

Title	アナログ/デジタル混在型システムによる網膜および 大脳一次視覚野V1の神経活動の再構築
Author(s)	長谷川, 潤
Citation	大阪大学, 2010, 博士論文
Version Type	VoR
URL	<a href="https://hdl.handle.net/11094/484">https://hdl.handle.net/11094/484</a>
rights	
Note	

*Osaka University Knowledge Archive : OUKA*

<https://ir.library.osaka-u.ac.jp/>

Osaka University

アナログ/デジタル混在型システムによる  
網膜および大脳一次視覚野 V 1 の神経活動の  
再構築

2010年

長谷川 潤



# 内容梗概

本論文は、筆者が大阪大学大学院工学研究科博士後期課程在学中に行ったアナログ/デジタル混在型ハードウェアシステムによる網膜および大脳一次視覚野V1の神経活動の再構築に関する研究をまとめたものであり、全8章から構成されている。

## 第1章 序論

本章では、これまで行われてきた生体視覚系の生理学、心理学研究が持つ問題点を指摘し、それと対比させて本論文の目的と意義を明らかにした。システムとしての生体視覚系の機能を理解するためには、実時間での細胞活動の再構築手法が必要であることを述べた。

## 第2章 神経回路模倣型アナログハードウェア

本章では、脊椎動物の網膜における種々の神経細胞とそれらが構成する神経回路に関して、これまでの知見を概説する。また、網膜で行われている視覚情報処理を包括的に理解するために提案された幾つかの網膜機能モデルと、生体模倣型ハードウェアによって神経活動の実時間再構築を目指した先行研究を紹介した。

## 第3章 網膜神経回路の計算モデル

本章では、脊椎動物の網膜が持つ情報処理様式の特徴を保ちつつ簡略化した網膜機能モデルを導入した。まず、網膜神経回路で本質的と思われる、神経細胞間の並列階層的な結合様式、持続性及び一過性の時間応答、さらに緩電位応答とスパイク応答について説明した後、電気回路モデルとして網膜の機能モデルを示した。

## 第4章 緩電位応答を模擬する網膜神経活動の再構築システム

本章では、第3章で導入した網膜機能モデルにおける、緩電位応答を示す神経細胞群の活動を実時間で再構成するシステムについて述べた。このシステムの特徴である、アナログ回路によるハードウェア処理とデジタルコンピュータによるソフトウェア処理を組み合わせた構成について説明し、網膜の持続性応答チャンネルおよび一過性



応答チャンネルの神経活動が効率的に計算できることを説明した。次いで、システムの動作を単純な視覚刺激と複雑な自然画像を提示することで検証した。この結果から、システムが 60 フレーム毎秒の動作速度で神経細胞の緩電位応答を再構成できることを明らかにした。

## 第 5 章 固視微動を模擬する網膜神経活動の再構築システム

本章では、固視微動下での網膜神経活動を実時間再構築について述べた。まず、固視微動を再現できるコンパクトな回路実装を示した。次いで、第 4 章で述べたシステムと組み合わせることで固視微動下での網膜神経活動の模擬が可能であることを示した。

## 第 6 章 スパイク応答を模擬する網膜神経活動の再構築システム

本章では、神経節細胞のスパイク応答を含めた網膜神経活動を模擬するシステムについて述べた。スパイク生成には確率的積分発火モデルを用い、高速化のために第 3 章から第 5 章までで述べたシステムの処理機能を一部簡略化してデジタル回路として実装したことを説明した。次いで、自然な画像の提示による検証を通じて、システムが 200 フレーム毎秒の動作速度で緩電位応答とスパイク応答の両者を同時に模擬できることを示した。

## 第 7 章 一次視覚野 V1 における神経活動の再構築システム

本章では、一次視覚野 V1 における両眼入力統合による両眼視差の検出に関する細胞の活動を実時間で再構築するシステムについて述べた。システムが、デジタル回路として実装された視差エネルギーモデルの模擬結果を基に、両眼カメラの輻輳開散運動の制御を行いながら、同時に奥行きを計算できることを示した。

## 第 8 章 結論

本章では、本研究で得られた結果を総括した。

# 目次

<b>第1章 序論</b>	<b>1</b>
1.1 背景	1
1.2 視覚系細胞の研究手法	1
1.3 実時間シミュレーションの必要性	2
1.4 ハードウェアを用いた構成論的アプローチ	3
1.5 研究の目的	3
<b>第2章 神経回路模倣型アナログハードウェア</b>	<b>5</b>
2.1 網膜の神経回路の構造	5
2.1.1 網膜の構造	5
2.1.2 外網膜神経回路	5
2.1.3 内網膜神経回路	7
2.2 網膜のアナログ回路モデル	7
2.2.1 抵抗回路網モデル	7
2.2.2 網膜処理経路モデル	11
2.3 生体模倣型ハードウェア	12
2.3.1 シリコン網膜	12
2.3.2 Zaghloul と Boahen によるアナログビジョンチップ	16
2.3.3 CNN-UM	18
<b>第3章 網膜神経回路の計算モデル</b>	<b>19</b>
3.1 緒言	19
3.2 網膜視覚情報処理の特徴	19
3.2.1 縦と横の情報処理	19
3.2.2 持続性応答と一過性応答	19
3.2.3 受容野周辺部の時間遅れ	20
3.2.4 一過性応答経路の非線型性	21
3.2.5 スパイク表現	22
3.3 簡略化された網膜モデル	23
3.3.1 外網膜	23
3.3.2 内網膜	23
3.4 結言	24

<b>第 4 章</b>	<b>緩電位応答を模擬する網膜神経活動の再構築システム</b>	<b>25</b>
4.1	緒言 . . . . .	25
4.2	システムの実装 . . . . .	25
4.2.1	ハードウェア構成 . . . . .	25
4.2.2	アナログ/デジタル混在型アーキテクチャによる網膜細胞活動 の再構築 . . . . .	26
4.2.3	外網膜細胞のインパルス応答 . . . . .	27
4.2.4	システムの処理フロー . . . . .	29
4.2.5	シリコン網膜の制御 . . . . .	29
4.2.6	双極細胞モデルの実装 . . . . .	29
4.2.7	アマクリン細胞モデルの実装 . . . . .	31
4.3	実験結果 . . . . .	33
4.3.1	スリット光に対する静的応答 . . . . .	33
4.3.2	Hermann 格子に対する静的応答 . . . . .	34
4.3.3	スポット光刺激に対する動的応答 . . . . .	35
4.3.4	グレーティングパターンに対する動的な応答 . . . . .	36
4.3.5	自然画像に対する動的な応答 . . . . .	37
4.4	考察 . . . . .	40
4.5	結言 . . . . .	42
<b>第 5 章</b>	<b>固視微動を模擬する網膜神経活動の再構築システム</b>	<b>43</b>
5.1	緒言 . . . . .	43
5.2	固視微動のハードウェア実装 . . . . .	43
5.2.1	固視微動の成分 . . . . .	43
5.2.2	画像フレームのシフト動作による固視微動再現 . . . . .	44
5.2.3	固視微動様乱数系列の生成回路 . . . . .	44
5.3	模擬された固視微動の特性 . . . . .	45
5.4	固視微動下における網膜神経活動の再構築 . . . . .	48
5.4.1	網膜細胞活動の実時間再構成システム . . . . .	48
5.4.2	静止した単純画像への応答 . . . . .	48
5.4.3	動きのある自然画像入力に対する応答 . . . . .	49
5.5	結言 . . . . .	50
<b>第 6 章</b>	<b>スパイク応答を模擬する網膜神経活動の再構築システム</b>	<b>51</b>
6.1	緒言 . . . . .	51
6.2	システム . . . . .	51
6.2.1	処理フロー . . . . .	53
6.2.2	シリコン網膜制御 . . . . .	54
6.2.3	中心周辺拮抗型受容野 . . . . .	55

6.2.4	周辺部の時間遅れ . . . . .	56
6.2.5	時間フィルタ処理 . . . . .	57
6.2.6	整流処理 . . . . .	58
6.2.7	内網膜時空間フィルタ処理 . . . . .	58
6.2.8	スパイク生成処理 . . . . .	61
6.2.9	システム制御パラメータまとめ . . . . .	63
6.3	実験結果 . . . . .	63
6.3.1	スポット光に対する応答 . . . . .	64
6.3.2	自然画像に対する応答 . . . . .	64
6.4	考察 . . . . .	65
6.4.1	同期システムと非同期システム . . . . .	68
6.4.2	階層的システムへの展望 . . . . .	68
6.4.3	人工視覚 . . . . .	68
6.5	結言 . . . . .	69
<b>第7章</b>	<b>一次視覚野 V 1 における神経活動の再構築システム</b>	<b>71</b>
7.1	緒言 . . . . .	71
7.2	網膜から一次視覚野への経路 . . . . .	71
7.3	生体視覚系 . . . . .	73
7.3.1	視覚系細胞ネットワークの構造 . . . . .	73
7.3.2	単純型細胞 . . . . .	74
7.3.3	複雑型細胞 . . . . .	77
7.3.4	両眼視差による奥行き知覚 . . . . .	78
7.3.5	両眼輻輳運動 . . . . .	79
7.4	一次視覚野神経活動の再構築システムのハードウェア実装 . . . . .	80
7.4.1	ハードウェア構成 . . . . .	80
7.4.2	システムの回路実装における設計思想 . . . . .	80
7.4.3	視差エネルギーの計算 . . . . .	81
7.4.4	視差マップの計算 . . . . .	82
7.4.5	両眼輻輳運動制御 . . . . .	83
7.5	システムの動作検証実験 . . . . .	84
7.5.1	両眼輻輳運動制御の動作検証 . . . . .	84
7.5.2	ランダムドットステレオグラムに対する動作検証 . . . . .	87
7.5.3	自然画像に対する動作検証 . . . . .	89
7.6	結言 . . . . .	91
<b>第8章</b>	<b>結論</b>	<b>92</b>
	<b>参考文献</b>	<b>93</b>

謝辭	99
研究業績	100

# 第1章 序論

## 1.1 背景

生物は様々な感覚器を通して外界の情報を取り入れ、瞬時に行動を起こすことで自然界に適応してきた。中でも視覚は、外界の空間的な情報を一度に受容することができるため、自己が置かれた状況を効率的に把握し適切な行動を選択する上での重要な感覚情報となる。しかし生体はその神経回路を利用して自然に行っている視覚情報処理はまた、現代の工学技術が最も苦手としている処理でもある。その理由の一部は現在主流であるノイマン型デジタル計算機のアーキテクチャが生体の神経回路のもつアーキテクチャと大きく異なっていることにある。ノイマン型デジタル計算機は、単一の中央演算ユニットがメモリから読み込んだデータと演算命令を逐次実行することを基本原理としており、その汎用性の高さから、デジタル回路の製造の経済性とあいまって大きく発展してきた。しかし、生体の神経回路が行っている計算は、並列型処理を基本としている。本来、空間的に拡がりを持った情報である視覚情報は並列型処理に向いており、このことが生体システムが様々な形で視覚機能を実現している一方、ノイマン型デジタル計算機による効率的な視覚情報処理の発展が立ち遅れている現状の遠因となっている。生体視覚系の神経回路が行っている視覚計算の原理を明らかにすることができれば、その工学的な応用範囲は計り知れない。

## 1.2 視覚系細胞の研究手法

生体視覚系を理解するためには様々な研究手法がある。手法の一つに生理学実験がある。網膜を起点として大脳視覚中枢に続く視覚系神経回路の構成要素である神経細胞の振舞いが、生理学実験手法によって研究されてきた。発生学的には脳の一部である網膜は、光を受容し電気信号へ変換するだけでなく視覚情報処理の機能も併せ持った神経組織である [1]。剥離した網膜に光パターンを照射することによって生じる、網膜神経細胞の膜電位の変化を微小電極によって測定することで、光刺激に対する各種網膜細胞の時空間応答特性が調べられてきた。また、麻酔下にある動物の大脳視覚野の脳表から電極を挿入した状態で光刺激を提示することで、視覚野神経細胞についても応答特性が調べられている [2]。これらの生理学実験の結果をもとにして、視覚系神経回路を構成する様々な神経細胞のモデルが提案されている。しかし、生理学実験においては、同時に活動を記録できる細胞の数は非常に限られている上に、通常入力される光刺激には、スポットやスリット、グレーティングといった単純なパターンが

用いられる．そのような単純な入出力特性から推測された応答モデルに対する視覚機能上の解釈が，時空間的にはるかに複雑な実際の視環境においても有効であるとは限らない．剥離された網膜や麻酔科にある動物の脳細胞等，自然な活動下でない細胞から得られるデータということを考えても，自然な条件下で視覚機能が推測通りに発現するかどうかを検証する必要がある．

心理学的手法を用いた研究からは，視覚系全体をブラックボックスと見なしたときの入出力特性や限界性能に関する知見が得られる．また，計算論的研究では，解くべき視覚情報処理の問題自体の性質を分析することによって，原理的にその問題を解くことができるアルゴリズム全般について理論的に検討することができる [3]．これら心理学的手法や計算論的手法は，間接的にはあるが視覚系が採用している視覚情報処理アルゴリズムに関する知見を引き出すことができるため，視覚系の情報処理の理解に対して数多くの貢献をしてきた．しかしながら，視覚系をブラックボックスと見なすこれらの手法では，視覚系の内部で行われている情報処理の詳細を直接調べることはできない．

視覚系内部のミクロなメカニズムに関する知見と，視覚系全体としての特性に関する知見の橋渡しをする中間的なスケールの研究アプローチとしては現時点ではシミュレーションが最も有効な手法である．作業仮説として与えられた特定の細胞モデルや神経回路モデルのマクロな振舞いを知るために，二次元的に広がった視覚細胞のニューラルイメージを機能単位として捉え，その振舞いを模擬することは，生体における視覚系神経回路の計算原理について議論するための実際的な方法であると考えられる．

### 1.3 実時間シミュレーションの必要性

網膜に投影された二次元情報から外界の三次元空間の情報を得る視覚情報処理上の問題は基本的に，一意に決まる解を持たない，いわゆる不良設定問題となることが知られている [4]．しかし，視覚の主体が必要に応じて環境内を移動することで，視覚情報処理上の不良設定問題が良設定問題に変わり得ることが Aloimonos らによって指摘されている [5]．これは我々が日常良く経験していることで生体にとっては自然な状況であると思われる．一般に，外界の情報を取得するために，より多くの情報が得られるように視覚系は能動的に変化する．眼球運動や体の移動，視覚系の内部のあらゆる階層で起きる順応等は，常に新しい情報を得ようとする能動的な生体視覚系の働きと見ることができる．以上の理由から，生体視覚シミュレーション手法が備えていなければならない要件の内，最も重要で基本的なものは，実時間性であると思われる．外界からの視覚情報を受動的に受け取るだけであれば，視覚情報の記録をとってゆっくりとオフラインシミュレーションを行うこともできるが，例えば視覚系自体がより情報を得やすい位置に移動する状況を考えたときには，あらゆる位置から見た外界の光景を記録しなければならず，現実的でなくなってしまう．外界との相互作用を行い

つつ視覚計算を行うシステムとして生体視覚系を捉えた場合、実時間性が必須の要件となる。さらに、視覚系シミュレーションシステムが小型で低消費電力であれば、ロボットに搭載する等、外界を移動する動的な実験系の構築が容易になる他、工学応用への自由度も大きくなるためさらに望ましい。

## 1.4 ハードウェアを用いた構成論的アプローチ

一般に、相互作用が複雑で本質が捉えがたいシステムを理解するために、同様の構造を持つ人工システムをハードウェアとして実際に構築し、動作を検証しながらシステムの本質を理解しようとする方法論を構成論的手法と呼ぶが、生体視覚系に関してもこの構成論的なアプローチが様々な形で試みられてきた。Mead が網膜の構造を模したアナログ回路を示して以来 [6, 7]、精力的に行われてきた、網膜神経細胞とそのネットワーク回路の構造を出来る限り忠実にシリコン上に再現しようとする研究は、生体視覚の理解と工学的応用の立場の両者において意義深い、様々な生体模倣型アナログビジョンチップを生み出してきた [8, 9, 10, 11, 12](その他総説として [13, 14])。アナログ集積回路を利用したこれらのビジョンチップは総じて小型で低消費電力のものが多く、上に述べたロボット搭載への親和性も高い。

また、Chua らの発案した汎用型のアナログ並列計算機 Cellular Neural Network - Universal Machine (CNN-UM) を利用することで、Bálya と Roska は網膜神経細胞の模擬を行った [15]。

さらに、生体視覚系の機能を理解するために、個々の神経細胞の詳細にはこだわらず、ある程度抽象化された計算論モデルをハードウェア上に再現する立場をとった研究としては、Shi らによるカスタム DSP(digital signal processor) ボードを用いた大脳一次視覚野 V1(以下、一次視覚野とする)の模擬システム [16] や、Shimonomura らによるアナログ回路とデジタル回路を組み合わせた一次視覚野模擬システム [17, 18]、複数のアナログ回路システムを階層的に接続したシステム [19] 等が挙げられる。

生体の神経回路の視覚計算をどの程度抽象化するかについては各研究毎に立場が異なり、それぞれに実装上の制限はあるものの、生体視覚系を理解するためハードウェアによる構成論的アプローチは、これまでに一定の成果をあげてきている。

## 1.5 研究の目的

本章では、生体視覚系の神経回路が効率的に実行している視覚情報処理を理解するために、神経細胞活動を実時間で模擬することの重要性について論じた。また、ハードウェアによる構成論的な手法が、生体視覚系の本質を理解する上で有効であることについても述べた。本研究の目的は、生体視覚系の神経活動のニューラルイメージを実時間で模擬できるハードウェアシステムを構築することである。本論文においては、生体視覚系の模擬に適したアーキテクチャとして、アナログ回路とデジタル回路をバ



ランス良く組み合わせた，アナログ／デジタル混在型アーキテクチャを提案する．このアーキテクチャが，生体視覚系の模擬に適していることを示すために，網膜と一次視覚野の模擬システムを構築した．第2章から第6章までは網膜細胞活動の再構築について，第7章では一次視覚野の神経細胞活動の再構築について述べ，第8章で本研究の結果を総括する．

# 第2章 神経回路模倣型アナログハードウェア

## 2.1 網膜の神経回路の構造

### 2.1.1 網膜の構造

網膜は生体視覚系における視覚情報処理が最初に行われる神経組織であり [1], 眼球の底部を覆う  $200\mu\text{m}$  程度の厚みを持ったほぼ透明な組織である. 瞳孔を通して眼球内部に入射した光は角膜, 水晶体から成るレンズ系によって網膜上に結像するが, 網膜は光強度を電気信号に変換した後, 視神経を通じて脳に視覚情報を送る. 脊椎動物の網膜を構成する神経細胞は5種類に大別される. 即ち, 視細胞 (Photoreceptor), 水平細胞 (Horizontal cell), 双極細胞 (Bipolar cell), アマクリン細胞 (Amacrine cell), 神経節細胞 (Ganglion cell) である. 図 2.1 に網膜の構造を模式的に示した. 図の下側は光が入射する眼球の内面を示している. 網膜は階層構造を持ち, 視細胞から神経節細胞に向かって処理が進む. 視細胞から双極細胞までを外網膜, 双極細胞から神経節細胞までを内網膜と呼ぶ. 以下, 各種神経細胞とそれらが構成する神経回路について概説する. 詳細は [1, 20] を参照のこと.

### 2.1.2 外網膜神経回路

本節では, 視細胞 (錐体細胞, 桿体細胞), 水平細胞, 双極細胞が形成する外網膜神経回路とその振舞いについてこれまでに知られていることを述べる.

網膜に入射した光は, 視細胞の外節部に含まれる視物質の活性化から始まる一連の連鎖反応を引き起こし, 最終的に視細胞の膜電位を変化させる. 脊椎動物の網膜ではこの膜電位変化は光強度が強くなるに従い過分極方向への変化となることが知られている. この膜電位は照射する光の強度に応じてその振幅が連続的に変化する (以下, 緩電位応答と呼ぶ). また, 光の変化に対する膜電位の応答は持続的であり, 光の強度を一定にすれば膜電位も一定値を保つ. 脊椎動物の視細胞は高い光感度を持つ桿体細胞と比較的低感度の錐体細胞に分けられる. 暗所においては高感度の桿体細胞が支配的に働くが, 明所においては桿体細胞の応答は飽和し低感度の錐体細胞の働きが支配的となる.

双極細胞は視細胞から直接の入力を受ける2次ニューロンであり, 外網膜からの出力を内網膜に伝達する唯一の細胞である. 双極細胞の膜電位は視細胞と同様に持続性

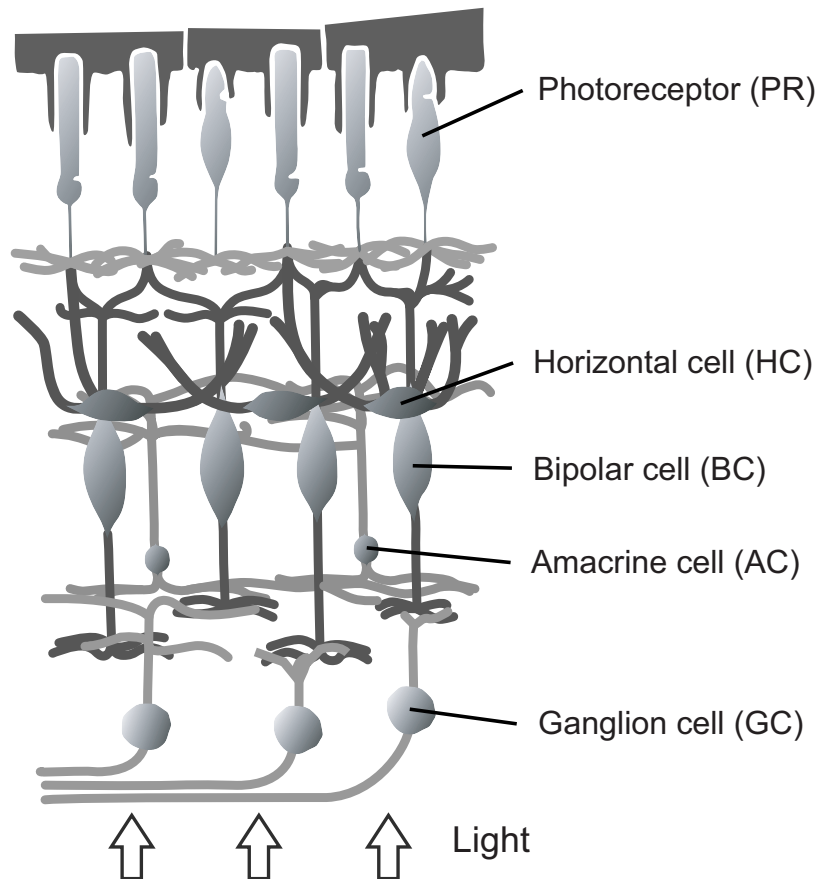


図 2.1: 脊椎動物の網膜の構造を示す模式図. 網膜を構成する神経細胞は, 視細胞 (Photoreceptor), 水平細胞 (Horizontal cell), 双極細胞 (Bipolar cell), アマクリン細胞 (Amacrine cell), 神経節細胞 (Ganglion cell) の5種類に大別される. 図の下側が外界からの光が入射する眼球の内側に対応する.

緩電位応答を呈する. 明所視で主に機能する錐体細胞からの出力を受ける双極細胞にはその応答の極性が異なる二種類のサブタイプがあり, 一方は光照射に対して膜電位が脱分極し, 他方は過分極する. これらの双極細胞はそれぞれ, On 中心型双極細胞および Off 中心型双極細胞と呼ばれ, 網膜は視覚入力 of 明部と暗部それぞれに対して同時並列的に働く二種類の処理経路を構成している. ちなみに暗所視で主に働く桿体細胞から入力を受ける桿体双極細胞は On 中心型のみであり [21, 22, 23], 暗所においては明部の視覚情報のみを利用する. 上述の膜電位応答は, 細胞の中心位置にだけ局所的に光照射したときに見られ, 少し位置をずらした近傍への光照射に対しては, 膜電位は逆方向に変化する. つまり On 中心型双極細胞では, 細胞中心に光照射したときには膜電位に脱分極が生じるが, その近傍部にのみ照射した場合は過分極が生じる. Off 中心型では, 細胞中心への照射に対して過分極, 近傍部では脱分極が生じる. 一般に視覚系の神経細胞について, 光刺激が膜電位に変化を起し得る空間的な領域を空間受容野 (Spatial Receptive field) と呼ぶ. 双極細胞の場合, 受容野は中心の円形

領域とその周辺の円環状の領域に分けられ、両者で膜電位に与える影響は正負が反対となる。この受容野は中心周辺拮抗型受容野と呼ばれる。

水平細胞は、双極細胞と同様に視細胞から直接のシナプス入力を受ける2次ニューロンであり、水平細胞は樹状突起の拡がりに応じて近傍にある多数の視細胞から直接の入力を受ける。また、隣接した水平細胞同士は、ギャップ結合 (gap-junction) と呼ばれる電気シナプスを介して電氣的に結合している。そのため自身の樹状突起から離れた位置の入力の影響も、隣接水平細胞からの電流拡散を通じて受ける。これらの理由で、水平細胞は単一の水平細胞のサイズを超えた大きな受容野を持つ [24]。水平細胞はシナプス結合を介して抑制性信号の伝達を行うことができ、これが双極細胞の受容野における抑制性周辺部の形成する。ただし、水平細胞から双極細胞への抑制伝達には2種類の経路が考えられる。すなわち視細胞への抑制的結合を通じて間接的に抑制する経路 [25] と、水平細胞から双極細胞への直接的な抑制経路である。実際の網膜では、これら二種類の経路による抑制が両方作用していると考えられている。

### 2.1.3 内網膜神経回路

外網膜神経回路で処理された情報は、出力細胞である双極細胞から、アマクリン細胞および神経節細胞へと送られる。内網膜では、双極細胞、アマクリン細胞、神経節細胞が複雑な神経回路を構成している。神経節細胞は網膜での視覚情報処理の最終出力層に相当し、その軸索は視神経と呼ばれ、大脳の視覚中枢に向かって長く伸びている。神経節細胞は、スパイクと呼ばれる鋭いピークを持つ急速な電位変化を発生する。双極細胞から神経節細胞へは興奮性のシナプス結合が見られ、双極細胞の膜電位が脱分極側に変化するとシナプス電流が増加し、神経節細胞からスパイクが発生する。神経節細胞へのシナプス電流が増えるに従って、スパイクの発生頻度は高くなる。

アマクリン細胞には多くのサブタイプがあり、様々な視覚機能を担っていると考えられているが、一般に広い受容野を持ち、光変化に対し一過性時間応答を呈する。神経節細胞にも広い受容野と一過性時間応答を持つサブタイプがあり、例えばネコ網膜のY細胞がそれに相当する。

## 2.2 網膜のアナログ回路モデル

### 2.2.1 抵抗回路網モデル

脊椎動物の外網膜神経回路の構造は、生理学的、形態学的知見に基づき図2.2のような抵抗回路網として表すことができる [26, 27]。

視細胞の細胞体は膜インピーダンス  $Z_{m1}(s)$  により表す。但し、 $s = j\omega$  ( $j = \sqrt{-1}$ ,  $\omega$  は周波数) である。視細胞は、光信号を光電流  $I_k(s)$  へと変換する。ここで添字  $k$  はピクセルの位置を示す。隣接する細胞同士は電気シナプス (抵抗  $R_{s1}$ ) により弱く

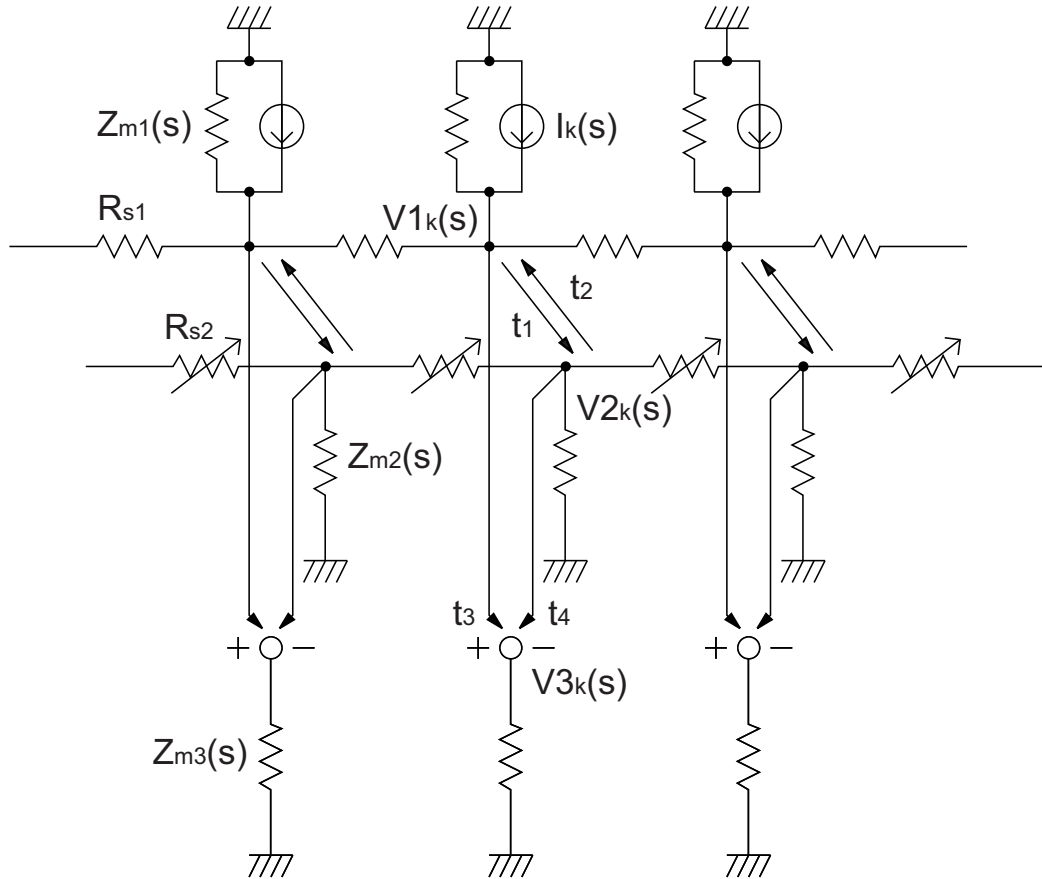


図 2.2: 外網膜神経回路の抵抗回路網モデル. 図は一次元モデルを示している. 視細胞は光強度に応じた電流を供給する電流源とモデル化されている. 詳細は本文を参照.

結合しており, その受容野は視細胞自身の大きさをやや上回る程度である [28]. 視細胞の応答電位は図中  $V1_k(s)$  で示した.

水平細胞の細胞体は膜インピーダンス  $Z_{m2}(s)$  により表す. 水平細胞は, 視細胞から化学シナプス入力を受け, また, 逆に視細胞へ抑制性の化学シナプス入力を与える. それぞれの化学シナプス入力の強度を図中では  $t_1$  と  $t_2$  で表す. これらは化学シナプスをトランスコンダクタンスと見立てた時のコンダクタンスにあたる. 隣接する水平細胞同士は電気シナプス (抵抗  $R_{s2}$ ) により強く結合しているために, 水平細胞の受容野は時として網膜全体に及ぶこともある [24]. 水平細胞の応答電位は, 図中  $V2_k(s)$  で示した.

双極細胞は, 視細胞からは興奮性のシナプス入力  $t_3$  を, 水平細胞からは抑制性のシナプス入力  $t_4$  を受け取る. その結果双極細胞の出力は視細胞出力と水平細胞の差に比例したものとなる [29]. 双極細胞の細胞体は膜インピーダンス  $Z_{m3}(s)$  により表す.

水平細胞間の電気シナプスの抵抗値は, 遠心性の信号により制御されており, 水平細胞の受容野の大きさは網膜の順応状態に応じて可変となっている [30, 31]. このこ

とは双極細胞の受容野も、遠心性の信号により制御されていることを意味する。

網膜には時間および電位依存性の様々な非線形性があることが生理学的実験により示されている。しかし、入力する光強度が生理学的な範囲であるとき網膜細胞の膜特性は適当なインピーダンスにより線型近似的に表現できる [26]。さらに、回路への入力  $I_k(s)$  を直流とし、回路の応答が定常値に達したときの応答の空間分布のみを考えると、膜インピーダンス  $Z_{m1}(s)$ ,  $Z_{m2}(s)$ ,  $Z_{m3}(s)$  はそれぞれ純抵抗  $R_{m1}$ ,  $R_{m2}$ ,  $R_{m3}$  に置き換えられる。

さらに、後述するシリコン網膜の設計にあたり、上記の神経回路モデルに以下のような条件が加えられ、簡単化されている [32]。

1. 電流入力型のモデルを電圧入力型にする。つまり、等価電圧源の定理より電流源  $I_k$  と抵抗  $R_{m1}$  の並列回路を、電圧源  $V_k$  と抵抗  $R_{m1}$  の直列回路とする。このときの入力電圧  $V_k$  は、 $V_k = I_k R_{m1}$  と表される。
2. 水平細胞からの抑制性のフィードバックは考えない。すなわち、 $t_2 = 0$  とする。
3. 網膜全体に一樣な光が照射されたとき、微小電極を用いた細胞内記録によれば、日常経験する生理学的な範囲の光強度に対する定常応答振幅は、視細胞と水平細胞においてほぼ等しい。これよりシナプス重み係数  $t_1$  は、 $t_1 = 1/R_{m2}$  のように  $R_{m2}$  の逆数と見積もることができる。従って、電圧入力型のモデルにした場合の2層目（水平細胞層）への入力電圧は  $V_{1k}$  となり、視細胞の応答電位がそのまま入力される。
4. 視細胞、水平細胞から双極細胞への電圧による結合加重を1とする。つまり、 $t_3 R_{m3} = -t_4 R_{m3} = 1$  である。従って、双極細胞の応答電位は、次のように視細胞と水平細胞の応答電位の単純な差となる。

$$(\text{双極細胞の応答電位}) = (\text{視細胞の応答電位}) - (\text{水平細胞の応答電位})$$

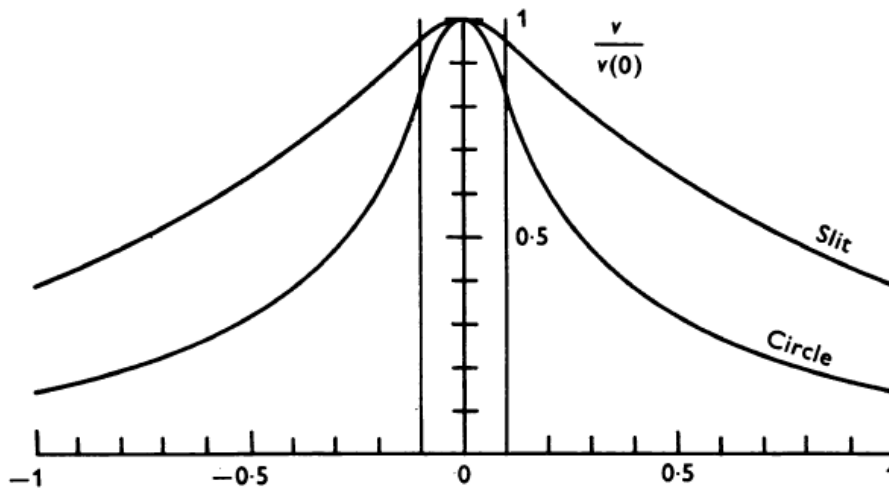
電氣的に結合した細胞群をシンチシウムと呼ぶが、その過渡応答は膜インピーダンス  $Z_m(s)$  に容量成分を加えることでモデル化される (シンチシウムモデル) [33]。

単層の抵抗回路網の応答に関しては、その連続体極限に対する応答の収束解が解析的に得られている [24, 34]。その結果によると、スリット入力および円形入力に対する応答波形は、それぞれ式 2.1 および式 2.2 となる。スリット入力に対してはスリット中心からの距離に応じて指数関数的に応答が減衰する。また、円形入力に対しては、中心からの距離に応じて Bessel 関数に従って応答が減衰する。

$$v(x) = \begin{cases} E \left\{ 1 - \exp\left(-\frac{a}{\lambda}\right) \cosh\left(\frac{x}{\lambda}\right) \right\}, & (|x| \leq a), \\ E \sinh\left(\frac{a}{\lambda}\right) \exp\left(-\frac{|x|}{\lambda}\right), & (|x| \geq a). \end{cases} \quad (2.1)$$

$$v(r) = \begin{cases} E \left\{ 1 - \frac{a}{\lambda} K_1\left(\frac{a}{\lambda}\right) I_0\left(\frac{r}{\lambda}\right) \right\}, & (r \leq a), \\ E \frac{a}{\lambda} I_1\left(\frac{a}{\lambda}\right) K_0\left(\frac{r}{\lambda}\right), & (r \geq a). \end{cases} \quad (2.2)$$

ここで、 $v(x)$ 、 $v(r)$ は、スリット中心からの距離 $x$ 、スポット中心からの距離 $r$ における電位である。スリットの幅を $2a$ とし、スポットの半径を $a$ とする。 $\lambda$ は抵抗シート抵抗特性(漏れ抵抗 $R_m$ 、膜内抵抗 $R_s$ )から決まる長さ定数である( $\lambda^2 = R_m/R_s$ )。図2.3に、スリット入力および円形入力に対する応答波形を示す。



**図 2.3:** 抵抗シートのスリットおよび円形入力に対する応答波形。横軸 ( $x/\lambda$  または  $r/\lambda$ ) は中心位置からの距離を長さ定数  $\lambda$  で割った値を示す。縦軸は、式 2.1 および式 2.2 で計算された結果を規格化して表示している。刺激のサイズ  $a = 0.1\lambda$  が縦線で示されている。[34] より。

このような電気的結合度の異なる二層の抵抗回路網上の電圧分布の差を出力として得る回路モデルの空間フィルタ特性は、ラプラスian-ガウシアン ( $\nabla^2 G$ ) をよく近似することが知られている [27]。  $\nabla^2 G$  フィルタは、入力画像に対して平滑化及び輪郭強調を行う機能を持つ、自然画像の前処理に適した空間フィルタである [3]。

## 2.2.2 網膜処理経路モデル

Werblin と Dowling は光照射に対する mudpuppy 網膜神経細胞の応答を電気生理学的手法を用いて測定し、その結果に基づいて、網膜内部の神経回路に関する仮説を立てた [35]。彼らの提案した網膜モデルを図 2.4 に示す。このモデルでは、双極細胞の応答が視細胞応答から水平細胞を差し引いたものであるとしている（直接的な経路による抑制）。双極細胞が持続性応答型の神経節細胞の応答に対応すること。アマクリン細胞の応答が双極細胞応答に負帰還として返され、結果として双極細胞の時間微分がアマクリン細胞の応答となり、それが一過性応答型の神経節細胞に連絡している。

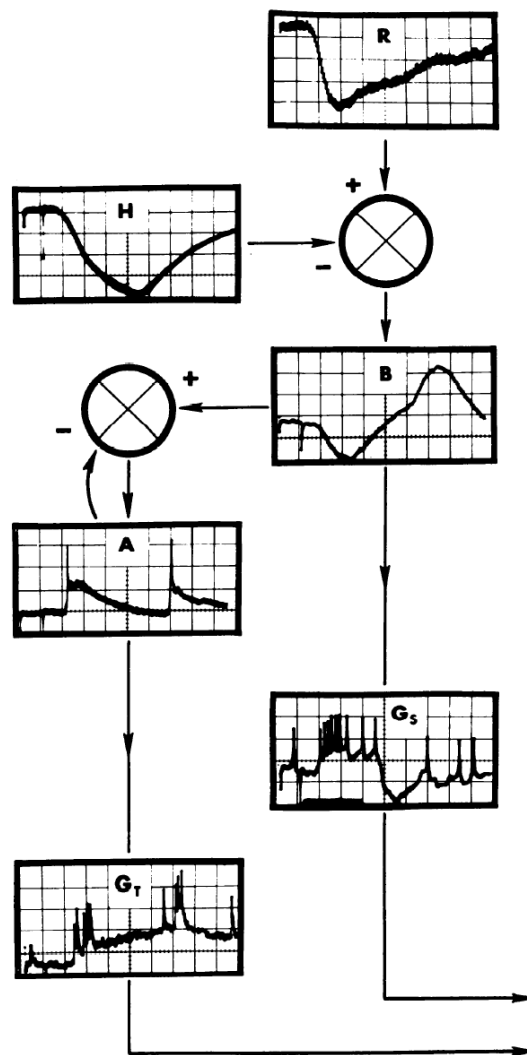


図 2.4: Werblin と Dowling による網膜神経回路による視覚情報処理モデル。各プロットが、光受容細胞 (R)、水平細胞 (H)、双極細胞 (B)、アマクリン細胞 (A)、持続応答性神経節細胞 ( $G_S$ )、一過応答性神経節細胞 ( $G_T$ ) それぞれの光照射に対する典型的な膜電位の時間変化を示すと同時に、計算処理の流れを示している。[35] より。



## 2.3 生体模倣型ハードウェア

### 2.3.1 シリコン網膜

シリコン網膜は、前節で述べた外網膜の抵抗回路網モデルを模倣して、Kamedaらによって開発された集積回路である [32, 10]. この集積回路はその後改良され、ニューラルイメージ社 [36] によって製品化された (“ASPECTUS-U”). 本研究ではこのシリコン網膜チップを使用する. 以下にチップの内部構成と動作原理を説明する.

シリコン網膜チップの回路構成を図 2.5(a) に示す. 受光部 (フォトダイオード: 図中 PD) と処理回路からなる画素回路が, 水平および垂直方向に  $128 \times 128$  画素分並べられている. 各画素は, 受光面が正方格子上に配置されるように並べられている (Kameda らのチップでは  $40 \times 46$  画素が六方格子上に配置されていた [10]). チップ出力は, 垂直方向, 水平方向それぞれに用意されたシフトレジスタからのデータ信号により, 一画素ずつ出力線 (図中 out) に接続され, 順に読み出される.

シリコン網膜の一画素分の回路構造を図 2.5(b) に示す. 光センサ部は, フォトダイオード (PD) の寄生容量成分を利用する電荷蓄積型の光センサを採用している. この光センサ部の動作のタイミングチャートを, 図 2.6 に示す. まず, nMOSFET スイッチ (Sp) を ON することで, PD に逆バイアスを印加し, その寄生容量を充電する. これを光センサ部のリセット動作 (Reset) と呼ぶ. その後, Sp を OFF し, PD に光が当たると, その強度に応じて寄生容量に蓄えられた電荷が放電し, PD の電位が降下する. この電位降下の大きさが光センサ出力 (Photosensor output) となる.

リセット動作を終えてから, 光センサ出力値が確定するまでの時間を蓄積時間 (Accumulation time) と呼ぶ. この蓄積時間を長くすることで, 光強度が弱い場合でも, 出力ゲインを大きくすることができる. 出力ゲインが高いこの方式を採用することにより, 日常の自然照明下におけるような, 照度の低い環境においても十分な感度が得られる. 光センサの出力電圧は, 二つの pMOSFET で構成されたソースフォロア回路を介して処理回路へと出力される.

一層目の抵抗回路網 ( $R_{s1}$ ) は, 近傍 6 画素と接続され, 光センサの出力を空間的に平滑化する. 続いて, 固定パターンノイズ [37] をキャンセルする機能をもったノイズ補償バッファ (Nbuf) [38] を介し, 二層目の抵抗回路網 ( $R_{s2}$ ) でさらに平滑化される. 出力段のノイズ補償バッファには, 一層目, 二層目それぞれの抵抗回路網のノードの値がスイッチで切り替えられて入力される. ノイズ補償バッファには時間差分をとる機能があるので, 順に入力された電圧の差を出力する事が出来る. ここで, 一層目出力と二層目出力の差をとる事で輪郭強調出力が, 連続 2 フレームにおける一層目出力の差をとる事でフレーム間差分出力が得られる.

一層目および二層目の抵抗回路網は, MOS 抵抗器により構成されており, 外部から印加するバイアス電圧 ( $V_{rs1}$ ,  $V_{rs2}$ ) によって, その抵抗値を変えることができる.

ノイズ補償バッファの動作について, 簡単に説明を行う (動作の詳細は [10] 参照). ノイズ補償バッファでは, 図 2.7(a) の SW1, SW2 を, 図 2.7(b) に示すように制御す

る事により，リセット時刻 ( $t_{\text{res}}$ ) における入力電圧 ( $v_{\text{in}}$ ) と，リセット後の任意のデータ取得時刻 ( $t_{\text{acq}}$ ) における入力電圧の差に応じた電圧が出力される．出力電圧  $v_{\text{out}}$  は，以下の式で表される．

$$v_{\text{out}}(t_{\text{acq}}) = -\frac{C_1}{C_2}(v_{\text{in}}(t_{\text{acq}}) - v_{\text{in}}(t_{\text{res}})) + V_{\text{ref}}$$

このノイズ補償バッファの動作では，トランジスタのミスマッチによるオフセット電圧がキャンセルされる．このため，出力電圧における固定パターンノイズは5 mV以下となる [10]．また，光ショットノイズを始めとしたランダムノイズ [37] の影響も5 mV以下である．通常の入力条件では，数100 mVの電圧範囲で使用できるため，ノイズは数%のオーダーとなり，大きな問題とはならない．

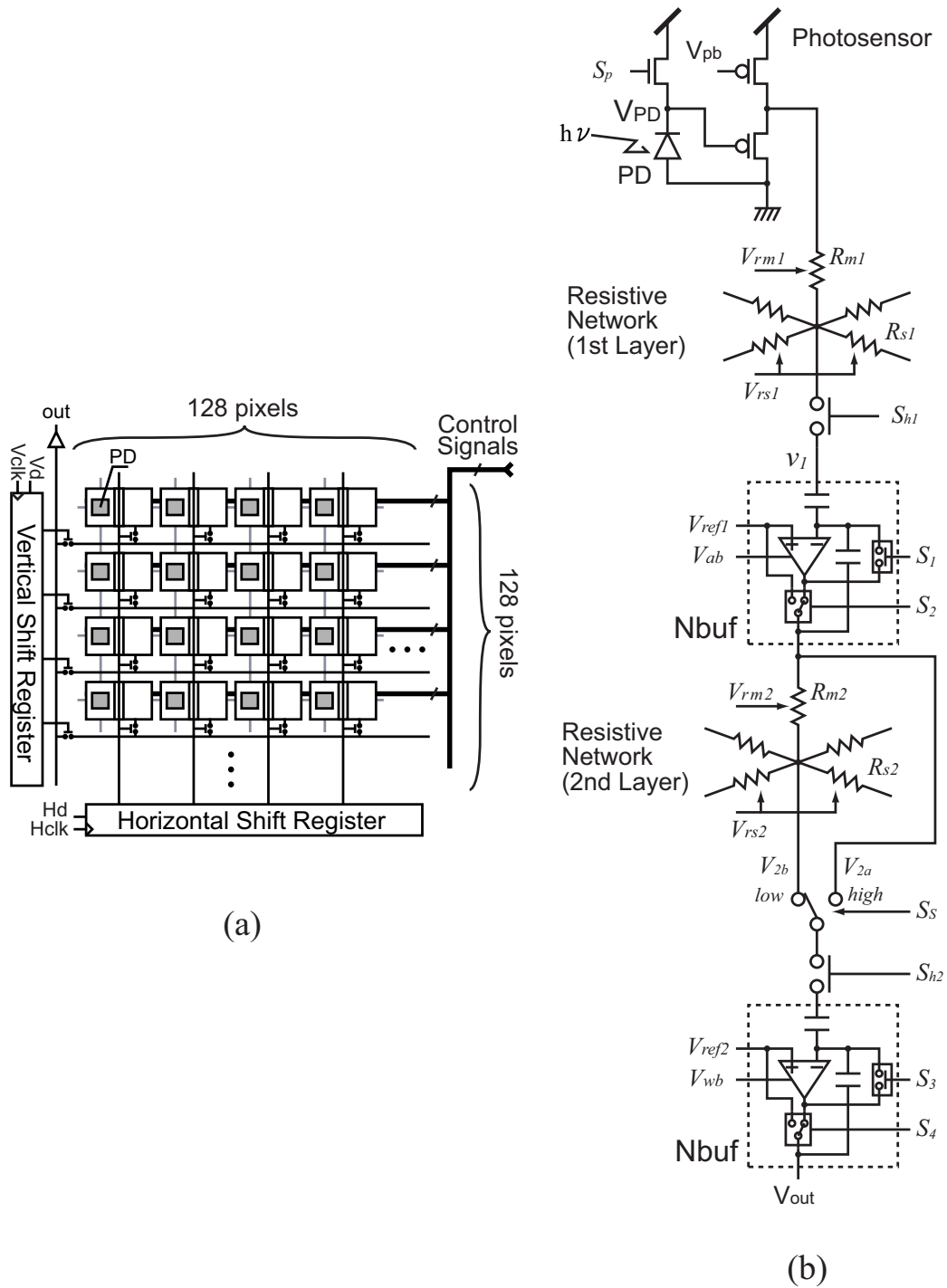


図 2.5: シリコン網膜の回路構成を模式的に示している。(a) チップ全体の回路構成. 128 × 128 に配列したフォトダイオード (PD) を制御信号 (Control Signals) によって制御される. 水平, 垂直方向のシフトレジスタ (Horizontal/Vertical Shift Register) の出力が読み出し出力線 ( $out$ ) へのフォトダイオードの接続状態を制御している.(b) 一画素分の回路構成. 光センサ回路 (Photodiode) からの出力電圧は 2 層の抵抗回路網 (Resistive Network) とノイズ補償バッファ (Nbuf) を介して出力される. 詳細は本文を参照.

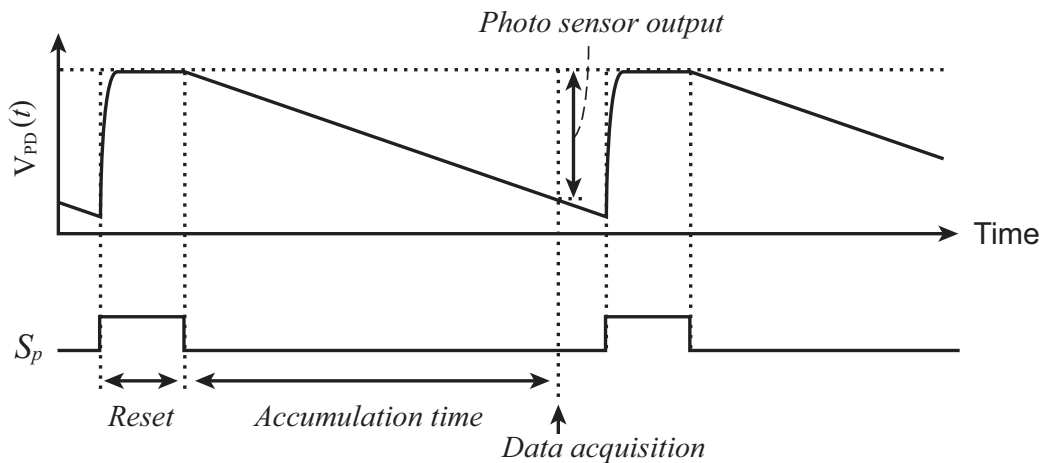


図 2.6: 光センサ部の動作のタイミングチャート. 上部のグラフはフォトダイオード PD 両端の電位差を示しており,  $S_p$  を on すること (図中の *Reset*) によって, PD の容量は充電される. この容量の電荷は *Reset* 後, PD に入射する光の強さに応じて光電流として放電する. データ取得 (*Data acquisition*) 時間までに低下した電位が光センサ出力 (*Photo sensor output*) となり, *Reset* からデータ取得までの時間を蓄積時間 (*Accumulation time*) と呼ぶ.

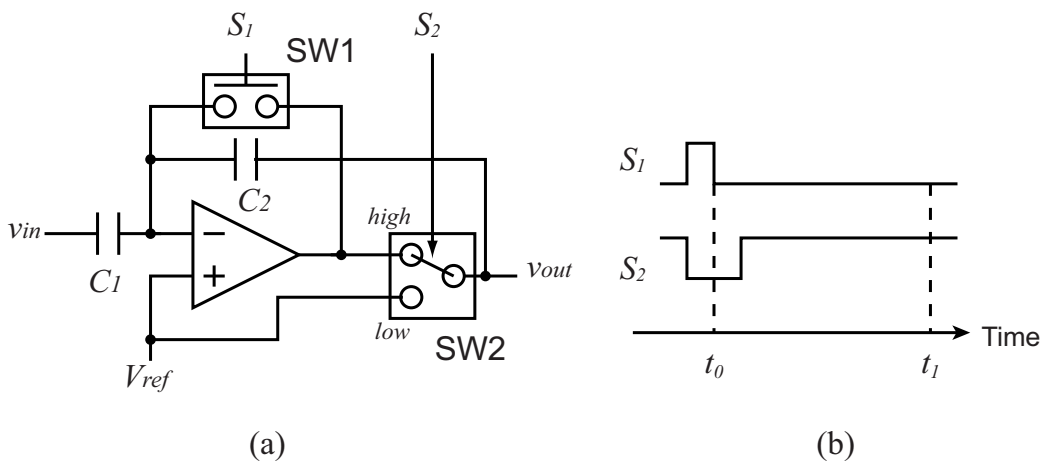
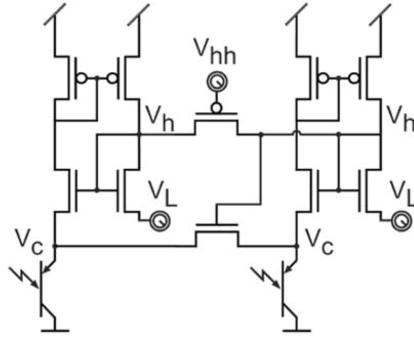


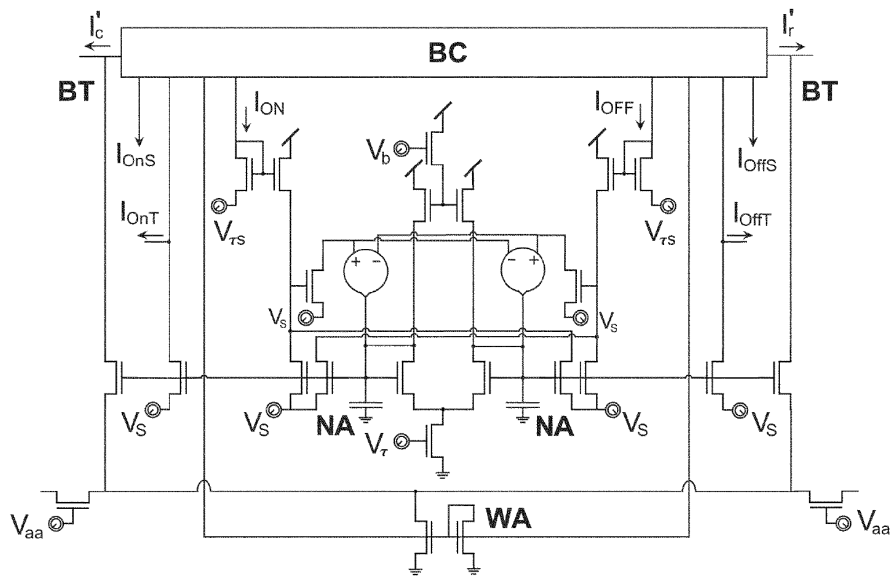
図 2.7: (a) ノイズ補償バッファの回路図. SW1, SW2 を (b) に示すように制御する事により, リセット時刻 ( $t_{res}$ ) における入力電圧 ( $v_{in}$ ) と, リセット後の任意のデータ取得時刻 ( $t_{acq}$ ) における入力電圧の差に応じた電圧が出力される. (動作の詳細は [10] 参照). SW2 の上下に記された *high* と *low* は, 信号 S2 が *high* 及び *low* の時の接続先を示す. (b) ノイズ補償バッファの制御信号のタイミングチャート.

### 2.3.2 Zaghoul と Boahen によるアナログビジョンチップ

Zaghoul と Boahen は哺乳類の網膜モデルをアナログ大規模集積回路として実装した [11, 12]. 彼らは, 本章前節で紹介した外網膜神経回路の抵抗回路網モデル [26, 27, 39, 40] を Mead らの提案した電流モードのアナログ抵抗回路網 [6, 7] により実装するとともに, 内網膜神経回路についてもアナログ回路によって実装した. 網膜モデルをアナログ集積回路として実装できることを示した意義は大きい. また, 彼らの実装の別の特徴としては, 光電変換から始まる内部の処理を全て連続時間で動作させ, 出力をアドレスイベント表現 (Address Event Representation, AER)[41, 42] として取り出すことがある. 即ち, 入力から出力までが非同期で処理されるイベント駆動型の動作様式を持っていることである. 神経節細胞に対応する出力層回路は前段回路から入力される電流をキャパシタンスによって積分し, 電荷がある閾値を超えた瞬間に該当する画素の座標値を出力する. この様に彼らの実装は生体神経回路の特徴を反映させた生体模倣型の様式を実現したものであった. しかしながら, 回路が複雑で大規模になるため, 素子数を増やすことが難しいことや, ミスマッチによる素子のばらつきが非常に大きいことから, 画像処理デバイスとしては実用性が低い. また, 全てアナログ回路として作りこんでしまっているために機能が固定化し汎用性がないこと, 出力がスパイク応答のみで緩電位応答表現をとる処理の途中過程を取り出せないことから, 網膜細胞の内部活動のニューラルイメージの観察することで生体の視覚情報処理の計算原理を研究する手法には適さない.



(a)



(b)

図 2.8: Zaghoul と Boahen によるアナログビジョンチップのアナログ回路. (a) 外網膜回路. (b) 内網膜回路. 回路動作の詳細は [11, 12] を参照. [11] より.

### 2.3.3 CNN-UM

Chua らは、アナログ回路を用いた演算ユニットを二次元的に配列し、近傍のユニット間で局所演算を行う超並列型の汎用計算機を開発し、Cellular Neural Network-Universal Machine (CNN-UM) と名付けた [43, 44]. CNN-UM はアナログ演算をベースとしたセルオートマトン型の汎用計算機であり、偏微分方程式で記述される系の計算を高速に行うことができる. さらに、Bálya らは網膜細胞の活動を模擬するために、CNN-UM を利用したシステムを構築した [15, 45]. 彼らはウサギ網膜の神経節細胞の膜電位記録 [46] を基に網膜シミュレータを実装できることを示した. しかし、CNN-UM は、汎用計算機としてあらゆる演算に対応するために各演算セルの構造が複雑であり、素子数を増やすことが難しいという欠点がある.

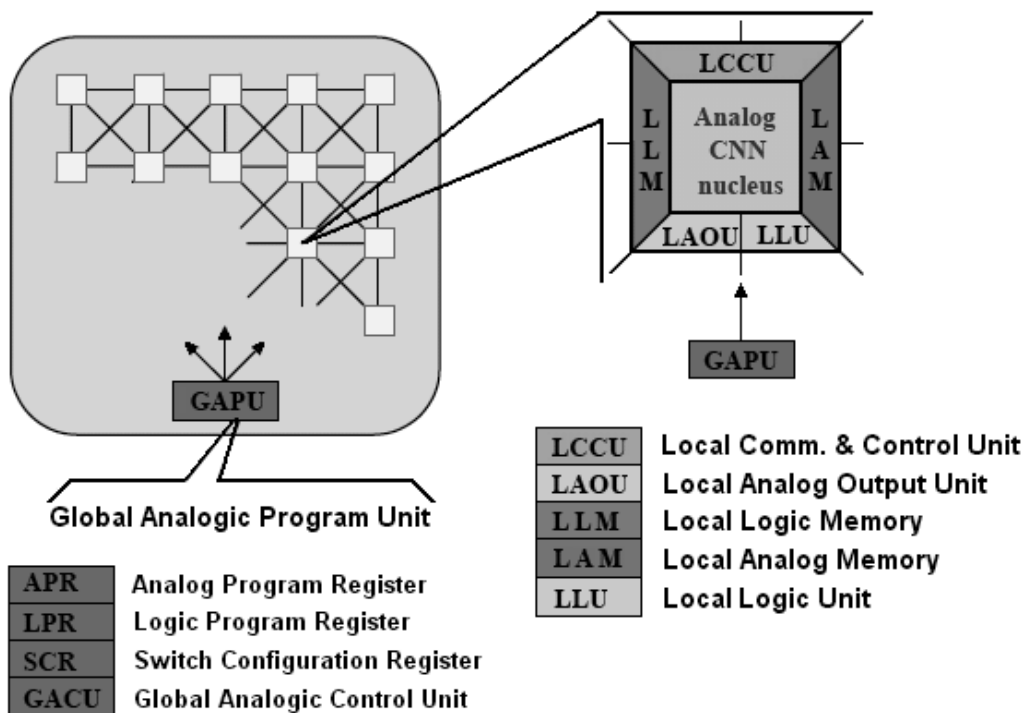


図 2.9: CNN-UM のアーキテクチャ. 左は近傍で相互に接続されたユニットセルの二次元配列を、右はユニットセルの構造を示す. 動作の詳細は [43, 44, 47] を参照. [47] より.

# 第3章 網膜神経回路の計算モデル

## 3.1 緒言

第1章では、網膜モデルの振舞いを実時間で再構築するシミュレーション手法の必要性について述べた。また、第2章において網膜神経細胞とその神経回路の構造について述べた後、網膜を模したハードウェアに関する先行研究を紹介した。本章では、まず網膜神経回路で本質的と思われる特徴について説明した後、脊椎動物の網膜が持つ情報処理様式の特徴を保ちつつ簡略化した計算モデルを導入する。

## 3.2 網膜視覚情報処理の特徴

神経回路の構造、結合様式の特徴は計算原理と密接に関連している。脊椎動物の網膜に特有なアーキテクチャに基づいた網膜モデルを立てるために、まず以下に脊椎動物の網膜に共通の特徴を整理する。

### 3.2.1 縦と横の情報処理

網膜には視細胞→双極細胞→神経節細胞へと連絡する、層構造を貫く縦の方向での処理経路と、水平細胞、アマクリン細胞が層内で側方に広く結合する横の処理経路がある。このことは脊椎動物の網膜に普遍的な特徴である。網膜上に投影された像の空間的な特徴を抽出する働きは、横方向の相互作用の働きによる部分が大きい。第2章で述べた様に、外網膜の細胞間の横方向のネットワークは抵抗回路網としてモデル化できる。このネットワークは $\nabla^2 G$  様空間フィルタとして機能し、輪郭強調処理を実行することができる。アマクリン細胞間の層内結合も、水平細胞と同様に電氣的な結合であり、抵抗回路網として理解できる。

### 3.2.2 持続性応答と一過性応答

網膜細胞の光刺激による時間応答には大別して光刺激の強さに応じた応答を維持する持続性応答と、光刺激が変化したときにのみ応答する一過性応答に分類できる。

図3.1にスポット光と円環光に対して応答する双極細胞とアマクリン細胞の膜電位変化の例 [48] を示す。双極細胞の持続性応答と、アマクリン細胞の一過性応答が示さ



れている。この例の双極細胞は Off 中心型であり、スポット光刺激が受容野中心部のみに入射するスポット光刺激に対して、過分極方向の持続性応答が見られる一方、受容野周辺部のみを円環光で刺激した場合は、逆に脱分極方向の持続性応答が見られる(中心周辺拮抗型受容野)。しかし、この応答特性の拮抗性は、図 3.1 のアマクリン細胞の応答には見られず、スポット光、円環光ともに刺激の On/Off 変化時に一過性の応答が見られる。このタイプのアマクリン細胞は On-Off 型アマクリン細胞と呼ばれる。また、別の種類のアマクリン細胞では刺激の On 変化時のみに反応する On 型アマクリン細胞、Off 変化時のみに反応する Off 型アマクリン細胞もある。

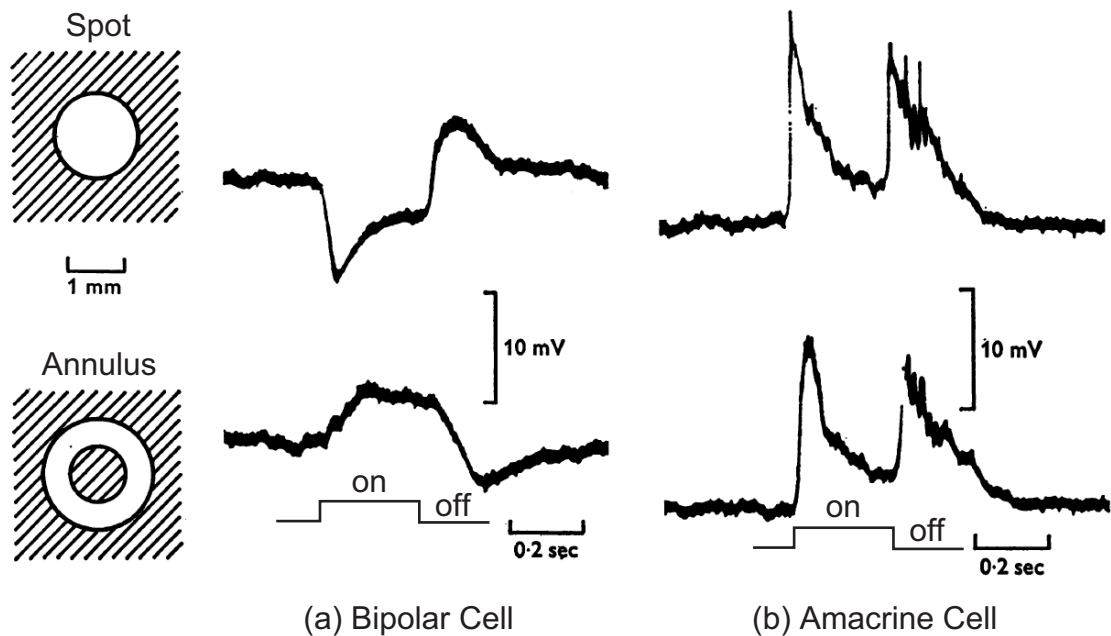


図 3.1: キンギョ網膜における双極細胞とアマクリン細胞の応答電位。白色光によるスポット光刺激(上段, Spot)および円環光刺激(下段, Annulus)に対する(a)双極細胞, (b)アマクリン細胞の応答を示している。光刺激の On, Off のタイミングが下部に示されている。図の上方向が膜電位の正方向(脱分極方向)を表す。[48]より。

### 3.2.3 受容野周辺部の時間遅れ

図 3.1 のスポット光に対する双極細胞の応答には刺激の On/Off 時にオーバーシュートが見られるが、これは受容野周辺部の時間遅れによって説明できる。つまり、図 3.2 に示したように、中心部信号と時間的遅延を伴った周辺部信号が加算されるモデルを仮定すれば、刺激入力の変化時に周辺部からの抑制が遅れることで、一時的な応答のオーバーシュートが発生すると理解できる。Enroth-Cugell らは、この時間遅れによってネコ網膜の X 細胞の時空間特性が説明できることを示した [49]。

前章で説明したように、双極細胞の中心周辺拮抗型受容野を構成する受容野中心部と周辺部のそれぞれは、視細胞からの直接的な一次入力と水平細胞を介した間接的な二次入力から形成される。そのため、受容野周辺部の応答は中心部に比べて時間遅れを伴う。より詳細には、この時間遅れは余分のシナプス伝達に起因するものと、水平細胞自身の時間応答特性に起因するものに分けられる。シナプス伝達による水平細胞の時間遅れはコイ網膜について調べられており、およそ 17 ms と見積もられている [50]。また、コイの水平細胞自身のインパルス応答の計測データ [51] から、水平細胞の時間応答からくる時間遅れは数 10 ms のオーダーであると予想される。網膜の時間応答を正しく模擬するために、受容野周辺部の中心部に対する数 10 ms 程度の相対的な時間遅れをモデルに組み込むことが妥当と思われる。

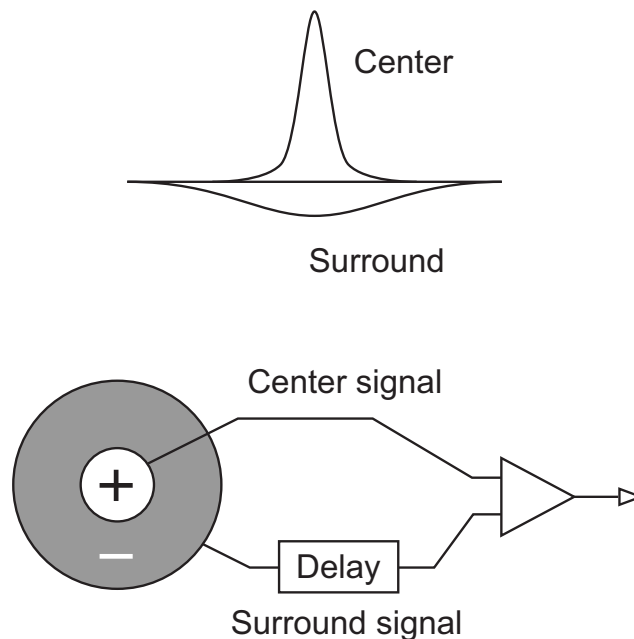


図 3.2: 受容野周辺部が中心部に対し時間遅れを持つモデル [49]。 (上) 受容野中心部と周辺部 (中心部もカバーすることに注意)。 (下) 中心部と周辺部の信号は線形に加算するが、周辺部には時間遅れを仮定する。

### 3.2.4 一過性応答経路の非線型性

図 3.1 に示したアマクリン細胞の一過性応答は双極細胞からの入力を線形加算することでは説明できず、非線形な結合様式を必要とする。Fukushima らは、一過性応答経路の持つ非線形性を、双極細胞の持続性応答を時間微分した後に絶対値をとることで精度良く説明できることを示した [52, 53]。この処理過程を無理なく説明する神経回路としては、On 中心型および Off 中心型の双極細胞のそれぞれに対し、アマクリン

細胞が抑制性のフィードバックを返すことで時間微分を行い，シナプス伝達が半波整流を行った後に加え合わせるという機構が考えられる．この処理経路によって On-Off 型アマクリン細胞の応答が説明できる上，On 型アマクリン細胞や Off 型アマクリン細胞の応答も説明できる．

### 3.2.5 スパイク表現

網膜内部の処理では，視細胞，水平細胞，双極細胞，アマクリン細胞は緩電位応答によって情報を表現する．しかし，網膜の出力層である神経節細胞はスパイクを生成する．単眼当たり約 100 万個ある神経節細胞の軸索は束ねられ，外側膝状体へ投射する．その長い経路で確実に情報を伝達するためにスパイク表現を用いると考えられる．

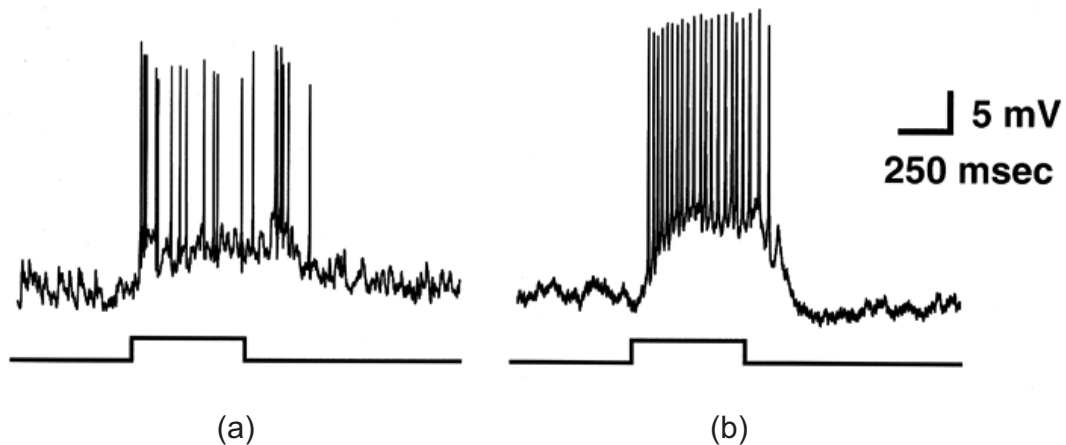


図 3.3: コイ網膜の神経節細胞におけるスパイク応答の例．下端に光刺激の On/Off のタイミングを示した．一過性応答を持つ神経節細胞 (左) と持続性応答を持つ神経節細胞 (右) のスパイク応答波形を示した．Aoki と Yagi による未発表データより．

図 3.3 に，コイ網膜の神経節細胞のスポット光刺激に対するスパイク応答波形の例を示した．図中，左右の波形は剥離した網膜における持続性 (右) と一過性 (左) の神経節細胞の膜電位記録である．双極細胞やアマクリン細胞に見られる時間応答の違いは，神経節細胞に引き継がれる．例えば，ネコ網膜の神経節細胞の内，X 細胞はスパイク発火頻度の時間推移が持続性に変化し，Y 細胞では一過性に変化する．

Hodgkin と Huxley は，スパイク発火のメカニズムが，細胞膜上のイオンチャンネル群の作用によって説明できることを示した [54]．彼らのスパイク発火モデルは，最も厳密ではあるものの，必要な計算量が膨大であり，本研究の目的である実時間での模擬を行う上では適さない．より計算量の少ないモデルとしては，ポアソン発火モデルや積分発火モデル等がある (概説として [55])．本研究では積分発火モデルを用いて神経節細胞のスパイク発火をモデル化することにした．単一のスパイクは高々 1 ms

程度の急激な膜電位の上昇であるが、その直後に不応期と呼ばれるスパイク発火が発生しにくい期間があるため、スパイクの発火頻度には上限がある。網膜神経節細胞においては発火頻度は毎秒 200 回を超えることはほとんどない。以上の理由で、個々のスパイク発火を、フレームベースのシステムで再現しようとする場合、200 frames/s のフレームレートが実現できれば十分であると思われる。

### 3.3 簡略化された網膜モデル

以上の脊椎動物の網膜の特徴を踏まえて網膜の本質的な情報処理経路だけを反映した必要最小限の網膜モデルを図 3.4 のように提案する。持続性応答チャンネルに関して On 中心型と Off 中心型の 2 種類の経路を、また一過性応答チャンネルとしては On 型、Off 型、On-Off 型の 3 種類の経路 ((c),(d),(e)) をモデル化した。それぞれの処理経路は、電気的結合 (抵抗記号として図示)、シナプス結合 (黒丸：興奮性、白丸：抑制性) によって結合した錐体細胞 (C)、水平細胞 (H)、双極細胞 (B)、アマクリン細胞 (A)、神経節細胞 (G) によって構成されている。

#### 3.3.1 外網膜

外網膜の部分は全ての経路の共通の構造となっている。錐体細胞、水平細胞は層内で近傍の同種の細胞と電気的に結合されている。視細胞と水平細胞の出力は双極細胞に正負逆に入力するが、水平細胞出力には時間遅れ (*delay*) が伴う。

#### 3.3.2 内網膜

内網膜は各経路毎に異なっている。持続性応答経路 ((a),(b)) では双極細胞は神経節細胞に直接入力する。一過性応答経路 ((c),(d),(e)) では、双極細胞の出力は時間微分 (図中  $\frac{d}{dt}$ ) された後、半波整流 (図中 *rect*) によって正の部分のみがアマクリン細胞に入力する。アマクリン細胞の応答はシンシチウムモデル (第 2 章) によって得られる。アマクリン細胞からの出力は神経節細胞に入力する。神経節細胞は積分発火モデルに基づいてスパイクを生成する。

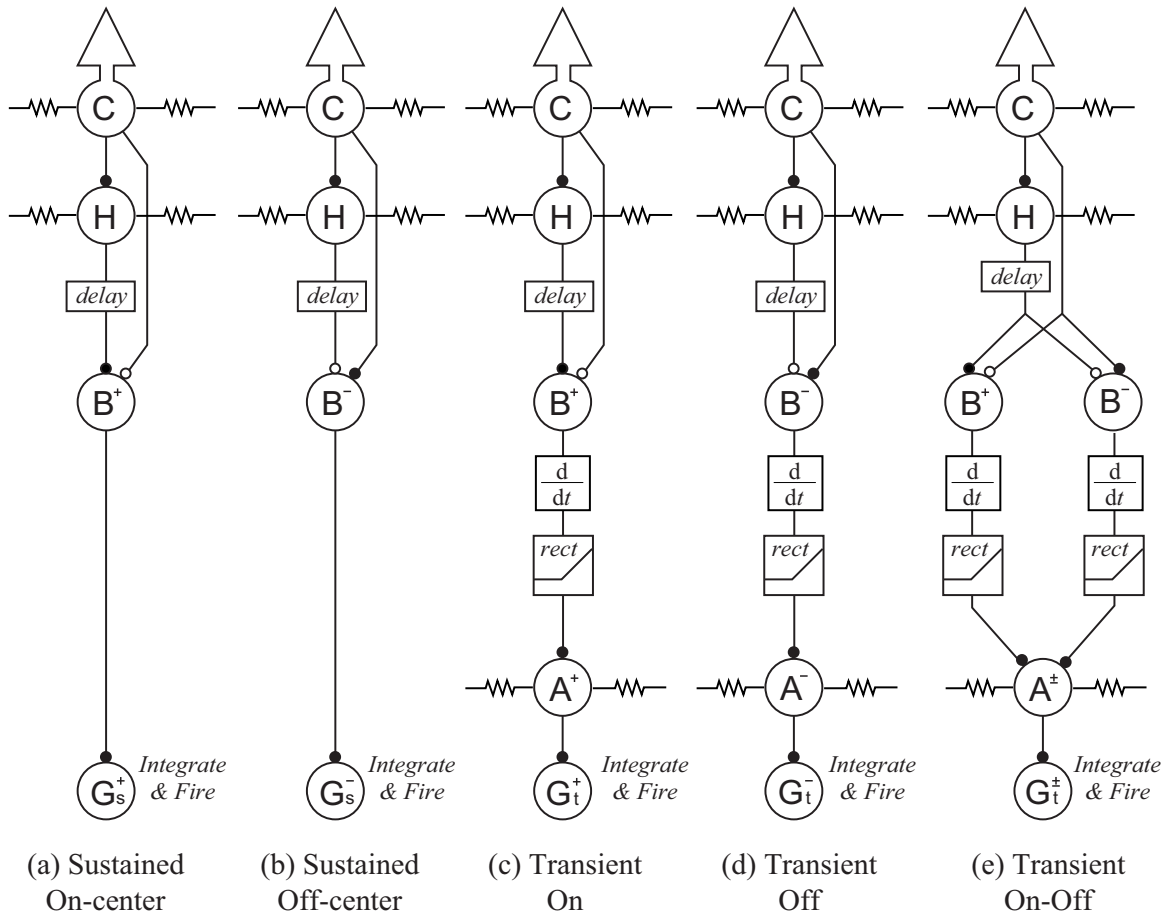


図 3.4: 簡略化された脊椎動物の網膜神経回路モデル. Cは錐体細胞, Hは水平細胞,  $B^+$ ,  $B^-$ はそれぞれ On 中心型双極細胞, Off 中心型双極細胞を示す.  $A^+$ ,  $A^-$ ,  $A^\pm$ はそれぞれ On 型, Off 型, On-Off 型アマクリン細胞を示す.  $G_s^+$ ,  $G_s^-$ ,  $G_t^+$ ,  $G_t^-$ ,  $G_t^\pm$ はそれぞれ On 中心型持続性, Off 中心型持続性, On 型一過性, Off 型一過性, On-Off 型一過性の神経節細胞を示す. (a)On 中心型持続性応答経路. (b)Off 中心型持続性応答経路. (c)On 型一過性応答経路. (d)Off 型一過性応答経路. (e)On-Off 型一過性応答経路. 動作の詳細は本文を参照.

### 3.4 結言

脊椎動物の網膜に共通する基本的な神経回路の特徴を反映するように網膜の機能をモデル化した. 神経回路の縦と横の処理, 二種類の時間応答, 受容野周辺部の時間遅れ, 一過性応答経路の非線形性, さらに最終段でのスパイク表現といった特徴を踏まえた網膜神経回路の計算モデルを示した. 次章以降では, この計算モデルに基づいて, ハードウェアを用いた実時間模擬を行う.

# 第4章 緩電位応答を模擬する網膜神経活動の再構築システム

## 4.1 緒言

本研究では，脊椎動物の網膜が持つアーキテクチャと機能を実時間で模擬するシステムを構築した．本システムは，アナログ回路とデジタル回路を組み合わせることにより，網膜細胞が形成するニューラルイメージを実時間で再構成する．システムは神経回路を模倣したシリコン網膜チップ，FPGA（field-programmable gate array）と汎用型デジタルコンピュータから構成される．

本章では，外網膜神経細胞の時空間受容野を模擬するためにシリコン網膜とデジタルコンピュータで構成したシステムを説明する．このシステムは，自然画像入力に対して双極細胞およびアマクリン細胞によるニューラルイメージの動的な応答を実時間で計算する．

## 4.2 システムの実装

### 4.2.1 ハードウェア構成

本システムは，シリコン網膜，FPGA，Universal Serial Bus(USB) インターフェイス，デジタルコンピュータによって構成される．図 4.1 にシステムのハードウェア構成を示す．シリコン網膜は FPGA 上に実装されたセンサ制御部（sensor control part）からのタイミング信号によって制御される．シリコン網膜はレンズを通して視覚入力を受け取る．次に，FPGA 上に実装されたデータ読み取り部（data read part）がシリコン網膜から画像フレームデータを取得する．その後，画像フレームデータは USB インターフェイスを介してデジタルコンピュータに送信される．これらの処理は  $128 \times 128$  画素に対して 60 frames/s のフレームレートで実行される．FPGA および USB インターフェイスはこれらがあらかじめマウントされた基板部品（ニューラルイメージ社 [36]，ASPECTUS-U）を用いた．FPGA は 40 万ゲート相当品（Xilinx, Spaltan3, XC3S400-4C）を用いている．双極細胞とアマクリン細胞の時間応答模擬は，デジタルコンピュータ上で動作するソフトウェア処理として実装された．デジタルコンピュータは，市販の製品（メモリ容量 1 GB，Intel 社デュアルコア CPU，CPU クロック周波数 2.13 GHz）を使用した．

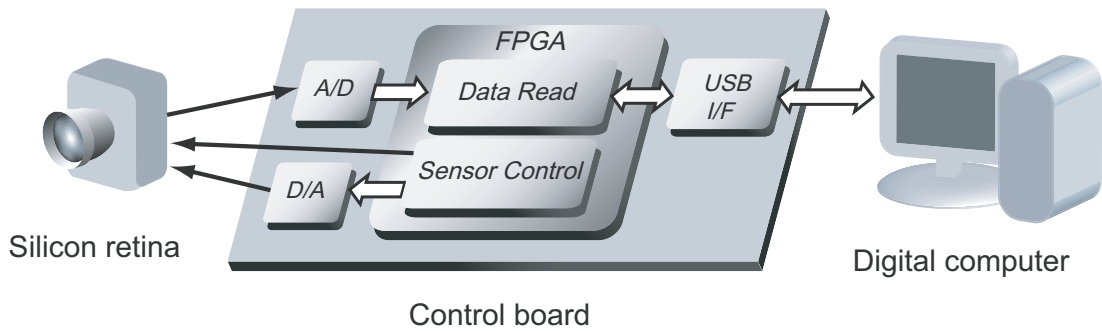


図 4.1: 緩電位応答を模擬する網膜神経活動の再構築システムのハードウェア構成. シリコン網膜は FPGA 上に実装されたセンサ制御部 (sensor control part) からのタイミング信号によって制御される. シリコン網膜はレンズを通して視覚入力を受け取る. 次に, FPGA 上に実装されたデータ読み取り部 (data read part) がシリコン網膜から画像フレームデータを取得する. その後, 画像フレームデータは USB インターフェイスを介してデジタルコンピュータに送信される.

#### 4.2.2 アナログ/デジタル混在型アーキテクチャによる網膜細胞活動の再構築

外網膜の空間特性は, アナログ抵抗回路網を利用することで高速かつ効率的に実装することができる. しかし, 緩電位応答を呈する網膜細胞の時間応答特性に関しては, aVLSI 回路によって再現するには実装上の困難がある. なぜなら, 集積回路の限られた面積内に大きな抵抗や大きな静電容量を造り込むことが難しく, 両者の積によって規定される長い時定数を得ることができないためである. そこで, 本システムでは時間応答特性を再現するためにデジタルコンピュータを利用する. すなわち, シリコン網膜から得られる出力画像シーケンスの重み付き加算を実行することにより網膜細胞活動の時空間受容野を再現する [56]. これは, 本研究で一貫して優位性を主張するアナログ/デジタル混在型アーキテクチャの一つの実施例である. 図 4.2 は, アナログ/デジタル混在型アーキテクチャに基づいた, 網膜細胞活動の再構成を概念的に表した模式図である. 図 4.2 中の左上に示されたシリコン網膜はレンズを通して外界の光分布を受け取り, 二層のアナログ抵抗回路網により空間フィルタを適用することで, 前述した中心周辺拮抗型受容野を再現する. 空間変調後の画像は左下に示されたデジタルコンピュータに USB インターフェイスを介して送られる. デジタルコンピュータ上で動作するソフトウェアプログラムは画像シーケンスの重み付き加算を実行し時空間特性を再現する.

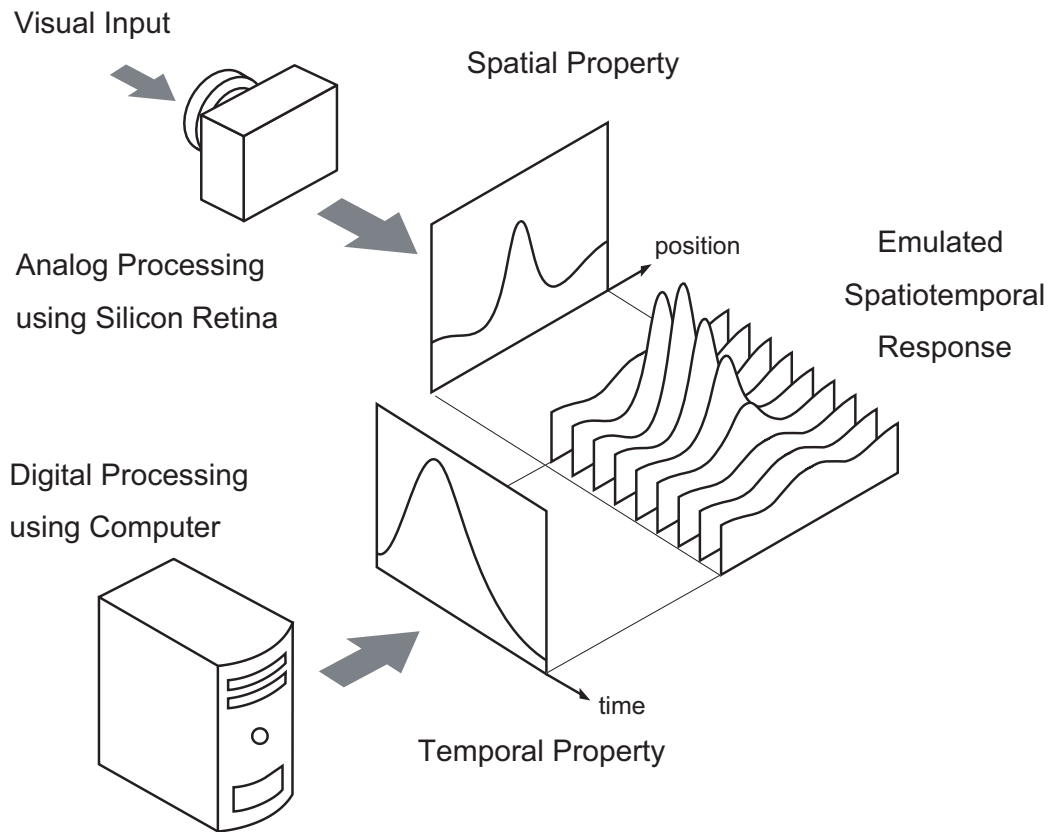


図 4.2: アナログ/デジタル混在型アーキテクチャによる網膜細胞活動の時空間特性再現の概念を表す模式図. 網膜細胞活動の時空間受容野をアナログ回路を利用して再現するとともに, デジタルコンピュータによって時空間特性やその他の複雑な処理を行う.

### 4.2.3 外網膜細胞のインパルス応答

本研究で用いる外網膜細胞の時間特性を生理学実験から得られた知見にしたがって定義する. Baylor らは, 明順応させたカメの錐体細胞の光刺激に対する応答を詳細に調べた結果, 錐体細胞が弱い光に関しては線形に反応することを明らかにした [57]. 図 4.3 に彼らの測定した錐体細胞の様な白色フラッシュ光刺激に対するインパルス応答を示す. 横軸はフラッシュ光刺激からの時間, 縦軸は膜電位の過分極方向の変化を表す. 測定値 (白丸) の時間変化は, 錐体細胞のインパルス応答が 200 ms 程度の時間幅を持った単峰性の形状をしていることがわかる.

彼らはまた, 錐体細胞内部の連鎖反応に基づいたインパルス応答関数のモデル式を示した (下式 4.1).

$$v_h(t) = Ae^{-\alpha t}(1 - e^{-\alpha t})^{n-1}. \quad (4.1)$$



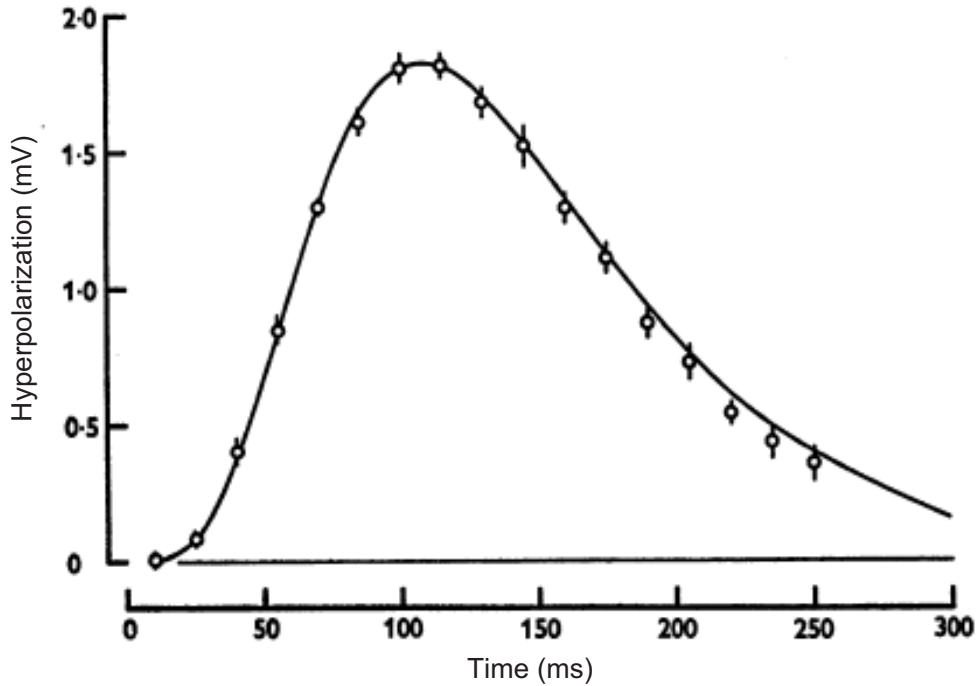


図 4.3: カメ錐体細胞の一様な白色フラッシュ光に対する線形応答. スポット光刺激の持続時間は 11 ms. 31 回の測定データの平均値を白丸で, 標準偏差を縦線 ( $\pm 1$  S.E.) で示す. 横軸はフラッシュ光刺激からの時間, 縦軸は錐体細胞の過分極方向の応答を示している. 実線はモデル式 4.1 によるフィッティング結果を示す.

ここで,  $v_h(t)$  は時刻  $t$  における過分極応答振幅,  $\alpha$  は速度定数,  $n$  は連鎖反応数,  $A$  は比例係数である.

図 4.3 中の実線は, モデル式 4.1 において,  $\alpha=16.7(s^{-1})$ ,  $n=6$ ,  $A=27.4(mV)$  とした時の曲線を示しており, 実測値によく合うことがわかる. また, コイの水平細胞の応答についても, Baylor のモデル式 4.1 はよく実験結果を説明する [51].

そこで, 本研究においては式 4.1 を規格化することで, 外網膜細胞の時間応答を模擬するためのインパルス応答関数を以下のように定義する.

$$f(t) = Ce^{-\alpha t}(1 - e^{-\alpha t})^{n-1}. \quad (4.2)$$

$t$  は時間 (単位は s),  $\alpha$  と  $n$  は定数 ( $n = 6$ ,  $\alpha = 16.7 s^{-1}$ ) である.  $C$  は規格化係数であり, 下式で表される.

$$C = \left[ \int_0^{\infty} e^{-\alpha t}(1 - e^{-\alpha t})^{n-1} dt \right]^{-1}.$$

この式で表されるインパルス応答によって錐体細胞, 水平細胞の時間応答を模擬する. 双極細胞の時間応答はこれらの入力の差分とする.

#### 4.2.4 システムの処理フロー

第3章でのべた網膜機能モデルに従って、本システムで実装された処理の内容を模式的に図4.4に示した。図中で処理は上から下に向って進む。シリコン網膜では光センサ (Photosensor) による画像の取得と同時に2層のアナログ抵抗回路網 (Resistive network) による空間フィルタ処理が瞬時に実行され、1層目および2層目の抵抗回路網からの出力画像系列が順次デジタルコンピュータのメインメモリに記録される。次いで、デジタルコンピュータ上のソフトウェア処理によって、1層目抵抗回路網出力画像から、時間遅れ (Delay) を加えた2層目抵抗回路網出力画像を減算した差分画像を得る。この時点で、外網膜の空間特性 (中心周辺拮抗型受容野) と周辺部の時間遅れが再現されている。次いで、持続性チャンネル (Sustained channel) と一過性チャンネル (Transient channel) の二つの経路に処理が分岐する。持続性チャンネルでは、持続性応答の時間フィルタ (Temporal filter) が適用され双極細胞 (Bipolar cell) の応答が得られる。また、一過性チャンネルでは、一過性応答の時間フィルタが適用され、非線型変換 (Rectification) とケーブルモデル (Cable model) の模擬計算が行われ、アマクリン細胞 (Amacrine cell) の応答の模擬が完了する。各処理の詳細について、以下の節で順次説明を行う。

#### 4.2.5 シリコン網膜の制御

シリコン網膜チップの制御信号はFPGA上に実装された回路によって生成される。制御信号を図4.5に示す。各信号の意味は第2章で説明した内容と同じである。フレーム時間 (Frame Period) は16.6 msであり、フレームレートは60 frames/sとなる。

一層目の抵抗回路網と二層目の抵抗回路網の出力画像を別々に取得するよう制御を行った。読み込みが完了すると、デジタルコンピュータのメモリ内のフレームバッファには一層目画像と二層目画像がそれぞれ格納される。

#### 4.2.6 双極細胞モデルの実装

双極細胞の受容野中心部の寄与分を表す一層目出力と、周辺部を表す二層目出力の差分はデジタル値間の減算によって行われる。この際に、二層目出力画像用のフレームバッファに記録された画像として、過去のフレームの画像を使用することで、第三章に述べた受容野周辺部の時間遅れを実装した。フレームを単位として任意の時間遅れを模擬することができる [58]。双極細胞の時間特性を模擬するための時間フィルタを図4.6に示す。時間フィルタは浮動小数点型の数値を要素とするルックアップテーブルとして用いられる。重み付き加算処理は以下の様に行われる。シリコン網膜から順番に送られた各フレーム画像はデジタルコンピュータ内のメモリに蓄えられる。ここで、座標  $(x, y)$ 、フレーム  $i$  における網膜細胞の応答、 $B(x, y, i)$  は次の式を計算す

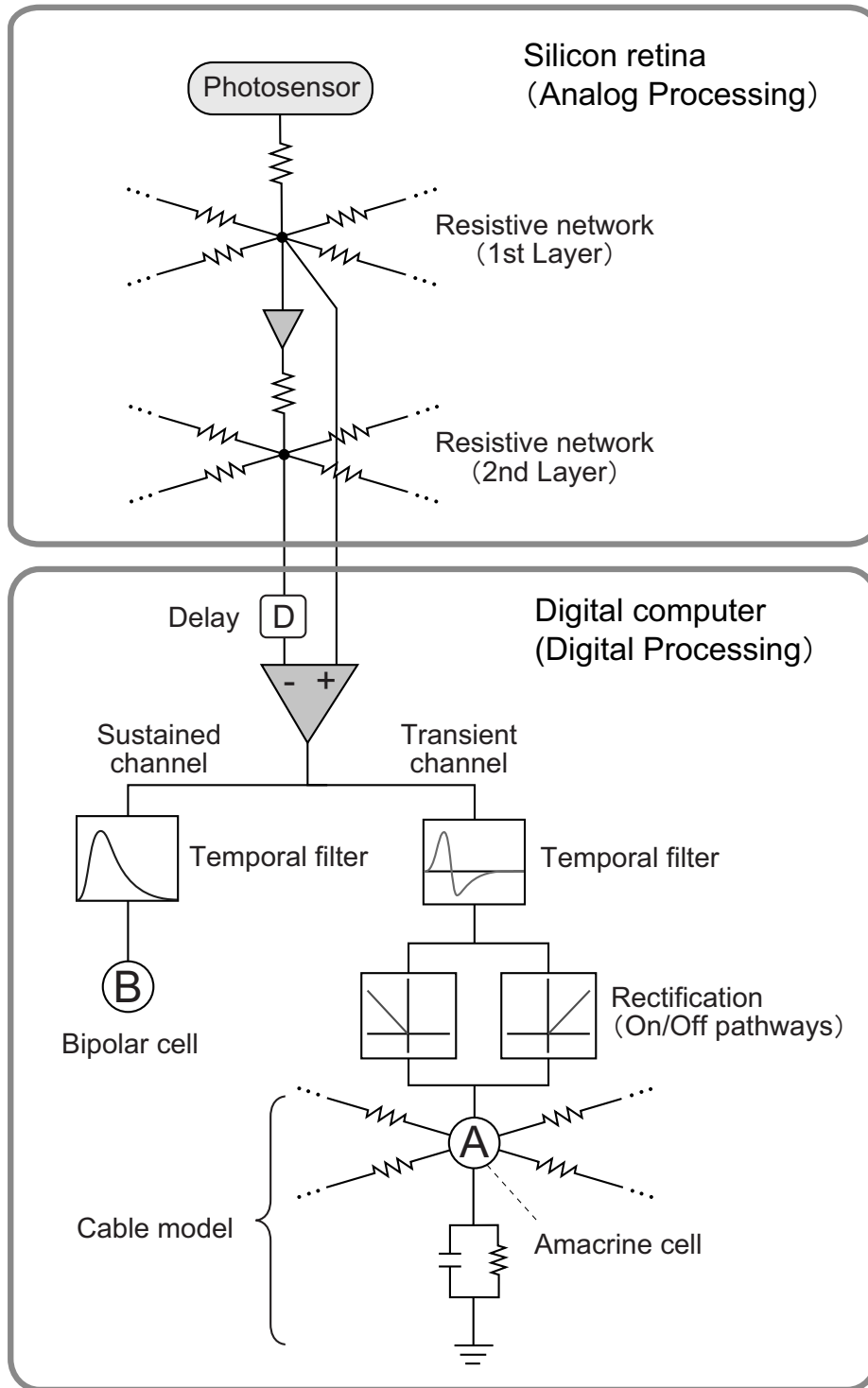


図 4.4: システムの処理フローを模式的に表した図. 外網膜回路による空間受容野の再現を共通の処理とし, 時間応答の違いに応じて2系統に分岐した処理フローを持つ. 動作の詳細については本文を参照.

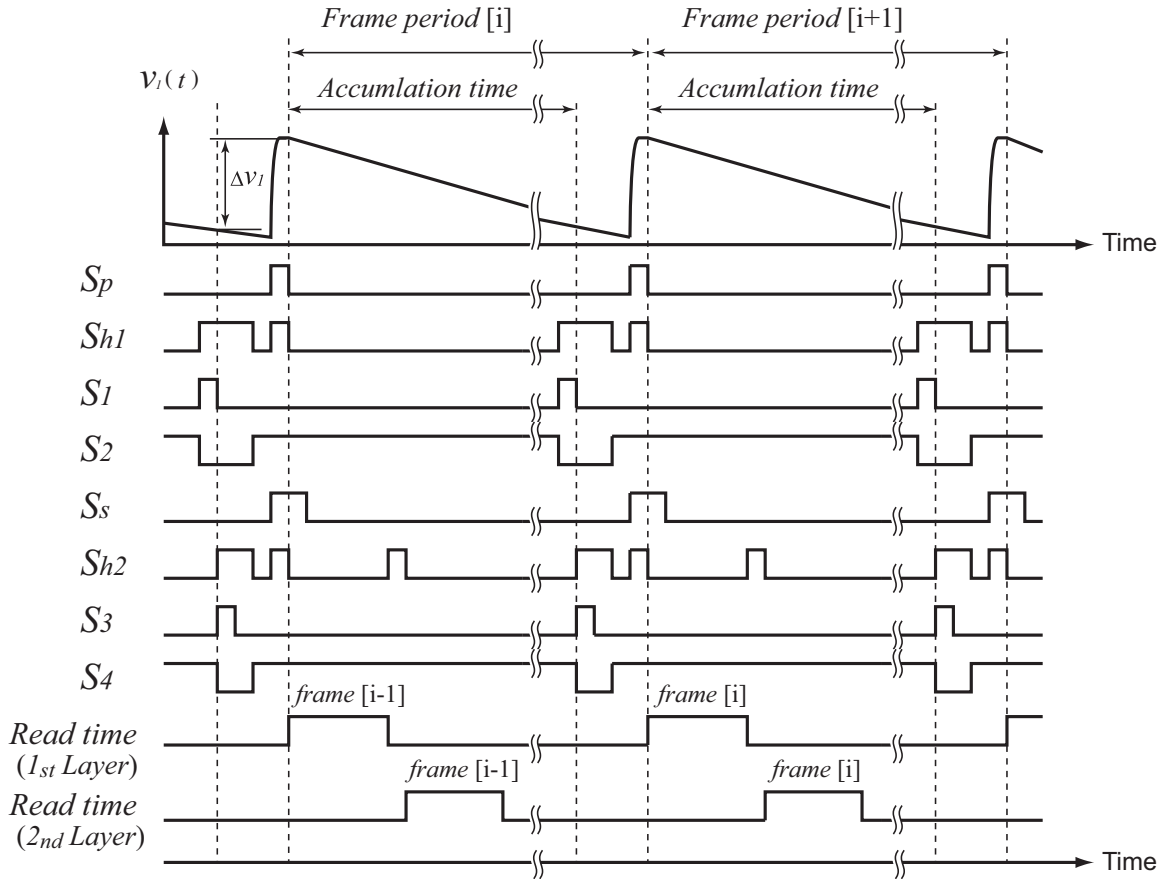


図 4.5: シリコン網膜チップ制御信号. 信号名は第二章のシリコン網膜の説明と同一. 一層目, 二層目の抵抗回路網から順次画像を読み出す制御シーケンスを示している.

ることで得られる.

$$B(x, y, i) = \sum_{j=0}^{N-1} f(j)A(x, y, i - j).$$

ここで,  $A(x, y, i)$  はメモリ内画像の値,  $N$  をルックアップテーブルの要素数,  $f(i)$  はその  $i$  番目の要素を表すとする. サンプルングレートは 60 Hz であり, これは外網膜細胞の時間応答を模擬する上で十分な周波数である (持続性時間応答の cut-off 周波数は数 Hz 程度であり本システムのサンプリングのナイキスト周波数 30 Hz より十分に小さい).

#### 4.2.7 アマクリン細胞モデルの実装

アマクリン細胞の模擬も双極細胞の時間応答の模擬と同様にまず時間フィルタの畳み込みを行う. 図 4.6 には, アマクリン細胞の一過性応答を模擬するための時間フィ

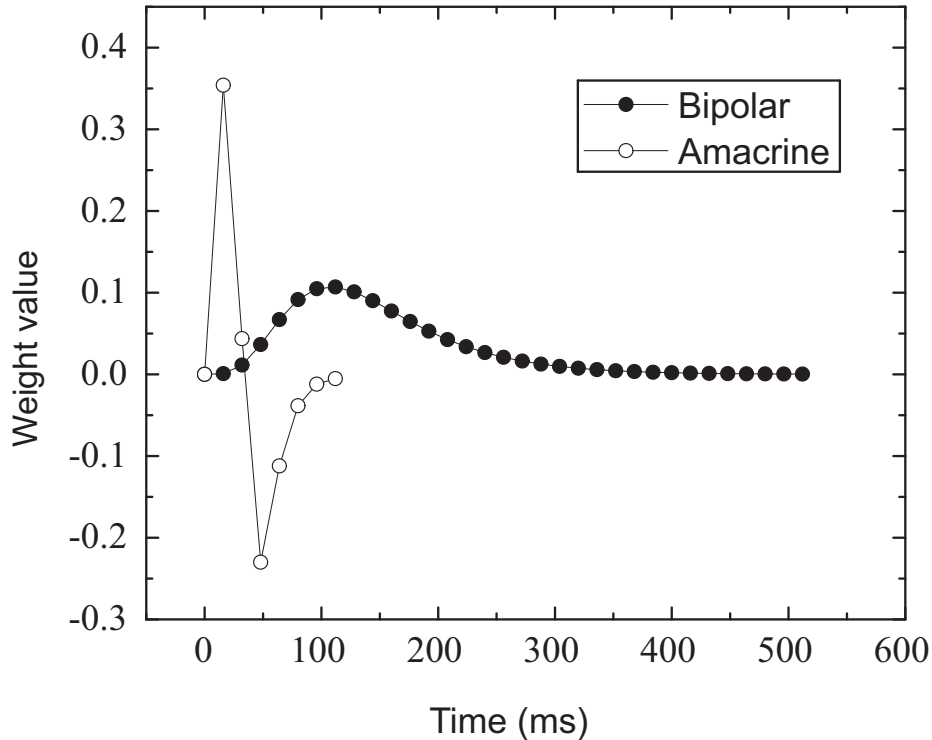


図 4.6: 双極細胞, アマクリン細胞の時間応答を再現するための時間フィルタ.

ルタも示されているが, 第3章の簡略網膜モデルに従い, 式4.2を時間微分した関数から得ている. 速度定数についても, 双極細胞とは別に, 最終的なアマクリン細胞の一過性応答が生理学実験のデータ [48] に近くなるように決めた ( $\alpha = 75.1 \text{ s}^{-1}$ ). シナプス結合による信号伝達の非線型性は半波整流処理としてモデル化する (第3章). On-Off型アマクリン細胞はOn中心型の双極細胞とOff中心型の双極細胞の両者から興奮性シナプス入力を受けていることから, 全波整流処理でモデル化できる [58]. 本システムではOn-Off型アマクリン細胞の模擬を示すが, On型, Off型も同様に模擬できる.

アマクリン細胞の特徴である強い側方結合のモデルとして, ケーブル方程式による受動的な膜モデルを用いた. 図4.4の下部に示されたように, 個々のアマクリン細胞は並列接続された膜容量と膜抵抗によって接地されており, さらに近傍のアマクリン細胞との間は抵抗によって接続されている. 本システムではアマクリン細胞を模擬する画像の各ピクセルの値が個々のアマクリン細胞の膜電位を表し, 相互作用する近傍としては8近傍 (Moore近傍) を採用した. この条件で, 位置  $(x, y)$ , 時刻  $t$  でのアマクリン細胞の膜電位  $v_a(x, y, t)$  の挙動は次の偏微分方程式に従う.

$$C_m \frac{\partial v_a(x, y, t)}{\partial t} = I(x, y, t) - \frac{v_a(x, y, t)}{R_m} + \frac{1}{R_s} \left( \frac{\partial^2}{\partial x^2} + \frac{\partial^2}{\partial y^2} \right) v_a(x, y, t),$$

ただし、 $C_m$  は膜の静電容量、 $R_m$  は膜の漏れ抵抗値、また  $R_s$  はギャップ結合によって連結した隣接細胞間の抵抗値を表す。この方程式を数値的に解くために空間および時間に関して離散化を行った。その結果、離散化された位置  $(p, q)$  における、離散化された時刻  $i$  でのアマクリン細胞の膜電位値  $v_a[p, q, i]$  は、下の差分方程式によって計算できる。

$$\frac{v_a[p, q, i + 1] - v_a[p, q, i]}{C_m \Delta t} = I[p, q, i] - \frac{v_a[p, q, i]}{R_m} + \frac{1}{R_s} \sum_{(p', q') \in N_{p, q}} (v_a[p', q', i] - v_a[p, q, i]),$$

ただし、 $\Delta t$  は計算の時間ステップ、 $N_{p, q}$  は位置  $(p, q)$  における 8 近傍を示す。計算の時間ステップ  $\Delta t$  が小さいほど計算の精度が向上する一方、計算量が増大する。システムの動作周波数 (60 frames/s) を保つことのできる範囲でできるだけ  $\Delta t$  を小さくした。本システムでは 1 フレームの時間で 5 回繰り返し計算する。パラメータはスポット光に対する一過性応答の持続時間が、コイ網膜の On-Off 型アマクリン細胞での値である 100 ミリ秒程度になるように適当に設定した。(パラメータの値:  $\Delta t = 3.2$ ,  $C_m = 16$ ,  $R_m = 10$ ,  $R_s = 1.4$ )

## 4.3 実験結果

### 4.3.1 スリット光に対する静的応答

本システムのスリット光に対する静的な応答を図 4.7 に示した。スリット光はシステムの 40 cm 前方に置かれた LCD 上に表示された。錐体細胞、水平細胞、双極細胞のそれぞれについて模擬されたニューラルイメージを図 4.7A から C に示した。錐体細胞の応答画像においてスリット像に見られるボケは抵抗回路網によって再現された弱い側方電気結合に対応する。同様に、水平細胞の応答画像では、水平細胞間の強い側方電気結合の効果を再現した強いボケが確認できる。一次元での応答分布プロファイルは図 4.7D から F に示した。横軸はピクセル位置を、縦軸は応答の振幅を示している。錐体細胞と水平細胞のプロファイルを見ると、中心から左右それぞれの方向に指数関数的に減衰している様子が分かり、第三章に述べた抵抗回路網モデルにおける一次元での結果と対応する。双極細胞の応答は錐体細胞の応答から水平細胞の応答を引いた差分に対応し、プロファイルに明瞭に示されている通り、中心周辺拮抗型受容野を再現していることが分かる。

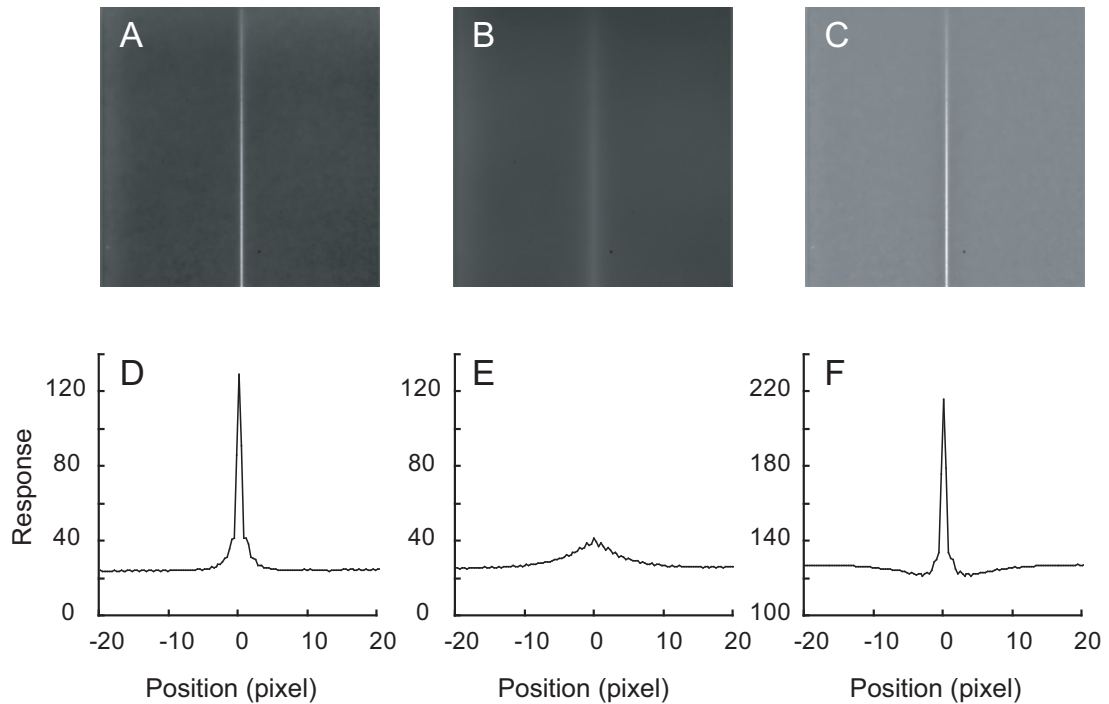


図 4.7: スリット光入力に対する応答. スリット光はシステムの 40 cm 前方に置かれた LCD 上に表示された. 錐体細胞, 水平細胞, 双極細胞のそれぞれについて模擬されたニューラルイメージを A から C に示した. 一次元での応答分布プロファイルは図 D から F に示した. 横軸はピクセル位置座標を, 縦軸は応答の振幅を示している.

### 4.3.2 Hermann 格子に対する静的応答

Hermann 格子 [59] が本システムに提示されたときの静的な応答を図 4.8 に示した. Hermann 格子 (図 4.8A) は錯視を生じる図形として知られており, その白線の格子の交差点位置に実際にはない暗い領域が知覚される. 図形は LCD 上に提示された. 図 4.8B は模擬された双極細胞のニューラルイメージである. 知覚と同様に白格子の交差点に暗い領域が再現している. 図 4.8B に実線および点線で示した水平線上の応答プロファイルを図 4.8C に示した. 白線に沿ったプロファイル (実線) では交差点位置に実際に窪みが生じており (黒矢印), 格子に囲まれた黒い矩形領域を横切る水平線 (点線) 上のプロファイルでは白線の周辺部にエッジ部を強調する応答の落ち込み (白矢印) が見られる. これらの空間的変調は双極細胞の持つ中心周辺拮抗型受容野の効果として解釈することができる. 定性的に説明すると, 辺の中央付近の白線部分ではは両側 2 方向の隣接位置からの周辺抑制部が重畳されるのに対し, 交差位置では上下左右 4 方向からの周辺抑制領域が交差位置で重畳されるため, 図 4.8B の様な暗部が生じる.

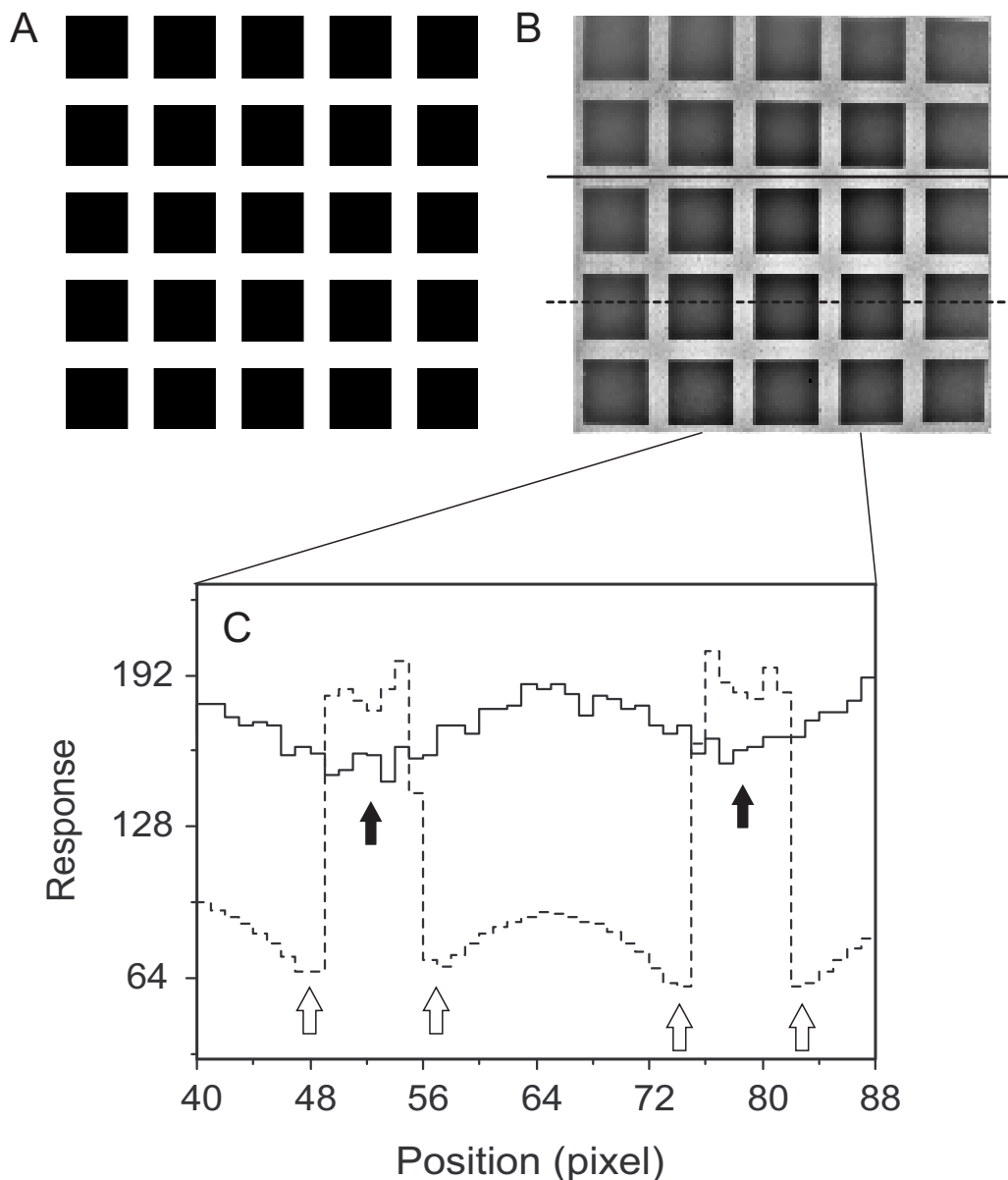


図 4.8: Hermann 格子に対する応答. Hermann 格子 (A) は錯視を生じる図形として知られており, その白線の格子の交差点位置に実際にはない暗い領域が知覚される. B は模擬された双極細胞のニューラルイメージである. 知覚と同様に白格子の交差点に暗い領域が再現している. B に実線および点線で示した水平線上の応答プロフィールを C に示した.

### 4.3.3 スポット光刺激に対する動的応答

次に動的な応答に関する模擬結果を示す. 図 4.9 は, 双極細胞受容野の周辺部の時間遅れを 2 フレーム (33.3 ms に相当) とした場合の結果を示す. 持続時間を 1 秒としたスポット光刺激に対する双極細胞とアマクリン細胞の応答の模擬結果を示した. ス



スポット光の中央に位置するモデル細胞の膜電位の時間変化をプロットしている。スポット光の直径は、シリコン網膜のピクセルでおよそ 22 ピクセル相当になるように設定した。双極細胞の応答は基本的に持続性であるが、入力の急激な変化に対してはオーバーシュートを伴う。これは受容野周辺部の時間遅れによる効果である (第三章)。アマクリン細胞の応答には入力の急激な増加あるいは減少のタイミングで一過性の応答が見られる。これらの再構築された応答は、生理学実験によって実際の網膜から得られた応答 [48] に定性的に良く合致する (第 3 章, 図 3.1 を参照)。

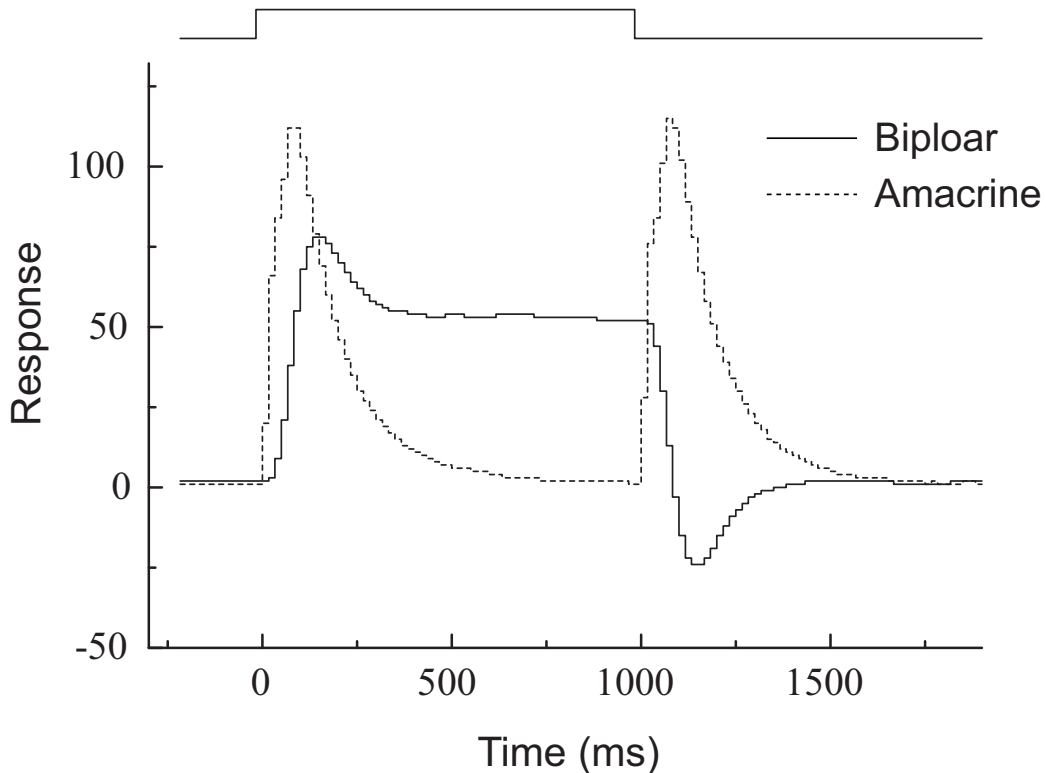


図 4.9: スポット光に対する動的な応答. 周辺部の時間遅れを 2 フレームとした場合の結果を示す. 持続時間を 1 秒としたスポット光刺激に対する双極細胞とアマクリン細胞の応答の模擬結果を示した.

#### 4.3.4 グレーティングパターンに対する動的な応答

図 4.10 は、中央の円形の領域のみ動きのあるグレーティングパターンに対する応答を示した図である。双極細胞の応答は、正負の応答を示すために静止膜電位 (無刺激時の定常状態電位) をグレーで表示する。また、アマクリン細胞の応答は正の向きだけであるため、静止膜電位を黒で表示する。グレーティングの周期はシリコン網膜上で 16 ピクセルであり、円形領域の内部ではグレーティングが左方向に 160 ピクセル

毎秒の速度で移動する。再構築された双極細胞の応答画像には動きのある円形領域内部のコントラストが低くなっており、時間的な平滑化の影響として理解できる。アマクリン細胞の応答は時間変化のある円形領域の内部でのみ見られる。アマクリン細胞像に現れる縞パターンには、入力として与えた縞の倍の周期での応答が見られるが、全波整流処理によって On 型および Off 型の興奮性の一過性応答が加えあわされたことによって起きる。これは、まず心理学実験によって発見され [60]、後にネコの一過性応答神経節細胞である Y 細胞でも確認されている Frequency Doubling と呼ばれる現象 [61] と対応する。

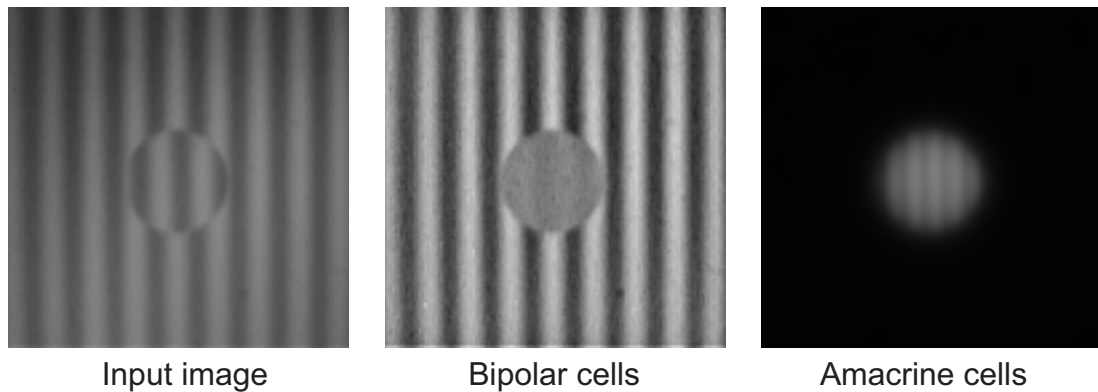


図 4.10: グレーティング画像に対する応答。中央の円形の領域のみ動きのあるグレーティングパターンを用いた。再構築された双極細胞とアマクリン細胞の応答画像を示している。双極細胞の静止膜電位をグレーで、アマクリン細胞の静止膜電位を黒で表示している。

#### 4.3.5 自然画像に対する動的な応答

比較的単純な刺激を用いたここまでの検証を通じて、本システムが生理学実験で得られた網膜細胞の応答を再現することが確認できた。では、複雑な刺激に関して本システムはどのように応答するだろうか。時間変化する自然画像は、生理学実験で通常用いる光刺激に比べて時空間的にはるかに複雑だが、活動中の生体視覚システムが日常的に置かれる視環境である。第一章で論じたように、複雑な自然画像に対して網膜細胞がどのような視覚機能を発現するかを調べるには、本システムの様な実時間シミュレーションシステムによる他はない。本節では、時間変化する自然画像に対する網膜細胞ニューラルイメージを実時間で再構築した結果について述べるが、これらは現在実用化されたいかなる生理学実験手法を用いても得ることのできない情報である。

図 4.11 および図 4.12 に、卓上に置かれたコンピュータモニタとキーボードを静止背景として、人形をシステムの前で動かしたときの網膜神経回路の応答の再構築結果を示す。実験は室内照明条件 (518 lx) で行った。その結果、動的な自然画像入力に対

する双極細胞とアマクリン細胞それぞれの応答が実時間で再構築でき、持続性応答チャンネルと一過性応答チャンネルがどのような情報を抽出しているかについて重要な考察につながる結果を得られた。

図 4.11 は、人形を画面上から下方向にゆっくりと動かした場合、図 4.12 は素早く動かした場合を示す。まず、持続性応答チャンネルの振舞いであるが、双極細胞のニューラルイメージにおいてはゆっくり動く人形はボケて見える一方、素早く動かした場合はほとんど人形が確認されず、むしろ静止背景の像のみが見える。このことは時間フィルタとして適用したローパス特性の効果として理解できる。そのこと自体は当たり前であるが、ここで重要なことは、その視覚機能としての意味である。ここで見られる双極細胞の振舞いは高速に視野を横切る移動物体による背景情報の擾乱を効果的に防ぐという意味で、ロバストな視知覚を得るために適しているとも解釈できる。

また一過性応答チャンネルに対応するアマクリン細胞のニューラルイメージにおいては、ゆっくりと動く人形の像の輪郭部分が確認でき、アマクリン細胞の輪郭抽出機能としての振舞いが示唆される。しかし一方、人形を素早く動かした場合は人形の輪郭線は現れず、むしろ静止背景像が一過性にフラッシュする様子が確認できた。アマクリン細胞の一過性応答としてこの静止背景のフラッシュは予想外の結果であり、一過性応答チャンネルの視覚情報処理上の役割は、従来考えられてきた様に動きを検出する役割といった単純な解釈では不十分であることを示している。特に、同一の応答特性を持った細胞の視覚機能上の意味付けが、見ている物体の移動速度によって変化し得ることは注目に値する。

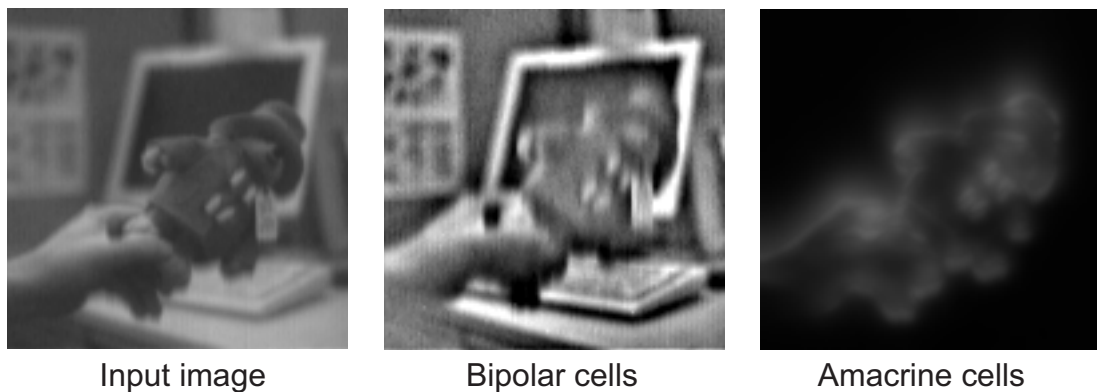


図 4.11: 低速移動物体に対する応答。人形を画面上から下方向にゆっくりと動かした場合の、再構築された双極細胞とアマクリン細胞の応答画像を示している。

最後に、さらに現実的な状況、移動物体を追って眼球が追従運動をする状況に対しての網膜細胞の応答を観察した。その様な状況を仮想的に設定するため、シリコン網膜カメラと追従対象との間を長い金属版を介して相互に固定した(図 4.13)。この状態で追従対象を動かした場合、カメラは常に追従対象を向く。図 4.14 は応答の再構築結果を示している。双極細胞の応答画像では追従された物体が高いコントラストを持

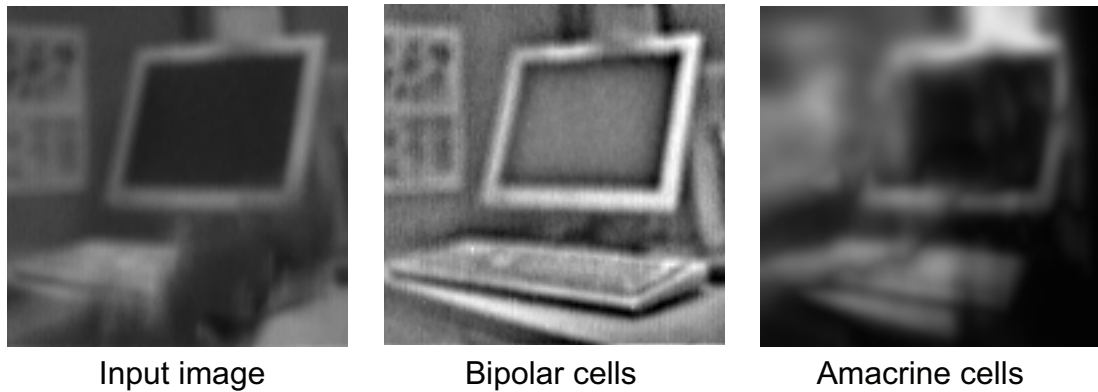


図 4.12: 高速移動物体に対する応答. 人形を画面上から下方向に素早く動かした場合の, 再構築された双極細胞とアマクリン細胞の応答画像を示している.

ち, 背景のコントラストは低くなっている. 一方で, アマクリン細胞の応答画像では追従物体に対する応答は弱く, 背景部分に活発な応答が見られる. ここで, 移動物体を追う眼球運動の存在が, 双極細胞とアマクリン細胞の振舞いを入れ替えることに注目したい. 眼球が固定しているときには, 静止物体が双極細胞の活動に反映される一方, 移動物体がアマクリン細胞の活動に反映される (図 4.11). しかし, 眼球が物体を追って回転する状況下では, (見かけの動きによって) 静止背景はアマクリン細胞の活動を誘起する一方, (追従による見かけ上の静止によって) 移動物体は双極細胞の活動に反映される (図 4.14). 勿論これは網膜上に結像される像の動きの有無に対応しているが, 網膜細胞の時間応答の持つ視覚情報処理上の役割が眼球の動き等, いわば動的なコンテキストの中で議論されるべきであることを示している.

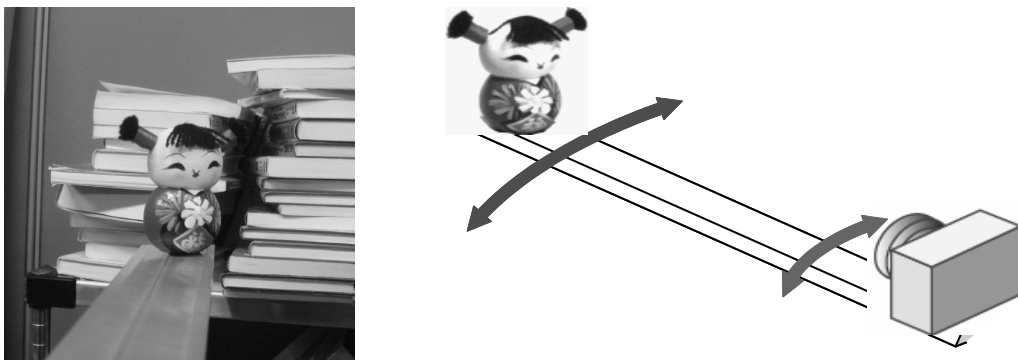


図 4.13: 移動物体を目が追う状況を仮想的に再現するための実験系. 左はカメラから見た視野, 右は対象物体である人形とシリコン網膜カメラとの間を長い金属版を介して相互に固定した様子を示す.

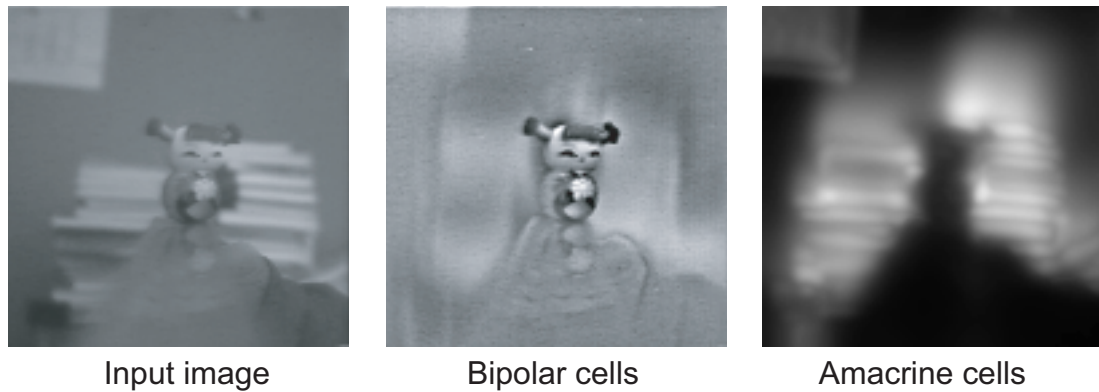


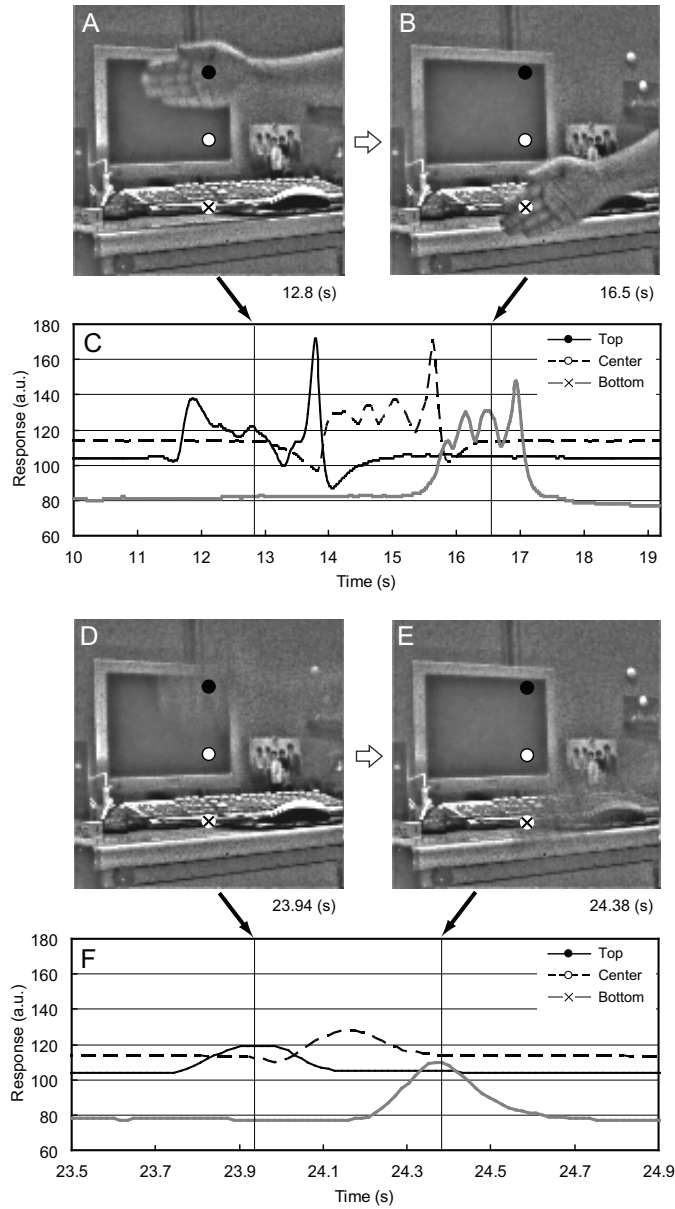
図 4.14: 移動物体を目が追いつける状況での網膜細胞活動の再構築結果. 入力画像に対する双極細胞とアマクリン細胞の応答画像が示されている.

## 4.4 考察

本章では, 中心周辺拮抗型受容野と持続性応答特性を持つ双極細胞のニューラルイメージを, アナログ抵抗回路網, FPGA およびデジタルコンピュータにより構成したアナログ/デジタル混在型システムによって実時間で再構築できることを示した. FPGA とデジタルコンピュータはデジタルシステムに特有の汎用性と柔軟性を備えるため, より高度な網膜モデルや脳神経回路モデルの模擬を行うように拡張する余地が十分にある.

本システムは様々な目的に用いることができる. 例えば, 網膜のモデルを検証したり, 新たに構築したりする際のシミュレーション環境として使用することができる. 原理的には自然画像の動画を, 網膜上にプロジェクタによって投影しつつ個々の双極細胞の活動を記録することは現在の技術でも可能である. そうした実験を行う際に, モデルから予想される結果を本システムを利用して計算し, リファレンスデータとして用いることもできる. 図 4.15 にシステムに動く手を提示したときの双極細胞応答の再構築結果を示した. 図中 C および F に示した様に, 各細胞の応答の時間変化を取り出してリファレンスとすれば, 実際に生理学実験を行ったときの結果と直接比較ができる.





**図 4.15:** 自然画像に対する動的な応答. A および B は, 手をゆっくり動かしたときの双極細胞ニューラルイメージのスナップショットを示す. 移動する手と静止背景の両者が双極細胞に反映されているが, 動きのある手の部分は時間フィルタのために少しぼけている. 画面上の中央部上, 中央, 中央部下にそれぞれ示された位置 (●, ○, ×) における双極細胞応答の時間経緯が C にプロットされている (A および B のスナップショットの時刻が矢印で示されている). 移動する手の形状に依存した複雑な時間応答が, 各位置の双極細胞に生じている. 一方, 手を速く (41.2 cm/秒) 移動させたときの双極細胞ニューラルイメージ (D および E) では, 手の形は時間フィルタの影響でほとんど確認できず, 静止背景が透けて見えている. 画面上の 3 点での応答の時間経緯は F に示されている. 応答が空間同様, 時間的にもぼやけて, 結果として平滑化された単純で振幅の小さい波形のみが確認できる.

## 4.5 結言

アナログ／デジタル混在型アーキテクチャに基づいて，網膜細胞の双極細胞とアマクリン細胞の緩電位応答を実時間で再構築するシステムを得た．スリット光，Hermann格子画像，スポット光に対する応答の模擬結果は，システムが先行研究における心理学実験結果および生理学実験結果を再現することが示しており，脊椎動物の網膜における持続性応答チャンネルの双極細胞，一過性応答チャンネルのアマクリン細胞の時空間特性を再現することが確認された．その上で，時間変化する自然画像入力に対する動的応答の模擬結果は，網膜神経細胞の複雑な性質を明らかにした．本システムは，網膜および脳における視覚情報処理を理解する上での有用なツールとなることが期待できる．

# 第5章 固視微動を模擬する網膜神経活動の再構築システム

## 5.1 緒言

活動中のヒトの眼球は決して完全に静止することがなく、たとえ固定した一点を注視しているときでも常に微動しており、これを固視微動と呼ぶ。不随意運動であり、かつ知覚することが出来ないにも関わらず、固視微動は視覚にとって非常に重要な役割を果たしているといわれる。もし眼球運動が何らかの方法で無効化された場合、視知覚は網膜の順応のために数秒から数十秒で消失する [62]。前章では、生体視覚系を包括的に理解するためのツールとして、網膜神経活動の実時間再構成を行うシステムについて述べた。この網膜エミュレータは複雑な視覚刺激に対して応答する二次元的に配列したモデル神経細胞群の活動を高速に再構築することができる。本章では、網膜エミュレータと固視微動の模擬を組み合わせたシステム [63] について述べる。モーターで物理的にカメラを回転させる方式では、精度良く角度制御することが難しく、求める固視微動の特性を簡便に模擬することは出来ない。そこで、固視微動の時間的特性を考慮した上でランダムに画像フレームをシフトさせる方式を採用した。

次節に固視微動を再現するハードウェア実装について述べ、次いで、第3節で模擬された固視微動の特性について検証する。最後に、第4節にて前章の網膜エミュレータシステムに固視微動の模擬を組み合わせた結果について説明する。

## 5.2 固視微動のハードウェア実装

### 5.2.1 固視微動の成分

ヒトの固視微動は、3つの成分、すなわち、トレマー (tremor)、ドリフト (drift)、マイクロサッカード (microsaccade) に分けられる [62]。トレマーは非常に速く、振幅も小さいため視覚への影響が疑問視されており、またマイクロサッカードはもともと発生の頻度が低いことや、針に糸を通すといった正確度の必要なタスクを行うときには発生が抑えられる [64] ことから、ドリフトを模擬するべき重要な固視微動成分として捉えることにした。



### 5.2.2 画像フレームのシフト動作による固視微動再現

図 5.1 は固視微動に対応する変位ベクトルに応じて画像フレームをシフトさせる様子を模式的に示している。メモリ上に配置されたフレームバッファにおいて、ある座標  $(x, y)$  のピクセル値が、撮像素子の座標  $(p, q)$  に位置するピクセルから取得される。ここで変位ベクトル  $(\Delta x, \Delta y)$  を使って  $(x + \Delta x, y + \Delta y)$  と表される。ここで変位ベクトルはヒトの固視微動のドリフト成分の特性を反映した方式で各フレーム毎に生成される必要がある。

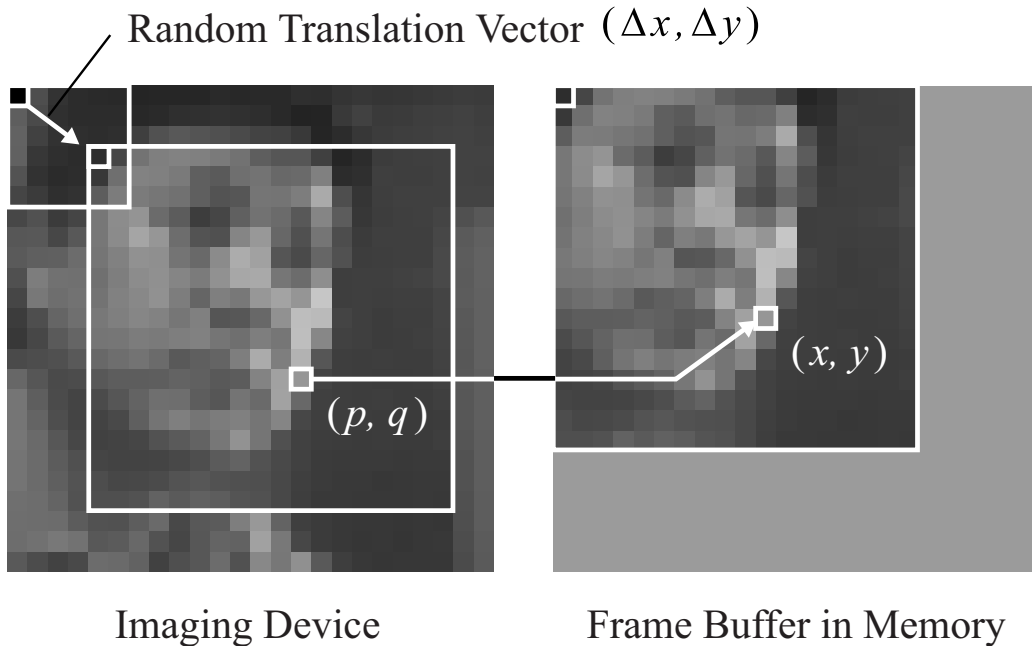


図 5.1: 固視微動の効果を再現する方法の模式図。左側パネルは撮像デバイス，右側パネルは読み出した画像を保存するメモリ上のフレームバッファを示す。撮像デバイスから画像フレームを読み込み際に座標をシフトさせてメモリに記録する。

### 5.2.3 固視微動様乱数系列の生成回路

図 5.2 はこの変位ベクトル生成を行う回路構成を模式的に示した図である。回路はパルス生成器 (PG)，一対の 63 ビットの線型帰還シフトレジスタ [65] ( $\text{LFSR}_x$  and  $\text{LFSR}_y$ )，一対の総和計算モジュール ( $\Sigma$ ) から構成される。各フレームにおいて、パルス生成器は  $n$  個のパルス列 ( $n$  はシステムパラメータ) を線型帰還シフトレジスタのクロック信号として送ることで、 $n$ -ビット分のシフト操作を指示する (図の右方向にシフトする)。図 5.2 に具体的に示された様に異なるタップ位置を用いることで、 $\text{LFSR}_x$  と  $\text{LFSR}_y$  は相互に独立した M 系列 (周期  $2^{63} - 1$  の擬似乱数系列) を生成す

る．総和計算モジュールはそれぞれ接続された線型帰還シフトレジスタのビット0の個数を出力する．ここで，ビット0の個数を  $a_x$  および  $a_y$  ( $0 \leq a_x, a_y \leq 62$ ) とすると，中心局限定理によって近似的に正規分布に従う確率変数とみなすことができる（正規分布の平均値は 31.5，標準偏差は 5.5 となる）．変位ベクトル  $\Delta x$  および  $\Delta y$  を， $a_x$  と  $a_y$  の分布の両端を切り詰めて整数値に丸めることで得るとすると， $\Delta x$  および  $\Delta y$  は 0 から 31 の範囲に分布することになる（平均値は 16.5 となる）．

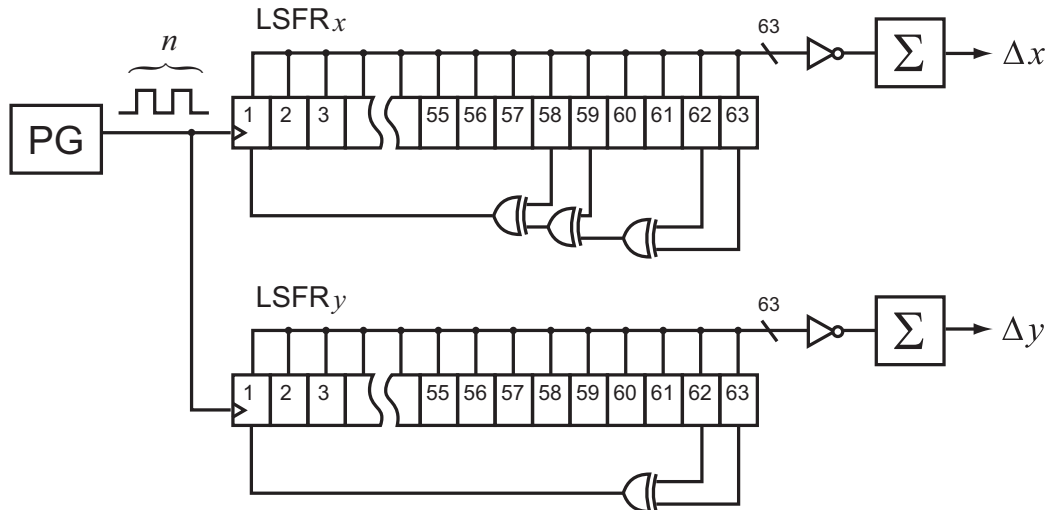
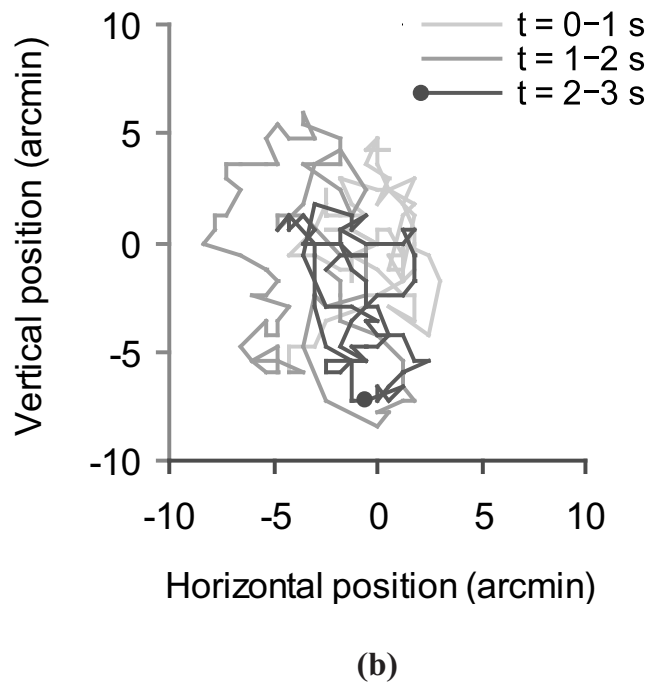
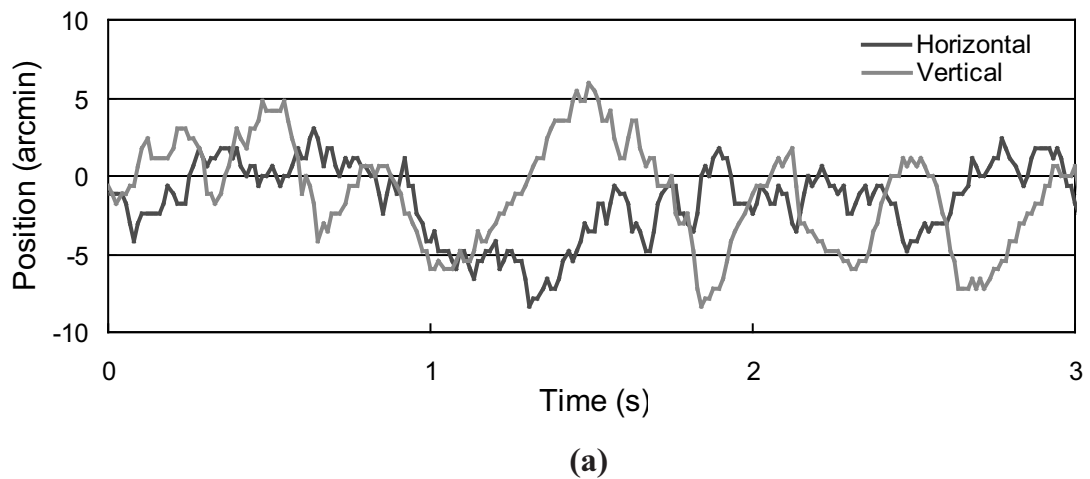


図 5.2: デジタル回路による固視微動様変位ベクトル計算の実装．パルス生成回路 (PG) は各時間フレーム毎に  $n$  個のパルスを送ることで 63 ビット線型帰還シフトレジスタ LFSR<sub>x</sub>, LFSR<sub>y</sub> のシフト動作を駆動する．総和計算モジュール ( $\Sigma$ ) が LFSR<sub>x</sub>, LFSR<sub>y</sub> それぞれの 0 ビットの数を計算し変位ベクトル ( $\Delta x, \Delta y$ ) を得る．

### 5.3 模擬された固視微動の特性

図 5.3 から 5.5 に，上述の回路によって生成された固視微動の特性を示した．1 ピクセルをヒト網膜の中心部分における錐体細胞の大きさ（視角 0.6 arcmin）に対応付け，フレームの時間ステップを 13.3 ms とする条件で，ヒトの固視微動（ドリフト成分）の特性との比較を行った．図 5.3 には， $n = 4$  としたときの典型的な眼球位置の推移パターンを示した．眼球の位置は視角約 20 arcmin の範囲で変動しているが，これはヒト固視微動幅として妥当な範囲にある [62]．

図 5.4 は，模擬された眼球位置の系列から計算した瞬間速度の分布をプロットした図である（ $n = 1, 4, 8$  としたとき）．図中の実線は正規分布曲線をフィッティングした結果であり，標準偏差はそれぞれの  $n$  の値に対して 0.57, 1.08, 1.51 となった．これらの標準偏差の値は，固視微動の速度分布の被験者毎のばらつき（0.5 から 1.5 度毎秒，[66]）をカバーしている．図 5.5 は， $n = 4$  の設定で，眼球位置変動の周波数特性



**図 5.3:** デジタル回路によって生成された固視微動様変位ベクトルの変動の様子. (a) 時間に対する変位ベクトルの水平, 垂直方向成分の変化. (b). 同じデータの二次元プロット図.

を計算した結果である. 周波数に対してほぼ反比例しているが, これはヒト固視微動の実際の計測から得られた結果 [66] と合致する. 以上の結果を総合すると, 前節で述べた固視微動生成回路が, ヒトの実際の固視微動の動特性をうまく再現していると思なせる.

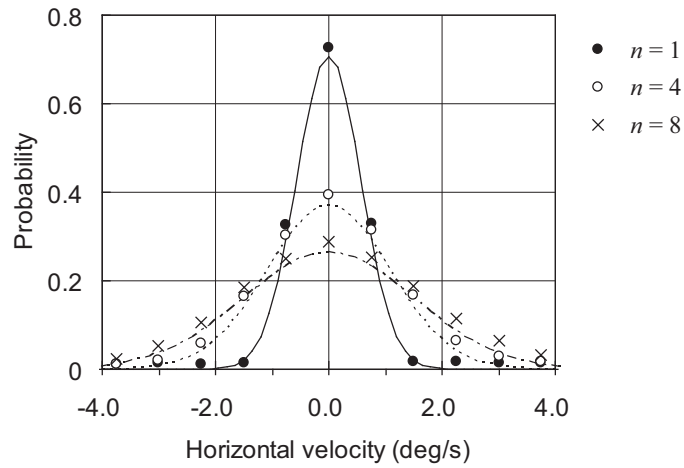


図 5.4: 生成された固視微動の速度分布. 変位ベクトルの水平成分の時系列データに対して算出した. パラメータ  $n = 1, 4, 8$  の条件でそれぞれ速度分布をプロットした. 実線, 破線, 一点鎖線で示した曲線は正規分布曲線をフィッティングした結果である.

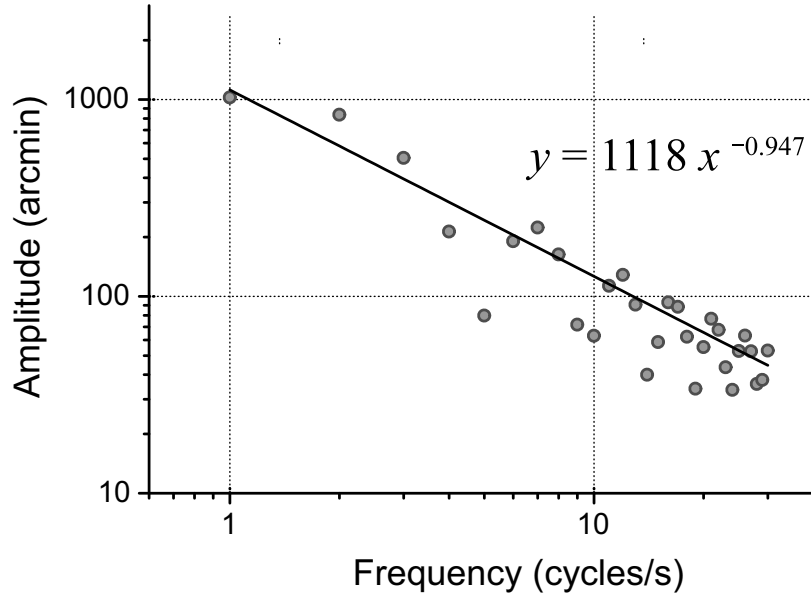


図 5.5: 生成された固視微動の周波数特性. 横軸は時間周波数, 縦軸は振幅の絶対値を表している. 一次関数のフィッティング結果を重ねて示してある.

## 5.4 固視微動下における網膜神経活動の再構築

### 5.4.1 網膜細胞活動の実時間再構成システム

前章で述べた網膜細胞活動の実時間再構築システム（以下網膜エミュレータ）に固視微動の模擬を組み合わせた。図 5.6 は、固視微動を再現する網膜エミュレータの処理フローを示している。前章の網膜エミュレータとの相違点は、固視微動量の生成回路を FPGA に組み込んだことと、動作周波数を 75 フレーム毎秒としたことである。また、固視微動模擬機能に付随して、画像シフトを行うためのマージンが必要であるため、有効画素領域は  $96 \times 96$  ピクセルとなる。

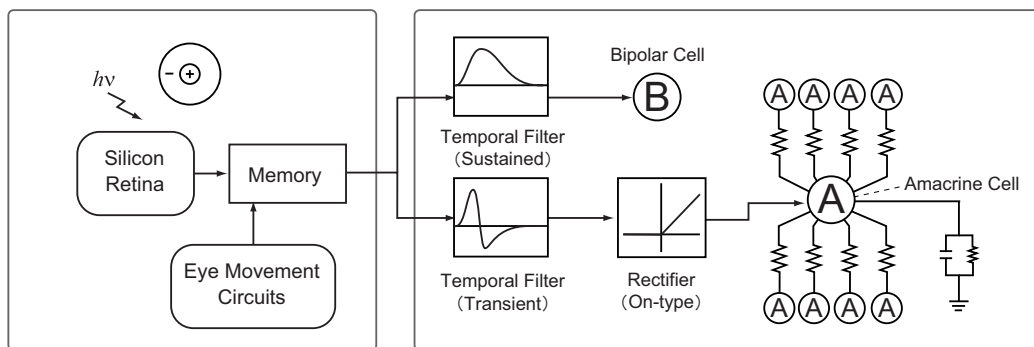


図 5.6: 固視微動を組み込んだ網膜細胞活動の再構築システムの処理フローの模式図。動作の詳細は本文を参照。

### 5.4.2 静止した単純画像への応答

図 5.7 は、静止した 2 本のスリット像をシステムに提示したときの網膜細胞活動の模擬結果を示している。スリットは異なる幅を持ち、その輝度のプロファイルはコサイン関数に従っている。パラメータ  $n=4$  として、固視微動を加えた条件での網膜細胞活動の再構築を行った。図の左側の列には入力画像、再構築された双極細胞とアマクリン細胞の結果は、それぞれ中央列と右側列に示した。各列の中央段には時刻 0 でのスナップショットが示されている。各列上段にはスナップショットに水平線に示された位置に沿ったラインプロファイルが示されている。各列下段は、過去 1 秒間に渡るラインプロファイルの履歴が画像として示してある。左側列の履歴画像には模擬された固視微動の軌跡が明瞭に現れている。右側列のアマクリン細胞の模擬結果では、幅の狭いスリットに対する応答が双極細胞と同等の振幅を持っているにもかかわらず、幅の広いスリットに対する応答が双極細胞に比べてかなり小さくなっている。このスリット幅に対する応答の違いは、アマクリン細胞の一過性応答特性と固視微動による像の絶え間ない位置ずれの組み合わせの効果として解釈できる。この効果は、固視微

動の存在によって高空間周波数刺激に対する識別能力が向上する現象 [67] と関連している可能性もある。

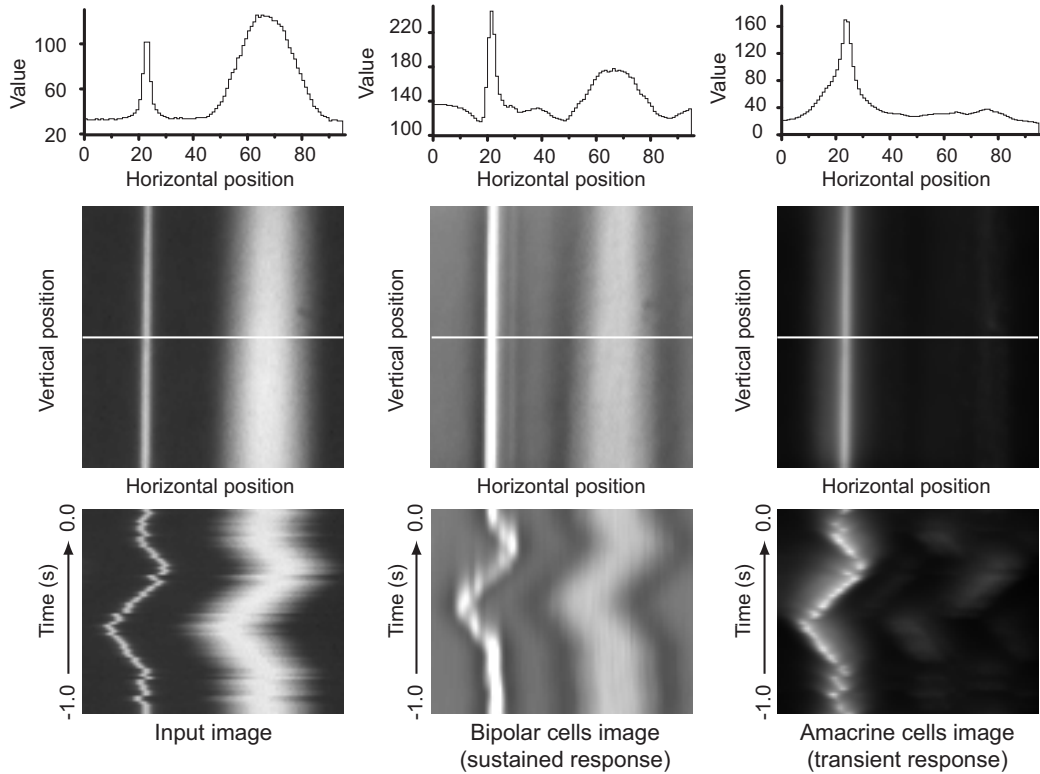


図 5.7: 異なる幅のスリット画像を入力としたときの応答. パラメータ  $n=4$  として, 固視微動を加えた条件での網膜細胞活動の再構築を行った結果を示す.

### 5.4.3 動きのある自然画像入力に対する応答

図 5.8 には, 動きのある自然画像 (人物が手を動かしている状況) に対するアマクリン細胞活動の模擬結果を示した. 左側パネルは入力画像を示している. 固視微動がない条件 (中央パネル) ではアマクリン細胞は動いている手の部分だけに応答が見られるが, 固視微動下 (右側パネル) では動きの少ない顔や体部分の輪郭線にも動いている手の部分と同様に応答が見られる.

一般にこれらの結果は, 網膜モデルの非線型性のために解析的に求めることができず, シミュレーションを実際に行うしかない種類の課題である. 従って, モデルの挙動を実時間で再構築できるシステムがあることは, 生体視覚系を理解する上で大きな利点となる.

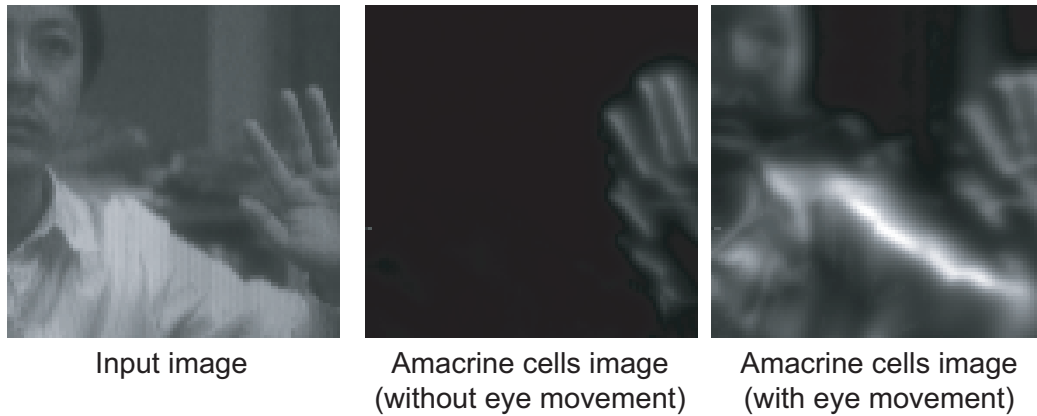


図 5.8: 自然画像入力に対する応答. 人物が手を動かしている状況を提示したときのシステムの応答を, 固視微動がないとき (中央パネル), 固視微動があるとき (右パネル) の2条件で比較した.

## 5.5 結言

ヒトの固視微動を模擬するデジタル回路を実装し, 実際のヒト眼球運動のドリフト成分に近い動特性を再現できることを示した. さらに, 網膜細胞活動の実時間再構築システムに組み込むことで, 固視微動下の網膜の活動を可視化するシステムを得た. 本システムは生体視覚系の視覚情報処理を理解するための有用なツールとなることを期待している.

# 第6章 スパイク応答を模擬する網膜神経活動の再構築システム

本章では、神経節細胞のスパイク応答を含めた網膜神経活動を模擬するシステムについて述べた。スパイク生成には確率的積分発火モデルを用い、高速化のために第三章から第五章までで述べたシステムの処理機能を一部簡略化してデジタル回路として実装したことを説明した。次いで、自然な画像の提示による検証を通じて、システムが200フレーム毎秒のフレームレートで緩電位応答とスパイク応答を模擬できることを示した。

## 6.1 緒言

本研究ではこれまでに網膜神経細胞の緩電位応答の再構築を行ってきた（第4章および第5章）。本章では、網膜の最終出力であるところのスパイク応答（第三章を参照）に関しても、同様にアナログ/デジタル混在型アーキテクチャを利用してシステムを構築する。

スパイク応答は網膜に限らず神経細胞に普遍的に見られる応答様式であるが、その膜電位の変化は非常に速い。スパイクの時間幅は1 ms程度であり、スパイク発生後に引き続いて見られる不応期は3~4 ms程度である。このスパイク応答を実時間で模擬するためには、少なくとも5 ms毎のフレーム処理を行わなければならない。フレームレートでは200 frames/s以上が必要となる。しかし、前章までのシステム構成ではシリコン網膜からデジタルコンピュータまでの通信速度と、デジタルコンピュータ上での処理時間がボトルネックとなり、200 frames/sの処理は実現できない。

そこで、本章ではスパイク応答に確率的積分発火モデルを導入し、動作速度を上げるためにFPGA上にデジタル回路として実装した。以下の節では、システムのハードウェアとデジタル処理回路の詳細について説明する。

## 6.2 システム

図6.1はシステム全体の外観を示している。システムは図6.2に示した様に、シリコン網膜部、FPGA部、メモリ部、USBインターフェイスから構成されている。図6.2には制御信号フロー、データ信号フロー、パラメータ設定信号フローが示されて



いる。FPGA 部はザイリンクス社の Spartan3(XC3S400) 上に構成され、システム全体を制御している。メモリ部は、FPGA チップ内部の 256Kbit ブロック RAM とチップ外部の 2Mbit 静的 RAM から成り、フレームデータを保持するイメージバッファとして使われる。

シリコン網膜部は第 4 章、第 5 章と同じくニューラルイメージ社によって製造された 128 × 128 画素のチップを使用した。USB インターフェイス部には USB 通信に特化したマイクロプロセッサチップである EZ-USB FX (サイプレス・セミコンダクタ社) を使用した。

システムは 200 frames/s で動作し、フォトセンサによって取得された画像イメージは、シリコン網膜内部の抵抗回路網によって平滑化される。次いで、A/D 変換によって 8 ビット階調値に量子化される読出し操作が行われる。読出しと同時に、デジタル回路による処理が行われ、ブロック RAM または静的 RAM の特定の領域に記録される。第 3 章で述べた網膜機能モデルに定義された視細胞から神経節細胞に至る様々な神経細胞の活動を模擬した画像は予め決められたメモリ領域に順次記録され、フレーム処理の最終段階で USB インターフェイスを通じて接続されたデジタルコンピュータに送信される。また、システムは必要に応じてデジタルコンピュータからパラメータ設定コマンドを受け取ることができる。

FPGA 部のデジタル回路によって処理内容の詳細を以下の節に順次説明する。

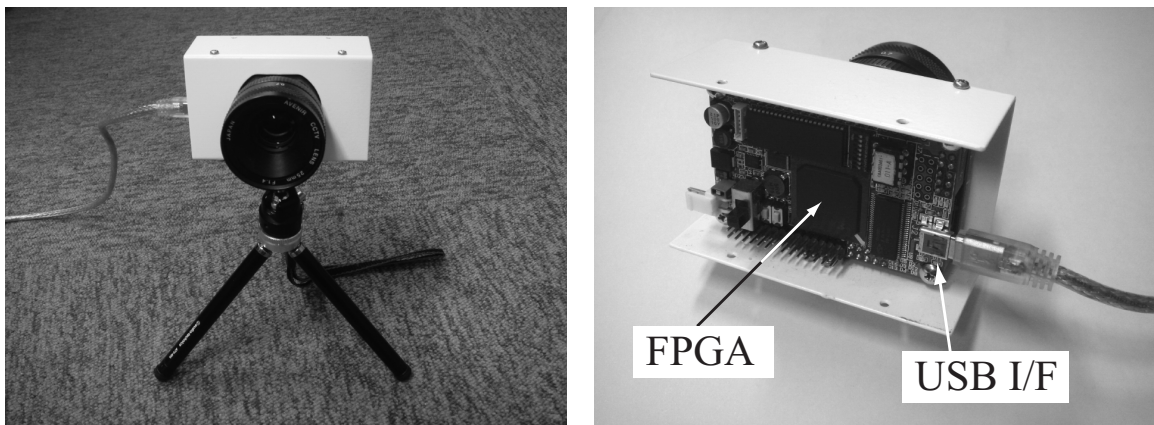


図 6.1: システム外観。左パネルはフレームの前面側の外観を示す。光学レンズの背面にシリコン網膜チップが配置されている。右パネルはフレームカバーを外したときの背面の外観を示す。基板の中央に FPGA チップ、右側に USB インターフェイスが見える。

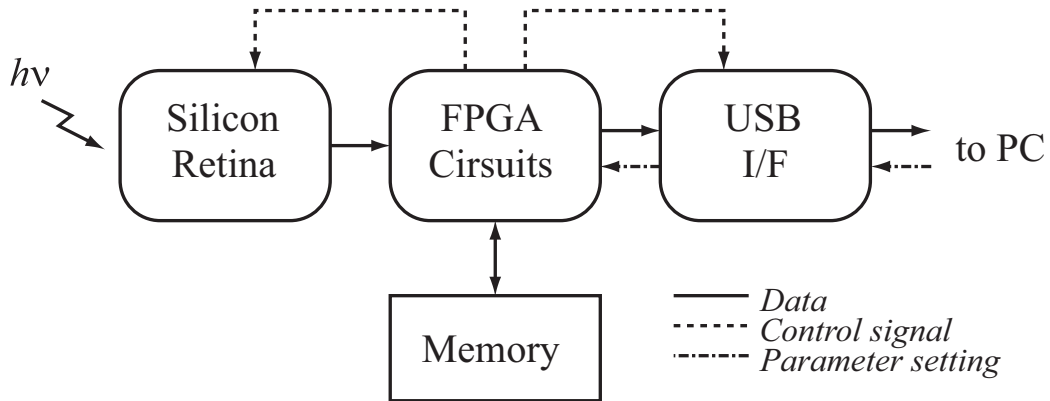


図 6.2: ハードウェア構成. シリコン網膜 (Silicon Retina), FPGA 回路 (FPGA Circuits), メモリ (Memory), USB インターフェイス (USB I/F) から成る.

### 6.2.1 処理フロー

第 3 章でのべた網膜機能モデルに従って, 本システムで実装された処理の内容を模式的に図 6.3 に示した. 図中で処理は上から下に向って進む. 時間フィルタ処理 (Temporal Filter) 以降で, 処理経路が二つの経路に分岐しているが, これは持続性応答チャンネルと一過性応答チャンネルに対応している. これら二種類の処理経路の模擬は同時並列的に行われる.

外網膜神経回路による空間フィルタの特性は 2 層のアナログ抵抗回路網それぞれからの出力画像の差分によって決定され, 中心周辺拮抗型受容野を高速に模擬することができる. 抑制的に働く受容野周辺部には時間的な遅延 (TD) が加えられる. この時点では中心周辺拮抗型の空間特性は再現されるものの, 中心部に対する周辺部の相対的な遅れ以外には時間特性は考慮されていない. 時間応答特性は次の時間フィルタ処理によって再現される. 時間フィルタ処理によって, 持続性応答 (双極細胞) と一過性応答 (アマクリン細胞) に対応した時間フィルタ処理が行われる. 整流処理 ( $R_s$  および  $R_t$ ) は, 内網膜神経回路の非線型性に再現するための処理であり, On 型, Off 型処理経路の再現のために半波整流処理を実行する. 内網膜時空間フィルタ処理 (ST) は, アマクリン細胞間の電気的結合による側方信号伝播を, ケーブルモデル (第三章) によって再現する. 最後にスパイク生成処理 ( $SG_1$  および  $SG_2$ ) が, 確率的積分発火モデルに従った緩電位応答-スパイク応答変換を行う. スパイク応答出力は二値画像として表現され, 値 1 がスパイクの発生を, 値 0 がスパイクが発生していないことを示す. 以下では各処理についてより詳しい説明を行う.

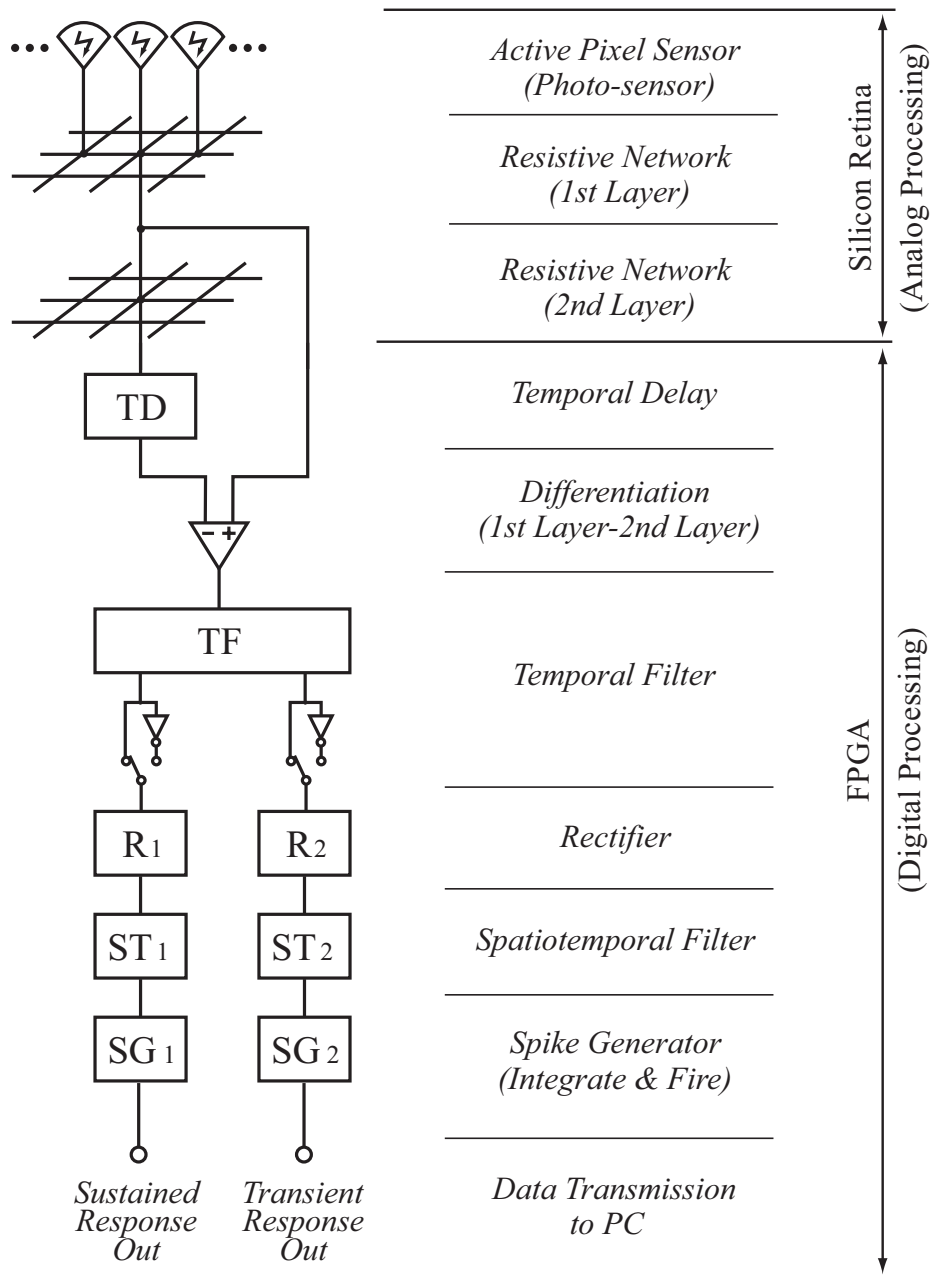


図 6.3: システムの計算処理の流れを模式的に示した図. 外網膜回路による空間受容野の再現を共通の処理とし, 時間応答の違いに応じて 2 系統に分岐した処理フローを持つ. 動作の詳細については本文を参照.

### 6.2.2 シリコン網膜制御

図 6.4 に本システムにおけるシリコン網膜チップの制御信号を示す. 各信号の意味は第 2 章で説明した内容と同じである. ここで示した制御信号のほとんどは, 第 4 章のシステムでの制御信号と同じであるが, フレーム時間 (Frame Period) が 5 ms であ

ることに加え，”Sh2”，”Read time (1st Layer)”，”Read time (2nd Layer)”の内容が異なっている．第4章のシステムとは違い，第二層目の抵抗回路網からの画像が先に読み込まれ，次いで第一層目の抵抗回路網からの画像が読み込まれる．それぞれの読み込み時間が異なっているのは，読み出し時に実行される演算処理に必要なクロック数に合わせて，必要な読み込み時間を設定し，全体の処理時間を短縮するためである．

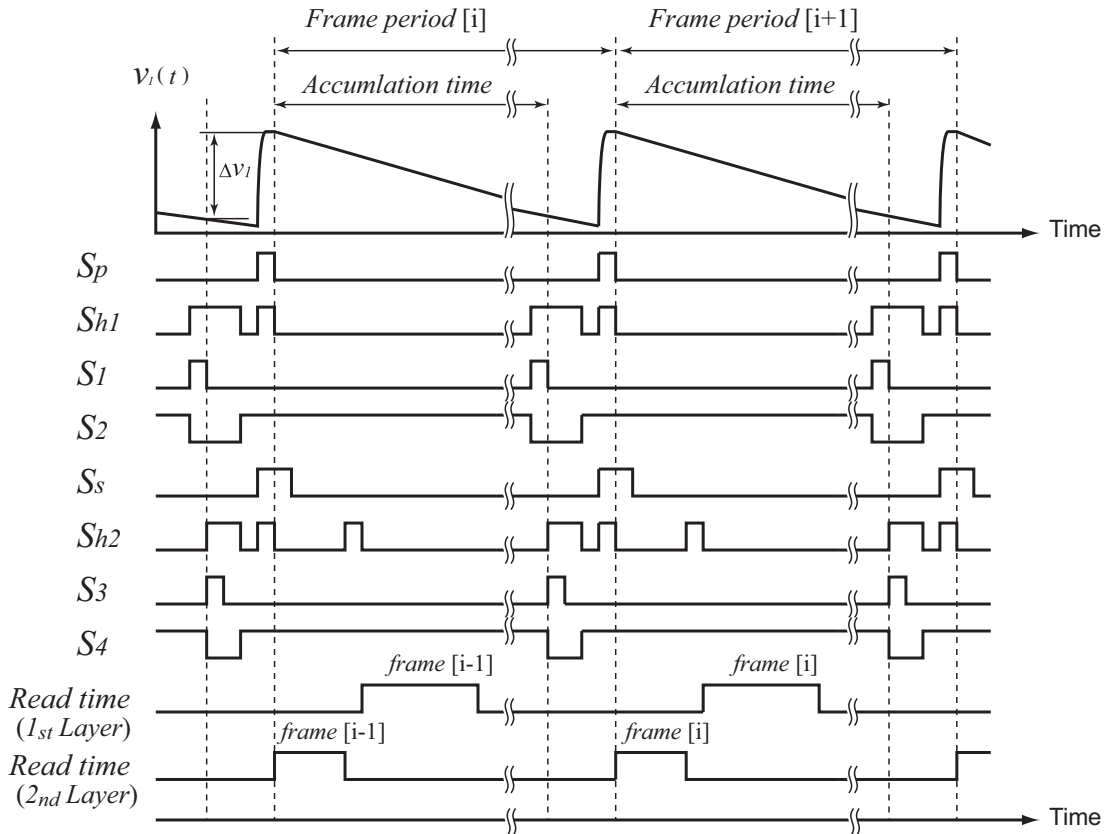


図 6.4: シリコン網膜チップ制御信号．信号名は第二章のシリコン網膜の説明と同一．一層目，二層目の抵抗回路網から順次画像を読み出す制御シーケンスを示している．

### 6.2.3 中心周辺拮抗型受容野

中心周辺拮抗型受容野を形成する中心部と周辺部は，それぞれ，第一層目の抵抗回路網と，第二層目の抵抗回路網から得られる．各抵抗回路網が再現する平滑化の強さは，システムパラメータ  $\sigma_1$ ， $\sigma_2$  によって設定することができる ( $0.0 \leq \sigma \leq 1.0$ )．

## 6.2.4 周辺部の時間遅れ

受容野周辺部の時間遅れは、二層目の抵抗回路網からの画像読出しの際に、一次の無限インパルス応答 (IIR) フィルタを適用することで実装された。Fig.6.5(a) は、この処理を模式的に示したもので、フレームバッファに記録された1フレーム前の画像の値と新たに読出した値を、与えられた重みで加重平均することを示している。重みは $\alpha$ と $1-\alpha$ であり、 $\alpha$ は、システムパラメータとして自由に設定できる ( $0.0 \leq \alpha \leq 1.0$ )。すなわち、 $r_2[x, y, i]$ を座標 $(x, y)$ における時刻 $i$ での抵抗回路網からの読出し値、 $s[x, y, i]$ をフレームバッファ画像のピクセル値とすると、下式によってその値が更新される。

$$s[x, y, i] = \alpha s[x, y, i - 1] + (1 - \alpha)r_2[x, y, i],$$

この演算は、全てピクセルに対して読出しのスキャン動作と同時に実行される。図6.5(b)に $\alpha=0.588$ のときのインパルス応答を示す。

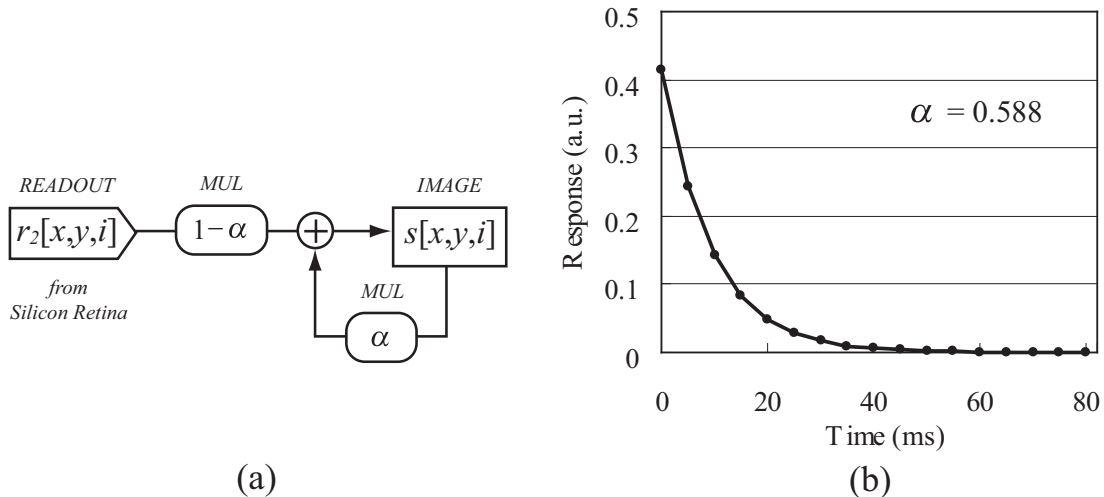


図 6.5: (a) 受容野周辺部の時間遅れを再現するための遅延回路。無限インパルス応答フィルタによる実装によりメモリリソースを節約している。(b) $\alpha=0.588$ としたときに本回路で得られる実際のインパルス応答を示した。

二層目の抵抗回路網の読出しのスキャン動作が完了した時点で、フレームバッファには遅延を適用した結果が記録されている。次いで、一層目の読出しスキャン動作が開始される。一層目の各ピクセルの読出しの際に、フレームバッファに記録された二層目の各ピクセルを同時に読出し、減算を実行することで、中心周辺拮抗型受容野に相当するフィルタ処理を実行することができる。この処理を下式に示す。

$$a[i] = \left[ r_1[i] - s[i] + 0.5 \right]_0^{1.0},$$

ただし、 $a[i]$  は抵抗回路網出力の差分値、 $r_1[i]$  は一層目の抵抗回路網からの読出し値、記号  $[\cdot]_0^{1.0}$  は値域  $[0, 1.0]$  での飽和处理をそれぞれ表すとする。

## 6.2.5 時間フィルタ処理

まず最初に、双極細胞およびアマクリン細胞のそれぞれが持つ、持続性応答および一過性応答をモデル化する。第3章のシステムのように、デジタルコンピュータ上でメモリが十分に使える環境においては、メモリに多数蓄えた過去のフレームデータに対してルックアップテーブルの畳み込み演算を行う方式のため、任意の時間フィルタを設定できる自由度があった。しかし、本システムでは、限られた容量のメモリを利用して、出来るだけ効率的な実装を行わなければならないため、時間フィルタの形状のに関して制限を加えた。すなわち、持続性および一過性応答のインパルス応答関数  $f(t)$ 、 $g(t)$  を以下の定義に限定した。

$$f(t) = \frac{2}{\tau} e^{-\frac{t}{\tau}} (1 - e^{-\frac{t}{\tau}}) \quad \left( \int_0^{\infty} f(t) dt = 1 \right),$$

$$g(t) = \frac{2}{\tau} e^{-\frac{t}{\tau}} (2e^{-\frac{t}{\tau}} - 1) \quad \left( \int_0^{\infty} |g(t)| dt = 1 \right),$$

ただし、 $\tau$  は時定数（システムパラメータ）である。これらのインパルス応答関数は、それぞれ括弧内の条件を満たすように規格化されている。 $f(t)$  は、Baylor によってカメ網膜の錐体細胞の応答のモデル関数（第4章、式4.2）において  $n = 2$  としたときの関数であり、 $g(t)$  はそれを時間微分した関数である。 $f(t)$  および  $g(t)$  の形状を、図6.6(b)にそれぞれ黒と灰色の実線で示した。仮に、第4章で述べたシステムのように、フレームバッファと処理時間が十分にあって、直接的な畳み込み演算が使えるとすると、入力画像  $a[x, y, j]$  に対して、これら2種類のインパルス応答関数を畳み込んだ結果  $b_1[x, y, i]$  および  $b_2[x, y, i]$  は、下式で計算できる。

$$b_1[x, y, i] = \sum_{j=-\infty}^i a[x, y, j] f(\Delta t(i - j)),$$

$$b_2[x, y, i] = \sum_{j=-\infty}^i a[x, y, j] g(\Delta t(i - j)),$$

ただし、 $\Delta t$  は1フレームの時間とする。今、この演算を必要最小限のフレームバッファで実行することを考える。本システムで用いることにしたインパルス応答関数  $f(t)$ 、 $g(t)$  を展開したときに、時定数が異なる2種類の指数関数の線型和で表せることに着目する。インパルス応答関数が指数関数である場合には、6.2.4節で行ったように一次のIIRフィルタ演算として実装できることを利用すると、畳み込み演算処理は下の連立逐次更新式で置き換えることができる。

$$\begin{aligned}
h_1[x, y, i] &= \phi h_1[x, y, i-1] + (1-\phi)a[x, y, i], \\
h_2[x, y, i] &= \phi^2 h_2[x, y, i-1] + (1-\phi^2)a[x, y, i], \\
b_1[x, y, i] &= \left[ \left[ 2h_1[x, y, i] - h_2[x, y, i] \right]_0 \right]^{1.0}, \\
b_2[x, y, i] &= \left[ \left[ 2h_2[x, y, i] - 2h_1[x, y, i] + 0.5 \right]_0 \right]^{1.0},
\end{aligned} \tag{6.1}$$

ここで、 $\phi$ は減衰定数であり、また  $h_1[x, y, i]$  および  $h_2[x, y, i]$  は IIR フィルタのため  
の一時バッファ、 $b_1[x, y, i]$ 、持続性応答出力値、 $b_2[x, y, i]$  は一過性応答出力値を表す。

図 6.6(a) に、この連立逐次更新式の計算のデジタル回路としての実装をブロック図  
で示した。図 6.6(b) には、 $\phi=0.898$  としたときに本計算手順で得られる実際のインパ  
ルス応答を示した。モデル関数とほぼ一致することが分かる。

図 6.6(a) に模式的に示された様に、時間フィルタ処理によって得られた 2 出力のそ  
れぞれに対し、反転処理が加えられている。反転を行うかどうかは、システムパラ  
メータ  $\delta_1, \delta_2$  によって設定される。 $\delta = 1$  のときは反転処理によって 1.0 から入力値  
を引いた値が後段に出力され、 $\delta = 0$  のときはそのまま出力される。この反転は双極  
細胞の極性 (On 中心型または Off 中心型) を切り替えるために用意した処理であり、  
 $\delta = 0$  のとき On 中心型、 $\delta = 1$  のとき Off 中心型の双極細胞に対応する。ここまでの  
処理が完了した時点で、On 型経路または Off 型経路での双極細胞とアマクリン細胞  
の応答が計算できる。

### 6.2.6 整流処理

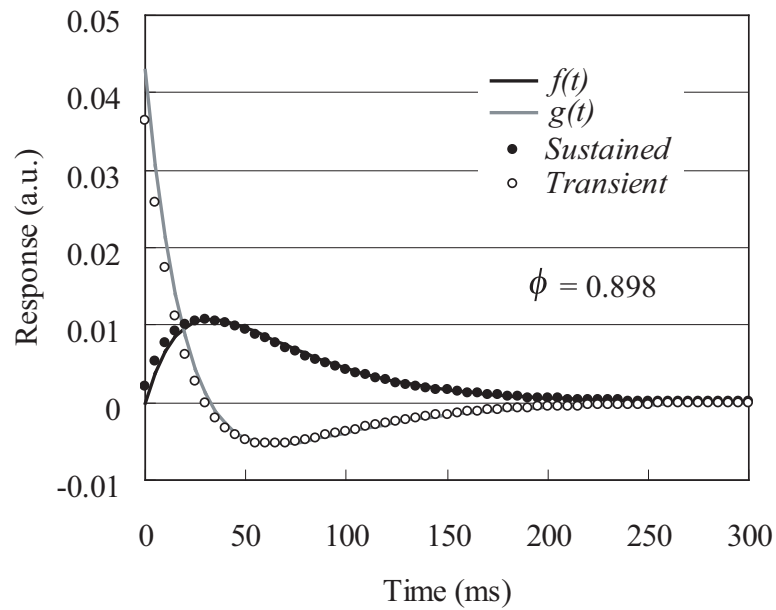
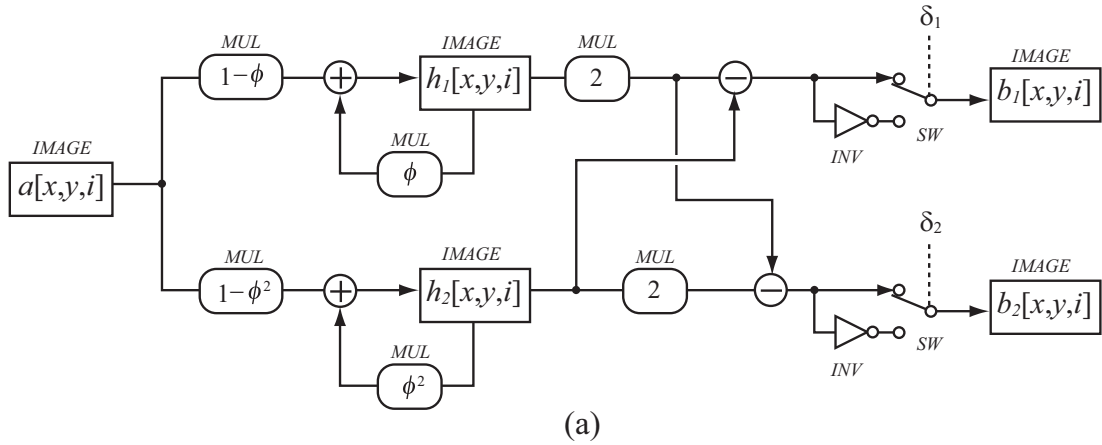
この処理は、内網膜におけるシナプス結合による信号伝達の非線型性を模擬する。  
図 6.7 は整流処理の入出力特性を示している。システムパラメータである  $\theta$  と  $\gamma$  はそ  
れぞれ閾値とゲインを下式に従って決定する。

$$u_k[x, y, i] = \left[ \left[ 2^{\gamma k} (b_k[x, y, i] - \theta_k) \right]_0 \right]^{1.0},$$

ただし、 $k$  はチャンネル番号 ( $k = 1, 2$ )、 $u_k[x, y, i]$  は整流処理の出力値を表している。

### 6.2.7 内網膜時空間フィルタ処理

内網膜時空間フィルタ処理は、内網膜での様々な局所相互作用を模擬する。局所相  
互作用は、空間的な有限インパルス応答 (FIR) フィルタと時間的な IIR フィルタを組



**図 6.6:** 持続性応答および一過性応答を再現する時間フィルタ処理の実装. (a) 無限インパルス応答フィルタを組み合わせた逐次更新型の回路実装. 異なる減衰係数で動作する無限インパルス応答フィルタの出力の線型和により持続性, 一過性それぞれの時間応答を再現する. (b)  $\phi=0.898$  としたときに本回路で得られる実際のインパルス応答を示した.

み合わせることで模擬している. 図 6.8 に処理を模式的に示した. ここで実行される処理の内容を式で表現すると下式となる.

$$v_k[x, y, i] = \left[ \kappa_k^{ic} u_k[x, y, i] + \kappa_k^{is} \sum_{(p,q) \in N_M(x,y)} u_k[p, q, i] \right]$$



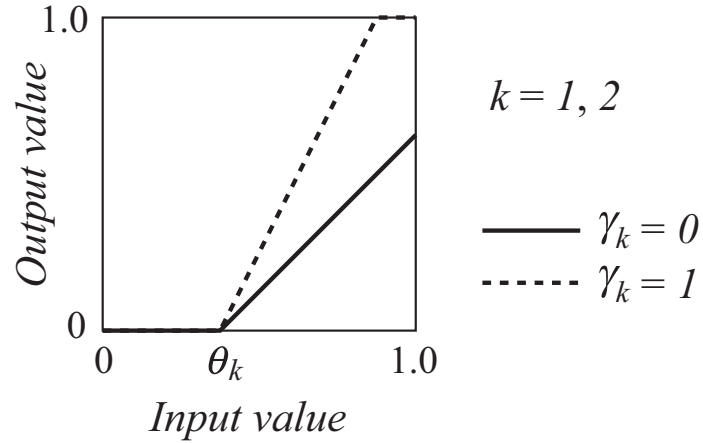


図 6.7: 整流処理の入出力特性を示した. システムパラメータである  $\theta$  と  $\gamma$  はそれぞれ閾値とゲインを設定する.

$$+ \kappa_k^{oc} v_k[x, y, i - 1] + \kappa_k^{os} \sum_{(p,q) \in N_M(x,y)} v_k[p, q, i - 1] \Bigg]_0^{1.0},$$

ただし,  $k$  はチャンネル番号 ( $k = 1, 2$ );  $\kappa_k^{ic}, \kappa_k^{is}, \kappa_k^{oc}, \kappa_k^{os}$  は時空間フィルタのカーネルの重み ( $0.0 \leq \kappa \leq 1.0$ );  $N_M(x, y)$  は座標  $(x, y)$  の 8 近傍 (ムーア近傍) を示す.

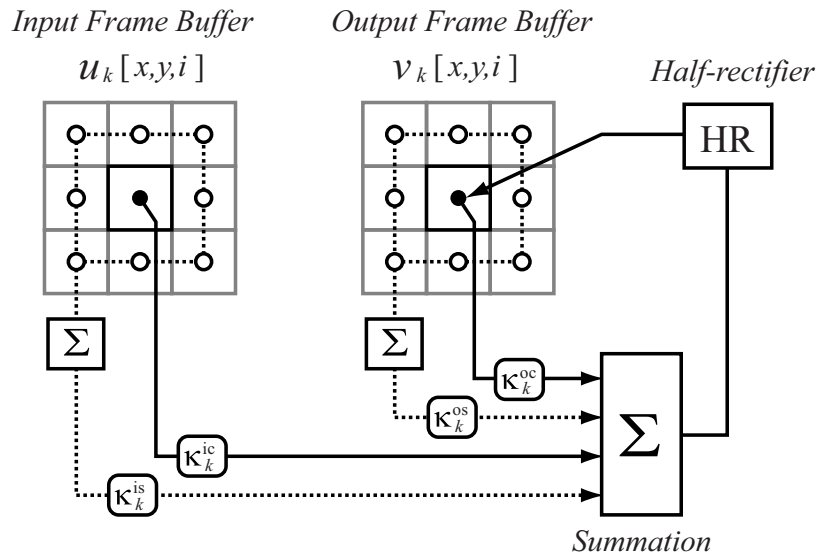


図 6.8: 内網膜時空間フィルタ処理は局所相互作用を模擬する. 局所相互作用は空間的な有限インパルス応答 (FIR) フィルタと時間的な IIR フィルタを組み合わせることで模擬している.  $\kappa_k^{ic}, \kappa_k^{is}, \kappa_k^{oc}, \kappa_k^{os}$  は時空間フィルタのカーネルの重みを決めるパラメータ ( $0.0 \leq \kappa \leq 1.0$ ).

## 6.2.8 スパイク生成処理

スパイク生成処理は、網膜の最終出力層である神経節細胞のスパイク生成を模擬する。実装は確率的積分発火モデルに基づいて行った。この処理は、本システムの中で唯一確率的な振舞いを模擬する（ただし擬似乱数を用いた処理であるため厳密に確率的ではない）。図 6.9(a) は、スパイク生成処理の内容を模式的に示している。システムパラメータは、減衰率  $\mu_k$ 、スパイク発火閾値  $\theta_k^{sg}$ 、確率的ノイズのサイズパラメータ  $\varepsilon$  である ( $k$  はチャンネル番号 ( $k = 1, 2$ ))。図 6.9(a) に沿ってその動作を順次説明する。処理は、各ピクセル位置において個別に処理され、ピクセル間の相互作用はない。基本的な動作としては、神経節細胞の膜電位に相当する値  $m_k[x, y, i]$  は、減衰率  $\mu_k$  に応じて減衰しながら、与えられた入力値  $v_k[x, y, i]$  に確率的ノイズを加算した値を積分する。この処理は、これまでの節で度々説明した IIR フィルタ処理の概念を踏襲して逐次更新方式として実装されているため、フレームバッファの使用は最小限に留められている。膜電位値  $m_k[x, y, i]$  がスパイク発火閾値  $\theta_k^{sg}$  を超えた場合にはそのフレームでスパイクを生成し、膜電位値  $m_k[x, y, i]$  を 0 にリセットする。

確率的ノイズ  $N$  は、独立した 4 つの擬似乱数系列の値を使用しており、その分布はガウス分布に近い。擬似乱数系列の生成には 32 ビットの線型帰還シフトレジスタ (LFSR) を用いた。これら 4 つの LFSR は独立した M 系列を生成するように設定され、その周期はいずれも  $2^{32} - 1$  である。本システムが動作する毎秒 200 フレームのフレームレートにおいて、M 系列が一巡するまでに 655 秒かかる計算になり、したがって周期的なノイズに起因するアーチファクトの心配はないと思われる。4 つの擬似乱数の和は、システムパラメータ  $\varepsilon$  によってスケールリングされる。分布の標準偏差は  $0.035 \times 2^\varepsilon$  となる。

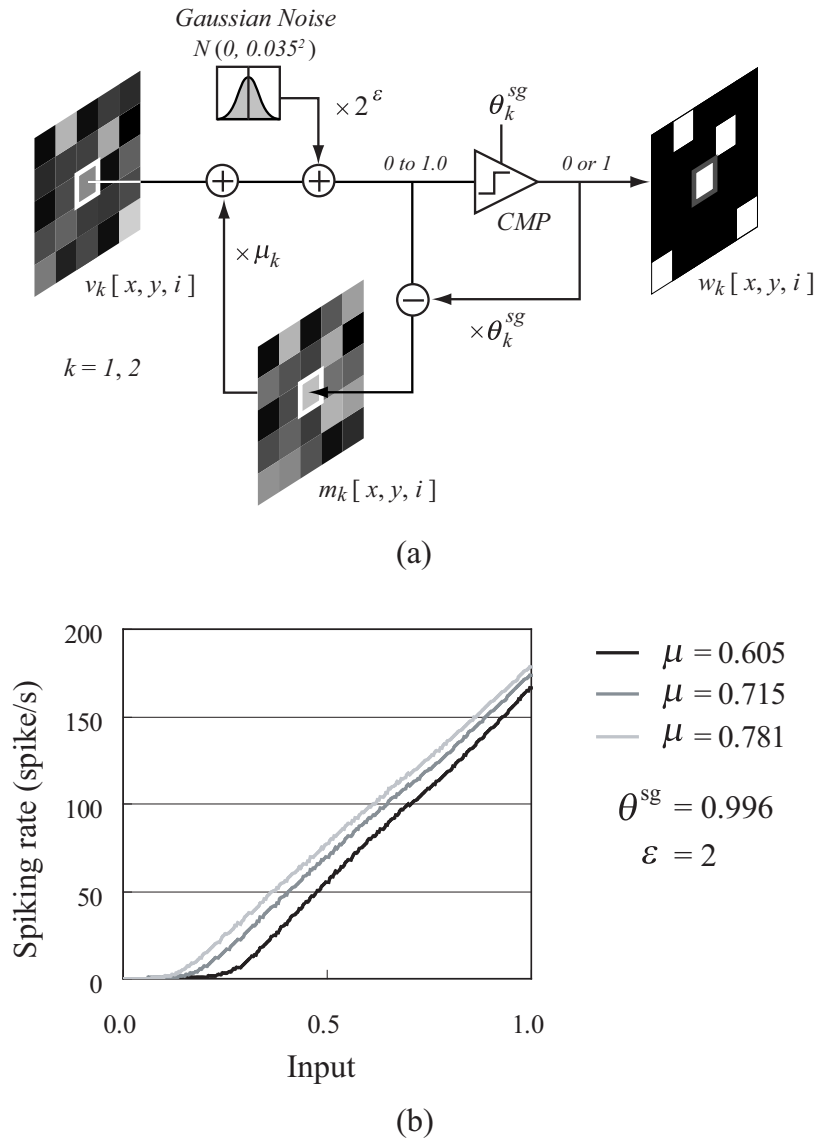
以上の処理を式で示す。

$$\begin{bmatrix} m_k[x, y, i] \\ w_k[x, y, i] \end{bmatrix} = \Theta \left( \mu_k m_k[x, y, i-1] + v_k[x, y, i] + 2^\varepsilon N \right),$$

$$\Theta(p) = \begin{cases} \begin{bmatrix} p \\ 0 \end{bmatrix} & (p \leq \theta_k^{sg}) \\ \begin{bmatrix} p - \theta_k^{sg} \\ 1 \end{bmatrix} & (p > \theta_k^{sg}), \end{cases}$$

フレームベースでの処理である以上、この実装からはシステムの動作フレームレートを超える頻度でスパイクを生成することはない、つまり本システムの場合毎秒 200 回のスパイク生成が上限となる。実際の網膜では毎秒 200 回を超える頻度でのスパイク発火はまれであり、本システムのスパイク生成頻度の動作範囲は網膜活動の模擬を

行う上で十分であることが分かる．図 6.9(b) は入力値に対するスパイク生成頻度の変化を  $\mu$  の値を変えた場合について示している．



**図 6.9:** 確率的積分発火モデル．システムパラメータは減衰率  $\mu_k$ ，スパイク発火閾値  $\theta_k^{sg}$ ，確率的ノイズのサイズパラメータ  $\epsilon$  である．神経節細胞の膜電位に相当する値  $m_k[x, y, i]$  は，減衰率  $\mu_k$  に応じて減衰しながら，与えられた入力値  $v_k[x, y, i]$  に確率的ノイズを加算した値を積分する．この処理は，これまでの節で度々説明した IIR フィルタ処理の概念を踏襲して逐次更新方式として実装されているため，フレームバッファの使用は最小限に留められている．膜電位値  $m_k[x, y, i]$  がスパイク発火閾値  $\theta_k^{sg}$  を超えた場合にはそのフレームでスパイクを生成し，膜電位値  $m_k[x, y, i]$  を 0 にリセットする．

### 6.2.9 システム制御パラメータまとめ

本システムで使用するシステムパラメータについて表 1 にまとめた。表中には各パラメータの名前 (Parameter) と設定可能範囲 (Range) と、次節で行う動作検証実験の際に使用した値を示した (Set value)。

表 1. システムパラメータリスト

Parameter	Range	Set value
$\sigma_1$	0.0 to 1.0	0.0
$\sigma_2$	0.0 to 1.0	0.392
$\alpha$	0.0 to 1.0	0.588
$\phi$	0.0 to 1.0	0.898
$\delta_1$	0 or 1	0
$\delta_2$	0 or 1	0
$\theta_1$	0.0 to 1.0	0.490
$\theta_2$	0.0 to 1.0	0.498
$\gamma_1$	0 to 15	3
$\gamma_2$	0 to 15	5
$\kappa_1^{ic}$	-1.0 to 1.0	1.0
$\kappa_1^{is}$	-1.0 to 1.0	0.0
$\kappa_1^{oc}$	-1.0 to 1.0	0.0
$\kappa_1^{os}$	-1.0 to 1.0	0.0
$\kappa_2^{ic}$	-1.0 to 1.0	0.109
$\kappa_2^{is}$	-1.0 to 1.0	0.109
$\kappa_2^{oc}$	-1.0 to 1.0	0.0
$\kappa_2^{os}$	-1.0 to 1.0	0.0
$\mu_1$	0.0 to 1.0	0.715
$\mu_2$	0.0 to 1.0	0.715
$\theta_1^{sg}$	0.0 to 1.0	0.996
$\theta_2^{sg}$	0.0 to 1.0	0.996
$\varepsilon$	-4 to 4	2

## 6.3 実験結果

本システムは毎秒 200 フレームで安定して動作し、その消費電力はシステム全体で 2.7 W であった。時間的に変化する光景が入力として提示されたときの本システムの動作を検証するために、2 種類の実験を行った。以下にその実験内容と結果についての述べる。

### 6.3.1 スポット光に対する応答

まず、スポット光刺激を提示した場合の本システムの応答を観察した。システムから 50 cm 離して設置した液晶ディスプレイ (LCD) に、均一な白色光からなるスポットを表示した。スポット光の直径は 40 mm (シリコン網膜上での 27 ピクセルに相当) とし、点灯の持続時間は 500 ms とした。スポット光の輝度は  $179 \text{ cd/m}^2$  で、背景部分の輝度は  $1.5 \text{ cd/m}^2$  であった。図 6.10 はスポット光の中心位置のピクセルのシステムの応答を示している。図 6.10 において、横軸は時間、(a) はスポット光点灯のタイミング、(b) は双極細胞とアマクリン細胞の緩電位応答、(c) は神経節細胞のスパイク列を、100 回の連続した試行結果に対するラスタプロットとして表示したもの、(d) はそのスパイク生成頻度を、各時刻で試行に対する平均によって算出したものである。スポット光を点灯したとき、双極細胞の応答はゆっくりと増加し最大値に達した後、少し減少した値で安定し、持続性応答を示した。この緩和過程は受容野周辺部の時間遅れによる効果であり (第 3 章)、スパイク生成頻度においても同様の緩和が確認できた。アマクリン細胞の応答はスポット光の点灯時にのみ一過性の応答を示し、スパイク応答でも同様の挙動が見られた。双極細胞、アマクリン細胞とも第 4 章のシステムと同様の挙動が確認できる。神経節細胞のスパイク応答の再構成結果については、今後生理学データと比較する予定である。

### 6.3.2 自然画像に対する応答

次に、本システムに自然画像を提示したときの応答を観察した。実験は室内照明下で行った (照度 507 lx)。図 6.11 に、人物が静止している時刻での結果を示した。(a) は入力画像、(b) は双極細胞 (c) はアマクリン細胞、(d) は双極細胞から入力を受ける持続性応答型神経節細胞のスパイク画像、(e) はアマクリン細胞から入力を受ける一過性応答型神経節細胞のスパイク画像。スパイク画像においては黒く表示した点はスパイクを表している。持続性応答を持つ双極細胞では、中心周辺拮抗型受容野の特性を反映してコントラストを強調した応答が見られるが、一過性応答を持つアマクリン細胞では入力がほぼ静止しているために応答がほとんど見られない。

図 6.12 では人物が手を (画面の左方向に) 素早く動かしている最中の時刻の応答を示した。持続性応答を持つ双極細胞の応答画像では動いている手の部分の像はかなりぼけている。一方、一過性応答を持つアマクリン細胞の応答画像では動いている手の部分だけが応答している様子が確認できる。これら時間応答の異なる 2 経路の結果は神経節細胞のスパイク応答にも反映されていることが分かる。ここで見られる現象は、基本的に第 4 章で指摘し、議論したものと同様である。

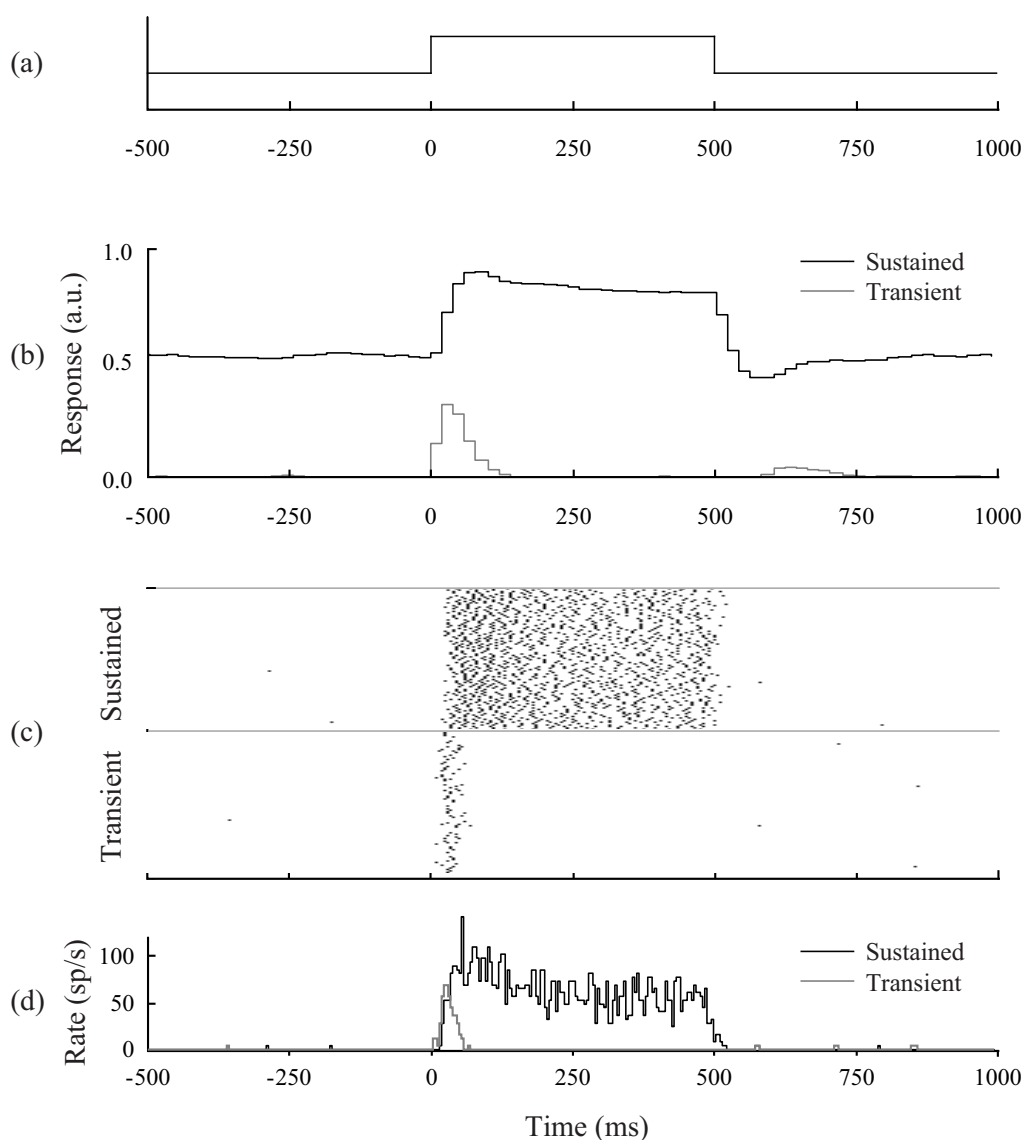
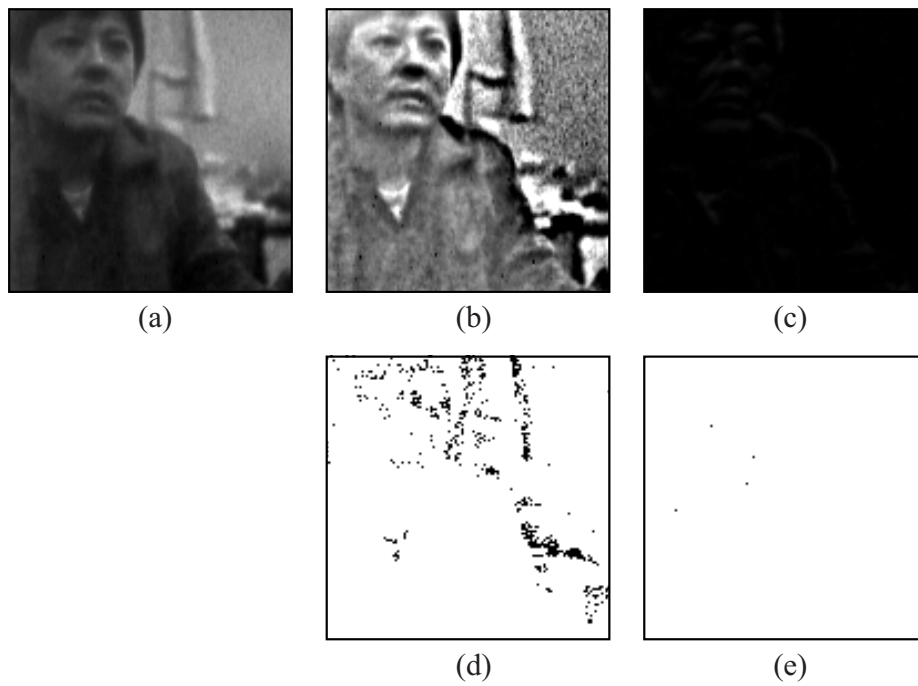


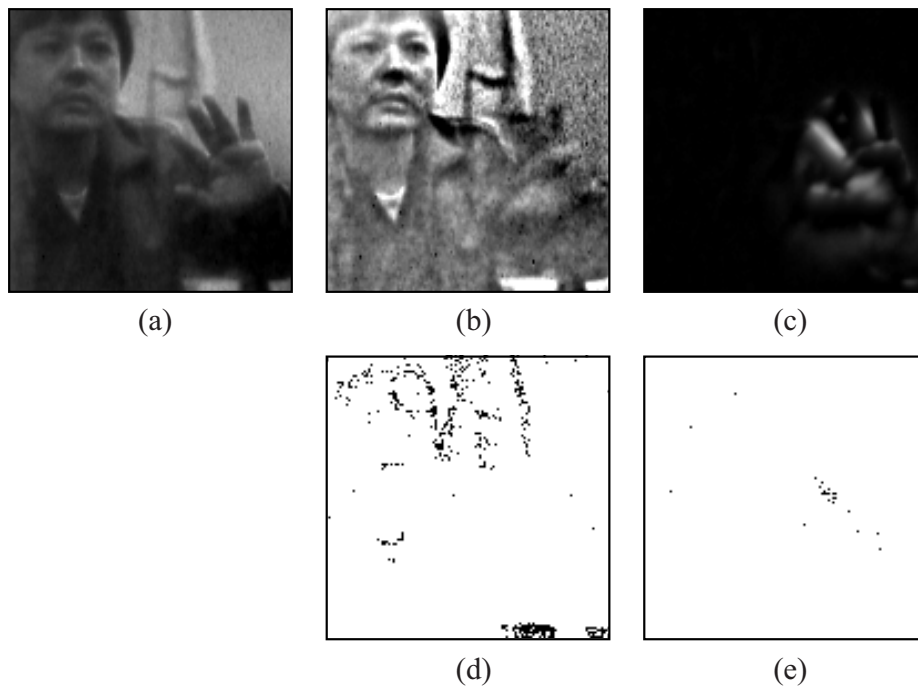
図 6.10: スポット光刺激に対する再構築結果. 横軸は時間, (a) はスポット光点灯のタイミング, (b) 双極細胞とアマクリン細胞の緩電位応答, (c) 神経節細胞のスパイク列. 100 回の連続した試行結果のラスタープロット表示, (d) はそのスパイク生成頻度を 100 回の試行に対して平均したものである.

## 6.4 考察

第 3 章で導入した網膜機能モデルに基づいて, 持続性および一過性チャンネルでのスパイク応答を実時間で再構築するシステムを, アナログ抵抗回路網とデジタル回路を組み合わせるハードウェア実装した. 実験を通じて, システムが毎秒 200 フレームで安定して動作し, 二次元的に配列した個々の神経節細胞からのスパイクを模擬する



**図 6.11:** 自然画像入力に対する再構築結果. 人物が静止している時刻でのスナップショット. (a) は入力画像, (b) は双極細胞 (c) はアマクリン細胞, (d) は双極細胞から入力を受ける持続性応答型神経節細胞のスパイク画像, (e) はアマクリン細胞から入力を受ける一過性応答型神経節細胞のスパイク画像.



**図 6.12:** 自然画像入力に対する再構築結果. 人物が手を（画面の左方向に）素早く動かしている最中の時刻でのスナップショット. (a) は入力画像, (b) は双極細胞 (c) はアマクリン細胞, (d) は双極細胞から入力を受ける持続性応答型神経節細胞のスパイク画像, (e) はアマクリン細胞から入力を受ける一過性応答型神経節細胞のスパイク画像.



性能が確認できた。

本システムの特徴と利点について以下に考察を加える。

#### 6.4.1 同期システムと非同期システム

本システムの動作はフレームベースで行われるため、同期システムとも呼ばれる。一方、一部の生体模倣型ビジョンシステムは非同期システムとして実装されている。非同期通信による画像伝達を実現する方法として最も知られている技術が、アドレスイベント表現 (Address Event Representation, AER) [41, 42] である。これは画像領域内でイベントが発生したタイミングで即座にそのピクセル座標を (時刻情報と何らかの情報フラグとともに) 出力するインターフェイスである。第2章で紹介したBoahenのビジョンチップもこの技術を出カインターフェイスに採用している [11, 12]。しかし、本研究においては同期システムとして実装している。これは、動作周波数が十分でさえあれば、同期システムは生体視覚系の研究に最も適しているとの判断からである。事実、本システムは 200 frames/s という高い動作周波数を実現しているため、網膜神経節細胞からのスパイク出力を表現する時間分解能を備えている。網膜の緩電位応答を表現するためには 60 frames/s もあれば十分であり、わざわざ専用回路を必要とする AER を導入する必要はない。フレームベースのシステムは既存の汎用デジタルシステムと親和性が高く、システムの拡張性が確保できる。さらに、AER にはイベント発生頻度が比較的強く抑えられていることが前提となっており、多数のイベントが同時に発生する状況では正常に動作しないこともフレームベースの優位性を示している。

#### 6.4.2 階層的システムへの展望

本システムは、小型のハードウェアの内部で処理が完結する、スタンドアローン型のシステムである。さらに、網膜のスパイク画像を出力することができるため、網膜内部の視覚情報処理の研究に留まらない拡張システムへの可能性を示している。つまり、より高次の視覚中枢を実時間で模倣するシステムに連結することにより、網膜、大脳視覚中枢、高次認識、運動制御へとつながる階層型システムを構築することが出来ると考えている。低消費電力かつ小型であることが、階層型システムを構築する上でも大きな利点となる。

#### 6.4.3 人工視覚

視覚障害を克服する医工学的な手法として人工視覚 (視覚代行) 技術を開発しようと様々な努力が続けられてきた。本システムは網膜の機能を代行する手段として十分な可能性を持っている。小型、低消費電力で動作することと、持続性応答と一過性応

答の2種類のチャンネルをスパイク表現によって高速に模擬できることから、実際の網膜に近い信号を網膜や大脳一次視覚野の表面に電気刺激として伝えるためのキーコンポーネントとなり得る。現時点では、多点電極を利用した網膜、脳表への電気刺激を用いたブレインマシンインターフェイス技術は臨床的な実用化にまでは到達していないものの、最近のその進歩には目を見張るものがある。視知覚に寄与する網膜や脳の神経細胞を特定し、適切な電気刺激を確実に伝達できる技術が実現すれば、本システムが直ちに利用できると思われる。ただ、網膜や脳の神経回路の計算原理自体には依然として明らかになっていない部分が多い現状では、まずは網膜視覚情報処理の基礎研究の分野で本システムが活用されるべきであるかも知れない。

## 6.5 結言

網膜神経回路モデルによる網膜細胞の応答、特に持続性チャンネルと一過性チャンネルでのスパイク応答を実時間で再構築するシステムを、アナログ/デジタル混在型アーキテクチャを用いて実装した。本システムは、網膜神経回路の視覚情報処理を、スパイクで表現された視覚情報処理として理解するための強力なシミュレーション環境になり得る。



# 第7章 一次視覚野 V1 における神経活動の再構築システム

## 7.1 緒言

前章までは、網膜細胞活動の実時間再構築システムがアナログ／デジタル混在型アーキテクチャによって効率的に実現できることを述べてきた。本章では、アナログ／デジタル混在アーキテクチャが網膜のみならず生体視覚系の様々な領域で有効であることを示すために、ヒトおよびサルの大脳一次視覚野 (V1) における神経活動の再構築システムについて述べる。

Shimonomura らによって、大脳一次視覚野における両眼視差による奥行き知覚を実時間で計算するシステム [18] や、再構築された神経活動を基に両眼カメラの輻輳開散運動の制御を行うシステム [17] が試作されている。本章では、これらのシステムをさらに発展させ、その時間応答のダイナミクスも考慮した神経細胞の活動を、実時間で再構築するシステムを構築し、両眼カメラの輻輳開散運動制御と奥行き知覚を同時に行った。本章では、まず両眼視差と奥行き幾何学的関係と、生理学実験から提案された視差検出細胞モデルについて紹介した後、アナログ／デジタル混在型アーキテクチャを用いたシステムについて説明し、その動作を検証する実験結果について述べる。

## 7.2 網膜から一次視覚野への経路

網膜で処理された視覚情報は、視神経を通過して中枢へと送られる。この網膜から中枢への経路は、大きく分けて (1) 網膜→外側膝状体→一次視覚野、(2) 網膜→上丘→視床枕核、視床外側核、の2つの系があることが知られている [68, 2]。前者は膝状体系と呼ばれ、網膜の中心窩でとらえた視覚対象の識別機能に重要であるといわれている。後者は膝状体外系と呼ばれ、眼球運動制御などに関わるといわれている。本研究では、視覚情報処理の主経路である膝状体系を考える。

図 7.1 に、生体視覚系において網膜から一次視覚野に至る経路の模式図を示す。外界の光情報はまず、眼球の底にある網膜 (Retina) で受容される。網膜は、前章まで述べたように、光信号の電気信号への変換に加えて、ある程度の情報処理を行った結果を出力として送り出す。網膜の出力は視神経 (Optic nerve) を通り、まず外側膝状体 (Lateral geniculate nucleus) へと送られる。最近では、外側膝状体は単に情報を中

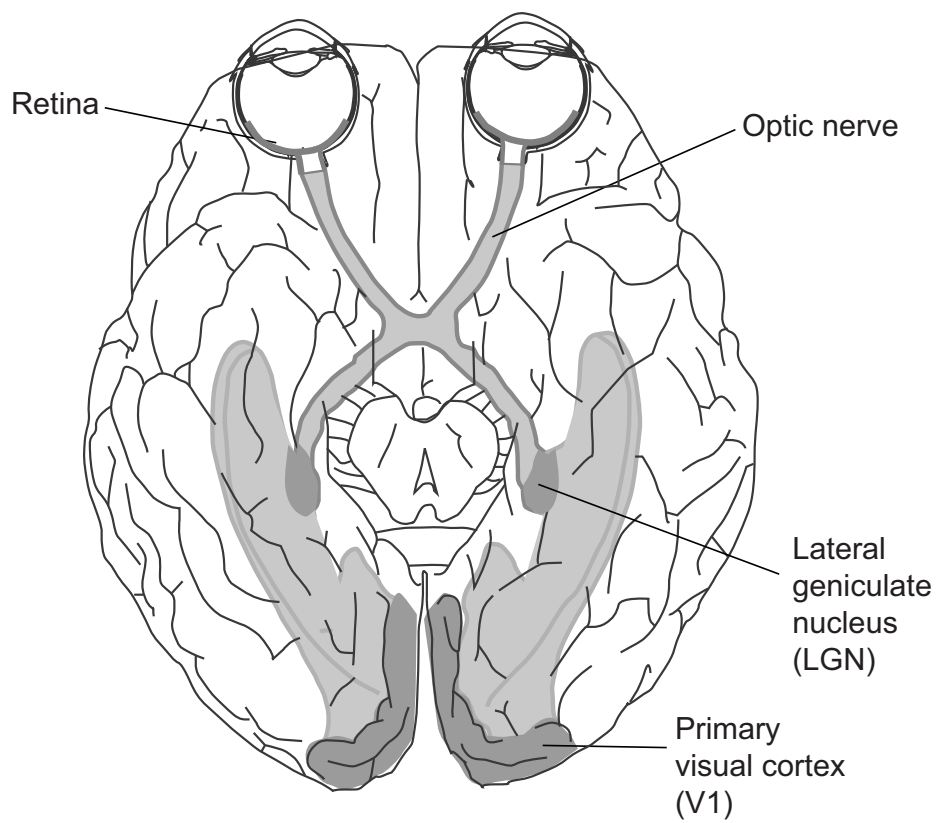


図 7.1: 網膜から一次視覚野へと至る視覚経路。網膜の出力は視神経 (Optic nerve) を通り、外側膝状体 (Lateral geniculate nucleus) へと送られ、次いで、一次視覚野 (Primary visual cortex, V1) に送られる。

継するだけでなく情報処理に機能的に関わっていると報告もあるが [69], 本研究では簡単のため, 外側膝状体における情報処理は考慮しない. 外側膝状体からの情報は, 一次視覚野 (Primary visual cortex, V1) に送られる.

一次視覚野は六つの層から構成され, 各層は細胞や神経線維の種類のほか, 入出力関係や機能の面でも異なる (図 7.2). この中で外側膝状体からの信号が直接入力するのは IV 層である. IV 層の出力は主に II / III 層へと入力され, その後二次視覚野へと送られる. 一次視覚野の層間や層内にはそれ以外にも複雑な神経結合があることが分かっている.

一次視覚野の細胞は, 光刺激に対する応答特性から単純型細胞と複雑型細胞とに分類される [70]. 単純型細胞は主に四層に存在し, 外側膝状体からの信号を受け取る. この単純型細胞については次節で詳しく述べる. 複雑型細胞は, 単純型細胞からの入力を受け取る II / III 層や, V 層, VI 層に存在している.

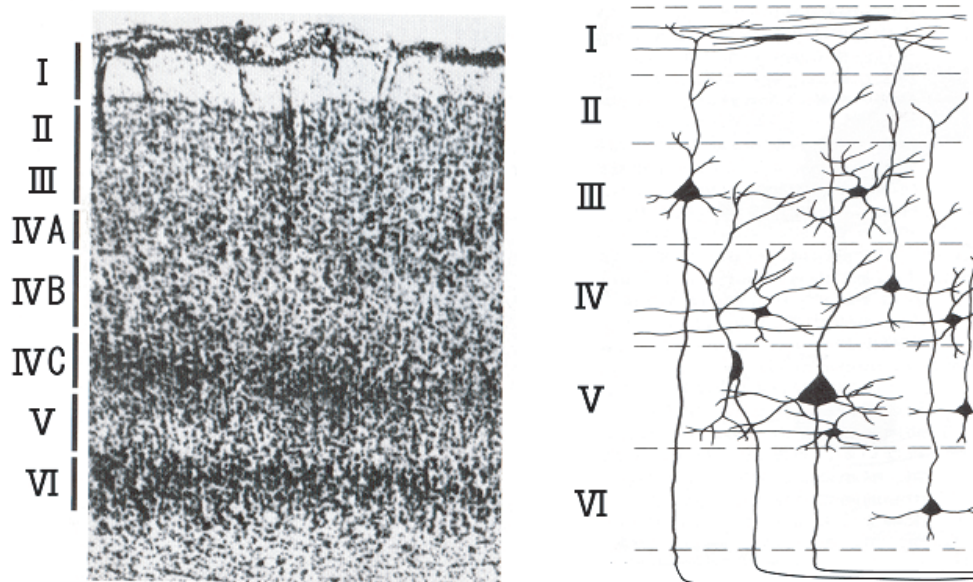


図 7.2: 六層から成る大脳皮質視覚野の構造. (左) マカクの一次視覚野のスライス写真. (右) 六層構造における神経細胞ネットワークの模式図. [71] より.

## 7.3 生体視覚系

### 7.3.1 視覚系細胞ネットワークの構造

このような視覚経路の各部位の細胞はそれぞれ, 細胞種別に固有の受容野を持つ. 図 7.3 に, 各部位の細胞の空間受容野構造の模式図を示す. 左から, 網膜神経節細胞

および外側膝状体細胞，一次視覚野単純型細胞，一次視覚野複雑型細胞の空間受容野である．網膜の出力細胞である神経節細胞や外側膝状体の細胞は，同心円状で中心周辺拮抗型の受容野を持つ．単純型細胞は，ある特定の方位に長く伸びた形状の空間受容野をもっており，その方位の線分型の光刺激に対して選択的に応答する．これらの2種類の受容野は線型フィルタとして説明できる．複雑型細胞は，単純型細胞と同様に特定の方位の線分型光刺激に応答するが，白い線分でも黒い線分でも応答し，受容野内での線分の位置多少ずらせても応答が変化しないなど，その振舞いは線型フィルタとしては理解できない．

生体視覚系では，このような細胞の受容野が視野を埋め尽くすことで，受容した視覚情報を並列的に処理する．また，各細胞間のネットワークは階層的な構造をもっている．つまり，複雑型細胞の受容野は単純型細胞のそれを組み合わせて作られ，単純型細胞の受容野は外側膝状体細胞の受容野を組み合わせて作られる．脳の構造は複雑でそれ以外の様々が結合様式が入り乱れているものの，基本的には，このような階層構造により，網膜で受容された視覚情報に対して徐々に高度な情報処理が行われていくと考えられている．

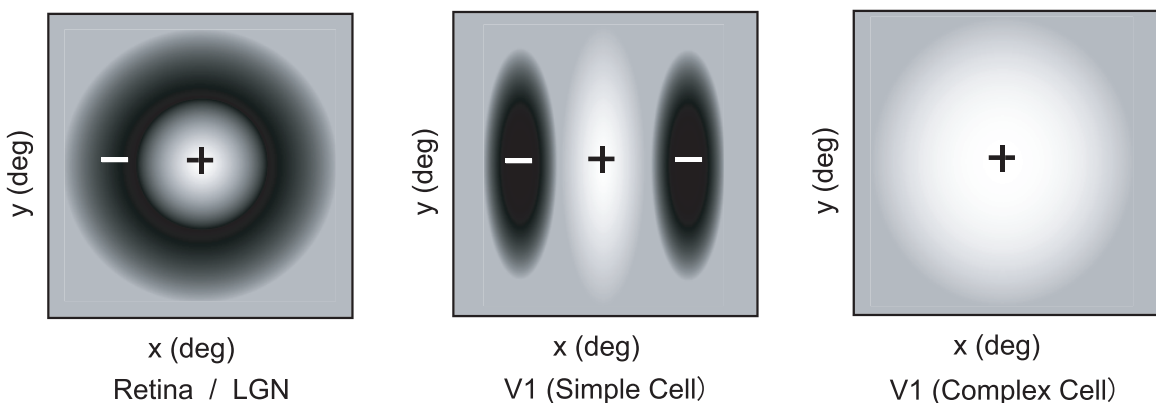


図 7.3: 視覚経路各部位の細胞の空間受容野の構造. 左から，網膜神経節細胞および外側膝状体細胞，一次視覚野単純型細胞，一次視覚野複雑型細胞の空間受容野である．

### 7.3.2 単純型細胞

一次視覚野において，四層に位置する単純型細胞は外側膝状体から直接的に入力を受ける．単純型細胞は，Hubel と Wiesel により発見された [70]．単純型細胞の図 7.3(b) に示した空間受容野構造の形状は，Gabor 関数により記述できることが分かっている [72, 73]．Gabor 関数は，次のように Gauss 関数と正弦波との積で表現される．

$$g(x) = \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right)\cos(2\pi fx - \phi) \quad (7.1)$$

$f, \phi$  はそれぞれ空間周波数, 位相を表す. 正弦波の空間位相  $\phi = \pi/2$  のときは sin 関数型になり, これを odd 型と呼ぶ. また  $\phi = 0$  のときは cos 関数型になり, even 型と呼ぶ. Gabor 関数を二次元に拡張すれば,

$$g(x, y) = \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right)\cos(2\pi f(x\cos\theta + y\sin\theta) - \phi) \quad (7.2)$$

となる.  $\theta$  は方位を表す. 図 7.4(a),(b) に, それぞれ even 型, odd 型の二次元 Gabor 関数を示す. これらの形状はそれぞれ典型的な even 型, odd 型の単純型細胞の受容野形状とよく似ている.

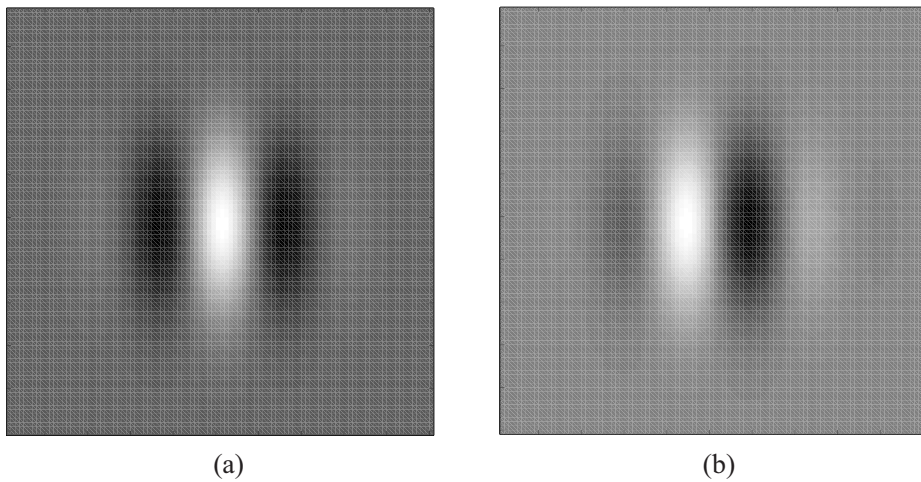


図 7.4: 二次元 Gabor 関数. (a)even 型, (b)odd 型. Gabor 関数は, Gauss 関数と正弦波との積で表現される.

この Gabor 関数は, 工学的な画像処理フィルタとしても有効性が知られており, エッジ検出やテクスチャ解析, Gabor 関数の位相差に基づいた立体視, 様々な方位と空間周波数の Gabor 関数を並列に実装した特徴抽出ネットワークなど, 様々な応用が研究されてきた [74]. また, 信号処理におけるウェーブレット変換が, 一次視覚野の中で様々な最適方位, 大きさ, 空間位相を持った単純型細胞の集合が用意されることで任意の画像を表現することによく対応する [75]. しかし, デジタルマスク処理としてソフトウェアで実装した場合には膨大な計算量になるため, Gabor フィルタの有用性が実時間画像処理システムで活用することは難しい. このようなことから, 単純型細胞の空間受容野をアナログ回路を用いて実装することは, 工学的応用の側面からも重要である.

一次視覚野細胞の方位選択性を発見した Hubel と Wiesel は, この方位選択性を実現するための神経回路モデルを提案した. このモデルでは, 図 7.5 に示すように, 同



心円状の中心周辺拮抗型受容野を持つ外側膝状体の細胞のうち、その受容野の中心部分がある特定の方位に少しずつずれて並んだ複数の細胞が、ひとつの単純型細胞に興奮性を入力を与えている。入力している外側膝状体細胞の並びの傾きと同じ方位の光刺激が入力された場合に、応答する外側膝状体細胞が最も多くなるので、単純型細胞も最もよく応答する。入力する光刺激パターンを方位を変えていくと応答する外側膝状体細胞の数は減っていくので、単純型細胞の応答も小さくなる。このように、単純型細胞が外側膝状体細胞のようなその前段の細胞から前向き神経結合を受けて方位選択性を実現するモデルは、フィードフォワードモデルと呼ばれる。

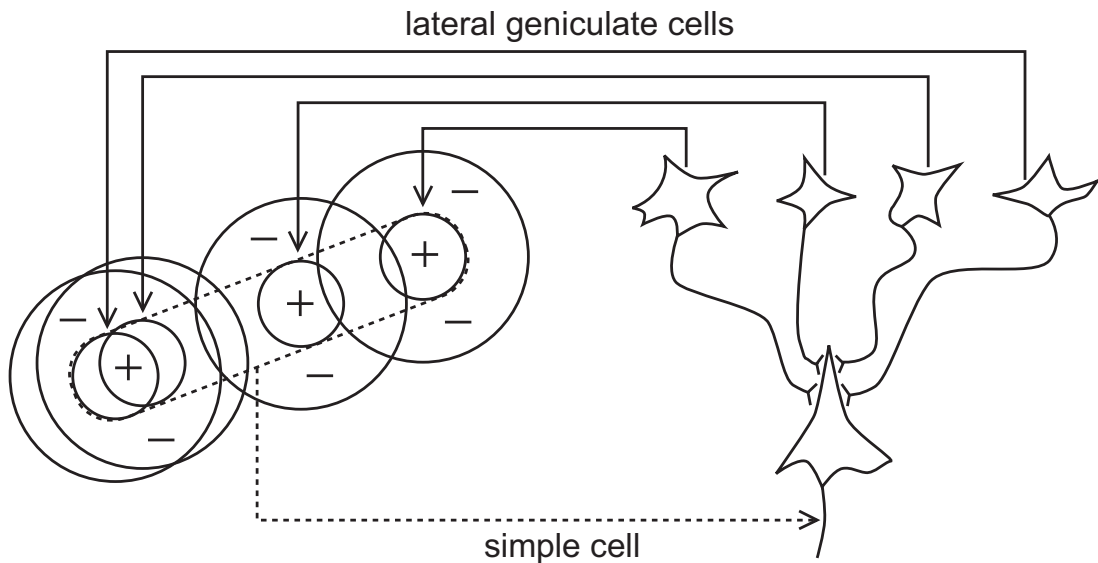


図 7.5: 方位選択性を実現するための受容野の組み合わせ [70]. 同心円状の中心周辺拮抗型受容野を持つ外側膝状体の細胞のうち、その受容野の中心部分がある特定の方位に少しずつずれて並んだ複数の細胞が、ひとつの単純型細胞に興奮性を入力を与えている。

フィードフォワードモデルを支持する生理実験結果も報告されているが、一方で、このモデルでは説明できない実験結果も数多く報告されている(概説として[68])。例えば、最適方位のパターンと同時に、最適方位と直交する方位のパターンを提示すると(つまり十字形の刺激を提示すると)、フィードフォワードモデルでは、単に最適方位の線分を提示した時と同様によく応答するはずであるが、実際の細胞からはそのような大きな応答は得られない。これは、全ての結合が興奮性であるフィードフォワードモデルでは説明できない現象である。これを説明する考え方として、不適当方位の刺激により生じる抑制性信号により方位選択性が得られるとする cross-orientation inhibition があるが、これについても議論が続いている。しかし、フィードフォワードモデルの是非については本研究では取り上げないこととし、単純型細胞が特定方位に長く伸びた Gabor 型の受容野を持ち視覚刺激に対し線型フィルタとして作用する

と考える。

### 7.3.3 複雑型細胞

複雑型細胞は、比較的広い受容野をもっているが、単純型細胞と同様にある特定の方位をもった光刺激に対して選択的に応答する。単純型細胞との重要な違いは、刺激の空間的構造の位置に対する選択性が低く、多少の位置ずれには依存しないことである [70]。Ohzawa らは一次視覚野における複雑型細胞が、奥行き知覚に必要な両眼視差の検出器としての性質を持ち得ることを示した。複雑型細胞のこのモデルは視差エネルギーモデル (disparity energy model) [76] と呼ばれる。図 7.6 に視差エネルギーモデルを模式的に示す。このモデルによって、左右の網膜から入力を受ける単純型細胞の出力を組み合わせることで複雑型細胞の応答を計算することができる。視差エネルギーモデルは複雑型細胞の応答特性がいくつかのサブタイプの単純型細胞の応答特性にの加算によってつくられるという単純なモデルである。そのサブタイプとは受容野の位相が互いに異なる、すなわち互いに直交した線形フィルタ特性をもった単純型細胞群である。もし刺激が複雑型細胞に最適な視差であった場合、刺激が受容野内にあったとすれば少なくともひとつの単純型細胞が活性化される。一方、刺激が最適な視差ではない場合、全ての単純型細胞が活性化されないため複雑型細胞は応答しない。

視差エネルギーモデルの入力部は、単眼性の単純型細胞であり、その応答は次式により表すことができる。

$$R_{even}(x, y) = \iint g_{even}(u - x, v - y) I(u, v) du dv$$

$$R_{odd}(x, y) = \iint g_{odd}(u - x, v - y) I(u, v) du dv$$

$$g_{even}(u, v) = e^{-k_1(u^2+v^2)} \cos(k_2 u)$$

$$g_{odd}(u, v) = e^{-k_1(u^2+v^2)} \sin(k_2 u)$$

ここで、 $I$  は入力画像であり、 $(x, y)$ 、 $(u, v)$  はそれぞれ画像上での単純型細胞の位置および入力画像上の位置を表す。本モデルでは、単純型細胞の受容野モデルとして、even 型および odd 型の 2 つのタイプの Gabor フィルタ (それぞれ  $g_{even}$ 、 $g_{odd}$ ) が用いられる [73]。

複雑型細胞 C の応答は、even 型および odd 型の単純型細胞 S の応答を二乗した後加算して得られる。最適視差  $d$  をもつ複雑型細胞の応答は、次式により表される。

$$R_{cx}^d(x_L, x_R) = \left\{ R_{even}^L(x_L + \frac{d}{2}) + R_{even}^R(x_R - \frac{d}{2}) \right\}^2$$

$$+ \left\{ R_{odd}^L(x_L + \frac{d}{2}) + R_{odd}^R(x_R - \frac{d}{2}) \right\}^2$$

$x_L$  and  $x_R$  は、それぞれ左右の網膜上の像の位置である。 $d$  は、左眼と右眼の単純型細胞受容野の中心位置のずれであり、これが複雑型細胞の最適視差になる。本モデ

ルの複雑型細胞は、左右網膜像の視差がその細胞の最適視差  $d$  と一致するときに最大応答を示す。異なる最適視差  $d$  をもつ複数の細胞が存在すれば、異なる視差の刺激を同時に検出することができる。

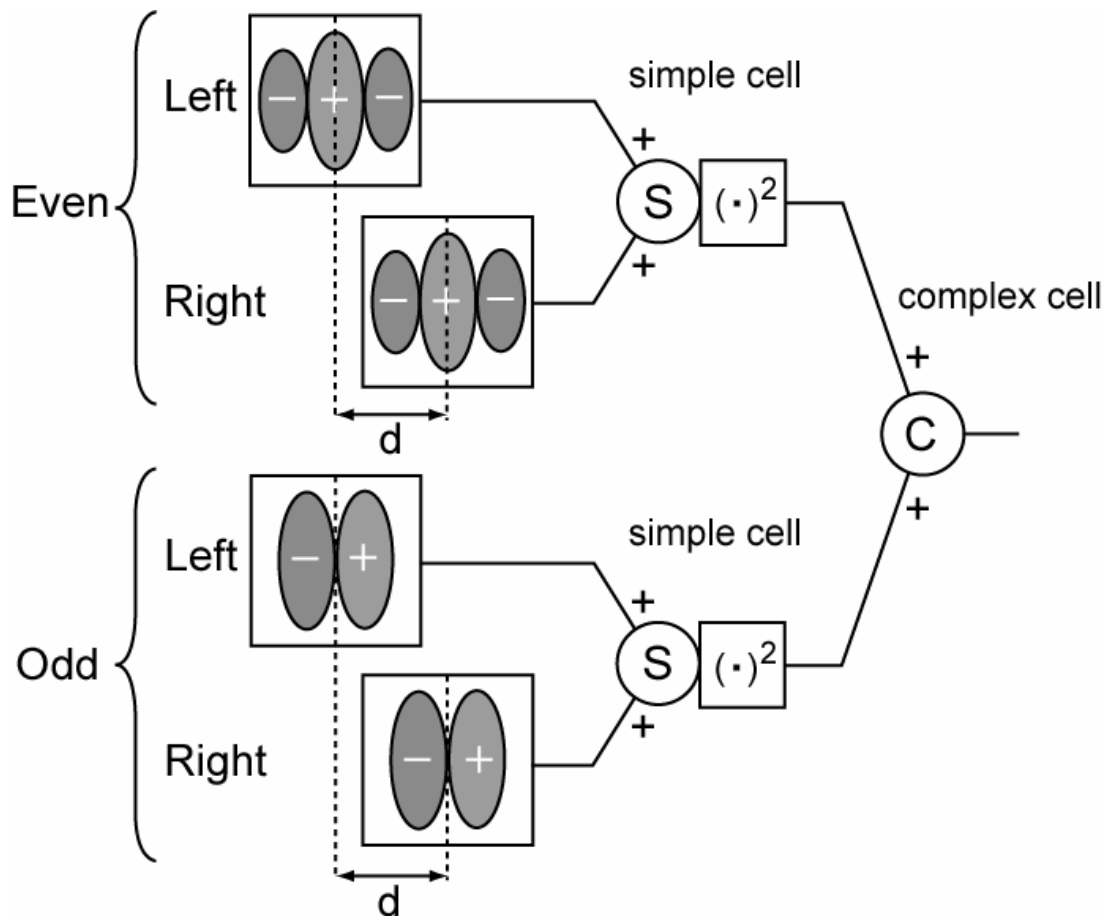


図 7.6: 視差エネルギーモデル。視差エネルギーモデルは複雑型細胞の応答特性がいくつかのサブタイプの単純型細胞の応答特性にの加算によってつくられる。

### 7.3.4 両眼視差による奥行き知覚

奥行き情報を得るのに利用できる視覚属性には、相対的大小さ、テクスチャ密度、遮蔽面などが存在するが、精度よく奥行き情報を得られるのは両眼視差である。両眼視差を手がかりに奥行き距離を導くには、これらの幾何学的関係を利用することが有効である。いま、図 7.7 のように点 A を注視している場合を考える。注視点は左右網膜上の中心窩 ( $F_l, F_r$ ) に投影され、これらの投影線が成す角を  $\phi$  とする。点 B に存在する視覚対象物は左右眼の網膜上の非対応点に投影され、投影線が成す角を  $\phi'$  とする。この視覚対象物の網膜像の両眼視差は  $\phi' - \phi$  である。注視点と視覚対象物の奥行

き距離をそれぞれ  $L$ ,  $L_0$  と置き, 左右眼間距離を  $D$  と置くと, 両眼視差と奥行き距離の関係は

$$\phi' - \phi \simeq -\frac{D}{L^2}(L' - L)$$

と表され, 近似的に比例関係がある. 事前に  $D$  と  $L$  の値が与えられれば, 視覚対象物の奥行きを両眼視差に基づいてこの関係式を使って導出できる.

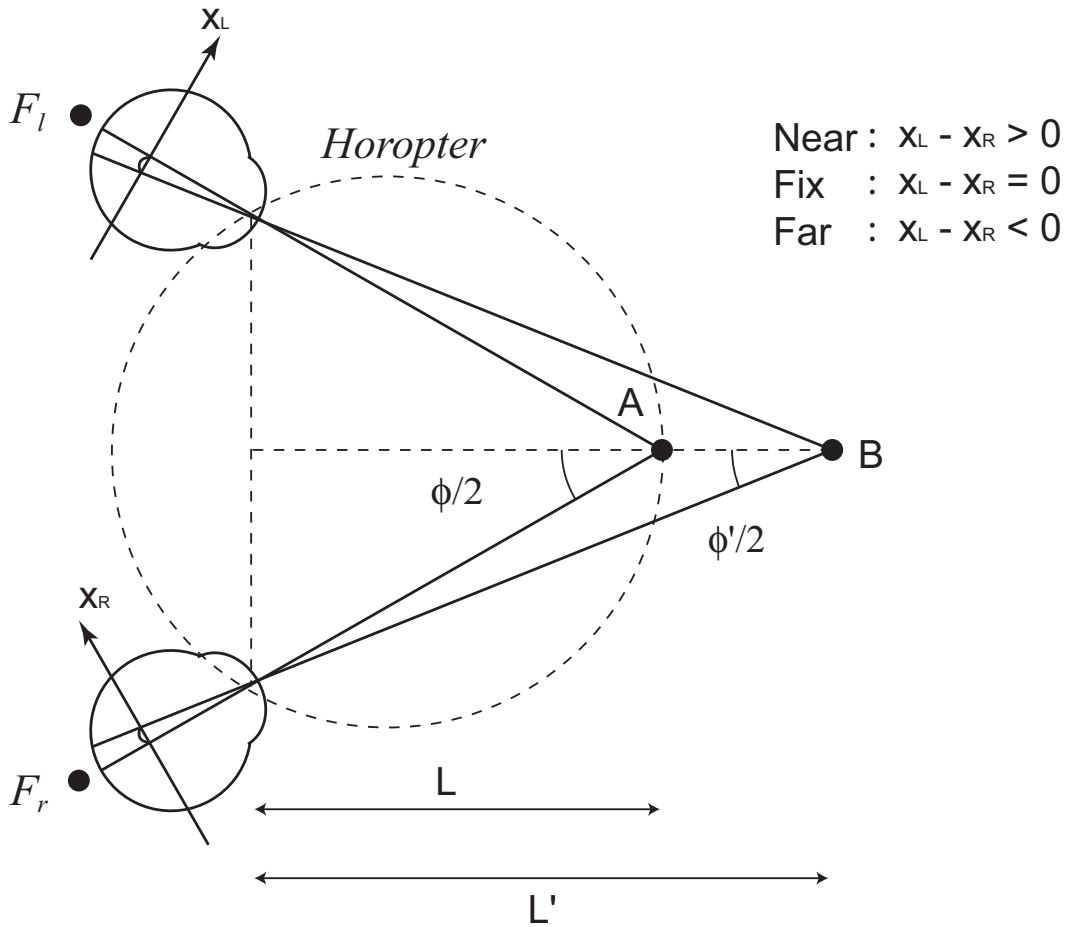


図 7.7: 両眼視差と対象物までの奥行きとの幾何学的関係. 視覚対象物の奥行きを両眼視差に基づいて計算できる.

### 7.3.5 両眼輻輳運動

ヒトやサルがある物体を注視しようとするとき, 両眼の網膜像を融合させるために, その物体上に両眼をそろえるように眼球が動く. この運動を輻輳開散運動 (vergence)

eye movement) と呼ぶ。より近くにあるものを注視する運動を輻輳運動，より遠くにあるものを注視する運動を開散運動という。この眼球運動が起こるための重要な手がかりのひとつが両眼視差である。例えば視覚対象物が観察者から等距離上を動いているときは，左右及び上下の眼球運動によって物体を注視できるが，前後方向へ異なった距離に物体が移動すると，左右の網膜上の像がずれてしまう。我々は輻輳開散運動によってこのずれを修正し左右の画像が正しく融合した状態を保とうとする。両眼による奥行き知覚はそのような状態で機能している。輻輳運動の開始は両眼視差が生じてから約 150 ms 後に始まる。輻輳運動の制御の時間経過は他の眼球運動と比較して非常に遅く，約 1~2 s 程度かかって調節が完了する [77]。

## 7.4 一次視覚野神経活動の再構築システムのハードウェア実装

### 7.4.1 ハードウェア構成

シリコン網膜カメラを両眼で組み合わせたシステムをアナログ/デジタル混在型システムとして構築した [78]。図 7.8 は，本システムの外観を示している。ステッピングモーター (Orientalmotor CSK523) の回転軸に固定された 2 つのシリコン網膜カメラは FPGA (Xilinx Spartan3) ボードに接続されている。本システムのシリコン網膜および FPGA ボードは，前章までの網膜システムのハードウェアと全く同じものを使用している。ただ，2 つのシリコン網膜を扱うためにシリコン網膜 - FPGA ボード間のインターフェイスを 2 系統用意するためにインターフェイス変換用のボードを用いている。両眼カメラ間距離は可変であるが，ここでは 20 cm に固定した。FPGA ボードはモーターコントローラボードを通じてステッピングモーターを回転させることができ，また USB インターフェイスを介して，再構築された視覚野細胞の活動画像を実時間でデジタルコンピュータに送信する。本システムは 60 frames/s で動作する。

### 7.4.2 システムの回路実装における設計思想

図 7.9 に，本システムの処理内容を模式的に示した。第 6 章の網膜システムでは，双極細胞の空間受容野計算にシリコン網膜のアナログ回路，時間特性の模擬に FPGA によるデジタル回路と効率的な役割分担をした。本システムにおいてもそれと同様に，単純型細胞の空間受容野に関してはシリコン網膜のアナログ回路を，また時間応答の模擬には FPGA によるデジタル回路を用いた。本システムではさらに，視差エネルギーの計算，視差マップの計算，両眼輻輳運動制御のための計算を FPGA 上にデジタル回路として実装した。USB インターフェイスを介して接続されたデジタルコンピュータは演算結果を取得するためだけに使われ，システムの本質的な計算には関わっていない。以下に，各計算処理の内容を順を追って説明する。

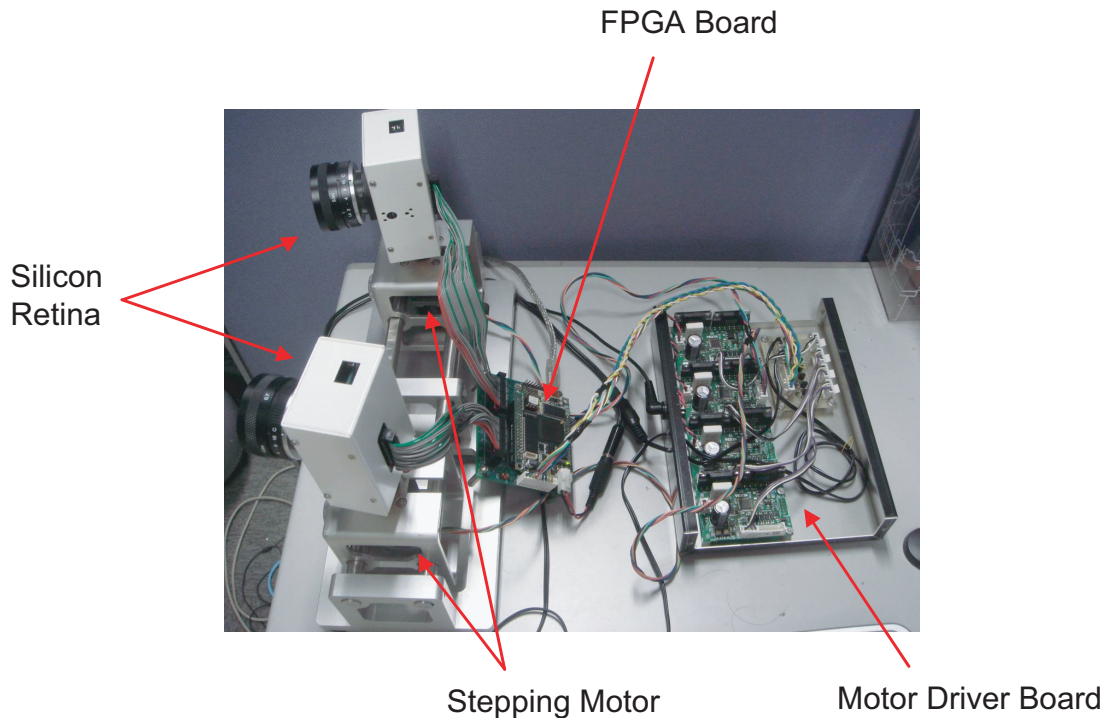


図 7.8: 大脳一次視覚野神経細胞活動の実時間再構築システムの外観. ステッピングモーター回転軸に固定された2つのシリコン網膜カメラはFPGAボードに接続されている. 両眼カメラ間距離は20 cm. FPGAボードはモーターコントローラボードを通じてステッピングモーターを回転させる.

### 7.4.3 視差エネルギーの計算

V1単純型細胞の受容野を模擬するために、シリコン網膜からの画像読み出し時に、垂直方向に並ぶ複数画素の値を統合する。これにより、中心周辺拮抗型の受容野をもつシリコン網膜の画素が、HubelとWieselのフィードフォワードモデルのように統合され、Gabor型の受容野を構成する[70]。統合する画素の数はパラメータとして変更できるが、ここでは3画素に設定した。左右眼のシリコン網膜の出力画像はAD変換の後、FPGAボードに送られる。取得された画像は、垂直方向に伸びたGabor型受容野を持った単純型細胞の空間特性を再現している。ここで、第6章の網膜システムで述べた時間フィルタの模擬回路が使われ、持続型応答の時間フィルタが適用される。時間フィルタの形状を図7.10に示す。時間フィルタの時定数は、一次視覚野における複雑型細胞の時間インパルス応答の実験データを基に決定した。視差エネルギー計算はShimonomuraらによって設計された回路[18]によって実行され、画像入力に対し、5つの異なる両眼視差に選択性をもった両眼視差エネルギー画像を生成する。

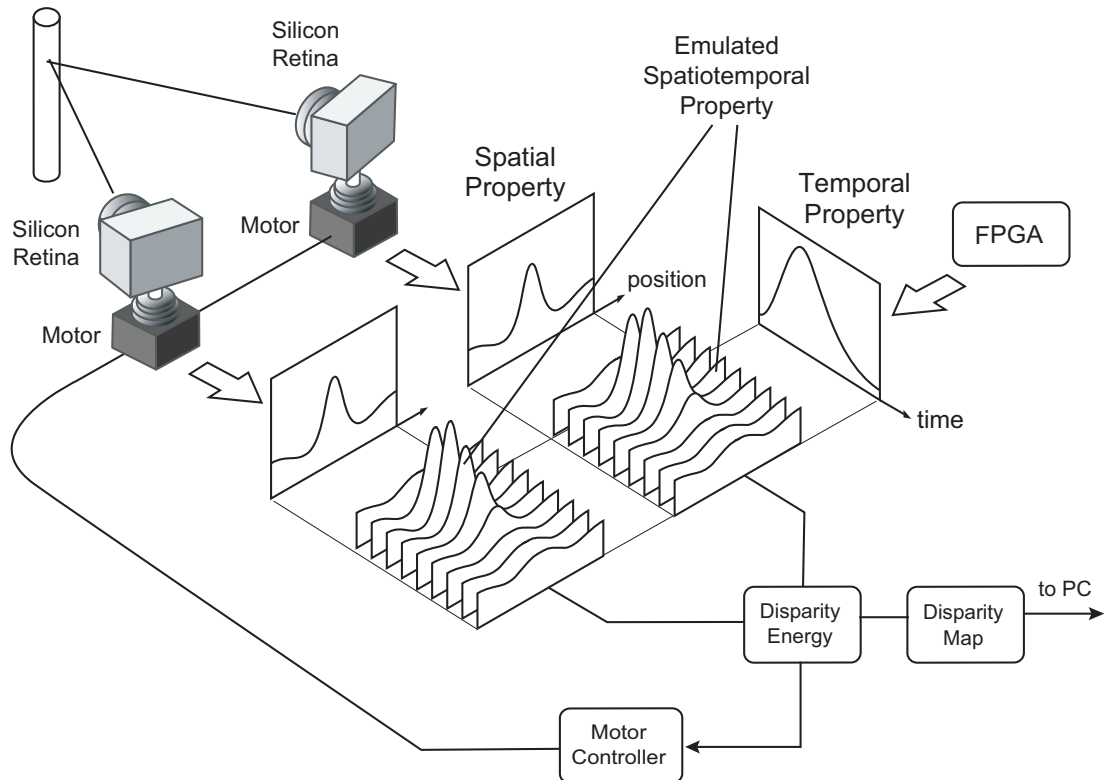


図 7.9: アナログ/デジタル混在型アーキテクチャによる両眼システムの動作の概念図. 単純型細胞の空間受容野に関してはシリコン網膜のアナログ回路を, また時間応答の模擬には FPGA によるデジタル回路を用いた. 模擬された単純型細胞の応答画像を入力として視差エネルギー計算回路 (Disparity Energy) が 5 つの異なる視差での視差エネルギーを計算する. 視差マップ計算回路 (Disparity Map) は, 各画素位置のそれぞれにおいて 5 種の視差エネルギー値を比較し, 最も強く応答する視差を選択する. それと同時にモーター制御回路 (Motor Control) が視差エネルギーの値の視差による偏りをもとに両眼カメラの輻輳開散運動を制御する.

#### 7.4.4 視差マップの計算

視差マップの計算方法について述べる. 最適視差の異なるエネルギー細胞を複数用意し, それらの出力の中で, 最も強く応答した細胞の最適視差, すなわちその刺激に対して最も近い視差を, その位置における視差とした. この処理はいわゆる勝者丸取り (winner-take-all) と呼ばれるもので, 生理学的にも妥当な演算のひとつである. winner-take-all 処理だけでは, エネルギーの演算で十分な出力が得られない画素に対しても視差が検出されてしまうため, 閾値処理を行い, ある一定の以上の出力が得られた場合のみ, 視差を出力した. この演算は並列に出力される複数のエネルギー細胞の出力に対して比較器を用いて視差間で振幅の比較を行うことで実現した. 即ち,

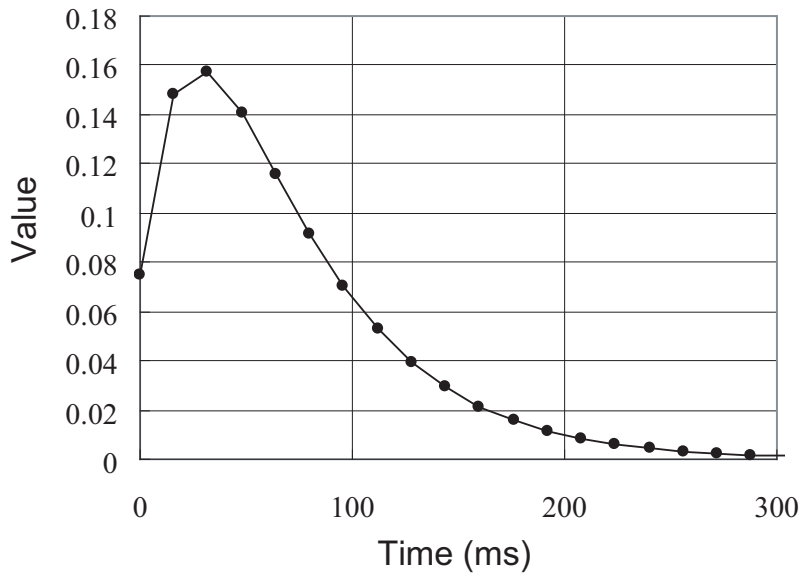


図 7.10: 複雑型細胞の持続性応答特性を再現する時間フィルタ処理回路の応答.

$$Disparity_{i,j} = \arg \max_d (E_{i,j,d}) \quad \text{if} \quad \max_d (E_{i,j,d}) \geq E_{\text{thresh}}$$

とした.

#### 7.4.5 両眼輻輳運動制御

また、視差エネルギーモデル画像を基に、後述する輻輳眼球運動を制御する信号が計算され、モータドライバを介して左右カメラをそれぞれパン方向に回転させるステッピングモータを制御し、左右の網膜像を融合するように両眼視システムの輻輳角の制御を実装した. 異なる最適視差をもつ視差エネルギーモデル画像の値は、それぞれ空間的に加算される. ここでは、これを平均視差エネルギーと呼ぶ. 最適視差  $d$  に関する平均視差エネルギー  $E_{avr}^d$  は、同じ最適視差  $d$  をもつ複雑型細胞の応答  $R_{cx}^d$  を用いて、次式により得られる.

$$E_{avr}^d = \frac{1}{N_x N_y} \sum_y \sum_x R_{cx}^d(x, y)$$

$N_x, N_y$  は、平均化する複雑型細胞の範囲を決めるパラメータであるが、ここでは  $N_x = N_y = 64$  とし、画面全体の画素数  $128 \times 128$  に対し中央 1/4 面積の矩形領域とした.



続いて、平均視差エネルギーを重み付け加算して、輻輳眼球運動の方向、輻輳方向か開散方向か、を決めるための信号（ここでは、輻輳制御信号と呼ぶ）を計算する。

$$E_{vergence} = \sum_i w_{d_i} E_{avr}^{d_i}$$

本稿の実験では、重み係数を  $w_{+8} = w_{+4} = 1$ ,  $w_0 = 0$ ,  $w_{-4} = w_{-8} = -1$  と設定した。このような重み係数を設定することで、結果的に得られる輻輳制御関数の値は、入力刺激の視差の符号が正、負のときそれぞれ正、負の値となり、かつ入力刺激の視差が0のときに0となる。従って、輻輳制御関数が0になるように、その値に応じて次式のように輻輳運動の角速度、即ちステッピングモーター駆動のパルス数  $N$  を決めればよい（比例制御）。

$$N = G \cdot E_{vergence}$$

$G$  は比例制御のゲインである。上式により決められた輻輳運動方向に従って、左右のカメラに取り付けられたステッピングモータはそれぞれ同じ量だけ互いに逆方向にカメラを回転させ、注視点を正中線上で前後に移動させ、左右網膜像の視差を常に0に保つように働く。

## 7.5 システムの動作検証実験

### 7.5.1 両眼輻輳運動制御の動作検証

本システムは縦横  $128 \times 128$  画素に対し、視差エネルギーの値を実時間 (60 frames/s) で計算し、視差マップを計算しながら両眼の輻輳開散運動の制御を行う。両眼輻輳運動制御による動物体への追従動作を回転するポールを提示することで検証した (図 7.11)。図 7.11(a) は回転ポール実験系を上から見下ろしたときの配置であり、両眼システムから 80 cm の距離で白いポールを約 4 s の周期で回転させることを示す。図 7.11(b) は、両眼カメラを固定したときの応答結果である。3秒間に渡るシステムの応答画像を 1 秒 (60 frame) 毎のスナップショットで示している。上から順に、左右のシリコン網膜からの出力画像、視差0に対応するエネルギー画像、視差マップ画像となる。視差マップ画像は、視差エネルギーモデルの最も強い応答を示す視差に従って視差-8(赤, 最も近い) から視差+8(青, 最も遠い) までを色の違いで表示している。エネルギーの値が小さい場合は、左の入力画像 (単純型細胞の応答に相当) の値をグレースケールでそのまま示した。回転ポールの奥行き位置に従って視差マップに表示される色が変わる様子が確認できる。図 7.11(c) には、左右シリコン網膜画像を画像処理して求めたポール像の重心座標 (水平位置座標) とその左右での座標差 (視差) の変動を 12 秒間に渡ってプロットした。重心座標、視差共にポールの回転に従ってサ

イン曲線を描くことが分かる．図 7.11(d) および (e) は，両眼の輻輳開散運動制御を行ったときの結果である．ボールの両眼視差を無くすようにカメラ角度が制御されているために，図 7.11(d) において視差マップにおけるボールの像が視差 0 を意味する緑色に固定されていること，それに対応して図 7.11(e) において視差の値がほぼ 0 付近に留まっていることが確認できる．

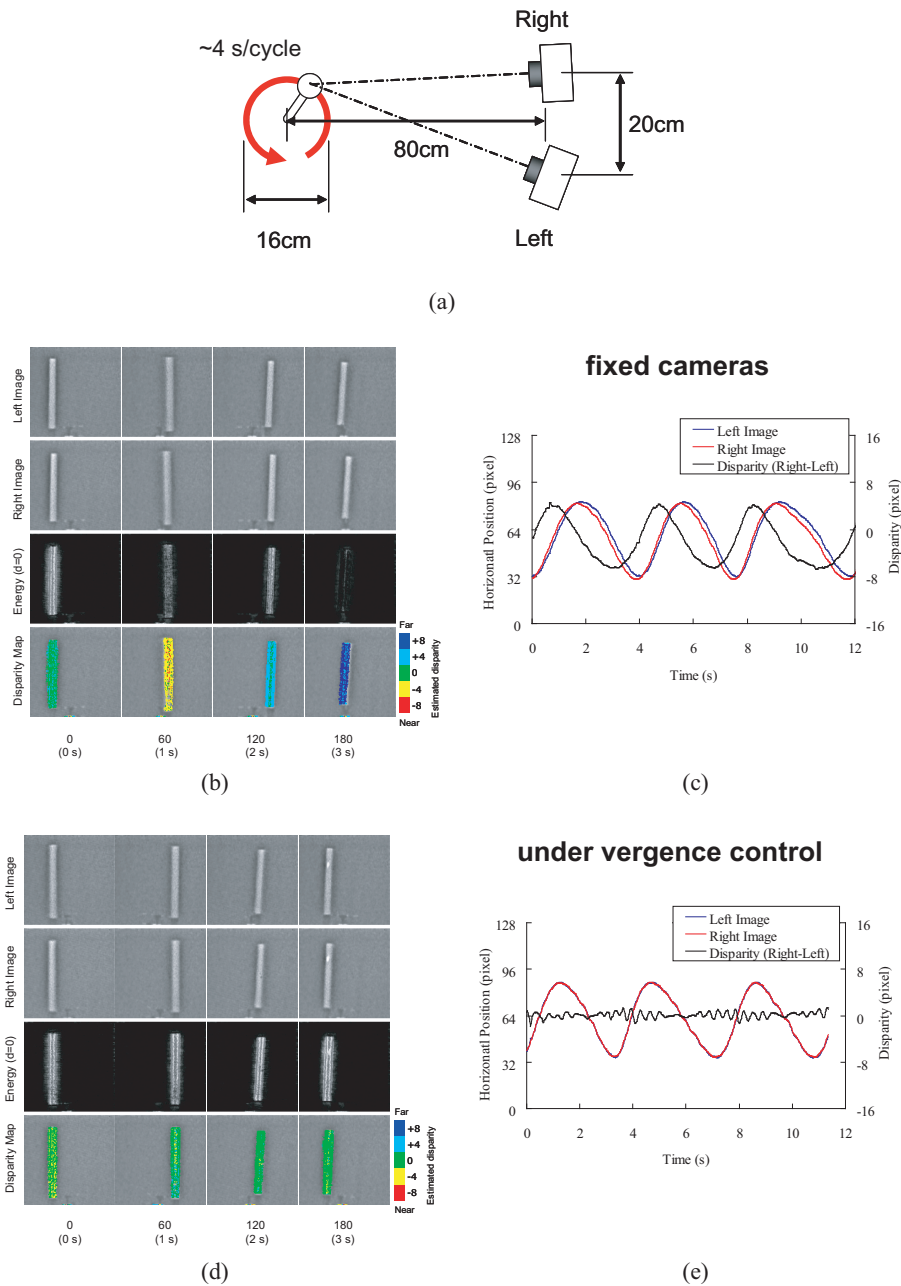
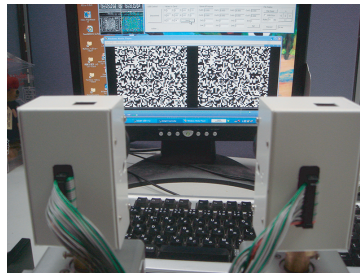


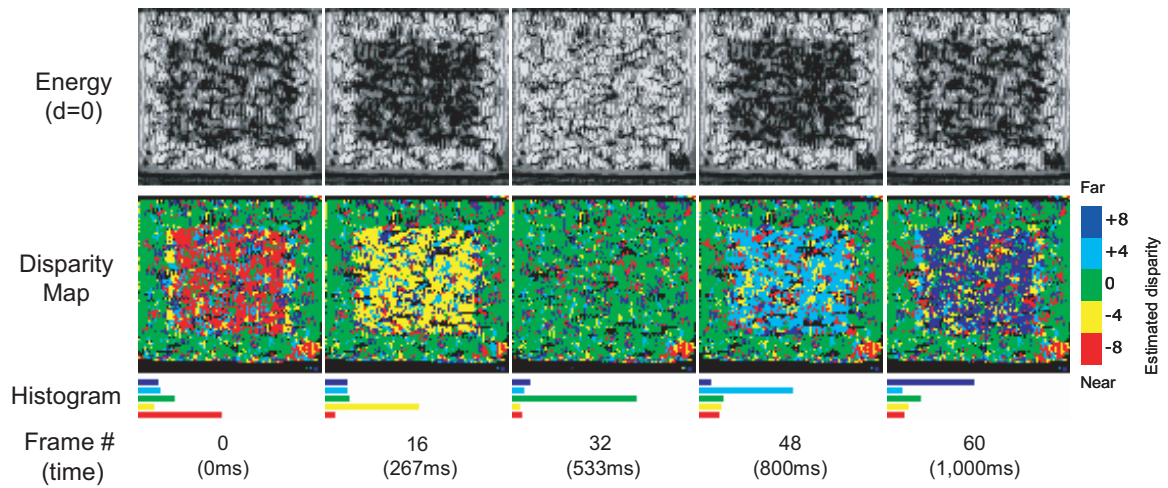
図 7.11: 回転ボールを用いた両眼輻輳制御の検証実験. (a) 回転ボール実験系を上から見下ろしたときの配置. (b) は, 両眼カメラを固定したときの応答結果である. システムの応答画像を1秒 (60 frame) 毎のスナップショットで示している. 上から順に, 左右のシリコン網膜からの出力画像, 視差0に対応するエネルギー画像, 視差マップ画像 (右シリコン網膜画像に重ねて表示). (c) 左右シリコン網膜画像を画像処理して求めたボール像の重心座標 (水平位置座標) とその左右での座標差 (視差) の変動. 重心座標, 視差共にボールの回転に従ってサイン曲線を描くことが分かる. (d)(e) 両眼の輻輳開散運動制御を行ったときの結果. 視差の値がほぼ0付近に留まっていることが確認できる.

### 7.5.2 ランダムドットステレオグラムに対する動作検証

ランダムドットステレオグラム (RDS) は、ランダムに配置された白黒ドットから構成される画像のペアである。片方の画像のみではランダムな白黒ドットの集合にしか見えないが、左右画像を融合させると、異なる両眼視差の領域が弁別できる。ここで示された RDS には、中央部に両眼視差が段階的に変わる矩形領域がある。この RDS をシステムに提示したときの応答を図 7.12 に示す。図 7.12(a) は LCD 上に RDS を動画で表示する実験の様子を示している。図 7.12(b) および (c) には、それぞれカメラ固定のときと輻輳開散運動を行ったときの視差 0 のエネルギーと視差マップの計算結果を示した。輻輳開散運動制御は、RDS の視差が変動する画像の中央領域のエネルギーによって計算されるため、画面中央部の視差マップが緑色 (視差 0) になる様に輻輳開散運動が生じる。RDS のような極めて複雑な画像に対して、視差エネルギーの計算結果に局所的な不安定性が生じるものの、ある程度の領域を平均化することで安定した輻輳開散運動を行うことが出来るということは、一次視覚野における視差選択性複雑型細胞の機能を考える上で興味深い。



### fixed cameras



### under vergence control

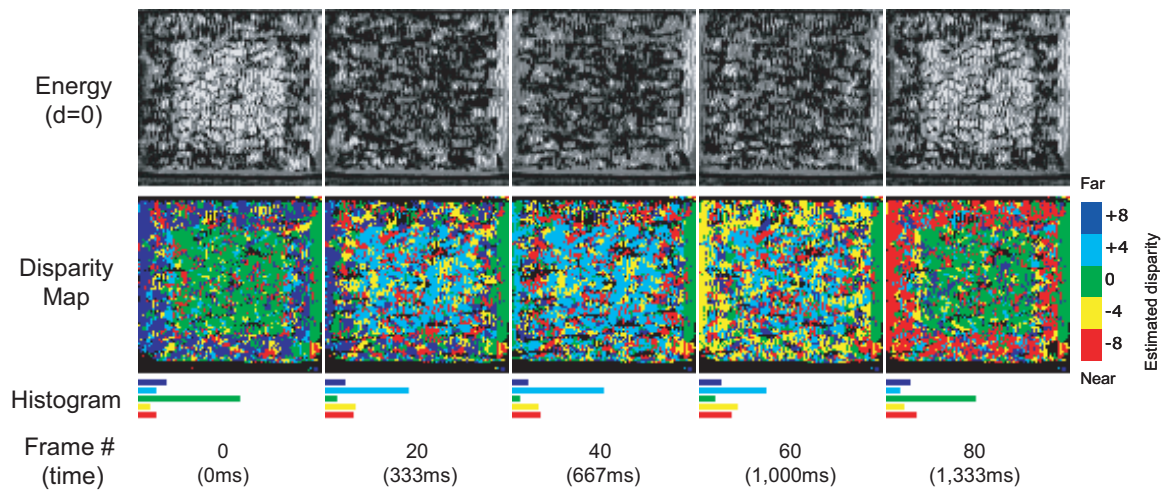


図 7.12: ランダムドットステレオグラム (RDS) を用いた実験. 上段は実験環境. RDSの左右の画像は, それぞれ左右のシリコン網膜にLCDを用いて提示される. 中段, 下段はそれぞれ輻輳開散運動がない場合とある場合の奥行きマップ再構築結果を示す.

### 7.5.3 自然画像に対する動作検証

輻輳開散運動を行っている本システムに自然な光景を提示した(図 7.13 上段)。そうすることで、実際に活動中の生体視覚系に近い状況を再現できる。ここでは、人形を手を持って前後に動かした場合(図 7.13 中段)と、人物が前後に動いた場合(図 7.13 下段)についてシステムの応答を観察した。人形の例の場合、左側パネルでは、最もシステムに近い人形の部分に視差-4に相当する黄色の領域が見られ、人形を持つ手の輪郭部分の緑色(視差0)、水色(視差+4)の現れ方から実際の奥行きの相対的關係に対応した視差が正しく計算されている。人形を近づけた場合(右側パネル)では、両眼カメラの輻輳開散運動によって注視する奥行きが画面中央部に移る人形に維持されるため、人形の輪郭が緑色(視差0)に表示され、人形内部が黄色(視差-4)となる。人物の例においても、人物の輪郭部分が水色、顔部分が緑色(視差0)から黄色(視差-4)に維持されている。いずれの場合も、視差マップに細かいノイズが見られるものの、大まかな傾向としては、対象物の相対的奥行きに対応して応答している。



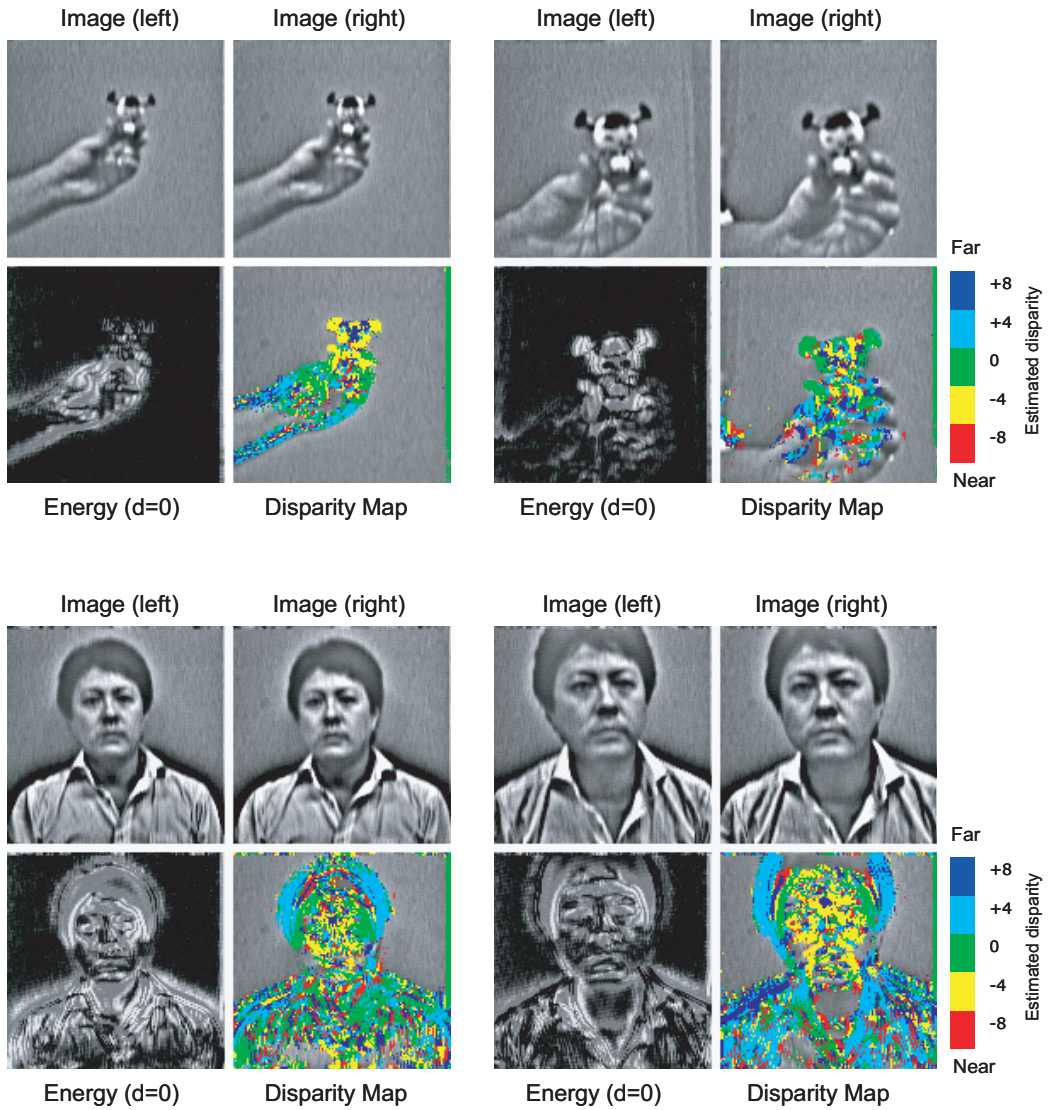
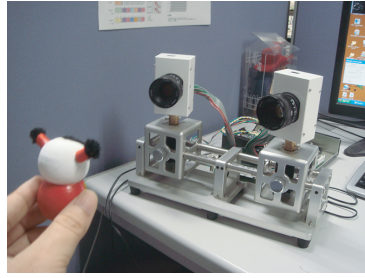


図 7.13: 自然画像に対する再構築実験. 上段: 実験の様子. 中段: 奥行きマップ再構築結果. 人形を手に持って前後に動かした場合. 下段: 人物が前後に動いた場合. あるフレーム時刻におけるシステムの応答を各パネルに示している. 各パネル内部の上段に左右入力画像, 左下に視差0に対応する視差エネルギーモデルの応答画像, 右下にエネルギーの比較で得られた視差マップをそれぞれ示している.

## 7.6 結言

大脳一次視覚野 V1 における複雑型細胞の応答を視差エネルギーモデルに基づいて実時間で再構築するシステムを、アナログ抵抗回路網とデジタル回路を組み合わせ、ハードウェア実装した。複雑型細胞応答を実時間で再構築するシステムを、アナログ／デジタル混在型アーキテクチャを用いて実装した。このようなシステム構成により、視差エネルギー計算や、輻輳眼球運動制御モデルの計算を、FPGA を用いた専用ハードウェアにより高速に実行できる。実験を通じて、本システムが毎秒 60 フレームで安定して動作することが確認できた。本システムは大脳視覚野神経回路の視覚情報処理を理解するための強力なプラットフォームになり得る。

また、フロントエンドにシリコン網膜を用いることで、単純型細胞の応答特性を模擬するための空間フィルタ演算が画像取得と同時に完了するため、後段のプロセッサにおける計算量が大幅に削減でき、システム全体を小型化、低消費電力化できる。このことは、将来的に本ロボットビジョンシステムを小型移動ロボット等に搭載し、よりダイナミックな環境でモデルのシミュレーションを行う場合に役立つと考えられる。



## 第8章 結論

本章では、本研究で得られた結果を総括する。

アナログ／デジタル混在型アーキテクチャに基づいて、網膜細胞活動のニューラルイメージを実時間で再構築するシステムを構築した。このシステムは、システムが毎秒 60 フレームの動作速度で、網膜の持続性応答チャンネルおよび一過性応答チャンネルの緩電位応答を再構成できる。網膜の自然画像に対する挙動が、従来考えられていた単純な解釈では捉えきれない複雑な応答を示すことを明らかにした。

さらに、固視微動を再現するハードウェア回路を実装し、固視微動下での網膜神経活動の実時間再構築を行った結果、視覚に関する固視微動の利点を示す心理学実験の主張を裏付ける結果を得た。

神経節細胞のスパイク応答を含めた網膜神経活動を模擬するシステムを構築した。スパイク生成には確率的積分発火モデルを用い、高速化のためにデジタル回路として実装したことを説明した。次いで、自然な画像の提示による検証を通じて、システムが 200 フレーム毎秒の動作速度で緩電位応答とスパイク応答の両者を同時に模擬できることを示し、コンパクトかつ低消費電力のスタンドアローンシステムとして網膜細胞活動が再構築できることを示した。

最後に、アナログ／デジタル混在型システムの効率的な実装スタイルによって、一次視覚野 V1 における両眼入力統合による両眼視差の検出に関する細胞の活動を実時間で再構築するシステムを構築した。システムが、デジタル回路として実装された視差エネルギーモデルの模擬結果を基に、両眼カメラの輻輳開散運動の制御を行いながら、同時に奥行きを計算できることを示した。

このようにアナログ回路による瞬時の処理とデジタル回路による柔軟性、拡張性を同時に備えたアナログ／デジタル混在型アーキテクチャを採用することによって、高速で小型かつ低消費電力といった利点を持つシステムを構築することができた。本研究は生体視覚の理解といった学術的な研究において意義があるのみならず、人工視覚による視覚機能の再建といった医学的研究や、ロボットビジョン、マシンビジョン分野における工学的な応用も期待できる。

## 参考文献

- [1] Dowling, J. E., *The retina: an approachable part of the brain*, Cambridge, Massachusetts, Belknap Press of Harvard University Press, 1987.
- [2] Nicholls, J., Martin, A., Wallace, B. and Fuchs, P., *From neuron to brain (4th edition)*, Sinauer Associates, 2001.
- [3] Marr, D., *Vision*, W. H. Freeman and Company, 1982.
- [4] Poggio, T. and Koch, C., "Ill-posed problems in early vision: from computational theory to analog networks," *Proceedings of the Royal Society of London, series B*, vol. 226, pp. 303-323, 1985.
- [5] Aloimonos, J., Weiss, I. and Bandyopadhyay, A., "Active Vision," *International Journal of Computer Vision*, pp. 333-356, 1988.
- [6] Mead, C., *Analog VLSI and Neural Systems*, Addison-Wesley, 1989.
- [7] Mead, C. and Mahowald, M. A., "A silicon model of early visual processing," *Neural Networks*, vol. 1, pp. 91-97, 1988.
- [8] Boahen, K., "A Retinomorph Chip with Parallel Pathways: Encoding INCREASING, ON, DECREASING, and OFF Visual Signals," *Analog Integrated Circuits and Signal Processing*, vol. 30, pp. 121-135, 2002
- [9] Boahen, K. and And, A. G., "A contrast sensitive silicon retina with reciprocal synapses," in *Proc. NIPS91*, 1992.
- [10] Kameda, S. and Yagi, T., "An analog VLSI chip emulating sustained and transient response channels of the vertebrate retina," *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 14, issue 5, pp. 1405-1412, 2003.
- [11] Zaghloul, K. A. and Boahen, K., "Optic nerve signals in a neuromorphic chip I: Outer and inner retina models," *IEEE Trans. Biomedical Eng.*, vol. 51, pp. 657-666, 2004.
- [12] Zaghloul, K. A. and Boahen, K., "Optic nerve signals in a neuromorphic chip II: Testing and results," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 51, pp. 667-675, 2004.

- [13] Koch, C., Li, H., editors, *Vision chips: implementing vision algorithms with analog VLSI circuits*, IEEE Computer Society Press, 1995.
- [14] Moini A., *Vision Chips*, Kluwer Academic Publishers, 2000.
- [15] Bálya, D. and Roska, B., “Retina model with real-time implementation,” in Proc. IEEE Int. Symp. Circuits Syst., Kobe, Japan, pp. 5222-5225, 2005.
- [16] Shi, B. E., Tsang, K. C., Lam, Y. M. and Meng, Y. C., “Expandable hardware for computing cortical feature maps,” in Proc. IEEE Int. Symp. Circuits Syst., pp. 3606-3609, 2006.
- [17] 下ノ村和弘, 八木哲也, “ロボットビジョンを用いた脳内両眼立体視機構のエミュレーション,” 電子情報通信学会技術研究報告, vol. 107(328), NC2007-57, pp. 13-18, 2007.
- [18] Shimonomura, K., Kushima, T. and Yagi, T., “Binocular robot vision emulating disparity computation in the primary visual cortex,” *Neural Networks*, vol. 21(2-3), pp. 331-340, 2008.
- [19] Serrano-Gotarredona, R., Oster, M., Lichtsteiner, P., Linares-Barranco, A., Paz-Vicente, R., Gómez-Rodríguez, F., Kolle Riis, H., Delbrück, T., Liu, S. C., Zahnd, S., Whatley, A. M., Douglas, R. J., Häfliger, P., Jimenez-Moreno, G., Civit, A., Serrano-Gotarredona, T., Acosta-Jiménez, A. and Linares-Barranco, B., “AER building blocks for multi-layer multi-chip neuromorphic vision systems,” in *Advances in Neural Information Processing Systems*, S. Becker, S. Thrun, and K. Obermayer, Eds., vol. 15, MIT Press, 2005.
- [20] Rodieck, R. W., *The First Steps in Seeing*, Sunderland, Massachusetts, Sinauer Associates, Inc., 1998.
- [21] Dacheux, R. F. and Raviola, E., “The rod pathway in the rabbit retina: A depolarizing bipolar and amacrine cell,” *J. Neurosci.*, vol. 6, pp. 331-345, 1986.
- [22] Dolan, R. P. and Schiller, P. H., “Evidence for only depolarizing rod bipolar cells in the primate retina,” *Vis. Neurosci.*, vol. 2, no. 5, pp. 421-424, 1989.
- [23] Moller, F., Wässle, H. and Voigt, T., “Pharmacological modulation of the rod pathway in the cat retina,” *J. Neurophysiol.*, vol. 59, No. 6, 1988.
- [24] Naka, K. I. and Rushton, W. A. H., “The generation and spread of S-potentials in fish (Cyprinidae),” *J. Physiol. (London)*, vol. 192, pp. 437-461, 1967.

- [25] Baylor, D. A., Fourtes, M. G. F. and O'Bryan, P. M., "Receptive fields of single cones in the retina of the turtle," *J. Physiol. (London)*, vol. 214, pp. 265-294, 1971.
- [26] Ohshima, S., Yagi, T. and Funahashi, Y., "Computational studies on the interaction between red cone and H1 horizontal cell," *Vision Res.*, Vol. 35, Issue 1, pp. 149-160, 1995.
- [27] 八木哲也, 大島茂通, 舟橋康行, "初期視覚における網膜双極細胞の機能について," 電子情報通信学会論文誌, J78-D-II, pp. 1123-1133, 1995.
- [28] Baylor, D. A., Fuortes, M. G. F. and O'Bryan, P. M., "Receptive fields of cones in the retina of the turtle," *J. Physiol. (London)*, vol. 214, pp. 265-294, 1971.
- [29] Hare, W. A. and Owen, G. W., "Spatial organization of the bipolar cell's receptive field in the retina of the tiger salamander," *J. Physiol. (London)*, vol. 421, pp. 223-245, 1990.
- [30] Shigematsu, T. and Yamada, M., "Effects of dopamine on spatial properties of horizontal cell responses in the carp retina," *Neurosci. Res. Suppl.*, vol. 8, s69-80, 1988.
- [31] Teranishi, T., Negishi, K. and Kato, S., "Dopamine modulates S-potential amplitude and dye-coupling between external horizontal cells in carp retina," *Nature*, vol. 301, pp. 234-246, 1983.
- [32] 亀田成司, "生体視覚系を模擬したシリコン網膜の開発," 平成12年度九州工業大学博士論文, 2001.
- [33] Lamb, T. D. and Simon, E. J., "The relation between intercellular coupling and electrical noise in turtle photoreceptors," *J. Physiol.*, vol. 263, pp. 257-286, 1976.
- [34] Lamb, T. D., "Spatial properties of horizontal cell responses in the turtle retina," *J. Physiol.*, vol. 263, pp. 239-255, 1976.
- [35] Werblin, F. S. and Dowling, J. E., "Organization of the Retina of the Mudpuppy, *Necturus maculosus*. II. Intracellular Recording," *J. Neurophysiol.*, vol. 32, pp. 339-355, 1969.
- [36] 株式会社ニューラルイメージ, <http://www.neuralimage.co.jp/index.html>
- [37] 米本和也, 「CCD/CMOS イメージ・センサの基礎と応用」, CQ 出版社, 2003.

- [38] Sibano, T., Iizuka, K., Miyamoto, M., Osaka, M., Miyama, R. and Kito, A., “Matched filter for DS-CDMA of up to 50MChip/s based on sampled analog signal processing,” *ISSCC Digest of Tech. Papers*, pp. 100-101, 1997.
- [39] Kobayashi, H., Matsumoto, T., Yagi, T. and Shimmi, T., “Image Processing Regularization Filters on Layered Architecture,” *Neural Networks*. Vol. 6, pp. 327-350, 1993.
- [40] Yagi, T., Funahashi, Y. and Ariki, F., “Dynamic model of dual layer neural network for vertebrate retina,” in Proc. IJCNN-89, vol. 1, pp. 787-789, 1989.
- [41] Mahowald, M., *An analog VLSI system for stereoscopic vision*, Kluwer Academic Publishers, Boston, MA, 1994.
- [42] Boahen, K. A., “Point-to-point connectivity between neuromorphic chips using address events,” *IEEE Trans. Circ. Sys. II*, vol. 47, no. 5, pp. 416-434, 2000.
- [43] Chua, L. O. and Yang, L., “Cellular Neural Networks: Theory,” *IEEE Trans. Circuits Syst.*, vol. 35, no. 10, pp. 1257-1272, 1988.
- [44] Roska, T. and Chua, L. O., “The CNN universal machine: an analogic array computer,” *IEEE Trans. Circuits Syst. II: Analog and Digital Signal Processing*, vol. 40, iss. 3, pp. 163-173, 1993.
- [45] Bálya, D., Roska, B., Roska, T. and Werblin, F. S., “A CNN framework for modeling parallel processing in a mammalian retina,” *Int. J. Circ. Theor. Appl.*, vol. 30, pp. 363-393, 2002.
- [46] Roska, B. and Werblin, F. S., “Vertical interactions across ten parallel, stacked representations in the mammalian retina,” *Nature*, Vol. 410, pp. 583-587, 2001.
- [47] Roska, T. and Pazienza, G. E., “Cellular neural network,” *Scholarpedia*, 4(12):1519, 2009.
- [48] Kaneko, A., “Physiological and morphological identification of horizontal, bipolar and amacrine cells in goldfish retina,” *J. Physiol.*, vol. 207, pp. 623-633, 1970.
- [49] Enroth-Cugell, C., Robson, J. G., Schweitzer-Tong, D. E. and Watson, A. B., “Spatio-temporal interactions in cat retinal ganglion cells showing linear spatial summation,” *J. Physiol.*, vol. 341, pp. 279-307, 1983.
- [50] Yamada, M., Shigematsu, Y. and Fuwa, M., “Latency of horizontal cell response in the carp retina,” *Vision Res.*, vol. 25, no. 6, pp. 767-774, 1985.

- [51] Yagi, T., “Dynamics of signal conduction from soma to axon terminal of the teleost retinal horizontal cell: *in vivo*, *in vitro* and model studies,” *Vision Res.*, vol. 29, no. 4, pp. 375-384, 1989.
- [52] 福島能久, 原健一, 木村正行, “網膜神経節細胞応答特性の非線形解析,” 電子情報通信学会論文誌, vol. J67-A, no. 6, pp. 588-595, 1984.
- [53] Sakuranaga, M. and Naka, K. I., “Signal Transmission in the Catfish Retina. II. Transmission to Type-N Cell,” *J. Neurophysiol.*, vol. 53, no. 2, 1985.
- [54] Hodgkin, A. L. and Huxley, A. F., “A quantitative description of membrane currents and its application to conduction and excitation in nerve,” *J. Physiol.*, vol. 117, pp. 500-544, 1952.
- [55] 銅谷賢治, “ニューロンのモデル,” 数理科学, no. 506, 2005.
- [56] Hasegawa, J. and Yagi, T., “Real-time emulation of neural images in the outer retinal circuit,” *J. Physiol. Sci.*, vol. 58, no. 7, pp. 507-514, 2008.
- [57] Baylor, D. A., Hodgkin, A. L. and Lamb, T. D., “The electrical response of turtle cones to flashes and steps of light,” *J. Physiol.*, vol. 242, pp. 685-727, 1974.
- [58] Hasegawa, J. and Yagi, T., “Real-time emulator of dynamical features of sustained and transient channels in the vertebrate retina,” in Proc. 2009 IEEE Biomedical Circuits and Systems Conference, Nov.26-28, Beijing, China, pp. 197-200, 2009.
- [59] Spillmann, L., “The Hermann grid illusion: a tool for studying human perceptive field organization,” *Perception*, vol. 23, pp. 691-708, 1994.
- [60] Kelly, D. H., “Frequency Doubling in Visual Responses,” *J. Opt. Soc. Am.*, vol. 56, issue 11, pp. 1628-1632, 1966.
- [61] Hochstein, S. and Sharpley, R. M., “Linear and nonlinear spatial subunits in Y cat retinal ganglion cells,” *J. Physiol.*, vol. 262, pp. 265-284, 1976.
- [62] Martinez-Conde, S., Macknik, S. L., and Hubel, D. H., “The role of fixational eye movement in visual perception,” *Nature Reviews Neuroscience*, vol. 5, pp. 229-240, 2004.
- [63] Hasegawa, J. and Yagi, T., “Emulation of retinal cell responses during fixational eye movements,” *IEICE Electronics Express*, in press.
- [64] Winterson, B. J. and Collewijn, H., “Microsaccades during finely guided visuo-motor tasks,” *Vision Res.*, vol. 16, issue 12, pp. 1387-1390, 1976.

- [65] Golomb, S. W., *Shift Register Sequences*, Aegean Park Press, Laguna Hills, CA, 1981.
- [66] Murakami, I., “Correlation between fixation stability and visual motion sensitivity,” *Vision Research*, vol. 44, issue 8, pp. 751-761, 2004.
- [67] Rucci, M., Iovin, R., Poletti, M., and Santini, F., “Miniature eye movements enhance fine spatial detail,” *Nature*, vol. 447, pp. 852-855, 2007.
- [68] 福田淳, 佐藤宏道, 「脳と視覚—何をどう見るか」, 共立出版, 2002.
- [69] Saul, A. and Humphrey, A., “Spatial and temporal response properties of lagged and nonlagged cells in cat lateral geniculate nucleus,” *J. Neurophysiol.*, vol. 64, pp. 206-224, 1990.
- [70] Hubel, D. H. and Wiesel, T. N., “Receptive fields, binocular interaction and functional architecture in the cat ’s visual cortex,” *J. Physiol.*, vol. 160, pp. 106-154, 1962.
- [71] Hubel, D. H. and Wiesel, T. N., “Laminar and Columnar Distribution of Geniculo-cortical Fibers in the Macaque Monkey,” *J. Comp. Neurol.*, vol. 146, pp. 421-450, 1972.
- [72] Marcerja, S., *J. Opt. Soc. Am.*, vol. 70, pp. 1297, 1980.
- [73] Jones, J. and Palmer, L., “The two-dimensional spatial structure of simple receptive fields in cat striate cortex,” *J. Neurophysiol.*, vol. 58, pp. 1187-1211, 1987.
- [74] 赤澤堅造, 浜田隆史, 「システム／情報／制御」, vol. 40, pp. 26, 1996.
- [75] Watson, A., *Vision : coding and efficiency*, Cambridge University Press, 1990.
- [76] Ohzawa, I., DeAngelis, G. C. and Freeman, R. D., “Stereoscopic depth discrimination in the visual cortex: Neurons ideally suited as disparity detectors,” *Science*, vol. 249, no. 4972, pp. 1037-1041, 1990.
- [77] 小松崎篤, 篠田義一, 丸尾敏夫, 「眼球運動の神経学」, 医学書院, 1985.
- [78] Hasegawa, J., Shimonomura, K. and Yagi, T., “Real-time reconstruction of neural images for natural scenes with integrated circuits,” *Neuroscience2009*, Chicago, USA, Oct. 17-21, Abstract 895.14, 2009.

# 謝辞

本研究は大阪大学大学院工学研究科電気電子情報工学専攻 八木哲也教授の御指導の下に行われたものであり、本研究を遂行するにあたり、終始懇切なる御指導と御鞭撻を賜りましたことに厚く御礼申し上げます。

本論文の作成にあたり、懇切なる御助言と御指導を頂きました大阪大学大学院工学研究科 谷口研二教授、尾崎雅則教授に厚く御礼申し上げます。

本研究を遂行するにあたり、日々懇切なる御助言と御意見を頂くと共に、様々な面で御協力を頂きました奥野弘嗣助教に深く感謝致します。

本論文の作成にあたり、貴重な御意見、御教示を頂きました大阪大学大学院工学研究科 伊藤利道教授、片山光浩教授、近藤正彦教授、杉野隆教授、栖原敏明教授、森勇介教授、森田清三教授に厚く御礼申し上げます。

本研究を遂行するにあたり、幾多の御指導と御意見を頂きました下ノ村和弘准教授(立命館大学)、小山内実准教授(東北大学)に厚く御礼申し上げます。

本研究を遂行するにあたり、幾多の御助言と御協力を頂くと共に、有意義な議論をして頂きました、岡崎祐香特任助教、井上恵介氏をはじめとする八木研究室の皆様へ深く感謝致します。また、事務面で多大なご支援を頂きました小寺昌子女史、竹川さくら女史、栄原晴子女史、服部訓子女史に深く感謝致します。

最後に、これまで育ててくれ学問の機会を与えてくれた亡父と母に感謝致します。影から支えてくれた姉に感謝致します。そして、いつでもそばにいて温かい励ましの言葉を掛け続けてくれた妻に感謝致します。



# 研究業績

## 学術雑誌発表論文

1. Hasegawa, J. and Yagi, T., “Real-time emulation of neural images in the outer retinal circuit,” *J Physiol Sci*, vol. 58, no. 7, pp. 507-514, 2008.
2. Hasegawa, J. and Yagi, T., “Emulation of retinal cell responses during fixational eye movements,” *IEICE Electronics Express*, in press.

## 国際会議発表論文

1. Hasegawa, J. and Yagi, T., “Real-time emulator of dynamical features of sustained and transient channels in the vertebrate retina,” in Proc 2009 IEEE Biomedical Circuits and Systems Conference, Nov. 26-28, Beijing, China, pp. 197-200, 2009.

## 国際会議発表

1. Hasegawa, J., “Reconstruction of neural images: What do visual neurons see?” GCOE CEDI global seminar Advances in Neuroengineering II, Osaka, Japan, Feb. 3, 2009.
2. Hasegawa, J., Shimonomura, K. and Yagi, T., “Real-time reconstruction of neural images for natural scenes with integrated circuits,” Neuroscience2009, Chicago, USA, Oct. 17-21, Abstract 895.14, 2009.

## 国内会議発表

1. 長谷川潤, 八木哲也, “網膜双極細胞ニューラルイメージの実時間再構築,” 視覚科学フォーラム第12回研究会, 大阪, Aug. 28-29, 2008.
2. 長谷川潤, 下ノ村和弘, 八木哲也, “ニューラルイメージの実時間再構成-視覚系細胞は何を見ているか-,” 第6回知と行動研究シンポジウム「知と行動研究のストラテジーVI」, 大阪, Nov. 6-7, 2008.

3. 長谷川潤, 下ノ村和弘, 八木哲也, “網膜および一次視覚野におけるニューラルイメージの実時間再構成,” 脳と心のメカニズム 第9回冬のワークショップ, 北海道, Jan. 13-15, 2009.
4. 長谷川潤, 下ノ村和弘, 八木哲也, “網膜神経回路のニューラルイメージの実時間再構築,” 電子情報通信学会技術研究報告, vol. 108, no. 480, pp. 347-352, NC2008-162, 2009.
5. 下ノ村和弘, 長谷川潤, 八木哲也, “眼球運動下における視覚細胞の時空間応答エミュレーションのためのロボットビジョン,” 日本機会学会ロボティクス・メカトロニクス講演会 2009, 福岡, May. 24-26, 講演論文集, pp.2A2-M14(1)-(2), 2009.
6. 長谷川潤, 「超並列アナログ演算知能視覚センサ IVS を用いた小型・低消費電力ロボットビジョン」, ロボティクス・メカトロニクス講演会 2009, May. 24-26, チュートリアル:「生産に活用するロボット技術の現状」(招待講演), 2009.
7. 長谷川潤, 眞田忠, 八木哲也, “ダイナミクスを考慮した網膜神経節細胞の時空間発火パターンの実時間再構成,” 神経回路学会第19回全国大会, 仙台, Sep. 24-26, 講演論文集, pp.134-135, 2009.
8. 眞田忠, 長谷川潤, 奥野弘嗣, 八木哲也, “網膜神経節細胞層ニューラルイメージの再構成—生体視覚系における画像通信のエミュレーション—,” ブレイン・バイオコミュニケーション研究会第3回研究会, 大阪, Nov. 6, 講演論文集, pp. 1-4, 2009.

