

並列型多層ニューラルネットワークによる色識別モデル

河 合 雅 仁* 金子由美子** 飯 塚 昌 之***

A Color Discrimination Model using Parallel Multi Layers Newral Net

Masayoshi KAWAI*, Yumiko KANEKO**, Masayuki IIZUKA***

The aim of this work is to implement the human color discrimination system using neural network simulation. In consideration of human biological system, our model is based on the following four points;

- 1: There are three kinds of cones and one rod in human retina.
- 2: The cones and rod are linked at horizontal cell.
- 3: The man percieves the colors cateagolically.
- 4: The adaptation system which adjusts the sensitivity of cones and rod plays the important role in the process of human color perception.

We have developped a new type neural network named paralell Multi Layers Neural Network which consists of two inputs and two first hidden layers such as paralelle line. These two lines connect at the second hidden layer. In the simulation, spectral reflectance distribution of color tips was used as input signal, and for teacher signal, the Japan Industrial Standard (JIS) No. Z8102: Names of Non-Luminous Objects Colors was used. For learnning algorithm of this network, backpropagation method was chosen. After learnning, this network can discriminate more than 10 pairs of spectral reflectance distribution and corresponding name of JIS Z8102.

1. はじめに¹⁾²⁾³⁾

1940年代、コンピュータが誕生し、ニューロン(neuron, 神経細胞)の数理モデルがMacCullochとPittsによって提出され、情報科学が成立した。脳とコンピュータとでは、その基本動作に大きな違いがあるが、それでも両者を含めた「知的情報処理」の基本原理を解明しようという熱気の中で、ニューラルネットワーク(neural network, 神経

回路網)の学習モデル(ネットワークの出力を、適正な値に近付ける作業のアルゴリズム)がHebbにより提案され、ニューラルネットワークの研究が始まった。それ以降のRosenblattのperceptronを始めとする研究は、70年代の「冬の時代」を過ぎ、コンピュータハードウェアの進歩とあいまって、大きな発展を遂げた。とりわけ近年、高速なコンピュータが比較的簡単に利用できる環境となるに従って、様々なネットワークの数理モデルが提案かつ実現され、ニューラルネットワーク自体の理論を検討する段階から、既に実用、応用への段階へ差し掛かりつつある。

その一方で、人間の知覚を対象とした研究も、

平成4年9月1日受理

* 本学大学院工学研究科電子工学専攻

** 日本テキサス・インスツルメンツ(株)ASP事業部

*** 本学電子工学科教授

極めて地道であるが順調な発展を遂げ、様々な現象の機構解明もしくはモデル化が進んでいる。本研究でとりあげる「色知覚」は、人間の感覚の中では極めて古くから研究されており⁴⁾、現在のところ、様々なアプローチによる解明が最も進んでいる対象である。当然、神経生理学的なアプローチも盛んであり、情報処理の分野に比べてドラマティックな breakthrough は見られないものの、重要な知見が次々に報告されている。

しかし、両者は、研究対象が極めて近いにも関わらず、殆ど独立した場でそれぞれ発展してきた。今や、ニューラルネットワークはパーソナルコンピュータ上で実現可能であり、色知覚のモデルは神経電位のレベルまで検討されている。従って、ニューラルネットワークを用いて人間の色知覚モデルをシミュレーションする事は可能であると思われる。

そこで今回は、コンピュータ上で、人間の眼の構造に近似させたニューラルネットワークを設計し、色情報を識別させることを試みる。特に、色知覚のメカニズムに大きく関与すると考えられる、色彩情報の入力部分（網膜）の、すい状体とかん状体という2種類の細胞の存在に着目し、ネットワークの設計に反映させた。

十分な精度でシミュレーションができたならば、現在提案されている色知覚モデルの正当性の評価や、モデルの中での色情報の変換過程もしくは圧縮過程の追跡が可能となり、色知覚の研究に新しいアプローチを切り開くことが出来ると期待される。

2. ニューラルネットワークの理論

2.1 生体のニューロン

ニューロン（神経細胞）は、形や大きさは細胞の種類によってまちまちであるが、どれも細胞体、樹状突起、軸索の三つの部分から成る（図1）。ニューロンを、入出力を持った情報処理素子と見れば、細胞体が本体、樹状突起が入力部分、軸索が出力部分と考えられる。

ニューロンの内部の電位（膜電位）は、通常一定であるが、樹状突起へ入ってくる入力信号に

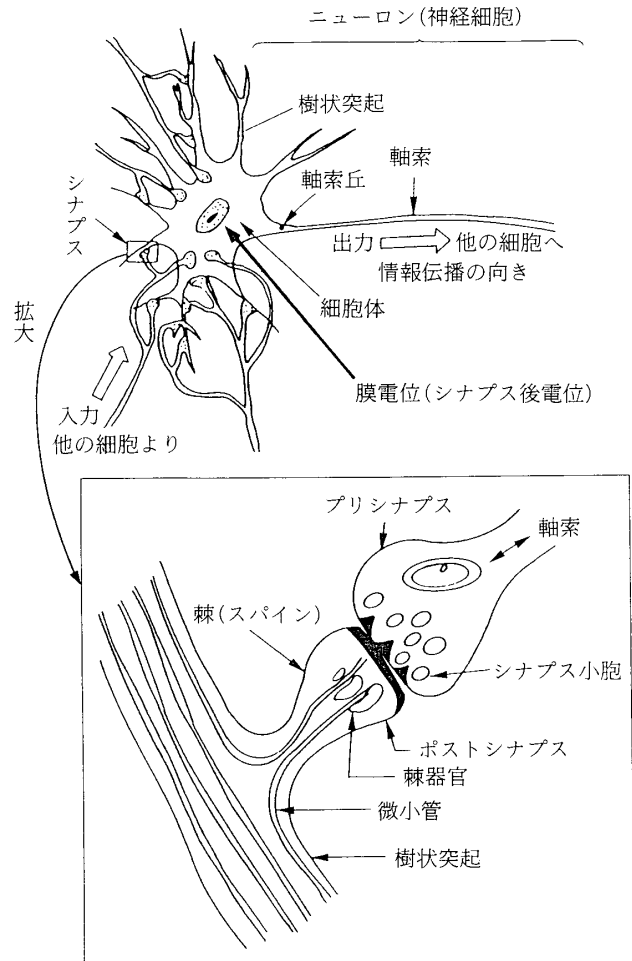


図1 生体の神経細胞¹⁾

よって変化が生じる（これを「ニューロンの興奮」と呼ぶ）。この結果、パルスが出力され、このパルスが出力信号となり軸索を伝わってゆく。軸索は途中で何本にも枝分かれして、多数個の他のニューロンの樹状突起につながる。この結合部をシナプスと呼ぶ。他の細胞の膜電位を高めるような化学物質を出す細胞を興奮性細胞、低めるような細胞を抑制性細胞という。

人間の脳のニューロンの総数は $10^{10} \sim 10^{12}$ 個、大きさは、大きなもので細胞体の直径が 100 ミクロン、小さなものだと 1 mm^3 の体積の中に 500,000 個存在する。

2.2 ニューロンのモデル化¹⁾²⁾

一般的なニューロンモデルは、前述のニューロンの動作特性から、次の特徴を持つ必要がある。

(1) 空間的加算：膜電位の変化量は、多数の入力信号の影響の重ね合わせで決定される。あるニューロンに強さ X_i の信号が到着すると、膜電

位は重み（荷重） W を加えた $W_i \cdot X_i$ だけ変化する．従って全体の膜電位（シナプス後電位）は、

$$\sum_{i=1}^n (W_i \cdot X_i) \quad (1)$$

に相関して変化することになる．ここで、 n は、そのニューロンへの入力の数である．

(2) しきい値作用：出力は、入力がある一定値以上に達するまで発生しない．また、入出力関係は飽和型の非線形になっており、入力を大きくしても、一定の値以上にはならない．

(3) シナプス結合の可塑性：シナプス結合強度、すなわち荷重 W は一定ではなく、入力信号や出力信号によって可塑的に変化する．

(4) ニューロンの入出力信号の種類：実際には、ニューロンの入出力信号は一定の振幅のパルスである．

(5) 時間的加算：入力信号の影響は時間的にしばらくの間は持続するので、あとから到着する入力信号の影響と重なり合うことになる．

(6) 不応期：しきい値 θ は定数ではなくて、ニューロンの興奮によって変化する．絶対不応期、すなわち、いくら強い入力信号が到着しても出力信号に変化がない期間は、 θ の値が無限大に飽和した期間とみなすことができる．

2.3 計算機へのコーディング²⁾

ニューロンは同時に多数の入力信号を受け取り、これを計算して出力信号を答えとして出す．入出力信号は 0 か 1 かのパルス信号であるから、ニューロンは、入力信号の重み付きの和を計算し、しきい値を越えるか越えないかを判定し、それに応じて 1 か 0 を出力する、1 つの論理素子と考えられる．以下、計算機上でインプリメンテーションされた 1 つのニューロンのことを、ユニットと呼ぶこととする．

ユニット間は神経繊維に対応する線で結ばれるが、実際のニューロン間のシナプス結合と同様に、信号は一方向にだけ伝わり、荷重（ W ）をつけられて、結合されたユニットに入力される．この重みによって、ユニット間の結合の強さが表される．

ユニットへの入力を $u_k[n] (k: 1, 2, \dots, K)$ 、出力を $y[n]$ とすると、重みをつけられたそれぞれ

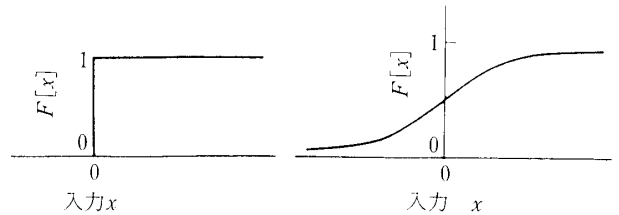


図 2 しきい素子モデルの特性関数²⁾ 図 3 シグモイド関数²⁾

の入力値 ($W_k \cdot u_k[n]$) は総和 (U) がとられ、しきい値 (θ) が引かれた後、応答関数 (F) による変形を受け、出力される．出力値 (y) は、次式のようなになる．

$$U[n] = \sum_{k=1}^K (W_k \cdot u_k[n]) \quad (2)$$

$$y[n+1] = F[U[n] - \theta] \quad (3)$$

出力値 (y) は、その時点でのユニットの状態を表す．重みの値は、興奮性の結合のときは正の値を、抑制性の結合のときは負の値をとる．また、シナプス結合の結合度の可塑性に対応し、重みの値は可変である．

2.4 一般的なユニットの応答特性²⁾³⁾

(1) しきい素子モデル（マカロック・ピッツモデル）

荷重和の値に応じて二通りの状態（あるいは出力）をもつモデルである．このモデルは、1943 年 McCulloch と Pitts により提案されたもので、初期のニューラルネットワークとして、有名なパーセプトロンで用いられた．

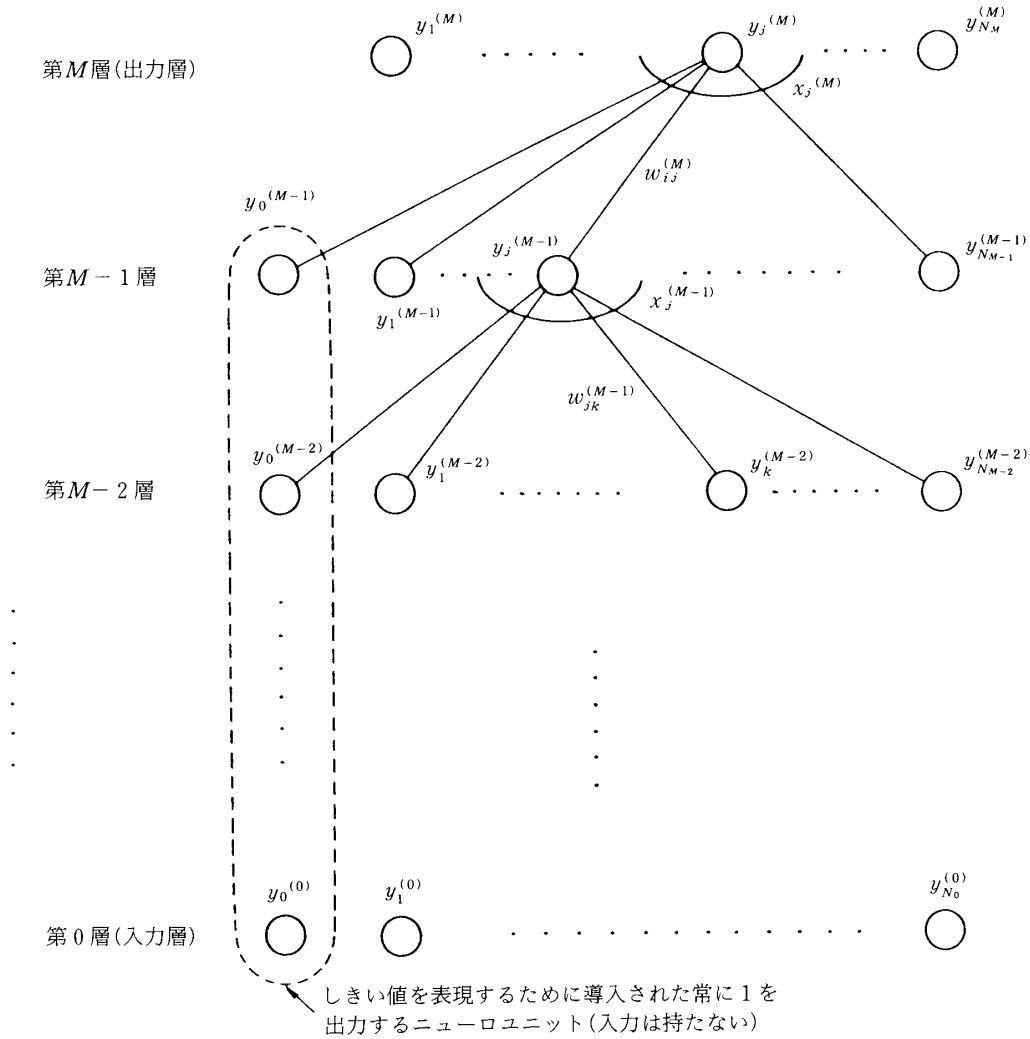
このモデルは、0 と 1 の 2 値の離散情報のみを取り扱う．従って、このモデルにおいては、(3)式で表されるユニットの出力は次式で与えられる．

$$O_i = \begin{cases} 1 & (U[n] - \theta \geq 0) \\ 0 & (U[n] - \theta < 0) \end{cases} \quad (5)$$

すなわち入力の総和がしきい値よりも大きい場合には値 1 を出力し、そうでない場合には値 0 を出力する（図 2）．

(2) シグモイド関数モデル

図 3 に示されるような準線形の飽和型の応答特性を持つモデルで、このモデルを用いることにより、マカロック・ピッツモデルに比べてユニットの性能が向上した．具体的なニューロンモデルとして最もよく使用されるモデルであり、ニューラ

図4 ネットワークの一般的形態²⁾

ルネットワークでの有名な学習則である Back-propagation (誤差逆伝播学習) 則では、このモデルが使用されている。

このモデルは、連続情報の出力及び入力を用いる準線形素子モデルである。最大の特徴は、応答関数 $F(x)$ として、次式で与えられるロジスティック関数を用いる点である。

$$F(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)} \quad (7)$$

この関数形は、生体のニューロンの不応期で示される飽和的な入出力特性を反映させたものである。

(3) その他

ユニットの応答特性として、ボルツマン・マシンなどで用いられる確率モデルや非線形モデルの一種であるカオスモデルなどが知られている。

2.5 ネットワークのモデル化

ニューラルネットワークは、一般的に考えれば、ユニットを互いにシナプス結合により接続したものである。ここで、ネットワークに関して次のような事項を仮定しなくてはならない。

実際の生体の脳には、約140億個のニューロンが含まれると言われるが、これらのニューロンがすべて相互に結合するわけではなく、1個のニューロンの結合の数は1万程度である。脳における機能の局在に対応したモジュール構造であったり、上位のニューロン層から下位の層に信号伝播してゆく階層構造になっているものがある。このことから、(コンピュータ上の)ユニット1つは、生体におけるニューロンが複数集まったモジュールに相当すると仮定し、生体のニューロンの個数をそのままコンピュータに展開することなく、あ

る特定のタスクをこなすネットワークが構築可能である。

また、ネットワーク内のユニットが、それぞれ、どのようなタイミングで動作するのかによっても特性が異なる。特に規定されていない場合は、すべてのユニットが一定のクロックにより同期的に動作するものとされている。

先に述べたが、脳内には何種類かのニューロンが存在し、同じ種類のニューロンでも特性にバラツキがあると考えられる。しかし、ネットワーク内のユニットはすべて同一でバラツキは無いものと仮定している。

ここで、極めて一般的なネットワークの構造を定義しておく(図4)。この形態は、多層パーセプトロンと呼ばれ、任意の個数の層を持ち、各層においてもそこに含まれるユニットの数は任意である。なお、入力層と出力層に挟まれた層を、一般的に中間層と呼ぶ(隠れ層: Hidden layer と呼ぶ場合もある)。また、必ずしも、入力層から出力層へ向けて、ユニットの数が単調に増減する必要はない。むしろ、中間層のユニット数が最も少ない「砂時計型」が一般的である。

2.6 ネットワークの学習

上述のネットワークは、それぞれのユニットの結合の強さを変化させることで、ある特定のタスクを処理する機能を持った1つのシステムとなる。結合の強さ、すなわち荷重を更新し、適切な値へと近付ける作業は、人間の学習行動に例え「ネットワークの学習」と呼ばれる。

ここで、ニューラルネットワークを構成するための最低条件として、「入力と出力の対応関係が明かとなっている」ことが最低条件であることがわかる。つまり、一般のノイマン型コンピュータのように処理手順が明確になっている必要は無いが、入力と期待する出力の組み合わせが(ネットワークの構造次第では一意に)決まっており、その組み合わせが成立するようにネットワークを「学習」させなくてはならない。なお、この期待する出力は「教師データ」と呼ばれる。

学習した後のネットワークは、学習させた入出力の組み合わせ以外であっても、それが学習した

データと矛盾しない限り、ある出力を与える。この特性を用いると、シミュレーターとして利用可能となる。

また、学習後のネットワークの構造(荷重とユニットの関連)を解析することによって、入出力関係だけが明かであったものから、その処理機構を探るようなアプローチも期待できる。

2.7 Backpropagation 法

ネットワークの学習には、現在、その構造に応じて様々な方法が考案されている。その中でも、1982年にRumelhartによって提案されたBackpropagation法は、最も汎用性が高く、安定した学習方法として、様々なタイプのネットワークに適用されている。今回我々もこの学習方法²⁾を、特別な変更を加えることなく用いた。

Backpropagation法の詳細な手続きは文献2)に詳しいが、その要点は、教師データと学習が終了していないネットワークの出力との誤差の自乗和を取り、それを最急降下法を用いて収束させることにある。最急降下法は、概念的に、山を下る時最も傾斜のきつい場所を選びながら降りる方法が最も効率が良いことに例えられ、誤差の変化を荷重で偏微分した量について計算を繰り返す方法である。

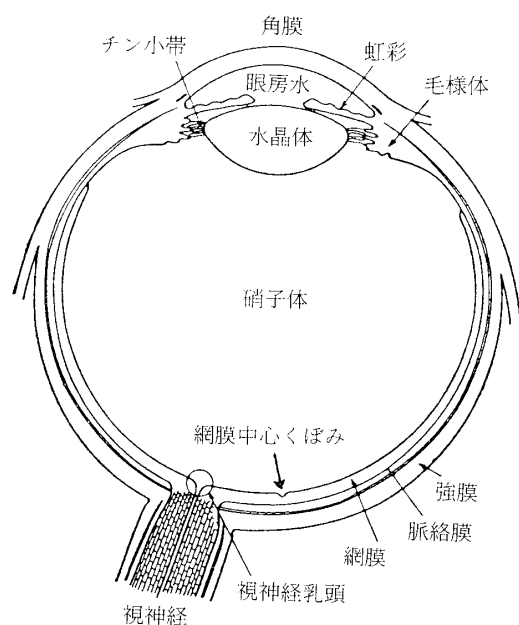
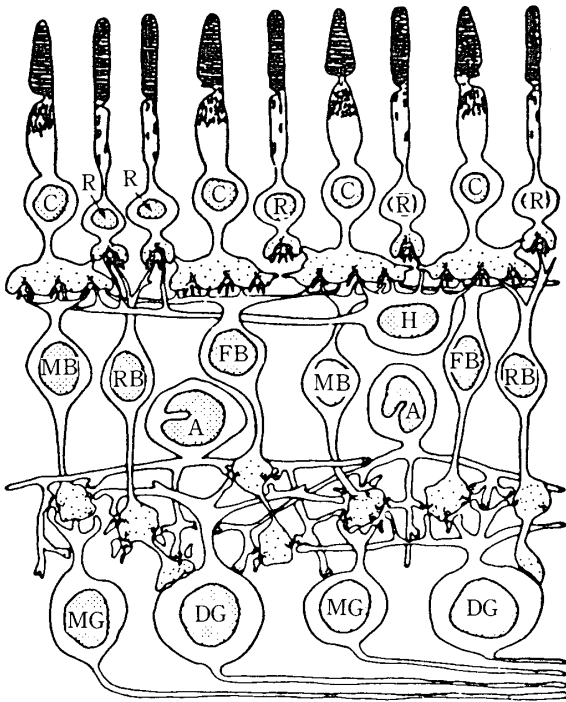


図5 人間の眼球の構造⁵⁾

図 6 人間の網膜の構造⁵⁾

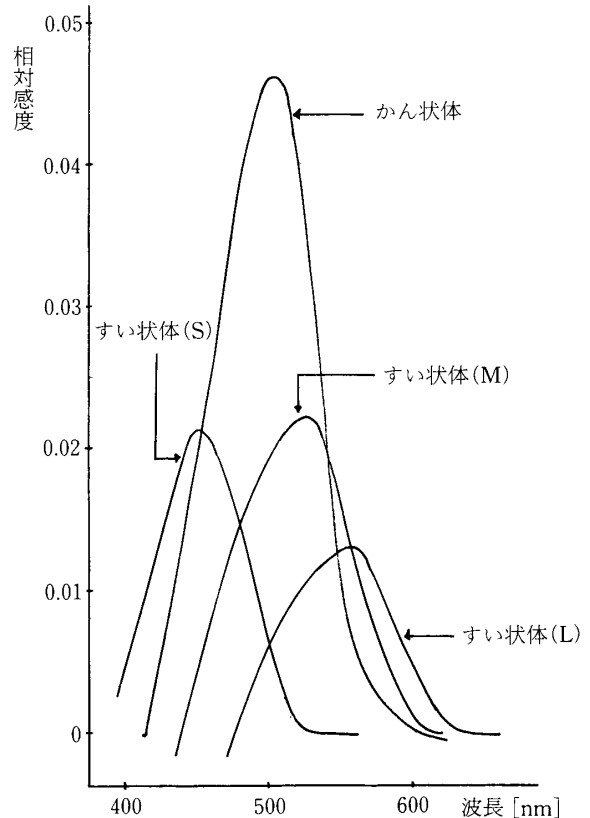
C は錐状体, R は杆状体, H は水平節細胞, MB・FB・RB は各種双極細胞, A はアマクリン細胞, MG・DG は各種神経節細胞を示す。

3. 色覚の理論

3.1 人間の視覚機構⁵⁾

光は、図 5 の角膜から眼球へ入射し、網膜へ投影される。この網膜上で、光エネルギーから神経インパルスへの変換が行われる。網膜上には受光素子に相当する細胞として、解剖学的には 2 種類 (図 6)、生理学的には一方がさらに 3 種類に分けられた計 4 種類が存在する。解剖学的に違いがわかるものは、すい状体とかん状体であり、すい状体はさらに、その波長応答特性の違いによって L, M, S の名前がついている。4 種類の受光細胞の波長応答特性を図 7 に示す。すい状体は、受光感度のピーク波長の違いにより、入射光の波長を弁別可能であり、色知覚に寄与することがわかる。一方、かん状体は波長弁別は不可能であり、単に入射光の強度、つまり明るさ感覚に寄与することがわかる。

すい状体、かん状体で神経インパルスへと変換された後の信号は、水平細胞やアマクリン細胞へと伝達される。現在、これらの、いわば第 2 ステ

図 7 すい状体 (LMS) かん状体の波長応答特性⁷⁾

ジの細胞は、単に信号をそれ以降のステージへ伝達する役目だけでなく、より積極的な情報の変換を行うことが判っている。例えば、心理物理学の分野では 100 年以上前から言われていた反対色説 (赤—緑, 黄—青の組み合わせが、ある同一の色の中には見いだせない現象) を取り入れ、さらに神経細胞の非線形性までも加味した、1923 年の Adams の段階説⁴⁾ は、心理的な現象ではなく、電気生理学的に水平細胞でその機構が働いていることが立証されている⁶⁾。

3.2 標準比視感度 $V(\lambda)$

図 7 の特性曲線は、P. K. Brown と G. Wald によって、死後 10 時間の 64 歳の男性の網膜を摘出し、測定されたものである⁷⁾。また、それ以外のデータも電気生理学的に測定されたものではなく、実験者や被験者によってずれが生じる。また、筆者が別の実験において簡易的な方法で明るさに対する感度の測定⁸⁾⁹⁾を行ったところ、個人差が大きいことも判っている。

しかし、色彩は産業的にも重要なファクターであるため、色を客観的に表そうという試みはたい

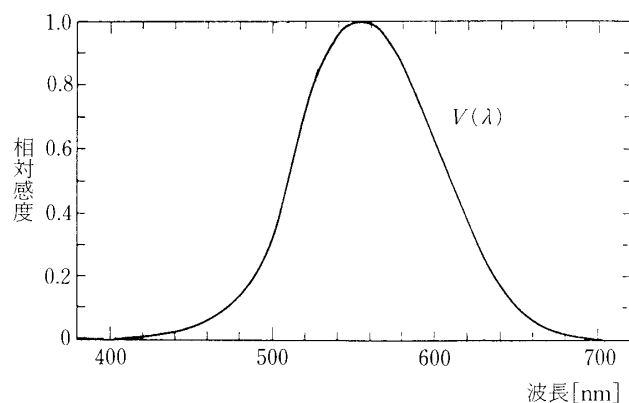


図 8 標準比視感度

へん古くから行われている¹⁰⁾。現在, ISO(国際標準化機構)をはじめ, 日本における JIS(日本工業規格) 等で採用されている, 明るさに対する感度特性は, CIE(国際照明委員会) が 1924 年に取り決めたものであり, 仮想的な人間 (CIE 1931 測色標準観測者) の標準比視感度 $V(\lambda)$ と呼ばれる。特性曲線を図 8 に示す。なお, 本研究では扱わなかったが, 3 種類のすい状態に相当する仮想的な受光器の特性も, $x(\lambda)$, $y(\lambda)$, $z(\lambda)$ として定められている。これらの仮想的な特性を用いて色彩を測定し, 表示するためのシステムは「XYZ 表色系」と呼ばれる。

3.3 「JIS Z 8102 物体色の色名」¹¹⁾

上述の XYZ 表色系は, 3 つの原色を決め, それらと人間の波長に対する仮想的な感度とを用い, 加法混色を基本とするため, 「混色系の理論」と呼ばれる。しかし, 我々が実際, 日常的に色を認識する場合は, 原色の混合比率を分析的に考えるのではなく, いくつかの基本的な色にグループ分けを行い, さらにトーンに関する形容詞(鮮やかな, 等)を付加して表現することが多い。このような表現は「顕色系の理論」と呼ばれる。

本研究の場合, 人間の色知覚を想定しており, 混色系のように正確に色を表現するのではなく, 顕色系のように, いわば色をイメージとしてとらえる方向が実状により近いと考えられる。つまり, ある人間(ここでは, 当然日本人)が色を見た場合, ある程度細かく識別しようとするれば, この物体色の色名による表現がごく自然に行われるであろう。そこで, 顕色系の理論を踏襲する「JIS Z

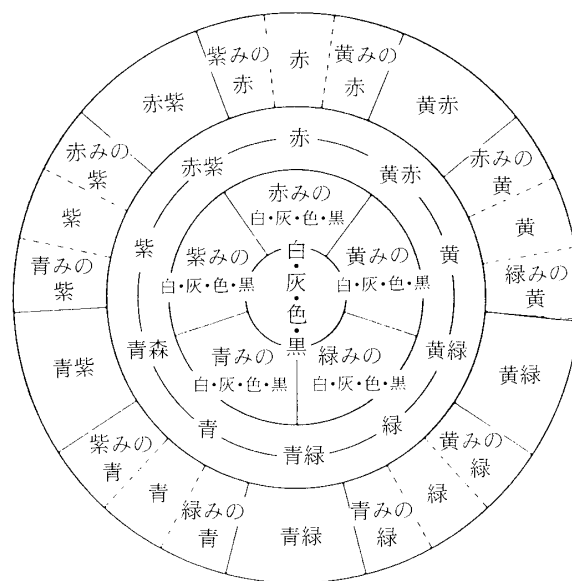


図 9 色みに関する単語の関係

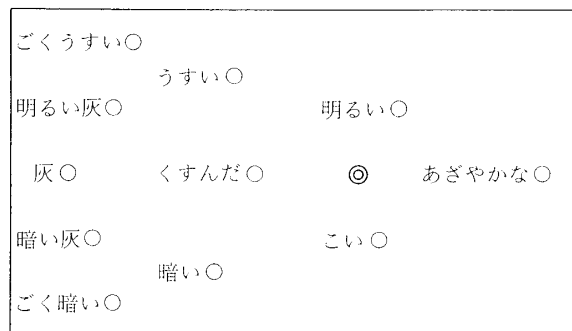


図 10 修飾語に関する単語の関係

◎印の部分は色みに関する単語のみで表わされる。

8102 物体色の色名」を用いることとした。

この規格では, 有彩色用基本色名 10 (無彩色用は 3), 色みの修飾語 5, トーンの修飾語 11, 合計 26 の単語を組み合わせて色を表現する。組み合わせ不可能な単語もあるので, 実際には 400 色程度の区別が可能である。図 9 に「色み」に関する単語の分類を, 図 10 に修飾語の分類を示す。

4. ネットワークモデルの設計

4.1 設計方針

今まで色識別及び色知覚をシュミレーションした研究¹²⁾¹³⁾¹⁴⁾は, 一般の「砂時計型」Backpropagation モデルと同じ形態だけである。そこで, 第 3 項で述べた, 人間の色知覚過程を考慮し, 次の 4 点に注目してネットワークモデルの設計を行った。

(1) 入力部分 (第 1 ステージ) は, すい状態と

かん状体に代表される、2つの独立した流れを持つ。

(2) 第2ステージで、(1)の独立した流れは統合される。

(3) 第1ステージにおいて、入力値の大きさに対し、最もまんべんなく反応できるような、順応現象が生じる。

(4) 人間が色を知覚する場合、混色系の考え方は行わず、色をグループ分けして大まかにとらえる傾向（顕色系の考え方）がある。

4.2 設計

まず、前項(1),(2)については、全く独立した2つの流れ（以降、ルートと呼ぶ）を設け、それらが第1の中間層で統合され、第2の中間層で統合されるモデルを考案した。第1の中間層においてルートの影響を残しているのは、入力層のユニット数のオーダーを一度落とすためである。また、かん状体の感度を反映させるため、片方のルートの入力層には、標準比視感度 $V(\lambda)$ が考慮されている。なお、一般的なニューラルネットワークにおいて、同一層内の異なるユニットに、情報の意味が全く異なり、ディメンジョンも異なるようなデータ（例えば、年齢と体重と身長）を同時に入力することは可能であり、かつ、学習後に意味のあるシステムとなるので、必ずしも2つのルートを設定する必要はない。しかし、今回は、ネットワーク構造自体に意味を持たせることを主眼としたので、上記の構造とした。

次に、前項(3)については、入力層の部分で実現させた。まず、すい状体に相当するルートでは、入力データから「色み」に関するデータのみを抽出できればよい。従って分光反射率の絶対値は無視し、分光反射率分布曲線の形状の違いだけを抽出するために、各々の入力データをあらかじめ正規化したものを用いる。一方、かん状体を想定したルート（あらかじめ $V(\lambda)$ が考慮してある）では、入力データの分光反射率の絶対値（仮想的な「色の明るさ」）が問題となるが、生体の働きの1つである順応を考慮し、入力値の最大・最小に応じて入力層のダイナミックレンジが最大になるよう、入力層ユニットのシグモイド関数の値きを決

めるパラメータを変更するアルゴリズムを加えた。

最後に前項(4)について、第3.3項で触れた物体色の色名による表現は我々が日常行う色の認識（「知覚」よりも高次元な次元）の形態に近いと考え、「JIS Z 8102 物体色の色名」をそのまま出力層にコーディングすることで、色を知覚したことの表現とした。

入力データには、現在世界的に流通している色見本であるマンセル表色系をオリジナルとしたJIS標準色票（1000枚以上の色票で構成されている）の分光反射率分布¹⁵⁾を用い、仮想的な色彩情報の入力値とした。（実際には、色票を照らす光源の分光放射率が必要である。）

出力データ、すなわち教師データは、JIS Z 8102の単語について、入力データに相当する「物体色の色名」そのものを応答する形式とした。従って、基本色名10個中から1つ、色みに関する修飾語5個、トーンに関する修飾語11個の中から、必要に応じて独立に1個ずつ、最大合計3個のデータで構成される。

これらの入出力データによって、入力層と出力層のユニット数が決定できる。入力層のユニット数81は、JIS標準色票の分光反射率データが、5nmきざみで380~780nmを離散値化しているためであり、出力層のユニット数26は、3.3項で触れたように、JIS Z 8102が26個の単語を用いるためである。

学習の終了条件は、入力のパターン全てを独立に識別した段階である。

5. 実行と結果

5.1 プログラミング¹⁶⁾

プログラミングは文献16を参考にして、TURBO PASCAL Ver. 6.0を用いて行った。使用したCPUはNEC PC9801RA（数値演算プロセッサ付）、IBM PS55シリーズ等である。

5.2 中間層のユニット数の決定

中間層のユニット数を決定するための定性的な方法はない。そのため、設計したネットワーク毎に若干の試行錯誤が必要である。

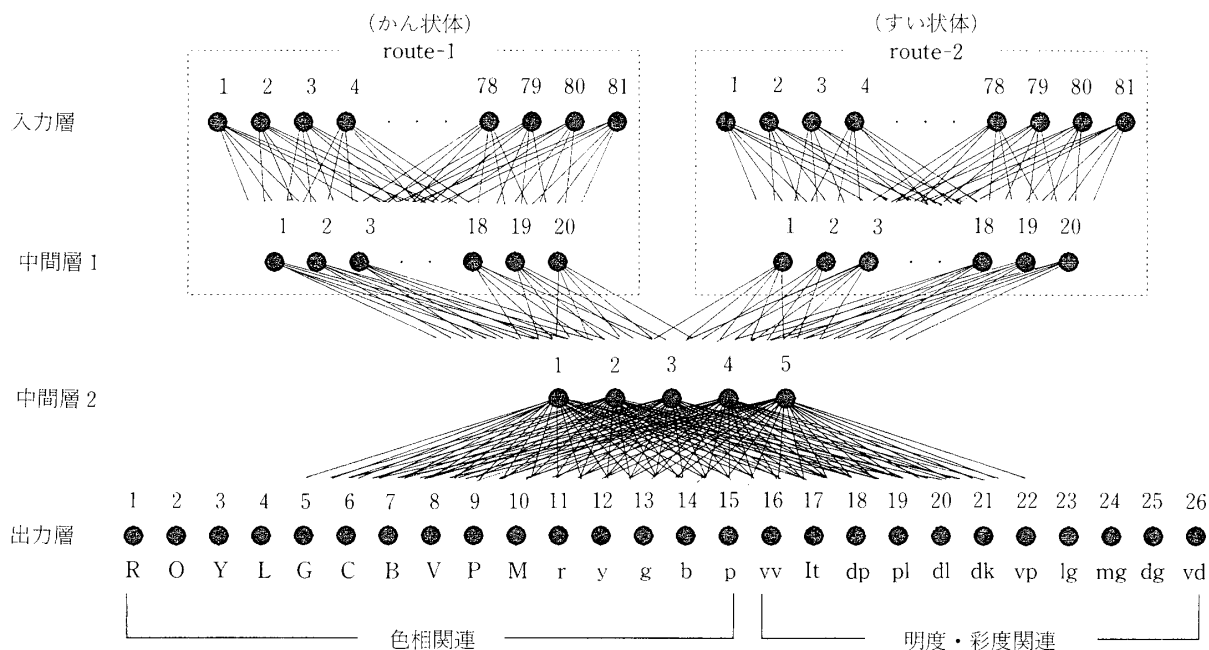
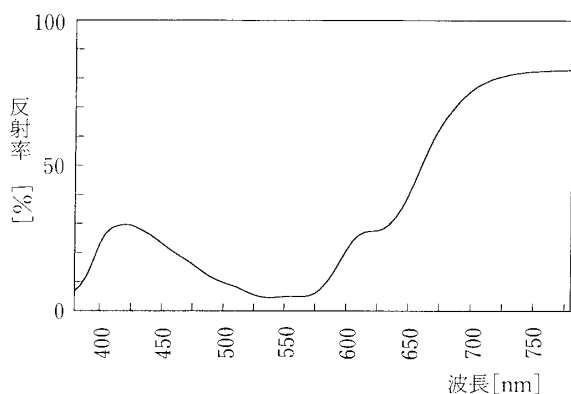


図 11 最終的なネットワークの構成



(a) 入力値(分光反射率分布)

PATTERN : 14

INPUT DATA : [2.81] = 0.01

NETWORK : Wgt_Hn1_inp[3:31]

OUTPUT DATA :

vivid	1	0.06	reddish	1	0.09	red	0	0.06
light	0	0.21	yellowish	0	0.07	orange	0	0.05
deep	0	0.11	greenish	0	0.09	yellow	0	0.13
pale	0	0.07	bluish	0	0.10	yellow green	0	0.05
dull	0	0.05	purplish	0	0.08	green	0	0.29
dark	0	0.10				blue green	0	0.06
very pale	0	0.05				blue	0	0.08
light greyish	0	0.05				purple blue	0	0.07
greyish	0	0.04				purple	1	0.06
dark greyish	0	0.07				red purple	0	0.04
very dark	0	0.04						

図 13 学習する前のネットワークからの出力

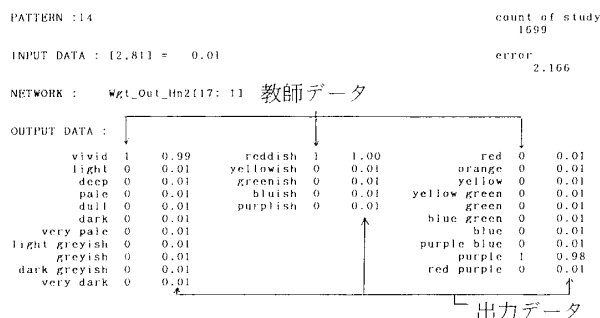
最終的に用いたネットワークを図 11 に示す。

5.3 結果

図 11 のネットワークを用いて、最大 14 パターンの識別が可能であった。入力データ（分光反射率分布）と、学習後の出力の様子を図 12 に示す。

図 12 は、色番号 14 に関する出力である。「vivid」「reddish」「purple」が、それぞれ「0.98」以上、上記 3 つ以外の単語は全て「0.01」になっており、今回は学習誤差を 2% 以下と設定したので、誤差が収束し、学習が終了していることがわかる。参考までに、学習前の出力の様子を図 13 に示す。乱数を用いて荷重を初期化するため、出力値が全く意味をなしていないことがわかる。なお、図 12 以外の 13 パターンについても同様に識別している。

また、14 パターン以上をネットワークに入力し



(b) 学習後のネットワークからの出力

図 12 入力と実行後の出力（色番号 14）

(a)の分光反射率分布は、JIS Z 8702「物体色の色名」を用いて「あざやかな紫みの赤」と表わされる。

た場合、誤差が発散してしまい、学習が終了しなかった。

6. 検 討

識別できる色が最大 14 色であるということは、人間の色知覚のシュミレーションという当初の目的からは不十分と考えられる。その原因について検討を進める。

6.1 ニューラルネットワークに関する検討

人間は、生まれながら色を識別できる。識別できた色を何と形容するかは（単語を覚える）学習をしなくてはならないが、識別すること自体を学習するわけではない。従って、今回のように答が合うまで「学習」を行うタイプではなく、「教師無し学習」と呼ばれるニューラルネットワークの学習方法を検討する必要がある。

また、Backpropagation 法には、ネットワークの中を情報が逆に伝達する、フィードバックのプロセスが存在する。生体の神経回路においてもフィードバックの作用はあるが、単一のモジュール内ではなく、よりマクロな、ホメオスタシス作用の中でのことである。従って、「教師有り学習」を採用する場合でも、Backpropagation 法か、フィードフォワード型の方法のいずれが適当であるかの検討を要する。

しかし、上記の 2 点はネットワークの荷重を決定する方法であり、極めて抽象的な考え方をする、人間であれば遺伝的に生来持ち合わせている部分を零から構築する手続きであると捉えることも可能であろう。

6.2 ネットワークの設定方針に関する検討

一般に、ニューラルネットワークに対して大きく 2 つのアプローチがある。1 つは、求めるタスクを最も効率よくこなすネットワークを設計し、その構造には関知しないアプローチであり、もう一方は、ネットワークを意図的に設計し、求めるタスクを実現した後の構造を解析することで、ネットワークの構造の意味を探るというアプローチである。今回我々は後者のアプローチを採り、ニューラルネットワークを用いて色知覚の生理学的なモデルをコンピュータ上で表現しようと試みたが、

識別可能な色の数が不十分である現在、生理的なモデルとしてのネットワークの検討が可能な段階であるとはいえない。

但し、第 4 項で検討したような設定とそれらを反映させたネットワークモデルを否定する前に、次のような点を再検討する余地が残されていると考える。

● ディメンジョンが違うデータを入力層に入力することは可能であるが、今回のように、出力層に、ディメンジョンレスであるが情報の内容としては全く独立なデータを同時に出力させることは可能であるか、現在までの知見からは明らかではない。

● 人間は 3 種のすい状態だけで色を識別している。つまり、各すい状態からの出力は、3 種のすい状態の感度曲線に沿って入射光を積分した量であり、その差が識別に用いることができる唯一のキーである。今回の設定は、いわば 380 nm～780 nm の間で 5 nm おきに感度のピークを持つセンサーが存在していることになり、人間の、波長に関する分光組成のパターン抽出の特徴とは異なった特徴を入力層以降のステージに伝達している可能性がある。従って、出力層に人間の色知覚を近似したデータを用いることと矛盾する可能性がある。

● 4.2 項で触れた、順応に相当する部分に関して、最近の色彩工学の知見では、3 種のすい状態が独立に感度を調整することがわかっている。今回はその知見を取り入れていない。

7. さいごに

当初目的とした、人間の眼の構造に近い形態のネットワークを作成することは可能であることがわかった。しかし、識別可能な色の数が 14 色以内という点は、色知覚のモデルとしては、全く不十分である。臼井らの研究^{14,15,16)}に代表されるように、ニューラルネットワークを用いて識別可能な色数を増やすことは十分可能であることがわかっている。ネットワークの構造と識別可能なパターンの数との定性的な関係が明かではない現在、今回の設定を積極的に否定する見解は存在しない。

逆に、どの部分が原因であるのかも明かではないので、6.2項で触れた問題点以外に、今後も、ニューラルネットワーク自体に起因する様々な問題点について検討してゆかなくてはならない。

8. 謝 辞

折に触れてご指導頂いた川上元郎本学名誉教授 JIS 標準色票の分光反射率データを提供頂いた日本色彩研究所所員で本学卒業生の小林信治先輩、日頃ご指導を頂いている諸先生、先輩方に御礼を申し上げます。

なお、本研究は共著者の金子由美子氏の卒業研究として行われたものです。卒業研究の僅かな期間で成果を挙げたその努力を讃えたいと思います。

文 献

- 1) 甘利俊一：ニューロコンピューター読本，サイエンス社（1989）
- 2) 八名，鈴木：ニューロ情報処理技術，海文堂（1992）
- 3) 菊地豊彦：入門ニューロコンピュータ，オーム社（1990）
- 4) 金子隆芳：色彩の科学，岩波書店（1988）
- 5) 納谷嘉信：産業色彩学，朝倉書店（1980）
- 6) 日本色彩学会：新編色彩科学ハンドブック，東京大学出版会（1980），pp. 452，原典は G.S. vaetichin：Acta Physiol., Scand., 39, Suppl., 106（1953）
- 7) P. K. Brown & G. Wald：Visual Pigments in Single Rods and Cones of the Human Retina, Science, Vol. 144, 3 April（1964）
- 8) 河合，川上：ラゴリオ色票を用いた色順応の測定 1，第 39 回応用物理学関係連合講演会予稿集 28 p-C-13，（1992）
- 9) 河合，川上：ラゴリオ色票を用いた色順応の測定 2，第 53 回応用物理学学会学術講演会予稿集 18 p-P-11，（1992）
- 10) 川上元郎：新版色の常識，日本規格協会（1987）
- 11) 日本規格協会：JIS Z 8102：物体色の色名
- 12) 中内，臼井，三宅：3 層ニューラルネットによる色学習とその内部表現解析，電子情報通信学会論文誌 D-II，Vol. J 73-D-II，No. 8，1990，pp. 1242-8
- 13) 中野，中内，臼井：階層型ニューラルネットによる色覚異常モデルとその解析，電子情報通信学会研究会報告書，NC 90-129，1990，pp. 103-8
- 14) 臼井，中内：ニューラルネットワークによる色情報の解析，光学，Vol. 20，No. 12，1991
- 15) 日本色彩研究所：JIS 標準色票実測データ第 7 版第 7 刷（1988）
- 16) 中野，飯沼，ニューロンネットグループ，桐谷：入門と実習ニューロコンピュータ，技術評論社（1989）