

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

**MEMRİSTİF NÖROMORFİK SİSTEM
HESAPLAMALARI VE UYGULAMALARI**

**Hazırlayan
Ahmet Yasin BARAN**

**Danışman
Prof. Dr. Recai KILIÇ**

Yüksek Lisans Tezi

**Temmuz 2021
KAYSERİ**

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

**MEMRİSTİF NÖROMORFİK SİSTEM
HESAPLAMALARI VE UYGULAMALARI**

(Yüksek Lisans Tezi)

**Hazırlayan
Ahmet Yasin BARAN**

**Danışman
Prof. Dr. Recai KILIÇ**

**Bu çalışma; Türkiye Bilimsel ve Teknik Araştırma Kurumu (Başvuru No:
1649B022001684, Program Kodu: 2210-C) ve Erciyes Üniversitesi Bilimsel
Araştırma Projeleri Birimi (Proje No: FYL-2021-10816) tarafından FBY-11-3794
kodlu proje ile desteklenmiştir.**

**Temmuz 2021
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.

Ahmet Yasin Baran

İmza:

“Memristif Nöromorfik Sistem Hesaplamaları ve Uygulamaları” adlı Yüksek Lisans tezi, Erciyes Üniversitesi Lisansüstü Tez Önerisi ve Tez Yazma Yönergesi’ne uygun olarak hazırlanmıştır.

Tezi Hazırlayan

Ahmet Yasin BARAN

Danışman

Prof. Dr. Recai KILIÇ

Elektrik – Elektronik Mühendisliği ABD Başkanı

Prof. Dr. Ömer Galip Saraçoğlu

ÖNSÖZ / TEŞEKKÜR

Çalışmalarım boyunca farklı bakış açıları ve bilimsel katkılarıyla beni aydınlatan, yakın ilgi ve yardımlarını esirgemeyen ve bu günlere gelmemde en büyük katkı sahibi sayın hocalarım Prof. Dr. Recai KILIÇ ve Dr. Öğr. Üyesi Nimet KORKMAZ 'a teşekkürü bir borç bilirim.

Deneyisel çalışmalarım sırasında karşılaştığım zorlukları aşmamda yardımlarından dolayı Arş. Gör. İsmail ÖZTÜRK'e teşekkür ederim.

Bu tez çalışması sürecinde maddi destek imkânı veren Türkiye Bilimsel ve Teknik Araştırma Kurumu'na (Başvuru No: 1649B022001684, Program Kodu: 2210-C) ve Erciyes Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Birimi'ne (Proje No: FYL-2021-10816) teşekkür ederim.

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

Ahmet Yasin Baran

Kayseri, Haziran 2021

MEMRİSTİF NÖROMORFİK SİSTEM HESAPLAMALARI VE UYGULAMALARI

Ahmet Yasin BARAN

Erciyes Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü
Yüksek Lisans Tezi, Haziran 2021
Danışman: Prof. Dr. Recai KILIÇ

ÖZET

Canlı vücudundaki nöronlar arası haberleşme ve koordinasyon sinaps yapıları aracılığı ile gerçekleşmektedir. Bu sinaps yapılarının modellenmesi için literatürde birçok farklı yaklaşım mevcuttur. Bu tez çalışmasında sinaps yapılarını modellemek için önerilen ve literatürde mevcut yaklaşımlardan biri olan Ani Zamana Bağımlı Plastisite (Spike-Time-Dependent-Plasticity, ‘STDP’) öğrenme kuralı ile memristör sinaps yapılarının benzerliklerinin incelenmesi amaçlanmıştır. Ardından, STDP öğrenme kuralını ve memristör sinaps yapılarını ilişkilendiren nöromorfik sistemlerin gerçek zamanlı uygulamaları için donanım gerçekleştirimleri konusu üzerine yapılan çalışmalar irdelenmiş ve alternatif bir donanım gerçekleştirmesi yapılmıştır.

Bu kapsamda; öncelikle memristör elemanının tanımı, tarihçesi, genel uygulama alanları gibi temel bilgiler verilmiştir. Ardından memristör elemanının modellenmesi için literatürde mevcut olan üç farklı voltaj kontrollü memristör modeli incelenmiş ve bu modellerin temel karakteristikleri nümerik simülasyon sonuçlarından yararlanılarak analiz edilmiştir.

Nöronların davranışlarını, fizyolojik yapılarını ve bilgi transfer mekanizmalarını matematiksel denklemlerle tanımlayan biyolojik nöron modelleri, nöral ağ yapıları oluşturmak için sıklıkla kullanılmaktadır. Biyolojik nöron modellerinin her birinin kendine özgü avantaj ve dezavantajı bulunmaktadır. Bu yüksek lisans tez çalışması kapsamında ağ yapılarına geçiş sürecinde; basit matematiksel tanımlamalara sahip olan ve nöron dinamiklerini başarılı bir şekilde taklit eden FitzHugh-Nagumo (FHN) ve Hindmarsh-Rose (HR) nöron modellerinin kullanımı tercih edilmiştir.

STDP öğrenme kuralı ve memristör sinaps yapıları arasındaki benzerliğin incelenmesi amacıyla, öncelikle FHN ve HR nöron çiftleri elektriksel sinaps tanımlaması kullanılarak birleştirilmiş ve bu basit ağ yapısındaki kuplajlı nöronların cevapları

nümerik analizlerle elde edilmiştir. Ardından, bu nöron çiftleri elektriksel sinaps tanımlaması yerine bir STDP plastisite modeli ile birleştirilmiş ve bu ağ yapısındaki kuplajlı nöronların cevapları da nümerik analizlerle elde edilmiştir. Daha sonra, memristör elemanının modellenmesi için literatürde mevcut olan üç farklı matematiksel tanımlama sinaps ifadeleri yerine kullanılmıştır. FHN ve HR nöron çiftleri bu üç farklı memristör ifadesi ile birleştirilmiştir. Memristör tanımlamasının kullanıldığı bu kuplajlama işlemi sonucunda elde edilen nümerik sonuçlar; klasik sinaps yapıları ile elde edilen önceki sonuçlarla karşılaştırılarak yorumlanmıştır. Bahsedilen bu kuplajlama işlemleri sonrasında nöronların hücre zarı potansiyel cevaplarının birbirleri ile uyumlu olduğu gözlemlenmiştir. Son olarak, bir memristör modeli kullanılarak kuplajlanan HR nöron çiftinin, programlanabilirlik ve yeniden yapılandırılabilirlik özelliği ile nöromorfik gerçekleştirim çalışmalarında kullanılan Alan Programlanabilir Kapı Elemanı (Field Programmable Gate Array, 'FPGA') elemanı ile donanım gerçekleştirimi yapılmıştır. Böylece nümerik simülasyon çalışmaları ile ilişkilendirilen STDP öğrenme kuralı ve memristör tabanlı sinaps yapıları kullanılarak kuplajlanan nöron çiftlerinin FPGA tabanlı donanım doğrulaması da başarılı bir şekilde gerçekleştirilmiştir.

Anahtar Kelimeler: Ani Zamana Bağımlı Plastisite (Spike-Time-Dependent-Plasticity, 'STDP'); memristör; sinaps; kuplaj; FitzHugh-Nagumo nöron modeli; Hindmarsh-Rose nöron modeli; nöromorfik sistem; Alan Programlanabilir Kapı Elemanı (Field Programmable Gate Array, 'FPGA').

MEMRISTIVE NEUROMORPHIC SYSTEM CALCULATIONS AND APPLICATIONS

Ahmet Yasin BARAN

Erciyes University, Graduate School of Natural and Applied Sciences

M.Sc. Thesis, July 2021

Supervisor: Prof. Dr. Recai KILIÇ

ABSTRACT

Communication and coordination between neurons in the living body takes place through synapse structures. There are many different approaches for modeling these synapse structures in the literature. In this thesis, it is aimed to examine the similarities of the memristor synapse structures with the Spike-Time-Dependent-Plasticity ('STDP') learning rule, which is one of the approaches available in the literature and has been proposed for modeling synapse structures. Then, the studies on hardware implementations for real-time applications of neuromorphic systems that relate STDP learning rule and memristor synapse structures have been examined and an alternative hardware implementation has been done.

In this context, first of all, basic information such as the definition, history, and general application areas of the memristor element are given. Then, three different voltage-controlled memristor models, which are available in the literature, have been examined for the modeling of the memristor element and the basic characteristics of these models have been analyzed by using the numerical simulation results.

The biological neuron models, which describe the dynamical behaviors, the physiological structures and the information transfer mechanisms of the real neurons with mathematical equations, are often preferred to create neural network structures. Each of these biological neuron models has own their advantages and disadvantages. Within the scope of this master's thesis, the usages of the FitzHugh-Nagumo (FHN) and the Hindmarsh-Rose (HR) neuron models, which have simple mathematical descriptions and mimic neuron dynamics successfully, have been preferred in the process of transition to network structures.

In order to examine the similarity between the STDP learning rule and the memristor synapse structures, first of all, the FHN and the HR neuron pairs have been combined by using the electrical synapse identification, and the responses of these coupled neurons in this simple network structure have been observed by the numerical analysis. Then, these neuron pairs have been combined with a STDP plasticity model instead of the electrical synapse identification, and the responses of these coupled neurons in this network structure have also been obtained by the numerical analysis. Then, three different mathematical definitions, which are available in the literature, for modeling of the memristor element have been used instead of the synapse expressions. The FHN and the HR neuron pairs have been combined with these three different memristor expressions. After this coupling process in which these memristor identifications have been used, the obtained numerical results have been interpreted by comparing with previous results obtained with the classical synapse structures. After these coupling processes, it has been observed that the cell membrane potential responses of these coupled neurons are compatible with each other. Finally, the hardware implementation of the HR neuron pair that is coupled by using a memristor model has been realized by the Field Programmable Gate Array (FPGA) device, which is used in neuromorphic implementation studies with its programmability and reconfigurability feature. Thus, after associating with the STDP learning rule and the memristor-based synapse structures by the numerical simulation studies, the FPGA-based hardware validation of these coupled neuron pairs has also been implemented successfully.

Keywords: Spike-Time-Dependent-Plasticity (STDP); memristor; synapse; coupling; FitzHugh-Nagumo neuron model; Hindmarsh-Rose neuron model; neuromorphic system; Field Programmable Gate Array (FPGA).

İÇİNDEKİLER

MEMRİSTİF NÖROMORFİK SİSTEM HESAPLAMALARI VE UYGULAMALARI

BİLİMSEL ETİĞE UYGUNLUK	ii
YÖNERGEYE UYGUNLUK	iii
ONAY	iv
ÖNSÖZ / TEŞEKKÜR	v
ÖZET	vi
ABSTRACT	viii
İÇİNDEKİLER	x
KISALTMA VE SİMGELER	xii
TABLolar LİSTESİ	xiii
ŞEKİLLER LİSTESİ	xiv
GİRİŞ	18

1. BÖLÜM

MEMRİSTÖR ELEMANI VE NÖROMORFİK HESAPLAMA

1.1. Memristör Elemanı	6
1.2. Memristif Sistemler	11
1.3. Memristör Üretimi ve HP Memristör	13
1.4. Memristör Uygulamaları	15
1.5. Memristif Nöromorfik Sistemler ve Hesaplamaları	17

2. BÖLÜM

NÖRAL SİSTEMLER VE MEMRİSTOR SİNAPS YAPILARI

2.1. Nöral Sistemlerin Biyolojik Mekanizmaları	20
2.2 Biyolojik Sinir Ağlarında Plastisite	22
2.3. Memristif Tanımlı Nöral Yapılar	24
2.4. Nöromorfik Çalışmalarda Kullanılan Voltaj Kontrollü Memristör Modelleri	29
2.4.1. Memristor Modeli-I	30
2.4.2. Memristor Modeli-II	31

2.4.3. Memristor Modeli-III	33
-----------------------------------	----

3. BÖLÜM

KUPLAJLANAN BİYOLOJİK NÖRON MODELLERİNİN NÜMERİK SİMÜLASYONLARI

3.1. FitzHugh-Nagumo Nöron Modelinin Alternatif Sinaps Yapıları ile Kuplajlanması	35
3.1.1. Elektriksel Sinaps Tanımlaması ile Kuplajlanan FHN Nöron Çifti	36
3.1.2. STDP Plastisite Tanımlaması ile Kuplajlanan FHN Nöron Çifti	40
3.1.3. Memristör Modeli-I ile Kuplajlanan FHN Nöron Çifti	42
3.1.4. Memristör Modeli-II ile Kuplajlanan FHN Nöron Çifti	45
3.1.5. Memristör Modeli-III ile Kuplajlanan FHN Nöron Çifti	47
3.2 Hindmarsh-Rose (HR) Nöron Modelinin Alternatif Sinaps Yapıları ile Kuplajlanması	49
3.2.1 Elektriksel Sinaps Tanımlaması ile Kuplajlanan HR Nöron Çifti	51
3.2.2 STDP Plastisite Tanımlaması ile Kuplajlanan HR Nöron Çifti	53
3.2.3. Memristör Modeli-I ile Kuplajlanan HR Nöron Çifti	55
3.2.4. Memristör Modeli-II ile Kuplajlanan HR Nöron Çifti	57
3.2.5. Memristör Modeli-III ile Kuplajlanan HR Nöron Çifti	59
3.3. Memristor Modeli-III İle Kuplajlı HR Nöron Modeli'nin FPGA Tabanlı Donanım Gerçekleştirimi	62

BÖLÜM 4

SONUÇLAR

KAYNAKÇA	68
ÖZGEÇMİŞ	79

KISALTMA VE SİMGELER

STDP	: Spike-Time-Dependent-Plasticity (Ani Zamana Bağlı Plastisite)
LTP	: Long-Term Potentiation (Uzun Süreli Potansiyasyon)
LTD	: Long-Term Depression (Uzun Süreli Depresyon)
CMOS	: Complementary Metal Oxide Semiconductor (Bütünleyici Metal Oksit Yarıiletken)
FHN	: FitzHugh-Nagumo
HR	: Hindmarsh-Rose
TiO₂	: Titanyum Dioksit
FPGA	: Field Programmable Gate Array (Alan Programlanabilir Kapı Dizisi)
VLSI	: Very-Large-Scale Integration (Çok Büyük Ölçekli Entegrasyon)
HH	: Hodgkin-Huxley
VHDL	: Very High Speed Integrated Circuit Hardware Description Language (Çok yüksek hızlı entegre devrelerde Donanım Tanımlama Dili)
UART	: Universal asynchronous receiver-transmitter (Evrensel Asenkron Alıcı-Verici)

TABLÖLAR LİSTESİ

Tablo 3.1. Memristor sinaps bağı HR nöronlarının FPGA uygulama sonuçları.....	63
---	----



ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 1.1.	Dört temel devre elemanının statik ilişkileri, a) Voltaj ve akım arasındaki statik ilişki- direnç, b) Yük ve voltaj arasındaki statik ilişkisi- kapasitör, c) Akım ve akı arasındaki statik ilişkisi- indüktör, d) Yük ve akı arasındaki statik ilişkisi- memristör.	7
Şekil 1.2.	Sinüzoidal giriş voltajı uygulanan dört temel pasif elemanı (direnç, kapasitör, indüktör ve memristör) için voltaj- akım karakteristiği [45].	8
Şekil.1.3.	Dört temel devre elemanı (direnç, kapasitör, indüktör ve memristör) arasındaki ilişki	8
Şekil 1.4.	Memristörün histerezis (lissajous) eğrisi.....	10
Şekil 1.5.	Frekansın $I - V$ cevabı üzerindeki etkisi.....	11
Şekil 1.6.	HP firması tarafından sunulan memristör diyagramı.	13
Şekil 1.7.	Memristör uygulamalarının sınıflandırılması.....	17
Şekil 2.1.	Nöronlar arası kimyasal sinaps yapısı.....	21
Şekil 2.2.	STDP tanımının nümerik simülasyon sonucu.....	23
Şekil 2.3.	Pre- ve post-sinaptik nöronların ateşleme zamanlarını esas alarak tanımlanan ve parçalı bir üstel fonksiyonlarla modellenen aksiyon potansiyeli.	26
Şekil 2.4.	Pre-sinaptik nöronun içi V_{pre} – ile post-sinaptik nöronun içi V_{pos} – arasında iki terminalli bir memristör yerleştirildiği varsayıldığı durum için oluşan hücre zarı potansiyeline ait dalga desenleri.....	27
Şekil 2.5.	STDP fonksiyonunun davranışını taklit eden memristör yapısına ait nümerik simülasyon sonuçları.....	28
Şekil 2.6.	Memristör Modeli-I’in $V - I$ histerezis eğrisine ait nümerik simülasyon sonucu.....	31
Şekil 2.7.	Memristör Modeli-II’nin simülasyon sonucu. (a) Simetrik eşik adaptif memristörün simülasyon sonucu. (b) Asimetrik eşik adaptif memristörün simülasyon sonucu.....	32
Şekil 2.8.	Memristör Modeli-III’ün $V-I$ histerezis eğrisi gösterimine ait nümerik simülasyon sonucu.	33
Şekil 3.1.	FHN Nöron Modeli’nin a) $I = 0.34$ değeri için membran potansiyeli, b) $v - u$ faz portresi gösterimi.....	36

Şekil 3.2. Pre- ve post-sinaptik nöronlar arasındaki elektriksel sinaps için temsili bir gösterim.	37
Şekil 3.3. Elektriksel kuplajlı FHN nöron çiftinin nümerik simülasyon sonuçları. a) Zaman domeni, b) Faz portresi gösterimleri.	38
Şekil 3.4. Elektriksel sinapsla kuplajlanan FHN nöron çiftinin sinaps yapısının giriş-çıkış ilişkisini gösteren nümerik simülasyon sonucu.....	38
Şekil 3.5. a) Elektriksel Kuplajlanmış FHN nöron çiftinin membran voltajlarının farklılıkları, b) Bu farkın yakınlştırılmış gösterimi.	39
Şekil 3.6. STDP plastisite modeli ile kuplajlanan FHN nöron çiftinin nümerik simülasyon sonuçları. Hücre zarı potansiyellerinin a) Zaman domeni, b) Faz portresi gösterimleri.....	41
Şekil 3.7. Sinaptik plastisite ile kuplajlanan FHN nöron çiftinin sinaps yapısının giriş-çıkış ilişkisini gösteren nümerik simülasyon sonucu.....	42
Şekil 3.8. a) STDP plastisite modeli ile kuplajlı FHN nöron çiftlerinin hücre zarı potansiyellerinin farklılıkları, b) Bu farkın yakınlştırılmış gösterimi.	42
Şekil 3.9. Memristör modeli-I kullanılarak kuplajlanan FHN nöron çiftleri arasındaki sembolik gösterim.	43
Şekil 3.10. Memristor Modeli-I ile kuplajlanan FHN nöron çiftinin nümerik simülasyon sonuçları. Hücre zarı potansiyellerinin a) Zaman domeni, b) Faz portresi gösterimleri.....	44
Şekil 3.11. Memristör Modeli-I ile kuplajlanan FHN nöron çiftinin sinaps yapısının giriş-çıkış ilişkisini gösteren nümerik simülasyon sonucu.....	44
Şekil 3.12. a) Memristör Modeli-I ile kuplajlı FHN nöron çiftlerinin hücre zarı potansiyellerinin farklılıkları, b) Bu farkın yakınlştırılmış gösterimi.	45
Şekil 3.13. Memristör modeli-II ile kuplajlanan FHN nöron çiftinin nümerik simülasyon sonuçları. a) Zaman domeni, b) Faz portresi gösterimleri.	46
Şekil 3.14. Memristör Modeli-II ile kuplajlanan FHN nöron çiftinin sinaps yapısının giriş-çıkış ilişkisini gösteren nümerik simülasyon sonucu.	47
Şekil 3.15. a) Memristör Modeli-II ile kuplajlı FHN nöron çiftlerinin hücre zarı potansiyellerinin farklılıkları b) Bu farkın yakınlştırılmış gösterimi.	47
Şekil 3.16. Memristör modeli-III ile kuplajlanan FHN nöron çiftinin nümerik simülasyon sonuçları. a) Zaman domeni, b) Faz portesi gösterimleri.	48

Şekil 3.17. Memristör Modeli-III ile kuplajlanan FHN nöron çiftinin sinaps yapısının giriş-çıkış ilişkisini gösteren nümerik simülasyon sonucu.	49
Şekil 3.18. a) Memristör Modeli-III ile kuplajlı FHN nöron çiftlerinin hücre zarı potansiyellerinin farklılıkları b) Bu farkın yakınlştırılmış gösterimi.	49
Şekil 3.19. HR nöron modelinin nöral dinamikleri ve v-u faz portresi gösterimleri. Modelin a) Spiking davranışı, b) Bursting davranışı, c) Kaotik davranışı.	50
Şekil 3.20. Elektriksel kuplajlı HR nöron çiftinin nümerik simülasyon sonuçları, a) Zaman domeni, b) Faz portresi gösterimleri.	51
Şekil 3.21. Elektriksel sinaps ile kuplajlanan HR nöron çiftinin sinaps yapısının giriş-çıkış ilişkisini gösteren nümerik simülasyon sonucu.	52
Şekil 3.22. a) Elektriksel sinaps ile kuplajlı HR nöron çiftlerinin hücre zarı potansiyellerinin farklılıkları b) Bu farkın yakınlştırılmış gösterimi.	52
Şekil 3.23. Sinaptik pilastisite ile kuplajlanan HR nöron çiftinin nümerik simülasyon sonuçları a) Zaman domeni, b) Faz portresi gösterimleri.	54
Şekil 3.24. Sinaptik plastisite ile kuplajlanan HR nöron çiftinin sinaps yapısının giriş-çıkış ilişkisini gösteren nümerik simülasyon sonucu.	54
Şekil 3.25. a) Sinaptik plastisite ile kuplajlı HR nöron çiftlerinin hücre zarı potansiyellerinin farklılıkları b) Bu farkın yakınlştırılmış gösterimi.	55
Şekil 3.26. Memristor Modeli-I ile kuplajlanan HR nöron çiftinin nümerik simülasyon sonuçları. Hücre zarı potansiyellerinin a) Zaman domeni ve b) Faz portresi gösterimleri.	56
Şekil 3.27. Memristör Modeli-I ile kuplajlanan HR nöron çiftinin sinaps yapısının giriş-çıkış ilişkisini gösteren nümerik simülasyon sonucu.	57
Şekil 3.28. a) Memristör Modeli-I ile kuplajlı HR nöron çiftlerinin hücre zarı potansiyellerinin farklılıkları, b) Bu farkın yakınlştırılmış gösterimi.	57
Şekil 3.29. Memristör modeli-II ile kuplajlanan HR nöron çiftinin nümerik simülasyon sonuçları. a) Zaman domeni, b) Faz portresi gösterimleri.	58
Şekil 3.30. Memristör Modeli-II ile kuplajlanan HR nöron çiftinin sinaps yapısının giriş-çıkış ilişkisini gösteren nümerik simülasyon sonucu.	59
Şekil 3.31. a) Memristör Modeli-II ile kuplajlı HR nöron çiftlerinin hücre zarı potansiyellerinin farklılıkları, b) Bu farkın yakınlştırılmış gösterimi.	59

Şekil 3.32. Memristör modeli-III ile kuplajlanan HR nöron çiftinin nümerik simülasyon sonuçları. a) Zaman domeni, b) Faz portresi gösterimleri.	60
Şekil 3.33. Memristör Modeli-III ile kuplajlanan HR nöron çiftinin sinaps yapısının giriş-çıkış ilişkisini gösteren nümerik simülasyon sonucu.....	61
Şekil 3.34. a) Memristör Modeli-III ile kuplajlı FHN nöron çiftlerinin hücre zarı potansiyellerinin farklılıkları b) Bu farkın yakınlaştırılmış gösterimi.	61
Şekil 3.35. Memristör modeli-III ile kuplajlı HR nöron çiftinin FPGA gerçekleştirim sonucu.....	63
Şekil 3.36. Memristör modeli-III ile kuplajlı HR nöron çiftinin membran potansiyel farklarının FPGA gerçekleştirimi	64
Şekil 3.37. Memristör modeli-III ile kiplajlı HR nöron çiftinin faz portresi gösterimi.....	64

GİRİŞ

Nöromorfoloji terimi ilk olarak 1980'lerin sonunda Carver Mead tarafından sinir sistemlerindeki nörobiyolojik yapıları taklit etmek için dijital ve analog bileşenlere dayalı elektronik devreleri içeren bir kavram olarak literatüre sunulmuştur [1]. Nöromorfik mühendislik, bilgisayarların çözemedikleri problemleri çözebilmek için canlıların sinir sistemlerinden esinlenerek matematik, bilgisayar bilimi ve otonom robotlar gibi yapay sinir sistemlerinin tasarımına ilham veren disiplinler arası bir konu olarak bilinmektedir [2, 3]. Uzun yıllar boyunca nöromorfik mühendislik alanı kapsamı itibariyle performans kazanımlarının elde edilmesinin giderek daha zor hale geldiği yapay zekâ, büyük veri analizi, sayısal simülasyonlar ve veri merkezli uygulamaları tanımlamak için kullanılmıştır [4-8]. Son yıllarda ele alınan nöromorfik çalışmalarda, biyolojik sinaps karşılıklarının düzgün bir şekilde taklit edilebilmesi için dördüncü temel devre elemanı olarak tanıtılan memristör yapıları en ilgi çeken uygulamalar arasında bulunmaktadır [9-17]. Sinir sisteminde santimetre başına yüz adetten fazla nöron yoğunluğunun bulunduğu varsayıldığında, güç sınırlamaları nedeniyle nöron başına düşen yüksek sinaps oranını taklit etmek mümkün değildir. Bu yüzden memristörlerin büyük ölçekli nöromorfik devreleri mümkün kılma potansiyeli, birçok araştırmacının ilgisini çekmiştir. Memristörlerin düşük güç tüketimi, hafızaya alma, hızlı çalışma performansı ve küçük boyutlu olması gibi özellikleriyle de nöromorfik sistem uygulamalarında kullanışlı olduğu ortaya çıkmıştır.

Memristör, voltaj ve akımın zamana göre integrallerini ilişkilendiren iki kutuplu pasif bir devre elemanı olarak 1971'de Leon Chua tarafından tanıtılmış ve fiziksel olarak ilk kez 2008 yılında HP Laboratuvarı'nda üretilmiştir [18]. Memristör elemanının ticari ürün olarak üretimi söz konusu olmadığı için, bu elemanın davranışını taklit eden bazı emülatör devre tasarımları literatüre sunulmuştur.

Bu taklit devreleri aracılığı ile elde edilen memristör elemanının karakteristik özellikleri, literatürde bilgisayar mimarileri, nöromorfik sistemler, dijital devreler ve analog devreler gibi birçok uygulamada kullanılmaktadır. Memristörün en çok dikkat çeken analog uygulamalardan biri, biyolojik sistemlerden esinlenilerek tasarlanan devreler olarak bilinmektedir. Bu analog uygulamalar, belirli bir hesaplamayı gerçekleştirmek için insan veya başka bir canlının sinir sisteminden esinlenen biyolojik bir ağın kendine özgü bir işlevselliğini taklit eden, yapay nöral ağları kullanmaktadır. Nöral ağ yapıları, birbirine bağlanan nöronlardan ve sinapslardan oluşmaktadır. Nöronlar kuplajlı oldukları diğer nöronlarla haberleşme işlemini sinapslar aracılığı ile gerçekleştirmektedir. Bu haberleşme işlemi sırasında nöronların hücre zarlarında (membranda) meydana gelen çeşitli iyonik madde ve molekülün akışı bir potansiyel fark oluşturmaktadır. Oluşan potansiyel fark neticesinde bilgiyi gönderen nöron (pre-sinaptik nöron), aksonlarından birinden sinapsa giden bir aksiyon potansiyeli (hücre zarı potansiyeli) göndermektedir. Pre-sinaptik aksiyon potansiyelinin etkisi, bilgiyi alan nöronun (post-sinaptik nöronun) membranında post-sinaptik aksiyon potansiyeli oluşturmaktadır. Nöronlar arasındaki bu bilgi transfer işlemi, canlı vücudundaki bilgi işleme sürecinin en temel hali olarak bilinmektedir. Bu temel bilgi transferi sürecini modellemek için oluşturulan nöronal kuplajlı sistemlerin tasarımındaki sinaps yapıları, elektriksel ya da kimyasal olmak üzere iki farklı tiptedir. Elektriksel sinapsta kuplajlanan iki nöronun birbiri ile doğrudan teması söz konusu iken, kimyasal kuplajlamada iki nöron arasındaki bir boşluğa yayılan kimyasal nörotransmitterler sayesinde bilgi transferi meydana gelmektedir. Bu sebeple transfer edilen bilgi bir nörondan diğerine elektriksel sinapsta hızlı, kimyasal sinapsta ise yavaş yayılmaktadır. Her sinapsta post-sinaptik nöronda aksiyon potansiyelinin oluşmasında katkıda bulunan ve pre-sinaptik spike davranışını belirleyen bir sinaptik kuvvet (ağırlık) tanımlanmaktadır. Nöronların birbiri ile kuplajlanması sırasında sinaptik ağırlık parametresinin değişmesiyle nöronlar arasında bilgi transfer ve işleme sürecinin gerçekleştiği düşünülmektedir. 2000’li yılların başlarına kadar sinirbilimciler sinaptik kuvvetin (ağırlığın), pre-sinaptik ve post-sinaptik nöronların ortalama ateşleme hızlarıyla orantılı olarak arttığını sunmuşlardır [19-22]. Bununla birlikte, araştırmacılar tarafından son zamanlarda sinaptik kuvvetin; nöronların ateşlenme zamanı arasındaki farka bağlı olarak da gerçekleşebileceği görüşü kabul edilmiştir.

Biyolojik sistemlerde nöronların birleşimini ifade eden sinaps yapıları; literatürde farklı bakış açıları ile irdelenmekte ve bu yapılar için çeşitli modeller önerilmektedir. Sunulan çalışmaların en önemli örneklerinden biri öğrenme devreleridir [23-27]. Bu devreler, sinaptik ağırlığı modellemek için pre-ve post-sinaptik nöronların anlık ateşlenmeleri arasındaki zamansal korelasyonların neden olduğu ani zamana bağımlı plastisite (Spike-Time-Dependent-Plasticity, ‘STDP’) öğrenme kuralını kullanmaktadır. Nöronlar arasındaki bilgi transfer ve işleme sürecini anlamak için önerilen STDP kuralı; beyinde öğrenme ve bilgi depolama sürecinin sebep olduğu asenkron bir öğrenme şekli olarak tanımlanmaktadır. STDP’nin iki formu mevcuttur: Birinci formda, sinyal gönderen nöron, hedefteki nörona çok sık bilgi gönderirse sinaps şiddeti artar ve bu şiddetin uzun süreli olmasına uzun süreli potansiyasyon (Long-TermPotentiation, ‘LTP’) denmektedir. Beyindeki öğrenme süreci de bu şekilde gerçekleşmektedir. İkinci formda ise nöronlar arasında oluşan bilgi iletim şiddetinin azalması uzun süreli depresyon (Long-TermDepression, ‘LTD’) kavramı ile açıklanmaktadır.

Son yıllarda ele alınan nöromorfik çalışmalarda dördüncü temel devre elemanı olarak tanımlanan memristör yapıları, nöral sistemlerdeki sinaps tanımlamaları ile ilişkilendirilerek STDP öğrenme kuralının ele alındığı çalışmalarda karşımıza çıkmaktadır [28]. STDP ve memristör yapılarını ilişkilendiren bu çalışmalarda memristörün $V - I$ karakteristiğinin STDP öğrenme formunu karşılayabileceği vurgulanmaktadır. Örneğin, referans [29]’da, Hodgkin-Huxley nöron modelinin potasyum ve sodyum iyon kanalları, memristörlerin klasik örnekleri olarak nitelendirilmiştir. Referans [30] STDP öğrenme kuralını, nöromorfik sistemler ve farklı tip memristif cihazlar için alternatif bir yöntem olarak sunmuştur. Referans [31]’de; farklı tip memristif cihazların performansları değerlendirilerek, memristif cihazların nöromorfik sistemlere entegre etmenin alternatif yolları olduğu gösterilmiştir. Referans [32]’nin amacı, memristörlerin kullanımlarını sinaptik ağırlık parametresiyle ilişkilendirmektir. Referans [33]’te; özel bir örüntü tanıma problemi memristor elemanı kullanılarak ele alınmıştır ve memristif sinapslardan yararlanılarak alternatif mimariler önerilmiştir. Referans [34]’te, CMOS devreleri ile memristor sinaps yapısı kullanılarak STDP uygulamaları önerilmiştir. Referans [35]’te, hem LTP hem de LTD dikkate alınarak STDP’ye dayanan memristif bir sinaps modeli önerilmiştir. Referans [36]’da, STDP ve Hebbian öğrenmesini gerçekleştirmek için bir yöntem sunulmuştur ve ani

artışlarla değişen memristans ifadesi ayarlanarak plastisite elde edilmiştir. Memristör yapısının STDP sinaps yapısı için kullanımının yanı sıra, Hindmarsh-Rose nöron modeli gibi biyolojik nöron modelleri ve memristör kavramının kesiştiği çeşitli çalışmalar da literatürde mevcuttur. Bu çalışmaların bir kısmında elektromanyetik indüksiyonun nöronlar üzerindeki etkilerinin incelenmesi için memristive nöron tanımlaması yapılırken [37-39], bir kısmında ise nöronlar arası kuplajlamada memristör sinaps kuplajlı nöronlar konusu ele alınmıştır [40, 41].

Bu tez çalışmasında; memristör tabanlı nöromorfik hesaplamalarda kullanılan STDP öğrenme kuralının temelini incelenmesinin ardından, memristör sinaps yapısı ve STDP öğrenme kuralının ilişkilendirilmesi ve nöromorfik yapıların gerçek zamanlı uygulamaları için alternatif donanım gerçekleştirmelerinin irdelenmesi amaçlanmaktadır. Bu kapsamda öncelikle memristör elemanının tanımı, tarihçesi ve kullanım alanları ele alınmıştır. Ardından, nöral sistemlerin temelleri ve memristör elemanı ile nöromorfik uygulamaları konusunun ele alındığı çalışmalar hakkında bir özet sunulmuştur. Konu ile ilgili temel kavramların incelenmesiyle STDP tanımlarının nümerik simülasyonları yapılmış ve literatürde mevcut olan memristör elemanını modelleyen üç farklı voltaj kontrollü memristör tanımlamasının nümerik simülasyonları yapılmıştır. Literatürde nöronların biyolojik davranışlarını modellemede sıklıkla kullanılan FitzHugh-Nagumo (FHN) [42, 43], Hindmarsh-Rose (HR) [44] nöronları kuplajlı nöron çiftleri şeklinde düşünülerek, aşağıdaki konfigürasyonların cevapları nümerik simülasyon sonuçları ile gözlemlenmiştir:

- Klasik elektriksel kuplajlama ifadeleri kullanılarak birleştirilmiş olan FHN ve HR nöron çiftlerinin cevapları elde edilmiştir.
- STDP plastisite modeli ile birleştirilen FHN ve HR nöron çiftlerinin cevapları nümerik olarak analiz edilmiştir.
- STDP öğrenme kuralı ile memristör elemanının ilişkisini göstermek amacıyla, memristör elemanının modellenmesi için literatüre sunulmuş olan üç farklı voltaj kontrollü memristör elemanının tanımlamasının sinaps yapılarının yerine kullanılması ile birleştirilen FHN ve HR nöron çiftlerinin cevapları benzetim programlarından yararlanılarak simüle edilmiştir.

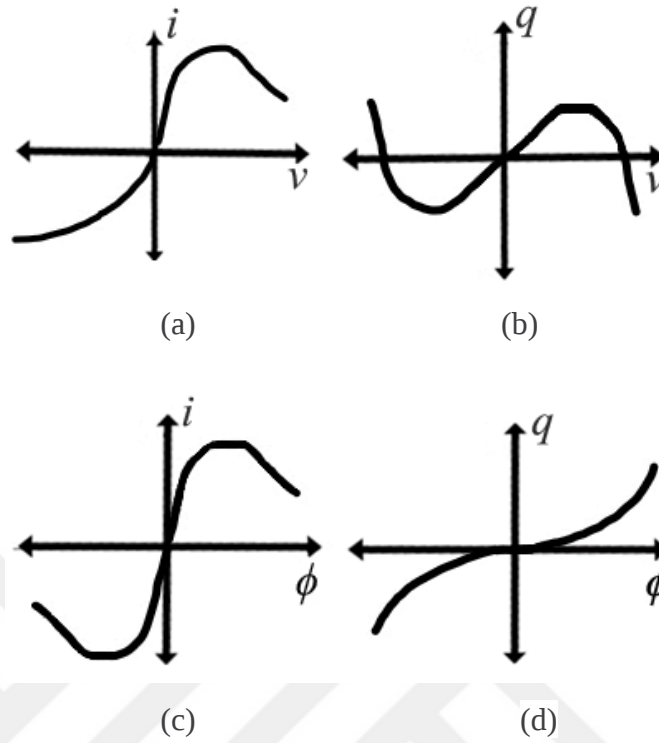
Memristör tanımlamasının kullanıldığı bu kuplajlama işlemi sonucunda elde edilen nümerik cevaplar, klasik sinaps yapıları ile elde edilen önceki sonuçlarla karşılaştırılarak memristör elemanının sinaps yapılarını temsilen kullanılmasındaki etkinliği gözlemlenmiştir. Bahsedilen bu kuplajlama işlemleri sonrasında FHN ve HR nöron çiftlerinin hücre zarı potansiyel cevaplarının birbirleri ile uyumlu olduğu gözlemlenmiştir. Son olarak, bir voltaj kontrollü memristör elemanının sinaps olarak tanımlandığı kuplajlı HR nöron çiftinin programlanabilirlik ve yeniden yapılandırılabilirlik özelliği ile nöromorfik gerçekleştirim çalışmalarında son yıllarda oldukça verimli bir şekilde kullanılan alan programlanabilir kapı dizisi (Field Programmable Gate Array, 'FPGA') elemanı ile gerçekleştirimi yapılmıştır. Böylece simülasyon çalışmaları ile ilişkilendirilen memristör tabanlı sinapslarla kuplajlanan biyolojik nöron çiftlerinin ve STDP öğrenme kuralı ile ilişkilendirilmesi, FPGA tabanlı donanım doğrulaması ile de desteklenmiştir.

1. BÖLÜM

MEMRİSTÖR ELEMANI VE NÖROMORFİK HESAPLAMA

1.1. Memristör Elemanı

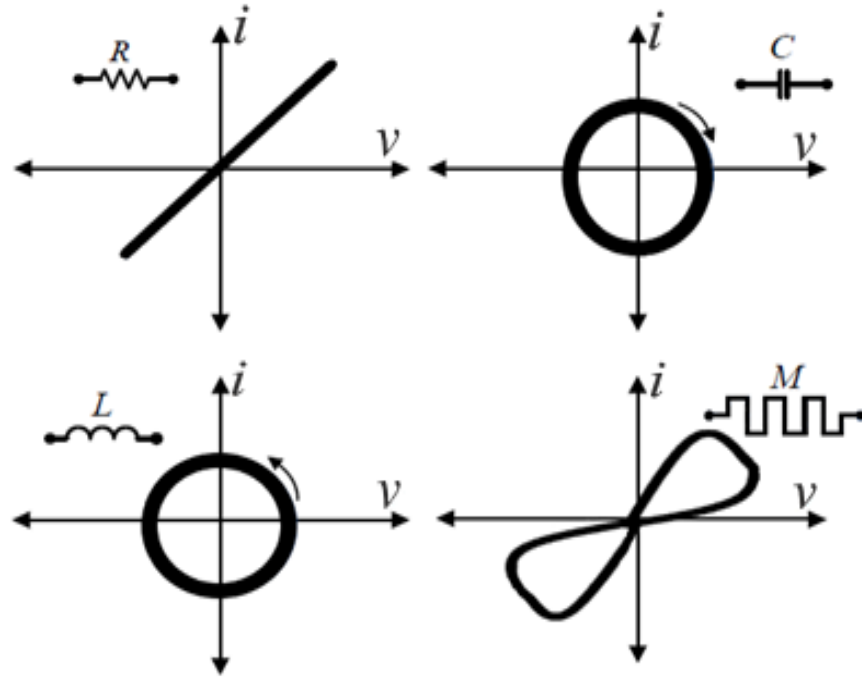
Direnç, kondansatör ve bobin elektronik devrelerde kullanılan iki terminalli pasif devre elemanlarıdır. Bu elemanlar terminallerinden akan akım (i), terminalleri arasındaki potansiyel farkı voltaj (v), bir terminalinden akan akımın integrali alındığında oluşan elektriksel yük (q) ve terminalleri arasındaki potansiyel farkın integrali alındığında oluşan manyetik akı (ϕ) değişkenleriyle tanımlanmaktadır. Bu dört temel değişkenin altı farklı kombinasyonunun olduğu açıktır. Ancak bu tanımlamalara göre sadece beş kombinasyon ifade edilmektedir. Bir direncin Şekil 1.1a'da gösterildiği gibi terminal voltajı (v) ile cihaz akımı (i) arasında statik bir ilişkisi vardır. Bir kapasitör Şekil 1.1b'de gösterildiği gibi yük (q) ve voltaj (v) arasındaki statik bir ilişkiyi gösterir. Bir indüktör Şekil 1.1c'de gösterildiği gibi akımı (i) ve akı (ϕ) arasında statik bir ilişkiye sahiptir. Bu eksik kombinasyon, Leon Chua tarafından 1971'de voltaj ve akımın zamana göre integrallerini ilişkilendiren iki kutuplu pasif bir devre elemanını önermesiyle tamamlanmıştır [18]. Leon Chua önerdiği bu elemanı “Memristör- hafızalı direnç” olarak tanımlamıştır. Memristör voltaj ve akımın zamana göre integrallerinin alınmasıyla elde edilen elektriksel yük ile manyetik akı değişkenlerinin bir fonksiyonu olarak ifade edilmektedir. Memristör, Şekil 1.1d'de gösterildiği gibi yük (q) ve akı (ϕ) arasındaki statik durumu ilişkilendirmektedir.



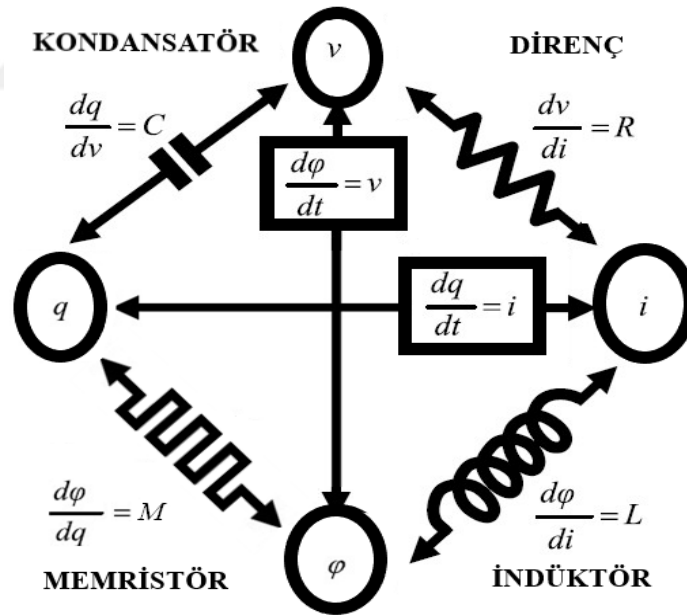
Şekil 1.1. Dört temel devre elemanın statik ilişkileri, a) Voltaj ve akım arasındaki statik ilişki- direnç, b) Yük ve voltaj arasındaki statik ilişkisi- kapasitör, c) Akım ve akı arasındaki statik ilişkisi- indüktör, d) Yük ve akı arasındaki statik ilişkisi- memristör.

Sinüzoidal bir giriş voltajına sahip dört temel pasif elemanın (direnç, kapasitör, indüktör ve memristör) davranışı $V - I$ düzleminde Şekil 1.2’ de gösterilmiştir. Direncin voltaj ve akım arasında doğrusal bir ilişki gösterdiği, enerji depolama elemanlarının (kapasitör ve indüktör) doksan derece faz farkı ile dairesel bir döngü sergilediği bilinmektedir. Memristör elemanı sinüzoidal giriş uygulandığında önceden bilinen iki terminale sahip üç temel pasif elemanda (direnç, kapasitör ve indüktör) bulunmayan $V - I$ düzleminde sıfır geçiş ile bir histerezis döngü karakteristiği göstermektedir.

Memristör, devre kuramındaki eksik olan kombinasyonu elektriksel yük ile manyetik akıyı ilişkilendirerek tamamlamıştır. Memristör, direnç, kapasitör ve indüktör elemanlarına ilaveten Şekil 1.3’ten de görüldüğü gibi dördüncü temel pasif devre elemanı olarak kabul edilmektedir.



Şekil 1.2. Sinüzoidal giriş voltajı uygulanan dört temel pasif elemanı (direnç, kapasitör, indüktör ve memristör) için voltaj- akım karakteristiği [45].



Şekil 1.3. Dört temel devre elemanı (direnç, kapasitör, indüktör ve memristör) arasındaki ilişki [10].

Elektriksel yük ile manyetik akıyı ilişkilendiren memristör, yük ve akı arasındaki durumun tanımlanmasına göre memristans ve memdüksans olmak üzere iki farklı türde isimlendirilmektedir. Eğer yük ile akı arasındaki ilişki yükün bir fonksiyonu olarak

tanımlanırsa memristans (yük-kontrollü memristör), akının fonksiyonu olarak tanımlanırsa memdüksans (akı-kontrollü memristör) olarak adlandırılır.

Memristans (yük-kontrollü memristör) ifadesi Denklem (1)'deki gibi ifade edilmektedir.

$$\begin{aligned} v(t) &= M(q)i(t) \\ M(q) &= \frac{df(q)}{dq} \end{aligned} \quad (1)$$

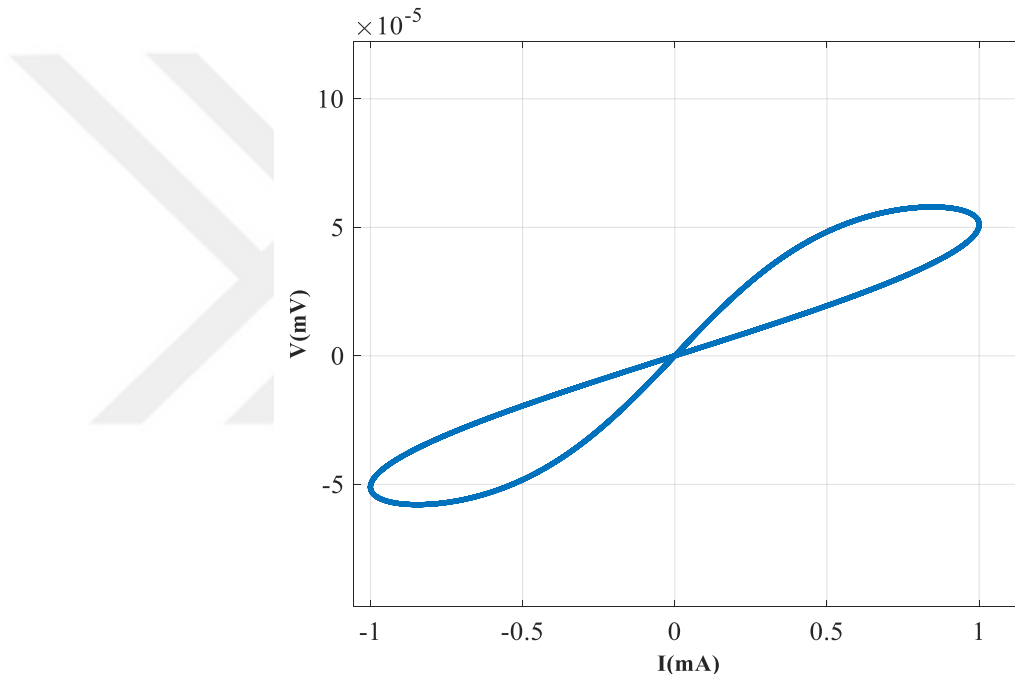
Burada elde edilen $M(q)$ ifadesi memristans olarak tanımlanır ve birimi ohm (Ω) olarak ifade edilir. Memristans değeri sabit tutulduğunda yük-kontrollü memristör direnç gibi davranmaktadır. Memdüksans (akı-kontrollü memristör) ise Denklem (2)'deki gibi tanımlanmıştır:

$$\begin{aligned} i(t) &= w(\varphi)v(t) \\ W(\varphi) &= \frac{df(\varphi)}{d\varphi} \end{aligned} \quad (2)$$

Burada $W(\varphi)$ memdüksans olarak tanımlanır ve birimi Siemens'tir. Denklem (1) ve Denklem (2) memristörün temel ifadeleri olarak adlandırılmaktadır. Memristans ve memdüksans sırasıyla direnç ve iletkenlik birimine sahip olmasına rağmen temel pasif devre elemanlarına kıyaslandığında pek çok kendine özgü doğrusal olmayan özelliğe sahip olduğu belirlenmiştir. Bunlardan bazıları aşağıdaki gibidir:

- **Pasiflik Kriteri:** Bu kriter gere göre yük kontrollü memristörün $q - \varphi$ eğrisi ile karakterize edilen bir memristans değeri $M(q)$ pozitifse, yani herhangi bir anda $M(q) \geq 0$ ise memristör pasiflik kriterini sağlamıştır. Bu kriter, memristörün enerji tüketeceği ve dahili bir güç kaynağına ihtiyaç duymadan bir pasif devre elemanı olarak çalışabileceği anlamına gelmektedir. Memristör elemanının pasif olması için $q - \varphi$ eğrisinin monoton bir şekilde artması gerekmektedir [18].

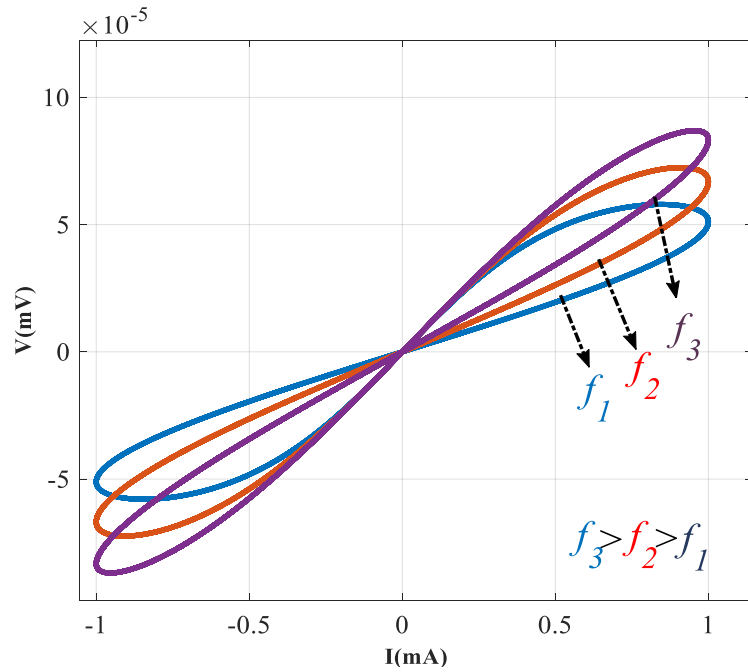
- **Sıkıştırılmış (Pinched) Histerezis Döngüsü:** Sinüzoidal uyarım altında pasif bir memristör, her zaman girişin en fazla iki değerli bir fonksiyonu olan orijini geçen Lissajous benzeri bir tepkiye yol açmaktadır. Memristör ideal ise $I - V$ yanıtı da simetrik olmalıdır. Bu tür tepkiler, memristör davranışlarını tanımlamak için nicel bir yol olarak kullanılmaktadır [46]. Şekil 1.4, sinüzoidal uyarım altında ideal bir memristör için orijini geçen histeretik $I - V$ tepkisini göstermektedir. İdeal olmayan memristörler için benzer tepkiler elde edilmektedir [47].



Şekil 1.4. Memristörün histerezis (lissajous) eğrisi.

- **Lineer Karakteristik Sınırlaması:** Periyodik bir dalga formu ile uyarılan pasif bir memristör, uyarma frekansı sonsuza doğru arttıkça doğrusal bir direnç gibi davranmaktadır. Frekansın artmasıyla histerezis eğrisi daralmaktadır. Şekil 1.5'de sinüzoidal bir uyarma altında olan ideal bir memristör modelinin artan büyüklükteki frekans cevapları gösterilmiştir. Minimum frekanstan (f_1) maksimum frekansa (f_3) 'e yükseldikçe, memristörün doğrusal bir dirence benzediği görülmektedir. Memristörün $I - V$ yanıtının sıfıra geçiş özelliği frekanstan bağımsız olarak korunmaktadır. Bunu kontrol eden lineer karakteristik sınırlamasıdır.

- **Varlık ve Teklik Teoremi:** Pasif bir memristör bulunduran her sistemin sadece tek cevabı bulunmaktadır. Bu iki teoremin birleşimi, pasif bir memristör ağının tek ve benzersiz bir memristöre eşdeğer olduğunu göstermektedir.
- **Sürekli Türevlenebilirlik:** Bu özellik, memristansı temsil eden gradyanın, $q - \varphi$ eğrisi boyunca her noktada benzersiz bir şekilde ayrılmasını ve sonlu olmasını sağlamaktadır.



Şekil 1.5. Frekansın $I - V$ cevabı üzerindeki etkisi.

1.2. Memristif Sistemler

Memristörün doğrusal olmayan dinamiklerinden yararlanılarak yapılan çalışmalarda sistemlerin modellemeleri başarılı sonuçlar vermiştir [48-50]. Bununla birlikte, ideal memristörün davranışlarına uygun gerçek bir pasif eleman tasarlama ve üretme olasılığı oldukça düşük olduğu için Chua ve Kang ideale en yakın modellemenin yapılabilmesi için memristif sistem olarak adlandırılan genişletilmiş bir dinamik sistem sınıfı geliştirmişlerdir. [46]. Chua ve Kang memristif sistemleri aşağıdaki matematiksel ifadelerle tanıtmışlardır:

$$\frac{dx}{dt} = f(x, u, t) \quad (3)$$

$$y = g(x, u, t)u \quad (4)$$

Denklem (3)'te u veyasıyla sistemin giriş ve çıkışını göstermektedir. (f) fonksiyonu n -boyutlu bir sürekli vektör fonksiyonunu, x ise sistem durumunu göstermektedir. Denklem (4)'te (g) skaler bir fonksiyondur, (g) 'nin skaler bir fonksiyon olması sistemin girişi u sıfır olduğunda v x sistemin durumundan bağımsız olarak y çıkışının sıfır olacağı anlamına gelmektedir. Bu durum Denklem (1) ve Denklem (2)'de tanıtilan memristörün davranışlarını hatırlatmakta ve memristif sistemde hiçbir enerjinin depolanmadığını göstermektedir. Chua ve Kang 1976 yılında n . dereceden akım-kontrollü ve voltaj-kontrollü memristif sistemlerin durum eşitliklerini denklem sınıflarıyla tanımlamışlardır [46]. Akım kontrollü memristif sistem Denklem (5)'teki gibi tanımlanırken; voltaj kontrollü memristif sistem ise Denklem (6)'daki gibi tanımlanmaktadır:

$$\begin{aligned} v &= R(x, i, t)i \\ \frac{dx}{dt} &= f(x, i, t) \end{aligned} \quad (5)$$

$$\begin{aligned} i(t) &= G(x, v, t)v \\ \frac{dx}{dt} &= f(x, v, t) \end{aligned} \quad (6)$$

Burada $v(t)$ giriş voltajı ve $i(t)$ giriş akımıdır ve x durum değişkenidir ve (f) zamana bağımlı bir fonksiyondur. R ve G ise sırasıyla memristans ve memdüktans olarak ifade edilmektedir. Temelleri Chua ve Kang çalışmaları ile atılan memristif sistem tanımlama çalışmalarında; memristif sistemlerin özellikleri genel olarak aşağıdaki gibi sıralanmaktadır:

- Memristif sistemler pasif kriterlik davranışları göstermektedirler.
- Literatürdeki bazı elektronik sistemlerin aksine elektrik depolama özelliğine sahip değildir.

- Memristif sistemler, doğrusal akım ile çalışırken, zamana bağlı doğrusal direnç özelliği göstermektedir.
- Memristif sistemlerde sıkıştırılmış histerezis döngüsü doğrusallaşmaktadır.
- Memristörler Lissajous tanımlamalarında çift değere sahiptirler.

1.3. Memristör Üretimi ve HP Memristör

Elektronik devrelerde ya da eşdeğer sistemlerde memristör benzeri özellikler sergileyen cihazlar var olsa da [51-52], Chua tarafından teorileştirilen iki terminalli bir elemanın memristör olarak tanımlanması ilk varsayımdan 40 (kırk) yıl sonra gerçekleşmiştir. HP'nin 2008'deki ilk yayınlarında memristöre genel bakış açısı elemanın temel yapısını açıklamaktadır. HP araştırmacıları ilk fiziksel memristörü, ince bir titanyum dioksit (TiO_2) filmini iki platin (Pt) elektrot arasına yerleştirerek üretmişlerdir. Memristör, Şekil 1.7'de gösterildiği gibi iki platin elektrot arasına sıkıştırılmış (D) kalınlığında ince film yarı iletken TiO_2 'ten oluşmaktadır. Yarı iletkeninin kalınlığının (D)'nin 10nm olduğu bilinmektedir [10]. Yarı iletken katman iki bölgeye sahiptir, birinci bölge pozitif oksijen iyonlarıyla katkılanmış oksijen boşluklarını ifade etmektedir ve daha düşük R_{on} direncine sahiptir. Dolayısıyla daha iletkendir. Katkılanmış kısmın genişliği w ile tanımlanmaktadır. İkinci bölge katkılanmamış kısmı ifade etmektedir ve daha yüksek R_{off} direncine sahiptir.



Şekil 1.6. HP firması tarafından sunulan memristör diyagramı.

$w=0$ olduğunda memristör direnci yükselir ve açık anahtar görevi görür. $w=D$ olduğunda ise memristör direnci azalır ve kapalı anahtar vaziesi görür. Memristöre harici bir voltaj uygulandığında, iki bölge arasındaki sınır Şekil 1.6'da gösterildiği gibi hareket eder. Bu da ilgili şekilde $w(t)$ olarak gösterilen katkılı bölgenin kalınlığının değiştiği anlamına gelmektedir. Cihaza uygulanan pozitif bir harici voltaj için, TiO_2 'teki pozitif yüklü oksijen boşlukları itilir, dolayısıyla katkısız bölgeye doğru hareket eder, sınır sağa doğru hareket eder ve $w(t)$ büyür. İletken oksijen boşlukları artık cihaz içinde daha fazla yayıldığı için cihazın genel direnci azalır. Memristöre negatif voltaj uygulanması durumunda, bu durumun tersi meydana gelir: Sınır sola doğru hareket eder, katkılı bölge küçülür ve dolayısıyla cihazın genel direnci artar. Bu işlem sırasında herhangi bir noktada voltaj kesilirse, oksijen boşlukları tekrar bir uyarım uygulanana kadar bulundukları yerde kalır. Böylece memristör son durumunu hatırlar [18]. Memristöre bir uyarıma sinyali uygulandığında iki bölge arasındaki sınırın zamanın bir fonksiyonu olarak hareket ettiği düşünülerek yük kontrollü memristör üzerindeki voltaj, HP tarafından aşağıdaki şekilde modellenmiştir:

$$v(t) = (R_{on} \frac{w(t)}{D} + R_{off}(1 - \frac{w(t)}{D}))i(t) \quad (7)$$

μ_v , ortalama iyon hareketliliğidir. Zamana göre sınırın memristör içerisindeki hareketi şu şekilde ifade edilmektedir:

$$\frac{dw(t)}{dt} = \mu_v \frac{R_{on}}{D} i(t) \quad (8)$$

$R_{on} < R_{off}$ olduğu varsayılırsa, memristans değeri şu şekilde ifade edilmektedir:

$$M(q) = R_{off}(1 - \frac{\mu_v R_{on}}{D^2} q(t)) \quad (9)$$

Yük, memristörden geçen akımın zamana göre değişimine bağlıdır. Denklem (9)'daki eşitliğinin sağ tarafında, parantez içinde olan terim zaman içindeki memristans varyansını belirlemektedir. İyon hareketliliği değerleri daha düşük yarı iletken kalınlığa sahip memristör modellerinde daha büyük hale gelmektedir. Cihazın kalınlığının, yüke

bağlı terimin ' $1/D_2$ ' ile orantılı olduğu için memristans üzerinde önemli bir etkisi bulunmaktadır. Böylece, memristansının nano ölçeğe çok daha önemli hale geleceği sonucuna varılmaktadır [53].

1.4. Memristör Uygulamaları

Memristör elemanının HP firması tarafından deneysel olarak gerçekleştirilmesiyle, bu elemanın kullanımına yönelik ilgi gerek bilimsel araştırmalarda gerekse elektronik endüstrisinde yeniden arttı [47]. HP firmasının üretim sonrasında yayımladığı raporda memristör elemanının birçok dikkat çekici özelliğinden bahsedilmiştir. Bu özelliklerden bazıları; küçük boyutlu olması [52], düşük güç tüketimine sahip olması [54], yüksek hızlı çalışabilmesi [55], istikrarlı ve dengeli davranışlara sahip olması [56], çok durumlu çalışabilmesi [57] ve sinaps benzeri davranış göstermesidir.

Daha öncesinde geliştirilen ve kullanılan uygulamaların performansını artırmak için memristör ideal bir aday olmuştur. Örneğin; dijital hafıza elemanı (digital memories) olarak kullanılarak devre kartlarının geliştirilmesi, FPGA tabanlı hatların iletişim protokollerinin yapılandırılması, yüksek hızlı dalga formu üretimi, sensör simülasyonu, bit hata oranı testi gibi çok çeşitli uygulamaların geliştirilmesine olanak sağlamıştır. Dahası nöromorfik devreler, akıllı devreler gibi uygulamalarda memristör kullanımı ile ilgili çalışmalar da literatüre sunulmuştur [58].

Memristör elemanları CMOS ve VLSI teknolojisinin ilerlemesinde de yaygın olarak kullanılmaktadır. CMOS transistörlerinin kapı uzunluğunun ölçeklendirilmesinin zorlaşmasıyla [59], CMOS teknolojisinin ölçeklendirme gerektirmeden kullanımı için çözümler araştırılmıştır. Yapılan çalışmalar sonucunda CMOS devrelerinde memristör elemanının moleküler anahtar elemanı yerine kullanılabileceği literatüre sunulmuştur [60]. Memristör tabanlı CMOS devreleri endüstride kullanılan birçok CMOS devresinde etkin bir performans göstermiştir [61].

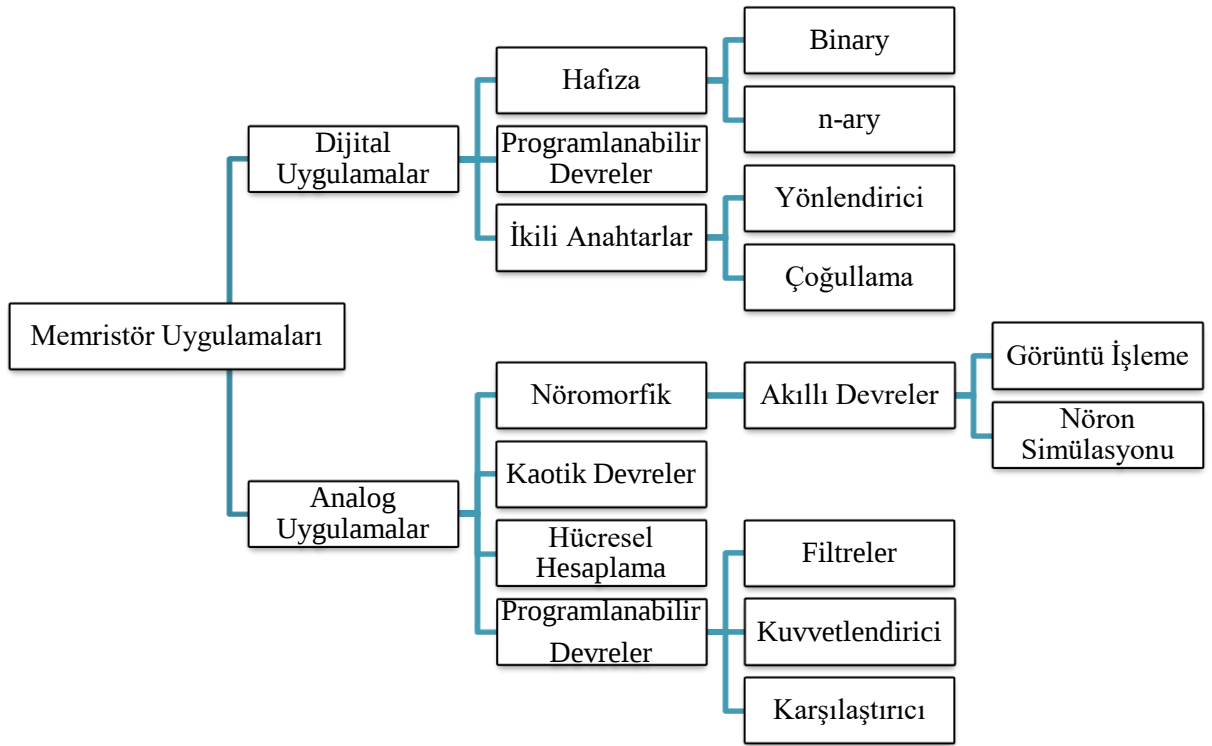
Literatürde memristörlerin özelliklerinden yararlanan çok sayıda uygulama önerilmiş ve aktif olarak araştırılmıştır. Uygulama alanları, cihazın memristans seviyelerinin aralığının nasıl kullanıldığına bağlı olarak dijital ve analog olarak ayrılmıştır. Dijital uygulamalar için, ayırık direnç seviyelerinin bir kısmı kullanılmıştır. Öte yandan, analog

uygulamalar için; gerçek analog hesaplamayı mümkün kılan minimum ve maksimum değerler arasındaki direnç aralıkları kullanılmıştır [62, 63].

Önerilen en önemli dijital uygulamalar iki ana kategoriye ayrılmaktadır: Bunlar; dijital bellekler (binary) ile yapılandırılabilir ve programlanabilir dijital mantık devreleri olarak bilinmektedir. Bu uygulamalar uygun bir giriş darbesi uygulanarak ikili direnç seviyesine ayarlanabilen bir anahtar görevi gören, tek bir programlanabilir memristör ile aynı prensibe dayanmaktadır. İki direnç seviyesinin her biri iki mantıksal değerden birine (mantık '0' ve mantık '1') atanırsa, memristör 1-bit depolayabilen bir ikili bellek hücresi haline gelir ve Boole fonksiyonunun iki olası sonucundan birini temsil edebilmektedir [64]. Bu uygulamaların en yoğun araştırma alanı dijital bellekler olarak bilinmektedir. Memristörün nano ölçekli boyutlarda olması temel bellek hücresi olarak seçilmesini motive etmektedir. Bu da fazlaca hafıza gerektiren sistemlerde anahtarlama sırasında düşük enerji tüketimine imkân sağlamaktadır [65]. Dijital yeniden tasarlanabilir mantık devreleri, memristörlerin kullanımının araştırıldığı ve teşvik edildiği başka bir alandır [66]. Bunlar çok sayıda genel amaçlı hesaplama ve bellek bloğundan oluşan FPGA benzeri devrelerdir. Çeşitli bloklar, hesaplama yapmak için hemen hemen her tür Boole işlevini sentezlemek için bağlantı ağı aracılığıyla birbirine bağlanmaktadır [67].

Memristörün en çok dikkat çeken analog uygulama alanları, biyolojiden esinlenilen devreler ve nöromorfik sistemlerdir. Bu analog uygulamalar, belirli bir hesaplamayı gerçekleştirmek için insan veya başka bir canlının sinir sisteminden esinlenen biyolojik bir sinir ağının belirli bir işlevselliğini taklit eden bir yapay nöral yapıları kullanmaktadır. Bu nöral ağlar birbirine bağlanan nöronlardan ve sinapslardan oluşmaktadır [19]. Sinapsın kalıcı plastisiteye sahip olması, kendine gelen sinyali saklayabilmesi gibi özelliklere sahip olduğu bilinmektedir. Bu yüzden sinaps yapıları, yapay nöral sistemlerde memristör ile modellenenilmektedir [22]. Literatüre sunulan çalışmaların bir kısmında elde edilen bulgular; nöronları modellemek için transistörleri, sinapsları modellemek için memristörleri kullanarak bu tür sistemlerin donanımsal olarak uygulanabilir hale geldiğini göstermiştir [25]. Bu devreler, sinaptik ağırlıkları, birbirine bağlı diğer nöronlardan gelen dış uyaranları dikkate alan bir öğrenme algoritmasına (STDP) göre güncellenen bir sinir ağına uyarlanmaktadır [22, 26]. Memristörlerin kullanımını araştıran diğer iki büyük analog uygulama alanı da

kaotik osilatörler ve hücrel sinir ağlarıdır. Kaotik osilatörler, kaotik davranış üretmek için devrelerde memristörün dinamik ve doğrusal olmayan davranışından yararlanmaktadır [68]. Bunların önemli bir kısmı Chua'nın kaotik osilatör devresine dayanmaktadır [69]. Bu tür devreler kriptografi çalışmalarında potansiyel uygulama alanı olarak kullanılmaktadır [70]. Benzer şekilde, hücrel sinir ağlarında sinaptik kuplajlama mantığını uygulamak için memristörden yararlanılan çalışmalar da literatürde mevcuttur [71]. Bununla birlikte, her iki alanda da şimdiye kadar sunulan çalışma teoriktir ve simülasyon çalışmaları ile sınırlı kalmıştır. Bahsedilen memristör kullanım alanları Şekil 1.7'deki gibi özetlenebilir.



Şekil 1.7. Memristor uygulamalarının sınıflandırılması.

1.5. Memristif Nöromorfik Sistemler ve Hesaplamaları

Nöral ağ yapılarının paralel işleme süreci bir “sinaptik ağırlık matrisi”nin kullanımına dayanmaktadır. Birbirlerine sinaps yapısı ile bağlı olan nöronlar arasında bilgi iletim süreci, bahsedilen sinaptik ağırlık değerlerinin değişimine bağlı olarak gerçekleşmektedir. Memristör yapıları da doğrusal çok seviyeli iletkenlik durumuna

sahip oldukları için nöral sistemlerde vektör-matris çarpımlarında kullanılmaktadır: $(\text{çıkış} = \text{ağırlık} \times \text{giriş})$.

Memristör tabanlı nöromorfik uygulamalarla yeniden yapılandırılabilir lojik, hafıza merkezli işlemciler, silikon fotonik, quantum hesaplama, analog hesaplama ve nöromorfik hesaplama gibi farklı alanlarda karşılaşılmaktadır [72]. Ayrıca memristif tabanlı nöral işlemciler, rezistif anahtarlama elemanları, sinaptik ağırlıkları kullanarak memristive hafıza üzerine yapılan araştırmalar, nöromorfik sistemler için memristif malzeme ve elemanlar, FPGA veya ASIC yapılar ile nöral uygulamalar ve artan veri miktarı ile derin öğrenme algoritmalarının kullanılması gibi konular; memristör ve nöromorfik sistemlerin kesiştiği araştırma alanları olarak sıralanabilir [72].

Öte yandan bir sinir hücresinin temel karakteristiklerini temsil etmek için geliştirilen biyolojik nöron modellerinin memristif yapılardan yararlanılarak revize edildiği yapılarla ilgili çalışmalar da literatürde mevcuttur. İlgili çalışmalarda memristör tabanlı Hodgkin-Huxley [73], Morris-Lecar [74], FitzHugh-Nagumo [75] ve Hindmarsh-Rose [76] nöron modelleri ele alınmıştır. Nöron modellerinin memristör tabanlı tanımlamalarına ilaveten biyolojiden esinlenilen sistemler için nöral karakteristiklerden yararlanılan çalışma örnekleri de literatürde mevcuttur. Referans [77]'de integrated and fire nöron modeli ile memristor tabanlı aksiyon potansiyeli üretimi konusu ele alınmıştır. Referans [78]'de memristör tabanlı stokastik spiking davranışı sergileyen nöronunun benzetimi yapılmıştır. Shansi ve arkadaşları referans [79]'da analog modüler bir nöron sistemine dayanan memristör yapısı tasarlamışlardır. Mecnonic ve Kenyon referans [80]'da silisyum dioksit malzeme kullanarak tasarladıkları unipolar anahtarlama hafızası ile bir eşik seviyesi akımı uygulayarak eşik seviyesi voltaj ateşlemesi gözlemlemişlerdir. Ponzati ve diğerleri ise referans [81]'de integrated and fire tipi özellik gösteren bir yapıya, faz değişimli memristörler dâhil etmişlerdir.

Bu çalışmaların bir sonraki adımı memristör tabanlı öğrenme mekanizmalarıdır. Schuman ve diğerleri nöromorfik sistemlerde danışmansız öğrenme mekanizmaları arasındaki en güncel yöntemin STDP olduğunu yorumlamışlardır [72]. STDP danışmansız öğrenme kuralı temelde iki durumlu (binary) sinapslar için önerilmiştir. Bu tür öğrenme yöntemlerinde genel olarak ağırlık değerleri bir bilgisayar yardımı ile belirlenmekte ve sinaptik ağırlık bilgileri satır ya da sütun matrisleri şeklinde ayrı ayrı

depolanmaktadır. Danışmansız öğrenme kurallarının en önemli çıktıları, hız ve basitliğin önemli olduğu sistemlerde kullanımlarıdır. Son zamanlarda chip üzerinde danışmansız ve danışmanlı öğrenme kuralları üzerine yapılan benzetim çalışmaları kaydedilmektedir [82]. Gerçek zamanda geliştirilen bir öğrenme kuralı performansı elde edilmesi isteniyorsa, her sinaptik ağırlığın rastgele, birbirinden bağımsız ve doğrudan değerlendirilmesi yapılarak güncellenmesi gerekmektedir. Bununla birlikte, bu işlem çok fazla devre hattına ve donanım kullanımına ihtiyaç duyar. Bu sebeple öğrenme kuralları için sinaptik ağırlıklar güncellenirken, bir takım ardışıl işlemlerin kabul edilmesine ihtiyaç vardır. Sonuç olarak bu tür çalışmalardan elde edilen çıkarımlar şu şekildedir: Bu tür sistemlerde chip alanı minimize edilmeli; veri işleme süreci hızlı olmalı ve devre yükü artırılmamalıdır [72]. Öğrenme kurallarının memristif sistem uygulamaları ile ilgili örnekleri de literatürde mevcuttur. Örneğin STDP öğrenme kuralı ile ilgili hem danışmanlı hem de danışmansız öğrenme ile ilgili çalışmalar kaydedilmiştir [72]. Pedratti ve diğerleri referans [83]'te STDP ile sinaptik ağırlıkların güncellendiği danışmansız STDP öğrenmesini ele almışlardır. Ly ve diğerleri nöral ağları stokastik STDP ile eğitmişlerdir [84]. Nishitani ve diğerleri ferroelektrik bir malzeme kullanarak STDP danışmanlı öğrenme kuralını uygulamışlardır [72].

2. BÖLÜM

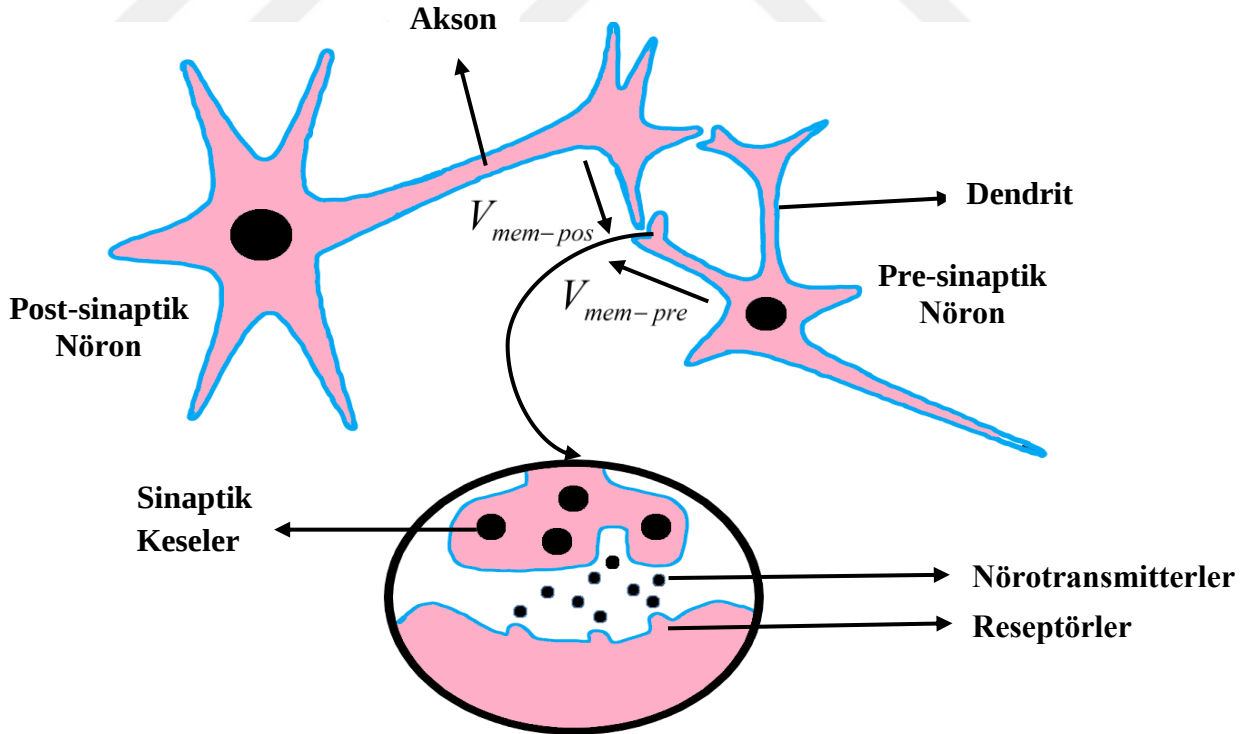
NÖRAL SİSTEMLER VE MEMRİSTOR SİNAPS YAPILARI

Biyolojik sistemler, öğrenme, hafıza konuları ve sinaptik plastisite üzerine son yıllarda çok sayıda deneysel sonuç kaydedilmiştir. Bu çalışmalardan beyindeki öğrenme ve hafıza sürecinin sinapsların ağırlıklarının değiştirilerek gerçekleştirildiği çıkarımı elde edilmiştir. Sinaptik plastisite; nöral yapıların ele alındığı çalışmalarda post-sinaptik nöronun cevabının genliğini etkileyen ağırlık ile tanımlanmaktadır ve bu bölümde, sinaptik plastisitenin biyolojik mekanizmalarına ve bu yapıların voltaj kontrollü memristörlerle ilişkilendirilmesine bir giriş yapılacaktır.

2.1. Nöral Sistemlerin Biyolojik Mekanizmaları

Sinir sistemini meydana getiren hücelere nöron adı verilir ve görevi; bilgiyi işlemek ve iletmektir. Bir nöron akson, dendrit ve gövde olmak üzere üç kısımdan meydana gelir. Akson, gövdeye gelen uyarıyı diğer nöronlara iletir. Uzun ve düz yapıya sahiptir. Dendrit, nöronların gövdesinden çıkan kısa ve dallanmış uzantılardır. Aksonlardan ve reseptörlerden aldıkları uyarıları hücre gövdesine iletirler. Hücre gövdesi, hücrenin çekirdeğini içerir ve aksona bağlanır. Aksonun sonundaki akson dalları, sinapsların olduğu akson terminallerinde son bulur. Sinaps, nöronların diğer nöronlara ya da kas veya salgı bezleri gibi nöron olmayan hücelere mesaj iletmesine olanak sağlayan özelleşmiş bağlantı noktalarıdır. Sinyal gönderen (pre-sinaptik) nöronun akson terminalinin hedef (post-sinaptik) nöronuna dokunacak kadar yaklaştığı bölgeye sinaps denmektedir. En yaygın sinapslar Şekil 2.1'de gösterilen elektrik sinyallerini kimyasal sinyallere dönüştürdükten sonra sinyalleri post-sinaptik nörona ileten kimyasal sinapslardır. Pre-sinaptik nöronun gövdesinde bir aksiyon potansiyeli meydana gelir ve akson boyunca sinapslar vasıtasıyla iletilir.

Aksonlarından sinapsa iletilen aksiyon potansiyeli (pre-sinaptik spike) $V_{mem-pre}$ gönderilmektedir. Bu sinaptik veziküllerin (kese) post-sinaptik hücre zarına doğru harekete neden olur. Veziküller, pre-sinaptik hücre zarındaki sinir hücresi arasındaki küçük boşluk olan sinaptik boşluğa nörotransmitter maddeler salgılar. Nörotransmitterler sinaptik boşluk boyunca hareket eder, post-sinaptik nöronun reseptörleri ile bağlanır. Pre-sinaptik nöronun sinyalleri sinapslar vasıtasıyla post-sinaptik nörona ulaşır. Dendritlerden gelen bu sinyaller post-sinaptik nöronun membranında post-sinaptik aksiyon potansiyeli oluşturmaktadır. Bu iletim esnasında post-sinaptik nöronun ve pre-sinaptik nöronların hücre zarlarında bir voltaj meydana gelmektedir. Bu hücre zarı potansiyeli hücre zarının dışındaki V_{pre+} ve hücrenin içindeki V_{pre-} potansiyellerin farkı olarak ifade edilebilmektedir. Pre-sinaptik nöronun hücre zarı voltajı $V_{mem-pre} = V_{pre+} - V_{pre-}$ şeklinde tanımlanırken; post-sinaptik nöronun hücre zarı voltajı $V_{mem-pos} = V_{pos+} - V_{pos-}$ olarak tanımlanmaktadır. Hücre zarı voltajları, çeşitli hücre zarı kanallarının açılıp kapanmasına neden olarak, zar üzerinden birçok iyonik ve moleküler maddenin akmasına izin vermektedir.



Şekil 2.1. Nöronlar arası kimyasal sinaps yapısı.

2.2 Biyolojik Sinir Ağlarında Plastisite

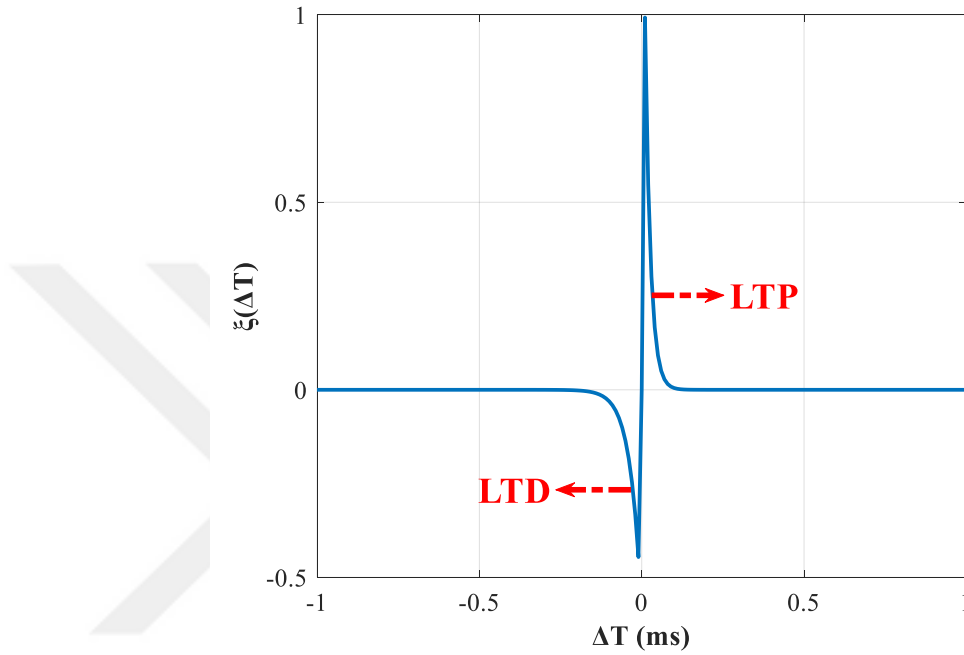
Donald Hebb tarafından 1949'da tanıtılan Hebbian öğrenme kuralı [85], sinaptik plastisitenin temel mekanizmasını tanımlayan biyolojik bir süreçtir. Hebb'in öğrenme varsayımı en eski ve en ünlü öğrenme kurallarından birisi olarak bilinmektedir. Bu varsayıma göre her sinapstaki post-sinaptik nöronda eyleme katkıda bulunan ve pre-sinaptik spike etkinliğini belirleyen bir “sinaptik kuvvet” (veya ağırlık) tanımlanmaktadır ve pre-sinaptik nöron tekrar tekrar post-sinaptik nöronun ateşlenmesinde yer alırsa, bu durumda sinaptik güç artmaktadır. Bununla birlikte Hebb'in orijinal varsayımında sinaptik gücü zayıflatma mekanizması önerilmemiştir. Birkaç yıl sonra Stent sinaptik bağlantılardaki kaybı açıklamak için Hebbian öğrenmenin tersini önermiştir. Stent, senkron ateşlenen hücreler arasındaki sinaptik gücün arttığını ve asenkron ateşlenen hücreler arasındaki sinaptik gücün zayıfladığını savunmuştur [86]. Bu sebeple 2000'li yılların başlarına kadar sinaptik ağırlık hesaplamalı sinirbilimciler tarafından sinaptik kuplajlama öncesinde ve sonrasında nöronların ortalama ateşleme hızlarının çıktılarıyla orantılı bir artış ürettiği şeklinde tanımlanmıştır; ancak Markram ve diğerleri sinaptik ağırlık büyüklüklerinin, Gerstner, Ritz ve Van Hemmen [87] tarafından öngörüldüğü gibi pre- ve post-sinaptik spike davranışlarının sırasına ve zamanlamasına bağlı olduğunu keşfetmişlerdir [88]. Buna bağlı olarak; sinaptik ağırlığın zaman içindeki ortalama oranlarının kullanımından ziyade, sinaptik kuplajlama öncesinde ve sonrasında ani bağli zamanlamaları ayrı ayrı hesaba katan geleneksel kuralın bir iyileştirmesi olarak alternatif bir yaklaşım tanımlanmıştır. Buna göre sinaptik ağırlık parametresi, sinapsın bir tür yapısal parametresi olarak bilinmekte ve sinaptik kuplajlama öncesinde ve sonrasında nöronların ani aktivitelerinin bir fonksiyonu olarak zaman içinde değişmektedir. Matematiksel olarak sinaptik ağırlık ($\xi(\Delta T) = \Delta w$) yani STDP öğrenme fonksiyonu, hesaplamalı sinirbilimciler tarafından şu şekilde tanımlanmıştır [89].

$$\Delta w = \xi(\Delta T) = \begin{cases} a^+ e^{-\Delta T/\tau^+} \Delta T > 0 \\ -a^- e^{\Delta T/\tau^-} \Delta T < 0 \end{cases} \quad (10)$$

$$\Delta T = T_{post} - T_{pre}$$

STDP öğrenme fonksiyonu $\xi(\Delta T)$, $\Delta w > 0$ pozitif ağırlıklara sahip sinapslar için kullanılmaktadır. Post-sinaptik spike ile pre-sinaptik spike arasındaki zaman farkı $\Delta T >$

0 olduğunda sinaptik ağırlık güçlenmektedir. Bunun tersi olarak $\Delta T < 0$ olması durumunda sinapsın gücü zayıflamaktadır. Denklem (10)'daki STDP tanımının nümerik simülasyon sonucu Şekil 2.2'de verilmiştir. Bu simülasyonda, Denklem (10)'daki parametreler $a^+=0.78$, $a^-=-0.27$, $\tau^+=16.8$, $\tau^-=33.7$ olarak ayarlanmıştır.



Şekil 2.2. STDP tanımının nümerik simülasyon sonucu.

STDP fonksiyonunun pozitif ΔT değerlerinde, pre-sinaptik spike davranışının, post-sinaptik spike davranışının oluşumunda oldukça önemli bir etkisi bulunmaktadır. Pre-sinaptik nöron post-sinaptik nörona çok sık sinyal göndermesi durumunda sinaps şiddeti artar ve bu şiddetin uzun süreli olmasına uzun süreli potansiyasyon (LTP) denir. Beyindeki öğrenme süreci de bu şekilde gerçekleşmektedir. STDP fonksiyonunun negatif ΔT değerlerinde ise, pre-sinaptik nöronun post-sinaptik spike oluşumunda etkisi bulunmamaktadır. Bu durumda nöronlar arasındaki oluşan bilgi şiddetinin azalması uzun süreli depresyon (LTD) olarak tanımlanmaktadır. Uzun süreli potansiyasyon (LTP) ve uzun süreli depresyon (LTD) olarak tanımlanan bu formlar biyolojik sinir ağları için önemli mekanizmalardandır. Bu plastisite formları, ilk olarak beynin medialtemporal lobunda yer alan hafıza ve yön bulmada önemli rolü olan hipokampusta saptanmış ve incelenmiştir. Bu olguların hafıza oluşumundaki temel sinirsel mekanizma olduğu düşünülmektedir. Bu formlar sinaptik plastisitenin; sinaptik gücü değiştirerek

elde edildiğini öne süren Hebbian öğreniminin destekleyen olası kanıtlardır. Bir tavşanın hipokampusundaki sinir hücrelerine elektriksel sürekli tekrarlanan yüksek frekanslı bir uyarımdan sonra post-sinaptik potansiyellerin arttığı görülmüştür [90]. Tekrarlanan yüksek frekanslı uyartıma bağlı LTP'ye yol açmıştır ve bu durum sayesinde sinaptik güçlenmenin sonucunun Hebbian öğrenimiyle tutarlı olduğu tespit edilmiştir. Aynı şekilde LTD için de elektro-fizyolojik kanıtları bulunmuştur. Bu kanıtlarda öncelikle bu plastise formunun homosinaptik ve heterosinaptik LTD olmak üzere iki türü olduğu belirlenmiştir: Homosinaptik LTD, düşük frekanslı bir uyarı tarafından aktive edilen özel sinaps ile sınırlıdır. Heterosinaptik LTD, homosinaptik LTD'nin aksine potansiyeli olmayan veya inaktif olan sinapslarda meydana gelmektedir. Bir sinapsın zayıflaması, pre-sinaptik veya post-sinaptik nöronların aktivitesinden bağımsızdır.

2.3. Memristif Tanımlı Nöral Yapılar

Öğrenme ve hafıza beynin en önemli özellikleri arasında yer almaktadır. Beyin ve sinir ağları, araştırmacılar için biyoloji, psikoloji, matematik, mühendislik ve bilgisayar bilimlerini içeren disiplinler arası alanlar haline gelmiştir. Bununla birlikte, son zamanlardaki biyolojik bulgular; mühendislere sinir ağlarının biyolojik mekanizmasını anlamada yeni bilgiler sağlayan akıllı sistemler ve ağlar gerçekleştirmeleri için ilham kaynağı olmaktadır.

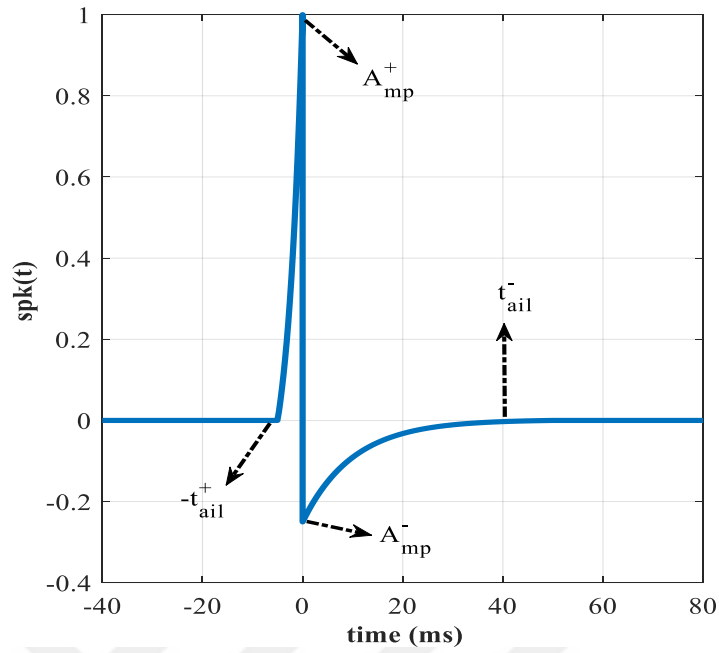
Son zamanlarda sinir ağları ve nanoteknoloji alanları arasında memristor tabanlı sinir ağlarına odaklanan bir araştırma alanı ortaya çıkmıştır. Bu tür ağlar genellikle nöronlar ve bu nöronların kuplajlanması için kullanılan memristor tabanlı sinaps yapılarından oluşmaktadır. Bu tez çalışması kapsamında, memristör tabanlı sinapslarla kuplajlanarak oluşturulan bu ağ yapıların incelenmesi ilerleyen bölümlerde ele alınacak olup; bu yapıların Bölüm 2.2'de tanıtılan STDP öğrenme kuralı ile ilişkilendirilmesi üzerinde durulacaktır.

Linares-Barranco ve Serrano-Gotarredona memristör dinamiklerinin sinaps yapılarında meydana gelen dinamiklere benzer olduğunu savunmuşlardır [91]. Memristör tabanlı sinaps yapıları, memristans ve memdüktans tanımlamaları sayesinde; STDP kuralının temeli olan LTD ve LTP davranışlarını taklit edebilmektedirler. Genel tanımlamalara alternatif olan bir STDP modeli; Bı ve Poo'un 2001 yılında elde ettiği deneysel

verilerden yola çıkarak geliştirilmiş ve iki farklı durumu birleştirmek için parçalı fonksiyon tanımlamaları kullanmışlardır [91]. Şekil 2.3'te de görüldüğü gibi ani artış sırasında, sinyal şekli pozitif bir genliğe sahiptir; fakat belirli bir ani artış süresinin sonuna ulaşınca, hızlı bir şekilde negatif bir genliğe düşmektedir. Literatürde depolarizasyon, polarizasyon ve hiperpolarizasyon süreçlerini içeren aksiyon potansiyelinin dalga formu ile ilişkilendirilerek incelenmektedir. Sinirbilimciler arasında nöronların elektriksel aktivitesini temsil eden ve aksiyon potansiyelleri olarak adlandırılan dalga şeklini bireysel bir nöron için kesin olarak ölçmek oldukça zordur. Ayrıca, farklı nöron tipleri için farklı aksiyon potansiyeli şekilleri kaydedilmiştir; bununla birlikte genel olarak birçoğu belirli temel benzerlikler göstermektedir. Bu sebeple literatürde, biyolojik nöron modelleri kullanılarak elde edilen aksiyon potansiyeli desenlerinden farklı olarak, bir genelleme yapılmış ve referans [91]'de pre-ve post-sinaptik nöronların ateşleme zamanları esas alınarak tanımlanan ve parçalı bir üstel fonksiyonlarla modellenen Denklem (11)'deki gibi alternatif bir STDP modeli tanıtılmıştır:

$$spk(t) = \begin{cases} A_{mp}^+ \frac{e^{\frac{t}{\tau_{ail}^+}} - e^{\frac{-\tau_{ail}^+}{\tau_{ail}^+}}}{1 - e^{\frac{-\tau_{ail}^+}{\tau_{ail}^+}}} & -t_{ail}^+ < t < 0 \\ -A_{mp}^- \frac{e^{\frac{-t}{\tau_{ail}^-}} - e^{\frac{-\tau_{ail}^-}{\tau_{ail}^-}}}{1 - e^{\frac{-\tau_{ail}^-}{\tau_{ail}^-}}} & 0 < t < t_{ail}^- \\ 0 & t_{ail}^- < t \text{ ve } t < -t_{ail}^+ \end{cases} \quad (11)$$

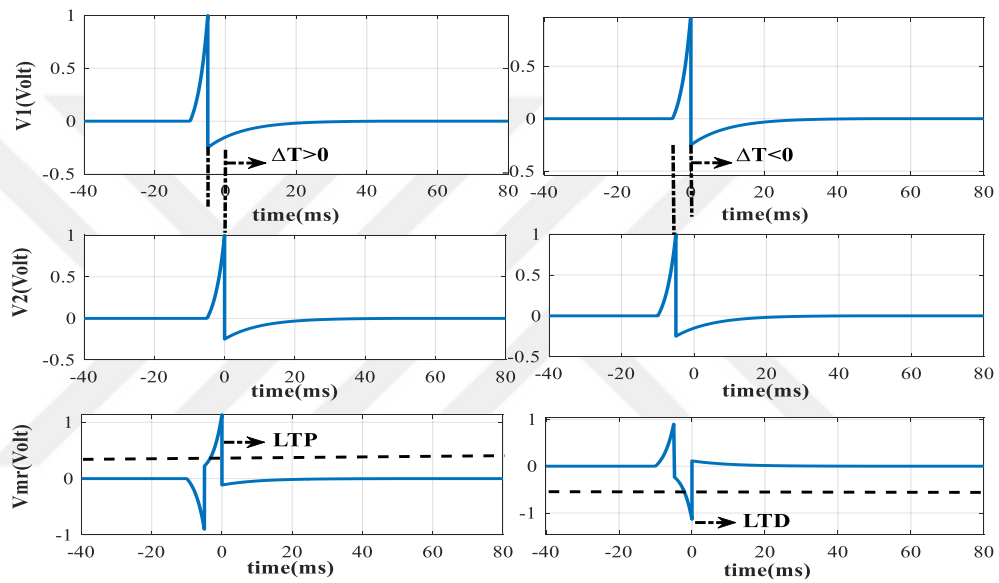
Denklem (11)'deki $spk(t)$ fonksiyonunun cevabını görmek için $-40 < t < 80$ aralığında yapılan nümerik simülasyon sonucu Şekil 2.3'te verilmiştir. Bu simülasyonda, Denklem (11)'deki parametreler $\tau_{ail}^+ = 5ms$, $\tau_{ail}^- = 75ms$, $A_{mp}^+ = 1$, $A_{mp}^- = 0.25$ değerlerine ayarlanmıştır.



Şekil 2.3. Pre- ve post-sinaptik nöronların ateşleme zamanlarını esas alarak tanımlanan ve parçalı bir üstel fonksiyonlarla modellenen aksiyon potansiyeli.

Şekil 2.3'ten de görüldüğü gibi, nümerik simülasyon sonucunda elde edilen desen üssel olarak artan bir eğriyi takiben, düzgün ve üssel olarak azalmış bir eğriye sahip aksiyon potansiyeli desenine benzemektedir. τ_{ail}^+ ve τ_{ail}^- parametreleri aksiyon potansiyelinin ani yükselme ve ani düşme hareketlerinin eğriliğini kontrol etmektedir. Hücre zarı potansiyelinin üssel olarak en yüksek pozitif tepe genliği A_{mp}^+ , en düşük negatif tepe genliği ise A_{mp}^- olarak tanımlanmaktadır. Pre- ve post-sinaptik nöronların aynı tipte olduğunu ve aynı aksiyon potansiyeli desenini, yani $spk(t)$ fonksiyonunun çıkışını ürettiği varsayılarak pre-sinaptik aksiyon potansiyeli $V_{mem-pre}(t) = \alpha_{pre} spk(t - t_{pre})$ olarak tanımlanmaktadır. Benzer şekilde post-sinaptik aksiyon potansiyeli $V_{mem-pos}(t) = \alpha_{pos} spk(t - t_{pos})$ olarak tanımlanmaktadır. Burada α_{pre} ve α_{pos} pre-sinaptik ve post-sinaptik nöronlar için bir zayıflama katsayısıdır. Aksiyon potansiyelleri aynı anda veya birbirlerine yakın zamanda ateşlendiklerinde her iki hücre zarındaki voltaj kapılı iyonik kanallar açık durumda olacaktır. Buna bağlı olarak iyonik maddelerin bu tür hareketlerinin, pre-sinaptik nöronun içi V_{pre-} ile post-sinaptik nöronun içi V_{pre-} arasına iki terminalli bir memristör yerleştirildiği varsayıldığında memristör voltajı Denklem (12)'deki gibi ifade edilmektedir:

$$\begin{aligned}
V_{MR} &= V_{pre} - V_{pos} \\
V_{MR}(t') &\cong V_{mem-pos}(t') - V_{mem-pre}(t') \\
&\cong \alpha_{pos} spk(t' - t_{pos}) - \alpha_{pre} spk(t' - t_{pre}) \\
t &= t' - t_{pos}, \\
\Delta T &= t_{pos} - t_{pre} \\
V_{MR}(t, \Delta t) &= \alpha_{pos} spk(t) - \alpha_{pre} spk(t' + t_{pos})
\end{aligned} \tag{12}$$



Şekil 2.4. Pre-sinaptik nöronun içi V_{pre} -ile post-sinaptik nöronun içi V_{pos} -arasına iki terminalli bir memristör yerleştirildiği varsayıldığı durum için oluşan hücre zarı potansiyeline ait dalga desenleri.

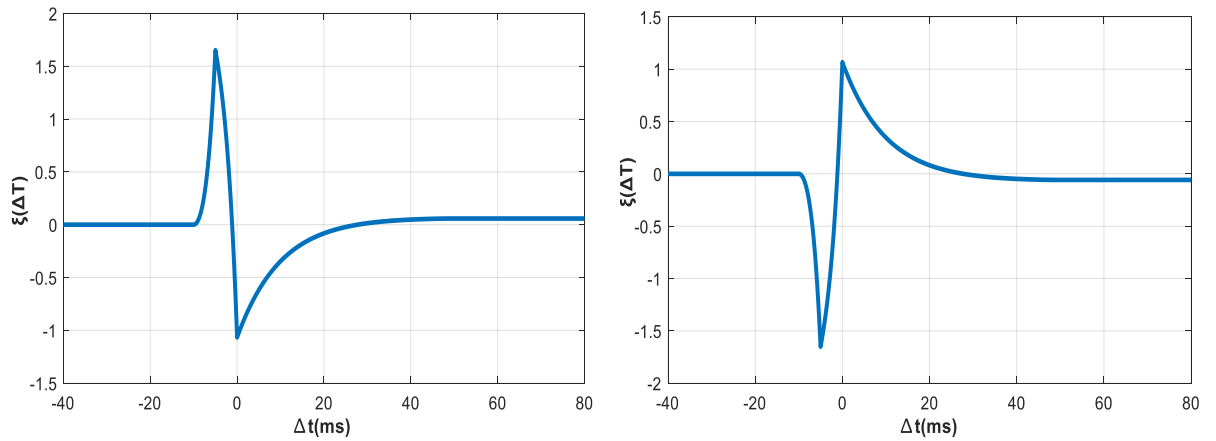
Şekil 2.4'te pre-sinaptik nöronun içi V_{pre} ile post-sinaptik nöronun içi V_{pos} -arasına iki terminalli bir memristör yerleştirildiği varsayıldığı durum için oluşan hücre zarı potansiyelinin, ΔT nin pozitif veya negatif olduğu durumları için yapılan nümerik sonuçları verilmiştir. Şekil 2.4a'da pre-sinaptik spike, post-sinaptik spiketan önce ateşlendiği ve bu ateşlenmenin LTP durumuna yol açtığı gösterilmektedir. Bu durumda zaman farkı ΔT sıfırdan büyüktür. Şekil 2.4b'de ise post-sinaptik spike, pre-sinaptik spiketan önce ateşlenerek LTD durumuna yol açtığı gösterilmektedir. Bu durumda, zaman farkı ΔT sıfırdan küçüktür.

Memristör voltajı V_{MR} yalnızca V_{th} eşliğini aşarsa oluşmaktadır. Buna bağlı olarak sinapsın iki tarafına da bir miktar iyonik bileşenler iletilecektir. Sonuçta bu iletilen

madde miktarları sinapsın sinaptik ağırlığını (Δw) etkileyecektir. w parametresi ile tanımlanan fiziksel durum değişkeni, tanımlanan eşik seviyeleri üzerindeki pre-sinaptik ve post-sinaptik spikelar arasındaki voltaj farkı ile aşağıdaki eşitlikteki gibi kontrol edilir:

$$\begin{aligned}\dot{w} &= V_{MR}(t, \Delta t) \\ \Delta w(\Delta t) &= \int V_{MR}(t, \Delta t) dt = \xi(\Delta t)\end{aligned}\quad (13)$$

Burada, $V_{MR}(t, \Delta t)$ memristörün nöronlar arasındaki iletimi süresince voltaj farkını göstermektedir. $\dot{w}$ fiziksel durum değişkeninin hızını göstermektedir. Voltaj farkı sadece eşik seviyesinden büyükse ve memristörün durum değişkenindeki bir değişim ile değiştirilebilir. Sonuç olarak elde edilen memristör ifadesi Δw fonksiyonu ve ΔT değişimi aracılığıyla Şekil 2.4'te gösterilen STDP fonksiyonunun davranışını taklit etmektedir. Denklem (12) ve (13)'teki tanımlamaların nümerik simülasyon sonucu Şekil 2.5'te verilmiştir. Bu simülasyonlarda Denklem (12)'deki parametreler şu değerlere ayarlanmıştır: $\alpha_{pos} = 1, \alpha_{pre} = 0.9, v_{th} = 1, A_{mp+} = 1, A_{mp-} = 0.25, v_o = 1/7, t_{ail+} = 5ms, t_{ail-} = 75ms$.



Şekil 2.5. STDP fonksiyonunun davranışını taklit eden memristör yapısına ait nümerik simülasyon sonuçları.

Yapılan simülasyon sonuçlarından şu çıkarımlar yapılabilir: STDP kuralındaki zaman farkı, devresel eşdeğerinde memristöre uygulanan gerilim farkı ile kontrol edilebilir. Böylece, bu model iki eşik seviyeli bir memristörün; bir sinapsın işlevselliğini

modelleyebileceğini ve sinaptik kuvvetin memristör elemanı ile temsil edilebileceğini varsayılabilir.

2.4. Nöromorfik Çalışmalarda Kullanılan Voltaj Kontrollü Memristör Modelleri

Literatüre sunulan HP memristör modeli ve kübik polinom memristör modeli gibi modeller ' q ' yüküne bağlıdır. Bu modellerde çok küçük harici bir akım değeri bile memristans ve memdüktans parametrelerini değiştirmektedir. Bununla birlikte, literatüre sunulan silisyum bazlı memristör modelinde bir eşik etkisi vardır ve ön gerilim voltajı eşik değerinden düşükse memdüktans değişmemektedir [92]. Titanyum dioksit bazlı memristörlerde de memristansı ve memdüktansı değiştirmek için belirli bir voltaj gerektiren dinamik bir eşik etkisi keşfedilmiştir. Memristör elemanın kontrolü eşik değerinin altında veya üstünde bir öngerilim uygulanarak daha kolay bir şekilde yapılabilmektedir. Silisyum ve titanyum dioksitten oluşan ve bir eşik gerilimine sahip memristör modellerine voltaj kontrollü memristör modelleri denmektedir. Voltaj kontrollü memristörler Denklem (14)'te verildiği gibi voltaj kontrollü memristif sistem tanımlamasıyla ifade edilmektedir.

$$\begin{aligned} i &= g(w, n)v \\ \frac{dw}{dt} &= f(w, n) \end{aligned} \quad (14)$$

Denklem (14)'te ki ifadede w parametresi fiziksel durum değişkeni, i memristördeki akımı, v elemandaki gerilimi, (g) fonksiyonu ise memdüktansı ifade etmektedir. w parametresinin değişimi v_{MR} voltajı tarafından kontrol edildiğinden bu memristörün voltaj (veya akı) kontrollü olduğu söylenebilir. Dolayısıyla memdüktans sadece durum değişkeni tarafından değil, aynı zamanda memristöre uygulanan voltaj tarafından da kontrol edilir. Eşitlikteki (f) fonksiyonu memristör akımı tarafından indüklenmektedir. (f) fonksiyonu memristör elektrik alanı altında titanyum dioksit bazlı iyonik kaymayı tanımlar. Bu, (f) fonksiyonu; memristör voltajı ile doğrusal bir şekilde modellenilebilse de, gerçekte bu tür bir bağımlılığın üssel olarak artması ve/veya bir eşik bariyeri v_{th} içermesi daha muhtemeldir.

Memristörü STDP öğrenme kuralı ile ilişkilendirmek için, eşik davranışına sahip voltaj ya da akı kontrollü bir memristöre gerek duyulmaktadır. Literatürde STDP ile

memristör yapılarını ilişkilendiren çalışmalar incelendiğinde, tanımlamalarda kullanılan memristör modellerinin çeşitlilik gösterdiği görülmektedir. Bu tez çalışması kapsamında da üç farklı memristör modeli ele alınarak, STDP ile memristör karakteristikleri arasındaki bu benzerlik incelenecektir.

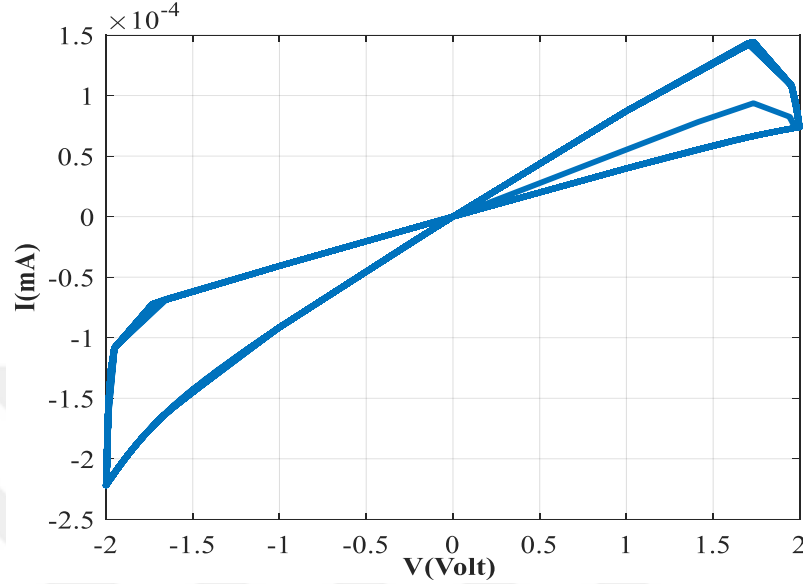
2.4.1. Memristor Modeli-I

Linares Barranco ve diğerleri doğrusal olmayan ve voltaj kontrollü bir makro memristör modeli tanımlamışlardır [91]. Bu modelde kabul edilen kriter şudur: Memristöre yeterli bir pozitif voltaj v_{MR} uygulandığında yani $v_{MR} > v_{th}$ iken, memristörün iletkenliği artmakta, negatif bir voltaj v_{MR} uygulandığında ise memristör iletkenliği azalmaktadır. Makro memristör modeli Denklem (15)'te verilen matematiksel ifadeler kullanılarak tanımlanmıştır [10]:

$$\begin{aligned}
 f(v_{MR}) &= \begin{cases} I_0 \text{sign}(V_{MR}) \left[e^{\frac{|V_{MR}|}{v_0}} - e^{\frac{v_{th}}{v_0}} \right] & |v_{MR}| > v_{th} \\ 0 & |v_{MR}| \leq v_{th} \end{cases} \\
 i_{sat} &= \begin{cases} I_0 \text{sign}(w) \left[e^{\frac{|w|}{v_0}} - e^{\frac{v_{th}}{v_0}} \right] & w_{min} < w < w_{max} \\ 0 & w < w_{min} \text{ ve } w_{max} < w \end{cases} \\
 \dot{w} &= (f(v_{MR}) - i_{sat}(w))/C_{MR} \\
 R(w) &= k_r \times (w + w_0) \\
 I_{MR} &= v_{MR}/R(w)
 \end{aligned} \tag{15}$$

Burada w fiziksel parametredir, devre modellemesinde gerilim v_{MR} olarak tanımlanmıştır. w parametresinin değişimi voltaj ile kontrol edildiği için, memristör yapısının voltaj ile (dolayısıyla akı ile) kontrol edildiği görülmektedir. Denklem (15)'teki makro memristör modelinin girişine 5 kHz ve 2V genliğe sahip bir sinüs sinyali uygulandıktan sonra elde edilen nümerik simülasyon sonucu Şekil 2.6'da verilmiştir. Bu nümerik simülasyonda girişine sinüs sinyali uygulanan makro memristör modelinin giriş voltajına karşılık çıkış akımının ölçüldüğü sonuç görülmektedir. Burada,

Denklem (15)'teki parametreler; $v_{th} = 1$, $v_0 = 0.1$, $I_0 = 10^{-6}$, $w_{max} = 3$, w_{min}
 $k_R^{-1} = 222 \times 10^{-3}$, $w_0 = 3.12$ ve $C_{MR} = 10$ değerlerine ayarlanmıştır.



Şekil 2.6. Memristör Modeli-I'nin $V - I$ histerezis eğrisine ait nümerik simülasyon sonucu.

2.4.2. Memristor Modeli-II

Memristorun farklı özelliklerini açıklamak için farklı modeller önerilmiştir [26, 93, 94]. Bu modellerden bazıları eşik memristor modeli ve metal oksit modeli gibi yapılardır. Eşik memristör modeli, memristör elemanının eşik seviyesi özelliğini açıklarken; metal oksit modeli, memristörün asimetrik özelliğini ele almaktadır [26]. Bu kısımda üzerinde durulacak olan eşik adaptif memristör modeli ise; literatüre sunulan kompakt modeli basitleştirip, eşik memristör modelinin geliştirilmesiyle elde edilen; memristörün doğrusal olmayan, eşik gerilimi ve simetrik/asimetrik özelliklerini tanımlayabilen bir modeldir [95]. Eşik adaptif memristör modeli Denklem (16)'da verilen matematiksel ifadeler kullanılarak tanımlanmıştır:

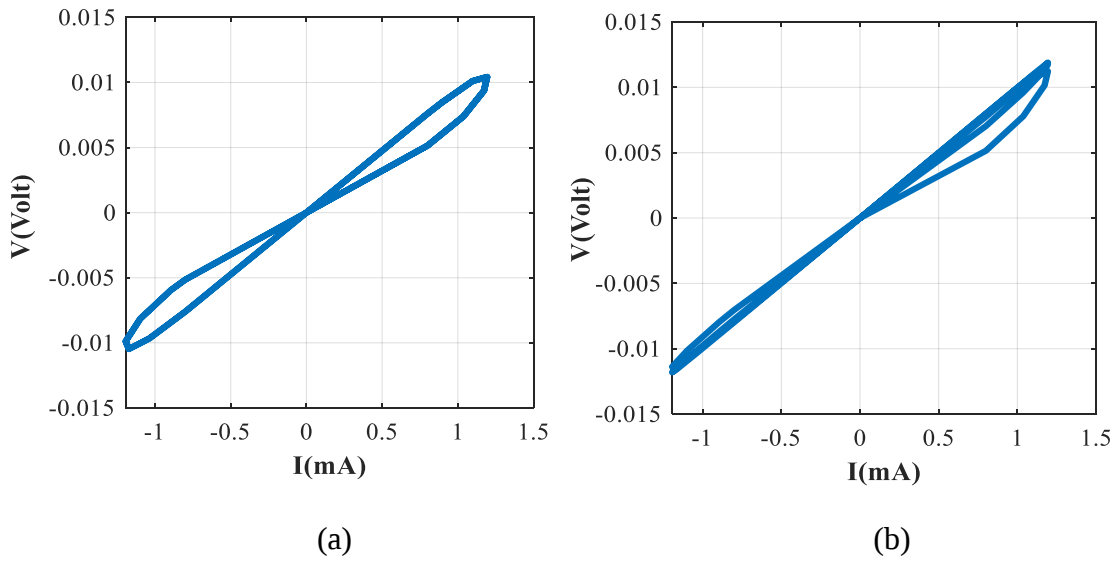
$$\frac{dx}{dt} = \begin{cases} -av^2 f(x), & v < v_{th} \\ 0, & -v_{th} < v < v_{th} \\ bv^2 f(v), & v > v_{th} \end{cases} \quad (16)$$

$$f(x) = 1 - ((x - 0.5)^2 + 0.75)^2$$

Burada $f(x)$ pencere fonksiyonunu ve x durum değişkenlerini temsil eden vektör olarak tanımlanmaktadır. Memristans, doğrusal olmayan $f(x)$ fonksiyonuna bağlı olduğunda ve a ve b katsayılarının sıfırdan büyük olduğu durumlarda ($a > 0, b > 0$); sonuç üstel bir şekilde değişmektedir. Memristans ile x durum değişkenlerini temsil eden vektör arasındaki ilişki Denklem (17)'deki gibi tanımlanmaktadır.

$$\begin{aligned} R_m &= R_{on} e^{\lambda x} \\ \lambda &= \log \frac{R_{off}}{R_{on}} \\ i_{mem} &= \frac{v}{R_m} \end{aligned} \quad (17)$$

Burada, R_{on} ve R_{off} , eşdeğer etkin dirençler olarak ifade edilir. Denklem (16) ve (17)'deki eşik adaptif memristör modelinin nümerik simülasyon sonucu Şekil 2.7'de verilmiştir.



Şekil 2.7. Memristör Modeli-II'nin simülasyon sonucu. (a) Simetrik eşik adaptif memristörün simülasyon sonucu. (b) Asimetrik eşik adaptif memristörün simülasyon sonucu.

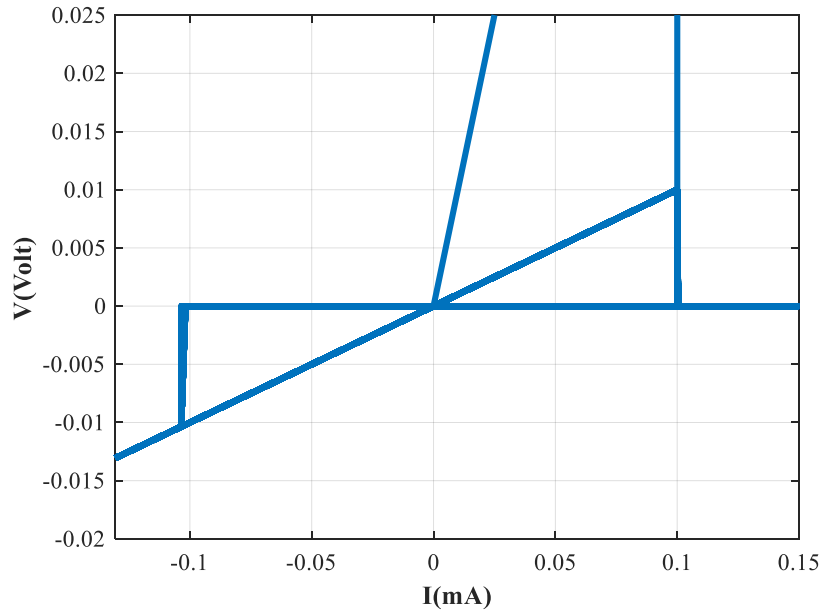
Bu simülasyonda, simetrik memristör davranışı için kullanılan parametreler $x_0 = 0.2$, $R_{on} = 100$, $R_{off} = 16000$, $v_{th} = 0.8$, $a = 0.5$ değerlerine ayarlanırken; asimetrik memristör davranışı için $a = 0.8$ ve $b = 0.5$ değerlerine ayarlanmıştır. Memristöre genliği $v = 1.2V$, frekansı $w = 0.25rad/s$ olan sinüzoidal bir giriş voltajı

uygulanmıştır. Eşik adaptif memristör modelinin simetrik ve asimetrik memristör karakteristiklerine ait histerezis eğrileri sırasıyla Şekil 2.7a ve Şekil 2.7b'de verilmiştir.

2.4.3. Memristor Modeli-III

Memristör elemanının sonsuz frekans sınırında doğrusal bir direnç gibi ve sıfır frekans sınırında ise doğrusal olmayan bir direnç gibi davrandığından daha önceki bölümlerde bahsedilmişti. Yuriy V. Pershin ve diğerleri bu özellikten yola çıkarak memristif sistemin durumunu tanımlayan, temel fiziksel mekanizmalardan bağımsız, düşük ve yüksek frekanslarda sistemin direnç değerinin, kontrol parametresinin ve anlık voltaj değerinin ayarlanabildiği bir memristör modeli geliştirmişlerdir. Bu memristör modeli Denklem (18)'de verilen matematiksel ifadeler kullanılarak tanımlanmıştır [96]:

$$\begin{aligned}
 I_{mem} &= M^{-1}V \\
 \dot{M} &= f(V)[\theta(V)\theta(R_{off} - X) + \theta(-V)\theta(X - R_{on})] \\
 f(V) &= \beta V + 0.5(\alpha - \beta)[|V + V_T| - |V - V_T|]
 \end{aligned} \tag{18}$$



Şekil 2.8. Memristör Modeli-III'ün V-I histerezis eğrisi gösterimine ait nümerik simülasyon sonucu.

Burada X durum değişkenlerini temsil eden vektördür, V ve I_{mem} memristör modelindeki voltajı ve akımı göstermektedir. V_T eşik voltajıdır. R_{on} ve R_{off} , memristans ifadesinin sınırlayıcı değerleridir. θ adım fonksiyonudur ve R_{on} ve R_{off} arasındaki bölgeyi sınırlamak için kullanılmaktadır. Ek olarak adım fonksiyonları sırasıyla $V < V_T$ ve $V > V_T$ deki memristans değişim oranını karakterize etmektedir. Bu iki ifade, $f(V)$ fonksiyon eğrisinin eşik altı veya eşik üzeri eğimlerini tanımlamaktadır. Denklem (18)'deki memristör tanımının nümerik simülasyon sonucu Şekil 2.8'de verilmiştir. Bu simülasyonda, Denklem (18)'deki parametrelere $\alpha = 0, \beta = 10^{13}, V_T = 4.6, R_{on} = 10\Omega, R_{off} = 10k\Omega$ değerlerine ayarlanmıştır.



3. BÖLÜM

KUPLAJLANAN BİYOLOJİK NÖRON MODELLERİNİN NÜMERİK SİMÜLASYONLARI

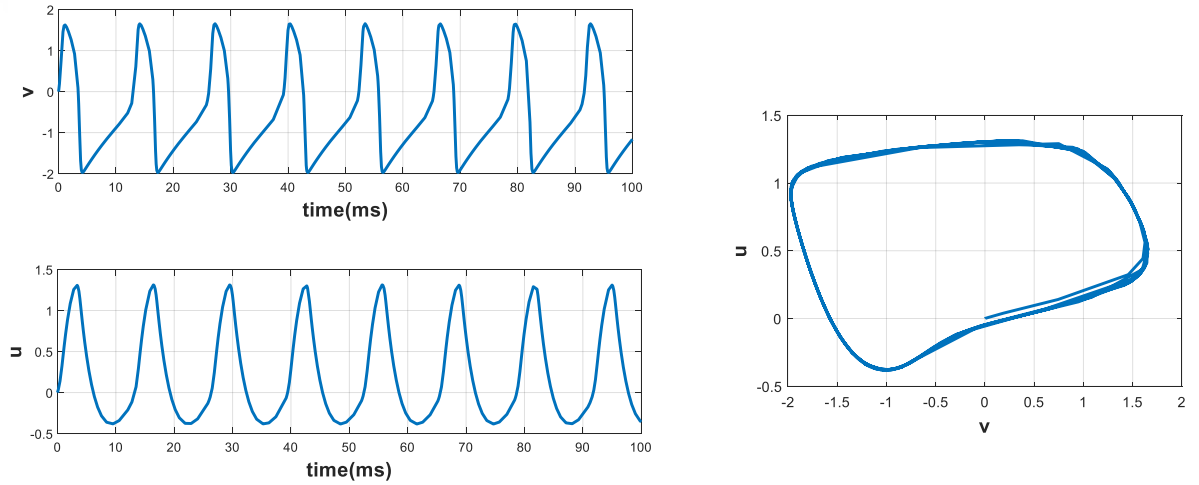
Literatüre sunulan yapay nöral ağlar hakkındaki çalışmalar incelendiğinde sinir sisteminin temel taşı olarak bilinen nöron hücrelerini modellemek için genellikle biyolojik nöron modelleri kullanılmıştır. Nöron dinamiklerini yansıtan FitzHugh-Nagumo (FHN) ve Hindmarsh-Rose (HR) nöron modelleri, bu çalışmalarda ağ yapılarına geçiş sürecinde basit tanımlamalara sahip olmaları sebebiyle sıklıkla tercih edilmektedir [43, 44]. Bu bölümde, nonlinear diferansiyel denklemlerle tanımlanan FHN ve HR nöron modelleri çeşitli sinaps yöntemleri ile birleştirilerek, nöronal kuplajlı sistemler oluşturulmuş ve kuplajlı nöronların cevapları nümerik analizlerle elde edilmiştir.

3.1. FitzHugh-Nagumo Nöron Modelinin Alternatif Sinaps Yapıları ile Kuplajlanması

Aksiyon potansiyelinin oluşumu ve aksonlardaki iletimi, Alan Hodgkin ve Andrew Huxley tarafından dört adet durum değişkenli adi diferansiyel denklemlerle Hodgkin-Huxley (HH) nöron modeli ismiyle tanımlanmıştır [43]. HH nöron modelinin literatüre sunulmasının ardından, Richard FitzHugh ilgili denklemleri matematiksel olarak çözümlenmiş ve HH modelini çeşitli indirgemelerle matematiksel tanımlama açısından Van Der Pol osilatör modeline benzeterek, Denklem (19)'la tanımlanan FitzHugh-Nagumo Nöron modeline sadeleştirmiştir:

$$\begin{aligned}\frac{dv}{dt} &= h_v(v, u) = c(v - u + I - v^3/3) \\ \frac{du}{dt} &= h_u(v, u) = (v - bu + a)/c\end{aligned}\quad (19)$$

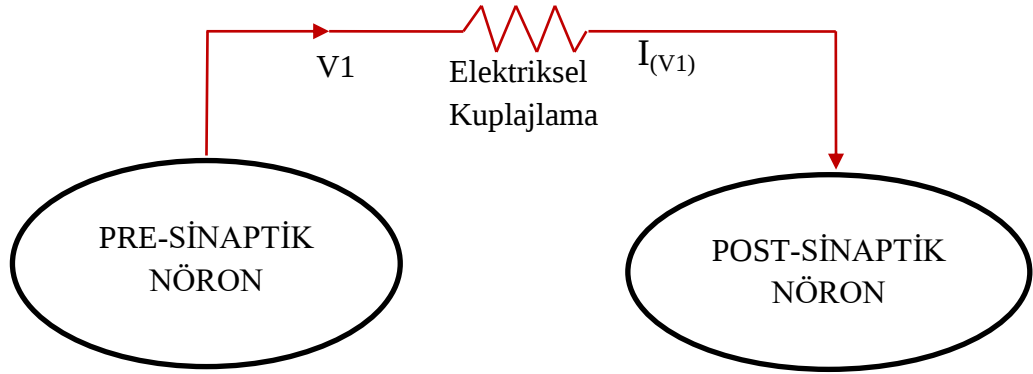
FHN nöron modelinde v , hücre zarındaki potansiyel farkını (membran potansiyelini), u nöronun kanal değişimini, I membrana uygulanan harici akımı temsil etmektedir. a , b ve c parametreleri sabit değerlerdir ve nümerik simülasyonda $a = 0.7$, $b = 0.8$ ve $c = 3$ değerlerinde seçilmiştir [16]. Bu nöron modelinin nümerik simülasyon sonuçları Şekil 3.1 'de verilmektedir.



Şekil 3.1. FHN Nöron Modeli'nin a) $I = 0.34$ değeri için membran potansiyeli, b) $v - u$ faz portresi gösterimi.

3.1.1. Elektriksel Sinaps Tanımlaması ile Kuplajlanan FHN Nöron Çifti

Nöronlar arasındaki haberleşme sinapslar aracılığı ile gerçekleşir. Birbirleriyle sinapsları aracılığıyla iletişim kuran nöronlar, elektriksel ve kimyasal olmak üzere iki farklı şekilde birleşmektedir. Şekil 3.2'de temsili bir gösterimi verilen elektriksel sinaps; pre-sinaptik nöron ve post-sinaptik nöronlar arasındaki dar bir boşlukta oluşan mekanik ve elektriksel olarak iletken bir bağlantıdır.



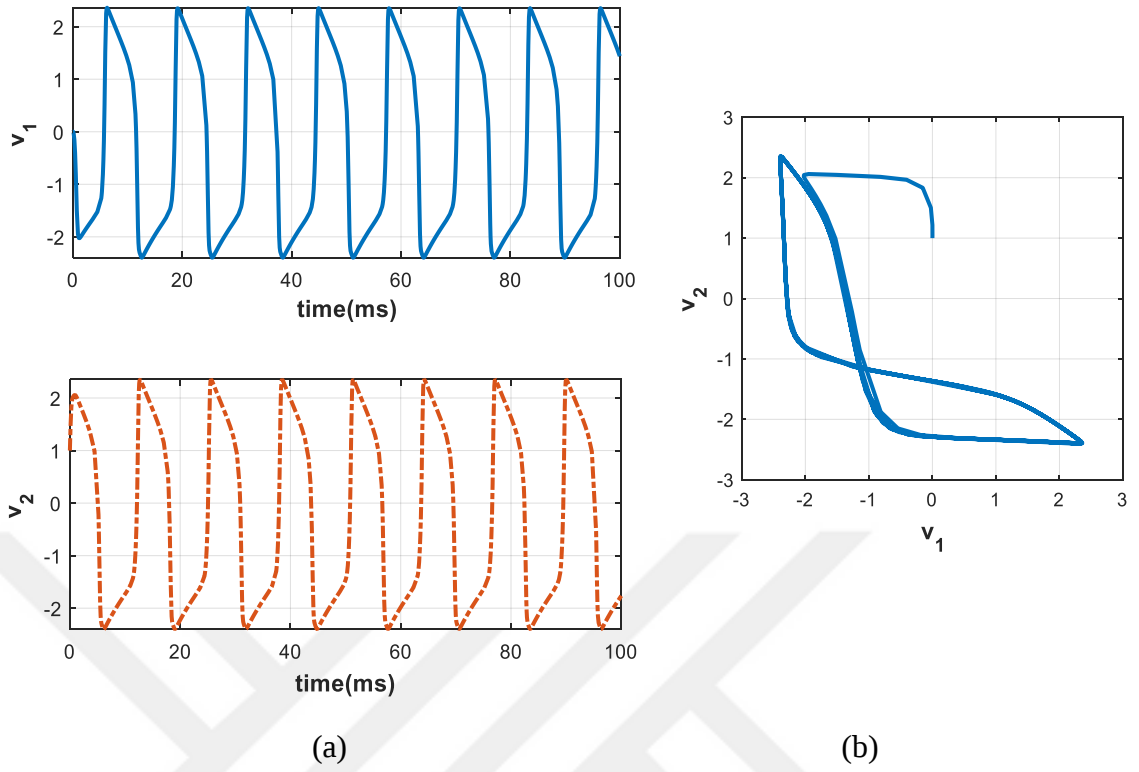
Şekil 3.2. Pre- ve post-sinaptik nöronlar arasındaki elektriksel sinaps için temsili bir gösterim.

Elektriksel sinaps kimyasal sinapslarla karşılaştırıldığında, elektriksel sinapslar sinir uyarımlarını daha hızlı iletir. Elektriksel sinapslar genellikle savunma reflexleri gibi hızlı yanıt gerektiren sinir sistemlerinde bulunur. Elektriksel sinapsların önemli bir özelliği, çoğunlukla çift yönlü çalışabilmeleridir. Elektriksel sinapsların genel amacı, nöronlar arasındaki elektriksel aktiviteyi senkronize etmektir. Bu şekilde tüm hücrelerin aynı anda aksiyon potansiyellerini ateşlemesini sağlar.

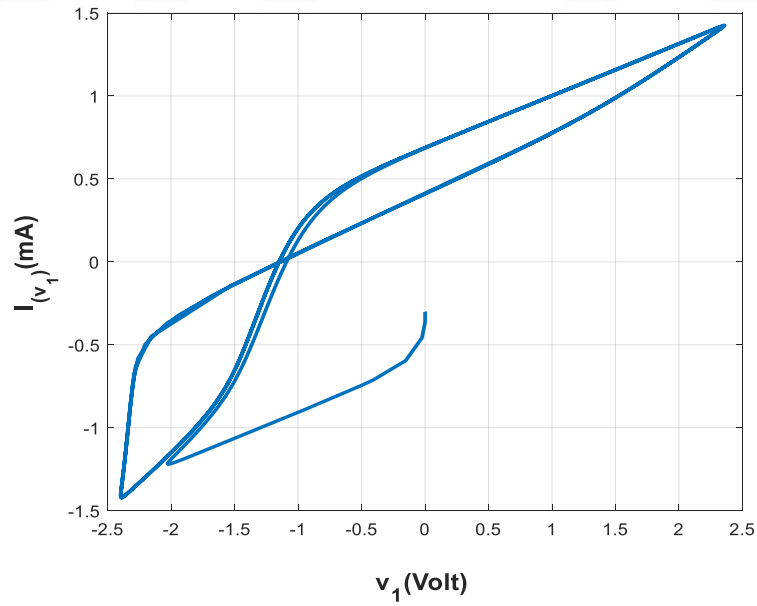
Nöronlar arasında bilgi transferi için kullanılan elektriksel kuplajlama matematiksel olarak tanımlanabilmektedir. Denklem (20)'de, FHN nöron çifti klasik elektriksel kuplajlama ifadeleri kullanılarak birleştirilmiştir:

$$\begin{aligned}
 \dot{v}_1 &= h_{v_1}(v_1, u_1) - g(v_2 - v_1) \\
 \dot{u}_1 &= h_{u_1}(v_1, u_1) \\
 \dot{v}_2 &= h_{v_2}(v_2, u_2) - g(v_1 - v_2) \\
 \dot{u}_2 &= h_{u_2}(v_2, u_2)
 \end{aligned} \tag{20}$$

Burada g sinaptik kuplajlama parametresidir. Bu parametrenin değişimine bağlı olarak kuplajlı nöronlar senkron ya da asenkron davranış sergileyebilmektedir. Burada $g=0.3$ değeri kullanılarak kuplajlanan FHN nöron model çiftinin hücre zarı potansiyelleri ve bu potansiyellerin faz portresi gösterimi Şekil 3.3a ve Şekil 3.3b'de görülmektedir.



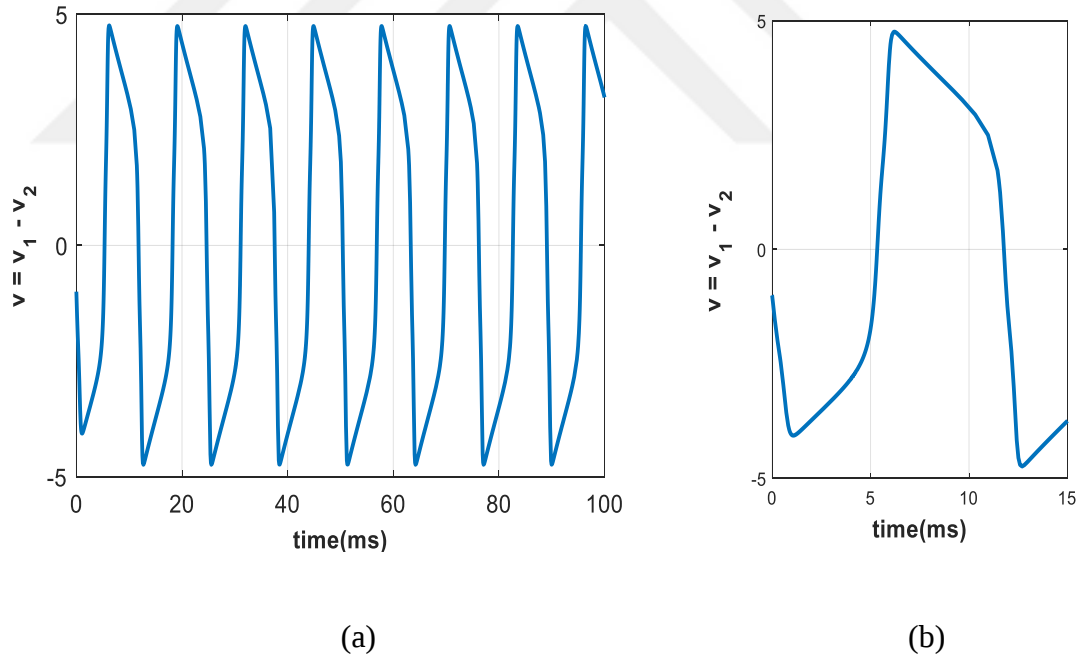
Şekil 3.3. Elektriksel kuplajlı FHN nöron çiftinin nümerik simülasyon sonuçları. a) Zaman domeni, b) Faz portresi gösterimleri.



Şekil 3.4. Elektriksel sinapsla kuplajlanan FHN nöron çiftinin sinaps yapısının giriş-çıkış ilişkisini gösteren nümerik simülasyon sonucu.

Şekil 3.3'te görüldüğü gibi FHN nöron çifti kuplajlanırken; pre-sinaptik nöronun hücre zarı potansiyeli, elektriksel sinaps tanımlaması kullanılarak iletilirken post-sinaptik nörona akım olarak tatbik edilmektedir. Bir nörona uygulanan harici akım, ilgili nöronun spike sergileme sıklığını etkilemekte ve sonuç olarak nöronun frekans ve faz cevabını değiştirmektedir. Bu sebeple ikinci nöronun hücre zarı potansiyeli, birinci nörona göre faz farklı olarak elde edilmiştir. Elektriksel kuplaj tanımlamasının giriş ve çıkış karakteristiği aynı anda gözlemlendiğinde Şekil 3.4'teki gibi bir histerezis eğrisi gözlemlenmiştir. Bu eğri ise literatüre dördüncü temel devre elemanı olarak sunulan memristör yapısının $V - I$ karakteristiğine oldukça benzemektedir.

Şekil 3.5'te FHN nöron çiftinin membran potansiyellerinin farkları verilmiştir. Kuplajlanmış nöron çiftleri arasındaki membran potansiyelleri farkı zaman domeninde Şekil 3.5a'da gösterilmiştir.



Şekil 3.5. a) Elektriksel Kuplajlanmış FHN nöron çiftinin membran voltajlarının farklılıkları, b) Bu farkın yakınlaştırılmış gösterimi.

Şekil 2.5'teki STDP öğrenme kuralının davranışıyla benzerliğini göstermek için Şekil 3.5b'de nöron çiftinin membran potansiyel farklarının yakınlaştırılmış görüntüsü sunulmaktadır. Sinapsın ağırlığı, pre-sinaptik spike ile post-sinaptik spike arasındaki göreceli zamanlamanın bir fonksiyonu olarak çizilmektedir. Tipik bir STDP öğrenme

fonksiyonu, iki kuplajlanmış nöron arasındaki, post-sinaptik spike t_{post} ve pre-sinaptik spike t_{pre} arasındaki zaman farkının bir fonksiyonu olarak ifade edilir. Bu nedenle, farklı zamanlarda ateşlenen elektriksel sinaps ile birleştirilen iki nöronunun desenleri ile STDP öğrenme kuralından elde edilen desen arasındaki benzerlik, nümerik simülasyon sonucuyla karşılaştırılarak başarıyla doğrulanmıştır.

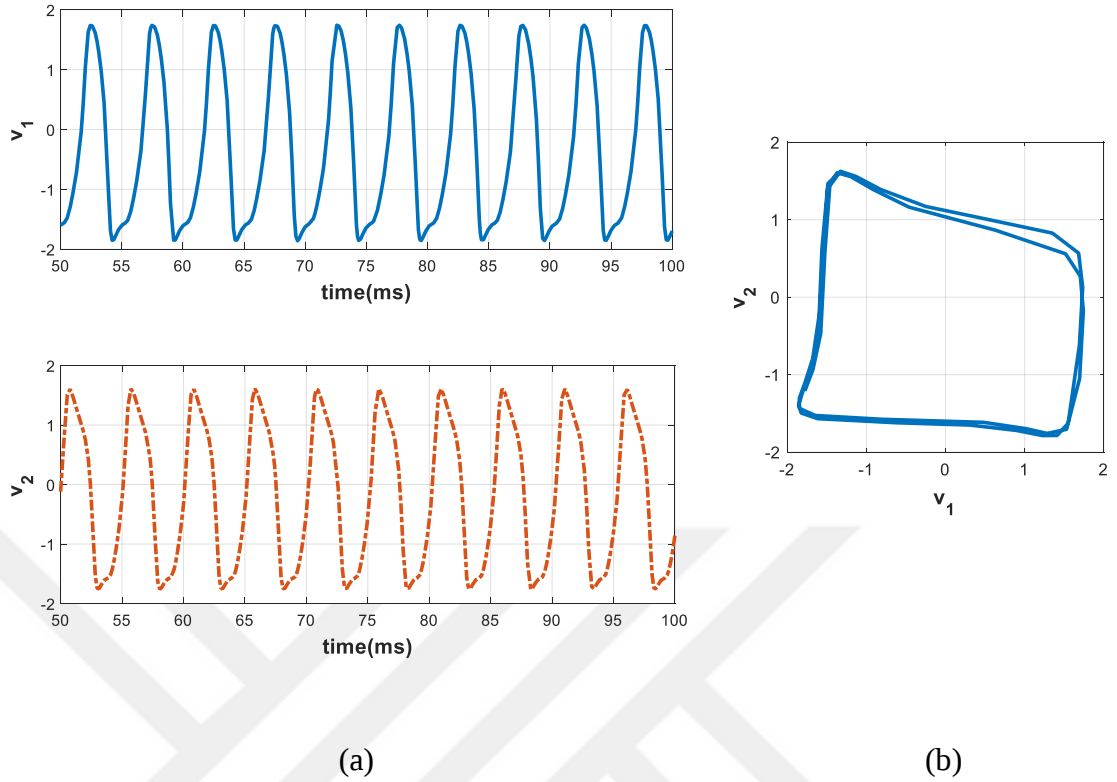
3.1.2. STDP Plastisite Tanımlaması ile Kuplajlanan FHN Nöron Çifti

Claudia Clopath ve diğerleri tarafından 2010 yılında voltaj tabanlı bir STDP modeli geliştirilmiştir [97]. Bu modelde, STDP deneylerinde gözlenen birkaç doğrusal olmayan etkinin yanı sıra, plastisitenin voltaj bağımlılığı da açıklanmaktadır. Ayrıca bu modelde STDP öğrenme kuralının formları olan LTD ve LTP de tanımlanmıştır. Voltaj tabanlı STDP plastisite modelinin nihai hali Denklem (21) ile tanımlanmıştır:

$$\left\langle \frac{d}{dt} w_i \right\rangle_{\text{post}} = (\alpha + \beta) \beta A_{LTP} v^{pre} v^{post} \left(v^{post} - \frac{A_{LTD}}{\beta A_{LTP}} \right) \quad (21)$$

Burada $(\alpha + \beta) \beta$, plastisite modelinde öğrenme oranı ve $\frac{A_{LTD}}{\beta A_{LTP}} = \vartheta$ oranı LTD'den LTP'ye geçişi için eşik voltajı olarak yorumlanmaktadır. Denklem (21)'deki ' w_i ' sinaptik ağırlık olarak tanımlanmıştır. A_{LTP} ve A_{LTD} plastisite sürecini kontrol eden genlik parametreleridir. STDP plastisite tanımlaması ile kuplajlanan FHN nöron çiftine ait tanımlama Denklem (22)'de verilmektedir:

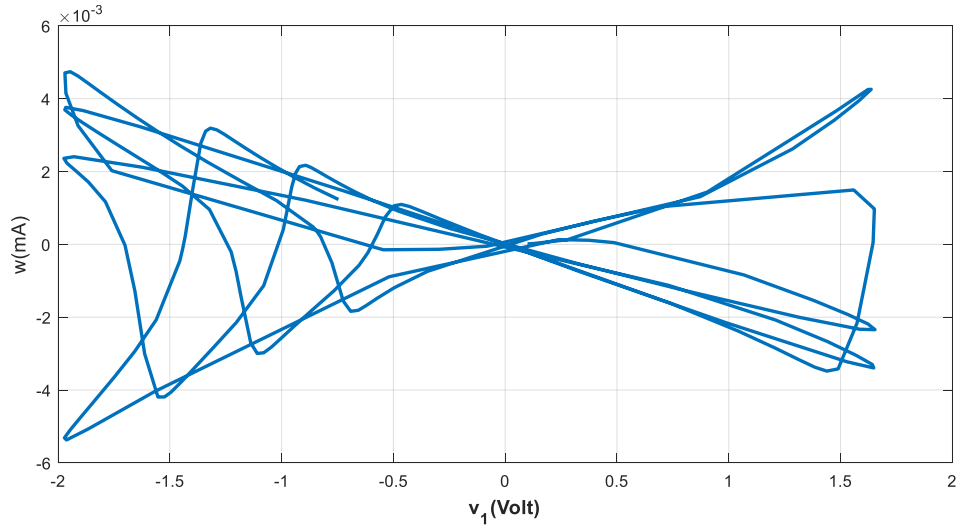
$$\begin{aligned} \dot{v}_1 &= h_{v_1}(v_1, u_1) \\ \dot{u}_1 &= h_{u_1}(v_1, u_1) \\ \dot{v}_2 &= h_{v_2}(v_2, u_2) - \frac{d}{dt} \left[(\alpha + \beta) A_{LTP} v_1 v_2 \left(v_2 - \frac{A_{LTD}}{\beta A_{LTP}} \right) \right] \\ \dot{u}_2 &= h_{u_2}(v_2, u_2) \end{aligned} \quad (22)$$



Şekil 3.6. STDP plastisite modeli ile kuplajlanan FHN nöron çiftinin nümerik simülasyon sonuçları. Hücre zarı potansiyellerinin a) Zaman domeni, b) Faz portresi gösterimleri.

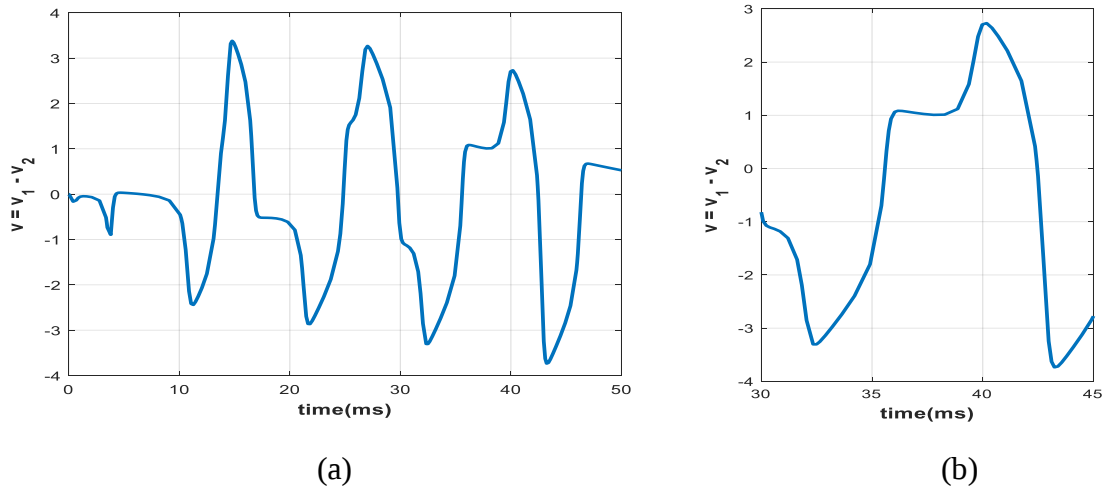
$A_{LTD} = 14 \times 10^{-5} mV$, $A_{LTP} = 8 \times 10^{-4} mV$, $\alpha = 10$ ve $\beta = 0.1$ değerleri kullanılarak kuplajlanan FHN nöron çiftinin asenkron hücre zarı potansiyelleri ve bu potansiyellerin faz portresi gösterimi Şekil 3.6'da görülmektedir.

Şekil 3.6'da görüldüğü gibi FHN nöron çiftinin pre-sinaptik nöronun hücre zarı potansiyeli bir voltaj tabanlı STDP plastisite modeli ile tanımlaması kullanılarak iletildiğinde, post-sinaptik nöronun hücre zarı potansiyeli asenkron ateşlenmektedir. STDP plastisite modeli ile kuplajlanmış nöron çiftinde postsinaptik nöronun frekans ve faz cevabını değiştirmektedir. Bu sebeple postsinaptik nöronun hücre zarı potansiyeli faz farkı olarak elde edilmiştir. Sinaptik plastisite tanımlamasının giriş ve çıkış karakteristiği aynı anda gözlemlendiğinde Şekil 3.7'deki gibi bir histerezis eğrisi gözlemlenmiştir.



Şekil 3.7. Sinaptik plastisite ile kuplajlanan FHN nöron çiftinin sinaps yapısının giriş-çıkış ilişkisini gösteren nümerik simülasyon sonucu.

Şekil 3.8’de STDP plastisite modeli ile kuplajlanmış FHN çiftinin hücre zarı potansiyellerinin farkları verilmiştir. Kuplajlanmış nöron çiftleri arasındaki membran potansiyelleri farkı zaman domeninde Şekil 3.8a’da gösterilirken; STDP davranışına benzerliğin kontrolü için çizdirilen hücre zarı potansiyelleri farkının yakınlştırılmış versiyonu Şekil 3.8b’de görülmektedir.

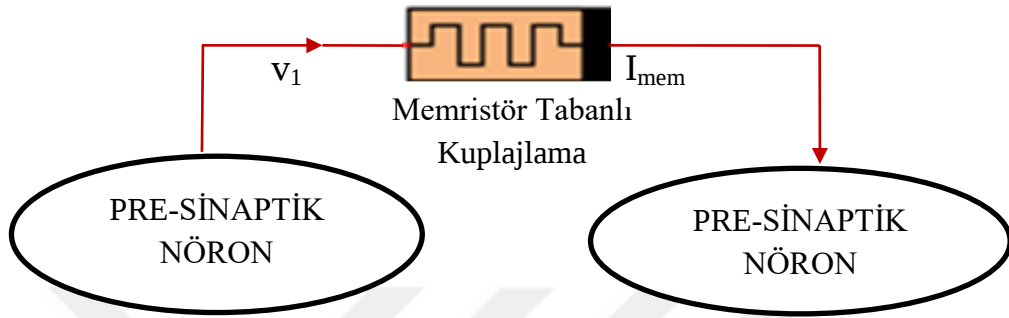


Şekil 3.8. a) STDP plastisite modeli ile kuplajlı FHN nöron çiftlerinin hücre zarı potansiyellerinin farklılıkları, b) Bu farkın yakınlştırılmış gösterimi.

3.1.3. Memristör Modeli-I ile Kuplajlanan FHN Nöron Çifti

Bu bölümde bir nöral ağ tanımlamasındaki sinaps yapısını modellemek için voltaj kontrollü macro memristör modeli kullanılmıştır. Bu seçimin amacı, presinaptik nöron

tarafından üretilen hücre zarı potansiyelini, Denklem (15)'te tanımlanan $f(v_{MR})$ fonksiyonuna uygulayarak sinaps çıkışında bir akım elde etmektir. Böylece nöron çiftleri arasındaki sinaps yapısının taklidi için memdüktrans elemanı ile tanımlanan bir yapı oluşturarak Şekil 3.9'daki gibi bir sistem tasarımı elde edilmiştir.



Şekil 3.9. Memristör modeli-I kullanılarak kuplajlanan FHN nöron çiftleri arasındaki sembolik gösterim.

Buna göre öncelikle Denklem (15)'te sunulan memristör makro modeli kuplajlı FHN nöron çiftine Denklem (23)'teki gibi adapte edilmiştir:

$$\dot{v}_1 = h_{v_1}(v_1, u_1)$$

$$\dot{u}_1 = h_{u_1}(v_1, u_1)$$

$$f(v_1) = \begin{cases} I_0 \text{sign}(v_1) \left[e^{\frac{|v_1|}{v_0}} - e^{\frac{v_{th}}{v_0}} \right] & |v_1| > v_{th} \\ 0 & |v_1| \leq v_{th} \end{cases}$$

$$i_{sat} = \begin{cases} I_0 \text{sign}(w) \left[e^{\frac{|w|}{v_0}} - e^{\frac{v_{th}}{v_0}} \right] & w_{min} < w < w_{max} \\ 0 & w < w_{min} \text{ ve } w_{max} < w \end{cases} \quad (23)$$

$$\dot{w} = (f(v_1) - i_{sat}(w))/C_{MR}$$

$$R(w) = k_r \times (w + w_0)$$

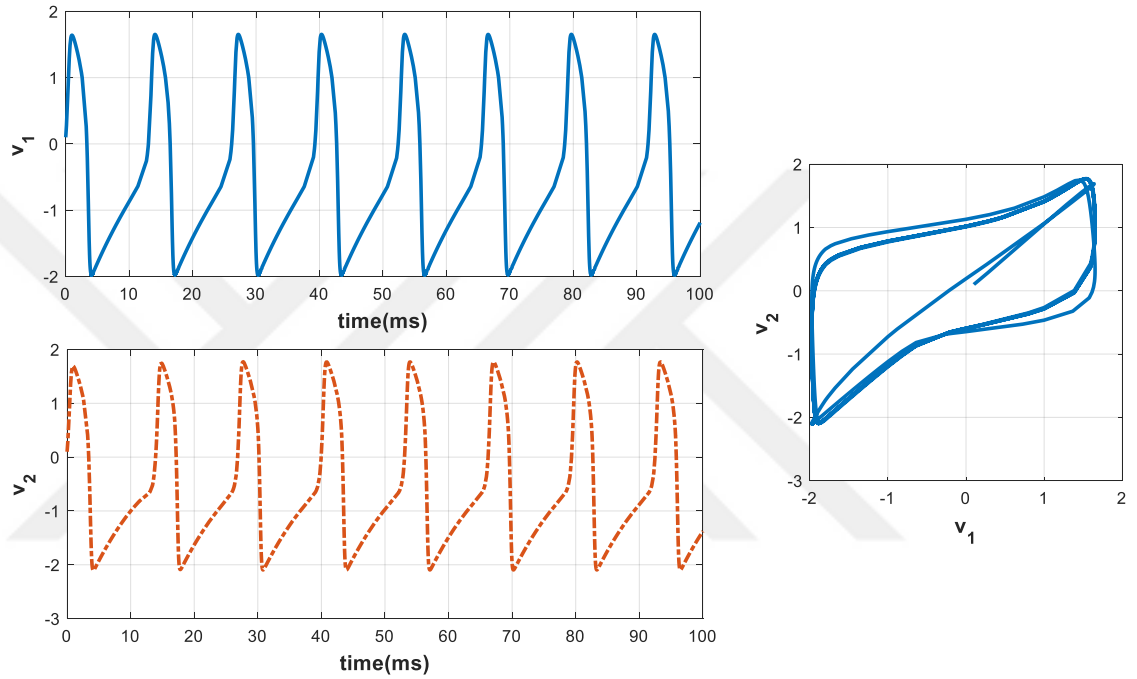
$$I_{MR} = v_1/R(w)$$

$$\dot{v}_2 = h_{v_2}(v_2, u_2) - I_{MR}$$

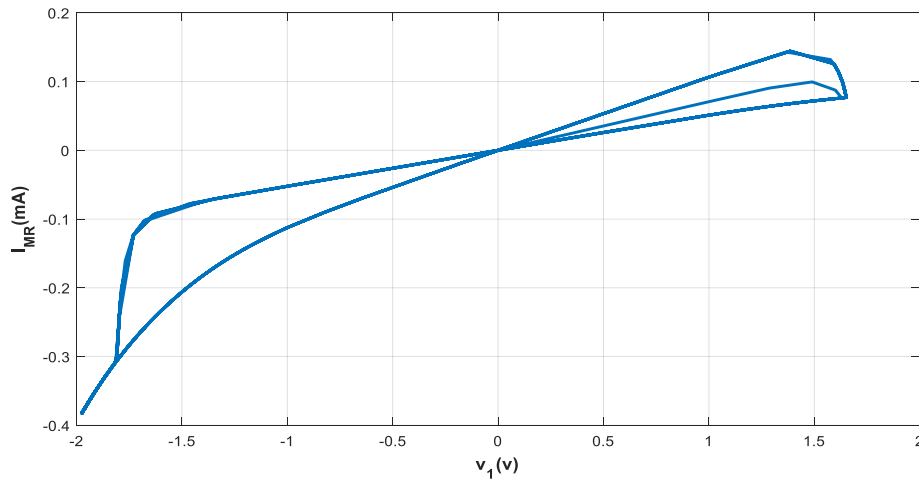
$$\dot{u}_2 = h_{u_2}(v_2, u_2)$$

Denklem (23) ile tanımlanan memristör kuplajlı FHN nöron çiftinin asenkron hücre zarı potansiyelleri ve bu potansiyellerin faz portresi gösterimlerine ait nümerik simülasyon sonuçları Şekil 3.10'da görülmektedir. Bu simülasyonda, FHN nöron modeli ve

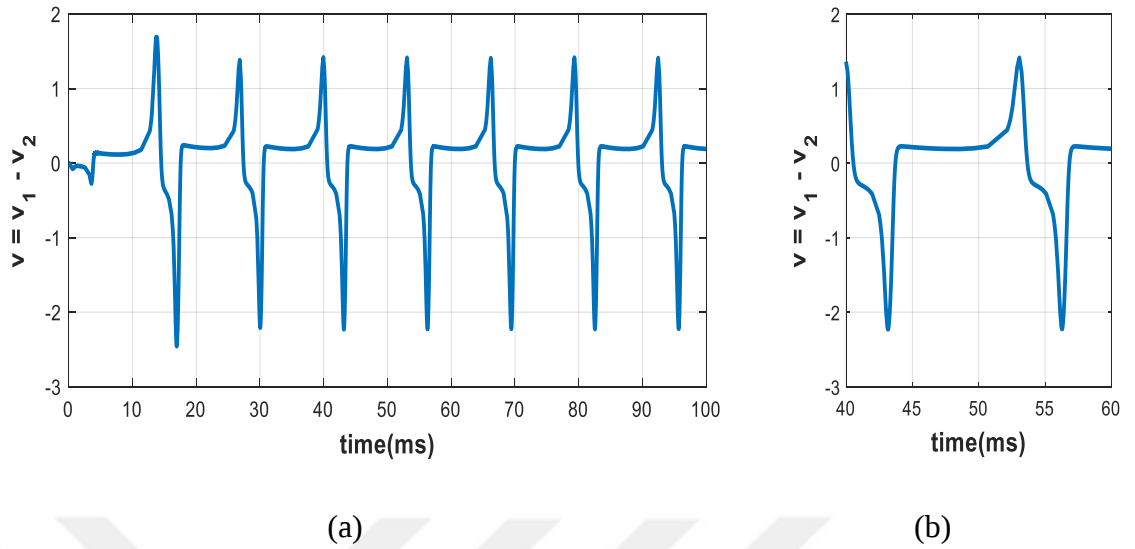
memristör modeli-I için daha önce ilgili kısımlarda verilen parametre değerleri değiştirilmeden kullanılmıştır. Burada memristör modeli-I tanımlamasını kullanarak oluşturulan sinapsın girişi birinci nöronun hücre zarı potansiyeli, çıkışı ise voltaj kontrollü memristör tanımlaması çıkışında elde edilen akım ifadesidir. Bu yapının giriş-çıkış karakteristiğinin faz portresi gösterimi çizdirildiğinde Şekil 3.11'deki gibi memristörün karakteristik eğrisi olan histerisiz eğrisi elde edilmiştir.



Şekil 3.10. Memristor Modeli-I ile kuplajlanan FHN nöron çiftinin nümerik simülasyon sonuçları. Hücre zarı potansiyellerinin a) Zaman domeni, b) Faz portresi gösterimleri.



Şekil 3.11. Memristör Modeli-I ile kuplajlanan FHN nöron çiftinin sinaps yapısının giriş-çıkış ilişkisini gösteren nümerik simülasyon sonucu.



Şekil 3.12. a) Memristör Modeli-I ile kuplajlı FHN nöron çiftlerinin hücre zarı potansiyellerinin farklılıkları, b) Bu farkın yakınlştırılmış gösterimi.

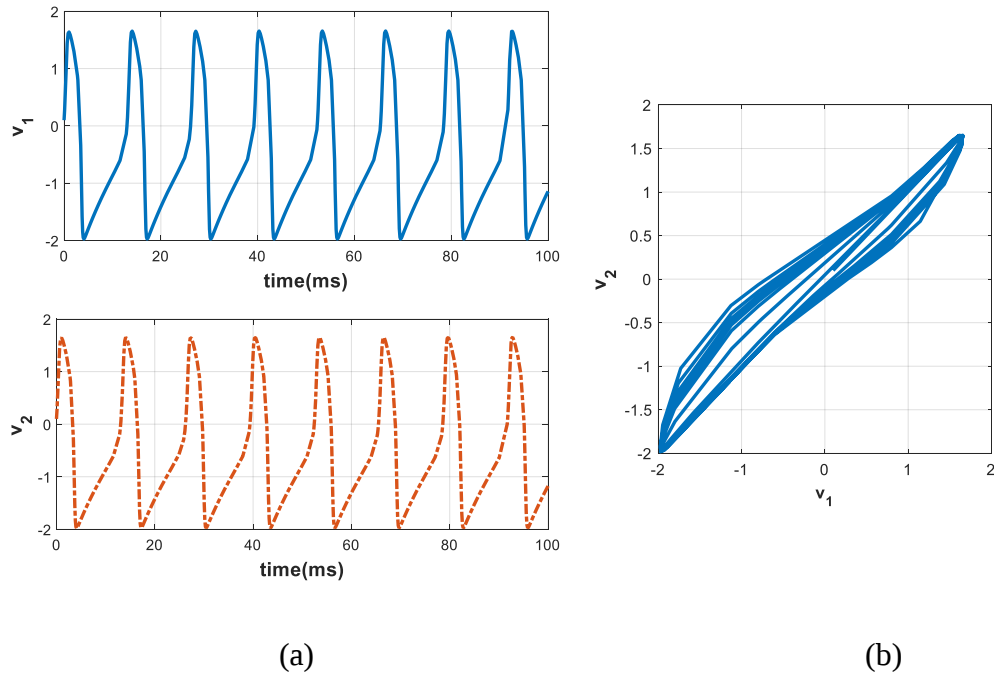
Şekil 3.12’de memristör modeli-I ile kuplajlanmış FHN çiftinin hücre zarı potansiyellerinin farkları verilmiştir. Kuplajlanmış nöron çiftleri arasındaki membran potansiyelleri farkı zaman domeninde Şekil 3.12a’da gösterilirken; STDP davranışına benzerliğin kontrolü için çizdirilen hücre zarı potansiyelleri farkının yakınlştırılmış versiyonu Şekil 3.12b’de görölmektedir.

3.1.4. Memristör Modeli-II ile Kuplajlanan FHN Nöron Çifti

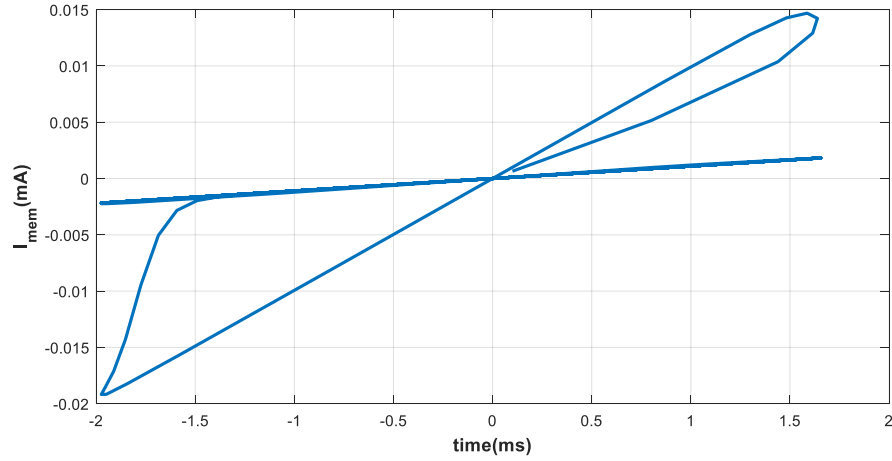
Tez çalışmasının bu kısmında iki FHN nöronunun kuplajlanmasında sinapsı modellemek için voltaj kontrollü eşik adaptif memristör modeli kullanılmıştır. Bu seçimin amacı, pre-sinaptik nöron tarafından üretilen membran potansiyeline, Denklem (16)’da tanımlanan $f(x)$ fonksiyonuna uygulayarak sinaps çıkışında bir akım elde etmektir. Buna göre Denklem (16) ve (17)’de sunulan eşik adaptif memristör modeli kuplajlı FHN nöron çiftine Denklem (24)’teki gibi adapte edilmiştir ve bu denklemlerde diğer parametre değerleri önceki kısımlardaki değerler ile aynı olmak üzere memristör modelindeki parametrelerden $a = -0.3$ ve $b = 0.5$ değerlerine ayarlanmıştır. Denklem (24) ile tanımlanan memristör kuplajlı FHN nöron çiftinin asenkron hücre zarı potansiyelleri ve bu potansiyellerin faz portresi gösterimlerine ait nümerik simülasyon sonuçları Şekil 3.13’te görölmektedir.

$$\begin{aligned}
\dot{v}_1 &= h_{v_1}(v_1, u_1) \\
\dot{u}_1 &= h_{u_1}(v_1, u_1) \\
\frac{dx}{dt} &= \begin{cases} -av_1^2 f(x), & v_1 \geq v_{th} \\ 0, & -v_{th} < v_1 < v_{th} \\ bv_1^2 f(v), & v_1 \leq -v_{th} \end{cases} \\
f(x) &= 1 - ((x - 0.5)^2 + 0.75)^2 \\
R_m &= R_{on} e^{\lambda x} \\
\lambda &= \log \frac{R_{off}}{R_{on}} \\
i_{mem} &= \frac{v_1}{R_m} \\
\dot{v}_2 &= h_{v_2}(v_2, u_2) + i_{mem} \\
\dot{u}_2 &= h_{u_2}(v_2, u_2)
\end{aligned} \tag{24}$$

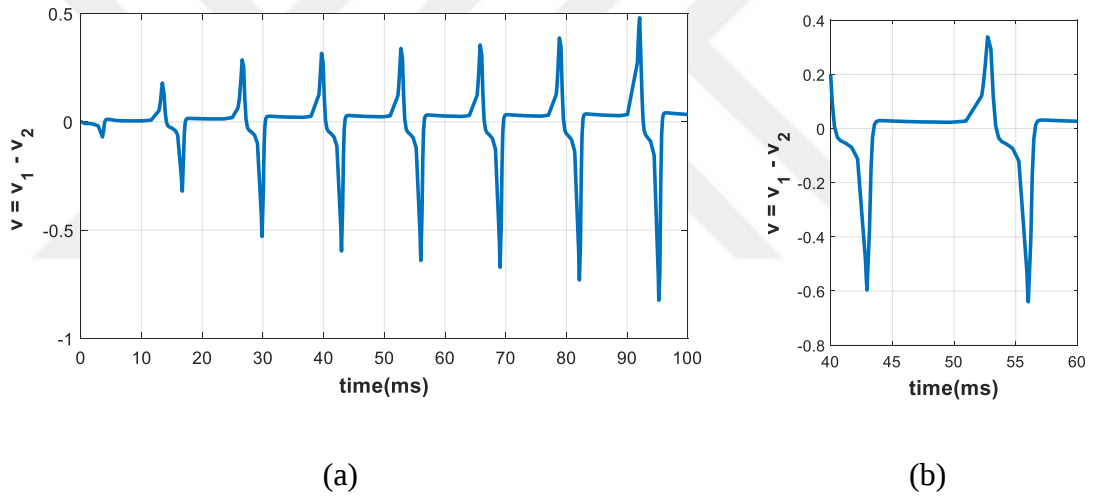
Şekil 3.13'te pre-sinaptik nöronun post-sinaptik nörondan daha önce spike davranışı sergilediği görülmektedir. Memristör modeli-II modelinin giriş-çıkış karakteristiğinin faz portresi gösterimi çizdirildiğinde Şekil 3.14'teki gibi memristörün karakteristik eğrisi olan histerisiz eğrisi elde edilmiştir.



Şekil 3.13. Memristör modeli-II ile kuplajlanan FHN nöron çiftinin nümerik simülasyon sonuçları. a) Zaman domeni, b) Faz portresi gösterimleri.



Şekil 3.14. Memristör Modeli-II ile kuplajlanan FHN nöron çiftinin sinaps yapısının giriş-çıkış ilişkisini gösteren nümerik simülasyon sonucu.



Şekil 3.15. a) Memristör Modeli-II ile kuplajlı FHN nöron çiftlerinin hücre zarı potansiyellerinin farklılıkları b) Bu farkın yakınlaştırılmış gösterimi.

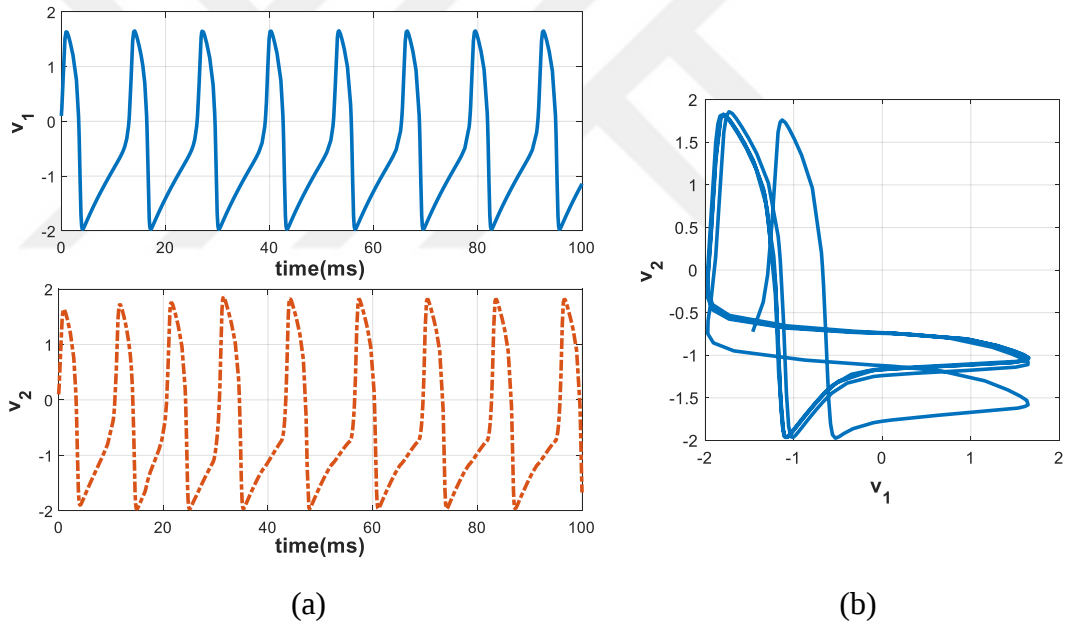
Burada sinaps çıkışında elde edilen akım ikinci nörona uygulandığında ikinci nöronun membran potansiyelinde faz kaymaları meydana gelmektedir. Şekil 3.15'te memristör modeli-II ile kuplajlanmış FHN nöron çiftinin membran potansiyellerinin farkları verilmiştir.

3.1.5. Memristör Modeli-III ile Kuplajlanan FHN Nöron Çifti

Tez çalışmasının bu kısmında ise FHN nöronlarının kuplajlanması için Denklem (18) ile tanımlanan memristör modeli-III tanımlamasından yararlanılmıştır. Denklem (18) ile

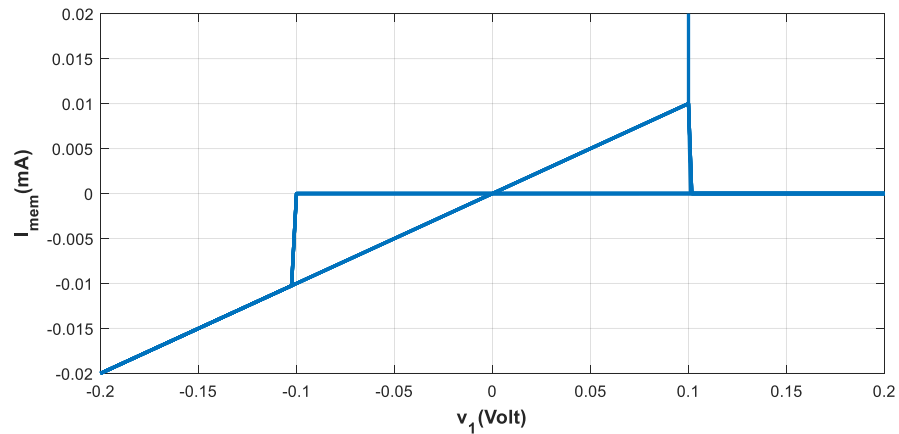
tanımlanan memristör yapısı FHN nöron çiftinin kuplajlanma sürecinde modele Denklem (25)'teki gibi adapte edilmiştir:

$$\begin{aligned}
 \dot{v}_1 &= h_{v_1}(v_1, u_1) \\
 \dot{u}_1 &= h_{u_1}(v_1, u_1) \\
 f(v_1) &= \beta V + 0.5(\alpha - \beta)[|v_1 + V_T| - |v_1 - V_T|] \\
 \dot{M} &= f(v_1)[\theta(v_1)\theta(R_{off} - X) + \theta(-v_1)\theta(X - R_{on})] \\
 I_{mem} &= M^{-1}v_1 \\
 \dot{v}_2 &= h_{v_2}(v_2, u_2) - I_{mem} \\
 \dot{u}_2 &= h_{u_2}(v_2, u_2)
 \end{aligned} \tag{25}$$

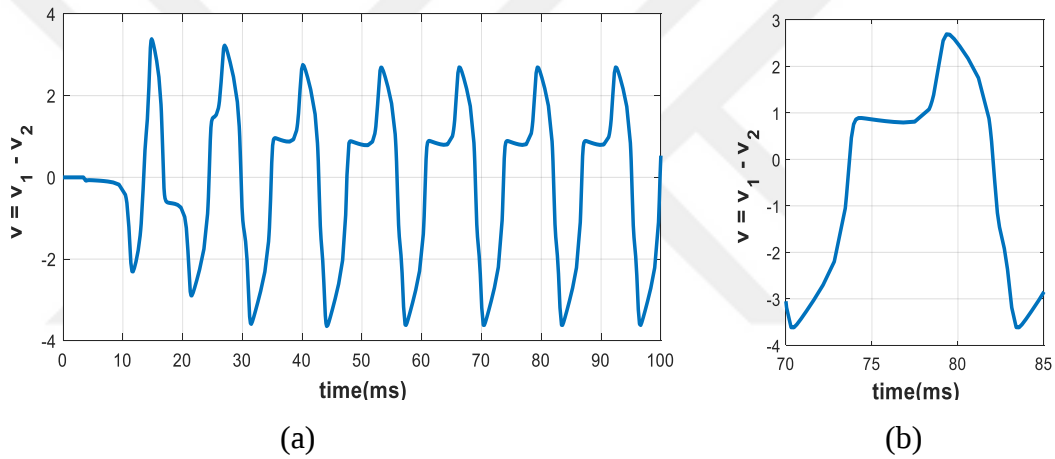


Şekil 3.16. Memristör modeli-III ile kuplajlanan FHN nöron çiftinin nümerik simülasyon sonuçları. a) Zaman domeni, b) Faz portesi gösterimleri.

Denklem (25) ile tanımlanan memristör modeli-III ile kuplajlanan FHN nöron çiftinin asenkron hücre zarı potansiyelleri ve bu potansiyellerin faz portresi gösterimlerine ait nümerik simülasyon sonuçları sırasıyla Şekil 3.16a ve b'de görülmektedir. Memristör modeli-III modelinin giriş-çıkış karakteristiğinin faz portresi gösterimi çizdirildiğinde Şekil 3.17'deki gibi memristörün karakteristik eğrisi olan histerisiz eğrisi elde edilmiştir.



Şekil 3.17. Memristör Modeli-III ile kuplajlanan FHN nöron çiftinin sinaps yapısının giriş-çıkış ilişkisini gösteren nümerik simülasyon sonucu.



Şekil 3.18. a) Memristör Modeli-III ile kuplajlı FHN nöron çiftlerinin hücre zarı potansiyellerinin farklılıkları b) Bu farkın yakınlştırılmış gösterimi.

Burada Şekil 3.18a'de ise memristör modeli-III ile kuplajlanmış FHN nöron çiftinin hücre zarı potansiyellerinin farkları gösterilirken, STDP davranışına benzerliğin kontrolü için çizdirilen hücre zarı potansiyelleri farkının yakınlştırılmış versiyonu Şekil 3.18b'de görülmektedir.

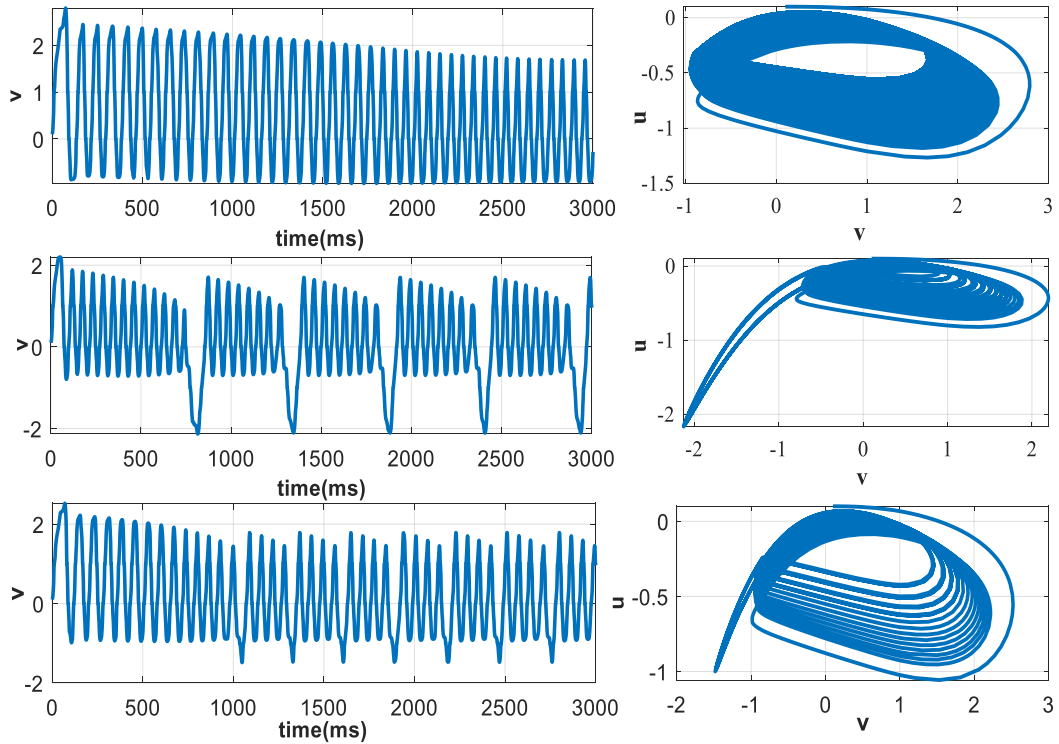
3.2 Hindmarsh-Rose (HR) Nöron Modelinin Alternatif Sinaps Yapıları ile Kuplajlanması

FitzHugh ve Nagumo tarafından HH nöron modelinin basitleştirilmesi çalışmaları sonucunda FHN nöron modeli elde edilmiştir. İki durum değişkeni ile tanımlanan FHN nöron modeli basit tanımlamaya sahip olmasına rağmen nöron dinamiklerini sergilemede sınırlı davranış sergilemektedir. Bu sebeple FHN nöron modeline bir

durum değişkeni daha eklenerek Hindmarsh-Rose (HR) nöron modeli geliştirilmiştir. HR nöron modeli nöron davranışlarının pek çoğunu sergileyebilmektedir ve aşağıdaki diferansiyel denklemlerle tanımlanmaktadır [44]:

$$\begin{aligned}\dot{v} &= r_v(v, u, w) = u - av^3 + bv^2 + I - w \\ \dot{u} &= r_u(v, u, w) = c - dv^2 - u \\ \dot{w} &= r_w(v, u, w) = \mu(s(v - v_{rest}) - w)\end{aligned}\quad (26)$$

HR nöron modelinde v , hücre zarındaki potansiyel farkı (membran potansiyelini), u ve w nöronun kanal değişimini, I membrana uygulanan harici akımı temsil etmektedir. v_{rest} dinlenme potansiyelidir. b spike ile burst dinamikleri arasındaki kontrolünü, μ spike davranışının frekansını ve burst davranışındaki her bir spike sayısının kontrolünü sağlayan parametrelerdir. HR nöron modelinin nümerik simülasyonlarında $\mu = 0.01$, $s = 4$, $v_{rest} = -1.6$ değerlerinde seçilmiştir [44]. HR nöron modelinin nöral dinamikleri b ve I parametrelerinin değerlerine bağlı olarak değişmektedir. b ve I parametrelerini $b = 2.96$, $I = 5$ değerlerine ayarlanarak Şekil 3.19a'daki gibi spike davranışı elde edilmiştir.



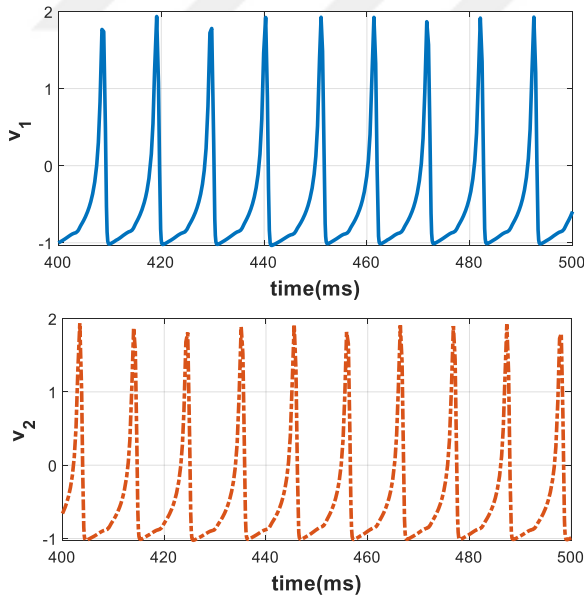
Şekil 3.19. HR nöron modelinin nöral dinamikleri ve v-u faz portresi gösterimleri. Modelin a) Spiking davranışı, b) Bursting davranışı, c) Kaotik davranışı.

Şekil 3.19b'deki burst davranışı ise $b = 2.6$, $I = 2.66$ değerleri kullanılarak elde edilmiştir. b ve I parametreleri sırasıyla 2.96 ve 3 seçildiğinde ise Şekil 3.19c'deki kaotik davranış elde edilmiştir.

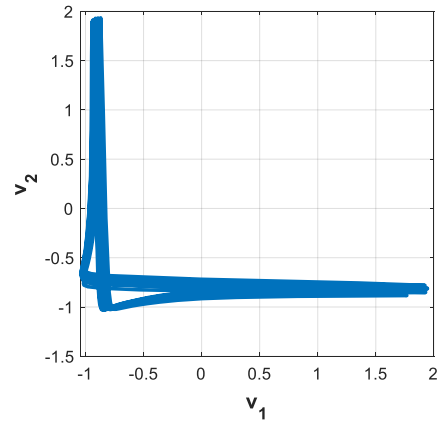
3.2.1 Elektriksel Sinaps Tanımlaması ile Kuplajlanan HR Nöron Çifti

Nöral senkronizasyon çalışmalarında sıklıkla tercih edilen HR nöron modeline elektriksel kuplajlama ifadeleri uygulandıktan sonra elde edilen nihai tanımlama Denklem (27)'de sunulmaktadır:

$$\begin{aligned}
 \dot{v}_1 &= r_{v_1}(v_1, u_1, w_1) - g(v_2 - v_1) \\
 \dot{u}_1 &= r_{u_1}(v_1, u_1, w_1) \\
 \dot{w}_1 &= r_{w_1}(v_1, u_1, w_1) \\
 \dot{v}_2 &= r_{v_2}(v_2, u_2, w_2) - g(v_1 - v_2) \\
 \dot{u}_2 &= r_{u_2}(v_2, u_2, w_2) \\
 \dot{w}_2 &= r_{w_2}(v_2, u_2, w_2)
 \end{aligned} \tag{27}$$

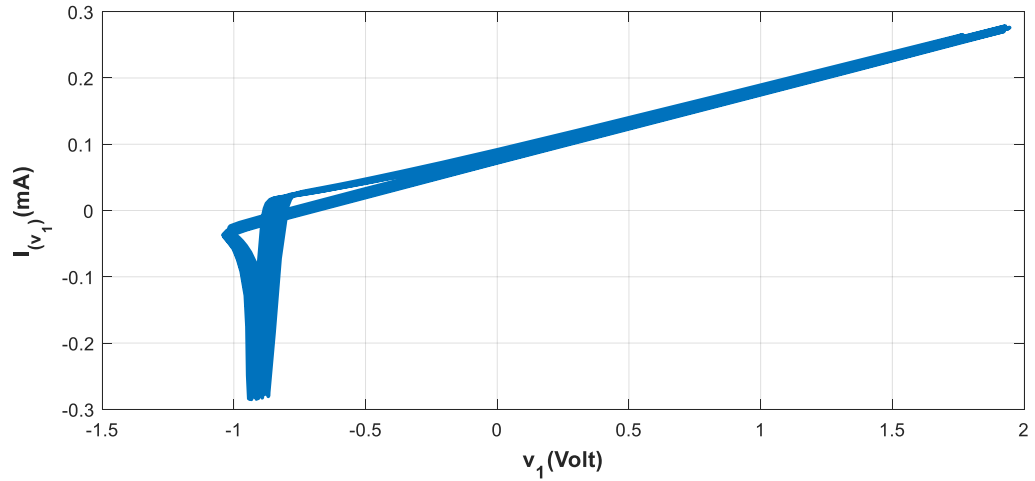


(a)



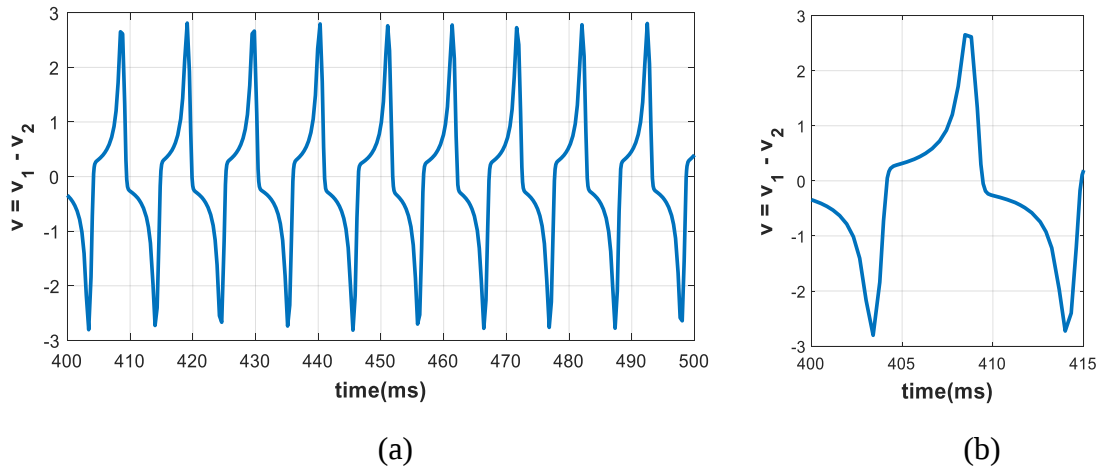
(b)

Şekil 3.20. Elektriksel kuplajlı HR nöron çiftinin nümerik simülasyon sonuçları, a) Zaman domeni, b) Faz portresi gösterimleri.



Şekil 3.21. Elektriksel sinaps ile kuplajlanan HR nöron çiftinin sinaps yapısının giriş-çıkış ilişkisini gösteren nümerik simülasyon sonucu.

Burada g , sinaptik kuplajlama parametresidir. Burada $g = 0.3$ değeri kullanılarak kuplajlanan HR nöron çiftinin hücre zarı potansiyeli ve bu potansiyelin faz portresi gösterimi Şekil 3.20’de görülmektedir. Şekil 3.20’de görüldüğü post-sinaptik nöronun hücre zarı potansiyelinde faz farkı elde edilmiştir. HR nöron çiftinin kuplajlanmasının ardından, elektriksel sinaps tanımlamasının giriş ve çıkış karakteristiği aynı anda gözlemlendiğinde Şekil 3.21’deki gibi bir histerezis eğrisi elde edilmiştir. Bu eğri ise memristör yapısının $V - I$ eğrisine benzemektedir.



Şekil 3.22. a) Elektriksel sinaps ile kuplajlı HR nöron çiftlerinin hücre zarı potansiyellerinin farklılıkları b) Bu farkın yakınlaştırılmış gösterimi.

Şekil 3.22’de elektriksel sinaps ile kuplajlanmış HR nöron çiftinin membran potansiyellerinin farkları verilmiştir. Kuplajlanmış nöron çiftleri arasındaki membran potansiyelleri farkı zaman domeninde Şekil 3.22a’da gösterilmiştir. Buna ek olarak farklı zamanlarda ateşlenen elektriksel sinaps ile birleştirilen HR nöron çiftlerinin

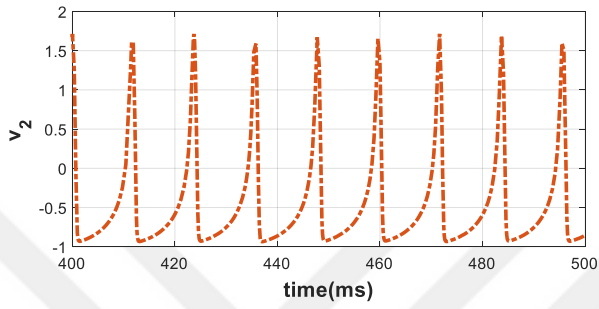
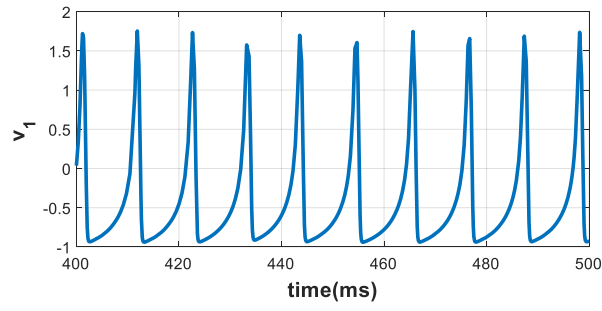
desenleri ile STDP öğrenme kuralının desenlerinin benzerliğini göstermek için Şekil 3.22b’de nöron çiftlerinin membran potansiyel farkları yakınlaştırılmıştır.

3.2.2 STDP Plastisite Tanımlaması ile Kuplajlanan HR Nöron Çifti

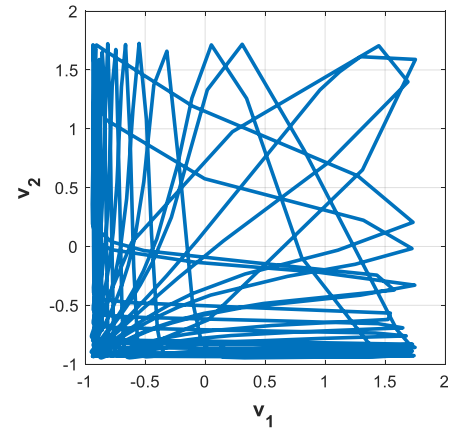
Claudia Clopath ve diğerleri tarafından önerilen ve sinaptik plastisitenin voltaj bağımlılığını ele alan modelle ilgili detaylar Bölüm 3.1.2’de tanıtılmış modelin matematiksel tanımlaması ise Denklem (21) ile verilmişti. Tez çalışmasının bu bölümünde sinaptik plastisite tanımlamasını kullanarak kuplajlanan HR nöron çiftine ait nümerik simülasyon sonuçları sunulacaktır. Bu konfigürasyona ait matematiksel tanımlama Denklem (28)’deki gibidir:

$$\begin{aligned}
 \dot{v}_1 &= r_{v_1}(v_1, u_1, w_1) \\
 \dot{u}_1 &= r_{u_1}(v_1, u_1, w_1) \\
 \dot{w}_1 &= r_{w_1}(v_1, u_1, w_1) \\
 \dot{v}_2 &= r_{v_2}(v_2, u_2, w_2) + \frac{d}{dt} [(\alpha + \beta)\beta A_{LTD} v_1 v_2 (v_2 - \frac{A_{LTD}}{\beta A_{LTP}})] \\
 \dot{u}_2 &= r_{u_2}(v_2, u_2, w_2) \\
 \dot{w}_2 &= r_{w_2}(v_2, u_2, w_2)
 \end{aligned} \tag{28}$$

Denklem (28)’de verilen modelde HR nöron modelinde ve sinaptik plastisite tanımlamasında bulunan değişken parametrelerin değerleri önceki bölümlerde verilen parametre değerleri ile aynı seçilmiştir. Buna göre elde edilen sinaptik plastisite ile kuplajlanan HR nöron çiftinin hücre zarı potansiyelleri ve bu potansiyellere ait faz portresi gösterimleri sırasıyla Şekil 3.23a ve b’de sunulmaktadır. Şekil 3.23’te görüldüğü post-sinaptik nöronun hücre zarı potansiyelinde faz farkı elde edilmiştir.

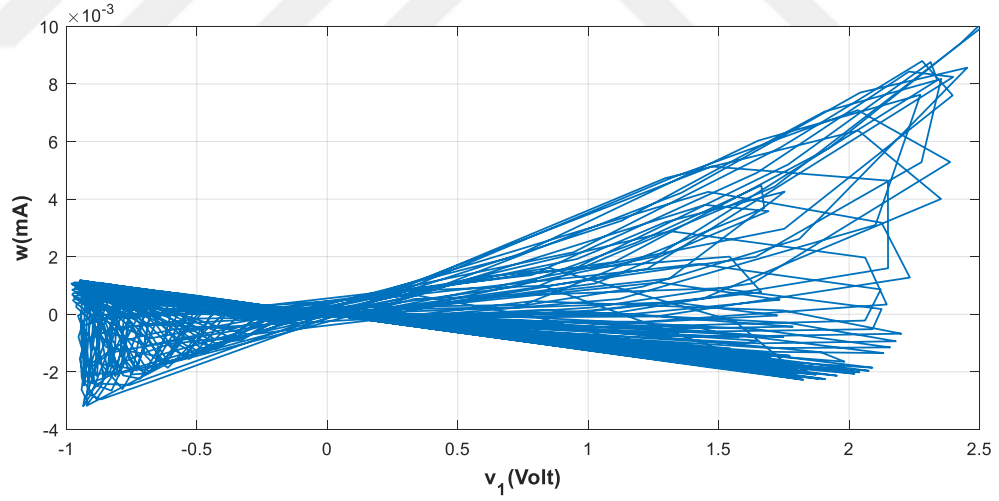


(a)

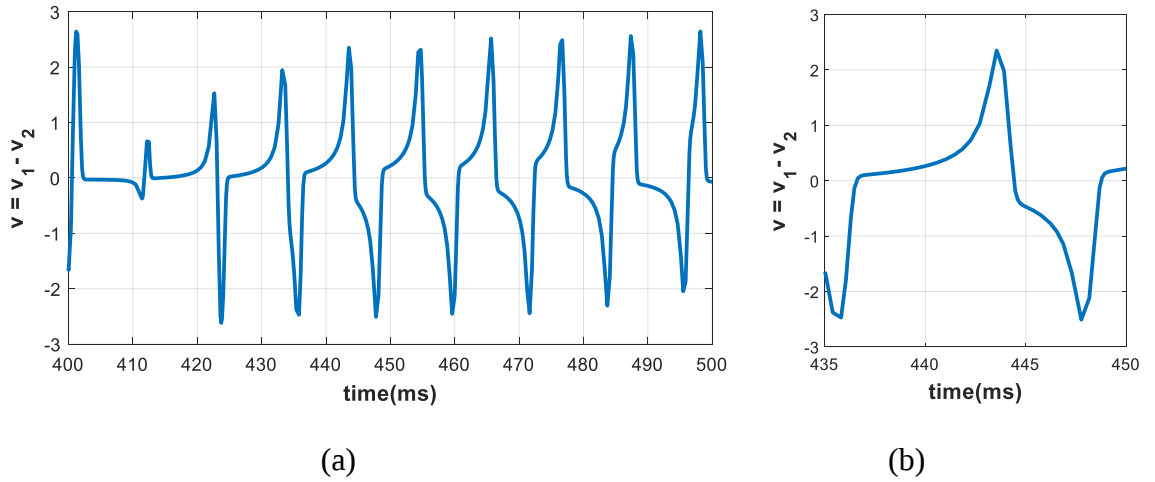


(b)

Şekil 3.23. Sinaptik pilastisite ile kuplajlanan HR nöron çiftinin nümerik simülasyon sonuçları a) Zaman domeni, b) Faz portresi gösterimleri.



Şekil 3.24. Sinaptik plastisite ile kuplajlanan HR nöron çiftinin sinaps yapısının giriş-çıkış ilişkisini gösteren nümerik simülasyon sonucu.



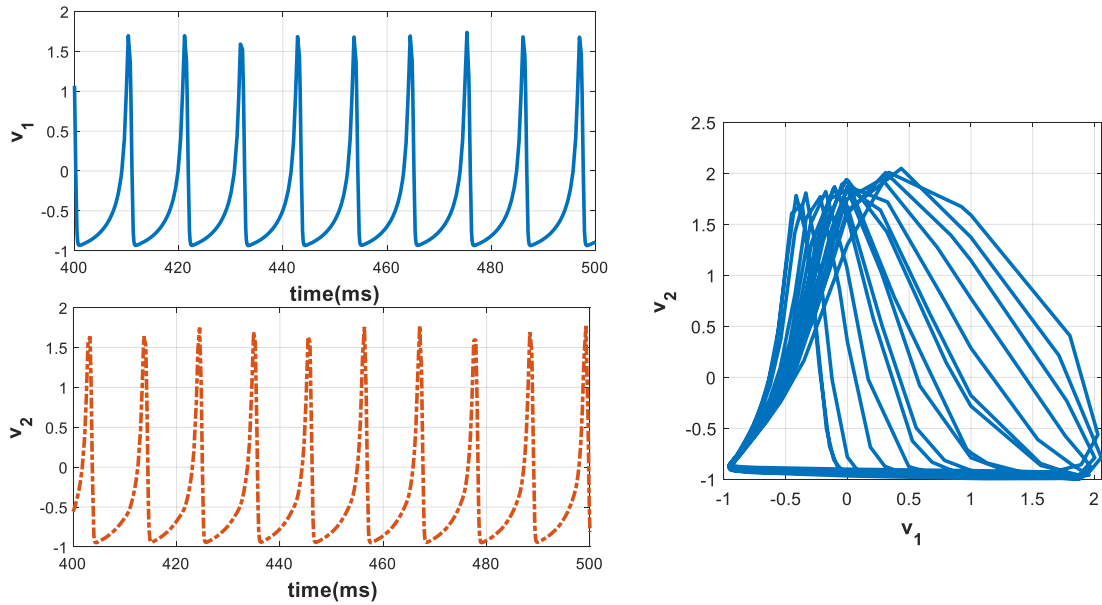
Şekil 3.25. a) Sinaptik plastisite ile kuplajlı HR nöron çiftlerinin hücre zarı potansiyellerinin farklılıkları b) Bu farkın yakınlaştırılmış gösterimi.

HR nöron çiftinin kuplajlanmasının ardından, sinaptik plastisite tanımlamasının giriş ve çıkış karakteristiği aynı anda gözlemlendiğinde Şekil 3.24'teki gibi bir histerezis eğrisi elde edilmiştir. Sinaptik plastisite ile kuplajlanan HR nöron çifti için son olarak farklı zamanlarda ateşlenen elektriksel sinaps ile birleştirilen HR nöron çiftlerinin desenleri ile STDP öğrenme kuralının desenlerinin benzerliğini göstermek için Şekil 3.25'te nöron çiftlerinin hücre zarı potansiyellerinin farklarının sunulduğu bir nümerik simülasyon sonucu verilmiştir.

3.2.3. Memristör Modeli-I ile Kuplajlanan HR Nöron Çifti

Tez çalışmasının bu bölümünde Denklem (15) ile tanımlanan memristör macro modeli kuplajlanan HR nöron çifti tanımlamasındaki sinaptik bağlantıyı karşılamak için kullanılmıştır. Buna göre Denklem (15)'te sunulan memristör macro modeli kuplajlı HR nöron çiftine Denklem (29)'daki gibi adapte edilmiştir. Denklem (29) ile tanımlanan memristör kuplajlı HR nöron çiftinin asenkron hücre zarı potansiyelleri ve bu potansiyellerin faz portresi gösterimlerine ait nümerik simülasyon sonuçları Şekil 3.26'da görülmektedir. Bu simülasyonda, HR nöron modeli ve memristör modeli-I için daha önce ilgili kısımlarda verilen parametre değerlerinden memristör tanımlamasında bulunan $C_{MR} = 10000$ ve $w_0 = 2$ değerlerine değiştirilmiş; diğer parametreler önceki değerlerine ayarlanmıştır.

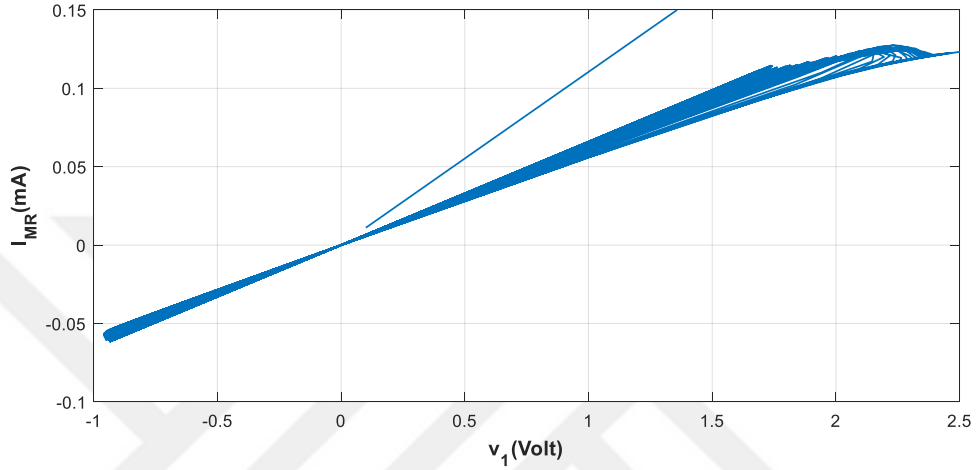
$$\begin{aligned}
\dot{v}_1 &= r_{v_1}(v_1, u_1, w_1) \\
\dot{u}_1 &= r_{u_1}(v_1, u_1, w_1) \\
\dot{w}_1 &= r_{w_1}(v_1, u_1, w_1) \\
f(v_1) &= \begin{cases} I_0 \text{sign}(v_1) \left[e^{\frac{|v_1|}{v_0}} - e^{\frac{v_{th}}{v_0}} \right] & |v_1| > v_{th} \\ 0 & |v_1| \leq v_{th} \end{cases} \\
i_{sat} &= \begin{cases} I_0 \text{sign}(w) \left[e^{\frac{|w|}{v_0}} - e^{\frac{v_{th}}{v_0}} \right] & w_{min} < w < w_{max} \\ 0 & w < w_{min} \text{ ve } w_{max} < w \end{cases} \\
\dot{w} &= (f(v_1) - i_{sat}(w))/C_{MR} \\
R(w) &= k_r \times (w + w_0) \\
I_{MR} &= v_1/R(w) \\
\dot{v}_2 &= r_{v_2}(v_2, u_2, w_2) - I_{MR} \\
\dot{u}_2 &= r_{u_2}(v_2, u_2, w_2) \\
\dot{w}_2 &= r_{w_2}(v_2, u_2, w_2)
\end{aligned} \tag{29}$$



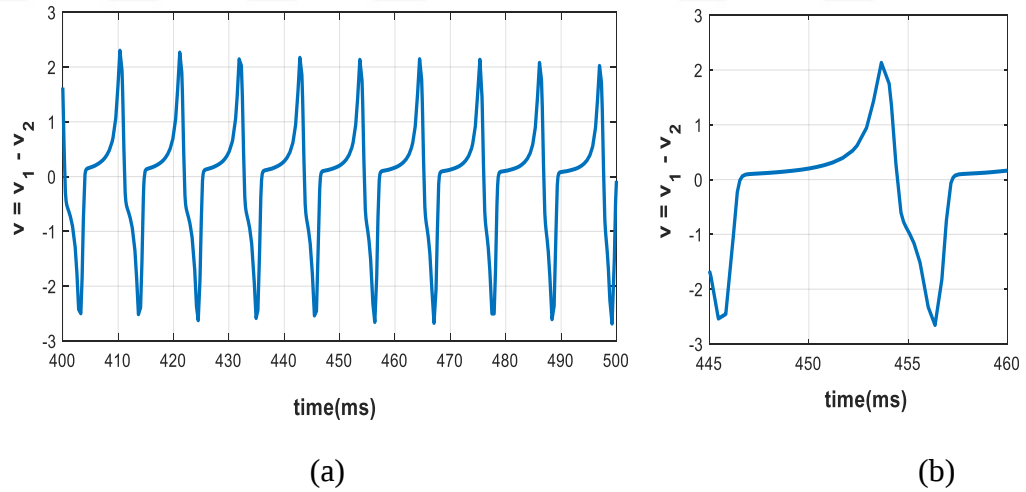
Şekil 3.26. Memristor Modeli-I ile kupplanan HR nöron çiftinin nümerik simülasyon sonuçları. Hücre zarı potansiyellerinin a) Zaman domeni ve b) Faz portresi gösterimleri.

Burada memristör modeli-I tanımlamasını kullanarak oluşturulan sinaps yapısının giriş-çıkış karakteristiğinin faz portresi gösterimi çizdirildiğinde Şekil 3.27'deki gibi memristörün karakteristik eğrisi olan histerisiz eğrisi elde edilmiştir. Şekil 3.28'de

memristör modeli-I ile kuplajlanmış HR çiftinin hücre zarı potansiyellerinin farkları verilmiştir. Kuplajlanmış nöron çiftleri arasındaki membran potansiyelleri farkı zaman domeninde Şekil 3.28a'da gösterilirken STDP davranışına benzerliğin kontrolü için çizdirilen hücre zarı potansiyelleri farkının yakınlştırılmış versiyonu Şekil 3.28b'de görölmektedir.



Şekil 3.27. Memristör Modeli-I ile kuplajlanan HR nöron çiftinin sinaps yapısının giriş-çıkış ilişkisini gösteren nümerik simölasyon sonucu.



Şekil 3.28. a) Memristör Modeli-I ile kuplajlı HR nöron çiftlerinin hücre zarı potansiyellerinin farklılıkları, b) Bu farkın yakınlştırılmış gösterimi.

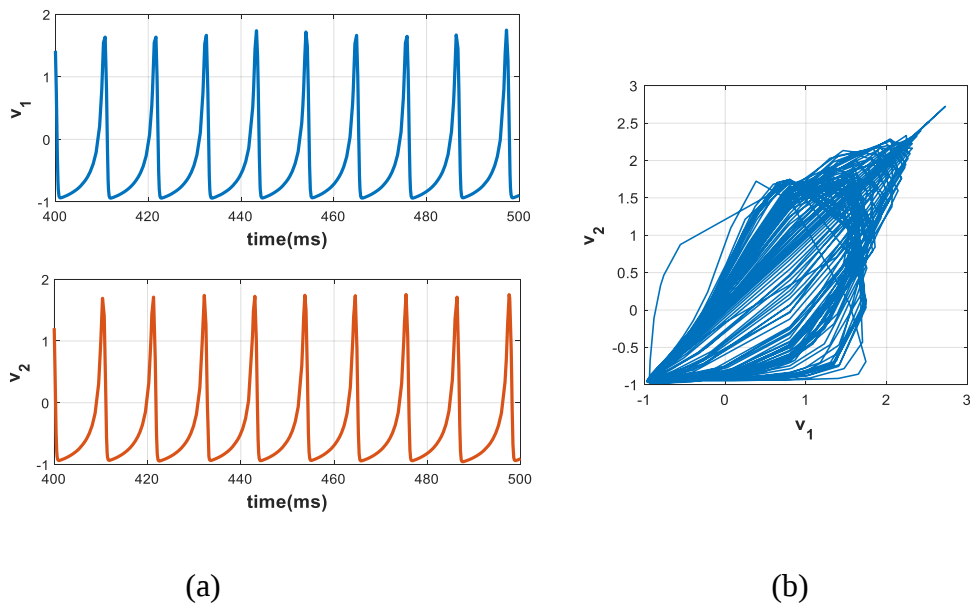
3.2.4. Memristör Modeli-II ile Kuplajlanan HR Nöron Çifti

Bu bölümde iki HR nöronunun kuplajlanmasında sinapsı modellemek için voltaj kontrollü eşik adaptif memristör modeli kullanılmıştır. Bu seçimin amacı, pre-sinaptik nöron tarafından üretilen membran potansiyeline, Denklem (16)'da tanımlanan $f(x)$ fonksiyonuna uygulayarak sinaps çıkışında bir akım elde etmektir.

$$\begin{aligned}
\dot{v}_1 &= r_{v_1}(v_1, u_1, w_1) \\
\dot{u}_1 &= r_{u_1}(v_1, u_1, w_1) \\
\dot{w}_1 &= r_{w_1}(v_1, u_1, w_1) \\
\frac{dx}{dt} &= \begin{cases} -av_1^2 f(x), & v_1 \langle v_{th} \\ 0, & -v_{th} \langle v_1 \langle v_{th} \\ bv_1^2 f(v), & v_1 \langle -v_{th} \end{cases} \\
f(x) &= 1 - ((x - 0.5)^2 + 0.75)^2 \\
R_m &= R_{on} i_{mem} = \frac{v_1}{R_m} \\
\dot{v}_2 &= r_{v_2}(v_2, u_2, w_2) + i_{mem} \\
\dot{u}_2 &= r_{u_2}(v_2, u_2, w_2) \\
\dot{w}_2 &= r_{w_2}(v_2, u_2, w_2)
\end{aligned} \tag{30}$$

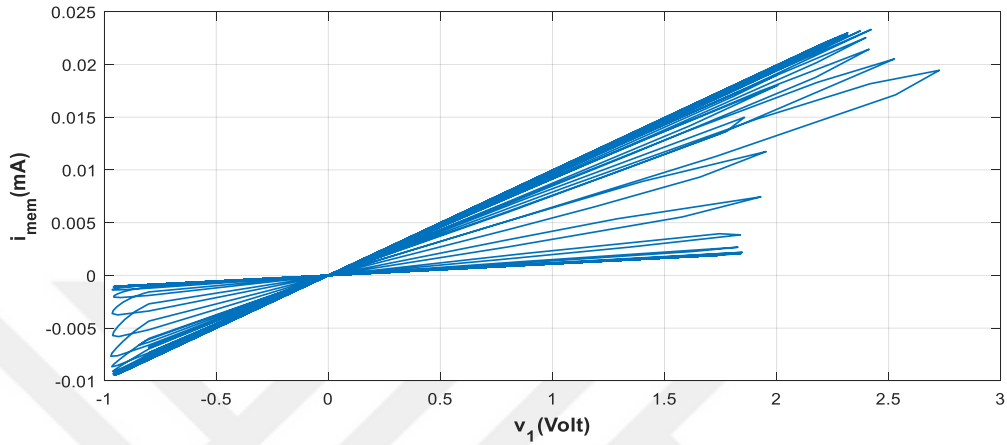
Buna göre Denklem (16) ve (17)'de sunulan eşik adaptif memristör modeli kuplajlı HR nöron çiftine Denklem (30)'daki gibi adapte edilmiştir ve bu denklemlerde diğer parametre değerleri önceki kısımlardaki değerler ile aynı olmak üzere memristör modelindeki parametrelerden $a = -0.1$ ve $b = 0.5$ değerlerine ayarlanmıştır.

Denklem (30) ile tanımlanan memristör modeli-II ile kuplajlanan HR nöron çiftinin asenkron hücre zarı potansiyelleri ve bu potansiyellerin faz portresi gösterimlerine ait nümerik simülasyon sonuçları sırasıyla Şekil 3.29'da görülmektedir.

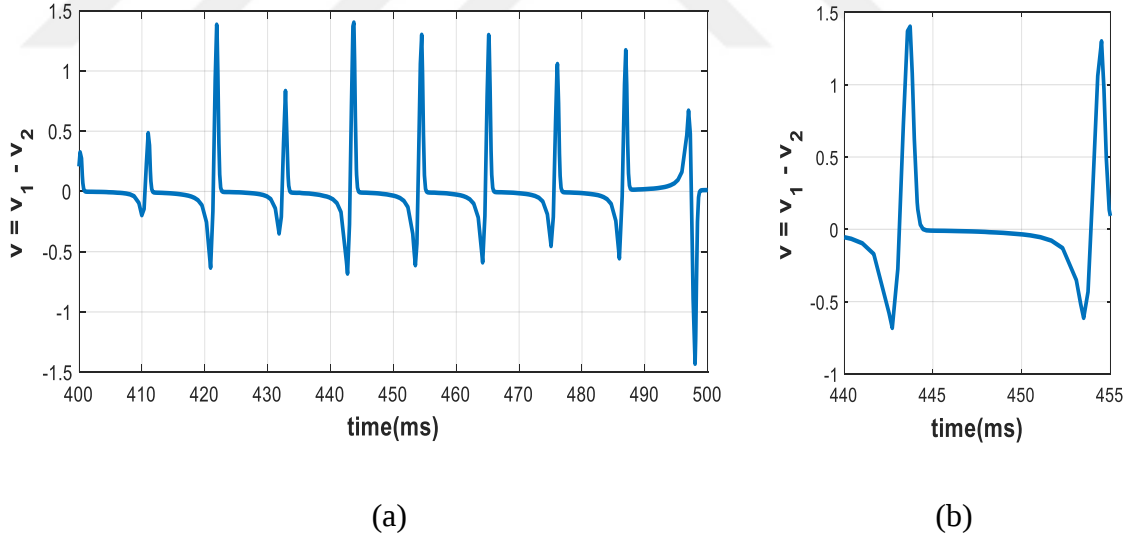


Şekil 3.29. Memristör modeli-II ile kuplajlanan HR nöron çiftinin nümerik simülasyon sonuçları. a) Zaman domenî, b) Faz portresi gösterimleri.

Memristör modeli-II modelinin giriş-çıkış karakteristiğinin faz portresi gösterimi çizdirildiğinde Şekil 3.30'daki gibi memristörün karakteristik eğrisi olan histerisiz eğrisi elde edilmiştir. Şekil 3.31'de memristör modeli-II ile kuplajlanmış HR nöron çiftinin membran potansiyellerinin farkları verilmiştir.



Şekil 3.30. Memristör Modeli-II ile kuplajlanan HR nöron çiftinin sinaps yapısının giriş-çıkış ilişkisini gösteren nümerik simülasyon sonucu.



Şekil 3.31. a) Memristör Modeli-II ile kuplajlı HR nöron çiftlerinin hücre zarı potansiyellerinin farklılıkları, b) Bu farkın yakınlaştırılmış gösterimi.

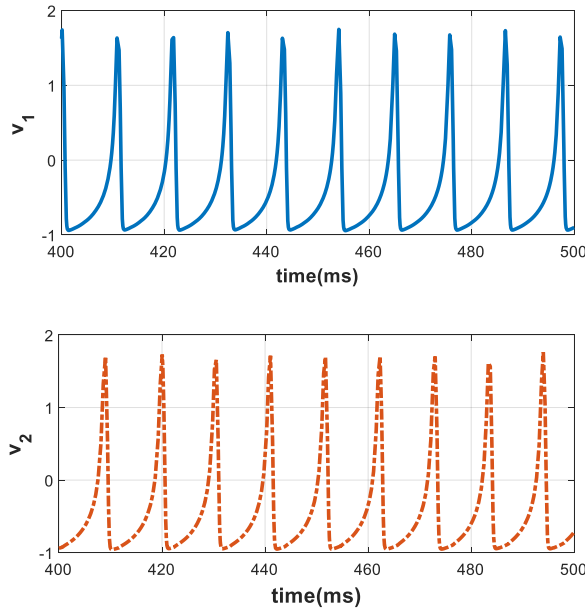
3.2.5. Memristör Modeli-III ile Kuplajlanan HR Nöron Çifti

Bu bölümde nöronlarının kuplajlanması için Denklem (18) ile tanımlanan memristör modeli-III tanımlamasından yararlanılmıştır. Denklem (18) ile tanımlanan memristör

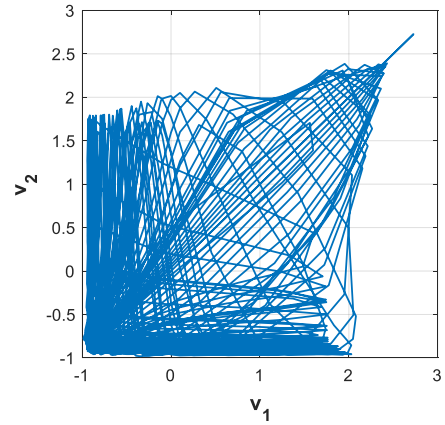
yapısı HR nöron çiftinin kuplajlanma sürecinde modele Denklem (31)'deki gibi adapte edilmiştir:

$$\begin{aligned}
 \dot{v}_1 &= r_{v_1}(v_1, u_1, w_1) \\
 \dot{u}_1 &= r_{u_1}(v_1, u_1, w_1) \\
 \dot{w}_1 &= r_{w_1}(v_1, u_1, w_1) \\
 f(v_1) &= \beta V + 0.5(\alpha - \beta)[|v_1 + V_T| - |v_1 - V_T|] \\
 \dot{M} &= f(v_1)[\theta(v_1)\theta(R_{off} - X) + \theta(-v_1)\theta(X - R_{on})] \\
 I_{mem} &= M^{-1}v_1 \\
 \dot{v}_2 &= r_{v_2}(v_2, u_2, w_2) - I_{mem} \\
 \dot{u}_2 &= r_{u_2}(v_2, u_2, w_2) \\
 \dot{w}_2 &= r_{w_2}(v_2, u_2, w_2)
 \end{aligned} \tag{31}$$

Denklem (31) ile tanımlanan memristör modeli-III ile kuplajlanan HR nöron çiftinin asenkron hücre zarı potansiyelleri ve bu potansiyellerin faz portresi gösterimlerine ait nümerik simülasyon sonuçları Şekil 3.32a ve b'de görülmektedir.

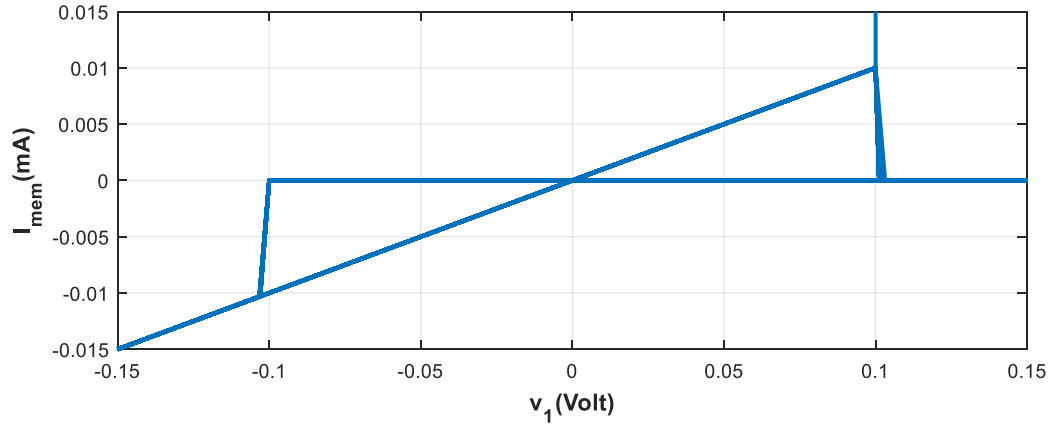


(a)



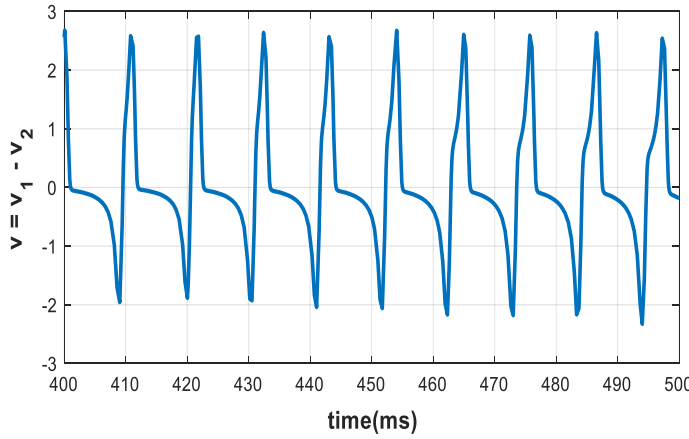
(b)

Şekil 3.32. Memristör modeli-III ile kuplajlanan HR nöron çiftinin nümerik simülasyon sonuçları. a) Zaman domeni, b) Faz portresi gösterimleri.

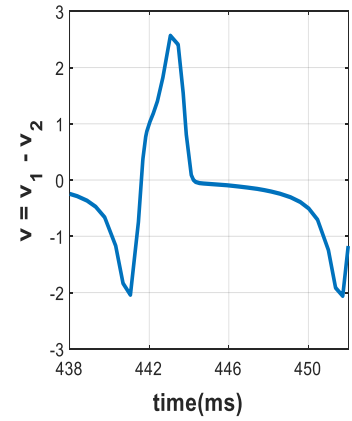


Şekil 3.33. Memristör Modeli-III ile kuplajlanan HR nöron çiftinin sinaps yapısının giriş-çıkış ilişkisini gösteren nümerik simülasyon sonucu.

Deklem (31) ile tanımlanan bu yapıdaki memristör modeli-III tanımlamasının giriş-çıkış karakteristiğinin faz portresi gösterimi çizdirildiğinde Şekil 3.33'teki gibi memristörün karakteristik eğrisi olan histerisiz eğrisi elde edilmiştir. Burada Şekil 3.34a'de ise memristör modeli-III ile kuplajlanmış HR nöron çiftinin hücre zarı potansiyellerinin farkları gösterilirken, STDP davranışına benzerliğin kontrolü için çizdirilen hücre zarı potansiyelleri farkının yakınlştırılmış versiyonu Şekil 3.34b'de görülmektedir.



(a)



(b)

Şekil 3.34. a) Memristör Modeli-III ile kuplajlı FHN nöron çiftlerinin hücre zarı potansiyellerinin farklılıkları b) Bu farkın yakınlştırılmış gösterimi.

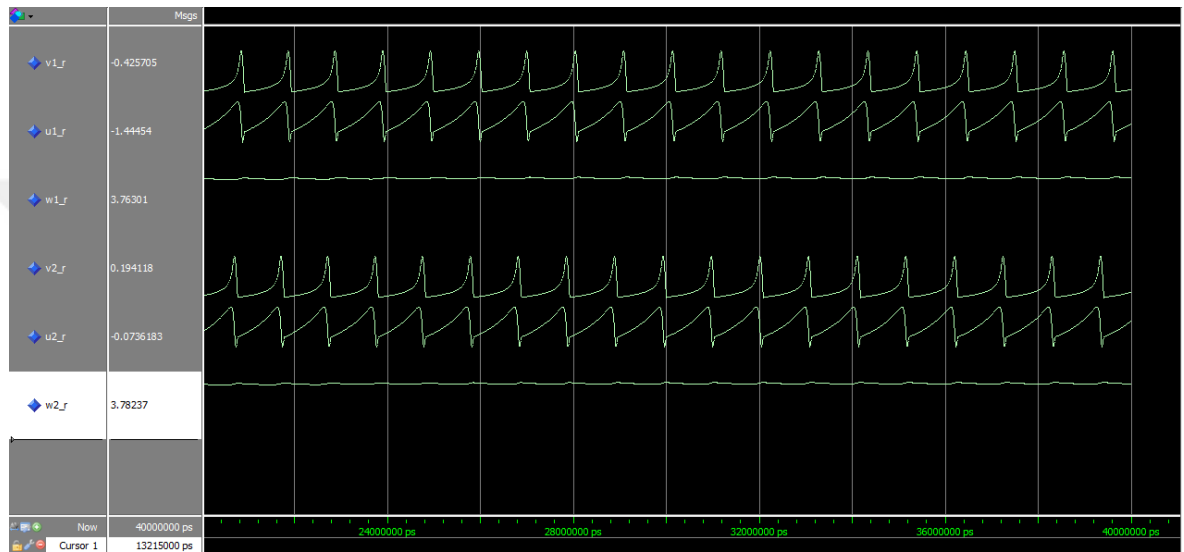
3.3. Memristor Modeli-III İle Kuplajlı HR Nöron Modeli'nin FPGA Tabanlı Donanım Gerçekleştirimi

FPGA (Field Programmable Gate Array, 'Alanda Programlanabilir Kapı Dizileri'), programlanabilir ve yeniden yapılandırılabilir mantık blokları ve bu bloklar arasındaki ara bağlantılardan oluşan ve bir veya daha fazla mantıksal işlemi gerçekleştirebilen tümleşik devrelerdir. FPGA yeniden programlanabilirlik, paralel işlem yeteneği, hızlı prototiplendirme ve tasarım esnekliği gibi özelliklere sahiptir. FPGA gerçekleştireceği fonksiyon bloklarını uygulamak ve birimler arasındaki arabağlantıları derlemek için Verilog, VHDL (Very high speed integrated circuit Hardware Description Language) gibi programlama dilleri kullanılmaktadır. Bu tez çalışmasında yapılan tasarımlarda FPGA bordu olarak Altera firmasının ürettiği DE2-115 bordu seçilmiştir. Bu bord üzerinde bulunan CycloneIV uygulama platformu kullanılmış ve donanım tanımlama dili olarak VHDL tercih edilmiştir. Memristor modeli-III İle kuplajlı HR nöron modeli'nin uygulaması için Denklem (32)'deki sürekli zamanlı ifadeler ayrık zamanlı bir yapıya dönüştürülmüştür. Ayrık zamanlı dönüşüm için Euler Ayrıklaştırma yöntemi kullanılmış ve Denklem (32)'deki fark elde edilmiştir.

$$\begin{aligned}
 v_1(t+1) &= [u_1(t) - av_1(t)^3 + bv_1(t)^2 + I - w_1(t)]\Delta h + v_1(t) \\
 u_1(t+1) &= [c - dv_1(t)^2 - u_1(t)]\Delta h + u_1(t) \\
 w_1(t+1) &= [\mu(s(v_1(t) - v_{rest}) - w_1(t))]\Delta h + w_1(t) \\
 f(v_1(t)) &= [\beta v_1(t) + 0.5(\alpha - \beta)[|v_1(t) + V_t| - |v_1(t) - V_t|] \\
 M(t+1) &= \{f(v_1(t))[\theta(v_1(t))\theta(R_{off} - M) + \theta(-v_1(t))\theta(M - R_{on})]\}\Delta h + M(t) \\
 I_{mem}(t) &= M^{-1}v_1(t) \\
 v_2(t+1) &= [u_2(t) - av_2(t)^3 + bv_2(t)^2 + I - w_2(t) - I_{mem}]\Delta h + v_2(t) \\
 u_2(t+1) &= [c - dv_2(t)^2 - u_2(t)]\Delta h + u_2(t) \\
 w_2(t+1) &= [\mu(s(v_2(t) - v_{rest}) - w_2(t))]\Delta h + w_2(t)
 \end{aligned} \tag{32}$$

FPGA (Alan Programlanabilir Kapı Dizisi) uygulaması, Denklem (32)'de verilen Euler ayrıklaştırma yöntemine bağlıdır. Denklem (32)'deki parametre değerleri geniş bir aralıkta değiştiğinden (örneğin $\beta = 10^{10}$), kayan nokta aritmetiği uygulama için daha uygundur. Bu nedenle Denklem (32), IEEE-754 uyumlu 32-bit kayan noktalı sayılar kullanılarak VHDL (Very High-Speed Integrated Circuit Hardware Description

Language) ile gerçekleştirilir. VHDL ile gerçekleştirilimsimülasyon sonuçları Şekil 3.35'te verilmiştir. Simülasyon sonuçları önceki bulgularımızla uyumludur. Memristör sinaps yapısının neden olduğu faz farkı şekilden anlaşılmaktadır. Oluşturulan VHDL modeli doğrulandıktan sonra, model FPGA uygulaması için oluşturulur. Uygulama sonuçları Tablo 3.1'de verilmiştir. Kayan nokta aritmetiği alan kullanımı açısından verimli olmadığı için mantık elemanı kullanımının yüksek olması beklenmektedir.



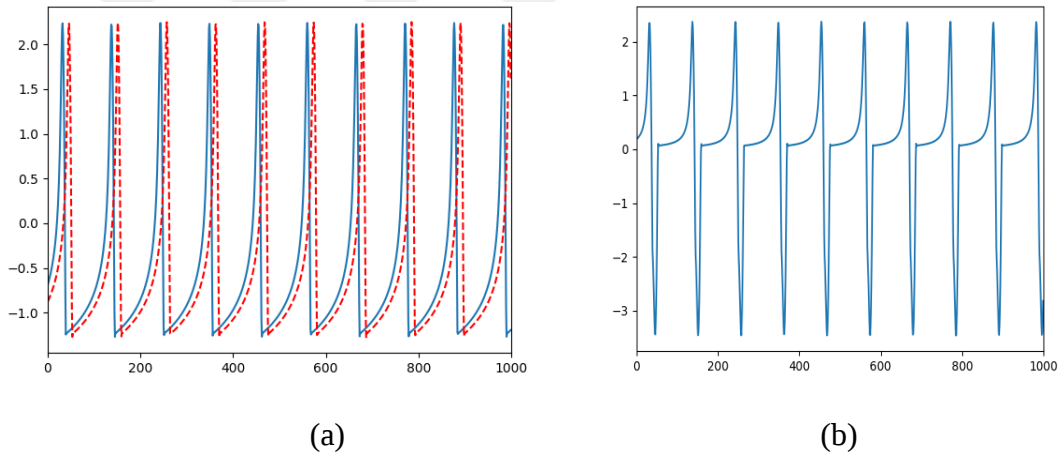
Şekil 3.35. Memristör modeli-III ile kuplajlı HR nöron çiftinin FPGA gerçekleştirim sonucu.

IEEE-754 uyumlu 32 bit kayan noktalı sayılar doğrudan bir bilgisayarla kullanılabilir. Bu nedenle üretilen verilerin bir bilgisayara gönderilmesi ile FPGA uygulamasının sonuçları gözlemlenir. UART (Evrensel Asenkron Alıcı-Verici) iletişimi, FPGA verilerini bilgisayara göndermek için kullanılır. Bunun için ek bir UART verici devresi gerçekleştirilir ve nöron modellerinin her 32 bitlik verisi 8 bitlik paketler olarak UART vericisine gönderilir.

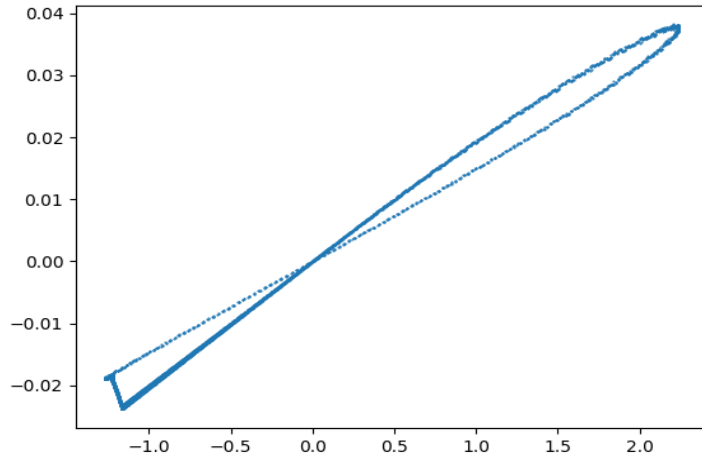
Tablo 3.1. Memristor sinaps bağlı HR nöronlarının FPGA uygulama sonuçları

Mantık Öğeleri	58473 (51%)
Flip FLOplar	224 (1%)
Çarpanlar	147 (28%)
Maks. Çalışma Frekansı	2,54 MHz
Güç Tüketimi	214,03 mW

Ardından UART vericisi, bu paketleri Altera DE2-115 kartında bulunan seri bağlantı noktasına gönderir. FPGA verileri, bir RS232- USB dönüştürücü kablosu kullanılarak bilgisayar ile gözlenir. Son olarak, seri bağlantı noktası dinleyici programı FPGA verilerini alır ve 8 bitlik paketleri, alınan verilerde herhangi bir değişiklik yapmadan tek duyarlıklılı kayan sayılar olarak birleştirir. Presinaptik nöron ve postsinaptik nöronun membran potansiyelleri için alınan FPGA verileri Şekil 3.36'da görülmektedir. Bu potansiyeller, presinaptik ve postsinaptik HR nöronları için sırasıyla mavi çizgi ve kesikli kırmızı çizgi ile gösterilmektedir. Deklem (32) ile tanımlanan bu yapıdaki memristör modeli-III tanımlamasının giriş-çıkış karakteristiğinin faz portresi gösterimi çizdirildiğinde Şekil 3.37'deki gibi memristörün karakteristik eğrisi olan histerisiz eğrisi elde edilmiştir. Bu sonuçlar önceki bulgularımızla uyumludur ve faz farkı açıkça görülmektedir.



Şekil 3.36. Memristör modeli-III ile kupaşlı HR nöron çiftinin membran potansiyel farklarının FPGA gerçekleştirimi



Şekil 3.37. Memristör modeli-III ile kupaşlı HR nöron çiftinin faz portresi gösterimi

BÖLÜM 4

SONUÇLAR

Bu tez çalışmasında; memristör tabanlı nöromorfik hesaplamalarda kullanılan STDP öğrenme kuralının temelinin incelenmesinin ardından, memristör sinaps yapısı ve STDP öğrenme kuralının ilişkilendirilmesi ve nöromorfik yapıların gerçek zamanlı uygulamaları için alternatif donanım gerçekleştirimlerinin ortaya konulması hedeflenmiştir. Memristör tanımlaması, voltaj kontrollü memristör kavramı, sinaps yapıları, nöromorfik mühendislik, nöron modelleri ve bu modellerin kuplajlanması konuları ele alınarak, memristör elemanın sinaptik kuplajlama yerine kullanıldığı yapılar için alternatif bir gerçekleştirim çalışması yapılmıştır.

Öncelikle bir memristör elemanın temel karakteristiklerinin anlaşılabilmesi için memristör elemanın tarihçesi, karakteristik özellikleri, elemanın üretim durumu ve kullanım alanları hakkındaki temel kavramlar incelenmiştir. Akım ve voltaj kontrollü memristör elemanın temel sistem tanımlamaları ve bu sistemler arasındaki farklılıklar ele alınmıştır. Bu tez çalışmasında biyolojik sistemlerle ilişkilendirilmesi açısından voltaj kontrollü memristif sistemlerin tercih edildiği belirtilmiştir. Biyolojik sistemlerin elektronik gerçekleştirimlerle taklit edilmesi konusunu esas alan nöromorfik sistemler hakkında sunulan kısa bir bilginin ardından, memristör elemanın nöromorfik sistem tasarımlarında kullanımı üzerine yapılan literatürde mevcut çalışmalar hakkında bir özet sunulmuştur.

Literatürde memristör elemanı ve nöromorfik sistemler konusu üzerinde yapılan çalışmalar ani zamana bağımlı plastisite (Spike-Time-Dependent-Plasticity, ‘STDP’) öğrenme kuralının matematiksel tanımlaması ile voltaj kontrollü memristör elemanın matematiksel tanımlamalarını ilişkilendirerek öğrenme kuralının nöromorfik uygulamalarından memristör elemanın kullanılabileceği çıkarımını yapmaktadır. Bu sebeple memristör elemanın temel karakteristiklerinin ele alınmasının ardından, tez

çalışmasının ikinci bölümünde nöronlar arasındaki sinaptik haberleşme, pre- ve post-sinaptik nöron kavramı, STDP öğrenme kuralının temelleri konuları incelenmiştir. Üç adet voltaj kontrollü memristör modeli tanıtılmış, bu modellerin girişlerine uygulanan harici sinüzoidal kaynaklara karşılık modellerin sergilediği akım cevapları incelenerek modellerin sergilediği histerezis cevapları gözlemlenmiş ve elde edilen nümerik analiz sonuçları sırasıyla Şekil 2.6, Şekil 2.7 ve Şekil 2.8’de verilmiştir.

Bölüm 2’de memristör modellerinin girişlerine uygulanan harici sinüzoidal voltaj kaynakları biyolojik olarak anlamlı işaretler olmadığından, Bölüm 3’te farklı bir yaklaşım geliştirilmiştir. Memristör girişine uygulanan harici voltaj kaynağı yerine biyolojik nöron modeli tanımlamaları kullanılarak elde edilen ve nöronların hücre zarı potansiyellerinin dinamik davranışlarını taklit eden desenlerin memristör girişlerine uygulanması ve memristör elemanının sinaps bağlantısı yerine kullanılarak memristör çıkışında elde edilen akımın ikinci bir nörona harici giriş akımı olarak tatbik edilmesi üzerine bir tasarım kurgulanmıştır. Burada nöron hücrelerinin tanımlanması için FHN ve HR nöron modelleri kullanılmıştır. FHN nöron çiftleri sırasıyla elektriksel sinaps, sinapsik plastisite, memristör modeli-I, II ve III tanımlamaları kullanılarak kuplajlanmıştır. Bu kuplajlamalar sonucunda elde edilen nümerik simülasyon sonuçları Bölüm 3.1’de verilmiştir. Benzer bir süreç HR nöron modeli için tekrar edilmiş ve HR nöron çiftinin bahsedilen beş farklı yöntemle kuplajlanması sonucu elde edilen nümerik analiz sonuçları da Bölüm 3.2’de sunulmuştur. Yukarıda bahsedilen bu tasarımlar neticesinde beklenen sonuçlar şunlardır:

- İkinci nörona memristör çıkışından alınarak uygulanan harici akımın ikinci nöronun hücre zarı potansiyelinin frekansında ya da fazında değişikliğe sebep olarak birinci ve ikinci nöronun asenkron ateşlenmesidir. FHN ve HR nöron modelinin farklı sinaptik tanımlamalarla kuplajlandığı her tanımlamanın ilk nümerik simülasyon sonucu birinci ve ikinci nöronun hücre zarı potansiyelleri ve bu potansiyeller arasındaki faz farkının görülebilmesi için çizdirilen faz portresi gösterimleridir.
- Bir başka beklenen sonuç, memristör girişine uygulanan birinci nöronun ürettiği hücre potansiyelinin memristör elemanının üzerinden geçtikten sonra bir akım ifadesine dönüşmesi ve memristör elemanının giriş-çıkış karakteristiği çizdirildiğinde bir histeresiz eğrisinin elde edilmesidir. FHN ve HR nöron çiftlerinin hücre zarı

potansiyelleri arasındaki faz farkı sonuçlarından sonra, ilgili kısımlarda sinaptik kuplajlamanın giriş ve çıkış karakteristiği faz portresi şeklinde çizdirilmiştir. Özellikle memristör tanımlamaları ile kuplajlanan nöron çiftlerinin sonuçlarında elde edilen karakteristik memristör elemanın histerezis eğrisini karşılamaktadır.

- Bir diğer beklenen çıktı, yukarıda sıralanan sinaptik tanımlamalarla kuplajlanan nöron çiftlerinde, birinci ve ikinci nöron asenkron şekilde ateşlenmektedir. Bu sebeple nöronların spike davranışlarının tepe değerleri arasında bir zaman farkı meydana gelmekte ve farklı zamanlarda ateşlenen iki nöronun dinamiklerinin farkın SRDP desenine benzemesi beklenmektedir. Öyle ki STDP öğrenme kuralının temeli farklı zamanlarda ateşlenen nöron çiftleri arasındaki zaman farkına dayanmaktadır. Buna göre beş farklı sinaps tanımlaması ile kuplajlanan FHN ve HR nöron çiftleri için nümerik sonuçlar sunulurken, kuplajlanan nöron çiftlerinin voltaj farklarını gösteren nümerik simülasyon sonuçları da sunulmuştur.

Böylece bir biyolojik sistemin taklit edilmesi sürecinde sinaptik kuplajlama tanımlaması yerine memristör elemanın kullanılması ve bir ağ yapısına geçiş yapılarak STDP öğrenme kuralı ile ilişkilendirilmesi süreci farklı konfigürasyonlarla denenmiştir. Elde edilen sonuçlar bu konfigürasyonların benzerliğini desteklemektedir. Son olarak sistemin nöromorfik uygulamalarda kullanımına örnek teşkil etmesi açısından memristör modeli-III tanımlaması kullanılarak kuplajlanan HR nöron çiftinin FPGA donanımı ile gerçekleştirimi yapılmıştır. Sistemin testbench sonuçları, elde edilen gerçekleştirim sonuçları ve FPGA sentezi sonucunda kullanılan yapıların özeti Bölüm 3.3'te sunulmuştur. Böylece önceki bölümlerde elde edilen sonuçlar FPGA tabanlı bu gerçekleştirimle desteklenmiştir. Elde edilen bu sonuçlardan yola çıkılarak ilerleyen zamanlarda yapılan çalışmalarda, memristör elemanı kullanılarak kuplajlanan ve bir öğrenme algortmasına uyarlanan sistemlerde nöronları temsil etmek için FHN ve HR nöron modelleri yerine daha basit tanımlamalı biyolojik nöron modellerinin kullanımı tercih edilebilir. Böylece daha basit tanımlamalı bir ağ yapısı oluşturularak, tasarlanan memristör sinapslı bu ağ yapısı farklı mühendislik problemlerinin çözümü için kullanılabilir. Sistemin donanım gerçekleştirimi de nöromorfik uygulamalara örnek olacaktır.

KAYNAKÇA

- [1] Mead, C., 1990. Neuromorphic electronic systems. **Proceedings of the IEEE**, **78**(10), 1629-1636.
- [2] Sarpeshkar, R. , 1998. Analog versus digital: extrapolating from electronics to neurobiology. **Neural computation**, **10**(7), 1601-1638.
- [3] Indiveri, G. , & Liu, S. C. , 2015. Memory and information processing in neuromorphic systems. **Proceedings of the IEEE**, **103**(8), 1379-1397.
- [4] Krizhevsky, A., Sutskever, I. , & Hinton, G. E. , 2012. Imagenet classification with deep convolutional neural networks. **Advances in Neural Information Processing Systems**, **25**, 1097-1105.
- [5] Bengio, Y., & LeCun, Y. 2007. Scaling learning algorithms towards AI. **Large-Scale Kernel Machines**, **34**(5), 1-41.
- [6] Silver, D., Schrittwieser, J., Simonyan, K., Antonoglou, I., Huang, A., Guez, A., ... & Hassabis, D., 2017. **Mastering the Game of Go Without Human Knowledge**. **Nature**, **550**(7676), 354-359.
- [7] Achdou, Y., Buera, F. J., Lasry, J. M., Lions, P. L., & Moll, B. , 2014 . Partial differential equation models in macroeconomics. **Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences**, **372**(2028).
- [8] Bauer, P. , Thorpe, A. , & Brunet, G., 2015. **The Quiet Revolution of Numerical Weather Prediction**. **Nature**, **525**(7567), 47-55.
- [9] Wuttig, M. , & Yamada, N. , 2007. Phase-change materials for rewriteable data storage. **Nature Materials**, **6**(11), 824-832.
- [10] Strukov, D. B., Snider, G. S., Stewart, D. R., & Williams, R. S. ,2008. **The Missing Memristor Found**. **Nature**, **453**(7191), 80-83.

- [11] Yang, J. J., Pickett, M. D., Li, X., Ohlberg, D. A., Stewart, D. R., & Williams, R. S. , 2008. Memristive switching mechanism for metal/oxide/metal nanodevices. **Nature Nanotechnology**, **3**(7), 429-433.
- [12] Jo, S. H., Chang, T., Ebong, I., Bhadviya, B. B., Mazumder, P., & Lu, W. , 2010. Nanoscale memristor device as synapse in neuromorphic systems. **Nano Letters**, **10**(4), 1297-1301.
- [13] Govoreanu, B., Kar, G. S., Chen, Y. Y., Paraschiv, V., Kubicek, S., Fantini, A., Jurczak, M. , 2011. $10 \times 10 \text{ nm}^2$ Hf/HfO₂ x crossbar resistive RAM with excellent performance, reliability and low-energy operation. In *2011 International Electron Devices Meeting* (31-6).
- [14] Lee, M. J., Lee, C. B., Lee, D., Lee, S. R., Chang, M., Hur, J. H., ... & Kim, K. , 2011. A fast, high-endurance and scalable non-volatile memory device made from bilayer structures. **Nature Materials**, **10**(8), 625-630.
- [15] Chanthbouala, A., Garcia, V., Cherifi, R. O., Bouzehouane, K., Fusil, S., Moya, X., ... & Grollier, J. , 2012. A ferroelectric memristor. **Nature Materials**, **11**(10), 860-864.
- [16] Kuzum, D., Jeyasingh, R. G., Lee, B., & Wong, H. S. P. , 2012 . Nanoelectronic programmable synapses based on phase change materials for brain-inspired computing. **Nano Letters**, **12**(5), 2179-2186.
- [17] Prodromakis, T., Salaoru, I., Khiat, A., & Toumazou, C. (2008). Concurrent Resistive And Capacitive State Switching Of Nanoscale TiO₂ Memristors. **Science**, **320**, 1755-1759.
- [18] Chua, L., 1971. Memristor-the missing circuit element. **IEEE Transactions on Circuit Theory**, **18**(5), 507-519.
- [19] Choi, H., Jung, H., Lee, J., Yoon, J., Park, J., Seong, D. J., Hwang, H. , 2009. An electrically modifiable synapse array of resistive switching memory. **Nanotechnology**, **20**(34), 345.

- [20] Di Ventra, M., & Pershin, Y. V. , 2012. Biologically-inspired electronics with memory circuit elements. *Advances in neuromorphic memristor science and applications* (15-36).
- [21] Rubin, J., Lee, D. D., & Sompolinsky, H. , 2001. Equilibrium properties of temporally asymmetric Hebbian plasticity. ***Physical Review Letters***, **86**(2), 364.
- [22] Snider, G. S. , 2007. Self-organized computation with unreliable, memristive nanodevices. ***Nanotechnology***, **18**(36), 365.
- [23] Pershin, Y. V., & Di Ventra, M. , 2011. Memory effects in complex materials and nanoscale systems. ***Advances in Physics***, **60**(2), 145-227.
- [24] Snider, G. S. , 2008. Spike-timing-dependent learning in memristive nanodevices. ***IEEE International Symposium on Nanoscale Architectures*** (85-92).
- [25] Linares-Barranco, B., Serrano-Gotarredona, T., Camuñas-Mesa, L. A., Perez-Carrasco, J. A., Zamarreño-Ramos, C., & Masquelier, T. , 2011. On spike-timing-dependent-plasticity, memristive devices, and building a self-learning visual cortex. ***Frontiers in Neuroscience***, **5**, 26.
- [26] Pershin, Y. V., & Di Ventra, M. , 2010. Experimental demonstration of associative memory with memristive neural networks. ***Neural Networks***, **23**(7), 881-886.
- [27] Pérez-Carrasco, J. A., Zamarreño-Ramos, C., Serrano-Gotarredona, T., & Linares-Barranco, B. , 2010. On neuromorphic spiking architectures for asynchronous STDP memristive systems. *Proceedings of 2010 IEEE International Symposium on Circuits and Systems* (pp. 1659-1662). IEEE.
- [28] Clopath, C., Büsing, L., Vasilaki, E., & Gerstner, W. , 2010. Connectivity reflects coding: a model of voltage-based STDP with homeostasis. ***Nature Neuroscience***, **13**(3), 344.
- [29] Sah, M. P., Kim, H., & Chua, L. O. , 2014. Brains are made of memristors. ***IEEE Circuits and Systems Magazine***, **14**(1), 12-36.

- [30] Linares-Barranco, B., Serrano-Gotarredona, T., Camuñas-Mesa, L. A., Perez-Carrasco, J. A., Zamarreño-Ramos, C., & Masquelier, T. ,2011. On spike-timing-dependent-plasticity, memristive devices, and building a self-learning visual cortex. **Frontiers in Neuroscience**, 5, 26.
- [31] Saïghi, S., Mayr, C. G., Serrano-Gotarredona, T., Schmidt, H., Lecerf, G., Tomas, J., ... & Linares-Barranco, B. , 2015. Plasticity in memristive devices for spiking neural networks. **Frontiers in Neuroscience**, 9, 51.
- [32] Serrano-Gotarredona, T., Masquelier, T., Prodromakis, T., Indiveri, G., & Linares-Barranco, B. , 2013. STDP and STDP variations with memristors for spiking neuromorphic learning systems. **Frontiers in Neuroscience**, 7, 2.
- [33] Pérez-Carrasco, J. A., Zamarreño-Ramos, C., Serrano-Gotarredona, T., & Linares-Barranco, B. , 2010. On neuromorphic spiking architectures for asynchronous STDP memristive systems. In *Proceedings of 2010 IEEE International Symposium on Circuits and Systems* (1659-1662)
- [34] Acciarito, S., Cardarilli, G. C., Cristini, A., Di Nunzio, L., Fazzolari, R., Khanal, G. M., ... & Susi, G., 2017. Hardware design of LIF with Latency neuron model with memristive STDP synapses. **Integration**, 59, 81-89.
- [35] Cai, W., Ellinger, F., & Tetzlaff, R. , 2014. Neuronal synapse as a memristor: Modeling pair-and triplet-based STDP rule. **IEEE Transactions on Biomedical Circuits And Systems**, 9(1), 87-95.
- [36] Chan, W., & Lohn, J. ,2012. Spike timing dependent plasticity with memristive synapse in neuromorphic systems. In *The 2012 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)* (1-6).
- [37] Bao, B., Hu, A., Bao, H., Xu, Q., Chen, M., & Wu, H. , 2018. Three-dimensional memristive Hindmarsh–Rose neuron model with hidden coexisting asymmetric behaviors. **Complexity, Volume 2018 (Special Issue)**, Article ID 3872573. Doi:10.1155/2018/3872573.

- [38] Bao, H., Hu, A., Liu, W., & Bao, B. , 2019. Hidden bursting firings and bifurcation mechanisms in memristive neuron model with threshold electromagnetic induction. **IEEE Transactions on Neural Networks And Learning Systems**, **31**(2), 502-511.
- [39] Lin, H., Wang, C., Sun, Y., & Yao, W. , 2020. Firing multistability in a locally active memristive neuron model. **Nonlinear Dynamics**, **100**, 3667-3683.
- [40] Ren, G., Xu, Y., & Wang, C. , 2017. Synchronization behavior of coupled neuron circuits composed of memristors. **Nonlinear Dynamics**, **88**(2), 893-901.
- [41] Bao, H., Zhang, Y., Liu, W., & Bao, B. , 2020. Memristor synapse-coupled memristive neuron network: synchronization transition and occurrence of chimera. **Nonlinear Dynamics**, **1-14**.
- [42] Korkmaz, N., Öztürk, İ., & Kilic, 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.
- [43] FitzHugh, R. , 1969. Mathematical models of excitation and propagation in nerve. **Biological Engineering**, **1-85**.
- [44] Hindmarsh, J. L., & Rose, R. M. , 1984. A model of neuronal bursting using three coupled first order differential equations. **Proceedings of the Royal Society of London. Series B. Biological Sciences**, **221**(1222), 87-102.
- [45] Zidan, M. A. ,2015. *Memristor circuits and systems*. Doktora Tezi, King Abdullah Bilim ve Teknoloji Üniversitesi, Thuwal, Suudi Arabistan Krallığı, pp.163.
- [46] Chua, L. O., & Kang, S. M. ,1976. Memristive devices and systems. **Proceedings of the IEEE**, **64**(2), 209-223.
- [47] Baatar, C., Porod, W., & Roska, T. (Eds.). (2010). *Cellular nanoscale sensory wave computing* (87-116).

- [48] Oster, G. F., Auslander, D. M., 1972. The memristor: A new bond graph element. **Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control**, **94**(3):249-252.
- [49] Oster, G. F., 1974. A note on memristors. **IEEE Transactions on Circuits and Systems**, **21**(1):152.
- [50] Chua, L. O., Tseng, C. W., 1974. A memristive circuit model for P-N junction diodes. **International Journal of Circuit Theory and Applications**, **2**(4):367-389.
- [51] Sawa, A. , 2008. Resistive switching in transition metal oxides. **Materials Today**, **11**(6), 28-36.
- [52] Waser, R., Dittmann, R., Staikov, G., & Szot, K. , 2009. Redox-based resistive switching memories–nanoionic mechanisms, prospects, and challenges. **Advanced Materials**, **21**(25-26), 2632-2663.
- [53] Georgiou, P. S., Yaliraki, S. N., Drakakis, E. M., & Barahona, M. , 2012. Quantitative measure of hysteresis for memristors through explicit dynamics. *Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, **468**(2144), 2210-2229.
- [54] Schindler, C., Weides, M., Kozicki, M. N., & Waser, R. , 2008. Low current resistive switching in Cu–Si O₂ cells. **Applied Physics Letters**, **92**(12), 122910.
- [55] Jo, S. H., & Lu, W. , 2008 . CMOS compatible nanoscale nonvolatile resistance switching memory. **Nano Letters**, **8**(2), 392-397.
- [56] Jo, S. H., Kim, K. H., & Lu, W. , 2009. High-density crossbar arrays based on a Si memristive system. **Nano Letters**, **9**(2), 870-874.
- [57] Wang, S. Y., Huang, C. W., Lee, D. Y., Tseng, T. Y., & Chang, T. C. , 2010. Multilevel resistive switching in Ti/Cu x O/Pt memory devices. **Journal of Applied Physics**, **108**(11), 114110.

- [58] Kavehei, O., Iqbal, A., Kim, Y. S., Eshraghian, K., Al-Sarawi, S. F., & Abbott, D. , 2010. The fourth element: characteristics, modelling and electromagnetic theory of the memristor. *Proceedings of the Royal Society A: **Mathematical, Physical and Engineering Sciences***, **466**(2120), 2175-466.
- [59] Frank, D. J., Dennard, R. H., Nowak, E., Solomon, P. M., Taur, Y., & Wong, H. S. P. , 2001. Device scaling limits of Si MOSFETs and their application dependencies. *Proceedings of the IEEE*, **89**(3), 259-288.
- [60] Snider, G. S., & Williams, R. S. , 2007. Nano/CMOS architectures using a field-programmable nanowire interconnect. *Nanotechnology*, **18**(3), 035204.
- [61] Borghetti, J., Li, Z., Straznicky, J., Li, X., Ohlberg, D. A., Wu, W., ... & Williams, R. S. , 2009. A hybrid nanomemristor/transistor logic circuit capable of self-programming. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, **106**(6), 1699-1703.
- [62] Jo, S. H., Kim, K. H., & Lu, W. , 2009. Programmable resistance switching in nanoscale two-terminal devices. *Nano Letters*, **9**(1), 496-500.
- [63] Strukov, D. B., & Likharev, K. K. , 2007. Defect-tolerant architectures for nanoelectronic crossbar memories. *Journal of Nanoscience and Nanotechnology*, **7**(1), 151-167.
- [64] Strukov, D. B., & Likharev, K. K. , 2007. Prospects for the development of digital CMOL circuits. In *2007 IEEE International Symposium on Nanoscale Architectures* (109-116).
- [65] Di Ventra, M., Pershin, Y. V., & Chua, L. O. , 2009. Putting memory into circuit elements: memristors, memcapacitors, and meminductors [point of view]. *Proceedings of the IEEE*, **97**(8), 1371-1372.
- [66] Snider, G., 2005. Computing with hysteretic resistor crossbars. *Applied Physics A*, **80**(6), 1165-1172.
- [67] Lehtonen, E., Poikonen, J. H., & Laiho, M. , 2010. Two memristors suffice to compute all Boolean functions. *Electronics Letters*, **46**(3), 239-240.

- [68] Muthuswamy, B., & Kokate, P. P. , 2009. Memristor-based chaotic circuits. **IEEE Technical Review**, **26**(6), 417-429.
- [69] Itoh, M., & Chua, L. , 2019. Memristor cellular automata and memristor discrete-time cellular neural networks. In *Handbook of Memristor Networks* (pp. 1289-1361). Springer, Cham.
- [70] Laiho, M., & Lehtonen, E. , 2010. Cellular nanoscale network cell with memristors for local implication logic and synapses. In *Proceedings of 2010 IEEE International Symposium on Circuits and Systems* (2051-2054).
- [71] Lehtonen, E., & Laiho, M. , 2010. CNN using memristors for neighborhood connections. In *2010 12th International Workshop on Cellular Nanoscale Networks and their Applications* (1-4).
- [72] Sung, C., Hwang, H., & Yoo, I. K. , 2018 . Perspective: A review on memristive hardware for neuromorphic computation. **Journal of Applied Physics**, **124**(15), 151903.
- [73] Corinto, F., Ascoli, A., & Sung-Mo, S. K. , 2013. Memristor-based neural circuits. In *2013 IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS)* (417-420). IEEE.
- [74] Amirsoleimani, A., Ahmadi, M., & Ahmadi, A. , 2017. STDP-based unsupervised learning of memristive spiking neural network by Morris-Lecar model. In *2017 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)* (3409-3414).
- [75] Zhang, J., & Liao, X. , 2017. Synchronization and chaos in coupled memristor-based FitzHugh-Nagumo circuits with memristor synapse. **Aeu-International Journal Of Electronics and Communications**, **75**, 82-90.
- [76] Bao, B., Hu, A., Bao, H., Xu, Q., Chen, M., & Wu, H. , 2018. Three-dimensional memristive Hindmarsh–Rose neuron model with hidden coexisting asymmetric behaviors. *Complexity*, 2018.

- [77] Lashkare, S., Chouhan, S., Chavan, T., Bhat, A., Kumbhare, P., & Ganguly, U. ,2018. PCMO RRAM for integrate-and-fire neuron in spiking neural networks. **IEEE Electron Device Letters**, **39**(4), 484-487.
- [78] Al-Shedivat, M., Naous, R., Cauwenberghs, G., & Salama, K. N. , 2015. Memristors empower spiking neurons with stochasticity. **IEEE journal on Emerging and Selected Topics in Circuits and Systems**, **5**(2), 242-253.
- [79] Shamsi, J., Amirsoleimani, A., Mirzakuchaki, S., &Ahmadi, M. , 2017. Modular neuron comprises of memristor-based synapse. **Neural Computing and Applications**, **28**(1), 1-11.
- [80] Mehonic, A., & Kenyon, A. J. , 2016. Emulating the electrical activity of the neuron using a silicon oxide RRAM cell. **Frontiers in neuroscience**, **10**, 57.
- [81] Pantazi, A., Woźniak, S., Tuma, T., & Eleftheriou, E. , 2016. All-memristive neuromorphic computing with level-tuned neurons. **Nanotechnology**, **27**(35), 355205.
- [82] Ziyarah, A. M., Soures, N., Hays, L., Jacobs-Gedrim, R. B., Agarwal, S., Marinella, M., & Kudithipudi, D. (2017, May). Ziksa: On-chip learning accelerator with memristor crossbars for multilevel neural networks. In *2017 IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS)* (1-4).
- [83] Pedretti, G., Milo, V., Ambrogio, S., Carboni, R., Bianchi, S., Calderoni, A., ... & Ielmini, D. , 2017. Memristive neural network for on-line learning and tracking with brain-inspired spike timing dependent plasticity. **Scientific Reports**, **7**(1), 1-10.
- [84] Ly, D. R., Grossi, A., Werner, T., Dalgaty, T., Fenouillet-Beranger, C., Vianello, E., & Nowak, E. (2018, May). Role of synaptic variability in spike-based neuromorphic circuits with unsupervised learning. In *2018 IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS)* (1-5).
- [85] Hebb, D. O. , 1949. The organization of behavior; a neuropsychological theory. **A Wiley Book in Clinical Psychology**, **62**, 78.

- [86] Stent, G. S. , 1973. A physiological mechanism for Hebb's postulate of learning. **Proceedings of the National Academy of Sciences**, **70**(4), 997-1001.
- [87] Gerstner, W., Ritz, R., & Van Hemmen, J. L. 1993. Why spikes? Hebbian learning and retrieval of time-resolved excitation patterns. **Biological Cybernetics**, **69**(5), 503-515.
- [88] Markram, H., Lübke, J., Frotscher, M., & Sakmann, B. (1997). Regulation of synaptic efficacy by coincidence of postsynaptic APs and EPSPs. **Science**, **275**(5297), 213-215.
- [89] Bi, G. Q., & Poo, M. M. , 1998. Synaptic modifications in cultured hippocampal neurons: dependence on spike timing, synaptic strength, and postsynaptic cell type. **Journal of Neuroscience**, **18**(24), 10464-10472.
- [90] Bliss, T. V., & Lømo, T. , 1973. Long-lasting potentiation of synaptic transmission in the dentate area of the anaesthetized rabbit following stimulation of the perforant path. **The Journal of physiology**, **232**(2), 331-356.
- [91] Linares-Barranco, B., Serrano-Gotarredona, T., Camuñas-Mesa, L. A., Perez-Carrasco, J. A., Zamarreño-Ramos, C., & Masquelier, T. , 2011. On spike-timing-dependent-plasticity, memristive devices, and building a self-learning visual cortex. **Frontiers in Neuroscience**, **5**, 26.
- [92] Jo, S. H., Kim, K. H., & Lu, W. , 2009. High-density crossbar arrays based on a Si memristive system. **Nano Letters**, **9**(2), 870-874.
- [93] Chang, T., Jo, S. H., Kim, K. H., Sheridan, P., Gaba, S., & Lu, W. , 2011. Synaptic behaviors and modeling of a metal oxide memristive device. **Applied Physics**, **102**(4), 857-863.
- [94] Yakopcic, C., Taha, T. M., Subramanyam, G., Pino, R. E., & Rogers, S. , 2011. A memristor device model. **IEEE Electron Device Letters**, **32**(10), 1436-1438.

- [95] Kvatinsky, S., Friedman, E. G., Kolodny, A., & Weiser, U. C. , 2012. TEAM: Threshold adaptive memristor model. *IEEE transactions on circuits and systems I: Regular Papers*, **60**(1), 211-221.
- [96] Pershin, Y. V., La Fontaine, S., & Di Ventra, M. , 2009. Memristive model of amoeba learning. *Physical Review E*, **80**(2), 021926.
- [97] Clopath, C., Büsing, L., Vasilaki, E., & Gerstner, W. , 2010. Connectivity reflects coding: a model of voltage-based STDP with homeostasis. *Nature Neuroscience*, **13**(3), 344.



ÖZGEÇMİŞ

KİŞİSEL BİLGİLER

Adı, Soyadı: Ahmet Yasin BARAN
Uyruğu: Türkiye (TC)

EĞİTİM

Derece	Kurum	Mezuniyet Tarihi
Yüksek Lisans	E.Ü. Elektrik Elektronik Müh.	--
Lisans	N.N.Y Üniversitesi Elektrik Elektronik Müh.	2018
Lise	Nuh Mehmet Küçükçalık Anadolu Lisesi, Kayseri	2013

İŞ DENEYİMLERİ

Yıl	Kurum	Görev
2019- Halen	Erciyes Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Elektrik Elektronik Mühendisliği Bölümü	Araştırma Görevlisi

YABANCI DİL

İngilizce

YAYINLAR

1. Baran, A. Y., Korkmaz, N., Öztürk, İ., Kılıç, R.,2021. On addressing the similarities between STDP concept and synaptic/memristive coupled neurons by realizing of the memristive synapse based HR neurons. **Engineering Science and Technology, an International Journal.** (Yüklenmiştir.)