

入力領域適応型ニューラルネットワークの提案と文字認識への応用

5D-2

麻生川 稔

日本電気(株) C&Cシステム研究所

asogawa@csl.cl.nec.co.jp

はじめに

パターン認識(カテゴリ分類)のためのニューラルネットワークでその認識結果に対して検証を行ない提示されているパターンを解釈する機構を持つモデルとしては、ART[Carpenter 87]やネオコグニトロン[Fukushima 83]などがある。これらのモデルでは、入力から出力方向にパターン認識を行なうリンクと出力から入力方向に選択的注意をするリンクを持つ。ネオコグニトロンでは2種のリンクが複雑な作用を及ぼしあっている。これらのモデルでは教師なし学習で行なわれるために、各標準パターンに対して望ましいカテゴリに学習させることが難しい。

本論文で提案する入力領域適応型ニューラルネットワークは、階層型ニューラルネットワークを用いた単純な構造になっており、カテゴリの学習は誤差逆伝搬法(バックワードプロパゲーション)[Rumelhart 86]で行なう。入力領域適応型ニューラルネットワークを文字認識に応用すると、変形(回転、平行移動、拡大縮小、ノイズの重畳)されたパターンに対して認識が可能であり、認識の結果として変形量を抽出することも可能である。また、学習していないパターンに対して拒否をすることも可能となる。

1 入力領域適応型ニューラルネットワークの構成と認識アルゴリズム

入力領域適応型ニューラルネットワークは、入力領域と通常の階層型ニューラルネットワークと認識制御部で構成されている[Asogawa 90]。入力領域は、パターンの変形に対して適応の基盤となる部分で、入力層の階層型ニューラルネットワークの各セルを空間的な制約のものとに配置する。ここでは簡単に、出力セルを認識カテゴリに1対1に対応させるものとする。学習データは、標準パターンとそれに対応するカテゴリの組で構成し、ニューラルネットワークの学習はバックワードプロパゲーションで行なう。認識制御部は、認識時に提示されたパターンを正しく認識したり拒否したりすることを制御する。

認識時に、変形されたパターンが提示された場合入力領域は以下に示すような手続きを経て、提示パターンに適応する。

1. ニューラルネットワークの各入力セルの入力値を計算する。各入力セルの入力値は、入力領域の位置において提示されているパターン強度[0, 1.0]を4点ラランジュ1次補間法で計算する。
2. 前向き伝搬(フォワードプロパゲーション)でニューラルネットワークの出力値を計算する。
3. 認識制御部が、出力セルの活性度が最大のものを選び、仮の正解カテゴリとする。変形量が大いとき、"正解"のセルの出力が必ずしも最大となるわけではない。
4. 入力層の各セルのデルタをバックワードプロパゲーション法を用いて求める。通常は、各セルのデルタ値はセル間の重みの変更に用いられるが、認識時の重みは固定とする。デルタは、エラーに対する入力値の偏微分係数なので偏微分係数に従って入力を変更するとエラーが減少する(この手続きを繰り返すと入力パターンは仮の正解カテゴリの標準パターンに変形される[山田 89])。

Adaptive Input Field Neural Network:

- A neural network model which can verify its output -

Minoru ASOGAWA, C&C Systems Research Laboratories,

NEC Corporation

5. 各入力セルに対して、デルタ分だけ加算された入力値を実現する位置を探す。また同時に入力領域の形状が保たれるようする。
6. 上記の手続きを繰り返し、エラーが小さい値に収束したならば、仮の正解カテゴリが認識結果となる。収束していないならば、仮の正解カテゴリを正しくないカテゴリとし、全体をリセットし、1に戻る。この時、正しくないカテゴリは以後仮の正解カテゴリとしない。

この様な手続きを用いることによって、入力領域は提示されたパターンに適応し、パターンが認識できる。またすべてのカテゴリが正しくないカテゴリとされた場合は、入力パターンを未学習パターンとして拒否する。

以下に、出力のエラーが減少する方に入力セルを動かすデルタ力と、入力領域の長方形の形状が保たれるよう作用するアドレス力について詳しく説明する。

1.1 デルタ力

デルタ力は各入力セルに対して作用し、この力にしたがってセルを移動すれば、仮の正解カテゴリの活性度が1.0に近づき、他は0.0に近づく。

変形されたパターンが入力領域に提示された時は、出力層の各セルは完全な1.0または0.0にはならない。最大活性度を示すセルを仮の正解カテゴリとすると、平均2乗誤差 E は以下の様になる。

$$E = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (A_i - O_i)^2 \quad (1)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} N: \text{出力層のセルの数} \\ A_i: \begin{cases} 1.0 & O_i \text{ が最大出力であったら} \\ 0.0 & \text{上記以外} \end{cases} \\ O_i: \text{出力層の第 } i \text{ セルの出力} \end{array} \right.$$

バックワードプロパゲーションを用いることによって、入力層の第 j セルのデルタ値 δ_j は求めることができる。 $\delta_j = -\frac{\partial E}{\partial \text{net}_j}$ (ここで net_j は第 j 入力セルの入力) であるので、 δ_j が正の値のときは、第 j 入力セルの入力 net_j を増加させると、平均2乗誤差 E は減少する。このことから、出力をより仮の正解カテゴリに近づけるためには、第 j 入力セルの入力を、 $\text{net}_j + \eta \delta_j$ に変更すれば良い。この $\eta \delta_j$ がデルタ力の基本である。デルタ力 n_j は、入力セルの近傍のパターン濃さの勾配 G_j と $\text{net}_j + \eta \delta_j$ を用いて以下のように表現できる。

$$n_j = \eta \delta_j \frac{1}{|G_j|} \frac{G_j}{|G_j|} \quad (2)$$

上式では、パターンの濃さの勾配 $G_j \approx 0$ の時、すなわち入力セルの近傍のパターンで強度の差がない場合は、デルタ力 n_j は無限大となる。しかしながら、この状態ではパターンの強度差がないのでその入力セル自身はどちらの方向に移動すべきか決定できないので、デルタ力 n_j はほぼ0となる必要がある。

上記のことを考慮し、デルタ力 n_j は以下のように決定する。

$$n_j = \eta \delta_j \frac{|G_j|}{1 + |G_j|^2} \frac{G_j}{|G_j|} \quad (3)$$

1.2 アドレス力

デルタ力に従って各セルを順次移動すると仮の正解カテゴリに対する活性度は1.0となり、それ以外は0.0となる。しかしながら、入力セルが一部に偏ったり、パターンの濃さの勾配 G_j がいないところに位置するセルは全く移動しなかったりするなどの問題点がある。この問題点を解決するために、入力領域のセル間に、長方形を保つような空間的な制約力を導入する。これがアドレス力である。アドレス力は、セル間の距離が増加すると発生しもとの距離を保つ様に働き、入力領域中の各セルが正方格子にそろう様に働く。従って、入力領域全体が回転または平行移動しても働かない。アドレス力は、自然長を持つセル間にバネの様なものでも実現している。

1.3 セルの移動

デルタ力 n_j とアドレス力 F_j を組み合わせ、セルの新しい位置ベクトル P_j を、以下のように計算する。 α_1 は、前回の位置の変更に作用するパラメータで、一種の慣性とみなすことができる。この慣性を用いることによって、ローカルミニマムを乗り越えて入力領域をパターンに適応化させることが可能となる。

$$P_j^{new} = P_j^{old} + \Delta P_j^{new} \quad (4)$$

$$\Delta P_j^{new} = \alpha_1 \Delta P_j^{old} + \alpha_2 n_j + \alpha_3 F_j \quad (5)$$

適応によって、出力層のエラーに起因するエネルギーと、入力領域のセルの正方格子からのずれに起因する歪みエネルギーとが平衡状態になるまで入力セルは移動する。拡大(縮小)されたパターンに対しては、入力領域の正方格子が一様に拡大(縮小)することによって適応可能である。

2 実験条件

入力領域適応型ニューラルネットワークを文字認識への応用した実験を行なった。文字は、プリンタで印刷されたアルファベット26文字を、 40×32 のメッシュで2値で取り込み、 5×5 のガウスフィルタで処理し、 11×9 とした。

ニューラルネットワークは3層構造とした。入力層のセルの数は99個、中間層のセルの数は40個、出力層のセルの数は26個とした。

学習用のデータは、各文字について5組とした。学習データによって学習の終了したニューラルネットワークの最終的なエラーは 5.0×10^{-6} となった。

3 実験結果

図1に学習データに含まれていないフォントのAに対して正常な位置から15度回転させ上左方向に平行移動させたパターンを提示した時の入力領域を示す。この時のAに対する活性度は0.13となった。図中の塗りつぶした正方形は各セルの入力に比例し、アドレス力とデルタ力はセルから伸びている線として表現されている。入力が大きセルに対して、デルタ力が働きセルを正常の位置に戻そうとしている。図2にアドレス力とデルタ力を100回作用させた結果を示す。入力領域はほぼ正常の位置に戻り、Aに対する活性度は0.90となった。さらに詳しい実験結果については、[Asogawa 91]を参考されたい。

4 結論

入力領域適応型ニューラルネットワークは提示パターンに対して出力が正しいという見地より解釈を行なうことによって、出力を検証することができる。文字認識に応用すると、変形したパターンを正しく認識することが可能となり、認識の結果として変形量の抽出が可能であることが実験によって示された。

参考文献

- [Carpenter 87] Carpenter et al., "ART2: Self-organization of Stable Category Recognition Codes for Analog Input Patterns", *Applied Optics*, vol. 26, no. 23, 1987.
- [Fukushima 83] Fukushima et al., "A Neural Network Model for a Mechanism of Visual Pattern Recognition", *IEEE Trans. SMC-13*, pp.826-834.
- [Asogawa 90] Asogawa, "Adaptive Input Field Neural Network", *Proceeds. of IJCNN '90 at San Diego*, vol. 3, pp. 733-738, 1990.
- [Rumelhart 86] Rumelhart et al., and the PDP Research Group, "Parallel Distributed Processing", Cambridge, MA: MIT Press, 1986.
- [山田 89] 山田、津雲, "多層ニューラルネットを用いたパターンの意識的想起処理方法", 信学全大 D-540, 1989
- [Asogawa 91] Asogawa, "Adaptive Input Field Neural Network", *NEC Research & Development*, vol. 100, to be appeared.

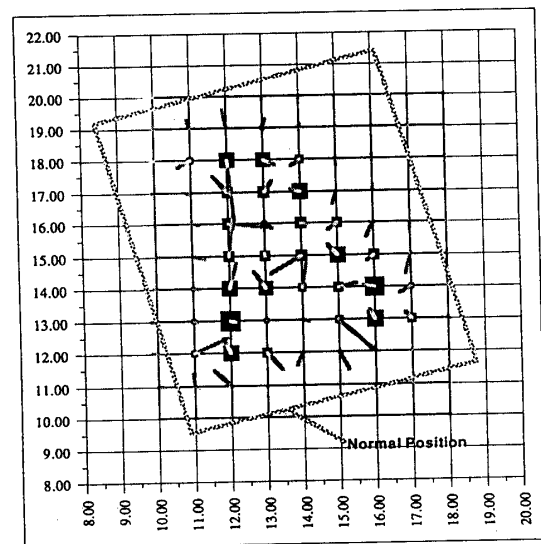


図1: 移動した“A”適応前

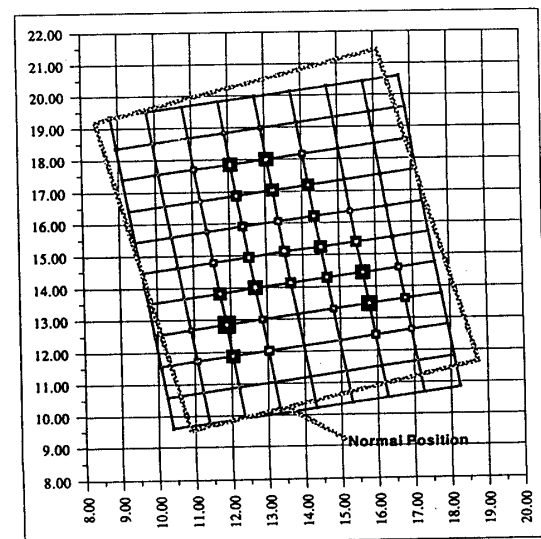


図2: 移動した“A”100回適応後