

3段構成ネオコグニトロン：最適しきい値探索と細胞密度の間引き

山本 千尋[†] 林 勲^{††} 福島 邦彦^{†††}

[†], ^{††}, ^{†††} 関西大学 総合情報学部 大阪府高槻市

^{†††} ファジィシステム研究所 福岡県飯塚市

E-mail: [†] k382872@kutc.kansai-u.ac.jp, ^{††} ihaya@cbii.kutc.kansai-u.ac.jp, ^{†††} fukushima@m.ieice.org

あらまし ネオコグニトロンは変形に強い視覚パターン認識能力をもち、階層構造を持つ多層の人工神経回路である。大脳視覚野の単純型細胞に類似したS細胞の層と複雑型細胞に類似したC細胞の層を組にして一つのモジュールと考える。従来のネオコグニトロンは、このモジュールを4つ並べた4段構成で用いられてきた。本論文では、3段構成のネオコグニトロンを設計し、従来の4段構成ネオコグニトロンとの認識率の比較を行った。ネオコグニトロンでは演算量を減らすために各層で細胞の間引きを行っている。しかし、3段構成回路の各段で、4段構成回路の場合と同様に2:1間引きを用いると、演算時間が極度に増えてしまう。そこで、中間層の間引きの割合を大きくして、3:1としてみた。計算機シミュレーションの結果、4段構成回路と比較すると3段構成回路では認識率が向上したが、中間層の間引きを3:1にしても結合本数(演算コスト)は4段構成よりもまだ多かった。

キーワード 視覚パターン認識, ネオコグニトロン, 階層型神経回路, 3段構成回路, 細胞密度の間引き

Three-staged Neocognitron: Optimal Threshhold and Thinning-out of Cells

Chihiro YAMAMOTO[†], Isao HAYASHI^{††}, and Kunihiko FUKUSHIMA^{†††}

[†], ^{††}, ^{†††} Faculty of Informatics, Kansai University, Takatsuki, Osaka, Japan

^{†††} Fuzzy Logic Systems Institute, Iizuka, Fukuoka, Japan

E-mail: [†] k382872@kutc.kansai-u.ac.jp, ^{††} ihaya@cbii.kutc.kansai-u.ac.jp, ^{†††} fukushima@m.ieice.org

Abstract The neocognitron is a hierarchical multi-layered neural network capable of robust visual pattern recognition. In the neocognitron a number of modules, each of which consists of an S- and a C-cell layers, are connected in cascade. The conventional neocognitoron consisted of four stages of the modules. In this paper, we propose a new neocognitron consisting of three stages, and compares the recognition rate of the new neocognitron and the conventional four staged neocognitoron. To reduce the computational cost, cells in each layer are thinned out. The thinning-out ratio at the intermediate stage of the three staged neocognitron is 3:1, instead of the 2:1 thinning-out ratio for the conventional four-staged neocognitoron. Computer simulation show that the recognition rate is improved by the three-staged neocognitron than by the four staged network. However, the total number of connections to S-cells in the network, which is proportional to computational cost, is still larger than that of the four-staged network even if the thinning-out ratio at the intermediate stage is increased to 3:1.

Key words visual pattern recognition, hierarchical neural network, three-staged neocognitron, thinning-out ratio

1. はじめに

ネオコグニトロンは変形に強い視覚パターン認識能力を持つ人工神経回路 [1]~[3] である。視覚神経系に関する Hubel-Wiesel の階層仮説に類似した階層的な多層の回路構造を持つ。学習によって高度のパターン認識能力を獲得する。大脳視覚野の単純型細胞に類似したS細胞の層と複雑型細胞に類似したC細胞

の層を一つのモジュールと考え、このモジュールが階層的に並べられている。

S細胞層とC細胞層のモジュールを4段並べたものが、従来使用されている構造である [4]。ネオコグニトロンは高い視覚パターンの認識能力を持つが、一方で、回路構造も大きく複雑となる傾向がある。もし回路規模を小さくコンパクトにした場合でも、コンパクト化されたネオコグニトロン認識能力に大き

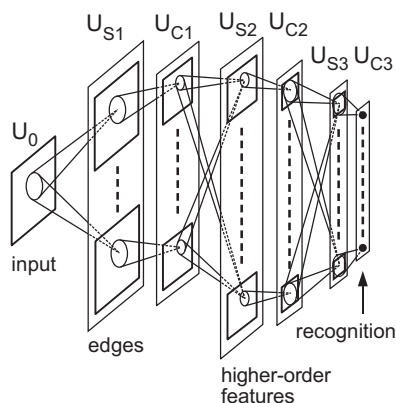


図1 ネオコグニトロン回路構造。

な違いがないのであれば、さらに有用性が高まると考えられる。

本論文では、従来の4段構成のネオコグニトロンを基に新たな3段型のネオコグニトロンを構成し、その認識能力の有用性を4段構成回路との比較の中で議論する。ネオコグニトロンはS細胞層とC細胞層の組が一つのモジュールとなり、モジュールが何段も積み重なり階層構造を形成している。3段構成ネオコグニトロンはS細胞の層とC細胞のモジュールを3段並べた回路である。

S細胞は入力された刺激パターンの局所的な特徴を抽出する。入力結合は学習によって変化する可変入力結合であり、学習終了後は特徴抽出細胞として働く。また、C細胞の入力結合は固定されており、受容野内に呈示された刺激の位置ずれにほぼ不変な反応を示す。このため、C細胞は受け取ったS細胞の反応をぼかし、位置ずれを吸収する働きを行うと考えられる。さらに、最上位段のC細胞は、パターン認識の結果を表す認識細胞として働く。

ネオコグニトロン設計を行うときには、高い認識率と学習効率を得るために各種のパラメータを調整する必要がある。そこで、本論文では、ネオコグニトロンを3段構成回路の、よりコンパクトな構造として規定する。3段構成回路は、4段構成回路よりコンパクトであるため設定するパラメータの数が少なくパラメータの設定が行いやすい。3段構成回路に適したパラメータを設定し、4段構成との認識能力の比較においてその有用性を検討する。3段構成回路の認識能力の有用性の検討では、手書き数字のデータベースであるETL1の画像データを用いて、S細胞の学習時の結合生成と評価での特徴抽出のしきい値を調整した場合の認識率を4段構成ネオコグニトロンとの認識精度と比較する。また、3段構成ネオコグニトロンにおいて生成される結合本数と細胞面の数についても議論する。

第2章ではネオコグニトロン概要について説明し、第3章では3段構成ネオコグニトロン構造について議論する。第4章ではしきい値を調整した3段構成回路と4段構成回路の認識誤差率の比較によって3段構成ネオコグニトロン有用性を議論し、最後に、3段構成ネオコグニトロン特徴を考察する。

2. 3段構成ネオコグニトロン

2.1 構造概要

ネオコグニトロンは、大脳視覚野の単純型細胞に類似したS細胞の層と、複雑型細胞に類似したC細胞の層を交互に階層的に配置した多層神経回路である。図1に、3段構成回路のネオコグニトロン階層構成の概要を示す。ネオコグニトロンは、S細胞層とC細胞層の組を複数段持った回路であり、入力層から出力層に向って、 $U_0 \rightarrow U_{S1} \rightarrow U_{C1} \rightarrow U_{S2} \rightarrow U_{C2} \rightarrow U_{S3} \rightarrow U_{C3}$ となっている。ただし、 U_{Sl} は第*l*段目のS細胞層であり、 U_{Cl} は第*l*段目のC細胞層である。

入力層に画像が入力されると、各層での細胞は画像信号を受け取り、それを次層へと伝播する。ただし、細胞は一つ前の細胞から信号を受け取るが、前層の全ての信号を受け取るわけではなく、狭い範囲内の細胞からしか結合を受け取らない。また、信号を送り出す細胞と信号を受け取る細胞は、それぞれの層内ではほぼ同じ位置に存在する。各細胞層では、同じ特徴を抽出する細胞が2次元平面の細胞面と呼ぶ単位に分割されており、入力結合を共有している。一つの細胞層には多数の細胞層が存在しており、一つの細胞面に含まれる全ての細胞は、同じ特性の受容野を持つことになるが、受容野の位置は細胞ごとに異なっている。ただし、層数が増えるにしたがって、細胞が信号を受け取る範囲は広がる。最上位層では、受容野全体からの信号が集められ、信号強度が最も高い細胞層が発火して、出力となる。

3段構成ネオコグニトロンでは、4段構成ネオコグニトロンから、 U_{S3} と U_{C3} にあたる段を削除する。 U_{S1} と U_{C1} では、4段構成回路と同じく入力パターンの局所な特徴抽出を行っている。また、4段構成であれば、 U_{S2} と U_{C2} は、前段よりやや広い特徴範囲を抽出する段であるが、3段構成回路では、4段構成回路の U_{S3} と U_{C3} で行われる特徴抽出層も U_{S2} と U_{C2} で行う。したがって、3段構成回路は U_{C3} で判別結果を出力し、大局的な特徴抽出を行う中段が4段構成より一段少ない回路となっている。

2.2 S細胞

U_{S1} 層のS細胞は、線分の方角と視野上の位置を抽出する細胞である。

U_{Sl} 層($l \geq 2$)の各S細胞では、その前段の U_{Cl-1} 層の一群のC細胞から直接、興奮性信号を受け取る。下位層のS細胞では、その受容野は小さく、入力パターンの局所な特徴を抽出する。階層が下位層から上位層になるにしたがって、より大局的な特徴を抽出するようになる。

U_{S1} 層以外のS細胞層では、入力結合は可変結合であり、その構成は学習によって形成される。学習終了後には、S細胞は特徴抽出細胞として働く。

2.3 C細胞

C細胞とは、ネオコグニトロンに汎化能力を持たせる上で重要な細胞である。C細胞では、いくつかの同一特徴に反応するS細胞と固定結合を持っている。C細胞の結合範囲はS細胞の結合範囲と同じであるか、あるいは、少し大きく設定する。こ

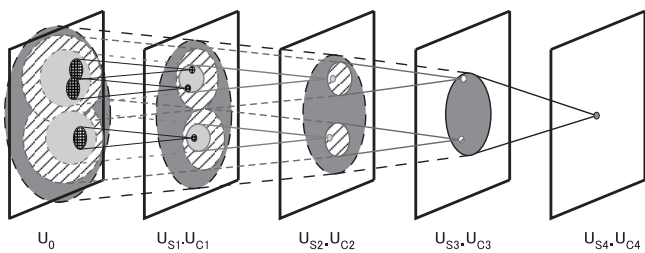


図2 4段構成ネオコグニトロン結合範囲.

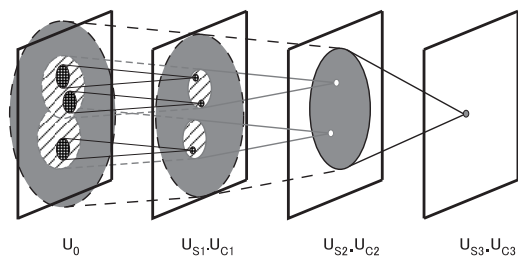


図3 3段構成ネオコグニトロン結合範囲.

の結合を介して、受容野の位置がわずかに異なる複数のS細胞の出力を平均している。換言すれば、S細胞の出力は、それに続くC細胞の細胞面で空間的にぼかされる。なお、平均化の操作は、神経回路に変形したパターンを頑強に認識する能力を与えるだけでなく、S細胞層に含まれるランダムノイズを平滑化するのにも役立っている。

2.4 学習

学習は下位層から上位層へと、順次進めていき、下位の層の学習が完全に終了した後に、それに続く上位層の学習を始める。学習則はAdd-if-Silent則[5]を採用している。ただし、どの層の学習においても、 U_0 層に提示するのは、同一学習セットの学習パターンである。 U_{Sl} 層($l \geq 2$)の学習では、その前層 U_{Cl-1} の反応が学習刺激となり、学習が開始される。なお、一つの細胞面に含まれる全ての細胞は、同一の入力結合を共有している。この共有結合の条件は、S細胞の結合の発生時や更新時にも、常に保たれる。最上位段では4段構成と同じく内挿ベクトル[7]を用いた。

2.5 しきい値

3段構成回路において最も重要なのは、S細胞の特徴選択性の調節を行うためのしきい値の調整である。Add-if-Silent則をネオコグニトロンに適用した場合は、二重しきい値を用いる。3段構成回路では U_{S2} に二重しきい値を用いている。しきい値は、学習時のしきい値 θ^L と認識のしきい値 θ^R であり、一般に、学習しきい値は高く、認識しきい値は低くする。しきい値を調節することにより、あるS細胞が最大の反応を出力する最適特徴から入力パターンが異なっても、その特徴が同じであると見なすことができる。しきい値を上げることで同一の特徴とするこの調整範囲は狭くなり、しきい値を下げると同一の特徴とみなす調整範囲が広がる。したがって、3段構成回路ではしきい値の設定が、精度の向上に大きく影響することとなる[6]。

3. 回路規模

3.1 結合範囲

しきい値と同様に重要なパラメータとして、結合範囲がある。結合範囲とは、ある細胞が入力信号を受け取る範囲を表したものである。図2は4段構成ネオコグニトロン各段ごとの結合範囲を模式的に示し、図3には3段構成回路の各段ごとの結合範囲を模式的に示している。図2と図3はともに左端が入力層で右に行くにつれ上位段になる。この図では、S細胞の層とC細胞の層を一つの段として表している。結合範囲は U_{Sl} のS細胞(L は回路の段数を表す)に入力層のほぼ全体からの信号が集

まるように設定しなければならない。この条件を満たすためには、3段構成の回路では図3に示すように各段の結合範囲を4段構成の場合よりも大きく取る必要がある。結合範囲 U_{S2} と U_{C2} が3段構成回路を用いた認識誤差率に大きく影響する。結合範囲はその範囲を広げることで、一つの細胞が受け取る信号が増加するため、3段での判別が可能になる。

3.2 細胞密度の間引き

ネオコグニトロンでは、階層の各段でC細胞による入力信号の位置ずれのぼかし操作が行われるので、階層が上がるにつれて各細胞面の反応は空間的にぼかされたものとなる。各層での反応がぼかされれば、隣接する細胞は類似した反応を示すようになるので、細胞の密度を入力層と同じに保つ必要はない。そこで、少ない細胞数で回路を構築するため、階層が上がるごとに細胞密度の間引きを行うこととする。間引き割合が大きくなると、結合を減らすことができる。

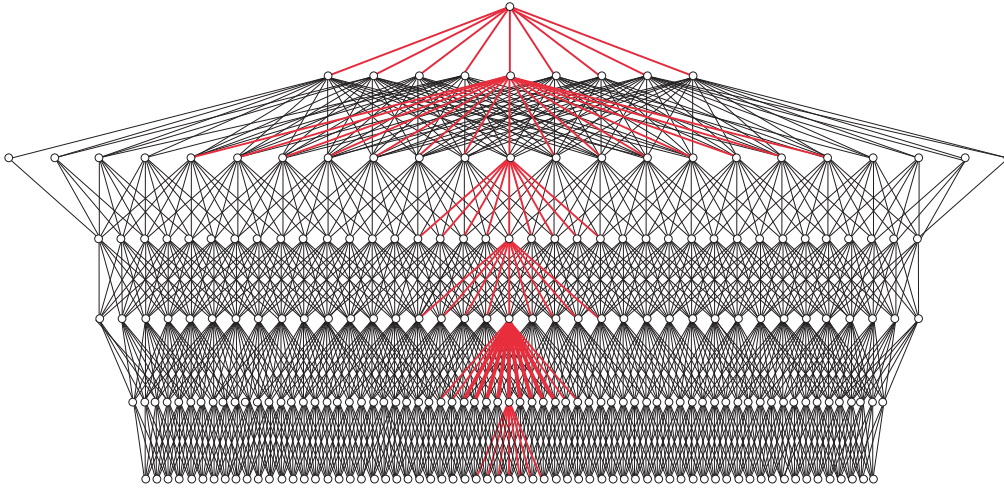
一般に、隣り合う層間での間引きは、通常S細胞層からC細胞間で行う。この理由は、C細胞からS細胞の反応を計算する演算量が、S細胞からC細胞への反応を計算する演算量よりも大きいので、C細胞を間引いてS細胞の入力結合の本数を減らしておくことが、演算コストの削減につながるからである。

本論文では間引き率を、例えば、 $U_{Cl} = (2:1)$ のように表す。これは、 U_{Sl} 層の隣接するS細胞の密度とそれに続く U_{Cl} 層での隣接するC細胞間の縦方向、横方向の密度が2:1になっていることを示す。

通常、入力結合の本数が同じであっても、間引きがあるために入力結合の広がり、上位段の細胞ほど大きくなっている。ただし、全段で同じ率で間引きを行う必要はなく、間引きを行わない段があっても構わない。

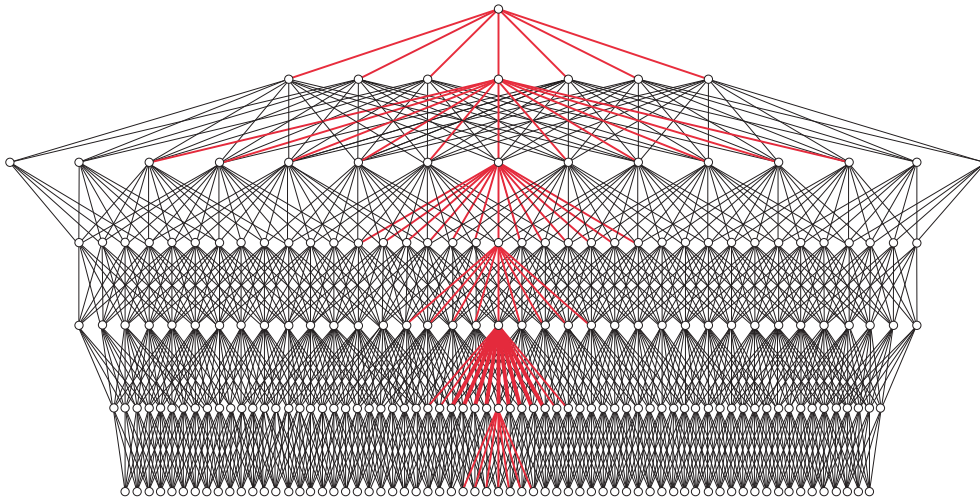
ネオコグニトロンにおける演算コストの大部分はS細胞の反応に費やされている。S細胞の反応を計算するのに必要な演算時間はS細胞の結合範囲と比例する。総結合本数とは、学習時に生成される全ての各S細胞の入力結合数を加算したものをすなわち総結合本数とし、演算コストの目安に用いる。

U_{Sl} 段への結合本数を次式で求める。 N_{conl} は第 l 段目のS細胞への結合本数を表し、 K_{Cl-1} は前層でのC細胞数を表す。第 l 段のS細胞は第 $l-1$ 段のC細胞層の各細胞面から $(N_{Asl})^2$ 本の結合を受け取っている。 U_{Sl} 層の一つのS細胞に収束する入力結合の本数は $K_{Cl-1} \times (N_{Asl})^2$ である。一つのC細胞から受け取る結合 $(N_{Asl})^2$ の範囲は実際には円形である。しかし、計算を簡単にするために、ここでは、1辺の長さが円の直径と等しい正方形であると仮定する。また、 K_{Sl} は U_{Sl} での細胞面



$$\begin{aligned}
 U_{C3} &: 1 \times 1 \\
 a_{Co3} &: 9 \times 9 \\
 U_{S3} &: 9 \times 9 \\
 a_{S3} &: 15 \times 15 \\
 U_{C2} &: 23 \times 23 \\
 a_{Co2} &: 9 \times 9 \\
 U_{S2} &: 37 \times 37 \\
 a_{S2} &: 9 \times 9 \\
 U_{C1} &: 37 \times 37 \\
 a_{Co1} &: 9 \times 9 (13 \times 13) \\
 U_{S1} &: 67 \times 67 \\
 a_{S1} &: 7 \times 7 \\
 U_0 &: 65 \times 65
 \end{aligned}$$

図4 間引き $U_{C1} = (2:1)$, $U_{C2} = (2:1)$ での回路図.



$$\begin{aligned}
 U_{C3} &: 1 \times 1 \\
 a_{Co3} &: 7 \times 7 \\
 U_{S3} &: 7 \times 7 \\
 a_{S3} &: 11 \times 11 \\
 U_{C2} &: 15 \times 15 \\
 a_{Co2} &: 13 \times 13 \\
 U_{S2} &: 37 \times 37 \\
 a_{S2} &: 9 \times 9 \\
 U_{C1} &: 37 \times 37 \\
 a_{Co1} &: 9 \times 9 (13 \times 13) \\
 U_{S1} &: 67 \times 67 \\
 a_{S1} &: 7 \times 7 \\
 U_0 &: 65 \times 65
 \end{aligned}$$

図5 間引き $U_{C1} = (2:1)$, $U_{C2} = (3:1)$ での回路図.

数を表す。 K_{Sl} は学習パターンや何段目の層によって変化する。 U_{Sl} 層の各細胞面の細胞数は $(N_{Sl})^2$ 個である。 $(N_{Sl})^2$ は K_{Sl} 個の細胞面を持つから、 S 細胞の総数は $K_{Sl} \times (N_{Sl})^2$ である。したがって、 U_{Sl} 層の入力結合の総数は、次式で表される。

$$N_{conl} = K_{Cl-1} \times (N_{Asl})^2 \times K_{Sl} \times (N_{Sl})^2 \quad (1)$$

回路全体の総結合本数を求める式は次式である。 N_{con1} は回路の段数による違いがないためここでは計算に含めない。 U_{S2} と U_{S3} の結合本数の和を回路の認識に必要な演算時間の目安に用いる。

$$N_{con} = N_{con2} + N_{con3} \quad (2)$$

従来の4段構成ネオコグニトロンでは、 U_{C1} から U_{C3} までを比率 (2:1) で間引きしていた [4]。

ここで実験する3段構成回路では、 $U_{C1} = (2:1)$ であるが、演算時間を減らすため、 U_{C2} の間引き割合を (3:1) に変更する。図4に間引きが $U_{C2} = (2:1)$ のときの回路図を示し、図5に間引きが $U_{C2} = (3:1)$ のときの回路図を示す。図5は図4と比べて U_{C2} の細胞間の間隔が広くなり、一つの S 細胞が結合を

受け取る細胞が広がっている。なお、図中では、細胞を丸記号で表し、細胞の結合を細胞間のリンクで示す。図5での U_{C2} の細胞間の間隔は図4の U_{C2} の細胞間よりも広く、 U_{S3} の一つの細胞が受け取る結合は、図4では縦横いずれも15本であるが、図5では11本に減少している。

間引きの比率によって細胞と細胞の間隔は調整され、回路の両端の細胞が下層より受け取る結合本数が減る場合には、演算時間は式 (1) で求められるように短縮される。しかし、一方で、結合の本数が減ることにより、文字の特徴が判別し難くなるため認識率が低下する。このように、間引き割合は認識能力に影響を与える。

4. 計算機シミュレーション

3段構成ネオコグニトロンの有用性を検討するため、文字データベースの ETL1 から乱数によって抽出した手書き数字画像を用いて、3段構成回路の認識誤差率を議論する。

4.1 しきい値探索

3段構成ネオコグニトロンでの最適なしきい値を求める探索

を行った。ただし、間引き割合は図5の $U_{C1} = (2:1)$, $U_{C2} = (3:1)$ とした。しきい値の探索は、学習時のしきい値 $\theta^L = 0.43 \sim 0.68$, 認識時のしきい値 $\theta^R = 0.44 \sim 0.55$ の範囲で山登り法を用いて行った。探索では、はじめに θ^R を固定し、 θ^L のみを変化させて最適しきい値を求めた。ただし、探索途中で誤差率が低下した場合には、 θ^L を固定し、 θ^R を変化させた。

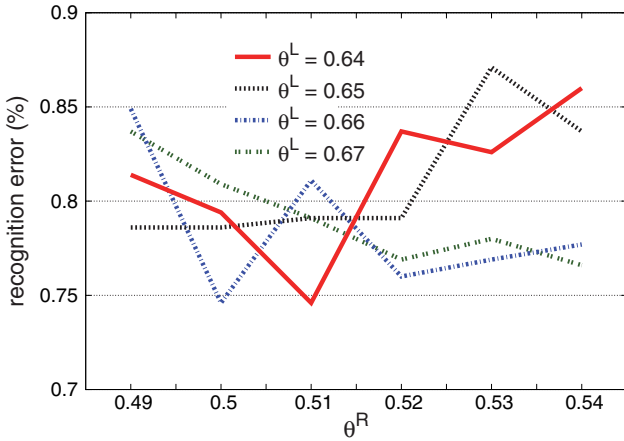


図6 学習しきい値ごとの平均認識誤差率。

ETL1 から 3000 パターンの学習データを乱数で選択し、5000 パターンの認識データを乱数で選択して、合計 3 回の試行を行い、その平均誤差率を計算した。ただし、このようにして最適なしきい値のおおよその範囲を推定した後に、今度は試行回数を 7 回として、その平均誤差率を計算した。図 6 にしきい値探索の結果の誤差率を表す。図 6 では、横軸は認識時のしきい値を示し、縦軸は認識誤差率を示す。4 本の実線は、 θ^L を変化させた場合の誤差率を示している。 $(\theta^L = 0.66, \theta^R = 0.50)$ と $(\theta^L = 0.64, \theta^R = 0.51)$ のしきい値の組み合わせは、ともにその平均誤差率は 0.746% で良い結果となったが、生成された細胞数や結合本数がより少ない $\theta^L = 0.64, \theta^R = 0.51$ を最適なしきい値として選んだ。

4.2 認識誤差率

得られた学習時と認識時の最適しきい値を用いて、3 段階構成回路の認識誤差率を議論した。パターン個数を、500, 1000, 2000, 3000, 4000, 5000 とし、未知のテストデータはいずれも 5000 にした。学習データと認識データを乱数により変更し、合計 7 回での平均認識誤差率を測定した。

図 7 に、3 段階構成回路と 4 段階構成回路の認識誤差率を示す。横軸は学習パターンの個数であり、縦軸は認識誤差率である。またこの図には、学習パターン数 3000 個の場合だけにはあるが、間引きが $U_{C2} = (2:1)$ のときの誤差率も併記してある。この $U_{C2} = (2:1)$ の誤差率の実験回数は学習パターン数 3000 個のみ、かつ 3 回までの試行しか行っていないが、 $U_{C2} = (3:1)$ の場合よりも誤差が少なくなっている。

3 段階構成回路でも、4 段階構成回路でも、学習パターンが多くなるにつれて誤差率が低下するが、3 段階構成回路の認識誤差率は全体的に 4 段階構成回路の認識誤差率よりもわずかに低い。学習パターン数が 3000 個の場合には、その認識誤差率は 0.746%

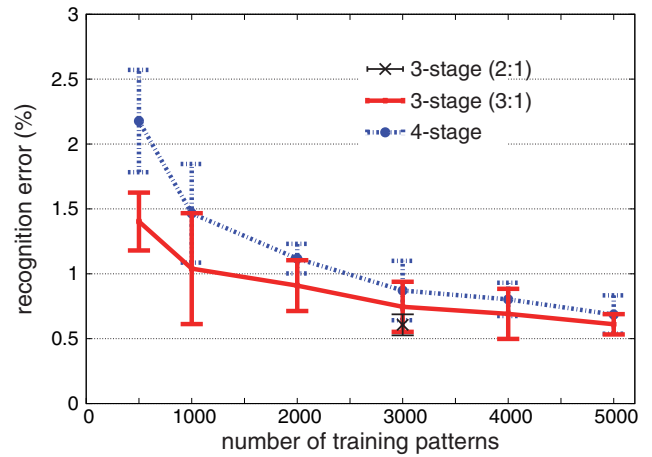


図7 3 段階構成回路と 4 段階構成回路での学習パターン数にともなう認識誤差率の変化。(3 段階構成回路 $U_{C2} = (2:1)$ のデータは試行回数が 3 回、学習パターン数 3000 個のみである。)

であった。一方、4 段階構成回路では、3000 個の学習パターン時の認識誤差率は 0.871% であり、3 段階構成回路が 4 段階構成回路と同等以上の判別能力を持つことを示している。

図 7 の結果から、手書き数字を判別する場合には、3 段階構成回路でも 4 段階構成回路と同等以上の判別能力を持つことが証明された。4 段階構成と比較して、段数が減っているにもかかわらず、3 段階構成回路の認識誤差率は 4 段階構成回路の認識誤差率に劣らない。この理由はしきい値の設定条件に依存するところが大きい。4 段階構成では、調整を必要とするしきい値は 3 段階構成回路と比較して、その個数は倍の 4 箇所である。このため、4 段階構成回路では、手作業による最適しきい値の探索は困難となる。一方、3 段階構成回路では、しきい値の調整は比較的容易であったといえる。この調整の困難さが図 7 での認識率の差となったと考えられる。

4.3 演算コスト

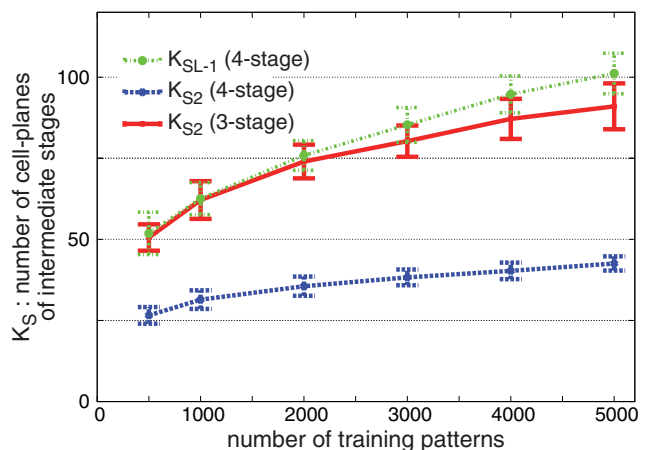


図8 中間層の細胞面の数と学習パターン数との関係。

シミュレーション結果から 3 段階構成回路に変更したことによる問題も明らかになった。図 8 と図 9 に実験により得られた学習パターンごとの細胞面数を示す。横軸は学習パターン数であり、縦軸は生成された細胞面数の 7 回の試行結果を平均した

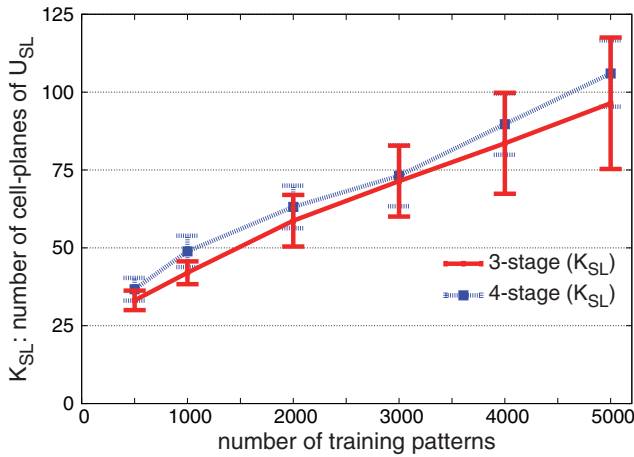


図9 K_{SL} (最上位段 U_{SL} の細胞面の数) と学習パターン数との関係。

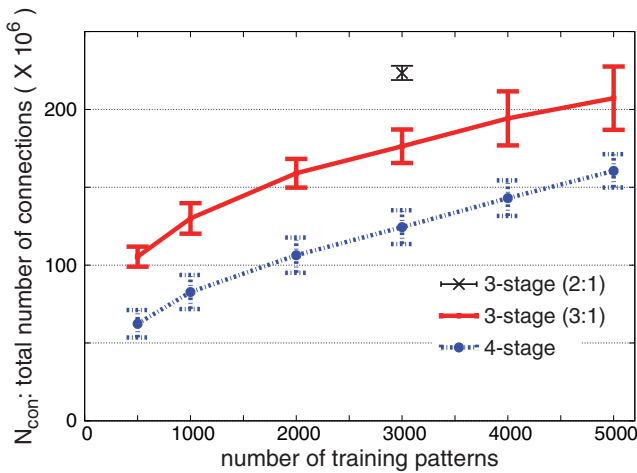


図10 3段構成回路と4段構成回路の学習パターン数にともなうS細胞の結合本数の変化。(3段構成回路 $U_{C2} = (2:1)$ のデータは試行回数が3回, 学習パターン3000個のみである.)

値である。図8には、中間段の細胞面数を示す。4段構成の場合には、中間段 (U_{S2} と U_{S3}) の細胞面数 (K_{S2} , K_{S3}) の値もプロットした。図9には最上位段 K_{SL} (L は回路の段数を表す) の細胞面数を表す。図10に、図8と図9を基に上記の式(1), (2)を用いて計算した3段構成回路と4段構成回路で生成される総結合本数の比較を示す。4段構成の総結合本数は、 $N_{con2} + N_{con3} + N_{con4}$ で求めた。また参考のために、間引きが $U_{C2} = (2:1)$ のときの結合本数も併記してある。この $U_{C2} = (2:1)$ のときの結合本数は学習パターン数3000個の場合のみ、かつ3回の試行しか行わなかった。

3段構成回路では、学習パターンが3000個のときに、総結合本数は、約 176.3×10^6 本の結合が生成されている。一方、同じ学習パターンでの4段構成回路では、 124.4×10^6 本になった。どの学習パターンでも3段構成回路の総結合本数は4段構成よりも多い。3段構成回路では、段数を減らしたことにより、一つの細胞が受けとる結合本数が4段構成と比較して多くなったと考えられる。結合本数が多くなったため、3段構成回路では、一つの細胞の入力信号の計算時間が長くなり、その結果、4段構成よりも長い演算時間を要するようになったと考え

られる。なお、この3段構成回路の総結合本数は、間引き割合を(3:1)とした場合の結果である。一つの細胞の結合本数が同じであっても、間引き割合が変われば細胞面数は変化するため、総結合本数も変化する。間引き割合が(2:1)の場合には、総結合本数はさらに増加する。

5. おわりに

本論文では、3段構成回路の有用性について議論した。3段構成回路にすることで、4段構成回路と比較して全体のパラメータ数が少なくなり、最適なパラメータを探索する困難さが少なくなる。特に、調整するパラメータがしきい値や各段層間の結合範囲、間引きの割合などの多岐に渡る場合には、良い認識率を得るにはパラメータ数は重要な因子となる。その場合でも、3段構成回路はパラメータを探索しやすい構造であるといえる。今回の計算機シミュレーションでは、3段構成回路は4段構成回路と比較して、わずかに良い認識率を得た。しかし、現段階では3段構成回路、4段構成回路も最適パラメータ探索は完全に終わっていない。どちらもパラメータを最適値に調整することができれば認識率がさらに良くなる可能性がある。

この3段構成回路の利点であるパラメータ数の少なさを活かすためには、最適パラメータを探索する手法を得ることが必要である。このパラメータの調整方法は今後の課題としたい。

謝辞 本研究の一部は、関西大学から文部科学省私立大学戦略的研究基盤形成支援事業(平成20年度~平成24年度)の援助を受けて行なった。

文 献

- [1] 福島 邦彦: 位置ずれに影響されないパターン認識機構の神経回路のモデル-ネオコグニトロン-, 電子情報通信学会論文誌 A, Vol. J62-A, no. 10, pp. 658-665 (1979)
- [2] K. Fukushima: Neocognitron: A self-organizing neural network model for a mechanism of pattern recognition unaffected by shift in position, *Biological Cybernetics*, vol. 36, no. 4, pp. 193-202 (1980)
- [3] 福島 邦彦: 視覚情報処理, pp. 64-85, 森北出版 (2001)
- [4] K. Fukushima: Neocognitron for handwritten digit recognition, *Neurocomputing*, 51, pp. 161-180 (2003)
- [5] 福島 邦彦: 多層神経回路ネオコグニトロン, 信学技報, vol. 111, no. 483, NC2011-128, pp. 39-44 (2012)
- [6] 谷川 昌司, 福島邦彦: ネオコグニトロンにおける特徴抽出細胞のしきい値設定法, 電子情報通信学会論文誌 D-II, vol. J76-D-II, no. 10, pp. 2215-2222 (1993)
- [7] K. Fukushima: Artificial vision by multi-layered neural networks: Neocognitron and its advances, *Neural Networks*, vol. 37, pp.103-180 (2013)