

T.C.

KIRIKKALE ÜNİVERSİTESİ

FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

ENDÜSTRİ MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

YÜKSEK LİSANS TEZİ

GALVANİZ KAPLAMA KALİTESİNİ ETKİLEYEN PARAMETRELERİN  
YAPAY SİNİR AĞLARI İLE ANALİZ EDİLEREK HATALI ÜRÜNLERİN  
MİNİMUMA İNDİRGENMESİ VE BİR UYGULAMA

Aycan EROĞLU

Eylül 2020

**Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalında** Aycan EROĞLU tarafından hazırlanan GALVANİZ KAPLAMA KALİTESİNİ ETKİLEYEN PARAMETRELERİN YAPAY SİNİR AĞLARI İLE ANALİZ EDİLEREK HATALI ÜRÜNLERİN MİNİMUMA İNDİRGENMESİ VE BİR UYGULAMA adlı Yüksek Lisans Tezinin Anabilim Dalı standartlarına uygun olduğunu onaylarım.

Prof. Dr. Süleyman ERSÖZ  
Anabilim Dalı Başkanı

Bu tezi okuduğumu ve tezin **Yüksek Lisans Tezi** olarak bütün gereklilikleri yerine getirdiğini onaylarım.

Prof. Dr. Süleyman ERSÖZ  
Danışman

Jüri Üyeleri

Başkan: Prof. Dr. Nacaattin BARIŞÇI \_\_\_\_\_

Üye (Danışman): Prof. Dr. Süleyman ERSÖZ \_\_\_\_\_

Üye :Prof. Dr. Ahmet Kürşad TÜRKER \_\_\_\_\_

17/10/2020

Bu tez ile Kırıkkale Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu Yüksek Lisans derecesini onaylamıştır.

Prof. Dr. Recep ÇALIN  
Fen Bilimleri Enstitüsü Müdür

## ÖZET

### GALVANİZ KAPLAMA KALİTESİNİ ETKİLEYEN PARAMETRELERİN YAPAY SINIR AĞLARI İLE ANALİZ EDİLEREK HATALI ÜRÜNLERİN MİNİMUMA İNDİRGENMESİ VE BİR UYGULAMA

EROĞLU, Aycan

Kırıkkale Üniversitesi

Fen Bilimleri Enstitüsü

Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı, Yüksek Lisans Tezi

Danışman: Prof. Dr. Süleyman Ersöz

Eylül 2020, 92 Sayfa

Çinko (Zn) galvaniz prosesinde en önemli maliyet kalemlerinden biridir. Bu nedenle, ürün kalitesini korurken tüketilen çinko miktarını azaltmak şirketler için hayati önem taşımaktadır. Bu çalışmanın amacı, ürüne galvanizleme işlemi yapılmadan önce galvaniz kaplama kalınlığını tahmin ederek üründe oluşacak hataların önüne geçilmesi ve hurdaya ayrılmasını önlemektir. Galvaniz kaplama kalınlığını etkileyen parametreleri tespit edebilmek amacıyla Pareto Analizi, Beyin Fırtınası ve Balık kılıçığı (neden-sonuç) diyagramları kullanılmıştır. Bu analiz sonucunda 18 giriş parametresi ve 1 çıkış parametresi (kaplama kalınlığı) belirlenmiştir. Problemin çözümünde MATLAB paket program ile farklı yapay sinir ağı mimarileri karşılaştırılmış ve optimal sonucu veren mimari tespit edilmiştir. Ayrıca yapay sinir ağı C++ ile kodlanarak farklı bir çözüm aracı elde edilmesi tez kapsamında çalışılmıştır. MATLAB ile elde edilen optimal yapay sinir ağı mimarisi tahminleri gerçek veriler ile karşılaştırıldığında minimum sapmayla galvaniz kaplama kalınlığının tahmin edilebileceğini ortaya koymuştur.

**Anahtar Kelimeler:** Yapay Sinir Ağları, Galvaniz Kaplama Kalınlığı, MATLAB, C++

## ABSTRACT

### REDUCTION OF INCORRECT PRODUCT BY AFFECTİNG PARAMETERS OF GALVANİZED COATING QUALİTY THAT ANALYZED WITH ARTİFİCIAL NEURAL NETWORK AND AN APPLICATION

EROĞLU, Aycan

Kırıkkale University

Graduate School of Natural and Applied Sciences

Department of Industrial Engineering,

Master Science Thesis Supervisor: Prof. Dr. Süleyman ERSÖZ

September 2020, 92 Pages

Zinc (Zn) is one of the most important cost items in the galvanization process. Therefore, it is vital for companies to reduce the amount of zinc consumed while maintaining product quality. The purpose of this study is to estimate the thickness of the galvanized coating before the galvanizing process and prevent the defects that will occur in the product and prevent it from being scrapped. Pareto Analysis, Brainstorming and Fishbone (cause and effect) diagrams were used to determine the parameters affecting the galvanized coating thickness. As a result of this analysis, 18 input parameters and 1 output parameter (coating thickness) were determined. In solving the problem, different artificial neural network architectures were compared with the MATLAB package program and the architecture that gave the optimal result was determined. In addition, obtaining a different solution tool by coding with artificial neural network C was studied within the scope of the thesis. The optimal artificial neural network architecture estimates obtained with MATLAB revealed that the galvanized coating thickness can be estimated with minimum deviation compared to the real data.

**Keywords:** Artificial Neural Network, Galvanized Coating Thickness, MATLAB, C++

## TEŐEKKÜR

Tezimin hazırlanması esnasında hiçbir yardımı esirgemeyen ve biz genç arařtırmacılara büyük destek olan, bilimsel deney imkânlarını sonuna kadar bizlerin hizmetine veren, tez yöneticisi hocam, Sayın Prof. Dr. Süleyman Ersöz'e, tez çalışmalarım esnasında, bilimsel konularda daima yardımını gördüğüm hocalarım Sayın Prof. Dr. Ahmet Kürşat Türker'e, Sayın Doç. Dr. Gülesin Sena Daş'a ve Sayın Doç. Dr. Adnan Aktepe'ye, bana destek olan arkadaşım Esmâ Yaşar'a, bugüne kadar maddi ve manevi olarak her zaman yanımda olan aileme teşekkür ederim.



# İÇİNDEKİLER DİZİNİ

Sayfa

<b>ÖZET</b> .....	<b>ii</b>
<b>ABSTRACT</b> .....	<b>iii</b>
<b>TEŞEKKÜR</b> .....	<b>iv</b>
<b>İÇİNDEKİLER DİZİNİ</b> .....	<b>v</b>
<b>ÇİZELGELER DİZİNİ</b> .....	<b>vii</b>
<b>ŞEKİLLER DİZİNİ</b> .....	<b>viii</b>
<b>SİMGE VE KISALTMALAR DİZİNİ</b> .....	<b>ix</b>
<b>1. GİRİŞ</b> .....	<b>1</b>
<b>2. LİTERATÜR ARAŞTIRMASI</b> .....	<b>5</b>
<b>3. PROBLEM TANIMI VE GALVANİZ SÜRECİ</b> .....	<b>11</b>
3.1. Problem Tespiti ve Tanımı .....	14
3.2. Galvaniz Süreci .....	16
3.2.1. Çalışmanın Yürütüldüğü Kurumun Galvaniz Üretim Süreci.....	18
3.2.2. Probleme İlişkin Veri Kümesi.....	26
<b>4. YAPAY SİNİR AĞLARI</b> .....	<b>32</b>
4.1. Yapay Sinir Ağlarının Genel Özellikleri.....	33
4.2. Yapay Sinir Ağlarının Yapısı ve Temel Elemanları.....	34
4.2.1. Girişler.....	36
4.2.2. Ağırlıklar .....	36
4.2.3. Toplama İşlevi.....	36
4.2.4. Etkinlik İşlevi .....	36
4.2.5. Çıkış İşlevi .....	37
4.3. Yapay Sinir Ağları Modelleri.....	38
4.3.1. Mimari Yapılarına Göre Yapay Sinir Ağları .....	38
4.3.2. Öğrenme Yapılarına Göre Yapay Sinir Ağları.....	39
4.4. Yapay Sinir Ağlarında İleri Besleme Geri Yayılım Algoritması .....	41
4.5. Yapay Sinir Ağları Kullanım Alanları ve Uygulamaları.....	44
<b>5. YAPAY SİNİR AĞI İLE PROBLEMİN MODELLENMESİ</b> .....	<b>46</b>
5.1. Yapay Sinir Ağı MATLAB Uygulaması.....	46
5.2. Yapay Sinir Ağı C++ Uygulaması .....	54

<b>6. SONUÇ VE ÖNERİLER.....</b>	<b>59</b>
<b>7. KAYNAKÇA.....</b>	<b>61</b>
<b>8. EKLER.....</b>	<b>67</b>
<b>9. ÖZGEÇMİŞ.....</b>	<b>77</b>



## ÇİZELGELER DİZİNİ

<u>Çizelge</u>	<u>Sayfa</u>
<b>Çizelge 3.1</b> Çinko Dış Ticaret Hacmi .....	12
<b>Çizelge 3.2.</b> Parametrelere İlişkin İstatiksel Bilgiler .....	27
<b>Çizelge 4.1</b> Yapay Sinir Ağları ve Geleneksel Algoritmaların Karşılaştırılması .....	32
<b>Çizelge 4.2</b> Aktivasyon Fonksiyonları.....	37
<b>Çizelge 5.1</b> YSA Mimarilerinin Karşılaştırması (MATLAB).....	48
<b>Çizelge 5.2</b> Nöron ve Ara Katman Sayısına Göre Performans Göstergelerinin Karşılaştırılması .....	49
<b>Çizelge 5.3</b> MATLAB YSA Çözümü Performans Verileri .....	51
<b>Çizelge 5.4</b> Yapay Sinir Ağı ve Lineer Regresyon Sonuçlarının Karşılaştırılması ...	52
<b>Çizelge 5.5</b> Galvaniz Kaplama Kalınlığı Tahmin ve Gerçek Değerleri (Mikron).....	52
<b>Çizelge 5.6</b> YSA Mimarilerinin Karşılaştırılması (RMSE).....	54
<b>Çizelge 5.7</b> C++ YSA Modelinin Tahmin Verileri ile Gerçek Verilerinin Karşılaştırılması (Mikron).....	56



## ŞEKİLLER DİZİNİ

<u>Şekil</u>	<u>Sayfa</u>
<b>Şekil 3.1</b> - (Prodcom/2561113000) Metalik kaplama, erimiş metallere daldırma yöntemiyle (çinkoyla galvanizlemek veya kalaya daldırmak) faaliyet gösteren firma sayısı (TOBB Sanayi Veri Tabanı, 2020) .....	13
<b>Şekil 3.2</b> Departmanlara Göre Hata Sayıları ve Hatalı Ürün Tonajları .....	14
<b>Şekil 3.3</b> Galvaniz Departmanı Hata Pareto Analizi .....	15
<b>Şekil 3.4</b> Galvaniz Sürecinin Temel Aşamaları .....	17
<b>Şekil 3.5</b> Üretim Süreçlerinin Genel Gösterimi .....	18
<b>Şekil 3.6</b> Galvaniz Üretimi İş Akış Şeması .....	21
<b>Şekil 3.7.</b> Neden-Sonuç (Balık Kılıcı) Diyagramı .....	22
<b>Şekil 3.8</b> Çinko Külçelerin Yerleşim Düzeni .....	23
<b>Şekil 3.9</b> YSA Giriş Parametreleri .....	31
<b>Şekil 3.10</b> YSA Çıktı Parametresi .....	31
<b>Şekil 4.1</b> Yapay Sinir Ağlarının Yapısı .....	35
<b>Şekil 4.2</b> İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağları .....	38
<b>Şekil 5.1</b> En İyi Sonucu Veren Yapay Sinir Ağı Mimarisi.....	50
<b>Şekil 5.2</b> MATLAB Regresyon Sonuçları .....	51
<b>Şekil 5.3</b> Gerçek ve Tahmini Değerlerin Karşılaştırılması .....	53
<b>Şekil 5.4</b> C++ YSA Mimarisi .....	55
<b>Şekil 5.5</b> C++ RMSE Değeri .....	56
<b>Şekil 5.6</b> C++YSA Modelinin Tahmin Verileri ile Gerçek Verilerinin Karşılaştırılması .....	57
<b>Şekil 5.7</b> YSA Mimarilerinin Gerçek Değerler ile Karşılaştırması .....	58

## SİMGE VE KISALTMALAR DİZİNİ

**BRANN:** Bayesian Regularization Artificial Neural Network

**EEG:** Elektro Ensefalo Grafi

**EKG:** Elektro Kardiyo Grafi

**FMEA:** Failure Mode and Effect Analysis

**GA:** Genetik Algoritma

**GTİP:** Gümrük Tarife İstatistik Pozisyonu

**KAP:** Kamu Aydınlatma Platformu

**MATLAB:** Matrix Laboratory

**MLP:** Multi Layer Perceptron

**MR:** Manyetik Rezonans

**MSE:** Mean Square Errors

**RMSE:** Root Mean Square Errors

**IBM:** International Business Machines

**SPSS:** Statistical Package for the Social Sciences

**TÜİK:** Türkiye İstatistik Kurumu

**YSA:** Yapay Sinir Ağları

## 1. GİRİŞ

Günümüzde bilindiği üzere yapı ve mekanik elemanlarının birçoğunda metal, çelik veya benzeri malzemeler kullanılmaktadır. Kullanılan bu malzemeler hava ile bir etkileşimi söz konusu ise paslanma ve korozyona uğrama kaçınılmazdır. Bu nedenle hareketli olsun veya olmasın metal, çelik veya benzeri malzemelerin korozyondan etkilenmemelerini sağlamak amacıyla galvaniz kaplama yapılmaktadır. Galvaniz kaplamanın temel girdi hammaddesi çinkodur. Çinko ise bu süreçte en fazla maliyet oluşturan kalemlerden birisidir. Bu nedenle bu çalışma ile yapay sinir ağı kullanarak ürünün galvaniz sürecine girmeden önce kaplama kalınlığının tahmin edilmesi hedeflenmiştir. Böylece üretilecek ürün belirli parametreler altında istenilen kalite standartlarının içinde bulunup bulunmadığı tespit edilerek ürünün yeniden işlenmesi veya hurdaya ayrılmasının önüne geçilmesi sağlanabilecektir. Yapılan çalışmada galvaniz kaplama kalınlığından meydana gelen hatalar nedeniyle yeniden işleme ve hurdaya ayrılma maliyetinin ortadan kaldırılması ve çinko sarfiyatının minimuma indirilmesi sağlanmıştır.

Bu çalışmanın uygulaması, 135'ten fazla ülkeye ihracat yapan, 4 farklı lokasyonda faaliyet gösteren 7 fabrikası ve yıllık toplam 235.000 ton üretim kapasitesine sahip bir kurumsal firmada gerçekleştirilmiştir. Firmaya ait tesislerden Ankara'da bulunan bir fabrikasında çalışmalar yürütülmüştür.

Üretim tesisinde ilgili çalışmalara başlandığında firmada en sık karşılaşılan problemin tespit edilmesi ve probleme yönelik çözümler üretilmesi hedeflenmiştir. Bu bağlamda firmadaki kalite departmanı ve ilgili mühendisler ile çalışmalar yürütülmüştür. Çalışmalar, ilgili departmanlarca ve personel tarafından kayıtları tutulan 5 yıllık veri setinin incelenmesi ile gerçekleştirilmiştir. Firmada, kalite birimi tarafından tutulan uygunsuz ürün kayıtları incelenmiş, en fazla hatanın galvaniz biriminde meydana geldiği görülmüştür. Aynı zaman dilimi içinde galvaniz birimi kapsamında kayıt altına alınmış olan uygunsuzluk kayıtları değerlendirilmiş ve pareto analizi yapılarak tüm uygunsuzluklar içerisinden üzerinde çalışılması gereken problemin "hatalı kaplama kalınlığı" olduğu sonucuna varılmıştır. Ürünlerde hatalı kaplama kalınlığı

uygunsuzluğunun oluşmasında etki eden parametreler uzman kişiler ile beyin fırtınası yapılarak balık kılçığı diyagramı ile belirlenmiştir. Ürünlerde hatalı kaplama kalınlığı uygunsuzluğuna etki eden 18 parametre tespit edilmiş ve bu parametrelere ilişkin veriler galvaniz departmanı, laboratuvar ve kalite kontrol departmanından temin edilerek bir veri seti oluşturulmuştur.

Fabrikada ürünlerin galvanizleme işlemi yapılırken sıcak daldırma galvaniz metodu kullanılmaktadır. Sıcak daldırma galvanizleme, demir ve çeliğe çinko kaplama uygulayarak dış ortamda çok farklı korozyona neden olan elementlere karşı korumak için kullanılan bir kaplama yöntemidir. Bir yüzeyi galvanizle kapladıktan sonra, dört tabakadan oluşan tipik bir galvaniz tabaka oluşmaktadır. Bu tabakaların kalınlığı kaplamanın kalitesini belirlemekte ve çinko tüketimini doğrudan etkilemektedir. Mevcut durumda, Çinko tüketimi toplam ürün maliyetinin %54-62'sini oluşturmaktadır. Bu nedenle, kaplama kalınlığının istenen toleranslar dâhilinde olması sağlanırken çinko tüketiminin azaltılması önemli bir konudur. Çünkü toplam üretim maliyetlerinde çinko temel maliyet kalemini oluşturmaktadır. Öte yandan, uygun bir kaplama kalınlığı elde etmek zordur. Üretim aşamasında ilgili ürün kaplama kalınlığı veya farklı nedenden dolayı hurdaya ayrılırsa yeniden işlemeye ihtiyaç vardır. Ancak yeniden üretim, üretim maliyetlerini arttırdığı için istenmeyen bir süreçtir. Bu nedenle, müşterinin ürünler için istediği spesifikasyonlar dâhilinde bir kaplama kalınlığına ulaşmak şirket için önem arz etmektedir. Bu sorunun çözümünde kaplama kalınlığını tahmin etmek için yapay sinir ağları (YSA) kullanılmıştır. YSA kullanılmasında en büyük etmen tahminleme çalışmalarında doğrusal olmayan ilişkilerin çözümünde kullanılabilir olmasıdır.

Literatürde yapılan çalışmalar incelendiğinde, yapay sinir ağları biyolojik sinir sistemlerinin matematiksel modellerinin geliştirilmesi olarak geliştirilmiştir (Abraham, 2005). Günümüzde imalat operasyonlarının yönetimi alanında kullanılan yapay zekâ teknikleri ve uygulamaları bulunmaktadır (Benyoucef ve Grabot, 2010). YSA, işlevsel tahmin ve sistem modellemesinden (fiziksel süreçlerin iyi anlaşılması veya oldukça karmaşık olduğu yerlerde) endüstriyel problemlere, karar verirken genelleme yeteneğine sahip desen tanıma motorlarına ve temel sınıflandırıcılara kadar birçok gerçek hayat problemlerine uygulanmaktadır (Meireles vd., 2003). Yapay Sinir

Ağları üretim ortamlarında karşılaşılan çeşitli problemleri modellemek için kullanılmaktadır. (Aktepe vd., 2014) kaynak parametrelerinin YSA ile sınıflandırılması ve hatalı ürün adedinin önüne geçilebilmek amacıyla tahminleme çalışması yürütmüştür. (Shen vd., 2007)'de enjeksiyon kalıplama parametrelerini Genetik Algoritma (GA) ile eğitilmiş bir YSA kullanarak optimize etmiştir. (Lee vd., 1992)'de döküm parametrelerini YSA kullanarak belirlemiştir. (Cherian vd. 2000), Toz Metalurjisi (PM) parçaları için toz ve proses parametrelerini seçmek üzere YSA kullanmıştır. (Asiltürk ve Çunkaş, 2011) ise tornalama işlemlerinde yüzey pürüzlülüğünü tahmin etmek için YSA kullanmıştır.

YSA'lar galvaniz prosesini veya galvanizli ürünlerle ilgili işlem parametrelerini optimize etmek için kullanılmıştır. (Gonzales-Marcos vd., 2011), sıcak daldırma galvanizli çelik ruloların mekanik özelliklerini tahmin etmek için YSA modelleri geliştirirken, (Hamidinejad vd., 2012), araba gövdesi üretiminde galvanizli çelik sacların direnç nokta kaynak işlemini modellemiştir. Son zamanlarda, (Kashyzade ve Maleki, 2017), sıcak galvanizleme ve sertleştirilmiş kromla kaplanmış AISI 1045 çeliğin yorulma ömrünü tahmin etmek için Geri Yayılım algoritması ile eğitilmiş bir YSA kullanmıştır. Genlik gerilimi ve kaplama kalınlığı parametrelerini girdi parametresi olarak ve yorulma ömrünü çıktı parametresi olarak kullanmışlardır.

YSA, insan beyninin öğrenme, sınıflandırma, genelleme vb. birçok özelliğini simüle edebilmektedir. Bu nedenle yapay zekâ teknikleri arasında oldukça yaygın bir şekilde uygulanmaktadır. Buradaki kullanım amacı galvaniz kaplama kalınlığının kurulan bir YSA modeli ile tahminini yapmaktır. Çalışma kapsamında çok katmanlı YSA yapısı kullanılmıştır. MATLAB paket program ile farklı yapay sinir ağı mimarileri karşılaştırılmış ve optimal sonucu veren mimari tespit edilmiştir. Ayrıca yapay sinir ağı C++ ile kodlanarak farklı bir çözüm aracı elde edilmesi tez kapsamında çalışılmıştır. C++ ile YSA kodlamasının bir diğer amacı ilgili departmanda ki çalışanların kolay ve hızlı şekilde uygulamayı gerçekleştirebilmesi amaçlanmıştır. Ayrıca firmaya özgü bir yazılım geliştirilerek bu sayede ileride doğabilecek farklı ihtiyaçlara yönelik açık kaynak kod ile gerekli geliştirme ve düzenlemeler yapılabilecektir.

Çalışmanın amacı kısaca özetlenirse, YSA ile galvaniz kaplama kalınlığı tahminleme çalışması yapılmıştır. Böylece işletmenin galvaniz kaplama kalınlığı hatalarından doğan maliyetlerin en aza indirgenmesi hedeflenmiştir. Ayrıca YSA, C++ dilinde kodlanmış ve MATLAB paket programı ile optimum sonucu veren YSA mimarisi bulunmuştur.

Tezin ikinci bölümünde literatür taraması yapılmıştır. Literatür taraması yapılırken iki ana başlık altında incelemeler gerçekleştirilmiştir. Kaynak incelemelerinin birincisi galvaniz prosesi ve galvaniz kaplama kalınlığına etki eden parametreler üzerine yapılmış çalışmalardır. İkincisi ise yapay sinir ağları, galvaniz kaplama kalınlığını tahmin etmek için yürütülmüş çalışmalar, yapay sinir ağları ile üretim süreçlerinde maliyetleri minimuma indirgeyen çalışmalar ve yapay sinir ağları ile tahminleme çalışmaları incelenmiştir.

Tezin üçüncü bölümünde ise tezin konusu olan galvaniz kaplama kalınlığı problem tespitinin nasıl yapıldığı ve bu probleme ilişkin açıklamalar yer almaktadır. Ek olarak çalışmanın yürütüldüğü fabrikanın galvaniz süreci ve çalışmada kullanılan parametrelerin neler olduğu nasıl tespit edildiği ve istatistiki analizler yer almaktadır.

Tezin dördüncü bölümünde ise problemin çözümü için kullanılan yapay sinir ağlarına ilişkin bilgiler ve açıklamalar yer almaktadır. Bu bölümde yapay sinir ağlarının yapısı, genel özellikleri, modelleri, mimari yapıları ve kullanım alanları gibi bilgilerden bahsedilmiştir.

Tezin beşinci bölümünde ise problemin, yapay sinir ağları ile nasıl çözüldüğüne ilişkin bilgiler yer almaktadır. Yukarıdaki bölümlerde de bahsedildiği üzere probleme ilişkin iki farklı çözüm aracı kullanılmıştır. Bu yöntemlere ilişkin bilgiler ve performans göstergeleri yer almaktadır. Tezin altıncı ve son bölümünde ise yapılan çalışmaya ilişkin sonuçlar ve bulgular özetlenmiştir.

## 2. LİTERATÜR ARAŞTIRMASI

Hatipoğlu ve diğerleri (2013) araştırmasında, galvanizleme sürecindeki en önemli maliyetlerden biri olan çinko kaplama kalınlığını ürünün mevcut kalitesini düşürmeden tahmin etmeye ilişkin bir modeli kurmuşlardır. Modellerinde kullanım kolaylığından ve üretim alanındaki tahmin çalışmalarında en sık kullanılan geri yayılım ileri beslemeli yapay sinir ağını kullanmışlardır. Problemin çözümü için toplanan veriler programda işlenmeden önce yine program tarafından normalizasyonu sağlanmış ve veriler [0,1] aralığına indirgenmiştir. Ürünün maliyeti ve kalitesi açısından amaçlanan değerleri yapay sinir ağı ve çoklu regresyon ile tahmin etmişler ve yapay sinir ağı modelinden daha verimli sonuçlar alındığı gözlemlemiştir. YSA'dan elde edilen sonuçlara göre %95 güven aralığı ile tahmini değerler ve gerçek değerler arasındaki farklar hipotez testi ile karşılaştırılmış ve aralarından anlamlı bir fark olmadığını ortaya çıkarmışlardır.

Hamzaçelebi ve Kutay (2004) çalışmalarında, 2004'ten 2010 yılına kadar Türkiye elektrik enerjisi tüketimi yapay sinir ağları, regresyon tekniği ve zaman serileri analiz teknikleri ile tahmin etmeye çalışılıp en uygun yöntemin araştırılması amaçlamışlardır. Uygulamada MINITAB VE MATLAB Neural Network Toolbox yazılımları kullanıp 3 teknik için ayrı ayrı yapılan çalışmalar sonucunda yapay sinir ağı yönteminin tahmin aracı olarak en uygun çözümü verdiği görülmüştür.

Keskinkılıç (2010) tez çalışmasında, işletmede üretilen ürünün sertlik değerinin yapay sinir ağı yöntemi ile uygun parametrelerin kurularak tahmin edilmesi amaçlamıştır. Uygulamada geri yayımlı yapay sinir ağı yöntemi kullanılmış ve yapay sinir ağı modeli MATLAB programı ile kurulmuştur. Çalışmada uygun sertliğin belirlenmesi için gerekli olan parametreleri uzman kişiler ile görüşüp yapay sinir ağı yöntemi girdileri dökümde kullanılan yüzde karbon mangan, silisyum, fosfor, bakır miktarları, kükürt, krom, döküm sıcaklığı, döküm süresi ve kullanılan kalıp kumunun gaz geçirgenliği ile birlikte döküm sırasında kullanılan aşılama miktarı olarak belirlemiştir. MATLAB ile uygulanan yapay sinir ağı 52 iterasyon ile eğitilmiş ve her parametrenin ürün sertliği üzerine etkisi grafik yardımı ile göstermiştir. Elde edilen

sonuçlarda ürün sertliğine en çok etki eden parametrelerin Karbon ve Mangon olduğu ortaya çıkarmıştır.

Öncel (2013) yüksek lisans tezinde, kaynak prosesini etkileyen girdi parametrelerini belirleyerek hata oranlarını azaltıp kaliteyi arttırmayı amaçlamıştır. Gözlemler sonucu 22 adet girdi parametresi ile tek katlı çift katlı ve üç katlı yapay sinir ağı modelleri kıyaslamış ve üç katlı yapay sinir ağının daha iyi sonuçlar verdiği belirtmiştir. Modellerinde MALTLAB ve SPPS programını kullanmıştır. Ayrıca ileri beslemeli, kademeli ve girdi-çıkıtkı etkileşimli olmak üzere 3 farklı yapay sinir ağı modeli kurmuş çıkıtkı sonuçlarını İleri beslemeli model %95 oranında, kademeli model ve girdi-çıkıtkı etkileşimli model ise %100 oranında doğru tahmin ettiđi göstermiştir.

Sevinçtekin (2014) yüksek lisans çalışmasında, üretim planlama birimi olmayan bir işletmede bir sonraki ayın talep tahminini yapmak üzere yapay sinir ağı modelinin MLP (Çok Katmanlı Algılayıcı) ağı kurmuştur. Ağa sırasıyla ürün grubu, ilgili ay ve satış değerleri verilerek; ağın bir sonraki ilgili ayda satışı tahmin etmesi amaçlamıştır.

Metin (2018) yaptığı uygulamada, yapay sinir ağları metodunu kullanarak 1975-2016 yılları arasındaki verilere dayanarak 2017-2030 yılları arasında Türkiye' de ki elektrik tüketimi tahmini yapmıştır. Modellemesinde MATLAB programı kullanılmıştır.

Usta (2019) çalışmasında, daha önce herhangi bir antrenman geçmişı olmayan 7,8 ve 9 yaşındaki katılımcılardan alınan veriler ile belirledikleri yetenek seçim kriterlerine bakılarak çocukların gelecekte hangi özelliđe göre ilgili spor branşına katılmasına ve o branşta başarılı olma ihtimalini ortaya çıkaran modelleme geliştirmiş, başarılı olabilecek sporcuların tespit çalışmasını yapmıştır.

Kılıç ve diđerleri (2012) çalışmalarında, lineer olmayan dinamik bir sistem olan tanktaki su seviyesinin tahmini yapay sinir ağı modellemesi ile yapmışlardır. Çalışmada giriş hem yapay sinir ağına hem de sisteme verilerek ağ çıkıtkı ile sistem çıkıtkı tank su seviyesi karşılaştırılmıştır ve oluşan hata ağa öğretilmiştir. Modelleme de hem çok katmanlı yapay sinir ağı hem de radyal taban fonksiyonlu yapay sinir ağının modelleme amacı ile kullanımında başarılı sonuçlar verdiđi gözlemlenmiştir.



Fırat ve Güngör (2004) çalışmalarında, Büyük Menderes Nehri-Aydın Köprü istasyonunda, akarsu ile taşınan askı maddesi ve askı maddesi konsantrasyonun belirlenmesinde Yapay Sinir Ağları kullanmıştır. Model, 1 giriş ve 1 çıkıştan oluşmuştur. Modelden en iyi çözümü almak için gizli tabaka sayısı, ağırlıklar ve düğüm sayısı deneme yanılma yöntemi ile bulmuşlardır. Modelde girdi parametresi akarsu debisi ve çıkış parametresi ise askı madde miktarı ve askı maddesi konsantrasyonu olarak belirleyip modelde ileri beslemeli sinir ağı kullanılmıştır. Ayrıca hatayı en aza indirmek için hatayı geriye yayma algoritması ve öğrenme tipi olarak denetimli öğrenme kullanmışlardır.

Civelek ve Ülker (2004) çalışmalarında, dikdörtgen plak taşıyıcı sistemlerin yapay sinir ağı modeli kullanılarak sistemlerin lineer ve lineer olmayan analizi sunmuşlardır. Çalışmalarında yapay sinir ağına geri yayılma sinir ağı modelini kullanarak sayısal örnekler çözümlenmişlerdir. Civelek ve arkadaşları çalışmalarında yapay sinir ağı modelinin yapı mühendisliği alanında kullanılacak alternatif bir çözüm yolu olduğunu vurgulamışlardır.

Başoğlu ve Bulut (2017) çalışmalarında, 2005-2016 yılları arasındaki verileri kullanarak yapay zekâ ve uzman sistemlerin birlikte kullanıldığı EPSİM-NM adı verilen hibrit bir sistem geliştirmişlerdir. Geliştirdikleri bu sistem ile Türkiye’de ki günlük talep tahmin modelleme çalışması için iki farklı yapay sinir ağı kullanmışlardır. İlki ortalama saatlik talep miktarı ikincisi ise yirmi dört saatlik talep miktarıdır. Bu ağlardan elde edilen sonuçlar toplamı günlük talep tahminini göstermektedir. Talep tahmini için sıcaklık, gayri safi milli hâsıla, geçmiş değerler, sanayi üretim endeksi ve günün özellikleri kullanılmıştır. Geliştirdikleri hibrit sistem kullanılarak yapılan tahminlerin gerçek değer ile karşılaştırıldığında hibrit sistemin doğruluk derecesinin oldukça yüksek olduğunu göstermişlerdir.

Kaya ve Engin (2005) çalışmalarında, yapay zekâ tekniklerinin kalite kontrol problemlerinin çözümünde başarılı bir şekilde uygulanabileceğine, problemlerin çözümünde bir yerine birden fazla yapay zekâ tekniğinin kullanılmanın daha etkili bir çözüm sunacağına değinmiştir. Genetik algoritmalar ve bulanık mantık ile parametreler arasındaki ilişkileri tanımlamada, en iyi parametreleri ve tam olarak net

olmayan parametreleri belirlemede, yapay sinir ağı kontrol diyagramlarının hazırlanması ve tasarımında, uzman sistemlerin kontrol diyagramının yorumlanmasında kullanılabileceğini belirtmişlerdir.

Kaya ve diğerleri (2005) çalışmalarında, ne tür kalite kontrol problemlerine yapay sinir ağı modelinin uygulanabileceğini incelemişlerdir. Çalışmalarında kontrol diyagramları, süreç kontrolü, deney tasarımı, online kalite kontrol, kabul örnekleme, hata metodu ve etkileri analizi (FMEA) alanlarında yapay sinir ağının uygulandığını belirtmişler ve bu tekniklere yönelik yapay sinir ağı uygulamalarını göstermişlerdir.

Doğmuş ve arkadaşları (2005) çalışmalarında, maket tekstil işletmesinde yapay sinir ağı yöntemi ile ölçülen bağıl nem değeri ile olması gereken bağıl nem değerini karşılaştırarak uygun değeri belirlemeye çalışmışlardır. Çalışma sırasında nemlendirme odasındaki sıcaklık değişimlerinin, dış ortamdaki sıcaklık değişikliklerinin istenilen nem değerini etkilemediği görülmüştür.

Ataseven (2013) çalışmasında, özel bir şirkette Yapay Sinir Ağlarında tahminleme tekniğini rastgele olarak alınan üç ürünün 10 yıllık satış rakamlarına uygulamış ve literatürde yer alan başka tahminleme teknikleri ile karşılaştırmalı olarak performans değerlendirmesi yapmıştır. Çalışmasında yapay sinir ağı modeli, geleneksel zaman serileri tahminlemesinin de kullanılan Box-Jenkins ve Trendin Bileşenlerine Ayrılması Metodolojisi ile karşılaştırılmış ve sonuç olarak her bir ürüne göre oluşturulan farklı yapıdaki YSA modellerinin daha düşük hatalar verdiği gözlemlenmiştir.

Yalçınöz ve diğerleri (2002) çalışmalarında, Niğde'nin 1991 yılından itibaren aylık enerji verilerinden faydalanarak, yapay sinir ağı geri yayılım yöntemi ile doğrusal olmayan eğilim analizlerinden hareketli ortalamalar metodunu kullanarak bölgenin 2001-2004 yılları için enerji tahminleri gerçekleştirmişlerdir. Yapılan tahmin sonucu ile elde edilen değerleri 2001 yılına ait gerçek değerler ile karşılaştırmışlardır. Çalışmalarında yapay sinir ağı ile yük tahmin analizinde yığın (Batch) metodu kullanılmıştır. Bölgeye uygulanan iki farklı yöntem ile elde edilen 2001 yılına ait yük tahmin sonuçları ile gerçek değerlerin karşılaştırılmasında en uygun tahmin yöntemini

seçebilmek için yapılan Theil deneyi ve standart sapma sonuçlarına göre Niğde bölgesi için en uygun yöntemin yapay sinir ağı yöntemi olduğu gözlemlenmiştir.

Ağyar (2015) çalışmasında, kaleme aldığı yazısında da yapay sinir ağı'nın insan beyninin düşünebilme kabiliyetinden yola çıkılarak oluşturulmuş bir bilgi işlem teknolojisi olduğunu, yapay sinir ağı'nın hemen hemen günlük olarak kullandığımız bütün eşyaların var olduğuna değinmiştir. Ayrıca yapay sinir ağı'nın genellikle sınıflandırma, veri filtreleme, veri yorumlama, tahmin ve veri ilişkilendirme işlemlerinde kullanıldığını söylemiştir.

Vurşan (2017) tez uygulamasında, inşaat çeliği mukavemet değerini yapay sinir ağları ile tahmin etmeye çalışmıştır. Tahminlerini yapmak için geçmiş verilerden yararlanmıştır. Deneme yanılma yöntemi ile nöron sayıları ve eğitim yöntemleri denenmiş en iyi sonucu veren nöron sayısı ve eğitim yöntemi belirlenmiş ve yapay sinir ağı oluşturulmuştur. Regresyon analizi ile yapay sinir ağı modelini karşılaştırılmış elde edilen sonuçlarda yapay sinir ağı modelinin tahmin oranının daha yüksek olduğu gözlemlenmiştir.

Aynekin (2006) tez uygulamasını, web madenciliğinin bir dalı olan web içerik madenciliği üzerine yapmıştır. Belirli bir konuda, konu ile ilgili siteleri bulan genel arama motorlarına alternatif olarak bir derleyici hazırlamıştır. Bulunan sitelerin konu ile ilgili olup olmadığı yönünde yapay sinir ağı'nı kullanıp statik ve dinamik olmak üzere iki tipte derleyici hazırlamıştır.

Şahin (2019) tez çalışmasında, kariyer planlaması konusu üzerinde durmuş kişilerin beceri ve yetenekleri ile meslek seçimi ile ilgili bilgiler vermiştir. Şahin endüstri mühendisliği bölümüne etki eden faktörleri belirleyip bu faktörlerin bireylerin üzerine etkisini görmekle birlikte en baskın olan faktörü yapay sinir ağı ve çeşitli istatistiksel yöntemler ile belirlemeyi amaçlamıştır. Endüstri mühendisliği mezunu kişilere anket uygulayarak veri toplamıştır.

Atasoy (2012) tez çalışmasında, öncelikle insan kaynakları yönetiminden ve performans değerlendirme yönetimi hakkında bilgiler vermiştir. Tezinde kişilerin performansının doğru bir şekilde ölçülmesi için SPSS, yapay sinir ağları ve bulanık

sinirsel yapay sinir ađ yöntemlerini kullanmış ve sonuçta bunları kıyaslamıştır. SPSS programında regresyon yöntemi, yapay sinir ađı yönteminde NeuroSolutions programı ve bulanık sinirsel yapay sinir ađı yönteminde ise MATLAB programını kullanmıştır. Atasoy bu yöntemleri son 3 yıllık veri grubuna uygulamış daha sonra elde edilen sonuçları kıyasladığında ise regresyon yönteminin sonucunun daha iyi olmasına karşın yapay sinir ađı yöntemi kadar iyi bir sonuca ulaşılmadığını belirtmiştir.

Akdeniz (2018) çalışmasında, imalat sanayi sektöründe faaliyet gösteren işletmelerin finansal başarısızlıklarının yapay sinir ađı ile bir yıl önceden tahmin edilmesi amaçlanmıştır. Akdeniz çalışmasında çok katmanlı ileri beslemeli yapay sinir ađı modelini kullanıp öğrenme yöntemi olarak da danışmalı öğrenme yöntemini kullanmıştır. Akdeniz ayrıca çalışmasında yapay sinir ađ yöntemlerinin bankacılık ve finans alanında kullanılabildiđi gibi pazarlama alanında kullanılabileceđine değinmiştir.

Şahin (2019) çalışmasında, finansal başarısızlıkların 1 yıl önceden tespiti için BİST şirketler listesinde farklı sektörlerde hizmet gösteren 240 tane işletmeye mali verileri, kuruluş tarihleri ve çalışan sayılarını KAP'ın internet sitesinden alarak yapay sinir ađları ile karar ađaçları modelini uygulamıştır. Veri olarak işletmelerin 2015 2016 ve 2017 verilerini kullanmıştır. Modellerinde IBM SPSS Statistics yazılımı kullanmıştır. Şahin tezinde, hızlı sonuç üretmesi, ađın gerçek verilerle eğitiliyor olmasından dolayı yapay sinir ađını, veri madenciliğinde güvenilir bir teknik olmasından dolayı da karar ađaçları yöntemini seçtiđini tezin sonuç kısmında belirtmiştir. Şahin sınıflandırma ve tahmin yöntemlerinde bu iki tekniđin karşılaştırmış yapay sinir ađının daha iyi sonuç verdiđini tespit etmiştir.

Gönül ve diđerleri sundukları makalelerinde, yapay sinir ađlarının karmaşık modellerin çözümünde kullanıldığını, tıp alanı araştırmalarında, sınıflama tıbbi görüntülerin karakteristiklerinin tespit edilmesi tıbbi aygıtların kontrolü vs. gibi hemen hemen tıbbın bütün uygulamalarında kullanılabileceđini söylemişlerdir. Ayrıca tezlerinde yapay sinir ađlarının hangi alanlarda kullanıldığını örnekler ile göstermişlerdir. Gönül ve arkadaşları makalenin son kısmında ise yapay sinir ađı yönteminin tıp alanındaki çalışmaları ve başarısı ile birlikte sađlık alanında yeni bir dönemin başlangıcı olacağını vurgulamışlardır.

### 3. PROBLEM TANIMI VE GALVANİZ SÜRECİ

Dünya’da çelik üretimi, teknolojinin ve inşaat sektörünün gelişmesiyle birlikte hızlı şekilde artmaktadır. Bu nedenle birçok araştırma merkezi çeliğin daha uzun süre nasıl korunabileceği üzerine çalışmalar yapmaktadır. Araştırmalara göre “Sıcak Daldırma ile Galvanizleme” korozyona karşı direnç elde etme işlemi, diğer metotlarla kıyaslandığında daha fazla avantaj sağlamaktadır.

Günümüz sanayisinde üretim yapan firmalarda metalik malzemelerin yaklaşık olarak %90’ı demir-çelik esaslı olduğundan korozyon, ekonomiklik ve güvenilirlik demir-çelik endüstrisinde önemli bir yer tutmaktadır. Korozyon, metallerin veya çeliklerin bulunduğu ortamdaki faktörlere bağlı olarak kimyasal veya elektrokimyasal reaksiyona girmeleri sonucunda hasara uğraması olarak tanımlanabilir. Korozyona uğrayan metaller, üretildikleri amaç doğrultusunda işlevlerini kaybederler ve beklenen özelliklerini tam olarak gerçekleştiremezler. Korozyona uğramış metal veya çelik ürünün belirli işlemlerle eski haline döndürülemezse yeniden üretilmesi gerekmektedir. Bu nedenle korozyon sonucunda işlevsiz hale gelen metaller maddi kayıplara neden olmaktadır. Metal ve çelik içerikli ürünlere korozyondan korunma özelliği kazandırılabilmesi için çeşitli kaplama yöntemleri uygulanmaktadır. Bunlardan birisi ise galvaniz kaplamadır. Galvaniz kaplama prosesinin ana girdi ham maddesi çinko (Zn)’dir.

Çinko kullanım açısından demir dışı metaller içerisinde alüminyum ve bakırdan sonra gelen en önemli üç metalden birisidir. Bu üç metal başlıca, demir ve çeliğin korozyona karşı direncinin artırılmasında, döküm sanayinde kullanılan özel alaşımlar ile pirinç alaşımların yapımında kullanılmaktadır (MTA Genel Müdürlüğü, 2018).

Toplam çinko tüketiminin yaklaşık olarak %50’si galvanize çelik üretiminde kullanılmakta, %20’si pirinç üretiminde, %15’i döküm, %8’i çinko oksit üretiminde, %7’ si yarı fabrikasyon ürünlerde kullanılmaktadır (MTA Genel Müdürlüğü, 2018).

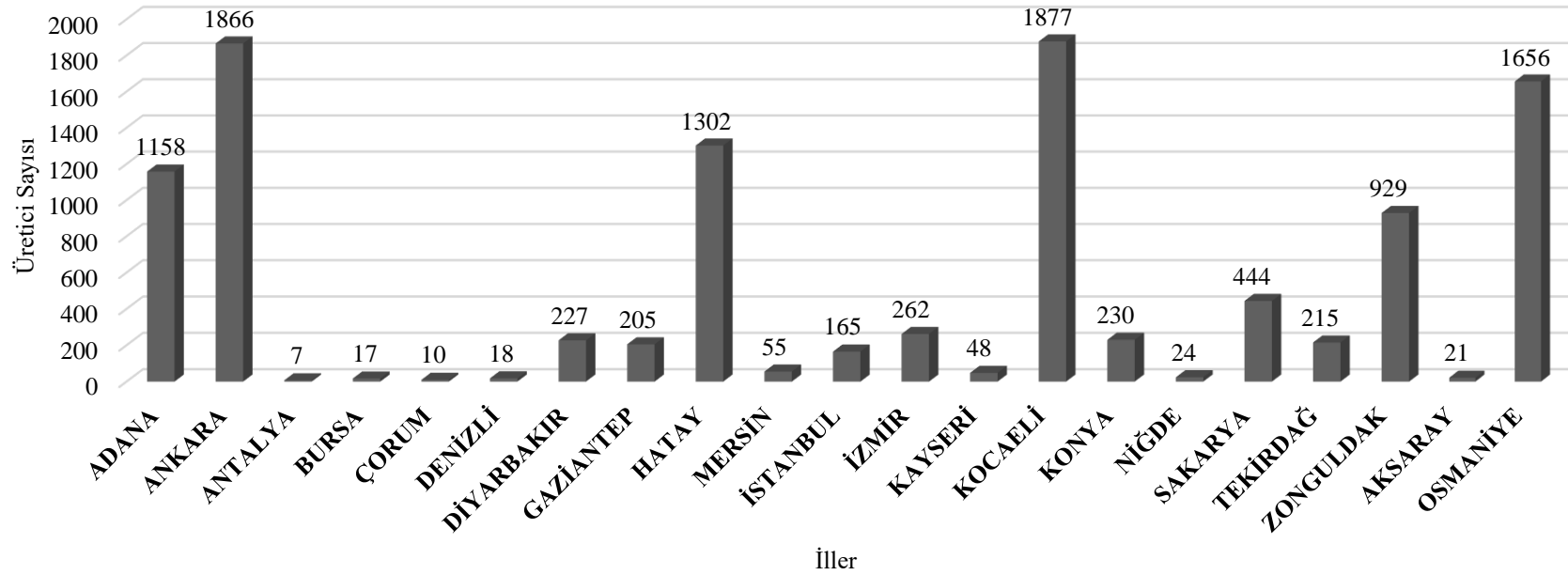
Aşağıdaki Çizelge 3.1’de Türkiye genelinde galvaniz sürecinde kullanılan çinkonun sektördeki yerini nitel veriler ile destekleyebilmek amacıyla TÜİK’ten, Gümrük Tarife İstatistik Pozisyonu (GTİP) koduna göre dış ticaret hacmi verilmiştir.

**Çizelge 3.1 Çinko Dış Ticaret Hacmi**

GTİP Kodu	GTİP Kodu Açıklaması	Yıllar	İhracat Miktar 1 (Kg)	İthalat Miktar 1 (Kg)	İhracat (Dolar)	İthalat (Dolar)
790112101011	İşlenmemiş elektrolitik olan külçe çinko; %99, 95=<ağırlık <%99, 99	2018	461.217	83.525.011	1.511.803	255.161.532
		2019	6.495	100.106.431	19.648	262.978.540
		2020	1.747	41.881.422	7.284	91.928.177
790112101012	İşlenmemiş elektrolitik olmayan külçe çinko; %99, 95 =<ağırlık <%99, 99	2018	0	3.269.247	0	10.294.491
		2019	49.965	9.495.539	102.508	24.396.712
		2020	149.680	7.600.328	292.677	16.386.279
790112109000	Diğer işlenmemiş alaşımsız çinko; %99, 95 = <ağırlık <%99, 99	2018	2.001	2.762.336	6.870	8.674.610
		2019	5.991	4.388.823	18.836	12.072.868
		2020	2.145	2.800.426	6.581	6.547.617
790112301000	Külçe çinko; %98, 5 = <ağırlık <%99, 95	2018	0	75.262.889	0	239.538.576
		2019	0	71.407.888	0	197.941.663
		2020	198	47.381.203	471	109.705.229
790112309000	Diğer külçe çinko; %98, 5 = <ağırlık <%99, 95	2018	224.816	11.046	560.270	41.990
		2019	341.389	1.822.047	955.419	5.159.567
		2020	15.124	249.880	46.534	520.413
790112901000	Külçe çinko; %97, 5 = <ağırlık <%98, 5	2018	165.663	9.980	431.428	23.605
		2019	93.760	9.350	279.347	15.895
		2020	130.191	0	319.799	0
790112909000	Diğer külçe çinko; %97, 5 = <ağırlık <%98, 5	2019	762	0	1.750	0
		2020	221.609	0	354.102	0

Tabloda görüleceği üzere 2019 yılı toplam 187.230.078 kg çinko ihracatı 502.565.245 Dolar değerindedir. TOBB Sanayi veri tabanından alınan verilere göre Türkiye’de (PRODCOM 2561113000) Metalik kaplama, erimiş metallere daldırma yöntemiyle (çinkoyla galvanizlemek veya

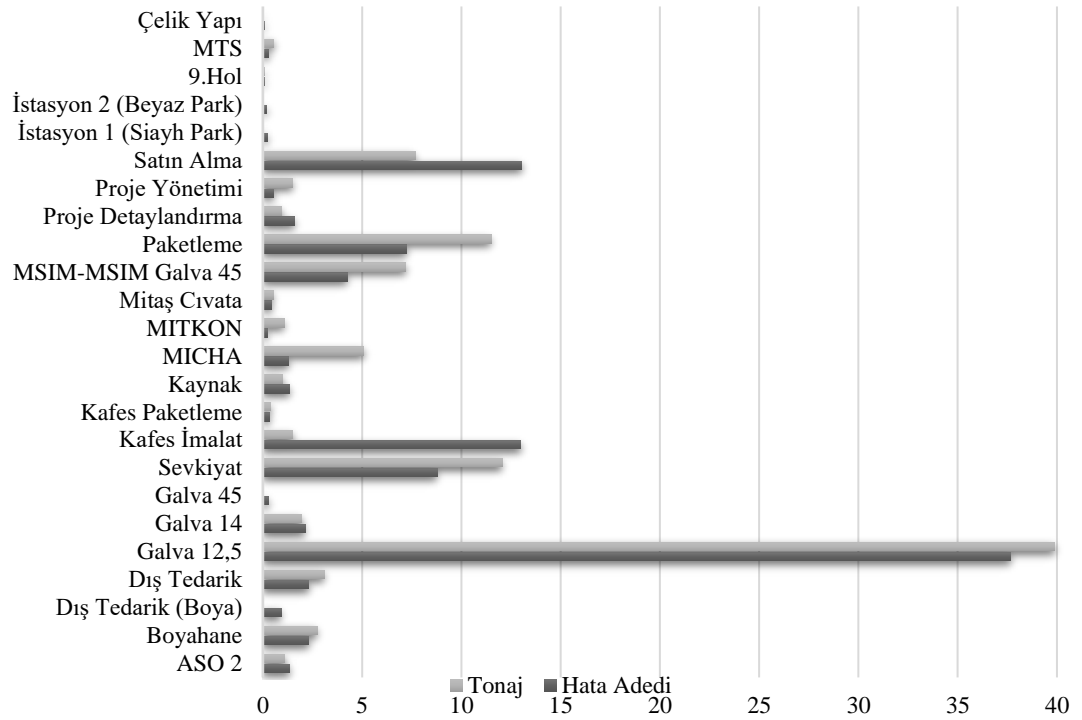
kalaya daldırmak) sektöründe toplam 10.736 firma faaliyet göstermektedir. Yapılan çalışma firmalar açısında oldukça maliyet içeren prosesten kaynaklı maliyetlerin en aza indirgenmesini sağlayacaktır. Aşağıdaki grafikte ise ilgili alanda faaliyet gösteren firmaların illere göre dağılımı aşağıdaki Şekil 3.1’de verilmiştir.



**Şekil 3.1** - (Prodcom/2561113000) Metalik kaplama, erimiş metallere daldırma yöntemiyle (çinkoyla galvanizlemek veya kalaya daldırmak) faaliyet gösteren firma sayısı (TOBB Sanayi Veri Tabanı, 2020)

### 3.1. Problem Tespiti ve Tanımı

Bu çalışma, Ankara’da bulunan genellikle sıcak daldırma galvanizleme kullanılarak enerji iletim hatları, aydınlatma direkleri, GSM direkleri, reklam direkleri, cıvata ve somun üreten bir şirkette yürütülmüştür. Çalışmalara, fabrikanın kalite departmanından sorumlu olan mühendisler ile masa başı toplantısıyla başlanmıştır. Yapılan toplantıların sonucunda fabrikada üretim yapılan tüm departmanlardan üretim süreçlerinde meydana gelen hatalı ürünlerin istatistikleri toplanarak analiz edilmiştir. Analizler departman, ürün ve hata nedeni sınıflandırmasına göre yapılmıştır. Yürütülen çalışmalar sonucunda işletme için kritik olabilecek bir problem tespit edilmiştir. Problemin tespit edilebilmesi amacıyla ilgili departmanda ki mühendisler ile hatalı ürünlerin veri analizleri yapılmıştır. Şekil 3.2’de görüleceği üzere yapılan analizler sonucunda şirketin galvaniz departmanında üretilen ürünlerin çoğunun hatalı olduğu ortaya çıkmıştır.

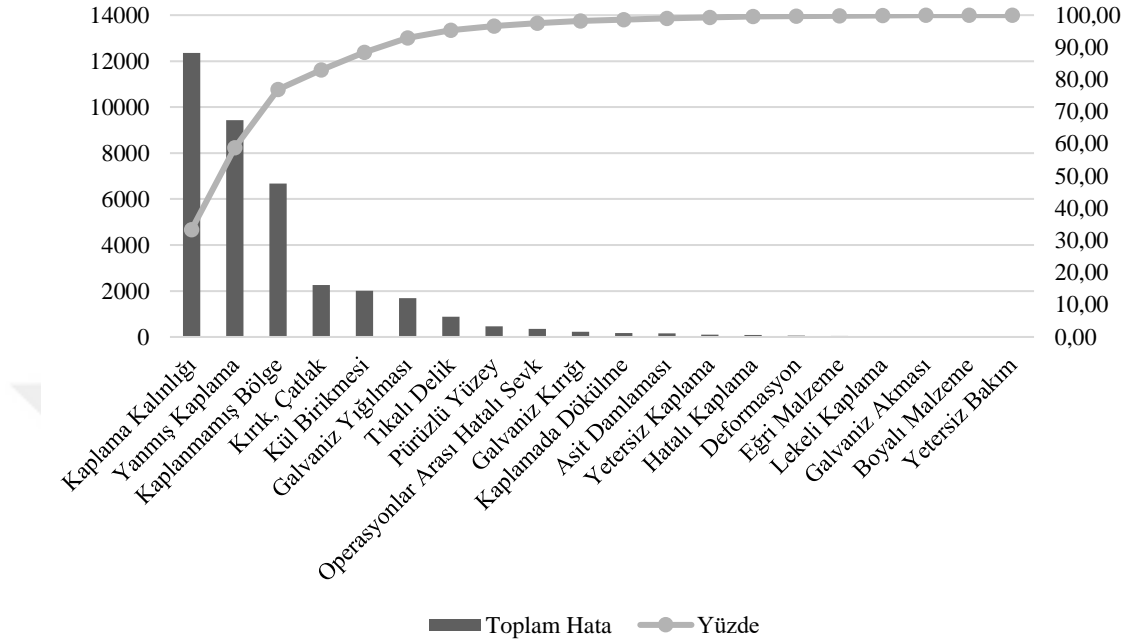


Şekil 3.2 Departmanlara Göre Hata Sayıları ve Hatalı Ürün Tonajları

Hatalı ürünlerin en fazla olduğu galvaniz departmanı, ASTM A123, A153 veya EN ISO1461 gibi çeşitli kalite standartlarına uyması gereken farklı türde ürünlerin



galvanizlemesinden sorumludur. Galvanizleme işlemine bağlı olarak ürünlerin hatalı üretilmesindeki temel nedenleri belirlemek için Pareto analizi uygulanmıştır. Şekil 3.3’de, galvaniz departmanında yapılan Pareto analizinin sonuçları gösterilmektedir.



**Şekil 3.3** Galvaniz Departmanı Hata Pareto Analizi

Yapılan analizler ile işletmede sıkça rastlanan problemin galvaniz departmanında galvaniz kaplama kalınlığının galvaniz kaplama kalınlığı standartlarına uymayan ürünlerin oluştuğu sonucuna ulaşılmıştır. Bu probleme yönelik çözüm üretebilmek amacıyla yapay zekânın konusu olan yapay sinir ağları yöntemi kullanılması kararlaştırılmıştır. Yapay sinir ağlarının tahmin edebilme özelliklerinin olması sayesinde galvanizleme prosesinin girdileri kullanılarak ürün üretilmeden önce eğitilmiş yapay sinir ağı kullanılarak çıkacak ürünün kaplama kalınlığının tahmin edilmesi hedeflenmiştir. Tahmin sonuçlarına göre üretim aşamasında proses girdilerinin kontrolü sağlanarak hatalı ürün çıkma olasılığı en aza indirgenmesi çalışılmıştır.

### 3.2. Galvaniz Süreci

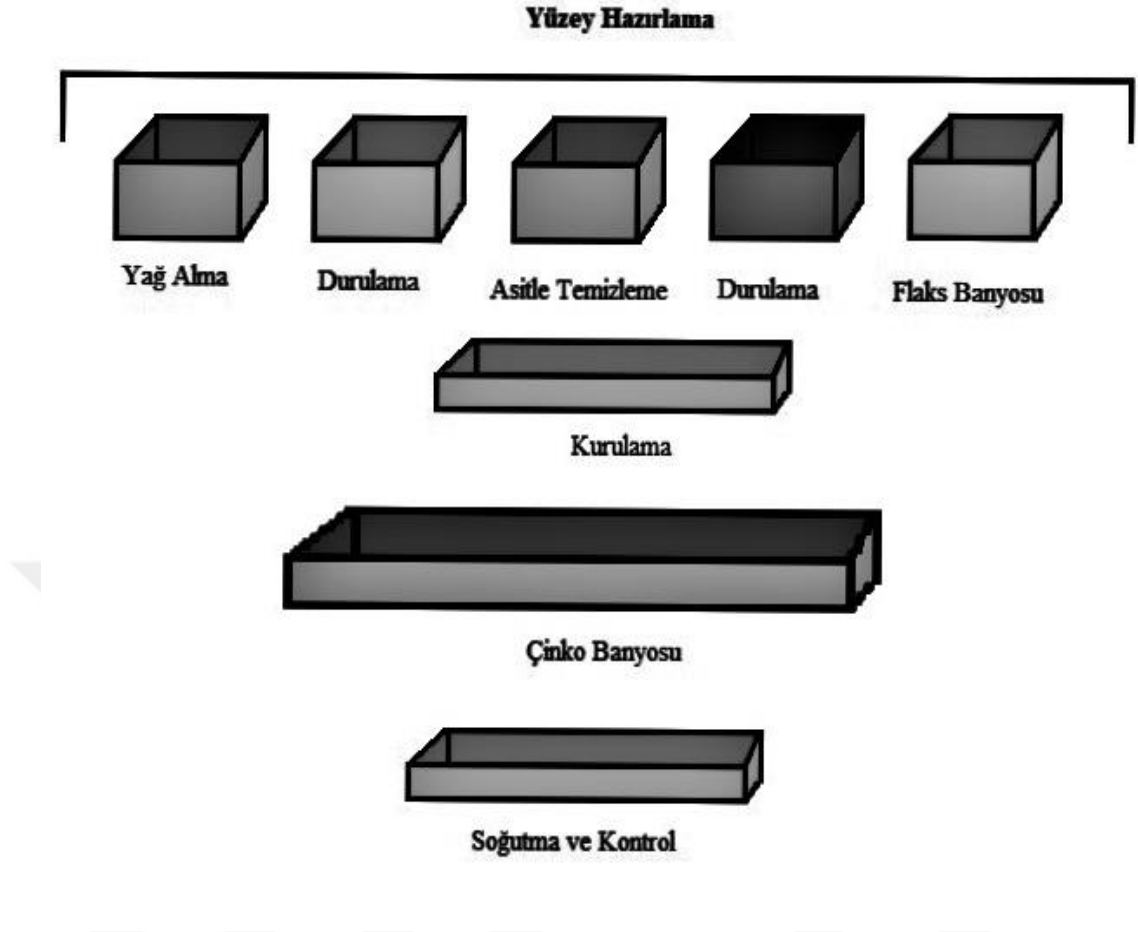
Galvaniz süreci temelde 3 aşamadan oluşmaktadır. Bu aşamalar; galvanize girecek ürünün yüzeyinin hazırlanması, galvaniz prosesi ve kontrol sürecidir.

Yüzey hazırlama süreci galvaniz kaplamada en önemli aşamalardan birisidir. Bunun nedeni doğru ve düzgün şekilde temizlenmemiş metal yüzeyler galvaniz kaplama esnasında çinko ve yüzey arasındaki reaksiyon tam olarak gerçekleşmeyerek kaplanmamış bölgeler veya benzeri hatalar meydana getirmektedir (Pektaş, 2018).

Yüzey hazırlama işlemi ise 3 adımda yapılmaktadır. Bunlar yağ alma, aside daldırma ve flakslamadır. Yağ alma ve kalıntıların temizlenmesi için iki türde kimyasal kullanılmaktadır. Birincisi sıcak alkali yağ alma, ikincisi ise asidik yağ almadır (Pektaş, 2018).

Galvaniz yapılacak metal veya çelik yüzeylerde oluşan pas ve hadde kalıntılarını kaldırıp temiz bir metalik yüzey elde etmek için malzemeler oda sıcaklığında hidroklorik veya seyreltilmiş sıcak sülfürik asit kullanılan banyolara daldırılmaktadır (Pektaş, 2018).

Flakslama süreci ise yüzeyde kalan oksit tabakalarını kaldırmak hem de çinko banyosuna daldırılmadan önce koruyucu bir tabaka oluşturmak amacıyla gerçekleştirilen bir süreçtir. Asıl olarak da çinko ve demir arasındaki kimyasal reaksiyonun daha iyi gerçekleşmesini sağlamak için yapılmaktadır (Pektaş, 2018). Aşağıdaki Şekil 3.4’de galvanizleme sürecinin temel adımları yer almaktadır.



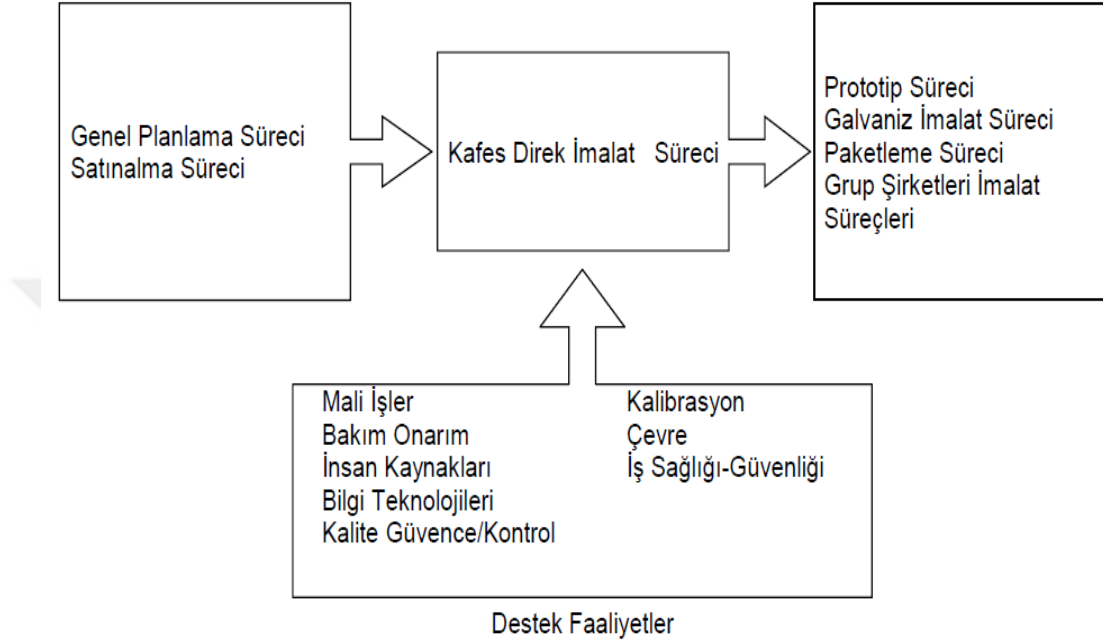
**Şekil 3.4** Galvaniz Sürecinin Temel Aşamaları

Galvanizlenecek ürünler minimum %98 çinko içeren ticari saflıkta sıvı çinko çözeltisine daldırılmaktadır. Malzeme çinko banyosundan çıkarıldıktan sonrada kimyasal reaksiyonlar devam etmektedir. Bu nedenle malzemeler çinko banyosundan çıkar çıkmaz suyla veya hava ile soğutulmalıdır (Pektaş, 2018).

Galvaniz kaplama kalınlığında birçok standartlar mevcuttur. Bu standartlar; EN, ISO, ASTM, CSA ve AASHTO' dur. Galvaniz kaplama kalınlığına ve görünümünü etkileyen birçok parametre mevcuttur. Örneğin; Yüzey temizleme sürecinde kullanılan kimyasalların kompozisyonları, malzemenin yüzey şekli, malzemenin et kalınlığı, malzemenin kompozisyonu, banyolara daldırma ve bekleme süreleri, banyo sıcaklıkları, soğutulma hızı vs.

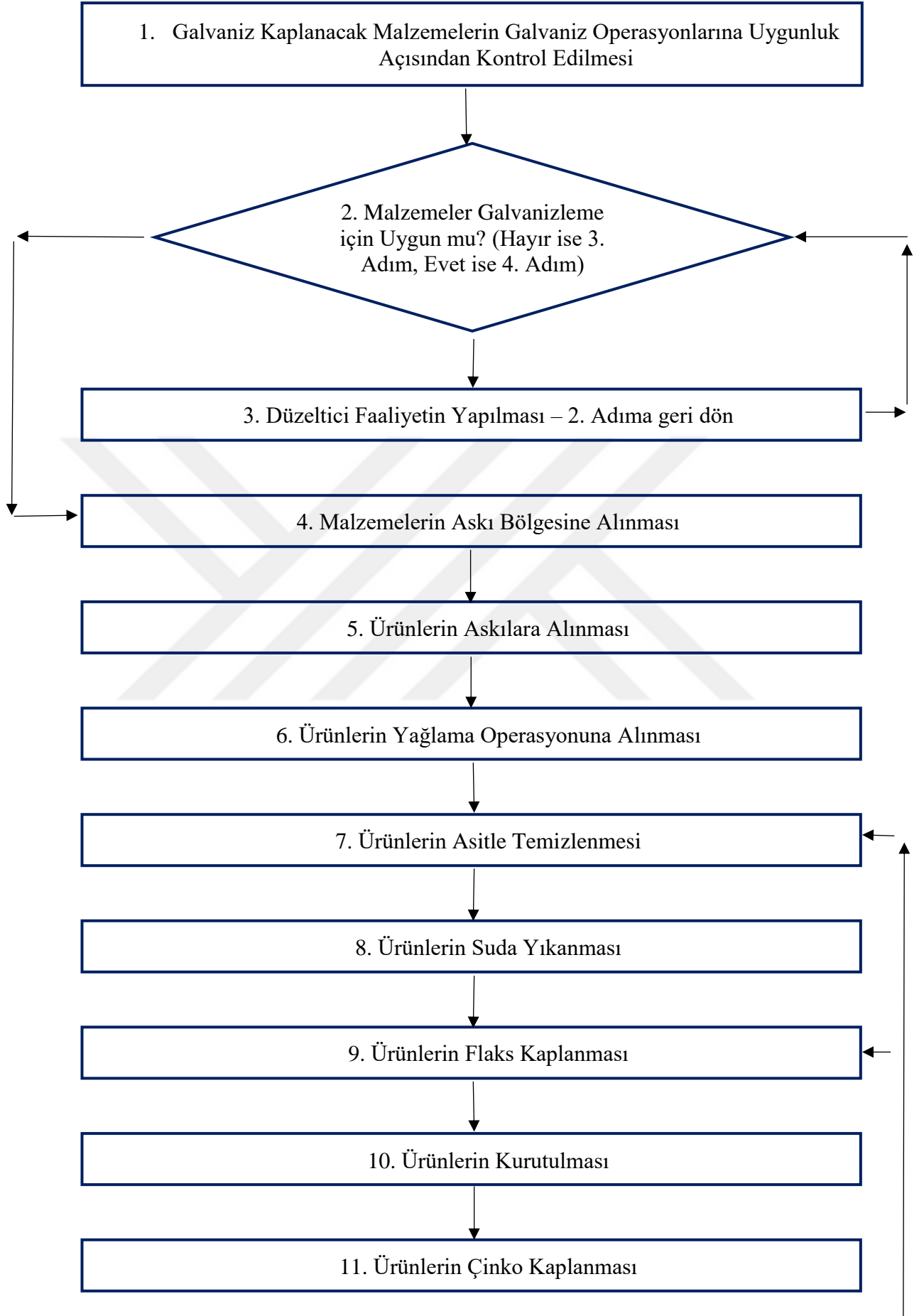
### 3.2.1. Çalışmanın Yürütüldüğü Kurumun Galvaniz Üretim Süreci

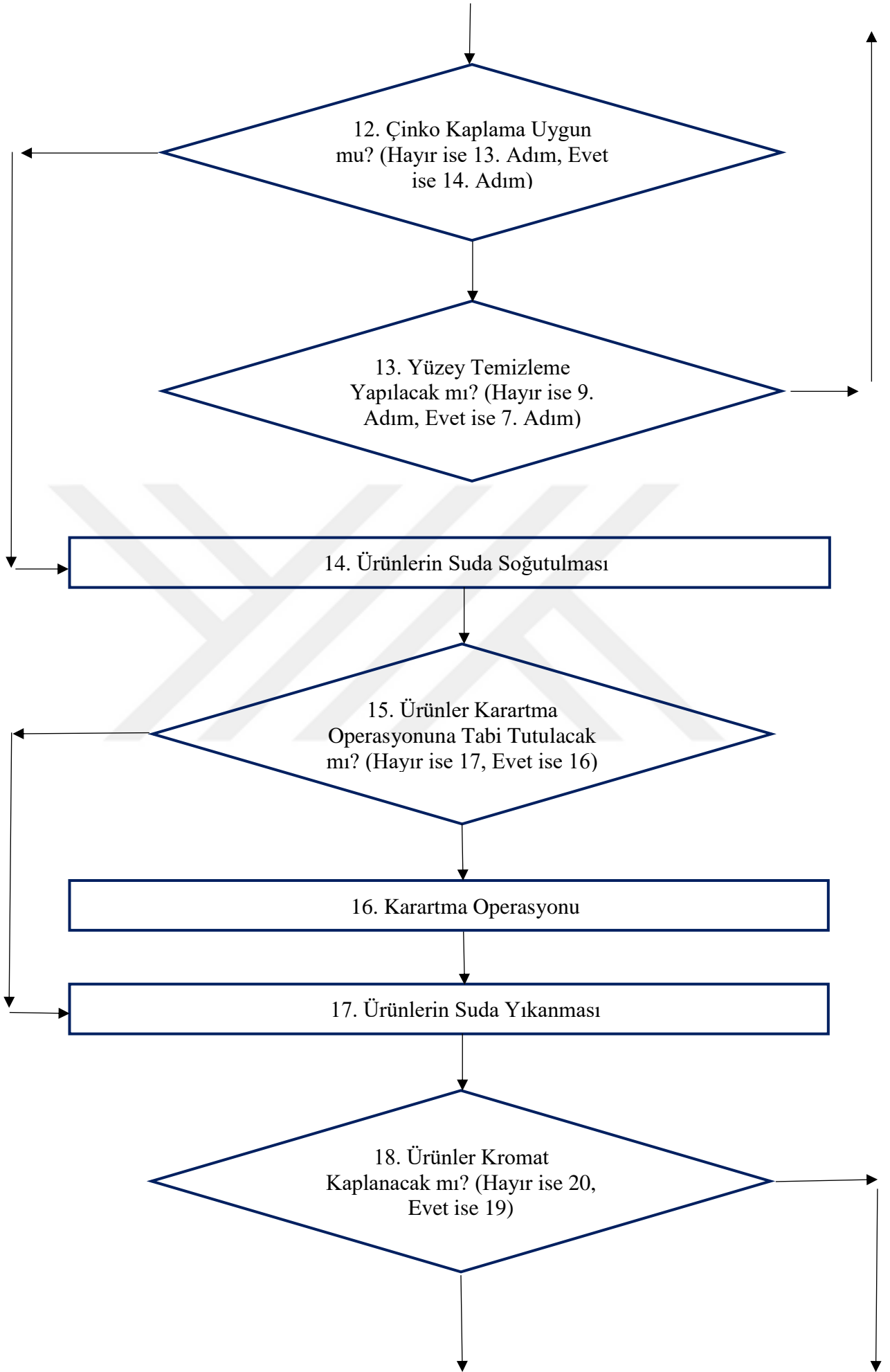
Bu bölümde çalışmanın yapıldığı firmadaki üretim süreçlerine ilişkin bilgiler verilmiştir. Aşağıdaki Şekil 3.5’de firmada üretim süreçlerinin temel olarak şematize gösterimi yer almaktadır.

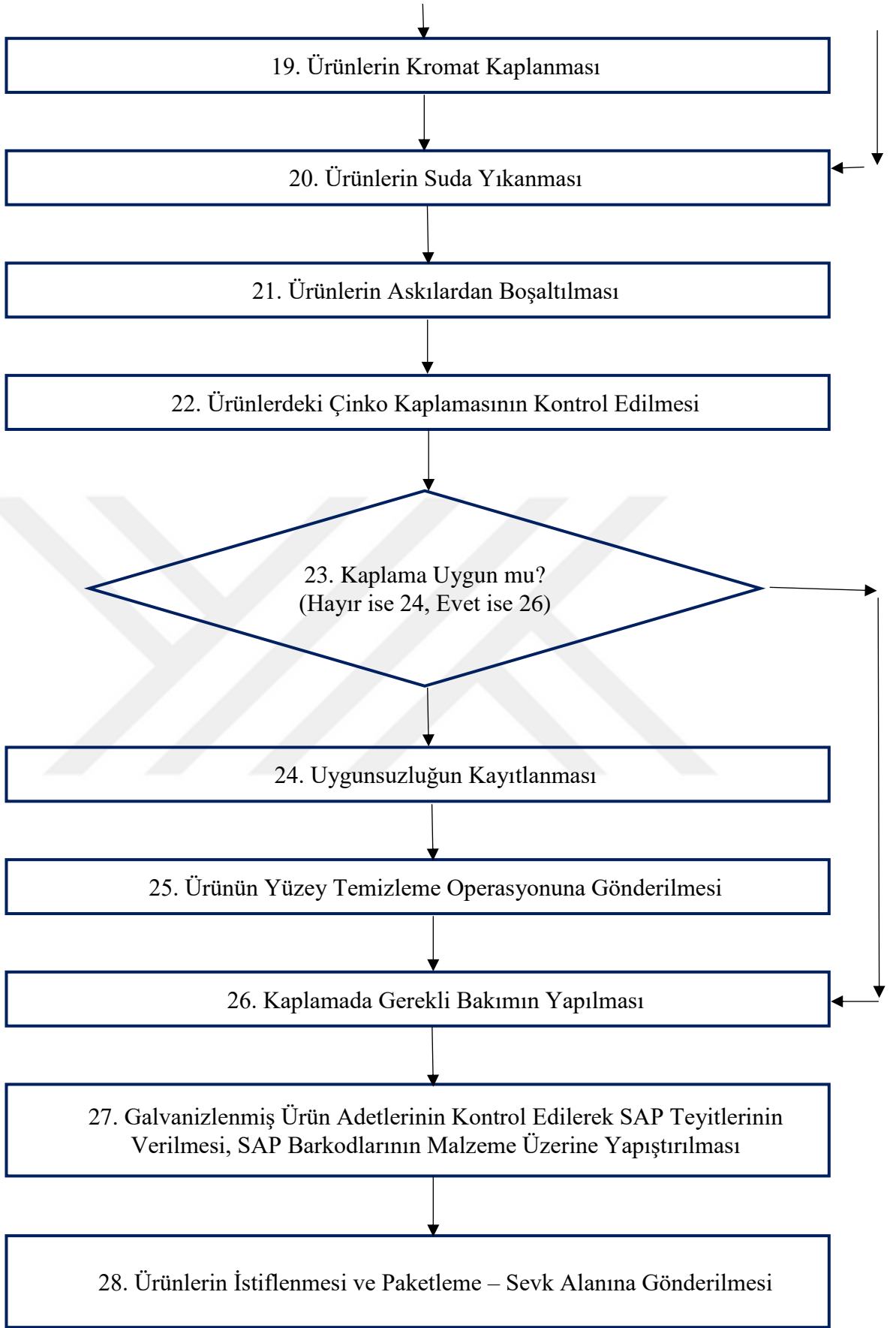


Şekil 3.5 Üretim Süreçlerinin Genel Gösterimi

Yukarıdaki süreçlerde bilindiği üzere tonaj ve adet bakımından en fazla hata galvaniz imalat sürecinde gerçekleşmektedir. Ayrıca bu bölümde en fazla hata türü galvaniz kaplama kalınlığı olduğu tespit edilmiştir. Bu probleme ilişkin çözüm üretebilmek amacıyla üretim süreçlerinin dikkatli şekilde incelenerek anlaşılması önem arz etmektedir. Bu nedenle aşağıdaki Şekil 3.6’ de galvaniz departmanında üretilen ürünlerin iş akış şeması ayrıntılı şekilde verilmiştir.

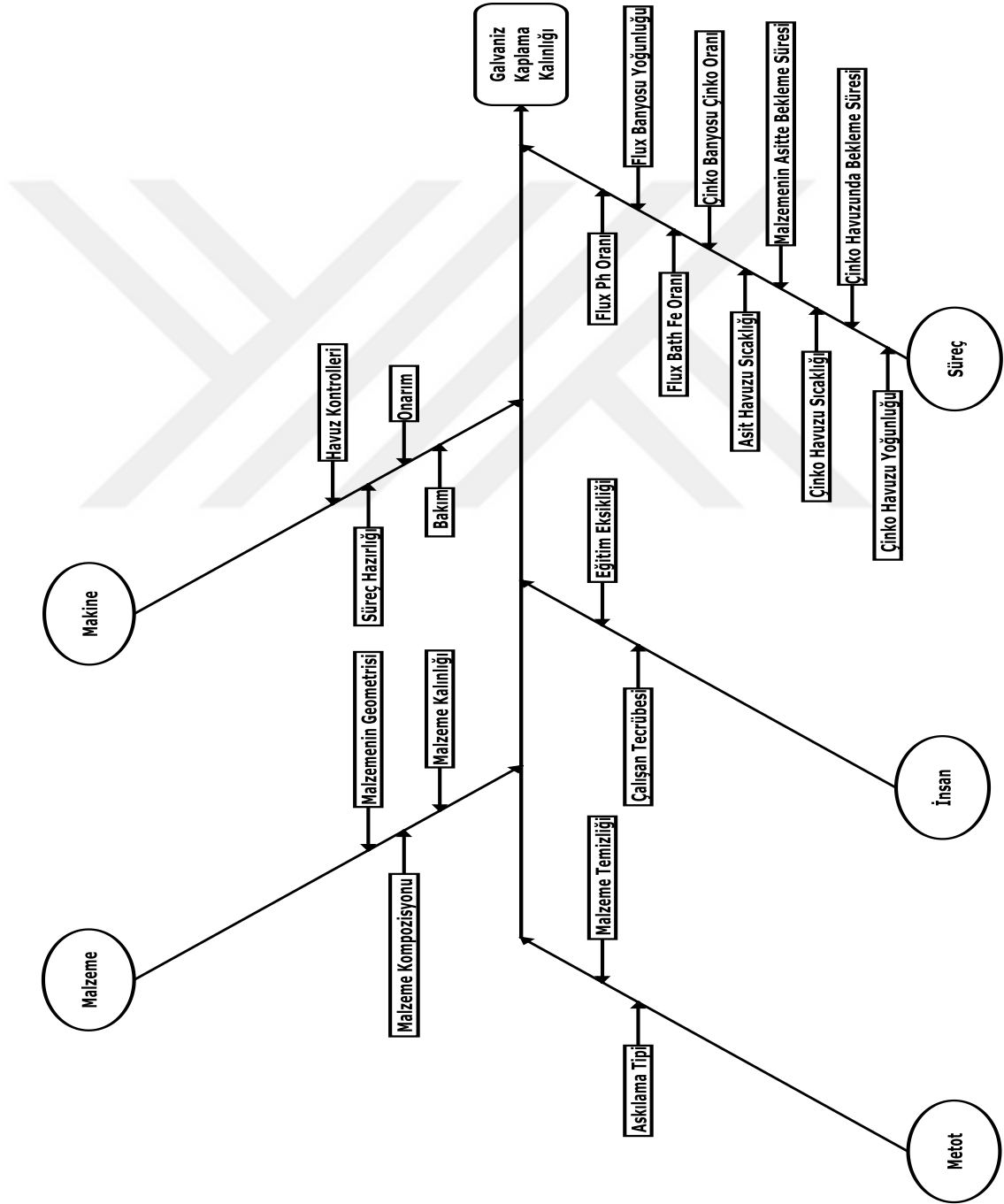






Şekil 3.6 Galvaniz Üretimi İş Akış Şeması

Buna göre galvaniz kaplama kalınlığına etki edebilecek kritik süreç parametrelerini belirlemek için neden-sonuç (Balık kılıçığı) diyagramları kullanılmıştır. Sürece ilişkin parametreler belirlenirken ilgili mühendislerin bilgi ve tecrübelerine dayanarak beyin fırtınası yapılmıştır. Hatalı kaplama kalınlığına yol açan olası nedenler 5 ana başlık altında toplanmıştır. Bu 5 kriter; makine ile ilgili, süreç ile ilgili, emek ile ilgili, malzeme ile ilgili ve yöntem ile ilgili süreçleri içermektedir. Oluşturulan neden-sonuç diyagramı Şekil 3.7’de verilmiştir.

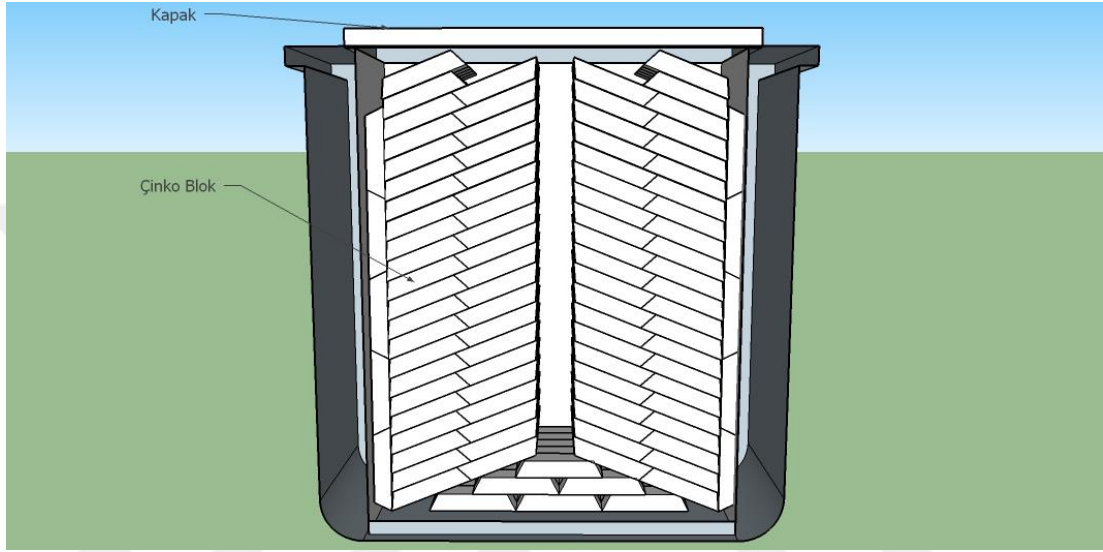


Şekil 3.7. Neden-Sonuç (Balık Kılıçığı) Diyagramı



### - Galvaniz/Çinko Banyolarının Hazırlanması ve Yöntem

Bu bölümde galvaniz işleminde kullanılan yüzey temizleme banyoları ve çinko banyosunun hazırlanması, yenilenmesi ve temizlenmesi yöntemleri açıklanmıştır. Herhangi bir nedenle çinko banyosunun yeniden hazırlanması gerektiğinde çinko külçeleri çinko ocağına, Şekil 3.8’de gösterildiği gibi yerleştirilir ve ocak sıcaklığı düzenli ve yavaşça artırılarak çalışma sıcaklığına erişilinceye dek ısıtılmaktadır.



**Şekil 3.8** Çinko Külçelerin Yerleşim Düzeni

Isıtma sırasında çinko tankı duvarının iç kısmında sıcaklığın 480 °C 'den fazla olmamasına, tank duvarı iç ve dış kısımları arasındaki sıcaklık farkının 50 °C'den fazla olmamasına ve tank duvarları ile taban arasındaki sıcaklık farkının 100 °C 'den fazla olmamasına azami dikkat edilmektedir.

Çinko banyosunun seviyesi, kullanım veya dros temizleme işlemi sonucu düştüğünde, taşma yüksekliğini geçmeyecek şekilde korunmaktadır. Seviye düştüğünde, 1 saat içinde toplam 1 tonu aşmayacak şekilde katı çinko külçe ilave edilmektedir. Forklift ile çinko banyosu yanına getirilen çinko külçeleri teker teker ocağa atılmaktadır. İlave süresince banyo sıcaklığı sürekli kontrol altında tutularak, sıcaklıkta düşme eğilimi fark edildiğinde çinko ilavesine ara verilmektedir. İlaveye ancak, sıcaklık yükseldikten sonra devam edilmektedir.

Çinko banyosu sıcaklığının 450 ( $\pm 5$ ) °C'ye ayarlı olup olmadığı kontrol edilmektedir. Her dalış öncesi çinko banyosunun yüzeyindeki kül temizlenir ve ürünler çinko banyosu üzerine geldiği zaman gözle yüzey kontrolü yapılmaktadır. Ürünlerin yüzeyinde oksit tabakası (pas) ve nem olmamalıdır. Yüzeyinde nem tespit edilen ürünler banyo üzerinde bekletilerek kurutulmaktadır. Ürünler çinko banyosuna daldırılmadan önce banyo etrafındaki kişiler güvenlik amacıyla uzaklaştırılmakta ve ürünler şekil ve ebatlarının izin verdiği kadar güvenli çabuklukta banyoya daldırılmaktadır. Dalış esnasında sıçrayan çinko parçaları süpürülerek ocağa geri dönüşleri sağlanmaktadır. Çinko banyosuna açıkta kalmayacak şekilde daldırılan ürünler, banyo yüzeyi dışına çıkmayacak şekilde ileri geri ve yukarı aşağı hareket ettirilmektedir. Bu arada banyo yüzeyinde oluşmuş kül temizlenmektedir. Ocaktan alınan kül biriktirme kovalarına doldurulur ve dolan kovalar stok alanına götürülmektedir. Ürünler banyo içinde, spesifikasyonlarda belirtilen minimum ortalama kaplama kalınlığı sağlanacak süre kadar tutulmaktadır. Çıkış esnasında banyo yüzeyindeki kül, banyo yüzeyi aşırı dalgalandırılmadan ürünlerden uzaklaştırılmaktadır. Çinko banyosundan, üzerlerindeki çinkonun süzülmesi için en yavaş vinç hızıyla çıkartılan ürünler soğutma suyuna daldırılarak (30 sn.) soğutulmaktadır.

Müşteri tarafından Renk Karartma (dulling) istenen ürünler karartma banyosuna daldırılarak 7 dk. bekletilmektedir. Müşteri tarafından kromat kaplama istenen ürünler soğutmadan sonra pasivasyon banyosuna daldırılarak, 30-60 saniye bekletilmektedir. Pasivasyon banyosundan çıkan ürünlerin yüzeyinde sarı- kahverengi bir kaplama olup olmadığı gözle kontrol edilmekte ve ürünler soğutma suyuna tekrar daldırılarak yıkanmaktadır.

#### - Yağ Alma Banyosunun Hazırlanması ve Yöntem

Galvaniz departmanı için yağ alma banyoları yeniden hazırlanması gerektiğinde %90 Su + %10 Yağ alma kimyasalı kullanılarak banyo hazırlanmaktadır.

Askılara asılmış olan ürünler yağ alma banyosuna yerleştirilmektedir. Ürünlerin yüzeylerinde hiç yağ bulunmasa bile en az 1 dakika yağ alma banyosunda tutulmaktadır. Ürünler, yüzeylerindeki yağ giderilene kadar banyoda tutulmaktadır.

Yağın temizlenip temizlenmediği, ürünler banyodan çıkarılarak göz ve elle kontrol edilmektedir. Yağ alma banyosunun sıcaklığı 10-30°C arasında tutulur ve yağ alma banyosu tepe kısmı boşluğu en az 10 cm olmaktadır.

- **Asit Banyolarının Hazırlanması ve Yöntem**

Herhangi bir asit banyosunun yeniden hazırlanması gerektiğinde banyoya %50 su + %50 asit konularak, tüm çözelti homojen olması açısından karıştırılır ve ayrıca her 1m<sup>3</sup> karışım için 3lt inhibitör tanka ilave edilir, ayrıca her 1m<sup>3</sup> karışım için ayrıca 6lt buhar kesici kimyasalı eklemesi yapılır.

Yağ alma banyosundan çıkarılan ürünler, asit banyolarından uygun olanlarına konulmaktadır. Yüzey temizleme işleminin çabuk olması için ürünler vinç ile sallanılmaktadır ve çok paslı bölgeler fırçalanarak yüzeydeki oksit kalıntılarının alınması sağlanmaktadır. Ürünler, yüzeyleri oksit tabakasından arınana kadar banyoda tutulmaktadır. Oksit tabakası (pas) kalıp kalmadığı, banyodan çıkartılarak göz ve elle kontrol edilmektedir. Asit banyolarının sıcaklığı 10 – 30 °C, yoğunluğu ise 18-36 bome arasında tutulmaktadır. Asit banyoları tepe kısmı boşluğu en az 10 cm olmaktadır.

- **Yıkama Banyosunun Hazırlanması ve Yöntem**

Yıkama banyosunun yeniden hazırlanması gerektiğinde tank tamamen su ile doldurulur. Ürün yüzeylerinde kalmış asit tabakasının ve demir tozlarının tamamen giderilmesi amacıyla ürünler yıkama banyosuna daldırılmakta ve 30 sn.-1 dk. arası vinç ile aşağı yukarı sallanarak hareket ettirilmektedir.

- **Flaks Banyosunun Hazırlanması ve Yöntem**

Flaks banyosunun yeniden hazırlanması gerektiğinde, piyasadan hazır olarak alınan doublesalt flaks kimyasalı kullanılır. Ağırlık olarak %70 su + %3 flaks karışımı ile banyo hazırlanır.

Flaks banyosuna daldırılan ürünler en az 1 dakika banyo içinde tutulmaktadır. Ürünler flaks banyosundan eğimli olarak çıkarılarak ürün yüzeyleri veya aralarında kalmış flaksın süzülmesi sağlanmaktadır. Ürünlerin tümü flaks banyosundan çıktığında, ürün

yüzeyleri veya aralarında kalmış flaks damlalar halinde akmaya başlayıncaya kadar banyo yüzeyi üzerinde bekletilmektedir. Flaks banyosunun sıcaklığı 30-50 °C, yoğunluğu ise 15-30 bome arasında tutulmaktadır. Flaks tankı tepe kısmı boşluğu en az 10cm olmaktadır.

#### - **Ürün Asma**

Ürünlerin galvaniz operasyonları için askılara asılmasında aşağıdaki hususlar göz önünde tutulmaktadır. Boyu 3 metre ve uzun olan ürünler askılara yan olarak, 4 metreden kısa olan ürünler ise dik olarak asılmaktadır. Yatay asılan ürünler eğimli olacak şekilde asılır (bir uçta, diğer uçtakinden kısa kanca kullanılarak). Dik olarak asılan ürünler aralarda boş askı kalmayacak şekilde asılmaktadır. Dik asılan farklı ürünler arasındaki boy farkının 30 santimetreyi aşmaması sağlanır, bu farkın aşılması zorunlu ise benzer boylardaki ürünler salın aynı bölgelerinde asılmaktadır. Kalınlıkları 8 mm ve üzerinde olan ürünler daha ince ürünlerle birlikte asılmamaktadır. Yüzeylerinin paslı olduğu belirlenen ürünler görece temiz olanlarla bir arada asılmaktadır. Ürünler birbiriyle temas eder şekilde asılmamaktadır. Ürünler tüm yüzeyleri banyo çözeltileri ve çinko ile tam temas edecek şekilde asılmaktadır. Yüzeyinde boya olduğu tespit edilen ürünler boya sökücü ile temizlendikten sonra askılara asılmaktadır. Boşalan boya sökücü kutular tehlikeli atık kutusuna atılmaktadır.

#### **3.2.2. Probleme İlişkin Veri Kümesi**

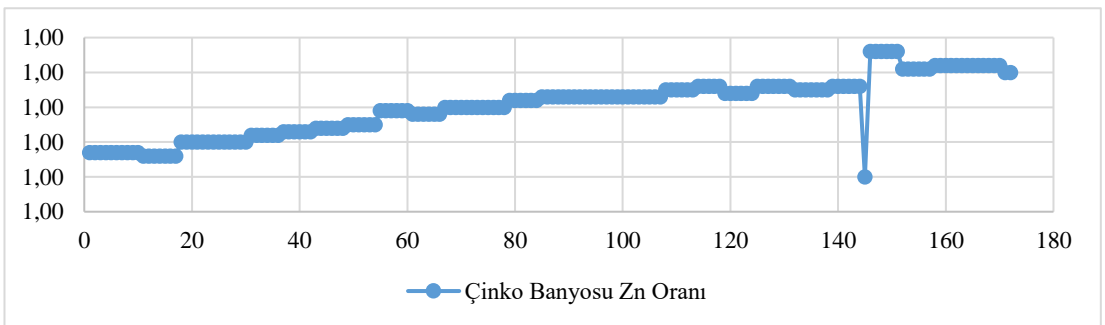
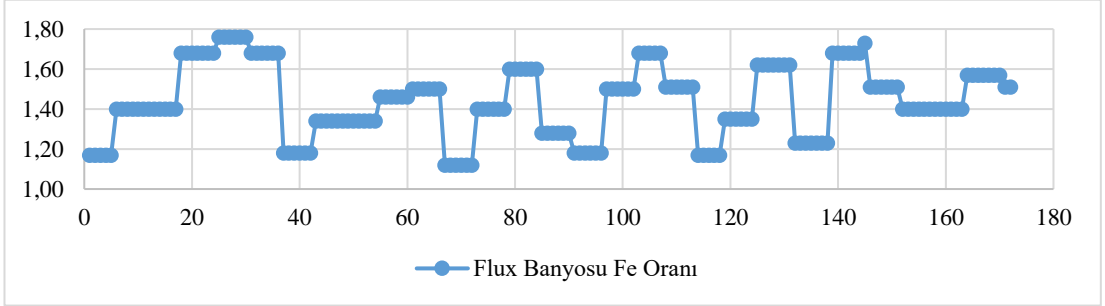
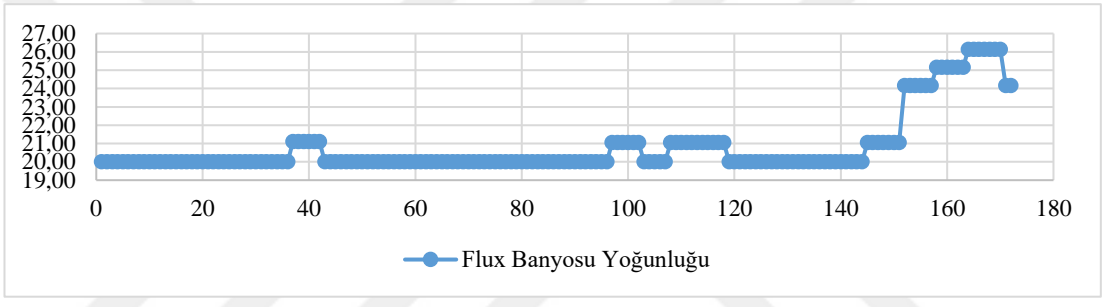
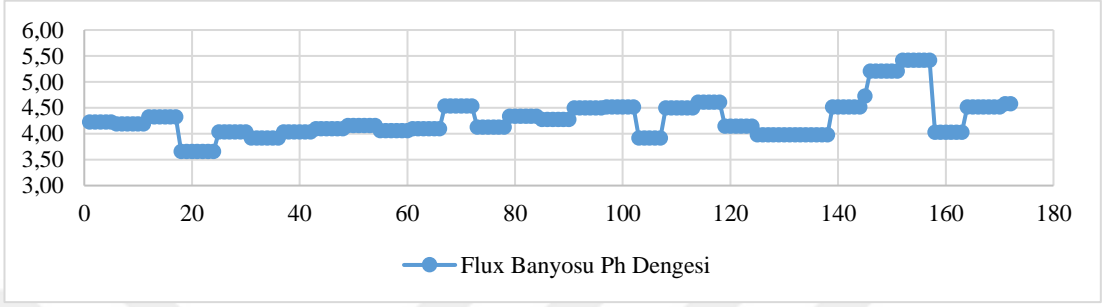
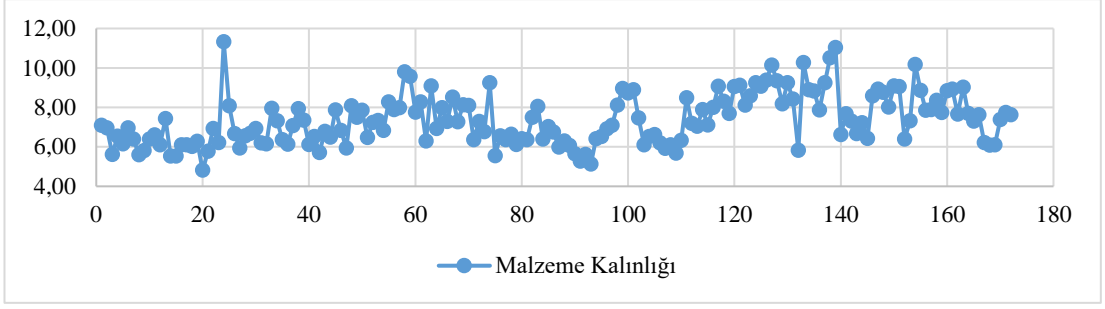
Yukarıda incelenen üretim süreçleri ve kaplama kalınlığını etkileyen parametreler değerlendirilerek, sürecin farklı aşamalarını etkileyen 18 parametre belirlenmiştir. Bu parametreler ilgili departmanlardan temin edilmiştir. Bu parametrelere ilişkin tanımlayıcı istatistik bilgileri Çizelge 3.2'de verilmiştir. Girdi değişkenleri Malzeme Kalınlığı (MT), Flux Banyosu pH Dengesi (FPh), Flux Banyosu Yoğunluğu (FBD), Flux Banyosu Fe Oranı (FFe), Çinko Banyosu Zn Oranı (ZZn), Asitte Malzemenin Bekleme Süresi (TMA), Çinko Banyosu Sıcaklığı (ZBT), Çinko Banyosunda Bekleme Süresi (WTZ), kaplanan malzemenin C Yüzdesi (MC), Mn Yüzdesi (MMn), Si Yüzdesi (MSi), P yüzdesi (MP), S yüzdesi (MS), Cu yüzdesi (ZCu), çinko banyosunun

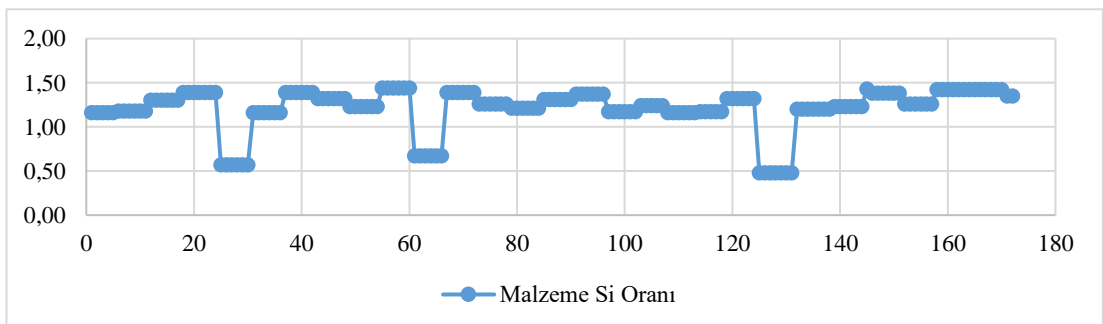
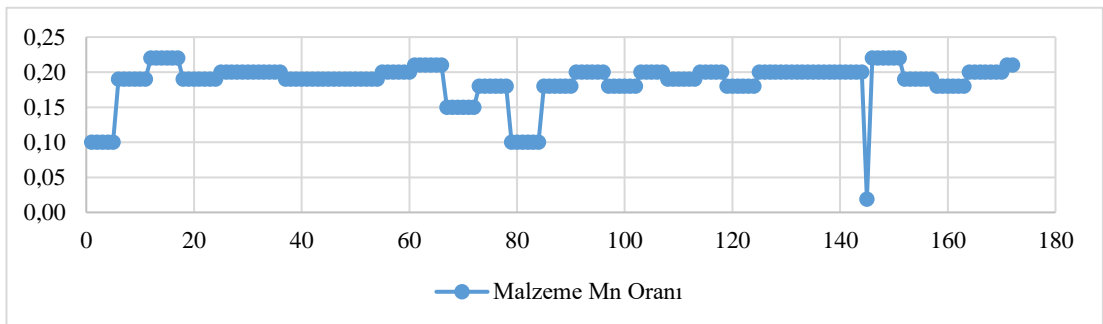
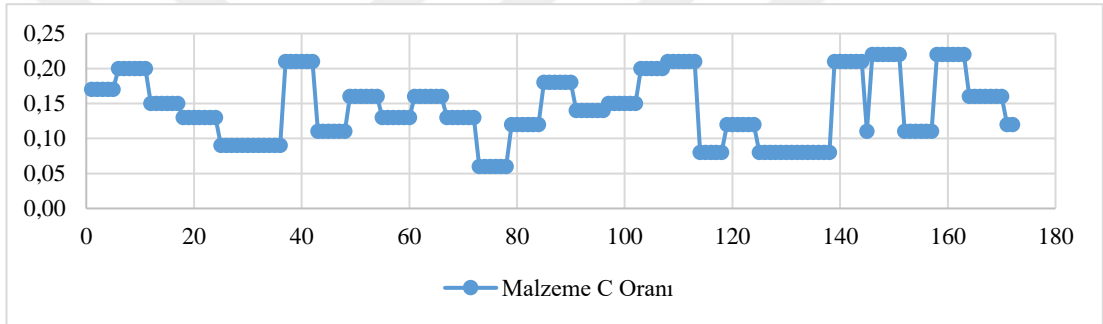
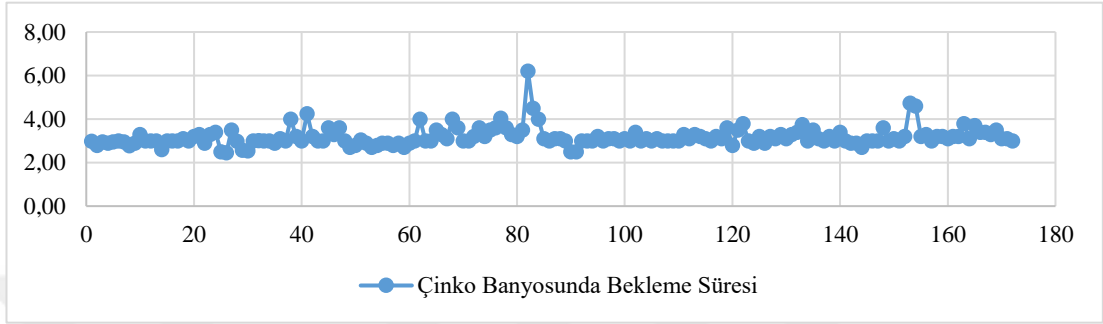
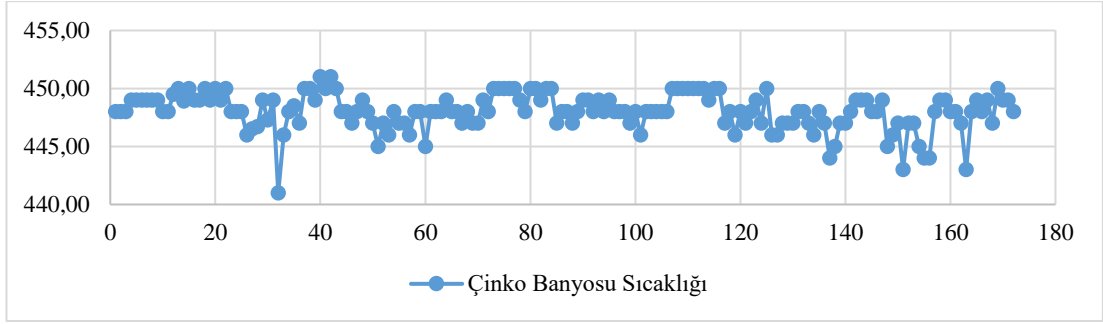
Pb yüzdesi (ZPb), Ni yüzdesi (ZNi), Pb 10 Bi yüzdesi (ZPi), Zn yüzdesi (ZZn). Öte yandan, Kaplama Kalınlığı (GCT) çıktı değişkenidir. Bu çalışmada yapay sinir ağı için 172 ürünün verileri kullanılmıştır.

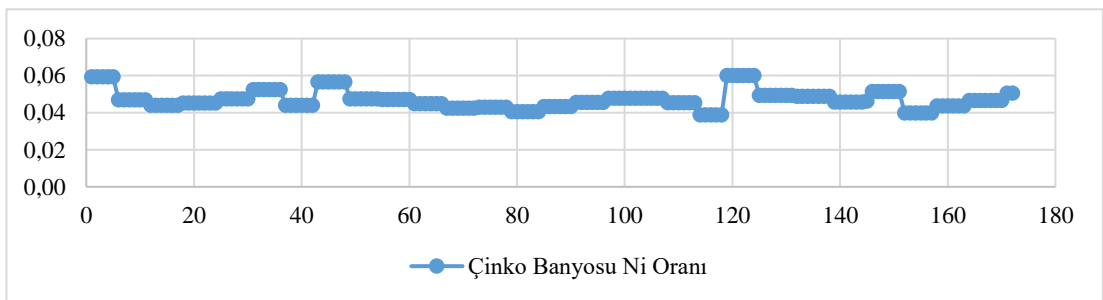
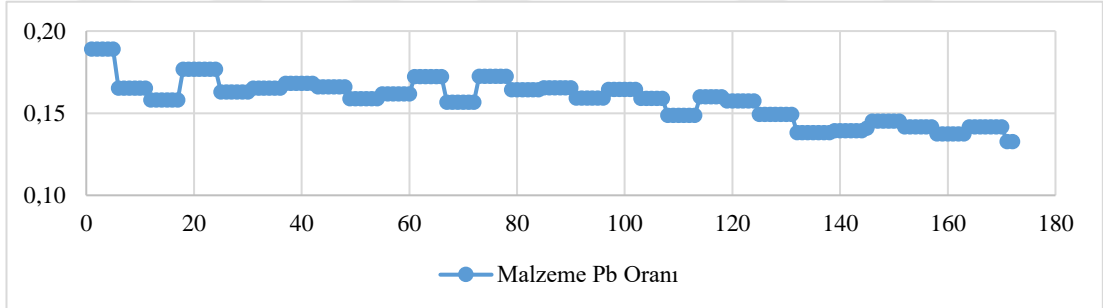
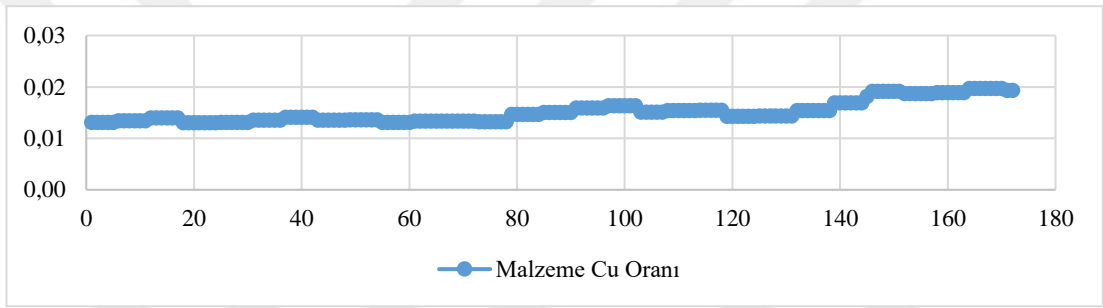
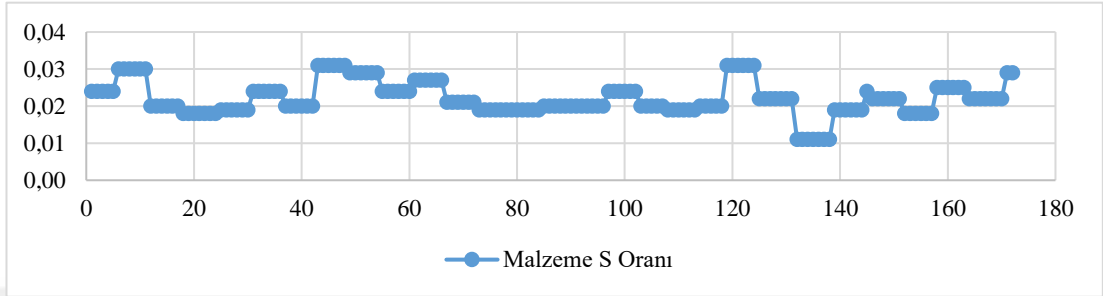
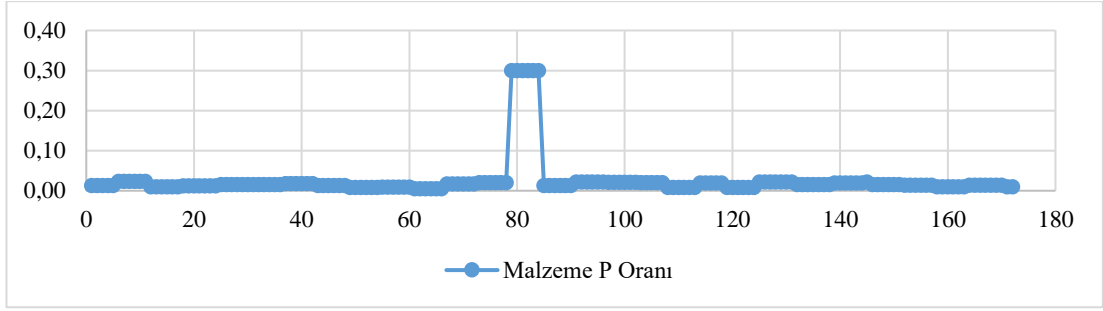
**Çizelge 3.2. Parametrelere İlişkin İstatiksel Bilgiler**

Parametreler	Birim	N	Aralık	Maks.	Min.	Ortalama	Std. Sap.	Varyans
<b>Malzeme Kalınlığı</b>	Mm	172	6,513	11,329	4,816	7,365	1,266	1,604
<b>Flux Banyosu Ph Dengesi</b>	0-14	172	1,760	5,420	3,660	4,286	0,370	0,137
<b>Flux Banyosu Yoğunluğu</b>	Kg/m <sup>3</sup>	172	6,140	26,140	20,000	20,810	1,677	2,811
<b>Flux Banyosu Fe Oranı</b>	%	172	0,640	1,760	1,120	1,439	0,179	0,032
<b>Çinko Banyosu Zn Oranı</b>	%	172	0,004	1,000	0,996	0,998	0,001	0,000
<b>Malzemenin Asitte Bekleme Zamanı</b>	dk.	172	1,000	1,500	0,500	0,864	0,311	0,097
<b>Çinko Banyosu Sıcaklığı</b>	C°	172	10,000	451,00	441,00	448,037	1,589	2,526
<b>Çinko Banyosunda Bekleme Süresi</b>	dk.	172	3,750	6,200	2,450	3,176	0,429	0,184
<b>Malzeme C Oranı</b>	%	172	0,160	0,220	0,060	0,144	0,047	0,002
<b>Malzeme Mn Oranı</b>	%	172	0,201	0,220	0,019	0,187	0,029	0,001
<b>Malzeme Si Oranı</b>	%	172	0,960	1,440	0,480	1,208	0,244	0,059
<b>Malzeme P Oranı</b>	%	172	0,295	0,300	0,005	0,025	0,053	0,003
<b>Malzeme S Oranı</b>	%	172	0,020	0,031	0,011	0,022	0,005	0,000
<b>Malzeme Cu Oranı</b>	%	172	0,007	0,020	0,013	0,015	0,002	0,000
<b>Malzeme Pb Oranı</b>	%	172	0,056	0,189	0,133	0,158	0,013	0,000
<b>Çinko Banyosu Ni Oranı</b>	%	172	0,021	0,060	0,039	0,047	0,005	0,000
<b>Çinko Banyosu PBb+10 Bi Oranı</b>	%	172	0,056	0,405	0,349	0,374	0,013	0,000
<b>Çinko Banyosu Zn Oranı</b>	%	172	0,072	99,725	99,653	99,696	0,015	0,000
<b>Galvaniz Kaplama Kalınlığı</b>	micron	172	59,172	179,311	120,139	147,342	11,563	133,695

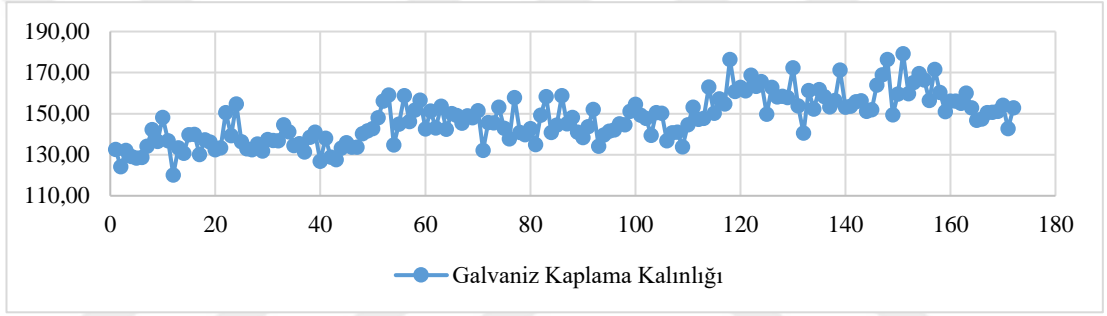
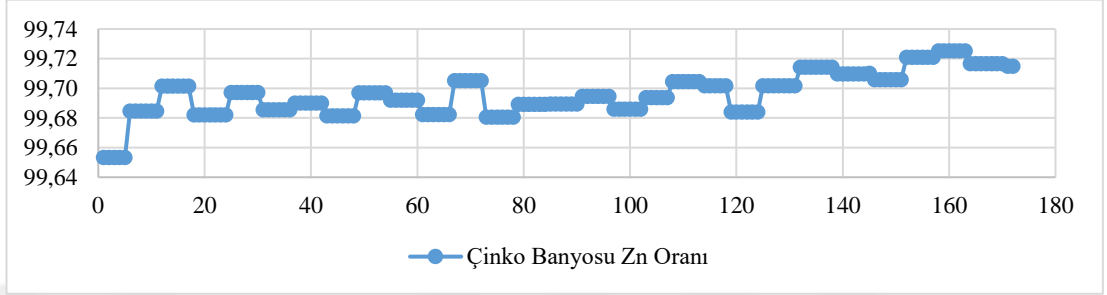
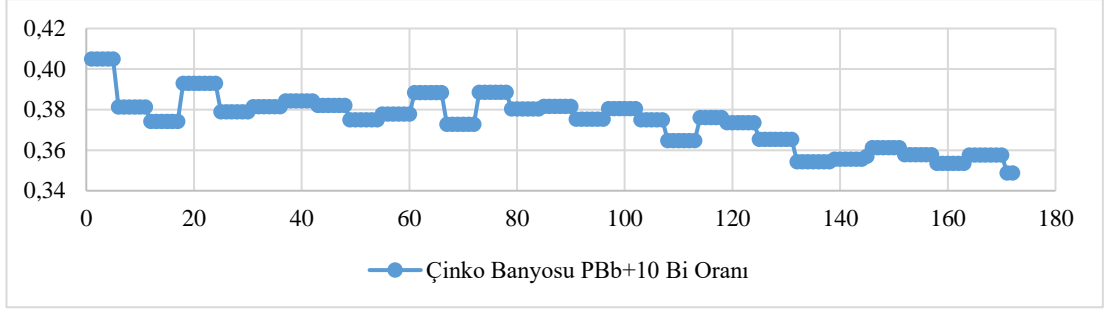
Şekil 3.9’de yapay sinir ağları için kullanılan 18 girdi parametrelerine ilişkin grafikler ve Şekil 3.10’da çıkış parametresinin grafiği verilmiştir. Grafiklerin x-ekseni veri sayısını, y-ekseni verilerin aldığı değeri göstermektedir.



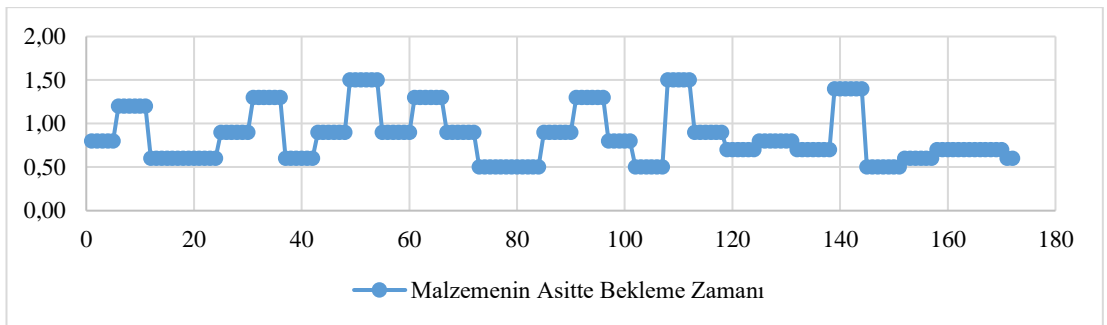








Şekil 3.9 YSA Giriş Parametreleri



Şekil 3.10 YSA Çıktı Parametresi

#### 4. YAPAY SİNİR AĞLARI

Yapay zekâ sistemlerinin önemli bir alt dalı olan yapay sinir ağları insan beyninin çalışma prensiplerini taklit ederek kurulan bilgisayar programıdır. İnsana has olan öğrenme, düşünme, karar verme, yorumlama gibi özelliklerin otonom sisteme aktarılmasıdır (Ağyar, 2015).

Bilgisayar teknolojisinin gelişmesiyle insanoğlu hemen hemen her alanda bilgisayar sistemlerinden faydalanmıştır ve bilgisayarlar günümüzde hayatın vazgeçilmez bir parçası olmuştur. Geçmişte sadece hesap veya veri transferi gerçekleştiren bu bilgisayarlar zamanla teknoloji ile birlikte büyük miktarlarda verileri özetleyebilecek hatta yorumlayabilecek hale gelmiştir. Günümüzde ise bilgisayarlar hem olaylar hakkında karar verebilmekte hem de olaylar arasındaki ilişkiyi öğrenebilmektedir. Matematiksel olarak formülasyonu kurulamayan ve çözülmesi mümkün olmayan problemler de bilgisayarlar tarafından çözülebilmektedir.

Yapay sinir ağının genel bir tanımının yapılması gerekirse; yapay sinir ağı, insan beyninin çalışma ve düşünebilme yeteneğinden yola çıkılarak oluşturulmuş bir bilgi işlem teknolojisidir. Yapay sinir ağı sahip olduğu öğrenme yeteneği ile geleneksel algoritmalarla çözülmesi zor olan karmaşık problemlere çözüm üretebilmektedir (Ağyar, 2015).

Çizelge 4.1’te yapay sinir ağları ve geleneksel algoritma özelliklerinin karşılaştırılması verilmiştir.

**Çizelge 4.1** Yapay Sinir Ağları ve Geleneksel Algoritmaların Karşılaştırılması

Geleneksel Algoritmalar	Yapay sinir Ağları
Çıktılar, koyulan kurallara girişlerin uygulanması ile elde edilir.	Öğrenme esnasında giriş çıkış bilgileri verilerek, kurallar koyulur.
Bilgiler ve algoritmalar kesindir.	Deneyimden yararlanır.
Hesaplama; merkezi, eş zamanlı ve ardışıktır.	Hesaplama; toplu, eş zamansız ve öğrenmeden sonra paraleldir.

---

Bellek paketlenmiş ve hazır bilgi depolanmıştır.	Bellek ayrılmış ve ağa yayılmıştır.
Hata toleransı yoktur.	Hata toleransı vardır.
Nispeten hızlıdır.	Yavaş ve donanımına bağımlıdır.

---

Yapay sinir ağı modelindeki amaç kurulan bilgisayar yazılımı ile insanlar tarafından elde edilen çözümden daha iyi çözümler elde etmektir.

Yapay sinir ağları tahmin, modelleme, sınıflandırma, veri işleme gibi alanlarda başarı ile uygulanmaktadır. Mühendislik alanlarından finans ve spor, tıp bilimine kadar geniş uygulama alanlarına sahiptir ve kullanım alanları gün geçtikçe artmaktadır (Vurşan, 2017).

#### 4.1. Yapay Sinir Ağlarının Genel Özellikleri

Yapay sinir ağı modelini geleneksel algoritmalarından ayıran özellikler vardır. Her ne kadar kurulan her yapay sinir ağı modelin kendine has karakteristik özelliği olsa da modellerde ortak olarak kullanılan temel özellikler vardır. Bu üstün özellikler ağı karmaşık problemlere hızlı bir şekilde cevap vermesini ve farklı alanlara uygulanabilir olmasını sağlamıştır. Aşağıda yapay sinir ağlarının temel özellikleri gösterilmiştir:

- **Doğrusal Olmama:** Yapay sinir ağları sadece doğrusal problemlerin çözümünde değil doğrusal olmayan problemlerin çözümünde de etkin olarak kullanılacak bir araçtır. YSA doğrusal olmayan transfer fonksiyonlarının kullanımıyla her türdeki problem için kullanılabilirler (Keskinlik, 2010).
- **Öğrenme:** Yapay sinir ağının beklenen davranışı sergilemesi için hedefe uygun olarak modellenmesi gerekir. Bunun içinde hücreler arasındaki bağlantının doğru şekilde yapılması ve bağlantı ağırlıklarının uygun olması gerekir. Yapay sinir ağı karmaşık yapısından dolayı bu bağlantı ve ağırlıkları önceden ayarlayamaz. Bu nedenle ağ problemden aldığı eğitim örneklerini kullanarak problemi öğrenmelidir.
- **Genelleme:** Yapay sinir ağları kendisine öğretilen süreçlerden genellemeler yaparak daha önce öğrenmediği süreçler hakkında yorum yapabilirler. Bu

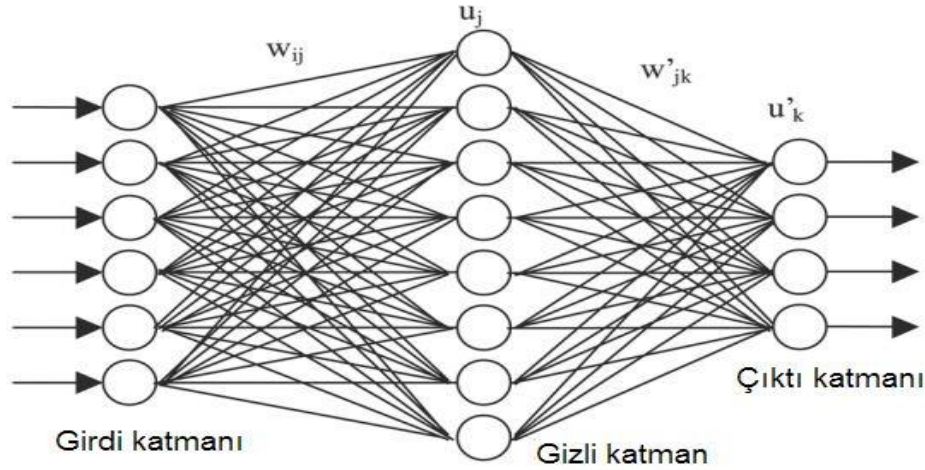
süreçten elde edilen çıktılar test veri sonuçları ile karşılaştırılıp kabul ve ret edilebilirler (Keskinkılıç, 2010).

- **Uyarlanabilirlik:** Belirli bir problemi çözmek için modellenen ve eğitilen bir yapay sinir ağı problemde meydana gelebilecek değişimlere göre ağırlıklarını ayarlayıp tekrar eğitilebilir farklı koşullara uygulanabilir olmalıdır. Yapay sinir ağı bu özelliği ile uyarlamalı örnek tanıma, sinyal işleme, sistem tanılama ve denetim gibi alanlarda etkin olarak kullanılır (Aynekin, 2006).
- **Hata Toleransı:** Yapay sinir ağları yapı olarak paralel yapıya sahiptir. Bu da ağına sahip olduğu bilginin bütün bağlantılara yayılmasını sağlar. Bu nedenle, eğitilmiş bir yapay sinir ağının bazı proses elemanlarının birtakım nedenlerden dolayı hasar görmesi veya kaldırılması ağın doğru bilgi üretmesini büyük ölçüde etkilemez. Bu sebepten geleneksel yöntemlere göre hatayı tolere etme yeteneği oldukça yüksektir (Keskinkılıç, 2010).
- **Analiz ve Tasarım Kolaylığı:** Yapay sinir ağlarının yapısı ve modeli, bütün Yapay sinir ağları yapılarında yaklaşık olarak aynıdır. Dolayısıyla tüm yapay sinir ağlarının farklı uygulama alanlarındaki yapıları da standart yapıdaki bu işlem elemanlarından oluşacaktır. Bu nedenle, farklı uygulama alanlarında kullanılan yapay sinir ağları benzer öğrenme algoritmalarını ve teorilerini paylaşabilirler. Yapay sinir ağlarının farklı sistemlere adaptasyonu yüksektir. Farklı sistem veya problemlerin çözümü için tekrar eğitilebilirler. YSA algılamaya yönelik kullanılarak, şekil ilişkilendirme ve sınıflandırma, örüntü tamamlama gibi işlemler için başarıyla kullanılabilirler. Bu özellik, problemlerin YSA ile çözümünde önemli bir kolaylık getirecektir (Keskinkılıç, 2010).

#### 4.2. Yapay Sinir Ağlarının Yapısı ve Temel Elemanları

Yapay sinir ağı insandaki biyolojik sinir sisteminin temel işlem özelliği olan nöronların taklit edilmesiyle oluşmuştur. İnsanda binlerce nöronun bir araya gelmesi ile sinir sisteminin oluşması gibi binlerce yapay sinir hücresinin bir araya gelmesi ile de yapay sinir ağı oluşmuştur. Yapay sinir hücrelerine süreç elemanları da denilmektedir (Eylül 2019).

Yapay sinir ağı 3 katmandan oluşmaktadır. Katmanların farklı şekillerde bir araya gelmeleri ile değişik ağ modelleri oluşturulur. YSA'lar Girdi Katmanı, Ara Katman ve Çıktı Katmanı olmak üzere 3 katmandan oluşur. Şekil 4.1'de çok katmanlı bir yapay sinir ağı modelinin şematik gösterimi verilmiştir (Aynekin, 2006).



**Şekil 4.1**Yapay Sinir Ağlarının Yapısı

**Girdi Katmanı:** Yapay sinir ağının başlangıç kısmıdır. Dış dünyadan gelen bilginin genel olarak işlenmediği ileriki katmanlara transfer edildiği yerdir. Yapay sinir ağı bilgiyi dışarıdan aldığı gibi kendisinden de alabilir (Atasoy, 2012).

**Ara Katmanı:** Yapay sinir ağında girdi katmanı ile çıktı katmanı arasında bir veya birden fazla bulunabilen tek katmandır. Girdi katmanından aldığı bilgiyi işleyerek çıktı katmanına gönderir.

**Çıktı Katmanı:** Yapay sinir ağında ara katmandan gelen bilgileri işleyerek belirli çıktılar üreten, dış dünyaya ileten son katmandır (Akdeniz, 2018).

Yapay sinir ağları biyolojik sinir sisteminin basit bir taklidi olarak karşımıza çıkmaktadır. Biyolojik sinir sisteminde yapay sinir ağına karşılık gelen hücreleri vardır. Örneğin biyolojik sinir sisteminde temel yapı taşı nöronlar oluşturduğu gibi yapay sinir ağlarının da temel yapı taşı nöronlardır. Yapay sinir ağının beş temel girdisi vardır (Keskinlikç, 2010). Bunlar;

- Girdiler,
- Ağırlıklar,
- Toplama İşlevi,
- Etkinlik,
- Çıkış, YSA'ların temel yapısını oluşturmaktadır.

#### **4.2.1. Girişler**

Dış dünyadan, ağın kendi hücrelerinden veya kendisinden alınan, ağın öğrenmesi istenilen bilgilerdir. Burada bilgiler genellikle işlenmeden diğer katmanlara işlenmesi için gönderilir (Aydın, 2019).

#### **4.2.2. Ağırlıklar**

Gelen bilginin sinir üzerindeki etkisini belirler ve bilginin hücreye bağlanmasını sağlar. Gelen her bilginin bir ağırlığı vardır. Ağırlıklar değişken değerler olabildikleri gibi sabit değerlerde olabilirler. Ağırlığın sayısal olarak değeri, pozitif ya da negatif olması o bilginin ağ için önemli veya önemsiz olmasını göstermez. Bir ağırlığın sıfır olması ise ağ üzerinde herhangi bir etkisinin olmadığını gösterir (Aydın, 2019).

#### **4.2.3. Toplama İşlevi**

Toplama fonksiyonuna, sinirde her bir ağırlığın ait olduğu girdi değerleri ile çarpılarak toplamlarına eşik  $\theta_j$  değerinin de eklenmesini sağlayarak etkinlik (aktivasyon) fonksiyonuna gönderilir. Böylelikle, hücreye gelen net girdi hesaplanmış olur. Toplam fonksiyonu için farklı fonksiyonlar kullanılabilir. Belirtilmelidir ki, her girdi bağımsız olarak farklı bir toplama fonksiyonuna sahip olabileceği gibi aynı toplama fonksiyonuna da sahip olabilir. Yani, herhangi bir problem için optimum toplama fonksiyonunu belirleyecek bir formül yoktur (Elmas, 2016).

#### **4.2.4. Etkinlik İşlevi**

Hücreye gelen girdileri işleyerek, hücrenin bu girdiye karşılık üreteceği çıktıyı hesaplayan fonksiyondur. Toplama fonksiyonunda olduğu gibi çıktıyı belirlemek için

değişik fonksiyonlar kullanılır. Çok Katmanlı Algılayıcı modelde sıklıkla sigmoid fonksiyonu kullanılmaktadır. En çok kullanılan aktivasyon fonksiyonları Çizelge 4.2 'de verilmiştir (Elmas, 2016).

**Çizelge 4.2** Aktivasyon Fonksiyonları

	<p><b>Purelin (Doğrusal):</b> Nöron girişlerinin değişimine göre nöron çıkışı lineer olarak değişmektedir. Dinamik değişim aralığı [-1 1] aralığıdır.</p>	$a = \text{purelin}(n)$
	<p><b>Logsig/Sigmoid:</b> Bu aktivasyon fonksiyonunun dinamik değişim aralığı [0 1] aralığıdır ve fonksiyon bu aralıkta lineer olmayan bir değişim sergiler.</p>	$a = \frac{1}{1+e^{-n}}$
	<p><b>Tansig/Hiperbolik Sigmoid:</b> Fonksiyonun dinamik değişim aralığı [-1 1] aralığıdır ve fonksiyon nöron toplam girişe bağımlı olarak bu aralıkta lineer olmayan bir değişim gösterir.</p>	$a = \frac{2}{1+e^{-2n}} - 1$

#### 4.2.5. Çıkış İşlevi

Girdi değerlerinin etkinlik işlevine girmesi ile oluşan çıktı değeridir. Hücreye dış dünyadan gönderilen bilgilerin sayısı birden fazla olmasına rağmen oluşan çıktı sayısı tektir. Üretilen bu çıktı değerleri dış çevreye gönderildiği gibi ağın kendi içine girdi olarak da gönderilebilir. Ağ gösteriminde girdi sayısı gibi çıkış sayısı da birden fazla gösterilir bunun nedeni gösterim amaçlı olmakla birlikte bu çıktıların birden fazla hücreye girdi olarak gitmesidir (Aydın, 2019).

### 4.3. Yapay Sinir Ağları Modelleri

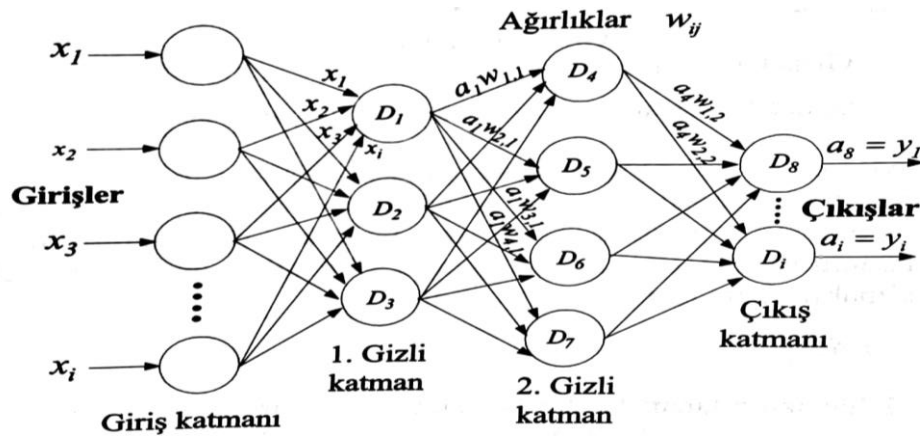
Yapay sinir ağı katmanlardan oluşur. Bu katmanlar arasındaki bağlantılar ağın yapısını belirler. Bağlantıların farklı şekillerde oluşması ile pek çok yapay sinir ağı modeli geliştirilebilir. Yapay sinir ağları, mimarı yapılarına ve öğrenme kurallarına göre sınıflandırılmışlardır (Akdeniz, 2018).

#### 4.3.1. Mimari Yapılarına Göre Yapay Sinir Ağları

Yapay sinir ağını oluşturan temel 3 katman (girdi katmanı, ara katman ve çıktı katmanı) arasındaki bağlantılara göre sınıflandırma işlemidir. İleri beslemeli yapay sinir ağları ve geri beslemeli yapay sinir ağları olmak üzere ikiye ayrılır.

##### 4.3.1.1. İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağları

Yapay sinir ağlarında en çok kullanılan modeldir. Bu modelde yapay sinir ağları dış dünyadan gelen bilgiyi önce girdi katmanına alır ve buradan da tek yönlü olarak ara katmanlara gönderilir. Ara katmanda gelen bilginin ağırlıklandırma işlemi yapıldıktan sonra çıktı üretmek için bilgi yine tek yönlü olarak çıktı katmanına gönderilir. Aynı katman içindeki işlem elemanları ile bağlantıları yoktur. İleri beslemeli yapay sinir ağında bilginin akış yönü girişlerden çıkışa tek taraflıdır. Bu tür yapay sinir ağlarında bilgi, katmanlar arasında ilerlerken genellikle “geri yayılım” yaparak problemin uygun bir çözümü için ağırlıkları düzenler (Vurşan, 2017). Şekil 4.3’de ileri beslemeli YSA verilmiştir.



Şekil 4.2 İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağları



İleri beslemeli ağların genel özellikleri aşağıdaki gibidir (Önüt, 2014).

- Katmanlar ardışık bir şekilde bir araya getirilir ve bir katmandaki hücrelerin çıkışları bir sonraki katmana ağırlıklar üzerinden giriş olarak uygulanır.
- Özellikle gizli katmanlardaki nöronların doğrusal olmayan (nonlineer) davranışlarından dolayı, ağın toplam davranışı da doğrusal olmaz.
- Ağ oluşturan giriş ve çıkış katmanlarındaki nöron sayısı problemin yapısına göre belirlenebilirken, gizli katmanların yapısını belirlemede kullanılabilecek analitik bir yöntem henüz belirlenememiştir. Kişisel tecrübe veya deneme yanılma yöntemi ile en uygun çözüm belirlenir.
- Veri akışı ileri yönlüdür.

#### **4.3.1.2.Geri Beslemeli Ağalar**

Geri beslemeli yapay sinir ağlarında ileri beslemeli yapay sinir ağının aksine bir döngü vardır. Çıktı katmanından oluşturulan bilgiler önceki katmanlara gönderildiği gibi aynı katmanda bulunan farklı hücrelere veya giriş olarak tekrar girdi katmanına gönderilebilir. Bu sayede girişler hem ileri yönde hem de geri yönde aktarılmış olur. Böylelikle ağ dinamiklik kazanmış olur. Bu tür yapay sinir ağlarında döngüden dolayı gelen bilginin çıktısı yavaş bir şekilde oluşur. Bu nedenle, geri beslemeli yapay sinir ağının eğitimi daha uzundur (Aynekin, 2012).

#### **4.3.2. Öğrenme Yapılarına Göre Yapay Sinir Ağları**

Yapay sinir ağlarının sınıflandırılmasında kullanılan bir diğer yöntem ise ağın öğrenme yapısıdır. Öğrenme; belli durumlar ve sorunlar karşısında tepki ve davranış oluşturma, gerektiğinde bunları değiştirip yenilerini edinebilme yeteneği olarak tanımlanır. Yapay sinir ağındaki öğrenme ise belli kurallar çerçevesinde eğitime göre ağdaki ağırlıkların değiştirilmesidir. Bunun için 3 temel sınıf vardır (Aynekin,2006). Bunlar;

- Danışmalı öğrenme,
- Danışmasız öğrenme,

- Destekleyici öğrenmedir.

#### **4.3.2.1. Danışmalı Öğrenme**

Bu tip yapay sinir ağları genellikle ileri beslemeli yapay sinir ağlarında kullanılır. Danışmalı öğrenmede ağın eğitilmesinde dışarıdan bir danışmanın müdahalesi vardır ve öğrenme onun kontrolündedir. Burada sisteme sonuca ulaşması istenen olay ile ilgili girdi ve çıktı değerleri verilir, verilen girdi değerleri ile ağ eğitime başlanır ve sistemden girdi değerine ait çıktıyı tahmin etmesi beklenir. Ağın tahmin ettiği çıktı ile gerçek çıktı kıyaslanır ve aradaki hata oranı bulunur ve en aza indirilmeye çalışılır. Burada bulunan hata oranı üretilen çıktı ile gerçek değer arasındaki farktır. Hataları azaltmak ve en uygun çözüme ulaşmak için bağlantı ağırlıkları tekrar düzenlenir ve hata değeri kabul edilebilir düzeye gelinceye kadar bu işlem devam ettirilir. Hata değeri istenilen düzeye geldiğinde ağırlıkların değerleri sabitlenir (Sevinçtekin, 2014).

#### **4.3.2.2. Danışmasız Öğrenme**

Danışmasız öğrenmede danışmalı öğrenmenin aksine öğrenmeye yardımcı olacak herhangi bir öğretmen yoktur. Burada sisteme sadece girdi setleri verilir ve bu bilgilere karşılık gelen çıktı değerleri verilmez. Ağ verilen değerlere bakarak aralarındaki ilişkiyi kendi kendine öğrenir ve bağlantı ağırlıklarını kendisini belirler. Sistemin öğrenme işi bittikten sonra elde edilen çıktıların etiketlenmesi kullanıcı tarafından yapılır. Danışmasız öğrenme parametreleri genellikle sınıflandırma problemlerinin çözümü için kullanılır (Şahin, 2019).

#### **4.3.2.3. Destekleyici Öğrenme**

Destekleyici öğrenme danışmalı öğrenmeye yakın bir metottur. Bu yöntemde de sistemin öğrenmesine yardımcı olacak bir danışman vardır ancak ağı sadece girdi değerleri verilir bu girdi değerlerine karşılık gelen çıktı değerleri verilmez ağın kendi üretmesi beklenir. Üretilen çıktının doğruluğunu ölçmek için danışman tarafından ağı skor, sinyal veya dereceler verilir. Sistem danışmandan aldığı bu sinyalleri göz önünde bulundurarak bağlantı ağırlıklarını değiştirerek öğrenmeye devam eder (Akdeniz, 2018).

#### 4.4.Yapay Sinir Ağlarında İleri Besleme Geri Yayılım Algoritması

Yapay sinir ağlarında en çok kullanım alanına sahip olan model çeşitlerinden biridir. Bu tür yapay sinir ağlarında çok katmanlı bir mimari kullanılır. Çok katmanlı mimari doğrusal olmayan problemlerin çözümleri için tasarlanmıştır. Hem günlük karşılaşılan neredeyse bütün doğrusal olmayan problemleri çözebilme yeteneğinden dolayı hem de birçok öğrenme algoritması bu ağlarda kullanılabildiğinden yaygın olarak kullanılır. Çok katmanlı ağ modelleri danişmalı öğrenme algoritmasını kullanırlar. Ağ girdi ve çıktı setleri beraber verilir, ağ girdi değerleri ile eğitilir. Eğitime işlemi sonucu sistemden verilen girdiye karşılık gelen sonucu tahmin etmesi beklenir. Sistemden dış dünyaya aktarılan sonuç ile gerçek değer karşılaştırılır ve hata oranı bulunur. Bağlayıcı ağırlıkları değiştirilerek bu farkın en azlanması sağlanır (Atasoy, 2012).

İleri beslemeli geri yayılım algoritması içeren ağlar için katman sayıları ve işlemci elemanların sayısının belirlenmesi ağın başarılı sonuçlar üretmesi açısından büyük önem taşımakta olup, bu sayıların belirlenmesi açısından kesin bir kriter mevcut olarak bulunmamaktadır.

Çok Katmanlı Algılayıcı modeli, mühendislik problemlerinin büyük bir kısmına çözüm üretebilecek yeteneğe sahiptir. Bu tür ağ modelleri öngörü ve sınıflandırma, tanıma ve genelleme yapmayı gerektiren problemleri çözmeye kullanılmaktadırlar. Geri yayılım algoritması ile eğitim 3 aşamada gerçekleştirilir:

- Girdi değerinin ileri beslenmesi,
- İlişkili hatanın geri yayılımı,
- Bağlantı ağırlıklarının ayarlanması,

Aşağıda ileri besleme geri yayılım algoritmasının temel mantığı adımlar halinde açıklanmıştır (Atasoy, 2012).

##### - **Başlangıç**

**Adım 1:** Ağırlıklara (Katsayılara ( $w$ )) rastgele katsayılar atanmaktadır.

**Adım 2:** Tüm giriş eğitim vektörü ve hedef çıkış çiftleri için, adım 3 ve adım 10 arasındaki işlemler uygulanmaktadır.

**Adım 3:** Her bir eğitim verisi  $(x, t)$  için 4-9 adımları takip edilmektedir.

- **İleri Besleme Algoritması**

**Adım 4:** Her bir  $X_i$  ( $X_1, \dots, X_n$ ) nöronu  $x_i$  input sinyalini almakta ve bir üst katmandaki gizli katmanda yer alan nöronlara aktarılmaktadır.

**Adım 5:** Her bir  $Z_j$  nöronu, ağırlıklandırılmış giriş sinyallerini toplamakta ve çıkış sinyallerini hesaplamaktadır.

$$z\_in_j = v_{0j} + \sum x_i v_{ij} \quad (1)$$

$$z_j = f(z\_in_j) \quad (2)$$

Ardından bu değer çıkış katmanındaki nöronlara gönderilmektedir.

**Adım 6:** Her bir çıkış  $Y_k$  nöronu, ağırlıklandırılmış giriş sinyallerini toplamakta ve çıkış sinyalini hesaplanmalıdır.

$$y\_in_k = w_{0k} + \sum z_j w_{jk} \quad (3)$$

$$y_k = f(y\_in_k) \quad (4)$$

- **Hatanın Geriye Yayılması (Backpropagation Of Error)**

**Adım 7:** Her bir çıkış nöronu  $Y_k$  ( $Y_1, \dots, Y_m$ ), giriş eğitim verisine karşılık gelen hedef değeri almakta ve hata terimi hesaplanmaktadır.

$$\beta_k = (t_k - y_k) f'(y\_in_k) \quad (5)$$

Ardından  $w_{jk}$  katsayısını güncellemede kullanılacak katsayı düzeltme terimini hesaplamaktadır:

$$\Delta w_{jk} = \alpha \beta_k z_j \quad (6)$$

Daha sonra,  $w_{0k}$  eğilim değeri güncellemede kullanılacak eğilim düzeltme terimi hesaplanmaktadır.

$$\Delta w_{0k} = \alpha \beta_{kj} \quad (7)$$

**Adım 8:** Her bir gizli nöron  $Z_j$  ( $Z_1, \dots, Z_p$ ), yukarı katmandan gelen delta girişlerini toplamaktadır:

$$\beta_{in_j} = \sum \beta_k w_{jk} \quad (8)$$

Ardından hata terimi hesaplanmaktadır:

$$\beta_j = \beta_{in_j} f'(z_{in_j}) \quad (9)$$

Daha sonra  $v_{ij}$  katsayısını güncellemede kullanılacak katsayı düzeltme terimi hesaplanmaktadır:

$$\Delta v_{ij} = \alpha \beta_j x_i \quad (10)$$

Son olarak  $v_{0j}$  eğilim değeri güncellemede kullanılacak eğilim düzeltme terimi hesaplanmaktadır:

$$\Delta v_{0j} = \alpha \beta_j \quad (11)$$

### - Ağırlık Katsayılarını ve Eğilim Değerleri Güncelleştirme

**Adım 9:** Her bir çıkış nöronu  $Y_k$  ( $Y_1, \dots, Y_m$ ) eğilim değerlerini ve ağırlık katsayılarını ( $j=0, \dots, p$ ) güncellenir.

$$w_{jk}(\text{yeni}) = w_{ij}(\text{eski}) + \Delta w_{jk} \quad (12)$$

Her bir gizli nöron  $Z_j$  ( $Z_1, \dots, Z_p$ ) eğilim değerleri ve ağırlık katsayıları ( $i= 0, \dots, n$ ) güncellenir.

$$v_{ij}(\text{yeni}) = v_{ij}(\text{eski}) + \Delta v_{ij} \quad (13)$$

**Adım 10:** Bitiş şartı kontrol edilir.

Çok katmanlı yapay sinir ağında girdi birimlerine gelen bilgi dahili bir temsile dönüştürülür ve çıktılar orijinal model yerine dahili gösterim oluşturulmaktadır. Yeterli sayıda gizli birim varsa, giriş desenleri her zaman bir biçimde kodlanabilir, böylece herhangi bir giriş deseninden uygun çıktı modeli oluşturulabilir (Rumelhart, Hinton ve William, 1986).

#### 4.5.Yapay Sinir Ağları Kullanım Alanları ve Uygulamaları

Yapay sinir ağı modelleri kurularak yapılan uygulamalara bakıldığında sayının oldukça fazla olduğu ve her geçen gün bu sayının arttığı görülür. Yapay sinir ağlarını her gün kullandığımız telefonlarda, elektronik aletlerde, parmak izi kullandığımız güvenlik sistemlerinde görmek mümkündür. Yapay sinir ağlarının genellikle tahmin, sınıflandırma ve modelleme, veri yorumlama işlemlerinde kullanılır. Yapay sinir ağı uygulamalarını alt başlıklara ayıracak olursak;

- Endüstriyel Uygulamalar
- Savunma Uygulamaları
- Sağlık Uygulamaları
- Diğer Uygulamalar

**Endüstriyel Sistem:** Bu alanda yapay sinir ağı uygulamaları oldukça fazladır. Ancak örnek verecek olursak iş çizelgelerinin hazırlanması, ürünlerin kalite analizlerinin yapılması, makine üzerinde görülen hataların sınıflandırılması, dayanıklılık ve ürün dizaynı örnek olarak verilebilir (Ağyar, 2015).

**Savunma Sistemleri:** Savunma sistemlerinde de yapay sinir ağı uygulamaları endüstriyel sistem kadar gelişmiştir. Bu alandaki yapay sinir ağı uygulamalarına örnek verecek olursak; sinyal ve görüntü işleme, mayın detektörleri, hedef seçme, radar, askeri uçakların uçuş yörüngelerinin belirlenmesi ve optimizasyonu, vs. şeklindedir.

Savunma sistemlerinde geliştirilen uygulamalar askeri hayata büyük fayda sağlamaktadır (Şahin, 2019).

**Sağlık Uygulamaları:** Yapay sinir ağının önemli uygulama alanlarının biri de sağlık alanındaki çalışmalardır. Yapay sinir ağının sağlık uygulamalarındaki başarısının artması ile birlikte daha gelişmiş tanı ve tedavi yöntemlerine ışık tutacaktır. Bu alandaki uygulamalara bakarsak EEG, EKG, MR, kalite artırımı, ilaç etkileri analizi, kanserli hücre analizinde, kan analizi sınıflandırma, kalp krizi erken teşhis ve tedavisi vs. örnek olarak verilebilir (Gönül vd., 2015).

### **Diğer Uygulamalar**

Yapay sinir ağı yukarıdaki alanlar dışında oldukça geniş alanlarda kullanılmaktadır ve bunları sıralamak mümkün değildir. Yukarıdaki alanlar dışındaki uygulamalara örnek verecek olursak güvenlik de yüz eşleştirme, kredi kartı hileleri saptama, parmak izi; dil de dil tercümesi, sözcük tanıma; finasta hedef belirleme, döviz kuru belirleme, risk analizi, uzay (Uçuş simülasyonları, otomatik pilot uygulamaları), komponentlerin hata denetimleri örnek verilebileceği gibi bu alanların ve örneklerin sayısı arttırılabilirler.

## 5. YAPAY SİNİR AĞI İLE PROBLEMİN MODELLENMESİ

Yapay Sinir ağları, biyolojik sinir ağlarından esinlenerek oluşturulan hesaplama paradigmalarıdır (Daş, 2017). Nöronlar, insan beynindeki ağın temel unsurlarıdır. Bu nöronların temel işlevi, daha önceki deneyimlerimizi eylemlerimize uygulama yeteneğini sağlamaktır. Yapay sinir ağları bu biyolojik nöronların temel işlevlerini taklit etmektedir. Bu nöronlar diğer nöronlardan veya kaynaklardan girdi alır, birleştirir, sonuç üzerinde işlem yapar ve nihai sonucu çıkarmaktadır (Dorvlo vd., 2002). Ek olarak, yapay sinir ağları, regresyon yöntemlerinin sınırlamalarına sahip doğrusal olmayan ve karmaşık sistemleri eşleştirebilen paralel, dağıtılmış ve uyarlanabilir bir işleme sahiptir (Martin vd., 2007).

İlgili bölümde tanımlaması yapılan probleme ilişkin yapay sinir ağları kullanılarak çözüm yöntemi geliştirilmiştir. Öncelikli olarak MATLAB paket programı içinde yer alan yapay sinir ağları uzantısı kullanılarak galvaniz kaplama kalınlığının tahmin edilmesi hedeflenmiştir. Literatürde bilindiği üzere yapay sinir ağlarında probleme yönelik çözüm geliştirilmesi safhasında hangi mimari yapının (kaç katmanlı, kaç nöron sayısı, hangi eğitim fonksiyonu kullanılması, hangi aktivasyon fonksiyonu kullanılması) en optimum sonucu vereceği bilinemediği için probleme yönelik en iyi tahmin modelinin hangisi olduğu farklı YSA mimarileri test edilerek bulunmuştur. Ayrıca çalışma kapsamında C++ ile çok katmanlı YSA modeli kodlanmıştır. Kaynak kodu çalışmanın ekinde paylaşılmıştır.

Modelin çözümünde kullanılan 172 adet veri setinin %80'ni yapay sinir ağının eğitimi için %20'si test verisi için kullanılmıştır.

### 5.1. Yapay Sinir Ağı MATLAB Uygulaması

Hangi sektörde olursa olsun, günümüzün hızla değişen ve artan rekabet koşullarında klasik rekabet kavramının yanında, küresel rekabet kavramı ortaya çıkmıştır. Küresel rekabet firmalar arasındaki basit rekabetin dışında bir oluşumdur. Yaşadığımız yüzyılda ekonomik, sosyal ve teknolojik alanda meydana gelen gelişmeler pazarların küreselleşmesine, uluslararası rekabetin yapısal ve boyutsal olarak şekil



değiřtirmesine ve buna baęlı olarak iřletmenin yönetim anlayıřlarında da deęiřime neden olmuřtur. Gittikçe daha dinamik hale gelen ve zaman faktörünün giderek öneme kazandıęı pazarlarda rekabet üstünlüęü elde ederek başarılı olmak isteyen Türk iřletmelerin başarısı çevrelerinde yařanan deęiřimi kısa vadede algılayıp, bunu kendi bünyelerinde uyarlayabilme yeteneęine baęlıdır.

Yoęun rekabet ortamında başarılı olmak isteyen iřletmelerin üretim maliyetlerini düşürmelerine, kaliteyi yükseltmelerine ve müşterilerinin beklentilerinin üzerine çıkmak için gerekli önlemleri alıp almadıklarına baęlıdır. Bu bağlamda, çalışma kapsamında incelenen üretimin son ařaması olan Galvanizleme Süreci sırasında ürünlerin kaplama kalınlıklarında meydana gelen hataların iyileřtirilmesi amaçlanmıřtır. Bu bağlamda çalışma kapsamında yapay sinir aęı kullanılmıř ve en iyi sonucu veren YSA mimarisinin bulunması hedeflenmiřtir. MATLAB programında tek katmanlı ve 10 nöronlu (ara katman) bir YSA mimarisi baz alınmıř ve tüm eğitim fonksiyonu ve aktivasyon fonksiyonları test edilmiřtir. Ařaęıdaki Çizelge 5.1’de YSA mimarilerine iliřkin sonuçlar yer almaktadır.

**Çizelge 5.1** YSA Mimarilerinin Karşılaştırması (MATLAB)

No	Eğitim Fonksiyonu	Purelin					Logaritmik Sigmoid					Tanjant Sigmoid				
		Training	Validation	Test	All	MSE	Training	Validation	Test	All	MSE	Training	Validation	Test	All	MSE
1	TRAINBFG	0,534	0,81	0,443	0,554	3,14 X 10 <sup>-5</sup>	0,812	0,813	0,826	0,814	3,77 X 10 <sup>-5</sup>	0,332	0,191	0,453	0,34	694,98
2	TRAINBR	0,832	-	0,743	0,822	3,40 X 10 <sup>-5</sup>	0,891	-	0,833	0,892	2,50 X 10 <sup>-5</sup>	<b>0,905</b>	<b>-</b>	<b>0,807</b>	<b>0,890</b>	<b>2,17 X 10<sup>-5</sup></b>
3	TRAINCGB	0,565	0,742	0,165	0,553	9,41 X 10 <sup>-5</sup>	0,850	0,683	0,838	0,833	4,77 x 10 <sup>-5</sup>					4,89 X 10 <sup>-5</sup>
4	TRAINCGF	0,53	0,373	0,447	0,476	8,63 X 10 <sup>-5</sup>	0,850	0,765	0,733	0,822	4,03 x 10 <sup>-5</sup>	0,083	0	0,271	0,110	14399,13
5	TRAINCGP	0,644	0,751	0,638	0,645	4,20 X 10 <sup>-5</sup>	0,867	0,778	0,760	0,832	4,20 x 10 <sup>-5</sup>	0	0	0	0	14399,13
6	TRAINGD	0,243	0,545	0,299	0,347	6,85 X 10 <sup>-4</sup>	-0,152	0,063	-	-	3,0 X 10 <sup>-4</sup>	0	0	0	0	14399,13
7	TRAINGDM	-0,338	-0,476	-0,336	-0,36	1,14 X 10 <sup>-3</sup>	0,150	0,029	0,100	0,116	1,68 X 10 <sup>-4</sup>	0,052	0,172	0,382	0,112	19166,59
8	TRAINGDA	0,736	0,724	0,673	0,701	4,79 X 10 <sup>-5</sup>	0,586	0,752	0,475	0,589	3,85 X 10 <sup>-5</sup>	0	0	0	0	14398,56
9	TRAINGDX	0,674	0,757	0,772	0,703	6,87 X 10 <sup>-5</sup>	0,242	0,297	0,049	0,109	2,52 X 10 <sup>-4</sup>	0	0	0	0	14399,61
10	TRAINLM	0,863	0,788	0,745	0,825	6,55 X 10 <sup>-5</sup>	0,883	0,942	0,862	0,891	1,85 X 10 <sup>-5</sup>	0	0	0	0	14398,65
11	TRAINOSS	-0,092	0,389	0,324	0,036	5,84 X 10 <sup>-5</sup>	0,178	0,129	0,178	0,121	2,62 X 10 <sup>-4</sup>	0	0	0	0	14398,78
12	TRAINR	0,691	0,516	0,572	0,630	1,07 X 10 <sup>-4</sup>	0,678	0,758	0,123	0,413	1,03 X 10 <sup>-4</sup>	0	0	0	0	14398,54
13	TRAINRP	0,810	0,785	0,813	0,818	4,93 X 10 <sup>-5</sup>	0,878	0,726	0,823	0,859	4,61 X 10 <sup>-5</sup>	0	0	0	0	14399,80
14	TRAINSCG	0,732	0,592	0,696	0,719	5,80 X 10 <sup>-5</sup>	0,778	0,638	0,501	0,708	5,88 X 10 <sup>-5</sup>	0,377	0,005	0,061	0,273	14398,03

\* Çıkış parametre değerine normalizasyon uygulanmıştır.

Yukarıdaki çizelgede 3 farklı aktivasyon fonksiyonu ve 14 farklı eğitim fonksiyonu baz alınarak oluşturulan YSA mimarisine ilişkin MSE ve Regresyon değerleri verilmiştir. Yukardaki tablo incelendiğinde görüleceği üzere en optimal sonucu veren YSA mimarisi TRAINBR (Bayesian Regularization) ve Tanjant Sigmoid aktivasyon fonksiyonu olmuştur. Ayrıca farklı eğitim ve aktivasyon fonksiyonları ile 2 katmanlı YSA mimarileri de denenerek performans göstergeleri incelenmiştir. Fakat en iyi sonuç tabloda işaretlenen YSA mimarisi ile elde edilmiştir.

Optimum sonucu veren Bayesian Regularization eğitim fonksiyonunun farklı sayıda ara katman ve nörondan oluşan yapıları aşağıdaki Çizelge 5.2’de karşılaştırmalı olarak performans değerlerine göre değerlendirilmiştir.

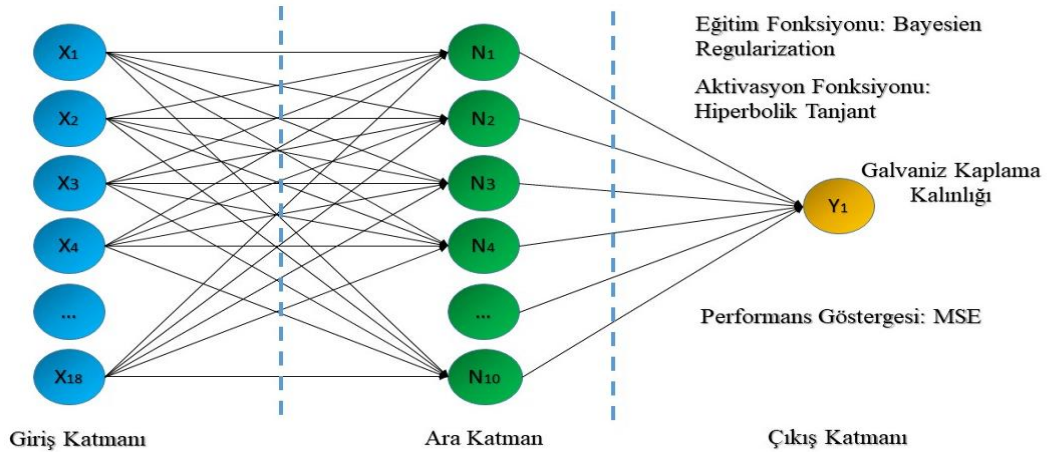
**Çizelge 5.2** Nöron ve Ara Katman Sayısına Göre Performans Göstergelerinin Karşılaştırılması

Aktivasyon Fonksiyonu	Regresyon / Ara Katman Yapısı	1 Ara Katman				2 Ara Katman			
		5	10	15	20	5	10	15	20
Purelin	Eğitim (Train)	0,8622	0,85113	0,84838	0,84493	0,68962	0,84918	0,85803	0,85774
	Test	0,70842	0,83664	0,84634	0,85513	0,66543	0,82742	0,79254	0,72937
	Tümü (All)	0,84351	0,84665	0,84404	0,84541	0,68287	0,84569	0,84576	0,84324
	MSE	$3,154 \times 10^{-5}$	$3,281 \times 10^{-5}$	$3,0279 \times 10^{-5}$	$3,2717 \times 10^{-5}$	$1,1522 \times 10^{-4}$	$3,3756 \times 10^{-5}$	$2,9002 \times 10^{-5}$	$3,2368 \times 10^{-5}$
Hiperbolik Tanjant Sigmoid	Eğitim (Train)	0,8832	<b>0,90566</b>	0,89613	0,88683	0,69922	0,71404	0,69785	0,68178
	Test	0,8566	<b>0,80705</b>	0,73813	0,62811	0,68956	0,39522	0,65495	0,8239
	Tümü (All)	0,8781	<b>0,89072</b>	0,87658	0,86503	0,70354	0,67539	0,69344	0,69729
	MSE	$2,681 \times 10^{-5}$	<b><math>2,170 \times 10^{-5}</math></b>	$2,4594 \times 10^{-5}$	$2,7385 \times 10^{-5}$	$1,1870 \times 10^{-5}$	$1,1562 \times 10^{-4}$	$1,2355 \times 10^{-4}$	$1,2004 \times 10^{-4}$
Logartimik Sigmoid	Eğitim (Train)	0,8668	0,89817	0,88064	0,88791	0,81126	0,90128	0,89611	0,90972
	Test	0,8815	0,70131	0,84824	0,72255	0,80361	0,70903	0,81349	0,72404
	Tümü (All)	0,867	0,8735	0,87558	0,86664	0,79596	0,87459	0,88252	0,88716
	MSE	$2,577 \times 10^{-5}$	$2,3979 \times 10^{-5}$	$2,6839 \times 10^{-5}$	$2,5499 \times 10^{-5}$	$1,969 \times 10^{-4}$	$2,2121 \times 10^{-5}$	$2,2747 \times 10^{-5}$	$2,187 \times 10^{-5}$

Yukarıda ki tabloda görüleceği üzere 10 nörondan oluşan 1 ara katmanlı bir yapay sinir ağı modeli baz alınmış ve modelin eğitim fonksiyonu Bayesian Regularization (Usha ve Balamarugan, 2017), aktivasyon fonksiyonu hiperbolik tanjant olarak seçilmiştir.

Yapay sinir ağı mimarisinde en iyi sonucu veren eğitim fonksiyonunun Bayesian Regularization olmasının nedenlerinden biri; Levenberg Marquardt algoritmasına göre ağırlık ve bias değerlerini güncellemektedir. Kareler ortalaması hata değerlerini ve ağırlıkların kombinasyonunu minimize eder ve ağın minimum hata ile çalışabilmesi için doğru kombinasyonu belirleyebilmektedir. Regülasyon teknikleri ağırlık değerlerinin daha küçük değerlerde kalması için yapay sinir ağını zorlayan bir yöntem ile çalışmaktadır. Bu yöntem yapay sinir ağının daha gerçekçi olmasına, ağın ezberleme (over fitting) olasılığının azalmasına ve gürültüyü yakalamasına neden olmaktadır (Aşkın, İskender ve Mamızadeh, 2011).

Şekil 5.1’de oluşturulan yapay sinir ağı modelinin şematik gösterimi verilmiştir.



**Şekil 5.1** En İyi Sonucu Veren Yapay Sinir Ağı Mimarisi

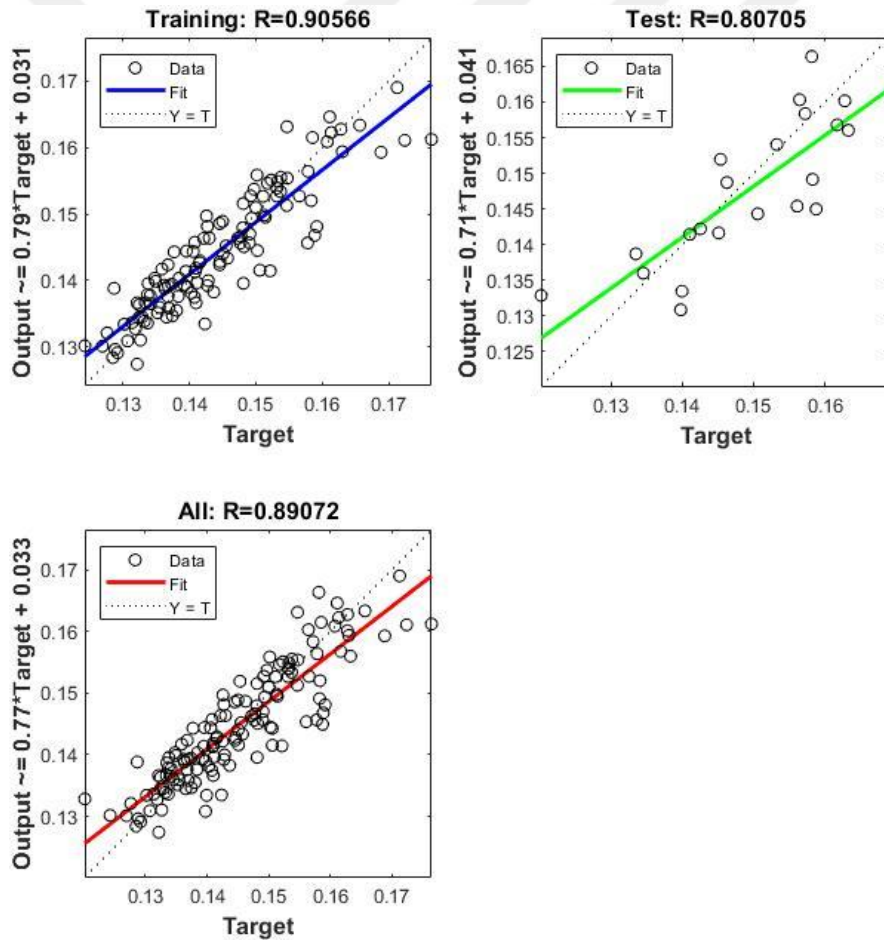
Eğitim fonksiyonu olarak Bayesian Regularization kullanılmasının bir diğer nedeni lineer olmayan problemlerin çözümünde ve fazla girdi sayısı bulunan modellerde iyi sonuçlar vermesi ile bilinen bir eğitim fonksiyonu olmasından dolayıdır. (Burden ve Winkler, 2008). Yapay sinir ağı modelinin performansını ölçülebilmesi için MSE (Hata kareleri ortalaması) kullanılmıştır (Siegrist,2011).

MATLAB paket programı ile yapılan çözümün sonuçları Çizelge 5.3’de verilmiştir.

Çizelge 5.3 MATLAB YSA Çözümü Performans Verileri

Performans Kriterleri	Değer
İterasyon	1000
MSE	$2,17 \times 10^{-5}$
Korelasyon	0,883553728

MATLAB ile oluşturulan modele ilişkin regresyon değerleri Şekil 5.2’de verilmiştir. Regresyon değerleri [0,1] aralığında yer almaktadır. Değerler ne kadar 1’e yakın ise modelin tahmin gücü o kadar yüksek olduğu anlaşılmaktadır.



Şekil 5.2 MATLAB Regresyon Sonuçları

Oluşturulan model MATLAB paket programında çözümü yapılmış ve çıktıları SPSS programının lineer regresyon sonuçları Çizelge 5.4’de karşılaştırılmıştır.

**Çizelge 5.4** Yapay Sinir Ağı ve Lineer Regresyon Sonuçlarının Karşılaştırılması

Regresyon	Yapay Sinir Ağı (YSA)	Lineer Regresyon
Tümü (All)	0,890	0,696
Eğitim (Training)	0,905	0,684
Test (Test)	0,807	0,645

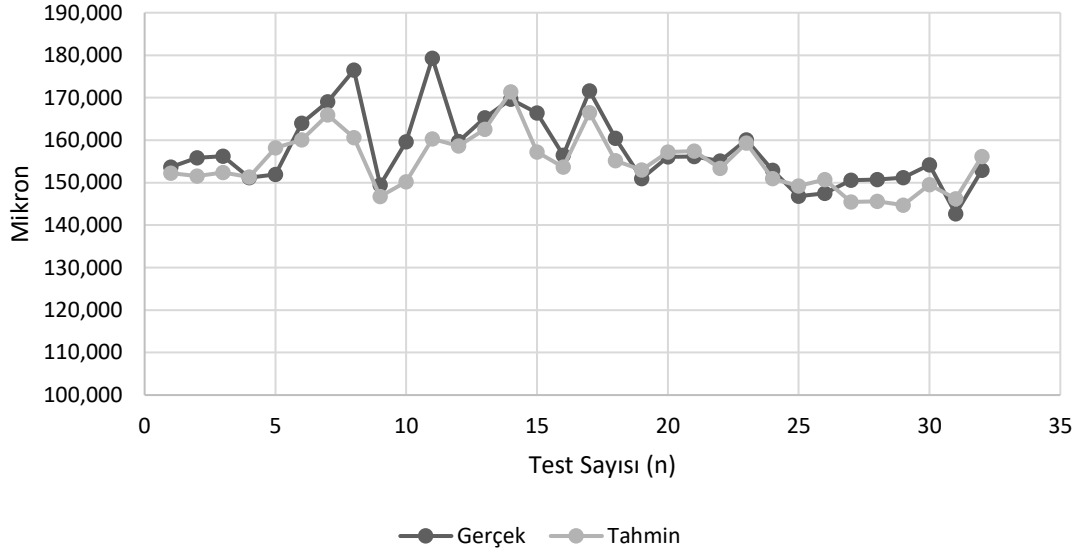
Ardından MATLAB da eğitilmiş yapay sinir ağı modeli ile test verilerinin sonuçları ile gerçek sonuçların karşılaştırılması yapılmıştır. Çizelge 5.5’de YSA modelinin test verileri ve tahmin verileri verilmiştir.

**Çizelge 5.5** Galvaniz Kaplama Kalınlığı Tahmin ve Gerçek Değerleri (Mikron)

N	Gerçek	MATLAB Tahmini
1	153,667	152,226
2	155,846	151,574
3	156,262	152,396
4	151,214	151,325
5	151,903	158,153
6	163,971	160,074
7	169,006	165,958
8	176,504	160,622
9	149,415	146,716
10	159,630	150,181
11	179,311	160,321
12	159,707	158,601
13	165,273	162,535
14	169,647	171,394
15	166,389	157,180
16	156,479	153,635
17	171,635	166,488
18	160,425	155,199
19	150,958	152,998
20	156,090	157,181
21	156,181	157,460
22	155,070	153,337
23	160,084	159,350
24	152,922	150,936
25	146,785	149,229
26	147,511	150,694

27	150,602	145,442
28	150,693	145,624
29	151,167	144,713
30	154,190	149,547
31	142,688	146,240
32	152,922	156,131

Şekil 5.3’de YSA modelinin tahmin sonuçlarının karşılaştırılması grafik şeklinde verilmiştir.



**Şekil 5.3** Gerçek ve Tahmini Değerlerin Karşılaştırılması

Bu sonuçlara göre, tahmini değerler gerçek değerlere oldukça yakındır. Geliştirilen YSA modelinin tatmin edici tahminler üreteceği sonucuna ulaşılmaktadır. Modelin MSE değeri, bu galvaniz kaplama kalınlığı problemi için kabul edilebilir bir hata oranına sahiptir. Galvanizli ürünlerin kaplama kalınlığı mikron cinsinden ölçüldüğünden, potansiyel ölçüm hatalarından kaçınmak için her ürünün kalınlığı 5 kez ölçülür ve ortalaması alınır. Gerçek ölçümler sırasında sapmaların yaşandığı bir problem tipinde yapay sinir ağlarının tahmin değerlerinin oldukça yakın olması oluşturulan modelin performansını kanıtlamaktadır.

## 5.2. Yapay Sinir Ağı C++ Uygulaması

Bu bölümde probleme ilişkin farklı çözüm yaklaşımı geliştirilmiş ve C++ ile yapay sinir ağı kodlanarak çözüme ilişkin sonuçlar verilmiştir. Bu bölümde problemin C++ ile çözülmesinin nedeni MATLAB dışında farklı algoritma diliyle çözülmesine ilişkin bir örnek teşkil etmesi amaçlanmıştır. Bilindiği üzere yapay sinir ağlarında birçok mimari şekli kullanılmaktadır. C++ ile kodlama yapılırken literatürde sıklıkla kullanılan YSA eğitim fonksiyonu baz alınarak yapı oluşturulmuştur. Bu fonksiyonu GDM (Gradient Descent Momentum) eğitim fonksiyonudur.

MATLAB çözümünde izlenen yol C++ ile oluşturulan kodlamada da izlenmiştir. Yani optimum sonucu veren YSA mimarisi farklı yapıların karşılaştırılması ile elde edilmiştir. Aşağıdaki Çizelge 5.6 'da farklı ara katman sayısı, nöron sayısı, iterasyon sayısı ve aktivasyon fonksiyonlarına ilişkin sonuçlar yer almaktadır.

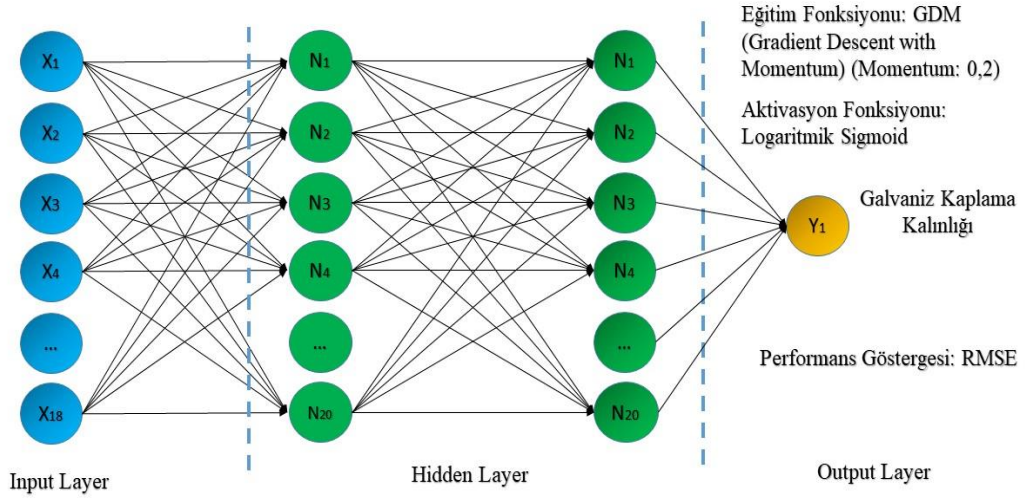
**Çizelge 5.6** YSA Mimarilerinin Karşılaştırılması (RMSE)

		İterasyon Sayısı 100		
Ara Katman Yapısı/Aktivasyon Fonksiyonu		Purelin	Hiperbolik Tanjant Sigmoid	Logartimik Sigmoid
1 Ara Katman	5	0,01280	0,01290	0,01280
	10	0,01280	0,01290	0,01280
	15	0,01280	0,01290	0,01280
	20	0,01280	0,01290	0,01280
2 Ara Katman	5	0,01290	0,01285	0,01280
	10	0,01290	0,01280	0,01270
	15	0,01280	0,01280	0,01260
	20	0,01280	0,01270	<b>0,01250</b>
		İterasyon Sayısı 500		
Ara Katman Yapısı/Aktivasyon Fonksiyonu		Purelin	Hiperbolik Tanjant Sigmoid	Logartimik Sigmoid
1 Ara Katman	5	0,00575	0,00586	0,00575
	10	0,00575	0,00586	0,00575
	15	0,00575	0,00586	0,00575
	20	0,00575	0,00586	0,00575
2 Ara Katman	5	0,00577	0,00572	0,00575
	10	0,00577	0,00574	0,00573
	15	0,00574	0,00570	0,00570
	20	0,00575	0,00577	<b>0,00566</b>



İterasyon Sayısı 1000				
Ara Katman Yapısı/Aktivasyon Fonksiyonu		Purelin	Hiperbolik Tanjant Sigmoid	Logartimik Sigmoid
1 Ara Katman	5	0,00406	0,00400	0,00406
	10	0,00406	0,00400	0,00406
	15	0,00406	0,00400	0,00406
	20	0,00406	0,00400	0,00406
2 Ara Katman	5	0,00408	0,00417	0,00406
	10	0,00408	0,00412	0,00405
	15	0,00406	0,00415	0,00403
	20	0,00406	0,00416	<b>0,00400</b>

Yukarıdaki çizelge incelendiğinde RMSE değeri 0,00400 olan YSA mimarisi optimum sonucu veren mimari olarak görülmektedir. Optimum sonucu veren YSA mimarisi aşağıdaki Şekil 5.4’ de verilmiştir. Model; 18 girdi 1 çıktı katmanı, 2 ara/gizli katman, ara katmanların nöron sayısı 20, eğitim fonksiyonu Gradient Decent with Momentum (TrainGDM), momentum katsayısı 0,2 olarak ve Logaritmik Sigmoid Aktivasyon fonksiyonu ile çözümü gerçekleştirilmiştir. Performans ölçütü olarak Root Mean Square Error (RMSE) kullanılmıştır. C++ kaynak kodu Ek-1’de verilmiştir.



**Şekil 5.4** C++ YSA Mimarisi

Öncelikle oluşturulan C++ kodunun çözümüne ilişkin sonuçlar ve ardından kaynak kod verilmiştir. Buna göre galvaniz kaplama kalınlığı giriş verileri verilen YSA modelinin çözümünün sonucunda Şekil 5.5’de ki sonuçlar elde edilmiştir.

```
ARTIFICIAL NEURAL NETWORK
*****
Aktivasyon Fonksiyonu:
[1] Purelin [2] Tansig [3]Logsig3
Iterasyon sayisini giriniz:1000
Egitim Yapildi
RMS = 0.00400
Test verileri icin simulasyon uygulansin mi
[1]Yes [2] No
```

**Şekil 5.5** C++ RMSE Değeri

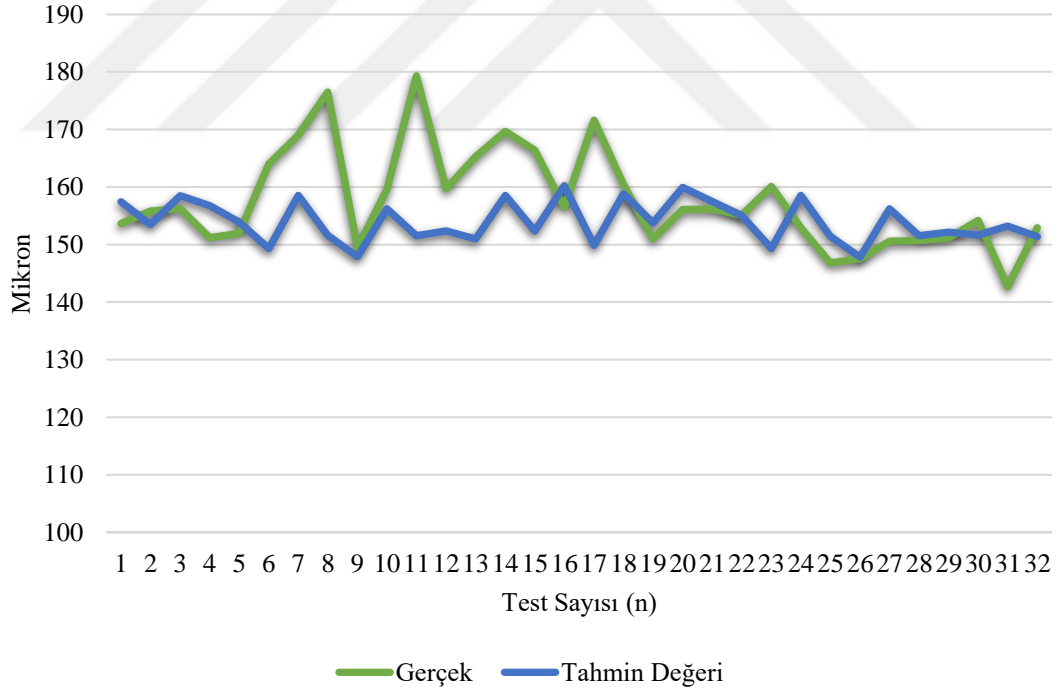
MATLAB da oluşturulan YSA modelinde veri setinin %80'i eğitim, %20'si test verisi olarak kullanılmıştı. Aynı dağılım C++ da oluşturulan YSA modeli için uygulanmıştır. Eğitim sonucunda Şekil 5.4'te görüleceği üzere performans verisi olarak kullanılan RMSE değeri 0,00400 olarak bulunmuştur. Eğitim sonucunda test için verilere simülasyon uygulandığı zaman Çizelge 5.6' de verilen sonuçlar elde edilmiştir.

**Çizelge 5.7** C++ YSA Modelinin Tahmin Verileri ile Gerçek Verilerinin Karşılaştırılması (Mikron)

N	Gerçek	Tahmin Değeri
1	153,666	157,41
2	155,845	153,46
3	156,262	158,49
4	151,214	156,74
5	151,903	153,94
6	163,971	149,3
7	169,005	158,52
8	176,504	151,59
9	149,415	147,92
10	159,630	156,2
11	179,311	151,55
12	159,707	152,39
13	165,272	150,96
14	169,646	158,55
15	166,389	152,39

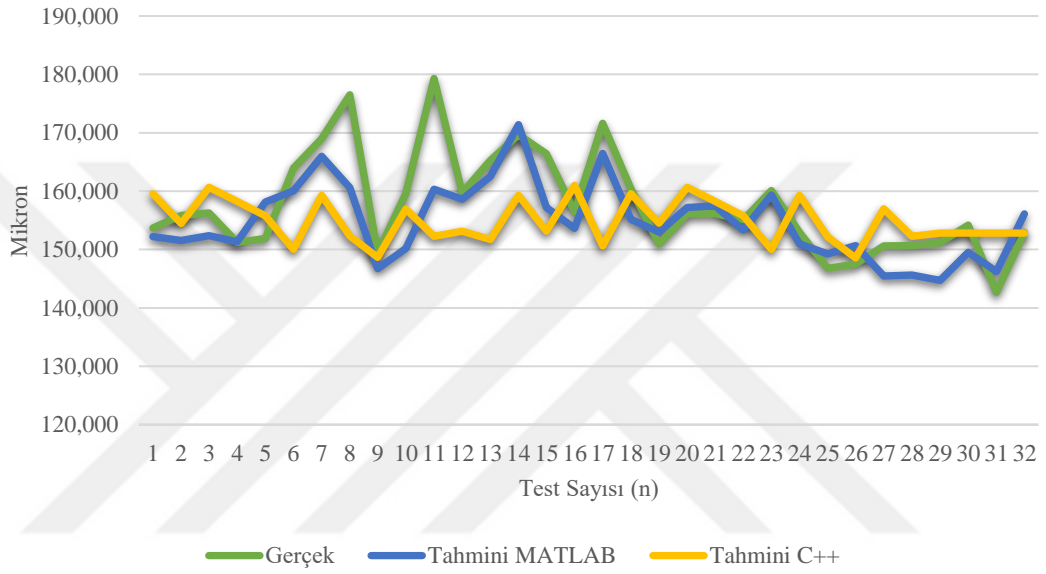
16	156,479	160,24
17	171,634	149,89
18	160,424	158,81
19	150,958	153,75
20	156,089	159,93
21	156,181	157,48
22	155,070	155,05
23	160,083	149,3
24	152,922	158,52
25	146,785	151,41
26	147,511	147,81
27	150,601	156,23
28	150,693	151,55
29	151,166	152,15
30	154,189	151,65
31	142,688	153,20
32	152,922	151,35

Buna göre Şekil 5.5’de tahmin ve gerçek verilerin grafik üzerinde gösterimi verilmiştir.



**Şekil 5.6** C++YSA Modelinin Tahmin Verileri ile Gerçek Verilerinin Karşılaştırılması

MATLAB 'da Bayesian Regularization eğitim fonksiyonunu kullanan 1 gizli katman ve 10 nörona sahip sinir ağı ile C++ da kodlanan Gradient Descent with Momentum eğitim fonksiyonunu kullanan 2 gizli katman ve 20 nörona sahip sinir ağı karşılaştırıldığında MATLAB'da optimum sonucu veren YSA mimarisinin diğer mimarilere göre daha iyi sonuçlar ürettiği tespit edilmiştir. Şekil 5.6'da MATLAB' da oluşturulan optimum YSA mimarisi ile C++ optimum YSA mimarisinin tahmin değerleri gerçek veriler ile karşılaştırılmıştır.



Şekil 5.7 YSA Mimarilerinin Gerçek Değerler ile Karşılaştırması

## 6. SONUÇ VE ÖNERİLER

Çalışmanın uygulandığı firmanın ilgili departmanında galvaniz kaplama kalınlığından oluşan hataları önlemek amacı ile yapay sinir ağları uygulaması yapılmıştır. Galvaniz prosesinin kalite düzeyini arttırmak amacıyla yapılan çalışmaların adımları ve sonuçları aşağıda özet şekilde anlatılmıştır.

İlk olarak, firmanın tüm departmanlardaki hatalar incelenmiş ve hata verilerinin pareto analizi sonucunda en çok hataya rastlanan departman galvaniz departmanının da olduğu sonucuna varılmıştır.

Galvaniz departmanının da oluşan hatalar incelendiğinde ise hataların geneli kaplanmamış bölgeler, düşük kaplama kalınlığı, hadde hatası, yüksek kaplama kalınlığı, pürüzlü yüzey, deformasyon, asit damlası, kaplamada dökülme, kırılma, çatlama, çapaklı kaplama, kül birikintileri, tıkalı delik hataları gözlenmiştir. Hata türlerinden en çok düşük ve yüksek kaplama kalınlığı olduğu sonucuna varılmıştır. Bilindiği üzere galvaniz kaplama kalınlıklarında belirli standartlar mevcuttur. Bu standartlara göre kaplama kalınlıklarında alt ve üst spesifikasyonlar mevcuttur. Belirlenmiş olan bu alt ve üst spesifikasyonların üst sınırına çıkmak maliyeti arttırmaktadır, altına düşmek ise müşterinin istediği standartta olmamasından dolayı hurdaya ayrılmaktadır. Bu nedenle ürün üretilmeden önce kaplama kalınlığına etki eden parametreleri daha önceki veriler ile eğitilmiş YSA ile kaplama kalınlığının ne olacağını tahmin ederek üretilecek olan ürünün alt sınırında mı, yoksa üst sınırında mı kalacağı bilinerek ürünün istenen standartlar konusunda üretimine yönelik önceden önlem alınabilecektir. Bu sayede hurdaya ayrılan ürünlerde azalma olacak hem de yüksek kaplama kalınlığından doğan çinko maliyetlerinde azalma meydana gelecektir.

Kaplama kalınlığından oluşan hatayı belirledikten sonra firmanın uzman mühendisleri tarafından kaplama kalınlığına etki eden 25 adet faktör belirlenmiş ve 7 parametre elenerek 18 parametre YSA girdisinde kullanılmıştır. Girdi ve çıktı parametre verileri toplandıktan sonra MATLAB ile deneme yanılma yoluyla daha iyi sonuç üretebilecek bir YSA modeli bulunması hedeflenmiştir. Denemeler sonucunda 1 ara

katmanlı 10 nörona sahip Bayesien Regularization eğitim fonksiyonu ve tanjant sigmoid aktivasyon fonksiyonu yapısına sahip YSA modelinin daha iyi sonuçlar ürettiği sonucuna ulaşılmıştır. YSA modelinin eğitimi ve analizleri yapıldıktan sonra veri setinin %20'si test verisi olarak kullanılmış ve gerçek veriler ile karşılaştırılmıştır.

Probleme ilişkin tahmin değerleri incelendiğinde MATLAB ile bulunan optimal YSA mimarisinin %90'nın üstünde tahmin performansı bulunmaktadır. Çalışmanın yapıldığı firmada uygulamanın test edilmesi amaçlanmış fakat idari ve farklı nedenlerden dolayı uygulamaya geçilememiştir. Ancak çalışma ile firmanın galvaniz kaplama kalınlığından doğan hataların minimuma indirgeyeceği öngörülmektedir. Uygulamanın yapıldığı firmada galvaniz departmanında meydana gelen fire miktarları incelendiğinde yıllık olarak ortalama 390 adet ürün (948.674 ton) hatalı olarak üretilmektedir. Çalışmanın firmada uygulamaya geçebilmesi durumunda yıllık hatalı ürün adedinin istatistiksel olarak yaklaşık olarak 40 adete (94.867 ton) inmesi ön görülmektedir.

## 7. KAYNAKÇA

- Abraham, A., Artificial Neural Networks. Handbook Of Measuring System Design. (2005).
- Ağyar, Z., Yapay Sinir Ağlarının Kullanım Alanları ve Bir Uygulama. Mühendis ve Makine, 56(662), 22-23. (2015).
- Aktepe, A., Ersöz, S., & Lüy, M. Welding Process Optimization With Artificial Neural Network Applications. Neural Network World, 24(6), 655. (2014).
- Ataseven, B., Yapay Sinir Ağları ile Öngörü Modellemesi, (2014).
- Akdeniz, E., Yapay Sinir Ağları ile İşletmelerin Mali Başarısızlıklarının Öngörülmesine İlişkin Bir Çalışma, Eskişehir Osmangazi Üniversitesi, 2018.
- Atasoy, S., Yapay Sinir Ağları ve Sinirsel Bulanık Ağlar ile İnsan Kaynaklarında Performans Yönetimi Modellenmesi, Yıldız Teknik Üniversitesi, 2012.
- Aynekin, G., İnternet İçerik Madenciliğinde Yapay Sinir Ağları ve Bir Uygulama, Uludağ Üniversitesi, 2006.
- Asiltürk, I., & Cunkaş, M., Modeling And Prediction Of Surface Roughness İn Turning Operations Using Artificial Neural Network And Multiple Regression Method. Expert Systems With Applications, 38(5), 5826-5832, (2011).
- Aşkın, D., İskender, İ., & Mamızadeh, A. (2011). Farklı Yapay Sinir Ağları Yöntemlerini Kullanarak Kuru Tip Transformatör Sargısının Termal Analizi. Journal of the Faculty of Engineering & Architecture of Gazi University, 26(4).

Başođlu, B., & Bulut, M., Kısa Dnem Elektrik Talep Tahminleri İin Yapay Sinir Ađları ve Uzman Sistemler Tabanlı Hibrit Sistem Geliřtirilmesi. Journal Of The Faculty Of Engineering And Architecture Of Gazi University, 32(2), 575-583. (2017).

Benyousef, L., & Grabot, B. (Eds.), Artificial İntelligence Techniques For Networked Manufacturing Enterprises Management. Springer Science & Business Media, (2010).

Burden, F., & Winkler, D. Bayesian Regularization Of Neural Networks. In Artificial Neural Networks (Pp. 23-42). Humana Press., (2008).

Cherian, R. P., Smith, L. N., & Midha, P. S. A Neural Network Approach For Selection Of Powder Metallurgy Materials And Process Parameters. Artificial Intelligence in Engineering, 14(1), 39-44, (2000).

Civelek, ., Dikdrtgen Plakların Dođrusal Olmayan Analizinde Yapay Sinir Ađı Yaklařımı. Teknik Dergi, 15(72), (2004).

Dař, G. S., Forecasting The Energy Demand Of Turkey With A NN Based On An İmproved Particle Swarm Optimization. Neural Computing And Applications, 28(1), 539-549, (2017).

Dođmuř, O., Onat, A., Yılmaz, ř., & Ergn, ř., Tekstil Fabrikalarındaki Bađıl Nemin Yapay Sinir Ađları Yntemi ile Kontrol. KS Fen ve Mhendislik Dergisi, 8(1), 53-60, (2005).

Dorvlo, A. S., Jervase, J. A., & Al-Lawati, A., Solar Radiation Estimation Using Artificial Neural Networks. Applied Energy, 71(4), 307-319, (2002).

Elmas ., Yapay Zek Uygulamaları, (3. Baskı), Sekin Yayıncılık, (2016).

Fırat, M., & Gngr, M., Askı Madde Konsantrasyonu ve Miktarının Yapay Sinir Ađları ile Belirlenmesi. Teknik Dergi, 15(73), (2004).



- Gasbarra, D., Liu, J., & Railavo, J, Data Augmentation In Rician Noise Model And Bayesian Diffusion Tensor Imaging. Arxiv Preprint Arxiv:1403.5065, (2014).
- Gonzalez-Marcos, A., Alba-Elias, F., Castejon-Limas, M., & Ordieres-Mere, J., Development Of Neural Network-Based Models To Predict Mechanical Properties Of Hot Dip Galvanised Steel Coils. International Journal Of Data Mining, Modelling And Management, 3(4), 389-405, (2011).
- Gönül, Y., Ulu, Ş., Bucak, A., & Bilir, A., Yapay Sinir Ağları ve Klinik Araştırmalarda Kullanımı. Genel Tıp Dergisi, 25(3), (2015).
- Hamidinejad, S. M., Kolahan, F., & Kokabi, A. H., The Modeling And Process Analysis Of Resistance Spot Welding On Galvanized Steel Sheets Used In Car Body Manufacturing. Materials & Design, 34, 759-767, (2012).
- Hatipoğlu, T., Boran, S., Özcan, B., & Fırlalı, A., Yapay Sinir Ağı Yaklaşımıyla Çinko Kalınlığının Tahminlenmesi. Sakarya University Journal Of Science, 17(1), 61-69, (2013).
- Hamzaçebi, C., & Kutay, F., Yapay Sinir Ağları ile Türkiye Elektrik Enerjisi Tüketiminin 2010 Yılına Kadar Tahmini. Gazi Üniversitesi Mühendislik-Mimarlık Fakültesi Dergisi, 19(3), (2004).
- Kashyzadeh, K. R., & Maleki, E., Experimental Investigation And Artificial Neural Network Modeling Of Warm Galvanization And Hardened Chromium Coatings Thickness Effects On Fatigue Life Of AISI 1045 Carbon Steel. Journal Of Failure Analysis And Prevention, 17(6), 1276-1287, (2017).
- Kayri, M., Predictive Abilities Of Bayesian Regularization And Levenberg–Marquardt Algorithms In Artificial Neural Networks: A Comparative Empirical Study On Social Data. Mathematical And Computational Applications, 21(2), 20, (2016).

Kaya, İ., & Engin, O., Kalite İyileştirme Sürecinde Yapay Zekâ Tekniklerinin Kullanımı. Pamukkale Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi, 11(1), 103-114, (2005).

Kaya, İ., Oktay, S., & Engin, O., Kalite Kontrol Problemlerinin Çözümünde Yapay Sinir Ağlarının Kullanımı. Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi, 21(1-2), 92-107, (2005).

Keskinkılıç, F., Yapay Sinir Ağları ile Döküm Parçaların Sertliğine Etki Eden Parametrelerinin Analizi ve Bir Uygulama, Yüksek Lisans Tezi, Kırıkkale Üniversitesi, 2010.

Kılıç, E., Özbacı, U., & Özçalık, H. R., Lineer Olmayan Dinamik Sistemlerin Yapay Sinir Ağları ile Modellenmesinde MLP ve RBF Yapılarının Karşılaştırılması. ELECO2012 Elektrik-Elektronik ve Bilgisayar Mühendisliği Sempozyumu, (2012).

Lee, K. Y., Cha, Y. T., & Park, J. H., Short-Term Load Forecasting Using An Artificial Neural Network. IEEE Transactions On Power Systems, 7(1), 124-132, (1992).

Martín, Ó., López, M., & Martín, F., Artificial Neural Networks For Quality Control By Ultrasonic Testing In Resistance Spot Welding. Journal Of Materials Processing Technology, 183(2-3), 226-233, (2007).

Meireles, M. R., Almeida, P. E., & Simões, M. G., A Comprehensive Review For Industrial Applicability Of Artificial Neural Networks. IEEE Transactions On Industrial Electronics, 50(3), 585-601, (2003).

Metin, H., Yapay Sinir Ağları Yöntemiyle Türkiye'de Elektrik Enerjisi Tüketimi Tahminlemesi, T.C. İstanbul Ticaret Üniversitesi, Yüksek Lisans Tezi, 2018.

MTA Genel Müdürlüğü, Çinko, MTA Genel Müdürlüğü Resmi İnternet Sayfası, <https://www.mta.gov.tr/v3.0/bilgi-merkezi/cinko>, 2018.

- Orhan, U., & Adem, K. aive Bayes Yönteminde Olasılık Çarpanlarının Etkileri The Effects of Probability Factors in aive Bayes Method. *Ionosphere*, 351, 34.
- Rumelhart, D.E., Hinton, G.E., Williams, R.J., “Learning Internal Representation by Back Propagating Errors”, In: Rumelhart D.E., McClelland J.L., The PDP Research Group, *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition*, MIT Press, MA, 1986.
- Pektaş, İ., *Galvanizcinin El Kitabı*, Ankara, 2018.
- Sevinçtekin, E., *İmalat Sektöründe Yapay Sinir Ağları Uygulaması*, Yıldız Teknik Üniversitesi, Yüksek Lisans Tezi, 2014.
- Shen, C., Wang, L., & Li, Q., Optimization Of Injection Molding Process Parameters Using Combination Of Artificial Neural Network And Genetic Algorithm Method. *Journal Of Materials Processing Technology*, 183(2-3), 412-418, (2007).
- Siegrist, K., *Virtual Laboratories İn Probability And Statistics*. Univ. Of Alabama, Huntsville, AL (2007).
- Şahin, B., *Endüstri Mühendisliğinde Kariyer Planlamasına Etki Eden Faktörlerin Yapay Sinir Ağları ile Analizi*, Kırıkkale Üniversitesi, Yüksek Lisans Tezi, 2019.
- Şahin, M., *Sigorta Pazarlaması Kavramının Pazarlama Bileşenleri ile İlişkilendirilmesi*, KTO Karatay Üniversitesi, Yüksek Lisans Tezi, 2019.
- Usha, T. M., & Alias Balamurugan, S. A., Computational Modeling Of Electricity Consumption Using Econometric Variables Based On Neural Network Training Algorithms. *Neural Network World*, 27(1), 139, (2017).
- Usta, H., *Yapay Sinir Ağları Temelli Sporda Yetenek Yönlendirme Kara Destek Sistemi Tasarımı*, T.C. Marmara Üniversitesi, Yüksek Lisans Tezi, 2019.

Vurşan, H., Beton Çelik Çubuklarında Mukavemet Özelliklerinin Yapay Sinir Ağları ve Çoklu Regresyon Yöntemleri ile Tahmini, Karabük Üniversitesi, Yüksek Lisans Tezi, 2018.

Yalçınöz, T., Herdem, S., & Eminoğlu, U., Yapay Sinir Ağları ile Niğde Bölgesinin Elektrik Yük Tahmini, (2002).



## 8. EKLER

### Ek 1: C++ YSA Kaynak Kodu

```
#include<conio.h>
#include<stdlib.h>
#include<float.h>
#include<math.h>
#include<stdio.h>
#include<time.h>
#include<iostream>
#include<windows.h>
#include <string.h>

#define n0 18 // Giriş sayısı
#define n1 10 // 1. Katman
#define n2 10 // 2. Katman
#define n3 1 // Çıkış Katmanı
#define n 140 // Veri Sayısı
#define m 32 // Test Sayısı

float giris0[n0];
float giris1[n1], giris2[n2], giris21[n2], giris32[n3];
float esik1[n1], esik2[n2],esik3[n3];
float esik-dgsm1[n1], esik-dgsm2[n2], esik-dgsm3[n3];
float weight1[n1][n0],weight2[n1][n2], weight3[n2][n3];
float agirlik-dgsm1[n1][n0],agirlik-dgsm2[n2][n1], agirlik-dgsm3[n3][n2];
float aktivasyon1[n1], aktivasyon2[n2], aktivasyon3[n3];
double ogr_katsayi = 0.02, moment_katsayi = 0.02;

double rms;
float hata;
float
istenencikis[n3],cikis[n3],x1,x2,x3,x4,x5,x6,x7,x8,x9,x10,x11,x12,x13,x14,x15,x16,
x17,x18,d;

long int iterasyon, aktv;
float hata1[n1], hata2[n2], hata3[n3], toplam1[n1], toplam2[n2];
float agirlik-t1[n1][n0], agirlik-t2[n2][n1], agirlik-t3[n3][n2];

float biasturev1[n1], biasturev2[n2], biasturev3[n3];

void agirlikkayit(void); // ağırlık ve esik değerlerinin kaydı
void cagir(void); // aralık ve esik değerlerini çağırma
void baslangicagirlik(void);// Ağırlık ve Esik değerlerinin başlangıç değ.
void ileribesleme(void);
```

```

void geriyayilim(void);
void egitim(void);
void test(void);

main()
{
    char ch;
    int m_menu,j,i,scm;
    m_menu:
    printf ("\\t\\tARTIFICIAL        NEURAL        NETWORK        \\n\\t
*****\\n");
    printf("\\t        Aktivasyon Fonksiyonu:\\n \\t [1] Purelin [2] Tansig
[3]Logsig");scanf("%d",&aktv);
    printf("\\t        Iterasyon sayisini giriniz:");scanf("%d",&iterasyon);
    baslangicagirlik();
    egitim();
    agirlikkayit();
    printf("\\t\\tEgitim Yapildi\\n");
    printf("\\t\\tRMS = %1.5f\\n",rms);
    printf ("\\t\\tTest verileri icin simulasyon uygulansin mi\\n \\t\\t [1]Yes\\t[2]
No");scanf("%d",&scm);
    if (scm == 1.0)
    {
        test();
        system("cls");
        for( i = 0 ; i < 4; i++ )
        {
            system("CLS");

            printf("\\t Test Uygulandi Ana Menuye Yonlendiriliyorsunuz");

            for( j = 0; j < i+1; j++ )
            {
                printf(". ");
            }
            printf("\\n");
            Sleep(850);
        }
        system("cls");
        goto m_menu;
    }
    else
    {
        printf ("\\n\\t\\t CikiS Yapilsin mi?\\n \\t\\t [1]Yes\\t[2] No");scanf("%d",&scm);
        if (scm == 1)
        {
            getch();
        }
        else
    }
}

```

```

        {
            system("cls");
            for( i = 0 ; i < 4; i++ )
            {
                system("CLS");

                printf("\t Ana Menuye Yonlendiriliyorsunuz");

                for( j = 0; j < i+1; j++ )
                {
                    printf(" . ");
                }
                printf("\n");
                Sleep(850);
            }
            system("cls");
            goto m_menu;
        }
    }
    getch();
}

void baslangicagirlik()
{
    int i,j;
    unsigned seed = 1.;
    srand (seed);
    for(j=0.0;j<n1;j++)
    {
        esik1[j]=(2.0*(double)rand()/RAND_MAX-1.0)/10.0;
        esik-dgsm1[j] = 0.0;
        for (i=0.0;i<n0;i++)
        {
            weight1[j][i]=(2.0*(double)rand()/RAND_MAX-1.0)/10.0;
            agirlik-dgsm1[j][i]=0.0;
        }
    }

    for(j=0.0;j<n2;j++)
    {
        esik2[j]=(2.0*(double)rand()/RAND_MAX-1.0)/10.0;
        esik-dgsm2[j]=0.0;
        for(i=0.0;i<n1;i++)
        {
            weight2[j][i]=(2.0*(double)rand()/RAND_MAX-
1)/10.0;
            agirlik-dgsm2[j][i]= 0.0;
        }
    }
}

```

```

    }
    for(j=0.0;j<n3;j++)
    {
        esik3[j]=(2.0*(double)rand()/RAND_MAX-1.0)/10.0;
        esik-dgsm3[j]=0.0;
        for(i=0.0;i<n2;i++)
        {
            weight3[j][i]=(2.0*(double)rand()/RAND_MAX-
1)/10.0;
            agirlik-dgsm3[j][i]= 0.0;
        }
    }
}

void ileribesleme()
{
    register int i,j;
    double ea,eb;
    for(j=0;j<n1;j++)
    {
        giris1[j]=esik1[j];
        for(i=0.0;i<n0;i++)
            giris1[j]= giris1[j] + weight1[j][i]*giris0[i];
        if(aktv==1)
        {
            aktivasyon1[j] = 0.1*giris1[j];
        }
        else if(aktv==2)
        {
            eb = (double)exp((double)((-2.0)*giris1[j]));
            aktivasyon1[j]=(2.0)/(1.0+eb) - 1.0;
        }
        else if(aktv==3)
        {
            eb = (double)exp((double)((-1.0)*giris1[j]));
            aktivasyon1[j]=1/(1.0 + eb);
        }
        else
        {
            getch();
        }
    }
    for(j=0;j<n2;j++)
    {
        giris21[j]=esik2[j];
        for(i=0.0;i<n1;i++)
            giris21[j]= giris21[j] + weight2[j][i]*aktivasyon1[i];
        if(aktv==1)
        {

```



```

        aktivasyon2[j]= 0.1*giris21[j];
    }
    else if(aktv==2)
    {
        eb = (double)exp((double)((-2.0)*giris21[j]));
        aktivasyon2[j]=(2.0)/(1.0+eb) - 1.0;
    }
    else if(aktv==3)
    {
        eb = (double)exp((double)((-1.0)*giris21[j]));
        aktivasyon2[j]=1/(1.0 + eb);
    }
    else
    {
        getch();
    }
}
for(j=0;j<n3;j++)
{
    giris32[j]=esik3[j];
    for(i=0.0;i<n2;i++)
        giris32[j]= giris32[j] + weight3[j][i]*aktivasyon2[i];
    if(aktv==1)
    {
        aktivasyon3[j]= 0.1*giris32[j];
    }
    else if(aktv==2)
    {
        eb = (double)exp((double)((-2.0)*giris32[j]));
        aktivasyon3[j]=(2.0)/(1.0+eb) - 1.0;
    }
    else if(aktv==3)
    {
        eb = (double)exp((double)((-1.0)*giris32[j]));
        aktivasyon3[j]=1/(1.0 + eb);
    }
    else
    {
        getch();
    }
    giris2[j]=aktivasyon3[j];
    cikis[j]=giris2[j];
}
}

void geriyayilim(void)
{
    register int i,j;
    for(j=0.;j<n3;j++)

```

```

    {
        hata3[j]= (istenencikis[j]-cikis[j]);
        biasturev3[j] = ogr_katsayi*hata3[j]+moment_katsayi*esik-dgsm3[j];
        for(i=0.;i<n2;i++)
            agirlik-t3[j][i]
ogr_katsayi*hata3[j]*aktivasyon2[i]+moment_katsayi*agirlik-dgsm3[j][i];
    }
    for(j=0.;j<n2;j++)
    {
        toplam2[j]=0.0;
        for(i=0.;i<n3;i++)
            toplam2[j]=toplam2[j]+hata3[i]*weight3[i][j];
        hata2[j]= (1.0+aktivasyon2[j])*(1.0-aktivasyon2[j])*toplam2[j];
        biasturev2[j] = ogr_katsayi*hata2[j]+moment_katsayi*esik-dgsm2[j];
        for(i=0.;i<n1;i++)
            agirlik-t2[j][i]
ogr_katsayi*hata2[j]*aktivasyon1[i]+moment_katsayi*agirlik-dgsm2[j][i];
    }

    for(j=0.;j<n1;j++)
    {
        toplam1[j]=0.0;
        for(i=0.;i<n2;i++)
            toplam1[j]=toplam1[j]+hata2[i]*weight2[i][j];
        hata1[j]=(1.0+aktivasyon1[j])*(1.0-aktivasyon1[j])*toplam1[j];
        biasturev1[j]= ogr_katsayi*hata1[j]+moment_katsayi*esik-dgsm1[j];
        for (i=0.;i<n0;i++)
            agirlik-t1[j][i]=
ogr_katsayi*hata1[j]*giris0[i]*moment_katsayi*agirlik-dgsm1[j][i];
    }

    for(j=0.0;j<n1;j++)
    {
        esik1[j]=esik1[j]+biasturev1[j];
        esik-dgsm1[j]=biasturev1[j];
        for(i=0.;i<n0;i++)
        {
            weight1[j][i]=      weight1[j][i]=weight1[j][i]+agirlik-
t1[j][i];
            agirlik-dgsm1[j][i]= agirlik-t1[j][i];
        }
    }
    for (j=0.0;j<n2;j++)
    {
        esik2[j]=esik2[j] + biasturev2[j];
        esik-dgsm2[j]= biasturev2[j];
        for(i=0.;i<n1;i++)
        {

```

```

        weight2[j][i]= weight2[j][i]+agirlik-t2[j][i];
        agirlik-dgsm2[j][i]=agirlik-t2[j][i];
    }
}
for (j=0.0;j<n3;j++)
{
    esik3[j]=esik3[j] + biasturev3[j];
    esik-dgsm3[j]= biasturev3[j];
    for(i=0.;i<n2;i++)
    {
        weight3[j][i]= weight3[j][i]+agirlik-t3[j][i];
        agirlik-dgsm3[j][i]=agirlik-t3[j][i];
    }
}
}

void egitim(void)
{
    long int k;
    int a, i, j;
    FILE* fptr1;
    for (k=0; k<iterasyon; k++)
    {
        rms = 0.0;
        fptr1 = fopen("YSA-input.txt","r");
        for(a=0.;a<n;a++)
        {
            fscanf(fptr1," %f %f %f %f %f %f%f
            %f %f %f %f %f %f%f %f %f %f %f %f
            ",&x1,&x2,&x3,&x4,&x5,&x6,&x7,&x8,&x9,&x10,&x11,&x12,&x13,&x14
            ,&x15,&x16,&x17,&x18,&d);
            giris0[0]= x1; giris0[1]=x2; giris0[2]= x3; giris0[3]=x4;
            giris0[4]= x5; giris0[5]=x6;
            giris0[6]= x7; giris0[7]=x8; giris0[8]= x9;
            giris0[9]=x10; giris0[10]= x11; giris0[11]=x12;
            giris0[12]= x13; giris0[13]=x14; giris0[14]= x15;
            giris0[15]=x16; giris0[16]= x17; giris0[17]=x18;
            istenencikis[0]=d;
            ileribesleme();
            hata=fabs(istenencikis[0]-cikis[0]);
            geriyayilim();
            rms = rms +pow(hata,2.);
        }
        rms=(double)sqrt(rms/iterasyon);
        fclose(fptr1);
        cagir();
        if(rms<0.0004)
        {
            agirlikkayit();
        }
    }
}

```

```

        exit(1);
    }
}

void cagir(void)
{
    int a,j,i,aktv;
    FILE*fptr1;
    FILE*fptr2;
    fptr1=fopen("YSA-input.txt","r");
    if(!fptr1)
    {
        printf("File not open");
    }
    fptr2=fopen("YSA-Egtim-Sonuc.txt","w");
    if(!fptr2)
    {
        printf("File not open");
    }
    for(a=0;a<n;a++)
    {
        fscanf(fptr1," %f %f %f %f %f %f%f
%f %f %f %f %f %f%f %f %f %f %f %f
",&x1,&x2,&x3,&x4,&x5,&x6,&x7,&x8,&x9,&x10,&x11,&x12,&x13,&x14
,&x15,&x16,&x17,&x18,&d);
        giris0[0]= x1; giris0[1]=x2; giris0[2]= x3; giris0[3]=x4;
        giris0[4]= x5; giris0[5]=x6;
        giris0[6]= x7; giris0[7]=x8; giris0[8]= x9;
        giris0[9]=x10; giris0[10]= x11; giris0[11]=x12;
        giris0[12]= x13; giris0[13]=x14; giris0[14]= x15;
        giris0[15]=x16; giris0[16]= x17; giris0[17]=x18;
        istenencikis[0]=d;
        ileribesleme();
        hata=fabs(istenencikis[0]-cikis[0]);
        fprintf(fptr2," %4.5f %4.5f %4.5f %4.5f %4.5f %4.5f
%4.5f %4.5f %4.5f %4.5f %4.5f %4.5f %4.5f %4.5f %4.5f
%4.5f %4.5f %4.5f %4.5f\n", giris0[0], giris0[1], giris0[2], giris0[3],
        giris0[4], giris0[5], giris0[6], giris0[7], giris0[8], giris0[9], giris0[10],
        giris0[11],giris0[12], giris0[13], giris0[14], giris0[15], giris0[16],
        giris0[17],istenencikis[0], cikis[0]);
    }
    fclose(fptr1);
    fclose(fptr2);
}

void agirlikkayit(void)
{
    int i,j;
    FILE*fptr;

```

```

fptr=fopen("YSA-Agırlık.txt","w");
for(i=0;i<n1;i++)
fprintf(fp, "%f\n", esik1[i]);
    for(j=0;j<n1;j++)
    {
        for(i=0;i<n0;i++)
        fprintf(fp, "%f\t", weight1[j][i]);
        fprintf(fp, "\n");
    }

for(i=0;i<n2;i++)
    fprintf(fp, "%f\n", esik3[i]);
    for(j=0;j<n2;j++)
    {
        for(i=0;i<n1;i++)
        fprintf(fp, "%f\t", weight3[j][i]);
        fprintf(fp, "\n");
    }
for(i=0;i<n3;i++)
    fprintf(fp, "%f\n", esik3[i]);
    for(j=0;j<n3;j++)
    {
        for(i=0;i<n2;i++)
        fprintf(fp, "%f\t", weight3[j][i]);
        fprintf(fp, "\n");
    }
fclose(fp);
}

void test(void)
{
    int b,j,i;
    FILE*fptr1;
    FILE*fptr2;
    fptr1=fopen("YSA-Test.txt","r");
    if(!fptr1)
    {
        printf("File not open");
    }
    fptr2=fopen("YSA-Test-Sonuc.txt","w");
    if(!fptr2)
    {
        printf("File not open");
    }
    for(b=0.;b<m;b++)
    {
fscanf(fptr1," %f %f %f %f %f %f %f %f %f %f
%f %f %f %f %f %f %f %f %f %f

```

```

        ",&x1,&x2,&x3,&x4,&x5,&x6,&x7,&x8,&x9,&x10,&x11,&x12,&x13,&x14
        ,&x15,&x16,&x17,&x18,&d);
            giris0[0]= x1; giris0[1]=x2; giris0[2]= x3; giris0[3]=x4;
        giris0[4]= x5; giris0[5]=x6;
            giris0[6]=  x7;   giris0[7]=x8;   giris0[8]=  x9;
        giris0[9]=x10; giris0[10]= x11; giris0[11]=x12;
            giris0[12]=  x13; giris0[13]=x14; giris0[14]=  x15;
        giris0[15]=x16; giris0[16]= x17; giris0[17]=x18;
            istenencikis[0]=d;
        ileribesleme();
        fprintf(fpnr2,"%4.5f\n", cikis[0]);
    }
    fclose(fpnr1);
    fclose(fpnr2);
}

```

## 9. ÖZGEÇMİŞ

- Soyadı:** EROĞLU
- Adı:** AYCAN
- Doğum yeri ve tarihi:** ANKARA / 03.08.1996
- Tabiiyeti:** T.C.
- Adres (telefon/faks/e-posta):** Batıkent/ANKARA  
Telefon: 0531 290 26 31  
e-posta: aycan.eroglu@hotmail.com
- Eğitim:**

<i>Eğitim Kurumları:</i>	Kırıkkale Üniversitesi Endüstri Mühendisliği
<i>Tarih: (ay/yıl) tarihinden (ay/yıl) tarihine kadar</i>	Eylül 2018- Eylül 2020
<i>Derece:</i>	Yüksek Lisans (Tezli)
<i>Eğitim Kurumları:</i>	Kırıkkale Üniversitesi Endüstri Mühendisliği
<i>Tarih: (ay/yıl) tarihinden (ay/yıl) tarihine kadar</i>	2014-2018
<i>Derece:</i>	Lisans

## 7. Yabancı Dil

(1'den 5'e kadar bir ölçüğe göre, 5 en iyi):

<i>Dil</i>	<i>Okuma</i>	<i>Konuşma</i>	<i>Yazma</i>
İngilizce	4	2	4

**9. Diğer yetenekler (mesela bilgisayar bilgisi, vb.):** İyi derecede bilgisayar, programlama dili (C++, MATLAB, VBA), optimizasyon (ILOG, LINDO), çizim (Sketchup, AutoCad, CAD/CAM) ve MS Office programları bilgisi

## 10. Yayın ve Çalışmalar

<i>Çalışma Hakkında</i>	<i>Çalışma İçeriği</i>
Bursa Ticaret ve Sanayi Odası, Nanoteknoloji Araştırma ve Mükemmeliyet Merkezi Fizibilitesi, 2020, Bursa	Çalışmanın amacı; Bursa Ticaret ve Sanayi Odası tarafından Bursa'da kurulması planlanan Nanoteknoloji Araştırma ve Mükemmeliyet Merkezi yatırımına ait yatırıma esas teknik şartnamede belirtildiği şekli ile zamanında eksiksiz ön fizibilite çalışmasının yapılması için danışmanlık hizmeti verilmesidir. Çalışma kapsamında çalıştay ve odak grup toplantıları gerçekleştirilecektir. Özellikle tekstil ve kimya, otomotiv, UHS ve kompozit sektörlerine yönelik hizmet vermesi planlanan tesisin yatırım maliyetleri, gelir-gider ve karlılık hesaplamaları çalışmada başlıca yer alacak ekonomik analizler arasındadır.
Çukurova Kalkınma Ajansı, Tıbbi Aromatik Meyve Tozu İmalat Tesisi Fizibilitesi, 2020, Mersin	Çalışmanın amacı; Tıbbi Aromatik Meyve Tozu İmalat Tesisi yatırımına ait yatırıma esas teknik şartnamede belirtildiği şekli ile zamanında eksiksiz ön fizibilite çalışmasının yapılması için danışmanlık hizmeti verilmesidir. Çalışmada muz, çilek ve narenciye ürünleri tesiste katma değerli ürüne dönüştürülecek ürünlerdendir. Bahsi geçen meyvelerin toz veya granül halleri, öncelikle gıda sanayi ile kimya ve kozmetik sektöründe yaygın bir

	kullanım alanına sahiptir. Raf ömrünün uzun olması ve depolama açısından az yer kaplaması da ilgili ürünlerin toz ve granül hali için tercih sebebidir.
Çukurova Kalkınma Ajansı, Tıbbi Aromatik Bitki İşleme Tesisi Fizibilitesi, 2020, Mersin	Çalışmanın amacı; Tıbbi Aromatik Bitki İşleme Tesisi yatırıma ait yatırıma esas teknik şartnamede belirtildiği şekli ile zamanında eksiksiz ön fizibilite çalışmasının yapılması için danışmanlık hizmeti verilmesidir. Fizibiliteye konu olan tıbbi aromatik bitki keçiyoynuzudur. Çalışmada tesiste üretilecek reçel, marmelat, aroma, keçiyoynuzu tozu, gam ve türevlerinin üretilmesi değerlendirilecektir.
Muğla Ticaret ve Sanayi Odası, Muğla'da Apiterapik Arıcılık Ürünleri İşleme Merkezi Fizibilitesi, 2020, Muğla	Çalışmanın amacı; Apiterapik Arıcılık Ürünleri İşleme Merkezi yatırıma ait yatırıma esas teknik şartnamede belirtildiği şekli ile zamanında eksiksiz ön fizibilite çalışmasının yapılması için danışmanlık hizmeti verilmesidir. Bu kapsamda tesisin kurulacağı yer, tesis planı, Avan proje, inşaat ve bina maliyetleri, teknoloji ve makine parkuru, organizasyon şeması, üretici ihtiyaç/beklenti analizi, tüketici ihtiyaç/beklenti analizi, Pazar analizi, rekabet koşulları, hammadde girdi maliyetleri, finansal analizler, karlılık analizi, yatırım geri dönüş süresi, uzun vadeli karlılık analizi bu iş kapsamında ortaya çıkarılacaktır.
İzmir Kalkınma Ajansı, İzmir İli İnvertör Üretim Sektörü Ön Fizibilite Raporu, 2020, İzmir	Bu çalışmanın temel amacı, İzmir ilinde İnvertör Üretim Tesisi yatırıma yönelik ekonomik, teknik ve mali değerlendirmelerin yapılması ve yatırımın uygunluğunun tespit edilmiştir.
Güney Ege Kalkınma Ajansı, Geriatri Turizm Tesisi Ön Fizibilitesi, 2020, Muğla	Bu çalışmanın kapsamı; doğal, termal, kültürel, tarihi zenginliklere sahip olan Muğla'da; geriatik tedavi merkezleri, sağlıklı yaşam köyü gibi örnek tesislere ilişkin yatırımlara yönelik yerli ve yabancı yatırımcılara yönlendirmek üzere hazırlanacak ön fizibilite raporudur. Raporunda yatırıma yönelik ekonomik, teknik ve mali değerlendirmelerin yapılması ve yatırımın uygunluğunun tespit edilmiştir.
Güney Ege Kalkınma Ajansı, Apiterapi Turizm Tesisi Ön Fizibilitesi, 2020, Muğla	Çalışmanın amacı; arıcılık konusunda uzmanlaşmış, arı koloni sayısı açısından önde olan ve geleneksel turizm destinasyon merkezlerine yakın olan Köyceğiz, Marmaris, Menteşe ve Ula ilçelerinin kesişim noktasında yer alan Ula ilçesi Gökova mevkiinde Apiterapi Turizmine Yönelik Demonstrasyon ve Uygulama Alanlarının kurulması için gerekli olan yatırıma yönelik Türkçe ve İngilizce ön fizibilite raporunun hazırlanmasıdır. Raporunda yatırıma yönelik ekonomik, teknik ve mali değerlendirmelerin yapılması ve yatırımın uygunluğunun tespit edilmiştir.
Güney Ege Kalkınma Ajansı, Geriatri Turizm Tesisi Ön Fizibilitesi, 2020, Muğla, Aydın, Denizli	Çalışma ile Ajans tarafından "Eko-Turizm'de Yeni Destinasyonlar Sonuç Odaklı Programı (SOP)" kapsamında Denizli, Aydın ve Muğla illerinde öncelikli olarak seçilen 9 adet ilçede optimum işletme tasarımının belirlenmesi ve ön- fizibilite etüdünün hazırlanması amaçlanmaktadır. Raporunda yatırıma yönelik ekonomik, teknik ve mali değerlendirmelerin yapılması ve yatırımın uygunluğunun tespit edilmiştir.
Çukurova Kalkınma Ajansı, Adana İli Hazır Salata Sektörü Ön Fizibilite Raporu, 2020, Adana	Bu çalışmanın temel amacı, Adana ilinde Hazır Salata Tesisi yatırıma yönelik ekonomik, teknik ve mali değerlendirmelerin yapılması ve yatırımın uygunluğunun tespit edilmiştir.



Nazilli Ticaret Borsası, İncir Ticaret Merkezi Yatırım Fizibilitesi, 2020, Aydın	İncir Ticaret Merkezi Yatırım Fizibilitesinin temel amacı yatırıma ilişkin ekonomik, teknik ve mali değerlendirmelerin yapılmasıdır. Yatırımın amacı, başta Nazilli ilçesi, ilçenin bağlı bulunduğu Aydın ili ve nihayetinde Türkiye'nin kuru incir ticaretinde diğer ülkelerle arasındaki ticari bağların güçlendirilmesi ve ticaretin artmasıdır. Fizibilite raporunda yatırımın toplam maliyeti, sabit ve değişir giderleri, işletme sermayesi ihtiyaçları, aylar ve yıllar itibari ile nakit akışları ve finansman programı, faaliyete geçtikten sonraki nakit akışları ve yatırımın kara geçiş zamanı gibi hususlar değerlendirilecektir. İncir Ticaret Merkezi'nin yatırım ve işletme maliyetinin belirlenebilmesi için gider kalemleri belirlenmiştir.
Fekte Sosyal Yardımlaşma ve Dayanışma Vakfı, Kereste ve Kereste İşleme Tesisi, 2020, Adana	Kereste ve kereste ürünleri (Masif panel, laminat parke, marin kontrplak, sunta ve mdf ürünleri) işleme tesisinin kurulması yatırıma yönelik fizibilite çalışmasında Türkiye'deki ve dünyadaki benzer çalışmaların incelenmesi, sektör hakkında literatür araştırmalarının yapılması sağlanmıştır. Fizibilite raporunda yatırıma ilişkin pazar araştırması yapılmış ve maliyetlerin belirlenmesine yönelik teknik veriler analiz edilmiştir.
Osmaneli Köylere Hizmet Götürme Birliği, Osmaneli İlçesinde Köyler Arası Ortaklaşa Yenilenebilir Enerji Üretimi ve Tüketimi, 2020, Bilecik	Osmaneli İlçesinde Köyler Arası Ortaklaşa Yenilenebilir Enerji Üretimi ve Tüketimi Projesi Yatırım Fizibilitesinin temel amacı Bilecik ili Osmaneli ilçesine bağlı 21 köyde içme suyu ve tarımsal sulamadaki enerji bedellerini azaltacak müşterek yenilenebilir enerji tesisi kurulumu için gerekli olan koşulların belirlenmesi ve köyler arasında birlikte iş yapma kültürünü aşılama amacıyla Köyler Arası Ortaklaşa Yenilenebilir Enerji Üretimi ve Tüketimi Projesi yatırıma yönelik ekonomik, teknik ve mali değerlendirmelerin yapılmıştır.
Bereketli Eller Kadın Kooperatifi, Coğrafi İşareti Alınan Kapıdağ Mor Soğanını İşleme, Paketleme ve Depolama Tesisi Fizibilitesi, 2020, Balıkesir	Bu çalışmanın temel amacı, Kapıdağ Mor Soğanının İşlenmesi, Paketlenmesi ve Depolaması yatırıma yönelik ekonomik, teknik ve mali değerlendirmelerin yapılması ve yatırımın uygunluğunun tespit edilmesidir. Çalışmada Türkiye'deki ve dünyadaki benzer çalışmaların incelenmesi, sektör hakkında literatür araştırmalarının yapılması sağlanmıştır. Fizibilite raporunda yatırıma ilişkin pazar araştırması yapılmış ve maliyetlerin belirlenmesine yönelik teknik veriler derlenmiştir.
Burdur Ticaret Borsası, Elektronik Satış Salonu Yatırım Fizibilitesi, 2020, Burdur	Burdur Ticaret Borsası'nın Elektronik Satış Salonu yatırıma yönelik hazırlanan fizibilite çalışmasında Türkiye'deki ve dünyadaki benzer çalışmaların incelenmesi, sektör hakkında literatür araştırmalarının yapılması sağlanmıştır. Fizibilite raporunda yatırıma ilişkin pazar araştırması yapılmış ve maliyetlerin belirlenmesine yönelik teknik veriler analiz edilmiştir.
Bandırma Ticaret Borsası, Güneş Enerjisi Sistemi Yatırım Fizibilitesi, 2020, Balıkesir	Bandırma Ticaret Borsası'nın GES yatırıma yönelik hazırlanan fizibilite çalışmasında Türkiye'deki ve dünyadaki benzer çalışmaların incelenmesi, sektör hakkında literatür araştırmalarının yapılması sağlanmıştır. Fizibilite raporunda yatırıma ilişkin maliyetlerin belirlenmesine yönelik teknik veriler derlenmiştir.
Polatlı Ticaret Odası, Soğan İşleme Tesisi, 2020, Ankara	Bölgede kurulacak soğan işleme tesisi yatırıma yönelik hazırlanan fizibilite çalışmasında Türkiye'deki ve dünyadaki benzer çalışmaların incelenmesi, sektör hakkında literatür araştırmalarının yapılması sağlanmıştır. Fizibilite raporunda yatırıma ilişkin pazar

	araştırması yapılmış ve maliyetlerin belirlenmesine yönelik teknik veriler derlenmiştir.
Bingöl Üniversitesi, Bingöl Arıcılık Yatırımları Fizibilite, 2020, Bingöl	Bölgede kurulabilecek 100 kovan, 300 kovan ve 500 kovanlık arı işletmeleri yatırıma yönelik hazırlanan fizibilite çalışmasında Türkiye'deki ve dünyadaki benzer çalışmaların incelenmesi, sektör hakkında literatür araştırmalarının yapılması sağlanmıştır. Fizibilite raporunda yatırıma ilişkin pazar araştırması yapılmış ve maliyetlerin belirlenmesine yönelik teknik veriler derlenmiştir.
Devrekani İlçe Tarım ve Orman Müdürlüğü, Devrekani 3.000 Tonluk Atmosfer Kontrollü Soğuk Hava Deposu Fizibilitesi, 2020, Kastamonu	Bölgede üretilen tarım ürünlerinin (Patates, elma, narenciye) ve et/balık ürünlerinin tüm aylarda muhafaza edilmesi için atmosferik kontrollü soğuk hava deposu kurulması yatırıma yönelik hazırlanan fizibilite çalışmasında Türkiye'deki ve dünyadaki benzer çalışmaların incelenmesi, sektör hakkında literatür araştırmalarının yapılması sağlanmıştır. Fizibilite raporunda yatırıma ilişkin pazar araştırması yapılmış ve maliyetlerin belirlenmesine yönelik teknik veriler derlenmiştir.
Gebze Teknik Üniversitesi, Marmara Deprem ve Yapı Mühendisliği Test Merkezi (MARTEST) Fizibilitesi, 2020, Kocaeli	Gebze'de kurulması planlanan her türlü inşaat mühendisliği yapısının ve ilgili olabilecek tüm elamanların/bileşenlerin tasarımı, uygulaması ve kontrolü sırasında yeni teknolojilerin üretilmesi/yaygınlaşması için ihtiyaç duyulabilecek ulusal bir test merkezine yönelik hazırlanan fizibilite çalışmasında Türkiye'deki ve dünyadaki benzer çalışmaların incelenmesi, sektör hakkında literatür araştırmalarının yapılması sağlanmıştır. Fizibilite raporunda yatırıma ilişkin pazar araştırması yapılmış ve maliyetlerin belirlenmesine yönelik teknik veriler derlenmiştir.
Nazilli Ticaret Odası, Nazilli Uzun Yaşam Köyü Fizibilitesi, 2020, Aydın	Aydın'a bağlı Nazilli ilçesinde uzun yaşam köyü kurulmasına yönelik hazırlanan fizibilite çalışmasında Türkiye'deki ve dünyadaki benzer çalışmaların incelenmesi, turizm ve sağlık turizmi konularında literatür araştırmalarının ve ilgili finansal ve ekonomik analizleri yapılmıştır.
Giresun Ticaret Borsası, Giresun Çikolata Fabrikası Kurulumu Fizibilitesi, 2019 Giresun	Giresun'da kurulması planlanan Çikolata Fabrikası için literatür araştırması ve dünya geneli sektör durumu incelenmiştir. Fizibilite raporunda yatırıma ilişkin fındığın çikolata çeşitlerinde kullanım olanakları ve pazar araştırması yapılmıştır. Yatırım maliyetlerine ilişkin teknik veriler derlenmiştir.
Bandırma Ticaret Borsası, Lisanslı Hububat Deposu Fizibilitesi, 2019, Balıkesir	Balıkesir/Bandırma'da kurulması planlanan Lisanslı Hububat Deposu için literatür araştırması ve dünya geneli sektör durumu incelenmiştir. Çalışmada, yatırım ile planlanan hizmet türleri belirlenmiş, yatırımın bölgesel ve ulusal strateji planları ve bölgesel planlarla ilişkisi irdelenmiştir. Yatırım maliyetlerine ilişkin teknik veriler derlenmiştir.
Kuzeydoğu Anadolu Kalkınma Ajansı, Özel Hastane Yatırım Fizibilitesi, 2019, Erzurum	Erzurum/Aziziye'de kurulması planlanan Özel Hastane yatırımının sektörel literatür araştırması yapılmıştır. Yatırımın bölgesel ve ulusal strateji planları ve bölgesel planlarla ilişkisi irdelenmiştir.
Kuzeydoğu Anadolu Kalkınma Ajansı, Fizik Tedavi ve Rehabilitasyon Merkezi Fizibilitesi, 2019, Erzurum	Erzurum/Aziziye'de kurulması planlanan Fizik Tedavi ve Rehabilitasyon Merkezi yatırımının sektörel literatür araştırması yapılmıştır. Yatırımın bölgesel ve ulusal strateji planları ve bölgesel planlarla ilişkisi irdelenmiştir. Bununla birlikte çalışmanın literatür taraması kısmında yurt dışı ve yurt içi örnekler incelenmiştir.
Sakarya İl Sağlık Müdürlüğü, Termal Tesis Entegreli Fizik Tedavi ve Rehabilitasyon	Sakarya/Akyazı'da kurulması planlanan Termal Tesis Entegreli Fizik Tedavi ve Rehabilitasyon Merkezinin yatırım yerinin

Tedavi ve Rehabilitasyon Merkezi Kurulum Fizibilitesi 2019, Sakarya	belirlenmesi için 2 farklı yöntem kullanılarak yatırım yeri olarak Taraklı yerine Akyazı ilçesinin olması kararlaştırılmıştır. Çalışmada sektörel ve bölgesel literatür araştırması yapılmış, dünya genelinde sektör durumu incelenmiştir. Yatırımın bölgesel ve ulusal strateji planları ve bölgesel planlarla ilişkisi irdelenmiştir.
Kırıkkale Kaymakamlığı, Kırıkkale İli Sektörel Tabanlı Lojistik Köy Kurulum Fizibilitesi, 2018, Kırıkkale	Kırıkkale ilinde kurulması planlanan Kırıkkale İli Sektörel Tabanlı Lojistik Köy Kurulumu hazırlanmıştır. Çalışmada literatür taraması, sahada akademisyenler ve lojistik üs ile yüz yüze görüşme yapılmıştır. Bunun yanı sıra çalışmada teknik, ekonomik ve finansal analizlerin yapılmasına destek verilmiştir.

#### 11. Mesleki deneyim:

<i>Tarih: (ay/yıl) tarihinden (ay/yıl) tarihine kadar</i>	Ekim 2018, Devam Ediyor
<i>Yer</i>	Ankara
<i>Şirket/kurum</i>	Progem Eğitim Danışmanlık Ltd. Şti.
<i>Pozisyon</i>	Yatırım Uzmanı
<i>İş tanımı</i>	Yatırımcılarla yatırımlara dair projeler ve fizibiliteler hakkında görüşme yapmak, uygun fizibiliteler hazırlamak ve bunların analizini yapmaktır.
<i>Tarih: (ay/yıl) tarihinden (ay/yıl) tarihine kadar</i>	2017 Aralık, 2018 Haziran
<i>Yer</i>	Ankara
<i>Şirket/kurum</i>	MITAŞ A.Ş.
<i>Pozisyon</i>	Proje Mühendisi
<i>İş tanımı</i>	Bitirme tezi – Galvaniz kaplama kalınlığından doğan hataları yapay sinir ağları ile minimuma indirme.
<i>Tarih: (ay/yıl) tarihinden (ay/yıl) tarihine kadar</i>	2017 Temmuz, 2017 Ağustos
<i>Yer</i>	Ankara
<i>Şirket/kurum</i>	SFA ELEKTRİK
<i>Pozisyon</i>	Stajyer
<i>İş tanımı</i>	Fabrikanın, üretim planlama departmanında, malzeme ihtiyaç planlaması, montaj hattı dengelemesi, zaman etüdü konularında çalışmalar yapılmıştır.
<i>Tarih: (ay/yıl) tarihinden (ay/yıl) tarihine kadar</i>	2016 Temmuz, 2016 Ağustos
<i>Yer</i>	Ankara
<i>Şirket/kurum</i>	PIMSUN MAKİNA
<i>Pozisyon</i>	Stajyer
<i>İş tanımı</i>	Üretim sistemlerinin incelenmesi ve analizlerinin yapılması, teknik resim okuma, çizim ve üretim planlama alanında çalışmalar yürütülmüştür.

**12. Diğerleri:**

**12a. Diğer Çalışmalar:**

- Haymana Ticaret Borsası, Kükürtlü Sabun Pazar Araştırması, 2019, Ankara

**12b. Yayınlar, Sempozyum ve Seminerler:**

- II. International Scientific and Vocational Studies Congress, “ Estimate of Galvanized Coating Thickness With Artificial Neural Network: An Application of Mitaş A.Ş. Department of Galva 12,5, Nevşehir, 2018.
- III. Uluslararası Savunma Sanayi Sempozyumu, “Galvaniz Kaplama Kalitesini Etkileyen Parametreleri Yapay Sinir Ağları ile İnceleyerek Hatalı Ürünlerin Minimuma İndirgenmesi” Kırıkkale, 2020.

