

**T.C.
ERCIYES ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**YAPAY BAĞIŞIKLIK ALGORİTMASI KULLANILARAK
LİNEER SİSTEMLERİN KİMLİKLENDİRİLMESİ**

**Tezi Hazırlayan
Selami PARMAKSIZOĞLU**

**Tez Yöneticisi
Yrd. Doç. Dr. Şaban ÖZER**

**Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı
Yüksek Lisans Tezi**

**Ağustos 2005
KAYSERİ**

Yrd. Doç. Dr. Şaban ÖZER danışmanlığında, **Selami PARMAKSIZOĞLU** tarafından hazırlanan **“Yapay Bağışıklık Algoritması Kullanılarak Lineer Sistemlerin Kimliklendirilmesi”** adlı bu çalışma, jürimiz tarafından Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalında **Yüksek Lisans** tezi olarak kabul edilmiştir.

10 / 08 / 2005

JÜRİ:

Başkan : Prof. Dr. Mustafa ALÇI

Üye : Yrd. Doç. Dr. Şaban ÖZER

Üye : Yrd. Doç. Dr. Ferhat DALDABAN

ONAY

Bu tezin kabulü, Enstitü Yönetim Kurulunun 18/08/2005. tarih ve 2005.28/16 sayılı kararı ile onaylanmıştır.

18./08/2005



N. Ayyıldız
Prof. Dr. Nusret AYYILDIZ
Enstitü Müdürü

TEŐEKKÜR

Yüksek lisans çalışmalarım süresince yardımını ve bilgisini esirgemeyen saygıdeğer hocam Yrd. Doç. Dr. Şaban ÖZER' e, bilgilerini benimle paylaşan Hasan ZORLU' ya ve bana her türlü yardımı esirgemeyen dostlarıma sonsuz teşekkürlerimi sunuyorum.

YAPAY BAĞIŞIKLIK ALGORİTMASI KULLANILARAK LİNEER SİSTEMLERİN KİMLİKLENDİRİLMESİ

Selami PARMAKSIZOĞLU

Erciyes Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü
Yüksek Lisans Tezi, Ağustos 2005
Tez Danışmanı: Yrd. Doç. Dr. Şaban ÖZER

ÖZET

Sistem kimliklendirme günümüzde haberleşme, işaret işleme, süreç kontrol gibi birçok alanda geniş uygulamalara sahiptir. Sistemlerde işlem süreçlerini kontrol edebilmek için sistemin matematiksel modelinin bilinmesi büyük önem arz etmektedir. Bundan dolayı sistemlerin kimliklendirilmesi üzerine yapılan çalışmalar hızla artmaktadır. Sistem kimliklendirme alanında klasik ve yapay zeka teknikleri sıklıkla kullanılmaktadır. Son yıllarda sistem kimliklendirme alanında yapay zeka tekniklerinin kullanımı üzerine yapılan çalışmalara da ilgi artmaktadır.

Bu tez çalışmasında, doğal bağışıklık sistemini esin kaynağı olarak almış yapay bağışıklık algoritması (YBA) lineer sistemlerin kimliklendirmesinde kullanılmıştır. Yapay bağışıklık algoritması yeni bir yapay zeka tekniğidir ve problem çözme tekniği olarak günümüzde kullanılmaktadır.

Birinci bölümde sistem kimliklendirme ve yapay bağışıklığa genel bir giriş yapılmıştır. İkinci bölümde sistem kimliklendirmenin kullanım alanları anlatılmıştır. Sistemlerin kimliklendirilmesinde kullanılan modelleme yapıları incelenmiş ve klasik yöntemler hakkında bilgi verilmiştir. Üçüncü bölümde doğal bağışıklık sistemi ve bu sistemi simüle eden yapay bağışıklık sistemi anlatılmıştır. Sistem kimliklendirmede kullanılan yapay bağışıklık algoritması da bu bölümde açıklanmıştır. Dördüncü bölümde lineer sistemlerden AR, MA ve ARMA sistemler yapay bağışıklık algoritması kullanılarak kimliklendirilmiştir. Bu kimliklendirme farklı dereceden sistemlere hem gürültüsüz hem de gürültülü giriş işareti kullanılarak yapılmıştır. Son bölümde sonuçlar ve değerlendirmeler yapılmıştır.

Anahtar Kelimeler: Sistem Kimliklendirme, Lineer Sistemler, AR, MA, ARMA, Yapay Bağışıklık Algoritması.

IDENTIFICATION OF LINEAR SYSTEMS BY USING ARTIFICIAL IMMUNE ALGORITHM

Selami PARMAKSIZOĞLU

Erciyes University, Graduate School of Natural and Applied Sciences

M.S. Thesis, August 2005

Thesis Supervisor: Assist. Prof. Şaban ÖZER

ABSTRACT

Nowadays system identification has wide applications in many areas such as communication, signal processing, process control. It is very important to know mathematical models of systems to control the process of systems. So, studies on system identification has increased. It is used classical and artificial intelligent techniques in system identification. Recently, studies which use artificial intelligent techniques in system identification areas are increased.

In this work, artificial immune algorithm which inspired natural immune systems is used linear systems identification. Artificial immune algorithm is a new artificial intelligent technique and uses a problem solving technique.

In the first chapter, a general introduction has been done about system identification and artificial immune system. In the second chapter, application of system identification has been presented. Classical techniques and model structures which are used for system identification have been given. In the third chapter, natural immune systems and artificial immune system which simulates the natural immune system has been given. Artificial immune algorithm which was used in system identification is also given in this chapter. In the fourth chapter, linear systems such as AR, MA, ARMA systems have been identified by using artificial immune algorithm. This identification has been applied in different degree systems using input signal which has both noise and noiseless. Identification result is also given in this chapter. Results and conclusions are given in the last chapter.

Keywords: System Identification, Linear Systems, AR, MA, ARMA, Artificial Immune Algorithm

İÇİNDEKİLER

| | |
|------------------------------|------|
| TEŞEKKÜR | II |
| ÖZET..... | III |
| ABSTRACT..... | IV |
| İÇİNDEKİLER..... | V |
| KISALTMALAR VE SİMGELER..... | VII |
| TABLolar LİSTESİ..... | VIII |
| ŞEKİLLER LİSTESİ..... | IX |

BÖLÜM 1

| | |
|------------------------|---|
| 1. GİRİŞ..... | 1 |
| 1.1. Giriş | 1 |
| 1.2. Tezin Amacı | 4 |

BÖLÜM 2

| | |
|---|----|
| 2. SİSTEM YAPILARI ve MODELLEME TEKNİKLERİ..... | 5 |
| 2.1. Genel Kavramlar..... | 5 |
| 2.2. Sistemlerin Genel Yapısı..... | 5 |
| 2.3. Sistem Kimliklendirme Kavramı | 6 |
| 2.4. Model Tipleri | 8 |
| 2.5. Modellerin Sınıflandırılması | 8 |
| 2.6. Modelleme Tipleri..... | 9 |
| 2.7. Genel Sistem Kimliklendirme Adımları | 10 |
| 2.8. Lineer Sistemlerin Kimliklendirilmesi..... | 12 |
| 2.8.1. Autoregressive (AR) Modelleme | 12 |
| 2.8.2. Moving Average (MA) Modelleme | 13 |
| 2.8.3. Autoregressive Moving Average (ARMA) Modelleme | 13 |
| 2.9. Lineer Olmayan Sistemlerin Kimliklendirilmesi | 14 |
| 2.10. Adaptif Sistem Modelleme | 14 |
| 2.11. Sistemlerin Modelenmesinde Kullanılan Adaptif Algoritmalar | 16 |
| 2.11.1. En Küçük Ortalama Kareler (Least Mean Squares – LMS) Algoritması | 16 |
| 2.11.2. İçsel En Küçük Kareler (Recursive Least Square – RLS) Algoritması | 18 |

VI

BÖLÜM 3

| | |
|--|----|
| 3. YAPAY BAĞIŞIKLIK ALGORİTMASI..... | 20 |
| 3.1. Giriş..... | 20 |
| 3.2. Doğal Bağışıklık Sistemi..... | 20 |
| 3.2.1 Bağışıklık Hücreleri | 22 |
| 3.3. Bağışıklık Sisteminin Çalışması | 23 |
| 3.3.1. Bağışıklıkta Kendinden Olan / Olmayan (Self / Nonself) Ayırımı..... | 24 |
| 3.3.2. Klonal Seleksiyon | 24 |
| 3.3.3. Somatik Hipermutasyon..... | 26 |
| 3.4. Klonal Seleksiyon Algoritması | 26 |
| 3.5. Yapay Bağışıklık Sistemi..... | 27 |
| 3.6. Yapay Bağışıklık Algoritması..... | 29 |
| 3.7. Yapay Bağışıklık Algoritması Kullanarak Sistem Kimliklendirme..... | 31 |

BÖLÜM 4

| | |
|---|----|
| 4. YAPAY BAĞIŞIKLIK ALGORİTMASI KULLANILARAK DOĞRUSAL SİSTEMLERİN KİMLİKLENDİRİLMESİ..... | 38 |
| 4.1. Giriş..... | 38 |
| 4.2. YBA İle MA Sistemlerin Kimliklendirilmesi..... | 38 |
| 4.2. YBA İle AR Sistemlerin Kimliklendirilmesi..... | 46 |
| 4.2. YBA İle ARMA Sistemlerin Kimliklendirilmesi | 53 |

BÖLÜM 5

| | |
|-----------------------------------|----|
| 5. SONUÇLAR VE DEĞERLENDİRME..... | 62 |
| KAYNAKLAR..... | 64 |
| ÖZGEÇMİŞ..... | 67 |

TABLOLAR LİSTESİ

| | | |
|-------------|---|----|
| Tablo 4.1. | Üçüncü dereceden ($q=3$) MA sisteminin YBA ile kimliklendirilmesi sonucu parametre değerleri | 40 |
| Tablo 4.2. | Üçüncü dereceden ($q=3$) MA sisteminin YBA ile gürültülü kimliklendirilmesi sonucu parametre değerleri | 41 |
| Tablo 4.3. | Dördüncü dereceden ($q=4$) MA sisteminin YBA ile kimliklendirilmesi sonucu parametre değerleri | 43 |
| Tablo 4.4. | Dördüncü dereceden ($q=4$) MA sisteminin YBA ile gürültülü kimliklendirilmesi sonucu parametre değerleri | 45 |
| Tablo 4.5. | İkinci dereceden ($p=2$) AR sisteminin YBA ile kimliklendirilmesi sonucu parametre değerleri | 47 |
| Tablo 4.6. | İkinci dereceden ($p=2$) AR sisteminin YBA ile gürültülü kimliklendirilmesi sonucu parametre değerleri | 49 |
| Tablo 4.7. | Dördüncü dereceden ($p=4$) AR sisteminin YBA ile kimliklendirilmesi sonucu parametre değerleri | 50 |
| Tablo 4.8. | Dördüncü dereceden ($p=4$) AR sisteminin YBA ile gürültülü kimliklendirilmesi sonucu parametre değerleri | 52 |
| Tablo 4.9. | $p=3, q=3$ dereceden ARMA sisteminin YBA ile kimliklendirmesi sonucu parametre değerleri | 54 |
| Tablo 4.10. | $p=3, q=3$ dereceden ARMA sisteminin YBA ile gürültülü kimliklendirilmesi sonucu parametre değerleri | 56 |
| Tablo 4.11. | $p=5, q=5$ dereceden ARMA sisteminin YBA ve klasik yöntemlerle kimliklendirilmesi sonucu parametre değerleri | 59 |
| Tablo 4.12. | $p=5, q=5$ dereceden ARMA sisteminin YBA ile gürültülü kimliklendirilmesi sonucu parametre değerleri | 61 |
| Tablo 4.13. | $p=5, q=5$ dereceden ARMA sisteminin klasik teknikler ve YBA ile gürültülü kimliklendirilmesi sonucu hata değerleri | 61 |

ŞEKİLLER LİSTESİ

| | | |
|-------------|---|----|
| Şekil 2.1. | Dinamik bir sistem | 5 |
| Şekil 2.2. | Temel Sistem Kimliklendirme Yapısı | 6 |
| Şekil 2.3. | Bir Karışım Tankı | 7 |
| Şekil 2.4. | Kimliklendirme işleminin akış diyagramı | 12 |
| Şekil 2.5. | Adaptif Sistem Modelleme Yapısı | 15 |
| Şekil 2.6. | Adaptif İşaret Kestirimi Yapısı | 16 |
| Şekil 3.1. | Hücrelerin Yapısal Sınıflandırılması | 22 |
| Şekil 3.2. | Lenfositlerle Antijen Etkileşimleri | 25 |
| Şekil 3.3. | Kloanal seleksiyon mekanizması | 25 |
| Şekil 3.4. | Yapay bağışıklık algoritmasının akış şeması | 29 |
| Şekil 3.5. | YBA ile sistem kimliklendirmede hücrelerin gösterimi | 32 |
| Şekil 3.6. | YBA ile sistem kimliklendirme mekanizması | 33 |
| Şekil 3.7. | Şekil uzayında B hücrelerinin X antijenine benzerliği | 34 |
| Şekil 3.8. | İki farklı B hücresi | 34 |
| Şekil 3.9. | İki hücre arasındaki benzerliğin hesaplanması | 35 |
| Şekil 3.10. | LSB ve MSB ağırlıklı benzerlik hesaplaması | 35 |
| Şekil 4.1. | Üçüncü dereceden ($q=3$) MA sisteminin YBA ile kimliklendirilmesi sonuçları | 39 |
| Şekil 4.2. | Üçüncü dereceden ($q=3$) MA sisteminin YBA ile gürültülü kimliklendirilmesi sonuçları | 41 |
| Şekil 4.3. | Dördüncü dereceden MA ($q=4$) sisteminin YBA ile kimliklendirilmesi sonuçları | 43 |
| Şekil 4.4. | Dördüncü dereceden MA ($q=4$) sisteminin YBA ile gürültülü kimliklendirilmesi sonuçları | 45 |
| Şekil 4.5. | İkinci dereceden ($p=2$) AR sisteminin YBA ile kimliklendirilmesi sonuçları | 47 |
| Şekil 4.6. | İkinci dereceden ($p=2$) AR sisteminin YBA ile gürültülü kimliklendirilmesi sonuçları | 48 |
| Şekil 4.7. | Dördüncü dereceden ($p=4$) AR sisteminin YBA ile kimliklendirilmesi sonuçları | 50 |

| | | |
|-------------|---|----|
| Şekil 4.8. | Dördüncü dereceden ($p=4$) AR sisteminin YBA ile gürültülü kimliklendirilmesi sonuçları | 52 |
| Şekil 4.9. | $p=3, q=3$ dereceden ARMA sisteminin YBA ile kimliklendirilmesi sonuçları | 54 |
| Şekil 4.10. | $p=3, q=3$ dereceden ARMA sisteminin YBA ile gürültülü kimliklendirilmesi sonuçları | 56 |
| Şekil 4.11. | $p=5, q=5$ dereceden ARMA sisteminin YBA ile kimliklendirilmesi sonuçları | 58 |
| Şekil 4.12. | $p=5, q=5$ dereceden ARMA sisteminin YBA ile gürültülü kimliklendirilmesi sonuçları | 60 |

KISALTMALAR VE SİMGELER

| | |
|------|-------------------------------|
| APS | Antigen Presenting Cells |
| AR | Autoregressive |
| ARMA | Autoregressive Moving Average |
| CS | Clonal Selection |
| IRM | Immune Recruitment Mechanism |
| LM | Levenberg-Marquardt |
| LMS | Least Mean Square |
| MA | Moving Average |
| MISO | Multi Input Single Output |
| RLS | Recursive Least Square |
| SNR | Signal Noise Ratio |
| SDM | Sparse Distributed Memory |
| SISO | Single Input Single Output |
| YBA | Yapay Bağışıklık Algoritması |
| YBS | Yapay Bağışıklık Sistemi |

BÖLÜM 1

GİRİŞ

1.1. Giriş

Sistem kimliklendirme, deneysel yolla elde edilmiş verileri kullanarak sistemlerin matematiksel modelinin elde edilmesidir. Kimliklendirmede amaç bilinmeyen bir sistemin girişi ile çıkışı arasındaki ilişkiyi belirlemektir. Sistemlerin matematiksel modellerinin önemi bugün mühendislikteki tüm tasarımlarda hızla artmaktadır. Sistem kimliklendirme, birçok alanda geniş uygulamalara sahiptir. İşaret işleme uygulamalarındaki spektral analizler, hata algılama, desen tanıma, adaptif filtreleme ve daha birçok çalışmada model, sistem kimliklendirme vasıtasıyla elde edilir [1,2].

Sistemlerin kimliklendirilmesi için lineer ve lineer olmayan modelleme yöntemleri kullanılmaktadır [1-17]. Sistem kimliklendirme kavramı ilk kez 1962’de Lotfi Zadeh tarafından kullanılmış olup, Zadeh bu kavramı “Bir sistemi giriş ve çıkış ilişkilerinden belirlemek” şeklinde tanımlamıştır [7]. Aslında sistem kimliklendirme çok daha öncesinde Gauss tarafından 1809’ da [8,18] başlatılmıştır. Sistem kimliklendirmede önceleri lineer regresyonlar ve AR model uygulamaları için en küçük kareler yöntemi uygulanırken, 1946’da Cramer’ in yaptığı çalışmalarla lineer olmayan regresyonlar ve maksimum olabilirlik metotları sistem kimliklendirmeye farklı bir açıdan bakmayı sağlamıştır [19]. 1951’de Robbins ve Monro stokastik yaklaşımı ve rekürsif kimliklendirme tekniklerini kazandırmıştır [20].

Gerçek dünya problemlerini çözmeye yeni yaklaşımlar geliştirmek için biyolojik sistemler üzerine yapılan çalışmalara ilgi her geçen yıl artmaktadır. Yapay sinir ağları, evrimsel hesaplama ve yapay bağışıklık sistemi (YBS) bu yaklaşımlardan bazılarıdır. Bağışıklık sisteminin çalışma mekanizması bazı nümerik modellerin geliştirilmesinde

esin kaynağı olmuştur. Böylece yeni bir optimizasyon tekniği olan yapay bağışıklık sisteminin ortaya çıkması sağlanmıştır [21].

Doğal bağışıklık sistemi, birçok göreve sahip bileşenlerle vücudun stratejik bölgelerine yerleşmiş yayılı bir sistemdir [22,23]. Doğal bağışıklık sistemi, problem çözme teknikleri geliştirmede esin kaynağı olarak büyük bir ilgi görmüştür ve birkaç çalışma bağışıklık ilkelerine dayandırılarak ortaya konmuştur. Fakat bu çalışmaların çoğu bağışıklık sisteminin bir bölümünü veya bir işlevini simüle eder [23]. Aslında bağışıklık sistemi çok daha karmaşık bir yapıya sahiptir [22-25].

Farklı bakış açıları ile bağışıklık sistemini modelleyen diğer bazı yaklaşımlarda mevcuttur [26-38]. Son zamanlarda, Hajela ve bazı bilim adamları yapısal optimizasyon problemlerinin çözümünde bağışıklık ağ dizaynı için genetik araştırmaları kullanmışlardır [28]. Farmer ve arkadaşlarının 1986, Hunt ve Cooke' nin 1996 da yaptığı çalışmalarla birlikte bağışıklık sistemiyle ilgili çalışmalar son yıllarda hızla artmaktadır. Bağışıklık sistemi karmaşıklık açısından değerlendirildiğinde en az beyin kadar karmaşıklığa sahip olduğu bir gerçektir [22,28]. Örneğin Smith, bağışıklık hafızalarının, Kanerva' ın ayrık dağıtılmış hafızaları (Sparse distributed memory-SDM) gibi aynı sınıfa ait olduğunu açıklamıştır [26]. Böylece bir SDM de kuvvetli bölgeleri ve bağışıklık sisteminde B ve T hücreleri arasındaki uyumu göstermiştir. Forrest, vücudun kendi hücreleri(self) ve yabancı molekülleri(nonsel) ayırım ilkesine dayalı negatif seleksiyon algoritmasını geliştirmiştir [27]. Bu algoritma rasgele algılayıcılar üretme ve bunlardan self olanları elimine etme mantığı ile çalışmaktadır. Böylece kalan T hücreleri herhangi bironsel' i algılayabilir. Bu self /onsel ayırım algoritmasının, bazı uygulamalarda iki bileşenli modellerin tanınmasında oldukça yararlı olduğu gözlenmiştir [23].

Doğal bağışıklık sistemi, problem çözme teknikleri geliştirmede esin kaynağı olarak büyük bir ilgi görmüştür ve birkaç çalışma bağışıklık ilkelerine dayandırılarak ortaya konmuştur [23,29]. Fakat bu çalışmaların çoğu bağışıklık sisteminin bir bölümünü veya bir işlevini benzetir. Örneğin Jerne' nin idiotipik modele dayalı bağışıklık ağ teorisinde hücrelerinin oluşturduğu mekanizma birincil öneme sahiptir. Oysa Forrest' ın negatif seleksiyon algoritmasında bu önem T hücrelerinin oluşturduğu mekanizmadır [27]. Bazı

çalıřmalarda, genetik algoritmalar yeniden birleřtirmede ve somatik mutasyona model olması için kullanılır. Bu işlem, belirli antijenleri tanımak için antikorlar tarafından geliřtirilir. Diđer arařtırmalar bađıřıklık sisteminin özerk merkezileřmemiř bir sistem olduđunu ortaya koymuřtur ve bađıřıklık sistemi ile özerk merkezileřmemiř sistem arasındaki benzerlikleri sergilemiřtir [30]. Ayrıca bađıřıklık sistemi çok temsilcili sistem olarak da görölmüřtür. Burada çok temsilcili sistemin farklı fonksiyonları ve kabiliyetleri ortaya konmuřtur. Bu temsilciler bađıřıklık cevabını düzenlemek için serbestçe hareket ederler ve birbirleri ile etkileřirler. Yabancı antijenlere karřı maksimum korumayı sađlamak için özel tepkiler üretirler [31].

Genetik algoritmaların hem bölgesel yakınsama hem de erken yakınsama problemlerini ortadan kaldırmak amacıyla yapılan arařtırmalarda klonal seleksiyon işleminin bölgesel yakınsamayı iyileřtirmesiyle, idiotipik ađ yapısının da erken yakınsamayı engellemesiyle YBS çok daha iyi sonuçlar vermiřtir. Bu ilgiyi daha da artırmıřtır.

Bazı çalıřmalar belirli antijenleri tanımlamada antikor geliřtirmek için kullanılan somatik mutasyon mekanizmasını modellemede genetik algoritmaları kullanmıřtır [32]. Arařtırmacılar son on yıldır genetik algoritmaları kullanarak antikorları geliřtirme yaklařımları üzerine de çalıřmaktadırlar [33,34]. Farmer bađıřıklık sistemi ile sınıflandırıcı öğrenme sistemini karřılařtırmıřtır [35]. Bersini ve Varela bölgesel tepme ve paralel ivmelenme için bađıřıklık sisteminin yeni katılım mekanizmasını (immune recruitment mechanism-IRM) kullanmıřlardır [36]. Özellikle, bir IRM ve genetik IRM (GIRM) řekil uzayında belirli bir popölasyondan aday katmak için geliřtirilmiřtir. Forrest tarafından 1993' te yapılan bir başka çalıřmada güröltölü bir ortamda desen algılama için kullanılmıřtır [37]. Smith' in 1993 te yaptıđı çalıřmalarla bađıřıklık algoritmasının çeřitli desen sınıflarının kapsamını ve devamlılıđını sađlamıřtır [23,38]. Gaspar ve Collard, bađıřıklık sistemiyle zamana bađlı optimizasyon problemleri arasındaki iliřkiyi arařtırmıřlar ve bađıřıklık için iki ayrı model önermiřlerdir [39].

Bađıřıklık sisteminin yapısı dođal olarak çok katmanlıdır ve dolayısıyla çeřitli seviyelere dađılmıř formda bir savunmaya sahiptir. Farmer ve arkadaşlarının 1986, Hunt ve Cooke' nin 1996 da yaptıđı çalıřmalarla birlikte bađıřıklık sistemiyle ilgili

alıřmalar son yıllarda hızla artmaktadır. Baęıřıklık sistemi karmařıklık aısından deęerlendirildięinde en az beyin kadar karmařıklıęa sahip olduęu bir gerektir [22].

1.2. Tezin Amacı

Bu tez alıřmasında öncelikle sistem yapıları ve modelleme teknikleri anlatılmıřtır. Yapay zeka tekniklerinden biri olan yapay baęıřıklık sistemi ve yapısı aıklanmıřtır. Lineer sistemlerden olan AR, MA ve ARMA yapılarının, yapay baęıřıklık algoritması ile kimliklendirilmesi yapılmıř ve benzetim sonuları verilmiřtir. YBA' nın sistem kimliklendirmedeki performansı incelenmiřtir.

BÖLÜM 2

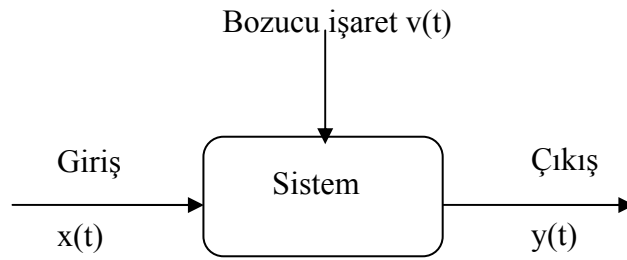
SİSTEM YAPILARI ve MODELLEME TEKNİKLERİ

2.1. Genel Kavramlar

En genel şekilde bir sistem, girişine uygulanan bir işareti değiştirerek, çıkış elde edilen elemanlar topluluğudur. Sistem kimliklendirmede amaç deneysel yolla elde edilmiş verileri kullanarak sistemlerin matematiksel modelini elde etmektir. Bu model yardımıyla, sistemin ileri aşamalarındaki çıkış işaretinin tahmin edilmesi, birçok alanlarda karşılaşılan problemlerin çözülmesinde oldukça yararlıdır [1]. Lineer ve lineer olmayan sistem yapıları, adaptif algoritmalar veya yapay zeka teknikleri kullanılarak kimliklendirilmektedir.

2.2. Sistemlerin Genel Yapısı

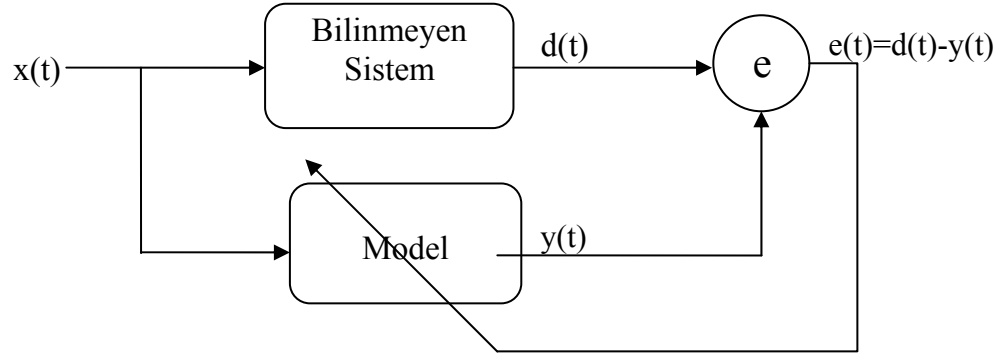
Şekil 2.1'de $x(t)$ girişli, $v(t)$ bozucu işarete sahip ve $y(t)$ çıkış işareti üreten dinamik bir sistemin temel şekli gösterilmiştir. Sistem, $y(t)$ çıkış işaretini $x(t)$ giriş işareti ve $v(t)$ bozucu işaretini kullanarak üretir. Burada, $x(t)$ giriş işareti değiştirilebilir ancak $v(t)$ bozucu işareti bağımsızdır ve kontrol edilemez. Burada t zamanı göstermektedir [1].



Şekil 2.1. Dinamik bir sistem

2.3. Sistem Kimliklendirme Kavramı

Sistem kimliklendirme, deneysel yolla elde edilmiş verileri kullanarak sistemlerin matematiksel modelinin elde edilmesidir. Bir sistem kimliklendirilirken yalnız sistem girişlerinden yada yalnız çıkışlarından veya hem sistem girişlerinden hemde sistem çıkışlarından faydalanılabilir. Genel sistem kimliklendirme yapısı Şekil 2.2’de verilmiştir. Burada sistem kimliklendirilirken model, kendi giriş ve çıkış işaretlerini bilinmeyen sistemin giriş ve çıkışına yakınsatmaya çalışacaktır.

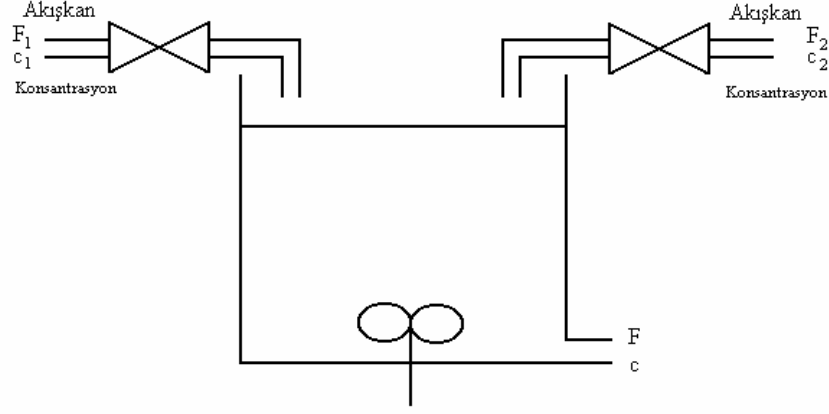


Şekil 2.2. Temel Sistem Kimliklendirme Yapısı

Aşağıda verilen örnekler sistemlerin matematik modellere neden ihtiyaç duyduğunu açıklamıştır.

Örnek 1: İki akışkanın karıştırıldığı bir karışım tankının modeli Şekil 2.3’de verilmiştir. Her bir akışkan farklı yoğunluklara sahip olup F_1 ve F_2 akışkanları vanalarla kontrol edilmektedirler. $F_1(t)$ ve $F_2(t)$ sinyalleri sistemin girişleridir. Sistemin çıkışı $F(t)$ ve tankta oluşan yoğunluk $c(t)$ de çıkış değişkeni olarak düşünülebilir. Giriş yoğunlukları $c_1(t)$ ve $c_2(t)$ kontrol edilememekte olup gürültü olarak değerlendirilebilir.

Amaç $F(t)$ ve $c(t)$ ölçümlerini kullanılarak $F_1(t)$ ve $F_2(t)$ akışkanlarının hareketlerinin regülasyonunu sağlayacak bir sistemin tasarlanmasıdır. Bu regülasyonun amacı, $c_1(t)$ ve $c_2(t)$ yoğunluklarının çok fazla değişimlerinde bile $F(t)$ veya $c(t)$ çıkışlarını mümkün olduğunca sabit tutabilmektir. Böyle bir tasarım için, giriş, çıkış ve gürültü arasındaki ilişkiyi tanımlayan bir matematiksel modele ihtiyaç duyulmaktadır.



Şekil 2.3. Bir Karışım Tankı

Örnek 2: Endüstriyel robot, gelişmiş bir servo sistem olarak görülebilir. Örneğin belirli pozisyonlarda kaynak yapan bir robot kol bu amaca yönelik belirli hareket performansını göstermelidir. Robot kolun pozisyonu çıkış olarak ele alınabilir. Elektrik motorlarıyla kontrol edilen robot kollarında bu motorları süren akımlar giriş olarak ele alınabilir. Robotun hareketi kollardaki yük değişimlerinden ve sürtünmeden etkilenebilir. Bu değişkenler gürültü olarak değerlendirilebilir. Robotun hızlı ve güvenilir bir yoldan istenen pozisyona ulaşması çok önemlidir. Uygun bir servo sistem tasarımı için robotun davranışlarının girişe ve gürültüye bağlı olarak nasıl değiştiğinin modellenmesi gerekmektedir.

Örnek 3: Bir uçak, kompleks bir dinamik sistem gibi görülebilir. Düşünülmesi gereken en önemli problem uçağın yüksekliğinin ve hızının sabit tutulmasının sağlanmasıdır. Burada bu değişkenler çıkış değişkenleridir. Yükselme pozisyonu ve motor itmesi giriş değişkenleridir. Uçağın davranışı, kendi yükünden ve atmosferik şartlardan etkilenmektedir. Bu tip değişkenler de gürültü olarak değerlendirilebilir. Sabit hızı ve rotayı koruyacak bir otomatik pilot tasarımı için uçağın davranışının giriş ve gürültüden nasıl etkilendiğinin bir modelle bilinmesi gerekmektedir. Bir uçağın, hız ve yükseklik gibi dinamik özellikleri çok fazla değişmektedir, bundan dolayı kimliklendirme metotları bu değişkenleri izlemeye ihtiyaç duymaktadırlar.

Kağıt, demir, cam veya kimyasal birleşim üretimi gibi bir çok endüstriyel işlem, güvenilir ve etkili bir üretim için kontrol altında tutulmalıdır. Bu kontrolörlerin tasarımı için işlemlerin modellerine ihtiyaç duyulur. Bu modeller değişken tiplerde ve değişik karmaşıklık derecelerinde olabilir. Optimal bir kontrolör tasarımı için, tasarımcı işlem sürecinde gürültünün özelliklerini belirleyen daha detaylı bir modele ihtiyaç duymaktadır [1].

İşaret işleminin çoğu uygulamalarında, veri haberleşmesinde, konuşma işlemede, radar, sonar ve elektrokardiyogram analizlerinde, bazı yollarla filtrelenmiş veri kayıtlarında filtrelerin iyi tasarlanmasında işaretin özellikleri yansıtılmalıdır. Bu gibi spektral özellikleri belirlemede, işaretin modeline ihtiyaç duyulur.

2.4. Model Tipleri

Sistem modelleri ana başlıklar olarak aşağıda verilmiştir.

Tanımlayıcı modeller: Sistemin çalışmasını, sistemin etkilendiği temel etkenlerle birlikte ortaya koyar. Örnek olarak, ısı, ışık, su basıncı gibi etkenlerin (fotosentetik reaksiyonların) bitki büyümesi modellenmesinde kullanılması verilebilir.

Açıklayıcı modeller: Sistemin içyapısının tanımlanması yerine, öngörü amacıyla sistemin karakteristiğini elde etmekte kullanılırlar. İstatistiksel modeller bu tip modellere örnek olarak verilebilir.

Model parametreleri: Modelin çalışması esnasında sabit kabul edilen sistemin matematiksel yapısını veren modellerdir.

Model Verisi: Modelin durum değiştirmesini sağlayan giriş zaman serileridir. Bu veriler belli çalışma şartlarında modelin davranışını belirlemede kullanılırlar [2].

2.5. Modellerin Sınıflandırılması

- **Giriş-çıkış durumuna göre modeller:**

SISO (Single Input Single Output) : Tek giriş ve tek çıkış verisi içeren modeller

Çok değişkenli modeller: Bu tip modellerde en çok MISO (Multi Input Single Output, Çok giriş tek çıkış) modeller yaygındır, fakat modelin elde edilmesi SISO model tipine göre daha zordur.

- **Zamana göre modeller:**

Zamana bağlı modeller: Birçok fiziksel sistem zamana göre değişen yapıda olduğundan, zamana bağlı modellenmesi zorunludur.

Zamandan bağımsız modeller: Sistemin iç yapısının ve karakteristiğinin zamana göre değişmediği durumlarda kullanılır. Hesaplama kolaylığı açısından oldukça yaygın olarak kullanılır.

- **Domene göre modeller:**

Zaman domeni : Diferansiyel veya fark denklemleri ile sistemlerin modellenmesinde kullanılır.

Frekans domeni: Spektral yoğunluk veya Bode eğrisi gibi sistemin karakteristiğini frekans domeninde belirleyen modellerdir.

- **Lineer ve lineer olmama durumuna göre modeller:**

Lineer modeller: Çıkışla, giriş ve bozucu etkiler arasındaki ilişkinin lineer eşitliklerle ifade edilebildiği modellerdir.

Lineer olmayan modeller: Sistemin giriş-çıkış ilişkisinin lineer olmayan matematiksel ifadelerle (diferansiyel denklemler, üstel, logaritmik, trigonometrik fonksiyonlar gibi) sağlanabildiği modellerdir.

- **Bozucu etkilere göre modeller:**

Deterministik modeller: Bu tip modellerde giriş bilirse çıkış tam olarak hesaplanabilir.

Stokastik modeller: Sistemin iç yapısında yada ölçülemeyen dış etkiler sonucu oluşan rasgele terimlerin yer aldığı modellerdir. Birçok sistem bu şekilde modellenir [2].

2.6. Modelleme Tipleri

Matematiksel Modelleme: Matematiksel modelleme analitik bir yaklaşımdır. Bu yaklaşımda işlemin dinamik davranışının belirlenmesinde Newton kanunları gibi fiziğin temel kanunları kullanılır.

Sistem kimliklendirme: Deneysel bir yaklaşımdır. Sisteme birçok deney uygulanır, sonrasında model, kaydedilen verilerle parametrelerini uygun nümerik değerlere yaklaştırır [1].

Sistem kimliklendirme ile kimliklendirilmiş modellerin özellikleri ve matematiksel modelleme ile kimliklendirilmiş modellerle karşılaştırılması aşağıda sıralanmıştır;

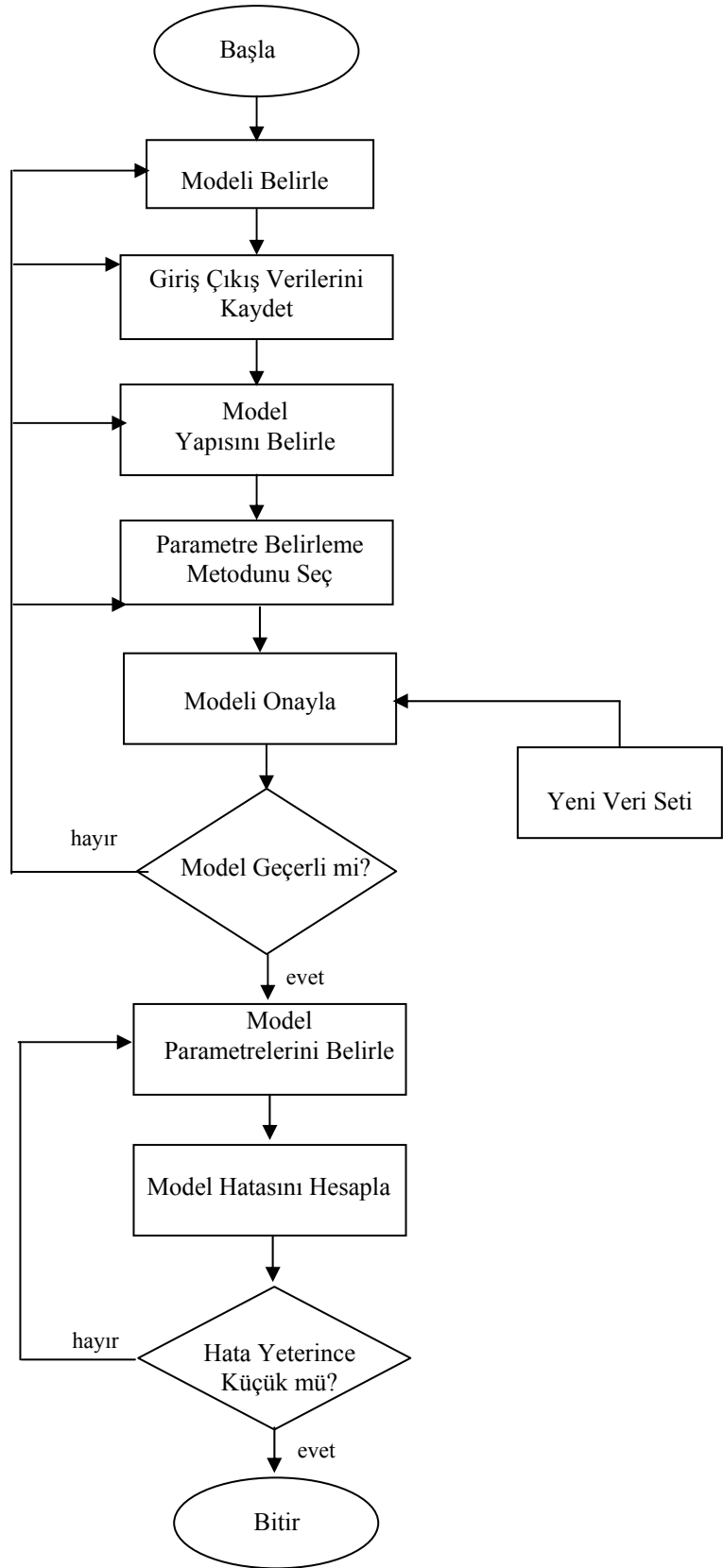
- Sistem kimliklendirmenin geçerliliği sınırlıdır, yani belirli çalışma noktaları, belirli girişler ve belirli işlemler için geçerlidir.
- Sistem kimliklendirme ile kimliklendirilmiş modeller kavramlar hakkında çok az bilgi verirler, çünkü çoğu durumda modelin parametreleri fiziksel bir anlam ifade etmemektedir. Parametreler, sistemin tüm davranışını iyi bir şekilde tanımlamak için bir araç olarak kullanılır.
- Sistem kimliklendirmenin kullanımı ve yapılandırılmaları oldukça kolaydır.

Kimliklendirme, kimliklendirme yapısını ortaya koyan kullanıcıdan çok fazla etkilenmektedir. Bu etkiler aşağıda sıralanmıştır.

- Kimliklendirme yapılırken, uygun bir model yapısı bulunmalıdır. Eğer sistem dinamikleri lineer olmayan yapıda ise bu zor bir problem olarak karşımıza çıkar.
- Gerçek hayattaki veriler kesinlikle mükemmel değildir. Gerçekte gürültü tarafından bozulan veriler vardır ve bunlar dikkate alınmak zorundadır.
- İşlemler zamanla değişmektedir. Bunun sonucu olarak da, modelleri zamanla değişen yapıda tanımlamak gerekmektedir.
- Model için merkezi önem taşıyan modelin karakteristiğini ihtiva eden bazı işaretleri/değişkenleri ölçmek zor hatta imkansız olabilir.

2.7. Genel Sistem Kimliklendirme Adımları

Gerçek hayatta sıklıkla karşılaşılan uygulama alanlarına sahip sistem kimliklendirmenin nasıl yapıldığı ve temel adımlarının neler olduğu Şekil 2.4'de gösterilmiştir.



Şekil 2.4. Kimliklendirme işleminin akış diyagramı

Genel anlamda sistem kimliklendirme mevcut sistemler vasıtasıyla yapılır. Sistemin girişine herhangi bir işaret (darbe, basamak, sinüs veya rasgele işaretler) uygulanıp, sistemin girişi ve çıkışı gözlenir. Bu işaretler bir bilgisayara ‘çalışma bilgileri’ olarak kaydedilir. Bu giriş çıkış dizilerine göre uygun bir model yapısı tespit edilir. İlk adım modelin uygun yapısını belirlemek içindir. Bu model yapısı lineer olabileceği gibi, çoğu fiziksel sistemin davranışını gösteren lineer olmayan model yapısı da kullanılabilir. İkinci adımda modelin bilinmeyen parametrelerini tespit etmek için kullanılacak yöntem belirlenir. Model seçiminin doğru yapıp yapılmadığı kontrol edilir. Eğer model yapısı geçerli değilse yani uygun model değilse daha karmaşık yapıya sahip model yapıları kullanılabilir. Daha sonra model parametreleri belirlenir. Bu aşamada bazı istatistiki veya tahmini yöntemler kullanılır. Modelleme işleminin en önemli aşaması, bu parametrelerin doğru şekilde belirlenmesidir Parametreleri belirlenen modelin girişine, sisteme uygulanmış olan giriş işareti uygulanıp, modelden alınan çıkış işareti ile sistemin gerçek çıkışı arasındaki fark bulunur. Eğer fark büyükse, başka bir model yapısı veya yeni parametrelerin belirlenmesi için önceki basamağa geri dönülür. Eğer fark çok küçükse bu model sistemi tanımlamak ve kontrol etmek için kullanılabilir.

2.8. Lineer Sistemlerin Kimliklendirilmesi

Lineer sistem kimliklendirme kontrol ve kestirim alanlarında lineer sistem uygulamaları için genel bir çatı niteliğindedir. Lineer sistem kimliklendirmede AR, MA ve ARMA modelleri kullanılır.

2.8.1. Autoregressive (AR) Modelleme

Bazı ayrık zamanlı sistem uygulamalarında, yalnız çıkış değerlerinin yardımıyla sistemin modellenmesi gerekir. Bu tür sistemler AR modelleme yöntemi ile modellenebilir [3]. Kompleks frekans düzleminde sadece kutuplara sahip olan AR modelinin matematiksel denklemi Denklem(2.1)’ de verilmiştir.

$$y(n) = -b_1 y(n-1) - b_2 y(n-2) - \dots - b_p y(n-p) + x(n) = - \sum_{k=1}^p b_k y(n-k) + x(n) \quad (2.1)$$

Eşitlikte $y(n)$ çıkış dizisini, $x(n)$ giriş işaretini, b_k ise AR parametrelerini belirtir. AR modellerde yapılan işlem en genel anlamda, sistem parametrelerinin ayarlanması, sistemden elde edilen çıkış işaretinin önceki değerlerini bazı katsayılarla ağırlıklandırarak çıkışın istenilen özellikte olması işlemidir.

2.8.2. Moving Average (MA) Modelleme

MA modelleme yapısı kullanılarak yapılan modellemede veri olarak yalnızca giriş işareti değerleri kullanılır [3]. Kompleks frekans düzleminde sadece sıfırlara sahip olan bu yapının matematiksel denklemi Denklem(2.2)' de verilmiştir.

$$y(n) = a_0x(n) + a_1x(n-1) + \dots + a_qx(n-q) = \sum_{k=0}^q a_kx(n-k) \quad (2.2)$$

Burada $y(n)$ çıkış dizisini, $x(n)$ giriş dizisini ve a_k ise MA parametrelerini belirtir. MA modellerde yapılan işlem en genel anlamda, sistem parametrelerinin ayarlanması, sisteme uygulanan giriş işaretinin o andaki ve önceki değerlerini bazı katsayılarla ağırlıklandırarak çıkışın istenilen özellikte olmasıdır.

2.8.3. Autoregressive Moving Average (ARMA) Modelleme

AR model yapısı sadece kutuplara sahip olan sistemlerin matematiksel modelinin oluşturulmasında, MA model yapısı ise sadece sıfırlara sahip olan sistemlerin matematiksel modelini oluşturmada kullanılmaktadır. Çoğu fiziksel sistemler hem kutuplara hem de sıfırlara sahip olmasından dolayı AR ve MA modelleme yeterli olamamıştır. Bu yüzden kutup ve sıfırlara sahip sistemlerin matematiksel modellenmesi için ARMA modelleme yöntemleri geliştirilmiştir [4]. Genel olarak bu modellerde, giriş dizisi $x(n)$ ile, çıkış dizisi ise $y(n)$ ile ifade edilir. Bu diziler arasındaki bağlantı Denklem(2.3)' deki doğrusal fark denklemiyle verilmiştir.

$$y(n) = - \sum_{k=1}^p b_k y(n-k) + \sum_{k=0}^q a_k x(n-k) \quad (2.3)$$

p , AR model derecesini, q ise MA model derecesini belirtir. Bir ARMA modelin transfer fonksiyonu ele alındığında bütün sıfırları ve kutupları z düzleminde birim dairenin içinde olduğu varsayılır. Eğer sistemin bütün kutupları ve sıfırları birim

dairenin içindeyse bu tür sistemlere kararlı ve minimum fazlı sistemler adı verilir. Kutuplardan birinin birim dairenin dışında olması durumunda ise kararsız sistemler olarak adlandırılır. Lineer modeller (AR, MA, ARMA), ses, radyo, radar ve sismoloji gibi sürekli işaretlerin, ayrık zamanlı olarak gösterilimi için kullanılırlar [5-10].

2.9. Lineer Olmayan Sistemlerin Kimliklendirilmesi

Gerçek hayattaki birçok sistem, lineer olmayan yapıya sahiptir. Fakat analiz ve sentez tekniklerinin büyük kısmı, lineer matematiksel model yaklaşımını kullanır [11]. Halbuki, birçok durumda bu yaklaşım iyi sonuç vermemektedir. Lineer olmayan bir sistem, eğer dinamik değişimi küçükse ancak o zaman lineer olarak kimliklendirilebilir. Aksi takdirde lineer model, sistemin dinamik yapısını tam olarak belirleyememektedir. Genelde sistem değişkenleri çok fazla ise, sistemin lineer kimliklendirilebilmesi ihtimali düşüktür. Sistemler, lineer tasarlanırsa bile, sistemin içyapısındaki elemanların lineer olmayan yapıya sahip olması çok rastlanılan durumlardandır [12]. Bundan dolayı gerçek hayat problemlerini çözmek için lineer olmayan modellere ihtiyaç duyulur.

Lineer modellerdeki AR, MA ve ARMA yapılarının aksine lineer olmayan modellerde temel bir yapı bulunmamaktadır. Güç serisine dayalı lineer olmayan modelleme yaklaşımı, birçok sistemin lineer olmayan davranışını modellemekte kullanılır.

2.10. Adaptif Sistem Modelleme

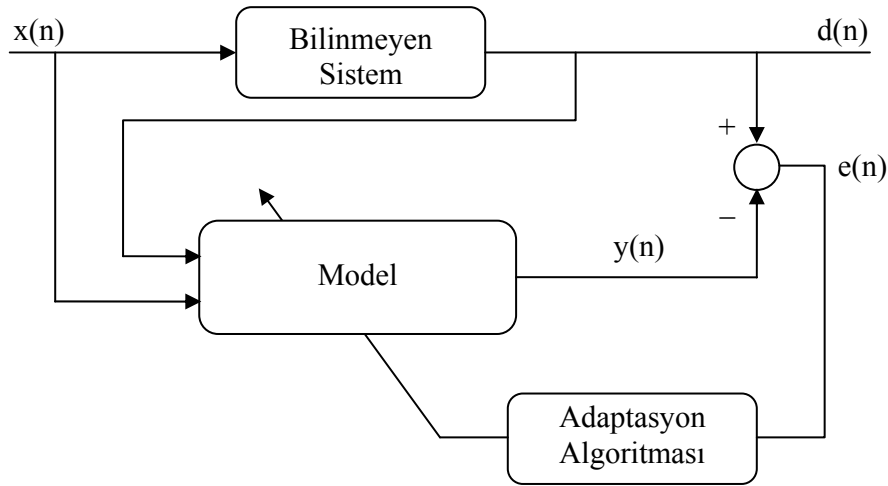
Adaptif sistemler çevre şartlarına göre kendisini en iyiye doğru yönlendiren sistemlerdir. Bu sistemler en çok kontrol ve işaret işleme sahasında uygulanmaktadır [13-17]. Adaptif sistemlerin en önemli özelliği zamanla değişen sistemlere rahatlıkla uygulanabilmesi ve yeni durumlara göre kendi kendini ayarlayabilmesidir. Sadece belirli girişlere karşı çıkışın istenen şekilde olması lineer sistemlerde karşılaşılan bir olaydır. Diğer tür girişlerin uygulandığı durumlarda veya kontrol edilen sistemin zamanla, çevre şartlarından etkilenerek özelliklerinin değişmesi halinde ise sistemin kararsız davranması durumu adaptif sistemlerde daha az gözlenmektedir.

Adaptif sistemlerin ortak özellikleri aşağıda sıralanmıştır:

- Çevre şartlarının ve sistemden istenilen özelliklerin değişmesiyle, sistem kendisini otomatik olarak ayarlayabilir.

- Genellikle zamanla deęişen sistemler olarak tanımlanır.
- Çoęu zaman karmaşık bir yapıya sahiptirler ve analiz edilmeleri adaptif olmayan sistemlere göre daha zordur. Fakat giriş işaretinin özellikleri bilinmedięi veya zamanla deęiştii durumlarda yüksek performans elde edilmektedir.

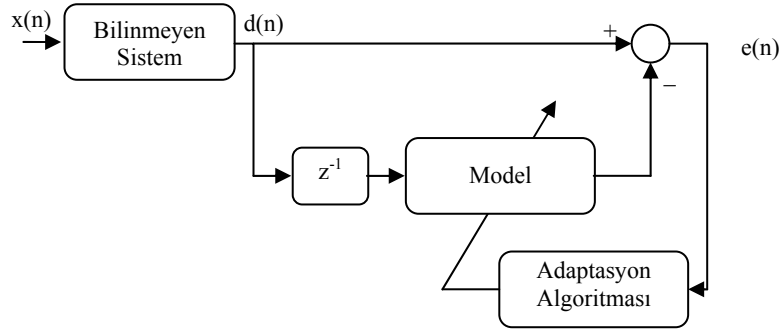
Adaptif sistemlerdeki temel yaklaşım, modellenecek sistem parametrelerinin elde edilmesi aşamasında, her bir iterasyon sonucunda oluşan hata deęerinin minimize edilmesi için sistem parametrelerini belirli bir şekilde deęiştirmektir. Hata deęerinin minimuma indirilmesi için genellikle sistemin amaç fonksiyonunun (hata fonksiyonu) türevi kullanılır. Bu türev deęerini her iterasyonda sıfır yapan parametre deęerleri adaptif olarak bulunur. Sistemin çıkışının arzu edilen şekilde olması için gereken adaptif kontrol sistemi tasarımı Şekil 2.5’de gösterilmektedir.



Şekil 2.5. Adaptif Sistem Modelleme

Bu şekilde istenilen ile elde edilen çıkış arasındaki fark hata adını almakta ve adaptif sisteme giriş olarak verilmektedir. Bu farkın sıfır olması, sistemin arzu edilen şekilde çalışması anlamına gelir. Adaptif modelleme, sistem parametrelerini, hatayı sıfır yapacak şekilde ayarlamak için kullanılır.

y çıkış dizisinin n . elemanı olan $y(n)$ 'nin deęerini, daha önceden elde edilen dizi deęerlerini ($y(n-1)$, $y(n-2)$,...) kullanarak belirlenmesi yöntemine lineer tahmin (kestirim) yöntemi denir. Adaptif işaret kestiriminin blok şeması, Şekil 2.6’da gösterilmiştir.



Şekil 2.6. Adaptif İşaret Kestirimi

2.11. Sistemlerin Kimliklendirilmesinde Kullanılan Adaptif Algoritmalar

Bu kısımda sistemlerin kimliklendirilmesi için kullanılan adaptif algoritmalar olarak adlandırılan LMS ve RLS algoritmaları ele alınmıştır.

2.11.1. En Küçük Ortalama Kareler (Least Mean Squares – LMS) Algoritması

LMS algoritması kullanılarak yapılan kimliklendirmede parametreler her iterasyonda hatayı en aza indirecek şekilde değişmektedir [3]. Şekil 2.5’de verilen sistem kimliklendirme yapısı ele alındığında arzu edilen çıkış ile sistem çıkışı arasındaki fark

$$e(n) = d(n) - y(n) \quad (2.4)$$

şeklindedir. Burada $y(n)$ bilinmeyen sistem çıkışı, $d(n)$ ise arzu edilen çıkıştır. Sistem çıkışı $y(n)$ lineer MA model çıkışı olarak ele alınırsa sistem çıkışı Denklem(2.2)’deki gibi olur. Sistem çıkışının matris formunda gösterimi

$$y(n) = \begin{bmatrix} x(n) & x(n-1) & x(n-2) & \dots & x(n-N) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_N \end{bmatrix} = X_n^T A \quad (2.5)$$

şeklindedir. Hata fonksiyonunun karesi

$$[e(n)]^2 = [d(n) - X(n)^T A]^2 = [d(n)]^2 + A^T X(n)X(n)^T A - 2d(n)X(n)^T A \quad (2.6)$$

elde edilir.

Hatanın ortalama değeri

$$E[e(n)]^2 = E[d(n)]^2 + A^T E[X(n)X(n)^T] A - 2E[d(n)X(n)^T] A \quad (2.7)$$

olur. Bu formülde $E[X(n)X(n)^T]$ değerine, çıkış özilişki matrisi adı verilir. $E[d(n)X(n)]$ ise istenilen çıkış ile giriş arasındaki özilişkiyi belirtir ve bunlar

$$R = E[X_k X_k^T] \quad P = E[d_k X_k^T] \quad (2.8)$$

ile gösterilir. Hatanın karesinin ortalamasını, ξ , (Mean Square Error, MSE) veren formül aşağıdaki gibi yazılabilir.

$$MSE = \xi = E[e_k^2] = E[d_k^2] + A^T R A - 2P^T A \quad (2.9)$$

Hatayı en aza indirmek için MSE'nin A 'ya göre türevini alıp sıfıra eşitlemek gereklidir.

$$\nabla = \frac{\partial \xi}{\partial A} = 2R A - 2P = 0 \quad (2.10)$$

$$A = R^{-1} P \quad (2.11)$$

Böylece en uygun sistem parametreleri A elde edilir. LMS algoritması için, Sistem adaptif modellendiği için k . iterasyonda ∇_k değeri, (2.10) denklemi kullanılarak

$$\begin{aligned} \nabla_k &= 2R_k A_k - 2P_k \\ &= 2X_k X_k^T A_k - 2d_k X_k \\ &= -2X_k (d_k - X_k^T \theta_k) = -2e_k X_k \end{aligned} \quad (2.12)$$

şeklinde hesaplanabilir. Bu değer parametre vektörünün tahmininde belirli bir katsayı (adım büyüklüğü, μ) ile ağırlıklandırılarak yeni vektörün hesaplanmasına imkan verir.

$$A_{k+1} = A_k - \mu \nabla_k \quad (2.13)$$

$$A_{k+1} = A_k + 2\mu e_k X_k \quad (2.14)$$

$$\lambda = 2\mu \quad (2.15)$$

(2.14) ve (2.15) denklemleri kullanılarak

$$A_{k+1} = A_k + \lambda e_k X_k \quad (2.16)$$

elde edilir. (2.16) eşitliğindeki λ değerine unutma faktörü (forgetting factor) adı verilir. Eğer $\lambda < 1$ ise, $x(n)$ dizisinin n . elemana yakın değerlerinin ağırlığı daha öncekilere göre artar. Bu durumda yeni parametrelerin oluşmasında son çıkış değerlerinin etkili olduğu görülür. Böylece parametre vektörü, her iterasyon için bir önceki hata ve çıkış değerlerinden faydalanarak hatayı minimize edecek şekilde yeniden hesaplanır. Böylelikle adaptif LMS algoritması elde edilir.

2.11.2. İçsel En Küçük Kareler (Recursive Least Square – RLS) Algoritması

LMS algoritması kullanılarak yapılan kimliklendirmede hata fonksiyonu LMS den farklı şekilde seçilmektedir.

$$\varepsilon(n) = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} |e(i)|^2 \quad (2.17)$$

Hata fonksiyonunu yine parametre değerine göre türevi alınırsa normal denklemi aşağıdaki şekilde elde edilir.

$$\Phi(n)\hat{w}(n) = \theta(n) \quad (2.18)$$

Burada, $\Phi(n)$ korelasyon matrisi ve $\theta(n)$ çapraz korelasyonu matrisidir.

$$\Phi(n) = \sum_{i=1}^n \lambda^n u(i)u^n(i) \quad (2.19)$$

$$\theta(n) = \sum_{i=1}^n \lambda^n u(i)d^*(i) \quad (2.20)$$

Denklem(2.18)'e dikkat edilecek olursa optimum parametre değerlerinin bulunması için korelasyon matrisinin tersine ihtiyaç duyulmaktadır. Bu matrisin tersini almak için, matrisin tersinin bulunması kuralı (Matris inversion lemma) kullanılır [17]. Sonuç olarak RLS algoritması

$n = 1, 2, 3, \dots$, için zamanın her anında hesaplanır.

$$k(n) = \frac{\lambda^{-1}P(n-1)u(n)}{1 + \lambda^{-1}u^H(n)P(n-1)u(n)} \quad (2.21)$$

$$\alpha(n) = d(n) - \hat{w}^H(n-1)u(n) \quad (2.22)$$

$$\hat{w}(n) = \hat{w}(n-1) + k(n)\alpha^*(n) \quad (2.23)$$

$$P(n) = \lambda^{-1}P(n-1) - \lambda^{-1}k(n)u^H(n)P(n-1) \quad (2.24)$$

şeklinde elde edilir ve başlangıç şartları

$$P(0) = \delta^{-1}I \quad \delta = \text{pozitif küçük bir sabit}$$

$$\hat{w}(0) = 0$$

şeklindedir [17]. Bu yöntemde, adaptif kazanç, kovaryans matrisi P yardımıyla her iterasyon için ayarlanır. Çoğunlukla RLS yöntemi, LMS yöntemlerine göre daha hızlı yakınsar. Fakat başlangıç değerleri ve yuvarlatma hataları açısından LMS'den daha hassastır [17]. LMS ve RLS algoritmasının lineer olmayan sistemler için kullanılabilmesi için sistem çıkışı Denklem(2.5)'dekine benzer şekilde lineerleştirilir. [18].

Sistem kimliklendirmede önceleri lineer regresyonlar ve AR model uygulamaları için en küçük kareler yöntemi uygulanırken, 1946'da Cramer' in yaptığı çalışmalarla lineer olmayan regresyonlar ve maksimum olabilirlik metotları sistem kimliklendirmeye farklı bir açıdan bakmayı sağlamıştır [19]. 1951'de Robbins ve Monro stokastik yaklaşımı ve rekürsif kimliklendirme tekniklerini kazandırmıştır [20].

BÖLÜM 3

YAPAY BAĞIŞIKLIK ALGORİTMASI

3.1 Giriş

Bu bölümde, doğal bağışıklık sisteminin temel yapısı verilerek, bu sistemin bazı özelliklerini benzeten yapay bağışıklık algoritması anlatılmıştır. Yeni bir yapay zeka tekniği olan YBA üzerine yapılan çalışmalardan bahsedilmiştir.

3.2 Doğal Bağışıklık Sistemi

Doğal bağışıklık sisteminde B hücreleri antijenle karşılaştığında bu antijenleri nötralize edecek antijen-antikor bağlanmasına sebep olan bağışıklık cevabı üretilir. Bu antijen-antikor bağlantısı önemli ölçüde olursa B hücreleri uyarılmış olur bu uyarılma sonucunda bağışıklık ağındaki uyarılmış hücreler klonlanır. Klonlama büyüklüğü uyarılma seviyesi ile orantılıdır. Yani antikorlar antijeni ne derecede iyi tanır ve iyi bağlanırsa o kadar çok uyarılır ve klonlanır. Adaptifliğin oluşması amacıyla klonlanan antikor moleküllerinin gen kodlarında yüksek frekanslarda mutasyonlar oluşur. Bu mekanizma somatik mutasyon olarak adlandırılır. Eşik seviyesinin altında uyarılan B hücreleri kopyalanamazlar ve belli bir süre sonra ölürlür. Hücrelerin ölmemesi antijene ve bağışıklık ağındaki diğer B hücrelerine benzerliğine bağlıdır [21].

Bağışıklık sisteminin özellikleri aşağıdaki gibi özetlenebilir:

- Teklik: Her birey kendine özgü bağışıklık sistemine ve yeteneklere sahiptir.
- Anomali Dedeksiyon: Bağışıklık sistemi daha önce karşılaşmadığı patojenleri algılayabilir ve reaksiyon gösterebilir.

- Dağıtılmış Dedeksiyon: Sistemin tüm hücreleri vücutta dağınık bir halde bulunur ve merkezi bir kontrole sahip değildir.
- Mükemmel Olmayan Dedeksiyon: Sistemin reaksiyon göstermesi için patojenin tam tanınmasına gerek yoktur. Bu nedenle sistem gürültü toleranslı olarak görülebilir.
- Takviyeli Öğrenme: Sistem daha önce karşılaştığı patojenlerle daha sonra karşılaştığında tanır ve daha hızlı reaksiyon gösterir.
- Farklılaşma: Bağışıklık sistemi farklılaşmayı teşvik eder. Yani, küresel optima için odaklamaya teşebbüs etmez. Bunun yerine sistem, farklı antijenlere cevap verebilecek antikörleri geliştirmeye çalışır.
- Dış Çevreye Karşı Adaptiflik: Bağışıklık sistemi, değişen durumlara hızlı cevap verecek şekilde adapte olabilen bir yapıdadır.
- Hafızaya Sahip Olma: Bağışıklık sistemi dinamik olarak muhafaza edilen ve kendi kendine organize olan bir hafızaya sahiptir [22].

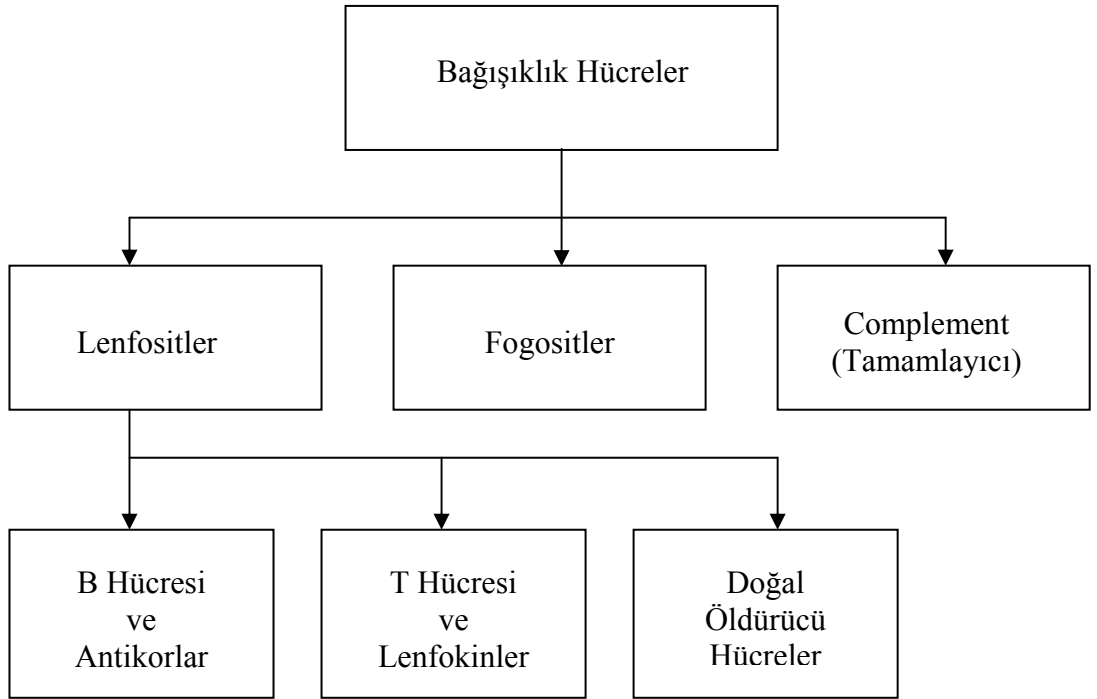
İnsan vücudunda birbiri ile ilişkili iki tane alt bağışıklık sistemi mevcuttur. Bunlar aracılığı ile vücut yabancı maddeyi tanır ve elimine eder. Bunlar doğal bağışıklık sistemi ve adaptif bağışıklık sistemidir [23].

Doğal bağışıklık sisteminde vücut belirli mikropları tanıyabilme kabiliyetiyle doğmaktadır ve mikropları ani olarak tahrip etmektedir. Sistemin doğuştan bağışıklık olarak adlandırılmasının sebeplerinden biride; sistemin adaptif bağışıklık cevabının başlamasını sağlayan T hücresinin aktivasyonuna sebep olacak antijen sunucu hücrelerde ikincil uyarım sinyallerinin oluşmasına neden olmasıdır.

Adaptif bağışıklık sistemi ise, bir işgalci ile daha önceden hiç karşılaşmamış olsa bile vücutta bu işgalciyi tanıma ve karşı koyma kabiliyeti kazandırır. Sistem somatik olarak üretilmiş iki tip (B ve T hücreleri) lenfosit üzerine klonal olarak dağıtılmış antijen reseptörleri kullanır. Bu antijen reseptörleri, rasgele işleme gen segmentleri bir araya getirilmek suretiyle üretilir ve adaptif bağışıklık cevabı belirli özellikli reseptörleri gösteren lenfositlerin klonal seleksiyonuna dayalıdır. Antikor molekülleri adaptif bağışıklık sisteminde öncü rol oynarlar [22].

3.2.1. Baęışıklık Hücreleri

Baęışıklık sistemi kemik ilięinde üretilen çok sayıda hücrelerden oluşmaktadır. Bu hücreler burada olgunlaştıktan sonra kan ve kemik ilięi dokularına göç ederler. Bunlardan bazıları vücudun genel savunmasında dięerleri de özel patojenleri yok etmek içine eğitilirler. Şekil 3.1 hücrelerin yapısal sınıflandırması gösterilmektedir.



Şekil 3.1. Hücrelerin Yapısal Sınıflandırılması

Lenfositler:

Lenfositler, baęışıklık sisteminde büyük sorumluluęa sahip küçük lökositlerdir. B ve T lenfosidi olmak üzere iki temel tipi vardır.

B Hücreleri ve Antikorlar:

B hücreleri bakteri, virüs, tümör hücreleri gibi zararlı proteinlere cevap olarak antikor salgılanmasını ve bu antikorların üretilmesini sağlamaktadır. Her B hücresi özel bir antikor üretmektedir. Antikor molekülü baęışıklık sisteminin en önemli tanıma elemanlarından birini temsil etmektedir.

T Hücreleri ve Lenfokinler:

T hücreleri, diğer hücrelerin hareketlerinin düzenlenmesini sağlar ve direk olarak enfekte olmuş kanser hücrelerine saldırır. Lenfokinler hücrel büyüme, aktivasyonu ve regülasyonu geliştirirler. Ayrıca hedef hücreleri öldürürler ve makrofajları uyarırlar. Makrofajlar, antijenleri çevreleyip sindirdikten sonra T lenfositlerine sunarlar.

Doğal Öldürücü Hücreler:

Öldürücü T hücreleri gibi güçlü kimyasallarla dolu granülleri içerirler. Timörlere saldırırlar, mikroplara karşı savunma yaparlar, regülasyona katkıda bulunurlar ve lenfokinlerin büyük bir miktarını salgırlar.

Fagositler:

Hücre yiyiciler olarak da adlandırılan beyaz kan hücreleridir. Mikroorganizmaları ve antijenik partikülleri sindirirler. Bazı fagositler antijenleri lenfositlere sunarlar. Bu nedenle de APC (antigen presenting cells) hücreleri olarak adlandırılırlar.

3.3. Bağışıklık Sistemin Çalışması

Tüm bağışıklık sisteminin amacı, yabancı madde olan antijeni (Ag) yok etmektir. Özel APC ler vücutta dolaşırlar ve buldukları antijenleri parçalayarak antijenik peptitlere bölerler. T hücreleri ve T lenfositleri bu peptitleri tanıma kabiliyetine sahip resöptör moleküllerine sahiptir. Bu tanıma aracılığıyla aktivasyonu sağlanan T hücreleri bölünürler ve lenfokin salgırlar. Bunlar bağışıklık sisteminin diğer komponentlerini harekete geçirirler. Yüzeylerinde tek özellikli resöptör molekülüne sahip B lenfositleri bu sinyale cevap verir. Aktive edilen B hücreleri bölünürler ve plazma hücrelerine dönüşürler. Plazma hücreleri antikor proteinleri salgırlar. Buldukları antijene bağlanmak suretiyle antikorlar bunları nötralize ederler.

Bazı T ve B hücreleri gelecekte karşılaşıldığında aynı antijeni daha hızlı elimine etmek için bağışıklık sisteminin hazırlanmasını hızlandıran hafıza hücreleri olurlar. B hücrelerindeki antikorların genleri yüksek mutasyondan olumsuz etkilendikleri için antikor cevabı tekrarlanmış bağışıklıktan sonra gelişir.

Tüm B hücreleri bağışıklık ağı denilen yapıyı oluşturur. Bu ağ, kullanışlı B hücreleri üretildikten sonra buların ihtiyaç duyulamayana kadar bağışıklık sisteminde kalmalarını sağlamak için çalışır. B hücresi bir antijenle karşılaştığında bağışıklık cevabı üretir. Bu, antijenle antikorun uyuşması halinde antijen nötralize olsun diye antijenle antikorun birleşmesine sebep olur. Antijen antikorla yeteri derecede uyuşursa, antikorun B hücresi uyarılmış olur ve bağışıklık ağına dahil olan mutasyona uğramış klonlar üretilebilir.

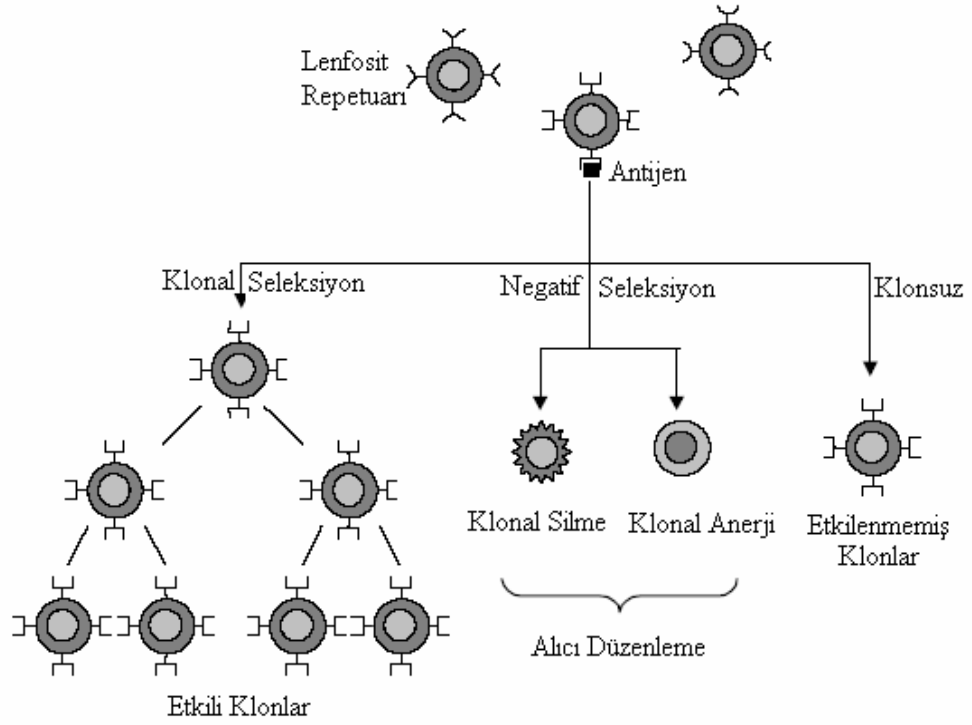
Bağışıklık sistemindeki farklılaşma, en az uyarılmış B hücrelerinin %5' inin günlük olarak ölmesi ve bunların kemik iliği tarafından tamamen yeni üretilen eşit sayıda B hücreleri ile yer değiştirilmesi sayesinde sağlanır. Bu yeni üretilen B hücreleri, ancak ağda bulunan mevcut hücrelerle benzerliğe sahipse ağa dahil edilirler yoksa ölürler.

3.3.1 Bağışıklıkta Kendinden Olan / Olmayan (Self / Nonself) Ayırımı

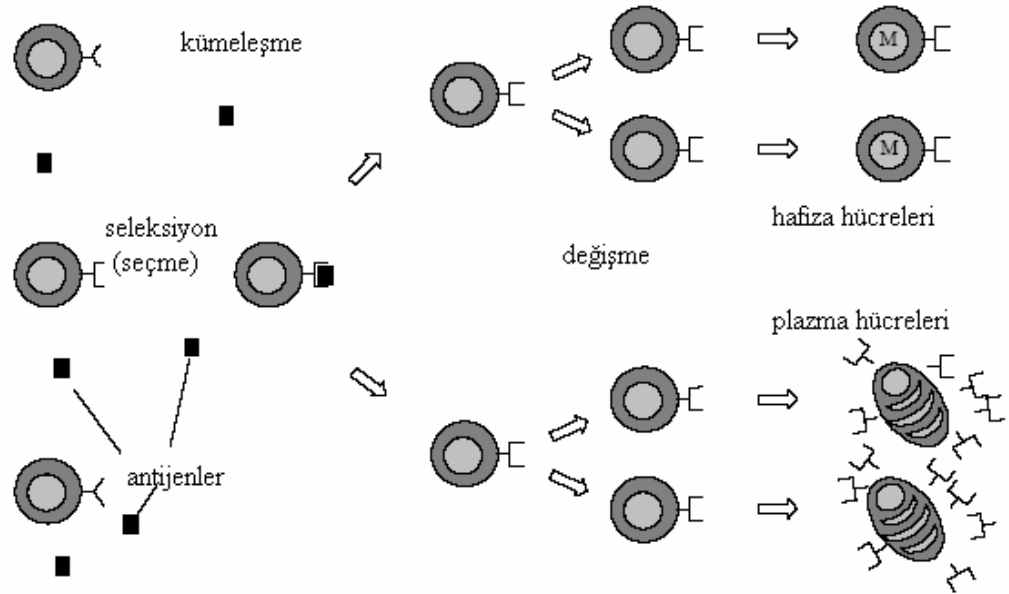
Bağışıklık sisteminin vücuttaki tüm hücreleri tanınması gerekmektedir. Bağışıklık sistemi vücudun kendi moleküllerini self olarak yabancı moleküllerini de nonself olarak görür. Bağışıklık sisteminin doğru çalışması için self ve nonself ayırımını yapmaya gerek duyar. Bunun da bağışıklık sisteminde nasıl gerçekleştirildiği self/ nonself problemi olarak adlandırılır. Bir lenfosit ile bir antijenin karşılaşması sonucu ortaya çıkabilecek durumlar Şekil 3.2' de gösterilmektedir.

3.3.2 Klonal Seleksiyon

Klonal seleksiyon, bağışıklık sisteminin antijen tarafından uyarılması sonucunda bağışıklık tarafından verilen cevabı simüle eden bir algoritmadır. Temel dayanağı sadece antijenleri tanıyan hücrelerin tanındıkları oranda çoğalmasındır. Yani antijeni tanıyan hücreler antijeni tanımayanlara karşı seçilmiş olur ve tanıyan hücreler çoğalır. Bu klonal seleksiyon prensibi hem T hemde B hücreleri için geçerlidir. Şekil 3.3 klonal seleksiyon prensibini göstermektedir.



Şekil 3.2. Lenfositlerle Antijen Etkileşimleri



Şekil 3.3. Klonal seleksiyon mekanizması

3.3.3 Somatik Hipermutasyon

Antijenle aktive edilmiş B hücreleri topluluğu iki şekilde farklılaştırılır. Bunlardan biri hipermutasyon diğeri ise reseptör düzenlemedir. Antikorların V bölgesinde üç farklı mutasyon olayı gözlenmiştir. Bunlar:

- Nokta mutasyon
- Kısa çıkarımlar
- Gen dizisinin karşılıklı değişimi

Adaptif bağışıklık sisteminin üç temel özelliği vardır:

- Antijen uzayına hakim olabilmek için yeterli farklılaşma
- Self / nonself ayırımını yapma
- Uzun süreli bağışıklık hafızası

Orijinal klonal seleksiyon teorisinde, hafıza antijen-özellikli klonun büyümesi ile sağlanmakta ve rasgele mutasyon işlemi de benzerliği artırmak için yapılmaktadır [22].

3.4. Klonal Seleksiyon Algoritması

Klonal seleksiyonun temel dayanağı, önceden değinildiği gibi sadece antijenleri tanıyan hücrelerin çoğalmasıdır. Yani antijenleri tanıyanlar tanımayanlara göre seçilmiş olur. Bu seçilmiş hücreler benzerlik oluşum işlemine maruz kalırlar. Bu işlem hücrelerin antijene benzerliğini arttırır.

Bağışıklıkla ilgili dikkate alınan temel olaylar aşağıda verilmiştir.

- Hafıza hücrelerinin saklanması
- Antijen tarafından en fazla uyarılmış bireyin seçimi ve kolanlaştırılması
- Antijen tarafından uyarılmamış hücrelerin ölümü
- Benzerliğin arttırılması için hücrelerin mutasyona uğratılması ve tekrar seçimi
- Farklılaşmanın üretilmesi ve farklı hücrelerin popülasyona katılması
- Hücre benzerliği ile orantılı olarak hipermutasyon

Hunt ve Cooke' nin 1996 da yaptığı çalışmada bu özellikler algoritma olarak sunulmuştur. Bu algoritmanın adımları:

Adım 1. Bir aday çözüm seti (P) üretilir. Bu aday çözüm seti hafıza hücrelerinin popülasyona katılması ile oluşturulur.

Adım 2. P popülasyonunda benzerliğe göre en iyi n birey (P_n) belirlenir.

Adım 3. Bu en iyi n birey klonlanarak (C) geçici bir popülasyon oluşturulur. Klonlamadaki popülasyon büyüklüğü benzerlikle artar. Yani benzerliği yüksek olanlar daha çok klonlanır.

Adım 4. Klonlama sonucu oluşan popülasyon hipermutasyona tabi tutulur. Böylece olgunlaşmış antikör popülasyonu (C^*) oluşturulmuş olur.

Adım 5. Hafıza setini oluşturmak için C^* den gelişmiş bireyler seçilir. P setinin bazı üyeleri C^* nin diğer gelişmiş bazı hücreleri ile yer değiştirilebilir. Bu yer değiştirmede kriter üyenin benzerliğindeki artıştır. Yani üye olgunlaşmışsa yer değişimi yapılabilir.

Adım 6. Farklılaşmayı sağlamak için popülasyondan düşük benzerliğe sahip hücreler çıkarılır, yeni antikörlerle yer değiştirir.

Bu algoritma bağışıklık sisteminde yalnızca bir olayı modellemektedir. Aslında bağışıklık sistemi çok daha karmaşık bir yapıya sahiptir [22-25].

3.5. Yapay Bağışıklık Sistemi

Yapay bağışıklık sistemi, kompleks problemlere uygulanabilen bağışıklık sisteminden esinlenilmiş bağışıklık fonksiyonlarının ilkelerini ve modelini taklit eden adaptif bir sistem olarak da düşünülebilir.

Farklı bakış açıları ile bağışıklık sistemini modelleyen yaklaşımlarda mevcuttur. Örneğin Smith, bağışıklık hafızalarının, Kanerva' ın ayrık dağıtılmış hafızaları (Sparse distributed memory-SDM) gibi aynı sınıfa ait olduğunu açıklamıştır [26]. Böylece bir SDM de kuvvetli bölgeleri ve bağışıklık sisteminde B ve T hücreleri arasındaki uyumu göstermiştir. Forrest, vücudun kendi hücreleri(self) ve yabancı molekülleri(nonsel) ayırım ilkesine dayalı negatif seleksiyon algoritmasını geliştirmiştir [27]. Bu algoritma rasgele algılayıcılar üretme ve bunlardan self olanları elimine etme mantığı ile çalışmaktadır. Böylece kalan T hücreleri herhangi bir nonself' i algılayabilir. Bu self /

nonsel self ayırım algoritmasının, bazı uygulamalarda iki bileşenli modellerin tanınmasında oldukça yararlı olduğu gözlenmiştir [23].

Son zamanlarda, Hajela ve bazı bilim adamları yapısal optimizasyon problemlerinin çözümünde bağışıklık ağ dizaynı için genetik araştırmaları kullanmışlardır [28].

Doğal bağışıklık sistemi, problem çözme teknikleri geliştirmede esin kaynağı olarak büyük bir ilgi görmüştür ve birkaç çalışma bağışıklık ilkelerine dayandırılarak ortaya konmuştur [23,29]. Fakat bu çalışmaların çoğu bağışıklık sisteminin bir bölümünü veya bir işlevini simüle eder. Örneğin Jerne' nin idiotipik modele dayalı bağışıklık ağ teorisinde hücrelerinin oluşturduğu mekanizma birincil öneme sahiptir. Oysa Forrest' ın negatif seleksiyon algoritmasında bu önem T hücrelerinin oluşturduğu mekanizmadır. Bazı çalışmalarda, genetik algoritmalar yeniden birleştirmede ve somatik mutasyona model olması için kullanılır. Bu işlem, belirli antijenleri tanımak için antikolar tarafından geliştirilir. Diğer araştırmalar bağışıklık sisteminin özerk merkezileşmemiş bir sistem olduğunu ortaya koymuştur ve bağışıklık sistemi ile özerk merkezileşmemiş sistem arasındaki benzerlikleri sergilemiştir [30]. Ayrıca bağışıklık sistemi çok temsilcili sistem olarak da ortaya konmuştur. Burada çok temsilcili sistemin farklı fonksiyonları ve kabiliyetleri ortaya konmuştur. Bu temsilciler bağışıklık cevabını düzenlemek için serbestçe hareket ederler ve birbirleri ile etkileşirler. Yabancı antijenlere karşı maksimum korumayı sağlamak için özel tepkiler üretirler [31].

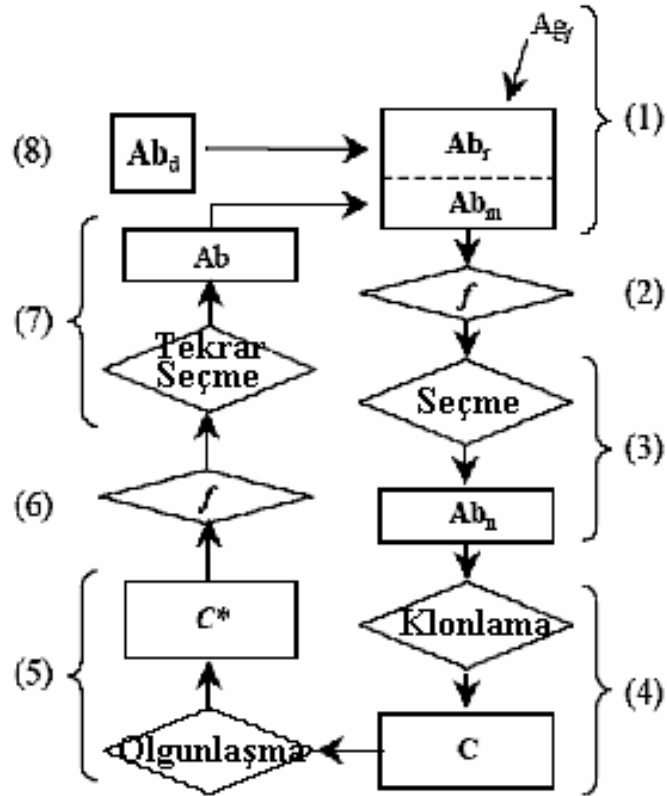
Bazı çalışmalar belirli antijenleri tanımlamada antikor geliştirmek için kullanılan somatik mutasyon mekanizmasını modellemede genetik algoritmaları kullanmıştır [32]. Araştırmacılar son on yıldır genetik algoritmaları kullanarak antikoları geliştirme yaklaşımları üzerine de çalışmaktadırlar [33,34]. Farmer bağışıklık sistemi ile sınıflandırıcı öğrenme sistemini karşılaştırmıştır [35]. Bersini ve Varela bölgesel tepme ve paralel ivmelenme için bağışıklık sisteminin yeni katılım mekanizmasını (immune recruitment mechanism-IRM) kullanmışlardır [36]. Özellikle, bir IRM ve genetik IRM (GIRM) şekil uzayında belirli bir popülasyondan aday katmak için geliştirilmiştir. Forrest tarafından 1993' te yapılan bir başka çalışmada gürlülü bir ortamda desen algılama için kullanılmıştır [37]. Smith' in 1993 te yaptığı çalışmalarla

bağışıklık algoritmasının çeşitli desen sınıflarının kapsamını ve devamlılığını sağlamıştır [23,38].

Bağışıklık sisteminin yapısı doğal olarak çok katmanlıdır ve dolayısıyla çeşitli seviyelere dağılmış formda bir savunmaya sahiptir. Farmer ve arkadaşlarının 1986, Hunt ve Cooke' nin 1996 da yaptığı çalışmalarla birlikte bağışıklık sistemiyle ilgili çalışmalar son yıllarda hızla artmaktadır. Bağışıklık sistemi karmaşıklık açısından değerlendirildiğinde en az beyin kadar karmaşıklığa sahip olduğu bir gerçektir [22]. Yapay bağışıklık sisteminin başarı ile yürütülmesi için iki farklı algoritma vardır. Bunlar; Jerne tarafından önerilmiş olan bağışıklık ağ modeli ve Forrest tarafından geliştirilen negatif seleksiyon algoritmasıdır. Negatif seleksiyon algoritması normal sistem çalışması ve normal olmayan sistem çalışmasını ayırt etmek için kullanılır.

3.6. Yapay Bağışıklık Algoritması

Yapay bağışıklık algoritması bu doğal bağışıklık sisteminin prensiplerini simüle eden bir algoritmadır. En genel şekilde bu algoritmanın akış şeması Şekil 3.4' de verilmiştir.



Şekil 3.4. Yapay bağışıklık algoritmasının akış şeması

Birinci adımda rasgele üretilmiş B hücreleri (Abr) ve hafıza hücrelerinin(Abm) birleşimi ile çözüm popülasyonu oluşturulur. İkinci adımda popülasyonun antijenle(Ag) uyarılma seviyesini hesaplanır. Uyarılma seviyesi probleme uygun bir fonksiyon ve eşik seviyesine göre hesaplanır. Üçüncü adımda en çok uyarılan eşik seviyesini geçmiş B hücreleri(Abn) seçilir. Dördüncü adımda bu hücreler klonlamaya tabi tutulur. Beşinci adımda klonlanan hücreler mutasyona tabi tutulur. Altıncı adımda mutasyona uğramış hücreler probleme uygunluğuna göre çözüm ağına katılır. Uygunluk fonksiyonundan geçemeyen hücreler popülasyondan atılır.

Gaspar ve Collard, bağışıklık sistemiyle zamana bağlı optimizasyon problemleri arasındaki ilişkiyi araştırmışlar ve bağışıklık için iki ayrı model önermişlerdir [39]. Önerdikleri modellerin bağışıklık kapasitelerini değerlendirmek amacıyla modelleri desen izleme problemlerine uygulamışlardır. Bu uygulamada aşağıda temel adımları verilen algoritma kullanılmıştır [22].

- Adım 1.** Çözümleri temsil edecek B hücrelerinden bir başlangıç popülasyonu rasgele üretilir.
- Adım 2.** Popülasyondaki B hücrelerinin uyarılma seviyesi hesaplanır ve en fazla uyarılmış B hücresi seçilir.
- Adım 3.** En çok uyarılmış B hücresi ile diğerlerinin benzerliğini hesaplanır.
- Adım 4.** Benzerlik değerini dikkate alarak çalışan seleksiyon mekanizması vasıtasıyla hücrelerin bir alt popülasyonunu oluşturulur.
- Adım 5.** Altpopülasyondaki hücrelere somatik mutasyon işlemi uygulanır.
- Adım 6.** Altpopülasyon dışında kalan her hücrenin tüm popülasyonda bulunan diğer hücrelerle benzerliği hesaplanır ve bu değerlere göre bu hücreler sıraya dizilir.
- Adım 7.** Benzerlik ölçüsüne göre en az uyarılan hücrelerden bazıları popülasyondan çıkarılır.
- Adım 8.** Rasgele üretilen bazı B hücrelerinden popülasyona en çok benzeyenler çıkanların yerine yerleştirilir.
- Adım 9.** Durdurma kriteri sağlanıyorsa algoritma sonlandırılır, aksi halde **Adım 2'** ye gidilir [22].

3.7. Yapay Bağışıklık Algoritması Kullanarak Sistem Kimliklendirme

Bir önceki başlıkta verilen algoritmanın adımları sistem kimliklendirme amacıyla sistem kimliklendirmeye uygun hale getirilmiştir. Sistem kimliklendirme amacıyla oluşturulan yapay bağışıklık algoritması (YBA)'nın adımları aşağıda verilmiştir.

- Adım 1.** Rasgele üretilmiş çözümleri temsil eden B hücrelerinden bir başlangıç popülasyonu oluşturulur.
- Adım 2.** Popülasyondaki B hücrelerinin uyarılma seviyesi hesaplanır ve en fazla uyarılmış B hücrelerini seçilir.
- Adım 3.** Tüm B hücrelerinin antijenle benzerliği hesaplanır.
- Adım 4.** Benzerlik seviyesi dikkate alınarak çalışan seleksiyon mekanizması vasıtasıyla hücrelerin bir alt popülasyonunu oluşturulur.
- Adım 5.** Alt popülasyondaki hücelere somatik mutasyon işlemi uygulanır.
- Adım 6.** Somatik mutasyon sonucunda bireyler gelişirse alt popülasyona seçilir aksi halde ölürlür.
- Adım 7.** Benzerlik ölçüsüne göre en az uyarılan hücrelerden bazıları popülasyondan çıkarılır.
- Adım 8.** Rasgele üretilen bazı B hücrelerinden popülasyona en çok benzeyenler çıkanların yerine yerleştirilir.
- Adım 9.** Durdurma kriteri sağlanıyorsa algoritma sonlandırılır, aksi halde **Adım 2'** ye gidilir.

Adım 1' de her biri ayrı bir çözümü temsil eden bir başlangıç popülasyonu oluşturulur. Popülasyondaki bireyler B hücrelerine karşılık gelir. B popülasyonundaki her bir birey ayrı bir çözümü temsil eden sistem katsayılarına karşılık gelir. Bilinmeyen modellenecek sistemin katsayıları antijen hücreleridir. Bir ARMA sistem için bu ifadeler Şekil 3.5' te verilmiştir. Bir ARMA sistemin fark denklemi Denklem(3.1)' de verilmiştir.

$$y(n) = \sum_{k=0}^q a_k x(n-k) - \sum_{k=1}^p b_k y(n-k) \quad (3.1)$$

antigen

| | | | | | | | | | | |
|-------|-------|-------|-------|-----|-------|-------|-------|-------|-----|-------|
| a_0 | a_1 | a_2 | a_3 | ... | a_q | b_1 | b_2 | b_3 | ... | b_p |
|-------|-------|-------|-------|-----|-------|-------|-------|-------|-----|-------|

(a). Modellenecek sisteme ait katsayılar

1. B Hücresi

| | | | | | | | | | | |
|-----------|-----------|-----------|-----------|-----|-----------|-----------|-----------|-----------|-----|-----------|
| ax_{01} | ax_{11} | ax_{21} | ax_{31} | ... | ax_{q1} | bx_{11} | bx_{21} | bx_{31} | ... | bx_{p1} |
|-----------|-----------|-----------|-----------|-----|-----------|-----------|-----------|-----------|-----|-----------|

2. B Hücresi

| | | | | | | | | | | |
|-----------|-----------|-----------|-----------|-----|-----------|-----------|-----------|-----------|-----|-----------|
| ax_{02} | ax_{12} | ax_{22} | ax_{32} | ... | ax_{q2} | bx_{12} | bx_{22} | bx_{32} | ... | bx_{p2} |
|-----------|-----------|-----------|-----------|-----|-----------|-----------|-----------|-----------|-----|-----------|

3. B Hücresi

| | | | | | | | | | | |
|-----------|-----------|-----------|-----------|-----|-----------|-----------|-----------|-----------|-----|-----------|
| ax_{03} | ax_{13} | ax_{23} | ax_{33} | ... | ax_{q3} | bx_{13} | bx_{23} | bx_{33} | ... | bx_{p3} |
|-----------|-----------|-----------|-----------|-----|-----------|-----------|-----------|-----------|-----|-----------|

4. B Hücresi

| | | | | | | | | | | |
|-----------|-----------|-----------|-----------|-----|-----------|-----------|-----------|-----------|-----|-----------|
| ax_{04} | ax_{14} | ax_{24} | ax_{34} | ... | ax_{q4} | bx_{14} | bx_{24} | bx_{34} | ... | bx_{p4} |
|-----------|-----------|-----------|-----------|-----|-----------|-----------|-----------|-----------|-----|-----------|

.

.

.

N. B Hücresi

| | | | | | | | | | | |
|-----------|-----------|-----------|-----------|-----|-----------|-----------|-----------|-----------|-----|-----------|
| ax_{0n} | ax_{1n} | ax_{2n} | ax_{3n} | ... | ax_{qn} | bx_{1n} | bx_{2n} | bx_{3n} | ... | bx_{pn} |
|-----------|-----------|-----------|-----------|-----|-----------|-----------|-----------|-----------|-----|-----------|

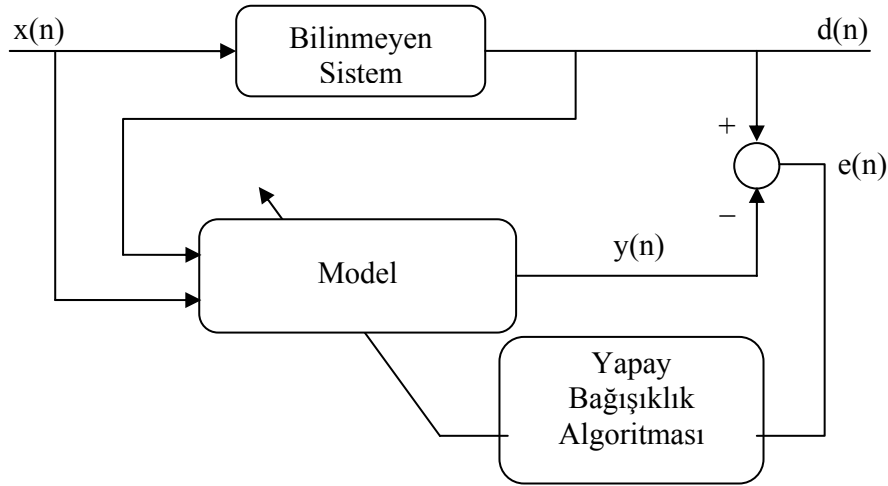
(b). Başlangıç popülasyonunda B hücrelerinin gösterimi

Şekil 3.5. YBA ile sistem kimliklendirmede hücrelerin gösterimi

Hücrelerdeki katsayılar binary formda ifade edilirler. Böylece her hücre binary dizi formundadır. Algoritma adımlarındaki işlemler bu binary diziler üzerinde yapılır.

Adım 2' de popülasyondaki hücrelerin uyarılma seviyesi hesaplanır. YBA ile sistem kimliklendirmede uyarılma seviyesi hesaplanırken istenilen cevapla B hücrelerinin

verdiği cevap arasındaki farka bakılır. Hata ve uyarılma seviyesi ters orantılıdır. Hatanın küçülmesi ile uyarılma artar. En fazla uyarılmış hücre en az hataya sahip hücredir. Şekil 3.6, YBA ile sistem kimliklendirmede hata mekanizmasını göstermektedir.

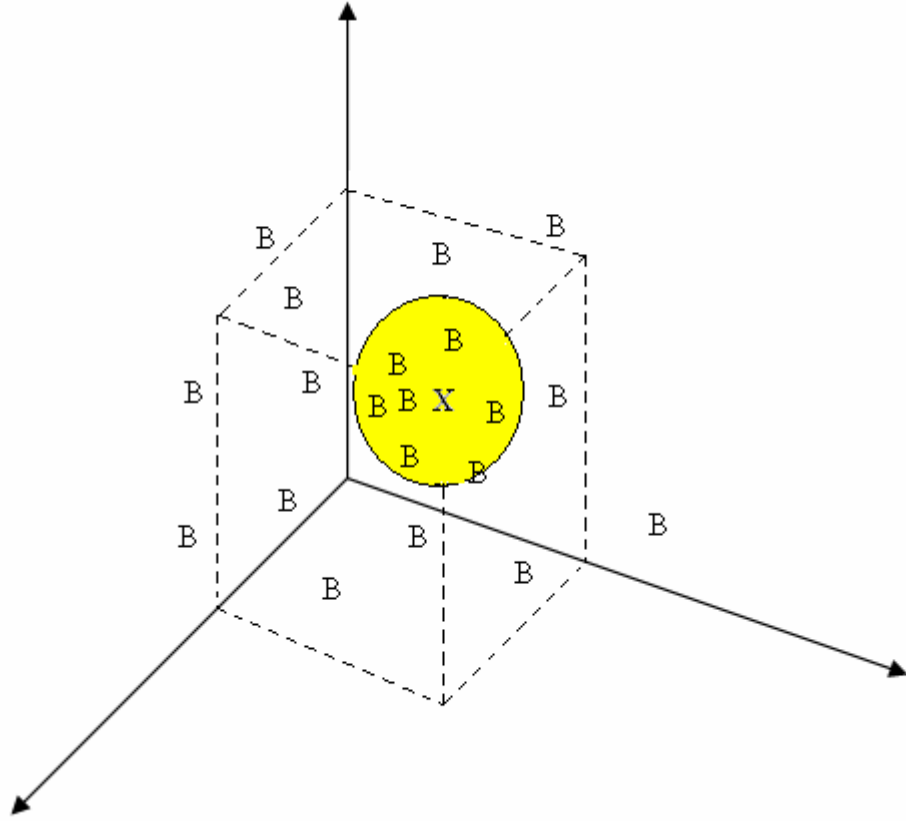


Şekil 3.6. YBA ile sistem kimliklendirmede mekanizması

Sistemin hatası Denklem(3.2)' de verilmiştir. Adım 2.' deki uyarılma mekanizması Denklem(3.2)' deki formüle göre hesap edilmektedir.

$$e(n) = d(n) - y(n) \quad (3.2)$$

Adım 3' de tüm popülasyondaki B hücrelerinin antijenle benzerliği hesaplanır. Bu benzerlik grafiksel hesaplama veya nümerik hesaplama gibi birçok değişik yolla yapılabilir. Grafiksel benzerlik hesaplamada çözüm uzayında antijene yakın olanların benzerliği daha fazladır. Şekil 3.7 grafiksel benzerliği şekil uzayında göstermektedir. Burada X antijeni göstermektedir. B'ler ise B hücreleridir. Sarı alan içinde kalanlar benzerlik olarak belli bir eşik seviyesini geçmişlerdir. X antijenine yakın olanlar benzerlik değeri olarak daha büyük bir değer almışlardır.



Şekil 3.7. Şekil uzayında B hücrelerinin X antijenine benzerliği

Nümerik benzerlik birçok değişik şekilde belirlenebilir. İkili ifadelerde bitler karşılaştırılarak ve her bite bir ağırlık değeri verilerek benzerlik hesaplanabilir. Şekil 3.8' de benzerliği hesaplanacak olan 1.Hücre ve 2. Hücre verilmiştir.

| | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 1 | 1 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|

1. Hücre

| | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 1 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|

2. Hücre

Şekil 3.8 İki farklı B hücresi

İlk olarak her bitin eşit ağırlık değerine sahip olduğu düşünülerek, bu yapı Şekil 3.9' daki gibi gösterilebilir. S' ler aynı olan bitleri, T' ler farklı bitleri göstermektedir. Benzerlik 5 değerine sahiptir.

| | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 1 | 1 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|

1.Hücre

| | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 1 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|

2.Hücre

| | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| S | T | S | T | S | T | S | S |
| 1 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 1 | 1 |

$$\text{Benzerlik}=1+0+1+0+1+0+1+1=5$$

Şekil 3.9. İki hücre arasındaki benzerliğin hesaplanması

Farklı bir yaklaşımda LSB bitlerine daha az ağırlık değeri, MSB bitlerine daha fazla ağırlık değeri vermektir. İkili sistem ile onluk sistem arasındaki dönüşüme daha yakın olmasından dolayı bu yaklaşım daha mantıklı yaklaşımdır. Bu yapıya sahip bir sistemde benzerlik ilişkisi Şekil 3.10' da gösterilmiştir.

| | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 1 | 1 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|

1.Hücre

| | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 1 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|

2.Hücre

| | | | | | | | |
|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| S | T | S | T | S | T | S | S |
| 1 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 1 | 1 |
| 2^7 | 2^6 | 2^5 | 2^4 | 2^3 | 2^2 | 2^1 | 2^0 |

$$\text{Benzerlik}=(1 \times 2^7)+(0 \times 2^6)+(1 \times 2^5)+(0 \times 2^4)+(1 \times 2^3)+(0 \times 2^2)+(1 \times 2^1)+(1 \times 2^0)=171$$

Şekil 3.10. LSB ve MSB ağırlıklı benzerlik hesaplaması

Adım 4' te bu benzerlik yapısına göre çalışan seleksiyon mekanizması ile hücrelerin bir alt popülasyonu oluşturulur. Benzerliği değeri yüksek olanların oluşturacağı alt popülasyon büyüklüğü de fazla olacaktır. Alt popülasyonun belirlenmesinde bir eşik değeri de kullanılabilir. Eşik değerini geçen hücrelerin alt popülasyon oluşturması sağlanabilir.

Adım 5' te alt popülasyondaki hücelere somatik mutasyon işlemi uygulanır. Burada amaç B hücrelerinin olgunlaşmasını sağlamaktır. Olgunlaşmadan kasıt B hücrelerinin antijeni daha iyi tanıması yani ona yaklaşmasıdır. Somatik mutasyon, alt popülasyondaki hücrenin rasgele seçilmiş bir bitinin veya birden fazla bitinin farklı işlemlere tabi tutulmasıdır. Örneğin hücrenin seçilmiş bir veya birden fazla biti tersine çevrilebilir. Yani bit değeri '1' ise '0', '0' ise '1' yapılır. Farklı bir yöntem seçilen bitler arasında karşılıklı değişim yapılabilir. YBA ile sistem kimliklendirme mekanizmasında seçilen bitlerin değerinin ters çevrilmesi ile somatik mutasyon işlemi gerçekleştirilmiştir.

Adım 6' da somatik mutasyon sonucunda bireyler gelişirse yaşamaya devam eder. Yani mutasyon sonucunda oluşan hücre antijene yakınsarsa seçilir, aksi halde ölür. YBA ile sistem kimliklendirmede çözümü temsil eden somatik mutasyon uygulanmış hücre mutasyon sonucunda çözüme yaklaşırsa seçilir, aksi halde çözüm kümesine alınmaz.

Adım 7' de, Adım 3' de verilen benzerliğe göre hesaplanmış, belirlenen eşik seviyesini aşamamış ve alt popülasyon oluşturamamış hücrelerden bazıları popülasyondan çıkarılır.

Adım 8' de rasgele üretilmiş hücrelerden oluşan başka bir popülasyon daha oluşturulur. Bu popülasyondaki her bir hücre ile çözümleri temsil eden popülasyondaki tüm hücrelerin benzerliği hesaplanır. Bu benzerlik hesaplaması Şekil 3.9 ve Şekil 3.10' da verildiği gibi yapılabilir. YBA ile sistem kimliklendirmede bu adımdaki benzerlik hesaplaması Şekil 3.10' da verilen bit ağırlık hesaplamasına göre yapılmıştır. Daha sonra çözümleri temsil eden popülasyona en çok benzeyen hücrelerden Adım 7' de çıkarılan hücre sayısı kadar hücre çözüm popülasyonuna eklenir.

Adım 9' da belli bir durdurma kriteri belirlenir. Bu durdurma kriteri hatanın belli bir deęerin altına düşmesi olabileceęi gibi, algoritmanın belli bir iterasyon sayısına ulaşması da olabilir. YBA ile sistem kimliklendirme mekanizmasında hem hata hem de döngü sayısına göre bir durdurma kriteri sağlanmıştır.

BÖLÜM 4

YAPAY BAĞIŞIKLIK ALGORİTMASI KULLANILARAK DOĞRUSAL SİSTEMLERİN KİMLİKLENDİRİLMESİ

4.1 Giriş

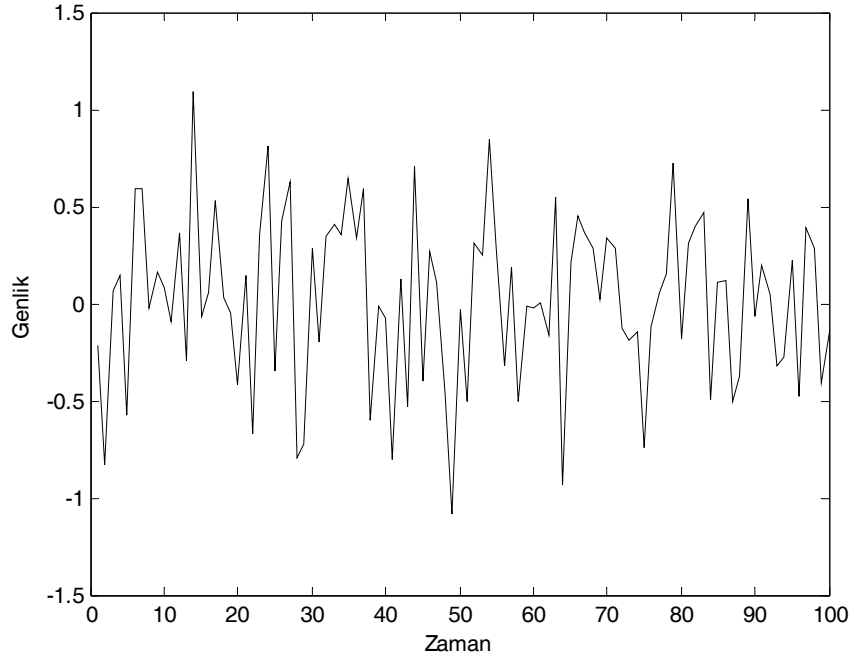
Bu bölümde, doğrusal sistemlerden AR, MA ve ARMA sistemler YBA kullanılarak kimliklendirilmiştir. Sistem kimliklendirmede YBA' nın hem gürültülü hem de gürültüsüz sistemlerdeki performansları verilmiştir. ARMA bir sistem YBA ile kimliklendirilerek sonuçlar klasik yöntemler ile karşılaştırılmıştır.

4.2 YBA İLE MA SİSTEMLERİN KİMLİKLENDİRİLMESİ

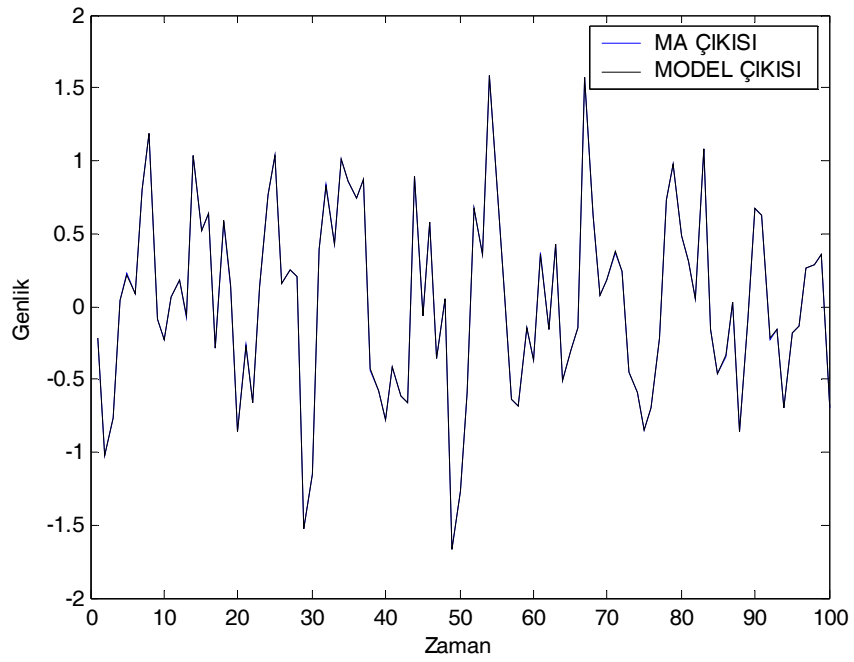
Üçüncü dereceden sıfırlara sahip ($q=3$) bir MA sistem YBA kullanılarak kimliklendirilmiştir. Bu sistem Denklem(4.1)' de verilmiştir. Kimliklendirmede giriş işareti olarak sıfır ortalamalı standart sapması 1 olan $n=100$ örneğe sahip gaussian (Gaussian) beyaz gürültü işareti kullanılmıştır. 500 iterasyon sonucunda YBA ile kimliklendirme $1.5621e-06$ hata ile sonuçlandırılmıştır. Giriş işareti, çıkış işareti ve kimliklendirme çıkışı Şekil 4.1' de gösterilmiştir. MA sistem parametreleri ve kimliklendirme parametreleri Tablo 4.1' de verilmiştir.

$$y(n) = x(n) + 0.9x(n-1) + 0.385x(n-2) - 0.771x(n-3) \quad (4.1)$$

Şekil 4.1'de görüldüğü gibi MA çıkışı ile kimliklendirme çıkışı çakışmıştır ve keskin geçiş bölgelerinde aşırı sapmalar olmamıştır. Tablo 4.1' de kimliklendirme parametreleri MA sistem parametrelerine oldukça yakınsamıştır.



(a) Giriş işareti



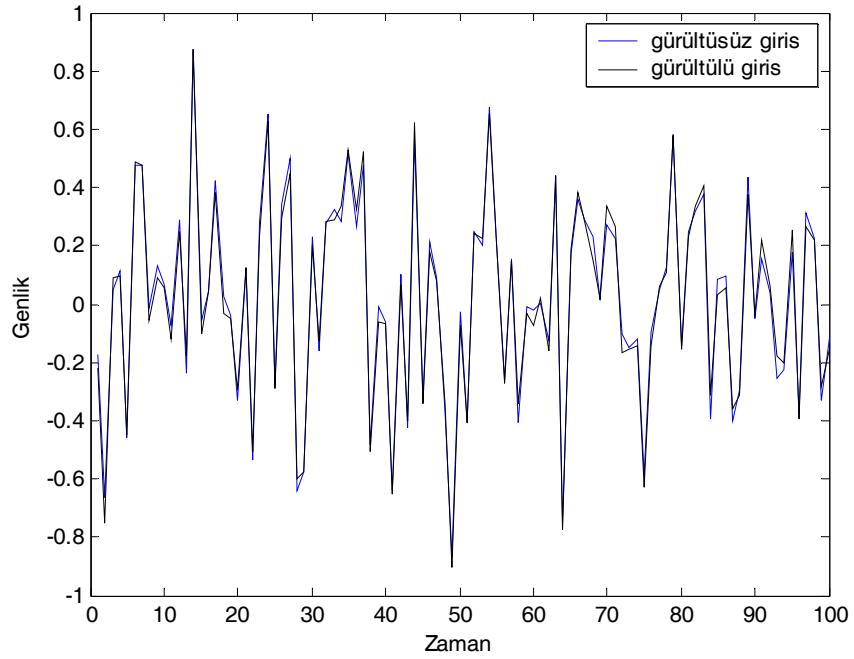
(b) Çıkış işareti ve kimliklendirme çıkış işareti

Şekil 4.1. Üçüncü dereceden ($q=3$) MA sisteminin YBA ile kimliklendirilmesi sonuçları

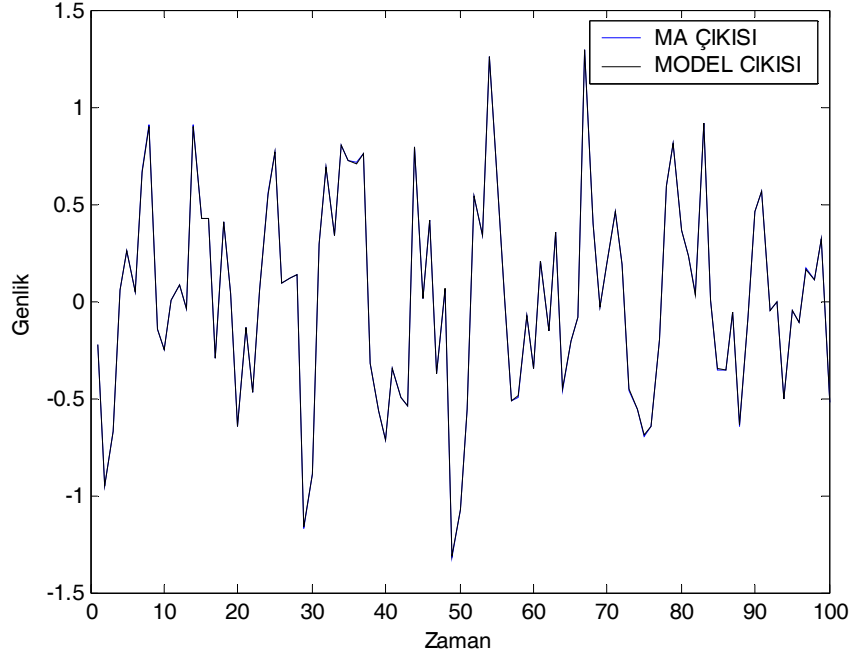
Tablo 4.1. Üçüncü dereceden ($q=3$) MA sisteminin YBA ile kimliklendirilmesi sonucu parametre değerleri

| Sistem Katsayıları | Gerçek Değerler | Kimliklendirme Sonucu Değerler |
|--------------------|-----------------|--------------------------------|
| a_0 | 1.0000 | 1.0000 |
| a_1 | 0.9000 | 0.902 |
| a_2 | 0.3850 | 0.3850 |
| a_3 | -0.7710 | -0.7690 |
| MSE Hata | - | 1.5621e-06 |

Denklem(4.1)' de verilen sistemin girişine farklı değerlerde gürültü verilmiş ve YBA ile sistem kimliklendirme 100 örnekli bir giriş işareti ile 500 iterasyonla tekrarlanmıştır. Bu gürültülü giriş işaretinde işaret/gürültü (SNR) oranı 20 dB, 14 dB, 6 dB' dir. SNR 20 dB değerine sahip giriş işareti ile yapılan kimliklendirme grafikleri Şekil 4.2' de verilmiştir. Simülasyon sonuçları parametre değerleri Tablo 4.2' de verilmiştir.



(a) Gürültülü ve gürültüsüz giriş işareti



(b) Çıkış işareti ve kimliklendirme çıkış işareti

Şekil 4.2. Üçüncü dereceden MA ($q=3$) sisteminin YBA ile gürültülü kimliklendirilmesi sonuçları

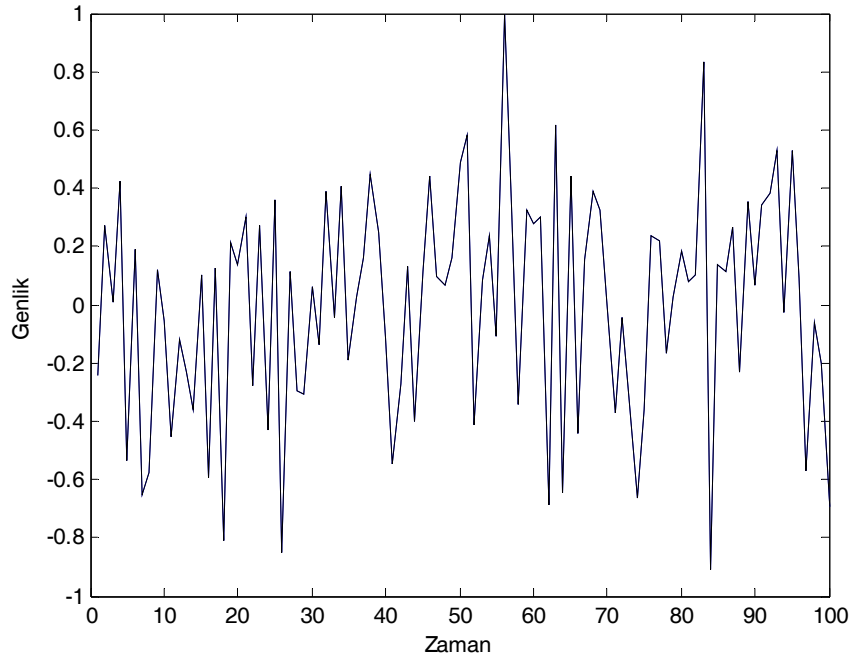
Tablo 4.2 Üçüncü dereceden ($q=3$) MA sisteminin YBA ile gürültülü kimliklendirilmesi sonucu parametre değerleri

| Katsayılar | Gerçek Değerler | Kimliklendirme Sonucu Değerler | | |
|------------|-----------------|--------------------------------|---------|---------|
| | | 20 | 14 | 6 |
| SNR(dB) | - | 20 | 14 | 6 |
| a_0 | 1.0000 | 0.9960 | 1.0010 | 0.9620 |
| a_1 | 0.9000 | 0.8980 | 0.9130 | 0.5810 |
| a_2 | 0.3850 | 0.3860 | 0.3960 | 0.4250 |
| a_3 | -0.7710 | -0.7690 | -0.7680 | -0.5900 |
| MSE hata | - | 0.0039 | 0.0139 | 0.0817 |

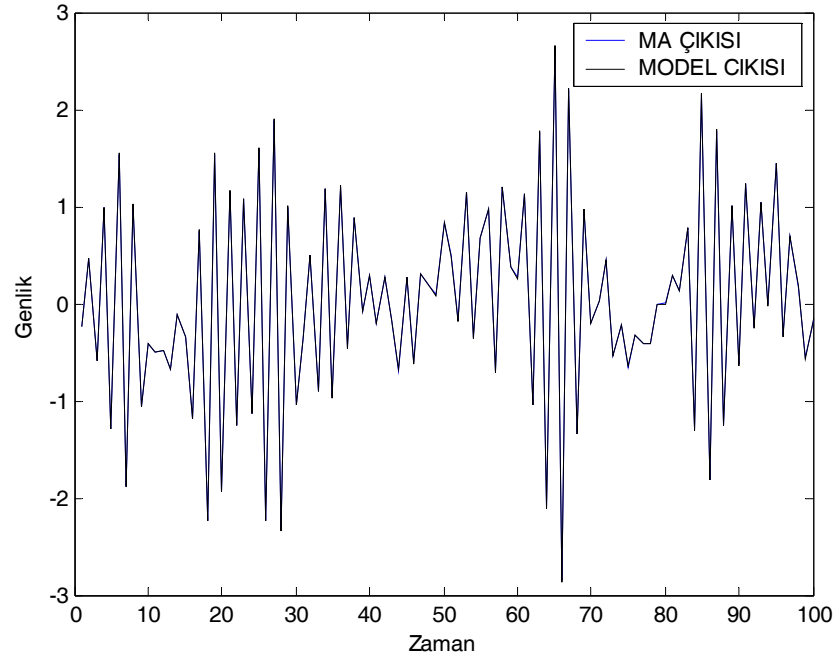
Gürültülü işaret ile yapılan kimliklendirme katsayıları, gürültüsüz işaret ile yapılan kadar olmasada gerçek katsayılara yakınsamıştır. İşaret / gürültü oranı azaldığında hatanın arttığı ve kimliklendirme katsayılarının gerçek katsayılardan uzaklaştığı görülmektedir. SNR oranının 6 dB olduğu durumda kimliklendirme katsayıları gerçek değerden oldukça sapmıştır. Bu sonuç normal görülmelidir. Gürültü oranı büyük olduğundan dolayı giriş işareti gürültü tarafından bastırılmaktadır.

YBA' nın daha yüksek dereceden MA sistemlerdeki performansını incelemek amacıyla dördüncü dereceden bir MA sistem YBA kullanılarak kimliklendirilmiştir. Bu sistemin denklemi Denklem(4.2)' de verilmiştir. Kimliklendirmede giriş işareti olarak n=100 örnekli gaussian beyaz gürültü işareti kullanılmıştır. 500 iterasyon sonucunda YBA ile kimliklendirme $5.4472e-005$ hata ile sonuçlandırılmıştır. Giriş işareti, çıkış işareti ve kimliklendirme çıkışı Şekil 4.3' de gösterilmiştir. Kimliklendirme sonucu sistem katsayıları Tablo 4.3' de verilmiştir.

$$y(n) = x(n) - 0.8x(n-1) + 1.52x(n-2) - 0.64x(n-3) + 0.99x(n-4) \quad (4.2)$$



(a) Giriş işareti



(b) Çıkış işareti ve kimliklendirme çıkış işareti

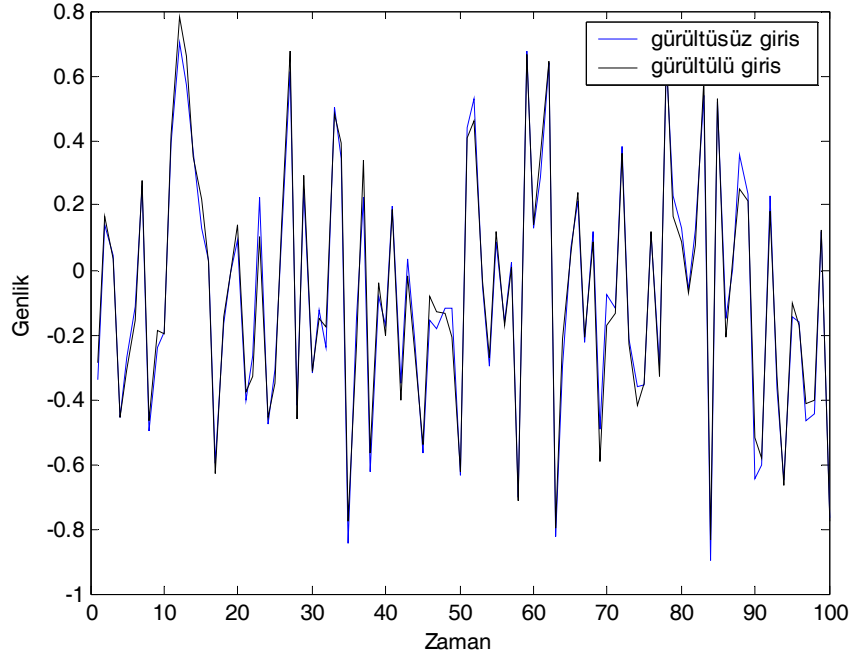
Şekil 4.3. Dördüncü dereceden ($q=4$) MA sisteminin YBA ile kimliklendirilmesi sonuçlarıTablo 4.3. Dördüncü dereceden ($q=4$) MA sisteminin YBA ile kimliklendirilmesi sonucu parametre değerleri

| Sistem Katsayıları | Gerçek Değerler | Kimliklendirme Sonucu Değerler |
|--------------------|-----------------|--------------------------------|
| a_0 | 1.0000 | 0.9960 |
| a_1 | -0.8000 | -0.8150 |
| a_2 | 1.5200 | 1.5260 |
| a_3 | -0.6400 | -0.6470 |
| a_4 | 0.9900 | 0.9900 |
| MSE Hata | - | 5.4472e-005 |

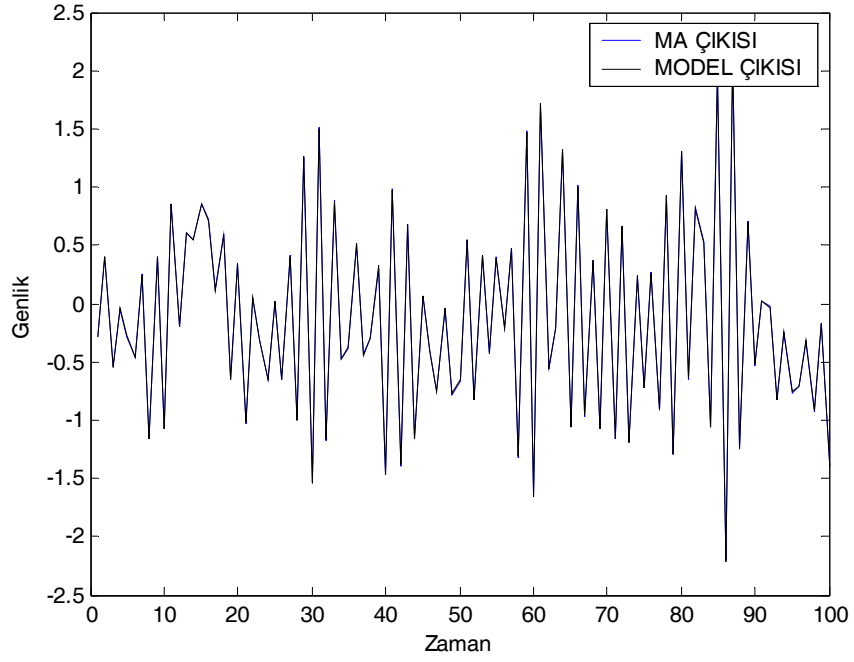
MA modelin derecesi arttığında YBA ile kimliklendirme hatasının da arttığı görülmüştür. YBA kullanarak MA sistem kimliklendirmede, hatanın sistem derecesine bağlı olduğu gözlenmiştir.

Denklem(4.2)' de verilen sistemin girişine farklı değerlerde gürültü verilmiş ve YBA ile sistem kimliklendirme 100 örnekli bir giriş işareti ile 500 iterasyonla tekrarlanmıştır. İşaret/gürültü (SNR) oranı 20 dB, 14 dB, 6 dB değerleri için YBA ile kimliklendirme tekrarlanmıştır. SNR 20 dB değerine sahip giriş işareti ile yapılan kimliklendirme grafikleri Şekil 4.4' de verilmiştir. Simülasyon sonucu parametre değerleri Tablo 4.4' de verilmiştir.

Kimliklendirme sonuçları; SNR oranının azalmasıyla sistem hatasının arttığını göstermektedir. SNR' nin 6 dB olduğu durumda daha öncede değinildiği gibi katsayılarda aşırı uzaklaşmalar olması normaldir. Çünkü gürültü işareti bastırarak kadar büyüktür. İyi olması beklenen sonuçlar SNR' nin 20 dB olduğu durumdur ve bu değerde kimliklendirme katsayıları oldukça iyi yakınsamıştır. 4.dereceden MA sistemin hatası, 3.dereceden MA sistemin hatasına göre daha büyüktür. YBA ile MA sistem kimliklendirmede hatanın hem sistemin derecesi ile hem de gürültü ile orantılı arttığı görülmüştür. Ancak YBA bu durumlarda iyi performans göstermiş ve sistem parametrelerine oldukça yakınsamıştır.



(a) Gürültülü ve gürültüsüz giriş işareti



(b) Çıkış işareti ve kimliklendirme çıkış işareti

Şekil 4.4. Dördüncü dereceden MA ($q=4$) sisteminin YBA ile gürültülü kimliklendirilmesi sonuçları

Tablo 4.4 Dördüncü dereceden ($q=4$) MA sisteminin YBA ile gürültülü kimliklendirilmesi sonucu parametre değerleri

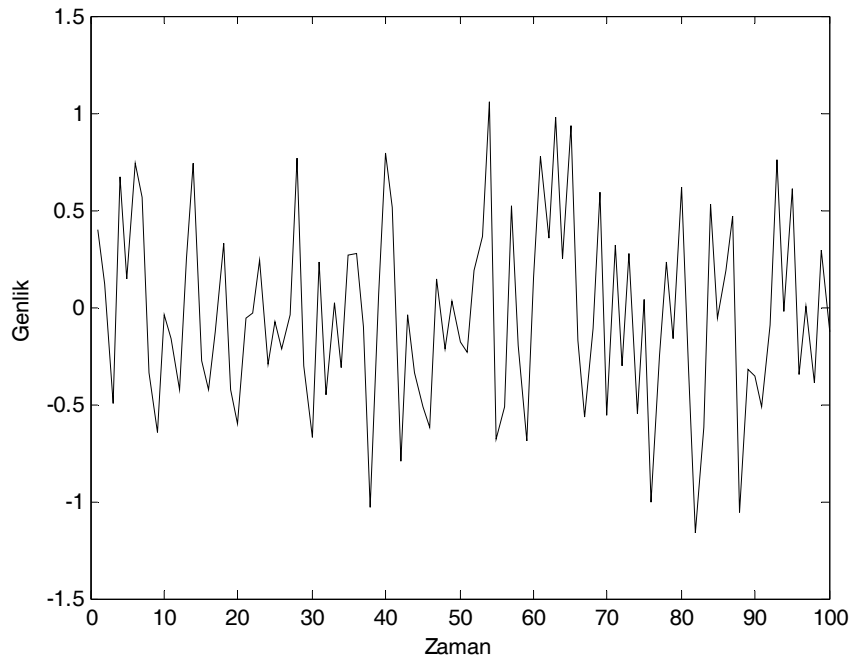
| Katsayılar | Gerçek Değerler | Kimliklendirme Sonucu Değerler | | |
|------------|-----------------|--------------------------------|---------|---------|
| SNR | - | 20 | 14 | 6 |
| a_0 | 1.0000 | 1.0000 | 1.0160 | 0.7080 |
| a_1 | -0.8000 | -0.8400 | -0.8310 | -0.5770 |
| a_2 | 1.5200 | 1.4400 | 1.5340 | 1.3210 |
| a_3 | -0.6400 | -0.6500 | -0.6790 | -0.5840 |
| a_4 | -0.9900 | 0.9600 | 1.0070 | 0.8120 |
| MSE hata | - | 0.0089 | 0.0425 | 0.1715 |

4.3 YBA İLE AR SİSTEMLERİN KİMLİKLENDİRİLMESİ

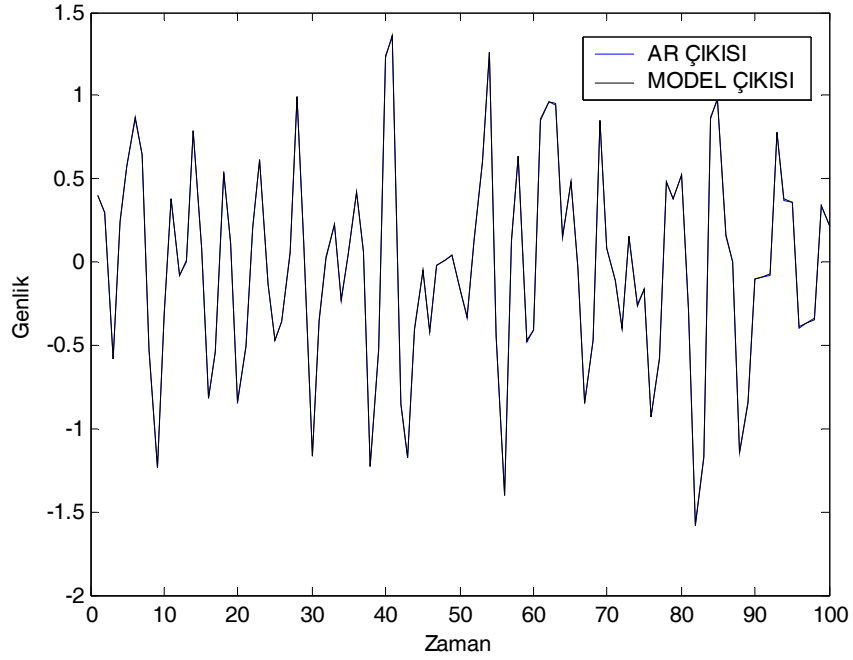
YBA' nın AR sistemdeki performansının incelenebilmesi için ikinci dereceden kutuplara ($p=2$) sahip bir AR sistem YBA kullanılarak kimliklendirilmiştir. Bu sistem Denklem(4.3)' de verilmiştir. Kimliklendirmede giriş işareti olarak $n=100$ örneğe sahip gausyan beyaz gürültü işareti kullanılmıştır. 800 iterasyon sonucunda YBA ile kimliklendirme $2.7115e-005$ hata ile sonuçlandırılmıştır. Giriş işareti, çıkış işareti ve kimliklendirme çıkışı Şekil 4.5' de gösterilmiştir. AR sistem katsayıları ve kimliklendirme katsayıları Tablo 4.5' de verilmiştir.

2.dereceden AR sistemde YBA oldukça iyi sonuçlar vermiştir ve kimliklendirme katsayıları sistem katsayılarına oldukça yakınsamıştır. Bu sonuç, Şekil 4.5(b)' de model çıkışı ile AR çıkışı çakıştığından rahatlıkla görülmektedir.

$$y(n) = 0.45y(n-1) - 0.55y(n-2) + x(n) \quad (4.3)$$



(a) Giriş işareti

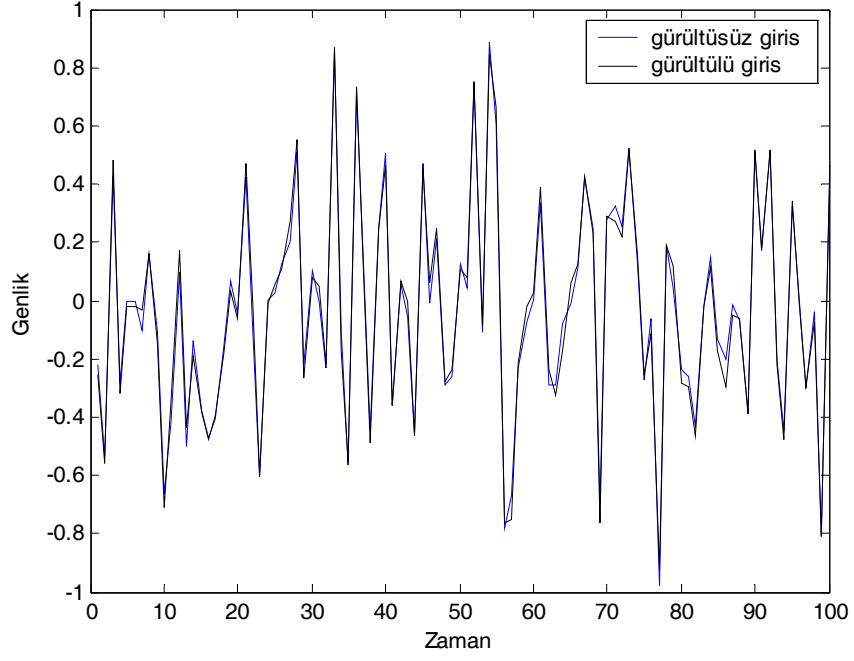


(b) Çıkış işareti ve kimliklendirme çıkış işareti

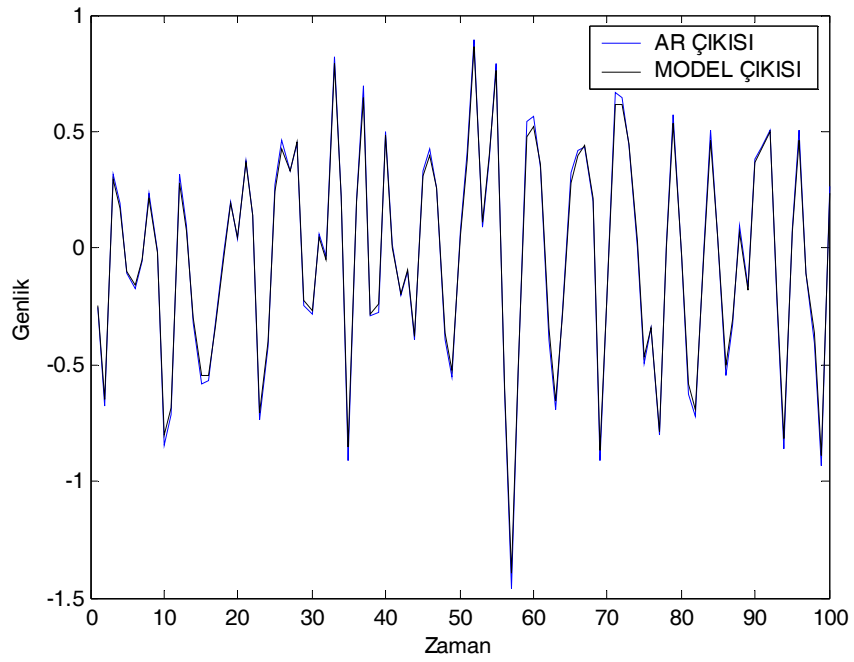
Şekil 4.5. İkinci dereceden ($p=2$) AR sisteminin YBA ile kimliklendirilmesi sonuçlarıTablo 4.5 İkinci dereceden ($p=2$) AR sisteminin YBA ile kimliklendirilmesi sonucu parametre değerleri

| Sistem Katsayıları | Gerçek Değerler | Kimliklendirme Sonucu Değerler |
|--------------------|-----------------|--------------------------------|
| a_0 | 1.0000 | 1.0000 |
| b_1 | -0.4500 | -0.4550 |
| b_2 | 0.5500 | 0.5500 |
| MSE Hata | - | 2.7115e-005 |

Denklem(4.3)' de verilen sistemin girişine farklı değerlerde gürültü eklenmiş ve YBA ile sistem kimliklendirme 100 örnekli bir giriş işareti ile 800 iterasyonda tekrarlanmıştır. İşaret/gürültü (SNR) oranı 20 dB, 14 dB, 6 dB değerleri için YBA ile kimliklendirme tekrarlanmıştır. SNR 20 dB değerine sahip giriş işareti ile yapılan kimliklendirme grafikleri Şekil 4.6' de verilmiştir. Simülasyon sonuçları parametre değerleri ve farklı değerlerdeki gürültüye karşı hata değerleri Tablo 4.6' de verilmiştir.



(a) Gürültülü ve gürültüsüz giriş işareti



(b) Çıkış işareti ve kimliklendirme çıkış işareti

Şekil 4.6. İkinci dereceden ($p=2$) AR sisteminin YBA ile gürültülü kimliklendirilmesi sonuçları

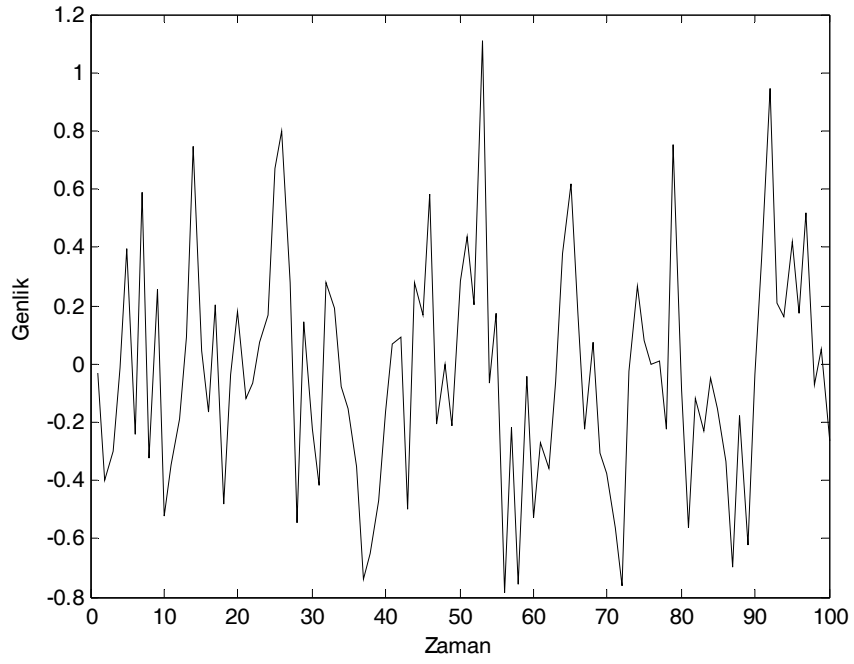
Tablo 4.6 İkinci dereceden (p=2) AR sisteminin YBA ile gürültülü kimliklendirilmesi sonucu parametre değerleri

| Sistem | Gerçek | Kimliklendirme Sonucu Değerler | | |
|----------|---------|--------------------------------|---------|---------|
| SNR(dB) | - | 20 | 14 | 6 |
| a_0 | 1.0000 | 0.9600 | 1.0150 | 0.7350 |
| b_1 | -0.4500 | -0.4550 | -0.4500 | -0.3900 |
| b_2 | 0.5500 | 0.5300 | 0.5500 | 0.5500 |
| MSE hata | - | 0.0029 | 0.0094 | 0.0371 |

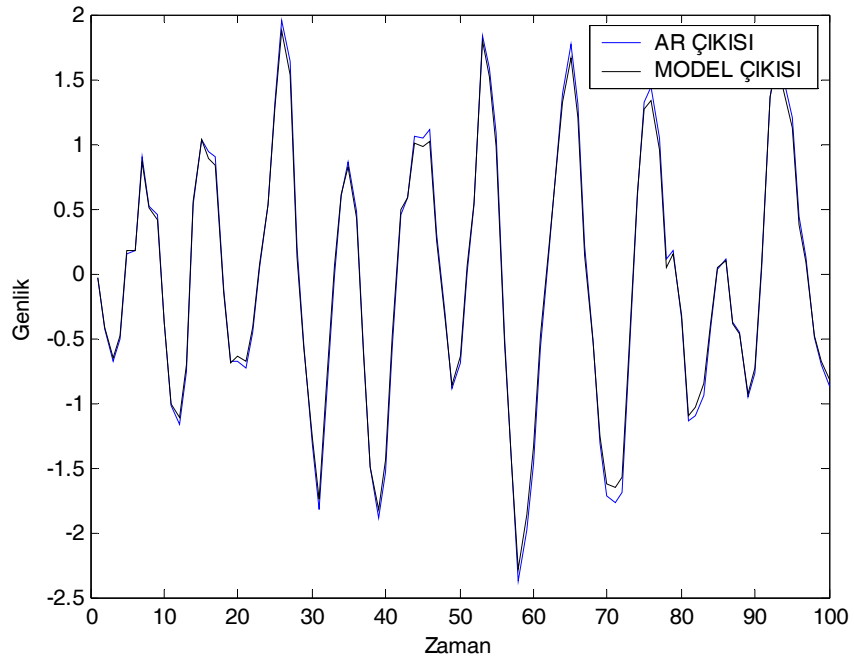
Gürültülü işaret ile yapılan kimliklendirmede SNR 20 dB ve 14dB değerleri için sonuçlar oldukça yakınsamıştır. Ancak SNR=6 dB değerine sahip giriş işareti için kimliklendirme sonucu gerçek değerden sapmalar göstermiştir. Buda daha önce değinildiği gibi gürültünün işareti aşırı bastırmasından dolayı beklenen bir sonuçtur.

YBA' nın daha yüksek dereceden AR sistemlerdeki performansını incelemek amacıyla dördüncü dereceden bir AR sistem YBA kullanılarak kimliklendirilmiştir. Bu sistemin denklemi Denklem(4.4)' de verilmiştir. Kimliklendirmede giriş işareti olarak gaussian beyaz gürültü işareti kullanılmıştır. 800 iterasyon sonucunda YBA ile kimliklendirme 0.0035hata ile sonuçlandırılmıştır. Giriş işareti, çıkış işareti ve kimliklendirme çıkışı Şekil 4.7' de gösterilmiştir. Kimliklendirme sonucu sistem katsayıları Tablo 4.7' de verilmiştir.

$$y(n) = 0.9y(n-1) - 0.25y(n-2) - 0.1y(n-3) - 0.2y(n-4) + x(n) \quad (4.4)$$



(a) Giriş işareti



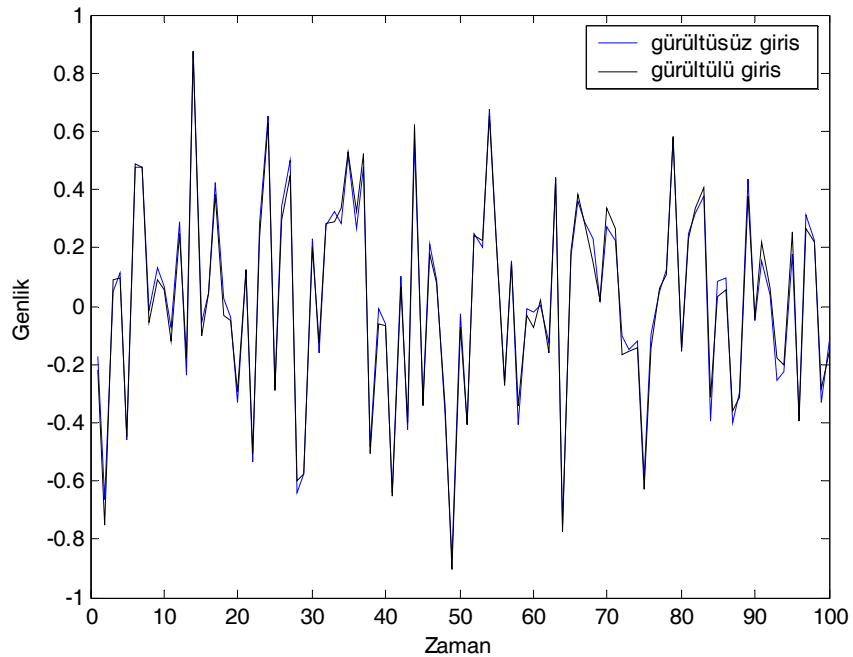
(b) Çıkış işareti ve kimliklendirme çıkış işareti

Şekil 4.7. Dördüncü dereceden ($p=4$) AR sisteminin YBA ile kimliklendirilmesi sonuçları

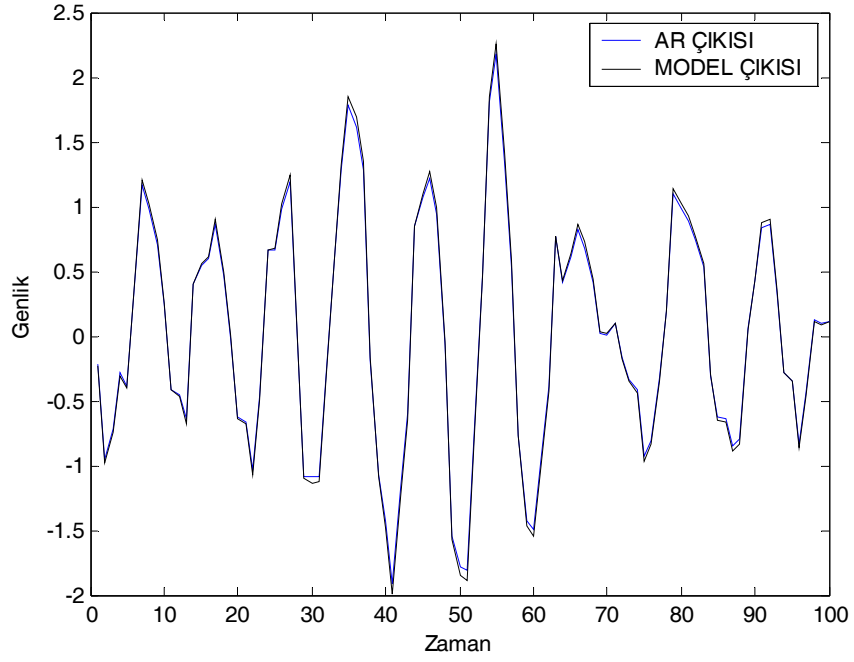
Tablo 4.7. Dördüncü dereceden ($p=4$) AR sisteminin YBA ile kimliklendirilmesi sonucu parametre değerleri

| Sistem Katsayıları | Gerçek Değerler | Kimliklendirme Sonucu Değerler |
|--------------------|-----------------|--------------------------------|
| a_0 | 1.0000 | 0.9800 |
| b_1 | -0.9000 | -0.8900 |
| b_2 | 0.2500 | 0.2800 |
| b_3 | 0.1000 | 0.0500 |
| b_4 | 0.2000 | 0.2300 |
| MSE Hata | - | 0.0035 |

Denklem(4.4)' de verilen sistemin girişine farklı değerlerde gürültü verilmiş ve YBA ile sistem kimliklendirme 100 örnekli bir giriş işareti ile 800 iterasyonda tekrarlanmıştır. İşaret/gürültü (SNR) oranı 20 dB, 14 dB, 6 dB değerleri için YBA ile kimliklendirme tekrarlanmıştır. SNR 20 dB değerine sahip giriş işareti ile yapılan kimliklendirme grafikleri Şekil 4.8' de verilmiştir. Simülasyon sonuçları parametre değerleri ve farklı değerlerdeki gürültüye karşı hata değerleri Tablo 4.8' de verilmiştir.



(a) Gürültülü ve gürültüsüz giriş işareti



(b) Çıkış işareti ve kimliklendirme çıkış işareti

Şekil 4.8. Dördüncü dereceden ($p=4$) AR sisteminin YBA ile gürültülü kimliklendirilmesi sonuçlarıTablo 4.8. Dördüncü dereceden ($p=4$) AR sisteminin YBA ile gürültülü kimliklendirilmesi sonucu parametre değerleri

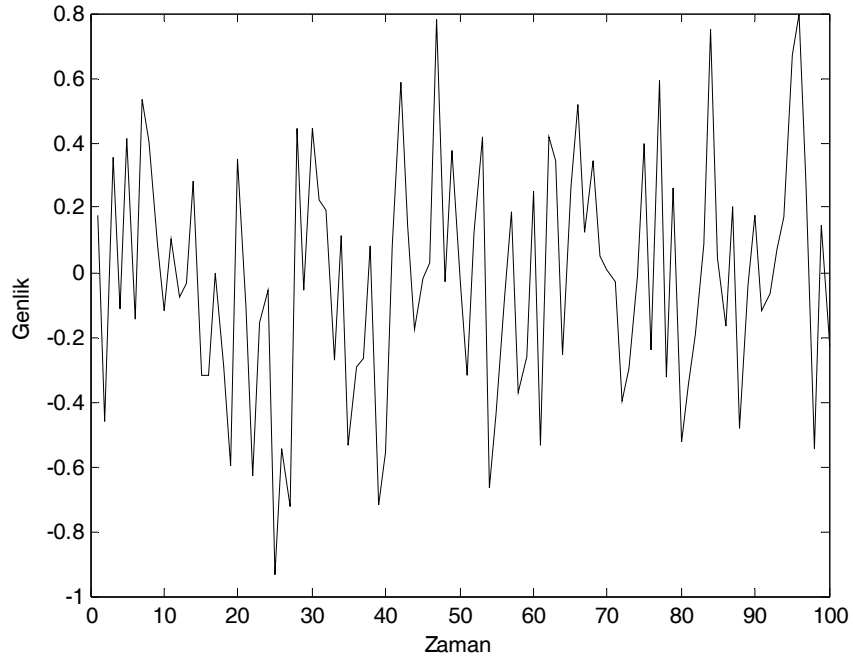
| Sistem Katsayıları | Gerçek Değerler | Kimliklendirme Sonucu Değerler | | |
|--------------------|-----------------|--------------------------------|---------|---------|
| | | 20 | 14 | 6 |
| SNR(dB) | - | 20 | 14 | 6 |
| a_0 | 1.0000 | 1.0300 | 1.0300 | 0.9800 |
| b_1 | -0.9000 | -0.9100 | -0.9100 | -0.8900 |
| b_2 | 0.2500 | 0.2500 | 0.2500 | 0.2500 |
| b_3 | 0.1000 | 0.1100 | 0.0900 | 0.1000 |
| b_4 | 0.2000 | 0.1900 | 0.2000 | 0.2300 |
| MSE hata | - | 0.0084 | 0.0185 | 0.0621 |

AR Modellerde YBA' nın performansına bakıldığında kimliklendirme çıkışının AR sistem çıkışına oldukça yakınsadığı gözlenmiştir. AR model derecesi arttıkça kimliklendirme hatası da artmaktadır. Girişe gürültü verilerek yapılan kimliklendirme sonucunda SNR oranının azalmasıyla kimliklendirme hatasının arttığı görülmüştür. YBA, AR modellerde oldukça iyi sonuçlar vermiştir.

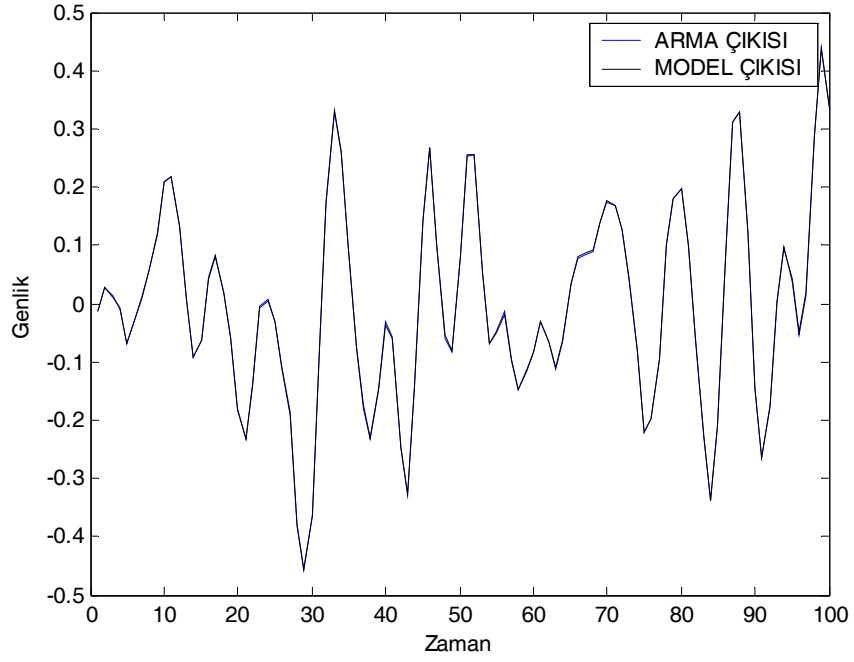
4.4 YBA İLE ARMA SİSTEMLERİN KİMLİKLENDİRİLMESİ

YBA'nın, ARMA sistemlerdeki performansını incelemek amacıyla üçüncü dereceden kutuplara ($p=3$) ve üçüncü dereceden sıfırlara ($q=3$) sahip bir ARMA sistem kimliklendirilmiştir. Bu ARMA sistemin fark denklemi Denklem(4.5)' de verilmiştir. Kimliklendirmede giriş işareti olarak gausyan beyaz gürültü işareti kullanılmıştır. 800 iterasyon sonucunda YBA ile kimliklendirme $4.5996e-006$ hata ile sonuçlandırılmıştır. Giriş işareti, çıkış işareti ve kimliklendirme çıkışı Şekil 4.9' da gösterilmiştir. Kimliklendirme katsayıları Tablo 4.9' da verilmiştir.

$$y(n) = 1.5558y(n-1) - 1.27y(n-2) + 0.3983y(n-3) - 0.0798x(n) + 0.0791x(n-1) + 0.0791x(n-2) + 0.0798x(n-3) \quad (4.5)$$



(a) Giriş işareti



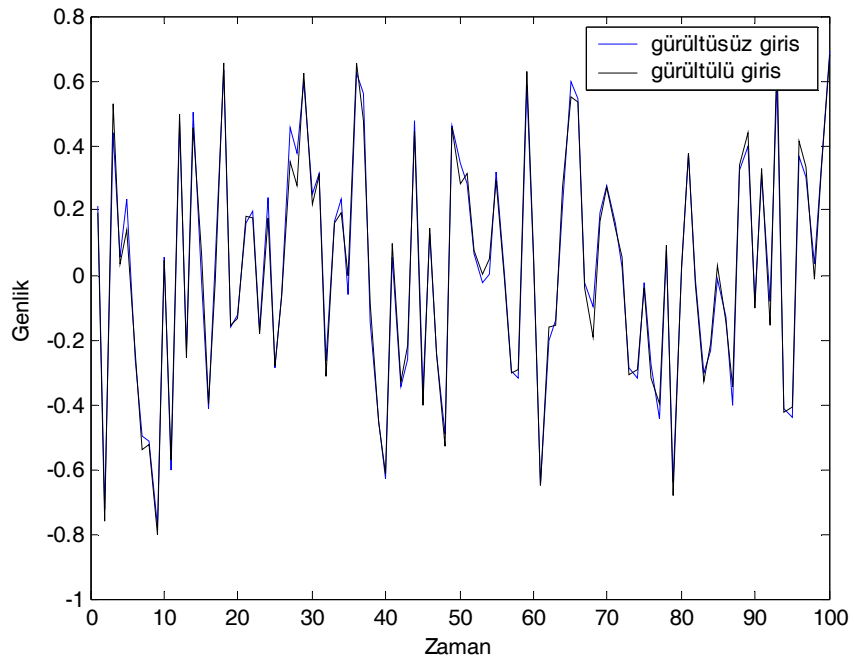
(b) Çıkış işareti ve kimliklendirme çıkış işareti

Şekil 4.9. $p=3$, $q=3$ dereceden ARMA sisteminin YBA ile kimliklendirilmesi sonuçları

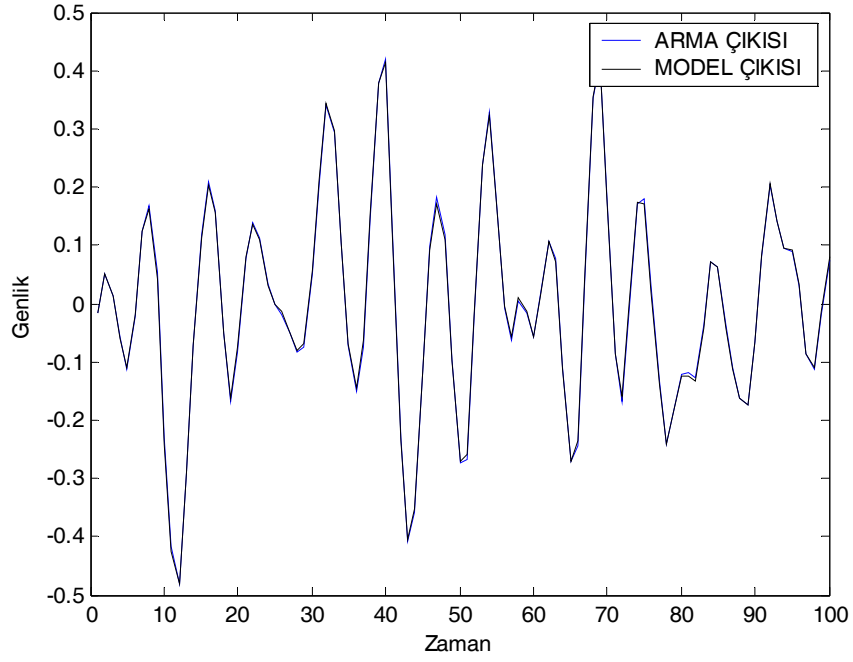
Tablo 4.9 $p=3$, $q=3$ dereceden ARMA sisteminin YBA ile kimliklendirilmesi sonucu parametre değerleri

| Sistem Katsayıları | Gerçek Değerler | Kimliklendirme Sonucu Değerler |
|--------------------|-----------------|--------------------------------|
| a_0 | -0.0798 | -0.0777 |
| a_1 | 0.0791 | 0.0796 |
| a_2 | 0.0791 | 0.0777 |
| a_3 | 0.0798 | 0.0810 |
| b_1 | -1.5558 | -1.5577 |
| b_2 | 1.2700 | 1.2705 |
| b_3 | -0.3983 | -0.3972 |
| MSE Hata | - | 4.5996e-006 |

Denklem(4.5)' de verilen sistemin girişine farklı değerlerde gürültü verilmiş ve YBA ile sistem kimliklendirme 100 örnekli bir giriş işareti ile 800 iterasyonda tekrarlanmıştır. İşaret/gürültü (SNR) oranı 20 dB, 14 dB, 6 dB değerleri için YBA ile kimliklendirme tekrarlanmıştır. SNR 20 dB değerine sahip giriş işareti ile yapılan kimliklendirme grafikleri Şekil 4.10' da verilmiştir. Simülasyon sonuçları parametre değerleri ve farklı değerlerdeki gürültüye karşı hata değerleri Tablo 4.10' da verilmiştir.



(a) Gürültülü ve gürültüsüz giriş işareti



(b) Çıkış işareti ve kimliklendirme çıkış işareti

Şekil 4.10. $p=3, q=3$ dereceden ARMA sisteminin YBA ile gürültülü kimliklendirilmesi sonuçları

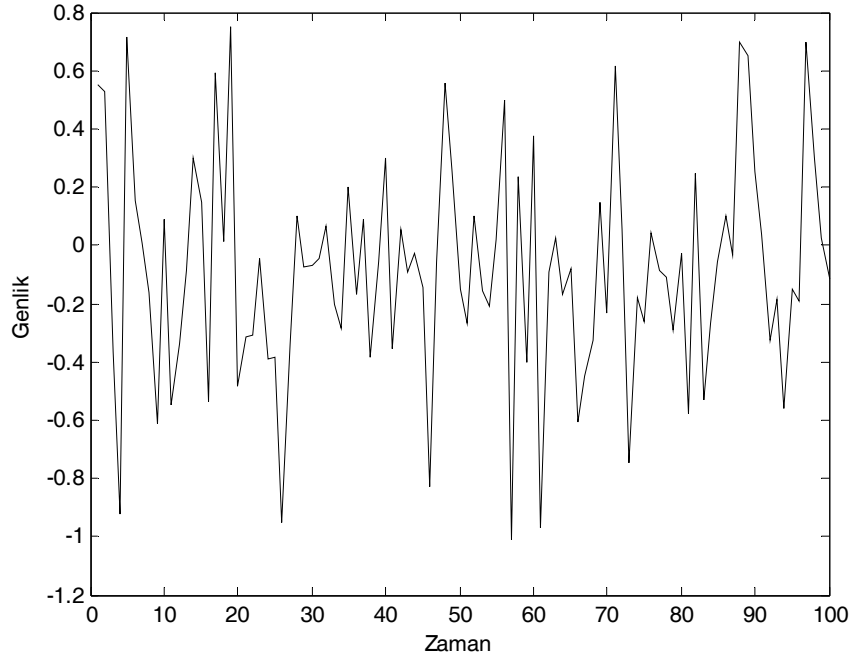
Tablo 4.10 $p=3, q=3$ dereceden ARMA sisteminin YBA ile gürültülü kimliklendirilmesi sonucu parametre değerleri

| Sistem Katsayıları | Gerçek Değerler | Kimliklendirme Sonucu Değerler | | |
|--------------------|-----------------|--------------------------------|---------|---------|
| SNR(dB) | - | 20 | 14 | 6 |
| a_0 | -0.0798 | -0.0783 | -0.0842 | -0.0915 |
| a_1 | 0.0791 | 0.0773 | 0.0809 | 0.0870 |
| a_2 | 0.0791 | 0.0860 | 0.0562 | 0.0786 |
| a_3 | 0.0798 | 0.0833 | 0.0897 | 0.0655 |
| b_1 | -1.5558 | -1.5488 | -1.5558 | -1.5809 |
| b_2 | 1.2700 | 1.2711 | 1.2751 | 1.2655 |
| b_3 | -0.3983 | -0.3979 | -0.4084 | -0.3717 |
| MSE hata | - | 0.0002 | 0.0011 | 0.0087 |

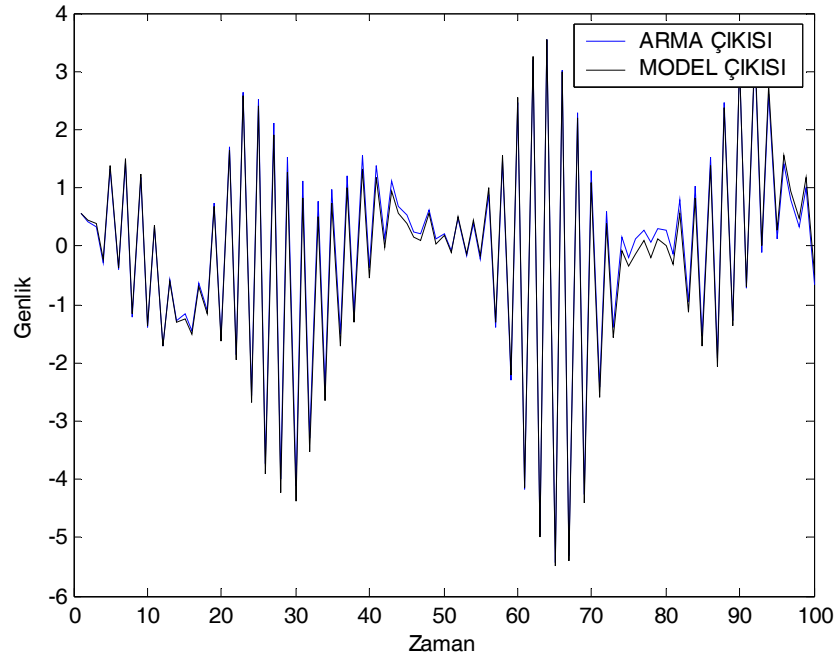
3. dereceden kutuplara ve sıfırlara sahip ARMA sistemde gürültüsüz kimliklendirme katsayıları ARMA katsayılarına oldukça yakınsamıştır ve MSE hatası oldukça küçük sayılabilir. Gürültülü durumda bu ARMA sistemde gürültüden dolayı kimliklendirme hatası artmıştır. Bu hata SNR oranının azalmasıyla artmaktadır. SNR=6 dB değerinde, kimliklendirme katsayılarının gerçek katsayı değerinden uzaklaşması normaldir. Çünkü gürültü oldukça fazladır ve giriş işaretini bastırmaktadır.

YBA' nın daha yüksek dereceden ARMA sistemlerdeki performansını incelemek amacıyla, beşinci dereceden kutba (p=5) ve beşinci dereceden sıfıra (q=5) sahip ARMA sistem YBA kullanılarak kimliklendirilmiştir. Bu sistemin denklemi Denklem(4.6)' da verilmiştir. Kimliklendirmede giriş işareti olarak gaussian beyaz gürültü işareti kullanılmıştır. 800 iterasyon sonucunda YBA ile kimliklendirme 0.0081 hata ile sonuçlandırılmıştır. Giriş işareti, çıkış işareti ve kimliklendirme çıkışı Şekil 4.11' de gösterilmiştir. Denklem(4.6)' da verilen ARMA sistem klasik yöntemler kullanılarak kimliklendirilmiş ve bulunan değerler Tablo 4.11' de verilmiştir. Klasik yöntemlerden RLS hatası 0.0329, LS hatası 0.0000, Lattice hatası 0.0000' dır [2].

$$y(n) = 0.8713y(n-1) + 1.539y(n-2) - 1.371y(n-3) - 0.645y(n-4) + 0.5827y(n-5) + x(n) - 1.051x(n-1) + 0.0718x(n-2) + 0.05164x(n-3) + 0.5322x(n-4) - 0.5735x(n-5) \quad (4.6)$$



(a) Giriş işareti



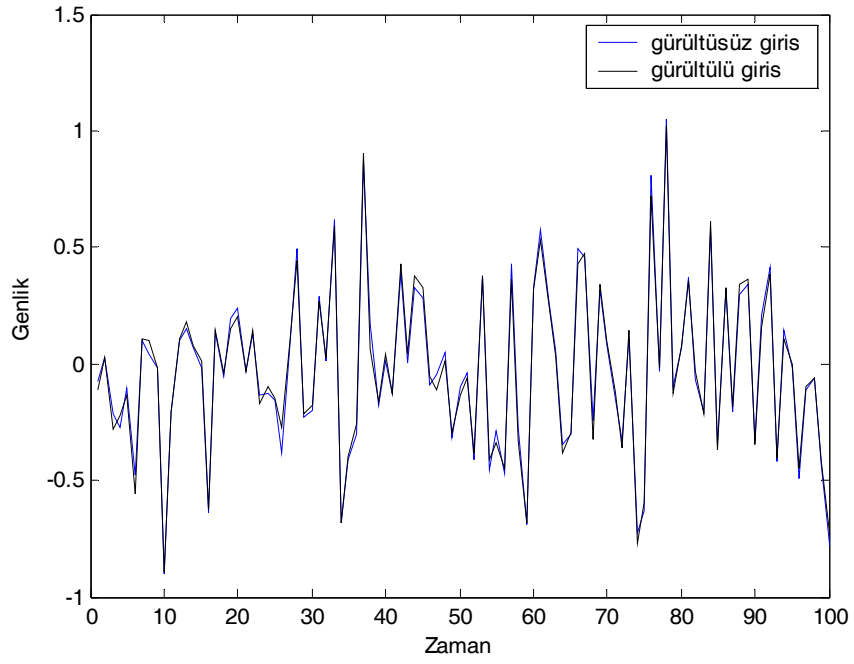
(b) Çıkış işareti ve kimliklendirme çıkış işareti

Şekil 4.11. $p=5$, $q=5$ dereceden ARMA sisteminin YBA ile kimliklendirilmesi sonuçları

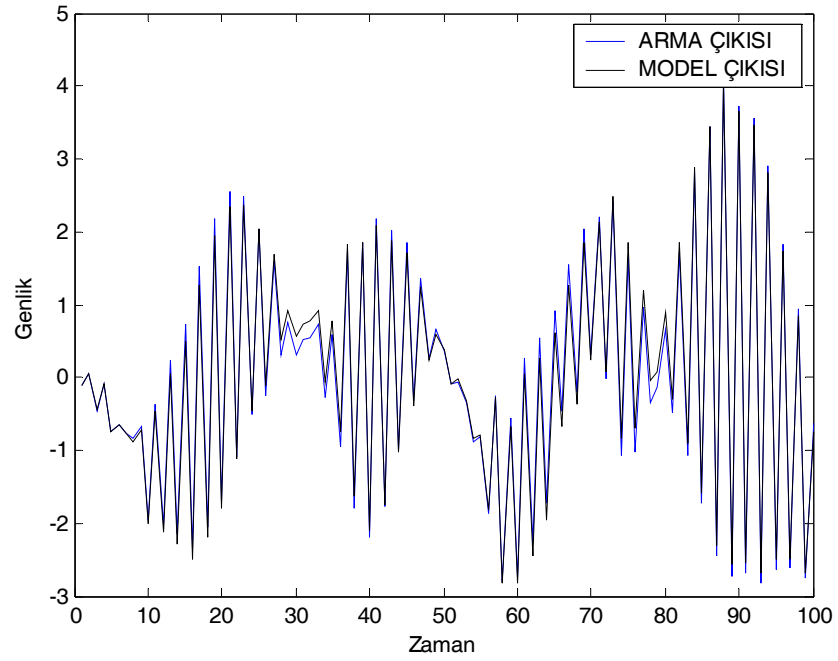
Tablo 4.11 $p=5$, $q=5$ dereceden ARMA sisteminin YBA ve klasik yöntemlerle kimliklendirilmesi sonucu parametre değerleri

| Katsayılar | Gerçek Değerler | YBA | RLS | LS | Lattice |
|------------|-----------------|---------|---------|---------|---------|
| a_0 | 1 | 1.0203 | 0.9984 | 1.0000 | 1.0000 |
| a_1 | -1.0510 | -1.0655 | -1.0193 | -1.0510 | -1.0510 |
| a_2 | 0.0718 | 0.0765 | 0.0681 | 0.0718 | 0.0718 |
| a_3 | 0.05164 | 0.0540 | 0.0485 | 0.0516 | 0.0516 |
| a_4 | 0.5322 | 0.5311 | 0.5310 | 0.5322 | 0.5322 |
| a_5 | -0.5735 | -0.5670 | -0.5569 | -0.5735 | -0.5735 |
| b_1 | -0.8713 | -0.8748 | -0.8409 | -0.8713 | -0.8713 |
| b_2 | -1.5390 | -1.5371 | -1.5374 | -1.5390 | -1.5390 |
| b_3 | 1.3710 | 1.3691 | 1.3237 | 1.3710 | 1.3710 |
| b_4 | 0.6450 | 0.6464 | 0.6433 | 0.6451 | 0.6451 |
| b_5 | -0.5827 | -0.5806 | -0.5608 | -0.5827 | -0.5827 |
| MSE Hata | - | 0.0081 | 0.0329 | 0.0000 | 0.0000 |

Denklem(4.6)' de verilen sistemin girişine gürültü verilmiş ve YBA ile sistem kimliklendirme 100 örnekli bir giriş işareti ile 800 iterasyonda tekrarlanmıştır. Klasik yöntemlerde gürültülü işaretle yapılan kimliklendirmede RLS hatası 14.4114, LS hatası 10.8280, Lattice hatası 10.8472 olarak verilmiştir [2]. İşaret/Gürültü oranı 20 dB' dir. Gürültülü işaret sonucunda oluşan hata 0.0528' dir. Gürültülü işaretle yapılan kimliklendirme grafikleri Şekil 4.12' de verilmiştir. Simülasyon sonucu kimliklendirme parametreleri Tablo 4.12' de verilmiştir. Klasik yöntemler ve YBA kullanılarak gerçekleştirilen kimliklendirme sonucu hata değerleri Tablo 4.13' de verilmiştir.



(a) Gürültülü ve gürültüsüz giriş işareti



(b) Çıkış işareti ve kimliklendirme çıkış işareti

Şekil 4.12. $p=5, q=5$ dereceden ARMA sisteminin YBA ile gürültülü kimliklendirilmesi sonuçları

Tablo 4.12. $p=5, q=5$ dereceden ARMA sisteminin YBA ile gürültülü kimliklendirilmesi sonucu parametre değerleri

| Sistem Katsayıları | Gerçek Değerler | Kimliklendirme Sonucu Değerler |
|--------------------|-----------------|--------------------------------|
| a_0 | 1 | 1.0174 |
| a_1 | -1.0510 | -1.0616 |
| a_2 | 0.0718 | 0.0640 |
| a_3 | 0.05164 | 0.0552 |
| a_4 | 0.5322 | 0.5251 |
| a_5 | -0.5735 | -0.5728 |
| b_1 | -0.8713 | -0.8761 |
| b_2 | -1.5390 | -1.5395 |
| b_3 | 1.3710 | 1.3806 |
| b_4 | 0.6450 | 0.6410 |
| b_5 | -0.5827 | -0.5835 |
| MSE Hata | - | 0.0528 |

5. dereceden kutuplara ve sıfırlara sahip ARMA sistemin kimliklendirme katsayıları klasik yöntemle elde edilen sonuçlarla karşılaştırılmıştır. YBA, RLS' ye göre daha iyi sonuçlar vermiştir. Ancak LS ve Lattice yöntemine göre daha uzak değerler vermiştir. Bu giriş işaretinin gürültüsüz olduğu durumlarda klasik yöntemlerden LS ve Lattice yönteminin daha iyi sonuçlar verdiğini göstermiştir.

Tablo 4.13. $p=5, q=5$ dereceden ARMA sisteminin klasik teknikler ve YBA ile gürültülü kimliklendirilmesi sonucu hata değerleri

| Yöntem | YBA | RLS | LS | Lattice |
|----------|--------|---------|---------|---------|
| MSE Hata | 0.0528 | 14.4114 | 10.8280 | 10.8472 |

BÖLÜM 5

SONUÇLAR VE DEĞERLENDİRME

Bu çalışmada doğal bağıklık sistemini simüle eden YBA incelenmiştir. Daha sonra YBA kullanılarak lineer sistemlerden olan AR, MA, ARMA sistemler gürültülü ve gürültüsüz giriş işareti kullanılarak kimliklendirilmiştir.

3. ve 4. dereceden MA sistemler YBA ile kimliklendirilmiş ve başarılı sonuçlar elde edilmiştir. MA sistemlerin derecesi yükseldikçe kimliklendirme hatasının arttığı gözlenmiştir. Gürültülü giriş işareti kullanarak kimliklendirme yapıldığında gürültü oranının artmasıyla yani SNR oranının düşmesiyle kimliklendirme hatasının da arttığı ve kimliklendirme katsayılarının gerçek katsayılardan uzaklaştığı görülmüştür.

2. ve 4. dereceden AR sistemler YBA ile kimliklendirilmiştir. MA sistemlerde olduğu gibi AR sistemlerde de sistem derecesi arttıkça kimliklendirme hatası artmıştır. Ancak bu hata artışı aşırı büyük olmamıştır. Giriş işaretinin gürültülü olması ve SNR oranı kimliklendirme hatasını etkilemektedir. Gürültü arttıkça kimliklendirme hatası da artmaktadır.

Son olarak YBA ARMA sistemlere uygulanmıştır. 3.dereceden kutuplara ve sıfırlara sahip bir ARMA sistem gürültüsüz olarak ve $SNR=20$ dB gürültü değerine sahip giriş işareti ile kimliklendirilmiştir. ARMA sistem AR ve MA sistemlere göre daha karmaşık olduğundan kimliklendirme hatası, AR ve MA sistem kimliklendirme hatalarına göre daha fazladır.

5.dereceden kutuplara ve sıfırlara sahip bir ARMA sistem YBA ile kimliklendirilmiş ve klasik yöntemlerden RLS, LS ve Lattice kimliklendirme yöntemlerinin sonuçları ile

karşılaştırılmıştır. Gürültünün olmadığı durumlarda LS ve Lattice klasik teknikleri oldukça düşük hatalarla kimliklendirme yapmışlardır. Klasik yöntemlerin zaman ve yakınsama açısından daha iyi olduğu görülmüştür. YBA, RLS yöntemine göre daha iyi katsayı değerleri vermiştir. Ancak gürültülü durumlarda YBA düşük kimliklendirme hatasına sahiptir ve klasik tekniklerin gürültülü durumlarda gürültüsüz kadar çok iyi sonuç vermediği bilinmektedir.

YBA' nın sistem kimliklendirmedeki performansı diğer yapay zeka teknikleriyle karşılaştırılabilir. Sonraki uygulamalarda YBA lineer olmayan sistemlere uygulanabilir.

KAYNAKLAR

1. Töderstrom S., System Identification, Prentice-Hall, 1989.
2. Kaplan, A., Nümerik Tabu Arařtırma Algoritması, Doktora Tezi, Erciyes Üniversitesi, Kayseri, 2001.
3. Ljung, L., System Identification: Theory For The User, Englewood Cliffs, NJ, Prentice-Hall, 1987.
4. Ljung L., Söderström T., Theory and Practice Of Recursive Identification, Cambridge, MA, MIT Press, 1983.
5. Makhoul, J., Linear Prediction: A Tutorial Review, Proc. IEEE, 63, 561-580,1975
6. Lim, Y.C., Parker, S.R., On The Identification Of Systems From Data Measurements Using ARMA Lattice Models, IEEE Trans. Assp., 4,824-827, 1986.
7. Zadeh, L.A., From Circuit Theory to System Theory, Proc IRE, 50, 856-865, 1962.
8. Gauss, K. F.(1809), Theory of the Motion of Heavenly Bodies, Dover, 1963.
9. Özer, Ş., Taşpınar, N., Güney, K., ARMA modeli ile Ayrık Zamanlı Lineer Sistemlerin Modellenmesi, Bilkent Üni. Elektrik-Elektronik ve Bilgisayar Mühendisliđi Konferansı Bildiri kitabı, Ankara, 195-198, 1991
10. Özer, Ş., Sađırođlu, Ş., Kaplan, A., Performance Analysis of Algorithms on Linear ARMA Models, Proc. Of the Int. Symposium Computer and Information Science XVI, 445-451,2001
11. Giannakis, G.B., Serpedin, E. A Bibliography on Nonlinear System Identification, Signal Processing, 81, 533-580, 2001.
12. Khurram, M. U., Fast Learning Nonlinear Adaptive Filtering Structures, Ph.D. Thesis, University Of Boston, 1994.
13. Widrow, B, Stearns, D., Adaptive Signal Processing, Prentice Hall, 1985.
14. Honig, H.L., Messerschmitt, D.G., Adaptive Filters Structures, Algorithms and applications, Kluwer Academic Publishers, 1984
15. Koh, T., Powers, E. J., Sccond Order Volterra Filtering and Its Application to nonlinear system identification, IEEE Trans. on ASSP, 33, 1445-1455, 1985.
16. Mathews, V.J., A Fast Recursive Least Squares Adaptive Nonlinear Filter, Proceedings Of 21st Asimolar Conference on Systems, Signals and Computers, Pacific Grove, California, 1987.

17. Haykin, S., Adaptive Filter Theory, Prentice-Hall, 1986.
18. Zorlu, H., Doğrusal Olmayan Sistemlerin Yapay Sinir Ağları Kullanılarak Kimliklendirilmesi, Yüksek Lisans Tezi, Erciyes Üniversitesi, Kayseri, 2004.
19. H. Cramer, Mathematical Models of Statistics, Princeton University Press, Princeton, NJ, 1946.
20. H. Robbins and S. Monro, A Stochastic Approximation Method, Annals of Mathem. Statis. 22, 400-407, 1951.
21. Kalınlı, A., Karaboğa, D., IIR Filter Design Using Immune Algorithm, IJCI Proceedings of International Conference on Signal Processing, Vol.1, No.2, 244-247, September 2003.
22. Karaboga, D., Yapay Zeka Optimizasyon Algoritmaları, Bölüm 6, Atlas Yayın Dağıtım, İstanbul, 2004.
23. Corne, D., Dorigo, M., Glover, F., New Ideas In Optimization, 159-216, McGraw-Hill Publishing Company, England, 1999.
24. Castro, L.N., Zuben, F.J., Artificial Immune Systems: Part I-Basic theory and Applications, Technical Report, 1999.
25. Castro, L.N., Zuben, F.J., Artificial Immune Systems: Part II-A Survey Of Applications, Technical Report, 2000.
26. Smith, D.J., Forrest, S., Perelson, A.S., Immunological Memory is Associative in Dapgusta D. (ed.), Artificial Immune Systems and Their Application, Chapter 6, Springer-Verlag, 1999.
27. Forrest, S., Perelson, A.S., Allen, L., Cherukuri R., Self-Nonsel Self Discrimination in a Computer, in Proceeding of the IEEE Symposium on Research in Security and Privacy, Oakland, CA, 202-212, 1994.
28. Hajela, P., Lee, J., Constrained Genetic Search Via Schema Adaptation: An Immune Network Solution, Structural Optimization 12(1),11-15, 1996.
29. Dapgusta, D., Attoh-Okine, N., Immunity-Based Systems: A Survey, in Proceeding of the IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics (SMC'97), Volume 1, 369-374, 1997.
30. Segel, L., The Immune Systems As a Prototype of Autonomous Decentralized Systems, in Proceeding of the IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics (SMC'97), v.1, 375-385, 1997.

31. Dapgusta, D., An Artificial Immune Systems as a Multi-Agent Decision System, in Proceeding of the 1998 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, IEEE Pres,3816-3820, 1998.
32. Hightower, R., Forrest, S., Perelson, A.S., The Baldwin effect in the immune systems: learning by somatic hypermutation, in Belew R.K. & Mitchell M., (eds.), Adaptive Individuals in Evolving Populations, Addison- Wesley, 159-167, 1996.
33. Forrest, S., Perelson, A.S., Genetic Algorithm and Immune System, in Proceedings of the 1st International Conference on Parallel Problem Solving from Nature (PPSNI), Springer-Verlag, Berlin(Lecture Notes in Computer Science), 1991.
34. Hightower, R., Forrest, S., Perelson, A.S., The Evolution of Emergent organization in immune systems gene libraries, in Eshelman L.J. (ed.) Proceedings of the 6th International Conference on Genetic Algorithm, Morgan Kaufmann, 344-350, 1995.
35. Farmer, J.D., Packard N.H., Perelson A.S., The immune system, adaptation, and machine learning. *Physica*, 187-204, 1986.
36. Bersini, H., Varela F.J., The immune recruitment mechanism: A selective evolutionary strategy, in Belew R.K., Booker L.B., (eds.), Proceedings of the 4th International Conference on Genetic Algorithm, Morgan Kaufmann, 520-536, 1991.
37. Forrest, S., Jovarnik B., Smith, R. , Perelson, A.S., Using genetic algorithm to explore pattern recognition in the immune system, *Evolutionary Computation* 1(3), 191-211, 1993.
38. Smith, R.E., Forrest, S., Perelson, A.S., Searching for diverse, cooperative populations with genetic algorithm, *Evolutionary Computation* 1(2), 127-149, 1993.
39. Gaspar, A., Collard, P., Two Models of Immunization for Time Dependent Optimization, IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, Vol.1, 113-118, 2000.

ÖZGEŞMİŞ

Selami Parmaksızođlu, 1980 yılında Erzurum’ da doğdu. Orta ve lise öğrenimini Antalya’ da tamamladı. 1998 yılında girdiđi Erciyes Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Elektronik Mühendisliđi Bölümü’ nden 2003 yılında mezun olarak mühendis ünvanını kazandı. Aynı yıl Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektronik Anabilim Dalı’ nda Yüksek Lisans öğrenimine başladı.

E-posta : 1030215090@erciyes.edu.tr