競合作用に基づく多方向運動検出ネットワーク

非会員 小 森 雅 和 (国立 都城工業高等専門学校)

非会員 唐 政 (宮 崎 大 学)

正 員 泉 田 喜一郎 (宮 崎 大 学)

A Multi-Directional Motion Detection Network Based on Neural Competition

Komori Masakazu, Non-member (Miyakonojou National College of Technology), Tang Zheng, Non-member, Izumida Kiichiro, Member (Miyazaki University)

In this paper, we propose a multi-directional motion detection network based on neural competition. The network can not only detect the multi-directional motion but also displacement threshold and apparent motion which is a psychological phenomena. The network is simulated on an actual motion and a psychological phenomena with a line movement. We also simulate the network with a two-dimensional movement.

キーワード：運動方向検出, 視覚, 競合作用, 仮現運動, 移動距離閾

1. はじめに

視覚において運動方向の選択性は、リアルタイムで三次元空間を認識する際に、対象物の立体構造, 自分と対象物の移動に関する相対関係などを知覚するためにも重要な役割を果たす。サルなどの脳において運動方向選択性を持つ細胞は一次視覚野の 4B 層、MT 野で発見されている⁽¹⁾⁽²⁾。また、M 経路 (網膜→神経節細胞→外側膝状体→一次視覚野→MT 野→MST 野) と呼ばれる経路において運動分析が主に行なわれていることがわかっている⁽³⁾⁻⁽⁵⁾。この M 経路における運動分析は比較的早い運動に対するものである。

運動方向選択機能を説明するモデルは、Barlow, Levick による遅延素子を用いたモデルや Hirahara, Nagano による心理的現象を説明できるモデルなどが提案されている⁽⁶⁾⁽⁷⁾。しかし、遅延素子を用いたモデルは、遅延時間が一定であるため入力刺激の移動速度が変化した場合、運動方向の選択を行うことができないことや、多方向の運動方向の検出については考慮されていないなどの問題があった。また、心理的現象を説明できるモデルは、一部の素子に自己へのフィードバック結合を持たせることで入力刺激の速度の変化にも対応でき、心理学的現象である仮現運動や移動距離閾も知覚可能であるが、二次元平面上の運動方向の選択の際に必要な多方向の運動検出についての考慮は不十分であった。

本論文では、競合作用に基づく多方向運動検出ネットワークを提案する。運動知覚に関する脳の視覚情報処理では、各検出位置において近傍の入力刺激と周辺の入力刺激が移動して同時に同じ検出位置に入力された場合、近傍の入力刺

激の移動による運動方向が知覚されやすい、移動速度が早い入力刺激と遅い入力刺激が同時に同じ検出位置に入力された場合では、早い入力刺激の方が知覚されやすいと仮定できると考えられる。そこで、提案するネットワークの出力層である第 3 層の各検出位置に競合作用を持たせた。これによって、多方向の運動検出が可能となっている。また、本ネットワークは、第 3 層の素子数を増やして、結合を増やすことにより容易に検出方向数を拡張することが可能となっている。一部の素子に自己へのフィードバック結合を持たせているので入力刺激の速度の変化にも対応可能である。また、ネットワークの満たすべき条件を求め、シミュレーションを行なった。本論文で提案するネットワークは心理的現象である移動距離閾や仮現運動が知覚可能であり、移動距離閾などについてもシミュレーションを行なった。

2. ネットワークモデル

〈2・1〉 ネットワークモデル 図 1 は本論文で提案する運動方向選択ネットワークで、運動方向の検出位置が 3 つで検出方向が 2 の場合である。ネットワークは 3 層構造をしており、各入力刺激の位置に対して実際の脳における皮質上に見られるコラムのような構造をなしており、本論文では便宜上これをコラムと呼ぶことにする。実際の脳において、運動方向選択性を持つ細胞が存在する一次視覚野 (V1) の 4B 層までは、網膜から外側膝状体 (LGN) の大細胞層、V1 の 4C_α 層を経て 4B 層に到達しており、本論文で提案するネットワークは第 1 層を LGN の大細胞層、第 2 層を V1 の 4C_α 層、第 3 層を 4B 層に対応づけることも可能である。

図1 競合ネットワークを用いた運動方向選択ネットワーク

Fig.1. Motion detection network using neural competition.

第1層: 図1のようなネットワークにおいて入力刺激が右から左に移動する場合、それぞれのコラムの入力において入力刺激の移動にともなう入力の時間的変化が起こる。ネットワークの第1層は、入力の時間的変化に反応する素子で、時間 t におけるコラム x の入力を $i_{x,t}$ 、出力を $L_{x,t}$ とした時、入出力応答は以下になる。

$$L_{x,t} = \begin{cases} 1 & i_{x,t-1} - i_{x,t-2} > 0 \\ 0 & i_{x,t-1} - i_{x,t-2} \leq 0 \end{cases} \dots\dots\dots (1)$$

上式よりわかるように、時間 t における第1層の素子の出力 L_t は時間 $t-1$ と $t-2$ における入力の差が正の時、つまり入力の時間的変化が正の時に応答するようになっている。また、第1層の出力は、同じコラムの第2層だけではなく第3層の素子に対しても出力されている。

実際の脳において、LGNの大細胞層の細胞は入力に対して一過性の応答を示す。このことより、大細胞層の細胞は入力刺激の変化に対して応答すると考えられるので、本論文で提案するネットワークの第1層はLGNの大細胞層に対応させることが可能であると考えられる。

第2層: 第1層をLGNの大細胞層、第3層をV1の4B層層とすると、第2層の素子はV1の4C α 層に対応する。第2層の素子は同じコラムの第1層の素子からのみ入力を受け、時間 t におけるコラム x の出力を $S_{x,t}$ とすると入出力応答は

$$S_{x,t} = \begin{cases} a & a < v_{x,t} \\ v_{x,t} & 0 \leq v_{x,t} \leq a \\ 0 & v_{x,t} \leq 0 \end{cases} \dots\dots\dots (2)$$

$$v_{x,t} = w_{ss} s_{x,t-1} + L_{x,t-1} \dots\dots\dots (3)$$

となる。ここで、 w_{ss} は $0 < w_{ss} < 1$ であり、第2層の素子の自己フィードバック結合である。また、 a は任意の値で、出力値が発散しないようにするためのものであり、ネットワークパラメータの条件を求める際に必要となる第3層

図2 第2層の入出力特性

Fig.2. Input-output response of layer 2.

の素子への入力値の総和の最大値を求めるのにも使われる。第2層の素子の出力は、同じコラムの第3層の素子に入力されるのではなく、他のコラムの第3層の素子から見た時にその素子が検出する方向の逆の方向のコラムの第2層の出力を入力として受ける形になるように第3層の素子に入力されている。また、第2層は自己の興奮性の結合を持っているが、Douglas らにより視覚野の皮質の細胞に対する多くの興奮性入力LGNからではなく皮質内であり、視覚皮質内では自己の興奮性結合の存在が提案されている⁽⁸⁾。第2層の素子は、自己のフィードバック結合により第1層からの入力に対して図2のような入出力特性を持つ。このように、自己のフィードバックを持つことによって、第1層からの入力による出力を減衰させながらある一定時間保持することが可能となり、この特性によって第3層において運動の検出をする際に入力の速度の変化にも対応が可能となっている。

第3層: 第3層は運動を検出する層であり、V1の4B層に対応づけられる。図1の第3層において小さな白丸は抑制性結合であり、図に見られるように第3層は各コラムごとにそれぞれの素子が相互に抑制性の結合を持ち、自己のフィードバック結合を持たない競合ネットワークを構成している。この競合ネットワークにより、それぞれのコラムにおいて入力の総和が一番大きい素子一つのみが競合により出力1を出すようになっている。また、各素子は同じコラムの第1層の素子からの入力と他のコラムの第2層の素子からの入力を受けている。第1層からの入力がない場合、その位置における入力移動による変化がないということになり、運動検出が行なわれると誤動作になるので、その素子は次節で求めるネットワークパラメータ条件によって出力をしないようになっている。各素子への第2層からの入力は、その素子が検出する運動方向と逆の方向のコラムからの入力を受けており、入力はその素子が検出する運動方

図3 二次元平面上における運動の選択方向数が4, 入力が 3×3 の場合のネットワーク

Fig. 3. Network with 4 directional detection and 3×3 input.

向に動いて来た時のみに入って来るようになっている。第2層の素子からの結合係数は正の値をとり、その素子から遠いコラムからの結合であるほど小さな値をとるようになっている。この結合係数と第2層の素子における第1層からの入力による出力を減衰させながら一定時間保持する特性により、第3層の素子への入力は入力刺激がより早い移動速度で、直前は素子からより近いところから移動してきており、長い時間移動しているほど入力の総和が大きくなる。本論文で提案するネットワークは、この性質と各コラムにおける第3層の競合作用によってそれぞれの位置における運動方向の検出を行なっている。この性質より、実際の脳における運動に関する視覚情報処理において、各検出位置において近傍の入力刺激と周辺の入力刺激が移動して同時に同じ検出位置に入力された場合、近傍の入力刺激の移動による運動方向が知覚されやすい、移動速度が早い入力刺激と遅い入力刺激が同時に同じ検出位置に入力された場合では早い入力刺激の方が知覚されやすいという我々の仮定を満足している。また、ネットワークは、第2層の出力特性と第2層の素子から第3層への結合様式により、心理学的現象である移動距離閾や仮現運動が知覚可能が可能となっている。

第3層の素子の入出力応答は、時間 t におけるコラム x の n 番目の素子の出力を $C_{x,n,t}$ とすると以下の通りになる。

$$C_{x,n,t} = \begin{cases} 1 & u_{x,n,t} > 0 \\ 0 & u_{x,n,t} \leq 0 \end{cases} \dots\dots\dots (4)$$

$$u_{x,n,t} = w_l L_{x,t-1} + \sum_j w_{sj} S_{j,t-1}$$

$$- \sum_{k \neq n} w_c C_{x,k,t} - h \dots\dots\dots (5)$$

ここで、 w_l, w_{sj} は第1層、第2層からの結合係数、 w_c は競合ネットワークにおける相互の抑制性結合、 h は閾値であり、いずれも正の値を取る。

図1は、直線上の運動に対する運動方向の検出を行うが、各コラムを二次元平面上に配置し、第3層の素子数を平面上的運動方向の検出に必要な数に増やし、第1層、第2層の素子との結合を持たせ、各コラム内で競合ネットワークを構成することにより、二次元平面において運動方向の検出の際に必要な多方向の運動検出を行うことができる。運動の選択方向数が4, 入力 3×3 の場合のネットワークは図3のようになる。

〈2・2〉 ネットワークの条件 ここでは、ネットワークが運動方向検出ネットワークとして満足すべき条件を求める。

まず、第3層の競合ネットワークが一番大きな入力を受けるただ1つの素子が勝利し、1を出力する条件を求める。競合ネットワークは第3層の素子数が増えたときのことを考え、素子数を n とし、簡単のため素子 i ($1 \leq i \leq n$)の入力の総和を I_i とすると第3層の競合ネットワークは図4のようになる。ネットワークの i 番目の素子の出力を o_i とすると、応答特性は連続時間応答モデルで表すと、

$$\tau \frac{du_i}{dt} = -u_i - w_c \sum_{k \neq i} o_k + I_i - h \dots\dots\dots (6)$$

$$o_i = \begin{cases} 1 & u_i > 0 \\ 0 & u_i \leq 0 \end{cases} \dots\dots\dots (7)$$

となる。ここで、 τ は時定数で、 u_i は素子の膜電位、 h はしきい値である。 w_c は相互の抑制性結合であり、自己への結合

図4 第3層の競合ネットワーク
Fig. 4. Competitive network in layer 3.

はないものとなっている。ネットワークのどの素子にも出力が1になるような入力が入ってこない場合、ネットワークのすべての素子が平衡状態の時、 $du_i/dt = 0$ であり、 $o_i = 0$ であるから、 I_{min} を出力が1にならないような入力の最大値とした時、式(6)より

$$u_i = I_{min} - h < 0 \quad (8)$$

となり、

$$I_{min} = h > 0 \quad (9)$$

となる。次に、ネットワークの2つの素子の出力が1となるような入力がある場合を考える。この場合、一番大きな入力を受ける素子ただ1つが勝利するという条件から、2つの素子が同時に1を出力することがあってはならない。どの素子を選んでも一般性は失われないから、1番目と2番目の素子が共に1を出力して平衡状態にあると仮定する。平衡状態の時 $du_i/dt = 0 (i = 1, 2)$ であるから、式(6)より2つの素子の平衡状態での膜電位は

$$u_i = -w_c + I_i - h \quad i = 1, 2 \quad (10)$$

となる。ここで、

$$u_i = -w_c + I_i - h < 0 \quad i = 1, 2 \quad (11)$$

となるような w_c, h を選ぶと、平衡状態の時2つの素子が同時に1を出力することができなくなり2つの素子が同時に1を出力することがあってはならないという条件を満たすことになる。また、素子が受けうる入力の最大値を I_{max} とすると、上式は I_{max} の時にも成立しなければならないから

$$u_i = -w_c + I_{max} - h < 0 \quad i = 1, 2 \quad (12)$$

より、

$$w_c > I_{max} - h \quad (13)$$

という条件を導くことができる。ここで、本論文で提案するネットワークの第3層の素子における I_{max} は、第2層の最大出力である出力値 a がその素子が入力を受けるすべての第2層の素子から入力され、それぞれに結合係数をかけてたしあわしたものに第1層からの入力に結合係数をかけたものを足した値となる。これを式で表すと、

$$I_{max} = \sum_j w_{sj} a + w_l \quad (14)$$

となる。ただし、 $\sum_j w_{sj} a$ はその素子が第2層から入力を受けるものに対しておこなう。

次に、ネットワーク全体について考える。各コラムの第3層の素子はコラムの第1層からの入力がない場合、入力刺激がないのに運動検出をすると誤動作になるので、第1層から入力がない場合は第2層の素子からの入力が最大値であっても出力1を出してはいけないから、素子のしきい値は

$$h > I_{max} - w_l \quad (15)$$

となる。ネットワークにフラッシュ入力が入ってきた場合、第2層の出力は入力に対して遅延があることより第3層への入力は第1層の出力のみである。この場合、入力は運動によるものではないので、第3層の素子は出力1を出してはいけないから、しきい値と第1層の素子からの入力に対する結合係数 w_l の関係は

$$w_l \leq h \quad (16)$$

となる。また、ここで $w_l = h$ とすると、コラムの第1層からの入力がある時、他のコラムからの入力が少しでもあれば反応してしまい、誤動作する可能性があるので、

$$w_l < h \quad (17)$$

となる。式(9)~(17)より、各コラムのパラメータの条件は、

$$h > I_{max} - w_l > 0 \quad (18)$$

$$w_c > I_{max} - h \quad (19)$$

$$w_l < h \quad (20)$$

となる。

3. ネットワークの性質

ここでは、心理的現象である移動距離閾や仮現運動に対する本論文で提案するネットワークの知覚条件について調べる。

〈3・1〉 移動距離閾について 人間は、ゆっくり移動する視覚刺激を知覚する場合、速度が遅ければ遅いほど知覚するのに移動距離を要する。この距離が移動距離閾である。簡単のためにネットワークの各層の素子の入出力にかかる時間を動作時間を1とする。今、あるコラムに入力刺激が

入ってから T 時間後に隣のコラムに入力が入ったとする。コラムの第2層の素子は、コラムに入力が入ってから、隣のコラムの第3層の素子に第1層の素子の出力が入ってくるまで自己のフィードバック結合によるループを $T-1$ 回通ることになり出力は w_{ss}^{T-1} となる。 m 個隣の場合は自己のフィードバック結合によるループを $mT-1$ 回を通ることになる。 n を入力刺激の移動数とすると、 n 個隣のコラムの第3層の素子の入力の総和 $U_d(n)$ は次式で与えられる。

$$U_d(n) = w_l + w_{s1}w_{ss}^{T-1} + w_{s2}w_{ss}^{2T-1} + \dots \quad (21)$$

$$= w_l + \sum_{i=1}^n w_{si}w_{ss}^{iT-1} \dots \dots \dots (22)$$

よって、移動距離は入力刺激の入力時間間隔 T が決まっている時、つまり入力刺激の移動速度が決まっている時、

$$U_d(n) = w_l + \sum_{i=1}^n w_{si}w_{ss}^{iT-1} > h \dots \dots \dots (23)$$

を満たす最小の n となる。

〈3・2〉 仮現運動について 仮現運動は映画の原理として知られるもので、最初の入力刺激が加えられてから、次の入力刺激が最初の入力刺激からある程度はなれた位置に入力された時、運動の知覚が行なわれるというものである。前節と同様に各層の素子の入出力に要する動作時間を1として考える。最初の入力刺激が与えられてから T 時間後に n 離れたところに入力刺激が入った場合、2 番めの入力刺激が n 離れたコラムの第3層の素子に入力されるまでの間、最初に入力刺激が与えられたコラムの第2層の素子の出力は、自己のフィードバック結合により $T-1$ 回ループをすることになる。 T 時間後に入力刺激が入ったコラムの第3層の素子は T 時間後にその入力を受けることになるので、 T 時間後に入力刺激が入ったコラムの第3層の素子は入力の総和を $U_a(n)$ とすると、

$$U_a(n) = w_l + w_{sn}w_{ss}^{T-1} \dots \dots \dots (24)$$

の入力を受けることになる。よって、

$$U_a(n) = w_l + w_{sn}w_{ss}^{T-1} > h \dots \dots \dots (25)$$

を満足すれば、仮現運動が知覚可能となる。

4. シミュレーション

ここでは、まず最初に直線上の実運動、心理学的現象に対するシミュレーション結果について述べ、次に二次元平面上に対するシミュレーション結果について述べる。

〈4・1〉 実運動 まず、最初に2つの入力例に対してシミュレーションを行なった(図5)。シミュレーションに用いたネットワークは、検出位置が10の直線上の運動を検出するもので、運動の検出方向が2の場合である。ここで、シミュレーションに用いたネットワークパラメータ w_{si} は第3層に近いコラムの第2層の入力から0.9から-0.05刻み、

図5 様々な入力に対するシミュレーション結果
Fig. 5. Simulation results of various inputs.

図6 単発フラッシュを2つ入力した場合のシミュレーション結果
Fig. 6. Simulation result of two flush inputs.

$w_{ss} = 0.9, w_c = 13.825, w_l = 12.825, h = 13.325, a = 1.9$ である。図5のシミュレーション結果で、右側の0,1はネットワークへの入力で、横の並びは位置を表し、縦は時間を表す。位置にはそれぞれコラム1つが対応しており、0は入力刺激なし、1は入力刺激ありとしている。また、左側はネットワークの出力結果であり、入力と同様に横の並びは検出位置を表し、縦は時間を表す。図より、入力刺激の移動方向に対してネットワークが反応しているのが分かる。ここで、ネットワークの出力が2ステップ時間の遅れているのは、ネットワークの第1層と第2層の素子による入出力動作による遅延があるためである。また、第3層の競合の時に素子の膜電位は第2層からの入力が変わると値がリセットされるようにした。

図7 入力間隔を変えた時のシミュレーション結果

Fig. 7. Simulation result of delay inputs.

(a)

(b)

図8 移動速度の異なる2つの入力刺激が交差する場合のシミュレーション結果 (a) w_{si} が -0.05 刻みの時、(b) w_{si} が -0.13 刻みの時

Fig. 8. Simulation results of two inputs which has different velocity crossed over at a point. (a) w_{si} decreases with the unit of -0.05 . (b) w_{si} decreases with the unit of -0.13 .

次に、ネットワークに対して単発フラッシュを入力してシミュレーションを行なった。シミュレーションの結果、ネットワークは単発フラッシュに対する反応は起こらなかった。これは、ネットワークに入力が入ってきて、第1層の出力が1となり第3層の素子に入力が増えられるが、第2層の素子は入出力にかかる遅延時間があるために出力が第3層の素子に加えられず、入力が閾値を越えられないためである。また、最初に単発フラッシュが入力されてから短い時間で、つまり、第2層の素子の出力が十分に減衰していな

図9 移動距離閾に関するシミュレーション結果

Fig. 9. Simulation result of displacement threshold.

い間に第2の単発フラッシュが入力された場合、図6に示すようにネットワークが反応してしまう。本論文では、入力を0,1に限ってシミュレーションを行なったが、短い時間間隔で単発フラッシュを2回入力するのは入力を連続値にした時、ネットワークの第1層の素子は入力刺激の時間的変化が正の時に出力をすることより、ネットワークは一樣入力が増え、入力が急激に大きくなった場合と同じ動作をする。これは、視野全体あるいは一定の部分領域の輝度を急激に変化させるとその領域が膨張したり収縮したりする、仮現運動の γ -motionを部分的に説明していると考えられる。

次に、入力刺激の間隔を変えてシミュレーションを行なった(図7)。図7のように入力間隔が長くなってもネットワークは運動方向に対して反応している。これは、第2層が自己フィードバックを持っていることによる。このことにより、ネットワークはある一定の入力刺激速度に反応するのではなく、運動の検出にある程度の反応速度幅を持っていることになる。反応速度幅は w_{ss} , w_{si} と第3層の閾値 h の値のとり方によって変えることにより可能である。また、入力間隔を長くすることは、次節の移動距離閾と密接な関係がある。

次に、移動速度が異なる2つの入力刺激が同じ検出位置に入力された場合のシミュレーションを行なった。図8はそのシミュレーション結果である。図8(a)は、 w_{si} が第3層に近いコラムの第2層の入力から0.9から -0.05 刻み、(b)は0.9から -0.13 の場合である。図8(a)の場合は、2つの入力刺激が同じ検出位置に入力される前に移動速度の遅い方の入力刺激の運動知覚が行なわれず、早い移動速度の入力刺激が移動して来たように知覚された。しかし、図8(b)の場合は、2つの入力刺激が交差する前でも移動速度の早い入力刺激も遅い入力刺激も運動が知覚され、交差した所のみ早い移動速度の入力刺激による運動の知覚が行なわれた。このことより、提案したモデルは検出位置のコラムか

(a)

(b)

図 10 移動距離閾の条件に関するシミュレーション結果。(a) w_{ss} を変えた場合 (b) h を変えた場合
Fig. 10. Simulation result of displacement threshold condition with different parameters: (a)weights and (b) thresholds.

ら離れる程 w_{ss} の値の減少が大きい場合は、入力刺激の移動速度よりも近くの入力刺激の方が知覚されやすくなり、減少が少ない場合は移動速度が早い方が知覚されやすくなる。

〈4・2〉 心理的現象による運動知覚 まず、最初に移動距離閾に関するシミュレーションを行なった。図 9 は移動距離閾に関してシミュレーションを行なった結果である。図 9 は、入力の時間間隔が 7 の時のシミュレーション結果で、ネットワークのパラメータは前節のものをを用いた。図 9 のシミュレーション結果の場合、移動距離閾は 2 となる。また、前章で求めた移動距離閾の条件について、 w_{ss} と第 3 層のしきい値 h に関していくつかの値についてシミュレーションを行なった。図 10 はそのシミュレーション結果である。ここで、図 10 の (a),(b) における他のパラメータはシ

図 11 仮現運動に関するシミュレーション結果
Fig. 11. Simulation results of apparent motion.

ミュレーションに用いたものと同じである。図の横軸は入力時間間隔を表し、縦軸はそれぞれの入力時間間隔の時の知覚可能な最大の移動距離を表している。図 10(a) の w_{ss} の値を変えた場合、 w_{ss} の値を大きくするに従い移動距離閾 1 もしくは 2 知覚可能な入力時間間隔が広がった。また、 w_{ss} の値が小さくなるほど、知覚可能となる入力時間間隔が短くなった。このことより、 w_{ss} の値を大きくすると、移動距離閾の知覚距離および入力時間間隔が伸びるのが分かる。図 10(b) の第 3 層のしきい値 h を変えた場合は、しきい値の値を小さくするにつれて入力時間間隔が長くなって短い移動距離で運動の知覚可能になるような結果が得られた。また、逆にしきい値の値が大きくなるにつれ、運動の知覚に必要な移動距離が伸び、入力時間間隔も短くなる結果が得られた。シミュレーション結果は、図 9 のネットワークのシミュレーションの通りシミュレーションで用いた図 10(a) では $w_{ss} = 0.9$ 、図 10(b) では $h = 13.325$ の時、入力時間間隔 7 で移動距離閾は 2 となっている。また、前節で述べた入力間隔が長い場合のシミュレーションは、移動距離閾が 1 の時と考えられる。図 7 と図 10 より、図 10(a) では $w_{ss} = 0.9$ 、図 10(b) では $h = 13.325$ の時、入力時間間隔が 6 までは移動距離閾は 1 であり、図 7 の結果と一致していることが分かる。

次に、仮現運動に関するシミュレーションを行なった。図 11 は仮現運動に関するシミュレーションの結果である。同様に、前章で求めた仮現運動の知覚条件について、 w_{ss} と第 3 層のしきい値 h に関していくつかの値についてシミュレーションを行なった。図 12 はそのシミュレーション結果である。ここで、図 12 の (a),(b) における他のパラメータはシミュレーションに用いたものと同じである。図の横軸は入力時間間隔を表し、縦軸はそれぞれの入力時間間隔の時に仮現運動が知覚可能な最初の入力刺激の入力位置から二番目の入力刺激の入力位置までの距離の最大値を表している。図 12(a) の w_{ss} の値を変えた場合、 w_{ss} の値を大きくするに従いそれぞれの入力時間間隔における知覚可能となる距離が伸びる結果となった。図 12(b) の第 3 層のしきい値 h を変えた場合、しきい値が大きくなるにつれて知覚可能となる最大距離が短くなる結果が得られた。図 12 の結

(a)

(b)

図 12 仮現運動の知覚条件に関するシミュレーション結果。(a) w_{ss} を変えた場合 (b) h を変えた場合

Fig. 12. Simulation result of apparent motion condition with different parameters: (a) weights and (b) thresholds.

果は、図 11 の結果では入力の間隔 4 の時、距離が 5 となっており、図 11 のシミュレーションで用いた図 12(a) では $w_{ss} = 0.9$ 、図 12(b) では $h = 13.325$ の時のグラフと一致していることが分かる。

〈4・3〉 二次元平面上の運動知覚 ここでは、ネットワークの二次元平面上での運動知覚に必要な多方向の運動検出のシミュレーションを行なった。図 13 はシミュレーション結果である。ここで、ネットワークは 10×10 のネットワークで、パラメータは前節までと同じパラメータを使いシミュレーションを行なった。また、運動方向の知覚は 8 方向、つまり、第 3 層の素子数が 8 の場合である。ここで、図の T は時間を表す。図 13 より提案したネットワークは

二次元平面上での運動知覚に必要な多方向の運動検出も可能であることがシミュレーション結果よりわかる。

5. む す び

本論文では、競合作用に基づく多方向運動検出ネットワークを提案した。LGN で大細胞層は一過性応答を持つ。運動方向の検出細胞は V1 の第 4B 層で発見されている。視覚野の皮質の細胞に対する多くの興奮性入力 LGN からではなく皮質内であり、視覚皮質内では自己の興奮性結合の存在が提案されていることなどより、提案したモデルは 1 層を大細胞層、第 2 層を V1 の $4C_{\alpha}$ 層、第 3 層を V1 の 4B 層に対応づけることも可能であると考えられる。ネットワークの満たすべき条件を求め、シミュレーションを行なった。シミュレーション結果は良い結果が出たが、単発フラッシュを短い時間間隔で入力した場合に誤動作が起こった。これは、視野全体あるいは一定の部分領域の輝度を急激に変化させるとその領域が膨張したり収縮したりする、仮現運動の γ -motion を部分的に説明していると考えられる。また、心理学的現象である移動距離閾、仮現運動に対してネットワークの知覚条件を求め、ネットワークのシミュレーション結果との比較を行なった。最後に、二次元平面上での運動知覚に必要な多方向の運動検出に対してのシミュレーションを行ない提案したネットワークが多方向の運動検出が可能であることを確認した。

今後の課題としては、V1 より高次の位置に存在する MST 野では大きな視野全体が水平に動く時に応答する細胞、放射上に動く時に応答する細胞やある点の回りに回転する時に応答する細胞が発見されていることより、提案したネットワークの出力を用いて入力の部分領域に対してこれらの 3 つの状態を検出するネットワークを構築することが挙げられる。

謝 辞

本稿の修正にあたり多数の貴重な御意見を頂いた査読委員の方々に心より感謝致します。

(平成 10 年 11 月 24 日受付, 同 11 年 4 月 23 日再受付)

文 献

- (1) 齊藤正昭, “視覚神経の構造とその情報処理,” 情報処理, 30, pp.114-128(1989).
- (2) J. H. Maunsell, and D.C. Van Essen, “Functional Properties of Neurons in Middle Temporal Visual Area of Macaque Monkey. 1. Selectivity for Stimulus Direction, Speed and Orientation,” J. Neurophysiol., 49, pp.1127-1147(1983).
- (3) D. C. Van Essen, and J. H. R. Maunsell, “Hierarchical Structure and Functional Streams in the Visual Cortex,” Trends Neurosci., 6, pp.370-375(1983).
- (4) W. H. Merigan, and J. H. R. Maunsell, “How Parallel are the Primate Visual Pathways?,” Ann. Rev. Neurosci., 16, pp.369-402(1993).
- (5) M. S. Livingstone, and D. H. Hubel, “Psychophysical evidence for separate channels for the perception of form, color, movement, and depth,” J. Neuroscience, 7, pp.3416-

図 13 二次元平面上的運動知覚のシミュレーション結果
Fig. 13. Simulation results of square input.

- 3468(1987).
- (6) H. B. Barlow, and W. R. Levick, "The Mechanism of Directionally Selective Units in Rabbit's Retina," J. Physiol.(Lond.), 178, pp.447-504(1965).
- (7) M. Hirahara, and T. Nagano, "A neural network model for visual motion detection that can explain psychophysical and neurophysiological phenomena," Biol. Cybernetics, 68, pp.247-252(1993).
- (8) R.J. Douglas, K.A.C. Martin, and D. Whitteridge, "A canonical microcircuit for neocortex," Neural Comput 1, pp. 480-488, 1989.

小森雅和 (非会員) 平6 宮崎大・工・電子卒. 平8 同大大学院修士課程了. 同年国立都城高専・電気工学科助手, 現在に至る. ニューラルネットワーク, ファジーシステム等の研究に従事.IEEE, 日本神経回路学会会員.

唐政 (非会員) 昭57 浙江大・工・電子卒. 昭63 清華大博士課程了. 同年同大・工・微電子学研究所講師. 平1 宮崎大研究生. 平2 同大・工・電子工学科助手. 平5 同大・工・電気電子工学科助教授, 現在に至る. ニューラルネットワーク, 多値論理, ファジーシステム等の研究に従事.IEEE 会員. 工博.

泉田喜一郎 (正員) 昭43 熊大・工・電子卒. 同年三菱電機(株)入社. 昭61 三菱スペース・ソフトウェア株式会社出向. 平7 宮崎大・工・電気電子・教授, 現在に至る. 工博(東北大). システムの推定・制御問題, 視覚に関するデジタル信号処理の研究に従事