時系列情報処理のためのニューロンモデル

非会員 山 片 茂 樹 (日本電気)

正 員 吉 江 修 (東京理科大)

A Neuron Model for Time Series Information Processing

Shigeki Yamagata, Non-member (NEC), Osamu Yoshie, Member (Science University of Tokyo)

キーワード：ニューラルネットワーク、時系列処理、誤差逆伝搬学習則、フィルタリング

1. はじめに

時系列情報処理のためのニューラルネットワークとして層単位のフィードバックを有するリカレントネットワークが有名である。しかしながら、このモデルにはメモリー量と計算量に問題があり、また最適化アルゴリズムには近似を用いている⁽¹⁾。

そこで、ここではニューロンのシナプス結合強度にフィルタリング機能をもたせることにより、ニューロンそのものに時系列に対処する能力をもたせる方法を提案する。この考え方自体は決して新しいものではない⁽²⁾が、著者らの目的は、フィルタリング機能をもつニューロンモデルを用いた Perceptron 型ネットワークに対し、出力層での誤差の逆伝搬を近似なしに行えることを示すことである。

2. フィルタリングニューロンの提案

誤差逆伝搬 Perceptron 型のネットワークにおいては、ニューロンの時間的加算の動作は無視されているので、シナプス荷重を単なる定数ではなしに、線形フィルタとする。このことは、前層のニューロンの出力にフィルタのインパルス応答を畳込んでニューロンの内部状態への寄与分とすることを意味しており、フィルタのインパルス応答がある程度長いことが必要となる。従って、FIR 型のフィルタよりも IIR 型のフィルタで重みを形成するほうが、ネットワークのパラメータ数の面で有利である。説明に際しては次の記号を用いる。

 θ_j^{k+1} : 第 $(k+1)$ 層 j 細胞のしきい値 $W_{i,j}^{k,k+1}(z)$: 第 k 層 i 細胞間の重みフィルタ

$$= \frac{b_{i,j,0}^{k,k+1} + b_{i,j,1}^{k,k+1}z^{-1} + \dots + b_{i,j,m}^{k,k+1}z^{-m}}{1 - a_{i,j,1}^{k,k+1}z^{-1} - \dots - a_{i,j,n}^{k,k+1}z^{-n}}$$

$$= \frac{B_{i,j}^{k,k+1}(z)}{A_{i,j}^{k,k+1}(z)}$$

$R_j^{k+1}(z)$: 第 $(k+1)$ 層 j 細胞の内部状態フィードバック係数

$$= r_{j,1}^{k+1} + r_{j,2}^{k+1}z^{-1} + \dots + r_{j,n}^{k+1}z^{-n+1}$$

 $x_i^k(t)$: 時刻 t での第 k 層 i 細胞の内部状態 $o_j^{k+1}(t)$: 時刻 t での第 $(k+1)$ 層 j 細胞の出力 $y_j^M(t)$: 出力層 (第 M 層) での教師信号

$$E^M = (1/2) \sum_{i=1}^{n_M} \{y_i^M(t) - o_i^M(t)\}^2$$

 $\delta_i^k(t) = \partial E^M / \partial x_i^k(t)$, n_k : 第 k 層の細胞数 $f(x)$: 微分可能な入出力関数

シナプス荷重を定数でなく IIR フィルタのパルス伝達関数 $W_{i,j}^{k,k+1}(z)$ としたモデルに対し、誤差逆伝搬およびパラメータ更新式を最急降下法により厳密に導くことはできるが、実用面から重みフィルタの AR 部をニューロンごとに共通とする。すなわち、第 k 層と第 $k+1$ 層の間の重みは、

$$A_{i,j}^{k,k+1}(z) = 1 - z^{-1}R_i^{k+1}(z), \text{ for all } 1 \leq i \leq n_k$$

とする。

このとき、第 $k+1$ 層 j 細胞の時刻 t における出力計算式、誤差逆伝搬式およびパラメータ更新式は次のようになる。

$$x_j^{k+1}(t) = \sum_{i=1}^{n_k} B_{i,j}^{k,k+1}(z) o_i^k(t)$$

$$+ R_j^{k+1}(z) x_j^{k+1}(t-1) - \theta_j^{k+1}$$

$$o_j^{k+1}(t) = f\{x_j^{k+1}(t)\}$$

[誤差逆伝搬式] $k = (M-1) \sim 1$:

$$\delta_i^k(t) = f'\{x_i^k(t)\} \sum_{j=1}^{n_{k+1}} \zeta_{i,j}^{k,k+1}(t)$$

$$\zeta_{i,j}^{k,k+1}(t) = B_{i,j}^{k,k+1}(z) \delta_j^{k+1}(t) + R_j^{k+1}(z) \zeta_{i,j}^{k,k+1}(t-1)$$

	運動パターン	教師信号
直線		(0, 0, 1)
円		(1, 0, 0)
波		(0, 1, 0)

図 1 運動パターン
Fig. 1. Motion patterns.

〔係数更新式〕 $k=(M-1)\sim 1$:

$$\begin{aligned}\Delta r_{j,s}^{k+1}(t) &= \eta_1 \delta_j^{k+1}(t) x_j^{k+1}(t-s) \\ &\quad + \alpha_1 \Delta r_{j,s}^{k+1}(t-1) \quad (s=1\sim n) \\ \Delta b_{i,j,s}^{k+1}(t) &= \eta_2 \delta_j^{k+1}(t) o_i^k(t-s) \\ &\quad + \alpha_2 \Delta b_{i,j,s}^{k+1}(t-1) \quad (s=0\sim m) \\ \Delta \theta_j^{k+1}(t) &= \eta_2 \delta_j^{k+1}(t) + \alpha_2 \Delta \theta_j^{k+1}(t-1)\end{aligned}$$

3. シミュレーション

簡単な運動パターンの認識を行ったので、それについて述べる。運動パターンとしては図 1 に示した 15 種類を用意した。ニューラルネットワークへの入力、1 時刻前のベクトルに対する相対的な向きの変化分であり、右回り 45° だけ変化する場合には (0, 0, 1)、角度変化なしの場合には (0, 1, 0)、右回り 45° のときには (1, 0, 0) とした。例えば、6 ベクトルの「波」の場合、ネットワークへの入力と教師信号は図 2 のようになる。シミュレーションには 3 層のネットワークを用い、ニューロン数は入力層が 3、中間層が 8、出力層が 3 である。またシナプスのパルス伝達関数の次数は、AR 部、MA 部ともに 1 次である。学習効率 η_1 、 η_2 は 0.05 とし、慣性項係数 α_1 、 α_2 は 0.8 とした。

まず、図 1 に示した 15 種類のパターンを学習させたところ、3,000 回程度の繰返しで収束し、これら 15 種類のパターンは正しく認識できることがわかった。

また、図 3 に示す 5 種類のパターンのみを学習させ、未学習パターンを含む図 1 の 15 パターンを入力したところ、すべて正しく認識できることが確認された。

4. おわりに

上記のシミュレーションとは別に、XOR の識別実験を行ったところ、学習により過去値の重みが 0 に近くなることにより、問題なく識別可能との結果が得られた。以上は、提案したモデルが従来のモデルを含むことを示唆するものである。(平成 5 年 2 月 2 日受付)

時刻	入力ベクトル	時系列符号	入力信号	教師信号
t-5	/	0	(0, 1, 0)	(0, 1, 0)
t-4	→	+1	(0, 0, 1)	(0, 1, 0)
t-3	↘	+1	(0, 0, 1)	(0, 1, 0)
t-2	↘	0	(0, 1, 0)	(0, 1, 0)
t-1	→	-1	(1, 0, 0)	(0, 1, 0)
t	/	-1	(1, 0, 0)	(0, 1, 0)

図 2 入力データの例
Fig. 2. An example of input data.

	運動パターン	教師信号
直線		(0, 0, 1)
円		(1, 0, 0)
波		(0, 1, 0)

図 3 汎化能力検証のための運動パターン
Fig. 3. Motion patterns for examining the generalization ability of network.

文 献

- (1) Rumelhart, et al.: Parallel distributed processing (1986) The MIT Press
- (2) 甘利：神経回路網の数理、産業図書

山 片 茂 樹 (非会員)

昭和 60 年早稲田大学理工学研究科修士課程修了。同年日本電気(株)入社、現在に至る。レーザレーダ応用システムの開発に従事。

吉 江 修 (正員)

昭和 62 年早稲田大学理工学部研究科博士課程修了。現在、東京理科大学理学部応用物理学科講師。再像理解などの研究に従事。