

T.C.  
İSTANBUL AYDIN ÜNİVERSİTESİ  
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ



HESAPLAMALI BİLİŞSEL MODELLEMENİN DİSİPLİNLERARASI  
ANALİZİ: NEOCORTEX'İN EVRİMİ BAĞLAMINDA YENİ MODELLEME  
ÖNERİMİ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Mehmet Ali GÜL

Bilgisayar Mühendisliği Ana Bilim Dalı  
Bilgisayar Mühendisliği Programı

ARALIK 2018



T.C.  
İSTANBUL AYDIN ÜNİVERSİTESİ  
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ



**HESAPLAMALI BİLİŞSEL MODELLEMENİN DİSİPLİNLERARASI  
ANALİZİ: NEOCORTEX'İN EVRİMİ BAĞLAMINDA YENİ MODELLEME  
ÖNERİMİ**

**YÜKSEK LİSANS TEZİ**

**Mehmet Ali GÜL**  
**(Y1513.010025)**

**Bilgisayar Mühendisliği Ana Bilim Dalı**  
**Bilgisayar Mühendisliği Programı**

**Tez Danışmanı: Doç. Dr. İlham HUSEYINOV**

**ARALIK 2018**



## **ÖNSÖZ**

Bu tez çalışmasında ulusal bağlamda literatürüne az rastlanan hesaplamalı bilişsel modelleme üzerine yeni bir model ve anlayış oluşturulmuştur. Önerilen neocortex destekli model yapay zeka sistemleri için ileriye dönük çalışmalarda ilham kaynağı olacaktır.

Öncelikle tez konusunu seçerken isteklerimi göz önünde bulundurup sabrını ve desteğini hiç esirgemeyen değerli tez danışmanım Doç. Dr. İlham HUSEYİNOV'a teşekkürlerimi sunarım.

**Aralık 2018**

**Mehmet Ali GÜL**



## İÇİNDEKİLER

Sayfa

<b>ÖNSÖZ</b> .....	<b>iii</b>
<b>İÇİNDEKİLER</b> .....	<b>iv</b>
<b>KISALTMALAR</b> .....	<b>vi</b>
<b>ÇİZELGE LİSTESİ</b> .....	<b>vii</b>
<b>ŞEKİL LİSTESİ</b> .....	<b>viii</b>
<b>ÖZET</b> .....	<b>x</b>
<b>ABSTRACT</b> .....	<b>xii</b>
<b>1. GİRİŞ</b> .....	<b>1</b>
1.1 Hesaplamalı Bilişsel Modelleme .....	2
1.2 Problem Belirleme Ve Yeni Bir Modelin Gerekliliği .....	5
1.3 Tez Çalışmasının Katkıları .....	6
1.4 Literatür Araştırması .....	6
1.4.1 Neocortex'in Temel Özellikleri .....	7
1.4.2 Biyolojik Temelli Hesaplamalı Bilişsel Modellemede Altı Prensipten ..... 9	
1.4.3 Hesaplamalı Bilişsel Modellemedeki Zihin Yaklaşımları .....	19
1.4.4 Biliş Yapısının Bilgisayar Programları Vasıtasıyla Açıklanması Üzerine Yaklaşımlar .....	21
1.4.5 Hesaplamalı Bilişsel Modelleme İle İlgili Yapılan Uluslararası Çalışmalar .....	27
1.4.6 Hesaplamalı Bilişsel Modelleme İle İlgili Yapılan Ulusal Çalışmalar .	30
<b>2. HESAPLAMALI BİLİŞSEL MODELLEMENİN NEOCORTEX BAĞLAMINDA YENİ MODELLEME ÖNERİMİ</b> .....	<b>35</b>
2.1 Hesaplamalı Bilişsel Modelleme Uygulaması .....	36
2.1.1 İşlevsel Özellikler.....	36
2.1.2 BRAIN .....	41
2.2 Önerilen Hesaplamalı Model .....	42
2.2.1 Önerilen Sinir Hücresi Modeli .....	42
2.2.2 Sinir Hücresi Davranışlarının Belirlenmesi ve Modellenmesi .....	44
2.2.2.1 Korteksteki Tek Hücre Davranışlarının Oluşturulması .....	44
2.2.2.2 Striatumdaki Sinir Hücre Davranışlarının Oluşturulması .....	45
2.2.2.3 Globus Pallidustaki Sinir Hücre Davranışlarının Oluşturulması	46

2.2.2.4 Subtalamik Çekirdekdeki Sinir Hücre Davranışların Oluşturulması .....	46
2.2.2.5 Talamustaki Sinir Hücre Davranışlarının Oluşturulması .....	47
2.2.3 Gruplar Arası ve Grup İçi Bağlantıların Oluşturulması .....	47
2.2.4 Arka Plan Uyarısının Oluşturulması .....	50
<b>3. ÖNERİLEN HESAPLAMALI MODELİN UYGULAMASI .....</b>	<b>51</b>
3.1 Dinlenme Durumu, Hareket Başlatma ve Dopamin Etkisi .....	51
3.2 Önerilen Modelin Nihai Uygulaması .....	58
<b>4. ÖNERİLEN MODELİN DEĞERLENDİRİLMESİ .....</b>	<b>61</b>
<b>5. SONUÇLAR VE TARTIŞMA .....</b>	<b>63</b>
<b>6. KAYNAKLAR .....</b>	<b>65</b>
<b>7. EKLER .....</b>	<b>71</b>
<b>8. ÖZGEÇMİŞ .....</b>	<b>80</b>



## **KISALTMALAR**

**DBS** : Derin Beyin Uyarımı (Deep Brain Stimulation)

**HAI** : Hızlı Ateşleyen Internöronlar

**GP** : Globus Pallidus

**GPI** : Globus Pallidusun iç kısmı

**GPd** : Globus Pallidusun dış kısmı

**STÇ** : Subtalamik Çekirdek

**Tlm** : Talamus

**RTÇ** : Retiküler Çekirdek



## ÇİZELGE LİSTESİ

<b>Çizelge 2.1</b> : Tek hücre modellerinin Izhikevich parametreleri .....	1
<b>Çizelge 2.2</b> : Grup içi ve gruplar arası bağlantı olasılıkları ve bağlantı ağırlıkları ....	2
<b>Çizelge 3.1</b> : Grupların genel ateşleme frekans yanıtları.....	3



## ŞEKİL LİSTESİ

Şekil 1.1 : Hesaplamalı modellemenin diğer disiplinler etrafındaki ortak iş döngüsü	1
Şekil 1.2 : Hesaplamalı bilişsel modellemenin diğer disiplinler ile olan ortak ilişkisi	2
Şekil 1.3 : David Marr'ın önerdiği hesaplamalı bilişsel modellemenin çalışma yapısı .....	3
Şekil 1.4 : Merkezi sinir sistemindeki neocortex ve diğer bölgeler	2
Şekil 1.5 : Serebral cortex'in katmanlı organizasyonu	2
Şekil 1.6 : Altı temel ilke örneği ve bir sinir ağı içinde örneklendirilmesi	2
Şekil 1.7 : Biyolojik temelli bir sinir ağının matematiksel modellemesi	2
Şekil 1.8 : İki yönlü aktivasyon yayılımının sinir ağı üzerindeki temsili	2
Şekil 1.9 : GeneRec algoritmasının cortex'teki temsili bilgi işlem gösterimi	2
Şekil 1.10 : Hebbian öğrenme kurallarının mantıksal çıkarımının temsili	2
Şekil 1.11 : Leabra algoritmasının temsili gösterimi	2
Şekil 1.12 : David Rumelhart ve James McClelland'ın bağlantıcı geçmiş zaman edinimi modeli	2
Şekil 1.13 : Rumelhart ve McClelland modelinin yapısı	2
Şekil 1.14 : Chris Eliasmith tarafından önerilen Sinir Mühendisliği Çalışma Çerçevesi	2
Şekil 1.15 : Sıçanların, yiyecek arayışındaki ortam yönelimi	2
Şekil 1.16 : Strack'ın önerdiği simülatörde üretilen çıkış örneği	2
Şekil 1.17 : Bilgi onarımının hesaplamalı modellemesi	2
Şekil 1.18 : Bazal çekirdek devrelerine ilişkin model	2
Şekil 1.19 : MSND1, MSND2 ve THL gruplarının vuru/zaman grafikleri ve vuru histogramları	2
Şekil 1.20 : Darwin-Op olarak adlandırılan insansı robot	2
Şekil 1.21 : Bazal çekirdek devresinin blok diyagramı	2
Şekil 2.1 : Neocortex katmanının şematik gösterimi	2
Şekil 2.2 : Doğrudan yolağın bağlantılarının şematik gösterimi	2
Şekil 2.3 : Dolaylı yolağın bağlantılarının şematik gösterimi	2
Şekil 2.4 : Tüm modelin şematik gösterimi	2

<b>Şekil 3.1</b> : Normal dopamin düzeyinde modelden elde edilen sonuçlar.....	2
<b>Şekil 3.2</b> : Yüksek dopamin düzeyinde modelden elde edilen sonuçlar.....	2
<b>Şekil 3.3</b> : Düşük dopamin düzeyinde modelden elde edilen sonuçlar .....	2
<b>Şekil 3.4</b> : Önerilen neocortex temelli hesaplamalı modelin uygulaması.....	2
<b>Şekil 4.1</b> : Benzetim sonuçlarının 1.200.000 ms işlemlik vuru-zaman ateşleme frekansı grafiği .....	2
<b>Şekil 4.2</b> : Neocortex kanalı arasındaki sinaptik ağırlıkların 1.200.000 ms işlemlik vuru-zaman ateşleme frekansı grafiği .....	2

# HESAPLAMALI BİLİŞSEL MODELLEMENİN DİSİPLİNLERARASI ANALİZİ: NEOCORTEX'İN EVRİMİ BAĞLAMINDA YENİ MODELLEME ÖNERİMİ

## ÖZET

İnsan beyni binlerce yıldır evrimin en büyük sıçramasını gerçekleştiren bir ortam haline gelmiştir. Özellikle üst bilişsel fonksiyonların belirginleştiği beynin neocortex bölümü evrimini gerçekleştirdiği süreç boyunca bilişsel işlevleri yerine getirmede ileri derecede iç içe ekonomik yöntemler geliştirmiştir. Bu katmansal ve karmaşık düzen tıpkı yapay zekanın temelini atıldığı ilk yıllara nazaran bize daha kavramsal ve anlamlı bir bilgi yığınının çözümleme esnekliğini sunmaktadır. Sadece basit bir nöron modeli etrafında oluşturulmuş yapay zeka ağırlık hesaplama yöntem ve teorileri, ileri seviyede bir sistem oluşturmanın önüne geçmekte ve yenilikçi bir anlayıştan uzak, yüzeysel temelde bir literatür oluşturmaktadır.

Evrim sırasında neocortex'in genişlemesi ve türe özel olarak hazırlanması, insanın zihinsel yeteneklerinin sırrını tutar. Bununla birlikte farklı evrimsel ilerlemeleri üreten genetik köken ve sinirsel mekanizmalar bize devamlı ve gelişen bir sistem için ilham kaynağıdır.

Bu çalışmada hesaplamalı bilişsel modellemenin teorik ve metodolojik statüsüyle ilişkili olarak, kendi öz disiplini ve onlarla ilişkili pek çok ayrı disiplinde analizler yaparak süreç potansiyeli değerlendirilmiştir. Bu değerlendirmeler doğrultusunda beynin neocortex bölümünün kendi evrimi etrafında yeni bir hesaplamalı modelleme uygulaması oluşturulmuştur. Burada temel hücre modellemesi için Izhikevich sinir hücre modellemesi kullanılmıştır. Neocortex'in hesaplamalı modellemesi çok formlu ve çok katmanlı bir model etrafında oluşturulmuştur. Her katman modellenirken o katmanda baskın olan bölgelerin dinamikleri esas alınmıştır.

Önerilen modellemede Izhikevich sinir hücresi modelini temel almamız sonuç olarak doğrusal olmayan dinamik bir model yaratmamızı sağlamaktadır. Bu sayede neocortex'in yapı, hiyerarşi ve bilgi işleme süreçlerini doğası gereği bu şekilde dinamize edilmesi amaçlanmıştır. Tez çalışmasında neocortex nöral katmanların davranışları yorumlanarak ve ilgili analizler de yapılarak ateşleme-zaman grafikleri, ateşleme frekansı ve ateşleme oranı belirlenerek bir simülasyon etrafında benzetim sonuçları sunulmuştur.

Sonuç olarak önerdiğimiz modelde bir sinir hücresinin ateşlenmesi ve neocortex'teki sinirsel yapılanmasına uygun bir model oluşturulmuştur. Benzetim sonuçlarında kimyasal olayların hesaplamalı modele olan uygunluğu baz alınarak analiz yapılmıştır. Yapılan analizlerde önerilen modelin neocortex içerisinde yalnızca bir sürecin modellenmesi amaçlanmıştır. Bunun nedeni Izhikevich sinir hücresi modelinin yalnızca tek bir durum sürecine olan uygunluğundan kısmi bir davranış sergileyebildiğinin değerlendirmesi yapılmıştır. Çoklu model ve süreçler için daha

fazla veri ve daha fazla matematiksel teori ve öngörünün olması gerektiği saptanmıştır.



# **INTERDISCIPLINARY ANALYSIS OF COMPUTATIONAL COGNITIVE MODELING: NEW MODELING PROPOSAL IN THE CONTEXT OF NEOCORTEX'S EVOLUTION**

## **ABSTRACT**

For thousands of years, the human brain has become an environment that has made the greatest leap of evolution. Especially during the process of the cognitive functions and the evolution of the neocortex part of the brain, it has been developed highly intertwined economic methods to perform the cognitive functions. This complex and complex order presents the flexibility of analyzing a more conceptual and meaningful knowledge stack than the first years of artificial intelligence. The artificial intelligence weight calculation methods and theories, which are built around a simple neuron model, prevent the creation of an advanced system and constitute a literature on a superficial basis, away from an innovative understanding.

During evolution, the expansion of neocortex and its specific preparation keep the secret of human mental abilities. Nevertheless, the genetic origin and neural mechanisms that produce different evolutionary advances are a source of inspiration for a continuous and evolving system.

In this study, the process potential was evaluated in relation to the theoretical and methodological status of computational cognitive modeling by conducting analyzes in its own discipline and in many separate disciplines related to them. In line with these evaluations, a new computational modeling application was created around the neocortex part of the brain's own evolution. Izhikevich nerve cell modeling was used for basic cell modeling. Neocortex's computational modeling was created around a multi-form and multi-layered model. Each layer is based on the dynamics of the dominant regions in that layer.

Based on the Izhikevich nerve cell model in our proposed modeling, it allows us to create a nonlinear dynamic model. In this way, neocortex's structure, hierarchy and information processes are intended to dynamize in this way. In the thesis study, the behaviors of neocortex neural layers were interpreted and related analyzes were performed.

As a result, a model was developed in the model that we proposed and a neural structure in neocortex was performed. Simulation results were analyzed based on the suitability of chemical events to the computational model. In the analysis, it was aimed to model only one process in the model of neocortex. This is due to the fact that the Izhikevich nerve cell model may exhibit partial behavior from its suitability to a single condition process. It was determined that there should be more data and more mathematical theory and predictions for multiple models and processes.



## 1. GİRİŞ

İnsan zihnini, insan davranışının gözlemlerinden anlama amacının küçük ve sınırlı çalışma alanları içinde olması nispeten bu alanda yapılan bilimsel çalışmalara ve ilgili bilim dallarına kısıtlı temel veriler sunmaktadır. Temel nokta, zihin süreçleri ve mekanizmalarının salt davranışsal deneyler temelinde anlaşılabilmesi ve bireysel grup farklılıkları ve bağlamsal faktörler tarafından daha da belirsizleşerek yüzeysel testlerle sınırlanmasıdır. Eğer bir sistemin doğası, iç işleyişi ve teorik temelleri hakkında herhangi öncül bir düşüncemiz yok ise insan zihnini anlamakta tıpkı karmaşık bir bilgisayar sisteminin davranışını test etmek temelinde zor olacaktır. Bilişsel süreçleri anlama anahtarının çoğunlukla ve yalnızca hesaplamalı modellemenin ortaya çıkardığı ince detaylarda olduğuna inanmak için birçok neden vardır [1][2].

Bilimin en büyük zorluklarından biri, insan beynini anlamak ve bu bilginin pratik kullanımını sağlamaktır. Son 20 yılda nörobilim alanında kayda değer bir ilerleme kaydedilmiş olmakla birlikte, işlevi, nöral devreler ve altta yatan biyokimyasal süreçler hakkında giderek daha fazla bilgi üretilmesi, nöronal sistemlerin karmaşıklığı hala beynin tam olarak anlaşılmasını engelliyordu. Bu nedenle, hesaplama modelleri, deneysel yorumları yorumlamak ya da özellikle çeşitli nörolojik bozuklukları incelemek için alternatif biyolojik deneyler önermek için kullanılabilir ek içgörüler elde etmede çok faydalıdır.

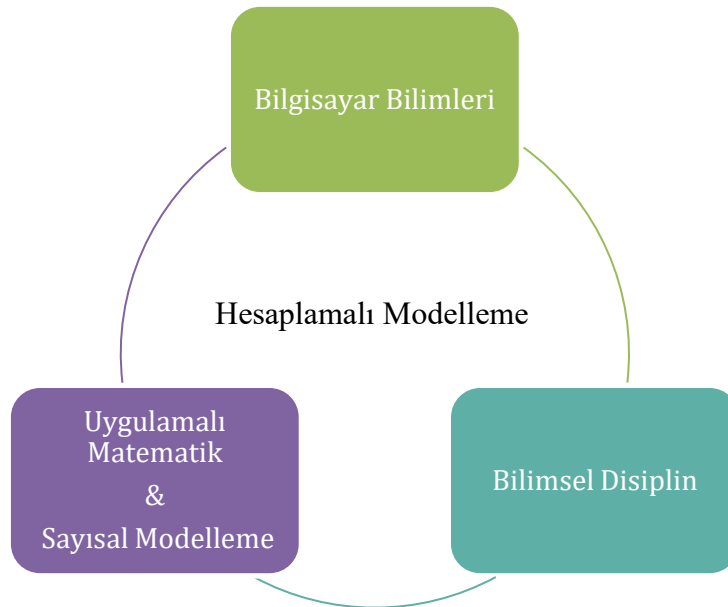
Hesaplama modelleri, algoritmik özgünlük sağlar: detaylı, tam olarak belirtilen ve özenle düşünülmüş adımlar, hassas ve esnek sıralar halinde düzenlenmiştir. Bu nedenle, kavramsal netlik ve hassaslık sağlarlar. Hesaplama modelleri, düşünce deneyleri ve hipotez oluşturma için kullanışlı ortamlardır. Özellikle, bir bilişsel sürecin ayrıntılarıyla ilgili çeşitli olasılıkları keşfetmek için simülasyonlar kullanılabilir. Dolayısıyla, bir simülasyon / model, gelecek teorilerini geliştirmede teori oluşturma aracı olarak hizmet edebilir. Hesaplama bilişsel modelleme diğer alanların da kesişim noktasında yatan bilimsel araştırmaların önemli bir alanı olarak

düşünülmelidir. HBM bilişsel bilimin yanı sıra, dil bilimi, felsefe, deneysel psikoloji ve yapay zeka gibi diğer ilgili alanlarda hem bilişin daha iyi anlaşılması hem de bilişsel fenomenler kullanılarak yaratılan bir takım öncü sistemlerin daha iyi geliştirilebilmesi açısından önemlidir.

Hesaplama bilişsel modellerinin temel özelliği, çevreyi öğrenmekten kaynaklanan biliş ve davranışları düzenlemeleri ve böylece davranış ortamımızdaki düzenlilikleri yansıtmasıdır. Sinir ağı modelleri, basit süreçlerin büyük ölçüde paralel çalışmasından kaynaklanan bilişsel muameleler için de dikkate değerdir; bu, bağlantı oluşturu modelcilerin işaret ettiği bir özellik olarak beynin de temel bir özelliğidir. Bağlantı modelleri 1980'li ve 1990'lı yıllarda, modellerin, sadece girdideki düzenliliklere dayalı olarak kendi iç temsillerini oluşturduklarını gösteren uygulamalar ilgili tüm bilim dallarında büyük bir gelişme yarattı.

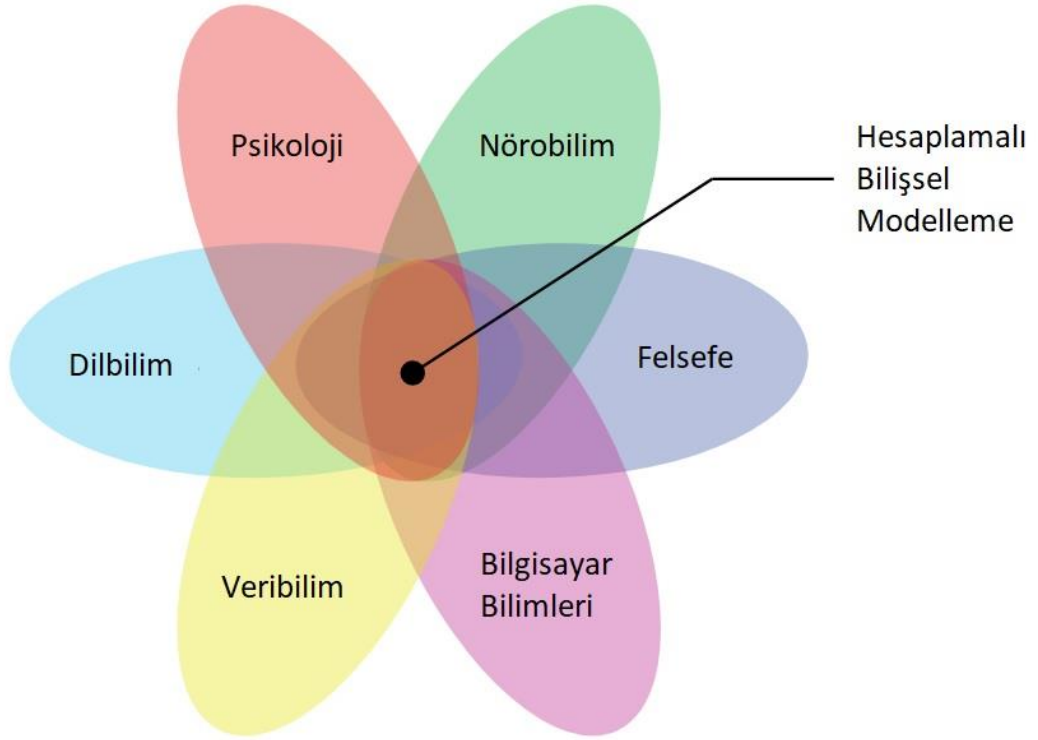
### 1.1 Hesaplama Bilişsel Modelleme

Hesaplama model, karmaşık sistemleri incelemek için hesaplamayı kullanan matematiksel bir modeldir. Tipik olarak bir kişi istenen parametrelerle bir simülasyon kurar ve bilgisayarın çalışmasına izin verir. Daha sonra modelin davranışını yorumlamak için çıktıya bakar. Hesaplama bilişsel modelleme, ilgili hesaplama modellerini belirterek ayrıntılı, süreç tabanlı bir anlayış geliştirerek, bilişin ve çeşitli bilişsel işlevlerin özünü araştırmaktadır.



**Şekil 1.1 :** Hesaplama modellemenin diğer disiplinler etrafındaki ortak iş döngüsü

Hesaplamalı bilişsel modelleme, zekanın disiplinlerarası bir çalışma alanıdır ve zekanın yeterince karmaşık sistemlerin bir özelliği olduğunu kabul etmektedir. Bu çalışma, hesaplama sistemleri açısından bilgisayar algoritmaları ve programlarını alanını da birleştiren temel anlayış, zekanın en iyi tanımlandığı düşüncesidir. Bunu sonucunda, bu çalışma alanı bilgisayar bilimleri, veribilim, felsefe, dilbilim, nörobilim ve psikoloji gibi birçok farklı alanı bir araya getirmektedir.



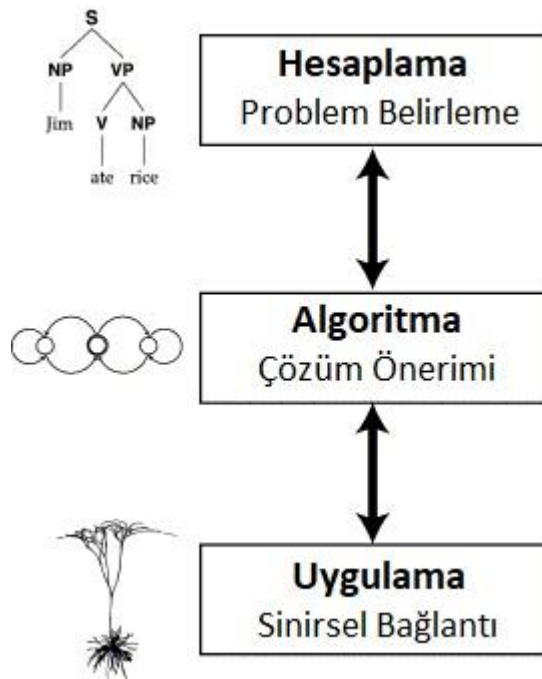
**Şekil 1.2 :** Hesaplamalı bilişsel modellemenin diğer disiplinler ile olan ortak ilişkisi.

Hesaplamalı bilişsel modellemenin temel işleyişini ve ilgili alanda kullanılacak yöntem, model ve araçları kavramak yapacağımız modellemenin yapı taşını ve şeklini oluşturmaktadır. Bu alanda bilinmesi gereken en önemli konu insan beyninin yapısal düzeni ve işleyişidir. Daha derin bir ölçekte bakılacak olursa, nöronlardaki iyon kanallarının ayrıntıları, beynin farklı bölgelerindeki yolakların adları, lezyonların farklı beyin bölgelerindeki etkileri, nöral aktivitenin modelleri, davranışsal paradigmlar ve reaksiyon zaman şekilleri gibi üzerinde düşünülecek bir çok belirli konuyu kapsamaktadır. Bunun yanında bilgisayar bilimleri tarafında simülasyon ve hesaplamalı modelin oluşturulması için de bilinmesi gereken başlıca programlama dilleri ve yazılımlar bulunmaktadır. Böyle bir multi-disipliner çalışma

düşünüldüğünde hesaplamalı bilişsel modelin oluşturulması için çeşitli yöntem argümanları öne sürülmüştür.

David Marr, bu durumu kişinin bilişinin üç farklı düzeyde inceleyebileceğini savunan en etkili argümanı öne sürmüştür:

- **Hesaplama** - Hangi hesaplamalar gerçekleştirilir? Hangi bilgiler işlenir?
- **Algoritma** - Bir dizi bilgi işlem adımı açısından bu hesaplamalar nasıl yapılır?
- **Uygulama** - Donanım bu algoritmaları gerçekten nasıl uygular?



**Şekil 1.3** : David Marr'ın önerdiği hesaplamalı bilişsel modellemenin çalışma yapısı

Sorunu bölmenin bu yolu, uygulamanın (insan beyni) güvenli bir şekilde göz ardı edilebileceğini ve hesaplama ve algoritmik düzeylere odaklanabileceğini iddia etmek için kullanılmıştır, çünkü bilgisayarlarda olduğu gibi donanımın önemli bir etkisi yoktur [3].

Donanımın standart bilgisayarlarda önemli olmasının nedeni, hepsinin başlangıçta işlevsel ve eşdeğer bir şekilde özel olarak tasarlanmış olmalarıdır. Birçok farklı detay bulunmakta ama hepsi basit bir seri Von Neumann mimarisini uygulamaktadır. Beynin muazzam bir mimariye sahip olduğu düşünüldüğünde bile bazı algoritmaları ve hesaplamaları son derece verimli bir şekilde gerçekleştirirken başka beyinleri

uygulamada destekleyemediđi yada farklı beyinlerin aynı işlemi aynı yolla gerçekleştirmedeđi gerçeđi vardır.

Beyin, genel amaçlı bir hesaplama aygıtı gibi düşünülemez. Bunun yerine, 20 milyar nöronunda çok büyük bir paralellik içinde çok özel birtakım hesaplamaları uygulayan özel bir donanım parçası olarak düşünülmelidir. Bu bağlamda, modern bilgisayarlardaki özel grafik işlem birimlerine (GPU'lara) çok benzemektedir. Bunlar, karmaşık üç boyutlu grafikleri oluşturmak için gerekli olan özel hesaplamaları büyük bir paralellik içinde ve verimli bir şekilde gerçekleştirmek için özel olarak tasarlanmıştır. Bilgisayar bilimi alanı, paralel hesaplamaların programlanmasını son derece zor olduğunu ve verimli bir paralel hesaplama elde etmek için algoritmaların ve hesaplamaların tamamen yeniden düşünülmesi gerektiđini keşfetmektedir. Bu nedenle, beynin donanımı çok büyük miktardadır ve ne tür algoritmalar ve hesaplamalar yapıldıđı konusunda birçok önemli ipucu sağlamaktadır.

## **1.2 Problem Belirleme Ve Yeni Bir Modelin Gerekliliđi**

Günümüzdeki hesaplamalı bilişsel modelleme yöntemleri bilişin çeşitli mekanizmalarından esinlenerek oluşturulmuştur. Bu modellemeler süreç ayrıntıları ve girdi-çıkıtı ayrıntısının seviyesi bakımından farklılık gösterebilir ve bu nedenle çok seviyeli olarak gerçekleştirilebilir. Bilişin bu seviyedeki yüzeysel modellemesi esnek ve radikal bir modelleme olarak kullanılmasının önüne geçmektedir.

İnsan beyni binlerce yıldır evrimin en büyük sıçramasını gerçekleştiren bir ortam haline gelmiştir. Özellikle üst bilişsel fonksiyonların belirginleştideđi beynin neocortex bölümü evrimini gerçekleştirdideđi süreç boyunca bilişsel işlevleri yerine getirmede ileri derecede iç içe ekonomik yöntemler geliştirmiştir. Bu katmansal ve karmaşık düzen tıpkı yapay zekanın temelini atıldıđı ilk yıllara nazaran bize daha kavramsal ve anlamlı bir bilgi yığınının çözümleme esnekliđini sunmaktadır. Sadece basit bir nöron modeli etrafında oluşturulmuş yapay zeka ağırlık hesaplama yöntem ve teorileri, ileri seviyede bir sistem oluşturmanın önüne geçmekte ve yenilikçi bir anlayıştan uzak, yüzeysel temelde bir literatür oluşturmaktadır.

Hesaplamalı bilişsel modellemenin ve simülasyonun bilişsel bilimde artan kullanımı ile hesaplamalı bilişsel modellemenin ve simülasyonun teorik ve metodolojik

statüsünün daha iyi anlaşılması gerekmektedir. Geçmişte önemli ve ilginç hesaplamalı bilişsel modelleme çalışmalarına rağmen [4], bu tür çalışmalarla ilgili daha geniş metodolojik sorular kalmaktadır. Örneğin, hesaplamalı modelleme veya simülasyonun bilimsel kuramları genel olarak sağlamak için uygulanabilir bir araç mı yoksa bilişsel bilimler için mi önemli bir felsefi soru mu olduğu düşünülmelidir.

Bu tezde hesaplamalı bilişsel modellemenin teorik ve metodolojik statüsüyle ilişkili olarak, kendi öz disiplinde ve onlarla ilişkili pek çok ayrı disiplinde analizler yaparak süreç potansiyeli değerlendirildi. Bu analiz ve çıkarımlar, hesaplamalı bilişsel modellemenin gelecekteki gelişimi için son derece önemlidir.

Hesaplamalı bilişsel modellemeyi neocortexin çalışma prensibi ile oluşturmamız hem üst seviye bir bilgi işleme modelini takip etme hem de sürekli gelişim içinde olan bir sistemin süreç potansiyelinin kazanımlarını elde etme olanağı vermektedir.

### **1.3 Tez Çalışmasının Katkıları**

Bu araştırmanın başlıca katkıları şunlardır;

- Birçok nöronal tip ve kısa süreli esneklik ile korteksin çok katmanlı çok kolonlu modelinin tanıtılması,
- Biyolojik olarak geçerli maksimum halka oranı özelliğini elde etmek için Izhikevich nöron modelinin modifikasyonu,
- Nöronal bağlantının detaylı tanımlaması ile lokal eld potansiyeli (LFP) ve EEG sinyallerinin üretilmesi (bir nöronun çoklu kompartmanlarının modellenmesi şeklinde değil),
- Neocortex modelinin seçilen yönlerdeki biyolojiyle eşleştiğini kanıtlamak için bilinen bazı koşulların modellenmesi.

### **1.4 Literatür Araştırması**

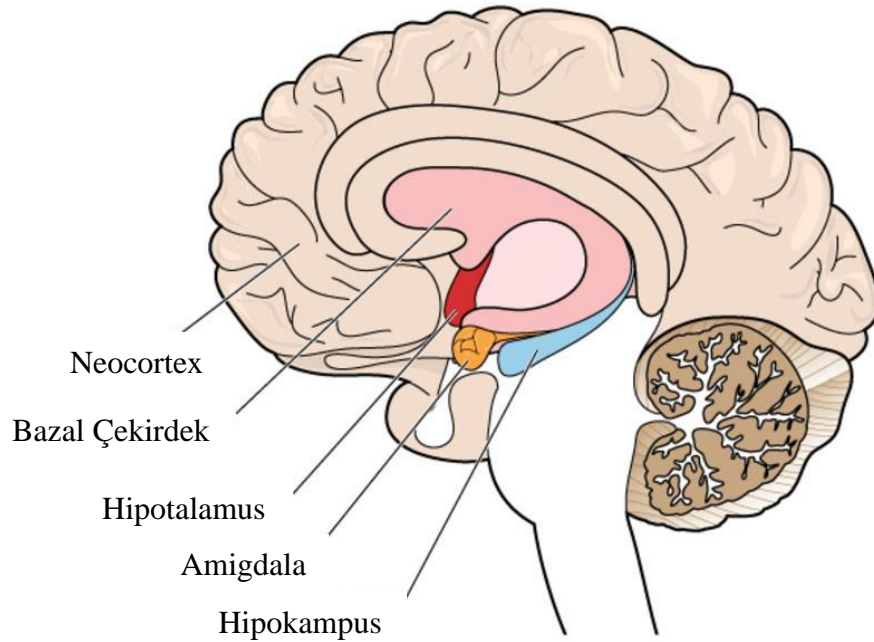
Hesaplamalı bilişsel modellemede yapılan araştırmalar, temsillerin, mekanizmaların ve süreçlerin karşılıklı olarak gelen hesaplama modellerini belirterek ayrıntılı, süreç temelli bir anlayış geliştirerek bilişin özünü ve çeşitli bilişsel işlevleri araştırır. Bilgisayar bilimlerinde ise algoritmalarda ve programlarda biliş tanımlarını betimlemektedir [5]. İşin özünde bilişsel süreçleri bilişsel işlevlere yükler ve böylece



çalıştırılabilir hesaplama modelleri üretir. Genelde bilişsel bilim modelleri kabaca hesaplama, matematiksel veya sözlü kavramsal modellere ayrılabilir. Hesaplamalı modeller, algoritmik açıklamalar kullanarak süreç ayrıntılarını sunar. Matematiksel modeller, değişkenler arasındaki ilişkileri matematiksel denklemler kullanarak sunar. Sözlü-kavramsal modeller, gayri resmi doğal dillerde varlıkları, ilişkileri ve süreçleri tanımlar. Her model, türüne bakılmaksızın, daha önce geniş çevrelerce detaylı incelemesine dayalı olarak fenomen görüş bildirdiği için bir teori olarak görülebilmektedir.

#### 1.4.1 Neocortex'in temel özellikleri

Basit bir refleks yanıtı veya karmaşık bir zihinsel eylem olsun, tüm davranışlar, omurilik ve beyinden oluşan merkezi sinir sistemi tarafından yönetilir. Beyin altı bölgeden oluşur: medula, pons, beyincik, orta beyin, diensefalon ve serebral yarıküre veya telencephalon [6]. İnsan beyninin en büyük bölgesini oluşturan serebral yarıküreler, serebral cortex, altta yatan beyaz madde ve üç derin yapıdan oluşur. Bunlar: bazal çekirdekler, amigdala ve hipokampal formasyondur.



**Şekil 1.4 :** Merkezi sinir sistemindeki neocortex ve diğer bölgeler.

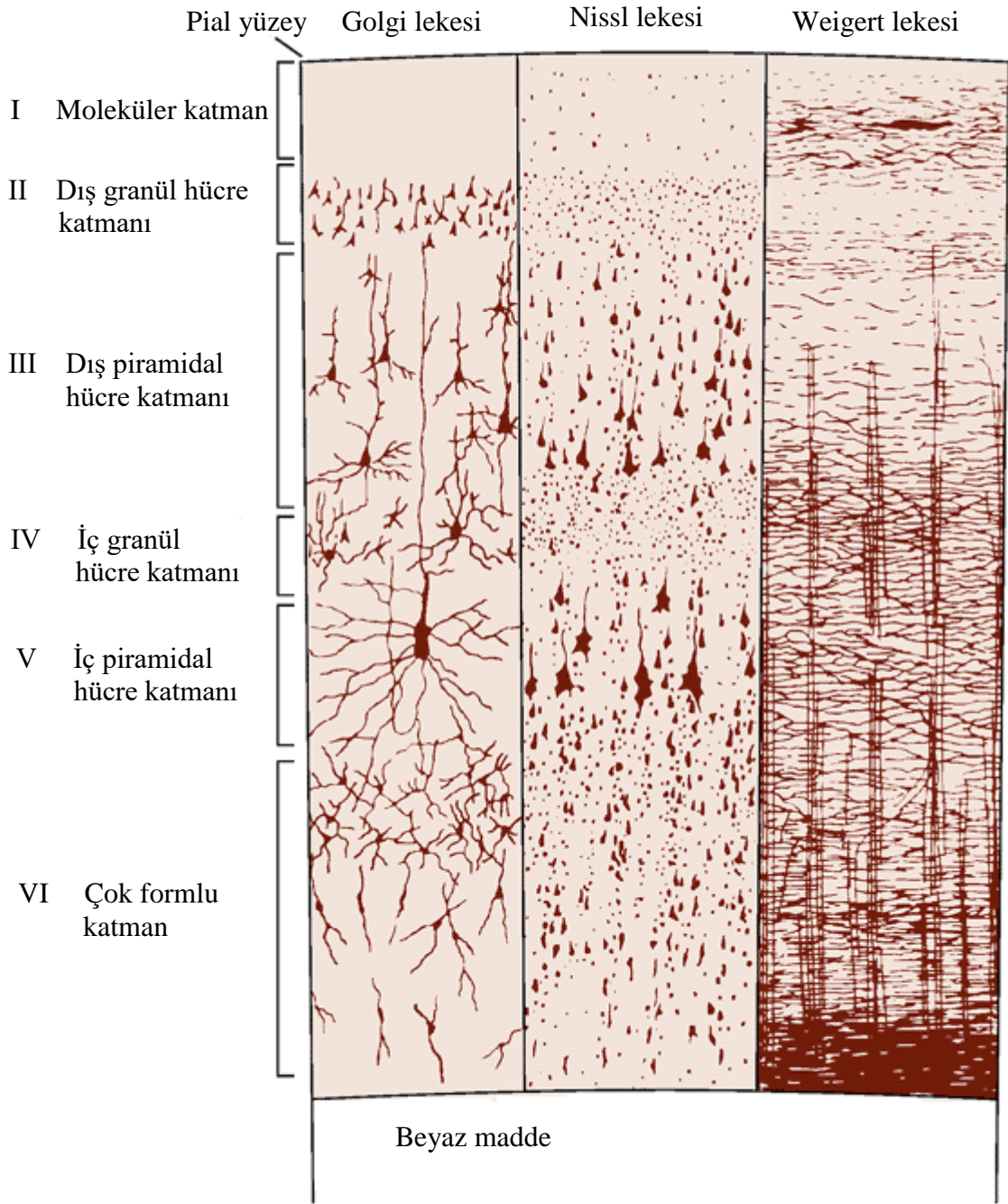
Her ne kadar yaşam sürdürme işlevlerine beynin diğer bölgeleri tarafından aracılık edilse de, serebral yarıkürelerin ince dış tabakası olan neocortex, günlük yaşamdaki

eylemlerin planlanmasından ve uygulanmasından sorumludur ve önemli bir rol oynar. Bunlar: hafıza, dikkat, algısal farkındalık, düşünce, dil ve bilinçtir.

Bilgi, fonksiyonel katmanlarda organize edilir ve sütunlar veya modüller olarak adlandırılan birbirine bağlı nöronların kümeleri boyunca katmanlardan geçer. Katmanların sayısı ve fonksiyonel organizasyonlarının detayları cortex boyunca değişir, ancak en tipik neocortex biçimi cortex'in dış yüzeyinden (pia mater) beyaz kısma kadar numaralandırılmış altı katmanı (Şekil 1) içerir [6].

- Katman I, moleküler katman olarak adlandırılan bir hücre katmanıdır. Kortekste yer alan hücrelerin dendritlerini ve bu tabakada dolaşan veya bağlantı oluşturan aksonları içerir.
- Katman II esas olarak granül hücreleri olarak adlandırılan küçük küresel hücrelerden oluşur ve bu nedenle dış granül hücre tabakası olarak adlandırılır.
- Katman III, birçoğu piramidal şekilli olan çeşitli hücre tiplerini içerir. Bu katmana dış piramidal hücre tabakası denir.
- Katman IV, katman II gibi, öncelikle granül hücrelerden oluşur ve iç granül hücre katmanı olarak adlandırılır.
- Katman V, iç piramidal hücre katmanı, esas olarak katman III'tekilerden daha büyük olan piramidal şekilli hücreler içerir.
- VI katmanı oldukça heterojen bir nöron katmanıdır ve bu nedenle polimorfik veya çok formlu bir katman olarak adlandırılır. Korteksin derin sınırını oluşturan beyaz maddeye karışır ve korteksten nöronları taşımaktadır.

Neocortex'in hem yatay hem de sütunsal organizasyonları normal operasyonları için hayati öneme sahiptir. Korteksin talamik girdisi belirli bir katmanda (Şekil 1.1), IV. katmandan II,III, V ve VI'ya doğru yayılır [7]. Bu girdinin odak noktası, uyarımın yatay yayılmasını kontrol eden sepet hücreleri tarafından sağlanan çevreleyen engelleme ile korunur [8].

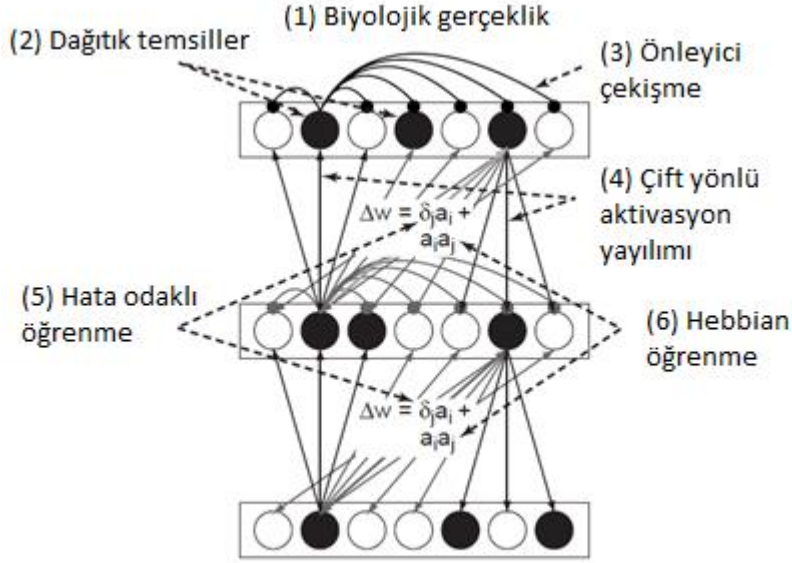


**Şekil 1.5 :** Serebral cortex'in katmanlı organizasyonu. Farklı boyama yöntemleri cortex yapısının farklı yönlerini ortaya çıkarır: Golgi lekesi hücre gövdelerini ve dendrik ağaçları gösterir, Nissl lekesi hücre gövdelerini ve proksimal dendritleri gösterir, miyelinli bağlar için Weigert lekesi aksonları gösterir.

#### 1.4.2 Biyolojik temelli hesaplamalı bilişsel modellemede altı prensip

Kortikal öğrenme ve bilişsel işlemenin sayısal sinir ağı modelleri için önemli ilkeler geliştirilmiştir. Bununla birlikte, bu ilkeleri tutarlı bir genel çerçeveye entegre etmek için nispeten az çalışma yapılmıştır. Bu ilkelerin bütünleştirilmesi, bir kişinin farklı

modellerin tutarlılığını göstermesine, farklı ilkeler arasındaki sinerjiden faydalanmasına, varolan bulguları organize etmesine ve konsolide etmesine ve bilişin doğasına yeni anlayışlar üretmesine olanak tanır. Daha kapsamlı bir ilkeler seti kullanmanın potansiyel avantajlarını vurgulamaya çalışan Randall C. O'Reilly (1998), varolan modellerde ayrı ayrı yararlı olduğu kanıtlanmış geçici bir altı ilke setini açıklar ve destekler (Şekil 1.2).



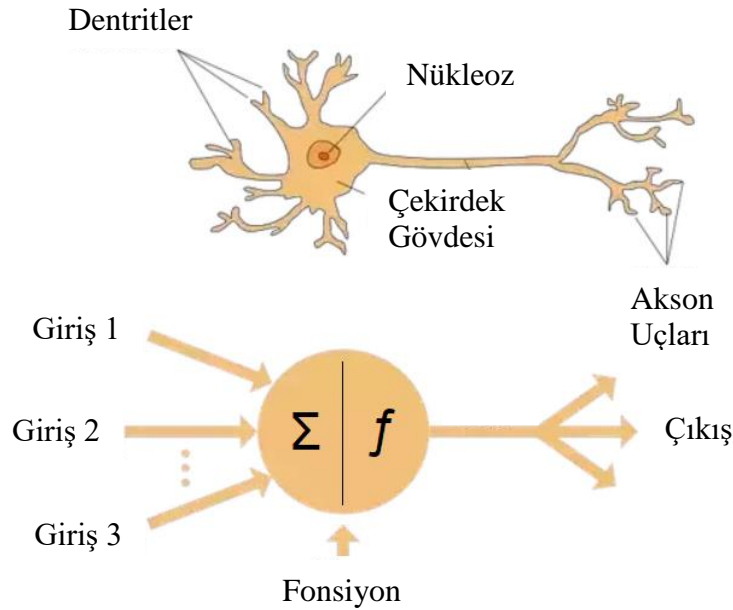
**Şekil 1.6 :** Altı temel ilke örneği ve bir sinir ağı içinde örneklendirilmesi.

Biyolojik gerçekçilik (1) kapsamlı bir kısıt oluşturmaktadır. Dağıtık temsiller (2) engelleyici rekabet halindeyken birden fazla birim aktif haldedir. (bağlantı yoluyla uygulanan engelleyici), nispeten az sayıda bu birimin etkin olmasını sağlar. Çift yönlü aktivasyon yayılımı (4), (iki yönlü bağlantı ile gerçekleştirilir), hem içten temsili hem de yukarıdan aşağıya doğru kısıtlamaları aynı anda şekillendirir. Hata odaklı öğrenme (5), beklenen çıktılar ile gerçekler arasındaki farklara göre temsilleri şekillendirir (hata terimi  $\delta_j$  ile temsil edilir). Hebbian öğrenme (6), temsilcileri çevredeki öğelerin bir arada bulunma (korelasyon) istatistiklerine göre şekillendirir (gönderme ve alma biriminin etkinleştirilmesinin sonucu ile temsil edilir).

Altı ilke üç kategoriye ayrılabilir. İlk ilke biyolojik gerçekçiliktir ve kendi başına bir kategoride olup, çerçevede genel bir geçersiz kısıt oluşturmaktadır. Dağıtık temsiller, engelleyici rekabet ve çift yönlü aktivasyon yayılımı (etkileşim) sonraki üç ilkedir ve ağ mimarisi ve içindeki nöron benzeri işlem birimlerinin genel davranışı ile ilgilidir.

Nihai iki ilke, hata odaklı görev öğrenme ve Hebbian model öğrenme, öğrenmenin ağda nasıl gerçekleştiğini yönetmektir.

Biyolojik gerçekçilik bilişsel sinirbilimdeki tüm hesaplama modellemesinin temelinde yatmaktadır. Bu yaklaşım, belirsiz geçerliliğin bazı soyutlamalarının nasıl gerçekleşmediğinin aksine, beynin (ve şimdiki durumda cortex'in) bilişe nasıl sebep olduğunu anlamayı amaçlamaktadır. Bu nedenle, mümkün olduğunca, hesaplama modelleri cortex'in biyolojik özellikleri ile sınırlandırılmalı ve bilgilendirilmelidir. Dahası, bilinen biyolojik özellikleri ihlal eden hesaplama mekanizmaları literatürün ve getirdiği teorinin dışına çıkarak hatalı, kullanışsız ve geleceği olmayan bir bilgi yığını bırakacaktır. Biyolojik gerçekçiliğin ortaya konması kolay olmasına rağmen, uygulanması zor olabilir, çünkü bilinen biyoloji sıklıkla yeterli kısıtlamaları sağlamaz. Dolayısıyla, biyolojik gerçekçiliği, genellikle sözü edilen mekanizmanın ne kadar basit ve yerel olduğu gibi bilinen şeylere bağımlı olan ve bilinen biyolojiyle tutarsız olmadığı gibi makul argümanlara indirgenir. Ayrıca, biyolojiden, hesaplama ve bilişten gelen birçok kısıtlamanın belirli bir ilkeyi desteklemek için birleştiği yerde yakınsak kanıt yaklaşımını benimseyebilir.



**Şekil 1.7 :** Biyolojik temelli bir sinir ağının matematiksel modellemesi

Cortex'in, bilgiyi kodlamak için yaygın ifadeleri kullandığı yaygın şekilde düşünülür. Dağıtık bir gösterim, bilgiyi kodlamak için birden fazla aktif nöron benzeri işlem birimleri kullanır (tek bir birim yerine lokal temsil), aynı birim birden çok gösterime katılabilir. Dağıtılan bir gösterimdeki her bir birim, bilgilerin bu tür

özelliklerin belirli kombinasyonları tarafından kodlanarak tek bir özelliği temsil ettiği düşünülmektedir. Elektrofizyolojik kayıtlar, dağıtılan gösterimlerin kortekste yaygın olarak kullanıldığını göstermektedir[9][10]. Dağıtık temsillerin işlevsel faydaları, daha fazla etkinlik, sağlamlık ve doğruluk ve benzerlik ilişkilerini temsil etme kabiliyetini içermektedir[11].

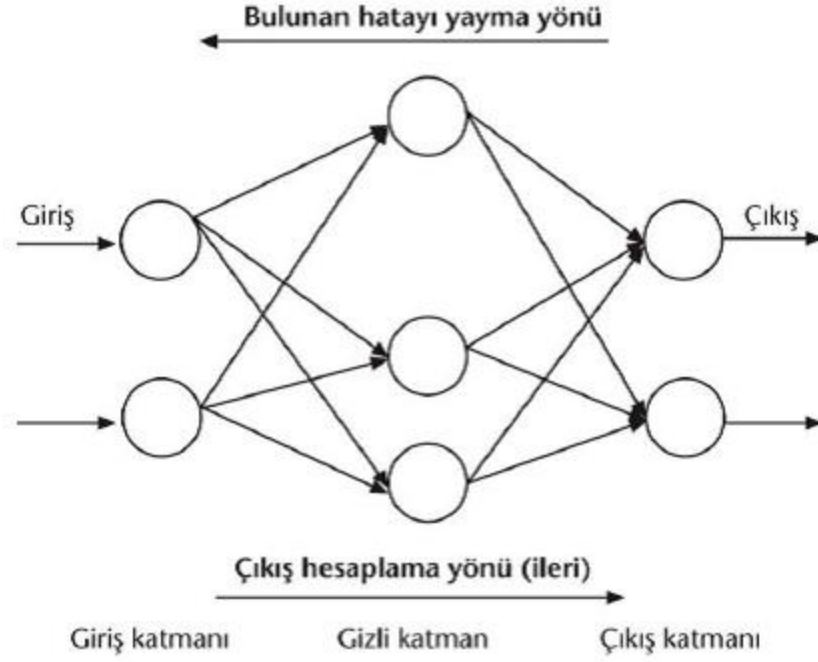
Dağıtık temsilciliklerin etkinliği harflerle benzetilerek değerlendirilebilir. Küçük harf sayısının farklı kombinasyonları çok sayıda kelimeyi temsil edebildiği gibi, küçük bir birim kümesinin farklı kombinasyonları da büyük miktarda bilgi temsil edebilir. Dağıtık temsillerin sağlamlığı, her bir ögenin birçok birimi tarafından temsil edilmesinin gereksizliğinden kaynaklanmaktadır. Dağıtılmış temsilcilikler, kabaca kodlama yoluyla kademeli değerleri daha doğru bir şekilde temsil edebilir; burada, bir değer, geniş ölçüde ayarlanmış çok sayıdaki birimin göreceli büyüklükleri tarafından kodlanır. Son olarak, benzerlik, farklı öğelerin dağıtılmış temsillerinde yer alan paylaşılan birimler tarafından temsil edilmektedir.

Engelleyici rekabet önemlidir, çünkü işlemler ve sonradan öğrenme üzerinde düzeltme için temsilcilikler seçer. Bir grup ünite arasında karşılıklı engelleme (inhibitör, internöronlar tarafından aracılık edildiği gibi), bir takım alt grupların her defasında aktif hale gelmelerini önlediğinde, önleyici rekabet ortaya çıkar. Korteksteki nöronların yaklaşık %20'si inhibitör inter-nöronlardır[12] ve kortikal piramidal nöronlar arasındaki tüm pozitif bağlantılıktan kaynaklanacak olan aktivasyon patlamasını kontrol etmektedir (epileptikte oldu gibi). Engelli rekabet, yalnızca en heyecanlı gösterimlerin geçerli olmasını sağlar; bu seçim süreci, sonraki işleme için en uygun temsilciliği tanımlar. Ayrıca, çoğu öğrenme mekanizması bu seçme sürecinden etkilenerek yalnızca seçilen temsiller öğrenme yoluyla zaman içinde rafine edilir ve böylece temsillerin etkili bir şekilde farklılaştırılması ve dağılımı sağlanmaktadır[13][14].

İki yönlü aktivasyon yayılımı, ağ üzerinden bilgi akışı için kritik bir ilkedir. Çift yönlü aktivasyon yayılımı ('etkileşimlilik' veya 'tekrarlama' olarak da adlandırılır) hem alttan yukarı hem de yukarıdan aşağıya doğru harekete geçirmenin iletişimidir. Bu, bilgilerin yalnızca bir yönde (alttan yukarıya doğru) ilerlediği ileri beslemeli aktivasyon yayılımıyla zıttır. Bilgilerin her iki yönde de aynı anda istikrarlı ve etkili bir şekilde akmasını sağlamak için işlem kademeli ve tekrarlanan adımlarla devam etmelidir. Böylece, birçok yinelemeli adımlarla geçici olarak genişletilmiş bir



"yerleşim" işlemi, ağıın belirli bir girdi örüntüsünün uygun bir temsilini elde etmesi için gereklidir. Bu, GRAIN'in merkezi bir özelliğidir [15]. İki yönlü bağlantı, kortekste her yerde bulunur [16][17]. İki yönlü aktivasyon yayılımının önemli bir yararı, girdilerin yorumlanmasında ve işlenmesinde hem alt düzeyin (ör. Algısal) hem de üst düzey (ör. Kavramsal) kısıtlamaların eşzamanlı olarak getirilebildiği güçlü bir "kısıt-tatmin" işlemidir [18][19].

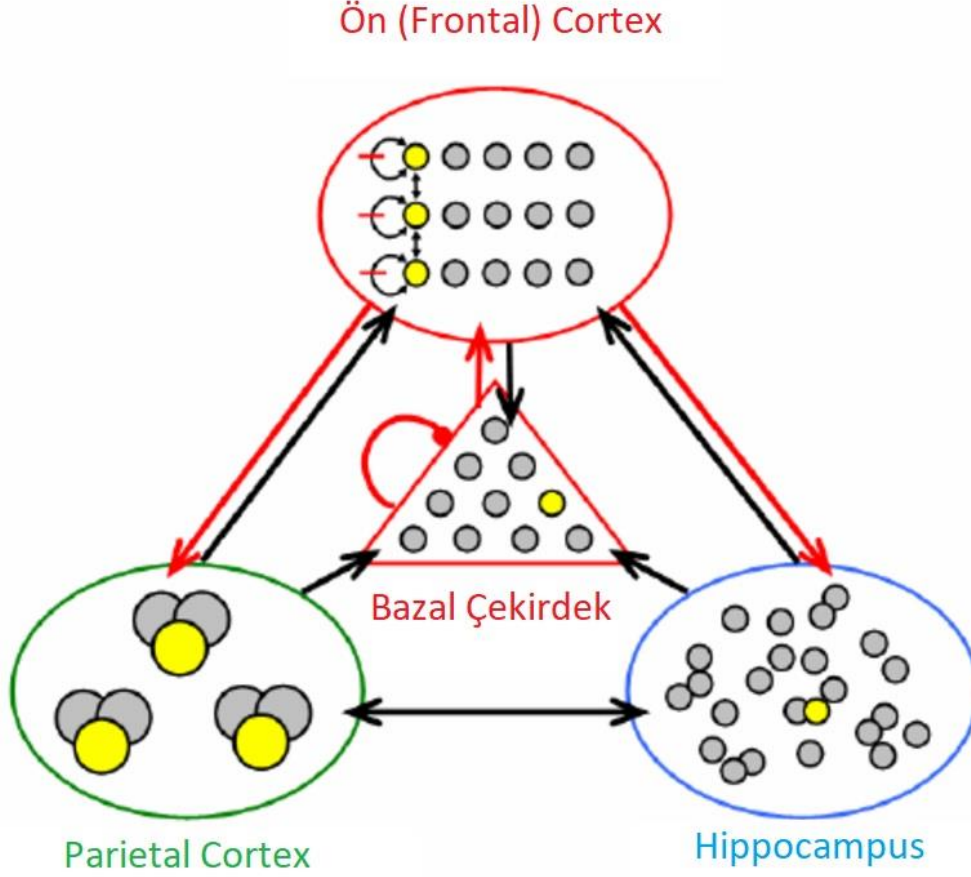


**Şekil 1.8 :** İki yönlü aktivasyon yayılımının sinir ağı üzerindeki temsili

Öğrenme, sinir ağlarının temsillerini çevrenin yapısına göre şekillendirmesi için gereklidir. 'Hata Odaklı Görev Öğrenimi' ve 'Hebbian Öğrenme Modeli' ilkeleri, çevresel yapının iki tamamlayıcı yönünü kullanmaktadır: görev talepleri ve farklı şeylerin birlikte oluşma derecesi. İlk neden belli nedenlerle 'görev öğrenme' olarak, ikincisi ise 'model öğrenme' olarak adlandırılır, çünkü amaç belirli görevlerden bağımsız olarak çevre için bir iç model geliştirmektir. Bu iki öğrenme hedefi, sırasıyla 'Hata Odaklı' ve 'Hebbian Öğrenme' olmak üzere iki farklı uygulama mekanizması formuyla başarılabilir.

Hata odaklı öğrenme ('denetlenen' öğrenme olarak da adlandırılır), istenen sonuç ile ağıın gerçekte ürettiği arasındaki farkı (yani hatayı en aza indirmek) öğrenerek görev taleplerine göre gösterimleri şekillendirir. Bu ilke, çevrenin bu görevlerle alakalı olmayan yönlerini göstermekten rahatsızlık duymadan yaşamın gerekli

görevlerini başarabilmenizi sağlayan durumları öğrendiğinizi ortaya çıkarmaktadır. Yaygın olarak kullanılan geri yayımlı öğrenme algoritması, eğitim inişiyile doğrudan hatayı en aza indirir ve çok güçlü olduğu kanıtlanmıştır [20].

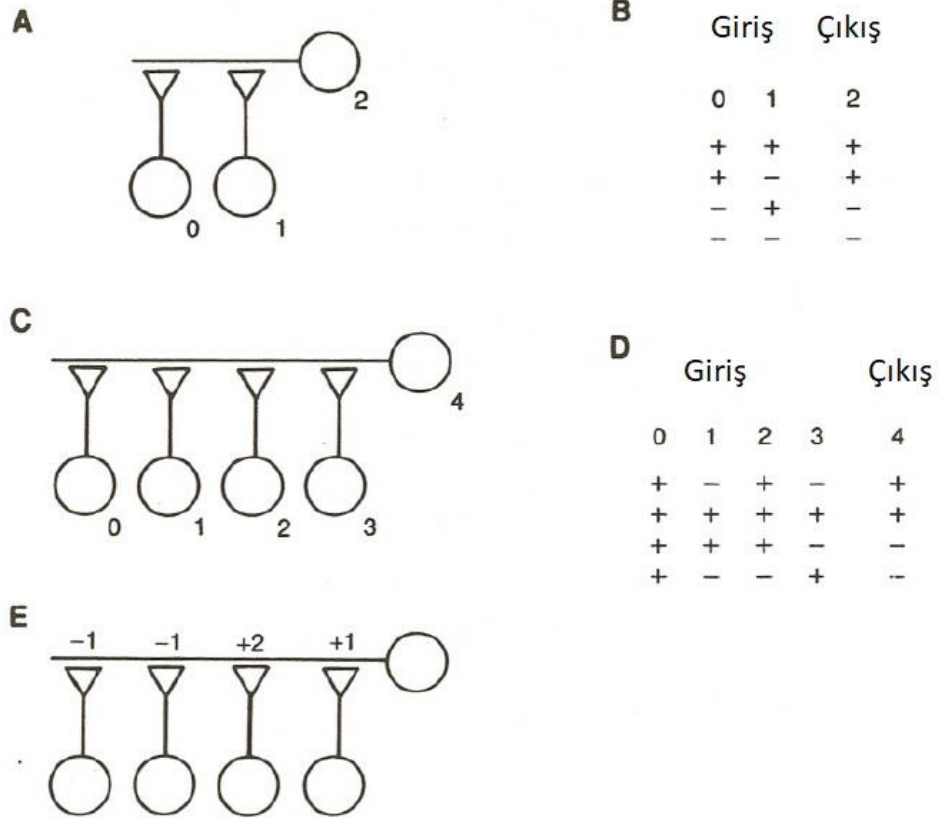


**Şekil 1.9** : GeneRec algoritmasının cortex'teki temsili bilgi işlem gösterimi

Görev öğrenimi net olarak psikoloji bilimiyle alakalı olmasına ve psikolojik modellerin çoğunun bu öğrenme biçimini kullanmasına rağmen, biyolojik akla yatkınlığı büyük ölçüde sorgulanmıştır çünkü hata sinyallerinin bilinen nörobiyolojik özelliklerle çelişen bir şekilde yayılmasını gerektirmektedir [21][22]. Dahası, gerekli 'öğretim' sinyallerinin kaynağının nereden geldiği durumu henüz ilgili literatürde açıklanamamıştır. Bununla birlikte son zamanlarda biyolojik olarak makul olan iki yönlü aktivasyon yayılımının (bkz. İki yönlü aktivasyon yayılımı (Şekil 1.8)), bir dizi kolay erişilebilir öğretim sinyalinden herhangi birini kullanarak, geri yayılımla aynı hata temelli öğrenmeyi gerçekleştirmek için kullanılabileceği gösterilmiştir [23]. Ortaya çıkan algoritma Hinton ve McClelland'nın devridaim algoritmasını geliştirir ve buna 'GeneRec' denir [24]. GeneRec'in ardındaki temel düşünce, iki



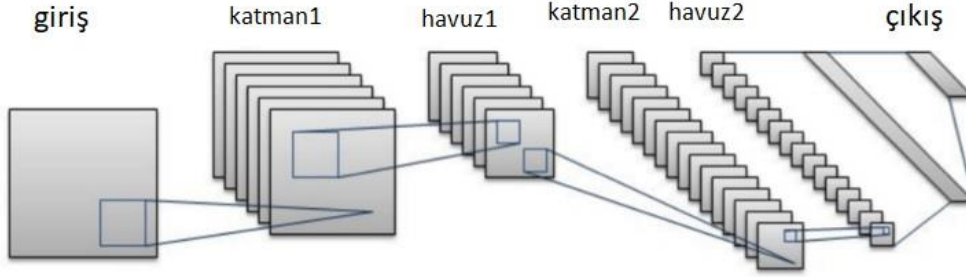
terim arasındaki fark olan bir hata sinyalini yaymak yerine, iki terimi ayrı ayrı aktivasyon sinyalleri olarak yayabilir ve daha sonra farklılıklarını her birimde yerel olarak alabilir bir duruma getirmektedir. Bu, iki terimi hesaplamak için iki aşamalı etkinleştirme yaparak çalışır. 'Beklenti' aşamasında, iki yönlü olarak bağlanmış ağ, bir giriş aktivasyon örneğine dayalı olarak, o girdi örneğinin beklenen sonuçlarını veya ilişkilerini yansıtan bir duruma yerleşir. Ardından, 'sonuç' aşamasında, şebeke gerçek sonucu (ları) ya da ilişkiyi (leri) tecrübe eder. GeneRec ayrıca Boltzmann makine öğrenmesinin ve deterministik sürümlerinin, geri yayılım algoritmasının daha biyolojik olarak makul sürümünün varyantları olarak görülebileceğini gösterdi. Bu, harekete geçirme tabanlı sinyaller kullanarak hata odaklı öğrenmeye yönelik mevcut tüm yaklaşımların, esas olarak aynı temel mekanizmaya yakınlaşması ve bunun, beynin hata odaklı öğrenme biçimini daha mantıklı hale getirdiği anlamını taşımaktadır [25][26].



**Şekil 1.10 :** Hebbian öğrenme kurallarının mantıksal çıkarımının temsili

Model öğrenimi (kendi kendini düzenleyen veya denetimsiz öğrenme olarak da adlandırılır) belirli görevlere bakılmaksızın, çevrenin genel (istatistiksel) yapısının iç temsillerini oluşturmak için önemlidir. Bu genel düşüncenin birçok versiyonu

mevcuttur ve çevresel yapının hangi yönlerinin temsil edilmesi gerektiğinin önemi ile tanımlanır. Ama bu durum genellikle korelasyon yapısının önemine olan geniş bir hemfikirle tanımlanır. Hebbian öğrenme mekanizmaları bu korelasyon yapısını temsil etmekte ve çevrede farklı şeylerin birlikte oluşma derecesini kodlamaktadır.



**Şekil 1.11** : Leabra algoritmasının temsili gösterimi

Altı ilke, kısaca burada sunulan Leabra adlı bir algoritma ile gerçekleştirilir. Leabra kısaca 'hata odaklı ve birleştirici, biyolojik açıdan gerçekçi bir algoritma içinde öğrenme' (burada birleştirici, Hebbian öğrenmesi için bir başka terimdir) şeklinde kısaltılmıştır. Leabra, hesaplamalarını tek bir noktaya basitleştirirken gerçek nöronların elektrofizyolojik özelliklerini modelleyen bir nokta-nöron aktivasyon fonksiyonu kullanır. Bu, hesaplamalı olarak standart sigmoidal aktivasyon fonksiyonu kadar basittir, ama genel çerçevede biyolojik temelli bir uygulamadır. Aşağıda tarif edildiği gibi, engelleyici rekabetin modellemesini önemli ölçüde kolaylaştırır. Ayrıca, bilişsel modellerin fizyolojik olarak ayrıntılı simülasyonlarla daha kolay ilişkilendirilmesini ve böylelikle biyoloji ve biliş arasında köprü oluşturmayı kolaylaştırır.

Zar potansiyeli  $V_m$ , tersine (sürüş) potansiyelleri  $E$  olan iyonik iletkenliklerin  $g$  fonksiyonu olarak aşağıdaki şekilde güncellenir:

$$\frac{dV_m(t)}{dt} = \tau \sum_c g_c(t) \overline{g_c} (E_c - V_m(t)) \quad (1.1)$$

Üç bağlantı kanalıyla  $c$ ,  $e$  'ye karşılık gelir. Uyarı girdi:  $l$ , akım yönü ve  $i$  engelleyici girdidir. Denge potansiyeli, uyarıcı sürüş potansiyelini,  $E_e$  'yi birine, sızıntı ve

engelleme sürüş potansiyellerini  $E_l$  ve  $E_i$ 'yi sifira ayarlamak suretiyle basitleştirilmiş bir biçimde şu şekilde yazılabilir:

$$V_m^\infty = \frac{\overline{g_e g_e}}{\overline{g_e g_e} + \overline{g_i g_i} + \overline{g_i g_i}} \quad (1.2)$$

Bu, nöronun uyarma, sızdırma ve engelleyici muhalif güçleri arasındaki denge hesapladığını gösterir. Denklem bu formu bir *Bayesci* karar verme çerçevesi açısından anlaşılabilir. Diğer hücrelere iletilen aktivasyon ( $y$ ) kazanç parametresi  $g$  ile zar potansiyelinin eşikli ( $\Theta$ ), kıvrık fonksiyonudur:

$$y_j(t) = \frac{1}{\left(1 + \frac{1}{\gamma[V_m(t) - \Theta]_+}\right)} \quad (1.3)$$

Bu, daha yumuşak bir alt eşik ile daha az kesintili bir işlev üreten Gauss gürültüsü ile konvüzyona (evrişime) sokulabilir.

Leabra, seyrek dağıtılmış temsiller elde etmek için bir KWTA işlevi kullanır. Bu işlev katmandaki tüm birimler için eşit seviyede bir engelleme düzeyi belirleyerek böylece  $k$  birimlerinin eşğin üzerinde çıkmasını önleyerek gerçekleştirir. Bu önleyici akım şu şekilde verilebilir:

$$g_i = g_{k+1}^\Theta + q(g_k^\Theta - g_{k+1}^\Theta) \quad (1.4)$$

$q$ 'nin olduğu durumlar tipik olarak 0.25'dir ve eşik seviyesi engelleyici terimi şu şekildedir:

$$g^\Theta = \frac{\sum_{c \neq i} \overline{g_c g_c} (E_c - \Theta)}{\Theta - E_i} \quad (1.5)$$

$k$ 'nıncı ve  $k+1$ 'inci uyarıcı girdileri olan birimler içindir. Bu fonksiyon tarafından üretilenlere benzer aktivasyon dinamikleri, hem ilerlemeli hem de geri beslemeyi engelleyen simüle edilmiş engelleyici internöronlardan kaynaklandığı gösterilmiştir [27].

Hata odaklı öğrenme Leabra'da, biyolojik olarak kabul edilebilir GeneRec [28] algoritmasının simetrik bir versiyonunu kullanarak gerçekleştirilir; bu, deterministik Boltzmann Makinesi ve karşıt duvarlı Hebbian Öğrenmeye [29][30] işlevsel olarak eşdeğerdir. Ağ, bir beklenti (eksi) evresi ve bir sonuç (artı) evresi olmak üzere iki evreye yerleşir ve bu iki aşamada basitleştirilmiş bir ön durum ve postsinaptik aktivasyonu sonucunun farkını:

$$\Delta w_{ij} = x_i^+ y_j^+ - x_i^- y_j^- \quad (1.6)$$

$x_i$ 'yi gönderici birimi ve  $y_j$ 'yi alıcı birimi için iki aşamada hesaplar.

Hebbian öğrenmenin en basit biçimi, ağırlıkları, gönderici ( $x_i$ ) ve alıcı ( $y_j$ ) birim çarpımının aktivasyonu ile orantılı olarak ayarlar:

$$\Delta w_{ij} = x_i y_j \quad (1.7)$$

Ağırlık vektörü, girdinin çift yönlü korelasyon matrisinin temel eigen vektörü tarafından domine edilir, ancak sınır olmadan büyür. Leabra, Oja normalizasyonunun [31] bir değişkenini kullanır:

$$\Delta w_{ij} = x_i y_j - y_j w_{ij} = y_j (x_i - w_{ij}) \quad (1.8)$$

olasılık  $y_j$  ile aktif olan bir ikili değişken gibi muamele görürse, alıcı faaliyetine bağlı olarak gönderme birimi etkinliğinin beklenen değerinin hesaplanması olarak da görülebilir:

$$w_{ij} \approx \langle x_i | y_i \rangle_p$$

(1.9)

Bu esasen, standart rekabetçi öğrenmede veya Gaussçuların karışımlarında kullanılanla aynı kuraldır [32][33].

Hata Odaklı ve Hebbian Öğrenme normalleştirilmiş bir karıştırma sabiti kullanarak ağdaki her bir sinapsda doğrusal olarak birleştirilir. Hataya dayalı bileşeni, Hebbian teriminin aynı 0-1 aralığında tutmak için, bu bileşen üzerinde bu uç noktalara üssel yaklaşımla yumuşak ağırlık sınırlaması kullanılır. Son olarak, ağırlıklar üzerinde bir sigmoid kontrast arttırma fonksiyonu, altta yatan ikili özelliklere sahip ortamlarda öğrenmeyi kolaylaştırmak için (yani ikili ağırlıklara karşı önyargı koymak için) kullanılabilir.

### 1.4.3 Hesaplamalı bilişsel modellemedeki zihin yaklaşımları

Bilişin hesaplamayı içermesi gerektiği fikrine son gelişmelerde gelen eleştiri, dinamik yaklaşımın savunucuları tarafından başlatıldı; dinamik sistem içinde "hesaplama yerine bilişsel süreçlerin durum-uzay evrimi olabileceğini" vurgulamışlardır [34]. Deascartesçi önyargılara rağmen, dinamik yaklaşımçılar, bilişsel olgunun hava desenlerinden veya gezegensel hareketlerden esasen farklı olmadığını savunurlar. Bunu yanında Turing makinelerinden farklı olarak durum vektörleri ve diferansiyel denklemler açısından açıklanması gerektiğini de savunurlar. Özellikle bilişsel bilimdeki kuramlar, hesaplamaların veya kural yönetimli manipülasyonların yapıldığı herhangi bir dil benzeri iç temsil aracını gerektirmemektedir [34].

Hesaplamalı zihin teorisinin çekirdeği, sembollerin gerçekliğini koruyan dönüşümü değildir; bilgi işleme ve bilginin dijital ya da dil benzeri bir biçimde temsil edilmesi gerektiği anlamı vardır. Dijital bilgisayarlar bile dinamik sistemlerdir: matematiksel olarak çok boyutlu bir alanda parametrelerin gelişimi olarak tanımlanabilirler. Bunlar, Turing makinesi gibi soyut değildir, kurallı matematiksel birimler ve uygulamaları zaman-uzamsal ve fiziksel olan mekanizmalardır. Zihin hesaplamalı modellemenin ilk başlangıcından bu yana iki gelenek vardır: (1) sibernetik-dinamik ve (2) mantıksal-sembolik [35]. İki geleneğin de hibrit versiyonları mevcuttur (ör.

Giunti'nin hesaplanabilirliği arařtırmak için kullandıđı dinamik kuralcılık yöntemi gibi [1997]).

Hesaplamalı bilişsel modellemedeki bilişin asıl kaynađının ne olduđu sorusu farklı vizyon yaklaşımları etrafında teorik çerçeve olarak temsil edilmektedir. Geleneksel bilişsel bilimin cevabı, bilişin fiziksel simge sisteminde bilgi işleme [1] veya temsiller üzerinden hesaplama olduđudur [36]. Bir diđer önemli cevap ise minimal bilişsel olguları modelleyen program ile ilgilidir [37]. Bilişsel psikolojinin insan merkezli perspektifi orada daha biyolojik bir yaklaşım lehine reddedilir. Minimal bilişsel olguları arařtırırken, çeşitli yazarlar, Escherichia Coli [37] ve bitkiler gibi bakterilerin bile yalnızca reaktif olmadıđını ve davranışlarının fiziksel bağlantılı reflekslerin ötesine geçtiđini savunuyorlar.

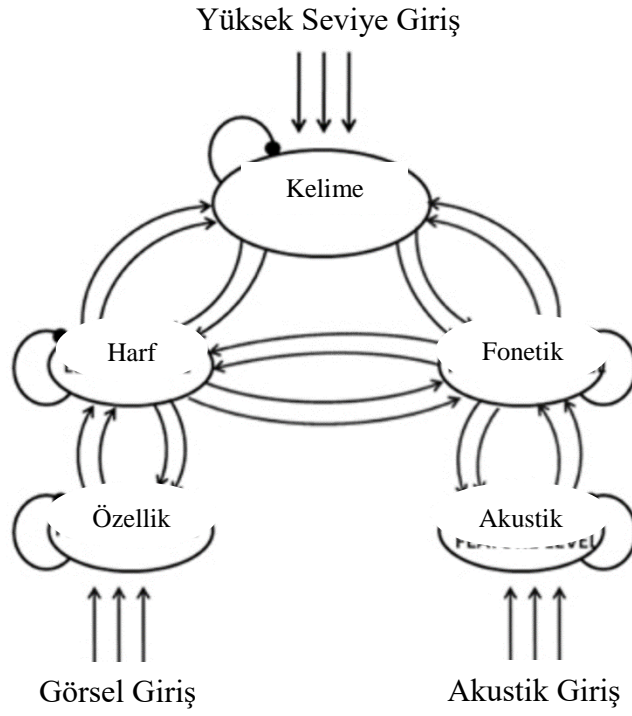
Bu nedenle, bazı yazarlar, bilişin uyarlanabilir davranışa eşdeđer olduđuna inanmaktadırlar. Fakat biliş kavramını bu şekilde genişletsek bile, yalnızca enerjik özerklik açısından bilinip anlaşılamayan daha birçok soru hali hazırda kalır. İlginçtir, Barandiaran ve Moreno bunu inkar ediyor gibi görünüyor; onlar sinir alanının "uygun şekilde bilgilendirme" olduđunu kabul eder [38]. "Bilgi teorisi ile ölçülen dinamik deđişkenliđin yayılımı" için "bilgi" aldıklarımı açıklamaya devam ediyorlar. Bakteri bilincinin savunucuları bu inancı paylaşmaktadır: En azından minimal biliş seviyesinde, yalnızca hesaplama terimleriyle oluşan bakteri davranışlarının anlaşılması yoluyla eksik olacađı açıktır. E. coli bakterisinin somut örneđinin özellikleri, bize en düşük biliş için biyolojik ön şartları öğretebilir. Örneđin, E. coli'nin çubuk benzeri şekli, Brown hareketinin etkisini azaltarak, oryantasyonda daha az rastgeleleřtirme meydana gelir ve böylece kemotaksis davranışını optimize eder [37].

Aslında, özerklik teorisyenlerince benimsenen açıklama türleri, geleneksel sembolik bilişsel bilimin hesaplama modellerinden önemli ölçüde farklılık göstermektedir. Ancak, genel olarak, bir takım bilgi işlemleriyle bağlantı kurmaları gerekmektedir. Aksi takdirde, bilişin nasıl mümkün olabileceđini görmek zor; oyunun tekrar işlenmesi için, gelen bilginin dönüşümü ya da iletiřimi içinde hiçbir rol bilişsel olarak adlandırılmaya uygun olamayacaktır.

#### 1.4.4 Biliş yapısının bilgisayar programları vasıtasıyla açıklanması üzerine yaklaşımlar

Newell ve Simon, rakamları SEND + MORE = MONEY veya DONALD + GERALD = ROBERT şeklinde denklem harflerine karşılık geldiği gibi kriptaritmik problemlerle ilgili bir çalışmada, bir bilgi-işleme sisteminin tanımını vererek konunun performansını açıklayıp, problemi tek bir konu ile aynı şekilde çözebilecek bir bilgisayar programını formülize etmiştir. Önerilen açıklama, bireysel performansa odaklanır ve görevi gerçekleştirebilmesi adına açıklamanın derlenmesi için yeterince ayrıntılı olmalıdır. Asıl olarak sundukları, tek bir ajanın belirli bir performansının özeti olan bir *mikro-teori*'dir.

Performans, bir Bilgi İşleme Sistemi (BİS) olarak bilinen belirli bir bilgi işleme modelinde temsil edilmektedir. Mimarisi, sınırlı kısa süreli bellek ve üst düzey işlemlerin sıralı veya sıralı nitelikleri dahil olmak üzere, insan problemi çözümü ile ilgili bir dizi psikolojik hipotezi betimlemektedir: "Sorun çözücü aynı anda birçok şeyi görebilir, ama yalnızca bir şeyi yapar: tek bir zaman aralığında çözebildiği tek şey" [1]. BİS reseptörleri ve efektörleri, bir işlemci ve belleğe sahiptir; yapısının teorik bilgisayar modellerinden ziyade bilişsel teori tarafından motive edildiği açıktır. BİS, bir görevi çözmek için girdi sembol yapılarını bir çözüm olarak kabul edilen çıkış simgesi yapılarına dönüştürür. Semboller, diğer sembol yapılarını belirleyebilen elemanlar olarak anlaşılır.



**Şekil 1.12 :** David Rumelhart ve James McClelland’ın bağlantıcı geçmiş zaman edinimi modeli

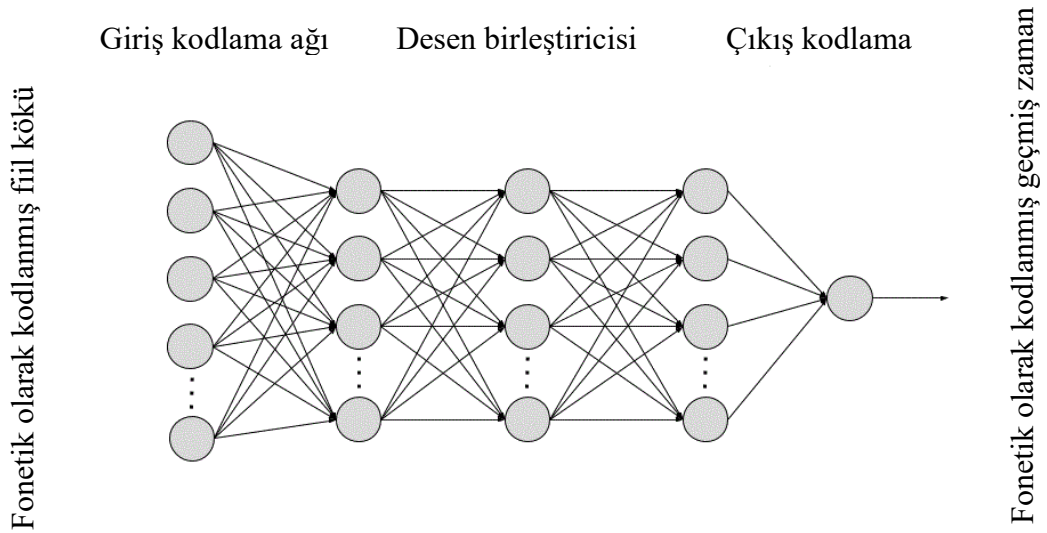
David Rumelhart ve James McClelland tarafından geliştirilen İngiliz fiilleri için geçmiş zamanın edinimi modeli, *bağlantıcı* açıklama simülasyonlarının en etkili örneklerinden biridir. İki hedefe ulaşır. Birincisi; paralel dağıtılmış işlem ağlarının, geçmiş zamanlı kazanımın kognitivist bir açıklamasında varsaydığı açık ancak bilişsel olarak erişilemeyen kurallara bir alternatif sunduğunu. İkincisi; bir ağır eğitiminin insanlardaki zihinsel becerilerin gelişimine nasıl karşılık geldiğini göstermektedir. Basitçe, iki katmanlı bir sinir ağında öğrenme süreci, okulöncesi çocuklarda geçmiş zaman ediniminin üç özel aşamasını yansıtmaktadır. Başlangıçta, konuşmayı öğrenen bir çocuk, nispeten az sayıda geçmiş zamanlı fiil formlarını kullanır; bunların çoğu düzensizdir. Bu aşamada çok az hata yapar. Bir sonraki aşama, çocuğun düzenli fiillerin ve geçmiş formlarının repertuarının hızla genişlemesi ile karakterizedir; bu noktada, bilinmeyen fiillerin geçmiş biçimlerini yaratabilir ancak aynı zamanda yeni kazanılan kuralları aşırı genelleştirir ve bazen düzensiz fiillerin yanlış versiyonlarını üretir (örn. İngilizcede “come” fiilinin “comed” ve “came” geçmiş zaman formları şeklinde kullanımı gibi). Bu nedenle öğrenme eğrisi *U-şekillidir* ve bu da geçmiş zamanlı edinim olgusunu, çocukların yaşlandıkça sergilediği bilişsel görevlerdeki iyileşmeye yönelik telaşsız eğilimin bir erteleme



noktası olarak ilgi çekici kılar [39]. Yetişkinliğe kadar süren geçmiş zamanlı edinimin üçüncü ve son aşamasında, düzenli ve düzensiz formlar birlikte var olmaktadır.

Model, ağın eğitim sürecinde bu aşamaları yansıtacak şekilde oluşturulmuştur; sonraki eğitim aşamalarının sonuçları, tipik bir çocuğun fiilleri geçmiş zamana dönüştürme becerisini kazanma biçimini andırır. Başka bir deyişle, Newell ve Simon'un bilişsel teorisinin aksine, bağlantı kuramı modeli belli bir bireyin performansına tekabül etmez: en başından itibaren genel ve bu nedenle yeni fiilleri açıklar. İki yaklaşım arasındaki bir diğer önemli fark da, bağlantılı modelin, problem çözme aşamasındaki bilinçli adımlardan ziyade edinme aşamalarından oluşmasıdır. Bununla birlikte, her iki model de bazı önemli özellikleri paylaşıyor. Rumelhart ve McClelland, biyolojik olarak esinlenmiş bir hesaplama mekanizması kullanıyor olsa da, sorunun gösterimi sinir sisteminin çalışma şekline itiraz etmektedir.

Bunun yerine, Wickelgren'in olasılık analizine güvenirlere [40] ve her bir akortmayı *Wickelphone* olarak adlandırılan yapısal olarak zengin bir model haline getirirler (Şekil 1.3). Bu, sembolik kuramlar için ortaya çıkmayan önemli bir soruyu çözer, fakat bağlantıcılığa zarar vermektedir [41].



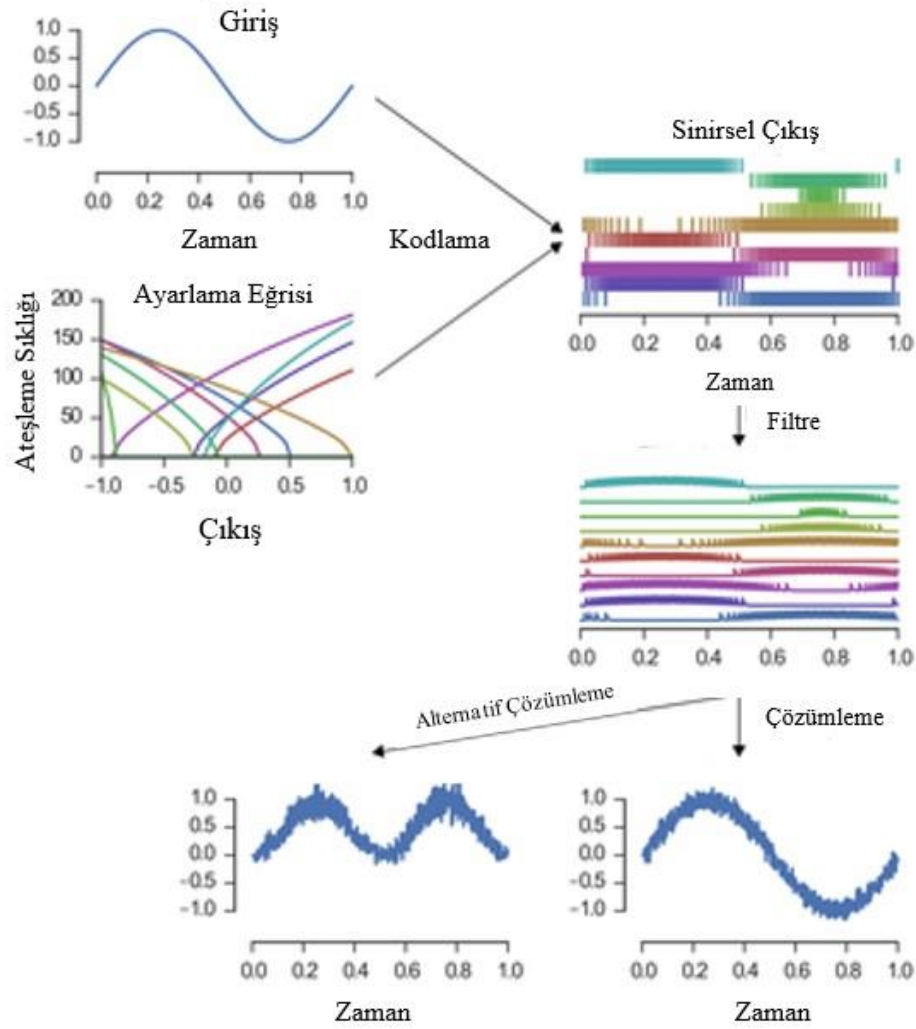
**Şekil 1.13 :** Rumelhart ve McClelland modelinin yapısı.

Modern hesaplamalı sinirbilimde, sinirsel olayların açıklamasında çeşitli (çoğunlukla melez) hesaplama modelleri kullanılmaktadır. Bazıları Izhikevich gibi tek nöronların

hesaplama özelliklerine odaklanır; diğerleri ise tüm nöron gruplarının operasyon seviyesine konsantre olurlar. Sinir sistemlerini tanımlamak için çeşitli yöntemler ve matematik teknikleri kullanılır ve tek bir kapsamlı metodoloji veya teori hakkında konuşmak zordur. Çeşitli sinirsel işlevlerin en ünlü hesaplama açıklaması, Chris Eliasmith tarafından önerilen *Neural Engineering Framework - Sinir Mühendisliği Çerçevesidir (NEF)*.

NEF, üç temel ilkeye dayanmaktadır: (1) Sinirsel gösterimler, doğrusal olmayan kodlama ve optimal doğrusal kod çözme kombinasyonu (temporal ve popülasyon temsillerini içermektedir), (2) sinirsel temsillerin dönüşümleri, bir popülasyon tarafından temsil edilen değişkenlerin fonksiyonları ve (3) sinirsel dinamikler sinirsel temsillerle kontrol teorik durum değişkenleri olarak tanımlanmaktadır.

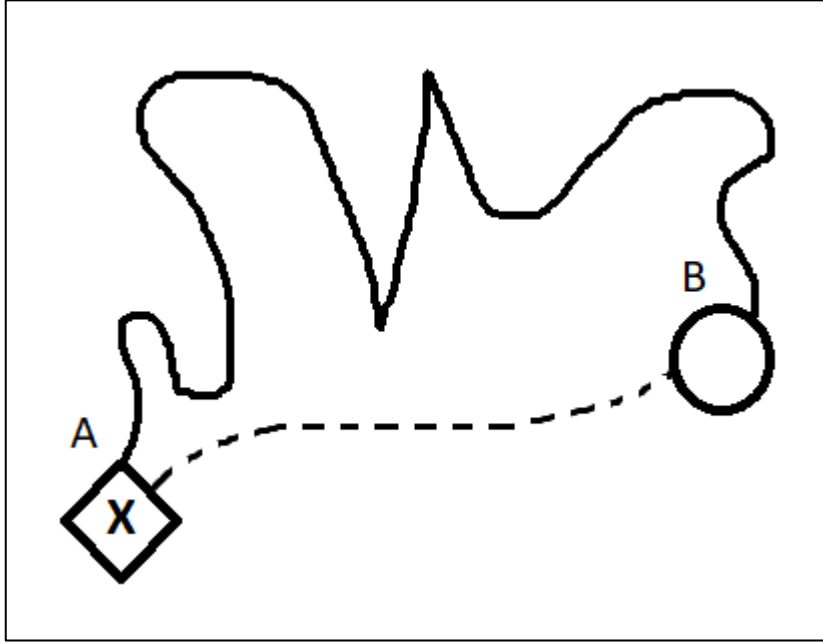
Dönüşüm veya NEF'deki basit hesaplama, doğrusal olmayan kodlama ve optimal doğrusal kod çözme gibi temsillerle aynı koşullarda anlaşılır [42]. Temsil, sinir ağlarının zamansal etkinliğinde bilginin doğrusal olmayan kodlaması olarak modellenmiştir. Hesaplama, "kodlanmış değişkenin rastgele doğrusal veya doğrusal olmayan işlevlerini tahmin etmekten oluşur" iken kimliğin fonksiyonunu tahmin etmek olarak düşünülmelidir. Başka bir deyişle, bir değişkeni temsil ettiğinde, sistem, sinir tırmanış trenlerine kodlandığı için, o değişkenin değerini kod çözme ile ilişkilendirir. Sadece kimlik işlevini değil, kodlanmış girdinin herhangi bir işlevini hesaplayan kod çözücülerine *dönüşümlü kod çözücü* denmektedir.



**Şekil 1.14 :** Chris Eliasmith tarafından önerilen Sinir Mühendisliği Çalışma Çerçevesi

NEF'e dayanan açıklayıcı modellerden biri, sıçan navigasyon sistemi tarafından kullanılan yol navigasyonu ile ilgilidir (Conklin ve Eliasmith tarafından 2005'te sunulmuştur; daha az teknik bir açıklama getirmek için). Sıçanların çevreyi biraz rasgele bir şekilde keşfettikten sonra başlangıç yerlerine dönmesi bilinmektedir; aynı güzergahı geri almaları gerekmemektedir (Şekil 4). Mevcut ipuçları yalnızca kendi hareketleri olduğunda başlangıç konumuna geri dönebilirler; yaygın olarak kabul edilen hipotez, sıçanın zihinsel (veya sinirsel) bir haritadaki çevreyi temsil etmesi ve hareket ettiği anda haritadaki yerini güncellemesi gereken durumlarda. Dolayısıyla, bu gezinme kapasitesi biyolojide çağrıldığından, sıçan, ölüm hesaplama veya yol entegrasyonu yapabilen hayvanlardan biridir (Charles Darwin, hayvanların eylemsiz

seyrüsefer sistemlerine sahip olduklarını varsayarak 1873 yılında öneride bulunmuştur).



**Şekil 1.15 :** Sıçanlar, yiyecek arayışında ortamı araştırdıktan sonra (B) doğrudan başlangıç noktasına (A) dönebilirler. Geri dönüş yolu noktalı çizgi olarak simgelenir.

Son yıllarda geniş alanda kullanıma sunulan robotik bilimi de hesaplamalı bilişsel modellemelerden esinlenerek cisimleşmiş yeni davranış yöntemlerini kullanmaktadır. Robotik modellerin davranışa mekanik açıklamalar getirmesi beklenir. Görev analizi, tam bir açıklama bileşenlerinden yalnızca biridir. Araştırmacılar aynı zamanda çevre özelliklerine ve bilişsel ajanların fiziksel yapısına odaklanmaktadır. Fiziksel etkileşim, sadece simülasyon değil, organizasyonun daha düşük seviyesi için bilişsel görevi basitleştiren bazı özellikleri keşfetmemizi sağlar; aynı zamanda daha üst düzey görevler de oluşturabilir.

Hesaplama, bir dizi bilişsel olguyu açıklamaya ve tahmin etmeye yöneliktir. Açıklamaların kapsamı strateji ile değişir. Klasik bilişsel ve bağlantılı modeller için ampirik veriler sadece bilişsel görev ile ilgilidir. Sinir sistemlerinin ayrıntıları bir kenara bırakılmıştır. Alt düzey basit süreçlerle başlayan modellerde, en azından bir dereceye kadar, hesaplama yoluyla açıklanabilir. Bununla birlikte, robotik ve hesaplamalı sinirbiliminin görev analizini engellemediğini belirtmek gerekir; modelleme ilk etapta hangi tür üst düzey davranışın ortaya çıkması gerektiğini bilmelidir. Açıklayıcı stratejilerin çoğu, bir sistemin girdi ve çıktı verileri cinsinden

davranışını analiz eder (buradaki çıktı, sadece girişin "çözülmesi" değil aynı zamanda motor aktivite olarak da ifade edilebilir). Örnekler ayrıca, girilen verilerin nasıl temsil edildiği ve veriyle ilgilenen işlemin ne kadar etkili olduğuna da odaklanmaktadır.

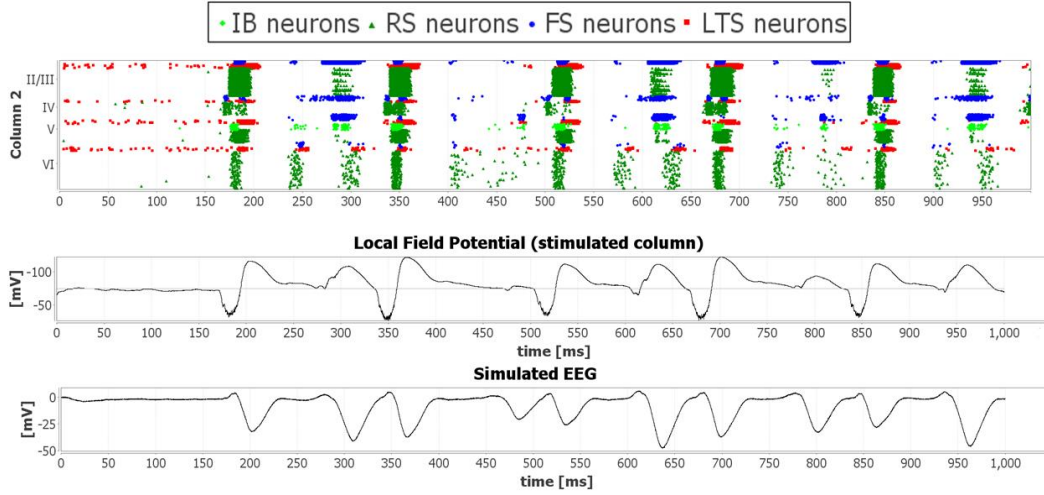
#### **1.4.5 Hesaplamalı bilişsel modelleme üzerine yapılan uluslararası çalışmalar**

Hesaplamalı bilişsel modelleme konusu ve kapsadığı geniş literatür itibariyle bir çok disiplinde yapılan çalışmaların ortak alanı konumundadır. Gerek tıp ve biyoloji, gerekse de psikoloji ve felsefe gibi hem fen bilimleri hem de sosyal bilimler gibi iki ayrı kutupdaki bilimlerin ortak çalışma alanı olabilmektedir.

Tez çalışmamız özellikle neocortex'in hesaplamalı bilişsel modellemesi üzerinden gerçekleşeceği için burada neocortex üzerine yapılan uluslararası çalışmalar incelenmiştir.

Neocortex tıp literatüründe epilepsi hastalığı ile en çok irdelenen bölgedir. Epilepsi hastalığı günümüz tıp yaşantısının üzerinde en çok araştırma yapılmış hastalıkların başında gelmektedir. Epilepsi, özellikle neocortex'in bilgisayar simülasyonuna ihtiyaç duyar bu da hesaplamalı bilişsel modelleme teknik ve yöntemini kullanmasının doğal bir sonucudur.

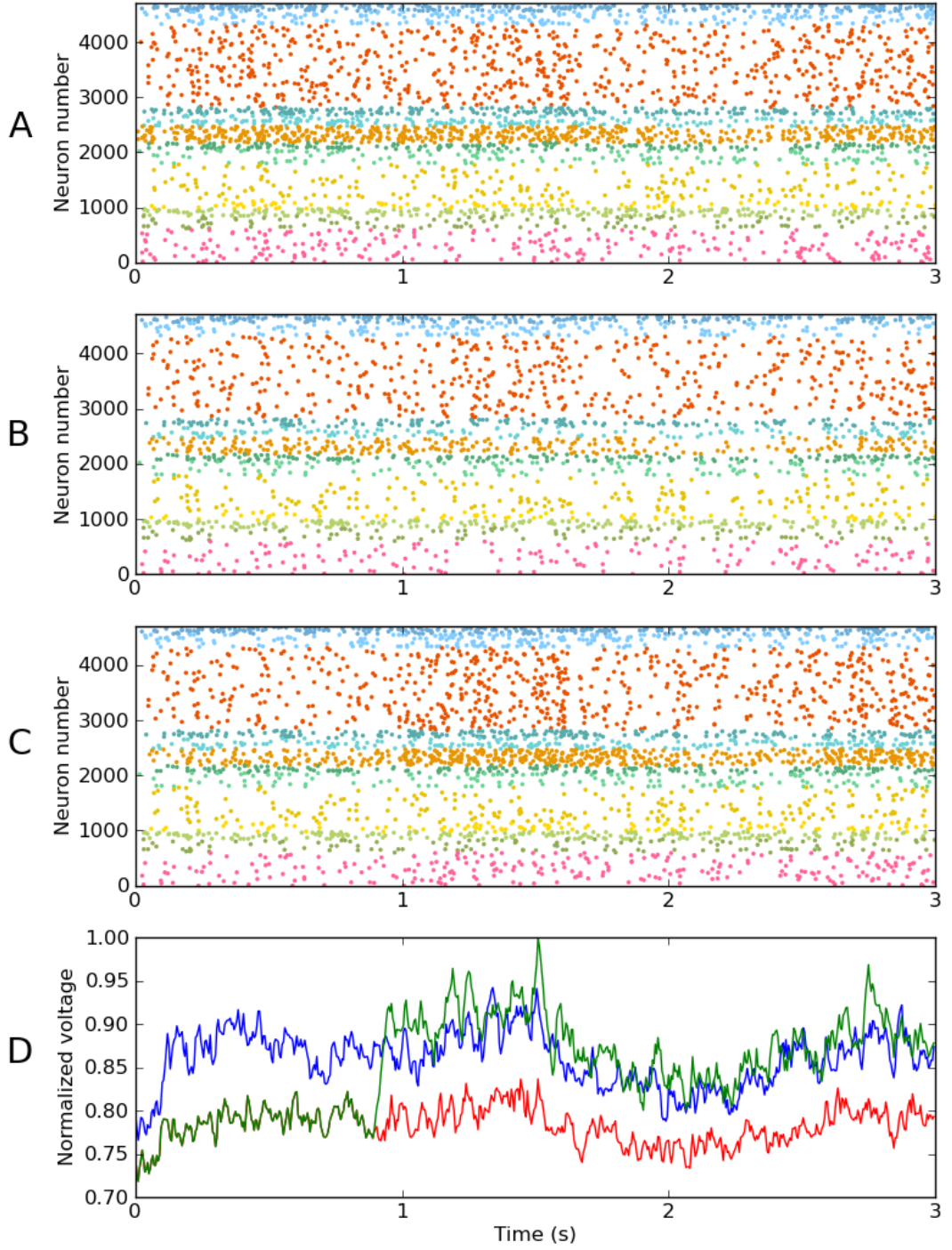
Virginia Commonwealth Üniversitesi'nden Beata Strack epilepsinin hastalık odaklı hesaplamalı bir modellemesini önermiştir [43]. Bu çalışmada neocortex'in çok katmanlı yapısının tüm bağlantı dengelerinin hesaplandığı bir model öneriminde bulunmuş ve çıktı sonuçları ile bunun geçerliliğini kanıtlamıştır. Bu modeli sayesinde epileptiaz aktivitesinin farklı aşamaları, ya inhibe edici blokaj seviyesinin artırılmasıyla ya da NMDA reseptör geliştirmesinin simülasyonu ile elde edilebileceğini belirtmiştir.



**Şekil 1.16 :** Strack'ın önerdiği simülatörde üretilen çıkış örneği. Üst: Bir sütunda nöronların başak şekli; kırmızı noktalar LTS nöronları, mavi - FS nöronları, yeşil - RS nöronları ve açık yeşil - IB nöronlarını temsil eder. Her nokta belirli bir zamanda belirli bir nöron (y eksen) bir başak (x eksen) temsil eder. Hücreler, kolon içindeki katmanlar ve bir katman içindeki tip ile düzenlenir. Orta: Bu sütun için hesaplanan yerel eld potansiyeli. Alt: tüm ağ için hesaplanan EEG sinyalleri.

Hesaplamalı bilişsel modellemeden faydalanan diğer önemli disiplinlerden biri de psikolojidir. Özellikle belirli bir vaka durumuyla ilgili özel bölgelerin simülasyonu için hesaplamalı bilişsel modelleme kullanılmaktadır.

Cliff C. Kerr, Samuel A. Neymotin, George L. Chadderdon ve William W. Lytton tarafından hazırlanmış ortak bir çalışmada neocortex'teki bilgi onarımının hesaplamalı bir modellemesini önermektedir. Bu çalışmada aktivasyon dinamiklerini onarmak için neocortex'in hesaplamalı bir modelini nöroprostatik stimülasyonda kullanıldı, daha karmaşık, doğal stimülasyonun yerini almak için basit tekrarlı bir stimülasyon oluşturuldu. Sonuç olarak, nöronal halka oranları açısından aktiviteyi geri yüklenebildiği keşfedildi. Ayrıca, silikon klon beyni besleyen deneysel olarak kaydedilmiş bir sinyal ile kortikal bir çıktı arasındaki nedensellik restorasyonu olarak ölçülen bilgi işlemeyi geri yükleyebilmiştir.



**Şekil 1.17 :** Bilgi onarımının hesaplamalı modellemesi.

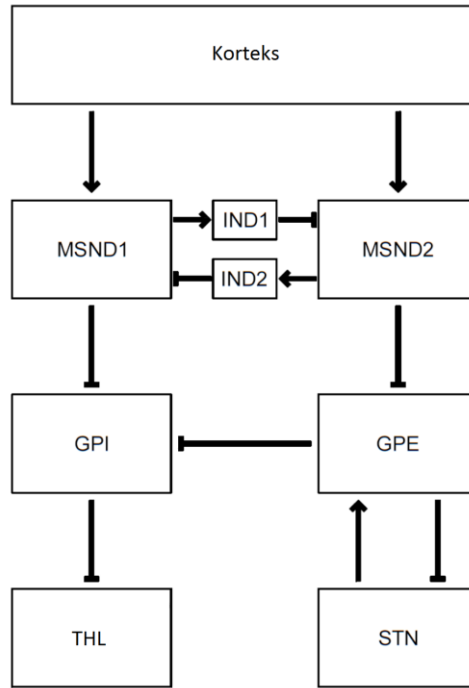
B bölgesini etkileyen bir kortikal alan A hasar gördüğünde, sadece A bölgesinden akan bilgi kaybı değil, aynı zamanda B dinamiklerini destekleyen kritik aktivasyon da kaybolur. Bu normal dinamiklerin yokluğunda, B bölgesinde kortikal işlemler

tehlikeye girecek veya kaybolacaktır. Bu nedenle, nöral protezin ilk görevi, kortikal alanın dinamiklerini ve bilgi işlem kapasitesini yeniden tesis etmektir. Bu çalışma sonucunda, bu dinamikleri basit bir nöroprotez kullanarak geri kazanmanın mümkün olabileceği gösterilmiştir.

#### 1.4.6 Hesaplamalı bilişsel modelleme üzerine yapılan ulusal çalışmalar

Hesaplamalı bilişsel modelleme ülkemizde çeşitli hastalıkların tanısında kullanılmaya başlanmıştır. Beynin işlevsel yolak ve duygu durum modellemelerinin hastalık tanısını daha hızlı çözebileceği modellemeler kullanılmıştır.

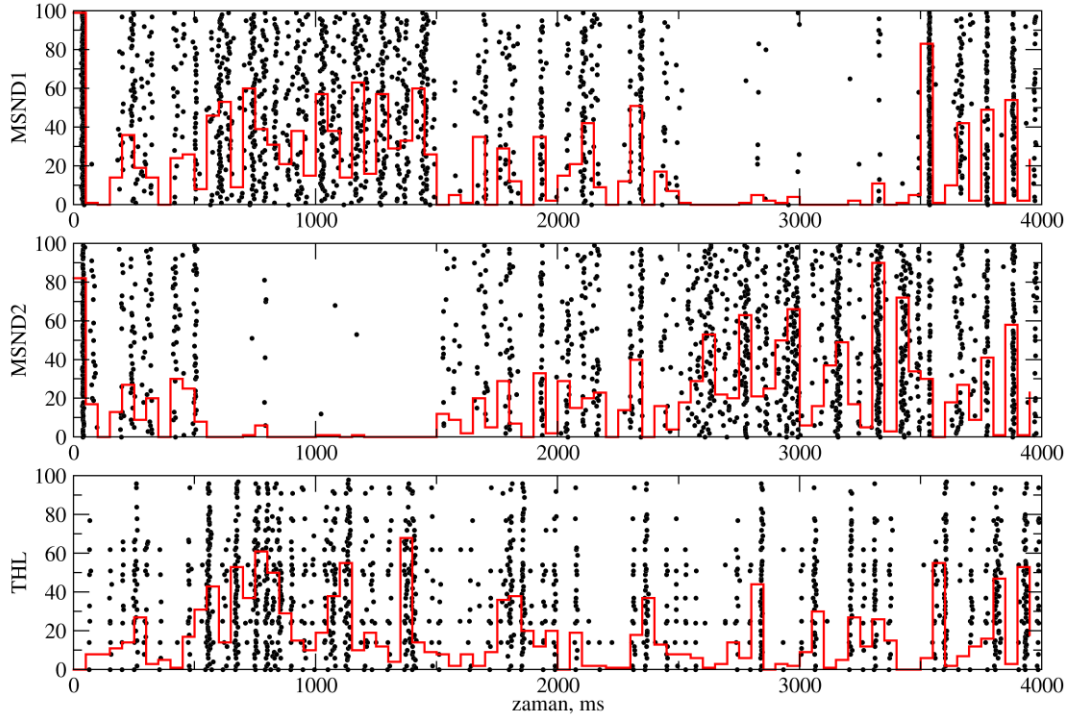
İstanbul Teknik Üniversitesi'nden Rahmi Elibol ve N. Serap Şengör bazal çekirdek devrelerinde dopaminin doğrudan ve dolaylı yollara etkisine ilişkin bir hesaplamalı model oluşturmuştur.



**Şekil 1.18 :** Bazal çekirdek devrelerine ilişkin model. Burada  $\perp$  nöral yapılar arasındaki bastırıcı bağlantıları,  $\rightarrow$  ise uyarıcı bağlantıları göstermektedir.

Özellikle bazal çekirdek devrelerinin motor hareketlerinin oluşması ve denetlenmesinin ötesinde, bilişsel süreçlerde de etkin olduğu yapılan bu çalışmalarda belirlenmiştir. Bu çalışmada ayrıca bazal çekirdeklerin çıkış birimi olan globus pallidus eksterna ve kortekse bilgi ileten talamusdaki faaliyetin dopaminin etkisi ile davranışı değişen doğrudan ve dolaylı yolları nasıl takip ettiğine dair matematiksel bir model oluşturmuştur.





**Şekil 1.19 :** MSND1, MSND2 ve THL gruplarının vuru/zaman grafikleri ve vuru histogramları. DA seviyesi, benzetim süresince farklı durumları temsilen sırasıyla 1, 3/2, 1, 2/3 ve 1 değerlerini almaktadır.

Çalışmada baal çekirdek devreleri ve devreye DA sinirleticisinin etkileri modellenmiştir. Bazal çekirdek devrelerindeki yolakların DA değişimine bağlı olarak THL üzerindeki etkileri gösterilmiştir. Elde edilen model isteğe bağlı motor hareketlerin oluşması, DA eksikliğine ve bazal çekirdeklere bağlı hastakların modellenmesi, karar verme, öğrenme gibi bilişsel süreçlerin ve madde bağımlılığı gibi bozuklukların açıklanmasında kullanılabilir.

Hesaplamalı bilişsel modelleme beyin yardımcı robotik çalışmalarda da ülkemizde önemli çalışmalarda kullanılmıştır. Özellikle karar alma ve karar geliştirme sürecinde tasarlanan algoritmaların ana omurgasını oluşturmaktadır.

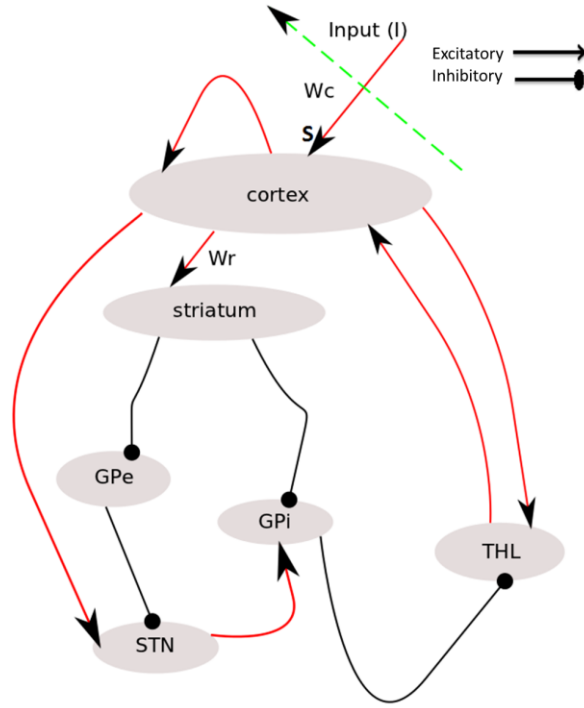
İstanbul Teknik Üniversitesi Elektronik Mühendisliği programı öğrencilerinden Emeç Erçelik, hareket seçilimine ilişkin beyin esinlemeli hesaplamalı modeller ve robotlar üstünden gerçekleştirme adlı lisansüstü tezinde hesaplamalı modelleme kullanmıştır

Emeç Erçelik bu çalışmasında merkezi sinir sistemindeki süreçlerden yararlanılarak oluşturulmuş hesaplamalı modeller ile fonksiyonel açıdan beyni incelemek ve bilişsel süreçler ile davranışsal süreçleri açıklamada bu modellerin faydalı olabileceğini belirtmiştir. Önerdiği hesaplamalı modeli Darwin-OP adında bir donanım robotu üzerinde simülasyonunu gerçekleştirmiştir.



**Şekil 1.20 :** Araştırmada kullanılan robot, Darwin-Op olarak adlandırılan insansı bir robot platformudur. İnsansı robotun sunulan renkleri istenen önceden tanımlanmış eylemlerle birleştirmesi beklenir. Eylemlerle ilişkilendirilecek üç renk kırmızı, sarı ve mavidir. Yeşil renk, eylem seçimi istenen olduğunda verilen ödülün belirtilmesi için kullanılır.

Tanımlanan hesaplamalı model görevinde görevinde robot, kamerasını kullanarak algıladığı renk uyarısına karşılık bir hareket seçmektedir, bu harekete karşılık bir ödül alırsa, sonrasında bu renk uyarısını gördüğünde istenilen hareketi seçmeyi pekiştirmektedir. Görevde tanımlanan hareket seçme işlemi temelde beynin bazal ganglia, talamus ve cortex bölümlerinin etkinliği ile ilişkilendirilmektedir.



**Şekil 1.21** : Bazal çekirdek devresinin blok diyagramı: Bu diyagram cortex ve talamusun alt yapıları arasındaki uyarıcı (oklu yönlendirmeler) ve engelleyici (dairesele noktalar) bağlantıları göstermektedir.

Önerilen hesaplamalı model, bazal çekirdek, talamus ve cortex'in alt yapıları arasındaki ilişkilerden oluşur ve bunların hepsi bir sıçan beyninin parçalarıdır. Bu ilişkilerin şeması Şekil 1.21'de verilmiştir ki bu, Bazal çekirdek, cortex ve talamusun alt yapıları arasındaki uyarıcı (oklu yönlendirmeler) ve engelleyici (dairesele noktalar) bağlantıları göstermektedir. Bu alt yapılar arasındaki bağlantılar, olumlu veya olumsuz katkıya işaret etmektedir.



## 2. HESAPLAMALI BİLİŞSEL MODELLEMENİN NEOCORTEX BAĞLAMINDA YENİ MODELLEME ÖNERİMİ

Hesaplamalı bilişsel modellemenin ilgili disiplinlerdeki çalışmalara verdiği önem düşünüldüğünde, beynin nasıl çalıştığını anlayabilmek için bu tür modellerin kullanılması, bu alandaki bilimsel ilerlemelere son birkaç on yılda önemli katkılarda bulunmuştur. Bilgisayar modellemenin en önemli avantajlarından biri, genellikle tersine çevrilmemiş insan anlayışına meydan okuyan karmaşıklıklarla mücadele yeteneğidir. Milyonlarca nöronun, on binlerce diğer nöronla etkileşime girmesinin, sadece belirsiz sözel terimlerle veya basit kâğıt şemalarıyla konuşarak karmaşık insan bilişi ürettiğini anlabilmemiz oldukça zordur. İklim modellemesinde bilgisayar modellerini kullanma, doğru tahminler yapma ve birçok karmaşık faktörün birbirleriyle nasıl etkileşimde bulunduğunu anlama şüphesiz insan zihninin bilgiyi işleme kapasitesi yanında oldukça muazzam bir başarıdır. Durumun sadece bu faktörle kalmayıp daha üst seviyedeki zihin problemlerini işlemek düşünüldüğünde durumun ehemmiyeti farklı bir boyut kazanmaktadır.

Neocortex, diğer adıyla neopalyum ya da izokorteks, memeli beyninin bir parçasıdır. Beyin hemisferlerinin en dış tabakasını oluşturur ve en dıştan en içte olmak üzere 6 tabakadan meydana gelir. Beyin korteksinin bir parçasıdır. Duyu algılaması, motor emirlerin oluşumu, uzaysal muhakeme, bilinçli düşünme ve dil gibi yüksek fonksiyonların yürütülmesinde görev alır. Neokortex'in bu şekilde üst seviye bilişsel fonksiyonları oluşturması hesaplamalı bilişsel modellememizin temel model kuramını oluşturmaktadır.

Ayrıca bu tip biyolojik sistemlerin çalışma prensiplerinin anlaşılması mühendislik alanında yapay zeka, robotik ya da analiz yöntemleri gibi alanlarda farklı bakış açıları kazandırabilmektedir. Örneğin yapay sinir ağları buna bir örnek olarak gösterilebilir. Bu aşamada hesaplamalı modeller sinirsel yapıyı sebep sonuç ilişkileri içerisinde matematiksel olarak ifade edebilmeye imkan tanır ve beynin işleyişine dair kuramlar koymaya çalışır. Aynı zamanda farklı açılardan kıyaslama imkanı sunar. Oluşturulan hesaplamalı modeller benzetim ortamlarında gerçekleştirilmeye uygundur.

Bu da incelenen yapının çalışma süreci hakkında bilgi edinmemize yardımcı olmaktadır.

Modeller kurulurken farklı amaca yönelik olarak farklı düzeylerde kurulurlar. Hücresel bazda, veya grup bazında ya da grup davranışı bazında ya da iyon kanalı bazında gibi birçok farklı düzeyde oluşturulabilirler. Burada asıl amaç gözlenmek istenen özelliğin hangi seviyede ki etkisinin incelenmek istendiğidir. Bir biyolojik sistemi tüm ayrıntılarına kadar modelleyebilmek mümkün değildir. Bunun için hesapsal model incelemenin amacına yönelik planlanır. Literatürde iyon kanalından kitlesel modellere kadar birçok hesapsal model mevcuttur. Buradaki çalışmamızda beynin üst seviye bilişsel fonksiyonlarından sorumlu olan neocortex sürecinin modellenmesi amaçlanmıştır.

## **2.1 Hesaplmalı Bilişsel Modelleme Uygulaması**

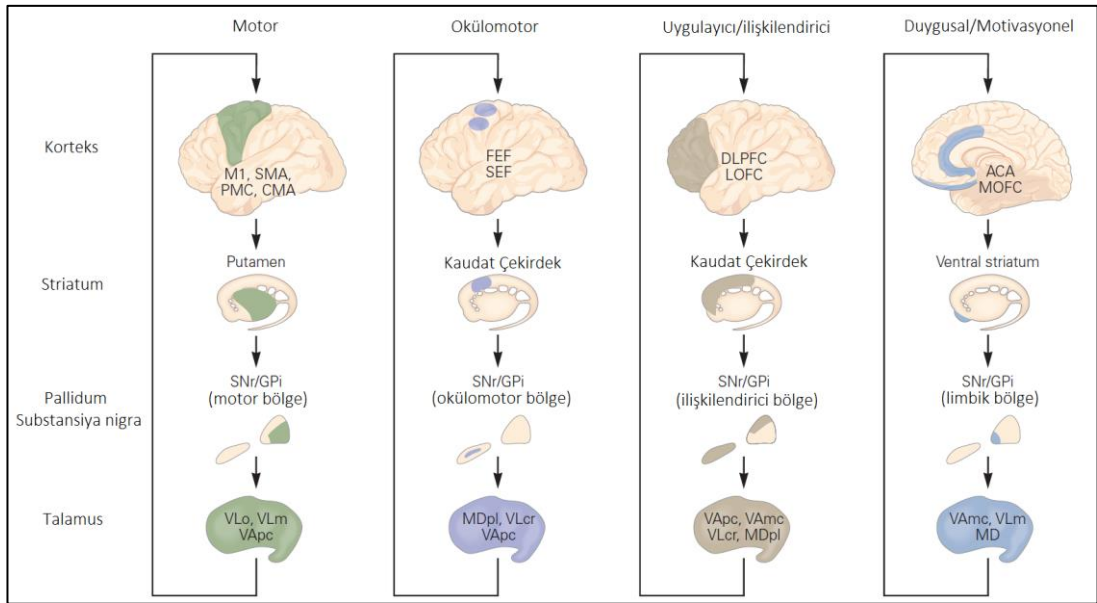
Neocortex bölümünün (bazal çekirdek) hesaplmalı modeli hareket başlatma ve seçme süreçlerindeki etkisine ilişkin önerilen model BRIAN benzetim ortamında oluşturulduğu için bu bölümde ilk olarak BRIAN ortamı hakkında bilgi verilmiş ve neden bu ortamın tercih edildiği açıklanmıştır. Bölümün diğer kısımlarında önerilen modeldeki her bir alt yapının vuru üreten hücre modelleri ile nasıl oluşturulduğu, bağlantı yapısı ve arka plan uyarın ile duyuşsal uyarının nasıl modellendiği anlatılmıştır.

### **2.1.1 İşlevsel Özellikler**

Bilişsel ve motor hareketler bazal çekirdeklerdeki talamokortikal bölümde temsil edilirler ve bu bölümler aslında daha önce bahsettiğimiz gibi bir takım nöral alt yapıların bir araya gelmesi ile meydana gelirler. Bir uyarana hazır olma durumu ya da hazır yanıt üretebilme durumu bu devre içerisindeki sinir hücrelerinin tonik davranışları ile ilgilidir. Bu durum bu bölümün hareket hazırlığı ile ilişkili olduğuna işarettir. Kortikal bölümdeki sinir hücreleri yalnızca uyarıldığında ya da istemli bir hareket gerçekleştirileceği zaman aktif hale geçerler. Sinirsel yolaklar ve çevirimler hareketlerin değerlendirilmesi, ayrık ve ardışıl motor hareketlerin oluşumundan sorumludurlar. Motor hareketlerin oluşumunda bastırıcı (inhibisyon) ve baskılamayı kaldırııcı (disinhibisyon) gibi grupların gerçekleştirdiği karşı baskılayıcı mekanizmalar hareket süreçlerini idare etmektedirler.

Farklı değerlendirme safhaları farklı hazırlayıcı aktiviteler ile ilişkilendirilir. Eylem programı hipotezine göre bu safhalar duysal, motor ve bilişsel safhalar olarak ayrılırlar. Duysal alandaki seçim mekanizması dikkat ve dikkat setleri ile ilişkilendirilir ve farklı dikkat setleri farklı hazırlayıcı aktivitelerin bir sonucudur. Motor bölgede gerçekleşen seçim mekanizması motor hazırlayıcı setler ile ilgilidir.

Farklı safhaların seçilimi farklı çevirimler ile gerçekleştirilir. Bu çevirimlerin oluşmasını Şekil 2.1’de görüldüğü gibi neocortex katmanının işlev modeli elemanları farklı safhalar için özel bölgeler kullanmasına bağlayabiliriz. Bu şekilde farklı safhalarda aynı anda paralel bir şekilde seçim işlemi gerçekleştirilebilmektedir. Motor hareket seçilimi ile ilgili sinir hücresi modelinde ele aldığımızda sinirsel çevirimin striatumun dorsal bölgelerin gerçekleştiğini görürüz. Motor korteksten gelen iletiler, dorsal striatuma oradan da globus pallidusdan geçerek talamusun motor hareketle ilgili VLo, VLm, VApc kısımlarına iletmektedir.

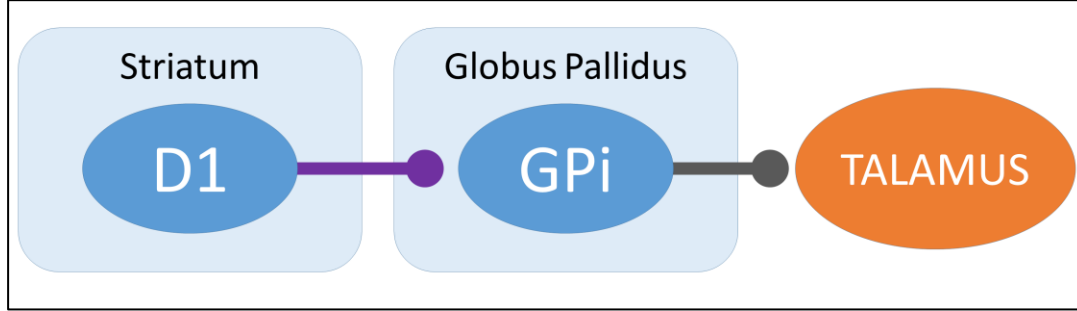


**Şekil 2.1** : Neocortex katmanının şematik gösterimi.

Paralel gerçekleşen seçim işlemi aslında aynı temel prensiplere sahip paralel bölümler üzerinde gerçekleşir. Tüm yolak yapıları ve grup aktiviteleri bu bölümler için aynıdır. Doğrudan yolak, dolaylı yolak, doğrudan üstü yolak bu işlemler sırasında farklı aktiviteler gerçekleştirirler de işlevleri aynıdır.

Şekil 2.2’deki doğrudan yolaktan gelen bağlantıya bakılacak olursa D1 tip hücrelerin globus pallidusun iç parçasını baskıladığını görürüz. Bu etki GPI’nin daha az ateşlemesine ve talamus üzerindeki baskılayıcı etkisinin azalmasına sebep olur.

Sonuç olarak baskılama baskılanmış olur, bu olay baskılamayı kaldırma (disinhibisyon) olarak adlandırılır. Şekil 2.2'deki dolaylı yolağı temsil eden şemayı incelediğimizde GPi'ye subtalamik nükleustan gelen uyarıcı bağlantı arttığında, GPi'nin daha fazla ateşlemesine ve sonucunda talamusun daha fazla baskılanmasına sebep olacağını görmekteyiz.

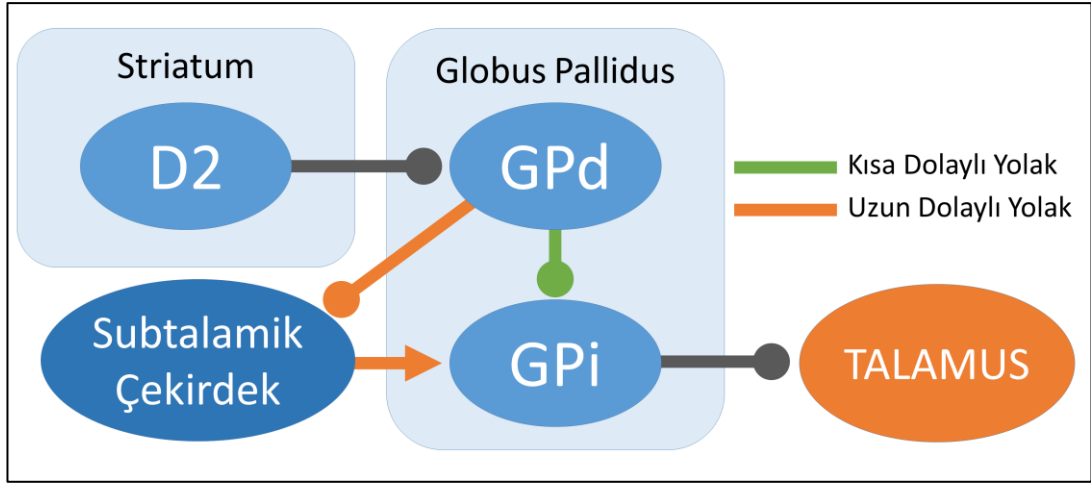


**Şekil 2.2 :** Doğrudan yolağın bağlantılarının şematik gösterimi.

Bu çerçevede doğrudan ve dolaylı yolları göz önüne alırsak: Korteksten gelen bir hareket striatuma ulaştığında striatumdaki aktivitenin artmasına sebep olacak D1 tip hücrelerin aktivitesi arttığında, GPi üzerindeki baskılamaları artacak ve talamusa bu yolla baskılamayı kaldırma (disinhibisyon) uygulayacaktır. Bu etkiyi Şekil 2.2 üzerinden takip edebilirsiniz. Talamus harekete bağlı olarak ateşleme gerçekleştirecektir, bu da doğrudan yolağın hareketin gerçekleşmesini desteklediğini göstermektedir.

D2 tip hücrelerin aktivitesi arttığında GPd üzerindeki baskılamaları artacak, GPd daha az ateşlediğinde subtalamik nükleus üzerindeki baskısı azalacağı için bu bölge daha fazla ateşleyecektir. Subtalamik nükleus da ateşleme arttığında GPi'yi daha fazla uyaracak ve GPi'nin talamusu daha fazla bastırmasına sebep olacaktır. Şekil 2.3'de görüldüğü gibi sonuçta talamus harekete bağlı olarak daha fazla bastırılacaktır. Bu da dolaylı yolağın hareketin gerçekleşmemesi yönünde çalıştığını göstermektedir.



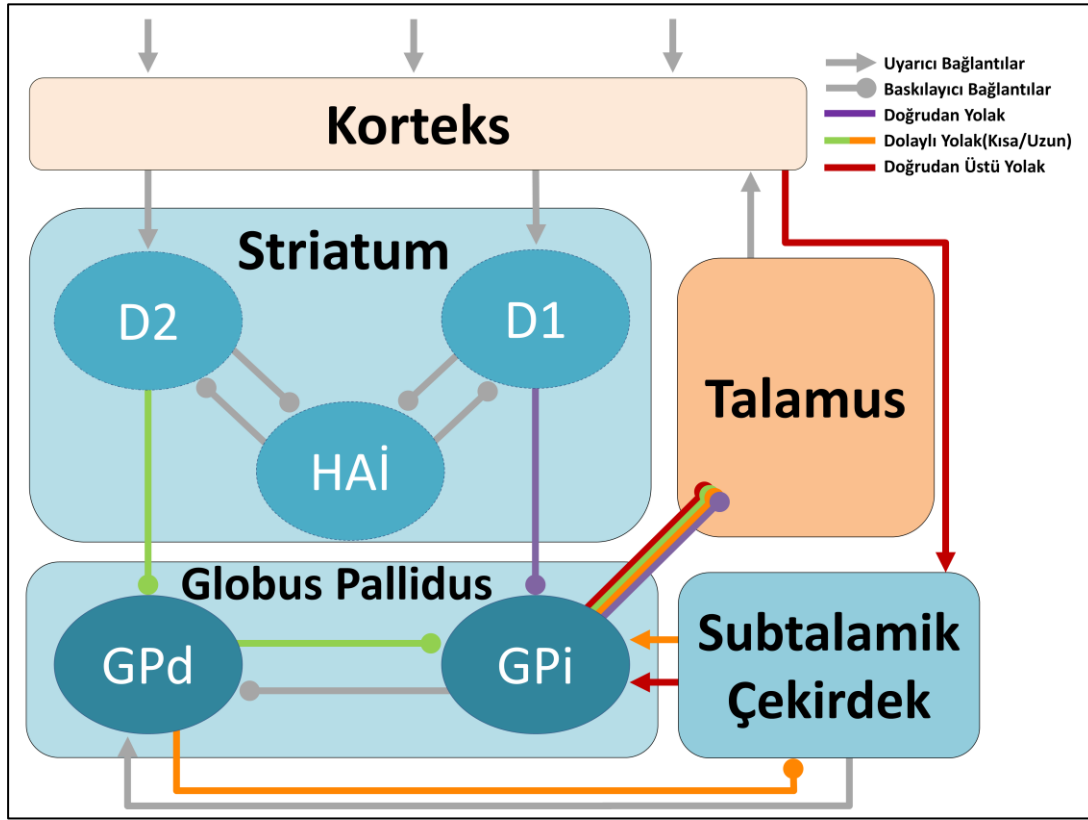


**Şekil 2.3 :** Dolaylı yolağın bağlantılarının şematik gösterimi.

Dolaylı yolak ayrıca uzun ve kısa olarak da ele alınmaktadır, bu yolakların etkisi bir birine yakındır. Şekil 2.3'e baktığınızda kısa dolaylı yolağı yeşil renkte, uzun dolaylı yolağı ise turuncu renkte görebilirsiniz. Bir üst paragrafta bahsi geçen durum, uzun dolaylı yolakta gerçekleşen aktiviteyi temsil etmektedir ve GPd GPi arasındaki geçiş subtalamik nükleustan sağlanır. Ancak kısa dolaylı yolakta GPd GPi ye direk bağlıdır. Bu durumda da yukarıdaki gibi GPd üzerindeki baskılama artarsa GPd'nin GPi üzerindeki baskılaması azalacak yani GPi deki baskılama kalkacak ve GPi daha fazla ateşleyecektir. Bu da uzun dolaylı yolakla aynı işlevi gerçekleştirmekte ve uzun dolaylı yolağı desteklemektedir.

Sinirsel iletimde farklı nörotransmitter maddeler etkin rol oynamaktadır, bunlardan dopamin nöromodülatörü striatum bölgesinde daha çok etki göstermektedir. Ödüle dayalı öğrenme, duygusal durumların motor hareketlere etkisi, bağımlılık gibi durumların oluşumunda dopamin striatumda etkinlik göstermektedir. Dopamin nörotransmitteri motor hareketlerle ilgili çevrimler göz önüne alındığında striatumun dorsal bölgesine substansia nigra pars compacta'dan yapılan bağlantılar ile gelerek striatumdaki nöronların bağlantı karakterlerini etkiler. D1 tip dopamin reseptörü bulunan sinaptik bağlantılar artan dopaminle doğru orantılı olarak daha fazla ateşleyebilir konuma geçerler, D2 tip dopamin reseptörü bulunan sinaptik bağlantılar artan dopaminle ters orantılı olarak daha az ateşleyebilir konuma geçerler. Bu farklılık hareket seçilim safhalarında yolakların aktivitelerinin düzenlenmesini

sağlar. Bu etkileri Şekil 2.4'teki tüm modelin şematik gösterimi üzerinden takip edebilirsiniz.



Şekil 2.4 : Tüm modelin şematik gösterimi.

Striatumdaki dopamin miktarının değişmesi durumunda dopaminin etkilediği hücrelerin davranışları ve buna bağlı olarak yolakların etkinliği değişir. Dopamin miktarı arttığında doğrudan yolak daha aktif hale gelir. Bu durum bir hareketin başlatılmasını kolaylaştırır, tersi durumda ise dolaylı yolak daha aktif hale gelir ve bir hareketin başlatılması daha zor hale gelir. Bu ters etkiye yakından bakarsak dopamin miktarındaki artış ile D1 tip hücrelerin daha fazla ateşlediğini, D2 tip hücrelerin ise daha az ateşlediklerini görürüz. Bu da doğrudan yolağın aktivitesi artarken, dolaylı yolağın aktivitesinin azalması anlamına gelmektedir ki bu ikisi de hareketin oluşumunu destekler yönde etkiler gösterir. Dopaminin azalması durumunda da tersi geçerlidir. Dopaminin çevrim üzerindeki bu etkileri hareket seçiliminin de temelini oluşturmaktadır.

### 2.1.2 Brain

Asli olarak BRIAN ortamı Python dili üzerinde işleyen bir kütüphanedir. Brian2 bu ortamın yeni versiyonudur ve her iki ortam da açık kaynak kodlu yazılımlardır. Python programlama dilinin sunduğu avantajları barındırmakla birlikte Brian ve Brian2 ortamları sağladıkları fonksiyonlarla ateşleyen sinir hücreleri kullanılarak tasarlanan hesaplamalı model kurulumlarını kolaylaştırır. Programın sunduğu hazır fonksiyonlar tek hücre denklemlerinin oluşturulması ve çözdürülmesini kolaylaştırırken, hücre seviyesi sinaptik ağırlıkların değişmesi kurallarının kolay bir şekilde gerçekleşmesine de olanak sağlar [44][45]. Özellikle büyük ölçekte bir ateşleyen sinir hücreleri modeli kurmak MATLAB gibi programlarda kurulum zorluğunun git gide artmasına sebep olurken, Brian2 ortamında fonksiyonların belirli ve tanımlı olması kurulumu kolaylaştırmaktadır. Bu yönü ile Brian2 özellikle ateşleyen sinir hücreleri gibi çok parçalı modellerin oluşturulmasında oldukça ideal bir araçtır. Uygulayıcının yapması gereken hücre tiplerine ait parametre ve denklemleri belirlemek, bağlantı dinamiklerine ait denklemleri ve bağlantı özelliklerini belirlemek ve fonksiyonları kullanarak bunları bir araya getirmektir. Brian2 ortamı bir model oluşturmayı kolaylaştırmak adına alışık olunan programlama dizininden biraz farklı çalışır. Verilen denklem ve parametre değerlerini başta alır ve hafızasında tutarak "run" komutu ile işletir. Bu kullanıcıya ardışıl işlemi kendisi yazmadan modeli gerçekleyebilme imkanı sunar. Bu özellik diğer üst seviye programlama dillerinde olduğu gibi bir esneklik kaybına yol açmakta, bu program için özellikle zamansal müdahaleleri zorlaştırmaktadır. Ancak genel itibari ile kullanımı kolaylaştırmaktadır. Program tüm işlemleri kendi fonksiyonları ile gerçekleştirir. Ancak bu aynı zamanda kullanıcı için bir dezavantaj da oluşturabilir, nitekim işlemin ilerleyişini bilmemekte kullanıcının hakimiyetini kısıtlar. Bununla birlikte kullanıcı tercihe bağlı olarak belirli fonksiyonlar yardımıyla işleyişi inceleyebilir. Kuracağımız modeli Brian2’de yeniden oluşturmamızın sebebi, modelin büyüklüğü sebebiyle oluşan dezavantajları aşmak, uygulanmasını daha kolay hale getirmek ve ileriki aşamalarda kolay bir şekilde üzerinde eklemeler ve değişiklikler yapılabilmesini sağlamaktır. Bununla birlikte modelimizi programlamaya aşina olmayan ama sinirbilimle ilgilenen kişiler içinde kolay kullanılabilir ve değiştirilebilir bir yapıya kavuşturmak amaçlanmıştır. Karşılaştırmanın daha sağlıklı olması amacıyla birbiri ile bağlanmış iki Izhikevich

sinir hücresi modelinin Brian2 ve Matlab ortamlarındaki kodları açıklamalı olarak ekte belirtilmiştir.

## 2.2 Önerilen Hesaplamalı Model

Biyolojik sistemin bütüncül oluşu göz önüne alındığında, farklı etkileri ve bu etkilere karşılık oluşan tepkileri daha sağlıklı gözlemleyebileceğimiz bir model kurmak adına olabildiğince bütüncül bir model kurulmaya çalışıldı. Bu kapsamda model korteksten başlayarak striatumun dorsal kısmını, globus pallidusu, subtalamik nükleusu, bir parametre olarak substansia nigra pars compactayı, talamusu içermektedir ve tekrar kortekse dönerek çevrimini tamamlamaktadır. Her bir parçada o bölgeye ait farklı karakterde hücre tipleri bulunmaktadır.

Modelin tamamı ateşleyen sinir hücreleri ile gerçekleştirilmiştir. Ateşleyen sinir hücreleri modellerinde genel olarak bir nöronun zar potansiyeli davranışı modellenmektedir. Kitlesel modellerde ise tüm grubun davranışı modellenmektedir. Ateşleyen sinir hücreleri modellerinde ise grup davranışı için bir model oluşturulmaz, grup davranışı oluşturulan sinir hücrelerinin karakteristikleri ve bağlantı dinamiklerinin doğal bir sonucu olarak karşımıza çıkar. Böylelikle model grup seviyesi ile hücre seviyesi arasında bir köprü oluşturur. Hücre seviyesindeki değişikliklerin etkilerini grup seviyesinde görmek, hücre bazda gerçekleşen değişiklikleri anlamlandırmamıza ve tüm modele etkilerini yorumlamamıza yardımcı olur.

### 2.2.1 Önerilen sinir hücresi modeli

Bu çalışmada sinir hücrelerinin modellenmesi için Izhikevich sinir hücresi modeli[46][47] esas alınmıştır. Izhikevich sinir hücresi modeli Hudgkin-Huxley sinir hücresi modelinden yola çıkılarak elde edilmiştir. İki diferansiyel denklemle ifade edilir ve Hudgkin-Huxley sinir hücresi modeli ile elde edilebilen birçok sinir hücresi davranışının elde edilebildiği bir hesaplamalı modeldir. Izhikevich sinir hücresi modeli:

$$\begin{aligned}\frac{dv}{dt} &= 0.04v^2 + 5v + 140 - u + I \\ \frac{du}{dt} &= a(bv - u)\end{aligned}\tag{2.1}$$

$$\text{Eğer } v \geq 30\text{mV} \text{ ise } \begin{cases} v \leftarrow c \\ u \leftarrow u + d \end{cases} \quad (2.2)$$

Bu çalışmada ise Izhikevich sinir hücresinin eski formu olan:

$$\begin{aligned} C \left( \frac{dv}{dt} \right) &= k(v - v_r)(v - v_t) - u + I \\ \frac{du}{dt} &= a(b(v - v_r) - u) \end{aligned} \quad (2.3)$$

$$\text{Eğer } v \geq 30\text{mV} \text{ ise } \begin{cases} v \leftarrow c \\ u \leftarrow u + d \end{cases} \quad (2.4)$$

kullanılmıştır. Denklem 2.1 bu formun sadeleştirilmiş halidir.

Izhikevich sinir hücresi modeli Hodgkin-Huxley sinir hücresi modeli ile karşılaştırıldığında hesaplama yükü açısından daha avantajlıdır. Kuracağımız modelin çok sayıda sinir hücresi içermesi sebebiyle bu model çalışmamız için daha uygun olacaktır. Ayrıca diğer sadeleştirilmiş hesapsal modellerin aksine Izhikevich sinir hücresi modeli ile birçok sinir hücresi davranışı elde edilebilmektedir[48]. Hodgkin-Huxley ile kıyaslandığında dezavantajı biyolojik olarak anlamlı parametreler içermemesidir. Hodgkin-Huxley sinir hücresi modelinde yer alan parametreler iyon kanallarının geçirgenlik davranışlarını belirleyen ve biyolojik bir gerçekliğe sahip olan parametrelerdir. Bu bakımdan Hodgkin-Huxley sinir hücresi modeli biyolojik anlamda daha tutarlı olmakla birlikte, bu iyon kanallarını ifade eden diferansiyel denklemlerin fazla oluşu ve eklenen özelliklerle birlikte bu denklemlerin daha da artması işlem yükünü üstel olarak arttırmaktadır. Ve bu artışa hücrelerinde birbirleri ile bağlanması için koyulan yeni dinamik denklemler eklenince, büyük çapta bütüncül bir model kurmak ciddi anlamda işlem yükü gerektirir ve böyle bir modeli benzetim ortamlarında gerçeklemek ciddi süre ve bellek kullanımı artışı anlamına gelmektedir.

Çalışmanın bir amacı da necortex'in etkilerini bütüncül bir model üzerinde gözlemlemek ve hakkında fikir sahibi olmak ve bu modeli sinir bilimiyle uğraşan farklı alanlardaki insanların kullanımına sunarak, model üzerinde değişiklik yapabilmelerini sağlamak olduğu için modelin gerçekleşmesinin kolay olması ve

kısa sürmesi önem teşkil etmektedir. Tüm bunlar göz önünde tutularak tek hücre modellerinin gerçekleşmesinde Izhikevich sinir hücresi modeli kullanılmıştır.

## 2.2.2 Sinir hücresi davranışlarının belirlenmesi ve modellenmesi

Tek hücre davranışları için modeller ortaya konurken her nöral altyapı için belirli sinir hücresi tiplerinin baskın olduğu kabul edilerek gruplar oluşturuldu. Bu şekilde oluşturulan grupların sahip oldukları özel sinir hücresi davranışları, Izhikevich sinir hücresi modelinin parametreleri ayarlanarak ve bazı durumlarda modele yeni parametreler eklenerek elde edildi. Elde edilen modellerin membran potansiyelleri literatürde verilen ölçümlerle kıyaslanarak tek hücre modellerinin uygunluğu sınandı. Tek hücre davranışları büyük ölçüde [49] çalışmasından alınmıştır.

	<i>Krts<sub>ND</sub></i> <i>MA</i>	<i>Krts<sub>GA</sub></i> <i>BA</i>	<i>Str<sub>D</sub></i> <i>I</i>	<i>Str<sub>D</sub></i> <i>2</i>	<i>Str<sub>H</sub></i> <i>Ai</i>	<i>GPI</i>	<i>GP</i> <i>d</i>	<i>ST</i> <i>Ç</i>	<i>Tlm<sub>TL</sub></i> <i>M</i>	<i>Tlm</i> <i>RT</i>
<b>Hücre Sayısı</b>	80	20	100	100	30	100	100	100	80	20
<b>C</b>	50	25	5	10	40	9	8	20	-	5
<b>vr</b>	-60	-56	-	-74	-55	-55	-55	-60	-	-65
<b>vt</b>	-40	-42	-	-	-40	-45	-45	-45	-	-45
<b>k</b>	0.7	0.2	1.1	0.9	1	1	0.8	1	-	0.15
<b>a</b>	2	0.03	0.04	0.05	0.45	3	0.5	0.00	0.05	0.15
<b>b</b>	-2	2	-4	-15	-2	-2	6	0.26	0.26	2
<b>c</b>	-60	-50	-65	-55	-55	-55	-50	-60	-65	-55
<b>d</b>	10	2	0.1	600	2	150	10	2	0	50
<b>vtepe</b>	35	40	40	35	25	20	25	30	35	0
<b>fback(Hz)</b>	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
<b>wback</b>	5	25	20	20	1	10	15	17.5	10	35
<b>T(ms)</b>	14000	5000	1000	1000	500	2000	100	800	6000	5000
			0	0	0	0	0	0	0	0

**Çizelge 2.1 :** Tek hücre modellerinin Izhikevich parametreleri.

### 2.2.2.1 Cortex'teki tek hücre davranışlarının oluşturulması

Korteks grubu oluşturulurken iki tip sinir hücresi yapısı modelde kullanıldı. Bunlar N-metil-D-aspartik asit reseptörlü hücreler NMDA hücreleri ve gamma-Aminobütirik asit reseptörlü hücreler GABA hücreleri olarak adlandırıldılar. NMDA hücreleri genel olarak normal hızda ateşleyen ve uyarın şiddetine göre adapte olan

uyarıcı hücreler olarak literatürdeki [50][51][52] çalışmalar baz alınarak modellendiler. GABA hücreleri ise hızlı ateşleyen bastırıcı hücreler olarak literatürdeki [53] çalışma baz alınarak modellendi. Korteks grubu 100 hücreden oluşturuldu ve içerisinde GABA hücrelerinin bulunma oranı yüzde 20 [54] olarak belirlendi. NMDA ve GABA hücreleri oluşturulurken Izhikevich sinir hücresi modelinin parametreleri ayarlandı. Parametreler için Çizelge 2.1'e bakınız. NMDA ve GABA hücrelerinin membran potansiyeli davranışları için ekte yer alan B.1 ve B.2 grafiklerine bakınız.

### 2.2.2.2 Striatumdaki sinir hücre davranışlarının oluşturulması

Bir hareketin gerçekleştirilip gerçekleştirilmeyeceği esas olarak buradaki aktivitenin sonucunda belirlenir. Bu durum göz önüne alındığında striatumun seçilimin esas gerçekleştiği yer olduğu söylenebilir. Bununla birlikte striatumda seçilimin gerçekleşmesinde önemli etki dopamin nörotransmitterindedir. Bu yüzden striatumdaki hücreler oluşturulurken özellikle dopamine duyarlı oluşları göz önünde tutulmuştur. Striatum bölgesine substansia nigra pars kompakta hücrelerinden gelen dopamin, yeni bir parametre olarak Izhikevich sinir hücresi modeline eklenmiştir. Striatum toplamda 3 gruba ayrılmıştır. Bunlar D1,D3,D4,D5 reseptörlü hücreleri temsil eden D1 grubu, D2 reseptörlü hücreleri temsil eden D2 grubu ve internöronları temsil eden HAI (hızlı ateşleyen internöronlar) grubudur. D1,D3,D4,D5 reseptörlü sinapsların davranışları birbirlerine yakın olduğu için tek bir kalemde toplanmışlardır. D1 için sinir hücresi denklemi:

$$C\left(\frac{dv}{dt}\right) = k(v - v_r)(v - v_t) - u + I + (\Phi_1 g_{DA}(v - E_{DA})) \quad (2.5)$$

$$\frac{du}{dt} = a(b(v - v_r) - u)$$

$$\text{Eğer } v \geq 30\text{mV} \text{ ise } \left\{ \begin{array}{l} v \leftarrow c \\ u \leftarrow u + d \\ d \leftarrow d(1 - L\Phi_1) \end{array} \right. \quad (2.6)$$

D2 için sinir hücresi denklemi:

$$C\left(\frac{dv}{dt}\right) = k(v - v_r)(v - v_t) - u + I + (\Phi_2 g_{DA}(v - E_{DA})) \quad (2.7)$$

$$\frac{du}{dt} = a(b(v - v_r) - u)$$

$$\text{Eğer } v \geq 30\text{mV} \text{ ise } \begin{cases} v \leftarrow c \\ u \leftarrow u + d \end{cases} \quad (2.8)$$

şeklindedir. Denklemlerde yer alan  $f_1$  ve  $f_2$  ifadeleri dopamin miktarlarını temsil eder. Ve bu model  $f_1$  0.3-0.9 ve  $f_2$  0.2-0.85 aralığında iken beklendiği gibi çalışmaktadır.

D1 grubu ve D2 grubu striatumdaki orta boy dikensi sinir hücrelerini temsil ederler. Orta boy dikensi sinir hücreleri uyarı almadıkları sürece suskun olan ve zor ateşleyen, dopamine duyarlı baskılayıcı sinir hücreleridir [55]. D1 ve D2 grubu hücreleri modellenirken [56] çalışması, internöronlar modellenirken [57] çalışması baz alınmıştır. D1 ve D2 sinir hücreleri 100'er hücreden oluşturulmuştur. Bununla birlikte internöronların miktarı bu iki grubun toplamının yüzde otuzu olacak şekilde ayarlanmıştır. Izhikevich parametreleri için Çizelge 2.1'e bakınız. D1,D2 ve FSI hücrelerinin membran potansiyeli davranışlarına ekteki B.3,B.4 ve B.5 grafiklerinden bakabilirsiniz.

### 2.2.2.3 Globus pallidustaki sinir hücre davranışlarının oluşturulması

Globus Pallidustaki hücreler hızlı ateşleyen baskılayıcı hücrelerden meydana gelirler. Özellikle iç parçanın talamusu baskılaması sonucu dinlenim durumlarında istemsiz hareketlerin gerçekleşmesi engellenmiş olur. Talamusa globus pallidusun iç parçası üzerinden gerçekleşen disinhibisyon sonucunda istemli hareket gerçekleşir. Bu sebeple globus pallidus hücreleri sürekli hızlı ateşleyen sinir hücrelerinden oluşurlar [58]. Globus pallidus oluşturulurken iç parçayı temsil eden Gpi ve dış parçayı temsil eden GPd grupları oluşturuldu. Her iki gruba da modelde 100'er sinir hücresi yerleştirildi. Izhikevich parametreleri Çizelge 2.1'de verildiği şekilde ayarlandı. Gpi ve GPd hücrelerinin membran potansiyellerinin davranışlarının gözlendiği grafikler ekte B.6 ve B.7 grafikleri olarak yer almaktadır.

### 2.2.2.4 Subtalamik çekirdekdeki sinir hücre davranışlarının oluşturulması

Subtalamik çekirdekte bulunan hücreler hızlı ateşleyen uyarıcı sinir hücreleridirler. Bu parçanın globus pallidusla yaptığı bağlantılılar, globus pallidus ve subtalamik çekirdeğin ateşlemelerini dengeler bir duruma getirmektedir. Subtalamik çekirdek ile globus pallidusun dış kısmının yaptığı karşılıklı bağlantı genel örüntü üreticine bir örnek olarak gösterilebilir. Subtalamik çekirdekte bulunan hücreler [59] çalışma baz alınarak oluşturulmuşlardır. Izhikevich parametreleri için Çizelge 2.1'e bakınız.



Subtalamik çekirdekdeki hücrelerin membran potansiyeli davranışı için ekte yer alan B.8 grafiğine bakınız.

### **2.2.2.5 Talamustaki sinir hücre davranışlarının oluşturulması**

Talamus bazal çekirdek devresinin çıkış parçasıdır ve seçilen hareket kortekste ilgili motor bölgeye iletilmesini sağlar. Talamus yüzde yirmisi [60] internöronlardan oluşacak şekilde 100 sinir hücresinden meydana gelmektedir. Buradaki internöronlar striatumdaki internöronlar [61] gibi sürekli ateşleyen bastırıcı sinir hücreleri olarak modellenmiştir. Karakteristik talamus hücreleri sürekli ateşleyen uyarıcı hücrelerdir. Uyarılma miktarlarına göre ateşleme sıklıkları değişir ve üzerlerine yapılan bastırıcı etki kalktığında tepki patlaması denen aniden çok fazla ateşlemenin gerçekleştiği durumu oluştururlar. Bu etki Parkinson gibi hastalıklardaki tremor denen titremenin kaynağı olarak düşünülmektedir [62]. Talamustaki hücreler modellenirken bu tepki patlaması (rebound-bursting) davranışını göstermesi esas alınarak modellendiler. Bu yapılırken Izhikevich'in önerdiği tepki patlaması modeli [46] değiştirilerek uygulanmıştır. Izhikevich parametreleri için Çizelge 2.1'e, membran potansiyeli davranışları için ekte yer alan B.9 ve B.10 grafiklerine bakınız. Modeldeki diğer hücrelerden farklı olarak bu hücreler yeni Izhikevich modeli ile modellendiler bu sebeple çizelgede  $k$ ,  $v_r$ ,  $v_t$  ve  $C$  parametreleri yer almamaktadır.

### **2.2.3 Gruplar arası ve grup içi bağlantıların oluşturulması**

Gruplar arası ve grup içi bağlantılar oluşturulurken literatürde yer alan çalışmalardan yararlanıldı. Bağlantı olasılıklarının verildiği Denklem 2.2'de bu olasılıkların referansları da mevcuttur. Bu çalışmalarda bağlantı olasılıklarına yer verilirken, uyarın şiddeti ile ilgili bilgi verilmemektedir. Uyarın şiddeti keyfi olarak uygun grup aktivitesi elde edilecek şekilde ayarlandı. Bunun yapılmasının sebebi uyarın şiddetini bilsek bile bunu mevcut modelde uygulamamızın doğru sonuçlar doğurmayacak olmasıdır. Çünkü gerçekte elde edilen bu değer modelde uygulandığında modeldeki hücre sayısı ve bağlantı sayısının azlığı sebebi ile gerçekteki etkisinden çok daha farklı bir etki gösterecektir.

Bağlantılar (Ok yönünde)	Bağlantı Olasılıkları	Bağlantı Ağırlıkları
<i>KrtsNMDA</i> -> <i>KrtsNMDA</i>	0.2	1
<i>KrtsNMDA</i> -> <i>KrtsGABA</i>	0.2	1
<i>KrtsNMDA</i> -> <i>StrD1</i>	0.45	7.5
<i>KrtsNMDA</i> -> <i>StrD2</i>	0.45	12.5
<i>KrtsNMDA</i> -> <i>StrHai</i>	0.3	0.1
<i>KrtsNMDA</i> -> STÇ	0.2	2
<i>KrtsGABA</i> -> <i>KrtsNMDA</i>	0.2	0.3
<i>KrtsGABA</i> -> <i>KrtsGABA</i>	0.2	0.3
<i>StrD1</i> -> <i>StrD1</i>	0.26	10
<i>StrD1</i> -> Gpi	0.3	25
<i>StrD2</i> -> <i>StrD2</i>	0.15	10
<i>StrD2</i> -> GPd	0.65	15
<i>StrHai</i> -> <i>StrHai</i>	0.15	0.75
<i>StrHai</i> -> <i>StrD1</i>	0.15	0.75
<i>StrHai</i> -> <i>StrD2</i>	0.15	0.75
Gpi -> Gpi	0.2	3
Gpi -> GPd	0.4	4
Gpi -> <i>TlmTLM</i>	1	4
GPd -> GPd	0.15	2
GPd -> STÇ	0.2	30
STÇ -> STÇ	0.1	1.5
STÇ -> Gpi	0.3	1
STÇ -> GPd	0.25	2
<i>TlmTLM</i> -> <i>KrtsNMDA</i>	0.25	1
<i>TlmTLM</i> -> <i>TlmTLM</i>	0.2	1.5
<i>TlmTLM</i> -> <i>TlmRT</i>	0.2	1.5
<i>TlmRT</i> -> <i>TlmTLM</i>	0.2	1
<i>TlmRT</i> -> <i>TlmRT</i>	0.2	1

**Çizelge 2.2 :** Grup içi ve gruplar arası bağlantı olasılıkları ve bağlantı ağırlıkları.

Grup içi bağlantılar oluşturulurken hücreler kendi üzerlerine bağlantı kurmayacak şekilde ayarlandı. Sinaptik bağlantı ağırlıkları dinamik şekilde tanımlandı. Zamanla üstel azalan, öğrenme etkisinin olmadığı bağlantılar oluşturuldu. Bağlantı denklemini aşağıda verildiği gibidir.

$$\frac{dw}{dt} = -w/\tau$$

(2.9)

$w$  parametresi sinaptik ağırlığı simgeler ve sinapsın yapıldığı sinir hücresine gidecek olan akım miktarını belirler.  $\tau$  parametresi iletilen  $w$  değerinin zamanla düşüş hızını belirlemektedir..

#### 2.2.4 Arka plan uyarınının oluşturulması

Modelde kurgulanan gruplar arası bağlantıların yanı sıra nöral alt yapılar farklı bölgelerden gelen bağlantılar da içermektedir. Bununla birlikte eklenen bağlantıların da modelde incelenen işleyiş haricinde gerçekleştirdikleri farklı aktiviteler mevcuttur. Bu gibi bağlantı eksikliklerini telafi etmek ve bazen de olmayan nöral alt yapıları temsil etmek amacı ile hesapsal modellerde poisson dağılımlı arka plan uyarınları kullanılır. Kısaca bu uyarınlara frekans bazında poisson dağılımına sahiptirler ve bu dağılım etrafında ağırlığı sabit veya değişken anlık ya da kısa süreli kare dalgalar şeklinde uyarı verirler. Poisson dağılım fonksiyonu:

$$\frac{\lambda^k e^{-\lambda}}{k!}$$

(2.10)

10Hz'lik bir poisson dağılımlı arka plan uyarısına bakacak olursak, vuruların 100ms (1/10Hz) civarındaki aralıklarla oluştuğunu görürüz. 20H'lik poisson dağılımlı arka plan uyarısını ile uyarılan bir grup Ek C.2'de yer almaktadır.

Bu çalışmada poisson arka plan uyarınının ağırlıkları sabit olarak verilmiştir. Verilen uyarı eklenmeyen bağlantılar olarak düşünülmüştür. Ve nöral alt yapıları ateşlemeye yakın bir bölgeye getirecek şekilde ayarlanmışlardır.



### **3. ÖNERİLEN HESAPLAMALI MODELİN UYGULAMASI**

Bir önceki bölümde modellenecek sinir hücresinde etkin olan nöral alt yapıların her birindeki hücre davranışlarının Izhikevich hücre modelleri ile nasıl elde edildiği ve nöral altyapıların kendi iç bağlantıları ve altyapılar arası bağlantıların nasıl modellendiği anlatılmıştı. Bu bölümde modelin benzetim ortamında gerçekleşmesi sonucu oluşan vuru-zaman grafikleri ve işlevsel ilişkiler irdelenecektir.

#### **3.1 Dinlenme Durumu, Hareket Başlatma ve Dopamin Etkisi**

Modele koyulan tek hücre modellerinin uygunluklarına bakılırken literatürde yer alan çalışmalardan ve yapılan ölçümlerden yararlanıldı. Bu aşamada amaç hücrelerin zar potansiyelleri davranışlarını ve karakteristik yapısını (hızlı ateşleme, yavaş ateşleme, vuru treni üretme vs) modele yansıtılabilmektir. Izhikevich sinir hücresi modeli ile hücreler kurulduğu için tek hücre modellerini sadece zar potansiyeli düzeyinde değerlendirmek mümkündür. Çünkü Izhikevich sinir hücresi modeli hücrenin zar potansiyelini temsil yeteneğine sahiptir ve sahip olduğu parametreler daha alt düzeydeki (iyon kanalı gibi) bir yapıyı temsil etmez ve biyolojik olarak anlamlı değildir. Bu sebeple daha alt düzeyde bir karşılaştırma yapmak da anlamlı değildir.

Grup davranışları büyük ölçüde tek hücre davranışlarının bir sonucudur ve tek hücre davranışları doğrusal olmayan denklemler kullanılarak modellendiği için doğrusal etki gözlenmeyebilir. Farklı aralıklarda grup farklı tepkiler üretebilir. Mesela verilen uyarı miktarı arttıkça ateşleme miktarı o gruptaki tek hücre davranışına bağlı olarak artma yönelimi yanında belirli bir düzeyde durma, azalma veya grup içi bağlantılarında etkisiyle kararsız davranmaya başlayabilmektedir.

Grup düzeyinde model incelenirken bir takım büyüklükler kullanılır. Ateşleyen sinir hücreleri söz konusu olduğunda en yaygın kullanılan büyüklük ölçütlerinden biri ateşleme oranlarıdır. Bu çalışmada ateşleme oranları ile birlikte grupların genel frekans yanıtları da biyolojik bulgularla kıyaslama için kullanılmıştır.

Grup düzeyinin de üzerinde bütüncül olarak modelin belirli fonksiyonları gerçekleştirip gerçekleştirmediğine bakmak için ya mantıksal çıkarımlar yapılır (örn. Hareket seçilimi) ya da aynı fonksiyon için biyolojik sistemin verdiği cevaplar ile kıyaslanmaktadır.

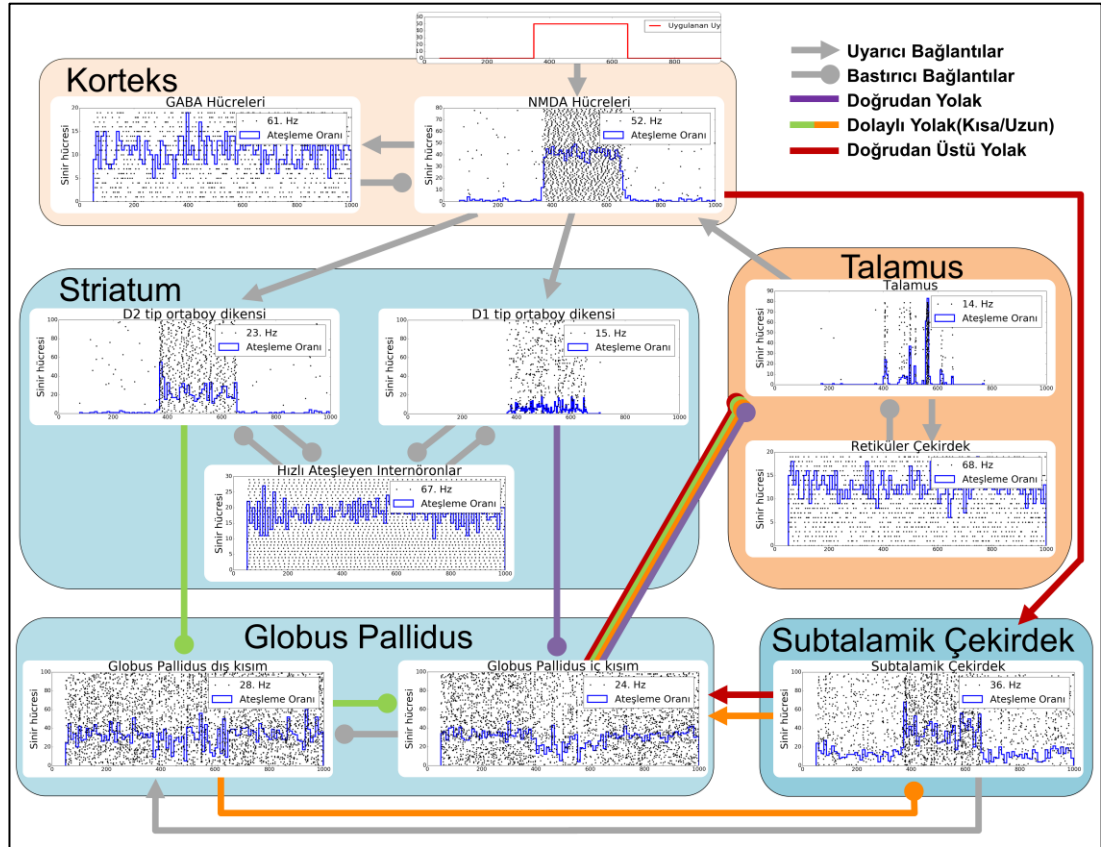
Oluşturulan sinir hücresi modelinde striatum bölgesi özellikle dopamine duyarlı olacak şekilde modellendi. Bu çalışmada motor hareket ile ilgili süreçler göz önüne alındığından dopamin salgılanmasının substansia nigra aracılığı ile olduğu durum gözönüne alınmıştır. Ancak daha öncede belirttiğimiz gibi substansia nigra modelde yer almamaktadır. Sadece dopamin etkisi bir parametre ile temsil edilmiştir ve striatuma etkisi bu şekilde eklenmiştir.

Şekil 3.1, 3.2 ve 3.3’de uygulanan uyarı dışındaki zaman aralıklarında (50-350 ms ve 650-1000ms) oluşturulan modelin dinlenim durumunda yani korteks bölgesinden motor hareket için hiçbir uyarım gelmediği durumda nasıl vuru ürettiğini gösteren vuru-zaman grafikleri ve ortalama frekans bilgileri bulunmaktadır. Vuru-zaman grafiklerinde yatay eksen zamanı, dikey eksen ise ateşleyen sinir hücresinin numarasını vermektedir. Zaman ekseninin en ufak dilimi Brain2 programın ardışıl işlemler için genel belirlediği 0.1 mili saniyedir. Sinir hücresi numaraları ise sadece sinir hücresini adreslemek için kullanılır, herhangi bir büyüklük ifade etmez. Grafik içerisindeki mavi çizgi 10 ms aralıktaki toplam vuru sayısını simgeleyen, histogramik ateşleme oranı grafiğidir.

Modelde beklendiği gibi korteks uyarı almadığı durumda glutamerjik NMDA reseptörlü hücreler suskun ve kortekste yer alan Gabaerjik sinir hücreleri hızlı ateşler durumda. Korteksten gelen işaretin yansıdığı (proje) striatum bölgesindeki dikensi hücreler uyarı almadıkları durumda suskun, uyarı aldıklarında ise vuru treni oluşturan dikensi hücrelerden meydana gelmektedir. Korteks bu nöronlara uyarıcı etkide bulunmaktadır ve şekilde de görüldüğü gibi korteks suskun olduğu için beklenildiği gibi bu dikensi hücrelerde suskun durumdadırlar. Striatumdaki internöronlar ise beynin genelindeki bastırıcı etkiye sahip olan internöronlar gibi hızlı ateşleyen hücrelerdir.

Striatumda bulunan D1 ve D2 reseptörlü dikensi hücrelerin iletim yaptıkları yerler farklıdır. D1 tip hücreler globus pallidusun iç kısmına, D2 tip hücreler ise globus

pallidusun dış kısmına baskılayıcı bağlantı kurarlar. Bu da striatumdaki aktivitenin iki yoldan globus pallidusa girerek baskılama gerçekleştirmesini sağlar. Şekilde görüldüğü üzere striatuma korteksten gelen bir aktivite olmadığı için striatum suskun ve dolayısı ile globus pallidustaki hızlı ateşleyen hücreler üzerinde baskılama etkisi gözükmemektedir. İç ve dış kısmın birbirleri ile olan bağlantıları da hızlı ateşleme gerçekleştiren bu iki hücre grubunun belirli bir seviyede ateşleme gerçekleştirmesini sağlamaktadır. Öte yandan globus pallidusun iç ve dış kısımlarını uyaran subtalamik çekirdek korteksten gelen ve doğrudan üstü yolağı oluşturan bağlantıdan da uyarı gelmediği ve globus pallidusun dış kısmı tarafından baskılandığı için düşük düzeyde ateşlemektedir. Kortekse seçilen iletimi yansıtan talamus, hızlı ateşleyen hücrelerden oluşur ancak Şekil 3.1’de görebileceğiniz gibi globus pallidusun iç kısmı tarafından baskılandığı için ateşleme gerçekleştirememektedir. Talamus hücrelerinin ateşleme yapabilmesi GP’nin iç kısmının baskılanmasına bağlıdır. Talamusta bulunan retiküler çekirdek ise diğer internöronlar gibi hızlı ateşleyen baskılayıcı hücrelerdir. Bu hücreler bölgedeki diğer hücreleri baskırlar ve diğer ateşleyici hücreler tarafında uyarılırlar, bu mekanizma uyarıcı etkisi olan hücrelerin çok fazla ateşlemelerini önlemektedir.



Şekil 3.1 : Normal dopamin düzeyinde modelden elde edilen sonuçlar.

Şekil 2.1’de verilen grafikler striatumdaki dopamin düzeyinin normal seviyede olduğu ve kortekse bir uyarı verildiğindeki durumu göstermektedir. Bu uyarı hareket kalıbını temsil etmektedir. Şekilde uygulanan uyarı sürecinde korteksin daha fazla ateşlediği görülmektedir. Korteksin NMDA hücrelerinde gerçekleşen bu aktivite bağlı olduğu diğer gruplara da yansımaktadır. Gaberjik hücrelerde uyarının verildiği zaman aralığında ateşlemenin arttığı ateşleme oranı histogramından görülebilmektedir. NMDA hücrelerinin bağlantı kurduğu Striatumdaki D1 ve D2 tip dikensi hücreler uyarının geldiği aralıkta birbirlerinden farklı şekilde olmakla birlikte daha aktif hale geçerler. Bu zaman aralığında D1 tip hücreler daha fazla ateşlerler, ve etki ettikleri bölgeleri daha fazla bastırırlar. D1 tip hücrelerin bağlantısı GP’nin iç kısmına olduğu için bu bölgedeki sürekli ateşleyen hücreleri bir miktar bastırır. Bu baskılama sonucunda talamus üzerindeki GP baskılaması azalır ve talamus bu zaman aralığında ateşleyebilir hale gelir. D1 üzerinde GP’nin iç kısmı yoluyla talamusa ulaşan doğrudan yolağı Şekil 2.2 üzerinden mor renkli işaretleri izleyerek takip edilebilmektedir.

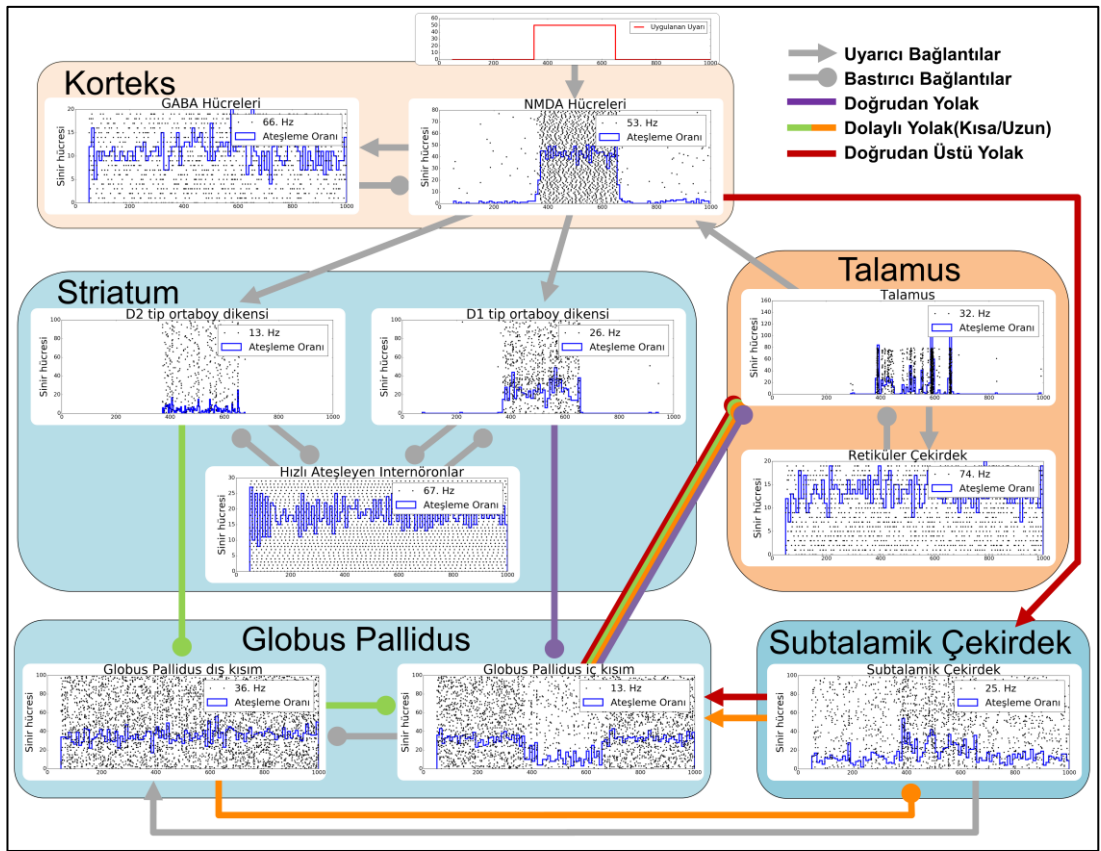
Diğer yandan D2 tip hücreler GP’nin dış kısmına iletim gerçekleştirilmektedir. Buradan da GP’nin iç kısmına iki farklı yol ile bağlantı kurulur. Bunlar Şekil 3.1’de yeşil renkle gösterilen kısa dolaylı yolak ve turuncu renk ile gösterilen uzun dolaylı yolaktır. Kısa dolaylı yolakta GP’nin dış kısmı direk GP’nin iç kısmına bağlanır. Uzun doğrudan yolak ise sırasıyla GP dış kısım ve STN üzerinden GP’nin iç kısmına bağlanır. Bu yolları ve yaptıkları etkileri 2. Bölümdeki Şekil 2.2’den de takip edilebilmektedir.

GP’nin dış kısmı şekilde olduğu gibi D2 tip hücreler tarafından bastırılırsa ateşleme miktarları düşer ve (1) GP’nin iç kısmına olan baskılamaları azalır (kısa dolaylı yolak), (2) Subtalamik çekirdeğe olan baskılamaları azalır, böylece daha aktif olan subtalamik çekirdek GP’nin iç kısmını daha fazla uyarır (uzun dolaylı yolağın etkisi). Kısa ve uzun dolaylı yolağın ikiside böylelikle aynı etkiyi göstermiş olur, GP’nin iç kısmının daha fazla ateşlemesine sebep olurlar. Bu etkiyi dopamin düzeyinin az olduğu Şekil 3.3 üzerinde daha baskın bir şekilde gözlemlenebilmektedir.

Böylelikle doğrudan yolağın bir hareketin başlatılmasında aktif rol alırken dolaylı yolağın hareketi baskıladığını görürüz. Bu da bize istemli hareketlerin nasıl gerçekleştiği ve bu sırada istemsiz hareketlerin nasıl bastırıldığı hakkında fikir vermektedir.



Öte yandan subtalamik çekirdeğe direk korteksten gelen bağlantı korteks uyarıldığında bunu subtalamik çekirdeğe yansıtır. Doğrudan üst yolak denen ve striatuma uğramayan bu yapıdan 2. Bölümde bahsetmiştik, Şekil 2.4'e bakınız. Burada korteksten gelen uyarının subtalamik çekirdeği uyardığı görülmektedir ve bu uyarı GP'nin iç kısmının daha fazla uyarılmasına sebep olmaktadır. Dolayısıyla bu yolak uyarı sürecinde talamusun daha fazla baskılanmasını sağlar. Bu bağlantı diğer yollardan daha hızlı GP'nin iç kısmına ulaşır ve hareket seçilim sürecinde işlem gerçekleşmeden önce öncü olarak hareketleri bastırdığı öngörülmektedir.



Şekil 3.2 : Yüksek dopamin düzeyinde modelden elde edilen sonuçlar.

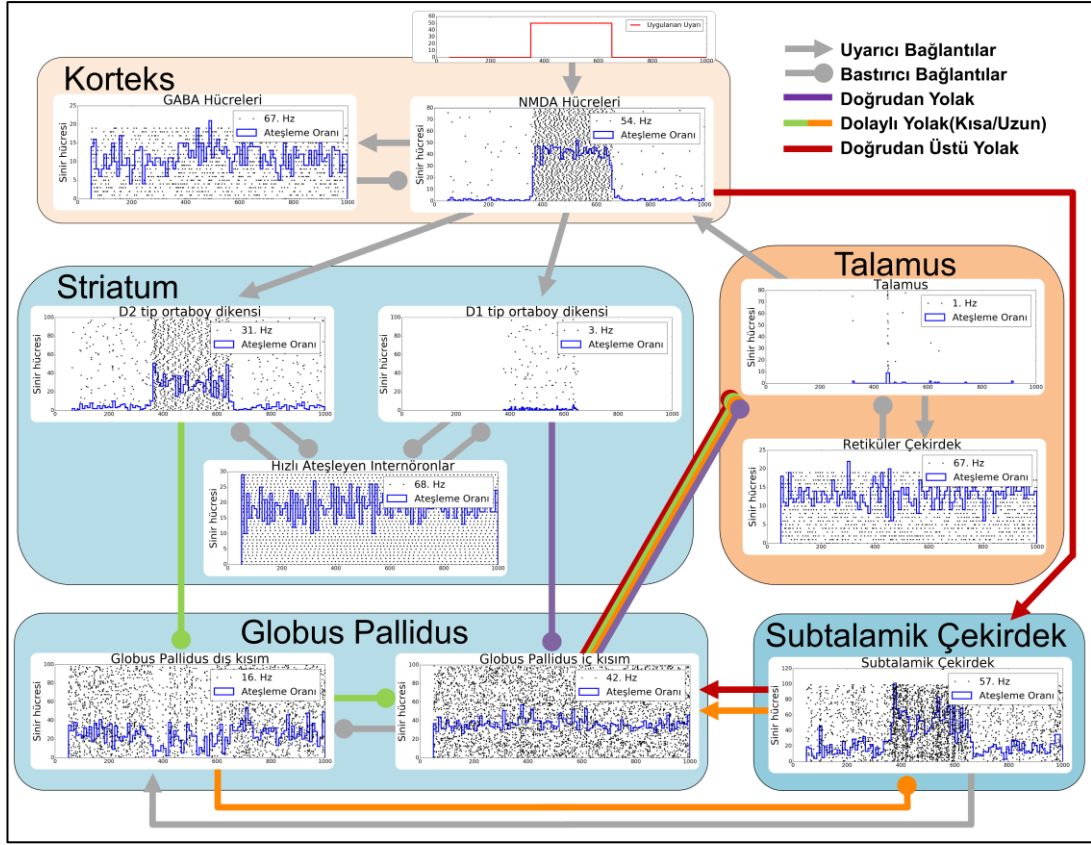
Dopamin seviyesi yükseltilip aynı uyarı uygulandığında model Şekil 3.2'deki gibi davranmaktadır. Korteksten gelen uyarı benzer olmasına rağmen striatumdaki hücrelerin bu uyarana tepkisi daha farklı olmuştur. Bunun sebebi 2. ve 3. Bölümde bahsettiğimiz gibi striatum hücrelerinin dopamine duyarlı olmalarıdır. D1 tip dikensi hücrelere iletilen dopamin miktarı arttıkça bu hücrelerin geçirgenlikleri de artar ve bir uyarı aldıklarında daha fazla ateşleme gerçekleştirirler. D2 tip dikensi hücreler ise bunun tam tersi etki gösterirler. Yani artan dopamin miktarı ile birlikte

geçirgenlikleri azalır ve gelen bir uyarıya daha az tepki verirler, daha az ateşlerler. Bu etki Şekil 3.3'teki striatum ile Şekil 3.1'de normal dopamin seviyesindeki striatum davranışları karşılaştırıldığında açıkça görülmektedir. D1 tip hücreler daha fazla ateşlerken, D2 tip hücreler daha az ateşler hale gelmişlerdir. Bunun sonucunda dikensi hücrelerin bağlantı kurdukları hücrelerde farklı tepkiler göstermektedirler.

D1 tip hücrelerin bağlandığı GP'nin iç kısmındaki hücreler daha az ateşleme gösterirler. Buna bağlı olarak talamus üzerindeki baskılama kalkar ve uyarının geldiği süreçte daha aktif hale gelir. D2 tip hücrelerin bağlandığı GP'nin dış kısmındaki baskılama kalktığı için bu bölge daha fazla ateşler ve GP'nin iç kısmını daha fazla baskılar. Sonuç olarak talamusun üzerindeki baskılama azalır ve talamus daha aktif hale gelir. Burada doğrudan yolak ve dolaylı yolak benzer etki gösteriyor gibi gözükse de aslında değişen dopamin miktarı ile doğrudan yolağın etkinliğinin artması ve dolaylı yolağın etkinliğinin azalması benzer etkiler ortaya çıkarmışlardır. Öte yandan subtalamik çekirdeğin korteksten gelen uyarı değişmediği halde daha az ateşlediği görülmektedir. Bu etki GP'nin dış kısmından gelen baskılamanın artmasından kaynaklanmaktadır ve bu sayede subtalamik çekirdek GP'nin iç kısmını daha az uyarır. Uzun dolaylı yolağın da kısa dolaylı yolak ile benzer işlevi gördüğü burada da görülmektedir.

Bu süreç hareketlerin başlatılmasını kolaylaştırmakla birlikte istemsiz hareketlerin baskılanmasını da zorlaştırır. Striatumun geneline yayılmış kronik bir dopamin fazlalığı Huntington Koresi gibi motor hareket rahatsızlıklarının belirtilerinden birisidir ve model bu hareket bozukluğunu sadece dopamini ayarlayan parametrenin değişimi ile kısmen gösterebilmektedir.

Dopamin seviyesi düşürüldüğünde ve kortekse aynı uyaran verildiğinde modelin davranışını gösteren grafikler Şekil 3.3'te verilmiştir. Dopamin seviyesi düşürüldüğünde striatumdaki D1 ve D2 tip hücrelerin davranışları beklendiği gibi yüksek dopamin seviyesinin aksi yönde değişmektedir. Normal seviye ile kıyasladığımızda D1 tip hücrelerin daha az ateşlediklerini ve D2 tip hücrelerin daha fazla ateşlediklerini görürüz. Buna bağlı olarak da D1 tip dikensi hücrelerin bağlandığı GP'nin iç kısmındaki hücrelerin üzerindeki baskılamanın kalktığı ve GP'nin iç kısmının talamusu daha fazla baskıladığını Şekil 3.3 üzerindeki mor renkle temsil edilen doğrudan yolağı takip ederek görülebilmektedir.



**Şekil 3.3 :** Düşük dopamin düzeyinde modellenen sonuçlar.

Dolaylı yolak üzerinden takip ettiğimizde ise D2 tip dikensi hücrelerin artan ateşleme miktarları ile birlikte GP'nin dış kısmını, normal dopamin seviyesindeki duruma göre daha fazla baskıladıklarını görürüz. Bu durumda kısa yolakta GP'nin dış kısmı baskılandığı için iç kısma uyguladığı baskılama kalkar ve daha fazla ateşleyen GP'nin dış kısmı talamusu daha fazla bastırır. Benzer etki uzun dolaylı yolak üzerinde de görülür. GP'nin dış kısmından gelen baskılamanın azalması ile birlikte subtalamik çekirdek daha fazla ateşler ve GP'nin iç kısmını daha fazla uyarır. Sonuç olarak talamus daha fazla baskılanır.

Bu süreçte ise yüksek dopamin seviyesinde olanın aksine hareketin başlatılması zorlaşmaktadır ve istemli, istemsiz tüm hareketler bastırılmaktadır. Striatumun geneline yayılmış dopamin eksikliği Parkinson Hastalığı gibi motor hareket bozukluklarının belirtilerinden birisi ve bu etki model üzerinde dopamin parametresinin değişimi ile kısmen elde edilebilmektedir.

Bu bölümde yer alan farklı dopamin durumlarındaki genel frekans yanıtları her bir nöral alt yapının sağ üst köşesinde belirtilmiştir. Her bir durum için 20 kez model işletilerek frekans yanıtlarının ortalama değerleri Çizelge 3.1'e kaydedilmiştir.

Çizelgede normal dopamin seviyesinde model dinlenme durumundadır, herhangi bir uyarın ile uyarılmamıştır. Düşük ve Yüksek dopamin seviyelerinde uyarın verilerek frekans yanıtları incelenmiştir. Bu frekans yanıtları bir başka hesaplamalı model çalışması [62] ile karşılaştırılmış ve yakın sonuçlar elde edilmiştir.

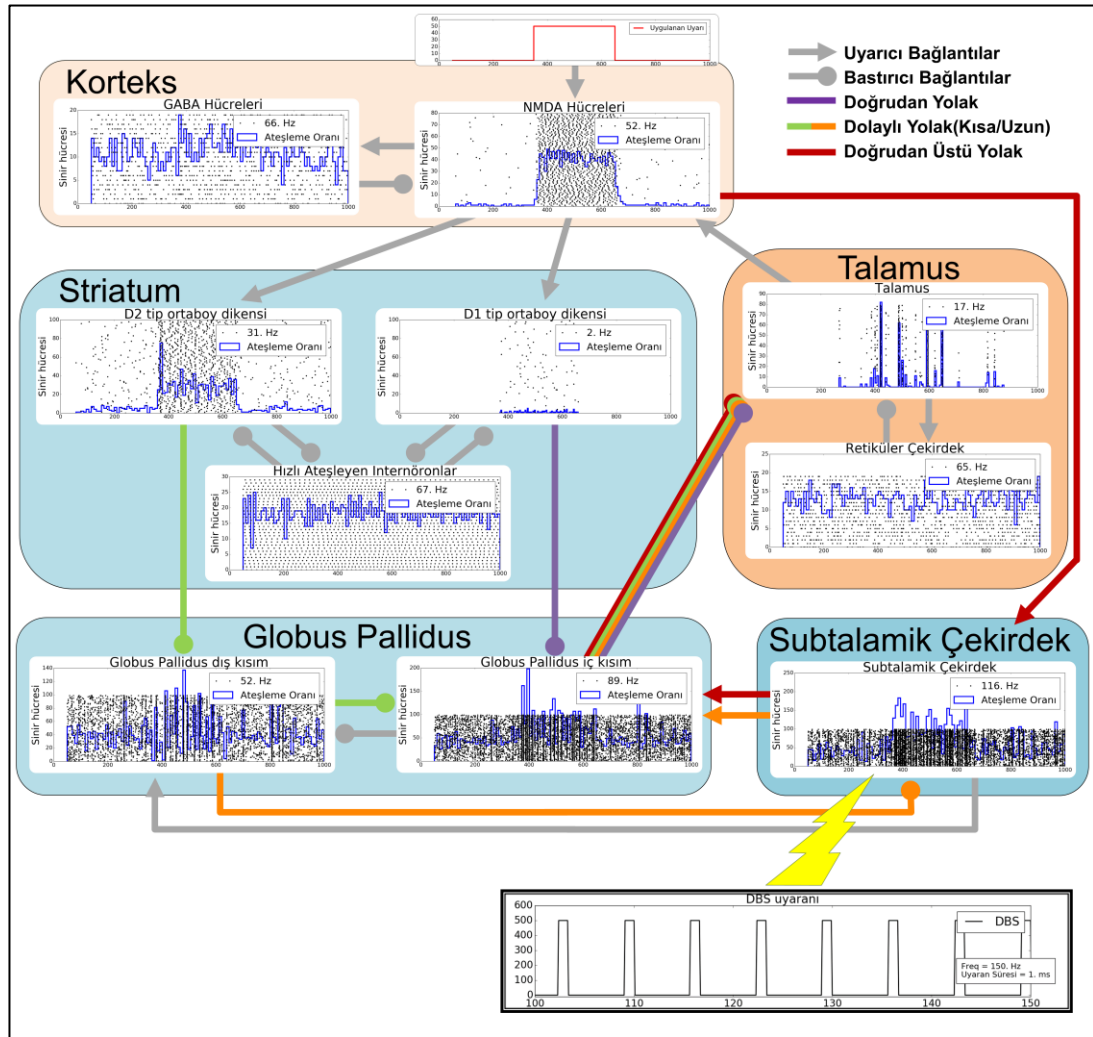
	<b>Düşük Dopamin Seviyesi</b>	<b>Normal Dopamin Seviyesi</b>	<b>Yüksek Dopamin Seviyesi</b>
<i>Krts<sub>NMDA</sub></i>	~55Hz	~1Hz	~55Hz
<i>Krts<sub>GABA</sub></i>	60-70Hz	50-55Hz	60-70Hz
<i>Str<sub>D1</sub></i>	2-5Hz	~1Hz	25-35Hz
<i>Str<sub>D2</sub></i>	~30Hz	~1Hz	~13Hz
<i>Str<sub>HAi</sub></i>	~66Hz	~60Hz	65-70Hz
GPi	~40Hz	~35Hz	10-15Hz
GPd	~18Hz	~35Hz	35-40Hz
STÇ	~55Hz	10-15Hz	~25Hz
<i>Tlm<sub>TLM</sub></i>	~1Hz	~1Hz	25-45Hz
<i>Tlm<sub>RT</sub></i>	65-70Hz	65-70Hz	~70Hz

**Çizelge 3.1 :** Grupların genel ateşleme frekans yanıtları.

### 3.2 Önerilen Modelin Nihai Uygulaması

Dopamin miktarı azaltılan model ile bir üst seviye bilişsel düşünme modeli öngörülerek, neocortex modeli üzerinde gerçekleştirilmeye çalışılmıştır. Bunun için model üzerindeki subtalamik çekirdek üzerine neocortex'i temsil eden bir ateşleyici dalga uygulanmıştır ve hareket başlatma üzerindeki etkisi gözlenmiştir. Beklendiği gibi modelin uygulandığı subtalamik çekirdek bölgesi normal halinden çok daha fazla ateşlemektedir. Subtalamik çekirdek GP'nin iç kısmını uyardığı için subtalamik çekirdekle birlikte GP'nin iç kısmında da ateşlemeler artar. Bu aşamadan sonra beklenen GP'nin iç kısmının talamusu yaptığı bağlantı baskılayıcı olduğu için, GP'nin iç kısmının talamusu daha fazla baskılaması ve talamusun tamamen susmasıdır. Ancak tersine talamus hareketin geldiği bölgede (350-650 ms) aktivite gerçekleştirebilmiştir. Gerçek uygulamada olduğu gibi model üzerinde de bu ters etki gözlenebilmiştir. Böyle bir etki oluşturulan modelin dinamik olması sebebiyle gözlenebilmiştir. Talamusun sahip olduğu tepki patlaması davranışının bu etkiyi doğurduğu düşünülmektedir. Şekil 3.4'te neocortex temelli model üzerinde frekansların uygulaması gösterilmektedir. Şekilde görüldüğü gibi neocortex modeli

uygulamasını striatumdaki bozukluğu gidermemekte, GP üzerinde etki ederek dinamik ve hızlı bir karar verme süreci oluşturmaktadır.



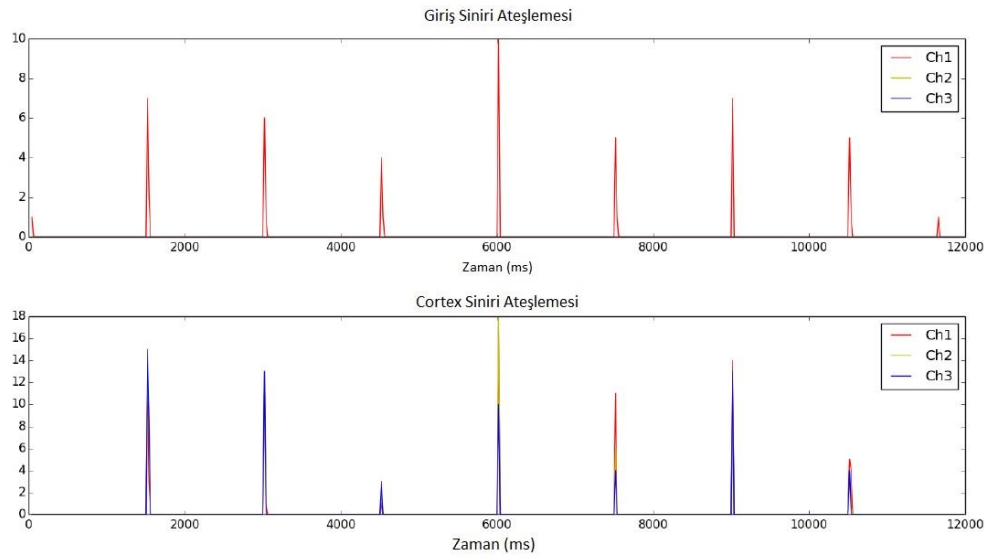
Şekil 3.4 : Önerilen neocortex temelli hesaplamalı modelin uygulaması.



#### 4. ÖNERİLEN MODELİN DEĞERLENDİRİLMESİ

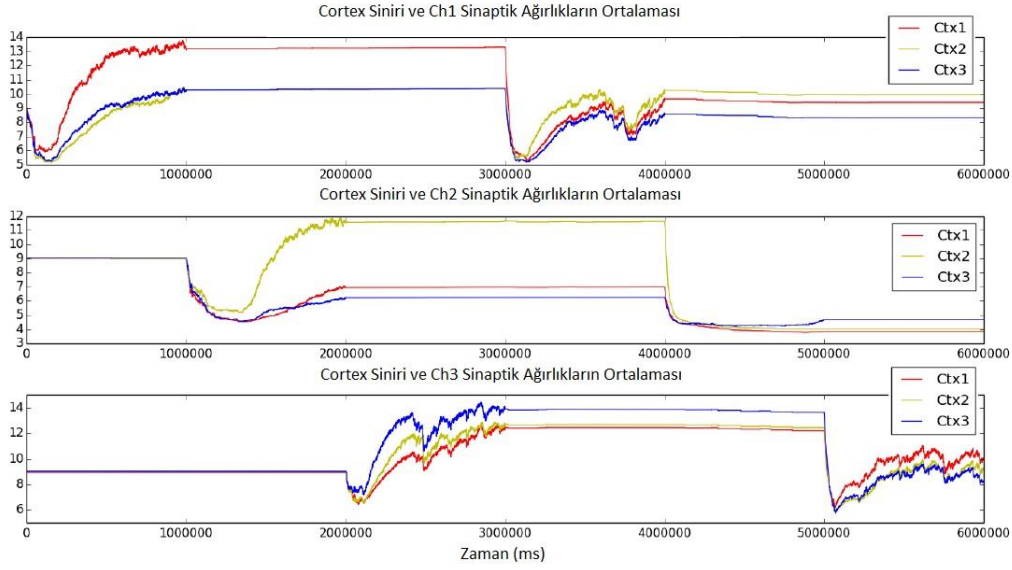
Benzetim sonuçlarından alınan modelimizin nihai uygulamasında düşük ve yüksek dopamin değerleri arasında uygun bir frekans alınmıştır. Bu frekanstan elde ettiğimiz sonuçların daha etkili olması ve çalışmamızın hedefine ulaşması için olaya ve duruma olan uygunluğunu bu bölümde değerlendireceğiz.

Benzetim sonuçlarında aldığımız ağırlık frekanslarımızı her biri farklı şiddette vuru-zaman simülasyonunda test edilmesi gerekmektedir. Benzetim simülasyondan farklı olarak değerlendirme kriteri olarak 1.200.000 ms olacak şekilde hesaplaması yapıldı.



**Şekil 4.1** : Benzetim sonuçlarının 1.200.000 ms işlemlik vuru-zaman ateşleme frekansı grafiği

Şekil 4.1 üzerinde görüldüğü gibi benzetim sonuçlarının 1.200.000 ms işlemi yapıldığında da benzer aktivite grafiği gözlemlenmiştir. Önerdiğimiz modelin ilk basamakta yaptığımız 10.000 ms işlem baz alındığında her yüksek işlem basamağında tepe ateşlemenin daha sık ve daha belirgin olduğu gözlemlenmiştir.



**Şekil 4.2 :** Neocortex kanalı arasındaki sinaptik ağırlıkların 1.200.000 ms işlemlik vuru-zaman ateşleme frekansı grafiği

Şekil 4.2 üzerinde görüldüğü gibi önerdiğimiz neocortex nihai modellemesinden elde ettiğimiz frekans verilerinin 1.200.000 ms üzerinden simülasyonu gerçekleştirildi. Grafikte görüldüğü üzere her bir kanalın vuru-zaman çizgileri birbirine benzer doğrultuda gözlemlenmekte.

Benzetim sonuçlarımız ve sinaptik ağırlıklarımızın yüksek işlemlerde de benzer grafiksel eğriler göstermesi modelimizin yüksek frekans koşullarında da katı bir performans gösterdiğini ve bozuntuya uğramadığının açık kanıtıdır.



## 5. SONUÇLAR VE TARTIŞMA

Literatür araştırmasında ve uygulama başlığı altında bahsedilen hesaplamalı bilişsel modelleme yaklaşımımızla, değişen fenomen ölçekleri ve karmaşık görevler ile başa çıkmak için çok seviyeli veya hiyerarşik bir çerçevenin geliştirilmesi gerektiğini ve bu tezin sonunda önerdiğimiz modellemenin bunun bir gerekliliği olduğunu savunduk. Hesaplamalı bilişsel modellemenin temel görevi, bilişsel ajanlar ve bunların etkileşimleri modellerini geliştirmektir. Bu görevin zorluğu ve karmaşıklığı nedeniyle, bu göreve yaklaşmanın en iyi yolunu bulmak önemlidir. Bu nedenle, disiplinlerarası bir yaklaşım etrafında oluşturduğumuz neocortex'in evrimi bağlamındaki bakış açımız, önerdiğimiz modellemenin etkisini yükseltmesi ve kritiğini belirtmesi açısından tezin gelecekteki çalışmalara vereceği katkısı ve sürdürülebilirliği düşünüldüğünde son derece gereklidir.

Bu tez çalışmasında motor hareket açısından neocortex'teki sinirsel davranışlar ele alınmış, etkin nöral alt yapıların hücre bazında özellikleri ve aralarındaki bağlantılar da incelenerek Brian2 ortamında bir hesaplamalı model verilmiştir.

Bölüm 3.1'de verilen benzetim sonuçları hareket başlatmanın model üzerinde gösterilebildiğini göstermektedir. Farklı dopamin seviyeleri için verilen şekiller 3.2 ve 3.3'te her bir nöral alt yapı için dopamin miktarına bağlı değişen davranışları ve doğrudan, dolaylı yolların işleyişinde meydana gelen farklılıkları göstermektedir. Dopamin seviyesinin düşük olduğu koşul, neocortex bölümünün de belirtisi olması sebebiyle, neocortex modeli olarak düşünülmüştür. Ve beklendiği gibi bu model istemli hareketin gerçekleştirilemediğini Şekil 3.3'te göstermektedir. Simülasyon ortamında uygulandığı üzere neocortex'in sinir katmanına uygulanmış ve sonucunda hareketin talamusa geçişi Şekil 3.4'te görülmüştür. Tüm bunlar yapılarken tek hücre modelleri davranışsal olarak, nöral alt yapılar ise genel frekans yanıtlarına göre ölçüm sonuçları ya da benzer çalışmalarla kıyaslanarak oluşturulmuştur. Yalnız talamus için frekans yanıtlarına bakılmamış, herhangi bir aktivitenin olup olmaması esas alınmıştır. Şekilde verilen herbir model 20 tekrar içerisinde seçilmiş ve bu tekrarların frekans yanıtları Çizelge 3.1 ile verilmiştir.

Modelin bir eksikliđi bađlantı ađırlıklarının sabit alınmasıdır. Yani bađlantı ađırlıkları ateşlemelere bađlı olarak deđiřmez. Model bu hali ile herhangi bir öđrenme ya da hareket sečilimi iřlevini geręekleřtirmeye uygun deđildir. Bunun giderilebilmesi ięin bađlantılar Hebbian ya da STDP (Spike Timing Dependent Plasticity) yöntemleri ele alınarak modellenenebilir ya da farklı bađlantı dinamikleri tanımlanabilir.

## KAYNAKLAR

- [1] **John R. A., Lebiere C.** (2004) The Newell Test for a theory of cognition, <https://stanford.edu/~jlmcc/papers/AndersonLebiere03.pdf>
- [2] **Ron Sun, L. Andrew Coward, and Michael J. Zenzen** On Levels of Cognitive Modeling, <http://www.cogsci.rpi.edu/~rsun/sun-pp2005-f.pdf>
- [3] **David Marr** (1982) *Vision - A Computational Investigation into the Human Representation and Processing of Visual Information*, MIT Press
- [4] **Ron Sun, Slusarz P., Terry C.** (2005) The Interaction of the Explicit and the Implicit in Skill Learning: A Dual-Process Approach <http://www.sts.rpi.edu/~rsun/sun-pr2005-f.pdf>
- [5] **A. M. Turing** (1950) Computing Machinery and Intelligence, *Mind* 49:433-460
- [6] **Subramanian A., Remedios R., Shetty A., Tole S.** (2009) Signals from the edges: The cortical hem and antihem in telencephalic development, *Semin Sell Dev Biol.* pp. 712-718
- [7] **Douglas R.J., Martin K.A.** (2004) Neuronal circuits of the neocortex, *Annu Rev. Neuroscience Num. 27*, pp. 419-51
- [8] **Travelyan A.J.** (2006) Modular propagation of epileptiform activity: evidence for an inhibitory veto in neocortex, *Journal Neuroscience*, Nov. 29 12447-55
- [9] **Rao, S.C., Rainer, G. and Miller, E.K.** (1997) Integration of what and where in the primate prefrontal cortex *Science* 276, 821–824
- [10] **Desimone, R. and Ungerleider, L.G.** (1989) Neural mechanisms of visual processing in monkeys, in *Handbook of Neurophysiology* (Vol. 2)(Boller, F. and Grafman, J., eds), pp. 267–299, Elsevier
- [11] **Hinton, G.E., McClelland, J.L. and Rumelhart, D.E.** (1986) Distributed Representations, in *Parallel Distributed Processing (Vol. 1): Foundations* (Rumelhart, D.E., McClelland, J.L. and PDP Research Group, eds), pp. 77–109, MIT Press
- [12] **Gabbot, P.L.A. and Somogyi, P.** (1986) Quantitative distribution of GABA–immunoreactive neurons in the visual cortex (area 17) of the cat *Exp. Brain Res.* 61, 323–331
- [13] **Kohonen, T.** (1984) *Self–Organization and Associative Memory*, Springer-Verlag

- [14] **Grossberg, S.** (1976) Adaptive pattern classification and universal recoding I: Parallel development and coding of neural feature detectors *Biol. Cybern.* 23, 121–134
- [15] **Plaut, D. C. and McClelland, J. L.** (1993). Generalization with componential attractors: Word and nonword reading in an attractor network. Proceedings of the 15th Annual Conference of the Cognitive Science Society (pp. 824-829). Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum Associates.
- [16] **Felleman, D.J. and Van Essen, D.C.** (1991) Distributed hierarchical processing in the primate cerebral cortex *Cereb. Cortex* 1, 1–47
- [17] **White, E.L.** (1989) *Cortical Circuits: Synaptic Organization of the Cerebral Cortex: Structure, Function, and Theory*, Birkhäuser
- [18] **Smolensky, P.** (1986) Information processing in dynamical systems: foundations of harmony theory, in *Parallel Distributed Processing (Vol. 1): Foundations* (Rumelhart, D.E., McClelland, J.L. and PDP Research Group, eds), pp. 282–317, MIT Press
- [19] **Ackley, D.H., Hinton, G.E. and Sejnowski, T.J.** (1985) A learning algorithm for Boltzmann machines *Cognit. Sci.* 9, 147–169
- [20] **Rumelhart, D.E, Hinton, G.E. and Williams, R.J.** (1986) Learning internal representations by error propagation, in *Parallel Distributed Processing (Vol. 1): Foundations* (Rumelhart, D.E., McClelland, J.L. and PDP Research Group, eds), pp. 318–362, MIT Press
- [21] **Crick, F.H.C.** (1989) The recent excitement about neural networks *Nature* 337, 129–132
- [22] **Zipser, D. and Andersen, R.A.** (1988) A back-propagation programmed network that simulates response properties of a subset of posterior parietal neurons *Nature* 331, 679–684
- [23] **Zipser, D. and Andersen, R.A.** (1988) A back-propagation programmed network that simulates response properties of a subset of posterior parietal neurons *Nature* 331, 679–684
- [24] **Hinton, G.E. and McClelland, J.L.** (1988) Learning representations by recirculation, in *Neural Information Processing Systems* (Anderson, D.Z., ed.), pp. 358–366, American Institute of Physics
- [25] **Hinton, G.E.** (1989) Deterministic Boltzmann learning performs steepest descent in weight-space *Neural Comput.* 1, 143–150
- [26] **Movellan, J.R.** (1990) Contrastive Hebbian learning in the continuous Hopfield model, in *Proceedings of the 1989 Connectionist Models Summer School* (Touretzky, D.S, Hinton, G.E. and Sejnowski, T.J., eds), pp. 10–17, Morgan Kaufman

- [27] **O'Reilly, R.C., Munakata, Y. and McClelland, J.L.** Explorations in Computational Cognitive Neuroscience: Understanding the Mind by Simulating the Brain, MIT Press (in press)
- [28] **O'Reilly, R.C.** (1996) Biologically plausible error-driven learning using local activation differences: the generalized recirculation algorithm *Neural Comput.* 8, 895–938
- [29] **Hinton, G.E.** (1989) Deterministic Boltzmann learning performs steepest descent in weight-space *Neural Comput.* 1, 143–150
- [30] **Movellan, J.R.** (1990) Contrastive Hebbian learning in the continuous Hopfield model, in *Proceedings of the 1989 Connectionist Models Summer School* (Touretzky, D.S., Hinton, G.E. and Sejnowski, T.J., eds), pp. 10–17, Morgan Kaufman
- [31] **Oja, E.** (1982) A simplified neuron model as a principal component analyser *J. Math. Biol.* 15, 267–273
- [32] **Rumelhart, D.E. and Zipser, D.** (1986) Feature discovery by competitive learning, in *Parallel Distributed Processing (Vol. 1): Foundations* (Rumelhart, D.E., McClelland, J.L. and PDP Research Group, eds), pp. 151–193, MIT Press
- [33] **Nowlan, S.J.** (1990) Maximum likelihood competitive learning, in *Advances in Neural Information Processing Systems (Vol. 2)* (Touretzky, D.S., ed.), pp. 574–582, Morgan Kaufman
- [34] **T. Van Gelder** (2008) What Might Cognition Be, If Not Computation?, *The Journal of Philosophy*, Vol. 92, No. 7 (Jul., 1995), pp. 345-38, *Journal of Philosophy Inc.*
- [35] **Boden, J. M., Fergusson, D. M., & Horwood, L. J.** (2008). Does Adolescent Self-Esteem Predict Later Life Outcomes? A Test of the Causal Role of Self-Esteem. *Development and Psychopathology*, 20, 319-339.
- [36] **Jerry A. Fodor** (1975) *The Language of Thought*, Harvard University Press (1975)
- [37] **Duijn, M. V., Keijzer, F. A., & Franken, D.** (2006). Principles of minimal cognition: Casting cognition as sensorimotor coordination. *Adaptive Behavior*, 14(2), 157-170.
- [38] **Xabier Barandiaran, Alvaro Moreno** (2008) *Adaptivity: From Metabolism to Behavior*,  
[https://www.researchgate.net/publication/230806781\\_Adaptivity\\_From\\_Metabolism\\_to\\_Behavior](https://www.researchgate.net/publication/230806781_Adaptivity_From_Metabolism_to_Behavior)
- [39] **Schulz W.** (2006) BEHAVIORAL THEORIES AND THE NEUROPHYSIOLOGY OF REWARD, *Annu. Rev. Psychol.* 2006. 57:87–115

- [40] **Wickelgren, W. A.** (1969). Auditory or articulatory coding in verbal short-term memory. *Psychological Review*, 76(2), 232-235.
- [41] **Wheeler, M.** (2005). *Reconstructing the Cognitive World*. Cambridge, MA: MIT Press. Wright, C., and W. Bechtel. 2007. "Mechanisms and Psychological Explanation." In *Philosophy of Psychology and Cognitive Science*, ed. P. Thagard, 31–79. New York: Elsevier.
- [42] **Eliasmith C.** (2010) Dynamic Behaviour of a Spiking Model of Action Selection in the Basal Ganglia, 10th International Conference on Cognitive Modeling
- [43] **Beata Strack** (2013) Multi-column multi-layer computational model of neocortex, VCU University Thesis Dissertation
- [44] **Goodman, D. ve Brette, R.** (2009). The Brian simulator, *Frontiers in Neuroscience*, 3, 26, <http://journal.frontiersin.org/article/10.3389/neuro.01.026.2009>.
- [45] **Stimberg, M., Goodman, D., Benichoux, V. ve Brette, R.** (2014). Equation-oriented specification of neural models for simulations, *Frontiers in Neuroinformatics*, 8, 6, <http://journal.frontiersin.org/article/10.3389/fninf.2014.00006>.
- [46] **Izhikevich, E.M.** (2003). Simple model of spiking neurons, *IEEE Transactions on Neural Networks*, 14(6), 1569–1572.
- [47] **Izhikevich, E.M.** (2007). *Dynamical systems in neuroscience*, MIT press.
- [48] **Izhikevich, E.M.** (2003). Simple model of spiking neurons, *IEEE Transactions on Neural Networks*, 14(6), 1569–1572.
- [49] **Çelikok, U. ve Sengör, N.S.** (2015). A computational model on affects of subcortical oscillations during working memory, 2015 23rd Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU), s.1853–1856.
- [50] **Connors, B.W. ve Gutnick, M.J.** (1990). Intrinsic firing patterns of diverse neocortical neurons, *Trends in Neurosciences*, 13(3), 99 – 104, <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/016622369090185D>.
- [51] **Ermentrout, G.B. ve Kopell, N.** (1986). Parabolic Bursting in an Excitable System Coupled with a Slow Oscillation, *SIAM Journal on Applied Mathematics*, 46(2), 233–253, <http://dx.doi.org/10.1137/0146017>, <http://dx.doi.org/10.1137/0146017>.
- [52] **Gray, C.M. ve McCormick, D.A.** (1996). Chattering Cells: Superficial Pyramidal Neurons Contributing to the Generation of Synchronous Oscillations in the Visual Cortex, *Science*, 274(5284), 109–113, <http://science.sciencemag.org/content/274/5284/109>, <http://science.sciencemag.org/content/274/5284/109.full.pdf>.

- [53] **Tanaka, Y., Tanaka, Y., Fujiyama, F., Furuta, T., Yanagawa, Y. Ve Kaneko, T.** (2011). Local Connections of Layer 5 GABAergic Interneurons to Corticospinal Neurons, *Frontiers in Neural Circuits*, 5, 12, <http://journal.frontiersin.org/article/10.3389/fncir.2011.00012>.
- [54] **Rubenstein, J.L.** (2011). Annual Research Review: Development of the cerebral cortex: implications for neurodevelopmental disorders, *Journal of Child Psychology and Psychiatry*, 52(4), 339–355, <http://dx.doi.org/10.1111/j.1469-7610.2010.02307.x>.
- [55] **Wilson, C.J. ve Groves, P.M.** (1981). Spontaneous firing patterns of identified spiny neurons in the rat neostriatum, *Brain Research*, 220(1), 67 – 80, <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0006899381902110>.
- [56] **Planert, H., Szydlowski, S.N., Hjorth, J.J.J., Grillner, S. ve Silberberg, G.** (2010). Dynamics of Synaptic Transmission between Fast-Spiking Interneurons and Striatal Projection Neurons of the Direct and Indirect Pathways, *Journal of Neuroscience*, 30(9), 3499–3507, <http://www.jneurosci.org/content/30/9/3499>, <http://www.jneurosci.org/content/30/9/3499.full.pdf>.
- [57] **Mercer, J.N., Chan, C.S., Tkatch, T., Held, J. ve Surmeier, D.J.** (2007). Nav1.6 Sodium Channels Are Critical to Pacemaking and Fast Spiking in Globus Pallidus Neurons, *Journal of Neuroscience*, 27(49), 13552–13566, <http://www.jneurosci.org/content/27/49/13552>, <http://www.jneurosci.org/content/27/49/13552.full.pdf>.
- [58] **Wichmann, T., Bergman, H. ve DeLong, M.R.** (1994). The primate subthalamic nucleus. I. Functional properties in intact animals, *Journal of Neurophysiology*, 72(2), 494–506, <http://jn.physiology.org/content/72/2/494>, <http://jn.physiology.org/content/72/2/494.full.pdf>.
- [59] **Arcelli, P., Frassoni, C., Regondi, M., Biasi, S. ve Spreafico, R.** (1997). {GABAergic} Neurons in Mammalian Thalamus: A Marker of Thalamic Complexity?, *Brain Research Bulletin*, 42(1), 27 – 37, <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0361923096001074>.
- [60] **Planert, H., Szydlowski, S.N., Hjorth, J.J.J., Grillner, S. ve Silberberg, G.** (2010). Dynamics of Synaptic Transmission between Fast-Spiking Interneurons and Striatal Projection Neurons of the Direct and Indirect Pathways, *Journal of Neuroscience*, 30(9), 3499–3507, <http://www.jneurosci.org/content/30/9/3499>, <http://www.jneurosci.org/content/30/9/3499.full.pdf>.
- [61] **Rubin, J.E. ve Terman, D.** (2004). High Frequency Stimulation of the Subthalamic Nucleus Eliminates Pathological Thalamic Rhythmicity in a Computational Model, *Journal of Computational Neuroscience*, 16(3), 211–235, <http://dx.doi.org/10.1023/B:JCNS.0000025686.47117.67>.
- [62] **Thibeault, C.M. ve Srinivasa, N.** (2013). Using a hybrid neuron in physiologically inspired models of the basal ganglia, *Frontiers in computational neuroscience*, 7, 88.





## **EKLER**

**EK A:** Brain2 - MATLAB kod karşılaştırması

**EK B:** Sinir Hücresi Davranışları

**EK C:** Poisson Arka Plan Uyarısı



## EK A

### A.1 Brain2 kodları

```
# Kullanılacak kütüphaneler çağrılır
from numpy import * # Numeric python kütüphanesi sayısal hesaplar için
from matplotlib.pyplot import * # Grafik çizdirmek için
from brian2 import * # Brian2 kütüphanesi hesapsal model oluşturmak için
```

“Bir denklem tanımlanır ve içine differansiyel denklemler yazılabilir. BRAIN bunları tanımlayarak kendisi çözdürecektir. Ayrıca denklem içinde kullanılmak üzere değişkenler burada tanımlanır. Brian2 kütüphanesi birimlere duyarlıdır. Belirtilen değişkeni birimsiz alması için değişken sonuna : 1 ifadesi konur. “

```
eqs = """
dv/dt = (0.04*v**2 + 5*v + 140 - u + I)/ms : 1
du/dt = a*((b*v) - u)/ms : 1
a : 1
b : 1
c : 1
d : 1
I : 1
"""
```

```
# Reset koşullarında bir sınıf içine tanımlanır.
```

```
reset = """
v = c
u = u + d
"""
```

“2 hücrelik bir grup oluşturulur ve tanımlanan denklemler çözüm metodu belirlenerek belirlenmemişse 0.1 ms adım aralığı ile çözdürülür. Eşik değerin hücre ateşleme yapar ve belirlenen reset koşulları uygulanır.”

```
G = NeuronGroup(2, eqs, method='euler', threshold = 'v>30', reset = reset)
```

```
# Değişkenlere bu şekilde değer atanabilir. Denklem(eqs) içinde atama yapmak değişkeni sabit kılar.
```

```
G.a = 0.02
G.b = 0.2
G.c = -65
G.d = 8
G.v = -65.0
G.u = G.b*G.v
```

“Brian2 ile sinaptik bağlantılar kolaylıkla aşağıdaki gibi farklı dinamik denklemlerle tanımlanabilirler. G grubundan G grubuna ateşleme olduğunda post sinaptik hücreye w kadar ekleme yapılır. w değeri belirlenen diferansiyel denkleme göre zamanla değişir.”

```
syn_G_G = Synapses(G, G, 'dw/dt = -w / (10000*ms) : 1 (event-driven)',  
on_pre='v_post += w')  
syn_G_G.connect('i != j', p = 1) # Bağlantılara koşul ve olasılık eklenebilir.  
syn_G_G.delay = '1*ms' # Gecikme eklenebilir.  
syn_G_G.w = 1
```

“Brian2 de önce değişkenler ve denklemler belirlenir. Bu denklemler tutulur ve run komutu ile çalıştırılır. Bu esnada zar potansiyeli ve ateşlemeleri takip edebilmek için Monitor fonksiyonları kullanılır. “

```
stm = StateMonitor(G, 'v', record = True)  
spk = SpikeMonitor(G)  
  
# Verilecek akım ayarlanır ve benzetim işletilir.  
G.I = 10  
run(1000*ms)  
figure()  
subplot(8,1,(1,3))  
plot(stm.t/ms, stm.v[0]) # Zar potansiyeli-zaman grafikleri  
subplot(8,1,(4,6))  
plot(stm.t/ms, stm.v[1])  
subplot(8,1,(7,8))  
plot(spk.t/ms, spk.i, '.k') # Vuru-zaman grafikleri  
ylim([-1,2])
```

## A.2 MATLAB kodları

```
clear all; % Geçmiş verileri siler şekilleri kapatır  
Ne=1;Ni=1; % İki hücre belirlendi  
a=[0.02;0.02]; % İki hücrenin Izhikevich parametreleri girildi  
b=[0.2;0.2];  
c=[-65;-65];  
d=[8;8];  
S=[1,1]; % Bağlantı matrisi oluşturuldu  
  
v=-65*ones(Ne+Ni,1); % Zar potansiyeline başlangıç değeri belirlendi  
u=b.*v; % Aynı şekilde u parametresine başlangıç değeri belirlendi  
firings=[]; % Ateşleyen hücreleri adreslemek için bir dizi oluşturuldu  
  
%{ Izhikevich denklemlerinin çözülebilmesi için açık Euler methodu uygulandı.  
Bunun için for döngüsünü kullanarak ardışıl bir işlem serisi belirliyoruz. %}  
for t=1:1000 % 1000 adım uygulanacak ve herbir adım 1 ms 'yi temsil etmekte  
    I=[10;10]; % Hücrelere verilecek ateşleme değeri
```

-fired=find(v>=30); % 30 eşik değerini aşan gerilim hücrelerinin ateşlediği anlamına gelir.

Bu hücrenin adresi tutulur.

firings=[firings; t+0\*fired,fired]; % Ateşleme dizisinin ilk satırına ateşleme zamanı ikinci satırına ateşleyen hücrenin adresi yazılır

v(fired)=c(fired); % Ateşleyen hücrenin zar potansiyeli ilk değere çekilir

u(fired)=u(fired)+d(fired); % Ateşleyen hücrenin u parametresi u+d 'ye çekilir

I=I+sum(S(:,fired),2); % Eklenecek akıma ateşleyen hücrenin S dizisinde belirtilen ağırlığı eklenir

v=v+0.5\*(0.04\*v.^2+5\*v+140-u+I);

v=v+0.5\*(0.04\*v.^2+5\*v+140-u+I); % kararlılık için denklem iki adımda çözdürülür.

u=u+a.\*(b.\*v-u);

v\_sum(:,t) = v; % Hücrelerin zar potansiyelleri toplanır

end;

figure()

subplot(8,1,7:8)

plot(firings(:,1),firings(:,2),''); % Vuru-zaman grafiği bastırılır

ylim([0,3])

subplot(8,1,1:3)

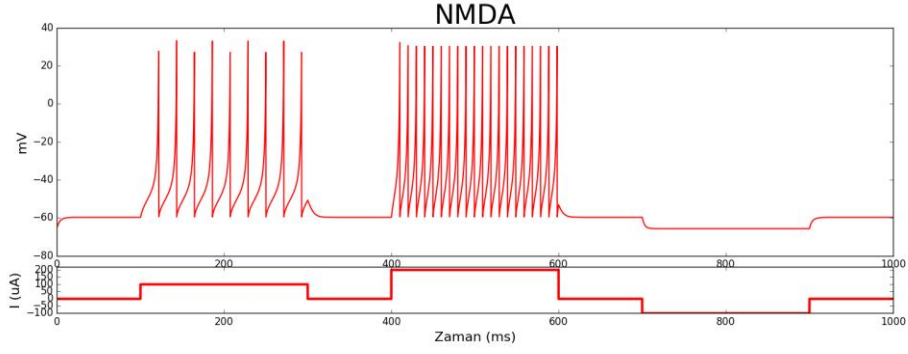
plot(v\_sum(1,:)) % Zar potansiyeli-zaman grafikleri bastırılır

subplot(8,1,4:6)

plot(v\_sum(1,:))

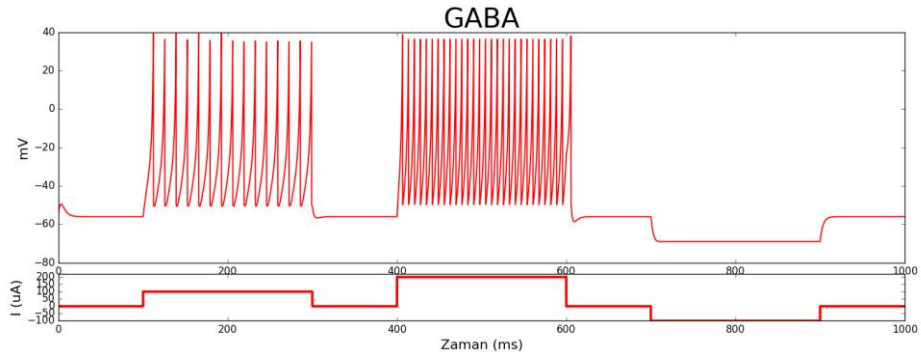


## EK B

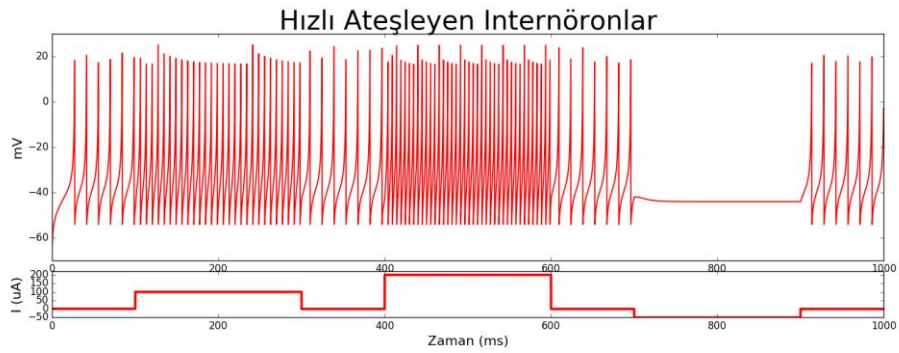


Şekil B.1: Kortekste bulunan bir NMDA reseptörlü glutamerjik sinir hücresinin zar potansiyeli davranışı.

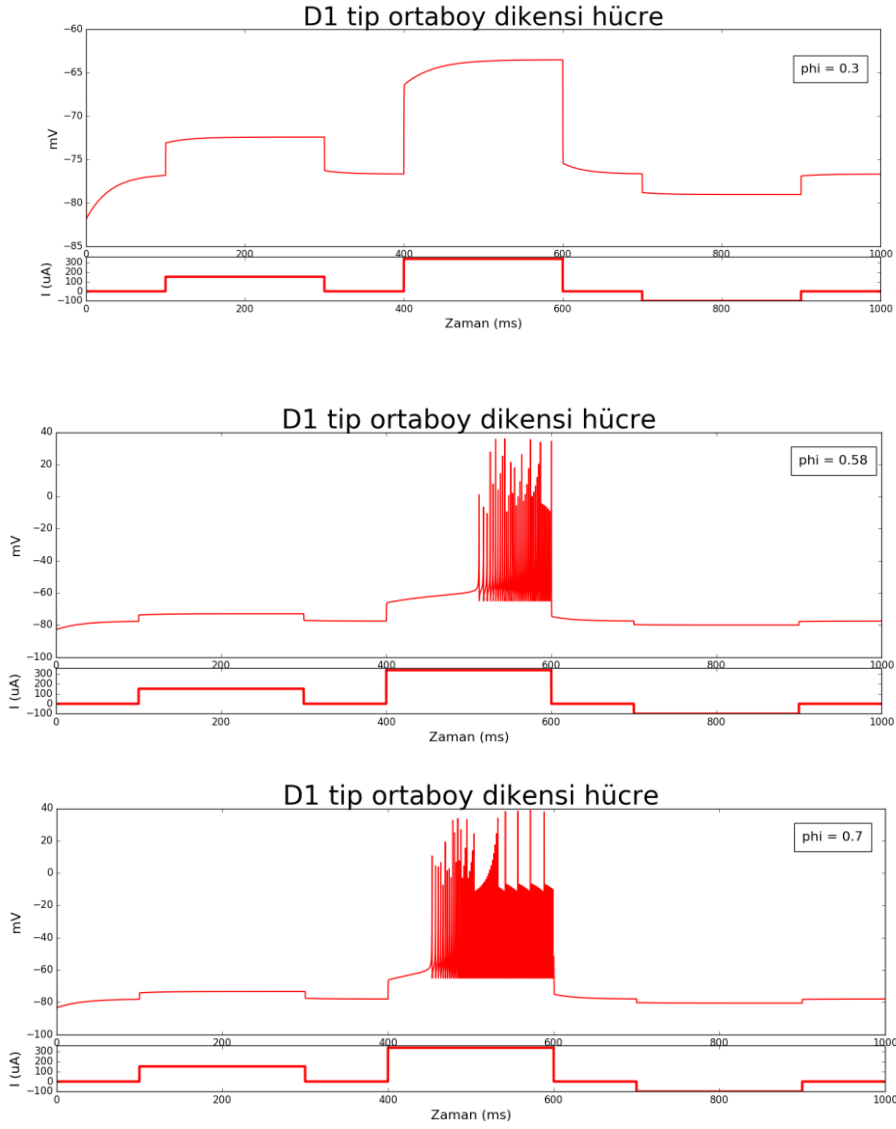
Herbir şekil için üstteki grafik zar potansiyelinin zamanla değişimini, alttaki grafik verilen uyarının zamanla değişimini göstermektedir.



Şekil B.2: Kortekste bulunan bir GABAerjik sinir hücresinin zar potansiyeli davranışı.

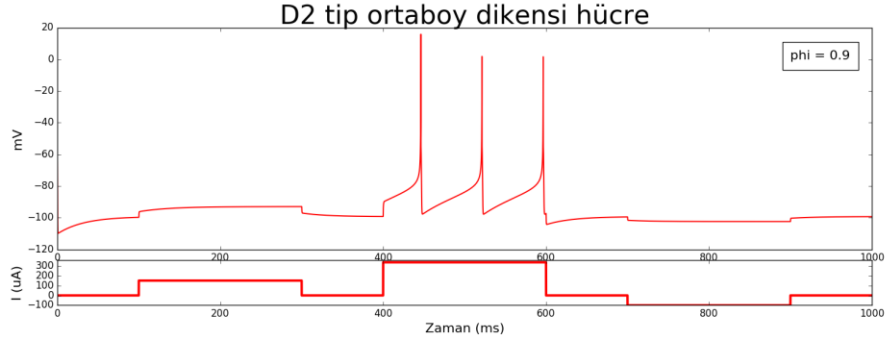
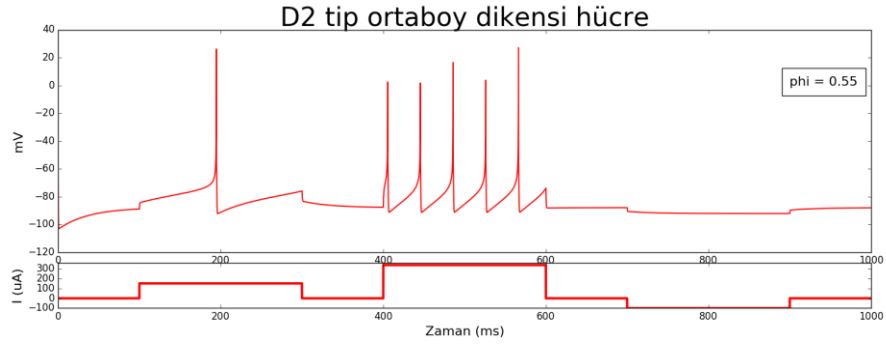


Şekil B.3: Striatumda bulunan bir hızlı ateşleyen internöronun zar potansiyeli davranışı ve dopamine bağlı değişimi.

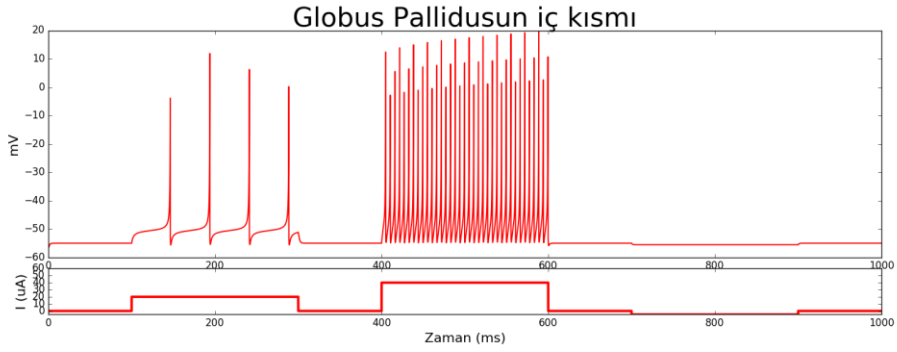


Şekil B.4: Striatumda bulunan bir D1 reseptörlü ortaboy dikensi sinir hücresinin zar potansiyeli davranışı ve dopamine bağlı değişimi.

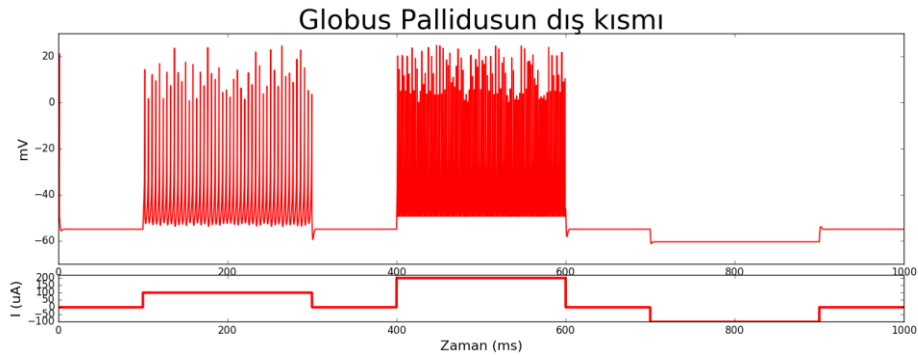




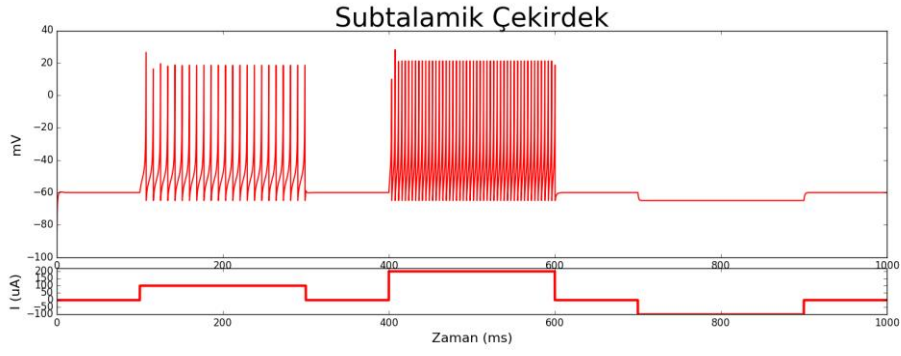
Şekil B.5: Striatumda bulunan bir D2 reseptörlü ortaboy dikensi sinir hücresinin zar potansiyeli davranışı ve dopamine bağlı değişimi.



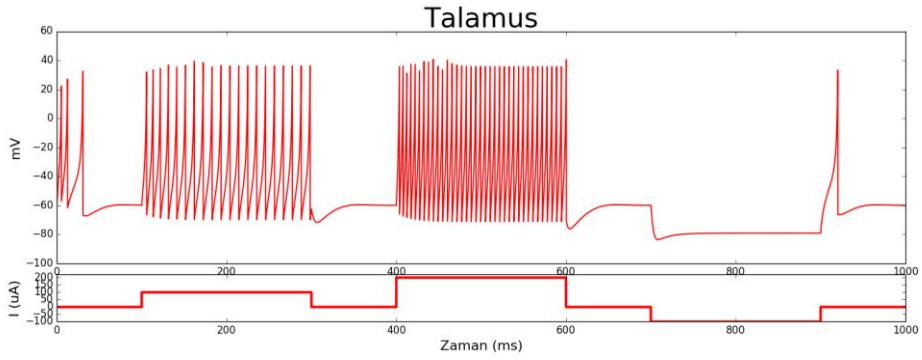
Şekil B.6: GP'nin iç kısmında bulunan bir hücrenin zar potansiyeli davranışı.



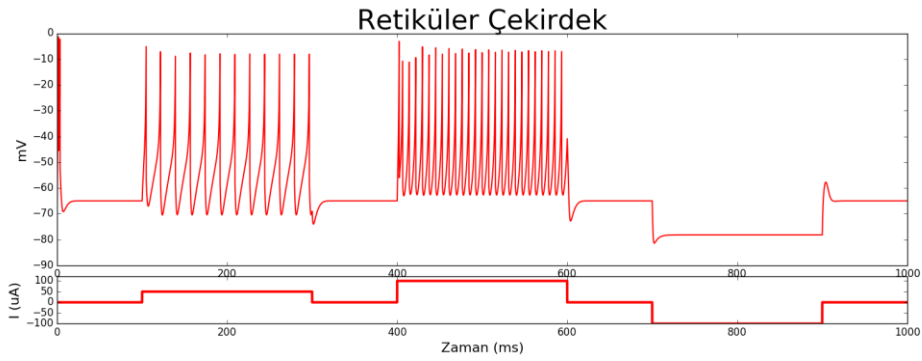
Şekil B.7: GP'nin dış kısmında bulunan bir hücrenin zar potansiyeli davranışı.



Şekil B.8: Subtalamik çekirdekete bulunan bir hücrenin zar potansiyeli davranışı.

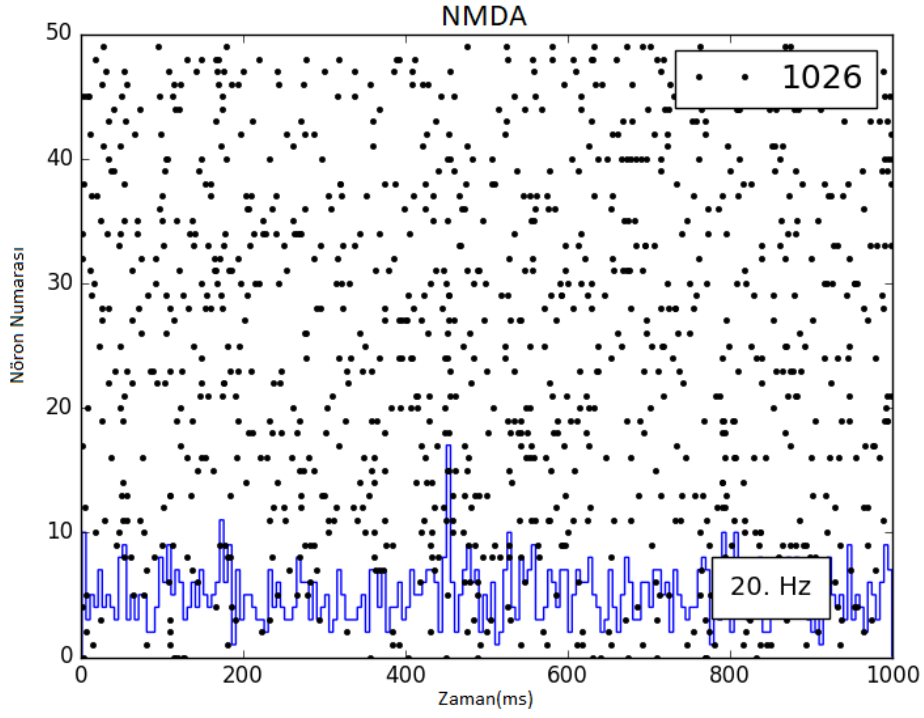


Şekil B.9: Talamusta bulunan bir hücrenin zar potansiyeli davranışı.

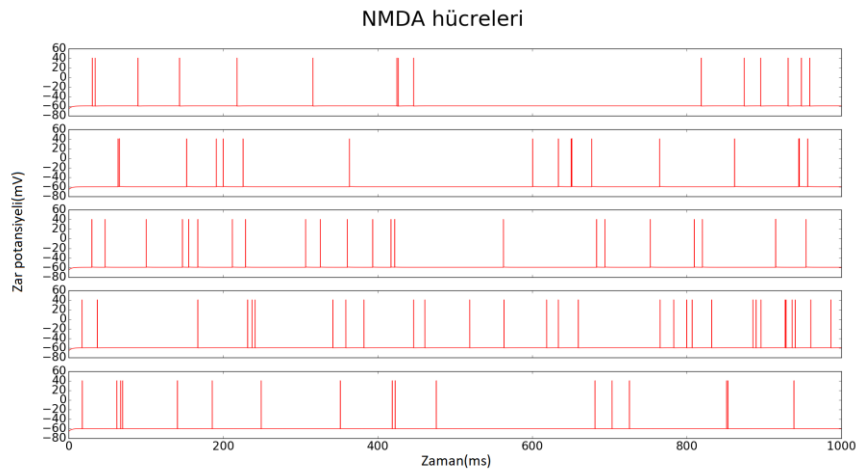


Şekil B.10: Talamustaki retiküler çekirdekte bulunan bir hücrenin zar potansiyeli davranışı.

## EK C



Şekil C.1: 20Hz’lik poisson arka plan uyararı ile uyarılan korteks hücrelerinin vuru-zaman grafiği



Şekil C.2: 20Hz’lik poisson arka plan uyararı ile uyarılan 5 korteks hücrelerinin zar potansiyeli-zaman grafiği



## ÖZGEÇMİŞ



**Adı Soyadı** : Mehmet Ali GÜL  
**Doğum Tarihi ve Yeri** : 11.10.1991, SİİRT  
**Adres** : Hürriyet Mh. Akçe Sk. No.21/4, Kağıthane - İSTANBUL  
**E-mail** : mehmetaligul56@gmail.com

## EĞİTİM

**Lisans** : İstanbul Aydın Üniversitesi  
Eğitim Fakültesi  
Bilgisayar ve Öğretim Teknolojileri Öğretmenliği (2015)  
**Yüksek Lisans** : İstanbul Aydın Üniversitesi  
Fen Bilimleri Enstitüsü  
Bilgisayar Mühendisliği (2018)

## YAYINLAR

- Gül Mehmet A., Huseyinov I. : COMPUTATIONAL COGNITIVE MODELLING OF NEOCORTEX'S FEATURE: STRATEGIC PLANNING. European International Journal of Science and Technology, Vol.7 No.3 May 2018

