

名古屋工業大学博士論文

甲第435号(課程修了による)

平成15年3月25日授与

視覚系モデルによるパターン認識・

物体検出技術に関する研究

2003

川口 雅司

目次

第1章 序論	1
1.1.はじめに	1
1.2.本稿の構成	1
第2章 生体の視覚系モデルと物体検出技術	4
2.1.生体の視覚系	4
2.1.1. 視覚情報の伝達経路:眼球と網膜の構造	4
2.1.2. 網膜神経節細胞の受容野	6
2.1.3. アナログ閾値素子	8
2.1.4. 特徴検出のメカニズム・アナログ閾値素子型モデル	10
2.1.5. 動き検出のメカニズム	11
2.1.5.1. 運動の知覚	12
2.1.5.2. 実際運動の諸相	12
2.1.5.3. 運動視の神経機構	13
2.1.5.4. 方向特異的な皮質細胞	14
2.2.アナログ電子回路と神経システム	16
2.2.1. 差動対	16
2.2.2. 単純なトランスコンダクタンス増幅器	17
2.2.3. 積の計算	19
2.2.4. 四象限乗算器	20
2.3.道路標識の位置検出アルゴリズム	22
2.3.1. 円形度を計算する手法について	22
2.3.1.1.最高速度標識の持つ特徴	22
2.3.1.2.標識の検出及び速度標識の手法	22
2.3.2. フーリエ変換を用いてサイズ及び回転処理を正規化する手法	22
2.3.2.1.色相彩度変換	22
2.3.2.2.変換式の検討	23
2.3.2.3.マッチング処理	24
2.3.3. 画素数をカウントする手法	25
2.3.3.1.速度標識の抽出	25
2.3.3.2.速度標識の認識	26
2.4.生体の視覚系モデルによる動き検出の手法	27
2.4.1. アナログ視覚センサによる手法	27
2.4.2. マルコフモデル(Markov random field)による手法	28

2.4.2.1.基本マルコフセル	28
2.4.2.2.全体のセル構造	29
2.4.3. 遅延素子と微分素子によりエッジの動きを検出する手法	30
2.5.参考文献	32
第3章 生体の視覚系モデルによる文字パターン認識	34
3.1.はじめに	34
3.2.モデルの原理, 構成	34
3.2.1. 原理	34
3.2.2. 受容野	35
3.2.3. 網膜モデル	37
3.3.シミュレーション	39
3.4.結び	42
3.5.参考文献	42
第4章 大きさ・位置特定ネットワークによる最高速度標識の認識システム	43
4.1.まえがき	43
4.2.処理の流れ	44
4.3.標識の位置と大きさの特定	44
4.3.1. 原色強度比処理	45
4.3.2. 大きさ・位置特定ネットワーク	47
4.3.2.1.前処理済み画像層	47
4.3.2.2.リング成分分離層	47
4.3.2.3.パターンマッチング層	48
4.4.標識の認識	49
4.4.1. 前処理	49
4.4.1.1.青色検出	49
4.4.1.2.青色領域の特定	50
4.4.1.3.青色領域の正規化	50
4.4.2. 認識処理	50
4.5.実験結果と考察	51
4.5.1. テンプレート及び画像のデジタル表現の設定	51
4.5.1.1.デジタル表現のタイプ	51

4.5.1.2.正規化定数Nの決定	54
4.5.2. 結果と考察	55
4.5.3. 大きさ・位置特定ネットワークの性能実験	57
4.5.3.1.リングの存在判定条件	57
4.5.3.2.リングの大きさと出力波形	60
4.5.3.3.ずれ耐性	60
4.5.4. 認識ネットワークの構造と学習	62
4.5.5. 実画像認識実験	62
4.5.5.1.パラメータ設定	62
4.5.5.2.標識の切り出し	62
4.5.5.3.認識率	62
4.6.まとめと考察	63
4.7.参考文献	64
第5章 生体の視覚系による動き検出二次元多層アナログ電子回路	65
5.1.まえがき	65
5.2.一次元モデル	66
5.2.1. 一次元モデルの構造	66
5.2.1.1. 微分回路(第1層)	68
5.2.1.2. 微分回路(第2層)	68
5.2.1.3. 差分回路(第3層)	69
5.2.1.4. 乗算回路(第4層)	71
5.2.2. 一次元モデルの実験結果	76
5.2.2.1. 回路のパラメータ	76
5.2.2.2. 実験結果	80
5.3.二次元モデル	82
5.3.1. 二次元動き検出モデル	82
5.3.1.1. 二次元モデルの構造	82
5.3.2. 二次元モデルの実験結果	84
5.4.考察	91
5.5.まとめ	92
5.6.参考文献	93
第6章 総括	95

謝 辞	97
発表論文リスト	98
1. 学術論文誌発表	98
2. 国際会議発表	98
3. 国内学会発表	99

第1章 序 論

1.1.はじめに

視覚系は生体にとって極めて重要な機能の一つである。人間は外部情報のかなりの部分を視覚系により得ていると言われている。停電で暗闇になった時に我々の行動がいかに制限されるかを想像するだけでも視覚の重要さが認識できる。

一方、生体の視覚系に範を得た色々なパターン認識モデルが提案されてきている。パターン認識・理解は人間が行うことは容易であるがノイマン型コンピュータにとっては複雑な処理が要求される。以前はパターン認識の分野は文字認識の領域が中心であり、多くの手法が提案されてきた。ハードウェア技術の進歩による計算機処理能力の向上もあり OCR 機器などの性能は相当に進んでいる。

しかしながら、顔画像の認識や画像からの特定物体の抽出、動いている物体の認識などはまだ計算機が苦手とする分野である。

このためニューラルネットワークをはじめとする神経モデル等の研究が進められパターン認識をはじめとする多くの分野に応用されるようになってきた。

さらに近年、生体の神経モデルのハードウェア化を目指しての研究も進められている。アナログ VLSI の作成技術の進歩に伴いニューロチップ、人工網膜チップなどが実現されている。エッジ検出などの簡単な画像処理が実現している。

また、内網膜内での情報処理メカニズムが解剖学的に解明されてきており、網膜内の細胞がどのようなネットワークを形成しているかが明らかになってきた。網膜構造の解明と歩を合わせて、網膜の構造や機能に範を得たニューロデバイスの研究が盛んに行われている。

本研究では、生体の視覚系、神経回路ネットワークにおける情報処理メカニズムを参考にしたパターン認識、画像処理、物体検出技術について述べる。ネットワークモデルのためハードウェア化可能な構造であり、並列処理による高速化が可能である。パターン認識は生体の視覚系モデルによる特徴検出法を使った大きさと位置ずれに影響されない手法である。画像処理は大きさ・位置特定ネットワークを使ってリング検出を行う手法および最高速度標識の認識システムについての内容である。物体検出技術についてはアナログ電子回路を使った動き検出法について述べる。

1.2.本稿の構成

本稿では第 1 章に序論を述べる。研究の背景について述べた後、各章の概要について記述する。

第 2 章では生体の視覚系モデルとアナログ電子回路について述べる。生体の視覚系モデルについては網膜の構造および脳への視覚情報伝達メカニズムにつ

いて説明する。後半では神経回路モデルのハードウェア化に関して述べる。神経回路モデルで行われているアナログでの基本演算を実現するための基本的なアナログ電子回路について解説する。また、本研究に関連した道路標識の認識手法およびアナログ電子回路による動き検出モデルに関する研究についても述べる。

第3章では、生体の視覚系モデルによる文字パターン認識について述べる。生体の視覚系の機能をシミュレートし、OCRのような文字認識装置とは異なる認識アルゴリズムについて提案する。具体的には網膜における視細胞分布の違いによる中心視野と周辺視野の機能差から起こる眼球運動を文字認識の分野に応用していくことである。

認識のためのアルゴリズムには、文字の部分部分の特徴だけを捉えて判断する特徴検出モデルのアルゴリズムを採用した。特徴点で文字を判断するのでパターンの大きさは認識には全く影響しない。また回転しなければ位置ずれでも構わないことを示し人工網膜のような3次元デバイスへの応用も視野に入れた。

第4章では大きさ・位置特定ネットワークによるリング検出アルゴリズムを提案し、最高速度標識の認識システムの構築について述べる。リング状のマッチングパターンを用いることによりリング検出を行う。このときに入力画像およびテンプレートの画素値を変化させることによりリング検出に最適な組み合わせを実験により導いた。また、このネットワークに大きさの異なるリング、あるいは中心からずらしたリングを入力しネットワークの性能試験を行った。

実画像に対する実験では色強度比処理を行い赤色を検出した後、リング大きさ・位置特定ネットワークにより標識の位置及び大きさを検出し標識内部の数字を切り出すことによって認識を行う。そして30km/h、40km/h、50km/hの3種類の速度標識について各々100枚ずつの実画像について認識実験を行った。認識成功率は98.3%であった。また、本手法は入力画像中のリングのみを検出する方法であり、効率的な抽出が行える。本研究で提案したシステムは階層構造のネットワークでありハードウェア化可能な構造である。半導体デバイスの実現によりリアルタイム処理が可能であることも示す。

第5章ではアナログ電子回路による動き検出モデルの設計、シミュレートに関して述べる。生体の視覚系・神経回路モデルを電子回路化、集積回路化したニューロチップ、人工網膜チップなどが開発されている。現在のところエッジ検出や画像反転などの基本的な画像処理は実現されている。

ここではアナログ電子回路による動き検出モデルを設計し、電子回路シミュレータ(SPICE)により、出力を測定した。本研究で提案した動体の検出手法は二段階からなっている。第一段階として表面層のコンデンサにより入力の変化を微分する。これにより運動物体の速さが検出される。第二段階として検出された速さを差分回路によって処理することにより運動方向を検出している。

当初は一次元モデルにより動作を確認した。次に二次元に拡張して運動物体が検出できることを示した。アナログ素子によって回路の配線数、処理のプロセスが減少するだけでなく耐故障性に優れている新しいデバイスが実現できる。これにより道路交通の測定、速度測定、入場者数のカウント等の動きセンサ等を安価に実用化できる。また複数の対象物があっても検出可能なモデルである。

第 6 章ではまとめと総括、画像処理技術のハードウェア化へ向けての将来展望について述べる。

これまでのところノイマン型コンピュータによる数々のパターン認識技術が提案されてきている。非ノイマン型と言われる並列処理計算機などの研究も進んでいる。アナログニューロ技術については将来に長所、応用例が発見、開発されたときに備えて研究を進めておく必要がある。工学的観点からパターン認識、画像処理、物体検出の機能を持つニューラルネットワーク、アナログ電子回路を設計、シミュレートすることは生体の視覚系のメカニズム解明に有益であると思われる。

第2章 生体の視覚系モデルと物体検出技術

2.1. 生体の視覚系

本節では生体の視覚系について述べる。外界からの情報を処理する網膜内のメカニズム及び情報伝達の概要について述べる。

2.1.1. 視覚情報の伝達経路: 眼球と網膜の構造

ヒトの眼球の断面を図 2.1 に示す。眼球は直径 20mm の球で全面は透明な角膜(cornea)におおわれ、その内側に虹彩(iris)、さらに内側に水晶体(lens; crystalline lens)がある。水晶体は両凸レンズの形をしており、無調節状態では前面よりも後面の曲率半径のほうが小さい。眼球の内部にはゼリー状の透明な硝子体(vitreous body)が詰まっている。また、角膜と水晶体との間は、眼房水(aqueous humor)で満たされている。

外界から眼球に入った光線は、角膜、眼房水、水晶体、硝子体を通過して網膜に達する。外界の像を正しく網膜面に結像させるための焦点調節(accommodation)は、水晶体の曲率(とくに前面の曲率)を変えて行われる。

瞳孔(pupil)は虹彩の中央に開いている円形の小窓で、その直径を変化して入射する光量を制御するとともに辺縁光を遮断する。しかし光量の調節といっても、視覚系で処理しうる強度の範囲、すなわちダイナミックレンジは 10^{10} 対 1 以上にも及ぶのに対し、瞳孔径はわずか数倍変わるにすぎないから、その意味での光量の調節は十分であるとはいえない。こうした意味での感度調節は網膜の順応作用に負うところが大きい。

図 2.2 は、網膜内の各種の細胞の樹状突起や軸策の広がり様子を模式的に示している。両図とも下側が眼球の内側にあたり、水晶体を通過して入射してきた光は図の下から上に向かって進入し、視細胞(visual cell; 光受容細胞: photoreceptor cell)を刺激する。つまり、光学情報を神経情報に変換する視細胞が網膜の一番奥深いところに配置されているので、角膜や水晶体などの眼球結像系を経て入射してきた光は、血管や多数の神経細胞などの層を通過して眼球の外側に近いところでやっと視細胞に受容されるのである。このような構造は脊椎動物の網膜に共通であるが、このような構造にいったいどのような利点があるのかはよくわからない。

網膜上の各部位における細胞の分布は一様ではなく、中心部と周辺部とではかなり違っている。ヒトやサルは網膜の中心部はくぼんで厚みが薄くなっている箇所があり、中心窩(fovea あるいは fovea centralis)と呼ばれている。くぼみの外径は 1.5mm 視角にして 5° であるが、くぼみの底の部分(little fovea)は直径 0.4mm、視角にして $1^\circ 20'$ 程度である。この中心窩は網膜の中で視力の最も優れた場所であるが、この部分では外網状層以下の層がなく、厚くなった視細胞の層によって占められている。つまり、中心窩の部分では、視細胞以外の神経細胞はまわりに押し

やられたような状態になっていて、眼工学系を通った光が視細胞に達しやすい構造になっている。

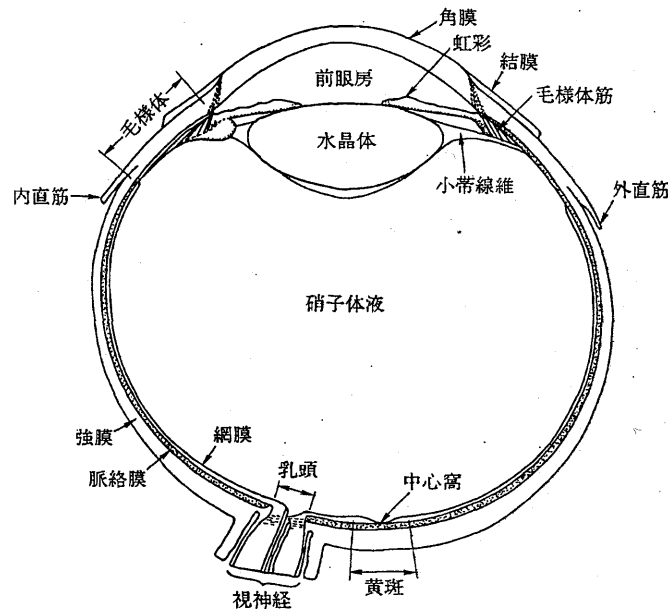


図 2.1 ヒトの右眼球の水平断面図

視細胞には杆状体(桿体, rod)と錘状体(錘体, cone)とがある。杆状体は暗いところで物を見るのに働く、錘状体は杆状体に対して感度が低く、明るい時に働く。ヒトやサルなどの霊長類、あるいはコイ、金魚などの網膜には光スペクトルに対する分光感度の異なった 3 種類の錘状体がある。つまり赤色光に最大感度を持つもの、緑色光に最大感度を持つもの、および青色光に最大感度を持つ物がある。錘状体は網膜の中心部に密集し、杆状体は周辺部に多く、その数はヒトの場合それぞれ 6.5×10^6 、 $1.1 \sim 1.25 \times 10^8$ 程度あると推定されている。

網膜の中には、情報処理に寄与していると考えられる細胞として、視細胞のほかに、水平細胞(horizontal cell), 双極細胞(bipolar cell), アマクリン細胞(amacrine cell, 無軸策細胞), 神経節細胞(ganglion cell; または網膜神経節細胞:retinal ganglion cell)などがある。これらが図 2.2 に示すように層状に配列されていて、互いに複雑なシナプス結合をしている。

網膜内の情報伝達経路に注目してみると、視細胞→双極細胞→神経節細胞という縦の情報伝達経路のほかに、水平細胞やアマクリン細胞による横の連絡も存在する。網膜からの最終出力は、神経節細胞の軸策を通して送り出されるが、神経節細胞の数はヒトの場合約 10^6 個といわれ、視細胞の数の 100 分の 1 以下であ

る。つまり、網膜は視細胞の出力を単にそのまま送り出すのではなく、既にかんりの情報処理を行って、その結果を外部に送り出しているのである。

網膜の出力細胞である神経節細胞の軸索は、網膜の内側を通過して乳頭(optic disc)で全部が集まって束になって眼球を出る。この軸索の束を視神経(optic nerve)とよぶ。なお、乳頭の部分には視細胞がなく光に対する感受性を欠いているので、盲点(blind spot)ともよばれる。

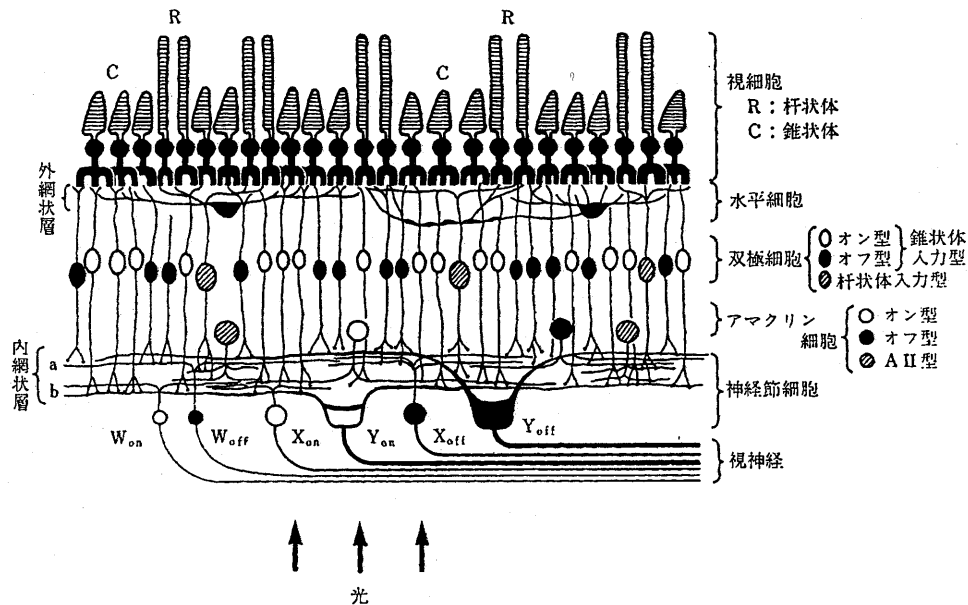


図 2.2 ネコの網膜断面の模式図

2.1.2. 網膜神経節細胞の受容野

前述のように水晶体(レンズ)を通して眼球に入射してきた光線は、網膜上に焦点を結び、視細胞(桿状体と錐状体)を刺激する。光刺激によって生じた視細胞の反応出力は、水平細胞、双極細胞、アマクリン細胞などを経て神経節細胞に伝えられ、その出力が網膜からの最終出力として、網膜外に送り出されていく。

網膜内の個々の神経細胞の働きや神経回路の構造についてもかなり研究が進み、そのモデルの少なくないが、本稿では網膜全体を一つのブラックボックスと見なして、その入出力関係に注目する。

網膜や脳の中での視覚情報の伝送路は、一種の並列伝送路であるが、その途中にある神経細胞は、単に入力をそのまま出力として送り出すのではない。1 個の細胞は、その細胞についている入力シナプスを介して非常に多数の細胞からの入力を受け、これら多数の入力情報を組み合わせることによって何らかの処理を行い、その出力をまたほかの多数の細胞に伝えている。したがって、視覚系の 1 個

の細胞の反応は、多数の視細胞の反応の影響を受けることになる。そこで、ある一つの細胞の反応に影響を与える網膜上の領域(またはそれに対応する視野上の領域)を、その細胞の受容野(receptive field)と呼ぶ。つまり受容野とは、視覚神経系の、あるレベルにある一つの細胞から入力側を眺めたとき、その細胞が情報を受け取っている網膜上の範囲、またはそれを視野に投影したものをいう。

スクリーン上のいろいろな場所に光のスポットを当てて神経節細胞の反応がどのように変化するかを調べていると、図 2.3 に示すような反応が多く見られる。この図はスクリーン上(したがって網膜上と考えても良い)の光の位置を示したものである。+印の位置に光のスポットを提示すると、光を付けた瞬間に、いま観測している細胞の反応が強くなる(つまりパルス密度が高くなる)なり、-印の位置にスポットを提示すると、光をつけた瞬間に反応がおさえられ、逆に光を消した瞬間に反応が強くなることを意味する。前者のように光がついた瞬間に強くなる反応をオン反応(on-response)、後者のように光が消えた瞬間に強くなる反応をオフ反応(off-response)とよぶ。

図 2.3(a)のような受容野は、オン反応を示す部分が受容野の中心であるのでオン中心型(on-center type : または on-center off-surround type ともいう)受容野とよばれ、このような受容野を持つ細胞をオン中心型細胞と呼ぶ。これに対して図 2.3(b)のような受容野はオフ中心型(off-center type : または off-center on-surround type)受容野とよばれる。神経節細胞の受容野の特徴は、このようにオン反応を示す領域とオフ反応を示す領域とが同心円上の二重構造をしていて、中心と周辺とが互いに拮抗している(相手の反応を打ち消し合っている)ということである。すなわち、たとえばオン中心型受容野において、受容野の中心部と周辺部の両方にスポット刺激を与えると、中心部への光刺激によって生じていた反応が、周辺部に同時に与えた光刺激によって打ち消されることが観測できる。したがって、オン中心型やオフ中心型の受容野は、一種の側抑制機構によって形成されたものと考えられる(1)(2)。

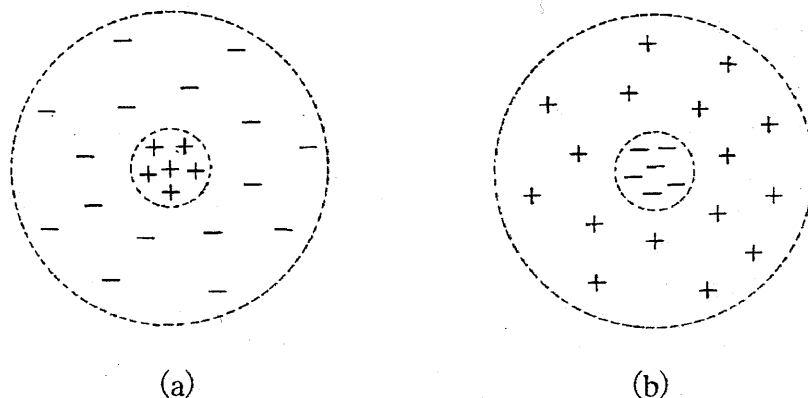


図 2.3 網膜神経節細胞の受容野
+:オン反応 -:オフ反応

2.1.3. アナログ閾値素子

神経細胞はパルス出力を出す、少なくとも末梢系に近い場所では、神経パルス 1 個 1 個が意味を持つというよりは、むしろパルス密度の形でアナログ的な情報を伝えていると考えられる。そこで、パルス密度に比例したアナログ値を入出力とした素子を考える。一般に各シナプスに加えられるパルスの密度 u_n と出力パルス密度 v との間には非線形的な関係があるが、この入出力特性を直線近似して

$$v = \sum_{n=1}^N c_n \cdot u_n \quad (2.1)$$

と仮定した線形素子を神経細胞のモデルとして考えることもある。結合係数 c_n は、閾素子の場合と同じく、正または負の定数である。このような線形素子の組み合わせで構成した神経系のモデルは側抑制機構のモデルなどのように神経細胞が平面上に並べられたいわゆる 1 層の神経回路に多く見られる。線形素子で組み立てられた回路網は当然のことながら線形回路になり、数学的解析も容易なので多くの研究が発表されている。しかし一方、線形素子を用いたのでは、2 個以上の細胞層を持った多層神経回路を考えるような場合には、情報処理という観点からみるとあまり意味のある結果は得られない。というのは、線形素子を多層的に結合して回路網を構成してみても、その入出力関数だけに注目するならば、それと等価な回路網をただ 1 層だけの細胞層を持った回路網で実現することが出来るからである。換言すれば、いくら多くの層を持った回路網を構成してみても、線形素子を使用する限り、1 層の回路以上の情報処理能力を持たせることが出来ず、例えば視覚系全体をモデル化しようとする場合などには、不完全なモデルしか作ることが出来ない。閾特性という非線形特性が神経回路の情報処理において本質的な役割を果たしているのであるが、線形素子ではこれを無視しているためにこのような能力の限界がみられるのである。

線形素子では抑制入力が大きくなると出力は負になってしまう。しかし出力がパルス密度に比例した値であると考え、負になるのは不合理である。そこで、出力が非負(正または 0)のアナログ値をとるアナログ閾素子(analog threshold element; アナログしきい素子ともいう)が考えられた。

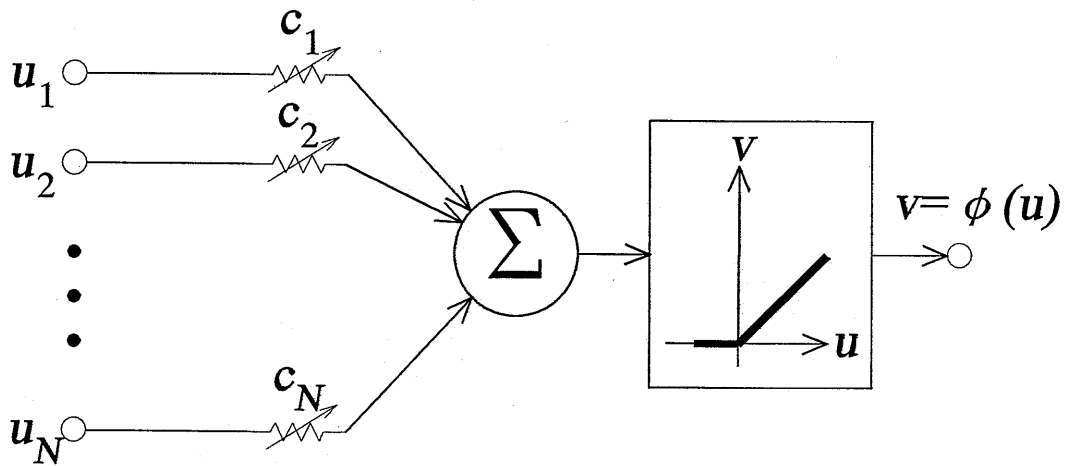


図 2.4 アナログ閾素子

アナログ閾素子としては種々のタイプのものが考えられるが、最も簡単なものは図 2.4 のように閾値を 0 に選んだ半波整流形の非直線特性を持つものである。つまり全シナプスからの入力の加重和を求め、その加重和が正の時には加重和そのものを出力として出すが、加重和が負になった場合には出力を 0 とする。すなわち、 n 番目の入力端子(シナプス)からの入力を u_n とし、その入力端子の結合係数(シナプスの伝達効率)を c_n とするとこの素子の出力 v は

$$v = \varphi \left[\sum_{n=1}^N c_n \cdot u_n \right] \quad (2.2)$$

で与えられる。ここに $\varphi [\]$ は折線形(半波整流形)の関数

$$\varphi[x] = \begin{cases} x & (x \geq 0) \\ 0 & (x < 0) \end{cases} \quad (2.3)$$

を表す。このほか、閾値を 0 以外の値に選んだ素子、すなわち入出力特性が

$$v = \varphi \left[\sum_{n=1}^N c_n \cdot u_n - \theta \right] \quad (2.4)$$

で与えられる素子を考えることもできる。関数 θ が負の場合は、入力が 0 でも出力があることになり、神経細胞の自発性放電(spontaneous discharge)に対応する。

また、非線形関数 φ []の代わりに飽和特性を持った S 字型の関数を用いたモデルもある。たとえば双曲線関数 \tanh を用いたモデルは、入力のあらゆる値に対して微分可能性が要求されるような神経回路モデル(たとえばバックプロパゲーションを用いた教師なし学習のモデルなど)にも採用されている。

アナログ閾素子はこのように非常に単純化されてはいるが、情報処理において本質的な役割を果たしている空間的加重特性と閾特性の両者を含んでいるので、複雑な神経回路網のモデル化を行う場合には都合がよい⁽³⁾。

2.1.4. 特徴検出のメカニズム・アナログ閾値素子型モデル

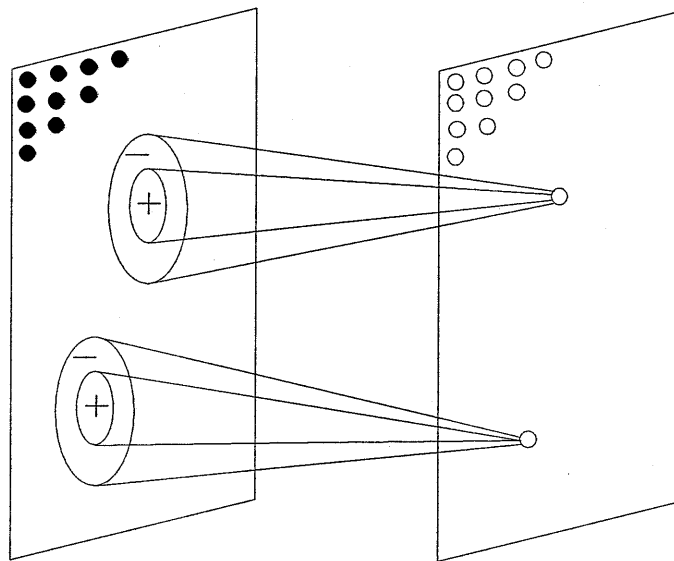
視細胞と神経節細胞とは直接シナプス結合しているわけではなく、その間には図 2.2 に示したような数種の細胞が介在し、これらが複雑に影響し合って情報処理を行っている。その結果として前述のようなオン中心型やオフ中心型の受容野が形成されたのである。しかしここでは、視細胞と神経節細胞との間に介在する個々の細胞の働きは無視して、これらの細胞の効果をひとまとめにして、図 2.5 のようなモデルを考える。図に於いて U_0 層は視細胞が2次元的に並んだ視細胞層、 U_1 層はオン中心型(あるいはオフ中心型)受容野を持つ神経節細胞の層とする。

神経節細胞は実際にはパルス出力を出す、主な情報はパルス密度の形に符号化されていると考えて、ここではパルス密度に比例したアナログ量を出力と見なし、 U_1 層の細胞として前節で述べたアナログ閾素子を採用する。

U_1 層の細胞が U_0 層の視細胞から受け取る影響を表す結合係数の空間分布 $c_1(\xi, \eta)$ は、中心部が正でその周囲を負の部分を取り囲むような形になっていると考えることができる。つまり、網膜上 (U_0 層上) に直交座標系を考え、位置 (x, y) に存在する視細胞の出力を $u_0(x, y)$ とすると、網膜上の位置 (x, y) に受容野の中心をもつ神経節細胞の出力 $u_1(x, y)$ は(総和演算を積分で近似して)

$$u_1(x, y) = \varphi \left[\iint_{A_1} c_1(\xi, \eta) \cdot u_0(x + \xi, y + \eta) d\xi d\eta \right] \quad (2.5)$$

と表せる。ここに φ [] は前述の式 2.3 で定義したアナログ閾素子の入出力の非線形特性を表す関数である。積分領域 A_1 は、1 個の細胞に対する結合の広がり(つまり受容野の面積)を表す。すなわち、受容野が直径 R の円形であるとすると、 A_1 は $|\xi, \eta| \leq R$ を満足するような (ξ, η) の集合を示す。



U_0 : 視細胞層 U_1 : オン中心型神経節細胞層
(コントラスト検出層)

図 2.5 空間特性に注目した網膜のモデル

オフ中心型受容野を持つ神経節細胞の場合には、 $c_i(\xi, \eta)$ の正負の極性を反転した結合係数を考えればよい。

結合係数 $c_i(\xi, \eta)$ は、分散の異なる 2 個の 2 次元ガウス関数の差で近似する。なお、受容野全体を覆うような一様な光刺激に対しては神経節細胞がほとんど反応しないことに注目して

$$\iint_{A_1} c_1(\xi, \eta) d\xi d\eta = 0 \quad (2.6)$$

が成立するような条件を考える。このような条件のもとでは、入力パターンの背景に与えられて一様な刺激光の影響は U_1 層の反応には現れず、入力パターンのコントラスト部分だけが検出される⁽⁴⁾。

2.1.5. 動き検出のメカニズム

我々は日常、「動いている物(運動対象)が動いて見え、動いていない物は静止して見える」のは当然のことに思い、逆に「動いて見える対象は」実際に動いており、静止して見える対象は動いていない」と考える。この日常的常識ないし信

念に間違いはないだろうか。

我々が知覚している運動は、それほど単純なものではない。外界の対象が静止しているのに、その対象に動きを知覚することもある。客観的には移動しているのに動きを感じないこともある。実際に対象の移動がある場合、その対象を目で追おうが追うまいが、我々は対象の移動について等しい知覚体験をもつ。この場合、目が対象を追従視すれば、対象の網膜像は静止したまま周囲の網膜像は網膜状を移動しているはずである。

2.1.5.1. 運動の知覚

本節では、運動の知覚(perception of movement; motion perception)を取り扱う。ここでいう運動とは、外界の対象の運動・移動・動きのことであり、それとの相互関係で自己の身体運動の知覚についても一部で述べるが、筋や腱や関節などの働きと関係する自己の姿勢や身体各部の運動といった、運動感覚(kinesthesia)の問題は扱わない。また、対象の動きは、聴覚や触覚を介しても知覚されるが、本章では、視覚的に捉えられる視対象の動き(視覚的運動, visual movement)の知覚、すなわち運動視知覚に主眼が限られる。

2.1.5.2. 実際運動の諸相

客観的に動いている外界の視対象に対して「動いている」と感じるものが、実際運動(real movement)の知覚である。二三の事例を考えてみよう。

車が目の前を右から左へ走り去る事例を例に取れば、客観的に動いている対象(車)を目で追うとき、視対象の網膜像は静止したままで、それ以外の周囲の網膜像は網膜状を移動する。これと客観的には同じ状況であっても、眼が外界の風景に一点を注視しておれば、動いている対象の網膜像は網膜上を移動し、風景の網膜像に移動はない。車の追従視や風景の一点注視もなく、方々に眼を動かしていることも日常的にはしばしばで、その場合は、眼の移動の方向と速さ、さらには車の速度に応じて、車もその周囲の網膜像も変位する。このように、対象や周囲の網膜像上での変位は、視対象の動き、背景、眼の動きに相関的に影響されて異なるのであるが、移動対象と周囲との網膜像上での相対的な位置関係は共通で、それを知覚する者の体験に何ら相違はない。対象と周囲との関係だけでなく、日常的には、目の前をジョギングする人のように、移動している対象自体に動きがあることも多い。上下方向の運動であっても事情は同じである。

真正面から近づいてくる対象を注視するとき、その網膜像は連続的に拡大し、静止している周囲の網膜像を次第に覆い隠してくる。当然、遠ざかる視対象の場合は逆になる。いずれの場合も網膜像の一方向への変位ではないが、網膜像の連続的な拡大や縮小とそれに伴う周囲との関係が、視対象までの距離の連続的な変化、つまり接近や利端野運動知覚を生む。日常的には、前額平行面での左右・上下方向の運動や、正中視線での遠近方向の運動だけでなく、多くはその中間の状態を対象の移動が知覚され、その場合、斜めに接近あるいは離反する対象の

周辺の一点を注視すれば、移動対象の網膜像は一定方向に変位しながら拡大あるいは縮小し続ける。

以上の事例では、網膜に映した移動対象とその周囲の像の間には相互に規則的な変位と相互の重なり情報が保持されており、網膜像自体の中に運動知覚の情報があると説明する Gibson(1966)の考え方は、ほとんどの運動視事態に適用できて説得的である。しかし、一様な暗黒を背景にして移動する小光点に対しても動きが知覚されることから、網膜像の情報には含まれていない他の情報も、運動の知覚には関与しているに違いない。ここでいう他の情報とは、眼球運動に関わる情報である可能性が強い。感覚系と運動系の相互作用と統合による知覚の成立、特に網膜変位情報と眼球運動指令との統合を説明する比較相殺説については既に述べた。

他方、暗黒中の小光点の動きは、明室での非等質な背景上の小点の動きよりも検出されにくい。移動する小光点の周りを静止した枠で囲むと、小光点の移動の検出はずっと容易になる。ついでながら、暗黒中では静止する小光点を注視していると、小光点の不規則な運動(自動運動)が観察されるが、小光点の周りを静止した枠で囲むと自動運動はやむ。どうやら運動の知覚には、相対的な位置の変化や視空間の基準的な枠組み(座標系)は大いに関係しているらしい。

外界の対象に実際運動が知覚された場合、知覚された運動が対象の客観的な運動と同じである保証はない。かつてガリレイ(Galileo Galilei)は、坂道を下る荷車の輪に取り付けられた松明の明かりが、サイクロイドではなく波状の軌跡に見えて驚いたという。理髪店の前で回転する赤・白・青3色の斜め縞模様のディスプレイがどのように見えるか、我々は体験済みである。日常生活の中で気づく運動の見え方は実に多様で、その見え方への疑問から運動の知覚への研究関心が生まれた事例は今日まで数多い。

2.1.5.3. 運動視の神経機構

運動の知覚を支える神経機構の研究は、神経生理学における継続的な関心事であった。今のところ基礎的な研究であるから、その成果は運動知覚のごとく一部に限られるが、なかには、行動的な観測結果をうまく説明してくれる知見も多い。

Y型の神経節細胞 先に、神経節細胞の受容野(receptive field)の研究から、網膜の神経節細胞には少なくとも2種の細胞、すなわち、提示されている光刺激に持続的に反応し続けるX型と、光刺激の提示や消失の瞬間には強く反応するが持続する光刺激には反応を減衰するY型が見いだされていると述べた。応答の型を特徴づけるX型の持続的性質とY型の過渡的性質から考えて、X型がパターンの知覚に関係しているのに対して、Y型の細胞は動きや変化の知覚に関与している可能性が高い。

パターンと運動の2種の知覚に関与する機構が独立ではないかという考えは、精神物理学的研究からも示唆されている。例えば、空間正弦波パターンを用いた明暗コントラストの弁別において、パターンの空間周波数と、パターンの位相を時

間的に変化させる速さを独立変数として、それぞれの条件下でパターンの検出と動きの検出とを可能とする輝度比感度(コントラスト感度)を測定したところ、パターンに対する輝度比感度曲線と動きに対するそれはかなり異なった形状を示すことが示されている⁽⁵⁾。

2.1.5.4. 方向特異的な皮質細胞

大脳皮質後頭葉にある視覚中枢での情報処理について述べたとき、中枢には、動きに特に敏感で運動方向や速度に最適条件のある細胞が存在することを指摘した。ある方向への動きには激しく応答するが、逆方向への動きには全然あるいはほとんど応答しない方向特異的細胞(direction-specific cell; 方向選択的細胞, direction-selective cell)が多数見出されているのである。異なった細胞の応答によって対象の移動の方向が神経系の中に表象されると考えられるのであるが、それでは、方向特異性を示す応答の仕組みをどのように説明すればよいだろうか。Reichardt は、図 2.6 の図式でこの説明を試みた。

図 2.6 で α と β は網膜状の部位を表しており、それらの部位から発せられた信号は、いったんニューロン(塗りつぶした長方形)で集められてから次のニューロン(DS; direction selective の略)に伝えられる。DS では二つの入力に加算されるが、DS の応答は、二つの入力と同じ強度かつ同時的にある時最大となる。しかし、この図式の場合は、 α から DS への入力に一定時間 Δt の遅れがあるので、そのjかんだけ先行して α が刺激された時、結果的にDSの応答が最大となる。これに適合する刺激は、矢印のように左から右($\alpha \rightarrow \beta$)への移動刺激であり、DSの応答を最大にするのは、 α と β を隔てる網膜状の距離を Δx とすれば、 $\Delta x / \Delta t$ の速さの移動刺激だということになる。この図式では、DS への入力の遅れ Δt を α の側に仮定したが、 Δt が β の側にあれば、最適移動刺激は右から左($\beta \rightarrow \alpha$)に向かう速さ $\Delta x / \Delta t$ の刺激だといえる。

網膜上で並ぶ α と β の部位は、どの方向にあってもよい。その隔たり Δx が大きく、しかし Δt は他と同じであると仮定すれば、刺激の移動方向が異なるだけでなく刺激の移動速度が一層速くなければ、DS の最大応答は得られない。このように、Reichardt(1961)の図式では、 α と β の部位、 Δt 、 Δx の多様な組み合わせを仮定することができるから、移動刺激の方向と速度に特異なニューロンの行列を無数に想定することができる⁽⁶⁾。

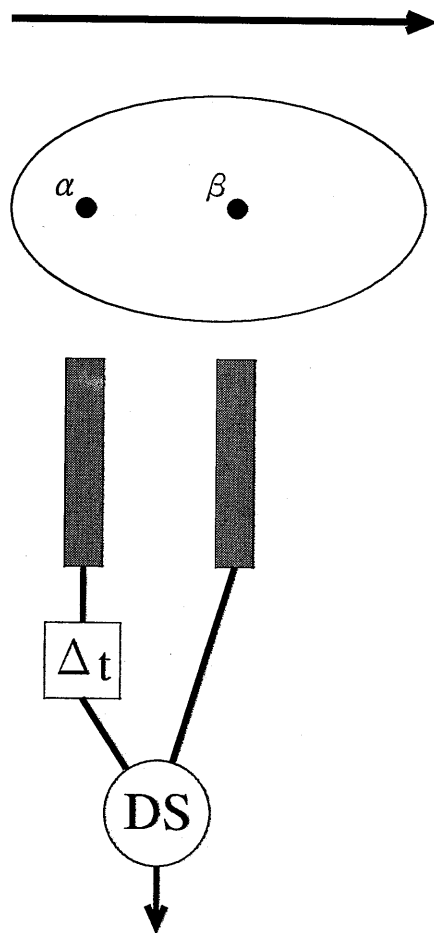


図 2.6 視覚中枢の方向選択的機能を説明する Reichardt の仮説的図式

2.2.アナログ電子回路と神経システム

本節では神経系のハードウェアを目指して研究が進められているアナログ電子回路について述べる。トランスコンダクタンス増幅器および基本演算関数で多くの回路に用いられており、これらの回路の動作および特性について示す。

トランスコンダクタンス増幅器(differential transconductance amplifier)は二つの入力電圧 V_1 , V_2 の差の関数として電流出力を出す。入力電圧の差は差動入力(differential input)電圧と呼ばれ、その回路は差動コンダクタンス増幅器と呼ばれる。普通のコンダクタンスは、2端子間の電圧差を同じ2端子を流れる電流に変換する。一方、トランスコンダクタンスはどこかの電圧差を別のどこかを流れる電流に変換する。トランスコンダクタンス増幅器では、2つの入力端子間の電圧差が出力電流を作り出す。

2.2.1. 差動対

多くの回路は2点間の電位差を入力信号とする。これらの回路ではすべて入力段に図2.7に示されている差動対(differential pair)の変形を用いる。差動対は広く一般に有用であるから、ここでその特性について解析する。それから、その差動対がトランジスタ増幅器の中でどのように使われているかを示す。

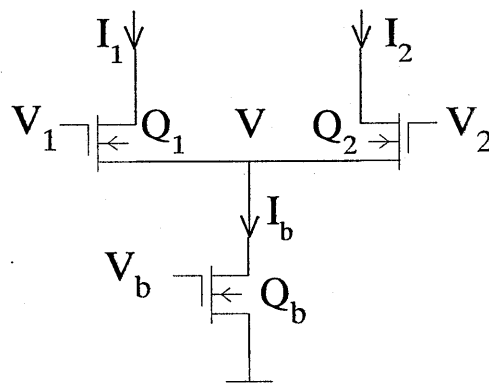


図 2.7 差動対の概略図

下のトランジスタ Q_b は電流源として使われる。正常な動作状態では、そのドレイン電圧 V は十分大きいために、ドレイン電流 I_b はゲート電圧 V_b で定まるある値で飽和する。 I_b は電圧 V_1 と V_2 の差に敏感な関数に基づいて、 Q_1 と Q_2 を流れる電流に分割される。これがこの段階での動作の本質である。

$$\begin{aligned}
I_1 - I_2 &= I_b \frac{e^{\kappa(V_2^{n+1} - V_2^n)/2} - e^{-\kappa(V_2^{n+1} - V_2^n)/2}}{e^{\kappa(V_2^{n+1} - V_2^n)/2} + e^{-\kappa(V_2^{n+1} - V_2^n)/2}} \\
&= I_b \tanh \frac{\kappa(V_2^{n+1} - V_2^n)}{2}
\end{aligned} \tag{2.7}$$

差動対の振る舞いを式 2.7 に示す。tanh という関数は真に良好な振る舞いをする数少ない関数の一つである。この関数は傾き 1 で原点を通り、変数の値が正の大きな値になると +1 になり、変数の値が負の大きな値になると -1 になる。式 2.7 の分母に表れている因子 2 について述べる。V₁ と V₂ をわずかに変える。V を一定に保つようにして V₁ を大きくし V₂ を小さくする。Q₂ を流れる電流は指数関数的に減少し、Q₁ を流れる電流は指数関数的に増加する。しかし、その電圧の差は (V₂ - V₁) の 2 倍または (V₁ - V₂) の 2 倍である。これは曲線が飽和するのに、単一トランジスタの場合の 2 倍の電圧を必要とする理由である。すなわち、これが式 2.13 の分母 2 の由来である。

2.2.2. 単純なトランスコンダクタンス増幅器

トランスコンダクタンス増幅回路が図 2.8 に示されている。この回路は 1 つの差動対と 1 つのカレントミラーとで構成されている。カレントミラーはドレイン電流 I₁ と I₂ を引き算するためのものである。Q₃ を流れる電流 I₁ は、Q₄ を流れる電流に等しくなる。したがって、出力電流は I₁ - I₂ となり、式 2.7 となる。

この増幅器からの電流を図 2.9 の構成を用いて、入力電圧の関数として測定することが出来る。電流計の主入力を増幅器の出力に接続し、電流計の基準入力を電圧源 V_{out} に接続する。理想的な電流計では抵抗はゼロである。すなわち、実際の電流計ではフィードバック回路に工夫がほどこされ、入力抵抗が非常に小さくなっている。そのため、増幅器の出力点の電圧は V_{out} である。ここで、簡単のために V_{out} を V_{DD} をグランドの中間に設定する。後節で、回路の特性が V_{out} によってどうなるかを検証する。

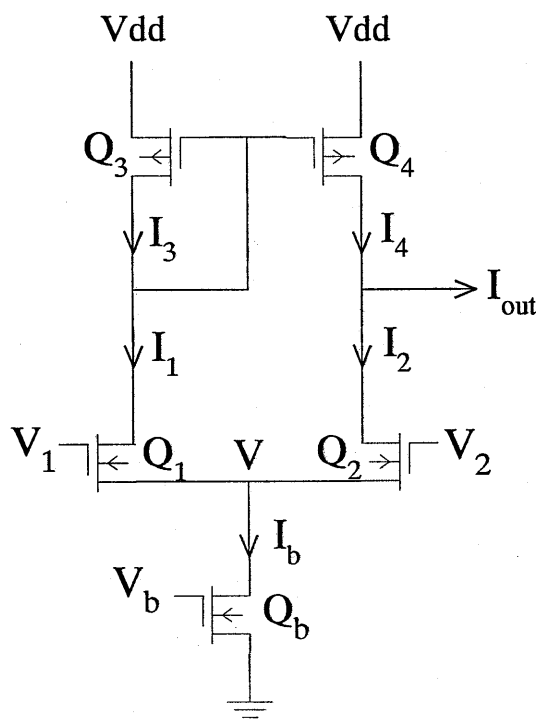


図 2.8 単純なトランスコンダクタンス増幅器

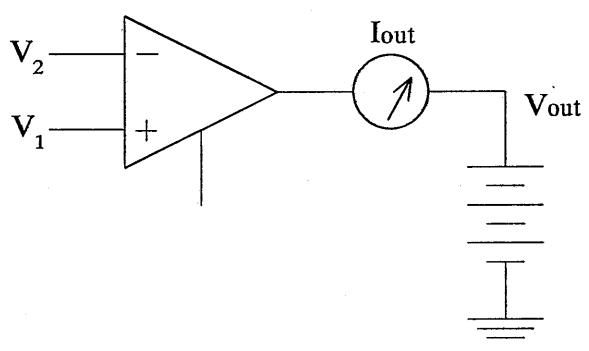


図 2.9 トランスコンダクタンス増幅器の出力電流を測定するための回路構成

単純なトランスコンダクタンス増幅器からの電流は \tanh の関数に大変似ている。曲線の原点での傾斜を上下限電流の延長線まで外挿することによって、 $kT/(q\kappa)$ の

実行値を求めることができる。正の交点と負の交点の間の電圧差は $4kT/(q\kappa)$ である。図 2.12 でこの手法を用いると、 $kT/(q\kappa) \approx 43\text{mV}$ という結果が得られ、その結果 $\kappa \approx 0.58$ という値が得られる。この値は、飽和電流の電圧依存性から得られる値とよく一致する。増幅器のトランスコンダクタンス(transconductance) G_m はまさしく式 2.9 の原点における傾きである。図 2.9 についていえば $V_{in}=V_1-V_2$ が 100mV 変わると、出力電流は $5.6 \times 10^{-8}\text{A}$ 変わる。それゆえ、 $G_m=5.6 \times 10^{-7}$ モーである。回路変数を用いれば、 G_m は次式に表される。

$$G_m = \frac{\partial I_{out}}{\partial V_{in}} = \frac{I_b}{2kT/(q\kappa)} \quad (2.8)$$

ここで、トランスコンダクタンスがバイアス電流 I_b に比例することに注意すべきである。これは差動回路が電圧出力を出すように使われる場合、あるいは乗算器の一部に使われる場合に重要になる。

2.2.3. 積の計算

図 2.8 のトランスコンダクタンス増幅器は二象限乗算器(two-quadrant multiplier)にもみえることを既に述べた。その出力電流は正か負かのどちらかであるか、バイアス電流 I_b は正の電流だけである。電流を制御する V_b は正の電圧だけである。したがって、この回路では電流 I_b の正の部分に (V_1-V_2) の \tanh を掛けることになる。いま、 V_1-V_2 を横軸に、 I を縦軸にプロットすれば、この回路は第 1 象限と第 2 象限においてのみ動作する。

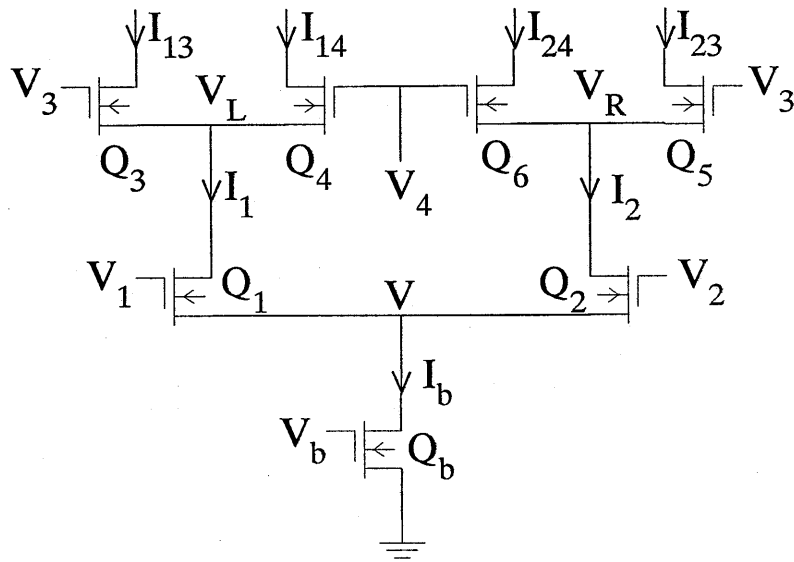


図 2.10 差動対の二つの出力を 2 段目の二つの差動対の電流源として用いる回路図の一例

2.2.4. 四象限乗算器

正負どちらかの信号に別の正負どちらかの尊号を掛けるためには四象限乗算器(four-quadrant multiplier)が必要である。四象限すべての乗算は、差動対からの各出力電流(I_1 または I_2)を別の差動対の電流源として用いることによって、実現される。その原理が図 2.10 に示されている。特性を式 2.9 に示す。

$$I_{out} = I_b \tanh \frac{\kappa(V_1 - V_2)}{2} \tanh \frac{\kappa(V_3 - V_4)}{2} \quad (2.9)$$

図 2.11 の回路から得られた曲線から両差入力に対する \tanh 特性が得られる。入力電圧の差が両方とも $kT/(q\kappa)$ より小さい場合には、 $\tanh x$ はほぼ x に等しく、ギルバート回路はまさしく乗算器である。さらに、入力の一つがある不適当な電圧になっても、出力電流は飽和するという利点がある⁽⁷⁾。

2.3.道路標識の位置検出アルゴリズム

道路標識の位置検出アルゴリズムは、これまでにいくつかの方法が提案されてきている。ここでは、藪木らによる円形度を計算する手法⁽⁸⁾、日比らによるフーリエ変換を用いてサイズ及び回転処理を正規化する手法⁽⁹⁾、朝倉らによる赤色の画素数をカウントする手法⁽¹⁰⁾について述べ、第4章で述べる最高速度標識の認識システムへのアプローチを行う。

2.3.1. 円形度を計算する手法について

2.3.1.1.最高速度標識の持つ特徴

本手法はまず入力画像の二値化を行っている。標識に書かれた数字を囲む円は赤色なので、その標識の他の白い部分に比して濃度が高く、濃淡画像では黒っぽくなることである。二値化を適当にし、その数字の部分を白色に変換すれば、標識はその縁を黒い線に囲まれた白い円上のものになる。ここでは、便宜上この白い円上の領域を抽出領域、標識の一番外側の赤色の線を含む標識全体の領域を標識領域と呼ぶことにする。例えば、追い越し禁止標識は白い部分が高濃度部分により分断され、抽出領域が円形とはならないため検出されない。すなわち、ほとんど見かけない重量制限標識を除いて、原理的には最高速度標識だけが検出できる。

2.3.1.2.標識の検出及び速度標識の手法

まず、円形度を計測するために二値画像の白い領域に囲まれた画素数 α 未満の黒い領域を白くする。更に、画素数 β 以上 γ 以下の面積を持つ領域を抽出し、各領域の円形度を求める。ここで、円形度は $4\pi A/P^2$ (A :面積, P :周囲長)で表される⁽¹¹⁾。

この円形度が δ_1 と δ_2 の間で最大面積を持つ領域を最高速度標識の抽出領域とみなす。この抽出領域を用いて入力画像から標識を切り出している。入力画像は 256×240 画素、256 階調である。パラメータは実験的に下記の値としている。 $\alpha=120$, $\beta=100$, $\gamma=500$, $\delta_1=1.210$, $\delta_2=1.452$ である。

2.3.2. フーリエ変換を用いてサイズ及び回転処理を正規化する手法

この手法については、前処理として色相彩度変換を行った後、方向コード変換、座標変換により輪郭の検出を行っている。大きさと回転に対する不変性を座標変換を用いて正規化を行っている。

2.3.2.1.色相彩度変換

入力画像は RGB 形式 $24[\text{bits/pixel}]$ で、画像サイズは $300 \times 225[\text{pixel}]$ となっているが、色情報を利用するため、 RGB で表現された画像を HSL で表現された画像に変換する。 HSL とは、 RGB 表現されたデータ内に混在する色の種類を示す色

相： H (Hue)と色の付き具合を示す彩度： S (Saturation), 明るさを示す明度： L (Luminosity)を表すパラメータである。

2.3.2.2.変換式の検討

ビデオカメラからの入力画像はいつも適当な明るさで供給されるわけではなく、夜間や逆光の画像ではハードの諸々の特性のため、画像全体が暗くなり黒を多く含んだ画像となってしまう。このままでは H および S の情報を正確に表現することが出来なくなる。そこで、夜間、逆光で問題となる画面全体の暗さを除去するための検討が必要となる。これを解決する手段として、この研究では式 2.10 ～式 2.12 に示すように、輝度信号 Y を H , S に反映させるために色差信号 C_1 , C_2 を用いて HSL の値を表現した。式 2.10, 式 2.11 を用いると、赤, 緑, 青それぞれ単色の場合の色相値は, C_1 - C_2 直交座標上で C_2 軸正方向を 0 として $R=113[^\circ]$, $G=225[^\circ]$, $B=353(-7)[^\circ]$ である。

$$\begin{cases} Y = 0.3R + 0.59G + 0.11B \\ C_1 = R - Y \\ C_2 = B - Y \end{cases}$$

$$H = \tan^{-1} \frac{C_1}{C_2} \quad (2.10)$$

$$S = \sqrt{C_1^2 + C_2^2} \quad (2.11)$$

$$L = Y \quad (2.12)$$

表 2.1 2 値化のための H の範囲と S のしきい値

外形色	色相範囲[$^\circ$]	彩度しきい値[%]
赤色	75.8 ~ 139.1	30
黄色	146.1 ~ 168.6	55
青色	323.3 ~ 19.6	20

画像 2 値化のために用いている、標識の外形色毎の H の範囲と S のしきい値を表 1 に示す。実験的に特に赤色と黄色の分離性を考慮して抽出率が大きくなるように調整を加えてある。 H, S をそれぞれの範囲としきい値で 2 値化し、さらにその論理積で 2 値画像を得る。この 2 値化によって除去できなかった部分は、単純な $n \times n$ ($n: \text{odd}$) マトリクス方式を用いて除去した。この処理までに得られる二値画像は、標識の外形色(赤, 青, 黄)毎の 3 枚が得られる。

2.3.2.3. マッチング処理

二値化を行い、輪郭を検出した後の正規化の手法は以下に述べる 2 段階の手法により行う。マッチング処理には標準モデルとのテンプレートマッチングを行っている。この場合、マッチングの前処理として、標準モデルと抜き出された標識のサイズを正規化する必要があるが、自動車に取り付けられたカメラからの映像を想定すると、単純に拡大・縮小をするだけではなく回転に対する考慮も必要となる。この研究では以下に述べる座標変換でその影響を考慮しマッチングを行っている。

Complex-log mapping

標識のある特定位置を基準として回転に対する正規化を行う場合、その基準を見つけるための処理が、拡大・縮小とは別に必要となる。しかし、この研究では回転とサイズに対する正規化を同時に行う方法を用いている。*Complex-log mapping* と呼ばれる座標変換手法である。具体的には抽出された画像の外接円の中心(抽出された画像の重心)を $x-y$ 直交座標系の原点として外接円(半径 r) の内部の画像を、それぞれの位置の極座標を次の変換式で正規化した $k-l$ 直交座標系上の画像の変換するものである。 $x-y$ 座標から $k-l$ 座標への変換を下記に示す。

$$\theta = \tan^{-1} \frac{y}{x}, \quad Z = \sqrt{x^2 + y^2} \quad (2.13)$$

$$k = N \frac{\theta}{2\pi} \quad (2.14)$$

$$l = N \cdot \log_r Z \quad (2.15)$$

この操作で、原画像の回転は k 座標方向の位置ずれとしてのみ観測され、拡大、縮小は l 座標方向の位置ずれとしてのみ観測されるような、 $N \times N$ 画素の画像

に変換される。この研究では認識率と計算速度のバランスを考慮し $N=64$ としている。

Fourier 変換を用いたマッチング

マッチングは標準モデルと抽出領域の双方に前項の処理を行い、2変数の離散 *Fourier* 変換を施した後、そのパワースペクトルを比較することにより実現する。*Fourier* 変換によって得られる係数は一般に複素数であり、パワースペクトル(大きさ成分)と位相成分を持つ。パワースペクトルは原信号が 1 周期内でずれていても影響を受けないので、先の手法で生じた $K-I$ 直交座標系での 2 次元方向の位置ずれを吸収できる。*Fourier* 変換のアルゴリズムには *FFT* (高速 *Fourier* 変換)を用いた。標識領域の抽出作業で抜き出された画像は、その撮影条件によって標識内の明度がまちまちなので、対象領域内の明度 L を 16 階調に正規化して 2 次元 *FFT* を施す。さらに、2 次元 *FFT* で算出されたパワースペクトル成分は 256 階調に正規化を施している⁽¹²⁾。

2.3.3. 画素数をカウントする手法

この手法は赤色を検出した後、総画素数が一定の範囲の物体を標識として認識するアルゴリズムである。

2.3.3.1. 速度標識の抽出

この手法はまず、階層と色相による領域分割を行っている。画像処理装置に取り込まれる画像から、円形で赤色の速度標識候補の抽出を行う。そのために色情報により赤色となる画素を求めて標識を抽出すれば良いことになるが、カラー画像を扱う場合には色を R (赤), G (緑), B (青)の成分に分割して処理を行うため、人間の間隔とは異なり、ある特定色のみを良好に抽出することは困難である。しかし、明度について考えると、標識の部分は同じような階調値である。そこで、標識部分を同階調値とするため、256 階調で表現される画像を 32 階調の画像に変換する。また、この処理はカラー画像を構成する R, G, B 画像のうち、標識部分が同階調となりやすい G 画面に対して行うものとする。

画像を 32 階調に変換すると、これまで近傍の画素が異なった階調値であったものを同階調値とするため、画像を同階調領域に分割することができる。そして、各領域がどのような色相であるかを RGB 表色系により決定し、赤色となる領域を抽出する。

入力画像から赤色領域を抽出後、経験的に総画素数が 1000 ~ 3000 画素の物体を対象としている。このため、画像中から 1000 ~ 3000 画素以外の物体は排除している。本手法の場合、背景となる物体との分離が行えず画素数が 3000 を超えてしまったため抽出を行うことが出来ない問題もある。

2.3.3.2.速度標識の認識

赤色領域を抽出後、次の円形度及びフェレ径角度を求めている。

円形度係数

$$F_1 = \frac{4\pi A}{L^2} \quad (2.16)$$

フェレ径角度

$$F_2 = \tan^{-1}\left(\frac{L_y}{L_x}\right) \quad (2.17)$$

式 2.16,式 2.17 において A は対象物の面積, L は周囲長, L_x , L_y はそれぞれ水平方向フェレ径, 垂直方向フェレ径である。この特徴量が式 2.18,式 2.19 の条件を同時に満たした対象物を速度標識であると決定する。

$$0.7 \leq F_1 \leq 1.0 \quad (2.18)$$

$$40^\circ \leq F_2 \leq 50^\circ \quad (2.19)$$

以上の手法により道路標識の抽出を行っている。自然画像に対して認識を行う場合には対象物と背景の分離を行うことが重要な課題となる。このような問題に対し赤色領域を広範囲に設定する必要がある **RGB** 表色系を用いて認識を行うことはこの方法が背景分離を行うために有効な一手法となる可能性を示していると考えられる。

2.4. 生体の視覚系モデルによる動き検出手法

生体の視覚系によるアナログ電子回路を使用した動き検出モデルに関しては既にいくつかのモデルが提案されている。主なものについて以下に述べる。

Lu らは動き情報を得ている眼球運動の軌跡をアナログ VLSI で実現している⁽¹³⁾。Luthon らは差分を計算しエッジだけでなく物体内部の動きも測定されるモデルを提案している⁽¹⁴⁾。Asai らは遅延素子と微分素子を組み合わせて物体のエッジの動きを検出する手法を提案しており、方向の検出が可能なモデルを提案している⁽¹⁵⁾。動き検出モデルに関して研究されてきたこれらの手法について以下に述べる。

2.4.1. アナログ視覚センサによる手法

Lu らは網膜内での信号応答を解明し、正弦運動、円運動を行う動体に関する眼球運動の軌跡をアナログ VLSI で実現しており、中心点の回りを差分することにより動き情報を得ている。また、センサの出力が常に移動物体の中心点を指し示すように2台のカメラをコントロールすることに応用している⁽¹⁶⁾。

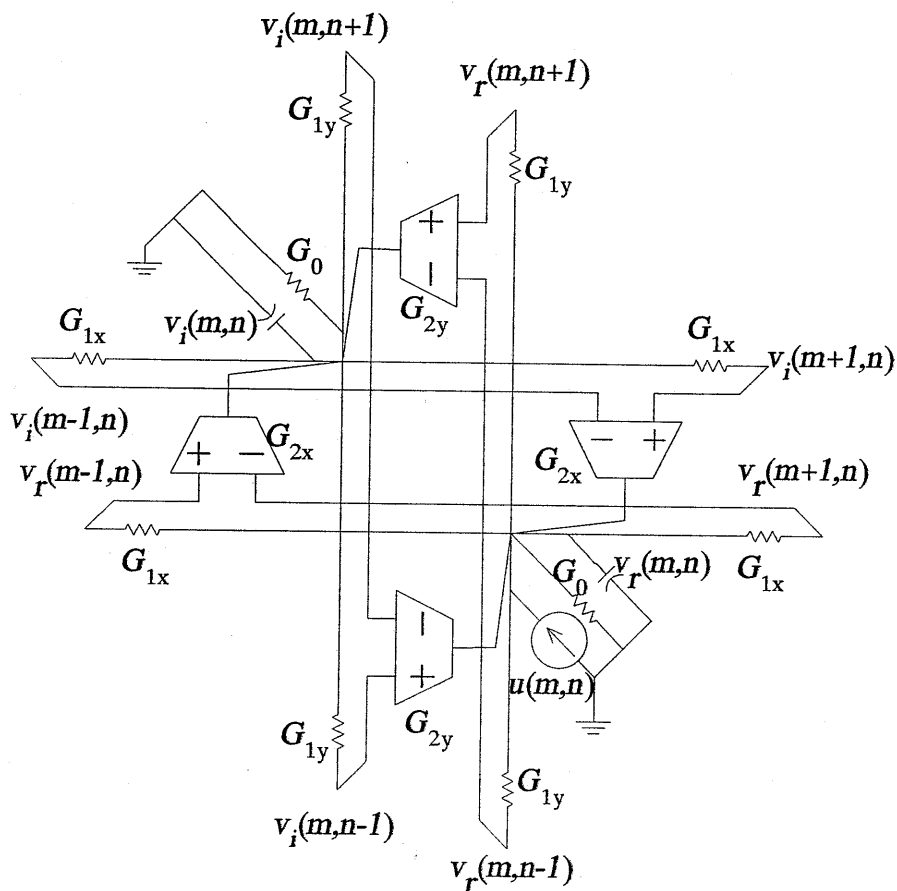


図 2.12 アナログ処理回路 (Lu)

ピクセル (m,n) を中心としたアナログ電子回路の結合の様子を図に示した。フィルタ入力 $u(m,n)$ は入力刺激に比例した電流を発生する。電圧 $v_r(m,n), v_i(m,n)$ はフィルタ出力の実部及び虚部である。フィルタのパラメータは抵抗コンダクタンス G_0, G_{1x}, G_{1y} により調整される。また、外部のバイアス電圧のトランスコンダクタンス増幅器のゲイン G_{2x}, G_{2y} によっても調整される。 G_{2x}, G_{2y} は NMOS の差動対と PMOS のカレントミラーから作られており、方向選択機能を持っている。(17)

2.4.2. マルコフモデル(Markov random field)による手法

Luthon らは差分を計算しエッジだけでなく物体内部の動きも測定されるモデルを提案している。動いているものの抽出が可能であり、二次元格子状に素子を配列しクロック信号で動作を制御している。このアルゴリズムは MRF(Markov random field)モデリングからなっている。

2.4.2.1. 基本マルコフセル

図 2.13 にマルコフセルを示す。これはノード ij の局所的な処理を示している。 J_1, J_2 は 2 個の電圧変動電流源である。4 個の抵抗 R_S は周辺 4 つのセルと結合されている。 R_p, R_f との時系列的な結合は仮想的なものであり、実際には空間的な結合である。理論的には抵抗 R_p は σ_2 と ij により調節される。

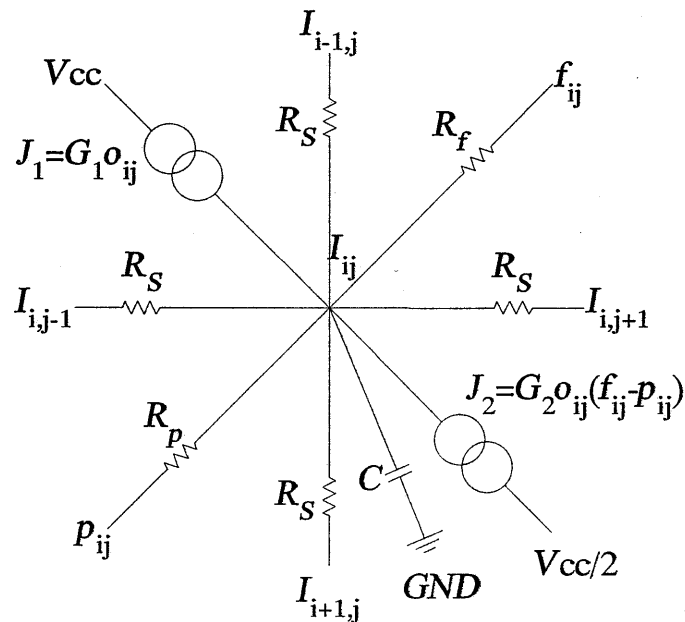


図 2.13 基本マルコフセル

電流源 J_2 は $V_{cc}/2$ と結合されており、 $(f_{ij}-p_{ij})$ の符号に従い両方向へ電流を発生させる。 J_1 は V_{cc} と結合しており、 o_{ij} が正であるため常に電流を流し込む。ノードにかかる全ての電圧が (o_{ij}, f_{ij}, p_{ij}) である。動き情報が全くない時 ($o_{ij} = 0$)、電流源は動作せず、 I_{ij} の電位は隣の素子のみに影響される。動き情報がある時 ($o_{ij} \neq 0$)、電流源はアクティブとなり電流は $(f_{ij}-p_{ij})$ の符号に従いノード ij に流れ込む。Markov cell は簡単な回路構成であるが動き情報を検出し、ノイズを除去する働きもある。

2.4.2.2.全体のセル構造

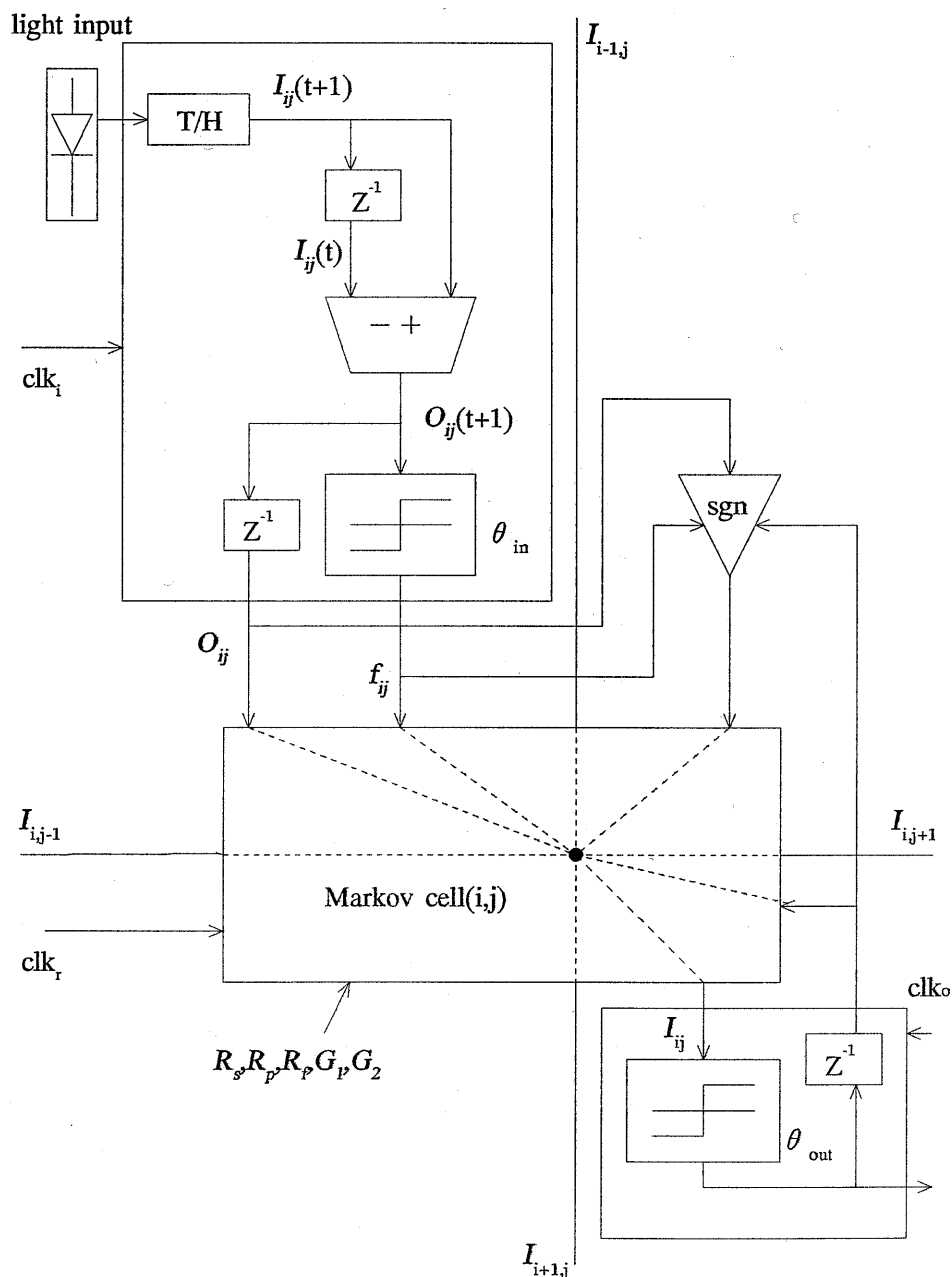


図 2.14 センサ全体の構成図

回路全体を集積化するためには全体の設計が必要である。このため o_{ij} , f_{ij} , p_{ij} の値を計算する受光素子を含んだ全体像を設計する。出力として静止しているか動いているかの二値出力を出す。他の細胞との結合、シフトレジスタの設計、ビデオモニタへの出力結果も考慮している。構造を図 2.14 に示す⁽¹⁸⁾。

ピクセル ij における信号は受光素子に継続的に入力される。T/H(track and hold)回路により入力が時分割され 1 秒間に 30 画面の処理が可能である。現在の対象物と次の瞬間の対象物は遅延素子、絶対値、比較器により計算される。ここまでは前処理の部分である。1 回動作電圧がセットされると、クロック clk トリガは弱まる。全てのマルコフセルが同時に減少し最小となる。

後処理の部分は比較器とメモリ出力から構成されている。クロック clk_o は入力のサンプリングと同じ周波数でトリガ出力の二値化を行い、データを蓄える。しきい値 θ_{out} は単純なしきい値回路である。入力電圧に対して、二値化したデータを出力する。このデータも次のクロックトリガ clk およびそしてメモリ p_{ij} に保存される。図 2.15 に動作を示す。

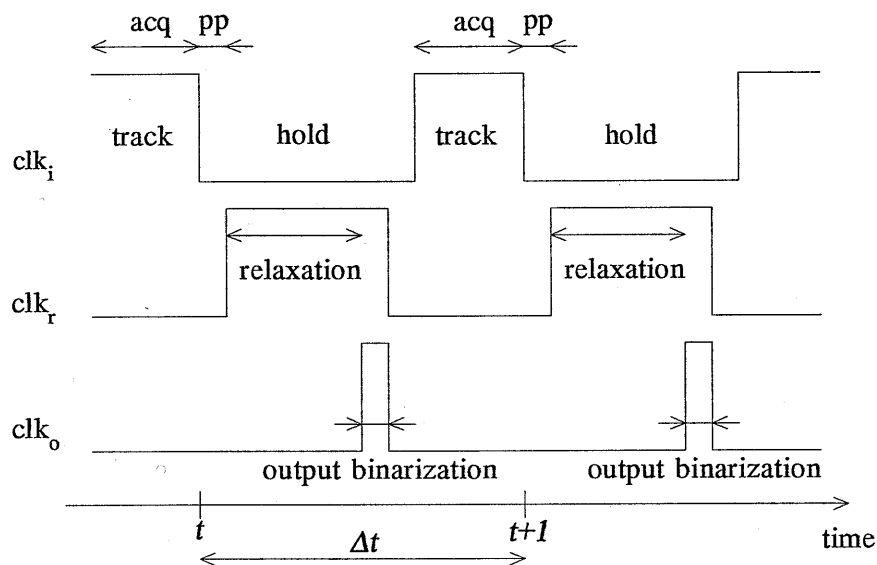


図 2.15 各クロックの時系列

2.4.3. 遅延素子と微分素子によりエッジの動きを検出する手法

Asai らは遅延素子と微分素子を組み合わせることで物体のエッジの動きを検出する手法を提案しており、方向の検出が可能である。

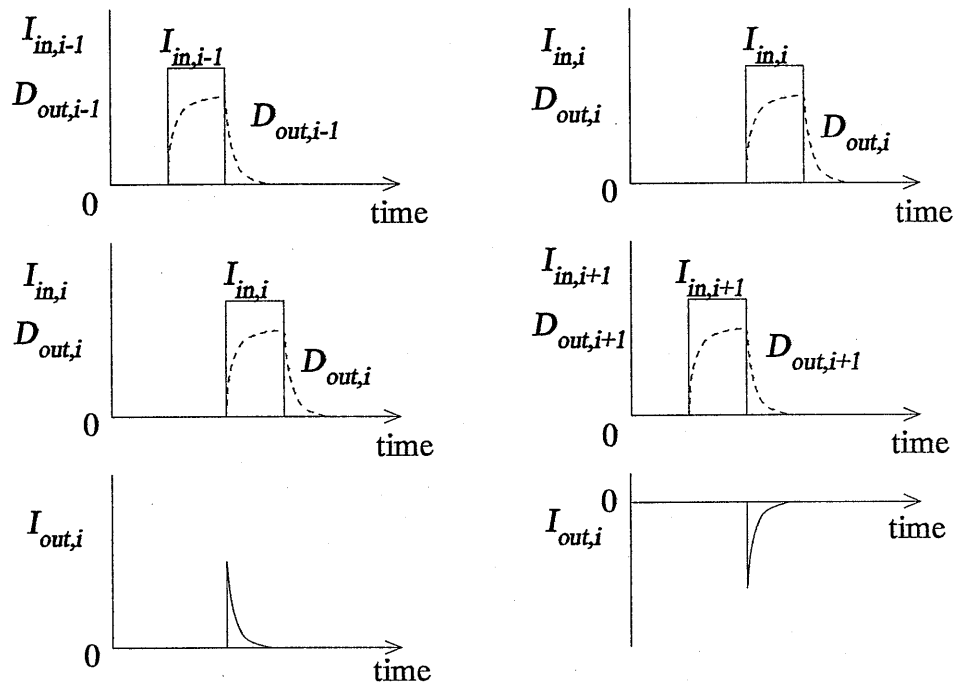


図 2.17 シミュレーション結果

2.5.参考文献

- (1) 福島邦彦: 神経回路と情報処理, 朝倉書店(1989)
- (2) 松田隆夫: 視知覚, 培風館(1995)
- (3) 平井有三: 視覚と記憶の情報処理, 培風館(1995)
- (4) 甘利俊一・酒田英夫: 脳とニューラルネット, 朝倉書店(1994)
- (5) R. Sekular, A. Pantle and E. Levinson: "Physiological basis of motion perception", *Handbook of sensory physiology*, Vol.8, Springer-Verlag (1978)
- (6) W. Reichardt: "Autocorrelation, a principle for the evaluation of sensory information by the central nervous system", *Sensory communication*, John Wiley & Sons (1961)
- (7) C. Mead: "Analog VLSI and Neural Systems", Addison Wesley Publishing Company, Inc. (1989)
- (8) 薮木登・三木成彦: 「道路情景中の最高速度標識の検出及び認識」, 信学論 D-II, Vol. J77 No. 7, pp.1393-1394 (1994-7)
- (9) 日比哲也・鎌田正樹: 「色相彩度変換と座標変換を用いたカラー自然画像からの交通標識領域の抽出及び認識法」, 電学論 D, Vol. 115, No. 12, pp.1484-1490 (1995-12)

- (10)朝倉俊行・青柳裕治:「ニューラルネットワークを用いた速度標識の画像認識」,
機学論 C, Vol 61, No. 9, pp.206-212 (1995-9)
- (11)塩昭夫:「情景中文字の検出のための動的 2 値化処理法」, 信学論 D, Vol.
J71 No. 5, pp.863-873 (1988-5)
- (12)勘解由哲・大西昇・杉江昇:「ニューラルネットによる回転と大きさに対して 不
変な手書き数字認識」, 信学論 D-II, Vol. J75 No. 11, pp.1900-1908 (1992-11)
- (13)Z. Lu, and B. E. Shi: "Subpixel Resolution Binocular Visual Tracking Using
Analog VLSI Vision Sensors", *IEEE Trans. on Circuits and Systems-II: Analog and
Digital Signal Processing*, Vol.47, No.12, pp1468-1475 (2000-12)
- (14)F. Luthon, and D. Dragomirescu: "A Cellular Analog Network for MRF-Based
Video Motion Detection": *IEEE Trans. on Circuits and Systems-I: Fundamental
Theory and Applications*, Vol.46, No.2, pp281-293 (1999-2)
- (15)T. Asai, M. Ohtani and H. Yonezu: "Analog MOS Circuits for Motion Detection
Based on Correlation Neural Networks", *Jpn. J. Appl. Phys.*, Vol.38, Part 1, No.
4B, pp.2256-2261 (1999-4)
- (16)L. O. Chua and L. Yang: "Cellular neural-networks: Theory": *IEEE Trans. on
Circuits and Systems*, Vol.35, No.10, pp1257-1272 (1988-10)
- (17)B. E. Shi: "Gabor-type filtering in space and time with cellular neural networks":
IEEE Trans. on Circuits and Systems-I: Fundamental Theory and Applications,
Vol.45, No.2, pp121-132 (1998-2)
- (18)P. Kinget and M. S. J. Steyaert: "A programmable analog cellular neural network
CMOS chip for high speed image processing": *IEEE J. of Solid-State Circuits*, Vol.
30, No.3, pp235-243 (1995-3)

第3章 生体の視覚系モデルによる文字パターン認識

3.1.はじめに

生体の視覚系は、一種の情報処理システムと考えた時、電子計算機をはじめとする現在の情報処理機械にはないような優れた機能を多数備えていることがわかる。例えば、手書き文字の読みとり装置などはその良い例である。現在のところ、手書き文字を自由に読みとることのできる文字読み取り装置は未だ実現していないが、文字を読むということは我々人間にとってはそれほどの困難もなく行える仕事である。神経系の持つこのような情報処理能力が一体どのようなメカニズムに起因しているかを知ることは生理学の研究者だけでなく工学者にとっても大きな関心事となっている⁽¹⁾。

人間の脳には 100 億個以上のニューロンがあり、これらが複雑に影響し合っ
て反応しているのであるから、その中の1個のニューロンの反応だけを観測して神経系全体の構造や機能を推定するのは決して容易ではない⁽²⁾⁽³⁾。そこで、神経系の働きを単純化あるいは抽象化したモデルを組み立ててみて、そのモデルをもとに神経系の働きを調べようとする試みがなされている⁽⁴⁾⁽⁵⁾。モデルとしては、神経系の反応状態を数式的に記述した数学モデル、電子計算機でモデルの反応をシミュレートする電子計算機モデル、電子回路(ハードウェア)で組み立てた電子回路モデル、あるいはある種の化学反応が神経回路の反応に類似しているのに注目した化学モデルなど種々のモデルが考えられている。モデルを組み立てる時には通常、神経系の持っている全ての機能をそのまま模倣するのではない。神経系の示す特定の機能に注目し、その機能に対して本質的な働きをしていると考えられる性質だけを選び出し、抽象化してモデルの機能として取り入れることになる。使用目的によって必ずしもすべての点で神経系に忠実なモデルが最も優れているとは言い切れないし、むしろ枝葉末節に至るような現象を取り除いて本質的な機能を浮かび上がらせるのがモデルの重要な役割の一つであると考えられるべきであろう。従ってモデルの導入は神経系の働きを単に解明し、理解するのに役立つだけでなく、工学者が神経系の優れた性質を情報処理装置の設計に取り入れようとする場合にもモデルの果たす役割は少なくない。

本研究の目的は、生体の視覚系の機能をシミュレートし、OCRのような文字認識装置とは異なる認識アルゴリズムについて提案することである。具体的には網膜における視細胞分布の違いによる中心視野と周辺視野の機能差から起こる眼球運動⁽⁶⁾を文字認識の分野に応用していくことである。

3.2.モデルの原理, 構成

3.2.1. 原理

ヒトにあるパターンを示したとき、その注視点、つまりごく短時間眼球が停留して

画像のある一部分に焦点が合う点は1点に固定されているわけではない。絶えずある間隔をおいてパターンを走査し、周辺視野で大まかな情報を取り込み、中心視野によって細かい情報を取り込むことによって必要な情報を能率的に取り込んでいる。注視点が止まる場所は提示時間の長短に関係なく、主として白と黒の境界部、その中でも特に角の部分に集中している。

本モデルは特別な受容野を持つ細胞で入力パターンの特徴点 — 端点, 交差点などを検出する。一番注目される特徴点から注視点を動かして各々の特徴点の特徴を判断しながらパターンを認識する。

この特徴抽出で注視点を検出するモデルのシステムを図 3.1 に示す。注視点を検出する条件としては、網膜モデルを構成するニューロンモデルの信号値の中で最大値を出す成分の位置へ網膜モデルの中心を移動させるものとする。ただし、最大値を出す成分が複数存在するときは、入力パターンの情報を隔たりなく検出するために注視点の位置から最も遠い成分を次の注視点とする。

3.2.2. 受容野

人間の網膜は、5 段の構成層から構成されており、入力層に当たる視細胞層と出力層にあたる神経節細胞層の成分数の比は、約 150 対 1 で大脳視覚領へ情報が伝わるまでにある程度の情報処理が行われていることがわかる。特に、1 個の神経節細胞に影響を与える視細胞層の領域を受容野という。(図 3.2)。受容野にはいろいろあるが、本モデルは中心領域に光刺激を与えたとき正の信号を出す on 中心 off 周辺受容野と、逆に負の信号を出す off 中心 on 周辺型受容野を使い、受容野の荷重 $W(r)$ を以下の式で与える。

$$W_c(r) = K_c \cdot \exp(-[r/r_c]^2) \quad (3.1)$$

$$W_s(r) = K_s \cdot \exp(-[r/r_s]^2) \quad (3.2)$$

$$W(r) = W_c(r) + W_s(r) \quad (3.3)$$

ここで、 $K_c (>0)$ は正の中心荷重 W_c を決めるゲインで、 r_c は中心荷重の標準偏差である。同様に K_s は負の中心荷重 W_s を決めるゲインで r_s は周辺荷重の標準偏差である。以上のように中心荷重 W_c と周辺荷重 W_s (式 3.1, 式 3.2) を使って中心からの距離 r を決めることで、on 中心型受容野 $W(r)$ (式 3.3) を作った。

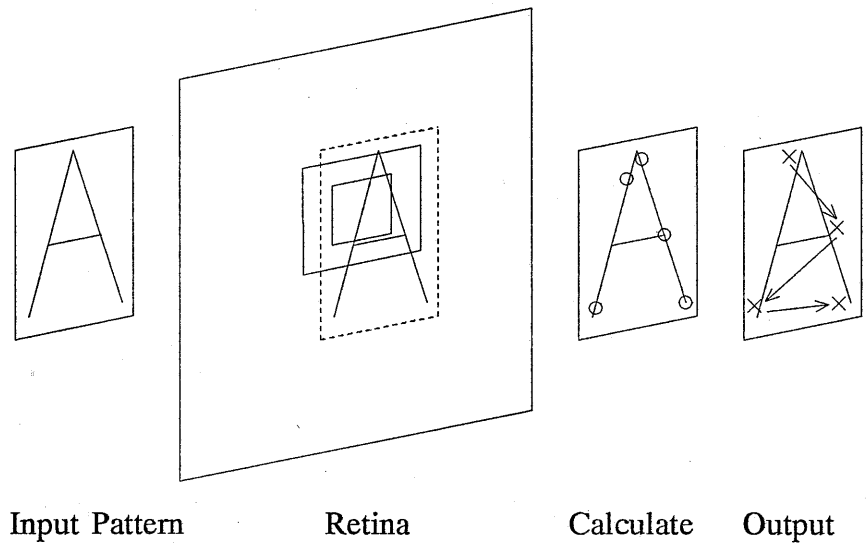


図 3.1 注視点検出モデル

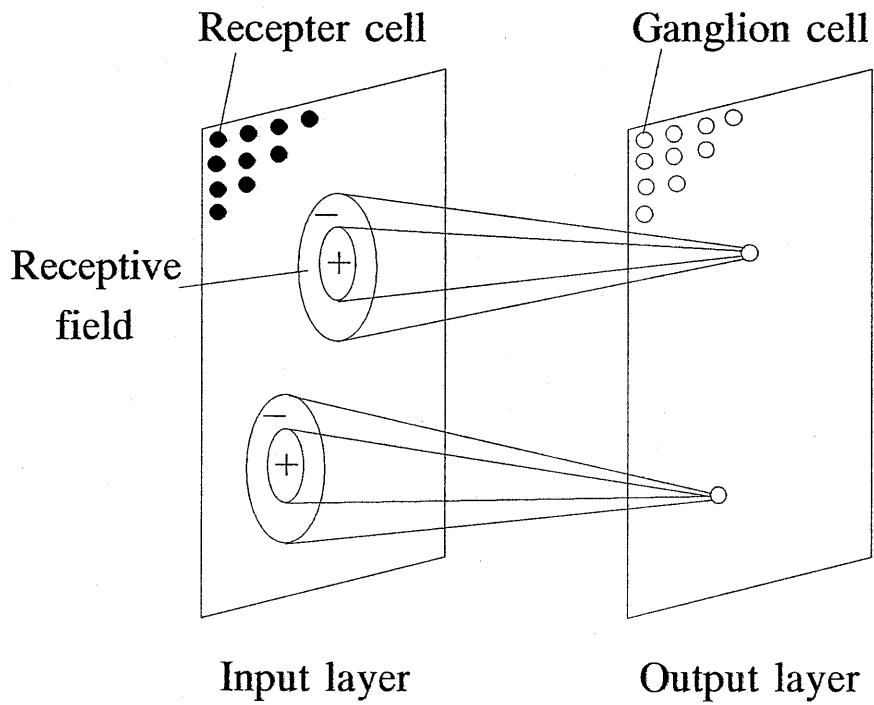


図 3.2 受容野の概念

3.2.3. 網膜モデル

網膜モデルは図 3.3 で示す工学的なニューロンモデルを二次元に配列して構成した。モデルの出力は式 3.4 で表せる。

$$V = \sum X_i W_i - \theta \quad (3.4)$$

θ はしきい値である。 i はニューロンモデルの受容野を構成する成分である。 W_i はニューロンモデルの受容野荷重(on 中心型と off 中心型の 2 種類ある)で受容野を構成する成分の座標に対応している⁽⁷⁾。また、 X_i を入力パターン(0 と 1 の 2 値画像)の発火・不発火(入力パターンの成分が 0 のとき不発火, 1 のとき発火)を示す記号として信号値 V を計算した⁽⁸⁾⁽⁹⁾。

この on 中心型受容野と, off 中心型受容野を持つニューロンモデルは図 3.4 のような振る舞いをする。(a)は棒状のパターンを on 中心型と off 中心型の受容野が矢印の方向に移動したときの信号値の方向を示している。(a)のようなパターンの場合, on 中心型受容野が, 棒状パターンの端部で強い正の信号を出している。(b)は棒状パターンが交差している領域を on 中心型と off 中心型受容野が矢印の方向に移動したときの信号値の変化を示している。(b)のようなパターンの場合 off 中心型受容野が, 棒状のパターンが交差している付近で強い正の信号を出している。

つまり, この網膜モデルは, さきに述べた 2 種類の受容野を持つニューロンモデルを 2 次元に配列した処理面で, 入力されたパターンの端部や交差している部分を検出する特徴抽出を行っている。

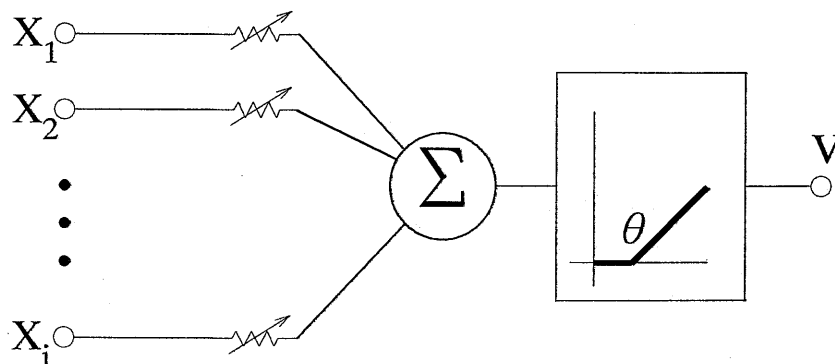


図 3.3 ニューロンモデルと受容野

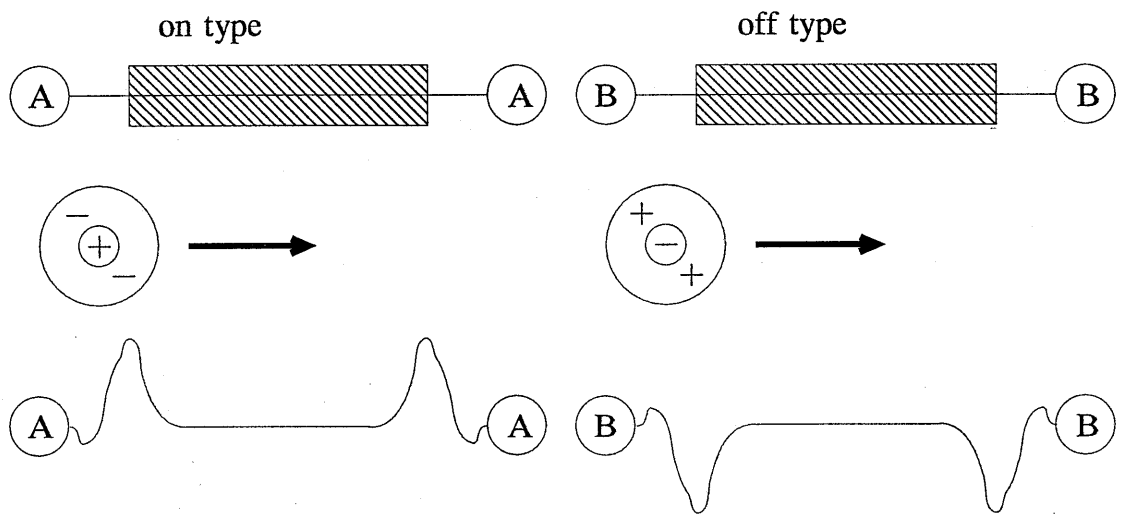


図 3.4(a) 受容野のふるまい

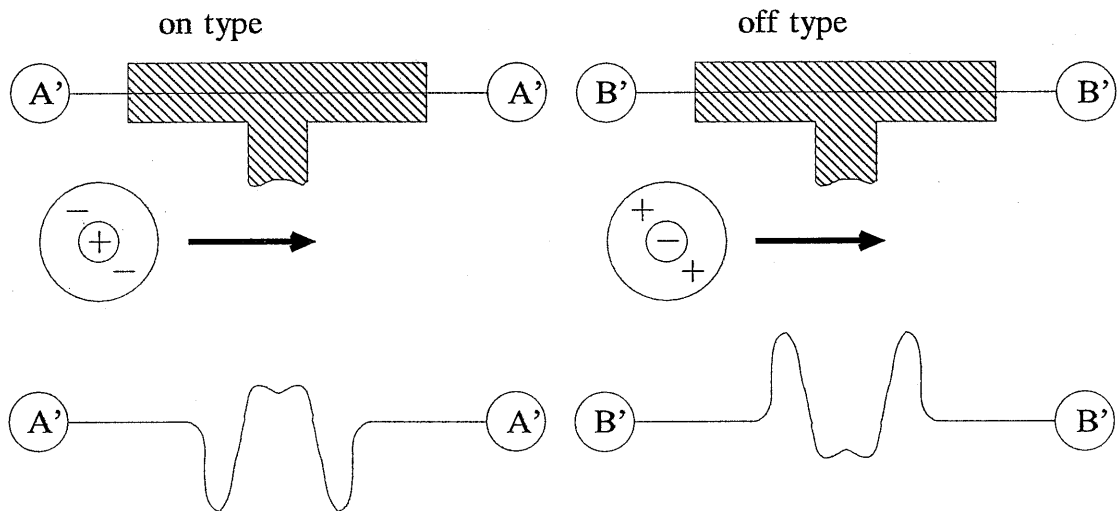


図 3.4(b) 受容野のふるまい

3.3.シミュレーション

さきに構成したモデルで、コンピュータシミュレーションを行った。モデルのパラメータは表 3.1, 表 3.2 に示されている。表中の r_c は on 反応の領域の広がり、 r_s は off 反応の領域の広がりを表している。図 3.5 のフローチャートのように、入力画面の網膜モデル上に対応している面(網膜画像)を作成する。この面は注視点が移動するごとに作成し直す。

表 3.1 シミュレーションのパラメータ

網膜モデル の大きさ	パターンの 大きさ	ニューロンモデル(on, off type)					
		しきい値 θ		ゲイン K		r_c	r_s
		on	off	on	off	on	off
99 × 99	49 × 49	2.4	1.0	4.0	-4.0	0.5	-0.5

表 3.2 各々の受容野のパラメータ (W_i)

on-type

	-0.17	-0.18	-0.17	
-0.17	-0.19	-0.06	-0.19	-0.17
-0.18	-0.06	3.08	-0.06	-0.18
-0.17	-0.19	-0.06	-0.19	-0.17
	-0.17	-0.18	-0.17	

off-type

	0.17	0.18	0.17	
0.17	0.19	0.06	0.19	0.17
0.18	0.06	-3.08	0.06	0.18
0.17	0.19	0.06	0.19	0.17
	0.17	0.18	0.17	

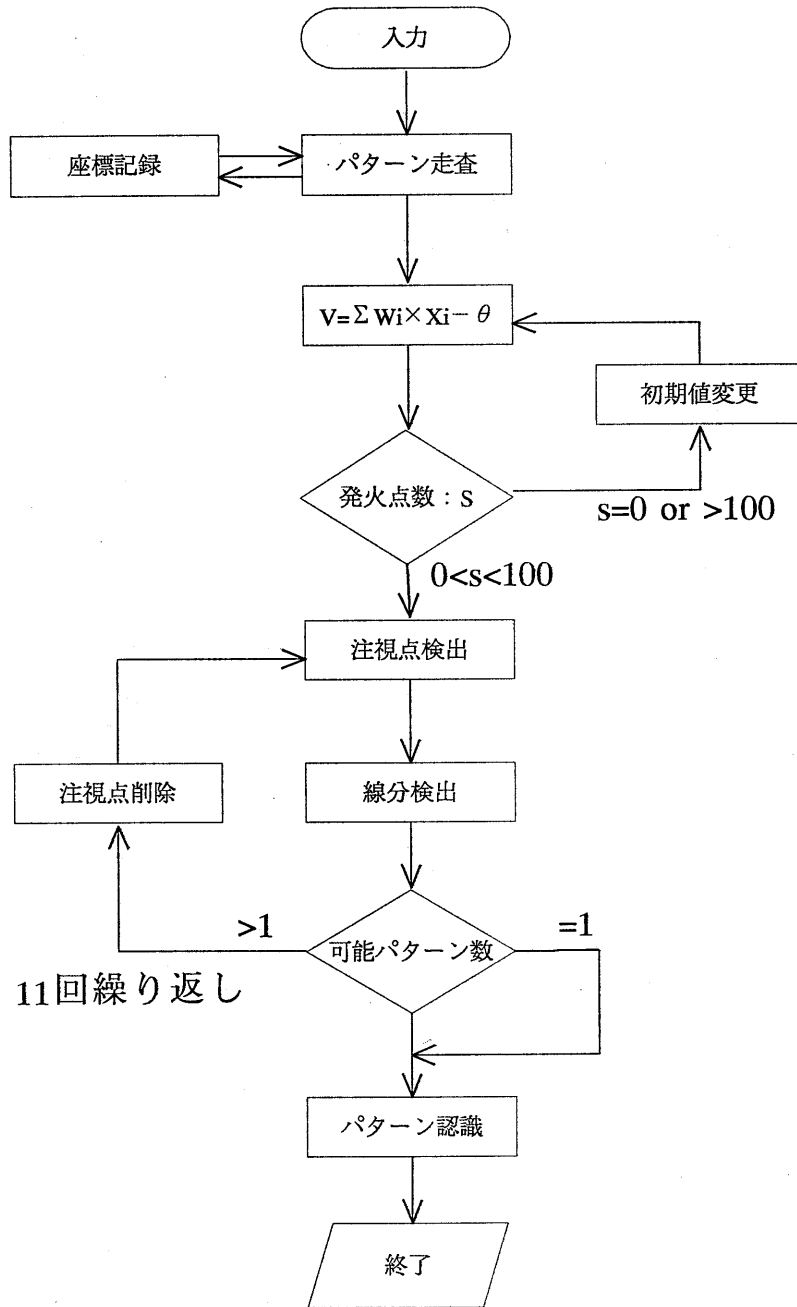


図 3.5 シミュレーションフローチャート

次に網膜モデルを構成する成分(細胞)の種類によって(on形受容野を持つかoff形受容野を持つかによって)特徴抽出し信号値 V が正になる入力画面上での成分座標を記録しておき、注視点を検出するときのデータとする。ただし、最大をとる成分が複数あるときは、前の注視点から最も遠い成分を次の注視点とし、その成分(注視点)の近傍(9×9 の領域)内で縦(上), 右上がり, 横(右), 右下がり, 縦(下), 左下がり, 横(左), 左上がりの中心視野モデルを構成する成分からみて、8方向の線分情報を検出した。検出の方法は方位性のある荷重を決めて処理を行っている。面積が大きすぎると計算量が多くなり小さければ検出が難しい。いろいろな面積の荷重で試した後 11×11 の荷重にした。

ところが中心視野モデルは 11×11 の大きさがあるから、これを構成している成分について8方向の線分情報を検出すると、やはり情報にばらつきがある。線分によっては1つだけの線分情報を持つもの、つまり端点といった部分もあれば、2つあるいは3つ以上の線分情報を持つものもある。多数の情報が選出されたときには最も多くの線分情報を持っている成分の情報を検出し入力パターンの特徴とした。また複数の成分が同じ情報数で異なる情報を検出した場合にはそれらすべてを入力パターンの情報とした。

入力パターンを判断するため注視点の移動によりパターンの様々の特徴を検出する。検出された特徴は既存のデータと照合して選択される可能性のあるパターンだけを認識の対象として選ぶ。途中もし選択可能なパターンが1つになったら認識を終了する。選択可能なパターンが一つに絞られないときには、数回の注視点移動を繰り返し選ばれた回数が一番多いパターンを入力パターンと判断する。アルファベット文字の場合11個の注視点があれば認識に十分なデータが得られる。またこれ以上は注視点の移動を繰り返しても新たな線分情報は得られないため、シミュレーションに於いては注視点の移動を11回にした。

入力の状態によっては文字の判別が難しい場合がある。例えば「C」のような入力パターンの場合、我々人間にとっても「C」なのか「O」なのか判断がつきにくい。それを考えて出力としては文字パターンの可能性を百分率で表示することにした。計算方法は次の式による。

$$X = C_i / C \quad (3.5)$$

X : 入力パターンが X である可能性

C_i : パターン X 内の既検出線分含有回数

C : 注視点移動回数(11回)

実際の結果はアルファベット26文字の基本パターンでシミュレートしたところ全ての文字について認識が可能であった。

3.4. 結び

本論文は、特徴抽出モデルを使ってパターンを正しく認識することを示した。認識のためのアルゴリズムには、特徴モデルのアルゴリズムを採用した。文字の部分部分の特徴だけを捉えて判断するのであるから、漢字など複雑な文字の認識を行ったり、柔軟な認識能力を得るためには、まだまだ不十分であるが、周辺視野殻の情報とした物体の大まかな情報であるとか注視点の移動方向を情報、つまり特徴点の位置関係のような別の情報を利用することでかなり改善できるのではないかと思われる。

本モデルの特徴としては、特徴点で文字を判断するのでパターンの大きさは認識には全く影響しない。また回転しなければ位置ずれでも構わない。ところが認識のためのアルゴリズムは既存の 8 方向のデータを使っているのだから、あまり変形されたパターンは認識できない。そのためもっと高い柔軟性を持つ、しかも学習能力を得るためのアルゴリズムとして特徴点から出る線の本数で特徴を判断するモデルを今後の課題として考えている。また人工網膜のような 3 次元デバイスに応用できるように、特徴点を順次検出するよりもパターンのすべての特徴を一緒に検出し判断する並列処理システムの応用も期待できる。

3.5. 参考文献

- (1)梅野正義・朱 小燕・中村(川口)雅司:「生体の視覚系モデルによる文字パターン認識」, 電気学会論文誌 C, Vol. 108, No. 7, pp. 453-456(1988-8)
- (2)永野俊:「視覚における周辺視野の一情報処理機能」, 電子通信学会論文誌, J68-A pp46-53(1985-3)
- (3)福田忠彦:「運動知覚による中心視と周辺視の機能差」, テレビジョン学会誌, 33,6,pp479-484(1979-6)
- (4)樋渡涓二, 岩佐靖典, 森田寿哉:「視野制限下における図形・文字の認識」, テレビジョン学会誌, 39, 5, pp447-452(1985-5)
- (5)梅野正義・枇杷木孝恒:「文字パターン認識における自己組織化を利用した特徴量の抽出」, 電子通信学会論文誌, J69D, 10, pp1443-1449(1986-10)
- (6)渡部勲:「注視点と眼球運動」, 応用物理, 40, 3, 330-334(1971-3)
- (7)梅野正義・清水昇市・野間敏広・太田正光:「人工網膜のアプローチ」, 名工大学報, 35, 191-196(1983)
- (8)梅野正義・野間敏広・清水昇市:「人工網膜のシミュレーション」, 名工大学報, 36, 271-277(1984)
- (9)福島邦彦: 視覚の生理とバイオニクス, 社団法人電子情報通信学会編, コロナ社(1976)

第4章 大きさ・位置特定ネットワークによる最高速度標識の認識システム

4.1.まえがき

人間は外部からの情報を得る手段として視覚系に頼るところが大きい。視覚系から得た情報の解析手段としてニューラルネットワークは有効な方法である。現在まで数多くのニューラルネットワークを使ったパターン認識モデル、画像処理の手法が提案されてきている。一方で画像中の図形検出についてはこれまでに多くの方法が提案されてきている。三角形や四角形は頂点がありエッジが直線であることから特徴検出法などにより比較的容易に検出が行える。しかし、円などの図形は頂点が無く滑らかでありエッジも曲線であることから従来の方法では検出が困難である。そこで我々は画像中の複数の点に於いて標識と等しい比であるいくつかの大きさのリングをマッチングパターンとして使用することにより大きさ及び位置の検出を行う手法を提案する。

さらに近年、高度道路交通システム(Intelligent Transport System : ITS)が注目されてきている。これは最先端の情報通信技術等を用いて人と道路と車両とを一体のシステムとして構築することによりナビゲーションシステムの高度化、有料道路等の自動料金収受システムの確立、安全運転の支援、交通整理の最適化、道路管理の効率化等を図るものである。そこで本研究に於いては実画像に対する解析システムとして車載用視覚補助システム、その中でも特に最高速度標識を検知・認識するシステムの開発を行う⁽¹⁾。最高速度標識の特徴は赤色のリングにより青色の最高速度を表す数字が囲まれていることである。従って入力画像中の赤色部分を抽出した後リングを検出することによって標識の位置及び大きさを特定することになる⁽²⁾。

標識の位置検出のアルゴリズムとしては Hough 変換によるもの⁽³⁾や円形度を計算するもの⁽⁴⁾、フーリエ変換を用いてサイズ及び回転処理を正規化するもの⁽⁵⁾、赤色の画素数をカウントするもの⁽⁶⁾などが今まで提案されてきている。本手法は赤を抽出した後、大きさ・位置特定ネットワークを使用してリング状の図形のみを抽出するアルゴリズムであり赤色の信号機や赤い看板等の図形は除去でき効率的な抽出が行える。また、大きさや位置ずれにも左右されず、入力画像内に複数のリングがあっても対応出来る点でも優れている。

一方、本研究で提案したシステムは階層構造のネットワークでありハードウェア化可能な構造である。半導体デバイスの実現によりリアルタイム処理が可能になる。さらに、ここで提案したリング検出アルゴリズムは道路標識の検出だけでなく、従来手法では検出が困難であったリング状の図形検出に有効であり、多くの応用が期待できる。

4.2.処理の流れ

最高速度標識を認識する手順を大きく二つに分けるとまず標識の位置と大きさの特定,次にその標識内部の数字を認識するという2つの処理からなる。また,それぞれの処理に対して処理を行いやすいように前処理を行う。

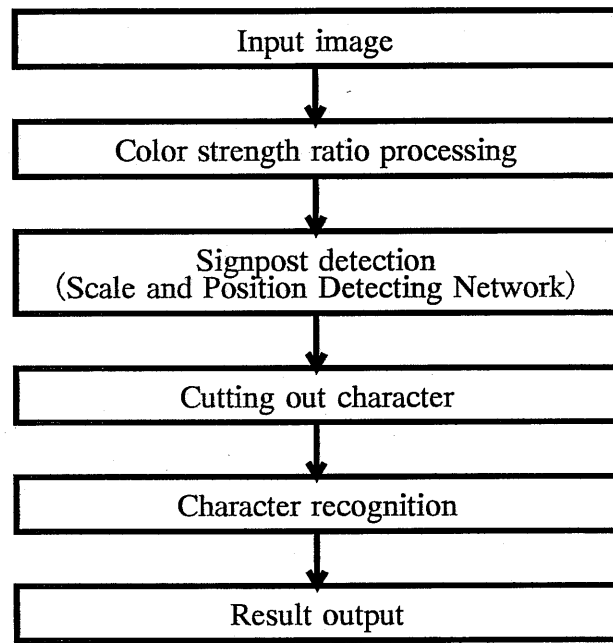


図 4.1 処理の流れ

4.3.標識の位置と大きさの特定

画像全体から標識の位置と大きさを特定することは標識の認識を容易に行うために非常に有用な手段である。最高速度標識に共通していえることは内部を囲う形で赤色のリングが存在することである。また,このリングの幅もその半径に対して一定の比率である。

具体的にはリングの外半径が 285mm,内半径が 205mm と決められている。従ってリング半径を R とするとリング外半径は $1.163R$,リング内半径は $0.837R$ と定められる。また, D_{in} をリングの内半径, D_{out} をリングの外半径とした場合, R は次式で求めることができる。

$$R = \frac{D_{in} + D_{out}}{2} \quad (4.1)$$

さらに,リング内部に書かれている数字は青色である。

4.3.1. 原色強度比処理

位置特定処理の簡便化のために、位置特定の前処理として画像中の各ピクセルが赤であるかそうでないかというデジタルデータに画像を変換する。本実験で認識対象として用いた画像の1ピクセル(画素)はRGBつまり赤, 緑, 青の3成分で構成されている。

ピクセルのRGB成分 $O_R O_G O_B$ を正規化したものを $o_r o_g o_b$ とすると今回検出する赤色は, 3次元空間において $(o_r, o_g, o_b) = (1, 0, 0)$ で表されるため, その色強度が青と緑の色強度よりも一定倍率以上強ければ赤と見なすこともできる。すなわち, 次の2条件式を満たす場合を赤と判定する。

$$O_R > Krg O_G$$

$$O_R > Krb O_B \tag{4.2}$$

Krg : 赤色 - 緑色間しきい値倍率

Krb : 赤色 - 青色間しきい値倍率

これは, 各ピクセルの原色強度を比較しているだけであり, 比較的高速に計算できる。この処理を原色強度比処理と呼ぶ⁽⁷⁾⁽⁸⁾。

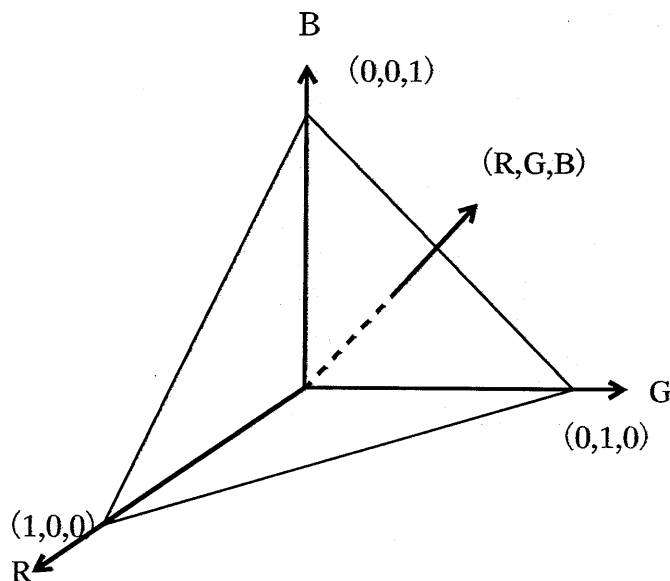


図 4.2 RGB ベクトル空間

画像例を図 4.3 および図 4.4 に示す。図 4.3 は原画像であり図 4.4 は赤色検出後の画像である。

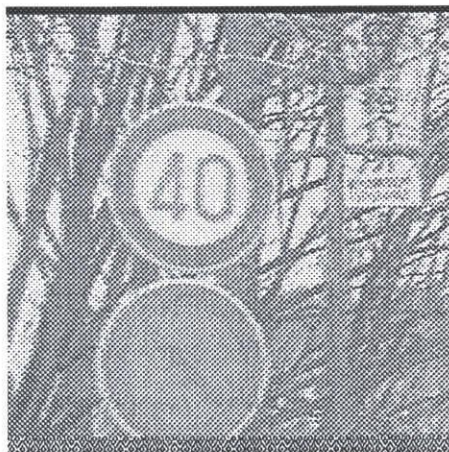


図 4.3 原画像

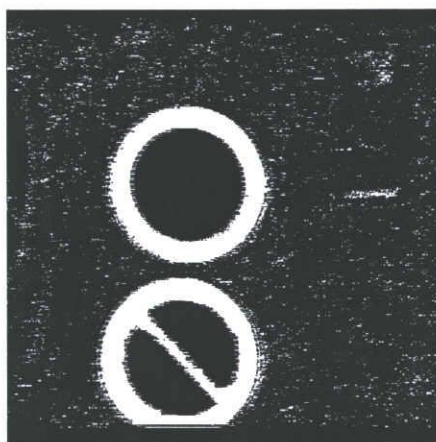


図 4.4 赤色検出後の画像

4.3.2. 大きさ・位置特定ネットワーク

前処理によって画像中の赤色部分の検出を行い、その結果を用いてリングの位置及び大きさの特定を行う。位置特定には、次の3層からなる階層構造をもったネットワークを用いて行う。

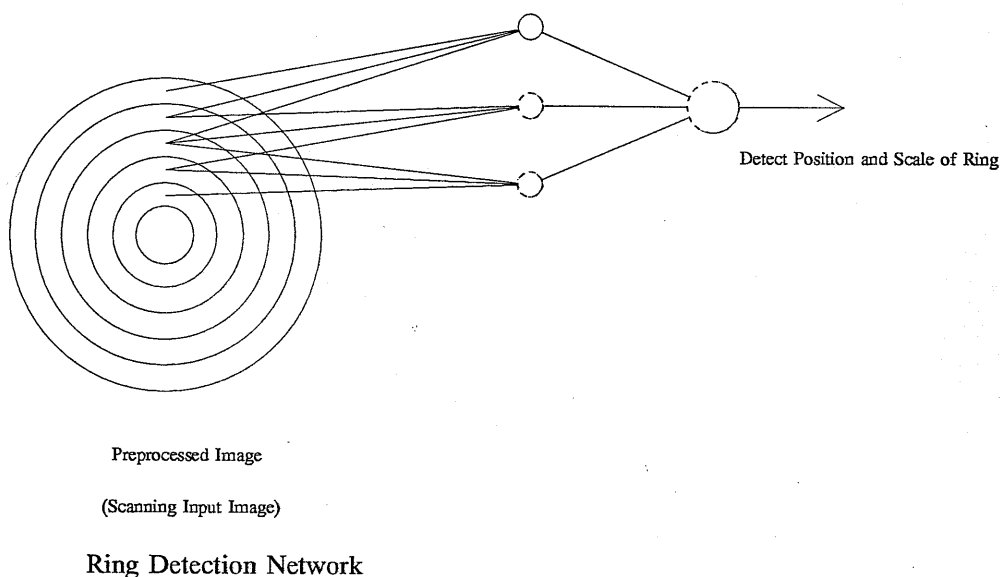


図 4.5 リング大きさ・位置特定ネットワーク

1. 前処理済み画像層(ネットワークの入力層)
2. リング成分分離層
3. パターンマッチング層(ネットワークの出力層)

このネットワークを、大きさ・位置特定ネットワークと名付ける。本ネットワークは、前処理済み画像層の中心にリングが存在するかどうかを判定するものであるため、画面全体を走査する必要がある。ネットワーク各層については、以降でそれぞれ解説する。

4.3.2.1. 前処理済み画像層

実画像の認識対象領域を、先で述べた赤色検出条件に従ってデジタル化した画像データ用のデータバッファであり、位置及び大きさ特定ネットワークの入力層である。

4.3.2.2. リング成分分離層

前処理済み画像を、その中心部分から幅 1 ピクセルのリングで輪切りするような

形で分離する。輪切りした場合、各ピクセルが 2 つ以上のリングにまたがってしまうがどちらかのリングに属するようにした。ピクセルの中心がどちらのリング領域に存在するかによって、そのピクセルの属するリングを決定した。1 ピクセルの幅で輪切りしたリングにおけるピクセルの集合をスキャンする範囲、つまり受容野とした。出力 Y_k は、受容野内の全ピクセルの相加平均である。

$$y_k = \frac{1}{M} \sum_{i,j} x_{ij} \quad (4.3)$$

ただし、 i, j は認識対象領域の中心点を (a, b) としたとき

$$\begin{cases} (x-a)^2+(y-b)^2 \geq k^2 \\ (x-a)^2+(y-b)^2 < (k+1)^2 \end{cases} \quad (4.4)$$

で囲まれた幅 1 のリング領域の内部にある点である。

X_{ij} は画素値であり k はリング成分分離層の素子番号、 M は受容野内の全ピクセル数である。ピクセル数の総和 M はリング幅が 1 であることから $2\pi k$ で与えられる。

4.3.2.3. パターンマッチング層

リング成分分離層によって、赤色検出済み画像は幅 1 のリングで分離される。この出力の加重平均を計算することで、リングのテンプレートとのパターンマッチングが可能になる。出力は次式により計算される。

$$Z_l = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^{1.5l} c_{kl} y_k \quad (4.5)$$

なお、 $Z_l > 1$ となった場合は、 $Z_l = 1$ とする。 C_{kl} は結合荷重で輪切りにしたテンプレートの画素値を表す。輪切りをしているため同心円上のピクセルはすべて同じ画素値をとる。 C_{kl} の l はテンプレートのリング半径を表し、 k は輪切りにしたテンプレートの半径つまり素子番号を表す。 C_{kl} の値は赤色部分は 1 に、非赤部分は -1 とした。非赤部分を -1 とした理由については実験結果と考察の章で述べる。 N は Z_l の最大値を 1 とするための正規化定数であり詳細は 4.5.2.2 で述べる。リング成分分離層からの入力範囲を k が 1.5 l までとしたのは、リング外部データを取り込みすぎないようにするためである。

本研究で用いた大きさ・位置特定ネットワークについて整理すると対象パターンを 1 ピクセルの幅で輪切りにした半径 k のリングを考えたとき、そのリングのピクセル値の相加平均が y_k になる。また、半径 l のテンプレートを 1 ピクセルの幅で輪

切りにした半径 k のリングを考えたとき、そのリングのピクセル値が Ckl となる。輪切りにした入力画像とテンプレートをマッチングさせ、 k を変化させながらリング図形のパターンマッチングを行っていく。

テンプレートは最高速度標識のリングと同じ比の形状のものである。具体的には半径を l とすると外半径が $1.163l$ 、内半径が $0.837l$ である。実験では l を 3 から 33 までの整数として用意した。本手法により、半径 R のリングが入力されたとき出力 Z_R は大きい値を取る。その値は他の半径の入力リングに対する場合や、他の半径のテンプレートに対する場合に比べて十分大きい。この方式は、あくまでもリング半径 R に対するリング幅が一定比率のリングの特定である。従って、画像に写っているものが単なるリングであり、最高速度標識でない場合にも大きな値が出力される。この場合は、リング内部の認識部によって標識ではないと判定される。

幅 1 のリングで輪切りしたものをデータバッファとして扱うことにより計算機における処理速度の高速化が図れる。階層ネットワーク構造をとることにより、大きさが異なる複数のリングのパターンマッチングを高速に行うことが可能となるほか、ハードウェア化にも対応している。

4.4. 標識の認識

大きさ・位置特定ネットワークによりリングが特定された場合、その後に標識内部の認識を行う。まず入力画像を認識処理しやすいようにあらかじめ前処理を行い、それを用いて内部の画像認識を行うことで、標識の認識を行う。

標識内部は 2 桁の数字で表現されている。そこで、認識は 1 の桁および 10 の桁の数字をそれぞれ認識させることで行う。

4.4.1. 前処理

入力画像の前処理として、以下の処理を行う。

1. 青色検出
2. 標識内部情報領域の位置及び大きさの特定
3. 標識内部情報領域の正規化(画像圧縮処理)

4.4.1.1. 青色検出

今回の認識対象である速度制限標識内部の文字は、一般的に青色で記述されている。従って、入力画像を、青色であるかそうでないかという 2 値デジタルデータに変換することで、処理の簡便化を図る。青色を正規化したベクトルは $(0,0,1)$ であるので、青色検出の場合と同様に原色強度比処理を行うことで処理可能である。

$$O_B > KbrO_R$$

$$O_B > KbgO_G \tag{4.6}$$

Kbr : 青色－赤色間しきい値倍率

Kbg : 青色－緑色間しきい値倍率

4.4.1.2. 青色領域の特定

赤色のリング内部に最高速度標識内部の数字である青色データが存在すると考えられる。従って前述のリング大きさ・位置特定ネットワークによって検出された情報を基に青色領域の特定を行う。青色領域の特定はリング内部の青色ピクセルの分布を計算することにより行った。水平方向、垂直方向に投影することによって数字部分の切り出しを行う。分布を計算する領域が広すぎると、標識外部のノイズを拾いやすくなるため、領域の特定が困難になる。従って、標識内部領域と予想される領域に対してのみ計算の対象とする。この領域は、先に求めたリングの大きさ(半径)を R とした場合、認識領域中心点を中心とした 1 辺 $2R$ の正方形とした。

最後に、青色領域の右半分を 1 の桁、左半分を 10 の桁の領域として分割する。

4.4.1.3. 青色領域の正規化

青色領域の特定を行った後、その領域を、認識ネットワークの入力層のサイズへ正規化する。領域の正規化には線形補間法を用いた⁽⁷⁾。

$$\begin{aligned} f(u_0, v_0) = & f(u', v')(1-\alpha)(1-\beta) + f(u'+1, v')\alpha(1-\beta) \\ & + f(u', v'+1)(1-\alpha)\beta + f(u'+1, v'+1)\alpha\beta \end{aligned} \quad (4.7)$$

正規化後の画素 (x_0, y_0) の正規化前における座標を (u_0, v_0) とする。この周辺 4 画素の値を用いて線形に補間して求める入力画像における周辺 4 画素の座標は (u', v') , $(u'+1, v')$, $(u', v'+1)$, $(u'+1, v'+1)$ である。正規化前における座標を (u_0, v_0) としたとき、 (u_0, v_0) における画素値 $f(u_0, v_0)$ は式 4.7 で与えられる。関数 f はその座標の画素値を表す。ここで、 $u'=u_0$, $v'=v_0$, $\alpha=u_0-u'$, $\beta=v_0-v'$ とおいた。この処理を、1 の桁、10 の桁のそれぞれの領域に対して行う。

4.4.2. 認識処理

多層パーセプトロン構造型ニューラルネットワークを用いて認識する。ニューラルネットの学習には、代表的な教師あり学習規則であるバックプロパゲーション法を用いた⁽⁹⁾。

まず 1 の桁に対する認識を行い、これが 0 でない場合は標識でないと判定する。次に 10 の桁に対する認識を行う。その結果得られた数値に 10 を掛けた数が制限速度であるとする。ニューラルネットワークを利用することにより従来のパターンマッチング法に比べてノイズで変形した画像に対応できる他ハードウェア化にも適している。

4.5.実験結果と考察

本章では、実験結果を示し、考察を述べる。まず実験によりテンプレート及び画像のデジタル表現を設定し、それを基に大きさ・位置特定ネットワークの性能実験を行う。次に認識ネットワークの構造及び学習条件・学習結果を示す。そして実際に画像を用いて最高速度標識認識の実験を行いその結果を示す。最後に実験結果の考察を行う。

4.5.1. テンプレート及び画像のデジタル表現の設定

4.5.1.1. デジタル表現のタイプ

本研究では、テンプレート(結合荷重)及び赤色検出済み画像は 2 値データとして取り扱っている。前章に示した素子に関する条件を満足するように、テンプレート及び画像のデジタル表現を決定する。すなわち、この 2 値の取り方を定める。パターンマッチングにおいては多くの場合 0 と 1 の 2 値で表現する。しかし、本ネットワークでは全面赤のパターンが入力された場合出力が最大の 1 となりリングが存在すると判断されてしまう等の問題がある。

そこで、テンプレート及び入力画像のデジタル表現は赤の場合を常に 1 とした非赤の場合については 0 か -1 の 2 通りについて比較実験を行った。従って、2 値の取り方には表 1 で示すようにテンプレート及び入力画像それぞれの非赤値が 0 あるいは -1 の 4 種類の組み合わせがある。この 4 種類の場合それぞれについて大きさ・位置特定ネットワークによりリング検出の実験を行い最適な組み合わせを選ぶ。画素値を変えて実験することにより有益な結果が得られた。

表 4.1 テンプレートおよび画像の非赤色データ表現のタイプ

		テンプレートの非赤値	
		0	-1
画像の 非赤値	0	Type1	Type2
	-1	Type3	Type4

ここで、大きさ l のリングのテンプレートに対応する C_{kl} は

$$C_{kl} = \begin{cases} 1 & (0.837l < k < 1.163l) \text{ red pixel value} \\ 0 \text{ or } -1 & \text{otherwise non-red pixel value} \end{cases} \quad (4.8)$$

とする。

図 4.6 ～図 4.9 にテンプレートと画像の非赤色データ表現の様子を示す。各図の左側がマッチングパターンである入力画像であり，右側がテンプレートである。

画素値が 1 の部分は黒，0 の部分は白で表している。-1 の部分は薄い色の部分である。図 4.6 は Type1 の時で入力画像，テンプレート共に非赤値の画素が 0 の場合である。図 4.7 は Type2 の時で入力画像の非赤値が 0，テンプレートの非赤値が-1 の場合である。図 4.8 は Type3 の時で入力画像の非赤値が-1，テンプレートの非赤値が 0 の場合である。図 4.9 は Type4 の時で入力画像，テンプレート共に非赤値の画素が-1 の場合である。

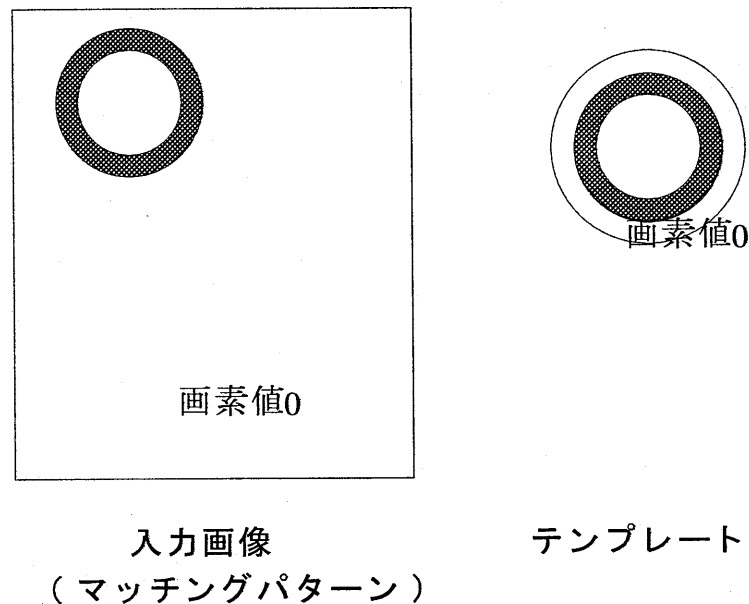


図 4.6 入力画像とテンプレートの画素値(Type1)

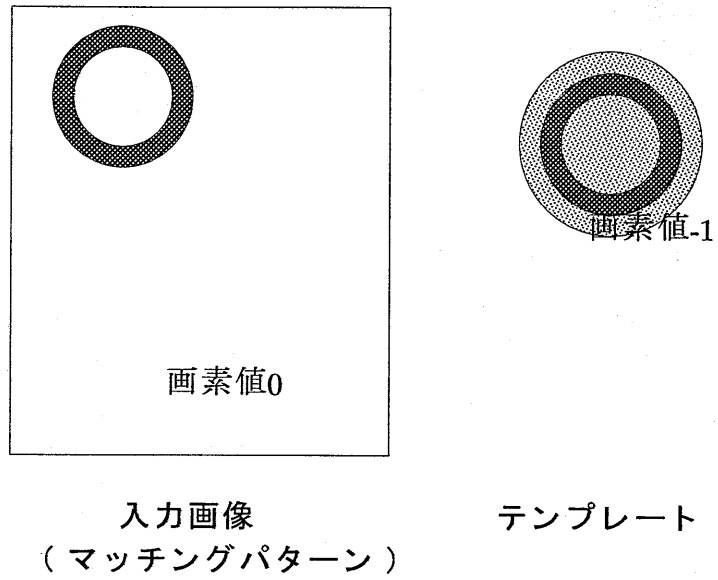


図 4.7 入力画像とテンプレートの画素値(Type2)

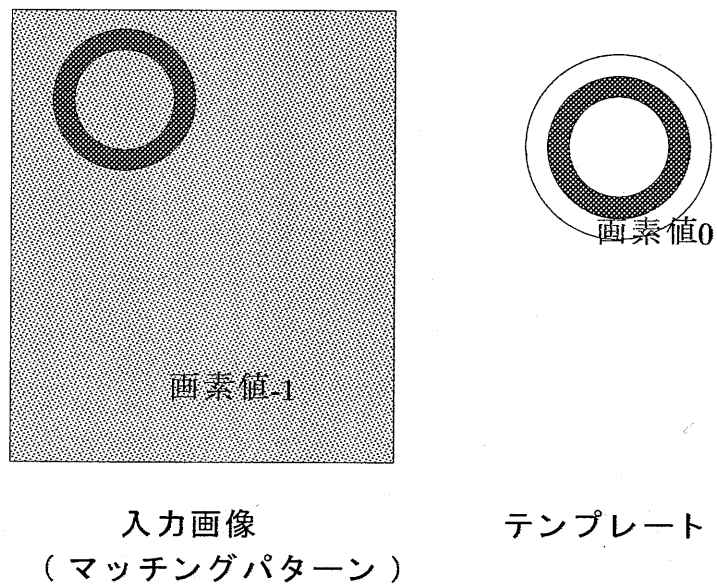


図 4.8 入力画像とテンプレートの画素値(Type3)

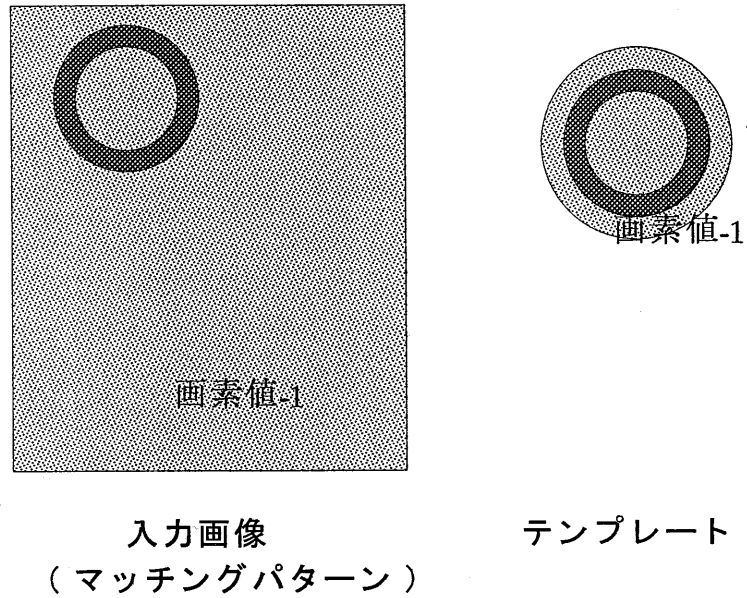


図 4.9 入力画像とテンプレートの画素値(Type4)

4.5.1.2.正規化定数Nの決定

正規化定数Nの決定 位置特定ネットワークの出力値は、式 4.3, 式 4.5 で計算する。式 4.5 の正規化定数Nは、画像及びテンプレートの非赤値の表現形式 (Type)によって異なる。

表 4.2 画素当たりの画像とテンプレートの積

		テンプレート		
		1	0	-1
画像	1	1	0	-1
	0	0	0	0
	-1	-1	0	1

表 4.2 より, 画像とテンプレートが共に 1 であるか-1 であれば, 1 が出力される可能性がある。画像とテンプレートが共に-1 となるのは, Type4 の場合のみである。N は式 4.5 の総和部分の最大値(量子化誤差は除く)であり, 幾何学的考察より次のように決定される。

$$N = \begin{cases} (1.163R)^2 \pi - (0.837)^2 \pi = 0.652R^2 \pi & (\text{except Type4}) \\ (1.5R)^2 \pi & (\text{Type4}) \end{cases} \quad (4.9)$$

マッチングパターンであるリングと入力画像が完全に一致したときが最大値を取り, その値はテンプレートのリングの面積である。ここでのマッチングパターンとは半径の異なるテンプレートの集合という意味で使用した。式 4.9 の係数は 4.3 節で述べたリングの外半径と内半径の定められた比である。ただし, Type4 の場合はテンプレートと入力画像の非赤部分のピクセル値がともに-1 であることからそれらの積は 1 となる。つまり, お互いの非赤部分がオーバーラップしている領域についても加算されることにより最大値は走査範囲全体の面積となる。

4.5.2. 結果と考察

式 4.2, 4.3, 4.8 を用いて出力値を計算する。半径 20 ピクセルのリングが提示された場合の大きさ・位置特定ネットワークの出力結果を図 4.10 に示す。横軸 l はテンプレートの半径, 縦軸 Z_l はネットワークの出力値である。

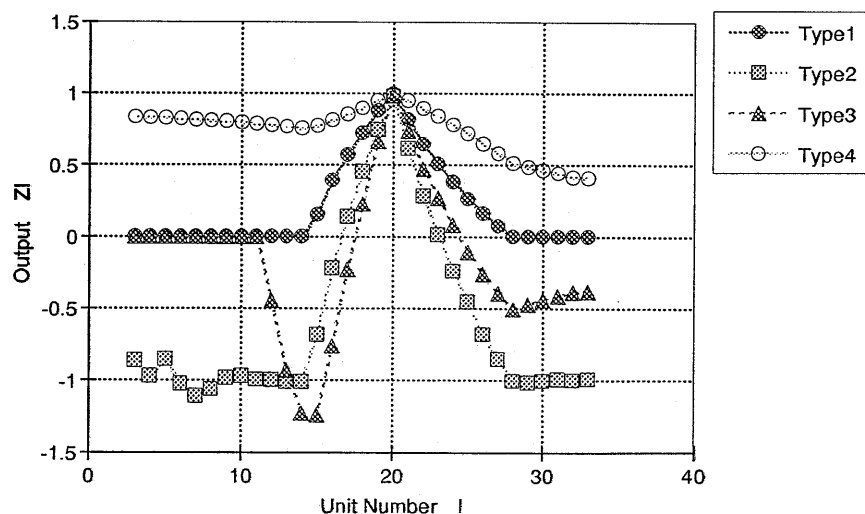


図 4.10 各タイプごとの半径20のリングに対する大きさ・位置特定ネットワークの出力

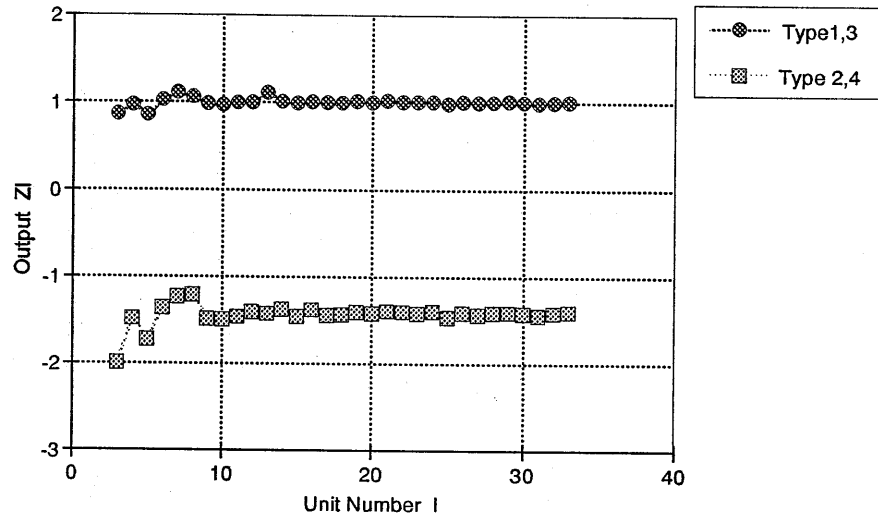


図 4.11 各タイプごとの全面赤パターンに対する大きさ・位置特定ネットワークの出力

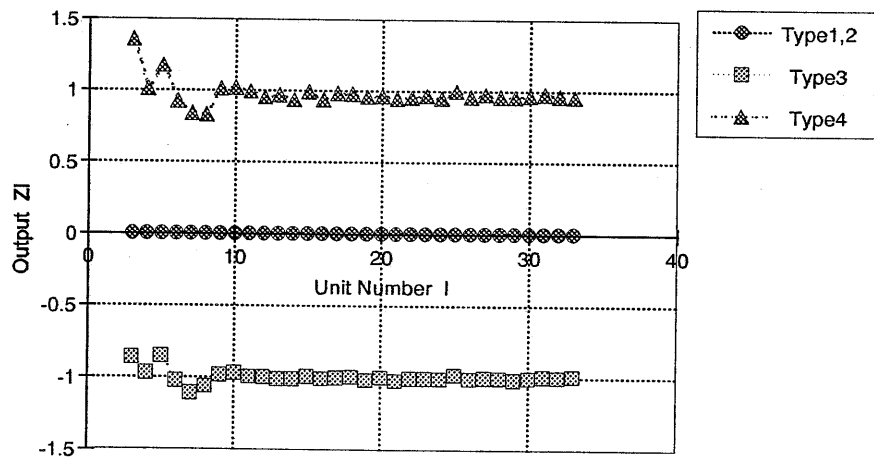


図 4.12 各タイプごとの全面非赤パターンに対する大きさ・位置特定ネットワークの出力

これらの結果より、全てのタイプで提示されたリングの大きさと同じ素子値 20 の場合においてピークが見られる。しかし、Type3 つまり画像の非赤値を-1 とした場合は負のピークも存在し大きさの特定に利用することが難しい。また Type4 つまりいわゆる補完類似度法⁽¹⁰⁾の場合は全入力に対して出力が正となることおよび素子番号による出力の差があまり見られないことからリングの特定があいまいになる問題がある。次に各 Type に対し極端な入力画像の例として、入力画像全体が赤のもの(図 4.11)と、全体が赤以外の色(図 4.12)であるものを提示した。その結果、各 Type により著しい差が出た。

具体的には、Type1 及び Type3 では領域全面が赤である場合の出力はテンプレートの非赤値が 0 であることによりピークは現れないものの全素子において出力が最大の 1 となってしまう。リングの存在しない画像であるからピークが現れず出力が正にならないことが理想である。従ってリング大きさ・位置特定には利用が困難である。また Type4 つまりテンプレート及び入力画像の非赤値を共に-1 とした場合、いわゆる補完類似度法では、全面が非赤の場合に正の出力が出てしまい、リングが存在すると判断される可能性がある。従って Type4 の場合も大きさ・位置特定には利用できない。これは、マッチングパターンであるリングの赤領域よりもリング内部及び外部の非赤領域の方が大きいことが原因である。

以上の結果から、認識実験に用いる前処理済み画像及びテンプレートの表現形式を、Type2、つまり入力画像の非赤値を 0 にテンプレートの非赤値を-1 に決定した。テンプレートのリング内部および外部に対して抑制が働くため単なる円などを除去する特徴もある。また、小さい素子数の所で出力の上下変動が大きくなるのは量子化誤差と考えられる^{(11)~(14)}。

4.5.3. 大きさ・位置特定ネットワークの性能実験

まず、大きさ・位置特定ネットワークの性能実験を行う。

4.5.3.1. リングの存在判定条件

性能実験に入る前に、リングの存在判定条件を決定する。Type2 の場合の実験結果を考慮して経験的に決定した判定条件を以下に示す。

1. 出力の最大値が 0.3 以上である。
2. 出力の最小値は 0 以下である。
3. 出力の最大値と最小値の差が 0.7 以上である。
4. 出力波形のピークが一つである。

これら全ての条件を満たした場合、リングが存在していると判定する。リングの大きさは、最大値を出力している素子の番号で決定される。

各条件についてももう少し詳細に述べると、条件 1 はリングのテンプレートとの一致度が 30%以上であることに相当する。テンプレートのリング領域に入力中の赤色

ピクセルが存在している割合を一致度とした。ただし、画像のかすれのみで赤色ノイズが無い場合である。入力画像のリング内部や外部に赤色のノイズがある場合は、テンプレートの非赤部分が-1であるので出力に抑制が働く。

ノイズの影響についてももう少し詳しく述べる。入力画像の赤色部分とテンプレートの間の一致度を A ，入力画像の非赤部分の赤色ノイズの割合を $n\%$ ，リングの半径を R とすると出力の最大値 Z_R は

$$Z_R = \frac{0.652\pi R^2 A - \frac{1.598\pi R^2 n}{100}}{0.652\pi R^2} = \frac{0.652A - \frac{1.598n}{100}}{0.652} \quad (4.10)$$

となる。

分母はテンプレートの赤色部分の面積を表す。分子は入力画像の赤色部分の面積 $0.652\pi R^2 A$ から非赤部分のノイズ面積を減算したものである。

半径 R のテンプレートのリング面積は外側の円面積から内側の円面積を減算したものである。

$$\pi(1.163R)^2 - \pi(0.837R)^2 = 0.652\pi R^2 \quad (4.11)$$

また、半径の 1.5 倍までの走査領域から前式で求めた赤色部分のリング面積を減算することによりテンプレートの非赤部分の面積が求められる。

$$\pi(1.5R)^2 - 0.652\pi R^2 = 1.598\pi R^2 \quad (4.12)$$

式 4.12 によるテンプレートのリング面積 $0.652\pi R^2$ と一致度 A を乗算することにより入力画像のリング領域における赤色部分の面積が求められる。非赤部分のノイズ面積は式 4.13 による非赤部分の面積 $1.598\pi R^2$ と非赤部分のノイズの割合 $n/100$ を乗算することにより求められる。非赤部分のノイズはテンプレートの非赤値が-1のため抑制が働くため減算される。この分子の値をテンプレートのリング面積である分母の $0.652\pi R^2$ で除算することにより出力の最大値 Z_R が求まる。例えば、走査対象領域のリング外部分に赤色ノイズが 10%含まれているとすると、式 4.10 に $n=10(\%)$ ，存在判定条件 $Z_R=0.3$ を代入することにより一致度 A は 54.5 % 以上必要となる。

出力の最小値が 0 以下という条件 2 は入力画像中に内部が空洞である図形つまりリングが存在するための条件である。入力画像のリング内部に半径の小さなテンプレートが含まれたときに出力が負となる。単なる円の場合は最小値が 0 以下にならず、ピークが存在しない。

条件 3 はノイズやかすれの多い画像であっても検出を可能にするための条件である。赤色ノイズの多い画像の場合、出力が 0.3 以上であっても入力画像にリング

が存在しないか存在しても極めておぼろげである場合が存在する。また、赤色ノイズの少ない画像の場合はリングの部分が非常にかすれた状態であってもリング存在を判定することが望ましい。従って最大値と最小値の間に一定の差が存在することを条件の一つに加えた。

条件 4 については単純なリングを検出するためのものである。二重リングや楕円の形をしたリングの場合などは前述の条件 1 ~ 3 を満たすものの出力値に複数のピークが検出されるためである。本実験で使用した実画像についてはわずかな楕円の場合があるがほとんど問題とならないレベルである。最も楕円になる場合、つまり標識まで最も近づいた場合を考える。標識までの距離 10m , カメラから標識までの高さ 2m とした場合、観測される標識画像の視野角は横 3.264° , 縦 3.156° である。楕円の長径と短径の違いは 3%程度であり、わずかに楕円ではあるが半径 20 ピクセルの円の場合で長径と短径の差は 1 ピクセルに満たないため、マッチングパターンとして円を適用してほとんど問題とならない。

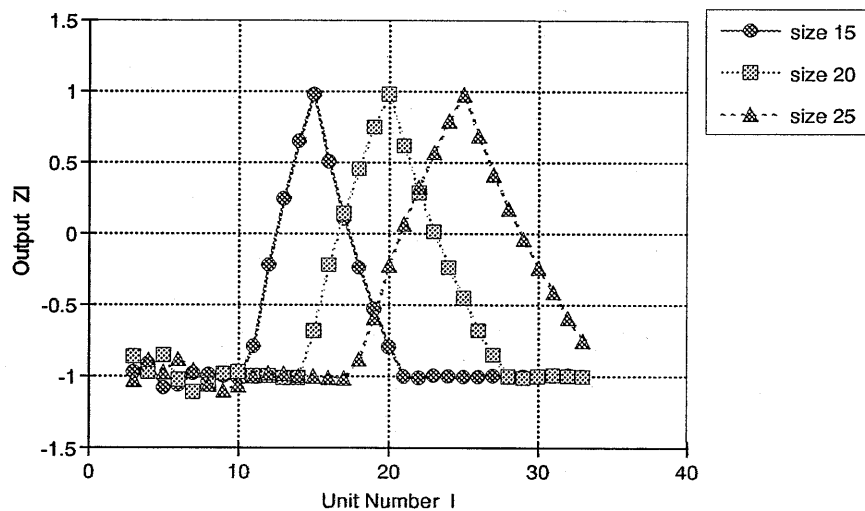


図 4.13 半径 15,20,25 のリングが入力された場合の大きさ・位置特定ネットワークの出力

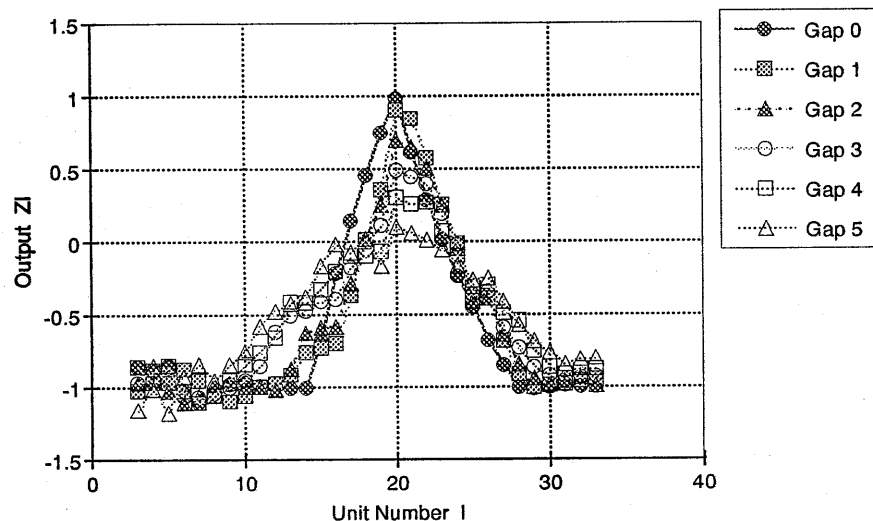


図 4.14 大きさ 20 のリングを中心からずらした場合の大きさ・位置特定ネットワークの出力

4.5.3.2. リングの大きさと出力波形

半径 15,20,25 のリングを提示した際の大きさ・位置特定ネットワークのリング成分分離層及びパターンマッチング層の出力を示す。

波形が大きさの増加に伴い、ほぼ同一形状で右に移動している。これにより、異なる大きさのリングに対しても本ネットワークで位置及び大きさが特定できることが示される。

4.5.3.3. ずれ耐性

リングが中心からずれている場合でも位置特定が可能であるとする、スキャンに伴う処理回数が少なくなるためその分高速化できる。そこで、位置ずれに対する耐性を測定する。

大きさ 20 のリングを中心からずらして提示された場合の出力値を示す。グラフ中の Gap はずれのピクセル値である。半径 20 のリングの場合、4 ピクセルまでのずれであればリングが検出できた。この結果リングの大きさの約 20 %までのずれならば、許容範囲内であるという結果が得られた。

ずれに関して半径 20 ピクセルのリングの場合、4 ピクセルまで許容されたことを実験により示した。これを超えると出力の最大値が 0.3 を下回り検出不可能となった。ずれを大きくしていくと入力画像とテンプレート各々のリングのオーバーラップしている部分が次第に減少し出力の正の成分が減少していくことによる。更に、テ

ンプレート（テンプレート）の非赤部分と入力画像のリング部分の重なりが次第に大きくなる。テンプレートの非赤部分が-1 であることより負の抑制信号をもつ成分が増加していく。

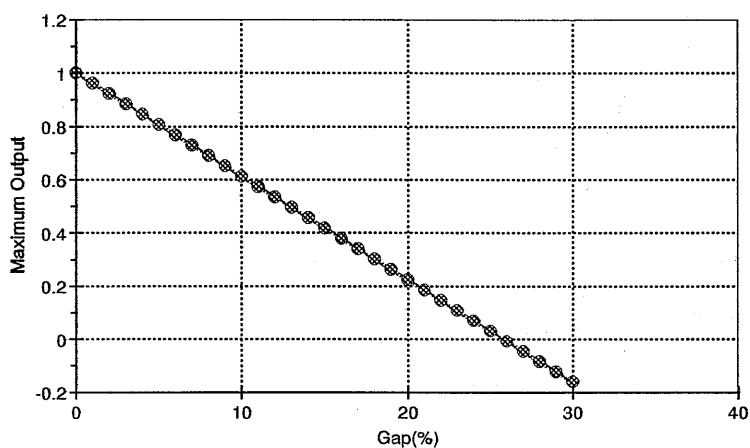


図 4.15 リングを中心からずらした場合の大きさ・位置特定ネットワークの出力の最大値

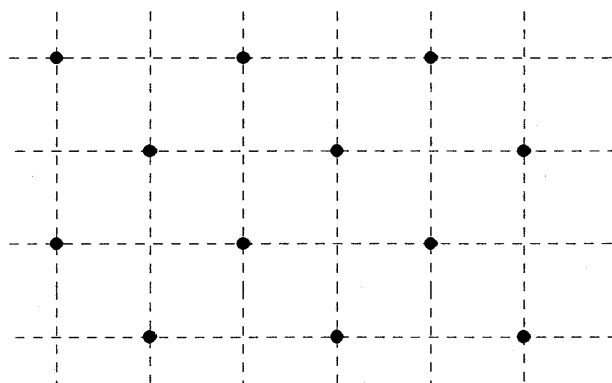


図 4.16 中心座標の配置方法

オーバーラップしている部分の面積を計算することによってずれを増加させながら出力の理論値を計算した。結果を図 4.15 に示す。その結果ずれが半径の 18% を超えると出力の最大値がリング検出条件である 0.3 を下回ることとなった。

次節で述べる実画像に対しての実験では、図 4.16 のように 1 ピクセルおきに中心を配置した。1 メッシュの大きさは 1 ピクセルで破線の交点がピクセルの中心である。このように配置することで、許容できるずれの大きさを n とした時、 $2n^2$ 倍の処理の高速化が期待できる。

4.5.4. 認識ネットワークの構造と学習

認識対象の画像は、最高速度が 30km/h , 40km/h , 50km/h の 3 種類の標識とした。それぞれについて 100 枚、合計 300 枚の実画像を用意した。画像の大きさは、全て 256×256 ピクセルである。

認識ネットワークには、3 層パーセプトロンネットワークを用いた。各層の素子数は、入力層 40(8×5)、第 1 中間層 36、第 2 中間層 16、出力層 4 とした。

最高速度標識の文字幅が 30mm であり、文字部分の大きさが縦 240mm× 横 150mm である。従って縦は文字幅の 8 倍、横は文字幅の 5 倍である。このことより文字幅を 1 ピクセルとした入力層を考えると大きさは 40(8×5)となる。

出力層の素子数が 4 であるのは、認識対象最高速度の 10 の桁である 3、4、5 に加えて、標識存在の判定条件である一の桁の 0 も同一ネットワークを用いて認識するためである。

学習については認識対象画像のうち、それぞれの最高速度に対して 30 枚ずつ画像を選び出し、そこから青色検出、青色領域の特定、青色領域の正規化処理を行ったものを学習用画像とした。ネットワークの学習方法には、バックプロパゲーション法を用いた。学習成功率は 100 %であった。

4.5.5. 実画像認識実験

4.5.5.1. パラメータ設定

大きさ、位置特定ネットワークにおいては特定するリングの半径を 10 ~ 30 ピクセルとした。大きさを最低 10 としたのは、画像取得時のノイズや画像の正規化による情報落ちを考慮したためである。半径 5 以下のリングについては、リングの存在判定に不要と思われるので処理しない。

4.5.5.2. 標識の切り出し

認識対象画像を用い、画像からの標識の切り出し実験を行った。その結果、全ての認識画像から標識を判読可能なレベルで切り出すことに成功した。

4.5.5.3. 認識率

認識対象画像を用い、認識実験を行った。標識の検出率及び認識率を示す。

最高速度標識 30km/h, 40km/h, 50km/h の 3 種類の標識についてそれぞれ 100 枚ずつの認識実験を行った。各標識についての認識率は 30km/h の場合で 97.9%, 40km/h で 100.0%, 50km/h で 97.1%, 全種類の標識において平均 98.3 %であった。しかし、認識に失敗した画像を学習パターンに加えて再学習させることによって、認識率は 100 %に向上した。また、画像全体を走査し認識結果を出力するのに要する時間は、計算機上では 2.5 秒程度であった。使用した CPU は PENTIUMII(400MHz)である。

4.6.まとめと考察

本研究で用いたシステムにより、画像中の標識の特定率は 100 %、認識率は 98.3 %を記録した。認識に失敗した画像についても、その画像から切り出した文字パターン自体は判読可能なレベルであり、この文字パターンを学習し直すことで認識率は 100 %に向上した。

今回認識対象としたのは最高速度標識の実画像であり、手書き文字認識のように同じ文字カテゴリに属するパターンが多く存在するわけではない。従って、認識ネットワークの学習やその認識性能に関しては十分実用レベルに達している。

しかし、今回よりもノイズの多い画像を認識対象画像として用いた場合、検出率及び認識率のいずれも悪くなると考えられる。切り出された画像が人間にとって判読可能であるにもかかわらず認識できない場合には、今回行ったように学習パターンに追加することで認識が可能になる。しかし、人間が見ても判読不可能である場合、それを学習パターンに加えるのは問題がある。なぜならば、標識以外のものを標識であると誤認識する可能性が出てくるためである。このような場合に対応するためには、前処理部分の改良や、画像取り込みデバイスであるカメラの性能向上が必要である。

最高速度標識の認識性能に関しては実用レベルにあるが、位置特定に関しては、同じ標識に対し複数の走査点において反応してしまう場合があった。提示されたリングが大きい場合、その分ずれに対する許容範囲が広がるために、中心付近の複数の走査点において、リングが存在すると判定されてしまうからである。

ずれ耐性とこの問題はトレードオフの関係にある。単にずれ耐性を小さくすると、きめ細かい走査が必要になり処理速度が低下してしまう。これらの問題については、今後の研究課題である。

最後に処理時間についてであるが、計算機上での処理時間は 2.5 秒程度であった。従って、障害物の影響によって、撮像時間が短い場合や高速運転時には対応できない。また、取り扱う画像サイズが大きくなることに比例する形で処理時間が長くなることを考え合わせると、高速化の研究が必要である。

また、本研究で提案したシステムは階層構造のネットワークでありハードウェア可能な構造である。半導体デバイスの実現によりリアルタイム処理が可能になる。さらに、ここで提案したリング検出アルゴリズムは道路標識の検出だけでなく、従来の手法では検出が困難であったリング状の図形検出に有効であり、多くの応用が期

待できる。

4.7.参考文献

- (1)川口雅司・児玉秀作・神保孝志・梅野正義:「大きさ・位置特定ネットワークによる最高速度標識の認識システム」, 電気学会論文誌 C, Vol. 122, No. 11, pp1931-1939 (2002-11)
- (2)柳川博彦・山田元一:「画像処理技術の自動車産業への応用の現状と将来」, 自動車技術, Vol. 46, No. 2, pp.56-61 (1992-2)
- (3)谷口慶治: 画像処理工学, 共立出版 (1996)
- (4)藪木登・三木成彦:「道路情景中の最高速度標識の検出及び認識」, 信学論 D-II, Vol. J77 No. 7, pp.1393-1394 (1994-7)
- (5)日比哲也・鎌田正樹:「色相彩度変換と座標変換を用いたカラー自然画像からの交通標識領域の抽出及び認識法」, 電学論 D, Vol. 115, No. 12, pp.1484-1490 (1995-12)
- (6)朝倉俊行・青柳裕治:「ニューラルネットワークを用いた速度標識の画像認識」, 機学論 C, Vol 61, No. 9, pp.206-212 (1995-9)
- (7)長谷川純一・興水大和・中山晶・横井茂樹: 画像処理の基本技法, 技術評論社 (1986)
- (8)安居院猛・中島正之: 画像情報処理, 森北出版 (1991)
- (9)D. E. Rumelhart, G. E. Hinton and R. J. Williams: "Learning internal representations by error propagation," Parallel distributed processing, MIT Press, Vol.1, pp.318-362 (1986)
- (10)澤木美奈子・萩田紀博:「補完類似度による劣化印刷文字認識」, 信学技報, PRU95-14, pp.101-108 (1995-5)
- (11)中村(川口)雅司・若松英樹・神保孝志・梅野正義:「車載用視覚補助システムの研究」, 信学技報, PRMU97-36, pp.89-94 (1997-5)
- (12)児玉秀作・中村(川口)雅司・神保孝志・梅野正義:「ニューラルネットを用いた道路標識の位置特定」, 信学技報, SST97-87, pp.21-24 (1997-12)
- (13)M. Nakamura(Kawaguchi), S. Kodama, N. Kitamura and M. Umeno: "Vision Supporting System for Car Driver using Neural Network", Proc.ICONIP'98,Vol.2, pp.1082-1085, Kitakyusyu, Japan (1998-10)
- (14)M. Nakamura(Kawaguchi), S. Kodama, T. Jimbo and M. Umeno: "Searching and Recognition of Road Signpost using Ring Detection Network", Proc. IEEE Conf. SMC99, Vol.2, pp.190-195, Tokyo, Japan (1999-10)

第5章 生体の視覚系による動き検出二次元多層アナログ電子回路

5.1. まえがき

生体の視覚系・神経回路モデルを電子回路化，集積回路化したニューロチップ，人工網膜チップなどが開発されている。現在のところエッジ検出や画像反転などの基本的な画像処理は実現されている。本研究に於いては生体の視覚系モデルによる動き検出回路を設計，シミュレートした⁽¹⁾。

網膜は，視細胞，水平細胞，双極細胞，アマクリン細胞，神経節細胞から構成されている。アマクリン細胞は，広い領域の双極細胞から興奮性シナプスを介して入力を受け，双極細胞の出力の時間的・空間的な変化分を検出していると考えられている。生体の網膜は外部からの画像入力のセンサとして機能するが，単に光信号を神経インパルスに変換するのみでなく，網膜の内部において複雑な信号処理を行った後に脳へ信号を送り出している。近年，網膜内の細胞がどのようなネットワークを形成しているかが解剖学的に解明されてきた。

網膜構造の解明と歩を合わせて，網膜の構造や機能に範を得たニューロデバイスの研究が盛んに行われている。ニューロチップ，アナログ VLSI などの技術により簡単な画像処理が行われている。具体的には反転，エッジ検出，特徴検出などである⁽²⁾。

動き検出モデルに関しては既にいくつかのモデルが提案されており，集積回路化を目指して研究が進められている⁽³⁾。また，動き情報の検出手法やエッジ検出法などについても多くの方法が提案されてきている。Lu らは網膜内での信号応答を解明し，正弦運動，円運動を行う動物体に関する眼球運動の軌跡をアナログ VLSI で実現しており，中心点の回りを差分することにより動き情報を得ている⁽⁴⁾。Luthon らは差分を計算しエッジだけでなく物体内部の動きも測定されるモデルを提案している。動いているものの抽出が可能であり，二次元格子状に素子を配列しクロック信号で動作を制御している⁽⁵⁾。また，Etienne-Cummings らは網膜の中心窩のモデルおよび受容野のモデルをハードウェア上で構築し，運動物体の速度を検出する手法を提案している。エッジの方向，速度を検出することが可能である⁽⁶⁾。Asai らは遅延素子と微分素子を組み合わせることで物体のエッジの動きを検出する手法を提案しており，方向の検出が可能である⁽⁷⁾。さらに，Yamada らはエッジ信号を受け，エッジの動き情報を生成した後広域，狭域アマクリン細胞の働きによりエッジの部分が検出されるモデルを提案している⁽⁸⁾。

本論文では生体の視覚系を参考にし，動き情報を回路的に求める方法を提案する。本モデルはアナログ素子のみで構成されておりより生体の視覚系に近いモデルであると言える。特徴として動きだけでなく運動方向も検出することおよび速度に依存した出力が得られることがあげられる。さらに，運動物体の大きさに影響

されないことも特色である。運動物体の両端のエッジを差分しているため物体全体の動きを把握しやすいことも特徴である。

機構的には入力の変化を CR 回路で微分することにより、速度が検出されることを利用している。表面層はコンデンサを規則的に接続することにより構成されている。

入力の変化を微分することにより運動物体の速さが検出される。対象物が左から右へ移動している場合には正の出力を、右から左へと移動している場合には負の出力信号を生じる。これは差分回路による。さらに、この差分回路の出力と最初の入力の積をアナログ乗算器で計算することにより純粋な動き成分だけを検出することが可能である。さらに、出力が移動物体の大きさに影響されないことも特色である。

5.2. 一次元モデル

最初に一次元モデルを構成した。一次元モデルの概要を図 5.1 に示す。入力端子は V^{n-1} , V^n , V^{n+1} , V^{n+2} , \dots であり、出力端子は V_4^{n-1} , V_4^n , V_4^{n+1} , V_4^{n+2} , \dots である。入力と出力の間には次節以下に示すが大きく 4 つの層に分けられる。本モデルの特徴として、入力層にコンデンサを 2 個直列に入れたことがあげられる。これにより入力の影響が次の層に直接には及ばない。純粋な微分成分のみが次の層へ伝搬する。また、入力信号、出力信号ともに電圧の形で処理されるため入出力を他の回路へ中継する時など扱いやすい。

5.2.1. 一次元モデルの構造

一次元モデルは図 5.1 に示すように大きく分けて 4 層から成っている。第 1 層および第 2 層は CR による微分回路である。第 3 層は MOSFET よる差分回路である。微分回路により速度が、差分回路により運動方向が検出される。表面の CR 回路は網膜細胞の視細胞に相当し、オペアンプ回路は網膜内部で動き情報を検出するアマクリン細胞に相当する。第 4 層は第 3 層の出力と第 1 層の入力の積を求める乗算回路である。乗算回路により純粋な運動成分のみが出力される。以下に各層の動作を説明する。

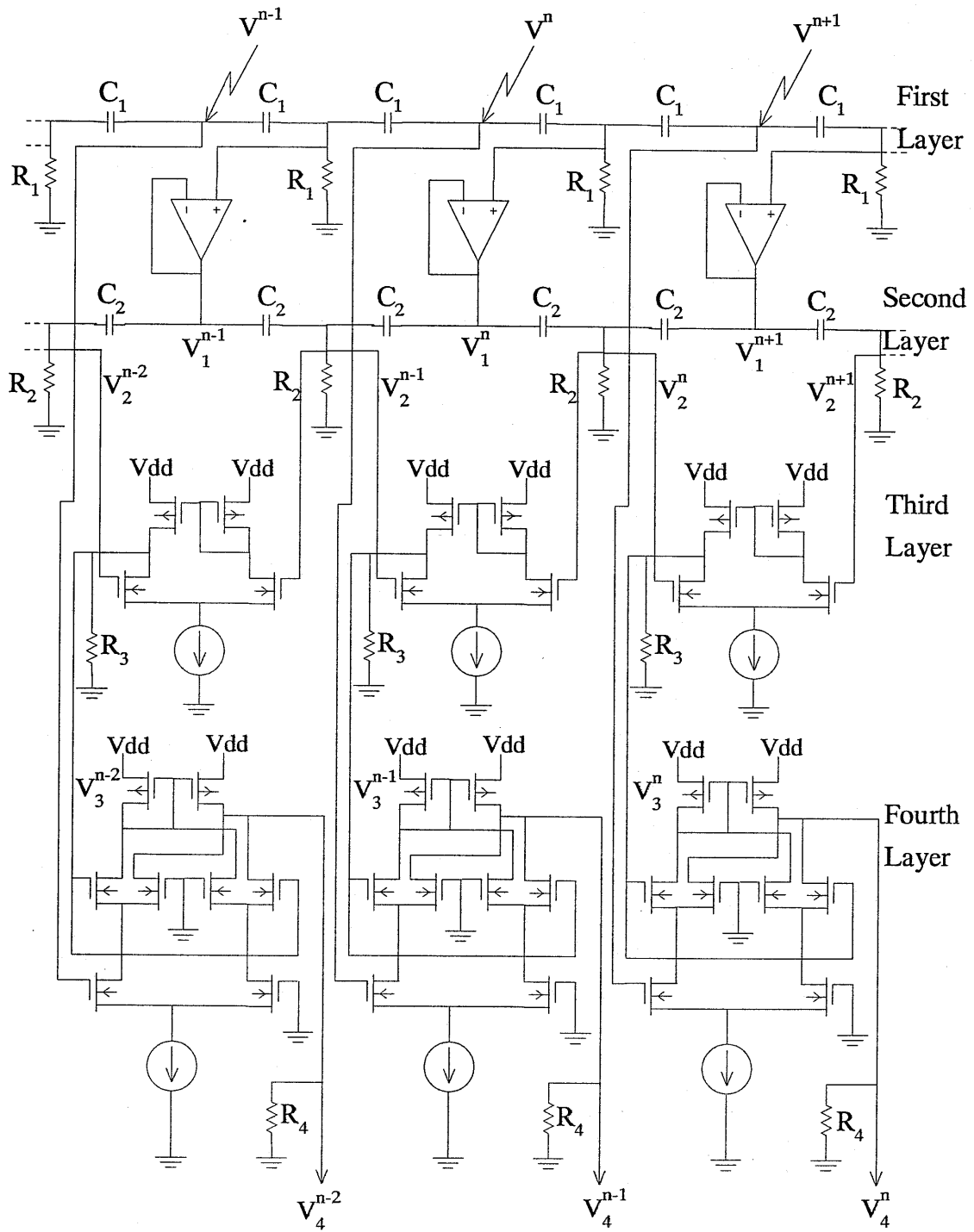


図 5.1 一次元四層動き検出モデル

5.2.1.1. 微分回路(第1層)

コンデンサの容量を C_1 , 入力電圧を V^n とすると式 5.1 のような電流が発生する。出力電圧 V_1^n はそれを積分した式 5.2 で与えられる。回路を図 5.2 に示す。第1層の微分回路では CR 定数の大きな微分回路を使用している。また、第1層と第2層の間はオペアンプによるバッファ回路があり電氣的に絶縁されている。その結果第1層の出力 V_1^n が第2層の入力となる。

$$I = C_1 \frac{dV^n}{dt} \quad (5.1)$$

$$V_1^n = IR_1 = C_1 R_1 \frac{dV^n}{dt} \quad (5.2)$$

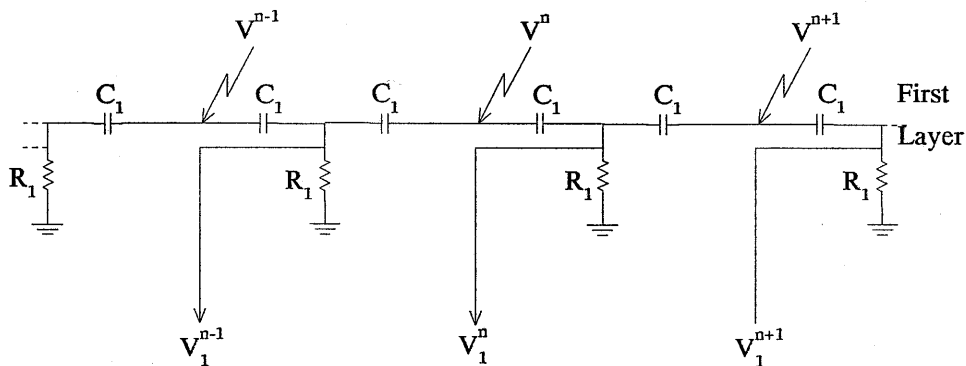


図 5.2 微分回路(第1層)

5.2.1.2. 微分回路(第2層)

第2層は CR 定数の小さな微分回路である。第1層の出力 V_1^n が再微分され第2層より V_2^n の出力が得られる。動作を式 5.3, 5.4 に示す。また、回路を図 5.3 に示す。

$$I = C_2 \frac{dV_1^n}{dt} \quad (5.3)$$

$$V_2^n = IR_2 = C_2 R_2 \frac{dV_1^n}{dt} \quad (5.4)$$

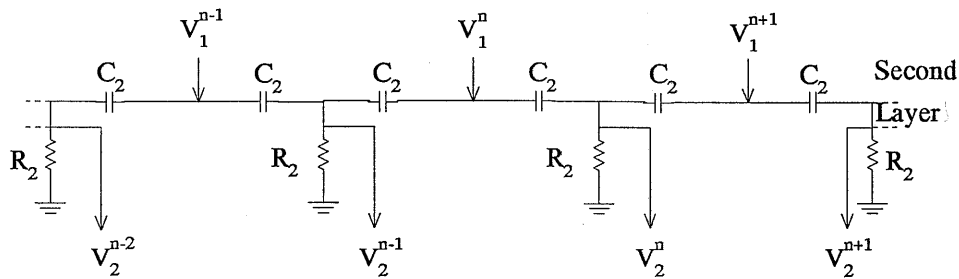


図 5.3 微分回路(第2層)

第1層, 第2層で2回微分することにより, 入力物体の大きさが多少変化しても出力にはあまり影響を及ぼさない。これについては次節で述べる。

5.2.1.3. 差分回路(第3層)

第3層は MOSFET による差動増幅器を使用した差分回路である。隣接した第2層の出力を差分することにより大きなピーク出力が得られる。差分回路は図 5.4 に示すような単純なトランスコンダクタンス増幅器を使用している。その動作について少し詳しく述べる。

図 5.4 において下のトランジスタ Qb は電流源として使われる。正常な動作状態では, そのドレイン電圧 V は十分大きいために, ドレイン電流 I_b はゲート電圧 V_b で定まるある値で飽和する。 I_b は電圧 V_1 と V_2 の差に敏感な関数に基づいて, Q1 と Q2 を流れる電流に分割される。これがこの段階での動作の本質である。

デバイスがサブスレシヨルド領域と仮定し, $I-V$ 特性が指数特性に従うとすると, 飽和ドレイン電流 I_{sat} はサブスレシヨルド領域においてゲート電圧とソース電圧の指数関数となる。

$$I_D = I_{sat} e^{kV_g - V_s} \quad (5.5)$$

この式を Q1, Q2 に当てはめると次式が得られる。

$$I_1 = I_0 e^{kV_2^{n+1} - V} \quad \text{and} \quad I_2 = I_0 e^{kV_2^n - V} \quad (5.6)$$

両ドレイン電流の和は I_b でなければならない。すなわち、

$$I_b = I_1 + I_2 = I_0 e^{-V} (e^{KV_2^{n+1}} + e^{KV_2^n}) \quad (5.7)$$

である。この式を電圧 V について解くと、

$$e^{-V} = \frac{I_b}{I_0} \frac{1}{e^{KV_2^{n+1}} + e^{KV_2^n}} \quad (5.8)$$

となる。

式 5.8 を式 5.7 に代入すると、両ドレイン電流について次式を得る。

$$I_1 = I_b \frac{e^{KV_2^{n+1}}}{e^{KV_2^{n+1}} + e^{KV_2^n}} \quad \text{and} \quad I_2 = I_b \frac{e^{KV_2^n}}{e^{KV_2^{n+1}} + e^{KV_2^n}} \quad (5.9)$$

この差は

$$I_1 - I_2 = I_b \frac{e^{KV_2^{n+1}} - e^{KV_2^n}}{e^{KV_2^{n+1}} + e^{KV_2^n}} \quad (5.10)$$

である。式 5.10 の分母と分子の両方に $e^{-(V_2^{n+1} + V_2^n)/2}$ をかけると、指数部を電圧の差で表すことが出来る。その結果は

$$\begin{aligned} I_1 - I_2 &= I_b \frac{e^{\kappa(V_2^{n+1} - V_2^n)/2} - e^{-\kappa(V_2^{n+1} - V_2^n)/2}}{e^{\kappa(V_2^{n+1} - V_2^n)/2} + e^{-\kappa(V_2^{n+1} - V_2^n)/2}} \\ &= I_b \tanh \frac{\kappa(V_2^{n+1} - V_2^n)}{2} \end{aligned} \quad (5.11)$$

である。

この回路は 1 つの差動対と 1 つのカレントミラーとで構成されている。カレントミラーはドレイン電流 I_1 と I_2 を引き算するためのものである。Q3 を流れる電流 I_1 は、Q4 を流れる電流に等しくなる。したがって、出力電流は $I_1 - I_2$ となり、式 5.11 となる。

この回路における出力は以下の式で表される。

$$V_3^n = (I_1 - I_2)R_3 = I_b R_3 \tanh \frac{\kappa(V_2^{n+1} - V_2^n)}{2} \quad (5.12)$$

隣接した第 2 層の出力を差分することにより大きなピーク出力が得られる。

第 2 層の出力を V_2^n 、隣接した端子の第 2 層の出力を V_2^{n+1} とすると、第 3 層には式 5.12 により電圧 V_3^n が出力される。 κ は定数である。

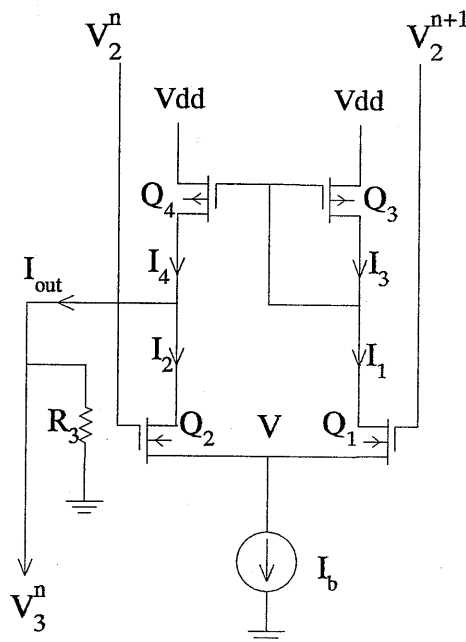


図 5.4 差分回路

5.2.1.4. 乗算回路(第 4 層)

第 4 層はギルバート乗算器による乗算回路である。詳細を図 5.5 に示す。第 3 層の出力 V_3^n と第 1 層の入力 V^{n+1} を乗算することにより第 3 層の負の部分の出力が除去され、純粋な速度成分のみが出力される。ギルバート乗算回路の動作についてももう少し詳しく述べる。

正負どちらかの信号に別の正負どちらかの信号を掛けるためには四象限乗算器(four-quadrant multiplier)が必要である。四象限すべての乗算は、差動対からの各出力電流(I_1 または I_2)を別の差動対の電流源として用いることによって、実現される。デバイスがサブスレシールド領域と仮定し、 $I-V$ 特性が指数特性に従うとする

と、差動対の二つのドレイン電流は、式 5.10 から求められる。

$$\begin{aligned}
 I_1 &= I_b \frac{e^{\kappa V_1}}{e^{\kappa V_1} + e^{\kappa V_2}} \\
 &= \frac{I_b}{2} \left(1 + \tanh \frac{\kappa(V_1 - V_2)}{2} \right)
 \end{aligned} \tag{5.13}$$

$$\begin{aligned}
 I_2 &= I_b \frac{e^{\kappa V_2}}{e^{\kappa V_1} + e^{\kappa V_2}} \\
 &= \frac{I_b}{2} \left(1 - \tanh \frac{\kappa(V_1 - V_2)}{2} \right)
 \end{aligned} \tag{5.14}$$

同様の論理を、 I_1 と I_2 が供給されている上の 2 つの差動対に適用すると、上の 4 つのドレイン電流が次式のように導出される。

$$I_{13} = \frac{I_1}{2} \left(1 + \tanh \frac{\kappa(V_3 - V_4)}{2} \right) \tag{5.15}$$

$$I_{14} = \frac{I_1}{2} \left(1 - \tanh \frac{\kappa(V_3 - V_4)}{2} \right) \tag{5.16}$$

$$I_{23} = \frac{I_2}{2} \left(1 + \tanh \frac{\kappa(V_3 - V_4)}{2} \right) \tag{5.17}$$

$$I_{24} = \frac{I_2}{2} \left(1 - \tanh \frac{\kappa(V_3 - V_4)}{2} \right) \tag{5.18}$$

I_{13} と I_{24} を足して、出力電流に正の寄与をする I_+ を作る。式 5.15 と式 5.18 を足すことによって I_+ を計算できる。

$$I_+ = \frac{I_1 + I_2}{2} + \frac{I_1 - I_2}{2} \tanh \frac{\kappa(V_3 - V_4)}{2} \tag{5.19}$$

同様にして I_{14} と I_{23} を足して、出力電流に負の寄与をする I_- を作る。式 5.16 と式 5.17 を足すことによって I_- を計算できる。

$$I_- = \frac{I_1 + I_2}{2} - \frac{I_1 - I_2}{2} \tanh \frac{\kappa(V_3^n - V_2)}{2} \quad (5.20)$$

出力は I_+ から I_- を引いて作られる。したがって式 5.19 から式 5.20 を引くことによって I_{out} を計算できる。

$$I_{out} = (I_1 - I_2) \tanh \frac{\kappa(V_3^n - V_2)}{2} \quad (5.21)$$

式 5.13 と式 5.14 を代入すると、次式が得られる。

$$I_{out} = I_b \tanh \frac{\kappa(V^{n+1} - V_1)}{2} \tanh \frac{\kappa(V_3^n - V_2)}{2} \quad (5.22)$$

両差入力に対して \tanh 特性は明白である。入力電圧の差が両方とも $kT/(q\kappa)$ より小さい場合には、 $\tanh x$ はほぼ x に等しく、ギルバート回路はまさしく乗算器である。さらに、入力の一つがある不適当な電圧になっても、出力電流は飽和するという利点がある。

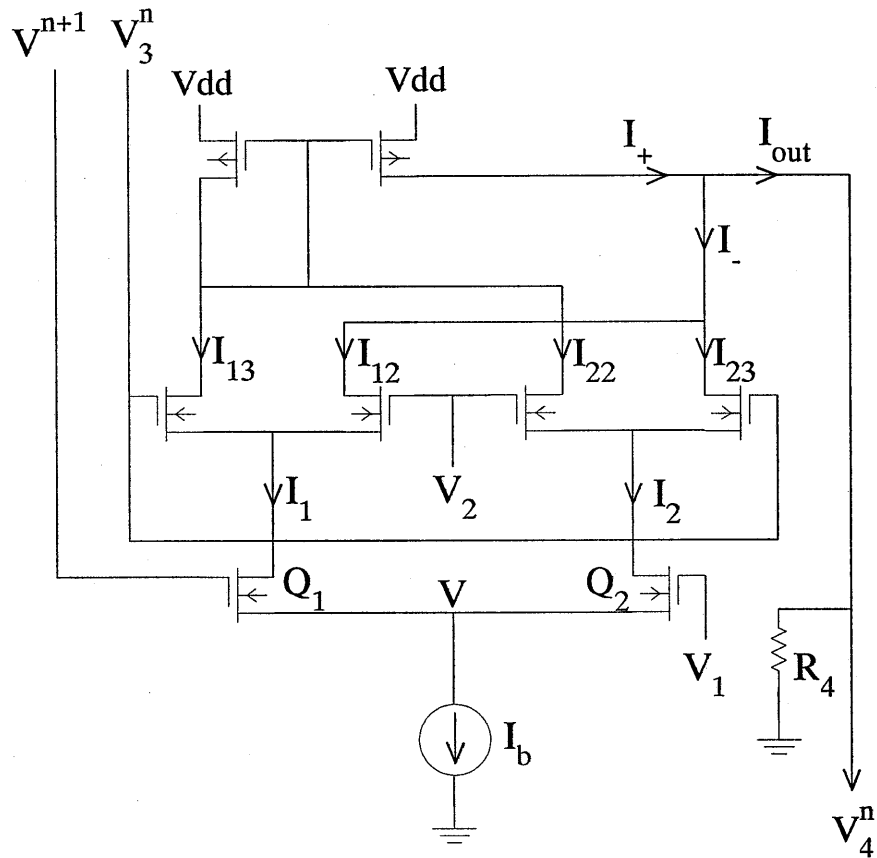


図 5.5 ギルバート増幅器の回路図

図 5.5 において、 V_1 と V_2 は各々がアースに接続されている。従ってこの回路では V_1 および V_2 の電圧は 0 である。第 4 層の回路は第 3 層の出力 V_3^n と入力 V^{n+1} の積を計算する。この回路は動きの純粋な出力を検出する。 I_b は電流源であり κ は定数である。

$$I_4^n = I_b \tanh \frac{\kappa V_3^n}{2} \tanh \frac{\kappa V^{n+1}}{2} \quad (5.23)$$

I_4^n は第 4 層の出力電流であり、 R_4 は接地抵抗である。 V_4^n は最終出力である。 I_4^n は図 5.5 における I_{out} である。

$$V_4^n = I_4^n R_4 = I_b R_4 \tanh \frac{\kappa V_3^n}{2} \tanh \frac{\kappa V^{n+1}}{2} \quad (5.24)$$

各層の振る舞いについて模式的に示したのが図 5.6 である。第 2 層の出力を差分することにより大きなピーク出力を第 3 層で得る。さらに、第 3 層の出力を入力 V^{n+1} を乗算することにより純粋な動き出力を得る。また、入力物体を大きくした場合についても図 5.7 に示す。CR 定数の違う回路で 2 回微分することにより入力物体の大きさの変化が出力にあまり影響を及ぼさないことがわかる。

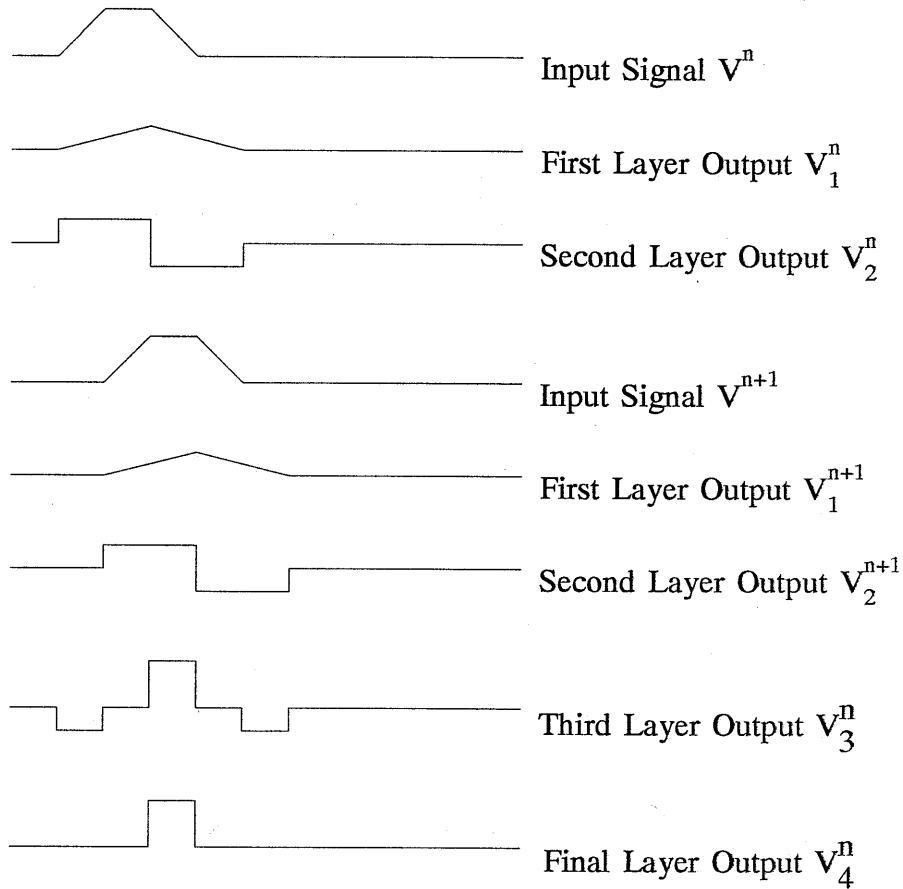


図 5.6 各層の時系列出力

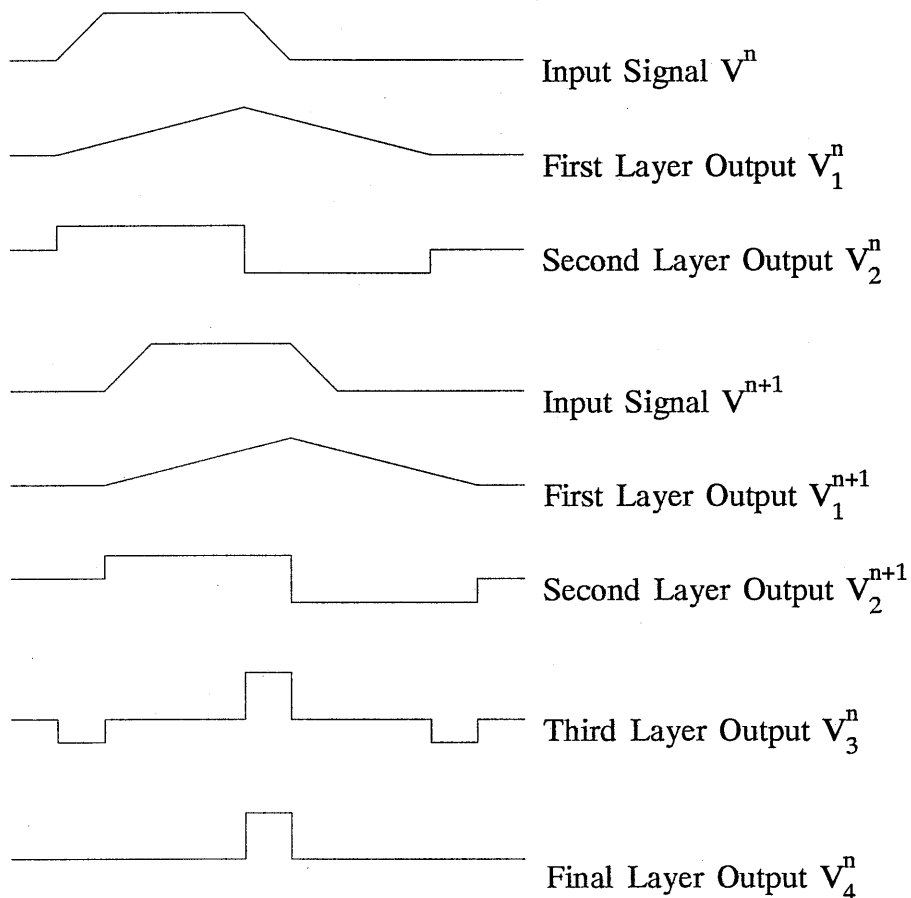


図 5.7 対象物が大きい場合の各層の時系列出力

5.2.2. 一次元モデルの実験結果

5.2.2.1. 回路のパラメータ

一次元モデルを構成し実験を行った。シミュレーションには電子回路シミュレータ(SPICE)を使用した。回路パラメーターとして第 1 層は $C_1=0.1\mu\text{F}$, $R_1=1\text{k}\Omega$ を使用した。また第 1 層と第 2 層の間のバッファとしての演算増幅器には μA741 を使用した。第 2 層は $C_2=0.1\mu\text{F}$, $R_2=100\text{k}\Omega$ とした。第 3 層, 第 4 層で使用している MOSFET には P-MOSFET として VP1310 を, N-MOSFET として VN1310 を使用した。

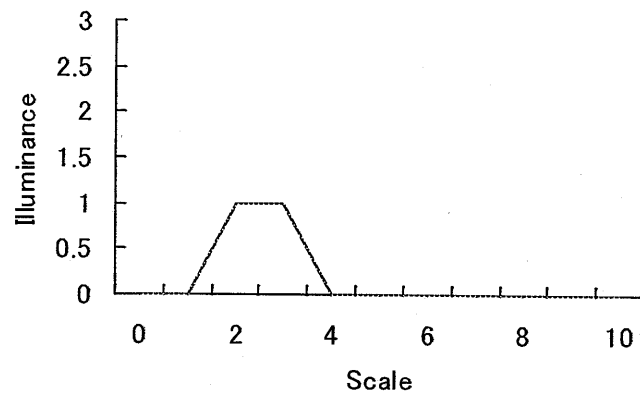


図 5.8 移動物体の形状

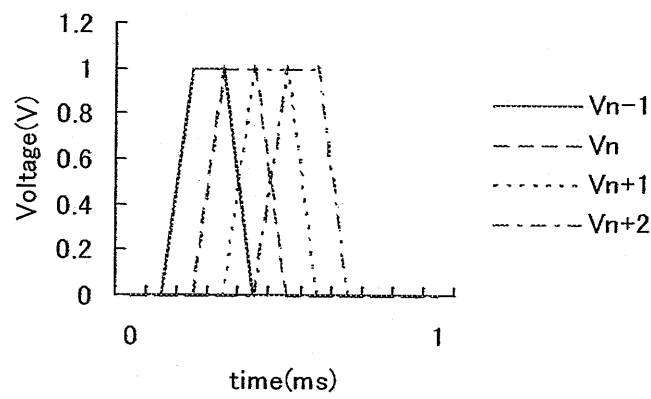


図 5.9 入力電圧の変化

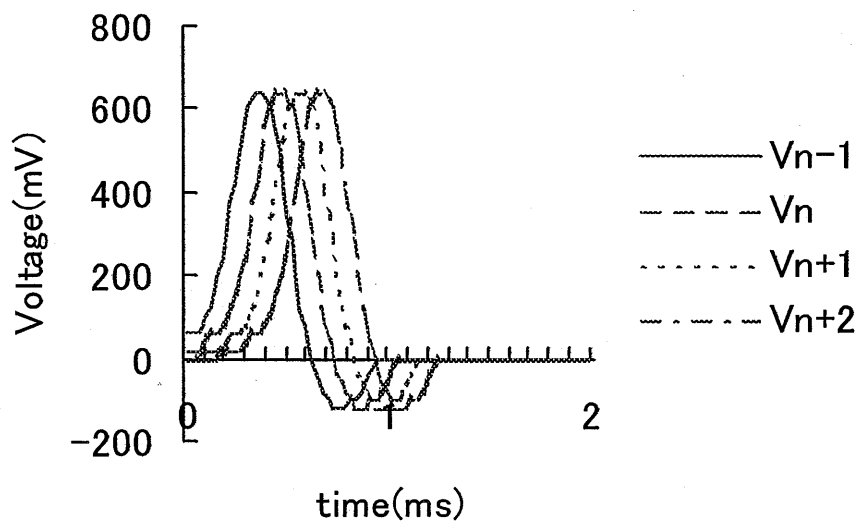


図 5.10 第一層(微分後)の出力

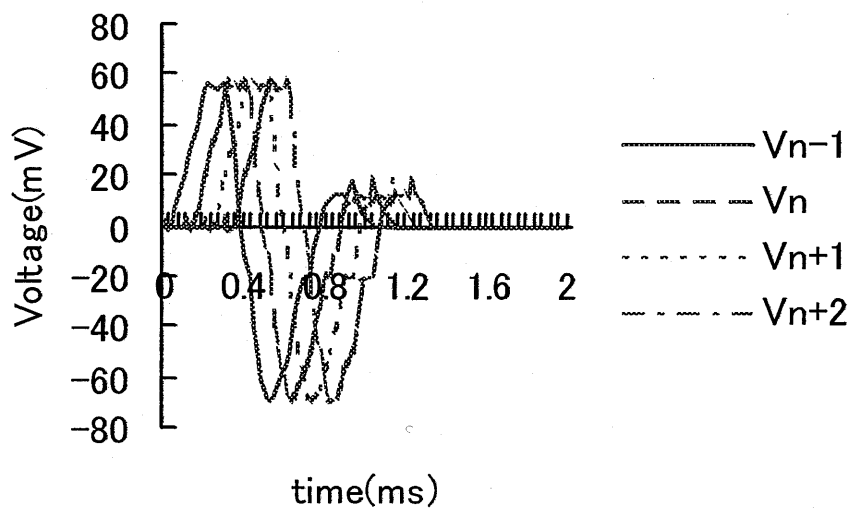


図 5.11 第二層(二回微分後)の出力

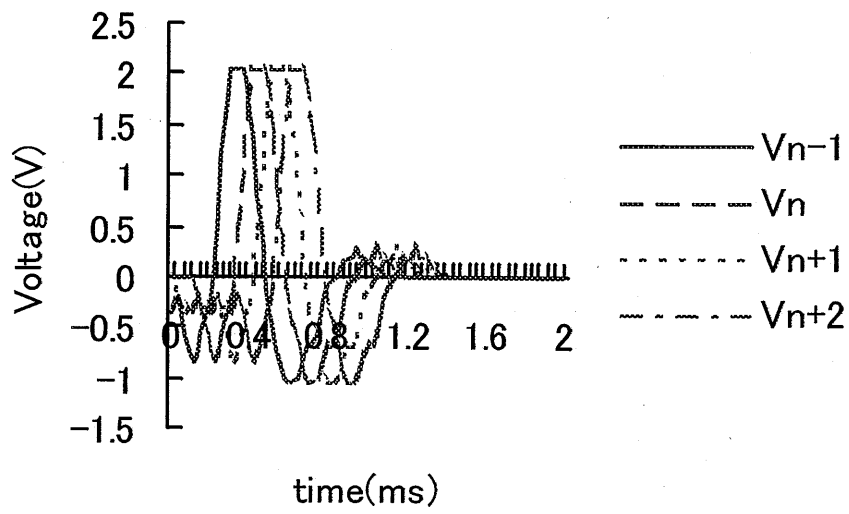


図 5.12 第三層(差分後)の出力

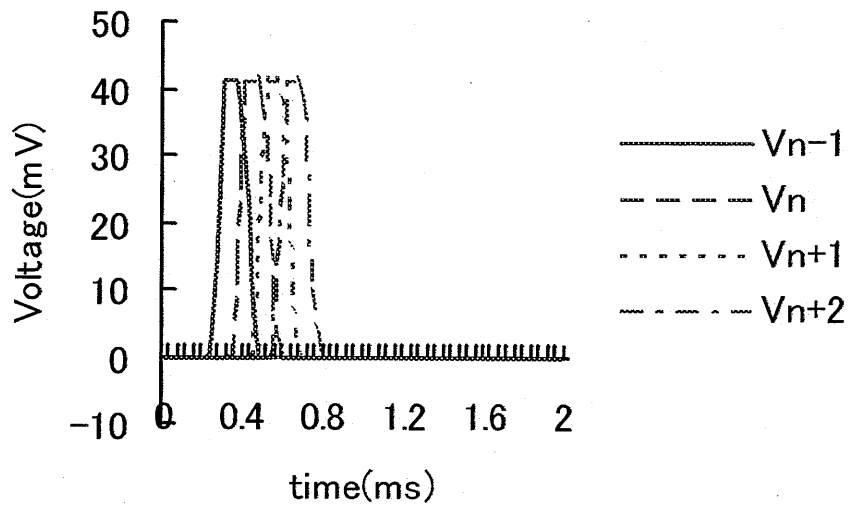


図 5.13 第四層(乗算後)の出力

5.2.2.2. 実験結果

図 5.8 のような照度を持つ物体が左から右へ移動したと仮定すると、図 5.9 のような電圧が各端子に入力されることになる。光源の明るさの幅を 2 ピクセル、周辺のはけた部分の幅は 1 ピクセルとした。

各層の出力を図 5.8 ～図 5.11 に示す。図 5.8 は第 1 層の出力つまり一回微分後の出力である。図 5.9 は第 2 層の出力つまり二回微分後の出力である。図 5.10 は第 3 層の出力つまり差分後の出力である。ここで、動きに関するピーク出力が検出される。図 5.11 は第 4 層の出力つまり乗算後の出力である。ここで純粋な動き成分が出力される。

次に加えた入力信号の変化の傾きを半分にして同様の実験を行った。光源の速度を半分にしたことに相当する。出力を図 5.12 に示す。図 5.11 の実験結果と比べて出力値が減少していることがわかる。また、右から左へ光源が移動したものと想定した場合の出力を図 5.13 に示す。図 5.11 と比較して出力が反転していることがわかる。さらに、移動物体の形状を大きくした場合の出力を図 5.14 に示す。図 5.8 では中心 1 ピクセル、周辺 1 ピクセルずつであるが、中心を 3 ピクセルとした。図 5.11 の結果とほぼ変わらない出力が得られる。

以上の結果より、一次元において運動物体の速度及び方向が検出できることが示された⁽⁹⁾⁽¹⁰⁾。

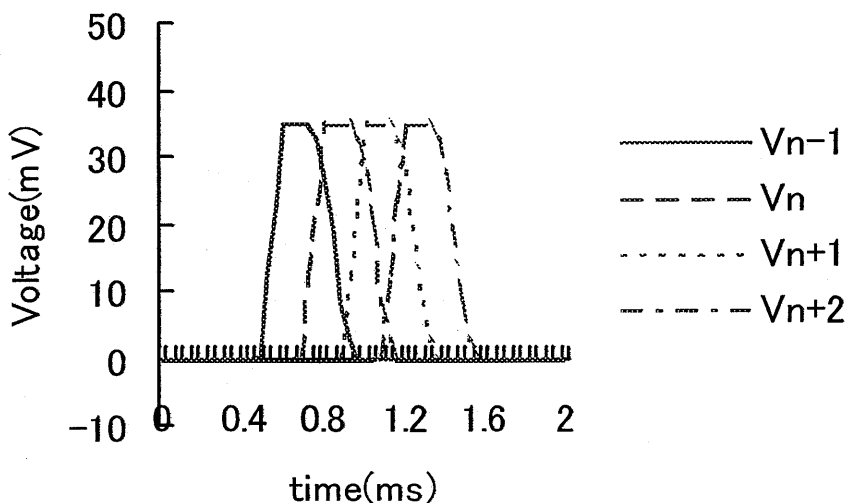


図 5.14 入力の移動速度を半分にした場合

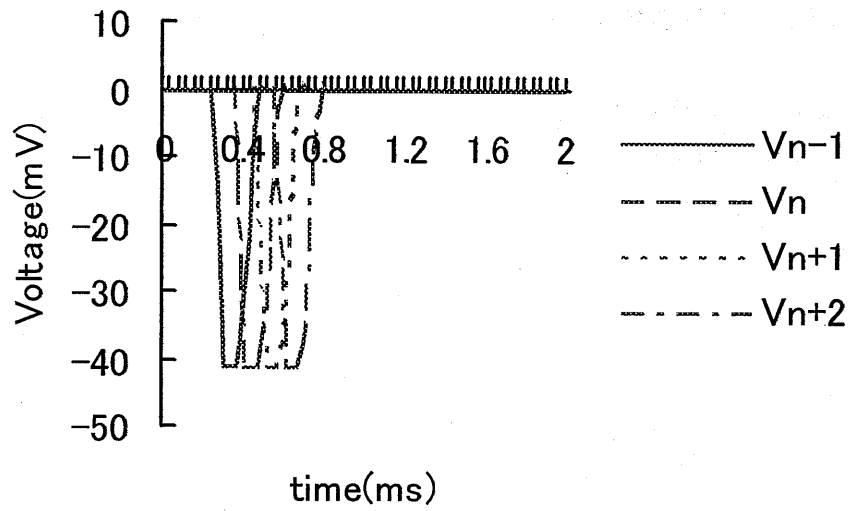


図 5.15 入力の移動方向を逆にした場合

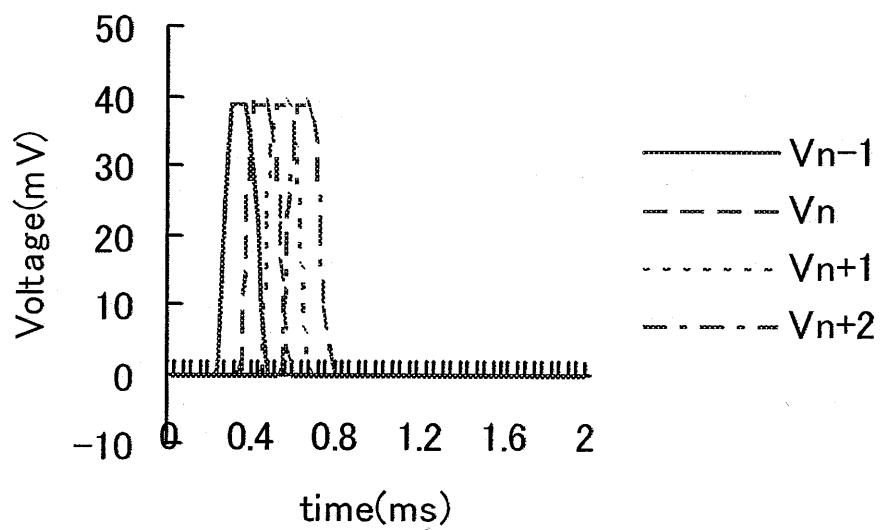


図 5.16 入力物体の大きさを大きくした場合

5.3.二次元モデル

5.3.1. 二次元動き検出モデル

先に述べた一次元モデルを二次元に拡張した。第 1 層および第 2 層はキャパシタを格子状に配列したものである。第 3 層は MOSFET による差分回路からなっている。また、第 4 層は乗算回路からなっている。

5.3.1.1. 二次元モデルの構造

微分回路である第 1 層, 第 2 層にはキャパシタを格子状に配列した。第 3 層は差分回路である。さらに第 4 層は乗算回路である。第 1 層および第 2 層の断面を図 5.17 に示す。キャパシタの交叉部における入力端子と出力端子を一つおきに配置している。これにより二次元への拡張とハードウェア化容易な構造を実現している。一次元モデルの場合と同じく第 1 層は CR 定数の大きな微分回路, 第 2 層は CR 定数の小さな微分回路であり, 第 1 層と第 2 層の間はバッファ回路のより電氣的に絶縁されている。第 3 層は差分回路であり図 5.18 のように縦方向, 横方向それぞれの差分回路が存在している。これにより縦・横方向それぞれの出力が得られる。さらに第 4 層では第 3 層の出力と第 1 層の入力の積を求める乗算回路があり純粋な動き出力のみを得ている。

図 5.19 は移動物体の形状である。中心部が高い照度で周辺部にいくに従って低い照度になる物体を各方向に移動させた。また速度を変えて実験を行った。さらに、複数の物体が移動している場合についても後に述べる。(11)(12)

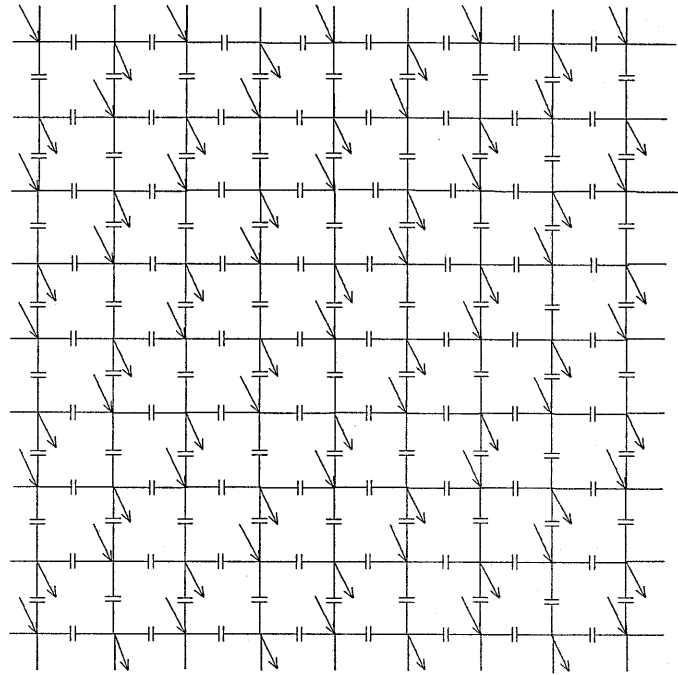


図 5.17 二次元モデルの表面層

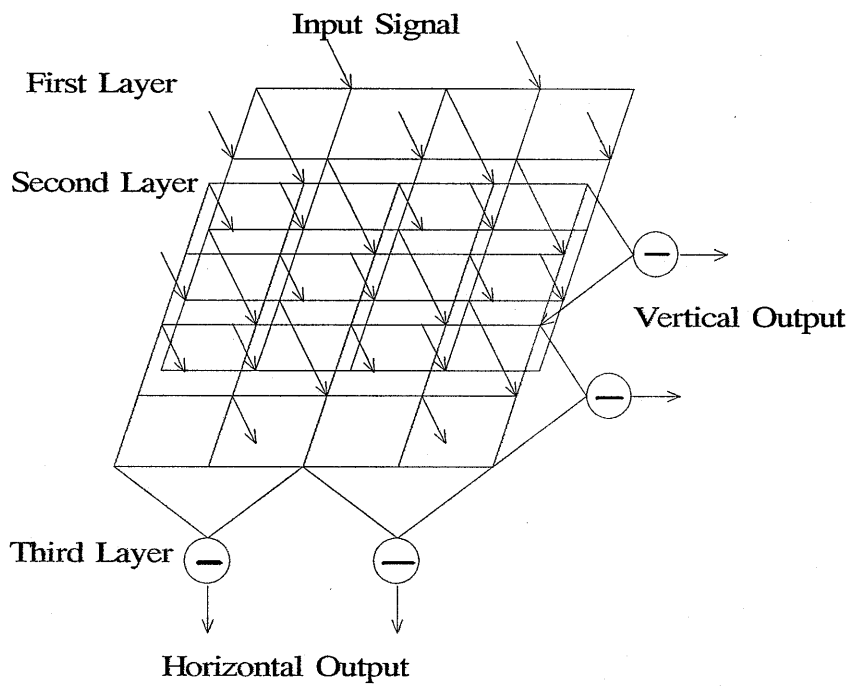


図 5.18 二次元モデルの構造

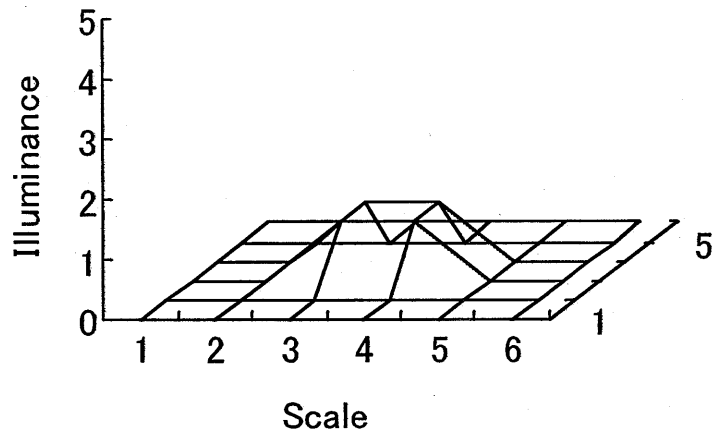


図 5.19 移動物体の形状

5.3.2. 二次元モデルの実験結果

以下に実験結果を示す。物体移動を想定した電圧を各入力端子に加え、出力を測定した。出力の最大値を以下の各グラフに示した。また、各実験結果では縦方向の出力と横方向の出力をそれぞれ示した。

図 5.20 は物体が左から右へ移動したときの横方向出力である。物体の動きに従い正の出力が得られている。一方、図 5.21 は縦方向の出力である。横方向の移動であるので縦方向には出力が出ないことがわかる。

図 5.22 は物体が下から上へ移動したときの横方向出力である。対象物の移動が縦方向のため横方向の出力は得られない。図 5.23 はこのときの縦方向の出力である。下から上への移動のため負の出力となっている。

図 5.24 は対象物が右上から左下への斜め方向に移動したときの横方向出力である。横方向の移動は右から左の方向であるため負の出力が発生している。図 5.25 は縦方向出力である。上から下への方向であるため正の出力が発生している。これらの結果より縦方向、横方向それぞれに物体の移動に従って出力が得られることを確認した。

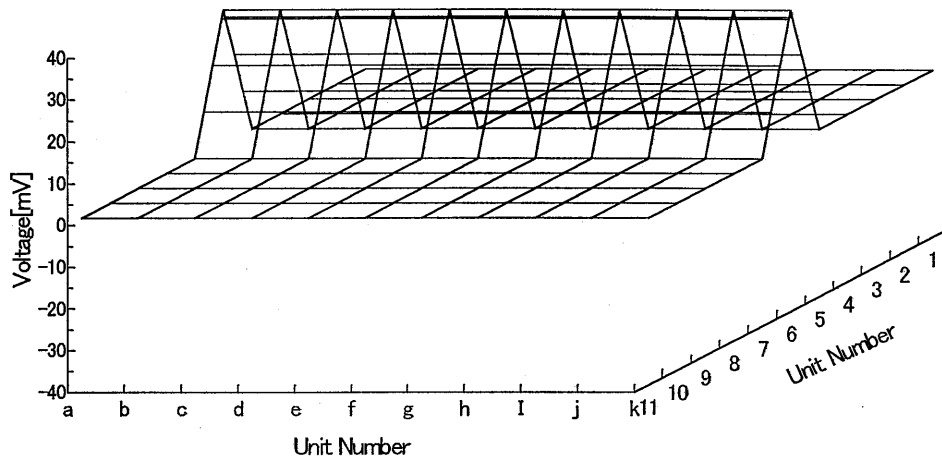


図 5.20 物体が左から右へ移動したときの横方向出力

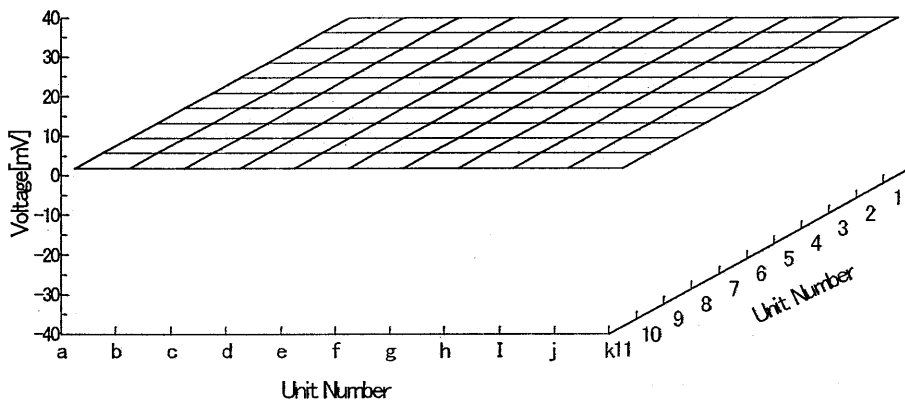


図 5.21 物体が左から右へ移動したときの縦方向出力

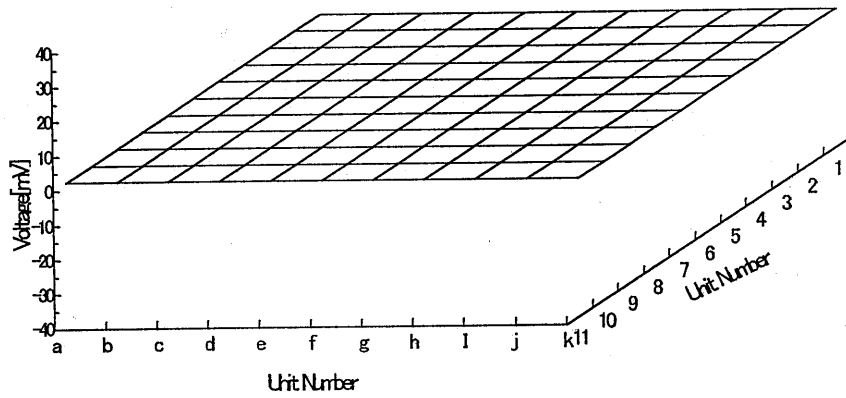


図 5.22 物体が下から上へ移動したときの横方向出力

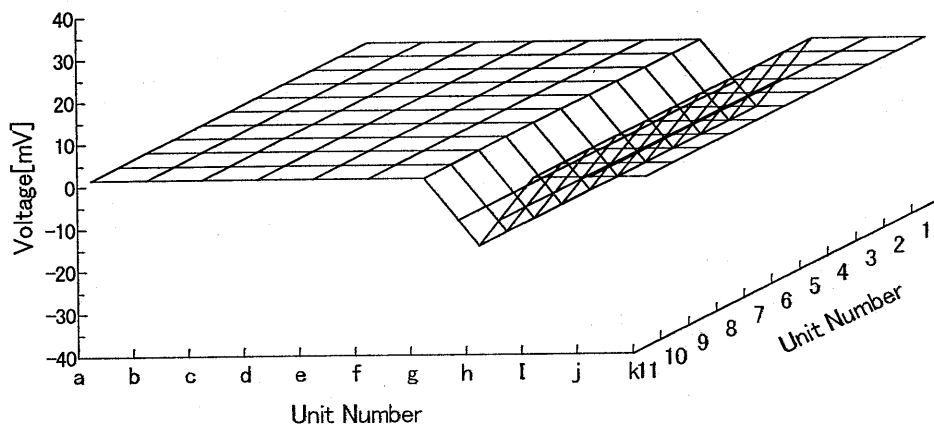


図 5.23 物体が下から上へ移動したときの縦方向出力

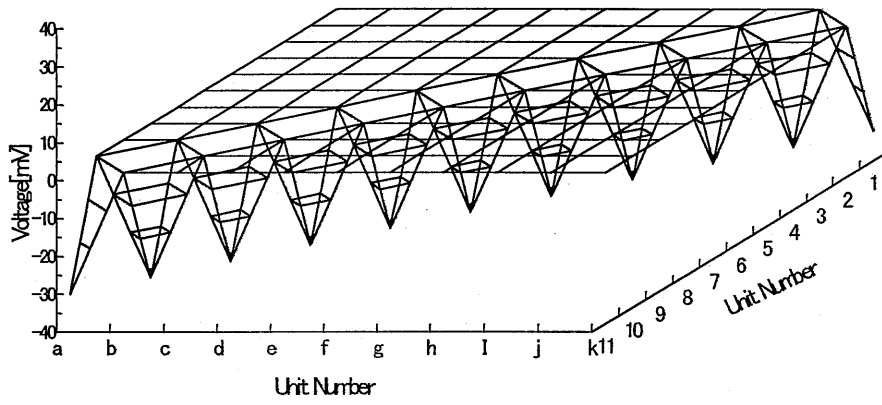


図 5.24 物体が右上から左下へ移動したときの横方向出力

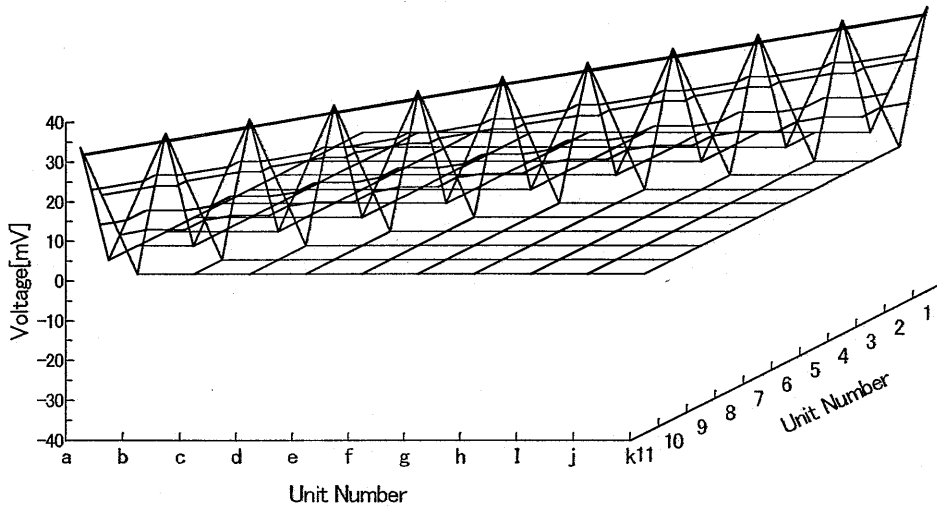


図 5.25 物体が右上から左下へ移動したときの縦方向出力

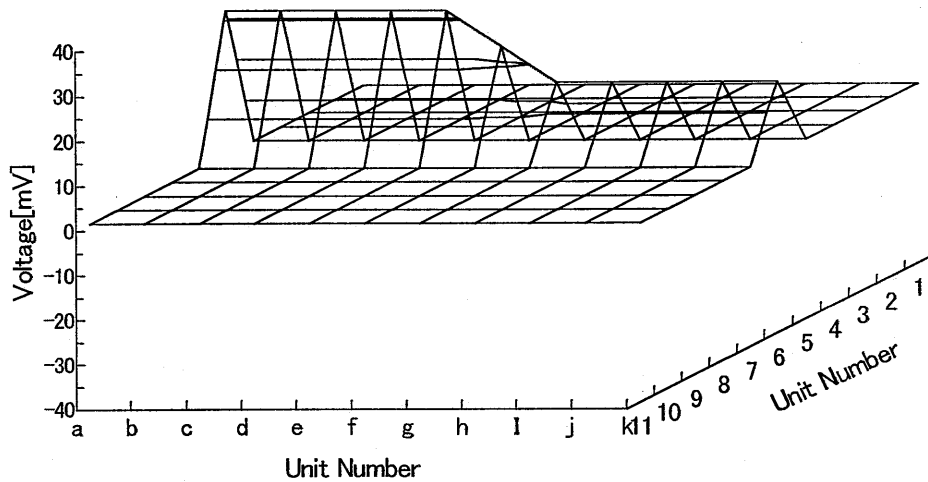


図 5.26 物体が左から右へ移動している途中で速度が 1 から 1/2 に減少した場合の横方向出力

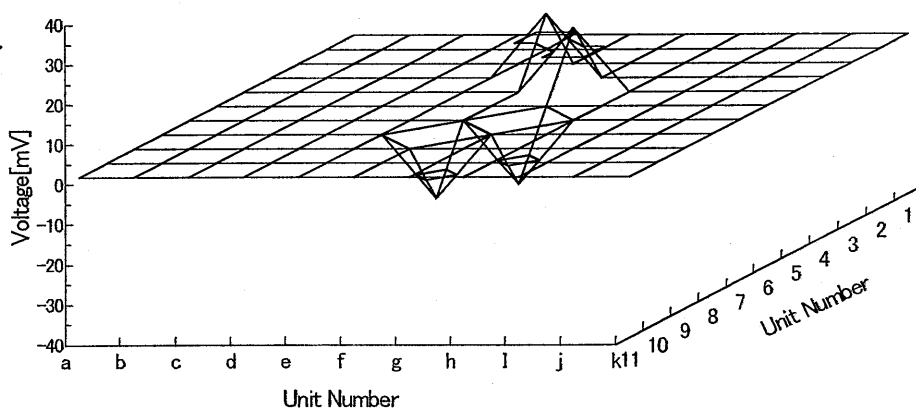


図 5.27 物体が左から右へ移動している途中で速度が 1 から 1/2 に減少した場合の縦方向出力

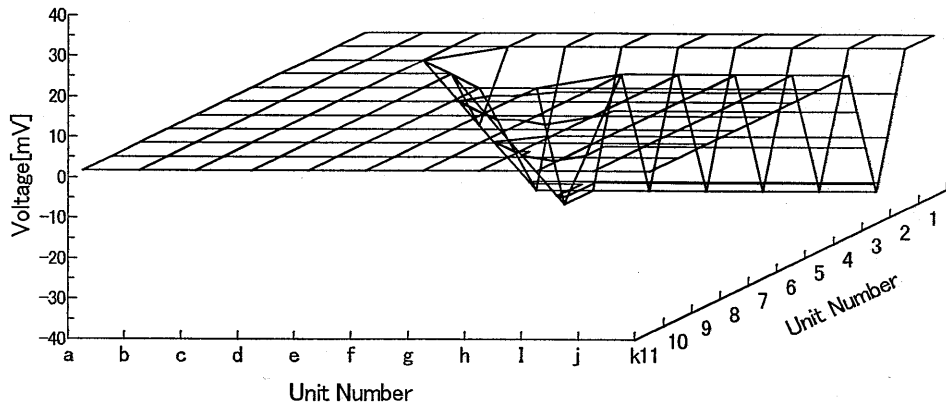


図 5.28 物体の移動方向が途中で左方向から下方向に変化したときの横方向出力

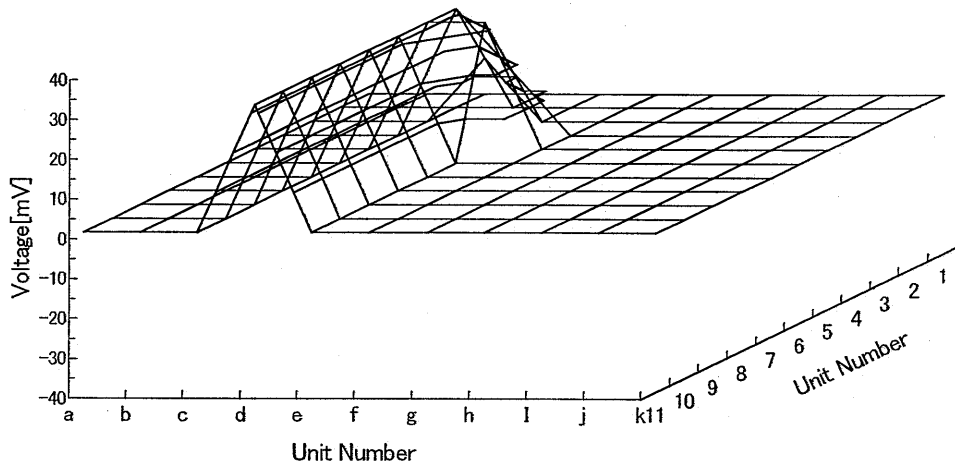


図 5.29 物体の移動方向が途中で左方向から下方向に変化したときの縦方向出力

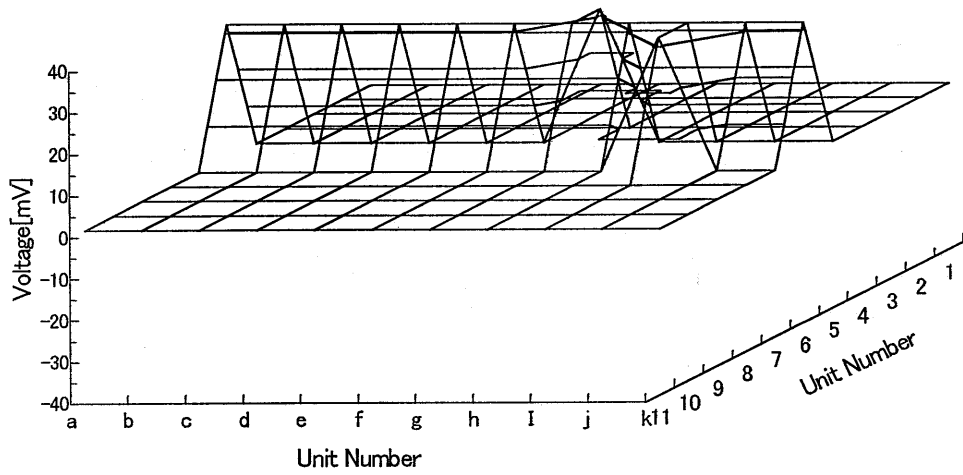


図 5.30 二つの物体が左方向と上方向にそれぞれ移動したときの横方向出力

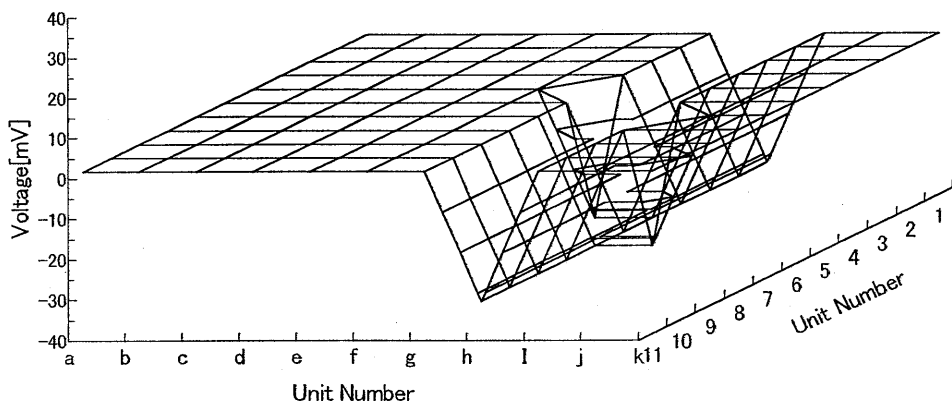


図 5.31 二つの物体が左方向と上方向にそれぞれ移動したときの縦方向出力

図 5.26 , 図 5.27 は途中で運動速度が変化したときの出力である。速度が減少すると出力も減少していることが示される。速度が変化したときは縦方向に若干のノイズが発生しているが、モデルの規模を大きくしたときには巨視的に見てあまり問題にならないと思われる。図 5.28 , 図 5.29 は途中で運動方向が変化したときの出力である。運動方向が途中で左向きから下向きへと変化している。当初は図 5.28 のように水平方向の出力が得られるが方向が変化した後は図 5.29 のように垂直方向の出力が得られる。図 5.30 , 図 5.31 は二つの物体が同時に移動したときの出力である。一つは左から右方向に、もう一つは下から上方向の移動である。水平及び垂直方向にそれぞれの出力が発生していることが示される⁽¹³⁾。

5.4.考察

本章では実験結果の考察について述べる。最初に従来の提案法と本手法の違いを記述する。文献(4)は眼球運動を実現する過程に置いて中心点の回りを差分することにより動き情報を得て移動物体を追尾している。本手法は移動物体をトレースすることは無いが各出力が反応することにより速度および方向が検出されている。文献(5)は差分を計算しエッジだけでなく物体内部の動きも測定される。つまり動いている物体を抽出する手法である。本手法も物体が動いているところに信号が発生するが文献(5)のような詳細な抽出は出来ない。しかし、速度および方向という形の出力が得られる。

文献(6)は受容野のモデルをハードウェア上で構築し、運動物体の速度を検出する手法を提案している。エッジの方向、速度を検出している。文献(7)は遅延素子と微分素子を組み合わせて物体のエッジの動きを検出する手法であり方向の検出が可能である。文献(8)は、エッジの動き情報を生成した後広域、狭域アマクリン細胞の働きによりエッジの部分が検出される。文献(6)～(8)のモデルは物体のエッジを検出しているのに対し本手法は物体全体を検出している。また、本手法は方向、速度の検出が可能であり全ての処理をアナログで行っている。

次に実験結果について考察を行う。1次元モデルについては第1層および第2層の出力ははずんだものになっている。これは CR 回路という簡単な微分回路を使っていることが原因である。しかし、差分回路、乗算回路を通した後は概ね良好な動き情報が出力されている。

図 5.14 では速度を小さくした時、出力電圧が若干減少している。速度に比例した電圧が発生するのが理想であり今後の課題である。また、図 5.16 で入力物体の大きさを大きくした場合も図 5.13 とほぼ同等の出力が得られている。入力物体の大きさにかかわらず同等な出力が得られるため実画像において有効であるといえる。二次元モデルにおいては速度を変化させた時にノイズが出ること、また 2 個の物体がクロスした時にもノイズが出ることが問題である。ノイズ除去により、より純粋な動き情報が得られるような回路設計が望まれる。

さらに、本回路は隣接素子間のみ結合であり、ハードウェア化容易な構造である。層間の結合についても各端子の一对一結合であり比較的単純な結線で実

現できる。しかし、集積度を上げるためには第 1 層、第 2 層のキャパシタの値をより小さくすることが必要であり今後の課題である。

5.5.まとめ

生体の視覚系モデルを参考にした動き検出アナログ電子回路の設計を行った。最初に一次元四層モデルを構成し実験を行った。物体の移動速度、方向が検出されることを確かめた。また、入力物体の大きさが変化しても出力にあまり影響を及ぼさないことも示した。次に一次元モデルを二次元モデルに拡張した。二次元モデルでは表面層のコンデンサを格子状に配列した。そして入力端子、出力端子を交互に配列した。これにより回路を簡単化でき一次元モデルと同様の出力結果が得られた。この結果により移動物体の物体の速度および方向が検出できることが示された。また、同時に複数の対象物が異なる方向に移動する時も動き情報が検出できることを示した。

アナログニューロデバイスの実現に向け、神経回路や視覚系のメカニズムを解明することは将来の人工網膜等のデバイスの実現に向け重要なものになることが予想される。将来集積化を行った場合部品点数が削減出来るだけでなく、耐故障性に優れている特徴を持つデバイスが実現できる。これは、生体の神経回路網は一部のニューロン、神経線維に欠陥が生じたり断線してもある程度までは正常な出力が得られることによる。また、本回路は隣接素子間のみの結合であり、ハードウェア化容易な構造である。

生体の神経系で行っている情報処理を利用した各種デバイスを実現することにより画像処理だけでなく動体の検出、分析等がリアルタイムに処理できる他、各種センサに応用できる。その他にも産業用、家庭用の各種製品に組み込むことも可能である。二次元に拡張したことによって、道路交通の測定、速度測定、入場者数のカウント、防犯センサ、オプティカルフローを作成するようなデバイス等の幅広い用途に利用できる動きセンサを安価に実用化できる。また複数の対象物があっても検出可能である。つまり多くの物体が同時に多方向に移動するときの検出に有利である。従来のスキャンする方法、デジタル的に差分を求める方法では運動物体を見失うおそれがある。また、x 軸方向、y 軸方向が別々に検出されることによりベクトルによって運動方向に関する情報検出も容易である。

また、本手法は物体の両端にあるエッジを差分することにより動きを検出する手法であり従来検知が困難であった現象の検出が可能である。また、全体が同じように動いている中での特定の物体が違う動きをする場合の検知にも有効である。具体的には歩行者が飛び出したときや障害物が飛び出したとき等何かイレギュラーな動きをしたものを教えて運転者を補助する警告装置や火山での土石流を検知し警告する装置などに応用できる。さらに、炎のゆらぎに反応することによる火災炎の検出にも応用できる。火災炎の検出には熱センサなどを用いる方法が一般的であるが、本モデルを応用することにより林野火災や放火など遠距離からの監視に

有効である。また、三次元的にある物体が近づいてくるときの検知も可能である。

今後の課題としては次のことがあげられる。差分回路および乗算回路を単純化して素子数の削減を目指す。また入力部の CCD 等の素子特性を解析し入力部デバイスの実現を目指す。同時に前処理の問題についても考慮する。それ以外にも運動物体の位置情報の検出やモデルに学習、順応性の機能を持たせることも課題である。最終的には視覚系、特に運動物体認識メカニズム解明の一助になることを目指す。

アナログニューロ技術については将来に長所、応用例が発見、開発されたときに備えて研究を進めておく必要がある。工学的観点から運動物体の移動方向、速度などを検出するアナログ電子回路を設計、シミュレートすることは生体の視覚系のメカニズム解明に有益であると思われる。本研究で提案している手法はハードウェア化を念頭に置いた手法であり将来の MOSFET の改良、動作電圧の低下により実現が可能であると思われる。

5.6.参考文献

- (1) Masashi Kawaguchi, Takashi Jimbo and Masayoshi Umeno, "Motion Detecting Artificial Retina Model by Two-Dimensional Multi-Layered Analog Electronic Circuits", *IEICE Transactions*, Vol. E86-A No. 2(2003-2)(in Press)
- (2) C. Mead: "Analog VLSI and Neural Systems", Addison Wesley Publishing Company, Inc. (1989)
- (3) C. P. Chong, C. Andre, T. Salama, and K. C. Smith : "Image-Motion Detection Using Analog VLSI", *IEEE J. of Solid-State Circuits*, Vol. 27, No.1, pp93-96 (1992-1)
- (4) Z. Lu, and B. E. Shi: "Subpixel Resolution Binocular Visual Tracking Using Analog VLSI Vision Sensors", *IEEE Trans. on Circuits and Systems-II: Analog and Digital Signal Processing*, Vol.47, No.12, pp1468-1475 (2000-12)
- (5) F. Luthon, and D. Dragomirescu: "A Cellular Analog Network for MRF-Based Video Motion Detection": *IEEE Trans. on Circuits and Systems-I: Fundamental Theory and Applications*, Vol.46, No.2, pp281-293 (1999-2)
- (6) R. Etienne-Cummings, J. V. der Spiegel, P. Mueller and M. Z. Zhang: "A Foveated Silicon Retina for Two-Dimensional Tracking", *IEEE Trans. on Circuits and Systems-II: Analog and Digital Signal Processing*, Vol. 47, No, 12, pp504-517 (2000-6)
- (7) T. Asai, M. Ohtani and H. Yonezu: "Analog MOS Circuits for Motion Detection Based on Correlation Neural Networks", *Jpn. J. Appl. Phys.*, Vol.38, Part 1, No. 4B, pp.2256-2261 (1999-4)
- (8) 山田仁・宮下貴重・大谷真弘・米津宏雄: 「内網膜機能に学んだ動き情報の生成とその電子回路化」, 信学技報, NC99-112, pp.149-155 (2000-3)

- (9)M. Kawaguchi, T. Jimbo and M. Umeno: "Motion Detection Artificial Vision Model by the Two-Dimensional Analog Electronic Circuits", Proc. International Conference on Neural Information Processing, FBP29, Taejon, Korea (2000-11)
- (10)M. Kawaguchi, T. Jimbo, and M. Umeno: "Motion Detection Two-Dimensional MOS Analog Electronic Circuits Using Biomedical Vision Model", Proc. SCI2001, Vol. 6, pp309-314, Orlando, USA (2001-7)
- (11)M. Kawaguchi, M. Uno, T. Jimbo, and M. Umeno: "Speed and Direction Detecting Artificial Vision Model by the Two-Dimensional Analog Electronic Circuits", Proc. SNPD'01, pp900-907, Nagoya, Japan (2001-8)
- (12)M. Kawaguchi, C. Shao, T. Jimbo, and M. Umeno: "Motion Detecting Two-Dimensional Three-Layers Analog Electronic Circuits Using Biomedical Vision Model", Neural Information Processing, Fudan University Press, Proc. Proc. International Conference on Neural Information Processing, Vol. 3, pp1225-1230, Shanghai, China (2001-11)
- (13)川口雅司・北村 登・神保孝志・梅野正義: 「二次元三層アナログ電子回路による生体の視覚系モデル」, 電気関係学会東海支部連合講演会, 693, pp347 (2001-11)

第6章 総括

本論文では第 1 章の「序論」では、視覚系、神経回路モデル、パターン認識の分野における研究の背景、各章の概要について述べた。

第 2 章では「生体の視覚系モデルとアナログ電子回路」について述べた。生体の視覚系モデル、網膜の構造および脳への視覚情報伝達メカニズム、神経回路モデルで行われているアナログでの基本演算を実現するための基本的なアナログ電子回路について解説した。また、本研究に関連した道路標識の認識手法およびアナログ電子回路による動き検出モデルに関する研究についても述べた。

第 3 章では、「生体の視覚系モデルによる文字パターン認識」について論じた。網膜における視細胞分布の違いによる中心視野と周辺視野の機能差から起こる眼球運動を文字認識の分野への応用について延べ、特徴検出モデルのアルゴリズムが有効であることを示し、人工網膜のような 3 次元デバイスへの応用も視野に入れた。

第 4 章では「大きさ・位置特定ネットワークによる最高速度標識の認識システム」について論じた。大きさ・位置特定ネットワークによるリング検出アルゴリズムを提案し、最高速度標識の認識システムの構築について述べた。

リング状のマッチングパターンを用いることによりリング検出を行う方法を提案し、このネットワークに大きさの異なるリング、あるいは中心からずらしたリングを入力しネットワークの性能試験を行った。提案したシステムは階層構造のネットワークでありハードウェア化可能な構造であり、半導体デバイスの実現によりリアルタイム処理が可能であることも述べた。

第 5 章では「生体の視覚系による動き検出二次元多層アナログ電子回路」について論じた。アナログ電子回路による動き検出モデルの設計、シミュレートに関して述べた。提案した動体の検出手法は第一段階として表面層のコンデンサにより入力の変化を微分する。これにより運動物体の速さが検出される。第二段階として検出された速さを差分回路によって処理することにより運動方向を検出している。アナログ素子によって回路の配線数、処理のプロセスが減少するだけでなく耐故障性に優れている新しいデバイスが実現できることを示した。

第 6 章の「総括」ではまとめおよび画像処理技術のハードウェア化へ向けての将来展望について述べた。

視覚系のハードウェア化については様々な研究がなされている。アナログデバ

イスが実現すれば生体の処理を遙かに上回る性能のものが実現することは不可能ではない。また将来の MOSFET の改良，動作電圧の低下により実現できる可能性が高いといえる。

筆者が本研究を遂行したことにより多くの経験，技術を習得した。文字パターン認識の実験では生体の視覚系機能について学ぶことにより，生体のメカニズムについて興味を持ち，それ以降の研究を続けるきっかけとなった。

最高速度標識の認識システムでは円を検出するために行われる多くの手法について学び，実画像を解析する中で実験室内では得られないデータを集められるという経験もした。アナログ電子回路による生体の視覚系モデルの研究では電子回路に関して再度学び，電子回路シミュレータ SPICE の操作技術を習得することも出来た。

これらの経験を生かしながら，アナログ情報処理技術の進歩と共に生体に近いより人間らしい処理を行う「やわらかな」情報処理の可能なコンピュータの実現を目指していきたい。

謝 辞

指導教授として本研究の機会を賜り、永きにわたり研究への適切な御指導を賜りました名古屋工業大学都市循環システム工学専攻教授工学博士 神保孝志先生に心から感謝いたします。研究を進めるに当たり御教示と御激励をいただき、また本論文を査読いただきました知能情報システム学科教授工学博士 石井直宏先生に心から感謝いたします。本論文を査読頂き、御教示頂きました名古屋工業大学副学長(電気情報工学科教授)工学博士 岩田彰先生に心から感謝いたします。

学生時代より永きにわたり公私ともに大変な御指導を賜りました中部大学工学部電子工学科教授・名古屋工業大学名誉教授工学博士 梅野正義先生に心から感謝いたします。

研究面において多方面から御指導頂きました極微構造デバイス研究センター教授工学博士 江川孝志先生, 極微構造デバイス研究センター助教授工学博士 邵春林先生, 都市循環システム工学専攻助教授工学博士 曾我哲夫先生, 極微構造デバイス研究センター助手工学博士 石川博康先生, 都市循環システム工学専攻助手工学博士 林靖彦先生, 北海道大学大学院システム情報工学専攻助教授工学博士 山内康一郎先生に心から感謝致します。

さらに公務の面でご援助下さり、絶えず御激励下さり研究活動に対し深い御理解を頂きました鈴鹿工業高等専門学校校長 勝山正嗣先生, 電気工学科主任教授工学博士 山口慎司先生, 電気工学科前主任教授 立木滋也先生ならびに電気工学科の教職員の方々に心から感謝いたします。特に鈴鹿工業高等専門学校電気工学科助教授工学博士 北村登先生, 鈴鹿工業高等専門学校電気工学科助教授工学博士 近藤一之先生には研究面においても示唆に富んだ御助言, 御指導を頂き深く感謝致します。

実験を進めるに当たり多大なる協力を頂きました児玉秀作氏(平成 10 年度博士前期課程修了), 宇野光徳氏(平成 12 年度卒業), 大久保亮介氏(平成 14 年度卒業)の皆様にお礼申し上げます。

最後になりましたが, これまで永きにわたり輪講, 行事などでお世話になりました梅野研究室・神保研究室・石井研究室の皆様方に感謝いたします。

発表論文リスト

1. 学術論文誌発表

- (1)梅野正義・朱 小燕・中村(川口)雅司, "生体の視覚系モデルによる文字パターン認識", 電気学会論文誌 C, Vol. 108, No. 7, pp. 453-456(1988-8)
- (2)Jing-xue Wang, M.Nakamura(Kawaguchi), Takashi Jimbo and Masayoshi Umeno, "Neural Model for Pattern Recognition", Lecture Notes in Computer Science 654, pp.296-304(1992-12)
- (3)川口雅司・児玉秀作・神保孝志・梅野正義, "大きさ・位置特定ネットワークによる最高速度標識の認識システム", 電気学会論文誌 C, Vol. 122, No.11, pp1931-1939 (2002-11)
- (4)Masashi Kawaguchi, Takashi Jimbo and Masayoshi Umeno, "Motion Detecting Artificial Retina Model by Two-Dimensional Multi-Layered Analog Electronic Circuits", IEICE Transactions, E86-A(2003-2)(in Press)
- (5)Masashi Kawaguchi, Takashi Jimbo and Masayoshi Umeno, "Motion Detecting Artificial Retina Model by Two-Dimensional Multi-Layered Analog Electronic Circuits", International Journal of Analog Integrated Circuits and Signal Processing, Kluwer's Journal(in Press) (論文(4)と同時掲載)
- (6)Masashi Kawaguchi, Takashi Jimbo, Masayoshi Umeno and Naohiro Ishii, "Multi-Layered Analog Electronic Circuits for Motion Detection Using Biomedical Vision and Brain Model", KES Journal(International Journal of Knowledge Based Intelligent Engineering Systems)(投稿中)

2. 国際会議発表

- (1)Masashi Nakamura(Kawaguchi), Syusaku Kodama, Noboru Kitamura and Masayoshi Umeno, "Vision Supporting System for Car Driver using Neural Network", ICONIP98 5th International Conference on Neural Information Processing, Proceedings of ICONIP98, Vol.2, pp1082-1085, Kitakyushu, Japan (1998-10)
- (2)Masashi Nakamura(Kawaguchi), Syusaku Kodama, Takashi Jimbo and Masayoshi Umeno, "Searching and Recognition of Road Signpost using Ring Detection Network", SMC99 1999 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, Proceedings Vol.2, pp190-195, Tokyo, Japan (1999-10)

- (3) Masashi Kawaguchi, Takashi Jimbo and Masayoshi Umeno, "Motion Detection Artificial Vision Model by the Two-Dimensional Analog Electronic Circuits", ICONIP2000 7th International Conference on Neural Information Processing, Proceedings ICONIP2000, FBP29, Taejon, Korea (2000-11)
- (4) Masashi Kawaguchi, Takashi Jimbo and Masayoshi Umeno, "Motion Detection Two- Dimensional MOS Analog Electronic Circuits Using Biomedical Vision Model", SCI2001 The 5th World Multiconference on Systemics, Cybernetics and Informatics, Orlando, Proceedings, Vol.6, Image, Acoustic, Speech and Signal Processing I, pp309-314, Orlando, USA(2001-7)
(Best Paper Award in the Image and Multidimensional Singal Processing session)
- (5) Masashi Kawaguchi, Mitsunori Uno, Takashi Jimbo and Masayoshi Umeno, "Speed and Direction Detecting Artificial Vision Model by the Two-Dimensional Analog Electronic Circuits", SNPD'01 2nd International Conference on Software Engineering, Artificial Intelligence, Networking & Parallel/Distributed Computing, Nagoya, Proceedings of the ACIS, International Association for Computer and Information Science, pp900-907, Nagoya, Japan (2001-8)
- (6) Masashi Kawaguchi, Chunlin Shao, Takashi Jimbo and Masayoshi Umeno, "Motion Detecting Two-Dimensional Three-Layers Analog Electronic Circuits Using Biomedical Vision Model", ICONIP2001 8th International Conference on Neural Information Processing, Shanghai, Neural Information Processing, Fudan University Press, Proceedings, 3, pp1225-1230, Shanghai, China (2001-11)
- (7) Masashi Kawaguchi, Takashi Jimbo and Masayoshi Umeno, "Multi-Dimensional Analog Electronic Circuits for Motion Detection Using Biomedical Vision Model", SCI2002 The 6th World Multiconference on Systemics, Cybernetics and Informatics, Orlando, Proceedings, Vol.3, Image, Acoustic, Speech and Signal Processing I, pp66-71, Orlando, USA (2002-7)
- (8) Masashi Kawaguchi, Takashi Jimbo, Masayoshi Umeno and Naohiro Ishii, "Multi-Layered Analog Electronic Circuits and the Hardware Implementation of Knowledge Based Learning System", KES2002 Sixth International Conference on Knowledge-Based Intelligent Information & Engineering Systems, Knowledge-based Intelligent Information Engineering Systems & Allied Technologies, pp759-763, Crema, Italy (2002-9)

3. 国内学会発表

- (1) 中村(川口)雅司・若松英樹・神保孝志・梅野正義, "車載用視覚補助システムの研究", 電子情報通信学会技術研究報告, PRMU97-36, p89-94(1997-5) (浜松)

- (2)児玉秀作・中村(川口)雅司・神保孝志・梅野正義, "ニューラルネットを用いた道路標識の位置特定", 電子情報通信学会技術研究報告, SST97, p21-24 (1997-12) (東京)
- (3)川口雅司・平野武範・神保孝志・梅野正義, "生体の視覚系モデルによる動き検出アナログ電子回路", 電子情報通信学会情報・システムソサイエティ大会講演論文集 D-2-1, p8(2000-10) (名古屋)
- (4)川口雅司・神村俊光・邵 春林・神保孝志・梅野正義, "CMOS 多値回路の設計と画像処理への応用", 電子情報通信学会基礎・境界ソサイエティ大会, A-1-9 , p9 (2001-9)(東京)
- (5)川口雅司・北村 登・神保孝志・梅野正義, "二次元三層アナログ電子回路による生体の視覚系モデル", 電気関係学会東海支部連合講演会, 693, pp347 (2001-11)(豊橋)
- (6)川口雅司・平野武範・神保孝志・梅野正義, "二次元多層アナログ電子回路による動き検出視覚モデル", 電気関係学会東海支部連合講演会, 599, pp300 (2002-9)(名古屋)