

多価関数を実現する人工神経回路による 異種センサ情報の統合

4 T - 5

杉浦 聡 武内 裕美 山内 康一郎 石井 直宏
名古屋工業大学 知能情報システム学科

1 はじめに

以前我々は、複数の種類のセンサ情報を評価・統合することにより高精度な認識を実現する人工神経回路システムを提案した [1]。だがこのシステムでは、各センサ情報間に矛盾があった場合¹、学習・認識の精度が落ちてしまうという問題があった。本研究では、使用する人工神経回路を多価関数近似が可能なものに置き換えることにより、この問題を解決する手法を提案する。

2 システムの構造

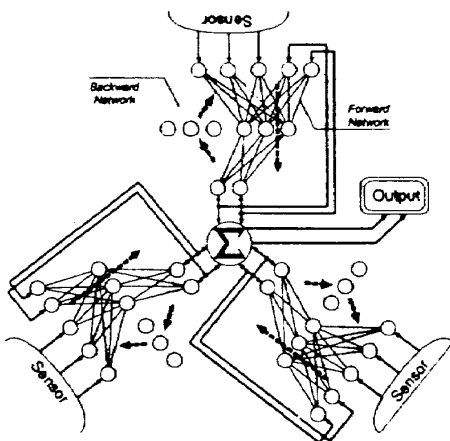


図 1: システムの構造

図 1 に提案するシステムの構造を示す。このシステムは、センサとそれにつながる人工神経回路をいくつか集めた構造をしており、その中心部には、各人工神経回路の出力を統合するための統合部が存在する。各人工神経回路は、センサから統合部へとつながる求心性経路と、統合部からセンサへとつながる遠心性経路から構成される。

Sensory Integration Using a Recurrent Neural Network for Approximation of Many-Valued Function.
Satoshi SUGIURA, Hiromi TAKEUCHI, Koichiro YAMAUCHI, Naohiro ISHII
Department of Intelligence and Computer Science, Nagoya Institute of Technology

¹具体的には、観測対象物 A, B を二種類のセンサ 1, 2 で観測したとき、センサ 1 の情報からは二つの物体を認識することができるにもかかわらず、センサ 2 の情報からは A, B が同一の物体であると認識されてしまう、といった場合のことである。

各センサ情報はまず求心性経路に入力され、その出力が遠心性経路と統合部に入力される。遠心性経路は、それをもとにセンサ情報を再現する。統合部は、すべての求心性経路の出力の重みつき平均を計算し、その値をシステムの最終出力とする。ここで $I(t)$ を時刻 t におけるシステムの出力とすると、

$$I(t) = \sum_s \sigma_s(t) O_s(t)$$

と表わすことができる。ここに、 $O_s(t)$ はセンサ s につながる求心性経路の出力である。また、 $\sigma_s(t)$ は $O_s(t)$ にかかる重みであり、遠心性経路が再現したパターンと実際に求心性経路に入力されたパターンとの比較を行ない、その差をもとに動的に決定される。これにより、一部のセンサ情報に信頼性がない場合でも正確な認識が可能となる。

学習時には、すべての求心性経路の出力が統合部に提示された教師信号に近づくように、かつ、遠心性経路の出力が求心性経路に入力されたセンサ情報に近づくようにパラメータの調整を行なう。ただしこのままでは、各センサ情報間に先に述べたような矛盾があった場合、学習が正常に収束せず、正確な認識ができなくなってしまう場合がある。そこで、ある程度学習を行なっても正しい出力が得られない入力パターンがある場合は、教師信号と現在の出力との差を入力層にフィードバックし、以前の入力パターンとフィードバックされたパターンを結合したものを新たな入力パターンとして再学習を行なうことにする。ここで、新たに得られた入力パターンは観測対象物ごとにユニークなものとなるため、再学習は正常に終了する。そして認識時には、ある求心性経路の出力と統合部の出力との差が大きかった場合、その差を入力にフィードバックして再認識を行なわせる。すなわち、センサ s につながる求心性経路の出力 $O_s(t)$ は

$$O_s(t) = f_s [x_s(t), y_s(t)]$$

$$y_s(t) = \begin{cases} 0 & (t = 0) \\ I(t-1) - O_s(t-1) & (otherwise) \end{cases}$$

となる (x_s : センサ s の情報)。これにより、望ましい出力に近い値を出力することが可能となる。

3 計算機実験

今回は、図 2 で示す五つの国旗画像を用いて実験を行なった。

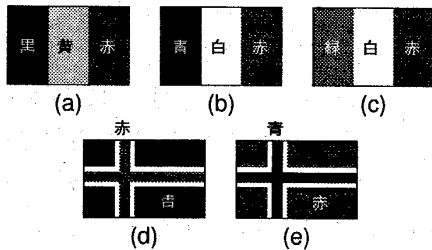


図 2: 使用したデータ

これらの画像を RGB 値に分解すると、例えば画像 (d) と (e) の場合は、R と B の値は異なるものの、G の値はまったく同じものとなる。すなわち、R と B の情報を用いた場合は画像 (d) と (e) は異なるものとして認識されるにもかかわらず、G の情報を用いた場合は同一の画像として認識されてしまい、ここに情報間の矛盾が発生する。

実験では、この画像 (128×85 pixel) を 8bit RGB 値に分解し、RGB それぞれに対応する人工神経回路に入力した。入力の際には、データを 16×17 pixel の 40 個のブロックに分割し、そのそれぞれの平均値を入力値 (40 次元) とした。そして五つの出力細胞を用意し、画像 (a) ~ (e) それぞれに対応した出力細胞が 1 を、それ以外は 0 を出力するように学習を行なった。なお、今回は学習 2000 回目に提案手法が適用されるように設定した。

図 3 が、学習途中の三つの求心性経路の出力と教師信号との二乗誤差を表わしたものである。

図で示されるように、求心性経路 1 と 2 は途中までは学習が収束する様子が見られないものの、提案手法を適用した時点から再度学習が進み、最終的に誤差が非常に小さい状態で学習が終了していることがわかる。このことから、提案手法が矛盾を含むデータの学習に関して有用であることがわかる。

次に、学習終了後のシステムを用いて行なった実験の結果を示す。実験には、学習時に用いたものと同じデータを使用した。表 1 は、さまざまな条件下でシステムに認識を行なわせた際の、実際の出力と望ましい出力との二乗誤差の平均値を示し

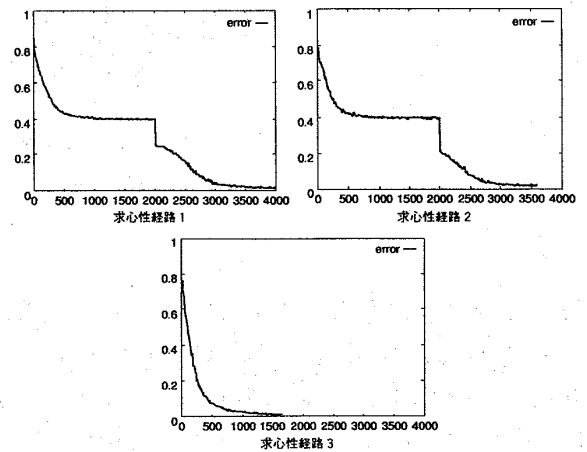


図 3: 学習中の誤差

たものである。

条件	二乗誤差
1	0.060
2	0.118
3	0.138

表 1: 認識時の誤差

条件 1 は、センサ情報をそのまま使用した場合、条件 2 は、一部のセンサがまったく使用できない状況を仮定し、ランダムに選択したセンサから得られる情報をすべて 0 に固定した場合、そして条件 3 は、一部のセンサに非常に強いノイズが混入する状況を仮定し、条件 2 と同様にランダムに選択したセンサから得られる情報をまったく別のパターンに置き換えた場合である。

表からわかるとおり、一部のセンサ情報がある程度変形していた場合でも二乗誤差は学習終了時のそれとほぼ同等であり、これにより、システムの認識能力の高さが示される。

4 まとめ

複数のセンサ情報を統合する際に問題となる情報間の矛盾を解決するための手法を提案し、計算機実験によりその有用性を示した。提案手法を用いることにより、センサ情報間に矛盾がある場合でもシステムは正常に学習・認識を行なうことが可能となる。今後は、さまざまな実験により、システムの性能のさらなる検証を行なう予定である。

参考文献

- [1] K.YAMAUCHI, S.SUGIURA, and N.ISHII.
Progress in Connectionist-Based Information Systems (ICONIP '97), Vol.1, pp. 149-152