

人工網膜の一アプローチ

梅野正義・清水昇市*・野間敏弘**・太田正光***

共通講座教室

(1983年9月5日受理)

Approach to Artificial Retina

Masayoshi UMENO, Shoichi SHIMIZU*, Toshihiro NOMA**, Masamitsu ŌTA***

Engineering Science

(Received September 5, 1983)

The problems for approaching the artificial retina have been studied by using two methods. At first, we analyzed the photovoltaic effect of a receptor cell by solving Poisson's equation concerning the distribution of ions near the receptor cell. As the result, we were able to estimate there is a difference of $10^{15} \sim 10^{16} [\text{cm}^{-3}]$ between positive charge ion concentration and negative one near the receptor cell. In the next place, we investigated visual functions, i.e. pattern recognition, parallel processing and self-organization, and then pointed out the conditions for working these functions in the hardware system such as with semiconductor devices.

1. 序 論

情報化社会と呼ばれる今日において、多量の情報から必要な情報を得るために、従来のコンピュータより高い性能をもつ情報処理装置が求められている。その中で、第5世代コンピュータと呼ばれる次の世代のコンピュータには、高速演算とともに、今までコンピュータが苦手としてきた図形処理、パターン認識、自然言語の解釈などができるものが開発されようとしている。これらの処理は、人間が得意とするもので、逆にいえば、人間がもつ機能により近いものを機械で実現しようとする試みともいえる。

このように、生体の優れた能力を工学的に実現するときに、生物系と工学系の橋渡しをするのが、いわゆる生体工学といわれるものである。これには“生体機能の合成”と“生体機能の解析”という二つの立場がある。“生体機能の合成”とは、生体の極めて優れた機能を学び、これをヒントに工学機械を実現しようという工学側の要求からなるものである。“生体機能の解析”とは、工学の方で発達した手法を生物系科学に利用することにより、生体の仕組みを解き明そうとするものである。

今回、対象とするものを視覚機能とし、その中で、“生体機能の解析”の立場では、網膜における光電変換の仕組みを電磁気学的に捕え直してみた。また、“生体機能の

合成”の立場では、網膜をパターン認識機能をもつインテリジェントな端末とみだて、それに最適なデバイスを実現するためのアプローチの仕方を探ってみた。

2. 1 生体機能の特徴¹⁾

生体機能の解析、合成を行なうにあたり、まず視覚系の生体機能、特に神経回路網における特徴を上げてみる。

- ① 感覚受容器から始まる神経回路は、すべて並列に伝送、処理されている。このことは、現在のコンピューティングにおける信号処理がほとんど時系列信号を取り扱っているのと比べると大きな違いである。
- ② 一つの決定的なアルゴリズムに従って論理的に情報処理しているのではなく、確率的な(ストカスティック)な処理を行なっている。これにより、生体では処理系の一部が破損した場合でもある程度まで、支障なく処理を行なうことができる。
- ③ 神経回路の働きは常に一定ではない。例えば学習、自己組織により、処理能力が向上することがわかっている。また、短かい時間でみれば、疲労・順応といった変化がみられる。
- ④ 興奮と抑制の二つの働きで情報処理を行なっている。その相互作用により、発散等が生じるのを防いでいる。
- ⑤ 条件反射にみられる分化・汎化がある。つまり、多くの情報から一つの因子を抽出する能力、他の情報を連

想する能力といえる。

これらの特徴は、伝達及び処理部といった、比較的大きな系をながめた時に見られる特徴であるが、この他にも、ニューロン単位での側抑制、パルス信号伝達、受容野などの特徴もある。

2.2 光電変換の仕組

網膜の働きの中で最初に行なわれるのが、光を電気に変換する「光電変換」である。この動作については色々な電気回路モデルも考案されてはいるが、実際に光電変換に関与しているイオンの分布状態がどうなっているのかは、まだ、十分にわかっていない。そこで、イオンの分布状態がどのようになっているのかを電磁気学的に考えてみよう。

生理学的な実験により、神経細胞の膜の内と外には、定常時において、静止電位と呼ばれている電位差が存在していることがわかっている。網膜においても、光電変換をつかさどる視細胞（杆体と錐体の二種類がある）にこれに相当するものがあり、だいたい40 mVで、膜の内側が外側に対して負になっている。この電位差が発生する原因は、生化学的な作用により、膜の内側と外側で正負イオンの分布が異なるためであるが、ここでは、その分布の違いがどのようなメカニズムで起きているかは問題にせず、どのように分布しているかに注目する。

解析にあたり、次のような仮説を立てておく。“視細胞とその周辺を一つの系としてみた場合、その系は電気的に中性である”。このことは、詳細バランスが成り立つとすれば不自然な仮説とはいえない。したがって、イオンの分布において、電気的に中性の状態になっていないのは、膜内外の近傍だけと考えてやる。

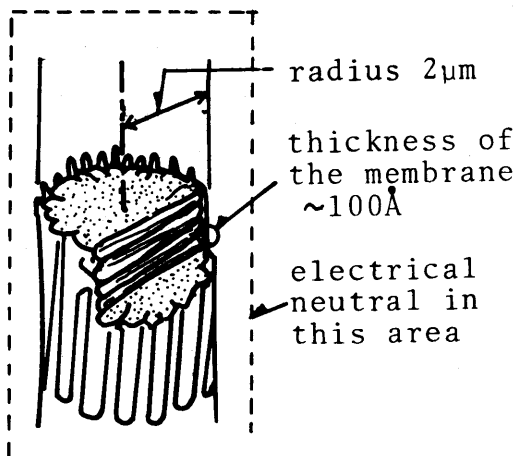


Fig. 1 Three-dimensional picture of rod.

モデルとしては、一次元のモデルを用いる。生理学的実験により、得られているデータとして、視細胞の大きさは、半径2 μmの円柱状（杆体）、膜の厚さ100 Å 静止電位40 mVを用いる。いま、Fig.2(a)のようにプラスイオンとマイナスイオンの濃度差があり、その領域（膜内側：0 ~ x₁, 膜外側：x₁ ~ 2x₁の領域）が膜厚に比べて大きいとしている。そのため膜厚は無視する。

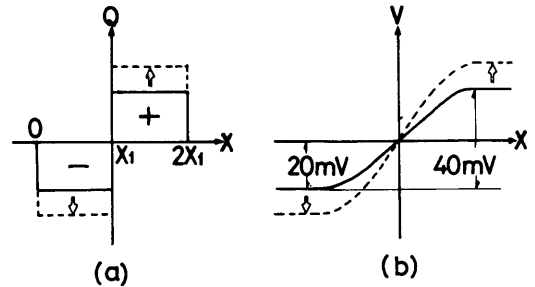


Fig. 2 Distributions of charged ions [a] and electric potential [b] near the membrane of the receptor cell.

電位と電荷密度の関係はポアソンの方程式より、

$$0 \leq x \leq x_1 \text{ の領域で } \frac{d^2V}{dx^2} = \frac{eN_-}{\epsilon_0 \epsilon_s} \quad (1)$$

$$x_1 \leq x \leq 2x_1 \text{ の領域で } \frac{d^2V}{dx^2} = -\frac{eN_+}{\epsilon_0 \epsilon_s} \quad (2)$$

膜の内側と外側で、電荷の密度分布の形が一様分布（符号は異なる）だとしているので、0 ≤ x ≤ x₁の領域だけを考える。(1)式を解くと、

$$V = \frac{e \cdot N_-}{\epsilon_0 \cdot \epsilon_s} \cdot \frac{x_1^2}{2} \left(\because \frac{dV}{dx} \Big|_{x=0} = V \Big|_{x=0} = 0 \right)$$

$$\therefore N_- = \frac{2 \cdot \epsilon_0 \cdot \epsilon_s \cdot V}{e \cdot x_1^2} = 1.36 \times 10^8 \times \frac{1}{x_1^2} \quad (\text{m}^{-3})$$

$$\epsilon_0 = 8.85 \times 10^{-12} \text{ (F/m)}, \quad \epsilon_s = 61.5$$

$$e = 1.60 \times 10^{-19} \text{ (C)}, \quad V = 2.0 \times 10^{-2} \text{ (V)}$$

より、x₁ (μm) と N₋ (cm⁻³) の関係が出る。これをグラフで表わすと Fig.3 となる。杆体の半径が2 μmなので、電気的に中性になっていない領域をだいたい膜から0.3 μmまでとすると、その領域でのプラスイオンとマイナスイオンとの密度差は10¹⁵~10¹⁶ (cm⁻³) 程度になっていると推測される。

次に光が入ってきた場合を考える。このとき過分極(分極の度合いが増し、発生電圧が大きくなる)作用が起こるが、これは、入射光により、イオン密度差が大きくなるためだと考えられる。(Fig.2の破線の状態に遷移)

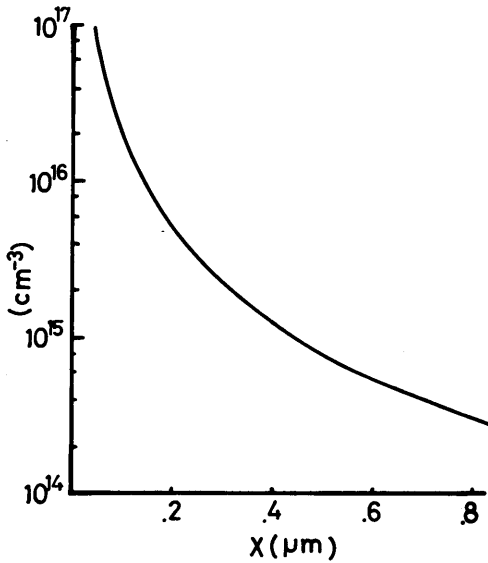
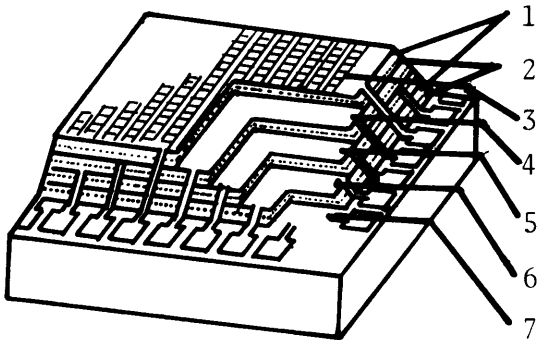


Fig. 3 Difference between positive charge ion concentration and negative one versus distance apart from the membrane.

2. 3 パターン認識システム

パターン認識の方法として、様々な方法が考案されているが、その中で、並列処理、自己組織化によるパターン認識能力の獲得など、生体とよく似た機構をもつ工学モデルが報告されており²⁾ 非常に興味深い。一方、デ



- 1. Single crystalline semiconductor layer
- 2. Insulated layer
- 3. Photoreceptor
- 4. Transmitter
- 5. Memory
- 6. Operator
- 7. Power supply

Fig. 4 Three-dimensional semiconductor device model of artificial retina.

バイスの研究においては、今後超格子素子、三次元回路素子といった方面での開発が求められており、多層機能集積素子が、この状況の下で、研究テーマの一つとしてとり上げられている³⁾。ここで述べたパターン認識のアルゴリズムと、デバイスという二つの異なるカテゴリーのものを結びつけることにより、生体の視覚機能の代用として、つまり“人工網膜”と呼ばれるような、工学部品が作製可能になるのではないと思われる。

2. 3. 1 システムの仕様

どのような機能を持ったシステムを考えるかを明らかにしておく。生体のもつ機能をすべて満たすものができれば申し分ないが、その機能が非常に多岐にわたり、かつまたその仕組が十分わかっていない状況では、それは不可能である。そこで今回は、①パターン認識機能： n 種類のパターンを分類、認識し、その結果を出力部に表示する。出力に際しては、任意のパターンに対して、 n 個に分割されている出力部の一ヵ所が対応する形式をとる。②並列処理機能：二次元の図形を走査し、時系列信号に変換して処理するのではなく、二次元のまま一度に処理する。③自己学習機能：学習時にパターンが入力されると、任意のパターンが正しいクラスに分類されるよう、内部パラメータを変化させる。内部パラメータが収斂した時点で学習を終了する。以上の三つを考える。よって時間的特性・色覚機能、ならびに前処理における拡大、縮小、エッジ強調等は考慮していない。

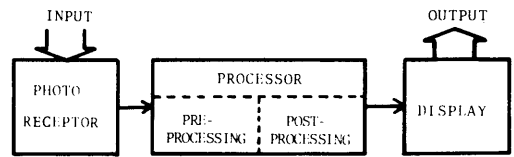


Fig. 5 Schematic diagram of visual function.

2. 3. 2 システムの原理

i) シナプス荷重の変更

先に述べた機能のうち③自己組織化機能についてさらに説明を行なう。

先天盲の人の場合、角膜手術等をして目は開いたとしてもパターン認識が十分できないとか、異状環境下に置かれたネコが、その環境下で経験する特徴の検出細胞が発達するといった現象がある。これは特徴抽出細胞の種類や配列の仕方など一応の構造は遺伝的に決定されるが、細部の配置や構造は、正常な視覚体験を通じた自己組織によって作り出されることを物語っている。つまり、生体は、自分の置かれた環境に適応すべく、各細胞の結合状態を変化させていることがわかっている。

次に工学モデルでこのことを考えてみる。生体では

ニューロンとニューロンが結びついている所をシナプスというが、先に述べたような結合状態を変化させることのできるシナプスを可塑シナプスと呼ぶ。そして可塑シナプスの信号の伝達の割合を変えるものがシナプス荷重である。この可塑シナプスを持ったニューロンの工学モデルを Fig.6 に示す。ここで x_i は入力信号、 w_i がシナプス荷重、 y は出力信号で、

$$y = f(\sum x_i \cdot w_i - \theta)$$

で表わされる。 θ は閾値、 f は出力関数で、非線形関数がよく用いられる。なお、ニューロンとニューロンが結びついていない場合はシナプス荷重が0であると考えられる。

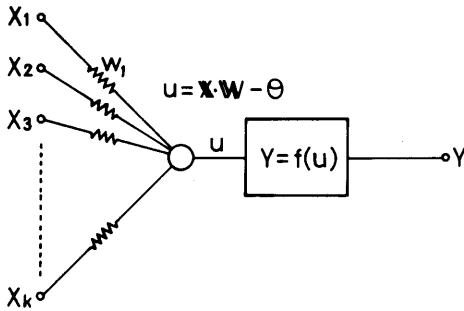


Fig. 6 Neuron mode of synaps.

学習・自己組織化とは、情報源からの信号パターン(いくつかのパターンに分類できる)を受信・処理して、その結果が各々のパターンのものであるというクラス分けして、正しい出力が出るように w_i を変化させていくことである。

ii) シナプス荷重変更の諸仮説

シナプス荷重変更については、どのような条件の時に変更するか、いくつかの説が出されているので、簡単に説明を行なっておく⁴⁾

① 単一作用仮説 (Fig.7(a))

Xの発火あるいはYの発火いずれか一方の作用だけによって可塑的な変化が生ずる。

② シナプス前促進型仮説 (Fig.7(b))

Zは直接Yを発火させないが、XからYへのシナプスの伝達効率を可塑的に変化させる。

③ 連合作用仮説 (Fig.7(c))

X ∩ Y型: Xの発火かつYの発火の時変化する。つまりシナプス後部のニューロンの発火に対して、役に立った結合だけが選択的に強化されていく。

$\bar{X} \cap Y$ 型: Xの不発火かつYの発火に対して、役に立たなかった結合は消滅していく。

④ 強化指令仮説 (Fig.7(c))

Zの発火とXの発火との相互作用によってシナプスの効率が変わる。ニューロンZは「教師あり学習」における教師の役割を果たす。

⑤ 最大検出型仮説 (Fig.7(a))

Xが発火し、かつY近傍にYよりも強く発火しているニューロンが存在しない場合のみ、XからYへの結合を強化する。

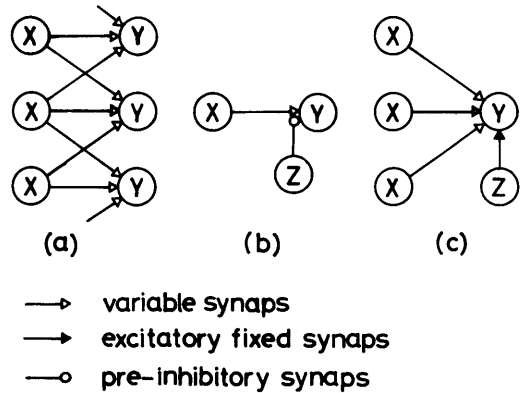


Fig. 7 Hypotheses of change of synaptic weights.

iii) シナプス荷重の設定^{5),6)}

入力信号を \mathbf{x} , シナプス荷重を \mathbf{w} というベクトルで表わし、 \mathbf{x} の出現確率を $P(\mathbf{x})$ とする。ここで $R(\mathbf{w}, \mathbf{x})$ をシステムが信号 \mathbf{x} をパラメータ \mathbf{w} で処理したときの損失(学習のポテンシャル関数)と考えるならば、システムが正しくパターン認識できるようにする(損失を少なくするには、

$$L(\mathbf{w}) = \langle R(\mathbf{w}, \mathbf{x}) \rangle = \int P(\mathbf{x}) R(\mathbf{w}, \mathbf{x}) d\mathbf{x}$$

で表わされる $L(\mathbf{w})$ (学習の平均ポテンシャル) を最小にするような \mathbf{w} を選ぶ必要がある。それには

$$\dot{\mathbf{w}} = -\nabla L(\mathbf{w}) = -\left(\frac{\partial L}{\partial w_1}, \frac{\partial L}{\partial w_2}, \dots, \frac{\partial L}{\partial w_n} \right)$$

を解けばよい。 $-\nabla L(\mathbf{w})$ は、 \mathbf{w} を変えた時に L が一番急に減少する方向を示すベクトルである。前述のシナプス荷重変更時の条件の違いは、 $R(\mathbf{w}, \mathbf{x})$ の違いとして現われる。

IV) 自己組織モデル⁷⁾

第 i 番目の神経細胞 N_i には、情報源 I からシナプス荷重 w_i で、また抑制信号からシナプス荷重 w_o で、それぞれ、 \mathbf{x} , x_o が入力される。出力 y_i が発火したとき、入力に比例してシナプス荷重を増加させてやる。その結果、外界の情報構造 I に合わせて自己を組織し、外界信号の一つ一つを処理する専用の検出細胞を作ることになる。

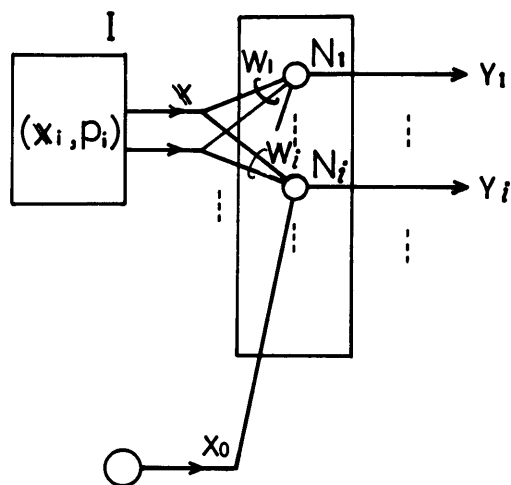


Fig. 8 Self-organizes model.

2. 3. 3 アルゴリズム決定のためのパラメータ

自己組織モデルの一例も示してきたが、ここでシナプス荷重変更のアルゴリズムにおける条件パラメータを整理してみる。

① 結合領域

ニューロンモデルは、一般に複数の入力を受け、1出力を出す多入力1出力の型で表わされている。あるニューロンが入力として取りこむ信号を出している前段のニューロンの存在する領域の広さ（生理学でいう“受容野”に相当する）、ならびに結合の状態（規則性を持つのか、まったくランダムか）はどのように設定すべきかが問題となる。また何層構造にするか、各層間における結合の仕方は変えるのか、それとも同じものにするのかといったことも考慮する。

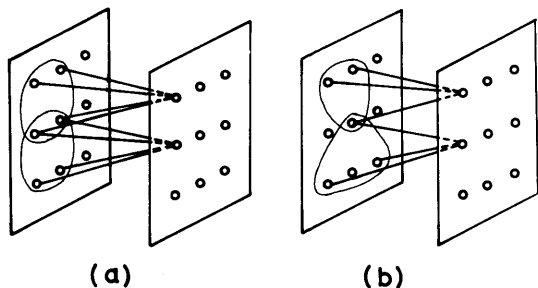


Fig. 9 Connecting area, regular [a], random [b].

② 強化の条件ならびに変化量

シナプス荷重 w_i を変化させる際、 w_i をどの程度にするのかを定める必要があるが、何回かの学習、自己組織化によって、 w_i が一定値に定まり、かつ、最適値にな

ることが望まれる。もし、一定値に定まらない時は、いつまで学習・自己組織化させるのか考える。また、アルゴリズムによっては、認識不可能なパターンが、初期状態（各 w_i の値）の設定の仕方いかんでは、生じる可能性も出てくるので注意を要する。一般的に、一度の変化量を大きくとりすぎると、異なるパターンのものが急に出たときに対応しにくくなる。前述のとおり、変化量は強化の条件と強く関係しているの、適切な強化条件の設定が必要である。

③ ニューロンモデルの種類

ニューロンのモデルにもいくつもあるが④多数入力加重、⑤閾値の二つの特性をもつものが多い。大きく分けて、アナログ閾素子のモデルと2値の閾素子のモデルがある。二つのモデルの違いは、出力関数 f の違いであり、(Fig.6 参照) アナログ閾素子の場合

$$f(u) = \begin{cases} u & (u \geq 0) \\ 0 & (u < 0) \end{cases}$$

2値の閾素子の場合

$$f(u) = \begin{cases} 1 & (u \geq 0) \\ 0 & (u < 0) \end{cases}$$

となる。この他にも時間特性の考えたものや、パルス型のモデル、分流型抑制機構をもつものがある。

2. 3. 4 システム構成

モデルを作り、あるアルゴリズムに従ってコンピュータシミュレーションを行ない、いくつかのパターンの識別を行なっている例があるが、ただ、それを小型化するのではなく、ハードウェアそのものの特性を利用して信号処理させるのが本研究のねらいである。つまり、コンピュータシミュレーションが、その信号処理をソフトで行なっているのに対し、ハードでそれを行なうことを目指している。

生体の視覚機能では、細胞間のシナプス荷重が変化して、何層かの細胞層からなる経路が作られ、そこを光から電気に変えられた信号が通過するだけで、脳などからの制御なしで、なんらかの信号処理が行なわれているが、それに近いものを工学的に実現しようとしているのである。

しかし、実際にシステムを2. 3. 1で示したような仕様の下で作製するには様々な課題がある。例えば、

① 結合をどのように行なうか

多数入力加重のニューロンモデルを考えると多対1の結合方式となる。ここで point to point の結合を考えると、結合領域ならびに結合領域の重なりが広がれば広いほど、複雑になり、ハードウェアによる実現性は低くなる。そこで単純化が必要になってくるが、その一例を

Fig.10 に示す。

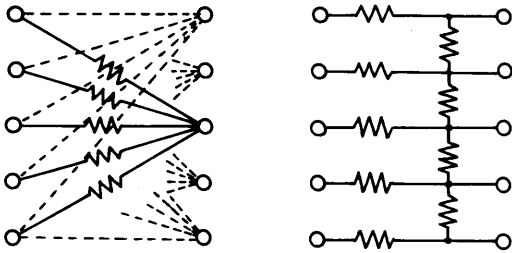


Fig. 10 Simplification of connection.

② w_i をどのような方法で変化させるか

システムに学習・自己組織化させるとき、 w_i を変えてやらなければならないが、そのためには、 w_i を変化させる機能、 w_i の値を記憶しておく機能をもたせる必要がある。 w_i を記憶させておくのに、外部にメモリーをつけてアクセスするというのではなく、ハードウェアの動作特性や動作状態を変えてやることにより実現できないか。また w_i を変えてやるのに複雑な制御が必要となるようでは困るが、どのような方式が考えられるか。

③ シナプス変更条件の状態をどうキャッチするか

シナプス荷重を変更するためには、各仮説によって、なんらかの条件を満たしていなければならないが、その条件の状態をいかにしてディテクトするかが問題となる。カスケード構造にした場合、各段の状態を各々ディテクトするのではなく、簡単化のために、最終端の出力によって内部状態を推察するという方法も考える必要がある。

この他にも色々な課題がある。以上のことからわかるように、コンピュータシミュレーションさせるようなモデルを直接デバイスで実現することは不可能であるといつてよい。そこで、ハードウェアでできるということ最低条件として、コンピュータシミュレーションモデルを簡単化していくか、ハードウェアの特性をもとにして各パラメータを決定していくことになる。この際、ハー

ドウェアの構造はできるだけシンプルなものになるように心掛けなければならない。

3. ま と め

2. 2では光電変換の仕組みをプラス・マイナスイオンの局所的な密度分布の違いということで仮説を立て、電磁気学的に説明を試みた。まだ分布を一様分布とし、電界によってイオンが移動することを考慮に入れていないので、十分とはいえないが、網膜の光電変換機構の解析に従来にない一つの方法を示したといえる。

2. 3では、パターン認識機能を有するハードウェアシステムを製作するための諸条件を整理してみた。デバイスの方からのアプローチの仕方が弱く、具体的なモデルはまだできていないので、色々な素子のもつ特質をまとめて、それを活かせるハードウェア構造、学習・自己組織化のアルゴリズムの立案を行なっていく必要があることを指摘した。

文 献

- 1) 樋渡涓二：生体情報工学，コロナ社
- 2) K.Fukushima and S.Miyake：“Neocognitron: A New Algorithm for Pattern Recognition Tolerant of Deformation and Shifts in Position”, Pattern Recognition, **15** (1982) 455
- 3) 坂本統徳：“わが国の最先端エレクトロニクス技術”，エレクトロニクス，pp.681～713，(1982)
- 4) 福島邦彦：神経回路と自己組織化，共立出版
- 5) S.Amari：“Neural Theory of Association and Concept-Formation”，Biol. Cybernet. 26, 175～185 (1977)
- 6) 甘利俊一：“神経系における学習と自己組織”，信学会誌，**66** (1983) 166
- 7) 南雲仁一編：生体における情報処理，岩波出版