文字知覚のための２段階神経回路網モデルとその破壊実験による離断仮説と視覚性障害仮説の検討

東京女子大学情報処理センター
浅川伸一

A Two–Staged Neural Network Model for Letter Identification and Its Application to the Comparison between Disconnection and Visually Impaired Hypotheses

Shinichi Asakawa
Centre for Information Sciences, Tokyo Woman's Christian University

1 ページの文字数 25 字× 32 = 800 字 (原稿用紙 2 枚分)

要旨

日本語の視覚提示された文字を知覚する過程を説明するための神経回路網モデルを提案した。モデルは Kohonen(1985) の自己組織化マップを用いた大分類回路によって文字の形態情報から分類を行ない、それに続く 3 層パーセプトロン型回路によって実際の文字同定に至る 2 段階の回路から構成された。計算機上の認識実験結果では満足できる認識能力を示した。学習成立後 Geschwind(1965) の古典的な離断仮説と Farah(1990) の視覚性障害仮説とから演繹される 2 種類の方法で破壊実験を行った。損傷の効果は両仮説によって異なっていることから、本モデルは形態失読についての予測を導くことが可能である。

キーワード: 形態錯読、ニューラルネットワーク、視覚言語離断仮説、視覚性障害仮説

英文抄録

This study intended to explain the computational role of two brain areas (posterior fusiform gyrus and anglar gyrus) playing in reading behavior of Japanese characters, and to show the computer simulation of impairments when these areas were damaged. The model proposed is consisted of two stages. In view of the large number of Japanese characters (100 times more than in European languages), it is impractical for both human and computer to adopt a simple layered network model like perceptron to Japanese characters, although this model generally applied to the European letter recognition. At the first stage, self organizing feature mapping (Kohonen,1985), visual inputs are roughly and rapidly classified into groups on the basis of similarity of shape. The grouping at the first stage can be regarded as a representation of the topological organization frequently observed in the various areas of the brain. The result of the first stage is forwarded to the second stage (a backpropagation network). The role of this stage is to identify the character among the candidates which are the product of the first stage, and to give an abstract and modality free expression of input for further processing systems. The model can be regarded as an implementation of the roles that two different areas in the brain. Gakushu kanji set consisted of 1006 characters were rasterized to 32 $\times$ 32 pixels as input images. A Gaussian and a canonicalization operators were applied for pre–processing images. The 16–bits length of JIS X 0208 kanji code were employed as teacher signals. After training, the system showed 89 % correct ratio of identification. Two numerical experiments with disconnection and destruction were performed to demonstrate two kinds of neuropsychological hypotheses, visuo–speech disconnection (Geschwind,1965) and visually–impaired (Farah,1990) hypotheses. According to disconnection hypothesis, some units in the hidden layer at the second stage ought to be removed. On the other hand, some amounts of noise should be added to the weight vectors at the first stage in order to simulate the visually–impaired hypothesis. Damage in the second stage or the disconnection hypothesis causes severe lesion, in fact the system's performance decreased dramatically as a function of severity of damage. On the contrary, the accuracy was not so degraded in case of damage in accordance with the visually–impaired hypothesis. Thus, symptoms predicted by these two hypotheses might be differ each other.

keywords: morphological dyslexia, neural network, visuo–speach disconnection hypothesis, visually–inpaired hypothesis

(400 words)

本稿では視覚提示された文字を同定するためのニューラルネットワークモデルを提案し、計算機上での数値実験結果を報告する。ネットワークの一部を破壊することによって失読症に似た成績が現われることを示し、実際の症例への適用可能性を議論している。モデルの扱う範囲は視覚入力された文字の形態的特徴が抽象化された符号へと変換されるまでであり、破壊実験においては形態錯読をシミュレートすることを目的とした。読字過程を扱う心理学モデルでは音韻情報や意味情報へのアクセスとそれらの処理機構を扱っているものが多いが、本モデルはそれらのモデルの前段階に位置するものであって、音韻や意味の情報を扱っていない。

今日までに、多くの読みのモデルが認知心理学、神経心理学の分野で提出されて来ている (c.f. Geschwind (1965), Morton (1980), Coltheart (1983), Farah (1990), 御領 (1987))。中でも Dejerine が提唱し Geschwind (1965) によって再評価された視覚言語離断仮説は、今日でもなお純粋失読症状を説明するモデルとして妥当であろうと考えられる。しかし、近年異なる説明モデルも提出されている。たとえば、Farah(1990) は視覚障害が純粋失読を生起させる可能性を指摘している (視覚性障害説)。Farah の指摘の真偽 (河村と溝渕 (1998) の議論を参照) がどうであれ、視覚情報から音韻情報への変換過程の中の任意の機構に、損傷が発生することによって失読症が生じることは間違い無いだろう。

機能的脳画像研究 (たとえば櫻井 (1998)) によれば極めて多くの部位が日本語文字の読字行動に関与している。このうち本稿では紡錘状回後部から角回/縁上回の経路に着目してモデル化を行なった。事象関連電位を用いた研究では、顔・非顔の区別 (Jeffreys, 1989) や、文字・非文字の区別 (Nobre, Aillson & McCarthy, 1994) を表す波が 紡錘状回後部で確認されている。すなわち 紡錘状回後部は視覚入力をその特徴に従って大まかに分類する役割を担っていると考えられる。一方、Geschwind(1965) によれば角回は視覚文字–音韻変換の中継路ではなく、異種感覚記憶痕跡間の連合を営む領域である。この説が正しいとするならば、角回で表現されている情報は特定の感覚に依存しない抽象化された文字の表現でなければならない。本稿ではこれらの事実と現在までにニューラルネットワーク研究で知られている 2 つの回路、自己組織化マッピングとパーセプトロンが対応すると考えてモデルを構築した。なおこのモデルは、工学の分野で考案された大規模ニューラルネットワーク CombNET-II と基本的に同じ構造を持つ (堀田, 岩田, 松尾ら,1992)。

1　モデル

本稿で提案するモデルは 2 段階 (図 1) で構成されている。入力パターンはこの 2 段階を逐次経過して処理される。

漢字の認識においては、繰り返し計算によるアルゴリズム、言い替えれば、

十分な時間が与えられれば完全な認識に至ることができるアルゴリズムを想定するのは不自然である。千字以上の文字が存在する漢字表記において、大分類を行う回路が脳内に存在しなければ、漢字文化圏の人間は、自身が考える速度で読むこと、または、読みながら考えるなどという行為は絶望的だと思われる。すなわち、脳内では、不完全であっても大まかな解を与える回路が存在すると考えることができる。原稿の誤字脱字を見付けることが難しいこと、あるいは、漢字を音読する場合の反応潜時が数百ミリ秒であることなどは、このようなワンショットアルゴリズムの機構を仮定することで説明できると考える。

第１段階では、入力された視覚パターンはその形態的特徴に従って高速に、大まかに分類される (以下、大分類と表記する)。大分類による入力文字画像のグループ分けは２次元平面に配置された大分類回路の素子の中のどの素子が活動するかによって定まる。大分類を担当する第一段階の回路は類似した入力刺激を２次元平面上の類似した位置に写像する機構である。類似した形態的特徴を持つ文字画像は同じ素子を活動させることになる、すなわち、同一グループに分類されることになる。入力刺激を２次元平面上に写像することは、大脳皮質が２次元的に広がっていて、類似した特徴に反応するニューロンが皮質の近傍に分布するというトポグラフィックマッピングに対応すると考えられる。トポグラフィックマッピングは、視覚、聴覚、体性感覚など第一次感覚野の持つ特徴の一つであり、文字認識のためのモデルが持っていなければならない機構であると考える。本稿では、第１段階での処理は自己組織化アルゴリズムによって訓練されると仮定した。実際に個々の文字を認識する前に入力文字の形態的特徴によって複数のサブグループに分類しておくことは、認識すべき文字の候補数を実質的な数に押える効果がある。第１

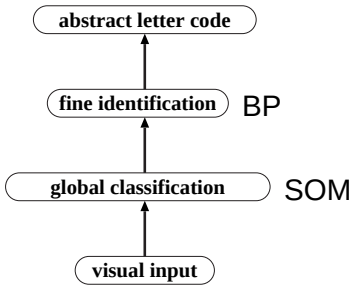

図 1: モデルの概念図

段階で学習すべき文字の候補数を絞り込むことは、第２段階での認識機構において、学習に必要な時間を少なくし、かつ、学習の収束可能性を改善するという計算上の効率性が指摘できる。加えて、２段階の処理を仮定することは、全ての刺激入力を単一の大回路で処理する場合に比べて、ネットワークの経済性、すなわち、素子間の総結合数をより少なく押える効果も存在する。

第２段階での処理の目標は、入力画像の詳細な特徴に従って、視覚入力を対応する入力画像に依存しない文字コードに変換することである。本稿では、第２段階の文字同定処理にパーセプトロン型の３層の回路を用いた。第２段階の文字を同定する処理のために、第一段階の出力ユニット数と同数の３層フィードフォワード型ニューラルネットワークが用意された。第２段階のそれぞれのネットワークは第一段階の大分類処理によって、相対的に少数漢字を同定すれば良いことになる。このような ２段階の処理を考えることで学習が容易になり、かつ、短時間で漢字の同定が可能になる。ただし、第２段階の各ネットワークは互いに同じ構成であり、同じ学習則に従って訓練されるものとした。第１段階の処理によって、第２段階の中のどの回路が活動すべきかが定まる。すなわち、大分類によって少数の候補に絞り込まれた入力画像が、第２段階を構成するネットワーク群の中の特定のネットワークのみを活性化し、そのネットワークへと信号を送ることになる。第２段階の各回路は、予め認識すべき文字の候補が小数に絞り込まれているので、認識までの時間、および認識の精度を向上させることが可能となる。第２段階での処理はバックプロパゲーション法 (Rumelhart, Hinton & Williams, 1986) によって訓練された。

一旦訓練が終了したネットワークに損傷を加えると、失読症、とりわけ形態失読に似た出力を生じることが期待できる。本稿では 2 種類の損傷シミュレーションを行った。失読症状、特に、文字の形態的特徴を混同したり、類似した文字と誤読する症状を呈する患者、すなわち臨床的には形態錯読と診断されるような患者の病状と、モデルとの挙動が一致するのであれば、本稿で提案するモデルは日本語の読字モデルとして妥当性を持つと言うことができよう。

2　計算機実験

2.1　材料、原画像

入力データには小学 1 年生から 6 年生までの学習漢字 1006 文字の TrueType フォント (Microsoft 社製) のフォント 2 種類、MS 明朝、MS ゴチックを用いた。2 種類のフォントを用いた理由は 2 つある。一つはニューラルネットワークの過学習を避けるためであり、もう一つは人間の読字過程に近づけるようにするためである。ニューラルネットワークにおける過学習とは、学習が過度に進行すると特定の文字の微細な特徴に反応して文字を識別するようになり、漢字全体の特徴から文字を判別することがなくなることをいう。この過学習を避けるために 2 種類のフォントを用いた。複数のフォントを用いることで、フォント間の微妙な差異に応答するのではなく、漢字の持つ全体的な特徴を認識させることができる。一方、人間が漢字を読む場合には、ど

のようなフォントであれ同一の文字は同じ読みをするは明らかである。このことから、人間の脳内で行なわれている文字同定の処理過程ではフォントの差を無視した情報処理がなされていると考えられるからである。各文字を縦横 32×32 ピクセルにラスタライズした画像を原画像として用いた。

2.2 前処理

ニューラルネットワークが文字の特徴を学習し、用いたフォントの微妙な特徴を学習してしまうことを避けるために、位置のずれの効果を減ずるために用いられるガウシアンフィルターを各文字に施した。ガウシアンフィルターを用いることは特徴検出器を構成することに相当する (Bishop, 1995)。

以下の図 2 のように完全に直交している 2 つの画像を考える。人間は容易

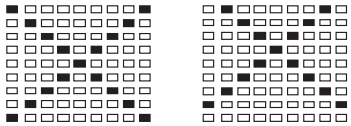

図 2: 人間には同じように見えるにもかかわらず、位置ずれのため完全に直交している 2 つの画像

に左右の文字を同じ X であると認識できるのに対して、機械は全く別の文字だと認識する。このような事態を避けるためには、なるべく特定の画素に依存しない表現でなければならない。特定の画素に依存しない表現を用いる一つの方法としてガウシアンフィルターを用いられている。本稿でもこの目的でガウシアンフィルターを導入した。ガウシアンフィルターを用いれば、ガウシアンフィルター用いなかったときにはほぼゼロであった上記二枚の画像の相関は、互いに類似するようになる (相関が高くなる)。

ガウシアンフィルターによってぼかされた文字画像は位置ずれに対して頑健であるが、高周波成分を除去することになり、元画像よりも識別性が低下してしまうという欠点がある。すなわち、ガウシアンフィルターは画像間の類似度を減少させることを意味する。一つの漢字を一本のベクトルで表現した場合、2 つのベクトル間の距離が小さくなる (図 3 中の f と $\tilde{f}$ の関係)。このことは、漢字間の識別性を低下させ、学習を行う際に元画像を用いるより困難な課題をネットワークに課すことを意味する。

ガウシアンフィルターによってぼかされた画像に対して、正準化と呼ばれる画像処理手法を導入した。正準化処理によって白黒反転した画像も同じ回路で扱えるようになる。正準化とは一種の射影であり、画像の平均がゼロになるように変換する操作である。(1) 式はこの操作を表している。

$$F(x) = \tilde{f}(x) - (f, 1), \tag{1}$$

ここで、$(f,1)$ は元画像とすべての要素が 1 であるベクトルとの内積である。(1) 式はガウシアンフィルターによってぼかされた画像 $\tilde{f}(x)$ から画像の平均値 $(f,1)$ を引くことによって刺激画像 $F(x)$ が作成される手続きを表している。正準化の操作によって画像間の類似度 (あるいは画像間の距離、内積の値) は変わらない。元画像とガウシアンによってぼかされた画像、および正準化した画像との関係を図 3 に示した。図中の $\tilde{f}_*$ はガウシアンによってぼかした画像を、また $F(\cdot)$ は正準化した画像を表す。$F(\cdot)$ 間の角度は元画像と同じであるが、一方ぼかした画像同士の角度は元画像よりも小さくなっている。以上のような前処理は、水晶体やレンズにようる工学的なボケや網膜水平細胞間の結合 (ガウシンアンフィルター) や、順応あるいは虹彩の調節による強度変化、アマクリン細胞や神経節細胞の役割 (正準化) などに対応することが想定でき (福島 (1976))、一次視覚野に至るまでの視覚情報処理過程に対応すると考える。図 4 は 2 種類のフォントについて上記の操作を行った例で

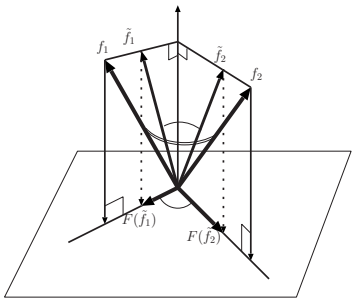

図 3: 原画像と前処理を施した画像との幾何学的関係

ある。

2.3 結果

2.3.1 第 1 段階

入力画像を大分類 (グループ分け) するために Kohonen(1985) の自己組織化アルゴリズム (SOM) を用いた。SOM とは、競合学習の考え方を採用し、高次元の入力刺激を 2 次元平面へ射影する計算手続きである。本稿では全漢字 1006 文字を 49 個 (7×7) の正方格子状に配置された素子で構成される 2 次元平面へ写像させることにした。SOM の学習とは、各入力刺激に対して最大出力を与えるニューロン c と、その近傍関数 $h_{c,i}(t)$ とで定義されるニューロン群に対して Hebb 則 (Hebb, 1949) を適用して訓練し、類似した入力刺激の特徴が類似した場所に投射されるような 2 次元のマップを形成することである ((3) 式を参照)。第一層の 49 個の各素子は入力次元である 1024(32×32 ピクセル) 個の結合係数 (コードブックベクトル) を持っており、学習の結果

original image Gaussian kernel blurred image canonicalized image

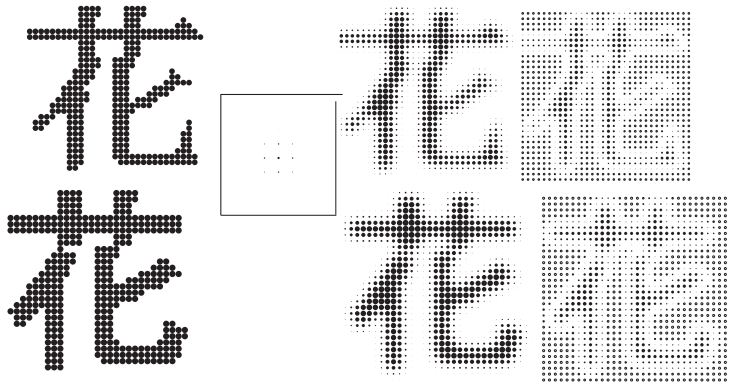

図 4: サンプル画像。画像内の各点の直径は絶対値の大きさを表している。白は正の値を、黒は負の値をそれぞれ表現している。

これらの結合係数が刺激画像全体をグループ分けするような結合係数を学習することになる。この学習が最適に行われたと仮定すれば、第 2 段階の各回路は 20 個強 (1006/49) の文字を認識すれば良いことになる。

前節の方法で前処理 (ガウシアンフィルターと正準化の操作) された 1024 次元の入力文字画像を表すベクトル x が全コードブックベクトル m_i $(i = 1 \dots 49)$ と比較され、最小のユークリッド距離 $|x - m_i|$ を与えるコードブックベクトルを決める。このコードブックベクトルのことを最適ノード (添字 c で表す) という。すなわち、49 本のコードブックベクトルのうち、最も入力画像に類似しているコードブックベクトル m_c が選択される。数式で表現すれば

$$c = \underset{c}{\operatorname{argmin}} |x - m_i|, \tag{2}$$

となり、入力画像 x と コードブックベクトル m_i との距離の絶対値を最小にするコードブックベクトル m_c が定められる。SOM の学習は次の (3) 式によって更新された。

$$m_i(t+1) = m_i(t) + h_{ci}(t)[x(t) - m_i(t)], \tag{3}$$

ここで、t は学習回数を表す離散変数であり、$h_{ci}(t)$ は近傍関数である。近傍関数とは、刺激画像と最も近いコードブックベクトル m_c の周辺にあるコードブックベクトルのことであり、コードブックの 2 次元的な配置の中で、類似した特徴をもつ画像どうしは近くの領域に投射されるというトポロジカルマップを実現するために用いられる。(4) は用いた近傍関数の定義である。

$$h_{ci}(t) = \begin{cases} \alpha(t) & \text{for all } \ i \in (|m_c - m_i| \leq 3) \\ 0 & \text{otherwize,} \end{cases} \tag{4}$$

ここで、$\alpha(t)$ は学習係数である。(3) 式と (4) 式によって入力画像に最も近い最適コードブックベクトルとその周辺 (3 以内) にあるコードブックベクトルが刺激画像との距離を減少させるように学習が繰り返される。2000 回の学習期間中に最適コードブックベクトルとその近傍のニューロンが同一の刺激に対して類似した出力を与えるように学習が行われるようになった。学習は収束するために必要な (4) 式中の学習係数 $\alpha(t)$ は以下のように

$$\alpha(t) = 0.9 \left\{ 1 - \frac{t}{2000} \right\}, \tag{5}$$

学習回数 t の関数として単調減少関数として定義した。(5) 式の右辺の 内は学習回数 t が 2000 に近付くけば近付くほど 0 に近付き、従って学習の効果が徐々に減衰することを表している。

第一段階の結果を図 5 に示した。例えば図 5 内の左上隅のノードに ‘しんにょう’ 検出器と考えられるノードが形成されたことが分かる。このノードの結合係数が最適コードブックベクトルである漢字は、出力値順に並べると ‘通週適達選連運遺遠造道過追送近建述進速退短辺返迷逆遊店法’ であった。実際 ‘店’ と ‘法’ とを除けばすべて ‘しんにょう’ が部首である漢字である。これらの漢字は互いに類似しているが発音が全く異なることは日本語を母語とする人間には自明であろう。一方、図 5 内の右上には ‘いとへん’ が、右から 2 列目の中程には ‘いとへん’ を示すノードが形成されている。以上のように刺激画像の持つ統計的な性質を反映する形で、2 次元のコードブックベクトルマップが形成され、刺激画像をその視覚的特徴によって大まかに分類する 2 次元マップが形成されたと言える。本論文では上記のような漢字の形態による大分類を行なっている領野が脳内のいずれかに存在すると想定している。

2.3.2 第２段階

大分類の結果から漢字を 49 群に分類し、パーセプトロン型の回路網に読みを学習させた。分類の難しい文字 (最適コードブックベクトルと 2 番目に大きな値を生じるベクトルとの差が小さい文字) については、複数のグループに同一の文字が複数のグループに属するようにした。回路の学習にはバックプロパゲーション法を用いた。第 2 段階の各素子はその出力がジグモイド関数よって決まるようにした。49 個のサブネットのそれぞれは入力層の素子数 1024 個、中関層の素子数 128 個、出力層の素子数 16 個とした。教師信号は JIS X 0208 コードを表す 16 ビットをそのまま用いた。

第 2 段階の領域として本モデルで想定している 角回が異種感覚記憶痕跡間の連合を営む領域であるのなら (Geschwind, 1965)、角回で表現されている情報は特定の感覚に依存しない抽象化された表現である。ここでは視覚刺激と無関連な抽象的なコードである JIS X 0208 を用いることにした。

JIS X 0208 では一文字を 2 バイトで符号化している。2 バイトで表現可能

な文字の総数は 65536 ($= 2^8 \times 2^8$) 文字であるが JIS X 0208 では最上位ビットが常に 0 であるため可能な文字集合は 16384 文字 ($= 2^7 \times 2^7$) である。すなわち第 2 段階の各回路は、出力層における最上位ビット 2 つは、冗長であることを学習しなければならなかったことを意味する。

学習漢字 1006 文字について各 2 種類のフォントを用いた計 2012 文字を同時に与え、認識実験を行なった結果、モデルの最終的な認識率は 0.892 であった。正しく認識できなかった文字は、全 2012 文字中、MS 明朝フォントが 135 文字、MS ゴチックが 82 文字であった。

3　破壊実験による脳損傷のシミュレーション

損傷をシミュレートするためには (1) 結合の切断、(2) 素子の除去、(3) 雑音の付加、の 3 種類が考えられる。結合の切断は、素子間の結合係数を 0 にすることに等しく、ニューロン (もしくは皮質) 間の線維連絡が切断された場合に対応する。素子の除去は回路から一部の素子を取り除くことを意味し、皮質上のニューロンが損傷を受けた場合に相当する。雑音の付加にはさらに細かく 2 種類の方法が考えられる。(3a) 入力そのものに雑音を加える場合と、(3b) 学習が成立した結合係数に雑音を加える場合とである。前者は回路への入力が劣化していることを表現し、後者は何らかの外生要因によってシナプス結合が変性している状況に対応する。本稿では離断仮説に対応する (1) と、視覚入力が正常であるにもかかわらず入力情報が変容してしまう (3b) とを取り上げた (浅川伸一, 2001)。

3.1　離断仮説

Geschwind(1965) の視覚言語離断仮説は、上記の結合の切断で実現できると判断できる。第 2 段階の回路の任意の結合を切断すれば視覚言語離断仮説と直接対応すると考えられる。この仮説を検証するため第 2 段階の回路内の任意の結合係数をランダムに 0 にして認識率を調べた。図 6 に結合係数を 0 で置き換える切断率を 0.1 から 0.9 まで変化させたときの認識率を示した。図 6 は、結合係数をゼロにする割合が大きければ大きい程急速に認識率が低下する。言い替えれば、障害の程度重ければ重い程、認識率が低下することを示している。

図 6 によれば、切断率とモデルの示す成績との関係は単調減少の傾向にあるが、変化は一定ではない。切断率が 0.3 付近まで、急激に認識率が低下する。このことは損傷の程度が軽い場合でも認識不能な文字が多い (読字可能な文字が減少する) ことが分かる。もし実際の損傷あるいは病変が本モデルで記述しているとおりならば、以下の 2 点が演繹できる。

1. 本モデルの第 2 段階に相当する領野に進行性の病変が存在すれば、患

者の読字能力は急激に悪化する。

2. 損傷による「読み」の成績低下が図 6 のようになるとすれば、損傷部位の面積と課題成績とは直線的ではなく、損傷の程度が少なくても急激に成績が低下すると予想される。すなわち、失読症の患者間で成績を比較する場合、小さな損傷領域の差異が大きな成績差となって現われる可能性がある。

3.2 視覚性障害説

Farah (1990) は純粋失読の患者には、ある種の視知覚的な障害を持つものがあることを報告している。この仮説を調べるために雑音の付加によるシミュレーションを試みた。ただし、視覚入力に雑音が加わると仮定する前述の方法 (3a) では他の視覚機能にも影響が及んでしまうので、純粋失読の定義からシミュレーションとしては適当ではない。ここでは本ニューラルネットワークモデルの結合係数に雑音を加える (3b) によって数値実験を行った。

図 7 に結果を示す。離断仮説によるシミュレーションと対照的に、視覚性障害説では、雑音の程度に対して頑健な傾向がある。雑音のレベルが高くなければ成績が悪くなるが図 6 と比較すれば成績低下の割合は少ない。このことから、障害の影響が 2 つの型の失読症で異なることが予測できる。

4 考察

現在までに知られている事実から計算機上で動作するモデルを作成すると文字数候補の多さによる学習時間、認識時間の増加を押える意味でも 2 段階回路網を採用した方が有利であると考えている。現在の機能的脳画像技術では本モデルでの予測を検証できるような精度が得られていない。そのためモデルと直接対応する回路を脳内に発見することはしばらくできないと考えられるが、敢えて予想される対応部位を検討すると次のようになろう。櫻井 (1998) などによれば読字過程中の PET 画像では角回の deactivation が見られると言う。文字や顔などは、高速処理が要求される視覚刺激である。このような時間的制約の中で正確に入力刺激を分類する能力をもつニューラルネットワークでは、できるだけ単純な処理過程を考えるべきである。仮に大分類回路が紡錘状回後部だけでなく紡錘状回後部と角回との協応作業であると仮定するなら、最適コードブックベクトルを選択する際に互いに他の素子を抑制することになり、最適な素子だけが活性化されることになる。その場合、全体の活性値は閉眼時よりも減少すると考えられる。すなわち機能的脳画像研究で見出された角回での deactivation を本モデルで次のように説明できるかも知れない。角回が本モデルにおける第 1 段階の処理、大分類回路であると仮定するなら、数千以上の可能な文字の中から、比較的少数の文字の候補を選択

する役割を持つ大分類回路では、特定の文字候補群だけを活性化し、他の文字をすべて抑制しなければならないはずである。この結果角回全体としてみれば一つの素子のみが活性化し、他の素子はすべて抑制された状態になる。ゆえに角回全体の平均を測定している PET の計測では deactivation が観測されると考えることができよう。deactivation の扱いについては機能的脳画像研究者間でコンセンサスが得られていない問題で、単なるアーチファクトあるいは計算の便宜上存在するものだと考えている研究者もいる。ここに帰納的 (実験的) 研究の限界があり、本論文のような演繹的な研究方法を必要としていると考える。

最後にかな漢字乖離問題に触れておく。現在までに提案されたモデルの中にはかなと漢字との乖離を主張しているものが数多い (例えば岩田 (1996))。しかし、本稿ではかなと漢字との処理経路を分けることはしなかった。理由は経済性である。もし、一つの経路で、かなと漢字との両者が同時に扱えるのなら、敢えて二つの経路にわける必要は無いと考えた。これは脳は同一の構成原理で成り立っているとの主張と合致する。同様の考え方は最近、老人研グループの研究でも示されている (伏見, 伊集院, 辰巳格,2000; 伊集院, 伏見, 辰巳格; 2000)。大分類回路による分類は確率的に振舞うことになるので、回路内で局所的にかなと漢字とをそれぞれ選択的に処理する部位が発生することは十分に考えられる。しかし、その場合でもモデルの構成原理はかなと漢字とで同一である。同一原理によって構築された脳が外部入力の性質を反映して機能分化を起こす可能性までは否定できない。

文献

河村満 & 溝渕淳 (1998). 読みの脳内機構. In 苧阪直行 (Ed.), **読み —脳と心の情報処理** (pp. 185–216). 朝倉書店.

福島邦彦 (1976). **視覚の生理とバイオニクス**. 電子通信学会.

御領謙 (1987). **読むということ**. 東京大学出版会.

岩田誠 (1996). **脳とことば —言語の神経機構**. 共立出版.

櫻井靖久 (1998). Pet からみた読字の神経機構. In 苧阪直行 (Ed.), **読み —脳と心の情報処理** (pp. 217–238). 朝倉書店.

浅川伸一 (2001). 脳損傷とニューラルネットワークモデル — 神経心理学への適用例 —. In 守一雄, 都築誉史 & 楠見孝 (Eds.), **コネクショニストモデルと心理学** chapter 5, (pp. 51–66). 北大路書房.

Bishop, C. (1995). *Neural Networks for Pattern Recongnition*. Oxford University Press.

Coltheart, M. (1983). *The right hemisphere and disorders of reading.* Academic Press, London. In A.W.Young(Ed.), Functions of the right cerebral hemisphere.

Farah, M. J. (1990). *Visual Agnosia.* MIT press, Cambridge, MA.

Geschwind, N. (1965). Disconnexion syndoromes in animals and man. *Brain*, *88*, 17–294. (河内十郎訳、「高次脳機能の基礎」、(1984)、新曜社).

Hebb, D. (1949). The organization of behavior. In J. Anderson & E. Rosefeld (Eds.), *Neurocomputing* chapter 4. New York: MIT press.

Jeffreys, D. A. (1989). A face-responsive potential recorded from the human scalp. *Experimental Brain Research*, *78*, 193–202.

Kohonen, T. (1985). *Self-Organizing Maps.* Springer–Verlag.

Morton, J. (1980). *The logogen model and orthographic structure.* Academic Press. In U. Firth(Ed.), Cognitive processes in spelling.

Nobre, A. C., Aillson, T. & McCarthy, G. (1994). Word recognition in the human inferior temporal lobe. *Nature*, *372*, 260–263.

Rumelhart, D. E., Hinton, G. E. & Williams, R. (1986). Learning internal representations by error propagation. In D. E. Rumelhart & J. L. McClelland (Eds.), *Parallel Distributed Porcessing: Explorations in the Microstructures of Cognition*, Volume 1 chapter 8, (pp. 318–362). Cambridge, MA: MIT Press.

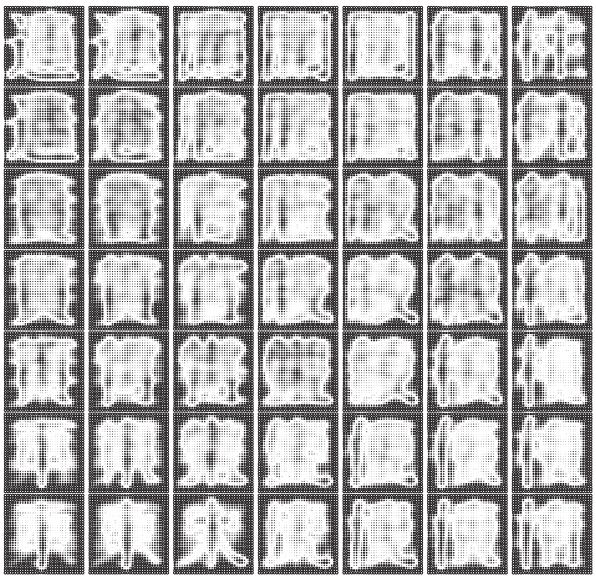

Figure 7: Output of SOM

19

図 5: SOM による大分類結果

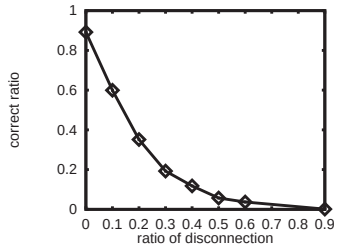

図 6: 離断仮説によって生ずる失読の数値実験結果。中間層の破壊率の関数として認識率が描かれている。各点は 100 回の実験結果の平均である

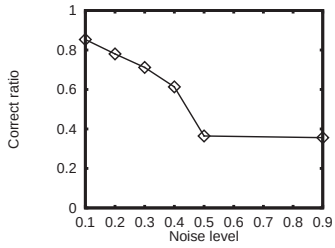

図 7: 視覚性障害説によって生ずる失読の計算機実験結果。付加された雑音の大きさの関数として認識率が描かれている。各点は 100 回の実験結果の平均である