

KIRIKKALE ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

ENDÜSTRİ MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI
YÜKSEK LİSANS TEZİ

155 mm. MKE MOD 274 Uzun Menzilli Topçu Mühimmatı
Sevk Çemberi Kaynak Prosesinin Yapay Sinir Ağları ile İyileştirilerek
Hatalı Ürün Oranlarının Azaltılması

İhsan Çağatay ÖNCEL

OCAK 2013

Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalında İhsan Çağatay ÖNCEL tarafından hazırlanan 155 mm. MKE MOD 274 Uzun Menzilli Topçu Mühimmatı Sevk Çemberi Kaynak Prosesinin Yapay Sinir Ağları ile İyileştirilerek Hatalı Ürün Oranlarının Azaltılması adlı Yüksek Lisans Tezinin Anabilim Dalı standartlarına uygun olduğunu onaylarım.

Prof.Dr. Burak BİRGÖREN
Anabilim Dalı Başkanı

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

Doç.Dr.Süleyman ERSÖZ
Danışman

Jüri Üyeleri

Başkan : Doç.Dr. Necattin BARIŞÇI _____
Üye (Danışman) : Doç.Dr. Süleyman ERSÖZ _____
Üye : Yrd.Doç.Dr. Ahmet Kürşad TÜRKER _____

...../...../.....

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

Doç. Dr. Erdem Kamil YILDIRIM
Fen Bilimleri Enstitüsü Müdürü

*MKE Mühimmat Fabrikasına,
üzerimde emeđi olan herkese
ve evlatlarıma*

ÖZET

155 MM. MKE MOD 274 UZUN MENZİLLİ TOPÇU MÜHİMMATI
SEVK ÇEMBERİ KAYNAK PROSESİNİN
YAPAY SİNİR AĞLARI İLE İYİLEŞTİRİLEREK
HATALI ÜRÜN ORANLARININ AZALTILMASI

ÖNCEL, İhsan Çağatay

Kırıkkale Üniversitesi

Fen Bilimleri Enstitüsü

Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı, Yüksek Lisans Tezi

Danışman: Doç. Dr. Süleyman Ersöz

Ocak 2013, 80 sayfa

Bu çalışmada, Makina ve Kimya Endüstrisi Kurumu (MKEK) Mühimmat Fabrikası, tarafından tasarlanan 155mm. MKE MOD 274 Mühimmatının, üretimindeki özel proseslerden bir tanesi olan sevk çemberi kaynak prosesi Yapay Zeka Teknikleri kullanılarak kontrol altına alınmıştır.

Sevk çemberi, mühimmatın namlu içerisinde “yiv-set”lere oturarak dönü kazanmasını ve istenilen hedefe ulaşmasını sağlar. Sevk çemberi, bakır ve pirinç tellerin çelik gövdeyi aşındırarak gövde üzerine kaynaması sonucu oluşur. Sevk çemberi, MIG (Metal Inert Gas) kaynak yöntemi kullanılarak yapılan dolgu kaynağı (overlay welding) ile oluşturulur.

Kaynak prosesi 22 girdi parametresi ve 3 çıktı parametresinden oluşmaktadır. Çok sayıdaki girdi parametrelerinin birbiriyle etkileşimi ve bu etkileşimin çıktı parametrelerine yansması tam olarak bilinmemektedir. Bu durumda proses kontrol altında tutulamamaktadır.

Prosesten elde edilen 101 adet veri yardımıyla Yapay Sinir Ağı (YSA) modelleri hazırlanmış ve test edilmiştir. İlk tahmin modelleriyle çıktılar %99,9 doğrulukta

tahmin edilmiştir. Girdi parametreleri sayısı Pareto Analizi yöntemi ile 9'a indirgenmiştir. Bunun sonrasında sınıflandırma modelleri geliştirilmiş ve çıktıların doğru tahmin edildiği görülmüştür. Son olarak hedeflenen çıktıları ulaşmak için olması gereken girdi parametre değerlerini bulmayı hedefleyen girdi tahmin modelleri oluşturulmuştur. Bu model sayesinde uygun çıktıları ulaşmak için girdi parametrelerinin minimum ve maximum sınırları belirlenmiştir.

Böylece bir kaynak prosesindeki girdi parametrelerinin kontrol altında tutulması ve çok sayıda hatalı parça üretilen bir iş istasyonunda hatalı parça sayısını minimize etmek hedefine ulaşılmış ve YSA Yönteminin bu proseste kullanılabileceği görülmüştür. YSA Yöntemi ile girdi ve çıktılar arasında ilişkilerin tespit edilerek, ele alınan kalite kontrol problemlerinin minimize edilmesinin mümkün olduğu görülmüştür.

Anahtar kelimeler: Makina ve Kimya Endüstrisi Kurumu (MKEK) Mühimmat Fabrikası, 155mm. MKE MOD 274 Mühimmatı, MIG (Metal Inert Gas) Kaynağı, Yapay Sinir Ağları (YSA)

ABSTRACT

REDUCING RATES OF FAULTY PRODUCTS OF 155 MM. MKE MOD 274 LONG-RANGE ARTILLERY AMMUNITION ROTATING BAND WELDING PROCESS WITH ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

ÖNCEL, İhsan Çağatay

Kırıkkale University

Graduate School of Natural and Applied Sciences

Department of Industrial Engineering, Master of Science Thesis

Supervisor: Assoc. Prof. Dr. Süleyman ERSÖZ

January 2013, 80 pages

In this study, 155mm. MKE MOD 274 Ammunition, designed by Mechanical and Chemical Industry Corporation (MKEK) Ammunition Factory is analyzed, which is one special rotating band welding process is controlled by using Artificial Intelligence Techniques.

Rotating band ammunition barrel "in the groove-set" turn to win by sitting and allows to reach the desired target. Rotating band copper and brass wires, steel body is the result of eroding weld on the body. Rotating band MIG (Metal Inert Gas) welding filler made using the method of welding (welding overlay) and the created.

There are 22 input parameters and 3 output parameter in the welding process. The interactions between input parameters and output parameters of the reflection of this interaction are unknown. In this case, the process cannot be controlled.

Data of 101 ammunitions were prepared and tested by Artificial Neural Networks (ANN) outputs are estimated with of 99.9% accuracy rate. The number of input parameters is reduced to 9 with Pareto Analysis. After that classification models were developed with high accuracy rates. Finally, to achieve the intended outputs the

input prediction models aim to find the input parameters need to be established. This model estimates the appropriate input parameters to achieve the minimum and maximum limits need to be determined.

Thus, the input parameters are controlled by a welding process. The main objective of the study is to minimize the number of defective parts. ANN technique was used in this process. ANN technique is used to find relations between inputs and outputs have been determined and found to be possible to minimize the problems dealt with quality control.

Key Words : Mechanical and Chemical Industry Corporation (MKEK) Ammunition Factory, 155mm. MKE MOD 274 Ammunition, MIG (Metal Inert Gas) Welding, Artificial Neural Networks (ANN)

TEŞEKKÜR

Bu tezin hazırlanmasında yardımını esirgemeyen tez yöneticisi hocam, Sayın Doç. Dr. Süleyman ERSÖZ'e, tezimin birçok aşamasında yardımını gördüğüm Sayın Arş. Gör. Adnan AKTEPE'ye ve Kırıkkale Üniversitesi Endüstri Mühendisliği Bölümünün diğer öğretim üyelerine teşekkür ederim.

Yüksek Lisans öğrenimim boyunca akademik çalışmalarımı destekleyen MKE Mühimmat Fabrikası Müdürü Sayın Sait ALTINTAŞ'a, Müdür Yardımcısı Sayın M.Emin YİĞİT'e, Kalite Güvence Müdürü Sayın Hakan İNÖNÜ'ye, Mermi Üretim Müdürü Sayın Sadık ERSARİ'ye, Mermi Üretim Mühendisi Sayın Ahmet YAYTOKGİL'e teşekkür ederim.

Veri toplama aşamasında bana destek olan başta Sayın İsmail ALVER olmak üzere uzun yıllar beraber çalıştığım vefalı Mermi Kalite personeline ve Kaynak Prosesinde görevli Mermi Üretim Müdürlüğü personeline teşekkür ederim.

Son olarak bana her konuda güvenen ve destek olan anneme, babama, kardeşlerime, arkadaşlarıma ve eşim Sayın Doç. Dr. Sevgi YURT ÖNCEL'e teşekkür ederim.

İÇİNDEKİLER DİZİNİ

Sayfa

ÖZET	i
ABSTRACT	iii
TEŞEKKÜR	v
İÇİNDEKİLER DİZİNİ	vi
ÇİZELGELER DİZİNİ	viii
ŞEKİLLER DİZİNİ	ix
1. GİRİŞ	1
2. LİTERATÜR ÖZETİ	4
3. YAPAY SİNİR AĞLARI	6
3.1. Yapay Sinir Ağlarının Genel Özellikleri	10
3.2. Yapay Sinir Ağlarının Uygulama Alanları	11
3.2.1. Endüstriyel Uygulamalar	11
3.2.2. Ulaştırma ve Havacılık Uygulamaları	12
3.2.3. Finansal, Askeri ve Sağlık Uygulamaları	12
4. SEVK ÇEMBERİ KAYNAK PROSESİ	14
4.1. MIG Kaynağı	14
4.1.1. Çalışma Tekniği	14
4.1.2. Çeşitli Malzemelerin MIG Kaynağı	15
4.2. Prosesin Tanımı	16
4.3. Proses Aşamaları	17
4.3.1. Ön Isıtma	17
4.3.2. Kaynak Prosesi	18
4.3.3. Kalite Kontrol	19
4.3.3.1. Kimyasal Analiz	19
4.3.3.2. Nüfuziyet Testi	20
4.3.4. Gerilim Giderme	21
4.4. Hata Analizi	21
4.5. Parametre Analizi	22
4.5.1. Girdi Parametreleri	22

4.5.2. Çıktı Parametreleri	22
4.6. Veri Toplama	22
5. YSA MODELLERİ ile SEVK ÇEMBERİ KAYNAK PROSESİNİN KONTROL EDİLMESİ	24
5.1. YSA ile İlk Tahmin Modellerinin Oluşturulması	24
5.1.1. YSA Modelinin Mimarisi	24
5.1.2. Transfer Fonksiyonları	28
5.1.3. Girdi Parametrelerinin Sabitlemesi ile İlgili Deney Sonuçları	29
5.2. Pareto Analizi ile Girdi Parametrelerinin İndirgenmesi	31
5.3. YSA Modelleri	34
5.3.1. YSA Sınıflandırma Modeli	36
5.3.1.1. Geliştirilen Sınıflandırma Modeli Hakkında Bilgiler	36
5.3.1.2. Sınıflandırma Modellerinin Eğitimi	38
5.3.1.3. Sınıflandırma Modellerinin Çıktıları	41
5.3.2. YSA Çıktı Tahmin Modelleri	43
5.3.2.1. Geliştirilen Çıktı Tahmin Modeli Hakkında Bilgiler	43
5.3.2.2. Çıktı Tahmin Modelinin Eğitimi	44
5.3.2.3. Çıktı Tahmin Modelinin Sonuçları	46
5.3.3. YSA Girdi Tahmin Modelleri	47
5.3.3.1. Geliştirilen Girdi Tahmin Modeli Hakkında Bilgiler	47
5.3.3.2. Girdi Tahmin Modelinin Eğitimi	48
5.3.3.3. Girdi Tahmin Modelinin Sonuçları	49
6. SONUÇ ve DEĞERLENDİRME	51
6.1. Sonuç	51
6.2. Değerlendirme	52
KAYNAKLAR	54
EKLER	60
EK.1.	60
EK.2.	61
EK.3.	64
ÖZGEÇMİŞ	71

ÇİZELGELER DİZİNİ

<u>ÇİZELGE</u>	<u>Sayfa</u>
4.1. Girdi Parametreleri.....	23
4.2. Çıktı Parametreleri.....	23
5.1. YSA Mimarisinin Belirlenmesinde Kullanılan MSE ve r Değerleri.....	27
5.2. Parametre Sabitlemede Kullanılan Test Veri Seti Örneği.....	30
5.3. Parametre Sabitleme Test Örneği Sonuçları (%).....	31
5.4. İndirgenmiş Girdi Parametreleri.....	34
5.5. Girdi ve Çıktı Değişkenlerine Ait Bazı Tanımlayıcı İstatistikler.....	36
5.6. Sınıflandırma Modellerinin Performansı.....	41
5.7. Sınıflandırma Örneği.....	42
5.8. Girdi Parametre Değerlerinin Alt ve Üst Sınırları.....	50

ŞEKİLLER DİZİNİ

<u>ŞEKİL</u>	<u>Sayfa</u>
3.1. Basit Bir Sinir Hücresi	7
3.2. Temel Yapay Sinir Ağı Hücresi	9
4.1. Kaynak Prosesinin Uygulanacağı Bölge	17
4.2. Ön Isıtma Fırını	17
4.3. Kaynak Tezgahı	19
4.4. Kimyasal Analiz	20
4.5. Nüfuziyet Testi	20
5.1. Parametre Optimizasyonunda Kullanılan YSA Modeli.....	26
5.2. Transfer Fonksiyonları	29
5.3. Pareto Analizi Grafiği	33
5.4. YSA Sınıflandırma Modeli Mimarisi	37
5.5. Sınıflandırma Modellerinin Eğitim Performansı	40
5.6. Çıktı Tahmin Modeli.....	43
5.7. Çıktı Tahmin Modeli Performansı-1	44
5.8. Çıktı Tahmin Modeli Performansı-2.....	44
5.9. Çıktı Tahmin Modeli Performansı-3.....	45
5.10. Çıktı Tahmin Modeli Performansı-4.....	45
5.11. Çıktı Tahmin Modeli Performansı	46
5.12. Çıktı Parametresi Tahmin Performansı	47
5.13. Girdi Tahmin Modeli	48
5.14. Girdi Tahmin Modeli Eğitim Performansı.....	49

1.GİRİŞ

Makina ve Kimya Endüstrisi Kurumu (MKEK) Mühimmat Fabrikası, başta Türk Silahlı Kuvvetleri olmak üzere, NATO üyesi ülkeler ile üye olmayan pek çok ülkenin mühimmat ihtiyacını karşılamaktadır. Geçmişten günümüze farklı amaç ve fonksiyonlara sahip birçok ürün MKE Mühimmat Fabrikası'nca tasarlanmış ve üretilmiştir. Bu özgün tasarımlardan biri olan 155mm. MKE MOD 274 Mühimmatının, 2009 yılında tasarım çalışmaları tamamlanmış ve seri üretime geçilmiştir. Bu mühimmat, Topçu Mühimmatları arasında NATO'nun belirlediği en uzun menzili (40km), aşabilen ve hedefteki dağılımı NATO'nun kabul ettiği dağılımın çok daha altında kalabilen bir mühimmat olarak dünya literatüründe önemli bir yer almıştır.

Bir topçu mühimmatının menzilini arttırmak ve hedefteki dağılımını düşürmek için geliştirilmesi gereken özelliklerinden birisi Sevk Çemberidir. Sevk çemberi, mühimmatın namlu içerisinde "yiv-set"lere oturarak oluşan barut basıncının mermiden önce namlu ağzından çıkışına engel olur ve merminin namlu yolu boyunca dönü kazanmasını böylece istenilen hedefe ulaşmasını sağlar. Sevk çemberi, namlu ömrünü uzatmak amacıyla namlu malzemesinden çok daha yumuşak bir malzemedен üretilir. Bu sebepten sevk çemberi, genellikle bakır alaşımı malzemelerden oluşturulur. Menzili 20km.'ye kadar olan topçu mühimmatında sevk çemberi bakır bilezik şeklinde hazırlanır ve mermi gövdesi üzerine presleme yöntemi ile sıvanır. Ancak 40km. gibi yüksek menzilli mühimmatlar daha uzun namlulardan (52 kalibre) ve daha yüksek basınçlar uygulanarak atılır. 155mm. MKE MOD 274 Mühimmatının namlu içi basınç değeri 4158 bar.'a kadar çıkabilmektedir. Bu durumda sevk çemberi yüksek fiziksel yüklerle maruz kalır. Presleme yöntemi ile bakır sevk çemberinin sıvanması bu yüksek basınçlara mukavemet gösteremez. Bu yüzden MKE Mühimmat Fabrikasınca yapılan Ar-Ge çalışmalarında sevk çemberinin, bakır ve pirinç tellerin çelik gövdeyi aşındırarak gövde üzerine kaynaması öngörülerek bu işlemi gerçekleştirebilecek bir kaynak prosesi oluşturulmuştur.

Ancak bu özel kaynak prosesi, bünyesinde çok sayıda girdi parametresi barındırmaktadır. Bu girdi parametrelerinin birbiriyle etkileşimi ve bu etkileşimin çıktı değişkenlerine yansımaları tam olarak bilinmemektedir. Bu durumda proses kontrol altında tutulamamaktadır. Kontrolsüz yürüyen proseste %30'lara varan hata oranlarında çalışılmakta, dolayısıyla maliyet artmakta ve üretim kapasitesi düşmektedir.

Kaynak hataları, kaynak sonrası yapılan kimyasal analiz sonucu belirlenebilmektedir. Genellikle Fe (demir) oranının yüksek yada düşük çıkmasından dolayı hatalı olarak adlandırılmaktadır.

Demir oranının düşük oluşu, kaynak sırasında çelik gövde üzerinden yeterli demir aşındırması yapılmadığını gösterir. Bu durum sevk çemberi dayanımının istenilenden az olduğu ve namlu içi kuvvetlere mukavemet gösteremeyeceği anlamına gelir. Kullanıcı için hayati tehlike arz eden bir durumdur. Bu şekilde hatalı olarak ayrılan işlerin kaynak bölgesi tornalanır ve tekrar Kaynak Prosesine tabi tutulur. Düzeltme işlemi sonrası eğer demir oranı istenilen seviyede ise bir sonraki prosese geçilir. Bu şekilde düzeltilebilen işlerin oranı %18 dir. Düzeltme sonrası demir oranı tekrar istenilen seviyede değil ise, ikinci kez düzeltme işlemi yapılamaz ve mermi gövdesi hurdaya atılır. Bu şekilde hurdaya atılan işlerin oranı %2 dir.

Demir oranının yüksek oluşu ise, kaynak sırasında çelik gövde üzerinden çok fazla demir aşındırması yapıldığını gösterir. Bu durumda sevk çemberi olması gerekenden daha sert ve mukavimdir. Namlu aşınmasını hızlandırır ve dolayısıyla kullanım ömrünü azaltır. Bu durumda herhangi bir düzeltme yapılamaz, Mermi Gövdesi hurdaya atılır. Bu şekilde hurdaya atılan işlerin oranı %10 dur.

Bu veriler göz önüne alındığında Kaynak Prosesinde çok büyük kayıplar olduğu görülmüştür.

Yapay Sinir Ağları (YSA), insan beyninin bilgi işleme teknolojisinden esinlenerek geliştirilmiş bir bilgi işlem teknolojisidir. YSA ile basit biyolojik sinir sisteminin çalışma şekli simüle edilir. Simüle edilen sinir hücreleri nöronlar içerirler ve bu

nöronlar çeşitli şekillerde birbirlerine bağlanarak ağı oluştururlar. Bu ağlar öğrenme, hafızaya alma ve veriler arasındaki ilişkiyi ortaya çıkarma kapasitesine sahiptirler. Diğer bir ifadeyle, YSA, normalde bir insanın düşünme ve gözlemlemeye yönelik doğal yeteneklerini gerektiren problemlere çözüm üretmektedir. Bu kazanım, insan beyninin ve dolayısıyla insanın sahip olduğu yaşayarak veya deneyerek öğrenme yeteneğinin taklit edilmesidir.

Çok fazla girdi parametreleri olan böyle bir prosesin, çıktı değişkenleriyle olan ilişkisinin, YSA yardımıyla modellenerek, en uygun girdi parametrelerini belirlemek ve böylece prosesi kontrol altında tutarak MKE Mühimmat Fabrikasının Kaynak Prosesi sonrası oluşan hata oranlarını azaltmak mümkün olacaktır.

Bu tezin temel amacı kaynak prosesini etkileyen girdi parametresini kontrol altında tutarak, prosesin kalite düzeyini artırmaktır.

2. LİTERATÜR ÖZETİ

Kaynak girdi parametreleri, kaynağın kalitesi üzerinde önemli etkiye sahiptir. Kaynağın gerçekleştirildiği malzeme özellikleri ve mekanik özellikler kaynağın kalitesini belirler. Malzeme ve mekanik özelliklerden oluşan bu girdi parametrelerinin tasarımı, tahmini, çıktı üzerine etkisi üzerine literatürde deney tasarımı, regresyon, nümerik analizler gibi bir takım istatistiksel yaklaşımlar mevcuttur. Bu tekniklerin yanı sıra yapay zeka teknikleri de yaygın olarak kullanılmaktadır.

Benyonuis ve Olabi [1] kaynak proseslerinin istatistiksel ve nümerik teknikler kullanılarak optimizasyonu üzerine geniş bir araştırma yapmışlardır. Çalışmalarında girdi parametrelerinin optimizasyonunda kullanılan istatistiki yöntemler üzerine geniş bir literatür araştırması mevcuttur.

Liao [2] kaynak hata tiplerinin bulanık uzman sistemlerle sınıflandırılması üzerine bir çalışma yapmıştır. Liao çalışmasında hata tiplerinin sınıflandırılmasında bulanık uzman sistemlerin diğer tekniklerden daha iyi sonuçlar verdiğini belirtmiştir.

Sathiya ve diğerleri [3] çalışmalarında paslanmaz çelik kaynak prosesinde kaynak parametrelerinin optimuma yakın tasarlanması üzerine evrimsel algoritmalarından biri olan genetik algoritma, tavlama benzetimi ve YSA ile oluşturduğu modelin sonuçlarını karşılaştırmıştır. Çalışmada ısıtma zamanı, ısıtma basıncı, upset basıncı ve upset zamanı gibi girdi parametrelerinin çekme dayanımı ve metal kaybı gibi çıktılar üzerine etkisi araştırılmıştır.

Yapay Zeka tekniklerinin üretim sistemleri problemlerinden hizmet sistemleri problem alanlarına pek çok uygulaması mevcuttur. YSA otomotiv, elektronik, petrokimya, uzay, sağlık, eğlence, elektronik, tıp, savunma, malzeme bilimi ve daha pek çok alanda etkin olarak kullanılan bir yapay zeka tekniğidir.

YSA, problemlerin çözümünde, muhtemel fonksiyon kestirimleri, sınıflandırma, ilişkilendirme veya örüntü eşleştirme, zaman serileri analizleri, sinyal filtreleme, veri sıkıştırma, örüntü tanıma, doğrusal olmayan sinyal işleme, doğrusal olmayan sistem modelleme, optimizasyon ve kontrol gibi pek çok alanda uygulanmaktadır [4].

YSA'nın kalite kontrol problemlerinin çözümlerine yönelik pek çok uygulaması vardır. Bunlardan bazıları şunlardır: Kalite kontrol parametreleri ile ilgili Chinnam [5] parametre tasarımı üzerine; Kang ve diğerleri [6], Sette ve diğerleri [7], Chinnam [5], Guo ve Brodowsky [8] proses modelleme üzerine; Andersen ve diğerleri [9], Zaderej [10], Shea [11], Stinch ve diğerleri [12], Jiahe ve diğerleri [13] parametre tahmini üzerine; Chiang ve Su [14] parametre belirleme üzerine; Smith ve Yazıcı [15], Tani ve diğerleri [16], Chang ve Jiang [17] kalite tahmini üzerine; Park ve diğerleri [18] model formüle etme üzerine çalışmalar yapmışlardır.

YSA tekniği malzeme ve metalurji biliminde yukarıda bahsedilen problemlerin çözümünde etkin ve yaygın olarak kullanılmaktadır. Metallerin özelliklerinden döküm, kaynak gibi ısı işlem girdi ve çıktı elamanlarının kalite kontrol açısından incelenmesine kadar geniş bir uygulama alanında kullanılan bir tekniktir.

Sha ve Edwards [19] ve Chertov [20] çalışmalarında YSA'nın parametre tahmini, değerlendirmesi, optimizasyonu ve planlaması gibi kalite kontrol problem alanlarında yapılan uygulamaları açıklayan geniş bir araştırma yapmışlardır. YSA'nın kaynak prosesi üzerine uygulamaları ise şunlardır: Tay ve diğerleri [21] kaynak prosesinin modellenmesi ve optimizasyonu üzerine; Luo ve diğerleri [22] lazer kaynakta hata tespiti üzerine; Martin ve diğerleri [23] punta kaynakta hata tespiti üzerine; Kim ve diğerleri [24] robotik ark kaynağının kontrolünün optimizasyonu üzerine; Özerdem ve diğerleri [25] Cu- Sn -Pb- Zn-Ni alaşımların mekanik özelliklerini tahminlemek üzerine; Martin ve diğerleri [26] paslanmaz çelik ek kaynak prosesi üzerine; Mirapeix ve diğerleri [27], Pal ve diğerleri [28] ve Ateş [29] ark kaynağı prosesleri üzerine; Yılmaz ve diğerleri [30] ters kaynak problemleri üzerine YSA kullanılarak modeller geliştirmişlerdir.

3. YAPAY SİNİR AĞLARI

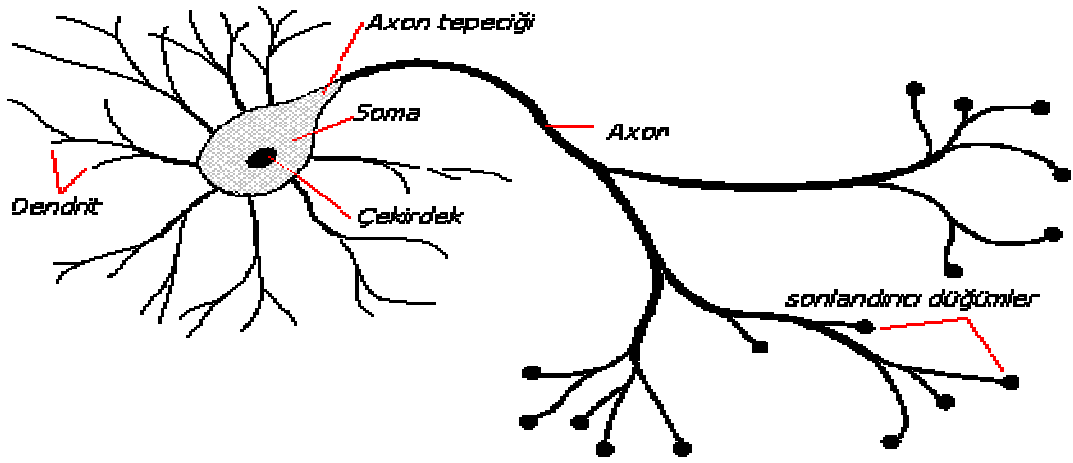
YSA insan beyninden esinlenerek geliştirilmiş, ağırlıklı bağlantılar aracılığı ile birbirine bağlanan işlem elemanlarından oluşan paralel ve dağıtılmış bilgi işleme yapılarıdır. En önemli özelliği, deneyimlerden (tecrübe) yararlanarak öğrenebilmesidir. YSA, insan beyninin özelliklerinden olan öğrenme yolu ile yeni bilgiler türetebilme, yeni bilgiler oluşturabilme ve keşfedebilme gibi yetenekleri herhangi bir yardım almadan otomatik olarak gerçekleştirmek amacı ile geliştirilmiştir. YSA, öğrenmenin yanı sıra bilgiler arasında ilişkiler oluşturma yeteneğine de sahiptir. YSA'nın temel işlevleri şu şekilde belirtilebilir:

- Öngörü (Prediction) veya tahminleme : İleriki satışlar, hava tahminleri, at yarışları, çevresel risk, ...
- Sınıflandırma (Classification) ve Kümeleme (Clustering) : Müşteri profilleri, tıbbi teşhis, ses ve şekil tanıma, hücre tipleri ...
- Kontrol (Control) : Erken uyarı için uçaklarda ses ve titreşim düzeyleri, ...

Ayrıca, Veri Birleştirme (Data Association), Kavramsallaştırma (Data Conceptualization) ve Filtreleme (Data Filtering) için de kullanılabilir. YSA'nın endüstriyel uygulamalar, finans uygulamaları, askeri ve savunma uygulamaları, tıp ve sağlık uygulamaları, mühendislik uygulamaları, robotbilim, görüntü işleme, örüntü tanıma dışında iletişim sanayi, eğlence amaçlı tahmin gibi özel uygulama alanları da bulunmaktadır. Bir yapay sinir ağı hücresi temel olarak girdilerden, ağırlıklardan, toplama işlevinden ve çıktıdan oluşur [31].

YSA, bilgiyi depolamak için doğal eğilimi olan basit birimlerden oluşan paralel dağıtılmış bir işlemci olarak tanımlanmıştır. Bilgi, öğrenme işlemi yoluyla ağ tarafından elde edilir. Sinaptik ağırlıklar olarak bilinen nöronlar arası bağlantı kuvvetleri, bilgiyi depolamak için kullanılır [32].

Biyolojik sinir ağının temel inşa bloğu olan basit bir sinir hücresi nöron olarak adlandırılır [33]. Şekil 3.1'de şematik diyagramı verilen tipik sinir hücresi, soma olarak adlandırılan hücre gövdesi, akson ve dendritler olmak üzere üç ana bölümden oluşur. Dendritler, nöron gövdesi civarında uzun çalılar görünümündedirler. Dendritler üzerinden girişler alınır, soma tarafından girişler işlenir. Nörondaki sinyalleri taşıyan uzun bir sinirsel bağlantı halindeki akson ise, işlenen girişleri çıkışa aktarır. Akson dendrit bağlantısı ise synapse olarak adlandırılır. Synapse nöronlar arasında elektro kimyasal bağlantıyı sağlamaktadır.



Şekil 3.1. Basit Bir Sinir Hücresi

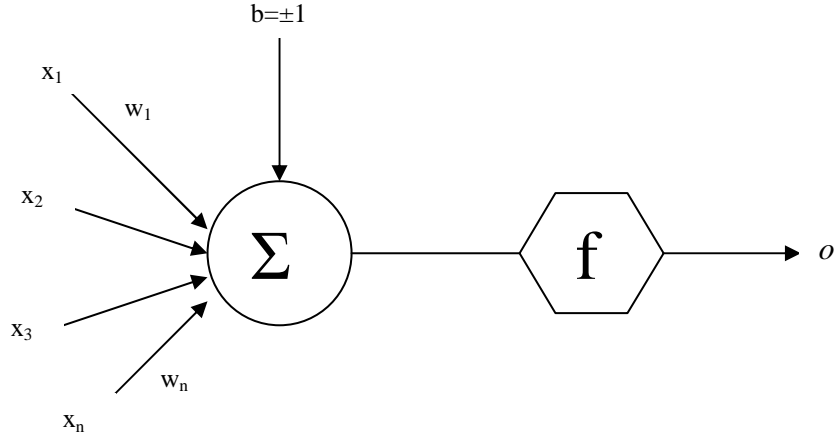
Bir insanın beyin korteksinde yaklaşık 10 milyar nöron ve yaklaşık 60 trilyon synapse veya bağlantının bulunduğu tahmin edilmektedir. Sonuçta beyin son derece verimli bir yapıdır. Özellikle beynin enerji verimliliği, her saniyede her bir işlem için yaklaşık 10^{-16} joule'dur, bu değer bugünün en iyi bilgisayarlarında yaklaşık 10^{-6} joule'dur. Beynin nöronları organize etme yeteneği böylece kesin hesaplamaları gerçekleştirme (örüntü tanıma, algılama gibi) bugünün en hızlı sayısal bilgisayarlarından daha hızlıdır [34]. Diğer taraftan bir sinir hücresinin tepki hızı günümüzün bilgisayarlarına göre oldukça yavaş olmakla birlikte duyu bilgileri son derecede hızlı değerlendirebilmektedir. Bu nedenle insan beyni; öğrenme,

birleştirme, uyarılma ve genelleştirme yeteneği nedeniyle son derece karmaşık, doğrusal olmayan ve paralel dağılmış bir bilgi işleme sistemi olarak tanımlanabilir.

Bir hipoteze göre nöronlar birbirleriyle elektriksel sinyaller aracılığıyla haberleşmektedir. Ayrıca, nöronlar kimyasal bir ortamda çok yoğun beyinsel faaliyetleri yerine getirmektedirler. Böylece beyin, biyokimyasal işlemlerin gerçekleştiği son derece yoğun bir elektriksel ağ gibi düşünülebilir. Çok büyük sinir ağı, çok karmaşık ve ayrıntılı bir yapıyla birbirine bağlıdır. Ağa giriş duyarlı algılayıcılar (reseptörler) ile sağlanır. Reseptörler uyarıyı gövdeye götürürler. Uyarım elektriksel sinyaller biçimindedir. Nöron ağının içine bilgi taşınması ve merkezi sinir sisteminde bilginin işlenmesi sonucu efektörler kontrol edilir. Bundan sonra insan cevabını çeşitli eylemler şeklinde verir. Yukarıda belirtildiği gibi sinir sisteminde bilgi akışı üç ana kısımda oluşmaktadır: Duyarlı Organlar, sinir ağı ve motor organlar.

YSA'da bilgi, işlenmekte, değerlendirilmekte ve merkezi sinir sisteminde depolanan bilgiyle karşılaştırılmaktadır. Gerekli olduğunda komutlar o yerde üretilir ve motor organlara iletilir. Motor organlar eylemi doğrulayan geri beslemeli bağlantılarla merkezi sinir sistemini yönetir ve denetlerler. İç ve dış geri beslemeli kontrolün ikisi de komutlarla gerçekleştirilir. Tüm sinir sisteminin yapısı kapalı-çevrim bir kontrol sistemini andırmaktadır.

Temel bir yapay sinir ağı hücresi biyolojik sinir hücresine göre çok daha basit bir yapıya sahiptir. En temel nöron modeli Şekil 3.2.'de görülmektedir. YSA hücresinde temel olarak dış ortamdan ya da diğer nöronlardan alınan veriler yani girişler, ağırlıklar, toplama fonksiyonu, aktivasyon fonksiyonu ve çıkışlar bulunmaktadır [35]. Dış ortamdan alınan veri ağırlıklar aracılığıyla nörona bağlanır ve bu ağırlıklar ilgili girişin etkisini belirler. Toplam fonksiyonu ise net girişi hesaplar, net giriş, girişlerle bu girişlerle ilgili ağırlıkların çarpımının bir sonucudur. Aktivasyon fonksiyonu işlem süresince net çıkışını hesaplar ve bu işlem aynı zamanda nöron çıkışını verir. Genelde aktivasyon fonksiyonu doğrusal olmayan (nonlineer) bir fonksiyondur. Şekilde görülen "b" bir sabittir, bias veya aktivasyon fonksiyonunun eşik değeri olarak adlandırılır. Nöronun matematiksel modeli şöyledir:



Şekil 3.2. Temel Yapay Sinir Ağı Hücresi

$$o = f(W.X + b) \quad (3.1)$$

şeklinde hesaplanır. Buradaki W ağırlıklar matrisi, X ise girişler matrisidir. n giriş sayısı olmak üzere;

$$W = w_1, w_2, w_3, \dots, w_n \quad (3.2)$$

$$X = x_1, x_2, x_3, \dots, x_n \quad (3.3)$$

şeklinde yazılabilir. Formülleştirecek olursak;

$$net = \sum_{i=1}^n w_i x_i + b \quad (3.4)$$

$$o = f(net) \quad (3.5)$$

$$o = f\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i + b\right) \quad (3.6)$$

şeklinde de yazılabilir. Burada f aktivasyon fonksiyonudur.

3.1. YSA'nın Genel Özellikleri

Bir ağ yapısının çözebileceği problem uzayının, insan beyninin çözebildiği problem uzayının oldukça kısıtlanmış bir alt kümesi olacağı gözden kaçırılmamalıdır. YSA'yı çekici kılan aşağıda sıralanmış temel özelliklerin algılanışında bu noktanın gözden kaçırılmamasında da yarar vardır.

Birinci özellik sistemin paralelliği ve toplamsal işlevin yapısal olarak dağılımıdır. Diğer bir deyişle birçok nöron es zamanlı olarak çalışır ve karmaşık bir işlev çok sayıda küçük nöron aktivitesinin bir araya gelmesinden oluşur. Bu da, zaman içerisinde herhangi bir nöronun işlev dışı kalması durumunda ağın dikkate değer ölçüde etkilenmeyeceği anlamına gelir.

İkinci özellik ise genelleme yeteneği, diğer bir deyişle ağ yapısının, eğitim esnasında kullanılan nümerik bilgilerden eşleştirme esnasında kullanılan bilgileri çıkarması ve böylelikle eğitim sırasında kullanılmayan girdiler için de anlamlı yanıtlar üretebilmesidir.

Bir başka özellik ise ağ fonksiyonunun nonlineer oluşudur. Yapı üzerine dağılmış belli tipteki nonlineer alt birimler özellikle, istenen eşleştirmenin denetim ya da tanımlama işlemlerinde olduğu gibi nonlineer olması durumunda işlevin doğru biçimde yerine getirilebilmesini matematiksel olarak olası kılarlar. Burada, işlevin doğru biçimde gerçekleştirilmesi için yapısal bir esneklik gerekliliği vurgulanmalıdır. Yani ağ parametreleri, başarıyı artıracak ya da maliyeti azaltacak şekilde değiştirilebilmelidir.

Belirtilebilecek son özellik, sayısal ortamda tasarlanan sinir ağı yaklaşımlarının tüm devre gerçekleştirilebilirliklerinin olmasıdır. Bu da yakın gelecekte bu sistemlerin özellikle robotik uygulamaları ile birlikte düşünüldüğünde, günlük hayatta yaşam kalitesinin artırılmasında ne denli önemli bir rol oynayabileceklerine işaret eder [33].

3.2. YSA'nın Uygulama Alanları

YSA çalışmaları başladığından beri her geçen zamanda yeni kullanım alanları ortaya çıkmıştır. Üretim, tıp, güvenlik, finans, pazarlama, ulaştırma, ...vb. alanlarda öngörü, sınıflandırma, veri süzülmesi uygulamalarında kullanım alanları hızla artmaktadır. Uygulama alanları aşağıdaki gibi açıklanabilir.

3.2.1. Endüstriyel Uygulamalar

YSA'nın endüstriyel uygulamaları maddeler halinde aşağıdaki gibi sıralanabilir:

- YSA bir endüstriyel proseste fırınların ürettiği gaz miktarının tahmini
- İmalatta, ürün tasarımı, proses ve makinelerin bakımı ve hataların teşhisi, görsel kalite kontrolü,
- Kimyasal proseslerin dinamik modellenmesi,
- Otomobillerde otomatik rehber sisteminin geliştirilmesi,
- Robotlarda görme sistemleri ve mainpulatörlerin kontrol edilmesi,
- Cep telefonlarında ses ile çalışabilme,
- Araba pistonlarının üretim şartlarının belirlenmesi,
- Elektronik yonga hata analizleri,
- Optimizasyon çalışmaları (üretim planlama ve kontrol çalışmalarında),
- Müşteri tatmini ve pazar verilerinin değerlendirilmesi ve analiz edilmesi,
- Kömür güç istasyonları için çevrimiçi (on-line) karbon akımı ölçülmesi,
- İşlerin makinelere atanması ve çizelgeleme,
- Gezgin satıcı problemi.

YSA'nın endüstriyel uygulamaları yukarıda sayılanlarla sınırlandırılmaz. Yıllar geçtikçe, teknoloji ilerledikçe YSA'nın endüstriyel uygulamaları da genişlemektedir. Makinelerin arızalarının önceden tahmin edilmesinde, arızaların sınıflandırılmasında YSA'ndan yararlanılmaktadır.

3.2.2. Ulaştırma ve Havacılık Uygulamaları

YSA'nın ulaştırma ve havacılık alanlarındaki uygulamaları şöyledir:

- Ford Motor Co., General Motors gibi bir çok otomobil imalatçısı otomobillerde ve otomobil ürünlerinde YSA kullanımını daha yaygın olarak kullanabilmek için araştırmalara devam etmektedirler. Fren denetimi, mühendislik hataları, etkin süspansiyon denetimi gibi bazı alanlarda umut verici sonuçlar elde edilmiştir.
- NASA'da uzay mekiği yolculuklarında manevra denetimi için YSA geliştirme çalışmaları yapılmaktadır.
- Uçaklarda titreşim seviyeleri ve sesin görüntülenerek motor sorunlarında erken uyarı için YSA geliştirme çalışmaları yapılmaktadır.
- Purdue Üniversitesi bir helikopter örneğinin YSA ile denetim sonuçlarını yayınlamıştır.
- Prototip uygulamasında, özel bir kara taşıtının sürücüsüz seyri için geliştirilmiş bir YSA uygulaması bulunmaktadır.
- YSA, havaalanlarında bagaj geçişlerinde bomba tanıma ve ortaya çıkarma amacıyla kullanılmaktadır.

3.2.3. Finansal, Askeri ve Sağlık Uygulamaları

YSA'nın finansal, askeri ve sağlık uygulamalarına ait bazı örnekler aşağıdaki gibi sıralanabilir:

- Makro ekonomik tahminler,
- Borsa benzetim çalışmaları endekslerinin tahmin edilmesi,
- Kredi kartı hilelerinin tespiti,
- Kredi kartı kurumlarında iflas tahminleri,
- Banka kredilerinin değerlendirilmesi,
- Emlak kredilerinin yönetilmesi,
- Döviz kuru tahminleri,
- Risk analizleri,
- Hedef tanıma ve takip sistemleri,

- Yeni sensörlerin performans analizleri,
- Radar ve görüntü sinyalleri işleme,
- Sensör fizyonu,
- Askeri uçakların uçuş yörüngelerinin belirlenmesi (optimizasyonu),
- Mayın dedektörleri,
- Solunum hastalıklarının teşhisi,
- Transplant zamanlarının optimizasyonu,
- Hastalıkların teşhisi ve resimlerden tanınması,
- Karidovascular sistemlerin modellenmesi ve teşhisi,
- Tıbbi resim işleme,
- CTG (cardiotocography) izleme,
- Hamile kadınların karınlarındaki çocukların kalp atışlarının izlenmesi.

Ayrıca YSA ilaç endüstrisinde daha düşük maliyetlerle ilaç geliştirmek ve zaman tasarrufu yapmak için sıkça kullanılır. YSA ayrıca, elektrik maliyetlerinin tahmininde, okyanus dalgalarının tahmininde, otomobil havalandırma sistemlerinin analizinde, dizel motorun yakıt tüketimi ve egzoz sıcaklığının tahmin edilmesinde, gaz karışımlarının bileşimini bulmada, veri madenciliği, optik sinir hastalıklarının teşhisinde, rotalama problemlerinde, denge problemlerinin çözümünde, karakter, el yazısı ve imza tanıma sistemlerinde, rüzgar hızının hesaplanmasında, askı madde konsantrasyonu ve miktarının belirlenmesinde, elektrik enerjisi tüketiminin hesaplanmasında kullanılmaktadır. Ayrıca YSA enerji modellemesi alanında da oldukça geniş bir uygulama alanına sahiptir. YSA'nın kullanım alanları yalnız bu kadarla sınırlı değildir. Bunlara daha birçok alan ilave edilebilir. Zamanla yapılacak olan yeni çalışmalar ve yatırımlarla daha da çok kullanım alanı ortaya çıkacaktır [36].

4. SEVK ÇEMBERİ KAYNAK PROSESİ

4.1. MIG Kaynağı

MIG kaynağı soy gaz atmosferi altında eriyen elektrotla yapılan bir gazaltı kaynağı türüdür. SIGMA kaynağı olarak da bilinir. Soy gaz olarak genellikle, argon gazı kullanılmaktadır. MIG sembolü, “Metal Inert Gas” ifadesinin baş harflerinin alınmasıyla oluşturulmuştur.

MIG kaynağında koruyucu gaz olarak argon, helyum veya ikisinin karışımı kullanılır. Hafif metallerin MIG kaynağında kullanılan argon gazının yüksek saflıkta olması gerekir (%99,99). Çelik malzemelerin MIG kaynağında ise, argon gazına oksijen ve karbondioksit gazları karıştırılır. Bu karışımda oksijen %3-6, karbondioksit %5-13 arasındadır. Gaz karışımına bağlı olarak, dikişte elde edilen dikiş formları değişmektedir. Karışımda oksijenin bulunması, arkın kararlılığını ve erimiş damlaların yüzeyde kolayca tutunmalarını sağlamaktadır. Ayrıca gözenek teşekkülünü de önlemektedir.

4.1.1. Çalışma Tekniği

Bilinen dikiş biçimlerinin hepsine MIG kaynağı uygundur. Yatay pozisyonlarda hem el, hem de otomatik olarak kaynak yapılabilir. Kaynak dikişinin yüksekliği, genişliği ve nüfuziyeti aynı hamlaç tutuşunda kaynak gerilimini, kaynak akım şiddetini ve kaynak hızını değiştirerek ayarlanabilir. Kaynak sırasında kaynak hamlacı, kaynak yönüne ters istikamette en fazla 30⁰’lık bir eğimle tutulur. Böylece kaynakçı, kaynak banyosuna ve elektrodun erime işlemine kolayca bakabilir. Eğer meyil fazla olursa, nüfuziyet azalır ve dikiş inceler. Aynı zamanda fazla meyil gazın koruma kabiliyetini azaltır, dikişte gözenek ve kalıntıların meydana gelmesine sebep olur. Böyle çalışma tarzı, ince sacların ve kök pasolarının kaynağında kullanılır. Eğer derin bir nüfuziyet

ve kalın kaynak pasosu elde edilmek istenirse, hamlaca kaynak yönünde en fazla 30°'lik bir eğim verilir.

4.1.2. Çeşitli Malzemelerin MIG Kaynağı

MIG kaynağı ile hemen hemen bütün malzemelerin kaynaklanması mümkündür. Fakat bazı kaidelere uyulması gerekir. Alüminyum ve alaşımlarının kaynağında yalnız doğru akım kullanılır ve otomatik olarak ilerleyen kaynak teli, daima pozitif kutuba bağlanır. Kaynak ağızlarının iyi temizlenmesi, dikişte gözenek teşekkülünü azaltır. Yapılacak kimyasal temizlemelerde zehirli gaz oluşumlarından korunmak için, iyi bir havalandırma yapılmalıdır. İnce alüminyum levhaların kaynağında distorsiyonu azaltmak için, levhalar puntalanmalı ve geri adım usulüyle kaynaklanmalıdır. Bakır ve alaşımlarının kaynağında, gerekli durumlarda 200-400°C'lik bir ön tavlama tatbik edilir. Makine ile kaynak yapılması durumunda, sola kaynak usulü tatbik edilir. Kaynak işlemi doğru akımla ve elektrot pozitif kutba bağlanarak yapılır. Paslanmaz çeliklerin MIG usulüyle kaynaklanması, büyük üstünlük sağlar. Çünkü erimiş metal ile hava arasındaki reaksiyonlar sebebiyle, kayıplar önlenmektedir [37]. Bu kaynak metodu arkın oluşturduğu yoğun ısı nedeni ile bakır ve alaşımlarının kaynağı için en uygun kaynak yöntemlerinden bir tanesidir. Bakır alaşımlarında çinko (pirinçlerde), alüminyum (alüminyum bronzlarında), fosfor (fosfor bronzlarında), berilyum (berilyum bronzlarında), nikel (nikel-bakır alaşımlarında), kalay (kalay bronzlarında) alaşım elementi olarak kullanılır ve doğal olarak bazıları diğerlerine nazaran daha kolay olmak üzere bütün bu alaşımlar belirli koşullarda kaynak edilebilir. Genel olarak kaynak kabiliyeti zayıf olan bakır alaşımları çinko içerenlerdir, çinko kaynak bölgesinde gözenek oluşumuna neden olduğu gibi kırılğan kaynak dikişleri verir.

Berilyum içeren alaşımların kaynağında ortaya çıkan dumanlar ise kaynakçının sağlığı açısından çok tehlikelidir. Bakır ve alaşımlarının kaynağında MIG yöntemi genellikle 3 mm.den kalın parçalara uygulanır, daha ince parçalar için TIG yöntemi bazı üstünlükler sunmaktadır.

Bakırın ısı iletkenliđinin yksek olması nedeni ile yođun bir ark enerjisine gerek vardır. Bu bakımdan bakır halinde daha yksek bir akım Őiddeti ile (alminyuma nazaran % 50-75 daha yksek) alıŐılır. Argon kullanılması halinde de spre y ark oluŐturulmalıdır. Kalın paraların kaynađında helyum da koruyucu gaz olarak kullanılmaktadır, burada arkta metal transferi oluŐmasına rađmen yksek derecede sırama ortaya ıkar. Genel olarak argonun ark stabilitesini ve helyumun derin nfuziyetini bir arada elde edebilmek gayesi ile argon-helyum karıŐım gazları tercih edilir.

Bakırın aŐırı ısı iletkenliđi nedeni ile kalın paraların kaynađında 250-400°C arasında bir n ısıtma uygulanır.

İyi bir kaynak dikiŐi elde etmek iin sol kaynak yntemi uygulanır ve genellikle bakır alaŐımları iin yatay oluk pozisyonu tercih edilir, diđer pozisyonlarda kaynak yapmak gerektiđi hallerde, MIG yntemi diđer btn kaynak yntemlerine tercih edilir. Dik ve korniŐ pozisyonlarında ince aplı elektrot, dŐk akım Őiddeti ve kısa ark yntemi ile ok akıŐkan olmayan alminyum bronzları ve silikon bronzu ve bakır-nikel alaŐımı teller kullanılır.

Elektrot seiminde genel olarak esas metalin bileŐimi gz nnde tutulur ve esas metalin bileŐimine en yakın bileŐimdeki tel kullanılır. Bazı hallerde ise kaynak dikiŐinin mukavemetinin esas metalden daha yksek olması arzu edilir, bu gibi durumlarda esas metalden farklı bileŐimde elektrot kullanılır [38].

4.2. Prosesin Tanımı

Sevk emberi, MIG (Metal Inert Gas) kaynak yntemi kullanılarak yapılan dolgu kaynađı (overlay welding) ile oluŐturulur. Bu kaynak metodunda; Ø1,6mm bakır tel elektrot ile Ø1,6mm elektrot olmayan piri tel kullanılır. Kaynak prosesi sırasında bakır elektrotun oluŐturduđu ergimiŐ metal havuzunda piri besleme telinin erimesiyle Őekil 4.1. de gsterilen blgeye dolgu kaynađı (overlay welding) yapılır.

Kaynak prosesi sırasında Şekil 4.1.de gösterilen bölümde bir miktar aşınma oluşur. Çelik malzeme üzerinde oluşan bu aşınma sonucunda ortaya çıkan Fe (demir) elementi, Cu (bakır) ve Zn (çinko) elementleriyle birleşerek sevk çemberinin kimyasal yapısını oluştururlar.



Şekil 4.1. Kaynak Prosesinin Uygulanacağı Bölge

4.3. Proses Aşamaları

4.3.1.Ön Isıtma

Kaynak kanalı açılmış mermi gövdeleri, kaynak işlemi öncesinde ön ısıtma fırınında 330⁰C de minimum 2 saat süreyle ön ısıtma alt prosesine tabi tutulur.



Şekil 4.2. Ön Isıtma Fırını

4.3.2. Kaynak Prosesi

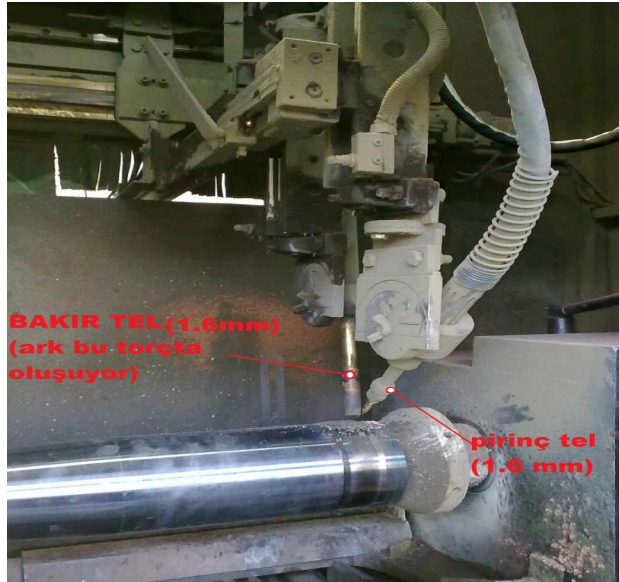
Kaynak işlemi prensip olarak gaz altı kaynağıdır. Argon gazı atmosferinde kaynak bölgesine ilave metal (bakır tel) ile iş parçası arasında ark oluşması prensibi ile çalışmaktadır. Bu kaynak şekli MIG (metal inert gas) olarak adlandırılmaktadır. MIG eriyen elektrotla yapılan gaz altı ark kaynağı devamlı beslenen kaynak teli ile iş parçası arasındaki yapılan bir elektrik ark kaynağıdır. Kullanılan koruyucu gaza göre MIG ve MAG ismini alırlar. Inert (soygaz) olarak argon veya helyum gazı kullanılır. Koruyucu gaz olarak %99 saflıkta argon gazı kullanılmaktadır. MIG kaynak yönteminin kullanılmasının nedeni ise MIG kaynağının diğer kaynak yöntemlerine göre üstünlükleridir. Bu üstünlükler ;

- Yüksek erime hızı,
- Derin nüfuziyet,
- Her pozisyonda kaynak yapılabilmesi,
- Ara vermeden kaynak yapılabilmesi,
- Demir esaslı ile demir dışı metaller ve alaşımlarının uygun koruyucu gaz, elektrot ve kaynak değişkenleri seçmek şartıyla kaynak yapılabilmesi,
- Uygulamasının kolay olması,
- Ekonomik bir kaynak yöntemi olması,
- Yarı otomatik bir kaynak yöntemi olması,
- Gerekli ekipman ve donanım sağlandığında tam otomatik kaynak yapılabilmesidir.

Kaynak prosesinde, ön ısıtması yapılmış olan mermi gövdeleri kaynak tezgahına alınır ve punta ile ayna arasına bağlanır. Bağlanan iş parçası manuel olarak çevrilerek kaynak kanalı çevresel olarak zımparalanır daha sonra alkollü bez ile silinerek kaynağa hazır hale getirilir. Temizleme işlemi tamamlandıktan sonra torçlar kontrol panelinde ayarlanan değerlere gönderilir daha sonra torç-nozul mesafesi, su debisi, gaz debisi, tel hızları ve torç soğutucuları kontrol edilir gerekli değerler girilerek kaynak işlemi başlatılır.

Kaynak başlatıldığında ilk olarak bakır telin geldiği torçta bir ark oluşur ve 3-4 salınım tek başına devam ettikten sonra oluşan kaynak havuzuna ikinci torç ile pirinç

tel verilerek kaynak alařımı oluřturulur. Pirinç ve bakır tellerin geldiđi torçlar beraber 120-140 salınım yaptıklarında kaynak bölgesi doldurulmuř olur ve kaynak otomatik olarak durur. Ark sadece bakır telin geldiđi torçta oluřmaktadır. Pirinç telin geldiđi torçta herhangi bir gaz veya ark oluřumu yoktur.



řekil 4.3. Kaynak Tezgahı

4.3.3. Kalite Kontrol

4.3.3.1. Kimyasal Analiz

Kaynak operasyonu tamamlanan mermi gövdesi kaynak tezgahından alınır ve kaynak bölgesi 3 ayrı kısımdan tařlanarak kimyasal analiz yapılır. řekil 4.4. de gösterildiđi gibi X-Ray spektrometresi ile yapılan kimyasal analiz ölçüm sonuçlarının ortalaması ařađıdaki deđerleri sađlamalıdır.

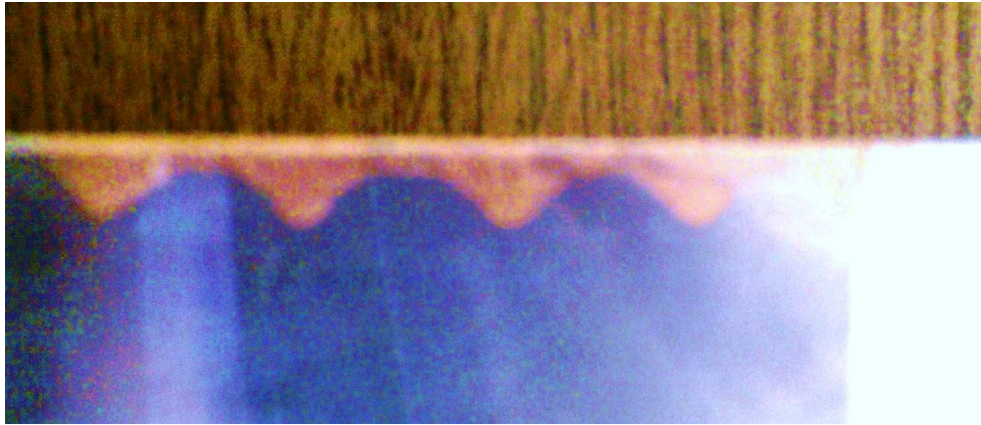
- Fe : % 0,5 - 4,0
- Zn : % 8 - 12
- Cu : Geri kalan



Şekil 4.4. Kimyasal Analiz

4.3.3.2. Nüfuziyet Testi

Kaynak bölgesinden kesit alınarak, Sıvı Penetrant Yöntemiyle kaynak nüfuziyeti kontrol edilir. Şekil 4.5.de kaynak nüfuziyeti testi için alınan bir kesit yer almaktadır.



Şekil 4.5. Nüfuziyet Testi

4.3.4. Gerilim Giderme

Döküm, kaynak ve soğuk şekil verme işlemlerinden sonra malzeme üzerinde düzensiz soğuma neticesinde iç gerilmeler oluşur. Bu iç gerilmelerin bertaraf edilmesi amacıyla malzeme tavllanır. Plastik şekil değiştirme sonunda oluşan iç gerilmelerin dışında, malzeme kullanım aşamasında da bazı gerilmelerin etkisinde kalabilir. Üst üste gelen gerilmeler, malzemenin çatlamasına neden olabilir. Gerilim giderme işlemi, bu gerilmelerin giderilmesi veya azaltılması amacıyla, malzemeyi dönüşüm sıcaklığının altında uygun bir sıcaklığa kadar ısıtma ve sonrasında yavaşça soğutma işlemidir.

Kimyasal analizi yapılan mermi gövdelerine gerilim giderme işlemi yapılır. Kaynak yapılmış gövdeler, en fazla 8 saat içerisinde gerilim giderme fırınına alınır. Burada 600⁰C de, en az 2 saat süre ile tavllanır ve dış ortamda kendiliğinde soğutulur.

Gerilim giderme yapılan mermi gövdeleri için kaynak prosesi tamamlanmıştır.

4.4. Hata Analizi

Kaynak hataları, kaynak sonrası yapılan kimyasal analiz sonucu demir (Fe) oranının yüksek yada düşük çıkmasından dolayı hatalı olarak adlandırılmaktadır.

Demir oranının düşük oluşu, kaynak sırasında çelik gövde üzerinden yeterli demir aşındırması yapılmadığını gösterir. Bu durum sevk çemberi dayanımının istenilenden az olduğu ve namlu içi kuvvetlere mukavemet gösteremeyeceği anlamına gelir. Kullanıcı için hayati tehlike arz eden bir durumdur. Bu şekilde hatalı olarak ayrılan işlerin kaynak bölgesi tornalanır ve tekrar kaynak prosesine tabi tutulur. Düzeltme işlemi sonrası eğer demir oranı istenilen seviyede ise bir sonraki prosese geçilir.

Demir oranının yüksek oluşu ise, kaynak sırasında çelik gövde üzerinden çok fazla demir aşındırması yapıldığını gösterir. Bu durumda sevk çemberi olması gerekenden

daha sert ve mukavimdir. Namlunun çabuk aşınmasına sebep olur. Dolayısıyla namlunun kullanım ömrünü azaltır.

4.5. Parametre Analizi

4.5.1. Girdi Parametreleri

Mermi gövdesinin kimyasal analizi, bakır ve pirinç tellerin kimyasal analizleri, ilerleme hızları, torç yükseklikleri ve açıları, telin kimyasal analizi, ön ısıtma fırınının sıcaklığı, salınım başlangıcı ve sonu, salınım hızı, merkezden kaçıklık, gaz debisi, su debisi, mermi nozul mesafesi, gövde dönme hızı, kaynak akımı ve gerilim, prosesin girdi parametreleri olarak belirlenmiştir.

Proses esnasında malzeme üzerinden aşındırılan Fe, çıktı parametresindeki Fe oranını belirler. Ancak ne kadar Fe aşındırılacağı mermi gövdesinin kimyasal özelliklerine bağlı değildir. Dolayısıyla, mermi gövdesinin kimyasal analizinin, çıktı parametrelerine bir etkisi yoktur. Böylece ilk analizde 23 adet belirlenmiş olan girdi parametreleri, Çizelge 4.1. de görüldüğü üzere 22 adede indirgenmiştir.

4.5.2. Çıktı Parametreleri

Sevk çemberi kimyasal analizi (Zn, Fe ve Cu oranları) prosesin çıktı parametreleri olarak belirlenmiştir. Çıktı parametreleri Çizelge 4.2. de gösterilmiştir.

4.6. Veri Toplama

Yapay Sinir Ağı (YSA) modellerinin eğitimi ve test edilmesinde kullanılacak olan parametrelerle ilgili veriler toplanmıştır. Verilerin sağlıklı bir şekilde toplanması için EK-1'de örneği sunulan formlar düzenlenmiştir. Bu formlarda tutulan kayıtlar bilgisayar ortamına kayıt edilerek YSA modellerinde kullanılacak veri

dosyalarına dönüştürülmüştür. Modelde üretimi gerçekleştirilen 101 adet mühimmata ait veriler EK-2’de verilmiştir.

Çizelge 4.1. Girdi Parametreleri

Sıra No	Girdi Parametreleri	Sembol Gösterimi
1	Bakır Telin Kimyasal Analizi Mn oranı	X ₁
2	Bakır Telin Kimyasal Analizi Sn oranı	X ₂
3	Bakır Telin Kimyasal Analizi Cu oranı	X ₃
4	Pirinç Telin Kimyasal Analizi Zn oranı	X ₄
5	Pirinç Telin Kimyasal Analizi Cu oranı	X ₅
6	Bakır Tel Hızı	X ₆
7	Pirinç Tel Hızı	X ₇
8	Bakır Torç Yüksekliği	X ₈
9	Pirinç Torç Yüksekliği	X ₉
10	Bakır Torç Açısı	X ₁₀
11	Pirinç Torç Açısı	X ₁₁
12	Ön Isıtma Fırını Sıcaklığı	X ₁₂
13	Salınım Başlangıcı	X ₁₃
14	Salınım Sonu	X ₁₄
15	Salınım Hızı	X ₁₅
16	Merkezden Kaçıklık	X ₁₆
17	Gaz Debisi	X ₁₇
18	Su Debisi	X ₁₈
19	Mermi Nozul Mesafesi	X ₁₉
20	Gövde Dönme Hızı	X ₂₀
21	Kaynak Akımı	X ₂₁
22	Gerilim	X ₂₂

Çizelge 4.2. Çıktı Parametreleri

Sıra No	Çıktı Parametreleri	Sembol Gösterimi
1	% Zn oranı (%8 - %12)	Y ₁
2	% Fe oranı (%0,5 - %4)	Y ₂
3	% Cu oranı (%84 - %91,5)	Y ₃

5. YSA MODELLERİ ile SEVK ÇEMBERİ KAYNAK PROSESİNİN KONTROL EDİLMESİ

5.1. YSA ile İlk Tahmin Modellerin Oluşturulması

Bir yapay zeka yöntemi olan YSA modelleri literatürde fonksiyon kestirimi, sınıflandırma, birliktelik analizi, görüntü ve sinyal işleme, zaman serileri analizi, lineer olmayan sistem modelleme, tahminleme, kontrol ve optimizasyon için kullanılmaktadır [4, 35, 39]. Tez kapsamında ele alınan problemde de girdi ve çıktı parametrelerinin optimizasyonu hedeflenmiş ve YSA modelleri bu amaçlarla kullanılmaktadır.

YSA, öğrenme yeteneği, kolayca farklı problemlere uyarlanabilirliği, genelleme yapabilmesi, paralel yapılarından dolayı hızlı çalışabilme yeteneği ve kullanıcının giriş ile çıkış arasındaki ilişkiyi tarif etme mecburiyetinin olmayışı gibi üstünlüklerden dolayı, pek çok uygulamada kullanılmaktadır. YSA, bir sisteme ilişkin çeşitli parametrelere bağlı olarak tanımlanan girişler ve çıkışlar arasında ilişki kurabilme yeteneğine sahiptir. Bu ilişkinin doğrusal bir formda olması zorunlu değildir. Ayrıca YSA'lar, çıkış değerleri bilinmeyen tanımlanmış sistem girişlerine de uygun çıkışlar üretebilmekte, böylece çok karmaşık problemlere bile iyi çözüm olabilmektedirler [32].

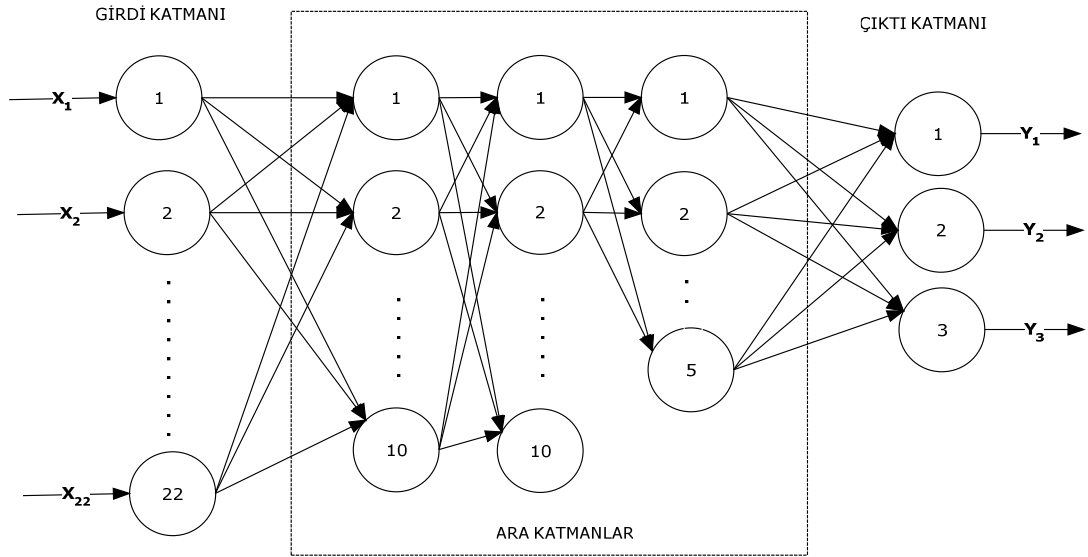
5.1.1. YSA Modelinin Mimarisi

Tüm YSA'lar temel yapı taşları olan nöronlardan oluşturulurlar. Bu yapı taşlarının dizaynı, sinir ağı sanatının, başka bir deyişle mimarisinin oluşturulmasının ilk bölümüdür. Bu sanatın ikinci bölümü ise bu işlem elemanlarının kümelenendirilmesi ve birbirleri arasındaki bağlantıların oluşturulmasını içerir [40]. Bu iş paketinde yapılan çalışmalar kapsamında da çıktı parametrelerini doğru bir biçimde tahmin edebilecek doğru ağ mimarisinin oluşturulması için çok sayıda test yapılmış ve çıktı parametrelerini doğru aralıklarda tahmin edebilen bir girdi katmanı, 3 ara katman ve

bir çıktı katmanından oluşan 5 katmanlı (22X10X10X5X3) bir yapı tasarlanmıştır. Girdi katmanında 22 adet girdi parametresi 22 adet nöron olarak, ara katmanlarda sırasıyla 10, 10 ve 5 nöron ve çıktı katmanında demir, bakır ve çinko oranlarını temsil eden 3 adet nöron kullanılmıştır. Bu ağ yapısı Şekil 5.1’de görülmektedir. Girdi katmanındaki “x” ler Çizelge 4.1’de verilen girdileri, çıktı katmanındaki “y” ler ise Çizelge 4.2’de verilen çıktıları temsil etmektedir.

Modelde girdi katmanı, girdileri alarak ara katmana gönderir. Bu katmanda bilgi işleme olmaz. Gelen her bilgi geldiği gibi bir sonraki katmana gider. Her proses elemanın sadece bir tane girdisi ve bir tane çıktısı vardır. Yani, girdi katmanındaki her proses elemanı bir sonraki katmanda bulunan proses elemanlarının hepsine bağlanır. Ara katmanlar, girdi katmanından gelen bilgileri işleyerek bir sonraki katmana gönderir. Çok katmanlı bir ağda birden fazla ara katman ve her katmanda birden fazla proses elemanı bulunabilmektedir. Çıkış veya çıktı katmanı, ara katmanlardan gelen bilgileri işleyerek ağa girdi katmanından verilen girdilere karşılık ağın ürettiği çıktıları belirleyerek dış dünyaya gönderir. Bir çıktı katmanında birden fazla proses elemanı olabilir. Her proses elemanı bir önceki katmanda bulunan bütün proses elemanlarına bağlıdır. Her proses elemanının bir çıktısı vardır.

Şekil 5.1’de görünen ağ yapısını elde etmek için tek ara katmanlı modellerden başlayarak, iki ve daha çok ara katmanlı birçok deneme yapılmıştır. Deney sonuçlarına göre en düşük Ortalama Hata Kareleri Toplamı-Mean Squared Error (MSE) oranlarını veren ve çıktıları %99,9 doğru aralıklarda tahmin eden modelin yukarıda bilgileri verilen model olduğu görülmüştür. Ortalama hata kavramını temel alan ve yaygın şekilde kullanılan başlıca doğruluk ölçüleri arasında MSE, NMSE ve MAE sayılabilir [41].



Şekil 5.1. Parametre Optimizasyonunda Kullanılan YSA Modeli

Tahmin doğruluğunun ölçülmesinde öncelikli konu bir kayıp fonksiyonunun belirlenmesidir. Kayıp fonksiyonunun belirlenmesi önemlidir çünkü aynı zamanda uygun bir doğruluk ölçüsünün belirlenmesi anlamına gelmektedir. Kayıp fonksiyonu olan MSE, öngörü ve gerçekleşme verilerin bir fonksiyonudur [42, 43]. Çalışmada doğruluk ölçüsü olarak en sık kullanılan MSE değerleri kullanılmış olup Eşitlik 5.1.’deki gibi formülize edilmektedir. Burada “n” öngörü aralığını, “t” zaman operatörünü, “k” öngörü uzunluğunu ve “e” daha önce belirtildiği gibi öngörü hatasını göstermektedir.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n e^2_{t+k,t} \quad (5.1)$$

Çizelge 5.1.’de farklı ağ yapıları (farklı ara katman sayısına sahip) için hesaplanan MSE ve r değerleri görülmektedir. Çok sayıda deneme yapılmış olup önemli sonuçlar çizelgede gösterilmiştir. Ağ mimarisi için en düşük MSE ve NMSE değerleri ile ağın tahmin etmede doğruluk oranını gösteren “r” değerlerinden en büyük olan değeri veren yapı seçilmiştir.

Çizelge 5.1. YSA Mimarisinin Belirlenmesinde Kullanılan MSE ve r Değerleri

Ara Katman Sayısı	Aktivasyon Fonksiyonları	Katmanlardaki Nöron Sayıları	İterasyon Sayısı	MSE Değeri (x1000)	r Değeri
<i>Tek Katmanlı</i>	Sigmoid	1	1000	0.02399	0.49033
	Sigmoid	5	1000	0.00862	0.85830
	Sigmoid	10	1000	0.00420	0.93476
	Sigmoid	15	1000	0.00376	0.94502
	Sigmoid	15	1500	0.00376	0.94502
	Hiperbolik Tanjant	15	1000	0.09997	0.83680
	Sigmoid	16	1000	0.00377	0.94456
	Sigmoid	20	1000	0.00718	0.90321
Sigmoid	20+	1500	0.00718	0.90321	
<i>İki katmanlı</i>	Sigmoid (1)-Sigmoid (2)	1-1	1000	0.01444	0.61745
	Sigmoid (1)-Sigmoid (2)	5-5	1000	0.01025	0.84237
	Sigmoid (1)-Sigmoid (2)	10-10	1000	0.00320	0.95718
	Sigmoid (1)-Hiperbolik Tanjant (2)	15-15	1000	0.01112	0.83452
	Sigmoid (1)-Sigmoid (2)	15-15	1000	0.00259	0.96811
	Sigmoid (1)-Sigmoid (2)	16-16	1000	0.00224	0.96954
	Sigmoid (1)-Sigmoid (2)	20-20	1000	0.00224	0.96954
Sigmoid (1)-Sigmoid (2)	20+ - 20+	1500	0.00224	0.96954	
<i>Üç katmanlı</i>	Sigmoid (1)-Sigmoid (2)-Sigmoid (3)	1-1-1	1000	0.01698	0.69905
	Sigmoid (1)-Sigmoid (2)-Sigmoid (3)	5-5-5	1000	0.01321	0.74745
	Sigmoid (1)-Sigmoid (2)-Sigmoid (3)	10-5-5	1000	0.00138	0.96845
	Sigmoid (1)-Sigmoid (2)-Sigmoid (3)	10-5-5	1500	0.00138	0.96845
	Sigmoid (1)-Sigmoid (2)-Sigmoid (3)	10-10-5	1000	0.00551	0.93654
	Sigmoid (1)-Hiperbolik Tanjant (2)-Sigmoid (3)	10-10-5	1000	0.00111	0.96992
	<i>Sigmoid (1)-Tanjant Hiperbolik (2)-Doğrusal (3)</i>	<i>10-10-5</i>	<i>1000</i>	<i>0.00002</i>	<i>0.99993</i>
<i>Sigmoid (1)-Tanjant Hiperbolik (2)-Doğrusal (3)</i>	<i>10+10+5+</i>	<i>1500</i>	<i>0.00002</i>	<i>0.99993</i>	

Çizelgeden de görüldüğü gibi en düşük MSE oranı 3 katmanlı algılayıcı modellerinde elde edilmiştir. Farklı transfer fonksiyonları ve farklı sayıda nöron sayıları kullanarak yapılan çok sayıda deney sonuçlarına göre en düşük MSE oranları ve en yüksek r değeri üç ara katmanlı yapıda görülmüştür. İterasyon sayıları da gerektiğinde değiştirilerek karşılaştırmalı sonuçlar Çizelge 5.1.'de özetlenmiştir. Tek ara katmanlı modellerdeki en düşük MSE değeri 3.76 olup, model % 94.5 oranında doğru tahmin etme yeteneğine sahiptir.

Tek katmanlı yapıda nöron sayısının 20'nin üzerinde olması durumunda MSE değerlerinin değişmediği, tablodan görülmektedir.

İki katmanlı modellerde en düşük MSE değeri 2.24 olarak bulunmuştur. En iyi r değeri % 96.954'tür.

Üç ara katmanlı modelde en düşük MSE değeri 0.02 ve en iyi r değeri 0.99993 olarak bulunmuştur. Bu değerler ağın tahmin yeteneğinin oldukça iyi olduğunu göstermektedir.

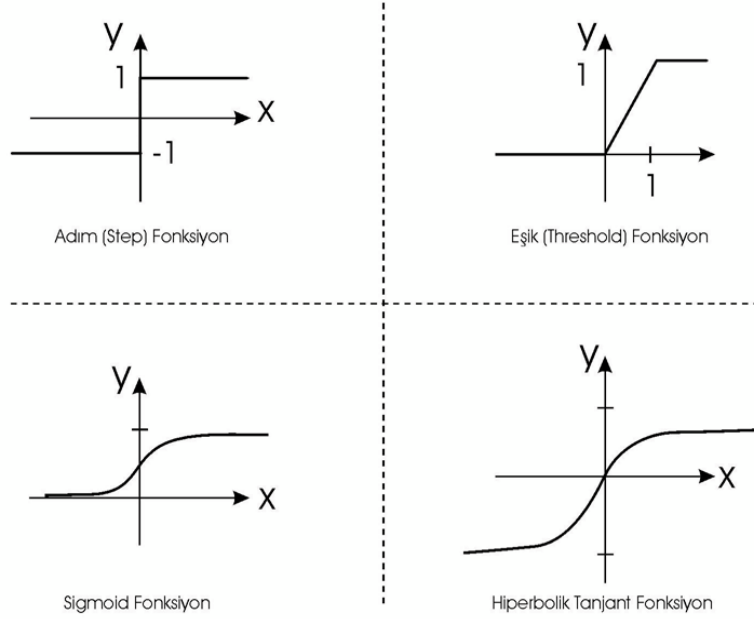
Kullanılan yapı (Çizelge 5.1.'deki en son satır) %99,9 oranında çıktılarını (Çinko, Demir ve Bakır Oranı) doğru aralıkta tahmin edebilmektedir.

5.1.2. Transfer Fonksiyonları

YSA, nöronların yapısındaki doğrusal olmayan transfer fonksiyonlarından dolayı gerçek hayatta karşılaşılan ve doğrusal olmayan problemlerin çözümünde başarılı sonuçlar vermektedir. Herhangi bir probleme ait az sayıdaki örnekten problemin giriş ve çıkışları arasında ilişki kurup daha önce hiç karşılaşılmayan girişlere karşılık beklenen çıkışlara çok yakın sonuçlar üretmektedir. Bunun yanı sıra ilgilenilen problemde meydana gelen değişimlere göre yeniden eğitilebilir olması önemli bir avantajdır. YSA'ların, probleme ait bilgileri depolaması ve paralel işlem yapabilmesi, pek çok farklı disiplinlerde kullanılmasının nedenlerindedir. Genel olarak bakıldığında inşaat, yapı, makine, kimya, elektronik, süreç ve sistem mühendisliğinde YSA, oldukça fazla uygulama alanı bulmuştur [44, 45].

YSA modellerinde toplama fonksiyonunun çıktısı transfer fonksiyonuna gönderilir. Bu fonksiyon, aldığı değeri bir algoritma ile gerçek bir çıktıya dönüştürür. Transfer fonksiyonu genellikle doğrusal olmayan bir fonksiyondur. Doğrusal fonksiyonlar genelde tercih edilmez çünkü doğrusal fonksiyonlarda çıktı, girdi ile orantılıdır. Bu durum, ilk YSA denemelerinin başarısızlıkla sonuçlanmasının temel nedenidir [46]. Genellikle kullanılan transfer fonksiyonları eşik, sigmoid, hiperbolik tanjant vb.

fonksiyonlardır. Bu fonksiyonlar arasında en çok kullanılanlar Şekil 5.2.'de örneklendirilmiştir [40]. Proje kapsamında geliştirilen modellerde sigmoid, hiperbolik tanjant ve doğrusal transfer fonksiyonları kullanılmıştır.



Şekil 5.2. Transfer Fonksiyonları [40]

5.1.3. Girdi Parametrelerinin Sabitlenmesi ile İlgili Deney Sonuçları

Geliştirilen ilk YSA modeli ile yapılan ilk deney sonuçlarına göre bazı girdi parametrelerinin değerinin sabit tutulmasının çıktı değerlerini değiştirmediği görülmüştür. Geliştirilen ilk model ile çok sayıda test yapılmıştır. Bu duruma örnek olarak 15 adet mühimmata ait test verileri Çizelge 5.2. ve Çizelge 5.3'de görülebilir.

Çok sayıda yapılan test sonucu piriç torç açısının sabit tutulması (104 derece), çıkış parametrelerini etkilememektedir. En önemli çıkış parametresi olan Demir oranının %0.5-%4 aralığında olduğu görülmektedir.

Çizelge 5.2. ve Çizelge 5.3’de bir örneği gösterilen parametre sabitleme çalışmaları bütün girdi parametreleri için gerçekleştirilmiş olup toplam 13 girdi parametresinin değerlerinin sabitlendiği ve sonuçların değişmediği gözlenmiştir.

Parametre sabitlemede kullanılan YSA modellerinin eğitim performansı şu şekildedir: Toplam 38 iterasyonda, 22 saniyede, $8,99 \times 10^{-6}$ hata oranında eğitim gerçekleştirilmiştir.

Çizelge 5.2. Parametre Sabitlemede Kullanılan Test Veri Seti Örneği
(Rastgele Seçilen 15 Örnek)

Girdi	Birim	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
X_1	%	0,41	0,41	0,41	0,41	0,41	0,41	0,41	0,41	0,41	0,41	0,41	0,41	0,41	0,41	0,41
X_2	%	0,71	0,71	0,71	0,71	0,71	0,71	0,71	0,71	0,71	0,71	0,71	0,71	0,71	0,71	0,71
X_3	%	98,68	98,68	98,68	98,68	98,68	98,68	98,68	98,68	98,68	98,68	98,68	98,68	98,68	98,68	98,68
X_4	%	20,92	20,92	20,92	20,92	20,92	20,92	20,92	20,92	20,92	20,92	20,92	20,92	20,92	20,92	20,92
X_5	%	78,91	78,91	78,91	78,91	78,91	78,91	78,91	78,91	78,91	78,91	78,91	78,91	78,91	78,91	78,91
X_6	m./min	7	5	5	6	6	7	7	6	7	7	7	5	6	5	6
X_7	m./min.	5	7	6	7	7	5	6	6	7	7	5	5	5	7	6
X_8	mm.	80	81	80	80	80	81	80	80	80	80	80	81	80	80	80
X_9	mm.	103	108	109	101	104	106	108	108	104	110	106	104	110	100	101
X_{10}	derece	104	104	104	104	104	104	104	104	104	104	104	104	104	104	104
X_{11}	derece	38	36	36	38	40	38	40	40	39	38	37	36	37	35	36
X_{12}	°C	364	359	358	355	360	365	361	361	359	363	355	365	358	365	359
X_{13}	mm.	75	75	76	72	74	73	73	74	73	73	74	72	73	73	72
X_{14}	mm.	115	115	118	119	120	117	120	119	119	115	117	117	119	116	120
X_{15}	mm./dk	1152	1156	1144	1151	1141	1145	1140	1147	1159	1155	1148	1145	1146	1151	1157
X_{16}	mm.	112	110	110	110	110	110	111	110	112	109	110	110	111	109	110
X_{17}	lt/dk.	10	10	11	15	14	14	11	14	10	11	10	10	13	14	10
X_{18}	lt/dk.	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10
X_{19}	mm.	13	14	16	16	9	15	9	12	12	16	13	12	16	11	15
X_{20}	dev./dk	2	1	1	2	1	1	1	2	1	1	1	2	2	2	2
X_{21}	amper	305	300	300	300	300	300	305	300	300	300	300	300	300	300	300
X_{22}	volt	29	29	29	30	30	29	29	29	29	29	30	29	29	29	29

Çizelge 5.3. Parametre Sabitleme Test Örneği Sonuçları (%)

Çıktı	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
Y_1	0,512	1,024	0,655	0,978	1,224	1,091	1,069	2,088	1,273	1,530	0,930	2,428	0,860	2,662	1,787
Y_2	91,14	89,04	87,74	88,30	89,67	87,65	88,74	92,34	93,62	87,23	88,43	87,99	88,33	88,52	90,33
Y_3	7,679	9,511	10,94	9,567	7,778	10,30	9,473	6,095	5,153	10,54	10,31	9,416	10,28	9,028	7,611

5.2. Pareto Analizi ile Girdi Parametrelerinin İndirgenmesi

YSA Modelimizde bazı girdi parametrelerinin çok az değişkenlik gösterdiği ve hatta sabit kaldığı görülmüştür. Bu durumda birçok girdi parametresi sabitlenebilir ve böylelikle parametre sayısı azaltılarak daha da doğru bir tahmin yeteneği olan yeni bir YSA oluşturulabilir. Girdi parametrelerini yeniden irdelediğimizde şu sonuçlar ortaya çıkmıştır:

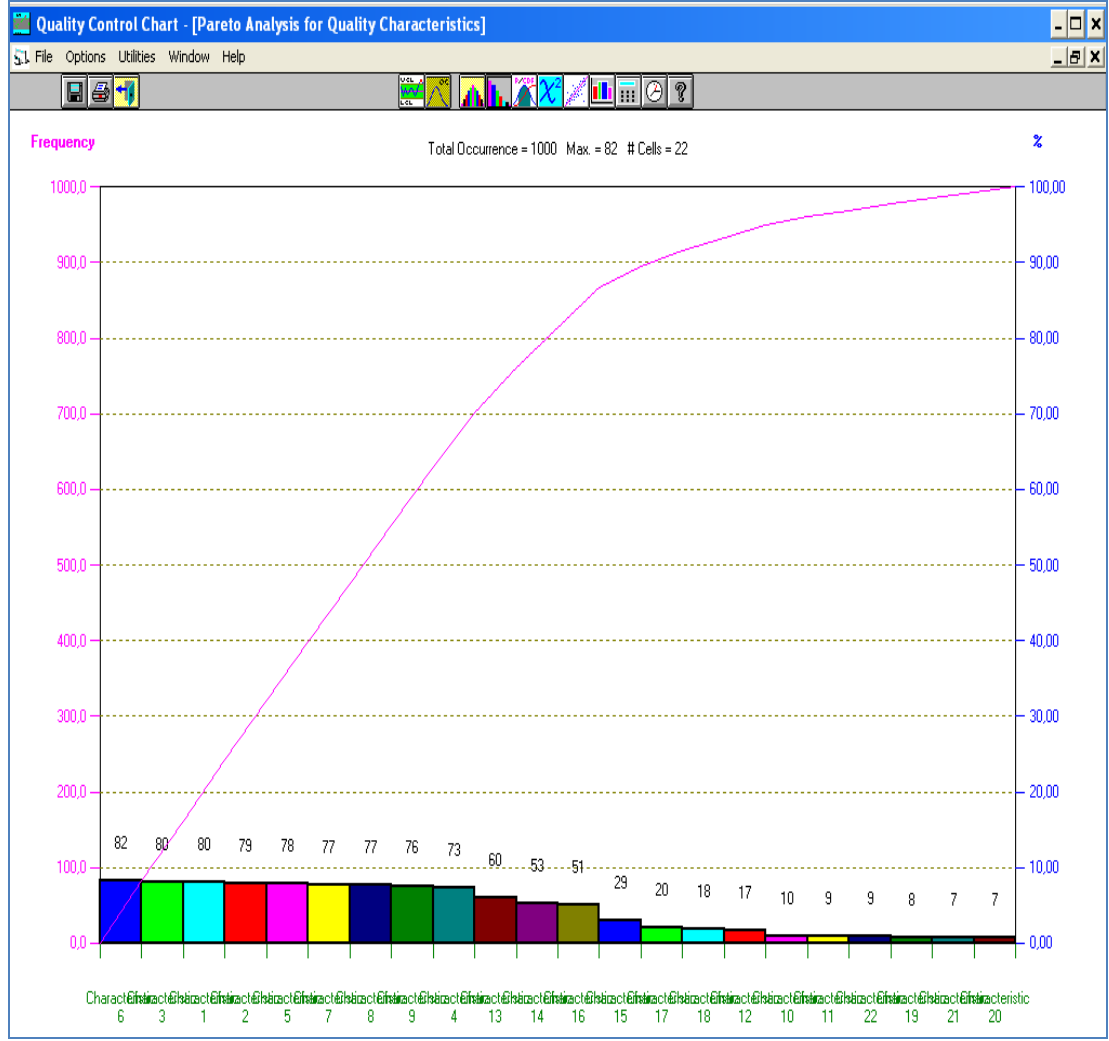
- Bakır ve pirinç tellerin kimyasal analizleri; kaynak sonrası oluşan alaşımdaki elementlerin cinsleri bakımından önemlidir. Alaşımdaki yüzde bileşenlerin (çıktı parametrelerinin) miktarları tel sürme hızları ile ayarlanabilir. Bu yüzden bakır ve pirinç tellerin kimyasal analizlerinin, alım şartnamesinde belirtilen sınırlar içerisinde kaldığı sürece çıktı parametrelerine bir etkisi yoktur.
- Pirinç torç yüksekliği ve açısı; pirinç telin geldiği torçta herhangi bir ark oluşmamakta ve koruyucu gaz kullanılmamaktadır. Bu girdi parametreleri sadece telin oluşan kaynak havuzuna düzenli bir şekilde girebilmesini sağlamak için elle ayarlanır ve gözle havuza girip girmediği kontrol edilir.
- Fırın sıcaklığı (ön ısıtma); gövde malzemesi olan 42CrMo4 (4140) çeliğinin kaynaklanmasında literatürde C (karbon) oranı nedeniyle 3. basamak ön ısıtma değerinde yani 300-350 °C de ön ısıtma yapılması gerekir [37].

- Salınım başlangıcı ve salınım sonu değerleri; yapılan kaynağın genişliğinin ayarlandığı mesafelerdir. Tornalama operasyonundan sonra sevk çemberi genişliği ölçüsünü elde edebilecek şekilde optimum bir seçim yapılır. Çıktı parametrelerine bir etkisi yoktur.
- Gaz debisi; uygulanan MIG (metal inert gas) kaynak yönteminde kullanılan tel elektrot çapının yaklaşık 10 katı (lt/dk biriminde) koruyucu gaz kullanılır. Kullanılan telin çapı 1.6mm olduğu için yaklaşık 15-16lt/dk argon gazı kullanılmaktadır [37], [38].
- Mermi nozul mesafesi; nozul dediğimiz kısım bakır torç üzerinde bulunduğu için mermi nozul mesafesi bakır torç yüksekliği ile ayarlanır. Operatör iş parçasını bağladıktan sonra torçları ayarlanan mesafeye gönderir ve bir çetvel yardımı ile nozul mesafesini ölçer bu mesafenin 15- 17 mm arasında olması gerekir. Mesafe kısa veya uzunsa bakır torç aşağı veya yukarı alınarak mesafe ayarlanır.
- Gövde dönme hızı; optimum seçilmiştir. Bu değer arttırıldığında salınımların arası açılmakta ve boşluklu bir yapı oluşmaktadır. Böyle bir boşluklu yapı oluşumunu engelleyecek şekilde sabitlenen gövde dönme hızının, çıktı parametrelerine bir etkisi olmamaktadır.

Bu sonuçların ışığında uzman ekibin de değerlendirmelerine dayanan pareto analizi yapılmıştır. Pareto analizinde 20/80 kuralı genel kabul görmektedir. Genellikle sistemde %80'lik bölümü oluşturan faktörler önemli ve diğer faktörler az önemli olarak sınıflandırılmaktadır. Şekil 5.3'de Pareto Analizi grafiği gösterilmektedir. Grafikte sistem üzerinde önemli olan faktörlerin 6, 3, 1, 2, 5, 7, 8, 9 ve 4 numaralı faktörler (9 faktör) olduğu görülmektedir. Bu faktörler %70-80'lik önemli gruba girmektedir ve daha sık gözlemlenmelidir.

Pareto Analizi çalışmasına göre 22 adet girdi parametresinden 13 tanesinin sabitlenebildiği tespit edilmiştir. YSA modelinde kullanılan 9 adet girdi parametresi bakır tel hızı, pirinç tel hızı, bakır torç yüksekliği, bakır torç açısı, salınım hızı, su

debisi merkezden kaçıklık, kaynak akımı ve gerilimdir. Burada en önemli ve en çok değişkenlik gösteren parametre su debisidir.



Şekil 5.3. Pareto Analizi Grafiği

Çizelge 5.4.'de sabitlenen parametreler çıkartıldıktan sonra geriye kalan (indirgenen) 9 adet girdi parametresi yer almaktadır.

Çizelge 5.4. İndirgenmiş Girdi Parametreleri

Sıra No	Girdi Parametreleri	Sembol Gösterimi	Kısaltma
1	Bakır Tel Hızı	X_1	BTH
2	Pirinç Tel Hızı	X_2	PTH
3	Bakır Torç Yüksekliği	X_3	BTY
4	Bakır Torç Açısı	X_4	BTA
5	Salınım Hızı	X_5	SAH
6	Merkezden Kaçıklık	X_6	MEK
7	Su Debisi	X_7	SUD
8	Kaynak Akımı	X_8	KAY
9	Gerilim	X_9	GER

5.3. YSA Modelleri

YSA tekniği kullanılarak geliştirilen sınıflandırma ve tahmin modellerinde geri yayımlı YSA kullanılmıştır.

YSAnın çok sayıda farklı çeşitleri vardır. Bu farklılıkların kaynağı mimarisi, öğrenme yöntemi, bağlantı yapısı vb. olabilmektedir. Genel olarak, YSA üç ana kritere göre sınıflandırılmaktadır. Bu kriterlerden biri öğrenme yöntemidir. Temel olarak iki çeşit öğrenme algoritması vardır. Bunlar yönlendirmeli öğrenme ve yönlendirmesiz öğrenmedir. Her bir yöntemde kullanılan öğrenme kuralı değişebilmektedir. İkinci bir sınıflandırma ise, ağın kullandığı veriye göre yapılmaktadır. Temel olarak, kalitatif ve kantitatif olmak üzere iki tür veri vardır. Kalitatif verilerle çalışan ağlar, ister yönlendirmeli, ister yönlendirmesiz öğrenme kullansın, sınıflandırma ağları olarak bilinir. Kantitatif veriler kullanan yönlendirmeli eğitime ise regresyon olarak adlandırılmaktadır [40]. Son sınıflandırma kriteri ise ağın yapısıdır. Bazı ağlar ileri besleme şeklinde yapılandırılırken, bazı ağlar ise geri besleme yapısı içermektedir.

İleri besleme sinir ağlarında, işlem elemanları arasındaki bağlantılar bir döngü oluşturmazlar ve bu ağlar girdi veriye genellikle hızlı bir şekilde karşılık üretirler.

Geri beslemeli (yayımlı) ağlarda ise bağlantılar döngü içerirler ve her seferinde yeni veri kullanabilmektedirler. Bu ağlar, döngü sebebiyle girdinin karşılığını yavaş bir şekilde oluştururlar. Bu yüzden, bu tür ağların eğitime süreci daha uzun olmaktadır.

Geri yayılım çok katmanlı ağlarda kullanılan delta kuralı için genelleştirilmiştir bir algoritmadır. Bu algoritma çok katlı ağlarda hesap işlerini öğrenmede kullanılabilir. Geri yayılım ağında hatalar, ileri besleme aktarım işlevinin türevi tarafından, ileri besleme mekanizması içinde kullanılan aynı bağlantılar aracılığıyla, geriye doğru yayılmaktadır. Öğrenme işlemi, bu ağda basit çift yönlü hafıza birleştirmeye dayanmaktadır [32]. Çalışmada geliştirilen model geri yayımlı çok katmanlı algılayıcı (ÇKA)-multi layer perceptron (MLP) yapısına uymaktadır. Bu yapı Rumelhart tarafından geliştirilen hata yayma modeli veya geriye yayım modeli (backpropagation network) olarak da bilinmektedir [47]. Sınıflandırma ve parametre tahmininde en çok kullanılan YSA türü geri yayımlı ağlardır.

Bu tezde YSA modelleri sınıflandırma ve tahmin amaçlı kullanılmıştır. Sınıflandırma modelleri verilen girdi parametrelerine göre ürünün hatalı ya da hatasız olduğunu tahmin eden modellerdir. YSA tahmin modelleri ise iki farklı türde geliştirilmiştir. Birincisi verilen girdi değerlerine göre çıktı değerlerinin ne olduğunu tahmin eden model, ikincisi ise verilen çıktı değerlerine göre girdi değerlerinin ne olduğunu tahmin eden modeldir. Özetle bu tezde hatalı ve hatasız ürün sınıflandırması yapan, çıktı değerleri ve girdi değerlerini ayrı ayrı tahmin edebilen 3 farklı türde model geliştirilmiştir.

YSA modellerini oluşturmadan önce kullanılacak olan girdi ve çıktı verileri incelenmiştir (Çizelge 5.5.). Yapılan incelemeler sonucunda veriler arasında korelasyon tespit edilememiştir. Ayrıca girdi ve çıktılar arasındaki ilişkiyi yeterli düzeyde doğru oranda tahmin edebilen bir regresyon denklemi yoktur.

Çizelge 5.5. Girdi ve Çıktı Değişkenlerine Ait Bazı Tanımlayıcı İstatistikler

Girdi (x) ve Çıktı (y) Değişkenleri	Birim	Aralık	Min.	Max.	Ortalama	Std. Sap.	Var.
X ₁ (BTH)	<i>m./dk.</i>	2	5	7	6,108	0,859	0,738
X ₂ (PTH)	<i>m./dk.</i>	2	5	7	6	0,748	0,56
X ₃ (BTY)	<i>mm.</i>	20	70	90	79,396	6,193	38,362
X ₄ (BTA)	<i>açtı</i>	10	100	110	104,930	3,128	9,785
X ₅ (SAH)	<i>devir/dk</i>	20	1140	1160	1150,267	5,663	32,078
X ₆ (MEK)	<i>mm.</i>	5	108	113	110,604	1,703	2,902
X ₇ (SUD)	<i>lt/min.</i>	7	9	16	12,475	2,389	5,712
X ₈ (KAY)	<i>amper</i>	20	290	310	300,653	6,067	36,809
X ₉ (GER)	<i>volt</i>	1	29	30	29,545	0,562	0,316
Y ₁ (Çinko Oranı)	<i>%</i>	4,09	7,4	11,49	10,299	0,727	0,529
Y ₂ (Demir Oranı)	<i>%</i>	4,37	0,13	4,5	1,542	0,882	0,78
Y ₃ (Bakır Oranı)	<i>%</i>	4,72	85,15	89,87	87,486	1,021	1,044

5.3.1. YSA Sınıflandırma Modeli

İndirgenmiş parametrelerle tez kapsamında geliştirilen ilk YSA modelleri sınıflandırma modelleridir. Sınıflandırma işleminde bütün YSA türleri kullanılmış, en iyi performansı veren üç farklı tip YSA modeli bu işlemde kullanılmıştır.

5.3.1.1. Geliştirilen Sınıflandırma Modeli Hakkında Bilgiler

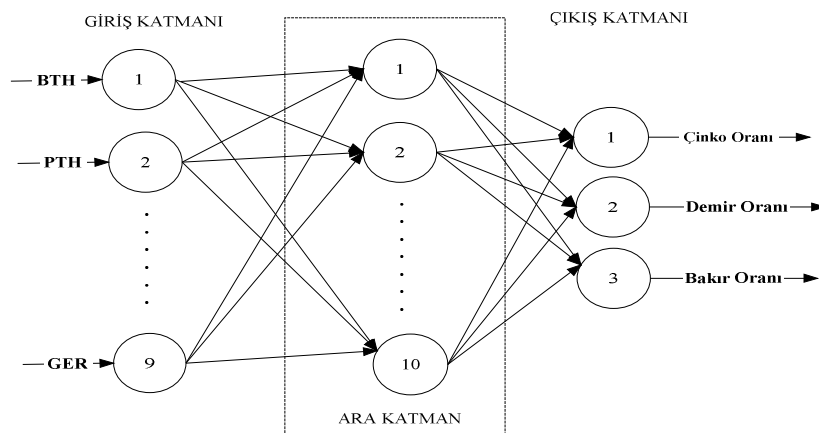
YSA, doğrusal olmayan problem çözümlerinde iyi bir sınıflandırıcı teknik olarak bilinmektedir [48]. Sınıflandırma için en iyi performansı veren üç ayrı sınıflandırma modeli kullanılmıştır. Bunlar;

- (1) Feed-forward backpropagation network (İleri beslemeli geri yayımlı ağ modeli),
- (2) Cascade-forward backpropagation network (kademeli geri yayımlı ağlar) ve
- (3) Forward backpropagation network with feedback from output to input (çıktıdan girdiye geribildirim olduğu geri yayımlı ağlar) dır.

İleri beslemeli geri yayımlı ağlarda; İlk katman ağırlıkları girdilerden gelmektedir. Daha sonraki her bir katmanın ağırlığı bir öncekinden gelmektedir. Kademeli geri yayımlı ağlarda; ilk katman ağırlıkları girdilerden gelmekte, daha sonraki katman ağırlıkları hem girdilerden hem de bir önceki katmanlardan gelmektedir. Çıktıdan girdiye geribildirim olduğu geri yayımlı ağlarda ise her bir katman ağırlığı bir öncekinden gelmekte ve çıktıya gelen ağırlıklar her seferinde girdiye geribildirim göndermektedir.

Bu çalışmada, sınıflandırma için kullanılan üç tip sınıflandırma modeli için de son katman çıktı katmanıdır. Geliştirilen bütün YSA modelleri için MATLAB R2009a yazılım programı kod yazılarak kullanılmıştır. Sınıflandırma için YSA modelinin mimarisi Şekil 5.4.'de görüldüğü gibidir. Girdi katmanı Çizelge 5.4.'de gösterilen indirgenen 9 adet girdi listesidir. Çıkış katmanı olarak da Çizelge 4.3.'de gösterilen çıktı parametreleri kullanılmıştır. Girdi katmanı 9 nörondan, ara katman 10 nörondan, çıkış katmanı ise 3 nörondan (9X10X3) oluşmaktadır (Şekil 5.4). En iyi YSA mimarisi ilk bölümde 22 parametre ile yapılan modelde olduğu gibi MSE değerinin en düşük olduğu, R değerinin en yüksek olduğu yapı deneme yanılma yöntemi ile tespit edilerek seçilmiştir.

Sınıflandırma YSA modelinde çıktılar “[1 1 1]:Hatalı” ve “[0 0 0]: Hatasız” olarak tanımlanmıştır. Bu vektörlerdeki her bir eleman her bir çıktıyı ifade etmektedir.



Şekil 5.4. YSA Sınıflandırma Modeli Mimarisi

5.3.1.2. Sınıflandırma Modellerinin Eğitimi

Bu model ve bundan sonra kullanılacak modellerin eğitimi ve testi toplanan 101adet verilerle yapılmıştır. Verilerin %80'i (81 adet) eğitimde, %20'si (20 adet) test için kullanılmıştır. Test için seçilen veriler popülasyon içinden rastgele seçilmiş ve test işlemleri ağına hiç görmediği veri setleri üzerinden gerçekleştirilmiştir.

YSA'ların eğitiminde Levenberg-Marquardt algoritması (LMA) kullanılmıştır. Bu algoritma için MATLAB'da "*trainlm*" fonksiyonu kullanılmaktadır. Diğer eğitim fonksiyonları EK-3'de yer almaktadır.

LMA, eğitimde sık kullanılan, hızlı sonuç veren ve diğer eğitim algoritmaları gibi çok fazla hafıza ihtiyacı olmayan bir algoritmadır. Bu algoritmaya göre bir YSA'da, hata değeri bulunduktan sonra nöronlar kendi hatalarını azaltmak için ağırlıklarını ayarlamak durumundadırlar. Ağırlık değiştirme denklemleri de ağıdaki performans fonksiyonunu en küçük yapacak şekilde düzenlenirler.

Öğrenme algoritmaları, performans fonksiyonunu en küçük yapacak ağırlıkları ayarlayabilmek için, performans fonksiyonunun gradyenini kullanırlar. Levenberg – Marquardt algoritmasında Hessian matrisi ($H(w)$) (Eşitlik 5.2.) adı verilerin çözümlenmesi karışık bir matrisin yaklaşık değeri kullanılmaktadır. Bu çözüm aşağıdaki denklem yardımıyla yapılabilmektedir.

$$H(w) \cong J^T(w)J(w) + \mu.I \quad (5.2.)$$

Burada μ , Marquardt parametresini, I ise birim matrisi simgelemektedir. Buradaki J matrisi ise, Jakobien matris olarak adlandırılmakta ve ağı hatalarının ağırlıklara göre birinci türevlerinden elde edilmektedir. Ağı hatasının geri yayılması aşamasında, öncelikle Jakobien matrisin transpozu ve ağı hataları kullanılarak ağı gradyeni hesaplanmaktadır (Eşitlik 5.3.).

$$\nabla E(w) = J^T(w)e(w) \quad (5.3.)$$

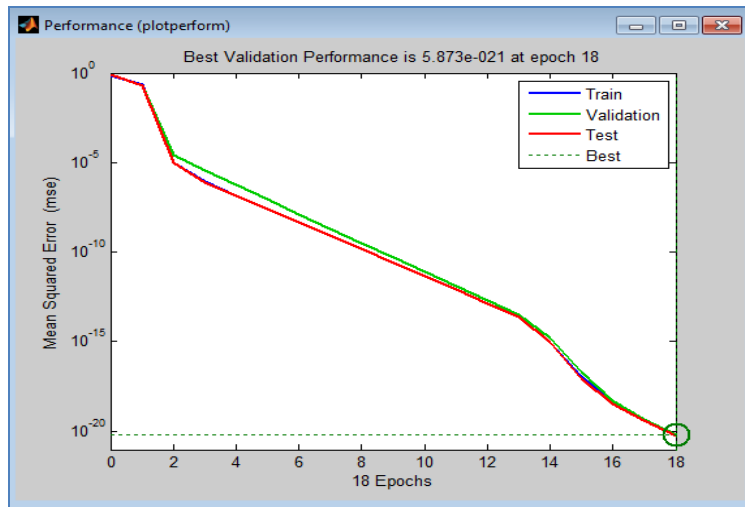
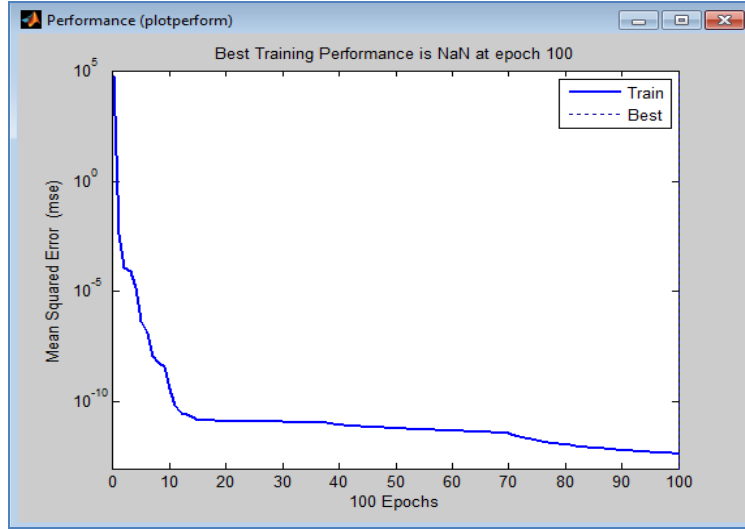
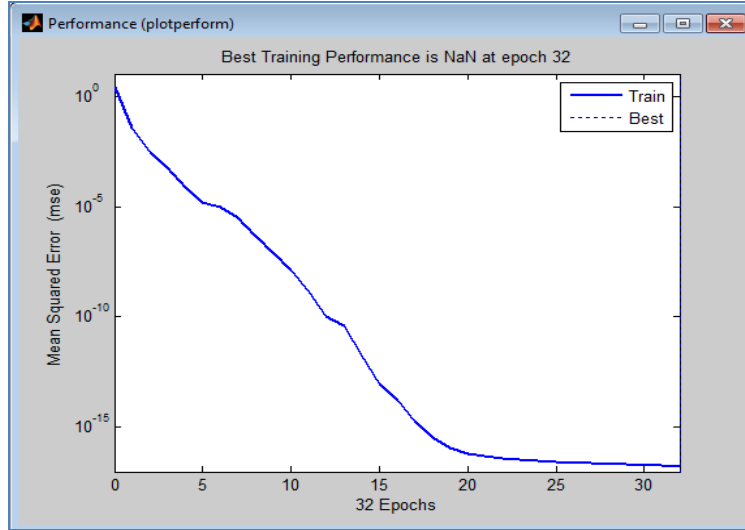
Ağın gradyeni hesaplandıktan sonra, ağın ağırlıklarındaki vektörel değişim Hessian matrisinin tersi ile ağın gradyeninin çarpılmasıyla belirlenmekte (Eşitlik 5.4) ve ağın ağırlıkları Eşitlik 5.5.'deki gibi güncellenmektedir.

$$\Delta w = -[H(w)]^{-1} \nabla E(w) \quad (5.4.)$$

$$w_{yeni} = w_{eski} + \Delta w \quad (5.5.)$$

Üç farklı sınıflandırma modeli ile edilen sınıflandırma modelinin eğitim performansları Şekil 5.5.'de gösterilmektedir. Şekilden de görüldüğü gibi ezberleme yapmayan çıktıları yüksek doğruluk oranlarında sınıflandıran modeller elde edilmiştir.

Geliştirilen sınıflandırma modellerinden ilki (Model (1.1)) %95, diğerleri ise %100 oranında daha önce hiç görmediği girdi veri setlerinin çıktısını hatalı ya da hatasız olarak tahmin edebilmektedir.



Şekil 5.5. Sınıflandırma Modellerinin Eğitim Performansı

5.3.1.3. Sınıflandırma Modellerinin Çıktıları

Sınıflandırma modellerinin performansını test etmek için veri setinin farklı bölümlerinden alınan 10X20 adet girdi seti ile deneme yapılmıştır.

En iyi performansı veren üç ayrı model kullanılmış olup bu modellerin sınıflandırma performansı Çizelge 5.6.'da gösterilmektedir.

Çizelge 5.6. Sınıflandırma Modellerinin Performansı

Model	Doğru Sınıflandırılan Veri Yüzdesi	Yanlış Sınıflandırılan Veri Yüzdesi
Model 1.1 (İleri Beslemeli Model)	%95	%5
Model 1.2 (Kademeli Model)	%100	0
Model 1.3 (Girdi-Çıktı Etkileşimli Model)	%100	0

Üç ayrı modelle elde edilen sınıflandırma sonuçlarına ait 20 mühimmatın verileri ve sınıflandırma sonuçları Çizelge 5.7.'de gösterilmektedir. Bu tabloda gösterilen sonuçlar yapılan çok sayıda denemeden sadece birinin sonuçlarıdır. Sınıflandırma Modeli sayesinde herhangi bir girdi veri setindeki değerlerden hatalı ya da hatasız ürün oluşacağı tahmin edilebilmektedir.

Çizelge 5.7.'ye göre sınıflandırma modellerinden ilki (Model 1.1) ilk veri kümesinin sonucunu yanlış tahmin etmiş, bunun dışında diğer modeller bütün sonuçları doğru tahmin etmiştir.

Çizelge 5.7. Sınıflandırma Örneği

Test No	X ₁ BTH	X ₂ PTH	X ₃ BTY	X ₄ BTA	X ₅ SAH	X ₆ SUD	X ₇ MEK	X ₈ KAY	X ₉ GER	Model 1.1	Model 1.2	Model 1.3	Gerçek Sonuç
1	7	7	79	101	1160	109	10	301	29	Hatasız	Hatalı	Hatalı	Hatalı
2	6	6,3	80	99	1150	109	9,5	350	30	Hatasız	Hatasız	Hatasız	Hatasız
3	6	6,3	79	100	1150	110	9,5	311	30	Hatasız	Hatasız	Hatasız	Hatasız
4	6	6,3	79	100	1150	109	9,5	322	30	Hatasız	Hatasız	Hatasız	Hatasız
5	6	6,3	79	101	1150	110	9,5	332	29	Hatasız	Hatasız	Hatasız	Hatasız
6	6	6,3	79	101	1150	110	9,5	328	30	Hatasız	Hatasız	Hatasız	Hatasız
7	6	6,3	79	100	1150	110	9,5	350	29	Hatasız	Hatasız	Hatasız	Hatasız
8	7	7	79	99	1150	111	9	310	30	Hatalı	Hatalı	Hatalı	Hatalı
9	6	6,3	80	99	1150	110	9,5	332	29	Hatasız	Hatasız	Hatasız	Hatasız
10	6	6,3	81	99	1150	109	9,5	343	30	Hatasız	Hatasız	Hatasız	Hatasız
11	6	6,3	79	99	1150	111	9,5	324	30	Hatasız	Hatasız	Hatasız	Hatasız
12	6	6,3	80	101	1150	111	9,5	317	29	Hatasız	Hatasız	Hatasız	Hatasız
13	6	6,3	81	99	1150	110	9,5	314	30	Hatasız	Hatasız	Hatasız	Hatasız
14	6	6,3	80	99	1150	110	9,5	328	30	Hatasız	Hatasız	Hatasız	Hatasız
15	6	6,3	81	99	1150	111	9,5	302	29	Hatasız	Hatasız	Hatasız	Hatasız
16	7	7	75	100	1150	110	10	321	30	Hatalı	Hatalı	Hatalı	Hatalı
17	7	7	75	101	1150	110	10	335	29	Hatalı	Hatalı	Hatalı	Hatalı
18	6	6,3	80	100	1150	110	9,5	350	30	Hatasız	Hatasız	Hatasız	Hatasız
19	6	6,3	79	100	1150	110	9,5	327	29	Hatasız	Hatasız	Hatasız	Hatasız
20	6	6,3	81	101	1150	109	9,5	321	30	Hatasız	Hatasız	Hatasız	Hatasız

5.3.2. YSA Çıktı Tahmin Modelleri

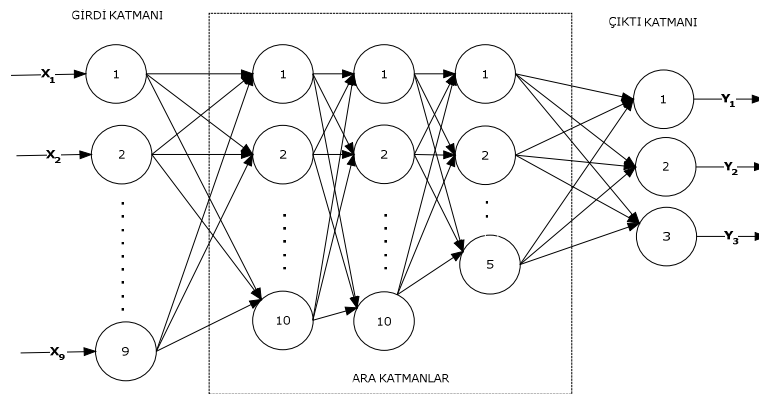
5.3.2.1. Geliştirilen Çıktı Tahmin Modeli Hakkında Bilgiler

Geliştirilen sınıflandırma modellerinden sonra ilk olarak daha önce bilinmeyen girdi değerleri kullanıldığında hangi çıktıların elde edileceğini tahmin etmeye yönelik tahmin modeli kurulmuştur. Bu model ile kaynak prosesini etkileyen 9 farklı girdi parametresinden, 3 farklı çıktı parametresinin kabul edilebilir oranda olup olmadığını tahmin etmek ve bunları kontrol altında tutarak, prosesin kalite düzeyini artırmak ve kaynak sonrası işleme süresi ve hatasını azaltmak amaçlanmaktadır.

Prosesteeki girdi parametrelerinin çok sayıda olması, bu girdi parametrelerinin birbirleriyle etkileşimi ve bu etkileşimin çıktı değişkenlerine yansımaları net olarak bilinmemekte dolayısıyla prosesin kontrol altında tutulması zorlaşmaktadır.

Oluşturulacak olan YSA modeli ile çıktı değişkenlerini teknik dokümanlarda istenen düzeyde tutabilmek için yeterli olan girdi parametreleri hesaplanacak ve proses kontrol altında tutularak hata oranları azaltılacaktır.

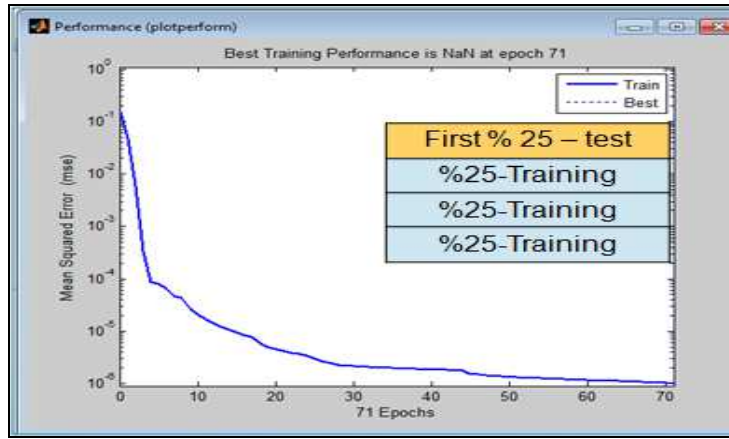
Bu amaçlarla kurulan ilk tahmin modelinin mimarisi aşağıda Şekil 5.6.'da gösterildiği gibidir.



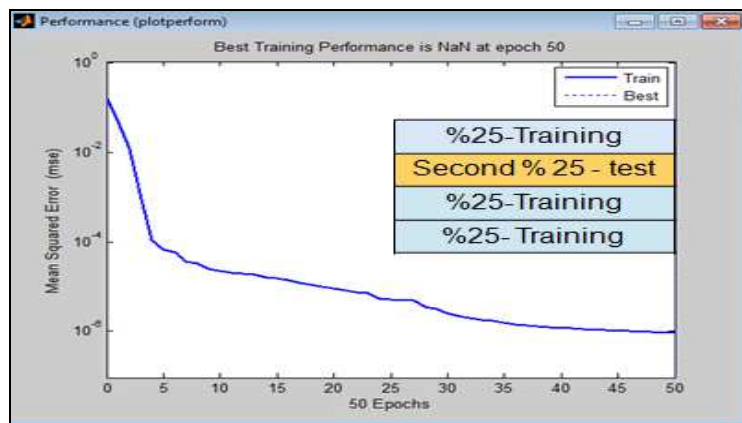
Şekil 5.6. Çıktı Tahmin Modeli

5.3.2.2. Çıktı Tahmin Modelinin Eğitimi

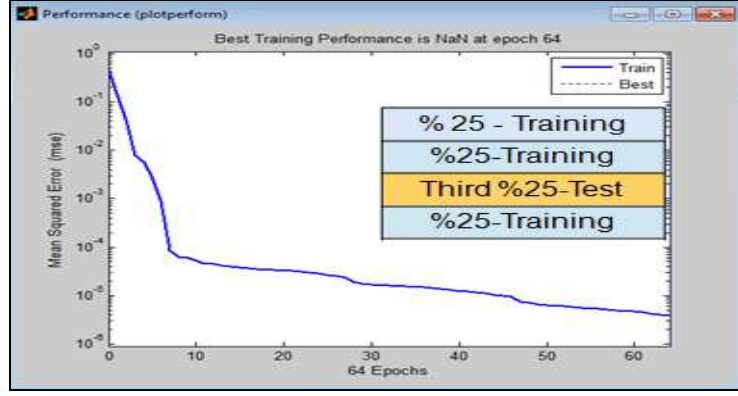
Bu modelde de sınıflandırma modellerinde olduğu gibi en iyi mimari deneme yanılma ve MSE ve R değerlerinin kontrolü ile sağlanmış, aynı transfer fonksiyonları kullanılmış ve eğitim için yine LMA kullanılmıştır. Çıktı tahmin modellerini eğitimi için ise farklı bir yöntem izlenmiştir. Eğitim ve test için gerekli veriler 4 bölüme ayrılarak 4 farklı test verisiyle modelin performansı test edilmiştir. Bu modellerin eğitim performansları Şekil 5.7., Şekil 5.8., Şekil 5.9. ve Şekil 5.10.'da gösterilmektedir.



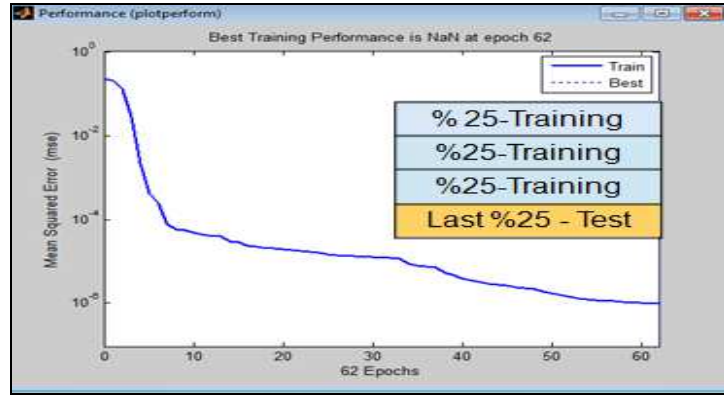
Şekil 5.7. Çıktı Tahmin Modeli Performansı-1



Şekil 5.8. Çıktı Tahmin Modeli Performansı-2

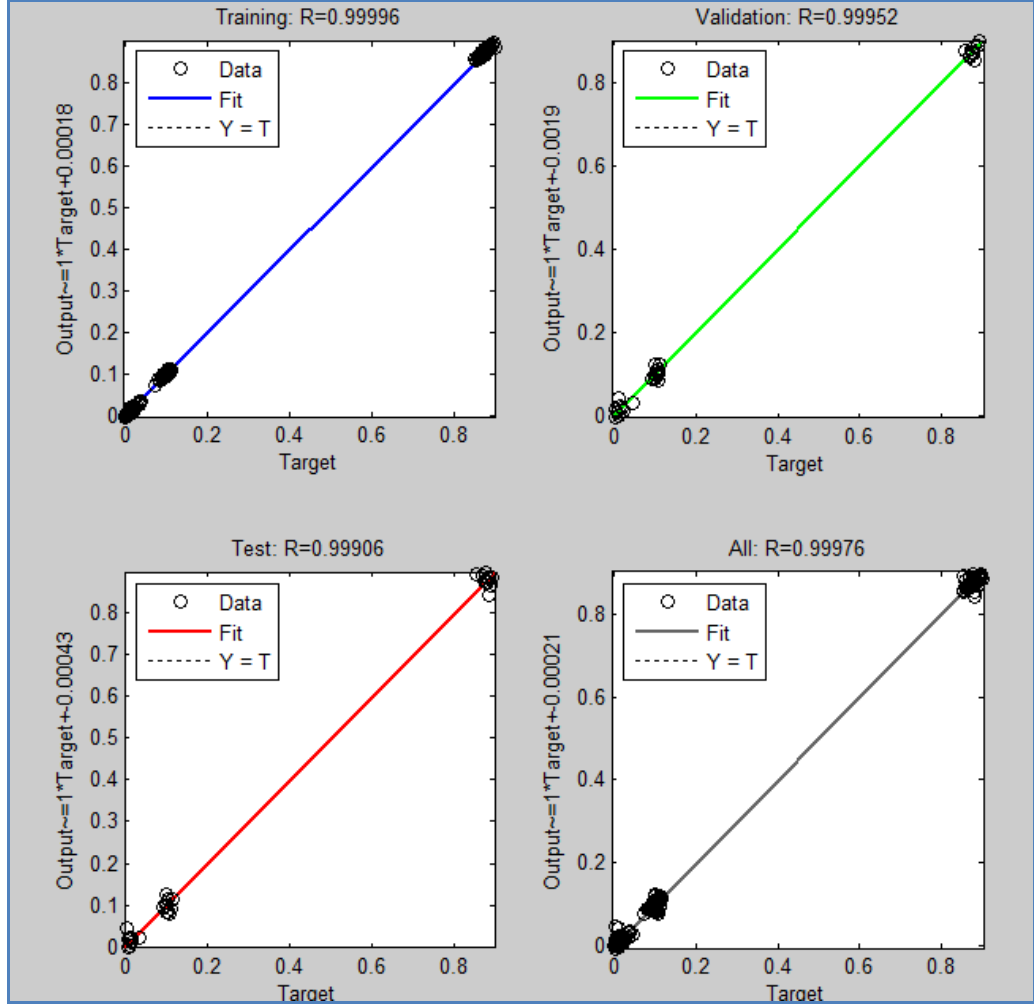


Şekil 5.9. Çıktı Tahmin Modeli Performansı-3



Şekil 5.10. Çıktı Tahmin Modeli Performansı-4

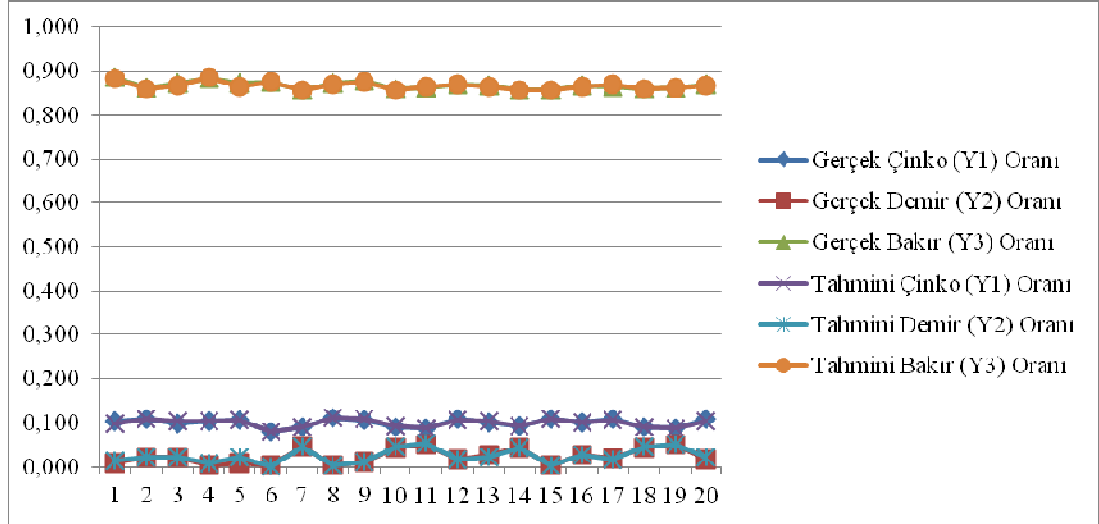
Çıktı tahmin modelinin performansı Şekil 5.11.'de gösterilmektedir. Doğru tahmin yüzdelерinin yüksek oranlarda olduđu (% 99 civarında) görölmektedir.



Şekil 5.11. Çıktı Tahmin Modeli Performansı

5.3.2.3. Çıktı Tahmin Modelinin Sonuçları

Bu model üzerine yapılan çalışmalar sonucunda çıkış parametrelerini çok küçük hata oranları ile tahmin edebilen bir YSA modeli geliştirilmiştir. Şekil 5.12.'de daha önce ağıın görmediği rastgele seçilen 15 örnek test edildiğinde en önemli çıkış parametresi olan demir oranının gerçek değeri (mavi) ve model ile elde edilen değerlerin (kırmızı) karşılaştırılması gösterilmektedir.



Şekil 5.12. Çıktı Parametresi Tahmin Performansı

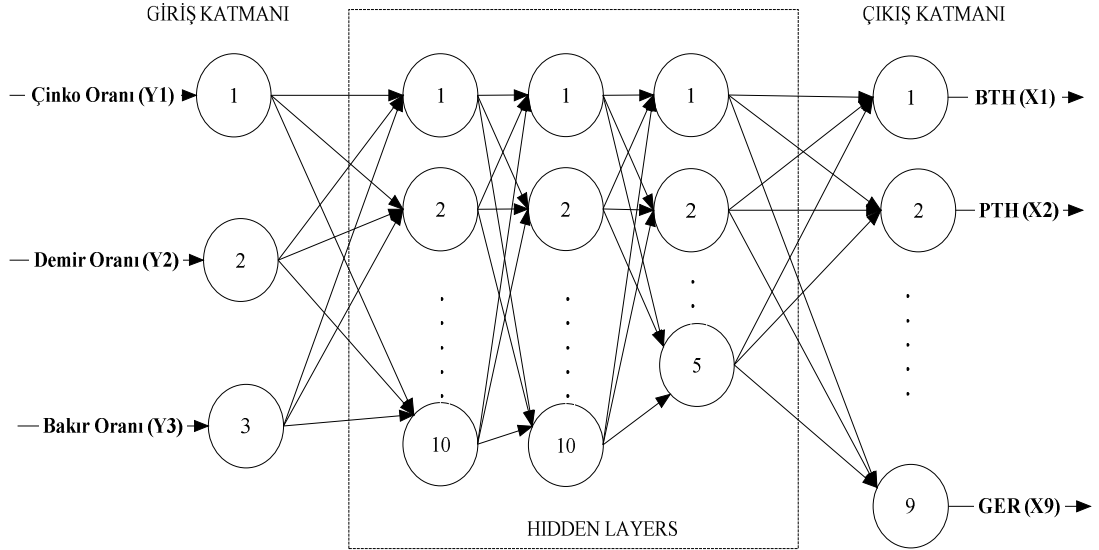
Şekil 5.12’de görüldüğü gibi gerçek sonuçları neredeyse aynı oranda (çok küçük hata oranlarıyla) tahmin eden YSA modeli kurulmuştur. Bu model sayesinde istenilen girdi parametreleri kullanılarak hangi çıkış değerlerinin elde edileceği bulunabilmektedir. YSA gerçek operasyonu taklit eden iyi bir tahmin edici olarak kullanılmaktadır.

5.3.3. YSA Girdi Tahmin Modelleri

5.3.3.1. Geliştirilen Girdi Tahmin Modeli Hakkında Bilgiler

Girdi tahmin modeli daha önce anlatılan iki modelden (sınıflandırma ve çıktı tahmin modeli) farklı olup burada amaç uygunluk değerleri bilinen çıktı değerlerinden girdi değerlerini tahmin etmektir. Bu modelde model çıktıları olan kaynak bölgesindeki çinko oranı (Y1), demir oranı (Y2) ve bakır oranı (Y3) YSA modelinde girdi olarak kullanılmış ve çıktı olarak ise Çizelge 5.4.’de gösterilen 9 adet girdi parametresi kullanılmıştır. Girdi tahmin modeli olarak adlandırılan bu modelin mimarisi Şekil 5.13’de gösterilmektedir.

Bu modelde de sınıflandırma modellerinde olduğu gibi en iyi mimari deneme yanılma ve MSE ve R değerlerini kontrolü ile sağlanmış, aynı transfer fonksiyonları kullanılmış ve eğitim için yine LMA kullanılmıştır.



Şekil 5.13. Girdi Tahmin Modeli

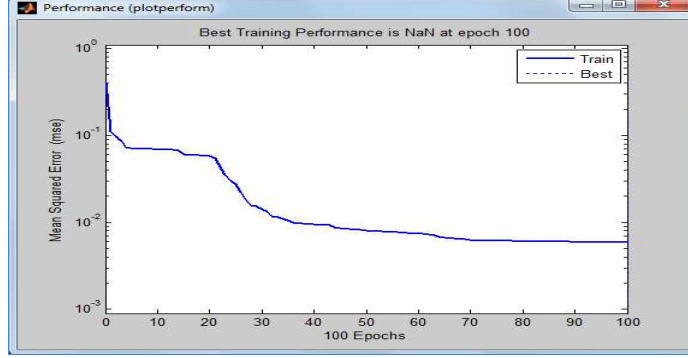
Bu modelde daha az sayıda girdi ile daha fazla sayıda çıktı (aslında modelin girdileri olan parametreler) tahmin edildiği için bu modelin çözümü diğer modellere göre daha zor olup tahmin edilecek olan girdi değerleri (Eşitlik 5.6.) kullanılarak normalize edilmiştir [49].

$$X_{norm} = \frac{X_{orjinal} - X_{ortalama}}{3X_{Std.Sapma}} \quad (5.6.)$$

5.3.3.2. Girdi Tahmin Modelinin Eğitimi

Bu modelin eğitim performansı Şekil 5.14'de gösterildiği gibidir. Bu modelde kullanılan girdiler (aslında kaynak prosesindeki çıktılardır), kaynak işlemi sonrasında kayıtları tutulan çinko (Y1), demir (Y2) ve bakır (Y3) oranlarıdır. Toplamı %100

olacak şekildedir. Girdi tahmin modelinde, hatasız ürün üretmek için hangi girdi parametre değerlerinin kullanılması gerektiği belirlenmiştir.



Şekil 5.14. Girdi Tahmin Modeli Eğitim Performansı

5.3.3.3. Girdi Tahmin Modelinin Sonuçları

Çıktı değerlerinin ne olması gerektiği zaten kalite spesifikasyonlarına göre bilinmektedir. Buna göre uygun çıktı değerlerine göre girdi parametrelerinin ne olması gerektiği üzerine yapılan çalışmalarda tersine YSA modelleri kullanılmış ve hatasız ürün elde etmek için gerekli girdi değerlerinin alt ve üst sınırları tespit edilmiştir. Çok sayıda yapılan deneme sonuçlarına göre hatasız ürün elde etmek için belirlenen girdi parametresi uygun değerleri Çizelge 5.8’de gösterilmektedir.

YSA modellerinin 3. Tipi olan bu girdi tahmin modelinin sonuçlarına göre (Eşitlik 5.2. kullanılarak)

BTH (Bakır Tel Hızı) = 6,049

PTH (Pirinç Tel Hızı) = 5,938

BTY (Bakır Torç Yüksekliği) = 79,222

BTA (Bakır Torç Açısı) = 104,777

SAH (Salınım Hızı) = 1150,036

MEK (Merkezden kaçıklık) = 110,494

SUD (Su debisi) = 12,333

KAY (Kaynak akımı) = 300,653

GER (Gerilim) = 29,500 olarak bulunmuştur. Bu ideal değerler için hatasız ürünler üretilmektedir.

Ayrıca bu modelde bazı parametreler sabitlenerek uygun üst sınır değerleri bulunmuştur. Bunlar;

PTH (Pirinç Tel Hızı) için 6,65

BTY (Bakır Torç Yüksekliği) için 80

SAH (Salınım Hızı) için 1155'tir.

Bu parametre değerleri bu sınırın üzerine çıktığında diğer parametreler sabit kaldığında hatalı ürünler çıkmaktadır.

Çizelge 5.8. Girdi Parametre Değerlerinin Alt ve Üst Sınırları

Girdi (x) Değişkenleri	Min.	Max.	Uygun (İdeal) Değer	Uygun (İdeal) Üst Sınır
X ₁ (BTH)	5	7	6,049	-
X ₂ (PTH)	5	7	5,938	6,65
X ₃ (BTY)	70	90	79,222	80
X ₄ (BTA)	100	110	104,777	-
X ₅ (SAH)	1140	1160	1150,036	1155
X ₆ (MEK)	108	113	110,494	-
X ₇ (SUD)	9	16	12,333	-
X ₈ (KAY)	290	310	300,653	-
X ₉ (GER)	29	30	29,500	-

6. SONUÇ ve DEĞERLENDİRME

Makina ve Kimya Endüstrisi Kurumu (MKEK) Mühimmat Fabrikası'na tasarlanmış olan 155mm. MKE MOD 274 Mühimmatının, en önemli özelliklerinden birisi olan sevk çemberi özel bir proses olan kaynak prosesiyle elde edilmektedir. Bakır ve pirinç tellerin çelik gövdeyi aşındırarak gövde üzerine kaynaması sonucu oluşan sevk çemberi kaynak prosesinde girdiler ve çıktılar arasında lineer bir ilişki bulunmamakta, dolayısıyla girdi ve çıktılar arasındaki ilişkinin matematiksel fonksiyonunu oluşturmak da oldukça güç olmaktadır.

6.1. Sonuç

Kaynak prosesini etkileyen girdi parametrelerini kontrol altında tutarak, prosesin kalite düzeyini artırmak amacıyla yapılan çalışmalar ve sonuçları şu şekildedir:

- İlk olarak kaynak prosesinin girdi ve çıktı parametreleri belirlenmiştir. Belirlenen 22 adet çıktı parametresi ile tek katmanlı, iki katmanlı ve üç katmanlı YSA modelleri oluşturulmuştur. Bu modeller içerisinde üç katmanlı YSA modelinin doğru tahmin yeteneğinin (%99,9), tek katmanlı ve iki katmanlı YSA modellerine göre daha iyi olduğu görülmüştür.
- Daha sonra pareto analizi yapılarak belirlenen parametrelerin indirgenmesi sağlanmıştır. Pareto Analizi sonucunda girdi parametrelerinin sayısı 9'a indirgenmiştir. YSA modellerinde Matlab ve SPSS paket programları kullanılarak, girdi parametrelerinin, çıktı değişkenlerine etkileri belirlenmiştir.
- YSA sınıflandırma modelleri olarak ileri beslemeli, kademeli ve girdi-çıkıtı etkileşimli olmak üzere 3 farklı model oluşturulmuştur. İleri beslemeli model %95 oranında, kademeli model ve girdi-çıkıtı etkileşimli model ise %100 oranında çıktı sonuçlarını doğru tahmin etmişlerdir.

- Geliştirilen sınıflandırma modellerinden sonra, daha önce bilinmeyen girdi değerleri kullanıldığında hangi çıktıların elde edileceğini tahmin etmeye yönelik çıktı tahmin modeli oluşturulmuştur. Bu model daha önce YSA'nın görmediği rastgele seçilen 15 örnek üzerinden test edilmiş olup, test sonucunda modelin gerçek sonuçları neredeyse aynı oranda tahmin edebilen bir yapıda olduğu görülmüştür.
- Sınıflandırma ve çıktı tahmin modellerinin ardından, prosesin uygun olarak değerlendirilmesi bir başka deyişle şartnamede belirtilen aralıklarda çıktıların elde edilebilmesi için olması gereken ideal girdi değerlerini belirleyebilen girdi tahmin modeli oluşturulmuştur. Bu çalışmalarda tersine YSA modelleri kullanılmıştır. Hatasız ürün elde etmek için gerekli girdi değerlerinin alt ve üst sınırları tespit edilmiştir. Çok sayıda yapılan deneme sonuçlarına göre hatasız ürün elde etmek için belirlenen girdi parametrelerinin değerleri Çizelge 5.8'de verilmiştir.

6.2. Değerlendirme

Yapılan çalışmalar ve sonuçları değerlendirildiğinde:

1. YSA modelleri sınıflandırma, girdi tahmin ve çıktı tahmin modelleri başarılı ve etkin bir şekilde kullanılmıştır.
2. Geliştirilen modeller sayesinde hatasız ürün üretmek için doğru parametrelerin neler olması gerektiği belirlenmiş ve istenildiği kadar farklı senaryo için çalışabilecek ve doğruluk düzeyi yüksek sonuçlar elde edilebilecek YSA modelleri geliştirilmiştir.
3. Bir kaynak prosesindeki girdi parametrelerinin kontrol altında tutulması ve çok sayıda hatalı parça üretilen bir iş istasyonunda hatalı ürün oranlarının azaltılması hedefine ulaşılmış ve YSA tekniğinin bu proseste kullanılabileceği görülmüştür.

4. Bu tez çalışması Üniversite-Sanayi işbirliği konusunda önemli bir katkı sağlamıştır. Üniversitede bilimsel olarak geliştirilen modellerin sanayide uygulanması üzerine güzel bir örnek teşkil etmiştir.
5. Kaynak prosesinin iyileştirilmesi bu ürüne yönelik önemli avantajlar sağlamanın yanı sıra Mühimmat Fabrikasında yapılan pek çok kaynak prosesi için önemli bir altyapı geliştirilmiştir.
6. Prosesin kontrol altında tutulması fire oranları en düşük seviyeye çekilmesini ve verimlilik artışını sağlamıştır.
7. Verimlilik artışı, MKE Mühimmat Fabrikası'nın, Türk Silahlı Kuvvetleri'nin bu mühimmata olan ihtiyacını karşılayabilmesine ve diğer ülkelerinden gelen yoğun taleplere olumlu yanıtlar verebilmesine yardımcı olacaktır.
8. Tez çalışması neticesinde bir devlet kuruluşu olan MKE Mühimmat Fabrikasının stratejik bir ürününün üretim yönteminde iyileştirme sağlanmış, bu da kuruluşun uluslararası firmalarla rekabet gücünü arttırmada katkı sağlamıştır.
9. Bu durumun, kuruluşun dış piyasadaki rekabet gücünü artıracak ve ülkemizin ihracat potansiyeline olumlu katkılar sağlayacaktır.

KAYNAKLAR

- [1] Benyounis KY, Olabi AG. Optimization of different welding processes using statistical and numerical approaches – A reference guide. *Advances in Engineering Software*. 39 (2008) 483–496.
- [2] Liao TW. Classification of welding flaw types with fuzzy expert systems. *Expert Systems with Applications*. 25 (2003) 101–111.
- [3] Sathiyaa P, Aravindanb S, Noorul Haqa A, Paneerselvama K. Optimization of friction welding parameters using evolutionary computational techniques. *Journal of materials processing technology*. 209 (2009) 2576–2584.
- [4] Öztemel E. *Yapay Sinir Ağları*. (2006). Papatya Yayıncılık. İstanbul.
- [5] Chinnam, RB. Role of Neural Networks and Genetic Algorithms in Developing Intelligent Quality Controllers for On-line Parameter Design. *International Journal of Smart Engineering System Design*. (2000).
- [6] Kang BS, Choe, DH, Park, SC. Intelligent Process Control In Manufacturing Industry With Sequential Processes. *International Journal of Production Economics*. (1999) 60-61, 583-590.
- [7] Sette S, Boulhart L, Langenhove, LV. Using Genetic Algorithms To Design A Control Strategy Of An Industrial Process. *Control Engineering Practice*. (1998) 6 523-527.
- [8] Guo, Brodowsky H. Determination of the Trace 1, 4-Dioxane. *Microchemical Journal*. (2000) 64, 173-179.
- [9] Andersen K, Cook GE, Karsai, G, Ramaswamy K. Artificial Neural Networks Applied To Arc Welding Process Modeling And Control. *IEEE Transactions on Industry Applications*. (1990) 26, 824-830.

- [10] Zaderej VV. The Use Of Neural Networks To Reduce Process Variability. A Thesis For The Degree of Master of Business Administration. (1995) Quinnipiac College.
- [11] Shea G. The Economic Control Of Quality Nonlinear Analysis. Theory Methods. & Applications, (1997) 30, 4033-4040.
- [12] Stutch TJ, Spoerre JK, Velasco T. The Application Of Artificial Neural Networks To Monitoring And Control Of An Induction Hardening Process. Journal of Industrial Technology. (1999)-1.
- [13] Jiahe A, Huiju JG, Yaohe H, Xishan X. Artificial Neural Network Prediction Of The Microstructure Of 60Si₂Mn A Rod Based On Its Controlled Rolling And Cooling Process Parameters. Materials Science and Engineering. (2002) A344, 318-322.
- [14] Chiang TL, Su CT. Optimization Of TQFP Molding Process Using Neuro-Fuzzy-GA Approach. European Journal of Operation Research. (2003)147, 156-164.
- [15] Yazıcı H, Smith AE. A Composite System Approach For Intelligent Quality Control. Proceedings of the IIE Research Conference. (1992) 325-328.
- [16] Tanı T, Murakoshi S, Sato T, Umamo M, Tanaka K. Application Of Neuro-Fuzzy Hybrid Control System To Tank Level Control. IEEE Int. Conf. On Fuzzy Systems. (1993) 1, 618-623.
- [17] Chang DS, Jiang S T. Assessing Quality Performance Based On The On-Line Sensor Measurement Using Neural Networks. Computers & Industrial Engineering. (2002) 42, 417-424.

- [18] Park GH, Lee YJ, Leclair SR. Intelligent Rate Control For MPEG - 4 Coders. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. (2000) 13, 565-575.
- [19] Sha W, Edwards KL. The use of artificial neural networks in materials science based research. *Materials and Design* 28 (2007) 1747–1752.
- [20] Chertov DA. Use of Artificial Intelligence Systems in the Metallurgical Industry (Survey). *Metallurgist*. (2003) 47, 7–8.
- [21] Tay KM, Butler C. Modeling and Optimizing of a Mig Welding Process-A Case Study Using Experimental Designs and Neural Networks. *Quality and Reliability Engineering International*. 13, (1997) 61–70.
- [22] Luo Hong, Zenga Hao, Hub Lunji, Hub Xiyuan, Zhou Zhude. Application of artificial neural network in laser welding defect diagnosis. *Journal of Materials Processing Technology* (2005) 170 403–411.
- [23] Martin Oscar, Lopez Manuel, Martin Fernando. Artificial neural networks for quality control by ultrasonic testing in resistance spot welding. *Journal of Materials Processing Technology*. (2007) 183 226–233.
- [24] Kim S, Sona JS, Leeb SH, Yarlalagaddac Prasad KDV. Optimal design of neural networks for control in robotic arc welding. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*. (2004) 20 57–63.
- [25] Özerdem MS, Sedat K. Artificial neural network approach to predict the mechanical properties of Cu–Sn–Pb–Zn–Ni cast alloys. *Materials and Design*. (2009) 30 764–769.
- [26] Martin Oscar, De Tiedra Pilar, Lopez Manuel. Artificial neural networks for pitting potential prediction of resistance spot welding joints of AISI 304 austenitic stainless steel. *Corrosion Science* (2010) 52 2397–2402.

- [27] Mirapeix J, Garcí'a-Allende PB, Cobo A, Conde OM, Lopez-Higuera JM. Real-time arc-welding defect detection and classification with principal component analysis and artificial neural Networks. NDT&E International (2007) 40 315–323.
- [28] Pal, Sukhomay Pal Surjya K, Samantaray Arun K. Artificial neural network modeling of weld joint strength prediction of a pulsed metal inert gas welding process using arc signals. Journal of materials processing technology. (2008) 202 464–474.
- [29] Ateş Hakan. Prediction of gas metal arc welding parameters based on artificial neural Networks. Materials and Design. (2007) 28 2015–2023.
- [30] Yılmaz M, Şengül M, Geçkinli M. Ters Kaynak Problemlerinin Çözümüne Yapay Sinir Ağları ile Bir Yaklaşım. Kadir Has Üniversitesi. <http://www.emo.org.tr/ekler/7b830096c188801ek.pdf> (Erişim tarihi: 12.08.2010)
- [31] Uğur A, Kınacı C. Yapay Zeka Teknikleri ve Yapay Sinir Ağları Kullanılarak Web Sayfalarının Sınıflandırılması
- [32] Haykin, S.(1994). Neural Networks: A Comprehensive Foundation, New York, Macmillan College Publishing Company, ISBN 0-02-352761-7.
- [33] Efe, M.Ö., Kaynak, O. Yapay Sinir Ağları ve Uygulamaları.s.1-3, Boğaziçi Üniversitesi, İstanbul, 2004
- [34] Şen Z., Yapay Sinir Ağları İlkeleri, Su Vakfı Yayınları, İstanbul, 2004
- [35] Sağıroğlu, Ş.,Beşdok E., Erler M. (2003)Mühendislikte Yapay Sinir Ağları Uygulamaları, Ufuk Yayıncılık, Kayseri.

- [36] Güngör, E, Yapay Sinir Ağları Yardımı İle Makine Arızalarının Önceden Tahmin Edilmesi. Yüksek Lisans Tezi. Kocaeli Üniversitesi, Kocaeli, 2007.
- [37] Anık,S., Kaynak Tekniği El Kitabı, Yöntemler ve Donanımlar, GEV Gedik Eğitim Vakfı, Kaynak Teknolojisi Eğitim Araştırma ve Muayene Enstitüsü, İstanbul, 1991.
- [38] Tülbentçi, K., MIG-MAG Eriyen Elektrod İle Gazaltı Kaynağı, GEV Gedik Eğitim Vakfı, Kaynak Teknolojisi Eğitim Araştırma ve Muayene Enstitüsü, İstanbul, 1990.
- [39] Elmas, Ç. (2003). Yapay Sinir Ağları, Seçkin Yayınevi, Ankara
- [40] Yurtoğlu, H. (2005). Yapay Sinir Ağları Metodolojisi ile Öngörü Modellemesi: Bazı Makro-Ekonomik Değişkenler İçin Türkiye Örneği, Uzmanlık Tezi, DPT Yayın No: 2683.
- [41] Kohonen, T. (1982). Self-organised Formation of Topologically Correct Feature Maps, Biological Cybernetics, 43, 59-69.
- [42] Hill, T., Marquez, L., O'Connor, M., Remus, W. (1994). Artificial Neural Network Models for Forecasting and Decision Making, International Journal of Forecasting, 10, 5-15.
- [43] El Shazly, M. R., El Shazly, H. E.(1998). Comparing the Forecasting Performance of Neural Networks and Forward Exchange Rates, Journal of Multinational Financial Management, 7, 345-356.
- [44] Meireles M.R.G., Almeida P.E.M., Simoes M.G. (2003). A Comprehensive Review For Industrial Applicability Of Artificial Neural Networks, IEEE TRANS. IND. ELECT., 50 (3), 585-601.
- [45] Hagan M.T., Demuth H.B., Beale M. (1995). Neural Network Design, PWS Publishing Company, Boston.

- [46] Minsky, M. L., Papert, S. A. (1969), Perceptrons, Cambridge, MA: MIT Press.
- [47] Rumelhart, D.E., Hinton, G.E., Williams, R.J. (1986). Learning representations by back-propagating errors, Nature 323, 533–536.
- [48] Fausett, L. (1994) "Fundamentals of neural networks. architectures, algorithms and application"
- [49] Gryc Wojciech Neural Network Predictions of Stock Price Fluctuations,
- [50] Dandil B., Yapay Sinir Ağları ile Sistem Kontrolü, Yüksek Lisans Tezi, Elazığ, (1998).
- [51] Anderson D., G. McNeill, Artificial Neural Networks Tecnology, Rome Laboratory RL/C3C,(1992).

EKLER

EK-1

155mm MKE MOD274 Mühimmatı Sevk Çemberi Kaynak Prosesi
Girdi ve Çıktı Parametre Değerleri

	Girdiler	1	2	3	4	5	6	7	8
1	Bakır Tel Hızı (X_1)								
2	Pirinç Tel Hızı (X_2)								
3	Bakır Torç Yüksekliği (X_3)								
4	Bakır Torç Açısı (X_4)								
5	Salınım Hızı (X_5)								
6	Merkezden Kaçıklık (X_6)								
7	Su Debisi (X_7)								
8	Kaynak Akımı (X_8)								
9	Gerilim (X_9)								
Çıktılar	Demir Oranı (y_1)								
	Bakır Oranı (y_2)								
	Çinko Oranı (y_3)								

Hazırlayan :

Onaylayan :

Tarih :

EK-2

Sıra No	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇	X ₈	X ₉	Y ₁	Y ₂	Y ₃	Sonuç
1	7	7	79	101	1160	109	10	301	29	10,02	6,79	83,14	1
2	6	6,3	80	99	1150	109	9,5	350	30	10,83	1,61	87,49	0
3	6	6,3	79	100	1150	110	9,5	311	30	10,77	1,84	87,06	0
4	6	6,3	79	100	1150	109	9,5	322	30	11,64	1,72	86	0
5	6	6,3	79	101	1150	110	9,5	332	29	10,32	0,87	88,48	0
6	6	6,3	79	101	1150	110	9,5	328	30	10,79	0,79	88,29	0
7	6	6,3	79	100	1150	110	9,5	350	29	10,8	1,61	86,54	0
8	7	7	79	99	1150	111	9	310	30	10,31	0,44	88,58	1
9	6	6,3	80	99	1150	110	9,5	332	29	10,12	1,78	85,53	0
10	6	6,3	81	99	1150	109	9,5	343	30	11,02	2,19	86,14	0
11	6	6,3	79	99	1150	111	9,5	324	30	10,83	1,13	87,49	0
12	6	6,3	80	101	1150	111	9,5	317	29	10,77	1,68	87,06	0
13	6	6,3	81	99	1150	110	9,5	314	30	10,64	2,49	86	0
14	6	6,3	80	99	1150	110	9,5	328	30	8,32	1,47	87,48	0
15	6	6,3	81	99	1150	111	9,5	302	29	9,79	2,04	87,29	0
16	7	7	75	100	1150	110	10	321	30	9,8	6,54	85,54	1
17	7	7	75	101	1150	110	10	335	29	10,31	4,65	84,58	1
18	6	6,3	80	100	1150	110	9,5	350	30	10,12	3,65	85,53	0
19	6	6,3	79	100	1150	110	9,5	327	29	10,81	1,25	87,39	0
20	6	6,3	81	101	1150	109	9,5	321	30	10,39	0,34	88,22	0
21	6	6,3	80	101	1150	111	9,5	333	30	10,4	2	86,7	0
22	6	6,3	81	100	1150	109	9,5	349	29	10,31	2,87	86,18	0
23	6	6,3	80	100	1150	110	9,5	340	29	10,61	1,48	87,65	0
24	6	6,3	79	99	1150	110	9,5	314	29	10,75	2,59	86	0
25	6	6,3	80	99	1150	109	9,5	313	30	10,67	0,91	87,21	0
26	7	7	79	100	1150	111	9	312	30	11,14	0,45	87,8	1
27	6	6,3	79	100	1150	109	9,5	347	29	11,32	3,79	87,19	0
28	7	7	75	101	1160	109	9	309	29	10,85	0,45	86,85	1
29	6	6,3	80	99	1150	111	9,5	316	30	10,71	1,58	87,14	0
30	7	7	79	101	1160	109	9	332	29	7,94	0,34	87,63	1
31	6	6,3	79	101	1150	110	9,5	319	30	10,28	1,42	88,3	0
32	7	7	79	99	1160	110	9	315	29	10,87	0,47	88,46	1
33	6	6,3	80	100	1150	109	9,5	301	30	10,98	1,3	87,14	0
34	6	6,3	79	99	1150	109	9,5	302	30	11,22	1,01	87,26	0
35	7	7	75	101	1150	109	10	339	29	9,08	4,5	85,62	1

Sıra No	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇	X ₈	X ₉		Y ₁	Y ₂	Y ₃	Sonuç
36	7	7	75	101	1150	111	9	334	29		11,25	0,46	86,85	1
37	6	6,3	79	101	1150	111	9,5	349	29		10,04	2,64	86,7	0
38	6	6,3	80	100	1150	110	9,5	344	29		11	1,55	86,54	0
39	6	6,3	79	100	1150	110	9,5	328	29		10,47	3,39	85,32	0
40	7	7	79	99	1160	111	9	336	29		11,04	0,22	87,23	1
41	7	7	79	100	1160	111	9	322	30		10,89	0,25	87,91	1
42	6	6,3	79	99	1150	111	9,5	302	30		11,46	1,04	86,72	0
43	7	7	79	100	1160	111	10	313	30		9,32	4,3	85,59	1
44	6	6,3	80	99	1150	110	9,5	347	29		10,72	2,12	86,64	0
45	6	6,3	80	100	1150	110	9,5	345	30		10,69	1,08	87,67	0
46	6	6,3	80	100	1150	110	9,5	337	29		10,51	2,16	86,63	0
47	6	6,3	80	100	1150	109	9,5	319	29		10,14	1,97	87,1	0
48	7	7	79	99	1160	111	9	339	30		10,84	0,19	85,72	1
49	6	6,3	81	99	1150	110	9,5	330	30		10,78	1,54	87,11	0
50	7	7	75	99	1160	111	10	323	29		9,01	4,36	85,82	1
51	6	6,3	81	100	1150	110	9,5	310	29		10,16	2,6	86,52	0
52	6	6,3	80	99	1150	111	9,5	312	29		10,07	2,66	86,67	0
53	6	6,3	80	99	1150	109	9,5	319	29		10,13	2,77	86,33	0
54	6	6,3	80	100	1150	110	9,5	350	30		9,79	3,51	85,96	0
55	7	7	79	101	1160	111	10	336	29		8,83	5,17	86,3	1
56	6	6,3	79	100	1150	111	9,5	314	30		10,6	2,17	86,35	0
57	6	6,3	79	99	1150	109	9,5	314	29		10,85	2,01	86,51	0
58	6	6,3	79	101	1150	109	9,5	310	29		11,02	2,19	86,14	0
59	6	6,3	80	100	1150	110	9,5	336	29		10,83	1,13	87,49	0
60	6	6,3	80	101	1150	111	9,5	305	30		10,77	1,68	87,06	0
61	6	6,3	80	101	1150	110	9,5	316	29		10,64	2,49	86	0
62	6	6,3	79	101	1150	110	9,5	329	29		8,32	1,47	87,48	0
63	7	7	75	100	1150	110	10	316	29		9,01	4,36	85,82	1
64	6	6,3	81	100	1150	111	9,5	301	30		10,16	2,6	86,52	0
65	6	6,3	80	99	1150	110	9,5	336	30		10,07	2,66	86,67	0
66	6	6,3	80	99	1150	109	9,5	342	30		10,13	2,77	86,33	0
67	6	6,3	80	99	1150	109	9,5	321	30		9,79	3,51	85,96	0
68	7	7	79	101	1160	111	10	332	30		8,83	5,17	86,3	1
69	6	6,3	79	100	1150	111	9,5	302	29		11,46	1,04	86,72	0
70	7	7	75	99	1160	111	10	334	29		9,32	4,3	85,59	1

Sıra No	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇	X ₈	X ₉		Y ₁	Y ₂	Y ₃	Sonuç
71	6	6,3	79	100	1150	109	9,5	334	30		10,72	2,12	86,64	0
72	6	6,3	79	100	1150	111	9,5	324	29		10,69	1,08	87,67	0
73	6	6,3	81	99	1150	109	9,5	326	29		10,51	2,16	86,63	0
74	6	6,3	79	101	1150	111	9,5	349	29		10,14	1,97	87,1	0
75	7	7	75	99	1150	110	9	328	30		10,84	0,19	85,72	1
76	6	6,3	81	99	1150	111	9,5	302	29		11,46	1,04	86,72	0
77	7	7	79	100	1160	111	10	336	29		9,32	4,3	85,59	1
78	7	7	79	101	1160	110	10	340	29		9,01	4,36	85,82	1
79	6	6,3	79	101	1150	110	9,5	347	29		10,16	2,6	86,52	0
80	6	6,3	80	99	1150	111	9,5	320	29		10,07	2,66	86,67	0
81	6	6,3	80	99	1150	110	9,5	313	29		10,13	2,77	86,33	0
82	6	6,3	79	99	1150	111	9,5	342	30		9,79	3,51	85,96	0
83	7	7	79	99	1160	109	10	306	30		8,83	5,17	86,3	1
84	6	6,3	80	100	1150	109	9,5	308	30		10,6	2,17	86,35	0
85	6	6,3	81	100	1150	110	9,5	334	30		10,85	2,01	86,51	0
86	6	6,3	80	100	1150	109	9,5	321	30		11,02	2,19	86,14	0
87	6	6,3	80	100	1150	110	9,5	343	30		10,83	1,13	87,49	0
88	6	6,3	79	100	1150	111	9,5	339	29		10,77	1,68	87,06	0
89	6	6,3	81	100	1150	109	9,5	339	29		10,64	2,49	86	0
90	7	7	75	99	1150	109	10	320	29		9,01	4,36	85,82	1
91	6	6,3	80	101	1150	109	9,5	319	29		10,16	2,6	86,52	0
92	6	6,3	81	100	1150	110	9,5	330	29		10,07	2,66	86,67	0
93	6	6,3	80	99	1150	109	9,5	310	29		10,13	2,77	86,33	0
94	6	6,3	80	100	1150	109	9,5	334	30		9,79	3,51	85,96	0
95	7	7	75	100	1160	110	10	301	29		8,83	5,17	86,3	1
96	6	6,3	79	101	1150	110	9,5	308	30		10,6	2,17	86,35	0
97	6	6,3	79	100	1150	109	9,5	309	30		10,85	2,01	86,51	0
98	6	6,3	81	100	1150	109	9,5	306	30		11,02	2,19	86,14	0
99	6	6,3	79	99	1150	110	9,5	323	30		10,83	1,13	87,49	0
100	6	6,3	81	99	1150	110	9,5	338	29		10,77	1,68	87,06	0
101	6	6,3	80	100	1150	109	9,5	328	30		10,64	2,49	86	0

EK-3

YSA MATLAB Fonksiyonları

Analiz Fonksiyonları

errsurf : Error surface of single-input neuron

confusion : Classification confusion matrix

maxlinlr : Maximum learning rate for linear neuron

roc : Receiver operating characteristic

Uzaklık Fonksiyonları

boxdist : Distance between two position vectors

dist : Euclidean distance weight function

linkdist : Link distance function

mandist : Manhattan distance weight function

Grafik Arayüz Fonksiyonları

nctool : Neural network classification tool

nftool : Open Neural Network Fitting Tool

nntool : Open Network/Data Manager

nntoointool : Neural network training tool

nprtool : Neural network pattern recognition tool

view : View a neural network

Katman Başlangıç Fonksiyonları

initnw : Nguyen-Widrow layer initialization function

initwb : By-weight-and-bias layer initialization function

Öğrenme Fonksiyonları

learncon : Conscience bias learning function

learngd : Gradient descent weight/bias learning function

learnghm : Gradient descent with momentum weight/bias learning function

learnh : Hebb weight learning function

learnhd : Hebb with decay weight learning rule
learnis : Instar weight learning function
learnk : Kohonen weight learning function
learnlv1 : LVQ1 weight learning function
learnlv2 : LVQ2 weight learning function
learnos : Outstar weight learning function
learnp : Perceptron weight and bias learning function
learnpn : Normalized perceptron weight and bias learning function
learnsom : Self-organizing map weight learning function
learnsomb : Batch self-organizing map weight learning function
learnwh : Widrow-Hoff weight and bias learning rule

Arama Fonksiyonları

srchbac : 1-D minimization using backtracking search
srchbre : 1-D interval location using Brent's method
srchcha : 1-D minimization using Charalambous' method
srchgol : 1-D minimization using golden section search
srchhyb : 1-D minimization using hybrid bisection/cubic search

Ağ Girdi Fonksiyonları

netprod : Product net input function
netsum : Sum net input function

Ağ Başlatma Fonksiyonları

initlay : Layer-by-layer network initialization function

Ağ Kullanım Fonksiyonları

adapt : Allow neural network to change weights and biases on inputs
disp : Neural network's properties
display : Name and properties of neural network's variables
init : Initialize neural network
sim : Simulate neural network
train : Train neural network

Yeni Ağ Oluşturma Fonksiyonları

network : Create custom neural network
newc : Create competitive layer
newcf : Create cascade-forward backpropagation network
newtdnn : Create distributed time delay neural network
newelm : Create Elman backpropagation network
newff : Create feedforward backpropagation network
newfftd : Create feedforward input-delay backpropagation network
newfit : Create a fitting network
newgrnn : Design generalized regression neural network
newhop : Create Hopfield recurrent network
newlin : Create linear layer
newlind : Design linear layer
newlrn : Create layered-recurrent network
newlvq : Create learning vector quantization network
newnarx : Create feedforward backpropagation network with feedback from output
to input
newnarxsp : Create NARX network in series-parallel arrangement
newp : Create perceptron
newpnn : Design probabilistic neural network
newpr : Create a pattern recognition network
newrb : Design radial basis network
newrbe : Design exact radial basis network
newsom : Create self-organizing map
sp2narx : Convert series-parallel NARX network to parallel (feedback) form

Performans Fonksiyonları

mae : Mean absolute error performance function
mse : Mean squared error performance function
msne : Mean squared normalized error performance function
msnereg : Mean squared normalized error with regularization performance functions
msereg : Mean squared error with regularization performance function

mseregec : Mean squared error with regularization and economization performance function

sse : Sum squared error performance function

Grafik Fonksiyonlar

Hintonw : Hinton graph of weight matrix

hintonwb : Hinton graph of weight matrix and bias vector

plotbr : Plot network performance for Bayesian regularization training

plotconfusion : Plot classification confusion matrix

plotep : Plot weight and bias position on error surface

plotes : Plot error surface of single-input neuron

plotfit : Plot function fit

plotpc : Plot classification line on perceptron vector plot

plotperf : Plot network performance

plotperform : Plot network performance

plotpv : Plot perceptron input target vectors

plotregression : Plot linear regression

plotroc : Plot receiver operating characteristic

plotsom : Plot self-organizing map

plotsomhits : Plot self-organizing map sample hits

plotsomnc : Plot self-organizing map neighbor connections

plotsomnd : Plot self-organizing map neighbor distances

plotsomplanes : Plot self-organizing map weight planes

plotsompos : Plot self-organizing map weight positions

plotsomtop : Plot self-organizing map topology

plottrainstate : Plot training state values

plotv : Plot vectors as lines from origin

plotvec : Plot vectors with different colors

postreg : Postprocess trained network response with linear regression

İşlem Fonksiyonları

fixunknowns : Process data by marking rows with unknown values

mapminmax : Process matrices by mapping row minimum and maximum values to
[-1 1]

mapstd : Process matrices by mapping each row's means to 0 and deviations to 1

processpca : Process columns of matrix with principal component analysis

removeconstantrows : Process matrices by removing rows with constant values

removerows : Process matrices by removing rows with specified indices

Simulink® Destek Fonksiyonları

gensim : Generate Simulink® block for neural network simulation

Topoloji Fonksiyonları

gridtop : Gridtop layer topology function

hextop : Hexagonal layer topology function

randtop : Random layer topology function

Eğitim Fonksiyonları

trainb : Batch training with weight and bias learning rules

trainbfg : BFGS quasi-Newton backpropagation

trainbfgc : BFGS quasi-Newton backpropagation for use with NN model reference
adaptive controller

trainbr : Bayesian regularization

trainbuwb : Batch unsupervised weight/bias training

trainc : Cyclical order incremental update

traincgb : Powell-Beale conjugate gradient backpropagation

traincgf : Fletcher-Powell conjugate gradient backpropagation

traincgp : Polak-Ribière conjugate gradient backpropagation

traingd : Gradient descent backpropagation

traingda : Gradient descent with adaptive learning rule backpropagation

traingdm : Gradient descent with momentum backpropagation

traingdx : Gradient descent with momentum and adaptive learning rule
backpropagation

trainlm : Levenberg-Marquardt backpropagation

trainoss : One step secant backpropagation

trainr : Random order incremental training with learning functions
trainrp : Resilient backpropagation (Rprop)
trains : Sequential order incremental training with learning functions
trainscg : Scaled conjugate gradient backpropagation

Transfer Fonksiyonları

compet : Competitive transfer function
hardlim : Hard limit transfer function
hardlims : Symmetric hard limit transfer function
logsig : Log-sigmoid transfer function
netinv : Inverse transfer function
poslin : Positive linear transfer function
purelin : Linear transfer function
radbas : Radial basis transfer function
satlin : Saturating linear transfer function
satlins : Symmetric saturating linear transfer function
softmax : Softmax transfer function
tansig : Hyperbolic tangent sigmoid transfer function
tribas : Triangular basis transfer function

Utility Fonksiyonlar

calcgx : Calculate weight and bias performance gradient as single vector
calcjgj : Calculate Jacobian performance vector
calcjx : Calculate weight and bias performance Jacobian as single matrix
calcpd : Calculate delayed network inputs
calcperf : Calculate network outputs, signals, and performance
getx : All network weight and bias values as single vector
setx : Set all network weight and bias values with single vector

Vektör Fonksiyonları

combvec : Create all combinations of vectors
con2seq : Convert concurrent vectors to sequential vectors
concur : Create concurrent bias vectors

ind2vec : Convert indices to vectors
minmax : Ranges of matrix rows
normc : Normalize columns of matrix
normr : Normalize rows of matrix
pnormc : Pseudonormalize columns of matrix
quant : Discretize values as multiples of quantity
seq2con : Convert sequential vectors to concurrent vectors
vec2ind : Convert vectors to indices

Ağırlık ve Bias Başlatma Fonksiyonları

initcon : Conscience bias initialization function
initsompc : Initialize SOM weights with principal components
initzero : Zero weight and bias initialization function
midpoint : Midpoint weight initialization function
randnc : Normalized column weight initialization function
randnr : Normalized row weight initialization function
rands : Symmetric random weight/bias initialization function
revert : Change network weights and biases to previous initialization values

Ağırlık Fonksiyonları

convwf : Convolution weight function
dist : Euclidean distance weight function
dotprod : Dot product weight function
mandist : Manhattan distance weight function
negdist : Negative distance weight function
normprod : Normalized dot product weight function
scalprod : Scalar product weight function

ÖZGEÇMİŞ

Adı Soyadı : İhsan Çağatay ÖNCEL

Doğum Tarihi : 22.06.1974

Yabancı Dil : İngilizce

Eğitim Durumu : Ankara Üniversitesi Fen Fakültesi Fizik Mühendisliği, 1996

Çalıştığı Kurum ve Yıl : Makine ve Kimya Endüstrisi Kurumu Mühimmat Fabrikası, 1997-

Yayımları : An Artificial Neural Network Model on Welding Process Control of 155 mm. Artillery Ammunition
6th International Advanced Technologies Symposium (IATS'11),
16-18 May 2011, Elazığ, Turkey