Doktora Tezi

Nimet KORKMAZ

Elektrik-Elektronik Mühendisliği

2018

T.C.
ERCİYES ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

NÖROMORFOLOJİK MERKEZİ DESEN ÜRETEÇLERİ'NİN GERÇEKLEŞTİRİMİNDE ALTERNATİF MODEL VE DONANIM YAKLAŞIMLARI

Hazırlayan
Nimet KORKMAZ

Danışman
Prof. Dr. Recai KILIÇ

Doktora Tezi

Haziran 2018
KAYSERİ

T.C.
ERCİYES ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ
ANABİLİM DALI

NÖROMORFOLOJİK MERKEZİ DESEN ÜRETEÇLERİ'NİN GERÇEKLEŞTİRİMİNDE ALTERNATİF MODEL VE DONANIM YAKLAŞIMLARI

(Doktora Tezi)

Hazırlayan
Nimet KORKMAZ

Danışman
Prof. Dr. Recai KILIÇ

Bu çalışma; Erciyes Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Birimi tarafından FDK-2016-6719 kodlu proje ile desteklenmiştir.

HAZİRAN 2018
KAYSERİ

BİLİMSEL ETİĞE UYGUNLUK

Bu çalışmadaki tüm bilgilerin, akademik ve etik kurallara uygun bir şekilde elde edildiğini beyan ederim. Aynı zamanda bu kural ve davranışların gerektirdiği gibi, bu çalışmanın özünde olmayan tüm materyal ve sonuçları tam olarak aktardığımı ve referans gösterdiğimi belirtirim.

Nimet KORKMAZ

"Nöromorfolojik Merkezi Desen Üreteçleri'nin Gerçekleştiriminde Alternatif Model ve Donanım Yaklaşımları" adlı Doktora Tezi, Erciyes Üniversitesi Lisansüstü Tez Önerisi ve Tez Yazma Yönergesi'ne uygun olarak hazırlanmıştır.

Nimet KORKMAZ

Tezi Hazırlayan

Prof. Dr. Recai KILIÇ

Danışman

Prof. Dr. Necmi TAŞPINAR

Elektrik-Elektronik Mühendisliği ABD Başkanı

Prof. Dr. Recai KILIÇ danışmanlığında **Nimet KORKMAZ** tarafından hazırlanan **"Nöromorfolojik Merkezi Desen Üreteçleri'nin Gerçekleştiriminde Alternatif Model ve Donanım Yaklaşımları"** adlı bu çalışma jürimiz tarafından Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü **Elektrik-Elektronik Mühendisliği** Anabilim Dalında **Doktora** tezi olarak kabul edilmiştir.

11/ 06 / 2018

JÜRİ:

Danışman : Prof. Dr. Recai KILIÇ .....

Üye : Prof. Dr. Serdar ÖZOĞUZ .....

Üye : Prof. Dr. Kenan DANIŞMAN .....

Üye : Doç. Dr. Selami BEYHAN .....

Üye : Doç. Dr. Alper BAŞTÜRK .....

ONAY:

Bu tezin kabulü Enstitü Yönetim Kurulunun 14/08/2018 tarih ve 2018/336-03 sayılı kararı ile onaylanmıştır.

14 / 08 / 2018

Prof. Dr. Mehmet AKKURT

Enstitü Müdürü

ÖNSÖZ / TEŞEKKÜR

Çalışmalarım boyunca bilimsel katkılarıyla beni aydınlatan, yakın ilgi ve yardımlarını esirgemeyen ve bu günlere gelmemde çok fazla emeği olan tez danışmanım Prof. Dr. Recai KILIÇ'a teşekkürü bir borç bilirim.

Doktora tezimin yönlendirilmesinde katkıları bulunan Prof. Dr. Kenan DANIŞMAN ve Doç. Dr. Alper BAŞTÜRK'e teşekkürlerimi sunarım.

Çalışmalarım sırasında karşılaştığım zorlukları aşmamdaki yardımlarından dolayı Arş. Gör. İsmail ÖZTÜRK'e ve çalışmalarıma doğrudan ya da dolaylı olarak katkıda bulunan arkadaşlarıma ve değerli hocalarıma teşekkür ederim.

Bu tez çalışmasına maddi destek veren Erciyes Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Birimi'ne (Proje No: FDK-2016-6719) teşekkür ederim.

Ayrıca; çalışmalarım süresince sabır göstererek beni destekleyen anneme, babama ve kardeşime, hiçbir konuda yardımını esirgemeyen eşime ve bana her zaman moral kaynağı olan İpek kızıma en içten teşekkürlerimi sunarım.

Nimet KORKMAZ

Kayseri, Haziran 2018

NÖROMORFOLOJİK MERKEZİ DESEN ÜRETEÇLERİ'NİN GERÇEKLEŞTİRİMİNDE ALTERNATİF MODEL VE DONANIM YAKLAŞIMLARI

Nimet KORKMAZ

Erciyes Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü

Doktora Tezi, Haziran 2018

Danışman: Prof. Dr. Recai KILIÇ

ÖZET

"Merkezi desen üreteçleri-MDÜ (Central Pattern Generator-CPG)" canlı vücudundaki yüksek kontrol merkezlerinden ya da sensör geribeslemelerinden herhangi bir ritmik giriş almadan, koordineli ritmik aktivite desenleri üretebilen özel nöral ağlardır. Bu ağ yapıları ilerleyen çalışmalara öncülük edecek nitelikte olması, ritmik aktivitelerin temelini oluşturması ve nöron etkileşimlerinin nispeten daha kolay incelenebilmesi sebebiyle literatürde sıklıkla çalışılan bir konu haline gelmiştir. MDÜ ağ yapılarının en yaygın kullanım alanı bacaklı robot kontrolü çalışmalarıdır. MDÜ'leri detaylı biyofiziksel modellerle, bağlantıcı modellerle ve kuplajlanmış osilatörlerle modellenebilmektedir. Literatürde MDÜ ağı kullanılarak yapılan bacaklı robot kontrollü çalışmalarında, genellikle sinüzoidal ya da benzeri osilatör yapıları kullanılmıştır. Bu yapılar donanımsal gerçekleştirimlerde basitlik sunmalarından dolayı tercih edilmektedir. Bununla birlikte günümüz elektronik teknolojisindeki gelişmelerle, özellikle gömülü sistem donanımlarıyla daha kompleks yapıdaki nöral ağ modellemeleri gerçeklenebilmektedir. Bu bağlamda robot kontrol çalışmalarında MDÜ ağ yapıları için basit osilatörler kullanmak yerine; gerçek nöron davranışlarını yansıtan biyolojik nöron modellerinin kullanılması, donanımsal açıdan gerçeklenebilir bir hedef olarak karşımıza çıkmaktadır. Biyolojik nöron modelleriyle MDÜ ağ yapılarını oluşturmak, bu ağ yapılarındaki nöronların birbirleriyle etkileşimlerini incelemek ve bu modelleri donanımsal olarak bacaklı robot kontrolü gibi uygulamalara aktarmak bu alandaki gelişmeler için özel bir önem arz etmektedir. Literatürde birkaç nörondan oluşan bazı özel MDÜ ağ yapıları için biyolojik nöron modeli tabanlı modelleme çalışmaları yapılmış olmakla birlikte, bu çalışmalar genellikle nümerik benzetim tabanlı olup, gerçek biyolojik nöronların yapısal özelliklerini yansıtan sinaptik kuplajlama fonksiyonlarını içermemektedir. Ayrıca literatürde 2-6 arası nörondan oluşan biyolojik

nöron modeli tabanlı MDÜ ağındaki nöron etkileşimlerini donanımsal gerçekleştirim açısından ele alan bir çalışmaya da rastlanılmamıştır.

Bu tez çalışmasında MDÜ ağ yapılarının modellenmesi ve donanımsal olarak gerçekleştirimi ile ilgili yukarıda bahsedilen eksikliklerin giderilmesine dönük çalışmaların yapılması amaçlanmıştır. Bu kapsamda, Hindmarsh-Rose ve Izhikevich nöron modellerinin kuplajlanarak 2 ila 6 nörondan oluşan MDÜ ağ yapıları oluşturulmuştur. Bu ağ yapılarındaki sinaptik kuplajlama ağırlıkları optimizasyon algoritmalarından faydalanılarak belirlenmiştir. Elde edilen ağ yapılarının donanımsal gerçekleştirimleri bacaklı robot kontrolü uygulamalarına uyarlanabilir bir formatta yapılmıştır. Nihai donanımsal gerçekleştirim hedefi olarak; biyolojik nöron modeli tabanlı nöromorfolojik MDÜ'leri vasıtasıyla dört bacaklı veya altı bacaklı bir robotun bacak hareketlerinin gerçek zamanlı aksiyon potansiyeli işaretleri kullanılarak kontrol edilmesi amaçlanmıştır ve yapılan çalışmalar sonucunda bu hedef başarılı bir şekilde gerçekleştirilmiştir. Tez çalışmasında; MDÜ ağ modellemeleri için biyolojik nöron modellerinin kullanılması, ağ yapısında nöronlar arasındaki etkileşimlerin senkronizasyon çalışmalarını da kapsayacak şekilde ayrıntılı olarak ele alınması, ağ parametrelerinin tespiti için "Genetik Algoritma (GA)" ve "Yapay Arı Kolonisi (ABC) Algoritması" gibi yeni ve güncel optimizasyon algoritmalarının kullanılması ve bu ağ yapılarının donanımsal gerçekleştirim çalışmalarında analog ve dijital tabanlı gömülü sistem çözümlerinden yararlanılması tez çalışmasının özgün yönlerini oluşturmaktadır.

Anahtar Kelimeler: Biyolojik Nöron Modelleri, Merkezi Desen Üreteçleri (MDÜ), Genetik Algoritma (GA), Yapay Arı Kolonisi Algoritması (ABC), Alan Programlanabilir Analog Diziler (FPAA), Alan Programlanabilir Kapı Dizileri (FPGA).

ALTERNATIVE MODELS AND HARDWARE APPROACHES FOR THE REALIZATION OF THE NEUROMORPHIC CENTRAL PATTERN GENERATORS

Nimet KORKMAZ

Erciyes University, Graduate School of Natural and Applied Sciences

PhD Thesis, June 2018

Supervisor: Prof. Dr. Recai KILIÇ

ABSTRACT

"Central pattern generators (CPGs)" are the specific neural networks which can produce a coordinated rhythmic activity patterns without any rhythmic introduction from the high control centers or sensor feedback in the living body. These network structures have become an often studied subject in the literature because of having a characteristic that will lead to later work, underlying of the rhythmic activity and the comparatively simple examining the interaction of the neurons. The most common application areas of the CPG network structures are the legged robot control studies. CPGs can be modeled with the detailed biophysical models, the connectionist models and the coupled oscillators. The legged robot control studies made by using CPG network structures in the literature are often used sinusoidal or similar oscillator structures. These oscillators are preferred because they are presented simplicity in terms of hardware realizations. However, thanks to nowadays advances in electronic technology, the more complex neural network modeling can be realized with especially embedded system hardware. In this context, the usage of the biological neuron model which reflects the behaviors of a real neuron instead of using simple oscillators appears as a realizable target for CPG network structures in the robot control studies. To create CPG network structure via biological neuron model, to examine the interaction of the neurons in this network and to transfer these models to hardware for the legged robot control applications offer a particular importance for the developments in this area. In the literature while a few biological neuron model based modeling studies have been made for some specific CPG network structures, which consist of several neurons, they are usually simulation based studies and do not include synaptic coupling functions which reflect the real structural features of biological neurons. In addition, it has not been observed any study in the literature, which offers orderly from 2 to 6 neurons the interactions in the CPG network.

In this thesis, it is aimed to overcome the aforementioned shortcomings related to modeling and realization as hardware of CPG network structures. In this context, the targets of this thesis are given as follows: CPG network structures consisting of 2 to 6 neurons have been obtained by coupling the Hindmarsh-Rose and Izhikevich neuron models. The synaptic coupling weights in these network structures have been determined by using the optimization algorithms. The hardware implementations of the obtained network structures have been done in an applicable format to the legged robot control applications. In the final target hardware performs, it has been aimed to control the locomotion of a four-legged or six-legged robot by using the real-time action potential signals obtained from biological neuron model based neuromorphological CPGs, and this goal has been successfully accomplished as a result of these studies. In this thesis, the usage of the biological neuron models for the CPG network modeling, to be addressed the interactions between neurons in the network structure comprehensively in the manner including the synchronization operations, the use of the new and updated optimization algorithm such as “Genetic Algorithm (GA)” and “Artificial Bee Colony Algorithm (ABC)” in order to determine the network parameters and to take advantage of the analog and digital embedded systems-based solutions in the hardware implementation studies of these network structures constitute the original parts of this thesis.

Keywords: Biological Neuron Models, Central Pattern Generator (CPG), Genetic Algorithm (GA), Artificial Bee Colony Algorithm (ABC), Field Programmable Analog Array (FPAA), Field Programmable Gate Array (FPGA).

İÇİNDEKİLER

NÖROMORFOLOJİK MERKEZİ DESEN ÜRETEÇLERİ'NİN GERÇEKLEŞTİRİMİNDE ALTERNATİF MODEL VE DONANIM YAKLAŞIMLARI

Sayfa

BİLİMSEL ETİĞE UYGUNLUK SAYFASI ii
YÖNERGEYE UYGUNLUK SAYFASI iii
KABUL VE ONAY SAYFASI iv
ÖNSÖZ v
ÖZET vi
ABSTRACT viii
İÇİNDEKİLER x
KISALTMALAR xiii
TABLOLAR LİSTESİ xiv
ŞEKİLLER LİSTESİ xvi

GİRİŞ 1

1. BÖLÜM
GENEL BİLGİLER

1.1. Literatür Taraması 8
1.1.1. MDÜ'lerinin Biyolojik Özellikleri 8
1.1.2. MDÜ'leri ile Hareket Kontrolü 11
1.1.3. MDÜ Ağlarının Matematiksel Olarak Modellenmesi 12
1.1.4. MDÜ Ağlarının Donanım Uygulamaları 13
1.1.5. Robot Morfolojileri 16
1.2. Nöromorfolojik Uygulamalar için MDÜ'lerinin Modellenmesi, Nümerik Benzetimi ve Gerçekleştirimi 17

2. BÖLÜM
HR NÖRONLARININ KUPLAJLANMASI VE HR NÖRONLARI İLE OLUŞTURULAN MDÜ AĞ YAPILARI

2.1. Hindmarsh-Rose (HR) Nöron Modeli 26

2.2. HR Nöronlarının Elektriksel ve Kimyasal Kuplajlanması 28

2.2.1. Kimyasal Kuplajlı İki HR Nöronunun Donanım Gerçekleştirimleri 33

2.3. Kuplajlı Nöronlar arasındaki Genlik ve Faz Hatalarının Ölçülmesi 38

3. BÖLÜM
IZHIKEVICH NÖRON MODELİ'NİN NONLİNEER FONKSİYON PARAMETRELERİN BELİRLENMESİ VE IZHIKEVICH NÖRONLARININ KUPLAJLANMASI

3.1. Orijinal Izhikevich Nöron Modeli 49

3.2. Modifiye Izhikevich Nöron Modeli 52

3.2.1. Orijinal ve Modifiye IzNM'leri için Hata Kaynaklarının Değerlendirilmesi 53

3.2.2. Modifiye IzNM'deki *(k)* Katsayılarının Belirlenmesi 54

3.2.3. Modifiye IzNM'nin Dijital Donanımlarla Gerçekleştirimi 63

3.3. Izhikevich Nöron Modeli'nin Kuplajlanması 68

4. BÖLÜM
BİYOLOJİK NÖRON MODELLERİ İLE OLUŞTURULAN NÖROMORFİK MDÜ AĞLARININ ROBOT LOKOMASYON KONTROLÜNDE KULLANILMASI

4.1. Bacaklı Robotlarda Yürüyüş Analizi ve Temel Kavramlar 78

4.2. Biyolojik Nöron Modelleri ile Oluşturulan Nöromorfik MDÜ Ağlarının Nümerik Benzetimleri ve FPGA Tabanlı Gerçekleştirimleri 82

4.3. Dört Bacaklı ve Altı Bacaklı Robotların Yürüyüş Kontrollerinde Biyolojik Nöron Modelleri ile Oluşturulan Nöromorfik MDÜ Ağlarının Kullanılması 98

5. BÖLÜM

SONUÇ, TARTIŞMA VE ÖNERİLER

KAYNAKÇA 115

ÖZGEÇMİŞ..... 128

KISALTMA VE SİMGELER

MDÜ	Merkezi Desen Üreteci (Central Pattern Generator)
GA	Genetik Algoritma
ABC	Yapay Arı Kolonisi Algoritması
FPAA	Alan Programlanabilir Analog Diziler
FPGA	Alan Programlanabilir Kapı Dizileri
SG_{DSP}	DSP'ler için Sistem Üreteci (System Generator for DSP)
HR	Hindmarh-Rose
IzNM	Izhikevich Nöron Modeli
PWL	Parçalı Doğrusal Fonksiyon (piecewise linear function)
CMOS	Bütünleyici Metal Oksit Yarıiletken (Complementary Metal Oxide Semiconductor)
VLSI	Çok Büyük Ölçekli Entegrasyon (Very-Large-Scale Integration)
CNN	Hücresel Sinir Ağı (Cellular Neural Network)
HDL	Donanım Tanımlama Dili (Hardware Description Language)
RTL	Kaydedici Transfer Seviyesi(Register Transfer Level)
DAC	Dijital/Analog Dönüştürücü
PD	Pyloric Dilator
LP	Lateral Pyloric
CAB	Yapılandırılabilir Analog Blok (Configurable Analog Block)
CAM	Yapılandırılabilir Analog Modül (Configurable Analog Module)
VHDL	Çok yüksek hızlı entegre devrelerde Donanım Tanımlama Dili (Very high speed integrated circuit Hardware Description Language)
SA	Tavlama Benzetim (Simulated Annealing)
DOF	Serbestlik Derecesi (Degree of Freedom)
TC-	Thoraco-Coxal Eklemi
CTr-	Coxa-Trochateral Eklemi
FTi-	Femur-Tibia Eklemi
LB	Sol Arka Uzuv
LM	Sol Orta Uzuv
LF	Sol Ön Uzuv
RB	Sağ Arka Uzuv
RM	Sağ Orta Uzuv
RF	Sağ Arka Uzuv

TABLOLAR LİSTESİ

Tablo 1.1. Literatürdeki bazı MDÜ modellerinin matematiksel tanımlamaları ve model parametreleri. 18
Tablo 1.2. Tablo 1.1'deki MDÜ modellerine ait FPGA tabanlı gerçekleştirimlerin sentez sonuçları. 25
Tablo 2.1. FPAA tabanlı gerçekleştirimde güç tüketimi ve kapasite kullanımı. 35
Tablo 2.2. FPGA tabanlı gerçekleştirime ait sentez sonuçları. 38
Tablo 2.3. Denklem 13, 14 ve 20'yi maliyet fonksiyonu olarak kullanan GA'ya ait otuz koşmanın minimum hata ve ortalama hata sonuçları. 42
Tablo 2.4. Denklem 13, 14 ve 20'yi maliyet fonksiyonu olarak kullanan ABC algoritmasına ait otuz koşmanın minimum hata ve ortalama hata sonuçları. 42
Tablo 2.5. Denklem 13, 14 ve 20'yi maliyet fonksiyonu olarak kullanan GA ve ABC algoritmasına ait otuz koşmanın standart sapma sonuçları. 48
Tablo 3.1. Yirmi farklı nöron dinamiğini IzNM ile gözlemleyebilmek için hesaplanan parametrelerin değerleri. 50
Tablo 3.2. Verilen arama aralıklarında klasik adım aralığı yöntemi için gerekli olan hesaplama sayısı. 56
Tablo 3.3. İkinci dereceden PWL fonksiyon tabanlı modifiye IzNM'nin parametrelerinin belirlenmesinde klasik adım aralığı, GA ve ABC algoritmalarının kullanıldığı aramalar için; a) ortalama hata hesaplamaları ve standart sapma sonuçları, b) tahmin ettirilen parametrelerin değerleri, c) minimum hata değerleri. 58
Tablo 3.4. Üçüncü dereceden PWL fonksiyon tabanlı modifiye IzNM'nin parametrelerinin belirlenmesinde klasik adım aralığı, GA ve ABC algoritmalarının kullanıldığı aramalar için; a) ortalama hata hesaplamaları ve standart sapma sonuçları, b) tahmin ettirilen parametrelerin değerleri, c) minimum hata değerleri. 59
Tablo 3.5. Dördüncü dereceden PWL fonksiyon tabanlı modifiye IzNM'nin parametrelerinin belirlenmesinde klasik adım aralığı, GA ve ABC algoritmalarının kullanıldığı aramalar için; a) ortalama hata hesaplamaları

ve standart sapma sonuçları, b) tahmin ettirilen parametrelerin değerleri, c) minimum hata değerleri. 60
Tablo 3.6. FPGA tabanlı gerçekleştirimlere ait sentez sonuçları. 67
Tablo 3.7. Denklem 25, 28 ve 29'da verilen kuplajlama yöntemleri ile oluşturulmuş MDÜ ağ yapılarının sinaptik ağırlıklarının GA ve ABC algoritması ile belirlenmesi için yapılan otuz koşmanın ortalama hataları ve standart sapma sonuçları. 73
Tablo 3.8. Izhikevich nöronları ile oluşturulan MDÜ ağ yapılarının FPGA tabanlı gerçekleştirimlerine ait sentez sonuçları. 75
Tablo 4.1. 'trot' ve 'gallop' yürüyüş desenlerini elde etmek amacıyla oluşturulan MDÜ ağlarında sinaptik ağırlıkların belirlenmesi için GA ve ABC algoritmaları ile yapılan çoklu koşmaların ortalama hata değerleri ve standart sapma sonuçları. 85
Tablo 4.2. 'wave', 'tetrapod' ve 'tripod' yürüyüş desenlerini elde etmek amacıyla oluşturulan MDÜ ağlarında sinaptik ağırlıkların belirlenmesi için GA ve ABC algoritmaları ile yapılan çoklu koşmaların ortalama hata değerleri ve standart sapma sonuçları. 90
Tablo 4.3. Dört bacaklı robotun her bir uzvunun adım hareketi için DOF'ların açı değerleri..... 100
Tablo 4.4. Altı bacaklı robotun her bir uzvunun adım hareketi için DOF'ların açı değerleri..... 100
Tablo 4.5. Modifiye IzNM & I_{syn} sinaps yöntemi ile oluşturulan 4 ve 6 nöronlu MDÜ ağ yapılarının FPGA tabanlı gerçekleştirimlerine ait sentez sonuçları. 107

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 1.1. Nöron kuplajlamasının genel özelliklerini temsil eden şematik bir gösterim. 8
Şekil 1.2. Dağıtılmış organizasyonu ifade eden bir gösterim..... 9
Şekil 1.3. MDÜ yapılarından nöromorfik donanım yapılarına geçiş süreci..... 10
Şekil 1.4. FitzHugh-Nagumo nöron modeli için SIMULINK modeli. 17
Şekil 1.5. Tablo 1.1'deki MDÜ modellerinin nümerik benzetim sonuçları. 19
Şekil 1.6. FPGA tabanlı gerçekleştirim süreçleri için şematik bir blok diyagram. 22
Şekil 1.7. FitzHugh-Nagumo nöron modeli için SG_{DSP} tabanlı tasarım. 23
Şekil 1.8. Tablo 1.1'deki MDÜ modellerinin SG_{DSP} programı kullanarak yapılan FPGA tabanlı gerçekleştirim sonuçları. 24
Şekil 2.1. Elektriksel kuplajlı iki HR nöronunun, a) Senkronizasyon kararlılıklarının standart sapması, b) g_s=-1 için, c) g_s=0.2 için, d) g_s=0.8 için iki nöronun membran potansiyellerinin x_1-x_2 faz diyagramı gösterimleri. 30
Şekil 2.2. Kimyasal kuplajlı iki HR nöronunun, a) Senkronizasyon kararlılıklarının standart sapması, b) g_s=-2 için, c) g_s=0.6 için, d) g_s=5 için iki nöronun membran potansiyellerinin x_1-x_2 faz diyagramı gösterimleri. 30
Şekil 2.3. Orijinal ve yaklaşık kimyasal kuplaj fonksiyonlarının kıyaslanması için yapılan nümerik benzetim sonuçları. 31
Şekil 2.4. Yaklaşık kimyasal kuplajlama fonksiyonu ile kuplajlanmış iki HR nöronunun, a) Senkronizasyon kararlılıklarının standart sapması, b) g_s=-2 için, c) g_s=0.6 için, d) g_s=5 için iki nöronun membran potansiyellerinin x_1-x_2 faz diyagramı gösterimleri. 32
Şekil 2.5. a) Kuplajlı PD ve LP nöronları, b)Pyloric stomatogastric MDÜ ağındaki nöronların dinamik davranışları, c) gs=-2 için modifiye kimyasal kuplajlı HR nöronlarının benzetim sonuçları. 33
Şekil 2.6. Kimyasal kuplajlı HR nöronlarının FPAA gerçekleştirim şeması. 34
Şekil 2.7. g_s=-2 için kimyasal kuplajlı HR nöronlarının FPAA tabanlı gerçekleştirim sonuçları, a) x_1(sarı), x_2 (mavi) zaman domeni gösterimi, x: 200mV/div, y: 200mV/div, time/div: 10ms, b) x-y faz portresi gösterimi, x: 200mV/div, y: 200mV/div 36

Şekil 2.8. Kimyasal kuplajlı HR nöronlarının FPGA gerçekleştirim şeması. 37
Şekil 2.9. g_s=-2 için kimyasal kuplajlı HR nöronlarının FPGA tabanlı gerçekleştirim sonuçları, a) x_1, x_2 zaman domeni gösterimi, x: 500mV/div, y: 500mV/div, time/div: 10ms, b) x-y faz portresi gösterimi, x: 500mV/div, y: 500mV/div 37
Şekil 2.10. Veri ve modelin dinamik davranışlarının temsili bir gösterimi. 39
Şekil 2.11. a) İki, b) üç, c) dört adet elektriksel kuplajlı HR nöronu için, faz farklılığı analiz sonuçları ve GA ile tahmin ettirilen kuplajlama parametrelerinin değerleri. 43
Şekil 2.12. a) İki, b) üç, c) dört adet elektriksel kuplajlı HR nöronu için, faz farklılığı analiz sonuçları ve ABC algoritması ile tahmin ettirilen kuplajlama parametrelerinin değerleri. 44
Şekil 2.13. Elektriksel kuplajlı iki HR nöronunun MATLAB-SIMULINK™ yazılımındaki SG_{DSP} tasarım şeması. 46
Şekil 2.14. a) RMS, b) faz, c) alternatif hata fonksiyonlarının; i) GA'da, ii) ABC algoritmasında maliyet fonksiyonu olarak kullanıldığı yöntemle tahmin ettirilen sinaptik ağırlık değerlerinin kullanıldığı iki HR nöronunun SG_{DSP} programı ile yapılan FPGA tabanlı gerçekleştirim sonuçları. 47
Şekil 3.1. IzNM'deki parabolik nonlineer fonksiyon ve b) iki, c) üç ve d) dört parçalı doğrusallaştırılmış fonksiyonların gösterimleri. 52
Şekil 3.2. Klasik adım arama yöntemi ile stokastik optimizasyon yönteminin aşamaları özetleyen bir gösterim. 56
Şekil 3.3. Tahmin ettirilen *(k)* katsayılarını kullanıldığı a) ikinci, b) üçüncü, c) dördüncü dereceden PWL fonksiyonu tabanlı modifiye IzNM'nin "tonic spiking" davranışının i) iteratif arama, ii) GA, iii) ABC algoritması tabanlı arama için kıyaslamalı benzetim sonuçları. 64
Şekil 3.4. Tahmin ettirilen *(k)* katsayılarını kullanıldığı a) ikinci, b) üçüncü, c) dördüncü dereceden PWL fonksiyonu tabanlı modifiye IzNM'nin "tonic bursting" davranışının i) iteratif arama, ii) GA, iii) ABC algoritması tabanlı arama için kıyaslamalı benzetim sonuçları. 64
Şekil 3.5. a) Modifiye IzNM'nin FPGA tasarım şeması. b) FPGA tabanlı gerçekleştirimin deneysel kurulumu. 65

Şekil 3.6. Tahmin ettirilen *(k)* katsayılarını kullanıldığı a) ikinci, b) üçüncü, c) dördüncü dereceden PWL fonksiyonu tabanlı modifiye IzNM'nin "tonic spiking" davranışının, i) iteratif arama, ii) GA, iii) ABC algoritması tabanlı arama için kıyaslamalı FPGA gerçekleştirim sonuçları (x: 2V/div, y: 2V/div, time/div: 100µs). 66

Şekil 3.7. Tahmin ettirilen *(k)* katsayılarını kullanıldığı a) ikinci, b) üçüncü, c) dördüncü dereceden PWL fonksiyonu tabanlı modifiye IzNM'nin "tonic bursting" davranışının, i) iteratif arama, ii) GA, iii) ABC algoritması tabanlı arama için kıyaslamalı FPGA gerçekleştirim sonuçları (x: 2V/div, y: 2V/div, time/div: 100µs). 66

Şekil 3.8. Denk.25'te verilen orijinal sinaptik kuplajlama fonksiyonu ile Denk.26'da verilen yaklaşık sinaptik kuplajlama fonksiyonunu kıyaslamak için yapılan nümerik benzetim sonuçları. 70

Şekil 3.9. En düşük hata değerini veren sinaptik ağırlıkların belirlenmesi sürecinde model ile kıyaslanacak veri setinin oluşturulması için kullanılan yöntem... 71

Şekil 3.10. a)İki, b) üç adet kuplajlı Izhikevich nöronu için GA ve ABC algoritması ile tahmin ettirilen sinaptik ağırlıkların ve minimum hataların değerleri ve bu ağırlıklar kullanılarak yapılan nümerik benzetim sonuçları. 74

Şekil 3.11. IzNM için yapılan çalışmaları ve yapılma nedenlerini özetleyen bir şema. 75

Şekil 3.12. a) Modifiye model&modifiye sinaps, b) modifiye model&I_{syn} sinaps yapıları kullanılarak oluşturulmuş iki nöronlu ağlar için SG_{DSP} programı kullanılarak gerçeklenen modeller. 76

Şekil 3.13. a)Modifiye model&modifiye sinaps, b) modifiye model&I_{syn} sinaps yapıları kullanılarak oluşturulmuş iki nöronlu ağlar için FPGA tabanlı gerçekleştirim sonuçları. 77

Şekil 4.1. a) Gerçek bir böceğin bacak bölümleri, b) üç ekleme sahip bir robot bacağının bölümleri, b) robot bacağı mekanizması. 79

Şekil 4.2. Dört bacaklı canlının a) trot, b) gallop yürüyüş desenleri. 81

Şekil 4.3. "trot" yürüyüş desenini elde etmek amacıyla kuplajlanan dört Izhikevich nöronu için; GA ve ABC algoritması ile tahmin ettirilen sinaptik ağırlıkların ve minimum hataların değerleri. Bu ağırlıklar kullanılarak yapılan nümerik benzetim sonuçları. 83

Şekil 4.4. Modifiye model&I_{syn} sinaps yapıları kullanılarak ”trot” yürüyüşü için oluşturulmuş dört nöronlu ağlar için a) SG_{DSP} programı kullanılarak gerçeklenen model, b) FPGA tabanlı gerçekleştirim sonucu. 84
Şekil 4.5. “gallop” yürüyüş desenini elde etmek amacıyla kuplajlanan dört Izhikevich nöronu için; GA ve ABC algoritması ile tahmin ettirilen sinaptik ağırlıkların ve minimum hataların değerleri. Bu ağırlıklar kullanılarak yapılan nümerik benzetim sonuçları. 86
Şekil 4.6. Modifiye model&I_{syn} sinaps yapıları kullanılarak ”gallop” yürüyüşü için oluşturulmuş dört nöronlu ağlar için a) SG_{DSP} programı kullanılarak gerçeklenen model, b) FPGA tabanlı gerçekleştirim sonucu. 87
Şekil 4.7. Altı bacaklı canlının a) wave, b) tetrapod, c) tripod yürüyüş desenleri. 89
Şekil 4.8. “wave” yürüyüş desenini elde etmek amacıyla kuplajlanan altı Izhikevich nöronu için; GA ve ABC algoritması ile tahmin ettirilen sinaptik ağırlıkların ve minimum hataların değerleri. Bu ağırlıklar kullanılarak yapılan nümerik benzetim sonuçları. 91
Şekil 4.9. “tetrapod” yürüyüş desenini elde etmek amacıyla kuplajlanan altı Izhikevich nöronu için; GA ve ABC algoritması ile tahmin ettirilen sinaptik ağırlıkların ve minimum hataların değerleri. Bu ağırlıklar kullanılarak yapılan nümerik benzetim sonuçları. 92
Şekil 4.10. “tripod” yürüyüş desenini elde etmek amacıyla kuplajlanan altı Izhikevich nöronu için; GA ve ABC algoritması ile tahmin ettirilen sinaptik ağırlıkların ve minimum hataların değerleri. Bu ağırlıklar kullanılarak yapılan nümerik benzetim sonuçları. 93
Şekil 4.11. Modifiye model&I_{syn} sinaps yapıları kullanılarak ”wave” yürüyüşü için oluşturulmuş altı nöronlu ağlar için a) SG_{DSP} programı kullanılarak gerçeklenen model, b) FPGA tabanlı gerçekleştirim sonucu. 94
Şekil 4.12. Modifiye model&I_{syn} sinaps yapıları kullanılarak ”tetrapod” yürüyüşü için oluşturulmuş altı nöronlu ağlar için a) SG_{DSP} programı kullanılarak gerçeklenen model, b) FPGA tabanlı gerçekleştirim sonucu. 95
Şekil 4.13. Modifiye model&I_{syn} sinaps yapıları kullanılarak ”tripod” yürüyüşü için oluşturulmuş altı nöronlu ağlar için a) SG_{DSP} programı kullanılarak gerçeklenen model, b) FPGA tabanlı gerçekleştirim sonucu. 96

Şekil 4.14. Robot eklemlerinde bulunan servo motorların, fazları kaydırılmış aksiyon potansiyelleri ile kontrol edilebilmesi için kullanılan algoritma. 99
Şekil 4.15. Tez çalışmasında kullanılan dört bacaklı ve altı bacaklı robotlara ait bir fotoğraf. 101
Şekil 4.16. Servo motor kontrolü için darbe süresi ve motor açısı. 101
Şekil 4.17. Altı bacaklı canlının "tripod" hareketi için SG_{DSP} tabanlı gerçekleştirim modeli. 103
Şekil 4.18. Dört bacaklı robotun "trot" yürüyüşü için fotoğraflar. 104
Şekil 4.19. Altı bacaklı robotun "wave" yürüyüşü için fotoğraflar. 105
Şekil 4.20. Altı bacaklı robotun "tripod" yürüyüşü için fotoğraflar. 106

GİRİŞ

Canlılardaki görme, duyma, algılama, koku alma, sindirim, yüzme ve yürüme gibi biyolojik sistemlerin karakteristikleri ve yetenekleri bilimsel çalışmalar için her zaman birer esin kaynağı olmuştur. Canlılardaki bu ritmik hareketlerin pek çoğunun temelini "Merkezi Desen Üreteçleri- MDÜ (Central Pattern Generators- CPGs)" olarak adlandırılan nöral ağ yapıları sağlamaktadır. Bu ağ yapıları; omurgasız canlılarda ganglionda, omurgalı canlılarda ise omurilikte bulunmaktadır. Merkezi desen üreteçleri canlı vücudundaki yüksek kontrol merkezlerinden ya da sensör geribeslemelerinden herhangi bir ritmik giriş almadan, koordineli ritmik aktivite desenleri üretebilen özel nöral ağlardır. MDÜ ağ yapıları, ritmik aktivitelerin temelini oluşturması, nöron etkileşimlerinin binlerce nörondan oluşan beyin fonksiyonlarına göre nispeten daha kolay incelenebilmesi ve ilerleyen çalışmalara öncülük edecek nitelikte olması sebebiyle literatürde sıklıkla çalışılan bir konu haline gelmiştir.

Biyolojik sistemlerin fizyolojik yapılarını ve bilgi transfer mekanizmalarını inceledikten sonra, bu sistemlerin karakteristiklerini ve yeteneklerini taklit ederek, hesaplamalı donanımların tasarlanmasını ve geliştirilmesini ele alan disiplin nöromorfik mühendisliktir. Son yıllarda nöromorfik sistemler üzerine yapılan çalışmaların pek çoğunu MDÜ'lerinden esinlenilerek tasarlanan robotikle ilgili uygulamalar oluşturmaktadır. Bu çalışmalarda öncelikle canlıların ritmik hareketlerinin oluşmasını sağlayan bir grup kuplajlı nöronun ürettiği ritmik desenler incelenmektedir. Bu ritmik desenler çeşitli matematiksel bağıntılar kullanılarak modellenmekte ve modellerin doğrulukları benzetim programları vasıtasıyla test edilmektedir. Modellerin nümerik benzetim incelemeleri MDÜ desenlerinin karakteristiklerini yansıtırken, donanım gerçekleştirimleri ile gerçek zamanlı ritmik desenler elde edilebilmektedir. Bu ritmik desenler kullanılarak, yüzen, uçan ya da iki, dört ve altı bacağını kullanarak yürüyen canlıların lokomasyon kontrol problemi nöromorfik robotik uygulamalarla çözüme

kavuşturulmaktadır.

Canlıların lokomasyon hareketlerini taklit eden robotik sistemlerin tasarımı, araştırmacıların gittikçe dikkatini çeken bir konu haline gelmektedir. Bir MDÜ ağını robotik uygulamalarda lokomasyon kontrolü için nöromorfik bir sistem haline dönüştürmek isteyen bir araştırmacının; MDÜ ağının genel yapısını, nöronlar arasındaki kuplajlamanın tipini ve topolojisini, MDÜ ağındaki nöronların ürettiği biyolojik işaretlerin dalga şekillerini, nöronlara uygulanan giriş işaretlerinin ve geribesleme işaretlerinin etkilerini iyi bilmesi gerekmektedir. Araştırmacıların bu özellikleri dikkate alarak yaptığı MDÜ ağı modelleme çalışmalarında, genellikle üç temel MDÜ modellemesi ile karşılaşmaktadır; bunlar biyofiziksel nöron modelleri, osilatör modelleri ve nöral ağ modelleridir.

Literatürde MDÜ ağı kullanılarak yapılan bacaklı robot kontrollü çalışmalarında, genellikle sinüzoidal ya da benzeri osilatör yapıları kullanılmıştır. Bu yapıların tercih edilmelerinin nedeni, donanım gerçekleştirimlerinde basitlik sunmalarından dolayıdır. Bununla birlikte günümüz elektronik teknolojisindeki gelişmelerle, özellikle gömülü sistem donanımlarıyla, daha kompleks yapıdaki nöral ağ modellemeleri gerçeklenebilmektedir. Bu bağlamda robot kontrol çalışmalarında MDÜ ağ yapıları için basit osilatörler kullanmak yerine, gerçek nöronların karakteristiklerini yansıtan ve biyolojik anlamlılığa sahip olan nöron modellerinin kullanılması donanımsal açıdan gerçeklenebilir bir hedef olarak karşımıza çıkmaktadır. Biyolojik nöron modelleriyle MDÜ ağ yapılarını oluşturmak, bu ağ yapılarındaki nöronların birbirleriyle etkileşimlerini incelemek ve bu modelleri donanımsal olarak bacaklı robot kontrolü gibi uygulamalara aktarmak, bu alandaki gelişmeler için özel bir önem arz etmektedir. Literatürde birkaç nörondan oluşan bazı özel MDÜ ağ yapıları için biyolojik nöron modeli tabanlı modelleme çalışmaları yapılmış olmakla birlikte, bu çalışmalar genellikle nümerik benzetim tabanlı olup, gerçek bir biyolojik nöronun yapısal özelliğini yansıtan sinaptik kuplajlama fonksiyonlarını içermemektedir. Ayrıca literatürde 2 ila 6 nörondan oluşan biyolojik nöron modeli tabanlı MDÜ ağındaki nöron etkileşimlerini donanımsal gerçekleştirim açısından ele alan bir çalışmaya da rastlanılmamıştır.

Bu tez çalışmasında MDÜ ağ yapılarının modellenmesi ve donanımsal olarak gerçekleştirimi ile ilgili, yukarıda bahsedilen eksikliklerin giderilmesine dönük ve 2 ila 6 nörondan oluşan MDÜ ağ yapılarındaki nöron etkileşimlerini ele alan çalışmalar yapılmıştır. Bu kapsamda, çeşitli MDÜ ağ yapıları Hindmarsh-Rose ve Izhikevich biyolojik nöron modellerinin kuplajlanmasıyla oluşturulmuştur. Bu ağ yapılarındaki sinaptik kuplajlama ağırlıkları optimizasyon algoritmalarından faydalanılarak belirlenmiştir. Elde edilen ağ yapılarının bacaklı robot kontrolü uygulamalarına uyarlanması için bu ağ yapılarının donanımsal gerçekleştirimleri yapılmıştır. Nihai donanımsal gerçekleştirim hedefi, biyolojik nöron modeli tabanlı nöromorfolojik MDÜ'leri vasıtasıyla dört bacaklı ve altı bacaklı bir robotun bacak hareketlerinin gerçek zamanlı ritmik işaretler kullanılarak kontrol edilmesidir. Tez çalışmasında; MDÜ ağ modellemeleri için biyolojik nöron modellerinin kullanılması, ağ yapısında nöronlar arasındaki etkileşimlerin senkronizasyon çalışmalarını da kapsayacak şekilde ayrıntılı olarak ele alınması, ağ parametrelerinin tespiti için "Genetik Algoritma (GA)" ve "Yapay Arı Kolonisi (ABC) Algoritması" gibi yeni ve güncel optimizasyon algoritmalarının kullanılması, ilgili ağ yapılarının donanımsal gerçekleştirim çalışmalarında dijital gömülü sistem çözümlerinden yararlanılması ve elde edilen ritmik desenlerin dört bacaklı ve altı bacaklı robotların lokomasyon kontrolünde kullanılması tez çalışmasının özgün yönlerini oluşturmaktadır.

MDÜ ağ yapılarının kullanıldığı robot kontrol çalışmalarında ritmik desenlerin elde edilmesi amacıyla osilatör yapılarının yerine biyolojik nöron modellerinin etkin bir şekilde kullanılması için bu yapıların donanım maliyetlerinin kıyaslanması gerekmektedir. Bu sebeple öncelikle literatürde MDÜ ağları ile robot kontrolü yapılan çalışmalarda yaygın olarak kullanılan biyofiziksel nöron modellerinden, osilatör modellerinden ve nöral ağlardan birkaçının nümerik benzetimi ve dijital programlanabilir eleman olan "Alan Programlanabilir Kapı Dizileri (Field Programmable Gate Arrays -FPGAs)" ile donanım gerçekleştirimleri yapılmıştır. Bu modeller MATLAB-SIMULINK^{TM} programı ile nümerik benzetimi yapılırken, FPGA tabanlı yapılan donanım gerçekleştirimlerinde XILINX^{TM} firması tarafından geliştirilen "DSP'ler için Sistem Üreteci (System Generator for DSP -SG_{DSP})" programı kullanılmıştır. Nümerik benzetim programları ile donanım tanımlama dilleri arasında geçiş yapmaya imkân sağlayan bu program; MATLAB-SIMULINK programı

kullanılarak nümerik analizleri yapılan modelleri, dijital programlanabilir elemanlar üzerinde donanım oluşturmak için kullanılan donanım tanımlama dili kodlarına dönüştürmektedir. Yapılan bu kıyaslama çalışması ve "Biyolojik Nöron Modellerinin Elektronik Donanımlarının İncelenmesi" isimli tarafımca yapılan yüksek lisans tezinden şu sonuçlar çıkarılabilir; *i)* "Hindmarh-Rose (HR)" ve "Izhikevich (Iz)" nöron modellerinin dijital gerçekleştirimlerinde donanım kullanımı maliyeti düşüktür, *ii)* MDÜ ağ tanımlamalarında osilatörler yerine biyolojik nöron modelleri tercih edilebilir ve *iii)* bu modeller nöral dinamikleri sergileyebilmelerindeki başarıları yönünden MDÜ ağ yapıları ile robot lokomasyon kontrolü çalışmalarında etkin bir şekilde kullanılabilir.

Nöronlar arasında bilgi aktarımı için kullanılan elektriksel ve kimyasal kuplajlamalar, HR nöron modeli ile matematiksel olarak ayrı ayrı tanımlanabilmektedir. Bu sebeple, HR nöron modeli literatürde nöron senkronizasyonu çalışmalarında sıklıkla tercih edilmektedir. Yüksek lisans çalışmalarında, kuplajlama parametrelerinin elektriksel kuplajlı iki HR nöronunun dinamik davranışlarına etkisini ele alan bir donanım gerçekleştirim çalışması yapılmıştır. HR nöron modelinin etkin kullanımından yola çıkılarak doktora çalışmalarında da modelin kimyasal kuplajlanması ve donanım gerçekleştirimi üzerine bir devam çalışması hazırlanmıştır. Böylece elektriksel ve kimyasal kuplajlı HR nöronları arasındaki senkronizasyon davranışını etkileyen parametrelerin değişimleri tespit edilmiş ve bu parametrelerin etkileri donanımsal olarak da doğrulanmıştır. HR nöron modelleri ile yapılan bu çalışmaların sonucunda, elektriksel kuplajlamanın donanım gerçekleştirimi açısından daha avantajlı olduğu görülmüştür. Bu sebeple 2 ila 4 nöronlu HR nöron modeli tabanlı MDÜ ağ yapıları oluşturulurken elektriksel kuplajlama yöntemi tercih edilmiştir. Bu ağ yapılarındaki sinaptik ağırlıklar GA kullanılarak belirlenmiştir. İlgili sinaptik ağırlıklar öncelikle sadece genlik hatasını ya da sadece faz hatasını hesaplayabilen klasik maliyet fonksiyonları kullanılarak tahmin ettirilmiştir. Bununla birlikte, MDÜ ağları ile yapılan lokomasyon kontrolü çalışmalarında;

- Canlının her bir uzvunun hareket kontrolünün birer osilatör tarafından ayrı ayrı kontrol edildiği ve bu bireysel osilatörlerin genlik değerlerinin eşdeğer olduğu,
- Uzuvlar arası koordinasyonun bireysel osilatörler arasındaki faz ilişkileri aracılığı ile sağlandığı ve böylece özel yürüyüş tiplerinin elde edilebildiği

kabulleri yapılmıştır. Bu kabullerden de görüldüğü gibi biyolojik nöron modelleri kuplajlanarak elde edilen bir MDÜ ağındaki sinaptik ağırlıklar, hem genlik hem de faz ayarlamaları için büyük önem arz etmektedir. Bu problemin çözümü için tarafımızca genlik ve faz hatalarını eşzamanlı hesaplayarak, bu hataların ayrı ayrı değerlendirilmesine imkân sağlayan bir alternatif hata minimizasyon yöntemi önerilmiştir. 2 ila 4 adet elektriksel kuplajlı HR nöronları arasındaki sinaptik ağırlıkların klasik maliyet fonksiyonları kullanılarak GA ve ABC algoritması ile belirlenmesinin ardından, bu işlem alternatif maliyet fonksiyonu için de yinelenmiştir. Elde edilen sonuçlar kıyaslandığında, tarafımızca önerilen alternatif maliyet fonksiyonunun kullanıldığı optimizasyon çalışmalarında daha düşük hatalı sonuçların elde edildiği görülmüştür. HR nöron modeli kullanılarak oluşturulan MDÜ ağlarının nümerik benzetimlerinde ve SG_{DSP} programı kullanılarak FPGA tabanlı gerçekleştirimlerinde alternatif maliyet fonksiyonu ile elde edilen sinaptik ağırlıklar kullanılmıştır.

HR nöron modellerinin kuplajlanması üzerine yapılan bu çalışmalar, "Izhikevich Nöron Modeli (IzNM)"nin de kuplajlanabileceği düşüncesini beraberinde getirmiştir. Literatürde dijital gerçekleştirimlerde donanım maliyeti açısından avantaj sağlamak için IzNM'ndeki parabolik fonksiyonun "parçalı doğrusal fonksiyonlara (piecewise linear function -PWL)" fonksiyonlara dönüştürüldüğü bir çalışma mevcuttur. IzNM ile ilgili tarafımızca yapılan çalışmalarda, öncelikle modifiye modelin PWL fonksiyonlarındaki katsayıların daha az hata ile belirlenmesi hedeflenmiştir. Bu katsayılar, alternatif maliyet fonksiyonu kullanılarak hem GA hem de ABC algoritması ile tahmin ettirilmiştir. Ardından modifiye modellerin FPGA elemanı kullanılarak donanım doğrulaması yapılmıştır. Böylece zeki arama yöntemleri ile elde edilmiş sonuçların, donanım uygulaması çalışmalarında etkin bir şekilde kullanılabileceği görülmüştür. IzNM ile ilgili yapılan bu ön çalışmalar sayesinde, modifiye IzNM'nin, alternatif maliyet fonksiyonunun ve optimizasyon yöntemlerinin; IzNM tabanlı MDÜ ağ yapılarının oluşturulmasında başarılı bir şekilde kullanılabileceği görülmüştür. Orijinal modelden modifiye modele geçiş sürecinde minimum hata değerlerinin elde edildiği katsayıların belirlenmesinin ardından, IzNM'nin kuplajlanması ile iki ve üç nöronlu basit MDÜ ağ yapıları oluşturulmuştur. Bu ağ yapılarındaki sinaptik ağırlıkların belirlenmesi için GA'dan, ABC algoritmasından ve alternatif maliyet fonksiyonundan yararlanılmıştır. Elde edilen ağ yapılarının FPGA tabanlı gerçekleştirimlerinin

yapılabilmesi için kuplajlama fonksiyonu da modifiye IzNM'ne benzer şekilde daha basit matematiksel ifadelerle tanımlanmıştır. Orijinal modeller kullanılarak oluşturulan ağ yapılarındaki sinaptik ağırlıkların belirlenmesi için GA ve ABC algoritması ile yapılan tahmin çalışmaları, modifiye model ve modifiye kuplajlama fonksiyonları kullanılarak oluşturulan ağ yapıları için tekrar edilmiştir. Elde edilen sonuçlar tablolara kaydedilerek; en az hatayı veren sinaptik ağırlıklar ile kuplajlanmış ve Izhikevich nöronları ile oluşturulmuş basit MDÜ ağlarının FPGA tabanlı gerçekleştirimleri yapılmıştır.

Bu sonuçlardan yola çıkılarak dört bacaklı ve altı bacaklı robotların yürüyüş kontrollerinde IzNM'lerinin kuplajlanması ile elde edilen MDÜ ağ yapılarının kullanılması için dört ve altı nörondan oluşan özel MDÜ ağ yapıları oluşturulmuştur. Bu ağ yapılarındaki "dört" nöronlu ağların sinaptik ağırlıkları, dört bacaklı bir canlının "gallop (dörtnala koşma)" ve "trot (hızlı yürüme)" yürüyüş desenleri için tahmin ettirilmiştir. Benzer şekilde, altı nöronlu ağların sinaptik ağırlıkları ise altı bacaklı canlıların "wave (yavaş yürüme)", "tetrapod (orta hızda yürüme)" ve "tripod (hızlı yürüme)" yürüyüş desenleri için tahmin ettirilmiştir. Bu ağ yapılarında kullanılan nöronların membran potansiyellerinin genlik değerleri eşdeğer olmalı, faz farklılıkları ise özel yürüyüş desenlerini elde edecek şekilde ayarlanmalıdır. Bu sebeple ilgili ağ yapılarındaki sinaptik ağırlıklar bahsedilen bu iki kriteri sağlayacak şekilde, tarafımızca önerilen alternatif maliyet fonksiyonu kullanılarak, GA ve ABC algoritması ile tahmin ettirilmiştir. İki optimizasyon algoritması için de bütün tahminler otuzar kez yinelenmiş, bu koşmaların standart sapması, en düşük hata değerleri ve en düşük hatayı veren sinaptik ağırlıkların değerleri tablolara kaydedilmiştir. Orijinal IzNM kullanılarak yapılan bu çalışma dijital donanımlarla gerçekleştirimlerde avantaj sağlayan modifiye IzNM'nin kuplajlandığı MDÜ ağ yapıları ile tekrar edilmiştir. Modifiye IzNM'leri kuplajlanırken modifiye modelin tercih edilme sebebine paralel olarak; donanım maliyeti açısından avantaj sağlayan, daha basit matematiksel ifadelerle tanımlanmış olan ve sinaptik kuplajlama karakteristiğini yansıtabilen kuplajlama fonksiyonlarının kullanımları da tercih edilmiştir. Orijinal modeller ve modifiye modeller arasındaki hata değerlerinin kıyaslanabilmesi için elde edilen bütün sonuçlar karşılaştırmalı bir şekilde sunulmuştur. Bu çalışmaların ardından, nihai donanım hedefi olan biyolojik nöron modellerinin kuplajlanmasıyla oluşturulmuş MDÜ ağlarının FPGA tabanlı donanım

gerçeklemeleriyle elde edilen gerçek zamanlı, canlı vücudundaki aksiyon potansiyelini temsil eden, eşdeğer genlik değerlerine ve özel faz kaymalarına sahip ritmik desenler kullanılarak, dört ve altı bacaklı robotların özel yürüyüş hareketlerinin kontrolü yapılmıştır.

Bu kapsamda, tez çalışmasının birinci bölümünde öncelikle MDÜ yapılarının tanımı, hareket kontrolü, matematiksel olarak modellenmesi ve donanım uygulamalarına ilaveten, MDÜ ağ yapılarının kullanıldığı robotların morfolojileri hakkında bilgi verilecektir. Ardından, osilatör yapılarının yerine biyolojik nöron modellerinin kullanılması için literatürde yaygın kullanılan MDÜ modellerinin donanım maliyetlerinin karşılaştırması yapılacaktır.

Tez çalışmasının ikinci bölümünde, elektriksel ve kimyasal kuplajlı HR nöron modeli ile ilgili çalışmaların detayları ele alınacaktır. Klasik maliyet fonksiyonlarına alternatif olarak önerilen, genlik ve faz hatalarını eşzamanlı hesaplayabilen maliyet fonksiyonu tanıtılacaktır. Bu fonksiyon kullanılarak sinaptik ağırlıkları tahmin ettirilen 2 ila 4 HR nöronundan oluşan MDÜ ağları için yapılan parametre tahmin, nümerik analiz ve FPGA tabanlı donanım gerçekleştirim sonuçları da bu bölümde sunulacaktır.

Orijinal IzNM'den modifiye IzNM'e geçiş süreci, modifiye modelde tanımlanan parçalı lineer fonksiyonun katsayılarının tahmini, IzNM tabanlı MDÜ ağ yapılarının oluşturulması ve sinaptik kuplajlama üzerine yapılan çalışmaların detayları ise tez çalışmasının üçüncü bölümünde ele alınacaktır. IzNM kullanılarak oluşturulan basit MDÜ ağ yapılarının FPGA tabanlı gerçekleştirim sonuçları da bu bölümde sunulacaktır.

Özel yürüyüş desenlerinin elde edilmesi için Izhikevich nöronlarının kuplajlanması ile oluşturulan 4 ve 6 nöronlu MDÜ ağ yapılarının; dört ve altı bacaklı robotların yürüyüş kontrolörü olarak kullanıldığı çalışmaların detayları ise tez çalışmasının dördüncü bölümünde sunulacaktır. Bu robotların her bir ekleminin hareketini sağlayan servo motorların, aksiyon potansiyelini temsil eden ritmik biyolojik işaretlerle kontrol edilmesi ile ilgili ayrıntılar da bu bölümde ele alınacaktır.

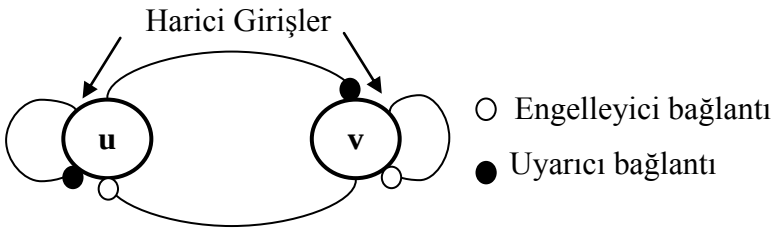
Elde edilen sonuçların yorumlanması, ağ yapılarında kullanılan donanımların maliyetlerinin kıyaslanması, önerilen yöntemlerin avantaj ve dezavantajlarının değerlendirilmesi ise tez çalışmasının sonuç bölümünde tartışılacaktır.

1. BÖLÜM
GENEL BİLGİLER

1.1. Literatür Taraması

1.1.1. MDÜ'lerinin Biyolojik Özellikleri

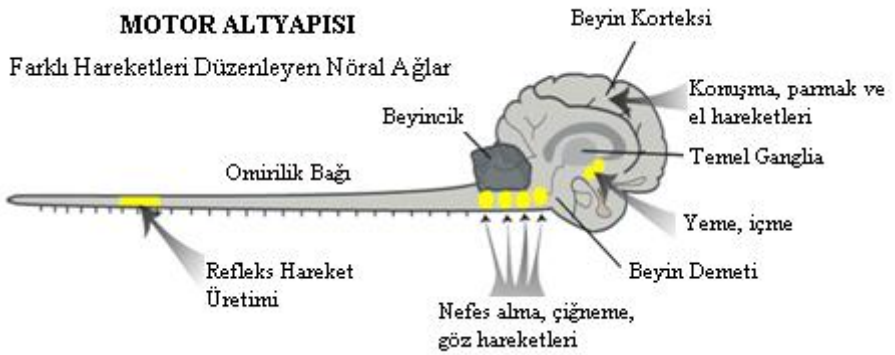
Omurgalı ve omurgasız canlılarda hareket kontrollünü sağlayan nöral ağların temel yapı taşları "Merkezi Desen Üreteçleri-MDÜ (Central Pattern Generators- CPGs)"dir. MDÜ'leri herhangi bir ritmik giriş işareti olmaksızın, ritmik aktivite desenleri üretebilen nöral ağ yapılarıdır. "Merkezi" terimi bu ritmik desenleri üretmek için çevresel (peripheral) sinir sisteminden herhangi bir sensör geribeslemesine ihtiyaç olmadığını ifade etmek için kullanılmaktadır. Bu ağ yapıları; çiğneme, nefes alma ve sindirim gibi pek çok temel ritmik aktivitenin temelini oluşturmaktadır **[1-7].**



Şekil 1.1. Nöron kuplajlamasının genel özelliklerini temsil eden şematik bir gösterim.

Bir canlıya özgü herhangi bir hareketin MDÜ yapısı incelenirken öncelikle bu hareketten sorumlu nöronların özellikleri ve bu nöronların birbiri ile ilişkileri tanımlanmalıdır. MDÜ ağlarında ritim üretimi, yarı merkezli osilatör kavramı ile tanımlanmaktadır. Yarı merkezli osilatörler bireysel olarak anlamlı ritim üretme yeteneğine sahip olmayan iki nöronun, karşılıklı olarak kuplajlandığında istenilen ritmik çıkışları üretmesini ifade etmektedir **[8, 9]**. Inhibitör (engelleyici) ve ekshibitör (uyarıcı) bağlı iki nörona ait temsili bir gösterim Şekil 1.1'de verilmektedir.

Omurgalıların hareket sisteminde temel ritmik desenleri üretme işleminden omurilik MDÜ 'leri, çevresel durumlara göre bu desenleri modüle etmekten ise motor korteksi, beyincik ve temel ganglia gibi yüksek seviyeli merkezler sorumludur **[10].** Bu durum dağıtılmış organizasyon olarak bilinir. Dağıtılmış organizasyonu ifade eden bir gösterim Şekil 1.2'de verilmektedir.



Şekil 1.2. Dağıtılmış organizasyonu ifade eden bir gösterim **[10].**

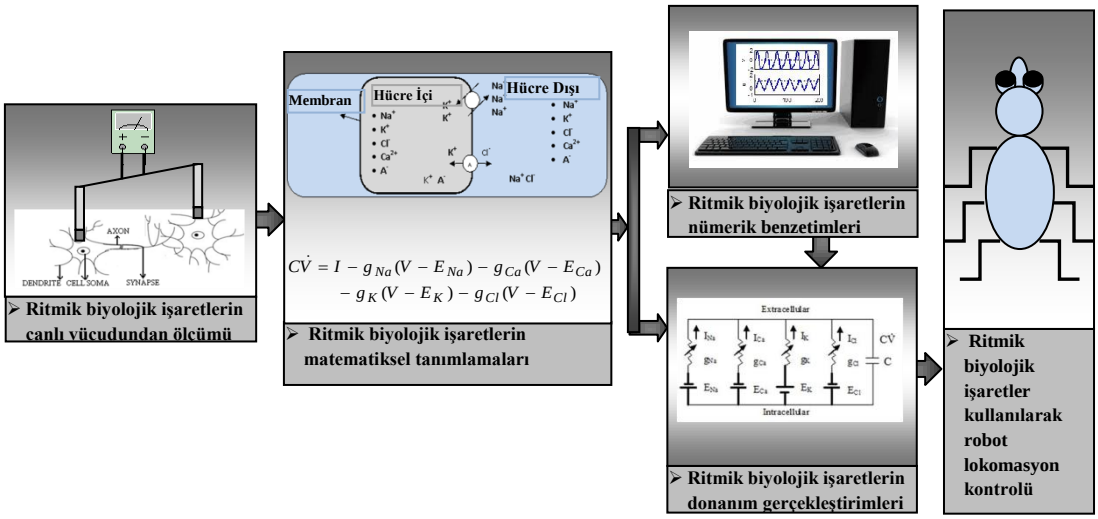
Dağıtılmış organizasyonun; canlı vücudundaki motor kontrol döngüsünde zaman gecikmesinin azaltılması, kontrol işaretlerinin boyutlarının azaltılması ve yüksek seviyeli merkezlerle omurilik bağları arasında gerekli bandgenişliğinin azaltılması gibi canlı vücudundaki haberleşme sistemlerinin çalışmasını kolaylaştıracak avantajları vardır **[10].** MDÜ'lerinde sinaptik etkileşimlerin hızını ve üretilen ritmik işaretlerin desenlerini etkileyen diğer faktörler ise modülasyon ve nöromodülatörlerdir **[11].**

Çok uzuvlu, omurgalı bir canlı üzerinde yapılan deneyler; bireysel uzuvların hareketlerini kontrol eden biyolojik işaretlerin ilgili uzuvda üretebildiğini göstermektedir. Bu sonuç her uzvun ya da vücut bölümünün kendi MDÜ'ne sahip olduğunu; uzuvlar ve bölgeler arasındaki koordinasyonun bu yapılar arasındaki koordinasyondan meydana geldiğini kanıtlamıştır. Canlılar erginleştiğinde motor desenlerinde değişiklikler meydana gelebilir. Örneğin iribaşlar yüzerken, kurbağalar sıçrar; tırtıl sürünürken kelebek uçar. İnsanlar önce emekler, sonra yürür; öyle ki yürümeyi önce öğrenir, daha sonra yürüme motor desenlerini benimseyerek yürüme işini otomatik olarak yapar. Literatürdeki mevcut veriler, temel MDÜ özelliklerinin doğuştan kazanıldığını, bununla birlikte, yeni ritmik motor deseni edinimi için

MDÜ'lerindeki sinaptik ve hücresel kompleksliğin artarak multifonksiyonel hale geldiğini göstermektedir **[11].**

1960'tan beri yapılan çalışmaların sonucu olarak; MDÜ nöronal çıkışlarının nasıl üretildiği, MDÜ etkileşimlerinin bir kısmının nasıl meydana geldiği, sensör geribeslemenin aktivitelere katkıları, modülasyonun ve nörotransmiterlerin MDÜ aktivitelerini nasıl etkilediği, davranışların sadece spike işaretlerinden öte hareket desenlerinden oluştuğu, bu hareket desenlerinin çevre şartlarına devamlı olarak adapte olduğu nispeten anlaşılmıştır. Literatürde MDÜ yapıları üzerine yapılan çalışmalar Şekil 1.3'te özetlenen şu konuları kapsamaktadır:

- MDÜ ağlarının biyolojik özelliklerinin belirlenmesi,
- MDÜ yapılarının hareket kontrolündeki öneminin anlaşılması,
- Morfolojileri çıkarılan ağların matematiksel olarak modellenmesi,
- Matematiksel olarak modellenen MDÜ'lerinin canlı hareketlerini taklit eden robotik yapılara aktarılması,
- Robotikle bir nevi gerçekleştirimi yapılan MDÜ modelleri üzerinde çeşitli deneyler yapılarak canlı vücudu dışında da biyolojik hipotezlerin test edilmesi.



Şekil 1.3. MDÜ yapılarından nöromorfik donanım yapılarına geçiş süreci.

Bu konulardan ilki olan "MDÜ ağlarının biyolojik özelliklerinin belirlenmesi" konusu MDÜ yapılarının nispeten anlaşılması için bu kısımda özetlenmiştir. MDÜ yapılarının mühendislik uygulamalarındaki önemini ele alan konular ise ilerleyen kısımlarda tartışılacaktır.

1.1.2. MDÜ'leri ile Hareket Kontrolü

Biyolojik sistemlerin fizyolojik yapılarını ve bilgi transfer mekanizmalarını inceledikten sonra, bu sistemlerin karakteristiklerini ve yeteneklerini taklit ederek, hesaplamalı donanımların tasarlanmasını ve geliştirilmesini ele alan disiplin nöromorfik mühendisliktir. Son yıllarda nöromorfik sistemler üzerine yapılan çalışmaların pek çoğunu MDÜ'lerinden esinlenilerek tasarlanan robotikle ilgili uygulamalar oluşturmaktadır. Bir MDÜ ağını nöromorfik bir sistem haline dönüştürülmesi için şu adımların tanımlanması gerekir **[12-13]**:

i) ***MDÜ'nin genel yapısı***, nöronların ya da osilatörlerin sayısını ifade etmektedir.

ii) ***Kuplajlamanın tipi ve topolojisi;*** osilatörler ve yürüme desenleri arasındaki senkronizasyon durumlarını, örneğin osilatörler arasındaki kararlı faz ilişkilerini ifade etmektedir.

iii) ***Dalga şekilleri;*** bir döngü süresince her bir uzuv tarafından gerçekte sergilenebilecek davranışları belirleyecek olan ritmik desenleri ifade etmektedir. Dalga şekilleri seçilen osilatörler tarafından üretilen limit döngülerin şekline bağlıdır, fakat bu desenler çeşitli filtrelerin eklenmesiyle farklı desenlere de dönüştürülebilir.

iv) ***Giriş işaretinin etkileri;*** frekans, genlik, faz gecikmesi ya da dalga şekli gibi önemli nicelikleri değiştirebilen kontrol parametrelerini ifade etmektedir.

v) ***Geribesleme işaretlerinin etkileri;*** vücuttan geribeslenen işaretlerin MDÜ aktivitelerini nasıl etkileyeceği, çevre koşullarına bağlı olarak hareketin ivmelenmesi ya da yavaşlaması gibi durumları ifade etmektedir.

MDÜ tasarımında bu beş adım tamamen birbirlerine bağımlıdır. Hareket kontrol sistemleri için kinematik, ters kinematik gibi yöntemler kullanmak yerine MDÜ ağ yapılarını kullanmanın;

- Geçiş bozulmalarının ardından sistemin normal ritmik davranışına hızlıca geri dönmesi ve kararlı ritmik desenlerin elde edilebilmesi,
- Nöral senkronizasyonun ve MDÜ koordinasyonunun bir sonucu olarak hesaplama miktarının azalması,
- Geribesleme işaretleri ve dâhili bağlantıları sayesinde, bilinmeyen çevre koşullarında daha esnek hareket üretebilme potansiyeline sahip olmaları

gibi avantajları varken, MDÜ tabanlı hareket sistemlerinin dezavantajları şu şekilde sıralanabilir **[12]:**

- Özel hareket problemlerinin çözümleri için kullanılabilecek genel geçer bir yöntem yoktur.
- Henüz modellenemeyen MDÜ'leri için katı teorik bulguları tanımlamak zordur.
- Gerçek zamanlı işaretler elde etmek için farklı donanım örnekleri geliştirmek ve bu donanımları farklı robotlar için konfigüre etmek oldukça zordur.

1.1.3. MDÜ Ağlarının Matematiksel Olarak Modellenmesi

MDÜ ağı modellenme çalışmalarında, genellikle üç temel MDÜ modellemesi ile karşılaşmaktadır; bunlar biyofiziksel nöron modelleri, osilatör modelleri ve nöral ağ modelleridir**[13-15].**

i) ***Biyofiziksel nöron modelleri***: Bu modeller nöron yapılarını, iyon pompalarını, iyon kanallarını, aksiyon potansiyeli ve membran potansiyel üretimini açıklamak için tanımlanmıştır. Nöron modellerinin en başarılısı Hodgkin-Huxley (HH) Nöron Modeli'dir. Bu modelde, aksonlardaki aksiyon potansiyelinin başlangıcının ve yayılımının temeli olan iyonik mekanizma detaylı bir şekilde açıklanmıştır. Kapsamlı bir model olması sebebi ile modelin bağımlı olduğu pek çok parametre vardır. Bu sebeple nöromorfik MDÜ uygulamalarında genellikle daha sade modeller olan FitzHugh-Nagumo **[16]**, Hinmarsh-Rose **[17]** ve Izhikevich **[18]** nöron modelleri gibi daha basit modeller tercih edilmektedir.

ii) ***Osilatör modelleri***: Kuplajlı nonlineer osilatörlerin matematiksel modelleridir. MDÜ yapılarının nonlineer dinamikleri tanımlanırken biyolojik nöron modellerinin aksine osilatörlerin herhangi bir biyolojik anlamlığı yoktur. Matsuoka **[19]**, Hopf **[20]**, Van der Pol **[21]**, Rayleigh **[22]** gibi osilatörler nöromorfik MDÜ uygulamalarında sıklıkla kullanılan osilatör modellerindendir.

iii) ***Nöral ağlar***: Ritmik çıkışlar üretmek için nöronların bir araya gelerek oluşturduğu nöral ağlardır. Wilson-Cowan **[23]** nöral ağı ve hücresel sinir ağları **[24]** literatürde MDÜ yapıları kullanılarak yapılan robotik uygulamalarda kullanılan modellerden bazılarıdır.

1.1.4. MDÜ Ağlarının Donanım Uygulamaları

MDÜ ağlarını kullanarak nöromorfik uygulamaların yapıldığı çalışmalarda analog ya da dijital donanımlardan yararlanılan gerçekleştirimlere rastlamak mümkündür. Bu yapıların analog elemanlar kullanılarak yapılan gerçekleştirimlerinde, analog elemanların akım-gerilim karakteristiklerinin biyolojik sistemlerdeki nonlineerliklere benzerliklerinden faydalanılmaktadır. Analog elemanlar kullanılarak gerçeklenen MDÜ ağ yapıları ile ilgili birkaç çalışma aşağıda özetlenmektedir:

Nakada ve arkadaşları 2003 yılında nöromorfik analog bir "Bütünleyici Metal Oksit Yarıiletken (Complementary Metal Oxide Semiconductor-CMOS)" gerçekleştirim çalışması yapmışlardır. Bu çalışmada MDÜ ağını modellemek için Amari-Hopfield modelini kullanmışlardır. Önerilen gerçekleştirimde çeşitli ritmik desenler üretilebilmekte ve bu desenler arasında geçiş yapılabilmektedir **[25].**

Nakada ve arkadaşlarının 2004 yılında yaptığı bir başka çalışmada ise MDÜ tabanlı kontrolör tasarımı için yine CMOS tabanlı bir gerçekleştirim yapılmıştır. MDÜ ağını modellemek için Wilson-Cowan nöron modeli kullanılmıştır. Dört bacaklı bir robotun hareket kontrolü için SPICE programı kullanılarak kararlı ritmik desenler üretilmiştir **[26]**.

Lee ve arkadaşları 2007 yılında ıstakoza benzeyen otonom su altı robotu için bir MDÜ kontrolörü tasarlayıp, bu kontrolörün analog donanımlarla gerçekleştirildiği bir çalışma sunmuşlardır. Bu çalışmada, Hindmarsh-Rose Nöron Modeli'nin birinci dereceden kimyasal kuplajlama modeli ile birleştirildiği bir elektronik nöron devresi oluşturulmuştur **[27].**

Lewis ve arkadaşları 2001 yılında robot uzuvlarının kontrolünde kullanılan bir analog "Çok Büyük Ölçekli Entegrasyon (Very-Large-Scale Integration-VLSI)" chip tasarlamışlardır. Devredeki bütün nöronlar Integreted and Fire nöronları ile modellenmiştir. Bu nöronlar, kapasitör, MOSFET, transistör ve histerezis komparatörünün birleşimiyle gerçeklenmiştir. Sensör geribesleme devresi hem chip öngerilimini sağlaması hem de çevresel bozucuların etkilerinin telafi etmesi için bacağın yürüyüşüne adapte edilmiştir **[28].**

Still ve arkadaşlarının çalışmalarında VLSI sistem ile gerçeklenen dört bacaklı robotun yürüyüş geçişlerinin kontrolü MDÜ ağı ile yapılmıştır. Burada üretilen chip motor nöronlarını taklit eden osilatör devrelerine dönüştürülmüştür **[29]**.

Vogelstain ve arkadaşlarının yaptıkları çalışma ile literatüre omurilikteki gerçek MDÜ'lerinin aktivitelerini taklit eden bir nöromorfik silikon chip sunulmuştur. Chip Integrated and Fire nöronlarından ve sinapsları temsil eden 190 adet programlanabilir analog dijital dönüştürücüden oluşturulmuştur **[30]**.

Yang ve arkadaşları eklem bacaklıların yürüyüşlerinde genellikle Matsuoka modelinin ve Integrated and Fire nöron modelinin kullanıldığını vurgularken, kendi çalışmalarında ise bu iki modelden yola çıkarak elde ettikleri NPG modelini tanıtmaktadır. Önerilen modeli kullanarak 3µm CMOS teknolojisi ile bir MDÜ kontrolörü tasarlamışlardır **[31].**

Arena ve arkadaşları ise altı bacaklı robotun yürüyüş hareketinin ve bufa balığının yüzme hareketinin "Hücresel Sinir Ağı (Cellular Neural Network-CNN)" yapılarını kullanarak kontrol edilmesi üzerine çalışmalar yapmışlardır. CNN tabanlı tasarlanan MDÜ osilatörleri VLSI teknolojisi ile gerçeklenmiştir. 2004 yılında bu çalışmaları ele alan bir kitap yayınlamışlardır **[32].**

Simoni ve arkadaşları 2007 yılında yapmış oldukları çalışmalarında biyolojik organizmalardaki ritmik hareketler için bir hipotez önermişlerdir. Bu hipoteze göre sensör geribesleme; hareketin frekansını senkronize etmede ve vücudun mekanik rezonansında önemli bir rol oynamaktadır. Bu hipotezi test etmek için silikon nöron tabanlı bir MDÜ kontrolörü tasarlamışlardır. MDÜ tasarımında Hodgkin-Huxley Nöron Modeli kullanılmıştır **[33].**

Gallagher ve arkadaşları 1996 yılında yaptıkları çalışmada, MDÜ yapısını Hopfield'ın sürekli nöron modelini kullanarak tasarlamışlardır. Modeldeki parametre tahminleri için genetik algoritma kullanılmıştır. Tasarlanan MDÜ ağı VLSI teknolojisi kullanılarak üretilmiştir **[34].**

Fujii ve arkadaşlarının 2002 yılındaki çalışmalarında nörotransmitter maddelerin MDÜ ağları üzerindeki etkilerini anlayabilmek için bir takım incelemeler yapmıştır. Bu çalışma da osilatör modeli olarak Matsuoka osilatörü kullanılmıştır. Çalışmanın amacı evrim algoritmasını kullanarak dört bacaklı bir 3D robot için nöromodülatör mekanizmasının da etkili olduğu nöral kontrolör tasarlamaktır **[35].**

Analog elemanlar kullanılarak yapılan modelleme çalışmaları, nöral bağlantıların arttığı özel modellerde kısıtlı kalmaktadır. Bu nedenle son zamanlarda nöromorfik yapıların gerçekleştiriminde dijital sistemler de sıklıkla kullanılmaktadır. Dijital eleman teknolojisi kullanılarak yapılan ilk örnek çalışma, Inagaki ve arkadaşları tarafından 2006 yılında sunulmuştur **[36]**. Bu çalışmada yazarlar altı bacaklı bir robotun yürüyüş geçişlerinin ve yürüme hızının kontrolü için bir yöntem önermişlerdir. MDÜ'nin topolojik yapısı Hamilton ve gradyent sistem ile temsil edilmiştir. Bu çalışmada kullanılan osilatör modeli dalga MDÜ modelidir. Robot hareket kontrolörü mikrobilgisayarlardan ve bir motordan oluşmaktadır. Bu sistem komşuları ile mekanik olarak bağlıdır ve onlarla haberleşebilmektedir. Her bir mikrobilgisayar iki osilatörün dinamiklerini hesaplayabilmekte ve komşusundan veri alıp, ona veri gönderebilmektedir. Bu yapı üç farklı yürüyüş tipi üretip, bu yürüyüşler arasında geçiş yapabilmektedir.

Dijital sistemlerle yapılmış çalışmalara güncel bir örnek olması açısından Ambroise ve arkadaşlarının 2013 yılında yaptıkları çalışma incelenebilir. Bu çalışmada daha önce MDÜ tasarımında Hodgkin-Huxley nöron modeli kullanılarak sülüğün kalp atışı MDÜ sistemini inceleyen bir çalışmaya alternatif olarak, MDÜ tasarımında Izhikevich Nöron Modeli'nin kullanıldığı alternatif bir yapı önerilmiştir. Bu çalışmada Izhikevich nöron modelinin kullanıldığı MDÜ nöronlarının etkileşimi için *aktivite bağımlı döngü sinapsı* isminin verildiği bir sinaps modeli önerilmektedir. Yazarlar, sülüğün kalp atışını temsil eden MDÜ ağını, önerilen bu sinaps modeli ve Izhikevich Nöron modeli ile modelledikten sonra; bu ağ yapısını FPGA elemanı kullanarak gerçeklemişlerdir **[37]**.

MDÜ tabanlı kontrolör tasarlamak için yapılan çalışma örneklerinden bir kaçı da Meksika'da "Bilgi Teknolojileri Laboratuvarı'nda (Information Technology Labrotovary)" kaydedilmiştir. Burada yapılan çalışmalarda dört ve altı bacaklı robotlarının yürüyüşleri MDÜ tabanlı kontrolörlerle düzenlenmiştir. Yapılan çalışmalarda Anmari Hopfield, Van Der Pol gibi osilatör yapıları kullanılmaktadır. Bu osilatörlerin parametre tahminleri için genetik algoritmadan yararlanılmaktadır. Tasarlanan kontrolörler FPGA elemanı kullanılarak gerçeklenmektedir **[38, 39].**

Literatürde dört bacaklı ve altı bacaklı canlıların yürüyüş hareketlerinin kontrolü haricinde farklı canlıların lokomasyon kontrolünün yapıldığı nöromorfik çalışmalar da mevcuttur. Wang ve arkadaşlarının yunus robotu üzerine yaptıkları çalışmalarında

MDÜ modelindeki nöronlar için limit döngüler oluşturacak diferansiyel eşitlikler kullanılmıştır. Prototipteki bütün servo motorları sürmek ve çok eksenli hareket kontrolü sağlamak için düşük güçlü bir mikrokontrolör (ATMega128) kullanılmıştır **[40]**.

Farklı canlıların lokomasyon kontrolünün yapıldığı çalışmalara bir başka örnek ise İsviçreli bir grubun bufa balığı ve iki yaşayışlı canlı olan salamanderin MDÜ üzerine yaptıkları çalışmalardır **[41, 42]**. Bu grubun bir üyesi olan Isjpeert'in 2008 yılında yayınlanan derleme makalesinde MDÜ tabanlı biyoloji, robotik ve robotik hipotez testi üzerine yapılmış birçok çalışma ile ilgili önemli başlıklar irdelenmiştir **[13]**.

1.1.5. Robot Morfolojileri

MDÜ ağ yapıları kullanılarak yapılan robot kontrolörü tasarımları robotun morfolojisine oldukça bağımlıdır. MDÜ kontrolörü kullanarak robot hareketi üretebilmek için her eklem noktasının "Serbestlik Derecesi'nin (Degree of Freedom-DOF)" koordine edilmesi gerekmektedir. Düzgün robot hareketleri elde etmek için MDÜ tasarımlarında aşağıdaki kabuller yapılmaktadır **[12]:**

- MDÜ ağlarında kullanılan nonlineer osilatörlerin/nöronların eşdeğer olduğu kabul edilir.
- Her bir uzvun adım atma hareketinin bir osilatör/nöron tarafından kontrol edildiği kabul edilir.
- Uzuvlar arası koordinasyonun osilatörler/nöronlar arasındaki bağlantılarla sağlandığı kabul edilir.

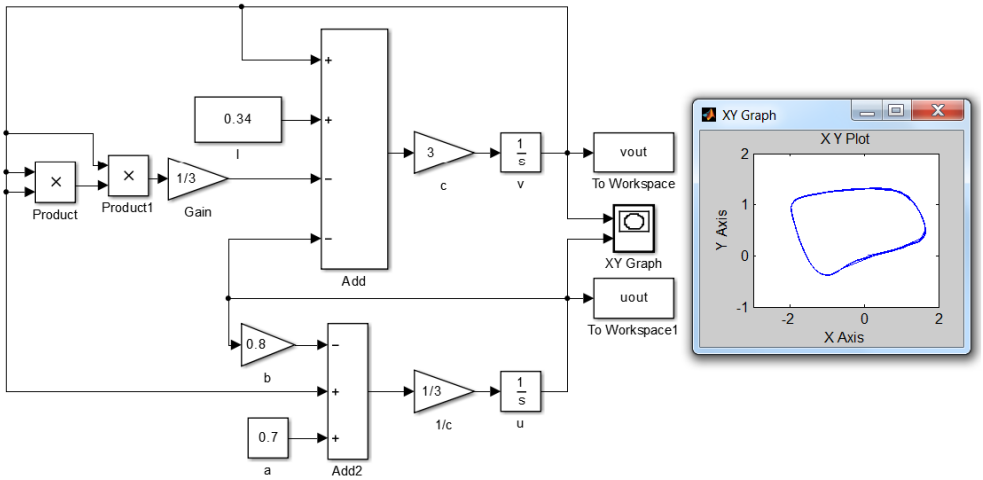
Bu kabullere göre ilgili MDÜ ağındaki osilatörlerin/nöronların sayısı robot morfolojisine ve DOF sayısına bağlıdır. Örneğin, bir yılan robotun lokomasyon hareketinde, robotların aynı serbestlik derecesine sahip eşdeğer bölümlerin birleştirilmesinden meydana geldiği kabul edilir. Bu tür robotlarda her bir eşdeğer bölüm, bir osilatörle/nöronla kontrol edilirken; hareketin genel kontrolü osilatörler/nöronlar arasındaki dâhili bağlantılarla sağlanır. Bu osilatörlerin/nöronların sayısı ise yılan robotu oluşturan bölümlerin sayısına bağlıdır. Öte yandan bacaklı ve çok uzuvlu robotların kontrolünde, her bir uzuvda en az iki DOF'un bulunması gerekmektedir. Bir robot ne kadar fazla DOF'a sahipse, hareketlerinin gerçek bir canlıya benzeme oranı o kadar fazladır; fakat bu durum koordinasyon karmaşıklığı

problemini de beraberinde getirir. Bu sebeple MDÜ ağ yapıları kullanılarak tasarlanan kontrolörlerde genellikle her uzuv bir osilatörle/nöronla kontrol edilmekte; global kontrol ise osilatörler/nöronlar arasındaki organizasyonla sağlanmaktadır.

1.2. Nöromorfolojik Uygulamalar için MDÜ'lerinin Modellenmesi, Nümerik Benzetimi ve Gerçekleştirimi

Tez çalışmasının bu bölümünde, literatürde yaygın kullanılan biyofiziksel modellerden (FitzHugh-Nagumo **[16]**, Hindmarsh- Rose **[17]**, Izhikevich **[18]**), osilatör modellerinden (Matsuoka **[19]**, Hopf **[20]**, Van der Pol **[21]**, Rayleigh **[22]**) ve nöral ağlardan (Wilson-Cowan **[23]** ve CNN **[24]**) bir kısmının nümerik benzetim sonuçları ve FPGA elemanı ile gerçekleştirim sonuçları sunulacaktır. Bu modellerin matematiksel tanımlamaları ve model parametrelerinin değerleri Tablo 1.1'de özetlenmektedir.

MDÜ tabanlı robotik uygulamalarda, MDÜ ağları bir lokomasyon kontrolörü gibi kullanılmaktadır. MDÜ ağlarının lokomasyon kontrolünde etkin bir şekilde kullanılabilmesi için, modelleme ve benzetim çalışmaları oldukça önemlidir. Araştırmacılar tarafından doğru bir şekilde yapılan modelleme ve benzetim çalışmaları, doğru işleyen bir donanım uygulaması anlamına gelmektedir. MATLAB™ ve SIMULINK™ programları MDÜ modellerinin nümerik analizlerinin yapılması için kullanışlı nümerik analiz programlarıdır. Bir MDÜ yapısının "*adder*", "*gain*" ve "*product*" gibi temel bloklar kullanılarak SIMULINK programında kolaylıkla benzetimi yapılabilir. Şekil 1.4'te FitzHugh-Nagumo nöron modeline ait SIMULINK tabanlı bir tasarım görülmektedir.

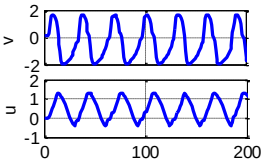
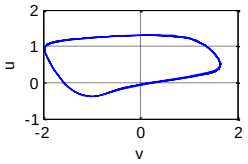
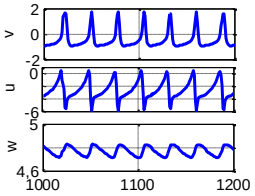
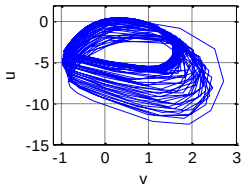
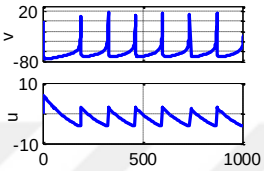
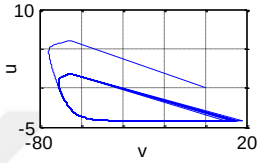
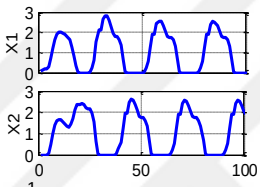
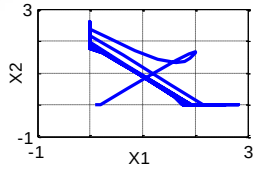
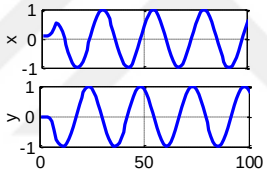
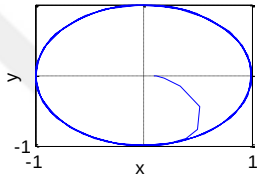
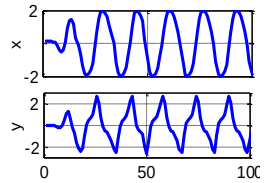
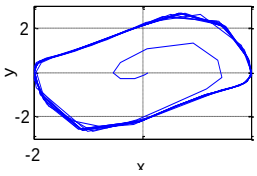
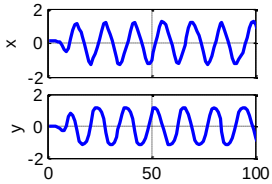
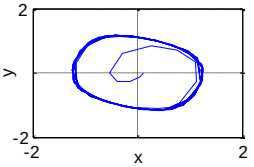
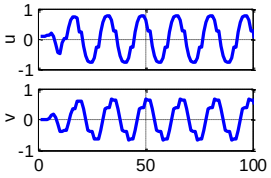
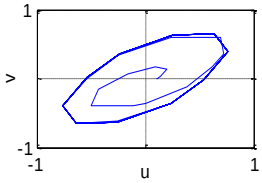
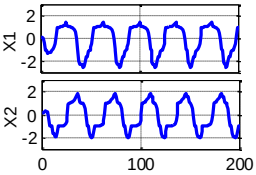
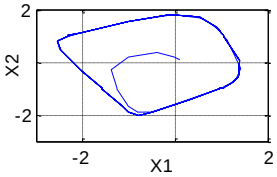


Şekil 1.4. FitzHugh-Nagumo nöron modeli için SIMULINK modeli.

Tablo 1.1. Literatürdeki bazı MDÜ modellerinin matematiksel tanımlamaları ve model parametreleri.

MDÜ MODELLERİ	DENKLEMLER	PARAMETRELE	DENK. NO
FitzHugh-Nagumo Nöron Modeli	$\dot{v} = c(v - u + I - v^3/3)$ $\dot{u} = (v - bu + a)/c$	a= 0.7, b= 0.8, c= 3, I= 0.34	(1)
Hindmarsh- Rose Nöron Modeli	$\dot{v} = u - v^3 - bv + I - w$ $\dot{u} = 1 - 5v^2 - u$ $\dot{w} = \mu\,(s(v - v_{rest}) - w)$	μ= 0.01, s= 4, v_{rest}=-1.6, b= 2.96, I= 3	(2)
Izhikevich Nöron Modeli	$\dot{v} = 0.04v^2 + 5v + 140 - u + I$ $\dot{u} = a(bv - u)$ $v \geq 30mV \implies \begin{matrix} v \leftarrow c \\ u \leftarrow u + d \end{matrix}$	a= 0.02, b =0.2, c= -65, d= 8, I= 14	(3)
Matsuoka Osilatörü	$\dot{x} = (s - bf - x)\frac{1}{\tau_r}$ $y = g(x - \theta)$ $g(x) = \max(0, x)$	s= -1.5, b= 5, θ= 0, τ_r= 12	(4)
Hopf Osilatörü	$\dot{x} = (\mu - x^2 - y^2)x - wy$ $\dot{y} = (\mu - x^2 - y^2)y - wx$	μ= 1, w= 1	(5)
Van der Pol Osilatörü	$\dot{x} = y$ $\dot{y} = \alpha(p^2 - x^2)y - w^2x$	α= 1, p^2= 1, w^2= 1	(6)
Rayleigh Osilatörü	$\dot{x} = y$ $\dot{y} = \zeta(1 - qy^2)y - \Omega^2(x - x_0)$	ζ= q = Ω = 1, x_0= 0	(7)
Wilson- Cowan Nöral Ağı	$\dot{u} = [-u + fm(au - bv - s_u]/Tu$ $\dot{v} = [-v + fm(cu - dv - s_v]/Tv$ $fm(xi) = \frac{1}{2}(\lvert x_i + 1\rvert - \lvert x_i - 1\rvert$	a= 5.5, b= 5.5, c= 2.5, d= 0, s_u= 0, s_v= 0, μ= 0.5, Tu= Tv= 1	(8)
Hücresel Sinir Ağı	$\dot{x}_1 = \frac{1}{\tau}(-x_1 + (1 + \mu)y_1 - sy_2 + i_1)$ $\dot{x}_2 = \frac{1}{\tau}(-x_2 + (1 + \mu)y_2 - sy_1 + i_2)$ $y_i = \frac{1}{2}(\lvert x_i + 1\rvert - \lvert x_i - 1\rvert)$	μ= 0.5, s= 1, i_1= -0.3, i_2= 0.3, τ= 1	(9)

Bu modelde *v* ve *u* FitzHugh-Nagumo nöron modelinin durum değişkenleridir ve '*integrator*' bloğu kullanılarak modellenmiştir. *a*, *b*, *c* ve *I* sistem parametreleridir ve '*gain*' ve '*constant*' gibi bloklarla modellenmiştir. Tablo 1.1'deki bütün modeller FitzHugh-Nagumo modeline benzer şekilde SIMULINK programı ile nümerik olarak analiz edilebilir. Bu analizlere ait benzetim sonuçları Şekil 1.5'te sunulmaktadır.

MDÜ MODELLERİ	ZAMAN DOMENİ	FAZ PORTRESİ
FitzHugh-Nagumo Nöron Modeli		
Hindmarsh- Rose Nöron Modeli		
Izhikevich Nöron Modeli		
Matsuoka Osilatörü		
Hopf Osilatörü		
Van der Pol Osilatörü		
Rayleigh Osilatörü		
Wilson- Cowan Nöral Ağı		
Hücresel Sinir Ağı		

Şekil 1.5. Tablo 1.1'deki MDÜ modellerinin nümerik benzetim sonuçları.

Literatürde MDÜ tabanlı robotik uygulamalar için farklı tasarım tekniklerine sahip birçok elektronik donanım önerilmiştir. Bununla birlikte, nümerik benzetim programları ile uyumlu çalışan, yazılımla kontrole imkân sağlayan, kullanıcı dostu bir arayüze sahip, gerçek zamanlı modifikasyonların yapılabildiği programlanabilir ve yeniden yapılandırılabilir FPAA/FPGA gibi analog/dijital elemanlar son zamanlarda MDÜ tabanlı robotik uygulamalarda sıklıkla kullanılmaktadır. FPGA elemanı bir dijital tasarım geliştirme platformudur. FPGA platformu üzerindeki programlanabilir dijital bloklar ve bunlar arasındaki ara bağlantılar "Donanım Tanımlama Dili (Hardware Description Language-HDL)" dili kullanılarak oluşturulmaktadır. FPGA tabanlı gerçekleştirimler esnek tasarım, hızlı prototiplendirme, paralel işlem yapılabilme özelliği, yeniden yapılandırılabilirlik ve gerçek zamanlı sonuçlar elde edilebilmesi gibi avantajlara sahiptir. FPGA son zamanlarda ASIC tasarımlar, haberleşme, işaret ve görüntü işleme gibi pek çok alanda kullanılmaktadır **[43-45].** Robotik uygulamalar da FPGA elemanının sıklıkla kullanıldığı uygulama alanlarından biridir.

FPGA platformlarının programlanmasında "Kaydedici Transfer Seviyesi (Register Transfer Level-RTL)" seviyesinde kodlama ve SG_{DSP} tabanlı kodlama olmak üzere iki etkili donanım tasarım yöntemi kullanılmaktadır. RTL seviyesindeki tasarımlarda, tasarımcı Şekil 1.6'nın sol tarafında verilen tasarım adımlarını takip etmelidir. Bu adımlar şu şekilde sıralanabilir:

i) FPGA'nın dijital bir eleman olması sebebi ile sürekli zamanda verilen modeller, çeşitli ayrıklaştırma yöntemleri kullanılarak ayrıştırılır.

ii) Ayrıklaştırılan modelde kullanılan sonlu çözünürlüğün yeterliliğinin kontrolü için, model nümerik benzetim programları kullanılarak test edilir.

iii) Ayrıklaştırılan sistem HDL dili kullanılarak tanımlanır.

iv) HDL ile tanımlanan kodların fonksiyonelliği test edilir; çünkü kodlar doğru çalışmıyor olabilir ya da kodlarda mantıksal hatalar bulunabilir. Böylece beklenmeyen sonuçlarla karşılaşılması önlenmiş olur.

v) Ardından model uygun bir arayüz vasıtası ile FPGA platformuna gönderilir.

vi) FPGA çıkışında elde edilen işaretler dijital olduğundan, çıkış işaretleri "dijital analog dönüştürücüler (DAC)" kullanılarak analog işaretlere çevrilir.

vii) Deneysel sonuçlar bir osiloskop kullanılarak DAC çıkışından gözlemlenebilir.

RTL seviyeli tasarımlarda, tasarımcı bir nümerik benzetim programı bilmelidir, HDL kodlamayı bilmesi gerekmektedir, ayrıca HDL kodların doğruluk testini de yapabilmelidir. HDL kodlamayı bilmeyen araştırmacılar için benzetim ve gerçekleştirim aşamaları arasında büyük bir boşluk vardır. Bu yüzden, RTL seviyeli kodlamadan daha pratik yöntemlere ihtiyaç duyulmaktadır. "DSP'ler için Sistem Üreteci (System Generator for DSP-XILINX^{TM})" gibi bazı program modülleri; MATLAB-SIMULINK^{TM}'teki sistem seviyesindeki benzetimlerle, XILINX^{TM} tarafından sağlanan IP core'lar arasında otomatik dönüşüm imkânı sağlamaktadır. SIMULINK programı kullanılarak tasarlanan model, doğrudan derlenerek FPGA platformlarına gömülebilmektedir. SG_{DSP} programı kullanılarak tasarlanacak olan bir sistem için takip edilmesi gereken adımlar Şekil 1.6'nın sağ tarında gösterilmektedir, bu adımlar aşağıdaki gibi özetlenebilir:

i) FPGA'nın dijital bir eleman olması sebebi ile sürekli zamanda verilen modeller, çeşitli ayrıklaştırma yöntemleri kullanılarak ayrıştırılır.

ii) Ayrıklaştırılan modelde kullanılan sonlu çözünürlüğün yeterliliğinin kontrolü için, model nümerik benzetim programları kullanılarak test edilir.

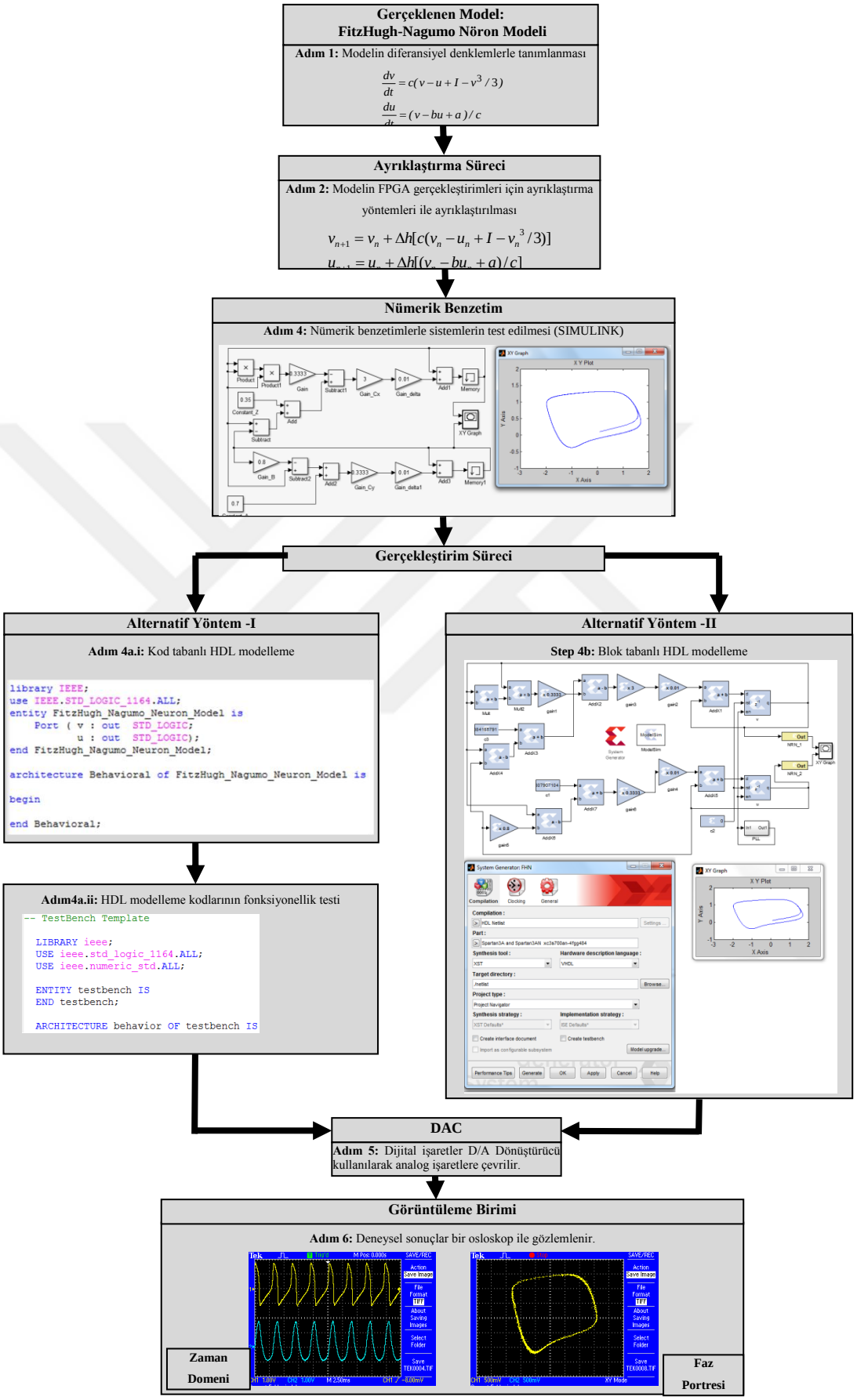
iii) Sistem üreteci programı kullanılır. HDL kodları ve ihtiyaç duyulan diğer dosyalar bu program tarafından otomatik olarak üretilir.

iv) Ardından model uygun bir arayüz vasıtası ile FPGA platformuna gönderilir.

v) FPGA çıkışında elde edilen işaretler dijital olduğundan, çıkış işaretleri dijital analog dönüştürücüler (DAC) kullanılarak analog işaretlere çevrilir.

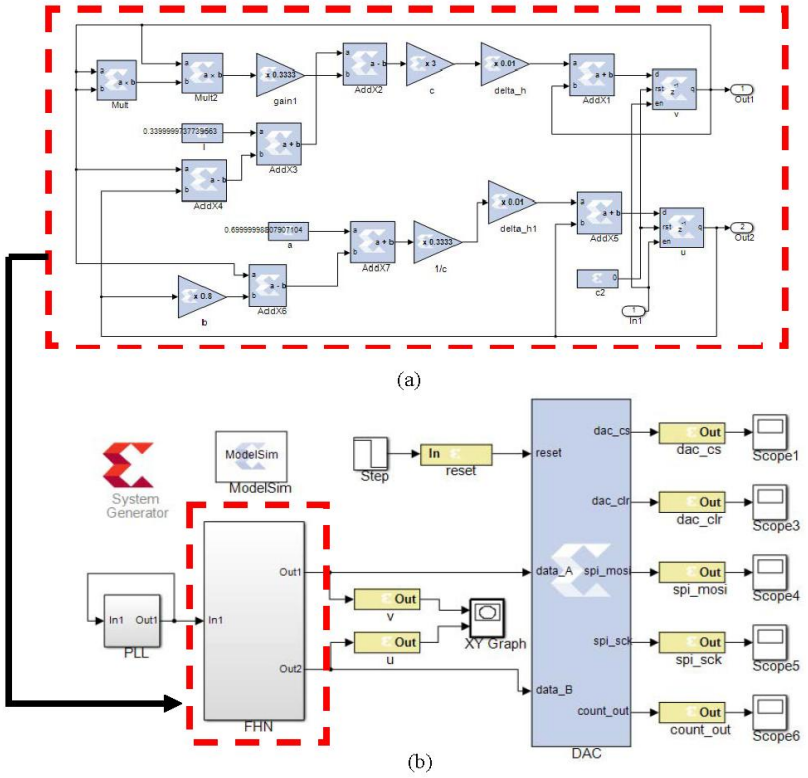
vi) Deneysel sonuçlar bir osiloskop kullanılarak DAC çıkışından gözlemlenebilir.

FPGA tabanlı iki donanım tasarım yönteminin aşamaları, bu yöntemlerin avantaj ve dezavantajlarının kıyaslanması açısından yukarıda detaylı olarak ele alınmıştır. FPGA'nın dijital bir eleman olması sebebi ile her iki yöntemde de ayrıklaştırma işleminin yapılması, DAC'ların kullanılması gibi temel adımlar ortaktır. Bu tez çalışmasının bir kısmında Alternatif Yöntem-1 kullanılmıştır. Bu yöntemin kullanıldığı çalışmalarda ALTERA^{TM} firmasının ürettiği DE0 kartı kullanılmıştır. SG_{DSP} tabanlı tasarımların yapıldığı Alternatif Yöntem-II'nin tercih edildiği gerçekleştirim çalışmalarında ise, SG_{DSP} programı kullanılarak programlanabilen Spartan-3AN ve Spartan-3E kartları kullanılmıştır.



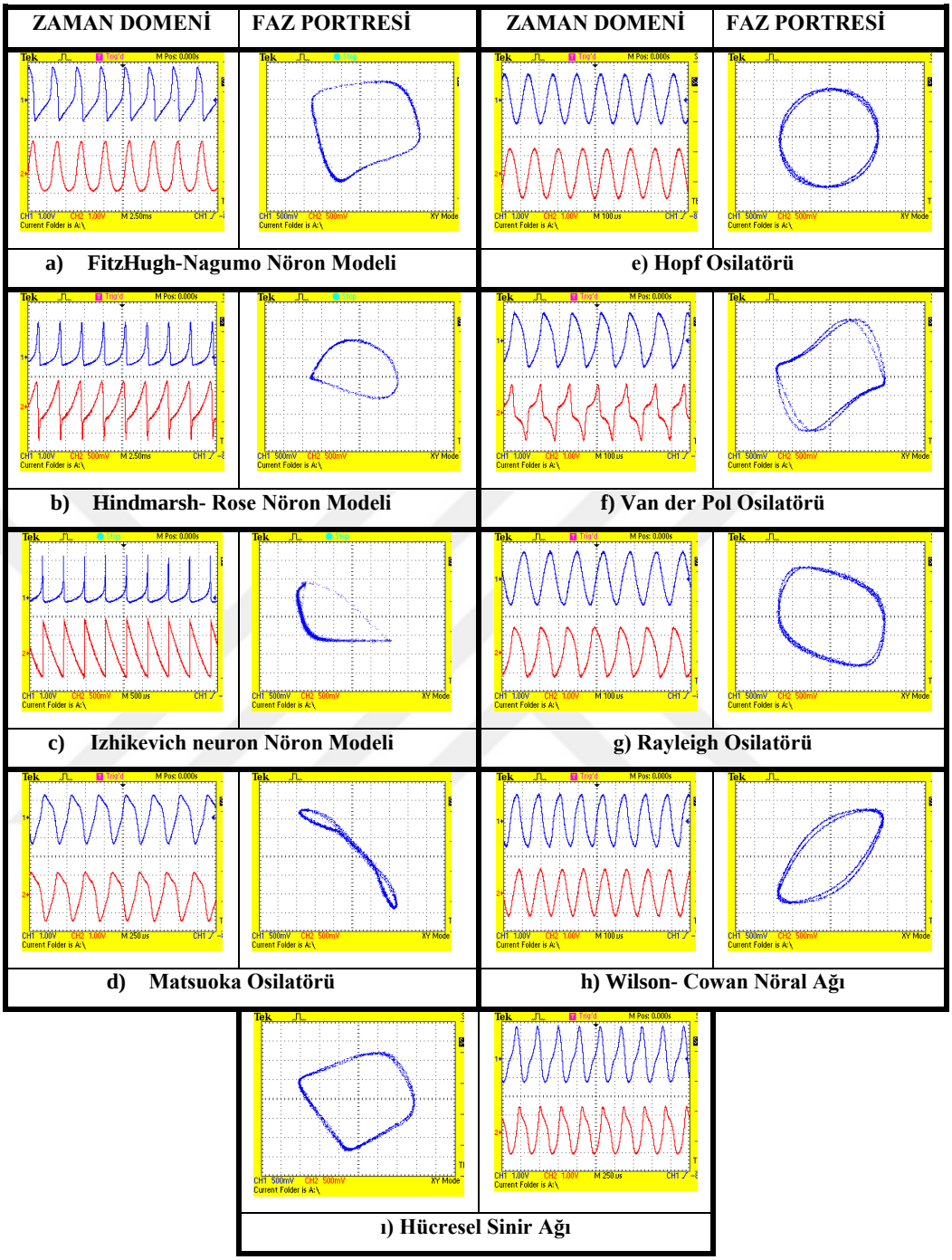
Şekil 1.6. FPGA tabanlı gerçekleştirim süreçleri için şematik bir blok diyagram.

Osilatörlerin ve nöronların donanım kullanım maliyeti yönünden kıyaslandığı bu bölümde FPGA tabanlı donanım gerçekleştirimleri için SG_{DSP} programı kullanılmıştır. SG_{DSP} programı; matematiksel işlemler, hafıza elemanları, dijital işaret işleme gibi uygulamalar için çeşitli grafiksel bloklara sahiptir. Bu program SIMULINK programına "Xilinx Blockset" isminde bir kütüphane eklemektedir. SG_{DSP} tabanlı tasarımlar SIMULINK programı ile oluşturulan benzetim modellerine benzer şekilde yapılmaktadır. FitzHugh-Nagumo nöron modeli için yapılan SG_{DSP} tabanlı bir tasarım örneği Şekil 1.7'de verilmektedir.



Şekil 1.7. FitzHugh-Nagumo nöron modeli için SG_{DSP} tabanlı tasarım.

Şekil 1.7'den de görüldüğü gibi SG_{DSP} programı kullanılarak donanım gerçekleştirimleri için tasarlanan model, SIMULINK programı kullanılarak nümerik analiz çalışmaları için tasarlanan Şekil 1.4'teki modele oldukça benzemektedir. SG_{DSP} programında kullanılan bütün blok yapılar için detaylı dokümantasyon, programın yardım menüsünde mevcuttur. Tablo 1.1'deki diğer MDÜ modelleri de SG_{DSP} programı kullanılarak FPGA elemanıyla gerçeklenmiştir. Bu gerçekleştirimlere ait sonuçlar Şekil 1.8'de sunulmaktadır.



Şekil 1.8. Tablo 1.1'deki MDÜ modellerinin SG_{DSP} programı kullanarak yapılan FPGA tabanlı gerçekleştirim sonuçları.

Tez çalışmasının bu bölümünde, öncelikle MDÜ ağ yapılarının biyolojik özellikleri ve bu ağların mühendislik uygulamaları hakkında bir literatür taraması yapılmıştır. Ardından MDÜ yapılarının modellenmesinde yaygın olarak kullanılan birkaç model üzerinde durulmuştur. Üç farklı yaygın modelleme yönteminden bahsedilmiştir.

Tablo 1.2. Tablo 1.1'deki MDÜ modellerine ait FPGA tabanlı gerçekleştirimlerin sentez sonuçları.

	Kullanılan BFGMUX Sayısı	Kullanılan MUL18x18SIO Sayısı	Kullanılan SLICE Sayısı	Kullanılan LUT Sayısı	Kullanılan SLICEM Sayısı
FitzHugh-Nagumo Nöron Modeli	2/24 (%8)	8/20 (%40)	1071/5888(%18)	2020/11776 (17%)	0/2944 (%0)
Hindmarsh- Rose Nöron Modeli	2/24 (%8)	8/20 (%40)	1049/5888(%17)	2006/11776 (17%)	0/2944 (%0)
Izhikevich Nöron Modeli	2/24 (%8)	6/20 (%30)	734/5888(%12)	1432/11776 (12%)	0/2944 (%0)
Matsuoka Osilatörü	2/24 (%8)	0/20 (%0)	726/5888(%12)	1344/11776 (11%)	0/2944 (%0)
Hopf Osilatörü	2/24 (%8)	16/20 (%80)	401/5888(%6)	777/11776 (6%)	0/2944 (%0)
Van der Pol Osilatörü	2/24 (%8)	8/20 (%40)	232/5888(%3)	435/11776 (3%)	0/2944 (%0)
Rayleigh Osilatörü	2/24 (%8)	8/20 (%40)	230/5888(%3)	437/11776 (3%)	0/2944 (%0)
Wilson- Cowan Nöral Ağı	2/24 (%8)	0/20 (%0)	481/5888(%8)	903/11776 (7%)	0/2944 (%0)
Hücresel Sinir Ağı	2/24 (%8)	0/20 (%0)	482/5888(%8)	924/11776 (7%)	0/2944 (%0)

Bu modeller ile ilgili donanım maliyeti kıyaslaması için genel bir benzetim ve gerçekleştirim çalışması yapılmıştır. Donanım maliyeti açısından elde edilen sonuçlar Tablo 1.2'de sunulmaktadır. Bu tablodaki sonuçlardan görüldüğü gibi biyolojik anlamlılığa sahip nöron modelleri ile osilatör modelleri arasında eleman kullanımı açısından dikkat çeken bir donanım kullanım maliyeti farklılığı bulunmamaktadır. Nöron modellerinden FitzHugh-Nagumo modeli nöron dinamiklerinden sadece spike davranışını sergileyebilmektedir. Bu model iki adet diferansiyel denklemle tanımlanmasına rağmen, diğer nöron modellerinden daha fazla donanım kullanılarak gerçeklenebilmiştir. HR Nöron Modeli, iki durum değişkeni ile tanımlanan FitzHugh-Nagumo Nöron Modeli'ne bir durum değişkeni daha eklenerek elde edilmiştir. Basit bir model olmasına rağmen nöron dinamiklerinin pek çoğunu sergileyebilmektedir. IzNM ise, Integrate-and-Fire tipi modellerin hesaplama kolaylığını ve Hudgkin-Huxley benzeri modellerin zengin davranışlarını sergileyebilen bir model olarak literatüre sunulmuştur. Tablo 1.2'deki sonuçlardan görüldüğü gibi diğer nöron modellerinden daha az donanım kullanımı maliyetine sahiptir. IzNM'nin matematiksel tanımlamasında bulunan parabolik fonksiyonun PWL fonksiyona dönüştürülmesi ile bu modelin donanım maliyeti daha da azalmaktadır. Bu sebeplerle, MDÜ ağlarının biyolojik nöron modelleri kullanılarak gerçeklendiği devam çalışmalarında nöron dinamikleri açısından zengin davranışlar sergileyebilen HR ve Izhikevich Nöron modellerinin kullanımı tercih edilmiştir.

2. BÖLÜM
HR NÖRONLARININ KUPLAJLANMASI VE HR NÖRONLARI ILE OLUŞTURULAN MDÜ AĞ YAPILARI

2.1. Hindmarsh-Rose (HR) Nöron Modeli

Dinamik sistem teorisi çalışmalarında, nonlineer osilatörlerin senkronizasyonu ve beyinde bilgi işleme sürecinde önemli rol oynayan nöronların senkronizasyonu konuları son yıllarda sıklıkla çalışılan bir konu haline gelmiştir **[46-52]**. Nöronlar, membran yüzeyindeki iyon akışları sayesinde kendi elektriksel potansiyellerini üretebilmektedir. Bu membran osilasyonları osilatör yapılarına benzer şekilde Hodgkin–Huxley **[53]**, FitzHugh–Nagumo **[16]**, Wilson–Cowan **[23]**, Morris–Lecar **[54]**, Hindmarsh–Rose**[17]** ve Izhikevich **[18]** modelleri gibi çeşitli biyolojik nöron modelleri ile tanımlanabilmektedir. Bu nöron modellerinin her birinin bazı avantajları ve dezavantajları vardır. Örneğin membran yüzeyindeki iyonik mekanizma ve elektriksel akım Hodgkin–Huxley nöron modelinde kapsamlı bir şekilde tartışılmıştır; fakat bu model hesaplama kompleksliği nedeniyle bazı uygulama alanlarında tercih edilmemektedir. FitzHugh–Nagumo nöron modeli Hodgkin–Huxley nöron modelinin hesaplama yönünden basitleştirilmiş şeklidir; fakat FitzHugh–Nagumo modeli nöronların "bursting" davranışını sergileyemez. HR nöron modeli üç adet diferansiyel denklemden oluşmaktadır, dolayısıyla bir hesaplama yükü getirmez. Hodgkin–Huxley nöron modelindeki parametrelerin birçoğunu sadeleştirerek kapsadığından, nöronların pek çok dinamik davranışı bu model kullanılarak elde edilebilir.

Nöron modelleri bireysel nöronların davranışlarını modellemesinin yanı sıra kolektif nöronların kuplajlanarak senkron ya da asenkron davranışlarının incelenmesinde ve fiziksel olarak elde edilmesinde kullanılabilir. Nöral senkronizasyonun incelendiği çalışmalarda elektriksel ve kimyasal kuplajlama yapılarını ayrı ayrı modelleyebilmesi

sebebiyle, genellikle Tablo 1.1'de Denk. 2 ile tanımlanan HR nöron modeli tercih edilmektedir **[17]**. HR nöronları kullanılarak yapılan senkronizasyon çalışmalarında üzerinde sıklıkla durulan bir kaç konu vardır: *Kuplajlama Türü*: Nöronların sinaptik bağlantıları ya elektrikseldir ya da kimyasaldır. HR nöron modelinin kullanıldığı senkronizasyon çalışmalarında elektriksel ve kimyasal kuplajlamayı tanımlayan matematiksel modeller kullanılarak kuplajlama türlerinin senkronizasyon durumuna etkilerinin incelendiği çalışmalar literatürde mevcuttur **[55-59].** *Senkronizasyonun kontrolü:* Senkronizasyon periyodik ya da kaotik osilasyonlar üreten sistemlerin frekanslarının ya da fazlarının birbirlerine yakınlığını ifade eden bir kavramdır. Nöronların senkronizasyonlarını HR nöron modeli kullanarak inceleyen pek çok makale literatürde mevcuttur. **[60-69]**. *Senkronizasyonda kararlılık kontrol yöntemleri*: Literatürde nöronların senkron hale getirilmesinin ardından, ne kadar başarılı bir senkronizasyon işlemi yapıldığını kontrol etmek için çeşitli kararlılık yöntemleri kullanılmaktadır. **[70-88].** *Gerçek nörondan biyolojik modele veri aktarma*: Canlı hücrelerden alınan verilerin işlenerek, elde edilen sonuçların biyolojik nöron modellerine adapte edilmeye çalışıldığı bazı senkronizasyon çalışmaları da literatürde mevcuttur. Bazen de biyolojik nöron modellerinin benzetimi ile elde edilmiş sonuçlardan yola çıkılarak gerçek bir hücrenin tepkisi de kontrol edilebilmektedir **[89-92].** *Nöron modellerinin pratik uygulamalarda kullanımı:* Biyolojik nöron modelleri gerçek zamanlı işaretlere ihtiyaç duyulan uygulamalar için çeşitli elektronik donanımlarla gerçeklenmiş ve böylece yapay nöronlar elde edilmiştir. Bir sonraki adım olarak yapay nöronlar yapay kuplajlarla birleştirilerek yapay ağ yapıları elde edilmeye çalışılmıştır **[51-58].**

Nöron modellerinin elektronik donanımlarla gerçeklendiği pek çok çalışma literatürde mevcuttur **[51-58]**. Bununla birlikte nöron kuplajlamasının ve senkronizasyonun elektronik elemanlarla gerçekleştirildiği çalışmaların sayısı sınırlıdır **[93, 94, 101-107].** Yapılmış olan donanım uygulamalarında basit matematiksel tanımlaması nedeniyle genellikle elektriksel kuplajlama tercih edilmiştir **[61]**. Yüksek lisans tezi kapsamında yapılmış olan bir çalışmamızda elektriksel kuplajlı iki HR nöronunun programlanabilir analog ve dijital elemanlarla gerçekleştirimi yapılmış ve literatüre sunulmuştur **[103, 106]**. Bir kaç çalışmada ise analog devre elemanlarının karakteristiklerinin kimyasal

kuplajlama fonksiyonuna benzerliğinden yararlanılarak kimyasal kuplajlamalı CMOS gerçekleştirimler yapılmıştır **[93-105].**

Tez çalışmasının bu kısmında, omurgasız canlılarda bulunan MDÜ ağlarına örnek teşkil eden ve basit bir MDÜ yapısı olan ıstakozun stomatogastrik ganglion hücrelerinden PD ve LP nöronları ele alınacaktır **[9]**. Bu nöronlar birer HR nöron modeli ile temsil edilerek, aralarındaki tekyönlü kimyasal kuplajlama HR nöron modelinin kimyasal kuplajlama fonksiyonu ile modellenmiştir. Kimyasal kuplajlamanın dijital elemanla kolay gerçekleştirimi için kimyasal kuplajlama fonksiyonu modifiye edilmiştir. Modifiye edilen fonksiyonun nöral senkronizasyon için kararlı aralıkları standart sapma yöntemi kullanılarak kontrol edilmiştir. Elektriksel, kimyasal ve yaklaşık kimyasal kuplajlama fonksiyonunun kullanıldığı durumlarda nöronların hangi sinaptik ağırlık değerlerinde senkron ya da asenkron davranışlar sergilediğinin tespiti için standart sapma sonuçlarından yararlanılmıştır.

2.2. HR Nöronlarının Elektriksel ve Kimyasal Kuplajlanması

Nöronlar arasındaki iletişim ve koordinasyon sinapsları aracılığı ile gerçekleşir. Birbirleriyle sinapsları aracılığıyla haberleşen nöronlar, elektriksel ve kimyasal olmak üzere iki yolla birleşir **[55-59]**. Elektriksel kuplaj, kimyasal kuplajdan daha hızlıdır. Elektriksel kuplaj refleks hareketleri gibi hızlı iletime ihtiyaç olan işlemlerde kullanılmakta ve çift yönlü çalışmaktadır **[108].** Kimyasal kuplajlamada ise nöronlar arasında doğrudan bir bağlantı yoktur ve nöronlar arasında iyonik akış meydana gelmez. İki nöron arasında nörotransmitter enzimler salgılanır ve postsinaptik nöronda aksiyon potansiyeli meydana gelir. Salgılanan enzim aksiyon potansiyelinin oluşumunu kolaylaştırıyorsa uyarıcı (excitatory) kuplajlama; zorlaştırıyorsa bastırıcı (inhibitory) kuplajlama meydana gelir. Nöronların sinaptik özelliklerini başarılı bir şekilde yansıtan kuplajlanmış HR nöronları için *i.* ve *j.* nöronlar arasındaki etkileşim aşağıdaki denklemlerle tanımlanmaktadır **[87]**:

$$\begin{aligned}
\dot{x}_i &= y_i - x_i^3 - bx_i + I - z_i - g_s\delta(x_i)\sum_{j=1}^{N}\breve{c}_{ij}\gamma(x_i, x_j) \\
\dot{y}_i &= 1 - 5x_i^2 - yi \\
\dot{z}_i &= \mu\,(s(x_i - x_{rest}) - z_i)
\end{aligned} \tag{10}$$

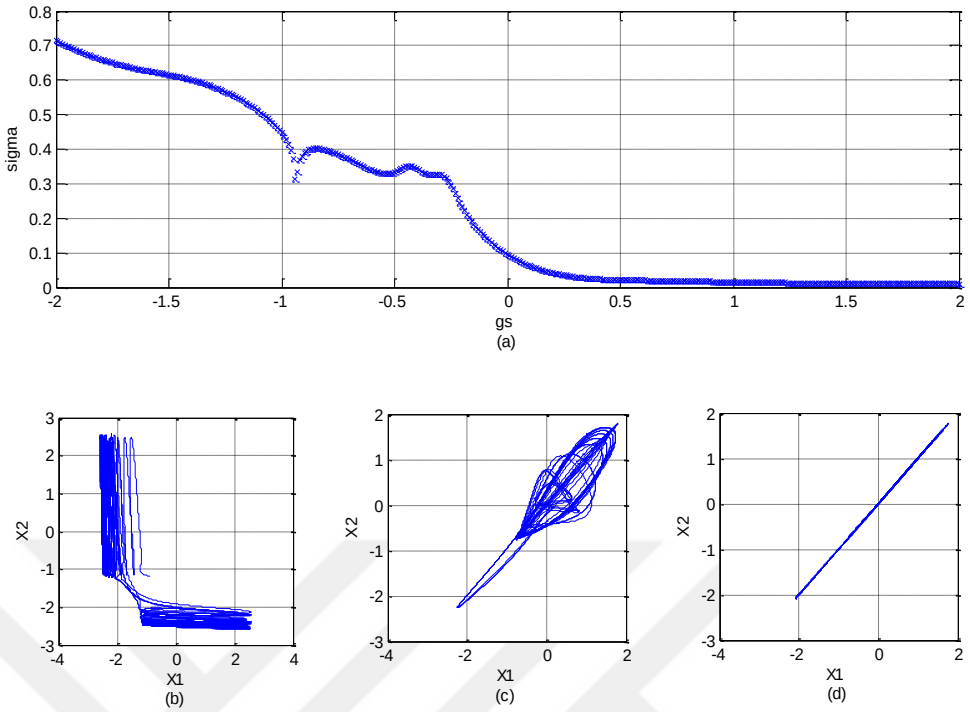
Burada $\breve{c}_{ii} = \breve{c}_{jj} = 0$ ve $\breve{c}_{ij} = \breve{c}_{ji} = 1$'dir. Denklemde g_s parametresi kuplajlama ağırlığı olarak adlandırılmaktadır. Elektriksel kuplajlama durumunda $\gamma(x_i, x_j) = \gamma_e(x_i, x_j) = (x_j - x_i)$ ve $\delta(x_i) = 1$ şeklinde tanımlanmıştır. Kimyasal kuplajlama durumunda $\gamma(x_i, x_j) = \gamma_s(x_j) = \frac{1}{1 + e^{-k(x_j - \theta_s)}}$ ve $\delta(x_i) = -(x_i - V_s)$ şeklinde ifade edilir. Bu fonksiyonlardaki sabit parametreler nümerik benzetimlerde k=10, V_s=-2, θ_s=0.28 değerlerinde alınmıştır.

Hem elektriksel hem de kimyasal kuplajlamada nöronların senkronizasyon durumları g_s'nin değerine göre değişmektedir. Daha öncede bahsedildiği gibi nöron davranışlarının senkronizasyon kontrolü için çeşitli yöntemler önerilmiştir. Bunlardan birisi de Denk.11'de verilen standart sapma yöntemidir **[72].**

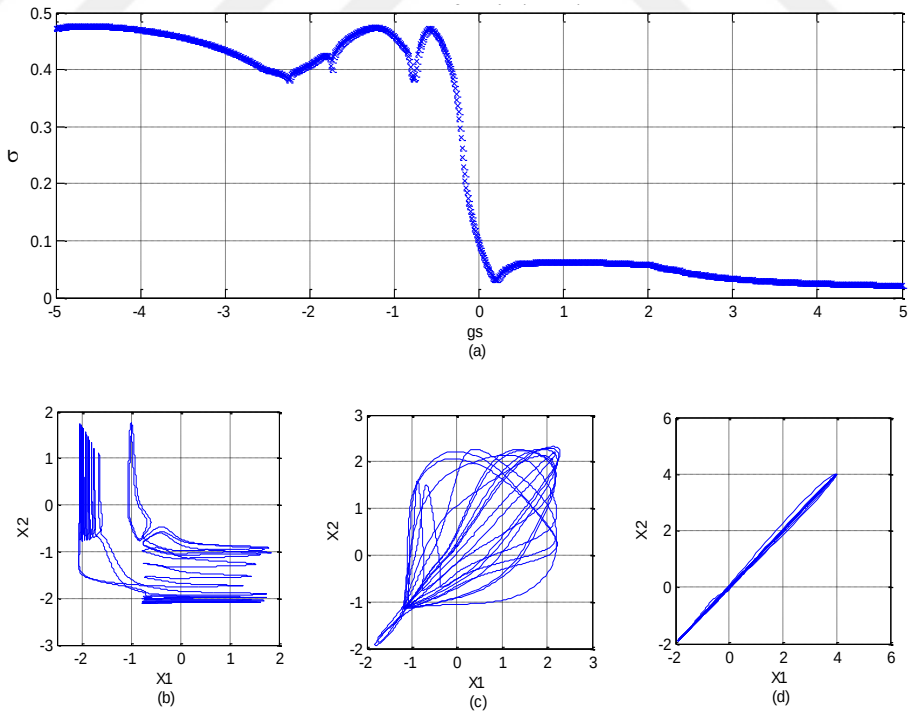
$$\sigma = \left[\langle \sigma(k) \rangle\right]$$
$$\sigma(k) = \sqrt{\frac{\left[\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} x_i^2(k) - \left[\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} x_i(k)\right]^2\right]}{(N-1)}} \qquad (11)$$

Burada $\sigma(k)$ *i.* nöronun zaman serisindeki *k.* değeridir. $\langle * \rangle$ ortalama değerleri gösterirken, [*] ifadesi σ 'nın değerlerini göstermektedir.

İki nöronun davranışı birbirine ne kadar yakınsa, standart sapma değeri de sıfıra o kadar yakındır. Şekil 2.1.a'da elektriksel kuplajlı iki HR nöronunun -2< g_s<2 aralığındaki g_s değerleri için elde edilen standart sapma sonuçları verilmektedir. Bu sonuçlara göre g_s=-1 değerinde elektriksel kuplajlı iki HR nöronu asenkron, g_s=0.2'de senkron davranışa yakın ama tamamen senkron olmayan, g_s=0.8'de ise senkron bir davranış gözlemlenmelidir. Şekil 2.1.b, c ve d' de sırasıyla g_s=-1, g_s=0.2, g_s=0.8 değerleri için verilen x_1-x_2 faz uzayı gösterimleri, bahsedilen senkronizasyon durumlarını doğrulamaktadır. Şekil 2.2.a'da kimyasal kuplajlama için hesaplanmış olan standart sapma grafiğine göre; nöronlar g_s=-2'de asenkron, g_s=0.6'da kısmen senkron, g_s=5'te senkron davranış sergilemelidir. g_s=-2, g_s=0.6, g_s=5 değerleri için kimyasal kuplajlı iki HR nöronunun x_1-x_2 faz uzayı gösterimleri sırasıyla Şekil 2.2.b, c ve d'de verilmektedir. İlgili sonuçlar da bahsedilen senkronizasyon durumlarını doğrulamaktadır.



Şekil 2.1. Elektriksel kuplajlı iki HR nöronunun, a) Senkronizasyon kararlılıklarının standart sapması, b) g_s=-1 için, c) g_s=0.2 için, d) g_s=0.8 için iki nöronun membran potansiyellerinin x_1-x_2 faz diyagramı gösterimleri.

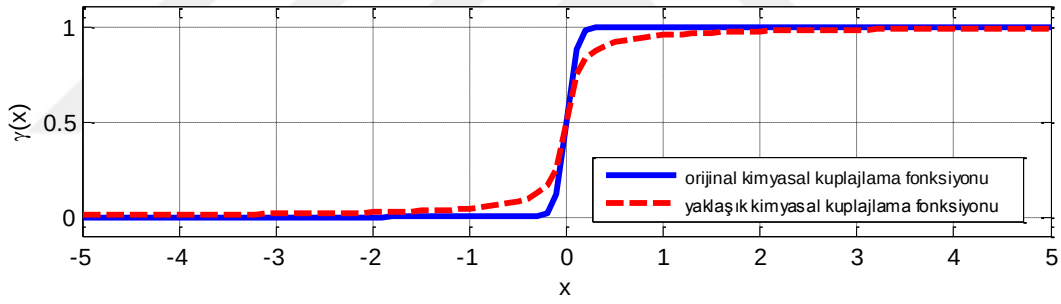


Şekil 2.2. Kimyasal kuplajlı iki HR nöronunun, a) Senkronizasyon kararlılıklarının standart sapması, b) g_s=-2 için, c) g_s=0.6 için, d) g_s=5 için iki nöronun membran potansiyellerinin x_1-x_2 faz diyagramı gösterimleri.

Denklem 10 ile tanımlanan kimyasal kuplajlamadaki üstel ifadenin dijital donanımlar kullanılarak gerçekleştirimi oldukça güçtür. Bu sebeple kimyasal kuplajlama fonksiyonundaki üstel ifadenin dijital sistemler kullanılarak kolay gerçeklenebilmesi için Denk.12'de verilen dönüşümlerden yararlanılarak yaklaşık bir kimyasal kuplajlama fonksiyonu tanımlanabilir:

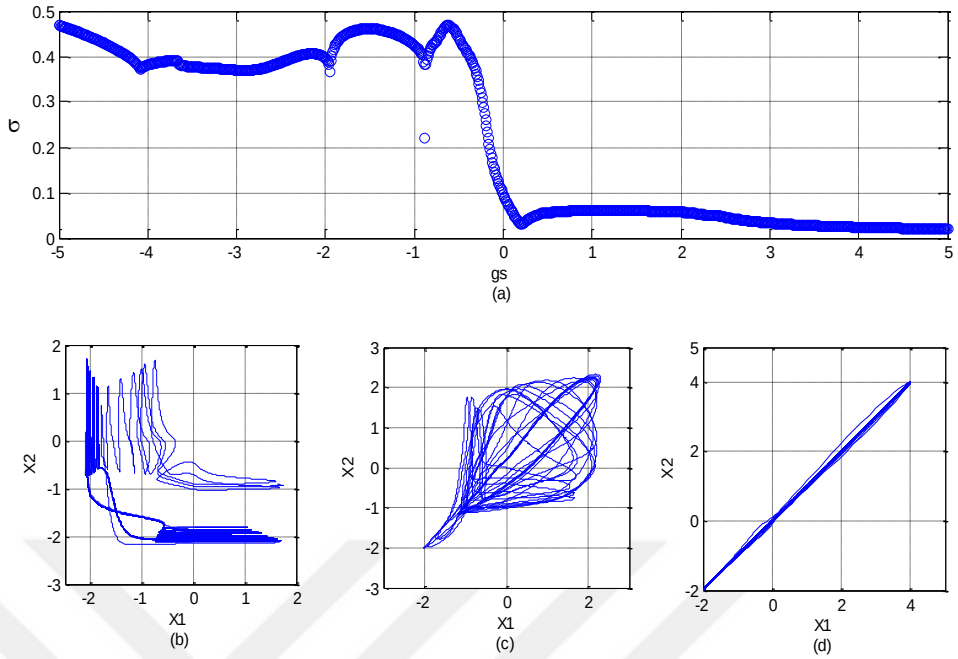
$$\gamma(x) = \frac{1}{1+e^{-2kx}} \cong \frac{1}{2} + \frac{1}{2}\tanh(kx)$$
$$\tanh(kx) \cong \frac{kx}{\sqrt{1+kx^2}} \cong \frac{kx}{1+|kx|} \qquad (12)$$
$$\gamma(x) = \frac{1}{1+e^{-2kx}} \cong \frac{1}{2} + \frac{1}{2}\left(\frac{kx}{1+|kx|}\right)$$

Burada k=10'dur. Orijinal ve yaklaşık kimyasal kuplajlama fonksiyonun benzerliğini görmek için yapılan nümerik benzetime ait sonuç Şekil 2.3'te verilmektedir.



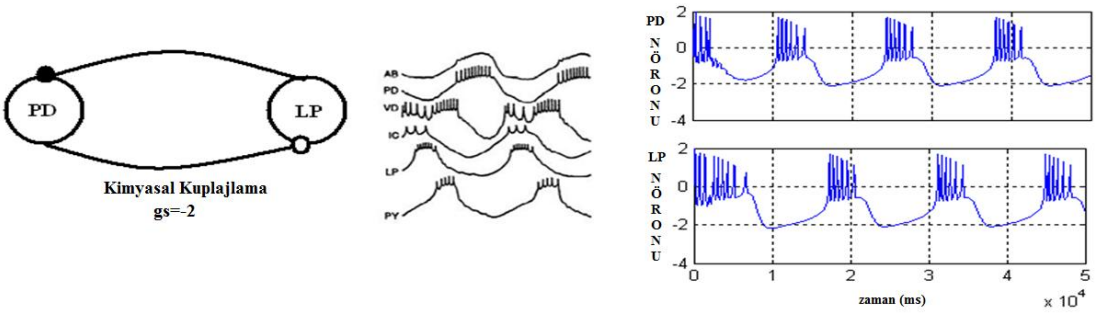
Şekil 2.3. Orijinal ve yaklaşık kimyasal kuplaj fonksiyonlarının kıyaslanması için yapılan nümerik benzetim sonuçları.

Yaklaşık kimyasal kuplajlama fonksiyonu kullanılarak birleştirilen iki HR nöronunun senkronizasyon durumunu belirlemek için hesaplanan standart sapma sonuçları Şekil 2.4.a'daki grafikte sunulmaktadır. Bu grafik Şekil 2.2.a'daki orijinal kuplajlama fonksiyonuna ait sonuçlarla oldukça benzerdir. Yaklaşık kimyasal kuplaj fonksiyonu kullanılarak kuplajlanan iki HR nöronu için g_s=-2, g_s=0.6, g_s=5 değerlerindeki senkronizasyon durumları sırasıyla Şekil 2.4.b, c ve d'de verilmektedir. Burada iki nöron g_s=-2 değerinde asenkron, g_s=0.6 değerinde kısmen senkron, g_s=5 değerinde senkron davranış sergilemektedir. HR nöron modeli ile yapılan bu çalışmaların tümünde Euler ayrıklaştırma yöntemi kullanılmıştır ve ayrıklaştırma sabiti Δh=0.01'dir.



Şekil 2.4. Yaklaşık kimyasal kuplajlama fonksiyonu ile kuplajlanmış iki HR nöronunun, a) Senkronizasyon kararlılıklarının standart sapması, b) g_s=-2 için, c) g_s=0.6 için, d) g_s=5 için iki nöronun membran potansiyellerinin x_1-x_2 faz diyagramı gösterimleri.

Birkaç nörondan oluşan nispeten küçük MDÜ ağları, nöronlar arasındaki kuplajlamayı incelemek için uygun yapılardır **[13].** MDÜ ağ yapıları ile elde edilen ritmik hareketlerin bir örneği kabukluların (örneğin lobster) stomagastric ganglionunda bulunan sindirimden sorumlu hareketlerdir. Bu canlıların ganglionlarında pyloric ve gastric olmak üzere iki adet MDÜ ağı vardır. PD (Pyloric Dilator) ve LP (Lateral Pyloric) nöronları Şekil 2.5.a'da verilen pyloric MDÜ ağında bulunmaktadır. Bu ağ yapısında PD ve LP nöronları kimyasal kuplajlarla bağlanmıştır ve Şekil 2.5.b'de görüldüğü gibi iki nöron asenkron çalışmaktadır **[9, 109].** Tez çalışmasının bu kısmında, pyloric MDÜ ağında bulunan bu iki nöron, HR nöron modeli kullanılarak modellenmiştir. HR nöron modeli ile oluşturulan bu nöronlar arasındaki sinaptik bağlantılar Denk.12'de verilen yaklaşık kimyasal kuplajlama fonksiyonu kullanılarak oluşturulmuştur. Bu kimyasal kuplajlamaların sinaptik ağırlık değerleri g_s= -2'ye ayarlanmıştır. Böylece, Şekil 2.5.c'deki gibi membran potensiyeli çıkışları asenkron olan basit bir MDÜ nöral ağı elde edilmiştir. Bu sonuçlardan da görülebileceği gibi, bu MDÜ ağındaki nöronlar ve kimyasal kuplajlamalar HR biyolojik nöron modeliyle başarılı bir şekilde modellenebilmektedir.



(a) (b) (c)

Şekil 2.5. a) Kuplajlı PD ve LP nöronları, b)Pyloric stomatogastric MDÜ ağındaki nöronların dinamik davranışları, c) gs=-2 için modifiye kimyasal kuplajlı HR nöronlarının benzetim sonuçları **[109]**.

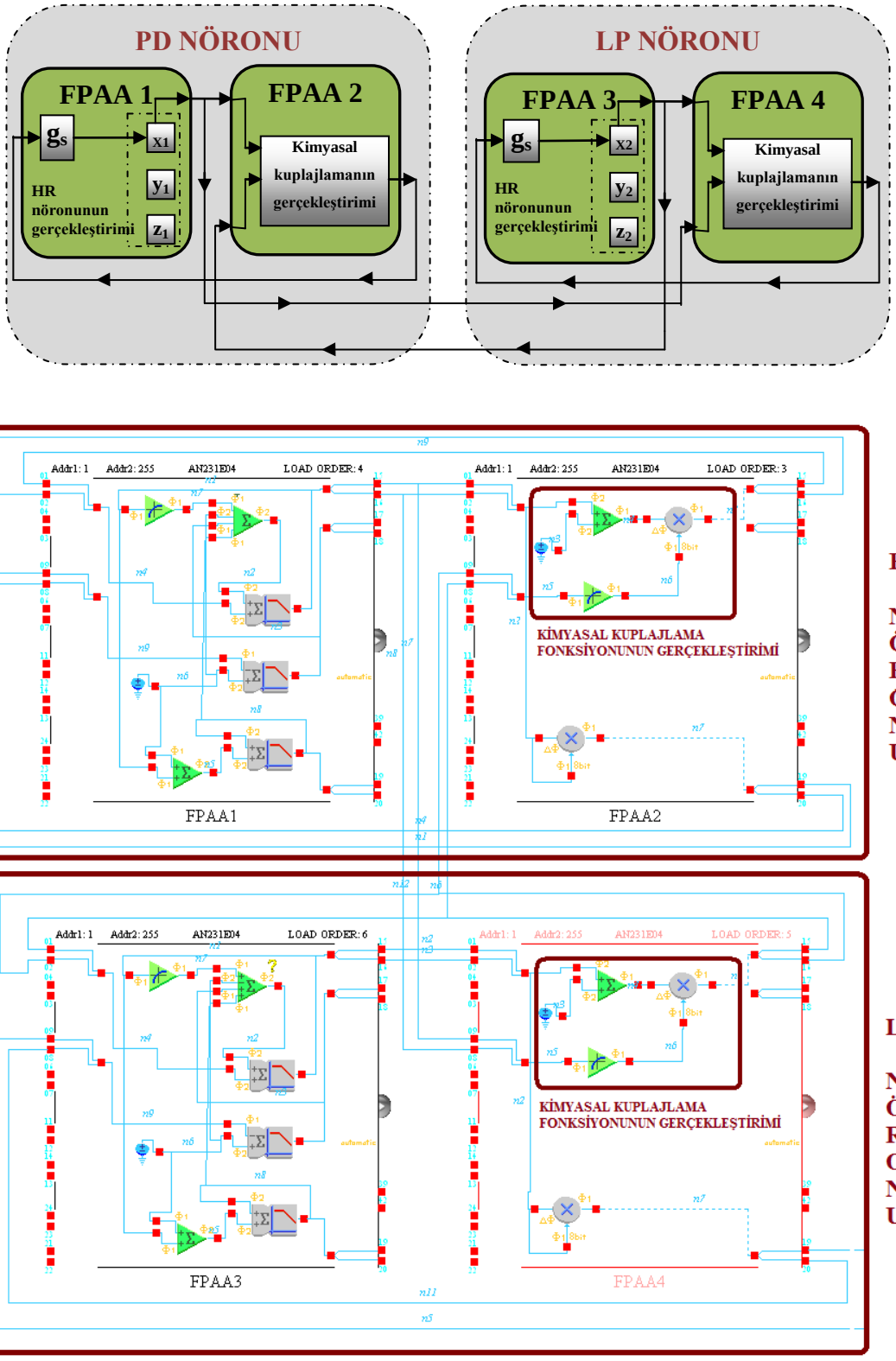
2.2.1. Kimyasal Kuplajlı İki HR Nöronunun Donanım Gerçekleştirimleri

Biyolojik nöron modelleri, kuplajlı yapay nöronlar ve MDÜ ağları gerçek zamanlı işarete ihtiyaç duyulan uygulamalar için çeşitli elemanlarla gerçeklenebilmektedir. Bu bölümde kimyasal kuplajlı iki HR nöronunun programlanabilir analog ve dijital elemanlarla gerçekleştirimi ele alınacaktır. Bir ıstakozun stomatogastric ganglion MDÜ'nin bir bölümü, kimyasal kuplajlı basit bir ağ yapısını anımsattığından; bu basit MDÜ ağ yapısının donanımsal gerçekleştirim sonuçlarını yansıtabilmek amacıyla, gerçekleştirim sonuçlarında, nöronların asenkron çalıştığı davranışlar sunulmaktadır.

2.2.1.1. FPAA Tabanlı Gerçekleştirim

"Alan Programlanabilir Analog Diziler (Field Programmable Analog Arrays-FPAAs) "; analog ve hibrid devrelerin tasarımında kararlılık, doğruluk ve hızlı prototip teknikleri sunan, temel analog işlemleri içeren ve farklı analog fonksiyonları gerçekleştirmek için elektriksel olarak yeniden programlanabilen tümdevrelerdir. FPAA elemanı giriş çıkış portlarından, lojik kontrol biriminden ve elemanın hafızasını belirleyen "Yapılandırılabilir Analog Bloklar'dan (Configurable Analog Block-CAB) " meydana gelir. Bir FPAA kartının hafızasının yetmediği tasarımlarda FPAA kartları birleştirilebilir **[110].**

FPAA'lerde tasarım aşamasında ihtiyaç duyulan analog fonksiyonları gerçekleştirmek ve CAB'ler arasındaki arabağlantıları düzenlemek için bir yazılım geliştirme programından yararlanılmaktadır. Tez çalışmasında ANADIGM^{TM} firmasının ürettiği



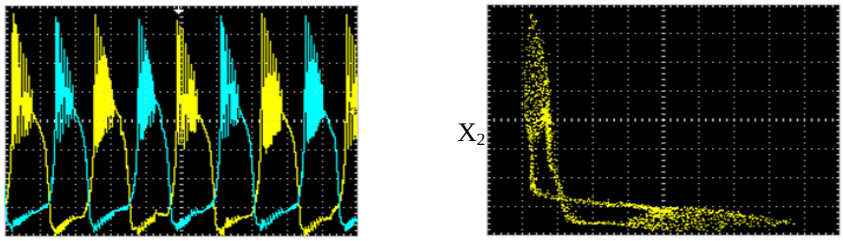
Şekil 2.6. Kimyasal kuplajlı HR nöronlarının FPAA gerçekleştirim şeması.

AN231E04 kartı kullanılmıştır. Bu kartları programlayabilmek için Anadigm Designer[2] programı kullanılmaktadır. Anadigm Designer[2] programında çeşitli analog fonksiyonları gerçekleştirmek için önceden tanımlı "Yapılandırılabilir Analog Modüller (Configurable Analog Modules-CAMs)" mevcuttur.

Şekil 2.6'da görüldüğü gibi iki HR nöronunun gerçekleştirimi için dört adet FPAA kartı kullanılmıştır. PD nöronu FPAA1&2'de oluşturulurken, LP nöronu FPAA3&4'te oluşturulmuştur. Burada kimyasal kuplajlama fonksiyonu $\gamma(x_1, x_2) = \gamma_c(x_2) = (1/(1+e^{-k(x_2-\theta_s)}))$, $\sigma(\mathrm{x}_1) = -(\mathrm{x}_1 - \mathrm{V_s})$ şeklinde tanımlanmaktadır. $\gamma_c(x_j)$ fonksiyonu TRANSFER FUNCTION bloğu kullanılarak gerçeklenmişken, $\delta(x_i)$ fark ifadesi SUMDIFF bloğu ile gerçeklenmiştir. v_s değeri için VOLTAGE bloğu kullanılırken, g_s sinaptik ağırlık parametresi çarpıcı bloğunun kazancı değiştirilerek ayarlanmıştır. Yüksek lisans çalışmaları kapsamında yapmış olduğumuz elektriksel kuplajlı gerçekleştirim sonuçları ile kimyasal kuplajlı gerçekleştirim sonuçlarının FPAA elemanındaki donanım maliyetleri Tablo 2.1'de sunulmaktadır. Bu sonuçlara göre kimyasal kuplajlama fonksiyonu FPAA2 ve FPAA4'te oluşturulduğundan; bu kartların CAB kullanım kapasiteleri ve güç tüketimleri artmıştır. g_s=-2 için elde edilen gerçekleştirim sonuçları ise Şekil 2.7'de verilmektedir. Bu sonuçlar Şekil 2.5.b'deki asenkron davranışın nümerik sonuçlarıyla da uyumludur.

Tablo 2.1. FPAA tabanlı gerçekleştirimde güç tüketimi ve kapasite kullanımı.

			GÜÇ TÜKETİMİ	**CAB1**	**CAB2**	**CAB3**	**CAB4**
ELEKTRİKSEL KUPLAJLAMA SONUÇLARI [103]	**NÖRON I**	FPAA 1	128±38mW	8/8	7/8	5/8	5/8
		FPAA 2	56±17mW	7/8	0/8	0/8	0/8
	NÖRON II	FPAA 3	128±38mW	8/8	7/8	5/8	5/8
		FPAA 4	56±17mW	7/8	0/8	0/8	0/8
KİMYASAL KUPLAJLAMA SONUÇLARI [112]	**NÖRON I**	FPAA 1	127±38mW	8/8	8/8	4/8	5/8
		FPAA 2	93±28mW	7/8	5/8	4/8	0/8
	NÖRON II	FPAA 3	127±38mW	8/8	8/8	4/8	5/8
		FPAA 4	93±28mW	7/8	5/8	4/8	0/8

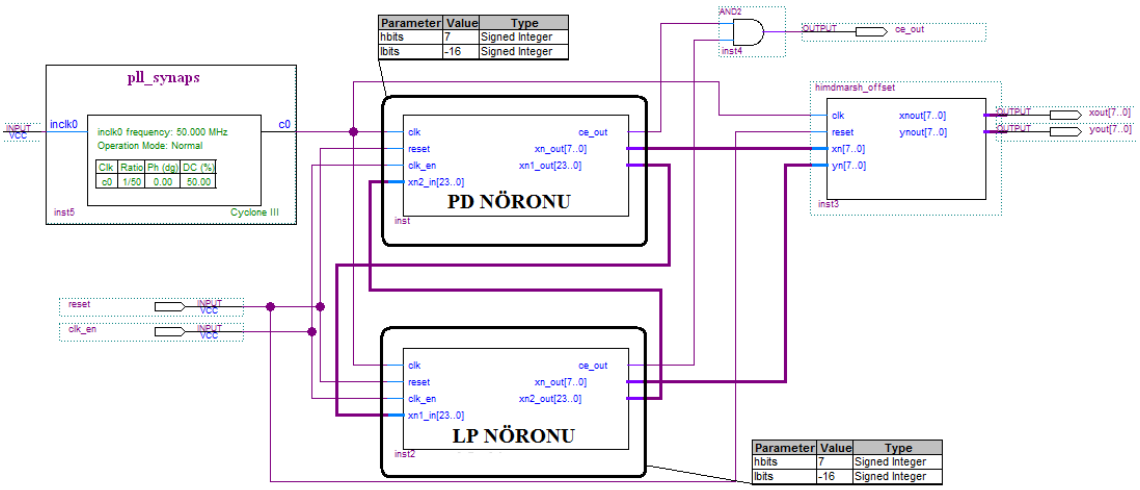


Şekil 2.7. g_s=-2 için kimyasal kuplajlı HR nöronlarının FPAA tabanlı gerçekleştirim sonuçları, a) x_1(sarı), x_2 (mavi) zaman domeni gösterimi, x: 200mV/div, y: 200mV/div, time/div: 10ms, b) x-y faz portresi gösterimi, x: 200mV/div, y: 200mV/div .

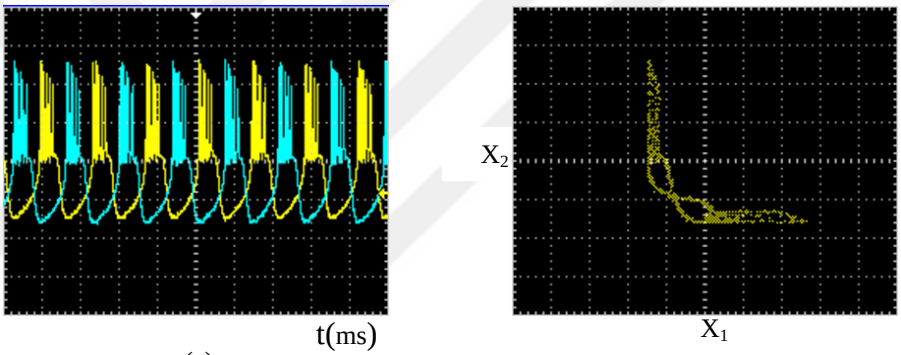
2.2.1.2. FPGA Tabanlı Gerçekleştirim

FPGA'lar da FPAA'lara benzer şekilde tasarım sırasında oluşturulan fonksiyonları gerçekleştirmek ve birimler arasındaki arabağlantıları düzenlemek için yazılım geliştirme programı kullanırlar. FPGA'ların programlanabilmesi için ABEL, Verilog, "Çok yüksek hızlı entegre devrelerde Donanım Tanımlama Dili (Very high speed integrated circuit Hardware Description Language-VHDL)" gibi programlama dilleri kullanılmaktadır. Bu tez çalışmasında yapılan tasarımlarda donanım tanımlama dili olarak VHDL ile 32-bit sabit noktalı nümerik tanımlama kullanılmıştır.

Tez çalışmasının bu kısmında yapılan FPGA tabanlı tasarımda ALTERA firmasının ürettiği DE0 kartı seçilmiştir. Bu kart üzerinde bulunan CycloneIII tümdevresinde 15408 lojik eleman, 504K bit hafıza birimi, 56 adet çarpıcı, 4 adet PLL ve 20 clock kanalı bulunmaktadır **[111].** FPGA dijital bir eleman olduğundan Denk.10'daki ifadenin ayrıklaştırılması gerekmektedir. Bu sebeple Eular ayrıklaştırma yöntemi kullanılmıştır. Burada arıklaştırma sabiti h=0.01 seçilirken, nöronların başlangıç koşulları şu şekilde ayarlanmıştır: $(x_1(0),y_1(0),z_1(0))$=(1,0,0) ve $(x_2(0),y_2(0),z_2(0))$=(2,0,0). FPGA tabanlı gerçekleştirime ait bir şema Şekil 2.8'de verilirken, g_s=-2 için elde edilen deneysel sonuçlar Şekil 2.9'da sunulmaktadır.



Şekil 2.8. Kimyasal kuplajlı HR nöronlarının FPGA gerçekleştirim şeması.



Şekil 2.9. g_s=-2 için kimyasal kuplajlı HR nöronlarının FPGA tabanlı gerçekleştirim sonuçları, a) x_1, x_2 zaman domeni gösterimi, x: 500mV/div, y: 500mV/div, time/div: 10ms, b) x-y faz portresi gösterimi, x: 500mV/div, y: 500mV/div .

FPGA tabanlı gerçekleştirime ait sentez sonuçları Tablo 2.2'de özetlenmektedir. Bu tablodan görüleceği üzere, FPGA tabanlı gerçekleştirimlerde elektriksel ve kimyasal kuplajlamalı HR nöronlarının gerçekleştirim sonuçları kıyaslandığında, kimyasal kuplajlama sonuçlarında maksimum frekans ve alan kullanımı yönünden kötüleşmeler meydana gelmiştir. Maksimum çalışma frekansı aşırı düşmüş, alan tüketimi de iki katına çıkmıştır. Bunun sebebi, kimyasal kuplajlama fonksiyonunun gerçekleştirimi için FPGA elemanında kullanılan çarpıcı bloğu sayısının artmasıdır. Öte yandan, kimyasal kuplajlama fonksiyonunun dijital elemanlarla gerçekleştiriminin zorluğu tespit edilmiş ve ilgili fonksiyon modifiye edilerek dijital eleman kullanımında karşılaşılan gerçekleştirim problemi çözülmüştür. Ayrıca, kimyasal kuplajlamalı HR nöronlarından

Tablo 2.2. FPGA tabanlı gerçekleştirime ait sentez sonuçları.

	ALAN KULLANIMI (LOJİK ELEMAN)	GÖMÜLÜ ÇARPICI KULLANIMI	MAKSİMUM FREKANS	BİT UZUNLUĞU
ELEKTRİKSEL KUPLAJLAMA [103]	4851 (%31)	104 (%93)	14.19 MHz	32
KİMYASAL KUPLAJLAMA [112]	8925 (%58)	96 (%86)	3.54 MHz	24

oluşan ağ yapılarında programlanabilir analog ve dijital elemanların etkin bir şekilde kullanılabileceği gösterilmiştir. Bu sonuçlardan hareketle, daha fazla HR nöronun kuplajlanması gereken MDÜ ağ yapılarında elektriksel kuplajlamanın donanım maliyeti yönünden tercih edilebileceği görülmüştür.

2.3. Kuplajlı Nöronlar arasındaki Genlik ve Faz Hatalarının Ölçülmesi

Kuplajlı osilatörlerin/nöronların kullanıldığı MDÜ tabanlı robotik uygulamalarda düzgün hareket geçişleri elde etmek için osilatörlerin/nöronların genlikleri eşdeğer olmalı; bu osilatörler/nöronlar arasındaki faz farklılıkları ise özel değerlere ayarlanmalıdır **[12, 13, 15]**. Kuplajlı osilatörlerin/nöronların genlik, frekans ve faz değerleri kuplajlama parametrelerinden oldukça etkilenmektedir. Bölüm 2.2'deki standart sapma sonuçlarından görüldüğü üzere, senkronizasyon kararlılıklarının tespiti için kullanılan yöntemlerle iki nöronun sadece in-phase (iki nöron arasındaki faz farklılığı '0'derecedir, sistem senkrondur.) ya da anti-phase (iki nöron arasındaki faz farklılığı '180' derecedir, sistem asenkrondur.) olduğu durumlardaki sinaptik ağırlıklar belirlenebilmektedir. Bununla birlikte MDÜ ağ yapılarının bacaklı robotların kontrolünde kullanıldığı çalışmalarda osilatörler/nöronlar arasındaki faz farklılıklarının 60 (altı bacaklı canlının "wave" yürüyüşü), 90 (dört bacaklı canlının "gallop" yürüyüşü), 180 (altı bacaklı canlının "tripod" yürüyüşü, dört bacaklı canlının "trot" yürüyüşü) derece gibi özel değerlere ayarlanması gerekmektedir. Özel faz farkı değerlerine ihtiyaç duyulan bu uygulamalarda zeki arama algoritmalarından ve farklı hata minimizasyon fonksiyonlarından yararlanılmaktadır. Bu yöntemlerle yapılan parametre belirleme çalışmalarında, hem genlik hem de faz farklılıklarında belirli ölçütlerin sağlanmasına ihtiyaç duyulmasına rağmen, Denk.13 ve Denk.14 gibi pek çok hata minimizasyon fonksiyonu sadece genlik hatalarını ya da sadece faz hatalarını hesaplamaktadır **[9, 80, 86, 113-120]**.

$$CF_{rms} = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(x_{data}(i) - x_{model}(i))^2} \qquad (13)$$

Denklem 13'teki (N) veriden kaydedilen toplam örneği göstermektedir. Ortalama karesel hata yöntemi klasik bir hata kriterine sahiptir. Bu fonksiyon iki işaretin genlikleri arasındaki farklılıkları adım adım işlemektedir.

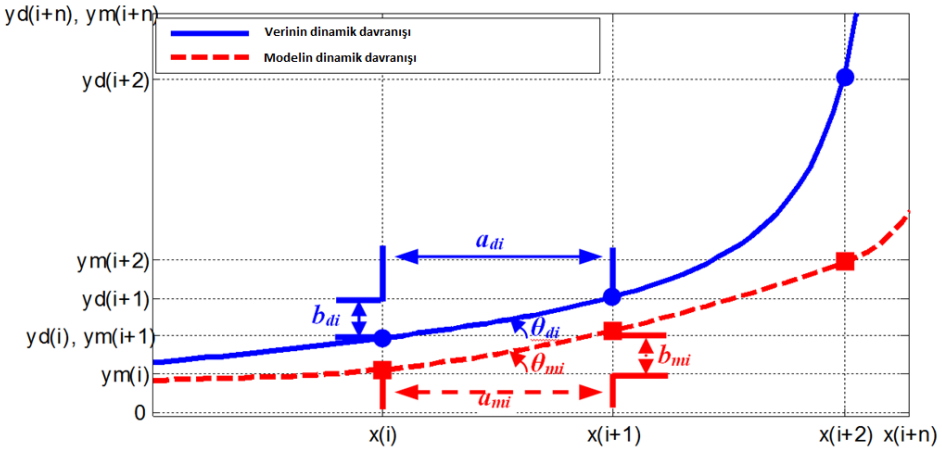
Dinamik nonlineer sistemlerin faz ilişkileri çeşitli yöntemlerle ölçülebilir, bu yöntemlerden biri Denk.14'te verilmektedir **[116]**:

$$\phi(t) = \arctan \frac{s_1(t) - s_{1c}}{s_2(t) - s_{2c}} = \arctan \frac{y(t) - y_0}{x(t) - x_0} \qquad (14)$$

Denklem 14'teki nonlineer dinamik sistem $\dot{x} = f(x)$ şeklinde tanımlandığında; $s_1(t)$ ve $s_2(t)$, x durum değişkenin $s_1(t) = s_1(x, \dot{x}, \ddot{x}....)$ ve $s_2(t) = s_2(x, \dot{x}, \ddot{x}....)$ gibi herhangi iki kombinasyonudur. (s_{1c}, s_{2c}) noktası rotasyon merkezidir. Rotasyon merkezi orijinse, s_{1c} ve s_{2c}'nin değerleri sıfırdır. Faz senkronizasyonu durumu iki dinamiğin fazı birbirine eşitken meydana gelmektedir ($\phi_1(t) \cong \phi_2(t)$). Veri ve model arasındaki minimum faz farklılığını elde edebilmek için bu durum Denk.15'teki gibi düzenlenebilir:

$$CF_\phi = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} | \phi_{di} - \phi_{mi} | \qquad (15)$$

Bu iki yöntem kullanılarak veri ve model arasında sadece genlik ya da faz farklılıkları hesaplanabilmektedir. Bu sebeple, MDÜ ağ yapılarında kullanılacak olan maliyet fonksiyonunun seçimi yeniden gözden geçirilmiş ve alternatif bir hata minimizasyon algoritması önerilmiştir. Bu alternatif fonksiyon Şekil 2.10'da görüldüğü gibi kompleks sayıların üstel formuna dayanmaktadır. Şekil 2.10'daki sürekli çizgiler verinin dinamik davranışını temsil ederken, kesikli çizgiler modelin davranışını göstermektedir.



Şekil 2.10. Veri ve modelin dinamik davranışlarının temsili bir gösterimi.

Denklem 16 ve 17'de Şekil 2.10'daki kartezyen koordinat sisteminde tanımlı *(x, y)* noktası, kutupsal koordinat sisteminde *(r, θ)* noktasına dönüştürülmektedir. Burada *r* noktanın orijine olan uzaklığını, *θ* ise noktanın pozitif x ekseninden noktaya doğru çizilmiş bir yayın açısını temsil etmektedir. Denklem 16 ve 17'deki *i, d* ve *m* alt indisleri sırasıyla nonlineer davranışının zaman serisindeki *i'inci* değerini, *veri* terimini ve *model* terimini ifade etmektedir. Denklem 16.3 ve 17.3'teki r_{di} ve r_{mi} noktaların modüllerini, Denklem 16.4 ve 17.4'teki θ_{di} ve θ_{mi} ise noktaların argümanlarını temsil etmektedir. Bu modüller ve argümanlar kullanılarak kompleks sayıların kutupsal gösterimleri Denklem 16.5 ve 17.5'teki gibi yazılabilir. Ardından Euler dönüşüm formülü kullanılarak Denklem 16.6 ve 17.6'daki gibi kutupsal gösterimden üstel forma geçiş yapılabilir.

Data		**Model**	
$a_{di} = [x_{(i+1)} - x_{(i)}]$	(16.1)	$a_{mi} = [x_{(i+1)} - x_{(i)}]$	(17.1)
$b_{di} = [y_{d(i+1)} - y_{d(i)}]$	(16.2)	$b_{mi} = [y_{m(i+1)} - y_{m(i)}]$	(17.2)
$r_{di} = \sqrt{a_{di}^{\,2} + b_{di}^{\,2}}$	(16.3)	$r_{mi} = \sqrt{a_{mi}^{\,2} + b_{mi}^{\,2}}$	(17.3)
$\theta_{oi} = \pi[\tan^{-1}(b_{di} / a_{di})/180]\ rad$	(16.4)	$\theta_{mi} = \pi[\tan^{-1}(b_{mi} / a_{mi})/180]\ rad$	(17.4)
$Z_{di} = (x_{di}, y_{di}) = r_{di}(\cos\theta_{di} + j\sin\theta_{di})$	(16.5)	$Z_{mi} = (x_{mi}, y_{mi}) = r_{mi}(\cos\theta_{mi} + j\sin\theta_{mi})$	(17.5)
$Z_{di} = r_{di} e^{j\theta_{di}}$	(16.6)	$Z_{mi} = r_{mi} e^{j\theta_{mi}}$	(17.6)

Veri ve modelin dinamik davranışlarının birebir aynı olması için; Z_{di}, Z_{mi}'ye eşit olmalıdır. Bu durumda $r_{di}/r_{mi}=1$ ve $\theta_{di}-\theta_{mi}=0$ koşullarının sağlanması gerekmektedir. Bu durumdan yola çıkılarak, ilk koşul ($r_{di}/r_{mi}=1$) Denk. 18'deki gibi düzenlenerek, orijinal modelle modifiye model arasındaki genlik farklılıklarını minimuma indirmek amacıyla kullanılabilir.

$$Fitness_1 = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left|\frac{r_{di}}{r_{mi}} - 1\right| \qquad (18)$$

Öte yandan veri ve modelin dinamik davranışları arasındaki faz kaymalasının sıfır olması için ikinci koşul ($\theta_{di}-\theta_{mi}=0$) sağlanmalıdır. Bu koşul Denk.19'daki gibi düzenlenirse iki dinamik arasındaki minimum faz kayması da belirlenebilir.

$$Fitness_2 = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} | \theta_{di} - \theta_{mi} | \quad (19)$$

Burada (N) modelden kaydedilen örnek sayısıdır. Bu alternatif hata minimizasyon algoritması kullanılarak genlik ve faz hataları ayrı ayrı hesaplanabilmektedir. Buradaki toplam hata Denk.20'deki gibi iki hatanın ortalaması alınarak hesaplanabilir. Elde edilen bu denklem GA ve ABC algoritması gibi farklı optimizasyon yöntemlerinde alternatif bir maliyet fonksiyonu olarak kullanılabilir.

$$Fitness = (Fitness_1 + Fitness_2)/2 \quad (20)$$

Önerilen bu yöntemin performans değerlendirmesi şu şekilde yapılmıştır: 2 ila 4 adet HR nöronu; aralarındaki arzu edilen faz farklılıkları sırasıyla iki nöronlu ağ için 180, üç nöronlu ağ için 120 ve dört nöronlu ağ için 90 derece olacak şekilde elektriksel kuplajlama fonksiyonu kullanılarak birleştirilmiştir. Bu ağ yapılarında, nöronlar arasındaki sinaptik ağırlıklar GA ve ABC algoritması kullanılarak belirlenmiştir. GA ile yapılan tahminlerde 'Sürekli Genetik Algoritma' yöntemi kullanılmıştır **[121]**. GA ve ABC algoritmasının maliyet fonksiyonu olarak; öncelikle sadece genlik farklılıkları üzerinden hesaplama yapan Denk.14'teki "ortalama karesel hata (CF_{rms})" fonksiyonu, ardından sadece faz farklılıkları üzerinden hesaplama yapan Denk.15'teki "faz hata fonksiyonunu ($CF_{ø}$)", son olarak da tarafımızca önerilen Denk.20'deki alternatif maliyet fonksiyonu ($CF_{kompleks}$) kullanılmıştır. Her bir hata fonksiyonun algoritma yapılarında ayrı ayrı maliyet fonksiyonu olarak kullanıldığı modeller otuzar kez koşturulmuştur. Bu çoklu koşmaların minimum hata ve ortalama hata sonuçları GA için Tablo 2.3'e, ABC algoritması için Tablo 2.4'e kaydedilmiştir. Aralarında 180, 120 ve 90 derecelik faz farkı olan 2, 3 ve 4 adet kuplajlı HR nöronları için sinaptik ağırlıklar belirlenirken; optimum g_{ji} parametrelerinin değerleri, Şekil 2.1'deki standart sapma sonuçları göz önünde bulundurularak nöronların kısmen senkron ya da asenkron olduğu $-2 \leq g_{ij} \leq 0$ aralığında aratılmıştır. GA'nın popülasyon büyüklüğü 80, doğal seçim parametresi 0.5, mutasyon oranı 0.3 ve maksimum iterasyon değeri 20 olarak seçilmiştir. Bu değerlere paralel olarak ABC algoritmasında popülasyon büyüklüğü 160, limit değeri 100 ve maksimum iterasyon sayısı 20 seçilmiştir.

Tablo 2.3. Denklem 13, 14 ve 20'yi maliyet fonksiyonu olarak kullanan GA'ya ait otuz koşmanın minimum hata ve ortalama hata sonuçları.

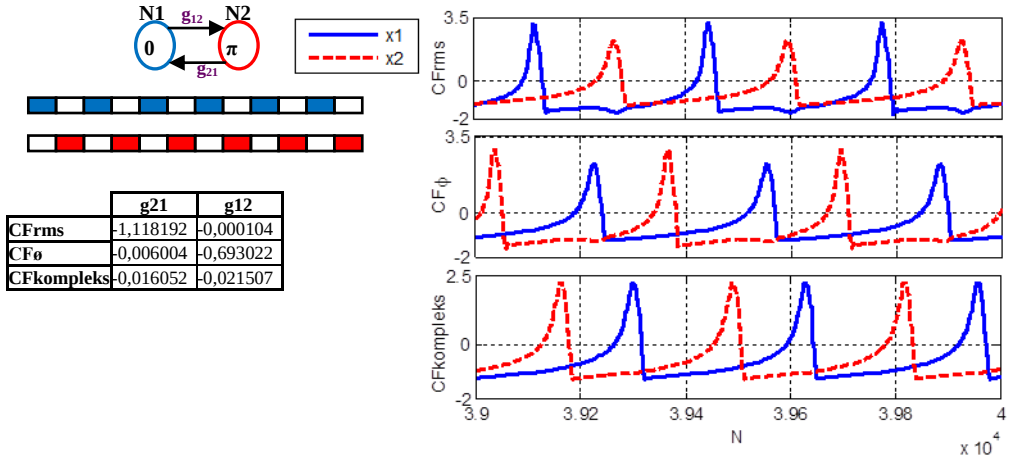
		Minimum Hata			Ortalama Hata		
		CFrms	**CFø**	**CFkompleks**	**CFrms**	**CFø**	**CFkompleks**
Genlik Hatası (Denk. 18)	**2N**	0,046561	0,034948	0,046446	0,074085	0,048899	0,043992
	3N	0,068976	0,035560	0,042361	0,074517	0,049308	0,043969
	4N	0,065219	0,010621	0,024701	0,061053	0,053206	0,030148
Faz Hatası (Denk. 19)	**2N**	0,055629	0,046617	0,046823	0,063697	0,048720	0,050655
	3N	0,080170	0,021922	0,036263	0,072586	0,045356	0,035878
	4N	0,066157	0,024378	0,046280	0,051027	0,047225	0,026240
Toplam Hata (Denk. 20)	**2N**	0,051095	0,040783	0,046634	0,068891	0,048810	0,047323
	3N	0,072288	0,031239	0.039289	0,070921	0,046948	0,039880
	4N	0,064904	0,025406	0,029550	0,054637	0,052441	0,030899

Tablo 2.4. Denklem 13, 14 ve 20'yi maliyet fonksiyonu olarak kullanan ABC algoritmasına ait otuz koşmanın minimum hata ve ortalama hata sonuçları.

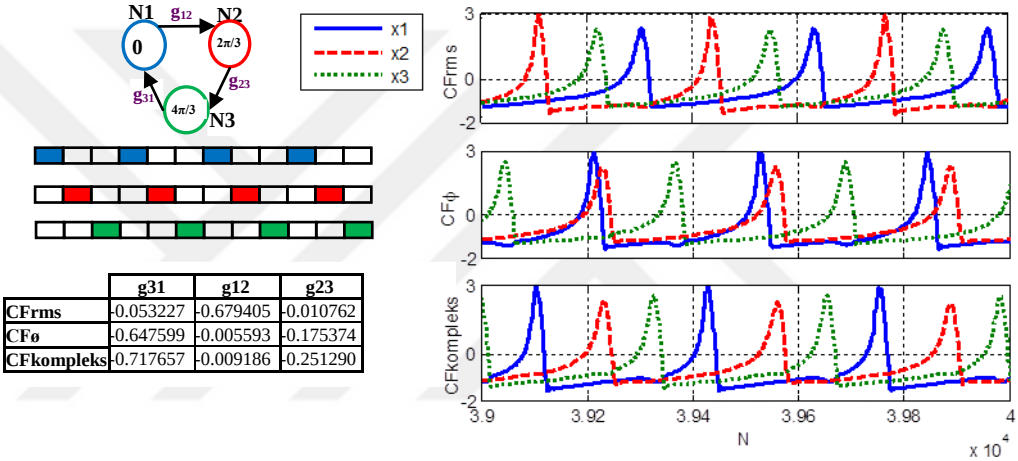
		Minimum Hata			Ortalama Hata		
		CFrms	**CFø**	**CFkompleks**	**CFrms**	**CFø**	**CFkompleks**
Genlik Hatası (Denk. 18)	**2N**	0,048151	0,035254	0,023107	0,039579	0,042152	0,023600
	3N	0,061925	0,043683	0,035320	0,067272	0,051753	0,055080
	4N	0,064402	0,021804	0,033049	0,052418	0,036203	0,020813
Faz Hatası (Denk. 19)	**2N**	0,054604	0,046944	0,054594	0,054837	0,052964	0,054240
	3N	0,062043	0,023547	0,030254	0,067385	0,044171	0,047038
	4N	0,046701	0,028887	0,021495	0,025893	0,034906	0,019823
Toplam Hata (Denk. 20)	**2N**	0,051377	0,041099	0,038850	0,047208	0,047558	0,038920
	3N	0,059826	0,032782	0,033191	0,063423	0,046988	0,048176
	4N	0,046293	0,029675	0,020111	0,041312	0,038609	0,026838

Verilerden kaydedilen toplam örnek sayısı N=40000 olarak alınmıştır. Nöronların başlangıç koşulları $N_1=(x_0=0.1,\ y_0=0,\ z_0=0)$, $N_2=(x_0=0.2,\ y_0=0,\ z_0=0)$, $N_3=(x_0=0.3,\ y_0=0,\ z_0=0)$ ve $N_4=(x_0=0.4,\ y_0=0,\ Z_0=0)$ değerlerine ayarlanmıştır.

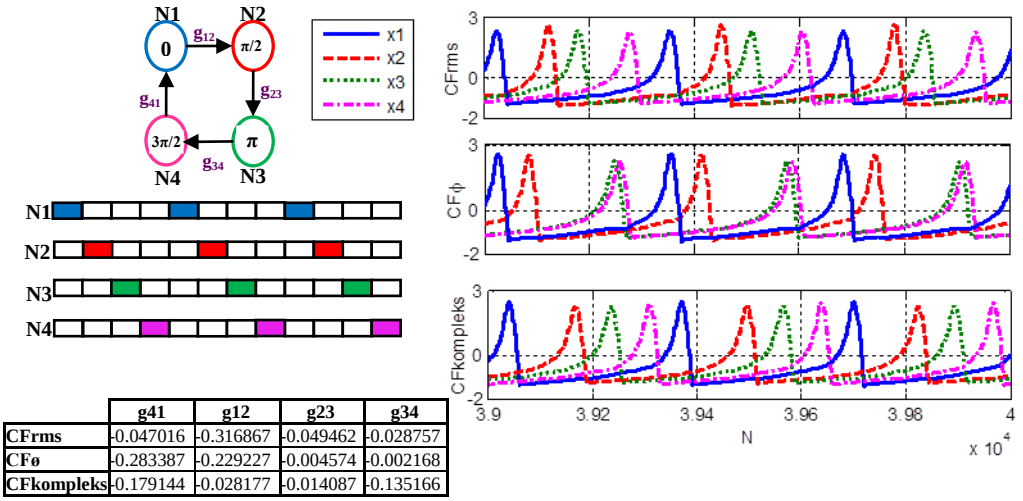
Çoklu koşmaların ardından; otuz koşma içerisinde minimum hata değerini veren sinaptik ağırlıklar, kuplajlı HR nöronlarının nümerik benzetimlerinde kullanılmıştır. SG_{DSP} programı kullanılarak yapılan bu nümerik benzetimlerin sonuçları GA için Şekil 2.11'de, ABC algoritması için Şekil 2.12'de verilmektedir. Ayrıca GA kullanılarak tahmin ettirilen sinaptik ağırlıkların değerleri Şekil 2.11'deki tablolara kaydedilirken, ABC algoritması kullanılarak elde edilen sonuçlar Şekil 2.12'de sunulmaktadır. Şekil 2.11 ve 2.12'de iki, üç ve dört adet elektriksel kuplajlı nöronlar arasındaki arzu edilen faz farklılıkları sırasıyla 180, 120, 90 derecedir.



	g21	g12
CFrms	-1,118192	-0,000104
CFø	-0,006004	-0,693022
CFkompleks	-0,016052	-0,021507



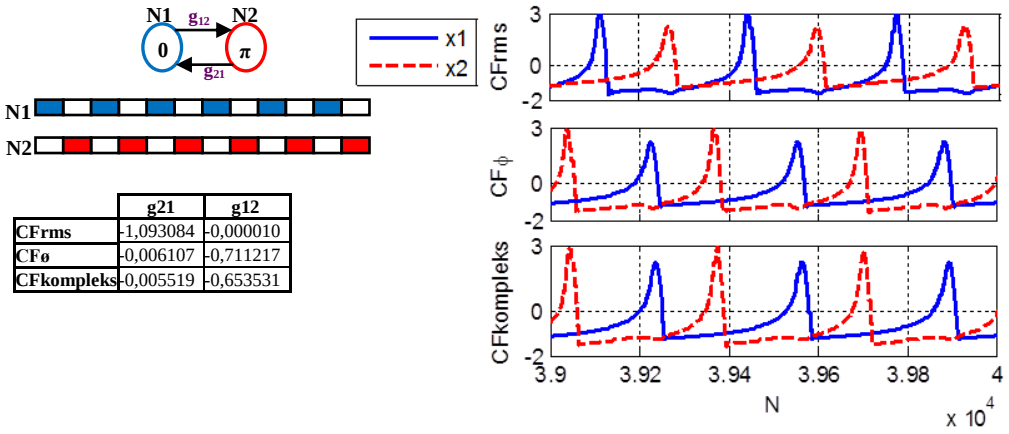
	g31	g12	g23
CFrms	-0.053227	-0.679405	-0.010762
CFø	-0.647599	-0.005593	-0.175374
CFkompleks	-0.717657	-0.009186	-0.251290



	g41	g12	g23	g34
CFrms	-0.047016	-0.316867	-0.049462	-0.028757
CFø	-0.283387	-0.229227	-0.004574	-0.002168
CFkompleks	-0.179144	-0.028177	-0.014087	-0.135166

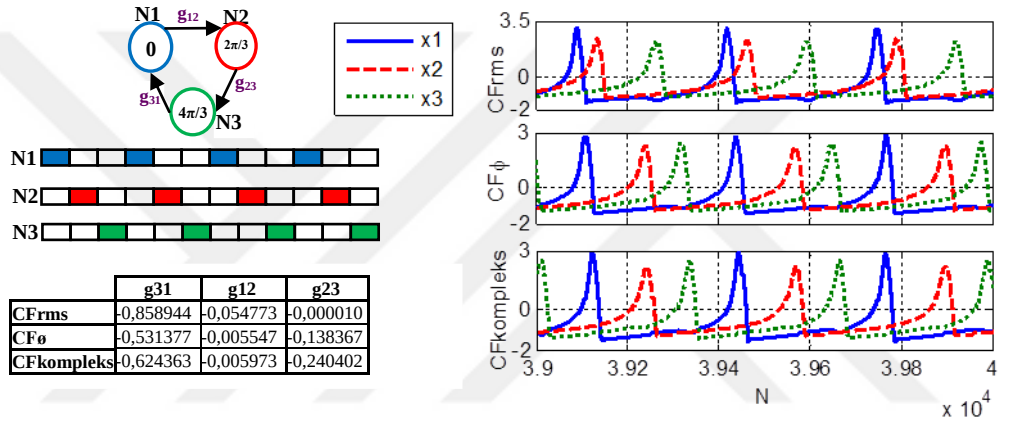
(c)

Şekil 2.11. a) İki, b) üç, c) dört adet elektriksel kuplajlı HR nöronu için, faz farklılığı analiz sonuçları ve GA ile tahmin ettirilen kuplajlama parametrelerinin değerleri.



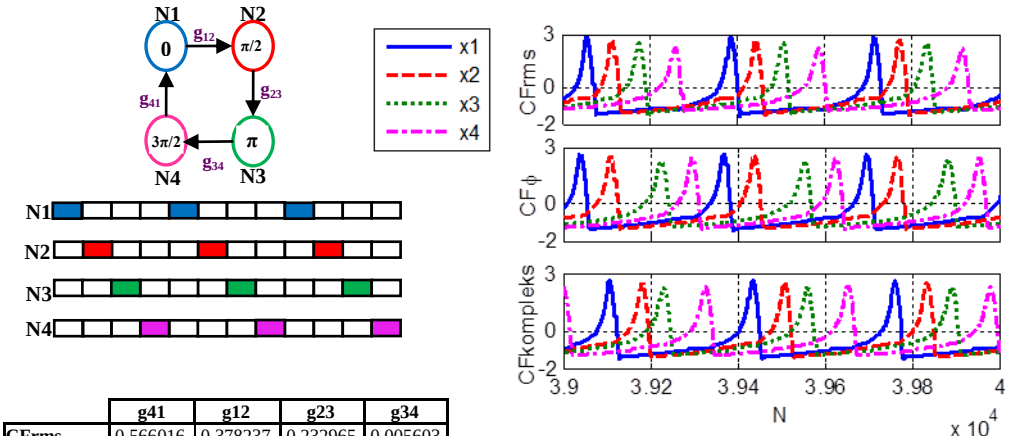
	g21	g12
CFrms	-1,093084	-0,000010
CFø	-0,006107	-0,711217
CFkompleks	-0,005519	-0,653531

(a)



	g31	g12	g23
CFrms	-0,858944	-0,054773	-0,000010
CFø	-0,531377	-0,005547	-0,138367
CFkompleks	-0,624363	-0,005973	-0,240402

(b)



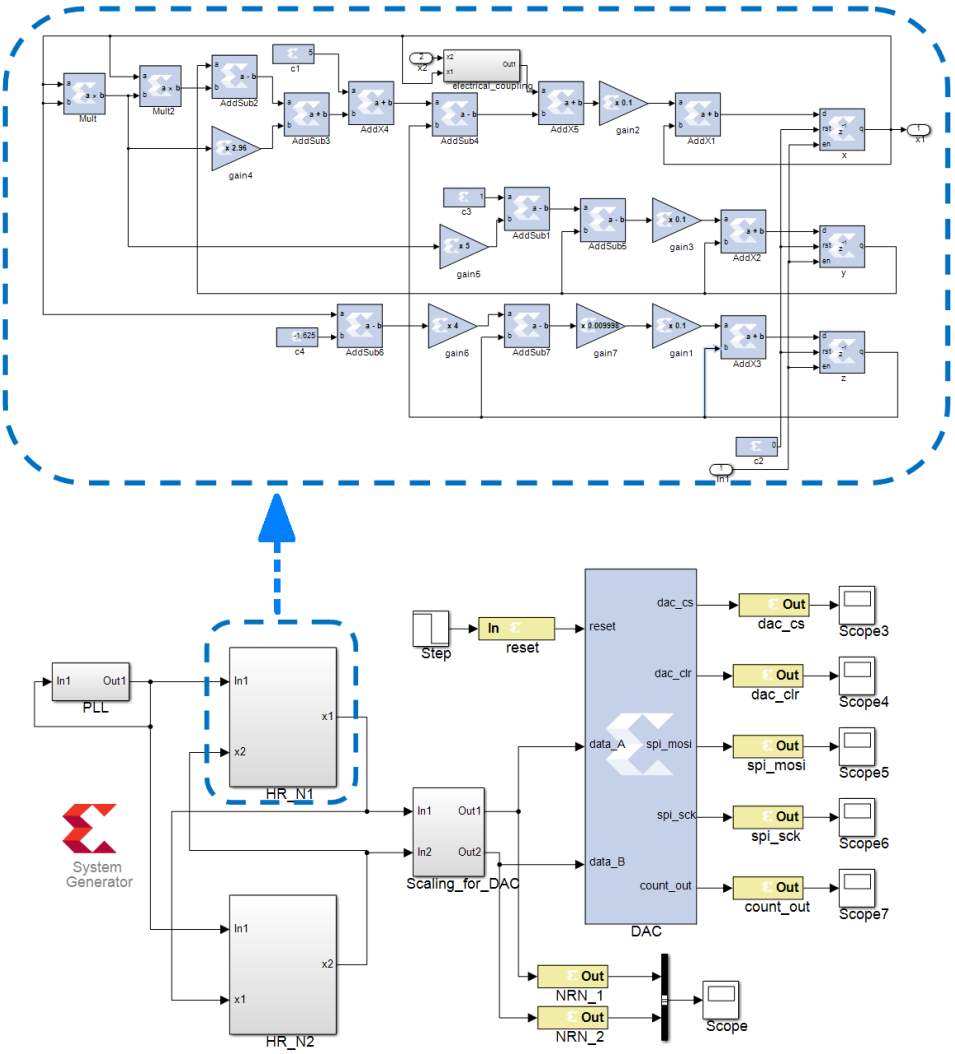
	g41	g12	g23	g34
CFrms	-0,566016	-0,378237	-0,232965	-0,005603
CFø	-0,315413	-0,229165	-0,014797	-0,140344
CFkompleks	-0,303294	-0,232674	-0,009115	-0,064252

(c)

Şekil 2.12. a) İki, b) üç, c) dört adet elektriksel kuplajlı HR nöronu için, faz farklılığı analiz sonuçları ve ABC algoritması ile tahmin ettirilen kuplajlama parametrelerinin değerleri.

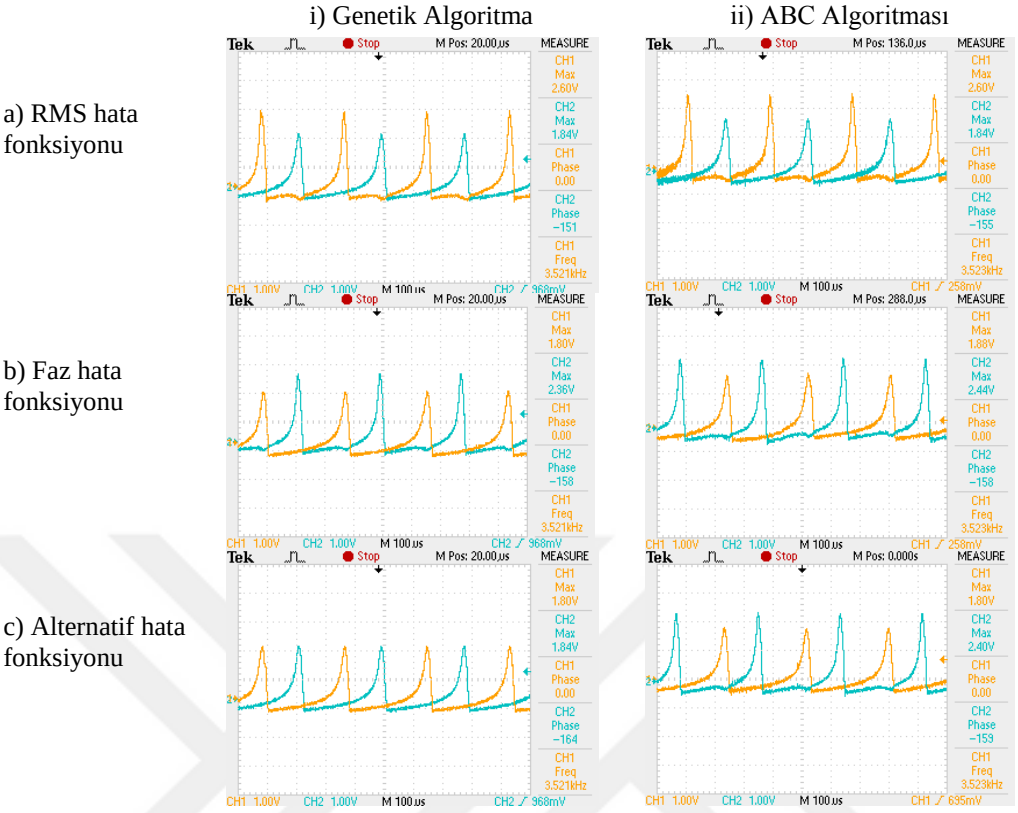
Tablo 2.3'teki GA için elde edilen sonuçlara göre, minimum hata sonuçlarının hepsi Denk.14'teki faz hata fonksiyonu ile elde edilmiştir. Öte yandan Tablo 2.4'teki ABC algoritması için elde edilen sonuçlara göre, dokuz minimum hata değerinin dördü faz hata fonksiyonu ile elde edilirken, geriye kalan beşi alternatif hata fonksiyonu kullanılarak elde edilmiştir. Bu sonuçlar Şekil 2.11 ve 2.12'de verilen nümerik benzetim sonuçları ile uyumlu değildir. Bu şekillerdeki bazı nümerik benzetim sonuçları arzu edilen nöron dinamiklerinden çok farklıdır. Bu farklılık temel olarak kullanılan maliyet fonksiyonlarından kaynaklanmaktadır; çünkü kıyaslama sürecinde veri ve model arasında genlik ya da faz olmak üzere sadece bir karakteristik kullanılmaktadır. Bu sebeple sadece genlik ya da sadece faz hatalarını hesaplayabilen maliyet fonksiyonları ile elde edilen sinaptik ağırlıkların kullanıldığı benzetim sonuçları, alternatif maliyet fonksiyonu ile elde edilen sonuçlar kadar düzgün değildir. Öte yandan minimum hata değerleri faz hata fonksiyonu ile elde edilmesine rağmen, en düşük ortalama hata değerlerinin büyük çoğunluğu $CF_{kompleks}$ ile gösterilen alternatif hata fonksiyonu ile elde edilmiştir. Ortalama hata değerleri otuz koşma sonucunda elde edilen hataların ortalaması alınarak hesaplanmıştır. GA'nın çoklu koşma sürecinde elde edilen sonuçlara göre, dokuz en düşük ortalama hata değerinin sadece biri $CF_{ø}$ fonksiyonu ile elde edilirken, kalan sekizi $CF_{kompleks}$ fonksiyonu ile elde edilmiştir. Benzer şekilde, ABC algoritması için elde edilen sonuçlara göre dokuz en düşük ortalama hata değerinin altısı $CF_{kompleks}$ fonksiyonu kullanılarak elde edilmiştir. Bu durum alternatif maliyet fonksiyonunun tutarlı sonuçlar verdiğini göstermektedir.

Şekil 2.13'te elektriksel kuplajlı iki HR nöronu için SG_{DSP} tabanlı tasarım şeması verilmektedir. Bu tasarımdaki nöronlar ve kuplajlama bağlantıları SG_{DSP} programı kullanılarak kolaylıkla VHDL diline dönüştürülebilir **[122].** Şekil 2.14'te bu dönüşüm sonrasında elde edilen FPGA elemanı tabanlı deneysel gerçekleştirim sonuçları sunulmaktadır. İlgili şekilde, üç farklı fonksiyonunun (RMS, faz ve alternatif fonksiyon) iki farklı optimizasyon algoritmasında (GA ve ABC algoritması) maliyet fonksiyonu olarak kullanılmasıyla tahmin ettirilen sinaptik ağırlık değerlerinin kullanıldığı elektriksel kuplajlı iki HR nöronunun, SG_{DSP} programı ile FPGA tabanlı gerçekleştirimlerinin sonuçları ayrı ayrı görülmektedir.



Şekil 2.13. Elektriksel kuplajlı iki HR nöronunun MATLAB-SIMULINK™ yazılımındaki SG_{DSP} tasarım şeması.

Elektriksel kuplajlı iki HR nöronu arasındaki arzu edilen faz farklılığı ±180 derecedir. Şekil 2.14.i'de verilen deneysel gerçekleştirim sonuçlarına göre, GA için faz farklılıkları; RMS, faz ve alternatif hata fonksiyonları kullanılarak sırasıyla -151 (Şekil 2.14.a.i), -158 (Şekil 2.14.b.i) ve -164 (Şekil 2.14.c.i) derece olarak ölçülmüştür. Arzu edilen faz farklılığına en yakın sonuç alternatif maliyet fonksiyonu ile elde edilmiştir. İlaveten, iki nöron dinamiği arasındaki genlik farklılıkları da RMS, faz ve alternatif fonksiyonları için sırasıyla 0.76V (Şekil 2.14.a.i), 0.56V (Şekil 2.14.b.i) and 0.04V (Şekil 2.14.c.i) olarak ölçülmüştür. Daha önce de belirtildiği gibi, MDÜ tabanlı robotik uygulamalarda genlik değerlerinin eşdeğer olması tercih edilmektedir. Burada iki nöronun membran potansiyelleri arasındaki en düşük genlik farklılığı alternatif maliyet fonksiyonu ile yapılan tahminlerle elde edilmiştir.



Şekil 2.14. a) RMS, b) faz, c) alternatif hata fonksiyonlarının; i) GA'da, ii) ABC algoritmasında maliyet fonksiyonu olarak kullanıldığı yöntemle tahmin ettirilen sinaptik ağırlık değerlerinin kullanıldığı iki HR nöronunun SG_{DSP} programı ile yapılan FPGA tabanlı gerçekleştirim sonuçları.

Şekil 2.14.ii'de görüldüğü gibi benzer sonuçlar, ABC algoritması ile tahmin ettirilen sinaptik ağırlıklar kullanılarak yapılmış olan gerçekleştirimler için de kaydedilmiştir. ABC algoritmasında; RMS, faz ve alternatif hata fonksiyonları için faz farklılıkları sırasıyla -155 (Şekil 2.14.a.ii), -158 (Şekil 2.14.b.ii) ve -159 (Şekil 2.14.c.ii) derece olarak ölçülmüştür. İlaveten, elde edilen genlik farklılıkları RMS, faz ve alternatif hata fonksiyonları için sırasıyla 0.76V (Şekil 2.14.a.ii), 0.56V (Şekil 2.14.b.ii), ve 0.6V (Şekil 2.14.c.ii)'tur. Arzu edilen faz farklılığına en yakın sonuç alternatif fonksiyon ile elde edilirken, nöron dinamikleri arasındaki en düşük genlik farklılığı değeri faz hata fonksiyonu ile elde edilmiştir. Bu sonuçlara ilaveten, ilgili algoritmaların performans kıyaslamaları için, çoklu koşmalar sonucunda elde edilen standart sapma sonuçları Tablo 2.5'e kaydedilmiştir. GA ile CF_{rms}, $CF_{ø}$ ve $CF_{kompleks}$ fonksiyonları için sırasıyla 1/9, 0/9 ve 3/9 oranında en düşük standart sapma sonuçları elde edilirken; ABC algoritması ile 8/9, 9/9 ve 6/9 oranında en düşük standart sapma sonucu elde edilmiştir. Bu sonuçlara göre ABC algoritması GA'dan daha tutarlıdır.

Tablo 2.5. Denklem 13, 14 ve 20'yi maliyet fonksiyonu olarak kullanan GA ve ABC algoritmasına ait otuz koşmanın standart sapma sonuçları.

		Standart Sapma					
		CFrms		CFø		CFkompleks	
		GA	ABC	GA	ABC	GA	ABC
Genlik Hatası (Denk. 18)	2N	0,012158	0,007183	0,016344	0,003626	0,008595	0,002211
	3N	0,007854	0,004924	0,014532	0,014415	0,013899	0,013607
	4N	0,010694	0,008839	0,022440	0,010129	0,012890	0,013834
Faz Hatası (Denk. 19)	2N	0,005847	0,000818	0,004495	0,002625	0,006913	0,001943
	3N	0,004678	0,010328	0,013367	0,012753	0,009280	0,012080
	4N	0,022683	0,018294	0,019371	0,008254	0,013570	0,009097
Toplam Hata (Denk. 20)	2N	0,007960	0,003882	0,007844	0,003122	0,005357	0,000182
	3N	0,004533	0,003403	0,011404	0,009816	0,007000	0,009580
	4N	0,011198	0,008513	0,012322	0,005156	0,004995	0,003433
		1/9	**8/9**	**0/9**	**9/9**	**3/9**	**6/9**

Genel olarak elde edilen sonuçlardan, bu yöntemlerle elde edilen osilatörler/nöronlar arasında eşdeğer genlik değerlerinin ve özel faz farklılıklarının çeşitli robotik uygulamalarda lokomasyon kontrolü için kullanılabileceği söylenebilir **[25-42, 123]**.

3. BÖLÜM

IZHIKEVICH NÖRON MODELI'NIN NONLINEER FONKSIYON PARAMETRELERIN BELIRLENMESI VE IZHIKEVICH NÖRONLARININ KUPLAJLANMASI

3.1. Orijinal Izhikevich Nöron Modeli

Gerçek nöronun membran giriş akımı, spike sonrası toparlanma süresi, iyon akışları gibi bazı önemli karakteristikleri biyolojik nöron modellerinde çeşitli parametrelerle temsil edilir. Bu parametrelerin uygun değerlere ayarlanmasıyla nöronların farklı dinamik davranışları nümerik ya da deneysel olarak gözlemlenebilir. Birinci bölümde Denk.3'te verilen Izhikevich Nöron Modeli (IzNM) parametre ayarlarının ardından farklı nöronal davranışların gözlemlenebileceği en uygun nöron modellerden biridir **[8].** Bu modelde *v*, nöronun membran potansiyelini; *u*, Na iyonik akımının aktivasyonunu ve K iyonik akımının inaktivasyonunu açıklamak için tanımlanan membran toparlanma parametresini temsil etmektedir. *a* parametresi, toparlanma değişkeni *u*'nun zaman ölçeklemesini tanımlamaktadır. *a*'nın küçük değerlerinde toparlanma süresi daha yavaştır. *b* parametresi, toparlanma değişkeni *u*'nun hassasiyetini ve membran potansiyeli *v*'nin eşik seviyesi dalgalanmalarını tanımlamaktadır. *c* parametresi, spike sonrası sıfırlama değeri olarak tanımlanmaktadır. *d* parametresi; toparlanma değişkeni *u*'nun spike sonrası sıfırlama parametresi olarak tanımlanmaktadır. *I* değişkeni ise sinaptik akımları, yani nörona uygulanan harici DC akımları temsil etmektedir. Eğer Denk.3 ile tanımlanan IzNM'de bu parametreler uygun değerlere ayarlanırlarsa, bu modelle nöron dinamiklerinin pek çoğu rahatlıkla gözlemlenebilir. Yirmi farklı nöron dinamiğini IzNM ile gözlemleyebilmek için hesaplanan parametrelerin değerleri Tablo 1'de sunulmaktadır **[18].**

Nöral modelleme çalışmalarında bu parametrelerin uygun değerlere ayarlanması oldukça önemli bir araştırma konusudur. Bu değerler ya canlı organizmalardan

Tablo 3.1. Yirmi farklı nöron dinamiğini IzNM ile gözlemleyebilmek için hesaplanan parametrelerin değerleri **[18].**

	NÖRON DİNAMİKLERİ (ND)	a	b	c	d	I
(1)	**Tonic Spiking**	0.02	0.2	-65	6	14
(2)	**Phasic Spiking**	0.02	0.25	-65	6	0.5
(3)	**Tonic Bursting**	0.02	0.2	-50	2	15
(4)	**Phasic Bursting**	0.02	0.25	-55	0.05	0.6
(5)	**Mixed Mode**	0.02	0.2	-55	4	10
(6)	**Spike Freq. Adapt.**	0.01	0.2	-65	8	30
(7)	**Class1**	0.02	-0.1	-55	6	0
(8)	**Class 2**	0.2	0.26	-65	0	0
(9)	**Spike Latency**	0.02	0.2	-65	6	7
(10)	**Subthreshold Oscill.**	0.05	0.26	-60	0	0
(11)	**Resonator**	0.1	0.26	-60	-1	0
(12)	**Integrator**	0.02	-0.1	-55	6	0
(13)	**Rebound Spike**	0.03	0.25	-60	4	0
(14)	**Rebound Burst**	0.03	0.25	-52	0	0
(15)	**Threshold Variability**	0.03	0.25	-60	4	0
(16)	**Bistability**	1	1.5	-60	0	-65
(17)	**DAP**	1	0.2	-60	-21	0
(18)	**Accommodation**	0.02	1	-55	4	0
(19)	**Inhibition-Induced Spiking**	-0.02	-1	-60	8	80
(20)	**Inhibition-Induced Bursting**	-0.026	-1	-45	0	80

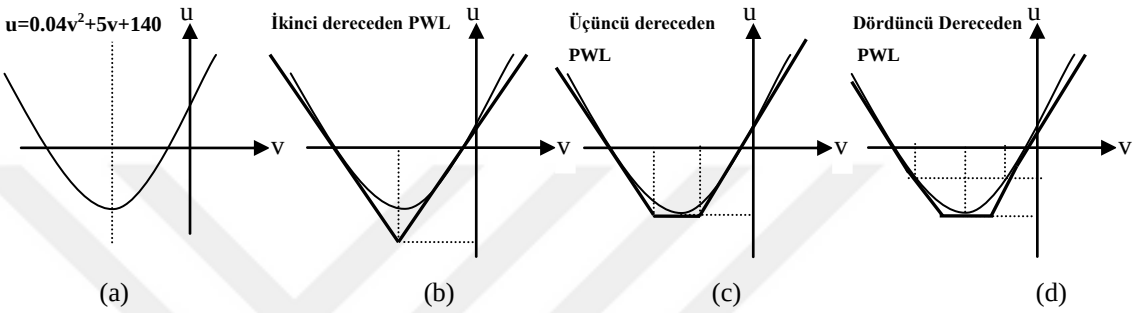
kaydedilen gerçek biyolojik işaretlerle ya da biyolojik nöron modellerinin benzetim sonuçlarıyla belirlenir **[124].** Bununla birlikte kompleksliğin arttığı sistemlerde parametre belirleme çalışmaları yapılırken, uzun süreli benzetimlere ihtiyaç duyulması sebebiyle bu tür çalışmalar sınırlı kalmaktadır. Bu problemlerin çözümü için literatürde farklı yöntemler önerilmiştir **[125, 126]**. Örneğin, Ref.**[127]**'deki çalışmada beş farklı nöron modeli, dört farklı parametre belirleme yöntemi kullanılarak test edilmiştir. Bu incelemelerin sonucu olarak, GA'nın ve "Tavlama Benzetim (Simulated Annealing-SA)" Algoritmasının parametre belirleme problemlerinde öne çıktığı vurgulanmıştır **[128]**. Parametre tahmini için en uygun yöntemin araştırıldığı birkaç çalışmada ise stokastik optimizasyon yöntemlerinin deterministik olanlardan daha etkin kullanılabildiği vurgulanmıştır **[129, 130]**. Stokastik yöntemlerle çalışılması durumunda, seçilen algoritma kadar, kullanılan maliyet fonksiyonunun da önemi büyüktür. Literatürde, biyolojik nöron modeli ile nöral veriler arasındaki hata miktarını belirlemek için kullanılabilecek en uygun maliyet fonksiyonunun belirlenmesi üzerine yapılmış çeşitli çalışmalar da mevcuttur **[120, 131-133]**. Bazı çalışmalarda ise, bireysel nöronların arzu edilen dinamik davranışları sergilemesi için parametre tahmin yöntemlerinin kullanılması konu edilmiştir **[134-136]**.

Parametre tahmin sürecinin ardından, nöronların dinamik davranışları gerçek zamanlı işaretlere ihtiyaç duyulan uygulamalar için biyolojik nöron modelleri kullanılarak donanımsal olarak da gerçeklenebilir **[137-139]**. Donanım gerçeklemelerinde genellikle kolay gerçekleştirim için basit tanımlamalara sahip modeller tercih edilmektedir. Bu sebeple modellerdeki nonlineer ifadeler sadeleştirilmektedir **[119, 140, 141]**. Referans **[119]**'da IzNM'nin karesel nonlineer fonksiyonu parçalı lineer (PWL) fonksiyona dönüştürülmüştür. Bu çalışmada iki değer arasında belirli adım aralığı ile bir tarama yapılarak, bu değerlerden en düşük hatayı veren değerin PWL fonksiyonunun parametresi olarak kullanılması önerilmiştir. Klasik adım aralığı yöntemi ile yapılan bu çalışmada, hassasiyet çok düşüktür ve optimum sonuç tamamen adım büyüklüğüne bağlıdır. Bu sebeple önerilen PWL fonksiyonunun katsayıları daha doğru sonuçlar elde etmek için optimizasyon yöntemleri ile belirlenebilir.

Tez çalışmasının bu kısmında, IzNM'nin modifikasyon sürecinde klasik adım aralığı yöntemi yerine, stokastik optimizasyon yöntemlerinin kullanılması amaçlanmıştır. Bu amaç doğrultusunda iki, üç ve dört dereceli PWL fonksiyonu kullanılan modifiye IzNM'deki katsayılar yirmi farklı nöron davranışı için GA ve ABC algoritması kullanılarak belirlenmiştir. GA ve ABC algoritmalarının performans kıyaslaması için algoritmalar yirmi nöral davranışın her biri için otuzar kez koşturulmuştur. Bu koşmaların minimum ve ortalama hata değerleri ile standart sapma sonuçları hesaplanarak tablolara aktarılmıştır. Yirmi dinamik davranış için tahmin ettirilen katsayıların değerleri de ilgili tablolara kaydedilmiştir. GA ve ABC algoritmalarında hata değerleri hesaplanırken kompleks sayıların üstel formuna dayalı, detayları Bölüm 2.3'te verilmiş olan alternatif maliyet fonksiyonu kullanılmıştır. Böylece orijinal ve modifiye modeller arasındaki genlik ve faz hataları ayrı ayrı değerlendirilebilmiştir. Ayrıca, orijinal modelin ve yeni katsayıların kullanıldığı PWL fonksiyonuna dayalı modifiye modelin dinamik davranışlarının benzerliklerini görmek için yapılan nümerik benzetim çalışmalarına ait sonuçların bir kısmı da sunulmuştur. Belirlenen yeni katsayıların kullanıldığı modifiye IzNM'nin "tonic spiking" ve tonic bursting" davranışları FPGA elemanı ile gerçeklenmiştir. Böylece zeki arama yöntemlerinin nöral yapılardaki etkinliği test edilmiş ve bu yöntemlerle elde edilen sonuçların donanım gerçekleştirimlerine adapte edilebilir olduğu doğrulanmıştır.

3.2. Modifiye Izhikevich Nöron Modeli

Nonlineer matematiksel ifadeler içeren nöron modellerinin dijital elemanlarla gerçekleştiriminin zor olması sebebiyle, bu tür sistemlerdeki nonlineer ifadeler genellikle parçalı lineer fonksiyonlara dönüştürülmektedir **[119, 142-144]**. Örnek olarak, Ref.**[119]**'da IzNM'deki parabolik fonksiyona alternatif olarak Şekil 3.1'deki gibi üç farklı PWL yaklaşımı önerilmiştir.



Şekil 3.1. IzNM'deki parabolik nonlineer fonksiyon ve b) iki, c) üç ve d) dört parçalı doğrusallaştırılmış fonksiyonların gösterimleri **[119]**.

Şekil 3.1.b ikinci dereceden PWL fonksiyonu tanımlamaktadır. Bu yaklaşımda Denk.3'teki parabolik fonksiyon iki lineer parçaya indirgenmiş ve Denk.21'deki gibi tanımlanmıştır. Bu yaklaşım ile iki adet ayarlanabilir katsayı (k_1 ve k_2) kullanılarak orijinal modele yakın sonuçların elde edilmesi sağlamaktadır.

$$\begin{aligned} \dot{v} &= k_1|v+62.5| - k_2 - u + I \\ \dot{u} &= a(bv-u) \\ v \geq 30mV \quad &\Longrightarrow \quad \begin{matrix} v \leftarrow c \\ u \leftarrow u+d \end{matrix} \end{aligned} \tag{21}$$

Üçüncü dereceden PWL fonksiyonun gösterimi Şekil 3.1.c'de verilmektedir. Burada parabolik fonksiyon üç ayrı lineer parçaya bölünmüştür ve elde edilen karakteristik Denk.22'deki gibi tanımlanmıştır. İkinci dereceden PWL model gerçekleştirim kolaylığı sağlamasına rağmen, üçüncü dereceden PWL model gerçek modele yakınsama açısından daha uygun bir yaklaşımdır. Bu yaklaşıklık üç adet değişken katsayıdan (k_1, k_2 ve k_3) yararlanılarak tanımlanmıştır:

$$\begin{aligned} &\dot{v} = k_1(|v + 62.5 + k_2| + |v + 62.5 - k_2|) - k_3 k_2 k_1 - u + I \\ &\dot{u} = a(bv - u) \\ &v \geq 30mV \quad \Longrightarrow \quad \begin{matrix} v \leftarrow c \\ u \leftarrow u + d \end{matrix} \end{aligned} \tag{22}$$

Önerilen dört parçalı yaklaşıma ait matematiksel tanımlama Denk.23'te sunulmaktadır. Burada k_1, k_2 ve k_3 diğer modellerde olduğu gibi ayarlanabilir katsayılardır. Bu fonksiyona ait bir gösterim Şekil 3.1.d'de sunulmaktadır. Önceki iki yaklaşımla kıyaslandığında, dördüncü dereceden PWL model orijinal modele daha yakın sonuçlar üretir; fakat modelin donanım gerçekleştirimleri karmaşık yapıları da beraberinde getirir.

$$\begin{aligned} &\dot{v} = k_2(|v + 62.5 + k_3| + |v + 62.5 - k_3|) - k_1|v + 62.5| - 4k_2 k_3 - u + I \\ &\dot{u} = a(bv - u) \\ &v \geq 30mV \quad \Longrightarrow \quad \begin{matrix} v \leftarrow c \\ u \leftarrow u + d \end{matrix} \end{aligned} \tag{23}$$

3.2.1. Orijinal ve Modifiye IzNM'leri için Hata Kaynaklarının Değerlendirilmesi

Bir nöronun dijital donanımlarla gerçek biyolojik cevaplarının taklit edilmesi sürecinde, farklı hata kaynakları çeşitli hatalara sebep olmaktadır:

i) Gerçek nöral cevap ile orijinal model arasındaki hata: Canlı vücudundaki gerçek biyolojik işaretlerin ölçümü oldukça zordur. Bu sebeple bu biyolojik işaretlerin dinamik davranışları, biyolojik nöron modelleri kullanılarak tanımlanmaktadır. Bu modellerin bazı avantaj ve dezavantajları vardır. Denk.3'teki IzNM bu dinamik davranışları başarılı bir şekilde yansıtan, literatürde kabul görmüş en başarılı nöron modellerinden biridir. Gerçek nöral cevap ve model cevabı arasında bazı farklılıklar vardır; fakat bu farklılıklar tamamen biyolojik nöron modelinin başarısı ile ilgilidir.

ii)Orijinal model ve PWL yaklaşım arasındaki hata: Gerçek nöron cevabı ile model cevabı arasındaki hata, modelin başarısı ile ilgili olmasına rağmen, orijinal modelden modifiye modele geçiş sürecinde oluşan hata, daha ölçülebilir ve hesaplanabilir bir hatadır. Araştırmacılar bu hatayı hesaplamak için alternatif yöntemler kullanmaktadır, fakat hepsinin ortak amacı veri ve

model arasındaki minimum farklılığı elde etmektir. Bu sebeple, bu tez çalışmasında da alternatif bir maliyet fonksiyonu önerilmiş ve optimizasyon yöntemlerinden yararlanılmıştır.

iii) ***PWL model ve donanım gerçekleştirimleri arasındaki hata***: Modellerdeki bazı parametrelerin değerleri minimum hatalı sonuçlar elde etmek için çeşitli yöntemlerle ayarlanmaktadır. Ardından, bu parametreler dijital donanım gerçekleştirimlerinin yapılabilmesi için uygun aritmetik tanımlamalara dönüştürülmektedir. Dijital sistemlerle uyumlu bu tanımlamalar donanımın çözünürlüğüne göre kırpılmakta ya da yuvarlanmaktadır. Matematiksel tanımlamalarla dijital gerçekleştirimler arasındaki bu farklılık "kuantizasyon hatası" olarak tanımlanmaktadır. Kuantizasyon hatası kullanılan bit sayısı ile ters orantılıdır, kullanılan bit sayısının artması ile azalmaktadır. Tez çalışması kapsamında 18'i odalık kısım olan 32 bit'lik sabit noktalı aritmetik tanımlamalar kullanılmıştır. Buna göre maksimum kuantizasyon hatası $1/2^{18+1} \cong 1.9x10^{-6}$ olarak hesaplanır. Elde edilen bu maksimum hata değeri bir önceki hata ile kıyaslandığında oldukça düşüktür.

Bu değerlendirmelere göre, en kayda değer hata kaynağı orijinal model ile modifiye model arasındaki farklılıktır ve bu farklılık minimum olacak şekilde azaltılmalıdır. Bu amaç doğrultusunda, IzNM'nin modifikasyon sürecinde daha doğru sonuçlar elde etmek için klasik adım aralığı yöntemi yerine stokastik optimizasyon yöntemlerinden yararlanılması ve bu süreçte alternatif maliyet fonksiyonunun kullanılması düşünülmektedir. Parametre belirleme işlemlerinin detayları ve elde edilen optimum sonuçlar ilerleyen bölümlerde sunulacaktır.

3.2.2. Modifiye IzNM'deki *(k)* Katsayılarının Belirlenmesi

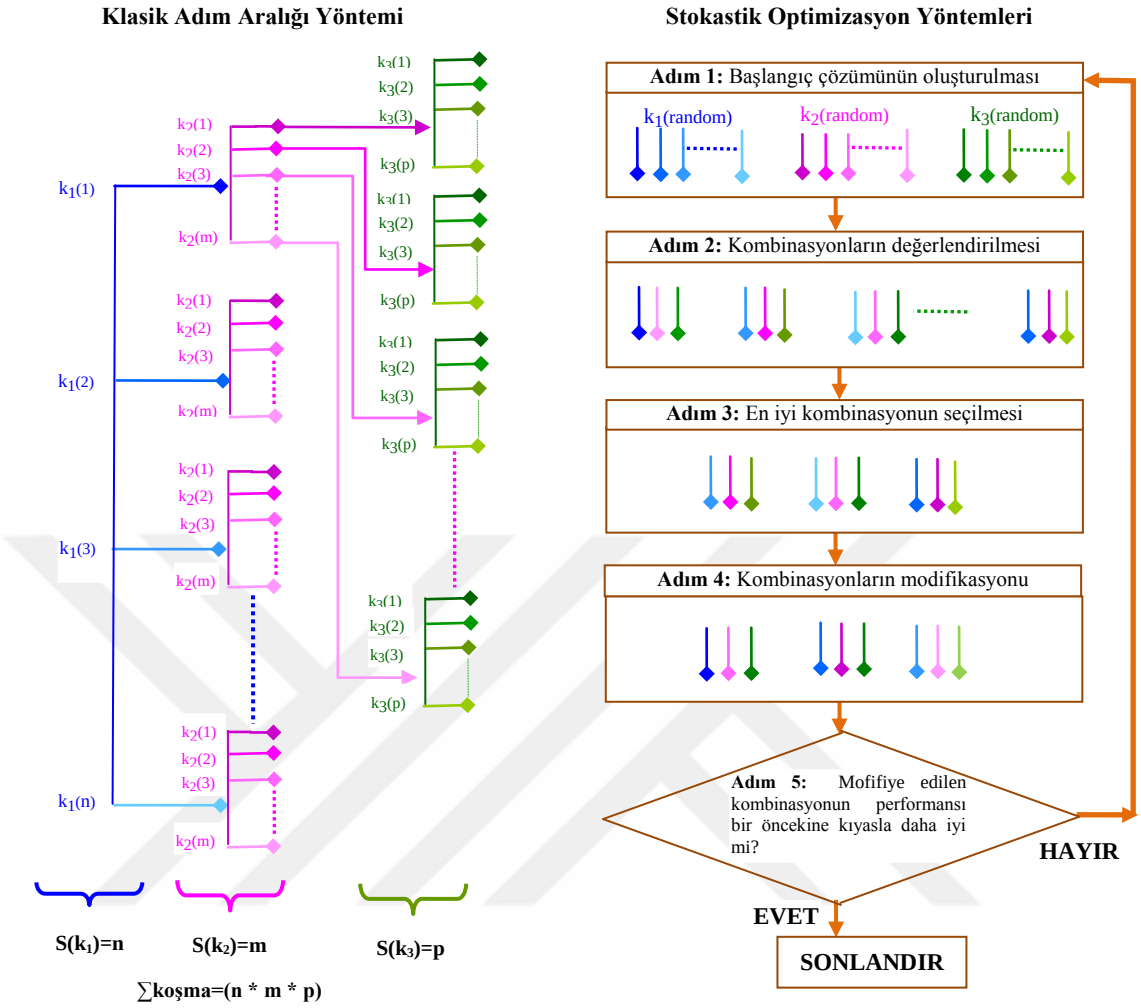
Modifiye IzNM'nin PWL fonksiyonundaki *(k)* katsayıları orijinal modele daha yakın sonuçlar elde edilmesi için doğru şekilde ayarlanmalıdır. Bu sebeple Ref**.[119]**'da orijinal model ve modifiye model arasındaki hata Denk.24'te verilen ortalama karesel hata fonksiyonu ile belirlenmiştir.

$$CF = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\frac{(v_{orijinal}(i) - v_{PWL}(i))^2}{v^2{}_{orijinal}(i)} \qquad (24)$$

Burada (N), membran potansiyeli *(v)*'den kaydedilen örnek sayısını göstermektedir. Önceki bölümlerde de bahsedildiği gibi optimizasyon çalışmalarında daha doğru sonuçlar elde etmek için önemli olan bir husus da uygun bir maliyet fonksiyonu seçimidir **[120, 131, 132]**. Referans [**119**]'da kullanılan Denk.24'teki maliyet fonksiyonu klasik bir hata kriterine sahiptir ve her örnekleme için iki voltaj ekseni arasındaki ortalama karesel hatayı hesaplamaktadır. Bu fonksiyon kullanılarak orijinal ve modifiye model arasında sadece genlik farklılıkları hesaplanabilirken, iki nöron dinamiği arasındaki faz farklılıklarını hesaplamak mümkün değildir. Bu yüzden modifiye modelin PWL fonksiyonlarındaki *(k)* katsayılarının belirlenmesi probleminde kullanılacak olan maliyet fonksiyonunun seçimi yeniden gözden geçirilmiştir. GA ve ABC algoritmalarının maliyet fonksiyonu olarak detayları önceki bölümde verilmiş olan ve kompleks sayıların üstel formuna dayanan Denk.20'deki alternatif maliyet fonksiyonu kullanılmıştır. Bu bölümdeki bütün arama yöntemleri için *(k)* katsayılarının arama aralıkları şu şekilde seçilmiştir: iki dereceli PWL için $0.1 \leq K1 \leq 8$, $15 \leq K2 \leq 25$; üç dereceli PWL için $0.1 \leq K1 \leq 2$, $1 \leq K2 \leq 10$, $1 \leq K3 \leq 15$ ve dört dereceli PWL için; $0.1 \leq K1 \leq 10$, $0.1 \leq K2 \leq 2$, $1 \leq K3 \leq 15$. Ayrıca nöron modellerindeki bütün başlangıç değerleri "sıfır" alınmış ve Euler ayrıklaştırma yöntemi kullanılmıştır. Bu yöntemdeki ayrıklaştırma sabiti de bütün uygulamalarda $\Delta h=0.2$ olarak seçilmiştir.

3.2.2.1. *(k)* Katsayılarının Klasik Adım Aralığı Yöntemi ile Belirlenmesi

Referans **[119]**'da iki değer arasını özel adım aralıkları ile tarayarak en az hata değerini veren *(k)* katsayılarının modifiye modelde kullanılabileceği önerilmiştir. Referans çalışmada ikinci dereceden PWL modeldeki (k_1) parametresi 0.01 adım aralıkları ile 0.1-8 aralığında, (k_2) parametresi ise 1 adım aralığı ile 10-25 aralığında aranmıştır. Bu yöntemde iki değer aralığındaki optimum sonuç tamamen adım aralığının büyüklüğüne bağlıdır. Daha düşük değerli hatalar elde edilebilmesi için, daha küçük adım aralıklarının seçilmesi gerekmektedir. Öte yandan bu yöntem, hesaplama sayısı açısından da Şekil 3.2'de görüldüğü gibi oldukça maliyetli ve zahmetlidir. Yukarıda verilen arama aralıklarında minimum hata değerlerinin klasik adım aralığı yöntemi kullanılarak belirlenebilmesi için hesaplanması gereken iterasyon sayıları, Tablo 3.2'ye kaydedilmiştir.



Şekil 3.2. Klasik adım arama yöntemi ile stokastik optimizasyon yönteminin aşamaları özetleyen bir gösterim.

Örneğin, ikinci dereceden PWL fonksiyonundaki *(k_1)* ve *(k_2)* parametreleri sırasıyla 0.1-8 ve 10-25 aralığında, virgülden sonra dört basamak hassasiyet ile aratılırsa toplamda $1.18x10^{10}$ farklı ihtimalin hesaplanması gerekmektedir. Bu durum klasik adım arama yönteminin ne kadar zaman alıcı bir süreç olduğunun bir göstergesidir.

Tablo 3.2. Verilen arama aralıklarında klasik adım aralığı yöntemi için gerekli olan hesaplama sayısı.

Adım Aralığı	İkinci Dereceden PWL	Üçüncü Dereceden PWL	Dördüncü dereceden PWL
0.1	12080	256620	282000
0.01	1187291	265182681	256182681
0.001	118522901	$2.63x10^{11}$	$2.63x10^{12}$
0.0001	$1.18x10^{10}$	$2.63x10^{14}$	$2.63x10^{14}$

Referans **[119]**'da orijinal ve modifiye modeller arasındaki hatalar klasik adım aralığı yöntemi ile hesaplanırken, Denk.24'teki maliyet fonksiyonu kullanılmıştır. Arama yöntemleri arasında doğru bir kıyas yapılabilmesi için, elde edilen bu katsayı değerlerinin alternatif maliyet fonksiyonu ile ne ölçüde bir hataya sebebiyet verdiğinin de hesaplanması gerekmektedir. Bu sebeple, orijinal ve modifiye nöron modelleri arasındaki hata, Denk.24 kullanılarak belirlenen *(k)* katsayıları için alternatif maliyet fonksiyonu ile yeniden hesaplatılmıştır. Klasik adım aralığı yöntemi ile belirlenen *(k)* katsayılarının değerleri Tablo 3.3.b, 3.4.b, 3.5.b'de verilmektedir. Denklem 20 ile hesaplanan hata değerleri ise Tablo 3.3.c, 3.4.c, 3.5.c'de listelenmektedir. Bu tablolarda klasik adım aralığı yöntemi "iteratif" arama yöntemi olarak isimlendirilmiştir. Tablolardaki K1, K2 ve K3; Denk. 21, 22 ve 23'teki (k_1), (k_2) ve (k_3) katsayılarının klasik adım aralığı ile belirlenen değerlerini göstermektedir.

3.2.2.2. *(k)* Katsayılarının Genetik Algoritma ile Belirlenmesi

GA doğal seçim ve genetik kurallarına dayanan heoristik bir optimizasyon yöntemidir. Sıklıkla kullanılan bir optimizasyon tekniğidir ve genel olarak şu şekilde çalışmaktadır: Algoritma kromozomlarla temsil edilen bir çözüm kümesinin oluşturulması ile başlar. Rastgele oluşturulan bireyler bir popülasyonu meydana getirir. Bu popülasyondaki bireyler, verilen görevdeki performanslarına göre değerlendirilir. Önceki görevlerinde uygunluk değerlerine göre en iyi performansı sergileyen iki birey, daha iyi sonuçlar elde etmek için seçilir. Bu bireyler çaprazlanarak daha başarılı yeni yavrular oluşturulur. Çaprazlama işleminin ardından, mutasyon olayı meydana gelir. Mutasyon, problemin çözümünde yerel minimumlardan kaçınmak için yeni yavruların rastgele değiştirilmesi işlemidir. Bu döngü en iyi sonuç elde edilinceye kadar tekrar edilir.

Bu tez çalışmasında Ref**.[121]**'de önerilen "Sürekli Genetik Algoritma" yöntemi kullanılmıştır. GA kullanılarak yapılan bütün uygulamalarda popülasyon büyüklüğü 80, doğal seçim parametresi 0.5 ve mutasyon oranı 0.3 olarak alınmıştır. Maksimum iterasyon değeri 30 seçilmiştir ve Denk.20'deki alternatif maliyet fonksiyonu kullanılmıştır. GA Tablo 3.1'de verilen yirmi nöron davranışının her biri için otuzar kez koşturulmuştur. Bu otuz koşmanın standart sapma sonuçları genlik (Denk.18) ve faz (Denk. 19) hataları için ayrı ayrı hesaplanmıştır. Bu otuz koşma içerisinden en düşük hata değerlerinin elde edildiği *(k)* katsayılarının değerleri K_{1GA}, K_{2GA} ve K_{3GA} şeklinde

Tablo 3.3. İkinci dereceden PWL fonksiyon tabanlı modifiye IzNM'nin parametrelerinin belirlenmesinde klasik adım aralığı, GA ve ABC algoritmalarının kullanıldığı aramalar için; a) ortalama hata hesaplamaları ve standart sapma sonuçları, b) tahmin ettirilen parametrelerin değerleri, c) minimum hata değerleri.

NDs	GENLİK HATASI (Denk.18)				FAZ HATASI (Denk.19)				GENLİK VE FAZ HATALARININ ORTALAMASI (Denk.20)			
	ORTALAMA HATA		STANDART SAPMA		ORTALAMA HATA		STANDART SAPMA		ORTALAMA HATA		STANDART SAPMA	
	GA	ABC	GA	ABC	GA	ABC	GA	ABC	GA	ABC	GA	ABC
1	2,268422	0,889330	0,018649	0,019011	1,923358	0,180380	0,052325	0,046325	1,708397	0,532831	0,018484	0,018498
2	2,688278	0,860535	0,000025	0,000008	2,324022	0,003255	0,000018	0,000000	2,367058	0,431895	0,000000	0,000001
3	3,317894	0,919755	0,007110	0,007242	3,189666	0,450019	0,008712	0,005855	3,371331	0,684187	0,002657	0,001649
4	2,855931	0,859873	0,000070	0,000013	3,172203	0,004723	0,000067	0,000012	3,522712	0,432297	0,000002	0,000012
5	3,000945	0,867768	0,000921	0,000375	3,476799	0,259874	0,001094	0,000586	3,132884	0,563787	0,000677	0,000242
6	4,060094	0,884412	0,009963	0,012970	3,727657	0,184495	0,019138	0,019149	3,601927	0,532793	0,005246	0,004436
7	0,876458	0,858538	0,000051	0,000005	0,001700	0,001562	0,000051	0,000004	0,439078	0,430049	0,000004	0,000004
8	0,858771	0,858796	0,000000	0,000005	0,005450	0,005439	0,000015	0,000008	0,432120	0,432117	0,000000	0,000007
9	0,875571	0,875409	0,008754	0,010490	0,105214	0,108156	0,019131	0,024624	0,489287	0,490382	0,006158	0,007754
10	0,860388	0,860418	0,000018	0,000004	0,004921	0,004898	0,000022	0,000003	0,432660	0,432658	0,000000	0,000006
11	0,858600	0,858575	0,000000	0,000006	0,006328	0,006334	0,000015	0,000002	0,432454	0,432455	0,000000	0,000005
12	0,858559	0,858538	0,000050	0,000005	0,001547	0,001561	0,000017	0,000004	0,430053	0,430049	0,000003	0,000004
13	0,860490	0,860517	0,000025	0,000005	0,002866	0,002861	0,000011	0,000005	0,431691	0,431688	0,000000	0,000000
14	0,860433	0,860439	0,000087	0,000028	0,002831	0,002807	0,000090	0,000028	0,431620	0,431619	0,000002	0,000000
15	0,860505	0,860515	0,000019	0,000003	0,002877	0,002862	0,000018	0,000003	0,431689	0,431688	0,000001	0,000000
16	0,985133	1,017548	0,041994	0,095899	0,770923	0,747228	0,057637	0,117364	0,872039	0,869135	0,007892	0,013862
17	0,859000	0,858605	0,000243	0,000046	0,002268	0,002388	0,000110	0,000024	0,430619	0,430494	0,000075	0,000015
18	1,000949	0,999473	0,038529	0,036286	0,592907	0,591284	0,046264	0,043838	0,791770	0,790646	0,006295	0,006933
19	0,867735	0,870698	0,003332	0,002901	0,018721	0,012116	0,005576	0,003633	0,442859	0,441050	0,001870	0,000768
20	22,420674	22,358037	0,082472	0,000388	0,183327	0,177839	0,049407	0,109485	11,297734	11,264904	0,036091	0,006977

(a)

NDs	(k) KATSAYILARI					
	İTERATİF		GENETIK ALGORITMA		ABC ALGORITMASI	
	K1	K2	K1GA	K2GA	K1ABC	K2ABC
1	0.75	20	1,203125	16,921875	1,406250	17,031250
2	0.5	18	1,562500	24,984375	1,562500	25,000000
3	0.625	20	0,968750	24,234375	0,968750	24,234375
4	0.5	20	1,656250	16,250000	1,640625	16,234375
5	0.5	18	1,000000	18,828125	1,000000	18,828125
6	0.375	18	1,015625	16,875000	0,968750	16,828125
7	0.375	18	2,671875	17,390625	2,671875	17,453125
8	0.625	18	2,578125	24,906250	2,546875	25,000000
9	0.625	18	1,328125	16,296875	0,859375	16,234375
10	0.875	18	1,562500	23,843750	1,578125	24,031250
11	0.875	18	2,609375	17,140625	2,671875	16,875000
12	0.875	18	2,671875	17,437500	2,671875	17,453125
13	0.875	18	1,468750	19,703125	1,468750	19,718750
14	0.375	18	1,453125	19,093750	1,484375	19,296875
15	0.375	18	1,468750	19,750000	1,468750	19,703125
16	2	22	2,625000	24,421875	1,937500	24,687500
17	0.625	18	2,703125	24,500000	2,671875	24,437500
18	0.625	18	2,703125	24,500000	0,906250	15,046875
19	0.625	18	2,015625	20,203125	1,562500	19,078125
20	0.625	18	4,156250	20,750000	4,312500	25,000000

(b)

NDs	(k) KATSAYILARI İÇİN MİNİMUM HATA DEĞERLERİ								
	GENLİK HATASI (Denk.18)			FAZ HATASI (Denk.19)			GENLİK VE FAZ HATALARININ ORTALAMASI (Denk.20)		
	İTERATİF	GA	ABC	İTERATİF	GA	ABC	İTERATİF	GA	ABC
1	1,020006	1,033941	1,058269	0,365233	0,147205	0,121447	0,692620	0,590573	0,589858
2	1,037611	1,003931	1,003932	0,019830	0,003823	0,003822	0,528721	0,503877	0,503877
3	1,213620	1,075167	1,075167	0,757640	0,620318	0,620318	0,985630	0,847742	0,847742
4	1,050207	1,003169	1,003209	0,018649	0,005522	0,005482	0,534428	0,504346	0,504345
5	1,023313	1,021319	1,021319	0,421844	0,313000	0,313000	0,722578	0,667160	0,667160
6	1,023609	1,055850	1,055650	0,453126	0,174665	0,203010	0,738367	0,615258	0,629330
7	1,083236	1,001630	1,001631	0,030671	0,001819	0,001818	0,556954	0,501725	0,501724
8	1,016438	1,001894	1,001930	0,009298	0,006380	0,006341	0,512868	0,504137	0,504136
9	1,029634	1,048795	1,086180	0,186546	0,096643	0,075608	0,608090	0,572719	0,580894
10	1,008463	1,003838	1,003794	0,006822	0,005696	0,005741	0,507643	0,504767	0,504767
11	1,008463	1,001729	1,001777	0,005829	0,007335	0,009022	0,507146	0,504532	0,505400
12	1,008296	1,001631	1,001631	0,005243	0,001818	0,001818	0,506770	0,501724	0,501724
13	1,008462	1,003951	1,003952	0,006352	0,003322	0,003321	0,507407	0,503637	0,503637
14	1,081668	1,003905	1,003803	0,027289	0,003209	0,003312	0,554479	0,503557	0,503557
15	1,085401	1,003954	1,003951	0,028453	0,003319	0,003322	0,556927	0,503637	0,503637
16	1,176299	1,098099	1,172566	0,946392	0,947473	0,938694	1,061346	1,022786	1,055630
17	1,016201	1,001733	1,001762	0,003743	0,002784	0,002758	0,509972	0,502258	0,502260
18	1,229870	1,110074	1,228342	0,740350	0,793174	0,688054	0,985110	0,951624	0,958198
19	1,029963	1,009972	1,016711	0,075149	0,028178	0,013096	0,552556	0,519075	0,514903
20	28,972584	26,072833	26,075065	2,499662	0,200299	0,200306	15,736123	13,136566	13,137686
	15%	60%	25%	5%	30%	65%	0%	55%	45%

(c)

Tablo 3.4. Üçüncü dereceden PWL fonksiyon tabanlı modifiye IzNM'nin parametrelerinin belirlenmesinde klasik adım aralığı, GA ve ABC algoritmalarının kullanıldığı aramalar için; a) ortalama hata hesaplamaları ve standart sapma sonuçları, b) tahmin ettirilen parametrelerin değerleri, c) minimum hata değerleri.

NDs	GENLİK HATASI (Denk.18)				FAZ HATASI (Denk.19)				GENLİK VE FAZ HATALARININ ORTALAMASI (Denk.20)			
	ORTALAMA HATA		STANDART SAPMA		ORTALAMA HATA		ORTALAMA HATA		STANDART SAPMA		ORTALAMA HATA	
	GA	ABC	GA	ABC	GA	ABC	GA	ABC	GA	ABC	GA	ABC
1	1,031808	1,033928	0,028117	0,028200	0,201898	0,194231	0,059614	0,046672	0,616853	0,614079	0,022872	0,017483
2	1,004020	1,003988	0,000112	0,000120	0,003608	0,003606	0,000116	0,000121	0,503814	0,503797	0,000012	0,000003
3	1,067770	1,113505	0,060990	0,033929	0,483504	0,376268	0,078338	0,055833	0,775637	0,744887	0,013969	0,017523
4	1,002942	1,003504	0,000477	0,000467	0,005824	0,005237	0,000484	0,000466	0,504383	0,504371	0,000016	0,000010
5	1,029149	1,027093	0,024390	0,018357	0,185140	0,185161	0,051031	0,050748	0,607145	0,606127	0,016934	0,019114
6	1,033264	1,044625	0,021176	0,024050	0,156166	0,136851	0,054031	0,056569	0,594715	0,590738	0,020454	0,019782
7	1,001663	1,001632	0,000048	0,000045	0,001005	0,001011	0,000045	0,000031	0,501334	0,501322	0,000016	0,000023
8	1,001971	0,944064	0,000141	0,215745	0,005689	0,007131	0,000127	0,005158	0,503830	0,475598	0,000017	0,106788
9	1,016647	1,022097	0,011833	0,015926	0,128522	0,115269	0,022335	0,030281	0,572584	0,568683	0,006425	0,009167
10	1,003151	1,003177	0,000436	0,000587	0,005817	0,005711	0,000436	0,000556	0,504484	0,504444	0,000041	0,000036
11	1,002386	1,002301	0,000275	0,000403	0,006058	0,006089	0,000261	0,000378	0,504222	0,504195	0,000047	0,000034
12	1,001659	1,001630	0,000056	0,000023	0,001011	0,000997	0,000039	0,000022	0,501335	0,501314	0,000022	0,000014
13	1,003990	1,003988	0,000140	0,000164	0,003052	0,003047	0,000145	0,000172	0,503521	0,503517	0,000016	0,000012
14	1,003332	1,003477	0,000355	0,000191	0,003738	0,003585	0,000363	0,000192	0,503535	0,503531	0,000006	0,000002
15	1,003985	1,004047	0,000205	0,000223	0,003068	0,002982	0,000218	0,000234	0,503526	0,503515	0,000019	0,000009
16	1,140042	1,137082	0,099972	0,045995	0,821524	0,848175	0,191849	0,068836	0,980783	0,992628	0,057428	0,013891
17	1,001775	1,001702	0,000142	0,000062	0,000827	0,000785	0,000126	0,000044	0,501301	0,501244	0,000106	0,000034
18	1,129888	1,179720	0,055196	0,000000	0,510948	0,458761	0,079441	0,000000	0,820418	0,819241	0,017405	0,000000
19	1,016190	1,015266	0,003312	0,003028	0,024259	0,016544	0,004712	0,005321	0,520224	0,515905	0,002432	0,001851
20	13,533316	13,208785	0,162032	0,018824	0,337943	0,323105	0,021727	0,000051	6,935629	6,765945	0,084297	0,009397

(a)

NDs	(k) KATSAYILARI								
	İTERATİF			GENETİK ALGORİTMA			ABC ALGORİTMASI		
	K1	K2	K3	K1GA	K2GA	K3GA	K1ABC	K2ABC	K3ABC
1	0.625	5,8	6,4	0,609375	6,125000	6,187500	0,484375	4,750000	8,843750
2	0.625	5,8	6,4	0,843750	9,062500	4,406250	0,828125	9,406250	4,359375
3	0.625	5,8	6,4	0,781250	8,890625	4,234375	0,796875	8,625000	4,296875
4	0,5	7	6,5	0,843750	2,015625	11,781250	0,890625	8,500000	4,390625
5	0,5	7	6,5	0,609375	9,328125	4,734375	0,500000	6,056250	7,265625
6	0,5	7	6,5	1,406250	3,484375	5,375000	0.921875	6,796875	4,531250
7	0,5	7	6,5	1,468750	9,453125	2,390625	1,484375	10,000000	2,375000
8	0,5	7	6,5	1,484375	8,968750	3,390625	1,578125	10,000000	3,218750
9	0,5	7	6,5	0,906250	4,906250	5,578125	0,687500	5,187500	6,468750
10	0,5	7	6,5	1,015625	8,578128	4,093750	1,390625	9,687500	3,390625
11	0,5	7	6,5	1,390625	9,437500	3,421875	1,343750	9,718750	3,437500
12	0,5	7	6,5	1,468750	9,640625	2,375000	1,468750	10,000000	2,375000
13	0,5	7	6,5	0,828125	8,953125	4,421875	0,859375	9,312500	4,265625
14	0,5	7	6,5	0,796875	3,140625	8,531250	0,781250	2,953125	9,140625
15	0,5	7	6,5	0,828125	8,937500	4,390625	0,812500	9,281250	4,375000
16	1,25	12	3	0,687500	6,359375	4,703125	1,046875	1,046825	4,281250
17	0,5	7	6,5	1,484375	6,765625	3,578125	1,468750	6,546875	3,640625
18	0,5	7	6,5	0,937500	8,968750	3,609375	0,937500	10,000000	3,390625
19	0,5	7	6,5	0,781250	2,171875	11,187500	0,796875	2,656250	9,171875
20	0,5	7	6,5	1,968750	9,968750	14,875000	2,000000	9,937500	15,000000

(b)

NDs	(k) KATSAYILARI İÇİN MİNİMUM HATA DEĞERLERİ								
	GENLİK HATASI (Denk.18)			FAZ HATASI (Denk.19)			GENLİK VE FAZ HATALARININ ORTALAMASI (Denk.20)		
	İTERATİF	GA	ABC	İTERATİF	GA	ABC	İTERATİF	GA	ABC
1	1,014975	1,075530	1,065608	0,389607	0,059111	0,277350	0,702291	0,567320	0,671479
2	1,005479	1,003958	1,004094	0,013195	0,003624	0,004037	0,509337	0,503791	0,504066
3	1,068192	1,529245	1,093750	0,795411	0,220227	0,326652	0,931801	0,874736	0,710201
4	1,007467	1,003233	1,003532	0,032843	0,005713	0,006423	0,520155	0,504473	0,504978
5	1,015298	1,017523	1,010555	0,252106	0,157609	0,381724	0,633702	0,587566	0,696139
6	1,020804	1,010784	1,017610	0,414627	0,277905	0,268938	0,717716	0.602344	0.598316
7	1,007576	1,001780	1,001780	0,004883	0,002415	0,002355	0,506229	0,502098	0,502068
8	1,007848	1,001789	1,001686	0,006377	0,005968	0,005907	0,507113	0,503879	0,503796
9	1,010400	1,014816	1,051462	0,229941	0,154319	0,067534	0,620170	0,584567	0,559498
10	1,007747	1,003001	1,001986	0,012157	0,006950	0,007035	0,509952	0,504976	0,504510
11	1,007748	1,001972	1,002089	0,008321	0,006304	0,006243	0,508035	0,504138	0,504166
12	1,007576	1,001603	1,001619	0,004883	0,001011	0,000987	0,506229	0,501307	0,501303
13	1,007737	1,003992	1,003837	0,013408	0,003018	0,003189	0,510573	0,503505	0,503513
14	1,007577	1,003542	1,003629	0,012488	0,003834	0,003434	0,510032	0,503688	0,503531
15	1,007737	1,003976	1,004128	0,013408	0,003852	0,003051	0,510573	0,503914	0,503589
16	1,165342	1,556029	1,169111	0,933767	0,905147	1,010606	1,049555	1,230588	1,089858
17	1,007709	1,001637	1,001653	0,003450	0,000766	0,000750	0,505580	0,501201	0,501202
18	1,167331	1,093334	1,414643	0,748197	0,614360	0,509406	0,957764	0,853847	0,962025
19	1,021696	1,016674	1,015559	0,128131	0,014488	0,016401	0,574913	0,515581	0,515980
20	27,850507	13,298080	13,267910	0,403118	2,742053	0,322845	14,126813	8,020067	6,795378
	20%	50%	30%	0%	45%	55%	5%	45%	50%

(c)

Tablo 3.5. Dördüncü dereceden PWL fonksiyon tabanlı modifiye IzNM'nin parametrelerinin belirlenmesinde klasik adım aralığı, GA ve ABC algoritmalarının kullanıldığı aramalar için; a) ortalama hata hesaplamaları ve standart sapma sonuçları, b) tahmin ettirilen parametrelerin değerleri, c) minimum hata değerleri.

NDs	GENLİK HATASI (Denk.18)				FAZ HATASI (Denk.19)				GENLİK VE FAZ HATALARININ ORTALAMASI (Denk.20)			
	ORTALAMA HATA		STANDART SAPMA		ORTALAMA HATA		ORTALAMA HATA		STANDART SAPMA		ORTALAMA HATA	
	GA	ABC	GA	GA	ABC	GA	GA	ABC	GA	GA	ABC	GA
1	0,863058	0,857720	0,025503	0,021505	0,169490	0,185759	0,054702	0,054975	0,513680	0,518908	0,024540	0,021251
2	0,835246	0,835189	0,000131	0,000063	0,003116	0,003118	0,000113	0,000060	0,419164	0,419143	0,000018	0,000003
3	0,921600	0,908371	0,040946	0,029132	0,358540	0,405223	0,074916	0,041434	0,633995	0,626658	0,021483	0,014971
4	2,046020	0,835166	0,000102	0,000112	1,390736	0,003283	0,000130	0,000126	1,955087	0,419207	0,000019	0,000015
5	2,723680	0,857304	0,010040	0,021382	2,389066	0,165414	0,065420	0,067392	2,722393	0,508761	0,029049	0,028798
6	0,856130	0,858149	0,020522	0,019346	0,161122	0,173405	0,046046	0,038553	0,506326	0,513282	0,019482	0,013980
7	1,991395	0,834765	0,000058	0,000059	1,668840	0,000803	0,000051	0,000052	2,200398	0,417776	0,000005	0,000006
8	2,685670	0,835397	0,000086	0,000085	2,454336	0,002399	0,000095	0,000084	1,839602	0,418885	0,000009	0,000009
9	0,849025	0,847295	0,013875	0,011715	0.228334	0,104687	0,037283	0,034750	1,791151	0,474322	0.025579	0,013215
10	2,351609	0,835322	0,000113	0,000101	2,501089	0,003565	0,000126	0,000101	2,254099	0,419428	0,000119	0,000006
11	3,099251	0,835304	0,000099	0,000135	2,156988	0,003100	0,000115	0,000152	2,800026	0,419180	0,000010	0,000014
12	0,834759	0,834745	0,000085	0,000056	0,000906	0,000816	0,000120	0,000050	0,417823	0,417773	0,000045	0,000006
13	0,835178	0,835177	0,000086	0,000070	0,002456	0,002422	0,000098	0,000072	0,418806	0,418789	0,000023	0,000004
14	0,835018	0,835101	0,000070	0,000111	0,002097	0,002039	0,000078	0,000114	0,418548	0,418553	0,000019	0,000012
15	0,835209	0,835201	0,000099	0,000073	0,002417	0,002403	0,000104	0,000074	0,418800	0,418791	0,000025	0,000003
16	0,921708	0,962003	0,040310	0,156296	0,751113	0,734480	0,065159	0,242738	0,830613	0,822670	0,017951	0,046090
17	0,835239	0,834901	0,000579	0,000196	0,001323	0,000407	0,001323	0,000123	0,418207	0,417643	0,000512	0,000096
18	0,913580	1,025332	0,061181	0,073986	0,504090	0,332054	0,091993	0,107276	0,699580	0,667751	0,021058	0,024978
19	0,843915	0,848416	0,003860	0,003229	0,019687	0,004458	0,011466	0,004776	0,431247	0,425925	0,004340	0,000932
20	20,914527	20,450016	0,236673	0,213985	0,186104	0,236891	0,113626	0,097237	10,538995	10,334833	0,107229	0,103890

(a)

NDs	(k) KATSAYILARI								
	İTERATİF			GENETİK ALGORİTMA			ABC ALGORİTMASI		
	K1	K2	K3	K1GA	K2GA	K3GA	K1ABC	K2ABC	K3ABC
1	0.375	0.75	11	0,406250	0,703125	11,796875	0,359375	0,750000	11,015625
2	0.375	0.75	11	1,359375	0,578125	14,984375	1,281250	0,562500	15,000000
3	0.375	0.75	11	0,234375	0,718750	14,921875	0.281250	0.781250	14,078125
4	0.375	0.75	11	1,156250	0,656250	13,078125	1,156250	0,656250	13,171875
5	0.375	0.75	11	0,334081	0,910191	9,088027	0,295688	0,843750	9,765625
6	0.375	0.75	11	0,390625	0,562500	14,484375	0,656250	0,734375	11,578125
7	0.375	0.75	11	1,687500	0,500000	11,078125	1,687500	0,515625	10,828125
8	0.375	0.75	11	1,015625	0,718750	14,984375	1,015625	0,718750	15,000000
9	0.375	0.75	11	0,390625	0,843750	9,703125	0,703125	0,671875	12,265625
10	0.375	0.75	11	1,078125	0,640625	14,937500	1,109375	0,640625	15,000000
11	0.375	0.75	11	1,030823	0,687500	14,640625	1,031250	0,687500	15,000000
12	0.375	0.75	11	1,687500	0,515625	11,046875	1,687500	0,515625	0,031250
13	0.375	0.75	11	1,281250	0,578125	14,906250	1,312500	0,593750	15,000000
14	0.375	0.75	11	1,234375	0,687500	13,312500	1,203125	0,687500	13,234375
15	0.375	0.75	11	1,312500	0,593750	14,890625	1,296875	0,578125	15,000000
16	0.375	0.75	11	0,812500	1,140625	11,078125	1,968750	0,890625	15,000000
17	0.375	0.75	11	0,375000	1,156250	7,250000	0,312500	1,296875	6,437500
18	0.375	0.75	11	0,593750	0,734375	12,281250	0,484375	0,781250	11,093750
19	0.375	0.75	11	0,250000	0,937500	8,937500	0,203125	0,984375	8,687500
20	0.375	0.75	11	1,093000	1,968750	14,593750	0,109375	1,937500	15,000000

(b)

NDs	(k) KATSAYILARI İÇİN MİNİMUM HATA DEĞERLERİ								
	GENLİK HATASI (Denk.18)			FAZ HATASI (Denk.19)			GENLİK VE FAZ HATALARININ ORTALAMASI (Denk.20)		
	İTERATİF	GA	ABC	İTERATİF	GA	ABC	İTERATİF	GA	ABC
1	1,012889	1,016477	1,010362	0,363990	0,097944	0,297952	0,688440	0,557211	0,654157
2	1,003345	1,002160	1,002296	0,003509	0,003781	0,003651	0,503427	0,502971	0,502973
3	1,087023	1,112445	1,087654	0,715545	0,393308	0,404532	0,901284	0,752876	0,746093
4	1,003271	1,002169	1,002174	0,004196	0,003885	0,003880	0,503734	0,503027	0,503027
5	1,010311	1,032522	1,008066	0,381409	0,032355	0,222338	0,695860	0,532439	0,615202
6	1,013269	1,040413	1,019463	0,312241	0,339537	0,138437	0,662755	0,689975	0,578950
7	1,003229	1,001679	1,001652	0,000511	0,000977	0,000994	0,501870	0,501328	0,501323
8	1,003356	1,002436	1,002437	0,002987	0,002879	0,002878	0,503172	0,502657	0,502657
9	1,046144	1,007580	1,009348	0,085836	0,194671	0,184017	0,565990	0,601125	0,596683
10	1,003317	1,002448	1,002400	0,004541	0,004178	0,004217	0,503929	0,503313	0,503308
11	1,003318	1,002419	1,002442	0,003834	0,003579	0,003550	0,503576	0,502999	0,502996
12	1,003229	1,001658	1,001764	0,000511	0,000984	0,023232	0,501870	0,501321	0,512498
13	1,003313	1,002240	1,002175	0,002985	0,002856	0,002915	0,503149	0,502548	0,502545
14	1,003253	1,002013	1,002048	0,002916	0,002501	0,002439	0,503085	0,502257	0,502244
15	1,003313	1,002170	1,002222	0,002985	0,002927	0,002870	0,503149	0,502548	0,502546
16	1,207258	1,108566	1,133597	0,974333	0,891736	1,030055	1,090795	1,000151	1,081826
17	1,003296	1,001883	1,001661	0,001281	0,000458	0,000442	0,502289	0,501171	0,501051
18	1,427394	1,236650	1,250036	0,786984	0,352654	0,421774	1,107189	0,794652	0,835905
19	1,055249	1,017105	1,018300	0,014838	0,002881	0,003868	0,535043	0,509993	0,511084
20	27,734981	24,350552	24,204450	0,066234	0,432839	0,294456	13,900607	12,391696	12,249453
	10%	55%	35%	25%	40%	35%	5%	35%	60%

(c)

Tablo 3.3.b, 3.4.b, 3.5.b'ye kaydedilmiştir. Otuz koşma sonucunda hesaplanan standart sapma değerleri ve bu otuz koşma sonucunun ortalama hata değerleri Tablo 3.3.a, 3.4.a, 3.5.a'da verilirken, minimum hata değerleri ise Tablo 3.3.c, 3.4.c, 3.5.c'de listelenmektedir.

3.2.2.3. *(k)* Katsayılarının ABC Algoritması ile Belirlenmesi

ABC algoritması 2005 yılında literatüre sunulmuştur **[145]**. Bu algoritma bal arısı sürüsünün zeki yiyecek arama davranışına dayanmaktadır. Bir problemin mümkün çözümleri doğadaki yiyecek kaynaklarının konumlarına denk gelirken; popülasyon tabanlı bu algoritmada, ilgili çözümün uygunluğu yiyecek kaynaklarındaki nektar miktarı olarak kabul edilmektedir. ABC algoritması oldukça basit ve esnek bir algoritmadır. Bu algoritmanın kontrol parametrelerinin bazıları şu şekilde tanımlanmaktadır: İşçi arıların sayısı kâşif arıların sayısına ve kovan çevresinde bulunan yiyecek kaynaklarına eşittir. ABC algoritmasındaki yiyecek kaynakları, GA'daki popülasyon büyüklüğüne karşılık gelmektedir. Modifiye IzNM'ndeki katsayıların belirlendiği bu bölümdeki çalışmalarda ABC algoritmasının kontrol parametreleri şu şekilde ayarlanmıştır: ABC algoritmasında koloni büyüklüğü 160'a ayarlanmıştır; böylece yiyecek kaynaklarının sayısı da GA'ya paralel şekilde 80'e eşit olmuştur. ABC algoritmasında limit parametre değeri 100 olarak alınırken, maksimum iterasyon sayısı GA'ya benzer şekilde 30 olarak seçilmiştir. GA'daki tahmin süreci, ABC algoritması için tekrar edilmiştir. Alternatif maliyet fonksiyonunu kullanan ABC algoritması da IzNM'nin Tablo 3.1'deki bütün dinamik davranışları için otuzar kez koşturulmuştur. Bu koşmaların ortalama hata değerleri ve standart sapma sonuçları Tablo 3.3.a, 3.4.a ve 3.5.a'ye kaydedilmiştir. Bu koşmalar içerisinden en düşük hata değerinin hesaplanmasını sağlayan *(k)* katsayılarının değerleri K_{1ABC}, K_{2ABC} ve K_{3ABC} şeklinde Tablo 3.3.b, 3.4.b ve 3.5.b'de verilmektedir. K_{1ABC}, K_{2ABC} ve K_{3ABC} katsayıları kullanılarak Denk.20'deki alternatif maliyet fonksiyonu ile hesaplanan minimum hata değerleri ise Tablo 3.3.c, 3.4.c ve 3.5.c'de listelenmektedir.

Yukarıdaki bilgilere göre; Tablo 3.3, 3.4 ve 3.5 ile ilgili önemli noktalar şu şekilde özetlenebilir: Hem GA hem de ABC algoritması otuzar kez koşturulmuştur ve bu otuz koşma içerisinde en düşük hata değerini veren *(k)* katsayılarının değerleri tablolara kaydedilmiştir. Klasik adım aralığı yönteminde çoklu koşma süreci uygulanmadığından, tablolarda bu yöntemle ilgili ortalama hata hesaplamaları ve standart sapma sonuçları

bulunmamaktadır. Alternatif maliyet fonksiyonu sayesinde genlik ve faz hataları ayrı ayrı değerlendirilebildiği için, bu hataların standart sapmaları tablolara σ_{amp} ve σ_{θ} şeklinde ayrı ayrı kaydedilmiştir. Tablo 3.3.c, 3.4.c ve 3.5.c'nin son satırı, en düşük hata değerinin belirlenmesinde kullanılan bu üç arama yönteminin (klasik adım aralığı, GA ve ABC Algoritması) başarı yüzdelerini vermektedir.

Tablolarda kaydedilen sonuçlara göre,

İkinci dereceden PWL fonksiyon tabanlı modifiye IzNM'de; GA yirmi nöral davranışın on birinde başarılı iken, ABC algoritması dokuz tanesinde başarılıdır. Nöron davranışlarının hiç birinde minimum hata klasik adım aralığı yöntemiyle elde edilemediği için, en başarısız yöntem klasik adım aralığı yöntemdir. Standart sapma sonuçlarına göre GA(%55), ABC algoritmasından (%45) daha tutarlıdır. Ortalama hata sonuçlarına göre GA ve ABC algoritmasının performansları eşdeğer ve klasik adım aralığı yönteminden daha başarılıdır.

Üçüncü dereceden PWL fonksiyon tabanlı modifiye IzNM'de; Tablo 3.4.c'de verilen alternatif maliyet fonksiyonu ile elde edilen minimum hata değerlerine göre klasik adım aralığı yöntemi bir, GA dokuz, ABC algoritması on nöron davranışı için başarılıdır. Bu uygulamada en iyi performans ABC algoritması ile elde edilmiştir. Tablo 3.4.a'daki standart sapma sonuçlarına göre, ABC algoritması %75, GA %25 oranında başarılı olmuş ve ABC algoritması daha iyi bir performans sergilemiştir.

Dördüncü dereceden PWL fonksiyon tabanlı modifiye IzNM'de; Tablo 3.5.c'deki minimum hata değerlerine göre, klasik adım aralığı yöntemi bir, GA yedi, ABC algoritması on iki nöron davranışı için başarılıdır. Bu uygulamada en iyi performans ABC algoritması ile elde edilmiştir. Standart sapma sonuçları için en düşük değerlerden dördü GA ile elde edilirken, ABC algoritması ile on altı en düşük standart sapma değeri elde edilmiştir, bu durumda dördüncü dereceden PWL uygulamaları için ABC algoritması GA'dan daha tutarlıdır.

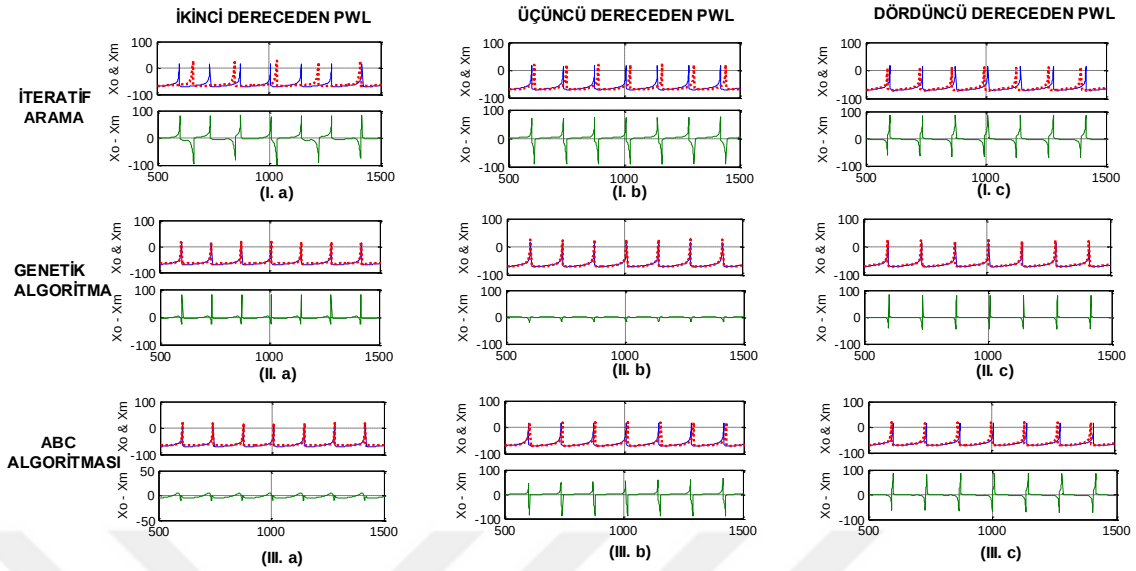
Yukarıda bahsedilen bütün sonuçlar göz önünde bulundurularak, stokastik yöntemlerin klasik adım aralığı yönteminden daha başarılı olduğu sonucu çıkarılabilir. Standart sapma sonuçlarına göre, ABC algoritmasının GA'ya göre daha başarılı olduğu da görülmektedir. Ayrıca Denk.20'deki alternatif maliyet fonksiyonu bu uygulamalarda

başarılı bir şekilde kullanılmıştır. Minimum hata değerlerini veren *(k)* katsayıları ilerleyen çalışmalarda da kullanılacağı için Tablo 3.3.b, 3.4.b ve 3.5.b'ye kaydedilmiştir.

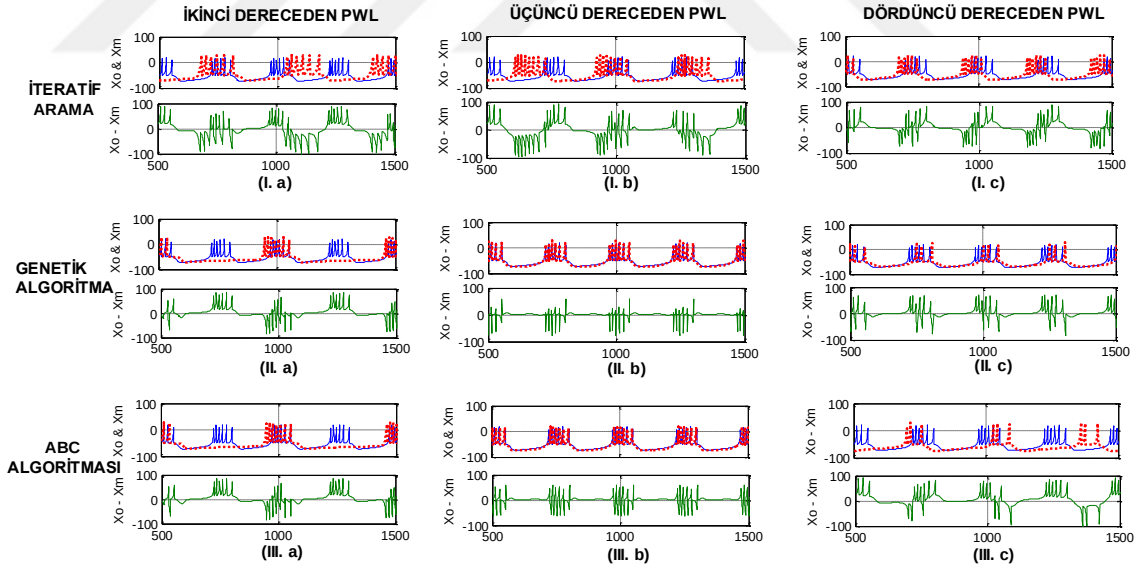
3.2.3. Modifiye IzNM'nin Dijital Donanımlarla Gerçekleştirimi

Önceki bölümde, orijinal IzNM'nin parabolik nonlineer fonksiyonu, dijital gerçekleştirim zorluğu nedeniyle parçalı lineer fonksiyonlara dönüştürülmüş ve modifiye modeldeki *(k)* katsayıları klasik adım aralığı yöntemi, GA ve ABC algoritmaları ile tahmin ettirilmiştir. Bu bölümde ise, parametre tahmin sürecinin ardından orijinal ve modifiye IzNM'nin iki karakteristik nöron davranışı (tonic spiking ve tonic bursting) FPGA elemanı kullanılarak donanım gerçeklemesi çalışmalarının detayları sunulacaktır. İkinci, üçüncü ve dördüncü dereceden PWL fonksiyonu tabanlı modifiye IzNM'nin FPGA tabanlı gerçekleştirimi tahmin ettirilen *(k)* katsayıları kullanılarak yapılmıştır. Böylece üç arama yönteminin minimum hatayı bulmadaki başarıları donanımsal olarak kıyaslanmış ve modifiye IzNM'nin gerçekleştirim avantajı deneysel olarak doğrulanmıştır.

Benzetim sürecinde, kolay gerçekleştirimi nedeniyle Eular ayrıklaştırma yöntemi kullanılmış ve ayrıklaştırma sabiti $\Delta h=0.2$ olarak alınmıştır. Aritmetik işlemlerde 32 bit sabit noktalı aritmetik (Q 32.18) kullanılmıştır. Tablo 3.3, 3.4 ve 3.5'ten de görüldüğü gibi *(k)* katsayıları virgülden sonra altı basamak kullanılacak şekilde ikili sisteme uygun olarak düzenlenmiştir. Referans **[119]**'daki kullanıma benzer şekilde FPGA elemanında çarpıcı bloğu kullanmak yerine "kaydırmalı kaydediciler (shift register)" kullanılmıştır. Böylece elemanlarda sayısı sınırlı olan çarpıcı bloklarının kullanımı yerine, sayıca fazla olan diğer mantıksal operatörler kullanılarak çarpma işlemleri gerçekleştirilmiştir. Örneğin, (k_1) katsayısı ikili sistem ile temsil edilirse, çarpma işlemi kaydırmalı kaydedicilerle $2^{-n} = [(>> 2^{-1}) + (>> 2^{-2}) + (>> 2^{-3}) + \ldots\ldots\ldots + (>> 2^{-n})]$ şeklinde ifade edilebilir. Çarpıcı sayısının azaltılması nöral ağların donanım gerçekleştirimi konusunda önemli bir kriter olan tek bir kart üzerinde daha fazla nöronun gerçekleştirimine imkân sağlayacaktır. Şekil 3.3 ve 3.4'te sonuçları verilen "tonic spiking" ve tonic bursting" davranışları için yapılmış olan nümerik benzetim çalışmalarında, kaydırmalı kaydedicilerin kullanıldığı çarpıcılardan yararlanılmıştır. Şekil 3.3 ve 3.4'teki her benzetim sonucu iki adet nöron dinamiği içermektedir. Bunlardan üst taraftakiler orijinal ve modifiye IzNM'lerinin membran potansiyellerini (v) göstermektedir.



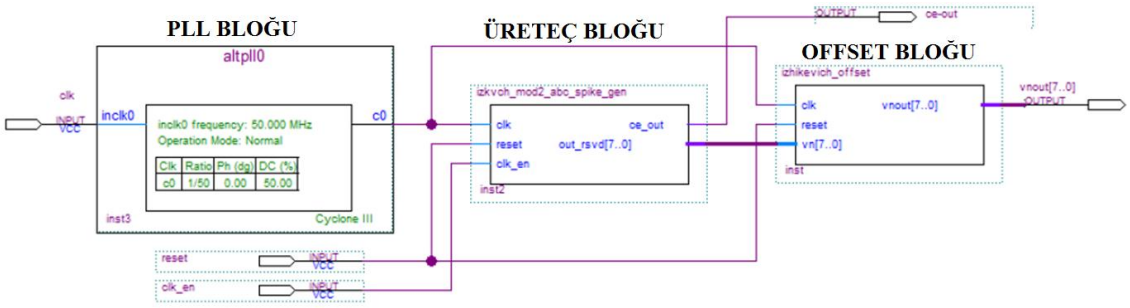
Şekil 3.3. Tahmin ettirilen *(k)* katsayılarını kullanıldığı a) ikinci, b) üçüncü, c) dördüncü dereceden PWL fonksiyonu tabanlı modifiye IzNM'nin "tonic spiking" davranışının i) iteratif arama, ii) GA, iii) ABC algoritması tabanlı arama için kıyaslamalı benzetim sonuçları.



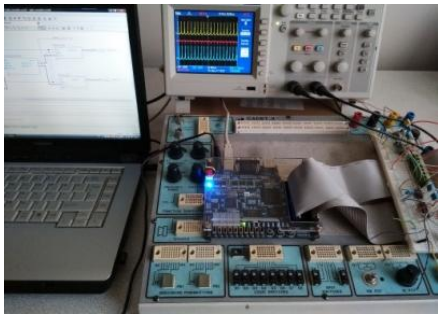
Şekil 3.4. Tahmin ettirilen *(k)* katsayılarını kullanıldığı a) ikinci, b) üçüncü, c) dördüncü dereceden PWL fonksiyonu tabanlı modifiye IzNM'nin "tonic bursting" davranışının i) iteratif arama, ii) GA, iii) ABC algoritması tabanlı arama için kıyaslamalı benzetim sonuçları.

Buradaki sürekli çizgiler orijinal IzNM'nin dinamik davranışını gösterirken, kesikli çizgiler modifiye IzNM'lerine aittir. Alttaki şekillerde ise orijinal ve modifiye modellerin membran potansiyelleri arasındaki fark işaretleri verilmektedir.

Gerçekleştirim sürecinde orijinal ve modifiye IzNM'lerinin "tonic spiking" ve "tonic bursting" davranışları Şekil 1.6'daki "Alternatif Yöntem-I" kullanılarak VHDL dili ile tanımlanmıştır. Bu gerçekleştirimlerde ALTERA^{TM} firmasına ait DE0 kartı kullanılmıştır. Bu kart üzerinde 15408 lojik elemana ve 112 gömülü çarpıcıya sahip olan Cyclone III IC (EP3C16F484C6) platformu kullanılmıştır. Modifiye IzNM'nin örnek bir tasarım şeması Şekil 3.5.a'da verilmektedir. Bu şekilde faz kilitlemeli döngü (phase locked loop "PLL") bloğu clock işaretlerini üretmek için kullanılmaktadır. Üreteç bloğu ise modifiye IzNM'nin ayrıklaştırılmış versiyonunun VHDL gerçekleştirim bloğudur. Gerçekleştirim sonuçları bir osiloskop aracılığı ile analog olarak gözlemleneceği için, elde edilen dijital çıkışların analog işaretlere çevrilmesi gerekmektedir. Bu sebeple FPGA çıkışında 8 bitlik bir Dijital/Analog Dönüştürücü (DAC) kullanılmıştır. 32 bitlik bir işareti 8 bitlik işaretlere dönüştürmek için ise bir "offset bloğu" kullanılmıştır. Deneysel kuruluma ait bir gösterim Şekil 3.5.b'de verilmektedir.

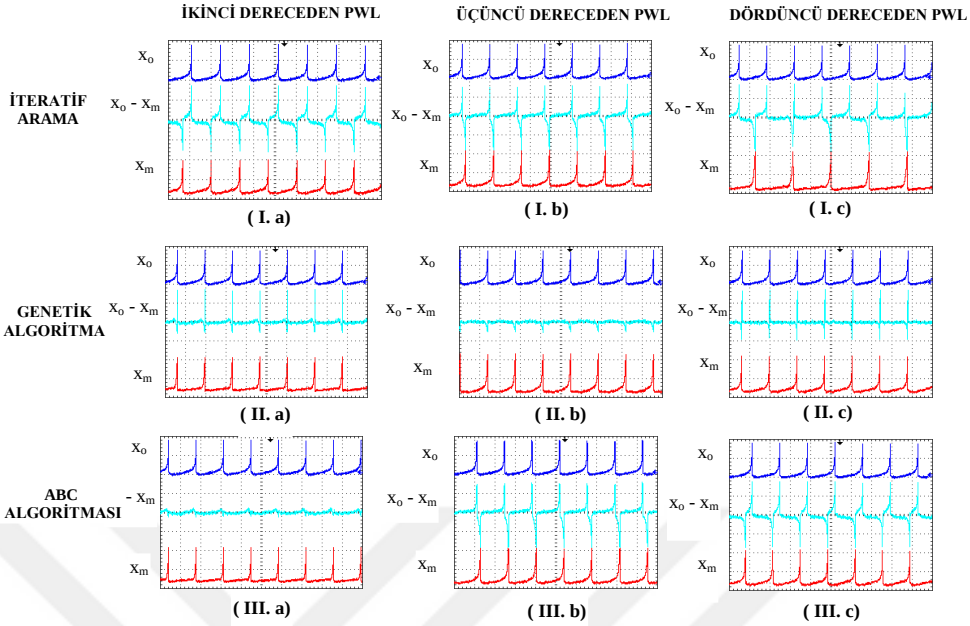


(a)

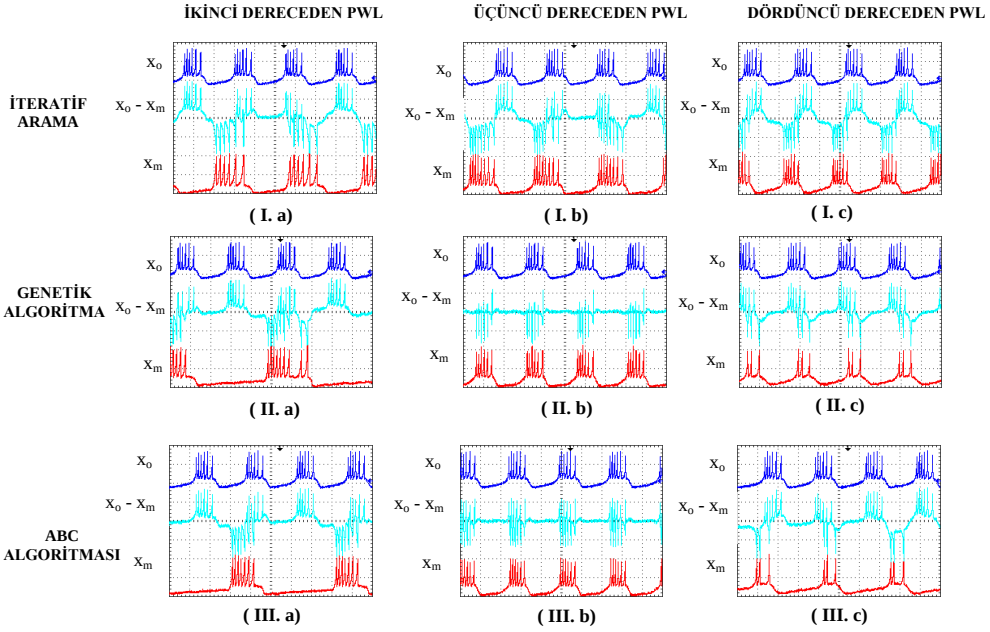


(b)

Şekil 3.5. a) Modifiye IzNM'nin FPGA tasarım şeması. b) FPGA tabanlı gerçekleştirimin deneysel kurulumu.



Şekil 3.6. Tahmin ettirilen *(k)* katsayılarını kullanıldığı a) ikinci, b) üçüncü, c) dördüncü dereceden PWL fonksiyonu tabanlı modifiye IzNM'nin "tonic spiking" davranışının, i) iteratif arama, ii) GA, iii) ABC algoritması tabanlı arama için kıyaslamalı FPGA gerçekleştirim sonuçları (x: 2V/div, y: 2V/div, time/div: 100µs).



Şekil 3.7. Tahmin ettirilen *(k)* katsayılarını kullanıldığı a) ikinci, b) üçüncü, c) dördüncü dereceden PWL fonksiyonu tabanlı modifiye IzNM'nin "tonic bursting" davranışının, i) iteratif arama, ii) GA, iii) ABC algoritması tabanlı arama için kıyaslamalı FPGA gerçekleştirim sonuçları (x: 2V/div, y: 2V/div, time/div: 100µs).

“Tonic spiking” ve tonic bursting” davranışları için FPGA tabanlı deneysel gerçekleştirim sonuçları ise sırasıyla Şekil 3.6 ve 3.7’de görülmektedir. Bu şekillerde üstteki işaretler orijinal IzNM’nin, alttaki işaretler ise modifiye IzNM’nin dinamik davranışlarını göstermektedir. Ortadaki işaretler ise orijinal ve modifiye IzNM’lerinin dinamik davranışları arasındaki farkı göstermektedir.

Gerçekleştirim sonuçlarına göre, orijinal IzNM’nin gerçekleştirimlerinde 36 adet çarpıcı kullanılmakta ve toplam çarpıcı sayısının %23.14’ünün kullanımına denk gelmektedir. Öte yandan, kaydırmalı kaydedicilerin kullanılması ile bu sayı 16’ya yani %14.28’e düşmektedir. Orijinal IzNM’de lojik eleman kullanımı 926(%6) iken, modifiye modelde lojik eleman kullanımı en fazla 1093(%7)’dir. Her bir modifiye model için kullanılan eleman sayıları Tablo 3.6.’da detaylı olarak sunulmaktadır. Azaltılan çarpıcı sayısı düşünüldüğünde, lojik eleman sayısındaki artış göz ardı edilebilir durumdadır. Orijinal IzNM kullanılarak bu FPGA kartı üzerinde üç nöron oluşturulabilirken, modifiye modele geçişle aynı kart üzerinde yedi adet nöron oluşturulabilmektedir.

Tablo 3.6. FPGA tabanlı gerçekleştirimlere ait sentez sonuçları.

		ALAN KULLANIMI								
		İKİNCİ DERECEDEN PWL			**ÜÇÜNCÜ DERECEDEN PWL**			**DÖRDÜNCÜ DERECEDEN PWL**		
		LE	**LUT**	**FF**	**LE**	**LUT**	**FF**	**LE**	**LUT**	**FF**
TONIC SPIKE	**İTERATİF ARAMA**	689 (4%)	670	72	867(6%)	860	72	940(6%)	933	72
	GENETİK ALGORİTMA	792 (5%)	785	72	938(6%)	931	72	1093(7%)	1086	72
	ABC ALGORİTMASI	793 (5%)	786	72	968(6%)	961	72	1050(7%)	1047	72
TONIC BURST	**İTERATİF ARAMA**	677 (4%)	670	72	868(6%)	861	72	941(6%)	934	72
	GENETİK ALGORİTMA	835 (5%)	828	72	911(6%)	904	72	1122(7%)	1115	72
	ABC ALGORİTMASI	835 (5%)	828	72	939(6%)	932	72	1126(7%)	1119	72

NOT:
- **LE:** Lojik Eleman, **LUT**: Look up Table, **FF**: Flip-Flop
- Orijinal modelin ‘tonic spiking’ için sentez sonuçları: LE (925), LUT (918), FF (72)
- Orijinal modelin ‘tonic bursting’ için sentez sonuçları: LE(926), LUT(919), FF(72)

Tez çalışmasının bu kısmında modifiye IzNM’nin PWL fonksiyon tanımlamasındaki *(k)* katsayıları klasik adım aralığı yöntemine alternatif olarak GA ve ABC algoritmaları ile belirlenmiştir. Elde edilen benzetim ve deneysel gerçekleştirim sonuçlarına göre optimizasyon yöntemleri ile klasik adım aralığı yönteminden daha başarılı sonuçlar elde edilmiştir. GA ve ABC algoritmalarının performans kıyaslaması için yapılan istatistiksel analizler sonuçlarından ABC algoritması ile daha az hatalı sonuçların elde edilebildiği görülmektedir. Ayrıca bu bölümdeki parametre tahmin sürecinde de alternatif maliyet fonksiyonu başarılı bir şekilde kullanılmıştır. İlaveten, IzNM’nin karakteristiksel iki davranışı orijinal ve modifiye tanımlamalar kullanılarak FPGA elemanı ile gerçeklenmiştir. Böylece stokastik ve klasik parametre belirleme

yöntemlerinin performansları hem benzetim sonuçları ile hem de deneysel doğrulama ile kıyaslanmıştır. Şekil 3.5 ve 3.6'daki deneysel gerçekleştirim sonuçları Şekil 3.3 ve 3.4'teki nümerik benzetim sonuçları ile birerbir uyumludur. Böylece zeki arama yöntemlerinin nöral yapılardaki etkinliği test edilmiş ve bu yöntemlerle elde edilen sonuçların donanım gerçekleştirimlerine adapte edilebilir olduğu doğrulanmıştır. Bu çalışmalar, farklı nöron modellerinin parametre tahminleri için, nöral ağların sinaptik ağırlıklarının belirlenmesi için esin kaynağı olabilecek niteliktedir.

3.3. Izhikevich Nöron Modeli'nin Kuplajlanması

Bireysel olarak kendine özgü işaretler üreten nöronlar; birbirleriyle etkileşimleri sonucunda farklı özellikte dinamik davranışlar sergilemekte ve bilgiyi de bu yöntemle iletmektedir. Bu sebeple nöronların kuplajlanması ve kuplajlamaya etki eden parametrelerin ayarlanması oldukça önemli bir inceleme alanıdır. Bölüm 2'de sinaptik kuplajlanma ve nöron senkronizasyonu çalışmalarında sıklıkla tercih edilen HR Nöron Modeli'nin detayları ele alınmıştı. Bununla birlikte, literatürde HR Nöron Modeli'nin haricinde farklı nöron modellerinin de kullanıldığı nöral etkileşim çalışmaları mevcuttur. Morris-Lecar Nöron Modeli'nin kullanıldığı bir çalışmada, nöron modeli donanımla gerçeklenmiş iki nöron arasında kimyasal kuplajlama oluşturulmuştur **[146].** Nöronlar arasındaki senkronizasyon davranışının incelenmesini sağlayan bir diğer model de FitzHugh-Nogumo Nöron Modeli'dir. Bu modelle ilgili ayrık donanımla gerçeklenen nöronların sinaptik kuplajlama ile birleştirilmesi sonucu oluşturulan bir yapı üzerine yapılmış çalışmaların yanı sıra, senkronizasyon durumunun incelenmesi için yapılan çeşitli benzetim çalışmaları da literatürde mevcuttur **[102, 147, 148].**

Nöronların kuplajlanması ve kuplajlamaya etki eden parametrelerin belirlenmesi bu denli dikkat çeken bir konuyken, bu konunun nöral dinamikleri sergileme konusunda en başarılı nöron modellerinden biri olan IzNM ile değerlendirmesi yeni çalışmalar için önemli bir esin kaynağı olacaktır. IzNM'nin kuplajlanması ile ilgili literatürde mevcut olan çalışmaların bazılarında Denk. 25'te verilen sinaptik kuplajlama fonksiyonu kullanılmaktadır **[149-151]**:

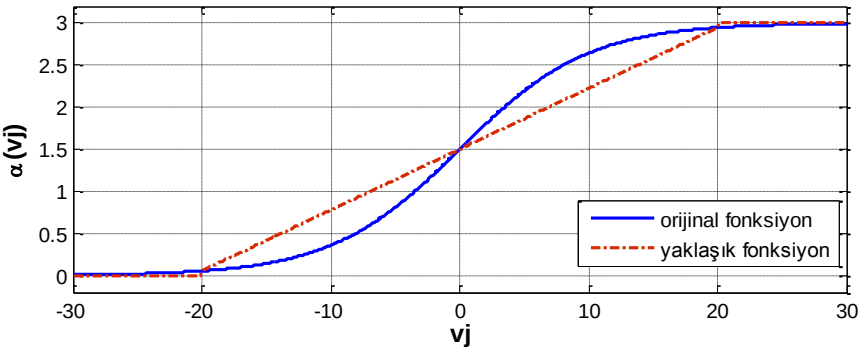
$$
\begin{aligned}
&\dot{v}_i = 0.04{v_i}^2 + 5v_i + 140 - u_i + I_{input} + {I_i}^{syn} \\
&\dot{u}_i = a(bv_i - u_i) \\
&if \quad v_i > 30mv \qquad \begin{cases} v_i \leftarrow c \\ u_i \leftarrow u_i + d \end{cases} \\
&\qquad {I_i}^{syn} = -\sum_{1(j \neq i)}^{N} g_{ji} s_j (v_i - v_{syn}) \\
&\qquad \dot{s}_j = \alpha(v_j)(1 - s_j) - \frac{s_j}{\tau} \\
&\qquad \alpha(v_j) = \frac{\alpha_0}{1 + e^{-v_j / v_{shp}}}
\end{aligned}
\tag{25}
$$

Sinaptik kuplajlama için kullanılan Denk.25'teki fonksiyonun parametrelerinin değerleri şu şekildedir: α_0=3, Vshp=5, τ=2. Bu eşitlikte sinaptik bağlantı ekshibitör (uyarıcı) ise V_{syn}=0; inhibitör (engelleyici) ise V_{syn}<0'dır. İlerleyen kısımlarda bağlantıların inhibitör olduğu varsayılacak ve yapılacak olan parametre tahmin çalışmalarında V_{syn}'nin değeri de belirlenecektir.

Daha öncede bahsedildiği gibi tez çalışmasında IzNM'nin parabolik fonksiyonu parçalı lineer hale dönüştürülmesine benzer şekilde, FPGA tabanlı gerçekleştirimler için Denk.25'teki sinaptik kuplajlama fonksiyonundaki üstel ifade de parçalı lineer fonksiyonlarla ifade edilebilir. Böylece ilgili fonksiyon dijital donanımlarla gerçekleştirim çalışmaları için uygun hale gelecektir. Bu amaçla aşağıdaki gibi bir yaklaşıklık kullanılabilir:

$$
\begin{aligned}
&\alpha(v_j) = \frac{\alpha_0}{1 + e^{-v_j / v_{shp}}} \ fonksiyonunda \quad \begin{matrix} v_j = 0 \ için \quad \alpha(v_j) = 1.5 \\ v_j = -20 \ için \quad \alpha(v_j) = 0.0539 \\ v_j = 20 \ için \quad \alpha(v_j) = 2.9646 \end{matrix} \ çözümleri bulunur. \\
&Buradan, \\
&\alpha(v_j) = \begin{Bmatrix} 0, & v_j < -20 \\ 0.0723 + 1.5, & -20 \le v_j \le 20 \\ \alpha_0, & 20 < v_j \end{Bmatrix} \ fonksiyonuelde edilir.
\end{aligned}
\tag{26}
$$

Orijinal tanımlamaları Denk.25'te verilen sinaptik kuplajlama fonksiyonunun Denk.26'da verilen yaklaşık fonksiyon ile benzerliğinin kıyaslanması için yapılan nümerik benzetim çalışmasına ait sonuç, Şekil 3.8'de verilmektedir.



Şekil 3.8. Denk.25'te verilen orijinal sinaptik kuplajlama fonksiyonu ile Denk.26'da verilen yaklaşık sinaptik kuplajlama fonksiyonunu kıyaslamak için yapılan nümerik benzetim sonuçları.

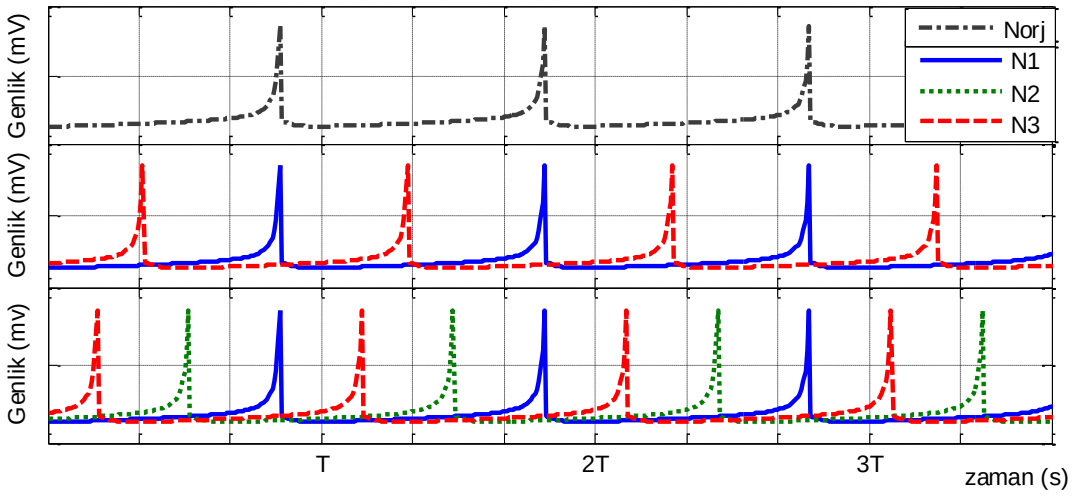
IzNM'nin'nin kuplajlanması ile ilgili literatürde mevcut çalışmaların bazılarında ise nöronlar, membran giriş akımlarını ifade eden *"I"* parametresine "I_{syn}" şeklinde harici bir akımın eklenmesiyle kuplajlanmıştır **[119, 152]**. Bu yöntemle kuplajlanan nöronlar Denk.27'deki matematiksel ifadelerle tanımlanmaktdır:

$$\begin{aligned} &\dot{v}_i = 0.04v_i^{\,2} + 5v_i + 140 - u_i + I_{input} + I_j^{\,syn} \\ &\dot{u}_i = a(bv_i - u_i) \\ &if \quad v_i > 30mv \qquad \begin{cases} v_i \leftarrow c \\ u_i \leftarrow u_i + d \end{cases} \\ &I_j^{\,syn} = \sum g(i,j) f(i) \end{aligned} \tag{27}$$

Burada *g*; *j*. nörondan *i.* nörona gelen ağırlıktır. *f(i)* ise *i.* ve *j.* nöronlar arasında bir bağlantı varken "1", herhangi bir bağlantının olmadığı durumda "0" olan bir fonksiyondur.

IzNM'nin kuplajlanması için kullanılan bu fonksiyonların, çeşitli MDÜ ağ yapıları oluşturulurken etkin bir şekilde kullanılıp kullanılamayacağını görmek amacıyla öncelikle orijinal IzNM kullanılarak 2 ve 3 nöronlu basit MDÜ ağ yapıları oluşturulmuştur. Bu modeller Denk.25'teki gibi kuplajlanmıştır. Kuplajlı nöronlarla oluşturulmuş ağ yapılarında, eşdeğer genlik değerlerini ve özel faz gecikmelerini elde etmek için sinaptik ağırlıkların belirlenmesi gerekmektedir. En düşük hata değerini veren sinaptik ağırlıkların belirlenmesi için bahsedilen özellikleri sağlayan bir veri setine ihtiyaç vardır. Tez çalışmasında ihtiyaç duyulan bu veri setleri; orijinal IzNM ile tanımlanan bir nöronun aksiyon potansiyelinin periyodunun zaman ekseninde özel faz

farklılıkları elde edilecek şekilde ötelenmesiyle elde edilmiştir. Örneğin Şekil 3.9'da görüldüğü gibi kuplajlı iki nöronun arasındaki faz farklılığının 180 derece olması istenildiğinde, orijinal IzNM ile elde edilen davranış Norj(t) ile tanımlanırsa, birinci nöronun davranışı N1(t), ikinci nöronun davranışı N2(t+T/2) şeklinde tanımlanarak bir veri seti oluşturulabilir. Şekil 3.9'daki bir başka örnek ise kuplajlı üç nöronun arasındaki faz farklılığının 120 derece olmasının istenildiği durumdur. Bu durumda ise N1(t), N2(t+T/3) ve N3(t+2T/3) şeklinde zaman ekseninde bir öteleme yapılarak bir veri seti oluşturulmuştur. Tez çalışmasın ilerleyen kısımlarında arzu edilen özel faz farklılıkları belirlenirken de aynı yöntem kullanılmıştır. Denk.25'teki ifadeler kullanılarak oluşturulmuş ağ yapılarındaki g_{ji} sinaptik ağırlıklarının ve V_{syn} parametresinin değeri GA ve ABC algoritması ile Denk.20'deki alternatif maliyet fonksiyonu kullanılarak tahmin ettirilmiştir. Denk.20 kullanılarak yapılan hata hesaplamalarında yukarıda bahsedilen veri setleri oluşturulmuş, ayarlanabilir parametrelerin tahmin ettirilen değerleri yerine konularak veri seti ve model arasındaki hata değerleri hesaplatılmıştır. Parametre tahmin sürecinde, daha önce yapılan çalışmalara benzer şekilde GA ve ABC algoritması otuzar kez koşturulmuştur. Minimum hata değerinin elde edildiği sinaptik ağırlıkların değerleri ile minimum hata değerleri Şekil 3.10'da verilen nümerik benzetim sonuçları ile birlikte verilmiştir. Otuz koşmanın ortalama hata değeri ve standart sapma sonuçları ise Tablo 3.7'ye kaydedilmiştir.



Şekil 3.9. En düşük hata değerini veren sinaptik ağırlıkların belirlenmesi sürecinde model ile kıyaslanacak veri setinin oluşturulması için kullanılan yöntem.

Orijinal IzNM'nin ve orijinal sinaptik kuplajlama fonksiyonunun dijital donanımlarla gerçekleştirimlerinin zor olması sebebiyle, önceki kısımlarda IzNM ve sinaptik kuplajlama fonksiyonu modifiye edilerek bu modellere alternatif yaklaşık modeller önerilmiştir. Burada iki ve üç nöronlu MDÜ ağ yapıları, Tablo 3.1'deki "spike frequency adaptation" nöron dinamiğini elde etmek için Tablo 3.4.b'deki ABC algoritması ile tahmin ettirilen *(k)* katsayılarını (K_{1ABC}=0.921875, K_{2ABC}=6.796875, K_{3ABC}=4.53152) kullanan Denk.22'deki üçüncü dereceden PWL fonksiyon ile tanımlanmış modifiye IzNM ile oluşturulmuştur. Bu modifiye nöronlarla oluşturulan MDÜ ağ yapıları Denk. 26'da verilen modifiye sinaptik kuplajlama fonksiyonu ile kuplajlanmıştır. Bu süreçte kullanılan matematiksel ifadeler aşağıda verilmektedir:

$$
\begin{aligned}
&\dot{v}_i = k_1(|v_i + 62.5 + k_2| + |v_i + 62.5 - k_2|) - k_3 k_2 k_1 - u_i + I + I_i^{syn} \\
&\dot{u}_i = a(bv_i - u_i) \\
&if \quad v_i > 30mv \qquad \begin{cases} v_i \leftarrow c \\ u_i \leftarrow u_i + d \end{cases} \\
&I_i^{syn} = -\sum_{1(j \neq i)}^{N} g_{ji} s_j (v_i - v_{syn}) \\
&\dot{s}_j = \alpha(v_j)(1 - s_j) - \frac{s_j}{\tau} \\
&\alpha(v_j) = \begin{Bmatrix} 0, & v_j < -20 \\ 0.0723 + 1.5, & -20 \leq v_j \leq 20 \\ \alpha_0, & 20 < v_j \end{Bmatrix}
\end{aligned}
\tag{28}
$$

Bu ağ yapısındaki g_{ji} sinaptik ağırlıkları orijinal modeldeki tahmin süreci tekrar edilerek belirlenmiştir. Elde edilen optimum sinaptik ağırlıkların ve minimum hataların değerleri Şekil 3.10'daki nümerik benzetim sonuçlarıyla birlikte verilirken, ortalama hata ve standart sapma sonuçları Tablo 3.7'ye kaydedilmiştir.

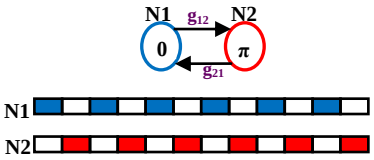
Denk.26 ile verilen sinaptik kuplajlama fonksiyonu ile yapılan kuplajlamanın ardından, modifiye IzNM'leri Denk.27 ile verilen *"I_{syn}"* akımları kullanılarak kuplajlanmıştır. Burada kullanılan matematiksel tanımlamalar ise Denk.29'da verilmektedir:

$$\dot{v}_i = k_1(|v_i + 62.5 + k_2| + |v_i + 62.5 - k_2|) - k_3 k_2 k_1 - u_i + I + I_j{}^{syn}$$
$$\dot{u}_i = a(bv_i - u_i)$$
$$if \quad v_i > 30mv \qquad \begin{cases} v_i \leftarrow c \\ u_i \leftarrow u_i + d \end{cases} \tag{29}$$
$$I_j{}^{syn} = \sum g(i,j) f(i)$$

Modifiye nöron modellerinin kuplajlanmasında modelin harici akımına I_{syn} akımının eklenmesi yönteminin kullanılması durumunda kuplajlanan nöronlar arasındaki g_{ji} ağırlığının belirlenmesi gerekmektedir. Öte yandan diğer kuplajlama fonksiyonlarında kullanılan V_{syn} parametresi bu fonksiyonda olmadığı için ilgili parametrenin tahmini yapılmamıştır. Daha önce yapılan kuplajlama çalışmalarında izlenen süreç bu kuplajlama fonksiyonu için de tekrar edilmiştir. Elde edilen sinaptik ağırlıkların ve minimum hataların değerleri Şekil 3.10'daki nümerik benzetimlerle verilirken, ortalama hata ve standart sapma sonuçları Tablo 3.7'ye kaydedilmiştir. Bu bölümde yapılan çalışmalar ve çalışmaların yapılma sebepleri Şekil 3.11'de verilen bir şema ile özetlenmektedir.

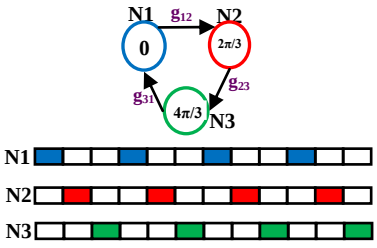
Tablo 3.7. Denklem 25, 28 ve 29'da verilen kuplajlama yöntemleri ile oluşturulmuş MDÜ ağ yapılarının sinaptik ağırlıklarının GA ve ABC algoritması ile belirlenmesi için yapılan otuz koşmanın ortalama hataları ve standart sapma sonuçları.

			Ortalama Hata			**Standart Sapma**		
			OM+OS	**MM+MS**	**MM+IS**	**OM+OS**	**MM+MS**	**MM+IS**
GA	**Genlik Hatası (Denk.18)**	**2N**	1,115743	0,900595	0,902771	0,056226	0,030779	0,001840
		3N	1,175753	1,056529	1,509655	0,031571	0,010504	0,042357
	Faz Hatası (Denk.19)	**2N**	0,974940	0,748998	0,968247	0,029191	0,016533	0,111333
		3N	0,324237	0,303652	0,460276	0,004227	0,000791	0,009306
	Toplam Hata (Denk.20)	**2N**	1,045341	0,824797	0,935509	0,040508	0,014635	0,055449
		3N	0,749995	0,680090	0,984966	0,017697	0,005537	0,023777
ABC	**Genlik Hatası (Denk.18)**	**2N**	1,102467	0,850500	0,904046	0,071725	0,193065	0,002214
		3N	1,170345	1,077104	1,414608	0,032875	0,008390	0,053718
	Faz Hatası (Denk.19)	**2N**	0,961321	0,784286	0,741013	0,045123	0,099693	0,064606
		3N	0,323824	0,303144	0,419085	0,005108	0,000388	0,015286
	Toplam Hata (Denk.20)	**2N**	1,031894	0,817393	0,822529	0,054675	0,089049	0,032300
		3N	0,747085	0,690124	0,946846	0,018887	0,004249	0,031728



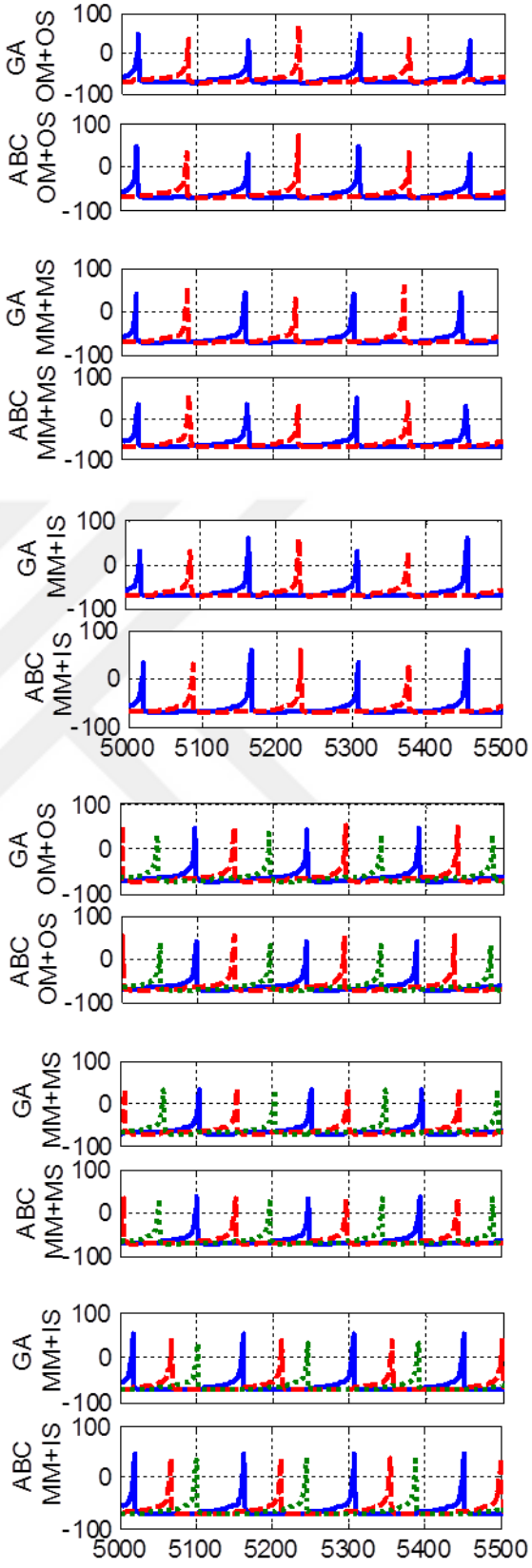
2 NÖRON		g21	g12	Vsyn	Min Hata
OM +OS	GA	-0,964430	0,283483	-62,287784	0,889235
	ABC	-0,992988	0,289001	-62,405575	0,889712
MM +MS	GA	0,306349	0,181978	-61,936816	0,800784
	ABC	1,000000	0,524704	-65,264684	0,645963
MM +IS	GA	0,113303	0,104782	x	0,813130
	ABC	0,113479	0,102154	x	0,812030

(a)

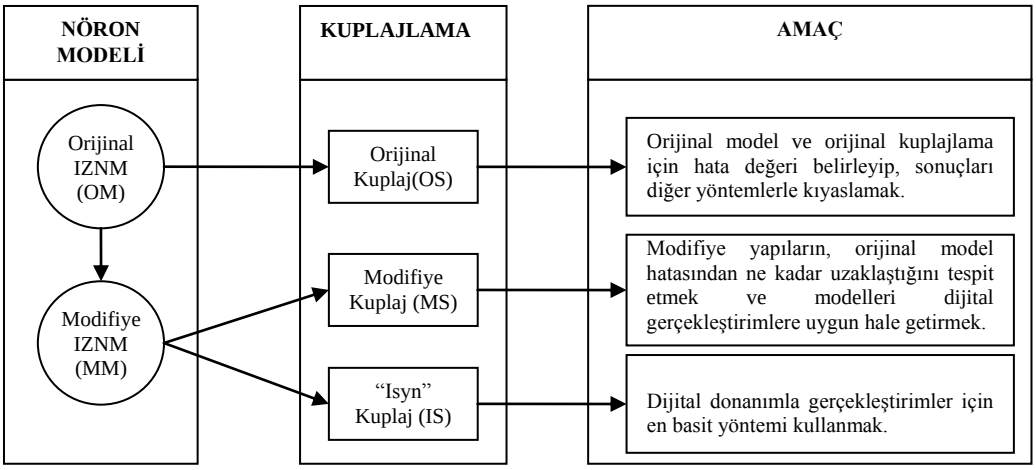


3 NÖRON		g31	g12	g23	Vsyn	Min Hata
OM +OS	GA	0,933627	0,986877	0,728058	-65,460423	0,727052
	ABC	1,000000	1,000000	0,988199	-65,173816	0,724435
MM +MS	GA	0,637274	0,723463	0,883298	-67,969141	0,674801
	ABC	0,709304	0,708398	0,513850	-68,359744	0,680655
MM +IS	GA	0,253120	0,184894	0,132451	x	0,943356
	ABC	0,216069	0,177876	0,149391	x	0,931230

(b)



Şekil 3.10. a)İki, b) üç adet kuplajlı Izhikevich nöronu için GA ve ABC algoritması ile tahmin ettirilen sinaptik ağırlıkların ve minimum hataların değerleri ve bu ağırlıklar kullanılarak yapılan nümerik benzetim sonuçları.

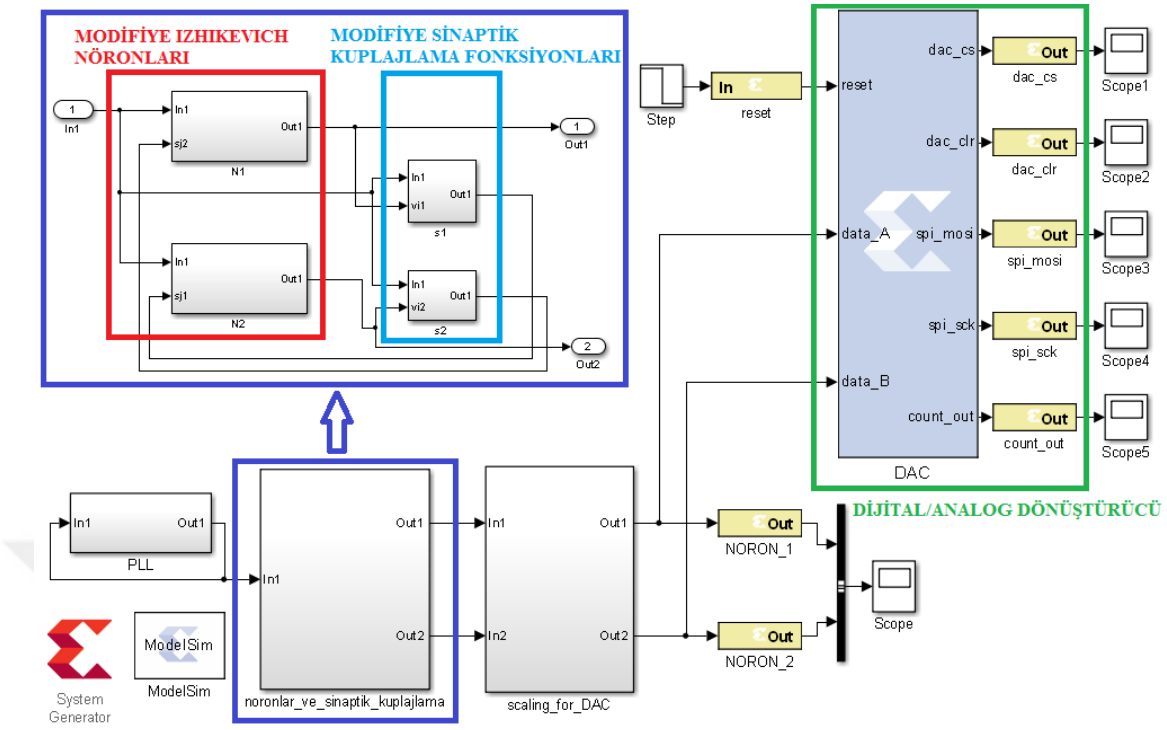


Şekil 3.11. IzNM için yapılan çalışmaları ve yapılma nedenlerini özetleyen bir şema.

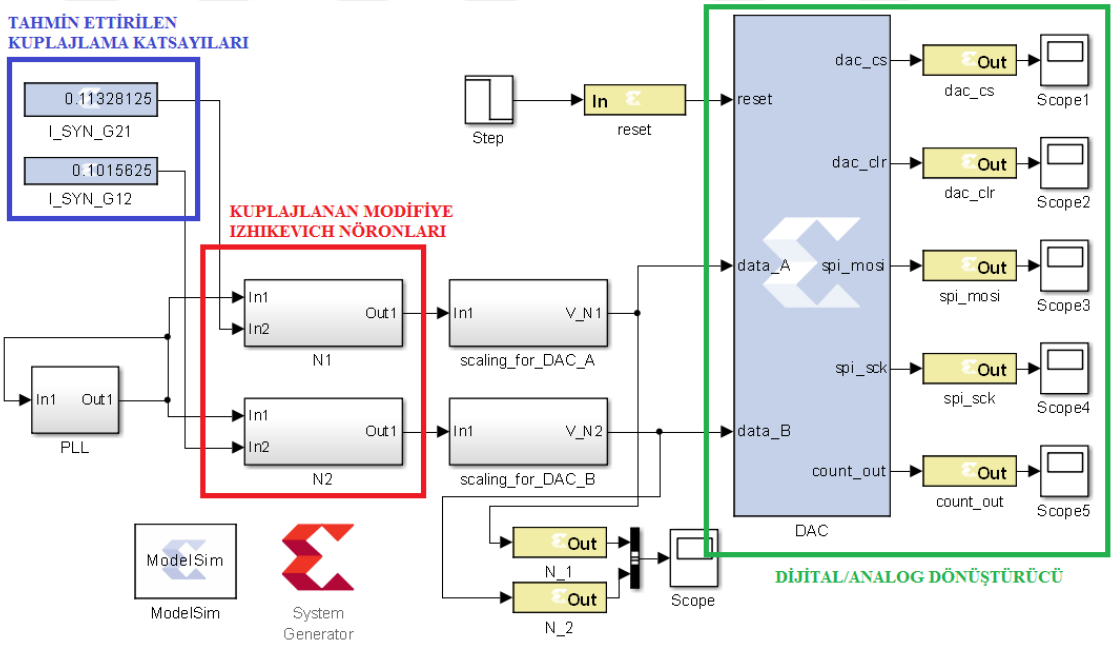
Şekil 3.10'daki minimum hata sonuçlarına göre, modifiye model ve modifiye sinaps kullanılarak oluşturulmuş iki nöronlu MDÜ ağında minimum hata değeri ABC algoritması ile (0.645963) hesaplanırken, üç nöronlu yapı için minimum hata değeri GA ile (0.674801) hesaplanmıştır. Benzer şekilde modifiye model ve I_{syn} sinaps yapısı kullanılarak oluşturulan iki nöronlu (0.812030) ve üç nöronlu (0.911230) MDÜ yapılarında minimum hata ABC algoritması ile hesaplanmıştır. Bu sonuçlardan hareketle minimum hata değerlerini veren sinaptik ağırlıklar kullanılarak kuplajlı Izhikevich nöronlarının gerçekleştirimleri yapılmıştır. Modifiye model&modifiye sinaps ve modifiye model&I_{syn} sinaps yapıları kullanılarak oluşturulmuş iki nöronlu ağlar için SG_{DSP} programı kullanılarak gerçeklenen modeller sırasıyla Şekil 3.12a ve b'de sunulmaktadır. İlerleyen kısımlarda da ortak yapıların bulunduğu bu tasarımlarda; PLL bloğu, ilgili yapının clock frekansını ayarlamak için; DAC bloğu, dijital/analog dönüştürme işlemi için kullanılmaktadır. Ölçeklendirme bloğu ise Spartan-3AN kartının üzerinde mevcut bulunan DAC için 32 bitlik bir işareti 12 bitlik işarete dönüştürmek için tasarlanmıştır. Gerekli dönüşüm işlemlerinin ardından bu yapıların FPGA tabanlı gerçekleştirimlerine ait deneysel sonuçlar ise Şekil 3.13a ve b'de sunulmaktadır. Bu gerçekleştirimlere ait FPGA sentez sonuçları Tablo 3.8'e kaydedilmiştir.

Tablo 3.8. Izhikevich nöronları ile oluşturulan MDÜ ağ yapılarının FPGA tabanlı gerçekleştirimlerine ait sentez sonuçları.

	Kullanılan BFGMUX Sayısı	**Kullanılan MUL18x18SIO Sayısı**	**Kullanılan SLICE Sayısı**	**Kullanılan LUT Sayısı**
MM+ MS (2 NÖRON)	2/24 (%8)	16/20 (%80)	1365/5888(%23)	2645/11776 (%18)
MM + IS (2 NÖRON)	2/24 (%8)	0/20 (%0)	770/5888 (%13)	1432/11776 (%12)

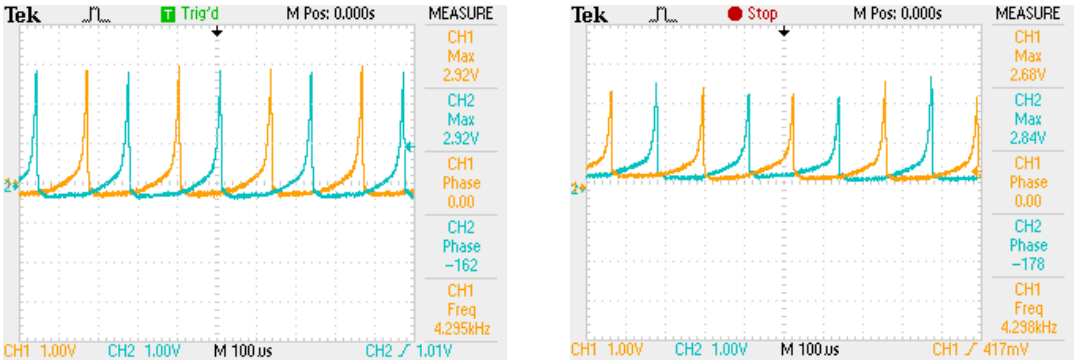


(a)



(b)

Şekil 3.12. a) Modifiye model&modifiye sinaps, b) modifiye model&I_{syn} sinaps yapıları kullanılarak oluşturulmuş iki nöronlu ağlar için SG_{DSP} programı kullanılarak gerçeklenen modeller.



(a) (b)

Şekil 3.13. a)Modifiye model&modifiye sinaps, b) modifiye model&I_{syn} sinaps yapıları kullanılarak oluşturulmuş iki nöronlu ağlar için FPGA tabanlı gerçekleştirim sonuçları.

Tablo 3.8'deki sentez sonuçlarından da görüldüğü gibi, modifiye model&modifiye sinaps yapıları ile oluşturulmuş iki nöronlu MDÜ ağ yapısı için kullanılan çarpıcı sayısı (20/24)'tür. Bu sebeple modifiye model & modifiye sinaps yapılarından oluşan daha fazla nöronlu MDÜ ağ yapılarının hafıza problemi nedeniyle mevcut FPGA kartı kullanılarak gerçekleştirimi mümkün değildir. Elde edilen deneysel gerçekleştirim sonucu Denk.26'da önerilen alternatif sinaptik kuplajlama fonksiyonunun Izhikevich nöronunu ile oluşturulan MDÜ ağ yapılarında başarılı bir şekilde kullanılabileceğini göstermektedir. Bununla birlikte daha fazla nörondan oluşan ağ yapıları için hafıza probleminin çözümü için alternatif bir FPGA kartının ya da bir başka yöntemin kullanılması gerekmektedir. Öte yandan, Tablo 3.8'deki modifiye model& I_{syn} sinaps için elde edilen sonuçlar incelendiğinde, donanım maliyeti açısından oldukça verimli sonuçların elde edildiği görülmektedir. İki nöronlu basit bir ağ yapısının FPGA tabanlı gerçekleştirimi için çarpıcı kullanımına ihtiyaç duyulmamıştır. Ayrıca kullanılan diğer lojik elemanların sayısı da bir önceki yönteme göre daha azdır. Bu sebeple, bir sonraki bölümde detayları verilecek olan dört bacaklı ve altı bacaklı robotların lokomasyon kontrolünün yapılacağı FPGA tabanlı gerçekleştirim çalışmalarında, eleman hafızası açısından verimli sonuçların elde edildiği modifiye model& I_{syn} sinaps yöntemi kullanılacaktır.

4. BÖLÜM

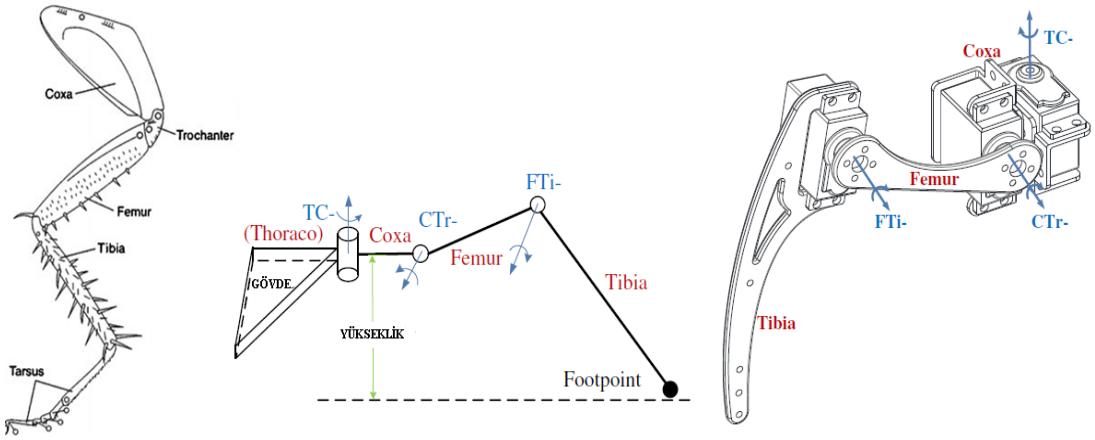
BIYOLOJIK NÖRON MODELLERI ILE OLUŞTURULAN NÖROMORFIK MDÜ AĞLARININ ROBOT LOKOMASYON KONTROLÜNDE KULLANILMASI

4.1. Bacaklı Robotlarda Yürüyüş Analizi ve Temel Kavramlar

Bacaklı robotlar, tekerlekli ve paletli robotlara kıyaslandığında; hareket ve manevra kabiliyetinin daha iyi olması, engebeli arazilere kolay uyum sağlayabilmesi ve bütün bacakların sürekli yere basmasına ihtiyaç duyulmaması gibi sebeplerle son yıllarda sıklıkla çalışılan bir konu haline gelmiştir.

Çok bacaklı robotlarda dikkat çeken konulardan biri, uzuvları hareket ettirirken en iyi ardışıklığın nasıl sağlanacağı ve robotun denge durumudur. Robotun yürümesi için uzuvlarında en az iki serbestlik derecesinin (DOF) bulunması gerekmektedir. Bunlardan bir tanesi robot uzvunu hava kaldırmak, diğeri ise gövdeyi ileri itmek için kullanılmaktadır. Literatürde lokomasyon kontrolü alanındaki çalışmalara konu olan çok bacaklı robotların her bir uzvunda genellikle üç adet serbestlik derecesi bulunmaktadır.

Gerçek bir böceğin bacakları şu bölümlerden oluşur (Şekil 4.1a): kalça (coxa), uyluk kemiği ucu (trochanter), uyluk kemiği (femur), kaval kemiği (tibia) ve ayak bileği (tarsus). Gerçek bir böceğin bacak mekanizmasını taklit eden üç ekleme sahip bir robot bacağının bölümleri ise Şekil 4.1b'de gösterilmektedir. Burada Thoraco-Coxal (TC-) eklemi ileri ve geri gitme hareketini sağlar. Coxa-Trochateral (CTr-) eklemi uzvun ayağa kalkma ve bacağı germe hareketini sağlar. Femur-Tibia (FTi-) eklemi ise tibianın kasılıp gevşemesini sağlar. Pek çok çalışmada, çok eklemli uzuvlardaki ayak bileği (tarsus) hareketi ihmal edilmektedir. Şekil 4.1c'de ise robot bacağı için örnek bir mekanik tasarım görülmektedir **[123].**



(a) (b) (c)

Şekil 4.1. a) Gerçek bir böceğin bacak bölümleri, b) üç ekleme sahip bir robot bacağının bölümleri, b) robot bacağı mekanizması **[123].**

Yürüyüş sürecinde bacak hareketleri temel olarak iki safhadan oluşur: destek safhası (stance) ve adım atma safhası (swing). Bu kavramlara benzer şekilde, çok bacaklı robotların hareket etmesi ve denge durumunda kalması için bazı temel kavramların bilinmesi gerekmektedir. Bu kavramlardan önemli olan birkaçı aşağıda tanımlanmaktadır **[153, 154]**:

i) Destek/Duruş (Support/Stance) Safhası: Bacak zemin üzerinde duruyorken, bacağın destek safhasında olduğu söylenir. Destek safhasında olan bacaklar; gövdeyi destekler, gövdenin zemine mümkün olduğu kadar paralel kalmasını sağlarlar ve gövdenin zeminden yüksekliğini korurlar. Bunların yanı sıra gövdeyi yürüme yönünde iterler, yani gövdenin ilerlemesini sağlarlar.

ii) Transfer/Salınım (Transfer/Swing) Safhası: Bacaklar yere basmayıp havada hareket ediyorken, bacakların salınım safhasında olduğu söylenir. Adım atma safhasındaki bacaklar havaya kalkıp, çoğu kez yürüyüş yönünde hareket ederler (ileri giderler). Bu bacaklar yere indiklerinde artık destek safhasına geçerler. Ardından destek safhasındaki bacaklar da adım atma safhasına geçerler. Salınım safhasındaki bacakların gövdenin ilerlemesine hiçbir katkısı yoktur.

iii) Adım Süresi: Bir bacağın ya da bacak grubunun uygun adım sıralamasına göre havaya kalkma, ileri gitme ve yere inmesi için geçen süreye adım süresi denir ve t_{si} ile gösterilir.

iv) Yürüyüş Periyodu (t_i): Tüm t_{si}'lerin toplamı bir yürüyüş periyodunu oluşturur.

v) Destek Faktörü (duty factor'β'): Bir yürüyüş periyodunda yerde olan bacak sayısının toplam bacak sayısına oranına destek faktörü (duty factor) denir. Genel olarak destek faktörü ne kadar fazlaysa yürüyüşün o kadar dengeli ve bir o kadar da yavaş olduğu söylenebilir. $\beta = t_{si} / t_i$ 'dir.

vi) İnme (stroke) Uzunluğu: Bir bacağın destek fazı süresince gövdeden uzaklığıdır.

vii) Uzun Adım (stride) Uzunluğu: Bir tam lokomasyon döngüsü süresince ağırlık merkezinin yer değişimidir.

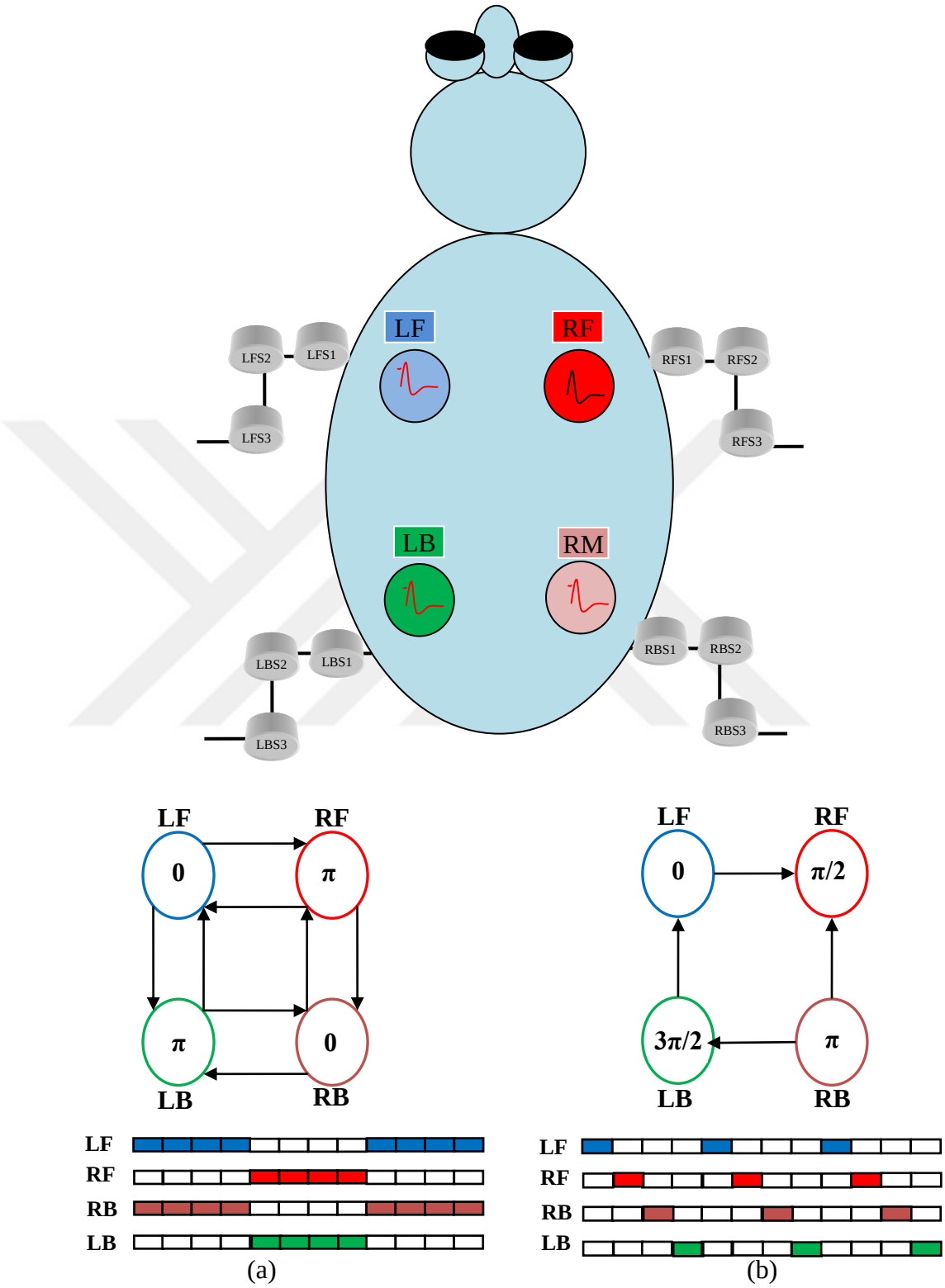
viii) Destek Çokgen Deseni: Bir yürüyüş periyodunda gövdeye havadan bakıldığında yerde kalan bacakların uç noktalarının zemine iz düşümleri zeminde bir geometrik alan oluşturur. Örneğin iki bacaklı yürümede iki bacakta yerdeyse bu bir doğru, tek bacak yerdeyse bu bir nokta oluşacaktır. Altı bacaklı statik tripod yürümede ve dört bacaklı statik yürümede bu alan bir üçgen (destek üçgeni) olacaktır.

ix) Statik Yürüyüş: Robotun ağırlık merkezi yürüyüş sırasında yukarıda anlatılan destek alanı içinde kalıyorsa, bu yürüyüş türüne "statik" yürüyüş denir. Ağırlık merkezinin içinde bulunduğu alana da "destek alanı" denir.

x) Dinamik Yürüyüş: Robotun ağırlık merkezi yürüyüş sırasında yerde olan bacakların uç noktalarının oluşturduğu alan dışında kalıyorsa ya da zaten yürüyüşün her anında böyle bir alan oluşmuyorsa (örneğin koşarken tüm bacakların havada olduğu anlar), bu yürüyüşe "dinamik" yürüyüş denir. Dinamik yürüyüşte, yürümenin herhangi bir anında durulursa denge kaybedilecektir. Tahmin edilebileceği gibi dinamik yürüyüşte dengeyi sağlamak ve robot kontrolü daha zordur.

xi) Periyodik Yürüyüş: Aynı bacağın benzer durumları, bütün bacaklar için eşit zaman aralıklarında meydana geldiği sürece yürüyüşler periyodiktir.

xii) Simetrik Yürüyüş: Herhangi sağ ve sol bacak çiftinin hareket fazı, döngünün yarı süresinde tam olarak zıt ise yürüyüş simetriktir.



Şekil 4.2. Dört bacaklı canlının a) trot, b) gallop yürüyüş desenleri**.**

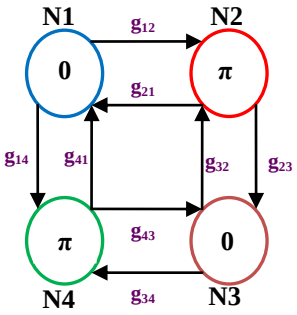
xiii) ***Vücut Yüksekliği***: Vücut kütle merkezinin destek yüzeyinden düşey eksendeki uzaklığıdır.

4.2. Biyolojik Nöron Modelleri ile Oluşturulan Nöromorfik MDÜ Ağlarının Nümerik Benzetimleri ve FPGA Tabanlı Gerçekleştirimleri

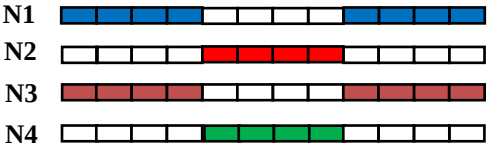
Çok bacaklı yürüyüşün farklı açılardan ele alındığı çalışmalarda genellikle iki, dört ve altı bacaklı robotların yürüyüşleri konu edilmektedir. İki bacaklı insansı robotların yürüyüşünde hareket iki kısımdan oluşur **[155-157]:** iki bacaklı destek safhası ve tek bacaklı destek safhası. İki bacaklı destek safhası; adım atan ayağın topuğunun yere değmesi ile başlar ve ayağının arkasının adım atmak için havaya kalkması ile biter. Tek bacaklı adım safhasında bir bacak gövdeyi desteklerken diğer bacak adım atmak için havaya kalkıp ilerler. İnsanlarda iki bacaklı destek fazı, yürüyüş periyodunun %20'sini oluşturur. İki bacaklı yürüyüş dört, altı, sekiz bacaklı yürüyüşe göre daha karmaşıktır.

Doğada uzuvlarının vücutla birleşme konumu ve adım sıralaması açısından birbirlerinden çok farklı dört bacaklı canlılar mevcuttur. Omurgalı ve omurgasız canlıların bacak yapılarının birbirlerinden farklı olmasından öte, bu canlılar kendi içlerinde dahi farklı bacak morfolojilerine sahiplerdir. Omurgalı canlılardan olan sürüngenlerin bacakları gövdeden dışarı çıkmıştır. Memelilerde ise bacaklar öne doğru eğimlidir ve vücudu daha kolay taşımak için gövdenin hemen altına yerleşmiştir. Bu sebeple dört bacaklı canlıların yürüyüş tipleri de kendi içerisinde çeşitlenmektedir. Bu yürüyüşlere ait detaylı bir anlatım Ref.**[158]**'de mevcuttur. Burada, dört bacaklı canlıların tipik yürüyüş desenlerinden 'trot' orta hızlı yürüyüş ve 'gallop' hızlı yürüyüş desenlerine odaklanılacaktır. Bu yürüyüş desenleri için adımlar arasındaki faz gecikmeleri Şekil 4.2'deki şekilde verilmektedir.

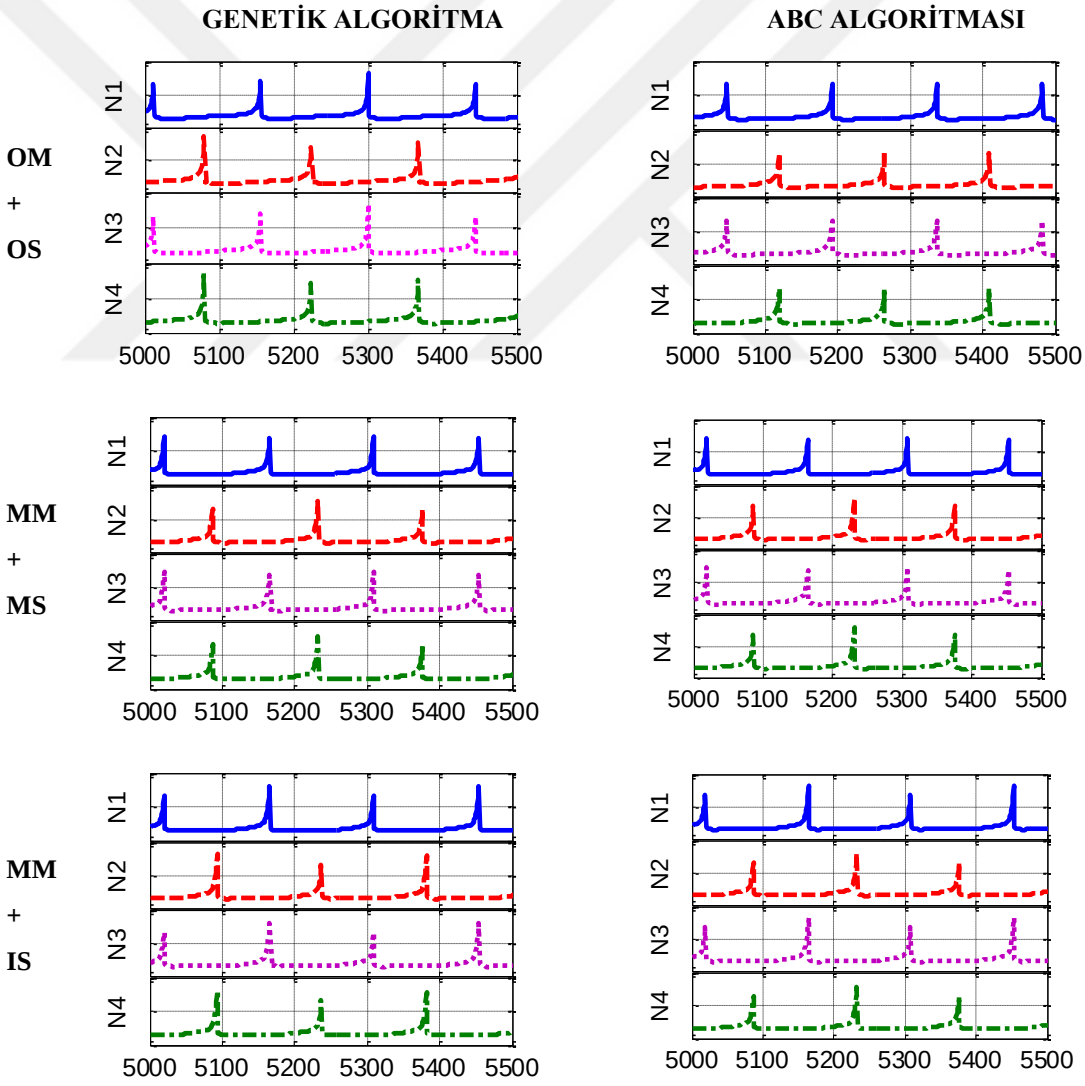
Dört bacaklı canlıların tipik yürüyüş desenlerinden 'trot' orta hızlı yürüyüş deseninde canlının sol ön (LF) ve sağ arka (RB) uzuvları senkron hareket ederken, sağ ön (RF) ve sol arka (LB) ayakları diğer hareketten yarım periyot sonra tetiklenmekte ve senkron hareket etmektedir. Bu sebeple desenler arasındaki faz farkı Şekil 4.2.a'daki gibi 180 derecedir. Bu yürüyüş desenleri her bir uzvun bir Izhikevich nöronu ile kontrol edildiği MDÜ ağ yapıları ile oluşturulmak istenirse bu ağ yapısındaki nöronlar arasındaki ağırlıkların belirlenmesi gerekecektir. Şekil 4.3'te dört bacaklı canlının 'trot' yürüyüş deseni için oluşturulan ağ yapısındaki ağırlıkların değerleri; orijinal model&orijinal sinaps, modifiye model& modifiye sinaps ve modifiye model& I_{syn} sinaps yöntemleri kullanılarak oluşturulan üç tip ağ yapısı için tahmin ettirilmiştir.



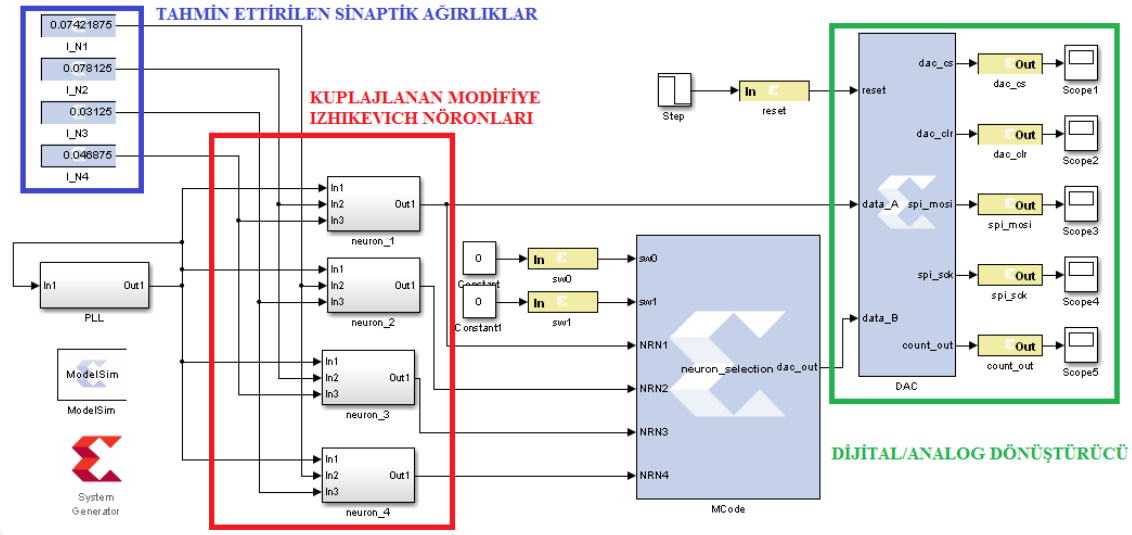
$g_{12}=g_{14}=g_{124}$
$g_{21}=g_{23}=g_{213}$
$g_{32}=g_{34}=g_{324}$
$g_{41}=g_{43}=g_{413}$



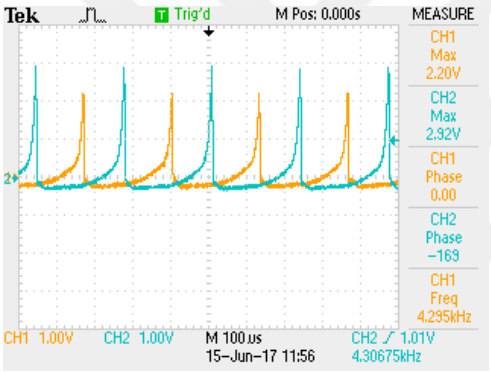
4 NÖRON (trot)		g_{124}	g_{213}	g_{324}	g_{413}	Vsyn	Min Hata
OM+OS	GA	0,067188	0,072220	0,056142	0,020769	-43,578705	0,791809
	ABC	0,080000	0,079515	0,080000	0,061197	-99,672713	0,690213
MM+MS	GA	0,025035	0,071817	0,048491	0,060386	-53,809860	0,792576
	ABC	0,063276	0,068463	0,017475	0,061012	-53,385060	0,783466
MM+IS	GA	0,044682	0,063666	0,056325	0,049658	x	0,959904
	ABC	0,072318	0,080000	0,029331	0,045002	x	0,811890



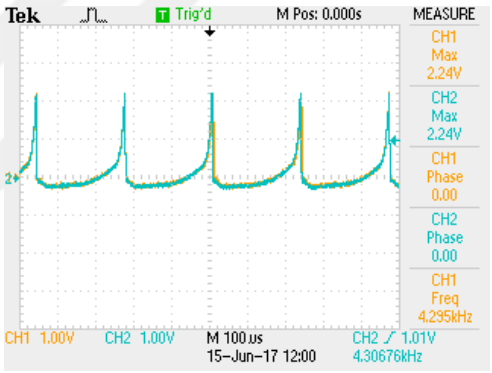
Şekil 4.3. "trot" yürüyüş desenini elde etmek amacıyla kuplajlanan dört Izhikevich nöronu için; GA ve ABC algoritması ile tahmin ettirilen sinaptik ağırlıkların ve minimum hataların değerleri. Bu ağırlıklar kullanılarak yapılan nümerik benzetim sonuçları.



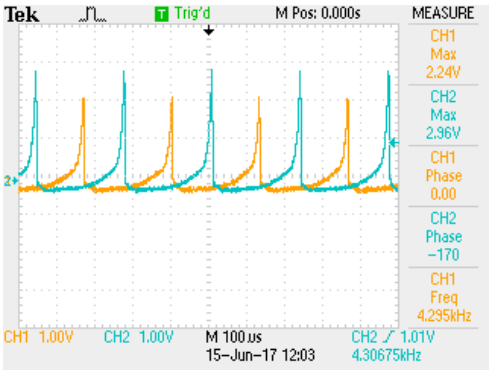
(a)



N1-N2



N1-N3



N1-N4

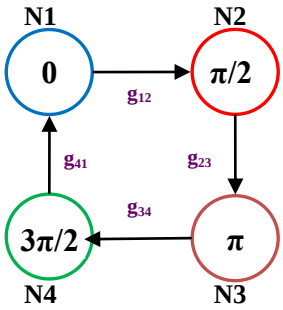
(b)

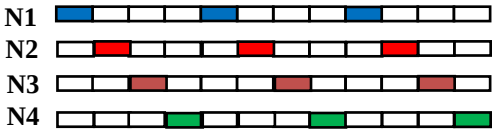
Şekil 4.4. Modifiye model&I_{syn} sinaps yapıları kullanılarak ”trot” yürüyüşü için oluşturulmuş dört nöronlu ağlar için a) SG_{DSP} programı kullanılarak gerçeklenen model, b) FPGA tabanlı gerçekleştirim sonucu.

Parametrelerin tahmin sürecinde, önceki çalışmalara benzer şekilde GA, ABC algoritması ve alternatif maliyet fonksiyonundan yaralanılmıştır. Optimizasyon algoritmaları otuzar kez koşturulmuştur. Koşmaların ortalama hata değerleri ve standart sapma sonuçları Tablo 4.1'e kaydedilmiştir. Tahmin ettirilen parametrelerin değerleri ise Şekil 4.3'te verilmektedir. Bu parametreler kullanılarak yapılan nümerik benzetimlere ait sonuçlar da Şekil 4.3'e kaydedilmiştir. Modifiye model&I_{syn} sinaps kullanılarak oluşturulan MDÜ ağının donanım gerçekleştirimine ait SG_{DSP} tabanlı model Şekil 4.4.a'da verilirken, elde edilen FPGA tabanlı gerçekleştirim sonuçları Şekil 4.4.b'de verilmektedir. Şekil 4.4.a'da verilen tasarımda önceki tasarımlara ilaveten "neuron_selection" bloğu eklenmiştir. Bu blok girişine iki adet anahtar bağlanarak anahtarların durumuna göre ağ yapısındaki nöronların çıkışlarını DAC'ın ikinci kanalına iletmek için tasarlanan bir bloktur. Örneğin "S1:0, S0:0" iken birinci nöron, "S1:0, S0:1" iken ikinci nöron, "S1:1, S0:0" iken üçüncü nöronun çıkışı DAC'ın ikinci kanalına aktarılmaktadır. Şekil 4.4.b'de elde edilen gerçekleştirim sonuçlarından görüldüğü gibi N1 ile N2 arasındaki faz farklılığı -169 derecedir. N1 ile N3 arasında herhangi bir faz farklılığı yoktur, iki nöron senkrondur. N1 ile N4 arasındaki faz farkı -170 derece olarak ölçülmüştür, bu sonuç N2 ve N4'ün de senkron olduğunu göstermektedir. Elde edilen sonuçlar 'trot' yürüyüşünde kullanılacak faz farklılıklarını sağlamaktadır.

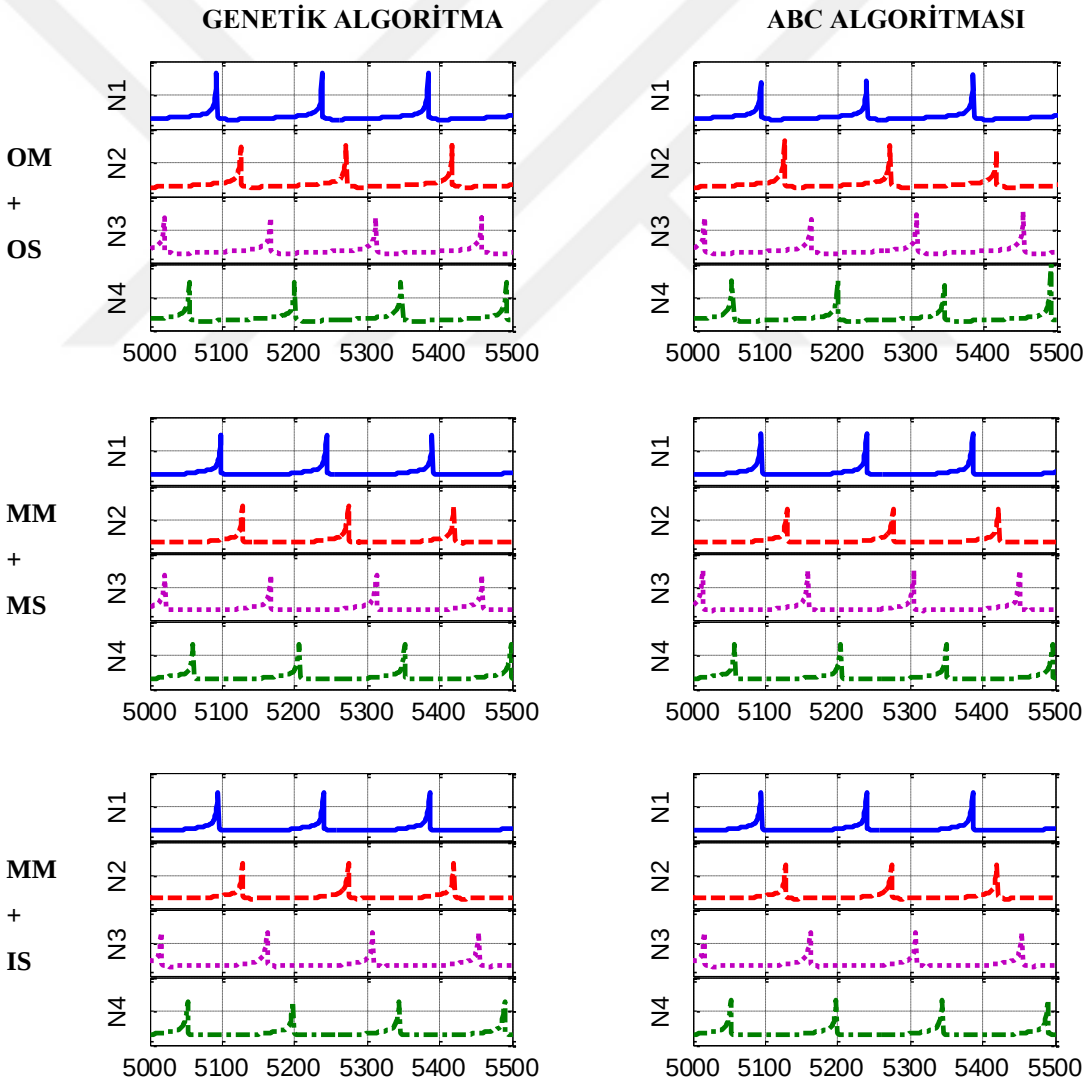
Tablo 4.1. 'trot' ve 'gallop' yürüyüş desenlerini elde etmek amacıyla oluşturulan MDÜ ağlarında sinaptik ağırlıkların belirlenmesi için GA ve ABC algoritmaları ile yapılan çoklu koşmaların ortalama hata değerleri ve standart sapma sonuçları.

			Ortalama Hata			**Standart Sapma**		
			OM+OS	**MM+MS**	**MM+IS**	**OM+OS**	**MM+MS**	**MM+IS**
GA	**Genlik Hatası (Denk.18)**	**4N (gallop)**	1,431577	1,248766	1,102413	0,182882	0,081205	0,026669
		4N (trot)	1,676830	1,449796	1,506587	0,165271	0,140644	0,000891
	Faz Hatası (Denk.19)	**4N (gallop)**	0,351573	0,349116	0,305644	0,034747	0,045576	0,005005
		4N (trot)	0,444430	0,435897	0,414441	0,029381	0,063996	0,000009
	Toplam Hata (Denk.20)	**4N (gallop)**	0,891575	0,798941	0,704028	0,102489	0,060715	0,015197
		4N (trot)	1,060630	0,942847	0,960514	0,096839	0,100976	0,000450
ABC	**Genlik Hatası (Denk.18)**	**4N (gallop)**	1,370683	1,236467	1,117678	0,172885	0,055021	0,054087
		4N (trot)	1,675966	1,191330	1,467254	0,155414	0,139382	0,053500
	Faz Hatası (Denk.19)	**4N (gallop)**	0,339584	0,331093	0,313943	0,030346	0,046070	0,015975
		4N (trot)	0,445477	0,303304	0,387418	0,043381	0,027232	0,024997
	Toplam Hata (Denk.20)	**4N (gallop)**	0,855133	0,783780	0,715811	0,098151	0,045812	0,034741
		4N (trot)	1,060721	0,797317	0,927336	0,099182	0,083004	0,039171

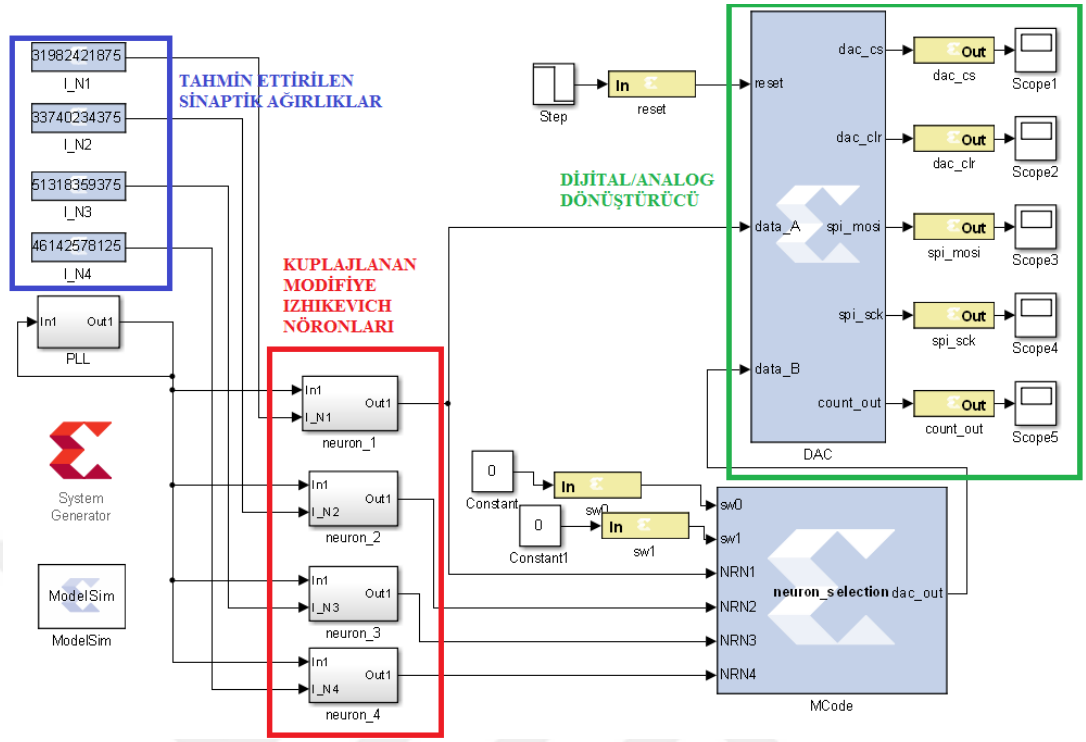




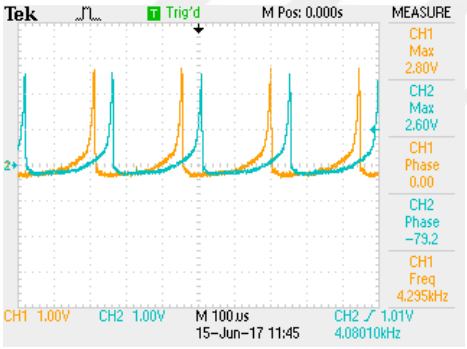
4 NÖRON (gallop)		g_{41}	g_{12}	g_{23}	g_{34}	Vsyn	Min Hata
OM+OS	GA	0,254536	0,233719	0,233719	0,283594	-65,829399	0,763460
	ABC	0,512277	0,302321	0,429091	0,450799	-64,569894	0,747395
MM+MS	GA	0,670424	0,303809	0,856801	0,945709	-64,026418	0,710381
	ABC	0,251357	0,353328	0,161712	0,837548	-66,104917	0,726305
MM+IS	GA	-0,222797	-0,273436	-0,283321	-0,292243	x	0,684673
	ABC	-0,220392	-0,282333	-0,291353	-0,291047	x	0,681403



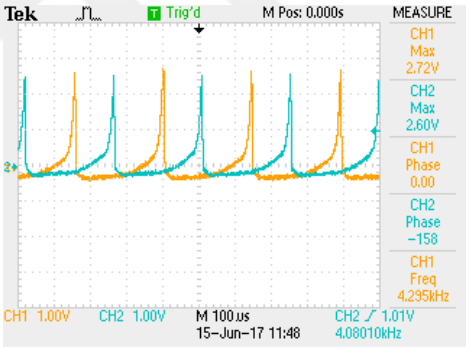
Şekil 4.5. "gallop" yürüyüş desenini elde etmek amacıyla kuplajlanan dört Izhikevich nöronu için; GA ve ABC algoritması ile tahmin ettirilen sinaptik ağırlıkların ve minimum hataların değerleri. Bu ağırlıklar kullanılarak yapılan nümerik benzetim sonuçları.



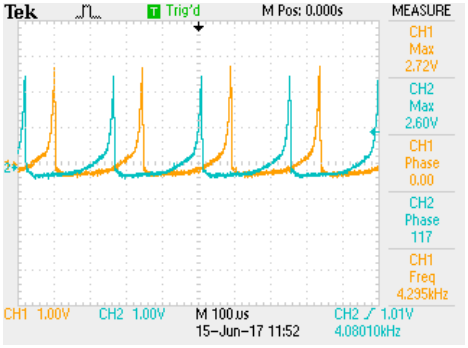
(a)



N1-N2



N1-N3



N1-N4

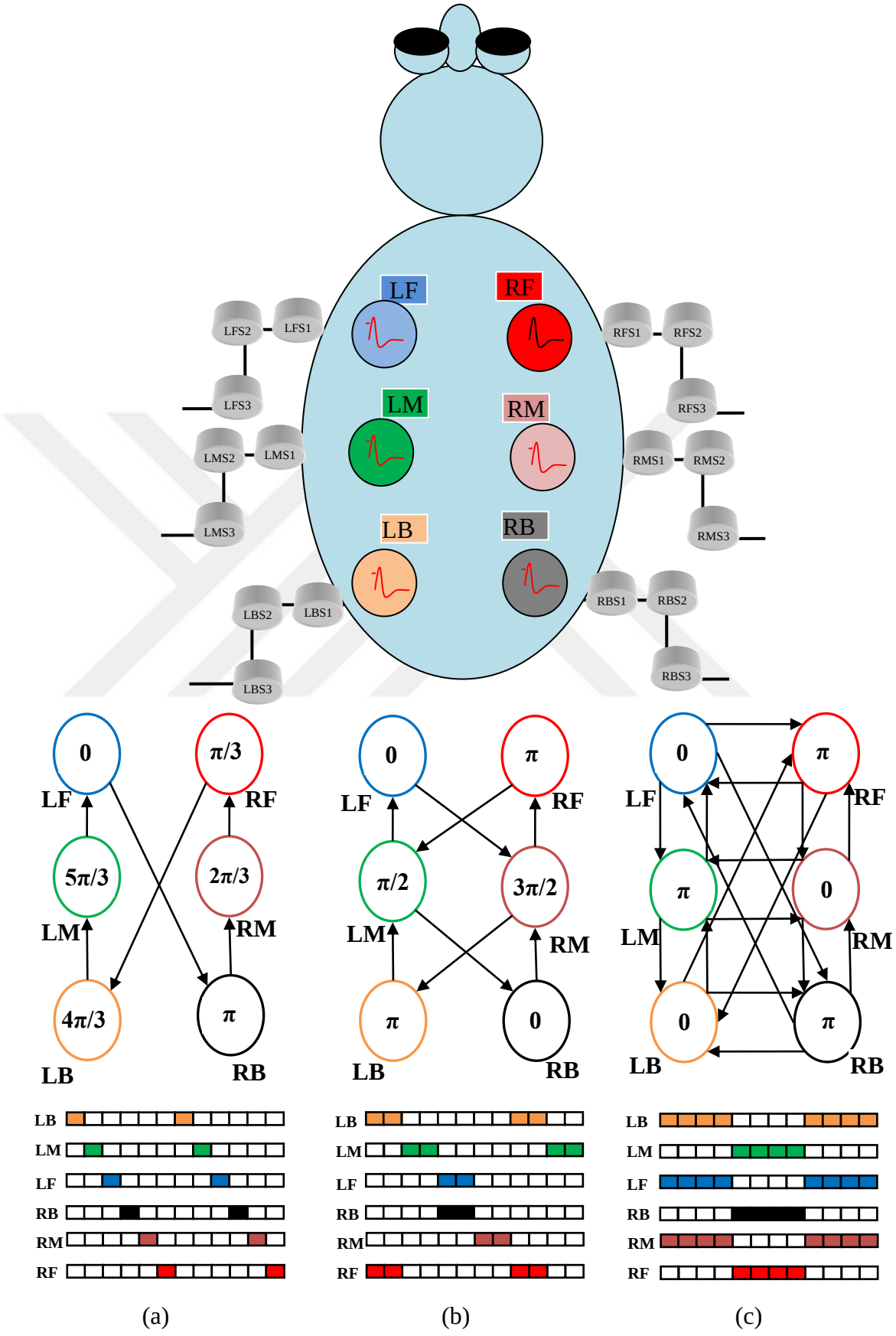
(b)

Şekil 4.6. Modifiye model&I_{syn} sinaps yapıları kullanılarak ”gallop” yürüyüşü için oluşturulmuş dört nöronlu ağlar için a) SG_{DSP} programı kullanılarak gerçeklenen model, b) FPGA tabanlı gerçekleştirim sonucu.

Dört bacaklı canlıların ‘gallop’ hızlı yürüyüş desenlerinde ise canlının uzuvları Şekil 4.5’deki gibi sırasıyla sol ön (LF), sağ ön(RF), sağ arka (RB) ve sol arka (LB), şeklinde hareket etmektedir. Her bir uzuv diğerinden çeyrek periyot sonra tetiklenecek şekilde aralarında 90 derecelik faz farklarıyla hareket etmektedir. Dört bacaklı canlıların ‘gallop’ yürüyüş deseninin elde edilmesi amacıyla oluşturulan IzNM tabanlı MDÜ ağı çalışmalarında, trot yürüyüşü için yapılan bütün işlemler tekrar edilmiştir. Bu yürüyüş deseni için GA ve ABC algoritması ile tahmini yaptırılan sinaptik ağırlıkları değerleri Şekil 4.5’e kaydedilmiştir. Elde edilen sinaptik ağırlıklar kullanılarak yapılan nümerik benzetimlere ait sonuçlar da Şekil 4.5’e kaydedilmiştir. Ortalama hata değeri ve standart sapma sonuçları ise Tablo 4.1’e kaydedilmiştir. Hızlı yürüyüş deseni olan ‘gallop’ yürüyüşü modifiye model&I_{syn} sinaps yönteminde minimum hata değerini veren sinaptik ağırlıklar kullanılarak oluşturulan SG_{DSP} tabanlı model Şekil 4.6.a’da sunulurken, FPGA tabanlı gerçekleştirim sonuçları Şekil 4.6.b’de verilmektedir. Elde edilen sonuçlara göre N1 ile N2 arasında -79.2 derece, N1 ile N3 arasında -158 derece, N1 ile N4 arasında ise 117 (-243) derecelik faz farklılıkları elde edilmiştir. Elde edilen sonuçlar ‘gallop’ yürüyüşü için ihtiyaç duyulan -90, -180 ve -270 derecelik faz farklarına yakındır.

Altı bacaklı yürüyüş omurgasızlar arasında en sık görülen yürüyüş şeklidir. Altı bacaklı robotlarda üç ya da daha fazla bacağın üzerindeyken statik kararlılığı korumak kolaydır. Bu robotlar esnek hareket edebilir ve bacakların adımları sırasında bir hata yapıldığında daha güvenilir bir durum sergilerler. Bu sebeple altı bacaklı robotların yürüyüşleri literatürde sıklıkla çalışılan bir konu haline gelmiştir. Altı bacaklı robotların; wave (β=5/6), tetrapod (β=3/4) ve tripod (β=1/2) yürüyüşleri için bacak sıralamaları ve yürüyüş desenleri ise Şekil 4.7’de verilmektedir **[38, 39, 123].**

Altı bacaklı canlıların ‘wave’ yürüyüşü için canlının uzuvları sırasıyla sol arka (LB), sol orta (LM), sol ön (LF), sağ arka(RB), sağ orta (RM) ve sağ ön (RF) şeklinde hareket etmektedir. Her bir uzuv diğerinden 1/6 periyot sonra tetiklenecek şekilde, aralarında 60 derecelik faz farklarıyla hareket etmektedir. Altı bacaklı canlıların ‘tetrapod’ yürüyüşü için canlının uzuvları sırasıyla sol ön (LF) ve sağ arka(RB) senkron, ardından sol orta (LM), sonrasında sağ ön (RF) ve sol arka (LB) senkron ve sağ orta (RM) şeklinde hareket etmektedir. Her bir hareket diğerinden çeyrek periyot sonra tetiklenecek

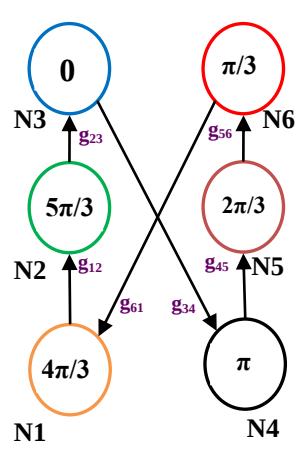


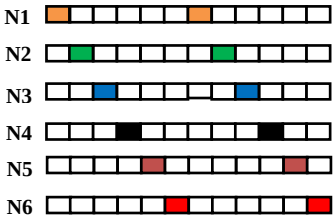
Şekil 4.7. Altı bacaklı canlının a) wave, b) tetrapod, c) tripod yürüyüş desenleri.

şekilde, aralarında 90 derecelik faz farklarıyla hareket etmektedir. Altı bacaklı canlıların 'tripod' yürüyüşü için canlının uzuvları sırasıyla sol ön (LF), sağ orta (RM) ve sağ arka (RB) senkron, ardından sağ ön (RF), sol orta (LM) ve sağ arka (RB) senkron şekilde hareket etmektedir. Her bir hareket diğerinde yarım periyot sonra tetiklenecek şekilde, aralarında 180 derecelik faz farklarıyla hareket etmektedir. Altı bacaklı canlıların bahsedilen üç yürüyüş tipi için yapılan bütün çalışmalarda, dört bacaklı canlıların yürüyüşü için yapılan işlemlerin hepsi tekrar edilmiştir. Altı bacaklı robotun yürüyüş kontrolü için oluşturulan MDÜ ağlarındaki sinaptik ağırlıkların değerleri GA ve ABC algoritması ile tahmin ettirilmiştir. "wave", "tetrapod ve "tripod" yürüyüşleri için belirlenen sinaptik ağırlıkların değerleri sırasıyla Şekil 4.8, 4.9 ve 4.10'a kaydedilmiştir. Elde edilen sinaptik ağırlıklar kullanılarak yapılan nümerik benzetimlere ait sonuçlar da ilgili şekillerde mevcuttur. GA ve ABC algoritması ile yapılan parametre belirleme sürecindeki çoklu koşmaların ortalama hata değeri ve standart sapma sonuçları ise Tablo 4.2'ye kaydedilmiştir. "wave", "tetrapod" ve "tripod" yürüyüş desenleri için modifiye model&I_{syn} sinaps yönteminde minimum hata değerini veren sinaptik ağırlıklar kullanılarak oluşturulan SG_{DSP} tabanlı modeller sırasıyla Şekil 4.11.a, 4.12.a ve 4.13.a'da sunulmaktadır. Üç yürüyüş deseni için FPGA tabanlı gerçekleştirim sonuçları Şekil 4.11.b, 4.12.b ve 4.13.b'de verilmektedir.

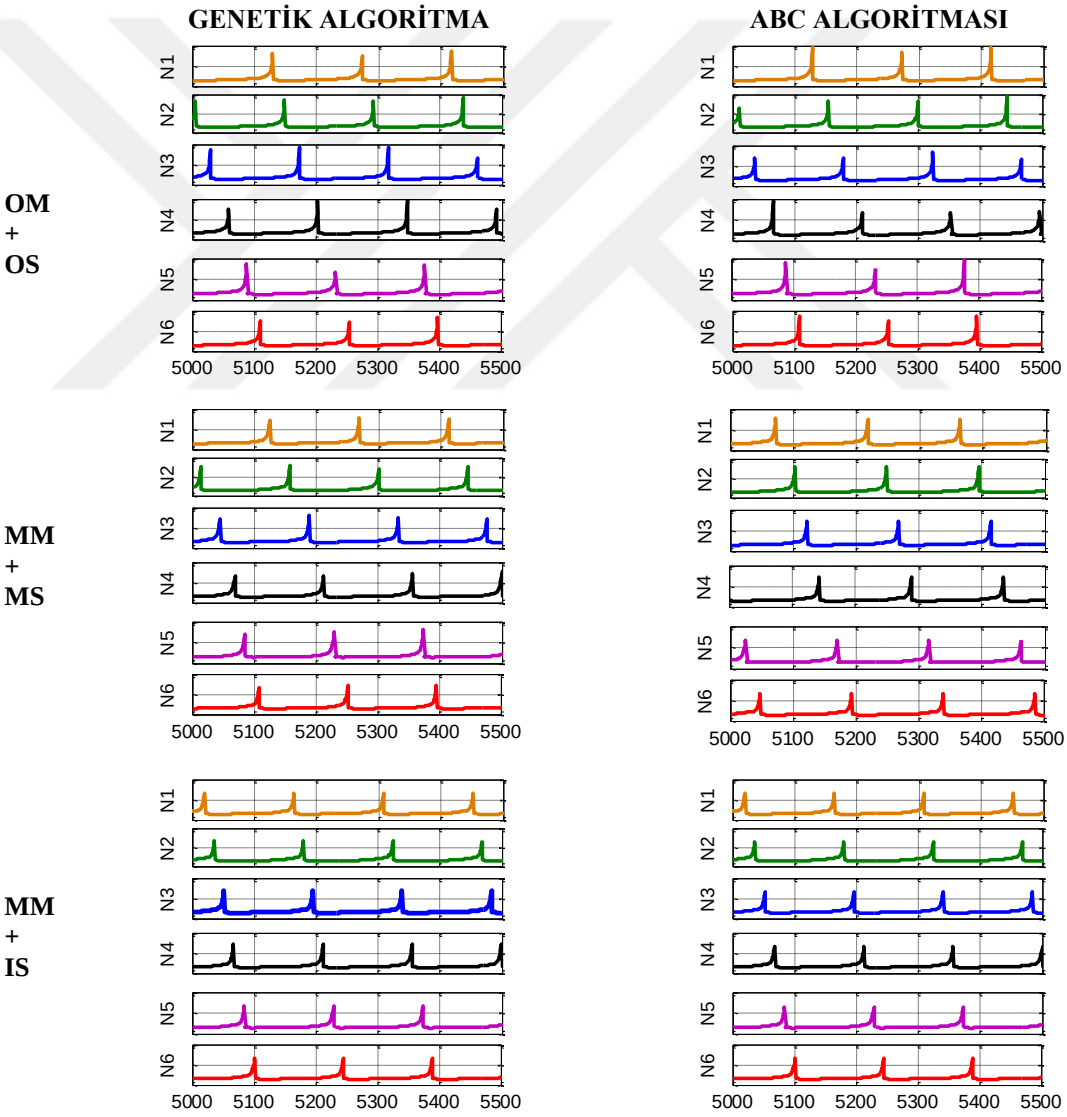
Tablo 4.2. 'wave', 'tetrapod' ve 'tripod' yürüyüş desenlerini elde etmek amacıyla oluşturulan MDÜ ağlarında sinaptik ağırlıkların belirlenmesi için GA ve ABC algoritmaları ile yapılan çoklu koşmaların ortalama hata değerleri ve standart sapma sonuçları.

			Ortalama Hata			Standart Sapma		
			OM+OS	MM+MS	MM+IS	OM+OS	MM+MS	MM+IS
GA	Genlik Hatası (Denk.18)	6N (wave)	1,849669	1,582027	1,295989	0,086048	0,087475	0,022153
		6N (tetrapod)	1,336701	1,195748	1,119095	0,035651	0,016651	0,034747
		6N (tripod)	1,686647	1,361020	1,209211	0,057886	0,165156	0,051445
	Faz Hatası (Denk.19)	6N (wave)	0,461542	0,462808	0,431669	0,010575	0,030819	0,005815
		6N (tetrapod)	0,320621	0,304046	0,308826	0,000238	0,000344	0,011028
		6N (tripod)	0,417257	0,363486	0,380599	0,009315	0,049092	0,003058
	Toplam Hata (Denk.20)	6N (wave)	1,155606	1,022417	0,863829	0,047468	0,058583	0,012763
		6N (tetrapod)	0,828661	0,749897	0,713960	0,017931	0,008458	0,022403
		6N (tripod)	1,051952	0,862253	0,794905	0,029819	0,105384	0,024336
ABC	Genlik Hatası (Denk.18)	6N (wave)	1,828220	1,523011	1,262481	0,110407	0,150083	0,025900
		6N (tetrapod)	1,361736	1,254096	1,137044	0,044428	0,016321	0,065832
		6N (tripod)	1,619696	1,327470	1,242362	0,141049	0,158670	0,000951
	Faz Hatası (Denk.19)	6N (wave)	0,455023	0,430057	0,432975	0,021067	0,055029	0,000927
		6N (tetrapod)	0,320859	0,307273	0,319550	0,000339	0,011359	0,022679
		6N (tripod)	0,417657	0,375533	0,376878	0,020825	0,056954	0,000021
	Toplam Hata (Denk.20)	6N (wave)	1,141621	0,976534	0,847728	0,064510	0,102202	0,013411
		6N (tetrapod)	0,841298	0,780685	0,728297	0,022348	0,011496	0,043982
		6N (tripod)	1,018676	0,851502	0,809620	0,077681	0,101087	0,000486

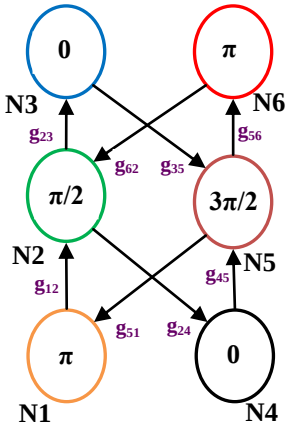




6 NEURON (wave)		g61	g12	g23	g34	g45	g56	Vsyn	Min Hata
OM+ OS	GA	0,267070	0,259730	0,168317	0,112988	0,110440	0,130812	-49,944490	1,086932
	ABC	0,300000	0,128267	0,180793	0,127806	0,200519	0,225888	-50,465137	0,889188
MM+ MS	GA	0,257175	0,126375	0,131011	0,167290	0,272171	0,105165	-49,096443	0,989858
	ABC	0,189059	0,220497	0,181223	0,196347	0,300000	0,300000	-63,707028	0,733806
MM+ IS	GA	0,132234	0,145785	0,163586	0,194443	0,142476	0,132820	x	0,858548
	ABC	0,134175	0,136672	0,132160	0,132225	0,130630	0,133796	x	0,835601

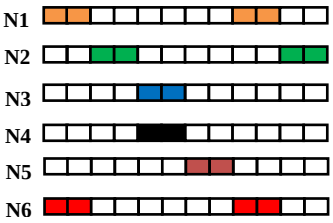


Şekil 4.8. "wave" yürüyüş desenini elde etmek amacıyla kuplajlanan altı Izhikevich nöronu için; GA ve ABC algoritması ile tahmin ettirilen sinaptik ağırlıkların ve minimum hataların değerleri. Bu ağırlıklar kullanılarak yapılan nümerik benzetim sonuçları.

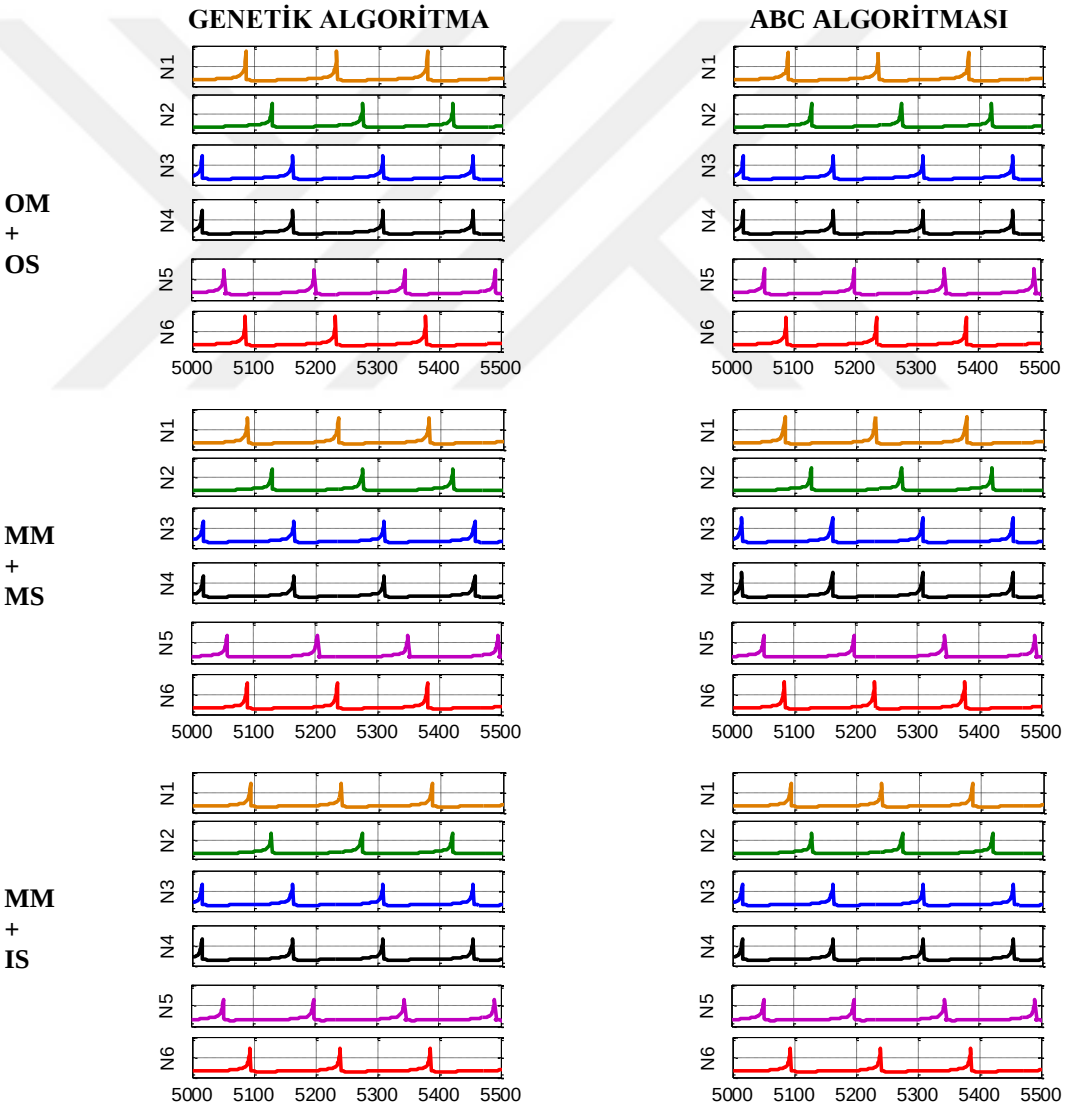


$g_{23}=g_{24}=g_{234}$

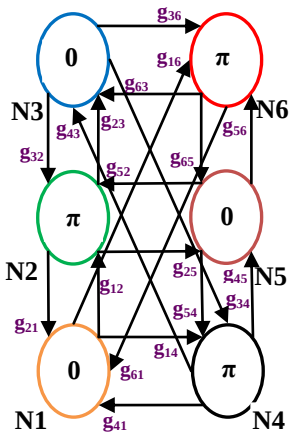
$g_{51}=g_{56}=g_{516}$



6 NEURON (wave)		g12	g234	g35	g45	g516	g62	Vsyn	Min Hata
OM+ OS	GA	0,430501	0,932191	0,649580	0,549727	0,204947	0,633040	-62,750467	0,796623
	ABC	0,631462	0,315561	0,749301	0,726325	0,564734	0,214121	-62,581623	0,794829
MM+ MS	GA	0,464099	0,529892	0,351540	0,567553	0,204300	0,347718	-64,267007	0,730813
	ABC	0,719889	0,401967	0,706228	0,087558	0,232222	0,581237	-63,716588	0,763643
MM+ IS	GA	-0,249765	-0,291245	-0,261824	-0,030077	-0,220198	-0,022154	x	0,688926
	ABC	-0,275902	-0,291936	-0,261170	-0,031788	-0,222589	-0,009536	x	0,685549



Şekil 4.9. "tetrapod" yürüyüş desenini elde etmek amacıyla kuplajlanan altı Izhikevich nöronu için; GA ve ABC algoritması ile tahmin ettirilen sinaptik ağırlıkların ve minimum hataların değerleri. Bu ağırlıklar kullanılarak yapılan nümerik benzetim sonuçları.



$g_{12}=g_{14}=g_{16}=g_{1246}$

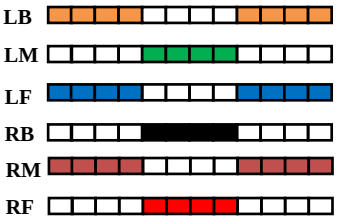
$g_{21}=g_{23}=g_{25}=g_{2135}$

$g_{32}=g_{34}=g_{36}=g_{3246}$

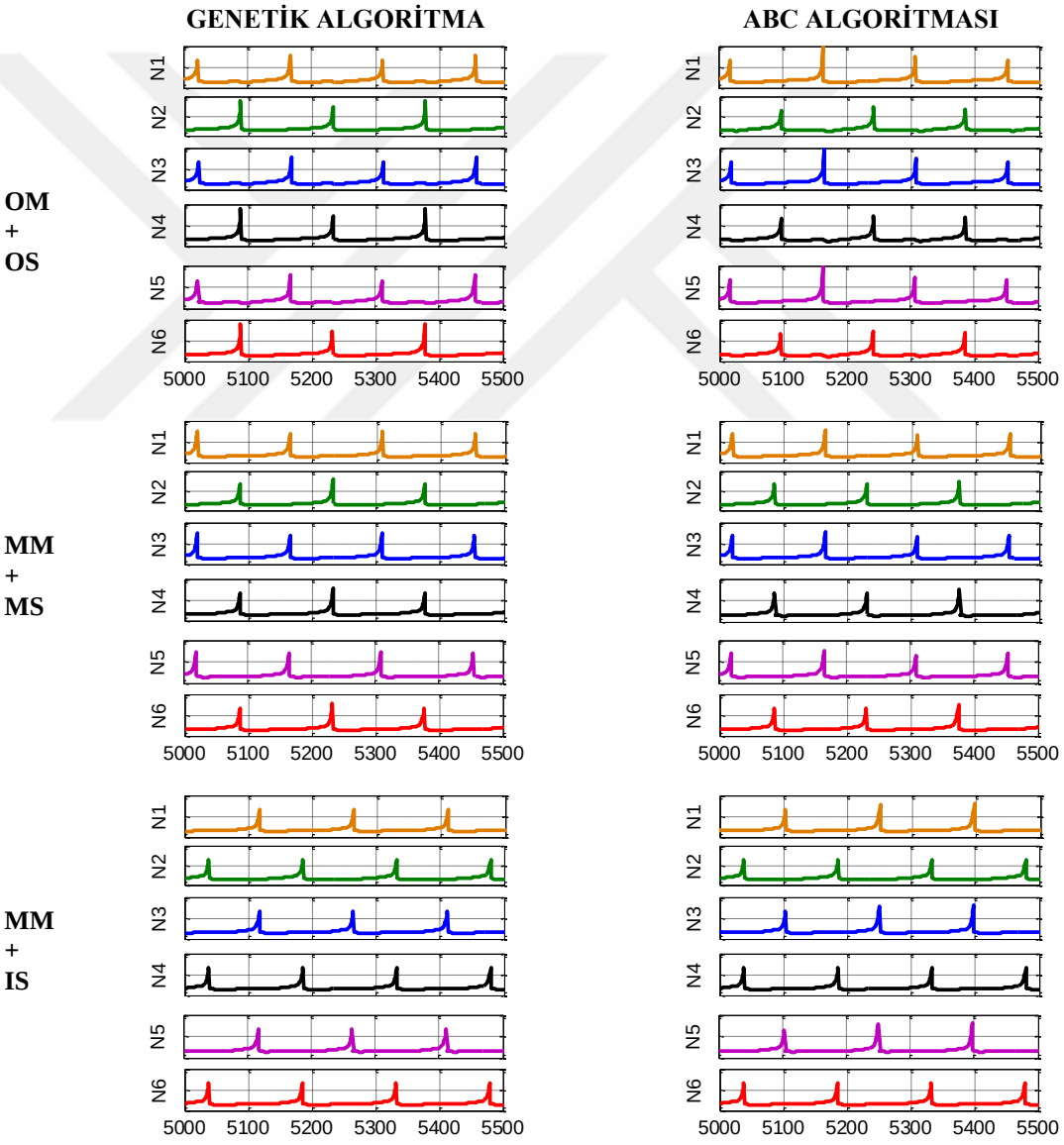
$g_{41}=g_{43}=g_{45}=g_{4135}$

$g_{52}=g_{54}=g_{56}=g_{5246}$

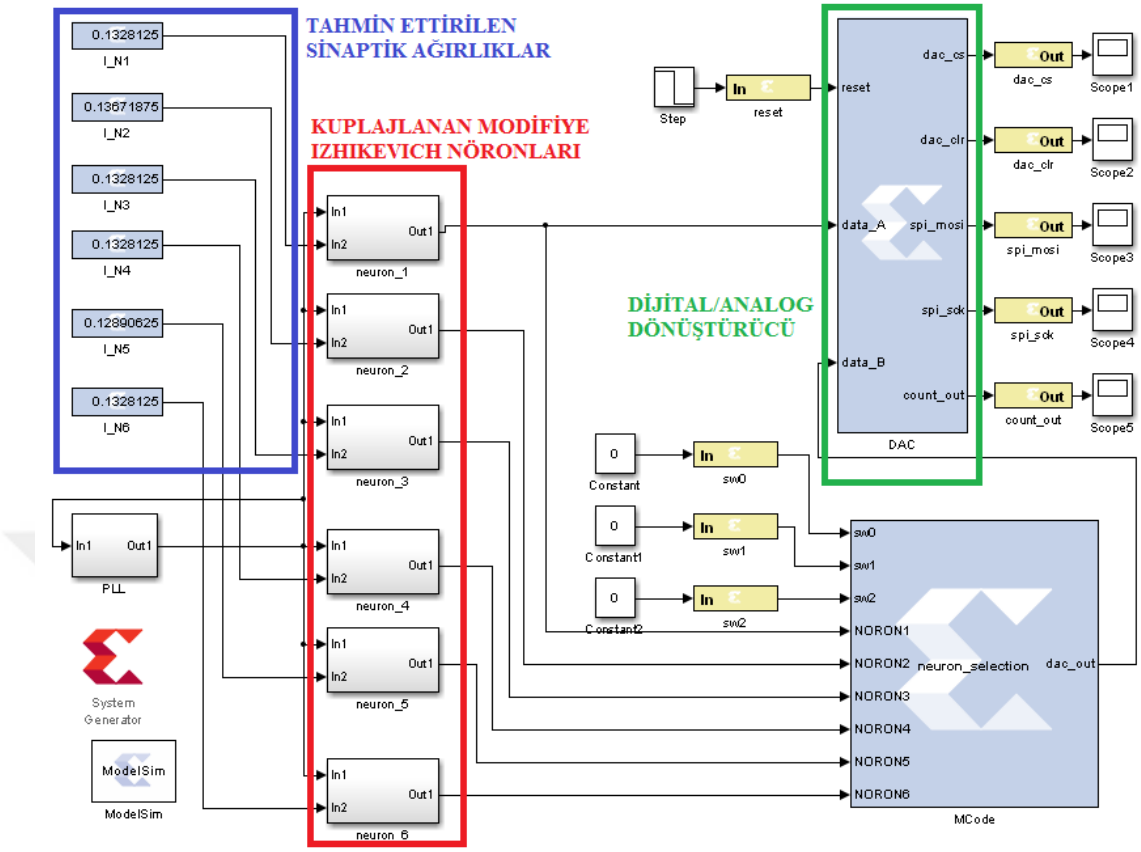
$g_{61}=g_{63}=g_{65}=g_{6135}$



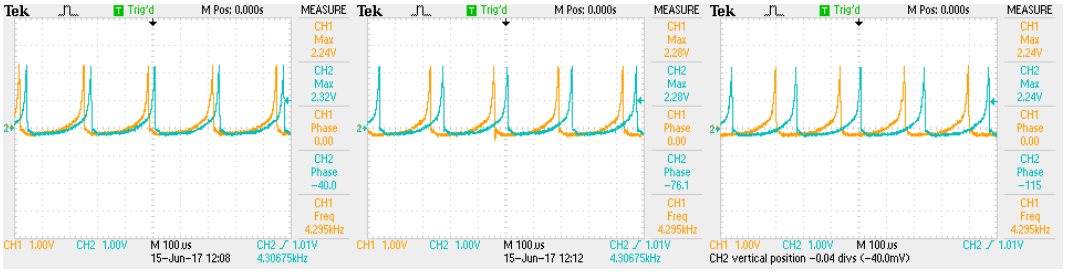
6 NEURON (wave)		g1246	g2135	g3246	g4135	g5246	g6135	Vsyn	Min Hata
OM+ OS	GA	0,446969	-0,223308	0,605582	-0,580984	-0,472246	-0,281467	-62,960562	0,939186
	ABC	0,303448	-0,265129	-0,918782	0,687149	-1,000000	0,763389	-63,250077	0,706288
MM+ MS	GA	-0,938604	-0,089977	0,422715	-0,353947	0,681860	0,759632	-61,002850	0,812574
	ABC	0,733565	-0,167423	-0,605799	0,975228	0,272744	0,603567	-65,078570	0,670632
MM+ IS	GA	-0,141324	-0,125112	-0,201311	-0,318780	-0,155453	-0,042916	x	0,770692
	ABC	-0,148666	-0,009998	-0,171662	-0,111106	-0,180228	-0,199650	x	0,809004



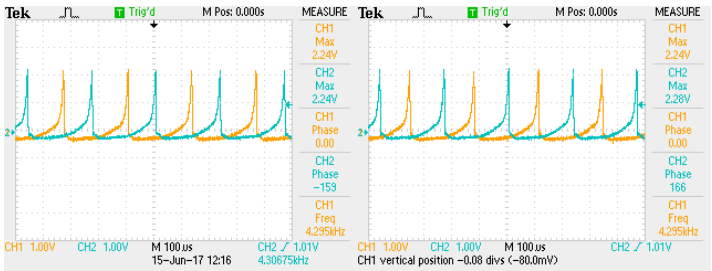
Şekil 4.10. “tripod” yürüyüş desenini elde etmek amacıyla kuplajlanan altı Izhikevich nöronu için; GA ve ABC algoritması ile tahmin ettirilen sinaptik ağırlıkların ve minimum hataların değerleri. Bu ağırlıklar kullanılarak yapılan nümerik benzetim sonuçları.



(a)



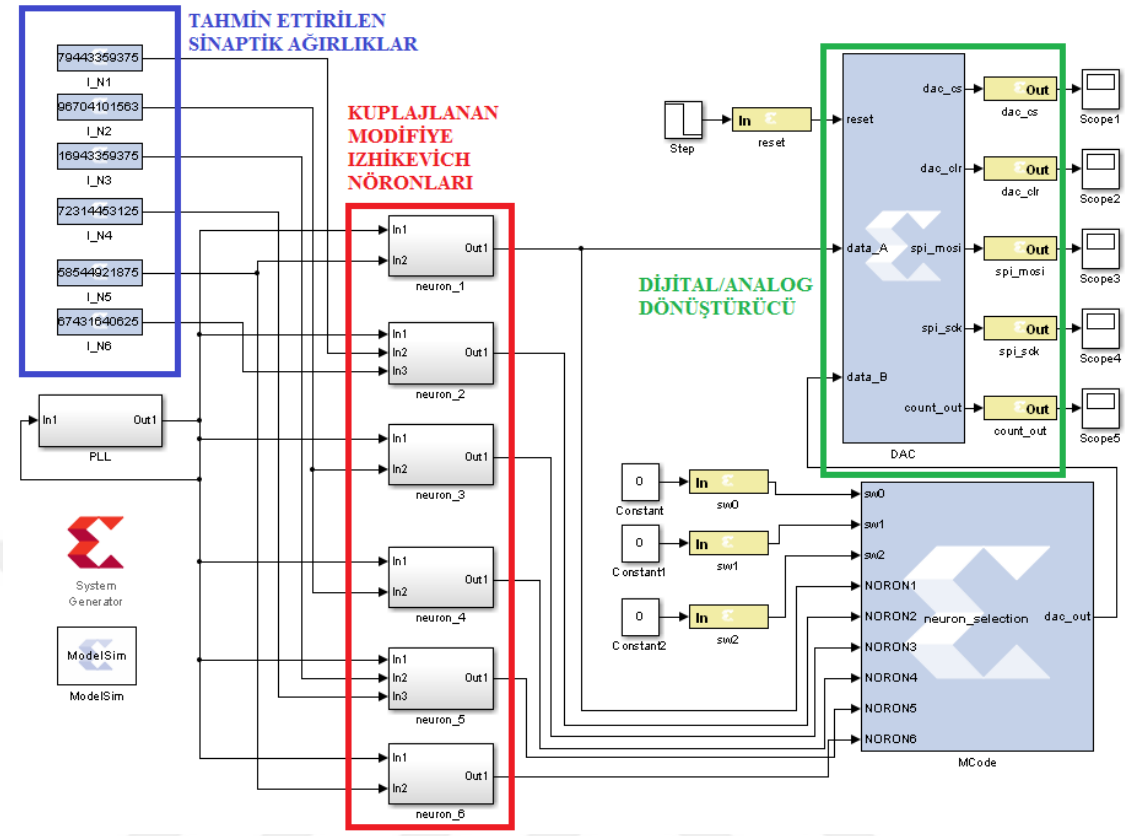
N1-N2 N1-N3 N1-N4



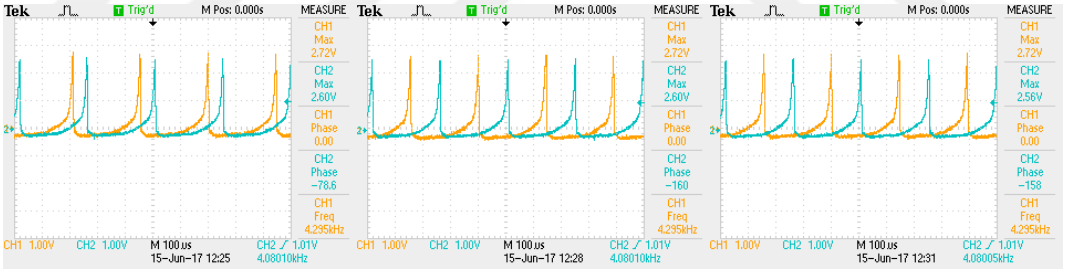
N1-N5 N1-N6

(b)

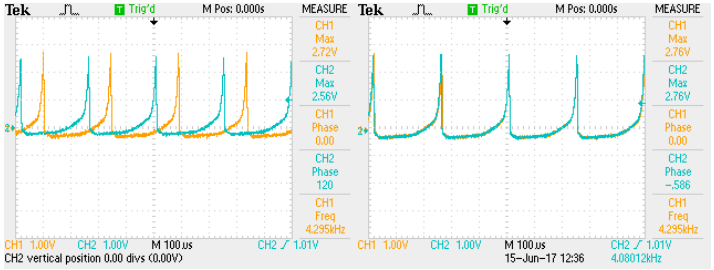
Şekil 4.11. Modifiye model&I_{syn} sinaps yapıları kullanılarak ”wave” yürüyüşü için oluşturulmuş altı nöronlu ağlar için a) SG_{DSP} programı kullanılarak gerçeklenen model, b) FPGA tabanlı gerçekleştirim sonucu.



(a)



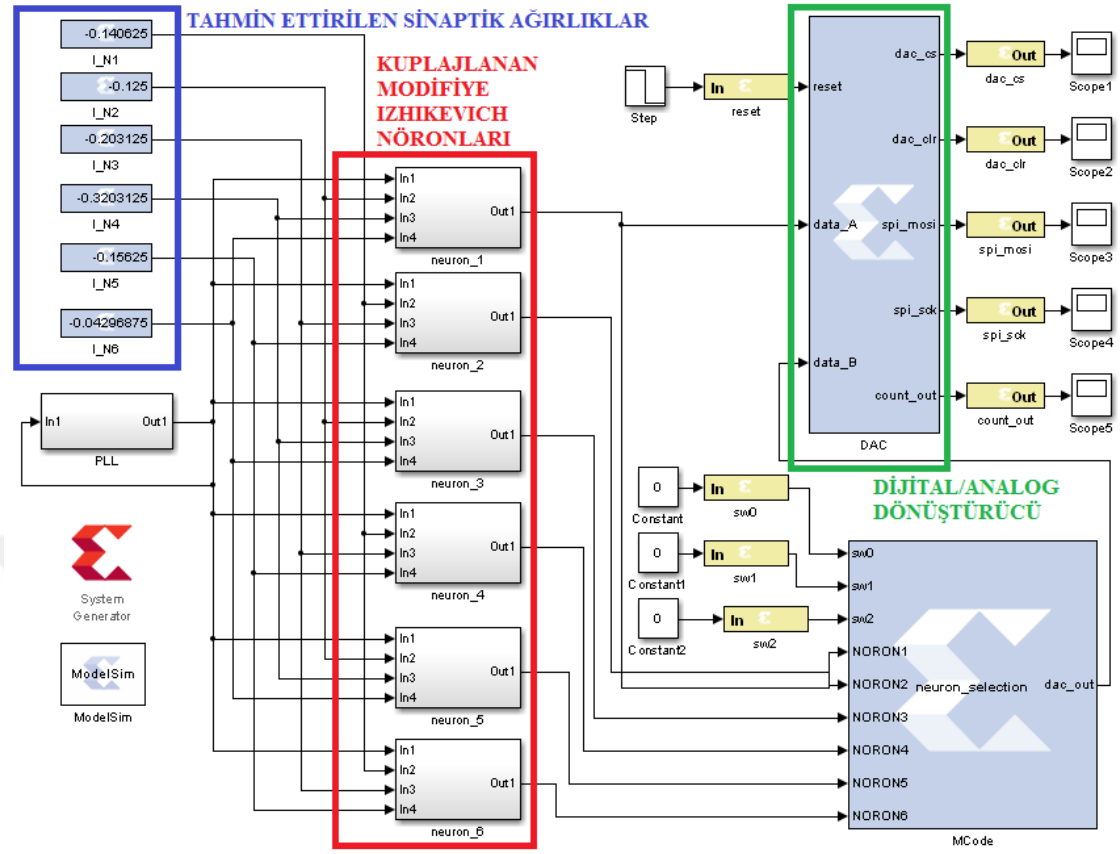
N1-N2 N1-N3 N1-N4



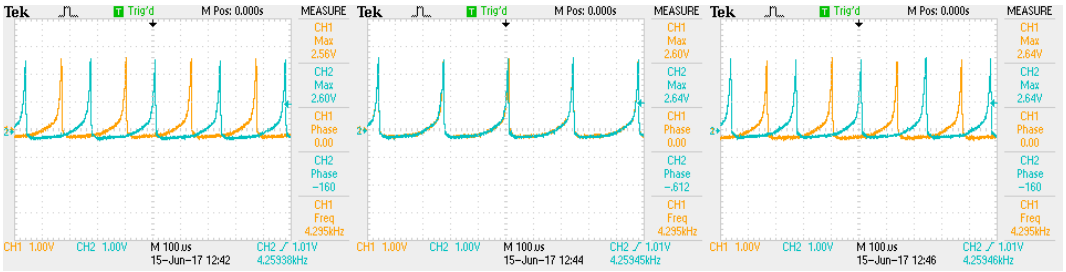
N1-N5 N1-N6

(b)

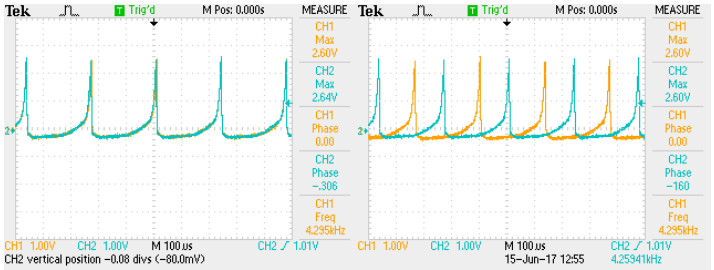
Şekil 4.12. Modifiye model&I_{syn} sinaps yapıları kullanılarak ”tetrapod” yürüyüşü için oluşturulmuş altı nöronlu ağlar için a) SG_{DSP} programı kullanılarak gerçeklenen model, b) FPGA tabanlı gerçekleştirim sonucu.



(a)



N1-N2 N1-N3 N1-N4



N1-N5 N1-N6

(b)

Şekil 4.13. Modifiye model&I_{syn} sinaps yapıları kullanılarak ”tripod” yürüyüşü için oluşturulmuş altı nöronlu ağlar için a) SG_{DSP} programı kullanılarak gerçeklenen model, b) FPGA tabanlı gerçekleştirim sonucu.

Tablo 4.1 ve 4.2'de görüldüğü gibi sinaptik ağırlıklar belirlenirken kullanılan orijinal model &orijinal sinaps, modifiye model & modifiye sinaps ve modifiye model & I_{syn} sinaps modellerinde, toplam hata değerleri kıyaslandığında en küçük hata değeri modifiye model & I_{syn} sinaps ile elde edilmiştir. Bunun nedeni modifiye modelin ve I_{syn} sinaps modelinin matematiksel tanımlarının kompleks olmamasıdır. Kompleksliğin arttığı sistemlerde parametre belirleme çalışmaları yapılırken; sistem daha fazla parametrik ayardan etkilenmekte ve daha hatalı sonuçlar elde edilmektedir.

Şekil 4.11.b'de verilen "wave" yürüyüş desenini elde etmek için kuplajlanan altı Izhikevich nöronunun FGPA tabanlı gerçekleştirim sonuçlarına göre, nöronlar arasındaki genlik ve faz farklılıkları aşağıda verilmektedir:

$|N1-N2|=|2.24-2.32|=0.08V \quad \angle(N1-N2)=-41°$
$|N1-N3|=|2.28-2.28|=0V \quad \angle(N1-N3)=-76.1°$
$|N1-N4|=|2.24-2.24|=0V \quad \angle(N1-N4)=-115°$
$|N1-N5|=|2.24-2.24|=0V \quad \angle(N1-N5)=-159°$
$|N1-N6|=|2.24-2.28|=0.04V \quad \angle(N1-N6)=166°(-194°)$

Elde edilen bu sonuçlara göre nöron genliklerinin neredeyse eşdeğer olduğu ve nöronlar arasında yaklaşık kırkar derecelik faz farkı bulunduğu görülmektedir. "wave" yürüyüş desenine benzer şekilde ateşlenen bu nöronların aksiyon potansiyelleri kullanılarak, altı bacaklı bir canlının yürüyüşünü taklit edebilecek yaklaşık bir ağ yapısı elde edilmiştir.

Şekil 4.12.b'de verilen "tetrapod" yürüyüş desenini elde etmek için kuplajlanan altı modifiye Izhikevich nöronunun FGPA tabanlı gerçekleştirim sonuçlarına göre, nöronlar arasındaki genlik ve faz farklılıkları aşağıda verilmektedir:

$|N1-N2|=|2.72-2.60|=0.12V \quad \angle(N1-N2)=-78.6°$
$|N1-N3|=|2.72-2.60|=0.12V \quad \angle(N1-N3)=-160°$
$|N1-N4|=|2.72-2.56|=0.16V \quad \angle(N1-N4)=-158°$
$|N1-N5|=|2.72-2.56|=0.16V \quad \angle(N1-N5)=-240°$
$|N1-N6|=|2.76-2.76|=0V \quad \angle(N1-N6)=-0.586°$

Elde edilen bu sonuçlara göre; nöron genlikleri arasında en büyüğü % 5.8 olan farklılıklar mevcuttur. Bununla birlikte elde edilen bu genlik değerleri MDÜ uygulamalarında rahatlıkla kullanılabilir niteliktedir. N1 ile N6 arasında -0.586 derecelik bir faz farkı bulunmaktadır, bu farklılık nöronların senkron olduğunu göstermektedir. N1 ve N6 nöronlarından sonra -78.6 derecelik faz farkı ile N2 nöronu ateşlenmektedir. N3 ve N4 nöronlarının N1 nöronu ile faz farklılıkları neredeyse aynıdır, bu sonuca göre N3 ve N4 nöronu senkrondur. -240 derecelik faz farklı ile son

olarak N5 nöronu ateşlenmektedir. Bu faz farklılıkları kullanılarak "tetrapod" yürüyüş deseni kolaylıkla taklit edilebilir.

Şekil 4.13.b'de verilen "tripod" yürüyüş desenini elde etmek için kuplajlanan modifiye altı Izhikevich nöronunun FGPA tabanlı gerçekleştirim sonuçlarına göre, nöronlar arasındaki genlik ve faz farklılıkları aşağıda verilmektedir:

$$|N1-N2|=|2.56-2.60|=0.04V \quad \angle(N1-N2)=-160^{\circ}$$
$$|N1-N3|=|2.60-2.64|=0.04V \quad \angle(N1-N3)=-0.612^{\circ}$$
$$|N1-N4|=|2.64-2.64|=0V \quad \angle(N1-N4)=-160^{\circ}$$
$$|N1-N5|=|2.60-2.64|=0.04V \quad \angle(N1-N5)=-0.306^{\circ}$$
$$|N1-N6|=|2.60-2.60|=0V \quad \angle(N1-N6)=-160^{\circ}$$

Elde edilen bu sonuçlara göre nöron genlikleri önceki sonuçlara benzer şekilde neredeyse eşdeğerdir. N1 ile N3 ve N5 nöronları arasında sırasıyla -0.612, -0.306 derecelik faz farklılıkları bulunmaktadır. Bu sonuç N1, N3 ve N5 nöronunun senkron olduğunu göstermektedir. Bununla birlikte, N1 ile N2, N4 ve N6 nöronları arasında -160 derecelik faz farklılığı mevcuttur. Bu sonuç N1 nöronunun dolayısı ile N3 ve N5 nöronunun diğer üç nöronla asenkron ateşlendiğini; N2, N4 ve N6 nöronlarınınsa kendi aralarında senkron olduğunu göstermektedir. Elde edilen sonuçlar altı bacaklı bir canlının "tripod" yürüyüş desenini elde etmek için etkin bir şekilde kullanılabilir.

4.3. Dört Bacaklı ve Altı Bacaklı Robotların Yürüyüş Kontrollerinde Biyolojik Nöron Modelleri ile Oluşturulan Nöromorfik MDÜ Ağlarının Kullanılması

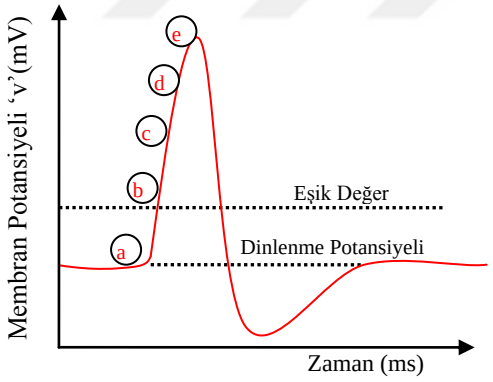
Tez çalışmasında kullanılacak olan robotların her bir uzvunda, Şekil 4.2 ve 4.7'de görüldüğü gibi üçer adet servo motor bulunmaktadır. Bu uzuvların ileri hareketi için aşağıdaki safhaların gerçekleşmesi gerekmektedir:

- ***i.*** CTr- ekleminde bulunan servo motor uzvu destek safhasından transfer safhasına geçirmek için havaya kaldırmalıdır. (CTr- =transfer fazı)
- ***ii.*** Ardından uzvun salınım hareketi için TC- ekleminde bulunan servo motor uzvu ileri hareket ettirmelidir.(TC- =transfer fazı)
- ***iii.*** Gövdenin ilerlemesi için CTr- eklemindeki servo motor tekrar ilk konumuna dönerek, CTr- eklemini transfer safhasından destek safhasına geçirmelidir. (CTr-=destek fazı)
- ***iv.*** Gövde hareketinin tamamlanması için TC- eklemindeki servo motor tekrar ilk konumuna dönmelidir. (TC-=destek fazı)

v. Bütün bu süreçte FTi- ekleminde bulunan servo motor konumunu sürekli korumalıdır. (FTi- =sabit)

vi. İlgili uzuv için adım hareketi tamamlandıktan sonra, diğer uzuvların hareketleri de tamamlanana kadar CTr- ve TC- destek fazında durmalıdır.

Bahsedilen bu hareketlerin biyolojik nöron modellerinin kuplajlanması sonucunda elde edilen, fazları ötelenmiş aksiyon potansiyelleri ile kontrolü için, robotun her bir uzvunun kontrolünden Şekil 4.2 ve 4.7'de görüldüğü gibi bir adet nöron sorumludur. Bu nöronlar IzNM kullanılarak tanımlanmıştır. Izhikevich nöronları arasındaki ağ bağlantıları ve sinaptik ağırlıkların belirlenmesi konusu önceki bölümde detaylı olarak ele alınmıştır. Bu ağ yapıları kullanılarak dört ve altı bacaklı canlıların farklı türdeki yürüyüş tipi için gerekli olan faz kaymaları elde edilmiştir. Fazları ötelenmiş olan aksiyon potansiyelleri kullanılarak yapılan lokomasyon kontrolü için Şekil 4.14'teki gibi bir kontrol algoritması kullanılmıştır:



Eğer membran potansiyeli $a \leq$ 'v' $< b$ ise
CTr- =transfer fazı,
TC- =destek fazı,
FTi- =sabit,
değil ve $b \leq$ 'v' $< c$ ise
CTr- =transfer fazı,
TC- =transfer fazı,
FTi- =sabit,
değil ve $c \leq$ 'v' $< d$ ise
CTr- =destek fazı,
TC- =transfer fazı,
FTi- =sabit,
değil ve $d \leq$ 'v' $< e$ ise
CTr- =destek fazı,
TC- =destek fazı,
FTi- =sabit,
değilse,
CTr- =destek fazı,
TC- =destek fazı,
FTi- =sabit,

Şekil 4.14. Robot eklemlerinde bulunan servo motorların, fazları kaydırılmış aksiyon potansiyelleri ile kontrol edilebilmesi için kullanılan algoritma.

Bu algoritmaya göre aksiyon potansiyeli dinlenme potansiyeli ile eşik değer seviyeleri arasında iken CTr- eklemi ilgili uzvu havaya kaldırmalıdır. Eşik seviyesini bir miktar aştıktan sonra, uzuv havadayken TC- eklemi uzvu ileri hareket ettirmelidir. Aksiyon potansiyelinin değeri artmaya devam ederken; CTr- eklemi, uzvu yere bastırmalıdır. Aksiyon potansiyeli maksimum değere ulaşmadan hemen önce TC- eklemi gövdenin

ilerlemesi için ilk konumuna geri dönmelidir ve bir sonraki aksiyon potansiyeli dinlenme seviyesine ulaşıncaya kadar bütün eklemler son konumunu korumalıdır. Böylece ilgili uzvun adım hareketi tamamlanacaktır ve aralarında faz gecikmesi bulunan aksiyon potansiyelleri sayesinde, robotun her bir uzvu sıralı şekilde hareket edebilecektir.

Tez çalışmasında kullanılan dört bacaklı ve altı bacaklı robotun her bir uzvunun hareketi için, ilgili uzuvda bulunan üç eklemin açı değerleri derece cinsinden sırasıyla Tablo 4.3 ve 4.4'te özetlenmektedir.

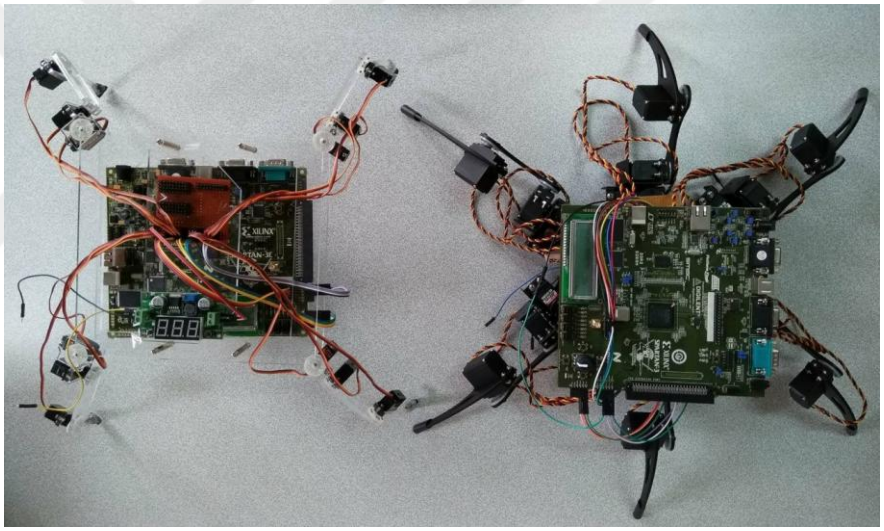
Tablo 4.3. Dört bacaklı robotun her bir uzvunun adım hareketi için DOF'ların açı değerleri.

		a*≤'*v*'<*b	***b*≤'*v*'<*c***	***c*≤'*v*'<*d***	***d*≤'*v*'<*e***	**'*v*'<*a* ve *e*≤'*v*'**
N1=LF	**CTr-**	105	105	75	75	75
	TC-	75	105	105	75	75
	FTi-	60	60	60	60	60
N2=RF	**CTr-**	75	75	105	105	105
	TC-	105	75	75	105	105
	FTi-	75	75	75	75	75
N3=RB	**CTr-**	75	75	45	45	45
	TC-	75	45	45	75	75
	FTi-	75	75	75	75	75
N4=LB	**CTr-**	75	75	105	105	105
	TC-	75	105	105	75	75
	FTi-	75	75	75	75	75

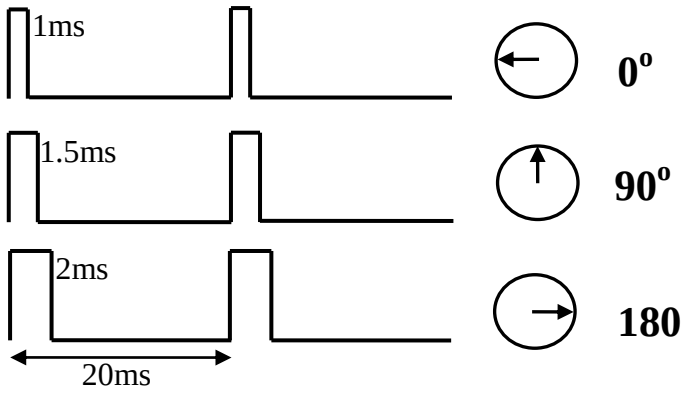
Tablo 4.4. Altı bacaklı robotun her bir uzvunun adım hareketi için DOF'ların açı değerleri.

		a*≤'*v*'<*b	***b*≤'*v*'<*c***	***c*≤'*v*'<*d***	***d*≤'*v*'<*e***	**'*v*'<*a* ve *e*≤'*v*'**
N1=LB	**CTr-**	120	120	75	75	75
	TC-	135	105	105	135	135
	FTi-	105	105	105	105	105
N2=LM	**CTr-**	120	120	75	75	75
	TC-	120	90	90	120	120
	FTi-	90	90	90	90	90
N3=LF	**CTr-**	120	120	75	75	75
	TC-	135	105	105	135	135
	FTi-	105	105	105	105	105
N4=RB	**CTr-**	75	75	120	120	120
	TC-	45	75	75	45	45
	FTi-	75	75	75	75	75
N5=RM	**CTr-**	75	75	120	120	120
	TC-	60	90	90	60	60
	FTi-	90	90	90	90	90
N6=RF	**CTr-**	75	75	120	120	120
	TC-	45	75	75	45	45
	FTi-	75	75	75	75	75

Kullanılan dört bacaklı ve altı bacaklı robotlara ait bir fotoğraf Şekil 4.15'te verilmektedir. Dört bacaklı robotun lokomasyon kontrolörü olarak XILINX firmasının Spartan 3E kartı kullanılırken, altı bacaklı robotun kontrolünde Spartan 3AN kartı kullanılmaktadır. Her iki robotun bütün uzuvlarında üçer adet servo motor mevcuttur. Dört bacaklı robotta EMAX-ES08AII servo motoru, altı bacaklı robotta ise HTEC-HS-645MG servo motoru kullanılmıştır. Servo motorlar toprak, besleme ve sinyal ucu olmak üzere üç adet bağlantı pinine sahiptir. Sinyal ucuna uygulanan PWM işareti vasıtası ile motorun hangi açıya konumlanacağı belirlenmektedir. Servo motora gönderilen işaret ile servo motor arzu edilen açıya gelir ve bir sonraki darbe işareti gelene kadar bu açıdaki pozisyonunu korur. Servo motorun aynı pozisyonda sürekli kalması isteniyorsa, darbe işaretinin periyodu 20 ms olmalıdır.



Şekil 4.15. Tez çalışmasında kullanılan dört bacaklı ve altı bacaklı robotlara ait bir fotoğraf.

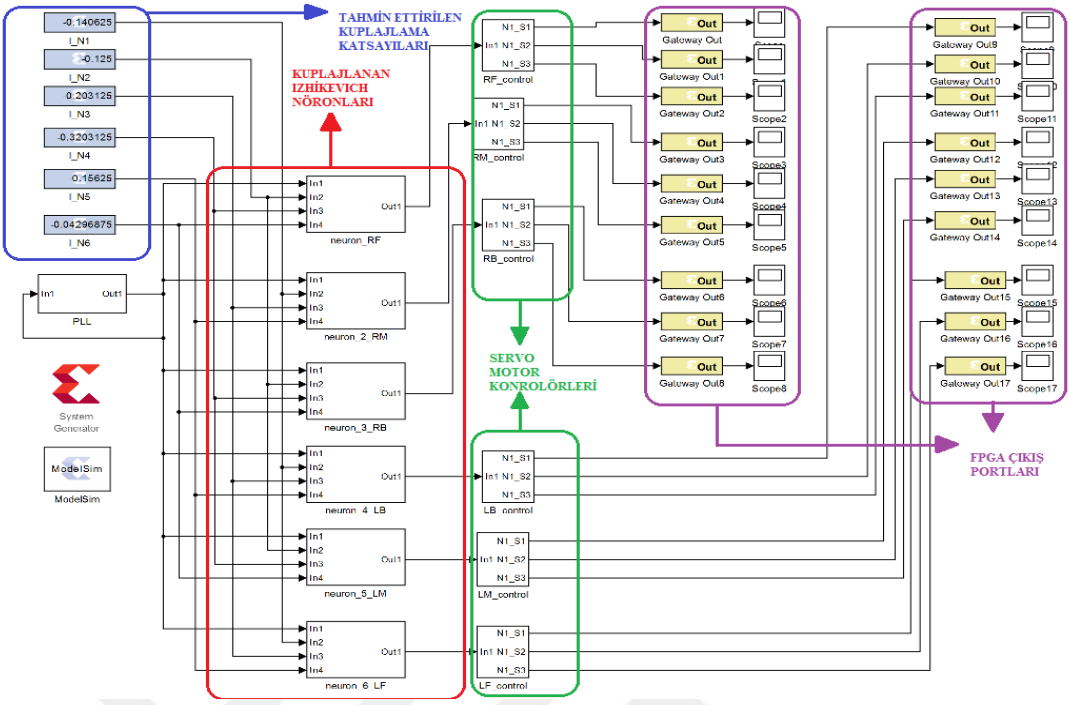


Şekil 4.16. Servo motor kontrolü için darbe süresi ve motor açısı.

Servo motora darbe işareti Şekil 4.16'daki gibi 1ms genişliğinde gönderilirse motor "0" derecede, 1.5ms genişliğinde gönderilirse motor "90" derecede, 2 ms genişliğinde gönderilirse "180" derecede konumlanır **[159].**

Dört bacaklı ve altı bacaklı robotların Tablo 4.3 ve 4.4'teki açı değerleri, darbe işaretinin genişliği arzu edilen açı değerine karşılık gelecek şekilde ayarlanarak elde edilmiştir. FPGA tabanlı gerçekleştirimlerde bahsedilen bu darbe işaretleri, kartta bulunan 50MHz'lik dâhili osilatörün faz kilitli döngü devreleri (PLL) aracılığı ile PWM işaretlerinin istenilen frekans değerine ayarlanması vasıtasıyla elde edilmiştir. Şekil 4.17'de altı bacaklı robotun 'tripod' hareketinin kontrolü için SG_{DSP} programı ile tasarlanan model görülmektedir. Burada modifiye IzNM kullanarak modellenen nöronların gerçekleştirimleri ve bu nöronlar kuplajlandıktan sonra ilgili faz kaymalarının elde edilmesi için GA ve ABC algoritması ile tahminleri yaptırılan sinaptik ağırlıkların değerleri Şekil 4.13 ile aynıdır. Şekil 4.13 ve 4.17'de ortak bulunan diğer bir blok ise PLL bloğudur. Bu blok aksiyon potansiyellerinin ateşlenme periyodunu ayarlamak için kullanılmaktadır. PLL bloğu sayesinde aksiyon potansiyelinin ateşlenme süreleri saniyeler mertebesinde ayarlanabildiğinden Şekil 4.14'te işaretlenen aralıklar etkin bir şekilde kullanılabilmektedir. Robotlarda bulunan servo motorların kontrolü için nöronların aksiyon potansiyelleri doğrudan kullanılmadığından, Şekil 4.13'teki DAC bloğu Şekil 4.17'deki tasarımda kaldırılmıştır.

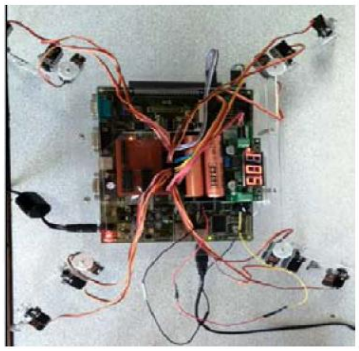
Çıkışlar DAC yerine, her biri robotun bir eklemindeki servo motoru kontrol eden ve "Gateway out" blokları ile modellenen çıkış portlarından alınmaktadır. Altı bacaklı robotta 18 adet servo motor bulunduğu için 18 adet çıkış portu kullanılmıştır. Servo motorların kontrolü ise Şekil 4.17'de görülen servo kontrol devreleri ile yapılmaktadır. Her bir uzuvda bulunan servo motorun özel açı değerlerinde konumlanması için tasarlanan servo motor kontrolör yapılarının tetikleme işaretleri, MDÜ ağ yapısındaki her bir nöronun çıkış işareti olan aksiyon potansiyelleridir. Dört bacaklı robotun iki yürüyüş tipi ve altı bacaklı robotun diğer yürüyüş tipleri için de Şekil 4.17'dekine benzer tasarımlar yapılmıştır. SG_{DSP} programı vasıtası ile VHDL koduna dönüştürülen bu tasarımlar derlenerek FPGA kartına gömülmüş ve robotların hareket kontrolünde etkin bir şekilde kullanılmıştır. Dört bacaklı robotun "trot" yürüyüşü için ardı ardına alınan fotoğraflar Şekil 4.18'de görülmektedir. Şekil 4.18.a'da dört bacaklı robotun sağ



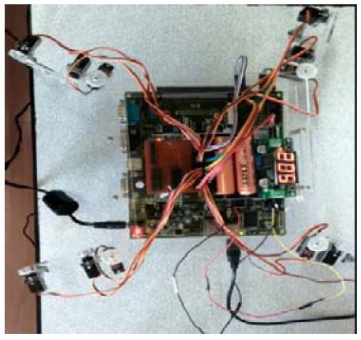
Şekil 4.17. Altı bacaklı canlının "tripod" hareketi için SG_{DSP} tabanlı gerçekleştirim modeli.

ön ve sol arka bacaklarında, CTr- eklemi transfer safhasına geçmiş ve iki uzuv havaya kalkmıştır. Şekil 4.18.b'de TC- eklemi de transfer saftasına geçerek iki uzvu ileri doğru hareket ettirmiştir. Şekil 4.18.c'de TC- eklemleri konumlarını korurken, CTr- eklemleri destek safhasına geçmiştir. Şekil 4.18.d'de ise TC- eklemi de gövdenin ilerlemesi için ilk konumuna geri dönmüştür. Şekil 4.18.e, f, g ve h 'de robotun sol ön ve sağ arka bacakları için, bahsedilen bu döngüdeki ilgili hareketlerin gözlemlenebileceği fotoğraflar mevcuttur. Benzer şekilde altı bacaklı robotun "wave" yürüyüş tipi için arda arda çekilmiş fotoğraflar ise Şekil 4.19'da görülmektedir. Şekil 4.19'un ilk sütunundaki fotoğraflar ilgili uzvun CTr- ekleminin transfer safhasına geçtiğini göstermektedir. İkinci sütunundaki fotoğraflar TC- ekleminin transfer safhasına geçmesi ile uzvun ileri doğru hareket ettiğini göstermektedir. Üçüncü sütundaki fotoğraflarda CTr- eklemlerinin destek safhasına geçtikleri görülürken, son sütundaki fotoğraflarda TC- eklemleri de destek safhasına dönmektedir. "wave" tipi yürüyüşte bacaklar arasındaki açı değerleri küçük olduğu için altı bacaklı robotun hareket kontrolünün daha iyi gözlemlenebilmesi amacıyla "tripod" yürüyüşüne ait eklem hareketlerinin fotoğrafları da Şekil 4.20'de verilmektedir. Bu fotoğraflarda bacakların hareket sıralamalarının gösterimleri öncekilerle aynıdır.

RF+LB

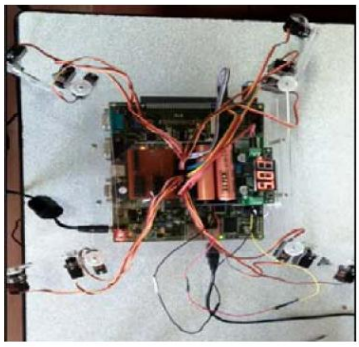


(a) CTr- =transfer fazı,
TC- =destek fazı,

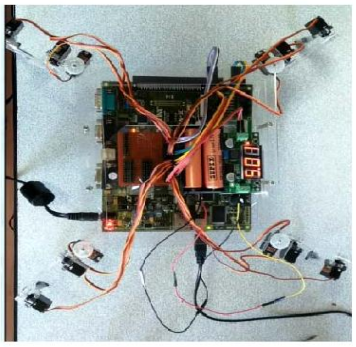


(b) CTr- =transfer fazı,
TC- =transfer fazı,

RF+LB

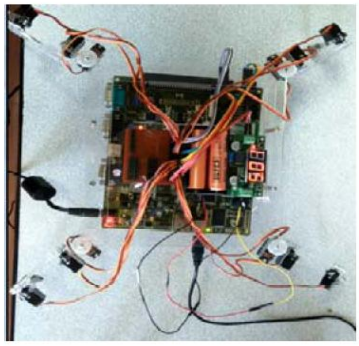


(c) CTr- =destek fazı,
TC- =transfer fazı,

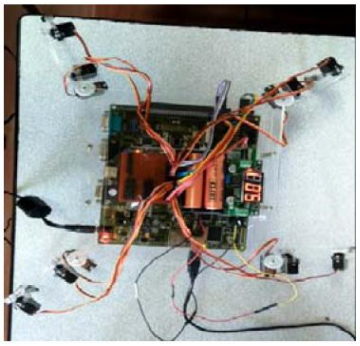


(d) CTr- =destek fazı,
TC- =destek fazı,

LF+RB

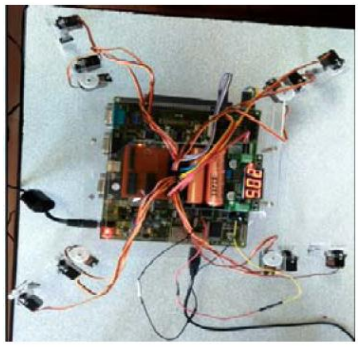


(e) CTr- =transfer fazı,
TC- =destek fazı,

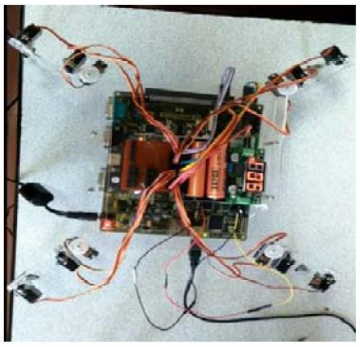


(f) CTr- =transfer fazı,
TC- =transfer fazı,

LF+RB

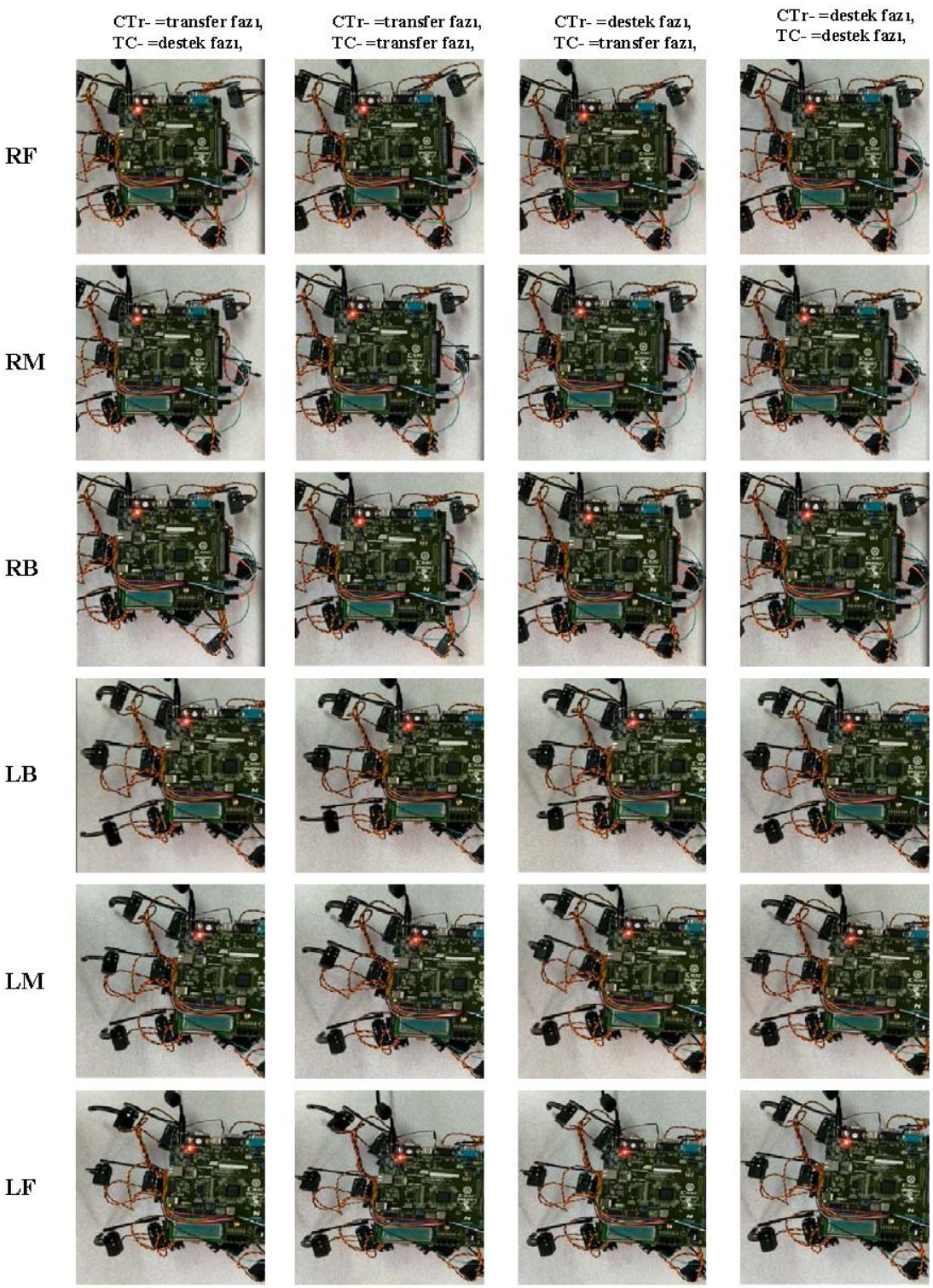


(g) CTr- =destek fazı,
TC- =transfer fazı,



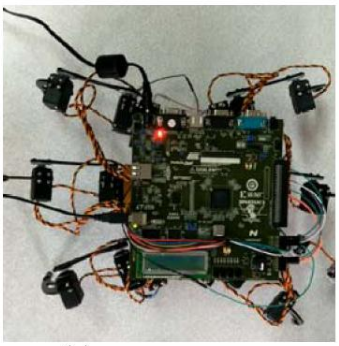
(h) CTr- =destek fazı,
TC- =destek fazı,

Şekil 4.18. Dört bacaklı robotun “trot” yürüyüşü için fotoğraflar.

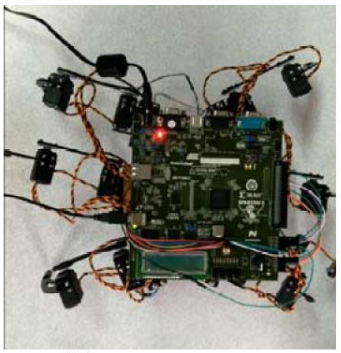


Şekil 4.19. Altı bacaklı robotun “wave” yürüyüşü için fotoğraflar.

RF+LM+RB

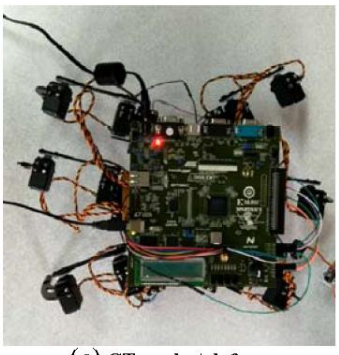


(a) CTr- =transfer fazı,
TC- =destek fazı,

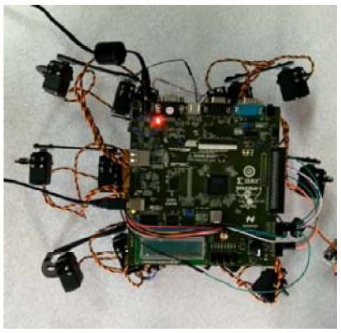


(b) CTr- =transfer fazı,
TC- =transfer fazı,

RF+LM+RB

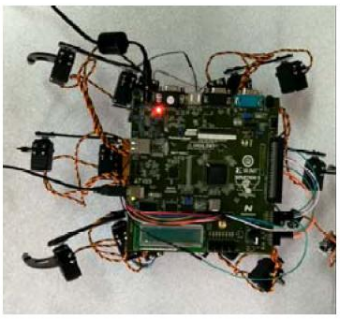


(c) CTr- =destek fazı,
TC- =transfer fazı,

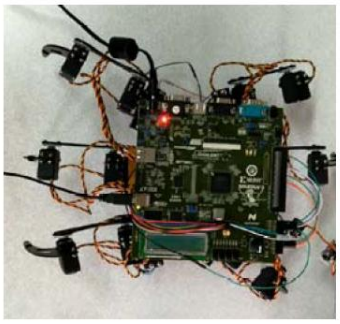


(d) CTr- =destek fazı,
TC- =destek fazı,

LF+RM+LB

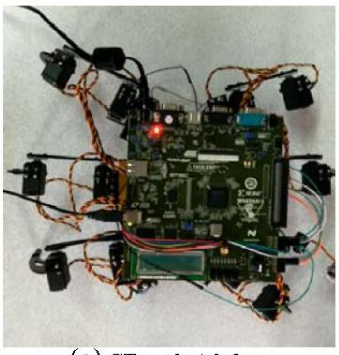


(e) CTr- =transfer fazı,
TC- =destek fazı,

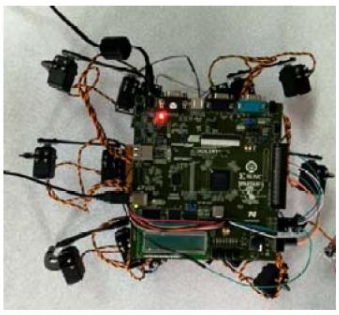


(f) CTr- =transfer fazı,
TC- =transfer fazı,

LF+RM+LB



(g) CTr- =destek fazı,
TC- =transfer fazı,



(h) CTr- =destek fazı,
TC- =destek fazı,

Şekil 4.20. Altı bacaklı robotun “tripod” yürüyüşü için fotoğraflar.

Burada sağ ön, sol orta ve sağ arka bacağın senkron hareketinin ardından, sol ön, sağ orta ve sol arka bacakların senkron hareketinin gözlemlenmektedir. Elde edilen bu sonuçlar biyolojik nöron modellerinin kuplajlanması ile oluşturulan MDÜ ağ yapılarının, bacaklı robotların lokomasyon kontrolünde başarılı bir şekilde kullanılabileceğini göstermektedir. Modifiye IzNM ve en basit kuplajlama yöntemi olan I_{syn} sinaps yöntemi bu uygulamada etkin bir şekilde kullanılmıştır. Elde edilen MDÜ ağ yapıları SG_{DSP} programı ile modellenmiş ve VHDL kodlarına dönüştürülmüştür. Bu modeller kullanılarak oluşturulan MDÜ ağ yapılarının FPGA elemanındaki donanım maliyetleri Tablo 4.5'e kaydedilmiştir. Bu sonuçlardan görüldüğü gibi en fazla donanım kullanımına ihtiyaç duyulan yürüyüş tipi altı bacaklı robotun "tetrapod" yürüyüşüdür. Bununla birlikte modellerdeki sadeleştirmeler sayesinde FPGA elemanının hafızasının neredeyse yarısı kullanılmamaktadır. Ayrıca tasarımların hiç birinde çarpıcı bloğu kullanılmamıştır. MDÜ ağ yapılarının FPGA tabanlı donanım gerçekleştirimleri ile elde edilen bu nöromorfolojik sistemler farklı robotik uygulamalarda da başarılı bir şekilde kullanılabilir.

Tablo 4.5. Modifiye IzNM & I_{syn} sinaps yöntemi ile oluşturulan 4 ve 6 nöronlu MDÜ ağ yapılarının FPGA tabanlı gerçekleştirimlerine ait sentez sonuçları.

	Kullanılan BFGMUX Sayısı	**Kullanılan MUL18x18SIO Sayısı**	**Kullanılan SLICE Sayısı**	**Kullanılan LUT Sayısı**
4 NÖRON (trot) -SPARTAN 3E	1/24 (%4)	0/20(%0)	1804/4656 (%38)	3488/9312(%37)
4 NÖRON (gallop) -SPARTAN 3E	1/24 (%4)	0/20(%0)	2165/4656 (%46)	4203/9312(%45)
6 NÖRON (wave) -SPARTAN 3AN	1/24 (%4)	0/20(%0)	2687/5888(%45)	5207/11776 (%44)
6 NÖRON (tetrapod) -SPARTAN 3AN	1/24 (%4)	0/20(%0)	3435/5888(%58)	6432/11776 (%54)
6 NÖRON (tripod) -SPARTAN 3AN	1/24 (%4)	0/20(%0)	2925/5888(%49)	5467/11776 (%46)

5. BÖLÜM

SONUÇ, TARTIŞMA VE ÖNERİLER

Bu tez çalışmasında MDÜ ağ yapılarının modellenmesi ve donanımsal gerçekleştirimi yapılarak nöromorfik sistemlerin elde edilmesi ve bu nöromorfik MDÜ ağ yapılarının robotik uygulamalarda kullanımı konu edilmiştir. Tez çalışmasının nihai hedefi; robot kontrol çalışmalarında literatürde sıklıkla tercih edilen basit osilatörlerle tanımlanmış MDÜ ağ yapılarını kullanmak yerine, gerçek nöronların karakteristiklerini yansıtan ve biyolojik anlamlılığa sahip olan nöron modellerinin kuplajlanmasıyla elde edilmiş MDÜ ağ yapılarının kullanılmasıdır.

Bu kapsamda, tez çalışmasının birinci bölümünde öncelikle MDÜ yapılarının tanımı, hareket kontrolü, matematiksel olarak modellenmesi ve donanım uygulamalarına ilaveten, bu ağ yapılarının kullanıldığı robotların morfolojileri tanıtılmıştır. Ardından, osilatör yapılarının yerine biyolojik nöron modellerinin kullanılmasında donanım maliyetlerinin karşılaştırması amacıyla literatürde yaygın kullanılan MDÜ modellerinin birkaçının nümerik benzetimi ve donanım gerçekleştirimi yapılmıştır. Donanım gerçekleştirimlerinde FPGA elemanı kullanılmıştır. FPGA elemanının programlanabilmesi için alternatif iki yöntem tanıtılmış, bu yöntemlerin avantaj ve dezavantajları tartışılmıştır. Gerçekleştirim çalışmaları sonucunda elde edilen donanım kullanım maliyeti sonuçları Tablo 1.2'ye kaydedilmiştir. Elde edilen sonuçlardan biyolojik anlamlılığa sahip nöron modelleri ile osilatör modelleri arasında eleman kullanımı açısından dikkat çeken bir donanım kullanım maliyeti farklılığının bulunmadığı görülmüştür. Nöron modellerinin karakteristikleri ve donanım maliyetlerinin kıyaslanması sonucunda tez çalışmasının ilerleyen bölümlerinde HR ve Izhikevich nöron modellerinin kullanımı tercih edilmiştir.

Tez çalışmasının ikinci bölümünde, elektriksel ve kimyasal kuplajlı HR nöron modeli üzerinde durulmuştur. Kimyasal kuplajlı iki HR nöronunun programlanabilir analog ve dijital elemanlar kullanılarak gerçekleştirimleri yapılmıştır. Elektriksel kuplajlı ve kimyasal kuplajlı iki HR nöronunun programlanabilir analog eleman olan FPAA tabanlı gerçekleştirimlerinde donanım maliyeti açısından dikkat çeken bir farklılık olmamıştır. Öte yandan, dijital programlanabilir elemanla gerçekleştirimlerde kimyasal kuplajlama fonksiyonunun nonlineer tanımlamasından kaynaklanan bir gerçekleştirim zorluğu ile karşılaşılmıştır. Bu problemin çözümü için yaklaşık bir fonksiyon önerilmiştir. Yaklaşık fonksiyonunun etkinliği standart sapma sonuçlarından yararlanılarak gösterilmiştir. Elektriksel ve kimyasal kuplajlı iki HR nöronunun FPGA tabanlı gerçekleştirimlerine ait sentez sonuçları Tablo 2.2'ye kaydedilmiştir. Bu sonuçlara göre, kimyasal kuplajlama sonuçlarında maksimum frekans ve alan kullanımı yönünden kötüleşmeler meydana gelmiştir. Maksimum çalışma frekansı aşırı düşmüş, alan kullanımı iki katına çıkmıştır. Ayrıca FPGA elemanında kullanılan çarpıcı bloğu sayısı da artmıştır. Bu sonuçlardan hareketle daha fazla HR nöronun kuplajlanması gereken MDÜ ağ yapılarında donanım maliyeti yönünden elektriksel kuplajlamanın tercih edilebileceği görülmüş ve HR nöron modellerinin kuplajlanması ile oluşturulacak olan MDÜ ağ yapılarında elektriksel kuplajlamalı nöronların kullanılmasına karar verilmiştir.

Kuplajlı osilatörlerin/nöronların kullanıldığı MDÜ tabanlı robotik uygulamalarda düzgün hareket geçişleri elde etmek için osilatörlerin/nöronların genlikleri eşdeğer olmalı; bu osilatörler/nöronlar arasındaki faz farklılıkları ise özel değerlere ayarlanmalıdır. Nöromorfik MDÜ ağ yapıları elde edebilmek için kuplajlanan HR nöronları arasındaki sinaptik ağırlıklar belirlenirken, bu iki ölçüt göz önünde bulundurularak hata değerlerinin hesaplanması gerekmektedir. Bu sebeple ikinci bölümde sadece genlik hatalarını ya da sadece faz hatalarını hesaplayabilen klasik maliyet fonksiyonlarına alternatif bir maliyet fonksiyonu önerilmiştir. Alternatif maliyet fonksiyonu genlik ve faz hatalarını eşzamanlı hesaplayabilmektedir. Önerilen alternatif maliyet fonksiyonunun etkinliğinin gösterilmesi amacıyla, HR nöronları kuplajlanarak oluşturulan iki, üç ve dört nöronlu MDÜ ağ yapılarının sinaptik ağırlıkları GA ve ABC algoritması kullanılarak tahmin ettirilmiştir. Bu algoritmaların maliyet fonksiyonu olarak; sadece genlik hatalarını hesaplayabilen "ortalama karesel hata" fonksiyonu, sadece faz hatalarını hesaplayabilen "faz hata" fonksiyonu ve genlik ve faz hatalarını

eşzamanlı hesaplayabilen alternatif maliyet fonksiyonu kullanılmıştır. Üç farklı maliyet fonksiyonu kullanılarak tahmini yapılan sinaptik ağırlıklar için bütün koşmalar otuzar kez tekrar edilmiştir. Bu çoklu koşmalar sonucunda elde edilen minimum hata ve ortalama hata sonuçları Tablo 2.3 ve Tablo 2.4'e kaydedilmiştir. Bu sonuçlara göre minimum hata değerleri "faz hata" fonksiyonu ile elde edilmiş olmasına rağmen, minimum hata değerlerinin elde edildiği sinaptik ağırlıklar kullanılarak yapılan nümerik similasyon sonuçlarından en etkin yöntemin alternatif maliyet fonksiyonu olduğu görülmüştür. Ortalama hata ve standart sapma değerlerinde en başarılı sonuçların alternatif maliyet fonksiyonu ile elde edilmesi de bu çıkarımı desteklemektedir.

Tez çalışmasının üçüncü bölümünde, öncelikle orijinal Izhikevich nöron modeli; ardından IzNM'nin dijital donanımlarla daha az eleman kullanılarak gerçekleştirilebilmesi için daha önce referans bir çalışmada önerilen modifiye Izhikevich nöron modeli tanıtılmıştır. Literatürdeki referans çalışmada modifiye modelin tanımlamalarında kullanılan katsayıların değerleri klasik bir parametre belirleme yöntemi olan adım aralığı yöntemi ile belirlenmiştir. Tez çalışmasının IzNM ile ilgili olan başlangıç çalışmalarında öncelikle ikinci, üçüncü ve dördüncü derece parçalı lineer fonksiyonun kullanıldığı modifiye IzNM'lerinin katsayılarının klasik adım aralığı yöntemine alternatif olarak, GA ve ABC algoritması ile belirlenmesi hedeflenmiştir. Bu hedef doğrultusunda ikinci, üçüncü ve dördüncü dereceden PWL fonksiyonu tabanlı modifiye IzNM'lerinin katsayıları, modelin yirmi dinamik davranışı için GA ve ABC algoritması ile tahmin ettirilmiştir. Tahmin sürecinde bütün modifiye fonksiyonlar ve dinamik nöral davranışlar için GA ve ABC algoritması ile yapılan koşmalar otuzar kez tekrar edilmiş ve bu koşmalarda alternatif maliyet fonksiyonu kullanılmıştır. Çoklu koşmaların ortalama hata değerleri ve standart sapma sonuçları tablolara kaydedilmiştir. Ayrıca çoklu koşmalarda elde edilen minimum hata değerleri ve bu değerlerin hesaplandığı katsayıların değerleri de ilgili tablolara kaydedilmiştir (Tablo 3.3, 3.4 ve 3.5). Tez çalışmasında kullanılan klasik adım aralığı, GA ve ABC algoritmasının parametre tahmin sürecindeki performansları ile ilgili karşılaştırmalar yapılmıştır. Bu karşılaştırmalardan genel olarak, stokastik yöntemlerin klasik adım aralığı yönteminden daha başarılı olduğu, standart sapma sonuçlarına göre ABC algoritmasının GA'ya göre daha tutarlı sonuçlar verdiği ve tarafımızca önerilen alternatif maliyet fonksiyonunun bu uygulamalarda başarılı bir şekilde kullanılabildiği

sonuçları çıkarılmıştır. Bu bölümün devamında optimizasyon yöntemleri ile elde edilen sonuçların donanım uygulamalarına uyarlanabilirliğini görmek amacıyla, orijinal ve modifiye IzNM'lerinin iki karakteristik nöron davranışı (tonic spiking ve tonic bursting) FPGA elemanı kullanılarak gerçeklenmiştir. Donanımsal gerçekleştirim sonuçlarının kaydedildiği Şekil 3.5 ve 3.6'daki sonuçlar, Şekil 3.3 ve 3.4'teki nümerik benzetim sonuçları ile kıyaslandığında elde edilen işaretlerin birebir aynı olduğu gözlemlenmektedir. Böylece zeki arama yöntemlerinin nöral yapılardaki etkinliği test edilmiş ve bu yöntemlerle elde edilen sonuçların donanım gerçekleştirimlerine adapte edilebilir olduğu doğrulanmıştır. Üçüncü bölümün son kısmında IzNM'lerinin kuplajlanarak MDÜ ağ yapısına dönüştürülmesi konu edilmiştir. Bu kapsamda öncelikle orijinal IzNM ve orijinal sinaptik kuplajlama fonksiyonları kullanılarak iki ve üç nöronlu MDÜ ağları oluşturulmuştur. Nöronlarının asenkron ateşlenmesi arzu edilen bu ağlardaki sinaptik ağırlıklar, GA ve ABC algoritması ile tahmin ettirilmiştir. Ardından iki ve üç nöronlu MDÜ ağ yapıları, dijital donanım gerçekleştiriminde avantaj sağladığı görülen modifiye IzNM ve FPGA elemanında gerçekleştirimi kolay yapılabilecek modifiye sinaptik kuplajlama fonksiyonu ile oluşturulmuştur. Modifiye model & modifiye sinaps yapısı kullanılarak oluşturulan bu ağlardaki sinaptik ağırlıklar da GA ve ABC algoritması ile tahmin ettirilmiştir. Son olarak en basit sinaptik tanımlama olan ve nörona harici bir akımın uygulanmasını temsil eden I_{syn} sinaps yönteminin kullanıldığı modifiye model & I_{syn} sinaps yapısı kullanılarak oluşturulan iki ve üç nöronlu ağlar için sinaptik ağırlıklar GA ve ABC algoritması ile belirlenmiştir. Burada yapılan parametre belirleme çalışmalarının hepsinde, çoklu koşma işlemi tekrar edilmiş ve alternatif maliyet fonksiyonu kullanılmıştır. Elde edilen minimum hata değerleri, belirlenen ağırlıkların değerleri, ortalama hata sonuçları ve standart sapma sonuçları tablolara kaydedilmiştir. Minimum hata sonuçlarını veren ağırlıklar kullanılarak ağ yapılarının nümerik benzetimleri yapılmıştır. En düşük hata değerinin elde edildiği ağırlıklarla modifiye model & modifiye sinaps ve modifiye model & I_{syn} sinaps modelleri kullanılarak kuplajlanan iki nöronlu MDÜ ağ yapıları için FPGA tabanlı donanım gerçekleştirimleri yapılmıştır. Modifiye model & modifiye sinaps ve modifiye model & I_{syn} sinaps modelleri kullanılarak yapılan deneysel gerçekleştirim çalışmalarında kullanılan elemanların donanım maliyetleri Tablo 3.8'e kaydedilmiştir. Bu tablodaki sentez sonuçlarına göre, modifiye model & modifiye sinaps yapıları ile oluşturulmuş iki nöronlu MDÜ ağ yapısı için FPGA kartında bulunan toplam 24

çarpıcının 20'si kullanılmıştır. Bu deneysel çalışmalarla birlikte; sinaptik kuplajlama fonksiyonunun dijital elemanlarla gerçekleştirilebilmesi için önerilen yaklaşık sinaptik kuplajlama fonksiyonunun Izhikevich nöronunu ile oluşturulan MDÜ ağ yapılarında başarılı bir şekilde kullanılabileceğinin görülmesine rağmen, modifiye model &modifiye sinaps yapılarından oluşan daha fazla nöronlu MDÜ ağ yapılarının mevcut FPGA kartı ile gerçeklenemeyeceği sonucu çıkarılmıştır. Bununla birlikte Tablo 3.8'deki modifiye model & I_{syn} sinaps için elde edilen sonuçlar incelendiğinde, donanım maliyeti açısından oldukça verimli sonuçların elde edildiği görülmektedir. İki nöronlu basit bir ağ yapısının FPGA tabanlı gerçekleştiriminde çarpıcı bloğu kullanımına ihtiyaç duyulmamıştır. Ayrıca kullanılan diğer lojik elemanların sayısı da bir önceki yönteme göre daha azdır. Bu sebeple dört bacaklı ve altı bacaklı robotların lokomasyon kontrolünün yapılacağı FPGA tabanlı gerçekleştirim çalışmalarında eleman hafızası açısından verimli sonuçların elde edildiği modifiye model& I_{syn} sinaps yönteminin kullanılmasına karar verilmiştir.

Tez çalışmasının dördüncü bölümünde, dört ve altı bacaklı canlıların özel yürüyüş desenlerinin elde edilmesi için Izhikevich nöronlarının kuplajlanması ile 4 ve 6 nöronlu MDÜ ağ yapıları oluşturulmuştur. Bu MDÜ ağ yapıları, dört ve altı bacaklı robotların yürüyüş kontrolörü olarak kullanılmıştır. Bu bölümde öncelikle robot morfolojileri, bacaklı robotlarda yürüyüş analizleri ve temel kavramlarla ilgili kısa tanımlamalar yapılmıştır. Ardından dört bacaklı canlıların "trot" ve "gallop", altı bacaklı canlıların "wave", "tetrapod" ve "tripod" yürüyüş desenlerini taklit eden, dört ve altı nöronlu IzNM tabanlı MDÜ ağ yapıları oluşturulmuştur. Bu ağ yapıları oluşturulurken orijinal model & orijinal sinaps, modifiye model & modifiye sinaps ve modifiye model & I_{syn} sinaps modelleri kullanılmıştır. Üç yöntemin hepsi için ağ yapılarındaki sinaptik ağırlıkların tahmini GA ve ABC algoritması ile yaptırılmıştır. Algoritmaların performanslarının kıyaslanması amacıyla koşmalar otuzar kez tekrar ettirilmiş ve algoritmalarda maliyet fonksiyonu olarak alternatif maliyet fonksiyonu kullanılmıştır. Çoklu koşmaların ortalama hata sonuçları, standart sapma değerleri, minimum hata değerleri ve tahmin ettirilen sinaptik ağırlıklar tablolara kaydedilmiştir. Minimum hata değerlerini veren sinaptik ağırlıklar kullanılarak kuplajlanan bütün MDÜ ağ yapılarının nümerik olarak benzetimleri yapılmıştır. Dört ve altı nöronlu ağ yapılarının FPGA tabanlı donanım gerçekleştirimlerinde ise modifiye model & I_{syn} sinaps yöntemiyle

oluşturulan modeller kullanılmıştır. Donanım gerçekleştirimleri yapılan bu ağlarda en düşük hata değerlerinin hesaplandığı sinaptik ağırlıklar kullanılmıştır. SG_{DSP} kullanılarak modellenen bu yapılar VHDL koduna dönüştürülerek FPGA kartına gömülmüştür. Elde edilen deneysel sonuçlardan; IzNM'nin kuplajlanmasıyla oluşturulan MDÜ ağ yapılarındaki nöronların eşdeğere yakın genlik değerleri ve özel faz farklılıkları sayesinde dört ve altı bacaklı robotların lokomasyon kontrolünde başarılı bir şekilde kullanılabilir olduğu görülmüştür. Dördüncü bölümün son kısmında dört bacaklı ve altı bacaklı robotların yürüyüş kontrollerinde biyolojik nöron modelleri ile oluşturulan nöromorfik MDÜ ağlarının kullanılması konusu ele alınmıştır. Bu kapsamda öncelikle robot eklemlerinde bulunan DOF'ların hareketleri özetlenmiştir. Ardından robot eklemlerinde bulunan servo motorların, MDÜ ağındaki nöronların çıkışında elde edilen aksiyon potansiyeli ile kontrol edilmesini sağlayan bir algoritmik yapı tanıtılmıştır. Bir sonraki adımda, altı bacaklı robotun "tripod" yürüyüşü için modellenen SG_{DSP} tabanlı tasarımdaki blokların işlevleri ayrıntılı olarak ele alınmıştır. Kontrol işareti nöron çıkışlarındaki aksiyon potansiyelleri olan servo motor kontrol bloklarının tasarım aşamalarından bahsedilmiştir. Tasarım sürecinin son aşamasında SG_{DSP} programı ile VHDL koduna dönüştürülen modeller FPGA kartına gömülmüştür. Dört bacaklı robotun "trot" yürüyüşüne ait, altı bacaklı robotun "wave" ve "tripod" yürüyüşlerine ait uzuv hareketlerinin gözlemlenebilmesine imkân sağlayan birkaç fotoğraf da bu bölümde verilmektedir. Elde edilen sonuçlarla tez çalışmasının *biyolojik nöron modelleri kullanılarak oluşturulmuş nöromorfik MDÜ ağlarını kullanarak bacaklı robotların lokomasyon kontrolünün sağlanması* nihai hedefi başarılı olarak gerçekleştirilmiştir.

Tez çalışmasında elde edilen sonuçlarından hareketle;

- MDÜ tabanlı lokomasyon kontrol problemlerinde, basit osilatör yapıları yerine biyolojik anlamlılığa sahip modellerin kullanılabileceği;
- tarafımızca önerilen alternatif maliyet fonksiyonunun farklı konulardaki optimizasyon problemlerinde kullanılabileceği;
- HR nöron modeli kullanılarak MDÜ ağ yapılarının oluşturulup, bu yapıların donanım gerçekleştirimleri ile nöromorfik sistemlere geçiş yapılabileceği;
- Modifiye IzNM'nin katsayılarının belirlenme sürecinde optimizasyon yöntemlerinin klasik yöntemlerden daha başarılı sonuçlar elde edilmesinden

dolayı, optimizasyon yöntemlerinin farklı nöral çalışmalarda başarılı bir şekilde kullanılabileceği;

- Modifiye modellerin katsayılarının belirlenmesinin ardından, modelin FPGA elemanı ile başarılı bir şekilde gerçekleştirilebilmesi sayesinde, optimizasyon yöntemleri ile elde edilen parametrelerin donanım gerçekleştirim çalışmalarında da kullanılabileceği;
- IzNM kullanılarak MDÜ ağ yapılarının oluşturulup, bu yapıların donanım gerçekleştirimleri ile nöromorfik sistemlere geçiş yapılabileceği
- ve aksiyon potansiyeli kullanılarak robotik yapıların kontrol edilebileceği gibi

farklı çıkarımlardan da bahsedilebilir.

Tez çalışmasının, robotik hareketlerde otonom kontrol, robotların dinamik yürüyüşlerinde ağ yapısındaki ağırlıkların bağımsız kestirimi, görüntü işleme problemlerinin nöromorfik sistemlere adaptasyonu, çevresel etkilerin MDÜ ağ parametrelerine adaptasyonu gibi farklı konuların ele alındığı devam çalışmalarına da katkı sağlayacağı düşünülmektedir.

KAYNAKÇA

1. Brown, T. G., 1911. The intrinsic factors in the act of progression in the mammal, pp: 308-319. *Proceedings of the Royal Society of London. Series B, 84(572), 1911.*

2. Brown, T. G., 1914. On the nature of the fundamental activity of the nervous centres; together with an analysis of the conditioning of rhythmic activity in progression, and a theory of the evolution of function in the nervous system. **Journal of Physiology - London**, **48:** 18–46.

3. Delcomyn, F., 1980. Neural basis for rhythmic behaviors in animals. **Science**, **210**: 492–498.

4. Grillner, S., 1985. Neural control of vertebrate locomotion — central mechanisms and reflex interaction with special reference to the cat, in: Feedback and motor control in invertebrates and vertebrates. W. J. P. Barnes, & G. M. H. (Eds.), Croom Helm, pp. 35–56.

5. Stein, P. S. G., Grillner, S., Selverston, A., Stuart, D. G. (Eds.), 1999. Neurons, Networks and Motor Behavior, The MIT Press Cambridge, Massachusetts, London, England, 307pp.

6. Rossignol, S., Dubuc, R., Gossard, J. P., 2006. Dynamic sensorimotor interactions in locomotion. **Physiological Reviews**, **86:** 89–154.

7. Grillner, S., Georgopoulos, A. P., Jordan, L. M., 1999. Selection and Initiation of Motor Behavior. In Stein, P. S. G., Grillner, S., Selverston, A., Stuart, D. G. (Eds.), Neurons, Networks and Motor Behavior. MIT Press.

8. Guertin, P.A., 2009. The mammalian Central Pattern Generator for locomotion. **Brain Research Reviews**, **62:** 45-56.

9. Marder, E., Calabrese, R.L., 1996. Principles of rhythmic motor pattern production. **Physiological Reviews**, **76:** 687-717.

10. Grillner, S., 2006. Biological pattern generation: The cellular and computational logic of networks in motion. **Neuron**, **52**(5)**:** 751–766.

11. Grillner, S., Wallén, P., Dale, N., Brodin, L., Buchanan, J., Hill, R., 1987. Transmitters, membrane properties, and network circuitry in the control of locomotion in lamprey. **Trends Neuroscience**, **10:** 34–41.

12. Barron-Zambrano, J.H., Torres-Huitzil, C., 2013. FPGA implementation of a configurable neuromorphic CPG-based locomotion controller. **Neural Networks**, **45:** 50-61.

13. Isjpeert, A.J., 2008. Central Pattern Generators for locomotion control in animals and robots: A review. **Neural Networks**, **21:** 642-653.

14. Kaluza, P., Cioaca, T., 2012. Phase oscillator neural network as artificial central pattern generator for robots. **Neurocomputing**, **97:** 115-124.

15. Yu, J., Tan, M., Chen, J., Zhang, J., 2014. A survey on CPG-insipired control models and system implementation. **IEEE Transaction on Neural Networks and Learning Systems**, **25**(3)**:** 441-456.

16. FitzHugh, R., 1969. Mathematical models for excitation and propagation in nerve. **Biological Engineering, H.P. Schawn (Ed.), New York: McGraw-Hill, 1:** 1-85.

17. Hindmarsh, J.L., Rose, R.M., 1984. A model of neuronal bursting using three couple first order differential equations. **Proc. R. Soc. Lond. Biol. Sci., 221**(1222)**:** 87-102.

18. Izhikevich, E.M., 2004. Simple model of spiking neurons. **IEEE Transactions on Neural Networks, 14**(6)**:** 1569-1572.

19. Matsuoka, K., 1987. Mechanisms of frequency and pattern control in the neural rhythm generators, **Biological Cybernetics**, **56:** 345–353.

20. Drazin, P. G., 1992. Nonlinear Systems, (Cambridge Texts in Applied Mathematics), Cambridge, U.K.: Cambridge Univ. Press, 1992.

21. Zielinska, T., 1996. Coupled oscillators utilized as gait rhythm generators of a two-legged walking machine. **Biological Cybernetics**, **74**(3)**:** 263–273.

22. Filho, A. C., Dutra, M. S., Raptopoulos, L. S., 2005. Modeling of a bipedal robot using mutually coupled Rayleigh oscillators. **Biological Cybernetics**, **92**(1)**:** 1–7.

23. Wilson, H.R., Cowan, J.D., 1972. Excitatory and inhibitory interactions in localized populations of model neurons. **Biophysical Journal, 12**(1): 1-24.

24. Arena, P., Fortuna, L., Frasca, M., Sicurella, G., 2004. An adaptive, self-organizing dynamical system for hierarchical control of bio-inspired locomotion. **IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part B**, **34**(4)**:** 1823–1837.

25. Nakada, K., 2003. An Analog CMOS Central Pattern Generator for interlimb coordination in quadruped locomotion. **IEEE Transactions on Neural Networks**, **14**(5)**:** 1356- 1365.

26. Nakada, K., Asai, T., Amemiya, Y., 2004. Biologically-Inspired locomotion controller for a quadruped walking robot: Analog IC implementation of a CPG-based controller. **Journal of Robotics And Mechatronics**, **16**(4)**:** 397-403.

27. Lee, Y.J., Lee, J., Kim, K.K., Kim, Y.B., Ayers, J., 2007. Low power CMOS electronic Central Pattern Generator design for a biomimetic underwater robot. **Neurocomputing**, **71:** 284-296.

28. Lewis, M.A., Hartmann, M.J., Etienne-Cummings, R., Cohen, A.H., 2001. Control of a robot leg with an adaptive a VLSI CPG chip. **Neurocomputing**, **38-40:** 1409-1421.

29. Still, S., Hepp, K., Douglas, R.J., 2006. Neuromorphic walking gait control. **IEEE Transactions on Neural Networks**, **17**(2)**:** 496-508.

30. Vogelstein, R.J., Tenore, F.V.G., Guevremont, L., Etienne-Cummings, R., Mushahwar, V.K., 2008. A silicon Central Pattern Generator controls locomotion in vivo. **IEEE Transactions on Biomedical Circuit and Systems**, **2**(3)**:** 212-222.

31. Yang, Z., Cameron, K., Lewinger, W., Webb, B., Murray, A., 2012. Neuromorphic control of stepping pattern generation: A dynamic model with analog circuit implementation. **IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 23**(3)**:** 373-384.

32. Frasca, M., Arena, P., Fortuna, L., 2004. Bio-Inspired Emergent Control of Locomotion System. World Scientific Series on Nonlinear Science, Series A, Vol: 48, ISBN: 981-238-919-9.

33. Simoni, M.F., DeWeerth A.P., 2007. Sensory feedback in a half-center oscillator model. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 54**(2): 193-204.

34. Gallagher, J.C., Beer, R.D., Espenschied K.,S., Quinn, R.D., 1996. Application of evolved locomotion controllers to a hexapod robot. **Robotic and Autonomous Systems**, **19:** 95-103.

35. Fujii, A., Saito, N., Nakahira, K., Ishiguro, A., Eggenberger, P., 2002. Generation of an adaptive controller CPG for a quadruped robot with neuromodulation mechanism, pp: 2619-2624. *International Conference on Intelligent Robots and Systems, EPFL, Lausanne, Switzerland, 2002*.

36. Inagaki, S., Yuasa, H., Suzuki, T., Arai, T., 2006. Wave CPG model for autonomous decentralized multi-legged robot: Gait generation and walking speed control. **Robotics and Autonomous Systems**, **54:** 118-126.

37. Ambroise, M., Levi, T., Joucla, S., Yvert, B., Saighi, S., 2013. Real-time biomimetic Central Pattern Generators in an FPGA for hybrid experiments. **Frontiers in Neuroscience**, **7:** 215.

38. Torres-Huitzil, C., 2009. On the implementation of Central Pattern Generators for periodic rhythmic locomotion, pp: 422-426. *ReConFig2009. International Conference on Reconfigurable Computing and FPGA 2009*.

39. Barron-Zambrano, J.H., Torres-Huitzil, C., 2011. Two-phase GA parameter tunning method of CPGs for quadruped gaits, pp: 1767-1774. *IJCNN2011. Proceeding of International Joint Conference on Neural Networks, San Jose, California, USA, 2011*.

40. Wang, M., Yu, J., Tan, M., Zhang, J., 2010. Design and implementation of a novel CPG-based locomotion controller for robotic dolphin, pp: 1611-1616.

Proceeding of the 8th World Congress on Intelligent Control and Automation, Jinan, China, 2010.

41. Ijspeert, A. J., Crespi, A., 2007. Online trajectory generation in an amphibious snake robot using a lamprey-like Central Pattern Generator model. *In Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics And Automation, Roma, Italy, 2007.*

42. Ijspeert, A. J., Crespi, A., Ryczko, D., Cabelguen, J. M., 2007. From swimming to walking with a salamander robot driven by a spinal cord model. **Science**, **315**(5817)**:** 1416–1420.

43. Sung, W.T., Ou, S.C, Liu, Y.F., Chen, C.H., 2012. Employed veriLite simulation to improve SOC design and verification, **Computer Applications in Engineering Education**, 2**0**(2)**:** 374-382.

44. García-Naya, J.A., Castro, P.M., González-López, M., Dapena, A., 2013. Test bed-assisted learning for digital communications courses. **Computer Applications in Engineering Education**, **21**(3)**:** 539-549.

45. Guzmán-Ramírez, E., Garcia, I.A., 2013. Using the project-based learning approach for incorporating an FPGA-based integrated hardware/software tool for implementing and evaluating image processing algorithms into graduate level courses. **Computer Applications in Engineering Education**, **21**(S1).

46. Pecora, L.M., Carroll, T.L., 1990. Synchronization in chaotic systems. **Physical Review Letters, 64:** 821–824.

47. Kocarev, L., Parlitz, U., 1995. General approach for chaotic synchronization with applications to communication. **Physical Review Letters**, **74:** 5028–5031.

48. Terry, J.R., Thornburg, K.S., .DeShazer, D.J, VanWiggeren, G.D., Zhu, S.Q., Ashwin, P., Roy, R., 1999. Synchronization of chaos in an array of three lasers. **Physical Review E, 59:** 4036–4043.

49. Yang, X.S., Cao, J.D., 2010. Finite-time stochastic synchronization of complex networks. **Applied Mathematical Modelling, 34:** 3631–3641.

50. Gray, C.M., König, P., Engel, A.K., Singer, W., 1989. Oscillatory responses in cat visual cortex exhibit inter-columnar synchronization with reflects globalstimulus properties. **Nature, 338:** 334–337.

51. Kreiter, A.K., Singer, W., 1996. Stimulus-dependent synchronization of neuronal responses in the visual cortex of the awake macaque monkey. **Journal of Neuroscience, 16:** 2381–2396.

52. Roelfsema, P.R., Engel, A.K., König, P., Singer, W., 1997. Visuomotor integration is associated with zero time-lag synchronization among cortical areas. **Nature, 385:** 157–161.

53. Hodgkin, A., Huxley, A., 1952. A quantitative description of membrane current and its application to conduction and excitation in nerve. **Journal of Physiology, 117:** 500-544.

54. Morris, C., Lecar, H., 1981. Voltage oscillations in the barnacle giant muscle fiber. **Biophysical Journal, 35:** 193-213.

55. Kandel, E.R., Schwartz, J.H., Jessell, T.M., 2000. Principles of neural science. 4th ed. McGraw-Hill, New York. ISBN 0-8385-7701-6.

56. Miller, J.P., Selverston, A.I., 1982. Mechanisms underlying pattern generation in lobster stomatogastric ganglion as determined by selective inactivation of identified neurons. II. Oscillatory properties of pyloric neurons. **Journal of Neurophysiology**, **48**(6)**:** 1378-1391.

57. Li, C.H., Yang, S.Y., 2015. Effects of network structure on the synchronizability of nonlinearly coupled Hindmarsh–Rose neurons. **Physics Letters A**, **379:** 2541–2548.

58. Hrg, D., 2013. Synchronization of two Hindmarsh–Rose neurons with unidirectional coupling. **Neural Networks**, **40:** 73–79.

59. Jhou, F.J., Juang, J., Liang, Y.H., 2012. Multistate and multistage synchronization of Hindmarsh-Rose neurons with excitatory chemical and electrical synapses. **IEEE Transactions On Circuits and Systems—I: Regular Papers**, **59**(6)**:** 1335-1347.

60. Wei, W., 2015. Synchronization of coupled chaotic Hindmarsh Rose neurons: An adaptive approach. **Chinese Physics B**, **24**(10)**:** 100503.

61. Nguyen, L.H., Hong, K.S., 2013. Adaptive synchronization of two coupled chaotic Hindmarsh–Rose neurons by controlling the membrane potential of a slave neuron. **Applied Mathematical Modelling**, **37:** 460–2468.

62. Nguyen, L.H., Hong, K.S., 2011. Synchronization of coupled chaotic FitzHugh–Nagumo neurons via Lyapunov functions. **Mathematics and Computers in Simulation**, **82:** 590–603.

63. Rehan, M., Hong, K.S., Aqil, M., 2011. Synchronization of multiple chaotic FitzHugh–Nagumo neurons with gap junctions under external electrical stimulation. **Neurocomputing, 74:** 3296–3304.

64. Aqil, M., Hong, K.S., Jeong, M.Y., 2012. Synchronization of coupled chaotic FitzHugh–Nagumo systems. **Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation, 17:** 1615–1627.

65. Deng, B., Wang, J., Fei, X., 2006. Synchronizing two coupled chaotic neurons in external electrical stimulation using backstepping control. **Chaos, Solitons & Fractals,** 29: 182–189.

66. Sun, L., Wang, J., Deng, B., 2009. Global synchronization of two Ghostburster neurons via active control. **Chaos, Solitons & Fractals**, 40: 1213–1220.

67. Wang, J., Chen, L.S., Deng, B., 2009. Synchronization of Ghostburster neuron in external electrical stimulation via H-infinity variable universe fuzzy adaptive control. **Chaos, Solitons & Fractals, 39:** 2076–2085.

68. Aguilar-Lópex, R., Martínez-Guerra, R., 2008. Synchronization of coupled Hodgkin–Huxley neurons via high order sliding-mode feedback. **Chaos, Solitons & Fractals**, **37:** 539–546.

69. Che, Y.Q., Wang, J., Tsang, K.M., Chan, W.L., 2010. Unidirectional synchronization for Hindmarsh–Rose neurons via robust adaptive sliding mode control. **Nonlinear Analysis: Real World Applications**, **11:** 1096–1104.

70. Dtchetgnia Djeundam, S.R., Yamapi, R., Filatrella, G., Kofane, T.C., 2015. Stability of the synchronized network of Hindmarsh–Roseneuronal models with nearest and global couplings. **Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation**, **22:** 545–563.

71. Wang, C., He, Y., Ma, J., Huang, L., 2014. Parameters estimation, mixed synchronization, and antisynchronization in chaotic systems. **Complexity**, **20**(1)**:** 64-73.

72. Zhang, J.Q., Huang, S.F., Pang, S.T.,Wang, M.S., Gao, S., 2015. Synchronization in the uncoupled neuron system. **Chinese Physics Letters, 32**(12)**:** 9-13.

73. Li, C.H.,Yang, S.Y., 2015. Eventual dissipativeness and synchronization of nonlinearly coupled dynamical network of Hindmarsh–Rose neurons. **Applied Mathematical Modelling, 39:** 6631–6644.

74. Pecora, L.M., Carroll, T.L., 1998. Master stability functions for synchronized coupled systems. **International Journal of Bifurcation and Chaos, 80:** 2109–2112.

75. Belykh, V., Belykh, I., Hasler, M., 2004. Connection graph stability method for synchronized coupled chaotic systems. **Physica D: Nonlinear phenomena**, **195:** 159–187.

76. Belykh I., Belykh V., Hasler M., 2006. Synchronization in asymmetrically coupled networks with node balance. **Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science**, 16: 015102.

77. Belykh, I., Belykh, V., Hasler, M., 2006. Generalized connection graph method for synchronization in asymmetrical networks. **Physica D: Nonlinear Phenomena**, **224:** 42–51.

78. Chen, T., Zhu, Z., 2007, Exponential synchronization of nonlinear coupled dynamical networks. **International Journal of Bifurcation and Chaos**, **17:** 999–1005.

79. Liu, X., Chen, T., 2008. Synchronization analysis for nonlinearly-coupled complex networks with an asymmetrical coupling matrix. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, **387:** 4429–4439.

80. Lu, W., Chen, T., 2006. New approach to synchronization analysis of linearly coupled ordinary differential systems. **Physica D: Nonlinear Phenomena**, 213: **214–230.**

81. Liu, X., Chen, T., 2008. Boundedness and synchronization of y-coupled Lorenz systems with or without controllers. **Physica D: Nonlinear Phenomena**, **237:** 630–639.

82. Chen, M., 2007. Synchronization in time-varying networks: a matrix measure approach. **Physical Review E**, **76:** 016104.

83. Juang, J., Li, C.-L.,. Liang, Y.-H, 2007. Global synchronization in lattices of coupled chaotic systems. **Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science**, **17:** 033111.

84. Baptista, M.S., Moukam Kakmeni, F.M., Grebogi, C., 2010. Combined effect of chemical and electrical synapses in Hindmarsh-Rose neural networks on synchronization and the rate of information. **Physical Review E**, **82:** 036203.

85. Li, Z., 2008. Exponential stability of synchronization in asymmetrically coupled dynamical networks. **Chaos: An interdisciplinary journal of nonlinear science**, **18**(2)**:** 023124.

86. Li, Z., Lee, J., 2007. New eigenvalue based approach to synchronization in asymmetrically coupled networks. **Chaos: An interdisciplinary journal of nonlinear science**, **17**(4)**:** 043117.

87. Checco, P., Righero, M., Biey, M., Kocerev, L., 2006: Information processing in networks of coupled Hindmarsh-Rose neurons, pp: 671-674. *NOLTA 2006. In International Symposium on Nonlinear Theory and its Applications. Bologna-Italy.*

88. Beyhan, S., 2017. Affine TS fuzzy model-based estimation and control of Hindmarsh–Rose neuronal model. **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems**, **47**(8): 2342-2350.

89. Gu, H., Pan, B., Chen, G., Duan, L., 2014. Biological experimental demonstration of bifurcations from bursting to spiking predicted by theoretical models. **Nonlinear Dynamics, 78:** 391–407.

90. Abarbanel, H.D.I., Rabinovich, M.I., Selverston, A., Bazhenov, M.V., Huerta, R., Sushchik, M.M., Rubchinskii, L.L., 1996. Synchronization in neural networks. **Physics-Uspekhi**, **39**(4)**:**337-362.

91. Elson, R.C., Selverston, A.I., Huerta, R., Rulkov, N.F., Rabinovich, A.I., Abarbanel, H.D.I.,1998. Synchronous behavior of two coupled biological neurons. **Physical Review Letters**, **81**(25)**:** 5692- 5695.

92. Hizanidis, J., Kanas, V., Bezerianos, A., Bountis, T.: Chimera states in networks of nonlocally coupled Hindmarsh-Rose neuron models. **International Journal of Bifurcation and Chaos**, **24**(3)**:** 1450030.

93. Lu, J., Yang, J., Kim, Y.B., Ayers, J., Kim, K.K., 2014. Implementation of excitatory CMOS neuron oscillator for robot motion control unit. **Journal of Semiconductor Technology and Science**, **14**(4)**:** 383-390.

94. Charles, G., Gordon, C., Alexander, W.E., 2008. An implementation of a biological neural model using analog-digital integrated circuits, pp: 78-83. *BMAS 2008*. *In IEEE International Behavioral Modeling and Simulation Workshop 2008.*

95. Pinto, R.D., Varona, P., Volkovskii, A.R., Szücs, A., Abarbanel, H.D.I., Rabinovich, M.I., 2000. Synchronous behavior of two coupled electronic neurons. **Physical Review E**, **62**(2000)**:** 2644-2656.

96. Merlat, L., Silvestre, N., Merckle, J., 1996. A Hindmarsh and Rose-based electronic burster, pp: 39-44. *In Proceedings of Fifth International Conference on Microelectronics for Neural Networks 1996*.

97. Poggi, T., Sciutto, A., Storace, M., 2009. Piecewise linear implementation of nonlinear dynamical systems: from theory to practice. **Electronics Letters**, **45**(19)**:** 966-967.

98. Gotthans, T., Petrzela, J., Hrubos, Z., 2011. Analysis of Hindmarsh-Rose neuron model and novel circuitry realization, pp: 576-580. *MIXDES 2011*. *In Proceedings of the 18th International Conference Mixed Design of Integrated Circuits and Systems 2011*.

99. Linaro, D., Poggi, T., Storace, M., 2010. Experimental bifurcation diagram of a circuit-implemented neuron model. **Physics Letters A, 374:** 4589-4593.

100. Korkmaz, N., Öztürk, İ., Kiliç, R., 2016. Multiple perspectives on the hardware implementations of biological neuron models and programmable design aspects. **Turkish Journal of Electrical Engineering & Computer Sciences**, **24**(3)**:** 1729-1746.

101. Steur, E., 2007. On Synchronization of Electromechanical Hindmarsh-Rose Oscillators. Eindhoven Üniversitesi, Yüksek Lisans Tezi, Eindhoven, 119s.

102. Jacquir, S., Binczak, S., Bilbault, J.M, Kazantsev, V., Nekorkin, V., 2006. Synaptic coupling between two electronic neurons. **Nonlinear Dynamics, 44:** 29-36.

103. Dahasert, N., Öztürk, İ., Kiliç, R., 2012. Experimental realizations of the HR neuron model with programmable hardware and synchronization applications. **Nonlinear Dynamics, 70**(4)**:** 2343-2358.

104. Song, X., Wang, C., Ma, J., Tang, J., 2015. Transition of electric activity of neurons induced by chemical and electric autapses. **Science China Technological Sciences**, **58**(6)**:** 1007-1014.

105. Wu, X., Ma, J., Yuan, L., Liu, Y., 2014. Simulating electric activities of neurons by using PSPICE. **Nonlinear Dynamics, 75**(1)**:** 113-126.

106. Dahasert, N., 2012. Biyolojik Nöron Modellerinin Elektronik Donanımlarının İncelenmesi. Erciyes Üniversitesi, Yüksek Lisans Tezi, Kayseri, 101p.

107. Yang, S., Wang, J., Li, S., Deng, B., Wei, X., Yu, H., Li, H., 2015. Cost-efficient FPGA implementation of basal ganglia and their Parkinsonian analysis. **Neural Network, 71:** 62-75.

108. Electrical Synapse: http://en.wikipedia.org/wiki/Electrical_synapse.(Erişim Tarihi: Mart 2018.)

109. Selverston, A.I., 2010. Invertebrate central pattern generator circuits. **Philosophical Transactions of the Royal Society B**, **365:** 2329–2345.

110. Anadigm: www.anadigm.com . (Erişim Tarihi: Mart 2018).

111. Altera: www.altera.com . (Erişim Tarihi: Mart 2018).

112. Korkmaz, N., Öztürk, İ., Kılıç, R., 2016. The investigation of chemical coupling in a HR neuron model with reconfigurable implementations. **Nonlinear Dynamics**, **86**(3)**:** 1841-1854.

113. Zheng-Ming, G., Chien-Cheng, C., 2004. Phase synchronization of coupled chaotic multiple time scales systems. **Chaos, Solitons & Fractals**, **20**(3)**:** 639-647.

114. Pikovsky Arkady, S., Michael Rosenblum, G., Grigory Osipov, V., Kurths, J., 1997. Phase synchronization of chaotic oscillators by external driving. **Physica D: Nonlinear Phenomena**, **104**(3-4)**:** 219-238.

115. Ma, J., Mi, L., Zhou, P., Xu, Y., Hayat, T., 2017. Phase synchronization between two neurons induced by coupling of electromagnetic field. **Applied Mathematics and Computation, 307:** 321-328.

116. Shuai, J. W., Durand, D.M., 1999. Phase synchronization in two coupled chaotic neurons. **Physics Letters A, 264**(4)**:** 289-297.

117. Jalili, M., 2011. Phase synchronizing in Hindmarsh–Rose neural networks with delayed chemical coupling. **Neurocomputing, 74**(10)**:** 1551-1556.

118. Chen, Q., Wang, J., Yang, S., Qin, Y., Deng, B., Wei, X., 2017. A real-time FPGA implementation of a biologically inspired central pattern generator network. **Neurocomputing, 244:** 63-80.

119. Soleimani, H., Ahmadi, A., Bavandpour, M., 2012. Biologically inspired spiking neurons: piecewise linear models and digital implementation. **IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers, 59**(12)**:** 2991-3004.

120. Geit, W.V., Schutter, E.D, Achard, P., 2008. Automated neuron model optimization techniques: A review. **Biological Cybernetics**, **99**: 241–251.

121. Haupt, R.L., Haupt, S.E., 2004. Practical Genetic Algorithms. 2nd ed. New York, NY, USA: Wiley.

122. Xilinx: www.xilinix.com . (Erişim Tarihi: Mart 2018).

123. Chen, W., Ren, G., Zhang, J., Wang, J., 2012. Smooth transition between different gaits of a hexapod robot via a central pattern generators algorithm. **Journal of Intelligent and Robotic Systems**, **67:** 255–270.

124. Tabak, J., Murphey, C.R., Moore, L.E., 2000. Parameter estimation methods for single neuron models. **Journal of Computational Neuroscience**, **9:** 215-236.

125. Busetto, A.G., Buhmann, J.M., 2009. Stable Bayesian parameter estimation for biological dynamical systems, pp. 148-157. *International Conference on Computational Science and Engineering*.

126. Dibazar, A. A., Narnarvar, H. H., Berger, T. W., 2003. A new approach for isolated word recognition using dynamic synapse neural networks, pp. 3146-3150. *In Neural Networks, 2003. Proceedings of the International Joint Conference on IEEE*.

127. Vanier, M.C., Bowera, J.M., 1999. A comparative survey of automated parameter-search methods for compartmental neural models. **Journal of Computational Neuroscience, 7:** 149–171.

128. Menczerab, F., Parisia, D., 1992. Recombination and unsupervised learning: effects of crossover in the genetic optimization of neural networks, **Network: Computation in Neural Systems**, **3**(4)**:** 423-442.

129. Pettinen, A., Yli-Harja, O., Linne, M.L., 2006. Comparison of automated parameter estimation methods for neuronal signaling networks. **Neurocomputing, 69:** 1371–1374.

130. Kouh, M., Sharpee, T.O., 2009. Estimating linear–nonlinear models using Rényi divergences. **Network: Computation in Neural Systems**, **20**(2)**:** 49-68.

131. Weaver, C.M., Wearne, S.L., 2006. The role of action potential shape and parameter constraints in optimization of compartment models. **Neurocomputing, 69:** 1053-1057.

132. Haufler, D., Morin, F., Lacaille, J.C., Skinner, F.K., Parameter estimation in single-compartment neuron models using a synchronization-based method. **Neurocomputing, 70:** 1605-1610.

133. Korkmaz, N., Öztürk, İ., Kalınlı, A., Kılıç, R., 2018. A comparative study on determining nonlinear function parameters of the Izhikevich neuron model. **Journal of Circuits, Systems and Computers**, 1850164.

134. Reid, M.S., Brown, E.A., DeWeerth, S.P., 2007. A parameter-space search algorithm tested on a Hodgkin–Huxley model. **Biological Cybernetics**, **96:** 625-634.

135. Jun, M., Wen-Tao, S., Jia-Zhen, G., 2010. Optimization of self-adaptive synchronization and parameters estimation in chaotic Hindmarsh-Rose neuron model. **Acta Physica Sinica -Chinese Edition**, **59:** 1554-1561.

136. Soriano, D. C., Fazanaro, F. I., Suyama, R., de Oliveira, J. R., Attux, R., Madrid, M.K., 2012. A method for Lyapunov spectrum estimation using cloned dynamics and its application to the discontinuously-excited FitzHugh–Nagumo model. **Nonlinear Dynamics, 67**(1): 413-424.

137. Li, B., Li, Y., Rong, X., 2010. Gait generation and transitions of quadruped robot based on Wilson-Cowan weakly neural networks, pp. 19-24. *IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics.*

138. Lu, J., Kim,Y.B., Ayers, J., 2011. A low power 65nm CMOS electronic neuron and synapse design for a biomimetic micro-robot, pp. 1-4. *IEEE 54th International Midwest Symposium on Circuits and Systems*.

139. Lee, Y.J., Lee, J., Kim, Y.B., Ayers, J., 2005. Low power CMOS adaptive electronic central pattern generator design, pp. 1350-1353. *48th Midwest Symposium on Circuits and Systems.*

140. Xu, X., Wang, G., Ding, S., Cheng Y., Wang X., 2016. Pulse-coupled neural networks and parameter optimization methods, **Neural Computing and Applications, 28**(1)**:** 671-681.

141. Baptista, F.D., Morgado-Dias, F., 2015. Automatic general-purpose neural hardware generator. **Neural Computing and Applications, 28**(1): 25-36.

142. Nazari, S., Amiri, M., Faez, K., Amiri, M., 2015. Multiplier-less digital implementation of neuron–astrocyte signalling on FPGA. **Neurocomputing, 164:** 281-292.

143. Nouri, M., Ahmadi, A., Alirezaee, S., Karimi, G., Ahmadi, M., Abbott, D., 2015. A Hopf resonator for 2-D artificial cochlea: Piecewise linear model and digital implementation, **IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers, 62**(4)**:** 1117-1125.

144. Zhang, S., Shanbhag, N.R., 2016. Embedded algorithmic noise-tolerance for signal processing and machine learning systems via data path decomposition, **IEEE Transactions on Signal Processing, 64**(13)**:** 3338-3350.

145. Karaboğa, D., 2005. An idea based on honey bee swarm for numerical optimization. Technical Report-TR06, Erciyes University, Engineering Faculty, Computer Engineering Department.

146. Xue, L., Wang, J., Deng, Bin., Dong, F., 2008. Inhibitory chemical coupling of electronic Morris-Lecar neuron model and its bifurcation analysis, pp: 2461-2464. *EMBS 2008. 30th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2008*.

147. Li, F., Liu, Q., Guo, H., Zhao, Y., Tang, J., Ma, J., 2012. Simulating the electric activity of FitzHugh–Nagumo neuron by using Josephson junction model. **Nonlinear Dynamics, 69**(4)**:** 2169-2179.

148. Yang, C.C, Lin, C.L., 2011. Robust adaptive sliding mode control for synchronization of space-clamped FitzHugh–Nagumo neurons. **Nonlinear Dynamics, 69**(4)**:** 2089-2096

149. Visser, S., Van, S.G., 2014. Lumping Izhikevich neurons. **EPJ Nonlinear Biomedical Physics**, **2**(6)**:** 2-17.

150. Xue, F., Wang, W., Li, N., Yang Y., 2014. FPGA implementation of self-organized spiking neural network controller for mobile robots. **Advances in Mechanical Engineering, 6:** 180620.

151. Kim, S.Y., Lim, W., 2013. Coupling-induced population synchronization in an excitatory population of subthreshold Izhikevich neurons. **Cognitive Neurodynamics**, **7**(6)**:** 495-503.

152. Rice, K.L., Bhuiyan, M.A., Taha, T.M., Vutsinas, C.N., Smith M.C., 2009. FPGA implementation of Izhikevich spiking neural networks for character recognition, pp: 451-456. *ReConFig2009. International Conference on Reconfigurable Computing and FPGAs*.

153. Ding, X., Wang, Z., Rovetta, A., Zhu, J.M., 2010. Locomotion analysis of hexapod robot. In "Climbing and Walking Robots", book edited by Behnam Miripour, ISBN 978-953-307-030-8, Published: March 1, 2010 under CC BY-NC-SA 3.0 license.

154. Darıcı, O., 2008. Dört bacaklı mobil robotlarda yürüme analizi ve yol izleme. İstanbul Teknik Üniversitesi, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul, 84s.

155. Chen, X., Watanabe, K., Kiguchi, K., Izumi, K., 2001. Implementation of omnidirectional crawl for a quadruped robot. **Advanced Robotics, 15:** 169-190.

156. Huang, Q., Yokoi, K., Kajita, S., Kaneko, K., Arai, H., Koyachi, N., Tanie, K., 2001. Planning Walking Patterns for a biped robot, **IEEE Transactions on Robotics and Automation, 17**: 280-289.

157. Taga, G., 1998. A model of the neuro-musculo-skeletal system for anticipatory adjustment of human locomotion during obstacle avoidance. **Biological Cybernetics, 78**(1)**:** 9–17.

158. Quadrapod Gaits: http://vanat.cvm.umn.edu/mGaits/ . (Erişim Tarihi: Mart 2018).

159. Delebe, E., 2015. Projeler ile Ardunio. 5. Baskı, İnkılap Yayın Evi, KODLAB Yayın Dağıtım, İstanbul, Türkiye. ISBN 978-605-5201-51-7.

ÖZGEÇMİŞ

KİŞİSEL BİLGİLER

Adı, Soyadı: Nimet KORKMAZ
Uyruğu: Türkiye (TC)
Doğum Tarihi ve Yeri: 20 Nisan 1988, Kayseri
Medeni Durumu: Evli
Tel: +90 352 207 66 66
email: nimetdahasert@erciyes.edu.tr
Yazışma Adresi: Erciyes Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü, 38039 Talas/KAYSERİ

EĞİTİM

Derece	Kurum	Mezuniyet Tarihi
Yüksek Lisans	ERÜ Fen Bilimleri Enstitüsü	2012
Lisans	ERÜ Mühendislik Fakültesi Elektrik-Elektronik Mühendisliği	2010
Lise	Nuh Mehmet Baldöktü Anadolu Lisesi, Kayseri	2006

İŞ DENEYİMLERİ

Yıl	Kurum	Görev
2010- Halen	ERÜ Mühendislik Fakültesi Elektrik-Elektronik Mühendisliği	Araştırma Görevlisi

YABANCI DİL

İngilizce.

YAYINLAR

Lisansüstü Çalışmalarda SCI, SSCI, AHCI İndekslerine Giren Dergilerde Yayınlanan Makaleler

A. Yüksek Lisans

1. Dahasert, N., Öztürk İ., Kiliç R., 2012. Experimental realizations of the HR neuron model with programmable hardware and synchronization applications. **Nonlinear Dynamics**, **70:** 2343-2358.

2. Korkmaz, N., Kilic, R., 2014. Implementations of modified chaotic neural models with analog reconfigurable hardware. **International Journal of Bifurcation and Chaos**, **24**(04**):** 1450046.

3. Korkmaz, N., Öztürk, İ., Kiliç, R., 2016. Multiple perspectives on the hardware implementations of biological neuron models and programmable design aspects. **Turkish Journal of Electrical Engineering & Computer Sciences**, **24**(3)**:** 1729-1746.

B. Doktora

1. Korkmaz, N., Öztürk, İ., Kılıç, R., 2016. The investigation of chemical coupling in a HR neuron model with reconfigurable implementations. **Nonlinear Dynamics, 86**(3)**:** 1841-1854.

2. Korkmaz, N., Öztürk, İ., Kalınlı, A., Kılıç, R., 2018. A comparative study on determining nonlinear function parameters of the Izhikevich neuron model. **Journal of Circuits, Systems and Computers**, 1850164.

3. Korkmaz, N., Öztürk, İ., Kılıç, R., 2018. Modeling, simulation, and implementation issues of CPGs for neuromorphic engineering applications. **Computer Applications in Engineering Education**, DOI: 10.1002/cae.21972.

Diğer Dergilerde Yayımlanan Makaleler

1. Kılıç R., Korkmaz N., 2016. Experimenting chaos with chaotic training boards. **An International Journal of Nonlinear Science:** 71-84.

Hakemli Kongre / Sempozyumların Bildiri Kitaplarında Yer Alan Yayınlar

1. Günay, E., Kılıç, R., Dahasert, N., 2011. External and internal control applications for SC-CNN-based chaotic circuit, pp: 620-623. *ECCTD 2011, 20th European Conference on Circuit Theory and Design.*

2. Dahasert, N., Öztürk, İ., Kılıç, R., 2012. Izhıkevıch nöron modelinin alan programlanabilir elemanlarla gerçekleştirimi, pp:1-4. *SIU2012, 20. Sinyal işleme ve İletişim Uygulamaları Sempozyumu, Nisan 18-20, 2012, Fethiye, Antalya*.

3. Kılıç, R., Günay E., Dahasert, N., 2012. SC-CNN Based n-scroll Generator: Implementation Issues and Experimental Verification. *NDES2012. Nonlinear Dynamics of Electronic Systems 2012.*

4. Günay E., Kiliç R., Dahasert N., Öztürk İ., 2012. Merkezi desen üreteçleri için donanımsal çözümler, pp 332-335. *ELECO 2012. Elektrik - Elektronik Ve Bilgisayar Mühendisliği Sempozyumu.*

5. Arik S., Korkmaz N., Öztürk I., Kiliç R., Günay E., 2013. Reconfigurable implementations of PWL-based multiscroll chaos generator, pp.604-608.

ELECO 2013. 8th International Conference on Electrical and Electronics Engineering, Bursa, TURKEY.

6. Kiliç R., Korkmaz N., Günay E., 2013. An introductory study for chaos training board series, pp:1. *NDES2013. 21th International Conference on Nonlinar Dynamics of Electronics Systems, Bari, ITALYA.*

7. Korkmaz N., Öztürk I., Kiliç R., 2013. On the flexible harware solutions of biological neuron models and synchronization applications, pp:11. *NDES2013. 21th International Conference on Nonlinar Dynamics of Electronics Systems , Bari, ITALYA.*

8. Kiliç R., Korkmaz N., 2015. Experimenting Chaos with Chaotic Training Boards, pp.59. *CHAOS2015, 8th Chaotic Modeling and Simulation International Conference, Paris, FRANSA.*

9. Kiliç R., Korkmaz N., Öztürk I., 2016. A comparative study on experimental realizations of multiscroll chaos generators, pp:51. *9th Chaotic Modeling and Simulation International Conference, Londra, INGILTERE.*

10. Korkmaz N., Öztürk I., Kalinli A., Kiliç R., 2017. Parameter estimations for the modified Izhikevich neuron model with optimization methods, pp:1. *CHAOS2017.10th Chaotic Modeling and Simulation International Conference, Barselona, ISPANYA.*

11. Korkmaz N., Öztürk I., Kalinli A., Kiliç R., 2017. Hardware Verification: Determining the Parameters of the Modified Izhikevich Neuron Model with Genetic Algorithm, pp.588-592. *ELECO 2017.10th International Conference on Electrical and Electronics Engineering, BURSA, TÜRKİYE.*

Projeler

1. “Biyolojik Nöron Modellerinin Elektronik Donanımlarının İncelenmesi", BAP Y.Lisans, FBY-11-3794, Araştırmacı, 2012.

2. “Kaotik Devreler ve Sistemlerin İncelenmesine Dönük Eğitim Setlerin Tasarımı ve Gerçekleştirilmesi", BAP Araştırma Projesi, FBA-11-3548, Araştırmacı, 2014.

3. Nöromorfolojik Merkezi Desen Üreteçlerinin Gerçekleştiriminde Alternatif Model Ve Donanım Yaklaşımları”, BAP Doktora, FDK-2016-6719, Araştırmacı, (Devam Ediyor).