0.77	4.04	8.1	0.92	0.84	20.99	6.76
cgb	0.99	0.98	27.24	0.52	0.78	0.44	9.75	13.27	0.85	0.69	39.05	9.88
cgf	0.99	0.98	33.49	0.6	0.82	0.55	7.97	11.85	0.89	0.78	30.11	8.98
cgp	0.99	0.98	41.88	0.65	0.84	0.43	9.38	13.28	0.84	0.7	43.37	10.84
lm	0.97	0.92	147.58	0.92	0.95	0.86	2.12	4.63	0.95	0.88	16.06	4.99
oss	0.99	0.97	61.05	0.84	0.57	0.26	12.05	15.05	0.81	0.66	53.37	12.77
scg	0.98	0.95	88.03	0.89	0.72	0.3	12.4	15.22	0.84	0.7	40.27	9.97

Tablo 6.6. Ni-B-P deneyleri en iyi YSA test modelleri.

EF	Sertlik				Kalınlık				Korozyon			
	R	R ²	MSE	MAPE	R	R ²	MSE	MAPE	R	R ²	MSE	MAPE
bfg	0.86	0.02	1506.33	4.03	0.43	-4.4	49.17	32.05	0.29	-3.43	260.1	23.8
br	0.97	0.66	202.65	1.28	0.82	0.46	4.91	9.56	0.91	0.65	34.3	9.08
cgb	0.91	-1.3	299.21	1.89	0.65	-0.3	13.31	16.64	0.83	0.28	79.43	15.62
cgf	0.87	0.39	1179.86	2.97	0.85	-0.4	18.89	17.36	0.79	-0.61	142.83	18.71
cgp	0.67	-0.5	888.65	3.24	0.64	-0.2	22.01	19.55	0.87	0.53	59.23	14.02
lm	0.65	-1.3	2829.8	5.11	0.65	-1.1	22	18.24	0.6	-2.8	208.77	20.75
oss	0.98	0.95	69.37	0.97	0.32	-0.3	13.13	14.23	0.78	0.4	69.85	13.01
scg	0.88	0.19	938.76	2.85	0.58	-1.2	19.24	17.98	0.58	-4.59	288.28	27.1

Ekonomik açıdan sonuçları değerlendirdiğimizde, kaplama sürecinin maliyet-etkinliği, kullanılan malzemelerin maliyeti, prosesin enerji gereksinimleri, işgücü maliyetleri ve ekipman yatırımları gibi unsurları içerir. Çalışma sonuçları, kaplama işlemi için gerekli olan kaynakları optimize etmesi ve sürecin maliyetini düşürmesi için önemli veriler oluşturması açısından önemlidir. Hangi faktörün çıktılarına nasıl etki edeceğini analiz ederek optimum verim için kaynakları verimli kullanmayı sağlamaktadır.

Üretilebilirlik açısından sonuçlara bakacak olursak, çalışmanın pratikte nasıl uygulanabileceği ve üretim sürecinin etkinliği ile ilgili olarak üretilebilirlik, kaplama sürecinin optimize edilmiş bir şekilde uygulanabilmesi gerekliliğini zorunlu kılmaktadır. İdeal olarak, süreç kolayca uygulanabilir olmalı ve üretim verimliliğini artırmak için gerekli olan parametreler belirlenmelidir. Elde edilen verilerle kaplama malzemeleri istenilen kalitede ve süreçte uygulanması için önemli referans bilgileri sağlamaktadır.

KAYNAKLAR

- Adak, M. F., Canpolat, K., Yumusak, N., “Genetik Algoritma Kullanan Yapay Sinir Ağları ile İkili Gaz Karışımlarının Sınıflandırılması,” *4th International Symposium on Innovative Technologies in Engineering and Science*, pp. 178–186, Nov. 2016
- Agatonovic-Kustrin, S., Beresford, R., “Basic concepts of artificial neural network (ANN) modeling and its application in pharmaceutical research,” *Journal of Pharmaceutical and Biomedical Analysis*, vol. 22, no. 5, pp. 717–727, Jun. 2000, doi: 10.1016/S0731-7085(99)00272-1.
- Algul, H., Uysal, M., Alp, A., 2021. A comparative study on morphological, mechanical and tribological properties of electroless NiP, NiB and NiBP coatings. *Applied Surface Science Advances* 4, 100089. <https://doi.org/10.1016/j.apsadv.2021.100089>
- Atagün, E., “Genetik Algoritma Tabanlı Konferans Oturum Çizelgeleme Programının Geliştirilmesi,” Yüksek Lisans Tezi, Düzce Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Fen Bilimleri Enstitüsü, 2020
- Ayhan, E., “Blood supply chain distribution network modeling and solution with hybrid genetic algorithm,” PhD Thesis, Yıldız Technical University Graduate School of Science And Engineering, 2021
- Barati, Q., Hadavi, S.M.M., 2020. Electroless Ni-B and composite coatings: A critical review on formation mechanism, properties, applications and future trends. *Surfaces and Interfaces* 21, 100702. <https://doi.org/10.1016/j.surfin.2020.100702>
- Bayatlı, A., Şahin, E.F., Kocabaş, M., 2023. Effect of boron carbide reinforcement on surface properties of electroless Ni–B and Ni–B–W coatings. *Materials Chemistry and Physics* 305, 127899. <https://doi.org/10.1016/j.matchemphys.2023.127899>
- Biswas, P., Kalyan Das, S., Sahoo, P., 2022. Role of heat treatment on the friction and wear behavior of duplex electroless nickel deposits. *Materials Today: Proceedings, Symposium on Failure and Preventive Maintenance of Machineries 2022 (FPMM 2022)* 66, 3902–3909. <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2022.06.322>
- Box, G.E.P., 1954. The Exploration and Exploitation of Response Surfaces: Some General Considerations and Examples. *Biometrics* 10, 16–60. <https://doi.org/10.2307/3001663>
- Box, G.E.P., Wilson, K.B., 1951. On the Experimental Attainment of Optimum Conditions. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)* 13, 1–38. <https://doi.org/10.1111/j.2517-6161.1951.tb00067.x>

- Canpolat, K., “Genetik Algoritmalar ile Yapay Sinir Ağlarının Eğitimi ve Elektronik Burun Verilerine Uygulanması,” Yüksek Lisans Tezi, Sakarya Üniversitesi, 2018
- Chai, P., L. Hou, Zhang, G., Tushar, Q., Zou, Y., “Generative adversarial networks in construction applications,” *Automation in Construction*, vol. 159, p. 105265, Mar. 2024, doi: 10.1016/j.autcon.2024.105265
- Chintada, V.B., Koona, R., Raju Bahubalendruni, M.V.A., 2021. State of Art Review on Nickel-Based Electroless Coatings and Materials. *J Bio Tribo Corros* 7, 134. <https://doi.org/10.1007/s40735-021-00568-7>
- Çeyrekoğlu, S., “Araç Rotalama Problemine Genetik Algoritma Yaklaşımı ve Örnek Bir Uygulama,” Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, 2017
- Davoodi, F., Atapour, M., Ashrafizadeh, F., Rikhtehgaran, R., 2022. Dry Sliding Wear Characteristics of NiP/TiN Duplex Coated Aluminum Alloy and Wear Analysis Using Response Surface Method. *J. Mater. Eng. Perform.* 31, 6360–6372. <https://doi.org/10.1007/s11665-022-06695-7>
- Demin, V. A., vd., “Hardware elementary perceptron based on polyaniline memristive devices,” *Organic Electronics*, vol. 25, pp. 16–20, Oct. 2015, doi: 10.1016/j.orgel.2015.06.015
- Dhakal, D.R., Gyawali, G., Kshetri, Y.K., Choi, J.-H., Lee, S.W., 2020. Microstructural and electrochemical corrosion properties of electroless Ni-P-TaC composite coating. *Surface and Coatings Technology* 381, 125135. <https://doi.org/10.1016/j.surfcoat.2019.125135>
- Ekicioğlu, Z., “Paralel Mekanizmaların Çalışma Uzayı Analizinde Kullanılan Yapay Sinir Ağı Yapısının Genetik Algoritmalar ile Belirlenmesi,” Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, 2011
- Emelyanov, A. V., vd., “PANI-based neuromorphic networks - first results and close perspectives,” in *2015 International Conference on Memristive Systems (MEMRISYS)*, Paphos: IEEE, Nov. 2015, pp. 1–2. doi: 10.1109/MEMRISYS.2015.7378401
- Erişlik, K., “Genetik Algoritma ve Diğer Yöntemlerle Derin Öğrenme Modellerinde Gizli Katman ve Nöron Sayılarının Analizi,” Doktora Tezi, Marmara Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, 2024
- Farzaneh, A., Ehteshamzadeh, M., Copley, A.J., 2018. Modelling of surfactants and chemistry for electroless Ni-P plating. *Surface Engineering* 34, 454–461. <https://doi.org/10.1080/02670844.2017.1287621>
- Govindaraju, R. S., Zhang, B., “Radial-Basis Function Networks,” in *Artificial Neural Networks in Hydrology*, vol. 36, R. S. Govindaraju and A. R. Rao, Eds., in Water Science and Technology Library, vol. 36. , Dordrecht: Springer Netherlands, 2000, pp. 93–109. doi: 10.1007/978-94-015-9341-0_6.
- Gül, H., 2023. The effect of TiO₂ concentration on morphology, wear and corrosion properties of NiB-TiO₂ composite coatings by ultrasonic-assisted pulse electrodeposition. *Surf. Topogr.: Metrol. Prop.* 11, 015001. <https://doi.org/10.1088/2051-672X/acaff9>

- Gul, H., Algul, H., Akyol, A., Uysal, M., Alp, A., 2023. Evaluation of wear and corrosion behavior of electroless Ni-B-P/CNT composite coatings on aluminum surfaces. *Diamond and Related Materials* 137, 110075. <https://doi.org/10.1016/j.diamond.2023.110075>
- Gul, H., Usta, İ., 2023. Effect of Alumina Concentration on Morphology, Wear, and Corrosion: Electroless Ni-W-P/Al₂O₃ Composite Coatings on Aluminum Surfaces. *J. of Materi Eng and Perform* 32, 6107–6122. <https://doi.org/10.1007/s11665-023-08184-x>
- Guo, W., Khan, M., Zhou, T., He, Y., Zhang, Y., Liu, P., Zhao, B., Yu, Q., Wang, X., Deng, H., 2023. Enhanced electroless Ni-P plating quality on binderless tungsten carbide by atmospheric pressure plasma pretreatment. *Surface and Coatings Technology* 474, 130094. <https://doi.org/10.1016/j.surfcoat.2023.130094>
- Hashemi, S.J., Roohi, A.H., Kermanshahi, R., 2021. Forming of Archimedean Spiral Bipolar Plates using Hot Gas Forming Process and its Characteristics Evaluation. *Iranian Journal of Materials Forming* 8, 4–13. <https://doi.org/10.22099/ijmf.2020.36696.1154>
- Holland, J. H., “Genetic Algorithms,” *Scientific American*, vol. 267, no. 1, pp. 66–73, 1992
- Hung, Chih-Cheng, Youngsup Kim, Coleman, T. L., “A comparative study of radial basis function neural networks and wavelet neural networks in classification of remotely sensed data,” in *Proceedings of the 5th Biannual World Automation Congress*, Orlando, FL, USA: TSI Press, 2002, pp. 455–461. doi: 10.1109/WAC.2002.1049584
- Hutter, F. Feurer, M., (2019), *Automated Machine Learning*, The Springer Series on Challenges in Machine Learning, https://doi.org/10.1007/978-3-030-05318-5_1
- Itchhaporia, D., Snow, P. B., Almassy, R. J., W. J. Oetgen, “Artificial neural networks: Current status in cardiovascular medicine,” *Journal of the American College of Cardiology*, vol. 28, no. 2, pp. 515–521, Aug. 1996, doi: 10.1016/0735-1097(96)00174-X.
- Jiang, B., Xiao, L., Hu, S., Peng, J., Zhang, H., Wang, M., 2009. Optimization and kinetics of electroless Ni–P–B plating of quartz optical fiber. *Optical Materials, Including Special Issue: Papers from the Fourth Workshop on Cryogenic Scintillation* CryoScint08 31, 1532–1539. <https://doi.org/10.1016/j.optmat.2009.02.016>
- Kalogirou, S. A., “Applications of artificial neural networks in energy systems,” *Energy Conversion and Management*, vol. 40, no. 10, pp. 1073–1087, Jul. 1999, doi: 10.1016/S0196-8904(99)00012-6.
- Katoch, S., Chauhan, S. S., Kumar, V., “A review on genetic algorithm: past, present, and future,” *Multimed Tools Appl*, vol. 80, no. 5, pp. 8091–8126, Feb. 2021, doi: 10.1007/s11042-020-10139-6

- Kaur, M., Mohta, A., "A Review of Deep Learning with Recurrent Neural Network," in *2019 International Conference on Smart Systems and Inventive Technology (ICSSIT)*, Tirunelveli, India: IEEE, Nov. 2019, pp. 460–465. doi: 10.1109/ICSSIT46314.2019.8987837
- Khuri, A.I., Mukhopadhyay, S., 2010. Response surface methodology. *WIREs Computational Statistics* 2, 128–149. <https://doi.org/10.1002/wics.73>
- Krishnan, K.H., John, S., Srinivasan, K.N., Praveen, J., Ganesan, M., Kavimani, P.M., 2006. An overall aspect of electroless Ni-P depositions—A review article. *Metall Mater Trans A* 37, 1917–1926. <https://doi.org/10.1007/s11661-006-0134-7>
- Krishnaveni, K., Sankara Narayanan, T.S.N., Seshadri, S.K., 2005. Electroless Ni–B coatings: preparation and evaluation of hardness and wear resistance. *Surface and Coatings Technology* 190, 115–121. <https://doi.org/10.1016/j.surfcoat.2004.01.038>
- Li, Y., (2020). "On hyperparameter optimization of machine learning algorithms: Theory and practice". *Neurocomputing*. 415: 295–316. doi:10.1016/j.neucom.2020.07.061
- Liu, B., Zhang, Q., Li, Y., Yang, Y., Zhang, T., Wang, Y., Shao, Y., Sun, H., Wang, Z., Wang, F., 2021. Optimization of the Corrosion Resistance of Electroless Ni–W–P Coatings on Magnesium Alloys by the Response Surface Methodology. *Coatings* 11, 18. <https://doi.org/10.3390/coatings11010018>
- Marakhimov, A. R., Khudaybergenov, K. K., "Approach to the Synthesis of Neural Network Structure During Classification," *IJC*, pp. 20–26, Mar. 2020, doi: 10.47839/ijc.19.1.1689
- Montgomery, D.C., 2012. *Design and Analysis of Experiments*, 8th edition. ed. Wiley, Hoboken, NJ.
- Mostafapour, A., Moradi, M., Kamali, H., Meiabadi, M.S., Kaplan, A., 2020. Multi-response Optimization of the Mechanical and Metallurgical Properties of Al7075-T6 Deposition Process on Al2024-T351 by Friction Surfacing Using RSM and the Desirability Approach. *Iranian Journal of Materials Forming* 7, 100–115. <https://doi.org/10.22099/ijmf.2020.35736.1146>
- Murtagh, F., "Multilayer perceptrons for classification and regression," *Neurocomputing*, vol. 2, no. 5–6, pp. 183–197, Jul. 1991, doi: 10.1016/0925-2312(91)90023-5
- Myers, R.H., Montgomery, D.C., Anderson-Cook, C.M., 2011. *Response Surface Methodology: Process and Product Optimization Using Designed Experiments*. John Wiley & Sons.
- Novakovic, J., Vassiliou, P., 2009. Vacuum thermal treated electroless NiP–TiO₂ composite coatings. *Electrochimica Acta*, NANOTECHNOLOGY AND INNOVATIVE COATINGS Selection of papers from the International Conference EURO-INTERFINISH 200718-19 October 2007, Athens, Greece 54, 2499–2503. <https://doi.org/10.1016/j.electacta.2008.12.015>
- Pal, S., Jayaram, V., 2018. Effect of microstructure on the hardness and dry sliding behavior of electroless Ni–B coating. *Materialia* 4, 47–64. <https://doi.org/10.1016/j.mtla.2018.09.004>

- Ram, M., Kimothi, S.K., Sharma, S., Gautam, G., Sharma, A., 2023. Characteristics of Ni-P-CNF electroless nanocomposite platings. *Materials Today: Proceedings*, Second Global Conference on Recent Advances in Sustainable Materials 2022 80, 1173–1176. <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2022.12.128>
- Reghuraj, A.R., Saju, K.K., Ritwik, A., 2023. Taguchi method and Box-Behnken design approach for process parameter optimization of magnetite (Fe₃O₄) coating developed on stainless steel 410 grade by hot alkaline treatment. *Proc. Inst. Mech. Eng. Part E-J. Process Mech. Eng.* 237, 1583–1594. <https://doi.org/10.1177/09544089221119244>
- Rethnam, G.S.N., Manivel, S., Sharma, V.K., Srinivas, C., Afzal, A., Razak R.K., A., Alamri, S., Saleel, C.A., 2021. Parameter Study on Friction Surfacing of AISI316Ti Stainless Steel over EN8 Carbon Steel and Its Effect on Coating Dimensions and Bond Strength. *Materials* 14. <https://doi.org/10.3390/ma14174967>
- Sahoo, S.K.D., Prasanta, 2019. *Electroless Nickel-Phosphorus Deposits*, in: *Electroless Nickel Plating: Fundamentals to Applications*. CRC Press.
- Salah Alaloul, W., Hannan Qureshi, A. “Data Processing Using Artificial Neural Networks,” in *Dynamic Data Assimilation - Beating the Uncertainties*, D. G. Harkut, Ed., IntechOpen, 2020. doi: 10.5772/intechopen.91935.
- Salim, M., Saini, D.S., Matharu, S.P.S., Singh, M., 2023. Optimisation of Predicted Wear and Friction for Electroless Ni-P by RSM, Fuzzy Logic and ANFIS Using TOPSIS. *Trans. Indian Inst. Met.* 76, 2535–2548. <https://doi.org/10.1007/s12666-023-02990-6>
- Sarkar, S., Mandal, R., Mondal, N., Chaudhuri, S., Mandal, T., Majumdar, G., 2022. Modelling and Prediction of Micro-hardness of Electroless Ni-P coatings Using Response Surface Methodology and Fuzzy Logic. *Jordan J. Mech. Ind. Eng.* 16, 729–742.
- Sarker, G., “Some Studies on Convolution Neural Network,” *IJCA*, vol. 182, no. 21, pp. 13–22, Oct. 2018, doi: 10.5120/ijca2018917965
- Sharath, B.N., Venkatesh, C.V., Afzal, A., Aslfattahi, N., Aabid, A., Baig, M., Saleh, B., 2021. Multi Ceramic Particles Inclusion in the Aluminium Matrix and Wear Characterization through Experimental and Response Surface-Artificial Neural Networks. *Materials* 14. <https://doi.org/10.3390/ma14112895>
- Sharma, A., Singh, A., 2014. Corrosion and wear study of Ni-P-PTFE-Al₂O₃ coating: the effect of heat treatment. *Open Engineering* 4, 80–89. <https://doi.org/10.2478/s13531-013-0137-2>
- Singh, J., Banerjee, R., “A Study on Single and Multi-layer Perceptron Neural Network,” in *2019 3rd International Conference on Computing Methodologies and Communication (ICCMC)*, Erode, India: IEEE, Mar. 2019, pp. 35–40. doi: 10.1109/ICCMC.2019.8819775
- Taşci, S., Özden, R.C., Anik, M., 2019. Corrosion and Wear Characteristics of Electroless Ni-P, Ni-P-W and Composite Ni-P-W/Al₂O₃ Coatings on AZ91 Sheet. *Met. Mater. Int.* 25, 313–323. <https://doi.org/10.1007/s12540-018-0199-z>

- Ubeyli, E. D., Ubeyli, M., “Case Studies for Applications of Elman Recurrent Neural Networks,” in *Recurrent Neural Networks*, X. Hu and P. Balasubramaniam, Eds., InTech, 2008. doi: 10.5772/5550
- Upreti, A., “Convolutional Neural Network (CNN): A comprehensive overview,” *IJMRGE*, pp. 488–493, Aug. 2022, doi: 10.54660/anfo.2022.3.4.18
- Vahdati, M., Moradi, M., 2020. Statistical Analysis and Optimization of the Yield Strength and Hardness of Surface Composite Al7075/Al2O3 Produced by FSP via RSM and Desirability Approach. *Iranian Journal of Materials Forming* 7, 32–45. <https://doi.org/10.22099/ijmf.2020.35554.1143>
- Valentini, R., Cavaliere, P., Valerini, D., 2020. Nanoindentation and scratch behaviour of Ni–P electroless coatings. *Tribology - Materials, Surfaces & Interfaces* 14, 22–32. <https://doi.org/10.1080/17515831.2019.1665787>
- Vitry, V., Hastir, J., Mégret, A., Yazdani, S., Yunacti, M., Bonin, L., 2022. Recent advances in electroless nickel-boron coatings. *Surface and Coatings Technology* 429, 127937. <https://doi.org/10.1016/j.surfcoat.2021.127937>
- Vaswani, A., vd., “Attention Is All You Need.” arXiv, 2017. doi: 10.48550/ARXIV.1706.03762
- Wei, S., Microhardness of Electroless Composite Coating of Ni-P with SiC Nanoparticles, in: Jiang, Z.Y., Kim, Y.H. (Eds.), *NANOTECHNOLOGY AND PRECISION ENGINEERING, PTS 1 AND 2*, Advanced Materials Research. Presented at the International Conference on Nanotechnology and Precision Engineering (ICNPE 2012), Trans Tech Publications Ltd, Durnten-Zurich, pp. 223-+. <https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/AMR.662.223>, 2013.
- Yazdani, S., Vitry, V., 2023. RSM models approach for optimization of the mechanical properties of electroless Ni-B-nanodiamond coating: An experimental and molecular dynamic simulation study. *Surface and Coatings Technology* 452, 129133. <https://doi.org/10.1016/j.surfcoat.2022.129133>
- Yıldırım, A., “Yapay Sinir Ağları ile Diferansiyel Denklem Çözümü Üzerine Yapılan Bir Araştırma,” Yüksek Lisans Tezi, Atatürk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, 2024.
- Zhang, J., Xie, Z.-H., Chen, H., Hu, C., Li, L., Hu, B., Song, Z., Yan, D., Yu, G., 2018. Electroless deposition and characterization of a double-layered Ni-B/Ni-P coating on AZ91D Mg alloy from eco-friendly fluoride-free baths. *Surface and Coatings Technology* 342, 178–189. <https://doi.org/10.1016/j.surfcoat.2018.02.105>
- Zhang, Z., Bai, Y., He, Y., Li, H., Fan, Y., He, T., 2021. Using RSM optimization to fabricate Ni-Fe-P ternary alloy electroless coating and explore its corrosion properties. *J. Mater. Sci.-Mater. Electron.* 32, 26412–26424. <https://doi.org/10.1007/s10854-021-07020-z>
- Zou, J., Han, Y., So, S.-S., “Overview of Artificial Neural Networks,” in *Artificial Neural Networks*, vol. 458, D. J. Livingstone, Ed., in *Methods in Molecular Biology™*, vol. 458. , Totowa, NJ: Humana Press, 2008, pp. 14–22. doi: 10.1007/978-1-60327-101-1_2.

EKLER

EK-A: Deney Sonuçları

Tablo A.1 Ni-B deneyleri tüm sonuçları

Deney no	Girdiler				Çıktılar	
	Isıl İşlem	NiSO ₄ (Nikel Süfat)	DMAB	Sertlik (Hv)	Kaplama Kalınlığı (µm)	Korozyon Oranı (mpy x 10 ⁻⁵)
1	Var	30	8	834	21	11
2	Var	30	9	859	20	10
3	Var	30	10	891	24	13
4	Var	32	8	841	22	9
5	Var	32	9	863	24	11
6	Var	32	10	882	23	13
7	Var	34	8	848	24	9
8	Var	34	9	869	23	7
9	Var	34	10	894	25	12
10	Yok	30	8	740	20	13
11	Yok	30	9	759	22	9
12	Yok	30	10	791	23	15
13	Yok	32	8	744	21	11
14	Yok	32	9	781	25	10
15	Yok	32	10	782	24	14
16	Yok	34	8	752	22	10
17	Yok	34	9	768	25	8
18	Yok	34	10	779	26	12
19	Var	30	8	813	22	12
20	Var	30	9	864	19	10
21	Var	30	10	847	25	12
22	Var	32	8	811	21	9

Tablo A.1 Ni-B deneyleri tüm sonuçları (devam)

Deney no	Girdiler			Çıktılar		
	Isıl İşlem	NiSO ₄ (Nikel Süfat)	DMAB	Sertlik (Hv)	Kaplama Kalınlığı (μm)	Korozyon Oranı (mpy x 10 ⁻⁵)
23	Var	32	9	832	25	12
24	Var	32	10	874	22	12
25	Var	34	8	881	24	9
26	Var	34	9	834	24	7
27	Var	34	10	908	25	12
28	Yok	30	8	715	19	13
29	Yok	30	9	739	21	9
30	Yok	30	10	799	22	15
31	Yok	32	8	724	21	11
32	Yok	32	9	797	25	9
33	Yok	32	10	813	24	15
34	Yok	34	8	730	23	9
35	Yok	34	9	743	24	8
36	Yok	34	10	788	27	13
37	Var	30	8	798	20	11
38	Var	30	9	883	19	9
39	Var	30	10	849	24	13
40	Var	32	8	844	23	9
41	Var	32	9	834	23	10
42	Var	32	10	891	24	14
43	Var	34	8	888	25	9
44	Var	34	9	880	24	7
45	Var	34	10	918	26	13
46	Yok	30	8	753	19	12
47	Yok	30	9	734	21	9
48	Yok	30	10	808	22	16
49	Yok	32	8	734	22	11
50	Yok	32	9	788	25	11
51	Yok	32	10	805	24	13
52	Yok	34	8	788	22	9
53	Yok	34	9	764	26	8
54	Yok	34	10	800	27	13

Tablo A.2 Ni-P deneyleri tüm sonuçları

Deney no	Girdiler			Çıktılar		
	NiSO ₄ (Nikel sülfat)	DMAB	Süre (dk)	Sertlik (Hv)	Kaplama Kalınlığı (µm)	Korozyon Oranı (mpy x 10 ⁻⁵)
1	30	8	30	729	13	11
2	30	9	45	745	18	21
3	30	10	60	764	33	39
4	32	8	45	733	13	22
5	32	9	60	747	24	11
6	32	10	30	772	59	16
7	34	8	60	730	20	20
8	34	9	30	748	9	15
9	34	10	45	780	16	7
10	30	8	30	721	17	13
11	30	9	45	770	21	22
12	30	10	60	749	38	29
13	32	8	45	699	17	25
14	32	9	60	721	23	13
15	32	10	30	745	60	15
16	34	8	60	731	28	21
17	34	9	30	728	14	16
18	34	10	45	760	15	9
19	30	8	30	730	22	12
20	30	9	45	779	46	22
21	30	10	60	758	16	34
22	32	8	45	708	24	23
23	32	9	60	730	57	14
24	32	10	30	754	25	16
25	34	8	60	740	13	22
26	34	9	30	738	14	16
27	34	10	45	769	15	8

Tablo A.3 Ni-B-P deneyleri tüm sonuçları

Deney no	Girdiler			Çıktılar		
	Sodyum Hipofosfit (g/L)	Dimetilamin Boran (g/L)	Sıcaklık (°C)	Sertlik (Hv)	Kaplama Kalınlığı (μm)	Korozyon Oranı (mpy $\times 10^{-5}$)
1	20	2	80	723	21	46
2	20	2	70	725	21	52
3	20	2	90	719	20	41
4	20	1	80	703	17	36
5	20	1	70	712	18	34
6	20	1	90	697	17	33
7	20	3	80	729	23	59
8	20	3	70	734	23	69
9	20	3	90	736	23	51
10	18	2	80	731	15	56
11	18	2	70	739	16	67
12	18	2	90	728	14	49
13	18	1	80	713	14	44
14	18	1	70	719	15	51
15	18	1	90	704	13	37
16	18	3	80	751	17	71
17	18	3	70	764	18	77
18	18	3	90	742	16	64
19	22	2	80	650	24	43
20	22	2	70	656	23	49
21	22	2	90	641	23	37
22	22	1	80	614	18	49
23	22	1	70	622	19	55
24	22	1	90	598	18	41
25	22	3	80	676	27	50
26	22	3	70	689	30	61
27	22	3	90	654	25	42
28	20	2	80	727	21	46
29	20	2	70	712	23	53

Tablo A.3 Ni-B-P deneyleri tüm sonuçları (devam)

Deney no	Girdiler			Çıktılar		
	Sodyum Hipofosfit (g/L)	Dimetilamin Boran (g/L)	Sıcaklık (°C)	Sertlik (Hv)	Kaplama Kalınlığı (µm)	Korozyon Oranı (mpy $\times 10^{-5}$)
30	20	2	90	737	21	43
31	20	1	80	672	17	36
32	20	1	70	696	18	35
33	20	1	90	727	18	33
34	20	3	80	712	23	58
35	20	3	70	734	24	71
36	20	3	90	716	24	51
37	18	2	80	704	16	54
38	18	2	70	718	16	67
39	18	2	90	729	15	47
40	18	1	80	741	15	43
41	18	1	70	698	15	50
42	18	1	90	711	14	38
43	18	3	80	761	17	74
44	18	3	70	737	19	74
45	18	3	90	740	17	63
46	22	2	80	627	25	43
47	22	2	70	645	23	51
48	22	2	90	653	24	38
49	22	1	80	589	19	49
50	22	1	70	631	20	55
51	22	1	90	574	19	42
52	22	3	80	702	27	49
53	22	3	70	693	29	62
54	22	3	90	671	25	42
55	20	2	80	690	20	44
56	20	2	70	713	23	52
57	20	2	90	725	21	40
58	20	1	80	699	17	35
59	20	1	70	697	18	33
60	20	1	90	725	17	33
61	20	3	80	697	25	61
62	20	3	70	736	24	68
63	20	3	90	716	23	50

Tablo A.3 Ni-B-P deneyleri tüm sonuçları (devam)

Deney no	Girdiler			Çıktılar		
	Sodyum Hipofosfit (g/L)	Dimetilamin Boran (g/L)	Sıcaklık (°C)	Sertlik (Hv)	Kaplama Kalınlığı (µm)	Korozyon Oranı (mpy $\times 10^{-5}$)
64	18	2	80	756	15	57
65	18	2	70	773	16	64
66	18	2	90	694	15	48
67	18	1	80	701	14	45
68	18	1	70	754	15	50
69	18	1	90	734	13	36
70	18	3	80	741	18	70
71	18	3	70	797	18	76
72	18	3	90	757	16	66
73	22	2	80	641	23	45
74	22	2	70	639	25	47
75	22	2	90	622	25	37
76	22	1	80	620	19	50
77	22	1	70	606	19	54
78	22	1	90	582	18	40
79	22	3	80	651	27	50
80	22	3	70	706	31	59
81	22	3	90	660	26	43

EK-B: MATLAB ortamında yazılmış kod satırları

```
function [Y,Xf,Af] = NiB(X,~,~)

% ===== NEURAL NETWORK CONSTANTS =====

% Input 1

x1_step1.xoffset = [0;8;30];

x1_step1.gain = [2;1;0.5];

x1_step1.ymin = -1;

% Layer 1

b1 = [-3.026945474573210948;2.6205571715708733116;2.0421650789914114199;0.40551470952
989343566;-0.22577881487989939768;0.17195153339134058856;-
1.3626920867277574345;0.99779254809331319187;-
3.1591652962262322113;2.8818907704059193442];

IW1_1 = [-0.35251264512476948587 1.5515052779098821301 -2.6507326473196495265;-
2.423747546509675832 1.2495322222169542581 -0.66397519379769998071;-
1.9175826004252323198 -1.1991757139311940428 -2.1227916065419667468;-
2.8978080018980634236 0.6465740111948676816
2.1008565403185057718;2.5341273257131717855 -1.6792150739459370534 -
1.5056028777093526383;0.76896622811988246671 -1.0446093223421779594 -
2.8321044640763783917;0.10238659668681264481 -2.4951127371662535914 -
0.80073244409352561934;2.7856420660854288585 2.2716776633042106148 -
0.41966721819744867705;-1.8819576097525367864 -1.4102358422458154408 -
1.5948918326148515678;1.7396009074573539621 -1.3213616243631118863
2.1399068507524576788];

% Layer 2

b2 = [0.37860057367253535654;0.15982912751982700228;-0.62122061866963240728];

LW2_1 = [0.35679938839191904787 -0.15464250413453767274 -
0.095794253727914682739 -0.65741341574252520896 0.057248817366673053486 -
0.32358174227035779724 -0.17089449954500166018 0.098039327102333179154
0.096112350441001068169 0.0031239305300457213127;0.28187088869849702411 -
0.74825955165806967706 0.29377663364484934982 0.24375517738466162543 -
0.3063270070185147298 -0.21187760764628457699 -0.89642881206977298447
0.44664626550576747022 0.83512374178458426144 0.88691196627838131405;-
0.090921489970981053674 1.0693990914200406372 -0.22441279402606839621
1.1356234563497726864 0.91323946719272552919 0.047227281933822043425
0.45703351679668197116 0.87725314792080222315 -0.2953866732434589637 -
0.24161508194697714491];
```

```

% Output 1
y1_step1.ymin = -1;
y1_step1.gain = [0.012987012987013;0.333333333333333;0.25];
y1_step1.xoffset = [740;20;7];

% ===== SIMULATION =====

% Format Input Arguments
isCellX = iscell(X);
if ~isCellX
    X = {X};
end

% Dimensions
TS = size(X,2); % timesteps
if ~isempty(X)
    Q = size(X{1},1); % samples/series
else
    Q = 0;
end

% Allocate Outputs
Y = cell(1,TS);

% Time loop
for ts=1:TS
    % Input 1
    X{1,ts} = X{1,ts}';
    Xp1 = mapminmax_apply(X{1,ts},x1_step1);

    % Layer 1
    a1 = tansig_apply(repmat(b1,1,Q) + IW1_1*Xp1);

    % Layer 2
    a2 = repmat(b2,1,Q) + LW2_1*a1;

    % Output 1
    Y{1,ts} = mapminmax_reverse(a2,y1_step1);
    Y{1,ts} = Y{1,ts}';
end

% Final Delay States
Xf = cell(1,0);

```

```

Af = cell(2,0);

% Format Output Arguments
if ~isCellX
    Y = cell2mat(Y);
end
end

% ===== MODULE FUNCTIONS =====

% Map Minimum and Maximum Input Processing Function
function y = mapminmax_apply(x,settings)
y = bsxfun(@minus,x,settings.xoffset);
y = bsxfun(@times,y,settings.gain);
y = bsxfun(@plus,y,settings.ymin);
end

% Sigmoid Symmetric Transfer Function
function a = tansig_apply(n,~)
a = 2 ./ (1 + exp(-2*n)) - 1;
end

% Map Minimum and Maximum Output Reverse-Processing Function
function x = mapminmax_reverse(y,settings)
x = bsxfun(@minus,y,settings.ymin);
x = bsxfun(@rdivide,x,settings.gain);
x = bsxfun(@plus,x,settings.xoffset);
end

```



ÖZGEÇMİŞ

Ad-Soyad : Mehmet Fatih TAŞKIN

ÖĞRENİM DURUMU:

- **Lisans** : 2003, Sakarya Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Endüstri Mühendisliği
- **Yüksek Lisans** : 2006, Sakarya Üniversitesi, Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı

MESLEKİ DENEYİM ve ÖDÜLLER:

- 2004 yılında Sakarya Üniversitesi Endüstri Mühendisliği bölümünde araştırma görevlisi olarak göreve başladı.
- TÜBİTAK BİDEB 2250-Lisansüstü Bursları Performans Programı 2023 Yılı 2. Dönem destek ödülü kazandı.

TEZDEN TÜRETİLEN ESERLER:

- Kökçam A. H., Taşkın M. F., Uygun Ö., Gül H. ve Alp A. (2023, 26-27, Mayıs). Reverse Engineering in Electroless Coatings: An Application on Bath Parameter Optimization for User-Defined Ni-B-P Coating Properties. *Intelligent Manufacturing and Service Systems*, Sakarya, Turkey, Springer Proceeding Book IMSS 2023, LNME, pp. 744–752, 2024. https://doi.org/10.1007/978-981-99-6062-0_70.
- Alp A., Gül H., Kökçam A. H., Taşkın M. F. ve Erkan E. F. 2023. Electroless Coatings: A Bibliometric Analysis (2000–2023), *Journal of Materials and Mechatronics: A (JournalMM)* (Under Review).
- Tan S., Yavuz B., Demir A. B., Algül H., Kökçam A. H., Erkan E. F., Taşkın M. F., Gül H., Uygun Ö., Uysal M., ve Alp A. 2024. Improving The Tribological And Corrosion Behavior Of Low-Boron Ni-B Coatings From Optimized Lead-Free Bath On Aluminum Alloys, *Journal of Surface & Coatings Technology* (Under Review).

DİĞER ESERLER:

- Adali, MR; Taskin, MF; Taskin, H; - Selecting The Optimal Shift Numbers Using Fuzzy Control Model: A Paint Factory's Facility Application - Journal Of Intelligent Manufacturing - Vol.20 - pp.267 - ISSN : 0956-5515 - DOI : 10.1007/s10845-008-0231-0 - APR - English - Proceedings Paper - MAY, 2006 - 2009 - WOS:000264189100016
- Kokcam, AH; Uygun, O; Taskin, MF; Demir, HI; Demir, Z; - Modelling Porosity Permeability of Ceramic Tiles using Fuzzy Taguchi Method - Open Chemistry - Vol.16 - pp.1111 - ISSN : 2391-5420 - DOI : 10.1515/chem-2018-0117 - English - Article - 2018 - WOS:000449033300002
- Candan G., Taşkın M. F. Demand Forecasting in Pharmaceutical Industry Using Artificial Intelligence: Neuro-Fuzzy Approach - Journal of Military and Information Science - Vol.2 - pp.41-49 - ISSN : 2148-3124 - DOI : - 2014
- Taskin H., Goztepe K., Taskin M.F., Canay Ö. - Agent Based University Planning of Sakarya University: CAWIS Project - Journal of Theoretical and Applied Information Technology - Vol.4 - pp.753 - ISSN : 1992-8645 - 8 - 2008