

İSTANBUL TEKNİK ÜNİVERSİTESİ ★ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**MEMBRAN BİYOREAKTÖRÜN
YAPAY SİNİR AĞI İLE MODELLENMESİ**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Bariş ŞEN

Makina Mühendisliği Anabilim Dalı

Sistem Dinamiği Ve Kontrol Programı

OCAK 2012

İSTANBUL TEKNİK ÜNİVERSİTESİ ★ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**MEMBRAN BİYOREAKTÖRÜN
YAPAY SİNİR AĞI İLE MODELLENMESİ**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

**Bariş ŞEN
503071620**

Makina Mühendisliği Anabilim Dalı

Sistem Dinamiği Ve Kontrol Programı

Tez Danışmanı: Prof. Dr. Şeniz ERTUĞRUL

OCAK 2012

İTÜ, Fen Bilimleri Enstitüsü'nün 503071620 numaralı Yüksek Lisans Öğrencisi, "Barış ŞEN", ilgili yönetmeliklerin belirlediği gerekli tüm şartları yerine getirdikten sonra hazırladığı "Membran Biyoreaktörün Yapay Sinir Ağı İle Modellenmesi" başlıklı tezini aşağıda imzaları olan jüri önünde başarı ile sunmuştur.

Tez Danışmanı : **Prof. Dr. Şeniz ERTUĞRUL**
İstanbul Teknik Üniversitesi

Jüri Üyeleri : **Yrd. Doç. Dr. Ayhan KURAL**
İstanbul Teknik Üniversitesi

Prof. Dr. Neşe TÜFEKÇİ
İstanbul Üniversitesi

Teslim Tarihi : **19 Aralık 2011**
Savunma Tarihi : **23 Ocak 2012**

Sevgili Eşime,

ÖNSÖZ

Tez çalışmam boyunca desteğini hiçbir zaman esirgemeyen tez danışmanım Sayın Prof. Dr. Şeniz ERTUĞRUL' a teşekkür ederim.

Konu hakkında değerli görüşlerini her zaman açık gönüllülükle paylaşan Sayın Burcu Didem ÖZDEMİR' e teşekkür ederim.

Son olarak, sürekli beni destekleyen, sevgi ve sabırla her an yardım eden sevgili eşim Ayşe Miray ŞEN' e ve her zaman manevi desteklerini hissettiğim ailelerimize sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

Ocak 2012

Barış ŞEN

İÇİNDEKİLER

Sayfa

ÖNSÖZ	vii
İÇİNDEKİLER	ix
KISALTMALAR	xi
ÇİZELGE LİSTESİ	xiii
ŞEKİL LİSTESİ	xv
SEMBOL LİSTESİ	xix
ÖZET	xxi
SUMMARY	xxiii
1. GİRİŞ	1
1.1 Tezin Amacı	5
1.2 Literatür Araştırması	6
2. MEMBRAN BİYOREAKTÖR	11
2.1 Membran Biyoreaktör Tanımı	11
2.2 Pilot Membran Biyoreaktör Ünitesi	16
3. DİNAMİK SİSTEMLERİN MODELLENMESİ	21
3.1 Sistem Tanılama	21
3.2 Doğrusal Dinamik Sistemlerin Modellenmesi	25
3.2.1 ARX ile modellenmesi	26
3.2.2 ARMAX ile modellenmesi	26
3.3 Doğrusal Olmayan Dinamik Sistemlerin Modellenmesi	27
3.3.1 Yapay sinir ağları ile modellenmesi	27
3.3.1.1 Nöron	28
3.3.1.2 Çok katmanlı yapay sinir ağları	29
3.3.1.3 NARX ağı	30
4. MEMBRANIN DİNAMİK BİR SİSTEM OLARAK MODELLENMESİ	33
4.1 Membran Biyoreaktör Konfigürasyonu	34
4.2 Verinin Hazırlanması	35
4.3 Giriş Değişkenlerinin Seçim Metotları	37
4.3.1 Temel bileşen analizi (PCA)	37
4.3.2 Karşılıklı bilgi (MI)	39
4.4 Sistemin Doğrusallığının İncelenmesi	41
4.5 Sistemin Derecesinin Ve Gecikmesinin Bulunması	43
4.6 ARX ve ARMAX Yapıları İle Modelleme	52
4.6.1 ARX ile modellenmesi	53
4.6.2 ARMAX ile modellenmesi	54
4.7 Yapay Sinir Ağı İle Modellenmesi	55
4.7.1 Model 1	57
4.7.2 Model 2	62
4.7.3 Model 3	67
4.7.4 Model 4	72
5. SONUÇLAR VE ÖNERİLER	77
KAYNAKLAR	81

ÖZGEÇMİŞ	85
-----------------------	-----------

KISALTMALAR

AIC	: Akaike Information Criteria
ANN	: Artificial Neural Network
ARX	: Auto Regressive With Exogenous Terms
ARMAX	: Auto Regressive Moving Average With Exogenous Terms
ASM 1-3	: Activated Sludge Model No :1-3
BOI	: Biochemical Oxygen Demand
BP	: Backpropagation
CAS	: Conventional Activated Sludge
DO	: Dissolved Oxygen (ÇO)
EPS	: Extracellular Polymeric Substances
HRT	: Hydraulic Retention Time
KOI	: Chemical Oxygen Demand
MAE	: Maximum Absolute Error
MBR	: Membrane Bioreactor
MDL	: Minimum Description Length
MI	: Mutual Information
MIMO	: Multi Input Multi Output
MISO	: Multi Input Single Output
MLSS	: Mixed Liquor Suspended Solids (AKM)
MSP	: Multi Step Prediction
NaN	: Not A Number
NARX	: Nonlinear autoregressive exogenous model
PCA	: Principal Component Analysis
PLC	: Programmable Logic Controller
SAE	: Sum Absolute Error
SIMO	: Single Input Multi Output
SISO	: Single Input Single Output
SRT	: Sludge Retention Time
SS	: Single Step
TMP	: Transmembrane Pressure
ZOH	: Zero Order Hold

ÇİZELGE LİSTESİ

	<u>Sayfa</u>
Çizelge 3.1 : Aktivasyon Fonksiyonları	28
Çizelge 4.1 : MBR ekipmanları	34
Çizelge 4.2 : YSA modeller	55
Çizelge 5.1 : Model 1 ve Model 2 Hata Tablosu	79
Çizelge 5.2 : Model 3 ve Model 4 Hata Tablosu	80

ŞEKİL LİSTESİ

Sayfa

Şekil 1.1	: Yeryüzündeki su dağılımı	1
Şekil 1.2	: Atık su karakterizasyonu	2
Şekil 1.3	: İleri biyolojik atık su arıtma tesisi akım şeması	3
Şekil 1.4	: TMP’ deki artış	8
Şekil 1.5	: Membranın yıkama basamakları	8
Şekil 2.1	: Batık tip membran ve kartuş örneği	11
Şekil 2.2	: (a)Batık tip membran ve (b)Harici tip membran	12
Şekil 2.3	: Membran teknolojileri temel yapılandırma	12
Şekil 2.4	: Membranın tutabildiği parçacıklar ve süreç isimleri	13
Şekil 2.5	: Membran blok diyagramı	13
Şekil 2.6	: MBR ve aktif çamur sisteminin karşılaştırılması	14
Şekil 2.7	: Membran parametrelerinin tıkanmaya olan etkisi	15
Şekil 2.8	: Membranın yıkama basamakları	16
Şekil 2.9	: Pilot Membran Ünitesi	17
Şekil 2.10	: Temiz kaset ve tıkanan kaset	17
Şekil 2.11	: MBR özet	18
Şekil 2.12	: Membran biyoreaktör blok diyagramı	19
Şekil 3.1	: Model Kurma	21
Şekil 3.2	: Statik ve dinamik sistem cevabı	22
Şekil 3.3	: Sistem tanılama basamakları	23
Şekil 3.4	: Açık çevrim kontrol	24
Şekil 3.5	: Kapalı çevrim kontrol	24
Şekil 3.6	: Doğrusal çok terimli modelin blok diyagramı	26
Şekil 3.7	: ARX blok diyagram gösterimi	26
Şekil 3.8	: ARMAX blok diyagram gösterimi	27
Şekil 3.9	: YSA öğrenme şekilleri ve yapıları	27
Şekil 3.10	: Nöron	28
Şekil 3.11	: Çok girişli yapay sinir ağı	29
Şekil 3.12	: Çok katmanlı yapay sinir ağı	29
Şekil 3.13	: NARX ağı	31
Şekil 3.14	: NARX paralel yapı ve seri yapı	31
Şekil 4.1	: MBR süreci	34
Şekil 4.2	: Simulink parametre tahmin arayüzü(NaN şekli)	36
Şekil 4.3	: Simulink parametre tahmin arayüzü(ZOH şekli)	36
Şekil 4.4	: 1. ve 2. eksen verileri	38
Şekil 4.5	: Komponentlere ait varyanslar	38
Şekil 4.6	: 1. ve 2. komponentlerin bileşenleri	39
Şekil 4.7	: Giriş değişkenleri seçim stratejileri ve algoritmaları	40
Şekil 4.8	: Doğrusal sistem tepkisi	41
Şekil 4.9	: Koherans analizi sonuçlar-1	42
Şekil 4.10	: Koherans analizi sonuçlar-2	42

Şekil 4.11 : Koherans analizi sonuçlar-3	43
Şekil 4.12 : 1. derece sisteme ait basamak tepkisi	44
Şekil 4.13 : 2. derece sisteme ait basamak tepkisi	44
Şekil 4.14 : 3. derece sisteme ait basamak tepkisi	45
Şekil 4.15 : AKM – akı sistemine ait darbe yanıtı	46
Şekil 4.16 : AKM – basınç sistemine ait darbe yanıtı	46
Şekil 4.17 : O2 – akı sistemine ait darbe yanıtı	47
Şekil 4.18 : O2 – basınç sistemine ait darbe yanıtı	47
Şekil 4.19 : Redox – akı sistemine ait darbe yanıtı	48
Şekil 4.20 : Redox – basınç sistemine ait darbe yanıtı	48
Şekil 4.21 : Seviye – akı sistemine ait darbe yanıtı	49
Şekil 4.22 : Seviye – basınç sistemine ait darbe yanıtı	49
Şekil 4.23 : Sıcaklık – akı sistemine ait darbe yanıtı	50
Şekil 4.24 : Sıcaklık – basınç sistemine ait darbe yanıtı	50
Şekil 4.25 : Vana – akı sistemine ait darbe yanıtı	51
Şekil 4.26 : Vana – basınç sistemine ait darbe yanıtı	51
Şekil 4.27 : Sistem tanılama araç kutusu (ofset kaldırma)	52
Şekil 4.28 : Sistem tanılama araç kutusu (model derecesi seçim)	52
Şekil 4.29 : ARX modeller	53
Şekil 4.30 : Kutup – sıfır sadeleşmesi yapılmadan önce	53
Şekil 4.31 : Kutup – sıfır sadeleşmesi uygulanmış şekli	54
Şekil 4.32 : ARMAX modeller	54
Şekil 4.33 : Model 1 akı için YSA eğitim sonucu	57
Şekil 4.34 : Model 1 basınç için YSA eğitim sonucu	58
Şekil 4.35 : Model 1 akı için YSA eğitim hatası	59
Şekil 4.36 : Model 1 basınç için YSA eğitim hatası	59
Şekil 4.37 : Model 1 akı için YSA validasyon sonucu	60
Şekil 4.38 : Model 1 basınç için YSA validasyon sonucu	60
Şekil 4.39 : Model 1 akı için MS YSA tahmini	61
Şekil 4.40 : Model 1 basınç için MS YSA tahmini	61
Şekil 4.41 : Model 2 akı için YSA eğitim sonucu	62
Şekil 4.42 : Model 2 basınç için YSA eğitim sonucu	63
Şekil 4.43 : Model 2 akı için YSA eğitim hatası	64
Şekil 4.44 : Model 2 basınç için YSA eğitim hatası	64
Şekil 4.45 : Model 2 akı için YSA validasyon sonucu	65
Şekil 4.46 : Model 2 basınç için YSA validasyon sonucu	65
Şekil 4.47 : Model 2 akı için MS YSA tahmini	66
Şekil 4.48 : Model 2 basınç için MS YSA tahmini	66
Şekil 4.49 : Model 3 akı için YSA eğitim sonucu	67
Şekil 4.50 : Model 3 basınç için YSA eğitim sonucu	68
Şekil 4.51 : Model 3 akı için YSA eğitim hatası	69
Şekil 4.52 : Model 3 basınç için YSA eğitim hatası	69
Şekil 4.53 : Model 3 akı için YSA validasyon sonucu	70
Şekil 4.54 : Model 3 basınç için YSA validasyon sonucu	70
Şekil 4.55 : Model 3 akı için MS YSA tahmini	71
Şekil 4.56 : Model 3 basınç için MS YSA tahmini	71
Şekil 4.57 : Model 4 akı için YSA eğitim sonucu	72
Şekil 4.58 : Model 4 basınç için YSA eğitim sonucu	73
Şekil 4.59 : Model 4 akı için YSA eğitim hatası	74
Şekil 4.60 : Model 4 basınç için YSA eğitim hatası	74

Şekil 4.61 : Model 4 akı için YSA validasyon sonucu	75
Şekil 4.62 : Model 4 basınç için YSA validasyon sonucu	75
Şekil 4.63 : Model 4 akı için MS YSA tahmini	76
Şekil 4.64 : Model 4 basınç için MS YSA tahmini	76

SEMBOL LİSTESİ

Θ	: ARX ve ARMAX model parametreleri
IW	: Girişlere ait ağırlıklar
LW	: Çıkışlara ait ağırlıklar
TDL	: Zaman gecikmesi
α	: Katsayı
t	: Zaman
na	: Kutupların sayısı
nb	: Sıfırların sayısı + 1
nk	: Gecikme
δ	: Darbe yanıtı
w	: Yapay sinir ağının ağırlıkları
b	: Yapay sinir ağı yanlılık
u(t)	: Sistem girişi
y(t)	: Sistem çıkışı
e(t)	: Gürültü
F	: Yapay sinir ağı aktivasyon fonksiyonu
Σ	: Toplama operatörü

MEMBRAN BİYOREAKTÖRÜN YAPAY SİNİR AĞI İLE MODELLENMESİ

ÖZET

Temiz su ve temiz su kaynakları tüm canlılar için hayati önem taşımaktadır. Atık suyun arıtılması ve tekrar sisteme kazandırılması ile ekosistem korunmaktadır. Atık su arıtma tesislerinin kurulması ve atık su arıtma teknolojilerinin gelişmesi ile birlikte daha sık karşılaştığımız membran biyoreaktörler, konvensiyonel atık su arıtma tesislerine göre bazı avantajlar taşımaktadırlar. Özellikle yüksek AKM ile çalışması ve sınırlı yer ihtiyacı ile kurulabilmesi pozitif yönleridir. Fakat işletmenin zor olması ve tıkanarak akının düşmesi sebebiyle zor bir sistemdir.

Tez çalışmasının birinci bölümünde, konuya genel bir giriş yapılmakta, tezin amacına değinilmekte ve literatürde yapılan çalışmalar anlatılmaktadır. Membran biyoreaktör aktif çamur sisteminin ve filtrasyon sürecinin birleşiminden oluşmaktadır. Konfigürasyona göre veya yapıldığı malzemeye göre farklı isimler almaktadır.

İkinci bölümde, membran biyoreaktör ünitesi tanıtılmaktadır. Genel tanımlar yapılmaktadır. Membran dinamiklerinin anlaşılabilmesi için temel denklemler verilmektedir. Tıkanmadan ve tıkanmanın etkilerinden bahsedilmektedir. Ayrıca tıkanma durumunda uygulanacak yıkama basamakları anlatılmıştır.

Tez çalışması boyunca kullanılan batık tip membran gözenek çapından dolayı mikrofiltrasyon filtre olarak anılmaktadır. İşletme esnasında üzerinde oluşacak çamurdan dolayı etkin gözenek çapı daha da küçülmekte ve ultrafiltrasyon eş değeri bir yapı oluşmaktadır. Kullanılan pilot membran biyoreaktör karbon ve azot (nitrifikasyon-denitrifikasyon) giderimi yapmaktadır. Süreç için gerekli geri devir çamuru membran tankdan pompa yardımı ile anoksik bölgeye basılmaktadır.

Üçüncü bölümde, dinamik sistemlerin tanımı yer almaktadır. İlk olarak, doğrusal dinamik sistemlerin modellenmesinde kullanılan parametrik modelleme yöntemlerinden ARX ve ARMAX modelleme anlatılmaktadır. Devamında ise, doğrusal olmayan dinamik sistemlerin modellenmesinde kullanılan yapay sinir ağları anlatılmıştır. Zaman serilerinin modellenmesinde de kullanılan yapay sinir ağlarının özel bir çeşidi olan NARX ağından bahsedilmiştir. Çok katmanlı ağlar anlatılmaktadır.

Dördüncü bölümde, membran biyoreaktör sistemi dinamik bir sistem olarak ele alınmıştır. Koherans analizi kullanılarak sistemin doğrusallığı incelenmiştir. Sistemin tamamen doğrusal olmayan bir yapıda olduğu görülmüştür.

Sistemin modellenmesindeki başarımını arttırabilmek için elimizdeki veriler düzenlenmiştir. Bu aynı zamanda çok basamaklı tahmin performansını da arttırmaktadır. Yapay sinir ağlarına uygulanacak girişlerin seçiminde iki farklı yöntem kullanılmaktadır.

Çalışma boyunca dört farklı model kullanılmaktadır. Birinci modelin seçiminde deneyimlere yer verilmektedir. Temel bileşen analizi ile ikinci model elde edilmiştir. Karşılıklı bilgi yöntemi ile ise üçüncü model elde edilmiştir. Son modelde işletme esnasında kullanılan tüm parametreler kullanılmaktadır.

Öncelikle, membran biyoreaktör sistemi, doğrusal dinamik sistemlerin modellenmesinde kullanılan ARX ve ARMAX ile modellenmiştir, fakat yeterli başarımlar elde edilememiştir. Bu nedenle sistem, yapay sinir ağı ile farklı modeller altında incelenmiştir. Elde edilen sonuçlar tatmin edicidir. Özellikle üçüncü ve dördüncü modelde sistem yüksek başarımlar ile modellenmiştir. 14 gün için çok basamaklı tahmin sonuçları gerçek veriye çok yakındır ve sistemin dinamiğini yansıtmaktadır.

Bu tezde yalnızca bir pilot membran biyoreaktör sistemi modellenmiştir. Gelecek çalışmalarda, farklı membran biyoreaktör sistemleri de mevcut yapay sinir ağıyla modellenip, yapay sinir ağının başarımlarının artırılması sağlanabilir. Yeni devreye alınacak membran biyoreaktör sistemine ait veriler yapay sinir ağına başlangıç değerleri olarak öğretilmelidir. Oluşturulacak farklı tıkanma senaryolarını içeren durumlar yapay sinir ağının eğitiminde ve validasyonunda kullanılmalıdır.

Sahadan gelebilecek hatalı ve eksik bilgileri de işleyebilecek bir algoritma ile tasarlanacak kontrolcü sayesinde membran biyoreaktör daha verimli kullanılabilir.

Sonuç olarak, mevcut yapay sinir ağının geliştirilmesi ve en uygun kontrol şeklinin seçilmesi önerilmektedir.

MODELLING OF MEMBRANE BIOREACTOR USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

SUMMARY

Clean water and clean water resources have a vital importance for all living beings. Water covers approximately % 70 of the Earth's surface. Approximately % 97 of water is salt water and rest of the water is fresh water. And smaller amount of fresh water is suitable for all living beings. Therefore keeping available water supply is so important.

The ecosystem is protected by treatment of wastewater and recovering it back to the system. Sewage treatment is the process of removing organics and inorganics compounds from wastewater.

In conjunction with the establishment of new wastewater treatment plants and new developments at wastewater technologies, we have been commonly encountering with membrane bioreactor systems.

Conventional wastewater treatment plants are called preliminary treatment, biological treatment and advanced biological treatment according to process type.

Membrane bioreactor systems have some advantages comparing with the conventional wastewater treatment plants. Especially, working with higher MLSS and the need of limited construction area are positive sides of membrane bioreactors.

However, MBR's are troublesome systems due to the difficulties during the operation and decrease in flux because of fouling. For several reasons, membrane bioreactor system must kept under strict control.

The first section highlight the purpose of the thesis and mentions of some studies in the literature. Membrane bioreactor system is consisted of activated sludge system and filtration process.

There are different types of membrane bioreactors according to the configuration or the type of material. There are two membrane configurations. Submerged membranes are immersed in biological reactor and sidestream membranes are located outside of biological reactor.

In the second chapter, membrane bioreactor unit is introduced and general definitions are given. In order to understand dynamics of membrane, basic equations are defined. Such as flux, transmembrane pressure and specific flux rate.

The flux is the quantity of material passing through a unit area of membrane surface per unit time. Transmembrane pressure is the difference between outlet of membrane and reference point, where no flow occurs. Specific flow rate is the ratio of flux to transmembrane pressure.

Fouling and effects of fouling are mentioned. Cleaning steps are also explained under the fouling circumstances.

Fouling could be defined as the deposition of solid materials (organics and inorganics) onto the membrane surface or blocking of the membrane pores by bigger particles. Operating at higher flux is important. Early cleaning procedure has a great effect on achievement better operating. It also decreases operation costs.

In the thesis study a micro filtration submerged MBR has been used. Because of activated sludge during operation, the membrane becomes like ultra filtration.

Carbon and nitrogen (nitrification-denitrification) are removed by the membrane bioreactor unit. Return activated sludge required for the process is pumped from membrane tank into anoxic tank.

In the section three, dynamic systems are defined. Dynamic systems are defined using differential equations. Dynamic systems are modelled using physical laws or system identification methods.

Determining inputs and outputs are so important in order to select correct system type. Dynamic system output depends on inputs at the moment and past system states. Static system output depends on inputs at the moment.

First of all, parametric modelling methods ARX and ARMAX, which are used in the modelling of linear dynamic systems, are explained.

Afterwards, artificial neural network, which is generally used for the modelling of nonlinear dynamic systems, is introduced. Artificial neural network is a computational model that is inspired by biological neural networks. Artificial neural network is used in many scientific fields such as environmental engineering, meteorology etc. NARX is one of special type artificial neural networks, that is also used for the time series modelling as well.

In the section four, the membrane bioreactor system is considered as a dynamic system. The system linearity has been tested using coherence analysis and determined that the system is highly nonlinear.

In order to improve results of modelling, available data have been processed. For this step, Matlab system identification toolbox graphical user interface is used. Also step response and impulse response results are used. Akaike information criteria and minimum description length can be used for determining model order via system identification toolbox graphical user interface in matlab.

Step response gives information about system order and impulse response gives information about system delay.

This step also enhanced the multi step prediction results. Two different approaches have been used for selecting inputs to artificial neural network.

In the thesis, four different models have been studied. The first model has been selected based on experiences.

The second model has been selected using the principal component analysis. The mutual information method has been utilized for the third model.

Finally, all parameters have been selected for the last model.

Principal component analysis is a mathematical method that uses an orthogonal transformation to find correlated variables into a principal components. The first principal component has a high variance.

Mutual information is another mathematical method that uses probability distribution functions to find mutual dependence.

First of all, MBR was modelled by ARX and ARMAX in the linear dynamic modelling step. But the resulting performance was not satisfactory. Therefore, the system was examined using ANN with four different models.

Especially, when the system was modelled with the third and the fourth models, desired performance has been achieved. MS predictions for 14 days are very close to the real system and it reflects the dynamics of the system very well.

In this thesis study, only one MBR system has been modelled. For the future studies, ANN performance could be increased by modelling different MBR systems. Different fouling scenarios could be created for train and validation of artificial neural network.

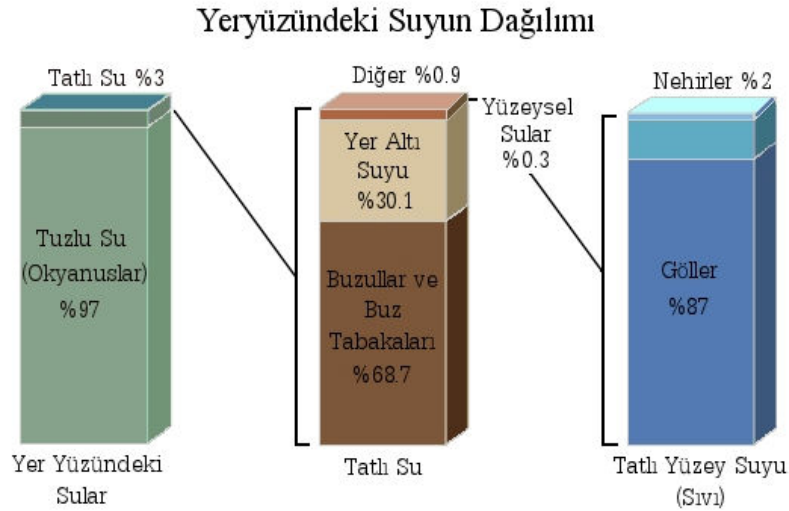
MBR can be used more efficiently by means of a controller that can processes wrong or missing values coming from the field.

As a conclusion ANN models obtained in this study could be improved and proper control algorithm could be designed for more efficient operation.

1. GİRİŞ

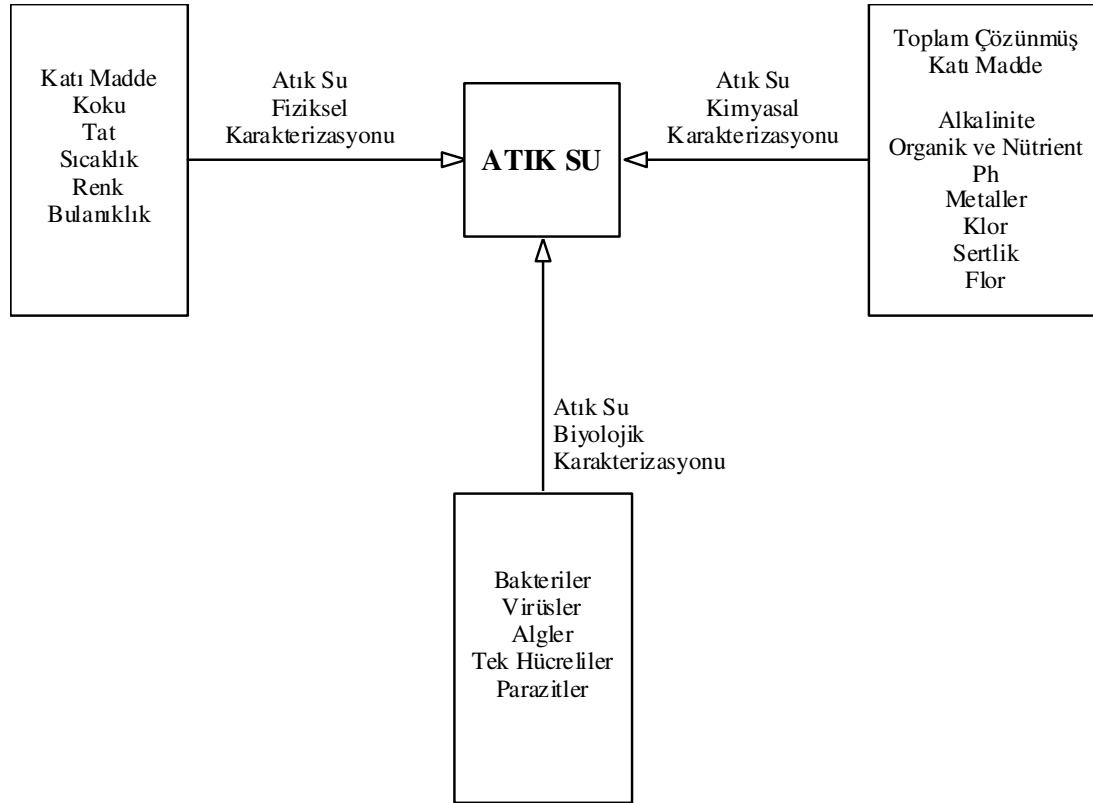
Temiz su ve temiz su kaynakları, ekosistem ve tüm canlılar için hayati önem taşımaktadır. Fakat aşırı nüfus artışı, düzensiz kentleşme ve sanayinin artması ile tüketimi artan ve kirlenen su kaynakları, dünyamız için önemli bir tehdit oluşturmaktadır.

Dünya yüzeyinin yaklaşık % 70' i su ile kaplıdır. Fakat bunun yaklaşık % 97' si tuzlu sudur. Geriye kalan % 3' lük kısım tatlı sudur. Şekil 1.1' de görüldüğü gibi, bu miktarın çok küçük bir kısmı kullanılabilir niteliktedir[1]. Bu noktada çok kısıtlı olan temiz suyun önemi daha da anlaşılmaktadır.



Şekil 1.1 : Yeryüzündeki su dağılımı

Tüm canlılar için önem taşıyan temiz suyun korunması önceliklerimizden biri olmalıdır. Atık sular, insan ve hayvan atıkları, evsel atıklar, endüstriyel atıklardan oluşmakla birlikte, yağmur suyu şebekelerinden gelen sular ve yer altı suları da buna karışabilmektedir. Genel olarak, evsel atık su, tıbbi atık su ve endüstriyel atık su olarak sınıflandırılabilir[2]. Atık suyun karakterizasyonuna etki eden parametreler şekil 1.2' de özetlendiği gibidir[3].



Şekil 1.2 : Atık su karakterizasyonu

Atık suların toplanarak arıtılması, habitatın ve temiz su kaynaklarının korunmasına ve canlı yaşamının devamının sağlanmasına yardımcı olmaktadır. Atık suların arıtılması, borular yardımı ile toplanarak atık su arıtma tesislerinde yapılmaktadır.

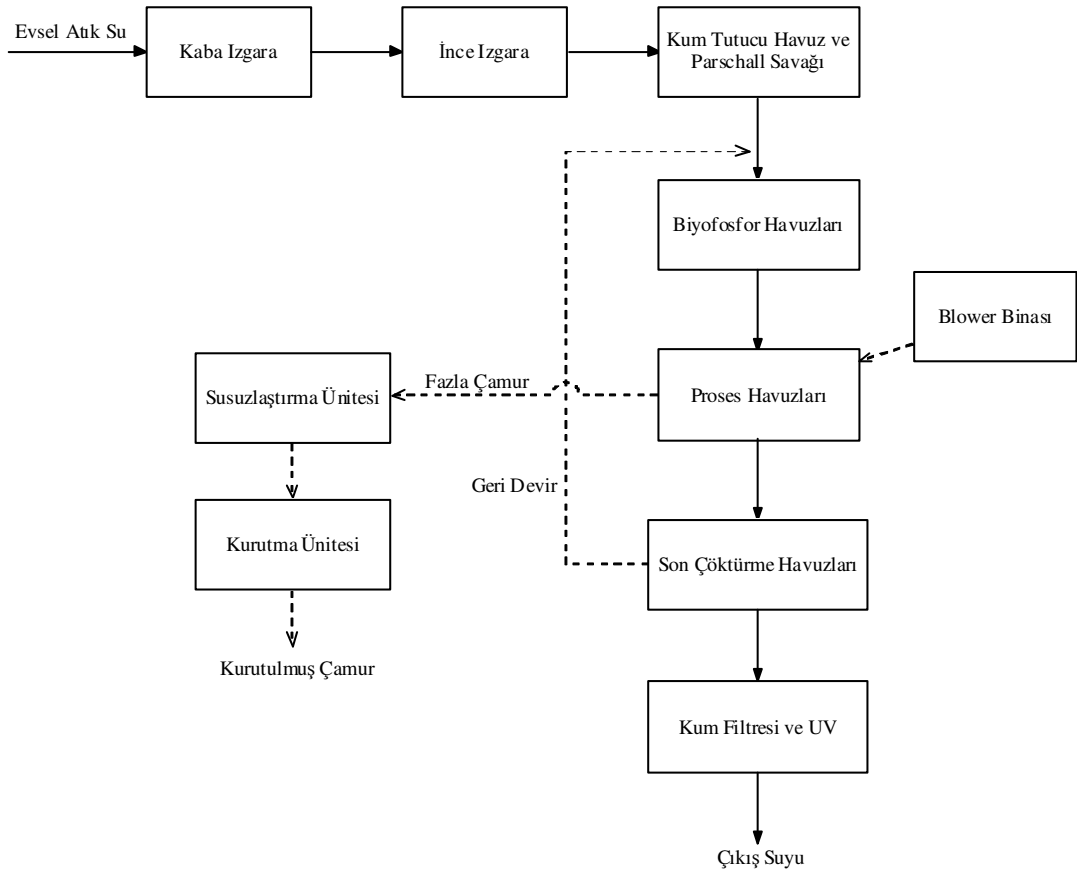
Atık su arıtma tesisleri fiziksel, kimyasal ve biyolojik metotların seçimine göre birincil, ikincil ya da ileri arıtma olarak isimlendirilirler[3]. Ön arıtma olarak da isimlendirilen birincil arıtma tesislerinde fiziksel metotlar seçilmiştir. Yaklaşık % 60 askıda katı madde giderimi sağlanmaktadır. İkincil arıtma tesislerinde ön arıtmaya ek olarak biyolojik veya kimyasal metotlarda kullanılmıştır. Çöken ve yüzebilen katı maddeler de giderilmektedir. İleri arıtma tesislerinde fiziksel, kimyasal ve biyolojik arıtma metotları kullanılmaktadır. İleri biyolojik atık su arıtma tesislerinde aktif çamur sistemi ile arıtma yapılabilmektedir[2,3].

Genel olarak atık su arıtma tesisleri süreçlerine göre ön arıtma, biyolojik arıtma ve ileri biyolojik arıtma olarak isimlendirilmektedirler.

İleri biyolojik atık su arıtma tesislerinde ana kirleticiler olarak da ifade edilebilen karbon, fosfor ve azot giderimi yapılmaktadır. Bu giderim, heterotrof ve ototrof

bakteriler ile sağlanmaktadır. Bu esnada nitrifikasyon ve denitrifikasyon reaksiyonları oluşmaktadır.

Genel olarak ileri biyolojik atık su arıtma tesislerinin akım şeması şekil 1.3’ de gösterildiği gibidir. Proses havuzlarında bulunan bakterilerin ve gelen atık suyun karışması ve havalandırıcılar (blowerlar) ile havalandırılması sonucu yapılan oksijenli arıtma sürecine aktif çamur sistemi denilmektedir. Son çöktürme havuzlarından sonra geri devir hattı ile aktif çamur biyofosfor havuzlarına devrettirilmektedir. Amaca göre ön çöktürme havuzları, çürütücü gibi ünitelerin bulunabileceği ileri biyolojik atık su arıtma tesisleri tasarım aşamasında şekillendirilmektedir.



Şekil 1.3 : İleri biyolojik atık su arıtma tesisi akım şeması

Geleneksel atık su arıtma yöntemlerinin yanında membran biyoreaktör ile arıtım da yapılmaktadır. Özellikle sınırlı yerleşim alanına sahip bölgelerde de kullanılan membran biyoreaktörler, aktif çamur sistemi ve filtre arıtma sürecinin birleşimi olarak kullanılabilir[4]. Son yıllarda teknolojinin de gelişmesiyle birlikte membran biyoreaktörler ile daha sık karşılaşılmaktadır.

Membran biyoreaktörün klasik atık su arıtma tesislerine göre daha az alana ihtiyaç duyması ve yüksek askıda katı madde (AKM) ile çalışması artılarından[4].

Membran biyoreaktörlerin işletilmesi esnasında incelenen parametrelerin dinamik olarak modellenmesi sayesinde sistem hakkında fikir sahibi olunmaktadır.

Fiziksel sistemler, biyolojik sistemler, kimyasal sistemler ve daha birçok sistemde girişlerin ve çıkışların arasındaki bağlantıyı kurmaya modelleme denilmektedir. Aradaki ilişki kurulurken matematiksel bağıntı ya da giriş çıkış bilgisi kullanılmaktadır. Modellenen sistem dinamik ya da statik olabilir.

Dinamik sistemlerde sistemin çıkışı, o anki girişlere ve sistemin geçmişine bağlıdır. Dinamik modeller sürekli zaman veya kesikli zaman olarak ifade edilebilirler[5].

Dinamik sistemler, giriş ve çıkış arasındaki ilişkinin doğrusal bağıntılara bağlı olması durumunda doğrusal dinamik sistemler, giriş ve çıkış arasında doğrusal bir bağıntı bulunmaması halinde ise doğrusal olmayan dinamik sistemler olarak sınıflandırılırlar. Doğrusal olmayan dinamik sistemler süper pozisyon ve homojenlik bağıntısına uymaz **(1.1)**. u_1 , u_2 sistemin girişleri, y_1 , y_2 sistemin çıkışlarıdır.

$$\begin{aligned} y_1 &= f(u_1) \\ y_2 &= f(u_2) \\ f(u_1 + u_2) &= f(u_1) + f(u_2) = y_1 + y_2 \\ f(a_1 u_1) &= a_1 f(u_1) = a_1 y_1 \end{aligned} \tag{1.1}$$

En uygun modelleme şekli belirlendikten sonra, sistemin giriş ve çıkışlarının hazırlanması sistem tanılamada önemli bir basamaktır. Veri toplama esnasında, algılayıcı hataları, eksik veri ve bozucuların etkisinden dolayı sistem dinamiğini yansıtmayan ya da olumsuz yönde etkileyen veriler bulunabilir. Bu tür verilerin düzenlenmesi modelin başarımı açısından çok önemlidir.

Sistemin giriş ve çıkışlarının belirlenmesi, sistemin dinamik ya da statik olarak temsil edilmesinde önemlidir. En uygun girişlerin seçilmesinde, doğrusal veya doğrusal olmayan sistemlere uygulanan farklı algoritmalar bulunmaktadır[6].

Sistemin doğrusallığı en uygun modelleme yönteminin seçiminde önemlidir. Doğrusal sistemlerin modellenmesinde, sonlu sayıda parametreler kullanılarak tanımlanan parametrik modeller kullanılabileceği gibi doğrusal olmayan sistemlerin modellenmesinde farklı modelleme yöntemleri kullanılmaktadır.

Sistem hakkında yeterli bilginin olmadığı, matematiksel model kullanılmayan durumlarda, giriş ve çıkış verileri ile modellemeye imkân veren yapay sinir ağları kullanılabilmektedir.

Yapay sinir ağları, biyolojik sinir sistemlerinden esinlenerek oluşturulmuş, giriş ve çıkış arasında doğrusal ya da doğrusal olmayan haritalamaya olanak sağlayan algoritmalardır[7].

Yapay sinir ağları fonksiyon uydurma, şekil tanıma, veri kümeleme ve zaman serilerinin analizinde kullanılmaktadır[7].

Membran biyoreaktör sistemi, zaman serisi olarak modellenebilmektedir. Dinamik bir sistem olarak membran biyoreaktör, doğrusal olmayan, çok girişli ve çok çıkışlı bir yapıya sahiptir. İşletme anında kullanılan parametreler sistemin girişlerini ve çıkışlarını oluşturmaktadır.

Membran biyoreaktörün özel bir durumu olan tıkanmaya etki eden parametreler sistemin çıkışlarını oluşturmaktadır. Membranın akısı ve membran üzerindeki basınç değeri sistemin çıkışları olarak seçilmiştir. Yapay sinir ağının girişi olarak uygulanacak parametrelerin seçiminde kullanılan yöntemlerden biride temel komponent analizidir[8].

1.1 Tezin Amacı

Membran biyoreaktörün işletilmesi süresince sürekli kontrol altında olması gerekmektedir. En uygun kontrol şeklinin belirlenmesindeki ilk basamak sistem tanılama ve modelleme işlemidir.

Tez çalışması boyunca farklı modelleme şekilleri üzerinde durularak aradaki başarımların farkları incelenmektedir. Membran biyoreaktörün dinamik ve doğrusal olmayan bir sistem olması, modellemeyi zorlaştırmaktadır.

En uygun model belirlenerek, işletme giderlerini arttıran ve zorlaştıran bir sonuç olan tıkanmanın takibinde de kullanılabilen akı ve basınç değerleri çıkış olarak seçilmektedir.

Tıkanma olmadan alınacak önlemler ile dinlendirme ya da ters yıkama işlemi yapılarak, yüksek akılar ile işletme sağlanabilmektedir. Eğitilecek olan yapay sinir ağı ile tıkanmanın sonucu olarak düşen akı ve artan membran basınç farkının

modellenmesi hedeflenmektedir. En uygun girişlerin belirlenmesi için farklı yöntemlere başvurulmuştur.

Birinci bölümde tez hakkında genel bilgi verilmektedir. Tezin amacı ve yapılan literatür çalışmalarına değinilmektedir.

İkinci bölümde membran biyoreaktörün tanımı yapılarak, sistemin dinamikleri hakkında genel bilgiler verilmektedir. Bölüm sonunda tez süresi boyunca çalışılan pilot membran biyoreaktör ünitesi tanıtılmaktadır.

Üçüncü bölümde, dinamik sistemlerin tanımı yapılmakta, doğrusal ve doğrusal olmayan dinamik sistemlerden bahsedilmektedir. Yapay sinir ağlarının genel tanımı ve özellikleri anlatılmaktadır.

Dördüncü bölümde membran biyoreaktör, farklı modelleme şekillerine göre incelenmektedir. Sistem ile ilgili sonuçlar elde edilmiştir.

Son bölüm olan beşinci bölümde, kısaca çalışma boyunca bahsedilen konular özetlenmekte ve elde edilen sonuçlar karşılaştırılmaktadır.

1.2 Literatür Araştırması

Membran biyoreaktör aktif çamur sistemi ile filtre ayırma sisteminin kombine edilmesidir. Organik kirleticileri gidermedeki başarısı, yüksek askıda katı madde ile çalışması, klasik atık su arıtma tesislerine göre daha az alana ihtiyaç duyması ve düşük çamur çıkışı membranın dikkat çekici taraflarıdır[9,10].

Membran biyoreaktörün performansının göstergesi olarak akı (flux) kullanılmaktadır. İşletme şartlarında akının belirlenen değerlerin üstünde olması istenmektedir. Zamanla tıkanma oluşarak akıyı düşürmekte ve performansı olumsuz etkilemektedir.

Membranın performansı akı ile doğru orantılıdır. Akı, direnç modeli ile ifade edilirse denklem (1.2)' de görüldüğü gibi tanımlanabilir[11].

Hidrolik dirençteki artış ile akı düşmektedir. Bunun en önemli sebeplerinden birisi, bakterilerin çevresinde bulunan ve hücre dışı polimer madde (EPS) olarak adlandırılan maddelerdir[12].

$$J = \frac{\Delta P}{\mu(R_m + R_c + R_i)} = \frac{\Delta P}{\mu R_t} \quad (1.2)$$

ΔP : Fark Basıncı
 μ : Viskozite
 R_m : Membran Direnci
 R_c : Polarizasyon Konsantrasyonu
 R_i : Tersine Çevrilemeyen Hidrolik Direnç
 R_t : Toplam Hidrolik Direnç

Kritik akı olarak isimlendirilen durum membran biyoreaktörün optimum işletme koşullarını içeren bir tanımdır. Sistemin dinamiği hidrodinamik durumların dışında biyolojik durumlara da bağlıdır[13].

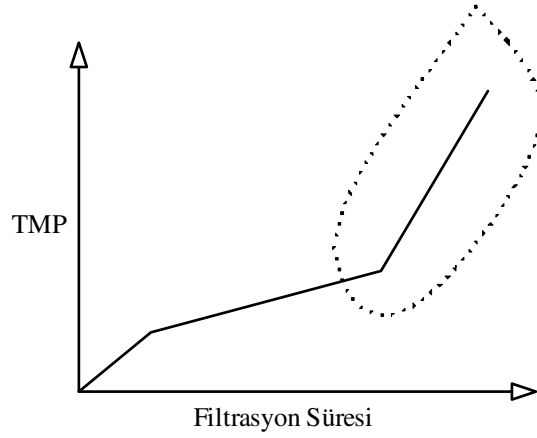
Kritik akı hipotezine göre, sistem çalışmaya ilk kez başladığında belirlenen sınırdaki akının altında çalışılması durumunda tıkanma oluşmamaktadır. Bu akının üstüne çıkıldığında tıkanma başlamaktadır. Kritik akı seviyesinde işletmede her zaman çözüm olmamaktadır. Membran biyoreaktör düşük akı değerlerinde de tıkanabilmektedir. Bu nedenlerle membran biyoreaktörün işletilmesi zordur. Sonuçların birden fazla parametreye bağlı olması ve her zaman aynı şekilde tepki vermemesi nedeniyle tahmini zor bir sistemdir[9].

Kritik akı optimal hidrodinamik koşulları belirleyen bir tanımdır. Membran yüzeyinde biriken tabakayı engellemeyi de öngörmektedir. Fakat membranın geçirgenliği bu şartlar altında, hidrodinamik koşullara bağlı olmayan çözülebilen maddeler, membran malzemesi gibi nedenlerden dolayı da düşmektedir. Akının hidrodinamik şartların dışında biyolojik, fiziksel ve kimyasal şartlara da bağlı olduğu unutulmamalıdır[13].

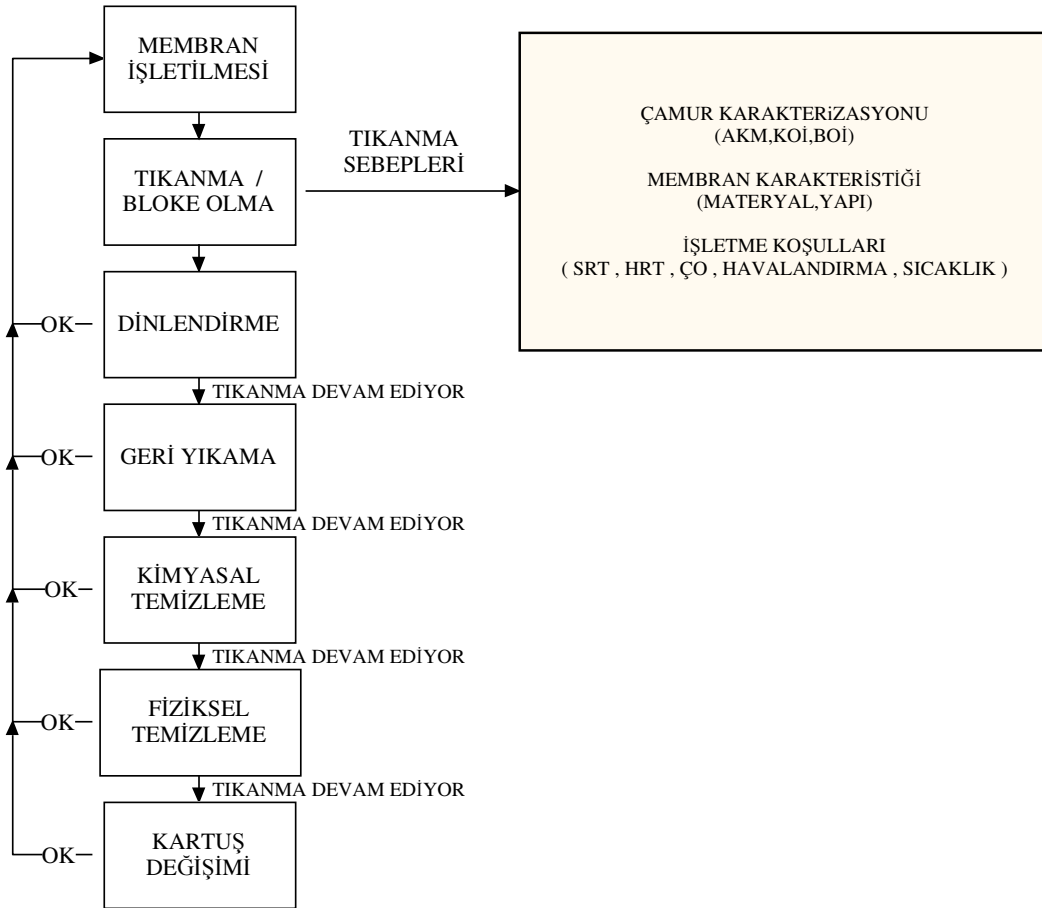
Membran basıncındaki ani artışın (TMP Jump) sebebi sadece tıkanma nedeniyle kritik akının aşılması değildir. Biyo film veya kek tabakası, oksijen transferindeki sınırlamalar ve kek tabakası içindeki bakterilerin ölmesi sonucu daha fazla salınan hücre dışı polimerik maddeye de (EPS) bağlıdır[10].

Tıkanmanın derecesine bağlı olarak membrana uygulanacak çözümler şekil 1.5' de özetlenmektedir[14]. Tıkanmanın önceden tahmini bu adımda önem kazanmaktadır. Erken müdahale sayesinde tıkanma ileriki fazlara geçmeden akı arttırılabilmektedir.

Şekil 1.4' de gösterilen TMP' deki artış işletme koşullarına da bağlıdır.



Şekil 1.4 : TMP' deki artış



Şekil 1.5 : Membranın yıkama basamakları

Yapılan çalışmalarda da bahsedildiği gibi, membran biyoreaktörün performans göstergesi olarak akı kullanılmaktadır. Akı ve buna bağlı olarak membran basınç farkı (TMP) sistemin çıkışları olarak seçilebilmektedir.

Membran biyoreaktör sisteminin yapısından dolayı, yapay sinir ağıları modellerine çok sık rastlanmaktadır. Birçok çalışmada yapay sinir ağının çıkışı olarak flux seçilmektedir.

Zhifeng ve diğerleri tarafından yapılan çalışmada sistemin girişlerinin belirlenmesinde temel bileşen analizi kullanılarak 12 adet parametre 5 adet parametreye indirgenmiş ve oksijen, AKM, pH, sıcaklık ve pompa gücü sistemin girişleri olarak belirlenmiştir[8].

Dinamik bir modelleme yapılmamış olup, akının gelecek değerlerinin tahmininin sonuçları verilmemektedir[15].

Aidan ve diğerlerinin yaptığı çalışmadan da görüleceği gibi, geri yıkama zamanının optimizasyonu için de yapay sinir ağıları kullanılabilir[16].

Özetle doğrusal olmayan dinamik bir sistem olan membran biyoreaktör modellenmesi için yapay sinir ağıları çok sık kullanılmaktadır. Tüm sistem için matematiksel modelin olmayışı ve yapay sinir ağlarının doğrusal olmayan sistemleri modellemedeki başarımı da bunun en önemli sebepleridir.

Membran biyoreaktörün aktif çamur sistemi ile birlikte filtrasyon prosesini de taşımasından dolayı karmaşık bir yapıya sahiptir. Sistemin dinamikleri henüz tam olarak anlaşılmamıştır. Tıkanmanın birden fazla parametreye bağlı oluşu, bu konuda çok sayıda araştırma yapılmasına neden olmaktadır.

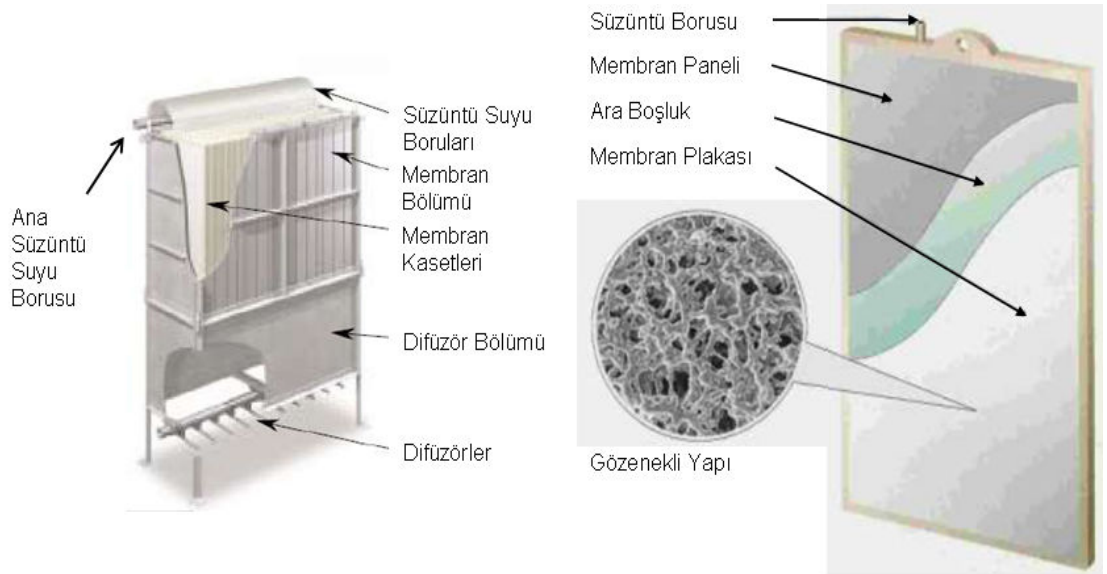
Geliştirilmiş farklı kontrol algoritmaları bulunmaktadır. Sistemin modellenmesi ve akının tahmini işletme performansını daha da arttırmaktadır.

2. MEMBRAN BİYOREAKTÖR

2.1 Membran Biyoreaktör Tanımı

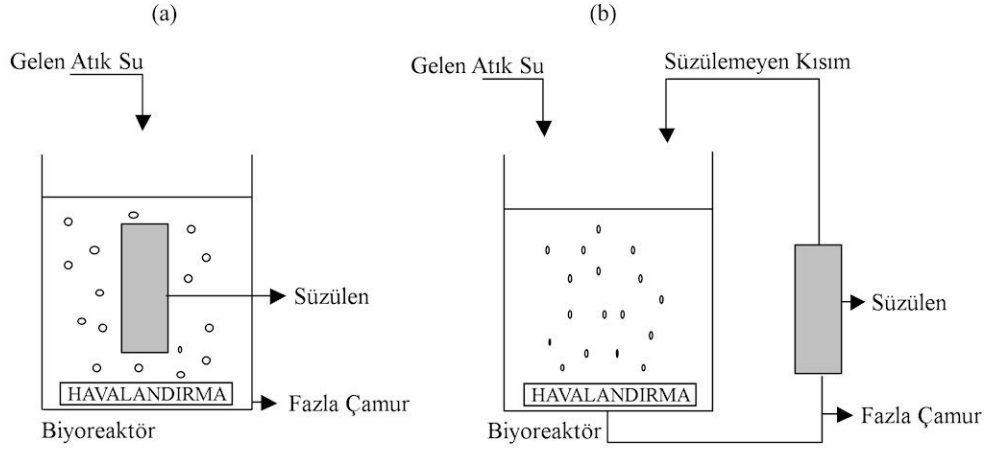
Membran biyoreaktör; mikro ya da ultra filtrasyon gibi membran proseslerinin, biyokimyasal reaksiyonların gerçekleştiği biyoreaktör kısmı ile birleşimi olarak tanımlanabilir. Kısaca, aktif çamur sistemlerinin membran ayırma prosesine kombine edilmesidir[4].

Membran üniteleri, membran kartuşlarından oluşmaktadır. Her bir kartuş nozullar ile ana süzöntü hattına bağlanmaktadır. Membran kartuşlar difüzörler aracılığıyla blowerlar ile havalandırılmaktadırlar. Şekil 2.1’ de Kubota firmasına ait batık tip membran ünitesi ve kartuş görülmektedir[17].



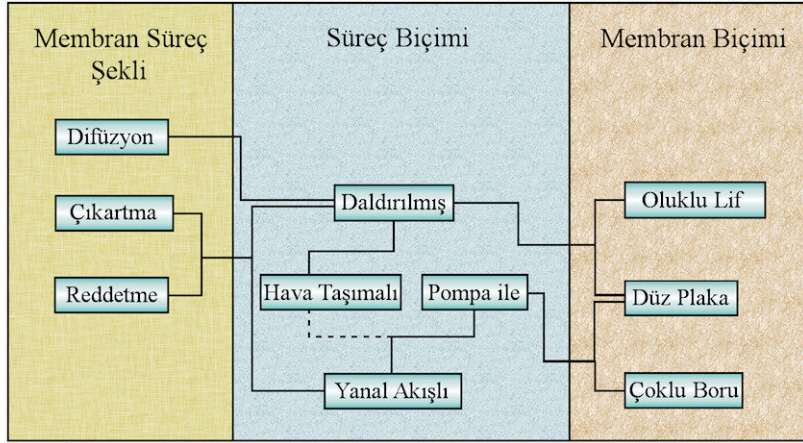
Şekil 2.1 : Batık tip membran ve kartuş örneği

Membran biyoreaktörler şekil 2.2’ de gösterildiği gibi; konfigürasyona göre batık tip membranlar ve harici tip membranlar olarak ikiye ayrılmaktadır[18]. Batık tip membran biyoreaktörlerde membranlar biyoreaktör olarak isimlendirilen kısımda bulunmaktadır. Harici tip membran biyoreaktörlerde membranlar biyoreaktör dışında bulunmaktadır.



Şekil 2.2 : (a)Batık tip membran ve (b)Harici tip membran

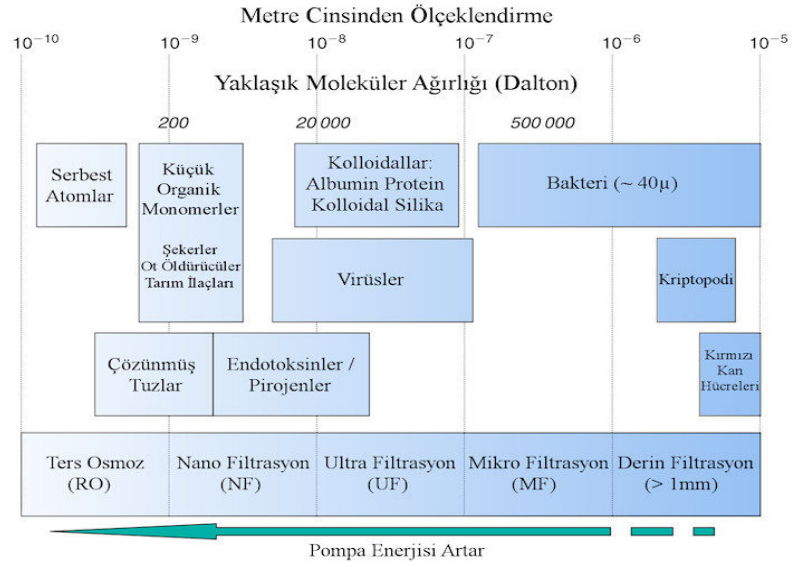
Membranlar yapılandırmasına göre şekil 2.3 deki gibi sınıflandırılmaktadır[19].



Şekil 2.3 : Membran teknolojileri temel yapılandırma

Filtrasyon işlemi katı veya çözünmeyen maddelerin ayrılması işlemi olarak tanımlanabilir. Membran süreçleri gözenek boyutları, moleküler ağırlıkları ve işletme basınçlarına göre ayrılabilir[4].

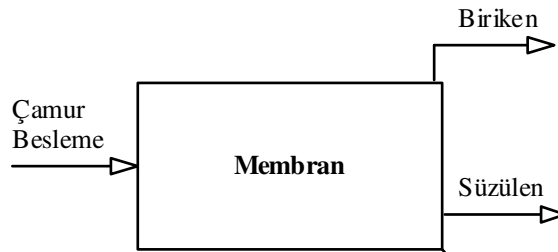
Membran biyoreaktörler gözenek çaplarına göre farklı isimlendirilmektedir. Membranın geçirgenliği gözenek çapı ile doğru orantılıdır. Şekil 2.4’ de görüldüğü gibi, tez boyunca çalışılan ultrafiltrasyon, virusleri, kolloidleri vb. boyuttaki kirleticileri tutabilmektedirler[19].



Şekil 2.4 : Membranın tutabildiği parçacıklar ve süreç isimleri

Genel olarak membran filtrasyon süreci membran karakterizasyonu ve filtrasyon süreci olarak ikiye ayrılmaktadır. Sıklıkla membran materyalleri polimer kökenlidir. Seramik ve metal bazlı membranlar da bulunmaktadır[4].

Membran biyoreaktörde filtrenin temiz tarafına doğru bir akış ve biyoreaktör tarafında kasetler üzerinde birikme olmaktadır (Şekil 2.5)[19].



Şekil 2.5 : Membran blok diyagramı

Membranın yüzey alanından süzülen sıvı miktarına akı denilmektedir (2.1)[4].

$$Akı [l / (m^2 . h)] = \frac{Süzülen akış [l / h]}{Kullanılan membran yüzeyi [m^2]} \quad (2.1)$$

Akışın olmadığı nokta ile süzülen nokta arasındaki basınç farkına karşı membran basıncı (TMP) denilmektedir (2.2)[4].

$$Membran Basınç Farkı (TMP) [bar] = Statik Basınç [bar] - Dinamik Basınç [bar] \quad (2.2)$$

Membran biyoreaktörün (MBR) performansının bir diğer ifadesi olan geçirgenlik (spesifik akı oranı), işletme sıcaklığı ile bağıntılıdır (2.3)[4].

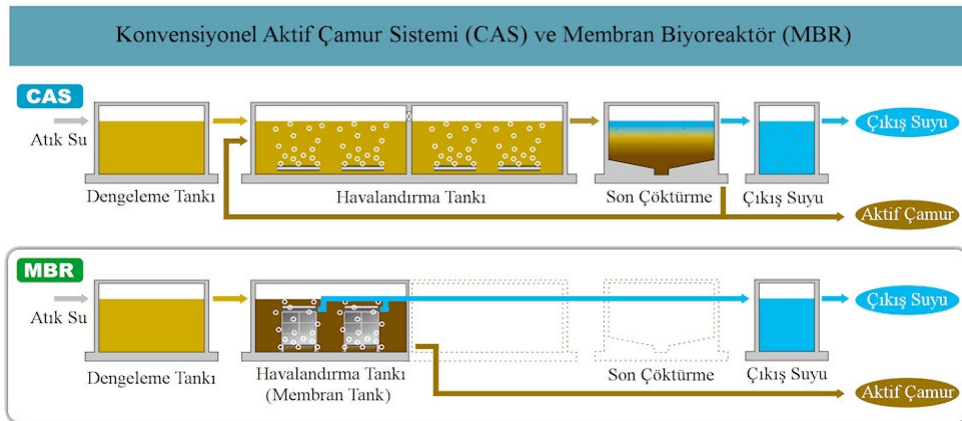
$$Geçirgenlik [l/(m^2 \cdot h \cdot bar)] = \frac{flux [l/(m^2 \cdot h)]}{TMP [bar]} \quad (2.3)$$

Akı, direnç modeli ile ifade edilebilir (2.4)[11].

$$J = \frac{\Delta P}{\mu(R_m + R_c + R_i)} = \frac{\Delta P}{\mu R_t} \quad (2.4)$$

ΔP : Fark Basıncı
 μ : Viskozite
 R_m : Membran Direnci
 R_c : Polarizasyon Konsantrasyonu
 R_i : Tersine Çevrilemeyen Hidrolik Direnç
 R_t : Toplam Hidrolik Direnç

Batık tip membranlar aktif çamur içerisinde çalışmaktadır. Şekil 2.6’ da klasik bir arıtma tesisi ile MBR’in ihtiyaç duyduğu yerleşim alanı gösterilmektedir[20]. Membran sisteminden çekilen çamurun klasik sisteme oranla daha az olması depolama alanına duyulan ihtiyacı da azaltmaktadır.

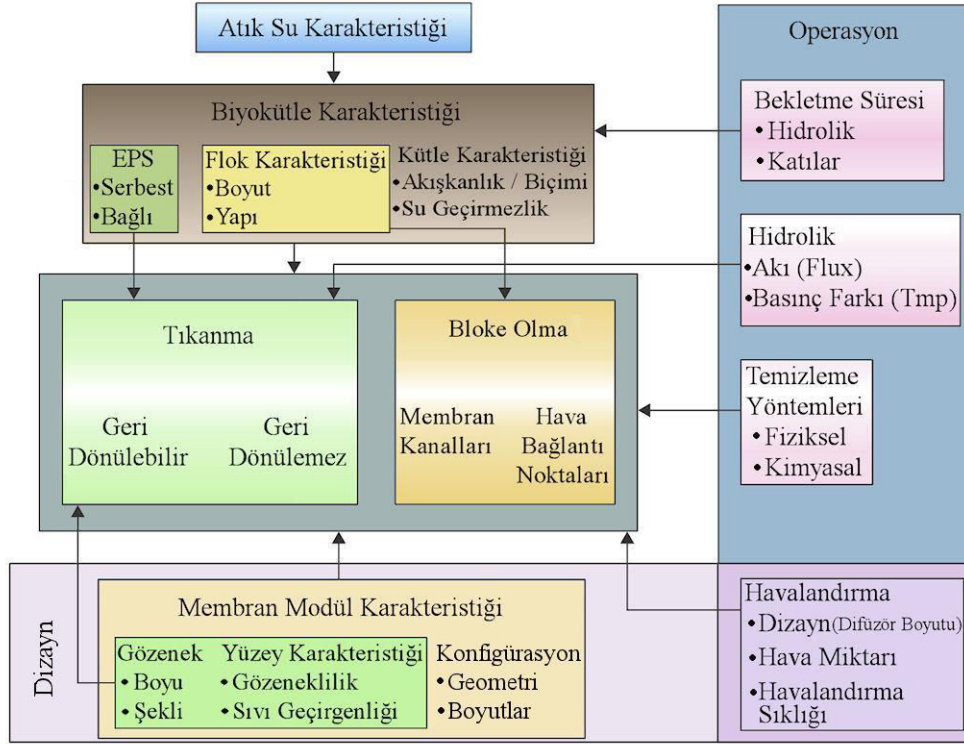


Şekil 2.6 : MBR ve aktif çamur sisteminin karşılaştırılması

Zaman içerisinde kasetler üzerindeki organik ve inorganik yapıların artması ile tıkanma meydana gelmekte ve kasetten süzülen atık su miktarı azalmakta ve akıyı düşürmektedir.

Membran yüzeyinin kek tabakası ile kaplanması ya da membranın geçirebileceğinden daha büyük bir partikülün gözenekleri tıkaması, tıkanma olarak

adlandırılmaktadır. Geri dönülebilir ve geri dönülemez tıkanma olarak ikiye ayrılmaktadır. Membranın tıkanması; gelen giriş suyunun karakterizasyonuna, çevresel faktörlere, membranın özelliklerine ve işletme koşullarına bağlıdır. Tıkanmaya etki eden parametreler şekil 2.7’ de gösterilmektedir[19].



Şekil 2.7 : Membran parametrelerinin tıkanmaya olan etkisi

Lee at al, 2001 yılında yaptığı çalışmada membran biyoreaktörün direncinin, membran direnci (% 12), kek tabakası direnci (% 80) ve tıkanma dirençlerinden (% 8) meydana geldiğini bulmuştur. Çalışmadan da görüldüğü gibi kasetler üzerinde bulunan kek tabakası en büyük direnci oluşturmaktadır[10].

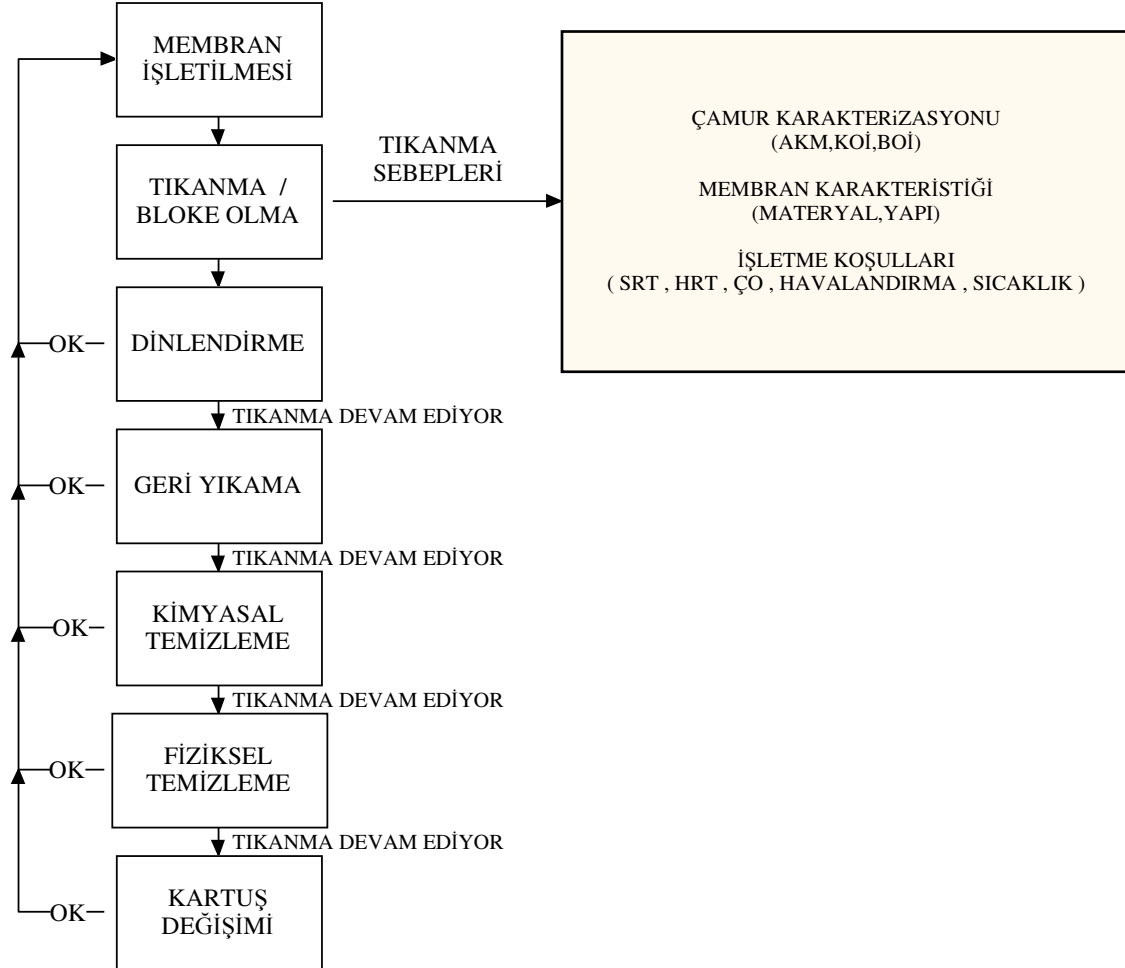
Kek tabakasının oluşumunda havalandırma oranı ve yoğunluğu da etkilidir[21].

Kasetlerin yüzeyini süpüren kuvvete bağlı olarak tıkanma süresi değişir. Verilen oksijenin iletilmesinin sınırlı olması ve bakterilerin ölmesi daha fazla EPS salınımına neden olmaktadır ve tıkanma oluşmaktadır[10].

Kaset üzerinde oluşan kek tabakası her yerde eşit dağılımlı olarak bulunmaz ve havanın kayma kuvveti ile her zaman temizlenemez[10].

Geri dönülebilir tıkanmalarda, alınacak temizleme önlemleri ile akının yükseltilmesi sağlanabilmektedir. Membran biyoreaktörün işletilmesi esnasında akıya göre uygulanacak temizleme basamakları şekil 2.8’ de özetlenmektedir[14].

Burada görüldüğü gibi tıkanma veya bloke olma durumunda sırasıyla dinlendirme, geri yıkama, kimyasal temizleme, fiziksel temizleme veya kartuş değişimi gerekmektedir. Tıkanmanın veya bloke olmanın önceden tespit edilmesi bu noktada çok önemlidir. Basit bir dinlendirme ya da geri yıkama işlemi ile membran tekrar eski geçirgenliğine kavuşabilmektedir.

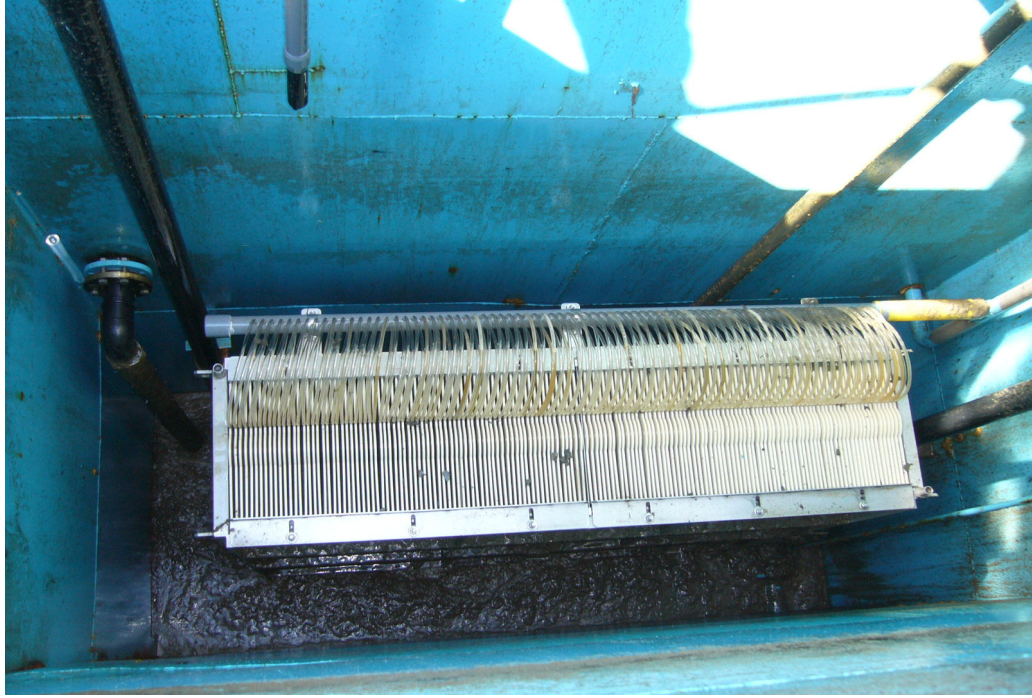


Şekil 2.8 : Membranın yıkama basamakları

2.2 Pilot Membran Biyoreaktör Ünitesi

Tez çalışması boyunca şekil 2.12’ de blok diyagramı gösterilen batık tip membran ünitesi kullanılmıştır. Giriş suyu olarak evsel atık su alınmıştır. Dalgıç pompa ile basılan atık su tambur ızgaradan geçerek anoksik tanka gelmekte ve buradan membran ünitesinin olduğu tanka dolmaktadır. İki adet blower ile sürece göre havalandırılmaktadır. Kimyasal yıkama tankı ile ihtiyaç duyulduğunda kimyasal temizleme işlemi yapılmaktadır. Fazla çamur pompası ile istenirse sistemden çamur çekilebilmekte veya anoksik tanka geri devir yapılabilir. Anoksik tank içinde

bulunan bir adet karıştırıcı ile çamurun çökmemesi ve geri devir çamuru ile homojen bir karışım olması sağlanmaktadır. Arıtılan su süzöntü hattından dışarı çıkmaktadır. Hat üzerinde bulunan oransal vana ile istenildiğinde debi miktarı ayarlanmaktadır. Sistemde bulunan algılayıcılar sayesinde işletme hakkında bilgi sahibi olunmaktadır. Şekil 2.9' da pilot membran ünitesi görülmektedir.



Şekil 2.9 : Pilot Membran Ünitesi

MBR'ın işletilmesindeki temel problemlerden biri tıkanmadır. Şekil 2.10' da temiz kaset ve yüzeyi tamamen aktif çamur ile kaplanan ve bloke olan kaset görülmektedir.

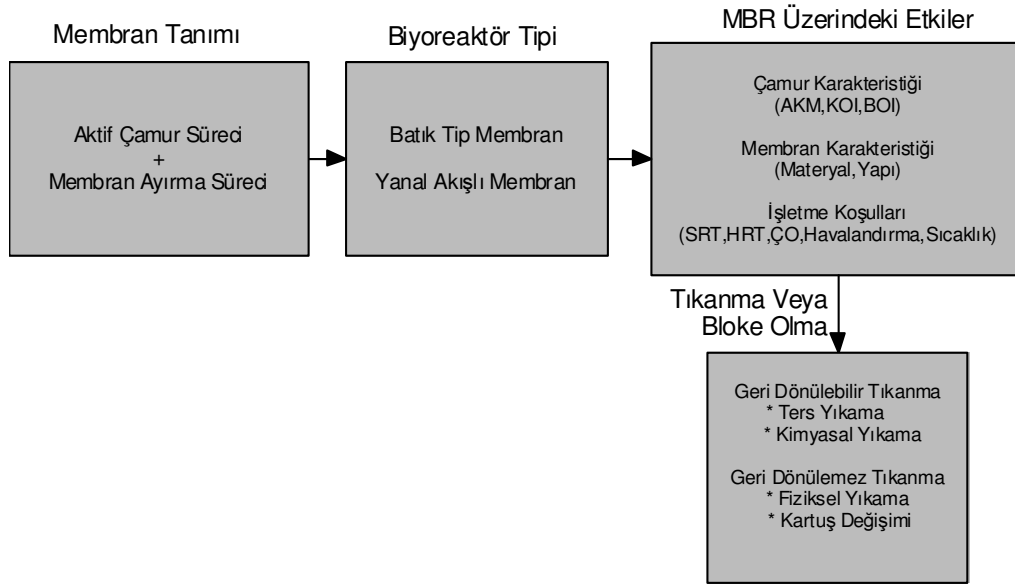


Temiz Kaset

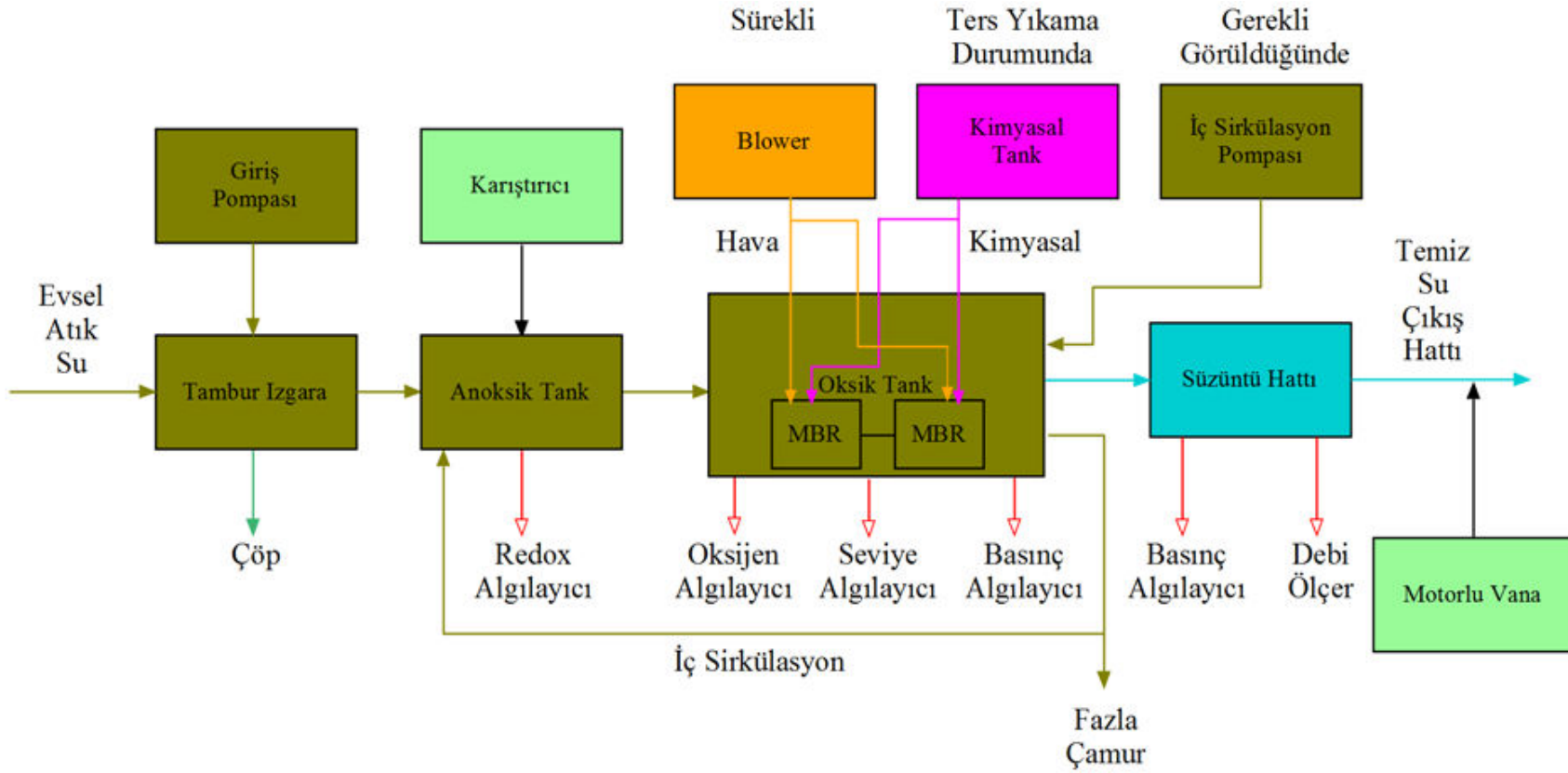
Tıkanmış Kaset

Şekil 2.10 : Temiz kaset ve tıkanan kaset

Zamanında alınacak tedbirler ile optimum işletme şartları sağlanabilir. Dinlendirme, kimyasal temizleme, fiziksel temizleme ya da kartuşların değişimi, tıkanmanın durumuna bağlı olarak uygulanabilecek çözümlerdir. Tıkanmanın ileriki aşamalarında, fiziksel temizleme zorunlu hale gelmektedir. Bu çok zahmetli ve uzun süre alan bir çalışmadır. İşletme şartlarında uygulanması zor bir çözümdür. Bu nedenle MBR sürekli kontrol altında işletilmelidir. Şekil 2.11’ de bölüm boyunca anlatılanlar özetlenmektedir.



Şekil 2.11 : MBR özet

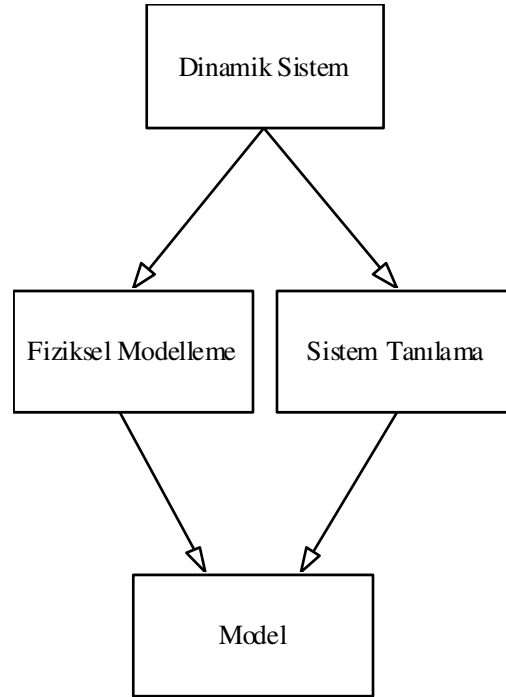


Şekil 2.12 : Membran biyoreaktör blok diyagramı

3. DİNAMİK SİSTEMLERİN MODELLEMESİ

3.1 Sistem Tanılama

Çevremizde gördüğümüz her şey sistem olarak isimlendirilebilir. Sistemler genellikle statik veya dinamik olarak ikiye ayrılırlar. Statik sistemler cebirsel denklemler ile ifade edilirler.(Şekil 3.1) [22].



Şekil 3.1 : Model Kurma

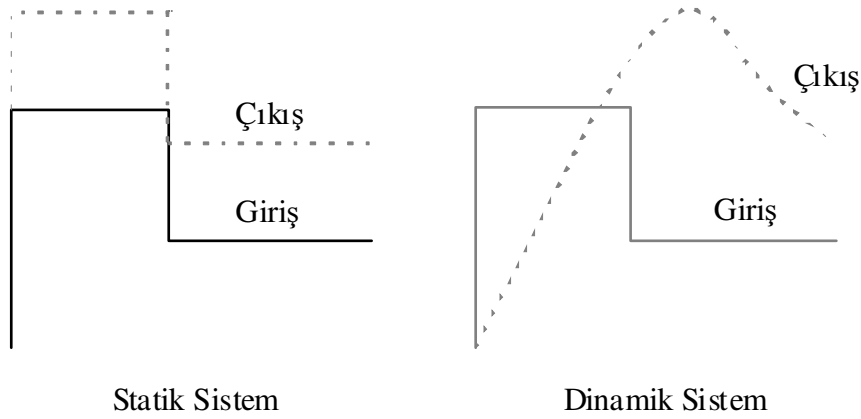
Dinamik sistemler diferansiyel denklemler ile ifade edilirler. Dinamik bir sistemin davranışını ifade eden diferansiyel denklemler, fizik kanunları kullanılarak veya sistem tanılama methodları ile modellenenebilirler. Buna sistemin matematiksel modeli denir. Sistemin girişlerini ve çıkışlarını kullanarak dinamik sistemin parametrik modelini elde etmeye sistem tanılama denilir[23,24].

Matematiksel modeller farklı sistemler için farklı özellikler göstermektedir. Deterministik sistemler, başlangıç durumları aynı olması durumunda her zaman aynı çıkışı vermektedir. Özetle çıkışları tahmin etmek kolaydır. Deterministik olmayan sistemler stokastiktir ve sistemin çıkışları stokastik değişkenlere bağlıdır. Dinamik ve

statik sistemlerin parametreleri zamana bağılı değişen değişkenler ise zamana bağımlı, zaman ile değişmeyen değişkenler ise zamandan bağımsız olarak ifade edilirler. Statik sistemlerde çıkış, girişin o anki değerine bağlıdır. Dinamik sistemlerde sistemin çıkışı, o anki girişlere ve sistemin geçmiş değerlerine bağlıdır. Dinamik modeller sürekli zaman veya kesikli zaman olarak ifade edilebilirler[22,5].

Giriş veya girişler, çıkış veya çıkışlar, bozucu etki ve durumlar sistemi oluşturan bileşenlerdir. Durumlar geçmişteki girişlerin ve bozucunun sistem üzerindeki etkisini ifade etmektedirler. Durumlar diferansiyel veya fark denklemleri ile ifade edilirler[25].

Statik ve dinamik sistemlerin uygulanan girişe karşı verdikleri çıkış farklılığı şekil 3.2’ de gösterilmektedir[22].



Şekil 3.2 : Statik ve dinamik sistem cevabı

Giriş ve çıkış sayısına göre sistemler tek giriş ve tek çıkış (SISO), tek giriş ve çok çıkış (SIMO), çok giriş ve tek çıkış (MISO), çok giriş ve çok çıkış (MIMO) olarak adlandırılırlar.

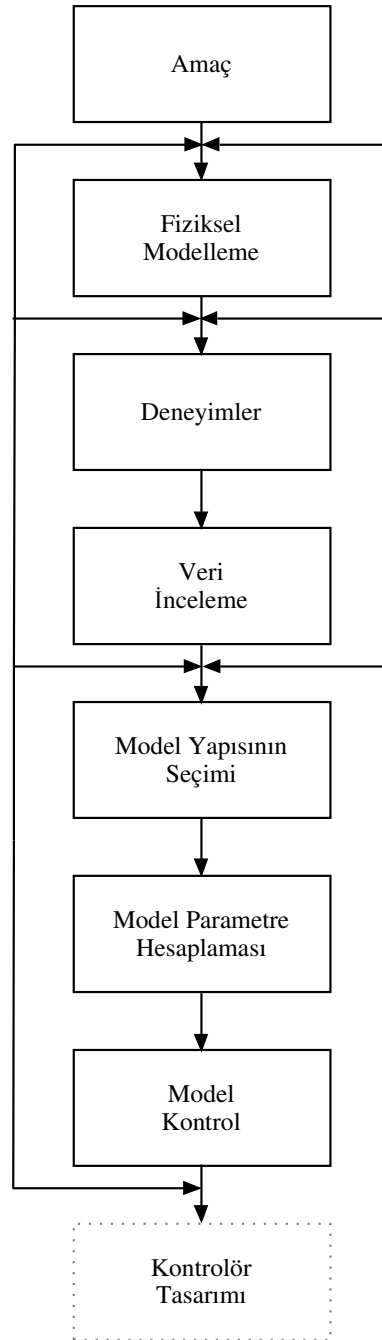
Dinamik sistemlerin modelleri diferansiyel denklemler, fark denklemleri, transfer fonksiyonu ve durum uzayı bağıntıları ile ifade edilebilir[24].

Sisteme ait matematiksel bağıntılar kullanılarak yapılan modellemeye, beyaz kutu (white-box) modelleme, sistem hakkında ön bilgiye sahip isek yapılan modellemeye

gri kutu (gray-box) modelleme, sistem hakkında hiçbir bilğimiz yok ise yapılan modellemeye kara kutu (black-box) modelleme denilmektedir[24,26].

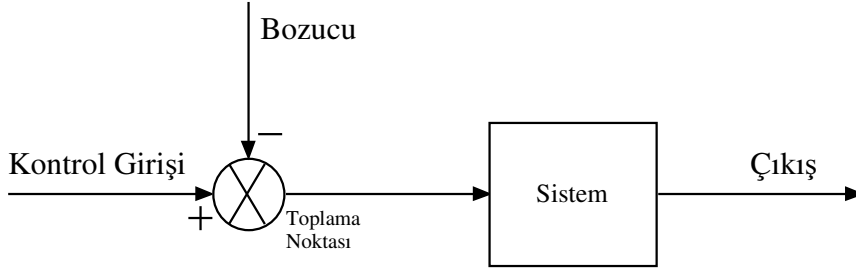
Model yapısı ve parametreleri belirlenerek modelleme işine başlanabilir. Sistemin giriş ve çıkışları incelenerek sistem hakkında bilgi sahibi olunabilir. En uygun model ve parametreler seçildikten sonra parametrelerin tahmin edilmesi gerekmektedir[25].

Şekil 3.3’ de tanımlanan basamaklar modellemede ve sistem tanılamada temel basamaklar olarak kullanılabilir[26].

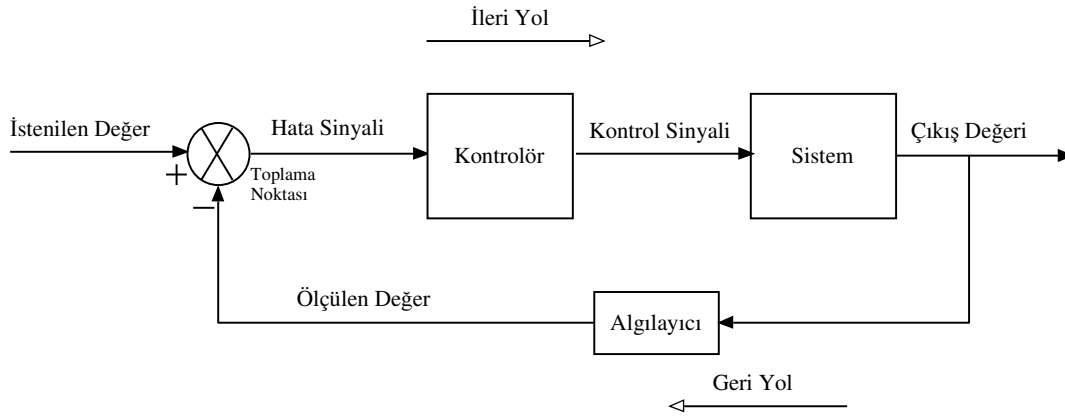


Şekil 3.3 : Sistem tanılama basamakları

Bahsedilen tüm basamaklar tamamlandıktan sonra şekil 3.4’ deki açık çevrim ya da şekil 3.5’ deki kapalı çevrim kontrol uygulanabilir[23]. Genellikle kapalı çevrim kontrol tercih edilmektedir[25].



Şekil 3.4 : Açık çevrim kontrol



Şekil 3.5 : Kapalı çevrim kontrol

Sistemin tüm özellikleri belirlenmeli ve daha sonra modelleme işlemine başlanılmalıdır. Doğrusal sistem ya da doğrusal olmayan sistemler için izlenecek adımlar farklıdır. Öncelikle sistem sürekli ya da kesikli zaman, zamanla değişen ya da zamanla değişmeyen, dinamik ya da statik sistem olarak sınıflandırılmalıdır.

Genel olarak sistem ile ilgili problemler; modelleme, analiz, parametre tahmini ve kontrolden oluşur. Önemli adımlardan biri olan modelleme adımı sistemin matematik modeli kullanılarak yapılabileceği gibi, matematik modeli olmayan sistemler için de yapay sinir ağları (YSA) gibi yöntemler kullanılarak oluşturulabilir[25].

Dinamik sistemler, giriş ve çıkış arasındaki ilişkinin doğrusal bağıntılara bağlı olması durumunda doğrusal dinamik sistemler, giriş ve çıkış arasında doğrusal bir bağıntı bulunmaması halinde ise doğrusal olmayan dinamik sistemler olarak sınıflandırılırlar. Doğrusal dinamik sistemleri tanımlamada kullanılan başlıca yöntemler 3.2 bölümünde anlatılmaktadır.

3.2 Doğrusal Dinamik Sistemlerin Modellenmesi

Sonlu sayıda parametre ile tanımlanabilen modellere parametrik model denilmektedir. Doğrusal dinamik sistemlerin modellenmesinde en sık kullanılan parametrik modelleme yöntemleri, dışarıdaki terimlere bağlı öz bağlantımlı modelleme(ARX) ve dışarıdaki terimlere bağlı öz bağlantımlı yürüyen ortalama modellemedir(ARMAX).

Parametrik modeller sistemin sürekli zaman ya da kesikli zaman olmasına göre diferansiyel denklemler veya fark denklemleri ile ifade edilirler. Kesikli zaman için doğrusal çok terimli (polinom) gösterimi denklem (3.1)' deki gibidir[2].

$$y(k) = z^{-n}G(z^{-1}, \theta)u(k) + H(z^{-1}, \theta)e(k) \quad (3.1)$$

$u(k)$ ve $y(k)$ sistemin giriş ve çıkışıdır. $e(k)$ sistemdeki bozucu etkidir. $G(z^{-1}, \theta)$ sistemin deterministik kısmının transfer fonksiyonudur. $H(z^{-1}, \theta)$ sistemin stokastik kısmının transfer fonksiyonudur. Deterministik transfer fonksiyonu giriş ve çıkış arasındaki ilişki hakkında bilgi verir. Stokastik transfer fonksiyonu bozucu etkinin çıkış sinyali üzerindeki etkisi hakkında bilgi verir (3.2)[2].

$$\begin{aligned} G(z^{-1}, \theta) &= \frac{B(z, \theta)}{A(z, \theta)F(z, \theta)} \\ H(z^{-1}, \theta) &= \frac{C(z, \theta)}{A(z, \theta)D(z, \theta)} \end{aligned} \quad (3.2)$$

z^{-1} zamanda öteleme operatörüdür ve kesikli zamanda $z^{-1}x(k) = x(k-1)$ olarak ifade edilir. θ vektörü model parametrelerini içermektedir. $A(z)$, $B(z)$, $C(z)$, $D(z)$ ve $F(z)$ denklem (3.3)' deki gibi ifade edilir[2].

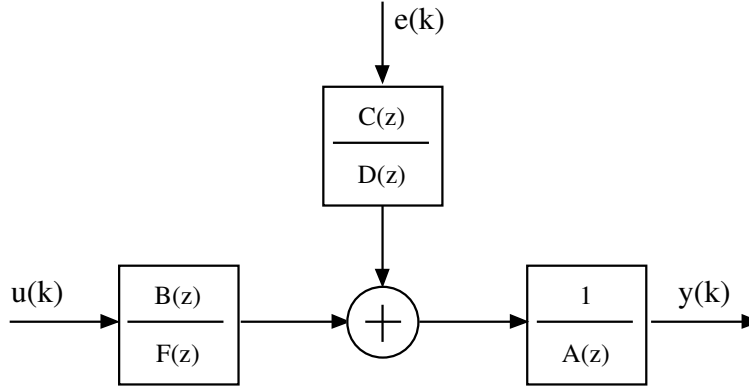
$$\begin{aligned} A(z) &= 1 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2} + \dots + a_{k_a} z^{-k_a} \\ B(z) &= b_0 + b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2} + \dots + b_{k_b-1} z^{-(k_b-1)} \\ C(z) &= 1 + c_1 z^{-1} + c_2 z^{-2} + \dots + c_{k_c} z^{-k_c} \\ D(z) &= 1 + d_1 z^{-1} + d_2 z^{-2} + \dots + d_{k_d} z^{-k_d} \\ F(z) &= 1 + f_1 z^{-1} + f_2 z^{-2} + \dots + f_{k_f} z^{-k_f} \end{aligned} \quad (3.3)$$

k_a, k_b, k_c, k_d, k_f Sistemin model dereceleridir.

Doğrusal çok terimli modelin genel gösterimi (3.4)[2].

$$A(z)y(k) = \frac{z^{-n}B(z)}{F(z)}u(k) + \frac{C(z)}{D(z)}e(k) = \frac{B(z)}{F(z)}u(k-n) + \frac{C(z)}{D(z)}e(k) \quad (3.4)$$

Blok diyagram olarak gösterimi (şekil 3.6)[2].

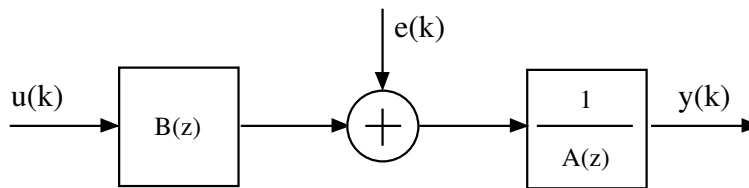


Şekil 3.6 : Doğrusal çok terimli modelin blok diyagramı

3.2.1 ARX ile modellenmesi

$C(z)$, $D(z)$ ve $F(z)$ ' nin 1 olması durumunda doğrusal çok terimli model en basit giriş çıkış çok terimli modellerden olan ARX şekline dönüşür (3.5). Blok diyagram gösterimi şekil 3.7' deki gibidir [2].

$$A(z)y(k) = z^{-n}B(z)u(k) + e(k) = B(z)u(k-n) + e(k) \quad (3.5)$$



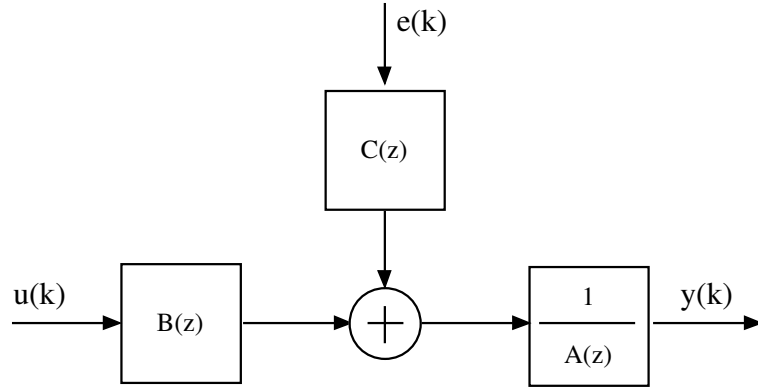
Şekil 3.7 : ARX blok diyagram gösterimi

3.2.2 ARMAX ile modellenmesi

$D(z)$ ve $F(z)$ ' nin 1 olması durumunda genel gösterim ARMAX modellemeye dönüşür(şekil 3.8)[2].

$Y(t)$ t anındaki çıkışı, $u(t)$ t anındaki girişi, n_a kök sayısını, n_b sistemin sıfır sayısından bir fazlasını, n_c bozucu için kutup sayısını göstermektedir. ARMAX modeller ARX modellere göre daha fazla parametre içerdiğinden dolayı sistemi tanımlamak için daha kullanışlıdır (3.6).

$$A(z)y(k) = z^{-n}B(z)u(k) + C(z)e(k) = B(z)u(k-n) + C(z)e(k) \quad (3.6)$$



Şekil 3.8 : ARMAX blok diyagram gösterimi

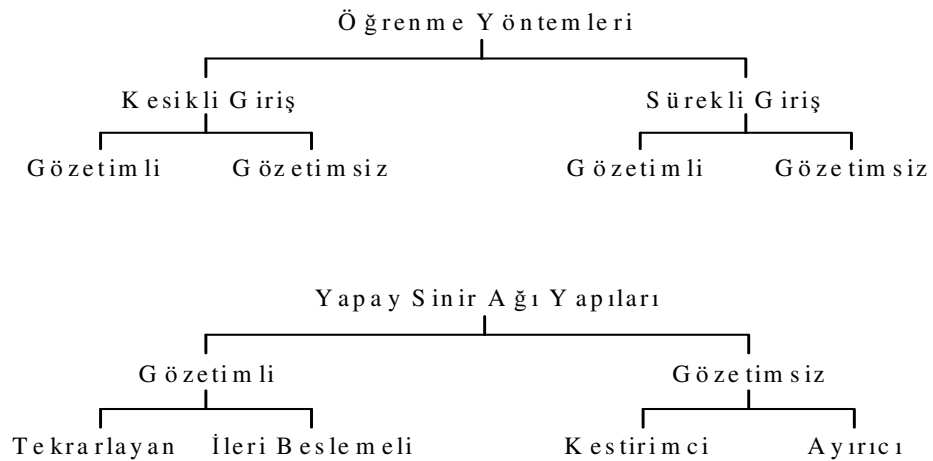
3.3 Doğrusal Olmayan Dinamik Sistemlerin Modellenmesi

Kara kutu modelleme yöntemlerinden biri olan yapay sinir ağları, doğrusal olmayan dinamik sistemlerin modellenmesinde kullanılmaktadırlar.

3.3.1 Yapay sinir ağları ile modellenmesi

Yapay sinir ağları, biyolojik sinir sistemlerinden esinlenerek oluşturulmuş, giriş ve çıkış arasında doğrusal ya da doğrusal olmayan haritalamaya olanak sağlayan algoritmalarlardır. Yapay sinir ağları fonksiyon uydurma, şekil tanıma, veri kümeleme ve zaman serilerinin analizinde kullanılmaktadır[7].

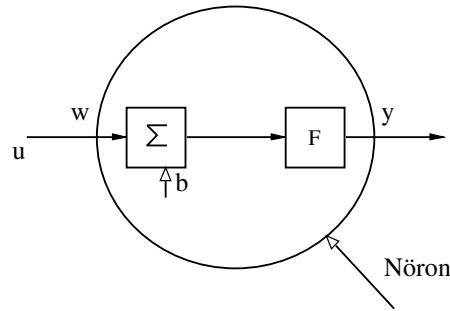
Yapay sinir ağları öğrenme şekilleri ve yapıları şekil 3.9' da özetlenmektedir[27].



Şekil 3.9 : YSA öğrenme şekilleri ve yapıları

3.3.1.1 Nöron

En basit yapay sinir ağı olan algılayıcı (perceptron) şekil 3.10’ daki gibidir.



Şekil 3.10 : Nöron

Genel olarak u giriş, w ağırlık (weight), b yanlılık (bias), F aktivasyon fonksiyonu ve y çıkıştan oluşmaktadır (3.7).

$$y = F(u.w + b) \quad (3.7)$$

Nöron, girişler ve nöron arasındaki bağıntıyı oluşturan ağ fonksiyonu ve aktivasyon fonksiyonundan oluşmaktadır. En çok kullanılan aktivasyon fonksiyonları çizelge 3.1’ de gösterilmektedir[28].

Çizelge 3.1 : Aktivasyon Fonksiyonları

Aktivasyon Fonksiyonu	Formül
Doğrusal	$f(u) = au + b$
Logaritmik Sigmoid	$f(u) = \frac{1}{(1 + e^{-u})}$
Hiperbolik Tanjant Sigmoid	$f(u) = \frac{2}{(1 + e^{-2u})} - 1$
Radyal Bazlı	$f(u) = e^{-u^2}$

Genel olarak yapay sinir ağları girişlerin uygulandığı giriş katmanı, gizli katman ve çıkış katmanından oluşmaktadır.

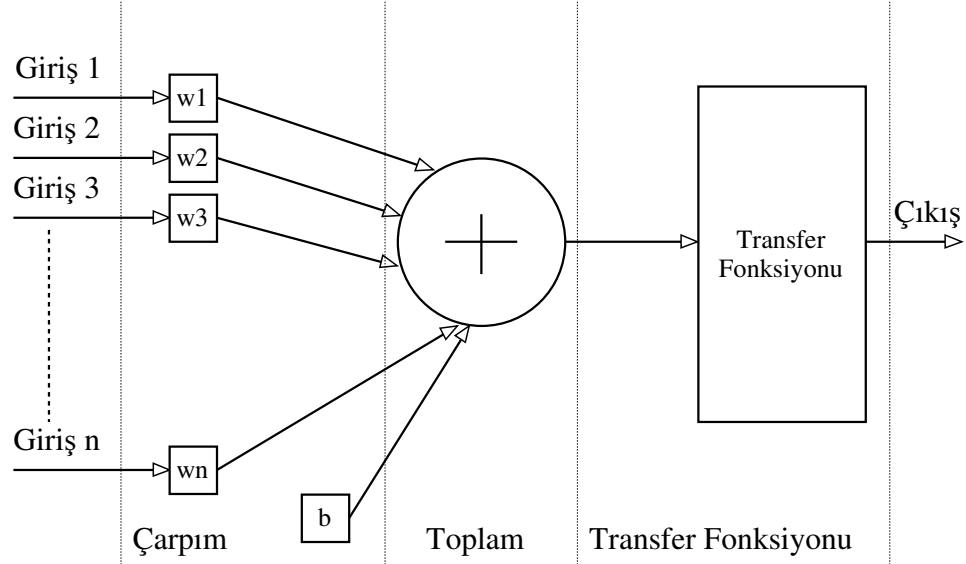
Yapay sinir ağları, gizli katman içinde yeterli sayıda nöron ile doğrusal ya da doğrusal olmayan sistemlere belirli bir başarımın üzerinde yakınsayabilmektedir.

Şekil 3.11’ deki çok girişli yapay sinir ağına ait bağıntı formülde verilmektedir (3.8).

$$y = F\left(\sum_{i=1}^n w_i u_i + b\right)$$

(3.8)

y çıkış, w ağırlık, b yanlılık, F transfer fonksiyonudur.

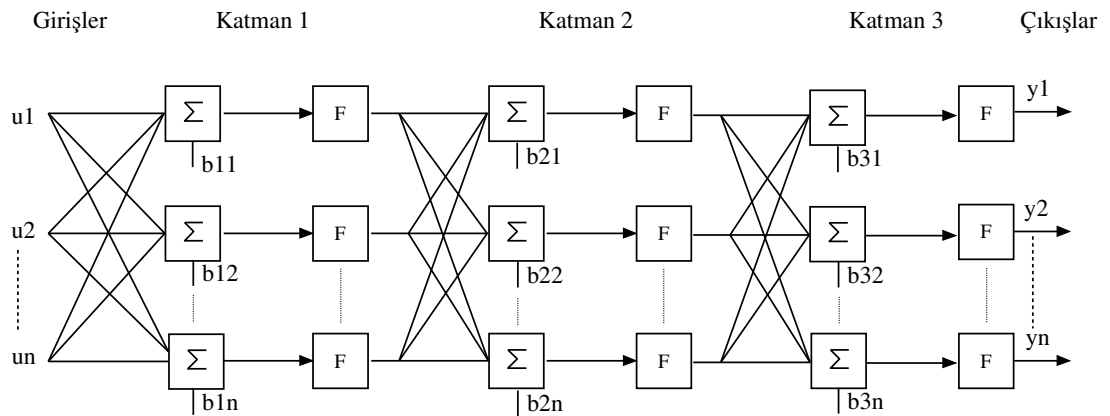


Şekil 3.11 : Çok girişli yapay sinir ağı

3.3.1.2 Çok katmanlı yapay sinir ağları

Yapay sinir ağları giriş katmanı, gizli katman ve çıkış katmanından oluşur. Sisteme göre gizli katman sayısı ve gizli katmanda bulunan nöron sayısı değişmektedir.

Şekil 3.12' de çok katmanlı yapay sinir ağı görülmektedir[7].



Şekil 3.12 : Çok katmanlı yapay sinir ağı

Yapay sinir ağı en uygun şekilde seçildikten sonra eğitime başlanmalıdır. Eğitim aşaması, her giriş uygulandıktan sonra ağırlıkları ve yanlılıkları ayarlayan artımlı

eğitim ya da tüm girişler uygulandıktan sonra ağırlıkları ve yanlılıkları ayarlayan eğitim olarak ikiye ayrılır.

Yapay sinir ağlarına ait tasarım basamakları[7].

- Veri biriktirme
- Verinin hazırlanması
- YSA' nın oluşturulması
- YSA' nın eğitilmesi
- YSA' nın doğrulanması
- YSA' nın kullanılması

Yapay sinir ağları statik ve dinamik olarak ikiye ayrılabilir. Statik yapay sinir ağlarında geri besleme yoktur ve bu yüzden gecikme yoktur. İleri beslemeli olarak uygulanan girişlere bağlı olarak çıkışlar bulunur. Dinamik yapay sinir ağlarında çıkış; çıkışın önceki değerlerine, önceki girişlere veya durumlara bağlıdır[7].

Yapay sinir ağlarının eğitimi aşamasında farklı öğrenme tipleri bulunmaktadır. Öğretici ile öğrenme; giriş ve çıkışların aynı anda yapay sinir ağına verildiği öğrenme biçimidir. Öğreticisiz öğrenme; sadece giriş verilerinin bulunduğu öğrenme şeklidir[6].

3.3.1.3 NARX Ağı

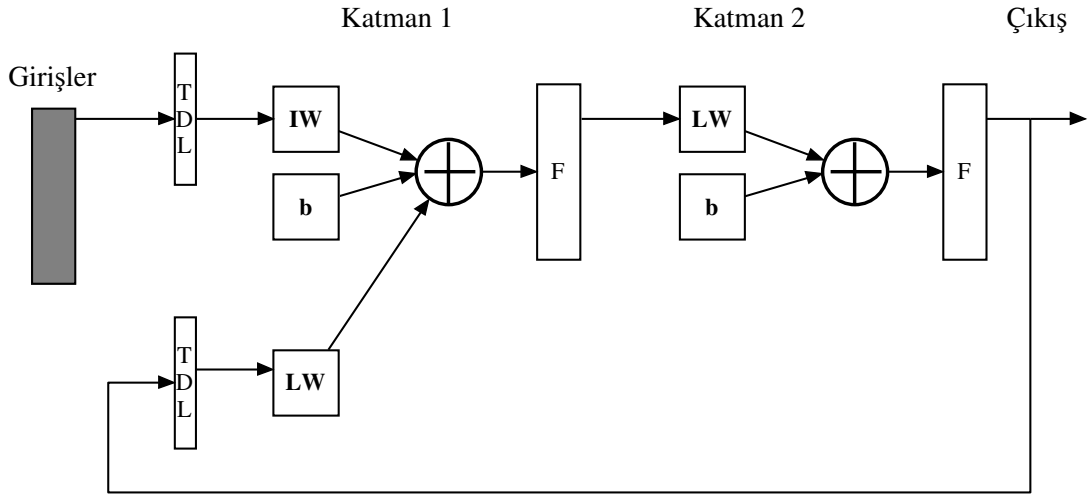
NARX ağı, ileri beslemeli yapay sinir ağlarının farklı bir çeşididir. NARX yapay sinir ağları daha çok zaman serilerini modellemede kullanılan doğrusal ARX modelinin özel bir şeklidir[7].

Kapalı çevrim gösterimi olduğu gibi açık çevrim şeklinde de gösterilebilir.

NARX network gösterimi formülde verilmektedir (3.9).

$$y(t) = f(y(t-1), y(t-2), \dots, y(t-n_y), u(t-1), u(t-2), \dots, u(t-n_u)) \quad (3.9)$$

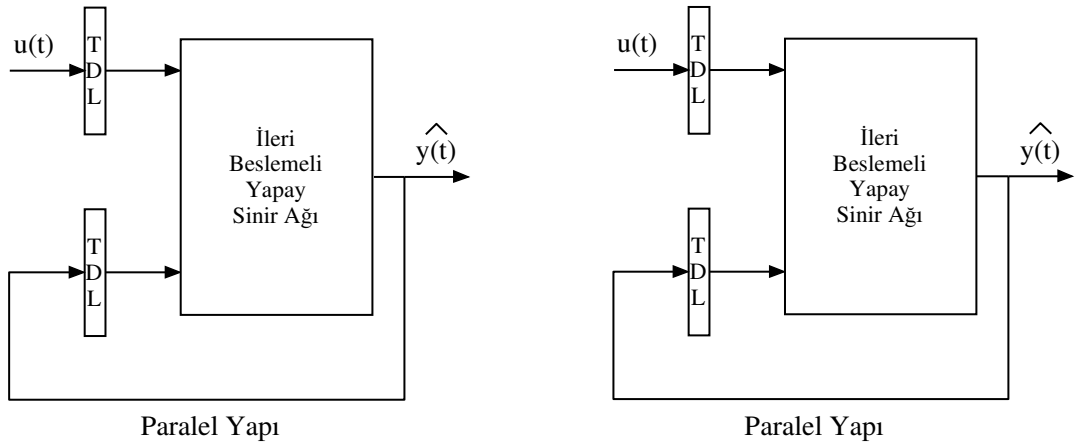
Şekil 3.13' de görüldüğü gibi çıkışa zaman gecikmesi uygulanarak girişe uygulanmaktadır[7]. Bu sayede sistemin dinamik yapısı girişte etkisini göstermektedir.



Şekil 3.13 : NARX ağı

NARX network bir çok uygulama alanına sahiptir. İleriki çıkış değerlerini tahmin etmek için kullanılabilir. Doğrusal olmayan dinamik sistemlerin modellenmesinde kullanılabilir[7].

Şekil 3.14’ de görüldüğü gibi NARX network iki farklı yapılandırmaya sahiptir. Her iki gösterimin avantajları ve dezavantajları vardır[7].



Şekil 3.14 : NARX paralel yapı ve seri yapı

4. MEMBRANIN DİNAMİK BİR SİSTEM OLARAK MODELLEMESİ

Membran biyorektör sistemi doğrusal olmayan, çok girişli ve çok çıkışlı, dinamik bir sistemdir.

Literatür çalışmalarında membran biyoreaktörün performans göstergesi olan akı incelenmektedir. Tıkanmanın incelenmesinde yapay sinir ağları kullanılmıştır.

Tez çalışmasında sistemin çıkışları basınç farkı ve akı olarak seçilmiştir. Girişlerin seçiminde temel bileşen analizi, karşılıklı ilişki yöntemleri ve deneyimler ile seçilmiş modeller kullanılmaktadır.

Membran biyoreaktör sistemi aktif çamur sistemi ile birlikte filtrasyon sistemini de içermektedir. Biyokimyasal reaksiyonların gerçekleşmesi ve karmaşık bir yapısı olması sebebiyle modellemesi zor bir sistemdir. Tüm bu durumları yansıtacak tek bir matematik modelin olmayışından dolayı modellemede genellikle yapay sinir ağları kullanılmaktadır.

Öncelikle doğrusal sistemler için kullanılan parametrik modelleme şekillerinden ARX ve ARMAX ile modelleme yapılmıştır. İstenilen başarımın elde edilmemesi sonucu yapay sinir ağları ile modelleme yapılmıştır.

Tüm çalışma boyunca karşılaşılan en büyük problemlerden biri toplanan veride algılayıcı hataları veya eksik verilerin olmasıdır. Gelen evsel atık suyun karakteristiğinin zamanla değişmesi ve çalışma boyunca membran biyoreaktörün işletme tipinin değiştirilmesi de modelleme açısından istenilmeyen bir durumdur.

Akı ve basınç farkının çıkış olarak modellenmesi ile sistem hakkında bilgi sahibi olunabilecektir. Yapılacak tahminler ile membran biyoreaktörün işletilmesinde değişiklik yapılabilir. Tüm bu varyasyonların sahada oluşmadan önce benzetimlerinin yapılabilmesi sonucu operatör veya kontrolcü en uygun işletme şeklini seçecektir.

Membran biyoreaktörün akı ve basınç bilgilerinin doğru yorumlanması sayesinde, optimum işletme sağlanmakta ve tıkanma oluşmadan gerekli önlemler alınmaktadır.

Bu sayede işletme giderleri düşmekte ve yüksek akı ile çalışmaya devam edilebilmektedir.

Tıkanmanın durumuna göre alınacak tedbirler ile daha uzun süreli optimum işletme sağlanabilmektedir. Gelecekte yapılabilecek olan çalışmalarda geliştirilecek uyarlamalı denetleyici (adaptive controller) ile farklı tıkanma tipleri için farklı algoritmalar oluşturulabilecektir.

4.1 Membran Biyoreaktör Konfigürasyonu

Pilot membran biyoreaktör tesisinde bulunan ekipmanlar 4.1 numaralı çizelgede verilmektedir.

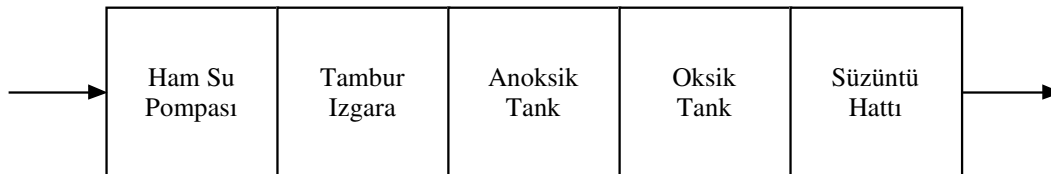
Sahadaki veriler veri kaydedici (datalogger) yardımı ile kaydedilmiştir. Günlük olarak laboratuarda askıda katı madde miktarı ölçülmüştür. Membran biyoreaktör, operatör paneli ve programlanabilir mantıksal denetleyici (PLC) yardımı ile operatör tarafından işletilmektedir.

Çizelge 4.1 : MBR ekipmanları

1 adet oksijen algılayıcısı
1 adet debi ölçer
1 adet seviye algılayıcısı
2 adet basınç algılayıcısı
1 adet redox algılayıcısı
1 adet oransal vana

Tek akışlı arıtma prosesinde birleşik membran / havalandırma vardır. Ana girişten ham su çift yönlü 3 mm tambur ızgaradan geçerek pilot tesise beslenir.

Membran biyoreaktörün süreçleri şekil 4.1' de belirtildiği gibidir.



Şekil 4.1 : MBR süreci

Dönem dönem membran biyoreaktör farklı senaryolar ile işletilmiştir. Bu senaryo değişiklikleri ile membranın çalışma şartları belirlenmiştir.

Modelleme için kullanılacak girişlerinin ve çıkışlarının sahadan toplanabilmesi için çizelge 4.1’ de bulunan ekipmanlar datalogger ile haberleşmektedir. Bu sayede periyodik olarak tüm veriler bilgisayar ortamına aktarılmıştır.

Bilgisayar ortamına aktarılan verilerin ve laboratuvar sonuçlarının düzenlenmesi gerekmektedir. Eksik veya hatalı bilgilerin işlenmesi modellemeye başlanmadan önce yapılması gereken önemli bir basamaktır.

4.2 Verinin Hazırlanması

Genel olarak sinyaller dijital sinyal ve analog sinyal olarak sınıflandırılmaktadır. Analog sinyallerin yönü ve şiddeti zamanla değişmektedir. Dijital sinyaller, verilerin kesikli zamanda gösterimi şeklindedir[29,30].

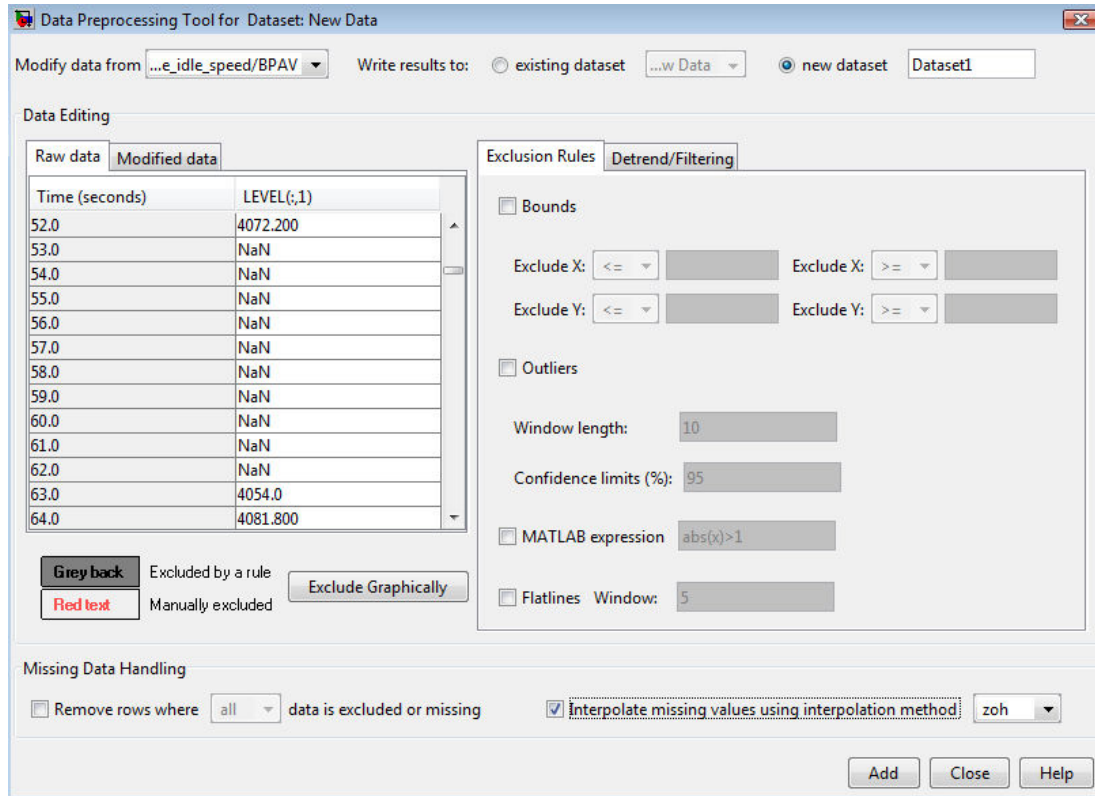
Elimizdeki verilerin yapay sinir ağları ile işlenmeden önce hazırlanması gerekmektedir. Algılayıcı arızaları ya da enerji kesintilerinden dolayı alınamayan veriler matlab tarafından numara değil (NaN) olarak isimlendirilmektedir. Süreç açısından anlamsız değerlerin yapay sinir ağlarına giriş olarak uygulanmadan önce incelenmesi gereklidir. Bu veriler de NaN olarak alınmıştır.

Çalışma boyunca kullanılan veri setinde bulunan eksik ya da anlam taşımayan değerlerin düzenlenmesinde sıfırcı derece tutma (ZOH) yöntemi kullanılmıştır. NaN değerler yerine bir önceki değer atanmaktadır. Simulink parametre tahmini aracında bulunan sinyal işleme aracı ile elimizdeki veriler düzenlenmiştir(Şekil 4.2 ve 4.3).

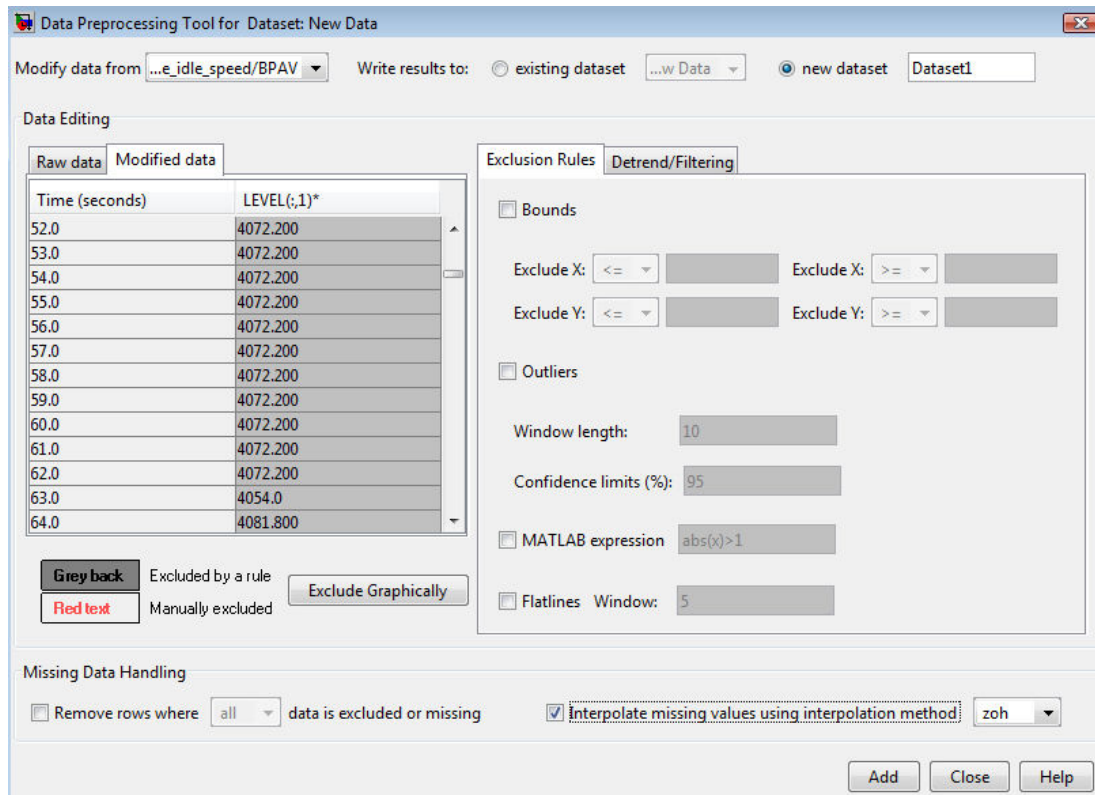
Verilerin düzenlenmesinden sonra yapay sinir ağının girişlerinin ve çıkışlarının belirlenmesi gerekmektedir.

Dört farklı model üzerinde çalışılmıştır. Deneyimlere dayanılarak seçilen girişler birinci modeli oluşturmaktadır. Asal bileşen analizi (PCA) ile elde edilen girişler ikinci modeli oluşturmaktadır. Karşılıklı bilgi (MI) ile seçilen girişler üçüncü modeli oluşturmaktadır. Dördüncü modelde tüm girişler seçilmektedir.

Tüm modellerde yapay sinir ağının çıkışı olarak basınç farkı ve anlık akı kullanılmıştır.



Şekil 4.2 : Simulink parametre tahmin arayüzü(NaN şekli)



Şekil 4.3 : Simulink parametre tahmin arayüzü(ZOH şekli)

Uygun girişler ve çıkışlar belirlenerek modeller oluşturulduktan sonra yapay sinir ağına uygulanmadan önce veri setinin ortalaması sıfır ve standart sapması 1 olacak şekilde ayarlanmaktadır. Bu sayede ofset giderilmektedir. Verinin hazırlanmasındaki son adım -1 ve + 1 aralığında ölçeklendirmedir. Tüm bu işlemler matlab aracılığıyla yapılmaktadır.

4.3 Giriş Değişkenlerinin Seçim Metotları

Yapay sinir ağlarının tasarımında giriş değişkenlerinin seçimi önemli bir yer tutmaktadır. Zaman serilerinin modellenmesinde, tahminin başarımında seçilen girişler büyük önem taşımaktadır. Gereksiz girişlerin yapay sinir ağlarına uygulanması ile birlikte kimi zaman aşırı uyma (overfitting) görülmektedir[31].

Elimizdeki potansiyel girişler çok boyutlu olduğunda daha efektif bir seçim için şekil 4.7’ de bulunan algoritmalarından uygun olanı kullanılmaktadır. Bu sayede genelleştirilmiş bir giriş takımı elde edilebilir[6,32].

İki ve üçüncü modelin girişlerinin seçiminde kullanılan PCA ve MI 4.3.1 ve 4.3.2 bölümünde anlatılmaktadır.

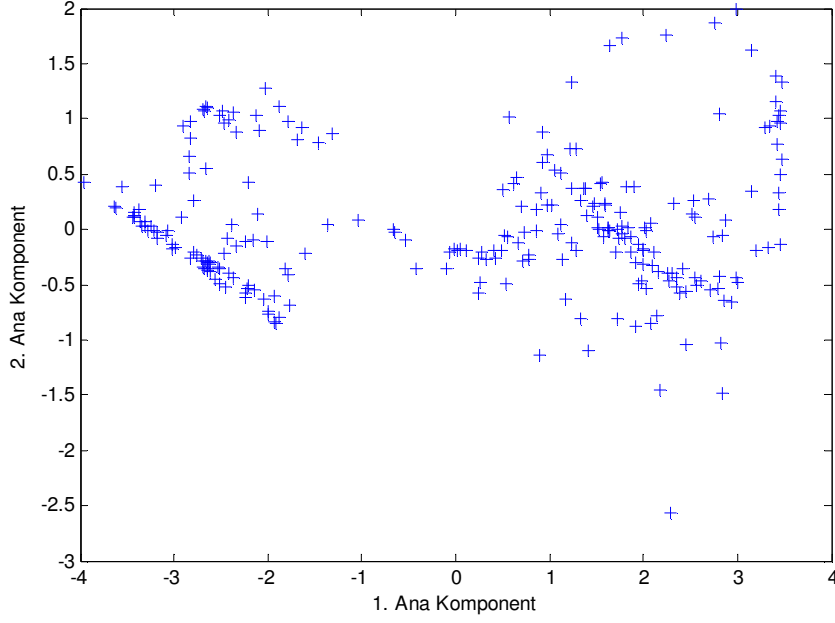
4.3.1 Temel bileşen analizi (PCA)

İkinci modelin girişlerinin seçiminde, elimizdeki veri setini birbirine dik ve bağımsız doğrusal vektör setleri şeklinde ifade edebilen ve birinci bileşende en fazla varyansı içeren, matris boyutunu azaltmak için kullanılabilen bir yöntem olan PCA kullanılmıştır[33].

1. ve 2. bileşenlerde pozitif etkiye sahip bileşenler seçilmiştir. İkinci modelde, asıl bileşen analizi (PCA) kullanılarak birinci bileşenin içinde en çok etkiye sahip olan tank seviyesi ve ikinci bileşenin içinde en çok etkiye sahip olan redox seçilmiştir.

1. ve 2. bileşenler tüm varyansın yaklaşık % 94’ ünü kapsamaktadır. Şekil 4.4’ de 1. ve 2. ekseninde gösterilen verilerimiz bulunmaktadır.

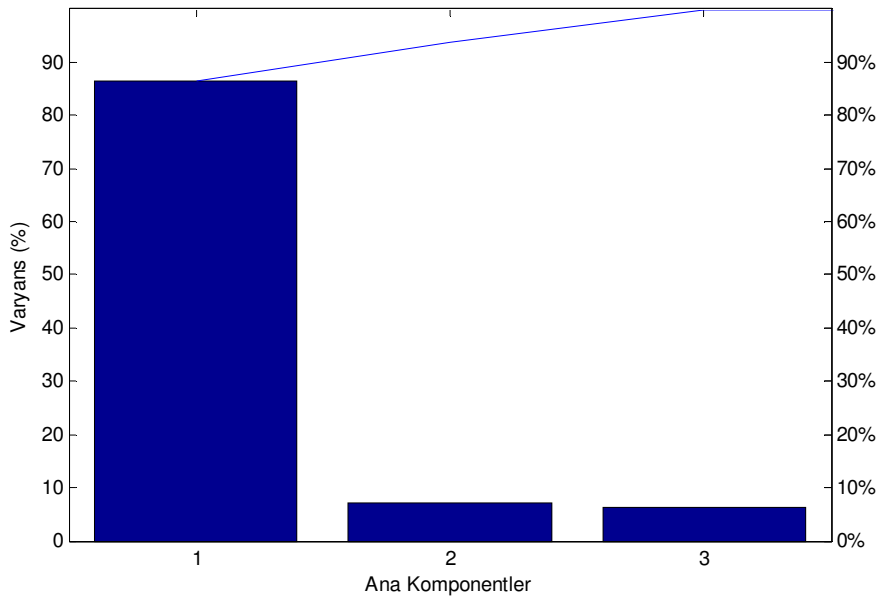
Şekil 4.5’ de 1. bileşenin varyansın % 86.4 ünü temsil ettiğini görüyoruz. 2. bileşen varyansın % 7.2 sini temsil etmektedir. İlk iki bileşenin toplamı yaklaşık tüm verinin % 94 üdür.



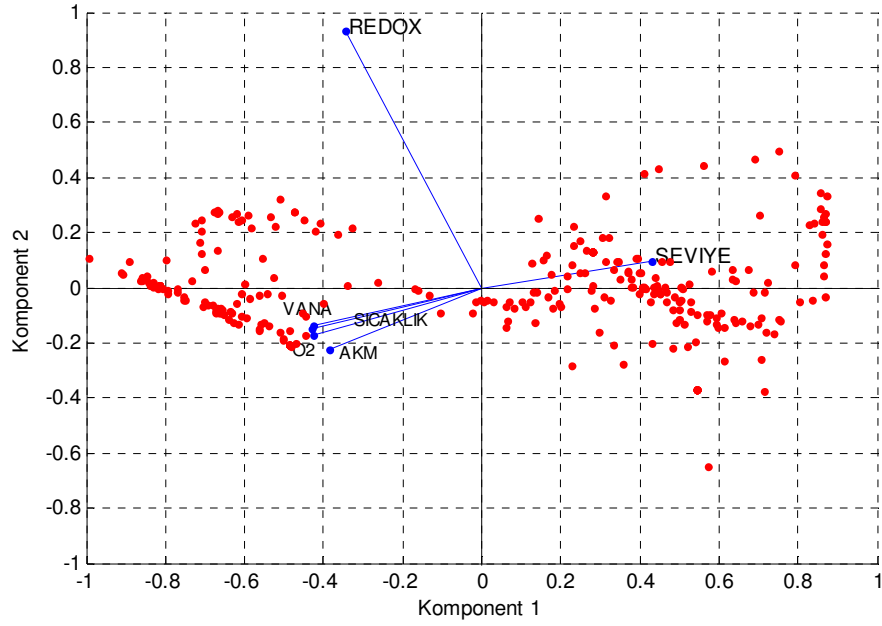
Şekil 4.4 : 1. ve 2. eksen verileri

Şekil 4.6' da 1. ve 2. bileşenlere ait veriler görülmektedir. 1. bileşen için seviye pozitif bir etkiye sahiptir. redox, akm, O₂, vana ve sıcaklık negatif bir etki göstermektedir. 2. bileşen için redox ve seviye pozitif, akm, O₂, vana ve sıcaklık negatif etkiyi oluşturmaktadır.

PCA uygulanmadan önce elimizdeki veriler ortalaması 0 ve toplam varyansı 1 olacak şekilde ayarlanmalıdır. Bu işlem sadece muhtemel girişlerin olduğu veri setine uygulanmalıdır. Sonuçlar yorumlanırken girişlerin çıkışlar üzerindeki etkisi de göz önünde bulundurulmalıdır.



Şekil 4.5 : Komponentlere ait varyanslar



Şekil 4.6 : 1. ve 2. komponentlerin bileşenleri

4.3.2 Karşılıklı bilgi (MI)

Elimizdeki girişlerin çıkışlar ile olan karşılıklı bilgilerine (MI) bakılarak giriş seçimi yapılmıştır. MI analizinde elimizde olan X (Giriş) ve Y (Çıkış) olarak isimlendirilen değişkenler arasındaki ilişkiye bakılır[34].

Karşılıklı bilgi olasılık yoğunluğu fonksiyonları yardımı ile hesaplanır **(4.1)**[32].

$$I(X, Y) = \iint dx dy f_{x,y}(x, y) \log \frac{f_{x,y}(x, y)}{f_x(x) f_y(y)}$$

$f_x(x)$ ve $f_y(y)$: Marjinal olasılık yoğunluğu fonksiyonu

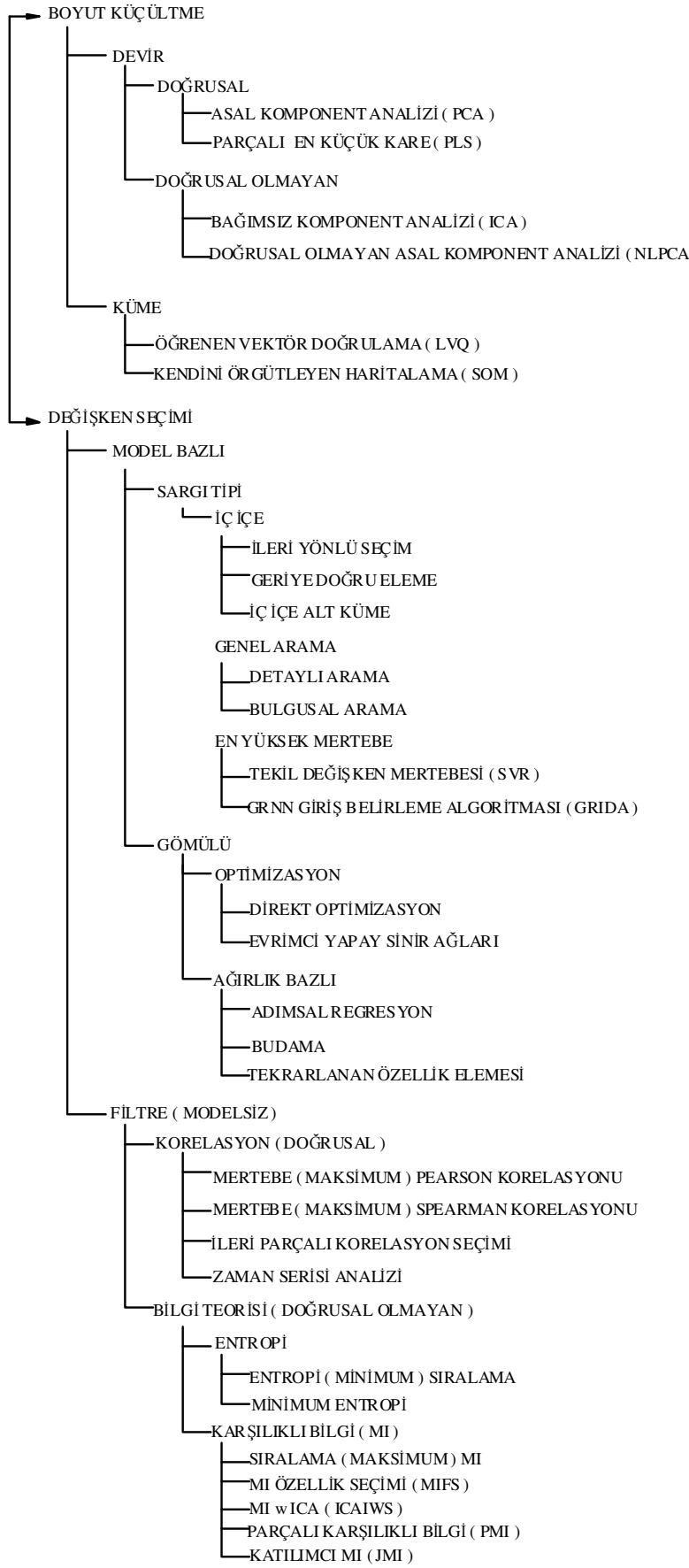
$f_{x,y}(x, y)$: Müşterek olasılık yoğunluğu fonksiyonu

$I(X, Y)$: Karşılıklı Bilgi (MI)

(4.1)

Aradaki en iyi korelasyona bağlı olarak giriş ve çıkış arasındaki MI yükselmektedir.

Sonuç olarak MI değeri en yüksek çıkan 3 giriş yapay sinir ağının girişi olarak seçilmiştir. Askıda katı madde, redox ve seviye 3. modelde kullanılmıştır.



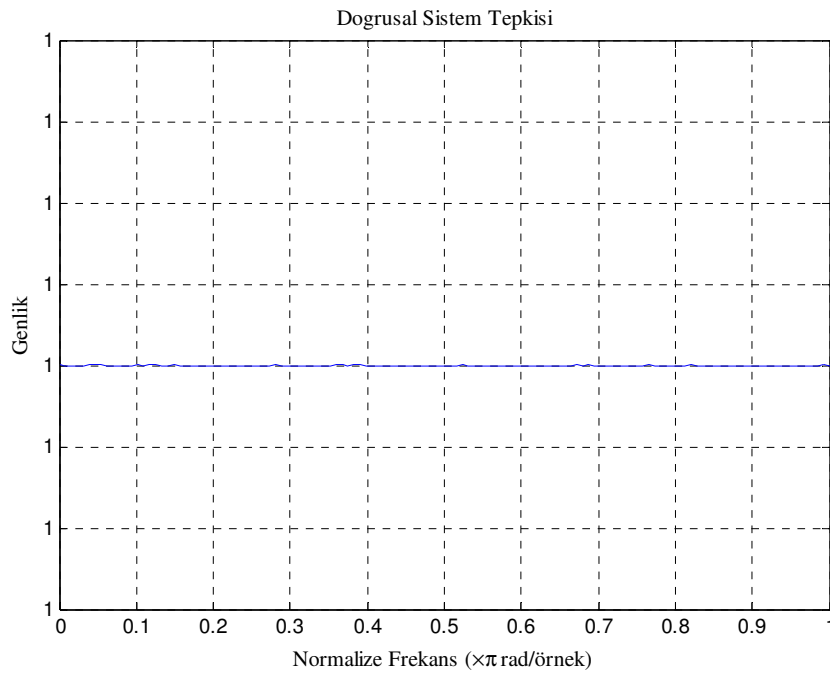
Şekil 4.7 : Giriş değişkenleri seçim stratejileri ve algoritmaları

4.4 Sistemin Doğrusallığının İncelenmesi

Seçilen parametrelerin kendi aralarında doğrusallığını test etmek amacı ile koherans analizine başvurulmuştur.

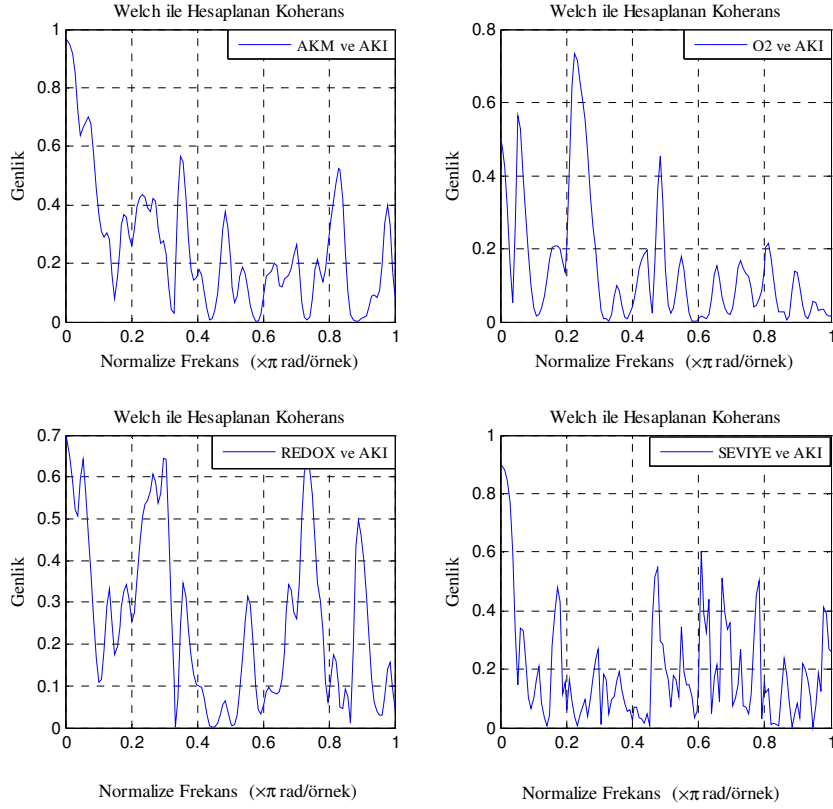
Koherans analizi verileri frekans alanında inceleyen ve genliğe göre incelenen parametreler arasındaki doğrusallık hakkında bilgi veren sinyal işleme yöntemlerinden biridir.

Şekil 4.8’ de doğrusal sisteme ait tepki görülmektedir. Doğrusal olması sebebiyle genlik sürekli 1 dir.

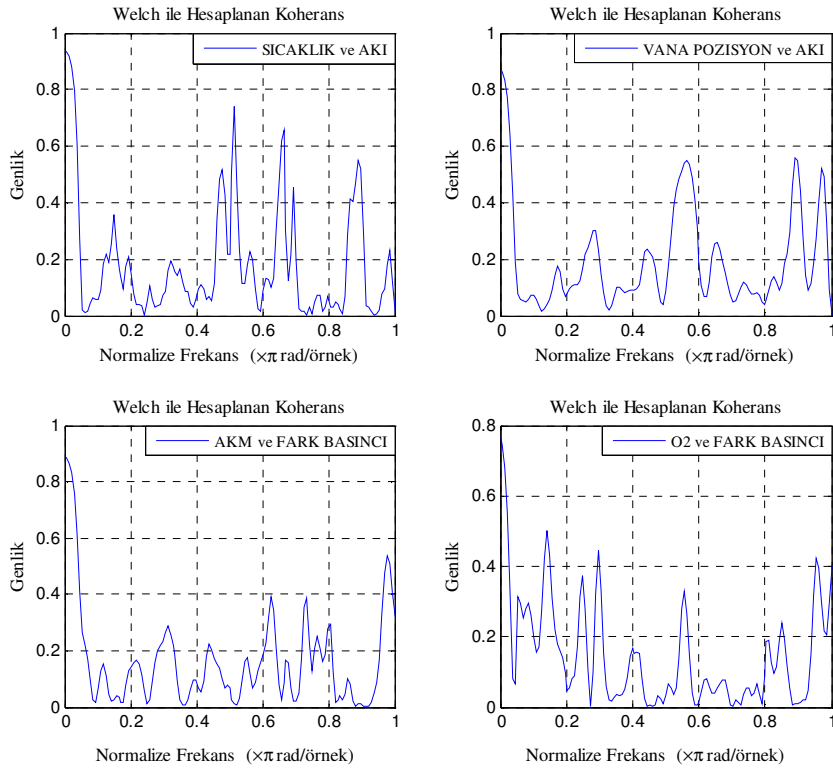


Şekil 4.8 : Doğrusal sistem tepkisi

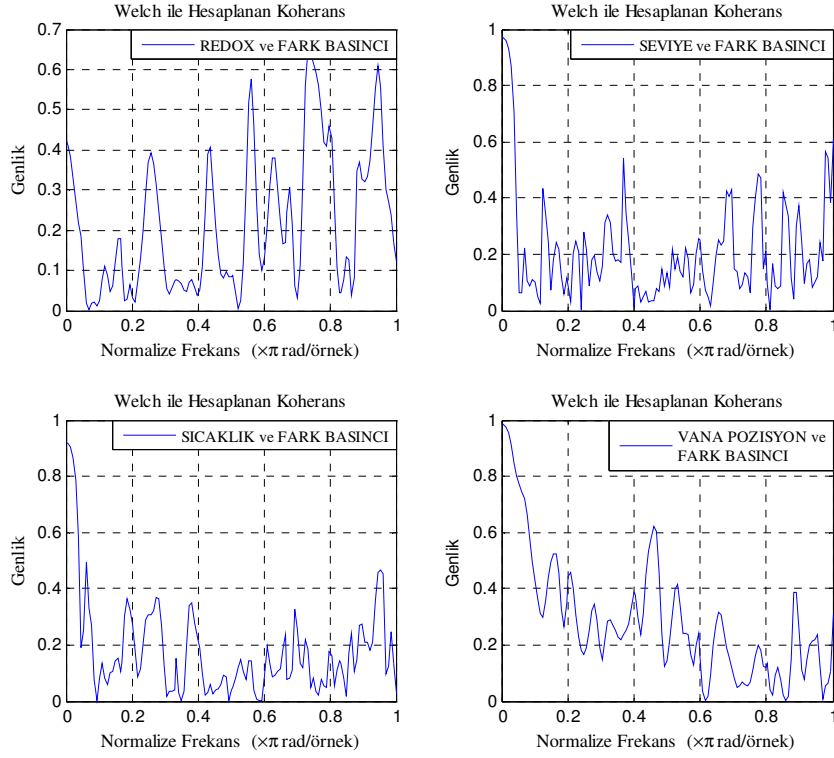
Girişler ve çıkışlar arasında olan ilişkiler gösterilmektedir(Şekil 4.9, 4.10, 4.11). Sonuçlarda da görüldüğü gibi membran biyoreaktöre ait girişler ve çıkışlar arasındaki ilişki doğrusal olmayan tiptedir.



Şekil 4.9 : Koherans analizi sonuçlar-1



Şekil 4.10 : Koherans analizi sonuçlar-2



Şekil 4.11 : Koherans analizi sonuçları-3

4.5 Sistemin Derecesinin Ve Gecikmesinin Bulunması

Sistemler hakkında bilgi sahibi olmak ve dinamiklerini anlamak için zaman bölgesinde uygulanan yöntemler bulunmaktadır. Basamak tepkisi (step response) ve darbe yanıtı (impulse response) kullanılan yöntemlerdendir[5].

Dinamik sistemlerin zaman tepkilerini hesaplayabilmek için diferansiyel denklemlerin çözülmesi gerekmektedir. Bunun için çeşitli yöntemler bulunmaktadır fakat en sık kullanılan yöntemlerden biri Laplace dönüşümüdür[23].

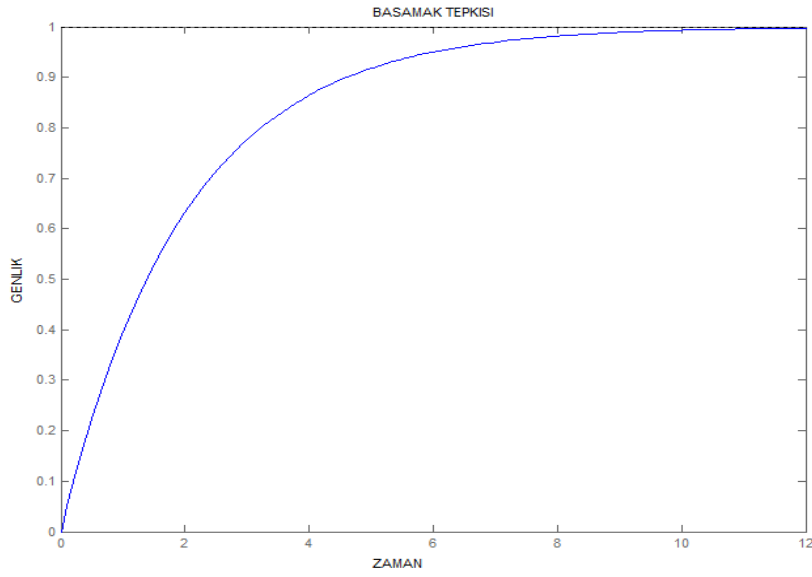
Sistemin zaman tepkisi geçici rejim tepkisi (transient response) ve sürekli rejim tepkisinden (steady state response) oluşmaktadır[23].

Basamak tepkisi formüldeki gibi ifade edilmektedir (4.2)[25].

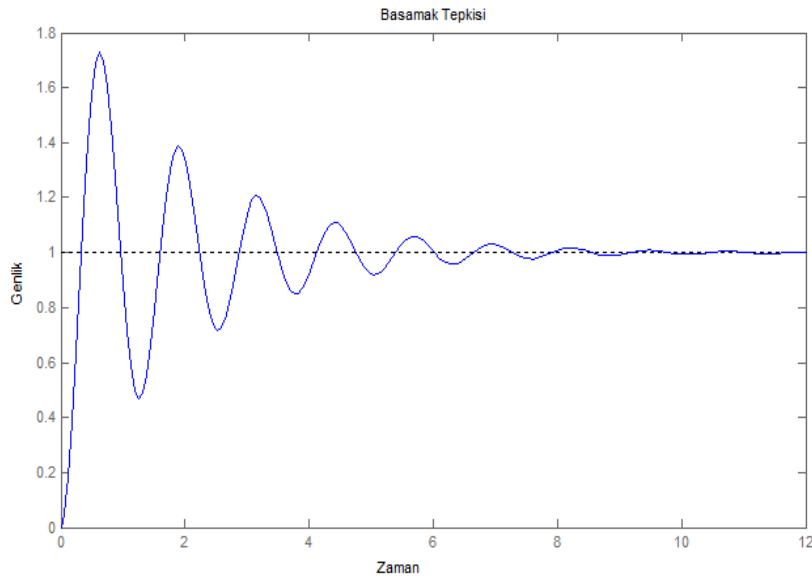
$$u(t) = \begin{cases} 0, & t < 0 \\ \alpha, & t \geq 0 \end{cases} \quad (4.2)$$

Sistemin dinamiği hakkında bilgi veren basamak tepkisi, sistemin derecesi(kutupları yani kökleri) hakkında bilgi vermektedir. Sistemin cevabına göre modelin derecesi hakkında bilgi sahibi olunabilir.

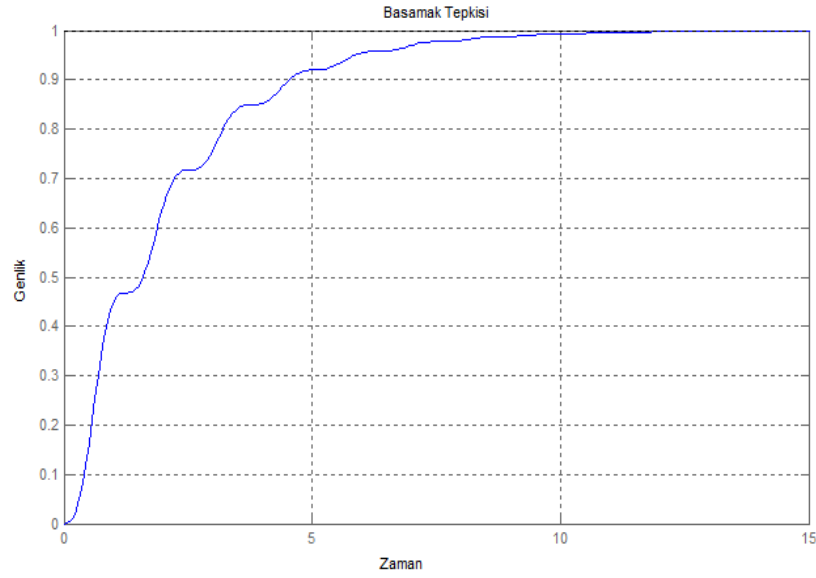
Model derecesi sistemin kutupları, sistemin sıfırları ve sistemin gecikmesine bağlıdır. Genel olarak model yapısı ile ilgilidir[5]. Birinci derece, ikinci derece ve üçüncü derece sistemlere ait basamak tepkisi cevapları şekil 4.12, 4.13 ve 4.14’ de gösterilmektedir.



Şekil 4.12 : 1. derece sisteme ait basamak tepkisi



Şekil 4.13 : 2. derece sisteme ait basamak tepkisi



Şekil 4.14 : 3. derece sisteme ait basamak tepkisi

Darbe yanıtı formüldeki gibi ifade edilmektedir (4.3)[25].

$$\delta(t) = \begin{cases} 0, & t \neq 0 \\ 1, & t = 0 \end{cases} \quad (4.3)$$

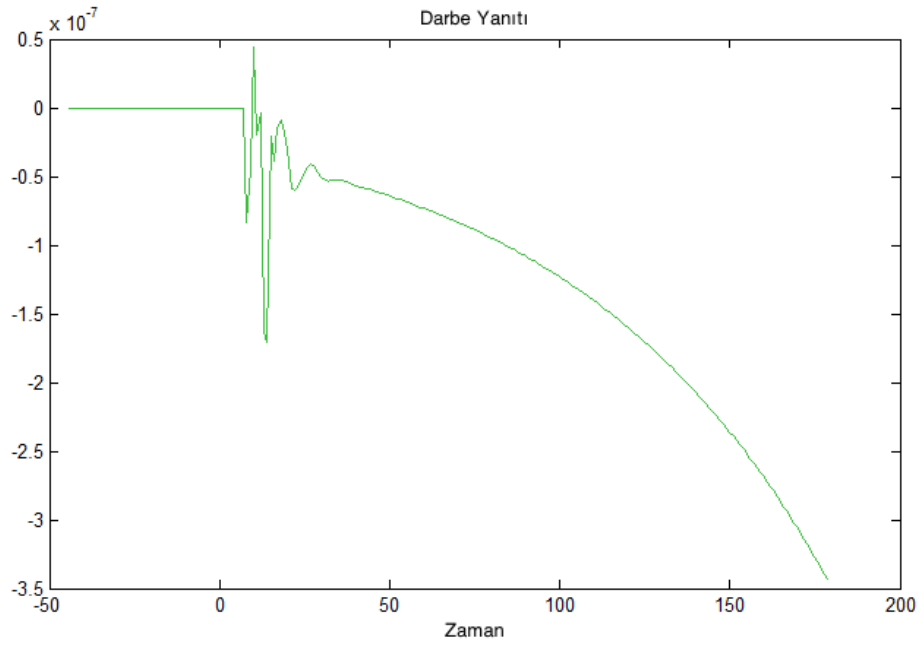
Parametrik kara kutu modellemede model derecesinin yanında giriş ve çıkış gecikmelerinin de belirlenmesi gerekmektedir. Girişin etkisinin çıkışta görülme süresine gecikme denilmektedir[5].

Formülde SISO sisteme ait ARX gösterimi bulunmaktadır (4.4). Çıkışın ve girişin model derecesi ARX gösterimde kaç adet terim olacağını belirlemektedir. Gecikme ile bulunan terimlerin zamanda ne kadar kayma ile başlayacağını ifade etmektedir. Bağlantıda n_a kök sayısını, n_b sıfır sayısı + 1, n_k gecikmeyi ifade etmektedir[5].

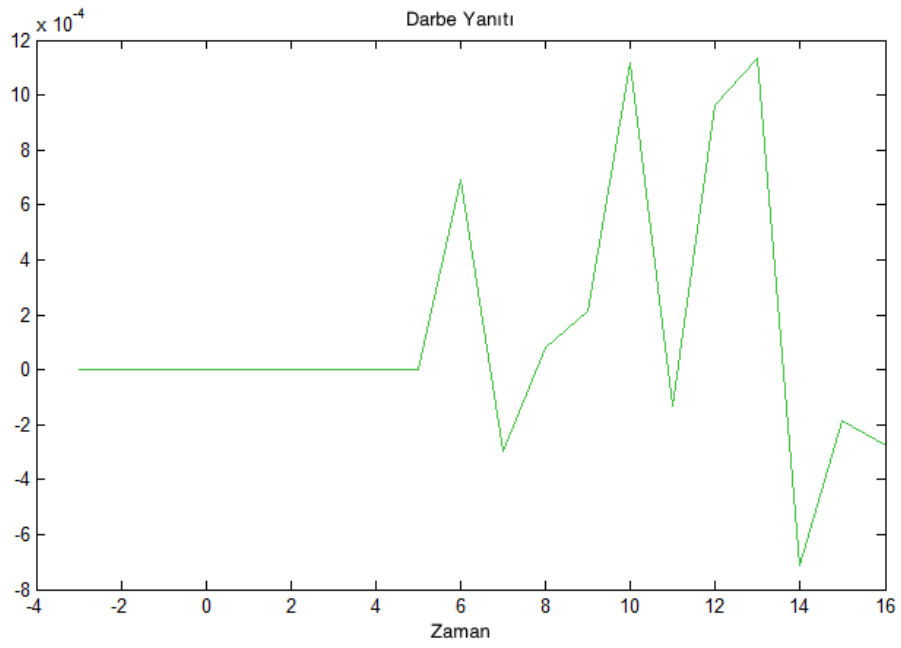
$$y(t) + a_1 y(t-1) + \dots + a_{n_a} y(t-n_a) = b_1 u(t-n_k) + \dots + b_{n_b} u(t-n_k-n_b+1) + e(t) \quad (4.4)$$

Model gecikmesi ve derecesi Matlab sistem tanılama araç kutusu arayüzü veya komut satırı yardımıyla hesaplanabilmektedir. Model derecesi belirlenirken Akaike bilgi kriteri (AIC) veya Rissanen minimum tanım uzunluğu (MDL) yöntemleri kullanılabilmektedir[5].

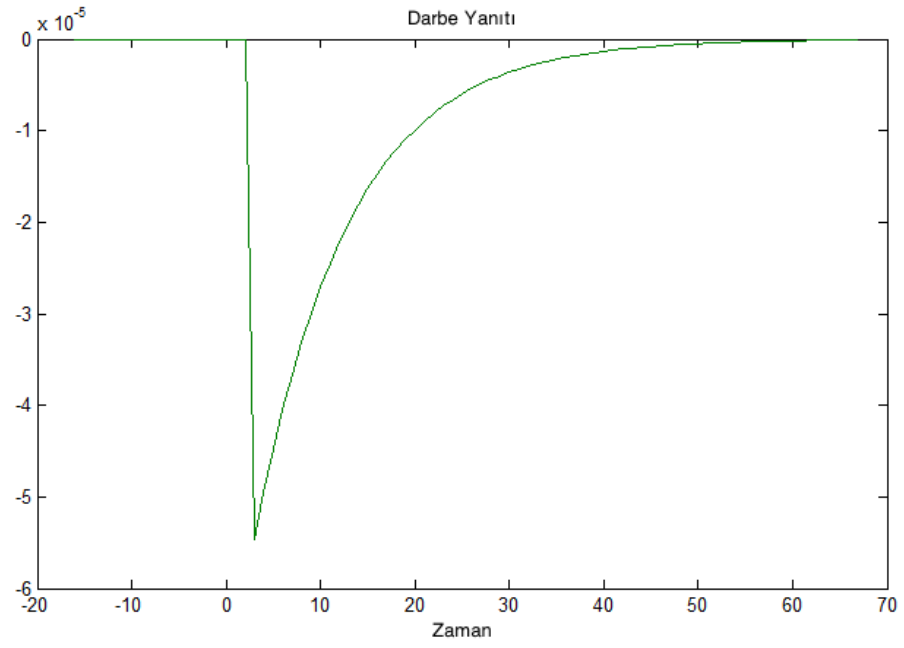
MBR sistemine ait girişlerin darbe yanıtı SISO olarak incelendiğinde elde edilen grafikler şekil 4.15 – 4.26 arasındaki şekillerde verilmektedir.



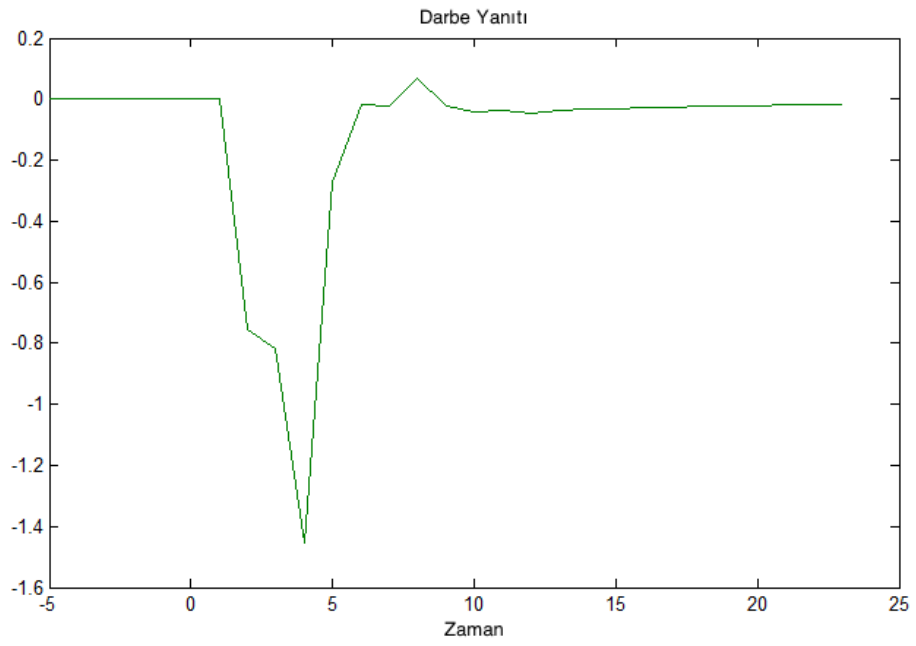
Şekil 4.15 : AKM – akı sistemine ait darbe yanıtı



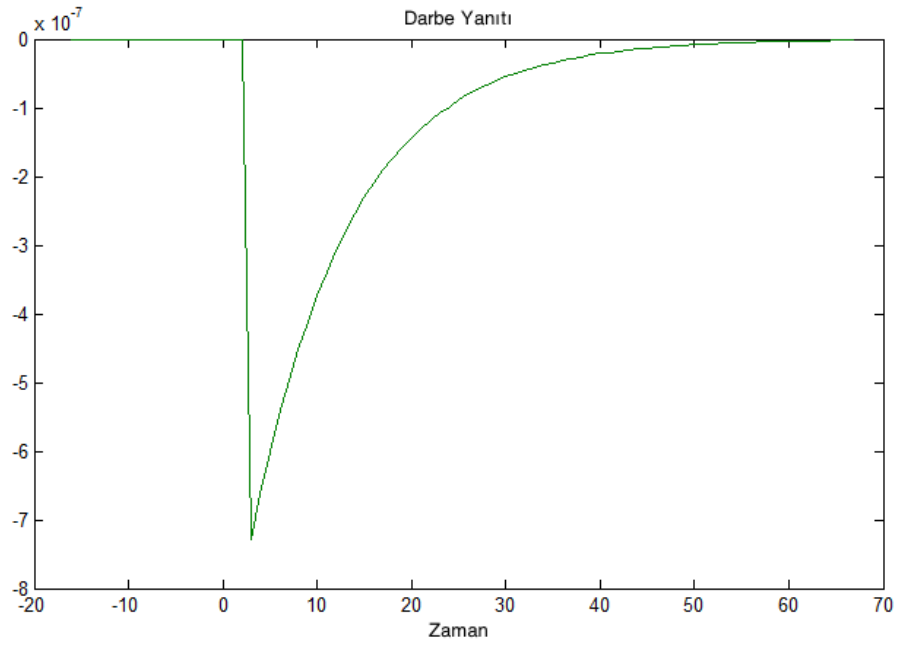
Şekil 4.16 : AKM – basınç sistemine ait darbe yanıtı



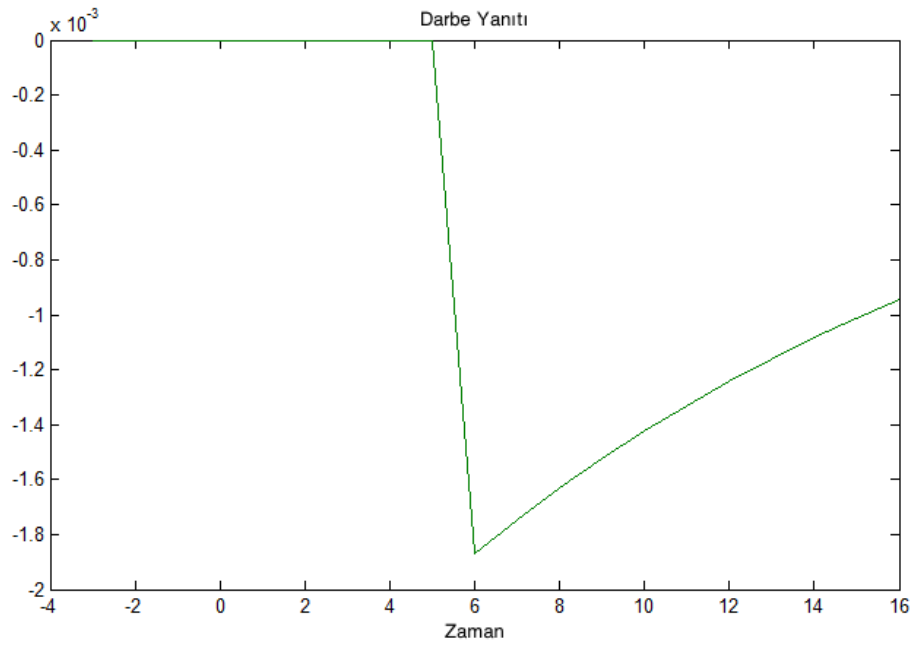
Şekil 4.17 : O2 – akı sistemine ait darbe yanıtı



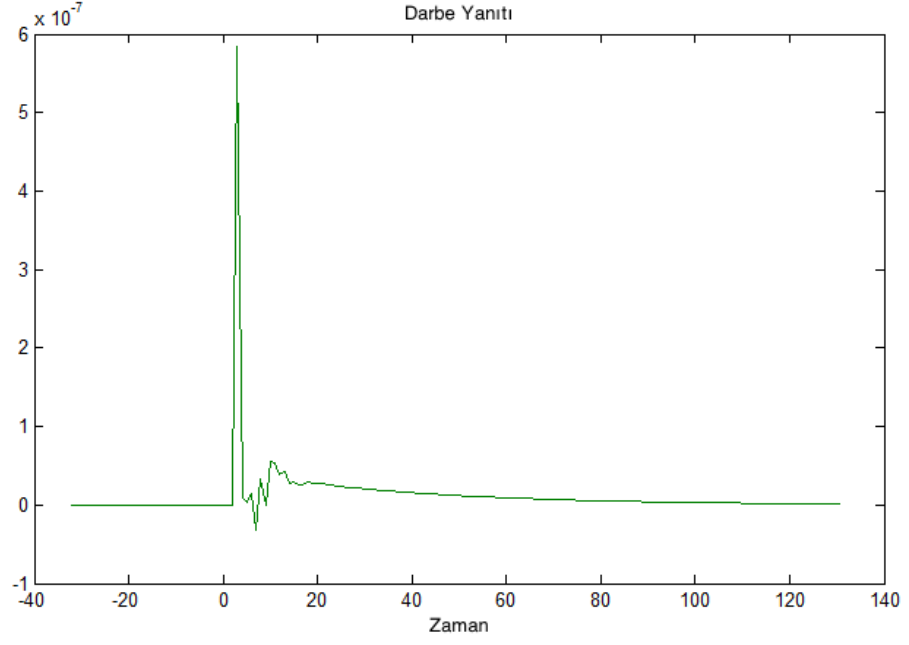
Şekil 4.18 : O2 – basınç sistemine ait darbe yanıtı



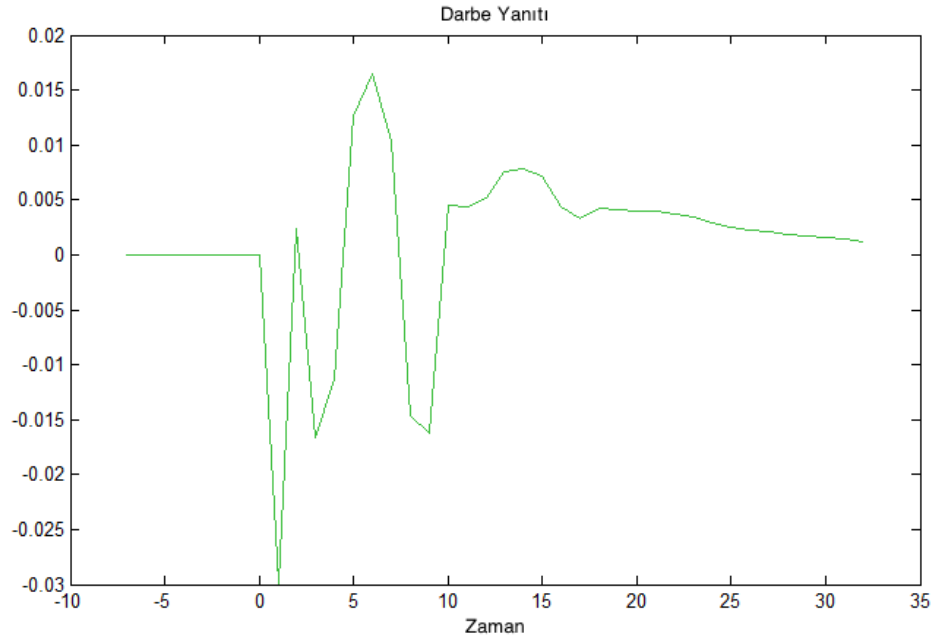
Şekil 4.19 : Redox – akı sistemine ait darbe yanıtı



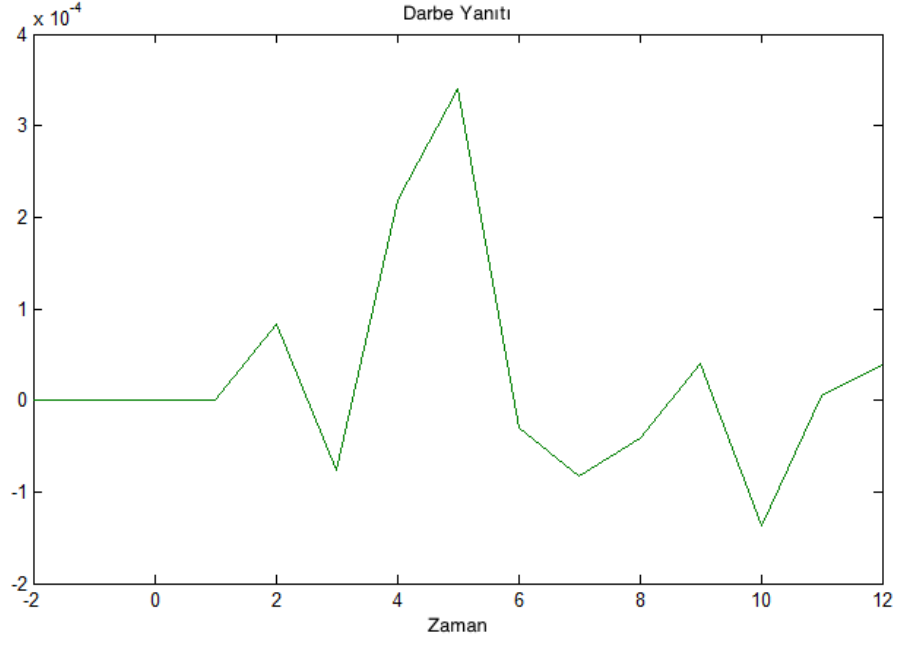
Şekil 4.20 : Redox – basınç sistemine ait darbe yanıtı



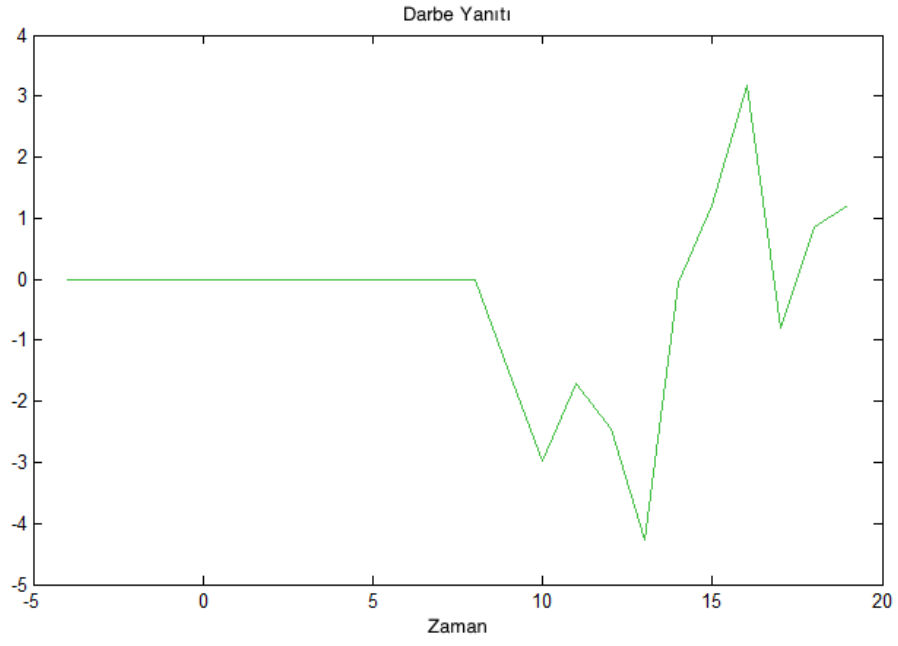
Şekil 4.21 : Seviye – akı sistemine ait darbe yanıtı



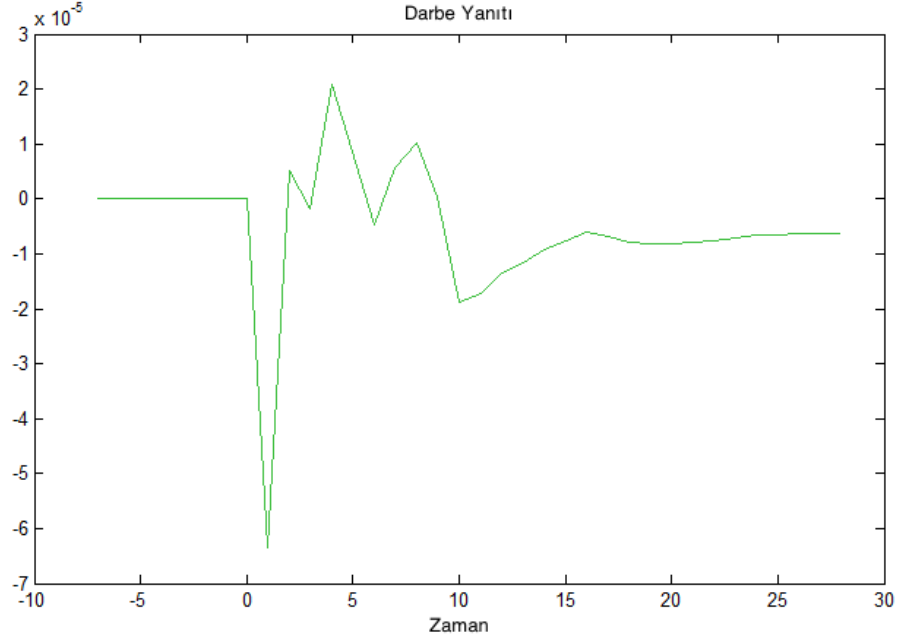
Şekil 4.22 : Seviye – basınç sistemine ait darbe yanıtı



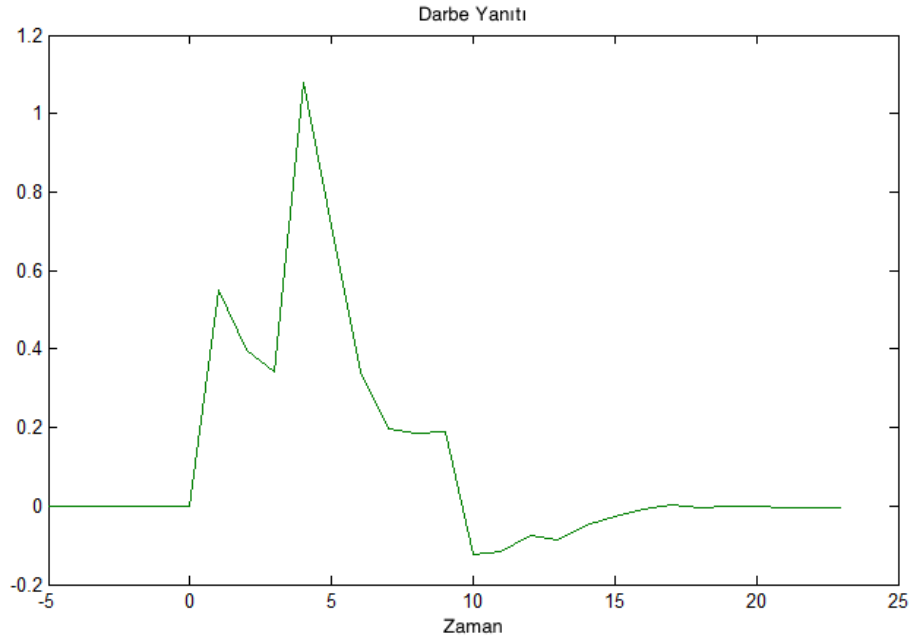
Şekil 4.23 : Sıcaklık – akı sistemine ait darbe yanıtı



Şekil 4.24 : Sıcaklık – basınç sistemine ait darbe yanıtı



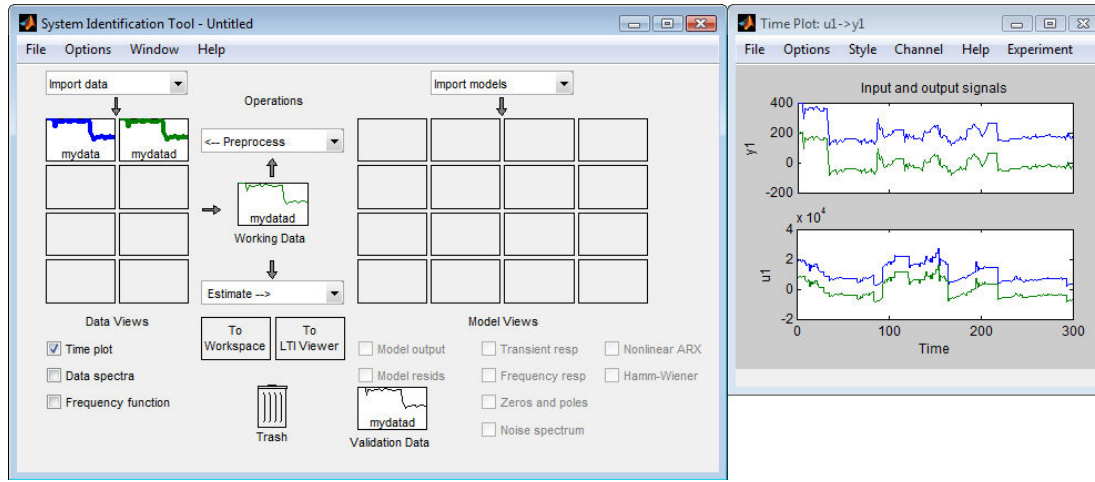
Şekil 4.25 : Vana – akı sistemine ait darbe yanıtı



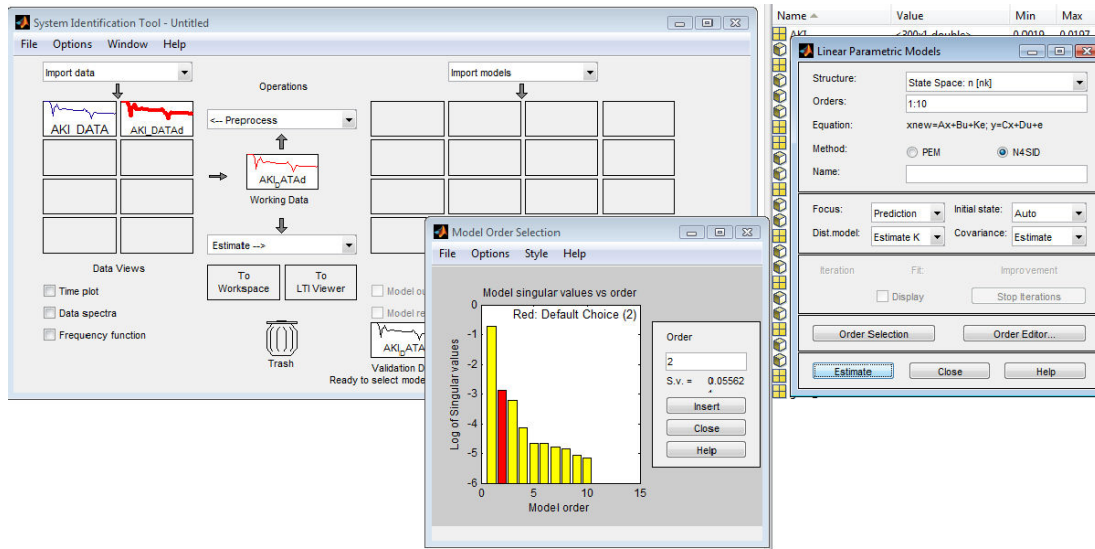
Şekil 4.26 : Vana – basınç sistemine ait darbe yanıtı

Sistem derecesi mertebesinde çıkışlar geri besleme olarak gecikmeli girişe uygulanmaktadır. Bu sayede modelin dinamik yapısı sağlanmaktadır.

Sistem derecesi bulunurken Matlab araçlarından sistem tanılama araç kutusu grafiksel kullanıcı arayüzü kullanılmıştır(Şekil 4.27 ve 4.28).



Şekil 4.27 : Sistem tanılama araç kutusu (ofset kaldırma)



Şekil 4.28 : Sistem tanılama araç kutusu (model derecesi seçim)

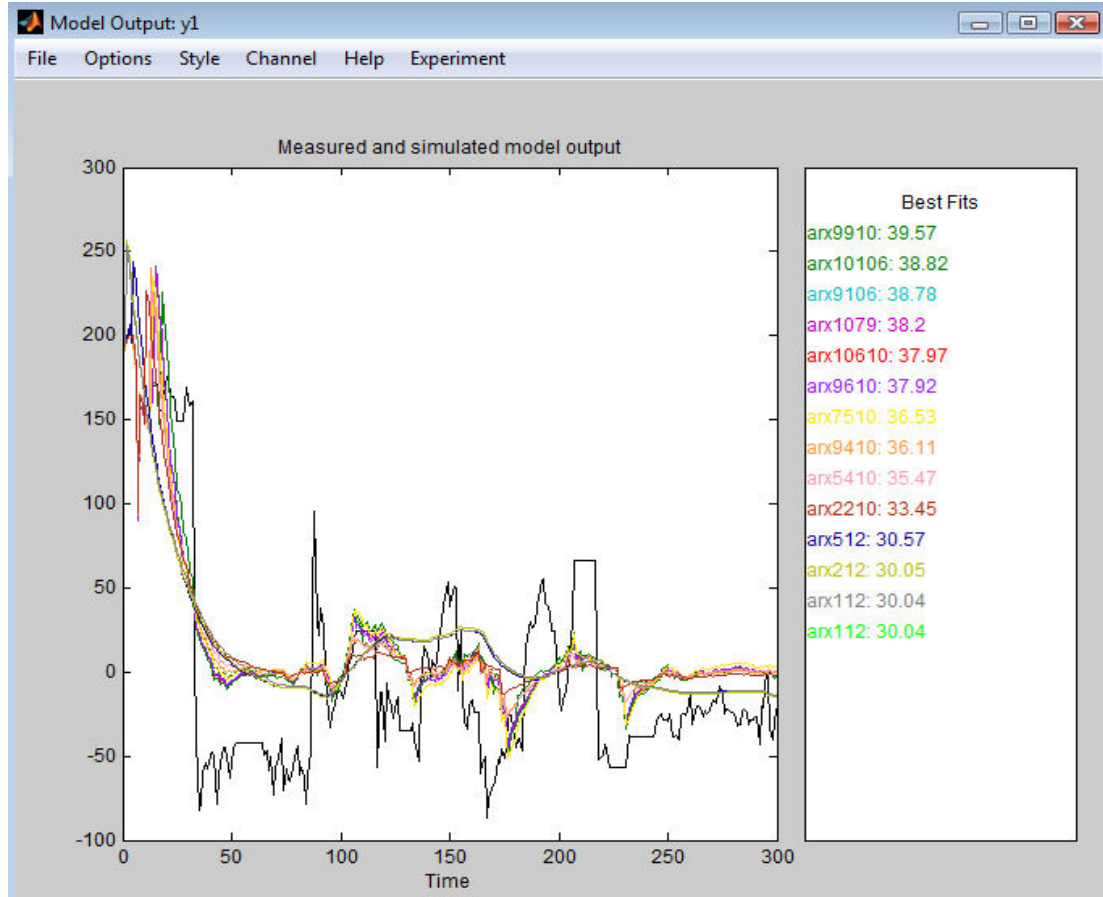
4.6 ARX ve ARMAX Yapıları İle Modelleme

Bu bölümde doğrusal parametrik modelleme yöntemlerinden olan ARX ve ARMAX ile membran biyoreaktör sistemi modellemesi yapılmıştır. En uygun ARX ve ARMAX modeli seçilirken sistemin kutup ve sıfır iptali (pole-zero cancellation) içeren durumlar incelenerek daha düşük mertebeli modeller seçilmiştir. Şekil 4.29’ da görüldüğü gibi ARX ile modelleme sonucunda en iyi değer 39.57 olarak bulunmuştur. ARMAX ile elde edilen en iyi değer 38.14 dır(Şekil 4.32).

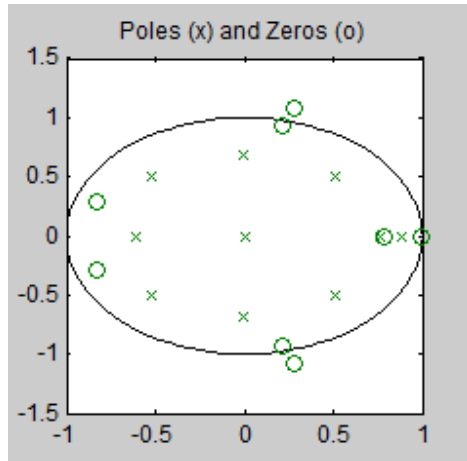
4.6.1 ARX ile modellenmesi

Şekil 4.30' da görüldüğü gibi model için sıfır ve kutup sadeleşmesi mevcuttur.

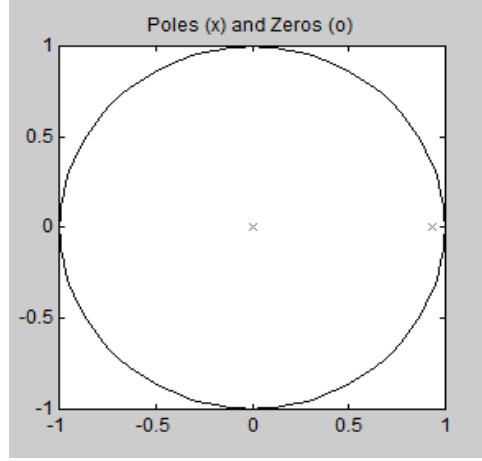
Tüm sadeleşmeler yapılarak model mertebesi düşürüldüğünde elde edilen modele ait sıfır ve kutuplar şekil 4.31' de görülmektedir. Model iki kutuba sahiptir. Modelin başarısı 30.04 dür.



Şekil 4.29 : ARX modeller



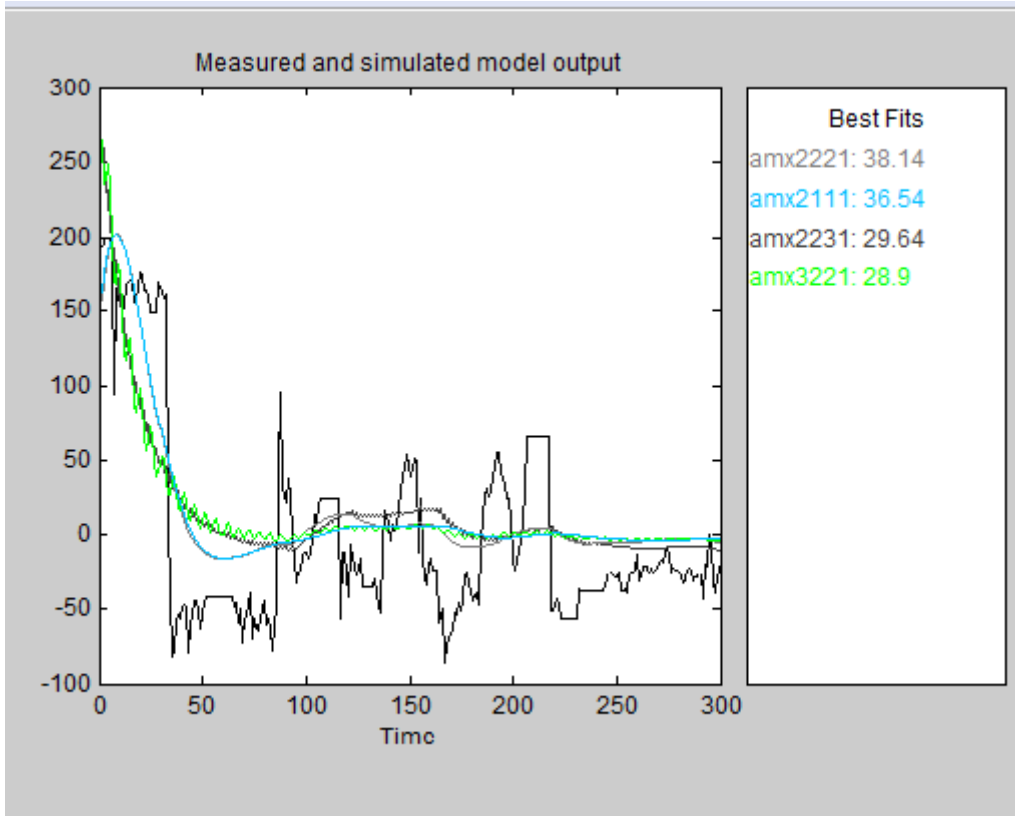
Şekil 4.30 : Kutup – sıfır sadeleşmesi yapılmadan önce



Şekil 4.31 : Kutup – sıfır sadeleştirme uygulanmış şekli

4.6.2 ARMAX ile modellenmesi

ARMAX ile elde edilen modelin başarımı 38.14' de kalmıştır. 2 kutup ve 1 sıfıra sahip olan model yeterli başarımı sağlayamamıştır.



Şekil 4.32 : ARMAX modeller

ARX ve ARMAX ile modellemede istenilen başarımlar sağlanamadığı için yapay sinir ağları ile modellemeye karar verilmiştir.

4.7 Yapay Sinir Ağı İle Modellenmesi

ARX ve ARMAX yöntemi ile elde edilen sonuçlar tatmin edici değildir. Bu yüzden parametrik olmayan kara kutu modelleme yöntemi olan yapay sinir ağı kullanılarak modellemeye karar verilmiştir.

MBR doğrusal olmayan bir sistemdir. Yapay sinir ağı ile zaman serisi şeklinde tanımlanabilir. Sistemin dinamiğini temsil edebilmek için çıkışlar geri besleme ile girişlere gecikme ile uygulanmıştır. Sistem derecesi oranında geri besleme yapılmıştır. Girişler de gecikmeli olarak uygulanmaktadır.

Çalışma boyunca kullanılan modeller çizelge 4.2’ de özetlenmektedir.

Çizelge 4.2 : YSA modeller

Model No	Giriş Sayısı	Çıkış Sayısı	Girişler	Çıkışlar
1	2	2	AKM Sıcaklık	Akı Basınç Farkı
2	2	2	Redox Seviye	Akı Basınç Farkı
3	3	2	AKM - Redox Seviye	Akı Basınç Farkı
4	6	2	AKM – O2 Redox-Seviye Sıcaklık-Vana	Akı Basınç Farkı

YSA başarımında ölçüt % hata, toplam mutlak hata (SAE) ve maksimum mutlak hata (MAE) seçilmiştir.

Şekil 4.33, 1. model için eğitilen yapay sinir ağının akı çıkışını ve gerçek akıyı göstermektedir. Şekil 4.35, şekil 4.33’ e ait yüzde hatayı göstermektedir. Şekil 4.34, 1. model için eğitilen yapay sinir ağının basınç farkı çıkışını ve gerçek basınç farkını göstermektedir. Şekil 4.36, şekil 4.34’ e ait yüzde hatayı göstermektedir. Şekil 4.37, 1. model için kullanılan validasyon seti ile elde edilen akı çıkışını ve gerçek akıyı göstermektedir. Şekil 4.38, 1. model için kullanılan validasyon seti ile elde edilen basınç farkını ve gerçek basınç farkını göstermektedir. Şekil 4.39, 1. model için akıya ait çok adımlı tahmini(MSP) ve gerçek değerleri göstermektedir.

Şekil 4.40, 1. model için basınç farkına ait çok adımlı tahmini ve gerçek değerleri göstermektedir.

Şekil 4.41, 2. model için eğitilen yapay sinir ağının akı çıkışını ve gerçek akıyı göstermektedir. Şekil 4.43, şekil 4.41' e ait yüzde hatayı göstermektedir. Şekil 4.42, 2. model için eğitilen yapay sinir ağının basınç farkı çıkışını ve gerçek basınç farkını göstermektedir. Şekil 4.44, şekil 4.42' ye ait yüzde hatayı göstermektedir. Şekil 4.45, 2. model için kullanılan validasyon seti ile elde edilen akı çıkışını ve gerçek akıyı göstermektedir. Şekil 4.46, 2. model için kullanılan validasyon seti ile elde edilen basınç farkını ve gerçek basınç farkını göstermektedir. Şekil 4.47, 2. model için akıya ait çok adımlı tahmini ve gerçek değerleri göstermektedir. Şekil 4.48, 2. model için basınç farkına ait çok adımlı tahmini ve gerçek değerleri göstermektedir.

Şekil 4.49, 3. model için eğitilen yapay sinir ağının akı çıkışını ve gerçek akıyı göstermektedir. Şekil 4.51, şekil 4.49' a ait yüzde hatayı göstermektedir. Şekil 4.50, 3. model için eğitilen yapay sinir ağının basınç farkı çıkışını ve gerçek basınç farkını göstermektedir. Şekil 4.52, şekil 4.50' ye ait yüzde hatayı göstermektedir. Şekil 4.53, 3. model için kullanılan validasyon seti ile elde edilen akı çıkışını ve gerçek akıyı göstermektedir. Şekil 4.54, 3. model için kullanılan validasyon seti ile elde edilen basınç farkını ve gerçek basınç farkını göstermektedir. Şekil 4.55, 3. model için akıya ait çok adımlı tahmini ve gerçek değerleri göstermektedir. Şekil 4.56, 3. model için basınç farkına ait çok adımlı tahmini ve gerçek değerleri göstermektedir.

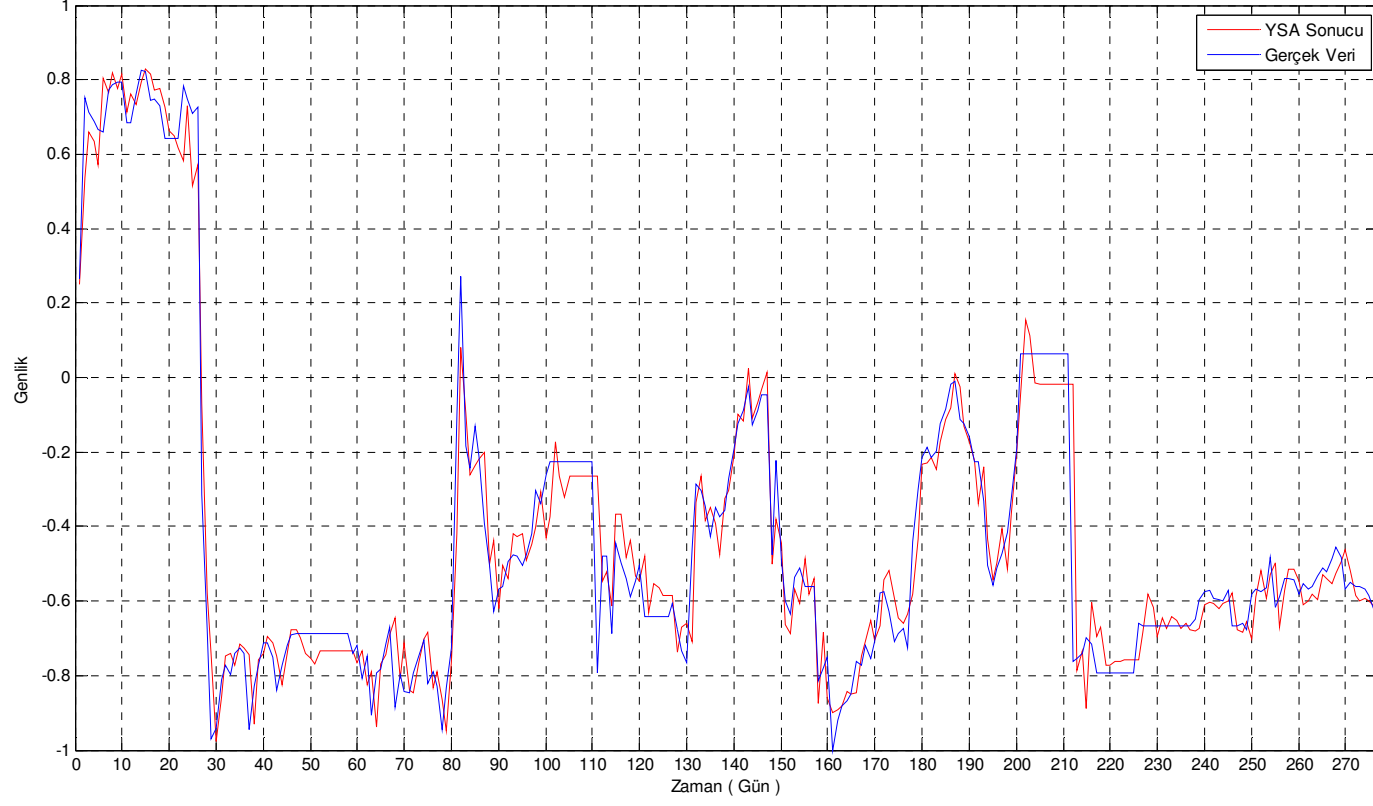
Şekil 4.57, 4. model için eğitilen yapay sinir ağının akı çıkışını ve gerçek akıyı göstermektedir. Şekil 4.59, şekil 4.57' ye ait yüzde hatayı göstermektedir. Şekil 4.58, 4. model için eğitilen yapay sinir ağının basınç farkı çıkışını ve gerçek basınç farkını göstermektedir. Şekil 4.60, şekil 4.59' a ait yüzde hatayı göstermektedir. Şekil 4.61, 4. model için kullanılan validasyon seti ile elde edilen akı çıkışını ve gerçek akıyı göstermektedir. Şekil 4.62, 4. model için kullanılan validasyon seti ile elde edilen basınç farkını ve gerçek basınç farkını göstermektedir. Şekil 4.63, 4. model için akıya ait çok adımlı tahmini ve gerçek değerleri göstermektedir. Şekil 4.64, 4. model için basınç farkına ait çok adımlı tahmini ve gerçek değerleri göstermektedir.

Yapay sinir ağının eğitiminde kullanılan veri setinin % 70' i eğitim, % 15' i doğrulama ve % 15' i test için kullanılmaktadır. YSA eğitim sonuçları % 15' lik doğrulama sonuçlarını da içermektedir.

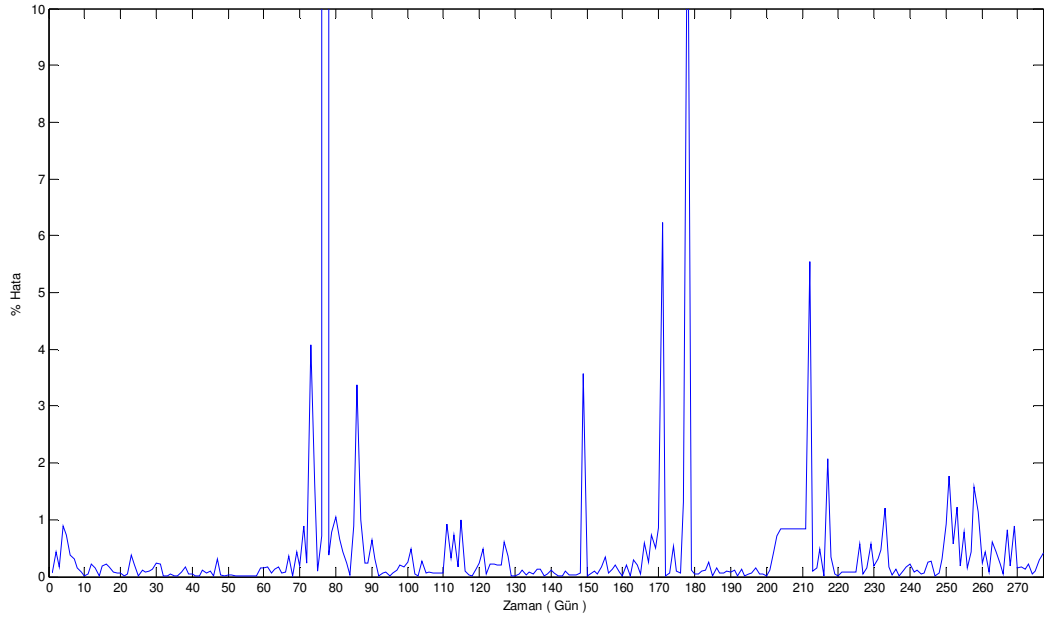
4.7.1 Model 1



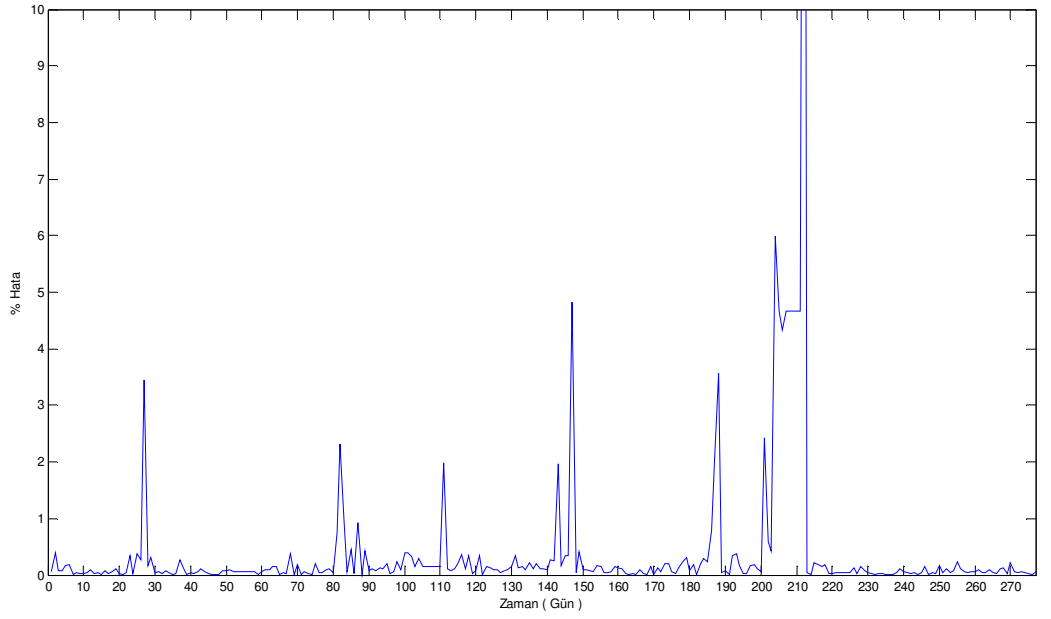
Şekil 4.33 : Model 1 akı için YSA eğitim sonucu



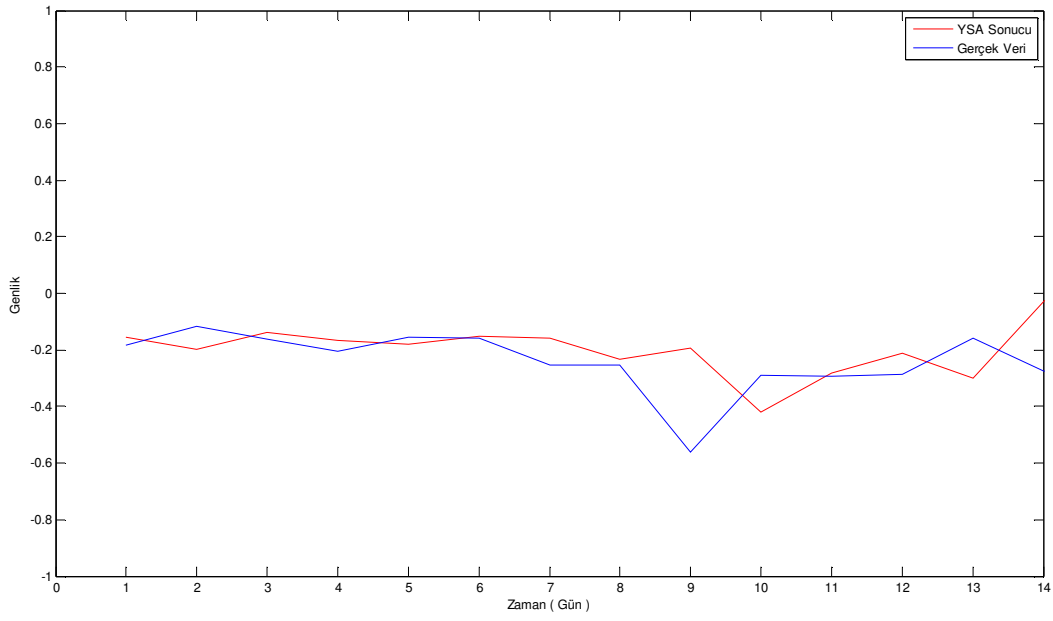
Şekil 4.34 : Model 1 basınç için YSA eğitim sonucu



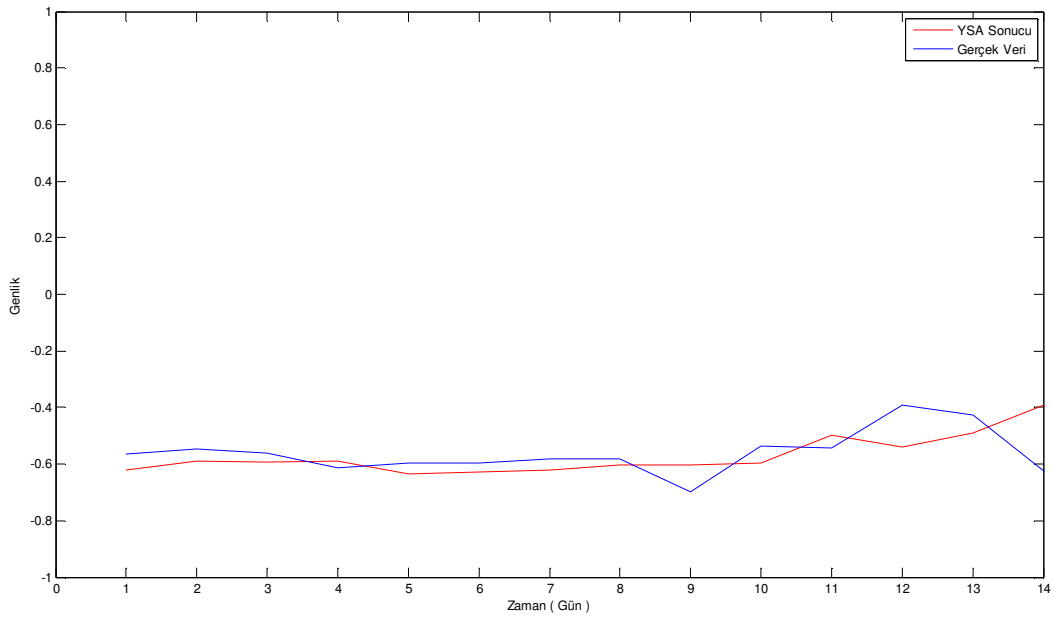
Şekil 4.35 : Model 1 akı için YSA eğitim hatası



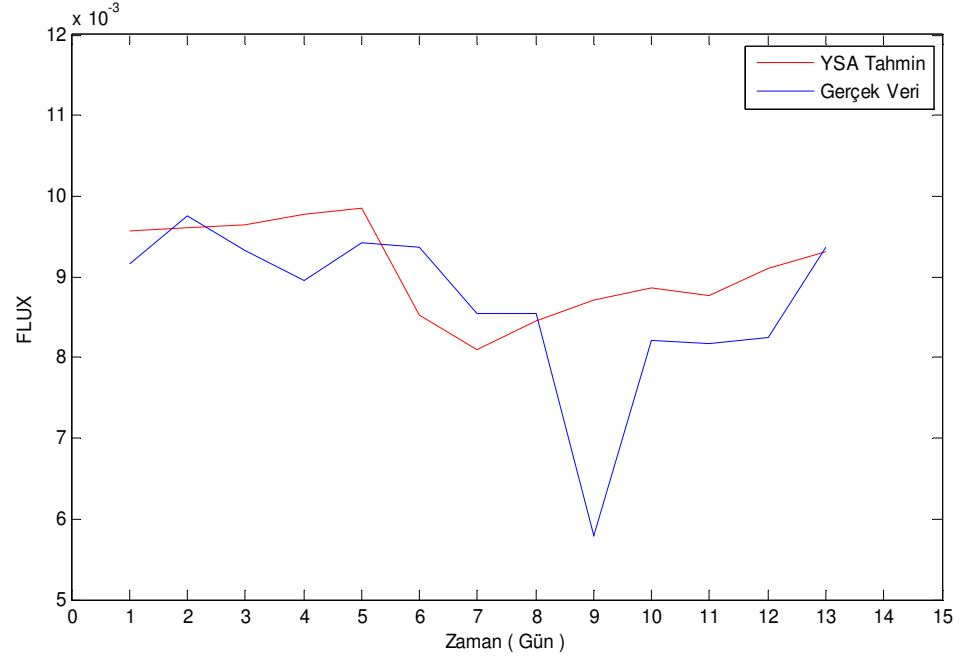
Şekil 4.36 : Model 1 basınç için YSA eğitim hatası



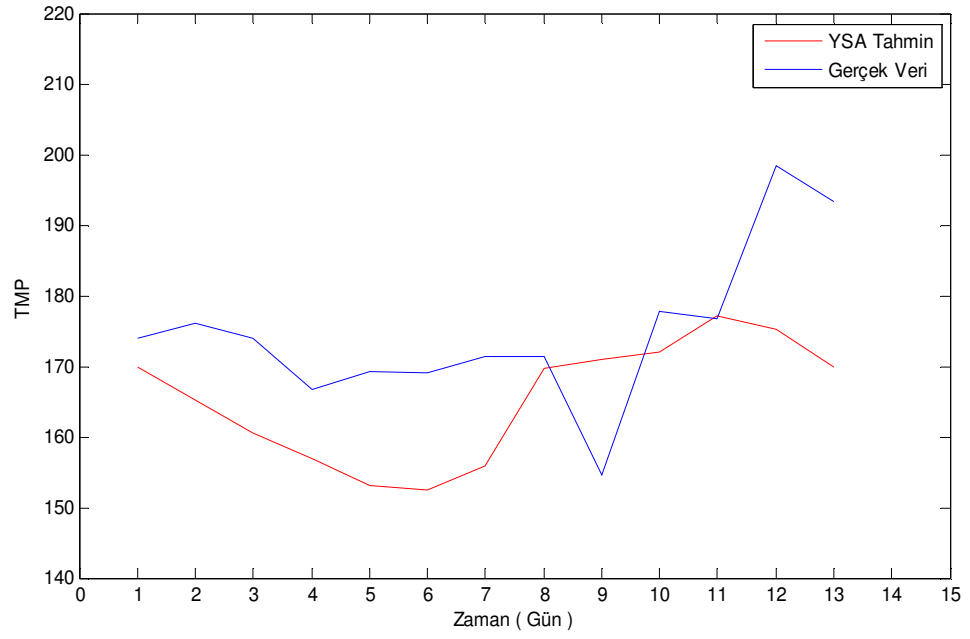
Şekil 4.37 : Model 1 akı için YSA validasyon sonucu



Şekil 4.38 : Model 1 basınç için YSA validasyon sonucu



Şekil 4.39 : Model 1 akı için MS YSA tahmini



Şekil 4.40 : Model 1 basınç için MS YSA tahmini

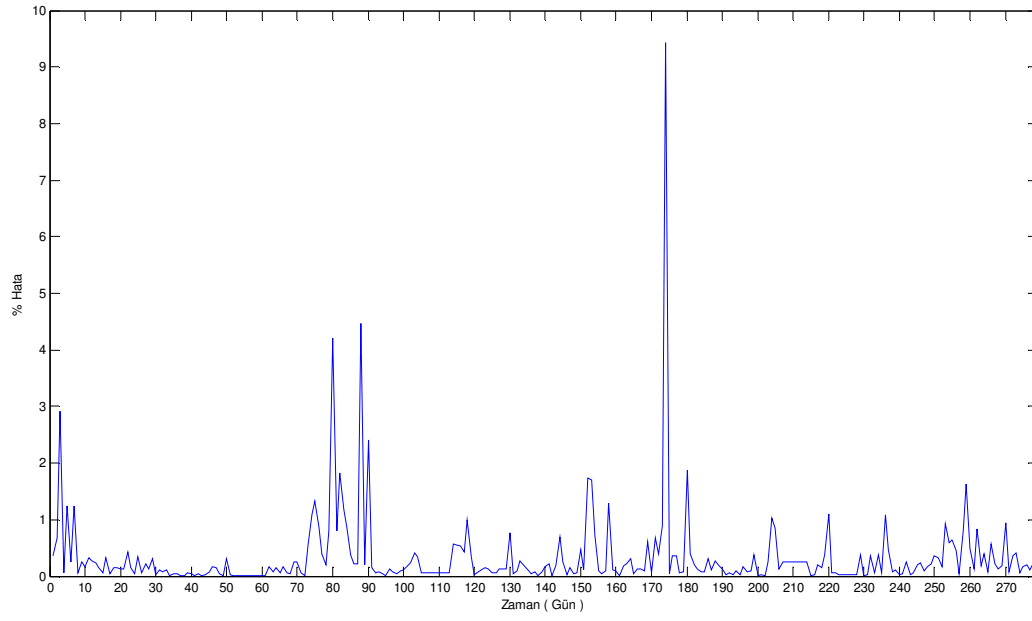
4.7.2 Model 2



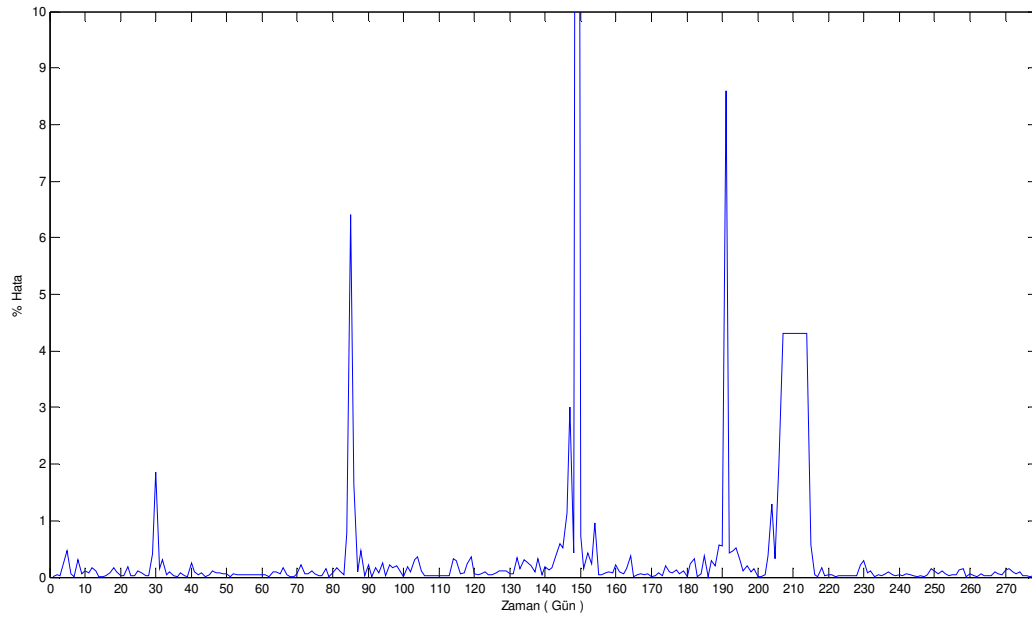
Şekil 4.41 : Model 2 akı için YSA eğitim sonucu



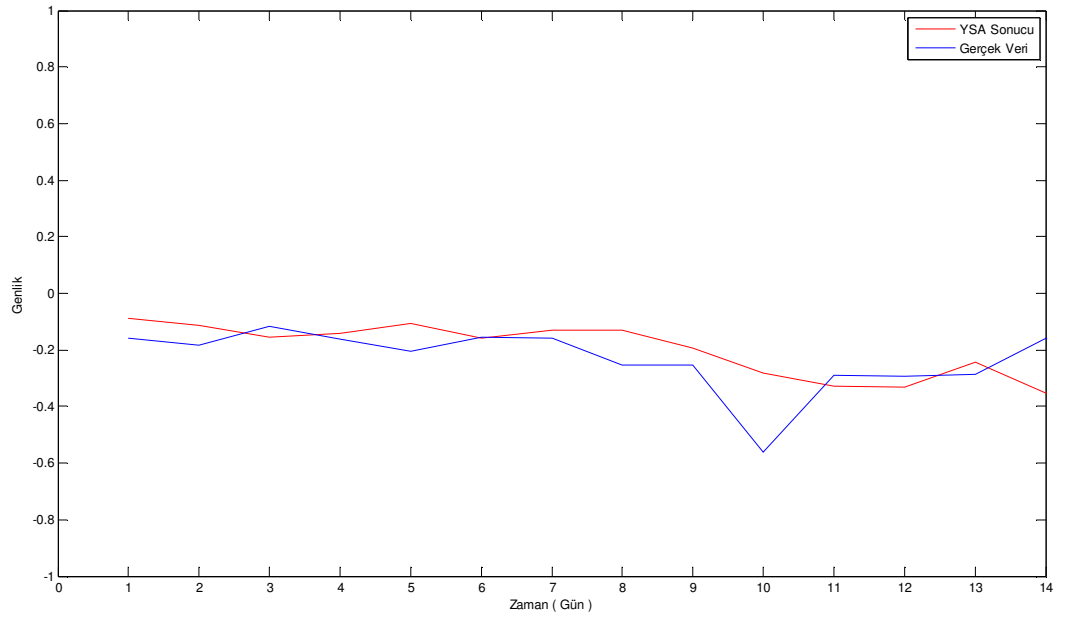
Şekil 4.42 : Model 2 basınç için YSA eğitim sonucu



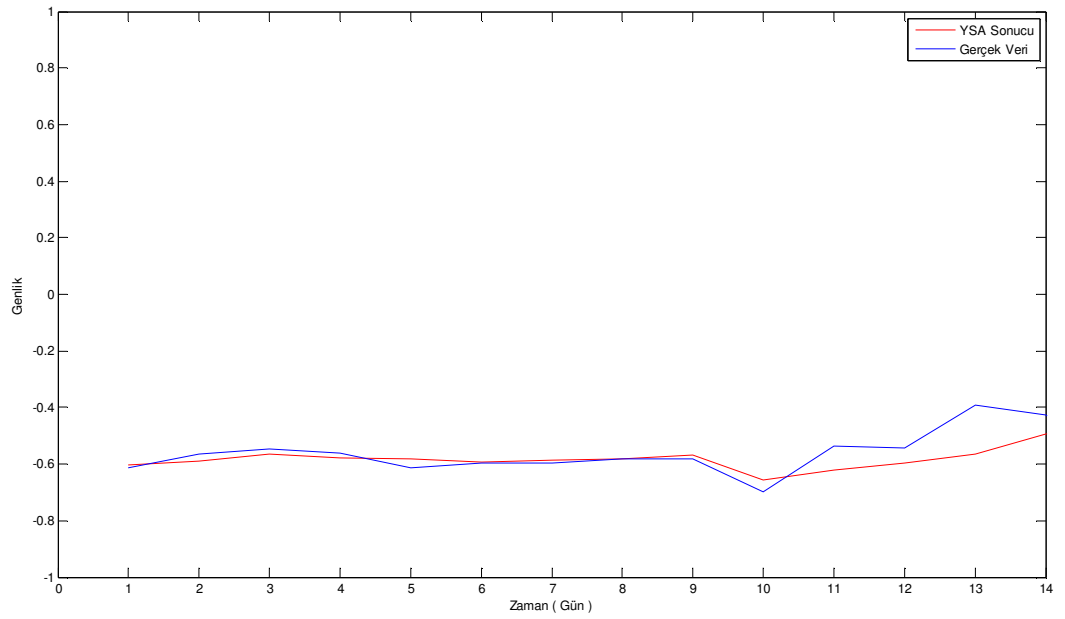
Şekil 4.43 : Model 2 akı için YSA eğitim hatası



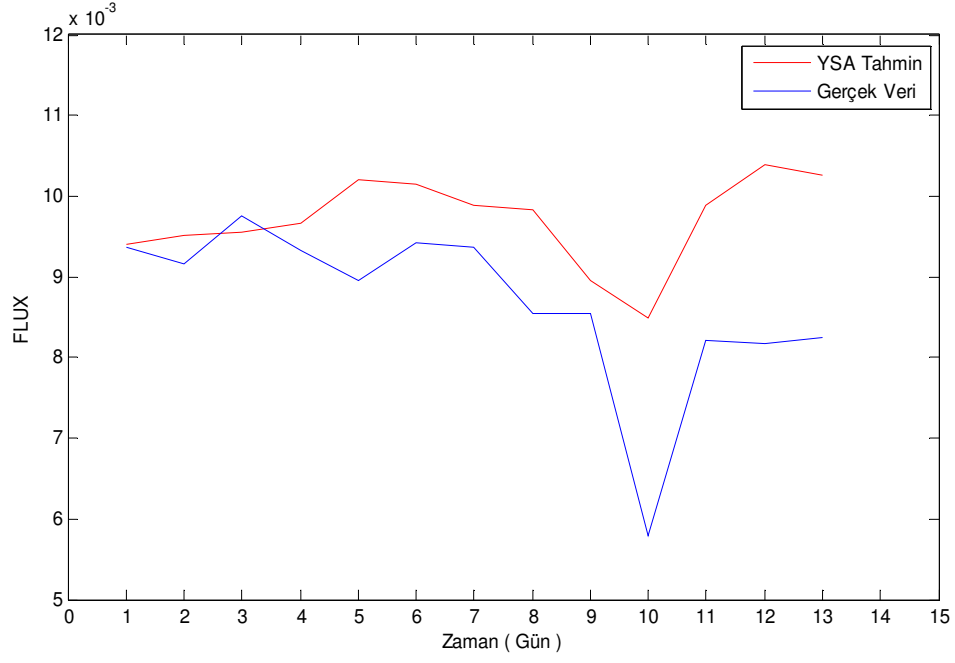
Şekil 4.44 : Model 2 basınç için YSA eğitim hatası



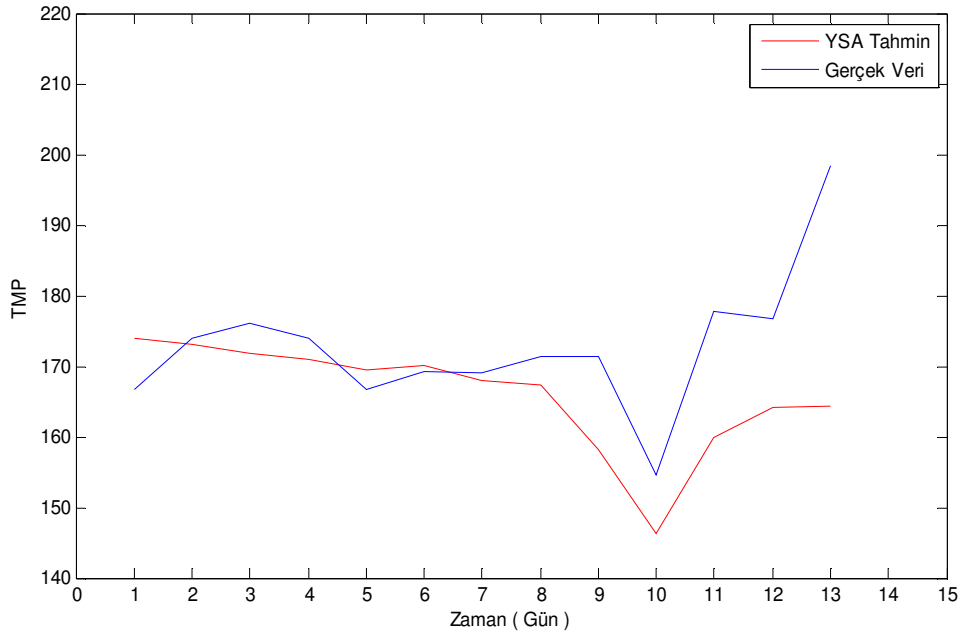
Şekil 4.45 : Model 2 akı için YSA validasyon sonucu



Şekil 4.46 : Model 2 basınç için YSA validasyon sonucu



Şekil 4.47 : Model 2 akı için MS YSA tahmini

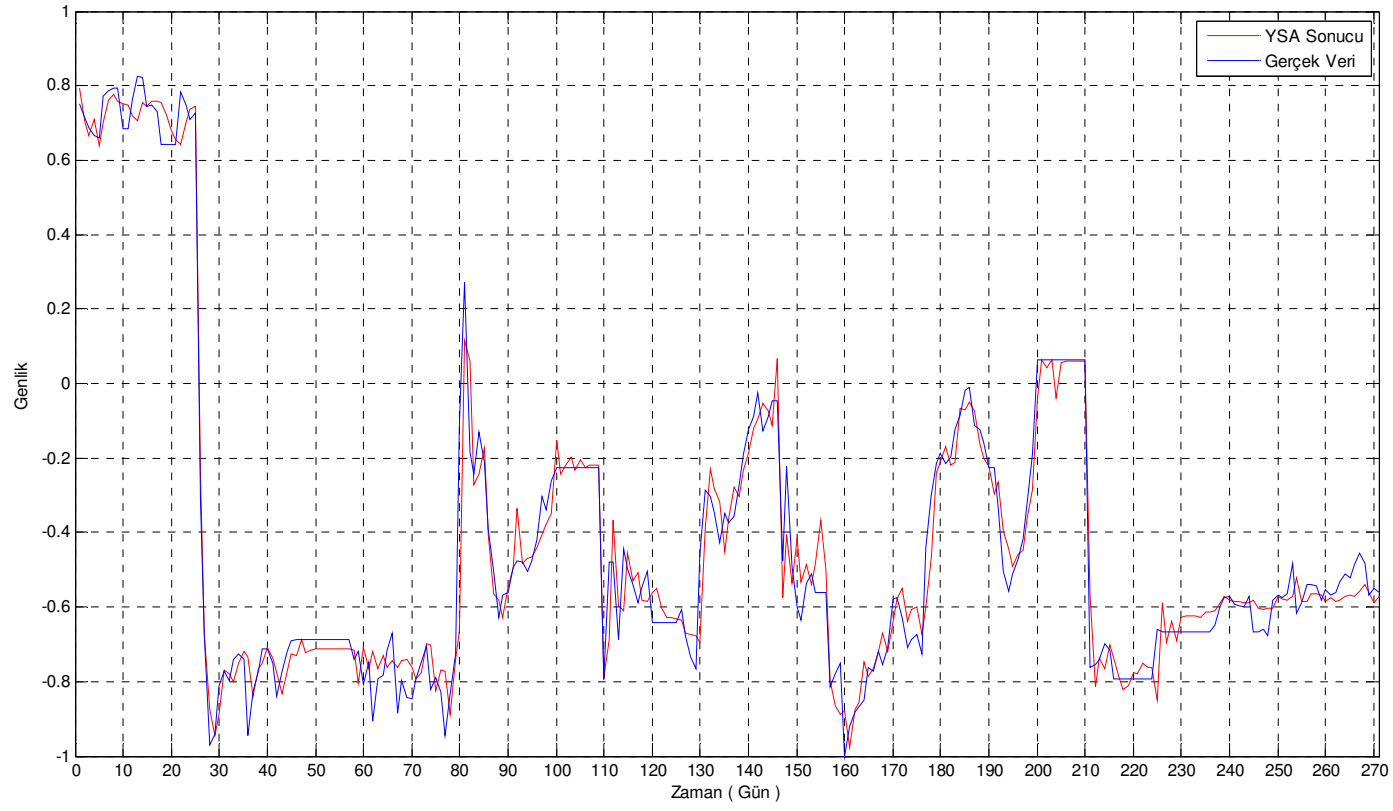


Şekil 4.48 : Model 2 basınç için MS YSA tahmini

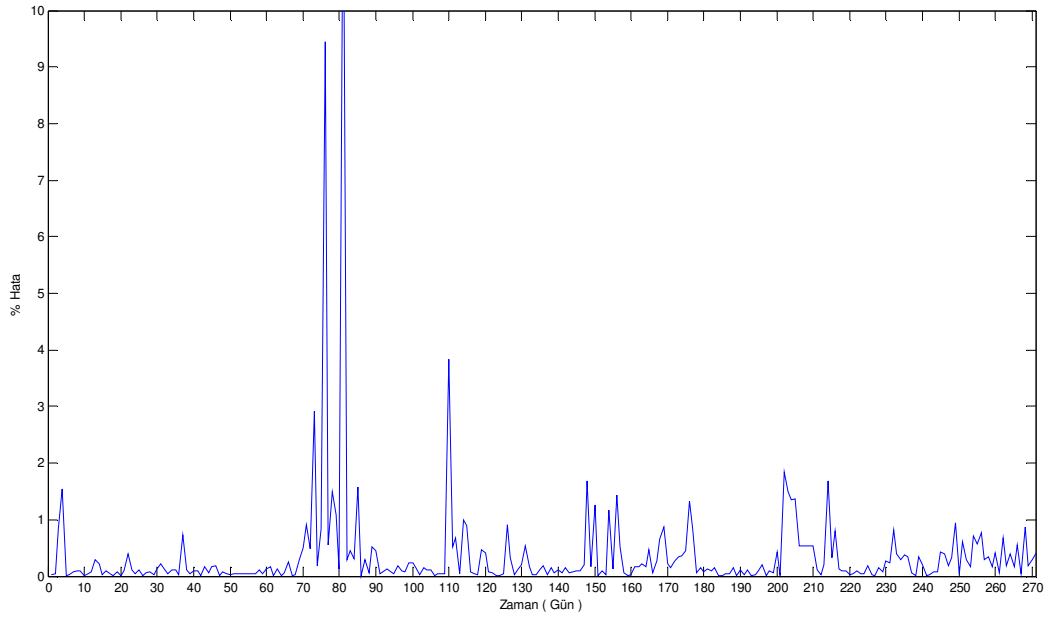
4.7.3 Model 3



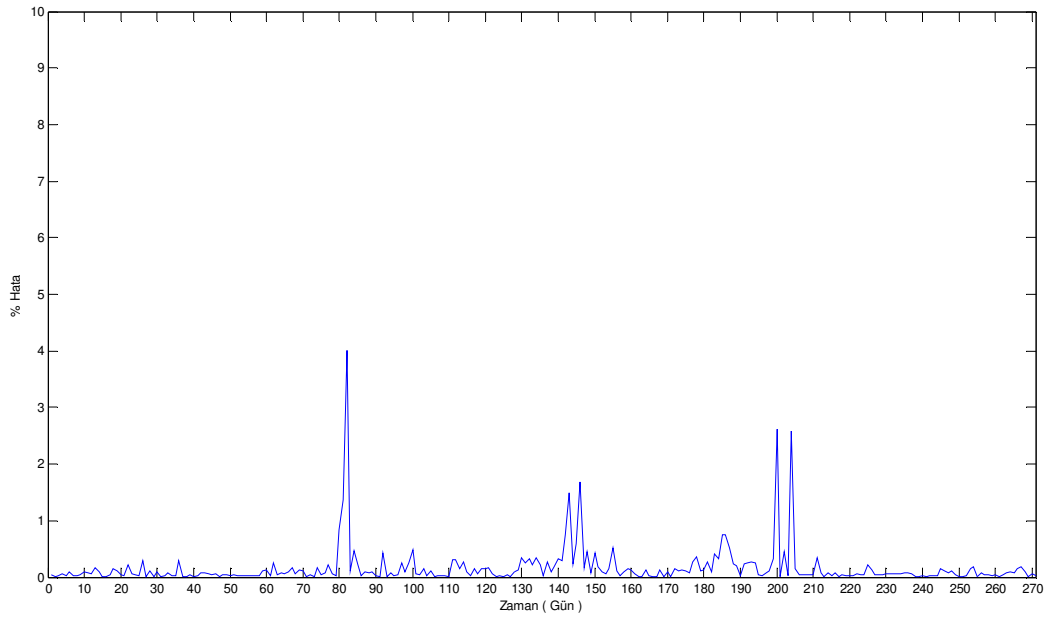
Şekil 4.49 : Model 3 akı için YSA eğitim sonucu



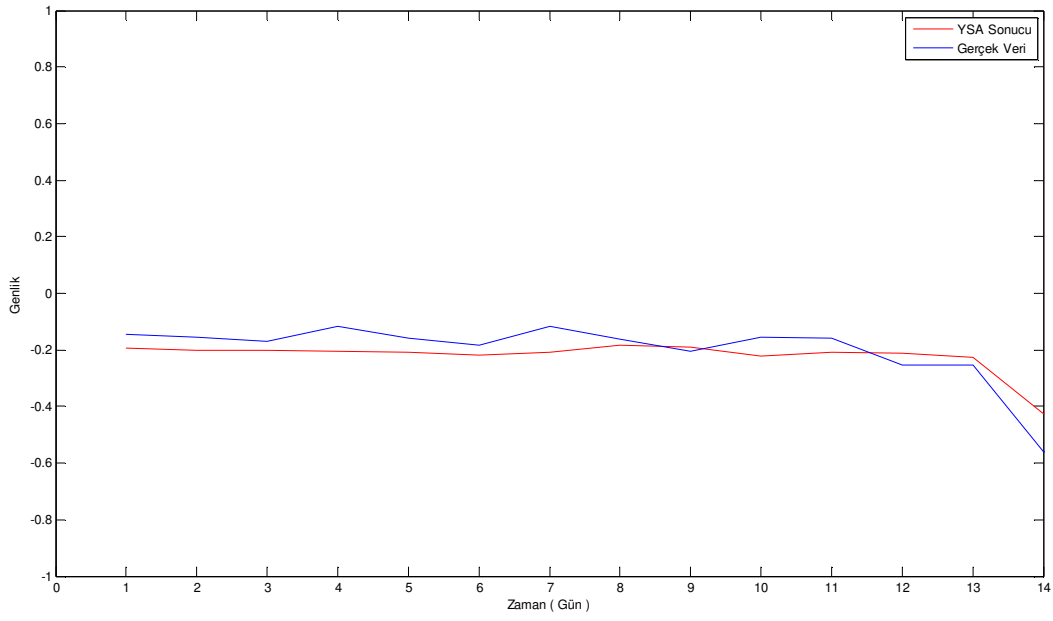
Şekil 4.50 : Model 3 basınç için YSA eğitim sonucu



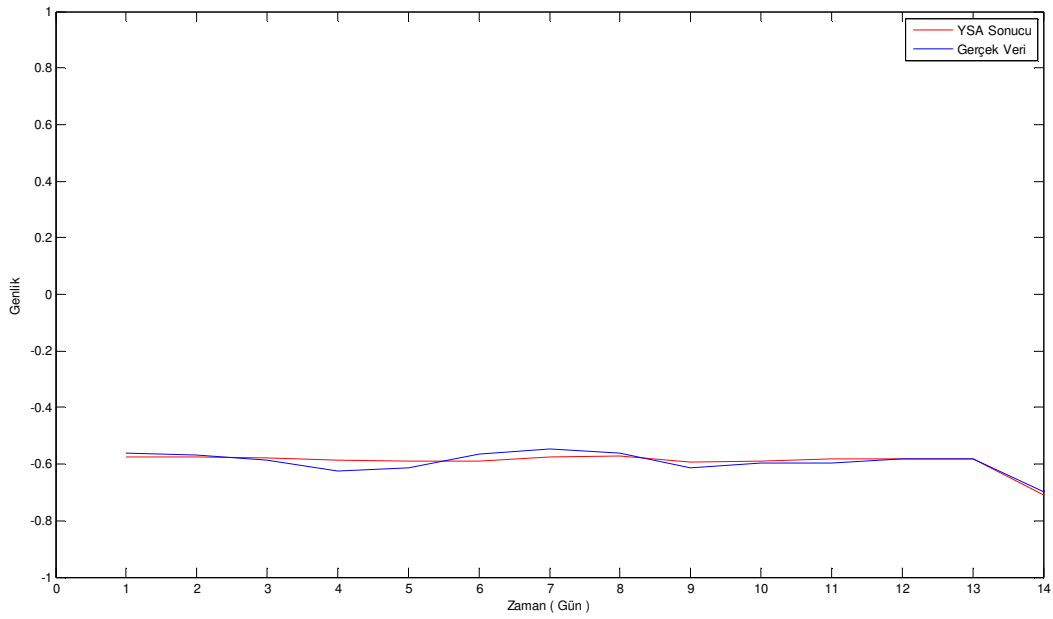
Şekil 4.51 : Model 3 akı için YSA eğitim hatası



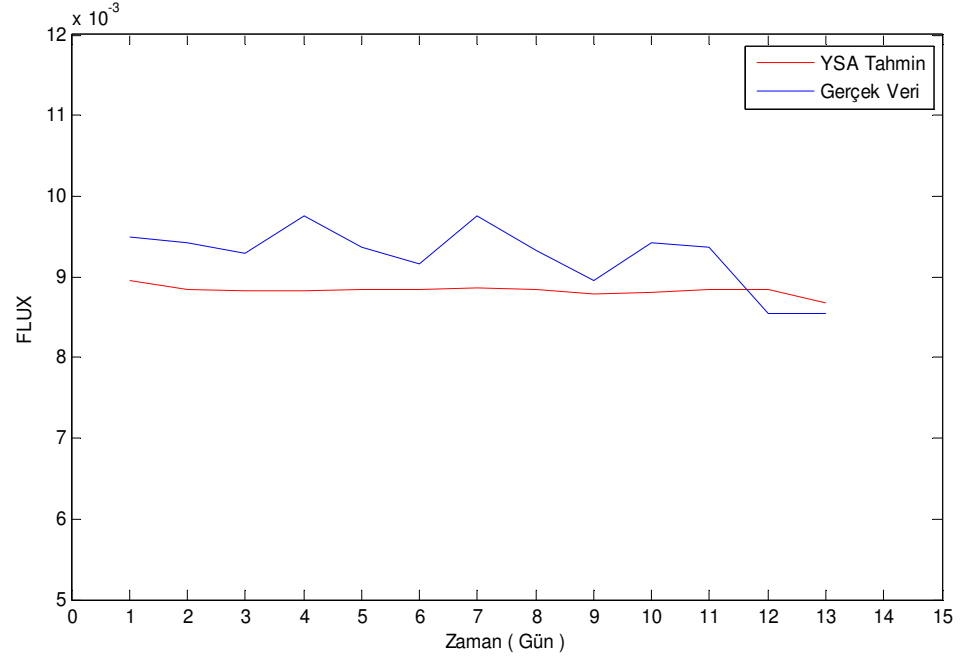
Şekil 4.52 : Model 3 basınç için YSA eğitim hatası



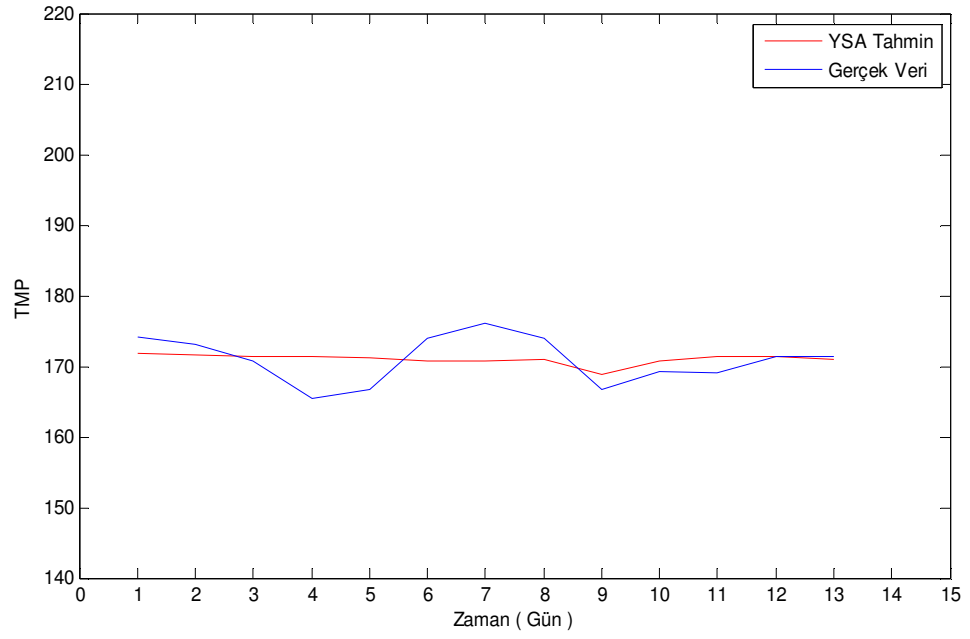
Şekil 4.53 : Model 3 akı için YSA validasyon sonucu



Şekil 4.54 : Model 3 basınç için YSA validasyon sonucu



Şekil 4.55 : Model 3 akı için MS YSA tahmini

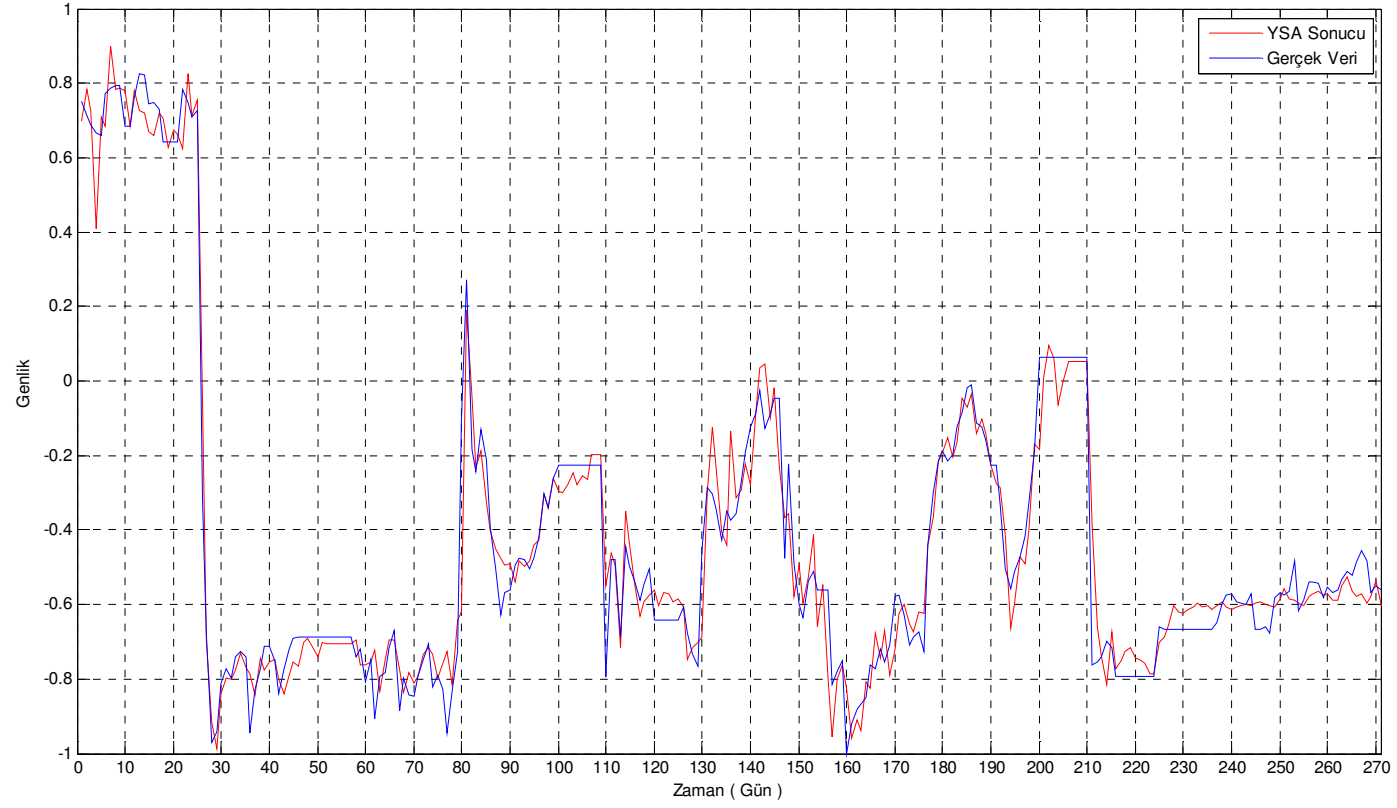


Şekil 4.56 : Model 3 basınç için MS YSA tahmini

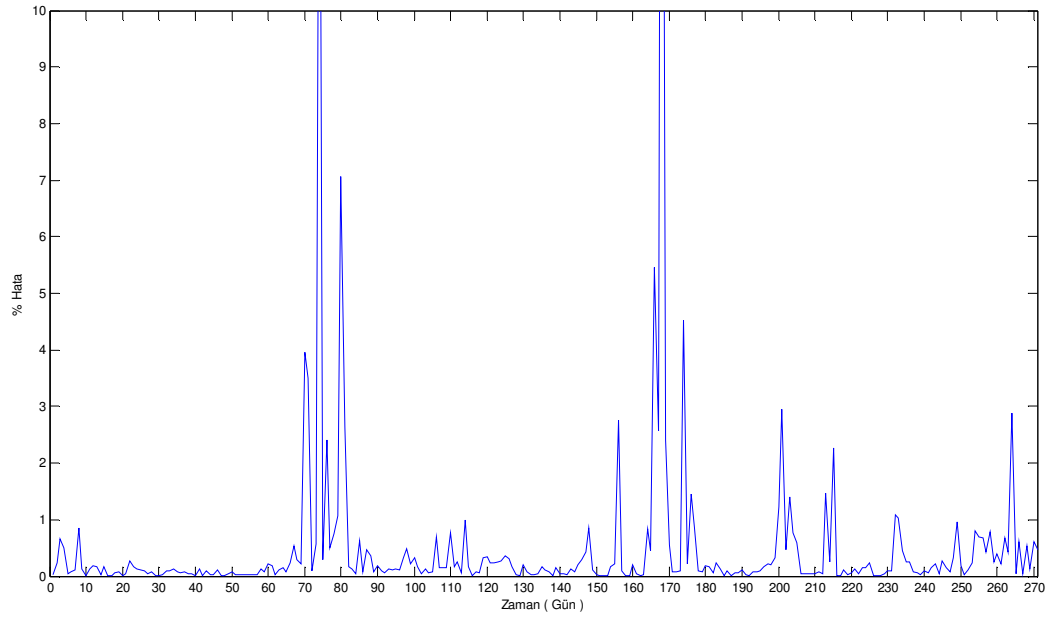
4.7.4 Model 4



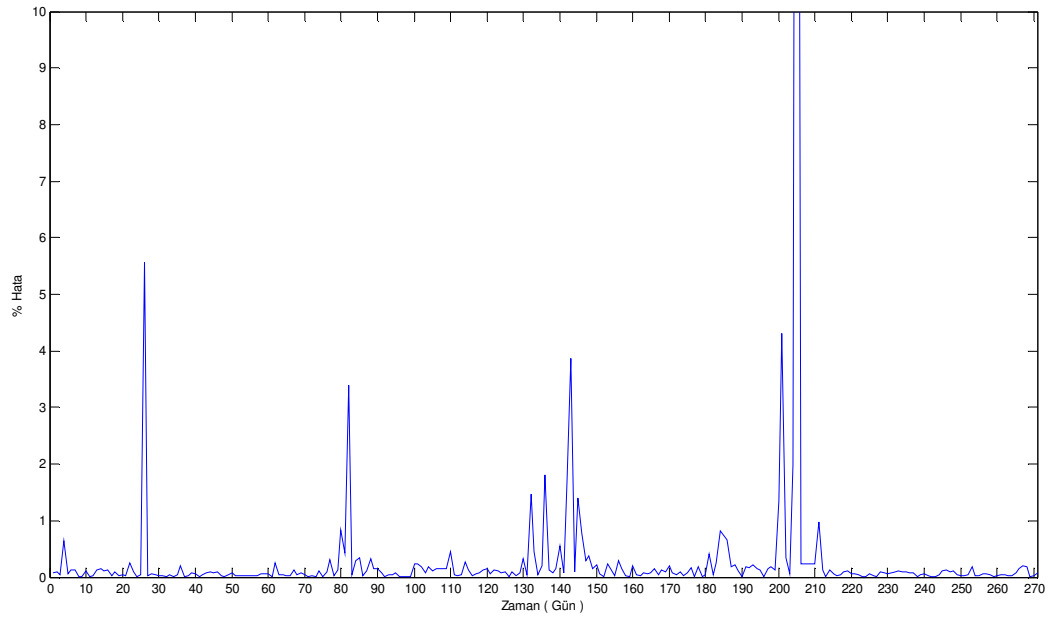
Şekil 4.57 : Model 4 akı için YSA eğitim sonucu



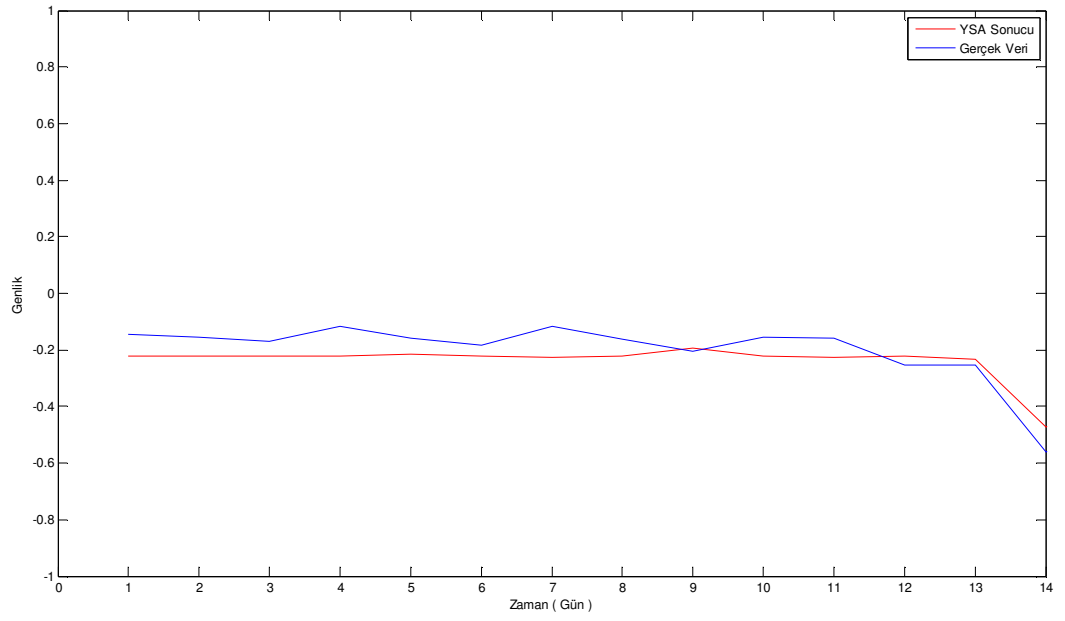
Şekil 4.58 : Model 4 basınç için YSA eğitim sonucu



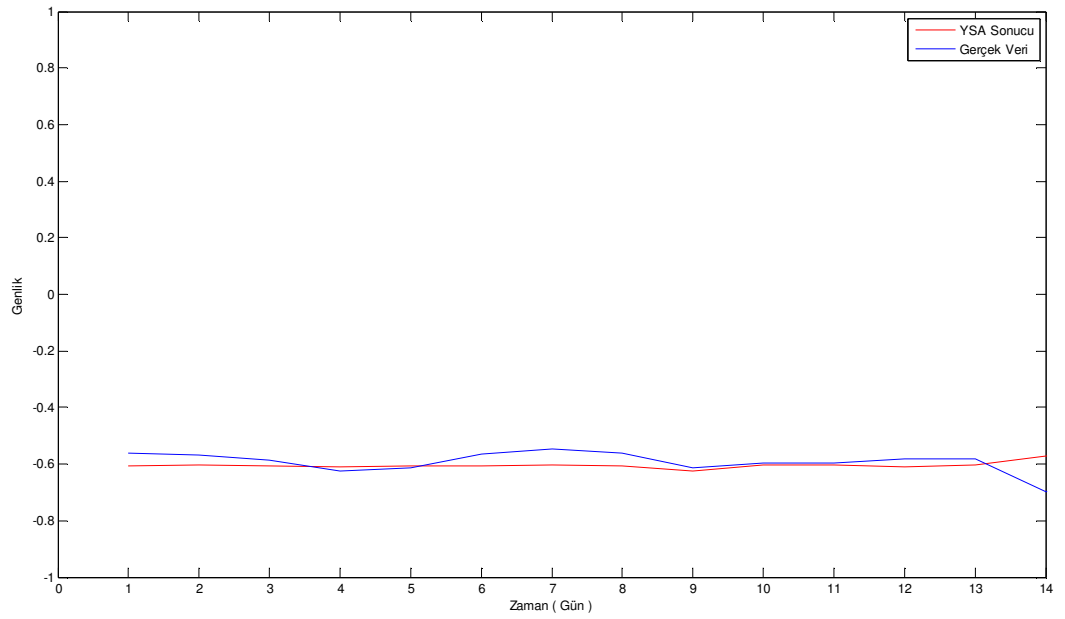
Şekil 4.59 : Model 4 akı için YSA eğitim hatası



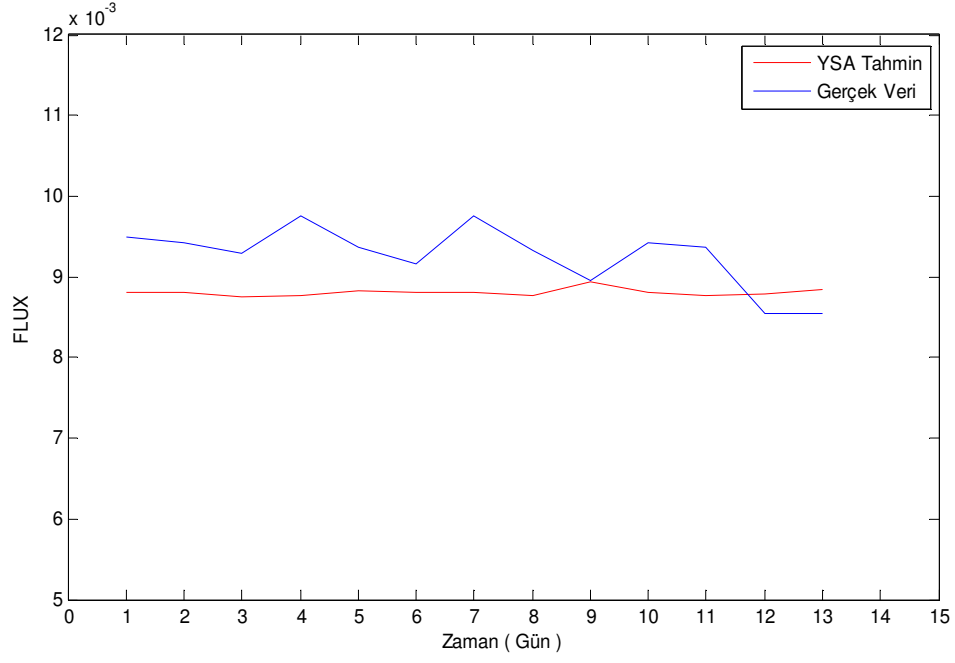
Şekil 4.60 : Model 4 basınç için YSA eğitim hatası



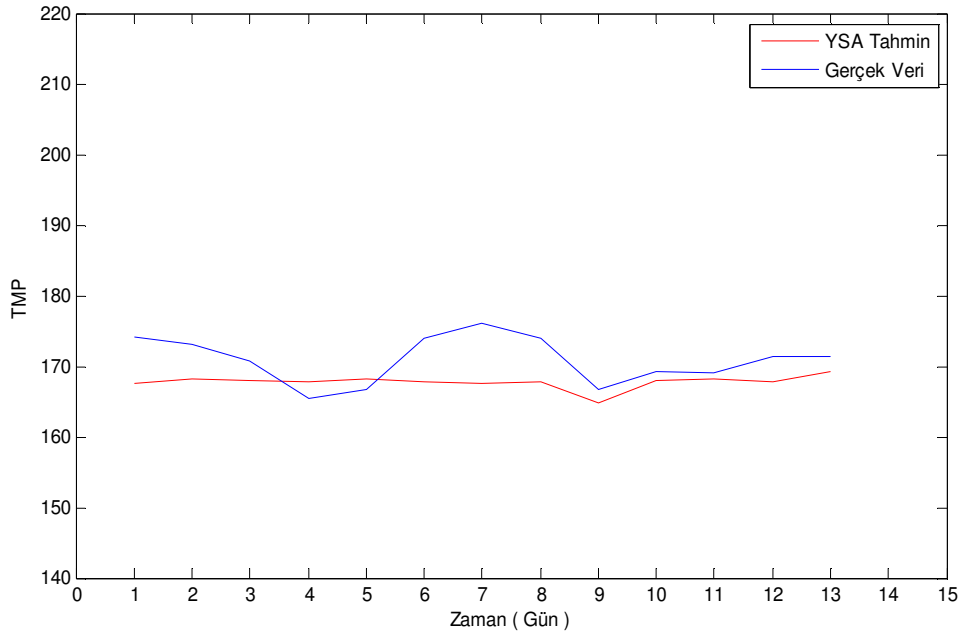
Şekil 4.61 : Model 4 akı için YSA validasyon sonucu



Şekil 4.62 : Model 4 basınç için YSA validasyon sonucu



Şekil 4.63 : Model 4 akı için MS YSA tahmini



Şekil 4.64 : Model 4 basınç için MS YSA tahmini

5. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Çağımızın sorunlarından biri olan temiz suyun korunması için atık su arıtma teknolojileri ile ilgili yapılan çalışmalar her geçen gün daha da artmaktadır.

MBR sistemi, CAS sisteminde olan bazı sınırlamalar ile daha kolay başa çıkabilmesinden dolayı ilgi çekmektedir. Çıkış suyunun kalitesi, yüksek AKM ile çalışabilmesi, sistemden uzaklaştırılacak olan çamurun az olması, özel durumlar için kullanılabilmesi, daha az yerleşim alanına ihtiyaç duyması ve işletme parametrelerinin esnekliği MBR' ın avantajlarıdır. Yüksek işletme maliyeti, kontrolünün karmaşık olması, oksijen transfer veriminin düşük olması ve tıkanması dezavantajlarındandır[35].

Membran biyoreaktör işletilmesinde karşılaşılan en büyük problem tıkanmanın oluşmasıdır. Tıkanma geçirgenliğin azalmasına ve akının düşmesine sebep olmaktadır. Bu durum işletme giderlerini arttırmakta, MBR performansını düşürmekte ve iş yükünü arttırmaktadır. MBR' ın tıkanmasını önlemek için uygulanabilecek farklı kontrol yöntemleri bulunmaktadır.

Atık su arıtma tesislerinde kullanılan aktif çamur sistemleri MBR için model olarak kullanılabilir. Aktif çamur modeli 1 (ASM1) veya aktif çamur modeli 3 (ASM3) MBR modellenmesinde kullanılabilir. MBR' ın yapısının ve çalışma dinamiklerinin atık su arıtma tesislerinden farklı olduğu göz önüne alınmalıdır[36].

Tıkanmanın fazlarına göre alınacak önlemler de farklıdır. MBR' ın sabit akı ile işletilmesi esnasında karşılaşılabilecek tıkanma durumları, zamanla değişmektedir[19].

MBR birden çok dinamiği içermesi sebebiyle anlaması ve işletmesi zor bir sistemdir. Zamanla akının düşmesi sonucu dinlendirme, kimyasal temizleme gibi çözümler uygulanabilmektedir. Fakat bunun sonucu olarak uzun vadeli işletmede kimyasalların kasetleri etkilemesi gibi farklı sonuçlar ile karşılaşılmaktadır. MBR' ın modellenmesi ve tıkanma hakkında fikir sahibi olabileceğimiz parametreler olan TMP ve Flux' ın tahmini işletmede kolaylık sağlayacaktır.

MBR sistemini bir bütün olarak modellemek amacıyla doğrusal sistemlerin modellenmesinde kullanılan ARX ve ARMAX yöntemleri seçilmiştir. ARX için en yüksek başarımlar 39.57 ve ARMAX için en yüksek başarımlar 38.14 olarak elde edilmiştir. İstenilen başarımın elde edilememesi sonucunda YSA ile modellemeye karar verilmiştir.

YSA, sistemin matematik modeli olmadan sadece giriş ve çıkış bilgisi ile modelleme yapmaya olanak sağlamaktadır. Sahadan topladığımız bilgilerin YSA tasarımıyla kullanılabilmesi için düzenlenmesi gerekmektedir. Eksik bilgi veya yanlış bilgi MBR sisteminin dinamiğini yansıtmayan durumlar oluşturabilmektedir. Verinin hazırlanması kadar yapay sinir ağına seçimi de önemlidir.

Dinamik sistemlerin modellenmesinde model girişlerinin seçimi, model yapısı, modelin derecesi ve model parametreleri belirlenmesi gereken basamaklardır[37].

İleri yayımlı yapay sinir ağı (feed-forward) çıkışlarının model derecesi kadar girişe geri beslenmesi ve girişlerin gecikme ile uygulanması sonucu NARX yapısına benzer bir YSA yapısı oluşturulmuştur.

MBR' ın dinamik olarak modellenmesinde dört farklı model oluşturulmuştur. Model 1 oluşturulurken MBR dinamikleri ve çevre şartları göz önüne alınarak AKM ve sıcaklık seçilmiştir. Model 2' nin girişlerinin seçiminde PCA yöntemi kullanılmıştır, redox ve seviye elde edilmiştir. Model 3 için MI yöntemi kullanılmış ve giriş olarak AKM, redox ve seviye seçilmiştir. Model 4 işletme esnasında kullanılan tüm parametreleri içermektedir. Eğitim, validasyon ve çıkışın gelecekteki değerlerinin tahminine ait toplam mutlak hata ($SAE = \sum_{i=1}^n |e_i|$) ve maksimum mutlak hata ($MAE = \max |e_i|$) değerleri çizelge 5.1 ve çizelge 5.2' de verilmektedir.

Model 1 ve model 2' deki başarımlar birbirine yakındır fakat tatmin edici değildir. Model 3 ve model 4 diğer modellere göre daha iyi başarımlar göstermektedir. Tüm modeller için en yüksek hatalar eğitim sırasında oluşmaktadır. Yüzde (%) hatadan da görülebileceği gibi anlık hata artışları ortalama ve maksimum hatayı da arttırmaktadır. Genel olarak MS tahmin hataları tatmin edici seviyededir.

Zaman serilerinin tahmininde kullanılan farklı yöntemler bulunmaktadır. MS tahmin olarak bilinen yöntem iteratif olarak bulunan son değer bir sonraki adımda giriş olarak uygulanması ile elde edilmektedir[38-40].

14 gün sonraki deęerleri bulabilmek için MSP yöntemi kullanılmıştır. MSP başarımının artması ve daha uzun süreli tahminde bulunabilmek için daha fazla ve daha düzenli veriye ihtiyaç vardır.

Bu tezde yalnızca bir pilot membran biyoreaktör sistemi modellenmiştir. Veri toplama sürecinde farklı MBR işletme tiplerinin denenmesi nedeniyle MBR düzenli bir rejimde işletilmemiştir.

İlk kez kurulan MBR için başlangıç deęerleri kaydedilerek işletilmeye başlanmalı ve daha kararlı bir işletme denenmelidir. Farklı tıkanma senaryolarını içeren durumlar, YSA'nın eğitiminde ve validasyonunda kullanılarak, başarıyı arttırılabilir.

Aynı zamanda sistemin modeli ve gecikmesi hakkında daha çok bilgiye sahip olabilmek için farklı yöntemler araştırılmalıdır. Ayrıca farklı membran biyoreaktör sistemleri de mevcut yapay sinir ağıyla modellenip, yapay sinir ağıının başarımının artırılması sağlanabilir.

Model 3 ve model 4, sistemi %98 başarı ile modelleyebilmektedir. MS tahmin hatası tatmin edicidir. Bu çalışmanın, oluşturulacak uygun kontrol algoritmaları ile farklı MBR üniteleri için denenerek geliştirilmesi önerilebilir.

Çizelge 5.1 : Model 1 ve Model 2 Hata Tablosu

Model 1					Model 2			
Tür	SAE1	SAE2	MAE1	MAE2	SAE1	SAE2	MAE1	MAE2
Eğitim	19.14	17.49	0.65	0.74	19.75	17.77	0.70	0.67
Validasyon	1.62	1.19	0.36	0.26	1.12	0.61	0.27	0.17
MS Tahmin	0.96	1.09	0.32	0.16	1.53	0.76	0.30	0.23

Çizelge 5.2 : Model 3 ve Model 4 Hata Tablosu

Model 3					Model 4			
Tür	SAE1	SAE2	MAE1	MAE2	SAE1	SAE2	MAE1	MAE2
Eğitim	19.41	14.44	0.72	0.55	17.20	15.33	0.29	0.51
Validasyon	0.90	0.31	0.15	0.10	0.95	0.50	0.10	0.12
MS Tahmin	0.72	0.22	0.10	0.04	0.78	0.34	0.11	0.05

Akıya ait hatalar 1, basınç farkına ait hatalar 2 ile numaralandırılmaktadır.

KAYNAKLAR

- [1] **Url-1** <<http://en.wikipedia.org/wiki/water>>, Alındığı tarih: 13.11.2011
- [2] **Labview**, (2006): System identification toolkit user manuel, *National instruments*, 371001C-01
- [3] **Drinan, J. E.**, (2001): Water and wastewater threatment: A guide for the nonengineering professional, CRC press, Boca Raton, Florida
- [4] **Van der Roest, H. F., Lawrence, D. P., and Van Bentem, A. G. N.**, (2002): Membrane bioreactors for municipal wastewater threatment, Water and wastewater practioner series, *Stowa report*, IWA publishing, London, UK
- [5] **Ljung, L.**, (2011): System identification toolbox: Getting started guide, The MathWorks, Inc., Natick, MA
- [6] **Suzuki, K.**, (2011): Artificial neural networks methodological advances and biomedical applications, Intech, Croatia
- [7] **Beale, M. H., Hagan, M. H., and Demuth, H. B.**, (2010): Neural network toolbox: User's guide, The MathWorks, Inc., Natick, MA
- [8] **Zhifeng, L., Dan, P., Jianhua, W., and Shuangxi, Y.**, (2010): Modelling of membrane fouling by PCA-PSOBP neural network, *2010 International conference on computing, control and industrial engineering(CCIE)*, Wuhan, Chine, 5-6 Haziran
- [9] **Le Clech, P., Jefferson, B., Chang, I. S., and Judd, S. J.**, (2003): Critical flux determination by the flux-step method in a submerged membrane bioractor, *Journal of membrane science*, **227**, 81-93
- [10] **Meng, F., Chae, S. R., Drews, A., Kraume, M., Shin, H. S., and Yang, F.**, (2009): Recent advances in membrane bioreactors(MBRs): Membrane fouling and membrane material, *Water research*, **43**, I489-I512, doi:10.1016/j.watres.2008.12.044
- [11] **Shengji, X., Juanjuan, Y., and Naiyun, G.**, (2008): An empirical model for membrane flux prediction in ultrafiltration of surface water, *Desalination*, **221**, 370-375, doi:10.1016/j.desal.2007.01.096
- [12] **Ivnitsky, H., Minz, D., Kautsky, L., Preis, A., Ostfeld, A., Semiat, R., and Dosoretz, C. G.**, (2010): Biofouling formation and modelling in nanofiltration membranes applied to wastewater threatment, *Journal of membrane science*, **360**, 165-173, doi:10.1016/j.memsci.2010.05.007
- [13] **Ognier, S., Wisniewski, C., Grasmick, A.**, (2002): Characterisation and modelling of fouling in membrane bioreactors, *Desalination*, **146**, 141-147, doi:10.1016/S0011-9164(02)00508-8
- [14] **Gao, D. W., Fu, Y., Tao, Y., Wu, W. M., An, R., and Li, X. X.**, (2009): Current research and development of controlling membrane fouling of MBR, *African journal of biotechnology*, Vol. **8** (13), 2993-2998
- [15] **Gao, M., Tian, J., Zhao, L., and Li, K.**, (2007): The study of membrane fouling modelling method based on wavelet neural network for sewage treatment membrane bioreactor, *Third international*

conference on natural computation (ICNC'07), Haikou, China, 24-27 Ağustos

- [16] Aidan, A., Abdel-Jabbar, N., Ibrahim, T. H., Nenov, V., and Mjalli, F., (2008): Neural network modelling and optimization of scheduling backwash for membrane bioreactor, *Clean technologies and environmental policy*, **10**, 389-395
- [17] Url-2 <http://env.kubota.co.jp/ksmu/technical_papers/data/introduction_submerged.pdf> Alındığı tarih: 13.11.2011
- [18] Till, S., and Mallia, H., (2001): Membrane bioreactors: Wastewater threathment applications to achieve high quality effluent, *64th Annual water industry engineers and operators conference*, Sf. 57, Bendigo, 5-6 Eylül
- [19] Judd, S., (2006): The MBR book: Principles and applications of membrane bioreactors in water and wastewater treatment, Elsevier, Oxford, UK
- [20] Url-3 <http://www.kubota-mbr.com/resources/KubotaSMUBrochure_2010.pdf>, Alındığı tarih: 13.11.2011
- [21] Ueda, T., Hata, K., Kikuoka, Y., and Seino, O., (1997): Effects of aeration on suction pressure in a submerged membrane bioreactor, *Water Research*, **31**, 489-494
- [22] Ljung, L., and Glad, T., (1994): Modelling of dynamic systems, Prentice hall, New Jersey, USA
- [23] Burns, R. S., (2001): Advanced control engineering, Butterworth-Heinemann, Oxford, UK
- [24] Lennart Ljung, (2007): System identification toolbox 7: Getting started guide, The MathWorks, Inc., Natick, MA
- [25] Keesman, K. J., (2011): System identification: An introduction (Advanced Textbooks in Control and Signal Processing), Springer, London, UK
- [26] Url-4 <http://automatica.dei.unipd.it/public/Schenato/PSC/2010_2011/gruppo4-Building_termo_identification/IdentificazioneTermodinamica20072008/Biblio/Articolia%20manuel%20for%20system%20identification.pdf>, Alındığı tarih: 13.11.2011
- [27] Url-5 <[http://wps.prenhall.com/wps/media/objects/4242/4344809/turban_online_ch06 .pdf](http://wps.prenhall.com/wps/media/objects/4242/4344809/turban_online_ch06.pdf)>, Alındığı tarih: 13.11.2011
- [28] Hu, Y. K., and Hwang, J. N., (2002): Handbook of neural network signal processing, CRC press, Boca Raton, Florida
- [29] Url-6 <http://en.wikipedia.org/wiki/Analog_signal_processing>, Alındığı tarih: 13.11.2011
- [30] Url-7 <http://en.wikipedia.org/wiki/Digital_signal_processing>, Alındığı tarih: 13.11.2011
- [31] Yuan, C., Zhang, X., and Xu, S., (2011): Partial mutual information for input selection of time series prediction, *Chinese Control and desicion conference(CCDS)*, Sf. 2010-2014, Mianyang, China, 23-25 Mayıs
- [32] Fernando, T. M. K. G., Maier, H. R., Dandy, G. C., and May, R., (2005): Efficient selection of inputs for artificial neural network models, *International congress on modelling and simulation MODSIM 2005*, p. 1806-1812, Melbourne, VIC, 12-15 Aralık
- [33] Url-8 <http://en.wikipedia.org/wiki/Principal_component_analysis>, Alındığı tarih: 13.11.2011

- [34] **Reyhani, N., Hao, J., Ji, Y., Lendasse, A.,** (2005): Mutual information and gamma test for input selection, *European Symposium on Artificial Neural Networks ESANN'2005*, Bruges, Belgium, 27-29 Nisan
- [35] **Jiang, T.,** (2007): Characterization and modelling of soluble microbial products in membrane bioreactors, *Ph.D. Thesis*, Ghent University, Belgium
- [36] **Busch, J.,** (2008): Modelling and model-based control of membrane bioreactors, *Ph.D. Thesis*, RWTH Aachen, Germany
- [37] **Nelles, O.,** (2001): Nonlinear system identification, Springer, Berlin, Germany
- [38] **Cheng, H., Tan, P. N., Gao, J., Scripps, J.,** (2006): Multistep-ahead time series prediction, *10th Pacific Asia Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, Sf. 765-774, Singapore, April
- [39] **Ghazi, S., Khadir, M. T.,** (2009): Recurrent neural network for multi-step ahead prediction of PM10 concentration, *Journal of Automation & Systems Engineering*, Vol. 3, 76-84
- [40] **Davey, N., Hunt, S. P., Frank, R. J.,** (2001): Time series prediction and neural networks, *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, **31**, 91-103 doi:10.1023/A:1012074215150

ÖZGEÇMİŞ

Ad Soyad : Barış ŞEN
Doğum Yeri ve Tarihi : Almanya, 1981
E-Posta : barissen@hotmail.com
Lisans : Dumlupınar Üniversitesi, Elektrik-Elektronik Müh.
Yüksek Lisans : Makina Müh. - Sistem Dinamiği ve Kontrol