

İSTANBUL TEKNİK ÜNİVERSİTESİ ★ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**YAPAY SİNİR AĞLARI YAKLAŞIMI İLE CURUFLARDA FOSFOR
KAPASİTELERİNİN İNCELENMESİ**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Emre ALAN

Metalurji ve Malzeme Mühendisliği Anabilim Dalı

Malzeme Mühendisliği Programı

HAZİRAN 2013

İSTANBUL TEKNİK ÜNİVERSİTESİ ★ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**YAPAY SİNİR AĞLARI YAKLAŞIMI İLE CURUFLARDA FOSFOR
KAPASİTELERİNİN İNCELENMESİ**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

**Emre ALAN
(506101436)**

Metalurji ve Malzeme Mühendisliği Anabilim Dalı

Malzeme Mühendisliği Programı

Tez Danışmanı: Doç. Dr. C. Bora DERİN

HAZİRAN 2013

İTÜ, Fen Bilimleri Enstitüsü'nün 506101436 numaralı Yüksek Lisans Öğrencisi **Emre ALAN**, ilgili yönetmeliklerin belirlediği gerekli tüm şartları yerine getirdikten sonra hazırladığı “**Yapay Sinir Ağları Yaklaşımı ile Curuflarda Fosfor Kapasitelerinin İncelenmesi**” başlıklı tezini aşağıda imzaları olan jüri önünde başarı ile sunmuştur.

Tez Danışmanı : **Doç. Dr. C. Bora DERİN**
İstanbul Teknik Üniversitesi

Jüri Üyeleri : **Prof. Dr. Onuralp YÜCEL**
İstanbul Teknik Üniversitesi

Yrd. Doç. Dr. Seval GENÇ
Marmara Üniversitesi

Teslim Tarihi : 4 Temmuz 2013
Savunma Tarihi : 4 Haziran 2013

ÖNSÖZ

Yüksek lisans eğitimim ve tez çalışmam süresince, vermiş olduğu bilgiler, göstermiş olduğu ilgi ve tüm yardımları için değerli danışman hocam Doç. Dr. C. Bora DERİN'e teşekkür ederim.

Çalışmalarım sırasında bana yardımcı olan Araş. Gör. Aslıhan ALBOSTAN'a, yüksek lisans öğrencisi Burak TARHAN'a teşekkürlerimi sunarım. Ayrıca bu tez çalışmasını yapabilecek bilgi ve altyapıyı bana kazandıran İ.T.Ü Metalurji ve Malzeme Mühendisliği Bölümü hocalarına teşekkür ederim.

Hayatım boyunca her zaman yanımda olan ve desteklerini hiçbir zaman benden esirgemeyen aileme sonsuz teşekkür ederim.

Haziran 2013

Emre ALAN
Metalurji ve Malzeme Mühendisi

İÇİNDEKİLER

Sayfa

ÖNSÖZ.....	v
İÇİNDEKİLER	vii
KISALTMALAR	ix
ÇİZELGE LİSTESİ.....	xi
ŞEKİL LİSTESİ.....	xiii
SEMBOL LİSTESİ.....	xv
ÖZET.....	xvii
SUMMARY	xix
1. GİRİŞ	1
1.1 Giriş ve Çalışmanın Amacı	1
1.2 Fosfor ve Demir – Çelik Üretiminde Fosfor Giderimi.....	2
2. CURUFLAR VE ÖZELLİKLERİ	5
2.1 Metalurjide Curuflar	5
2.2 Curufların Yapıları	6
2.2.1 İyonik teori	6
2.2.2 Moleküler teori.....	7
2.2.3 Ortak (coexistence) teori	7
2.3 Curufların Kapasiteleri.....	8
2.3.1 Curufların fosfor kapasiteleri	8
2.3.1.1 Fosfat kapasitesi ($C_{PO_4^{3-}}$).....	9
2.3.1.2 Fosfür kapasitesi ($C_{P^{3-}}$)	10
3. YAPAY SİNİR AĞLARI.....	13
3.1 Biyolojik Sinir Ağı Yapısı	14
3.2 Yapay Sinir Ağı Yapısı	15
3.2.1 Girişler	16
3.2.2 Ağırlıklar	16
3.2.3 Toplama işlevi.....	17
3.2.4 Etkinlik (aktivasyon) işlevi	18
3.2.4.1 Doğrusal (lineer) aktivasyon fonksiyonu	18
3.2.4.2 Adım (step) aktivasyon fonksiyonu	19
3.2.4.3 Sigmoid aktivasyon fonksiyonu	19
3.2.4.4 Hiperbolik tanjant aktivasyon fonksiyonu	20
3.2.5 Çıkışlar	20
3.3 Yapay Sinir Ağı Sınıflandırmaları	21
3.3.1 Ağ yapılarına göre yapay sinir ağları	21
3.3.1.1 İleri beslemesi yapay sinir ağları.....	21
3.3.1.2 Geri beslemesi yapay sinir ağları	22
3.3.2 Öğrenme algoritmalarına göre yapay sinir ağları.....	22
3.3.2.1 Danışmanlı öğrenme	23
3.3.2.2 Danışmansız öğrenme	23
3.3.2.3 Takviyeli öğrenme	23

3.3.3 Öğrenme zamanına göre yapay sinir ağları.....	23
3.3.3.1 Statik öğrenme.....	23
3.3.3.2 Dinamik öğrenme.....	24
3.4 Yapay Sinir Ağlarında Öğrenme Kuralları	24
3.4.1 Hebb öğrenme kuralı	24
3.4.2 Delta öğrenme kuralı	24
3.5 Yapay Sinir Ağlarında Öğrenmeyi Etkileyen Faktörler.....	24
3.5.1 Ölçeklendirme (normalizasyon).....	24
3.5.2 Gizli katman ve nöron sayısı	25
3.5.3 Öğrenme hızı	25
3.5.4 Momentum katsayısı	26
3.5.5 Hata toleransı ve performans.....	26
4. YAPAY SİNİR AĞLARI ile FOSFOR KAPASİTESİ UYGULAMALARI ..	27
4.1 Literatürde Yapay Sinir Ağları ile Curuf Kapasiteleri Üzerine Gerçekleştirilen Çalışmalar	27
4.2 Fosfor Kapasitesi Uygulamaları.....	28
4.2.1 1973 K’de $\text{CaO} - \text{SiO}_2 - \text{MgO} - \text{FeO} - \text{Fe}_2\text{O}_3 - \text{MnO} - \text{Al}_2\text{O}_3$ curuf sisteminin YSA modeli ile fosfat kapasitesi ($C_{\text{PO}_4^{3-}}$) tahmini.....	29
4.2.2 1773 K’de $\text{SiO}_2 - \text{Al}_2\text{O}_3 - \text{FeO} - \text{CaO} - \text{MgO} - \text{MnO}$ curuf sisteminin YSA modeli ile fosfür kapasitesi ($C_{\text{P}^{3-}}$) tahmini.....	31
4.2.3 Çeşitli silikat sistemlerine ait fosfor kapasitesi tahmini.....	34
4.2.4 Çeşitli halojenür sistemlerine ait fosfor kapasitesi tahmini	35
4.2.5 1773 K’de $\text{CaO} - \text{CaF}_2 - \text{Al}_2\text{O}_3$ sistemine ait eşdeğer fosfor kapasitesi eğrileri çizimi.....	36
5. SONUÇLAR	39
KAYNAKLAR.....	41
EKLER.....	45
ÖZGEÇMİŞ.....	59

KISALTMALAR

YSA	: Yapay Sinir Ağları
ANN	: Artificial Neural Networks
IMCT	: Ion and Molecule Coexistence Theory
MSE	: Ortalama hataların kareleri
SSE	: Hataların kareleri toplamı
RMSE	: Hataların kareleri ortalamalarının karekökü

ÇİZELGE LİSTESİ

Sayfa

Çizelge 2.1 : Demir-çelik üretiminde oluşan curufların kimyasal kompozisyonları...	6
Çizelge 2.2 : Curuflarda çeşitli empüritelere ait kapasite formülleri.....	8
Çizelge 3.1 : Sayısal bilgisayarlar ve YSA'nın bazı özellikleri	13
Çizelge 3.2 : Toplama fonksiyonuna ait diğer örnekler	17
Çizelge 4.1 : Gizli katmanda kullanılacak olan hücre sayısının belirlenmesi.	29
Çizelge 4.2 : YSA ve IMCT modellerine ait hesaplanan RMSE değerleri.	31
Çizelge 4.3 : Gizli katmanda kullanılacak olan hücre sayısının belirlenmesi.	31
Çizelge 4.4 : YSA ve regresyon modellerine ait hesaplanan RMSE değerleri	33
Çizelge 4.5 : Silikat sistemlerine ait sıcaklık ve referans tablosu.....	33
Çizelge 4.6 : Halojenür sistemlerine ait sıcaklık ve referans tablosu	34
Çizelge 4.7 : 1773 K CaO – CaF ₂ – Al ₂ O ₃ üçlü sistemine ve alt sistemlerine ait referanslar	36

ŞEKİL LİSTESİ

Sayfa

Şekil 1.1: Sıvı metale uygulanan rafinasyon işlemleri	3
Şekil 2.1: Silikat yapısı	7
Şekil 3.1: Biyolojik sinir hücresi (nöron)	14
Şekil 3.2: YSA'nın yapısı ve elemanları	15
Şekil 3.3: Doğrusal (lineer) aktivasyon fonksiyonu gösterimi	18
Şekil 3.4: Adım (step) aktivasyon fonksiyonu gösterimi	19
Şekil 3.5: Sigmoid aktivasyon fonksiyonu gösterimi	19
Şekil 3.6: Hiperbolik tanjant aktivasyon fonksiyonu gösterimi	20
Şekil 3.7: İleri beslemeli bir YSA mimarisi	21
Şekil 3.8: Geri beslemeli bir YSA mimarisi	22
Şekil 4.1: 1973 K sıcaklıkta $\text{CaO} - \text{SiO}_2 - \text{MgO} - \text{FeO} - \text{Fe}_2\text{O}_3 - \text{MnO} - \text{Al}_2\text{O}_3$ curuf sistemi için oluşturulan YSA modelinin görünümü.....	30
Şekil 4.2: IMCT ve YSA modellerinin deneysel LogCp değerleri ile karşılaştırılması.....	30
Şekil 4.3: IMCT ve regresyon modellerinin deneysel LogCp değerleri ile karşılaştırılması.....	32
Şekil 4.4: 1773 K sıcaklıkta $\text{SiO}_2 - \text{Al}_2\text{O}_3 - \text{FeO} - \text{CaO} - \text{MgO} - \text{MnO}$ curuf sistemi için oluşturulan YSA modelinin görünümü.....	33
Şekil 4.5: Silikat sistemleri üzerine YSA ve deneysel sonuçların karşılaştırılması ..	34
Şekil 4.6: Halojenür sistemleri üzerine YSA ve deneysel sonuçların karşılaştırılması.....	35
Şekil 4.7: 1773 K $\text{CaO} - \text{CaF}_2 - \text{Al}_2\text{O}_3$ sistemine ait eşdeğer fosfor kapasitesi eğrileri.....	36

SEMBOL LİSTESİ

C_P	: Fosfor kapasitesi
$C_{PO_4^{3-}}$	: Fosfat kapasitesi
$C_{P^{3-}}$	: Fosfür kapasitesi
p_i	: Kısmi (i) basıncı
a	: Aktivite
f	: Aktivite katsayısı
Y_i	: Hedeflenen çıktı
$\bar{Y}_i$	: Tahmin edilen çıktı

YAPAY SINIR AĞLARI YAKLAŞIMI İLE CURUFLARDA FOSFOR KAPASİTELERİNİN İNCELENMESİ

ÖZET

Yapay zeka, insanın düşünme yöntemini analiz ederek öğrenme, fikir üretme, iletişim kurma veya çıkarım yapma gibi yeteneklerini simüle etmeye çalışan uygulamalardır. Yapay sinir ağları (YSA), yapay zekanın önemli bir temsilcisi konumundadır ve sınıflandırma, öngörü ya da modelleme gibi birçok alanda başarı ile uygulanmaktadır. Deneysel çalışmaların sıklıkla kullanıldığı mühendislik uygulamalarında yapay sinir ağları yaklaşımının kullanımı giderek yaygınlaşmaktadır.

Curufların kapasiteleri, metallerde istenmeyen empüritelerin üretim sırasında curuf fazına geçebilme yeteneklerinin bir ölçüsüdür. Empüritelerin çeşitlerine göre curuflarda farklı empürite kapasiteleri vardır. Fosfor kapasitesi de fosfor elementinin curuf fazına geçişinin bir ölçüsüdür. Fosfor, üretim aşamasında ortamdaki kısmi oksijen basıncına bağlı olarak fosfat (PO_4^{3-}) ya da fosfür (P^{3-}) iyonu halinde sistemde bulunur. Buna göre curuflarda fosfor kapasitesi, fosfat kapasitesi ($\text{C}_{\text{PO}_4^{3-}}$) ya da fosfür kapasitesi ($\text{C}_{\text{P}^{3-}}$) olarak isimlendirilir.

Curuflarda empürite kapasitelerinin hesaplanmasında kullanılan çeşitli matematiksel ve termodinamiksel modeller vardır. Birçok farklı alanda, farklı uygulamalar için kullanılan yapay zeka, curuflarda empürite kapasitesi hesaplamak için kullanılabilecek önemli bir alternatif olabilir. Özellikle son yıllarda gerçekleştirilen çalışmalarda yapay zekanın bir uygulayıcısı olarak kullanılan yapay sinir ağları da curuf kapasitelerinin tahmin edilmesinde önemli bir potansiyele sahiptir.

Bu çalışmada, MATLAB R2011a yazılımı kullanılarak literatürde yer alan deneysel çalışmalardan alınan veriler ile yapay sinir ağı modelleri oluşturulmuştur. Yang ve diğerlerinin, 2011 yılında gerçekleştirdikleri 1973 K'de $\text{CaO} - \text{SiO}_2 - \text{MgO} - \text{FeO} - \text{Fe}_2\text{O}_3 - \text{MnO} - \text{Al}_2\text{O}_3$ curuf sisteminin fosfat kapasitesi ($\text{C}_{\text{PO}_4^{3-}}$) tahminine ait deneysel verileri ile YSA modeli oluşturulmuş, elde edilen çıktılar ile aynı çalışmada yer verilen termodinamiksel bir model olan “İyon ve Molekül Birlikte Varoluşu (IMCT)” teorisi çıktıları karşılaştırılmıştır. Maramba tarafından 2007 yılında gerçekleştirilen, 1773 K sıcaklıkta $\text{SiO}_2 - \text{Al}_2\text{O}_3 - \text{FeO} - \text{CaO} - \text{MgO} - \text{MnO}$ curuf sisteminde farklı kompozisyona sahip sentetik curufların CO atmosferi altındaki fosfür kapasiteleri ($\text{C}_{\text{P}^{3-}}$). ölçümünün deneysel verileri ile YSA modeli oluşturulmuş, elde edilen çıktılar ile aynı çalışmada yer alan deneysel verilere göre İstatistiksel Analiz Yazılımı (SAS) yardımı ile fosfür kapasitesini hesaplamak için oluşturulan matematiksel bir regresyon modeli çıktıları karşılaştırılmıştır. Literatürde yer alan fosfor kapasitesi çalışmalarından elde edilen veriler ile farklı silikat ve halojenür sistemlerine ait fosfor kapasitesi tahminleri gerçekleştirilmiştir. $\text{CaO} - \text{CaF}_2 - \text{Al}_2\text{O}_3$ üçlü sisteminin faz diyagramındaki 1773 K sıcaklıkta sıvı bölgesi üzerinde eşdeğer fosfor kapasitesi eğrileri çizimi gerçekleştirilmiştir.

ESTIMATION OF PHOSPHORUS CAPACITIES OF MOLTEN SLAGS USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORK APPROACH

SUMMARY

Artificial intelligence is the intelligence of software or machines that simulates learning, generating ideas, communicating or syllogizing abilities of human brain. An Artificial Neural Network (ANN) is a significant sub-branch of the artificial intelligence that is mostly used for solving classification and prediction problems. Artificial Neural Network approach is becoming very common in experimental researches of many engineering disciplines.

There are several applications with the ANN on various fields such as, function approximation, regression analysis, classification, pattern recognition, data processing, clustering, source separations, filtering, time series prediction, robotics and controls. With using these various problem solving fields, the ANN is commonly used in medical diagnosis, financial predictions, industrial controls, data mining, sales and marketing, operational analysis, education, science etc.

Unlike digital computers, the ANNs have inducting ratiocination. Trained samples are presented to the model as inputs and outputs, but rules are generated by user of the ANN. If the information or data is noisy, partial or the rules are unknown, error tolerances can be carried out. However, the digital computers are much more faster than the ANNs. Data and algorithms in the digital computers are more accurate than the data and algorithms in the ANNs. Because, an ANN is generated by practises of the data taken from.

Main advantage of the ANN is that they don't need any mathematical models for processing. Also, the ANN do not need any rule bases. The ANN has "learning" ability and by using different learning algorithms, they are able to solve different kind of problems.

The main drawback of the ANN is that they need a wide range of training for real world operations. Their powers of solving problems is limited with the data range that is able to use for input data. The other disadvantage of the ANN is that they are not able to do stability analysis. Except some network models, generally the ANN models cannot have advanced levels of adoptability.

An artificial neural network simply learns "information" that are presented as input data, then classifies or predicts outcomes via nodes and layers. ANN generates suitable algorithms for predicting reliable outputs.

Artificial neural networks imitates a human brain. A human brain consist of approximately 12 billion nerve cell called "neurons". A human body impulses a reaction via interactions of neurons. Comparably, an artificial neural network works as a neural system of a human body.

Mainly, an ANN consist of an input layer, an output layer and hidden layers between input and output layers. This kind of structure is the most common neural network

model that is called as Multi Layer Perceptrons. The inputs are fed into the input layer as “information” and they are get multiplied with weights before they send to the hidden layers. In the hidden layers they get processed by suitable functions. Finally, outputs are generated in output layer.

The slags are complex compounds that consist of various forms of oxides, silicates, aluminates or borates. The major duty of slags is absorbing metallic or non-metallic inclusions in liquid metal. Beside, slags forms an interface between liquid metal and outer environment for preventing heat loss of metal.

The components and characteristics of slags determines final properties of metal. Thus, the properties of slags might be differ by production process of desired metal. However, there are certain properties of slags for every production process. Firstly, the slags have to have a lower specific densites than liquid metal. Thus, the slag rises to the surface and covers the liquid metal. Secondly, volume of the slag has to be lower than the liquid metal, in order to lower the heat loss and energy loss of metal production process.

There are mainliy three theories that express structures of slags. “Ionic Theory” supports that the basic oxides dissociates completely into ions. Then, acidic compounds combine with these ions to form complex compounds such as silicates, borates, etc. “Molecular Theory” supports that the structures of slags consist of either simple forms of molecules or complex forms of molecules that are formed by combining simple forms of molecules. “Coexistence Theory” supports that the structures of slags consist of both molecules and ions.

Slag capacities denote measure of ability of slags for removing undesirable impurities while production of metal. There are several impurity capacities based on the impurity that liquid metals have. Phosphorus capacity denotes the ability of slag for removing phosphorus impurities in liquid metal. Depending upon partial oxygen pressure and temperature phosphorus favors either phosphate (PO_4^{3-}) or phosphide (P^{3-}) ions. Thus, the phosphorus capacity is distinctively named as either phosphate capacity ($C_{\text{PO}_4^{3-}}$) or phosphide capacity ($C_{\text{P}^{3-}}$).

In steelmaking process, high values of the partial oxygen pressure is required. Thus, phosphorus forms as phosphate ion. For this reason, phosphorus capacity of steelmaking slags is calculated as phosphate capacity.

In some special metal production processes, dephosphorization process is done with particular procedures. For instance, in ferromanganese and ferrochromium metal production processes, lower values of the partial oxygen pressure is required than ordinary steelmaking process for dephosphorization step. Because, high values of the partial oxygen pressure causes loss of substantially manganese or chromium in liquid metal to slag phase. In order to prevent loss of metal in production process of ferromanganese and ferrochromium, dephosphorization step needs to be done at reducing atmosphere. In such cases, phosphorus capacity is calculated as phosphide capacity.

There are several mathematical and thermodynamically model for calculating different impurity capacities. The artificial intelligence may a strong alternative method for calculating slag capacities. Especially in recent years studies with artificial neural network approach show that the ANN model has a grand potential in slag impurity capacity calculations.

In this study, obtained experimental results on phosphorus capacities from variant studies in literature are used for modeling artificial neural networks via MATLAB R2011a software. According to experimental data that were taken from the phosphate capacity ($C_{PO_4^{3-}}$) study on $CaO - SiO_2 - MgO - FeO - Fe_2O_3 - MnO - Al_2O_3$ slag system at 1973 K, an ANN model was generated and output data of the ANN model was compared with output data of the thermodynamically model that was developed in same study as “Ion and Molecular Coexistence Theory (IMCT)”. Similarly, according to experimental data that were taken from the phosphide capacity ($C_{P^{3-}}$) study on $SiO_2 - Al_2O_3 - FeO - CaO - MgO - MnO$ slag system at 1773 K, an ANN model was generated and output data of the ANN model was compared with output data of the regression model that was generated with Statistical Analysis Software pursuant to experimental data.

Moreover, the ANN model was applied for the estimation of phosphorus capacities in binary and multi-component systems at different temperatures. Firstly, experimental data are taken from experimental studies, then these data are categorized as “silicates” and “halides”. The ANN model’s results plotted against experimental study results for comparison.

Besides, iso-phosphorus capacity contours on liquid regions of $CaO - CaF_2 - Al_2O_3$ ternary melt phase diagram at 1773 K temperature were generated and plotted by using the ANN model’s phosphorus capacity results.

1. GİRİŞ

1.1 Giriş ve Çalışmanın Amacı

İstenilen özelliklere sahip bir metalin üretilmesinde curufların önemli bir rolü vardır. Oluşturulacak olan curufun özelliklerinin bilinmesi, metalin üretiminde doğru curufların hazırlanması bakımından önemlidir. Bu sebeple birbirleri ile ilişkili olan curufların fiziksel ve kimyasal özelliklerinin bilinmesinin, hedef metalin kalitesine doğrudan etkisi olacaktır. Curufu oluşturan bileşenlerin oranı; curufun yapısı, viskozitesi, bazikliği ve curufun hacmi gibi parametreleri değiştirir. Bu da sadece üretilen metalin kalitesini değil aynı zamanda da üretim sürecinde harcanan enerji tüketimi ve süre gibi parametreleri de etkiler.

Curuflar, üretilen metalde istenmeyen elementleri yani empüriteleri kendi bünyesine toplarlar. Curufun bu görevi yerine getirecek özellikte olması gerekmektedir. Dolayısı ile üretilen metalin kalitesi, oluşturulan curuf ile doğrudan ilişkilidir. Empüritenin sıvı metalden curufa geçebilme yeteneğinin bir ölçütü olan curuf kapasitesi bu noktada önem kazanır.

Empüritelerin çeşitlerine göre curuflarda farklı empürite kapasiteleri vardır. Genellikle karbon için karbür, azot için nitrür, kükürt için sülfür kapasitesinden söz edilir. Burada önemli olan çalışma koşullarının sıcaklık, kısmi oksijen basıncı ve baziklik değerleridir. Örneğin, çalışılan ortamın kısmi oksijen basıncı ve sıcaklığına göre curufların fosfor kapasitesi ya fosfat kapasitesi ya da fosfür kapasitesi olarak hesaplanır.

Bu çalışmada, literatürde yer alan farklı deneysel çalışmalara ait fosfor kapasitesi değerleri kullanılarak yapay sinir ağı modelleri oluşturulmuştur. Bu çalışmanın amacı, curufların fosfor kapasitelerinin tahmin edilmesinde yapay sinir ağı modelinin deneysel veriler ile karşılaştırılarak kullanılabilirliğinin araştırılması, literatürde kullanılan matematiksel ve termodinamiksel modeller ile yapay sinir ağı modelinin karşılaştırılması ve üç bileşenli bir curuf sisteminden alınan veriler doğrultusunda yapay sinir ağından elde edilen fosfor kapasitesi değerleri ile ilgili sistemin üç

bileşenli (ternary) faz diyagramının sıvı bölgesi için eşdeğer (iso-contour) fosfor kapasitesi eğrilerinin çizilmesidir.

1.2. Fosfor ve Demir-Çelik Üretiminde Fosfor Giderimi

Fosfor, simgesi “P”, atom numarası 15, atom ağırlığı 30.97 g/mol olan kimyasal bir elementtir. Doğada farklı allotropları bulunur. Bunlardan en yaygın olanı beyaz fosfor denilen ağır, mumsu bir katı kristal yapıdaki formudur. Beyaz fosfor karanlıkta ışıltıya özelliğine sahiptir. Patlayıcı özelliğe sahip olan bu madde, oksijen ile doğrudan temas ettiğinde beyaz dumanlar çıkararak yanar. Beyaz fosfor, güneş ışığı etkisi ile zamanla fosforun bir diğer allotropu olan kırmızı fosfora dönüşür. Kırmızı fosfor, beyaz fosfordan farklı olarak daha yüksek bir erime ısına sahiptir. Ayrıca beyaz fosfor gibi kolayca tutuşmaz ve parlama özelliği yoktur. Fosforun diğer bir önemli allotropu siyah fosfordur. Fosforun bu allotroplarının farklı kullanım alanları vardır. Örneğin beyaz fosfor, yangın ve sis bombaları, bazı özel amaçlı mermi, fare ve böcek zehirleri gibi alanlarda kullanılırken, kırmızı fosfordan kibritlerin yanıcı uçlarının yapımında yararlanılır. Siyah fosfor ise fosforik asit gibi bileşikler, bazı özel fosfor alaşımları ve bazı yarı iletkenlerin üretiminde kullanılır. Genel olarak fosforun en yaygın kullanımı gübre sanayisidir. Üretim yapılan toprağın verimini arttırmak için gübrede fosforun bulunması gereklidir.

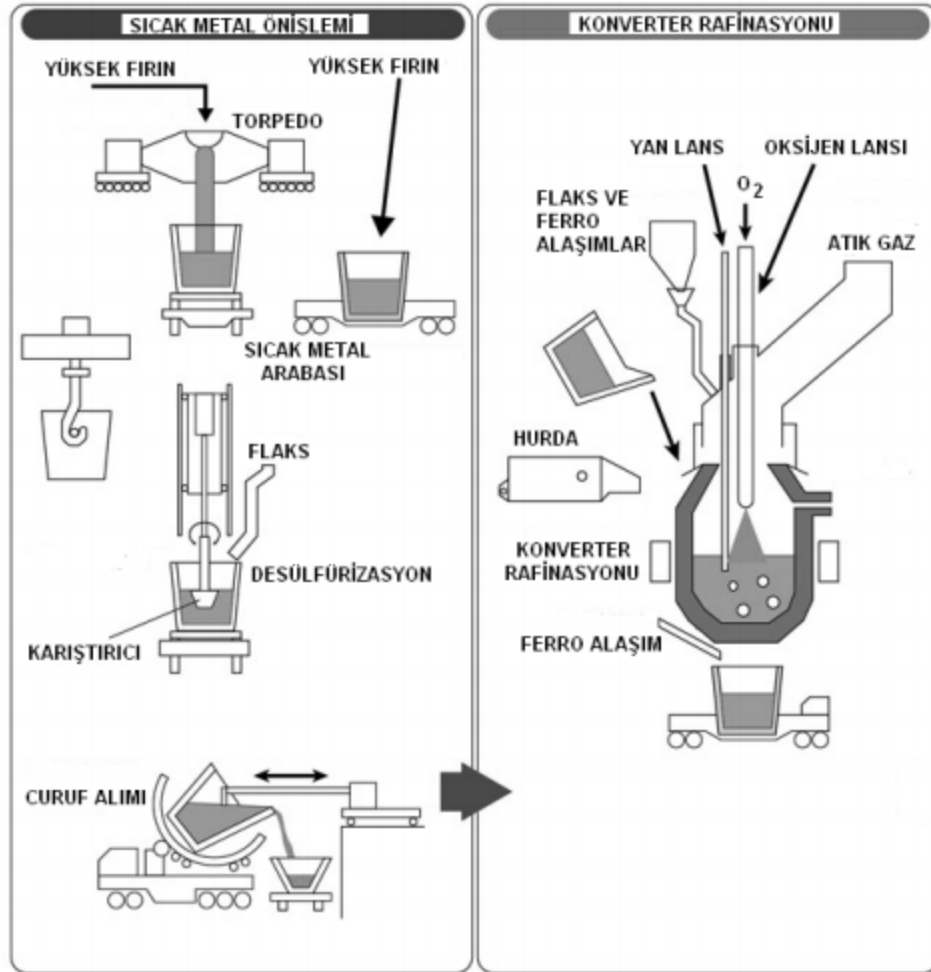
Demir - çelik üretiminde düşük tenörlü cevher kullanımı, kok ya da curuflaştırıcılardan dolayı fosfor, üretim sırasında yapıya geçer. Fosforun nihai üründe yarattığı bazı olumsuzluklardan dolayı üretim sırasında belirli bir oranın altına giderilmesi gerekmektedir. Demir – çelik üretilirken istenmeyen empüritelerin giderimi bir kaç adımda gerçekleştirilir.

Demir – çelik üretiminde temel olarak iki farklı yol vardır. Bunlardan birincisi entegre tesislerde yüksek fırınlarda pik demirin üretimi sonrası Bazik Oksijen Fırınlarda (BOF) çelik üretimidir. Diğeri ise ikincil hammadde olan çelik hurdalarından Elektrik Ark Fırınlarda (EAF) çeliğin üretilmesidir. Yani çelik üretilirken hammadenin kaynağına göre farklı üretim yöntemleri izlenir.

Yüksek fırından alınan sıvı metal öncelikle kükürt giderme işlemine, daha sonra da gerekiyorsa silisyum ve fosfor giderme işlemine tabi tutulur. Bu şekilde sıvı metal, empüritelerin asıl giderilme işleminden yani rafinasyon işleminden önce bir ön

rafınasyon işlemine alınır. Böylece rafınasyondan önce istenmeyen elementlerin oranları azaltılmış olur.

Öncelikle kükürt oranını azaltacak işlemler gerçekleştirilir. Bu amaçla kalsiyum karbür ya da magnezyum karbür gibi malzemelerden yararlanılır. Sıvı metal içerisine ilave edilen bu malzemeler yardımı ile kükürt, curuf içerisine alınır. Kükürt oranını azalttıktan sonra prosese ek olarak sıvı metaldeki silis ve fosfor miktarını da azaltacak işlemler gerçekleştirilir. Silisyum miktarını azaltmak için demir oksitlerden yararlanılırken, fosfor miktarını azaltmak için ise kireçli curuflaştırıcılar kullanılır. Böylece bu empüriteler de curuf içerisinde çekilerek sıvı metal içerisindeki oranları azaltılmış olur.



Şekil 1.1: Sıvı metale uygulanan rafınasyon işlemleri.

Demir – çelik üretiminde rafınasyon işlemi için sıvı metale oksijen üflenir. Oksidasyon işlemi ile sıvı metal içerisinde bulunan empüriteler kendi aralarındaki oksijen ilgilerine yani oksijen afinitelerine göre sıvı metalden uzaklaştırılır. Çelik

üretirken rafınasyonun en önemli kademesini karbon oranının azaltılması oluşturur. İkinci önemli kademe ise silisyumun giderilmesidir. Bu işlemde de oksijen üflenerek silisyum oksitlenir ve kireç ile curufa alınır. Sıvı metal içerisinde bulunan kükürt de yanmış kireç ile reaksiyona girer. Bu şekilde oksijen üfleyerek ve diğer katkıları kullanarak sıvı metalde istenmeyen elementlerin giderimi sağlanır. Rafınasyon sırasında sıvı metale aşırı miktarda oksijen gönderildiğinden dolayı oksijenin önemli bir kısmı da burada çözünür. Bu nedenle bir sonraki aşamada deoksidasyon ile sıvı metalde istenmeyen oksijen ortamdan uzaklaştırılır [2].

Sıvı metal içerisindeki fosforun giderimi temel olarak Eşitlik 1.1'e göre gerçekleşir.



Sıvı metaldeki fosforun curufa çekilebilmesi için bazik bir curufa ihtiyaç vardır. Yüksek sıcaklıklarda fosforun gideriminde olumsuzluklar yaşanmaktadır. Bu sebeple kısmi olarak düşük sıcaklıklarda bazik bir curuf kullanımı ile oksidasyon işlemi sonrası fosforun curufa geçişi sağlanır.

2. CURUFLAR VE ÖZELLİKLERİ

Curuf kapasitelerinin hesaplanmasında curuf - sıvı metal arayüzeyinde oluşan reaksiyonlar göz önünde bulundurulur. Bu nedenle sıvı metal ile etkileşimde bulunan curufun özelliklerinin bilinmesi önemlidir.

2.1. Metalurjide Curuflar

Curuflar, metalin üretimi esnasında çeşitli metal oksitler, silikatlar, alüminatlar ya da boratlardan oluşan yapılardır. Curufların en temel görevi kükürt ya da fosfor gibi metalik ya da metalik olmayan safsızlıkları kendi bünyesine alarak sıvı metalden gidermektir. Safsızlıkların giderilmesinin yanında curuflar, sıvı metal ile sıvı metalin bulunduğu ortam arasında bir arayüzey oluşturarak, hem metalin bu ortamdan kirlenmesini önler hem de termal bir bariyer gibi davranarak sıvı metalin ısı kaybını önler. Aynı zamanda, curuf üzerinden ilave edilen katkıların sıvı metale ulaşmasını da sağlarlar.

Curufu oluşturan bileşenler ve özellikleri, üretilmek istenilen metale ve üretim yöntemine göre farklılıklar gösterse de genel olarak curuflar bazı ortak özelliklere sahiptirler. Metalin üretiminde oluşturulacak olan curufun, sıvı metale göre daha düşük bir spesifik yoğunluğa ve düşük ergime sıcaklığına sahip olması istenilir. Böylelikle düşük yoğunluğa sahip olan curuf, sıvı metalin üzerinde kalarak gerekli arayüzeyi oluşturur ve ergime sıcaklığının düşük olması sebebi ile gerekli akışkanlığa sahip olarak sıvı metalin yüzeyini yeterince kaplar. Aynı zamanda curufun kapladığı hacmin mümkün olduğunda düşük olması istenilir. Çünkü artan curuf hacmi, gerekli ısı miktarını ve dolayısı ile enerji tüketimini artırır. Ayrıca böyle bir curufta metalin curufa kaçma olasılığı arttığı için, üretimde kayıp yaşanmasına ve üretim veriminin düşmesine neden olabilir [1].

Demir – Çelik üretiminde, üretimin yöntemine göre çeşitli curuflar oluşmaktadır. Bunlar “Yüksek Fırın Curufu”, “Çelikhane Curufu” ve “Pota Ocağı Curufu” olarak üçe ayrılabilirler. Demir cevherlerinden yüksek fırında sıvı ham demir elde edilirken

curuf yapıcı elementlerin oksitlenmesi ile elde edilen curufa “Yüksek Fırın Curufu” denir. Bu curuflar çimento sektörü başta olmak üzere çeşitli fabrikalarda hammadde olarak kullanılırlar. Tamamen saf olmayan metallerin, çelikhanelerde eritilmesi sırasında, hafif metallerin oksitlenmesi neticesinde oluşan oksit ve silikat yapılarına “Çelikhane Curufu” denir. İkincil metalurji olarak bilinen, pota ocağında yapılan oksijen giderme, kükürt giderimi, alaşımlama gibi işlemler sonucunda oluşan curuflara “Pota Ocağı Curufu” denir. Çizelge 2.1.’de demir – çelik üretiminde oluşan curuflara ait ortalama kimyasal kompozisyon aralıkları yer almaktadır [2].

Çizelge 2.1: Demir – çelik üretiminde oluşan curufların kimyasal kompozisyonları.

Yüksek Fırın Curufu		Çelikhane Curufu		Pota Ocağı Curufu	
% CaO	30 – 40	% CaO	25 – 35	% CaO	50 – 55
% SiO ₂	35 – 45	% SiO ₂	13 – 20	% SiO ₂	20 – 25
% Al ₂ O ₃	10 – 20	% Al ₂ O ₃ + MnO	10 – 14	% Al ₂ O ₃	5 – 9
% MgO	2 – 10	% MgO	4 – 8	% MgO	5 – 10
		% FeO	25 – 35	% FeO	0,7 – 2
				% MnO	< 1

Bu sebeplerden dolayı, metalin üretiminde oluşturulacak olan curufun yoğunluk, ergime sıcaklığı, viskozitesi gibi fiziksel özellikleri ve bazıklık, oksidasyon potansiyeli gibi kimyasal özelliklerini bilmek gerekmektedir.

2.2. Cürüfların Yapıları

Curufların yapılarını açıklayan üç farklı teori mevcuttur. İyonik davranışlarına göre curufların yapılarını anlatan teori “İyonik Teori” olarak bilinirken, moleküler davranışlarına göre olanı ise “Moleküler Teori” olarak bilinir. Üçüncü bir teori olan “Ortak (Coexistence) Teori” ise curufların yapısını hem iyonik hem de moleküler olarak tanımlar.

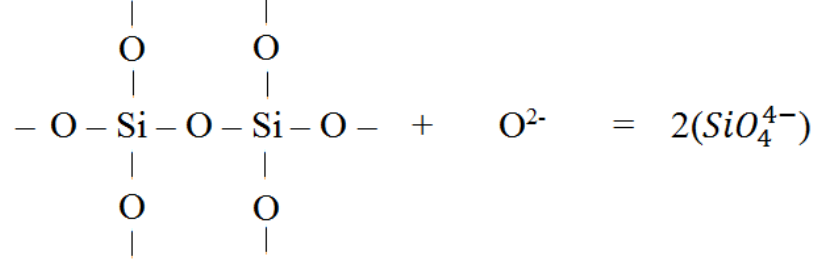
2.2.1. İyonik teori

İyonik teoriye göre curufların bileşimde bulunan CaO, MgO ve FeO gibi bazık oksitler tamamen disosiyasyon olarak ortama oksijen iyonu sağlarlar [3].





Asidik yapıdaki oksitlerle karşılaşan oksijen iyonları silikat, alüminat, borat gibi kompleks yapıları oluştururlar.

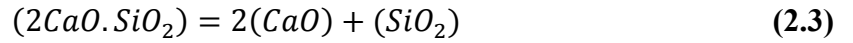


Şekil 2.1: Silikat yapısı.

2.2.2. Moleküler teori

Moleküler teoriye göre curuflar CaO, MgO, SiO₂ gibi basit ya da bu yapıların bir araya gelmeleri ile oluşan kompleks yapılardaki moleküllerden oluşurlar [3]. Örneğin, MnO – CaO – SiO₂ bileşenlerine sahip bir üçlü sistemden oluşan curufta bulunması ihtimali olan moleküller MnO, CaO, CaSiO₃, Ca₂SiO₄, MnSiO₃, Mn₂SiO₄, Ca₂Si₂O₆, Ca₄Si₂O₈ olmak üzere sekiz tanedir [4].

Geçmiş yıllarda, 3CaO.P₂O₅, 4CaO.P₂O₅, CaO.SiO₂ ve 2CaO.SiO₂ gibi kompleks yapıdaki moleküllerin reaksiyona girmedikleri ve çözünemedikleri varsayılırdı [3]. Fakat sonradan bu yapıların çözünebildiği anlaşıldı.



Örneğin, 2CaO.SiO₂ kompleks molekül yapısı eşitlik 2.3'teki gibi çözünerek CaO ve SiO₂ moleküllerine ayrılmaktadır.

2.2.3. Ortak (coexistence) teori

Ortak teoriye göre sıvı curuf, iyon ve moleküllerin bir arada bulunduğu bir yapıdan oluşur. Teorinin dayanağı çeşitli sebeplerle açıklanır. Örneğin, curufların elektrik iletkenliklerinin farklı olması, bazik curufların elektrik iletkenliklerinin yüksek, asidik curufların ise çok düşük olması ortak teoriyi destekler. Ayrıca, silikatların latis enerjileri ile ergime enerjilerinin farklılık göstermesi, ergime prosesinde latis

yapısının tamamen parçalanamadığını gösterir. Bu nedenlerden dolayı, curufların moleküller ve iyonların bir arada bulunduğu yapılar olduğu varsayılır [18].

2.3. Curufların Kapasiteleri

Metallerde bulunan istenmeyen empüritelere üretim aşamasında curuf fazına geçebilme yeteneklerinin ölçüsüne curufun kapasitesi denir. Curufa çekilmek istenilen empüriteye göre curuf kapasitesi farklı isimler alır. Genel olarak bir curufun kapasitesi; sıcaklık, kısmi oksijen basıncı ve baziklik gibi değişkenlere bağlıdır. Bu parametrelerin değişimine göre bir elementin farklı yapılarına ait farklı curuf kapasite isimleri olabilir. Örneğin, curuflardaki fosfor kapasitesi (C_P), ortamdaki kısmi oksijen basıncı ve sıcaklığa göre Fosfat Kapasitesi ($C_{PO_4^{3-}}$) ya da Fosfür Kapasitesi ($C_{P^{3-}}$) adını alır. Çizelge 2.2’de farklı curuf kapasiteleri ve bu kapasitelere ait matematiksel formüller yer almaktadır [1].

Çizelge 2.2: Curuflarda çeşitli empüritelere ait kapasite formülleri [1].

Empürite	Reaksiyon	Kapasite (C_i)
Kükürt, S^{2-}	$\frac{1}{2} S_2(g) + (O^{2-}) = (S^{2-}) + \frac{1}{2} O_2(g)$	$C_S = (wt \% S) \left(\frac{P_{O_2}}{P_{S_2}} \right)^{\frac{1}{2}}$
Karbür, C_2^{2-}	$3 C + (O^{2-}) = (C_2^{2-}) + CO(g)$	$C_{C_2} = wt\% C_2 \frac{P_{CO}}{a_C^3}$
Nitrür, N^{3-}	$\frac{1}{2} N_2(g) + \frac{3}{2} (O^{2-}) = (N^{3-}) + \frac{3}{2} O_2(g)$	$C_N = (wt\% N^{3-}) \frac{P_{O_2}^{3/4}}{a_{N_2}^{1/2}}$
Fosfat, PO_4^{3-}	$P_2(g) + 3(O^{2-}) + \frac{5}{2} O_2 = 2(PO_4^{3-})$	$C_{PO_4^{3-}} = \frac{(\% PO_4^{3-})}{p_{P_2}^{1/2} \cdot p_{O_2}^{5/4}}$
Fosfür, P^{3-}	$\frac{1}{2} P_2(g) + \frac{3}{2} (O^{2-}) = (P^{3-}) + \frac{3}{4} O_2(g)$	$C_{P^{3-}} = \frac{(\% P^{3-}) \cdot p_{O_2}^{3/4}}{p_{P_2}^{1/2}}$

2.3.1. Curufların fosfor kapasiteleri

Demir – çelik üretiminde, kok, curuflaştırıcılar veya kalsiyum apetit ya da kalsiyum tetrafosfat gibi düşük demir içeren cevherlerinden dolayı fosfor elementine rastlanılabilir [4]. Çelik üretiminde nihai üründe fosfor elementinin gevreklik, elektrik direnci ve kimyasal direnç gibi özelliklerde olumsuz etkileri vardır. Bu sebeplerden dolayı çelik üretilirken fosfor elementinin belirli bir oranın altına

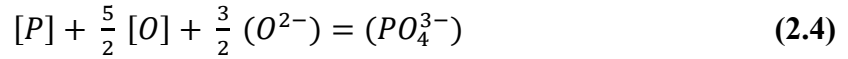
çekilmesi çok önemlidir. Fosforun giderilmesi için genel olarak yüksek kısmi oksijen basıncı, düşük sıcaklık ve bazık bir ortam gerekmektedir.

Daha önce de belirtildiği gibi fosfor kapasitesi; sıcaklık ve kısmi oksijen basıncı parametrelerine bağlı olarak fosfat ya da fosfür kapasitesi olarak hesaplanmaktadır.

2.3.1.1. Fosfat kapasitesi ($C_{PO_4^{3-}}$)

Demir – çelik üretiminde fosfor giderilirken kısmi oksijen basıncının yüksek olması nedeni ile fosfor, fosfat iyonu formunu alır. Bu nedenle proseste fosfor gideriminde fosfat kapasitesi ($C_{PO_4^{3-}}$) hesaplanır.

Curufta fosfat iyonunun oluşumu eşitlik (2.4)'teki gibi curuf – sıvı demir reaksiyonu ile gerçekleşir.



Bu eşitlikte [P] ve [O] sıvı demir içerisindeki fosfor ve oksijen elementlerini, (O^{2-}) ise curufta bulunan oksijen iyonunu göstermektedir. Bu eşitliğin denge sabiti eşitlik (2.5)'e göre hesaplanır.

$$K = \frac{\alpha_{(PO_4^{3-})}}{\alpha_{[P]} \cdot \alpha_{[O]}^{5/2} \cdot \alpha_{(O^{2-})}^{3/2}} \quad (2.5)$$

Eşitlik (2.4)'e göre fosfat kapasitesinin matematiksel olarak hesaplanması eşitlik (2.6)'ya göre yapılır.

$$C_{PO_4^{3-}} = \frac{(\% PO_4^{3-})}{p_{P_2}^{1/2} \cdot p_{O_2}^{5/4}} = K \frac{(\alpha_{O^{2-}})^{3/2}}{f_{PO_4^{3-}}} \quad (2.6)$$

Eşitlik (2.6)'dan anlaşıldığı üzere fosfat kapasitesi hesaplanırken iki farklı yöntem izlenebilir. Bilinmesi gereken parametreler curuftaki fosfat iyonunun ağırlıkça yüzdesi ($\% PO_4^{3-}$), kısmi oksijen basıncı ($p_{O_2}^{5/4}$) ve kısmi fosfor basıncı ($p_{P_2}^{1/2}$) ya da denge sabiti (K), curuftaki oksijen iyonunun aktivitesi ($(\alpha_{O^{2-}})^{3/2}$) ve fosfat iyonunun aktivite katsayısıdır ($f_{PO_4^{3-}}$).

Curuftaki fosfat iyonunun ağırlıkça yüzde oranı eşitlik (2.7)'e göre hesaplanır.

$$(\% PO_4^{3-}) = \frac{n_{PO_4^{3-}} \cdot M_{PO_4^{3-}}}{\sum n_{anyon} M_{anyon}} \times 100 \quad (2.7)$$

Burada bilinmesi gerekenler, curufu oluşturan anyonik bileşenlerin ve fosfat iyonunun kütle numaraları ve mol oranlarıdır.

$$\frac{1}{2} O_2 = [O], \quad \Delta G^o = -117110 + 3.39 T \text{ (J/mol)} \quad (2.8)$$

$$\frac{1}{2} P_2 = [P], \quad \Delta G^o = -157700 + 5.4 T \text{ (J/mol)} \quad (2.9)$$

Kısmi oksijen basıncı ve kısmi fosfor basıncı eşitlik (2.8) ve (2.9)'a göre hesaplanır. Oksijen ve forfora ait aktiveler ise eşitlik (2.10) ve (2.11)'e göre hesaplanır [5].

$$\log a_{[O]} = \log(\%[O]) + e_O^O (\%[O]) + \sum_j e_O^j ([\%j]) + \sum_j r_O^j ([\%j])^2 \quad (2.10)$$

$$\log a_{[P]} = \log(\%[P]) + e_P^P (\%[P]) + \sum_j e_P^j ([\%j]) + \sum_j r_P^j ([\%j])^2 \quad (2.11)$$

2.3.1.2 Fosfür kapasitesi ($C_{P^{3-}}$)

Bazı durumlarda fosfor giderimi bilinen yöntemlerden farklı olarak gerçekleştirilir. Örneğin, ferromangan ve ferrokrom üretiminde, fosfor giderimi oksitleyici koşullar altında yapılırsa, curufa önemli miktarda mangan ve krom geçmesine neden olur. Bu sebeple böyle sistemlerde fosfor giderimi bilinen oksitleyici koşulların aksine indirgeyici koşullarda gerçekleştirilir [4]. İndirgeyici koşullarda gerçekleştirilen fosfor gideriminde fosfat kapasitesi yerine fosfür kapasitesi geçerli olur ($C_{P^{3-}}$).

Curufta fosfür iyonunu eşitlik (2.12)'ye göre oluşur.

$$[P] + \frac{3}{2} (O^{2-}) = (P^{3-}) + \frac{3}{4} [O_2] \quad (2.12)$$

Eşitlik (2.13)'e ait denge sabiti eşitlik (2.13)'e göre hesaplanır.

$$K = \frac{f_{P^{3-}} \cdot (P^{3-}) \cdot p_{O_2}^{3/4}}{p_{P_2}^{1/2} \cdot \alpha_{O^{2-}}^{3/2}} \quad (2.13)$$

Fosfür kapasitesinin hesaplanmasında kullanılan matematiksel formül eşitlik (2.14)'te verilmiştir.

$$C_{P^{3-}} = \frac{(\%P^{3-}) \cdot p_{O_2}^{3/4}}{p_{P_2}^{1/2}} = K \frac{\alpha_{O^{2-}}^{3/2}}{f_{P^{3-}}} \quad (2.14)$$

Eşitlik (2.14)'ten anlaşıldığı üzere, fosfat kapasitesine benzer olarak, fosfür kapasitesi de hesaplanırken iki farklı yöntem izlenebilir. Bilinmesi gereken parametreler curuftaki fosfür iyonunun ağırlıkça yüzdesi ($\%P^{3-}$), kısmi oksijen

basıncı ($p_{O_2}^{3/4}$) ve kısmi fosfor basıncı ($p_{P_2}^{1/2}$) ya da denge sabiti (K), cüruftaki oksijen iyonunun aktivitesi ($(\alpha_{O^{2-}})^{3/2}$) ve fosfür iyonunun aktivite katsayısıdır ($f_{P^{3-}}$).

Yine fosfat kapasitesine benzer olarak fosfür kapasitesinin hesaplanmasında kullanılacak olan parametrelere eşitlik 2.8 – 2.11 hesaplamaları ile ulaşılabilir.

3. YAPAY SİNİR AĞLARI

Yapay zeka uygulamalarının günümüzdeki önemli bir temsilcisi olan Yapay Sinir Ağları (YSA), insan beyninin çalışma şeklinin çeşitli matematiksel yaklaşımlarla modellenmesi temeline dayanır. İnsan beynini oluşturan sinir hücreleri nöronların yapısını oluşturan elemanların hepsinin YSA modelinde bir karşılığı vardır.

Bir YSA'nın çalışması temel olarak, kendise tanıtılan verileri öğrenmesi ve bu verilere uygun tahminler, sınıflandırmalar yapması üzerinedir. Veriler, YSA içerisinde çeşitli fonksiyonlarla işlenir ve YSA bu işlemler sonucunda veriler arasında uygun bir algoritma oluşturur. Bu şekilde verilere karşılık gelen uygun sonuçları çıktı olarak verir.

Çizelge 3.1: Sayısal bilgisayarlar ve YSA'nın bazı özellikleri [6].

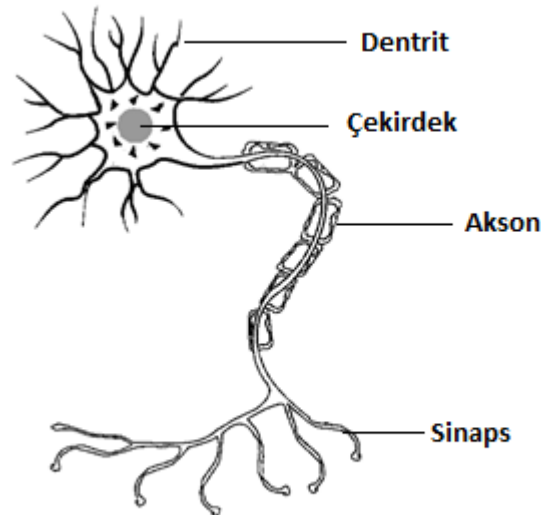
Sayısal Bilgisayarlar	Yapay Sinir Ağları
Tümden gelişimli usavurma: Çıkış üretmek için giriş bilgilerine bilinen kurallar uygulanır.	Tümevarımlı usavurma: Giriş ve çıkış bilgileri (eğitilen örnekler) verilir, kuralları biz koyarız.
Hesaplama merkezi, eş zamanlı ve ardışıktır.	Hesaplama toplu, eş zamansız ve öğrenmeden sonra paraleldir.
Bellek paketlenmiş, hazır bilgi depolanmış ve yer adreslenebilir.	Bellek ayrılmıştır, dahilidir ve içerik adreslenebilir.
Hata toleransı yoktur.	Eğer bilgi, gürültülü ya da kısmi ise, kurallara bilinmiyorsa ya da karışıkta hata toleransı uygulanabilir.
Kullanım alanlarına göre işlen gerçekleştirme hızları yüksektir ve çalışma süreleri kısadır.	Dijital bilgisayarlarla karşılaştırıldıklarında yavaştır.
Bilgiler ve algoritmalar kesindir.	Yapay sinir sistemleri deneyimden yararlanır.

YSA'nın çalışma prensibi klasik bilgisayarlara göre farklılıklar gösterir. Klasik bilgisayarlar bilgiyi belleğin belirli bir bölgesinde saklarlar ve bu bilgi istenildiğinde belleğe ulaşılarak alınır. YSA'nda ise bilgi bir giriş elemanı olarak ağı sunulur ve bilgi tüm ağ boyunca dağıtılır. Çizelge 3.1'de sayısal bilgisayarlar ile YSA'nın bazı özellikleri karşılaştırılmıştır [6].

YSA ile ilgili ilk adımlar 19. Yüzyılın sonlarında atılmaya başlanmıştır. 1943 yılında McCulloch ve Pitts, “eşik mantığı (threshold logic)” adını verdikleri matematiksel hesaplamalara ve çeşitli algoritmalara dayanan bir YSA modeli ortaya koymuşlardır [7]. Bir sonraki önemli gelişme ise 1940'ların sonunda psikolog olan Donald Hebb'in “Hebb Öğrenme Hipotezi” olmuştur [8]. 1958 yılında Rosenblatt “Perceptron” adını verdiği algoritma YSA konusunda önemli bir adım teşkil etmiştir [11]. Daha sonraki yıllarda da bu temeller esas alınarak YSA konusu bir çok alanda dikkat çekici bir etki yaratmış ve tahminleme, sınıflandırma gibi alanlarda bir yapay zeka uygulaması olarak sıklıkla kullanılmıştır.

3.1. Biyolojik Sinir Ağı Yapısı

İnsan, yaşamı boyunca çevresi ile bir etkileşim içerisinde. İnsan beyni, insanların “öğrenme” yeteneğinin var olmasını sağlayan organdır. Bir insan beyni ortalama 10 – 12 milyar sinir hücresi yani nöronlardan meydana gelir [10].



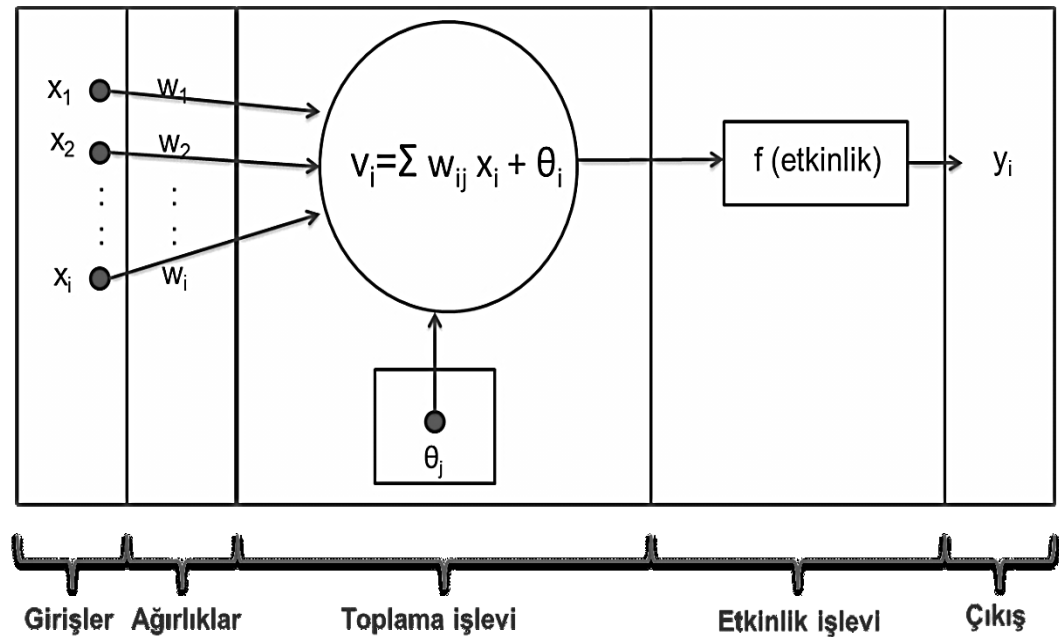
Şekil 3.1: Biyolojik sinir hücresi (Nöron).

İnsanın etkileşim içerisinde olduğu dış dünyadan gelen uyarı sinir hücresi tarafından işlenerek burada uygun bir yanıt oluşturulur. Böylelikle insan bu uyarıya karşılık olarak bir tepki gösterir. YSA da bu sisteme yakın bir çerçevede çalışır. YSA'na gelen bir bilgi burada ilgili katmanlarda uygun fonksiyonlar kullanılarak bir çıktı oluşturulur. Bu sebeple YSA'nın insan beyninin çalışma mekanizmasına dayalı bir yapay zeka modeli olduğu söylenebilir.

Şekil 3.1'de sinir hücresi olan nöronun yapısı yer almaktadır. Hücre gövdesinin merkezinde “çekirdek” ve etrafında da bir çok çıkıntı bulunur. Bu çıkıntılardan kısa ve çok sayıda olanları “dendrit”, tek ve uzun olanı ise “akson” olarak tanımlanır. Aksonun diğer ucunda ise diğer bir nöron ile bağlantıyı sağlayan “sinaps”lar bulunur. Nöron, dış ortamdan ya da bir önceki sinirden gelen sinyalleri dendritleri vasıtası ile alır. Daha sonra bu sinyaller nöronun çekirdeğinde toplanır ve aksona iletilir. Akson boyunca ilerleyen sinyaller, akson uçlarında bulunan sinapslar yardımı ile dış ortama ya da bir sonraki nörona iletilir. Basit olarak nöronlar arası bilgi aktarımı bu şekilde ilerler.

3.2 Yapay Sinir Ağlarının Yapısı

Yapay sinir ağı, biyolojik sinir ağlarının modellemeleridir ve bir nöronun yapısında bulunan elemanlara benzer olarak görev yapan bölümlere sahiptir.



Şekil 3.2: YSA'nın yapısı ve elemanları.

Şekil 3.2’de görüldüğü gibi YSA genel olarak beş temel birimden oluşur. Bunlar;

1. Girişler
2. Ağırlıklar
3. Toplama işlevi
4. Etkinlik (Aktivasyon) işlevi
5. Çıkış işlevidir.

Bir yapay sinir ağı, nöronda olduğu gibi bir veriyi alır ve çeşitli işlevlerle değerlendirerek bir çıktı oluşturur. Veri, uygun bir çıktı oluştururken YSA üzerinde bu beş birimi izleyerek ilerler.

3.2.1. Girişler

Biyolojik sinir hücresinde olduğu gibi dış ortamdan ya da bir önceki sinirden gelen bilgiler hücreye giriş olarak sunulur.

3.2.2. Ağırlıklar

Bir YSA’na girişler ile sunulan veriler, uygun ağırlıklarla çarpılarak ağın üzerindeki etkisi belirlenir. Verinin, ağ üzerindeki etkisine göre çarpıldığı ağırlığın değeri pozitif, negatif ya da sıfır olabilir. Böylece verinin bir sonraki basamağa ulaşmadan önce etkisinin olup olmadığı ya da büyüklüğü tespit edilmiş olur.

3.2.3. Toplama işlevi

Toplama işlevinde, giriş elemanında ağa sunulan veriler uygun matematiksel katsayılar olan ağırlıklarla ile çarpılarak toplanır. Böylelikle net girdi hesaplanmış olur. Bu hesaplama eşitlik 3.1’de yer alan denklem üzerinden gerçekleştirilir.

$$Net\ Girdi = \sum_{i=1}^n G_i A_i \quad (3.1)$$

Eşitlikte G girişleri A ise Ağırlıkları göstermektedir. Yani n girişe sahip bir YSA’nda ilk girişten itibaren her bir girişin kendi ağırlığı ile çarpılmasının toplamı net girdi olarak ifade edilir.

Çizelge 3.2’de YSA’da toplama işlevi için literatürde kullanılan fonksiyonlara örnekler verilmektedir.

Çizelge 3.2: Toplama fonksiyonlarına ait diğer örnekler [11].

Net Giriş	Açıklama
$Net\ Girdi = \prod_{i=1}^n G_i A_i$	Her bir giriş kendi ağırlığı ile çarpıldıktan sonra bulunan değerlerin çarpımı sonucu net girdi elde edilir.
$Net\ Girdi = Max(G_i A_i), \quad i = 1 \dots n$	Net girdi, ağa sunulan girişlerle ağırlıkların çarpımının en büyük olduğu değer olarak kabul edilir.
$Net\ Girdi = Min(G_i A_i), \quad i = 1 \dots n$	Net girdi, ağa sunulan girişlerle ağırlıkların çarpımının en küçük olduğu değer olarak kabul edilir.
$Net\ Girdi = \sum_{i=1}^n sgn(G_i A_i)$	Ağa sunulan girişler ile ağırlıkların çarpımlarının pozitif ve negatif olanlarının sayısı bulunur. Bu değer ağın net girdisi olarak kabul edilir.
$Net\ Girdi = Net(eski) + \sum_{i=1}^n G_i A_i$	Ağa sunulan girişler ağırlıklarla çarpıldıktan sonra toplanır ve bir önceki girişten sonra elde edilen toplama ilave edilir.

Kullanılan fonksiyonların bazılarında girişler ile ağırlıkların çarpımı sonucu elde edilen değerlerin büyüklüğü, küçüklüğü ya da pozitif – negatif olması önemlidir. Yani girişlerin sayısı önemli değildir. Kullanılacak olan toplama işlevi fonksiyonu, genellikle deneme yanılma yolu ile bulunur. Doğrudan tercih yapılması için bulunmuş bir formül yoktur. YSA içerisindeki düğümlerin hepsinin aynı toplama işlevi fonksiyonunu kullanması gerekliliği de yoktur. Farklı düğümlerde farklı toplama işlevi fonksiyonları da kullanılabilir [11].

3.2.4. Etkinlik (aktivasyon) işlevi

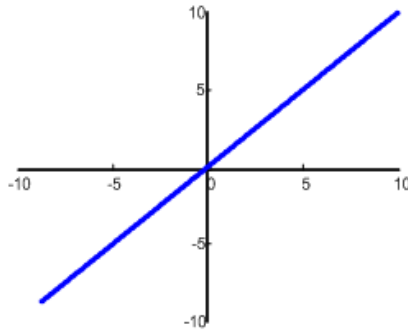
Toplama işlevi sonrası hesaplanan net girdi etkinlik (aktivasyon) işlevine gelerek uygun fonksiyonlar ile çıktı oluşturmak üzere işlem görür. Farklı matematiksel hesaplamaları olan aktivasyon fonksiyonları mevcuttur. Uygun aktivasyon fonksiyonunun seçimi YSA'nı kuran tasarımcıya göre değişebilir. Fakat çok

katmanlı YSA’nda çıktı katmanından önceki katmanlarda lineer aktivasyon fonksiyonu yerine türevlenebilir bir fonksiyonun tercih edilmesi gerekmektedir.

3.2.4.1. Doğrusal (lineer) aktivasyon fonksiyonu

Aktivasyon fonksiyonu olarak doğrusal fonksiyon seçilirse, toplam işlevi sonucu olan net girdiler doğrudan çıktı olarak alınır. Böyle bir fonksiyonun matematiksel gösterimi eşitlik (3.3)’teki gibidir.

$$F(x) = x \quad (3.2)$$



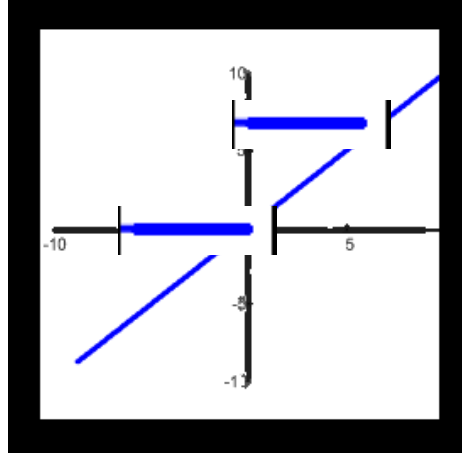
Şekil 3.3: Doğrusal (Lineer) aktivasyon fonksiyonu gösterimi.

Şekil 3.3’ten de görüldüğü üzere doğrusal fonksiyonlarda girişlerden elde edilecek çıkışlar, giriş elemanları ile doğru orantılıdır. Bu sebepten dolayı ara katmanlarda öğrenme sürecinde sorun çıkardığından dolayı tercih edilmez. İlk yapay sinir ağlarında yaşanan başarısızlığın temel nedenlerinden biri de bu durumdur [11].

3.2.4.2. Adım (step) aktivasyon fonksiyonu

Bu fonksiyonda tanımlı bir eşik değerinin bulunması gereklidir. Bu eşik değerine göre etkinlik işlevine gelen net girdi değerlendirilir; net girdinin eşik değerin üzerinde olması durumunda hücrenin çıktısı 1, eşik değerin altında olmasında ise hücrenin çıktısı 0 değerini alır.

$$f(x) = \begin{cases} 1, & x > \text{Eşik değer} \\ 0, & x \leq \text{Eşik değer} \end{cases} \quad (3.3)$$



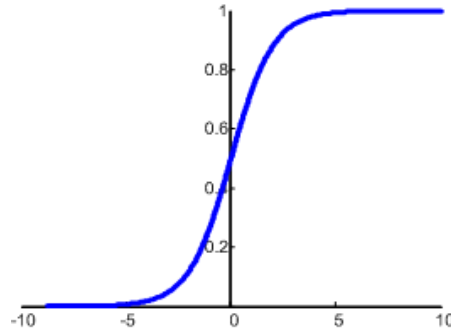
Şekil 3.4: Adım (Step) aktivasyon fonksiyonu gösterimi.

3.2.4.3. Sigmoid aktivasyon fonksiyonu

Lineer fonksiyondan farklı olarak türevlenebilir ve sürekli olması sebebi ile etkinlik işlevi fonksiyonu olarak sıklıkla tercih edilir.

$$F(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (3.4)$$

Eşitlik 3.4'te yer alan matematiksel hesaplama sonucu net girdiler 0 ile 1 arasında değerler alırlar.

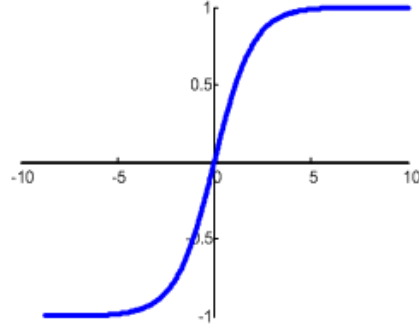


Şekil 3.5: Sigmoid aktivasyon fonksiyonu gösterimi.

3.2.4.4. Hiperbolik tanjant aktivasyon fonksiyonu

Toplama işlevinden gelen net girdi, etkinlik işlevinde tanjant fonksiyonu ile işlem görür. Sigmoid fonksiyon gibi türevlenebilir olması sebebi ile tercih edilir. Sigmoid fonksiyondan farklı olarak hücre çıktıları -1 ve +1 arasında değerler alır.

$$F(x) = \frac{e^x + e^{-x}}{e^x - e^{-x}} \quad (3.5)$$



Şekil 3.6: Hiperbolik tanjant aktivasyon fonksiyonu gösterimi.

3.2.5. Çıkış

Hücreye sunulan girişlerden ilk olarak uygun ağırlıklarla çarpılır ve toplama işlevinde uygun toplama fonksiyonu kullanılarak net girdi elde edilir. Daha sonra net girdiden etkinlik işlevinde uygun fonksiyonlarla işlem görerek bir çıktı elde edilir. Hücreye girişler birden fazla olabilse de hücre sadece bir çıktı üretir. Üretilen çıktı daha sonra bir sonraki hücreye iletilir ya da YSA çözümünü oluşturur.

3.3. Yapay Sinir Ağı Sınıflandırmaları

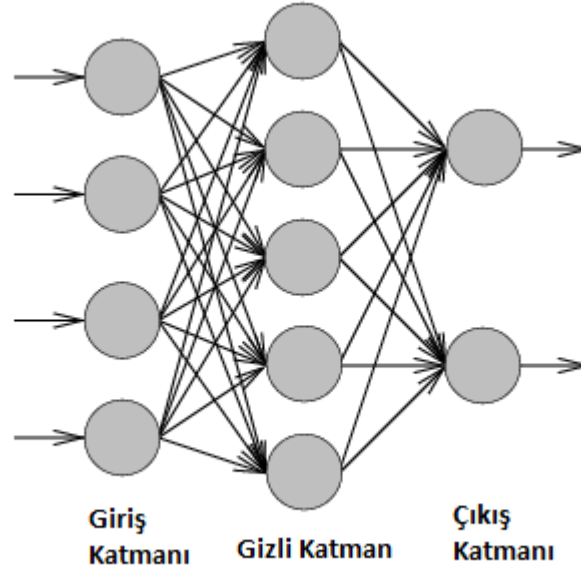
Genel olarak YSA, ağ yapıları, öğrenme algoritmaları ve öğrenme zamanına göre üç temel grupta sınıflandırılırlar.

3.3.1. Ağ yapılarına göre yapay sinir ağları

Bir YSA’nda bulunan nöronların birbirlerine bağlantı şekilleri, bir nöronun diğer nörona ya da dış ortama aktarılan bilginin akış yönünü belirler. Ağ içerisindeki nöronların birbirlerine bağlantı biçiminden kaynaklanan ağ yapıları, ileri beslemeli ve geri beslemeli olmak üzere ikiye ayrılır.

3.3.1.1. İleri beslemeli yapay sinir ağları

İleri beslemeli YSA, bir giriş, bir veya birkaç gizli katman ya da ara katman ve bir çıkış katmanından oluşurlar. Bilginin akış yönü girişlerden çıkışa doğrudur. Şekil 3.7’de ileri beslemeli bir YSA’a ait mimari yer almaktadır.



Şekil 3.7: İleri beslemeli bir YSA mimarisi.

Giriş katmanından alınan bilgi bir sonraki adımda gizli katmanlara aktarılır. Gelen bilgiyi gizli katmanlar ağırlıkları ile değerlendirirler ve çıkış üretmek üzere bir sonraki katmana iletirler. Bu tür YSA’nda bilgi, katmanlar arasında ilerlerken genellikle “geri yayılım” yaparak problemin uygun bir çözümü için ağırlıkları düzenler. En tipik örnekleri Çok Katmanlı Algılayıcılar (Multi Layered Perceptrons)’dır.

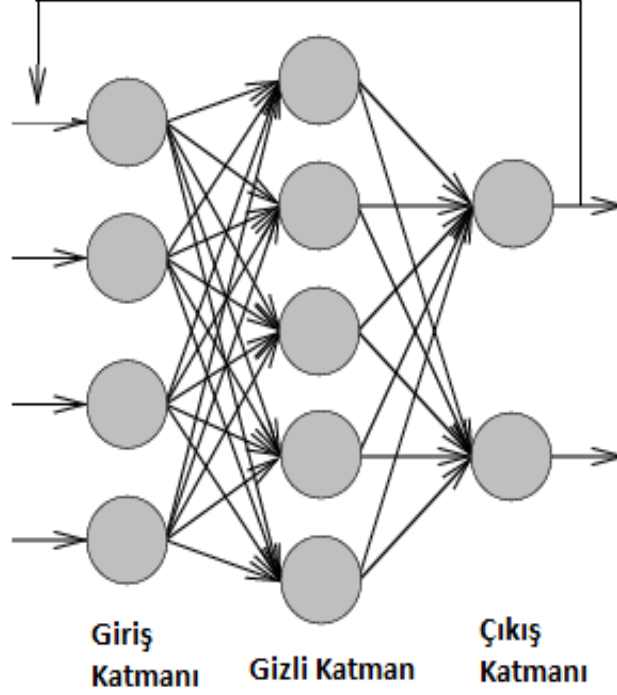
3.3.1.2. Geri beslemeli yapay sinir ağları

Geri beslemeli ağlarda, ileri beslemeli bir yapay sinir ağından farklı olarak bilgi sadece kendinden sonra gelen katmana aktarılmaz. Bilgi, bir katmandan önceki bir katmana aktarıldığı gibi aynı katmanda bulunan farklı bir hücreye de aktarılabilir. Şekil 3.8’de ileri beslemeli bir YSA’a ait mimari yer almaktadır.

Geri beslemeli ağlarda bilginin akışı her iki yönde de olabilmektedir. Bu sayede geri beslemeli ağlar doğrusallıktan kurtulup dinamik bir özellik kazanırlar.

3.3.2. Öğrenme algoritmalarına göre yapay sinir ağları

YSA bir problemin çözümü için kendisine sunulan verileri uygun bir yöntem ile öğrenerek çıktı oluşturur. Öğrenmenin şekline göre temel olarak YSA, Danışmanlı ve Danışmansız olarak ikiye ayrılır. Fakat son yıllarda Takviyeli Öğrenme de bu sınıfa dahil edilmektedir [16].



Şekil 3.8: Geri beslemeli bir YSA mimarisi.

3.3.2.1. Danışmanlı öğrenme

Danışmanlı öğrenme yönteminde YSA'na verilen girişlerin yanında ulaşılması hedeflenen çıktılar da sunulur. YSA, istenilen çıktıları oluşturabilmek için, oluşturduğu her çıktıdan sonra hata payını hesaplar. Daha sonra öğrenme algoritması, bu hata üzerinden giderek her bir giriş için ağda bulunan ağırlıkları güncelleyerek istenilen çıktıya yakın sonuçlar bulmaya çalışır. Bu şekilde hatayı en aza indirerek girişlerden hedeflenen çıktılar elde edilmesi amaçlanır.

3.3.2.2. Danışmansız öğrenme

Danışmanlı öğrenmede olduğu gibi hedeflenen çıktılar ağa sunulmazlar. Bu tür öğrenme yönteminde sadece girişler YSA'na verilir. YSA, danışmansız öğrenme algoritmasına göre bu giriş verilerini kendi içersinde benzer olanları bir araya getirerek guruplandırır. Böylelikle ağ içerisinde girişler önem derecesine göre uygun ağırlıklar ile çarpılarak çıktı oluşturulur.

3.3.2.3. Takviyeli öğrenme

Takviyeli öğrenme algoritmasında her bir döngü sonucunda elde edilen sonucun iyi ya da kötü olduğuna dair ağa bilgi verilir. Bu bilgilere göre ağ kendini yeniden

düzenler ve böylece hem öğrenerek hem de sonuç üretir. Takviyeli öğrenme algoritmalarına satranç oynayan bir yapay sinir ağı örnek gösterilebilir. Satranç oyununda karşı tarafın yaptığı bir hamleye karşılık yapılan bir hamlenin iyi ya da kötü olduğuna anlık karar verilememesine karşılık oyun sonunda program kazandıysa yapılan hamlenin iyi olduğuna karar verilir ve bir sonraki oyunda karşı tarafın yaptığı aynı hamleye iyi olduğu öğrenilen hamle ile karşılık verilir [17].

3.3.3. Öğrenme zamanına göre yapay sinir ağları

YSA öğrenme zamanına göre Statik ve Dinamik olmak üzere ikiye ayrılır.

3.3.3.1. Statik öğrenme

Statik öğrenmede ağı eğitimi, ağ kullanılmadan önce gerçekleştirilir. Böylelikle ağ üzerindeki ağırlıklar belirlenir ve öğrenme süreci bu ağırlıklara göre işler. Yani ağırlıkların değişimi olmaz.

3.3.3.2. Dinamik öğrenme

Dinamik öğrenmede ağı eğitimi ağı kullanımı ile başlar ve ağı kullanıldığı süre boyunca devam eder. Böylelikle ağırlıklar ağ kullanıldıkça değişir ve her bir kullanımda ağırlık değişimi devam eder.

3.4. Yapay Sinir Ağlarında Öğrenme Kuralları

YSA'da öğrenme işlemi girişlerin uygun katsayılarla çarpılarak düzenlenmesini sağlayan algoritmalarca gerçekleştirilir. Genel olarak öğrenme kurallarının temelinde de bu katsayıları ifade eden ağırlıkların, hata miktarını en aza indirecek şekilde düzenlenmesi temeli vardır. En bilinen öğrenme kuralları Hebb ve Delta Öğrenme Kuralıdır.

3.4.1. Hebb öğrenme kuralı

Hebb öğrenme kuralına göre birbirleri ile bağlantılı olan iki nöron aynı işaretli ise, aralarındaki ilişki güçlendirilir. Yani öğrenme, bu iki nöron arasındaki ağırlıkların artacağı şekilde ilerler. İki nöronun aynı anda aktifleştirilmesi sonucu, iki nöron arasındaki bağ kuvvetleneceği prensibini savunur. Hebb algoritması Donald Olding Hebb tarafından 1949 yılında bulunmuştur. Bilinen en eski ve en ünlü öğrenme algoritmasıdır.

3.4.2. Delta öğrenme kuralı

Delta kuralı hedeflenen çıktı ile ağıın ürettiği çıktı arasındaki hatanın en aza indirilmesi ilkesine dayanır. Bu amaç ile hedeflenen çıktı ve üretilen çıktı arasındaki hatayı azaltacak şekilde ağırlıklar sürekli güncellenir.

3.5. Yapay Sinir Ağlarında Öğrenmeyi Etkileyen Faktörler

3.5.1. Ölçeklendirme (normalizasyon)

Yapay sinir ağına sunulan verilerin düzenli ve birbirleri ile benzer bir biçimde olması, ağıın eğitim sürecine kolaylık sağlar. Eğer veriler birbirlerine oranla aşırı büyük ya da küçük ise, ağırlık katsayıları ile çarpıldıktan sonra yapılan toplama işleminde net girdiler hesaplanırken orantısız değerler bulunmasına sebep olabilir. Bu sebepten dolayı, böyle verileri belirli bir aralıkta ölçeklendirmek gereklidir. Genellikle ölçeklendirme için 0 – 1 aralığı tercih edilir [11].

Ölçeklendirme için birkaç farklı yol izlenebilir. Bunlardan biri eşitlik 3.6.'da gösterildiği gibi, girdi değerini girdi vektörünün büyüklüğüne oranlamaktır.

$$x' = \frac{x}{|X|} \quad (3.6)$$

Burada x' ölçeklendirilmiş değeri, x girdi değerini ve $|X|$ ise girdi vektörünün büyüklük değerini göstermektedir.

Ölçeklendirmede kullanılan bir diğer yöntem ise eşitlik 3.7'de gösterildiği gibi girdi değerlerinin en büyük ve en küçük olduğu değerlerin hesaplanması ile yapılır.

$$x' = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (3.7)$$

Burada x' ölçeklendirilmiş girdi değerini, x_{max} girdi setindeki en büyük değeri, x_{min} ise girdi setindeki en küçük değeri göstermektedir [11].

3.5.2. Gizli katman ve nöron sayısı

Giriş katmanından alınan bilgi, gizli katmanlarda bulunan nöronlarda uygun fonksiyonlarla işlenerek bir sonraki katmana aktarılır. Burada kullanılacak olan gizli katman ve nöron sayıları, problemin çözümü ile doğrudan ilgilidir. Gereğinden az sayıda nöron kullanıldığı takdirde üretilen çıkışların hassasiyeti de azalır. Gereğinden

fazla nöron kullanılması durumunda ise ağda yeni tip veri gruplarının işlenmesinde zorluklar ortaya çıkabilir ve uyum aşımı olur [12].

Gereken nöron sayısının hesaplanabilmesi için kesin bir kural yoktur. Genellikle deneme yanılma yöntemi ile ağın hangi nöron sayısında en iyi performansı gösterdiği araştırılır. Literatüre nöron sayısının hesaplanması için öne sürülen birkaç yöntem vardır. Örneğin en bilinen yöntemeye göre, bir katmandaki nöron sayısı girdi sayısı ile çıktı sayısı toplamından büyük olmalı, fakat bu değerin iki katından büyük olmamalıdır.

3.5.3. Öğrenme hızı

Ağın eğitimi sırasında ağırlıkların değişimi ile oluşturulan çıktının en aza indirilmesinde seçilecek olan doğru öğrenme hızının önemi büyüktür. Öğrenme hızının düşük seçildiği durumlarda, ağırlıkların değişimi yavaş olacak ve ağın öğrenmesi yavaş gerçekleşecektir. Öğrenme hızının yüksek seçildiği durumlarda ise ağın eğitimi hızlı olacaktır fakat ağın performansı bu durumdan olumsuz etkilenebilir [12].

3.5.4. Momentum katsayısı

Momentum katsayısı, her bir döngü sonunda gerçekleşen parametre değişiminin bir sonraki parametreye etki oranını belirler. Böylece, ağın eğitimi sırasında ağırlık değişim değerinin bir sonraki değişime hangi oranda yansıtacağı belirlenir. Momentum katsayısının kullanılması, ağın eğitiminde ani değişimlerin yaşanmasına engel olur ancak her zaman işe yaramayabilir. Hatta bazı durumlarda ağın eğitimi sırasında gerçekleştirilen yakınsama durumuna zarar verici etkisi olabilir. Momentum katsayısının hesaplanması için kesin bir kural olmamasına rağmen 0,9 civarındaki değerler ile iyi sonuçlar elde edildiği görülmüştür [12].

3.5.5. Hata toleransı ve performans

Yapay sinir ağları uygulamalarında hedeflenen değerlere en yakın değerler elde edilmesi amaçlanır. Bu nedenle kullanılan eğitim algoritmaları hata oranını en aza indirecek şekilde hesaplamalar yapar. Ağın performansı, elde edilen sonucun istenilen hata toleransını ne kadar karşıladığı ile ölçülür.

Ağın performansı ölçülürken çeşitli yöntemler kullanılır. Genel olarak ağın öğrenmesinde kullanılan algoritmalar, hata oranının karelerinin minimuma yaklaştığı

değerleri hesaplamak üzerine kurulmuşlardır. En sık kullanılan ağ performansı ölçüm hesaplamaları ortalama hataların karesi (MSE) ve toplam hataların karesi (SSE) yöntemleridir.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\bar{Y}_i - Y_i)^2 \quad (3.8)$$

Burada n veri sayısını, $\bar{Y}_i$ tahmin edilen çıktı değerini ve Y_i ise hedeflenen çıktı değerini göstermektedir.

4. YAPAY SİNİR AĞLARI İLE FOSFOR KAPASİTESİ UYGULAMARI

4.1. Literatürde Yapay Sinir Ağları ile Curuf Kapasiteleri Üzerine Gerçekleştirilen Çalışmalar

İstenilen kalitede bir metalin üretimi için curufların kapasite değerlerinin hesaplanması gereken önemli bir parametre olduğu gerçeği, araştırmacıların dikkatini bu yöne çekmiştir. Literatürde yer alan çalışmaların sayısı bu görüşü desteklemektedir.

Literatürde farklı empüritelere ait curuf kapasitelerinin hesaplanması için sunulan bir çok model olmasına karşılık, yapay sinir ağları ile yapılmış çalışma sayısı ne yazık ki çok azdır. Bu bakımdan 2010 yılında curuflardaki kükürt kapasitesinin tahmini üzerine yapılan çalışma, yapay sinir ağları uygulaması ile empürte kapasitelerinin modellenmesi üzerine yapılan önemli bir çalışmadır [13]. Bu çalışmada $\text{CaO} - \text{MgO} - \text{SiO}_2$ sistemine ait 1723 K – 1873 K arasındaki sıcaklıklarda literatürde yer alan kükürt kapasitesi değerleri YSA ile modellenmiş ve elde edilen sonuçlar ile kükürt kapasitesi hesaplamak için literatürde daha önce kullanılan Optik Bazıklık (Δ) Modeli ve Reddy – Blander Modeline ait sonuçlar karşılaştırılmıştır. Bu curuf sistemine ait YSA modeli ile tahmin edilen kükürt kapasitesi sonuçları, regresyon sonucunda diğer modellere göre daha iyi performans göstermiştir. Çalışmada, YSA ile modellenen bir çok farklı curuf sistemine ait kükürt kapasitesi tahminleri, gerçek kükürt kapasitesi değerleri ile karşılaştırılarak modelin performansı değerlendirilmiştir. Ayrıca, 1773 K sıcaklıkta $\text{CaO} - \text{MgO} - \text{SiO}_2$ ve $\text{CaO} - \text{FeO} - \text{SiO}_2$ ve 1273 K sıcaklıkta $\text{CaO} - \text{CaCl}_2 - \text{CaF}_2$ curuf sistemlerine ait eşdeğer kapasite eğrileri üçlü faz diyagramlarının sıvı bölgeleri üzerinde tanımlanmıştır. Çalışmanın sonucunda, YSA modeli ile tahmin edilen kükürt kapasitesi değerlerinin deneysel sonuçlar ile uyumlu olduğu gözlemlenmiştir.

4.2. Fosfor Kapasitesi Uygulamaları

Çalışmaların tamamında YSA modelleri MATLAB R2011a yazılımı kullanılarak oluşturulmuştur.

MATLAB, MATrix LABoratay yani matris laboratuvarı kelimelerinin kısaltmasıdır. The MathWorks firması tarafından geliştirilen bir programlama dili olan MATLAB'ın, daha çok sayısal hesaplamalar üzerinde mühendislik, bilim ve ekonomi gibi bir çok alanda uygulamaları mevcuttur.

MATLAB, bünyesinde farklı türden problemlerin çözümü için hazır algoritmalar içeren çeşitli araç kutuları (toolbox) ve arayüzler barındırır. “Neural Network Toolbox” yazılımının yapay sinir ağları üzerine fonksiyonlar ve uygulamaları içeren araç kutusudur.

Neural Network Toolbox, yapay sinir ağı mimarisinin oluşturulmasında, eğitim için gerekli parametrelerin belirlenmesinde ve çıktı performanslarının karşılaştırılmasında kullanıcıya birçok kolaylık sağlamaktadır. Çalışmada ağ mimarisi, eğitim ve performans karşılaştırmaları konularında Neural Networks Toolbox'tan faydalanılmıştır.

Çalışmada verilerin eğitimi için Levenberg – Marquardt Optimizasyonuna göre hesaplama yapan “trainlm” komutu kullanılmıştır. Ağı eğitimi sırasında verilerin ağırlıkları toplam hatayı en aza indirecek şekilde Levenberg – Marquardt optimizasyonu ile güncellenmiştir. Tahminleme uygulamalarında kullanılan ileri beslemeli YSA'nda geri yayılmanın genellikle en hızlı gerçekleştirildiği eğitim algoritması trainlm'dir.

Levenberg – Marquardt öğrenme algoritması, her bir döngü için parabolik bir yaklaşımla hata yüzeyine yaklaşır ve parabolün minimum olduğu noktayı çözüm olarak sunar [20]. Bu yaklaşımı yaparken hataların karelerinin en az olduğu noktayı araştırır. Bu sebepten dolayı trainlm ile gerçekleştirilen eğitimlerde, performans fonksiyonu için sadece ortalama hataların karesi (MSE) ya da hataların kareleri toplamı (SSE) tercih edilebilir. Çalışmada kullanılan eğitim algoritmasının performans ölçümü için ortalama hataların karesi yöntemi tercih edilmiştir. Genel performansın hesaplanması için MSE yönteminin ardından RMSE (Root Mean Squared Error) yöntemi kullanılmıştır. RMSE değerleri her bir ağı üzerinde farklı gizli katman ve farklı gizli hücre sayısı denemeleri için her bir deneme sonunda kaydedilerek, en yüksek performanslı ağı tercih edilmesi için karşılaştırma yöntemi olarak kullanılmıştır.

4.2.1. 1973 K’de CaO – SiO₂ – MgO – FeO – Fe₂O₃ – MnO – Al₂O₃ curuf sisteminin YSA modeli ile fosfat kapasitesi ($C_{PO_4^{3-}}$) tahmini

Yang ve diğerkleri, 2011 yılında 1973 K sıcaklıkta CaO – SiO₂ – MgO – FeO – Fe₂O₃ – MnO – Al₂O₃ curuf sistemi ile yaptıkları çalışmalar neticesinde, termodinamiksel bir fosfat kapasitesi hesaplama teorisi olan “İyon ve Molekül Birarada Varoluş Teorisi (IMCT)’ni sunmuşlardır. Çalışmalarında ilgili curuf sistemine ait farklı kompozisyonlardaki 27 adet curufun deneysel olarak fosfat kapasitelerini hesaplamışlardır. Ortaya koydukları IMCT teorisi ile bu curuflara ait hesapladıkları fosfat kapasitesi tahminlerini, deneysel olarak elde ettikleri kapasite sonuçları ile karşılaştırmışlardır [14].

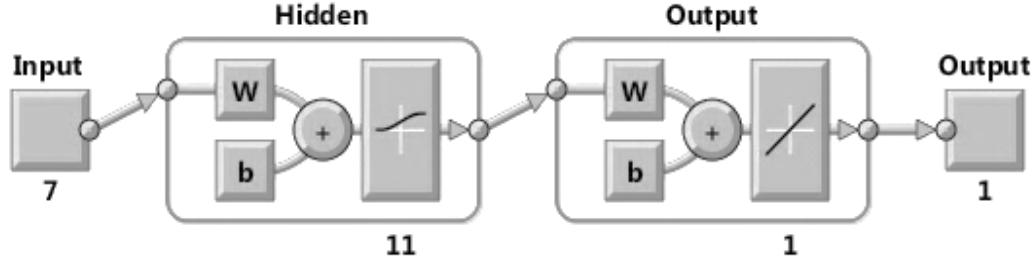
Curuf sistemine ait bileşenlerin ağırlıkça yüzde oranları, kurulan YSA’na giriş verileri olarak, deneysel sonuçlar neticesinde hesaplanan fosfat kapasitesi değerleri de sonuç verileri olarak tanıtılmıştır. Daha sonra oluşturulan YSA modeli ile tahmin edilen fosfat kapasitesi değerleri, termodinamiksel bir model olan IMCT teorisi çıktıları ile karşılaştırılmıştır.

Çizelge 4.1: Gizli katmanda kullanılacak olan hücre sayısının belirlenmesi.

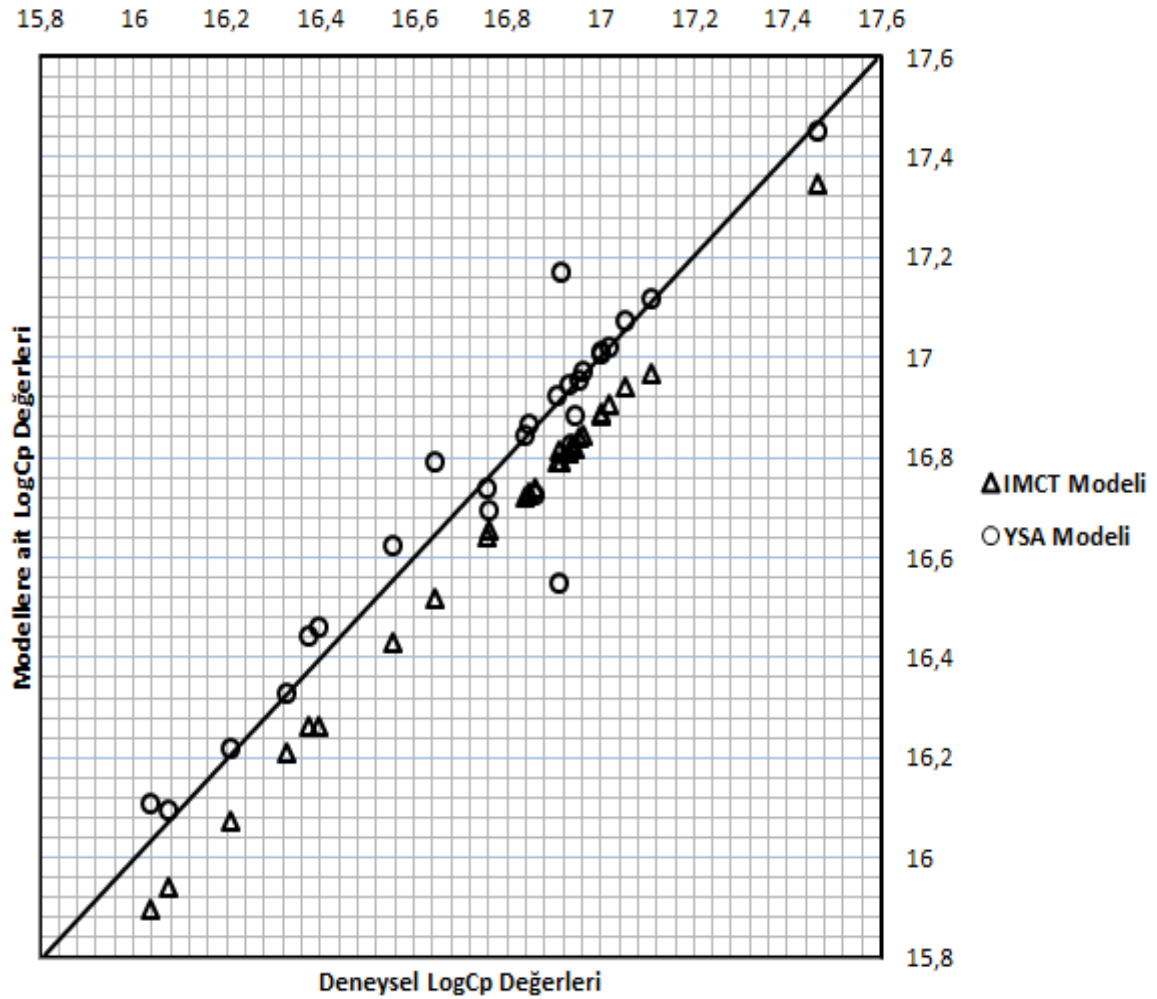
Hücre Sayısı	RMSE Değeri					
	Deneme No:					Ortalama
	1	2	3	4	5	
9	0,12061	0,1444	0,13547	0,11652	0,13055	0,12951
10	0,11541	0,13197	0,11126	0,11447	0,11351	0,117324
11	0,10987	0,1138	0,11658	0,10188	0,10711	0,109848
12	0,12891	0,12604	0,13157	0,11547	0,12954	0,126306
13	0,14985	0,14541	0,13509	0,13257	0,12254	0,137092
14	0,13385	0,14578	0,14443	0,1394	0,14096	0,140884
15	0,1431	0,1412	0,14753	0,13985	0,13396	0,141128
16	0,14126	0,14235	0,14271	0,14426	0,1437	0,142856

Şekil 4.1’de de görüldüğü gibi kurulan YSA’na 7 giriş ve 1 çıkışa sahip 27 adet farklı veri sunulmuştur. Tek gizli katmana sahip bir YSA modelinin problemin çözümü için yeterli olduğu belirlenmiştir. Gizli katmana ait aktivasyon fonksiyonu logaritmik sigmoid, çıkış katmanına ait aktivasyon fonksiyonu ise doğrusal (lineer) fonksiyon olarak seçilmiştir. Gizli katmanda kullanılacak olan hücre sayısı ise,

literatürde yer alan giriş + çıkış sayısı (n) ile (2n) sayısı arasındaki değerler teker teker denenerek belirlenmiştir. Kullanılan modelde 7 girdi ve 1 çıktı olduğu için, n sayısı 8'dir. Bu nedenle deneme yapılacak hücre sayısı 9 ile 16 arası olacaktır. Gizli katmanda kullanılacak olan hücre sayısına ait denemeler ve bu denemelerden elde edilen RMSE değerleri Çizelge 4.1'de gösterilmiştir.



Şekil 4.1: 1973 K sıcaklıkta $\text{CaO} - \text{SiO}_2 - \text{MgO} - \text{FeO} - \text{Fe}_2\text{O}_3 - \text{MnO} - \text{Al}_2\text{O}_3$ curuf sistemi için oluşturulan YSA modelinin görünümü.



Şekil 4.2: IMCT ve YSA modellerinin deneysel LogCp değerleri ile karşılaştırılması.

Çizelge 4.2: YSA ve IMCT modellerine ait hesaplanan RMSE değerleri.

Modelin Adı	RMSE değeri
IMCT	0,1251
YSA	0,1019

4.2.2. 1773 K’de $\text{SiO}_2 - \text{Al}_2\text{O}_3 - \text{FeO} - \text{CaO} - \text{MgO} - \text{MnO}$ curuf sisteminin YSA modeli ile fosfür kapasitesi (C_{p3-}) tahmini

Maramba, 2007 yılında gerçekleştirdiği çalışmada sentetik ferromangan curuflarında kompozisyon ve kısmi oksijen basıncının, curufun dağılım oranı (L_p) ve fosfor kapasitesine (C_p) etkisini araştırmıştır. Çalışmada, 1773 K sıcaklıkta $\text{SiO}_2 - \text{Al}_2\text{O}_3 - \text{FeO} - \text{CaO} - \text{MgO} - \text{MnO}$ curuf sisteminde 34 farklı kompozisyona sahip sentetik curufların CO atmosferi altındaki fosfür kapasitelerini deneysel olarak hesaplanmıştır. Daha sonra deneysel verilere göre İstatistiksel Analiz Yazılımı (SAS) yardımı ile fosfür kapasitesini hesaplamak için matematiksel bir regresyon modeli oluşturulmuştur [15].

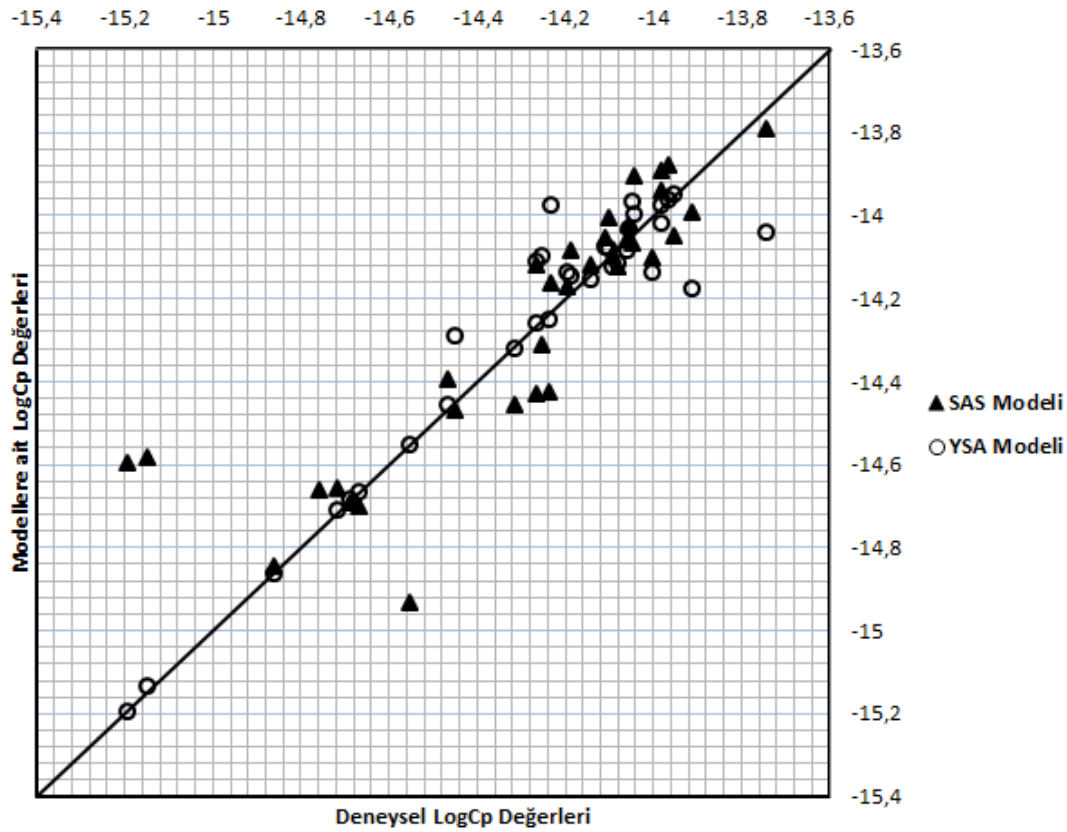
Curuf sistemine ait bileşenlerin oranları, kurulan YSA’na giriş verileri olarak, deneysel sonuçlar neticesinde hesaplanan fosfür kapasitesi değerleri de sonuç verileri olarak tanıtılmıştır. Daha sonra oluşturulan YSA modeli ile tahmin edilen fosfür kapasitesi değerleri, matematiksel regresyon modeli çıktıları ile karşılaştırılmıştır.

Çizelge 4.3: Gizli katmanda kullanılacak olan hücre sayısının belirlenmesi.

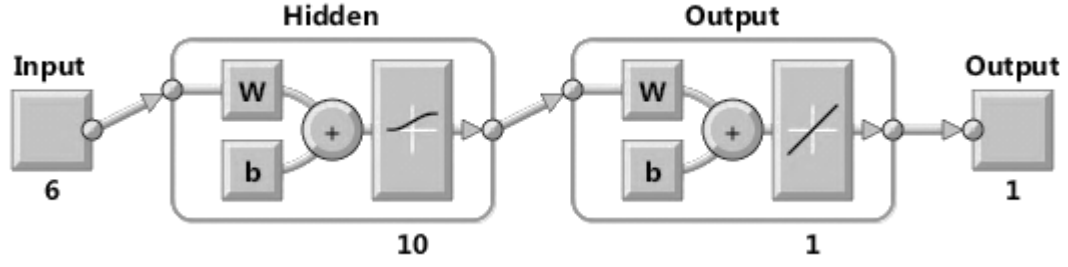
Hücre Sayısı	RMSE Değeri					
	Deneme No.					Ortalama
	1	2	3	4	5	
8	0,1385	0,15899	0,13988	0,1484	0,14205	0,145564
9	0,1338	0,15264	0,16902	0,14901	0,13776	0,148446
10	0,11604	0,13318	0,13496	0,13838	0,13135	0,130786
11	0,14861	0,16467	0,16307	0,16208	0,15585	0,158856
12	0,16219	0,15996	0,18066	0,1514	0,15244	0,16133
13	0,181	0,19162	0,19246	0,16127	0,15799	0,176868
14	0,19269	0,18101	0,18918	0,18311	0,18509	0,186216

Şekil 4.4’de de görüldüğü gibi kurulan YSA’na 6 giriş ve 1 çıkışa sahip 34 adet farklı veri sunulmuştur. Tek gizli katmana sahip bir YSA modelinin problemin çözümü için yeterli olduğu belirlenmiştir. Gizli katmana ait aktivasyon fonksiyonu logaritmik sigmoid, çıkış katmanına ait aktivasyon fonksiyonu ise doğrusal (lineer) fonksiyon olarak seçilmiştir. Gizli katmanda kullanılacak olan hücre sayısı ise, literatürde yer alan giriş + çıkış sayısı (n) ile ($2n$) sayısı arasındaki değerler teker teker denenerek belirlenmiştir. Kullanılan modelde 6 girdi ve 1 çıktı olduğu için, n sayısı 8’dir. Bu nedenle deneme yapılacak hücre sayısı 8 ile 14 arası olacaktır. Gizli katmanda kullanılacak olan hücre sayısına ait denemeler ve bu denemelerden elde edilen RMSE değerleri Çizelge 4.3’te gösterilmiştir.

RMSE değerleri tek gizli katmanda bulunan 10 adet hücre için ortalama olarak en düşük değeri almıştır. Bu nedenle hücre sayısı 10 olarak belirlenmiştir. Bu şekilde bir mimari ile kurulan YSA’nda en düşük RMSE değeri 0,13318 olarak bulunmuştur.



Şekil 4.3: Regresyon ve YSA modellerinin deneySEL LogCp değerleri ile karşılaştırılması.



Şekil 4.4: 1773 K sıcaklıkta $\text{SiO}_2 - \text{Al}_2\text{O}_3 - \text{FeO} - \text{CaO} - \text{MgO} - \text{MnO}$ curuf sistemi için oluşturulan YSA modelinin görünümü.

Çizelge 4.4: YSA ve Regresyon modellerine ait hesaplanan RMSE değerleri.

Modelin Adı	RMSE değeri
Regresyon	0,1748
YSA	0,1332

4.2.3. Çeşitli silikat sistemlerine ait fosfor kapasitesi tahmini

Literatürde yer alan silikat sistemlerine ait fosfor kapasitesi çalışmalarından elde edilen veriler, her bir çalışma için uygun birer yapay sinir ağı modeli oluşturularak incelenmiştir. Farklı sıcaklıklarda farklı sistemler ile gerçekleştirilen çalışmaların verileri daha sonra yapay sinir ağı ile elde edilen sonuçlar ile kıyaslanmıştır.

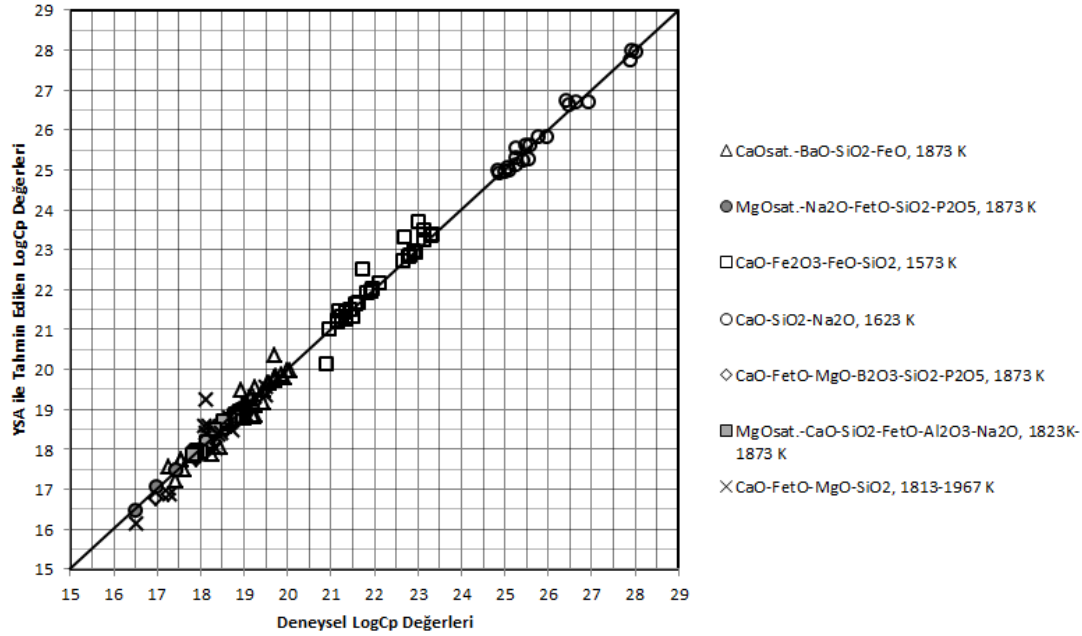
Literatürde yer alan fosfor kapasitesi ile ilgili çalışmaların bulunduğu silikat sistemlerine ait referanslar Çizelge 4.5'te yer almaktadır. Her bir curuf sistemi için curufu oluşturan bileşenlerin ağırlıkça yüzde oranları yapay sinir ağına giriş verileri olarak sunulmuştur. Çalışmalarda yer alan fosfor kapasitesi değerleri ise yapay sinir ağına hedef çıktı olarak verilmiştir.

Çizelge 4.5: Silikat sistemlerine ait sıcaklık ve referans tablosu.

Curuf Sistemi	Sıcaklık, K	Referans
$\text{CaO}_{\text{sat.}}-\text{BaO}-\text{SiO}_2-\text{FeO}$	1873	21
$\text{MgO}_{\text{sat.}}-\text{Na}_2\text{O}-\text{Fe}_t\text{O}-\text{SiO}_2-\text{P}_2\text{O}_5$	1873	22
$\text{CaO}-\text{Fe}_2\text{O}_3-\text{FeO}-\text{SiO}_2$	1573	23
$\text{CaO}-\text{SiO}_2-\text{Na}_2\text{O}$	1623	24
$\text{CaO}-\text{Fe}_t\text{O}-\text{MgO}-\text{B}_2\text{O}_3-\text{SiO}_2-\text{P}_2\text{O}_5$	1873	25
$\text{MgO}_{\text{sat.}}-\text{CaO}-\text{SiO}_2-\text{Fe}_t\text{O}-\text{Al}_2\text{O}_3-\text{Na}_2\text{O}$	1823-1873	26
$\text{CaO}-\text{Fe}_t\text{O}-\text{MgO}-\text{SiO}_2$	1813-1967	27

Yapay sinir ağının, verilere karşılık ürettiği sonuçlar tüm sistemler için bir araya getirilerek bir grafik üzerinde deneysel verilerle karşılaştırılmıştır. Şekil 4.5'te yapay

sinir ağına hedef çıktı olarak sunulan deneysel verilere karşılık yapay sinir ağıının elde ettiği sonuçlar karşılaştırmalı olarak yer almaktadır.



Şekil 4.5: Silikat sistemleri üzerine YSA ve deneysel sonuçların karşılaştırılması.

4.2.4. Çeşitli halojenür sistemlerine ait fosfor kapasitesi tahmini

Literatürde yer alan halojenür sistemlerine ait fosfor kapasitesi çalışmalarından elde edilen veriler, her bir çalışma için uygun birer yapay sinir ağı modeli oluşturularak incelenmiştir. Farklı sıcaklıklarda farklı sistemler ile gerçekleştirilen çalışmaların verileri daha sonra yapay sinir ağı ile elde edilen sonuçlar ile kıyaslanmıştır.

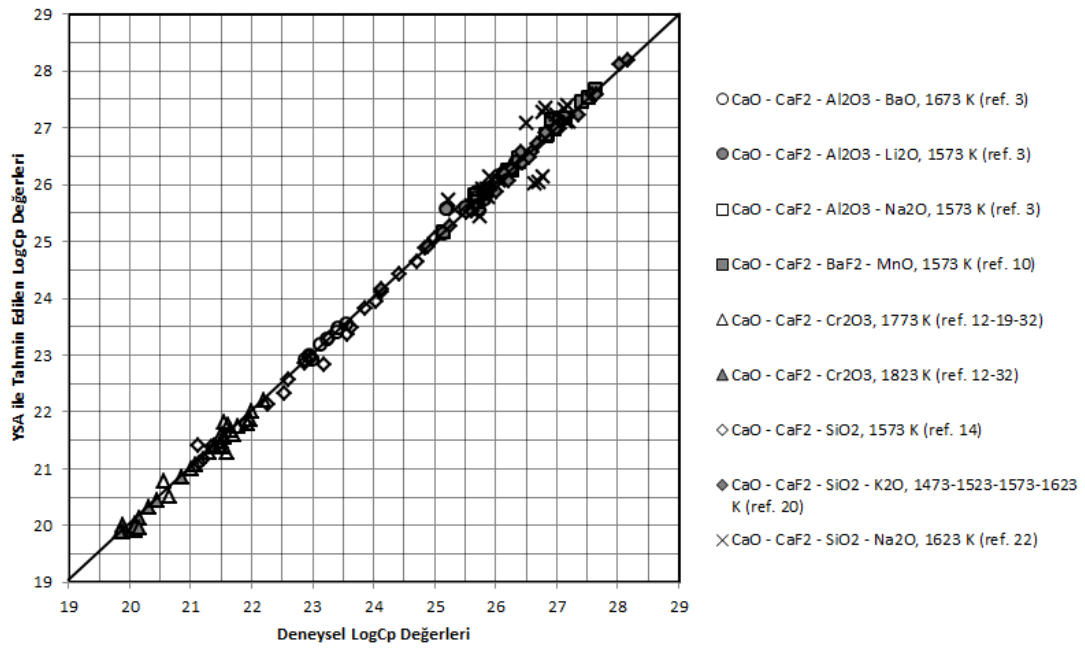
Çizelge 4.6: Halojenür sistemlerine ait sıcaklık ve referans tablosu.

Curuf Sistemi	Sıcaklık, K	Referans
CaO - CaF ₂ - Al ₂ O ₃ - BaO	1673	28
CaO - CaF ₂ - Al ₂ O ₃ - Li ₂ O	1573	28
CaO - CaF ₂ - Al ₂ O ₃ - Na ₂ O	1573	28
CaO - CaF ₂ - BaF ₂ - MnO	1573	29
CaO - CaF ₂ - Cr ₂ O ₃	1773	30-31-32
CaO - CaF ₂ - Cr ₂ O ₃	1823	30-32
CaO - CaF ₂ - SiO ₂	1573	33
CaO - CaF ₂ - SiO ₂ - K ₂ O	1473-1523-1573-1623	34
CaO - CaF ₂ - SiO ₂ - Na ₂ O	1623	24

Literatürde yer alan fosfor kapasitesi ile ilgili çalışmaların bulunduğu halojenür sistemlerine ait referanslar Çizelge 4.6'te yer almaktadır. Her bir curuf sistemi için

curufu oluşturan bileşenlerin ağırlıkça yüzde oranları yapay sinir ağına giriş verileri olarak sunulmuştur. Çalışmalarda yer alan fosfor kapasitesi değerleri ise yapay sinir ağına hedef çıktı olarak verilmiştir.

Yapay sinir ağının, verilere karşılık ürettiği sonuçlar tüm sistemler için bir araya getirilerek bir grafik üzerinde deneysel verilerle karşılaştırılmıştır. Şekil 4.6’te yapay sinir ağına hedef çıktı olarak sunulan deneysel verilere karşılık yapay sinir ağının elde ettiği sonuçlar karşılaştırmalı olarak yer almaktadır.



Şekil 4.6: Halojenür sistemleri üzerine YSA ve deneysel sonuçların karşılaştırılması.

4.2.5. 1773 K’de CaO – CaF₂ – Al₂O₃ sistemine ait eşdeğer fosfor kapasitesi eğrileri çizimi

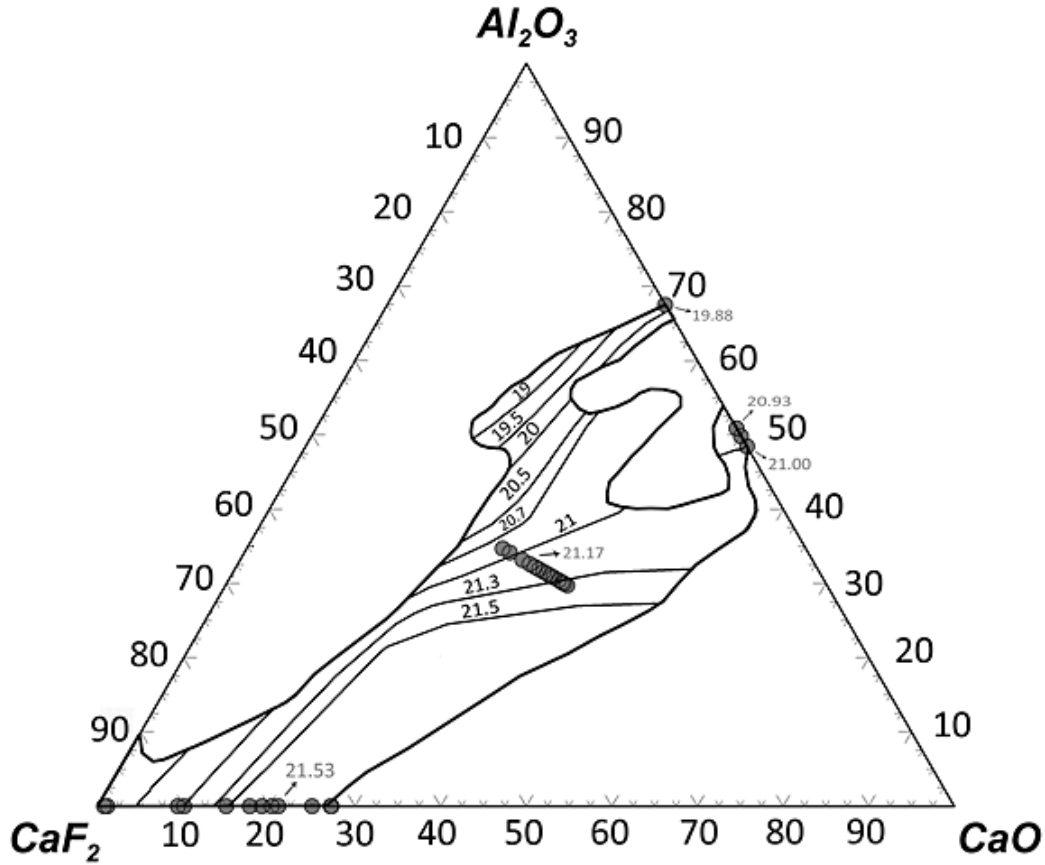
Literatürden elde edilen verilerle elde edilen yapay sinir ağı sonuçlarına göre, CaO – CaF₂ – Al₂O₃ üçlü sistemine ait 1773 K sıcaklık için faz diyagramı üzerindeki sıvı bölge üzerine eşdeğer fosfor kapasitesi eğrileri çizimi gerçekleştirilmiştir.

İlk olarak literatürde yer alan CaO – CaF₂ – Al₂O₃ sistemine ait 1773 K sıcaklıkta gerçekleştirilen fosfor kapasitesi sonuçları araştırılmıştır. Üçlü sisteme ve sistemin alt sistemlerini oluşturan ikili sistemlere ait çalışmalardan elde edilen bileşimlere ait ağırlıkça yüzde değerleri, oluşturulan yapay sinir ağına giriş verileri olarak sunulmuştur.

Çizelge 4.7: 1773 K $\text{CaO} - \text{CaF}_2 - \text{Al}_2\text{O}_3$ üçlü sistemine ve alt sistemlerine ait referanslar.

Curuf Sistemi	Ref.
$\text{CaO} - \text{CaF}_2$	30
	31
	32
$\text{CaO} - \text{Al}_2\text{O}_3$	31
	35
$\text{CaO} - \text{Al}_2\text{O}_3 - \text{CaF}_2$	28

Çalışmalardan alınan deneysel fosfor kapasitesi değerleri ise yapay sınır ağına hedef çıktı olarak gösterilmiştir. Giriş ve hedef verileri ile uygun bir yapay sınır ağı oluşturulmuştur.



Şekil 4.7: 1773 K $\text{CaO} - \text{CaF}_2 - \text{Al}_2\text{O}_3$ sistemine ait eşdeğer fosfor kapasitesi eğrileri.

Sonraki adımda, 1773 K sıcaklıkta $\text{CaO} - \text{CaF}_2 - \text{Al}_2\text{O}_3$ üçlü sistemine ait sıvı bölgeyi oluşturan sınırlar ilgili faz diyagramı üzerinde belirlenmiştir. Sıvı bölge içerisinde kalan alana ait kompozisyonlar 0.01 aralık hassasiyet ile belirlenerek,

oluřturulan yapay sinir aęında simlasyon sonucu bu kompozisyonlara ait fosfor kapasitesi tahminleri elde edilmiřtir. $\text{CaO} - \text{CaF}_2 - \text{Al}_2\text{O}_3$ l sistemine ve bu sistemin ikili alt sistemleri olan $\text{CaO} - \text{CaF}_2$ ve $\text{CaO} - \text{Al}_2\text{O}_3$ ikili sistemlerine ait referanslar izelge 4.7’de verilmiřtir.

Son adımda, 1773 K $\text{CaO} - \text{CaF}_2 - \text{Al}_2\text{O}_3$ sistemine ait sıvı blge iin yapay sinir aęının tahmin ettięi fosfor kapasitesi deęerleri FactSage yazılımı ile l sisteme ait faz diyagramı zerinde eřdeęer kapasite eęrileri olarak izilmiřtir. Elde edilen eřdeęer fosfor kapasitesi eęrilerine ait l diyagram řekil 4.7’de yer almaktadır.

5. SONUÇLAR

Bu tez çalışmasında metallerin üretim proseslerinde önemli bir empürite olan fosforun curuflardaki kapasiteleri yapay sinir ağı modeli ile incelenmiştir. Oluşturulan farklı yapay sinir ağı modelleri ile fosfor kapasitesi değerleri tahmin edilmiş; sonuçlar deneysel değerler ve varsa başka modellerden elde edilen sonuçlar ile karşılaştırılmıştır.

İlk olarak 1973 K sıcaklıkta $\text{CaO} - \text{SiO}_2 - \text{MgO} - \text{FeO} - \text{Fe}_2\text{O}_3 - \text{MnO} - \text{Al}_2\text{O}_3$ curuf sistemi üzerinde fosfat kapasitesinin tahmini için curufun bileşenlerinin yüzde ağırlıkları baz alınarak bir yapay sinir ağı modeli oluşturulmuştur. Elde edilen değerler bir termodinamiksel model olan IMCT modeli ile RMSE değerleri üzerinden karşılaştırılmıştır. IMCT modelinin RMSE değeri 0.1251 iken yapay sinir ağının RMSE değeri 0.1019 olarak hesaplanmıştır.

Fosfat kapasitesi tahminine benzer olarak, 1773 K sıcaklıkta CO atmosferi altında $\text{SiO}_2 - \text{Al}_2\text{O}_3 - \text{FeO} - \text{CaO} - \text{MgO} - \text{MnO}$ curuf sisteminde, fosfor kapasitesinin tahmini için curufun bileşenlerinin yüzde ağırlıkları baz alınarak bir yapay sinir ağı modeli oluşturulmuştur. Elde edilen değerler istatistiksel bir model olan SAS modeli ile RMSE değerleri üzerinden karşılaştırılmıştır. SAS modelinin RMSE değeri 0.1748 iken yapay sinir ağının RMSE değeri 0.1332 olarak hesaplanmıştır.

Fosfor kapasitesinin tahmini için, literatürde yer alan farklı sistemlerine ait fosfor kapasitesi verileri, her bir çalışma için uygun birer yapay sinir ağı modeli oluşturularak incelenmiştir. Farklı sıcaklıklarda farklı sistemler ile gerçekleştirilen çalışmaların deneysel verileri daha sonra yapay sinir ağı ile elde edilen sonuçlar ile kıyaslanmıştır. Öncelikle, literatürde yer alan çalışmalar “silikatlar” ve “halojenürler” olarak sınıflandırılmıştır. Yapay sinir ağı modellerinden elde edilen sonuçlar bu sınıflandırma neticesinde deneysel veriler ile regresyon eğrileri çizilerek karşılaştırılmıştır.

Literatürden elde edilen verilerle elde edilen yapay sinir ağı sonuçlarına göre, $\text{CaO} - \text{CaF}_2 - \text{Al}_2\text{O}_3$ üçlü sistemine ait 1773 K sıcaklık için faz diyagramı üzerindeki sıvı

bölge üzerine eşdeğer fosfor kapasitesi eğrileri çizimi FactSage yazılımı yardımı ile gerçekleştirilmiştir.

Yapılan çalışmalar neticesinde, yapay sinir ağı modelleri ile elde edilen sonuçların deneysel verilerle uyumlu olduğu görülmüştür. Karşılaştırılan diğer modellerin sonuçlarına kıyasla yapay sinir ağı modeli ile elde edilen sonuçların deneysel verilere daha yakın olduğu görülmüştür.

Yine yapılan çalışmalar neticesinde, kullanılan veri sayısı ile elde edilen sonuçların hassasiyeti arasında yakın bir ilişki olduğu görülmüştür. Kullanılan veri sayısı ne kadar fazla ve veriler arasındaki bağlantılar ne kadar uyumlu ise, elde edilen sonuçların da o kadar hassas olduğu gözlemlenmiştir.

Oluşturulan ağın eğitiminde kullanılan verilerin düzeni ve ağın eğitiminde kullanılan parametrelerin optimizasyonunun, yapay sinir ağının performansını arttırdığı gözlemlenmiştir.

KAYNAKLAR

- [1] **Derin, C.B.**, (2004). Kurşun Oksit İçeren Curufların Kükürt Kapasitelerinin İncelenmesi. *Doktora Tezi*, İTÜ Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul, Türkiye.
- [2] **Yılmaz, K.** (2011) Sakarya Üniversitesi Metalurji Malzeme Mühendisliği, Demir – Çelik Üretim Metalurjisi Ders Notları.
- [3] **Coudurier, L. Hopkins, D.W. and Wilkomirsky, I.**, (1978). *Fundamentals of Metallurgical Processes*. International Series on Material Science and Technology, Vol. 27. Pergamon Press, London.
- [4] **Sarıdikmen, H.**, (2011). Sulphide and Phosphide Capacities of Ferroalloy Smelting Slags. *PhD Thesis*. University of the Witwatersrand. Johannesburg, South Africa.
- [5] **Allibert, M.**, (1995). Slag Atlas. *2nd edition*. Verlag Stahleisen GmbH. Düsseldorf.
- [6] **Elmas, Ç.**, (2003). Yapay Sinir Ağları (Kuram, Mimari, Uygulama). Seçkin Yayıncılık Sanayi ve Ticaret A. Ş., Ankara.
- [7] **McCulloch W.S., Pitts, W. H.**, (1943). *A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity*. Bulletin of Mathematical Biophysics. Vol. 5.
- [8] **Hebb, D.**, (1949). *The Organization of Behaviour*. New York.
- [9] **Rosenblatt, F.**, (1958). "The Perceptron: A Probabilistic Model For Information Storage And Organization In The Brain". *Psychological Review*.
- [9] **Demuth, H., Beale, M., Hagan, M.**, (2009). Neural Network Toolbox 6 Use's Guide, The MathWorks Inc.
- [11] **Yücesoy, M.**, (2011). Temizlik Kağıtları Sektöründe Yapay Sinir Ağları ile Talep Tahmini. Yüksek Lisans Tezi. İTÜ Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul, Türkiye.
- [12] **Donel, B.**, (2012). Yapay Sinir Ağları Yöntemi ile Kredi Skoru. Yüksek Lisans Tezi. İTÜ Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul, Türkiye.
- [13] **Derin, B., Suzuki, M., Tanaka, T.**, (2010). Sulphide Capacity Prediction of Molten Slags by Using a Neural Network Approach, *ISIJ International*, Vol. 50, No. 8, 1059 - 1063.
- [14] **Yang X.M., Shi, C.B., Zhang, M., Duan, J.P., Zhang, J.**, (2011). A Thermodynamic Model of Phosphate Capacity for CaO-SiO₂-MgO-FeO-Fe₂O₃-MnO- Al₂O₃- P₂O₅. *Metallurgical and Materials Transactions B*. Vol. 42B. 951-977.

- [15] **Maramba, B.**, (2007). Phosphide Capacities of Ferromanganese Smelting Slags. *MSc Thesis*. University of Witwatersrand, Johannesburg, South Africa.
- [16] **Köseokur, H.**, (2007). İnşaat Sektöründe Yapay Sinir Ağları Yardımıyla Alt Yüklenici Seçimi. Yüksek *Lisans Tezi*. İTÜ Fen Bilimleri E nstitüsü, İstanbul, Türkiye.
- [17] **Çelebi, A.**, (2010). Pnömatik Bir Sistemin Parametrik ve Yapay Sinir Ağları ile Tanılanması. Yüksek *Lisans Tezi*. İTÜ Fen Bilimleri E nstitüsü, İstanbul, Türkiye.
- [18] **Zhang, J.**, (2003). Coexistence Theory of Slag Structure and Its Application to Calculation of Oxidizing Capability of Slag Melts, *J. Iron and Steel Res., Int.* Vol. 10, No. 1, 1-10.
- [19] **Demuth, H., Beale, M.**, (2002). *Neural Network Toolbox for Use with MATLAB*. The MathWorks, Inc.
- [20] **Bulucu, U., Kavas, A.**, (2007). Kablosuz Ağ Kapsaması İçin YSA (Yapay Sinir Ağ) Modeli Kullanarak Propagasyon Kayıplarının Hesaplanması.
- [21] **Nakamura, S. Tsukihashi, F., Sano, N.**, (1993). Phosphorus Partition between $\text{CaO}_{\text{satd.}}$ -BaO-SiO₂-Fe_tO Slags and Liquid Iron at 1873 K. *ISIJ International*, Vol. 33, No. 1, 53-58.
- [22] **Sekino, K., Sano, N.**, (1987). Phosphorus Distribution between MgO-saturated Na₂O-Fe_tO-SiO₂-P₂O₅ Melts or CaO-saturated Fe_tO-SiO₂-P₂O₅ Melts and Molten Iron, *ISIJ International*, Vol. 73, No. 8, 988-995.
- [23] **IM, J., Morita, K., Sano, N.**, (1996). Phosphorus Distribution Raitos between CaO-SiO₂-Fe_tO Slags and Carbon-saturated Iron at 1573 K, *ISIJ International*, Vol. 36, No. 5, 517-522.
- [24] **Van Niekerk, W. H., Dippenaar, R. J.**, (1998). Phosphorus Distribution between Carbon-saturated Iron at 1530°C and Lime-based Slags Containing Na₂O and CaF₂, *Metallurgical and Materials Transactions B*, Vol. 29B, 147-153.
- [25] **Hamano, T., Tsukihashi, F.**, (2005). The Effect of B₂O₃ on Dephosphorization of Molten Steel by FeO_x-CaO-MgO-SiO₂ Slags at 1873 K, *ISIJ International*, Vol. 45, No. 2, 159-165.
- [26] **Li, G., Hamano, T., Tsukihashi, F.**, (2005). The Effect of Na₂O and Al₂O₃ on Dephosphorization of Molten Steel by High Basicity MgO Saturated CaO-FeO_x-SiO₂ Slags, *ISIJ International*, Vol. 45, No. 1, 12-18.
- [27] **Tian, Z., Li, B., Zhang, X., Jiang, Z.**, (2009). Double Slag Opetaiion Dephosphorization in BOF for Producing Low Phosphorus Steel, *Journal of Iron and Steel Research*, Vol. 16, No. 3, 6-14.
- [28] **Nassaralla, C., Fruehan, R. J.**, (1992). Phosphate Capacity of CaO-Al₂O₃ Slags Containing CaF₂, BaO, Li₂O or Na₂O, *Metallurgical Transactions B*, Vol. 23B, 117-123.

- [29] **Liu, X., Wijk, O., Selin, R., Edström, J. O.,** (1998). Effects of Additives in BaO-BaF₂-MnO Slag on Phosphate and Manganese Capacities, ISIJ International, Vol. 38, No. 1, 36-45.
- [30] **Ostrovski, O. I., Utochkin, Y. I., Pavlov, A. V., Akberdin, R. A.,** (1994). Phosphate Capacity of the CaO-CaF₂ System Containing Chromium Oxide, ISIJ International, Vol. 34, No. 10, 849-851.
- [31] **Tsukihashi, F., Nakamura, M., Orimoto, T., Sano, N.,** (1990). Thermodynamics of Phosphorus for the CaO-BaO-CaF₂-SiO₂ and CaO-Al₂O₃ Systems, ISIJ International, Vol. 76, No. 10, 1664-1671.
- [32] **Inoue, R., Suito, H., Ohtani, M.,** Hot Metal Pretreatment (III) Laboratory Scale Experiment, Tohoku University.
- [33] **Ito, K., Sano, N.,** (1983). Phosphorus Distribution between CaO-containing Slag and Carbon-saturated Iron at Hot Metal Temperatures, ISIJ International, Vol. 69, No. 15, 1747-1754.
- [34] **Kimura, H., Tsukihashi, F.,** (1997). Thermodynamics of Phosphorus in CaO-K₂O-CaF₂-SiO₂ Melts, ISIJ International, Vol. 83, No. 11, 689-694.
- [35] **Li, G., Hamano, T., Tsukihashi, F.,** (2005). The Effect CaO on Dephosphorization of Molten Steel by High Basicity MgO Saturated CaO-FeO_x-SiO₂ Slags, ISIJ International, Vol. 48, No. 12, 120-128.
- [36] **URL-1** <<http://aralca.com.tr/demir-celik-tesislerinden-kaynaklanan-curuf-atiklari-ve-alternatif-kullanilan-alanlari/>> Erişim: 14.12.2012
- [37] **URL-2** <http://biltel.tubitak.gov.tr/index.php?kategori_id=17/> Erişim: 14.03.2013.

EKLER

EK A.1: YSA Uygulamalarında kullanılan veriler

EK A.2: MATLAB yazılımı ile oluşturulan YSA uygulamalarının kodları

EK A.1 YSA Uygulamalarında kullanılan veriler**Çizelge A.1:** Fosfat kapasitesi YSA uygulaması için kullanılan veriler.

Curuf Kompozisyonları (% Ağırlık)							Fosfor Kapasitesi (LogCp)		
CaO	SiO ₂	MgO	FeO	Fe ₂ O ₃	MnO	Al ₂ O ₃	Deneyssel	YSA	IMCT
40,02	12,12	6,2	14,23	23,04	0,73	2,41	16,758	16,7354	16,639
36,2	10,17	6,19	16,47	27,15	0,67	2,14	16,379	16,4432	16,259
42,28	11,53	6,37	13,56	21,93	0,82	2,09	16,842	16,84	16,72
36,24	9,1	6,57	15,48	27,59	0,97	2,72	16,039	16,1084	15,895
49,17	10,22	9,25	10,11	16,31	0,81	2,79	17,465	17,4487	17,346
43,3	12,02	8,03	11,87	19,28	0,96	3	17,02	17,018	16,905
46,86	16,22	7,5	9,76	14,87	0,82	2,31	16,94	16,8242	16,821
46,07	15,36	6,5	10,86	16,18	0,96	2,37	16,955	16,9519	16,837
48,96	16,75	7,49	9,06	13,65	0,86	1,7	16,933	16,9432	16,805
49,39	15,55	7,71	8,63	14,11	0,89	2,16	16,917	17,1691	16,788
47,38	13,69	7,59	10,35	16,05	0,95	2,38	17,002	17,0107	16,88
45,88	14,64	7,36	10,6	16,78	1	2,26	16,556	16,6233	16,427
43,18	15,22	7,39	13,54	16,56	0,86	1,98	16,209	16,2155	16,073
45,45	14,51	6,6	10,43	17	1,18	3,26	16,914	16,5477	16,809
39,14	9,89	7,51	14,49	24,2	0,74	2,6	16,397	16,4602	16,26
42,91	11,9	7,14	12,42	21,16	0,96	2,15	16,851	16,8656	16,728
40,71	14,54	6,72	13,3	20,58	1,1	1,92	16,075	16,0942	15,939
53,02	19,21	9,03	5,56	8,81	1,09	2,12	16,949	16,8803	16,816
48,34	17,67	7,51	8,45	12,55	0,99	3,08	17,111	17,116	16,966
46,43	17,15	7,25	9,37	14,08	1,12	3,14	16,861	16,7214	16,738
46,98	18,52	7,1	6,73	14,61	1,21	3,26	17,056	17,0689	16,94
44,89	17,5	6,82	8,83	16,06	1,14	3,24	16,649	16,7913	16,514
41,47	15,03	8,13	10,43	18,05	1,17	4,34	16,764	16,6914	16,651
42,77	15,11	8,2	11,59	16,25	1,01	3,79	16,328	16,3279	16,206
46,26	17,33	8,59	7,32	14,52	1,18	3,34	16,964	16,968	16,84
47,98	17,16	7,94	7,63	13,88	1,02	2,98	16,911	16,9191	16,791
46,79	17,49	7,6	8,02	14,01	1,28	3,51	17,002	17,0068	16,886

Çizelge A.2: Fosfür kapasitesi YSA uygulaması için kullanılan veriler.

Curuf Kompozisyonları (% Ağırlık)						Fosfor Kapasitesi (LogCp)		
SiO ₂	Al ₂ O ₃	FeO	CaO	MgO	MnO	Deneysel	YSA	SAS
42.577	5.789	0.053	31.570	10.419	9.574	-13,909	-14,177	-13,995
46.526	6.232	0.047	16.846	10.589	19.755	-14,553	-14,555	-14,935
49.237	5.929	0.041	17.086	9.857	17.847	-14,861	-14,862	-14,845
45.304	5.422	0.044	21.365	10.199	17.660	-14,45	-14,292	-14,47
46.960	5.253	0.037	20.667	9.848	17.229	-14,314	-14,321	-14,455
46.116	5.813	0.035	22.628	10.804	14.601	-14,253	-14,1	-14,313
41.577	6.390	0.061	35.145	11.183	5.637	-14,23	-13,978	-14,166
42.598	5.905	0.065	32.078	10.544	8.795	-14,099	-14,082	-14,009
46.186	6.591	0.090	21.589	12.232	13.309	-14,264	-14,259	-14,43
48.119	6.604	0.044	21.936	12.175	11.120	-14,465	-14,46	-14,397
48.457	6.707	0.068	22.167	12.333	10.264	-14,235	-14,25	-14,427
40.810	5.518	0.049	35.096	10.325	8.198	-13,963	-13,961	-13,881
41.871	5.507	0.056	35.130	10.216	7.216	-13,741	-14,041	-13,792
43.321	6.382	0.054	34.887	10.987	4.357	-14,048	-13,968	-14,066
46.649	7.441	0.066	20.777	13.134	11.928	-14,715	-14,712	-14,658
45.998	7.420	0.059	21.900	13.827	10.794	-15,193	-15,198	-14,599
48.989	7.330	0.068	20.000	12.450	11.160	-14,686	-14,686	-14,692
41.377	6.041	0.072	34.576	10.896	7.032	-13,95	-13,949	-14,051
42.280	6.116	0.082	34.307	10.809	6.403	-14,053	-14,033	-14,026
43.208	6.118	0.056	34.766	10.670	5.178	-13,98	-13,975	-13,943
46.788	6.450	0.060	18.272	11.414	17.014	-14,759	-15,275	-14,662
47.725	6.379	0.066	18.342	11.514	15.973	-15,148	-15,137	-14,584
48.305	6.893	0.069	18.401	11.653	14.676	-14,667	-14,667	-14,7
42.877	5.800	0.024	27.550	10.719	13.024	-14,194	-14,139	-14,175
43.722	5.826	0.005	27.577	10.830	12.034	-14,142	-14,155	-14,12
44.450	5.903	0.063	27.957	10.962	10.660	-14,089	-14,125	-14,097
41.028	5.643	0.035	35.792	10.771	6.726	-14,041	-13,998	-13,906
41.450	5.673	0.037	35.866	10.811	6.159	-13,982	-14,022	-13,894
42.816	5.781	0.038	28.214	11.020	12.125	-14,264	-14,111	-14,12
44.005	5.762	0.057	27.801	10.827	11.543	-14,185	-14,146	-14,086
44.551	5.851	0.025	28.311	11.034	10.223	-14,109	-14,076	-14,054
43.112	5.824	0.035	28.097	10.931	11.997	-14,078	-14,116	-14,124
43.441	5.709	0.044	27.828	10.821	12.152	-13,999	-14,139	-14,101
44.239	5.861	0.026	28.521	11.038	10.311	-14,06	-14,084	-14,061

Çizelge A.3: Silikatlar sistemleri için YSA ile elde edilen LogCp değerleri.

CaOsat.-BaO-SiO ₂ -FeO, 1873 K		MgOsat.-Na ₂ O-FeO- SiO ₂ -P ₂ O ₅ , 1873 K		CaO-Fe ₂ O ₃ -FeO-SiO ₂ , 1573 K	
Deneysel	YSA	Deneysel	YSA	Deneysel	YSA
19,15	19,2765	17,45	17,4429	22,8351	22,8447
18,94	19,497	17,45	17,4419	21,2148	21,4463
19,73	19,8141	16,54	16,4563	21,1903	21,1875
19,86	19,852	17,98	17,91	21,9385	21,9352
19,94	19,7941	18,39	18,3936	23,0492	23,6752
19,45	19,1514	17,02	17,0227	23,1614	23,4732
18,99	19,096			21,6484	21,6553
19,53	19,647			21,5933	21,5968
19,24	19,1065			22,699	22,6751
19,27	19,5535			21,9877	21,9864
19,71	20,3691			23,3263	23,3211
19,58	19,6603			23,3579	23,3547
19,46	19,4721			21,5211	21,3003
20,07	19,9795			21,7723	22,4657
19,71	19,7156			22,9595	22,9031
19,69	19,7977			22,1399	22,1343
19,99	19,974			20,9912	20,991
19,2	19,3849			23,179	23,2046
19,24	18,8584			21,2601	21,2782
18,87	18,8559			22,943	22,9307
19,01	18,7694			21,8476	21,8937
18,92	18,7861			21,382	21,3879
19,22	18,8154			21,3636	21,2351
18,8	18,7761			21,1875	21,1656
18,44	18,0456			22,7275	23,269
17,56	17,7246			20,9325	20,0961
17,54	17,7207			22,8014	22,8012
18,27	17,8613			21,1703	21,1736
17,62	17,4963			21,4829	21,4834
17,43	17,2281				
17,28	17,5679				

Çizelge A.3 (devam): Silikatlar sistemleri için YSA ile elde edilen LogCp değerleri.

CaO-SiO ₂ -Na ₂ O, 1623 K		CaO-FetO-MgO- B ₂ O ₃ -SiO ₂ -P ₂ O ₅ , 1873 K		MgOsat.-CaO- SiO ₂ -FetO-Al ₂ O ₃ - Na ₂ O, 1823K- 1873 K		CaO-FetO-MgO- SiO ₂ , 1813-1967 K	
Deneysel	YSA	Deneysel	YSA	Deneysel	YSA	Deneysel	YSA
25,282	25,2925	18,15	17,9355	18,62	18,5938	19,26	19,2989
25,097	25,0296	17,92	17,7368	18,57	18,5388	18,36	18,0193
24,913	24,9074	18,56	18,5913	18,55	18,5345	19,52	19,5376
25,013	24,9357	18,28	18,3824	18,53	18,518	19,16	19,0498
25,609	25,5841	18,27	18,2928	18,15	18,1641	19,07	18,8543
25,52	25,6033	18,23	18,0695	18,03	17,9137	19,08	19,0958
24,87	24,9774	17,88	17,8175	17,94	17,9391	18,68	18,7807
25,123	24,9481	17,27	16,8449	17,91	17,9099	18,12	18,3941
25,286	25,1107	16,98	16,7515	17,87	17,8673	18,42	18,359
25,448	25,2085	18,07	18,018	17,86	17,8075	18,75	18,4705
25,58	25,256	18,11	18,0983	17,84	17,8499	19,52	19,347
25,277	25,5251	18,22	18,2114	19	18,966	18,47	18,3806
25,784	25,801	18,17	18,0482	18,95	18,9083	18,19	18,588
25,977	25,8144	18,08	18,068	18,93	18,9112	18,12	19,2473
26,516	26,6155	18,76	18,597	18,9	18,8706	18,11	18,5695
26,425	26,694	18,7	18,5825	18,87	18,8452	17,31	16,871
26,937	26,6574	18,77	18,708	18,83	18,8495	16,52	16,1388
26,678	26,6705	18,79	18,8304	18,83	18,839		
27,927	27,7358	19,06	19,1211	18,82	18,8116		
27,958	27,9502	18,95	19,0081	18,79	18,7573		
28,029	27,9298	18,83	18,8827	18,79	18,7874		
		18,85	18,8472	18,7	18,7143		
		18,91	18,9843	18,62	18,5969		
		18,82	18,8589	18,54	18,6657		
		18,92	18,9504	18,37	18,4616		
		18,65	18,678				

Çizelge A.4: Halojenür sistemleri için YSA ile elde edilen LogCp değerleri.

CaO - CaF ₂ - Al ₂ O ₃ - BaO, 1673 K		CaO - CaF ₂ - Al ₂ O ₃ - Li ₂ O, 1573 K		CaO - CaF ₂ - Al ₂ O ₃ - Na ₂ O, 1573 K	
Deneysel	YSA	Deneysel	YSA	Deneysel	YSA
22,9689	22,9721	25,1644	25,1333	25,1614	25,1481
22,8982	22,894	25,7505	25,5288	25,8938	25,8963
23,1511	23,1599	25,6191	25,5543	25,6758	25,7962
23,4108	23,3798	25,2175	25,5555	25,7284	25,6787
23,4346	23,4627	25,5105	25,5909	26,2185	26,2307
23,5688	23,5277	25,8871	25,8306	26,2465	26,2313
22,9713	22,963	25,7505	25,8258	26,1593	26,1312
23,0017	22,8935	25,7059	25,8436	26,3908	26,3815
23,2636	23,2616	25,828	25,7275	26,2831	26,2437
		25,711	25,7388	26,3993	26,4397
		26,1193	26,1134		
		26,1761	26,1602		
		26,1688	26,2191		
		26,2198	26,2415		
		26,3296	26,3269		
		26,3514	26,3659		

Çizelge A.4 (devam): Halojenür sistemleri için YSA ile elde edilen LogCp değerleri.

CaO - CaF ₂ - BaF ₂ - MnO, 1573 K		CaO - CaF ₂ - Cr ₂ O ₃ , 1773 K		CaO - CaF ₂ - Cr ₂ O ₃ , 1823 K	
Deneysel	YSA	Deneysel	YSA	Deneysel	YSA
26,85	26,8425	21,5	21,6035	20,15	20,1194
26,86	26,8593	21,5	21,3871	19,9	20,0171
26,84	26,8482	21,4	21,3999	19,9	19,8838
26,97	26,9667	21,4	21,3861	20,1	20,0268
26,93	27,1136	22	22,0019	20,1	19,9016
27,08	27,1467	21,6	21,2995	19,85	19,8795
27,15	27,1493	21,7	21,6031	20,1	19,9791
27,43	27,4291	22,2	22,1969	20,15	19,9536
27,54	27,5028	21,3	21,2995	20,325	20,3297
27,65	27,6676	21,5121	21,4701	20,861	20,8649
		21,6585	21,6669	20,453	20,4531
		21,7804	21,7479		
		21,9268	21,7844		
		21,9756	21,8599		
		20,554	20,7902		
		20,65	20,5194		
		21,07	21,0712		
		21,007	21,0097		
		21,607	21,7722		
		21,561	21,8293		
		21,485	21,3822		
		21,551	21,5482		

Çizelge A.4 (devam): Halojenür sistemleri için YSA ile elde edilen LogCp değerleri.

CaO - CaF ₂ - SiO ₂ , 1573 K		CaO - CaF ₂ - SiO ₂ - K ₂ O, 1473-1523-1573-1623 K		CaO - CaF ₂ - SiO ₂ - Na ₂ O, 1623 K	
Deneysel	YSA	Deneysel	YSA	Deneysel	YSA
25,01	25,0621	26,4281	26,5771	26,995	27,2247
24,43	24,4139	27,3579	27,2332	27,188	27,3886
24,03	23,9328	27,5922	27,5785	26,788	27,2775
23,63	23,488	27,6522	27,5788	27,133	27,3173
24,72	24,643	28,0414	28,1148	26,981	27,1054
24,13	24,1097	28,179	28,1976	27,201	27,113
23,57	23,3728	25,6665	25,6146	26,83	27,3426
23,19	22,8356	26,0253	25,8709	27,16	27,0992
23,87	23,8294	25,9069	25,8896	25,24	25,737
23,28	23,2811	26,2253	26,0567	25,75	25,4393
22,88	22,844	26,4314	26,3699	26,5	27,0832
22,53	22,3259	26,5999	26,5603	25,866	25,9301
22,98	22,9636	26,6955	26,7121	26,651	26,0153
22,6	22,5541	26,8331	26,905	25,784	25,8151
22,26	22,1401	27,0531	26,9886	25,646	25,5412
21,91	21,7978	27,0128	26,9829	26,059	26,0674
21,35	21,3899	24,8388	24,8742	25,784	25,9155
21,21	21,1753	24,8842	24,9066	25,894	26,1468
21,14	21,0919	25,2601	25,2699	26,788	26,1351
21,12	21,4166	25,5276	25,5146	25,88	25,771
		25,616	25,5339	25,344	25,5577
		25,8639	25,8833	26,706	26,0466
		25,9841	26,0414	25,605	25,6407
		26,0128	26,0328		
		26,2553	26,2462		
		26,1399	26,1764		
		26,5441	26,4635		
		24,1206	24,1693		

EK A.2 MATLAB yazılımı ile oluşturulan YSA uygulamalarının kodları

%Feed Forwarded (trainlm) NN (tek gizli katman için)

clc, clear

format shortg

load('veriler');

girdiyeni(1:6,:) = girdi(1:6,:);

% girdiyeni(6,:) = girdi(7,:);

inputs = girdiyeni;

targets = hedef;

% Ağı yapılandırma

% n = input('Gizli katmandaki node sayısını girin: ');

n = 10;

hiddenLayerSize = n;

net = fitnet(hiddenLayerSize);

%Transfer fonksiyonları tercihi

%Diğer proses fonksiyonları için: help nntransfer

net.layers{1}.transferFcn = 'logsig';

net.layers{2}.transferFcn = 'purelin';

%Proses fonksiyonları tercihi

%Diğer proses fonksiyonları için: help nnprocess

net.inputs{1}.processFcns = {'removeconstantrows','mapminmax'};

net.outputs{2}.processFcns = {'removeconstantrows','mapminmax'};

% Eğitim, Doğrulama ve Test Kümesi Tercihi

% Diğer kümeleme tercihleri için: help nndivide

```

% xE = input('Eğitim kümesinin toplam veriye % oranını girin: ');
% xT = input('Test kümesinin toplam veriye % oranını girin: ');
xE = 70; xT = 15;
xV = 100 - xE - xT;

net.divideFcn = 'dividerand'; % Raslantısal olarak ayır
net.divideMode = 'sample';

net.divideParam.trainRatio = xE/100;
net.divideParam.valRatio = xV/100;
net.divideParam.testRatio = xT/100;

% net.divideFcn = 'divideind';
% net.divideParam.trainInd = 1:19;
% net.divideParam.valInd = 20:23;
% net.divideParam.testInd = 24:27;

% Eğitim fonksiyonu tercihi (trainlm)
% Diğer eğitim fonksiyonları için: help nntrain
net.trainFcn = 'trainlm'; % Levenberg-Marquardt

net.trainParam.showWindow = true;
net.trainParam.epochs = 2000;
% net.trainParam.goal = var(targets)/100; %Öğrenme hedefe gelince durdurulur
net.trainParam.goal = 0;
net.trainParam.mc = 0.95; %Momentum sabiti
net.trainParam.show = 25; %İşlem gösterimi sıklığı(epoch)
net.trainParam.lr = 0.01; %Öğrenme hızı
net.trainParam.max_fail = 6; %maksimum hata
net.trainParam.min_grad = 1e-005; %default 1e-005
net.trainParam.mu_max = 1e+010; %default 1e+010
net.trainParam.mu = 0.001;
net.trainParam.mu_dec = 0.1;
net.trainParam.mu_inc = 10;

```

```
% Performans fonksiyonu tercihi
% Diğer performans fonksiyonları için: help nnperformance
net.performFcn = 'mse'; % Mean squared error
```

```
% Grafik fonksiyonları
% Diğer grafik türleri için: help nnplot
net.plotFcns = {'plotperform','plottrainstate','ploterrhist', ...
    'plotregression', 'plotfit'};
```

```
%Initilazing
net.initFcn = 'initlay';
net.layers{1}.initFcn = 'initnw';
net.layers{2}.initFcn = 'initnw';
```

```
net = init(net);
```

```
% Ağıın eğitimi
[net,tr] = train(net,inputs,targets);
```

```
% Ağıın test edilmesi
```

```
outputs = net(inputs);
errors = gsubtract(targets,outputs);
performance = perform(net,targets,outputs);
```

```
% Performansların tekrar hesaplanması
trainTargets = targets .* tr.trainMask{1};
valTargets = targets .* tr.valMask{1};
testTargets = targets .* tr.testMask{1};
trainPerformance = perform(net,trainTargets,outputs);
```

```
valPerformance = perform(net,valTargets,outputs);
testPerformance = perform(net,testTargets,outputs);
```

```
%R2 ve RMSE
```

```
% xR2(1,:) = targets-mT;
% xR2(2,:) = outputs-mT;
% xR2(3,:) = xR2(1,:).^2;
% xR2(4,:) = xR2(2,:).^2;
% xR2(5,:) = sum(xR2(3,:));
% xR2(6,:) = sum(xR2(4,:));
% R2 = xR2(6,+)/xR2(5,);
```

```
RMSE = sqrt(performance);
RMSEtrain = sqrt(trainPerformance);
RMSEvalid = sqrt(valPerformance);
RMSEtest = sqrt(testPerformance);
```

```
R(1,:) = [{'Kullanılan Veri'},{' RMSE'}];
R(2,:) = [{'Eğitim Kümesi'},{'RMSEtrain'}];
R(3,:) = [{'Doğrulama Kümesi'},{'RMSEvalid'}];
R(4,:) = [{'Test Kümesi'},{'RMSEtest'}];
R(5,:) = [{'Toplam'},{'RMSE'}];
```

```
disp(R);
```

```
% Ağın görünümü
```

```
% view(net)
```

```
% Grafikler (Opsiyonel)
%figure, plotperform(tr)
%figure, plottrainstate(tr)
%figure, plotfit(net,inputs,targets)
%figure, plotregression(targets,outputs)
%figure, ploterrhist(errors)
```


ÖZGEÇMİŞ

Adı Soyadı : Emre Alan

Doğum Yeri ve Yılı : Artova 02.08.1987

Lisans : İstanbul Teknik Üniversitesi /
Metalurji ve Malzeme Mühendisliği (2005-2010)

TEZDEN TÜRETİLEN YAYINLAR/SUNUMLAR

- B. Derin, **E. Alan**, O. Yücel, M. Suzuki, T. Tanaka, *A Study on Estimation of Phosphorus Capacities of Molten Slags Using a Neural Network Approach*, The 30th Journess Siderurgiques Internationales (The 30th JSI), Paris (2012).