

EGE ÜNİVERSİTESİ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

(DOKTORA TEZİ)

**BİYOLOJİK SINIR YOLAKLARININ
KENDİNİ-ÖRGÜTLEYEN ETMENLER
KULLANILARAK BENZETİLMESİ**

Önder GÜRCAN

Tez Danışmanı: Prof. Dr. Oğuz DİKENELLİ

Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı

Bilim Dalı Kodu: 619.01.00

Sunuş Tarihi: 24.Haziran.2013

Bornova-İZMİR

2013

Önder GÜRCAN tarafından **DOKTORA TEZİ** olarak sunulan "**BİYOLOJİK SİNİR YOLAKLARININ KENDİNİ-ÖRGÜTLEYEN ETMENLER KULLANILARAK BENZETİLMESİ**" başlıklı bu çalışma E.Ü. Lisansüstü Eğitim ve Öğretim Yönetmeliği ile E.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü Eğitim ve Öğretim Yönergesi'nin ilgili hükümleri uyarınca tarafımızdan değerlendirilerek savunmaya değer bulunmuş ve **24.06.2013** tarihinde yapılan tez savunma sınavında aday oybirliği/oyçokluğu ile başarılı bulunmuştur.

Jüri Üyeleri:

İmza

Jüri Başkanı: Prof. Dr. Oğuz DİKENELLİ

.....

Raportör Üye: Yrd. Doç. Dr. Şebnem BORA

.....

Üye: Prof. Dr. Kemal S. TÜRKER

.....

Üye: Yrd. Doç. Dr. Belgin ERGENÇ

.....

Üye: Prof. Dr. Serdar KORUKOĞLU

.....

ÖZET

BİYOLOJİK SİNİR YOLAKLARININ KENDİNİ-ÖRGÜTLEYEN ETMENLER KULLANILARAK BENZETİLMESİ

GÜRCAN, Önder

Doktora Tezi, Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı

Tez Danışmanı: Prof. Dr. Oğuz DİKENELLİ

24.06.2013, 165 sayfa

Bu tezde, verilen bir insan sinir yolağının zamansal düzenlenişini saptayan ve onun yapay kopyasını oluşturan yeni bir hesaplamalı model sunulmaktadır. Bu çaba, insan sinir sistemindeki sinir hücrelerinden doğrudan kayıt alınamadığından büyük bir zorluktur ve dolayısıyla ele alınan sinir yolağı *kara kutu* olarak nitelendirilmektedir. Bu zorlukla başa çıkmak için, çok sayıda işbirlikçi yazılım etmeninin yerel etkileşimlerle aşağıdan yukarıya toplu davranışlar oluşturabildiği *Uyarlanabilir Çoklu-Etmen Sistemleri (Adaptive Multi-Agent Systems - AMAS)* teorisi kullanılmıştır. Sonuç olarak, her yazılım elemanının bir birleştir-ve-ateşle sinir hücresini temsil ettiği bir beliren model elde edilmiştir. Daha sonra modeli bilinçli insanlardan elde edilen tekli motor birimlerinin refleks yanıtlarına uygulanmıştır. Deneysel sonuçlar, modelin gerçek insan sinir yollarının işlevselliğini ortaya çıkardığını uygun verilerle kıyaslayarak göstermektedir. Modeli umut vaat edici kılan gerçek ise, bizim bilgimize göre, modelin sinirbilimleri ve kendini-örgütleyen çoklu-etmen sistemlerini etkin bir şekilde birleştirerek yapay bir sinir ağını kendi kendine oluşturan ilk gerçekçi model olmasıdır. Modelin bağlantılarının insandaki bağlantılarla örtüşüp örtüşmediğine dair henüz bir kanıt olmasa da, modelin sinirbilimcilere insan sinir yolları hakkında daha fazla şey öğrenme konusunda yardımcı olmasını ve ayrıca ileriki deneylere yol açacak hipotezlerin kestiriminde kullanılması umut edilmektedir.

Anahtar Sözcükler: insan çalışmaları; kendini-örgütleme; etmen-tabanlı benzetim; spayklayan sinir ağları; birleştir-ve-ateşle modeli; frekans analizi.

ABSTRACT**SIMULATING BIOLOGICAL NEURONAL WIRING
USING SELF-ORGANIZING AGENTS**

GÜRCAN, Önder

PhD. in Computer Engineering

Supervisor: Prof. Dr. Oğuz DİKENELLİ

24.06.2013, 165 pages

In this thesis, a novel computational model that detects temporal configurations of a given human neuronal pathway and constructs its artificial replication is presented. This poses a great challenge since direct recordings from individual neurons are impossible in the human central nervous system and therefore the underlying neuronal pathway has to be considered as a *black box*. For tackling this challenge, the *Adaptive Multi-Agent Systems (AMAS)* theory in which large sets of cooperative software agents interacting locally giving rise to collective behavior bottom-up is used. The result is an emergent model where each software entity represents an integrate-and-fire neuron. We then applied the model to the reflex responses of single motor units obtained from conscious human subjects. Experimental results show that the model uncovers functionality of real human neuronal pathways by comparing it to appropriate surrogate data. What makes the model promising is the fact that, to the best of our knowledge, it is the first realistic model to self-wire an artificial neuronal network by efficiently combining neuroscience with self-adaptive multi-agent systems. Although there is no evidence yet of the model's connectivity mapping onto the human connectivity, we anticipate this model will help neuroscientists to learn much more about human neuronal networks, and could also be used for predicting hypotheses to lead future experiments.

Keywords: human studies; self-organization; agent-based simulation; spiking neural networks; integrate-and-fire model; frequency analysis.

TEŞEKKÜR

Bu tez, birçok meslektaştan oluşan üretici bir ortam olmasaydı yazılamazdı.

Öncelikle, sevgili hocalarım Carole Bernon, Pierre Glize, Kemal S. Türker, Oğuz Dikenelli'ye ve daha sonra Jean-Pierre Mano, Serdar Korukoglu ve Tuğkan Tuğlular'a bu tezi mümkün kılan tavsiye ve önerileri için teşekkür ederim. Ayrıca bana çeşitli deney verilerini uygun bir biçimde hazırlayıp veren Ş. Utku Yavuz'a teşekkürü bir borç bilirim.

Bu tez projesi, Ege Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliği Bölümü ve Paul Sabatier Üniversitesi Tuluz Bilişim ve Araştırma Enstitüsü ortaklığında yürütülmüştür. Tezim süresince, tanıştığım ve yardım istediğim herkese çok teşekkür ederim. Varlığınız ve yardımlarınız için sağolun.

Ayrıca tezim süresince desteğini hep hissettiğim Asya'a teşekkürü de bir borç bilirim.

Aileme, özellikle annem, anneannem ve dedeme özel şükranlarımı sunarım. Onlar olmasaydı, bu çalışmaya başlayamazdım bile.

Son olarak, 2211-Yurt İçi Doktora Burs Programı kapsamında beni destekleyen Türkiye Bilimsel ve Teknik Araştırma Kurumu'na (TÜBİTAK) teşekkür ederim.

İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa</u>
ÖZET	v
ABSTRACT	vii
TEŞEKKÜR	ix
ŞEKİLLER DİZİNİ.	xxvii
ÇİZELGELER DİZİNİ	xxix
ALGORİTMALAR DİZİNİ	xxxi
SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ	xxxiii
1 GİRİŞ.	1
1.1 Yaklaşım ve Önerilen Çözüm	2
1.2 Literatüre Katkıları	3
1.3 Teze Genel Bakış	4
2 PROBLEM: SİNAPTİK ETKİLİ BAĞLANTISALLIK	7
2.1 Sinir Sistemlerinin Elemanları ve Devingenlikleri	7
2.2 Tipik Sinir Hücresi.	8
2.3 Sinapslar ve Postsinaptik Potansiyeller	9
2.4 Birleştirir-ve-Ateşle Modeli	10
2.5 Sinaptik Etkili Bağlantısallık Problemi	11
2.5.1 Sinaptik Etkili Bağlantısallık.	11

İÇİNDEKİLER (Devam)

	<u>Sayfa</u>
2.5.2 Uyarı-Yanıt Devreleri.	14
2.5.3 Hayvan Çalışmaları	15
2.5.4 İnsan Çalışmaları	16
2.6 İnsan Motor Birimlerinin Etkili Bağlantısallık Çözümlemesi	17
2.6.1 İnsan Motor Birimleri	17
2.6.2 İnsan Motor Birimlerinin Boşalmasının Çözümlemesi	19
2.6.3 PSTH Çözümleme Tekniği	20
2.6.4 PSF Çözümleme Tekniği	21
2.6.5 PSF ve PSTH	24
2.7 Sonuç	25
3 LİTERATÜRDEKİ ÇALIŞMALAR.	27
3.1 Yukarıdan-Aşağıya Yaklaşımlar	27
3.1.1 Etkili Bağlantısallığın Kestiriminde Kullanılan Uyarlanabilir Hesaplamalı Yöntemler	28
3.1.2 Yapısal Eşitlik Modelleme (SEM).	29
3.1.3 Çokdeğişkenli Özbağlanımlı (MAR) Modeller	31
3.1.4 Devingen Nedensel Modelleme (DCM)	33
3.1.5 Geometrik Ağlarda Devingenlik, Sinyalleşme Kontrol ve Gözlemleme için Çerçeve	34

İÇİNDEKİLER (Devam)

	<u>Sayfa</u>
3.1.6 Diğer Uyarlanabilir Hesaplama Yöntemleri	35
3.1.7 Rezervuar Hesaplama	35
3.1.8 Evrimsel Sinir Ağları	37
3.1.9 Biyolojiden-Esinlenilmiş Bilişsel Mimariler (BICA)	39
3.2 Aşağıdan-Yukarıya Yaklaşımlar	41
3.2.1 Biyolojik Sinir Ağı (BSA) Benzetimcileri.	41
3.2.2 Genel Olarak Biyolojik Sinir Ağı (BSA) Benzetimcileri	42
3.2.3 Geniş-Ölçekli Beyin Benzetimcileri	43
3.2.4 BSA'dan Esinlenilmiş Hesaplamalı Yaklaşımlar	45
3.3 Genel Sonuçlar ve Tartışma	47
4 ÇALIŞMANIN TEORİSİ VE ARAÇLARI	51
4.1 Etmenler ve Çoklu-Etmen Sistemleri	51
4.2 Uyarlanabilir Çoklu-Etmen Sistemleri (AMAS) Teorisi	53
4.2.1 İşlevsel Uygunluk Teoremi	54
4.2.2 İşlevsel Uygunluk Teoreminin Sonuçları	56
4.2.3 Genel AMAS Mimarisi	57
4.2.4 İşbirlikçi Olmayan Durumların Kaldırılması.	60
4.2.5 Etmenlerin Kritikliği	62

İÇİNDEKİLER (Devam)

	<u>Sayfa</u>
4.3 ADELFE Metodolojisi	63
4.4 Etmen-tabanlı Modelleme ve Benzetim (ETBM)	67
4.4.1 Biyolojide ETMB	67
4.4.2 Etmen-tabanlı Benzetim Platformları	69
4.4.3 ETMB Modellerinin Geçerlenmesi, Doğrulanması ve Testi	71
4.5 Sonuçlar	75
5 ÖNERİLEN ÇÖZÜM: BELİREN BİR SİNİRSEL AĞ MODELİ	77
5.1 Modelin Çözümlemesi	77
5.1.1 AMAS Uygunluğu Doğrulanması	78
5.1.2 AMAS Teorisinin Örneklenmesi	80
5.1.3 Biçimsel Model Tanımı	80
5.1.4 Parametrelerin Devingen Ayarlanması	82
5.1.5 Etmenlerin ve Düşük Davranışlarının Belirlenmesi	87
5.1.6 İlişkilerin ve İşlevsel-Olmayan Durumların Belirlenmesi	88
5.2 Modelin Tasarımı	90
5.2.1 İşbirlikçi Etmenlerin Tasarımı	90
5.2.2 Sinir Etmenleri ve Sinapslar	90
5.2.3 Duyu Siniri Etmenleri	91

İÇİNDEKİLER (Devam)

	<u>Sayfa</u>
5.2.4 Motor Sinir Etmenleri	92
5.2.5 Ara Sinir Etmenleri	92
5.2.6 Gözlemci Etmen.	92
5.2.7 İşbirlikçi-Olmayan Durumların (İOD) ve Geribildirimlerin Tasarımı	93
5.2.8 Kötü Zamansal Bütünleştirme	93
5.2.9 Kötü Anlık Frekans	94
5.2.10 Kritiklik Fonskiyonlarının Tasarımı	96
5.2.11 İşbirlikçi Davranışların Tasarımı	97
5.2.12 "Kötü Anlık Frekans" İOD'sinin Ortadan Kaldırılması	98
5.2.13 "Kötü Zamansal Bütünleştirme" İOD'sinin Ortadan Kaldırılması	99
5.3 Modeling Gerçekleştirimi	101
5.4 Modelin Doğrulanması, Geçerlenmesi ve Testi.	101
5.4.1 Mikro-Seviye Test Örneği: Bir Motor Sinirin Tonik Ateşlemesi	101
5.4.2 Mezo-Seviye Test Örneği: Etkin Olmayan Bir Sinire Yardım Etmek için Yeni Bir Sinapsın Yaratılması	102
5.5 Sonuç	103

İÇİNDEKİLER (Devam)

	<u>Sayfa</u>
6 BENZETİMLER, SONUÇLAR ve TARTIŞMA	105
6.1 Benzetimler ve Sonuçlar	105
6.1.1 Deney Düzenegi.	105
6.1.2 Etik Açıklama	105
6.1.3 İlkendirme Senaryosu	105
6.1.4 Benzetimler	107
6.1.5 Sonuçlar	108
6.2 Tartışma	121
6.2.1 Biyolojik Yorum	121
6.2.2 Hesaplamalı Yorum	123
6.2.3 Mevcut Modellerle Karşılaştırma	126
6.2.4 Hesaplamalı Etkili Bağlantısallık Modelleri	126
6.2.5 Biyolojik Sinir Ağlarından Esinlenilmiş Modeller	127
6.2.6 Modelin Kısıtları	127
6.3 Sonuç	128
7 SONUÇ ve PERSPEKTİFLER	131
7.1 Genel Sonuçlar	131

İÇİNDEKİLER (Devam)

	<u>Sayfa</u>
7.2 Açık Problemler ve Perspektifler	133
7.2.1 Sinirbilimleri Perspektifleri	133
7.2.2 Bilgisayar Bilimleri Perspektifleri	134
7.3 Son Yorumlar	135
KAYNAKLAR DİZİNİ	137
ÖZGEÇMİŞ	159
EK 1: TERİMLER SÖZLÜĞÜ	161

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil

Sayfa

- 2.1 (a) Ramon y Cajal çizimi tek bir sinir hücresi (Cajal, 1937). Dendrit, soma (çekirdek) ve aksonlar açıkça ayırdedilebiliyor. İçşekil örnek bir etki potansiyelini şematik olarak gösteriyor. Etki potansiyeli (spayk), 1-2 ms süreli ve yaklaşık 100 mV genlikli kısa voltaj atımlarıdır. (b) Bir presinaptik sinir m 'den postsinaptik sinir n 'ye olan sinyal iletimi. Sinaps noktalı çember ile işaretlenmiştir. Sağ alt uçtaki aksonlar diğer sinirlere gitmektedirler (şematik şekil). 9
- 2.2 Ateşleme eşiği kavramının şematik gösterimi. 10
- 2.3 EPSP'lerin, somada kayıt edilen, ortalama tepe genliklerinin, somadan EPSP'nin kökenine kadar olan uzaklığa göre çizimi ((Iansek and Redman, 1973)'teki Şekil 4). 10
- 2.4 Bir postsinaptik sinir n 'nin iki presinaptik sinir k ve m 'den girdi aldığı şematik birleştir-ve-ateşle modeli ((Gerstner and Kistler, 2002)'den alınmıştır). (a) Her presinaptik spayk bir elektrot aracılığı ile $u_n(t) - u_{rest}$ potansiyel farkı olarak ölçülebilen uyarıcı bir postsinaptik potansiyel (EPSP) tetikler. (b) Sinir k 'dan hemen sonra ulaşan ikinci presinaptik sinir m 'den gelen bir girdi spaykı, ilkinde eklenen ikinci bir postsinaptik potansiyele yol açar. (c) Eğer $u_n(t)$, v eşikdeğerine ulaşırsa, bir spayk tetiklenir. Bunun bir sonucu olarak, zar potansiyeli geniş bir pozitif atım-benzeri sapma başlatır (ok). Grafiğin voltaj ölçeğinde, atımın tepesi sınırların dışındadır. Atımdan sonra voltaj dinlenme potansiyelinin altında bir değere döner. 12

ŞEKİLLER DİZİNİ (Devam)

Şekil	Sayfa
2.5 Bir sinirin tonik ateşlemesi ((Türker and Miles, 1991)'den değiştirilmiştir). Tonik ateşleme esnasında, biri sinir sürekli bir akım alır ve bu yüzden zar potansiyeli sürekli olarak ateşleme eşiğine yükselir ve sinirin spontan spayklar ateşlemesine sebep olur (a). Ardışık spayklar arasındaki zaman aralıklarına spayklararası aralık (<i>interspike interval - ISI</i>) denir ve bir spaykın anlık frekansı $f = 1000/ISI$ olarak hesaplanır. Bir EPSP, sonraki spaykın hareketini kısıtlarken (ve dolayısıyla anlık frekansını artırır) (b), IPSP ise sonraki spaykın oluşumunu geciktirir (ve dolayısıyla anlık frekansı düşürür) (c).	18
2.6 MSS'nin bir duyu-sinir yolağını yalnızca bir omirilik bölümünde gösteren diyagram.	18
2.7 Uyarı-Civarı Zaman Histogramı (PSTH), motor sinir boşalmalarının bir kastan yüzeyel bir elektrot (SMU-AP) kullanılarak kayıt edilmesiyle ve sayılarının uygulanan uyarılara olan gecikmelerine göre sayılmasıyla derlenir. (K.S. Türker'in ders notlarından alınmıştır) . Uyarı sayısı (n) arttıkça, histogram dolar ve daha anlamlı hale gelir.	20
2.8 Bir EPSP (sol) ve IPSP'nin (sağ) varışının etkisinin PSTH üzerinden gösterimi (K.S. Türker'in ders notların alınmıştır)	21
2.9 Motor sinire giden karışık sinir lifinin düşük-eşik uyarılmasına verilen motor sinir yanıtlarının uyarı-civarı zaman histogramı (PSTH) ve onun birikimli toplamı (PSTH-CUSUM).	22
2.10 Uyarı-Civarı Frekansgramı (PSF), motor sinir boşalmalarının bir kastan yüzeyel bir elektrot (SMU-AP) kullanılarak kayıt edilmesiyle ve sayılarının uygulanan uyarılara olan gecikmelerine göre sayılmasıyla derlenir. (K.S. Türker'in ders notlarından alınmıştır) . Uyarı sayısı (n) arttıkça, frekansgram dolar ve daha anlamlı hale gelir.	22

ŞEKİLLER DİZİNİ (Devam)

Şekil	Sayfa
2.11 Bir EPSP (sol) ve IPSP'nin (sağ) varışının etkisinin PSF üzerinden gösterimi (K.S. Türker'in ders notların alınmıştır)	23
2.12 Motor sinire giden karışık sinir lifinin düşük-eşik uyarılmasına verilen motor sinir yanıtlarının uyarı-civarı frekansgramı (PSF) ve onun birikimli toplamı (PSF-CUSUM).	23
2.13 PSF ve PSTH yöntemleri (K.S. Türker ders notlarından değiştirilmiştir).	25
3.1 Bir sinirsel sistemin yapısal eşitlik modellemesindeki yöntemlerin şematik gösterimi ((McIntosh and Gonzalez-Lima, 1994)'den değiştirilmiştir). (a) Dört sinirsel elemanı (W, X, Y, Z) ve onların anatomik bağlantılarını (oklarla gösterilmiştir) içeren basit bir ağırlık yol diyagramı. (b) Bölgeler arasındaki ilintiler hakkındaki bilgi (a)'daki yol diyagramı ile birlikte kullanılarak bağlantılar yoluyla olan etkilerin kuvveti (yol katsayısı (j, k, l, m, n) olarak da bilinir) hesaplanır. (c) Yol eşitlikleri, bölgeler arası ilintilerin yol katsayılarını çözmek için nasıl ayrıştırılabileceğini göstermektedir. (d) Yapısal eşitlikler, her elemanın etkinliğindeki değişimi diğer sinirsel elemanların ağırlıklı değişimi ve i ile belirtilen <i>artık</i> etkinin bir fonksiyonu olarak göstermektedir. Bu artıklar, sadelik açısından (a) ve (c)'de gösterilmemiştir.	30
3.2 $Y = XW + E$ 'nin gösterimi ((Harrison et al., 2003)'dan değiştirilmiştir). (a) Özgün d -boyutlu zaman serisi Y , XW MAR süreci artı artık hata E olarak modellenmektedir. (b) W , d 'nin elemanları arasındaki etkileşimi niteleyen bütün ağırlıkları içeren matristir. Herbiri $d \times d$ 'lik bir ağırlık matrisi içeren p katmandan (modeldeki herbir zaman gecikmesi için bir adet) oluşmaktadır. W 'nun p katmanı şeklin altında sıralı bir şekilde yerleştirilmiştir. Köşegen girdiler <i>kendine-bağlantılardır</i> ve köşegen dışındakiler özgün d -boyutlu zaman serisindeki sinirsel elemanlar arası bağlantılardır.	33

ŞEKİLLER DİZİNİ (Devam)

Şekil	Sayfa
3.3 Yankı Durum Ağlarının (ESN) mimarisi ((Gürel et al., 2010)'den değiştirilmiştir).	36
3.4 Sıvı Durum Makinelerinin (LSM) mimarisi ((Maass et al., 2002)'den uyarlanmıştır). Bir zaman (zaman serisi) fonksiyonu $u(\cdot)$, sıvı filtre L^M 'nin girdisidir. $x^M(t)$, t anındaki sıvı durumdur. f^M , sıvı durumları hedef çıktı $y(t)$ 'ya eşleyen belleksiz dışokuma fonksiyonunu göstermektedir.	37
4.1 AMAS mimarisinde, beliren g işlevi h_i parçalı işlevlerinin bir sonucudur.	58
4.2 İşbirlikçi bir etmenin dört-katmanlı modeli (Bernon et al., 2009). . .	61
4.3 ADELFE yönteminin süreci (Rougemaille et al., 2009).	64
4.4 AMAS uygunluk aracının arayüzü.	65
4.5 Bir test senaryosu için aydınlatıcı örnek. Şekilde gösterildiği gibi, test senaryosunun ana elemanları şunlardır: test etmeni, sahte etmenler, etmen-tabanlı benzetim modellerinin temel elemanları (etmenler, benzetilen ortam ve benzetim ortamları) ve üretilen/kullanılan veriler. <i>Test Etmeni</i> , bütün bu elemanlardan bilgi toplayabilme yeteneğine sahiptir. Bu test senaryosu, şekilde gösterilmemiş olan bir senaryo çalıştırıcı tarafından çalıştırılır. . . .	73
5.1 AMAS uygunluk aracının <i>sinaptik etkili bağlantısallık problemi</i> ile ilgili bütün sorulara cevap verildikten sonraki arayüzü.	78

ŞEKİLLER DİZİNİ (Devam)

Şekil
Sayfa

5.2	AVT ile ortamı arasındaki ilişki. AVT değeri izleme süreci bir başlangıç değeri v_0 ile başlar ve birçok iterasyon döngüsünden oluşur: örneğin, (1) AVT, ortamına v_{t-2} değerini sunar, (2) ortam, bir $f \uparrow$ geribildirimini gönderir, (3) bu geribildirimden (ve muhtemelen diğer eski geribildirimlerden), AVT büyük olasılıkla v^* değerine yakın olan $v_{t-1} = v_{t-2} + \Delta_{t-1}$ değerine ulaşmak için en iyi ayar adımı Δ_{t-1}'i saptar, (4) yeni değer v_{t-1} ortama önerilir, (5) sonra ortam tarafından bir başka $f \uparrow$ geribildirimini gönderilir, (6) bu geribildirimden AVT daha ileri gitmesi gerektiğini saptar ve Δ_t ayar adımını artırır, (7) yeni değer v_t ortama önerilir, (8) ancak bu defa ortam tarafından zıt bir $f \downarrow$ geribildirimini gönderilir, (9) bu nedenle AVT ayar adımını küçültür ve ters yönde ilerler, sonra bir başka yeni değer önerilir ve süreç v^*'a erişilinceye dek devam eder. .	84
5.3	Bir AVT ile ortamı arasındaki ilişki.	86
5.4	Farklı adım sayıları $t = 10, 15, 20, 50, 100$'ün hedef sayılarına olan uzaklıklarının λ_{incr}'in bir fonksiyonu olduğu sınırları.	87
5.5	Etmenler arasındaki ilişkiler.	89
5.6	Ağın yapısını değiştirmek için olan işbirlikçi davranışların örnekleri. (a)'da, sinaps $\{c, e\}$'nin ince sarı çizgiyle gösterilen gücü, artırılmaktadır. (b)'de, sinir b sinir e ile arasında yeni bir sinaps yaratmaktadır. (c)'de, sinir e sinir g ile olan sinapsını kaldırmaktadır. (d)'de, uyarıcı sinir c postsinaptik siniri e olan yeni bir uyarıcı sinir yaratmaktadır. (e)'de, uyarıcı sinir c postsinaptik siniri e olan yeni bir kısıtlayıcı sinir yaratmaktadır. (f)'de, sinir h kendini ortadan kaldırmaktadır.	98

ŞEKİLLER DİZİNİ (Devam)

Şekil	Sayfa
5.7	“Motor sinirin tonik ateşlemesi” mikro-seviye test senaryosu için açıklayıcı bir diyagram (Gürcan et al., 2013a). Bu senaryoda, R dayanak verisini kullanarak tonik ateşleyen bir motor sinir etmeni (MN) bulunmaktadır. MN sahte sinir etmeni FN’ye sinaptik bir bağlantıyla bağlanmaktadır. Test esnasında, test etmeni (tester) hem MN hem FN’nin ateşleme davranışlarını izlemektedir. Daha sonra izlenen veriler kullanılarak, test etmeni MN’nin davranışının R’ye göre kabul edilebilir olup olmadığına kontrol eder. 102
5.8	Etkin olmayan bir sinire yardımcı olmak için ikinci seviye komşusunun yeni bir sinapsı yarattığını gösteren açıklayıcı bir diyagram (Gürcan et al., 2013a). İlklenme durumunda ele alınan üç sinir etmeni bulunmaktadır: sinir-1 (N1), sinir-2 (N2) ve sinir-3 (N3). N1 ve N2 arasındaki sinaps N2’nin etkinleşmesi (ateşlemesi) için yeterli olduğu halde, N2 ve N3 arasındaki sinaps N3’ü etkinleştirmeye yetmemektedir. Bu bağlamda, bu alt-topluluktan beklenen davranış N1 ve N3 arasında bir sinaps yaratmaktır. 102
6.1	(a) Bir insan alfa-motor sinirinin ve (b) onun benzetiminin spayklar-arası-aralık (ISI) olasılık dağılışı. 107
6.2	Ham PSF verisinin eğitim PSF verisi ve test PSF verisi olarak örnek ayrışımı. İlk önce, SS-1-1-1 ham verisi $2n = 10$ parçaya ayrılır. Sonra, rastgele seçilen $n = 5$ parça (1, 2, 4, 6 ve 9 nolu parçalar) eğitim PSF verisi olarak derlenir ve geriye kalan $n = 5$ parça da (3, 5, 7, 8 ve 10 nolu parçalar) test PSF verisi olarak derlenir. 109

ŞEKİLLER DİZİNİ (Devam)

Şekil	Sayfa
6.3	Dokuz insan sinirsel yolağı benzetim deneyinin altısına ait dayanak (kırmızı) ve benzetilerek oluşturulmuş (mavi) PSF ve PSF-CUSUM diyagramları. Dayanak veriler, soleus kası motor birimlerinin refleks yanıtlarından derlenmişlerdir. Benzetilen veriler, benzetim deneyindeki motor sinir etmeninin yanıtlarından derlenmişlerdir. (a), (b) ve (c) sonuçları elde edilen en kötü üç benzerliği gösterirken (d), (e) ve (f) sonuçları elde edilen en iyi üç benzerliği göstermektedir. Bu sonuçlar sırasıyla AO-2-3-1, OS-3-1-1, OS-3-3-1, BU-1-3-1, NK-3-2-1 ve SS-1-1-1 dayanak verilerine aittir. 111
6.4	(a), (b) ve (c) SS-1-1-1 verisinin yakınsamasından sonra gerçekleştirilen üç farklı testi göstermektedir. Bu testler göstermektedir ki, ağ kendini örgütlemeyi bitirdikten sonra, benzer <i>makro-seviye</i> davranışa sahip olmayı sürdürmektedir. 111
6.5	Bir benzetim işletiminin insan refleks deneyi AO-2-3-1'den elde edilen global desenin öğrenilmesinin sonunda gelen sonuçlar. (a) dayanak veri ve onun benzetilmiş kopyasının PSF-CUSUM diyagramları. Bu çizgilerin Pearson-ilintisi 0.90'dır ve dolayısıyla benzerlikleri % 81.44'tür. (b) Motor sinir üzerinde yaratılan uyarıcı ve kısıtlayıcı sinapsların zamansal dağılımı. (c) Bu presinaptik bağlantıların motor sinir üzerindeki net PSP'leri. (d) Sinirsel ağın ilklendirme durumundan sonlandırmak durumuna kadar olan evriminin benzetim esnasında oluşan sinirlerin sayısı ve işaretleriyle (uyarıcı veya kısıtlayıcı) sinematik gösterimi. 112

- 6.6 Bir benzetim işletiminin insan refleksi deneyi BU-1-1-1'den elde edilen global desenin öğrenilmesinin sonunda gelen sonuçlar. (a) dayanak veri ve onun benzetilmiş kopyasının PSF-CUSUM diyagramları. Bu çizgilerin Pearson-ilintisi 0.98'dir ve dolayısıyla benzerlikleri % 97.73'tür. (b) Motor sinir üzerinde yaratılan uyarıcı ve kısıtlayıcı sinapsların zamansal dağılımı. (c) Bu presinaptik bağlantıların motor sinir üzerindeki net PSP'leri. (d) Benzetim sonucunda oluşan sinirlerin sayı ve işaretleriyle (uyarıcı veya kısıtlayıcı) sonlandırma durumunun gösterimi. 113
- 6.7 Bir benzetim işletiminin insan refleksi deneyi BU-1-3-1'den elde edilen global desenin öğrenilmesinin sonunda gelen sonuçlar. (a) dayanak veri ve onun benzetilmiş kopyasının PSF-CUSUM diyagramları. Bu çizgilerin Pearson-ilintisi 0.98'dir ve dolayısıyla benzerlikleri % 97.97'dir. (b) Motor sinir üzerinde yaratılan uyarıcı ve kısıtlayıcı sinapsların zamansal dağılımı. (c) Bu presinaptik bağlantıların motor sinir üzerindeki net PSP'leri. (d) Benzetim sonucunda oluşan sinirlerin sayı ve işaretleriyle (uyarıcı veya kısıtlayıcı) sonlandırma durumunun gösterimi. 114
- 6.8 Bir benzetim işletiminin insan refleksi deneyi NK-3-2-1'den elde edilen global desenin öğrenilmesinin sonunda gelen sonuçlar. (a) dayanak veri ve onun benzetilmiş kopyasının PSF-CUSUM diyagramları. Bu çizgilerin Pearson-ilintisi 0.98'dir ve dolayısıyla benzerlikleri % 97.23'tür. (b) Motor sinir üzerinde yaratılan uyarıcı ve kısıtlayıcı sinapsların zamansal dağılımı. (c) Bu presinaptik bağlantıların motor sinir üzerindeki net PSP'leri. (d) Benzetim sonucunda oluşan sinirlerin sayı ve işaretleriyle (uyarıcı veya kısıtlayıcı) sonlandırma durumunun gösterimi. 115
- 6.9 Bir benzetim işletiminin insan refleksi deneyi OS-3-1-1'den elde edilen global desenin öğrenilmesinin sonunda gelen sonuçlar. (a) dayanak veri ve onun benzetilmiş kopyasının PSF-CUSUM diyagramları. Bu çizgilerin Pearson-ilintisi 0.95'dir ve dolayısıyla benzerlikleri % 90.31'tür. (b) Motor sinir üzerinde yaratılan uyarıcı ve kısıtlayıcı sinapsların zamansal dağılımı. (c) Bu presinaptik bağlantıların motor sinir üzerindeki net PSP'leri. (d) Benzetim sonucunda oluşan sinirlerin sayı ve işaretleriyle (uyarıcı veya kısıtlayıcı) sonlandırma durumunun gösterimi. 116

- 6.10 Bir benzetim işletiminin insan refleks deneyi OS-3-3-1'den elde edilen global desenin öğrenilmesinin sonunda gelen sonuçlar. (a) dayanak veri ve onun benzetilmiş kopyasının PSF-CUSUM diyagramları. Bu çizgilerin Pearson-ilintisi 0.93'tür ve dolayısıyla benzerlikleri % 87.56'dır. (b) Motor sinir üzerinde yaratılan uyarıcı ve kısıtlayıcı sinapsların zamansal dağılımı. (c) Bu presinaptik bağlantıların motor sinir üzerindeki net PSP'leri. (d) Benzetim sonucunda oluşan sinirlerin sayı ve işaretleriyle (uyarıcı veya kısıtlayıcı) sonlandırma durumunun gösterimi. 117
- 6.11 Bir benzetim işletiminin insan refleks deneyi OS-4-2-1'den elde edilen global desenin öğrenilmesinin sonunda gelen sonuçlar. (a) dayanak veri ve onun benzetilmiş kopyasının PSF-CUSUM diyagramları. Bu çizgilerin Pearson-ilintisi 0.97'dir ve dolayısıyla benzerlikleri % 94.27'dir. (b) Motor sinir üzerinde yaratılan uyarıcı ve kısıtlayıcı sinapsların zamansal dağılımı. (c) Bu presinaptik bağlantıların motor sinir üzerindeki net PSP'leri. (d) Benzetim sonucunda oluşan sinirlerin sayı ve işaretleriyle (uyarıcı veya kısıtlayıcı) sonlandırma durumunun gösterimi. 118
- 6.12 Bir benzetim işletiminin insan refleks deneyi OS-4-3-1'den elde edilen global desenin öğrenilmesinin sonunda gelen sonuçlar. (a) dayanak veri ve onun benzetilmiş kopyasının PSF-CUSUM diyagramları. Bu çizgilerin Pearson-ilintisi 0.98'dir ve dolayısıyla benzerlikleri % 96.64'tür. (b) Motor sinir üzerinde yaratılan uyarıcı ve kısıtlayıcı sinapsların zamansal dağılımı. (c) Bu presinaptik bağlantıların motor sinir üzerindeki net PSP'leri. (d) Benzetim sonucunda oluşan sinirlerin sayı ve işaretleriyle (uyarıcı veya kısıtlayıcı) sonlandırma durumunun gösterimi. 119
- 6.13 Bir benzetim işletiminin insan refleks deneyi SS-1-1-1'den elde edilen global desenin öğrenilmesinin sonunda gelen sonuçlar. (a) dayanak veri ve onun benzetilmiş kopyasının PSF-CUSUM diyagramları. Bu çizgilerin Pearson-ilintisi 0.98'dir ve dolayısıyla benzerlikleri % 97.29'dur. (b) Motor sinir üzerinde yaratılan uyarıcı ve kısıtlayıcı sinapsların zamansal dağılımı. (c) Bu presinaptik bağlantıların motor sinir üzerindeki net PSP'leri. (d) Sinirsel ağın iklendirme durumundan sonlandırmak durumuna kadar olan evriminin benzetim esnasında oluşan sinirlerin sayı ve işaretleriyle (uyarıcı veya kısıtlayıcı) sinematik gösterimi. 120

ÇİZELGELER DİZİNİ

<u>Çizelge</u>	<u>Sayfa</u>
3.1 İnsan merkezi sinir sistemini anlamaya yönelik literatürdeki çalışmaların insan <i>sinaptik etkili bağlantısallık probleminin</i> gereksinimleri açısından karşılaştırılmaları.	49
5.1 AVT güncelleme kuralları.	85
6.1 Soleus ve tibialis-anterior kaslarından çeşitli sayıda uyarılarla (Uyarı S.) elde edilen ve çeşitli toplam ardışık boş bin sayısına (Top. A.B.B.) sahip olan dokuz farklı insan sinirsel refleks yolağının (İRY) benzetim deneylerinin sonuçları. Her İRY için, benzetimler 10 defa yürütülmüştür ve elde edilen ortama benzerlik (Ort. B.), ortalama uyarıcı (Uya. S.) ve kısıtlayıcı (Kıs. S.) sinir sayıları ve ortalama toplam sinir sayıları (Top. S) gösterilmektedir.	108

ALGORİTMALAR DİZİNİ

Algoritma

Sayfa

- 4.1 Genel bir AMAS etmeninin tipik bir karar verme süreci. Bu algoritmada, P , etmen için belirli bir andaki olası algı kümelerini (algılar, gösterimler veya yetenekler) belirtmektedir; A , etmen için olası eylem kümelerini belirtmektedir; (p, a) etmen için olası davranışların kurallarını, örneğin verilen bir algı kümesine göre çalıştırılacak eylemleri belirtmektedir; $NCSR$, bir İOD saptanması ve bununla ilgili düzeltici eylemlere yönelik davranış kuralları (p, a) kümesini belirtmektedir; YK, sadece algı kümelerine dayanan olası eylemlerle ilgili davranışlar olan yetenek kurallarını belirtmektedir; İK, inançlara ve verilen algıya dayanan olası işbirlikçi eylemlerle ilgili davranış kuralları kümesi olan inanç kurallarını belirtmektedir; $((p1, a1) \succ (p2, a2): ">" (p1, a1)$ davranışının $(p2, a2)$ üzerindeki öncelik ilişkisini ifade etmektedir. . 59
- 5.1 a_j etmeninin, o anda en kritik etmen olan a_i etmeninin bir İOD'si hakkındaki f_{a_i} geribildirim mesajını almasına yönelik işbirlikçi davranışları. a_j etmeni a_i etmenine yardım edemeyeceği zaman, f_{a_i} 'yı $\mathcal{R} \subset \mathcal{A} \setminus \{a_i, a_j\}$ olmak üzere bazı veya bütün komşu etmenleri $\mathcal{R}$ 'ye iletir. 82
- 5.2 Gözlemci etmen ν 'nin motor sinir $m \in \mathcal{M}(t)$ 'den t anında bir çıktı gözlemesine yönelik tepkisi. t_{sti} duyu sinirlerinin son uyarılma zamanını, $\mathcal{E}_S$ m 'den gözlenen çıktıların kümesini ve σ standart sapmayı göstermektedir. 95
- 5.3 $f_m \in \mathcal{F}_{if}$, $m \in \mathcal{M}(t)$ ve $n \in \mathcal{N}(t)$ olmak üzere sinir etmeni n 'nin t anında aldığı f_m geribildirimine olan tepkisi. 99
- 5.4 Sinir etmeni n 'nin $f_m \in \mathcal{F}_{ti}$ ve $m, n \in \mathcal{N}(t)$ olmak üzere t anında aldığı f_m geribildirimine olan cevabı. 100

SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

Kısaltma	Açılım
AHP	Hiperpolarizasyon Sonrası (<i>After hyperpolarization</i>)
AMAS	Uyarlanabilir Çoklu-Etmen Sistemleri (<i>Adaptive Multi-Agent Systems</i>)
ART	Uyarlanabilir Rezonans Teorisine (<i>Adaptive Resonance Theory</i>)
AVT	Uyarlanabilir Değer İzleyici (<i>Adaptive Value Tracker</i>)
BICA	Biyolojiden-Esinlenilmiş Bilişsel Mimariler (<i>Biologically-Inspired Cognitive Architectures</i>)
BSA	Biyolojik Sinir Ağları (<i>Biological Neural Networks - BNN</i>)
CNA	İşbirlikçi Sinir Etmenlerini (<i>Cooperative Neuro-Agents</i>)
CUSUM	Birikimli Toplam (<i>Cumulative Sum</i>)
ÇES	Çoklu-Etmen Sistemleri (<i>Adaptive Multi-Agent Systems - MAS</i>)
ÇSS	Çevresel Sinir Sistemi (<i>Peripheral Nervous System - PNS</i>)
DCM	Devingen Nedensel Modelleme (<i>Dynamic Causal Modeling</i>)
DNM	Devingen Nedensel Modelleme (<i>Dynamic Causal Modeling - DCM</i>)
EPSP	Uyarıcı Postsinaptik Potansiyel (<i>Excitatory Postsynaptic Potential</i>)
ESN	Yankı Durum Ağları (<i>Echo State Networks</i>)
ETMB	Etmen-tabanlı Modelleme ve Benzetim (<i>Agent-based Modeling and Simulation - ABMS</i>)

Kısaltma	Açılım
GDT	Geçerleme, Doğrulama ve Test (<i>Verification, Validation and Testing - VVT</i>)
GNG	Büyüyen Sinirsel Gaz (<i>Growing Neural Gas</i>)
GWR	Gerektiği Zaman Büyüyen (<i>Growing When Required</i>)
IPSP	Kısıtlayıcı Postsinaptik Potansiyel (<i>Inhibitory Postsynaptic Potential</i>)
ISI	Spayklararası Aralık (<i>Interspike Interval</i>)
iMRG	işlevsel Manyetik Rezonans Görüntüleme (<i>functional Magnetic Resonance Imaging - fMRI</i>)
İOD	İşbirlikçi-Olmayan Durum (<i>Non-Cooperative Situation - NCS</i>)
İYR	İnsan Refleks Yolağı (<i>Human Reflex Pathway</i>)
LLE	Uzun-Süren Uyarı (<i>Long-Lasting Excitation</i>)
LLI	Uzun-Süren Kısıtlama (<i>Long-Lasting Inhibition</i>)
LSM	Sıvı Durum Makineleri (<i>Liquid State Machines</i>)
MAR	Çokdeğişkenli Özbağımlı (<i>Multivariate Auto-Regressive</i>)
MRG	Manyetik Rezonans Görüntüleme (<i>Magnetic Resonance Imaging</i>)
MSS	Merkezi Sinir Sistemi (<i>Central Nervous System - CNS</i>)
NEAT	Sinir-Evrimsel Artırımlı Topolojiler (<i>Neuro-Evolutionary Augmented Topologies</i>)

Kısaltma	Açılım
PSP	Postsinaptik Potansiyel (<i>Postsynaptic Potential</i>)
PSF	Uyarı-Civarı Frekansgram (<i>Peristimulus Frequencygram</i>)
PSTH	Uyarı-Civarı Zaman Histogramı (<i>Peristimulus Time Histogram</i>)
RC	Rezervuar Hesaplama (<i>Reservoir Computing</i>)
RNN	Tekrarlı Sinir Ağları (<i>Recurrent Neural Networks</i>)
SEM	Yapısal Eşitlik Modelleme (<i>Structural Equation Modeling</i>)
SMU	Tekli Motor Birim (<i>Single Motor Unit</i>)
SOFM	Kendini-Örgütleyen Özellik Haritaları (<i>Self-Organizing Feature Maps</i>)
SOM	Kendini-Örgütleyen Haritalar (<i>Self-Organizing Maps</i>)
SORN	Kendini-Örgütleyen Tekrarlı Sinir Ağı (<i>Self-Organizing Recurrent Neural Network</i>)

“Astronomi üzerine diğer bütün bilimlerden daha fazla yazdım, ama hiçbir zaman bir astronomi dersi almadım. Bu konuda tamamen kendimi eğittim. Öte yandan, eğitim alnım olan kimya üzerine az sayıda kitap yazdım. Kimya doktoram var, ama kimyadan heyecanlanmak için biraz fazla kimya biliyorum.”

Isaac Asimov, Bill Moyers World of Ideas, 1988

1 GİRİŞ

Beyin, bilinen en karmaşık biyolojik yapıdır (Barton and Harvey, 2000). Ortalama insan beyni, bir katrilyon (10^{15}) civarı sürekli değişen sinapslarla birbirine bağlanmış yüz milyar civarı sinir hücresi içerir. Beynin ve zihnin mimarisini anlamak İngiliz Hesaplamalı Araştırma Komitesi (*the UK Computing Research Committee - UKCRC*) tarafından şimdiye kadarki en büyük zorluklardan birisi olarak kabul edilmektedir (Kavanagh and Hall, 2008). Bilimadamları, on yıllarca insan beynini taklit edebilecek bilgisayar sistemleri yapmayı hayal ettiler. Hesaplamalı sinirbilim, sinirbilimlerinin benzetim ve matematik teorilerine dayalı teorik ve deneysel bilgiyi birleştirerek bu hedefe ulaşmak için kullanılan önemli bir altdisiplinidir. Kabaca, böyle bir birleştirim iki farklı şekilde yapılabilir (Gerstner et al., 2012; Dayan and Abbott, 2005): *mikro-seviyede* bilinenleri (örneğin, iyon kanallarının özellikleri, bakınız (Colquhoun and Hawkes, 1990)) birleştirerek *makro-seviyede* gözlenen olayları (örneğin, aksiyon potansiyellerinin türetimi, bakınız (Hodgkin and Huxley, 1952; Koch and Segev, 1989; Mainen et al., 1995; Hay et al., 2011)) açıklamak – yani *aşağıdan-yukarı yaklaşımlar*, veya sinir sisteminin *makro-seviye* işlevleriyle başlayıp (örneğin, çalışan bellek) bunlara dayanarak *mikro-seviye* bileşenlerin (örneğin, sinirler veya sinir grupları) bu işlevleri gerçekleştirebilmek için nasıl davranması gerektiğini çıkarsamak – yani *yukarıdan-aşağıya yaklaşımlar*. Hem *aşağıdan-yukarıya* hem de *yukarıdan-aşağıya yaklaşımlar* özellikle mikro ölçekteki anlayışımızı artırdı, ancak, mikro ölçeklerde makro ölçeklere olan geçiş halen matematiksel argümanlara dayanmaktadır (Gerstner et al., 2012). Dolayısıyla, insan sinir sistemini *aşağıdan-yukarıya* parçalarının, bağlantılarının ve örgütlenmesinin kopyalarını yaparak basitçe "inşa etmek" onun *makro-seviye* karmaşık davranışını ortaya çıkaramamaktadır (Izhikevich and Edelman, 2008). Bundan dolayı, hangi mikro ölçekteki kuralların hangi koşullar altında makro ölçekte kullanışlı olduğu halen bilinmemektedir. Bu boşluğu dolduracak çalışmalar halen bulunmamaktadır.

Bu çalışmada, amacım bu boşluğu insan sinir yollarını mikro ölçekten makro ölçeğe geçişte matematiksel argümanlara dayanmayarak taklit etmektir. İnsan sinir yolları, çok sayıda sinir hücresinin yerel etkileşimlerle

aşağıdan-yukarıya toplu makro ölçekli davranışlar sergilediği doğal *karmaşık sistemler*dir. Bu bağlamda, sinirler arasındaki sinaptik işlevsel bağlantıların doğru bilgisi bunların Merkezi Sinir Sistemi (MSS) ile ilişkilendirilmesi için anahtar bir önkoşuldur. Bununla beraber, insan MSS'sindeki sinirlerin işlevsel bağlantılarını kestirmek doğrudan kayıt almak imkansız olduğundan çok büyük bir zorluktur. Bu nedenle, insan sinirlerinin ağı genellikle bir *kara kutu* olarak nitelendirilir ve sinirler arasındaki bağlantıların özellikleri dolaylı yöntemler kullanılarak kestirilir (Türker and Powers, 2005). Dolaylı yöntemlerde belirli bir algılayıcı sistem uyarılır ve uyarıdan etkilenen sinirlerin yanıtları devrenin özelliklerini kestirebilmek için kaydedilir (Rossi et al., 2003; Misiaszek, 2003; Grande and Cafarelli, 2003). Ancak, insan deneklerdeki bu sinir devreleri yalnızca tahminden ibarettir ve varlıkları doğrudan kanıtlanamaktadır. Buna ek olarak, MSS'nin bu bilinmeyen parçalarının nasıl işlediklerine dair tatminkar teoriler bulunmamaktadır. Dolayısıyla, kara kutunun içini hem mikro ölçekli hem de makro ölçekli olarak, özellikle mümkün olduğunca biyolojik gerçekliğe uygun bir şekilde koruyarak, öğrenebilen tekniklere ihtiyacımız bulunmaktadır. Bununla beraber, böyle bir tekniğin başarısı biyolojik davranışların temel işlevsel ilkelerini başarılı bir şekilde yakalayan etkin bir *etkili bağlantısallık*¹ çözümlemesi yöntemi olmadan mümkün değildir. “Sinirlerin nasıl bağlandığı” bir kere doğru bir şekilde sağlanırsa, elde edilen karmaşık ağın gösteriminin faydaları ve onun uzaysal ve zamansal olarak ilintili sinyalleri kullanılarak, altta yatan devingen süreçle ilgili bilgilendirici özelliklerin çıkarsanması mümkün kılınabilir. Bu yolla, sinaptik girdinin modülasyon ve öğrenme sırasındaki yeri hakkındaki anlayışımız artırılabilir ve ayrıca MSS'deki bozuklukların tanı ve tedavisi için yeni yöntemler bulunabilir.

1.1 Yaklaşım ve Önerilen Çözüm

Bu gözlemlere dayanarak, *yapay kendini-örgütleyen sistemlerin* ilkelerine dayanan yeni bir hesaplamalı model önerilmektedir. Bu modelin hedefi, sinirbilimleri ve yapay kendini-örgütlemeye gelen bilgileri birleştirerek bunlardan MSS'nin işlevini sağlayan temel ilkeleri ve benzetimini sağlamak, ve sonuç olarak, insan MSS'sini bilgisayarda yeniden oluşturmaktır. Kendini-örgütleme, temel olarak bir sistemde herhangi bir dışsal kontrol olmadan kendiliğinden olan, devingen şekilde üretilmiş örgütlenmeyi kastetmektedir (Serugendo et al., 2011). Devingen olarak gelişen doğal sistemlerin davranışı çerçevesinden, kendini-örgütleme bir sistemin makro-seviyesinde mikro-seviye bileşenlerin

¹Modellemeye çalıştığımız asıl eşleşmelere *etkili bağlantısallık* adı verilmektedir. Bazı çalışmalarda *işlevsel bağlantısallık* terimi de kullanılmaktadır ama bu terim daha çok düğümler arasındaki istatistiksel ilintileri ifade etmektedir (bir inceleme için bakınız (Friston, 2011)). Bu bağlamda, bu tez boyunca biz *işlevsel bağlantısallık* terimini kullandık.

etkileşimlerinin sonucu olarak (uzaysal, zamansal ve/veya işlevsel) yapıların ortaya çıktığı bir devingen mekanizmalar kümesidir (Bonabeau et al., 1999). Bu etkileşimleri belirleyen kurallar tamamen yerel bilgiye dayanılarak makro-seviye desen hakkında hiçbir bilgiye sahip olmadan çalıştırılırlar. Bu tanımlar düşünüldüğünde, bilgisayar bilimlerinde, *yapay kendini-örgütlenme* terimi bir yazılım sisteminin devingen olarak kendi içsel örgütlenmesini (yapısal ve işlevsel) işletim zamanı esnasında herhangi bir dışsal yönlendirme mekanizması olmadan değiştirmesi anlamına gelmektedir (Serugendo et al., 2011).

Burada önerilen yapay kendini-örgütleyen hesaplamalı model, insan deneklerden elde edilen zamansal veriyi ele alınan sinir yolağının beliren makro-seviye deseni olarak kullanmaktadır. Devingen etkinlik, sinir (hücre) ölçeğinde modellenmiştir. Bu ölçek, sinirsel ağların işlevsel bağlantısallığının benzetilmesinde devingenlik, karmaşıklık ve gözlemlenebilirlik özelliklerini en iyi şekilde uzlaştırdığı için seçilmiştir (Buibas and Silva, 2011)². Sonuç olarak, modeldeki yerel bilgi, spaykların türetimi ve bu spaykların post-sinaptik sinir hücrelerine iletimi gibi, sinir hücreleri seviyesindeki bilgidir. Bir spaykın bir hedef sinir üzerindeki etkisi, kendisine bağlanan kaynak sinirin etkisine yönelik olarak oluşan zamansal zar potansiyeli değişimidir. Bu etki anlık değildir ve sinirler arası fiziksel uzaklıkla gecikir (bütün bağlantılar için iletim hızının aynı olduğu kabullenildi). Bununla beraber, sinirlerin makro-seviye beliren davranışlara yol açan etkileşimleri bilinmemekte ve açıkçası sinirler tek başlarına bu bilgiyle başa çıkamazlar. Bu bağlamda, biyolojik bilgiye dayanarak sinir hücreleri için yapay kendini-örgütleyen mekanizmalar tanımlanmıştır. Dahası, dayanak makro-seviye desen hakkında saf yerel bilgi belirleyebilmek için, Uyarı-Civarı Frekansgram (PSF) çözümleme yöntemi kullanılmıştır (Türker and Powers, 2005). Bu yolla, kendini-örgütleyen bir model ve PSF olarak dizgilenmiş dayanak veriler kullanarak, model bir ilk ayardan başlayarak işlevselliği dayanak biyolojik ağa eşdeğer olan bir yapay sinirsel ağ oluşturabilmektedir.

1.2 Literatüre Katkılar

Bu tezde, temel katkı olarak, insan sinirsel yolaklarının işlevsel modellenmesi için *kendini-uyarlayan bir sinirsel ağ modeli* önerilmektedir. Bu tez bağlamındaki literatüre olan ana katkılar aşağıdaki gibi özetlenebilir:

- İlk defa, insan sinirsel yolaklarını taklit etmek için yapay kendini-örgütlenme

²Bununla beraber, MSS'nin davranış şeklinin taklit edilebilmesi için hangi biyolojik detay seviyesi gerektiği halen bilinmemektedir.

kullanılmıştır. Bu, gerçek insan sinirsel yollarının kopyalarını mikro-ölçekten makro-ölçeğe olan geçisi matematik argümanlara dayandırmadan yapmayı sağlamıştır. Sistemin *mikro-seviye* elemanları, sinir hücreleri, doğru örgütlenmelerini *makro-seviye* davranışı bilmeden bulmaktadırlar.

- İlk defa, hesaplamaları bir çalışmada insan sinirsel yollarını taklit etmek için PSF tekniği kullanılmıştır. İnsandan elde edilen PSF kayıtları, tüm sistemin dayanak makro-seviye davranışı olarak kullanılmıştır.
- Modelin temel üstünlüğü, esnek olması ve belirli yollara bağlı olmaması, dolayısıyla yeni yollar öğrenebilmesidir.

Bu çalışmanın etkisinin iki yönü olduğu düşünülmektedir. Birincil olarak, genellikle *kara kutu* olarak ifade edilen insan sinirsel yollarının taklit edilmesi için pratik olarak imkansız olan sinirsel ağ tasarım aşamasını otomatikleştirerek pratik bir yaklaşım sağlamaktadır. İkincil olarak, sinirbilimleri ve yapay kendini-örgütleyen sistemlerin güçlerini fırsatçı bir şekilde tek bir yaklaşım olarak birleştirmektedir. Sinirbilimleri ve yapay kendini-örgütleme camiaları birbirinden ayrık ve farklı sorunlara odaklandıklarından, her ikisinin de birbirinin gelişiminden faydalanabileceği bulunmuştur. Bir yandan, yapay kendini-örgütleme yöntemlerinin insan sinirsel yollarını başarılı bir şekilde taklit etmede yardımcı olabileceği gösterilmiştir. Öte yandan, sinirbilimleri camiasının oturmuş tekniklerinin yapay kendini-örgütlemeyi gerçek sinirbilimi problemlerine uygulanabilir kılabilceği gösterilmiştir.

1.3 Teze Genel Bakış

Bu tezin kalanı sırasıyla şu bölümlerden oluşmaktadır:

- Bölüm 2, MSS hakkında temel bir altyapı bilgisi vermekte ve sinaptik etkili bağlantısallığın araştırılması problemini açıklamaktadır.
- Bölüm 3, bu probleme çözümünde kullanılabilecek temel yaklaşımları ele almaktadır.
- Bölüm 4'te, önerilen çözümün tasarımım için kullanılan teori ve araçlar tanıtılmaktadır.
- Bölüm 5, önerilen çözüm olarak etmen-tabanlı beliren bir sinirsel ağ modelini tanıtmakta ve etraflıca açıklamaktadır.

- Bölüm 6, deneysel çerçeveyi vermekte, sonuçları göstermekte ve bu sonuçların bir tartışmasını yapmaktadır.
- Son olarak Bölüm 7, tezi sonlandırmakta ve geleceğe yönelik görüşlerini sunmaktadır.

“Bir yerlerde, inanılmaz birşey keşfedilmeyi bekliyor.”

Carl Sagan

2 PROBLEM: SİNAPTİK ETKİLİ BAĞLANTISALLIK

İnsan sinir sistemindeki sinaptik etkili bağlantısallığın anlaşılması işi, birçok deneysel sorunun dışında, molekülden davranışa kadar olan her seviyede zorlu teorik problemler içermektedir. Tezin Giriş bölümünde belirtildiği üzere, sinyal iletiminin, sinir hücrelerinin eşlenmesinin ve dolayısıyla sinaptik etkili bağlantısallığın ele alınması açısından uygun bir seviye olduğunu düşündüğümüzden bu tez sinir hücresi seviyesinde hesaplamalı bir modelleme yaklaşımına odaklanmaktadır.

Bu bölümün amacı, sinirbilimlerinin çeşitli temel kavramlarını (özellikle spayk (etki potansiyeli), postsinaptik potansiyeller, ateşleme eşikdeğerleri ve etkili bağlantısallık kavramlarını) tanıtmaktır. Bu kavramlara dayanarak, sinaptik etkili bağlantısallık problemi tanımlanmaktadır ve bu probleme yönelik varolan nörofizyolojik yaklaşımları tanıtılmaktadır. Tezin kapsamının kısıtlılığından dolayı, nörobiyoloji gibi karmaşık bir alanla ilgili kapsamlı bir tanıtım verilmemektedir. Dolayısıyla biyolojik altyapının bu bölümdeki sunumu *son derece seçici ve basittir*. Nörobiyoloji hakkında daha detaylı bilgi edinmek isteyen okuyucular sinirbilimlerinin standart kitabı olan (Kandel et al., 2000)’in “Sinir Bilimi İlkeleri (Principles of Neural Science)” kitabına başvurabilirler. Sonuç olarak, okuyucuya bu tezde sunulan teorik işin biyolojik altyapısını anlayabilecekleri asgari bilgi sunulmaya çalışılmıştır.

2.1 Sinir Sistemlerinin Elemanları ve Devingenlikleri

Sinir sistemi, bir organizmanın kendi içi ve çevresiyle bilgi alışverişi yapan özelleşmiş hücrelerin bir ağıdır. Hücresel seviyede, *sinir hücrelerinden* ve sinir hücrelerinin işleyişine yardımcı olan *glial hücrelerden* oluşur. Sinir sisteminde *hiçbir merkezi denetim yoktur*: bütün hücreler çevreleriyle yerel olarak etkileşirler. Bununla beraber, sinir sistemi bu yerel bilgiyi işler ve bedenin diğer kısımlarına sinyaller taşıyarak tepkiler üretir.

Çoğu organizma türünde sinir sistemi iki ana kısımdan oluşmaktadır, Merkezi Sinir Sistemi (MSS) ve Çevresel Sinir Sistemi (ÇSS). MSS en geniş kısımdır ve *beyin ve omirilikten* oluşur (Kandel et al., 2000). ÇSS, temel olarak MSS’yi

bedenin bütün kısımlarına bağlayan uzun sinir liflerinden oluşur. ÇSS, bedensel ve içorgansal kısımlara ayrılır. Bedensel kısım, deriyi, eklemleri ve kasları uyaran sinirlerden oluşur. İçorgansal kısım (otonomik sinir sistemi olarak da bilinir), iç organları, kan damarlarını ve dokuları uyaran sinir hücrelerinden oluşur.

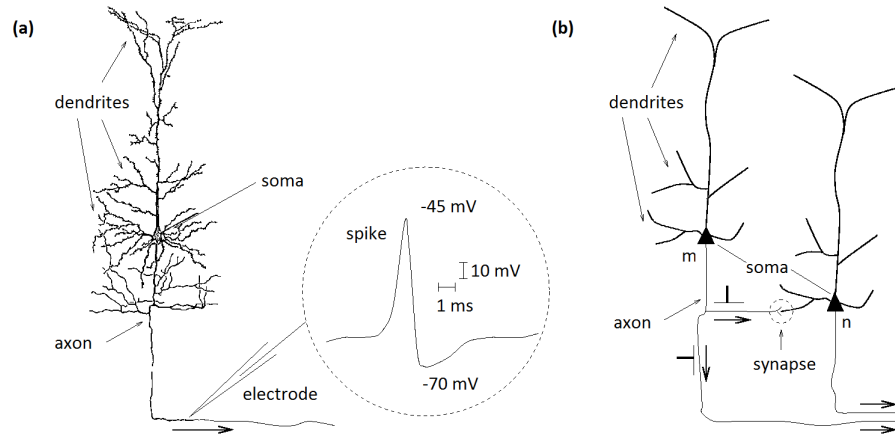
Sinir sisteminde, birçok özelleşmiş sinir hücresi türü bulunmaktadır: *duyu sinirleri*, dokunma, ışık ve omirilik ve beyine sinyaller göndererek duyu organlarını etkileyen çeşitli diğer uyarılara yanıt verirler. *Motor sinirler*, beyin ve omirilikten sinyalleri alarak kas kasılmalarına sebep olurlar ve dokuları etkilerler. *Ara sinirler*, beynin ve omiriliğin aynı bölgesindeki sinirleri diğer sinirlere bağlarlar.

2.2 Tipik Sinir Hücresi

Temel olarak, bir *sinir hücresi* sinir sisteminde elektrokimyasal sinyalleme ile bilgi işleyen ve aktaran *uyarılabilir* bir hücredir. Uyarılabilir hücreler, etki potansiyelleri (spayklar) üretebilme yeteneğindedirler ve bunlara diğer bir örnek olarak kas hücreleri ve salgı bezlerindeki bazı salgı hücreleri verilebilirler. Spayk yayan bir sinir için genellikle “ateşlemekte”dir denilmektedir. Uyarı eksikliğinde, bir sinirin hücre içinin hücre dışına göre olan elektrik potansiyeli farkı önemli derecede değişmeden uzun bir süre boyunca aynı kalabilir. Bu potansiyele, *dinlenme potansiyeli* veya *dinlenme voltajı* denilir. *Dinlenme potansiyeli* değeri genellikle -70 mV civarındadır.

Sinirlerin diğer sinirlere sinyalleri hızlıca ve hassasca göndermesine olanak sağlayan özel yapıları vardır. Tipik bir sinir hücresi, üç farklı işlevsel kısma ayrılabilir: *dendritler*, *soma* ve *akson* (Şekil 2.1).

Kabaca, tipik bir sinir hücresi diğer sinir hücrelerinden dendritleri üzerindeki *sinaps* denilen bağlantılar vasıtasıyla 10000’den fazla girdi alır. Dendritler, hücre gövdesinden (soma) çıkan ince yapılardır ve diğer sinirlerden gelen sinaptik potansiyelleri toplayan ve onları somaya ileten *girdi cihazı* rolünü üstlenirler. Soma, önemli bir doğrusal-olmayan adımı (*birleştir ve ateşle modeli* denilen) gerçekleştiren *merkezi işleme birimidir*: eğer gelen toplam potansiyel belirli bir potansiyeli belirli bir zaman zarfında geçerse (*zamansal tümleştirme*) ve sinir *zar potansiyelinin* belirli bir eşiğe (-45 mV civarı) doğru depolarize ederse (bir diğer deyişle, zar potansiyelini pozitif bir değere doğru artırır), 0.5 ms süreli ve 100 mV genlikli bir spayk türetilir (Gerstner and Kistler, 2002). Spayk türetiminin hemen arkasından, *hiperpolarizasyon* denilen geçici bir negatif kayma vardır. Hiperpolarize olmuşken, sinir hücresi kabaca 2 milisaniye süren ve herhangi



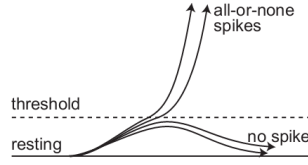
Şekil 2.1: (a) Ramon y Cajal çizimi tek bir sinir hücresi (Cajal, 1937). Dendrit, soma (çekirdek) ve aksonlar açıkça ayırdedilebiliyor. İçşekil örnek bir etki potansiyelini şematik olarak gösteriyor. Etki potansiyeli (spayk), 1-2 ms süreli ve yaklaşık 100 mV genlikli kısa voltaj atımlarıdır. (b) Bir presinaptik sinir *m*'den postsinaptik sinir *n*'ye olan sinyal iletimi. Sinaps noktalı çember ile işaretlenmiştir. Sağ alt uçtaki aksonlar diğer sinirlere gitmektedirler (şematik şekil).

bir ardışık spayk türetemediği *vurdumduymaz periyot*adır. Hiperpolarizasyon, sinir *zar potansiyeli dinlenme zar potansiyeline* gelinceye kadar devam eder. Hiperpolarizasyon, spaykın geldiği yönün aksine ilerlemesini engeller. Bundan sonra (hiperpolarizasyondan sonra - AHP), sinir eğer yeterli girdi varsa eşik değerine doğru yükselmeye başlar. Türetimin akabinde, spayk onu sinapslar vasıtasıyla diğer sinirlere taşıyan *çıktı cihazı*, akson, tarafından alınır. Bir akson, somadan çıkan özel bir hücresel uzantıdır ve insanlarda 1 metreye kadar veya bazı diğer türlerde daha da fazla bir uzaklığa erişebilirler. Bir spaykın akson üzerinde seyahat etmesi için gereken zamana *aksonsal iletim gecikmesi* veya *aksonsal gecikme* denilir.

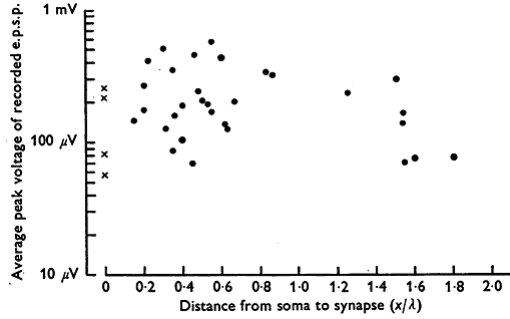
2.3 Sinapslar ve Postsinaptik Potansiyeller

Bir *sinaps*, iki sinir arasındaki bağlantıdır. Çoğu sinaps, bir sinirin aksonunun ucu ile ikinci bir sinirin dendriti veya soması arasında oluşur. Bir sinir bir sinaps üzerinden bir spayk ilettiğinde, gönderen sinire *presinaptik sinir* demek ve alan sinire de *postsinaptik sinir* demek yaygındır.

Presinaptik bir sinir tarafından iletilen bir spayk bir sinapsa eriştiğinde, postsinaptik sinir üzerinde 4.0 ms süren bir Postsinaptik Potansiyel (PSP) oluşur (PSP süresi). PSP, postsinaptik bir sinirin spayk türetme yeteneğini hem artırabilir (Uyarıcı Postsinaptik Potansiyel - Excitatory Postsynaptic Potential - EPSP) hem de azaltabilir (Kısıtlayıcı Postsinaptik Potansiyel - Inhibitory Postsynaptic Potential



Şekil 2.2: Ateşleme eşiği kavramının şematik gösterimi.



Şekil 2.3: EPSP'lerin, somada kayıtlı, ortalama tepe genliklerinin, somadan EPSP'nin kökenine kadar olan uzaklığa göre çizimi ((Ianssek and Redman, 1973)'teki Şekil 4).

- IPSP). Yukarıda sözedildiği gibi, sinirler gelen PSP'leri toplarlar ve tümleşik PSP'yi ateşleme eşiği denilen belirli bir voltaj değeri ile karşılaştırırlar. Eğer eşiğin altındaysa, sinir sessiz kalır; aksi takdirde, Şekil 2.2'de gösterildiği gibi sinir bir ya-hep-ya-hiç spaykı ateşler ve zar potansiyelini dinlenme potansiyeline getirir.

Temel olarak, küçük sinaptik girdiler küçük PSP'ler üretirler; büyük girdiler spayk türetimine yol açabilecek önemli PSP'ler üretirler. Tekil bir sinapsın PSP'si 0.07 mV ile 0.60 mV arasında değişebilmektedir, ama çoğunlukla 0.10 mV ile 0.20 mV arasındadır (bakınız Şekil 2.3).

Bir spaykın postsinaptik sinire erişmesi için geçen süre aksansal gecikmeyi ve *sinaptik işleme zamanını* içermektedir. Yukarıda söz edildiği gibi, *aksansal gecikme* spaykın akson boyunca sinapsa doğru ileri iletilmesidir. *Sinaptik işleme zamanı* ise, spaykın dendritten somaya doğru olan iletilmesidir. Memeliler için *sinaptik işleme zamanı* (Kandel et al., 2000)'e göre 0.5 ms'dir.

2.4 Birleştir-ve-Ateşle Modeli

Birleştir-ve-ateşle modeli Bölüm 2.2'de kısaca tanımlanmıştır. Bu altbölümde, daha detaylı tanımlanacaktır.

Bir spaykın postsinaptik sinir n üzerindeki etkisi sinirin içi ve çevresi arasındaki potansiyel farkı $u_n(t)$ 'yi (zar potansiyeli) ölçen bir hücre içi elektrot

ile kaydedilebilir. Hiçbir girdi olmadığında, bir sinir zarının zaten -70 mV civarında (*dinlenme potansiyeli*) güçlü bir negatif polarizasyonda olduğu dinlenme durumundadır. Tek bir spayk uyarıcı bir sinapsa vardığında, bu potansiyel zardaki negatif polarizasyonu azaltır (*depolarizasyon*) ama sonra yeniden dinlenme potansiyeline döndürür (Şekil 2.4a). Bu potansiyel değişiminin başlangıç ve bitişi arasında geçen süreye PSP süresi (d_{psp}) denilmektedir.

Eğer ilk spayktan hemen sonra ikinci bir spayk varırsa, bu durum, ikinci bir EPSP'nin ilkinin eklenmesine yol açar (Şekil 2.4b). Bununla beraber, bu birleşik depolarizasyon ateşleme eşiğini geçmek için yeterli değilse, zar potansiyeli dinlenme potansiyeline yeniden geri döner.

Ama benzer şekilde, eğer ikinci spayktan hemen sonra daha fazla spayk ulaşırsa ve bunların toplam etkisi zar potansiyelinin ateşleme potansiyelini geçmesini sağlarsa, bir spayk tetiklenir (Şekil 2.4c). Bunun bir sonucu olarak, zar potansiyeli geniş bir pozitif atım-benzeri sapma başlatır ve bu atımdan sonra voltaj dinlenme potansiyelinin altında bir değere döner (*hiperpolarizasyon*).

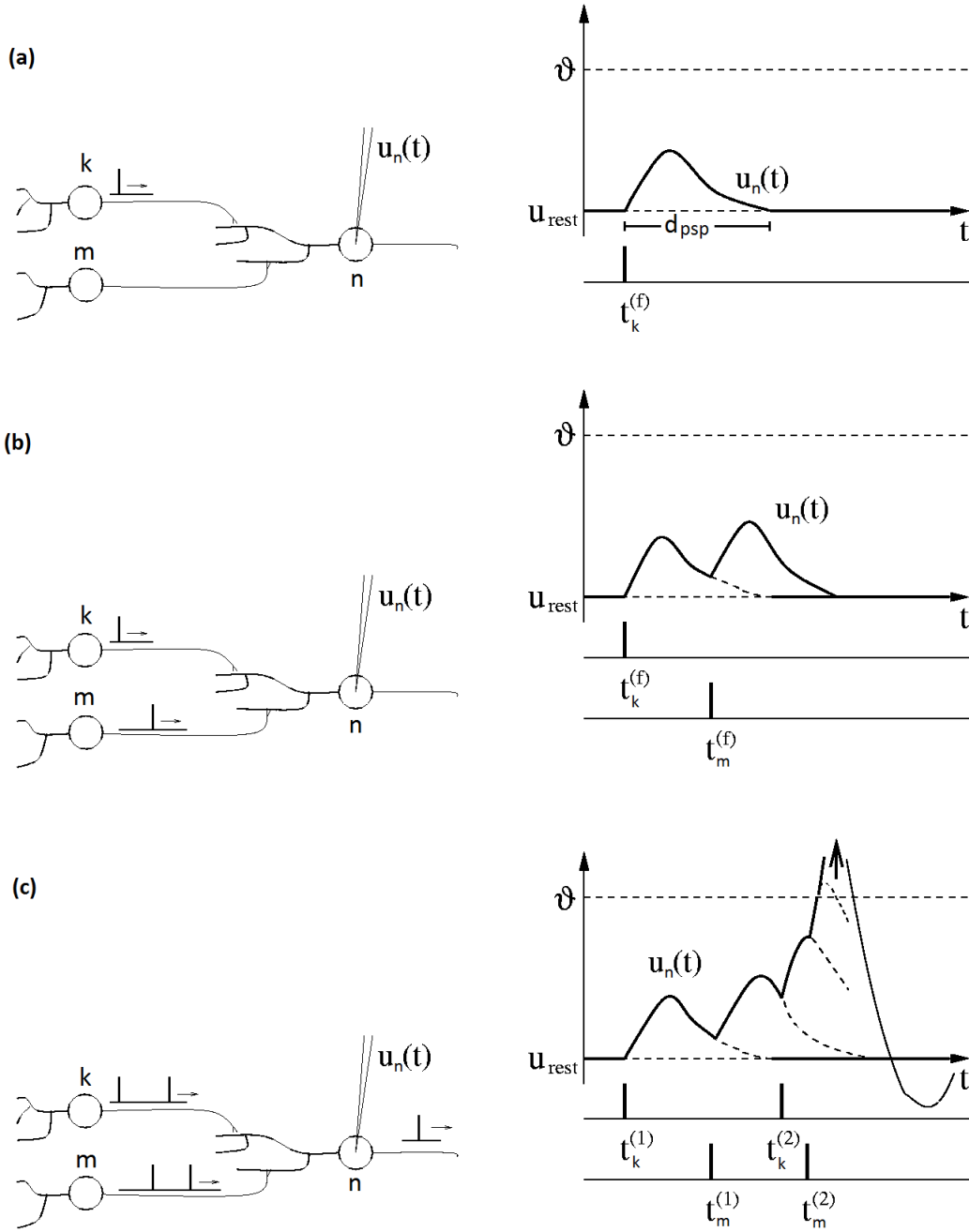
Spayk türetiminden sonraki kritik değer dinlenme zar potansiyelinin yaklaşık olarak 20 ile 30 mV üzerindedir (≈ -45 - $(\approx -70) \cong 25$ mV). Çoğu sinir hücresinde, dolayısıyla, dört spayk (şematik olarak Şekil 2.4c'de gösterildiği gibi) bir spayk tetiklemek için yeterli değildir. Aksine, postsinaptik etki potansiyelleri tetiklenmeden önce kısa bir zaman diliminde yaklaşık 50 ile 350 arası uyarıcı presinaptik spayk gelmelidir. ($\approx 25 / 0.60 \cong 50$ ve $\approx 25 / 0.07 \cong 350$).

2.5 Sinaptik Etkili Bağlantısallık Problemi

Önceki bölümde, sinir sisteminin *mikro-seviye* elemanları olan sinirleri ve onların devingenliklerini tanımlanmıştır. Şimdi, *makro-seviyeye* odaklanılacak ve tez kapsamında ele alınan problem tanımlanacaktır.

2.5.1 Sinaptik Etkili Bağlantısallık

Memeli sinir sistemi, bir ağ oluşturacak şekilde birbirlerine bağlanmış 10^{10} 'dan fazla sinir hücresi içermektedir. Sinir sisteminin her küçük kısmında (özellikle kortekste), her milisaniyede binlerce spayk yayılmaktadır. Böylesine karmaşık bir işlemi anlayabilmek için, sinirlerin bağlantısallığının anlaşılması önemlidir.



Şekil 2.4: Bir postsinaptik sinir n 'nin iki presinaptik sinir k ve m 'den girdi aldığı şematik birleştirir-ve-ateşle modeli ((Gerstner and Kistler, 2002)'den alınmıştır). (a) Her presinaptik spayk bir elektrot aracılığı ile $u_n(t) - u_{rest}$ potansiyel farkı olarak ölçülebilen uyarıcı bir postsinaptik potansiyel (EPSP) tetikler. (b) Sinir k 'dan hemen sonra ulaşan ikinci presinaptik sinir m 'den gelen bir girdi spaykı, ilkin eklenen ikinci bir postsinaptik potansiyele yol açar. (c) Eğer $u_n(t)$, ϑ eşikdeğerine ulaşırsa, bir spayk tetiklenir. Bunun bir sonucu olarak, zar potansiyeli geniş bir pozitif atım-benzeri sapma başlatır (ok). Grafiğin voltaj ölçeğinde, atımın tepesi sınırların dışındadır. Atımdan sonra voltaj dinlenme potansiyelinin altında bir değere döner.

Bağlantısallık çalışmaları, farklı bağlantısallık türlerini üçe ayırmaktadır (bir inceleme için bakınız (Friston, 2011)): yapısal bağlantısallık (konektom), etkili bağlantısallık ve işlevsel bağlantısallık. Yapısal bağlantısallık veya konektom, sinirsel elemanların (sinirler, sinirsel kütleler veya beyin bölümleri) arasındaki bağlantıların anatomisini (yapısını) gösterirler ve yalnızca histokimyasal yöntemlerle veya Manyetik Rezonans Görüntüleme (MRG) teknikleriyle elde edilebilir. Etkili bağlantısallık, bir sinirsel elemanın diğeri üzerindeki üzerindeki (sinaptik veya kütle seviyesinde) tesiridir (Friston, 2011). Eşleşme veya yönlendirilmiş neden tesir kavramlarına karşılık gelmektedir. Sinirler her etkinlikte bütün yapısal bağlantılarını kullanmadıklarından, yapısal bağlantısallık ve etkili bağlantısallık farklıdır. Öte yandan, işlevsel bağlantısallık genellikle etkili bağlantısallıkla karıştırılır. Aslında, işlevsel bağlantısallık işlevsel Manyetik Rezonans Görüntüleme (iMRG) çalışmaları temellidir ve sinirsel elemanlar arasındaki ilişkileri kestirmek ve sınıflandırmak için kullanılan istatistiksel bir özelliktir.

(Friston, 2011)’un işaret ettiği gibi, etkili ve işlevsel bağlantısallık arasındaki fark, işlevsel tümleşim hakkındaki çıkarımların doğasını ve ele alınabilecek soru türlerini belirlediği için önemlidir. Bu tezde, birey sinirlerin eşleşmelerine odaklandık ve dolayısıyla şu soruları sorduk:

- Sinirler nasıl birbirlerine bağlanırlar?
- Spaykları iletmek için sinirler tarafından kullanılan bağlantılar hangileridir?
- Böyle bir yolakta etki potansiyelleri (spayklar) tarafından izlenen yol nedir?
- Presinaptik etkinliğin postsinaptik cevap üzerindeki etkileri nelerdir?

Yukarıdaki sorular, sinirbilimlerinin temel konularından birisi olan *sinaptik etkili bağlantısallık*³ problemine işaret etmektedirler. Şu anda, bu sorulara verilebilecek kesin cevaplar bilinmemektedir, yalnızca tahminler bulunmaktadır.

Hücresele seviyedeki etkili bağlantısallık (eşleşmeler) yalnızca uyarı-yanıt devrelerinden elektrofizyolojik kayıtlar alınarak belirlenebilmektedir. (Aertsen and Preissl, 1991), etkili bağlantısallığı “kayıtlanan sinirler arasındaki gözlemlenen zamansal ilişkileri kopyalayabilen, deney ve zaman bağımlı, olası en küçük devre diyagramı” olarak anlamaktadır. Dolayısıyla, etkili bağlantısallığın

³Daha yüksek çözünürlük seviyelerinden (sinir kütleleri veya beyin bölgeleri), daha çok *sinaptik tesir* olarak bilinir.

etkinlik-bağımlı olduğunu ve etkileşimlere ve eşleşmelere bağlı olduğunu söylenebilir (Friston, 2011). Bu fikirlerin kökenleri tekli-birim elektrofizyolojisinde yatmaktadır (Gerstein and Perkel, 1969). Bu çalışmada, iki birim arasındaki sinirsel bağlantıların neden olduğu uyarı-tetiklemeli bir cevabın etkilerini izah etmeyi denemişlerdir.

Ayrıca, etkili bağlantısallık çözümelemesi için kullanılan yapısal bağlantılar mantıklı modeller belirlerken, daha hassas kestirimler yapılmasını ve daha etkin model karşılaştırılmasını sağladığından çok önemlidir (Friston, 2011). Bununla beraber, maalesef etkili bağlantısallık hakkında çıkarsama yapmamıza yarayacak yapısal bağlantısallık ile ilgili az miktarda kanıt bulunmaktadır.

Elektrofizyolojik etkili bağlantısallık çalışmalarının nasıl yürütüldüğünden önce, uyarı-yanıt devrelerinin neler olduklarını tanımlamak daha iyidir.

2.5.2 Uyarı-Yanıt Devreleri

Bir uyarı-yanıt devresi, duyu sistemi boyunca sinirsel yanıtların bir uyarı (veya uyarı tarihçesi) tarafından etkilendiği sinirsel bir devredir. Uyarı-yanıt devreleri, tamamen omirilik içerisinde bulunan devrelerce yönlendirilen basit devrelerden beyindeki sinyal işlemeye dayanan karmaşık devrelere kadar çeşitlilik göstermektedirler. Bir refleks devresinin, duysal (aferent) bir girdiyle başlayıp tamamen omirilikte bulunan bir sinir dizisinden geçerek motor (eferent) bir çıktı ile sonlandığı için uyarı-yanıt devrelerinin en basit devreler oldukları düşünülmektedir (Kandel et al., 2000). Örneğin, sıcak bir sobaya dokunulduktan sonra elin aniden geri çekilmesine sebep olan “geri çekilme” refleksini ele alalım. Devre, tehlikeli ısı seviyelerinde etkinleşen derideki duyu algılayıcıları ile başlamaktadır: algılayıcı zarındaki özel bir tür moleküler yapı ısının zar boyunca olan elektrik alanı değiştirmesine neden olur. Eğer üretici potansiyelindeki değişim yeterince büyükse, algılayıcı hücrenin aksonu boyunca omirliğe kadar iletilecek olan bir spayk yayılır (algılayıcı/türetici potansiyel). Burada akson diğer hücrelerle bazıları omirilik içerisinde kalan bazıları da beyine kadar giden uyarıcı ve kısıtlayıcı sinaptik bağlantılar yapmaktadırlar. Hedeflerden birisi, kol kaslarını kontrol eden omirilikteki motor sinirlere bağlanan ara sinirlerdir. Bu ara sinirlerin bazıları, bükücü motor sinirleri uyarmaktadır ve uyarı eğer bunlar yeterince kuvvetliyse, bazı motor sinirler bükücü kas hücreleriyle bağlantı yapan aksonları boyunca ilerleyen spayklar türetirler. Bu uyarıcı sinyaller, koldaki birleşik açının değişmesine sebep olarak kolu açan kas hücrelerinin kasılmasına neden olurlar. Kısıtlayıcı bağlantılar ise ters (uzatıcı) kasların, açıcıların kolun ağırlı uyarıdan uzaklaşmasına direnmesini

durdurarak onları rahatlatırlar.

Gerçekte, bu belirgin şema birçok karmaşa içermektedir (Kandel et al., 2000). En basit refleksler için duyu sinirinden motor sinirine kadar kısa sinirsel yollar olmasına rağmen, devreye katılan ve cevabı değiştiren diğer yakın sinirler de bulunmaktadır. Dahası, refleksi artıran veya kısıtlayan beyinden omiriliğe gelen bağlantılar da vardır.

Yukarıda belirtildiği gibi, karmaşık uyarı-yanıt devreleri beyindeki sinyal işlemeye dayanmaktadır (Kandel et al., 2000). Örneğin, görsel algı alanımızdaki bir nesne hareket ettiğinde ve bir insan ona doğru baktığında ne olduğunu ele alalım. İlk duysal yanıt gözün retinasında ve son motor yanıt da beyin sapının göz küresini hareket ettirici bölgesinde oluşur ve bunların hiçbirisi basit bir refleks çok da farklı değildir, ancak ara seviyeleri tamamen farklıdır. Bir veya iki zincirlik işleme yerine, görsel sinyaller talamus, beyin korteksi, bazal ganglion, beyincik ve birçok beyin sapı bölgesini içeren onlarca tümleştirme aşamasından geçmektedirler. Bu alanlar, özellik belirleme, algısal çözümleme, bellekten geri çağırma, karar-verme ve motor planlamayı içeren sinyalişleme işlevlerini gerçekleştirirler (Kandel et al., 2000).

Uyarı-yanıt devreleri üzerindeki etkili bağlantısallık çalışmaları hem hayvanlarda hem de insanlarda yürütülmektedir. Sonraki altbölümler bu çalışmaları açıklamaktadır.

2.5.3 Hayvan Çalışmaları

Seçilen duyu sinilerinin veya motor sinirlere gelen beyin korteksi ve omiriliğe ait liflerin etkili bağlantıları hayvan deneylerinde doğrudan çalışılabilir. İnsan denekler üzerindeki çalışmalara kıyasla, hayvanlar üzerindeki deneylerin seçilen sinir liflerinin ve sinirlerin hassas uyarımı ve istenilen bölgelerden hücre içi kayıt almanın mümkün olması gibi birçok üstünlüğü bulunmaktadır. Dolayısıyla, hayvan deneylerinde uyarılan liflerin ve sinirlerin bağlantıları hakkındaki yorumlar dolaysız ve kolaydır.

Bununla beraber, deneysel hayvan çalışmalarının da kısıtları bulunmaktadır. Hayvanları deneylere hazırlamak için, onların zayıflatılması gerekmektedir. Bu zayıflatma, uyuşturma, beyin çıkarma ve beyin dilimleme gibi iyi bilinen yöntemlerle elde edilebilir. Bir hayvan uyuşturulduğunda, tepkisellik kaybı, iskelet kası refleksleri kaybı veya azaltılmış stres tepkisinin biri veya hepsinin olduğu farmakolojik olarak başlatılmış ve geri dönüşü olmayan bir duruma girer.

Beyin çıkarma, öte yandan, bir hayvanda beynin çıkarılarak, beyin sapından kesilerek veya beyin köküne giden birçok belirli damarın kesilmesiyle beyin işlevlerinin yok edilmesidir. Benzer şekilde, dilimleme tek bir sinaps veya sinir devresinin beynin kalanından izole bir şekilde, denetimli fizyolojik koşullar altında, çalışılmasına izin verir.

Bu tür zayıflatmaların sinaptik potansiyellerde keskin etkileri olduğu iyi bir şekilde bilinmektedir. Dahası, beyinden gelen yolakların motor sinir boşalmalarına olan etkin katılımının ya tamamen ortadan kaldırıldığı ya da bu zayıflatılmış hayvan deneklerinde belirgin bir şekilde bozulduğunu hatırlamamız gerekmektedir. Dolayısıyla, hayvanlar üzerine olan deneylerin uyarılmış bir life olan veya sinirin diğer life olan veya doğrudan sinire olan etkiyi vermelerine rağmen, böyle deneylerin sonuçlarının deneysel düzenlemeler akılda tutularak kabul edilmesi gerekmektedir. Özellikle, zayıflatılmış hayvan denekleri üzerindeki bulguları *sinirlerin etkili bağlantıları* olarak tanımlamak tereddütle yapılmalıdır.

2.5.4 İnsan Çalışmaları

Böyle doğrudan deneylerde insanlarda yapılamamasına rağmen, bilinçli insan deneklerindeki her deneysel bulgu, uyuşturulmadan veya herhangi bir zayıflatma sürecinden etkilenmediği ve beyinden gelen yolaklar korunduğu için, daha *etkili* ve *işlevseldir*. Diğer bir deyişle, insan deneylerinin bozulmamış motor sinirleri kendi fizyolojik ortamlarında çalışabilmek gibi bir üstünlüğü vardır. Öte yandan, belirgin sebeplerden dolayı, insan çalışmaları dolaylı ölçüm yöntemlerine dayanmaktadır. Dolayısıyla, insan deneklerdeki sinirlerin etkili bağlantılarını çalışmak için bir veya daha fazla motor birimin bir duyu sinirleri (çevresel aferentler) kümesi veya beyinden gelen lifler tarafından uyarılmasına yönelik cevabının boşalma olasılığındaki uyarı-tetiklemeli değişimlerini kullanmak adet olmuştur. Bu yöntem 1970'lerden bu yana yaygın bir şekilde kullanılmaktadır (örneğin, (Ashby and Labelle, 1977; Kudina, 1980; Kudina, 1988; Awiszus, 1988; Miles et al., 1989)). Bunlar, insan deneklerinden çevre ve merkezi yolakların çalışmasının araştırılmasındaki en yaygın yollardır. Bunlar insan sinir sistemini çalışmak için dolaylı yöntemler olmalarına rağmen, sonuç olarak insan deneklerinde sinaptik özellikleri kaydedebilmek için başka mevcut bir yöntem olmadığı için son derece faydalıdır.

2.6 İnsan Motor Birimlerinin Etkili Bağlantısallık Çözümlemesi

Bütün memeliler gibi, insan merkezi sinir sistemi (MSS) yolakları da temel olarak üç farklı sinir türünü barındırmaktadır: *duyu sinirleri*, *ara sinirler* ve *motor sinirler* (Şekil 2.6).

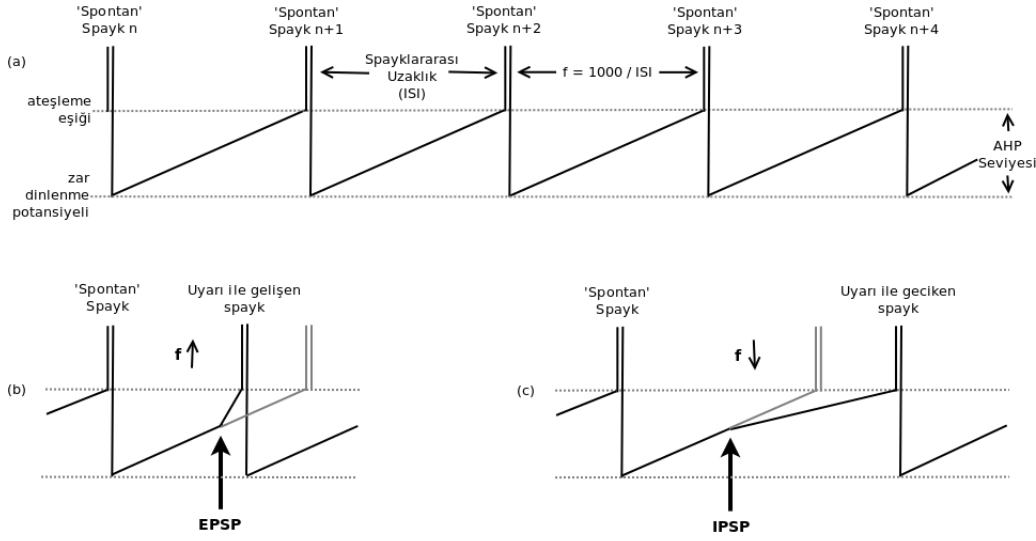
Duyu sinirleri (aferent sinirler), ortamdan gelen dışsal uyarıyı içsel uyarıya çevirmekle sorumludurlar. MSS'nin girdileri diğer sinirlerden gelen diğer sinirlerinden farklı olarak, duyu sinirleri özelleşmiş *duyu algılayıcıları* vasıtasıyla ışık, ses ve sıcaklık gibi fiziksel etkilerle etkinleşirler. Doğal olarak, duyu sinirleri uzun mesafeli bağlantıları olan sinirlerdir.

Ara sinirler, diğer sinirler arasında bağlantı oluştururlar. Beyinde veya omirlikte bulunabilirler. Duyu ve motor sinirlerinin aksine, ara sinirler genellikle küçüktürler, bağlantılarını daha yerel bir şekilde kurarlar ve dolayısıyla (çok) kısa mesafeli bağlantılara sahiptirler. Bir omirlik yolağındaki ara sinirlere (Şekil 2.6'dekiler gibi) *spinal ara sinirler* denilir ve bunlar deneğin dengesini koruyabilmesi için uzun döngülü refleks olaylarında yer alırlar. Bu ara sinirler çoğu zaman bir refleks oluşturabilecek etkilere hazırdırlar (Capaday, 2002; Lam and Pearson, 2002; Misiaszek, 2006). Bununla beraber, bunun nasıl sağlandığı halen bilinmemektedir.

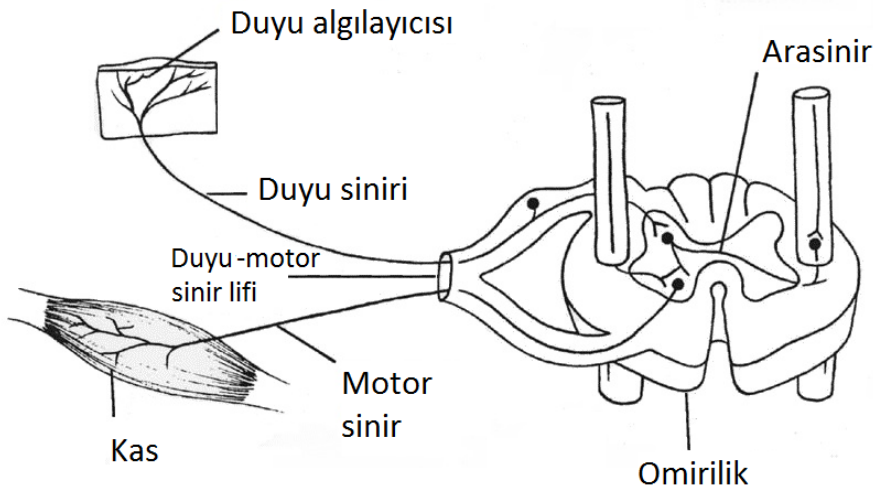
Motor sinirler (eferent sinirler), öte yandan, aksonlarını MSS'nin dışına doğru uzatırlar ve kasları ve salgı bezlerini kontrol ederler. Motor sinirler tonik olarak etkindirler ve onlara bağlanan sinirlerden etkilenirler. Duyu sinirleri ve ara sinirlerden gelen yüzlerce EPSP ve IPSP, motor sinire farklı zamanlarda varırlar. Girdilerin bu yoğun trafiği, motor sinir zarında bir *sinaptik gürültü* oluşturur. Bu gürültünün bir sonucu olarak, spayklar neredeyse rastgele zamanlarda oluşurlar (Şekil 2.5). Tonik olarak etkin motor sinirler üzerindeki birçok hücre içi çalışmada (e.g., (Calvin and Schwindt, 1972; Schwindt and Crill, 1982)), AHP genliğinin 10 mV olduğu gösterilmiştir.

2.6.1 İnsan Motor Birimleri

Motor birimler, bir veya daha fazla motor sinirden ve onların uyardığı ilgili kas liflerinden oluşurlar (Buchthal and Schmalbruch, 1980). Motor birimler etkinleştirildiklerinde, uyardıkları bütün kas lifleri kasılır. Benzer şekilde, bir



Şekil 2.5: Bir sinirin tonik ateşlemesi ((Türker and Miles, 1991)'den değiştirilmiştir). Tonik ateşleme esnasında, biri sinir sürekli bir akım alır ve bu yüzden zar potansiyeli sürekli olarak ateşleme eşiğine yükselir ve sinirin spontan spayklar ateşlemesine sebep olur (a). Ardışık spayklar arasındaki zaman aralıklarına spayklararası aralık (*interspike interval - ISI*) denir ve bir spaykın anlık frekansı $f = 1000 / ISI$ olarak hesaplanır. Bir EPSP, sonraki spaykın hareketini kısıtlarken (ve dolayısıyla anlık frekansını artırır) (b), IPSP ise sonraki spaykın oluşumunu geciktirir (ve dolayısıyla anlık frekansı düşürür) (c).



Şekil 2.6: MSS'nin bir duyu-sinir yolağını yalnızca bir omirilik bölümünde gösteren diyagram.

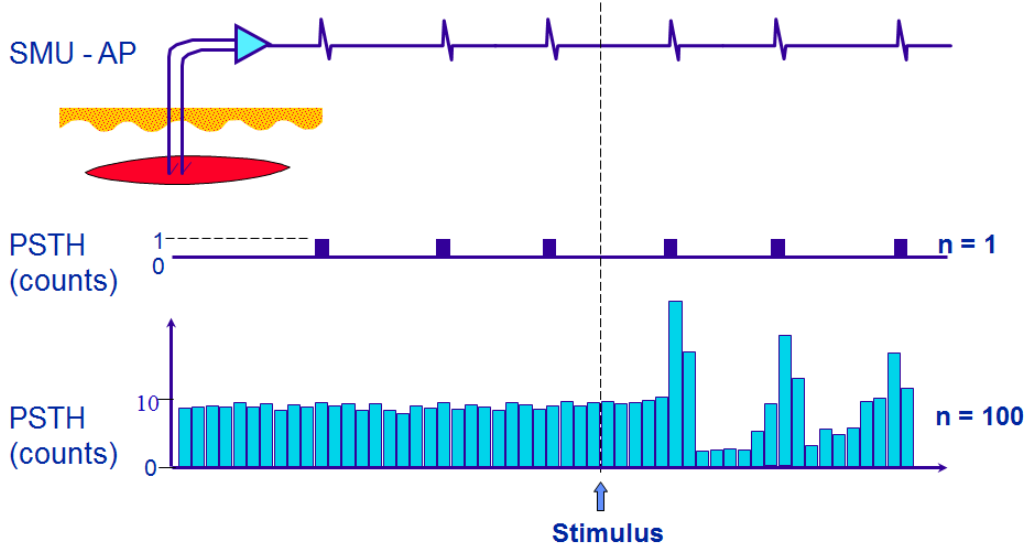
duyu-motor çevre sinir lifinin uyarılması benzer kasılmaları oluşturur⁴. Temel olarak, bir duyu-motor çevre siniri şu bileşenlerden oluşmaktadır (en genişten en daraya doğru): grup Ia ve grup Ib duyu aksonları, alfa motor aksonları; grup II, grup III ve grup IV duyu aksonları ve gama motor aksonları. Bir sinir lifinin elektrik uyarıya karşı eşiği aksonunun çapıyla ters orantılıdır, daha geniş aksonlar elektrik uyarıya karşı daha hassastırlar. Bu bağlamda, düşük-eşik uyarılı bir deneyde yalnızca grup Ia ve grup Ib duyu aksonları etkinleşirken, yüksek-eşik uyarılı bir deneyde bütün duyu aksonları etkinleşir. Buna ek olarak, alfa motor sinirler ile grup Ia duyu sinirlerinin monosinaptik, grup Ib duyu sinirlerinin disinaptik ve grup II duyu sinirlerinin polisaptik bağlantılar yaptıkları bilinmektedir.

Motor birimlerin çıktıları motor sinirler vasıtasıyla olur ve kastan alınan refleks kayıtları ile ölçülürler. Bununla beraber, motor sinirlere duyu sinirlerinden gelen sinaptik girdilerin çoğu doğrudan motor sinire gitmezler, bunun yerine motor sinirlerle sinaps yapan ara sinirlere giderler. Bu ara sinirlerin sinaptik bağlantısalılığı halen tam olarak bilinmemektedir.

2.6.2 İnsan Motor Birimlerinin Boşalmasının Çözümlemesi

Motor sinirler, hayvan deneylerinde hücre içi elektrotlarla etrafıca çalışılan omurgalı MSS'indeki ilk hücrelerdir ve motor birim etkinliğinin kayıt edilebilir olması motor sinir özellikleri ile sinaptik girdilerinin özelliklerinin bağlanmasına yardımcı olarak motor sinir boşalmasına olan sinaptik etkiler hakkında oldukça bilgi sağlamıştır (Powers and Binder, 2001). Her motor sinir motor birimin kas liflerini birebir şekilde güttüğünden, insan deneklerinde ateşleme desenleri nitelendirilebilen biricik MSS hücreleridirler. İnsan motor sinirlerinden sinaptik potansiyellerin doğrudan kayıt edilemiyor olmasına rağmen, bir dizi çevre veya beyinden inen lifin etkinleştirilmesinin bir veya daha fazla motor sinir boşalma olasılığına olan etkisi ölçülerek özellikleri çıkarsanabilir. Ritmik uyarı yerine, ISI değişkenliğinden dolayı, bu ekstra PSP'lerin varış zamanları motor sinir ateşlemesine göre rastgele dağıtılmaktadır. Uyarılar-arası aralıklar genellikle 1 saniyeden 3 saniyeye kadar seçilmektedir, böylelikle bir uyarı tarafından oluşan etkiler bir sonraki uyarı gönderilmeden önce ortadan kaybolur. Sinaptik girdileri insan motor birim boşalma davranışı üzerindeki etkileri çeşitli yöntemler kullanılarak nitelendirilebilir (bir inceleme için bakınız (Powers and Türker, 2010)). Biz burada, en önemli iki tanesini sunacağız: Uyarı-Civarı Zaman Histogramı (PSTH) ve Uyarı-Civarı Frekansgramı (PSF).

⁴However, in such a stimulation not only the sensory system under study but also other sensory axons and motor axons located in the same nerve trunk are activated.



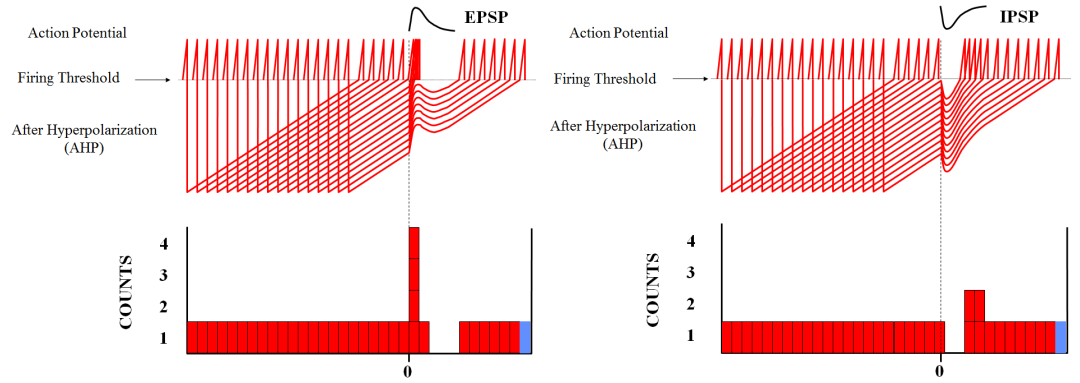
Şekil 2.7: Uyarı-Civarı Zaman Histogramı (PSTH), motor sinir boşalmalarının bir kastan yüzeyel bir elektrot (SMU-AP) kullanılarak kayıt edilmesiyle ve sayılarının uygulanan uyarılara olan gecikmelerine göre sayılmasıyla derlenir. (K.S. Türker'in ders notlarından alınmıştır). Uyarı sayısı (n) arttıkça, histogram dolar ve daha anlamlı hale gelir.

2.6.3 PSTH Çözümleme Tekniği

Uyarı-Civarı Zaman Histogramı (PSTH), bir sinirin sinaptik bir girdiye karşı yanıtını ölçmek için kullanılan en yaygın yöntemdir ve ilk olarak (Gerstein and Kiang, 1960) tarafından ortaya atılmıştır. İnsan motor birimi verilerinin çözümlemesi için kullanımı 1980 civarında başlamıştır (Ashby and Labelle, 1977; Ashby and Zilm, 1978; Garnett and Stephens, 1980; Kudina, 1980; Ashby and Zilm, 1982).

PSTH tekniğinde, belirli bir girdinin tek bir motor sinir üzerindeki etkisi tekrarlanan uygun bir uyarıyı takip eden motor sinir spayklarının zamanlamasının bir histogramı derlenerek belirlenebilir. Bu motor sinir boşalmaları uyarıya göre farklı, kesikli zaman binlerinde⁵ oluşur ve PSTH bunların sayılarının sayılmasıyla oluşturulur. PSTH'daki bin sayıları (n_b), uyarı başlangıcı (f_t)'ye, bin genişliği (Δ_t)'ye ve uygulanan uyarı sayısı (n_s): $n_b = f_t \cdot \Delta_t \cdot n_s$ 'ye göre göreceli olan belirli bir zamanda ortalama motor sinir ateşleme oranıyla belirlenir. PSTH bu yüzden, ya anlık ateşleme oranını (f_t ; yani spayk yoğunluğu) ya da belirli bir zaman binindeki ($P_t = n_b/n_s$) spayk oluşumunun olasılığını yansıtmak için normalize edilebilir. Uyarı başlangıcından önce, spayk oluşum olasılığı hemen hemen durağan ve referans ateşleme oranına eşit olmalıdır. Şekil 2.7, PSTH derleme sürecini şekilsel olarak göstermektedir.

⁵Matematikte, bir histogramdaki bir *bin*, histogramdaki kesikli bir zaman aralığını ifade eder. Bir histogram m adet farklı değer elde ettiğinde ona *m-bin histogram* denilir.

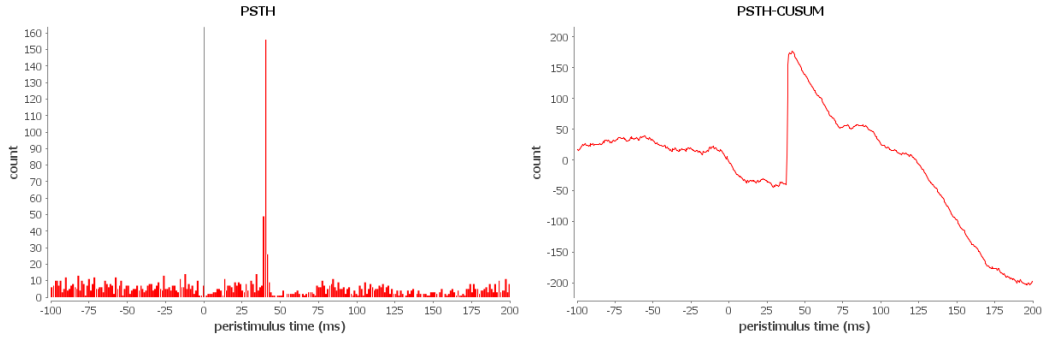


Şekil 2.8: Bir EPSP (sol) ve IPSP'nin (sağ) varışının etkisinin PSTH üzerinden gösterimi (K.S. Türker'in ders notların alınmıştır) .

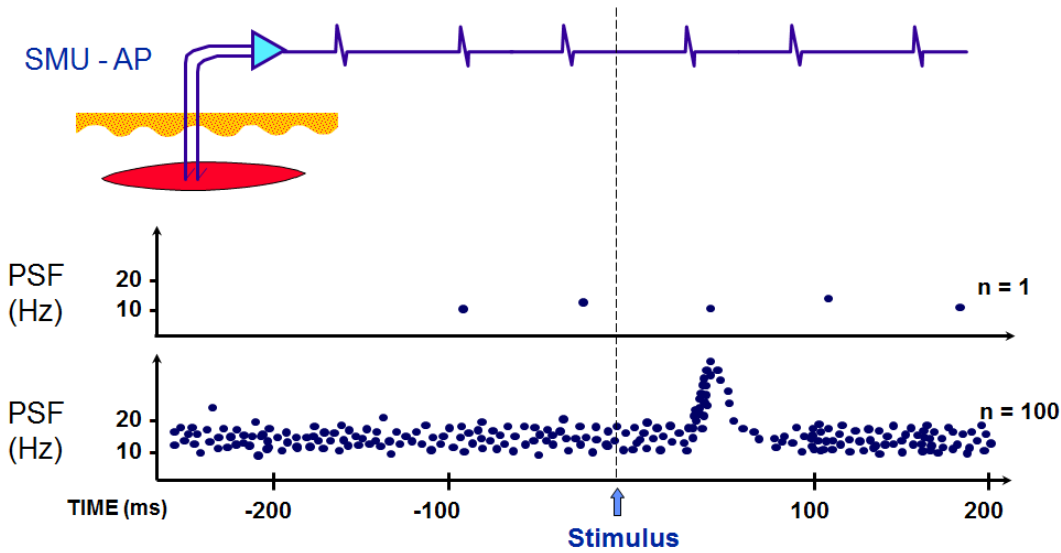
Bir EPSP'nin varışı spayk olasılığında bir artışa sebep olduğu gibi, bir IPSP'nin varışı da spayk olasılığını azaltır (Fetz and Gustafsson, 1983) (bakınız Şekil 2.8). PSTH'ta büyük sinaptik etkileri saptamak kolay olduğu halde, küçük sinaptik etkileri ortaya çıkarmak zordur. Bu bağlamda, önemli sapmaları belirleyebilmek için, PSTH'ın Birikimli Toplam (*Cumulative Sum - CUSUM*) kaydı kullanılmaktadır. CUSUM (Ellaway, 1978), her binin değerinin uyarı öncesi bin ortalamasından olan farklarının birikimli bir şekilde toplandığı PSTH'dan türetilen bir fonksiyondur (Şekil 2.9b). Bu diyagramda, sıfır sayısı demek bin ortalaması demektir ve uyarıdan sonra EPSP'nin (ve KSPS'nin) sebep olduğu önemli artışlar (ve azalışlar) vardır. Bununla beraber, Tekil ve karmaşık PSP'lerin zamandaki akışı ve bunların motor sinirlerin boşalma desenleri üzerindeki etkileri doğrudan karşılaştırıldıklarında, PSTH-CUSUM'daki bir artış eğer sıfıra geri dönüyorsa, bunun aslında gerçek bir kısıtlamadan çok EPSP tarafından faz artışına uğrayan spaykların sayılarını yansıtabileceği gösterilmiştir (Türker and Powers, 1999; Türker and Powers, 2003). Benzer şekilde, PSTH-CUSUM'daki bir azalış eğer sıfıra geri dönüyorsa, bunun aslında gerçek bir uyarılmadan çok IPSP tarafından faz azalışına uğrayan spaykların sayılarını yansıtabileceği gösterilmiştir (Türker and Powers, 1999; Türker and Powers, 2003). Dolayısıyla PSTH-CUSUM, motor sinirde uyarı tarafından tetiklenen ilk PSP'nin işaretini belirtmek için kullanışlıdır (Powers and Türker, 2010).

2.6.4 PSF Çözümleme Tekniği

Standart PSTH'nin aksine, son zamanlarda, motor birim yanıtlarını yansıtan ikincil tepelerden ve oluklardan geniş anlamda bağımsız olan bir başka teknik geliştirilmiştir. Bu yöntem Uyarı-civarı Frekansgram (*Peristimulus Frequencygram - PSF*) (Türker and Cheng, 1994) denmektedir ve sinirbilimciler



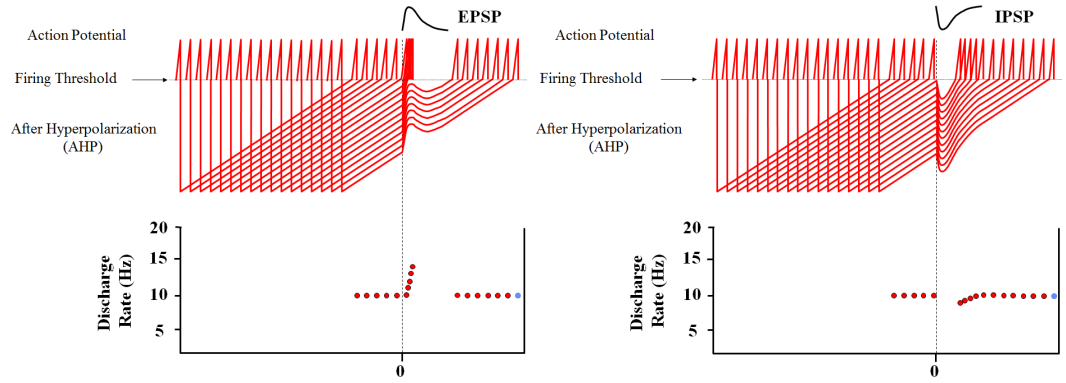
Şekil 2.9: Motor sinire giden karışık sinir lifinin düşük-eşik uyarılmasına verilen motor sinir yanıtlarının uyarı-civarı zaman histogramı (PSTH) ve onun birikimli toplamı (PSTH-CUSUM).



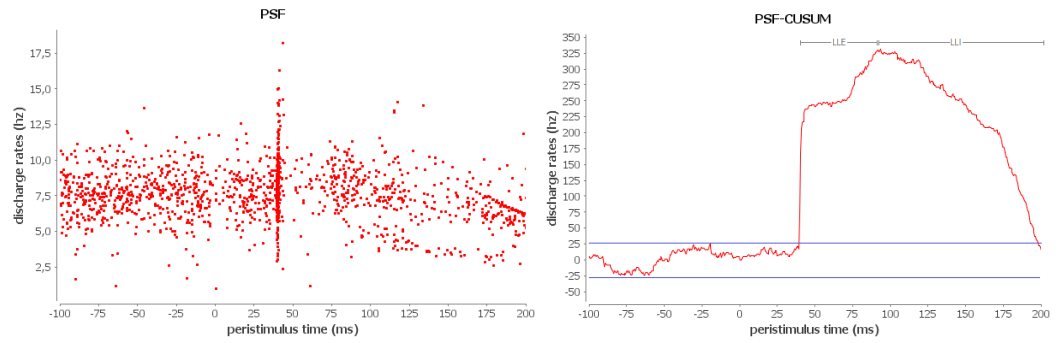
Şekil 2.10: Uyarı-Civarı Frekansgramı (PSF), motor sinir boşalmalarının bir kastan yüzeyel bir elektrot (SMU-AP) kullanılarak kayıt edilmesiyle ve sayılarının uygulanan uyarılara olan gecikmelerine göre sayılmasıyla derlenir. (K.S. Türker'in ders notlarından alınmıştır). Uyarı sayısı (n) arttıkça, frekansgram dolar ve daha anlamlı hale gelir.

tarafından aferent uyarılarla üretilen sinaptik potansiyelleri kestirmek için tekli motor birimlerin anlık boşalma oranlarını kullanmaktadır. PSF ilk olarak (Bessou et al., 1968) tarafından birinci kas içiği aferentlerinin fuzimotor uyarıya yönelik yanıtlarını nitelendirmek için ortaya atılmıştır ve Türker ve arkadaşları tarafından insan motor birimi boşalımındaki uyarı-tetiklemeli değişimleri nitelendirmek için etraflıca kullanılmıştır (bir inceleme için bakınız (Türker and Powers, 2005)).

PSF, uyarı zamanına yönelik anlık boşalma oranı değerlerini çizer ve motor sinirler üzerindeki refleks etkilerinin incelenmesi için olduğu gibi insan motor biriminin senkron boşalımının net ortak girdisinin işaretinin incelenmesi için de kullanılır (Şekil 2.10). PSF'yi oluşturan anlık frekans değerlerinin belirli bir zamanda önceki (uyarı öncesi) etkinliklerden etkilenmesi gerekmemektedir.



Şekil 2.11: Bir EPSP (sol) ve IPSP'nin (sağ) varışının etkisinin PSF üzerinden gösterimi (K.S. Türker'in ders notların alınmıştır) .



Şekil 2.12: Motor sinire giden karışık sinir lifinin düşük-eşik uyarılmasına verilen motor sinir yanıtlarının uyarı-civarı frekansgramı (PSF) ve onun birikimli toplamı (PSF-CUSUM).

Bununla beraber, bir motor sinirin boşalma frekansı somasına gelen net akımı yansıttığından (Gydikov et al., 1977), uyarı sonrasındaki her kayda değer değişim net girdinin işaretini ve profilini belirtmelidir (Şekil 2.11).

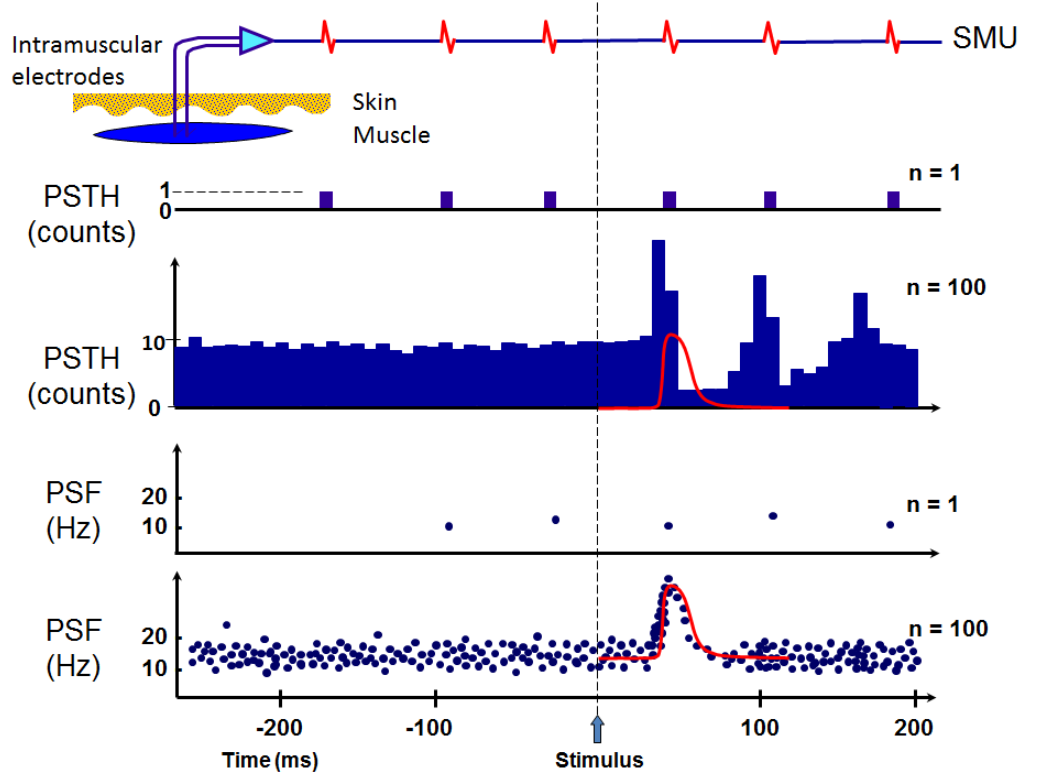
PSTH çözümlemesindeki gibi, önemli sapmaların belirlenmesi için, PSF kaydının CUSUM'ı kullanılır (Şekil 2.12). CUSUM, her binin uyarı öncesi ortalamadan farkının birikimli bir şekilde toplanmasıyla elde edilir (Ellaway, 1978); PSP-sebepli etkiler eğer uyarı sonrası CUSUM değerleri uyarı öncesindeki maksimum CUSUM değerini geçerse önemli olarak değerlendirilirler (örneğin, Şekil 2.12b'de yatay mavi çizgilerle belirtilmiş olan hata kutusu (Türker et al., 1997; Brinkworth and Türker, 2003)). Bu şekilden görülebileceği gibi, uyarıdan sonra 40 ms ile 100 ms arasında artan frekans ile belirtilen erken ve uzun-süren bir uyarı (*long-lasting excitation - LLE*) vardır. Bu LLE'den sonra, uyarıdan sonra 100 ms ile 300 ms arasında uzun-süren bir kısıtlama (*long-lasting inhibition - LLI*) periyodu vardır. Bununla beraber, uyarıdan 200 ms sonrasında denek kendi motor biriminin boşalma oranını değiştirebildiğinden, 200 ms'den sonraki olaylar refleks olayı olarak ele alınamazlar. Yalnızca uyarı sonrasında 200 ms'sinden öncesindeki boşalma oranları motor birimin ağı hakkında tam bilgi verebilir.

2.6.5 PSF ve PSTH

Bir duyu algılayıcısından (dokunma, sıcaklık vb. gibi) bilgi ileten bir duyu sinirinin motor sinire nasıl bağlandığının incelenmesi için, sinirbilimciler siniri uyarırlar ve motor sinirin bu uyarıya karşı olan yanıtını merkezi sinir sistemindeki motor sinirin bilgisini taşıyan kasa bir iğne batırarak kaydederler. Dolayısıyla, sisteme girdi gönderirler ve ona olan yanıtı kaydederler. Bu yanıtın özelliklerini kullanarak, uyarılan duyu sinirini kayıt alınan tekli motor birimine bağlı olan motor sinire bağlayan yolak çalışılır.

Şekil 2.13 bir tekli motor birimin (*single motor unit - SMU*) sıfır anında gönderilen uyarılara yönelik yanıtlarını göstermektedir (ok; PSTH ve PSF kayıtlarındaki kırmızı çizgiler motor sinir zarında oluşan uyarı sebepli sinaptik potansiyelleri göstermektedir). SMU etki potansiyelleri (spayklar), uyarı zamanı (üstteki diyagram) etrafında kasiçi tel elektrotlar (iki kutuplu düzenleme) kullanılarak kaydedilmektedir. PSTH, her SMU spaykını kabul atımlarına çevirir ve tam olarak oluştukları bindeki sayılar olarak belirtirler (üstten ikinci diyagram). Çok sayıda uyarı gönderildiğinde ve SMU kabul atımları yığıldığında, PSTH elde edilir (ortaki diyagram). SMU spayklarının spayklar-arası aralıkları (ISI) saniyelerle ölçülür ve anlık boşalma oranlarına çevrilirler ($1/ISI = Hz$). ISI'ları ölçmek için iki spayka gereksinim vardır ve boşalma oranı değeri tam olarak ikinci spaykın olduğu binde belirtilir. PSF diyagramındaki (alttan ikinci) ilk SMU spaykının öncesinde bir spayk olmadığından, onun hiçbir boşalma oranı değeri yoktur. Diğer ISI'lar Hz'e çevrilir ve gösterildikleri gibi belirtilirler. Çokça sayıda anlık boşalma oranları üst üste geldiğinde (PSTH kayıtlarındaki gibi yığılma değil), PSF'yi (alttaki diyagram) elde ederiz. PSTH ve PSF'deki kırmızı çizgiler, PSF tekniğinin geliştirim süresi esnasında canlı bir motor sinirden ölçülen verilen gerçek akımı göstermektedir (detaylar için bakınız (Türker and Powers, 1999)). Beyin dilimi deneylerinde, verilen benzer akımlar bu diyagramda gösterilenlere benzer PSTH ve PSF'lere sebep olmuştur.

Görülebilceği gibi, PSTH motor sinire verilen gerçek akımı belirtmemektedir. Daha da kötüsü, verilen akımdan kaynaklanmayan ancak bu yöntemin içine gömülü olan sayma ve senkronizasyon hatalarından kaynaklanan ikincil tepeler ve çukurlar üretmektedir. PSF, öte yandan, motor sinir üzerinde gelişen verilen gerçek akımı (sinaptik potansiyel) çok yakın bir şekilde ifade etmektedir. Bu nedenden dolayı, sistemimizde sinaptik potansiyeli göstermek için, sadece sistemdeki sinaps sayılarını (yanıtın gecikmesini kullanarak) değil ama aynı zamanda sinirsel yolaktaki bağlantının işaret ve kuvvetini (yanıtın profilini kullanarak) belirttiğinden,



Şekil 2.13: PSF ve PSTH yöntemleri (K.S. Türker ders notlarından değiştirilmiştir).

PSF yöntemi kullanılmıştır.

2.7 Sonuç

Sinir sistemindeki spaylar (etki potansiyelleri), aksonlar boyunca seyahat ederler ve PSP'leri tetikledikleri birçok postsinaptik sinire dağılmışlardır. Postsinaptik bir sinir, presinaptik sinirlerden zamansal olarak ilintili (kısa bir zaman dilimi içerisinde) birçok spayk aldığında, zar potansiyeli bir *ateşleme eşiğine* erişebilir ve bir spayk tetiklenir (*zamansal bütünleştirme*). Bu yeni spayk, postsinaptik sinirin diğer sinirlere taşınan çıktı sinyalidir.

Spayklar bir sinirden diğerine kaslara veya salgı bezlerine ulaşınca kadar taşınırlar. Tipik bir sinir hücresinin anatomik olarak binlerce sinapsı olduğu düşünüldüğünde, burada bir soru oluşmaktadır: sinirler tarafından kullanılan *etkili* yolak nedir? Esaslı bir soru olmasına rağmen, *sinaptik etkili bağlantısallık problemi* halen tamamen çözülememiştir. Etkili bağlantısallık çözümlemesi yaklaşımlarından ikisini inceledik: bir zaman dilimindeki spayk sayısı histogramı (PSTH) ve spayk frekansı (PSF). Her iki yaklaşım da deneysel veri çözümlemesinden başarılı bir şekilde kullanılmıştır. Bununla beraber, sinirsel yolakların etkili davranışı olarak yorumlanmaya kalkıldığında PSTH'nin problemli

olduğu gösterilmiştir. Bu bağlamda, PSF gürültüyü ve hataları azalttığından daha güvenilir bir yöntemdir.

Sonuç olarak, sinirbilimcilerin etkili bağlantısallığı araştırmak için çeşitli deneyler yapmalarına rağmen, teknik zorluklardan dolayı insan MSS'sini anlamamızda halen boşluklar bulunmaktadır. Örneğin, bazı bölgelerde derinde bulundukları için sinirlerin doğrudan uyarılmaları çok zordur. Ve henüz, MSS'nin bu kısımlarının nasıl işlediğine dair tatminkar teoriler bulunmamaktadır. Dolayısıyla, insan sinirleri arasındaki ağ yoğunlukla *kara kutu* olarak ifade edilmektedir ve sinirbilimciler hayvan çalışmalarından elde edilen bilgileri kullanmaktadırlar.

Şurası açıktır ki, hem *insan* hem de hayvan deneylerinden gelen bilgilerin biraraya getirilerek *insan* MSS'sinin bilgisindeki bu boşlukların özelliklerinin (örneğin, ağın boyutu ve yapısı) tahminlenmesi konusunda büyük bir gereksinim vardır. Bu yüzden, şurası not edilmelidir ki böyle bir tahmin ancak sinir-seviyesindeki (*mikro-seviye*) davranışlar ağ-seviyesindeki (*makro-seviye*) davranışlara yol açabilirse başarılı olabilir.

Sonraki bölüm, bu gereksinime yönelik olası hesaplamalı yöntemleri incelemekte ve tartışmaktadır.

“Bize uygun olan, gerçeği kabul etmekten utanmamaktır ve bize hangi kaynaktan gelirse gelsin onu özümsemektir. Gerçeğin kendisinden daha yüksek değerde olan hiçbir şey yoktur. Asla (onu) arayan kişinin değerini düşürmez ya da arayan kişiyi aşağılamaz.”

Bilimadamlarının gerçeği arayışının, bir 9. yüzyıl filozofu olan El-Kindî tarafından özetlenişi.

3 LİTERATÜRDEKİ ÇALIŞMALAR

Biyolojik sinir ağlarının (BSA) *mikro-seviye* ve *makro-seviye* davranışları arasındaki boşluğa dair olan çeşitli kanıtlardan cesaret alarak, hesaplamalı sinirbilimleri alanında varolan çeşitli yaklaşımları detaylı bir şekilde çalışıldı ve çözümlendi. Bu bize BSA’nın özgün yanlarını ve *sinaptik etkili bağlantısallık problemi* ile başa çıkarken üstesinden gelinmesi gereken zorluklarını anlama olasılığı vermektedir.

Hesaplamalı sinirbiliminin görevlerinden bir tanesi teorik ve deneysel bilgiyi benzetim ve matematik teorisi kullanarak tümleştirmektir. Bu tümleşim iki farklı yolla yapılabilir (Gerstner et al., 2012; Dayan and Abbott, 2005): beyinin bilişsel işlevlerinden (örneğin çalışan bellek) başlamak ve bunları kullanarak bileşenlerin (örneğin sinirlerin veya sinir gruplarının) bu işlevleri başarmak için nasıl davranmaları gerektiğini anlamak – *yukarıdan-aşağıya yaklaşımlar* veya, mikro-seviyede bilinenleri (örneğin iyon kanallarının özellikleri) tümleştirmek ve bunlarla *makro-seviyede* gözlenen fenomeni (örneğin etki potansiyellerinin türetimi) açıklamak – *aşağıdan-yukarıya yaklaşımlar*.

İlerleyen bölümlerde, yukarıdan-aşağıya ve aşağıdan-yukarıya yaklaşımlar gösterilmektedir. Sonra bunlar toparlanmakta ve sinaptik etkili bağlantısallık problemi için neden yeni bir yaklaşıma gereksinim olduğu ve onun nasıl olması gerektiği tartışılmaktadır.

3.1 Yukarıdan-Aşağıya Yaklaşımlar

Yukarıdan-aşağı yaklaşımlar sinirsel gerikodlama ile ilgilenmektedirler (Dayan and Abbott, 2005), örneğin “*hangi mikro-seviye mekanizmalar gözlemlenen makro-seviye sinirsel etkinliklere neden olmaktadır*” sorusunu ele almaktadırlar. Bu yaklaşım ile, canlı korteks kayıtları ruhsal, davranışsal veya algısal durumlarla elle veya uyarlanabilir hesaplamalı yöntemleri kullanılarak ilişkilendirilmeye çalışılır.

İlerleyen altbölümlerde, öncelikle etkili bağlantısallığın kestiriminde doğrudan kullanılan uyarlanabilir hesaplamalı yöntemler gösterilmiştir. Sonra, ne kadar faydalı olabileceklerini görebilmek için diğer uyarlanabilir hesaplamalı yöntemler gösterilmiştir. Bölüm bitirilmeden önce de biyolojiden-esinlenilmiş bilişsel mimarileri (BICA) sunulmuştur.

3.1.1 Etkili Bağlantısallığın Kestiriminde Kullanılan Uyarlanabilir Hesaplamalı Yöntemler

Bu altbölüm sinirsel sistemlerin etkili bağlantısallığını kestirmek için olan mevcut uyarlanabilir hesaplama yöntemlerini incelemektedir. Bu yöntemlerin tümü etkili bağlantısallığı *sinirgörüntüleme* zaman serilerini nitelendirmek için tasarlanmıştır. Beyin bölgeleri arasındaki etkileşimlere odaklanmışlardır ve bölgeler arası etkinlik *ortak değişkenleri* ayrıştırması ile bu etkileşimler hakkında bilgi çıkarsarlar. Böyle bir çözümleme fMRI sayesinde mümkündür çünkü fMRI beynin bilişsel ve duyu-motor tetiklenmesi sonu oluşan etkinliklerini anında gözleyip kaydetmeye olanak verir.

İlerleyen altbölümleri daha anlaşılır yapmak için, öncelikle sinirgörüntüleme *ortak değişken temelli çözümlemeyi* açıklamak istiyoruz. Ortak değişkenin bir ölücümü, iki sinirsel elemanın (beyin bölgeleri veya sinir grupları veya tekil sinirler) birbirleriyle olan ilişkilerinin derecesini veya birbirlerinden ne kadar farklılaştıklarını göstermektedir. X ve Y elemanları arasındaki yüksek bir ortak değişken değeri, eğer X etkinliğini artırırsa Y de artıracaktır anlamına gelmektedir ve buna pozitif ortak değişken denir. Burada not edilmesi gereken önemli bir konu bu sinirsel elemanların iletişiminin aralarındaki bağlantılarla sağlanmadığıdır. Bu yüzden, herhangi bir sinirsel elemandaki bir değişim bağlı bulunduğu bir veya daha fazla sinirsel elemanla olan iletişiminin değişiminden kaynaklanmaktadır. Dolayısıyla, merkezi sinir sistemindeki (MSS) sinirsel elemanlar arasındaki etkiler (etkili bağlantısallık) onların ölçülen etkinliklerinin ortak değişkenleri ile belirlenebilir.

Bu kısa açıklamadan sonra, etkili bağlantısallığın kestiriminde kullanılan ortak değişken temelli yöntemleri sunabiliriz. Bunlar, Yapısal Eşitlik Modelleme (*Structural Equation Modeling - SEM*), Çokdeğişkenli Özbağlanımlı (*Multivariate Auto-Regressive - MAR*) Modeller ve Devingen Nedensel Modelleme (*Dynamic Causal Modeling - DCM*)'dir.

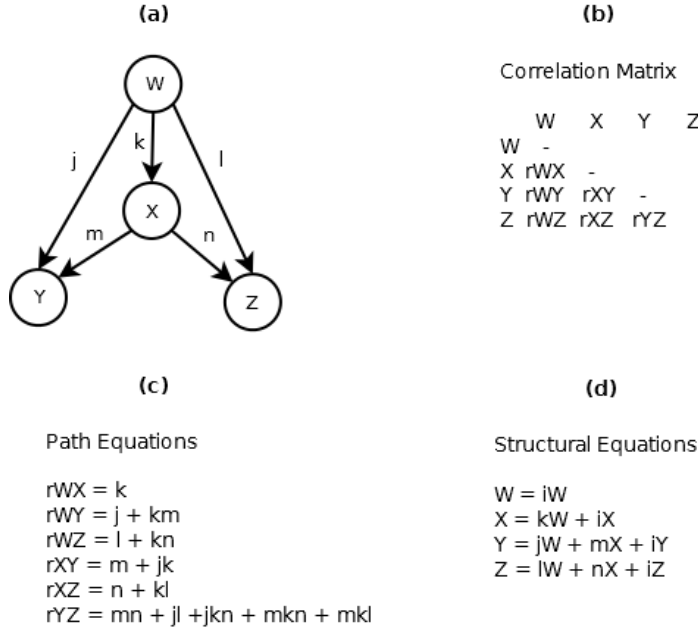
3.1.2 Yapısal Eşitlik Modelleme (SEM)

Yapısal Eşitlik Modelleme (SEM), istatistiksel veri ve nitelikli nedensel varsayımların bir kombinasyonunu kullanarak *nedensel* ilişkileri test eden ve değerlendiren için istatistiksel bir tekniktir. SEM'in bu tanımı, genetikçi Sewall Wright (Wright, 1921) ve bilişsel bilimci Herbert A. Simon (Simon, 1953) tarafından ifade edilmiş ve Judea Pearl (Pearl, 2000) tarafından biçimsel olarak tanımlanmıştır.

(McIntosh and Gonzalez-Lima, 1994), SEM'i insan işlevsel beyin görütülemesindeki etkili bağlantısallığı tahminlemek için uygulamıştır. Yaklaşımlarında, beyin bölgeleri arasındaki bağlantılar bilinen *siniranatomisine* dayanmaktadır ve her yönlü yolun etki büyüklüğünü gösteren yol katsayılarını hesaplamak için bölgeler arası etkinlik ortak değişkenleri kullanılmaktadır. SEM'in ardında yatan mantık, beynin işlevinin sinirsel elemanların arasındaki etkinlik ortak değişkenlerinde değişikliklerden kaynaklandığı fikrinden gelmektedir. SEM'i sinirsel sistemlere uygulamak için, iki model tanımlamaktadırlar: *anatomik model* ve *etkili model*. İlk model, SEM'de kullanılan sinirsel elemanların siniranatomisiyle ilgili bağlantılarını göstermektedir. Bu ilk modeldeki ortak değişkenlere sayısal ağırlıklar atanması ikinci modeli göstermektedir. Dolayısıyla ikinci model, etkili bağlantısallığı yapısal bağlantısallık üzerinden göstermektedir.

Temel olarak, bütün yapısal eşitlik modelleri nedensel bir yapıdan ve ortak değişken matrislerinden türetilmiştir. Şekil 3.1 temel süreci ve böyle bir modelin özelliklerini göstermektedir. Sinirsel elemanları gösteren dört değişkenden oluşan sinirsel sistem, oklarla belirtilen nedensel bir yapıya sahiptir (Şekil 3.1a). Değişkenler ve bağlantılar *anatomik modeli* tanımlamaktadır. Bu anatomik modeli kullanarak, ilinti matrisi (örneğin, standartlaştırılmış ortak değişkenler, Şekil 3.1b) her bağlantı için $j..n$ harfleriyle verilen etkili değerleri veya *yol katsayılarını* atamak için ayrıştırılabilir. Buna yol katsayılarının eklenmesi, *etkili modeli* tanımlamaktadır. Yol eşitlikleri (Şekil 3.1c) ve yapısal eşitlikler (Şekil 3.1d) matematiksel olarak eşdeğerdirler, ama ikinci eşitlikler sinirsel sistemin karmaşıklığı artarken yol katsayılarının belirlenmesi için hesaplamalı olarak daha etkili bir yöntem sağlamaktadırlar.

Yapısal eşitliklikler, maksimum-olasılık kestirimi (Weisberg, 2005; Bentler, 1985) gibi yinelemeli kestirim teknikleri ile çözülmektedirler. Bu kestirimin bir sonucu olarak, bilinmeyen parametrelerle (*yol katsayıları* ve *artıklar*) ilgili ilk kestirimler elde edilmektedir. Daha sonra ilgili değişken ve ortak değişkenlerin



Şekil 3.1: Bir sinirsel sistemin yapısal eşitlik modellemesindeki yöntemlerin şematik gösterimi ((McIntosh and Gonzalez-Lima, 1994)’den değiştirilmiştir). (a) Dört sinirsel elemanı (W , X , Y , Z) ve onların anatomik bağlantılarını (oklarla gösterilmiştir) içeren basit bir ağın yol diyagramı. (b) Bölgeler arasındaki ilintiler hakkındaki bilgi (a)’daki yol diyagramı ile birlikte kullanılarak bağlantılar yoluyla olan etkilerin kuvveti (yol katsayısı (j , k , l , m , n) olarak da bilinir) hesaplanır. (c) Yol eşitlikleri, bölgeler arası ilintilerin yol katsayılarını çözmek için nasıl ayrıştırılabileceğini göstermektedir. (d) Yapısal eşitlikler, her elemanın etkinliğindeki değişimi diğer sinirsel elemanların ağırlıklı değişimi ve i ile belirtilen *artık* etkinin bir fonksiyonu olarak göstermektedir. Bu artıklar, sadelik açısından (a) ve (c)’de gösterilmemiştir.

bir kümesi Şekil 3.1c’de gösterilen türetimler kullanılarak hesaplanmaktadır.

Sinirsel sistemi yol eşitliklerinin bir kümesi olarak göstermek (Şekil 3.1c) SEM’in doğrudan, dolaylı ve toplam etkileri saptayabildiğini göstermektedir. Şekil 3.1’de, sinirsel eleman W ’nun Y üzerindeki etkileri doğrudan etki j ile k ve m ’den gelen dolaylı etkilerden oluşmaktadır. Dolayısıyla, Y üzerinde W tarafından olan toplam etki bu doğrudan ve dolaylı etkilerin toplamıdır. Bir sinirsel sistemde etkilerin doğrudan, dolaylı ve toplam etkiler olarak değerlendirilmesi bir sinirsel elemanın etkisinin dolaylı etki yoluyla nasıl değiştiğini ve bu değişikliklerin deneysel etkilere bağımlı olup olmadığını belirtebilmektedir. Toplam etkiler daha sonra *anatomik model* kullanılarak *etkili modeli* elde etmek için dolaylı ve doğrudan etkiler olarak ayrıştırmaktadırlar.

Bu altbölümde gösterilen SEM yaklaşımı, gerçek bir sinir sisteminin aksine, etkileşimlerin çizgisel ve anlık olduğunu varsaymaktadır. Buna ek olarak, (Friston, 2011) etkili bağlantısallık çözümlemesinde yapısal eşitlik modellemesinin kullanılması ile ilgili bir başka soruna dikkati çekmektedir: karşılıklı ve

döngüsel bağlantıları etkin bir şekilde tahminlemek zordur. Son olarak, SEM sinirgörüntüleme zaman-serisi verisi (spayk trenleri) kullanmaktadır ve SEM gözlemlenen bu spayk trenlerinden sinaptik etkili bağlantısalılığın çıkarsanmasına izin vermemektedir.

3.1.3 Çokdeğişkenli Özbağlanımlı (MAR) Modeller

fMRI zaman serilerinin çokdeğişkenli özbağlanımlı (MAR) modelleri (Harrison et al., 2003) tarafından *insan* beyindeki işlevsel tümleşim hakkında çıkarsamalar yapmak için önerilmiştir. Doğrusal MAR modellerini yukarıdan-aşağı olan ayarlama sürecini çift doğrusal terimlerle modellemek için doğrusal olmayan etkileşimleri içerecek şekilde genişletmişlerdir. MAR modelleri zaman serileri modelleridir ve dolayısıyla ölçülen beyin etkinliğini zamansal sırada modellemektedir. SEM'in aksine, zamansal etkileri farklı değişkenler (ilgilenilen sinirsel elemanlar) üzerinden, anlık ilintileri niteleyen durum değişkenlerini kullanmadan, modellemektedirler.

Temel olarak, özbağlanımlı bir süreç onu türeten süreci ölçebilmek için tek değişkenli bir zaman serisini kullanmaktadır. Bu, değişkenin o anki değerini önceki değerlerinin ağırlıklı ortalaması olarak modellemekle başarılıdır. Daha önce kullanılan gözlemlerin sayısı özbağlanımlı bir modelin sırasını belirtmektedir ve modelin parametreleri (ağırlıklar) fMRI zaman serilerini niteleyen veriden tahminlenmektedir.

MAR modelleri, özbağlanımlı modelleri yaklaşımını çoklu zaman serileri için genişletmektedir, böylelikle bütün değişkenlerin şimdiki değerlerinin vektörü önceki etkinliklerin doğrusal bir toplamı olarak modellenenebilir. Bir sinirsel sistemdeki d adet değişkenden (sinirsel eleman) türetilen d adet zaman serisini beyindeki etkili bir ağ gibi ele alalım ve p de modelin düzeni olsun. Bir MAR modeli $\mathcal{P}$, d -boyutlu bir zaman serisinin sonraki değeri y_n 'yi önceki p vektör değerinin doğrusal bir kombinasyonu olarak tahminler

$$y_n = \sum_{i=1}^p y_{n-1} C(i) + e_n$$

öyle ki $y_n = [y_n(1), y_n(2), \dots, y_n(d)]$ d -boyutlu zaman serisinin n 'inci örneğidir, her $C(i)$ ($d \times d$)'lik bir katsayı (ağırlık) matrisidir ve $e_n = [e_n(1), e_n(2), \dots, e_n(d)]$ sıfır ortalamalı ve R ortak değişkenli ek Gauss

gürültüsüdür⁶.

Bu MAR modeli standart biçimde aşağıdaki gibi yeniden yazılabilir

$$y_n = x_n W + e_n$$

öyleki $x_n = [y_{n-1}, y_{n-2}, \dots, y_{n-p}]$ önceki p adet çok değişkenli zaman serisi örnekleridir ve W da MAR katsayılarının (ağırlıklar) bir $(p \times d \times d)$ 'lik matrisidir. Dolayısıyla, MAR'da toplam $k = p \times d \times d$ katsayı bulunmaktadır.

Eğer Y , X , ve E 'nin n 'inci satırları sırasıyla y_n , x_n , ve e_n ise ve $n = 1 \dots N$ örnek varsa, model yeniden yazılabilir

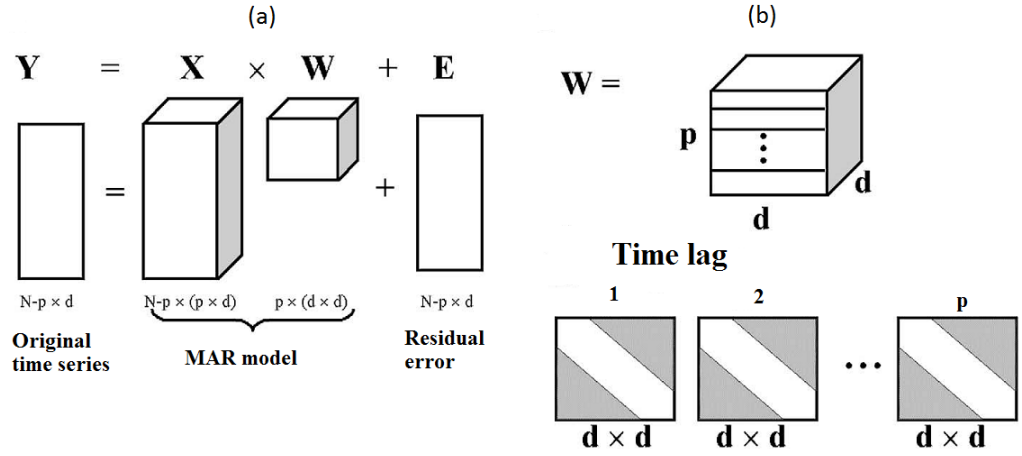
$$Y = XW + E$$

öyleki Y bir $(N-p) \times d$ 'lik matris, X bir $(N-p) \times (p-d)$ 'lik matris, ve E de bir $(N-p) \times d$ 'lik bir matristir.

Bu model, bir sinirsel elemanın bir sinirsel ağdaki diğer bütün elemanlara olan doğrusal bağımlılığını nitelemektedir. W 'daki ortalamalar her sinirsel elemanın birbiri üzerindeki etkisini niteliyor olarak yorumlanabilir. Bir sinirsel eleman çiftinin bağımsızlığı sıfır ağırlıktan kaynaklanmaktayken, bağımlılı ise sıfır olmayan bir değerle yansıtılmaktadır.

Model, Şekil 3.2'de gösterilmektedir. Özgün d -boyutlu zaman serisi Y , Şekil 3.2a'da gösterildiği gibi bir MAR süreci XW artı artık hata E olarak modellenmektedir. W , d -boyutlu seriyi özgün serideki olası bütün eleman çiftleri arasındaki bağlantı kuvvetlerinin bir ağı olarak nitelendirmektedir. Modelde her bir zaman gecikmesi için kullanılan p katmandan oluşan W , Şekil 3.2b'de gösterilmektedir. Her katman, $d \times d$ 'lik bir ağırlık matrisidir (herbir zaman gecikmesi için şeklin aşağısı boyunca gösterilen kareler). Bunlardaki köşegen girdiler *kendine-bağlantı*lardır ve köşegen dışındakiler sinirsel elemanlar arası bağlantılardır. d -boyutlu zaman serisindeki (sinirsel elemanlar) elemanlar arasındaki herhangi bir bağımlılık köşegen dışındaki katsayıların sıfır olmamasıyla yansıtılmaktadır W , farklı bilişsel görevlerle ilişkili ağ özelliklerini karşılaştırmak için kullanılabilir.

⁶Veri ortalamasının zaman serisinden çıkarıldığı varsayılmaktadır.



Şekil 3.2: $Y = XW + E$ 'nin gösterimi ((Harrison et al., 2003)'dan değiştirilmiştir). (a) Özgün d -boyutlu zaman serisi Y , XW MAR süreci artı hata E olarak modellenmektedir. (b) W , d 'nin elemanları arasındaki etkileşimi niteleyen bütün ağırlıkları içeren matristir. Herbiri $d \times d$ 'lik bir ağırlık matrisi içeren p katmandan (modeldeki herbir zaman gecikmesi için bir adet) oluşmaktadır. W 'nun p katmanı şeklin altında sıralı bir şekilde yerleştirilmiştir. Köşegen girdiler *kendine-bağlantı*lardır ve köşegen dışındakiler özgün d -boyutlu zaman serisindeki sinirsel elemanlar arası bağlantılardır.

MAR modelleri bilişsel görevlerle ilişkili beyin etkinliklerinin ağırlarını nitelendirmek için kullanıldığında, modeldeki sinirsel eleman çiftlerinin bütün olası kombinasyonları arasındaki bağımlılıklar ölçülebilmektedir. Bu yüzden, farklı bilişsel görevlerle ilgili bağlantısallık mimarileri karşılaştırılabilmektedir.

Bununla beraber, MAR modelleri beyinin bir *beyaz kutu* olduğunu kabullenmektedir ve farklı sinirsel elemanların fMRI deneylerinden elde edilen etkinlik bilgilerini kullanmaktadır.

3.1.4 Devingen Nedensel Modelleme (DCM)

SEM ve MAR modellerinin aksine, Devingen Nedensel Modelleme (DCM) sinir sistemini girdilere bağımlı olan ve ilgili çıktıları üreten belirleyici bir doğrusal olmayan devingen sistem olarak ele almaktadır. Bu muamelenin bir sonucu olarak, DCM deneysel olarak tasarlanmış girdiler ve tetiklenen fMRI yanıtlarını kullanarak etkili bağlantısallığı çözümlemeyi amaçlamaktadır (Friston et al., 2003). Etkili bağlantısallığı farklı beyin bölümlerindeki sinirsel etkinlik gibi gözlenmeyen beyin durumları arasındaki eşleşmeler olarak parametreleştirmektedir ve deneysel bir değişimin bir yolağı etkinleştirdiğinin iddia edilmesine olanak vermektedir.

Sistemi duyuşsal olarak rahatsız ederek ve onun duyu-tetiklemeli yanıtını (örneğin, olayla-ilişkili potansiyeller - *event-related potentials ERP*) ölçerek,

DCM'nin amacı etkili bağlantısallık parametrelerini tahminlemektir. Temel olarak üç farklı şeyi kontrol eden üç farklı parametre kümesi bulunmaktadır:

- Girdilerin herhangi bir alandaki beyin durumları üzerindeki doğrudan veya dışsal etkileri,
- Bir bölümdeki yanıtları diğerlerinin durumlarıyla eşleştiren yan veya içsel bağlantılar,
- Yukarıdaki içsel eşleşmede duyu girdileri nedeniyle oluşan değişimler.

Önemli bir şekilde, DCM'nin hedefi yukarıdaki parametreleri kullanarak, kanıtın verilen bir modeldeki verilerin olasılığı olduğu, en fazla kanıtlı modeli bulmaktır. Bu genellikle geniş model uzaylarının gözlemlenen yanıtları türeten sinirsel devrelerin grafik modellerinden düğümler ve kenarlar eklenip çıkartılarak araştırılmasını içerir. Şu anda, model uzayının bu araştırması genellikle el yordamıyla belirlenmektedir.

DCM, bu yanıtların girdideki tasarlanan değişimlerle güdüldüğünü kabullenmektedir ve biyolojik olarak makul modeller gözlemlenen sinirsel yanıtları daha iyi açıklamak için tasarlanmaktadır. Örneğin, ERP için olan DCM Bölüm 2.6.4'de betimlenen tekli motor birim etkili bağlantısallık çözümlemesinde kullanılan uyarı-civarı frekansgramlarına biçimsel olarak benzer olan ERP'leri (Garrido et al., 2007; David et al., 2006; Kiebel et al., 2006) açıklamaya çalışmaktadır. Bu bağlamda, diyebiliriz ki DCM Bölüm 2'de sunulan *sinaptik etkili bağlantısallık problemi* ile en ilgili hesaplamalı etkili bağlantısallık kestirim tekniğidir. Bununla beraber, insadaki sinirlerden doğrudan kayıt almak imkansız olduğundan etkinleştirilen sinir yolağın *kara kutu* olarak ele alınması gerektiği problemimize halen uymamaktadır.

3.1.5 Geometrik Ağlarda Devingenlik, Sinyalleşme Kontrol ve Gözleme için Çerçeve

(Buibas and Silva, 2011), gerçek dünya verilerini karmaşık ağların işlevsel topolojilerine eşlemek (etkili bağlantısallık) için biçimsel bir modelleme çerçevesi sunmaktadır. Çerçeve hücre seviyesindeki sinir ağ iletişiminin anahtar özelliklerini ve uyarı kontrolü ve gözleme ilgili deneysel kısıtları biçimsel olarak tanımlamaktadır ve herhangi uygun hücreler arası devingenlik modeline uydurulabilmektedir. Çerçevenin özellikle biyolojik sinir ağlarındaki

etkili bağlantısallığının deneysel olarak gözlemlenen zamansal verilerden tahminlemesine iyi uyduğunu iddia etmektedirler. Bununla beraber, çerçeve bilinmeyen bağlantısallıkları olan karmaşık ağların işlevsel topolojilerini eşleyememek ve tahminleyememektedir.

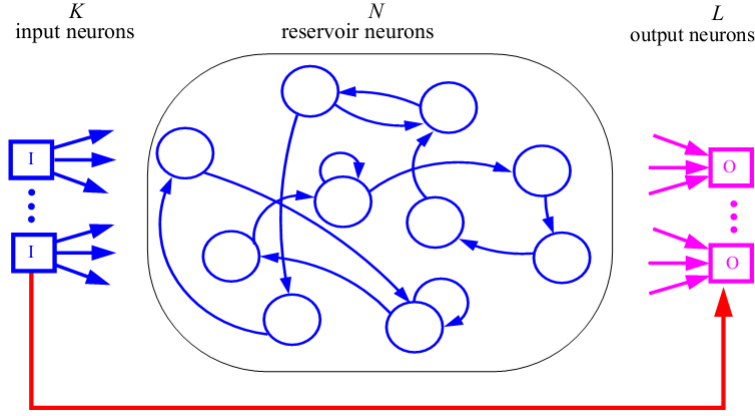
3.1.6 Diğer Uyarlanabilir Hesaplama Yöntemleri

Etkili bağlantısallık çözümlemesi dışında, *yukarıdan-aşağıya* yaklaşımlar birçok başka uyarlanabilir hesaplama yöntemlerini kullanmaktadır. Bu altbölümde, bu yaklaşımların çalışmaları açısından kullanışlı olabileceğini düşünülen bir altkümüsi sunulmaktadır.

3.1.7 Rezervuar Hesaplama

Uyarlanabilir hesaplama yöntemlerinin bir dalı makine öğrenme algoritmalarından oluşmaktadır. Makine öğrenmesinin bağlantıcı disiplini içerisinde, Tekrarlı Sinir Ağları (*Recurrent Neural Networks - RNN*) kavramı etkileyici ama zor eğitilen bir mekanizma oluşturmaktadır (Haykin, 1999). Son zamanlarda, Rezervuar Hesaplama (*Reservoir Computing - RC*) yaklaşımı RNN'lerle ile öğrenmeye yeni bir bakış açısı getirmiştir. RC, Yapay Sinir Ağlarını (YSA) tasarlamak ve eğitmek için yöntemler önermekte ve biyolojik sinir ağları için hesaplamalı ve bazen de analitik modeller sağlamaktadır. RC'nin iki önemli türü vardır: Yankı Durum Ağları (*Echo State Networks - ESN*) (Jaeger, 2001) ve Sıvı Durum Makineleri (*Liquid State Machines - LSM*) (Maass et al., 2002). Bu tekniklerin temel katkısı sabit bir bağlantısallıklı rastgele yaratılan bir RNN'nin, örneğin kararlı durumları olmayan ve önceki girdiler ve ağ durumlarıyla ilgili geçici bir hafızaya sahip olan bir rezervuar, önerilmesidir. Bir girdi akışı (zaman serisi) beslendiğinde, rezervuar bu girdi akışının yapısını yansıtan daha yüksek boyutlu bir uzay-zamansal devingenlik türetmektedir. Daha yüksek boyutlu rezervuar durumu çevrimiçi olarak hedef bir çıktı akışına, *dışokuma* adı verilen ikinci bir modül ile, eşlenebilmektedir.

Yankı durum ağları (ESN), eğer rastgele bir RNN belirli cebirsel özellikleri gösterirse yalnızca doğrusal dışokumayı eğitmek pratik uygulamalarda performans elde etmek için yeterlidir gözlemine dayanmaktadır (Lukosevicius and Jaeger, 2009) (Şekil 3.3). Bir ESN'nin eğitilmemiş RNN kısmına *devingen rezervuar* denmektedir ve oluşan durumlar girdi tarihçesinin *yankıları* olarak adlandırılmaktadır (Jaeger, 2001). ESN'ler yaygın olarak basit sigmoid sinirleri



Şekil 3.3: Yankı Durum Ağlarının (ESN) mimarisi ((Gürel et al., 2010)’den değiştirilmiştir).

kullanırlar. ENS devingenliği şöyle tanımlanmıştır

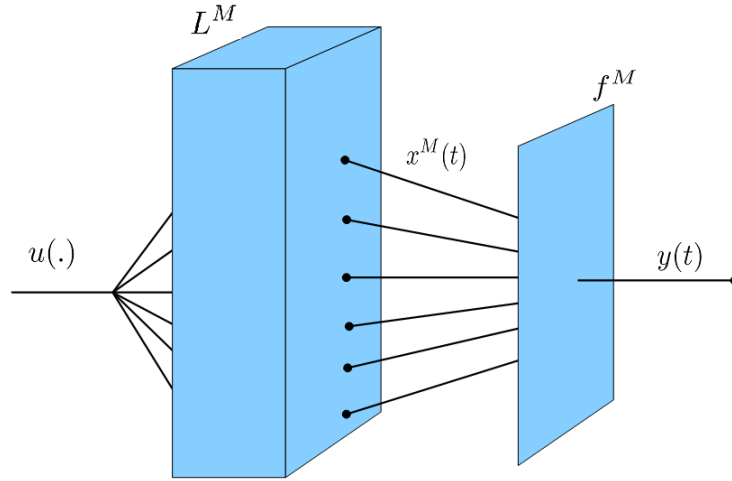
$$x^{n+1} = f(W^{in}u^{n+1} + Wx^n)$$

$$y^n = f^{out}(W^{out}[u^n; x^n])$$

öyle ki W $N \times N$ ’lik bir içsel rezervuar ağırlık matrisi, W^{in} $N \times K$ ’lık bir girdi ağırlığı matrisi, W^{out} $L \times (N + K)$ ’lık bir çıktı ağırlığı matrisi, x^n adım n için $N \times 1$ ’lik bir durum vektörü, u^n adım n için $K \times 1$ ’lik bir girdi vektörü, y^n adım n için $L \times 1$ ’lik bir çıktı vektörü ve ‘;’ dikey vektör birleşimidir.

Sıvı Durum Makineleri (LSM), öte yandan, hesaplamalı sinirbilimleri bakış açısından geliştirilmişlerdir ve sinirsel mikrodevrelerin temel hesaplamalı özelliklerini açıklamayı amaçlamaktadırlar (Maass et al., 2002; Maass et al., 2003a; Natschläger et al., 2002; Maass et al., 2003b) (Şekil 3.4). Bu bağlamda, LSM’ler rezervuarda daha karmaşık ve biyolojik olarak gerçekçi olan birleştir-ve-ateşle sinir modellerini ve devingen sinaptik bağlantı modellerini kullanmaktadır. Sinirler arası bağlantısallık genellikle biyolojik olarak güdülenmiş topolojik ve ölçüsel kısıtları izlemektedir. LSM’lere gelen girdiler genellikle spayk trenlerinden oluşur. Dışokumalarından LSM’ler özgün olarak çok katmanlı ileri beslemeli (spayklayan veya sigmoid sinirlerin) sinir ağlarını veya ESN’lere (Maass et al., 2002) benzer doğrusal dışokumaları kullanmaktadırlar.

Spayklayan sinirli ve daha karmaşık sinaptik modellere sahip LSM-türü rezervuarların gerçekleştirimi, doğru kurulumu ve ayarlanması genellikle daha zordur ve, *ağırlıklı ortalama* ve *doğrusal olmayan* basit ESN-türü rezervuarlara göre sayısal bilgisayarlarda çalıştırılmaları daha masraflıdır (Lukosevicius and



Şekil 3.4: Sıvı Durum Makinelerinin (LSM) mimarisi ((Maass et al., 2002)'den uyarlanmıştır). Bir zaman (zaman serisi) fonksiyonu $u(\cdot)$, sıvı filtre L^M 'nin girdisidir. $x^M(t)$, t anındaki sıvı durumdur. f^M , sıvı durumları hedef çıktı $y(t)$ 'ya eşleyen belleksiz dışokuma fonksiyonunu göstermektedir.

Jaeger, 2009). Dolayısıyla, ESN-türü sinirler biyolojik sinirlerin sadece ortalama ateşleme oranlarını benzetirken spayklayan sinirler daha karmaşık bilgi işlemleri yapabildiği için ESN'ler mühendislik uygulamaları için daha yaygınken LSM'ler de biyolojik uygulamalar için daha yaygındırlar. LSM'ler özellikle beyin mikrodereleleri için tasarlanmışlardır ve sürekli girdi akışlarında gerçek zamanlı hesaplamaları yapabilmek için homojen olmayan devingen sistemlerde sürekli düzensizlikler kullanırlar (Maass et al., 2003b).

LSM'ler beyinin işleyişini açıklayan bir yol olarak ortaya atılmış olmalarına rağmen, beyinin nasıl işlediğini gerçekten açıklamamaktadırlar. En iyi durumda, beyin işlevselliğinin bazı kısımlarını kopyalayabilmektedirler. Ayrıca, çalışan bir ağı parçalara ayırmanın ve hangi hesaplamaların gerçekleştirildiğini bulmanın hiçbir garantili yol yoktur.

3.1.8 Evrimsel Sinir Ağları

Genel olarak, rezervuarlar rastgele türetilmektedirler. Daha zengin devingenlikler sunmak için, rastgele türetilmek yerine, rezervuarlar eniyilendiğinde daha iyi sonuçların elde edilebileceği fark edildiğinde, bunu yapabilmek için temel olarak evrimsel olan birçok ortaya çıkmıştır (Ishu et al., 2004; Xu et al., 2005; Bush and Tsendjav, 2005; Babinec and Pospichal, 2005; Jiang et al., 2008). Ancak bunların ağ boyutu ya öntanımlıdır ya da topoloji ve ağırlıklardan bağımsız olarak eniyilenmişlerdir (Chatzidimitriou and Mitkas, 2013).

Evrimsel sistemler, kabaca biyolojik genetik ve doğal seçim gibi evrimsel mekanizmaları temel alan makine öğrenmesi eniyilenmesi ve sınıflandırması paradigmalarından oluşmaktadır. Tipik bir sinirevrimsel sistemde (Yao, 1999; Floreano et al., 2008; Stanley, 2004), sinirsel ağın ağırlıkları bireysel bir genomu oluşturmak için birlikte dizilmektedirler. Böyle genomlardan oluşan bir popülasyon daha sonra herbiri değerlendirilerek ve en uygun bireylerden genetik değişim ve mutasyon ile seçici olarak yeniden türetilerek evrilmektedirler. Çoğu sinirevrimsel sistem, tasarımcının ağın topolojisini elle tanımlamasına gereksinim duymaktadır (örneğin, kaç tane saklı düğüm olduğu ve bunların nasıl bağlandığı).

Buna karşılık, (Stanley and Miikkulainen, 2002; Stanley, 2004) uygun topoloji düzenlemelerini ve sinirsel ağ işlev tahminleyicilerinin ilkendirme ağırlıklarını aramayı otomatik hale getirmek için Sinir-Evrimsel Artırımlı Topolojiler (*Neuro-Evolutionary Augmented Topologies - NEAT*) yaklaşımını sunmuşlardır. NEAT, problemin karmaşıklığına uyması için ağ ağırlıklarının alışılagelmiş aranışını ağ yapısının evrimiyle birleştirerek topolojiyi otomatik bir şekilde evrilmektedir. Bununla beraber, NEAT bir değer fonksiyonu öğrenmeye çalışmamaktadır. Bunun yerine, durumları o durumda sinirin yapması gereken eyleme eşleyen *eylem seçicilerini* eğiterek doğrudan iyi politikalar bulmaktadır.

Bununla beraber, özerk bir şekilde ve problemin karmaşıklığını ele almak için gereken (sinirler bağlamında) kapasiteyi bilmeden eldeki probleme uyarlanacak ağlar yaratmak için, *evrimsel işlev tahminleyicilerine* ihtiyaç duyulmaktadır. Bu bağlamda, literatürde çeşitli yöntemler bulunmaktadır (Chatzidimitriou and Mitkas, 2013; Roeschies and Igel, 2010; Whiteson and Stone, 2006). (Whiteson and Stone, 2006)'da, NEAT tekrarlı bağlantıları olmayan ve böylelikle öğrenmenin bir çözüme doğru ağırlıkları uyarlamak için standart hata geri-iletimi güncellemeleriyle uygulanabildiği *ad-hoc* sinirsel ağlar geliştirmek için kullanılmaktadır. (Roeschies and Igel, 2010)'da, yazarlar zaman serisi tahminleme problemlerinde rekabetçi sonuçlarla ESN'ler geliştirmek için kendi evrimsel yöntemlerini kullanmaktadırlar. (Chatzidimitriou and Mitkas, 2013)'de, rezervuarlar en küçük şekilde başlamakta ve eldeki problemi çözmek için evrim yoluyla büyümektedirler. Hedefleri açık uçlu bir evrim elde etmek ve özerk bir şekilde problemi çözmek için gereken sinir sayısını bilmeden probleme uyarlanan ağlar yaratmaktır. Bu bağlamda, rezervuarın bütün parametrelerini (örneğin, bağlantı topolojisi ve ağırlıklar) eniyilemeye çalışmaktadırlar.

Temel olarak, bu yöntemler etkili bireysel öğrenmeyi sağlayabilmek için otomatik olarak işlev tahminleyiciler seçerler. Bir ilkendirme ağı ile başlarlar ve onun daha iyi *öğrenebilen* bireylerini evrimleştirir. Bu evrim, bazı olasılık

dereceleri içerisinde olmaktadır. Sinirler, eğer mesela en uygun ağ yavruyu tutmak için iki ebeysinden seçilirse ve ebeveynlerden daha küçük olacak olursa genetik değişim vasıtasıyla çıkartılabilmektedir. Sinapslar da genetik değişim yoluyla veya ağın genomda tanımlanan yoğunluğunun (N sinir ağındaki sinirlerin sayısı olmak üzere etkin bağlantıların sayısı / N^2) ayarlanması için çıkartılabilmektedirler.

Sonuç olarak, evrimsel çalışmalar ele alınan ağı *kara kutu* olarak görmedikleri ve ağın örgütlenisi biyolojik kurallara göre evrilmediği için problemimize uymamaktadır.

3.1.9 Biyolojiden-Esinlenilmiş Bilişsel Mimariler (BICA)

Literatürde, insan beyninden farklı çözünürlük seviyelerinde esinlenilmiş, biyolojiden-esinlenilmiş bilişsek mimariler (BICA) adı verilen, birçok bilişsel mimari bulunmaktadır. Temel olarak, BICA'lar beyin benzeri işlevsellikleri beyin *makro-seviye* mimarisini *mikro-seviye* gereksinimleri benzetmeye gerek duymadan taklit etme yoluyla başarmaya çalışmaktadırlar. Bu bağlamda, BICA'larda bazı *aşağıdan-yukarıya* yaklaşımlar kullanılıyor olsa da, hepsinin *yukarıdan-aşağıya* yaklaşımlar altında sunulması uygun bulunmuştur.

BICA'lar (Goertzel et al., 2010) tarafından etraflıca incelenmiştir. Temel olarak, BICA'ların herbirinin çeşitli örnekleri olan dört kategorisi bulunmaktadır: *öncelikli olarak sembolik* mimariler, *belirenci* mimariler, *gelişimsel robotik* mimarileri ve *hibrit* mimariler.

Öncelikli olarak sembolik BICA'lar zihnin genel olarak dünya ve kendileriyle ilgili durumları gösteren sembolleri değiştirmek için varolduğunu iddia eden fiziksel sembol sistemi hipotezine dayanmaktadır (Pelikan, 2005). Bu mimariler, gereklikçe uzun-zamanlı belleği kullanan çalışan belleğe odaklanmaktadır ve algılama, biliş ve eylem üzerinde merkezi bir denetim kullanmaktadır. Sembolik BICA'ların iyi bilinen örnekler SOAR (Laird et al., 1987), ACT-R (Anderson et al., 2003), EPIC (Meyer and Kieras, 1997), ICARUS (Langley, 2005) ve SNePS'i (Shapiro et al., 2007) içermektedir. Bu sembolik mimariler birçok değerli fikir içermesine ve ilginç sonuçlar üretmesine rağmen, bilimadamları arasında bu sistemlerin uygun hesaplamalı kaynakları kullanarak kendi başlarına insana benzer genel zekayı üretebilmek için gereken *beliren* devingenlikleri ve yapıları üretip üretemeyecekleri hakkında net bir fikir birliği yoktur.

Sembolik mimarilerin aksine, belirenci BICA'lar soyut sembolik işlemenin

mikro-seviye devingenliklerden belirlediği fikrine dayanmaktadır. Bu mimariler genellikle (ama her zaman değil) biyolojiden esinlenilmişlerdir ve biyolojik sinir ağlarını veya insan beyin davranışının diğer yönlerini benzetmek için tasarlanmışlardır. İyi bilinen belirenci BICA'lar Hiyerarşik Zamansal Bellek (*Hierarchical Temporal Memory - HTM*) (Hawkins and Blakeslee, 2007), DeSTIN (Arel et al., 2009a; Arel et al., 2009b), Tümleşik Biyolojiye dayanan Bilişsel Mimari (*Integrated Biologically based Cognitive Architecture - IBCA*) (O'Reilly et al., 1998) ve Sinirsel Örgütlenmiş Hareketli Uyarlanan Cihaz (*Neurally Organized Mobile Adaptive Device - NOMAD*)'dır (Fleischer et al., 2007). Bununla beraber, bu sistemler beliren davranışlar üretebildikleri halde, temellerinde olan sinirsel ağ *kara kutu* olarak ele almamaktadırlar.

Bazı belirenci BICA'lar robotları *makro-seviye* davranışları sabit bağlantılı tanımlamaksızın gerçek dünyayla olan etkileşimleriyle robotun öğrenmesine (ve muhtemelen nasıl öğrenmesi gerektiğini öğrenmesine) olanak tanıyarak denetlemeyi amaçlayan gelişimsel robotik mimarilerine odaklanmaktadır (bir inceleme için bakınız (Liu and Sun, 2012)). Bu, robotlar hedeflerinin gerektirdiği modelleme gereksinimlerine dayanarak gerçek dünyayı içsel hedefleri rehberliğinde gerçek dünyanın bir modelini oluşturarak araştırdıkları için robotik bakış açısından önemlidir. Gelişimsel robotik alanının birçok temeli Schmidhuber'in 1990'lardaki çalışmalarına dayanmaktadır (Schmidhuber, 1991; Schmidhuber, 1990; Storck et al., 1995; Schmidhuber, 2003). Günümüzde, daha güçlü bilgisayarlar ve robotlar sayesinde daha etkileyici pratik örnekler bulunmaktadır (Schmidhuber, 2007). İyi bilinen gelişimsel robotik BICA'lar Dev (Han et al., 2002), SAIL (Weng et al., 2000) ve R-IAC (Baranes and Oudeyer, 2009). Bununla beraber, bu büyüleyici araştırma alanının etkileyici pratik örnekleri olmasına rağmen, mevcut mimarilerin altında yatan öğrenme ve gösterimsel mekanizmalar halen duyu-motor davranışlar gibi insan çocuk seviyesi zekasını elde etmek için yeterince güçlü değildirler (Goertzel et al., 2010). Bunun sebebi, *yüksek-seviyeli* çıkarsamanın (zeka testleri veya iskambil oynama) çok az (basit) hesaplama gerektirmesi ama *alt-seviye* duyu-motor yeteneklerin (algı ve hareketlilik) devasa (karmaşık) hesaplama kaynakları gerektirmesidir⁷. Bu tezde ele alınan *sinaptik etkili bağlantısallık probleminin* duyu-motor davranışlara dayandığını hatırlanacak olursa, gelişimsel robotik mimarisi çalışmalarının faydalı olmadıklarının söylenmesi kolaydır.

Sembolik ve belirenci mimarilerin üstünlük ve zayıflıklarının üstesinden gelmek için, son zamanlarda birçok araştırmacı sembolik ve belirenci paradigmaları bir araya getirerek hibrit mimariler tasarlamaktadırlar (Nilsson, 2007). Bazı

⁷Bu paradoks Hans Moravec 1980'lerde söylenmiş ve dolayısıyla *Moravec Paradoksu* olarak adlandırılmıştır (Moravec, 1988).

varolan hibrit BICA'lar CLARION (Sun and Zhang, 2004), DUAL (Nestor and Kokinov, 2004), LIDA (Friedlander and Franklin, 2008), MicroPsi (Bach, 2009), PloyScheme (Cassimatis, 2007), Shruti (Shastri, 1999) ve OpenCogPrime'dır (Goertzel, 2009). Bununla beraber, *sinaptik etkili bağlantısallık problemi* bakış açısından, daha önce sözü edilen zayıflıklar aynen kalmaktadır.

Sonuç olarak, BICA'ların kavramsal olarak beyinden esinlenilmiş olan içsel *mikro-seviye* yapılara dayanarak bir beyine zayıf benzerlikte davranışlar göstermesi niyetlenmektedir. Dolayısıyla, BICA'dan ortaya çıkan verilerin sinirsel yapıdan elde edilen verilerle karşılaştırılması beklenemez. Bu yüzden, yapay sistemlerin çıktı verileriyle nörolojik veriler arasında bir çakışma elde etmek istenildiği için *sinaptik etkili bağlantısallık problemi* için uygun değildirler.

3.2 Aşağıdan-Yukarıya Yaklaşımlar

Aşağıdan-yukarıya yaklaşımlar, *makro-seviye* davranışları *mikro-seviye*de bilinenleri tümlendirerek açıklamakla ilgilenmektedirler.

Bu yaklaşımlar kabaca iki kategoriye ayrılabilirler: biyolojik sinir ağı (BSA) benzetimcileri ve biyolojiden esinlenilmiş yaklaşımlar.

3.2.1 Biyolojik Sinir Ağı (BSA) Benzetimcileri

Ağların teori ve benzetimleri, sinir sisteminin nasıl çalıştığı ile ilgili aşağıdan-yukarıya doğru bir yaklaşımla, örneğin *belirli bir ağ yapısı beyindeki desenleri veya işleyişi için temel olan etkinlik desenlerini nasıl oluşturmaktadır?* sorusunun üstesinden gelerek, birçok kavrayış getirmiştir. (de Garis et al., 2010) de belirttiği gibi beyin-benzeri zeki yapay sistemler inşa edebilmek için olan önemli bir gereksinim bağlantı desenlerinin ve devingen parametrelerin bilgisidir; *etkili* bağlantısallıktır.

Bu bağlamda, sinirbilimleri için artan bir sayıda bilgisayarlı benzetim araçları ortaya çıkmıştır (örneğin, (Hines and Carnevale, 1997; Bower et al., 2003; Diesmann and Gewaltig, 2002; Goodman and Brette, 2008; Piotrkiewicz et al., 2009)). Böyle araçlar verilen bir hesaplamalı paradigmanın hassas benzetimlerini elde etmeyi sağlarlar. Bu araçlar, farklı sinir modellerinin (tek-bölüntülüden çok-bölüntülüye, iletim-tabanlıdan birleştir-ve-ateşleye kadar), farklı benzetim stratejilerinin (saat-tabanlıdan olay-tabanlıya, tek başından dağıtığa kadar) ve

farklı faydalı araçların (basit olanlardan karmaşık olanlara kadar) bir kombinasyonu için tasarlanmışlardır - bir inceleme için bakınız (Brette et al., 2007).

İleride, öncelikle BSA benzetimcilerinin ortak özelliklerini ve daha sonra da son zamanlarda oldukça popüler olan geniş-ölçekli beyin benzetimcilerini sunulmaktadır.

3.2.2 Genel Olarak Biyolojik Sinir Ağı (BSA) Benzetimcileri

Temel olarak bütün BSA benzetimcileri bir sinir ağını tekil sinirler ve/veya bölüntülü sinirler çözünürlük seviyesinde *anatomiden-esinlenen* bağlantısallıkla modellemekle ilgilenirler. Bu benzetimcilerde, deneysel veriler ve deneysel sistemin işleyişinin iç yapısı hakkında bazı bilgiler verilince, bütün modeli tasarlamak benzetim bilimcinin görevidir.

Bir modeli tasarlamak demek, sinirsel sistemi tam olarak belirtmek demektir: Benzetim bilimci, benzetim aracına sinirlerin nasıl bağlanmalarını istediğini, ne türlerde olmaları gerektiğini ve her sinirin hangi sinire ve nasıl bağlanması gerektiğini söylemektedir. Tasarım sürecini kolaylaştırmak için, deneysel veriler (sinirgörüntüleme, fizyoloji) kullanılarak biyolojik sinir ağlarının, bağlantısallık dahil, çeşitli parametrelerini tahminlemek için geliştirilen araçlar (Natschläger et al., 2002) ve teknikler (Herzog et al., 2009) bulunmaktadır. Dahası, bazı benzetim araçları anatomik veriye dayanarak yapısal ağları yaratma işlevi sunan *topoloji* modülleri sağlamaktadır. Bununla beraber, anlamlı bir sinirsel ağ yaratmak halen benzetim bilimciye bağlıdır. Model tasarlandıktan sonra, böyle bir modelin ne yaptığının anlaşılması için model benzetilmektedir. Genel yaklaşım daha sonra uyarılar uygulamak ve her bir sinirin yanıt olarak ne yaptını gözlemlemektir. Son olarak, benzetim bilimciler modeli ayarlamaya çalışırlar ve daha sonra modellerini deneysel olarak kayıt edilene ne kadar benzediğini belirtmek için geçerlemeye çalışırlar – bakınız örneğin (Izhikevich and Edelman, 2008). Bununla beraber, böyle bir yaklaşım *mikro-seviye* kurallar ile *makro-seviye* özellikler arasındaki ilişkileri bulmak için kullanışlı değildir (örneğin, biyolojik sinir ağlarının karmaşıklığı biyofizik özelliklerinin elektriksel etkinliklerinin devingenliklerine doğrudan ilişkilendirilmesine izin vermediği zaman).

İlginç olarak, aşağıdan-yukarıya yaklaşımlar sinir ağları hakkında ayrıca bazı kendini-örgütleyen özellikler de ortaya çıkarmıştır. Örneğin, sinirbilimciler arasında iyi bilinmektedir ki basit spayklayan ağ modelleri toplu olarak delta-

alfa- ve gama-freakans ritimleri üretmek için kendilerini örgütleme yeteneğine sahiptirler (Izhikevich, 2003; Izhikevich, 2006; Ananthanarayanan and Modha, 2007b).

3.2.3 Geniş-Ölçekli Beyin Benzetimcileri

Aşağıdan-yukarıya yaklaşımlar arasında geniş-ölçekli beyin benzetimcileri de değinilmeye değerler. Geniş-ölçekli beyin benzetimcileri hem beyine veya onun bir parçasına oldukça benzer işlevler (*makro-seviye*) hem de benzer içsel yapılar ve devingenlikler (*mikro-seviye*) göstermeyi hedeflemektedir. Şurası açıktır ki, bu çalışmalar tek hedefin *makro-seviye* benzer davranışlar göstermek olduğu BICA'lardan farklıdır.

Şu anda, literatürde birçok geniş-ölçekli beyin benzetimcisi bulunmaktadır (inceleme için bakınız (de Garis et al., 2010)). Milyonlarca sinirlik etkileyici bir öleçeğe ulaşılmış olmasına rağmen, etkili bağlantısallık ve dolayısıyla işlevsel davranışlar konusunda eksiktirler. Bu benzetim araçları temel olarak beyindeki bütün sinirlerin bir haritasını çıkarmayı hedeflemektedirler (Rosen et al., 2010; Markram, 2006; Ananthanarayanan and Modha, 2007b).

İnsan Beyni Projesi (*Human Brain Project - HBP*)⁸ (Markram, 2006)⁹ insan serebral korteksindeki bütün sinirlerin (beynin hacminin yaklaşık olarak % 80) bağlantı diyagramını yaratmayı amaçlamaktadır. Serebral korteks öncelikle memelilerde ortaya çıkmıştır, dolayısıyla bu projede fare ve kedilerin beyin dilimlerini otomatik olarak görüntüleyen, şu ana kadar terabaytlarca veri üsreten, yenilikçi teknikler kullanılmaktadır. Projenin araştırmacıları bir insan korteksi ile fare korteksi arasındaki tek etkili farkının insanların daha fazla neokortikal kolonlara sahip olması olduğunu düşünmektedirler. Son zamanlarda¹⁰, sinirler arası sinapsların yerlerini gerçek bir kemirgen beynine kıyasla % 75 ile % 95 arasında değişen bir doğrulukla tahminleyen istatistiksel bir model geliştirmişlerdir.

İnsan Konektom Projesi (*Human Connectome - HCP*)¹¹ (Rosen et al., 2010) insan beyninin işleyişinin altında yatan sinirsel yolların haritasını çıkarmaya çalışan hırslı bir çabadır. HCP, bunu binden fazla siniri konektomunu izleyen yeni-nesil fMRI makineleri kullanarak yapmayı önermektedir. Bununla beraber, sinaptik etkili bağlantısallığa odaklanmak yerine, insan beyninin yapısal

⁸<http://www.humanbrainproject.eu/>, son erişim 15 Nisan 2013.

⁹Bu projenin öncülünün Mavi Beyin Projesi (*The Blue Brain Project*) adındaydı.

¹⁰<http://www.sciencedaily.com/releases/2012/09/120917152043.htm>, son erişim 15 Nisan 2013.

¹¹<http://www.humanconnectomeproject.org>, son erişim 15 Nisan 2013.

bağlantısallığına (konektom) odaklanmaktadırlar.

Bilişsel Hesaplama (Sinaptroniks) Projesi (*The Cognitive Computation -Synaptronics- Project - CCS*), korteksin, beynin bilgi işleyen dış katmanının, süper bilgisayar modellerine basit sinirler kullanarak odaklanmaktadır (Frye et al., 2007; Ananthanarayanan and Modha, 2007a; Ananthanarayanan and Modha, 2007b). 2009'da, IBM ve Lawrence Livermore Ulusal Laboratuvarı'ndaki takım üyeleri 9 trilyon sinapsla birbirlerine bağlanmış 900 milyon sinirin, kedi korteksindekinden daha fazla, etkinliklerini benzetebildiklerini göstermiştir (Ananthanarayanan et al., 2009). Ama bütün böyle modeller için olduğu gibi, bu benzetimler oldukça yavaştı. Bir saniyelik bir beyin etkinliğini modellemek için bilgisayarın birçok dakikaya ihtiyacı vardı.

Silikondaki Beyinler¹² (*Brains in Silicon - BiS*) adı verilen bir diğer proje, bilişin sinirsel özelliklerden nasıl doğduğunu biyolojik sinirlerin hesaplama yolunu taklit eden tümleşik devreler tasarlayarak anlamayı amaçlamaktadır (Wen and Boahen, 2009). Şu ana kadar, kör insanlara bir dereceye kadar görüş vermek için silikon bir retina (Wen and Boahen, 2009) ve beynin kendi kendine bağlantı oluşturmasını benzetmek için kendini-örgütleyen bir yonga (Boahen, 2003) tasarlamış ve inşa etmişlerdir. Bununla beraber, bunlar halen sinirsel özelliklerin (*mikro-seviye*) biliş (*makro-seviye*) nasıl bağlandığını açıklamaktan uzaktırlar (de Garis et al., 2010).

Yukarıdaki benzetimcilerin aksine, *Spaun* adı verilen yeni bir geniş-ölçekli benzetimci (Eliasmith et al., 2012), beynin farklı bölgelerini ifade eden ve işlevsellik sağlamak için birbirine bağlanmış altsistemler olarak örgütlenmiş 2.5 milyon adet benzetilmiş sinirin etkinliklerine dayanarak birçok işlevsel görevi yerine getirmektedir (Machens, 2012). *Spaun*'un en büyük zayıflığı temel olarak sabit bağlantılı olması ve tamamen yeni işlevler öğrenememesidir.

Son zamanlarda, Beyin Etkinliği Eşleme (*The Brain Activity Mapping - BAM*) adı verilen bir başka etkili bağlantısallık projesi ilklendirilmiştir (Alivisatos et al., 2012). Henüz hiçbir sonuçları olmamalarına rağmen, böyle bir girişim araştırmacıların etkili bağlantısallığın öneminin gittikçe daha fazla farkında olduklarını göstermektedir.

Sonuç olarak, BSA benzetimcilerini ele aldığımızda, özellikle geniş-ölçekli beyin benzetimcilerini, MSS'deki orta-ölçekli (*mezo-seviye*) etkileşimleri henüz bilmediğimiz için (teknik olarak imkansızdır) yeterince başarılı olmadıklarını

¹²<http://www.stanford.edu/group/brainsinsilicon>, son erişim 15 Nisan 2013.

söylemek mümkündür. Dahası, bu benzetimlerdeki sınırların biyolojik kurallar kullanmasına rağmen, bağlantısallık sabit bağlantılıdır. Bununla beraber, etkili bağlantısallık sabit bağlantılı değildir.

3.2.4 BSA'dan Esinlenilmiş Hesaplamalı Yaklaşımlar

Biyolojiden-esinlenişmiş hesaplama, biyoloji, bilgisayar bilimleri ve matematiği birleştiren bir bilim alanıdır. Biyolojiden-esinlenişmiş hesaplama yaklaşımları temel olarak canlı sistemlerden esinlenerek gerçek dünya problemlerine hesaplamalı çözümler önerir. Geleneksel yapay zeka yaklaşımlarında (ayrıntılı bir inceleme için bakınız (Russell and Norvig, 2010)), zeka genellikle *yukarıdan-aşağıya* programlanmaktadır: tasarımcı yaratıcıdır, birşey yapar ve ona zeka aşılır. Biyolojiden-esinlenişmiş hesaplama yaklaşımlar, öte yandan, daha bir *aşağıdan-yukarıya*, ademi merkeziyetçi, yaklaşım izlemektedir: tasarımcı basit bir kurallar kümesi ve bu kurallara sadık olan basit bir organizmalar kümesi tanımlar. Kural uygulamasının birkaç türetiminden sonra, genellikle bazı karmaşık *beliren* davranışların ortaya çıkmaktadır.

BSA bakış açısından, kendini-örgütleyen sinir ağı çalışmalarının hedefi *aşağıdan-yukarıya* toplu davranış ve/veya yapı ortaya çıkarmak olduğundan biyolojiden-esinlenişmiş hesaplama olarak sınıflandırılabilirler. Bu çalışmaların bazıları sistemin yalnızca yapısını değiştirebiliyorken (örneğin, kendini-örgütleyen haritalar (*self-organizing maps* - *SOM*) (Kohonen and Honkela, 2007; Kohonen, 1988)), diğer bazıları sistemin hem yapısını hem de boyutunu değiştirebilmektedir. Bu tezde, problemimizde ilgili ağ *kara kutu* ele alınması gerektiği için ikincisine odaklanılmaktadır.

Literatürde öntanımlı bir yapısı ve boyutu olmayan çeşitli kendini-örgütleyen sinir ağı modelleri bulunmaktadır. Bu modellerin çoğu önceki adımlarda en çok hatayı yapan siniri desteklemek veya topolojik yapıları desteklemek için yeni sinir(ler) yaratmaktadır, örneğin, kendini-örgütleyen özellik haritaları (*self-organizing feature maps* - *SOFM*) (Villmann et al., 1997) ve büyüyen sinirsel gaz (*growing neural gas* - *GNG*) (Fritzke, 1994). Bu modellerde, yeni sinir(ler) λ sabit bir sayı olmak üzere her λ iterasyonda eklenmektedir.

Ayrıca Fuzzy ARTMAP'leri (Carpenter et al., 1992) temel alan uyarlanabilir sinir ağı modelleri de bulunmaktadır (Kaylani et al., 2010; Vigdor and Lerner, 2007). ARTMAP (Carpenter et al., 1991), uyarlanabilir rezonans teorisine (*adaptive resonance theory* - *ART*) dayanan denetleyicili bir kendini-örgütleyen

sinir ağı modelidir. Fuzzy ARTMAP-tabanlı modeller, değişen ortamlara otomatik olarak uyarlanabilmektedirler. Öğrenme esnasında, Fuzzy ARTMAP-tabanlı modeller yeni ortam uyarısına esnek olan yeni düğümler ekleyebilirler. Fuzzy ARTMAP-tabanlı modeller, temel olarak sınıflandırma amaçlı kullanılmaktadırlar ve genellikle az sayıda düğümden iyi doğruluk elde etmektedirler.

Bu modellerin dışında, (Marsland et al., 2002) gerektiği zaman büyüyen (*growing when required* - GWR) bir başka ağ modeli önermiştir. GWR’de, hem düğümler (sinirler) hem de kenarlar (sinapslar) öğrenme esnasında yaratılabilmekte ve ortadan kaldırılabilirler. Her λ girdiden sonra yeni bir sinir eklemek yerine, yeni sinirler herhangi bir zamanda eklenebilmektedir. Yeni sinirler, hesaplanan hatanın en büyük olduğu yere eklenmek yerine girdiye ve o anki en iyi eşleşen sinire bağlı olarak uygun bir pozisyona yerleştirilirler. Bu bağlamda, GWR’nin en iyi eşleşen siniri seçebilmek için global bilgiye erişmeye gereksinimi bulunmaktadır. Yeni sinapslar, eğer en iyi eşleşen sinir ile ikinci en iyi eşleşen arasında bir bağlantı yolsa eklenirler. Dahası, GWR sinapsların kaldırılması için her sinapsı bir "yaş" ile ilişkilendirir. Bu "yaş" ilk olarak sıfıra atanmıştır ve her zaman adımında en iyi sinire bağlı olan her sinaps için artırılır. Bir $yaş_{max}$ değerini aşan sinapslar ağdan kaldırılırlar.

Mano ve arkadaşları (Mano and Glize, 2005) ise, devingen sinirsel bir ağdaki kendini-örgütlenme için işbirlikçi sinir etmenlerini (*cooperative neuro-agents* - CNA) birleştiren bir yaklaşım sunmaktadırlar. Ağ ilk başta yalnızca birbirine bağlanmamış CNA’lardan oluşmaktadır ve bir öğrenme süresi boyunca ağ kendini-örgütler. Sundukları CNA ağı, genetik aktarım fonksiyonuna, düğüm kuvvetleri ve düğümler arası bağlantısalılığa, sinirlerin çoğalmasına ve hatta sinir ölümüne uyarlanmaya yönelik kısıtlar tanımlayabilmektedir.

Yukarıdaki modellerin aksine, ağı örgütlenmesini değiştirmek için biyolojik kurallar kullanan diğer kendini-örgütleyen modeller bulunmaktadır. (Lazar et al., 2009) uzay-zamansal desenleri öğrenmek için biyolojik yerel esnekliğin üç şekli¹³ birleştiren bir kendini-örgütleyen tekrarlı sinir ağı (*self-organizing recurrent neural network* - SORN) modeli önermektedir. SORN’da, başlangıç bağlantıları aralıklı ve bir olasılık derecesiyle rastgeledir. Dahası, kısıtlayıcı sinirler arasında doğrudan bağlantılar bulunmamaktadır. (Martin and Reggia, 2010), öte yandan, tekrarlı sinir ağı mimarilerinin sürü zekası kullanarak kendilerini-birleştirmelerine odaklanmaktadır. Yöntemleri, ağı büyümesini üç-boyutlu uzayda ele almaktadır

¹³Yerel esnekliğin üç şekli şunlardır: Spayk-zamanı bağımlı esneklik (*spike-time dependent plasticity* - STDP) (Song et al., 2000), uyarıcı-uyarıcı bağlantıların sinaptik ölçeklenmesi (Turriano et al., 1998), ve uyarı birimlerin eşiklerini düzenleyen içsel esneklik.

ve akson-akson etkileşimlerle beraber hücre göçü ve bölünmesi de bu büyüme sürecinde önemli bir role sahiptir. Bununla beraber, işlevsellik yerine, daha çok geometrik ilişkilere fiziksel uzayda kendini-birleştirmeye odaklanmışlardır.

Sonuç olarak, BSA'dan esinlenilmiş hesaplamalı yaklaşımlar genellikle biyolojik kurallara daha az sadıktırlar ve yalnızca biyolojik sinir ağlarını benzetmek yerine gerçek dünya problemlerini çözmeyi amaçlamaktadırlar. Bunun bir sonucu olarak, onlar *sinaptik etkili bağlantısallık probleminin* ele alınmasında doğrudan kullanamazlar. Bununla beraber, onlardan esinlenilebilir.

3.3 Genel Sonuçlar ve Tartışma

Bu bölümde, biyolojik sinir ağlarını anlamak için olan hesaplamalı teknikler ve biyolojik sinir ağlarından esinlenilmiş olan teknikler sunulmuştur. Farklı zayıflıkların altları çizilmiştir.

Kabaca ifade edilecek olunursa, literatürde iki farklı hesaplamalı yöntem bulunmaktadır: *yukarıdan-aşağıya* ve *aşağıdan-yukarıya*. Hem *yukarıdan-aşağıya* hem de *aşağıdan-yukarıya* yaklaşımları anlayışımızı özellikle *mikro-seviyede* artırmışlardır. Bununla beraber, *mikro-seviyeden makro-seviyeye* olan geçiş halen matematik argümanlara dayanmaktadır. Halen hangi *mikro-seviye* kuralların hangi koşullar altında *makro-seviyede* faydalı oldukları bilinmemektedir (Gerstner et al., 2012). Bu nedenle, her iki yaklaşım da sinirsel sistemlerin hangi *mikro-seviye* davranışlarının hangi *makro-seviye* karmaşık davranışlara yol açtığını yakalamakta başarısızdırlar.

Yukarıdan-aşağı yaklaşımlarda olduğu gibi, hatırı sayılır ölçüdeki *aşağıdan-yukarıya* yaklaşımda da sinirgörüntüleme verileri kullanılmaktadır. Sinirgörüntüleme iyi çalışılmış bir alandır; örneğin bakınız, (Braitenberg and Schüz, 1991), beyin ağları hakkında farklı kaynaklardan alınmış çok sayıda faydalı bilgiyi içeren harikulade bir kitaptır. Bununla beraber, sinirgörüntüleme tekniklerinin *normal* bağlantısallığın (beyin hasarlarında buluna anormal bağlantılatılardan söz etmiyoruz bile) güvenilir bir resmini üretebileceği halen kanıtlanmamıştır ve bazı araştırmacılar bu tekniklerin uygun bir şekilde geçerlenmediklerini söylemektedirler (Bardin, 2012).

İnsan sinaptik etkili bağlantısallığı anlam yönünde gerçek bir ilerleme yapabilmek için, insan MSS verilerinin niteliklerine ve zorluklarına ve Bölüm 2'de tanımlandığı gibi anatomik ve etkili bağlantısallık bilgisinin eksikliğine

uyarlanan yeni yaklaşımlara ihtiyacımız vardır. İlgilenilen sinirsel devre bir *kara kutu* olarak ele alınması gerektiği ve dolayısıyla sinirlerin ve sinapslarının tam sayısını bilmediğimiz için, bu *kara kutuyu* hem *mikro-seviye* hem de *makro-seviye* özelliklerini biyolojik olarak mümkün olduğunca koruyarak kendi kendine kopyalayan tekniklere gereksinim duymaktayız. Böyle bir teknik *mikro-seviyeden makro-seviyeye* olan geçişi hesaplamalı bir zekayla sağlamalıdır. Buna ek olarak, her sinaps ve sinirin yapay kopyaları biyolojik makullüğü korumak için nörobiyolojik kurallar temel alınarak yaratılmalı veya kaldırılmalıdır. Daha sonra ortaya çıkan karmaşık ağ gösterimlerinin uzaysal ve zamansal ilintili sinyalleri, ele alınan devingen süreçle ilgili bilgilendirici topolojik özellikleri çıkartmak için kullanılabilirler.

Şurası açıktır ki, varolan yaklaşımların zayıflıklarının üstesinden gelen ve *sinaptik etkili bağlantısallık problemine* yeni bir çözüm sağlayan yeni bir kendini-örgütleyen sinirsel ağ modeline ihtiyaç vardır. Bu bölümde bahsedildiği gibi kendini-örgütleyen sinirsel ağ modelleri bulunmaktadır, ancak maalesef bunların hiçbirisi bu gereksinimleri *tamamen* karşılamamaktadır (Tablo 3). Bizim düşüncemize göre, bunun sebebi bu modellerinin çoğunun arzu edilen beliren davranışları türemek için bir mühendislik bakış açısıyla tasarlanmamış olmalarıdır. Bu modellerdeki sinirler genellikle gerçek sinirlerin iyi bilinen kendini-örgütleyen davranışlarını kullanırlar (örneğin, spayk-zamanı bağımlı esneklik - STDP) ve birçoğu ya rastgele olarak ya da bazı global ağ parametreleri (ağ topolojisiyle ilgili parametreler gibi) kullanılarak bir ağ oluşturmak yaratılmaktadırlar. Daha sonra yaygın yaklaşım bu ağı girdilerle (genellikle spayk trenleri) beslemek ve kendini-örgütlemenin nereye doğru gittiğini gözlemlemek (hangi *makro-seviye* davranışın sergileneceğini bilmeksizin), ve arzu edilen *makro-seviye* çıktıları elde edebilmek için ağı denetlemektir.

Bir yandan, kendini-örgütleyen ve evrimsel sinir ağı modelleri, *mikro-seviyeden makro-seviyeye* olan geçisi matematiksel argümanlara dayanmadan tanımlayabilmek için *belirme* çok önemli olduğundan yeni bir *beliren* sinirsel ağ modeli tasarlamayı düşünmemiz gerektiğini göstermektedir. Bir diğer yandan, varolan etkili bağlantısallık çalışmalarının karşılaştırılması bu tekniklerin *insan* sinirsel yollarındaki etkili bağlantısallığı tahmini için kullanılamayacaklarını göstermektedir.

Yukarıdaki gözleme göre, *yapay kendini-örgütleyen sistemlerin* ilkelerini temel alan yeni bir hesaplamalı modelin tasarlanması gerektiğini iddia etmekteyiz. *Mikro-seviyedeki* davranışları *makro-seviyedekilerle* ilişkilendirebilmek için, böyle bir kendini-örgütleyen modelin her iki seviyede de biyolojik olarak makul olması

		Sinaptik Etkili Bağlantısallık Probleminin Gereksinimleri						
			Hücrel Çözünürlük seviyesi	Birleştir & Ateşle Modeli	Kara Kutu Ağ	Ağın yapısını değiştirebilme yeteneği	Ağın boyutunu değiştirebilme yeteneği	Arzu edilen beliren davranışların üretimi
Yukarıdan-Aşağıya Yaklaşımlar	Uyarlanabilir Hesaplamalı Yöntemleri	SEM	Hayır	Hayır	Hayır	Hayır	Hayır	Hayır
		MAR	Hayır	Hayır	Hayır	Hayır	Hayır	Hayır
		DCM	Hayır	Hayır	Hayır	Hayır	Hayır	Hayır
		RC	Evet	Hayır	Hayır	Evet	Hayır	Evet
		NEAT	Evet	Hayır	Hayır	Evet	Evet	Evet
	BICAlar	Symbolic	Hayır	Hayır	Hayır	Hayır	Hayır	Hayır
		Emergentist	Hayır	Hayır	Hayır	Hayır	Hayır	Evet
		Hybrid	Hayır	Hayır	Hayır	Hayır	Hayır	Evet
Aşağıdan-Yukarıya Yaklaşımlar	BSA Benzetimcileri	General	Evet	Evet	Hayır	Hayır	Hayır	Hayır
		HBP	Evet	Evet	Hayır	Hayır	Hayır	Hayır
		HCP	Evet	Evet	Hayır	Hayır	Hayır	Hayır
		CCP	Evet	Evet	Hayır	Hayır	Hayır	Hayır
		BiS	Evet	Evet	Hayır	Hayır	Hayır	Hayır
		Spaun	Evet	Evet	Hayır	Hayır	Hayır	Hayır
	BSA'dan Esinlenilmiş Hesaplamalı Yaklaşımlar	BAM	Evet	Evet	Hayır	Hayır	Hayır	Hayır
		SOM/SOFM	Evet	Hayır	Hayır	Evet	Hayır	Evet
		GNG	Evet	Hayır	Hayır	Evet	Hayır	Evet
		F. ARTMAPs	Evet	Hayır	Hayır	Evet	Hayır	Evet
		GWR	Evet	Hayır	Hayır	Evet	Evet	Evet
		CNA	Evet	Hayır	Hayır	Evet	Evet	Evet
		SORN	Evet	Hayır	Hayır	Evet	Evet	Evet

Çizelge 3.1: İnsan merkezi sinir sistemini anlamaya yönelik literatürdeki çalışmaların insan *sinaptik etkili bağlantısallık probleminin* gereksinimleri açısından karşılaştırılmaları.

gerekmektedir ve ağın örgütlenişi biyolojik kısıtlara dayanmalıdır. Böyle bir modeldeki sinirlerin doğru örgütlenmelerini kendi başlarına bulmaları ve bunun bir sonucu olarak *makro-seviye* davranışların belirmesi gerekmektedir. Böyle beliren bir model yalnızca eğer ağdaki hem sinirler hem de sinapslar kendilerini ekleyebilir, silebilir veya değiştirebilirse mümkün olabilir.

Kısacası, hipotemiz şudur ki *insanlardaki sinaptik etkili bağlantısallığı* (biyolojik sinirsel harita) araştırabilmek için, *mikro-seviye* devingenlikleri benzeten ve bütün ağın *makro-seviye* karmaşıklığını birleştiren *beliren* bir modele gereksinim bulunmaktadır. Bununla beraber, böyle bir modeli tasarlamaya geçmeden önce, yapay bir kendini-örgütleyen sistemin ne olduğunun, ortak özellikleri nelerdir vs., ortaya konulması gerekmektedir. İlerleyen bölümde, bu konuya etraflıca odaklanılacaktır.

“... toplam, yalnız başına, bir yığın değildir,
ancak bütün parçaların ötesinde olan birşeydir ...”
Aristo, Metafizik, Kitap H 8.6.1045a:8-10

4 ÇALIŞMANIN TEORİSİ VE ARAÇLARI

Bu tezin literatürdeki çalışmalar bölümünde (Bölüm 3) söz edildiği gibi, insan sinirsel yolaklarını taklit edebilmek ve etkin sonuçlar elde edebilmek için, elemanları kendini-örgütleyebilen beliren bir hesaplamalı model gerekmektedir. Ancak, taklit etmek biçim, davranış ve diğer özellikleri içerebilir. Bizim durumumuzda, böylesi bir taklit ancak ele alınan sinirsel yolağın işlevsel davranışı hakkında daha doğru bilgiye sahip olduğumuzdan onun işlevsel davranışının benzetilmesiyle sağlanabilir. Bu bağlamda, insan sinirsel yolaklarının davranışını yapay bir sistemde yeniden üretebilmek için, *işlevsel uygunluk* teoremine dayanan bir yapay kendini-örgütlenme tekniği olan *Uyarlanabilir Çoklu-Etmen Sistemleri* (*Adaptive Multi-Agent Systems - AMAS*) teorisi (Caperla et al., 2003) seçilmiştir. AMAS teorisi, *Çoklu-Etmen Sistemleri* (*ÇES*) (Wooldridge, 2002) üzerine inşa edilmiştir ve eğer altyapıdaki etmenler doğru tanımlanırsa işlevsel denkliliği garanti etmektedir. Bu kararın doğal bir sonucu olarak, benzetim çalışması için *Etmen-tabanlı Modelleme ve Benzetim* (*ETBM*) tekniği seçilmiştir (Gürçan et al., 2010).

Bu bölümün akışı takip eden şekildedir. İlk olarak, ÇES hakkında bazı genel tanımlar verilmektedir ve kullanım alanları tartışılmaktadır (Bölüm 4.1). İkincil olarak, etmen-tabanlı sinirsel ağ modelinin dayandığı AMAS teorisi (Bölüm 4.2) tanıtılmaktadır. Sonra, AMAS tasarlamak için geliştirmiş olan ADELFE metodolojisi tanıtılmaktadır (Bölüm 4.3). Daha sonra ise, ETMB tanıtılmaktadır ve bu tez çalışması için uygun ve gerekli olan araçlar tartışılmaktadır (Bölüm 4.4). Son olarak, sonuç bölümü AMAS teorisinin üstünlüklerini ve seçilen araçları özetlemekte ve bunların insan sinirsel yolaklarını taklit etmek için neden en iyi seçimler olduğunun altını çizmektedir (Bölüm 4.5).

4.1 Etmenler ve Çoklu-Etmen Sistemleri

Etmenler ve ÇES için üzerinde anlaşılmış tek bir tanım yoktur, ama literatürde bazı yaygın özellikler bulunabilir. Etmenler için yaygın kullanılan bir tanım aşağıdaki gibidir (Ferber, 1995):

Bir etmen, yerel algı ve kısmi bilgiyle belirli bir ortamda davranabilen (ve ileteşebilen) fiziksel veya sanal özerk elemanlardır. Bir etmen, yerel yetenekleri çerçevesinde yerel bir hedefe ulaşabilecek şekilde davranır.

ÇES tasarlamak demek etmen davranış tanımına uygun olarak davranışlarıyla sisteme yön verme amacıyla birbirleriyle farklı etkileşim yöntemleri kullanarak etkileşen bu elemanlardan oluşan sistemler inşa etmek demektir. Etmenler birbirleriyle etkileşerek bir örgütlenme kurarlar ve bu örgütlenme sistemin global işlevsellik üretmesini yol açar. Etmenlerin örgütlenmelerini değiştirerek, sistem ürettiği işlevselliği değiştirir(Camps et al., 1998). Bu tanım birbirine bağlı herhangi bir sistemi ifade ediyor olabilse de, ÇES örgütlenmeyi etmenlerin özerk davranışlarıyla değiştirmeye odaklanmıştır. Bunun aksine, daha geleneksek yaklaşımlar problemi birbirlerinden bağımsız alt-problemlere ayırır ve böylelikle soruna *indirgemeci* bir yoldan yaklaşır. Çoğu zaman bu yaklaşım elemanlar arası durağan bağlantılar olmasını gerektirir.

Bir problem veya çözümünün *indirgemeci* olarak ayrıştırılması onun bir araya getirildiklerinde bütün olarak anlaşılabilirliği olan bağımsız alt-elemanlara ayrıştırılmasıdır. Öte yandan, *belirme (ortaya çıkma)*, bazı özelliklerin elemanların doğrudan biraraya getirilmesiyle anlaşılamayacağını ifade eder. Bunun bir sonucu olarak, geleneksel yaklaşımların aksine ÇES’te, “problemin çözümünün nasıl bulunduğu mekanizması” sistemdeki etmenlerin kendini-örgütlemesiyle oluşur, sistemin tasarımcısı tarafından değil (Demazeau, 1995). Buna bazen toplu zeka (Camps et al., 1994; Ferber, 1995) veya sistemin toplu (beliren) davranışı (Demazeau, 1995) denir.

(Camazine et al., 2001) bu olayı “Biyolojide Kendini-Örgütlenme” (*Self-Organization in Biology*) adlı kitapta şöyle açıklamaktadır:

Kendini-örgütlenme, bir sistemin global seviyesindeki desenin sistemin alt-seviye bileşenleri arasındaki çok sayıdaki etkileşimi yoluyla belirlediği bir süreçtir. Dahası, sistem bileşenlerinin arasındaki etkileşimleri belirleyen kurallar yalnızca yerel bilgi kullanılarak, global desene dayanmadan, işletilmektedir.

Bilimadamları, kendini-örgütlenme problemine genellikle daha geniş bir konu olan *karmaşık biliminin* bir parçası olarak bakmaktadırlar. Karmaşıklık bilimindeki birçok araştırmacı, kendini-örgütlenme özellikleri sergileyen hem canlı hem de cansız sistemleri kapsamak için *karmaşık uyarlanabilir sistemler* terimini

kullanmışlardır. Doğal olarak ÇES böyle *karmaşık uyarlanabilir sistemler* tasarlamak için oldukça uygundur (Gleizes et al., 2011). Bölüm 3'te anlatıldığı gibi, insan sinir sistemi de karmaşık uyarlanabilir bir sistemdir ve bu bizi *sinaptik etkili bağlantısallık problemiyle* başa çıkabilmek için ÇES kullanmaya teşvik etmektedir.

ÇES tasarlarkenki zor kısım, sistemde neyin etmen olacağını ve bunların davranışlarının neler olacağını bulunmasıdır. Bu, etmenlerin bir problemin çözmek için uygun bir şekilde örgütlenmesi için uygun dağıtık eşgüdüm algoritmalarının bulunabilmesi için önemlidir. Bu sayede, *indirgemeci* bir şekilde sistemin işlevselliğinin birbirinden alt-işlevselliklere ayrıştırılmadan sisteme uyarlanabilirlik sağlanması önerilmiştir. Aksine, sistemin işlevselliği etmenlerin etkileşimlerinden doğmaktadır (belirmektedir) ve sistemin parçalarındaki hatalar yeniden-örgütlenme ile soğurulabilmektedir (Capera et al., 2003).

Farklı modellerle birleştirilerek, böyle sistemleri tasarlamak için farklı yaklaşımlar geliştirilmiştir. Bu yaklaşımlara yönelik bazen geliştirim yöntemleri de tanımlanmıştır. Bu tezde, ADELFE yöntemiyle desteklenen AMAS teorisi seçilmiştir.

4.2 Uyarlanabilir Çoklu-Etmen Sistemleri (AMAS) Teorisi

Yukarıda söz edildiği gibi, doğru kendini-örgütleyen davranışın mühendisliği kendini-örgütleyen sistemlerin temel konusudur: arzu edilen beliren davranış nasıl doğru bir şekilde tasarlanabilir? ve arzu edilmeyen davranışlar verilen gereksinimler ve uygulama ortamına göre nasıl önlenebilir? Bu durumları ele almak için, Uyarlanabilir Çoklu-Etmen Sistemleri (Adaptive Multi-Agent Systems - AMAS) teorisi (Gleizes et al., 2008; Capera et al., 2003; Gleizes et al., 1999; Camps et al., 1998) önerilmiştir.

AMAS teorisi, bütün karmaşık sistemleri ve bu sistemlerin her türlü benzetimlerini tasarlamak için tamamen kullanılamaz (Georgé et al., 2011). Uygulama alanı, aşağıdaki özelliklerdeki uygulamalar olabilir:

- Uygulama, karmaşık sistemler anlamında karmaşıktır.
- Kontrol ve bilgi dağıtılabilmelidir (ve genelde dağıtılabilmelidir).
- Çözülecek bir problem vardır. Problem, bir görev olarak veya gerçekleştirilecek olan bir işlev olarak veya gözlemlenecek bir yapı olarak v.b. ifade edilebilir.

- Uygulamanın hedefi, bir işlevin eniyilenmesi veya sistem son-kullanıcılarının tatmin edilmesi gibi çok hassas olabilir.
- Sistem, *içsel* (sistemin parçalarının eklenmesi veya çıkarılması ile) veya *dışsal* (ortam ile etkileşimi ile) devingenliklere uyarlanmak zorunda olabilir.
- System, eksik belirtilmiştir. Bu durumda, uyarlamak demek tasarlamak demektir (bakınız (Bernon et al., 2011)) ve dolayısıyla sistem belirtim safhasında kestirilemeyen yeni kısıtlara kendini uyarlayabilir (Gleizes et al., 2011).

AMAS teorisinin temel amacı, sistemin belirli bir ortamda bu ortama uygun kalabilmek için kendi doğru düzenlenişini bulmayı sağlamaktır. Bu ayrıca etkilşeen özerk etmenlerin yerel bilgiyle hep bereaber global tutarlı bir sistem sağlaması şeklinde de yorumlanabilir. Bu toplu işlev, ne sistemde önceden kodlanmıştır ne de spontandır ama *işlevsel uygunluk* teoremine göre işbirlikçi etmen-seviyesi etkilişimlerden doğmaktadır (belirmektedir).

4.2.1 İşlevsel Uygunluk Teoremi

AMAS teorisinde, işbirlikçilik, bir etmeni davranışlarını ve/veya diğerleriyle olan etkileşimlerini değiştirerek toplu seviyedeki davranışa dolaylı yoldan uyarlanması için gerekli olan kıstastır (Georgé et al., 2004). İşbirlikçilik, etmenlerin global bir hedefe erişmek için birlikte çalışma veya davranma sürecidir. İşbirlikçilik, literatürde detalı olarak incelenmiş bir konudur (Axelrod, 1984; Huberman, 1991; Heylighen, 1992). Heylighen, işbirliğinin yararını şöyle toparlamaktadır: "*Herkes, işbirliğinin bazı bireylerin özgürlüklerini frenleyebilecek olsa da genel olarak işbirlikçiler grubunun bütünü için yararlı olacağı konusunda hemfikir olacaktır.*" (Heylighen, 1992).

AMAS teorisi (Gleizes et al., 1999), bir sistemdeki *işbirliği* ve sistemin ortaya çıkan *işlevsel uygunluğu* arasındaki ilişkiyi tanımlayan bir teoreme dayanmaktadır. *İşlevsel* terimi burada sistemin ürettiği işleve denk gelmektedir, geniş anlamıyla mesela sistemin ne yaptığı, sistemin davranışının bir gözlemci tarafından nasıl nitelendirileceği gibi. *Uygun* terimi ise, basitçe sistemin bir gözlemci veya ortama değerlendirmesine göre *doğru* şeyi yaptığı anlamına gelir. Bu yüzden *işlevsel uygunluk*, *belirli bir görev için uygun davranışa sahip olmak* olarak görülebilir. Bu teoremin tam bir gösterimi (Glize, 2001)'de verilmiştir.

Teorem: Herhangi bir işlevsel uygun sistem için, ortamdaki eşdeğer işlevi yerine getiren en az bir işbirlikçi içsel araç vardır.

Tanım: İçsel bir işbirlikçi araç sistemi, herhangi bir İşbirlikçi-Olmayan Durum'un (İOD) olmadığı bir sistemdir.

Tanım: Bir etmen aşağıdaki durumlarda bir İOD'dedir:

- $(\neg C_{per})$ algılanan bir sinyal anlaşılmamıştır veya belirsizdir;
- $(\neg C_{dec})$ algılanan bilgi yeni bir karar üretmemektedir;
- $(\neg C_{act})$ eylemlerinin uzlaşımı diğerleri için faydalı değildir.

İşbirlikçilik, etmenlerin etkinliklerinin bütünleyici olmasını ve etmenler arasında bağımlılık bağlantılarının ve dayanışmanın mevcut olmasını gerektirir. Etmenlerin, işbirlikçi tutumlarını sağlayan dört adet özellikliği vardır:

1. **Dürüstlük:** Eğer bir etmen, p önermesinin doğru olduğunu biliyorsa, diğerlerine bundan farklı birşey söyleyemez;
2. **İsteklilik:** Etmenler, kendi yetenekleri ve dünyanın o anki haliyle tutarlı olan istekleri eğer bu istekler diğer etmenler hakkında hiçbir önyargı oluşturmayacaksa sağlamaya çalışırlar. Eğer bir önyargı oluşursa, üçüncü özelliğe bakın;
3. **Tarafsızlık:** Etmenler mümkün olduğunca en zor durumda veya kritiklikte olan etmenleri tatmin etmeye çalışır;
4. **Karşılıklılık:** Aynı topluluğun her etmeni, kendisinin ve diğer etmenlerin yukarıdaki üç özelliği doğruladığını bilir.

Amaç, aşağıdaki yeteneklere sahip etmenler tasarlamaktır:

- Zorluklarla karşılaştıklarında yapabildiklerinin en iyisini yapmak. Bu zorluklar, geleneksel programlamadaki istisnalar gibi görülebilir. Bir etmenin bakış açısına göre, biz bunlara İşbirlikçi-Olmayan Durum (İOD) diyoruz. Bir etmen, yerel olarak böyle hataları saptamaya ve onarmaya çalışır. Bu İOD'ler, etmenin içsel durumuyla veya ortamıyla (diğer etmenler ve sistem ortamı) olan etkileşimleriyle ilişkili olabilirler;
- İOD sezmek. Etmen, her zaman bildiği diğer etmenleri en az rahatsız edecek eylemleri seçer. İOD oluşturabilecek kendisi ve başkasının problemlerini sezmeye çalışır (Doniec et al., 2005);

- Sisteme ve diğer etmenlere karşı işbirlikçi olmak. Sisteme karşı işbirlikçi olmak, kendi hedefine ulaşamayan etmenlerin onarılması gereken İOD türetiyor olarak görülmesini gerektirir. Diğer etmenlere karşı işbirlikçi olmak, İOD saptarken veya sezerken etmenlerin her zaman enm zor durumda olanlara yardım etmesini gerektirir.

Diğer bir deyişle, AMAS teorisine göre etmenler her zaman tanıdıklarını ve etkileşimlerini yeniden-örgütleyerek diğer etmenlerle işbirlikçi bir tutum içinde olmaya çalışırlar.

Şu ana kadar, yedi adet İOD alttürü belirlenmiştir:

- *kavrayamama* ($\neg c_{per}$): etmen, aldığı mesajın anlamsal içeriğini çıkarsayamaz,
- *belirsizlik* ($\neg c_{per}$): etmen, aynı mesaja ait birden fazla anlam çıkartır,
- *yetersizlik* ($\neg c_{dec}$): etmen, karar verme esnasında o anki bilgi durumundan yararlanamaz,
- *üretimsizlik* ($\neg c_{dec}$): etmen, karar verme esnasında yapacak bir eylem sunamaz,
- *eşzamanlılık* ($\neg c_{act}$): etmen, bir aynı dünya durumuna ulaşmaya çalışan başka bir etmen algılar,
- *çakışma* ($\neg c_{act}$): etmen, dünyada yapacağı dönüşümün bir başka etmenin etkinliğine uygun olmadığına inanır,
- *kullanışsızlık* ($\neg c_{act}$): etmen, eyleminin dünya durumunu değiştiremeyeceğine veya eylemin sonuçlarının diğer etmenler için ilginç olmadığına inanır.

Bu İOD alttürleri her AMAS uygulamasında bulunmak zorunda değildir ve dolayısıyla uygulamaya göre farklı kombinasyonlarda bulunabilirler.

4.2.2 İşlevsel Uygunluk Teoreminin Sonuçları

İşlevsel uygunluk teoremi, belirli sistemlerin (işsel işbirlikçi araçları olanların) yalnızca bir altkümesi verilen bir ortamda *işlevsel olarak uygun* bir

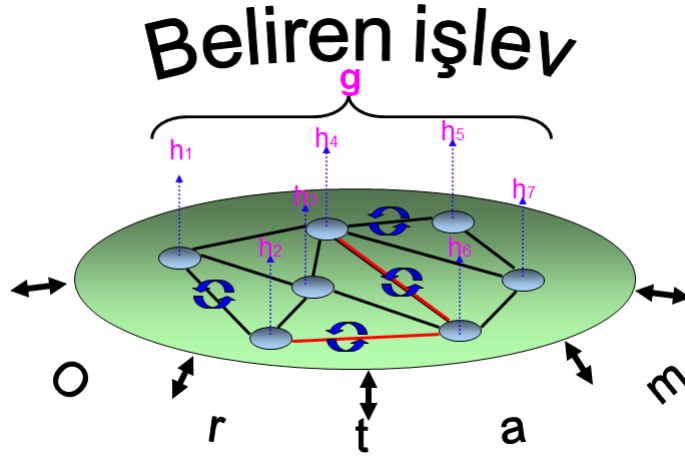
sistem elde etmek için kullanılmalıdır (ve dolayısıyla anlaşılmalıdır). AMAS teorisi, bu şekilde olan sistemlerin aşağıdaki özelliklere sahip olan bir bir sınıfına odaklanmaktadır (Gleizes et al., 1999):

- sistem, ortamına göre işbirlikçi ve işlevsel olarak uygundur. Sistemin parçaları, sistemin uyarlanmayla elde etmesi gereken global işlevi bilmemektedir;
- sistemin açıkça tanımlanmış bir hedefi yoktur, aksine sistem global işleve uygunluğa uyarlanabilmek için ortamdan aldığı geribildirimleri kullanarak davranır. Uyarlanma mekanizması, her etmenin yeteneklerini, gösterimlerini, diğer etmenleri ve ortamı kullanarak işbirliğini sağlamaya çalışması sonucunda ortaya çıkar;
- sistemin her parçası yalnızca olmakta olan değişimlerin kendi açısından işbirlikçi olup olmadığını değerlendirir – bu değişimlerin kendisinin eski eylemleriyle ilgili olup olmadığını bilmemektedir;
- ana fikir, uygun bir sistemle sonuçlanacak, etmene ve işbirlikçi kendini-örgütleyen mekanizmalara odaklanarak yapılacak olan tasarımların global doğru sistemi doğrudan üretmeye çalışmaktansa daha kolay ve daha etkin olduğudur.

Bu yolla sistemlerin mühendisliğini yapmak başarılı bir şekilde çevreleyen sistemler (Guivarch et al., 2012), imalat sistemleri (Kaddoum and Georgé, 2012), deniz gözetleme (Brax et al., 2013b; Brax et al., 2013a; Brax et al., 2012), eniyileme (Combettes et al., 2013; Combettes et al., 2012), biyosüreç kontrolü (Videau et al., 2011), kriz yönetimi (Lacouture et al., 2011), kullanıcı profili çıkarma (Lemouzy et al., 2010), maya hücrelerinin işlevsel davranışının benzetimi (Bernon et al., 2009), uçak/hava uygulamaları tasarımı (Welcomme et al., 2009), devingen ontolojiler (Ottens et al., 2007) ve havacılık mekanizmaları tasarımı (Capera et al., 2004) gibi çeşitli uygulama alanlarına uygulanmıştır. Herbirisinde, yerel işbirlikçilik kıstasları hedefe nasıl ulaşılacağı belirtilmeden problemlerle başa çıkabilmekle ilgili olduklarını kanıtlamıştır.

4.2.3 Genel AMAS Mimarisi

Bu bölümde, yukarıda anlatılanlar genel bir AMAS biçimsel mimarisi tanımlamak için toparlanmaktadır. AMAS'ta, bir sistemdeki her işbirlikçi etmen a_i 'nin global işlev g 'nin parçalı bir işlevi olan h_i 'yi gerçekleştirdiği



Şekil 4.1: AMAS mimarisinde, beliren g işlevi h_i parçalı işlevlerinin bir sonucudur.

düşünülmektedir (bakınız Şekil 4.1). g , h_i parçalı işlevlerinin “ $\circ$ ” operatörü ile gösterilen birleşim işlevinin bir sonucudur. Kombinasyon, etmenlerin mevcut örgütlenmesiyle belirlenmesine dayanarak, örgütlenmeyi dönüştürerek parçalı işlevlerin kombinasyonu değiştiğinden $g = h_1 \circ h_2 \circ \dots \circ h_n$ sonucunu çıkartabiliriz ve dolayısıyla global işlev g de değişir. Bu, sistemi ortama uyarlamak için güçlü bir yoldur.

AMAS teorisindeki işbirlikçi bir etmen a_i , şu dört niteliğe sahiptir. İlk olarak, bir etmen karar alma sürecinde *özerktir*: bir etmen “evet” (bazı etkinlikleri başlatmak için) veya “hayır” diyebilir. İkincil olarak, bir etmen sistemin global işlevinin *farkında değildir*; bu global işlev belirir (etmen seviyesinden çoklu-etmen seviyesine doğru). Üçüncü olarak, bir etmen, bir yandan İOD’leri *önlemeye* çalışırken, öte yandan, İOD’leri *saptar* ve işbirlikçi duruma dönebilmek için davranır. Son olarak, işbirlikçi bir etmen, her zaman başkalarına yardım etmeye çalışan anlamında *fedakar* değildir. Etmen *iyilik severdir*, yani kendi hedefini başarmaya çalışırken işbirlikçidir.

Daha biçimsel olarak, bir AMAS etmeninin¹⁴ davranışı Algoritma 4.1’de verilen algoritma ile tanımlanabilir. Bu algoritma, etmenlerin daha önce sözedilen işbirlikçi tutumun biçimsel bir gösterimi olarak görülebilir: AMAS teorisine göre, etmenler bir İOD içerisinde olduklarını ve işbirlikçi durumu geri dönebilmek için hangi yönde davranabileceklerini saptayabilmelidirler.

Algoritmada, karar sürecinin yüzleştiği iki ana durum vardır: etmen ya (algılarına göre) işbirlikçi bir durumdadır (`inCooperativeSituation()` fonksiyonu `true` değerini döndürmektedir), ya da bir İOD içerisinde

¹⁴“Etmen”, “işbirlikçi etmen” ve “AMAS etmeni” terimleri birbirinin yerine kullanılmıştır.

Algoritma 4.1 Genel bir AMAS etmeninin tipik bir karar verme süreci. Bu algoritmada, P , etmen için belirli bir andaki olası algı kümelerini (algılar, gösterimler veya yetenekler) belirtmektedir; A , etmen için olası eylem kümelerini belirtmektedir; (p, a) etmen için olası davranışların kurallarını, örneğin verilen bir algı kümesine göre çalıştırılacak eylemleri belirtmektedir; $NCSR$, bir İOD saptanması ve bununla ilgili düzeltici eylemlere yönelik davranış kuralları (p, a) kümesini belirtmektedir; YK , sadece algı kümelerine dayanan olası eylemlerle ilgili davranışlar olan yetenek kurallarını belirtmektedir; $İK$, inançlara ve verilen algıya dayanan olası işbirlikçi eylemlerle ilgili davranış kuralları kümesi olan inanç kurallarını belirtmektedir; $((p1, a1) \succ (p2, a2): ">" (p1, a1)$ davranışının $(p2, a2)$ üzerindeki öncelik ilişkisini ifade etmektedir.

P : olası algılar kümesi

A : olası eylemler kümesi

(p, a) : olası davranışların kuralları

$NCSR$: bir İOD ve onunla ilgili düzeltici eylemlerle ilgili (p, a) kümesi

procedure action($p: P$) { // p , bu etmenin şu anki algı kümesidir

if inCooperativeSituation(p) **then** executeUtilityAction(p)

else // bu etmen işbirlikçi-olmayan bir durumdadır

 executeNcsCounterAction(p)

 executeUtilityAction(p)

endif

}

function inCooperativeSituation($p: P$) **return** boolean {

for each $(p', a') \in NCSR$

if $(p' \subseteq p)$ **return** false

return true

}

function executeUtilityAction($p: P$) {

for each $(p', a') \in SR \cup BR \mid p' \subseteq p$

if $(p' \subseteq p)$ **return** false

return true

}

function executeNcsCounterAction($p: P$) {

for each $(p', a') \in NCSR \mid p' \subseteq p$

if $(\nexists (p'', a'') \in NCSR \mid p'' \subseteq p) \text{ and } (p'', a'') \succ (p', a')$ **do** a'

}

(`inCooperativeSituation()` fonksiyonu `false` değerini döndürmektedir). İlk durumda, etmen basitçe çalıştırabileceği eylemler içerisinde en yüksek öncelikli olanı seçer (`executeUtilityAction()` fonksiyonu). Bu eylemlere, etmenin hedefi için kullanışlı oldukları anlamında algoritmanın faydalı eylemler denir. Eğer etmen İOD önleyebiliyorsa, bu eylemler ayrıca yeni İOD oluşmasını da engeller. Diğer bir durumda, etmen bir İOD içerisinde ve bazı olası yararlı eylemlerin yanında, algılarına göre en yüksek öncelikli düzeltici eylemi (`executeNcsCounteredAction()` fonksiyonu) seçecektir.

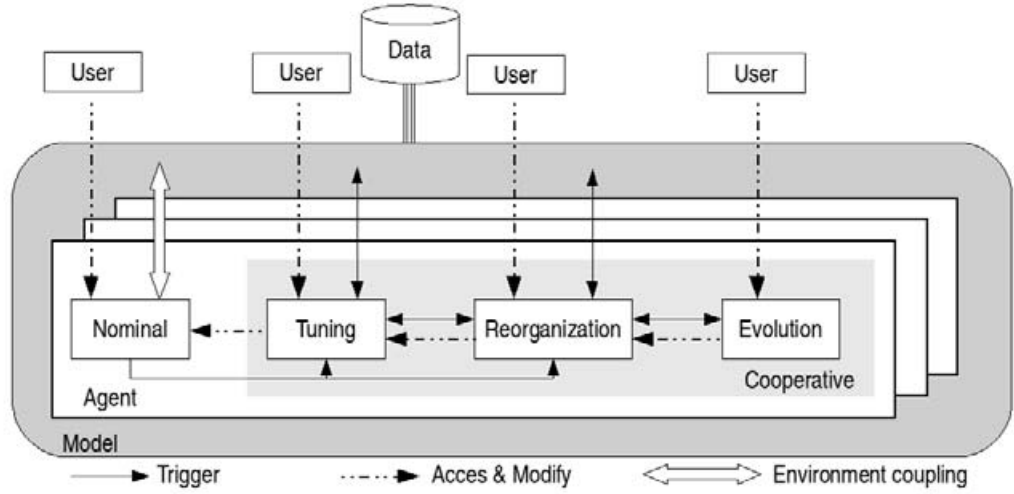
Böyle bir algoritmayı takip ederek, etmenler her zaman işbirlikçi bir durumda kalmaya çalışırlar ve dolayısıyla bütün sistem ortamı içerisinde ve ortamıyla beraber işbirlikçi bir duruma yakınsar. Bu, işlevsel uygunluk teoremine göre, uygun bir sisteme yol açar.

Böylece, bu algoritma genel bir AMAS etmeninin tipik karar sürecini tanımlar. Ancak, İOD'ler ve bunları çözmeye yönelik olan eylemler genel değildirler: tasarımcılar kendi İOD kümelerini ve sistemden bulunmasını istedikleri etmenlerin bunlarla ilgili eylemleri kendileri yazmalıdırlar. Bu iş, etmenlerin tasarımı esnasında gerçekleştirilmez: tasarımcı her tür etmende oluşabilecek olan bütün İOD'leri kapsamlı bir şekilde bulmalıdır ve herbirisi için işbirliği eksikliğini giderecek ilgili eylemleri bulmalıdır. ADELFE gibi yöntemler buna yardımcı olabilir (bakınız Bölüm 4.3).

4.2.4 İşbirlikçi Olmayan Durumların Kaldırılması

Yukarıda sözü edildiği gibi, işbirlikçi bir etmen herhangi bir İOD ile karşılaşmadığı zaman düşük (*nominal*) davranışını çalıştırmaktadır. Düşük davranış, etmen için her şey yolunda olduğunda olan temel davranıştır. Ancak, işbirlikçi bir etmenene zararlı şeyler olduğunda (İOD), bu zararlı olayların bazılarını veya hepsini düzeltmek zorundadır. Bunu yapabilmek için, işbirlikçi duruma dönebileceği veya İOD'leri önleyebileceği en yüksek öncelikli olan işbirlikçi bir davranış seçmektedir. Önceliklerine göre (en yüksekten en düşüğe), bir etmenin gerçekleştirebileceği olası işbirlikçi eylemler üç katmanda gruplanmıştır: ayar (*tuning*), yeniden-örgütlenme (*reorganization*) ve evrim (*evolution*) davranışları. Sonuç olarak, Şekil 4.2'de gösterildiği gibi işbirlikçi bir etmenin dört-katmanlı bir davranış modeli bulunmaktadır (Bernon et al., 2009). Bu katmanlar aşağıda tanımlanmıştır:

- **Düşük (Nominal) Davranış.** Bir etmenin düşük davranışı, algıla - karar



Şekil 4.2: İşbirlikçi bir etmenin dört-katmanlı modeli (Bernon et al., 2009).

ver - davranış yaşam döngüsünü temel almaktadır. Temel olarak, bu davranış etmenin işbirlikçi-olmayan bir durum içerisinde değilken yaptığı herşeye denk gelmektedir. Düşük davranış, etmen yalnızca bağlama göre davrandığı halde onu uyarlanabilir gibi gösterecek kadar karmaşık (akıllı eylemler ilgili geniş sayıda durumlar) olabilir. Bu yüzden, düşük uyarlanma ve gerçek uyarlanma arasındaki sınırı belirleyebilmek bazen sorunludur.

- **Ayar (*Tuning*) Davranışı.** Bir etmenin işbirlikçi katmanlarının ilki, etmenin karşılaştığı İOD'leri düşük davranışta etkin rol oynayan parametreleri değiştirmeyi denemektir. İçsel (düşük davranış çalıştırırken istisnalar veya hatalar) veya dışsal (diğer etmenlerden gelen mesajlar, eylemlerin çıkışması veya eşzamanlılığı gibi) İOD'lerle karşılaştığında, bir etmen öncelikle işbirliği hatalarını ortadan kaldırmak için parametrelerini ayarlamaya çalışmaktadır.
- **Yeniden-Örgütlenme (*Reorganization*) Davranışı.** Bir etmenin önceki davranış katmanlarında eğer *kullanışsızlık* veya *yetersizlik* İOD'leri ile karşılaşılırsa bunlar ayarlama yapılarak ortadan kaldırılamazlar, dolayısıyla bu etmen ortamıyla ve/veya diğer etmenlerle olan etkileşim yolunu değiştirmeye çalışır. Örneğin, diğer etmenlerle olan etkileşim yöntemini değiştirebilir veya farklı etmenlerle yeni ilişkiler kurmaya çalışabilir.
- **Evrim (*Evolution*) Davranışı.** Bu, diğer katmanlardan gelen (daha özel olarak yeniden-örgütlenme hatalarından gelen) herhangi bir problemi çözmek için gerçekleştirebileceği son tür değişikliktir (bakınız Şekil 4.2). Evrim eylemleri sistemin açıklığını ilgilendirir ve yeni etmenlerin yaratılmasından veya etmenin kendini kaldırmasından oluşur. Yeni etmenler genellikle

yeniden-örgütlenme süreci kullanışsızlığı çözmek için yeni etmenler bulamadığında yaratılırlar. Etmennin kendini-kaldırması, etmen tamamen kullanışsız olduğunda gerçekleştirilebilir.

Şurası bir gerçektir ki, model işbirlikçi davranışlar olduğu ve işbirlikçi-olmayan durumlar saptanırken algıladığı bilgiye göre sürekli olarak evrimleşmektedir. Bununla beraber, bu uyarlanma geçici (tamamen anlık) değildir çünkü işbirlikçi durumlar geçmişte öğrenilen durumlarla tutarlı kalmak zorundadır. Yani, AMAS teorisine göre modelin hareketsiz bir duruma yakınsaması beklenmektedir. Bu duruma bir kez ulaşıldığı zaman, işbirlikçi davranışlar devre dışı bırakılabilir ve hatta kaldırılabilir, ve geriye bir tek düşük davranış kalır.

Buna ek olarak, şurası not edilmelidir ki işbirlikçi bir etmen kendisi dahil komşuluğundaki en *kritik* etmene yardım etmeye çalışmaktadır. Belirli durumlarda, bilginin faydalı olacağını düşündüğü etmenlerle kendiliğinden iletişim kurmaktadır.

4.2.5 Etmenlerin Kritikliği

Kendini-örgütleyen sistemler, durağan global bir örgütlenmeye veya bir dengeye veya hareketsiz bir duruma ulaşabilirler (Serugendo et al., 2011). AMAS'te, denge yerel bir bakış açısından *kritiklik* bir tür yayılımı olarak nitelendirilir. İşbirlikçi bir etmen için, *kritiklik* kendi hedefiyle ilgili tatminsizlik derecesini göstermektedir. Bir diğer deyişle, *kritiklik* bir etmenin hedefinden ne kadar uzakta olduğunu göstermektedir. Komşu etmenlerin kritikliklerini bilmek etmenin çevresinde etmenlerin zorda olanlarını belirlemesine olanak vermektedir. Bu bilgiyi kullanarak bir etmen (kendisi dahil) en aksak etmene en uygun işbirlikçi davranışı seçerek yardımcı olabilmektedir. Böylesine bir mekanizma, AMAS'i bütün işbirlikçi etmenlerin tatminkarlık seviyesinin (*kritiklik*) hemen hemen aynı olduğu bir denge durumuna yakınsamasına yol açar.

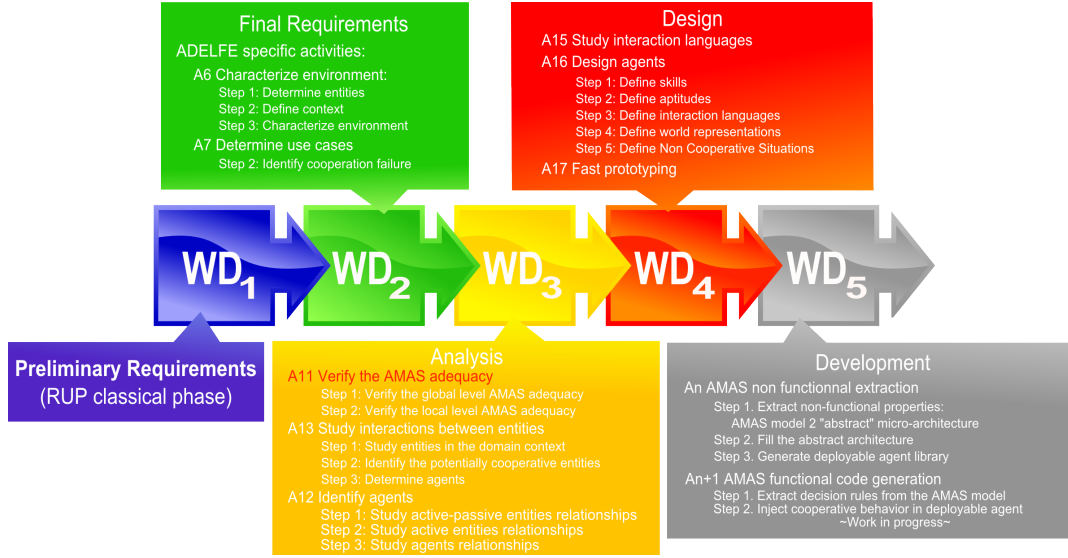
a_i etmeninin t anındaki *kritiklik* değeri bir $c_{a_i}(t)$ kritiklik fonksiyonu kullanılarak hesaplanır. Bu fonksiyon, 0.0 değerinin en yüksek tatmin seviyesini ve 100.0 değerinin de en düşük tatmin seviyesini belirttiği 0.0 ile 100.0 arasında değişen bir değer döndürebilmektedir. Kritiklik fonksiyonları için tek bir formül yoktur. Bir kritiklik fonksiyonu, etmenin içsel parametreleri ve durumu kullanılarak tanımlanabilir: örneğin, doğru içsel parametrelere sahip bir etmenin hedefine daha yakın olduğu ve dolayısıyla halen doğru parametre değerlerine arayan bir etmenden daha az kritik olduğu söylenebilir; veya işbirlikçi-olmayan bir durumda olan etmenin işbirlikçi durumda olan bir etmene göre daha kritik

olduğu söylenebilir. Bununla beraber, değerlendirme yöntemleri ve *kritikliğin* hesaplanması her işbirlikçi etmen türüne özeldir ve dolayısıyla alandan alana değişebilir. Bu nedenle, probleme, alana ve kısıtlara göre her işbirlikçi etmen türü için en uygun kritiklik fonksiyonunu belirlemek tasarımcının sorumluluğudur.

4.3 ADELFE Metodolojisi

Problemin çözümü için AMAS teorisi kullanılmaya karar verildiği zaman, kendini-örgütleyen sistemimizi sorunsuz bir şekilde tasarlamak ve geliştirmek için uygun bir sistematik yaklaşımın izlenmesi gerekmektedir. Son derece devingen bir ortamda kendini uyarlama yeteneği olan bir yazılım geliştirmek yukarıdan-aşağıya olan yaklaşımlardan farklı olan tittiz bir tasarım gerektirir. Aslında, AMAS sistemin farklı parçalarına ve etkileşimlerine odaklanmakta ve sistemin global işlevi bu etkileşimlerden doğmaktadır. BDI ve FIPA gibi iyi bilinen etmen mimarilerini temel alan GAIA, DESIRE, veya INGENIAS gibi farklı yöntemler (Henderson-Sellers and Giorgini, 2005; Bergenti et al., 2004) zaten geliştirilmiştir. Ayrıca, Özelleştirilmiş Birleşik Süreç (*Customized Unified Process*) (De Wolf, 2007), MetaSelf (Di Marzo Serugendo et al., 2010), Genel Yöntem (*the General Methodology*) (Gershenson, 2007), Benzetim Güdümlü Yaklaşım (*the Simulation Driven Approach*) (Gardelli et al., 2008) ve Tropos4AS (Morandini et al., 2008) gibi *beliren* davranışlar sergileyen çoklu-etmen sistemleri hedef alan bazı yöntemler bulunmaktadır. Bununla beraber, bu yöntemler ne yeterince olgundurlar ne de AMAS teorisinin ilkelerini temel alan işbirlikçi etmenleri tümleştirmek için uygundurlar. Bu gözleme dayanarak, ADELFE yöntemi (Bernon et al., 2002; Bernon et al., 2003; Picard, 2004; Bernon et al., 2005; Rougemaille et al., 2008) geliştirilmiştir. ADELFE, tasarımcıların AMAS teorisi ve belirme kavramını temel alan karmaşık, açık ve dağıtık sistemleri geliştirme sürecinde rehberlik eden bir araçtır. ADELFE, bazı iyi bilinen araçları ve nesneye yönelik yazılım mühendisliğinden gelen Birleşik Modelleme Dili (*Unified Modeling Language - UML*) ve Rational Birleşik Süreci (*Rational Unified Process - RUP*) (Kruchten, 2000) gibi gösterimleri temel almaktadır.

ADELFE yöntemi, kendini-örgütleyen sistemlerin mühendisliği için olan en tam yöntemlerden birisidir (Bernon et al., 2011) ve herbiri farklı adımlara (S) bölünmüş etkinlikler kümesi (A) içeren beş aşamaya bölünmüştür (Şekil 4.3). ADELFE, AMAS tasarlamaya adandığı için RUP'a özel etkinlikler eklenmiştir. Bu bölümde, klasik sistem mühendisliği için kullanılan diğer RUP etkinlikleri tanımlanmazken yalnızca kendini-örgütleyen sistemlere özel olan etkinlikler detaylandırılmıştır; bununla beraber, ADELFE'nin tam bir tanımı kendi veb



Şekil 4.3: ADELFE yönteminin süreci (Rougemaille et al., 2009).

sitesinde bulunmaktadır¹⁵. Bu etkinlikler aşağıda listelenmiştir.

Son gereksinim (*final requirements*) çalışması esnasında (WD2):

- A_6 Ortamın nitelendirilmesi (*Characterization of the environment*): Bir sistemin uyarlanma süreci onun ortamıyla olan etkileşimlerine bağlı olduğundan, ortam AMAS teorisinde merkezi bir yere sahiptir.
- $A_7 - S_2$ İşbirliği hatalarının tanımlanması (*Identification of the cooperation failures*): AMAS'te çalışan işbirlikçi etmenlere odaklanabilmek için, bu etkinliğin amacı kullanım durumlarını ve İOD'leri tanımlamaktır.

Çözümleme (*analysis*) aşaması esnasında (WD3):

- A_{11} AMAS uygunluğunun doğrulanması (*Verification of the AMAS adequacy*): Her sistemin AMAS ile geliştirilmesi gerekmektedir. WD3'teki ilk adım dolayısıyla tasarımcılara işbirliği kullanarak kendi-örgütlenme yapmanın kullanışlı olup olmayacağını doğrulamaları için yardım etmektedirler (A11). Bu doğrulamanın hem sistem (global) seviyesiyle hem de eleman (veya yerel) seviyesiyle ilgili belirli sayıdaki sorulara cevap verilerek yapılması için bir araç geliştirilmiştir (Şekil 4.4).
- A_{12} İnşa edilmekte olan sisteme dahil edilen etmenlerin tanımlanması (*Identification of the agents that are involved in the system being built*):

¹⁵<http://www.irit.fr/ADELFE>

Şekil 4.4: AMAS uygunluk aracının arayüzü.

Bu etkinlikteki amaç, hangilerinin olası işbirlikçi elemanlar olarak (A12-S2) düşünülebileceğinin değerlendirilmesi için WD2-A6-S2’de belirlenen etkin elemanları (A12-S1) çalışmaktır. İşbirlikçi bir eleman belirli bazı özellikler sergilerler: özerklik, yerel hedef takip etmek, diğerleriyle etkileşme veya pazarlık yapabilme yeteneği, ortamı kısmen görmek.

- $A_{13} - S_3$ Etmenler arasındaki ilişkilerin çalışılması (*Study of the relationships between agents*): Pasif elemanlar, etkin elemanlar ve etmenler bir kere tanımlandıktan sonra, tasarımcı onların ilişkilerini çalışmalıdır (A13-S3). Bunu yapmak için, tasarımcı her olası işbirliği hatasının açıklayıcı yorumlarla vurgulandığı sıradüzen diyagramları kullanarak bazı senaryolar tanımlamalıdır.

Tasarım (*design*) aşaması esnasında (WD4):

- A_{15} Etkileşim dillerinin çalışılması (*Study the interaction languages*): Bu etkinlikte, etmenlerin nasıl etkileştiği çalışılır. A7 ve A13’te tanımlanan senaryolar için, etmenler arasındaki bilgi alışverişleri protokol diyagramları ile tanımlanır.

- A_{16} *Bu etmenlerin tasarımlarının bitirilmesi (Complete the design of these agents)*: AMAS'teki bir etmenin davranışlarını oluşturan farklı kısımları vardır: beceriler, eğilimler, etkileşim dili, dünya gösterimleri, işbirlikçi-olmayan durumlar ve kritiklikler.
- A_{17} *Hızlı ilkörnekleme (Fast prototyping)*: Bu etkinlik çoğunlukla bu etmenlerin davranışlarının istenen olup olmadığının doğrulanması ve etkileşimlerinin sonuçlarının gözlenmesi için gerekmektedir.

Geliştirim (*development*) aşaması esnasında (WD5), ana rehber ilke *ilgilerin ayrılmasıdır*. Aslında, bu adım iki altadıma ayrılmaktadır:

- A_n *Etmenin işlevsel-olmayan kısmının çalışılması (Study the non-functional part of the agent)*: Bu adım, etmenin temel mekanizmalarını tanımlamakta ve tasarlanan etmenlerin dağıtılabilir bir kütüphanesini türetmektedir.
- A_{n+1} *Etmenin işlevsel kısmının çalışılması (Study the functional part of the agent)*: Bu adım, etmenin davranışlarını (işbirliği ve karar kuralları) dağıtılabilir etmen kütüphanesi ile tümleştirmektedir.

ADELFE (Bernon et al., 2011) gibi bir yöntemin birkaç yıldır yapılan deneyler, birçok kendini-örgütleyen projeler (örneğin, bir Intranet sistemi tasarımı, zaman çizelgesi problemi, mekanik bir kendini-tasarlayan sistem vb.) ve UPETEC Ltd¹⁶ şirketinin mühendisleri tarafından kullanımı iyi sonuçlar göstermiştir.

Bu etkinlikler dışında, kendini-uyarlayan bir sistem tasarlarlarken tasarımcının aklında tutması gereken en önemli şeylerden birisi etmenlerin yalnızca ortamlarıyla ilgili yerel bir bakışlarının olduğu ve çıkarsamalarını sistemin başarması gereken toplu işleve göre temellendirmemeleri gerektiğidir.

Buraya kadar, kendini-örgütleyen bir sistem gelişmek için olan AMAS, yöntemiyle birlikte, sunulmuştur. Buradan sonra ise, eksik olan şey arzu edilen kendini-örgütleyen sistemi gerçekleştirmek için uygun bir benzetim aracının seçimidir. AMAS, kendini-örgütleyen modelleri tasarlamak için etmen-tabanlı bir yaklaşım olduğundan, benzetim literatürüne göre, bir AMAS'ı benzetmek bir tür etmen-tabanlı modelleme ve benzetim (ETMB) yapmaktır. Sonraki bölüm, dolayısıyla, genel olarak ETMB'ye ve ETMB geliştirme araçlarına odaklanmaktadır.

¹⁶<http://www.upetec.com/>

4.4 Etmen-tabanlı Modelleme ve Benzetim (ETBM)

Bölüm 3’de ortaya konulduğu gibi, bu tezin amacı insan sinirsel yollarını *kendini-örgütleme* kullanarak *benzetmektir*. Önceki bölümde (Bölüm 4.2), bu tezin kendini-örgütlemeye olan yaklaşımı olan AMAS teorisini sunulmuştur.

ETMB, karmaşık sistemleri modellemek için yeni bir yaklaşımdır ve birbirleriyle etkileşen özerk etmenlerden oluşmaktadır (Macal and North, 2006). ETMB, karmaşık sistemleri çözümlemek, teorileri ve karmaşık sistem modellerini değerlendirmek için artan bir şekilde kullanılmaktadır. ETMB, sosyal ve ekonomik benzetimi, biyolojik sistemleri (Sun et al., 2012), trafik ve kalabalık benzetimini ve diğer alanları (Heath et al., 2009; Macal and North, 2006) içeren geniş bir alan çeşitliliğinde kullanılmaktadır. Biyolojik sistemler bakış açısından, kendini-örgütleme ve belirme mekanizmaları ile düzenlenen ETMB’ler biyolojik sistemleri tasarlamak için etkin bir yoldur (Di Marzo Serugendo et al., 2005), çünkü biyolojik bir sürecin farklı elemanlarını bağımsız hesaplama elemanlarıyla (etmen) ilişkilendirmek mümkündür (Amigoni and Schiaffonati, 2007).

Bu bağlamda, kendini-örgütleyen etmenlerle insan sinirsel yollarının benzetimine uygunluk iddiamızı güçlendirebilmek için öncelikle ETMB biyoloji alanında konumlandırılmıştır (Bölüm 4.4.1). Sonra, işin pratik yönünde kullanılmakta olan birçok etmen-tabanlı benzetim olmasından dolayı (Nikolai and Madey, 2009), sil baştan yeni bir benzetim aracı gerçekleştirmek yerine, literatürde bulunan ETMB benzetim araçlarından birisinin kullanılmasına karar verilmiştir (Bölüm 4.4.2). Son olarak, güvenilir benzetimler yapabilmek için hayati olduğundan ETMB’de doğrulama, geçerleme ve testin nasıl yapılabileceği tartışılmıştır (Bölüm 4.4.3).

4.4.1 Biyolojide ETMB

ETMB biyolojik sistemlerin birçok bağımsız ama etkileşen elemana ayrıştırılmasına izin verdiği için, ETMB’nin biyolojik sistemler için kullanımı yaygındır (Amigoni and Schiaffonati, 2007; Merelli et al., 2007). Temel olarak, ETMB’nin biyolojide kullanılmasının sebepleri iki yönlüdür (Amigoni and Schiaffonati, 2007):

- *Biyolojide ETMB, bilgi elde etmeyi, işlemeyi ve tümleştirmeyi desteklemek için kullanılabilir.* Bir diğer deyişle, ETMB çeşitli deneylerden elde

edilen bilgileri toplamak için kullanılabilir ve biyolojik süreçleri anlamamıza yardımcı olabilirler.

- *ETMB, biyolojik sistemlerin benzetimini yapmak için kullanılabilir.* Dolayısıyla, bilinmeyen kısımlar için test edilebilir hipotezler geliştirilmesi mümkün hale gelmektedir.

İlerleyen paragraflar, ETMB'nin bu sebepleri destekleyen özelliklerini açıklamaktadır.

Biyolojik sistemler doğal olarak kendini-örgütleyen sistemlerdir (Camazine et al., 2001). Bir sisteme, eğer *yalnızca bileşenleri yoluyla oluşabilen ortam karışıklıklarını bileşenleri arasındaki topolojik, yapısal veya işlevsel ilişkileri hiçbir dış güce gereksinim duymadan yeniden düzenleyerek kendini yeniden örgütleyebiliyor* ise *kendini-örgütleyen* denilebilir (Gardelli et al., 2009). Kendini-örgütleme, problemin karmaşıklığının bütün sistemi değil bireysel etmenlerin davranışları dikkate alınarak azaltılmasına izin vermektedir. ETMB'nin kendini-örgütleyen sistemleri benzetmek için uygun olduğu genişçe kabul görmüştür (Macal and North, 2006). Örneğin, biyolojik sistemleri benzetirken bir etmen, biraraya konduklarında global bir fenomen sergileyen bio-elemanları ifade etmek için iyi bir soyutlamadır.

Biyolojik sistemleri benzetirken ortamın iki önemli rolü vardır (Klügl et al., 2004). İlk olarak, benzetimin ortamı modellemek için kullanılabilmesidir. Gerçek bio-elemanlar doğal olarak devingen karmaşık biyolojik ortamlarda çalışmaktadırlar. Dolayısıyla, biyolojik sistemlerin davranışı benzetilirken bu devingenliğin dışsal bir şekilde modellenmesi gerekmektedir (Helleboogh et al., 2007). İkincil olarak, ortamın benzetim için kullanılabilmesidir. ETMB bir benzetim ortamında çoklu-etmen sistemlerinin benzetilmesi olarak görülebileceğinden, benzetimlerde modellenen ortam her zaman en az etmenler kadar dikkatli bir şekilde geliştirilmesi gereken bir ilk sınıf eleman olması gerekmektedir (Klügl et al., 2004). Bu, etmenlerin ortamı seçim ve kendini-örgütleme sürecine rehberlik ettiğinden özellikle kendini-örgütleyen çoklu-etmen sistemleri için doğrudur. Dahası, biyolojik sistemlerin çalışılabilmesi davranışlarının araştırmaya yönelik deneylere gereksinim duymaktadırlar. Benzer şekilde, böyle sistemlerin benzetim modellerinin beklenildiği gibi davranıp davranmadığının araştırılabilmesi için defalarca çalıştırılması gerekmektedir. Sonuç olarak, benzetim sonuçlarını değerlendirenilmek için, benzetim çalıştırımından elde edilen veriler ile deneylerden toplanan verilerin karşılaştırılması gerekmektedir. Böyle bir durumda, ortam, çözümlenebilecek

ve gerçek verilerle karşılaştırılabilecek sonuçlar elde edebilmek için ayarlama amacıyla kullanılabilir (Bandini and Vizzari, 2006). Böyle bir ortam denetimi ortam etmenleri kullanılarak yapılabilir (Gardelli et al., 2008).

Bununla beraber, etmen-tabanlı bir modeli çalıştırmak kolaydır ama çözümlmek kolay değildir (Richiardi et al., 2006). Küçük ölçekli benzetimler için bile, modelin geniş parametre uzayı ile başa çıkmamız gerekmektedir. Dolayısıyla, parametreler etmen platformlarının en iyi davranışını bulabilmek için ayarlanmalıdır. Bu en iyi davranış, global davranış etkileyecektir. Ancak, bir referans araç ile desteklense bile, ayarlama süreci biraz zaman harcayıcı olabilir. Şurası açıktır ki parametrelerin otomatik olarak ayarlanması için teorilere ve araçlara gereksinim bulunmaktadır. Son zamanlardaki bazı çalışmalar etmen-tabanlı benzetim modellerinin parametrelerinin otomatik ayarlanması problemine işaret etmektedirler (Bonjean et al., 2009; Montagna and Roli, 2009; Gardelli et al., 2009; Terano, 2007; Fehler et al., 2006).

Sözü edilen açık üstünlüklerinin yanında, ETMB'yi biyolojide kullanırken ki ana problem elde edilen sonuçlara ne kadar güvenilebileceğidir (Amigoni and Schiaffonati, 2007). Bir diğer deyişle, elde edilen sonuçların geçerlenmesindeki zayıflık ETMB'ye güvenmeyi zorlaştırmaktadır. Bunun sebebi, temel teori eksikliğidir. Dahası, elde edilen deneysel veri aralıklıdır ve dolayısıyla benzetimden elde edilen sonuçların doğrudan karşılaştırılması bazen zordur. Bu sorunun üstesinden gelmek, sözü edilen ayarlama mekanizmalarının geliştirilmesini ve biyologlar ve bilgisayar bilimcilerinin daha yakın işbirliklerini gerektirir (Fisher and Henzinger, 2007).

4.4.2 Etmen-tabanlı Benzetim Platformları

ETMB'nin pratik tarafında, kullanılmakta olan birçok etmen-tabanlı benzetim platformu bulunmaktadır (Lytinen and Railsback, 2012; Nikolai and Madey, 2009; Heath et al., 2009; Railsback et al., 2006; Tobias and Hofmann, 2004). Yaygın olarak kullanılan ETMB platformlarının çoğu, kendisini gerçekleştiren bir kütüphaneye beraber bir çerçeve (ETMB'leri tasarlamak ve tanımlamak için standart bir kavramlar kümesi) ve benzetim araçları sağlayan “çerçeve ve kütüphane” paradigmasını takip etmektedirler (Railsback et al., 2006).

Geniş olarak, geliştirim dilleri bakımından bu platformları ikiye kategoriye ayırabiliriz: (1) kendi programlama diline sahip olanlar, ve (2) genel amaçlı bir programlama dili kullananlar. İlk kategorinin bilgisayar bilimcisi olmayan

bilimadamları tarafından kullanılması amaçlanmaktadır. Bu platformlara örnek olarak Logo ailesi platformlar (örneğin, StarLogo (Resnick, 1997), NetLogo¹⁷ (Sklar, 2007) ve ReLogo¹⁸ - Logo'nun bir Repast (North et al., 2006) sürümü) ve Gama platformu¹⁹ (Taillandier et al., 2012) verilebilir. İlk grup Logo dilini (1960'lı yıllarda temel olarak eğitim için geliştirilmiş bir bilgisayar dili (Papert, 1993)) ve ikinci grup da GAML modelleme dilini kullanmaktadır. Bütün bu platformların genel amaçları dillere göre kullanımı daha kolaydır ve programa otomatik olarak bağlı olan animasyonlu görüntüleri, grafik denetimler ve diyagramları vardır. Bu platformlar daha şık ve kullanımları daha kolay olduğu halde, benzetim geliştiricilerini kendi programlama dilleriyle kısıtlamaktadırlar. Özelleştirilmiş ve alt-seviye programlama için (örneğin, *özerk* etmenler geliştirmek imkansızdır) uygun değildirler.

İkinci kategori platformlar Java, C, C++ veya Objective-C gibi genel amaçlı programlama dillerini kullanırlar. Dolayısıyla, bunlar çok daha karmaşıktırlar ve daha fazla programlama bilgisi ve paketler, sınıfyolları, bağımlılıklar, nesneye-yönelik programlama gibi bilgisayar bilimci veya programcı olmayan biris için zorlukları olan bilgiler gerektirirler. Amacımızın bir AMAS benzetmek olduğunu hatırlayacak olursak, şurası açıktır ki kritiklik fonksiyonu, geribildirim mekanizmaları vb. gibi özel gereksinimleri olan işbirlikçi *özerk* etmenler geliştirebilmek için ikinci kategoriden bir benzetim aracı seçmeliyiz. Bu platformların iyi bilinen örnekleri olarak Swarm²⁰ (Minar et al., 1996), Repast²¹ (North et al., 2006) ve MASON²² (Luke et al., 2005) gösterilebilir. Swarm platformunun kütüphaneleri Objective-C ve Java'da yazılmıştır. Objective-C Swarm'un dezavatajı temel olarak Objective-C dilinden kaynaklanmaktadır: kullanıcı dostu bir geliştirim ortamının eksikliği, zayıf hata ele alma ve "çöp toplama"nın eksikliği (Railsback et al., 2006). Bu bağlamda, Java-tabanlı benzetim araçları daha iyi adaylar gibi gözükmektedirler. Swarm'un bir Java gerçekleştiriminin de olmasına rağmen, Java Swarm, Swarm'un Objective-C kütüphanelerini Java'dan kullanmaya olanak veren basit bir Java sınıfları kümesidir ve dolayısıyla Objective-C ile ilgili problemler aynen mevcuttur. Repast, Swarm'un Java gerçekleştirim olarak başladı ama Swarm'dan önemli bir ölçüde farklılaşmıştır. Repast, coğrafi ve ağ işlevleri vb. için birçok sınıf içermektedir (Railsback et al., 2006). MASON, bir Java platformu olarak geliştirilmektedir. Bununla beraber, Repast daha olgundur ve MASON'a göre yaygın kullanılan bir benzetim aracıdır.

¹⁷<http://ccl.northwestern.edu/netlogo/>

¹⁸http://repast.sourceforge.net/repast_symphony.html

¹⁹<http://code.google.com/p/gama-platform/>

²⁰<http://www.swarm.org>

²¹<http://repast.sourceforge.net>

²²<http://cs.gmu.edu/~eclab/projects/mason/>

Sonuç olarak, Repast en tam ve yaygın kullanılan platform olduğundan, AMAS modelini gerçekleştirmek için o seçilmiştir. Bununla beraber, bütün etmen-tabanlı benzetim araçları için doğru olduğu gibi, Repast da modellerin doğrulanması, geçerlenmesi ve testinin desteği açısından eksiktir. Böyle bir destek, eğer oyuncak modeller yerine güvenilir gerçekçi modeller inşa edilmek isteniyorsa çok önemlidir. Sonraki altbölüm bu gereksinimin üstesinden nasıl geldiğiyle ilgilenmektedir.

4.4.3 ETMB Modellerinin Geçerlenmesi, Doğrulaması ve Testi

Benzetim modellerinin geçerlenmesi, doğrulanması ve testi (GDT), benzetim araştırmalarının ana boyutlarından birisidir. (Balci, 1994)'nın belirttiği gibi, model doğrulama *doğru modelin* inşa edilmesiyle ilgiliyken model geçerleme *modelin doğru* inşa edilmesiyle ilgilidir. Model testi, modellerin doğrulama ve/veya geçerlemesini yapabilmek için yürütülebilecek genel bir tekniktir. Model testi, modelde tutarsızlıklar olduğunu göstermektedir ve modeldeki mevcut hataları ortaya çıkartmaktadır. Model testinde, test verisi veya test durumları modelin doğru işleyip işlemediğine yöneliktir (Balci, 1995).

Geleneksel GDT teknikleri (Sargent, 2005) ETMB'ye kolaylıkla aktarılamamaktadır. Mevcut bazı çabalar vardır (Terano, 2007; Klügl, 2008; Niazi et al., 2009; Pengfei et al., 2011; Railsback and Grimm, 2012), ama bu çalışmalar model test süreci ile doğrudan ilgilenmemektedirler ve model testi süreci boyunca geçerleme ve doğrulama yapabilmek için önerilmiş hiçbir model testi çerçevesi bulunmamaktadır. Bu gözleme dayanılarak, model test sürecini kolaylaştırmak için etmen-tabanlı benzetim modellerine yönelik bir test çerçevesi inşa edilmiştir (Gürçan et al., 2013a; Gürçan et al., 2011). Test çerçevemiz, etmen-tabanlı benzetim modelleri diğer çoklu-etmen sisteminin aksine daha çok gerçekleştirimleriyle ifade edildiklerinden bu modellerin gerçekleştiriminin testine odaklanmıştır. Şurası açıktır ki, etmen-tabanlı benzetim modellerine olan güvenin model testi ile artırılması ETMB'nin olası bir modelleme devrimi (Bankes, 2002) olmaktan çıkıp gerçek bir modelleme devrimi olmasına katkı sağlayacaktır. Ayrıca, bu test aracı ADELFE'nin etmen davranışlarının doğrulandığı *A₁₇ Hızlı ilkörnekleme* etkinliğinin bazı adımlarını değiştirmektedir (bakınız Bölüm 4.3).

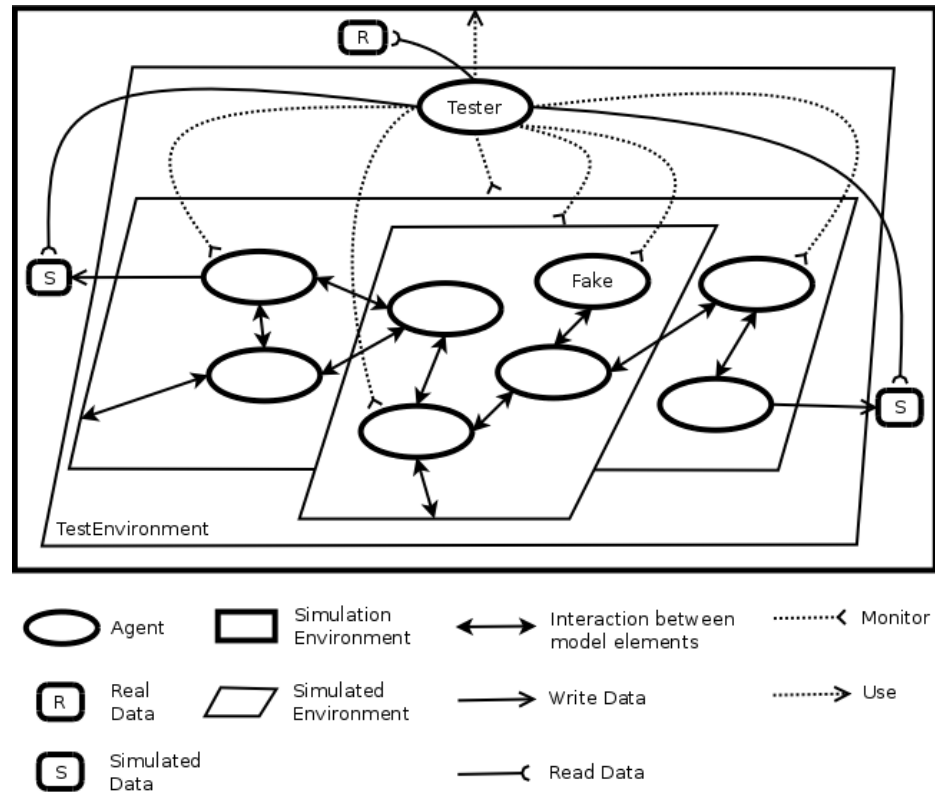
Aşağıda, sözü edilen etmen-tabanlı benzetim test çerçevesinin kavramsal modeli verilmektedir. Aracın gereksinim çözümlemesi, iç mimarisi ve gerçekleştirmesi hakkında daha fazla detay için (Gürçan et al., 2013a) veya (Gürçan

et al., 2011)'a bakınız.

ETMB'nin model testini yapabilmek için özel mekanizmalar sağlayan genel bir test çerçevesi tasarlanmıştır. Yukarıda söz edildiği gibi, test yapmak test edilen modelin çalıştırılmasını gerektirmektedir. Bu bağlamda, test için tasarlanan her özel modele bir Test Senaryosu (*Test Scenario*) denilmektedir. Bir Test Senaryosu, en az bir tane (seviyeye ve gereksinime bağlı olarak) test edilen Model Elemanı'na (*Model Element*), test sürecini yürütmek için özel bir etmene (Test Etmeni - *Tester Agent*), diğer gerekli Model Elemanları'na, bu elemanların kullandığı veri kaynaklarına (*data sources*) ve bütün bu elemanları barındıran özel bir benzetim ortamına (Test Ortamı - *Test Environment*) ihtiyaç duymaktadır (bakınız Şekil 4.5). Ayrıca test sürecini kolaylaştırmak için bir veya daha fazla sahte elemana (gerçek elemanlar gibi davranan elemanlar) ihtiyaç duymaktadır. Her Test Senaryosu belirli gereksinimler için tanımlanmakta ve gerekli olan test durumlarını, etkinlikleri ve sıradüzenlerinin ve gözlenme gereksinimlerini içermektedir. Test Senaryolarını çalıştırabilmek için, Senaryo Çalıştırıcı (*Scenario Executer*) adında başka bir kavram tasarlanmıştır. Senaryo Çalıştırıcı, her Test Senaryosunu farklı ilklendirmelerle farklı öntanımlı süreler için çalıştırabilmektedir.

Test Etmeni, test edilebilen elemanların izlenmesi, onlardan bilgi toplanması ve bu bilginin test edilen elemanların beklenildiği gibi davranıp davranmadığının denetimi için değerlendirilmesinden sorumludur. Farklı koşulların değerlendirilmesi için, Test Etmeni bir Önmeler (*Assertions*) kümesi kullanır. Test Etmeni, Test Senaryosu'nun çalıştırımı esnasında her temel elemana erişebilmektedir. Bununla beraber, bu temel elemanların hiçbirisi onun farkında değildirler. Yani, senaryodaki diğer elemanların nasıl davrandığını etkilememektedir. Bu özelliği sağlayabilmek için, Test Ortamı (*Test Environment*) adını verdiğimiz özel bir Benzetilen Ortam (*Simulated Environment*) tasarladık. Test Etmeni dahil, senaryonun bütün Model Elemanları, bu ortam içerisinde bulunmaktadır. Bununla beraber, Test Etmeni dışında, diğer hiçbir elemanın Test Ortamı'ndan haberleri yoktur.

Tanımlanan bir diğer özel mekanizma test sürecini kolaylaştırmak için Sahte Etmen'ler (*Fake Agent*) ve Sahte Ortam'lar (*Fake Environment*) denilen özel elemanların kullanımıdır. Bu elemanlar özellikle gerçek elemanın senaryo çalıştırımı için pratik olmadığı veya imkansız olduğu durumlarda kullanışlıdır. Bu elemanlar, geliştiricinin test edilen elemanların kendilerinin çeşitli durumlarına uygun bir şekilde yanıt verip vermediğini keşfetmesine izin verirler. Örneğin, bir model elemanın etkileşim protokolünü test etmeyi hedefleyen *mikro-seviye* bir test için, amaç etkileşim protokolüne odaklanmak olduğundan model elemanlarının



Şekil 4.5: Bir test senaryosu için aydınlatıcı örnek. Şekilde gösterildiği gibi, test senaryosunun ana elemanları şunlardır: test etmeni, sahte etmenler, etmen-tabanlı benzetim modellerinin temel elemanları (etmenler, benzetilen ortam ve benzetim ortamları) ve üretilen/kullanılan veriler. *Test Etmeni*, bütün bu elemanlardan bilgi toplayabilme yeteneğine sahiptir. Bu test senaryosu, şekilde gösterilmemiş olan bir senaryo çalıştırıcı tarafından çalıştırılır.

gerçek gerçekleştirimlerinin kullanılmasına gerek yoktur. Bu bağlamda, Sahte Etmenler gerçek etmenlerin davranışlarını kontrollü bir şekilde taklit ederler ve basitçe önceden ayarlanmış mesajları gönderip önceden ayarlanmış cevapları verirler. Benzer şekilde, Sahte Ortamlar gerçek benzetilen ortamların davranışlarını kontrollü bir şekilde taklit ederler ve etmenleri kendi benzetilen ortamlarından bağımsız bir şekilde test etmek için kullanılırlar. Çoklu-etmen sistemleri literatüründe test yapmada alay (*mock*) terimi de kullanılıyor olsa da (Coelho et al., 2006), nesneye-yönelik programlamada da “sahte” ve “alay” arasında bir fark olduğundan biz gerçek-olmayan elemanları tanımlamak için “sahte” terimini “alay” terimine tercih edilmiştir. Sahte elemanlar daha basittirler ve bir nesnenin arayüzünü aynen gerçekleştirip önceden tanımlı cevaplar göndermektedirler (Feathers, 2004). Dolayısıyla sahte bir nesne sadece metod arayüzleri sağlamaktadırlar. Alaylar, öte yandan, biraz daha fazlasını yaparlar: metod gerçekleştirimleri kendileri hakkında önermeler içerebilmektedirler.

Buna ek olarak, model elemanları ilgili model elemanı için gerektiğinde veri üreten Veri Üreteç’leri (*Data Generators*) kullanabilmektedirler. Veri Üreteçleri, öntanımlı desenlerin sabit bir kümesinin üreten basit araçlar olabileceği gibi veri üretmek için (Burnstein, 2003)²³ istatistiksel desenler kullanan karmaşık araçlar da olabilirler.

Bu çerçevenin amacı model test sürecini kolaylaştırmaktır. Model testinde, yukarıda sözü edildiği gibi, sistemin girdileri ve çıktıları bilinmektedir. Bununla beraber, çıktının bilgisayar programlarıyla değerlendirilmesi her zaman için pratik değildir. Zaman harcatıcı olabileceği gibi gerçekleştirmesi zor da olabilmektedir. Ayrıca modelin ve/veya davranışının mantıklı olup olmadığının alan uzmanlarına sorulması yaygın bir davranıştır. Bu süreç, Sargent (Sargent, 2005) tarafından “yüz geçerlemesi” (*face validity*) olarak tanımlanmaktadır. Yüz geçerlemesi, ayrıca model çalışırken çeşitli performans ölçeklerinin grafiksel değerlerinin geçerlenmesini de içermektedir. Dahası, Benzetim Ortamı’nın (*Simulation Environment*) görsel ayarlarının görsel olarak testinin (ekran boyutu, yatay veya dikey boyutta satır bölünmesi olup olmadığı gibi (Railsback and Grimm, 2012)) de yapılması istenebilir. Bu bağlamda, genel test çerçevesine görsel bir test mekanizması da dahil edilmiştir. Temel olarak, Test Etmeni görsel bir çıktıyı geliştiriciye/testçiye gösterebilmekte ve onun bu görsel çıktıyı geçerlemesini isteyebilmektedir.

²³(Burnstein, 2003), *veri üreteçlerini yük üreteçleri* sistem seviye testlerde kullanılması amaçlandığından *yük üreteçleri* olarak tanımlanmaktadır. Bununla beraber, her seviyede kullanılabilmesi için biz *veri üreteçleri* terimini kullandık.

4.5 Sonular

Bu blmde ŗunlar tanıtılmıřtır:

- bu tezde nerilen *beliren sinirsel ađ modelinin* temelini oluřturan AMAS teorisi;
- bu teoriye adanmıř olan ve uyarlanan oklu-etmen sistemlerinin geliřtiriminde kullanılan ADELFE yntemi;
- ve nerilen *beliren sinirsel ađ modelinin* geliřtirimini kolaylařtıran etmen-tabanlı benzetim araları ve teknikleri.

İki konunun not edilmesi gerekmektedir. İlk olarak, AMAS teorisi bir oklu-etmen sistemindeki etmenlerin davranıřlarını ve mimarilerini tanımlayan zel bir teorik ereve sađlamaktadır. Ama yine de, bu teori bir problemle yzleřtirildiđinde yksek-seviyeli ve genel bir rehber olarak kalmaktadır. İlgili problemi zecek uyarlanabilir oklu-etmen sistemini inřa etmek iin bu teoriyi dođru bir řekilde rneklemek zordur. Problemini zmek iin en iyi rneklemeyi bulmak (teorinin ilkelerine sadık kalarak tabii ki) tasarımcının sorumluluđundadır. İkincil olarak, ADELFE ynteminin farklı adımları tasarımcıya sistemini tasarlamak iin rehberlik eder ancak ADELFE'nin genel dođasından dolayı belirli bir soyutlama seviyesinde kalarak. ok geniř bir uygulama alanına hitap edebildiđinden bu bir stnlktr ama aynı zamanda kullanılırken hem iřbirliki etmen hem de uygulama alanı uzmanlarının yardımına gereksinim duyduđundan bir zayıflıktır.

AMAS teorisi, bio-sre kontrol (Videau et al., 2011) ve bir maya hcresinin iřlevsel davranıřının benzetimi (Bernon et al., 2009) gibi eřitli biyolojik karmařık problemlerin zmnde bařarılı olmuřlardır. Bu, onu *sinaptik etkili bađlantısallık problemi* iin zelleřtirmede bizi motive etmektedir.

“‘Şans’ yalnızca cahilliği ifade eden bir kelimedir.”

Richard Dawkins, Bencil Gen

5 ÖNERİLEN ÇÖZÜM: BELİREN BİR SİNİRSEL AĞ MODELİ

Bu bölümün amacı, *sinaptik etkili bağlantısallık problemine* bir çözüm olarak önerilen *beliren sinirsel ağı*²⁴ tanıtmaktır. Bu tezin hedefi biyolojik bir süreci (insan sinirsel yollarının davranışını) benzetmek olduğundan, bu sistem, davranışın tanımlanması gerektiği bir topluluk olarak düşünülebilir (Bernon et al., 2011). Dolayısıyla ortamı, bu toplulukla etkileşebilecek bütün etmenleri içermektedir. Bunları tanımlamak için, bu tezin Bölüm 2’inde etraflıca verilen problem alanı hakkındaki bilgi çalışılmıştır. Bu çabanın sonucu, AMAS teorisine dayanan hesaplamalı beliren bir sinirsel ağ modelidir. Ağı oluşturan sinirlerin ve aralarındaki sinapsların sayılarının doğruluğu bu ağın kendini-inşa etmesinin sağlanmasıyla belirecektir. Model, ADELFE yöntemi ile çözümlenmiş, tasarlanmış ve gerçekleştirilmiştir. Okunabilirlik için ve bu çalışmada daha çok işbirlikçi etmenlerle ilgili adımlara odaklanmak seçildiğinden, bu bölüm ADELFE’nin sadece bu tez projesine uygulanan en önemli etkinliklerini göstermektedir.

Bu çaba şöyle özetlenebilir. Öncelikle, *sinaptik etkili bağlantısallık probleminin* AMAS uygunluğu doğrulanmıştır (Bölüm 5.1.1). Bu doğrulamadan sonra, AMAS-temelli sinirsel ağ modelimizin geliştirimi Bölüm 4.2’de tanımlanan tasarım yaklaşımı izlenerek başlamaktadır: 1) etmenlerin neler olduğunu belirle (Bölüm 5.1.5), 2) düşük davranışlarının neler olduğunu tanımla (Bölüm 5.1.5), 3) onların ne tür İOD’lerle karşılaşabileceklerini belirle (Bölüm 5.1.6) ve son olarak 4) işbirlikçi davranışlarının neler olduğunu tanımla (Bölüm 5.2.11).

5.1 Modelin Çözümlemesi

Çözümleme safhası, klasik nesneye-yönelik çözümlemeyle aynı amaçtır: sistemin gelişeceği ve etkileşen bileşenlerini yapılandıracağı alanı anlamak. Bununla beraber, uyarlamalı çoklu-etmen sistemleri bakış açısından, çözümeleme ayrıca AMAS teknolojisinin faydalı olup olmadığını ve hangi bileşenlerin kendilerinin de AMAS olarak görülebileceğini belirlemelidir.

²⁴Modelin temel tasarımı yapay kendini-örgütleyen sistemler topluluğu (Gürçan et al., 2012), hesaplamalı sinirbilimleri topluluğu (Gürçan et al., 2013b) ve yapay yaşam topluluğu (Gürçan, 2013) tarafından onaylanmıştır.

Şekil 5.1: AMAS uygunluk aracının *sinaptik etkili bağlantısallık problemi* ile ilgili bütün sorulara cevap verildikten sonraki arayüzü.

5.1.1 AMAS Uygunluğu Doğrulaması

Şurası açıktır ki, her sistemin AMAS teorisi ile geliştirilmesine gerek bulunmamaktadır. Şimdi, AMAS teorisinin nasıl işlediği akılda tutularak, *sinaptik etkili bağlantısallık probleminin* AMAS uygunluğu doğrulansın. Hem global hem de yerel seviyede AMAS gerçekleştirmenin faydalı olup olmadığına karar vermek için, Bölüm 4.3’de tanımlanan onbir soruya *sinaptik etkili bağlantısallık problemi* açısından yanıtlar verilmiştir. Her soru, sistem için gerekli olan bir özelliğin önemini “hayır”dan “evet”e kadar değişen bir cevap²⁵ ile değerlendirilmesine olanak verir:

- **Global görev tamamen belirtilmiş midir? Önceden bilinen bir algoritma var mı?** Hayır. Sinirbilimciler sinirlerin gerçek insan sinirsel yollarında nerede yer aldıklarını ve birbirlerine nasıl bağlandıklarını bilmeklerinden, tasarımcı önceden bir algoritma belirleyemez. Dahası, arama uzayı önceden bir çözümün bulunabilmesi için fazla büyüktür.
- **Global görevi çözmek için birçok bileşene gereksinim varsa eğer, bunların belirli bir sırada davranması gerekiyor mu?** Evet. Global görev

²⁵Böyle bir aralığa sahip olmak hiçbir şey bilmediğimiz anlamına gelmez, bu yalnızca cevabı ikili-olmayan bir biçimde değerlendirmek içindir.

(*makro-seviye* davranış) belirli bir sırada davranan (tamamen rastgele bir sırada olmayan) büyük sayıdaki sinirler tarafından gerçekleştirilmektedir.

- **Çözüm genelde tekrarlamalı denemelerle mi elde ediliyor, bir çözüm bulmadan önce farklı girişimlere gerek var mı?** Evet, sinirbilimciler sinaptik etkili bağlantısızlığı araştırmak için birçok denemeler (fiziksel deneyler) yapmaktadırlar.
- **Çalışılan sistemin ortamı devingen olabilir mi?** Evet. Doğal olarak, ortam duyu sinirlerinin rastgele uyarılması ve motor sinirlerin tonik ateşlemesinden dolayı devingendir.
- **Sistem işlevsel veya fiziksel olarak dağıtık mıdır? Global görevi çözmek için fiziksel olarak dağılmış birçok bileşene gerek var mı? Veya çözüm için kavramsal bir dağıtıklık mı gerekmektedir?** Evet. Doğal olarak, sinirlerin *mikro-seviye* davranışları global bir görevi çözecek *makro-seviye* bir davranış üretir ve mikro-seviyeden makro-seviyeye olan geçiş Bölüm 3’de söz edildiği gibi halen matematiksel argümanlara dayanmaktadır (Gerstner et al., 2012). Her ikisi de işlevsel ve fiziksel olarak dağıtıkır.
- **Çok sayıda bileşene gerek var mı?** Evet. Bir yandan, bir insan sinirsel yolağındaki sinirlerin sayıları yüzlerce (göreceli olarak büyük bir sayı) ile milyarlarca arasında değişmektedir. Öte yandan, sinirlerin *mezo-seviye* davranışlarına göre *mikro-seviye* davranışları hakkında daha fazla bilgi bulunmaktadır. Bunun bir sonucu olarak, sistemin bazı elemanları gruplanarak sayıları azaltılamamaktadır.
- **Çalışılan sistem çizgisel-olmayan mıdır? Yerel bir davranıştaki küçük bir değişimin global çıktıya büyük bir etkisi olabilir mi?** Evet. Sistemde bir sinirin (örneğin spaykları geciktirerek) yaptığı değişiklikler, *makro-seviye* toplu davranışlar üzerinde büyük bir etkiye sahip olabilmektedir.
- **Son olarak, sistem açık veya evrimsel mi? Yeni bileşenler devingen olarak belirebilir veya kaybolabilir mi?** Evet, kesin sayıları bilinmediğinden sinirler ağa eklenebilir veya ağdan çıkartılabilirler.
- **Bir bileşenin yalnızca sınırlı bir mantık yürütme süreci mi var?** Evet, bir sinirin sosyal ve fiziksel ortamı hakkındaki tam bir bilgisi bulunmamaktadır.
- **Bileşen “büyük” mü değil mi? Birçok şeyi yapabilir mi, çıkarsayabilir mi? Ya da görevini yapabilmesi için basit yeteneklere mi ihtiyacı var?** Hücre seviyesinde, bir sinir karmaşık bilişe gerek duymayan çok basit bir organizmadır.

- **Bir bileşenin davranışı evrilebilir mi?** Tam olarak değil. Sinirlerin sinaptik seviyede öğrenme ve uyarlanma yetenekleri (sinapsların kuvveti ve spaykların zamanlaması) olmasına rağmen, tamamen yeni davranışları öğrenme yetenekleri bulunmamaktadır.

Bu cevaplar verildikten sonra, AMAS uygunluk aracının arayüz penceresinin alt kısmındaki yargı elde edilmektedir. Bu sonuç Şekil 5.1’de gösterilmektedir: sinaptik etkili bağlantısallık problemi için özellikle global seviyede AMAS kullanmak uygundur. Dolayısıyla şimdilik hiçbir bileşenin tekrarlanan bir şekilde AMAS olarak tasarlanmasına gerek yoktur.

Bundan sonra, modelin geliştirimine AMAS teorisi örneklendirilerek devam edilebilir.

5.1.2 AMAS Teorisinin Örneklenmesi

AMAS teorisi bu tez projesinin özel gereksinimlerine ve kabullenmelerine göre örneklendirilmiştir. Bu örnekleme daha önce tanımlanan mekanizmanın (Bölüm 4.2) gerçekleştirilmesinin bir yoldur ve işbirlikçi etmenlerin İOD’leri işlenmesi için kullanılmaktadır.

5.1.3 Biçimsel Model Tanımı

Bizim yorumlamamıza göre, bir AMAS devingen sayıdaki özerk işbirlikçi etmenlerin bir kümesinden oluşmaktadır $\mathcal{A} = \{a_0, a_1, \dots\}$. Bir etmen a_i ’nin yaşam döngüsü boyunca bütün girdilerinin hiçbir belirsizlik olmaksızın anlaşıldığı kabullenilmiştir. Bununla beraber, girdilerin düzenlenmesi her zaman istenildiği gibi olmayabilir ve dolayısıyla bir etmen a_i işbirlikçi-olmayan $\neg c_{dec}$ durumlarını saptayabilir. Bu bağlamda, bir etmen a_i hatırlayabilir, unutabilir ve spontan olarak diğer etmenlerden gelen girdilerin istenilen veya istenilmeyen düzenlenişleriyle ilgili geribildirimler gönderebilir. Geribildirim mesajlarının kümesini $\mathcal{F}$ olarak belirttik ve bir geribildirim mesajı $f_{a_i} \in \mathcal{F}$ göndermeyi a_i etmeni f ’nin kaynağı ve $\mathcal{R} \subset \mathcal{A} \setminus \{a_i\}$ alıcı etmenlerin kümesi olmak üzere $send(f_{a_i}, \mathcal{R})$ şeklindeki eylemle modelledik. Bir geribildirim mesajı $f_{a_i} \in \mathcal{F}$, bir girdinin değerinin artırılmasıyla ($f_{a_i} \uparrow$), azaltılmasıyla ($f_{a_i} \downarrow$) veya değerin iyi olduğunun bilgilendirilmesiyle ($f_{a_i} \approx$) ilgili olabilir. Artırma ve azaltma geribildirim mesajları, (Bonabeau et al., 1999) tarafından tanımlanan *negatif geribildirim* benzerler ve bütün geribildirimlerin dengelenmesine katkıda bulunurlar. İyi

geribildirim mesajları ise, *pozitif geribildirim*lere benzerler ve yapıların yaratılışının tanıtımını yaparlar.

Bölüm 4.2’de sözü edildiği gibi, yaşam döngüsünün herhangi bir anında bir etmen tarafından bir İOD hakkında bir geribildirim alındığında, etmen bu durumun üstesinden gelecek şekilde veya işbirlikçi bir duruma geri dönebilmek için ondan kaçınacak şekilde davranmaktadır (Bernon et al., 2009). Bu, etmene öğrenme yeteneği sağlar ve dolayısıyla zararlı olan durumlara sürekli olarak uyarlanabilir. Bu sebeple, etmenlerin uyarlanma amacıyla kullandıkları davranışlara *işbirlikçi davranışlar* denilir. Bir etmenin *işbirlikçi davranışlarını* kullanarak bir İOD’nin üstesinden gelemediği durumda, bu durumun bilgisini f_{a_i} İOD ile geribildirim olmak üzere bir rahatsızlık seviyesi değeri $\psi_{f_{a_i}}$ ile izler ve f_{a_i} ’yi (veya onun bir yorumunu) onu ele alabilecek tüm veya bazı komşu etmenlerine gönderir. Bir İOD’nin işbirlikçi bir davranış kullanılarak üstesinden gelindiğinde, $\psi_{f_{a_i}}$ ’ye 0 atanır, aksi takdirde bu değer bir başka *işbirlikçi davranışın* çalıştırılmasına neden olacak olan bir rahatsızlık eşiğine erişilinceye değin 1 artırılır. Bu fikir, ulaşıldığında sistemde durumunda anlık değişimlere neden olan kritik bir eşiğin olduğu fiziksel kendini-örgütleyen sistemlere dayanmaktadır (Nicolis and Prigogine, 1977). Dolayısıyla, işbirlikçi davranışlar tipik olarak büyük ayarlamaların olabilir olduğu ama küçük ayarlamalardan daha az olası olduğu bir *kuvvet yasası*na yönetilmektedir (Heylighen, 1999).

Bir etmenin, bir İOD’nin üstesinden gelmek için denediği ilk işbirlikçi davranış, örgütlenmeyi değiştirmeden içsel parametrelerini ayarladığı *ayar davranışı*dır. Eğer bu ayarlama bir sınır değeri ulaşıldığı için veya daha kötü bir durum oluşabileceği tahminlendiği için imkansıza ise, geribildirimi (veya onun bir yorumunu) onu ele alabilecek diğer etmenlere iletebilir. Eğer böyle bir ayarlama davranışı birçok defa başarısız olursa ve $\psi_{f_{a_i}}$ değeri yeniden-örgütlenme rahatsızlık seviyesi $\psi_{reorganization}$ değerini geçerse (yeniden-örgütlenme koşulu), bir etmen başkalarıyla olan etkileşim yolunu değiştirmeyi denediği (örneğin, diğer bir etmenle olan bir bağlantısını değiştirerek, yeni bir bağlantı yaratarak veya iletişim yöntemini değiştirerek) *yeniden-örgütlenme davranışını*²⁶ benimser.

Aynı yolla, birçok nedenden dolayı, bu davranış da İOD’leri ele almakta başarısız olabilir ve etmen tarafından son tür bir davranış benimsenebilir: *evrim davranışı*. Bu, $\psi_{f_{a_i}}$ değeri evrim rahatsızlık seviyesi $\psi_{evolution}$ değerini geçince (evrim koşulu) saptanır, ve doğal olarak $\psi_{evolution} > \psi_{reorganization} > 0$. Evrim

²⁶Kendini-örgütlenme bağlamında *yeniden-örgütlenme* terimi ilk defa Koestler tarafından 1960 sonlarında kullanılmıştır (Koestler, 1967). Bu çalışmada, Koestler düzenin karmaşık yapı elemanları arasındaki sürekli yeniden-örgütlenmeden oluşan düzensizlikten kaynaklandığı *holonları* ve *holarşileri* tanımlamaktadır (Serugendo et al., 2011).

Algoritma 5.1 a_j etmeninin, o anda en kritik etmen olan a_i etmeninin bir İOD'si hakkındaki f_{a_i} geribildirim mesajını almasına yönelik işbirlikçi davranışları. a_j etmeni a_i etmenine yardım edemeyeceği zaman, f_{a_i} 'yı $\mathcal{R} \subset \mathcal{A} \setminus \{a_i, a_j\}$ olmak üzere bazı veya bütün komşu etmenleri $\mathcal{R}$ 'ye iletir.

```

if  $\psi_{f_{a_i}} < \psi_{reorganization}$  // ayar koşulu
  if tuning succeeds then  $\psi_{f_{a_i}} \leftarrow 0$ 
  else  $\psi_{f_{a_j}} \leftarrow \psi_{f_{a_i}} + 1$  endif
else if  $\psi_{f_{a_i}} < \psi_{evolution}$  // yeniden-örgütlenme koşulu
  if reorganization succeeds then  $\psi_{f_{a_i}} \leftarrow 0$ 
  else  $\psi_{f_{a_i}} \leftarrow \psi_{f_{a_i}} + 1$  endif
else // evrim koşulu
  if evolution succeeds then  $\psi_{f_{a_i}} \leftarrow 0$ 
  else  $\psi_{f_{a_i}} \leftarrow \psi_{f_{a_i}} + 1$  endif
endif
if  $\psi_{f_{a_i}} > 0$  // iletim koşulu
  send( $f_{a_i}$ ,  $R$ )
endif

```

adımında, bir etmen yeni bir etmen yaratabilir (örneğin, başkasını bulamadığından kendisine yardım etme amaçlı) veya ortadan kaybolmayı seçebilir (örneğin, tamamen kullanışsızdır ve sistemi terk etmeye karar verir). Bu son iki seviyede, eğer yerel olarak işlenemezse problemin diğer etmenlere iletimi her zaman mümkündür. Bir etmen tarafından İOD ortadan kaldırma algoritmasının tamamı Algoritma 4.1'da verilmektedir..

5.1.4 Parametrelerin Devingen Ayarlanması

Parametrelerin devingen ayarlanması (Lemouzy et al., 2011)'de gösterilen parametre evrim tekniği kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Bu yöntemde, her parametrenin verilen bir arama uzayında aranan *devingen* bir değeri²⁷ bulup izleyebilen bir Uyarlanabilir Değer İzleyicisi (*Adaptive Value Tracker* - AVT) bulunmaktadır. İzleme işlemi, AVT'nin ortamından gelen *muhtemelen* aranan değere doğru götüren ardışık geribildirimler sayesinde sağlanmaktadır.

Biçimsel olarak, bir *avt* devingen bir değer v^* 'ı v_{min} alt sınır, v_{max} üst sınır olmak üzere verilen bir gerçel aralık (arama uzayı) $AVT_{ss} = [v_{min}, v_{max}] \subset \mathbb{R}$ içerisinde arar (ve izler). Herhangi bir t anında *avt*, $v_t = avt.value(t)$ eylemi şeklinde erişilebilen bir $v_t \in AVT_{ss}$ değerini ortamına sunabilmektedir.

avt'nin ortamının amacı aranan değer v^* 'ın o anda önerilen değer v_t 'den küçük, büyük veya v_t 'ye eşit olduğunu saptamaktır. Bu saptamadan sonra, ortam

²⁷i.e. a searched value that may change in the time.

avt ile $avt.adjust(f_t \in \mathcal{F})$ şeklinde bir eylem ile etkileşime geçer ve dolayısıyla $\mathcal{F} = \{f \uparrow, f \downarrow, f \approx\}$ kümesinden bir f_t geribildirimini gönderir. f_t geribildirimi, v_t 'yi artırmak ($f \uparrow$), azaltmak v_t ($f \downarrow$) veya v_t 'nin iyi olduğunu ($f \approx$) bildirmek için olabilir.

Geribildirim aldktan sonra, avt sonraki değeri v_{t+1} 'yi v_t 'den şu şekilde türetir

$$v_{t+1} = \begin{cases} v_t + \Delta_{t+1}, & f_t = f \uparrow \\ v_t - \Delta_{t+1}, & f_t = f \downarrow \\ v_t, & f_t = f \approx \end{cases} \quad (5.1)$$

öyle ki Δ_{t+1} değeri $t+1$ anındaki *ayar adımı*dır²⁸. Ayar adımı için şu sağlanmalıdır

$$\Delta_t \in [\Delta_{min}, \Delta_{max}] \subset (0, |v_{max} - v_{min}|] \quad (5.2)$$

öyle ki Δ_{min} Δ_t 'nin alt sınırıdır ve Δ_{max} da üst sınırıdır . Δ_{min} , avt 'nin kullanabileceği en küçük ayar adımıdır. avt v^* değerini yalnızca $\pm\Delta_{min}$: $\Delta_{min} \geq |v_t - v^*|$ aralığında tahminleyebileceğini garanti ettiği için Δ_{min} 'e ayrıca *hassasiyet* denilmektedir. Δ_{max} , öte yandan, avt 'nin kullanabileceği en büyük ayar adımıdır ve bunun bir sonucu olarak v_t 'nin *en büyük evrim hızı*dır.

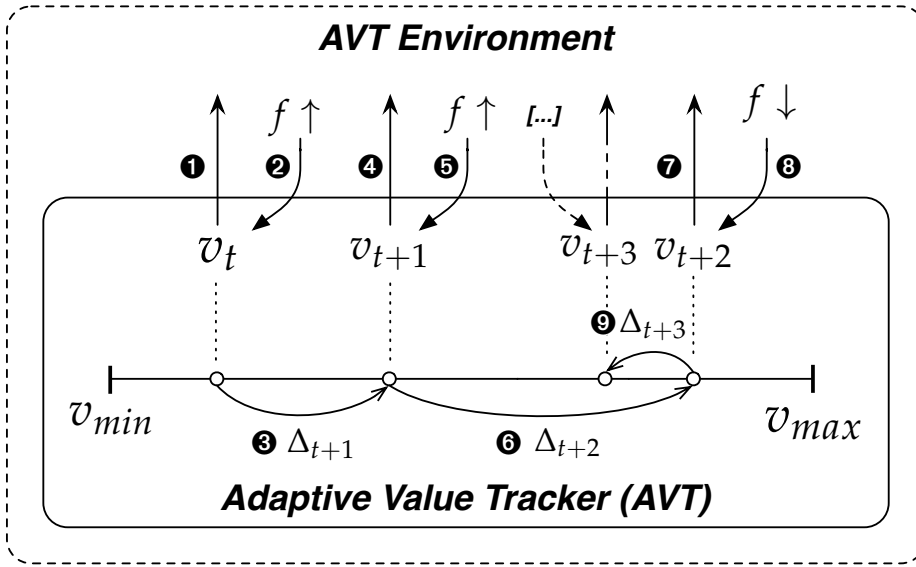
Arama süreci boyunca, avt aynı yöndeki geribildirimleri arka arkaya ne kadar çok alırsa, v_t değerinin v^* 'dan o kadar uzakta demektir (ya da daha kötüsü: v_t değeri v^* 'dan uzaklaşmaktadır). Böyle bir durumda v^* 'a daha çabuk erişmek için v_t 'in ayarı hızlandırılmalıdır. Bu nedenle, her geribildirim alındığında, ayar adımı şöyle artırılmaktadır

$$\Delta_{t+1} = \Delta_t \cdot \lambda_{incr}. \quad (5.3)$$

Öte yandan, avt ters yöndeki geribildirimleri arka arkaya ne kadar çok alırsa, v_t değeri az veya çok tutarlı bir v^* değerinin etrafında o kadar dalgalanmaktadır²⁹. v^* değerine daha fazla yaklaşmak için (başka bir uzak değer aniden zıplamamak için) ve dolayısıyla v^* değerine daha çabuk erişebilmek için, ayarlamaların *yavaşlatılması*

²⁸Dikkat edilirse, v_{t+1} değeri AVT_{ss} 'nin sınır değerlerini geçemeyeceği için, eğer $v_t + \Delta_{t+1} > v_{max}$ ise $v_{t+1} = v_{max}$ ve eğer $v_t + \Delta_{t+1} < v_{min}$ ise $v_{t+1} = v_{min}$.

²⁹Ortamdan gelen geribildirimlerin doğru olduğu kabul edilmektedir.



Şekil 5.2: AVT ile ortamı arasındaki ilişki. AVT değer izleme süreci bir başlangıç değeri v_0 ile başlar ve birçok iterasyon döngüsünden oluşur: örneğin, (1) AVT, ortamına v_{t-2} değerini sunar, (2) ortam, bir $f \uparrow$ geribildirim gönderir, (3) bu geribildirimden (ve muhtemelen diğer eski geribildirimlerden), AVT büyük olasılıkla v^* değerine yakın olan $v_{t-1} = v_{t-2} + \Delta_{t-1}$ değerine ulaşmak için en iyi ayar adımı Δ_{t-1} 'i saptar, (4) yeni değer v_{t-1} ortama önerilir, (5) sonra ortam tarafından bir başka $f \uparrow$ geribildirim gönderilir, (6) bu geribildirimden AVT daha ileri gitmesi gerektiğini saptar ve Δ_t ayar adımını artırır, (7) yeni değer v_t ortama önerilir, (8) ancak bu defa ortam tarafından zıt bir $f \downarrow$ geribildirim gönderilir, (9) bu nedenle AVT ayar adımını küçültür ve ters yönde ilerler, sonra bir başka yeni değer önerilir ve süreç v^* 'a erişilinceye dek devam eder.

gerekmektedir. Bu nedenle, her geribildirim alındığında, ayar adımı şöyle azaltılmaktadır

$$\Delta_{t+1} = \Delta_t \cdot \lambda_{decr}. \quad (5.4)$$

Son olarak, avt bir iyi geribildirim aldığı anda, bu demek oluyordur ki v_t değeri (en azından kabaca) doğru değere ulaşmıştır. Bu nedenle, v_{t+1} değeri $v_{t+1} = v_t$ aynı kalır çünkü v^* muhtemelen v_t 'ye yakındır. Ayar adımı, öte yandan, eşitlik 5.4'de gösterildiği gibi azaltılmaktadır, çünkü bir sonraki adımda eğer farklı bir geribildirim alınırsa, v^* değeri muhtemelen v_{t+1} değerinden daha az uzaktadır.

Yukarıdaki arama mekanizması Şekil 5.2'de gösterilmektedir. Bu şekilde gösterildiği gibi, Δ_t değeri ardışık geribildirimlerin oluşumlarını yansıtmaktadır ve Δ_t değerinin azaltılması veya artırılmasının kararı son iki geribildirimden alınmaktadır. AVT arama mekanizması tarafından kullanılan bütün güncelleme kuralları Tablo 5.1'de özetlenmektedir.

Bu sürecin bir sonucu olarak, yeterli sayıdaki iterasyondan sonra önerilen değer ve ayar adımı değerinin t^* anında şunu sağladığı gösterilebilir

Çizelge 5.1: AVT güncelleme kuralları.

		f_t		
		$f \uparrow$	$f \downarrow$	$f \approx$
f_{t-1}	$f \uparrow$	$\Delta_{t+1} = \Delta_t \cdot \lambda_{incr}$	$\Delta_{t+1} = \Delta_t \cdot \lambda_{decr}$	$\Delta_{t+1} = \Delta_t \cdot \lambda_{decr}$
		$v_{t+1} = v_t + \Delta_{t+1}$	$v_{t+1} = v_t - \Delta_{t+1}$	$v_{t+1} = v_t$
	$f \downarrow$	$\Delta_{t+1} = \Delta_t \cdot \lambda_{decr}$	$\Delta_{t+1} = \Delta_t \cdot \lambda_{incr}$	$\Delta_{t+1} = \Delta_t \cdot \lambda_{decr}$
		$v_{t+1} = v_t + \Delta_{t+1}$	$v_{t+1} = v_t - \Delta_{t+1}$	$v_{t+1} = v_t$
	$f \approx$	$\Delta_{t+1} = \Delta_t$	$\Delta_{t+1} = \Delta_t$	$\Delta_{t+1} = \Delta_t \cdot \lambda_{decr}$
		$v_{t+1} = v_t + \Delta_{t+1}$	$v_{t+1} = v_t - \Delta_{t+1}$	$v_{t+1} = v_t$

$$v^* - \Delta_{min} \leq v_t^* \leq v^* + \Delta_{min}, \quad (5.5)$$

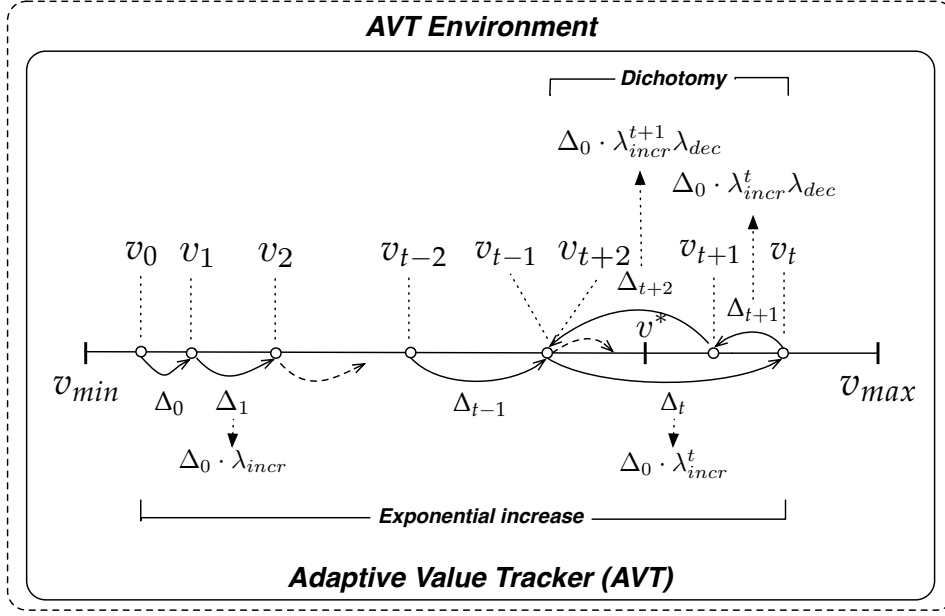
$$\Delta_{t^*} = \Delta_{min}. \quad (5.6)$$

Şurası not edilmelidir ki bu duruma erişildikten sonra devingen değer v^* bir şekilde değişse bile, *avt* bu değeri ortamından gelen geribildirimler sayesinde izlemeye devam edebilir.

Şimdi, en hızlı bir şekilde arama yapabilmek için λ_{incr} ve λ_{decr} 'nin eniyi değerleri ne olmalıdır önemli sorusuna cevap verilmesi gerekmektedir. Aranan değer v^* 'ın durağan olduğu varsayılmıştır ve AVT'yi *dikotomik* bir arama yapmaya zorlayan λ_{incr} ve λ_{decr} değerleri bulunmaya çalışılmaktadır. Dikotomi, bir arama alanını üstüste binmeyen iki kısma ayıran ve bu kısımlardan birisini eleyerek işleyen bir ikili arama yöntemidir. Literatürde, dikotomi yöntemlerinin yakın değerlere logaritmik zamanda ulaşan oldukça iyi yakınsamaları oldukları bilinmektedir ((Traub et al., 1988)'a atıfta bulunan (Wang et al., 1994)).

AVT tarafından önerilen başlangıç değerinin $v_0 < v^*$ olduğu Şekil 5.3'de gösterilen durum ele alınsın. Arama sürecinin başında, ardışık geribildirimler aynıdır ve bu nedenle önerilen değer hedef değer v^* 'a λ_{incr} 'nin faktörleri olan üstel olarak artan adımlarla yaklaşmaktadır. Bir t anında hedef değer v^* 'ın geçtiğini varsayalım. Bu durumda, arama süreci ters yönde ilerler ve ayar adımı Δ_t değeri λ_{decr} faktörü ile azaltılır. Sonra önerilen değer yeniden v^* hedef değerine λ_{incr} faktörü ile yaklaşır ve hedef değer v^* 'ı her geçtiğinde yönünü değiştirir. Bu süreç, v^* 'a erişilinceye dek devam eder. Burada tanımlanan süreçte, eğer $\lambda_{decr} = \frac{1}{1+\lambda_{incr}}$ olursa, t anında başlayan sürecin $\frac{1}{1+\lambda_{incr}}$ ve $\frac{\lambda_{incr}}{1+\lambda_{incr}}$ aralıklarında bir dikotomi olduğunun görülmesi kolaydır.

Şimdi t anının hedef değer ile önerilen değer v_t arasındaki uzaklığa göre bir



Şekil 5.3: Bir AVT ile ortamı arasındaki ilişki.

fonksiyonu olarak türetimine odaklanılsın. v_t için elimizde olan

$$\begin{aligned} v_t &= v_0 + \Delta_0(1 + \lambda_{incr} + \lambda_{incr}^2 + \dots + \lambda_{incr}^{t-1}) \\ &= v_0 + \Delta_0 \frac{1 - \lambda_{incr}^t}{1 - \lambda_{incr}}. \end{aligned} \quad (5.7)$$

t anı $v_t \geq v^*$ olan ilk an olduğundan, eşitlik 5.7'den şu elde edilir

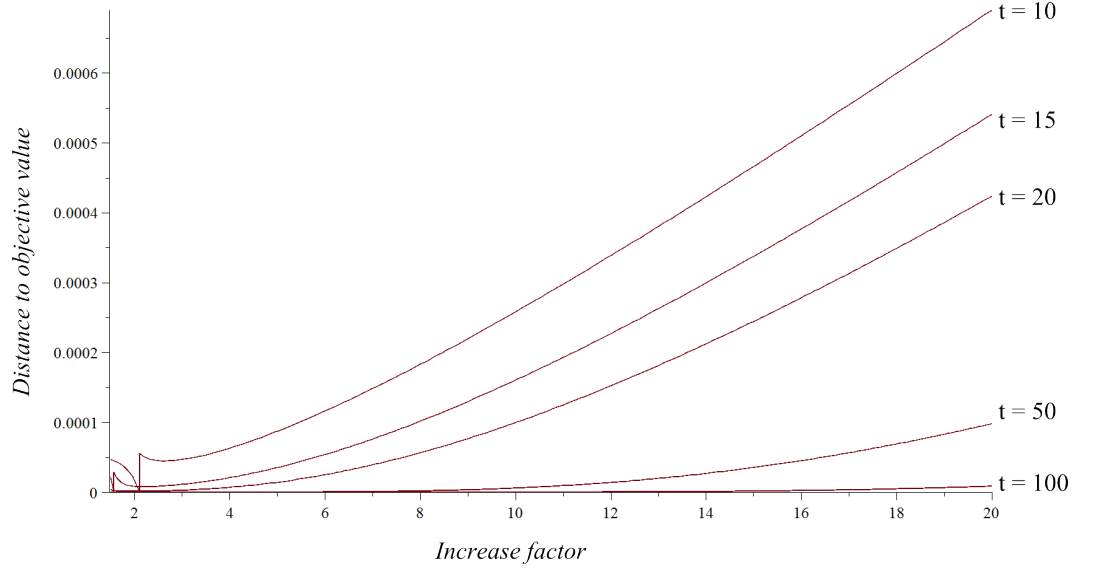
$$\lambda_{incr}^t \geq \frac{v^* - v_0}{\Delta_0} (\lambda_{incr} - 1) + 1. \quad (5.8)$$

Ayrıca gösterilebilir ki eğer $v_0 > v^*$ ise $\lambda_{incr}^t \geq -\frac{v^* - v_0}{\Delta_0} (\lambda_{incr} - 1) + 1$ 'dir. $v_0 < v^*$ (Şekil 5.3'deki gibi) ve $v_0 > v^*$ durumları ele alınarak, şuna ulaşılır

$$t' = \left\lceil \log_{\lambda_{incr}} \left(\frac{|v^* - v_0|}{\Delta_0} (\lambda_{incr} - 1) + 1 \right) \right\rceil. \quad (5.9)$$

Şurası not edilmelidir ki dikotomi süreci başlar başlamaz, $t' > t$ anındaki $|v^* - v_0|$ değeri şununla sınırlanmaktadır

$$\Delta_0 \lambda_{incr}^t \left(\frac{\lambda_{incr}}{1 + \lambda_{incr}} \right)^{t' - t}. \quad (5.10)$$



Şekil 5.4: Farklı adım sayıları $t = 10, 15, 20, 50, 100$ 'ün hedef sayılarına olan uzaklıklarının λ_{incr} 'in bir fonksiyonu olduğu sınırları.

λ_{incr} için en iyi değerin bulunabilmesi için deneysel bu tezin çerçevesindekiyle aynı büyüklüğe olan $v_0 = 0.2$, $\Delta_0 = 0.01$ ve $v^* = 0.5341$ değerlerine ayarlanarak (bakınız Bölüm 6.1.1) bu sınırların minima'larını çalışılmıştır. Bu benzetimlerde, farklı adım sayıları $t = 10, 15, 20, 50, 100$ 'ün hedef sayılarına olan uzaklıklarını λ_{incr} 'in bir fonksiyonu olarak izlenmiştir (bakınız Şekil 5.4). Benzetimlerin sonuçları göstermektedir ki $\lambda_{incr} = 2$ hızlı yakınsama için tatminkar bir değerdir. Bu nedenle de $\lambda_{decr} = \frac{1}{3}$ seçilmiştir.

Ayrıca, yukarıda belirtildiği gibi, $\lambda_{incr} > 1$ ve $\lambda_{decr} = \frac{1}{1+\lambda_{incr}}$ olduğu zaman bir AVT hedef değerine herhangi bir başlangıç değeri v_0 ve başlangıç adımı $\Delta_0 > 0$ 'dan yakınsamaktadır. Bu nedenle, herhangi bir sonlu sayıdaki geribildirim için, bir AVT halen hedef değerine yakınsamaktadır çünkü AVT'nin t_e anında t_e alınan son hatalı geribildirim anı olmak üzere $v'_0 = v_{t_e}$ ve $\Delta'_0 = \Delta_{t_e}$ olarak yeni bir arama başlattığı düşünülebilir.

5.1.5 Etmenlerin ve Düşük Davranışlarının Belirlenmesi

Bu altbölümün amacı, Bölüm 2'de tanımlanan etkin elemanların (sinirler ve sinapslar) hangilerinin potansiyel işbirlikçi elemanları olarak ele alınabileceğini değerlendirmek için çalışılmasıdır. İşbirlikçi bir elemanın belirli özellikleri vardır: özerklik, yerel hedef izleme, diğer etmenlerle etkileşme veya pazarlık yapabilme yeteneği, ortamını kısmen algılaması. Örneğin, sinir sisteminde, bir sinaps etkin bir elemandır çünkü ortanda belirebilir veya kaybolabilir; bununla beraber, potansiyel işbirlikçi bir eleman olarak ele alınamaz çünkü hiçbir özerkliği yoktur.

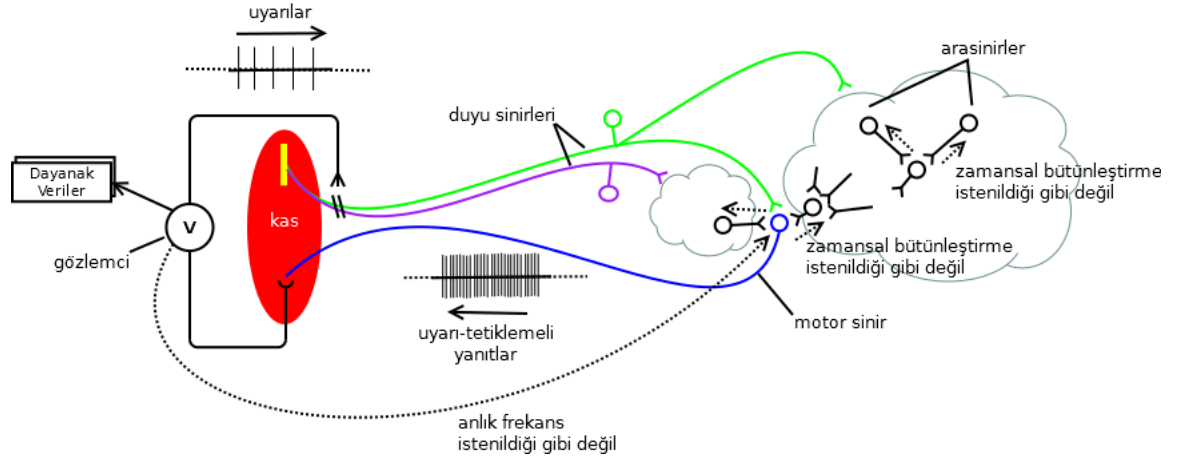
(presinaptik sinirler tarafından verilen bir spayk anında iletir) veya etkileşim tutumu yoktur. Bunun aksine, bir sinir hücresi özerktir (presinaptik sinirler tarafından verilen spaykları anında iletme yerine ne zaman etkinleşip etkinleşmeyeceğini seçebilmektedir), hedefi vardır (girdilerin doğru tümleştirilmesi ve çıktılarının türetilmesi) ve diğer sinirlerle (sinapsları vasıtasıyla) etkileşebilmektedir. Bir sinir dolayısıyla potansiyel bir işbirlikçi eleman olarak ele alınabilir. İşbirlikçi olarak ele alınmayan etkin bir eleman sadece bir nesne olarak kalırken işbirlikçi olan bir etmene olabilir (Bernon et al., 2011). Gerçekten bir etmen olmak için, bu elemanın işbirliği hatalarına yatkın olması gerekir ve sosyal ve fiziksel ortam ile olan etkileşimler çalışılarak belirlenir. Bu tezde ele alınan problemde, bir etmenin fiziksel ortamı devingendir; spayklar aralıklı zamanlarda gelmektedirler. Dolayısıyla, bir sinir presinaptik sinirlerinden ilintili spayklar almaya çalışabilirken bazı diğer sinirler aynı presinaptik sinirlerin biri veya hepsinden farklı spayk zamanları talep edebilirler. Bu durumda, sinirler işbirlikçi etmenler olarak düşünülebilirler. Bir sinir etmeninin düşük davranışı çıktılar üretmek için diğer etmenlerden gelen girdileri tümleştirmekten oluşur.

Ayrıca, amacımızın insan sinirsel yollarının işlevsel davranışını benzetmek olduğunu hatırlarsak, şurası akılda tutulmalıdır ki modelin ayrıca hücre seviyesindeki fenomeni (örneğin, sinir etkinliği) *makro-seviyedeki* verilerle (örneğin, PSF ve PSTH gibi) tümleştirmesi gerekmektedir. Dolayısıyla, etmenlerin (sinirlerin) davranışlarına yardımcı olmak veya onları gütmek için deneysel veri ve kullanıcı istekleri dikkate alınmalıdır. Bu bağlamda, bu özel gereksinimden kaynaklanan başka bir tür etmen de dahil edilmelidir. (Bernon et al., 2009)’dan esinlenerek, anlaşılabilir veriler oluşturup (çözümleme ve gösterim amaçlı) deney verilerini ve kullanıcı kısıtlarını vererek sinir etmenleri ve kullanıcı arasındaki etkileşimi sağlayacak bir *gözlemci* etmen olması gerektiğini düşündük. Bu, uzman bilgisini modele katmanın bir yoludur. Bir gözleyici etmenin düşük davranışı diğer (bazı) etmenlerine verilerine erişmek ve elde edilen değerleri saklamaktır.

5.1.6 İlişkilerin ve İşlevsel-Olmayan Durumların Belirlenmesi

Pasif elemanlar, etkin elemanlar ve etmen bir kere tanımlandıktan sonra, onların ilişkilerini çalışmamız gerekmektedir. Bunun yapılabilmesi için, her olası işbirlikçilik hatasını noktalı çizgiyle bağlanmış açıklayıcı yorumlarla gösterilen bir ana başarı senaryosu³⁰ tanımlanmıştır (Şekil 5.5). Bu tezdeki durumda, gözlemci

³⁰Bir ana başarı senaryosuna aynı zamanda “mutlu yol” senaryosu veya daha düz şekilde “temel akış” denilir. Rational Birleştirici Süreci’nde (RUP) bu, kullanıcının ilgilerini tatmin eden tipik bir



Şekil 5.5: Etmenler arasındaki ilişkiler.

etmen dışındaki etmenler sinapları aracılığıyla doğrudan iletişim kurmaktadır. Bir gözlemci etmen, bir sinirbilimcinin gerçek bir deneyde duyu liflerinin uyarması gibi duyu sinir etmenlerini rastgele bir şekilde uyarmaktadır. Duyu sinirleri uyarıldıklarında, ateşleme seviyelerini o anda geçerler ve postsinaptik sinirlerine bir spayk iletirler. Bu post-sinaptik sinirler, ara sinir veya motor sinir olabilirler. Ara sinir etmenleri kendi presinaptik etmenlerinden ateşleme eşiklerine geçmelerine yetecek kadar girdiler aldıklarında bir spayk üretir ve iletirler. Diğer sinirlerin aksine, motor sinir etmenleri tonik ateşleme durumundadırlar ve sürekli olarak spayk üretirler. Dolayısıyla, bir motor sinire spaykların gelmesi onun yalnızca ateşleme etkinliğini değiştirir. Motor sinirler tarafından türetilen spayklar kaslara ulaştıklarında, varış zamanları aynı bir sinirbilimcinin gerçek bir deneyde motor sinir etkinliğini kaydettiği gibi gözlemci etmen tarafından kaydedilir.

İşbirliği hataları (*üretimsizlik*), spayklar alınıp da alıcı etmenler için yararlı olmadıklarında oluşabilmektedirler. Bu durum iki farklı şekilde ortaya çıkabilmektedir: 1) alıcı etmen bir ara sinir etmenidir ve zamansal ilinti ve girdilerin kuvvetleri ara sinirin ateşleme seviyesini geçmesi için yeterli değildir, ve 2) alıcı etmen bir motor sinir etmenidir ve girdilerin zamansal ilintisi beklenen uyarı-tetiklemeli davranışı oluşturmaz. Muhtemel işbirliği hataları (*kullanışsızlık*) ayrıca bir etmenin davranışının sonuçları diğer etmenler için faydalı olmadığında da ortaya çıkabilmektedir. Dahası, elde ettiği veriyi deneysel olanla karşılaştıran bir gözlemci etmen de hataları hesaplayabilir ve dolayısıyla işbirliği hatalarını saptayabilmektedir. Burada anlatılanlar, etmenler tasarlanırken ve tasarımcı tarafından işbirlikçi-olmayan durumlar detaylı bir şekilde listenirken kullanılacaktır.

5.2 Modelin Tasarımı

Bu altbölümün amacı bir önceki bölümde tanımlanan davranışları sağlayan elemanları ve mekanizmaları tanımlamaktır.

5.2.1 İşbirlikçi Etmenlerin Tasarımı

Bu altbölümde etmen bakış açısına odaklanılmaktadır çünkü bu bakış açısı işbirlikçi etmen tasarımının ilgili kısmıdır. Bölüm 5.1'deki tanımlamalar ve belirlemeler düşünülerek, belirginlik ve anlaşılabilirlik için modelin algoritmik kısımları biçimsel bir modelle tasarlanmıştır.

Hesaplamalı beliren model $\mathbb{E}$, bütün tasarım kararları AMAS teorisine dayandırılarak $\mathcal{G}$ etmen-tabanlı sinirsel ağ ve ν gözlemci etmen olmak üzere $\mathbb{E} = (\mathcal{G}, \nu)$ olarak modellenmiştir.

5.2.2 Sinir Etmenleri ve Sinapslar

Ağ teorisi çizge teorisinin bir altkümesi olduğu için, sinirsel ağı $\mathcal{N}(t) \subset \mathcal{A}$ zamanla değişen sinir etmenleri (köşe) belirtmek ve $\mathcal{S}(t)$ zamanla değişen sinapsları (kenar) belirtmek üzere devingen yönlü bir çizge $\mathcal{G}(t) = (\mathcal{N}(t), \mathcal{S}(t))$ olarak gösterilmiştir. t anındaki uyarıcı (ve kısıtlayıcı) sinir etmenleri $\mathcal{N}(t) = \mathcal{N}^+(t) \cup \mathcal{N}^-(t)$ olmak üzere $\mathcal{N}^+(t)$ (ve $\mathcal{N}^-(t)$) ile gösterilmiştir.

Sinir etmenlerinin düşük davranışları *spayk ateşlemektir*. Bir sinir etmeni n , zar potansiyeli p_n ateşleme seviyesini geçerse bir spayk ateşler. $\mathcal{N}^{spike}(t)$, son spayklarını t anında ateşleyen sinir etmenlerinin bir kümesi olarak tanımlanmıştır. Aynı t_n , $n \in \mathcal{N}^{spike}(t_n)$ olmak üzere sinir etmeni n 'nin son ateşleme zamanını belirtmek için gösterilmiştir.

Bir sinir etmeni n bir spayk ateşlediği zaman, bu spayk sinapsları vasıtasıyla postsinaptik sinirlere yayılır. Bir sinir etmeni n 'nin t anındaki presinaptik komşularının kümesini $Pre_n(t) = \{m \in \mathcal{N}(t) | \{m, n\} \in \mathcal{S}(t)\}$ olarak ve bir sinir etmeni n 'nin t anındaki postsinaptik komşularının kümesini de $Post_n(t) = \{k \in \mathcal{N}(t) | \{n, k\} \in \mathcal{S}(t)\}$ olarak gösterilmiştir.

Pre- ve postsinaptik komşuların dışında, bir sinir etmeninin, *arkadaşlar* denilen ve sinirin yaşam düngüsü boyunca iletişim kurduğu bütün sinir etmenlerini

(bir zaman sonra aralarındaki sinapslar kalksa bile) içeren, başka bir tür komşuluğu daha vardır. Biçimsel olarak, bir sinir etmeni n 'nin t anındaki bir arkadaş etmeni m öyle bir $t' \leq t$ anı vardır ki $m \in Pre_n(t')$ veya $m \in Post_n(t')$ olmuştur şeklinde gösterilir. n 'nin t anındaki bütün arkadaşları $Friend_n(t)$ olarak gösterilir.

Postsinaptik sinir n 'nin t_n anında etkinleşmesine katkıda buluna presinaptik sinir etmenlerinin kümesi bütün $k \in Cont_n(t_n)$ için $Cont_n(t_n) \subseteq Pre_n(t_n)$ ve $t_n > t_k > t_n - d_{psp}$ ³¹ olmak üzere $Cont_n(t_n)$ olarak gösterilir.

Son olarak, bir sinir etmeni hangi arkadaş sinirlerinin kendi etkinliğine zamansal olarak en yakın etkinleştiğini bilmek zorundadır. Biçimsel olarak, bir sinir etmeni n 'nin t anındaki zamansal olarak en yakın bir arkadaş etmeni m öyle bir $t' < t_n \leq t$ anı vardır ki $m \in Friend_n(t')$ 'dir ve hiçbir $t' < t'' < t_n$ anı yoktur ki bütün $k \in Friend_n(t)$ için $t'' = t_k$ 'dir. n 'nin t anındaki zamansal olarak en yakın arkadaşlarının tümü $Temp_n(t)$ ile gösterilir.

Bir sinaps $\{n, m\}$ n 'den m 'ye bir spayk, eğer $n \in \mathcal{N}^{spike}(t_n)$ ve d_{nm} değeri spaykın n 'den m 'ye taşınmasının gecikmesi olmak üzere $t' = t_n + d_{nm}$ ise $[t_n, t']$ aralığında iletir. Spayk gecikmesini d_{nm}^{ax} $\{n, m\}$ 'nin *aksonal gecikmesi* ve d_{nm}^{den} *sinaptik işleme zamanı* olmak üzere $d_{nm} = d_{nm}^{ax} + d_{nm}^{den}$ olarak gösterdik. Bütün $\{n, m\} \in \mathcal{S}(t)$ için $d_{nm}^{den} = 0.5$ ms olarak kabullenilmiştir (Kandel et al., 2000). Aksonal gecikme d_{nm}^{ax} , öte yandan, aksonun uzunluğuna ve türüne göre değişebilmektedir. n tarafından iletilen bir spayk $\{n, m\}$ 'ye eriştiğinde, m üzerinde 4.0 ms (*PSP süresi*) için bir postsinaptik potansiyel oluşur. Tek bir sinaps için PSP 0.07 mV ile 0.60 mV arasında değişebilmektedir (bakınız (Ianssek and Redman, 1973)'teki Şekil 4). Dolayısıyla, bir $\{n, m\}$ sinapsı m 'nin p zar potansiyelini t' anında $0.07 \leq |\eta| \leq 0.60$ olmak üzere η sinaptik kuvvetiyle *PSP süresi* $d_{psp} = 4.0$ ms boyunca, eğer $n \in \mathcal{N}^+$ (veya $n \in \mathcal{N}^-$) ise ve m etmeni $[t', t' + d_{psp}]$ aralığı süresinde kaldırılmıyorsa, artırdığı (veya azalttığı) söylenebilir.

5.2.3 Duyu Siniri Etmenleri

t anındaki duyu siniri etmenlerinin kümesi, bütün $s \in \mathcal{K}(t)$ için $Pre_s(t) = \emptyset$ ve $Post_s(t) \neq \emptyset$ olmak üzere $\mathcal{K}(t) \subset \mathcal{N}^+(t)$ olarak modellenmiştir. $Pre_s(t) = \emptyset$ olduğundan, ateşleyebilmek için gözlemci etmen tarafından tetiklenen (bakınız sonraki altbölüm) `activate()` şeklinde düşük bir eylemleri vardır.

³¹Postsianptik potansiyel (PSP) süresi d_{psp} 'nin 4.0 ms kabul edilmiştir.

5.2.4 Motor Sinir Etmenleri

t anındaki motor siniri etmenlerinin kümesi, bütün $m \in \mathcal{M}(t)$ için $Pre_m(t) \neq \emptyset$ ve $Post_m(t) = \emptyset$ olmak üzere $\mathcal{M}(t) \subset \mathcal{N}^+(t)$ olarak modellenmiştir. Motor sinirler tonik olarak etkindirler ve onlara bağlanan sinirlerden etkilenirler. Duyu sinirleri ve ara sinirlerden yüzlerce EPSP ve IPSP farklı anlarda bir motor sinire ulaşırlar. Girdilerin bu yoğun trafiği motor sinir zarı üzerinde “sinaptik gürültü” yaratır. Bu gürültünün bir sonucu olarak, spayklar neredeyse rastgele zamanlarda oluşurlar (Şekil 2.5). Böylesi bir gürültülü düşük davranışı taklit etmek için, motor sinir etmeni m dayanak verilerin uyarı-öncesi kısmını kullanmaktadır. m 'ye dayanak veriler sağlandığında, uyarı-öncesi boşalma oranı değerlerini kullanarak istatistiksel bir dağılım hesaplar. Daha sonra bu dağılımın istatistiksel parametrelerini kullanarak, m için ardışık spayklar-arası aralık (ISI) değerleri yaratmak amaçlı, bir frekans üretici yaratılır. Bu üretici kullanılarak her yeni ISI değeri hesaplandığında, anlık zar potansiyeli artışı Δp değeri, AHP_m m 'nin uyarı-sonra hiperpolarizasyonu (AHP) olmak üzere, $\Delta p = AHP_m/ISI$ olarak hesaplanır ve her *tick*'te, p_m değeri $\Delta p * tick$ ile artırılır. Bunun bir sonucu olarak, m 'nin AHP artışı Şekil 2.5'de gösterildiği gibi bir düz çizgidir.

5.2.5 Ara Sinir Etmenleri

t anındaki ara sinir etmenlerinin kümesi, bütün $n \in I(t)$ için $Pre_n(t) \neq \emptyset$, $Post_n(t) \neq \emptyset$ ve aksonal gecikmeleri aşırı küçük olduğundan $d^{ax} = 0$ olmak üzere $I(t) \subset \mathcal{N}(t)$ olarak modellenmiştir.

5.2.6 Gözlemci Etmen

Gözlemci etmen ν , sinaptik bağlantıların ve etmen-tabanlı sinirsel ağ $\mathcal{G}$ 'nin etkili bağlantısallığının değişimini tetiklemek için tasarlanmıştır. Deneysel dayanak verileri bilmektedir ama $\mathcal{G}$ 'nin neden ve nasıl gerçek sistemin davranışını benzettiğini bilmemektedir. Gözlemci etmen ν , bir yüzeyel elektrot gibi davranmaktadır ve bütün duyu sinirleri $s \in \mathcal{K}$ 'nin rastgele uyarılmasını düzenleyerek (onların `activate()` fonksiyonlarını çağırarak) $\mathcal{G}$ 'ye girdiler vermektedir. Beri yandan, motor sinir etmenleri $m \in \mathcal{M}$ 'lerin zaman içerisindeki çıktılarını izlemekte ve benzetim verisi $\mathcal{E}_S$ 'ye dayanak veri $\mathcal{E}_R$ ile karşılaştırmak için kaydetmektedir. Bu karşılaştırma, $l_{end} > l_{begin} > 0$ olmak üzere ağın başlangıcının gecikmesi (l_{begin}) ile bitiminin gecikmesi (l_{end}) arasında yapılmaktadır. Bu karşılaştırmaya göre, ν etmeni işlevsel olarak dayanak gerçek motor sinire

denk olup olmadığını saptamak için m 'nin davranışıyla ilgili değerlendirmelerde bulunur. Eğer l gecikmesinde gözlenen çıktı $l_{end} \geq l \geq l_{begin}$ olmak üzere l_{begin} ve l_{end} arasında türetildiyse, ν uygun bir anlık frekans geribildirim $f \in \mathcal{F}_{if}$ 'yi m 'ye gönderir. Aksi takdirde, ν bu çıktıyı m 'nin düşük bir davranışı olarak ele alır ve hiçbir geribildirim göndermez.

Buna ek olarak, ν , sinirsel ağın evrimi bittiğinde benzetim çalışmasının durdurulmasından sorumludur. ν , durumu m 'nin çıktılarını değerlendirerek saptar. Biçimsel olarak $\mathcal{G}$, her $t_1, t_2 \in \mathbb{R}^+$ için $t_2 > t_1 \geq t'$ olmak üzere bütün geribildirimler f için $f \in \mathcal{F}_{if} \approx$ ise t' anında kararludur denilir.

5.2.7 İşbirlikçi-Olmayan Durumların (İOD) ve Geribildirimlerin Tasarımı

Sinir etmenleri ve sinapsların eklenebilip kaldırılabilirdiği önerilen etmen-tabanlı sinirsel ağ modelindeki etmenler, İOD'lere bağımlıdır. Bütün İOD'ler, gerçek insan sinirsel yollarındaki olası kötü durumlar çözümlenerek tanımlanmıştır.

5.2.8 Kötü Zamansal Bütünleştirme

Sinapslar tarafından sağlanan girdilerin zamansal bütünleşmesi bir sinir etmeninin yaptığı işi etkiler. Sinir etmeninin türüne göre bu etki aşağıdaki gibi değişebilir:

- Bir ara sinir etmeni n için, bu girdiler n 'nin ateşleyip ateşleyemeyeceğini etkiler.
- Bir motor sinir etmeni m için, bu girdiler m tonik olarak etkin olduğundan m 'nin spayklarının anlık frekanslarını etkiler.
- Duyu siniri etmenleri, bununla beraber, ateşlemek için girdi sinilerine gerek duymadıklarından bu durumu asla yakalamazlar.

Sonuç olarak, bu zamansal bütünleştirme kötü olduğu zaman, bir sinir etmeni ya ateşleyemez ya da kötü bir ateşleme davranışına sahip olur. t anında böyle bir durum saptandığında, sinir etmeni varolan girdilerini iyileştirmelidir veya doğru zamanlamaya sahip yeni girdiler aramalıdır. Bunu yapmak için, bazı veya bütün

komşu sinir etmenlerine *zamansal bütünleştirmeyi artır* veya *azalt* geribildirimini ($f \in \mathcal{F}_{ti} \uparrow$ or $f \in \mathcal{F}_{ti} \downarrow$) gönderir. Aksi takdirde, zamansal bütünleştirme iyidir ve $Pre_n(t)$ 'ye *zamansal bütünleştirmeyi iyi* geribildirimini ($f \in \mathcal{F}_{ti} \approx$) gönderilir.

Bir ara sinir etmeni, eğer Δt_{max} bir ara sinirin ateşlemeden durabileceği en uzun zaman dilimi olmak üzere $[t - \Delta t_{max}, t]$ aralığında hiçbir spayk türetmediyse ise t anında bir *kötü zamansal bütünleştirme İOD'si* saptar. Bununla beraber, motor sinir etmeni m aynı durumu kendi başına saptayamaz. Ancak eğer t anında t_m anındaki son spayk hakkında bir anlık frekans geribildirimini $f_\nu \in \mathcal{F}_{if}$ alırsa saptayabilir (bakınız Bölüm 5.2.9). Bu spayk onun kendi zar potansiyeli ve presinapslarının zamansal bütünleşmesi ile ilgili olduğundan, olabilecek iki durum vardır: (1) $Cont_m(t_m) = \emptyset$, ve (2) $Cont_m(t_m) \neq \emptyset$. İlk durumda, katkı sağlayan sinapslar elde edebilmek için m , zamansal olarak en yakın arkadaş sinirleri $Temp_m(t_m)$ 'ye bir $f_m \in \mathcal{F}_{if}$ geribildirimini gönderir. İkinci durumda, sinaptik kuvvetteki herhangi bir artış (veya azalış) Şekil 2.5b'de (veya Şekil 2.5c'de) gösterildiği gibi anlık frekansı artırdığı (veya azalttığı) için bu problem bir zamansal bütünleştirme problemine dönüştürülür. Dolayısıyla, bir *zamansal bütünleştirme geribildirimini* $f_m \in \mathcal{F}_{ti}$ zamansal olarak en yakın katkı sağlayan sinirler $Temp_m(t_m)$ 'ye gönderilir.

5.2.9 Kötü Anlık Frekans

Bir motor sinir etmeni m , sürekli olarak ateşler ve ateşleme davranışı duyu siniri etmenlerine bir uyarı verildiği zamanlarda presinapsları tarafından etkileniyor olabilir. Motor sinir etmeni m 'nin dayanak veriye benzer frekanslar türetmesi beklenmektedir. m bir spayk yaydığına, gözlemci etmen ν bunu gözler ve o spayk için anlık frekans değerini bir önce yayılan spayk kullanarak hesaplar. Bununla beraber, belirli bir zamanda birçok frekans değeri olabileceğinden ve dayanak veri motor sinirin gürültülü davranışını içerdiğinden tek bir frekans değeri bilgisini dayanak veriyle karşılaştırmak mantıklı değildir. Bu bağlamda, gürültüyü azaltmak ve karşılaştırmayı kolaylaştırmak için, hareketli ortalama değerleri kullanılmıştır. Sonuç olarak, spaykın gözlendiği andaki ortalama değerinin dayanak verideki frekans değerine yeterince yakın olması beklenmektedir. Bu karşılaştırmaların bir sonucu olarak, ν etmeni motor sinir etmenine *anlık frekans iyi, artırılmalı* veya *azaltılmalı* geribildirimini ($f_\nu \in \mathcal{F}_{if} \uparrow$, $f_\nu \in \mathcal{F}_{if} \downarrow$ or $f_\nu \in \mathcal{F}_{if} \approx$) gönderir.

Detaylı olarak, yukarıdaki karşılaştırma şöyle yürütülmektedir. t anında ν tarafından bir çıktı gözlendiğinde, öncelikle bu çıktının gecikmesi (l) hesaplanır (Algoritma 5.2, satır 1). Sonra, l gecikmesindeki dayanak çıktı ile l gecikmesindeki

Algoritma 5.2 Gözlemci etmen ν 'nin motor sinir $m \in \mathcal{M}(t)$ 'den t anında bir çıktı gözlemesine yönelik tepkisi. t_{sti} duyu sinirlerinin son uyarılma zamanını, $\mathcal{E}_S$ m 'den gözlenen çıktılar kümesini ve σ standart sapmayı göstermektedir.

```

 $l \leftarrow (t - t_{sti})$ 
if ( $l_{begin} \leq l \leq l_{end}$ ) then
     $\mathcal{C}_S$  (res.  $\mathcal{C}_R$ ) = calculate psf-cusum of  $\mathcal{E}_S$  (res.  $\mathcal{E}_R$ )
     $\mathcal{C}'_S$  (res.  $\mathcal{C}'_R$ ) = calculate derivative of  $\mathcal{C}_S$  (res.  $\mathcal{C}_R$ )
     $\mathcal{C}''_S$  (res.  $\mathcal{C}''_R$ ) = calculate moving avg. of  $\mathcal{C}'_S$  (res.  $\mathcal{C}'_R$ )
     $\delta = \mathcal{C}''_S(l)/\sigma''_S - \mathcal{C}''_R(l)/\sigma''_R$ 
    if ( $\delta > \tau$ ) then send ( $f_\nu \downarrow, m$ )
    else if ( $\delta < -\tau$ ) then send ( $f_\nu \uparrow, m$ )
    else send ( $f_\nu \approx, m$ )
    endif
endif

```

benzetim çıktısı arasındaki benzerliğin belirlenebilmesi için, öncelikle hem $\mathcal{E}_R$ hem de $\mathcal{E}_S$ değerleri ilgili PSF-CUSUM değerleri olan $\mathcal{C}_R$ ve $\mathcal{C}_S$ 'ye çevrilir (Algoritma 5.2, satır 3). Motor birimlerin ateşlemesinin frekansı hem uyarıcı hem de kısıtlayıcı sinaptik etkinlikleri birleştirir (Gydikov et al., 1977) ve bu etkinlikler motor sinirin PSF-CUSUM'ının türev değerleri hesaplanarak belirlenebilir. Dolayısıyla, daha sonra her PSF-CUSUM için olan türev değerleri ($\mathcal{C}'_R$ ve $\mathcal{C}'_S$) hesaplanır (Algoritma 5.2, satır 4). Bununla beraber, bu değerler motor sinirin gürültülü davranışını da içermektedir. Bu bağlamda, motor sinirin gürültüsünü azaltmak için $\mathcal{C}'_R$ ve $\mathcal{C}'_S$ 'nin hareketli ortalamaları hesaplanır (Algoritma 5.2, satır 5). Ama, bu hareketli değerlerin karşılaştırılması bu diyagramlar istatistiksel olarak aynı olmayabileceği için güvenilir değildir: farklı uyarı-öncesi ortalamalara ve farklı standart sapmalara (σ) sahip olabilirler. Bu bağlamda, l gecikmesindeki ortalama değerlerinin benzerlikleri uyarı-öncesi standart sapmalar cinsinden hesaplanır (Algoritma 5.2, satır 6) ve δ 'ya atanır. Bu δ değeri daha sonra bir tolerans değeri τ ile karşılaştırılır ve sonunda m 'ye uygun bir geribildirim gönderilir (Algoritma 5.2, satır 7, 8 ve 9).

İyi bir geribildirim mekanizması sağlayabilmek için, PSF-CUSUM hareketli ortalama türev diyagramı dört aşamada geliştirilmektedir:

1. PSF diyagramında hiçbir frekans değer olmayan binlere³² önceki binlerin frekans değerleri verilmiştir. Bu, frekans CUSUM değerinin bu binlerde aniden düşmediğinden emin olunmak için yapılmıştır (Türker and Cheng, 1994). Bu yaklaşım, boş binlerin önceki binlerle aynı frekans değerini taşıdıklarını ve az uyarı veya şanstan dolayı boş kaldıklarını kabullenir. Bununla beraber, büyük PSP'ler büyük sayıda *ardışık boş binlere* sebep

³²Matematikte, bir histogramdaki bir *bin*, histogramdaki kesikli bir zaman aralığını ifade eder. Bir histogram m adet farklı değer elde ettiğinde ona *m-bin histogram* denilir.

olması da olasıdır. Bu fenomenin üstesinden gelmek için, ardışık binlerin bir histogramı inşa edilir. Verilen bir uyarı sayısı için, boş binlerin dağılımı *ardışık boş binlerin* oluşumunu gösterir. Bazı büyük sayıların normal dağılışın kuyruğu oluşturduğu şeklinde yorumlanabileceği (Türker and Cheng, 1994) tarafından bulunmuştur. “Ortalama + 3 standart sapma”dan büyük olan oluşumların şans eseri veya az uyarıdan dolayı oluşmadığı varsayılmaktadır. Böyle bir şey olduğunda, bu boş binlerin içleri önceki binlerin değerleriyle doldurulmazlar.

2. Sonra bu filtrelenmiş PSF kaydının CUSUM değerleri her bindeki frekans değerleri (-400 ms’den 200 ms’ye kadar – 600 ms’lik bant genişliği³³) kullanılarak hesaplanır .
3. PSF-CUSUM kaydı kullanılarak her bindeki türev değerleri hesaplanır.
4. Son olarak, PSF-CUSUM türev kaydı, 8 bin ortalama alma ve 10 kere yumuşatma kullanılarak hareketli ortalama ile filtrelenir.

5.2.10 Kritiklik Fonskiyonlarının Tasarımı

Bölüm 4.2.5’de sözü edildiği gibi, AMAS’a göre her etmen a_i , t anındaki *kritiklik* değerlerini hesaplamak için bir kritiklik fonksiyonu tanımlamalıdır.

Modelde, bu amaçla, her etmen a_i yaşam döngüsü boyunca saptadığı İOD’leri bir İOD tablosu $\mathbb{T}_{a_i}$ kullanarak izlemektedir. Bu tablodaki İOD’ler hem *içsel* (etmenin kendisi tarafından saptanmış) hem de *dışsal* (bir başka etmenden gelen geribildirim ile saptanmış) olabilir. Bu tablo İOD anahtarlarını rahatsızlık değerlerine (ϕ) eşlemektedir. İOD anahtarları saptanmış farklı İOD’leri belirtmektedir ve rahatsızlık değerleri de İOD’lerle ilgili tatminsizlik değerini belirtmektedir.

Rahatsızlık değerleri AVT’lerin Δ değerlerinde kullanılan mantığın (bakınız Bölüm 5.1.4) aynısıyla evrilmektedirler. Rahatsızlık değerinin ilk değerine 0 atanmıştır. Eğer aynı İOD arka arkaya saptanırsa, bu değer 1 artırılır. Aksi takdirde, eğer zıt bir durum veya iyi bir durum saptanırsa, bu değer 1 azaltılır.

Tabloya İOD bilgisini başarılı bir şekilde koymak ve almak için, İOD anahtarları tarafından kullanılan tanımlar tür, kaynak ve (eğer varsa) açıklama

³³Bu bant genişliği, uyarı-sonrası olayın olası uyarı-öncesinde her iki yöndeki olası en fazla değişimlerden büyük olduğundan emin olunmak için seçilmiştir. CUSUM’da şans eseri oluşabilecek uyarı ve kısıtlamalar iki yönde de olabileceği için uyarı-öncesi zamanı iki kat aldık.

bilgilerini tutmalıdır. Örneğin, bir etmen a_i bir başka etmen a_j 'den bir $f \in \mathcal{F}_{ti} \uparrow$ geribildirimi alarak kötü bir zamansal bütünleştirme İOD'sini saptadığı zaman, İOD tablosunda $|ti(a_i); 1|$ şeklinde bir İOD girdisi yaratır.

Bu bağlamda, bir kritiklik fonksiyonu olarak $\mathbb{T}_{a_i}.values()$ fonksiyonu $\mathbb{T}_{a_i}$ 'deki bütün rahatsızlık değerlerini ve $max(\cdot)$ fonksiyonu da verilen bir kümenin en büyük değerini döndürmek üzere

$$c_{a_i}(t) = \max(\mathbb{T}_{a_i}.values()) \quad (5.11)$$

fonksiyonu kullanmaktadır. Dolayısıyla kritiklik değeri tablodaki değerlerin en büyüğüdür.

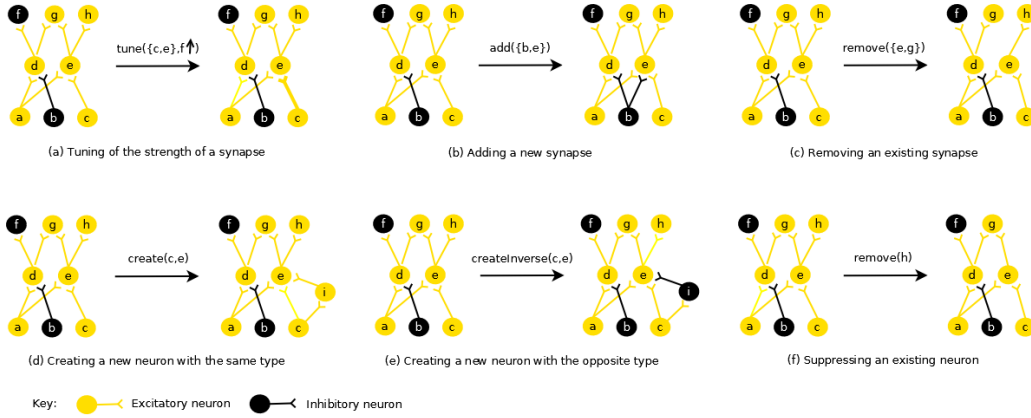
Bir a_i etmeni t anında bir İOD saptadığı (algıladığı) zaman (ya kendi kendine ya da bir başka etmenden geribildirim alarak), öncelikle İOD tablosu $\mathbb{T}_{a_i}$ 'yi günceller. Sonra, t anında saptadığı İOD'lerden birinin yaşam döngüsü doyunca saptadığı İOD'ler arasında en yüksek rahatsızlık seviyesine sahip olup olmadığını denetler. Eğer öyleyse, etmen a_i bu İOD'yi ortadan kaldırmak için en uygun işbirlikçi davranışını çalıştırır.

5.2.11 İşbirlikçi Davranışların Tasarımı

Bir sinir etmeninin ayarlayabileceği yegane parametre kendi sinapslarının (postsinapslar) sinaptik kuvvetidir. Sinir etmenlerinin ayar davranışı $n, m \in \mathcal{N}(t)$ ve $f \in \mathcal{F}$ olmak üzere $\{n, m\}.\eta$ sinaptik kuvvetinin f ile t anında ayarlanması anlamına gelen $tune(\{n, m\}, f)$ eylemi biçiminde modellenmiştir. Özerk ve işbirlikçi bir sinir etmeni, kendi sinapsının değişimine kendisi karar vermelidir. Dolayısıyla, bu eylem yalnızca n tarafından $\{n, m\}$ üzerinde işletilebilir. Dahası, aynı anda n tarafından zıt ayarlamalar yapılmadığı varsayılmaktadır.

Sinir etmenlerinin yeniden-örgütlenme davranışları $n, m \in \mathcal{N}(t)$ olmak üzere $\{n, m\}$ 'nin t anında eklenmesi ve çıkarılması anlamına gelen $add(\{n, m\})$ ve $remove(\{n, m\})$ biçimlerinde modellenmiştir. Hiçbir sinapsın aynı anda hem eklenip hem de çıkartılmadığı varsayılmaktadır.

Sinir etmenlerinin evrim davranışları $n, m \in \mathcal{N}(t)$ olmak üzere sinir etmenlerinin t anında yaratılması ve silinmesi anlamına gelen $create(n, m)$, $createInverse(n, m)$ ve $remove(n)$ biçimlerinde modellenmiştir. Hiçbir



Şekil 5.6: Ağın yapısını değiştirmek için olan işbirlikçi davranışların örnekleri. (a)'da, sinaps $\{c, e\}$ 'nin ince sarı çizgiyle gösterilen gücü, artırılmaktadır. (b)'de, sinir b sinir e ile arasında yeni bir sinaps yaratmaktadır. (c)'de, sinir e sinir g ile olan sinapsını kaldırmaktadır. (d)'de, uyarıcı sinir c postsinaptik siniri e olan yeni bir uyarıcı sinir yaratmaktadır. (e)'de, uyarıcı sinir c postsinaptik siniri e olan yeni bir kısıtlayıcı sinir yaratmaktadır. (f)'de, sinir h kendini ortadan kaldırmaktadır.

sinirin aynı anda hem yaratılıp hem de silinmediği varsayılmaktadır.

Şekil 5.6 bu işbirlikçi eylemlerin örneklerini göstermektedir.

İOD'ler sonraki altbölümlerde sözü edilen eylemlerde ortadan kaldırılmaktadırlar.

5.2.12 “Kötü Anlık Frekans” İOD'sinin Ortadan Kaldırılması

Motor sinir etmeni m , ν 'den t anında son spayk (t_m) hakkında $f_\nu \in \mathcal{F}_{if}$ aldığı anda, f_ν 'yi $Temp_m(t_m)$ 'yi zamansal şekilde dikkate alarak değerlendirir. İki farklı durum olabilir: m 'nin son spaykını doğru anda etkileyen bazı $n \in Temp_m(t_m)$ olabilir veya olmayabilir. Eğer $t_n = t_m - d_{nm}$ ³⁴ olmak üzere bazı $n \in Temp_m(t_m)$ varsa, m problemi bir zamansal bütünleştirme problemine çevirir ve bütün $n \in Temp_m(t_m)$ 'ye $f_m \in \mathcal{F}_{ti}$ gönderir. Aksi takdirde, m etmeni f_ν 'yi $f_m \in \mathcal{F}_{if}$ olarak bütün $n \in Temp_m(t_m)$ 'ye iletir.

Bir sinir etmeni n tarafından bir $f_m \in \mathcal{F}_{if}$ alındığında, m 'nin zamansal olarak daha yakın bir komşuya gereksinim duyduğunu anlar. n etmeni m 'ye böyle bir komşuyu ayarlama veya yeniden-örgütlenme ile sağlayamayacağından, doğrudan evrim davranışını çalıştırır: kendisi presinaptik sinir olarak eklediği yeni bir uyarıcı

³⁴Bir diğer deyişle, eğer m etmeni n 'den gelen spayk zarına ulaşır ulaşmaz ateşlemiştir.

Algoritma 5.3 $f_m \in \mathcal{F}_{if}$, $m \in \mathcal{M}(t)$ ve $n \in \mathcal{N}(t)$ olmak üzere sinir etmeni n 'nin t anında aldığı f_m geribildirimine olan tepkisi.

□ evrim koşulu

if $n \in \mathcal{N}^+$ **then** create (n, m) **endif**

□ iletme koşulu

 send $(f_m, Temp_n(t_n))$

ara sinir yaratır (Algoritma 5.3, satır 2). Dolayısıyla, bu yeni sinir büyük ihtimalle n 'den sonra ateşleyecektir ve ağda bir zaman kayması olacaktır. Eğer n yardım edemeyecek durumda ise (örneğin, $n \in \mathcal{N}^-$), f_m geribildirimini bütün zamansal olarak en yakın arkadaşları $Temp_n(t_n)$ 'na iletir (Algoritma 5.3, satır 4).

5.2.13 “Kötü Zamansal Bütünleştirme” İOD’sinin Ortadan Kaldırılması

Bir sinir etmeni n tarafından bir $f_m \in \mathcal{F}_{ti}$ geribildirimi alındığında, öncelikle eğer $m \in Post_m$ ise sinaptik kuvvet $\{n, m\}.\eta$ 'yi ayarlamaya çalışır (Algoritma 5.4, satır 2).

Eğer n etmeni m 'ye ayarlama ile yardım edemezse, yeniden-örgütlenmeyi dener: ya eğer aralarında sinaps yoksa araya bir sinaps ekler, ya da varolan sinapsı kaldırır. Bir sinir etmeni $n \in \mathcal{N}^+$ (ya da $n \in \mathcal{N}^-$), eğer $f_m \uparrow$ (ya da $f_m \downarrow$) ise yeni bir sinaps ekler (Algoritma 5.4, satır 10) ve eğer $f_m \downarrow$ (ya da $f_m \uparrow$) ise varolan bir sinapsı kaldırır (Algoritma 5.4, satır 6).

Son çare olarak, n etmeni m 'ye yardım etmek için yeni bir sinir yaratır. Bir sinir etmeni $n \in \mathcal{N}^+$ (ya da $n \in \mathcal{N}^-$), eğer $f_m \uparrow$ (ya da $f_m \downarrow$) ise yeni bir sinir etmeni $n \in \mathcal{N}^+$ (ya da $n \in \mathcal{N}^-$) yaratır (Algoritma 5.4, satır 15) ve eğer $f_m \downarrow$ (ya da $f_m \uparrow$) ise yeni bir sinir etmeni $n \in \mathcal{N}^-$ (ya da $n \in \mathcal{N}^+$) yaratır (Algoritma 5.4, satır 19).

n yardım edemeyeceği zaman, f_m geribildirimini bütün zamansal olarak en yakın arkadaşları $Temp_n(t_n)$ 'na gönderir (Algoritma 5.4, satır 24)³⁵. Daha önce sözü edildiği gibi, kötü zamansal bütünleştirme İOD'si ara sinirler ve motor sinirler tarafından saptanabilirler. Ara sinirler tarafından saptandıklarında, amaç ara siniri etkinleştirmek olduğundan d_{psp} (4.0 ms) zaman aralığı içerisinde herhangi bir sinaptik kuvvet değişimi iyidir. Dolayısıyla, bir sinir etmeni bu durumu

³⁵Buradaki fikir, sinir etmenleri kendi spayları ve presinaptik sinirlerinin spayları arasındaki ilintiyi artırmaya çalıştıkları için spayk-zamanı-bağımlı esnekliğe (Song et al., 2000) oldukça benzemektedir.

Algoritma 5.4 Sınır etmeni n 'nin $f_m \in \mathcal{F}_{ti}$ ve $m, n \in \mathcal{N}(t)$ olmak üzere t anında aldığı f_m geribildirimine olan cevabı.

□ ayarlama koşulu

if $m \in Post_n$ **then** $tune(\{n, m\}. \eta, f_m)$ **endif**

□ yeniden-örgütlenme koşulu

if $m \in Post_n$ **then**

if $(n \in \mathcal{N}^+ \wedge f_m \downarrow) \vee (n \in \mathcal{N}^- \wedge f_m \uparrow)$ **then**
 $remove(\{n, m\})$

endif

else $m \notin Post_n$

if $(n \in \mathcal{N}^+ \wedge f_m \uparrow) \vee (n \in \mathcal{N}^- \wedge f_m \downarrow)$ **then**
 $add(\{n, m\})$

endif

endif

□ evrim koşulu

if $m \in Post_n$ **then**

if $(n \in \mathcal{N}^+ \wedge f_m \uparrow) \vee (n \in \mathcal{N}^- \wedge f_m \downarrow)$ **then**
 $create(Pre_n, m)$

endif

else $m \notin Post_n$

if $(n \in \mathcal{N}^+ \wedge f_m \downarrow) \vee (n \in \mathcal{N}^- \wedge f_m \uparrow)$ **then**
 $createInverse(Pre_n, m)$

endif

endif

□ iletme koşulu

$send(f_m, Temp_n(t_n))$

ortadan kaldıramadığında, presinaptik ve postsinaptik komşularına sorar. Motor sinir etmenleri için, bununla beraber, amaç belirli bir zamanda sinaptik kuvvet değişimi elde etmektir. Bu sebeple, bir motor sinir etmeni böyle bir durumu ortadan kaldıramadığında, zamansal olarak en yakın arkadaş sinilerine sorar. Bu yolla, geribildirim ağ boyunca yayılır.

5.3 Modeling Gerçekleştirimi

Model, Java'da yazılan bir etmen-tabanlı benzerim ortamı olan RePast Symphony 2.0.0 beta (North et al., 2006) kullanılarak gerçekleştirildi. İstatistiksel hesaplamalar için, SSJ³⁶ (*Stochastic Simulation in Java*) kütüphanesi kullanıldı.

5.4 Modelin Doğrulanması, Geçerlenmesi ve Testi

Modelin doğrulanması ve geçerlenmesi için *mikro-* ve *mezo-seviyelerde* çeşitli test senaryoları daha önce Bölüm 4.4.3'de bahsedilen test çerçevesi ile tasarlanmış ve test edilmiştir. Bu testlerin nasıl yürütüldüklerin göstermek için, her seviyeden bir test senaryosu örnek olarak seçilmiştir.

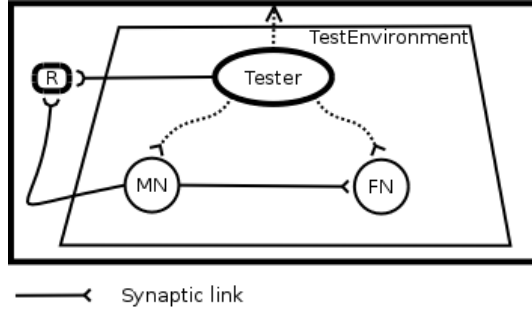
5.4.1 Mikro-Seviye Test Örneği: Bir Motor Sinirin Tonik Ateşlemesi

Bu senaryodaki amaç motor sinirlerin *mikro-seviye* davranışlarından birini test etmektir: (motor sinirler tonik olarak etkin olduklarından) spaykların sürekli olarak yayılımı. Tonik ateşleme için, motor sinir etmenleri insan deneklerinin Ege Üniversitesi laboratuvarında³⁷ kaydedilmiş deneysel verilerini kullanmaktadırlar. Dolayısıyla, bu etmenin beklenen tonik ateşleme davranışı gerçek motor sinirlere benzer spayklar üretmektir.

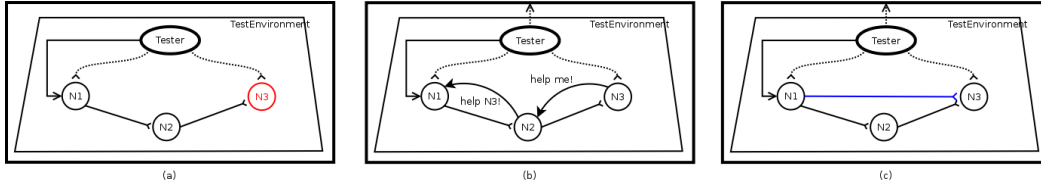
Şekil 5.7, seçilen test senaryosu için açıklayıcı bir diyagramdır. Test altındaki temel eleman motor sinir etmenidir. Bu *mikro-seviye* davranışı test edebilmek için, motor sinir etmeni (MN) bir sahte sinir etmenine (FN) sinaptik bir bağlantıyla bağlanmıştır. Sahte sinir etmeni (FN) bir sinir etmenini taklit etmektedir ve yalnızca gelen spaykları almakla sorumludur. Sinaptik bağlantı verilen bir spaykı sahte sinir etmenine öntanımlı bir süreden sonra iletmekle sorumludur. Senaryonun

³⁶<http://www.iro.umontreal.ca/~simardr/ssj/indexe.html>, son erişim 29 Nisan 2013.

³⁷Ege Üniversitesi Beyin Araştırmaları Merkezi, <http://www.eubam.ege.edu.tr>.



Şekil 5.7: “Motor sinirin tonik ateşlemesi” mikro-seviye test senaryosu için açıklayıcı bir diyagram (Gürcan et al., 2013a). Bu senaryoda, R dayanak verisini kullanarak tonik ateşleyen bir motor sinir etmeni (MN) bulunmaktadır. MN sahte sinir etmeni FN’ye sinaptik bir bağlantıyla bağlanmaktadır. Test esnasında, test etmeni (tester) hem MN hem FN’nin ateşleme davranışlarını izlemektedir. Daha sonra izlenen veriler kullanılarak, test etmeni MN’nin davranışının R’ye göre kabul edilebilir olup olmadığına kontrol eder.



Şekil 5.8: Etkin olmayan bir sinire yardımcı olmak için ikinci seviye komşusunun yeni bir sinapsı yarattığını gösteren açıklayıcı bir diyagram (Gürcan et al., 2013a). İlkenme durumunda ele alınan üç sinir etmeni bulunmaktadır: sinir-1 (N1), sinir-2 (N2) ve sinir-3 (N3). N1 ve N2 arasındaki sinaps N2’nin etkinleşmesi (ateşlemesi) için yeterli olduğu halde, N2 ve N3 arasındaki sinaps N3’ü etkinleştirmeye yetmemektedir. Bu bağlamda, bu alt-topluluktan beklenen davranış N1 ve N3 arasında bir sinaps yaratmaktır.

çalıştırılması esnasında, motor sinir etmeni sürekli olarak spayk yayar ve bu spayklar sahte sinir etmenine iletilir. Sahte sinir etmeni her spayk aldığı anda, zar potansiyeli bir süreliğine biraz yükselir ve daha sonra dinlenme potansiyeline geri döner Motor sinir etmenin tonik ateşleme davranışını test etmek için, test etmeni (Tester) hem motor sinir etmeninin hem de sahte sinir etmeninin etkinliklerinin verilen bir süre zarfında gözlemektedir (her senaryo işletimi için bu süre farklı olabilir). Bu zaman sınırının sonunda, test etmeni senaryo işletimi esnasında topladığı bilgilerle testler yürütür.

5.4.2 Mezo-Seviye Test Örneği: Etkin Olmayan Bir Sinire Yardım Etmek için Yeni Bir Sinapsın Yaratılması

Bu senaryoda, kendini-örgütleyen sinirlerin *mezo-seviye* bir davranışı ele alınmaktadır: etkin olmayan bir sinire yardım etmek için yeni bir sinapsın yaratılması. Test senaryosu bir grup işbirlikçi etmeden oluşmaktadır. Bu testin amacı bu etmenler işbirlikçi bir şekilde birbirlerine yardım edip etmediklerini

değerlendirmektir. Bununla beraber, bu senaryonun detayına girmeden önce, temel etkileşimleri ele alan bütün *mikro-seviye* testler zaten yapılmış ve başarılı olmuştur.

Test senaryosunun ilklendirilme durumu Şekil 5.8a'da gösterilmektedir. Üç sinir etmeni vardır: sinir-1 (N1), sinir-2 (N2) ve sinir-3 (N3). N1'in N2 ile bir sinapsı vardır ve N2'nin N3 ile bir sinapsı vardır. N1 ve N2 arasındaki sinaps N2'nin etkinleşmesi (ateşlemesi) için yeterli olduğu halde, N2 ve N3 arasındaki sinaps N3'ü etkinleştirmeye yetmemektedir.

Bu senaryo, bu alt-topluluktan beklenen davranış N1 ve N3 arasında bir sinaps yaratmak olduğunun doğrulanması için tasarlanmıştır. Bu senaryo çalıştırıldığında, N3 sürekli olarak doğrudan komşusu olan N2'den yardım istemeye başlar. Bununla beraber, N2'nin zaten N3 ile bir bağlantısı olduğundan N3'e yardım edebilmek için ikinci bir sinaps yaratamamaktadır ve dolayısıyla en mantıklı komşu etmenine (kendi bakış açısından N1 etmenine) bu yardım çağrısını iletmektedir (Şekil 5.8b). Eğer N1 etmeni N3'ten çok fazla yardım çağrısı alırsa, ona yardım etmek için, Şekil 5.8c'de gösterildiği gibi sinaptik bir bağlantı yaratır.

5.5 Sonuç

Bu bölümde, AMAS teorisi kavramlarını temel alan *beliren bir sinirsel ağ modeli* tanımlanmıştır. AMAS'ta, yapay bir kendini-örgütleyen sistem etmen denilen devingen sayıdaki özerk işbirlikçi elemanlardan oluşmaktadır.

Tezin amacı verilen bir sistemin işlevsel etkinliğini benzetmek olduğundan, kendini-örgütleyen modelin etmenleri ya alanla ilgili temel nesneler ya da bu nesneleri değiştiren fonksiyonlardır. Genellikle, temel nesneleri belirlemek “Hedef sistemimi oluşturan elemanlar nelerdir?” sorusunu cevaplayarak kolaydır. Bu tezdeki modelde, kabaca iki tür etmen vardır: biyolojik sinirleri ifade eden *işlevsel* etmenler ve işlevsel etmenler ver kullanıcı arasındaki etkileşimleri sağlayan bir *gözlemci* etmen. Sinir etmenlerinin düşük davranışları biyolojik kanıtlardan gelmektedir. Her etmen, diğer etmenlerle olan ilişkilerini aralarındaki İOD'leri saptayarak ve bunların üstesinden işbirlikçi davranışlarıyla gelerek mümkün olduğunca işbirlikçi tutmaya çalışmaktadır. Modelde, bütün İOD'ler biyolojik olarak istanmeyen bir durumu göstermektedir.

AMAS teorisine göre, yerel bir şekilde etkileşen çokça sayıda etmenin dayanak biyolojik sistemlerine işlevsel olarak uygun toplu davranışlar üretmeleri gerekmektedir. Modelin aşağıdan-yukarıya güvenilirliğini sağlamak için, modelin

elemanları dikkatli bir şekilde *mikro-* ve *meso-seviyelerde* test edilmiştir. AMAS'a göre, etmenler tarafından gerçekleştirilen beliren *makro-seviye* işlevin uygun olacağını öngörmekteyiz. Sonraki bölüm bu beklentimizi göstermektedir.

“Bütün modeller yanlıştır, ama bazıları kullanışlıdır.”
George E. P. Box, *Empirik Model-İnşası ve Yanıt Yüzeyleri* (1987) s. 424

6 BENZETİMLER, SONUÇLAR ve TARTIŞMA

Bu bölümde, önce deney düzeneklerini ve sonra da gerçekleştirilen benzetimlerin sonuçları gösterilmektedir. Daha sonra, bu sonuçlar biyoloji ve bilgisayar bilimleri perspektifinden tartışılmaktadır. Son olarak, model varolan yaklaşımlarla karşılaştırılıp, sınırları ortaya konularak bölüm bitirilmektedir.

6.1 Benzetimler ve Sonuçlar

Önceki bölümde (Bölüm 5) tanımlanan *beliren etmen-tabanlı sinirsel ağ modelini* geçirmek için, insan deneklere ait olan dokuz tekli motor birim yolağı benzetildi. Bu insan verileri çok farklı özelliklerde olduklarından seçilmişlerdir çünkü böylelikle beliren modelin yeterince genel olduğu doğrulanabilir.

6.1.1 Deney Düzenegi

Bu altbölümde, benzetim deneylerinin deney düzenekleri verilmektedir.

6.1.2 Etik Açıklama

Bütün veriler Kemal S. Türker’in Ege Üniversitesi’ndeki eski laboratuvarında³⁸ yapılmış olan deneylerden alınmıştır. Bu deneylerin prosedürlerinin etik onayı Ege Üniversitesi Tıp Fakültesi Araştırma Etik Kurulu’ndan alınmıştır.

6.1.3 İklendirme Senaryosu

Modelin sınanması için, insan soleus ve tibialis-anterior kasları üzerinde yapılan düşük-eşikli uyarı deneylerinden elde edilen veriler kullanılarak tekli motor birimlerinin (SMU) sinirsel devrelerinin benzetilmesi seçilmiştir. Bu deneylerde,

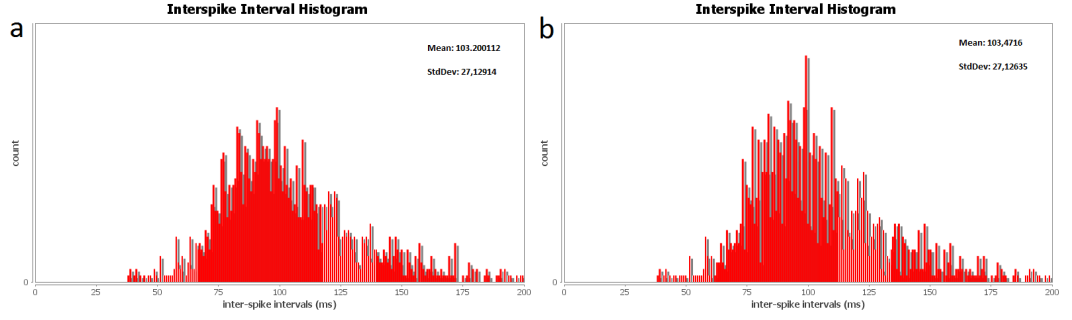
³⁸2007’den 2010’a kadar, Kemal S. Türker araştırmalarını Ege Üniversitesi Beyin Araştırması Merkezi’nde (<http://www.eubam.ege.edu.tr/>) yürütmüştür. Mart 2011’den bu yana, araştırma çalışmalarını Koç Üniversitesi Tıp Fakültesi’nde yürütmektedir.

ritmik uyarılar yerine, uyarıların motor sinir ateşlemesinin çeşitliliğine göre spayklar-arası aralıkları (ISI) rastgele dağıtılmıştır. Spayklar-arası aralıklar, bir uyarının senkronizasyon sebepli etkisinin diğer uyarıdan önce kaybolabilmesi için 1000 ms'den 3000 ms'yeye kadar rastgele aralıklar olarak seçilmişlerdir.

İnsan SMU yolakları Bölüm 2.6.1'de tarif edilmişti. Ele alınan yolaklar hakkında kullanılan kesin bilgi, *Ia duyu sinirlerinin alfa motor sinirleriyle monosinaptik bağlantılar yaptıklarıdır*. Bu bağlamda, bu yol ele alınan ağdaki en kısa yol olarak ele alınmıştır ve iletim süresini l olarak tanımlanmıştır. Dolayısıyla benzetimler, ilk sinirler $\mathcal{N}(0) = \{s, m\}$, ilk sinapslar $\mathcal{S}(0) = \{\{s, m\}, \{m, \emptyset\}\}$ ve bu sinapsların aksonal gecikmeleri $s \in \mathcal{K}$, $m \in \mathcal{M}$ ve l yolağın dayanak deney verisinin PSF-CUSUM'ından benzetim bilimcisi tarafından çıkarsanan tahmini başlangıcının gecikmesi olmak üzere $d_{sm} = d_{m\emptyset} = l/2$ olacak şekil ilklendirilmiştir. Bu bağlamda, l_{begin} değerine motor sinir davranışındaki uyarı-tetiklemeli en erken değişim l anında gözlemlenebileceği için l değeri atanmıştır ve l_{end} değerine de 200.0 ms atanmıştır (bakınız Şekil 2.12, tüm refleks olayı LLE'nin başlangıcı ile başlamakta ve LLI'nin bitişi ile bitmektedir). Gözlemci etmen ν , bütün duyu sinir etmenleri $s \in \mathcal{K}$ 'yi gerçek deneylerde olduğu gibi 1000 ms'den 3000 ms'ye kadarlık rastgele aralıklarla uyarır. Dahası, ν tarafından çıktıları karşılaştırmak için kullanılan tolerans değeri τ 'ya istatistiksel olarak iyi bir değer olduğu için 0.5 atanmıştır. Ara sinirler, diğer sinirler arasında bir bağlantı oluştururlar ve deneğin dengesini koruyabilmesi için uzun döngülü refleks olaylarında yer alırlar. Sinirlerin ateşleme eşiklerini geçebilmek için binlerce sinaps almaları gerektiği iyi bilinmesine rağmen, ara sinirler çoğu zaman bir refleks oluşturabilecek etkilere tepki vermek için hazırdırlar (Capaday, 2002; Lam and Pearson, 2002; Misiaszek, 2006). Bu nedenle, ara sinirlerin AHP seviyesini düşük bir değere (1.0 mV) atadık, böylelikle bu sinirler az sayıda sinaps ile etkinleşebilirler ve model daha hızlı yakınsayabilir. Gerçek tekli motor birimlerinde durumun böyle olup olmadığı *belirsiz* olmasına rağmen, bu ayar motor sinir etmenin presinaptik sinirlerinin sayısını etkilememektedir.

Ayrıca, tonik olarak etkin olan motor sinirlerde yürütülen birçok hücreiçi çalışmada (örneğin, (Calvin and Schwindt, 1972; Schwindt and Crill, 1982)), AHP genliği 10.0 mV olarak raporlanmıştır. Bu nedenle, motor sinir etmenlerin AHP seviyeleri 10.0 mV olarak atanmıştır.

Modeldeki en küçük işlem süresi, sinaptik işleme süresi d^{den} , 0.5 ms olduğundan, modelin benzetimi 0.5 ms'lik zaman adımlarında ilerlemektedir. Aynı sebepten dolayı, PSF diyagramlarının bin boyutu da 0.5 ms olarak belirlenmiştir.



Şekil 6.1: (a) Bir insan alfa-motor sinirinin ve (b) onun benzetiminin spayklar-arası-aralık (ISI) olasılık dağılışı.

Benzetim deneylerimizde geribildirim ağda yayılabilmesi için yeterince büyük olduklarını gözlemlendiğinden, yeniden-örgütlenme rahatsızlık eşiği 20'ye ($\psi_{reorganization} = 20$) ve evrim rahatsızlık eşiği de 40'a ($\psi_{evolution} = 40$) eşitlenmiştir.

6.1.4 Benzetimler

Benzetimlerin *makro-seviye* davranışlarını değerlendirmeden önce, motor sinir etmeninin benzetiminin düzgün çalıştığından emin olunması gerekmektedir. Bu bağlamda, bir insanın alfa-motor sinirinin ve onun benzetiminin ISI dağılışı çizdirilmiştir (Şekil 6.1). Bu ISI dağılışları nerdeyse aynı ortalamaya ve varyansa sahiptir ve sağa-kayan şekil her iki dağılışıta da oluşmaktadır. Dağılışı parametreleri, bu dağılışıları elde edebilmek için ayarlanmıştır (bakınız Bölüm 5.2.4). Motor sinir etmeninin gerçek insan motor siniriyle benzer şekilde boşabildiğinden emin olduktan sonra, insan tekli motor birimleri (SMU) yolaklarının benzetimini gerçekleştirebilir.

Örnek olarak, modeli farklı *makro-seviye* işlevsel davranışları olan dokuz farklı insan SMU yolağını kullanarak benzetilmiştir. Tablo 6.1'de gösterildiği üzere, bu yolaklarla ilgili veriler çeşitli sayıda uyarılarla (Uyarı S.) ve çeşitli toplam ardışık boş bin sayılarıyla (Top. A.B.B.) elde edilmiştir.

Güvenilir benzetim deneyleri yapılabilmesi için, insan verisi “eğitim verisi” ve “test verisi” olmak üzere uyarı sayıları açısından ayrılmışlardır. Bu bağlamda, her benzetim deneyi için, öncelikle insan verileri $2n$ uyarı parçasına bölünmüştür ve sonra rastgele bir şekilde n adet uyarı parçası eğitim PSF verisini oluşturmak için derlenmiştir ve kalan n parçayı da test PSF verisi derlemek için kullanılmıştır (Şekil 6.2). Eğitim verisi daha sonra gözlemci etmene “dayanak verisi” olarak verilmiştir. Benzetim deneylerinde, $2n = 10$ olarak seçilmiştir ve en az 100 uyarı olduğunda

Çizelge 6.1: Soleus ve tibialis-anterior kaslarından çeşitli sayıda uyarılarla (Uyarı S.) elde edilen ve çeşitli toplam ardışık boş bin sayısına (Top. A.B.B.) sahip olan dokuz farklı insan sinirsel refleks yolağının (İRY) benzetim deneylerinin sonuçları. Her İRY için, benzetimler 10 defa yürütülmüştür ve elde edilen ortalama benzerlik (Ort. B.), ortalama uyarıcı (Uya. S.) ve kısıtlayıcı (Kıs. S.) sinir sayıları ve ortalama toplam sinir sayıları (Top. S) gösterilmektedir.

İRY	Uyarı S.	Top. A.B.B.	Ort. B. (%)	Uya. S.	Kıs. S.	Top. S.
AO-2-3-1	303	13	77.62	406	149	555
BU-1-1-1	323	50	93.49	359	5	364
BU-1-3-1	232	43	96.14	346	0	346
NK-3-2-1	697	28	96.16	360	153	513
OS-3-1-1	510	88	83.78	306	0	306
OS-3-3-1	510	88	86.84	327	9	336
OS-4-2-1	987	25	94.69	323	22	345
OS-4-3-1	986	45	91.51	346	10	356
SS-1-1-1	783	0	93.81	379	176	555
<i>ortalama</i>	<i>592.3</i>	<i>42.2</i>	<i>90.44</i>	<i>349.1</i>	<i>52.5</i>	<i>401.6</i>

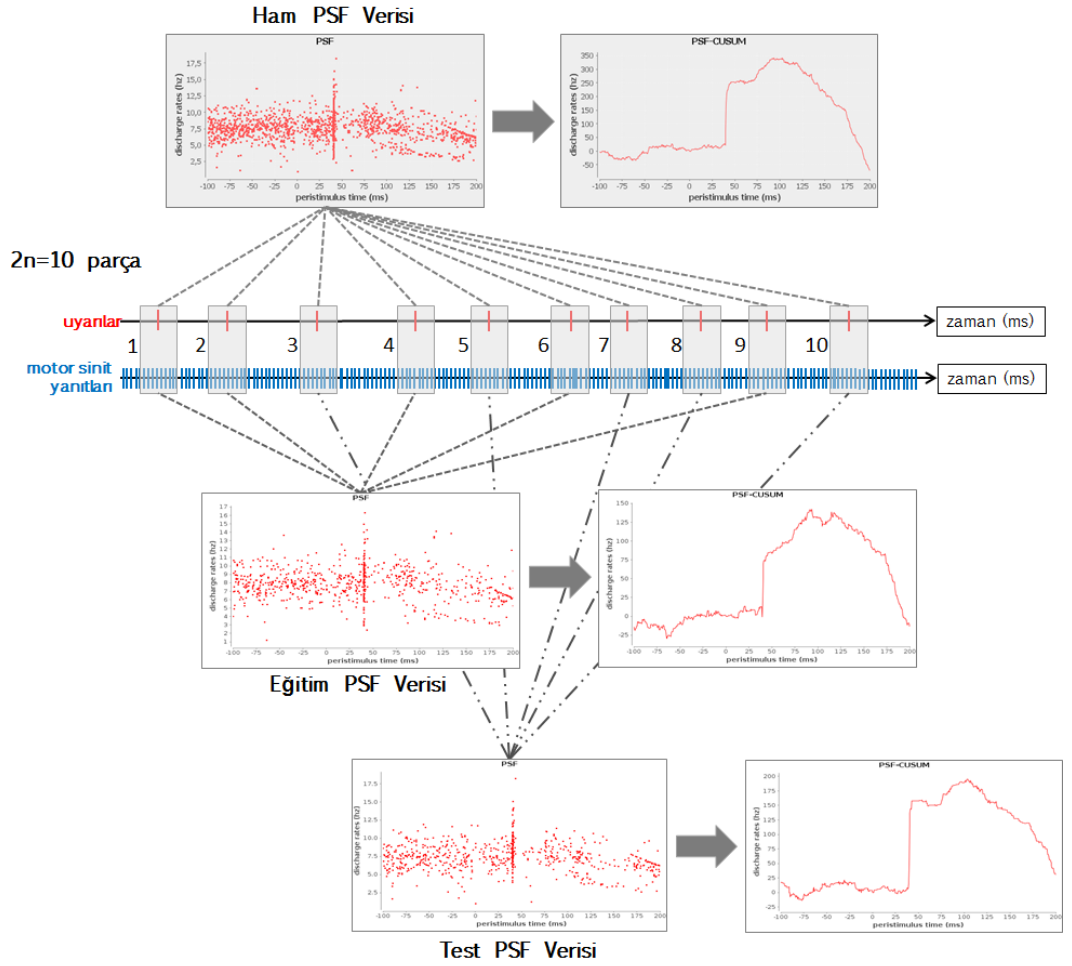
PSF postsinaptik potansiyelin profilini daha iyi gösterdiğinden uyarı sayısı 200'den fazla olan insan verileri kullanılmıştır (Türker and Powers, 2005).

6.1.5 Sonuçlar

Benzetimler bittikten sonra, türetilen ağların dayanak gerçek ağlara işlevsel olarak denk olduğundan emin olmak için sonuçlar çözümlenir.

İki ağın benzerliğini hesaplamak için, benzetim ve test PSF-CUSUM'ları arasında bir Pearson-ilinti çözümlemesi gerçekleştirilir. Bu ilinti, modelin doğruluğunu kararlılık katsayı cinsinden yansıtan bir kanıttır. r ilintisi, eğer hiçbir ilinti yoksa 0 sonucunu verir (tamamen ilintisiz) ve tam ilintilik için 1 sonucunu verir. Daha sonra benzerlik derecesi r^2 olarak hesaplanır (Tablo 6.1'deki Ort. B.). Bu bilgi, gerçek bir insan tekli motor biriminin (SMU) çıktı deseniyle karşılaştırılabilen yapay bir tekli motor birimi (SMU) çıktı deseni elde etmeyi amaçladığımız için, ele alınan iki ağın PSF çözümlemesi (Bölüm 2.6.4) bağlamında *işlevsel olarak denk* olduklarını iddia etmek için yeterlidir.

Her insan sinirsel refleks yolağı (İRY), benzetim deneyleri 10'ar defa tekrar edilmiştir (Tablo 6.1). Bu deneylerin altı tanesinin çıktıları Şekil 6.3'de gösterilmektedir. PSF-CUSUM diyagramları arasındaki benzerlikler, modelin farklı *makro-seviye* desenlere sahip İRY'leri taklit edebildiğini göstermektedir. Bir diğer deyişle, bir ilklendirme ağı *makro-seviye* davranışı gerçek dayanak biyolojik



Şekil 6.2: Ham PSF verisinin eğitim PSF verisi ve test PSF verisi olarak örnek ayrışımı. İlk önce, SS-1-1-1 ham verisi $2n = 10$ parçaya ayrılır. Sonra, rastgele seçilen $n = 5$ parça (1, 2, 4, 6 ve 9 nolu parçalar) eğitim PSF verisi olarak derlenir ve geriye kalan $n = 5$ parça da (3, 5, 7, 8 ve 10 nolu parçalar) test PSF verisi olarak derlenir.

ağına uyan bir çözüm ağına başarılı bir şekilde yakınsamaktadır.

Bir ağ kendini örgütlemeyi sonlandırdığında³⁹, sinirlerin doğru örgütlenişi bulunmuş demektir. Şimdi karşımıza çıkan soru şudur: *beliren ağ modelinin* dayanak İRY'siyle uyumlu *makro-seviye* işlevsel davranışlar göstermeye devam edeceğinden emin olunabilir mi? Motor sinir boşalma oranları üzerindeki uyarı-tetiklemeli değişimlerin gözlemlendiği bu tezdeki durumda, beliren ağ öğrenme sürecindeki aynısı girdilerle beslenir (Bölüm 6.1.3'de tanımlandığı gibi 1000 ms ile 3000 ms arasında değişen spayklar-arası aralıklar ile). Beklenen şey, dayanak biyolojik ağınkiyle hemen hemen aynı (gürültüden dolayı tamamen aynı olmasını beklenemez) olan *makro-seviye* çıktılarıdır. Sonuç ağlarının sürekli olarak uyarıldığı bu testleri, uzun bir süre gerçekleştirilmiştir. SS-1-1-1 verisi için olan testin bir gösteri Şekil 6.4'de verilmiştir.

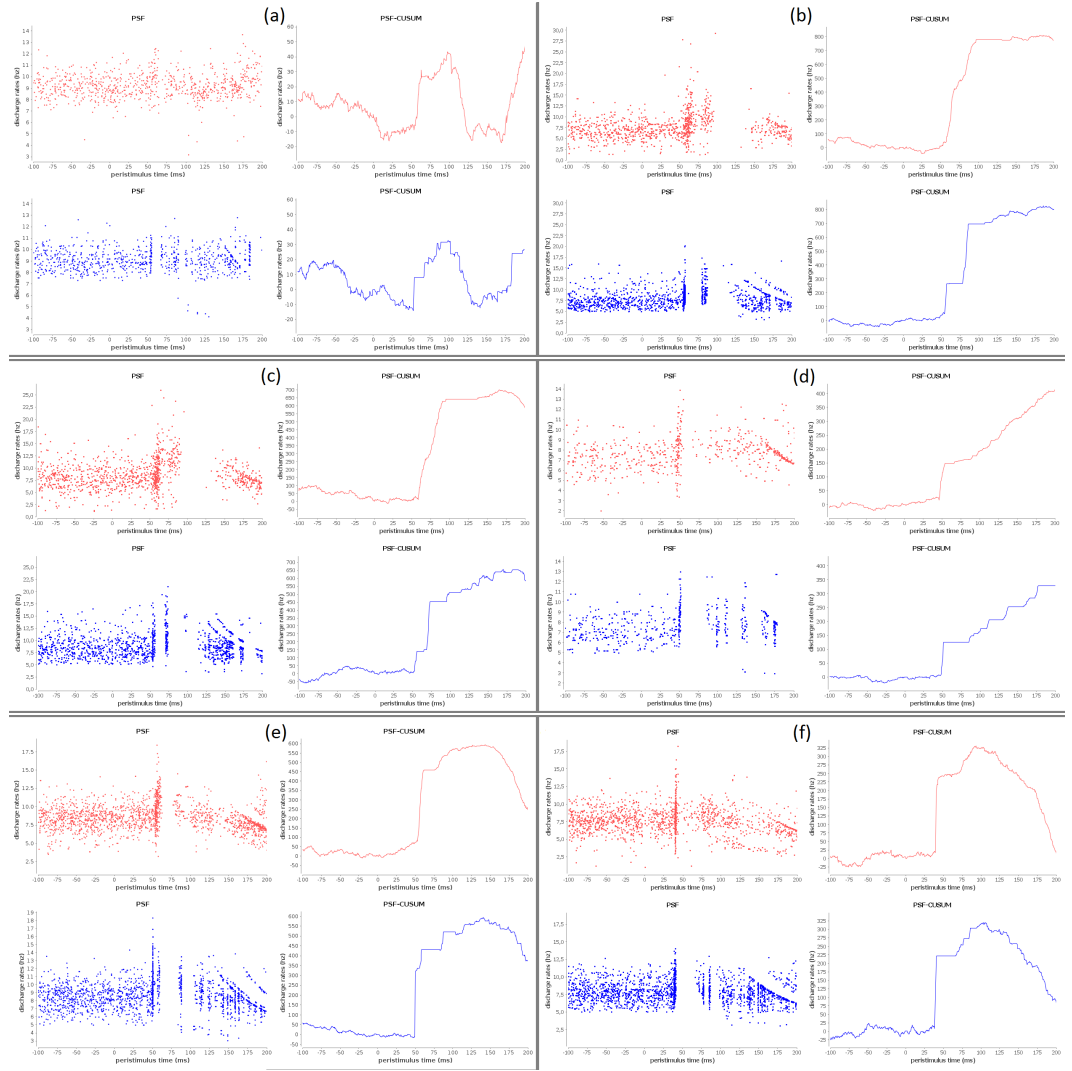
Her insan verisinin benzetim deneylerinden birisinin detaylı sonuçları Şekil 6.5, Şekil 6.6, Şekil 6.7, Şekil 6.8, Şekil 6.9, Şekil 6.10, Şekil 6.11, Şekil 6.12 ve Şekil 6.13'de gösterilmektedir (Tablo 6.1'deki gibi sıralanmıştır). Bu şekiller, bir benzetim işletiminin insan refleks deneylerinden elde edilen global desenin öğrenilmesinin sonunda gelen sonuçları göstermektedir ve şu altşekillerden oluşmaktadırlar:

- (a) dayanak veri (kırmızı çizgi) ve onun benzetilmiş kopyasının (mavi çizgi) PSF-CUSUM diyagramları ve bu çizgileri Pearson-ilintisi ve benzerlikleri.
- (b) Motor sinir üzerinde yaratılan uyarıcı (kırmızı) ve kısıtlayıcı (mavi) sinapsların zamansal dağılımı. Bu sinapslar, (a)'da gösterilen benzerliği sağlayabilmek için yaratılmışlardır.
- (c) Presinaptik bağlantıların motor sinir üzerinde oluşturdukları net PSP'ler. Bu, modelin motor sinir üzerindeki presinaptik etkiyi ortaya çıkarabildiği vurucu bir özelliğidir. Bu etki tekdüze değildir ve çeşitli zamanlarda oluşan birçok zamansal PSP'den oluşmaktadır.
- (d) Benzetim sonucunda oluşan sinirlerin sayı ve işaretleriyle (uyarıcı veya kısıtlayıcı) sonlandırma durumunun gösterimi⁴⁰. Ayrıca, uzun gecikmeli

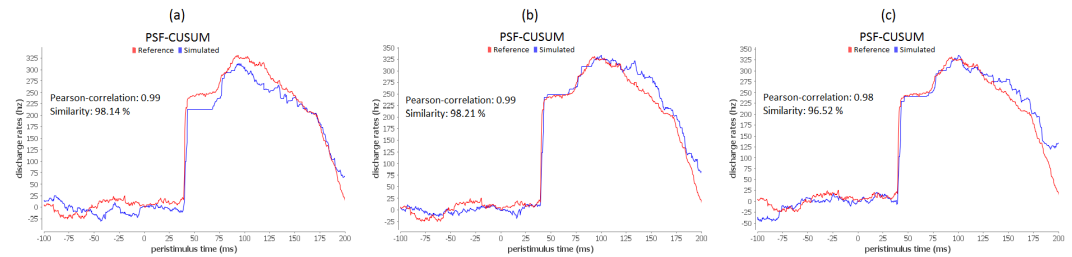
³⁹Bölüm 5.2.6'de söz edildiği gibi, bir $\mathcal{G}$ ağı eğer $t_2 > t_1 \geq t'$ olmak üzere her $t_1, t_2 \in \mathbb{R}^+$ için gözlemci etmen ν tarafından gönderilen bütün f geribildirimleri $f \in \mathcal{F}_{if} \approx$ ise t' anında karardır denilebilir.

⁴⁰

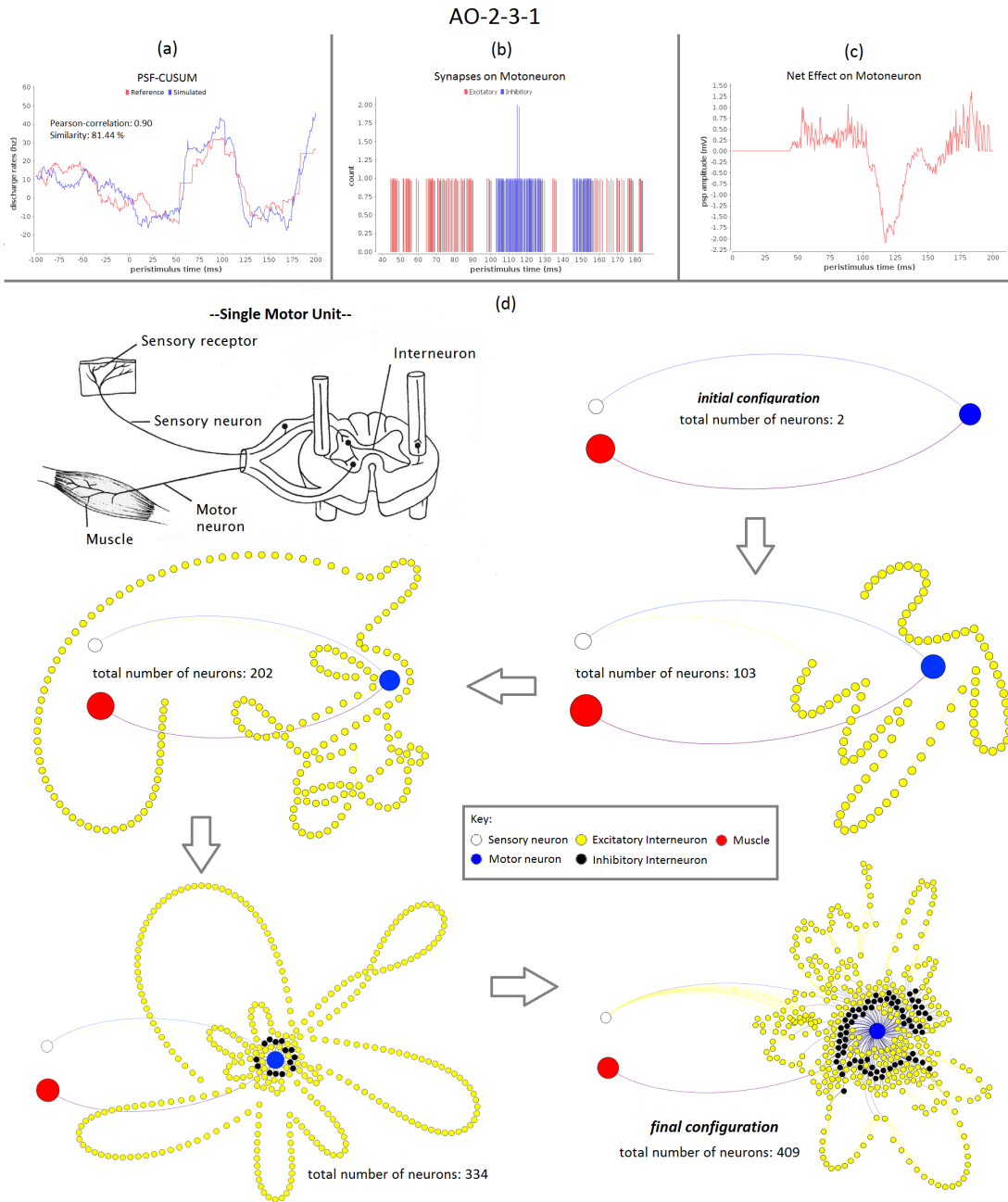
– Bu çizge gösterimleri GraphML dili (<http://graphml.graphdrawing.org/>, son erişim 16 Nisan 2013) kullanılarak türetilmiştir. Daha sonra, bu çizgelerin görselleştirilmesi için Gephi (Bastian et al., 2009) kullanılmıştır (<https://gephi.org/>, son erişim 16 Nisan 2013).



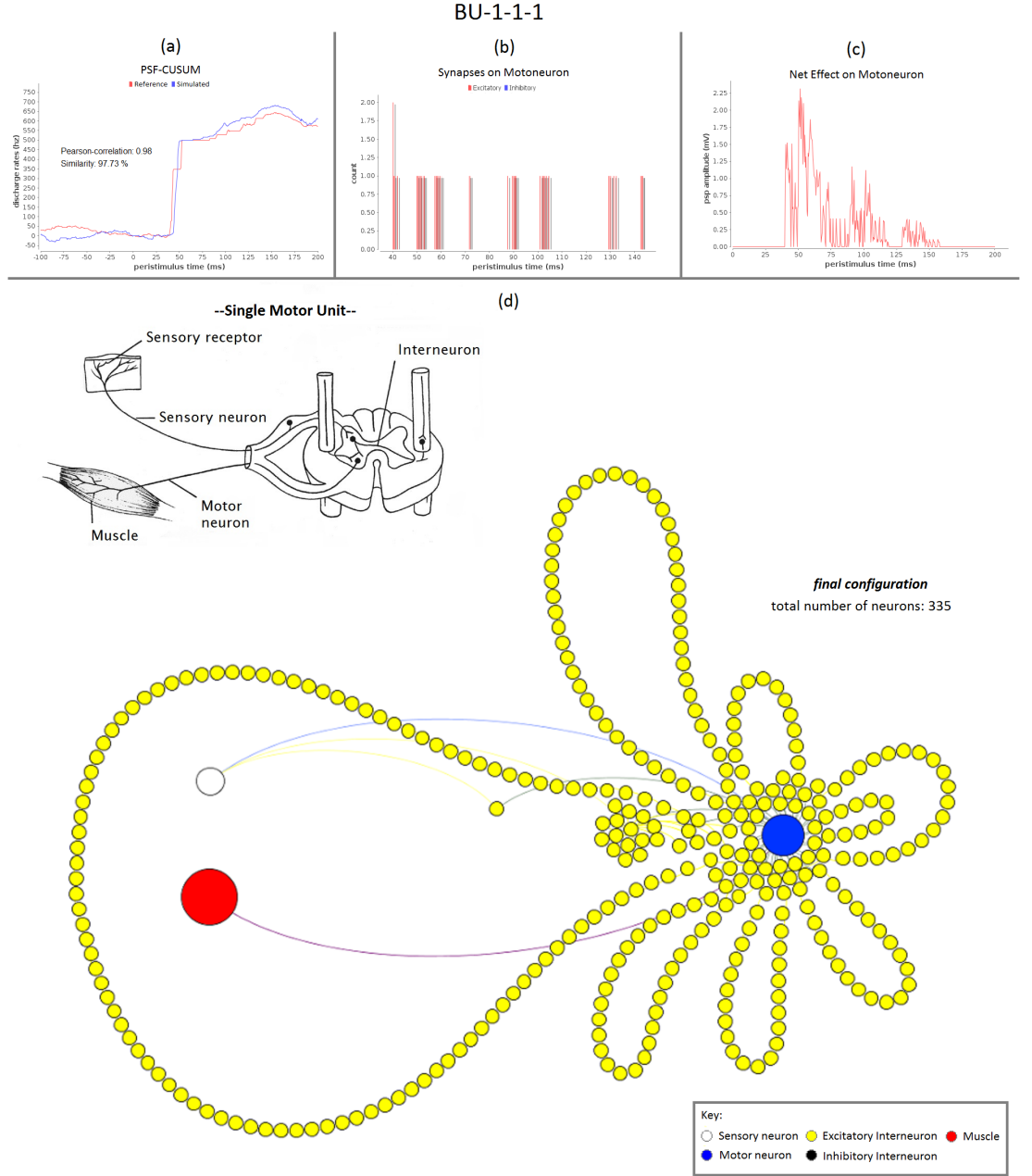
Şekil 6.3: Dokuz insan sinirsel yolağı benzetim deneyinin altısına ait dayanak (kırmızı) ve benzetilerek oluşturulmuş (mavi) PSF ve PSF-CUSUM diyagramları. Dayanak veriler, soleus kası motor birimlerinin refleks yanıtlarından derlenmişlerdir. Benzetilen veriler, benzetim deneyindeki motor sinir etmeninin yanıtlarından derlenmişlerdir. (a), (b) ve (c) sonuçları elde edilen en kötü üç benzerliği gösterirken (d), (e) ve (f) sonuçları elde edilen en iyi üç benzerliği göstermektedir. Bu sonuçlar sırasıyla AO-2-3-1, OS-3-1-1, OS-3-3-1, BU-1-3-1, NK-3-2-1 ve SS-1-1-1 dayanak verilerine aittir.



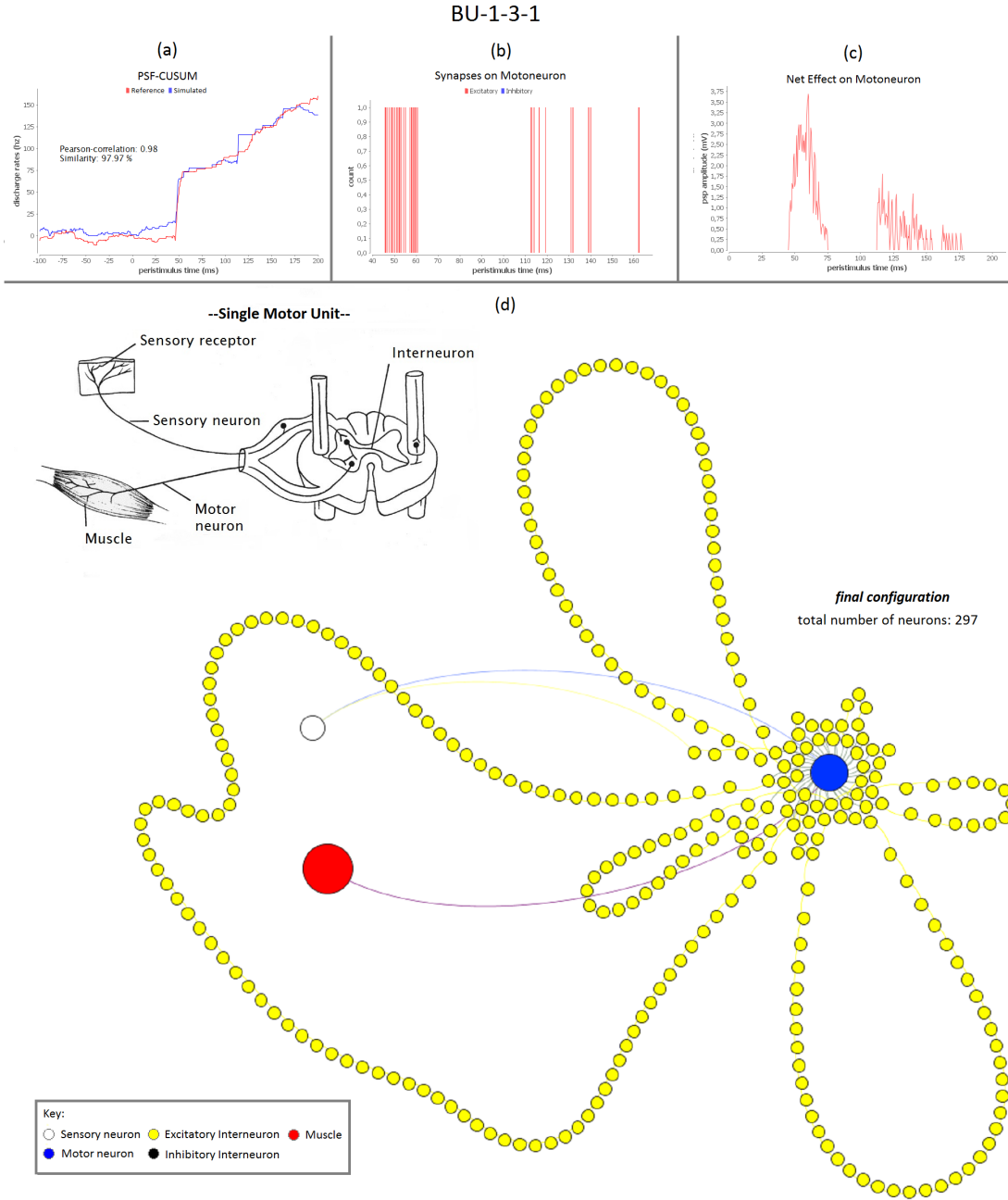
Şekil 6.4: (a), (b) ve (c) SS-1-1-1 verisinin yakınsamasından sonra gerçekleştirilen üç farklı testi göstermektedir. Bu testler göstermektedir ki, ağ kendini örgütlemeyi bitirdikten sonra, benzer *makro-seviye* davranışa sahip olmayı sürdürmektedir.



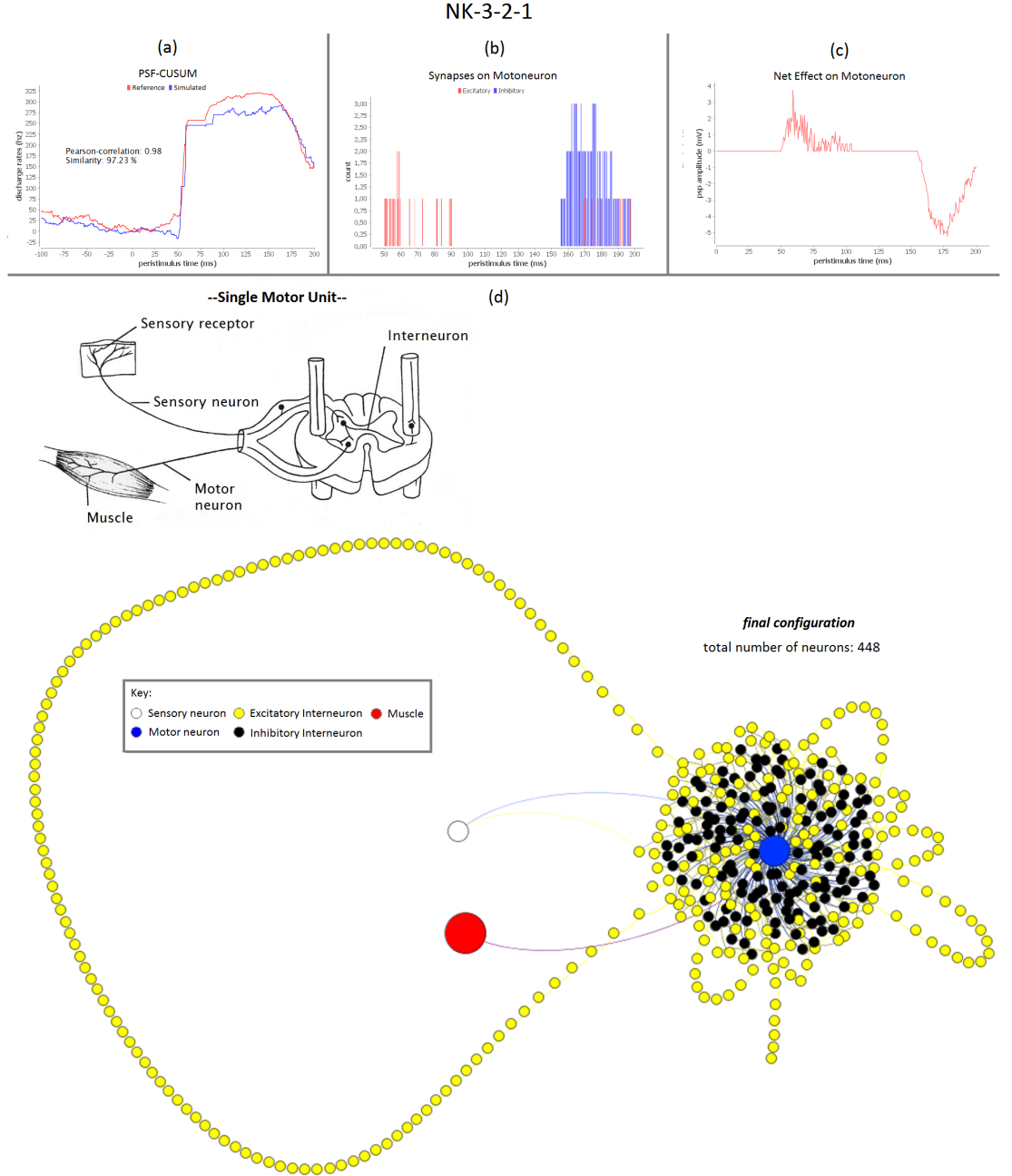
Şekil 6.5: Bir benzetim işletiminin insan refleks deneyi AO-2-3-1'den elde edilen global desenin öğrenilmesinin sonunda gelen sonuçlar. (a) dayanak veri ve onun benzetilmiş kopyasının PSF-CUSUM diyagramları. Bu çizgilerin Pearson-ilintisi 0.90'dır ve dolayısıyla benzerlikleri % 81.44'tür. (b) Motor sinir üzerinde yaratılan uyarıcı ve kısıtlayıcı sinapsların zamansal dağılımı. (c) Bu presinaptik bağlantıların motor sinir üzerindeki net PSP'leri. (d) Sinirsel ağın iklendirme durumundan sonlandırmak durumuna kadar olan evriminin benzetim esnasında oluşan sinirlerin sayı ve işaretleriyle (uyarıcı veya kısıtlayıcı) sinematik gösterimi.



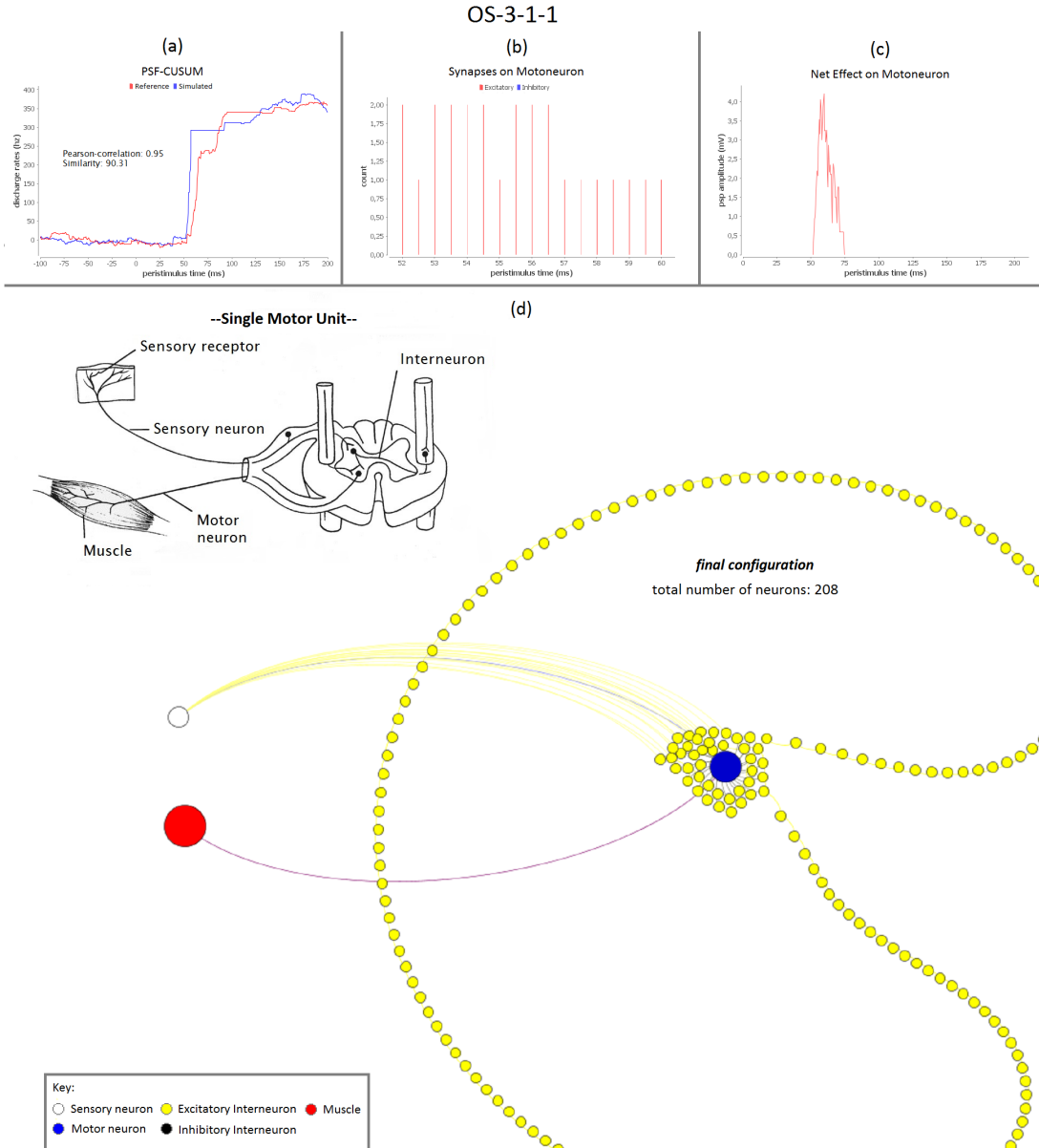
Şekil 6.6: Bir benzetim işletiminin insan refleks deneyi BU-1-1-1'den elde edilen global desenin öğrenilmesinin sonunda gelen sonuçlar. (a) dayanak veri ve onun benzetilmiş kopyasının PSF-CUSUM diyagramları. Bu çizgilerin Pearson-ilişkisi 0.98'dir ve dolayısıyla benzerlikleri % 97.73'tür. (b) Motor sinir üzerinde yaratılan uyarıcı ve kısıtlayıcı sinapsların zamansal dağılımı. (c) Bu presinaptik bağlantıların motor sinir üzerindeki net PSP'leri. (d) Benzetim sonucunda oluşan sinirlerin sayısı ve işaretleriyle (uyarıcı veya kısıtlayıcı) sonlandırma durumunun gösterimi.



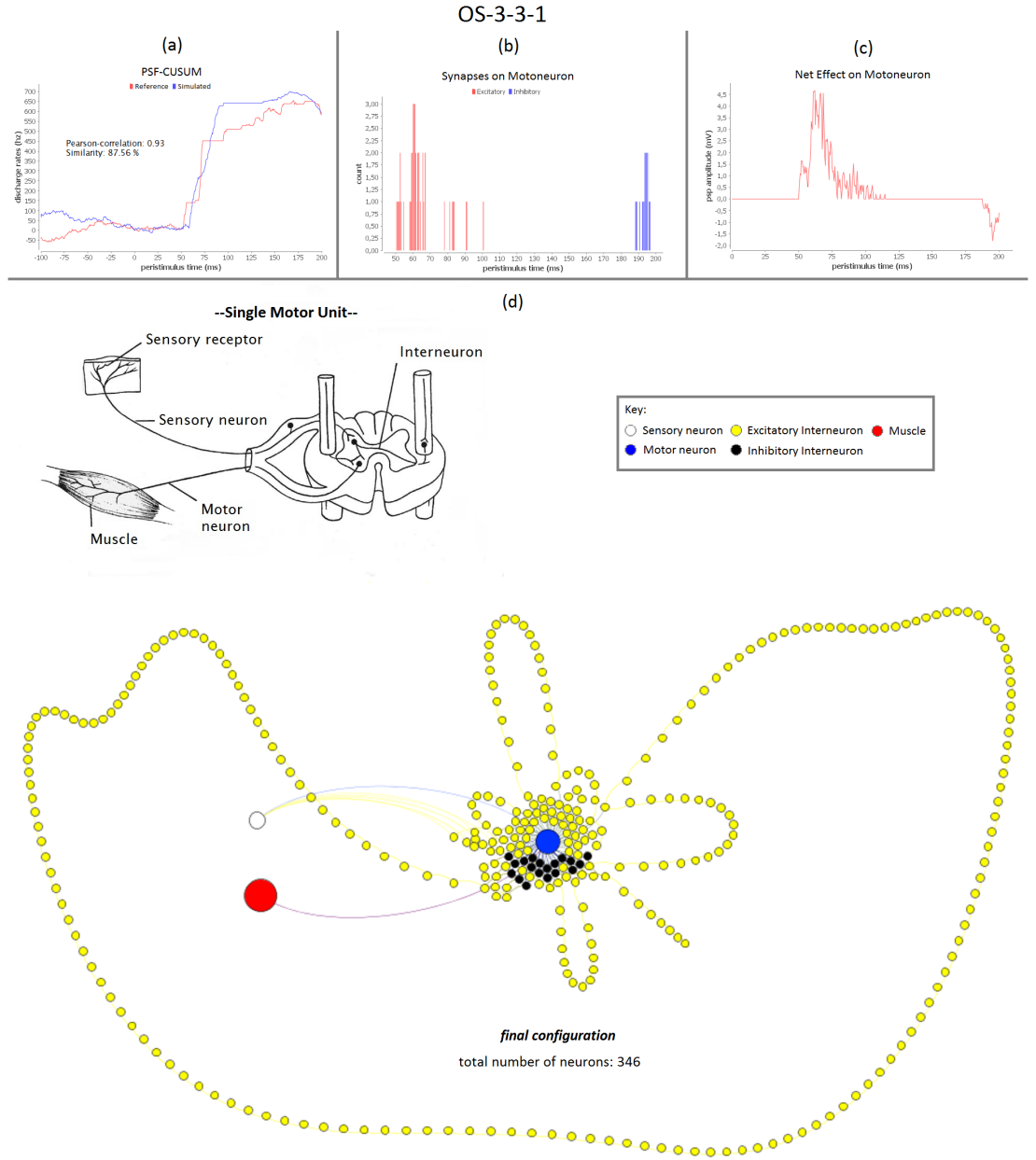
Şekil 6.7: Bir benzetim işletiminin insan refleks deneyi BU-1-3-1'den elde edilen global desenin öğrenilmesinin sonunda gelen sonuçlar. (a) dayanak veri ve onun benzetilmiş kopyasının PSF-CUSUM diyagramları. Bu çizgilerin Pearson-ilintisi 0.98'dir ve dolayısıyla benzerlikleri % 97.97'dir. (b) Motor sinir üzerinde yaratılan uyarıcı ve kısıtlayıcı sinapsların zamansal dağılımı. (c) Bu presinaptik bağlantıların motor sinir üzerindeki net PSP'leri. (d) Benzetim sonucunda oluşan sinirlerin sayısı ve işaretleriyle (uyarıcı veya kısıtlayıcı) sonlandırma durumunun gösterimi.



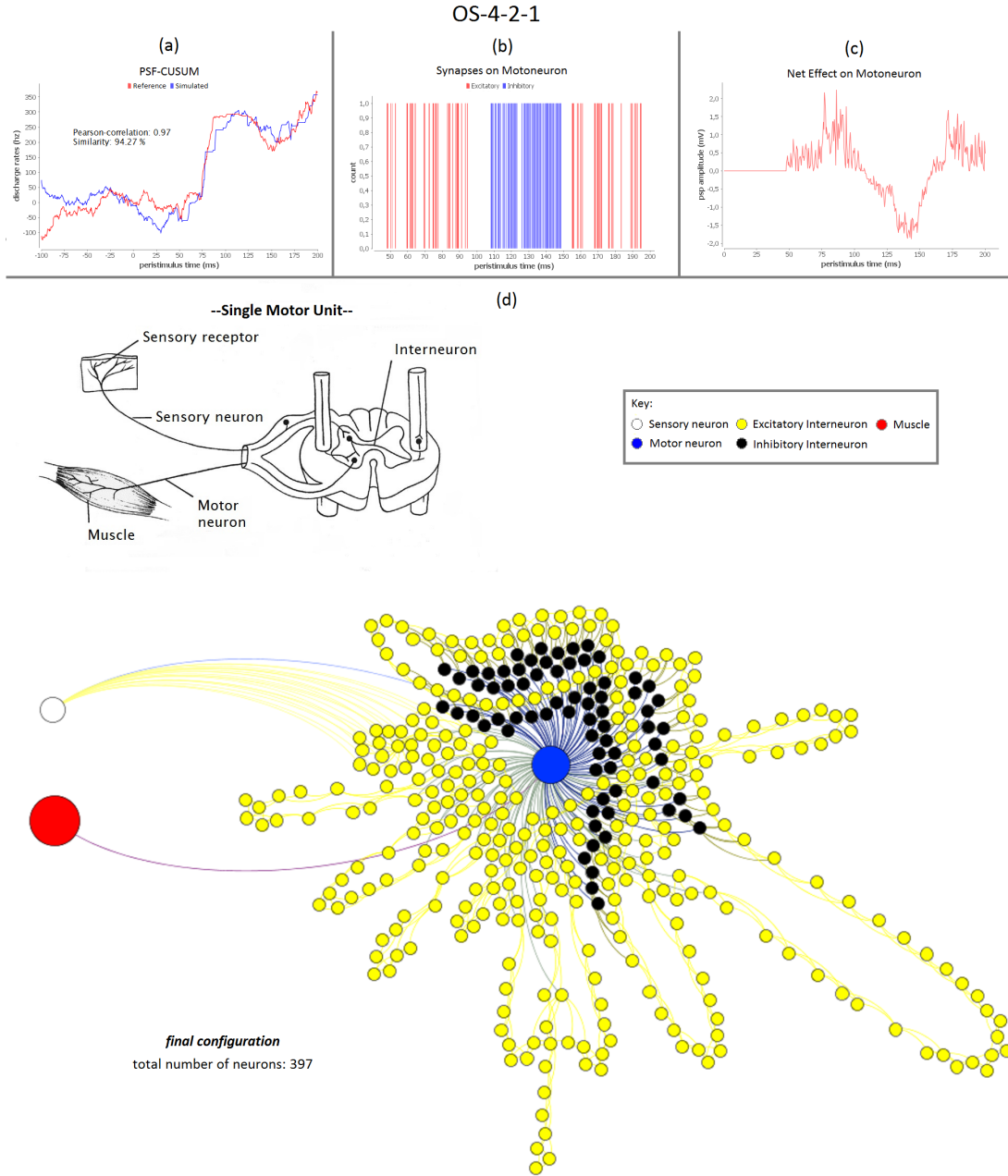
Şekil 6.8: Bir benzetim işletiminin insan refleks deneyi NK-3-2-1'den elde edilen global desenin öğrenilmesinin sonunda gelen sonuçlar. (a) dayanak veri ve onun benzetilmiş kopyasının PSF-CUSUM diyagramları. Bu çizgilerin Pearson-ilişkisi 0.98'dir ve dolayısıyla benzerlikleri % 97.23'tür. (b) Motor sinir üzerinde yaratılan uyarıcı ve kısıtlayıcı sinapsların zamansal dağılımı. (c) Bu presinaptik bağlantıların motor sinir üzerindeki net PSP'leri. (d) Benzetim sonucunda oluşan sinirlerin sayısı ve işaretleriyle (uyarıcı veya kısıtlayıcı) sonlandırma durumunun gösterimi.



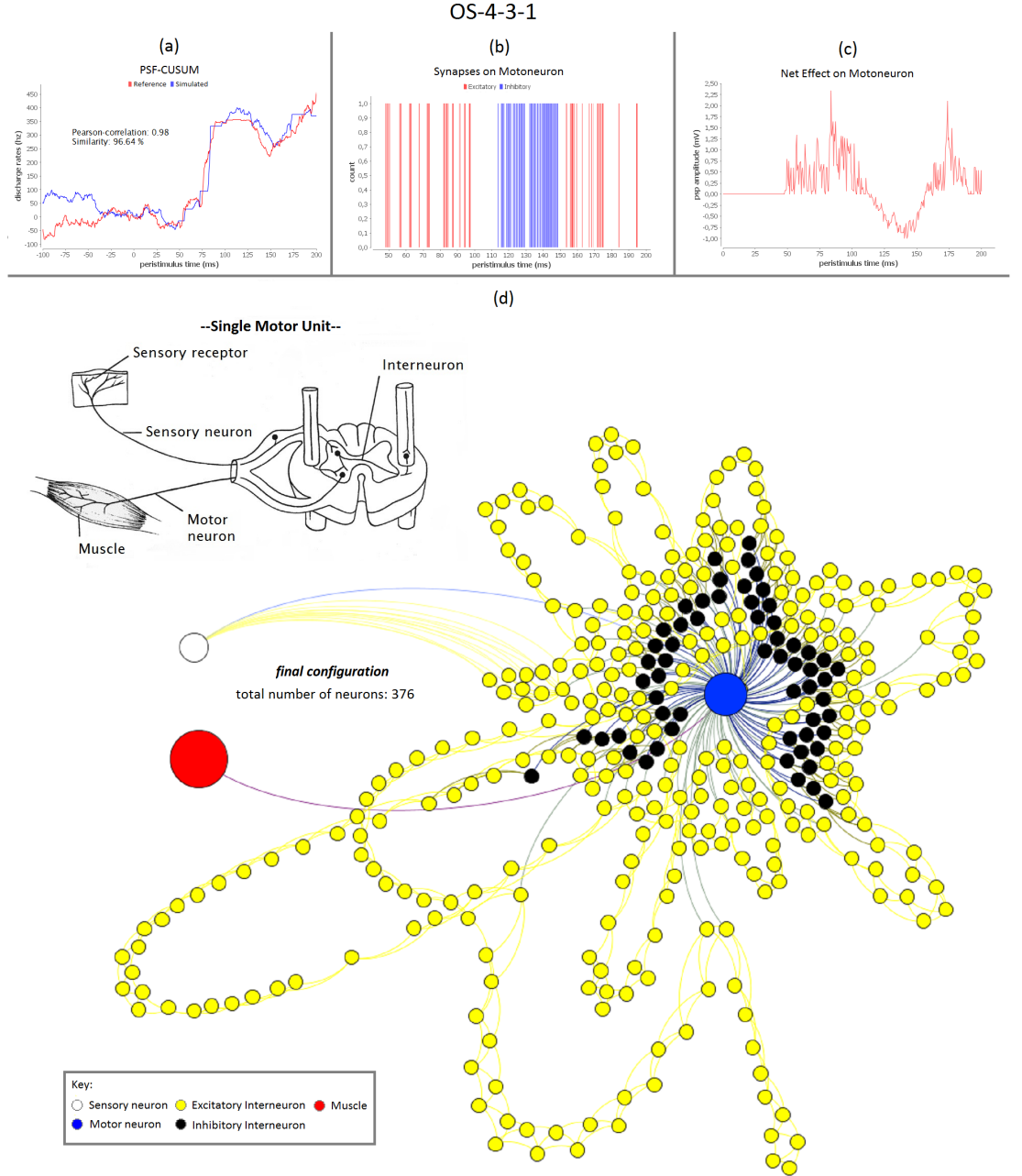
Şekil 6.9: Bir benzetim işletiminin insan refleks deneyi OS-3-1-1'den elde edilen global desenin öğrenilmesinin sonunda gelen sonuçlar. (a) dayanak veri ve onun benzetilmiş kopyasının PSF-CUSUM diyagramları. Bu çizgilerin Pearson-ilişkisi 0.95'dir ve dolayısıyla benzerlikleri % 90.31'tür. (b) Motor sinir üzerinde yaratılan uyarıcı ve kısıtlayıcı sinapsların zamansal dağılımı. (c) Bu presinaptik bağlantıların motor sinir üzerindeki net PSP'leri. (d) Benzetim sonucunda oluşan sinirlerin sayısı ve işaretleriyle (uyarıcı veya kısıtlayıcı) sonlandırma durumunun gösterimi.



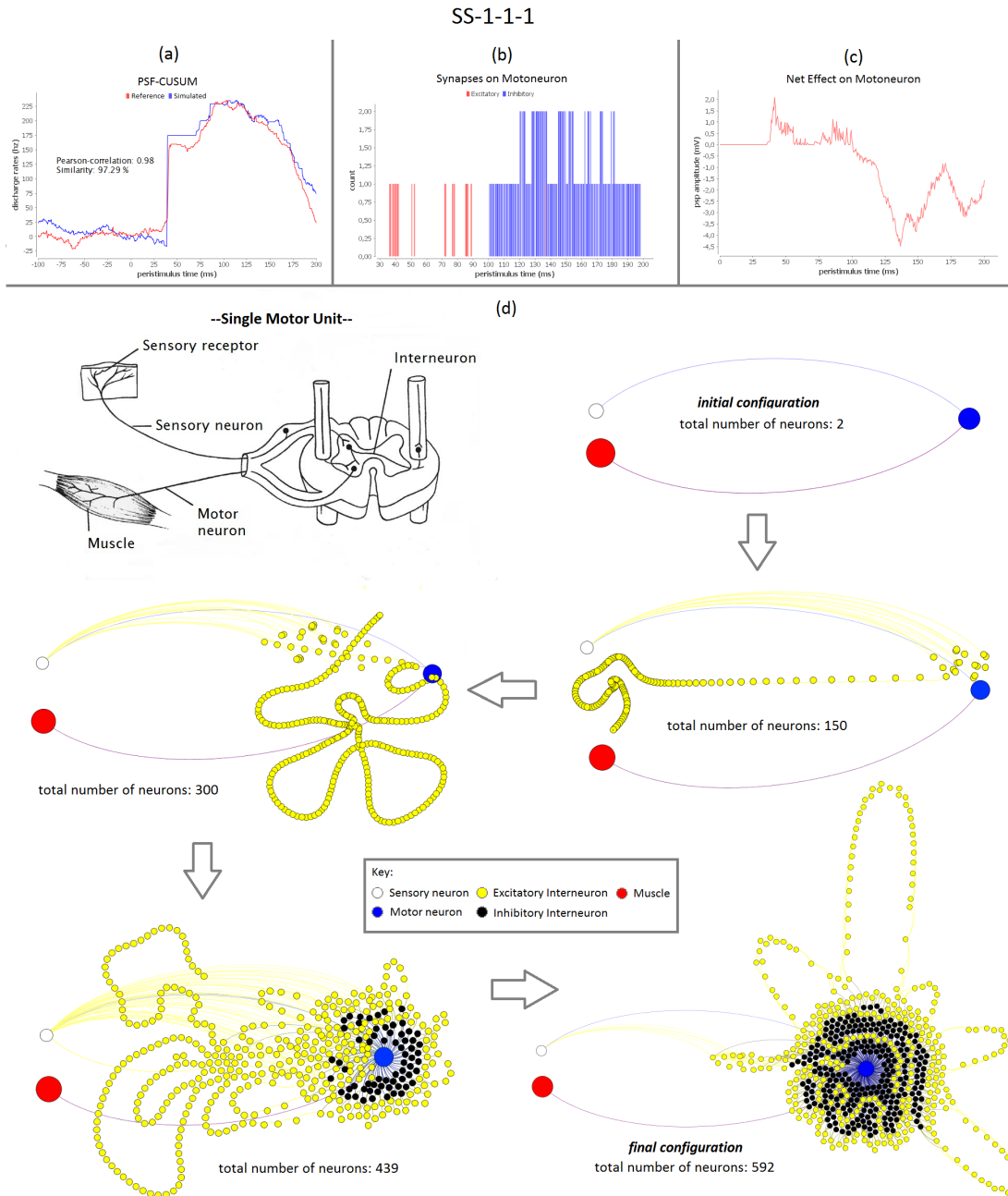
Şekil 6.10: Bir benzetim işletiminin insan refleksi deneyi OS-3-3-1'den elde edilen global desenin öğrenilmesinin sonunda gelen sonuçlar. (a) dayanak veri ve onun benzetilmiş kopyasının PSF-CUSUM diyagramları. Bu çizgilerin Pearson-ilişkisi 0.93'tür ve dolayısıyla benzerlikleri % 87.56'dır. (b) Motor sinir üzerinde yaratılan uyarıcı ve kısıtlayıcı sinapsların zamansal dağılımı. (c) Bu presinaptik bağlantıların motor sinir üzerindeki net PSP'leri. (d) Benzetim sonucunda oluşan sinirlerin sayısı ve işaretleriyle (uyarıcı veya kısıtlayıcı) sonlandırma durumunun gösterimi.



Şekil 6.11: Bir benzetim işletiminin insan refleks deneyi OS-4-2-1'den elde edilen global desenin öğrenilmesinin sonunda gelen sonuçlar. (a) dayanak veri ve onun benzetilmiş kopyasının PSF-CUSUM diyagramları. Bu çizgilerin Pearson-ilişkisi 0.97'dir ve dolayısıyla benzerlikleri % 94.27'dir. (b) Motor sinir üzerinde yaratılan uyarıcı ve kısıtlayıcı sinapsların zamansal dağılımı. (c) Bu presinaptik bağlantıların motor sinir üzerindeki net PSP'leri. (d) Benzetim sonucunda oluşan sinirlerin sayısı ve işaretleriyle (uyarıcı veya kısıtlayıcı) sonlandırma durumunun gösterimi.



Şekil 6.12: Bir benzetim işletiminin insan refleksi deneyi OS-4-3-1'den elde edilen global desenin öğrenilmesinin sonunda gelen sonuçlar. (a) dayanak veri ve onun benzetilmiş kopyasının PSF-CUSUM diyagramları. Bu çizgilerin Pearson-ilişkisi 0.98'dir ve dolayısıyla benzerlikleri % 96.64'tür. (b) Motor sinir üzerinde yaratılan uyarıcı ve kısıtlayıcı sinapsların zamansal dağılımı. (c) Bu presinaptik bağlantıların motor sinir üzerindeki net PSP'leri. (d) Benzetim sonucunda oluşan sinirlerin sayısı ve işaretleriyle (uyarıcı veya kısıtlayıcı) sonlandırma durumunun gösterimi.



Şekil 6.13: Bir benzetim işletiminin insan refleksi deneyi SS-1-1-1'den elde edilen global desenin öğrenilmesinin sonunda gelen sonuçlar. (a) dayanak veri ve onun benzetilmiş kopyasının PSF-CUSUM diyagramları. Bu çizgilerin Pearson-ilişkisi 0.98'dir ve dolayısıyla benzerlikleri % 97.29'dur. (b) Motor sinir üzerinde yaratılan uyarıcı ve kısıtlayıcı sinapsların zamansal dağılımı. (c) Bu presinaptik bağlantıların motor sinir üzerindeki net PSP'leri. (d) Sinirsel ağın iklenendirme durumundan sonlandırma durumuna kadar olan evriminin benzetim esnasında oluşan sinirlerin sayı ve işaretleriyle (uyarıcı veya kısıtlayıcı) sinematik gösterimi.

refleks yolaklarının sonlandırma durumunun şeklinde sinirsel döğüler olarak gösterildiğı not edilmelidir. Büyük kırmızı nokta, büyük beyaz nokta, büyük mavi nokta, küçük siyah siyah noktalar ve küçük sarı noktalar sırasıyla kası, duyu algılayıcısını (ve ona bağı olan duyu sinirini), motor siniri, kısıtlayıcı ara sinirleri ve uyarıcı ara sinirleri göstermektedir. Şekil 6.5d ve Şekil 6.13d'de, sinirsel ağın ilklendirme durumundan sonlandırmak durumuna kadar olan evriminin sinematik gösterimi verilmiştir.

6.2 Tartışma

İnsan Merkezi Sinir Sistemi'nin (MSS) hangi sinaptik ve sinirsel süreçlerin etkileşmesiyle toplu davranış sergilediğı hakkındaki anlayışı derinleştirmenin bir yolu onun geniş-ölçekli ve işlevsel olarak denk modellerini geliştirmektir. İnsan bilinçliliğı açısından önemli olduklarından dolayı, insan tekli motor birimleriyle yola çıkılmıştır.

6.2.1 Biyolojik Yorum

Burada tanıtılan model, birleştirir-ve-ateşle sinirlerini ve PSF refleks kayıtlarını AMAS teorisi ile birlikte, bizim bilgimize ilk defa, dayanak bir sinirsel ağ taklit eden yapay bir sinirsel ağ türetmek için kullanılmaktadır. İnsan tekli motor birimlerinin refleks yanıtları, onlar yalnızca bilinçli kasılmalar sırasında kaydedilebildiğı için değil, aynı zamanda insan omiriliğindeki motor sinirlerin boşalmalarını doğrudan gösterdikleri için kullanılmıştır. Modelin biyolojik değişkenliğe karşı sağlam olduğunun gösterebilmesi için, model Bölüm 6.1'de ifade edildiğı gibi dikkatli bir şekilde test edilmiştir.

Sonuçlar, geliştirilen modelin insan tekli motor birimlerinin işlevsel davranışını öğrenip benzetebildiğini göstermektedir. Gözlenen ortalama benzerlik % 77.62 ile % 96.16 arasında ve ortalama sinir etmeni sayısı da 306 ile 555 arasındadır (Tablo 6.1). Çoğu veri kümesi için ortalama benzerlik % 90'dan fazladır. Seçilen benzetimlerin PSF-CUSUM benzerlikleri Şekil 6.5a, Şekil 6.6a, Şekil 6.7a, Şekil 6.8a, Şekil 6.9a, Şekil 6.10a, Şekil 6.11a, Şekil 6.12a ve Şekil 6.13a'da açıkça gösterilmektedir. Görüldüğü üzere, bu diyagramlarda güçlü bir ilinti ve dolayısıyla benzerlik vardır. Bu başarı, önerilen hesaplamalı sinirsel ağ modelinin insan sinirsel ağlarını taklit etmek için olası bir aday olduğunu göstermektedir.

Bununla beraber, bazı veri kümeleri için durum bunun tersidir ve model

işlevsel davranışı aynı başarıda taklit edememektedir. En kötü veri kümesi, ortalama benzerliği % 77.62 olan AO-2-3-1'dir (bakınız Şekil 6.3a). Bu durum büyük olasılıkla motor sinir zarındaki yüksek seviyeli sinaptik gürültüden kaynaklanmaktadır. Bu gürültü, gözlemci etmenin doğru geribildirim vermesini zorlaştırmaktadır. Bu durumda, gürültü uyarı sayısı ile ters orantılı olduğundan ele alınan SMU'nun insan denekten veri toplanırken daha fazla uyarılması gerekmektedir. Diğer göreceli olarak kötü olan benzetim sonuçları % 83.78 ile OS-3-1-1'e ve % 86.84 ile OS-3-3-1'e aittir (sırasıyla bakınız Şekil 6.3b ve Şekil 6.3c). Bu deneylerde, uyarı sayıları daha yüksektir ve dolayısıyla daha az gürültü vardır. Bununla beraber, AO-2-3-1 ve diğer İRY'lerin aksine, deneysel veri en çok sayıda ardışık boş bin içermektedir. Bu binler gözlemci etmene hiçbir bilgi sağlamadığından, doğru değerlendirmek yapmak daha zordur.

İşlevsel uygunluk elde edildikten sonra, oluşan ağların yapısı biyolojik açıdan ne kadar gerçekçi olduğunun görülebilmesi için çözümlenebilir. Tablo 6.1'den görüldüğü gibi, benzetimlerin sonunda gözlemlenen sinirlerin sayısının ortalaması bir insan tekli motor birim yolağı için garip bir değer değildir. Gerçek değerlerden çok uzak olduğu gerekçesiyle bu sayının eniyilenmesi gerektiği düşünülebilir. Bununla beraber, modele şu anda verilen biyolojik kısıtlar bu sayıda sinir yaratılmasını engellememektedir.

Öte yandan, her bir sinir etmeninin biyolojik bir sebepten dolayı yaratıldığı bilinmektedir. Dolayısıyla, Şekil 6.3'de gösterildiği gibi insan motor sinir birimlerinin bazı yanıtlarının daha uzun gecikmelerle oluşabileceği bilindiğinden bu sayıların refleks yollarındaki olası uzun döngülerle ilgili oldukları düşünülmektedir. Bu bağlamda, burada dikkate değer olan şey benzetimlerin uzun gecikmeli refleks olaylarını gösteren böyle olası uzun döngüleri, modelde önceden tanımlanmamış olmasına rağmen (başlangıçta yalnızca bir duyu sinir etmeni ve bir motor sinir etmeni vardı - Şekil 6.5d ve Şekil 6.13d), bize vermesidir (Şekil 6.5d, Şekil 6.6d, Şekil 6.7d, Şekil 6.8d, Şekil 6.9d, Şekil 6.10d, Şekil 6.11d, Şekil 6.12d ve Şekil 6.13d'de, sarı noktalardan oluşan ara sinir döngüleri olarak gösterilmişlerdir). Bu döngülerin uzunlukları muhtelemelen (1) uzun gecikmeli refleks yanıtı oluşturmak için birçok ara sinirden geçen uyarı sebepli etki potansiyelleri olarak refleks yanıtlarının gecikmelerini, veya (2) uzun bir aksonla kortekse gidip bir başka uzun aksonla geri gelen bir etki potansiyelinin gecikmesini göstermektedirler. Eğer ikinci durum oluşuyorsa, ara sinir sayısı dramatik bir şekilde azalmalıdır. Bununla beraber, günümüzde bu durum daha fazla insan deneyi yapılmadan bilinemez. Her bir sinaps üzerinde geçmenin 0.5 ms tuttuğu hatırlanacak olursa, refleksin ilk aşamasından örneğin 20 ms kadar sonra oluşan bir refleks için, etki potansiyellerinin (spaykların) birçok ara siniri içine alan

40 sinapstan geçmesi gerekmektedir. Dolayısıyla örneğin Şekil 6.13d’de, ilk refleks olayından sonra beş farklı döngü olduğu için beş ayrı refleks yanıtı olmalıdır.

Kavramsal olarak, PSF-CUSUM değerindeki anlık önemli bir artış (veya azalış) motor sinir zarı üzerindeki anlık EPSP’leri (veya IPSP’leri) belirtir. Dahası, tekil sinapsların ağırlıklarını insan çalışmalarından elde edilen biyolojik kanıtlarla sınırlandırıldığından, motor sinir üzerindeki uyarıcı ve kısıtlayıcı sinapsların sayısı beliren model tarafından ortaya çıkartılmaktadır (Şekil 6.5b, Şekil 6.6b, Şekil 6.7b, Şekil 6.8b, Şekil 6.9b, Şekil 6.10b, Şekil 6.11b, Şekil 6.12b ve Şekil 6.13b bu sinapsları göstermektedir). Bununla beraber, bu sayıların yalnızca kestirimler olduğu ve doğruluklarının doğrudan kanıtlanamayacağı not edilmelidir⁴¹. Örneğin, bazı yolaklar için benzetimler hiçbir kısıtlayıcı sinir bulmamaktadır (bakınız Tablo 6.1), ve bu biyolojik olarak imkansızdır. Olası bir açıklama olarak verilerde yüksek seviyeli sinaptik gürültü olması verilebilir. Model bu yüzden CUSUM’larda bir alçalma olduğunda bunun kısıtlama mı yoksa gürültü mü olduğunu ayırt edememektedir (bakınız örneğin, Şekil 6.3b ve Şekil 6.3d).

PSF tekniğinde, boş binlerin şans eseri olmayıp kısıtlamalardan dolayı gerçekten boş olduğundan emin olmak için uyarı sayısını mümkün olduğunca yüksek tutmak yaygın bir uygulamadır. Bir diğer deyişle, diyebiliriz ki uyarı sayısı arttıkça PSF hakkındaki bilğimiz de artmaktadır. Sonuçlar, uyarı sayıları ile benzetimlerin ortalama başarıları arasında, eğitim verilerindeki uyarı sayıları 116’dan ($232 / 2 = 116$) büyük olduğu sürece (Tablo 6.1’deki BU-1-3-1 veri kümesine bakınız), hiçbir ilinti olmadığını göstermektedir.

Sonuç olarak, biyolojik bakış açısından, şu anda beliren model belirli bir *makro-seviye* spayk verisi desenini sinirlerin doğru örgütlenmesini bularak aynen taklit etmektedir. Bununla beraber, öğrenilen beliren sinirsel ağların gerçek sinirsel ağlarla içsel yapı bakımından ne kadar faydalı olduğu ile ilgili burada sağlanan hiçbir kanıt yoktur. Eğer model üzerinde daha fazla biyolojik kısıt tanımlanabilirse beliren modelin gözlenen davranışsal sonuçları açıklayan karmaşık içsel yapıyı türetmek için iyi bir aday olacağı düşünülmektedir.

6.2.2 Hesaplamalı Yorum

Etmenlerin yapay olarak kendini-örgütlemeleri, AMAS teorisi sayesinde tamamen yerel olarak olmaktadır. Etmenlerin işbirlikçi-olmayan durumları

⁴¹Hatırlayacak olursak, sinirbilimcilerin sinirler ve bağlantılarının sayıları hakkında hassas bir bilgisi bulunmamaktadır. Detaylı bir açıklama için Bölüm 2.5’ye bakınız.

(İOD), bu mekanizmanın kalbindedir. Bu yüzden, *doğru* etmenlere *doğru* geribildirimleri vermek önemlidir. Böyle bir geribildirim mekanizması olmadan, ağlar yakınsayamaz ve içsel yapıları değişmeye devam eder.

Bu nedenle, PSF-CUSUM'ın hareketli ortalaması geribildirim olarak kullanıldığından, ağın doğru değiştirilmesi sürecini etkilediğinden PSF-CUSUM'ın türevinin hesaplanmasının dikkatli bir şekilde yapılması gerekmektedir. Bu hesaplama, tepeleri ve çukurları önemli bir şekilde değiştirmeden yapılmalıdır. Ön hazırlık çalışmalarımız esnasında (ilk benzetim deneylerimizde), PSF-CUSUM türevi fazla yumuşatıldığında sistem devingenlikleri ile ilgili bilginin kaybolduğu ve neredeyse hiçbir ara sinir etmeninin yaratılmadığı gözlemlenmiştir. Diğer yandan, yumuşatma yeterli olmadığında da, motor sinir etmeninin gürültüsü ara sinir etmenlerinin doğru devingenlikleri öğrenmesini önlemiş ve dolayısıyla ara sinir etmeni sayısının artmasına karşın PSF-CUSUM diyagramları arasında hiçbir ilintinin olmamasına yol açmıştır.

Ayrıca, tolerans değeri τ da doğru geribildirimle yakından ilgili olduğu için önemli bir parametredir. Yumuşatmaya benzer olarak, τ yüksek iken, sistemin devingenlikleri ile ilgili bilgiler kaybolmaktadır ve τ küçük olduğunda da, iyi çıktıları saptamak daha zordur.

Sonuç olarak, şu anda gözlemci etmenin karar verme sürecinde gürültünün kabaca ele alındığı düşünülmektedir. Bizim bakış açımıza göre, daha iyi bir işbirlikçi gürültü saptaması gözlemci etmeden ardışık olarak gelen geribildirim mesajlarının çeşitliliklerine bakılarak motor sinir etmeni tarafından saptanmalıdır.

Dahası, AMAS teorisi sayesinde, model tasarım karmaşıklığı işbirliğine dayalı yerel-güdümlü kendini-uyarlama ile büyük oranda azaltılmıştır. Uyarlanma süreci sistem ortamından bütün çoklu-etmen sistemine (ÇEŞ) gelen global bir geribildirime dayanmamaktadır; ne bir uyum fonksiyonu ne de ÇES'in performans ölçümleri kullanılmaktadır. Tam tersine, bu uyarlanma süreci tutarlılığı sağlamak ve düşük hesaplama yükünün üstünlüğünü korumak için tamamen *belirmeye* dayanmaktadır.

Yukarıdaki tartışmaya ek olarak, önerilen model hiçbir merkezi denetim noktasını olmadığı (tamamen ademi merkeziyetçi) *güçlü bir kendini-örgütleyen sistemdir*. Böyle bir ademi merkeziyetçi denetimde, birimler ters eylemlere meyillidir, davranışları gereksiz fazlalıklara neden olabilir ve global eniyi sonucun bulunacağı garanti edilemez (Reynolds, 1987). Sonuç olarak, *makro-seviyede* gözlemlenen sonuçlar olmasına rağmen, bu sonuçların global eniyi oldukları garanti

edilemezler. Aynı *makro-seviye* davranışlara sahip daha iyi örgütlenmeler (daha az sayıda sinir etmeni sayısı, biyolojik gerçekliğin daha iyi ifade edilmesi gibi) olabilir.

Ademi merkeziyetçi bir anlamda özerk davranmanın yanı sıra, bütün etmenlerin sınırlı algılama yetenekleri ve basit davranışları vardır: gözlemci etmen sadece duyu siniri etmeni ve motor sinir etmeni ile etkileşir, ve diğer bütün sinir etmenleri arkadaş sinirleriyle etkileşirler. Bu yüzden, hiçbir etmenin bütün sinirsel ağ ile ilgili global bir bakış açısı yoktur. Gözlemci etmenin, duyu siniri etmenlerine verilen bütün girdileri ve motor sinir etmenlerinin bütün çıktılarının kaydını tuttuğu için sistemin global işlevin yapısını (*makro-seviye* davranış) bilebileceği (ama sistemin iç mimarisini değil) söylenebilir. Bununla beraber, bu bilgiyi asla karar verme sürecinde global bir şekilde kullanmaz ve yerel bilgi (belirli bir andaki frekans değeri) açığa çıkartarak davranır. Bu global bilgi yalnızca gösterim amaçlı olarak kullanılmaktadır (örneğin, PSF-CUSUM diyagramları).

Dahası, etkileşimlerin yerelliği komşularla güçlü bir ilintiselliği gerektirir ve bu ilintisellik etmenler arası mesafe açıldıkça azalır (Serugendo et al., 2011). AMAS'ta, İOD kaynak etmenine daha yakın olan etmenler daha uzakta olanlara göre belirgin bir şekilde daha çok rahatsız olurlar. Bu, İOD'lerin daha yakın komşu etmenler tarafından ortadan kaldırılmasını sağlar. Öte yandan, önerilen modeli ele aldığımızda, sinir etmenleri ne kadar yakınlarsa, zamansal olarak o kadar senkronizasyon sağlar. Bu nedenle, bu tür bir yerel etkileşim mekanizması amacın zamansal olarak en yakın pre- ve postisnaptik komşu bulmak olduğu biyolojik ateşleyen sinirsel ağlara mükemmel bir şekilde uymaktadır.

Son olarak, beliren model *sağlamlık* açısından değerlendirilebilir. Çokça sayıda etkileşen elemandan oluşan kendini-örgütleyen sistemler ortamdan gelen hata ve bozulmalara karşı göreceli olarak duyarsızdır, ve buna *sağlamlık* denilir. Sağlamlığın bir sebebi bu tür dağıtık örgütlenmelerde rastlanan, fazla olan elemanların bozulanları telafi edebildiği, *fazlalıktır* (Serugendo et al., 2011). Sağlamlığın bir diğer sebebi sistemin *uyarlanabilirlik potansiyelidir*. Bir sistemin ne kadar uyarlanabilirlik potansiyeli varsa o kadar sağlamdır. Bizim sistemimizin uyarlanabilirlik potansiyeli onun örgütlenmesini değiştirebilme ve doğru örgütlenmesini bulabilme yeteneğinde yatmaktadır ve bu sistemin neden *kendini-uyarlanabilir* olarak ele alınabileceğini açıklamaktadır.

Sinirbilimleri bakış açısından, biyolojik sinir sistemlerinin sağlamlığının *fazlalıktan* ziyade *uyarlanabilirlik potansiyeline* bağlı olduğu bilinmektedir (Kaas, 2000). Bu bağlamda, beliren sinirsel ağ modelimizin sağlam olduğu birçok nedenden dolayı söylenebilir:

- Fazlalık vardır ama çok fazla değildir. Bir yandan, zamansal bütünleştirme İOD'sinin ortadan kaldırılış biçimi bir sinir etmene gelen bağlantıların sayısını sınırlandırmamaktadır ve sistemde fazlalık oluşmasına izin vermektedir. Bir diğer yandan, anlık frekans İOD'sinin ortadan kaldırılış biçimi katı bir şekilde fazla bağlantılara izin vermemektedir. İlk durumda, ağ başka bir veri kümesi ile eğitildiğinde bu fazlalıkların faydalı olup olmayacakları bilinmemektedir. Bununla beraber ikinci durumda, anlık frekans İOD'si ağın global işlevinin yapısıyla doğrudan ilişkilidir.
- Uyarlanabilir özelliklerle donatılmış yapay kendini-örgütleyen bir sistem olduğundan önerilen modelin uyarlanabilirlik potansiyeli yüksektir. Model, bir İOD yakalar yakalamaz kararlı bir duruma dönebilmektedir.

Bununla beraber, modelin sağlamlığının doğrulanması ve geçerlenmesi için hiçbir test yürütülmemiştir.

6.2.3 Mevcut Modellerle Karşılaştırma

Hesaplamalı model, bu tezin literatürdeki çalışmaları kısmında sunulan (Bölüm 3) varolan etkili bağlantısallık çalışmalarıyla (Bölüm 3.1.1), ve doğru ağ yapısını bulmaya çalışan biyolojik sinir ağlarından esinlenilmiş modellerle (Bölüm 3.2.4) karşılaştırılabilir.

6.2.4 Hesaplamalı Etkili Bağlantısallık Modelleri

Etkili bağlantısallığı kestirmek için olan uyarlamalı hesaplama yöntemleri arasında, etkili bağlantısallık çözümlenmesinde deneysel olarak tasarlanmış girdileri ve tetiklenen yanıtları kullandığı için Devingen Nedensel Modelleme (DNM) en ilgili olanıdır. DNM'de, en iyi düzenleştirmenin bulunması için (ağın örgütlenişi), sınırlar ve sinapsların eklenip çıkartılmasıyla ağ elle değiştirilmektedir.

Bunun aksine, bu tezde tanıttığımız *yapay kendini-örgütleyen* yöntemler model uzayında açgözlü aramaların otomatik ve ilkeli bir şekilde yapılmasını sağlarlar. Ayrıca, DNM'de kullanılan hedef fonksiyonunun aynısının (belirli bir model için kanıt) yapay kendini-örgütleyen sistemlerde de kullanılması mümkündür.

6.2.5 Biyolojik Sinir Ağlarından Esinlenilmiş Modeller

Bölüm 3.2.4’de anlatıldığı gibi, Gerektiği Zaman Büyüyen (GWR) tamamen yerel bir algoritmadır. Bununla beraber, en iyi eşleşen sinirleri seçebilmek için global bilgiye erişme gereksinimi vardır; çünkü bunu tek bir sinirin yerel bakış açısından yapması mümkün değildir. Böyle bir global bakış açısı sistemin, bizim modelimizin aksine, *beliren* olmasını engellemektedir. Ayrıca, GWR’de sinapsların kaldırılması bir eşiğe bağlı olduğu için bizim modelimize benzemektedir, ancak GWR’de sinapsların hem eklenmesi hem de çıkarılması sistemin global bir bakış açısını gerektirmektedir ve böyle birşey bu tezdeki modelde yoktur.

Model, NEAT çalışmalarından (Bölüm 3.1.8) birçok yönden ayrılmaktadır. Öncelikle, bizim modelimizde ne rastgelelik ne de olasılık yoktur. Her sinir ve sinaps, etmenlerin İOD’lerine göre eklenmekte ve/veya çıkartılmaktadır. İkincil olarak, NEAT modellerinde olduğu gibi bu tezdeki model de basit bir ilk ağ ile başlamasına rağmen, onların aksine, bu ağın boyutunu enküçültmek için yapılmamaktadır. Aksine, bunun sebebi ele alınan dayanak sinirsel ağ ile ilgili bilgi eksikliğidir. Modelde boyutun enküçültülmesi ancak İOD’lerin daha iyi tanımlanmasıyla sağlanabilir. Son olarak, bu tez çalışması varolan NEAT çalışmalarından (a) ağın yapısını işbirlikçilik kuralları uygulayarak evrilttiği için, (b) bakış açımızın yapay sinir ağlarından çok biyolojik sinir ağları olmasından dolayı ve dolayısıyla (c) yerel bilgi elde etmek için PSF gibi oturmuş bir sinirbilimi yöntemi kullandığı için farklılaşmaktadır. Dolayısıyla, bizim bilgimize göre, böyle bir sinerji daha önce denenmemiştir.

6.2.6 Modelin Kısıtları

Bu tezde gösterilen benzetimlerde kullanılan eşik-geçme modeli, basittir ve motor sinir uyarılabilirliğini etkileyebilecek olan bütün zar mekanizmalarını içermemektedir. AHP zaman değişimi, gerçekte zar potansiyeli eşiğe gürültünün zamanla arttığı bir rastgele yürüyük süreciyle gelmesine rağmen (Warren et al., 1992) düz bir çizgi olarak tanımlanmıştır. Bu bağlamda, başarının, gerçekliğin ve güvenilirliğin artışı için, insan deneylerinden elde edilen deneysel sonuçlarla doğrulanan motor sinir modelleri ((Kuraszkiewicz et al., 2012)’te önerilen gibi) kullanılmalıdır.

Ayrıca, sinir durumundan bağımsız olarak, bütün PSP’lerin aynı şekle sahip olduğu varsayıldı. Dahası, sinir n ’nin devingenlikleri yalnızca son zamandaki ateşleme zamanı t_n ’ye bağlıdır.

Dahası, bu çalışmada, modelin çıktısının niteliği belirtmek için gözlenen ve tahmin edilen PSF-CUSUM’ın ilintisi basitçe kullanılmıştır. PSF çözümlemesi kesinlikle ağ davranışının bir ölçüsü olduğu halde, daha birçok diğer olasılık vardır ve yalnızca bu değerin ilintisini hesaplamak beliren ağ modeli ve onun ele aldığı İRY’nin işlevsel olarak denk olduğunun iddia edilmesine olanak vermemektedir. İleriki çalışmada, yalnızca bir doğruluk ve ilinti ölçümünü değil ama “Akaike bilgisi kistası” (Akaike, 1974) veya “Bayesian model kanıtı” üzerine bağımsız enerji sınırları (Friston, 2009) ele alınacaktır.

Buna ek olarak, bu tezde sunulan model yalnızca zamansal kısıtları temel almaktadır: zarlar arasındaki fiziksel ilişkiden dolayı ne çoğalmak için bir yapısal düzenleme ne de herhangi bir yerel kimyasal düzenleme yoktur (Takata and Hirase, 2008). İlk mekanizma, morfogenezis modellemeden esinlenilmiştir (Marsland et al., 2002), ve sinirlerin doğru komşularını bulmalarına yardımcı olmalıdır ve böylelikle doğru işlevsel yapının elde edilmesi için gereken döngü sayısını belirgin bir şekilde artırmalıdır. Dahası, gerçek sinirler yalnızca bilgi işleyen hücreler değildirler. (Perea and Araque, 2010). Glial hücrelerin sinaptik esnekliği düzenledikleri bilinmektedir ve bu düzenleme modellenmiş sinapslara tümleştirilebilirler. Örneğin sinapslar vasıtasıyla sinir gruplarının düzenlenişinin yerel iletimi glial komşulukta işlevsel sinirsel komşuluğundan farklı olabilir (Fellin, 2009).

6.3 Sonuç

Bu bölümde, sinaptik etkili bağlantısallık problemi (Bölüm 2) için tasarlanan beliren sinirsel ağ modeli (Bölüm 5) dokuz adet tekli motor birimini benzetmek için kullanılmıştır ve bu benzetimlerin sonuçları tartışılmıştır.

Gösterildiği gibi, beliren sinirsel ağ modelimiz ilginç sonuçlar üretmektedir. Tartışma kısmında, bu sonuçları iki farklı bilimsel bakış açısından yorumladık: biyoloji ve bilgisayar bilimleri.

Biyolojik bir yorumlama olarak, başarılı işlevsel *makro-seviye* benzerlikler elde ettiği ve her sinir (ve sinapsları) biyolojik bir sebepten dolayı yaratıldığı için *beliren sinirsel ağ modelimizin insan (dolayısıyla biyolojik) sinirsel ağlarını taklit etmek için potansiyel bir aday olduğunu* iddia ediyoruz. Daha sonra sinirbilimcilerin kendi etkili bağlantısallık çözümlemelerini yaparken oluşan ağları kullanarak şu sorulara cevap vererek nasıl kestirimler yapabileceklerini gösterdik: Verilen bir yolaktaki uyarıcı ve kısıtlayıcı sinirlerin tahmini dağılımı nedir? Onların

zamansal dağılımları nedir? Türetilen uzun ara sinirsel döngüler ne anlama geliyor olabilir?

Hesaplamalı bir yorumlama olarak, öte yandan, bütün işbirlikçi etmenler sınırlı algı yeteneklerine ve basit davranışlara sahip olduğundan *beliren sinirsel ağ modelinin başarılı bir güçlü kendini-örgütleyen sistem olduğunu* iddia ediyoruz. Bütün sinir etmenleri (duyu sinir etmenleri, ara sinir etmenleri ve motor sinir etmenleri) kendi arkadaş sinirleriyle etkileşirler ve gözlemci etmen yalnızca duyu sinir etmenleri ve motor sinir etmenleriyle etkileşmektedirler. Model ile ilgili gördüğümüz ana problem, onun saf gürültülü veriyi öğrenmesindeki başarısızlıktır. Şu anda, gözlemci etmen gürültüyü PSF-CUSUM'ın türevinin hareketli ortalamasını hesaplayarak belirli bir ölçüde azaltmak zorundadır. Bununla beraber, hesaplamalı bir ortalama yerel bilgiyi saf bir biçimde göstermemektedir ve komşular hakkında bilgiler içermektedir. Bizim bakış açımıza göre, motor sinir etmeni gözlemci etmenden gelen ardışık geribildirimleri karşılaştırarak gürültüyü tamamen kendisi saptamalıdır.

Dolayısıyla bu çalışmanın sonraki adımı etmenlerimizin davranışlarını PSF verisindeki hataları ve/veya belirsizlikleri daha iyi saptayabilmek için iyileştirmektir.

“It is amateurs who have one big bright beautiful idea that they can never abandon. Professionals know that they have to produce theory after theory before they are likely to hit the jackpot.”

Francis Crick

7 SONUÇ ve PERSPEKTİFLER

7.1 Genel Sonuçlar

Sinaptik mekanizmaların rollerini anlamada büyük bir gelişim olmuştur ve bu rollerin Merkezi Sinir Sistemi (MSS) içindeki hesaplama ve iletişimin tam bir çerçevesini geliştirmede dikkate değer olduklarına dair kuvvetli kanıtlar bulunmaktadır. Buradaki açık soru, tam bir modelin çalışabilmesi için bu mekanizmaların hangi çözünürlükte modellenmesi gerektiğidir. Kuşkusuz, her moleküler etkileşimin an be an detayına gerek yoktur ama biyolojik karşılığının işlevselliğini doğru bir şekilde üreten bir modele sahip olununcaya kadar, nerenin genellenmesi ve eniyilenmesi gerektiği gerçekten bilinemez. Ayrıca, sinirbilimcilerin sinaptik etkili bağlantısalılığı araştırmak için çeşitli deneyler yapmalarına rağmen, teknik zorluklardan dolayı, özellikle *insanlarda*, MSS’yi anlayışla ilgili halen boşluklar bulunmaktadır. İnsan deneklerden doğrudan ölçüm almak imkansız olduğundan, insan MSS’sine bir *kara kutu* gibi davranılması gerekmektedir. Bilinen yegane şey bu *kara kutunun* gözlemlenebilir davranışlarıdır.

Bu doğrultuda, bu tezdeki amaç *bilinmeyen* etkili bağlantıların kestirimi için insan denekler üzerinde refleks yöntemleriyle elde edilen bilgiyi kullanarak insan MSS’si ile aynı şekilde davranmayı öğrenen *beliren bir model* tasarlamaktır. Sinirbilimlerinden esinlenilmesine karşın, asıl niyet ne sinirsel gelişim sürecinin gerçeğe sağdık bir modelini yaratmak ne de gerçek bir biyolojik sistemin yapısal topolojisini göstermek değildi. Sonuç olarak, biyolojik sinirsel ağların araştırılması için, **insan deneklerde gözlemlenenleri türetmeyi öğrenen hücresel çözünürlükte kendini-örgütleyen etmen-tabanlı bir model** tasarlanmış ve geliştirilmiştir. Literatürde biyolojik sinir ağlarını benzetmeye yönelik çalışmalar olmasına rağmen, bizim bilgimize göre, hiçbirisi kendini-örgütleyen ilkeler kullanarak insan sinir ağlarını taklit etmeyi amaçlamamaktadır.

Bu çalışmada biz, ilk defa, insan tekli motor birimleri için Uyarı-Civarı Frekansgram (PSF) kullanarak bir yapay kendini-örgütlenme süreci vasıtasıyla yapay sinir ağları türettik.

Bu süreç AMAS teorisini temel almaktaydı ve dolayısıyla türetilen ağlar üzerine etmenlerin İOD'lerine dayanılarak değişiklikler yapıldı. Duyu siniri etmenlerinin kesik kesik etkinleştirilmeleri ve motor sinir etmeninin spontan etkinliği ile güdülenerek, sinir etmenleri ve sinapsların eklenmesi, kaldırılması ve değiştirilmesi yoluyla yapay sinir ağları *belirmiştir*.

Şu ana kadar, benzetimlerimiz gerçek insan tekli motor birim yollarıyla güçlü *makro-* ve *mikro-seviye* işlevsel benzerlikler göstermiştir. *Mikro-seviyede* kullanılan teori *makro-seviye* işlevselliğe matematiksel olarak ilişkilendirilmediği için, model tarafından türetilen bütün ağlar *beliren* olarak nitelendirilebilirler.

Mevcut bulgular, benzetilen sinir ağlarının gerçeklerinin birebir aynısı olduğuna dair bir kanıt teşkil etmesede, model elemanlarının düşük davranışları biyolojik elemanlara uygun olduğundan (hepsi geçerlenmiş ve doğrulanmıştır), benzetilen ağların biyolojik olarak makul oldukları söylenebilir. Bu, insan motor birimlerinin sinaptik etkili bağlantıları hakkındaki anlayışımızı daha açık hale getiren dikkate değer bir iddiadır. Sonuç olarak, bu iddianın kanıtlanması için türetilen ağın detaylı bir çözümlemesinin yapılması gerekmektedir. Bu çözümlemenin bir sonucu olarak, sinir etmeni sayısı eğer gerekliyse eniyilenmelidir.

Bu nedenle, modeli şu anda *sinirsel yolların herhangi bir kısmını taklit edebilen genel bir araç* olarak genellemek mümkün değildir. Böylesine bir genelleme ancak belirli bir benzetim senaryosu eldeki veriye uymadığı zaman yapılabilir. Bu yüzden model kanıtı temelli model eniyilemesi (Devingen Nedensel Modelleme'deki gibi) fazla serbestlik dereceli çok karmaşık modelleri yapamamaktadır. Açıkçası, bu çalışmanın bir sonraki adımı hesaplamalı modelin geliştirilmesinin değerlendirilmesidir. Bu, normalde modelin yeni uyarı desenlerinin sonuçlarını ne kadar doğru kestirdiğinin görülmesini içerir. Mevcut çalışmada, bu konu gerçekten ele alınmamıştır. İleriki çözümlemelerde, genelleştirmeyi ele almak (ve muhtemelen eniyilemek) için diğer verilerin kullanılabilmesini umuyoruz. Örneğin, tekli uyarıya yanıtlar veren bir benzetim senaryosunun eniyilenmesi (bu tezde yaptığımız gibi) ve sonra onun kısa aralıklı uyarı çiftlerini nasıl kestirdiğinin gözlenmesi. Senaryo seçimi bağlamında bu, kestirimli geçerleme kurma olarak bilinir ve genellikle yüksek kanıtlı benzetim senaryolarında tek tek deneyrek yapılır.

7.2 Açık Problemler ve Perspektifler

Bu doktora tezini başlangıçtaki amacı, matematiksel argümanlara dayanmadan *mikro-seviyeden makro-seviyeye* geçişi desteklemek için insan sinirsel yollarının etkili bağlantısallık çözümlemesine katkı sağlamaktır. Bu doğrultuda önerilen *beliren sinirsel ağ modeli* gayet özgündür ve ileriki araştırmaların başlangıcı olarak görülmelidir. Bu model ile yapılabilecek birçok ilginç araştırma vardır. Modelin hem sinirbilimlerinde hem de bilgisayar bilimlerinde (özenli bir şekilde çözümlendiğinde eğer modelin geçerli şeyler öğrenebildiği gösterilebilirse) genişçe ve kullanışlı bir şekilde uygulanabileceği düşünülmektedir. Bu bağlamda, bu tez projesinin olası ileriki araştırma alanlarını ilerleyen altbölümlerde listelenmiştir.

7.2.1 Sinirbilimleri Perspektifleri

Modelin güvenilirliğini artırılması için, başka kaslardan kayıtlanmış tekli motor birimi verilerinin kullanması planlanmaktadır. Araştırmaya, insandaki yolların nereye kadar benzetilebileceğini görebilmek için çoklu motor birim yollarıyla devam etmek de ilginç olabilir. Diğer bir deyişle, hesaplamalı modelin aynı pratik işlevleri daha geniş-ölçekli gerçek yolları modellemede gösterip gösteremeyeceği net değildir. Bu bağlamda, iki şeye gereksinim vardır: (1) aynı insan denekten elde edilen çoklu motor birimlerinin boşalma hızları ve (2) biyolojik gerçekliği artırmak için biyolojik durumlarla ilgili daha fazla İOD (örneğin, zamansal kısıtların eklenmesi). Şurası açıktır ki, modele daha fazla biyolojik bilgi sağlandıkça, ortaya çıkan sinirsel ağlar daha doğru olacaktır. Öngörülen sonraki adımlar projenin bu sınırlamaları aşmasını sağlayacak bir doğrultuda genişlemesini içermektedir.

Bu perspektifin bir sonucu olarak, *belirtilere göre PSF verisi ölçülebildiği ve sağlandığı takdirde (insan) sinirsel yollarının herhangi bir kısmını taklit etmeye izin veren genel bir model* elde etmeyi planlıyoruz. Bu araç daha sonra gerçek sinirlerden oluşan herhangi bir sinirsel yolağın kopyalanması için kullanılabilir.

Üstesinden gelinmesi gereken bir diğer problem gürültülü motor sinirlere rağmen yüksek-sadakatli benzetimlerin nasıl elde edileceğidir. Motor sinir gürültüsü iyi bilinen bir gerçektir ve hassas hareketler için olan önemi (Fitts, 1954) tarafından gösterilmiştir. Dolayısıyla, motor sinir gürültüsü gerçekçi benzetimler yapabilmek için önemli bir gereksinimdir. Bu bağlamda, daha fazla veri oldukça

gürültüyü öğrenmek daha kolay olacağından⁴² aynı deneğin aynı yolağından elde edilen daha fazla veri kullanmak daha faydalı olabilir.

Buna ek olarak, model ne kadar farklı insan sinirsel yolaklarının (refleks yolakları dışında) öğrenilebileceğinin araştırılması için de kullanılabilir (örneğin, merkezi desen üreteçleri⁴³).

Modelin insan sinirsel yolaklarını hedef almasına rağmen, daha küçük, iyi anlaşılmış sinirsel sistemlerde ne kadar iyi çalıştığına bakılmak için denenebilir. Örneğin, *C. elegans* (yuvarlak kurtların yaygın bir türü) hakkında diğer bütün organizmalardan daha tam bir yapısal bağlantısallık bilgisine sahibiz⁴⁴. Bununla beraber, şaşırtacak şekilde *C. elegans*'ın *makro-seviye* davranışlarını taklit edebilen çalışan bir model halen bulunmamaktadır.

Ayrıca, hesaplamalı sinirsel ağ modeli sentetik sinirsel ağlar inşa etmek için de kullanılabilir. Yaşayan sinirsel yolakların sentetik taklitleri bağımsız işleyen sinirlerin aşağıdan yukarıya beliren özellikler sergileyebilmesinden dolayı sinir sistemindeki düzensizlikleri iyileştirmek için programlanabilirler. Bununla beraber, sentetik bir sistemde benzer karmaşıklıkta davranışın yeniden üretilmesinin bilimsel ve teknolojik değer olmasına karşın, mevcut zar platformlarıyla bunu yapmak şu anda mümkün değildir (Villar et al., 2013).

7.2.2 Bilgisayar Bilimleri Perspektifleri

Bilgisayar bilimleri perspektifinden, özgün bir *kendini-uyarlayan beliren biyolojiden-esinlenilmiş sinirsel ağ modeli* geliştirilmiştir. Bu nedenle, model geleneksel Yapay Sinir Ağları (YSA) yaklaşımlarına göre daha biyolojik bir şekilde çalışmaktadır. YSA ve biyolojiden-esinlenilmiş sinirsel ağlar arasındaki temel farklardan dolayı, biyolojiden-esinlenilmiş sinirsel ağları hesaplamalı zeka araçları olarak kullanmak genellikle zorlayıcıdır. Bu boşluğu kapatmak için, son zamanlarda (Dai et al., 2012) biyolojiden-esinlenilmiş bir yapay sinir ağ modeli önermiştir. Bu model, sinirsel ağa uyarı olarak verilebilecek gerçek dünya girdi sinyallerini dönüştürmek için sinirsel kodlama mekanizmaları ve ağdan gelen spaykları anlamlı gerçek dünya çıktı sinyallerine geri dönüştürmek için

⁴²Bölüm 5.2.9'yi hatırlarsak, bu tez çalışmasında modelimiz saf veriden motor sinir gürültüsünü öğrenemediğinden dolayı gürültüyü azaltabilmek için hareketli ortalama tekniğini kullandık.

⁴³Merkezi desen üreteçleri, öyle sinir devreleridir ki etkinleştirildikleri zaman nefes alıp verme, yüzme, yürüme ve uçuşa gibi ritmik motor desenleri duyuşal girdiler veya belirli zaman bilgisini taşıyan girdiler olmadan üretebilirler. Detaylı bir inceleme için (Marder and Bucher, 2001)'e bakınız.

⁴⁴The Openworm Projesi (<http://www.openworm.org/>) *C. Elegans* sinir haritası üzerine çalışmaktadır.

geri-kodlama mekanizmaları ((Johnson et al., 2011) tarafından önerildiği gibi) kullanılmaktadır.

Eğer model genellenebilir ve sözüedilen kodlama/geri-kodlama mekanizmaları tanımlanabilirse, yeni bir hesaplamalı zeka aracı olarak kullanılabilir ve endüstrideki bazı uygulamalarda yer bulabilir. Örneğin, kontrolün operatörün uzmanlığına ve donanım tepkisine bağlı olduğu çelik endüstrisindeki Elektrik Yay Fırını (*Electric Arc Furnace*) gibi bir süreç düşünölsün. Günümüzde, YSA'lar operatörlerin iyi deneyimlerini öğrenmeye yaramaktadırlar. Bununla beraber, donanımda zamanla oluşan değişim changes YSA'nin yanlış tepkiler vermesine sebep olacaktır. Bundan dolayı, Elektrik Yay Fırını'nın yaşamı süresince (uzun bir zaman dilimi) YSA mimarisini devingen olarak ayarlamak çevrim-içi otomasyon sistemleri için güçlü bir araç olabilir. Böyle bir ayarlama bizimkisi gibi *kendini-uyarlayan* bir sinirsel ağ modeli ile yapılabilir.

Ayrıca, böylesine bir model robotik araştırmaları alanına da uygulanabilir. ECCERobot⁴⁵, un baş araştırmacılarından olan Rolf Pfeifer'in söylediği gibi, *eğer robotların bizim yaptıklarımızın aynılarını yapmalarını istiyorsak, aynı bedensel plana sahip olmamızı gerektirdiğinden dolayı duysal desenlerimizin aynılarını türeterek başlamamız gerekmektedir*. Bu, bu tezde yapılanın birebir aynısıdır: insanların yaptığı duysal desenleri türetmek. Dolayısıyla, beliren modelin gelecekte bizim davranışlarımızın aynısını sergileyen robotları inşa etmek için de kullanılabileceği düşünülmektedir.

7.3 Son Yorumlar

Aslında, bu tezde tanımladığımız *beliren sinirsel ağ modeli* son derece basitleştirilmiştir ama insan sinirsel yolaklarının etkili bağlantısallık çözümlemesinde ilerlemede faydalı olmuştur. Hesaplamalı model yeni anlayışlar, biyolojik sinir ağlarının modellenmesiyle ilgili yeni düşünme yolları, daha iyi bir model ve kullanışlı modellerin nasıl inşa edileceği hakkında daha iyi bir anlayış ortaya koymuştur. Bununla beraber, modelin sonuçları ve onların gerçek dünya için ne ifade ettikleriyle ilgili bazı çok iddialı yargılarda bulunulmuştur. Dolayısıyla, hesaplamalı sinirbilimciler için doğru olan şey modelimizi dikkatlice incelemek ve sonuçlarının gerçekte ne kadar genel olabileceğini sorgulamaktır.

Bütün deneysel bilimlerde (biyoloji veya kimya gibi) olduğu gibi, her önemli benzetim modeli tekrarlanmalıdır, yani farklı bir araştırmacı grubunun

⁴⁵<http://www.bbc.com/future/story/20120628-can-we-create-intelligent-robots>

özgün arařtırmacıların belirttiđi sonuçlarla aynı sonuçları alıp alamadıklarını görebilmek için aynı benzetim deneyini en baştan yürütmesi gerekmektedir. Hiçbir deneysel sonuç, eđer başka arařtırmacılar onu tekrar edemezse tamamen kabul edilmemelidir.

KAYNAKLAR DİZİNİ

- Aertsen, A. and Preissl, H.:** 1991, Dynamics of activity and connectivity in physiological neuronal networks, in H. G. Schuster (ed.), *Non Linear Dynamics and Neuronal Networks*, 281–302
- Akaike, H.:** 1974, A new look at the statistical model identification, *Automatic Control, IEEE Transactions on* **19(6)**, 716
- Alivisatos, A. P., Chun, M., Church, G. M., Greenspan, R. J., Roukes, M. L., and Yuste, R.:** 2012, The brain activity map project and the challenge of functional connectomics, *Neuron* **74**, 970
- Amigoni, F. and Schiaffonati, V.:** 2007, Multiagent-based simulation in biology, *Model-Based Reasoning in Science, Technology, and Medicine* 179–191
- Ananthanarayanan, R., Esser, S., Simon, H., and Modha, D.:** 2009, The cat is out of the bag: cortical simulations with 109 neurons, 1013 synapses, in *SC '09: Proceedings of the Conference on High Performance Computing Networking, Storage and Analysis*, New York, NY, USA, ACM, 1–12
- Ananthanarayanan, R. and Modha, D.:** 2007a, Scaling, stability and synchronization in mouse-sized (and larger) cortical simulations, *BMC Neuroscience* **8(Suppl 2)**, 1
- Ananthanarayanan, R. and Modha, D. S.:** 2007b, Anatomy of a cortical simulator, in *Proceedings of the 2007 ACM/IEEE conference on Supercomputing*, SC '07, New York, NY, USA, ACM, 3:1–3:12 pp
- Anderson, J. R., Lebiere, C., Agassi, J., Altmann, E. M., Garzon, F. C., Clancey, W. J., Commons, M. L., White, M. S., Gelepithis, P., and Gray, W. D.:** 2003, The newell test for a theory of cognition. commentaries. authors' reply, *Behavioral and brain sciences* **26(5)**, 587
- Arel, I., Rose, D., and Coop, R.:** 2009a, Destin: A scalable deep learning architecture with application to high-dimensional robust pattern recognition, in *Proc. AAAI Workshop on Biologically Inspired Cognitive Architectures*, 1150–1157
- Arel, I., Rose, D., and Karnowski, T.:** 2009b, A deep learning architecture comprising homogeneous cortical circuits for scalable spatiotemporal pattern inference, in *NIPS 2009 Workshop on Deep Learning for Speech Recognition and Related Applications*
- Ashby, P. and Labelle, K.:** 1977, Effects of extensor and flexor group i afferent volleys on the excitability of individual soleus motoneurons in man, *J Neurol*

KAYNAKLAR DİZİNİ (Devam)

Neurosurg Psychiatry **40(9)**, 910

Ashby, P. and Zilm, D.: 1978, Synaptic connections to individual tibialis anterior motoneurons in man, *J Neurol Neurosurg Psychiatry* **41(8)**, 684

Ashby, P. and Zilm, D.: 1982, Characteristics of postsynaptic potentials produced in single human motoneurons by homonymous group 1 volleys, *Experimental Brain Research* **47**, 41

Awiszus, F.: 1988, Continuous functions determined by spike trains of a neuron subject to stimulation, *Biological Cybernetics* **58**, 321

Axelrod, R.: 1984, *The Evolution of Cooperation*, Basic Books, New York

Babinec, S. and Pospichal, J.: 2005, Two approaches to optimize echo state neural networks, *Proceedings of the 11th International Conference on Soft Computing* 39–44

Bach, J.: 2009, *Principles of Synthetic Intelligence PSI: An Architecture of Motivated Cognition*, Oxford Series on Cognitive Models and Architectures, Oxford University Press, USA

Balci, O.: 1994, Validation, verification, and testing techniques throughout the life cycle of a simulation study, in *Proc. of the 26th Conf. on Winter simulation*, WSC'94, San Diego, CA, USA, Society for Computer Simulation International, 215–220

Balci, O.: 1995, Principles and techniques of simulation validation, verification, and testing, in *Proc. of the 27th Conf. on Winter simulation*, WSC'95, Arlington, VA, USA, IEEE Comp. Soc., 147–154

Bandini, S. and Vizzari, G.: 2006, Regulation function of the environment in agent-based simulation, in *E4MAS*, 157–169

Banks, S. C.: 2002, Agent-based modeling: A revolution?, *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America* **99 Suppl 3**, 7199

Baranes, A. and Oudeyer, P. Y.: 2009, R-iac: Robust intrinsically motivated exploration and active learning, *IEEE Trans. on Auton. Ment. Dev.* **1(3)**, 155

Bardin, J.: 2012, Making connections: Is a project to map the brains full communications network worth the money?, *Nature* **483**, 394

Barton, R. A. and Harvey, P. H.: 2000, Mosaic evolution of brain structure in mammals, *Nature* **405**, 1055

Bastian, M., Heymann, S., and Jacomy, M.: 2009, Gephi: An open source software for exploring and manipulating networks, in *International AAAI Conference on Weblogs and Social Media (ICWSM 2009)*

KAYNAKLAR DİZİNİ (Devam)

- Bentler, P.:** 1985, *Theory and Implementation of EQS: A Structural Equations Program*, BMDP Statistical Software
- Bergenti, F., Gleizes, M.-P., and Zambonelli, F.:** 2004, *Methodologies and Software Engineering for Agent Systems. The Agent-Oriented Software Engineering handbook*, Kluwer Publishing
- Bernon, C., Camps, V., Gleizes, M.-P., and Picard, G.:** 2005, Engineering Self-Adaptive Multi-Agent Systems: the ADELFE Methodology, in *Agent-Oriented Methodologies*, Idea Group Publishing, Chapt. 7, 172-202
- Bernon, C., Capera, D., and Mano, J.-P.:** 2009, Engineering self-modeling systems: Application to biology, in A. Artikis, G. Picard, and L. Vercouter (eds.), *Engineering Societies in the Agents World IX*, Vol. 5485 of *Lecture Notes in Computer Science*, Springer Berlin Heidelberg, 248-263
- Bernon, C., Gleizes, M.-P., Migeon, F., and Serugendo, G.:** 2011, Engineering self-organizing systems, in G. Serugendo, M.-P. Gleizes, and A. Karageorgos (eds.), *Self-organising Software: From Natural to Artificial Adaptation*, Natural Computing Series, Springer, Chapt. 12, 283-312
- Bernon, C., Gleizes, M.-P., Peyruqueou, S., and Picard, G.:** 2003, Adelfe: A methodology for adaptive multi-agent systems engineering, 70–81
- Bernon, C., Gleizes, M.-P., Picard, G., and Glize, P.:** 2002, The adelfe methodology for an intranet system design, in *International Bi-Conferenystems (AOIS-2002) at CAice Workshop on Agent-Oriented Information SSE'02 (AOIS - SSE)*, CEUR Workshop Proceedings, (on line)
- Bessou, P., Laporte, Y., and Pages, B.:** 1968, A method of analysing the responses of spindle primary endings to fusimotor stimulation, *J Physiol.* **196(1)**, 37
- Boahen, K.:** 2003, Neuromorphic microchips, *Scientific American* **292**, 56
- Bonabeau, E., Dorigo, M., and Theraulaz, G.:** 1999, *Swarm Intelligence: From Natural to Artificial Systems*, Santa Fe Institute Studies in the Sciences of Complexity, OUP USA
- Bonjean, N., Bernon, C., and Glize, P.:** 2009, Engineering Development of Agents using the Cooperative Behaviour of their Components, in G. Fortino, M. Cossentino, M.-P. Gleizes, and J. Pavon (eds.), *MAS&S @ MALLOW'09, Turin*, Vol. 494, CEUR Workshop Proceedings, (on line) p.
- Bower, J., Beeman, D., and Hucka, M.:** 2003, *The GENESIS Simulation System*, 475–478 pp, MIT Press, Cambridge, MA, USA
- Braitenberg, V. and Schüz, A. (Almut), .:** 1991, *Anatomy of the cortex : statistics and geometry*, Berlin ; New York : Springer-Verlag

- Brax, N., Andonoff, E., Gleizes, M., and Glize, P.:** 2013a, Mas4at : un sma auto-adaptatif pour le déclenchement d'alertes dans le cadre de la surveillance maritime., *Revue d'Intelligence Artificielle (forthcoming)*
- Brax, N., Andonoff, E., Gleizes, M., and Glize, P.:** 2013b, Self-adapted aided decision-making: Application to maritime surveillance, in *5th International Conference on Agents and Artificial Intelligence (forthcoming)*
- Brax, N., Andonoff, E., and Gleizes, M.-P.:** 2012, A Self-adaptive Multi-Agent System for Abnormal Behavior Detection in Maritime Surveillance (regular paper), in *KES International Conference (KES-AMSTA), Dubrovnick*, Vol. 7327, Springer, 174–185
- Brette, R., Rudolph, M., Carnevale, T., Hines, M., Beeman, D., Bower, J. M., Diesmann, M., Morrison, A., Goodman, P. H., Davison, A. P., Boustani, S. E., and Destexhe, A.:** 2007, Simulation of networks of spiking neurons: A review of tools and strategies, *Journal of Computational Neuroscience* **2007**, 349
- Brinkworth, R. S. A. and Türker, K. S.:** 2003, A method for quantifying reflex responses from intra-muscular and surface electromyogram, *J Neurosci Meth* **122(2)**, 179
- Buchthal, F. and Schmalbruch, H.:** 1980, Motor unit of mammalian muscle, *Physiological Reviews* **60(1)**, 90
- Buibas, M. and Silva, G. A.:** 2011, A framework for simulating and estimating the state and functional topology of complex dynamic geometric networks, *Neural Comput.* **23(1)**, 183
- Burnstein, I.:** 2003, *Practical Software Testing*, Springer
- Bush, K. and Tsendjav, B.:** 2005, Improving the richness of echo state features using next ascent local search, *Proceedings of the Artificial Neural Networks in Engineering Conference* 227–232
- Cajal, S.:** 1937, *Recollections of My Life*, Memoirs. pt. 1-2, MIT Press
- Calvin, W. and Schwindt, P.:** 1972, Steps in production of motoneuron spikes during rhythmic firing, *J. of Neurophysiol.* **35**, 297
- Camazine, S., Franks, N., Sneyd, J., Bonabeau, E., Deneubourg, J., and Theraulaz, G.:** 2001, *Self-Organization in Biological Systems*, Princeton Uni. Press, Princeton, USA
- Camps, V., Carpuat, B., Gleizes, M.-P., Glize, P., Machonin, A., Piquemal, C., Link-Pezet, J., Régis, C., and Trouilhet, S.:** 1994, *Vers l'intelligence artificielle collective (Journée Systèmes Multi-Agents du PRC-GRD I.A. , Paris,*

KAYNAKLAR DİZİNİ (Devam)

16/12/1994-16/12/1994)

- Camps, V., Gleizes, M. P., and Glize, P.:** 1998, A self-organization process based on cooperation theory for adaptive artificial systems, in *1st Int.l Conf. on Philosophy and Comp. Sci.: Processes of evolution in real and Virtual Systems*, Krakow, Poland
- Capaday, C.:** 2002, The special nature of human walking and its neural control, *Trends in neurosci.* **25(7)**, 370
- Capera, D., Georgé, J., Gleizes, M., and Glize, P.:** 2003, The amas theory for complex problem solving based on self-organizing cooperative agents, in *WETICE '03: Proc. of the 20th Int. Workshop on Enabling Technologies*, Washington, DC, USA, IEEE CS, 383
- Capera, D., Gleizes, M.-P., and Glize, P.:** 2004, Mechanism Type Synthesis based on Self-Assembling Agents, *Journal of Applied Artificial Intelligence* **18(Numbers 9-10)**, 921
- Carpenter, G., Grossberg, S., Markuzon, N., Reynolds, J., and Rosen, D.:** 1992, Fuzzy artmap: A neural network architecture for incremental supervised learning of analog multidimensional maps, *Neural Networks, IEEE Transactions on* **3(5)**, 698
- Carpenter, G., Grossberg, S., and Reynolds, J.:** 1991, Artmap: a self-organizing neural network architecture for fast supervised, in *Neural Networks, 1991., IJCNN-91-Seattle International Joint Conference on*, Vol. i, 863-868 vol.1
- Cassimatis, N. L.:** 2007, Adaptive algorithmic hybrids for human-level artificial intelligence, in *Proceedings of the 2007 conference on Advances in Artificial General Intelligence: Concepts, Architectures and Algorithms: Proceedings of the AGI Workshop 2006*, Amsterdam, The Netherlands, The Netherlands, IOS Press, 94–110
- Chatzidimitriou, K. C. and Mitkas, P. A.:** 2013, Adaptive reservoir computing through evolution and learning, *Neurocomputing* **103(0)**, 198
- Coelho, R., Kulesza, U., von Staa, A., and Lucena, C.:** 2006, Unit testing in multi-agent systems using mock agents and aspects, in *Proc. of the 2006 Int. Workshop on Software eng. for large-scale multi-agent systems*, SELMAS'06, New York, NY, USA, ACM, 83–90
- Colquhoun, D. and Hawkes, A. G.:** 1990, Stochastic properties of ion channel openings and bursts in a membrane patch that contains two channels: Evidence concerning the number of channels present when a record containing only single openings is observed, *Proceedings of the Royal Society of London. Series B, Biological Sciences* **240(1299)**, 453

KAYNAKLAR DİZİNİ (Devam)

- Combettes, S., Glize, P., and Sontheimer, T.:** 2013, Cooperative self Organization of agents for optimization : the electrical wiring example (short paper), in *International Conference on Agents and Artificial Intelligence (ICAART)*, Barcelona Spain, 15/02/2013-18/02/2013
- Combettes, S., Sontheimer, T., Rougemaille, S., and Glize, P.:** 2012, Weight optimization of aircraft harnesses (short paper), in *International Conference on Practical Applications of Agents and Multiagent Systems (PAAMS)*, Salamanca, Springer-Verlag, 229–232
- Dai, J., Venayagamoorthy, G., Harley, R., and Potter, S.:** 2012, Reservoir-computing-based, biologically-inspired artificial neural network for modeling of a single machine infinite bus power system, in *Neural Networks (IJCNN), The 2012 International Joint Conference on*, 1-8
- David, O., Kiebel, S. J., Harrison, L. M., Mattout, J., Kilner, J. M., and Friston, K. J.:** 2006, Dynamic causal modeling of evoked responses in eeg and meg, *NeuroImage* **30(4)**, 1255
- Dayan, P. and Abbott, L.:** 2005, *Theoretical Neuroscience: Computational and Mathematical Modeling of Neural Systems*, Computational Neuroscience, MIT Press
- de Garis, H., Shuo, C., Goertzel, B., and Ruiting, L.:** 2010, A world survey of artificial brain projects, part i: Large-scale brain simulations, *Neurocomputing* **74(1-3)**, 3
- De Wolf, T.:** 2007, *Analysing and engineering self-organising emergent applications*, Phd thesis, Department of Computer Science, K.U. Leuven, Leuven, Belgium
- Demazeau, Y.:** 1995, From interactions to collective behaviour in agent-based systems, in *Proceedings of the 1st. European Conference on Cognitive Science. Saint-Malo, France*, 117–132
- Di Marzo Serugendo, G., Fitzgerald, J., and Romanovsky, A.:** 2010, Metaself: an architecture and a development method for dependable self-* systems, in *Proceedings of the 2010 ACM Symposium on Applied Computing, SAC '10*, New York, NY, USA, ACM, 457–461
- Di Marzo Serugendo, G., Gleizes, M., and Karageorgos, A.:** 2005, Self-organization in multi-agent systems, *Knowl. Eng. Rev.* **20(2)**, 165
- Diesmann, M. and Gewaltig, M.-O.:** 2002, Nest: An environment for neural systems simulations, in *In T. Plesser and V. Macho (Eds.), Forschung und wissenschaftliches Rechnen, Beitrage zum Heinz-Billing-Preis 2001, Volume 58 of GWDG-Bericht*, 43–70

KAYNAKLAR DİZİNİ (Devam)

- Doniec, A., Espié, S., Mandiau, R., and Piechowiak, S.:** 2005, Dealing with multi-agent coordination by anticipation: Application to the traffic simulation at junctions, in *EUMAS*, 478-479
- Eliasmith, C., Stewart, T. C., Choo, X., Bekolay, T., DeWolf, T., Tang, Y., and Rasmussen, D.:** 2012, A large-scale model of the functioning brain, *Science* **338(6111)**, 1202
- Ellaway, P.:** 1978, Cumulative sum technique and its application to the analysis of peristimulus time histograms, *Electroen. Clin. Neuro.* **45(2)**, 302
- Feathers, M.:** 2004, *Working effectively with legacy code*, Prentice Hall PTR, Upper Saddle River, NJ, USA
- Fehler, M., Klügl, F., and Puppe, F.:** 2006, Approaches for resolving the dilemma between model structure refinement and parameter calibration in agent-based simulations, in *AAMAS'06: Proc. of the fifth international joint conf. on Autonomous agents and multiagent systems*, New York, NY, USA, ACM, 120-122
- Fellin, T.:** 2009, Communication between neurons and astrocytes: relevance to the modulation of synaptic and network activity, *Journal of Neurochemistry* **108(3)**, 533
- Ferber, J.:** 1995, *Les Systèmes multi-agents: vers une intelligence collective*, I.I.A. Informatique intelligence artificielle, InterEditions
- Fetz, E. E. and Gustafsson, B.:** 1983, Relation between shapes of post-synaptic potentials and changes in firing probability of cat motoneurons, *J Physiol.* **341**, 387
- Fisher, J. and Henzinger, T.:** 2007, Executable cell biology, *Nature Biotechnology* **25(11)**, 1239
- Fitts, P. M.:** 1954, The information capacity of the human motor system in controlling the amplitude of movement., *Journal of experimental psychology* **47(6)**, 381
- Fleischer, J. G., Gally, J. A., Edelman, G. M., and Krichmar, J. L.:** 2007, Retrospective and prospective responses arising in a modeled hippocampus during maze navigation by a brain-based device, *Proceedings of the National Academy of Sciences* **104(9)**, 3556
- Floreano, D., Dürr, P., and Mattiussi, C.:** 2008, Neuroevolution: from architectures to learning, *Evolutionary Intelligence* **1(1)**, 47
- Friedlander, D. and Franklin, S.:** 2008, Lida and a theory of mind, in *Proceedings of the 2008 conference on Artificial General Intelligence 2008: Proceedings of*

KAYNAKLAR DİZİNİ (Devam)

the First AGI Conference, Amsterdam, The Netherlands, The Netherlands, IOS Press, 137–148

- Friston, K.:** 2009, The free-energy principle: a rough guide to the brain?, *Trends in Cognitive Sciences* **13**(7), 293
- Friston, K., Harrison, L., and Penny, W.:** 2003, Dynamic causal modelling, *NeuroImage* **19**(4), 1273
- Friston, K. J.:** 2011, Functional and effective connectivity: a review, *Brain Connectivity* **1**(1), 13
- Fritzke, B.:** 1994, A growing neural gas network learns topologies, in *NIPS*, 625-632
- Frye, J., Ananthanarayanan, R., and Modha, D. S.:** 2007, Towards real-time, mouse-scale cortical simulations, in *CoSyNe: Computational and Systems Neuroscience*
- Gardelli, L., Viroli, M., Casadei, M., and Omicini, A.:** 2008, Designing self-organising environments with agents and artefacts: a simulation-driven approach, *IJAOSE* **2**(2), 171
- Gardelli, L., Viroli, M., and Omicini, A.:** 2009, *Combining Simulation and Formal Tools for Developing Self-Organizing MAS*, Taylor and Francis Group
- Garnett, R. and Stephens, J. A.:** 1980, The reflex responses of single motor units in human first dorsal interosseous muscle following cutaneous afferent stimulation., *The Journal of Physiology* **303**(1), 351
- Garrido, M. I., Kilner, J. M., Kiebel, S. J., Stephan, K. E., and Friston, K. J.:** 2007, Dynamic causal modelling of evoked potentials: A reproducibility study, *NeuroImage* **36**(3), 571
- Georgé, J. P., Edmonds, B., and Glize, P.:** 2004, *Making Self-organizing adaptive multi-agent systems work*, Chapt. 16, 321–340 pp, Kluwer Publishing
- Georgé, J.-P., Gleizes, M.-P., and Camps, V.:** 2011, Cooperation, in G. Serugendo, M.-P. Gleizes, and A. Karageorgos (eds.), *Self-organising Software: From Natural to Artificial Adaptation*, Natural Computing Series, Springer, Chapt. 9, 347-377
- Gershenson, C.:** 2007, *Design and Control of Self-organizing Systems*, Phd thesis, Vrije Universiteit Brussel, Brussel, Belgium
- Gerstein, G. and Perkel, D.:** 1969, Simultaneously recorded trains of action potentials: analysis and functional interpretation, *Science* **164**, 828
- Gerstein, G. L. and Kiang, N. Y.-S.:** 1960, An approach to the quantitative

KAYNAKLAR DİZİNİ (Devam)

analysis of electrophysiological data from single neurons, *Biophysical journal* **1(1)**, 15

Gerstner, W. and Kistler, W.: 2002, *Spiking Neuron Models*, Cambridge University Press

Gerstner, W., Sprekeler, H., and Deco, G.: 2012, Theory and simulation in neuroscience, *Science* **338(6103)**, 60

Gleizes, M.-P., Camps, V., Georgé, J.-P., and Capera, D.: 2008, Engineering systems which generate emergent functionalities, in D. Weyns, S. Brueckner, and Y. Demazeau (eds.), *Engineering Environment-Mediated Multi-Agent Systems*, Vol. 5049 of *Lecture Notes in Computer Science*, Springer Berlin / Heidelberg, 58-75

Gleizes, M. P., Camps, V., and Glize, P.: 1999, A Theory of Emergent Computation based on Cooperative Self-organization for Adaptive Artificial Systems, in *Fourth European Congress of Systems Science*, Valencia Spain, 20/09/99-24/09/99

Gleizes, M.-P., Camps, V., Karageorges, A., and Di Marzo Serugendo, G.: 2011, Agents and multi-agent systems, in G. Serugendo, M.-P. Gleizes, and A. Karageorgos (eds.), *Self-organising Software: From Natural to Artificial Adaptation*, Natural Computing Series, Springer, Chapt. 5, 105-119

Glize, P.: 2001, L'adaptation des systèmes à fonctionnalité émergente par auto-organisation coopérative, HDR, Université Paul Sabatier, Toulouse, France

Goertzel, B.: 2009, Opencog prime: A cognitive synergy based architecture for embodied artificial general intelligence, in *ICCI 2009, Hong Kong*

Goertzel, B., Lian, R., Arel, I., de Garis, H., and Chen, S.: 2010, A world survey of artificial brain projects, part ii: Biologically inspired cognitive architectures, *Neurocomputing* **74(1-3)**, 30

Goodman, D. F. M. and Brette, R.: 2008, Brian: a simulator for spiking neural networks in python, *Frontiers in Neuroinformatics* **2(5)**

Grande, G. and Cafarelli, E.: 2003, Ia afferent input alters the recruitment thresholds and firing rates of single human motor units, *Experimental Brain Research* **150**, 449

Guivarch, V., Camps, V., and Péninou, A.: 2012, Amadeus: an adaptive multi-agent system to learn a user's recurring actions in ambient systems, *Advances in Distributed Computing and Artificial Intelligence Journal, Special Issue no 3*

Gürçan, Ö.: 2013, An emergent model for mimicking human neuronal pathways

KAYNAKLAR DİZİNİ (Devam)

in silico, in *the 12th European Conference on Artificial Life (ECAL'2013)*, MIT Press, accepted

- Gürçan, O., Bernon, C., Türker, K. S., Mano, J.-P., Glize, P., and Dikenelli, O.:** 2012, Simulating human single motor units using self-organizing agents, in *Self-Adaptive and Self-Organizing Systems (SASO), 2012 IEEE Sixth International Conference on*, 11 -20
- Gürçan, Ö., Dikenelli, O., and Bernon, C.:** 2011, Towards a generic testing framework for agent-based simulation models, in *5th International Workshop on Multi-Agent Systems and Simulation (MAS&S'11)*, Szczecin, Poland, EU, 635–642
- Gürçan, Ö., Dikenelli, O., and Bernon, C.:** 2013a, A generic testing framework for agent-based simulation models, *Journal of Simulation (JOS)* 1–19 2013/01/25/online
- Gürçan, Ö., Dikenelli, O., and Türker, K. S.:** 2010, Agent-based exploration of wiring of biological neural networks: Position paper, in R. Trumph (ed.), *20th Europ. Meeting on Cybern. and Systems Res.*, Vienna, Austria, 509-514
- Gürçan, Ö., Türker, K. S., Mano, J.-P., Bernon, C., Dikenelli, O., and Glize, P.:** 2013b, Mimicking human neuronal pathways in silico: an emergent model on the effective connectivity, *Journal of Computational Neuroscience* (accepted)
- Gürel, T., Rotter, S., and Egert, U.:** 2010, Functional identification of biological neural networks using reservoir adaptation for point processes, *J. Comput. Neurosci.* **29**(1-2), 279
- Gydikov, A., Tankov, N., Gerilovsky, L., and Radicheva, N.:** 1977, Motor unit activity upon polysynaptic reflex in man., *Agressologie* **18**(2), 103
- Han, J. D., Zeng, S., Tham, K. Y., Badgero, M., and Weng, J.:** 2002, Dav: a humanoid robot platform for autonomous mental development, in *Development and Learning, 2002. Proceedings. The 2nd International Conference on*, 73-81
- Harrison, L., Penny, W., and Friston, K.:** 2003, Multivariate autoregressive modeling of fmri time series, *NeuroImage* **19**(4), 1477
- Hawkins, J. and Blakeslee, S.:** 2007, *On Intelligence*, Henry Holt and Company
- Hay, E., Hill, S., Schürmann, F., Markram, H., and Segev, I.:** 2011, Models of neocortical layer 5b pyramidal cells capturing a wide range of dendritic and perisomatic active properties, *PLoS Comput Biol* **7**(7), e1002107
- Haykin, S.:** 1999, *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*, Prentice Hall International Editions Series, Prentice Hall International

KAYNAKLAR DİZİNİ (Devam)

- Heath, B., Hill, R., and Ciarallo, F.:** 2009, A survey of agent-based modeling practices (january 1998 to july 2008), *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 12((4) 9)
- Helleboogh, A., Vizzari, G., Uhrmacher, A., and Michel, F.:** 2007, Modeling dynamic environments in multi-agent simulation, *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems* 14(1), 87
- Henderson-Sellers, B. and Giorgini, P.:** 2005, *Agent-oriented methodologies*, Information Science Reference
- Herzog, A., Handrich, S., and Herrmann, C.:** 2009, Multi-objective parameter estimation of biologically plausible neural networks in different behavior stages, in *Proceedings of the Eleventh conference on Congress on Evolutionary Computation*, CEC'09, Piscataway, NJ, USA, IEEE Press, 793–799
- Heylighen, F.:** 1992, Evolution, selfishness and cooperation; selfish memes and the evolution of cooperation, *Journal of Ideas* 2(4), 70
- Heylighen, F.:** 1999, The science of self-organization and adaptivity, in *Knowledge Management, Organizational Intelligence and Learning, and Complexity, The Encyclopedia of Life Support Systems, EOLSS*, Publishers Co. Ltd, 253–280
- Hines, M. L. and Carnevale, N. T.:** 1997, The neuron simulation environment, *Neural Computation* 9(6), 1179
- Hodgkin, A. L. and Huxley, A. F.:** 1952, A quantitative description of membrane current and its application to conduction and excitation in nerve, *The Journal of Physiology* 117(4), 500
- Huberman, B. A.:** 1991, The performance of cooperative processes, in *Emergent computation: Self-organizing, Collective, and cooperative phenomena in Natural and Artificial Computing networks, Special issue of Physica D*, MIT Press, 38–47
- Iansek, R. and Redman, S.:** 1973, The amplitude, time course and charge of unitary post-synaptic potentials evoked in spinal motoneurone dendrites, *J. of Neurophysiol.* 234, 665
- Ishu, K., van Der Zant, T., Becanovic, V., and Ploger, P.:** 2004, Identification of motion with echo state network, in *OCEANS '04. MTS/IEEE TECHNO-OCEAN '04*, Vol. 3, 1205 - 1210 Vol.3
- Izhikevich, E.:** 2006, Polychronization: Computation with spikes, *Neural Comput.* 18(2), 245
- Izhikevich, E. M.:** 2003, Simple model of spiking neurons, *IEEE Trans. Neural Networks* 1569–1572

KAYNAKLAR DİZİNİ (Devam)

- Izhikevich, E. M. and Edelman, G. M.:** 2008, Large-scale model of mammalian thalamocortical systems, *Proceedings of the National Academy of Sciences* **105(9)**, 3593
- Jaeger, H.:** 2001, *The "echo state" approach to analysing and training recurrent neural networks*, GMD Report 148, GMD - German National Research Institute for Computer Science
- Jiang, F., Berry, H., and Schoenauer, M.:** 2008, Supervised and evolutionary learning of echo state networks, in *Proceedings of the 10th international conference on Parallel Problem Solving from Nature: PPSN X*, Berlin, Heidelberg, Springer-Verlag, 215–224
- Johnson, C., Roychowdhury, S., and Venayagamoorthy, G.:** 2011, A reversibility analysis of encoding methods for spiking neural networks, in *Neural Networks (IJCNN), The 2011 International Joint Conference on*, 1802-1809
- Kaas, J.:** 2000, The reorganization of sensory and motor maps after injury in adult mammals, in M. Gazzaniga (ed.), *The New Cognitive Neuroscience*, MIT Press, Chapt. 15, 223-236
- Kaddoum, E. and Georgé, J.-P.:** 2012, Collective Self-Tuning for Complex Product Design (short paper), in *IEEE International Conference on Self-Adaptive and Self-Organizing Systems (SASO)*, Lyon - France, CPS (Conference Publishing Services), (electronic medium)
- Kandel, E. R., Schwartz, J., and Jessell, T. M.:** 2000, *Principles of Neural Science, 4th edition*, Mc Graw Hill
- Kavanagh, J. and Hall, W. (eds.): 2008, *Grand Challenges in Computing Research Conference 2008*, UKCRC
- Kaylani, A., Georgiopoulos, M., Mollaghasemi, M., Anagnostopoulos, G. C., Sentelle, C., and Zhong, M.:** 2010, An adaptive multiobjective approach to evolving art architectures, *Trans. Neur. Netw.* **21(4)**, 529
- Kiebel, S. J., David, O., and Friston, K. J.:** 2006, Dynamic causal modelling of evoked responses in eeg/meg with lead field parameterization, *NeuroImage* **30(4)**, 1273
- Klügl, F.:** 2008, A validation methodology for agent-based simulations, in *Proceedings of the 2008 ACM symposium on Applied computing, SAC'08*, New York, NY, USA, ACM, 39–43
- Klügl, F., Fehler, M., and Herrler, R.:** 2004, About the role of the environment in multi-agent simulations, in *E4MAS*, 127-149

KAYNAKLAR DİZİNİ (Devam)

- Koch, C. and Segev, I.:** 1989, *Methods in Neuronal Modeling: From Synapses to Networks*, Computational Neuroscience Series, Mit Press
- Koestler, A.:** 1967, *The Ghost in the Machine*, Hutchinson and Co, London, the danube ed. edition
- Kohonen, T.:** 1988, Neurocomputing: foundations of research, MIT Press, Chapt. Self-organized formation of topologically correct feature maps, 509–521 pp, Cambridge, MA, USA
- Kohonen, T. and Honkela, T.:** 2007, Kohonen network, **2(1)**, 1568
- Kruchten, P.:** 2000, *The Rational Unified Process: an Introduction*, Addison-Wesley object technology series, Addison-Wesley
- Kudina, L.:** 1988, Excitability of firing motoneurons tested by ia afferent volleys in human triceps surae, *Electroencephalogr Clin Neurophysiol.* **69(6)**, 576
- Kudina, L. P.:** 1980, Reflex effects of muscle afferents on antagonist studied on single firing motor units in man, *Electroencephalogr Clin Neurophysiol.* **50(3-4)**, 214
- Kuraszkiewicz, B., Mlozniak, D., and Piotrkiewicz, M.:** 2012, Threshold-crossing model of human motoneuron, in E. Pietka and J. Kawa (eds.), *Information Technologies in Biomedicine*, Vol. 7339 of *Lecture Notes in Computer Science*, Springer Berlin Heidelberg, 209-218
- Lacouture, J., Rodriguez, I., Arcangeli, J.-P., Chassot, C., Desprats, T., Drira, K., Garijo, F., Noel, V., Sibilla, M., and Tessier, C.:** 2011, Mission-Aware Adaptive Communication for Collaborative Mobile Entities, in M. M. Cruz-Cunha and F. Moreira (eds.), *Handbook of Research on Mobility and Computing: Evolving Technologies and Ubiquitous Impacts*, IGI Global, Chapt. 64, 1056–1076
- Laird, J. E., Newell, A., and Rosenbloom, P. S.:** 1987, Soar: An architecture for general intelligence, *Artificial Intelligence* **33(1)**, 1
- Lam, T. and Pearson, K.:** 2002, The role of proprioceptive feedback in the regulation and adaptation of locomotor activity, *Adv Exp Med Biol* **508**, 343
- Langley, P.:** 2005, An adaptive architecture for physical agents, in *Proceedings of the IEEE/WIC/ACM International Conference on Intelligent Agent Technology*, IAT '05, Washington, DC, USA, IEEE Computer Society, 18–25
- Larman, C.:** 2004, *Applying UML and Patterns: An Introduction to Object-Oriented Analysis and Design and Iterative Development (3rd Edition)*, Prentice Hall PTR, Upper Saddle River, NJ, USA
- Lazar, A., Pipa, G., and Triesch, J.:** 2009, SORN: a self-organizing recurrent

KAYNAKLAR DİZİNİ (Devam)

neural network., *Frontiers in computational neuroscience* **3**(October), 23

- Lemouzy, S., Camps, V., and Glize, P.:** 2010, Real time learning of behaviour features for personalised interest assessment, in Y. Demazeau, F. Dignum, J. Corchado, and J. Pérez (eds.), *Advances in Practical Applications of Agents and Multiagent Systems*, Vol. 70 of *Advances in Soft Computing*, Springer Berlin / Heidelberg, 5-14
- Lemouzy, S., Camps, V., and Glize, P.:** 2011, Principles and properties of a mas learning algorithm: A comparison with standard learning algorithms applied to implicit feedback assessment, in *Proceedings of the 2011 IEEE/WIC/ACM International Conferences on Web Intelligence and Intelligent Agent Technology - Volume 02*, WI-IAT '11, Washington, DC, USA, IEEE Computer Society, 228–235
- Liu, Y. and Sun, D.:** 2012, *Biologically Inspired Robotics*, Taylor & Francis Group
- Luke, S., Cioffi-Revilla, C., Panait, L., Sullivan, K., and Balan, G.:** 2005, Mason: A multiagent simulation environment, *Simulation* **81**, 517
- Lukosevicius, M. and Jaeger, H.:** 2009, Reservoir computing approaches to recurrent neural network training, *Computer Science Review* **3**(3), 127
- Lytinen, S. L. and Railsback, S. F.:** 2012, The evolution of agent-based simulation platforms: A review of netlogo 5.0 and relogo, in R. Trumph (ed.), *Proceedings of the Fourth International Symposium on Agent-Based Modeling and Simulation*, Vienna, Austria
- Maass, W., Natschlaeger, T., and Markram, H.:** 2003a, A model for real-time computation in generic neural microcircuits, in S. Becker, S. Thrun, and K. Obermayer (eds.), *NIPS 2002, Advances in Neural Information Processing Systems*, Vol. 15, MIT Press, 229 -236
- Maass, W., Natschläger, T., and Markram, H.:** 2002, Real-time computing without stable states: a new framework for neural computation based on perturbations, *Neural Comput.* **14**(11), 2531
- Maass, W., Natschlager, T., and Markram, H.:** 2003b, Computational models for generic cortical microcircuits, *Computational Neuroscience: A Comprehensive Approach*
- Macal, C. and North, M.:** 2006, Tutorial on agent-based modeling and simulation part 2: how to model with agents, in *WSC '06: Proceedings of the 38th conference on Winter simulation*, 73–83
- Machens, C. K.:** 2012, Building the human brain, *Science* **338**(6111), 1156
- Mainen, Z. F., Joerges, J., Huguenard, J. R., and Sejnowski, T. J.:** 1995, A

KAYNAKLAR DİZİNİ (Devam)

- model of spike initiation in neocortical pyramidal neurons., *Neuron* **15(6)**, 1427
- Mano, J. and Glize, P.:** 2005, Organization properties of open networks of cooperative neuro-agents, in *ESANN*, 73-78
- Marder, E. and Bucher, D.:** 2001, Central pattern generators and the control of rhythmic movements, *Current Biology* **11(23)**, R986
- Markram, H.:** 2006, The blue brain project, *Nature Reviews Neuroscience* **7**, 153
- Marsland, S., Shapiro, J., and Nehmzow, U.:** 2002, A self-organising network that grows when required, *Neural Networks* **15(8-9)**, 1041
- Martin, C. and Reggia, J.:** 2010, Self-assembly of neural networks viewed as swarm intelligence, *Swarm Intelligence* **4**, 1
- McIntosh, A. R. and Gonzalez-Lima, F.:** 1994, Structural equation modeling and its application to network analysis in functional brain imaging, *Human Brain Mapping* **2**, 23
- Merelli, E., Armano, G., Cannata, N., Corradini, F., d'Inverno, M., Doms, A., Lord, P., Martin, A., Milanesi, L., Möller, S., Schroeder, M., and Luck, M.:** 2007, Agents in bioinformatics, computational and systems biology., *Briefings in bioinformatics* **8(1)**, 45
- Meyer, D. and Kieras, D.:** 1997, A computational theory of executive cognitive processes and multiple-task performance: Part 1. basic mechanisms., *Psychol Rev* **104(1)**, 3
- Miles, T. S., Türker, K. S., and Le, T. H.:** 1989, Ia reflexes and epsps in human soleus motor neurones, *Experimental Brain Research* **77**, 628, 10.1007/BF00249616
- Minar, N., Burkhart, R., Langton, C., and Askenazi, M.:** 1996, *The Swarm Simulation System: A Toolkit for Building Multi-agent Simulations*, SFI working papers, Santa Fe Institute
- Misiaszek, J.:** 2006, Neural control of walking balance: If falling then react else continue, *Exercise & Sport Sciences Reviews* **34(3)**, 128
- Misiaszek, J. E.:** 2003, The h-reflex as a tool in neurophysiology: Its limitations and uses in understanding nervous system function, *Muscle & Nerve* **28(2)**, 144
- Montagna, S. and Roli, A.:** 2009, Parameter tuning of a stochastic biological simulator by metaheuristics, in *XI Conf. of the Italian Assoc. for Artif. Intell. 2009 (AI*IA 2009)*
- Morandini, M., Penserini, L., and Perini, A.:** 2008, Modelling self-adaptivity: A goal-oriented approach, in *Proceedings of the 2008 Second IEEE*

KAYNAKLAR DİZİNİ (Devam)

International Conference on Self-Adaptive and Self-Organizing Systems, SASO'08, Washington, DC, USA, IEEE Computer Society, 469–470

Moravec, H.: 1988, *Mind children: the future of robot and human intelligence*, HARVARD University Press

Natschläger, T., Markram, H., and Maass, W.: 2002, *Computer models and analysis tools for neural microcircuits*, Chapt. 9, Kluwer Academic Publishers (Boston)

Nestor, A. and Kokinov, B.: 2004, Towards active vision in the dual cognitive architecture, *International Journal of Information Theories and Applications*

Niazi, M. A., Hussain, A., and Kolberg, M.: 2009, Verification and Validation of Agent-Based Simulation using the VOMAS approach, in *MAS&S @MALLOW'09, Turin*, Vol. 494, CEUR Workshop Proceedings, (on line)

Nicolis, G. and Prigogine, I.: 1977, *Self-organization in nonequilibrium systems: from dissipative structures to order through fluctuations*, A Wiley-Interscience Publication, Wiley

Nikolai, C. and Madey, G.: 2009, Tools of the trade: A survey of various agent based modeling platforms, *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 12(2 2)

Nilsson, N. J.: 2007, 50 years of artificial intelligence, Springer-Verlag, Chapt. The physical symbol system hypothesis: status and prospects, 9–17 pp, Berlin, Heidelberg

North, M., Collier, N., and Vos, J.: 2006, Experiences creating three implementations of the repast agent modeling toolkit, *ACM Trans. Model. Comput. Simul.* **16**(1), 1

O'Reilly, R. C., Braver, T. S., and Cohen, J. D.: 1998, A biologically based computational model of working memory., in A. Miyake and P. Shah (eds.), *Models of Working Memory: Mechanisms of Active Maintenance and Executive Control.*, Cambridge University Press, New York

Ottens, K., Gleizes, M.-P., and Glize, P.: 2007, A Multi-Agent System for Building Dynamic Ontologies, in *International Joint Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems (AAMAS)*, Hawaii, ACM Press, 1278–1284

Papert, S.: 1993, *Mindstorms: Children, Computers, and Powerful Ideas*, 2nd edition, BasicBooks

Pearl, J.: 2000, *Causality: Models, Reasoning and Inference*, University Press

Pelikan, M.: 2005, *Hierarchical Bayesian Optimization Algorithm: Toward a*

New Generation of Evolutionary Algorithms, Studies in Fuzziness and Soft Computing, Springer

- Pengfei, X., Lees, M., Nan, H., and T., V. V.:** 2011, Validation of agent-based simulation through human computation : An example of crowd simulation, in *Multi-Agent-Based Simulation XI*, 1–13
- Perea, G. and Araque, A.:** 2010, Glia modulates synaptic transmission, *Brain Research Reviews* **63**(1-2), 93
- Picard, G.:** 2004, *Méthodologie de développement de systèmes multi-agents adaptatifs et conception de logiciels à fonctionnalité émergente*, Ph.D. thesis, Université Paul Sabatier, Toulouse, France
- Piotrkiewicz, M., Kudina, L., and Jakubiec, M.:** 2009, Computer simulation study of the relationship between the profile of excitatory postsynaptic potential and stimulus-correlated motoneuron firing, *Biological Cybernetics* **100**, 215
- Powers, R. and Binder, M.:** 2001, Input-output functions of mammalian motoneurons, in *Reviews of Physiology, Biochemistry and Pharmacology*, Vol. 143 of *Reviews of Physiology, Biochemistry and Pharmacology*, Springer Berlin Heidelberg, 137-263
- Powers, R. K. and Türker, K. S.:** 2010, Deciphering the contribution of intrinsic and synaptic currents to the effects of transient synaptic inputs on human motor unit discharge, *Clinical Neurophysiology* **121**(10), 1643
- Railsback, S., Lytinen, S., and Jackson, S.:** 2006, Agent-based simulation platforms: Review and development recommendations, *SIMULATION* **82**(9), 609
- Railsback, S. F. and Grimm, V.:** 2012, *Agent-based and Individual-based Modeling: A Practical Introduction*, Princeton University Press
- Resnick, M.:** 1997, *Turtles, Termites, and Traffic Jams: Explorations in Massively Parallel Microworlds*, Complex Adaptive Systems, MIT Press
- Reynolds, C. W.:** 1987, Flocks, herds and schools: A distributed behavioral model, *SIGGRAPH Comput. Graph.* **21**(4), 25
- Richiardi, M., Leombruni, R., Saam, N., and Sonnessa, M.:** 2006, A common protocol for agent-based social simulation, *J. of Artificial Societies and Social Simulation* **9**(1), 15
- Roeschies, B. and Igel, C.:** 2010, Structure optimization of reservoir networks, *Logic Journal of the IGPL* **18**(5), 635
- Rosen, B., Wedeen, V. J., Horn, J. D. V., Fischl, B., Buckner, R. L., Wald, L., Hamalainen, M., Stufflebeam, S., Roffman, J., Shattuck, D. W., PM, T.,**

KAYNAKLAR DİZİNİ (Devam)

- Woods, R. P., Freimer, N., Bilder, R., and Toga, A. W.:** 2010, The human connectome project, in *16th Annual Meeting of the Organization for Human Brain Mapping*, Barcelona, Spain
- Rossi, P., Pierelli, F., Parisi, L., Perrotta, A., Bartolo, M., Amabile, G., and Serrao, M.:** 2003, Effect of painful heterotopic stimulation on the cutaneous silent period in the upper limbs, *Clinical neurophysiology* **114**(1), 1
- Rougemaille, S., Arcangeli, J.-P., Gleizes, M. P., and Migeon, F.:** 2009, Adelfe design, amas-ml in action, in *ESAW*, Vol. 5485 of *Lecture Notes in Computer Science*, Springer, 105-120
- Rougemaille, S., Migeon, F., Maurel, C., and Gleizes, M. P.:** 2008, Model driven engineering for designing adaptive multi-agents systems, in *ESAW*, Vol. 4995 of *Lecture Notes in Computer Science*, Springer, 318-332
- Russell, S. J. and Norvig, P.:** 2010, *Artificial Intelligence - A Modern Approach* (3. internat. ed.), Pearson Education
- Sargent, R. G.:** 2005, Verification and validation of simulation models, in *Proceedings of the 37th conference on Winter simulation*, WSC'05, Winter Simulation Conference, 130–143
- Schmidhuber, J.:** 1990, A possibility for implementing curiosity and boredom in model-building neural controllers, in *Proceedings of the first international conference on simulation of adaptive behavior on From animals to animats*, Cambridge, MA, USA, MIT Press, 222–227
- Schmidhuber, J.:** 1991, Curious model-building control systems, in *Neural Networks, 1991. 1991 IEEE International Joint Conference on*, 1458-1463 vol.2
- Schmidhuber, J.:** 2003, *Advances in evolutionary computing*, Springer-Verlag New York, Inc., Chapt. Exploring the predictable, 579–612 pp, New York, NY, USA
- Schmidhuber, J.:** 2007, New millennium ai and the convergence of history, in W. Duch and J. Mandziuk (eds.), *Challenges for Computational Intelligence*, Vol. 63 of *Studies in Computational Intelligence*, Springer Berlin / Heidelberg, 15-35
- Schwindt, P. and Crill, W.:** 1982, Factors influencing motoneuron rhythmic firing: results from a voltage-clamp study, *J. of Neurophysiol.* **48**, 875
- Serugendo, G., Gleizes, M.-P., and Karageorgos, A. (eds.): 2011, *Natural Computing Series*, Springer
- Shapiro, S. C., Rapaport, W. J., Kandefer, M., Johnson, F. L., and Goldfain,**

KAYNAKLAR DİZİNİ (Devam)

- A.:** 2007, Metacognition in sneps, *AI Magazine* **28(1)**, 17
- Shastri, L.:** 1999, Advances in shruti - a neurally motivated model of relational knowledge representation and rapid inference using temporal synchrony, *Applied Intelligence* **11(1)**, 79
- Simon, H. A.:** 1953, Causal ordering and identifiability, *Studies in Econometric Method* 49–74
- Sklar, E.:** 2007, Netlogo, a multi-agent simulation environment, *Artificial Life* **13(3)**, 303
- Song, S., Miller, K. D., and Abbott, L. F.:** 2000, Competitive hebbian learning through spike-timing-dependent synaptic plasticity, *Nature neuroscience* **3(9)**, 919
- Stanley, K. O.:** 2004, *Efficient Evolution of Neural Networks Through Complexification*, *Ph.D. thesis*, Department of Computer Sciences, The University of Texas at Austin
- Stanley, K. O. and Miikkulainen, R.:** 2002, Evolving neural networks through augmenting topologies, *Evol. Comput.* **10(2)**, 99
- Storck, J., Hochreiter, S., and Schmidhuber, J.:** 1995, Reinforcement driven information acquisition in non-deterministic environments, in *Proceedings of the International Conference on Artificial Neural Networks, Paris*, Vol. 2, 159–164
- Sun, R. and Zhang, X.:** 2004, Top-down versus bottom-up learning in cognitive skill acquisition, *Cogn. Syst. Res.* **5(1)**, 63
- Sun, X., Zhang, L., Tan, H., Bao, J., Strouthos, C., and Zhou, X.:** 2012, Multi-scale agent-based brain cancer modeling and prediction of tki treatment response: Incorporating egfr signaling pathway and angiogenesis, *BMC Bioinformatics* **13(1)**, 218
- Taillandier, P., Drogoul, A., Vo, D., and Amouroux, E.:** 2012, Gama: a simulation platform that integrates geographical information data, agent-based modeling and multi-scale control, in *The 13th International Conference on Principles and Practices in Multi-Agent Systems (PRIMA)*, 575 - 587 (to appear)
- Takata, N. and Hirase, H.:** 2008, Cortical layer 1 and layer 2/3 astrocytes exhibit distinct calcium dynamics *in vivo*, *PLoS ONE* **3(6)**, e2525
- Terano, T.:** 2007, Exploring the vast parameter space of multi-agent based simulation, *Multi-Agent-Based Simulation VII* 1–14
- Tobias, R. and Hofmann, C.:** 2004, Evaluation of free java-libraries for

KAYNAKLAR DİZİNİ (Devam)

- social-scientific agent based simulation, *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* **7(1)**, 6
- Traub, J., Wasilkowski, G., and Woźniakowski, H.:** 1988, *Information-based complexity*, Computer science and scientific computing, Academic Press
- Türker, K. and Powers, R.:** 1999, Effects of large excitatory and inhibitory inputs on motoneuron discharge rate and probability, *J. of Neurophysiol.* **82(2)**, 829
- Türker, K. and Powers, R.:** 2003, Estimation of postsynaptic potentials in rat hypoglossal motoneurons: insights for human work, *Journal of Physiology* **551**, 419
- Türker, K. S. and Cheng, H. B.:** 1994, Motor-unit firing frequency can be used for the estimation of synaptic potentials in human motoneurons, *J Neurosci Meth* **53(2)**, 225
- Türker, K. S. and Miles, T. S.:** 1991, Threshold depolarization measurements in resting human motoneurons, *Journal of Neuroscience Methods* **39(1)**, 103
- Türker, K. S. and Powers, R. K.:** 2005, Black box revisited: a technique for estimating postsynaptic potentials in neurons., *Trends in neurosci.* **28(7)**, 379
- Türker, K. S., Yang, J., and Brodin, P.:** 1997, Conditions for excitatory or inhibitory masseteric reflexes elicited by tooth pressure in man, *Arch Oral Biol* **42(2)**, 121
- Turrigiano, G. G., Leslie, K. R., Desai, N. S., Rutherford, L. C., and Nelson, S. B.:** 1998, Activity-dependent scaling of quantal amplitude in neocortical neurons, *Nature* **391(6670)**, 892
- Videau, S., Bernon, C., Glize, P., and Uribe Larrea, J.-L.:** 2011, Controlling bioprocesses using cooperative self-organizing agents, in *PAAMS*, 141-150
- Vigdor, B. and Lerner, B.:** 2007, The bayesian artmap, *Trans. Neur. Netw.* **18(6)**, 1628
- Villar, G., Graham, A. D., and Bayley, H.:** 2013, A tissue-like printed material, *Science* **340(6128)**, 48
- Villmann, T., Der, R., Herrmann, M., and Martinetz, T.:** 1997, Topology preservation in self-organizing feature maps: exact definition and measurement, *Neural Networks, IEEE Transactions on* **8(2)**, 256
- Wang, I.-J., Chong, E. K. P., and Quong, R.:** 1994, Sample complexity of continuous binary search with noisy information, in *Decision and Control, 1994., Proceedings of the 33rd IEEE Conference on*, Vol. 1, 650-651 vol.1
- Warren, J., Miles, T., and Türker, K.:** 1992, Properties of synaptic noise

KAYNAKLAR DİZİNİ (Devam)

- in tonically active human motoneurons, *Journal of Electromyography and Kinesiology* **2(4)**, 189
- Weisberg, S.:** 2005, *Applied Linear Regression*, Wiley Series in Probability and Statistics, Wiley
- Welcomme, J.-B., Gleizes, M.-P., and Redon, R.:** 2009, A Self-organising Multi-Agent System Managing Complex System Design Application to Conceptual Aircraft Design, *International Transactions on Systems Science and Applications, Self-organized Networked Systems* **5(3)**, 208
- Wen, B. and Boahen, K.:** 2009, A silicon cochlea with active coupling, *Biomedical Circuits and Systems, IEEE Transactions on* **3(6)**, 444
- Weng, J., Hwang, W. S., Zhang, Y., Yang, C., and Smith, R. J.:** 2000, Developmental humanoids: Humanoids that develop skills automatically, in *in Proc. The First IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots*, IEEE Press, 7–8
- Whiteson, S. and Stone, P.:** 2006, Evolutionary function approximation for reinforcement learning, *J. Mach. Learn. Res.* **7**, 877
- Wooldridge, M.:** 2002, *An Introduction to MultiAgent Systems*, John Wiley & Sons
- Wright, S. S.:** 1921, Correlation and causation, *Journal of Agricultural Research* **20**, 557
- Xu, D., Lan, J., and Principe, J.:** 2005, Direct adaptive control: an echo state network and genetic algorithm approach, in *Neural Networks, 2005. IJCNN '05. Proceedings. 2005 IEEE International Joint Conference on*, Vol. 3, 1483 - 1486
- Yao, X.:** 1999, Evolving artificial neural networks, *Proceedings of the IEEE* **87(9)**, 1423

ÖZGEÇMİŞ

Adı Soyadı: Önder GÜRCAN
Doğum Tarihi: 1982
Doğum Yeri: İzmir
Uyruğu: T.C.

EĞİTİM

Yüksek Lisans: Ege Üniversitesi
Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, 2007
Lisans: Ege Üniversitesi
Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, 2004
Lise: İzmir Atatürk Lisesi, 2000

İLGİ ALANLARI

Etmen-tabanlı Benzetim, Kendini-Örgütleyen Sistemler, Yazılım Sınanması

EK 1: TERİMLER SÖZLÜĞÜ

TÜRKÇE	İNGİLİZCE
aksonsal gecikme	<i>axonal delay</i>
alay	<i>mock</i>
algılayıcı	<i>receptor</i>
aralıklı	<i>sparse</i>
ara sinir	<i>interneuron</i>
artık	<i>residual</i>
aşağıdan-yukarıya	<i>bottom-up</i>
beceri	<i>skill</i>
bedensel	<i>somatic</i>
beliren	<i>emergent</i>
belirenci	<i>emergentist</i>
belirleyici	<i>deterministic</i>
belirme	<i>emergence</i>
belirsizlik	<i>ambiguity</i>
belirtmek	<i>to denote</i>
benzetim	<i>simulation</i>
benzetmek	<i>to simulate</i>
beyin çıkarma	<i>decerebration</i>
beyin dilimleme	<i>brain slicing</i>
biyosüreç	<i>bioprocess</i>
boşalma	<i>discharge</i>
bölüntü	<i>compartment</i>
bükücü	<i>flexor</i>
çerçeve	<i>framework</i>
çevreleyen	<i>ambient</i>
çizge	<i>graph</i>
çift yönlü	<i>bidirectional</i>
çok sekmeli	<i>multi-hop</i>
çöp toplama	<i>garbage collection</i>
çözünürlük	<i>resolution</i>
dağıtık	<i>distributed</i>
dağıtılabılır	<i>deployable</i>
darbe	<i>pulse</i>
dayanak	<i>reference</i>
denge	<i>equilibrium</i>
denetleyicili	<i>supervised</i>
deniz gözetleme	<i>maritime surveillance</i>

devingen	<i>dynamic</i>
dışokuma	<i>readout</i>
dinlenme potansiyeli	<i>resting potential</i>
dizgilenmiş	<i>encoded</i>
doğrusal bağlanım	<i>linear regression</i>
doğrusal ilinge	<i>line topology</i>
doğrusal-olmayan	<i>non-linear</i>
durağan	<i>static</i>
duyu siniri	<i>sensory neuron</i>
düğüm	<i>node</i>
düşük	<i>nominal</i>
düşük-eşik	<i>low-threshold</i>
düzenleme	<i>configuration</i>
eğilim	<i>aptitude</i>
eksik belirtilmiş	<i>underspecified</i>
elle	<i>manual</i>
eniyileme	<i>optimize/optimization</i>
enküçültmek	<i>minimize</i>
eşdeğer	<i>equivalent</i>
eşleşme	<i>coupling</i>
eşzamanlılık	<i>concurrency</i>
etki potansiyeli	<i>action potential</i>
etkili bağlantısalılık	<i>effective connectivity</i>
etmen	<i>agent</i>
eylem	<i>action</i>
faydalı	<i>utility</i>
fedakar	<i>altruistic</i>
fenomen	<i>phenomenon</i>
frekans kararsızlığı	<i>frequency instability</i>
genetik değişim	<i>crossover</i>
gerçeğe sağdık	<i>veridical</i>
geri-kodlama	<i>decoding</i>
gösterim	<i>representation</i>
hareketli ortalama	<i>moving average</i>
hareketsiz	<i>stationary</i>
hava uygulamaları	<i>avionics</i>
havacılık mekanizmaları	<i>aeronautical</i>
hesaplamalı	<i>computational</i>
hız	<i>rate</i>
hiperpolarizasyon	<i>hyperpolarization</i>

içorgansal	<i>visceral</i>
iletim	<i>transmission</i>
ilintili	<i>correlated</i>
ilgi	<i>concern</i>
ilkörnek	<i>prototype</i>
imalat	<i>manufacturing</i>
inanç	<i>belief</i>
işlevsel bağlantısallık	<i>functional connectivity</i>
işlevsel uygunluk	<i>functional adequacy</i>
iyilik sever	<i>benevolent</i>
kararlı	<i>stable</i>
kas içciği	<i>muscle spindle</i>
kavrayamama	<i>incomprehension</i>
kendini-birleştirme	<i>self-assembly</i>
kesme	<i>interrupt</i>
kodlama	<i>encoding</i>
konektom	<i>connectome</i>
köşe	<i>vertex</i>
kristal salınıcı	<i>crystal oscillator</i>
kullanışsızlık	<i>uselessness</i>
kurulum	<i>deployment</i>
mantıksal saat	<i>logical clock</i>
makro ölçek	<i>macroscopic scale</i>
makro-seviye	<i>macro-level</i>
maksimum-olasılık	<i>maximum-likelihood</i>
maya hücresi	<i>yeast cell</i>
merkezi desen üretici	<i>central pattern generator</i>
mikro ölçek	<i>microscopic scale</i>
mikro-seviye	<i>micro-level</i>
motor sinir	<i>motor neuron/motoneuron</i>
ortak değişken	<i>covariance</i>
ortama erişim kontrolü	<i>medium access control</i>
örneklendirmek	<i>to instantiate</i>
öteleme	<i>offset</i>
özbağımlı	<i>auto-regressive</i>
özerk	<i>autonomous</i>
periyot	<i>period</i>
post-sinaptik	<i>post-synaptic</i>
sabit bağlantılı	<i>hard-wired</i>
sahte	<i>fake</i>

salgı hücresi	<i>secretory cell</i>
sentetik	<i>synthetic</i>
serbestlik derecesi	<i>degree of freedom</i>
serebral korteks	<i>cerebral cortex</i>
sezmek	<i>anticipate</i>
sinaps	<i>synapse</i>
sinirbilim	<i>neuroscience</i>
sıkı bağlı	<i>strongly connected</i>
sınıfyolu	<i>classpath</i>
sıradüzen	<i>sequence</i>
sıradüzensel	<i>hierarchical</i>
spayk	<i>spike</i>
sinaptik işleme zamanı	<i>synaptic processing time</i>
sinaptik tesir	<i>synaptic efficacy</i>
sinir, sinir hücresi	<i>neuron</i>
sinir anatomisi	<i>neuroanatomy</i>
sinirevrimsel	<i>neuroevolutionary</i>
sinir görüntüleme	<i>neuroimaging</i>
sinir lifi	<i>nerve fiber</i>
sinirsel	<i>neuronal</i>
sinirsel gelişim	<i>neurodevelopmental</i>
spayk	<i>spike</i>
spayklayan	<i>spiking</i>
taklit etmek	<i>to mimic</i>
tasarsız	<i>ad hoc</i>
tek başına	<i>standalone</i>
tekrarlı	<i>recurrent</i>
tık	<i>tick</i>
toplu	<i>collective</i>
tutum	<i>attitude</i>
uzlaşma	<i>agreement</i>
veri havuzu	<i>repository</i>
uyarılabilir	<i>excitable</i>
uyarlanabilir	<i>adaptive</i>
uygunluk	<i>adequacy</i>
uyuşturma	<i>anesthetization</i>
üretimsizlik	<i>unproductiveness</i>
vurdumduymaz periyot	<i>refractory period</i>
yerel	<i>local</i>
yetenek	<i>skill</i>

yetersizlik	<i>incompetence</i>
yukarıdan-aşağıya	<i>top-down</i>
yük	<i>payload</i>
yürütüm	<i>execution</i>
zaman aralığı	<i>time interval</i>
zaman dilimi	<i>time slot</i>
zamanlayıcı	<i>timer</i>
zamansal bütünleştirme	<i>temporal integration</i>
zamansal ilintili	<i>temporally correlated</i>
zar	<i>membrane</i>