



T.C.  
İSTANBUL ÜNİVERSİTESİ  
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ



**DOKTORA TEZİ**

**KORTEKS TABANLI İMGE GÖSTERİM  
KAPASİTELERİNİN UZAMSAL DÖNÜŞÜMLER VE  
MAKİNE ÖĞRENMESİ YÖNTEMLERİYLE ÖLÇÜLMESİ**

**Muhammed Erdem İSENKUL**

**Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı**

**Bilgisayar Mühendisliği Programı**

**Danışman**

**Doç. Dr. Olcay KURŞUN**

**II. Danışman**

**Doç. Dr. Oleg V. FAVOROV**

**Mart, 2016**

**İSTANBUL**

Bu çalışma 21/03/2016 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı Doktora programında Doktora Tezi olarak kabul edilmiştir.

**Tez Jürisi:**

İmza

Doç. Dr. Olcay KURŞUN (Danışman)  
İstanbul Üniversitesi  
Mühendislik Fakültesi

İmza

Prof. Dr. Ahmet SERTBAŞ  
İstanbul Üniversitesi  
Mühendislik Fakültesi

İmza

Prof. Dr. Nizamettin AYDIN  
Yıldız Teknik Üniversitesi  
Elektrik-Elektronik Fakültesi

İmza

Prof. Dr. Fikret GÜRGEN  
Boğaziçi Üniversitesi  
Mühendislik Fakültesi

İmza

İmza

Doç. Dr. Özgür Koray ŞAHİNGÖZ  
Hava Harp Okulu  
Hava Harp Okulu

## ÖNSÖZ

Bu çalışma, İstanbul Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı Doktora Programı kapsamında hazırlanan “Korteks Tabanlı İmge Gösterim Kapasitelerinin Uzamsal Dönüşümler ve Makine Öğrenmesi Yöntemleriyle Ölçülmesi” başlıklı doktora tez çalışmamı içermektedir. Tez çalışmam, 114E071 numaralı “TÜBİTAK-3001 Başlangıç Ar-Ge Projeleri Destekleme Programı” projesi ve TİNÇEL Kültür Vakfı tarafından desteklenmiştir. İlgili kurumlara desteklerinden ötürü teşekkürlerimi sunarım.

Tez çalışmam süresince beni her zaman motive eden, bana destek olan, gece gündüz demeden benim için benden daha fazla çalışan, birikimiyle ve bakış açısıyla her yönden örnek aldığım ve uzun yıllar boyunca kendisiyle birçok alanda ilerleme temennisinde olduğum çok değerli danışman hocam, Sayın Doç. Dr. Olcay KURŞUN’a,

Farklı alanda tez yapmanın getirdiği zorluklar neticesinde oluşan bilgi eksikliğini ortadan kaldıran, bize elde ettiğimiz sonuçları yorumlayabilmemizi ve farklı alternatif fikirler öne sürebilmemizi sağlayan çok değerli ikinci danışmanım, Sayın Doç. Dr. Oleg V. FAVOROV’a,

Ayrıca; tez çalışmam boyunca bana yardımları ve manevi desteklerinden ötürü tüm çalışma arkadaşlarıma ve hocalarıma sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

Bu süreç içerisinde hayatımın en güzel ve en birikim dolu yıllarını geçirdim. Yeni insanlar, yeni yerler, yeni araştırma alanları ve önceden hiç farkında olmadığım bilgiler keşfettim. Bu süreçte bazen pes ettim, bazen de ayağa kalktım. Her toparlanışında daha güçlendim, öğrendim, örnek aldım ve örnek olmaya çalıştım. Bir resim, bin kelime anlattı her zaman. Deneyimler bir okuldan daha fazlasını öğretti ve öğrendikçe ben oldum...

Ben olmamı sağlayan, her an yanımda olan, kendilerinden önce hep beni düşünen, bu dünyadaki mutluluk sebeplerim annem, babam ve kardeşlerime en güzel sevgilerimi sunarım...

Mart, 2016

Muhammed Erdem İSENKUL

# İÇİNDEKİLER

Sayfa No

ÖNSÖZ.....	i
İÇİNDEKİLER.....	ii
ŞEKİL LİSTESİ .....	v
TABLO LİSTESİ.....	ix
SİMGE VE KISALTMA LİSTESİ .....	x
ÖZET .....	xi
SUMMARY.....	xii
<b>1. GİRİŞ.....</b>	<b>1</b>
<b>2. GENEL KISIMLAR .....</b>	<b>3</b>
2.1.GÖRME SİSTEMLERİ .....	3
2.1.1.Görme (Vision) Nedir?.....	3
2.1.2.İnsan Biyolojik Görme Sistemi Yapısı.....	4
2.1.2.1.Retina .....	5
2.1.2.2.Lateral Geniculate Nucleus (LGN) .....	6
2.1.2.3.Birincil Görme Korteksi (VI).....	8
2.1.3.İnsan Görme Sistemi Karmaşıklığı .....	9
2.2.DOĞAL RESİMLER.....	13
2.2.1.Resim Uzayı.....	13
2.2.2.Doğal Resimlerin Tanımı .....	14
2.3.ARTIKLIK VE BİLGİ.....	15
2.3.1.Bilgi Teorisi ve İmge Kodlama.....	15
2.3.2.Artıklık Azalımı ve Nöral Kodlama.....	18
2.4.GÖRME SİSTEMİNİN İSTATİSTİKSEL MODELLENMESİ.....	18
2.4.1.Görme Sisteminde Kuramcı ve Tanımlayıcı Modellemeler .....	18
2.4.2.Kestirimci Teorik Sinirbilim.....	19
2.5.DOĞAL RESİM ÖZNETELİKLERİ VE İSTATİSTİKSEL MODELLER.....	20
2.5.1.İmge Gösterimleri ve Öznitelikler .....	20
2.5.2.Öznitelik İstatistikleri .....	21

2.5.3.Özneliklerin İstatistiksel Modellere Dönüşümü .....	22
2.6.FAVOROV KATMAN 4 (L4) MODELİ VE YAPAY ÖĞRENME.....	23
2.6.1.Katman 4'te Problem Doğrusallaştırma .....	25
2.6.1.1.Pluripotent Problem Doğrusallaştırma Stratejisi .....	25
2.6.1.2.L4 Nöronlarının RBF Olarak Kullanılması .....	27
2.6.1.3.Lokal L4 Ağı Modeli.....	31
2.6.2.L4 Modeli Deneysel Çalışmaları .....	33
2.6.2.1.Görsel Girdi Örüntüleri .....	33
2.6.2.2.L4 Çıktıları .....	35
2.6.2.3.L4 Bağlantılarının Oluşturulması .....	36
2.6.2.4.Pluripotansiyellik Testi .....	37
2.6.2.5.Pluripotansiyelliğin Rademacher Karmaşıklığı.....	38
2.6.2.6.L4 Ağı Pluripotansiyelliği Uygulamaları.....	40
2.6.2.7.LGN-L4 Bağlantıları ve Alıcı Alanları (RF) .....	44
2.6.2.8.Oryantasyon Ayarlanması.....	48
2.6.2.9.Lokal L4 Bağlantıları .....	51
2.6.3.Favorov L4 Modelinin Diğer Modellerle Karşılaştırılması.....	53
2.6.3.1.RBF Ağlarıyla İlişkisi.....	53
2.6.3.2.L4 Modelinin Literatürdeki Diğer L4 Modelleriyle Karşılaştırılması ....	54
2.6.3.3.Favorov Modeli Kısıtları ve Olası Çalışmalar .....	56
<b>3. MALZEME VE YÖNTEM.....</b>	<b>58</b>
3.1.UZAMSAL DÖNÜŞÜMLER.....	58
3.1.1.Tanımlar.....	58
3.1.1.1.İleri Yönlü Haritalandırma .....	59
3.1.1.2.Ters Yönlü Haritalandırma .....	60
3.1.2.Genel Dönüşüm Matrisi .....	61
3.1.2.1.Homojen Koordinatlar .....	61
3.1.3.Afin Dönüşümler.....	63
3.1.3.1.Öteleme (Translation) .....	64
3.1.3.2.Döndürme (Rotation) .....	64
3.1.3.3.Ölçekleme (Scaling) .....	64
3.1.3.4.Kesme (Shearing) .....	64
3.1.3.5.Bileşik Dönüşümler .....	65
<b>4. BULGULAR.....</b>	<b>67</b>

4.1.GÖSTERİM KÜMELEME TESTLERİ .....	67
4.2.UZAMSAL DÖNÜŞÜM TESTLERİ .....	72
4.2.1.Öteleme Problemi Testi .....	73
4.2.2.Döndürme Problemi Testi .....	78
4.2.3.Ölçekleme Problemi Testi .....	90
4.3.HAREKET İZİ TESTİ.....	93
<b>5. TARTIŞMA VE SONUÇ .....</b>	<b>98</b>
<b>KAYNAKLAR.....</b>	<b>100</b>
<b>ÖZGEÇMİŞ .....</b>	<b>107</b>



## ŞEKİL LİSTESİ

### Sayfa No

Şekil 2.1: İnsan gözü temel yapısı (Maintz, 2005) .....	4
Şekil 2.2: Talamus ve lateral geniculate nucleus yapısı (Whitney, 2002). .....	6
Şekil 2.3: LGN alıcı alanları ((Wikipedia, 2016),(Torres, 2012)). .....	7
Şekil 2.4: LGN alıcı alanları çıktısı (sol: girdi resmi (gri ölçeklemeli), sağ: nöral çıktı) (Heeger, 2006). .....	8
Şekil 2.5: İnsan görme sistemi genel yapısı ve görme korteksi (The brain from top to bottom, 2016). .....	8
Şekil 2.6: V1 alanı LGN ve katman 4 bağlantısı (Schmolesky, 2016). .....	9
Şekil 2.7: Nümerik formatta görüntülenmiş bir imge örneği. ....	10
Şekil 2.8: Şekil 2.7'nin imgesel gösterimi. ....	11
Şekil 2.9: İmgelerin uzay gösterimleri (Hyvärinen, ve diğ., 2009). ....	13
Şekil 2.10: Tez kapsamında kullanılan üç farklı doğal resim veri kümesi (Favorov ve Kursun, 2011). ....	14
Şekil 2.11: Düzgün yayımlı imge örneği (Hyvärinen, ve diğ., 2009). ....	15
Şekil 2.12: Sinyaldeki artıklık durumu (Hyvärinen, ve diğ., 2009). ....	16
Şekil 2.13: İçerisinde farklı yapıları barındıran ikili imge örneği (Hyvärinen, ve diğ., 2009). ....	17
Şekil 2.14: Üç farklı basit filtre. a) dirac filtresi, b) sinüzoidal ızgaralama, c) Gabor Kenar belirleme detektörü (Hyvärinen, ve diğ., 2009). .....	21
Şekil 2.15: Ortalama piksel değerleri çıkartılmış doğal resim girdilerine ait filtre çıktısı histogramları (Hyvärinen, ve diğ., 2009). .....	22
Şekil 2.16: Doğrusallaştırma problemi için girdi uzayının “öznitelik” uzayına dönüşümü (Favorov ve Kursun, 2011). .....	23
Şekil 2.17: Kortikal sütündeki fonksiyon doğrusallaştırma stratejisi (Favorov ve Kursun, 2011). .....	26
Şekil 2.18: Uyarımla tetiklenen iki getirci girdi aktivitesi tarafından tanımlanmış iki boyutlu girdi uzayı (Favorov ve Kursun, 2011). .....	28

<b>Şekil 2.19:</b> RBF merkez vektörü ile uyarım vektörü arasındaki $\alpha$ derecesine bağlı uzaklık grafiği (Favorov ve Kursun, 2011).	28
<b>Şekil 2.20:</b> İki boyutlu girdi uzayında tanımlanmış $a_1$ ve $a_2$ girdilerine ait $\emptyset(a)$ temel fonksiyonu (Denklem 2.9) (Favorov ve Kursun, 2011).	30
<b>Şekil 2.21:</b> LGN hücrelerindeki ON-merkez ve OFF-merkez modellerine ait alıcı alanları (RF) profilleri (Favorov ve Kursun, 2011).	34
<b>Şekil 2.22:</b> 91 ON-merkezli LGN hücresine ait RF merkezleri (küçük kare kutucuklar) (Favorov ve Kursun, 2011).	34
<b>Şekil 2.23:</b> Modellerin pluripotansiyellik testi performans başarımları (Favorov ve Kursun, 2011).	40
<b>Şekil 2.24:</b> İleri-beslemeli inhibisyon ve lateral bağlantıların katman 4 model pluripotansiyelliği üzerine etkisi (Favorov ve Kursun, 2011).	42
<b>Şekil 2.25:</b> 6 farklı örnek L4 hücre modeline ait RF ve LGN bağlantıları (Favorov ve Kursun, 2011).	45
<b>Şekil 2.26:</b> Model ağdaki tüm 182 adet L4 hücresinin LGN bağlantısal örüntüleri (Favorov ve Kursun, 2011).	46
<b>Şekil 2.27:</b> 12 Farklı L4 Hücre Örneğine Ait LGN Bağlantısal Örüntüleri (Favorov ve Kursun, 2011).	47
<b>Şekil 2.28:</b> 5 farklı L4 hücre modelinin oryantasyon ayarlanması (Favorov ve Kursun, 2011).	49
<b>Şekil 2.29:</b> L4 hücre modellerinin ortalama oryantasyon ayarlaması (Favorov ve Kursun, 2011).	51
<b>Şekil 2.30:</b> Model ağ içerisinde bulunan L4 hücrelerin uyarım tetiklemeli cevaplarına ait korelasyonlar değerleri (Favorov ve Kursun, 2011).	53
<b>Şekil 3.1:</b> İleri yönlü haritalandırma (Wolberg, 1990).	59
<b>Şekil 3.2:</b> Ters yönlü haritalandırma (Wolberg, 1990).	60
<b>Şekil 4.1:</b> İmge pencerelerinin kümeleme testi için yerleşimleri.	67
<b>Şekil 4.2:</b> Spektral kümeleme algoritmasına göre 5 sınıf boyutlu küme etiketi durum dağılım yüzdeleri (sol: talamik gösterimi, sağ: katman-4 gösterimi).	68
<b>Şekil 4.3:</b> Spektral kümeleme algoritmasına göre 10 sınıf boyutlu küme etiketi durum dağılım yüzdeleri (sol: talamik gösterimi, sağ: katman-4 gösterimi).	68
<b>Şekil 4.4:</b> Spektral kümeleme algoritmasına göre 15 sınıf boyutlu küme etiketi durum dağılım yüzdeleri (sol: talamik gösterimi, sağ: katman-4 gösterimi).	69
<b>Şekil 4.5:</b> Spektral kümeleme algoritmasına göre 1 piksel ötelemeli küme etiketi durum dağılım yüzdeleri (sol: talamik gösterimi, sağ: katman-4 gösterimi).	69
<b>Şekil 4.6:</b> Spektral kümeleme algoritmasına göre 3 piksel ötelemeli küme etiketi durum dağılım yüzdeleri (sol: talamik gösterimi, sağ: katman-4 gösterimi).	70



<b>Şekil 4.7:</b> Spektral kümeleme algoritmasına göre 5 piksel ötelemeli küme etiketi durum dağılım yüzdeleri (sol: talamik gösterimi, sağ: katman-4 gösterimi). .....	70
<b>Şekil 4.8:</b> Resim üzerinden seçilen rasgele 2 alan (sarı: alan 1 – kırmızı: alan 2) ve alanlar içerisinde seçilen resim örnekleri. ....	71
<b>Şekil 4.9:</b> Gösterimlerim kümeleme sınıf etiketleri arasındaki ortak bilgi performansı.....	72
<b>Şekil 4.10:</b> Öteleme testi DVM sınıflandırıcı başarımı (1 piksel). ....	74
<b>Şekil 4.11:</b> Öteleme testi DVM sınıflandırıcı başarımı (3 piksel). ....	74
<b>Şekil 4.12:</b> Öteleme testi DVM sınıflandırıcı başarımı (5 piksel). ....	75
<b>Şekil 4.13:</b> Öteleme testi DVM sınıflandırıcı başarımı (7 piksel). ....	75
<b>Şekil 4.14:</b> Öteleme testi DVM sınıflandırıcı başarımı (9 piksel). ....	76
<b>Şekil 4.15:</b> Öteleme testi DVM sınıflandırıcı başarımı (11 piksel). ....	76
<b>Şekil 4.16:</b> Döndürme testi DVM sınıflandırıcı başarımı (5 derece).....	79
<b>Şekil 4.17:</b> Döndürme testi DVM sınıflandırıcı başarımı (10 derece).....	79
<b>Şekil 4.18:</b> Döndürme testi DVM sınıflandırıcı başarımı (15 derece).....	80
<b>Şekil 4.19:</b> Döndürme testi DVM sınıflandırıcı başarımı (20 derece).....	80
<b>Şekil 4.20:</b> Döndürme testi DVM sınıflandırıcı başarımı (30 derece).....	81
<b>Şekil 4.21:</b> Döndürme testi DVM sınıflandırıcı başarımı (40 derece).....	81
<b>Şekil 4.22:</b> Döndürme testi DVM sınıflandırıcı başarımı (50 derece).....	82
<b>Şekil 4.23:</b> Döndürme testi DVM sınıflandırıcı başarımı (60 derece).....	82
<b>Şekil 4.24:</b> Döndürme testi DVM sınıflandırıcı başarımı (70 derece).....	83
<b>Şekil 4.25:</b> Döndürme testi DVM sınıflandırıcı başarımı (80 derece).....	83
<b>Şekil 4.26:</b> Döndürme testi DVM sınıflandırıcı başarımı (90 derece).....	84
<b>Şekil 4.27:</b> Döndürme testi DVM sınıflandırıcı başarımı (100 derece).....	84
<b>Şekil 4.28:</b> Döndürme testi DVM sınıflandırıcı başarımı (110 derece).....	85
<b>Şekil 4.29:</b> Döndürme testi DVM sınıflandırıcı başarımı (120 derece).....	85
<b>Şekil 4.30:</b> Döndürme testi DVM sınıflandırıcı başarımı (130 derece).....	86
<b>Şekil 4.31:</b> Döndürme testi DVM sınıflandırıcı başarımı (140 derece).....	86
<b>Şekil 4.32:</b> Döndürme testi DVM sınıflandırıcı başarımı (150 derece).....	87
<b>Şekil 4.33:</b> Döndürme testi DVM sınıflandırıcı başarımı (160 derece).....	87

<b>Şekil 4.34:</b> Döndürme testi DVM sınıflandırıcı başarımı (170 derece).....	88
<b>Şekil 4.35:</b> Döndürme testi DVM sınıflandırıcı başarımı (175 derece).....	88
<b>Şekil 4.36:</b> Ölçekleme testi DVM sınıflandırıcı başarımı (%20 – 5 piksel).....	91
<b>Şekil 4.37:</b> Ölçekleme testi DVM sınıflandırıcı başarımı (%40 – 10 piksel).....	91
<b>Şekil 4.38:</b> Ölçekleme testi DVM sınıflandırıcı başarımı (%60 – 15 piksel).....	92
<b>Şekil 4.39:</b> Ölçekleme testi DVM sınıflandırıcı başarımı (%80 – 20 piksel).....	92
<b>Şekil 4.40:</b> Hareket izi örnek uygulaması (sol: orijinal resim, sağ: hareket izi uygulanmış resim).....	94
<b>Şekil 4.41:</b> Hareket izi testi DVM doğrusal sınıflandırıcı başarımı. ....	96



## TABLO LİSTESİ

### Sayfa No

<b>Tablo 4.1:</b> Olası farklı durumlara göre küme etiketleri.....	67
<b>Tablo 4.2:</b> Öteleme testi DVM sınıflandırıcı destek vektör sayı aralıklarına göre sınıflandırıcı ortalama başarımlar oranları.....	77
<b>Tablo 4.3:</b> Döndürme testi DVM sınıflandırıcı destek vektör sayı aralıklarına göre sınıflandırıcı ortalama başarımlar oranları.....	89
<b>Tablo 4.4:</b> Ölçekleme testi DVM sınıflandırıcı destek vektör sayı aralıklarına göre sınıflandırıcı ortalama başarımlar oranları.....	93
<b>Tablo 4.5:</b> Farklı öteleme ve farklı $\sigma$ değerlerine ait k-PCA gösterimi hareket izi testi DVM doğrusal sınıflandırıcı başarımları.....	95
<b>Tablo 4.6:</b> 182 boyutlu k-PCA gösterimine ait hareket izi testi DVM doğrusal sınıflandırıcı başarımları ( $\sigma = 0.3$ ). .....	95

## SİMGE VE KISALTMA LİSTESİ

<b>Kısaltmalar</b>	<b>Açıklama</b>
<b>V1</b>	: Birincil Görme Korteksi
<b>L2/3</b>	: Katman 2/3
<b>L4</b>	: Katman 4
<b>L5</b>	: Katman 5
<b>L6</b>	: Katman 6
<b>TH</b>	: Talamik Gösterim
<b>LGN</b>	: Lateral Geniculate Nucleus
<b>RF</b>	: Alıcı Alan
<b>DV</b>	: Destek Vektör
<b>DVM</b>	: Destek Vektör Makinesi
<b>PCA</b>	: Temel Bileşen Analizi
<b>kPCA</b>	: Çekirdek Temel Bileşen Analizi
<b>DHL</b>	: Dekolere Hebbian öğrenme

## ÖZET

### DOKTORA TEZİ

## KORTEKS TABANLI İMGE GÖSTERİM KAPASİTELERİNİN UZAMSAL DÖNÜŞÜMLER VE MAKİNE ÖĞRENMESİ YÖNTEMLERİYLE ÖLÇÜLMESİ

Muhammed Erdem İSENKUL

İstanbul Üniversitesi

Fen Bilimleri Enstitüsü

Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman: Doç. Dr. Olcay KURŞUN

II. Danışman: Doç. Dr. Oleg V. FAVOROV

Hesaplamalı sinirbilim çalışma alanının başlıca çalışma konularından biri insan görme sisteminin incelenmesi ve içerisinde bulunan yapıların modellenmesidir. İnsan beyninin farklı imge örüntüleri arasındaki farklılık ve benzerliklere nasıl adapte olduğu bu çalışma alanının aradığı cevaplar arasındadır. Görme sisteminin en çok bilinen ve üzerinde en çok çalışılan bölgesi birincil görme korteksidir (V1). V1'in ilk girdi aldığı katman olan Katman 4 üzerine geliştirilmiş birçok matematiksel model bulunmaktadır. Katman 4'e girdi olarak gelen görsel alandaki bilgi, belirli örüntülere duyarlı, RBF ağı gibi doğrusal olmayan bir gösterim sistemine dönüştürülerek komşu alan ve üst katmanlara iletilir. Makine öğrenmesi alanında çekirdek (kernel) kavramına benzer olarak bu ara gösterim, verilen resimlerin hangi sık rastlanılan örüntülere sahip oldukları ve uzamsal dönüşümleri gibi varyasyonları gerektiğinde kolaylıkla öğrenilebilir nitelikte bir gösterimdir. Tezde amaçlanan, Katman 4'ün imge gösterim kapasitesinin ölçülmesi ve retinal girdilerin (orijinal resimlerin) filtrelenmesiyle özetlenebilecek beynin talamus yapısı çıktı gösterimlerine göre karşılaştırılabilir performansının değerlendirilmesidir. Bu tez kapsamında, bir Katman 4 benzetim modeli (Favorov ve Kursun, 2011) kullanılarak, gösterimin doğal resimlerin uzamsal dönüşümlerine ve hareket izine olan hassasiyeti incelenmiş, kümeleme ve sınıflandırma problemlerindeki Katman-4 gösteriminin başarımları analiz edilmiştir.

Mart 2016, 121 sayfa.

**Anahtar kelimeler:** Katman 4, Uzamsal Dönüşüm, Hareket İzi, Makine Öğrenmesi.

## **SUMMARY**

**Ph.D. THESIS**

### **MEASURING CAPACITY OF CORTEX BASED IMAGE REPRESENTATIONS USING SPATIAL TRANSFORMATIONS AND MACHINE LEARNING METHODS**

**Muhammed Erdem ISENKUL**

**Istanbul University**

**Institute of Graduate Studies in Science and Engineering**

**Department of Computer Engineering**

**Supervisor: Assoc. Prof. Dr. Olcay KURSUN**

**Co-Supervisor: Assoc. Prof. Dr. Oleg V. FAVOROV**

One of the key goals of computational neuroscience is to dissect how human visual system carry out complex computations. Adaptation of the differences and similarities between different image patterns in the human brain is the main concern of this researches. The primary visual cortex (V1) is the best-known and best-studied visual area in the brain. Layer 4 (L4) is the first layer of V1, which receives most visual input from the lateral geniculate nucleus (LGN) (or thalamus), and there are several L4 mathematical models implemented for this structure. Visual information that comes into L4 as input is transformed into a nonlinear representation that is capable of detecting certain visual patterns, similar to an RBF-network, and then is passed to neighboring and upper layers. This internal representation, analogous to the kernel concept in the field of machine learning, specifies which frequent patterns exist in the given image patch and is also capable of easily learning and predicting its variations such as its spatial transformations. The purpose of this thesis is to analyzing the performance of L4 image representation capacity and comparing this model with the thalamus model which is the input of L4 and can be summarized as filtered retinal input images (original images). With this purpose, using a Layer-4 simulation model (Favorov and Kursun, 2011), the sensitivity of Layer-4 representation to the spatial transformations and motion blur problems of natural images is analyzed.

March 2016, 121 pages.

**Keywords:** Layer 4, Spatial Transformation, Motion Blur, Machine Learning.

## 1. GİRİŞ

İnsan görme sisteminin farklı retinal imgeleri işleyerek bu imgeler arasındaki benzerliklere ve farklılıklara adapte olduğu, görme korteksinde organize olmuş nöronların imge örüntülerinden öznitelikleri nasıl öğrendikleri üzerine hesaplamalı modeller geliştirme hesaplamalı sinirbilim alanında önemli bir yer tutmaktadır. Bu tür çalışmalar sinirbilimin yanı sıra, makine öğrenmesi, örüntü tanıma ve görüntü işleme gibi bilgisayar bilimleri konularını da içerecek farklı disiplinlerle de kesişmektedir.

Görme korteksinde veri işlemenin ilk karmaşık yapılarından biri olan Katman-4 biyolojik yapısı bu tez kapsamında ele alınmıştır. Katman-4'ün görsel veri üzerinde yaptığı işlem, çekirdek yöntemlerinin (RBF benzeri) yaptığı gibi, veriyi doğrusal olmayan yeni bir öznitelik uzayına taşıyarak sonrasında doğrusal öğrenmeye olanak sağlayabilecek bir dönüşüm gerçekleştirmektedir. Katman-4'ün yaptığı veri işlemeyle yapılan dönüşümün, imgelerin farklı durumlarına göre başarılı bir şekilde sınıflandırılabilmesi, yani pluripotent (çoğulpotansiyelliği yüksek) bir dönüşüm olduğu literatürde belirtilmiştir (Favorov ve Kursun, 2011). Ancak literatürde, Rademacher karmaşıklığından esinlenmiş olan bu çoğulpotansiyellik testinin, aşırı öğrenme (yani sınıflandırıcının imge etiketlerini ezberlenmesi) gibi bir probleme neden olup olmadığı henüz çalışılmamıştır. Bu amaçla hipotez sınıfının kapasitesini ölçmek için geliştirilmiş bu çoğulpotansiyellik ölçümünün, hipotezin interpolasyon ve ayırt edicilik özelliklerini göz ardı edip yalnızca ezberlenebilirliğini ölçtüğü ifade edilebilir.

Tez kapsamında Katman-4 gösteriminin kapasitesini ölçmek için makine öğrenmesi ve basit görüntü işleme teknikleri kullanarak geliştirdiğimiz uzamsal dönüşüm tabanlı sınıflandırma ve kümeleme gibi sınamalarla imgeler arasındaki uzamsal bağıntıların da dikkate alındığı daha gerçekçi kapasite ölçme yöntemleri geliştirilmiştir.

Tezde öncelikle, yeterli parlaklık ve karşıtlığı olan farklı çözünürlük, örüntü ve desenleri içeren bir imge veri tabanından küçük (25x25 piksel) imge pencereleri ve bu pencerelerin uzamsal komşuları seçilerek, her gösterim yöntemi ile ayrı ayrı işlenerek öznitelik çıkarımı yapılmıştır. Bir pencerenin Katman-4 gösterimi ve alternatif (örneğin

ham piksel deęerleri, ya da RBF çekirdek gibi) gösterimlerindeki deęişimlerin uzamsal dönüşüm (pencerelerin ötelenmesi, döndürülmesi, ölçeklenmesi) sonrası öznitelik uzayındaki deęişimlerle ilintisi ortaya konulmaktadır. Böylelikle gösterim yöntemlerinin kapasite ölçümü gerçekleştirilerek birbirlerine göre başarımları karşılaştırılmıştır. Ayrıca farklı parametreler, problem zorlukları, doğrusal-doğrusal olmayan çözümler gibi farklı kıstaslar kullanılarak test optimizasyonları yapılmıştır.

“Genel Kısımlar” bölümünde, görme duyusu genel fizyolojik yapısı, Favorov Katman-4 Modeli, Pluripotansiyellik testi ve literatürdeki dięer çalışmalar anlatılmaktadır.

“Malzeme ve Yöntemler” bölümünde, tez kapsamında geliştirdiğimiz model performanslarını ortaya koyan uzamsal dönüşüm testleri yöntemleri anlatılmaktadır.

“Bulgular” bölümünde, Favorov Katman-4 modeli uzamsal dönüşüm performansları, hareket izi testi performansları ve aralarındaki ilişkiyi belirten bulgular anlatılmaktadır.

Son olarak “Tartışma ve Sonuç” bölümünde, elde edilen sonuçların değerlendirilmesi, literatürdeki çalışmalar ile olan bağlantıları ve tez sonrası hedeflenen çalışmalardan bahsedilmektedir.



## 2. GENEL KISIMLAR

### 2.1.GÖRME SİSTEMLERİ

#### 2.1.1.Görme (Vision) Nedir?

Görme olarak tanımlanan vision kavramı, çevresel nesnelere veya olayların içerdiği bilgilerin ışığın bu nesnelere yansması veya emilmesine göre değerlendirilmesi ya da diğer bir deyişle bilginin ışığın nesnelere üzerindeki etkisine göre çıkartılmasıdır.

Işığın nesnelere tarafından emilmesi ve yansıtılması bilgisinin önce toplanması ve sonrasında bu bilginin farklı olaylar için değerlendirilmesinden önce ölçülmesi gerekmektedir. Biyolojik ve yapay sistemlerin her ikisi de tipik olarak ilk adım olarak ışığı iki boyutlu bir resim ögesine dönüştürürler. Ancak bilinmesi gereken en önemli nokta, ilk adımdaki işlemler benzer olsa da göz ve yapay/dijital kamera arasındaki resim bilgi işleme adımlarının oldukça farklı olmasıdır. Resim üzerinden alınan ışığın yoğunluğu birçok uzamsal lokasyon içerisinde hesaplanır veya örneklenir. İnsan gözü bu işlemi foto-reseptörler ile gerçekleştirir. Yapay sistemler ise farklı teknolojik modelleri kullanarak bunu algırlar. Ancak temelde tüm sistemler aynı temel işlem olan ışığı önce iki boyutlu bir resme, sonrasında bu resimdeki her bir nokta üzerindeki ışık yoğunluğunu bir çeşit sinyale dönüştürürler.

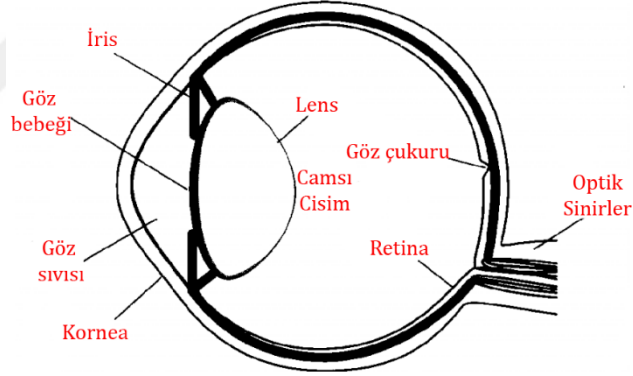
Genellikle bu dönüştürülmüş resimlerin hem temporal hem de kromatik (renksel) boyutları bulunmaktadır. Ancak tez kapsamında sadece statik veya diğer bir deyişle monokrom (gri-gösterimli) resimler üzerinde çalışılmıştır. Bu tür bir resim iki boyut üzerinde tanımlanan bir skaler fonksiyon ile tanımlanır,  $I(x,y)$ . Burada  $I(x,y)$  fonksiyonu resim üzerindeki her bir  $(x,y)$  lokasyonundaki ışık yoğunluğu değerini belirtmektedir. Gerçek hayatta bu değerler süreklidir, ancak işlem zorluğu ve işleme problemleri nedeniyle resimler örneklenerek ayrık değerlere çevrilmektedir. Bu sayede  $x$  ve  $y$  lokasyonları her zaman tam sayı değeri olarak korunacak ve bu değerleri resim yoğunluk değerlerini içeren bir dizinin indekslerini oluşturacaktır. Dijital sistemlerde örnekleme genellikle dikdörtgenseldir. Diğer bir deyişle noktalar, dikdörtgensel bir dizi içerisindeki ışık yoğunluğu olarak tanımlanır. Biyolojik sistemlerdeki uzamsal

örnekleme dikdörtgenel veya alışagelmış bir şekilde olmamasına rağmen örnekleme işlemi yapay sistemlerden çok farklı değildir.

Yukarıda bahsedilen resimler üzerinden bilgi çıkarımını sağlayan sistemler bütünü, görme sistemleri olarak adlandırılır. Bu resimleri içeren fiziksel dünyanın tamamı dolaylı olarak bilgiyi oluşturur. Görme sistemleri bir şekilde bu dolaylı bilgiyi kullanıp, işlenebilir bir bilgiye dönüştürmek zorundadır (örneğin; fiziksel ortamdaki nesnelere tanımlanması gibi). Bu işlem basit bir problem olmamakla birlikte çözülmeyi gereken birçok soru işaretini barındırır. Bu nedenle görme üzerinde çalışılabilecek birçok farklı alt alan oluşmuştur.

### 2.1.2. İnsan Biyolojik Görme Sistemi Yapısı

İnsan görme sistemi iki fonksiyonel bölümden oluşmaktadır; göz ve beyin (bir kısmı). Gözler gelen ışığın sinyale çevrilmesinde rol oynarken, beyin, karmaşık resim işleme sürecini yürütmektedir.



Şekil 2.1: İnsan gözü temel yapısı (Maintz, 2005)

Şekil 2.1’de insan gözünün en temel ve en önemli yapıları gösterilmektedir. Gözler tarafından algılanan tüm görüntüler, o görüntü içerisindeki nesnelere ışık ışınlarını emmesi veya bu ışınları geri yansıtmasıyla oluşmaktadır. Bu ışık ışınları yeterince güçlü veya diğer bir deyişle yeterli enerjiye sahip olduklarında ve aynı zamanda elektromanyetik spektrumun doğru aralığında olduklarında (300 ile 700 nm arasında), sağlıklı bir göz beyne optik sinirler üzerinden sinyal göndererek bu tür ışıklara reaksiyon göstermektedir (Maintz, 2005).

Bir ışık ışını göze ulaştığı anda sırasıyla kornea, göz sıvısı, iris, lens ve camsı cisimden geçerek retinaya ulaşır. Kornea saydam koruyucu bir katmandır ve lens görevi görerek ışığı kırar. İris ise yuvarlak bir açıklığı dinamik olarak değiştirerek göze giren ışığın miktarını ayarlamaktadır. Karanlık bir ortamda iris olabildiğince açılır ve olabilecek en fazla sayıda ışığın göze girmesini sağlar. Normal bir gün ışığında ise ortam ışığının yeterince fazla olması sebebiyle iris küçülür. Lens ise nesne odağını ayarlayarak imgenin retina üzerine düşmesini sağlar (Maintz, 2005).

### **2.1.2.1.Retina**

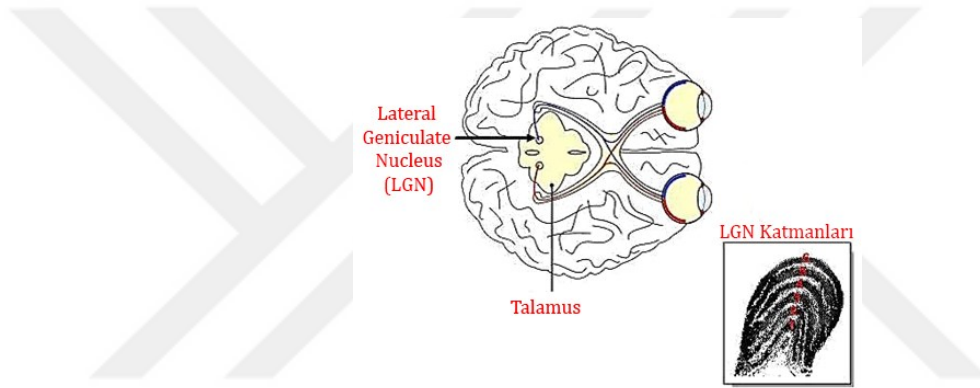
Retina içerisinde ışık ışınları algılanarak elektriksel sinyallere dönüştürülür. Bu dönüşüm fotoreseptörler ile gerçekleşmektedir. Göz içerisinde iki farklı fotoreseptör bulunmaktadır. Bu reseptörler yapısal benzerlikleri nedeniyle *çubuk* ve *koni* olarak adlandırılmaktadır. *Çubuk* reseptörleri insan gözü içerisinde yaklaşık olarak 100 milyon adettir ve göz çukuru (fovea) haricinde tüm retinaya yayılmıştır. Fovea bölgesi retina üzerinde bulunan küçük bir alandır ve görüşümüzün en keskin olduğu noktadır. *Koni* türü fotoreseptörler genel olarak fovea çevresinde yoğunlaşmıştır ve yaklaşık olarak 6-7 milyon civarındadır. Fakat tüm retina içerisinde sayı olarak oldukça düşük yoğunluktadır. Optik sinirlerin göz ile bağlantısının bulunduğu noktada fotoreseptörler bulunmamaktadır ve bu nokta kör nokta olarak adlandırılır. *Çubuk* türü reseptörlerin *koni* türü reseptörlere göre ışığa daha hassas olması sebebiyle göze gelen ışığın miktarı üç tip görüşü ayırt edebilmemizi sağlamaktadır. Karanlık ortamlarda sadece *çubuk* türü reseptörler aktiftir. Ancak *çubukların* renkleri ayırt edememesi sebebiyle ışık ancak grinin tonları olarak algılanır. Bu durum *skotopik* veya gece görüşü olarak adlandırılır. Aydınlik ortamda ise *koniler* daha aktiftirler ve bu durum *fotopik* veya gündüz görüşü olarak adlandırılır. Yarı aydınlık/karanlık durumlarda ise her iki türde reseptörler aktif olduğu için bu tür durumlarda *mezopik* görüş oluşur (Maintz, 2005).

Yukarıda bahsedilen fotoreseptörler sayesinde ışık bir takım kimyasal reaksiyon olayı başlatarak elektriksel sinyale dönüşür. İmge hakkındaki bilgi artık bu elektriksel sinyal ile ifade edildiğinden işlenmek üzere optik sinirler üzerinden beyne iletilir. Optik sinir hücrelerinin sahip olduğu aksonların %90'ı talamus içerisindeki lateral geniculate nucleus (LGN) 'a gider. Burada yapılan paralel işleme, görsel dünyanın beyinde tekrar

oluşturulabilmesi için oldukça önemlidir ve her bir bilgi farklı yol üzerinden giderek algıyı etkilemektedir (Maintz, 2005).

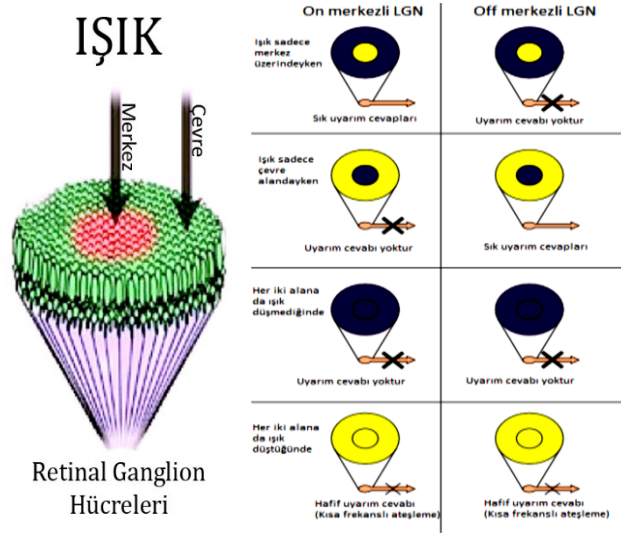
### 2.1.2.2. Lateral Geniculate Nucleus (LGN)

Lateral geniculate nucleus (LGN) (Şekil 2.2) talamik içerisinde bulunan duyuşal bir filtredir. Koku hariç tüm duyuşal uyarımlar için ara istasyon görevi görmektedir. Uyarımları azaltma, güçlendirme, iletmeme fonksiyonu mevcuttur. Önemsiz uyarımlar LGN tarafından azaltılırken, önemliler güçlendirilir. Duyuşal girdilerinin büyük bir kısmını retinadan almaktadır. Görmeye duyuşunda, retinadan yola çıkan sinyaller LGN'ye ulaşır ve buradan oksipital lobdaki birinci görmeye korteksine iletilirler (V1).



Şekil 2.2: Talamus ve lateral geniculate nucleus yapısı (Whitney, 2002).

LGN alıcıları, girdi olarak retina tarafından elektriksel sinyale çevrilmiş ve belirli bir düzen içerisinde iletilen bilgileri almaktadır. Retina üzerine düşen ışık merkez ve çevre denilen iki farklı alanda bulunan *çubuk* ve *konileri* tetikler. Dairesel bu alanlar sayesinde ışığa bir nevi haritalandırma yapılır. Haritalanan sinyal, ON-merkez ve OFF-merkez olarak adlandırılan iki farklı türde LGN hücresine girdi olarak verilerek uyarım üretmesi sağlanır (Şekil 2.3).



Şekil 2.3: LGN alıcı alanları ((Wikipedia, 2016),(Torres, 2012)).

ON-merkez türü LGN hücrelerinde merkeze düşen ışığın elektriksel sinyali hücrenin uyarım cevaplarını arttırırken/şiddetlendirirken, çevreye düşen ışık hücrenin uyarım cevabını azaltır/baskılar. OFF-merkezli LGN hücrelerinde ise bu durum tam aksinedir. Çevre alana düşen ışık sinyali OFF-merkez hücrenin uyarımlarını arttırırken/şiddetlendirirken, merkez alana düşen ışık hücrenin uyarım cevabını azaltır/baskılar. Örnek olarak merkez alanda sadece ışık var, çevre alanda yoksa ON-merkez hücrenin üreteceği uyarım oldukça sık ve şiddetli olacaktır, OFF-merkez hücrede ise ilgili hücrede herhangi bir uyarım oluşmayacaktır.

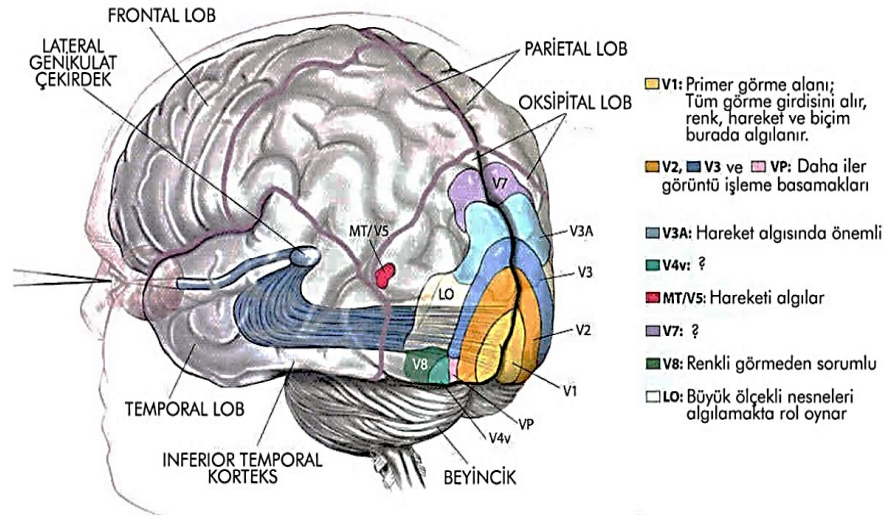
Yukarıdaki işlem sayesinde LGN hücrelerinde ışık değişimlerinin/karşıtlığın olduğu noktalar/pikseller/alanlar daha belirgin olurken, diğer alanlar düşük uyarımlı olacaktır. Bu da az bilgi içeren alanların göz ardı edilmesini sağlayacaktır (Şekil 2.4). Şekil 2.4'te nöral çıktı olarak verilen resimde (sol) siyahın yoğun olduğu pikseller OFF-merkezli LGN çıktılarının yoğun uyarımlarını, beyazların yoğun olduğu pikseller ON-merkezli LGN çıktılarının yoğun uyarımlarını belirtmektedir. Gri alanlar her iki hücrenin de eşit uyarım ürettiği alanlardır. Görüldüğü üzere merkezi ve çevresel alıcı alanları kenarları veya diğer bir deyişle bilginin olduğu alanları daha belirgin hale getirmektedir.



Şekil 2.4: LGN alıcı alanları çıktısı (sol: girdi resmi (gri ölçeklemeli), sağ: nöral çıktı) (Heeger, 2006).

### 2.1.2.3. Birincil Görme Korteksi (V1)

Birincil görme korteksi, beyindeki en iyi bilinen ve üzerinde en çok çalışılan görsel alandır. Kortikal görme işlemlerinin ilk ve en az karmaşık adımları bu alanda yapılmaktadır. V1 statik ve hareketli nesnelere hakkında yapılan bilgi işlenmesi ve örüntü tanıma işlemleri üzerine özelleşmiştir. İşlenen bilgi üst katmanlara iletilerek yüksek seviyede görüntünün işlenmesini sağlamaktadır (Şekil 2.5).

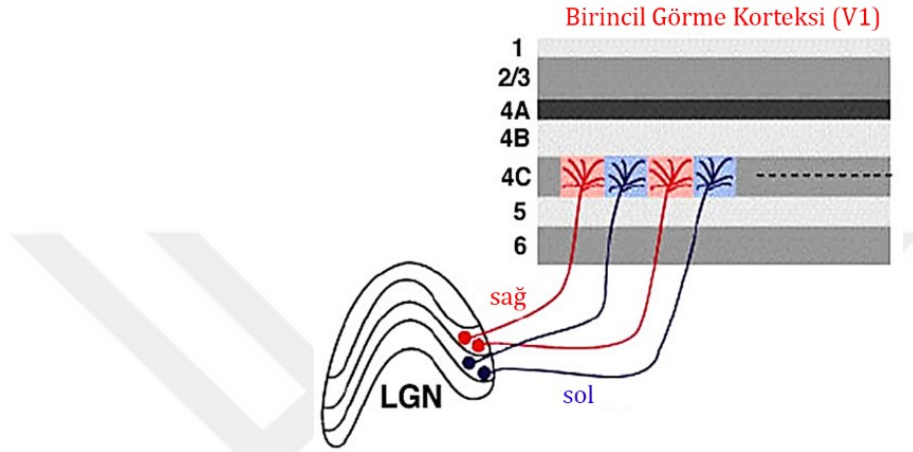


Şekil 2.5: İnsan görme sistemi genel yapısı ve görme korteksi (The brain from top to bottom, 2016).

V1 fonksiyonel yapı olarak 6 farklı katmana ayrılmaktadır (Şekil 2.6);

- **Katman 4 (L4):** İleri beslemeli LGN hücre çıktıları, V1 alanında ilk bu katmana gönderilir. İşlenen bilgi üst katmana (Katman 2/3) iletilir.

- **Katman 5 (L5):** Korteks altı yapılara (beyin sapı, orta beyin vb.) geri bildirim çıktılarının gönderildiği katman.
- **Katman 6 (L6):** Talamusa geri bildirim çıktılarının gönderildiği katman.
- **Katman 2/3 (L2/3):** Alt katmandan alınan bilgilerin tekrar işlenerek üst alana iletiildiği ve aynı zamanda Katman 4 e geri bildirimlerin gönderildiği katman.



Şekil 2.6: V1 alanı LGN ve katman 4 bağlantısı (Schmolesky, 2016).

### 2.1.3. İnsan Görme Sistemi Karmaşıklığı

Görme bütünüyle ele alındığında istisnai olarak oldukça zor bir işlemsel problemdir. Mükemmel bir görme sistemine sahip olan insan tüm bu işlemleri çok az bir çaba ve kolay uygulanabilir bir şekilde günlük yaşantı içerisinde kolaylıkla yapabilmektedir. Beyin içerisinde ne gibi bir hesaplama işlemi yapıldığının farkında olmamakla birlikte, sadece hesaplama sonrası ortaya çıkan sonuç bizler tarafından deneyimlenmektedir. Bu sebeple bunun nasıl başarıldığını bulabilmek ve fizyolojik yapı benzeri bir model kurabilmek bu alanda çalışan birçok bilim adamının başlıca hedefleri arasındadır.

Şekil 2.7’de görme üzerinde çalışırken karşılaşılabilecek bir problem gösterilmiştir. Burada resim ışık yoğunluğu ölçülerek uzamsal lokasyon fonksiyonu olarak gösterilerek sayısal bir formata çevrilmiştir. Diğer bir deyişle, eğer her bir kare içerisindeki renk değeri gri olarak kodlanarak buna karşı örneklenen değer verilmiştir. Görülebileceği gibi eğer alışageldik bir formatta resim gösterilseydi çok daha rahat bir şekilde resmi algılayabilecektik, ancak resmi sadece numara olarak değerlendirmek bizim için kolay bir olguyu oldukça zor bir probleme çevirmiştir.







Şekil 2.8’de önceki figürün daha algılanabilir hali verilmiştir. Görüldüğü gibi artık resimdeki kişi/nesne tam olarak algılanabilmektedir. Şekil 2.7’de ilk aşamada foto-reseptörlerin ışığı alıp çevirmesi işlemiydi. Ancak bir şekilde görme sistemimiz bu bilgiyi kullanarak, gerçek hayat nesneleriyle ilişkilendirerek anlamlı hale getirmiştir. Burada deneyimlediğimiz olgu, sahip olduğumuz görme sisteminin resmi algılamının dışında gördüğümüz nesne ve olaylarla da ilişkilendirerek nesneyi rahatlıkla tanımlamasıdır.



**Şekil 2.8:** Şekil 2.7’nin imgesel gösterimi.<sup>2</sup>

Yukarıda işlenen tüm içerikler mümkün olduğunca basit olarak ifade edilmiştir. Buna insan retinasının ışık dalga formlarına olan hassasiyeti ve gerçek dünyayı iki gözle

<sup>2</sup> Şekilde gülen bir insan resmi olduğu rahatlıkla anlaşılmaktadır. Resmin çözünürlüğü sebebiyle daha uzaktan bakılmasıyla figür çok daha kolay görülecektir.

algıladığımız gibi gerçeklerde eklenince problem giderek karmaşık hale gelmektedir. Ek olarak en büyük farkın dünyayı statik bir resim yerine sürekli dinamik olarak değişen resimler bütünü algıladığımız gerçeği hesaplama işleminin mükemmeliyetini bize göstermektedir. Yine de, bu hesaplama zorluklarının ve farkların Şekil 2.7’de analog olarak gösterilen optik bilgiden çıktığını ve görme sistemimizin sadece bu veriyle tüm dünyayı algıladığımızı değiştirmeyeceğini belirtmeliyiz.

Başta zor olarak gözüken bu problemin, anlamlı bir şekilde ele alındığında çok zor gelmediği aşikârdır. Resim yoğunlukları arasındaki fark nedeniyle ortaya çıkan kenarlar büyük ve küçük değerler arasındaki yoğun farkının olduğu sınırlar tespit edilerek bulunabilmektedir. Bu tür özniteliklerin belirlenerek gruplanması işlemsel olarak formülize edilerek hesaplanabilmektedir. Özniteliklerin gruplanması analiz edilerek bir nesneyi tanımlaması işlemi birçok bilgisayarda görme algoritmalarının temel formunu oluşturmaktadır. Ancak, hâlihazırda kullanılan bilgisayarda görme sistemlerinin sentetik resimler ve yüksek oranda basitleştirilmiş (çözülebilir) resimler üzerinde çalışsalar da basitleştirilmeyen, çeşitlendirilmiş ve doğal olarak tabir edilen resimlerde çalışma performansları oldukça kötüdür. Yapılan birçok çalışmada gerçek hayat problemlerinin oldukça zor olduğu konusunda hemfikirdir. Nesnelerin kenarlarının tespiti gibi basit bir problem bile çok karmaşık bir hesaplama problemine dönüşebilmektedir.

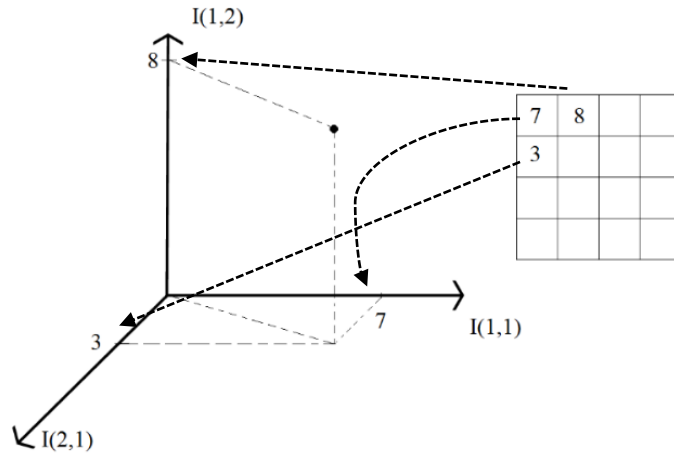
Bilgisayarda görme çalışmalarında karşılaşılan problem ışığında kendi görme sistemimizin geliştirilmesinin ne kadar olağanüstü bir durum olduğunu göstermektedir. Tüm gerçek dünyayı mükemmel bir kesinlikte algılamamız ve bunu her zaman yapmamız bu alanda yapılan çalışmaların motivasyon kaynağını oluşturmaktadır. Birçok sistem bu sebeple biyolojiden ilham alınarak geliştirilmektedir ve resim işleme adımlarının taklit edilmesi biyolojik görme sistemlerinin en basit ve ilk adımlarını göstermektedir. Ancak, ilk adımları olsa bile beyinde yapılan gösterimler hakkında halen çok az bilgimiz olduğu aşikârdır. Diğer bir taraftan, görme üzerinde üretilmiş hesaplamalı teoriler, biyolojik görmenin anlaşılmasında araştırmacılara ışık tutmaktadır.

## 2.2.DOĞAL RESİMLER

### 2.2.1.Resim Uzayı

Biyolojik görme yapısının yapay görmeye çevrilmesinde karşılaşılan asıl problem çevre hakkında edinilen öncelikli bilgilerin işlendiği biyolojik görme yapısının ilk adımlarını nasıl kavram olarak uygulanacağıdır. Görme sisteminde ilk adım yapıları tanım olarak görsel işlemenin temel parçaları olarak adlandırılır. Bu parçalar bilgilerden hesaplanan özneliklerin formülize edilmiş yapıları veya diğer bir deyişle resmin basit bir fonksiyon çıktısı ile ifade edilmesidir. Kortekste bir nesnenin tanımlanması görsel sistemin ilk adımlarında gerçekleşmediği için tez kapsamında nesne tanıma öncelikli amaç olarak hedeflenmemiştir.

Merkezi kavram burada resim uzayıdır. Önceki başlıklarda belirtildiği gibi her bir resim bir dizi içerisinde resim eleman yoğunluğu olarak veya piksel değeri, sayısal halde tutulurlar. Örneğin; 10x10 piksellik bir resim toplamda  $10^2$  adet piksel değeri sunmaktadır. Yani bir resim bu örneğe göre 100 boyutlu bir uzayda, her bir eksenini bir piksel değerinin yoğunluğu olarak ifade edilmektedir. Resim  $x$  ve  $y$  eksenini piksel sayısı arttıkça çözünürlük değeri artacağından resmin ifade edildiği boyut sayısı da artacaktır (Şekil 2.9).



Şekil 2.9: İmgelerin uzay gösterimleri (Hyvärinen, ve diğ., 2009).<sup>3</sup>

Sonrasında birçok resimden oluşan resim kümesi bir nokta olarak tanımlanarak resim uzayında bir alanı tutmaktadır. Bu uzay dağılımında resimlerin olasılıksal yoğunluk

<sup>3</sup> İmgeler uzay içerisinde birebir nokta olarak haritalandırılmıştır. İmge uzayındaki her bir düzlem, imgedeki tek bir özel pikselin parlaklık değerini tutmaktadır.

fonksiyonu, seçilen resimlerin birbirlerine ne kadar benzer olmasıyla ilişkilidir. Örneğin; astronomik resimlerin uzayda tuttuğu alan ile gündüz çekilen resimlerin bu uzayda tuttıkları noktalar, özellikleri birbirinden çok farklı oldukları için birbirlerinden oldukça ayrılırlar.

### 2.2.2.Doğal Resimlerin Tanımı

Doğal resimler birçok farklı resimden oluşan, içerisinde günlük hayatta karşılaştığımız resimlerin bulunabileceği resim kümeleridir (örneğin; dağ, manzara, orman, ev, çayır, gökyüzündeki bulutlar vb.). Tez kapsamında kullandığımız doğal resimler kümesi Şekil 2.10’da verilmiştir. Tezde sentetik resimler yerine doğal resimlerin seçilmesinin sebebi, önceki başlıklarda da belirtildiği gibi biyolojik görme sistemine giren verilere benzer, biyolojik sisteme giren verinin istatistiksel olarak benzer yapıda olduğu düşünülen resim verilerini kullanmaktadır. Bu şekilde kullanılan girdi resimleri “doğal girdi” olarak adlandırılmaktadır. Araştırmalarda kullanılan bu doğal girdiler sayesinde biyolojik görme yapıları, bu tür girdilere adapte olarak çıktılara göre kendilerine gelen veriye karşı cevap üretecek şekilde sürekli yenilenmektedir.

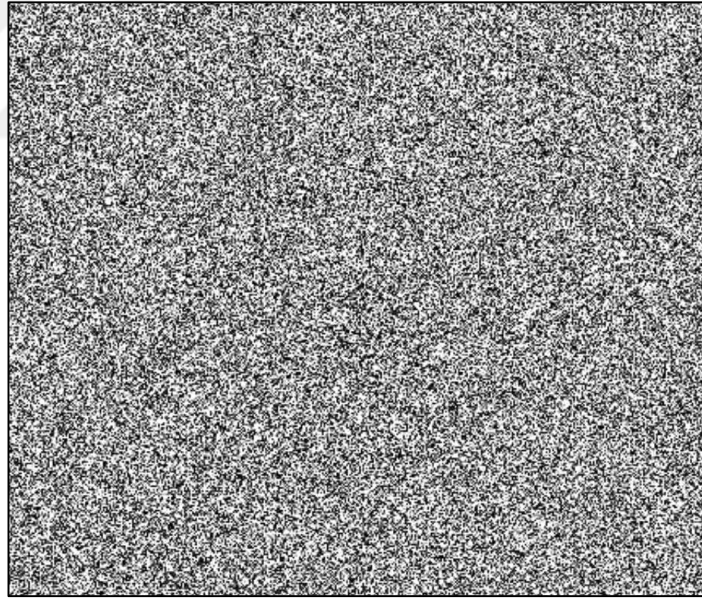


**Şekil 2.10:** Tez kapsamında kullanılan üç farklı doğal resim veri kümesi (Favorov ve Kursun, 2011).

Bunun bilimsel araştırmalara getirdiği dezavantaj, özellikle insan görme yapısı temel alındığında görsel sistemin doğal çevrede birçok farklı yolla gelişebildiği ve bunun

tamamıyla insan deneyimine göre olduğudur. Literatürde sunulan yapay görme işlemi teorileri, bu tür deneyime benzer hücrelerin birbirlerini sürekli geri bildirimlerle yeniledikleri yapılardan faydalanmaktadırlar. Bu nedenle girdi olarak verilen doğal resim kümelerinin model istatistiksel analiz sonuçları ile tamamen rastgele oluşturulan çoğu yapay örüntülere sahip resim sonuçları oldukça farklı olacaktır.

Resimler uzayda dağılırken bilinmesi gereken en önemli nokta resimlerin hiçbir şekilde uzayda rastgele resimlerde olduğu gibi düzgün yayımlı (uniformly distributed) olmamalarıdır. Şekil 2.11'de düzgün dağılıma sahip bir resim gösterilmektedir ve görüldüğü gibi bu resim, uzayda hiçbir resme benzemeyecektir. Bu nedenle bu tür ayrık ve çok farklı dağılımlı resimlerin resim uzayında göz ardı edilmesinde bir sakınca bulunmamaktadır. Gerçekte doğal resimlerin dağılımları yüksek oranda düzgün olmayan (non-uniform) yapıdadır ya da diğer bir ifadeyle doğal resimler çok fazla sayıda *artıklık* (redundancy) içermektedirler.



Şekil 2.11: Düzgün yayımlı imge örneği (Hyvärinen, ve diğ., 2009).<sup>4</sup>

## 2.3.ARTIKLIK VE BİLGİ

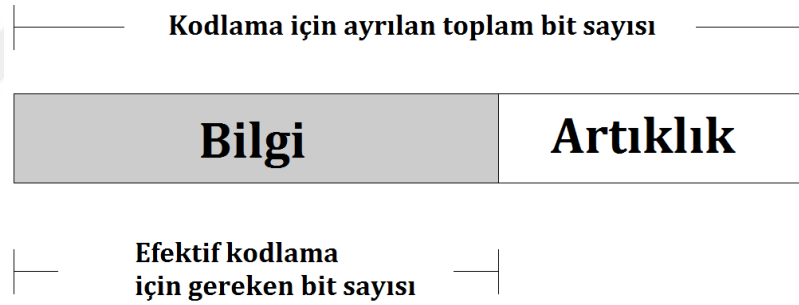
### 2.3.1.Bilgi Teorisi ve İmge Kodlama

Bilgi teorisinin Claude Shannon ve diğer araştırmacılar tarafından ortaya atılması bilimin en önemli gelişmelerinden biri olarak kabul edilmektedir. Shannon bir mesajın

<sup>4</sup> Her bir piksel, siyah-beyaz yoğunluklarından rastgele bir değer seçilerek üretilmiştir.

haberleşme kanalları üzerinden taşınabileceği fikrinden yola çıkarak, değişkenlerin örneklenebildiği matematiksel bir teori geliştirmiştir. Bu teorinin genellenebilir olması sebebiyle, bilimin birçok alanında yeni uygulamaların ortaya konulabilmesine öncülük etmiştir.

Bilgi teorisinde ortaya atılan fikirlerden bir tanesi imgeyi saklamak için gereken olan hafıza alanının miktarı, her bir piksel için sabit bir bit sayısı ile kodlanmış, örneğin 8 bit veya 24 bit gibi, bir gösterim için ayrılan alandan genellikle çok daha düşük olmasıdır. Bunun nedeni imgenin içerisinde bulunan artık bilgi yapısından veya diğer bir deyişle gereksiz bilgiden kaynaklanan imgenin hafızada fazladan yer tutmasıdır. Gerçekte sadece faydalanılacak olan örüntünün ya da bize bilgi sağlayacak örüntünün tutulması yeterlidir ve bu da imgeyi daha az bit sayısı ile kodlayabileceğimiz anlamına gelir. Bu nedenle, herhangi bir resmin içeriği veya herhangi bir sinyal, bilgi ve artıklık olarak ikiye ayrılmaktadır. Şekil 2.12’de bu yapı figür olarak ifade edilmektedir.

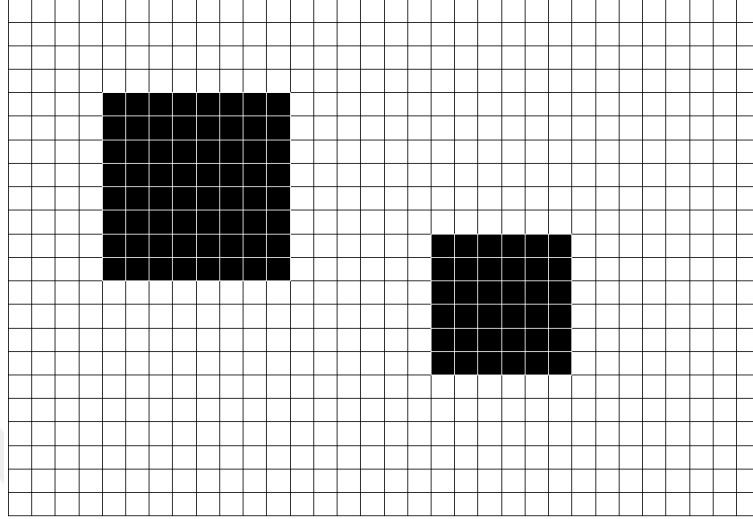


**Şekil 2.12:** Sinyaldeki artıklık durumu (Hyvärinen, ve diğ., 2009).<sup>5</sup>

Daha anlaşılır olabilmesi adına Şekil 2.13’te ikili olarak tanımlanan bir imge örneği verilmiştir. İmge toplamda 600 pikselden oluşmakta ve gösterim için 600 bite (Siyah değerleri için “1”, beyaz değerleri için “0”) ihtiyaç duyulacaktır. Daha az sayıda bit ile ifade etmek için birçok yol bulunmaktadır. Örnek bir gösterimle, resmin arka planı beyaz olarak algılanıp siyah değerler ise ön planda bulunan kareleri ifade etmektedir. Bu sayede sadece karelerin bulunduğu pozisyon ve boyut değerleri tutulması bu

<sup>5</sup> Hafızanın bir kısmı tipik bir imgenin saklanmasına ayrılmaktadır. Ancak bu durumda imge içerisindeki artık bilgi de hafızada ciddi ölçüde yer kaplayacaktır. Eğer sinyal verimli bir biçimde sıkıştırılırsa, artıklıktan büyük ölçüde arındırılarak, imgenin çok daha az sayıda bit ile saklanmasına olanak sağlanacaktır. (Hyvärinen, et al., 2009)

imgenin kodlanabilmesi için yeterlidir. 600 bitle ifade etmek yerine örnekte verilen gösterimdeki gibi kodlayarak hafızada tutulan bilgi artıklığının önüne geçilmiş olur.



**Şekil 2.13:** İçerisinde farklı yapıları barındıran ikili imge örneği (Hyvärinen, ve diğ., 2009).

Burada bilinmesi gereken en önemli nokta bu tür bir gösterimin sadece belli başlı imgelerle mümkün olabileceği (Şekil 2.13'teki kareler ve arka planın sabit olması gibi) fakat diğer imgelerde uygulanamayacağıdır (karmaşık örüntüler içeren karesel yapılara veya çok fazla gösterime ihtiyaç duyulan imgeler gibi).

Attneave 1954'te yaptığı çalışmada imgelerdeki artıklıktan özel olarak bahsetmiştir. Yukarıda belirtilen problemi ilk defa ortaya atarak, problemi üzerindeki renklerin hangi nesnelere ait olduğunu bulmaya çalışan bir "tahmin oyunu" gibi ifade etmiştir. Ancak nesnelere ait tahmin edilebilirlikleri en az artıklık kadar önemli bir problemdir.

Yapay sistemlerinde daha az bilgi ile ifade edilebilecek imgeleri, iletim ve saklama amacıyla daha kompakt dijital imge formatlarına dönüştürme üzerine yapılan geliştirmeler devam etmektedir. Ayrıca imge içerisinde saklanan yapıların anlaşılması da bu çalışmaların diğer hedefleri arasındadır. Böylelikle imgelerin istatistiksel özellikleri üzerine yapılan analiz çalışmaları çok geniş uygulamalarının temel çalışma alanını oluşturmaktadır.

### 2.3.2. Artıklık Azalımı ve Nöral Kodlama

Konsept olarak oldukça benzer yanları bulunması sebebiyle fizyolojistler ve biyolojistler bilgi teorisinin, biyolojik sistemlerle direk olarak bağlantılı olduğunu ortaya çıkarmışlardır. Buradan yola çıkarak duyuşal girdinin bir çeşit sinyal olduğu ve dış dünyadaki bilgileri biyolojik sisteme yönlendiren bir yapı olduğunu söylemek mümkündür. Bu bilgi duyuşal nöronlar tarafından aksiyon potansiyelleri olarak kullanılmaktadır.

Attneave'in çalışmasında (1954) artıklık imgelerin yapısında var olduğundan bahsetmiştir. Teori olarak önerdiği olgu, görme sistemlerinin girdileri tekrar kodlayarak imgelerdeki artıklığı azalttığı ve duyuşal sinyallerin bir çeşit ekonomik gösterime çevrildiğidir. Şekil 2.13 tekrar ele alındığında imgeler beyaz üzeri siyah kare gösterimi ile ifade edilerek artıklığın azaltıldığı verimli bir gösterime dönüştüğü söylenebilmektedir. Bu gösterime çevrilirken aynı zamanda sinyalin yapısı da keşfedilerek imgedeki orijinal gösterimde bulunamayan genel kavram belirlenmektedir. Diğer bir deyişle, artıklığı azaltmak için artıklığın ne olduğunun tanımlanması, imgenin genel yapısının çözülmesi gerekmektedir.

Benzer konseptler Barlow'un çalışmasında (1961) daha çok biyolojist/fizyolojist bakış açısıyla sunulmaktadır. Barlow ayrıca Mach (1886) ve Pearson'un (1892) ortaya attığı "Verimli Düşünce" fikrini de önerisine dâhil etmektedir.

## 2.4. GÖRME SİSTEMİNİN İSTATİSTİKSEL MODELLENMESİ

### 2.4.1. Görme Sisteminde Kuramcı ve Tanımlayıcı Modellemeler

Görsel sinirbilimde, alıcı alanlarının yapısı üzerine ortaya atılan klasik teoriler matematiksel yöntemler içererek görme sistemini çok daha az parametre ile ifade etmeye olanak sağlamaktadır. Bu tür modelleme tanımlayıcı modelleme olarak adlandırılmaktadır.

Ancak, asıl cevaplanması gereken soru neden görme sistemi sinirbilimsel ölçümler sunduğudur. En basit yaklaşımla sistemin kendisini süre içerisinde geliştirerek bir takım belli başlı fonksiyonlara adapte oldukları, verilen girdilere göre her bir altyapının kendi içerisinde organize olduklarıdır.



En iyilemek (optimality) varsayımı tabanlı modeller genellikle kuramcı olarak adlandırılarak sistemin nasıl davranması gerektiği belirtilmektedir. Tabii ki, tüm organizmanın tam anlamıyla optimize olduğu söylenemez ve bazıları optimallikten çok daha uzakta olabilir. Bu nedenle iyi tanımlanmış bir kavram olamayacağı da ihtimaller arasındadır.

Bununla birlikte, bazı kesin durumlar ve varsayımlar için sistemin optimallikten çok uzak olmadığıdır. Bu tür durumlara kortikal görsel işleme sisteminin ilk katmanlarında karşılaşılmaktadır. Beynin bu alanı fonksiyonel olarak büyük ölçüde istatistiksel modelleme prensiplerine dayanmaktadır. Bu sebeple, sistemin bu parçalarının en uygun olduğu istatistiksel çıkarımlar ile ispatlanabilmektedir.

Görme sisteminin ilk katman modelleri üzerine ortaya atılan kuramcı modellerin tam manasıyla tatmin edici olmaması nedeniyle, çoğunlukla pratik tanımlayıcı modellerin geliştirilmesi hedeflenmiştir. Buna rağmen üstü kapalı olarak ortaya atılan kuramcı modeller bulunmaktadır. İstatistiksel yaklaşımlar ilk defa görsel işlemenin niceliksel olarak modellenmesine olanak sağlamakla birlikte ve sinirbilimsel ölçümlerle de büyük oranda uyuşmaktadır.

#### **2.4.2. Kestirimci Teorik Sinirbilim**

Bu konuda bir diğer önemli konu, modellenmenin diğer bir amacı olan birincil görme korteksinin kestirim özellikleri ve niceliksel kestirimlerin hangi görsel işlemlerle sağlandığıdır.

Görsel işlemenin ilk adımları üzerinde yapılan deney sonuçlarının neredeyse tamamı birinci görme korteksi veya retina gibi çok daha öncül alanlar ile ilgilidir. Aynı şekilde, doğal resim istatistiklerinin modellenmesi alanında yapılan çalışmaların çok büyük bir kısmı çok düşük seviyeli öznitelikler üzerinedir. Ancak, istatistiksel modellemede kullanılan yöntem çok farklı alanlara uygulanabilmektedir.

Görme araştırmaları üzerine yapılan deneyler daha çok üstü kapalı, niteliksel tahmin tabanlıdır. Ancak, yukarıda bahsedilen yöntemler kullanıldığı takdirde niceliksel hipotezlerin deneysel araştırmalarla desteklenebileceği düşünülmektedir.

## 2.5.DOĞAL RESİM ÖZİNİTELİKLERİ VE İSTATİSTİKSEL MODELLER

### 2.5.1.İmge Gösterimleri ve Özİnitelikler

Doğal resimler üzerinden geliştirilen birçok istatistiksel model özİniteliklerin hesaplanmasına dayalıdır. Özİnitelik genel olarak, imgenin daha ileri görsel işlemede kullanılmak üzere ürettiği herhangi bir fonksiyon olarak adlandırılabilceği gibi, fonksiyon çıktısı olarak da tanımlanmaktadır.

Bir imgeyi ifade etmek için kullanılan klasik bir yöntem özİniteliklerin doğrusal ağırlıklı toplamlarıdır. Her bir özİnitelik  $A_i(x, y), i = 1, \dots, n$  olarak ve herhangi bir imge için her bir imge özİniteliğinin katsayıları  $s_i$  olarak ifade edildiğinde bir imgeyi temsil eden imge matematiksel olarak:

$$I(x, y) = \sum_{i=1}^n A_i(x, y)s_i \quad (2.1)$$

Eğer denklemi basit olarak ifade etmek için özİnitelik sayısı olan  $n$  ifadesini toplam piksel sayısına eşit olduğunu varsayarsak Denklem 2.1 ters olarak ifade edilebilir. Bu sayede girdi olarak verilen  $I$  imgesi üzerinden  $s_i$  katsayıları hesaplanabilir. Doğrusal bir denklem olarak ifade edildiğinde:

$$s_i = \sum_{x,y} W_i(x, y)I(x, y) \quad (2.2)$$

Burada belirtilen terminoloji kesin olmamakla birlikte  $A_i, W_i$  ve  $s_i$  değerlerinin herhangi birisi imgeye ait özİnitelik olarak adlandırılabilir.

Özİnitelikler belirlendikten sonra çok farklı özİnitelik kümeleri kullanılabilir. Tipik örnekler olarak Fourier fonksiyonları, Waveletler, Gabor fonksiyonları, ayrık kosinüs dönüşüm özİnitelikleri gibi birçok dönüşüm kullanılabilir. Bu gösterimlerim ortak amacı sadece doğal resimler dışında olası tüm resimleri bir dönüşümden geçerek ifade etmek ve bunu yaparken en uygun çözümü sunmaktır.

Buradaki amaç çevrimler sonrası ortaya çıkan özİnitelikleri öğrenerek doğal resimlerin özİniteliklerini öğrenmektir. Tek bir özİnitelik kümesinin her çeşit resmi en uygun şekilde ifade etmesi beklenemez. Ayrıca kullanılacak olan özİniteliklerin doğal resimler için istatistiksel bir model oluşturması da gerekmektedir. Bu iki temel amaç nedeniyle  $s_i$  özİniteliklerinin istatistiklerinin de göz önüne alınması zorunlu olmaktadır.

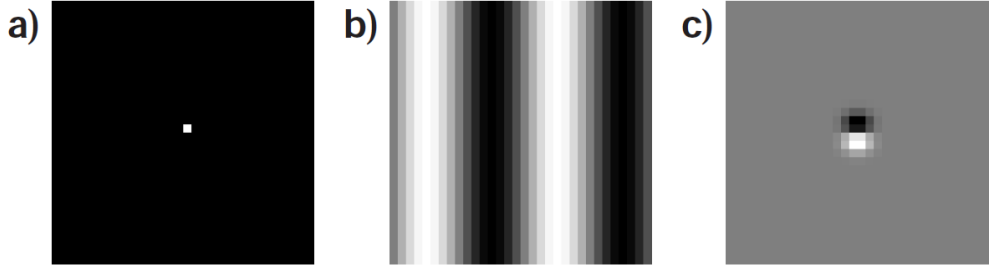
### 2.5.2.Öznitelik İstatistikleri

İmgelerin en temel istatistiksel özellikleri doğrusal öznitelik detektör çıktısı olan  $s_i$ 'nin histogramları tarafından ortaya çıkarılabilmektedir. Tek bir doğrusal öznitelik detektörünün  $s$  tarafından  $W(x,y)$  değerlerince ağırlıklandırılması çıktısı Denklem 2.3'teki gibi olacaktır.

$$s = \sum_{x,y} W(x,y)I(x,y) \quad (2.3)$$

Bir sonraki önemli nokta, çok fazla sayıda doğal resim parçaları içeren girdi detektörüne ait çıktı istatistiklerinin incelenmesidir. Doğal resim parçaları, doğal resim içerisindeki rastgele alanlardan seçilmiş küçük alt imgelere veya pencerelere verilen addır. Böylece,  $s$  özneliği tamamen rastsal bir değişken olarak tanımlanmakta ve sonrasında bu rastsal değişken üzerinden bir gerçekleştirme yapılmaktadır.

Figür olarak ifade etmek gerekirse gerçek bir doğal resim verisine ait bir örnek olarak kullanabiliriz. Girdilerin doğal resimleri içerdiği ve bu girdinin bir takım basit öznitelik detektörü ve çıktılarına ait histogramları ele alınarak, Şekil 2.14'te üç basit öznitelik detektörü gösterilmiştir.

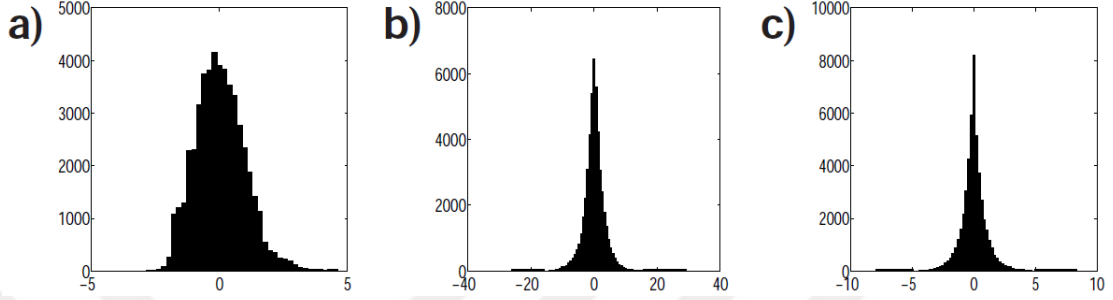


**Şekil 2.14:** Üç farklı basit filtre. a) Dirac filtresi, b) sinüzoidal ızgaralama, c) Gabor Kenar belirleme detektörü (Hyvärinen, ve diğ., 2009).

İlk olarak Dirac detektörü olarak adlandırılan detektörün özelliği, tüm ağırlıkların,  $W(x,y)$ , bir tane pozisyon harici diğer tüm pozisyonlarda sıfır olmasıdır. İkinci detektör basit bir tek boyutlu ızgaralama detektörüdür. Üçüncü detektör ise temel Gabor kenar belirleme detektörüdür. Tüm üç öznitelik detektörü birim forma normalize edilerek figürde sunulmaktadır (Denklem 2.4).

$$\sum_{x,y} W(x,y)^2 = 1 \quad (2.4)$$

Çıktı istatistikleri, çıktıların histogramı içerisinde saklanmaktadır. Şekil 2.15'te üç farklı doğrusal detektöre ait çıktı histogramları gösterilmektedir. Bu üç farklı histogram arasında şekilsel bir takım farklar bulunduğu, buna ek olarak varyansların da birbirlerinden oldukça farklı olduğu açıkça görülebilmektedir.



**Şekil 2.15:** Ortalama piksel değerleri çıkartılmış doğal resim girdilerine ait filtre çıktısı histogramları (Hyvärinen, ve diğ., 2009).

Sonuç olarak farklı öznelik detektörleri, doğal resim girdileri için oluşturulmuş farklı çıktı istatistiklerine göre karakterize olmaktadır. Tüm yapılan işlemler temelde bu basit varsayıma dayanmaktadır. Diğer bir deyişle imge verisindeki öznelikleri öğrenmek,  $s_i$  özneliklerinin istatistiksel özelliklerinin optimize edilmesi sayesinde.

### 2.5.3.Özneliklerin İstatistiksel Modellere Dönüşümü

Bir veriye ait istatistiksel model için Bayes teorisiyle oluşturulması ile çıktı istatistikleri temelli öznelik öğrenmesi çok yakından ilişkilidir. Bunun nedeni istatistiksel model oluşturmanın en pratik yolunun özneliklerin kullanılmasıdır. Çünkü öznelik tabanlı bir modelin geliştirilmesi, piksellerin direkt kullanılmasından çok daha basit olacaktır. Böylece verinin ilk dönüşümünün öznelik uzayına çevrilmiş olması olgusu anlam kazanmaktadır.

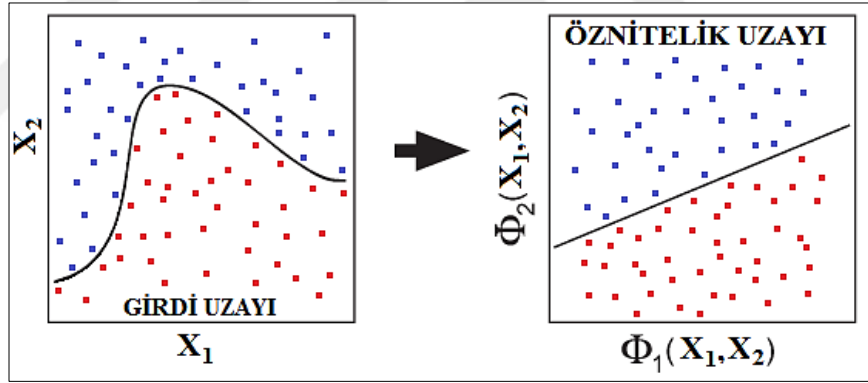
Aslına bakılırsa büyük bir geniş sınıflı model Denklem 2.2'de belirtilen  $s_i$  özneliklerinin her biri için bağımsız modeller oluşturmaktadır. Burada bahsi geçen bağımsızlık tanımı kuramsal ve tekniksel anlamda istatistiksel olarak bağımsızlıktır. Özneliklerin bağımsız olarak modellenmesi bile özneliklerin etkileşimleri (bağımlılıkları) orijinal piksel gösteriminden çok daha basittir.

Sonuç olarak, bu modellerin temeli tamamen özneliklerin öğrenmesi prensiplerine dayanmaktadır. Bu yaklaşımın bir diğer sebebi, en ilginç ve en anlamlı nörofizyolojik

sonuçların bu tür öznitelik formlarıyla elde edilebilmesidir. Gerçekte, modelin verdiği olasılıksal dağılımı doğru bir şekilde ifade etmek ve görselleştirebilmek oldukça zordur. Buna ek olarak bu dağılımları nörofizyolojik ölçümlerle karşılaştırmak neredeyse imkânsız derecesinde zorlaşmaktadır. Öznitelikler basit ve sezgisel fikirler sunarak, ne tür bir görsel işleme yapıldığını ve görme korteksinin ölçülmüş özellikler (alıcı alanlar) ile direkt olarak karşılaştırma yapılabilmesine olanak sağlamaktadır.

## 2.6.FAVOROV KATMAN 4 (L4) MODELİ VE YAPAY ÖĞRENME

Yapay öğrenme ve örüntü tanıma alanında doğrusal olmayan problemlerin çözülmesi için birçok yöntem geliştirilmiştir. Bunlardan en çok ve en etkili kullanılan yöntem girdi uzayını yeni bir yüksek boyuta taşıyarak bir öznitelik uzayı haline getirmektedir. Bu sayede öncede doğrusal olmayan bir uzayda temsil edilen problem, uzay dönüşümüyle birlikte doğrusal hale gelirken, problemin aynı zamanda etkili doğrusal tekniklerin kullanılarak çözülmesine de olanak sağlamaktadır (Şekil 2.16).



Şekil 2.16: Doğrusallaştırma problemi için girdi uzayının "öznitelik" uzayına dönüşümü (Favorov ve Kursun, 2011)<sup>6</sup>.

Önerilen bu çekirdek-tabanlı metodun (Schölkopf ve Smola, 2002) problemlerin çözümüne getirdiği yeni bakış açısı, doğrusal olmayan destek vektör makineleri (DVM), çekirdek-tabanlı temel bileşen analizi (k-PCA), çekirdek-tabanlı bağımsız bileşen analizi ve diğer bilinen güçlü yöntemler kadar etkili olmuştur. Etkisi yapay öğrenme ve örüntü tanıma alanlarında ispatlanmış olan "problemin doğrusallaştırılması" yöntemi, fizyolojik boyutuyla (Jäkel, ve diğ., 2009) olan bağlantısıyla da son derece önem taşımaktadır. Fizyolojik açıdan literatürde ortaya atılan önerilerde ( Poggio,

<sup>6</sup> Şekilde, yöntem sınıflandırma problemiyle örneklendirilmiştir. Sol figürdeki eğimli karar sınırı 2 farklı sınıfa ait veri örnekleri birbirinden ayırmaktadır (Kırmızı ve mavi renkli kareler). Sağ figürde ise girdi uzayı doğrusal olmayan bir dönüşüm sonrasında, veri örneklerini doğrusallaştırılmış ve böylece kolay öğrenilebilir bir temsile dönüştürülmüştür.

1990); (Pouget ve Sejnowski, 1997); (Maass, ve diğ., 2002); (DiCarlo ve Cox, 2007)) bu tür bir dönüşümün getirdiği olağanüstü fonksiyonel getirileri (Sur ve Rubenstein, 2005) sayesinde neokorteks tarafından deneyime dayalı bir geliştirme amacıyla kullanılabileninden bahsedilmektedir. Belirli uygulamalar arasında; Poggio ve Edelman'ın (1990) yapmış olduğu çalışmada, geliştirdikleri HyperBF modelini perspektif tabanlı küçük boyutlu örnekler kullanarak 3-boyutlu nesnelerin tanınmasında kullanmışlardır. Bir başka çalışmada DiCarlo ve Cox (2007) aynı yöntemi öne sürerek, beynin nesne tanıma ve kategorizasyon işlemlerinde zorunlu bir adım olduğunu belirtmişlerdir. Hung ve diğ. (2005) ise makak maymunlarının alt temporal korteksinde 100 ile 300 nöron ateşleme sıklığında nesnelerin yüksek başarı oranıyla tanımlanması amacıyla yaptıkları ölçüm sonuçlarına göre yöntemin etkisini göstermişlerdir. Pouge ve Sejnowski'nin (1997) yapmış oldukları çalışmada motor komutlarının basit doğrusal toplamlarla hesaplandığı duyuşal girdilerin gösterimiyle oluşturulmasıyla, parietal korteks nöronlarının duyuşal motor dönüşümlerinde karmaşıklığı azalttığı belirtilmiştir.

Gelişiminin bir parçası olarak her bir korteks alanı, alt katmandan ve/veya talamustan kendisine gelen girdileri kullanarak, belirli doğrusal olmayan etkileşimli fonksiyonları öğrenirler. Burada kullanılan girdiler aynı zamanda üst katmanlara giden girdilerle de sürekli etkileşim halinde olarak hücrelerin (nöronların) çıktıları şekillendirilir. Bu fonksiyonun, öğrenme görevini belirgin olarak doğrusal olmayan doğasına bağlı olarak problem doğrusallaştırma stratejisini algısal ve davranışsal olarak daha gelişmiş fonksiyonları ortaya çıktığında kullandığı düşünülmektedir. Bu varsayım özel bir hipotezin oluşmasına neden olur. Hipoteze göre bazı problem doğrusallaştırma stratejileri her bir korteks alanındaki Katman-4 (L4) tarafından gerçekleştirilmektedir. L4, korteks alanda bulunan temel birincil girdilerin alındığı katmandır. Aldığı girdileri yeni bir forma çevirerek aynı korteks alanında bulunan üst katmanlara, daha detaylı işlemden geçmek üzere gönderir ( katman 2 ve 3 veya L2/3). L2/3 işlemi sonucu ortaya çıkan çıktılar, daha sonra bir sonraki L4 katmanına gönderilirler, böylece aynı işlem daha üst seviyede tekrarlanmış olur ( (Rockland ve Pandya, 1979); (Felleman ve Van Essen, 1991)). Ancak işlem süresince L4 katmanının fonksiyonel rolü tam olarak bilinmemektedir. Bu konuda literatürde yer alan öneriler şu başlıklar altında toplanabilir: artıklık azaltma (Barlow, 1989); girdilerin düşük sıralı yönlü türevlerinin çıkartılması (Adelson ve Bergen, 1991); girdi-çıktı bilgi maksimizasyonu ( (Linsker,

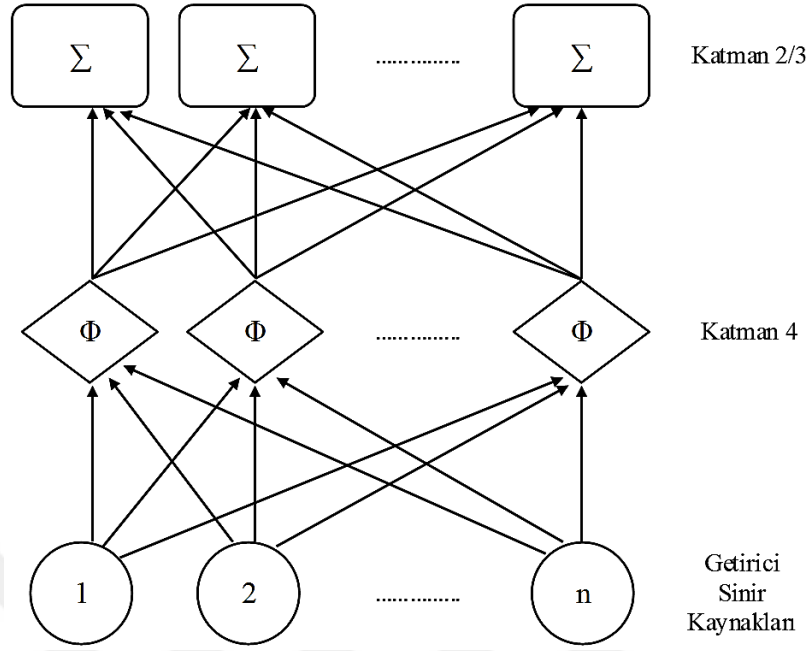
1993); (Okajima, 2001)); girdiler arasındaki uzamsal ilişkilerin korunması (Li ve Attick, 1994); etkili dağımık kodlama ( (Olshausen ve Field, 1996); (Bell ve Sejnowski, 1997); (Rehn ve Sommer, 2007)); temporal uyumluluk maksimizasyonu (Hurri ve Hyvärinen, 2003); ve belirli girdi örüntülerinin genelleme adımı olarak kullanılması (Poggio ve Bizzi, 2004).

Favorov ve Kurşun'un çalışmasında keşfedilen teorem, L4 katmanının bir kortikal sütuna giren girdiler arasındaki lineer olamayan ilişkileri öğrenmede ortaya çıkan zorluğu düşürdüğü ve üst katman çıktılarında öğrenilmek üzere bu ilişkileri doğrusallaştırarak çıktılarını üst katmana ilettiğidir. Bu teorimi destekleme amacıyla çalışmada, L4 katmanına ait en önemli özneliğin, diğer adıyla ileri-beslemeli baskılama, yerel olarak yerleşmiş L4 alıcılarını fonksiyonel olarak çok yönlü fonksiyon doğrusallaştırma yeteneğine sahip radyal tabanlı fonksiyon (RBF) ağlarına çevirdiği gösterilmektedir. Sonrasında, doğal resimler kendinden düzenli bağlantılar kullanılarak, kedilerdeki birincil görme kortekse, V1, fonksiyonel ve yapısal olarak benzeyen matematiksel bir ileri-beslemeli baskılama L4 modeli formülize edilmiştir. Bu L4 matematiksel modelinin, gerçek L4'ün ortaya atılan fonksiyon doğrusallaştırma yeteneklerini başarıyla benzer şekilde yapabildiği Favorov'un çalışmasında gösterilmiştir.

## **2.6.1.Katman 4'te Problem Doğrusallaştırma**

### ***2.6.1.1.Pluripotent Problem Doğrusallaştırma Stratejisi***

En basit strateji Şekil 2.17'de temsili korteks sütununda şematik olarak gösterilen işlemdir. Bu işlemde karşılaşılan asıl sorun, fonksiyonların hesaplanması kendisine ait L2/3 hücreleri tarafından sütuna giren girdilerin (girdiler "hedef" L2/3 fonksiyonları olarak belirtilmiştir) Şekil 2.17'de belirtilenden çok daha fazla karmaşık ve ayrıntılı olmasıdır. Ayrıca hedef L2/3 fonksiyonları ile girdiler arasında çok az bir lineer korelasyon bulunmaktadır. Girdiler ve L2/3 çıktıları arasındaki karmaşık doğrusal olmayan ilişkileri öğrenme zorluğunu azaltmak için girdilerin ilk olarak L4 içerisinde doğrusal olmayan yöntemle dönüştürülerek L4 hücre çıktıları ile hedef L2/3 fonksiyonu arasındaki korelasyon artırımı yapılmaktadır. Böylece biyolojik Hebbian öğrenme tabanlı doğrusal metotlarla öğrenilmesi muhtemel fonksiyonların oluşturulması mümkün olmaktadır.



**Şekil 2.17:** Kortikal sütundaki fonksiyon doğrusallaştırma stratejisi (Favorov ve Kursun, 2011).<sup>7</sup>

Girdilerin dönüşümünde, Şekil 2.17’de gösterilen L4 hücrelerinden oluşan kümenin hedef fonksiyonları, oldukça fazla sayıda L2/3 hücresi içerisinde doğrusallaştırması gerekmektedir. Ayrıca, L2/3 hedef fonksiyonlardaki çıktılarda direk olarak L4’e bilgi göndermemesi ve deneyime dayalı bir öğrenme gerçekleşmesi sebebiyle L4’ün potansiyel L2/3 çıktıları tamamen referanssız bir şekilde doğrusallaştırması gerekmektedir. Bu kısıtlar nedeniyle ideal bir L4 dönüşümü, L4 tarafından belirlenen öznitelik düzleminde kendisine gelen girdileri doğrusallaştırması olabilir. Ancak bu şekilde her şeye uyumlu olabilen bir dönüşüm ancak teorik olarak mümkün olabilir (örneğin, RBF ağlarının kullanılması; (Petersen ve Sakmann, 2000); (Ku<sup>o</sup>rková, 2003)), ve L4’te bu şekilde bir yaklaşımda bulunmak yanlış olur. Çünkü L4’ün içerisinde kullanılabilir nöronların sayısı oldukça kısıtlıdır ve her gelen örneğe ayrılacak bir hücre atamasının yapılması mümkün değildir. Bunun yerine L4 dönüşümdeki “pluripotent” durumunun maksimum seviyede tutulması varsayımı uygulanabilir. Pluripotent

<sup>7</sup> Girdiler getirici sinir kaynakları (Talamik veya alt seviye katman kortikal nöronları) tarafından L4 hücrelerine bağlanmaktadır. Bu şekilde aynı sütunda bulunan L2 ve L3 hücrelerinde girdiye göre çıktı üretilmektedir. Ancak L2/3 hücreleri tarafından girdi uzayında öğrenilecek hedef fonksiyonlar doğrusal olmayan karmaşık bir formdadır ( $\rho$ , korelasyon katsayısını belirttiği düşünülürse girdi ve hedef fonksiyon çıktısı arasındaki  $\rho$  değeri yaklaşık olarak sıfırdır) ve öğrenme zorluğu nedeniyle L4 ara katmanı girdileri yeni bir uzayda tanımlayarak hedef fonksiyonu doğrusal öğrenilebilir hale getirerek öğrenilmesini kolaylaştırmaktadır. Bu sayede girdi ve çıktı arasındaki  $\rho$  korelasyon değeri 1’e eşitlenmektedir.

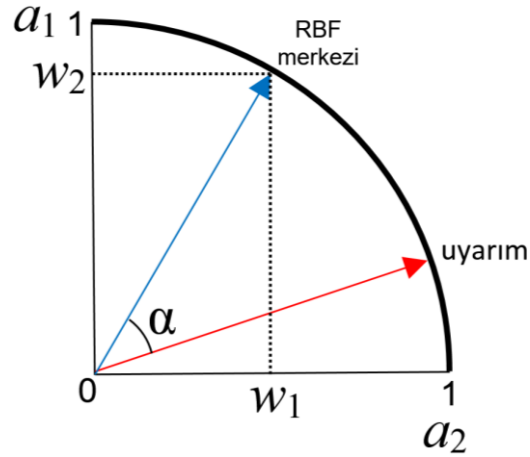


durumunda L4, ürettiği doğrusal fonksiyon repertuarını mümkün olduğunca çeşitli tutarak girdi dönüşümünü optimize etmektedir. Sonrasında, L2/L3 hücreleri de L4'ün sunduğu bu fonksiyon havuzunu temel alarak bir öğrenme gerçekleştirmektedir.

Deco ve Obradovic (1995) bu şekilde bir pluripotent yaklaşımı için bir örnek sunmuşlardır ki bu çalışmada da L4 matematiksel modeli üretilirken aynı yaklaşım kullanılmaktadır. Kullandıkları Dekolere Hebbian öğrenme (DHL) fonksiyon yaklaşımı iki aşamadan oluşmaktadır: ilk aşamada (L4'e tekabül eden aşama) bir takım RBF kümesi kullanılarak girdi uzayının haritalandırılması, ikinci aşamada (L2/3'e tekabül eden aşama) ise hedef fonksiyon, RBF çıktılarının ağırlıklı toplamına benzetilirler. İlk aşamada, Hebbian girdi plastisiteleri ve anti-Hebbian plastisitelerinin lateral etkileşimlerinden oluşan bir birleşim, örüntülerin belirginleştiği girdi uzayında RBF'lerin etkin bir şekilde dağıtılması işlemi gerçekleşmektedir. Girdi uzayında bulunan RBF pozisyonları sadece o anki görülen girdi örüntüleriyle belirlenmekte, herhangi bir olası fonksiyon veya fonksiyonlara göre belirlenmemektedir. En uygun örüntü üzerinde yerleşen RBF'lerin ürettiği çıktılar, ikinci aşamada girdi örüntülerinin herhangi istenen fonksiyonun hesaplanması için kullanılabilir. RBF dönüşümünün pluripotansiyelliği, girdi uzayında kullanılan RBF'lerin sayısına bağlıdır. Ne kadar fazla sayıda RBF kullanılırsa, istenilen çıktı fonksiyonlarına benzerlik de o derece artacaktır (Park ve Sandberg, 1991).

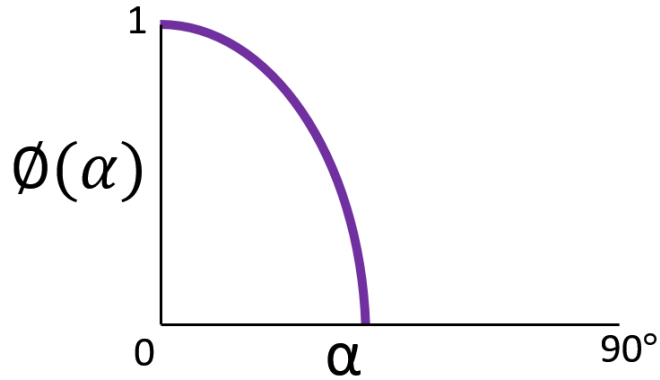
#### **2.6.1.2.L4 Nöronlarının RBF Olarak Kullanılması**

Bu bölümde L4 nöronlarının her biri bir RBF olarak ele alındığında duyuşal uyarımların kendilerine ait özelliklerini nasıl temsil edecekleri anlatılmaktadır. Nöron üzerinde uyarım özelliğiyle uyarım gücü arasındaki farkı ayırmak için, öncelikle uyarım gücü aynı tutulmuştur. Bir L4 nöronu, girdilerini bir Talamik kümesinden ya da alt seviye korteks nöronlarından alırlar. Bu şekilde, hepsi birlikte o anki L4 nöronuna ait yüksek boyutlu girdi uzayı oluşmuş olur. Etkileşim içinde olunan nöronların aktivitesi sonucu ortaya çıkan her bir uyarım, bu uzayda bir vektör olarak ele alınır (Şekil 2.18) ve aynı güçteki (uyarım vektörünün uzunluğu veya Öklid normu  $l_2$ ) tüm uyarımlar bu girdi uzayındaki  $l_2$  çaplı bir hiperküre üzerinde bulunmaktadır.



**Şekil 2.18:** Uyarımla tetiklenen iki getirici girdi aktivitesi tarafından tanımlanmış iki boyutlu girdi uzayı (Favorov ve Kursun, 2011).<sup>8</sup>

Bu hiperküre üzerinde bir RBF tanımlamak için, önce RBF merkezinin hiperküre üzerindeki konumu tespit edilmeli ve sonrasında uyarımın tanımlanan RBF merkezine olan mesafesinin hesaplanması gerekmektedir. RBF merkezlerinin ve tüm uyarımların hiperkürenin tam üzerinde olması sebebiyle bir uyarımın RBF merkezine olan uzaklığı, basitçe iki vektör arasındaki  $\cos(\alpha)$  değeri olacaktır (Şekil 2.18). Ayrıca RBF'e ait radyal uzantı belirli bir  $\cos(\alpha)$  eşik değerincede değiştirilebilmektedir (Şekil 2.19).



**Şekil 2.19:** RBF merkez vektörü ile uyarım vektörü arasındaki  $\alpha$  derecesine bağlı uzaklık grafiği (Favorov ve Kursun, 2011).

Matematiksel olarak ifade etmek gerekirse:

<sup>8</sup> Tüm uyarım örüntüleri çeyrek dairede tanımlanmış birim vektör ( $l_2 = 1$ ) uzunluğundandır (tam daire olmamasının nedeni, getirici sinyallerin her zaman pozitif değerde olmasıdır). Şekilde çeyrek daire üzerinde rastgele bir nokta RBF merkezi olarak seçilmiştir. Sonrasında RBF merkezi ile herhangi bir birim vektör uzunluğuna sahip uyarım tetiklemeli girdi örüntüsü arasındaki uzaklık, iki vektör arasındaki  $\alpha$  değeriyle belirlenmektedir.

$$\phi(\vec{a}) = \frac{1}{1-\theta} [\cos \alpha - \theta]^+ \quad (2.5)$$

Burada  $\alpha$  uyarım ile RBF merkezi arasındaki açıyı;  $\theta$  eşik değerini;  $[\cdot]^+$  ise parantez içerisindeki değer negatifse değerini sıfır olarak alınacağını belirtmektedir. Bu fonksiyon ile birlikte maksimum  $\phi(\vec{a})$  değeri 1'e eşitlenir.

Aynı ifade de  $\cos(\alpha)$  değeri, etkileşim içinde olan nöronların aktiviteleri ve RBF merkezi koordinatları olarak belirtilmek istenirse:

$$\phi(\vec{a}) = \frac{1}{1-\theta} [\sum_{i=1}^n w_i a_i - \theta]^+ \quad (2.6)$$

Burada  $\vec{a} = [a_1 \dots a_n]$ , uyarım vektörünü;  $a_i$ ,  $i$ . girdi nöronunun aktivitesini;  $w_i$ ,  $i$ . RBF merkezinin koordinatını ve  $n$  ise ilişkili toplam nöron sayısını ifade etmektedir. Korteks içerisinde girdilerin, uyarıcı hücrelerden gelmesi sebebiyle, aktivite hiçbir zaman negatif olamaz. Bu nedenle  $w_i \geq 0$  ve  $a_i \geq 0$  olacaktır. Matematiksel olarak, uyarım ve RBF merkezine ait vektörlerin birim vektör oldukları söylenebilir.

Herhangi şiddette gelen uyarımları genelleştirebilmek için, daha yüksek şiddette gelen uyarımların L4 nöron cevaplarının doğru orantılı olarak güçlü cevap verdiği varsayımı kullanılmaktadır. Bu eğilimi ortaya koyabilmek adına,  $\vec{a}$  uyarım vektörüne ait  $l_2$  uzunluğunun ayarlanması esnasında, RBF cevabını normalize edilmiş  $\vec{a}/l_2$  vektörüyle hesaplayıp RBF'in  $l_2$ 'ye göre cevabını ölçeklememiz mümkündür:

$$\phi(\vec{a}) = l_2 \cdot \phi\left(\frac{\vec{a}}{l_2}\right) = \frac{l_2}{1-\theta} \left[ \sum_{i=1}^n w_i \frac{a_i}{l_2} - \theta \right]^+ \quad (2.7)$$

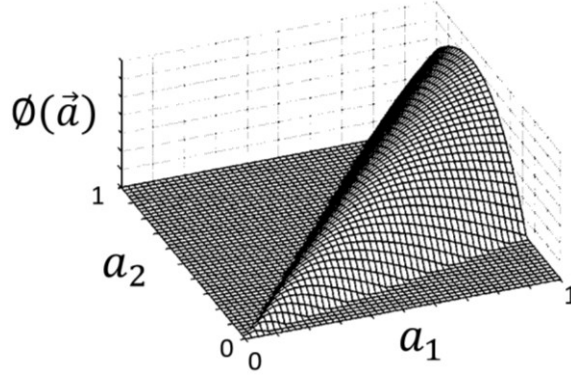
$$= \frac{1}{1-\theta} [\sum_{i=1}^n w_i a_i - \theta \cdot l_2]^+ \quad (2.8)$$

Son olarak,  $l_2$ 'yi getirici nöronların cinsinden yazarsak, oluşturduğumuz RBF'in formülü:

$$\phi(\vec{a}) = \frac{1}{1-\theta} [\sum_{i=1}^n w_i a_i - \theta \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^n a_i^2}]^+ \quad (2.9)$$

olacaktır. Bahsedilen bu RBF'in yüksek boyutlu etkileşim uzayında dairesel koni yapısına sahip olacağı düşünüldüğünde girdilerle belirlenen koordinat sisteminin orijini koninin tepesini,  $\theta$  eşik değeri koninin aralığını ve RBF merkez vektörü  $\vec{w}$  ise koninin

eksenini oluşturacaktır. Şekil 2.20’de bu şekilde bir temel fonksiyonun 2-boyutlu etkileşim uzayındaki görselleştirmesi bulunmaktadır.



**Şekil 2.20:** İki boyutlu girdi uzayında tanımlanmış  $a_1$  ve  $a_2$  girdilerine ait  $\phi(\vec{a})$  temel fonksiyonu (Denklemler 2.9) (Favorov ve Kursun, 2011).

Denklemler 2.9 biyolojik yorumlama açısından oldukça basittir. Bu nedenle direkt olarak L4 nöronlarına uygulanabilmektedir. İlk terimde belirtilen  $\sum_{i=1}^n w_i a_i$ , L4 nöronlarının kendisiyle getirici nöronlarla (Talamik veya alt seviye kortikal nöronlar) sinaptik girdi toplamı olarak yorumlanabilir. Bu yoruma göre,  $w_i$   $i$ . getirici nörondan gelen sinaptik bağlantının ağırlığını veya etkinliğini belirtir. Bağlantı ağırlıkları olan  $w_1 \dots w_n$  değerleri L4 nöronuna ait  $\vec{w}$  vektörünün etkileşim uzayındaki doğrultusunu belirleyecektir (Şekil 2.18).

İkinci terimde bulunan  $\sqrt{\sum_{i=1}^n a_i^2}$  ifadesi ise ilgili L4 nöronun lokal komşusu olarak direkt nörona girdi gönderen baskılayıcı hücreler tarafından L4 nöronuna uygulanan ileri-beslemeli baskılama olarak yorumlanabilir. Diğer bir deyişle L4’ün komşu nöronlar tarafından etkilendiği alt doğrusal aktivitelerin toplamıdır. Alt doğrusal toplamın gerçekleştirilebilmesi için doğrusal olmayan birleşimlerinin oluşturduğu birden fazla seviyede etkileşimin varlığı gerekmektedir. Etkileşim içinde olması gereken seviyelere bakıldığında: 1) Baskılayıcı L4 hücrelerindeki sinapslar; 2) Bütünleşme, baskılayıcı hücrelerin dentritik bağları içerisindeki lokal girdileri; ve 3) Girdilerini kısmen birbirleriyle kesişen iletici nöronlardan alan baskılayıcı hücrelerin arasında ortak baskılama olarak belirtilebilir.

Bu şekilde ileri-beslemeli baskılayıcı hücrelerinin ölçülü bir şekilde ayarlanmış alıcı alanları (RF) özelliklerine sahip olması gerekir. Aslında, bu tür bir baskılama L4’ün

fonksiyonel yapısının en önemli özelliğidir ( (Douglas, ve diğ., 1995); (Miller, ve diğ., 2001); (Porter, ve diğ., 2001); (Alonso ve Swadlow, 2005)). Görme korteksinde, keskin bir şekilde ayarlanmış basit hücre RF'lerine sahip L4 hücrelerindeki bazı baskılayıcıların, ON ve OFF alt bölgelerini ayıramamakta fakat karanlık ve aydınlık uyarılara cevap vermektedir ( (Hirsch, ve diğ., 2003); (Lauritzen ve Miller, 2003)). Bu tür baskılayıcı nöronlar daha büyük ve daha hızlı uyarıcı girdilerini, Talamik ileticilerinden L4 nöronlarına göre daha fazla almaktadırlar ( (Sun, ve diğ., 2006); (Sur ve Rubenstein, 2005); (Hull, ve diğ., 2009b)). Uyarıcı hücrelerdeki doğrusal voltaj ilişkisinin yerine, baskılayıcı L4 hücrelerinde AMPA aracılı uyaran post-sinaptik akımların daha güçlü içe düzeltme eğilimindedir. Bu da Denklem 2.9 da verilen iletili vektörün uzunluk işleminde katkısı olabileceğini göstermektedir. İletici vektör uzunluğunun hesaplanmasındaki bir diğer katkı, baskılayıcı L4 hücrelerinde üzerindeki talamik sinapsların voltaj bağımlı NMDA kanallarından gelmektedir (Hull, ve diğ., 2009b). Nöron çıkış seviyesinde, uyarım baskılayıcı L4 hüresinin RF'indeki farklı alanlara uygulanmaktadır (Brumberg, ve diğ., 1996). Bu yaklaşımla beraber, bu tür hücrelerin uyarıcı L4 hücrelerine bağlayacağı baskılayıcı girişlerini, iletili vektörün uzunluğuna göre belirleyebileceği söylenebilmektedir.

Sonuç olarak, biyolojik olarak ortaya konulan çalışmalarda L4 nöronlarının iletili girdiler üzerinde yaptığı işlemin Denklem 2.9 da belirtilen operasyona yakın olduğu, bu sayede onlara RBF-benzeri bir özellik kazandırdığı görülmüştür.

### ***2.6.1.3.Lokal L4 Ağı Modeli***

Önerilen L4 modelindeki üzerinde durulan nokta, bir takım lokal L4 nöron gruplarının aynı küme içerisindeki iletili nöronlar tarafından etkilenmesidir. Bu durum, benzer gruplardaki kortikal uzantıları 200 µm ile 400 µm arasında değişen yarıçaplı L4 makrokolon veya alt-makrokolon komşuluklarını kısıtlamaktadır ( (Mountcastle, 1978); (Marino, ve diğ., 2005)). Yayınlanmış farklı kortikal alanlardaki L4 hücre yoğunluğu miktarları kullanılarak ( (Beaulieu ve Colonnier, 1983); (Feldmeyer, ve diğ., 1999); (Keller ve Carlson, 1999); (Budd, 2000)) ortaya çıkarılan grup modelinde 600 ile 2500 arasında uyarıcı nöron bulunmaktadır.

L4 grubunda içerisindeki uyarıcı nöronların modellenmesi Denklem 2.9 kullanılarak gerçekleştirilmektedir. Ayrıca gruptaki baskılayıcı nöronlar ise dolaylı olarak aynı

Denklem 2.9 da belirtilen ileri-beslemeli baskılama terimi ile modellenerek sisteme dâhil edilmektedir ( (Gibson, ve diğ., 1999); (Hirsch, ve diğ., 2003); (Lauritzen ve Miller, 2003); (Sun, ve diğ., 2006)). Uyarım temsilini optimize etmek için, lokal olarak gruplanan L4 nöronları özel iletilici nöronlar tarafından tetiklenerek tercih edilen doğrultu  $\vec{w}$  olacak şekilde girdi nöronları tarafından belirlenen uzayda konumlandırılması yapılmaktadır. Bu sayede pre- ve post-sinaptik nöronlardaki aktivite korelasyonlarının gücüne bağlı olarak, bağlantılar arasında deneyim odaklı olarak kendi kendine organizasyon gerçekleşmektedir (Miller, ve diğ., 1999). Böylece geliştirilen L4 modelinin ayarlanmasında,  $j$  iletilici nöronu ve  $i$  L4 nöronu olmak üzere aralarındaki bağlantı gücü, aynı zamanda aralarındaki korelasyonu yansıtmaktadır:

$$w_{ij} = \sqrt{[p_{ij}]^+ / \sum_{k=1}^n [p_{ik}]^+} \quad (2.10)$$

Burada  $p_{ij}$  ve  $p_{ik}$  hedef  $i$  nöronu ile  $j$  ve  $k$  iletilici nöronları arasındaki korelasyon katsayılarını ifade etmektedir. Bu korelasyon katsayıları sadece post-sinaptik  $i$  nöron cevabının  $F > 0$  uyarım değerinde olması durumunda hesaplanmaktadır. Bağlantı ağırlığı olarak ifade edilen  $w_{ij}$  Denklem 2.10 da ölçeklenmektedir. Böylece normalize etmek için, L4 nöronu üzerinde bulunan tüm bağlantı ağırlıkları birim uzunluğa yakınsanmaktadır.

Modelde farklı L4 nöronları oluşturabilmek için uzayda farklı doğrultuda  $\vec{w}$  yönleri seçilerek, lateral olarak aralarında bağ kurulmuştur. Uygulanması aşamasında nöronların özel detaylarına bağlı olarak, lateral bağlantılar Hebbian nöron ağlarına çok çeşitli fonksiyonel yetenekler vermektedir (Fyfe, 2005). Özellikle, lateral bağlantılar eğer aralarında bağ olan nöronlar anti-Hebbian ise farklılaştırmaktadır (Foldiak, 1990): Pozitif korelasyonlu aktivitelere sahip iki L4 nöronlarının, daha negatif (baskılayıcı) bağlantılara sahip olması, tam tersi durumda ise negatif korelasyonlu aktivitelere sahip iki L4 nöronunun, daha pozitif (uyarıcı) bağlantılara sahip olması gerekmektedir. Bu şekilde bir lateral bağlantı ve girdiler Denklem 2.9 a dâhil edildiğinde  $i$  L4 nöronun çıktısı aşağıdaki şekilde hesaplanmaktadır:

$$F_i(\vec{a}) = \frac{1}{1-\theta} \left[ \sum_{j=1}^n w_{ij} a_j - \theta \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^n a_i^2} + \lambda \sum_{k,k \neq i} (-p_{ik}) \cdot F_k(\vec{a}) \right]^+ \quad (2.11)$$

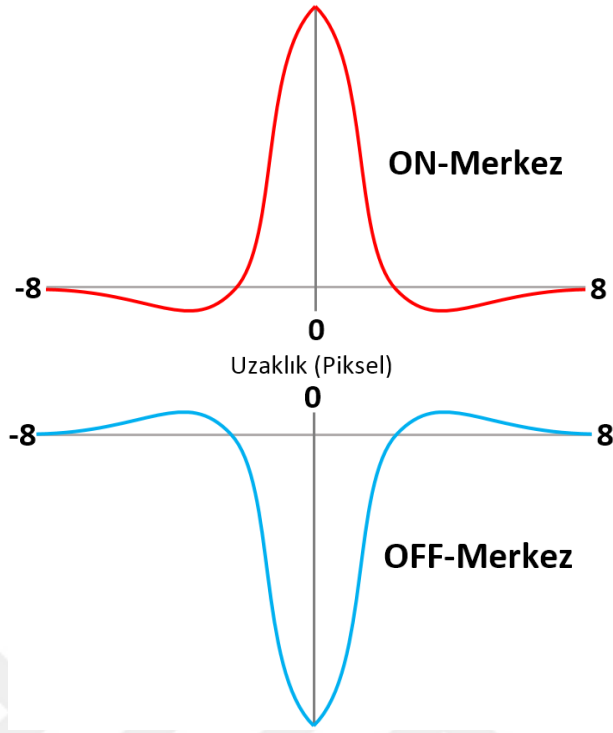
Burada  $\lambda$  lateral bağlantının ölçekleme katsayısını,  $F_k$   $k$  nöronuna ait L4 çıktısını ve  $p_{ik}$  ise  $i$  ve  $k$  L4 nöron çıktıları arasındaki korelasyon katsayılarını ifade etmektedir.

Denklem 2.10 ve Denklem 2.11 ile belirtilmiş L4 modelinde karşılaşılan iki kritik soru bulunmaktadır: 1) L4 modelini kesin bir şekilde ifade edebilecek bir model mi? ve 2) bu model anlamlı fonksiyon doğrusallaştırma yeteneklerine sahip mi? Denklem 2.11 de belirtilen iletili ve lateral bağlantılar olan  $w_{ij}$  ve  $p_{ik}$  değerleri,  $\vec{a}$  girdi örüntülerinin seçilerek Denklem 2.10 ve Denklem 2.11 deki korelasyon katsayılarının hesaplanmasına bağlıdır. Böylece örüntülerin oluşturulduğu istatistiksel duysal ortam oluşmuş olacaktır. Yukarıdaki iki problemin cevaplanması hususunda, çalışma içerisinde bir takım doğal resimler üzerinde bağlantılar oluşturulmuş olup bu bağlantılar direk olarak birincil görme korteksi olan V1 ile direk olarak karşılaştırılabilmektedir.

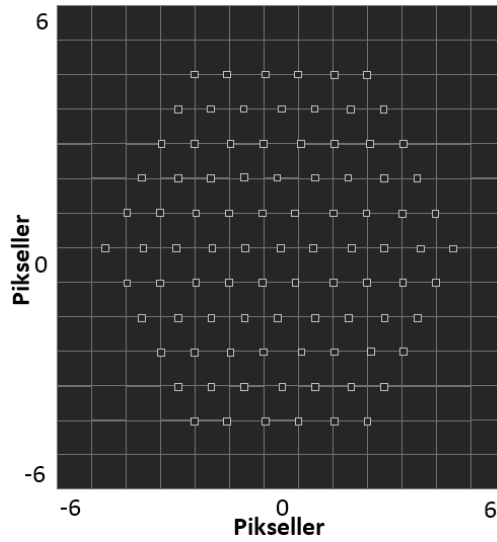
## 2.6.2.L4 Modeli Deneysel Çalışmaları

### 2.6.2.1.Görsel Girdi Örüntüleri

Lateral Geniculate Çekirdeği (LGN) hücrelerinden, L4'e gerçekçi görsel iletili girdilerin oluşturulabilmesi için, Somers ve diğ. (1995) modellemiş olduğu retinal/LGN modeli kullanılarak LGN-benzeri nöronlar modellenmiştir. Oluşturulan LGN katmanı 91 adet retinopatik olarak düzenlenmiş ON-merkezli alıcı alanları (RF) ve 91 adet retinopatik olarak düzenlenmiş OFF-merkezli RFleri içermektedir. Bu alıcı alanları bir araya gelerek altıgen formunda görü penceresini oluşturmaktadır (Şekil 2.21, Şekil 2.22). LGN'ye girecek görsel girdiler, içerisinde çimen, çalı, ağaç vb. doğal örüntüler içeren gri tonlamalı beş adet 500x335 piksellik doğal resimlerden üretilmiştir (Şekil 2.10). Kullanılan resimler hiçbir şekilde bir önışlemden geçmemiştir.



**Şekil 2.21:** LGN hücrelerindeki ON-merkez ve OFF-merkez modellerine ait alıcı alanları (RF) profilleri (Favorov ve Kursun, 2011).



**Şekil 2.22:** 91 ON-merkezli LGN hücresine ait RF merkezleri (küçük kare kutucuklar) (Favorov ve Kursun, 2011).<sup>9</sup>

Bağımsız görsel girdi örüntüsü oluşturulabilmesi için, beş resimden herhangi birisi üzerinde rastgele bir konum, görü penceresinin merkezi olarak seçilir. Pencere

<sup>9</sup> RF merkezleri altıgen bir yapıda olacak şekilde ayarlanmaktadır (küçük kare kutucuklar). Şekilde RF merkezleri 13x13 piksel alan boyut üzerinde gösterilmiştir (büyük kare kutuların oluşturduğu alan). OFF-Merkez RF lerde ON-Merkez RF lerle birebir aynı özellikleri göstermektedir.



içerisinde kalan piksel yoğunluklarına göre 182 LGN nöronlarının profilleri çıkartılır. RF profili, tüm boyutlarda  $\sigma$  genel uzay sabiti kullanılmak üzere “merkez” ve “çevresel” iki-boyutlu Gaussian farklarının hesaplanmasıyla çıkartılmaktadır:

$$R_{xy} = (1/2\pi\sigma_{merkez}^2) \exp(-D_{xy}^2/2\sigma_{merkez}^2) - (1/2\pi\sigma_{çevre}^2) \exp(-D_{xy}^2/2\sigma_{çevre}^2) \quad (2.12)$$

Burada  $\sigma_{merkez} = 0.833$  ve  $\sigma_{çevre} = 3\sigma_{merkez}$  olarak belirlenmiştir (bu şekilde merkez genişliği 4 piksel olarak ayarlanmaktadır).  $D_{xy}$  değeri, resim üzerinde  $(x, y)$  konumunda bulunan piksel değeri ile RF merkezinde bulunan  $(x_0, y_0)$  resim konumundaki piksel değeri arasındaki uzaklık değerini ifade etmektedir. Eğer  $D_{xy} > 3\sigma_{merkez}$  ise  $R_{xy} = 0$  olmaktadır (başka bir deyişle RF çapı 15.8 piksel ile sınırlanmıştır).

Böylelikle ON-merkezli LGN nöron aktivitesinin, resmin  $(x_0, y_0)$  konumundaki RF merkezine göre hesaplanması Denklem 2.13 deki gibi olacaktır:

$$a_{ON} = [0.1 + \sum_x \sum_y R_{xy} \cdot I_{xy}]^+ \quad (2.13)$$

Burada,  $I_{xy}$  resmin  $(x, y)$  konumundaki gri tonlamalı piksel yoğunluğunu ifade etmektedir ( $0 \leq I_{xy} \leq 1$ ). OFF-merkezli LGN nöron aktivitesi ise:

$$a_{OFF} = [0.1 - \sum_y \sum_x R_{xy} \cdot I_{xy}]^+ \quad (2.14)$$

olacaktır. Altıgen formda düzenlenmiş 91 ON-Merkezli LGN nöron RF merkezleri 1 piksel aralıklarla yerleştirilmiştir (Şekil 2.22). 91 OFF-merkezli LGN nöron RF merkezleri de yine aynı konumları alacak şekilde ON-merkezli LGN nöronlarıyla kesişmektedir.

#### 2.6.2.2.L4 Çıktıları

Kullanılan L4 modeli Denklem 2.10 ve Denklem 2.11 den referans alınarak 182 nörondan oluşturulmuştur. L4 ve LGN katmanlarında aynı sayıda nöron sayısının seçilmesindeki en önemli etken, fonksiyon doğrusallaştırma pluripotent yeteneklerini direkt olarak karşılaştırabilmektedir. Böylece L4 dönüşümü sonrasında pluripotent

kazanımının ne oranda olduğu ölçülebilmektedir. Bu bağlamda, her bir nöronun temporal davranışı Denklem 2.15 de tanımlandığı gibi hesaplanacaktır:

$$\tau \frac{d}{dt} F_i = -F_i + \frac{1}{1-\theta} \left[ \sum_{j=1}^{182} w_{ij} a_j - \theta \sqrt{\sum_{j=1}^{182} a_j^2} + \lambda \sum_{k=1, k \neq i}^{182} u_{ik} \cdot F_k \right]^+ \quad (2.15)$$

Burada  $\tau$  ile belirtilen değer zaman sabitidir. Denklem 2.15 deki diferansiyel denklem her bir adımda belirli bir süre boyunca (her bir iterasyonda  $\Delta t=1$  ms) Euler güncellemesi kullanılarak numerik olarak çözülmektedir. Euler güncellemesi  $\tau(d/dt)x = -x + g(x)$  denklemi için  $x(t + \Delta t) \approx (1 - \Delta t/\tau) \cdot x(t) + (\Delta t/\tau) \cdot g(x)$  olacaktır. Zaman sabiti olan  $\tau$  değeri 4 ms olarak belirlenmiştir. Girdi olarak verilen getirici girdi örüntülerine L4 ağına cevabı 20 zaman adımı süresinde hesaplanmaktadır.

#### 2.6.2.3.L4 Bağlantılarının Oluşturulması

L4 ağ bağlantıları, tüm lateral L4-L4 bağlantılarını sıfıra eşitleyerek ve her bir L4 nöronuna ait LGN bağlantılarını LGN hücreleri aktivitelerine oranlayarak ilk değerler atanmaktadır. Burada LGN hücreleri, veri tabanı içerisinde seçilen herhangi bir resimdeki rastgele bir lokasyon makrokolon olarak seçilerek uyarılmaktadır. Farklı L4 nöronlarına ait LGN bağlantıları için ise rastgele başka bir makrokolon seçilir.

L4 hücrelerinin görsel girdi örüntülerine verdikleri cevaplar, başlangıç bağlantılarını modifiye etmek için kullanılmaktadır. Model içerisinde getirici bağlantılar Hebbian'dır. Hebbian bağlantısının gücü basit olarak, pre- ve post-sinaptik hücre aktivitelerindeki temporal korelasyonu göstermektedir. Önceden tanımlanmış özel Hebbian formülleri yerine, referans alınan L4 modelinde direkt olarak ağ içerisindeki hücre aktivitelerinin korelasyonları hesaplanmış ve ağdaki bağlantıların gücü bu değerlere göre değiştirilmiştir. Bir bağlantı gücünün değiştirilmesi ağ içerisindeki hücre aktivitelerindeki korelasyonları değiştirmesine neden olacağından dolayı, ağın bağlantılarının istikrarlı duruma geçebilmesi için ağ bağlantılarında bir takım güncellemeler yapılması gerekmektedir.

Böylece bağlantılar 100-1000 güncelleme adımında modifiye edilmektedir. Her bir adımda L4 ağı, veri tabanında bulunan beş adet resimden herhangi birisi içerisindeki rastgele bir lokasyon seçilerek 1000 görsel girdi örüntüsü ile uyarılmaktadır. 182 LGN hücrelerinin aktiviteleri ve 182 L4 hücrelerinin 1000 adet görsel örüntüye karşın üretmiş

olduğu çıktılar, LGN-L4 ve L4-L4 çiftleri arasındaki korelasyon katsayılarının hesaplanmasında kullanılmış, bu sayede merkeze gelen ve lateral bağlantılar bu değerler ile güncellenmiştir.

Adım  $s$  de yapılan güncellemede,  $k$  LGN hücresinden  $i$  L4 hücresine gelen bağlantı ağırlığı güncellenmektedir. Güncelleme, adım  $s$  de üretilen çıktılar arasındaki  $\rho_{ik}(s)$  korelasyon değeri ve Denklem 2.10 baz alınarak düzenlenmektedir:

$$w_{ik}(s) = \sqrt{[\widetilde{w}_{ik}(s)]^+ / \sum_{j=1}^{182} [\widetilde{w}_{ik}(s)]^+} \quad (2.16)$$

$$\widetilde{w}_{ik}(s) = (1 - \mu_{aff}) \cdot \widetilde{w}_{ik}(s-1) + \mu_{aff} \cdot \rho_{ik}(s) \quad (2.17)$$

Korelasyon katsayısı olan  $\rho_{ik}$  değeri, her bir girdi örüntüsüne ait  $k$  LGN hücresi ve  $i$  L4 hücre aktiviteleri arasında 20 zaman adımındaki ortalama korelasyon değeri olarak hesaplanmaktadır.  $i$  ve  $k$  L4 hücreleri arasındaki lateral bağlantı ağırlığı ise  $s$  adımı esnasında oluşan zaman ortalaması alınmış çıktılarının  $\rho_{ik}(s)$  korelasyon değeri baz alınarak hesaplanmaktadır:

$$u_{ik}(s) = (1 - \mu_{lat}) \cdot u_{ik}(s-1) + \mu_{lat} \cdot \rho_{ik}(s) \quad (2.18)$$

Korelasyon katsayıları sadece post-sinaptik hücredeki  $F_i$  zaman ortalamalı çıktı değerinin  $F_i > 0.05$  olması durumunda hesaplanır.  $\mu_{aff}$  ve  $\mu_{lat}$  değerleri bağlantı ağırlıklarının hangi hızla istikrarlı değere yakınsanacağını kontrol eden sabitlerdir. L4 eğitimleri boyunca bu değerler  $\mu_{aff} = 0.01$  ve  $\mu_{lat} = 0,1$  olarak kullanılmış, en hızlı yakınsama bu değerler ile sağlanmıştır.

#### 2.6.2.4. Pluripotansiyellik Testi

Lateral ve iletili bağlantılar ile geliştirilen L4 ağı modeli, referans alınan modelde fonksiyon doğrusallaştırma pluripotansiyelliğine göre değerlendirilmiştir. Bir L4 dönüşümünün pluripotansiyelliği, potansiyel hedef fonksiyonları uzayında bulunan iletili girdi örüntülerine ait herhangi bir fonksiyonu lineer olarak tahmin edebilme kapasitesi olarak ifade edilmektedir. Diğer bir deyişle verilen hedef fonksiyon  $T(\vec{a})$  ile Denklem 2.19 te belirtilen L4 nöron aktivitelerinin ağırlıklı toplamı arasındaki  $p_T$  korelasyon katsayısı pluripotent değeri olarak tanımlanmıştır.

$$A(\vec{a}) = \sum_j p_j \cdot F_{L4_j}(\vec{a}) \quad (2.19)$$

Kortekste Hebbian dışında daha efektif bir fonksiyon öğrenme yöntemi henüz deneysel olarak ispatlanmaması nedeniyle, L4 hücreleri ile L2/3 hücreleri Hebbian olarak kabul edilmekte ve en iyi yapılacak işin  $T(\vec{a})$  hedef fonksiyonu ile  $j$ . L4 hücresi çıktısı arasındaki  $p_j$  ağırlık değerinin Pearson'un korelasyon katsayısına eşitlemek olduğu düşünülmektedir. Böylece L4 dönüşümüne ait pluripotansiyel  $P$  değeri, aynı kortikal sütunda bulunan L2/3 nöronları tarafından üretilme ihtimali olan tüm potansiyel hedef fonksiyonlarının ortalama değerini  $p_T$  olarak tanımlayacaktır.

Ancak, potansiyel L2/3 hedef fonksiyonlarının doğası henüz bilinmediğinden ve bu nedenle pratikte  $P$  pluripotansiyellik değeri direkt olarak ölçülememektedir.  $P$  değerini ölçebilmek için pratikte yapılabilecek yöntemlerden biri, L2/3'ün üretme ihtimali olabilecek veya ihtimali olmayan rastgele tanımlanmış hedef fonksiyonlarının kullanılmasıdır. Örneğin, rastgele  $n$  adet test girdi örüntüsü  $\{\vec{a}_1 \dots \vec{a}_n\}$  için girdi uzayında nokta seçip, bu noktalara ait  $T(\vec{a})$  fonksiyon değerine rastgele değer atayarak hedef fonksiyonları tanımlanabilir. Literatürde böyle bir pluripotansiyellik belirleme yaklaşımı, makine öğrenme alanında girdi kümesine ait fonksiyonların uygulanan öğrenme algoritması eğitilmesinde kullanılmıştır ( (Barlett ve Mendelson, 2002); (Shawe-Taylor ve Cristianini, 2004); (Ambroladze, ve diğ., 2007); (Zhu, ve diğ., 2009)). Bu konuda sıkça kullanılan fonksiyon öğrenme kapasitesi yöntemlerinden biri Rademacher karmaşıklığıdır ve bu yöntem L4 modeli pluripotansiyellik problemine göre uyarlanmıştır.

### 2.6.2.5. Pluripotansiyelliğin Rademacher Karmaşıklığı

Rademacher karmaşıklığı makine öğrenme alanında oldukça popüler hale gelen yöntemler içerisinde yer almaktadır. Çekirdek yöntemlerinin istatistiksel özellikleri analizlerinde ve verilen girdi uzayında öğrenme algoritmalarının kapasite ölçümlerinde sıklıkla kullanılmaktadır ( (Barlett ve Mendelson, 2002); (Shawe-Taylor ve Cristianini, 2004); (Ambroladze, ve diğ., 2007); (Zhu, ve diğ., 2009)).  $S = (z_1 \dots z_n)$  örneği üzerinde bulunan  $F$  fonksiyon kümesinin  $Z$  uzayındaki Rademacher karmaşıklığı şu şekilde ifade edilmektedir:

$$\widehat{R}_S(F) = E_\sigma \left[ \frac{2}{n} \sup_{f \in F} \left| \sum_{i=1}^n \sigma_i f(z_i) \right| \right] \quad (2.20)$$

Burada  $\sigma_1 \dots \sigma_n$  deęişkenleri 1 veya -1 deęerleri ile  $P = 0.5$  eřit olasılıkla etiketlenmiř baęımsız (Rademacher) rastgele deęişkenlerdir.  $n$  örnek boyutlu  $F$  fonksiyon sınıfına ait Rademacher karmařıklığı:

$$R_n(F) = E_z[\widehat{R}_s(F)] \quad (2.21)$$

Denklem 2.19 ile belirtilen  $F_{L4}$ - tabanlı lineer yaklařım fonksiyonu olan  $A$  aktivite fonksiyonun Rademacher karmařıklığının hesaplanmasında,  $z_i$  deęeri iletici girdi örüntüsü olan  $\vec{a}_i$  vektörüne karřılık gelmektedir. L2/3 hedef fonksiyonlarına,  $T(\vec{a})$ , yaklařım yerine, kapasite ölçümünde Rademacher deęişkenleri olan  $\sigma_i$  deęerleri, L4 nöronlarına ait aktivitelerin aęırlıklı doğrusal toplamları kullanılarak hesaplanmaktadır (Denklem 2.19). Denklem 18 deki  $\rho_j$  aęırlık deęerleri  $\sigma$  ve  $F_{L4j}$  korelasyonları ile belirlenmesiyle nedeniyle Denklem 2.20 deki supremum ortadan kalkar:

$$\widehat{R}_s(A) = E_\sigma \left[ \frac{2}{n} \sum_{i=1}^n \sigma_i A(\vec{a}_i) \right] \quad (2.22)$$

Göz önüne alınan dięer bir durum ise Rademacher karmařıklığı kullanarak farklı aęların fonksiyon doğrusallařtırma kapasitelerini karřılařtırmak istenmesidir (L4'e karřı LGN veya L4 aęlarına karřılık farklı güçlerde ileri beslemeli inhibisyon veya lateral etkileřimler gibi). Bu amaç doğrutusunda  $A(\vec{a}_i)$  sıfır ortalamaya ve  $1/2$  standart sapmaya ölçeklenmesi gerçekteřtirilmektedir:

$$A(\vec{a}) = 0.5 (\sum_j p_j \cdot F_{L4j}(\vec{a}) - m) / s \quad (2.23)$$

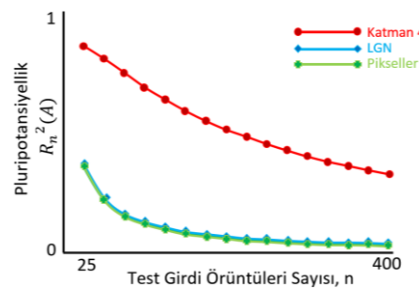
Burada  $m$  ve  $s$  deęişkenleri,  $n$  girdi örüntüleri  $\vec{a}_1 \dots \vec{a}_n$  için oluřan  $A(\vec{a})$  aktivitesine ait ortalama ve standart sapmayı ifade etmektedir.

Rademacher karmařıklığı, potansiyel L2/3 hedef fonksiyonlarını üretecek L4'e ait pluripotansiyellik dönüşüm doğrusallařtırma problemine geniş aralıkta bir yaklařım sunmaktadır. L4 aęı modelinde pluripotansiyelliğin Rademacher karmařıklığı analizi farklı örnek boyutlarıyla Favorov'un çalıřmasında (Favorov ve Kursun, 2011) yapılmıřtır. Çalıřmada,  $S$  örneğine ait  $n$  test girdi örüntüleri  $\{\vec{a}_1 \dots \vec{a}_n\}$  LGN makrokolonlarının beř adet resimden rastgele seçilmiř lokasyonlara yerleřtirilmesiyle elde edilmiřtir. Düşük karřıtlık, sabit deęerli alanların seçilmesinin engellenmesi amacıyla yalnızca LGN vektör uzunluęu 0.3'ten büyük olanlar bu örüntülere dâhil

edilerek, Denklem 2.22 de belirtilen  $\widehat{R}_S(A)$  Rademacher karmaşıklığı değerleri bulunmuştur. Denklem 2.21 deki  $R_n(A)$  karmaşıklığı hesaplanması işleminde ise  $S$  örneklerine ait 30 rastgele test girdi örneği temel alınmıştır. Denklem 2.21, 2.22 ve 2.23 de bahsedilen özel hesaplama işlemlerinin tasarlanan L4 ağına uygulanmasıyla, L4 ağı pluripotansiyelliği  $R_n^2(A)$  olacaktır.

#### 2.6.2.6.L4 Ağı Pluripotansiyelliği Uygulamaları

Favorov'un yapmış olduğu çalışmada (Favorov ve Kursun, 2011), L4 ağı, LGN ve makrokolonların görmüş olduğu o anki piksel değerleri gösterimlerine ait pluripotansiyellikleri, karesel Rademacher karmaşıklığı  $R_n^2(A)$ , birbirleri arasında kıyaslanmıştır (Şekil 2.23). Şekil 2.23'te belirtilen  $R_n^2(A)$  pluripotansiyellik değerleri  $n = 25$  ile  $n = 400$  arasında değişen farklı örnek boyutlarında test edilmiştir. Figürde görüldüğü üzere piksel gösterimlerinin fonksiyon doğrusallaştırma probleminde oldukça başarısız olduğu görülmektedir. 182 LGN nöronuna sahip LGN gösterimi pluripotansiyelliği incelendiğinde yine piksel gösterimine oldukça yakın Rademacher karmaşıklığı değerlerine sahip oldukları tespit edilmiştir. Son olarak 182 L4 nöronun girdi olarak verilen örüntülere karşın üretmiş olduğu çıktılar incelendiğinde Rademacher karmaşıklık değerinin oldukça yüksek olduğunu, diğer bir deyişle pluripotansiyellik fonksiyon yeteneği açısından oldukça iyi modellenmiş olduğu çalışma sonuçları içerisinde belirtilmektedir.



**Şekil 2.23:** Modellerin pluripotansiyellik testi performans başarımları (Favorov ve Kursun, 2011).<sup>10</sup>

Beklenildiği gibi L4'e ait  $R_n^2(A)$  karmaşıklık değeri test örüntülerinin sayısının artmasıyla orantılı bir şekilde düşmektedir. Bunun nedeni, örüntüleri temsil edebilecek

<sup>10</sup> Piksel, LGN ve Katman-4 modellerinin Rademacher karmaşıklığı ( $R_n^2(A)$ ) şeklinde  $n$  adet test girdi örüntüsünün fonksiyonel çıktısı olarak belirtilmiştir. Grafikte piksel ve LGN gösterimi performanslarının birbirlerine çok benzer oldukları, buna karşılık Katman 4 gösteriminin diğer gösterimlere göre oldukça iyi başarımlar sergilediği görülmektedir.

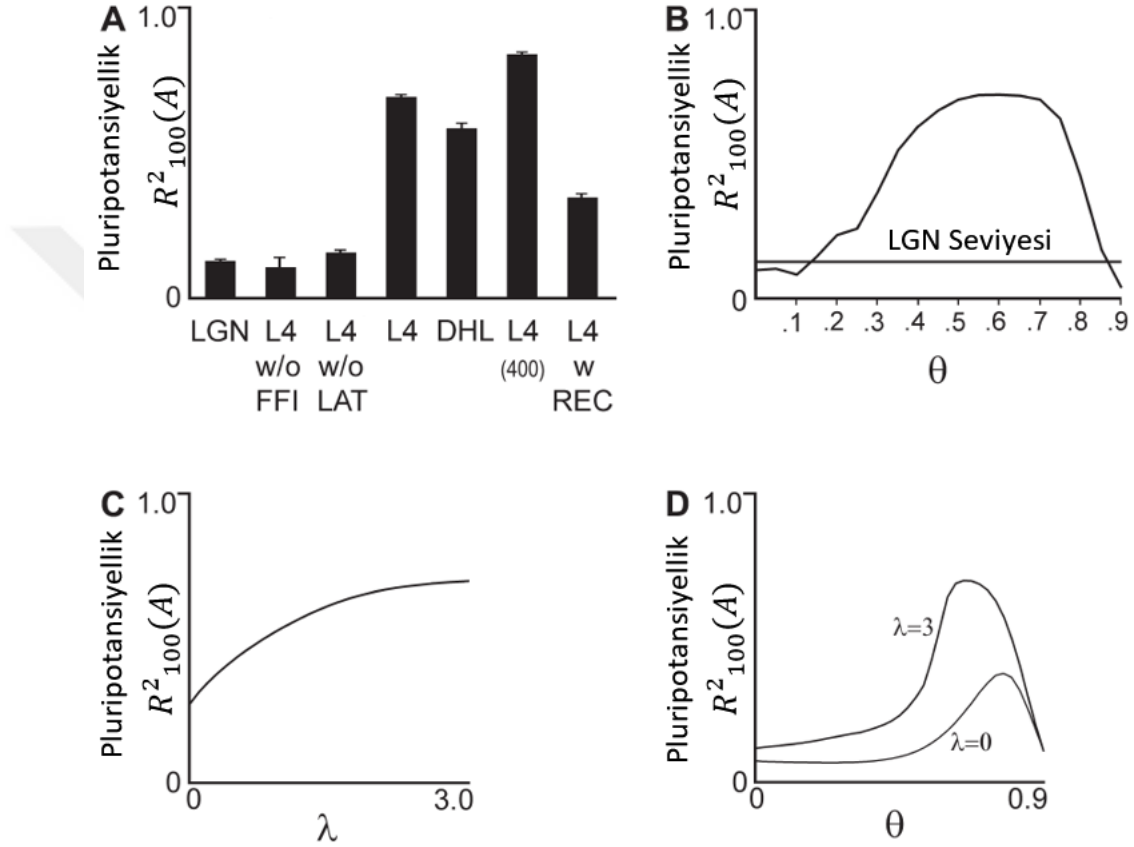
nöron sayısının kısıtlı olması dolayısıyla artan örüntü modellerinin hepsini kapsayamamasından kaynaklanmaktadır. Pluripotansiyellik testinde  $n$  değeri 75 ile 150 arasındaki değerler üzerinde uygulanmıştır ve referans değeri  $n=100$  olarak seçilmiştir.

L4 pluripotansiyelliğini etkileyen en önemli etkenlerden biri, LGN-L4 bağlantılarının deneyim tabanlı olarak kendi kendine organizasyonudur. Bu bağlantılara ait değerler rastgele atandığı takdirde, L4 ağındaki pluripotansiyellik tamamen kaybolmaktadır: Kendi kendine organize bağlantılarda  $R^2_{100}(A) = 0.69 \pm 0.004$  olmasına rağmen, rastgele LGN bağlantılarıyla oluşturulmuş L4 pluripotansiyelliği  $R^2_{100}(A) = 0.034 \pm 0.0004$  tür. Değerdeki bu düşüşün sebebi LGN-L4 bağlantılarının Hebbian olması ve L4 hücreleri arasındaki rekabetçi lateral bağlantı etkisi altında kalma durumunda, her bir L4 hücresinin farklı bir  $\vec{w}$  LGN bağlantısı üretmesidir ki bu şekilde hücre iletim uzayında özel olarak tercih edilen yöne doğru gidebilmektedir. Doğal resimler iletim uzayında sadece çok küçük bir alanı kapsamaktadır. LGN-L4 bağlantılarının bu tür resimler üzerinde eğitilmesiyle birlikte (Şekil 2.10), L4 hücreleri doğal resim alt uzayında olması istenen yönü seçecektir. Böylelikle L4 hücreleri bu alt uzayın tamamına yayılmaktansa, büyük çoğunluğu boş olan, doğal resimlerin bulunduğu yoğun olan bölgeleri temsil edebilecektir. Bu durum L4 pluripotansiyelliği için oldukça önemlidir çünkü; hedef  $T(\vec{a})$  L2/3 fonksiyonları sadece bu doğal resim alt uzayında tanımlanmaktadır.

L4 pluripotansiyelliğinin doğal resim alt uzayıyla sınırlı olduğunu göstermek için, ilgili çalışmada ağıdaki tüm iletim uzayı içerisinde rastgele girdi örüntüleri üzerinde çalışılmıştır. Bu durumda L4 pluripotansiyelliği  $R^2_{100}(A) = 0.69$  ten  $R^2_{100}(A) = 0.00004 \pm 0.00002$  ye düşmüştür.

Modelin doğrusal olmayan fonksiyonları doğrusallaştırma yeteneği aynı zamanda ileri beslemeli inhibisyona ve L4 nöronları arasındaki lateral bağlantılara da bağlıdır. Şekil 2.24A da gösterildiği gibi ileri beslemeli inhibisyonun olmaması durumunda (diğer bir deyişle  $\theta = 0$ ), L4 ağı modeli fonksiyon doğrusallaştırma işlemini yapamaz hale gelmektedir [ $R^2_{100}(A) = 0.10 \pm 0.034$ ]. Lateral bağlantı olmaksızın (diğer bir deyişle  $\lambda = 0$ ) oluşturulan uygun bir L4 ileri beslemeli inhibisyonunda da yine aynı şekilde pluripotansiyelliğin oluşturulması başarısız olmaktadır [ $R^2_{100}(A) = 0.15 \pm 0.005$ ].

Bunun açık bir nedeni L4 nöronları arasında lateral bağlantıların olmaması iletim bağlantıları yeterince ayıramaması ve girdi örüntülere uygun bir cevap verememesidir. Her iki durumun yani hem ileri beslemeli inhibisyon hem de lateral bağlantıların uygun değerlerde olması durumunda, L4 modeli en yüksek pluripotansiyelliğe ulaşmaktadır  $R^2_{100}(A) = 0.69 \pm 0.004$ .



**Şekil 2.24:** İleri-beslemeli inhibisyon ve lateral bağlantıların katman 4 model pluripotansiyelliği üzerine etkisi (Favorov ve Kursun, 2011).

Ayrıca Favorov çalışmasında geliştirdiği L4 modeli pluripotansiyelliği etkinliğinin, diğer L4 modeli yaklaşımı olan (Deco ve Obradovic, 1995) in geliştirdikleri DHL fonksiyonu kestirimi ile olan karşılaştırmasını yapmıştır. Önceki bölümlerde bahsedildiği gibi, DHL fonksiyonu kestirimi RBF lerin Hebbian ve anti-Hebbian öğrenme kullanılarak efektif bir şekilde girdi uzayında dağılmasıyla, kestirimin ilk adımında pluripotansiyel bir yaklaşım sunmaktadır. Bu nedenle DHL kestiricisinin ilk adımını, L4 modelinin geliştirilmesinde kullanılan aynı doğal resimler ile 182 LGN hücrenin üretmiş olduğu aktivite örüntüleri üzerinde eğitilmiştir (karşılaştırma için yine aynı sayıda RBF seçilmiştir:182). Pluripotansiyellik testinde  $\sigma = 0.02$  RBF



parametre değerinde DHL performansı maksimum olmaktadır. Şekil 2.24A da gösterildiği gibi pluripotansiyellik değeri [ $R^2_{100}(A) = 0.58 \pm 0.017$ ] dir ve bu değer benzer boyuttaki L4 modelinden [ $R^2_{100}(A) = 0.69$ ; aradaki fark istatistiksel olarak anlamlıdır  $P < 0.001$ ] çok daha düşüktür. Böylece L4 fonksiyon doğrusallaştırması probleminde çok daha etkili bir şekilde çözüm sunduğu gösterilmiştir.

L4 modeli pluripotansiyellik performansı L4 ağı içerisinde kullanılan hücre sayısının artırılmasıyla daha da geliştirilebilmektedir. Örneğin, eğer L4 hücre sayısı 182'den 400'e çıkarılsaydı genişlemiş olan bu model aynı parametre ayarlarıyla ( $\theta = 0.675$  ve  $\lambda = 3$ ) pluripotansiyellik  $R^2_{100}(A) = 0.69$  dan  $R^2_{100}(A) = 0.84 \pm 0.004$  e çıkacaktır (Şekil 2.24A).

Bir diğer soru pluripotansiyellik performansının ileri beslemeli inhibisyon yerine yinelemeli inhibisyonla karşılaştırılabilir seviyeye ulaşip ulaşamayacağıdır. Çalışmada bu sorunun çözümü için Denklem 2.11 deki ileri beslemeli inhibisyon yerine 182 L4 hücresi çıktılarının vektör uzunluğunu belirten terimler kullanılarak denklem yeniden düzenlenmiştir:

$$F_i(\vec{a}) = \frac{1}{1-\theta} \left[ \sum_{j=1}^{182} w_{ij} a_j - \eta \cdot \sqrt{\sum_{k=1}^{182} F_k^2} + \lambda \sum_{k,k \neq i} (-p_{ik}) \cdot F_k(\vec{a}) \right]^+ \quad (2.24)$$

L4 modelinin bu şekilde yinelemeli inhibisyonla ayarlanmasıyla elde edilen maksimum pluripotansiyellik performansı [ $\eta = 0.75$  değeri için  $R^2_{100}(A) = 0.34 \pm 0.013$ ] tür. Bu değer ise ileri beslemeli inhibisyon ile ulaşılan pluripotansiyellik değerinden çok daha düşüktür (Şekil 2.24A).

İleri beslemeli inhibisyon gücüne üzerindeki model pluripotansiyellik bağımlılığı Şekil 2.24B'de gösterilmektedir. Bu figür sonucunu oluşturabilmek için iletili ve lateral bağlantılar, ileri beslemeli  $\theta$  parametresinin farklı durum değerleri için birçok kez üretilmektedir (0 ile 0.9 arası değişen değerler kullanılarak). Figürde görüldüğü üzere L4 ağı, en yüksek veya en yüksek değere yakın pluripotansiyelliği  $\theta$  değerinin geniş aralığında üretmektedir. Sadece,  $\theta$  nın düşük değerlerinde (ileri beslemeli inhibisyonun çoğunlukla etkisiz olduğu yerler) ve  $\theta$  nın çok yüksek değerlerinde (ileri beslemeli inhibisyonun çok yüksek olması, dolayısıyla L4 ün girdi örüntülerine cevap üretmesinin

önüne geçmesi) model pluripotansiyelliği düşer. Böylece Şekil 2.24B de belirtildiği üzere yüksek pluripotansiyellik, kuvvetli ileri beslemeli inhibisyona sahip L4 benzeri ağlarda kendisini hemen açığa çıkartan önemli bir özellik olmaktadır.

Lateral bağlantılar açısından bakıldığında, lateral bağlantıların her bir uyarıma ait L4 hücre cevaplarının dinamik olarak şekillenmesiyle pluripotansiyelliği arttırdığı belirtilmektedir (Şekil 2.24C ve Şekil 2.24D). Şekil 2.24D’de L4 ağı  $\theta$  ve  $\lambda$  parametre değerlerinin en uygun değerlerinde üretilmiş, ancak test edilirken değişen  $\lambda$  değerine göre pluripotansiyellik ölçülmüştür.

Şekil 2.24D’de L4 pluripotansiyelliği Şekil 2.24B’ye göre  $\theta$  parametresine daha fazla bağlıdır. Şekil 2.24B’de uygulanan her bir  $\theta$  değeri için L4’ün pluripotansiyelliği o anki  $\theta$  değeri için, sabit bir örüntü için kendi kendine organize olmasına izin verilmiştir. Şekil 2.24D’de bu durumun tersine ağ sadece bir kez en uygun  $\theta$  değeri için kendi kendine organize olmasına izin verilmiş ( $\theta = 0.675$ ), sonrasında farklı  $\theta$  değerleri için test edilmiştir. Anlamlı bir şekilde  $\theta$  değerinin ağdaki bağlantıların üretilmesi sonrasında değiştirilmesi, bağlantıların artık tamamen kendi kendine organize olamamasına neden olmaktadır. Böylece iki figür arasındaki fark, en yüksek pluripotansiyelliğe ulaşabilmek için tamamıyla kendi kendine organize bir ağ bağlantısının var olması gerektiğini belirtmektedir.

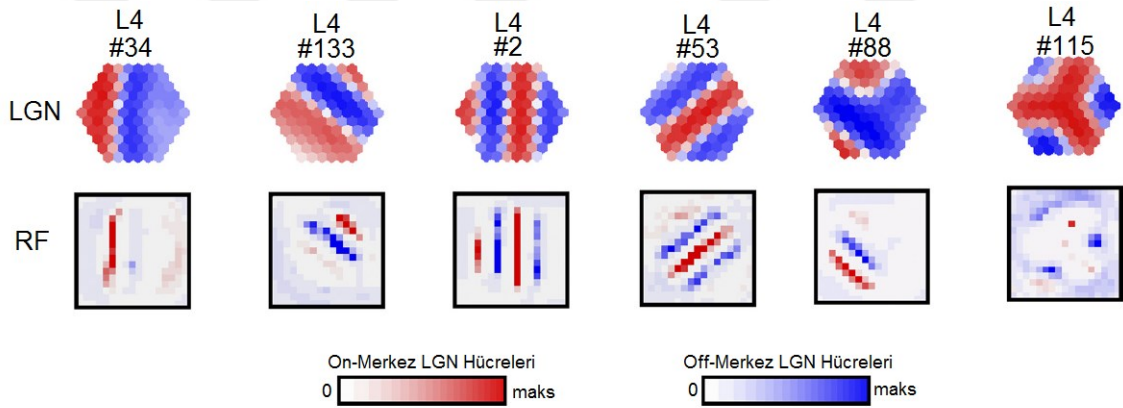
Favorov çalışmasında  $\theta$  ve  $\lambda$  parametrelerini yukarıda belirtilen maksimum pluripotansiyelliği sağlayacak şekilde düzenleyerek 182 hücreye sahip L4 ağı iletilici ve lateral bağlantılarını, 1000 adımlı eğitimle ve  $\theta = 0.675$  ve  $\lambda = 3$  olacak şekilde eğitmiştir.

#### **2.6.2.7.LGN-L4 Bağlantıları ve Alıcı Alanları (RF)**

Şekil 2.25’te örnek olarak 6 adet L4 nöron modeline ait LGN bağlantısal örüntüleri ve RFlar gösterilmiştir. RFlar (Jones ve Palmer, 1987) in yapmış oldukları çalışma referans alınarak, 1x3 piksellik dikdörtgen biçiminde koyu ve parlak uyarıcının makrokolon penceresindeki tüm piksel pozisyonuna uygulanmasıyla L4 hücresinin cevabı ölçülmüştür. İki boyutlu RF gösterimi için makrokolondaki her bir piksel iki rengin farklı tonlarıyla kodlanmıştır. Şekil 2.25’te solda kalan dört nöron L4 modelinde genel çoğunluğu temsil etmektedir. Bu hücrelere ait RFlar belirgi bir şekilde bir ya da daha

fazla ON ve OFF alt alanına sahiptir. Bir RF e ait ON ve OFF alt alanları ON-merkezli ve OFF-merkezli LGN hücrelerin satırlarından meydana gelmektedir. Bu şekilde paralel ON ve OFF çizgilerine ait örüntüler modeli, kedilerde bulunan L4 basit hücre nöronlarına çok benzetmektedir ( Hubel ve Wiesel, 1962); (Martinez, ve diğ., 2005)). L4 modeli hücreleri LGN bağlantısal örüntüleri ve RFleri arasındaki benzerlik Figür 6 da bulunan ilk dört hücrede çok daha açık bir şekilde görülmektedir ve LGN hücreleri ile kedilerdeki V1 basit hücreleri arasındaki bağlantı kurallarına da oldukça uygundur (Alonso, ve diğ., 2001).

Şekil 2.25'te en sağda kalan iki hücre LGN örüntülerini barındırması anlamında çok daha az bilgi içermektedir (#88 ve #115). Bu tür hücreler L4 model hücreleri içerisinde oldukça az sayıdadır. #88 numaralı hücre RFi tipik basit hücre RFi gibi gözükmekte ve birbirlerine göre çapraz olarak sıralanan iki OFF bölgeye sahip LGN örüntüsünün hakkında bilgi vermemektedir. #115 numaralı hücre ise RF uyarıcısına çok az bir cevap üretmektedir, ancak dallanan LGN örüntüsü hakkında herhangi bir bilgi içermemektedir.

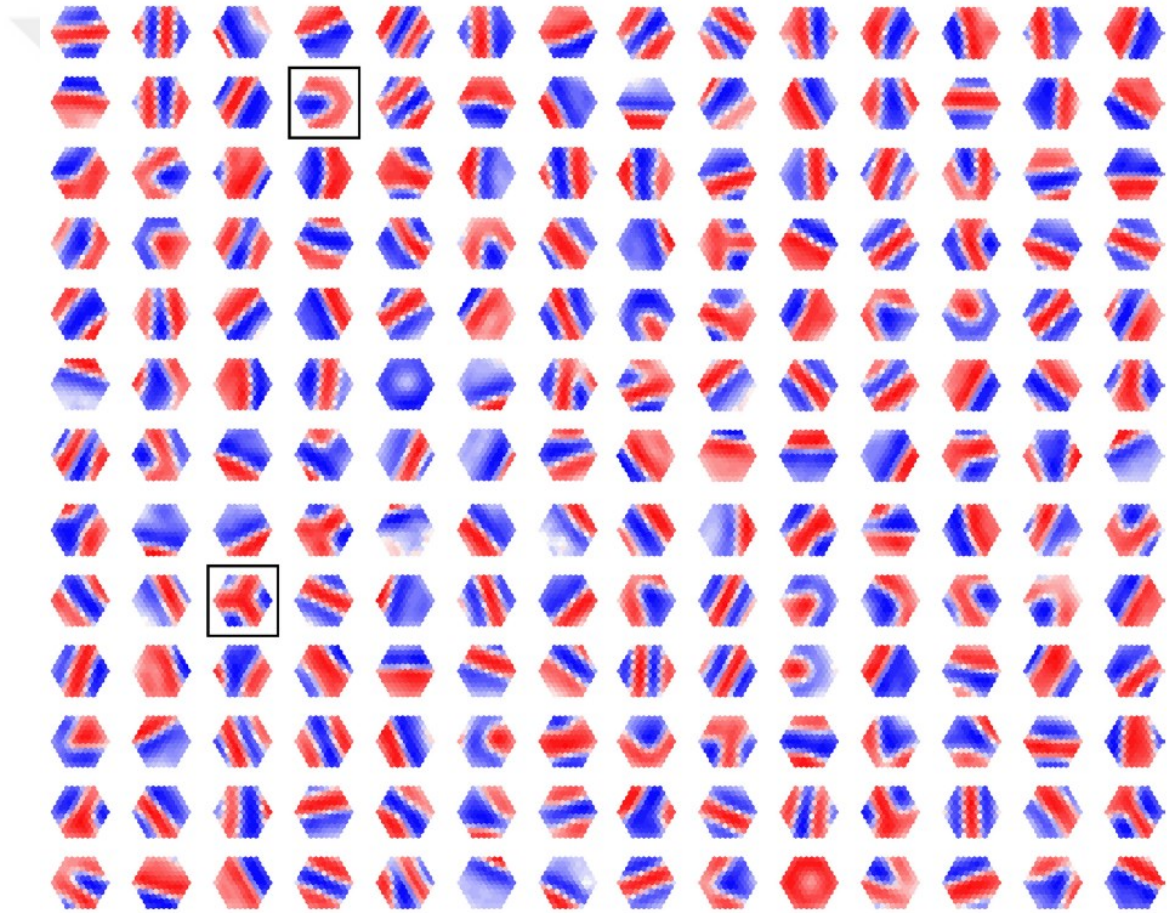


**Şekil 2.25:** 6 farklı örnek L4 hücre modeline ait RF ve LGN bağlantıları (Favorov ve Kursun, 2011).<sup>11</sup>

Şekil 2.26'da kullanılan tüm 182 L4 modeli hücrelerinin LGN bağlantısal örüntüleri gösterilmektedir. Her bir hücre diğerlerine benzemeyen LGN örüntüsüne sahip ve büyük bir çoğunluğu (%75) Şekil 2.25'te belirtilen ilk dört hücre (#34, #133, #53 ve #2) tipindedir. Örüntüler çizgi benzeri alt alanların farklı temsilleridir ve olası tüm örüntü

<sup>11</sup> Her bir L4 hücresi için LGN katmanı altıgen şeklinde mozaik olarak 91 küçük altıgenden oluşmaktadır. Bu küçük altıgenler ON ve OFF merkezli LGN hücrelerin cevap yoğunluğu belirtmektedir. Koyu renk değerleri hücrelerin maksimum cevaba yakın çıktı ürettiğini belirtmektedir.

tanımlamalarını kapsamaktadır. LGN bağlantısal örüntüleri iki ile dört arasında değişen alt alanlara sahiptir. Bir LGN örüntüsünün sahip olduğu ortalama alt alan 2.70 tir ki bu da kedilerin basit hücre RF alt alan aralığı olan 2.45-2.65 değerlerine oldukça yakındır ( (DeAngelis, ve diğ., 1993); (Troyer, ve diğ., 1998)). Basit hücrelerin büyük bir kısmı iki veya üç alt alan içermekte ve her iki modelde de (V1 ve L4 modeli) sadece ~10% luk bir kısmı üçten fazla alt alan içermektedir (Jones ve Palmer, 1987). RF modelindeki dominant alt alanların genişlik oranı ~3.8 dir. Bu değer de yine kedilerin basit RF ortalama oranı olan 4.3-4.5 değerlerine oldukça yakındır ( (Gardner, ve diğ., 1999); (Troyer, ve diğ., 1998)).

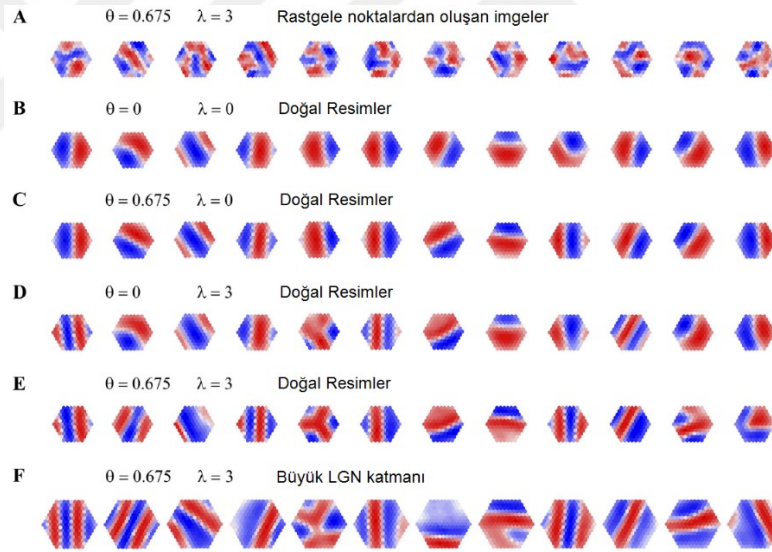


**Şekil 2.26:** Model ağdaki tüm 182 adet L4 hücresinin LGN bağlantısal örüntüleri (Favorov ve Kursun, 2011).

Model içerisindeki L4 hücrelerinin %25'inde LGN bağlantısal örüntüleri Şekil 2.25'te belirtilen basit hücre tipli dört hücreden farklıdır. #88, #115 numaralı ve Şekil 2.26'da kutu içerisinde işaretlenmiş iki LGN bağlantısal örüntüsü bu tür hücrelere örnektir. Bu LGN örüntüleri görsel çizgi kesintilerini veya kesişen örüntü bağlantılarını ifade

etmektedir. Pek çoğu (%15-%20) son-inhibisyon LGN örüntüleridir ve bu örüntülerde bir veya daha fazla alt alan LGN alanının tüm uzunluğu boyunca uzanmazlar (Şekil 2.26'daki üstte kare kutu içerisine alınmış örüntü).

Favorov çalışmasında modele ait farklı elemanların modelin LGN bağlantısal örüntülerinin üretilmesindeki önemini ortaya çıkarmak adına, modeli farklı bir takım alternatif durum altında eğitmiştir. Şekil 2.27A da rastgele noktalardan oluşan resimlerin girdi olarak verilmesiyle 12 örnek L4 hücresinden alınan LGN bağlantısal örüntü cevabı gösterilmiştir. Bu LGN örüntüleri açık bir şekilde Şekil 2.26'daki basit hücre örüntülerinden farklıdır. Her birinde, LGN alanı parçalanarak ON-merkezli ve OFF-merkezli alt alanlara mozaik şekilde bölünmüştür. Alınan bu sonuç Favorov'un L4 modelinin basit hücre LGN örüntülerini neden doğal resimler üzerinde eğitmesi gerektiğini, lokal çizgilerin ve kenarların doğal resimlerdeki önemini göstermektedir.



**Şekil 2.27:** 12 Farklı L4 Hücre Örneğine Ait LGN Bağlantısal Örüntüleri<sup>12</sup> (Favorov ve Kursun, 2011).

Şekil 2.27B'de model doğal resimler üzerinde eğitilmiş, ancak ileri beslemeli inhibisyon ( $\theta = 0$ ) ve lateral bağlantı ( $\lambda = 0$ ) yoktur. Bu durumda, L4 hücreleri sabit

<sup>12</sup> A: Doğal resimler yerine, rastgele noktaların tam-güç ileri beslemeli inhibisyon ve lateral bağlantı kullanılarak eğitilmesiyle oluşan L4 modeli. Figürlerde L4 hücrelerinin LGN örüntülerini oluşturmadığı görülmektedir. B-D: Doğal resimler üzerinde eğitilmiş L4 Modeli (D- ileri beslemeli inhibisyonlu, C- lateral bağlantılı, B- her ikisinin de kullanılmadığı). E: B-D de kullanılan aynı doğal resimler üzerinde hem lateral bağlantı hem de ileri beslemeli inhibisyon kullanılarak eğitilmiş L4 modeli. F: LGN katmanının 11 hücreden 15 hücreye artırılması ve tam hem lateral bağlantı hem de ileri beslemeli inhibisyon kullanılarak eğitilen doğal resim L4 modeli. B-F arası figürlerde LGN örüntülerinin karmaşıklığının gittikçe arttığı gözlemlenmektedir.

hücre LGN örüntülerini yakalamış ve bu da LGN-L4 bağlantılarına ait Hebbian plastisitesinin tek başına basit hücre RFlerini üretmesine yeteceğini göstermektedir (Lee, ve diğ., 2000). Ancak, L4 hücrelerinin neredeyse tamamı LGN örüntülerinden sadece iki alt alanı içermektedir: Ortalama alt alan sayısı 2.10 ve bu değer gerçek L4'ten diğer bir deyişle biyolojik L4'ün üretmiş olduğu alt alan sayısından oldukça düşüktür.

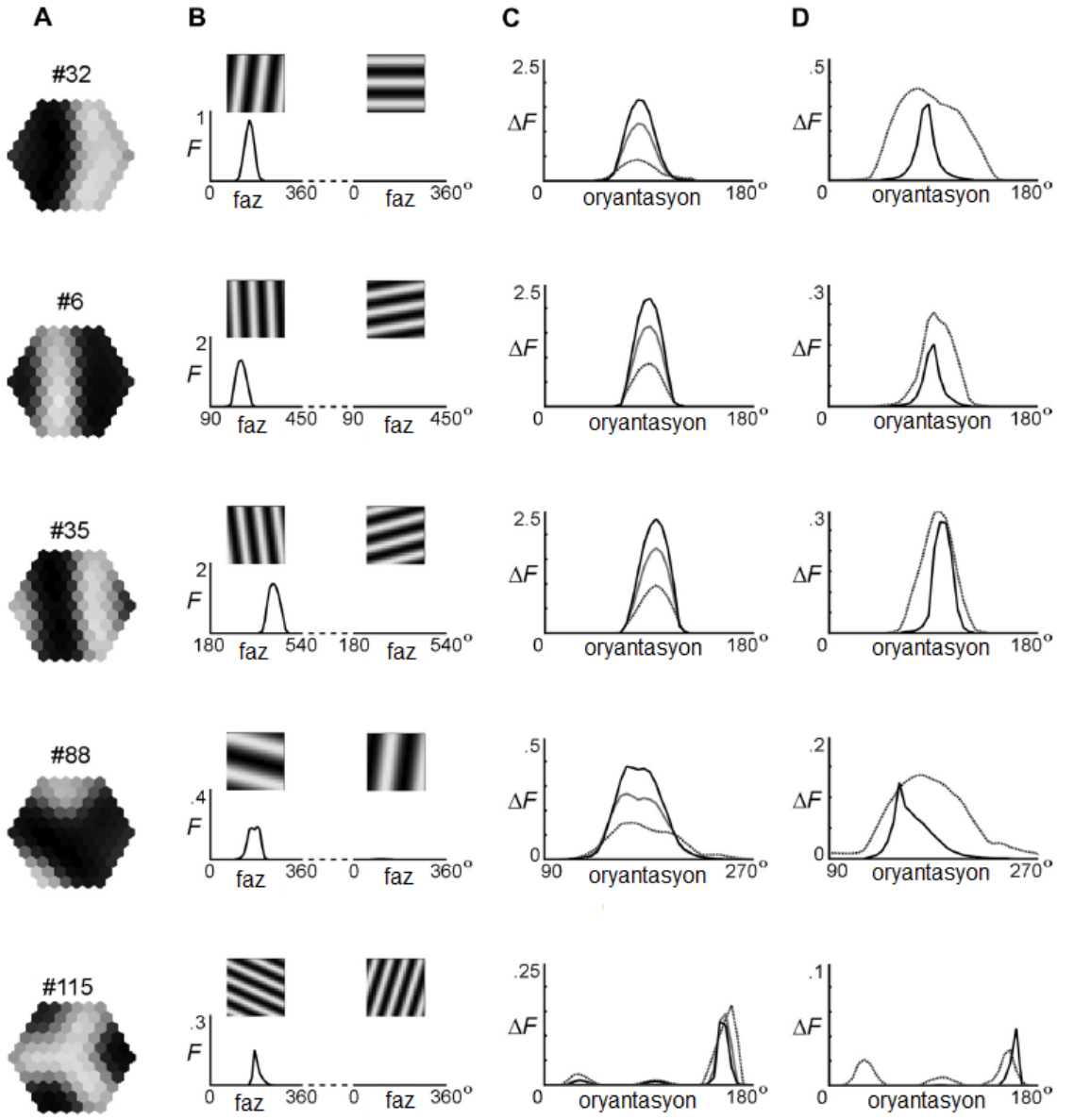
Şekil 2.27B'de ve Şekil 2.27C'de kullanılan aynı doğal resimler seçilmiştir. Bu kez eğitim aşamasında lateral bağlantı kullanılmamış ( $\lambda = 0$ ), ancak ileri beslemeli inhibisyona yer verilmiştir ( $\theta = 0.675$ ). LGN örüntülerinin çoğu Şekil 2.27B'den Şekil 2.27C'ye doğru değişim göstermiştir. Ancak birkaçı olması gerekenden fazla alt alan almıştır. Bu nedenle ortalama alt alan sayısı 2.28 e yükselmiştir. İleri beslemeli inhibisyon olmadan  $\theta = 0$ , fakat lateral bağlantıların bulunduğu bir modelde ( $\lambda = 3$ ), LGN alt alanlarının arttığı (ortalama=2.40) görülmüştür (Şekil 2.27D). Buna ek olarak, lateral bağlantılar L4 hücrelerinin %10'unda, dallanmaya ve son-inhibisyon LGN örüntülerine neden olmuştur. İki durumun da oluşması durumunda, tüm model, ileri beslemeli inhibisyon ve lateral bağlantılar beraber en zengin LGN örüntülerini üretmektedir (Şekil 2.27E).

Son olarak Favorov çalışmasında, makrokolon boyutunun etkisini göstermek adına daha büyük LGN katmanı kullanarak, 182'den 338 hücreye çıkartarak, modeli eğitmiştir (Şekil 2.27F). Beklenildiği gibi, L4 hücre sayısının artmasıyla birlikte LGN örüntülerindeki alt alan sayısında bir artış görülmüştür (ortalama=3.19).

#### **2.6.2.8. Oryantasyon Ayarlanması**

Çizgisel LGN bağlantısal örüntüleri ve RFlerden beklenildiği şekilde, L4 modeli hücrelerinin uyarıcılara olan oryantasyon hassasiyeti oldukça fazladır. Şekil 2.28'de beş farklı L4 hücre cevaplarının sinüzoidal ızgaralara olan cevapları gösterilmektedir. Bu hücreler içerisinde üç tanesi (#32, #6 ve #35) iki, üç veya beş çizgi benzeri ON-merkezli ve OFF-merkezli alt alana sahip tipik LGN bağlantısal örüntülere sahiptir (Şekil 2.28A). Geriye kalan iki hücre ise (#88 ve #115) çok az oranda karşılaşılan (<%10) alışılmadık dallanmalara sahip LGN örüntülerine sahip L4 hücrelerine örnek olarak gösterilebilir.





Şekil 2.28: 5 farklı L4 hücre modelinin oryantasyon ayarlanması (Favorov ve Kursun, 2011).

Şekil 2.28B, beş hücrenin V1 nöronlarının sınıflandırılmasında kullanılan standart ızgara testindeki cevaplarını göstermektedir (Skottun, ve diğ., 1991). Figür 9B nin gösterdiği gibi tüm hücreler cevaplarını en uygun uzamsal frekansa ve oryantasyonunun uzamsal evresine bağımlı olarak ayarlamaktadır. LGN bağlantısal örüntülerde (ve RFlerde) ON-merkez ve OFF-merkezli alt alan birleşimlerinin bulunması ve cevap modülasyonlarının yüksek dereceli bir şekilde tüm beş hücre için de ızgaralaması basit hücre sınıfına ait olduğunu açık bir şekilde göstermektedir (Hubel ve Wiesel, 1962); (Skottun, ve diğ., 1991)).

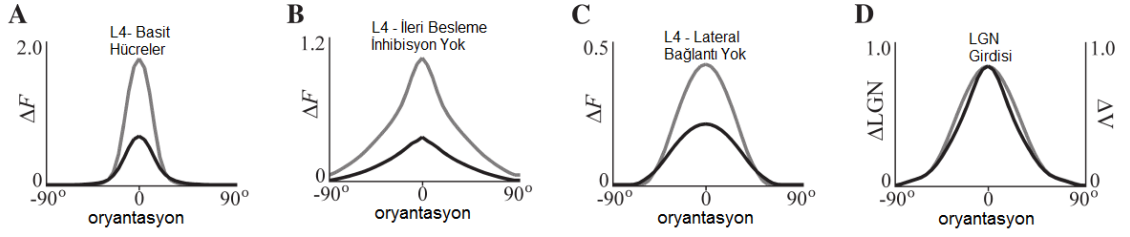
Şekil 2.28C’de üç farklı uyarım yoğunluğuna (veya resim karşıtlığı) göre beş hücrenin oryantasyon ayarlaması görülmektedir: 0.33, 0.67 ve 1.0. Burada 1.0 doğal resimlerin eğitilmesindeki maksimum karşıtlık değerini ifade etmektedir. En üst üç hücrenin oryantasyon ayarlamasında gerçek V1 basit hücresinde olduğu gibi sabit karşıtlık görülmektedir (Sclar ve Freeman, 1982). Şekil 2.28’deki diğer iki hücrenin arttırılmış ızgara karşıtlığına sahip oryantasyon ayarlanmasında bazı küçük sıkıştırmalar ortaya koymaktadır.

Şekil 2.28D ise uzamsal frekansın ızgara uyarımına karşı hücrelerin oryantasyon ayarlamasına olan etkisini göstermektedir. L4 modeli içerisinde en uygun uzamsal frekans 0.06 ile 0.16 çevrim/piksel aralığında değişmektedir. Bu değerlerin çevrim/piksele çevrilmesiyle LGN hücrelerinin merkezi RF alanın çapı 4 piksele eşit olduğu, bunun da yaklaşık olarak merkezi retinada 30 inç eşit olduğu tespit edilmiştir (Somers, ve diğ., 1995). Böylece bir piksel yaklaşık olarak 7.5 inçlik bir görsel açıya ve L4 modeli hücreleri için ortalama en uygun uzamsal frekans değeri  $\sim 1.0$  çevrim/piksele eşit olur. Bu değer 5 derecelik dış merkezlikte V1 hücrelerinin ortalama en uygun uzamsal frekans değeri olan 0.86 çevrim/piksele oldukça yakındır (Movshon, ve diğ., 1978).

Şekil 2.28D’de oryantasyon ayarlaması eğrileri, en uygun değerden düşük uzamsal frekans ve en uygun değerden yüksek frekans ızgaraları için çizdirilmiştir. Beş hücrenin her birisi için iki eğri aynı figür üzerinde birleştirilmiştir. Bu çizimler tüm beş hücredeki oryantasyon ayarlamasının yüksek uzamsal frekanslı ızgaralar için daha sıkı olduğunu ortaya koymaktadır. Oryantasyon ayarlaması ve uzamsal frekans arasındaki benzer bir ilişki kedilerdeki V1 basit hücrelerinde de tespit edilmiştir (Vidyasagar ve Siguenza, 1985).

Şekil 2.29A’da 136 (%75) modeldeki 136 L4 hücresi için klasik Hubel/Wiesel tipindeki LGN bağlantısal örüntüleri ve basit hücre RF oryantasyon ayarlaması işlemi gösterilmektedir. Bu hücrelerdeki oryantasyon ayarlamasında karşıtlığın gerçek V1 basit hücrelerinde olduğu gibi sabit karşıtlığa sahip olduğu iki eğriyle temsil edilmiştir. Oryantasyon ayarlamasında HWHH ortalama değeri 15 derecedir ve bu değer literatürde belirtilen kedi V1 basit hücre değerlerine oldukça yakındır (16 derece) (Rose ve Blakemore, 1974); (Gardner, ve diğ., 1999)).





**Şekil 2.29:** L4 hücre modellerinin ortalama oryantasyon ayarlaması (Favorov ve Kursun, 2011).<sup>13</sup>

### 2.6.2.9. Lokal L4 Bağlantıları

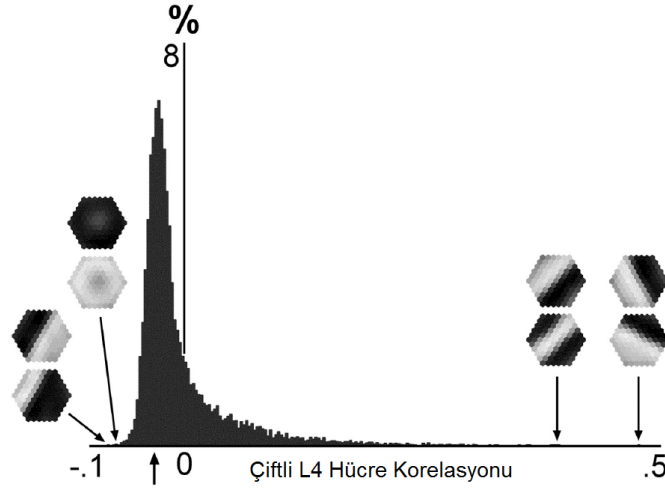
Diğer bir soru ileri beslemeli inhibisyonun ve lateral bağlantıların L4 oryantasyon ayarlamasında ne kadar etkili olduklarıdır. Şekil 2.29’da basit hücre LGN örüntülerine sahip L4 hücreleri ileri beslemeli inhibisyon olmadan (Şekil 2.29B) veya lateral bağlantı olmadan (Şekil 2.29C) modelde üretilerek ortalama oryantasyon ayarlaması hesaplanmaktadır. Her bir durum için, L4 nöronlarında tüm modele göre çok daha geniş oryantasyon ayarlamasına sahip oldukları görülmüştür. İleri beslemeli inhibisyon olmaksızın L4 hücrelerinin tüm oryantasyonlara olan cevapları sıfırın üstündedir ve ortalama HWHH değeri 28 derecedir. Aynı şekilde lateral bağlantının olmaması durumunda L4 hücrelerinin ortalama HWHH değeri 30 derece olmaktadır. Dolayısıyla hem ileri beslemeli inhibisyonun hem de lateral etkileşimlerin varlığı biyolojik oluşumda olduğu gibi doğru ayarlamının yapılabilmesi için Favorov’un öne sürdüğü L4 modeli için gerekli olduğu görülmektedir.

Şekil 2.29D’de (Ferster, ve diğ., 1996) ve (Chung ve Ferster, 1998) in yapmış oldukları kortikal inaktivasyon denemeler tekrar ele alınmıştır. Bu figürde kortikal engelleyici aktivitesinin soğutma veya elektriksel şokla susturulması sonrasındaki durumu gösterilmiştir. Burada oryantasyon ayarlaması, eğrilerinin modeldeki klasik basit hücre RFlarına sahip 136 L4 hücresinin ortalaması alınarak hesaplanmıştır. Birleştirilen oryantasyon ayarlaması eğrileri: 1) Hücrelerin LGN girdisinin en uygun frekansa ait

<sup>13</sup> A: Tüm 136 adet L4 hücresinin basit-hücre RFlar ile ortalama oryantasyon ayarlaması (maksimal kontrastlı ızgara uyarımı gri eğriyle, maksimal kontrastlığın 1/3 oranlı ızgaralama uyarımı siyah eğriyle ifade edilmektedir.) Burada uyarım kontrastlığının ayarlama genişliği değiştirmediği görülmektedir. B: Eğitim ve test aşaması sırasında ileri beslemeli inhibisyonun kullanılmadığı 163 adet basit hücrenin ortalama oryantasyon ayarlaması. C: Eğitim ve test aşaması sırasında lateral bağlantının kullanılmadığı 174 adet basit hücrenin ortalama oryantasyon ayarlaması. D: LGN girdilerinin ileri beslemeli inhibisyon ve lateral bağlantılar kullanılarak oluşturulan L4 modeline ait ortalama oryantasyon ayarlaması (gri eğri). Hücrelerin düzeltilmemiş çıktıklarına ait ortalama oryantasyon ayarlaması (siyah eğri)

ızgara çıktılarını ve 2) Düzeltme öncesi hücrelerin çıktılarını göstermektedir. Bulunan eğriler Ferster ve arkadaşlarının (1996) bulgularıyla karşılaştırılabilir derecede yakındır.

Lateral etkileşimler model içerisindeki L4 hücreleri arasındaki anti-Hebbian bağlantılar aracılığıyla oluşturulmaktadır. Bu bağlantılara ait güç ve fizyolojik sinyal değerleri, doğal resimlerin eğitilmesiyle ortaya çıkan cevaplara ait pre ve post sinaptik hücre aktivitesi korelasyonları hesaplanarak belirlenmektedir. Şekil 2.30'da modeldeki 182 L4 hücreleri içerisinde olabilecek tüm örüntüler için bulunan korelasyon katsayılarının dağılımı gösterilmektedir. İlk olarak dikkati çeken durum L4 hücrelerinin uyarıcılarıyla olan dekolerasyonudur. İkinci durum, negatif korelasyonların pozitif korelasyonlara göre çok daha fazla olduğudur. Üçüncü ve son durumda ise anti-Hebbian bağlantıların model içerisindeki gücün korelasyon katsayısıyla negatif olması sebebiyle (Denklem 2.11), Şekil 2.30'daki sonuç, yatay olarak ters çevrilerek bakılırsa lateral bağlantı gücünün L4 hücreleri içerisindeki gücü de görülebilir. Bu nedenle, uyarıcı lateral bağlantılar (%73), baskılayıcı bağlantılardan (%27) çok daha fazla sayıdadır. Bu oranlar literatürdeki çalışmalarla da oldukça uyumludur (Anderson, ve diğ., 1994a); (Stratford, ve diğ., 1996); (Tarczy-Hornoch, ve diğ., 1999)). Şekil 2.30'daki uyarıcı lateral bağlantıların birçoğunun sıfıra yakın bir gücü vardı ve bu nedenle deneysel olarak ayırt edilmeleri oldukça zordur.



**Şekil 2.30:** Model ağ içerisinde bulunan L4 hücrelerin uyarım tetiklemeli cevaplarına ait korelasyonlar değerleri (Favorov ve Kursun, 2011).<sup>14</sup>

### 2.6.3. Favorov L4 Modelinin Diğer Modellerle Karşılaştırılması

#### 2.6.3.1. RBF Ağlarıyla İlişkisi

Favorov çalışmasında, literatürde sıkça kullanılan sinir ağları elemanlarından faydalanarak efektif pluripotansiyel fonksiyon doğrusallaştırma modeli geliştirmiştir (Fyfe, 2005). Dâhil edilen elemanlar: 1) Her bir hücrenin çıktısının, iletili girdilerin ağırlıklı topları üzerinden hesaplanması; 2) İletici bağlantı ağırlıklarının Hebbian kuralı kullanılarak geliştirilmesi ve 3) İletici bağlantısal örüntülerin hücreler içerisinde birbirinden farklılaşabilmesi için anti-Hebbian lateral bağlantıların kullanılmasıdır. Ancak uyarıcı gücünü  $\theta$  eşik değeriyle ölçeklenmesi, bilinen sinir ağı yöntemini RBF benzeri bir ağ yapısına çevirmiştir (Lowe, 2003). Çünkü bu şekilde bir eşik değeri ağ içerisindeki hücrelerin her birini RBF merkezleri gibi davranmalarına neden olmaktadır. RBF ağlarının yüksek kapasiteli fonksiyon yaklaşımı oldukları literatürdeki birçok çalışmada belirtilmektedir (Park ve Sandberg, 1991); (Kůrková, 2003)). Pouget ve Sejnowski (1997) ve Poggio ve diğ. (Poggio, 1990); (Vetter, ve diğ., 1995); (Poggio ve Bizzi, 2004)) çalışmalarında algısal ve motor fonksiyonların RBF benzeri merkezlerin doğrusal toplamının efektif kortikal bir yöntem olabileceği belirtmişlerdir. Bu nedenle kortikal ağların RBFleri geliştirme ihtimali olduğu ancak Favorov'un

<sup>14</sup> Model içerisinde olası 16741 adet çiftli L4 hücresi için korelasyon katsayıları, 5 farklı doğal resimden rastgele 1000 imge parçası seçilerek bu imgelere verdikleri cevaba göre hesaplanmıştır. Grafikte tüm olası ikili hücrelere ait korelasyon katsayıları dağılımı verilmektedir. Ayrıca 4 tane farklı LGN örüntü çiftleri en pozitif korelasyondan en negatif korelasyona doğru örnek olarak gösterilmektedir. Burada negatif korelasyona ait hücre çiftlerine ait LGN örüntülerinin birbirlerinin neredeyse birebir zıt oldukları görülebilmektedir.

modelinde kullandığı  $\theta$  eşiklemeinden çok daha karmaşık olduğu belirtilmektedir ( (Poggio, 1990); (Poggio ve A, 1993); (Poggio ve Bizzi, 2004)).

Favorov modelinde, basit bir RBF ağından çok daha karmaşık bir yapı kullanmıştır. Genelde yüksek boyutlu iletici uzay iletici girdilerle tanımlanır ve sıfırdan yüksek çıktı üreten standart bir RBF birimi için iletici uzayın sınırları hiperküredir. Fakat Favorov modelinde  $\theta$  eşik değeriyle ölçeklenmiş uyarım gücünün etkisiyle bir hücre RFnin iletici uzaydaki şekli, hiperküre yerine dairesel konidir. Bu şekilde koni şekilli temel fonksiyonlara sahip bir ağ, pre ve post-işleme vektör ölçeklemesi aşamalarına sahip RBF ağına eş değerdir. Diğer bir deyişle; girdi olarak verilen herhangi bir örüntü için üretilen cevap için öncelikle vektör uzunluğu normalize edilir, sonrasında RBF ağı bu birim uzunluklu girdi örüntüsüne göre çıktıyı hesaplar ve son olarak RBF çıktısı orijinal vektör uzunluğuna göre ölçeklenerek nihai çıktı üretilir. Böylece bir girdi vektörü için “konik” temel fonksiyon (CBF) ağının girdi uzayındaki doğrultusu, sadece çıktı vektörünün uzunluğunu etkileyerek çıktı vektörünün çıktı uzayındaki doğrultusunu belirler.

RBF ağları ile Favorov’un L4 ağı arasındaki bir diğer fark ise; ağdaki hücrelerin lateral etkileşimleridir. Oysa ki temel bir RBF ağında bu bağlantılar ( veya fonksiyonel eşdeğerleri) ağın oluşturulması esnasında RBF merkezlerini optimize ederken kullanılmaktadır ancak L4 ağında lateral bağlantılar uyarım dinamiklerine dahil edilerek her bir girdi örüntüsüne karşılık ağın vermiş olduğu cevabı şekillendirmede önemli bir rol oynamaktadır. Şekil 2.24C ve Şekil 2.24D’de belirtildiği gibi bu şekilde yinelemeli dinamiklerin ağına sahip olduğu, en yüksek pluripotansiyelliğe olumlu anlamda katkısı bulunmaktadır.

### ***2.6.3.2.L4 Modelinin Literatürdeki Diğer L4 Modelleriyle Karşılaştırılması***

Favorov L4 modelindeki anahtar özellik, ileri beslemeli inhibisyonun varlığıdır. İnhibisyonun oluşma derecesi, lokal L4 ağını aktive eden uyarımların genel gücüne göre değişen ancak uyarım örüntüleri üzerindeki hiçbir uzamsal detaya hassas olmayan bir yapıdadır. Model için ayarlanmamış bu ileri beslemeli inhibisyon, uyarıcı gücüyle ölçeklenmiş bir fonksiyon gibi davranmaktadır ve bu da L4 modeline RBF benzeri özellikler ve pluripotansiyel fonksiyon yaklaşımına özellikler kazandırır.

Somatosensori fiçı ve görsel korteksler üzerine yapılan çok sayıda deneysel çalışma sonucunda ( (Kyriazi, ve diğ., 1996); (Bruno ve Simons, 2002); (Swadlow, 2002); (Hirsch, ve diğ., 2003); (Sun, ve diğ., 2006); (Cruikshank, ve diğ., 2007); (Hull, ve diğ., 2009b); (Cardin, ve diğ., 2007)), fizyolojik L4 yapısında ayarlanmamış ileri beslemeli inhibisyonun var olduğu görülmüştür. Ayrıca aynı yapının duyusal uyarıma karşı uyarıcı L4 hücrelerinin cevaplarını düzenlediği görülmüştür. Kyriazi ve arkadaşlarının ( (Kyriazi ve Simons, 1993); (Kyriazi, ve diğ., 1996); (Miller, ve diğ., 2001)) yapmış olduğu çalışmada, rastgele uyarıcı ve sönümleyici hücrelerle bağlanmış tek-fiçı modeli üzerinde ayarlanmamış ileri beslemeli inhibisyon kullanılmıştır.

Lücke (2009) çalışmasında ayarlanmamış ileri beslemeli inhibisyonu, kendi oluşturduğu V1 kortikal sütun modeli içerisinde kendi kendine organize olan LGN-L4 bağlantıları oluşturmak için tüm iletilen kaynaklardan gelen tüm aktivitelerin toplamı olarak kullanmıştır. Doğal resimler eğitim sırasında, LGN benzeri bir katmandan geçerek, Favorov L4 modelinde olduğu gibi L4'e iletilir. Bu şekilde modelinde oluşturduğu L4 hücrelerinin, gerçekçi bir basit hücre RFlerine sahip olmasını sağlamıştır. Ancak Lücke L4 hücreleri arasındaki RFleri çeşitlendirebilmek için Favorov modelinde kullanılan anti-Hebbian mekanizması yerine, "*kazanan hepsini alır*" yaklaşımını kullanmıştır. Lücke modelinin ve Favorov modelinin üretmiş oldukları RF şekilleri, boyutları ve uyumlama gibi özellikler görsel kortikal L4 yapısıyla karşılaştırılabilecek şekilde benzerlikler içermektedir. Ancak Lücke'nin modelindeki L4 hücreleri doğrusaldır ve herhangi bir lateral etkileşime sahip değildir, bu da Lücke modelinin pluripotansiyel fonksiyon doğrusallaştırma ve karşıtlık-hassasiyetsiz oryantasyon ayarlamasını yapamamasına neden olmaktadır.

Lauritzen ve Miller (2003) ayarlanmamış ileri beslemeli inhibisyonu, Troyer ve arkadaşlarının (1998) modelini geliştirmede kullanmıştır. Ayarlanmamış ileri beslemeli inhibisyon çalışmalarında, uyarıcı karşıtlığı hassasiyetsiz oryantasyon uyarılama işleminde önemli bir rol oynamaktadır. Modeldeki tek sınırlama RF özelliklerini basit hücrelerle eşitlemek için kullandıkları LGN-L4 bağlantılarının, kendinden organize uyarım tabanlı olması yerine sabit tutulmasıdır. Diğer bir taraftan Lauritzen ve Miller'ın modelindeki bir bileşen olan anti-evre inhibisyonu Favorov'un modelinde bulunmamaktadır. Favorov'un modelinde bir nörona ait RF ON alt alanları ile kesişen

diğer bir nöronun OFF alt alanları arasında inhibisyona izin verilirken, Lauritzen ve Miller'ın modelinde bu inhibisyon basit hücrelerin uzamsal frekans ayarlamasını şiddetlendirdiği bunun sonucunda düşük temporal frekans cevabı düşürüp ağ kararlılığını arttırdığı belirtilmiştir. Bu tür bir inhibisyonun varlığı deneysel olarak kedi V1 üzerinde gösterilmiştir ( (Ferster, 1988); (Hirsch, ve diğ., 1998); (Anderson, ve diğ., 2000); (Monier, ve diğ., 2003)).

Anti-evre RF'lerine ait L4 hücreleri, aktiviteleriyle negatif korelasyona sahiptir. Bunun sonucunda Favorov modelinde bu hücreler birbirlerine inhibitör anti-Hebbian bağlantıları ile bağlanmak yerine uyarıcı anti-Hebbian bağlantıları ile bağlıdır. Anti-evre inhibisyonun Favorov'un şu anki modelinde bulunmamakta ve ileride modele dâhil edilmesi planlanmaktadır. Anti-evre inhibisyonun modele dâhil edilmesiyle birlikte, hareket eden uyarımlara karşı olan hücrelerin verdikleri cevaplar için hesaplanan L4 fonksiyon doğrusallaştırma pluripotansiyellik değerini arttıracakı düşünülmektedir.

Sonuç olarak L4 ileri beslemeli inhibisyon modelleri alanında Favorov'un çalışması, L4'ün pluripotansiyel fonksiyon doğrusallaştırma gücü konusunda katkı sağlamaktadır. Özel olarak ileri beslemeli inhibisyonun, L4 hücrelerinin RBF birimleri olarak davranmasını sağladığı (Denklem 2.5 - Denklem 2.9), böylece bu hücrelere doğrusal olmayan fonksiyon özelliği kazandırdığı belirtilmektedir. Ayrıca yüksek pluripotansiyelliğin ileri beslemeli inhibisyona sahip L4 benzeri ağlarda önemli bir özellik olduğu ve oldukça geniş bir inhibisyon gücüne karşı toleransa sahip olduğu gösterilmiştir (Şekil 2.24B). Buna karşılık, diğer görsel kortikal L4 modellerinde (Teich ve Qian, 2006), ileri beslemeli inhibisyon yerine yinelemeli inhibisyon kullanılmış bu da çok daha düşük bir pluripotansiyelliğe neden olmuştur (Şekil 2.24A). En yüksek pluripotansiyelliğe ulaşabilmek için L4 nöronlarının komşu L4 nöronları arasındaki lateral bağlantılar ile dinamik olarak uyarıma karşı cevabı şekillendirmesi gerektiği Favorov'un elde ettiği başka bir bulgudur.

### ***2.6.3.3.Favorov Modeli Kısıtları ve Olası Çalışmalar***

Favorov'un çalışması, L4'ün kortikal bilgi işlemede pluripotansiyel fonksiyon doğrusallaştırıcı görevini doğrulayıcı sonuçlar sunmaktadır. Model geliştirme aşamasında, lokal L4 komşuları ve uzamsal iletici girdi örüntüleri ile sınırlandırılmıştır. Ancak bu sınırlandırmalar sebebiyle, L4'e geniş bir alandan bakıldığında zaman-durum

ilişkilerine karşı L4'ün nasıl bir cevap ürettiği, zaman bağımlı uyarımlar gibi henüz cevaplanmamış bir takım sorulara neden olmaktadır. Favorov ileride yapılacak çalışmalar içerisinde, paralel kortikal L4 ağları kullanarak zaman etki alanında zaman entegrasyonu, hareket eden uyarım dönüşümü, temporal frekans ayarlaması ve diğer zaman bağlantılı L4 özelliklerinin (anti-evre inhibisyonu dahil) anlaşılması gibi bir takım çalışmalar olacağını belirtmektedir.

Ayrıca önerilen modelde, tüm L4 kortikal alan içerisinde geniş bir uzamsal olarak yayılmış biçimde olan iletili sinirlerin bu büyüklüğe oranla çok kısıtlı bir veri kümesi yerine daha geniş kapsamlı bir yapıyla ifade edilerek genişletilmesi gerekmektedir. Bu tür bir genişleme, duyuşal kortikal alan içerisindeki lokal fonksiyon doğrusallaştırma özelliğine sahip bağlantıların birbirleriyle olan etkileşimine ihtiyaç duyacaktır.

Sonuç olarak Favorov modelinde, efektif pluripotansiyel fonksiyon doğrusallaştırma işlemi genel birkaç sinirsel referans temeli üzerinden hem yapısal hem de fonksiyonel olarak kortikal L4 yapısına çok yakın bir matematiksel modelleme yapılmıştır. Çekirdek tabanlı bu model üzerinde yapılan çalışmalarda L4'ün efektif fonksiyon doğrusallaştırma yeteneklerine sahip olduğu, bunun da iletili girdinin üst katmanlardaki öğrenilirliği sağlayabileceği ve aynı zamanda yüksek dereceli doğrusal işlemler ile karmaşık fonksiyonları hesaplayabileceği gösterilmiştir. Elde edilen bu bulguların teorik olması dolayısıyla hem fizyolojik hem de gerçekçi problemler ortaya konularak benzer testler geliştirilmesi, L4'ün fonksiyonel özelliklerinin ve yapısının anlaşılması açısından kortikal bilgi işleme alanında bilime önemli bir katkı sağlayacağı düşünülmektedir.

Tez kapsamında Katman-4 gösteriminin kapasitesini ölçmek için makine öğrenmesi ve basit görüntü işleme teknikleri kullanarak geliştirdiğimiz uzamsal dönüşüm tabanlı sınıflandırma, kümeleme, kanonik korelasyon analizleri gibi sınamalarla imgeler arasındaki uzamsal bağıntıların da dikkate alındığı daha gerçekçi kapasite ölçme yöntemleri geliştirilmiştir. Testlerin geliştirilmesinde temel amaç, literatürde referans aldığımız modellerin geçerliliğini ve sinir bilimsel alanında da anlamlı olduğunu geliştirdiğimiz ek makine öğrenme tabanlı analizlerle güçlendirmektedir.

### 3. MALZEME VE YÖNTEM

#### 3.1.UZAMSAL DÖNÜŞÜMLER

##### 3.1.1.Tanımlar

Bu bölümde bilgisayarda görü ve bilgisayar grafikleri alanında, dijital görüntü dönüşümleri amacıyla oldukça yaygın olarak kullanılan genel uzamsal dönüşüm yöntemleri anlatılmaktadır. Uzamsal dönüşüm, bir resim içerisindeki tüm noktalar ile o resmin değişimden geçmiş noktaları arasındaki uzamsal karşılıklarını ortaya koyan haritalandırma fonksiyonu olarak tanımlanır. En birincil formülasyonlar genel homojen matris dönüşümlerinden gelmektedir. Uzamsal dönüşümler iki farklı şekilde (Afin dönüşümü ve Perspektif dönüşümü) yapılabilmektedir (Wolberg, 1990).

Bir uzamsal dönüşüm, girdi ve çıktı resimleri içerisindeki her bir noktanın geometrik ilişkisi olarak tanımlanmaktadır. Bir girdi resmi, koordinat değerleri kesin olarak bilinen referans noktalarından oluşmaktadır. Çıktı resimleri ise bu değerlerin değiştirilmiş ve dönüşümden geçmiş durumlarından oluşmaktadır. Genel haritalandırma fonksiyonu iki farklı formda bulunabilir; “*Girdinin çıktı koordinatıyla ilişkili formu*” veya tam tersi şekilde çıktısının “*Girdi koordinatıyla olan ilişkilendirilmiş formu*” (Denklem 3.1 ve Denklem 3.2):

$$[x, y] = [X(u, v), Y(u, v)] \quad (3.1)$$

veya

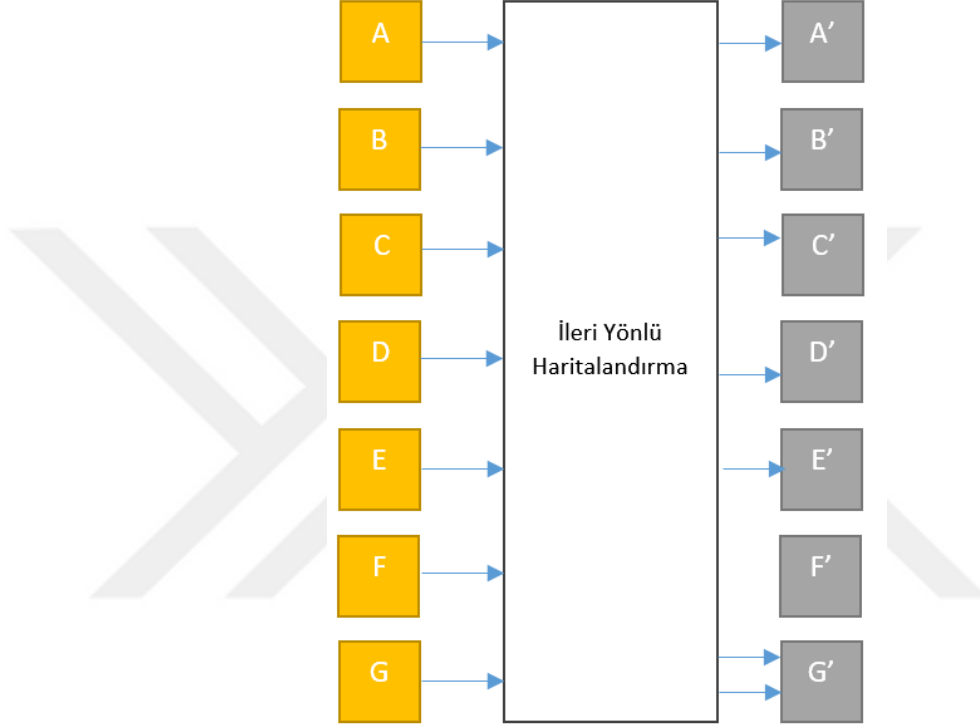
$$[u, v] = [U(x, y), V(x, y)] \quad (3.2)$$

Burada  $[u, v]$ ,  $[x, y]$  çıktı piksellerine karşılık gelen girdi resminin koordinatlarını ve  $X$ ,  $Y$ ,  $U$  ve  $V$  ise uzamsal dönüşüm tarafından belirlenmiş rastgele haritalandırma fonksiyonlarını belirtmektedir.  $X$  ve  $Y$  fonksiyonlarının girdiyi çıktıya haritalaması ileri haritalandırma, benzer şekilde  $U$  ve  $V$  fonksiyonlarının çıktıyı girdiye haritalaması ise ters yönlü haritalandırma olarak tanımlanmaktadır.



### 3.1.1.1. İleri Yönlü Haritalandırma

İleri haritalandırma her bir girdi pikselinin, çıktı resmi üzerine  $X$  ve  $Y$  haritalandırma fonksiyonlarıyla belirlenmiş şekilde kopyalanmasıdır. Şekil 3.1’de 1-boyutlu durum için ileri yönlü haritalandırma gösterilmiştir. Girdi ve çıktı piksel değerleri nokta ile ifade edilmektedir.



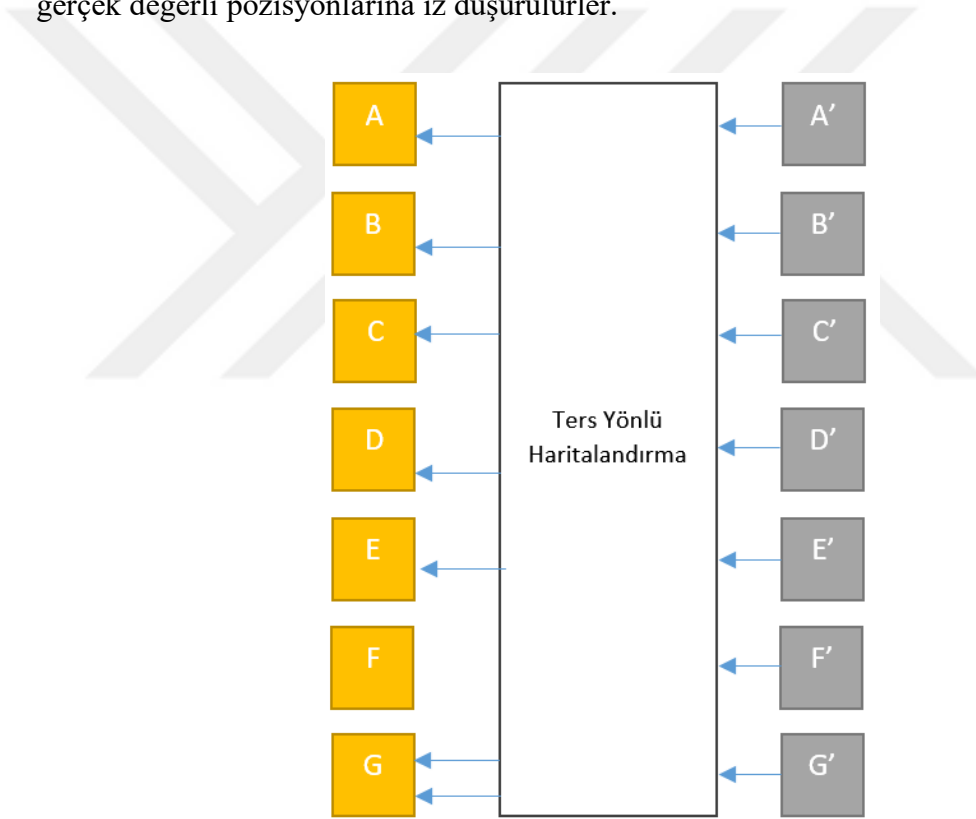
Şekil 3.1: İleri yönlü haritalandırma (Wolberg, 1990).

Gerçek değerli çıktı pozisyonları  $X$  ve  $Y$  tarafından atanır. Sürekli alanda, piksellerin nokta olarak tanımlandığı uzak olarak da düşünülebilir ve haritalandırma direktir. Ancak, ayrık alan pikselleri bu şekilde sonlu eleman olarak düşünülerek tamsayı alanıyla sınırlı kalır. Bu sebeple uzamsal dönüşümün noktadan noktaya haritalandırılması uygun olmaz. Yapıldığı takdirde iki farklı problem ortaya çıkacaktır: boşluklar ve kesişimler. Boşluklar veya tanımlanmamış piksel kümeleri, sürekli girdi örneklerinin çıktı alanında seyrek pozisyonlara haritalandırmasıyla ortaya çıkar. Şekil 3.1’de girdi-çıkı haritalandırmasında  $F'$  atlanıldığı için boşluk olarak tanımlanacaktır. Buna karşın, ardışık girdi örneklerin tek bir çıktı pikselinde çakışması ise kesişim problemini ortaya çıkaracaktır (Şekil 3.1’de belirtilen  $G'$  çıktısı piksel değeri).

### 3.1.1.2. Ters Yönlü Haritalandırma

Ters yönlü haritalandırmada her bir çıktı koordinatı, girdi resmi üzerine  $U$  ve  $V$  fonksiyonları kullanılarak izdüşürülür. Veri örneğinin o noktadaki değeri çıktı pikseline kopyalanır ve tekrar filtreleme ile örtüşen yapaylıklar düzeltilir. Bu yöntem oldukça sık kullanılan yöntemlerin başında gelir ve çıktı piksellerinin kırılan pencerenin dışında kalması sebebiyle değerlendirmeye alınmaz.

Şekil 3.2’de ters yönlü haritalandırmayı göstermektedir. Figürde her bir çıktı pikseli ters olarak girdi üzerine uzamsal dönüşüm fonksiyonlarıyla (ters yönlü) haritalandırılır ve çıktı pikselleri tamsayı koordinat değerlerinin merkezindedir. Sonrasında bu değerler gerçek değerli pozisyonlarına iz düşürülürler.



Şekil 3.2: Ters yönlü haritalandırma (Wolberg, 1990).

Noktadan noktaya ileri yönlü haritalandırma şemasından farklı olarak, ters yönlü haritalandırmada tüm çıktı piksellerinin hesaplandığı kesindir. Ancak benzer problem girdinin örneklendirilmesi sırasında ortaya çıkar. Büyük boşlukların kalıp kalmadığının tespit edilebilirliği ters yönlü haritalandırmada var olabilecek sorunlardan biridir. Böyle bir problem oluştuğunda, çıktının üretilmesinde kullanılan çok fazla sayıda girdi verisi göz ardı edilerek yapay piksel değerlerinin artmasına neden olacaktır.

### 3.1.2.Genel Dönüşüm Matrisi

Birçok basit uzamsal dönüşümü 3x3 lük  $T_1$  dönüşüm matrisi cinsinden ifade edilir. Bu matris ile resim üzerinde ölçekleme (scaling), kesme (shearing), döndürme (rotation), yansıma (reflection), öteleme (translation) ve 2-boyutta perspektif işlemleri yapılabilmektedir. Tez kapsamında sadece 2-boyutlu resim izdüşümleri kullanıldığından dolayı ( $uv$ - ve  $xy$ - koordinatları arasındaki haritalandırmalar) üçüncü boyuttaki bileşenler göz ardı edilmiştir.

$$[x', y', w'] = [u, v, w].T_1 \quad (3.3)$$

Ve

$$T_1 = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix} \quad (3.4)$$

3x3 lük dönüşüm matrisi dört farklı matrise ayrılarak daha rahat anlaşılabilir.

$$T_2 = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix} \quad (3.5)$$

Denklem 3.5 te belirtilen 2x2 lik alt matrisi ölçekleme, kesme ve döndürme için kullanılan lineer dönüşümü temsil eder. 1x2 lik  $[a_{31} \ a_{32}]$  matrisi öteleme için, 2x1 lik  $[a_{13} \ a_{23}]^T$  matrisi perspektif dönüşümü için ve son olarak kalan tek eleman olan  $a_{33}$  ise ölçekleme için kullanılan matris değerleridir.

Tutarlılık için dönüşümler,  $uv$ - koordinat sistemi içerisindeki kaynak resimlerin ileri yönlü haritalandırma fonksiyonları olan  $X$  ve  $Y$  aracılığıyla,  $xy$ - koordinat sistemindeki hedef resimlere dönüşmesi olarak tanımlanmıştır. Benzer türevleri ters yönlü haritalandırma fonksiyonları olan  $U$  ve  $V$  cinsinden de yapılabilir. Belirtilen tüm dönüşümler çarpma sonrası formda yazılmıştır. Diğer bir deyişle, dönüşüm matrisi sonraki satır vektörü pozisyonu olarak ifade edilir. Bu tür bir kullanım, bilgisayarda görü ve robotik literatüründe sıkça kullanılmaktadır (Wolberg, 1990).

#### 3.1.2.1.Homojen Koordinatlar

Genel 3x3 matrisi, homojen koordinat sistemlerinde 2-boyutlu koordinat dönüşümlerini belirtmek için kullanılmaktadır. Homojen koordinatların kullanımı bilgisayar grafikleri

alanında, afin ve perspektif dönüşümleri için tutarlı bir gösterim sağlamak amacıyla ortaya çıkarılmıştır.

Birincil 2-boyutlu haritalama fonksiyonları, genel 2x2 lik dönüşüm matrisi olarak  $T_2$  ile ifade edilmektedir (Denklem 3.5).  $T_2$  matrisinin 2-boyutlu pozisyon vektörü olan  $[u, v]$  ye uygulanması denklem 3.6 ve denklem 3.7 de belirtilen ileri yönlü  $X$  ve  $Y$  fonksiyonlarının hesaplanmasına olanak sağlamaktadır.

$$x = a_{11}u + a_{21}v \quad (3.6)$$

$$y = a_{12}u + a_{22}v \quad (3.7)$$

Denklem 3.6 ve 3.7 doğrusaldır çünkü herhangi bir fonksiyonun doğrusal olması için gereken tüm skaler  $c$  ve  $x$  ve  $y$  pozisyon vektörleri için  $L(x): L(x + y) = L(x) + L(y)$  ve  $L(cx) = c.L(x)$  şartlarını sağlamaktadır. Ne yazık ki doğrusal dönüşümler öteleme işlemleri için geçeli değildir çünkü sabitlerin eklenebileceği herhangi bir durum olmamaktadır. Ancak,  $A(x)$  in afin dönüşümü ve  $L(x)$  ise doğrusal dönüşüm olarak tanımladığımızda, sabit  $t$  değeri için tüm  $x$  değerlerinde  $A(x) = L(x) + t$  gibi bir tanım yapılabilir. Bu da doğrusal dönüşümlerin afin dönüşümün alt kümesi olduğunu açıkça göstermektedir.

Afin haritalandırmanın sağlanabilmesi için,  $[x, y]$  vektörünün  $[x, y, 1]$  vektörüne genişletildiği gibi pozisyon vektörleri ek bir bileşen ile genişletilir. Buna ek olarak öteleme parametreleri  $T_2$  (Denklem 3.5) matrisinin sonuna eklenir.

$$T_3 = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \\ a_{31} & a_{32} \end{bmatrix} \quad (3.8)$$

Afin haritalandırma  $[x, y] = [u, v, 1].T_3$  denklemiyle tanımlanmaktadır. Burada  $[u, v]$  vektörüne eklenen bileşenin fiziksel bir anlam yoktur. Sadece bu kullanım basit olarak, öteleme işlemlerini genel dönüşüm düzeni olarak göstermek için kullanılmaktadır.

Afin dönüşümünün tanımlandığı 3x2 lik  $T_3$  matrisi karesel olmadığı için tersi yoktur. İki koordinat sistemleri için (dönüşüm öncesi ve sonrası) tersler gerekli olduğundan dolayı katsayılar 3x3 lük dönüşüm matrisi içerisine gömülerek tersi alınabilir hale getirilmektedir. Böylece öteleme işlemi tarafından  $T_2$  ye eklenen fazladan satır,  $T_3$  e

eklenen fazladan sütun ile dengelenmektedir. Bu durum üçüncü bileşen  $w'$  nin 2-boyutlu pozisyon vektöründe dönüşmesine yardımcı olur (Denklem 3.3). Homojen koordinatların afin dönüşümlerini temsil etmesi amacıyla kullanılması,  $T_3$  ün tersi alma ihtiyacının doğmasından türetilmiş ve kullanılmıştır.

Tüm 2-boyutlu pozisyon vektörleri yukarıda belirtilen işlemler sonrasında üç bileşenli bir gösterimle ifade edilebilmektedir. Genellikle,  $n$ -boyutlu pozisyon vektörleri  $n+1$  elemandan oluşmaktadır. Bu formülasyon homojen  $w'$  koordinatına fiziksel anlamlılık katarak dönüşümün uygulanacağı düzlem olmasını sağlar. Yani 2-boyutlu  $[u, v]$  vektörü  $w = 1$  düzlemi üzerinde uzanarak 3-boyutlu  $[u, v, 1]$  homojen vektörünü oluşturur.

### 3.1.3. Afin Dönüşümler

Afin dönüşümlerin genel gösterimi aşağıdaki gibi belirtilmektedir:

$$[x \ y \ 1] = [u \ v \ 1] \cdot \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & 0 \\ a_{21} & a_{22} & 0 \\ a_{31} & a_{32} & 1 \end{bmatrix} \quad (3.9)$$

Hojen  $w'$  koordinatı ile bölünmemesi amacıyla  $w = w' = 1$  olarak seçilir. Dolayısıyla, afin haritalandırma son sütunu  $[0 \ 0 \ 1]^T$  olan bir dönüşüm matrisiyle karakterize edilir. Bu durum, ortografiye veya kaynak  $uv$ - düzleminin hedef  $xy$ -düzlemine paralel düzlem izdüşümüne tekabül etmektedir. Sonuç olarak afin haritalandırma, iki boyutlu izdüşüm işlemlerinde paralel çizgileri koruyup resimde gerçek ölçülerinden daha küçük çizgilerin oluşmasını engellemektedir. Buna ek olarak, eşit uzaklıkta yerleştirilmiş noktalar korunmasına da olanak sağlamaktadır. Afin dönüşümleri için ileri yönlü haritalandırma fonksiyonları:

$$x = a_{11}u + a_{21}v + a_{31} \quad (3.10)$$

$$y = a_{12}u + a_{22}v + a_{32} \quad (3.11)$$

olarak tanımlanır. Bu formülasyonlar öteleme, döndürme, ölçekleme ve kesme işlemi için kullanılan genel matematiksel tanımlardır.

### 3.1.3.1.Öteleme (Translation)

Öteleme işleminde tüm noktalar yeni pozisyonlarına  $T_u$  ve  $T_v$  ofsetlerinin  $u$  ve  $v$  ye eklenmesiyle ötelenirler. Öteleme işlemi matematiksel olarak:

$$[x \ y \ 1] = [u \ v \ 1] \cdot \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ T_u & T_v & 1 \end{bmatrix} \quad (3.12)$$

denklemleriyle ifade edilmektedir.

### 3.1.3.2.Döndürme (Rotation)

Döndürme işleminde  $uv$ - düzlemindeki tüm noktalar orijin etrafında saat yönünün tersi yönünde olacak şekilde  $\theta$  açısı kadar döndürülür. Döndürme işlemi matematiksel olarak:

$$[x \ y \ 1] = [u \ v \ 1] \cdot \begin{bmatrix} \cos\theta & \sin\theta & 0 \\ -\sin\theta & \cos\theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.13)$$

denklemleriyle ifade edilmektedir.

### 3.1.3.3.Ölçekleme (Scaling)

Ölçekleme işleminde tüm noktalar  $S_u$  ve  $S_v$  ölçek sabitlerinin  $u$  ve  $v$  koordinatlarına uygulanmasıyla ölçeklenir. Büyütme ve küçültme işlemleri birim değerden büyük pozitif ölçekleme sabitleriyle ayarlanır. Negatif ölçekleme sabitleri resmin yansımasına neden olur. Son olarak, ölçekleme sabitlerinin birebir aynı olmadığı durumlarda, resim boyutlarında birbirinden farklı oranlarda ölçekleme gerçekleşecektir. Ölçekleme işlemi matematiksel olarak:

$$[x \ y \ 1] = [u \ v \ 1] \cdot \begin{bmatrix} S_u & 0 & 0 \\ 0 & S_v & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.14)$$

denklemleriyle ifade edilmektedir.

### 3.1.3.4.Kesme (Shearing)

Yukarıda belirtilen koordinat ölçeklemesi sadece  $a_{11}$  ve  $a_{22}$  diyagonal terimlerini kapsamaktadır. Kesme işlemi için bu değerler  $a_{11} = a_{22} = 1$  ve  $a_{12} = 0$  olacak

şekilde eşitlenir.  $a_{21}$ 'in sıfırdan farklı bir değer almasıyla birlikte,  $y$  değeri  $v$  ile özdeş kalırken,  $x$  değeri  $u$  ve  $v$  için doğrusal bağımlı olacaktır. Benzer bir işlem  $x$  sabit kalırken  $y$  için yeni hesaplanması amacıyla, değerlerin  $v$ - eksenini üzerinde de uygulanabilir. Bu işlem kesme (shear) olarak adlandırılır ve off-diyagonal terimlerin kullanılmasıyla gerçekleştirilir.  $u$ - eksenini üzerinde kesme dönüşümü şu şekilde gerçekleşmektedir:

$$[x \ y \ 1] = [u \ v \ 1] \cdot \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ H_v & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.15)$$

Burada  $H_v$  değeri,  $x$  değerini  $u$  değeri değişiminde kullanıldığı gibi  $v$  değeri değişimi değişimi için de doğrusal bağımsız yapmak için kullanılmıştır. Benzer şekilde, kesme dönüşümünün  $v$ -ekseni üzerindeki dönüşümü aşağıda olduğu gibidir:

$$[x \ y \ 1] = [u \ v \ 1] \cdot \begin{bmatrix} 1 & H_u & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.16)$$

### 3.1.3.5. Bileşik Dönüşümler

Birden fazla dönüşüm, tek bir bileşik dönüşüm içerisinde gösterilebilir. Tüm dönüşümler 3 farklı matrisin çarpımıyla birleştirilir ve istenen işlemin gerçekleşmesi sağlanabilir. Ancak bu şekilde bir yaklaşıma literatürde genellikle rastlanılmaz. Bileşik dönüşüme ait bir örnek aşağıda gösterilmiştir:

$$[x \ y \ 1] = [u \ v \ 1] \cdot M_{bileşik} \quad (3.17)$$

iken,

$$\begin{aligned} M_{bileşik} &= \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ T_u & T_v & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \cos\theta & \sin\theta & 0 \\ -\sin\theta & \cos\theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} S_u & 0 & 0 \\ 0 & S_v & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} S_u \cos\theta & S_v \sin\theta & 0 \\ -S_u \sin\theta & S_v \cos\theta & 0 \\ S_u(T_u \cos\theta - T_v \sin\theta) & S_v(T_u \sin\theta + T_v \cos\theta) & 1 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (3.18)$$

Özetle uzamsal dönüşümler, haritalandırma fonksiyonları tarafından belirlenmiş iki resim arasındaki koordinat sistemlerinin ilişkilendirilmesidir. Diğer bir deyişle, girdi

resmi ve bunun dönüşümden geçmiş çıktısı uzamsal dönüşüm olarak tanımlanmaktadır (Wolberg, 1990).

Bilgisayar grafikleri alanında, dönüşüm matrisleri basit afin ve perspektif düzlem haritalandırma sıkça kullanılmaktadır. İki doğrusal (bilinear) dönüşümlerde bu alanda hesaplama avantajları açısından da oldukça popüler yöntemlerdendir. Bahsedilen uzamsal dönüşümler, tez kapsamında geliştirdiğimiz sınıflandırma problemlerinin temelini oluşturmaktadır. Geliştirilen problemlerde üç farklı dönüşüm yöntemleri:

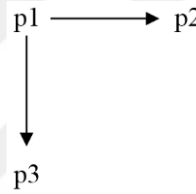
- Öteleme,
- Döndürme,
- Ölçekleme yöntemleridir.



## 4. BULGULAR

### 4.1.GÖSTERİM KÜMELEME TESTLERİ

Tez kapsamında analizi yapılan ilk performans testi, gösterimlerin kümeleme kapasiteleri üzerine olmuştur. Öncelikle resimler kümelenebilir gruplara ayrılabilmesi için, farklı pozisyonlarda ama birbirlerinden tamamen ayrılmayacak bir şekilde seçilmesi gerekmektedir. Bu nedenle  $p1$  orijinal pozisyonunda seçilen 2000 tane makrokolon pencere, önceden belirlenmiş piksel değerlerince sağa ve aşağı kaydırılarak  $p2$  (sağ) ve  $p3$  (aşağı) pozisyonları oluşturulmuştur (Şekil 4.1).



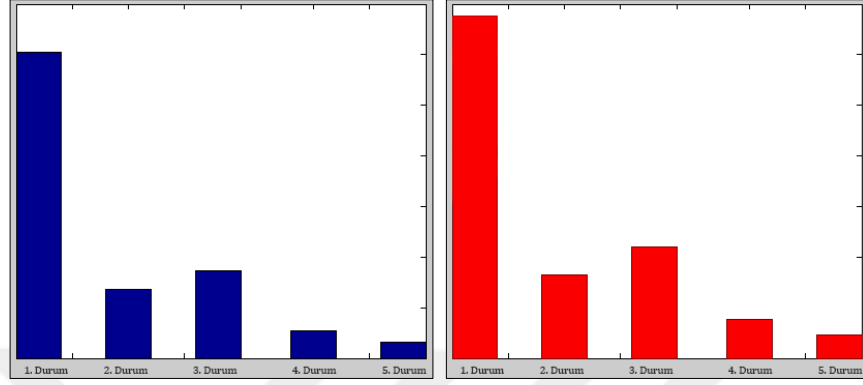
Şekil 4.1: İmge pencerelerinin kümeleme testi için yerleşimleri.

Daha sonra bu pozisyonlardan alınmış pencereler sırasıyla Talamik ve Katman-4 dönüşümünden geçerek yeni gösterimleri spektral kümeleme algoritması kullanarak küme etiketleri atanmıştır. Buradaki amaç  $p1$ ,  $p2$  ve  $p3$  pozisyonlarının aldıkları küme etiketlerinin aynı ya da farklı olması gösterimlerin ne tür bir kümeleme yaparak pencereleri sınıflandırdığını göstermektedir. Tablo 4.1’de görüleceği üzere 3 farklı pozisyonun aynı ya da farklı küme etiketi alma olasılığı beş durumda gösterilebilmektedir (örneğin:  $p1$  ve  $p2$  pozisyonu aynı etiketi almış, fakat  $p3$  farklı etiket almışsa bu olasılık 3. durum olarak belirtilmiştir.).

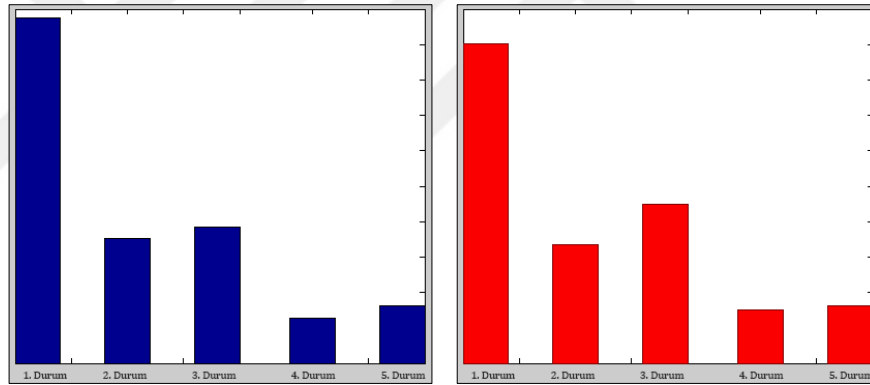
Tablo 4.1: Olası farklı durumlara göre küme etiketleri.

	KÜME ETİKETİ (Aynı / Farklı)		
	Orijinal Pozisyon (p1)	Sağ Ötelenmiş Pozisyon (p2)	Aşağı Ötelenmiş Pozisyon (p3)
1.durum	Aynı	Aynı	Aynı
2.durum	Aynı	Aynı	Farklı
3.durum	Aynı	Farklı	Aynı
4.durum	Farklı	Aynı	Aynı
5.durum	Farklı	Farklı	Farklı

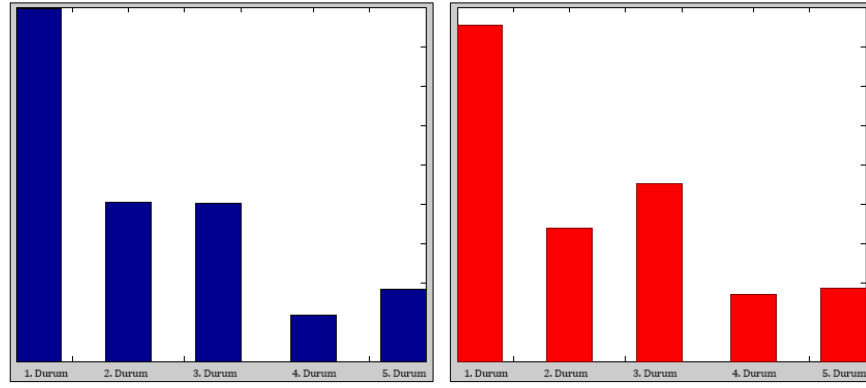
Yukarıdaki beş durum göz önüne alınarak öncelikle öteleme piksel miktarı sabit tutularak (*1 piksel*), küme boyutları değişken olarak kullanılmıştır. Elde edilen sonuçlar, küme boyutlarına göre aşağıda verilmiştir.



Şekil 4.2: Spektral kümeleme algoritmasına göre 5 sınıf boyutlu küme etiketi durum dağılım yüzdeleri (sol: *talamik gösterimi*, sağ: *katman-4 gösterimi*).

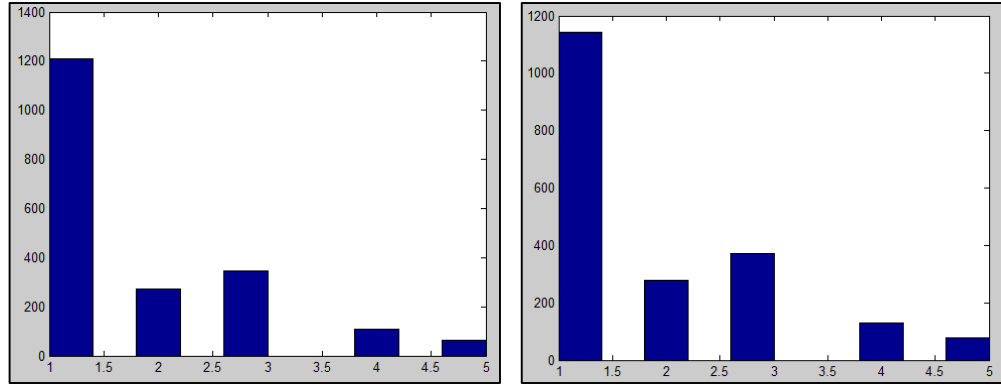


Şekil 4.3: Spektral kümeleme algoritmasına göre 10 sınıf boyutlu küme etiketi durum dağılım yüzdeleri (sol: *talamik gösterimi*, sağ: *katman-4 gösterimi*).

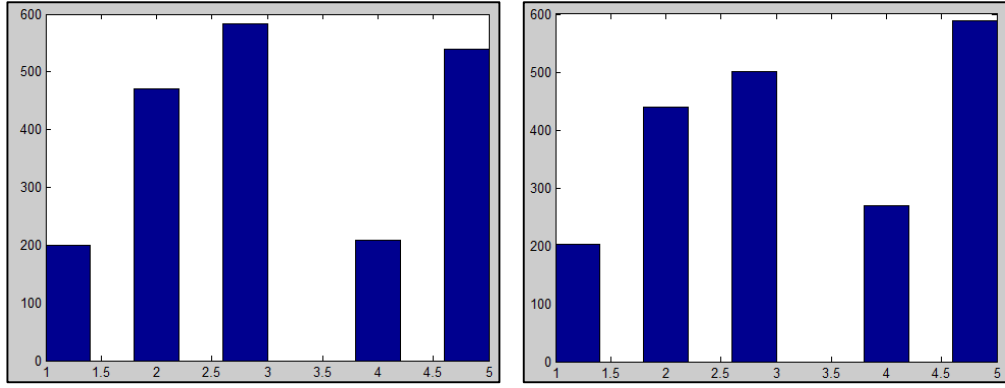


**Şekil 4.4:** Spektral kümeleme algoritmasına göre 15 sınıf boyutlu küme etiketi durum dağılım yüzdeleri (sol: **talamik gösterimi**, sağ: **katman-4 gösterimi**).

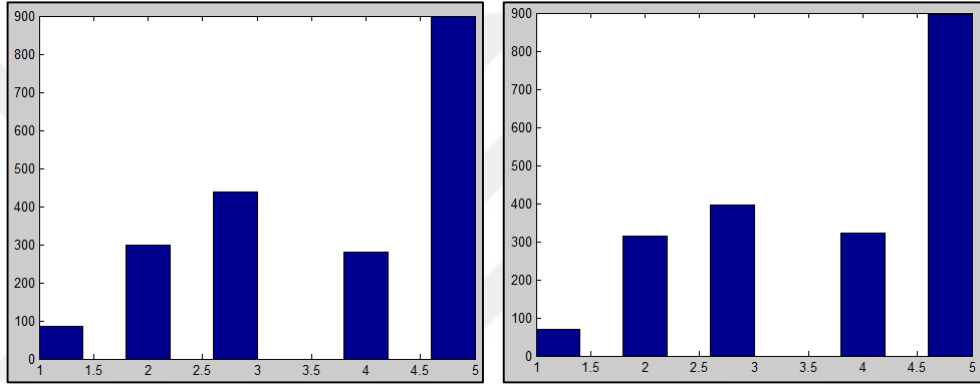
Şekil 4.2, Şekil 4.3 ve Şekil 4.4'te verilen kümeleme dağılım sonuçlarına göre orijinal, sağ ve aşağı ötelenmiş pozisyonlardaki pencereler beraber kümelendiğinde, Talamik ve Katman-4 gösterimleri birbirlerine benzer bir şekilde her 3 pozisyon için benzer bir kümeleme yaptıkları görülmüştür. Küme boyutuna göre etiketlerin pozisyonlar arasında aynı ya da farklı olma sayısı değişse de genel dağılım neredeyse aynıdır ve her iki gösteriminde pencereleri çoğunlukla aynı küme etiketiyle etiketlendirdikleri görülmüştür. Aynı işlem küme boyutu sabit tutulup (5 sınıf), ötelenme miktarıyla test edilmiş, dağılımlar aşağıdaki grafiklerde verilmiştir (Şekil 4.5, Şekil 4.6, Şekil 4.7).



**Şekil 4.5:** Spektral kümeleme algoritmasına göre 1 piksel ötelemeli küme etiketi durum dağılım yüzdeleri (sol: **talamik gösterimi**, sağ: **katman-4 gösterimi**).



**Şekil 4.6:** Spektral kümeleme algoritmasına göre 3 piksel ötelemeli küme etiketi durum dağılım yüzdeleri (sol: **talamik gösterimi**, sağ: **katman-4 gösterimi**).



**Şekil 4.7:** Spektral kümeleme algoritmasına göre 5 piksel ötelemeli küme etiketi durum dağılım yüzdeleri (sol: **talamik gösterimi**, sağ: **katman-4 gösterimi**).

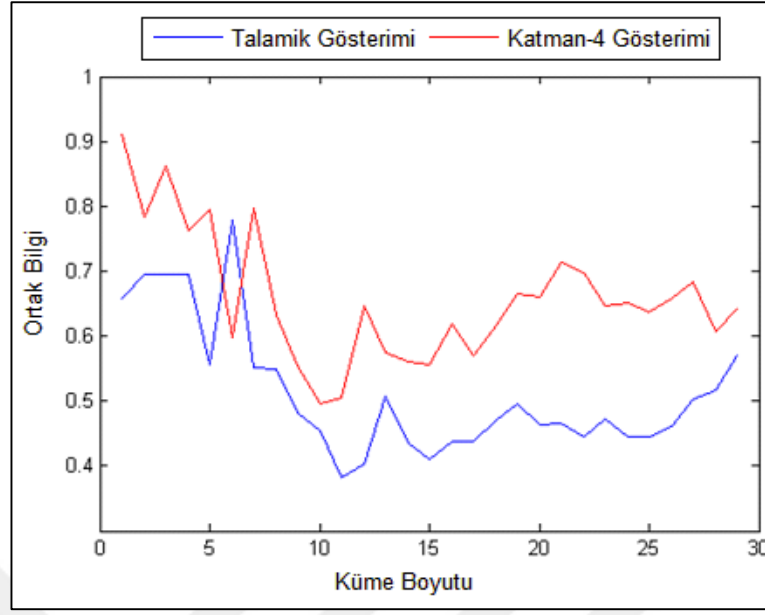
Öteleme miktarının kümelemeye olan etkisini incelediğimizde 1 piksel ötelenme miktarında farklı pozisyonlardaki pencerelerin genellikle aynı küme etiketiyle etiketlendiği, ancak piksel miktarının değişmesine bağlı olarak bu pencerelerin arasındaki benzerliklerin kalkmasıyla birlikte çoğunlukla farklı küme etiketlerine atandığı görülmüştür. Dağılımlara bakıldığında Talamik ve Katman-4 gösterimlerinin farklı pozisyonları, kümelemede benzer davrandığı görülmüştür. Rastgele seçilen pencere örneklerinin öbeklenmesi sonucunda iki gösterimin küme etiketi dağılımları arasında bir fark gözlenmemiştir.

Planlanan diğer kümeleme testinde birçok rastgele bölgeden seçilmiş örnekler yerine rastgele belirlenen bir alanda her bir pencere belirli bir miktar ötelenerek karesel bir alan üretilmiştir. Daha sonra bu geniş alan ile kesişen ardışık diğer alan da genel kümeye dâhil edilerek bir kümeleme işlemi yapılmıştır (Şekil 4.8).



**Şekil 4.8:** Resim üzerinden seçilen rasgele 2 alan (sarı: alan 1 – kırmızı: alan 2) ve alanlar içerisinde seçilen resim örnekleri.

Her bir alan içerisinde bulunan pencereler kümelenecek küme etiketi almaları sağlanır. Bu sayede her bir örnek için küme boyutuna bağlı olarak bir etiket atanmıştır. Sonrasında bu iki alan içerisine düşen tüm küme etiketleri arasında Ortak Bilgi (Mutual Information) değeri hesaplanarak gösterimlerin kümeleme başarısı belirlenmiştir. Elde edilen sonuçlara göre Katman-4 gösterimi, Talamik gösterime göre benzer alandaki resimleri daha sistematik bir şekilde kümeleyerek alanlar arasındaki ortaklığı yakalayabilmektedir. Kümeleme boyutu 2-30 arası olarak seçilen gösterimlerin ortak bilgi performansı Şekil 4.9’da grafiksel olarak ifade edilmektedir.



**Şekil 4.9:** Gösterimlerim kümeleme sınıf etiketleri arasındaki ortak bilgi performansı.

Kümeleme tabanlı geliştirilen tüm testler gösterimlerin anlaşılması üzerine olmuştur. Bu kestirim hedefinden yola çıkarak öteleme, döndürme ve ölçekleme tabanlı uzamsal dönüşüm problemleri üzerine farklı örnek boyutlarında sınıflandırılma ve performans analiz çalışmaları yapılmıştır.

#### 4.2.UZAMSAL DÖNÜŞÜM TESTLERİ

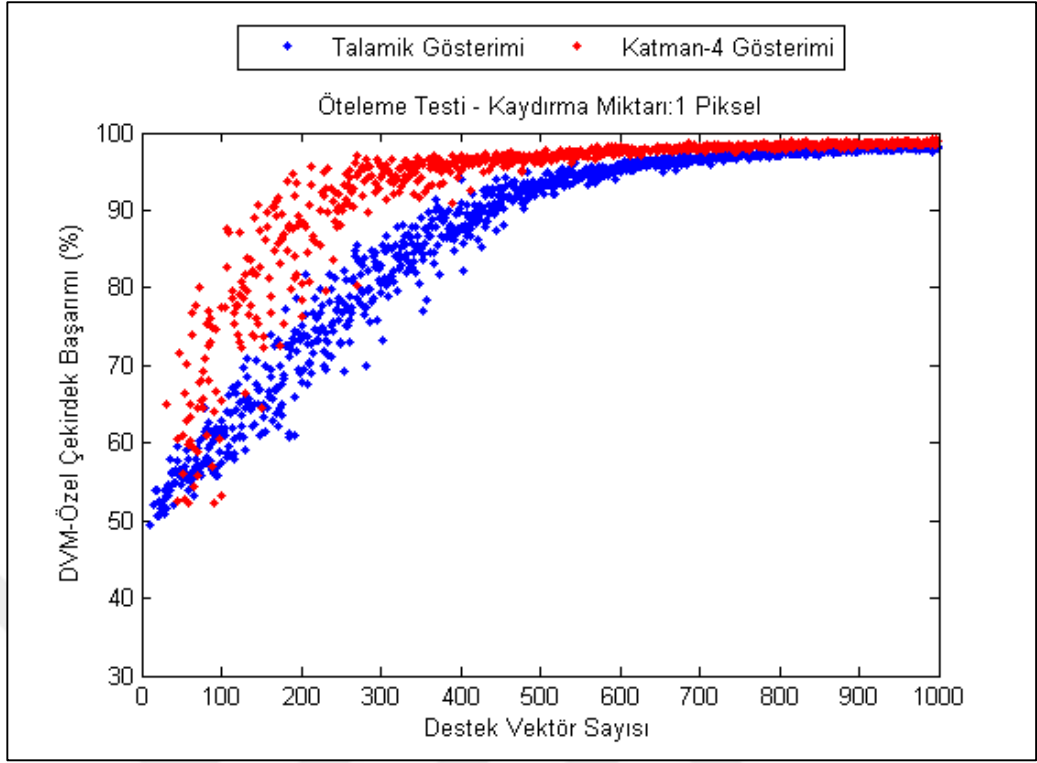
Gösterim kapasitelerinin karşılaştırılabilmesi için tez kapsamında uzamsal dönüşüm tabanlı problemler geliştirilmiştir. Öteleme, döndürme ve ölçekleme testlerinde kullanılmak üzere farklı sayıda rastgele 25x25 boyutlu imge makrokolonları (300, 500, 750 ve 1000 adet) seçilmiştir. Seçilen imgeler arasında eğer boş/sabit alana sahip örnekler tespit edilerek veri kümesine dâhil edilmemiştir.

Veri kümeleri oluşturulduktan sonra eğitim ve test kümeleri üzerinden sınıflandırma problemleri oluşturulmuştur. DVM sınıflandırıcısı çekirdek fonksiyonu olarak açısız uzaklık tabanlı benzerlik matrisi kullanılarak özel bir çekirdek geliştirilmiştir. DVM eğitim ve test sınavı aşamalarında her bir öteleme, döndürme ve ölçekleme başarımlar oranları 100 defa işlemler tekrarlanarak ortalama bir değere eşitlenmiştir. Buradaki başarımlar oranları temel alınırken destek vektör sayısına düşen ortalama başarımlar analiz edilmiştir.

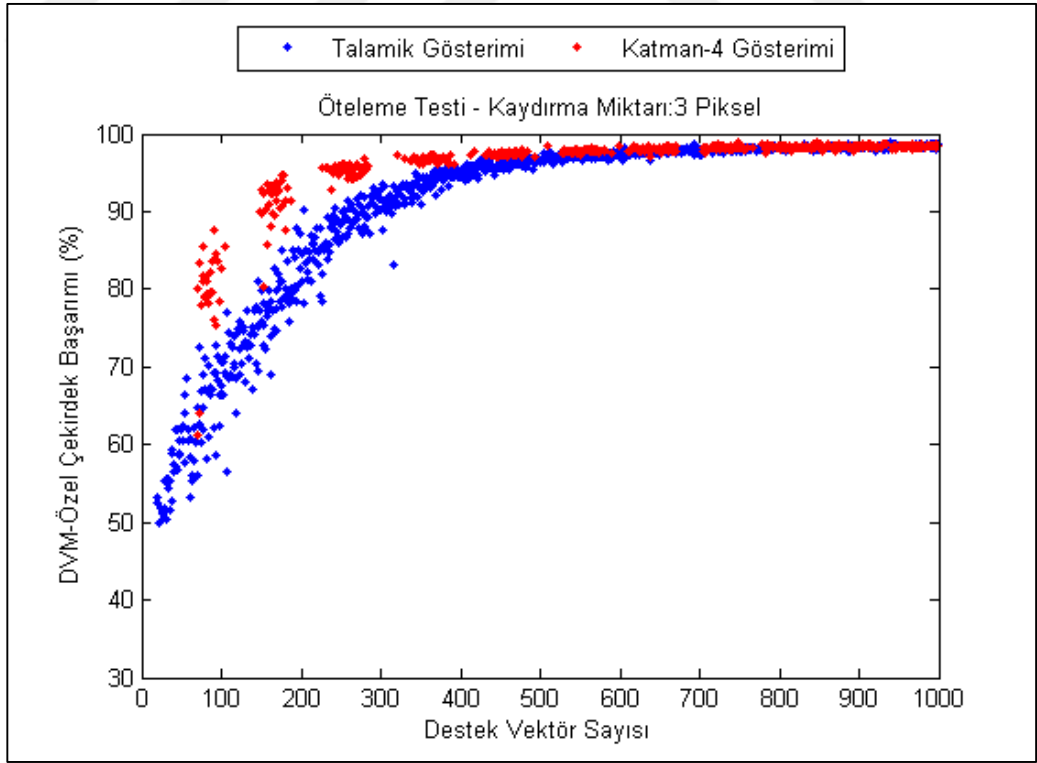
#### 4.2.1.Öteleme Problemi Testi

Öteleme problemi testinde, bir pencereye düşen imge parçası gösteriminin pencerenin ötelenmesiyle nasıl değiştiğinin ve gösterimle birlikte örüntünün ne derece korunarak öteleme yönünün tespit edilebilir olduğunun belirlenmesi amaçlanmıştır. Bu kapsamda orijinal pozisyondaki 25x25 boyutlu her bir makrokolon,  $p$  piksel kadar sağa ötelenerek yeni pozisyonlarına getirilmektedir. Bu şekilde seçilmiş olan pencerelerin hem orijinal hem de ötelenmiş pozisyonlarındaki Talamik ve Katman-4 temsilleri üretilerek eğitim ve test kümesine birlikte verilirler. Bu sayede orijinal imge- sağa ötelenmiş imge çiftleri (sağa kaydırma) pozitif sınıfları oluştururken, sağa ötelenmiş imge-orijinal imge çiftleri (sola kaydırma) ise negatif sınıfları temsil etmektedir. Bu sayede verilen resmin hangi yöne ötelendiğinin veya kaydırıldığının ne derece sınıflanabilir olduğu gözlemlenebilmektedir. Özet olarak problem; resimlerin hangi yöne doğru ötelendiğinin tahmin edilmesi olarak tanımlanabilir.

DVM sınıflandırıcısı için geliştirdiğimiz açılı benzerliğini tabanlı özel bir çekirdek yapısını kullanarak yapılan problem sınıflandırma analizlerinde, farklı piksel değerlerine göre ötelemeler yapılan imgelerin sınıflandırıcının başarısı ölçülmüştür. 1000 adet rastgele seçilmiş örneğin sırasıyla 1, 3, 5, 7, 9 ve 11 piksel miktarınca yapılan ötelemeler sonrasında kullanılan her bir destek vektör sayısına düşen ortalama sınıflandırıcı başarıları grafiksel olarak aşağıda sırasıyla verilmektedir. Ortalama başarı oranı 100 tekrar sonrasında çıkartılmış olup, kırmızı noktalar ile ifade edilmiş değerler Katman-4 gösterimlerin ortalama başarı oranlarını, mavi noktalar ile ifade edilmiş değerler ise Talamik gösterimlerin ortalama başarı oranlarını göstermektedir.

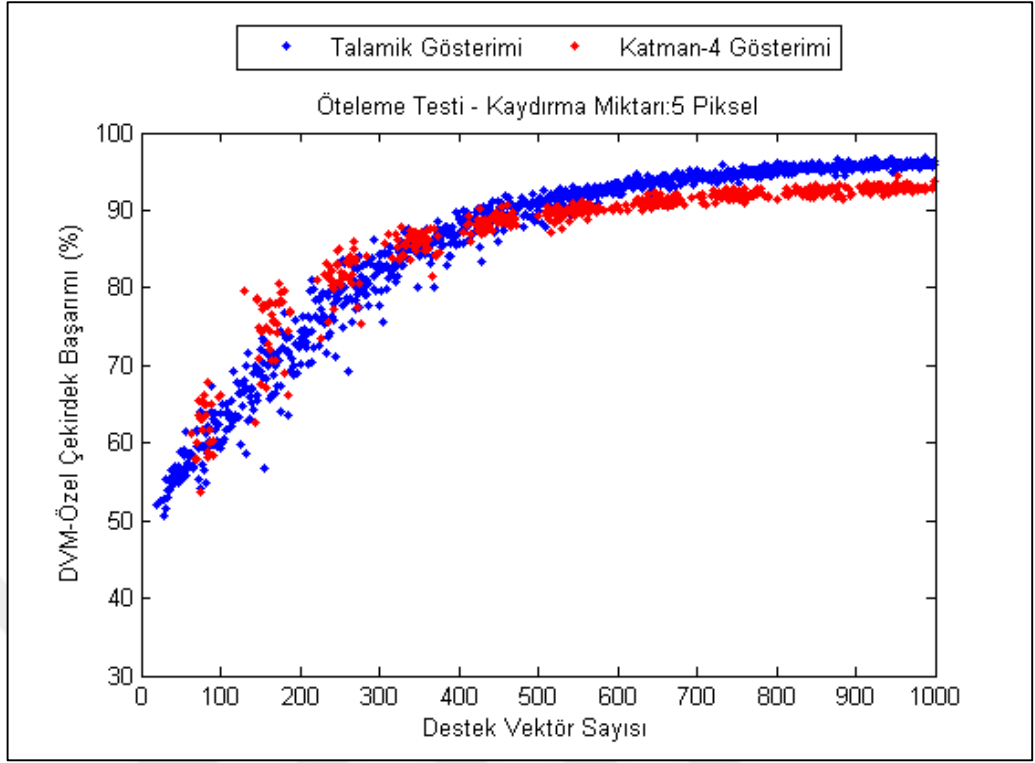


Şekil 4.10: Öteleme testi DVM sınıflandırıcı başarımı (1 piksel).

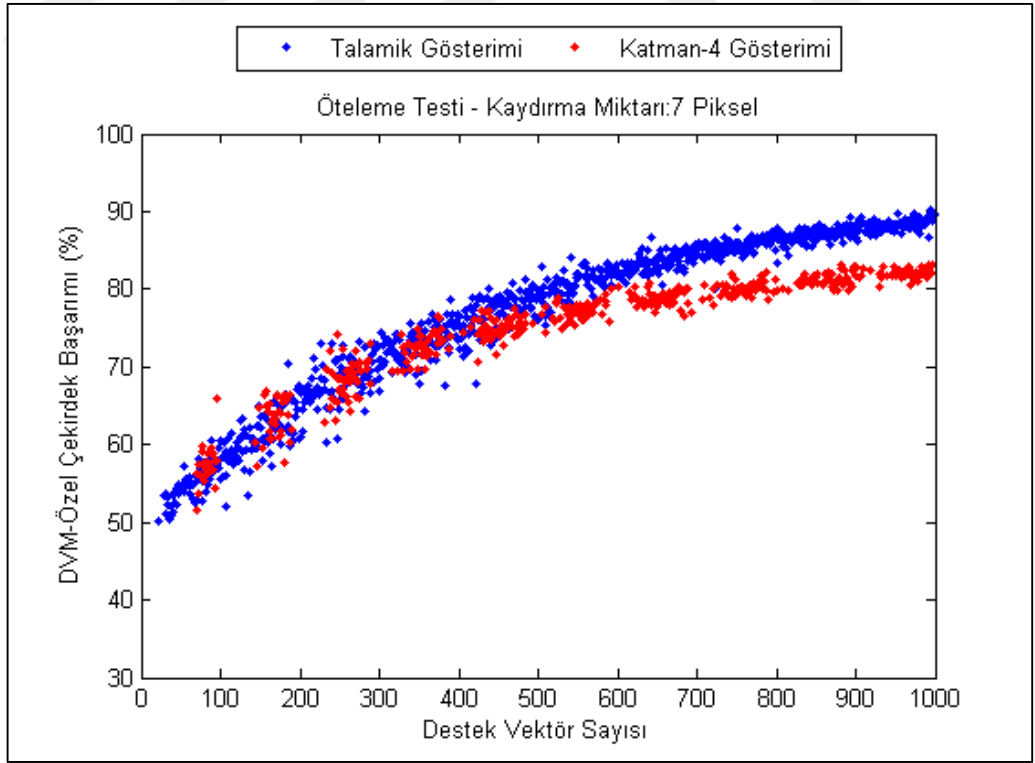


Şekil 4.11: Öteleme testi DVM sınıflandırıcı başarımı (3 piksel).

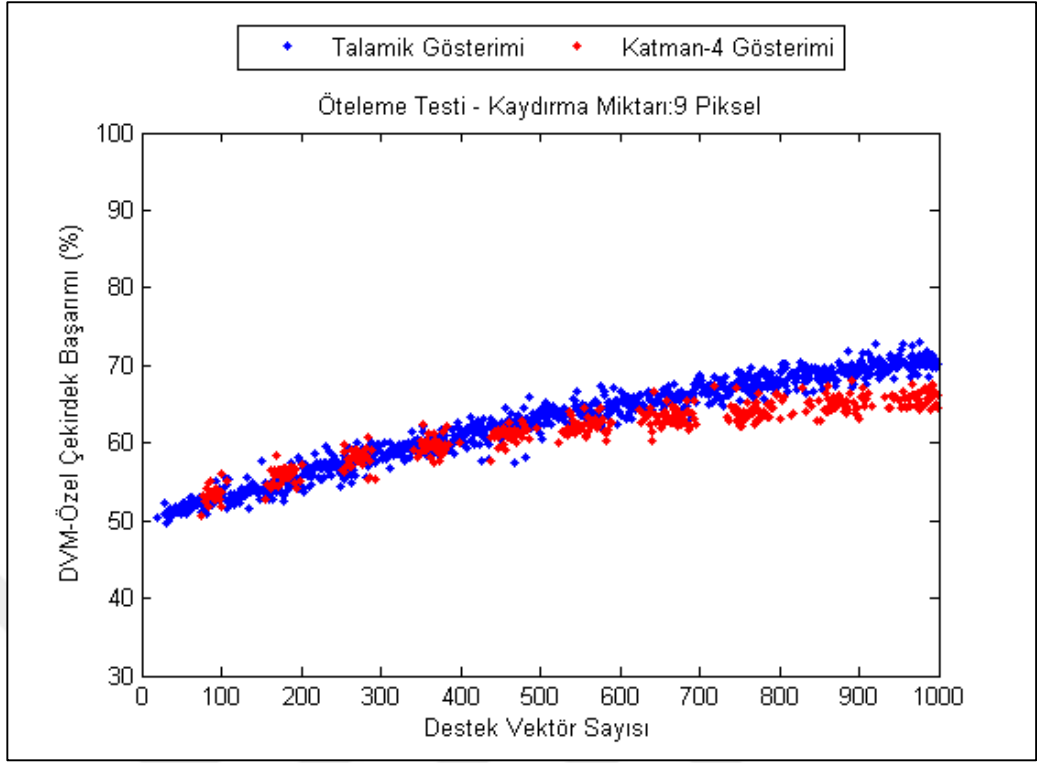




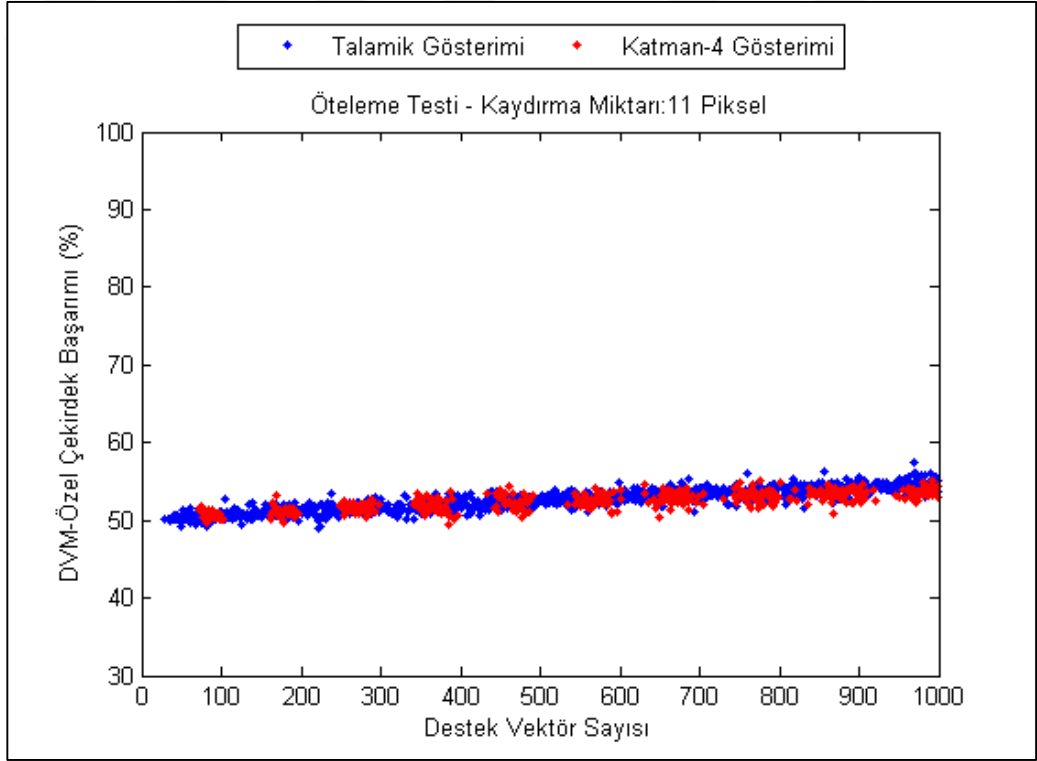
Şekil 4.12: Öteleme testi DVM sınıflandırıcı başarımı (5 piksel).



Şekil 4.13: Öteleme testi DVM sınıflandırıcı başarımı (7 piksel).



Şekil 4.14: Öteleme testi DVM sınıflandırıcı başarımı (9 piksel).



Şekil 4.15: Öteleme testi DVM sınıflandırıcı başarımı (11 piksel).

Yukarıdaki çıkarımlar ışığında, test genelinde başarımların destek vektör sayısı ile direkt olarak ilişkili olduğu görülmüştür. Destek vektör sayısı arttıkça Katman-4 gösteriminde maksimum başarımların daha az destek vektör sayısında görülürken, Talamik gösteriminde başarımların daha doğrusal ve maksimum başarımların yakalanması için çok daha fazla destek vektörün kullanılmasıyla sağlanabileceği tespit edilmiştir. Öteleme testinde 3 piksel değişim (Şekil 4.11) için 0-50 destek vektör aralığı için ortalama başarımların Talamik gösterim için **%56.63** iken, Katman-4 gösterimi için **%65.87** olmaktadır. 51-100 destek vektör aralığına bakıldığında, Talamik gösterim **%67.28** ortalama başarımların iken, Katman-4 gösterimi aynı aralıkta **%81.07** oranındadır. Destek vektör tavan sınırı olarak belirlediğimiz 200-250 aralığında ortalama başarımların Talamik gösterim için **%89.65**, Katman-4 gösterimi için ise **%95.11**'dir. Diğer piksel değerlerine ait öteleme testi sınıflandırıcı ortalama başarımların, destek vektör sayı aralıklarına göre Tablo 4.2'de verilmiştir.

**Tablo 4.2:** Öteleme testi DVM sınıflandırıcı destek vektör sayı aralıklarına göre sınıflandırıcı ortalama başarımların.

Öteleme (Piksel)	Destek Vektör Sayısı Aralıkları									
	0-50		51-100		101-150		151-200		201-250	
	Talamik	Katman-4	Talamik	Katman-4	Talamik	Katman-4	Talamik	Katman-4	Talamik	Katman-4
1	53,68	57,83	60,80	73,95	69,53	85,46	77,47	91,27	84,81	94,46
3	56,63	65,87	67,28	81,07	77,77	90,85	84,97	93,83	89,56	95,11
5	54,22	58,58	60,90	67,18	67,82	74,60	74,84	80,70	80,29	84,18
7	52,31	53,37	56,57	59,46	61,21	65,07	65,58	68,49	69,28	70,70
9	51,02	51,09	52,37	53,58	54,14	56,11	56,10	57,46	57,77	58,89
11	50,47	50,05	50,40	50,94	50,90	51,39	50,97	51,46	51,21	51,80

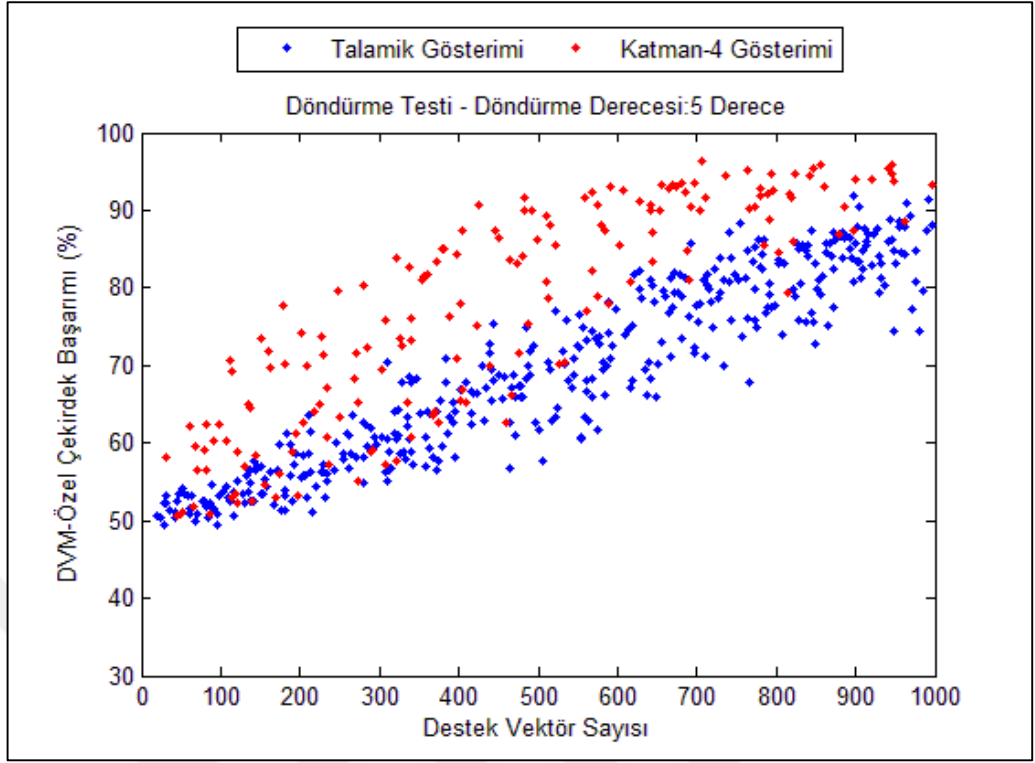
Genel başarımların dağılımını incelendiğinde Katman-4 gösterimi, Talamik gösterime göre öteleme testlerinde çok daha başarılı bir performans gösterdiği belirlenmiştir. 7 piksel ötelemeye kadar bu başarımların korunurken, sonrasında her iki gösterim için her destek vektör sayısı aralıkları için başarımların ~%50 seviyelerine düştüğü görülmüştür. Bu durum, 25x25 boyutlu bir makrokolonun 7 piksel veya daha yüksek bir ötelemede

(yüzdeler olarak imgenin en az %30'luk bölümünün değişmesi) oldukça fazla bilgi kaybetmesi ve bunun sonucunda hangi yönde değişim gerçekleştiğinin sınıflandırıcı tarafından kestirilememesiyle açıklanabilmektedir.

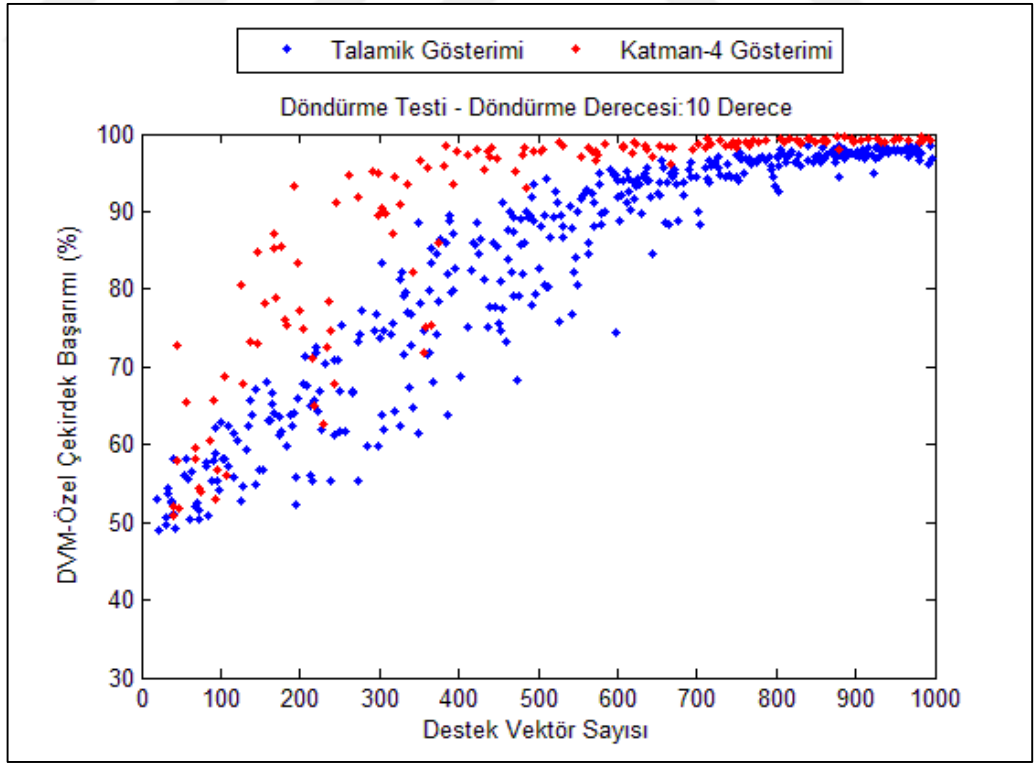
#### **4.2.2.Döndürme Problemi Testi**

Döndürme problemi testinde, bir pencereye düşen imge parçası gösteriminin pencerenin döndürülmesiyle nasıl değiştiğinin ve gösterimle birlikte örüntünün ne derece korunarak döndürme yönünün tespit edilebilir olduğunun belirlenmesi amaçlanmıştır. Bu kapsamda kullanılacak olan orijinal pozisyondaki 25x25 boyutlu makrokolonların yarısı  $\alpha$  derece saat yönünde döndürülerek orijinal imgelerin döndürülmüş örneklerini oluştururlar. Bu şekilde seçilmiş olan pencerelerin hem orijinal hem de saat yönünde döndürülmüş pozisyonlarındaki Talamik ve Katman-4 temsilleri üretilerek eğitim ve test kümesine birlikte verilirler. Bu sayede orijinal imge- saat yönünde döndürülmüş imge çiftleri pozitif sınıfları oluştururken, saat yönünde döndürülmüş imge-orijinal imge çiftleri ise negatif sınıfları temsil etmektedir. Bu sayede imgelere ait çiftler sınıflandırıcıya birlikte verilerek, imgelerin hangi yönde döndürüldükleri bir sınıflandırma problemi olarak oluşturulmuş olur. Özet olarak problem; resimlerin hangi yönde döndürüldüğünün tahmin edilmesi olarak tanımlanabilir.

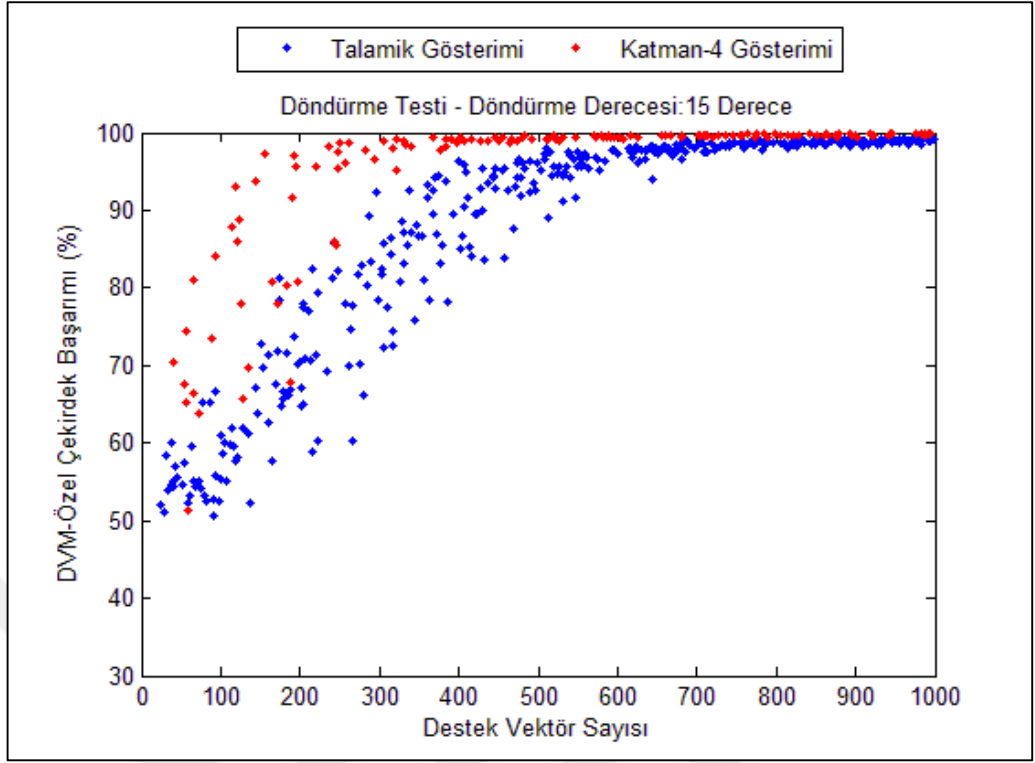
DVM sınıflandırıcısı için geliştirdiğimiz açı benzerliğini tabanlı özel bir çekirdek yapısını kullanarak yapılan problem sınıflandırma analizlerinde, farklı derece değerlerine göre döndürülme yapılan imgelerin sınıflandırıcısının başarısı ölçülmüştür. 1000 adet rastgele seçilmiş örneğin sırasıyla beşer derece artırımlarla yapılan döndürmeler sonrasında kullanılan her bir destek vektör sayısına düşen ortalama sınıflandırıcı başarıları grafiksel olarak aşağıda sırasıyla verilmektedir. Ortalama başarı oranı 100 tekrar sonrasında çıkartılmış olup kırmızı noktalar ile ifade edilmiş değerler Katman-4 gösterimlerin ortalama başarı oranlarını, mavi noktalar ile ifade edilmiş değerler ise Talamik gösterimlerin ortalama başarı oranlarını göstermektedir.



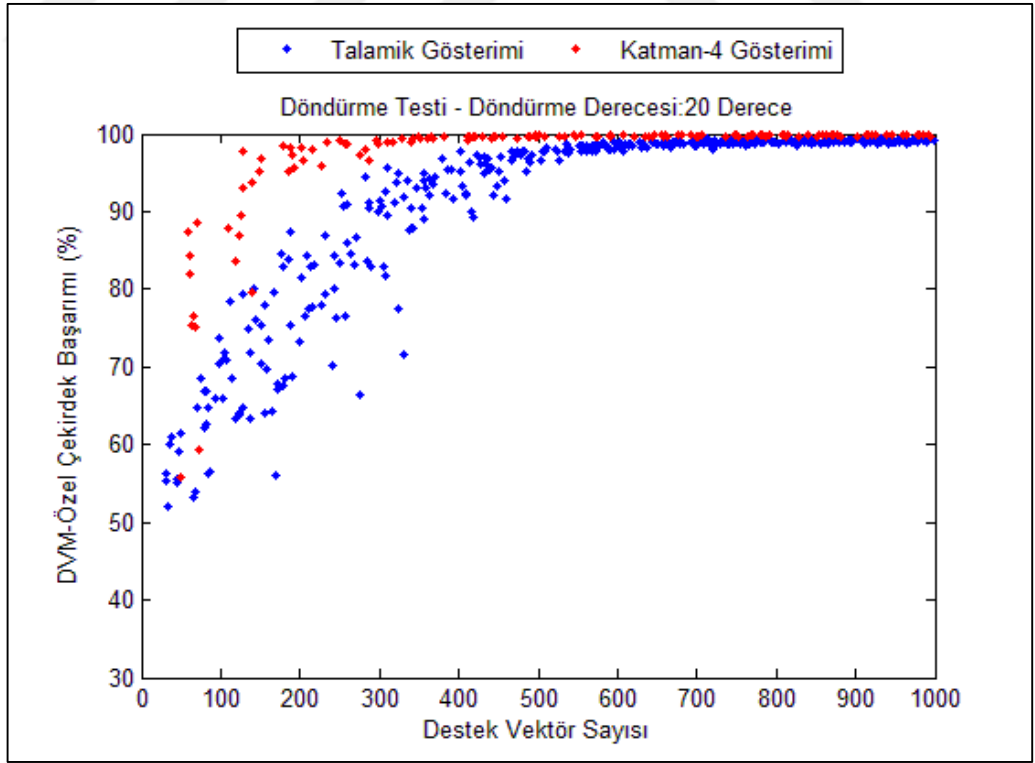
Şekil 4.16: Döndürme testi DVM sınıflandırıcı başarımı (5 derece).



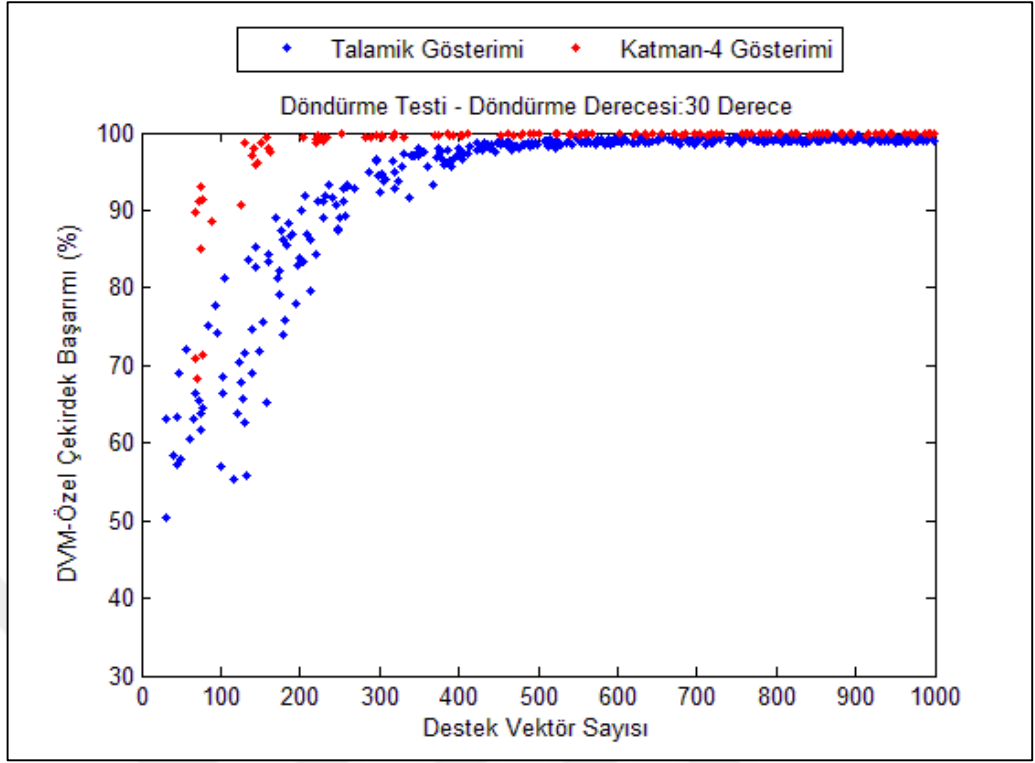
Şekil 4.17: Döndürme testi DVM sınıflandırıcı başarımı (10 derece).



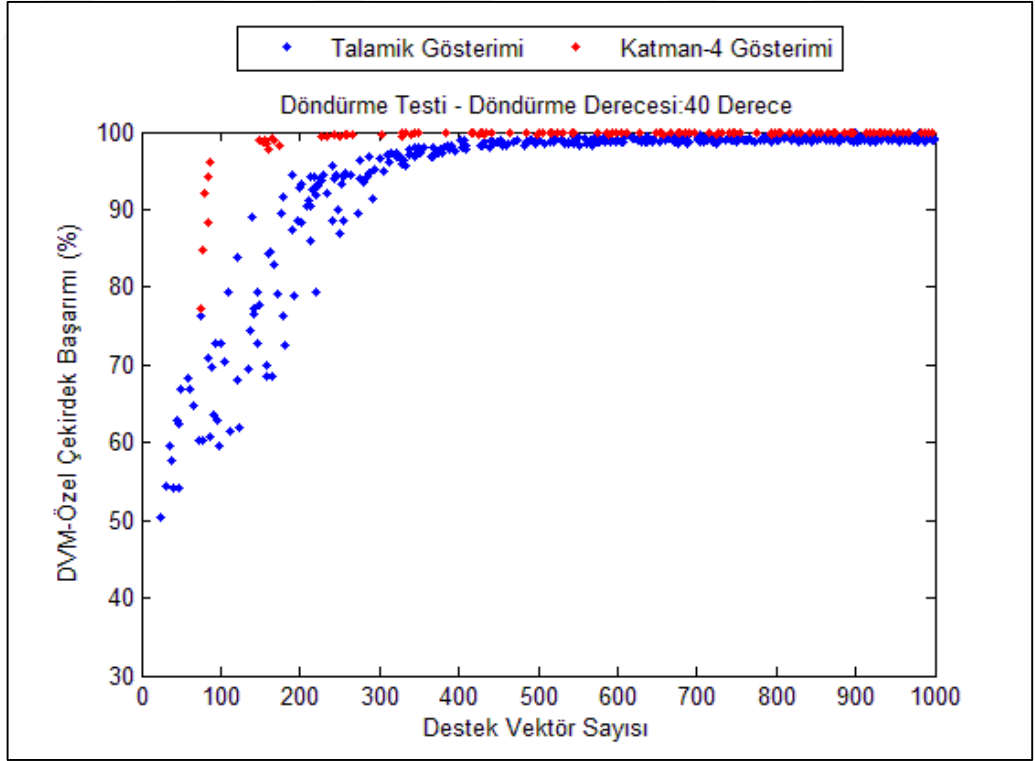
Şekil 4.18: Döndürme testi DVM sınıflandırıcı başarımı (15 derece).



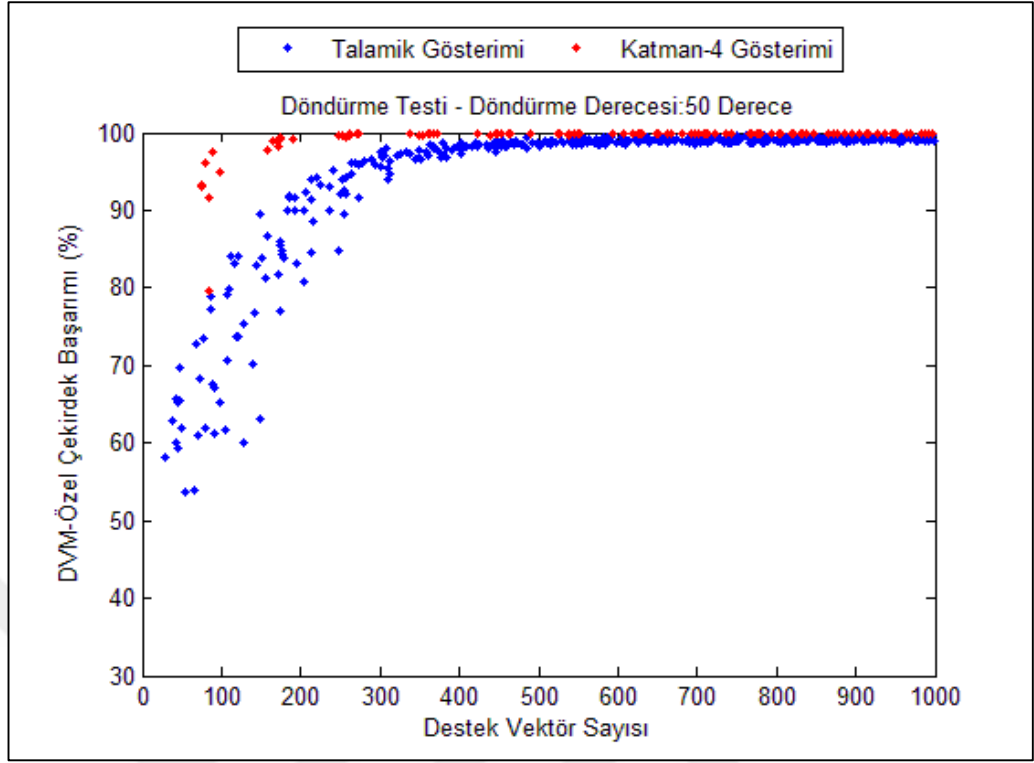
Şekil 4.19: Döndürme testi DVM sınıflandırıcı başarımı (20 derece).



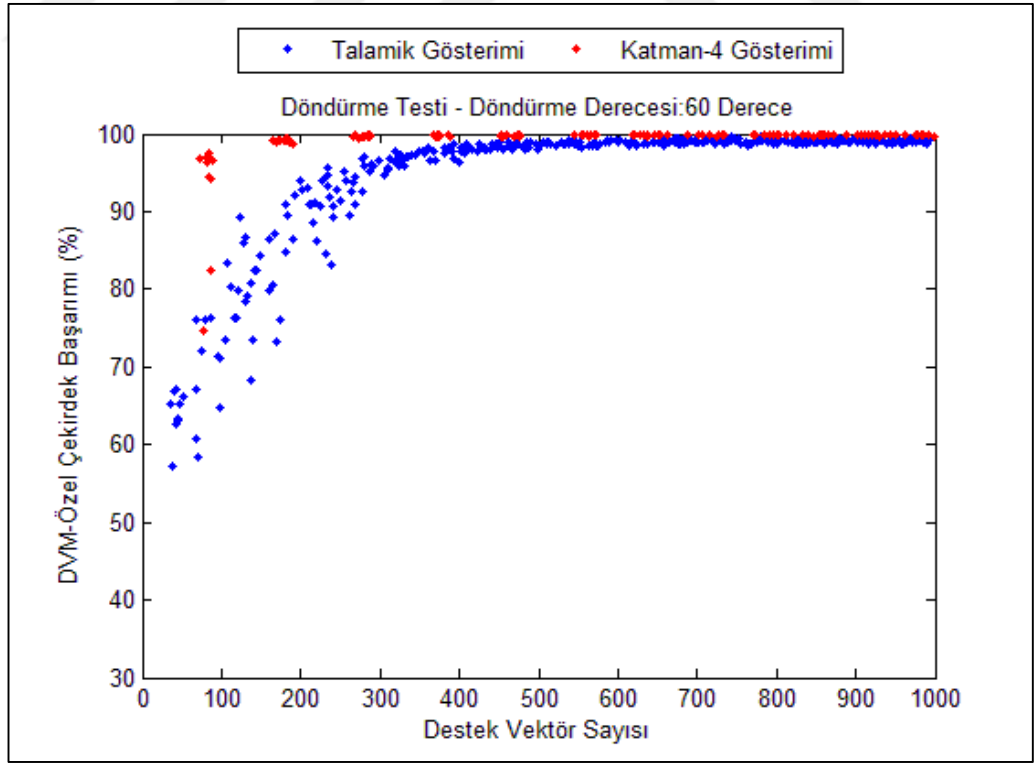
Şekil 4.20: Döndürme testi DVM sınıflandırıcı başarımı (30 derece).



Şekil 4.21: Döndürme testi DVM sınıflandırıcı başarımı (40 derece).

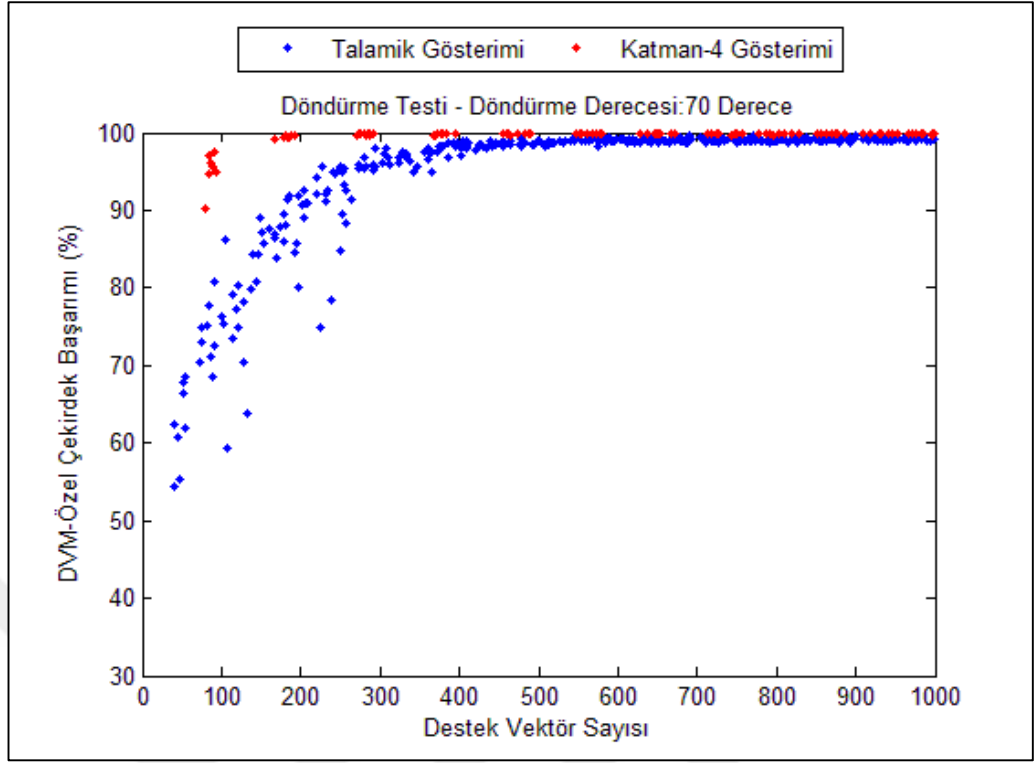


Şekil 4.22: Döndürme testi DVM sınıflandırıcı başarımı (50 derece).

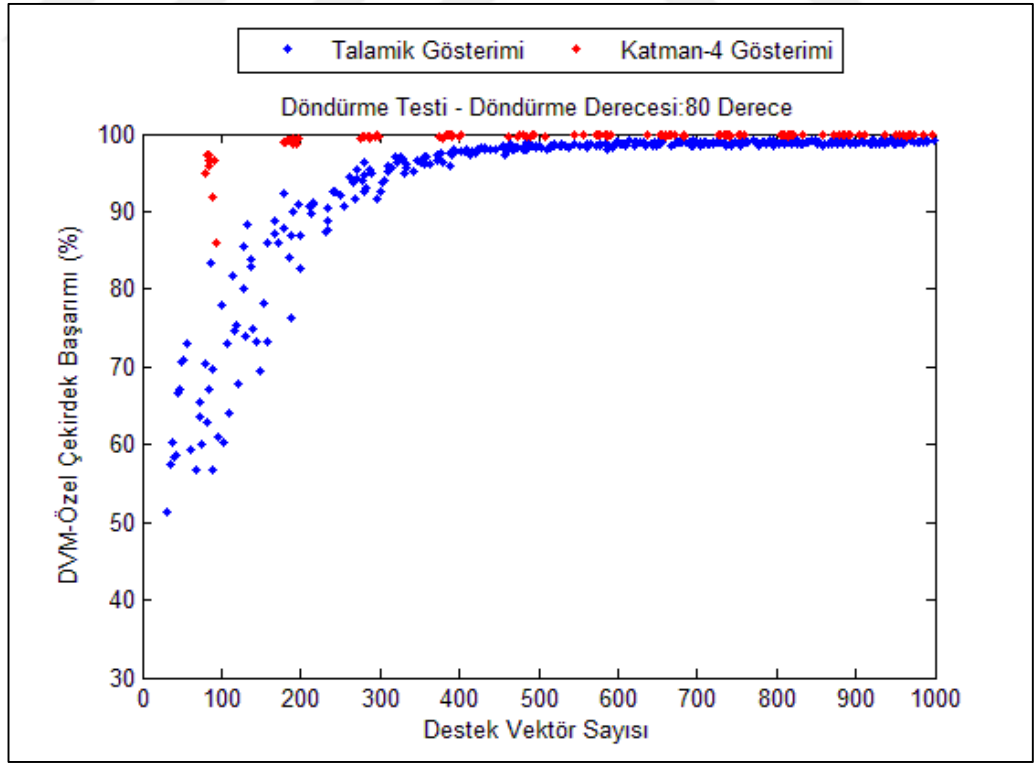


Şekil 4.23: Döndürme testi DVM sınıflandırıcı başarımı (60 derece).

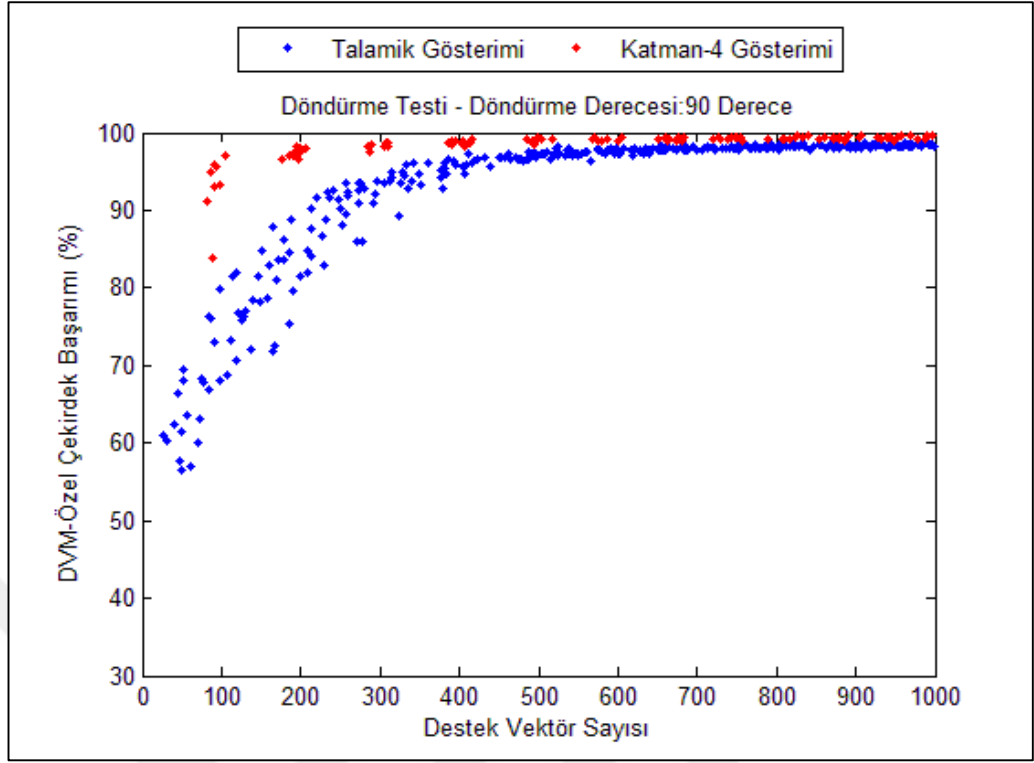




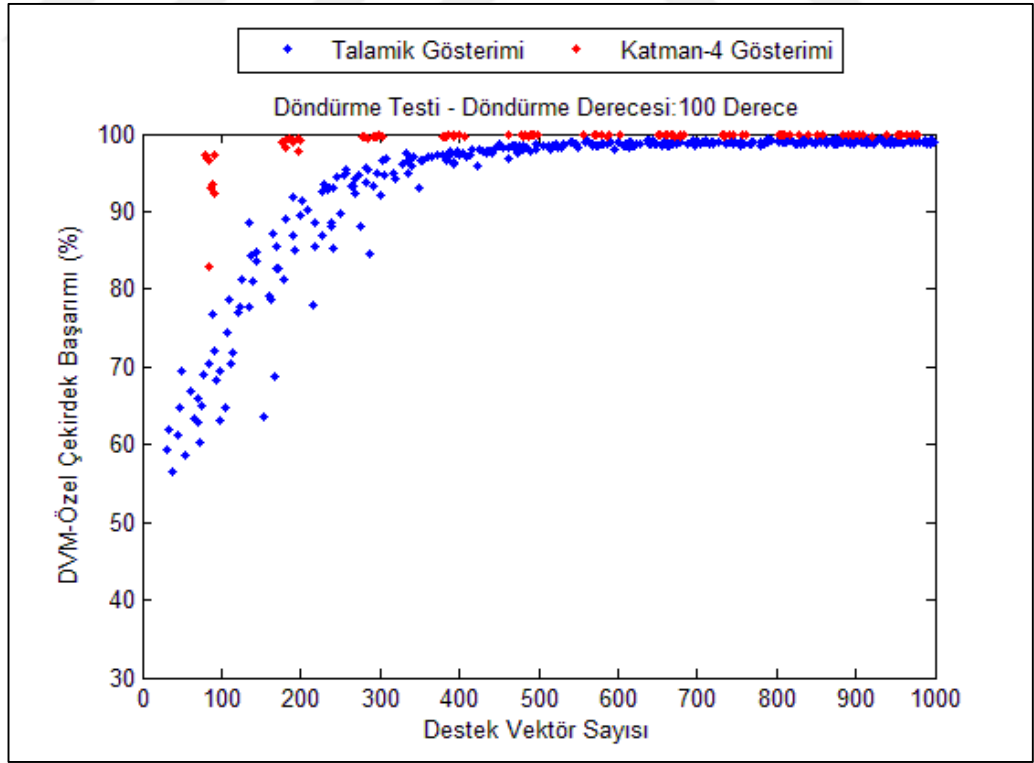
Şekil 4.24: Döndürme testi DVM sınıflandırıcı başarımı (70 derece).



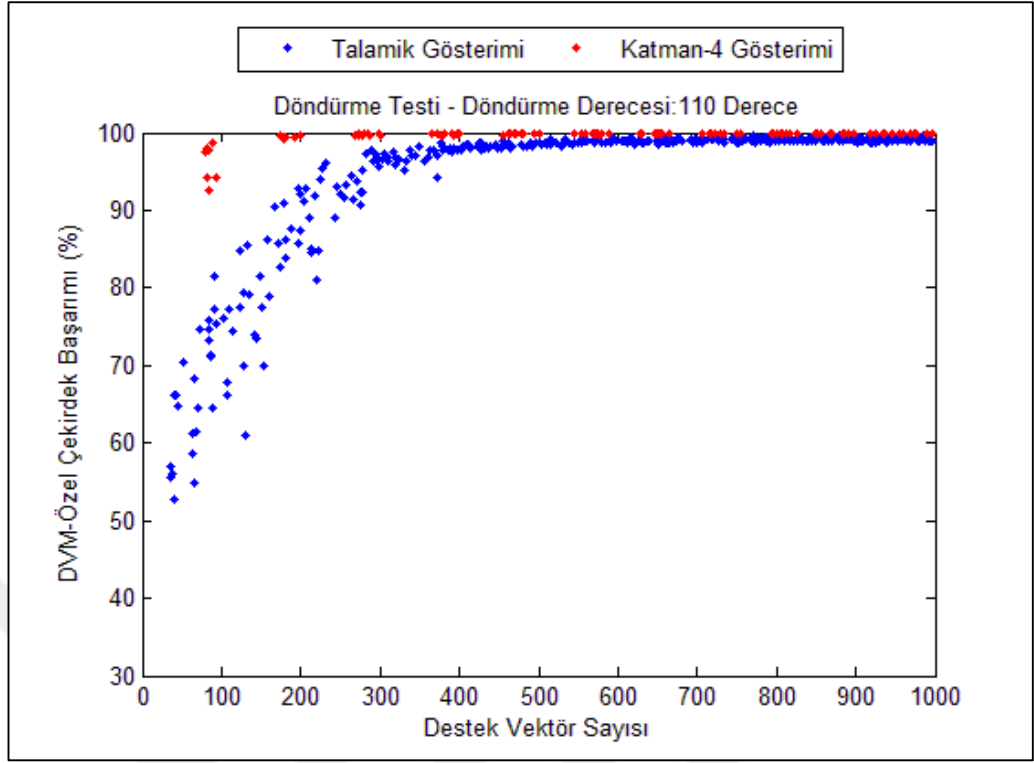
Şekil 4.25: Döndürme testi DVM sınıflandırıcı başarımı (80 derece).



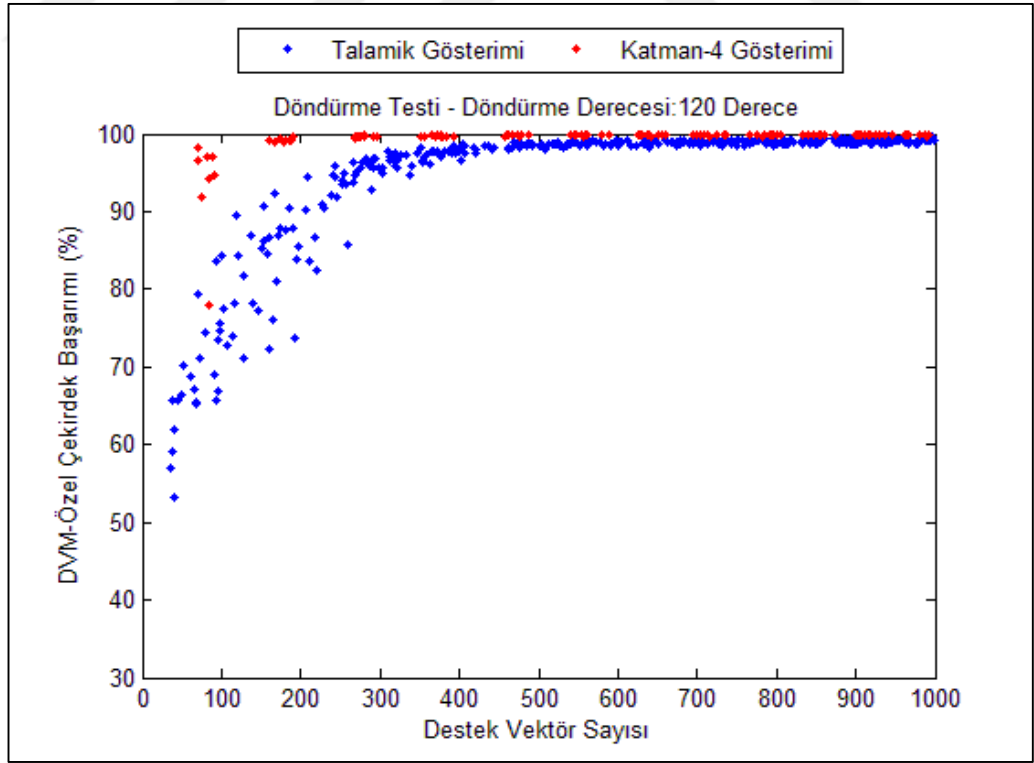
Şekil 4.26: Döndürme testi DVM sınıflandırıcı başarımı (90 derece).



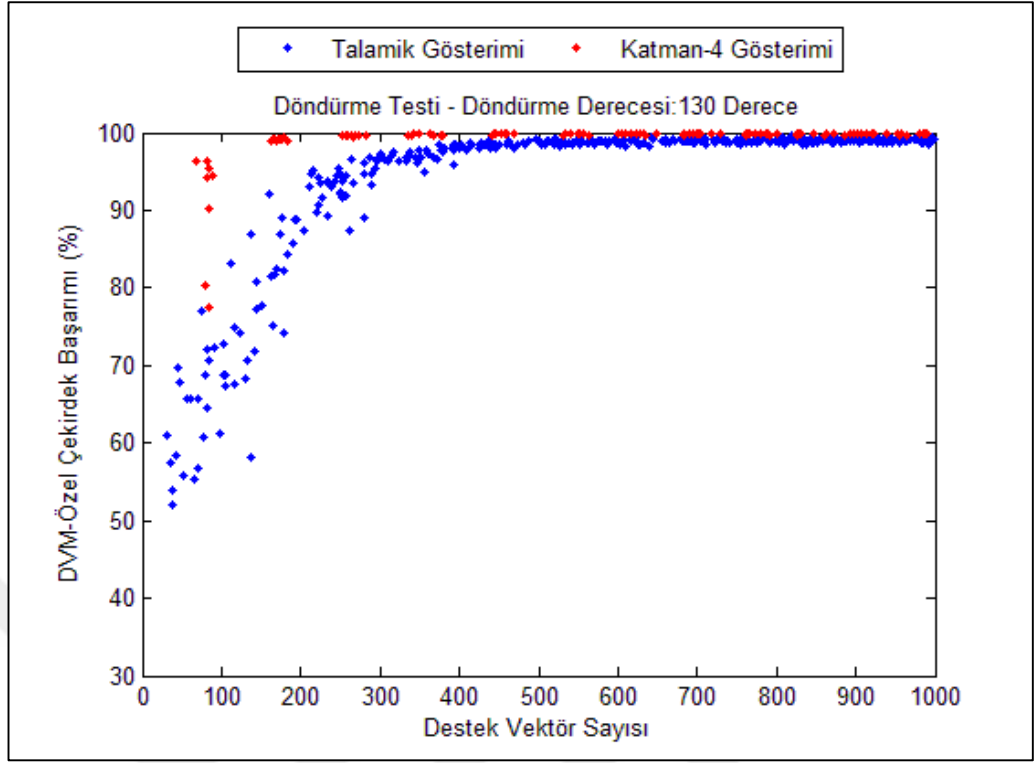
Şekil 4.27: Döndürme testi DVM sınıflandırıcı başarımı (100 derece).



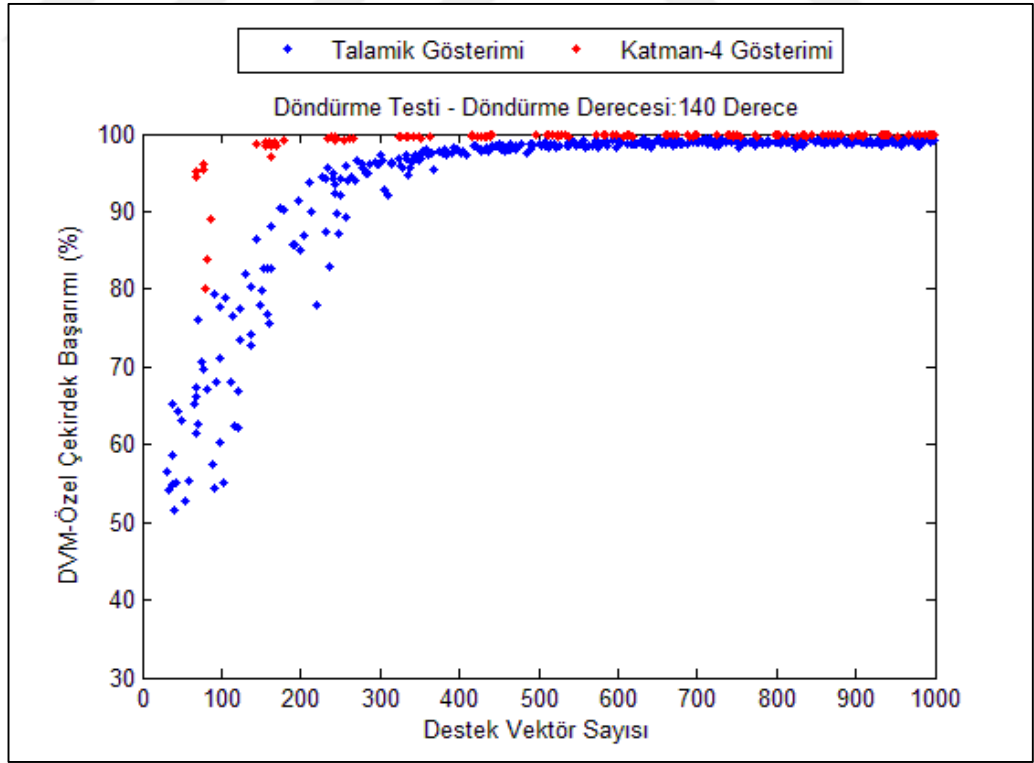
Şekil 4.28: Döndürme testi DVM sınıflandırıcı başarımı (110 derece).



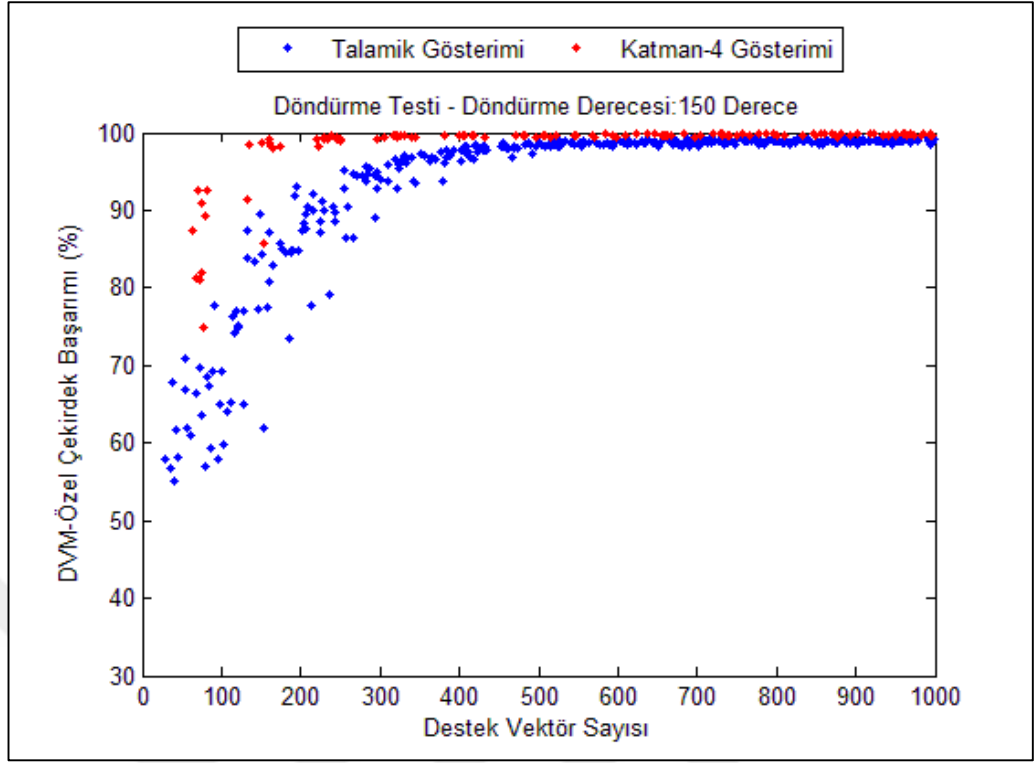
Şekil 4.29: Döndürme testi DVM sınıflandırıcı başarımı (120 derece).



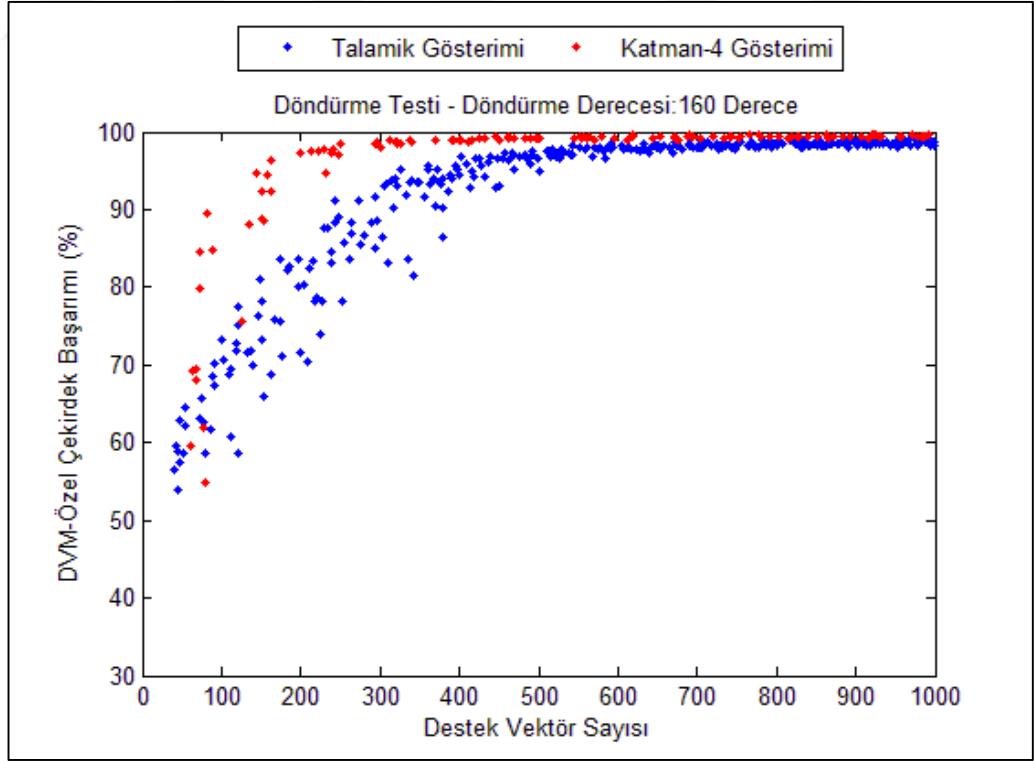
Şekil 4.30: Döndürme testi DVM sınıflandırıcı başarımı (130 derece).



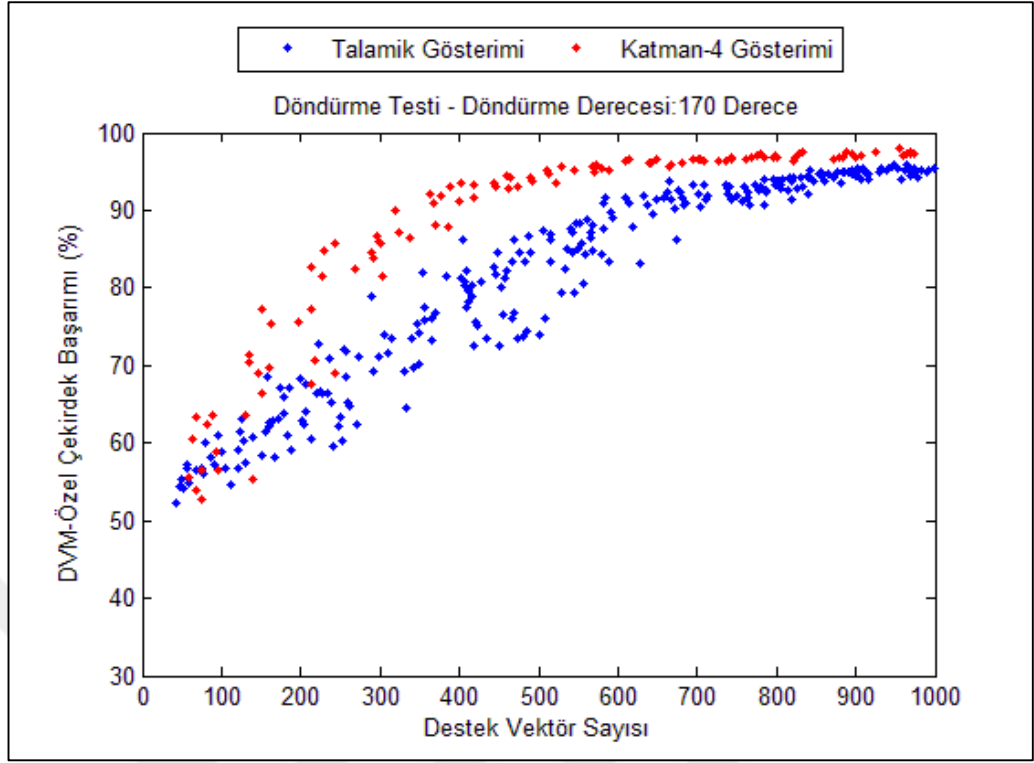
Şekil 4.31: Döndürme testi DVM sınıflandırıcı başarımı (140 derece).



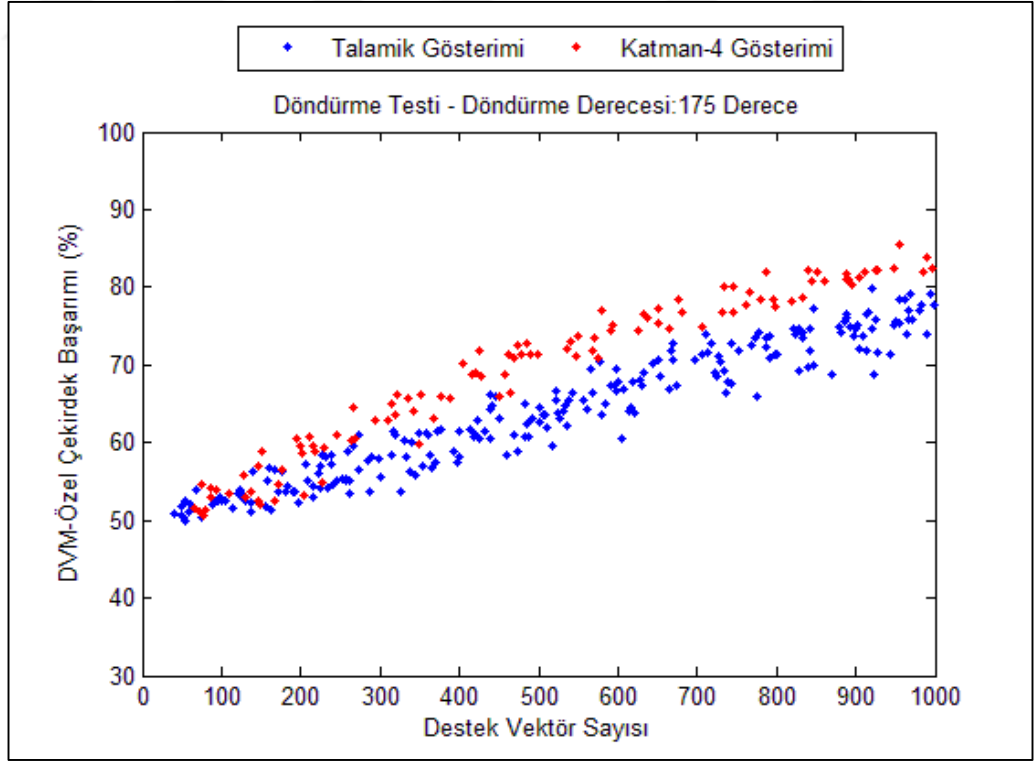
Şekil 4.32: Döndürme testi DVM sınıflandırıcı başarımı (150 derece).



Şekil 4.33: Döndürme testi DVM sınıflandırıcı başarımı (160 derece).



Şekil 4.34: Döndürme testi DVM sınıflandırıcı başarımı (170 derece).



Şekil 4.35: Döndürme testi DVM sınıflandırıcı başarımı (175 derece).

Döndürme testi de öteleme testine benzer şekilde doğrudan destek vektör sayısı ile doğru orantılıdır. 5 derecelik yapılan artırımlarla elde edilen sonuçlara göre; referans olarak seçtiğimiz 50 derecelik saat yönünde döndürme sınıflandırılmasının (Şekil 4.22) kestirimi için 0-50 destek vektör aralığı için ortalama başarımların Talamik gösterim için **%59,71** iken, Katman-4 gösterimi için **%74,70** olmaktadır. 51-100 destek vektör aralığına bakıldığında, Talamik gösterim **%69,72** ortalama başarımların Katman-4 gösterimi aynı aralıkta **%91,01** oranındadır. Destek vektör tavan sınırı olarak belirlediğimiz 200-250 aralığında ortalama başarımların Talamik gösterim için **%94,02**, Katman-4 gösterimi için ise **%99,21**'dir. Diğer örnek döndürme derece değerlerine ait döndürme testi sınıflandırıcı ortalama başarımların, destek vektör sayı aralıklarına göre Tablo 4.3'de verilmiştir.

**Tablo 4.3:** Döndürme testi DVM sınıflandırıcı destek vektör sayı aralıklarına göre sınıflandırıcı ortalama başarımların.

Döndürme (Derece)	Destek Vektör Sayısı Aralıkları									
	0-50		51-100		101-150		151-200		201-250	
	Talamik	Katman-4	Talamik	Katman-4	Talamik	Katman-4	Talamik	Katman-4	Talamik	Katman-4
5	52,39	54,21	53,51	59,05	56,30	64,57	59,97	70,01	62,70	76,41
10	53,27	57,27	58,01	67,43	63,49	79,76	69,72	85,86	76,09	90,01
20	55,96	61,76	63,66	79,41	72,57	93,54	82,22	97,58	88,95	98,62
30	57,03	65,52	66,06	85,28	78,97	97,65	87,68	98,63	93,46	99,14
50	59,71	74,70	69,72	91,01	81,42	98,03	89,55	98,88	94,02	99,21
100	58,37	71,71	70,64	93,38	81,72	97,63	88,17	98,76	93,12	99,17

Genel başarımların dağılımı incelendiğinde Katman-4 gösterimi, Talamik gösterime göre döndürme testlerinde de öteleme testinde olduğu gibi çok daha başarılı bir performans gösterdiği belirlenmiştir. İmge örneklerinin saat yönünde, artan açı değerleriyle döndürülmesi işleminde orijinal pozisyon ile 90 dereceye yakın döndürmelerde döndürme kestirim performansının maksimum düzeylerde olduğu, 180 derecelik bir döndürme sonrasında sınıflandırıcının “saat yönünde mi yoksa aksi yönde mi döndürülmüştür?” sorusuna kestirim yapamadığı tespit edilmiştir. Hali hazırda 180

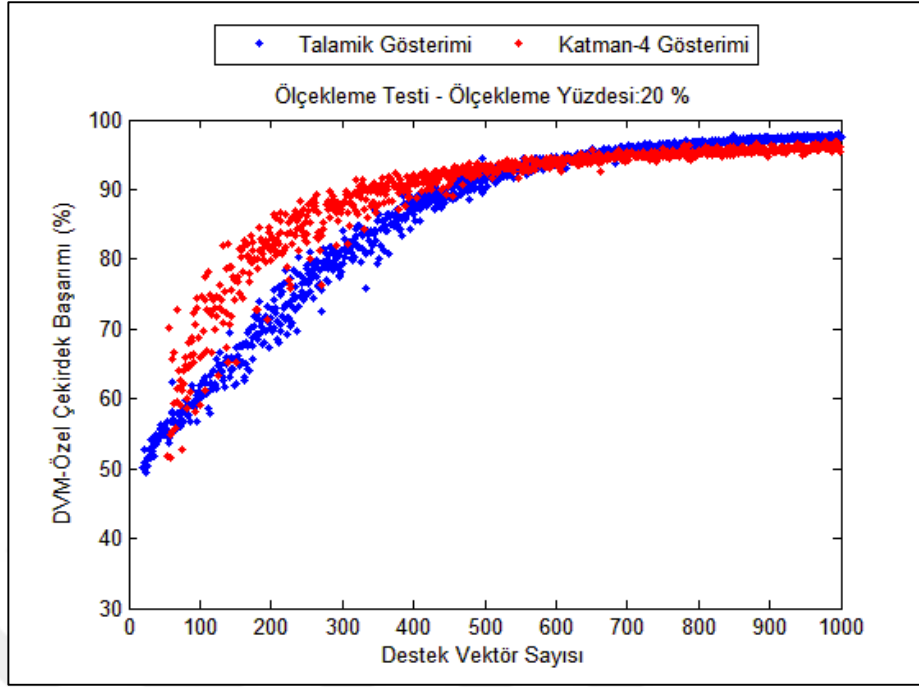
derecelik bir döndürme problemini gerçek hayat problemi olarak düşünüp, kontrol bireylerine sorduğumuzda da döndürme kestiriminin yapılamayacağı aşikârdır. Bu sonuçla birlikte referans modelimizin imge gösterim kapasitesi hem kestirim performansı olarak hem de gerçek problemle açıklanabilir düzeyde olması bu testinde model imge gösterim performanslarında kullanılabileceğini bizlere sunmaktadır.

#### 4.2.3. Ölçekleme Problemi Testi

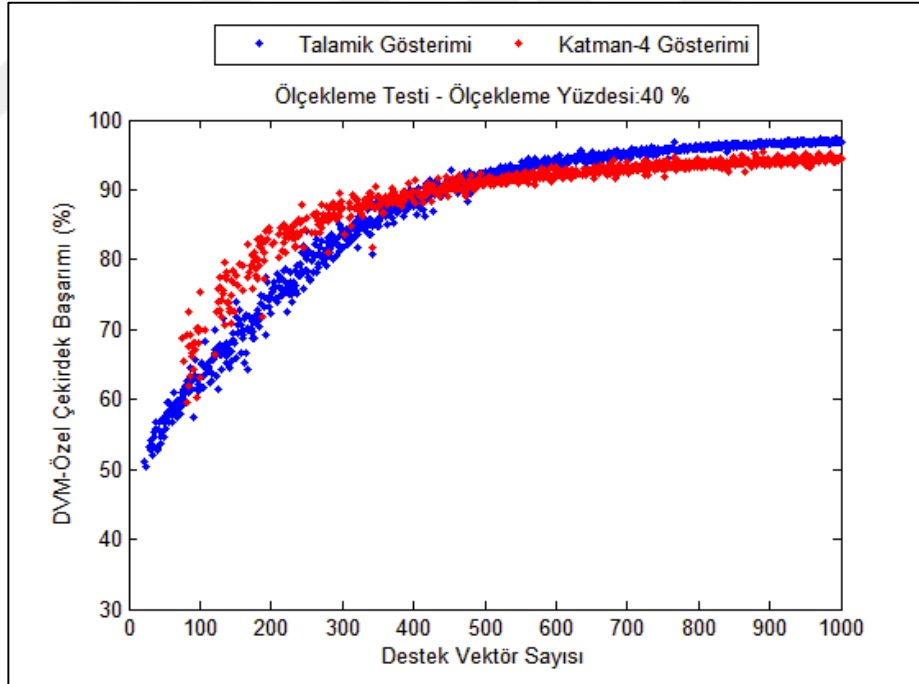
Ölçekleme problemi testinde, bir pencereye düşen imge parçası gösteriminin pencerenin farklı değerlerde ölçeklendirilmesiyle nasıl değiştiğinin ve imgenin uzaklaştırma mı yoksa yakınlaştırma mı sorusuna gösterimlerin nasıl cevap verdiklerinin tespiti amaçlanmıştır. Bu kapsamda kullanılacak olan orijinal pozisyondaki 25x25 boyutlu makrokolonların yarısı s yüzdesince ölçeklenerek, orijinal imgelerin ölçeklenmiş örneklerini oluştururlar. Bu şekilde seçilmiş olan pencerelerin hem orijinal hem de ölçeklenmiş Talamik ve Katman-4 temsilleri üretilerek eğitim ve test kümesine birlikte verilirler. Bu sayede orijinal imge-ölçeklendirilmiş imge çiftleri pozitif sınıfları oluştururken, ölçeklendirilmiş imge-orijinal imge çiftleri ise negatif sınıfları temsil etmektedir. Burada pozitif sınıflarla bir imgeye yaklaşma belirtilirken, negatif sınıflarla imgeden uzaklaşma durumu belirtilmektedir. Bu sayede imgelere ait çiftler sınıflandırıcıya birlikte verilerek, imgelerin uzaklaştırılması veya yakınlaştırılması bir sınıflandırma problemi olarak sunulmuştur.

1000 adet rastgele seçilmiş örneğin sırasıyla %20 (5 piksel), %40 (10 piksel), %60 (15 piksel) ve %80 (20 piksel) ölçek oranlarınca yapılan ölçeklemeler sonrasında kullanılan her bir destek vektör sayısına düşen ortalama sınıflandırıcı başarıları grafiksel olarak aşağıda sırasıyla verilmektedir. Ortalama başarı oranı 100 tekrar sonrasında çıkartılmış olup kırmızı noktalar ile ifade edilmiş değerler Katman-4 gösterimlerin ortalama başarı oranlarını, mavi noktalar ile ifade edilmiş değerler ise Talamik gösterimlerin ortalama başarı oranlarını göstermektedir.

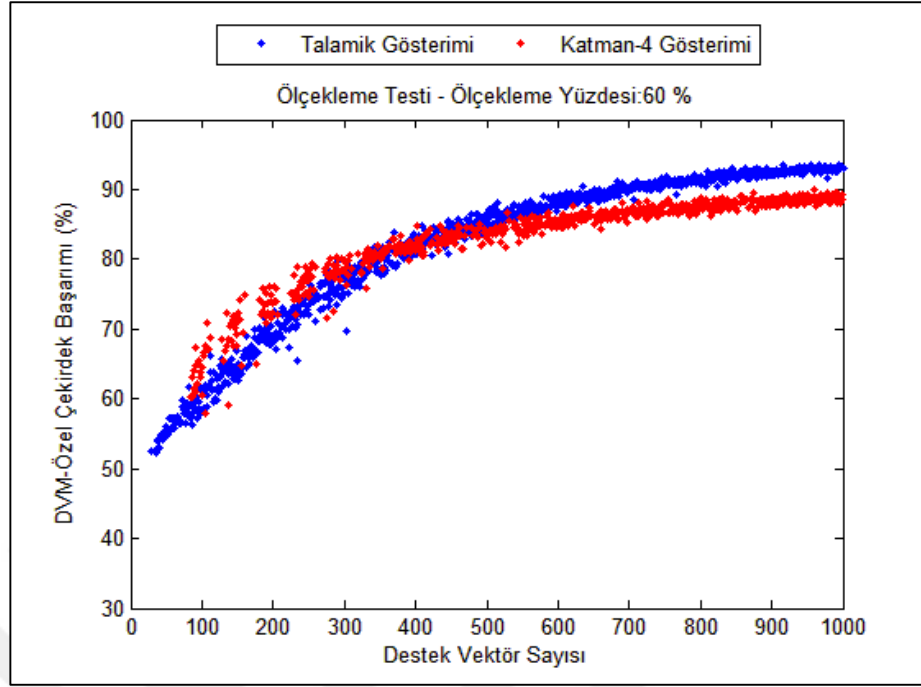




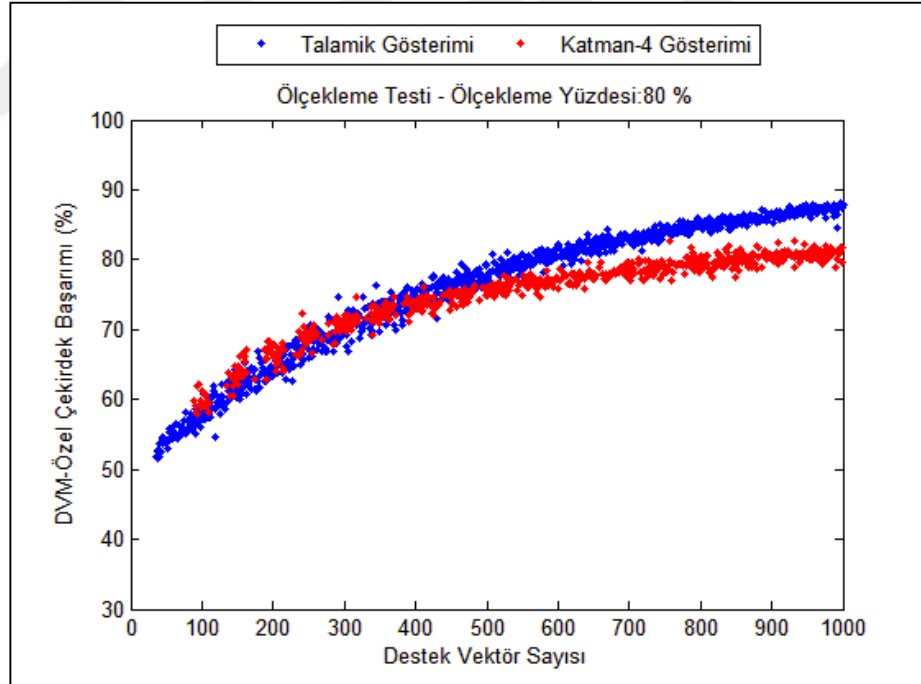
Şekil 4.36: Ölçekleme testi DVM sınıflandırıcı başarımı (%20 – 5 piksel).



Şekil 4.37: Ölçekleme testi DVM sınıflandırıcı başarımı (%40 – 10 piksel).



Şekil 4.38: Ölçekleme testi DVM sınıflandırıcı başarımı (%60 – 15 piksel).



Şekil 4.39: Ölçekleme testi DVM sınıflandırıcı başarımı (%80 – 20 piksel).

Ölçekleme testinde farklı ölçekleme değerlerine göre yapılan analizlere göre; referans olarak seçtiğimiz %20 ölçeklemeli (Şekil 4.36) uzak-yakın sınıflandırılmasının kestirimi için 0-50 destek vektör aralığı için ortalama başarımların oranları Talamik gösterim için

**%54,77** iken, Katman-4 gösterimi için **%58,86** olmaktadır. 51-100 destek vektör aralığına bakıldığında Talamik gösterim **%60,35** ortalama başarımlı oranın dayken, Katman-4 gösterimi aynı aralıkta **%67,87** oranındadır. Destek vektör tavan sınırı olarak belirlediğimiz 200-250 aralığında ortalama başarımlı oranı Talamik gösterim için **%79,41**, Katman-4 gösterimi için ise **%87,04**'dir. Yukarıda grafiksel sonuçları verilen değerler haricinde ölçekleme aralıkları daha da düşürülerek farklı ölçek değerlerine ait ölçekleme testi sınıflandırıcı ortalama başarımlı oranları, destek vektör sayı aralıklarına göre Tablo 4.4'te verilmiştir.

**Tablo 4.4:** Ölçekleme testi DVM sınıflandırıcı destek vektör sayı aralıklarına göre sınıflandırıcı ortalama başarımlı oranları.

Ölçekleme (%-Piksel)	Destek Vektör Sayısı Aralıkları									
	0-50		51-100		101-150		151-200		201-250	
	Talamik	Katman-4	Talamik	Katman-4	Talamik	Katman-4	Talamik	Katman-4	Talamik	Katman-4
<b>%4 – 1 Piksel</b>	51,06	51,58	52,44	52,97	53,66	56,24	55,24	57,91	56,26	61,36
<b>%12 – 3 Piksel</b>	52,39	55,55	56,23	62,79	62,88	70,65	68,68	77,70	73,18	81,10
<b>%20 – 5 Piksel</b>	54,77	58,86	60,35	67,87	68,47	77,28	74,72	83,25	79,41	87,04
<b>%28 – 7 Piksel</b>	54,13	59,64	61,94	70,51	69,08	80,15	77,47	85,60	82,34	88,06
<b>%36 – 9 Piksel</b>	54,41	59,22	62,37	71,56	69,70	79,66	76,83	83,46	81,75	86,17
<b>%44 – 11 Piksel</b>	55,15	57,49	62,54	68,23	69,08	76,35	75,69	81,82	80,61	84,40

Tablo 4.4'te belirtilen gelen başarımlı incelendiğinde önceki iki testte ortaya çıkan farklar ölçekleme testinde bulunmamaktadır. Ancak yine de Katman-4 gösterim başarımlının Talamik başarımlı göre daha iyi olduğu görülmektedir. 7 piksele denk gelen %28 lik bir ölçeklemeyle yapılan yakınlaştırma-uzaklaştırma probleminde maksimum başarımlı performansı yakalanmıştır.

#### 4.3.HAREKET İZİ TESTİ

Hareket izi (motion blur) kelime anlamı olarak tek bir sabit resim veya film, animasyon gibi imgelerden oluşmuş resim kümesi içerisinde hareket eden nesnelerin neden olduğu başlangıç noktasından bitiş noktasına doğru silikleşerek kaybolan görsel kuyruk izidir (Şekil 4.40). Nesne üzerinde değişim devam ederken veya hareketin varlığı henüz

kaybolmadığı anda resmin kaydedilmesiyle ortaya çıkar. Aynı şekilde sabit duran bir nesnenin kaydedilmesi esnasında kaydedilen pozisyondaki değişimde hareket izinin oluşmasına neden olabilmektedir. Biyolojik açıdan bir canlı hareket halindeyken gördüğü tüm görüntüler hareket izinden etkilenerek detayların tespit edilebilmesini zorlaştırır.



**Şekil 4.40:** Hareket izi örnek uygulaması (sol: orijinal resim, sağ: hareket izi uygulanmış resim).

Bu bilgilerden yola çıkarak gösterim kapasitelerinin karşılaştırılması analizlerinde yukarıda bahsedilen kümeleme ve uzamsal dönüşüm problemlerine ek olarak, hareket izi testi de iki modele uygulanmıştır. Ayrıca Katman-4 modelinin bir takım çekirdek-PCA (k-PCA) dönüşümü yaptığı teorisini test edebilmek adına üçüncü bir dönüşüm olarak makrokolonların k-PCA dönüşümü kullanılmıştır. Burada amaçlanan hareket izinin doğal resimler üzerine uygulanmasıyla birlikte hareket izinden bir takım hesaplama yapılarak hareket varlığının belirlenmesidir.

Öncelikle imgelerin k-PCA dönüşümüne çevrilebilmesi için çekirdek türü olarak “Gaussian” çekirdeği seçilmiştir. Gösterimin en uygun boyut değeri ve en iyi  $\sigma$  değerinin belirlenebilmesi adına farklı  $\sigma$  parametreleri seçilerek hareket izi testi DVM doğrusal sınıflandırıcı kullanılarak analiz edilmiştir. 2000 örnek eğitim, 2000 örnek test kümesi olarak kullanılmış olup işlemler 10 defa tekrarlanarak ortalama başarımları çıkarılmıştır. Tablo 4.5’te farklı  $\sigma$  değerleri ve farklı öteleme miktarları değişimlerine göre doğrusal sınıflandırıcı başarımları gösterilmektedir.

**Tablo 4.5:** Farklı öteleme ve farklı  $\sigma$  değerlerine ait k-PCA gösterimi hareket izi testi DVM doğrusal sınıflandırıcı başarımları.

	$\sigma$	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1
Hareket İzi Miktarı (piksel)											
1		0,500	0,500	0,502	0,500	0,499	0,499	0,499	0,500	0,500	0,500
2		0,534	0,558	0,576	0,568	0,562	0,544	0,535	0,529	0,498	0,502
3		0,550	0,585	0,603	0,592	0,579	0,562	0,547	0,541	0,503	0,504
4		0,610	0,693	0,719	0,692	0,672	0,627	0,595	0,587	0,514	0,506
5		0,658	0,747	0,781	0,759	0,730	0,667	0,632	0,615	0,519	0,511
6		0,729	0,813	0,835	0,823	0,792	0,729	0,682	0,669	0,521	0,514
7		0,752	0,833	0,853	0,839	0,819	0,764	0,709	0,698	0,522	0,510
8		0,788	0,857	0,874	0,856	0,839	0,797	0,749	0,734	0,522	0,513
9		0,791	0,858	0,869	0,854	0,839	0,802	0,762	0,751	0,521	0,516
10		0,817	0,870	0,879	0,868	0,846	0,811	0,783	0,775	0,530	0,519
<b>Boyut Sayısı:</b>		<b>1459</b>	<b>1022</b>	<b>544</b>	<b>232</b>	<b>105</b>	<b>60</b>	<b>40</b>	<b>28</b>	<b>21</b>	<b>18</b>

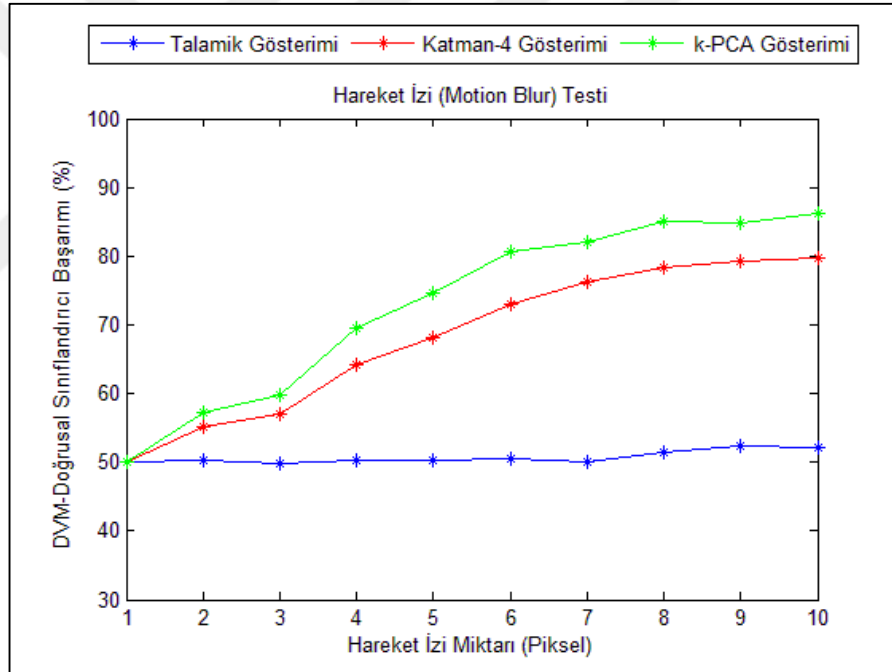
Tablo 4.5 sonuçlarına göre k-PCA Gaussian çekirdek dönüşümünde kullanılan  $\sigma$  değerinin aynı hareket izi miktarlarındaki doğrusal sınıflandırıcı performansına ciddi etkisi olduğu tespit edilmiştir. Elde edilen sonuçlara göre genel performansta k-PCA'in en iyi olduğu  $\sigma$  değeri **0.3** olarak belirlenmiştir.

Bir diğer soru k-PCA modelinde kullanılacak boyut sayısıdır. Genel dağılıma baktığımızda en yüksek başarımların 544 boyutta yakalandığını görebiliyoruz. Ancak karşılaştırılacak diğer modellerin boyut sayısı 182 olduğundan, boyut sayısı açısından bir avantaj yaratabileceği kanısına varılmıştır. k-PCA modeli için 182 boyut kullanılması durumunda en yüksek başarımla arasında  $\sigma$  değerinin 0.3 seçilmesiyle birlikte yaklaşık olarak genel ortalamada  $\sim\%1$  lik bir fark oluşacaktır, bu da göz ardı edilebilir bir fark olduğundan ve gösterimlerin eşit şartlarda karşılaştırılabilir olmasına olanak sağlayacağından dolayı k-PCA boyut sayısı 182 olarak seçilmesine karar kılınmıştır (Tablo 4.6).

**Tablo 4.6:** 182 boyutlu k-PCA gösterimine ait hareket izi testi DVM doğrusal sınıflandırıcı başarımları ( $\sigma = 0.3$ ).

Hareket İzi Miktarı (piksel)	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
$\sigma = 0.3$	0,499	0,566	0,591	0,689	0,748	0,819	0,841	0,865	0,862	0,871

Bir sonraki aşama olan üç farklı imge gösterimlerinin (Talamik, Katman-4, k-PCA) hareket izi testi kapasitelerinin ölçülmesi testinde kullanılacak  $\sigma$  ve boyut optimizasyonu bu şekilde tamamlanmıştır. Sonrasında rastgele 25x25 boyutlu imge makrokolonlarına  $p$  piksel (1 den 17'ye kadar) değerince yatay ve dikey hareket kazandırılmıştır. 2000 eğitim, 2000 test kümesinde kullanılmak üzere seçilmiştir. Seçilen imgeler arasında eğer boş/sabit alana sahip örnekler tespit edilerek veri kümesine dâhil edilmemiştir. Veri kümeleri oluşturulduktan sonra eğitim ve test kümeleri üzerinden sınıflandırma problemleri oluşturulmuştur. Üç farklı imge gösterimi için (Talamik, Katman-4, çekirdek-PCA) DVM sınıflandırıcısı olarak doğrusal sınıflandırıcı uygulanmıştır. Yapılan işlemler 10 defa tekrarlanarak ortalama başarı oranı hesaplanmıştır (Şekil 4.41).



Şekil 4.41: Hareket izi testi DVM doğrusal sınıflandırıcı başarımı.

Elde edilen sonuçlara göre hareket izi probleminde en iyi başarıyı k-PCA gösterimi yakalamıştır. Referans noktası olarak seçilen 8 piksellik bir dikey-yatay hareket ayırımında k-PCA %85.05'lik bir doğrusal sınıflandırma performansına sahipken, Katman-4 gösterimi %78.38'lik bir başarıya sahiptir. Ancak aynı başarıyı Talamik gösterimde görememekteyiz. Hareket izinin değişim değerlerine göre k-PCA ve Katman-4 modelleri problemi doğrusal olarak sınıflandırabilirken, Talamik gösterimin bu problemi doğrusal sınıflandırma yöntemleriyle çözemediği, bir başka uzayda

çevrime ihtiyaç duyduğu gözlemlenmiştir. Bu da Katman-4'ün gelen bilgiyi farklı bir uzayda temsil ederek doğrusal bir şekilde çözebildiği teorisini (Favorov ve Kursun, 2011) ispatlar niteliktedir. Bu sonuca ek olarak Katman-4'ün bir bakıma k-PCA dönüşüme benzer bir dönüşüm yaptığı, birçok farklı parametrenin (öğrenme ağırlıkları, Katman-4 nöron sayısı artırımı vb.) tam olarak optimize edilmesi olgusundan dolayı aynı başarımların yakalanabilir olabileceği düşünülmektedir.



## 5. TARTIŞMA VE SONUÇ

Favorov'un çalışması, L4'ün kortikal bilgi işlemede pluripotansiyel fonksiyon doğrusallaştırıcı görevini doğrulayıcı sonuçlar sunmaktadır. Bu tezde, L4'ün efektif fonksiyon doğrusallaştırma yeteneklerine sahip olduğu, bu gösterim ile testlerimizdeki sınıflandırma/kümeleme problemleri gibi karmaşık fonksiyonları üst katmanların daha kolay hesaplayabileceği gösterilmiştir.

Tez kapsamında Katman-4 gösteriminin kapasitesini ölçmek için makine öğrenmesi ve basit görüntü işleme teknikleri kullanarak geliştirdiğimiz uzamsal dönüşüm tabanlı sınıflandırma, kümeleme, filtreleme gibi sınamalarla kapasite ölçme yöntemleri geliştirilmiştir. Bu tezdeki temel amaç, literatürdeki pluripotansiyellik testi gibi soyut bir test yerine insanlara/deneklere anlamlı gelebilecek soruların/görevlerin olduğu testlerin geliştirilmesidir.

Katman-4 gösterim yönteminin kapasite ölçümü gerçekleştirilerek, Katman-4 öncesi (yani Talamik) gösterim kapasitesi ile karşılaştırılmıştır. Ayrıca farklı parametreler, problem zorlukları, doğrusal-doğrusal olmayan çözümlenmeler gibi farklı kıstaslar kullanılarak test optimizasyonları yapılmıştır.

İlk tasarladığımız test uzamsal dönüşüm tabanlı imgeler üzerinde değişimlerin yapıldığı ve bu değişimlerinin tespit edildiği sınıflandırma testidir. Öteleme, döndürme ve ölçekleme testleri olarak adlandırılan test analizlerine göre Katman 4 modelinin Talamik modele göre düşük destek vektör sayılarında yüksek başarımlı performansını yakaladığı tespit edilmiştir. Bu durum biyolojik açıdan incelendiğinde destek vektör sayısı ile her biri belirli bir örüntü detektörü olan nöron sayısı arasında bir ilişki olduğu düşünülecek olursa, az sayıda destek vektörü/nöron ile başarılı sonuçlar elde edilebilmesi, maliyet açısından daha verimli olması hem fizyoloji hem de makine öğrenmesi alanlarında daha kabul edildir. Çünkü verideki bilginin tamamı (örüntü bilgileri ve artık bilgiler de dâhil olmak üzere) Talamik modelde bulunmaktadır. Bu nedenle maksimum destek vektör sayılarında Katman 4 model performansından daha iyi olması ve bunu doğrusal olmayan uzayda çözümlenmesi yine açıklanabilir



sonuçlarımız arasındadır. Ancak tüm imgelerin Katman 4 yapısıyla sadece özel örüntülere adapte olmuş sayılı nöronlarla temsil edilmesi, farklı problemlere karşı sınıflandırılabilirliği koruması ve bunu yaparken sınıflandırma performansından çok az bir fedakârlık göstermesi beyin gösterim verimliliği açısından oldukça önemlidir.

Hareket izi testi olarak sunduğumuz testte ise (uzamsal testlerde hem orijinal hem de dönüşümden geçmiş iki resim birden girdi olarak kullanıldığı için, uzamsal testlere göre daha uygun) verilen bir resim üzerinde ne yönde (yatay/dikey) hareket izi olduğunun sınıflandırılması önerilmiştir. Bu testte DVM sınıflandırıcı yöntemi doğrusal çekirdek ile Katman-4'ün avantajını ortaya koymuştur. Bu doğrusal sınıflandırıcıdan elde ettiğimiz sonuçlara göre giderek artan piksel hareketlerinde Katman 4 örüntüler arasındaki değişimleri kolaylıkla yakalayarak problemi doğrusal çözebilirken, Talamik yapısı doğrusal olmayan bir sınıflandırıcıya ihtiyaç duymaktadır. Bu sonuçla birlikte Favorov modelinde belirtilen Katman 4'ün problemleri doğrusal olarak çözülebilir bir dönüşümden geçirdiği teorisi geliştirdiğimiz bu testle gösterilmiştir.

İleriki çalışmalarda, bu bilgiler ışığında geliştirdiğimiz görsel testleri bir takım kontrol örneklerine uygulayarak gerçek görsel duyu performansı başarı oranıyla, güçlü makine öğrenme yöntemlerinin performansları karşılaştırılabilir. Ayrıca Katman-4'ün ve bu görsel testlerin donanımsal sistemler üzerinde gerçekleştirilerek, gerçek zamanlı görüntü işleme, örüntü tanıma, nöroloji gibi birçok farklı alanda kullanılabilir olacağı öngörümüz arasındadır.

## KAYNAKLAR

- Adelson, E. H. ve Bergen, J. R., 1991, The plenoptic function and the elements of early vision, *Computational Models of Visual Processing*. Cambridge, MA: MIT Press, 3-20.
- Alonso, J. M. ve Swadlow, H. A., 2005, Thalamocortical specificity and the synthesis of sensory cortical receptive fields, *Journal of Neurophysiology*, 94, 26-32.
- Alonso, J. M., Usrey, W. M. ve Reid, R. C., 2001, Rules of connectivity between geniculate cells and simple cells in cat primary visual cortex, *Journal of Neuroscience*, 21, 4002-4012.
- Ambroladze, A., Parrado-Hernandez, E. ve Shawe-Taylor, J., 2007, Complexity of pattern classes and Lipschitz property, *Theoretical Computer Science*, 382, 232-246.
- Anderson, J. C., Douglas, R. J., Martin, K. A. C. ve Nelson, J. C., 1994a, Synaptic output of physiologically identified spiny neurons in cat visual cortex, *Journal of Computational Neurology*, 341, 16-24.
- Anderson, J. S., Carandini, M. ve Ferster, D., 2000, Orientation tuning of input conductance, excitation, and inhibition in cat primary visual cortex, *Journal of Neurophysiology*, 84, 909-926.
- Apaydın, E., 2014, *Introduction to Machine Learning*, London, UK: The MIT Press.
- Attneave, F., 1954, Some informational aspects of visual perception, *Psychological Review*, 61, 183-193.
- Barlett, P. L. ve Mendelson, S., 2002, Rademacher and Gaussian complexities: risk bounds and structural results, *Journal of Machine Learning Research*, 3, 463-482.
- Barlow, H. B., 1961, Possible principles underlying the transformations of sensory images, *Rosenblith WA (ed) Sensory Communication*, MIT Press, 217-234.
- Barlow, H. B., 1989, Unsupervised Learning, *Neural Computation*, 1, 295-311.
- Beaulieu, C. ve Colonnier, M., 1983, The number of neurons in the different laminae of the binocular and monocular regions of area 17 in the cat, *Journal of Computational Neurology*, 217, 337-344.
- Bell, A. J. ve Sejnowski, T. J., 1997, The Independent Components of Natural Images Are Edge Filters, *Vision Research*, 37, 3327-3338.

- Brumberg, J. C., Pinto, D. J. ve Simons, D. J., 1996, Spatial gradients and inhibitory summation in the rat whisker barrel system, *Journal of Neurophysiology*, 76, 130-140.
- Bruno, R. M. ve Simons, D. J., 2002, Feedforward mechanisms of excitatory and inhibitory cortical receptive fields, *Journal of Neuroscience*, 22, 10966-10975.
- Budd, J. M. L., 2000, Inhibitory basket cell synaptic input to layer IV simple cells in cat striate visual cortex (area 17): a quantitative analysis of connectivity, *Visual Neuroscience*, 17, 331-343.
- Cardin, J. A., Palmer, L. A. ve D, C., 2007, Stimulus feature selectivity in excitatory and inhibitory neurons in primary visual cortex, *Journal of Neuroscience*, 27, 10333-10344.
- Chung, S. ve Ferster, D., 1998, Strength and orientation tuning of the thalamic input to simple cells revealed by electrically evoked cortical suppression, *Neuron*, 20, 1177-1189.
- Cruikshank, S. J., Lewis, T. J. ve Connors, B. W., 2007, Synaptic basis for intense thalamocortical activation of feedforward inhibitory cells in neocortex, *Nature Neuroscience*, 10, 462-468.
- DeAngelis, G. C., Ohzawa, I. ve D, F. R., 1993, Spatiotemporal organization of simple-cell receptive fields in the cat's striate cortex. I. General characteristics and postnatal development, *Journal of Neurophysiology*, 69, 1091-1117.
- Deco, G. ve Obradovic, D., 1995, Decorrelated Hebbian Learning for Clustering and Function Approximation, *Neural Computation*, 7, 338-348.
- DiCarlo, J. J. ve Cox, D. D., 2007, Untangling Invariant Object Recognition, *Trends in Cognitive Sciences*, 11, 333-341.
- Douglas, R. J. ve diğerleri, 1995, Recurrent excitation in neocortical circuits, *Science*, 269, 981-985.
- Favorov, O. V. ve Kursun, O., 2011, Neocortical Layer 4 as a Pluripotent Function Linearizer, *Journal of Neurophysiology*, 105, 1342-1360.
- Feldmeyer, D., Egger, V., Lübke, J. ve Sakmann, B., 1999, Reliable synaptic connections between pairs of excitatory layer 4 neurones within a single 'barrel' of developing rat somatosensory cortex, *Journal of Physiology*, 521, 169-190.
- Felleman, D. J. ve Van Essen, D. C., 1991, Distributed Hierarchical Processing in The Primate *Cerebral Cortex*, *Cerebral Cortex*, 1, 1-47.
- Ferster, D., 1988, Spatially opponent excitation and inhibition in simple cells of the cat visual cortex, *Journal of Neuroscience*, 8, 1172-1180.

- Ferster, D., Chung, S. ve Wheat, H., 1996, Orientation selectivity of thalamic input to simple cells of cat visual cortex, *Nature*, 380, 249-252.
- Foldiak, P., 1990, Forming sparse representations by local anti-Hebbian learning, *Biological Cybernetics*, 64, 165-170.
- Fyfe, C., 2005, *Hebbian Learning and Negative Feedback Networks*, London, UK: Springer.
- Gardner, J. L., Anzai, A., Ohzawa, I. ve D, F. R., 1999, Linear and nonlinear contributions to orientation tuning of simple cells in the cat's striate cortex, *Visual Neuroscience*, 16, 1115-1121.
- Gibson, J. R., Beierlein, M. ve Connors, B. W., 1999, Two networks of electrically coupled inhibitory neurons in neocortex, *Nature*, 462, 75-79.
- Heeger, D., 2006, *Perception Lecture Notes: Retinal Ganglion Cells*, <http://www.cns.nyu.edu/~david/courses/perception/lecturenotes/ganglion/ganglion.html>, [Ziyaret tarihi: 25 Kasım 2016].
- Hirsch, J. A., Alonso, J. M., Reid, R. C. ve Martinez, L. M., 1998, Synaptic integration in striate cortical simple cells, *Journal of Neuroscience*, 18, 9517-9528.
- Hirsch, J. A. ve diğerleri, 2003, Functionally distinct inhibitory neurons at the first stage of visual cortical processing, *Nature Neuroscience*, 6, 1300-1308.
- Hubel, D. H. ve Wiesel, T. N., 1962, Receptive fields, binocular interactions and functional architecture in the cat's visual cortex, *Journal of Physiology*, 160, 106-154.
- Hull, C., Isaacson, J. S. ve Scanziani, M., 2009b, Postsynaptic mechanisms govern the differential excitation of cortical neurons by thalamic inputs, *Journal of Neuroscience*, 29, 9127-9136.
- Hung, C. P., Kreiman, G., Poggio, T. ve DiCarlo, J. J., 2005, Fast Readout of Object Identity From Macaque Inferior Temporal Cortex, *Science*, 310, 863-866.
- Hurri, J. ve Hyvärinen, A., 2003, Simple-cell-like receptive fields maximize temporal coherence in natural video, *Neural Computation*, 15, 663-691.
- Hyvärinen, A., Hurri, J. ve Hoyer, P. O., 2009, *Natural Image Statistics, A Probabilistic Approach to Early Computational Vision*, UK: Springer Science ve Business Media.
- Jäkel, F., Schölkopf, B. ve Wichmann, F. A., 2009, Does Cognitive Science Need Kernels?, *Trends in Cognitive Sciences*, 13, 381-388.
- Jones, J. P. ve Palmer, L. A., 1987, The two-dimensional spatial structure of simple receptive fields in cat striate cortex, *Journal of Neurophysiology*, 58, 1187-1211.

- Keller, A. ve Carlson, G. C., 1999, Neonatal whisker clipping alters intracortical, but not thalamocortical projections in rat barrel cortex, *Journal of Computational Neurology*, 412, 83-94.
- Kocoglu, D., 2016, *How to write an essay for academicians*, Istanbul, DK Yayınları.
- Kuřková, V., 2003, Universal Approximators. M. A. Arbib, *The Handbook of Brain Theory and Neural Networks (2nd ed.)*, Cambridge, MA: MIT Press, 1180-1183.
- Kyriazi, H., Carvell, G. E., Brumberg, J. C. ve Simons, D. J., 1996, Quantitative effects of GABA and bicuculline methiodide on receptive field properties of neurons in real and simulated whisker barrels, *Journal of Neurophysiology*, 75, 547-560.
- Kyriazi, H. T. ve Simons, D. J., 1993, Thalamocortical response transformations in simulated whisker barrels, *Journal of Neuroscience*, 13, 1601-1615.
- Lauritzen, T. Z. ve Miller, K. D., 2003, Different roles for simple-cell and complex-cell inhibition in V1, *Journal of Neuroscience*, 2003, 10201-10213.
- Lee, A. B., Blais, B., Shouval, H. Z. ve Cooper, L. N., 2000, Statistics of lateral geniculate nucleus (LGN) activity determine the segregation of ON/OFF subfields for simple cells in visual cortex, *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 97, 12875-12879.
- Linsker, R., 1993, Deriving Receptive Fields Using an Optimal Encoding Criterion, *Advances in Neural Information Processing Systems*, 5, 953-960.
- Li, Z. ve Attick, J. J., 1994, Toward a Theory of The Striate Cortex, *Neural Computation*, 6, 127-146.
- Lowe, D., 2003, Radial basis function networks, M. Arbib, *Handbook of Brain Theory and Neural Networks (2nd ed.)*, Cambridge, MA: MIT Press, 937-127-940.
- Lücke, J., 2009, Receptive field self-organization in a model of the fine structure in V1 cortical columns, *Neural Computation*, 21, 2805-2845.
- Maass, W., Natschläger, T. ve Markram, H., 2002, Real-time Computing Without Stable States: A New Framework For Neural Computation Based on Perturbations, *Neural Computation*, 14, 2531-2560.
- Mach, E., 1886, *The analysis of sensations and the relation of the physical to the physical*, Gustav Fisher.
- Maintz, T., *Digital and Medical Image Processing*, 2005, <http://www.cs.uu.nl/docs/vakken/ibv/reader/readerINFOIBV.pdf>, [Ziyaret Tarihi: 10 Ocak 2016].
- Marino, J. ve diğ erleri, 2005, Invariant computations in local cortical networks with balanced excitation and inhibition, *Nature Neuroscience*, 8, 194-201.

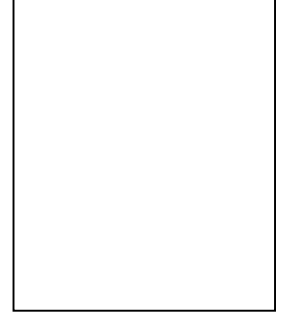
- Martinez, L. M. ve diğeri, 2005, Receptive field structure varies with layer in the primary visual cortex, *Nature Neuroscience*, 8, 372-279.
- Miller, K. D., Erwin, E. ve Kayser, A., 1999, Is the development of orientation selectivity instructed by activity?, *Journal of Neurobiology*, 41, 44-57.
- Miller, K. D., Pinto, D. J. ve Simons, D. J., 2001, Processing in layer 4 of the neocortical circuit: new insights from visual and somatosensory cortex, *Current Opinion in Neurobiology*, 11, 488-497.
- Monier, C. ve diğeri, 2003, Orientation and direction selectivity of synaptic inputs in visual cortical neurons: a diversity of combinations produces spike tuning, *Neuron*, 37, 663-680.
- Mountcastle, V. B., 1978, An organizing principle for cerebral function: the unit module and the distributed system, G. M. Edelman ve V. B. Mountcastle, *The Mindful Brain*, Cambridge, MA: MIT Press, 7-50.
- Movshon, J. A., Thompson, I. D. ve Tolhurst, D. J., 1978, Spatial and temporal contrast sensitivity on neurons in areas 17 and 18 of the cat's visual cortex, *Journal of Physiology*, 283, 101-120.
- Okajima, K., 2001, An Infomax-based Learning Rule That Generates Cells Similar to Visual Cortical Neurons, *Neural Networks*, 14, 1173-1180.
- Olshausen, B. A. ve Field, D. J., 1996, Emergence of Simple-Cell Receptive Field Properties by Learning A Sparse Code for Natural Images, *Nature*, 381, 607-608.
- Park, J. ve Sandberg, I. W., 1991, Universal approximation using radial-basis-function networks, *Neural Computation*, 3, 246-257.
- Pearson, K., 1892, *The grammar of science*, London: Scott.
- Petersen, C. C. H. ve Sakmann, B., 2000, The Excitatory Neuronal Network of Layer 4 Barrel Cortex, *Journal of Neuroscience*, 20, 7579-7586.
- Poggio, T., 1990, A Theory of How The Brain Might Work, *Cold Spring Harbor Symposium*, Cilt LV, 899-910.
- Poggio, T. ve A. H., 1993, AI memo 1404, *Sparse Observations On Cortical Mechanisms For Object Recognition And Learning*, Cambridge, MA: Artificial Intelligence Laboratory: MIT.
- Poggio, T. ve Bizzi, E., 2004, Generalization In Vision and Motor Control, *Nature*, 431, 768-774.
- Poggio, T. ve Edelman, S., 1990, A Network That Learns to Recognize Three-Dimensional Objects, *Nature*, 343, 263-266.

- Porter, J. T., Johnson, C. K. ve Agmon, A., 2001, Diverse types of interneurons generate thalamus-evoked feed-forward inhibition in the mouse barrel cortex, *Journal of Neuroscience*, 21, 2699-2710.
- Pouget, A. ve Sejnowski, T. J., 1997, Spatial Transformations in The Parietal Cortex Using Basis Functions, *Journal of Cognitive Neuroscience*, 9, 222-237.
- Rehn, M. ve Sommer, F. T., 2007, A Network That Uses Few Active Neurones To Code Visual Input Predicts The Diverse Shapes of Cortical Receptive Fields, *Journal of Computational Neuroscience*, 22, 135-146.
- Rockland, K. S. ve Pandya, D. N., 1979, Laminar Origins and Terminations of Cortical Connections of The Occipital Lobe in The Rhesus Monkey, *Brain Research*, 179, 3-20.
- Rose, D. ve Blakemore, C., 1974, An analysis of orientation selectivity in the cat's visual cortex, *Experimental Brain Research*, 20, 1-17.
- Schmolesky, M., 2016, *The Primary Visual Cortex* by Matthew Schmolesky, <http://webvision.med.utah.edu/book/part-ix-psychophysics-of-vision/the-primary-visual-cortex/>, [Ziyaret tarihi: 04 Ocak 2016].
- Schölkopf, B. ve Smola, A. J., 2002, *Learning with Kernels*, Cambridge, MA: MIT Press.
- Sclar, G. ve Freeman, R. D., 1982, Orientation selectivity in the cat's striate cortex is invariant with stimulus contrast, *Experimental Brain Research*, 46, 457-461.
- Shawe-Taylor, J. ve Cristianini, N., 2004, *Kernel Methods for Pattern Analysis*, Cambridge, MA: Cambridge University Press.
- Skottun, B. C. ve diğerleri, 1991, Classifying simple and complex cells on the basis of response modulation, *Vision Research*, 31, 1079-1086.
- Somers, D. C., B, N. S. ve M, S., 1995, An emergent model of orientation selectivity in cat visual cortical simple cells, *Journal of Neuroscience*, 15, 5448-5465.
- Stratford, K. J. ve diğerleri, 1996, Excitatory synaptic inputs to spiny stellate cells in cat visual cortex, *Nature*, 382, 258-261.
- Sun, Q. Q., Huguenard, J. R. ve Prince, D. A., 2006, Barrel cortex microcircuits: thalamocortical feedforward inhibition in spiny stellate cells is mediated by a small number of fast-spiking interneurons, *Journal of Neuroscience*, 2006, 1219-1230.
- Sur, M. ve Rubenstein, J. L. R., 2005, Patterning and plasticity of the cerebral cortex, *Science*, 310, 805-810.

- Swadlow, H. A., 2002, Thalamocortical control of feed-forward inhibition in awake somatosensory "barrel" cortex, *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, 357, 1717-1727.
- Tarczy-Hornoch, K., Martin, K. A. C., Stratford, K. J. ve Jack, J. J. B., 1999, Intracortical excitation of spiny neurons in layer 4 of cat striate cortex in vitro, *Cerebral Cortex*, 9, 833-843.
- Teich, A. F. ve Qian, N., 2006, Comparison among some models of orientation selectivity, *Journal of Neurophysiology*, 96, 404-419.
- The brain from top to bottom, 2016, *The Various Visual Cortices*, [http://thebrain.mcgill.ca/flash/a/a\\_02/a\\_02\\_cr/a\\_02\\_cr\\_vis/a\\_02\\_cr\\_vis.html](http://thebrain.mcgill.ca/flash/a/a_02/a_02_cr/a_02_cr_vis/a_02_cr_vis.html), [Ziyaret tarihi: 12 Ocak 2016].
- Torres, R. C., 2012, *What are retinal receptive fields?*, <https://project.inria.fr/keops/what-are-retinal-receptive-fields/>, [Ziyaret tarihi: 10 Ocak 2016].
- Troyer, T. W., Krukowski, A. E., J. P. N. ve D, M. K., 1998, Contrast-invariant orientation tuning in cat visual cortex; thalamocortical input tuning and correlation-based intracortical connectivity, *Journal of Neuroscience*, 18, 5908-5927.
- Vetter, T., Hurlbert, A. ve Poggio, T., 1995, View-based models of 3D object recognition: invariance to imaging transformations, *Cerebral Cortex*, 3, 261-269.
- Vidyasagar, T. R. ve Siguenza, J. A., 1985, Relationships between orientation tuning and spatial frequency of cat area 17, *Experimental Brain Research*, 57, 628-631.
- Wikipedia, 2016, *Receptive Field*, [https://en.wikipedia.org/wiki/Receptive\\_field](https://en.wikipedia.org/wiki/Receptive_field), [Ziyaret tarihi: 10 Ocak 2016].
- Whitney, M., 2002, *Tool for Coherent Motion Detection*, <http://www.anc.ed.ac.uk/cccp/cmd-cutdown/explanation.html>, [Ziyaret tarihi: 10 Ocak 2016].
- Wolberg, G., 1990, *Digital Image Warping*, Los Alamitos, CA: IEEE Computer Society Press.
- Zhu, X., Rogers, T. T. ve R, G. B., 2009, Human Rademacher complexity, *Advances in Neural Information Processing Systems*, 23, 2322-2330.



## ÖZGEÇMİŞ



### Kişisel Bilgiler

Adı Soyadı	Muhammed Erdem İsenkul
Uyruğu	T.C.
Doğum tarihi, Yeri	24/12/1987
Telefon	0212 473 70 70
E-mail	eisenkul@istanbul.edu.tr
Web adres	<a href="http://ce.istanbul.edu.tr">http://ce.istanbul.edu.tr</a>

### Eğitim

Derece	Kurum/Anabilim Dalı/Programı	Yılı
Doktora	İ.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü / Bilgisayar Mühendisliği/ Bilgisayar Mühendisliği Programı	2011-2016
Yüksek Lisans	İ.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü / Bilgisayar Mühendisliği/ Bilgisayar Mühendisliği Programı	2009-2011
Lisans	Fatih Üniversitesi / Bilgisayar Mühendisliği Bölümü (İngilizce)	2004-2009
Lise	Özel Fatih Fen Lisesi	2001-2004

## Makaleler / Bildiriler

### 1. SCI Kapsamında Değerlendirilen Uluslararası Hakemli Dergilerde Yayınlanan Makaleler

- a. Şakar B.E., İsenkul M.E., Şakar C.O., Sertbaş A., Gürgen F., Delil Ş., ve diğ., "Collection and Analysis of a Parkinson Speech Dataset With Multiple Types of Sound Recordings", IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, vol.17, pp.828-834, 2013

### 2. Uluslararası Bilimsel Toplantılarda Sunulan ve Bildiri Kitabında (Proceedings) Basılan Bildiriler

- a. İsenkul M.E., Şakar B.E., Kurşun O., "Improved Spiral Test using Digitized Graphics Tablet for Monitoring Parkinson's Disease", 2nd International Conference on E-Health and TeleMedicine (ICEHTM 2014), İSTANBUL, TÜRKİYE, 22-24 Mayıs 2014,
- b. Kurşun O., İlhan M., Çınar A., İsenkul M.E., Şakar C.O., Gürsoy A.E., ve diğ., "Analyzing Relations Among Measurements of Diabetic Neuropathy", International Conference on Applied Informatics for Health and Life Sciences (AIHLS), AYDIN, TÜRKİYE, 19-22 Ekim 2014, pp.114-115
- c. Çevik N., İsenkul M.E., Kurşun O., "Genetic Distance Measurements by Using rRNA and miRNA Sequences", International Conference on Applied Informatics for Health and Life Sciences (AIHLS), AYDIN, TÜRKİYE, 19 - 22 Ekim 2014, pp.137-138
- d. Kurşun O., Şakar B.E., İsenkul M.E., Şakar C.O., Gürgen F., Delil Ş., ve diğ., "Analysis of Effects of Parkinson's Disease on the Somatosensory System via CM-4 Tactile Stimulator", International Conference on Applied Informatics for Health and Life Sciences, İSTANBUL, TÜRKİYE, 9-13 Ekim 2013, pp.57-60
- e. Çokyılmaz M., Kalafat S., İsenkul M.E., Tse S.S.S.H., Sertbaş A., "Comparison Study of Particle Swarm Optimization and Differential Evolution Methods for Solving SAT Problem using nVidia CUDA Framework", 9th International Conference on Electronics, Computer and Computation (ICECCO 2012), Turgut Ozal University, ANKARA, TÜRKİYE, 1-3 Kasım 2012,

### 3. Ulusal Bilimsel Toplantılarda Sunulan ve Bildiri Kitabında Basılan Bildiriler

- a. İsenkul M.E., " Bilgisayar Aritmetik Tabanlı Hızlı Bölme Algoritmalarının Karşılaştırmalı Performans Analizi", Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU), 2016, ZONGULDAK, TÜRKİYE, 16-19 Mayıs 2016,
- b. İsenkul M.E., Kurşun O., Favorov O., "Multiview classification tests using cortical Layer-4 image representation", Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU), 2015, MALATYA, TÜRKİYE, 16-19 Mayıs 2015,
- c. İsenkul M.E., Kurşun O., Favorov O.V. , "Kortikal Katman-4 Gösterim Kapasitesinin Ölçülmesi için Sınama Yöntemleri", IEEE 22. Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı (SİU 2014), TRABZON, TÜRKİYE, 23 Nisan - 25 Mayıs 2014,
- d. İsenkul M.E., Erdoğdu B., Şakar O., Gümüş E., Delil Ş., Gürgen F., ve diğ., "Parkinson Hastalığının Ses Disfonilerinden Teşhisi için bir Ses Veritabanı Oluşturulması ve Örüntülerinin Kullanımı", Tıptekno'11 Tıp Teknolojileri Ulusal Kongresi, ANTALYA, TÜRKİYE, 13-16 Ekim 2011,

**4. Projeler**

- a. "Nöropatik Ölçüm Testleri için Çok Bakırlı Öznitelik Çıkarımı, Sınıflandırma ve Analiz Araçlarının Geliştirilmesi", TÜBİTAK Projesi, 114E178, Bursiyer, 2016
- b. "Makine Öğrenmesi Yöntemleriyle Kortikal Katman-4 İmge Gösteriminin Kapasitesinin Ölçülmesi", TÜBİTAK Projesi, Bursiyer, 114E071, 2016
- c. "Diş Hekimliği Uygulamalarında Görüntü İşleme Teknikleri", BAP Araştırma Projesi, 37275, Proje Ekibinde Üye, 2015
- d. "Parkinson Hastalığının Teşhisinde Ses ve El Yazısı Verilerini Toplamak ve Örüntülerini Tanımak için Bir Hasta Otomasyon Sistemi", BAP Araştırma Projesi, 11002, Araştırmacı, 2012

**5. Burslar**

- a. Doktora Yurtdışı Araştırma Bursu, Tinçel Vakfı Bursu, Haziran-Ağustos 2015
- b. 3001-Başlangıç Ar-Ge Projeleri Destekleme Programı Doktora Bursiyeri, TÜBİTAK, 2016
- c. 1001- Bilimsel ve Teknolojik Araştırma Projelerini Destekleme Programı Doktora Bursiyeri, 2016