



様々な角度から見たニューラルネットワークの将来像

7. ニューラルネットワーク 応用の現状と今後の課題†

西村 和夫†

1. まえがき

ニューラルネットワークは制御、診断、文字認識、画像処理、知識情報処理など多くの分野への応用が試みられている。本稿では、こうした応用の現状と今後の研究課題について述べる。

2. ニューラルネットワーク応用の現状

2.1 ニューラルネットワークに対する期待

ニューラルネットワークに対する最も大きな期待は学習能力である。これはいろいろなアンケート調査でもほぼ共通に指摘されるもので、定式化の困難な入出力特性を事例学習によって実現できるため、非線形性を含む予測、直観の必要な診断、非線形系の同定などが効果的適用対象とされている。学習能力はニューラルネットワークをAIやファジィと比べた場合の大きな特徴であり、これがニューラルネットワークの適用領域を幅広いものにしていく。学習能力に加えて、一般化（汎化）能力に対する期待もみられるが、どちらかと言うとアカデミックな観点からの関心と言えよう。

2.2 よく利用されるネットワークの種類

ある分野のアンケートでは8割程度の研究は層状ネットワークを用いている。これは層状のものに対してはバックプロパゲーション（以下BP）のような有効な学習手法が提案されているからである。ホップフィールド型ネットワークは最適化問題に適用されるが、学習能力をもたないため、実際の問題には使いにくい。筆者は最適化問題にホップフィールド型のものを用いず、3層のもので

繰り返し計算する方式を用いたことがある¹⁾。米国では応用にはBPが多用されるのに対して、欧州ではKohonenの自己組織化マップとLVQがかなり注目されている²⁾。最近では、日本でも後者のアルゴリズムの適用例が多くみられる³⁾。

2.3 応用における様々な工夫

ニューラルネットワークは学習能力をもつため、何も考えずに事例データを与えさえすればよいというイメージでみられたこともあったが、実際には以下に示すような様々な工夫が必要である。

(1) 入力変数の選定：当初は適当に多くの入力変数を使い、ひたすら事例を学習させれば、重要な入力変数と出力との相関は自然に見いだされるという期待もあったが、それは実用上難しい。BPでは、入力変数が大きくなると計算時間が増大するだけでなく、収束性も極端に悪化するので、本質的な変数を注意深く選び、変数の数は最小限にとどめる必要がある。

(2) 入力方式（前処理）：重要な入力変数について、その変動を強調するような前処理をするかどうかにより学習性能は大幅に変化する。たとえば、変数の変動幅が小さい場合には、変化分のみを抽出して増幅することが考えられる。また、入力変数を特徴量に変換することもある。たとえば、フーリエ変換などで信号を時間領域から周波数領域に変換し、ある周波数成分のみを用いれば入力変数を大幅に圧縮できる場合がある。

(3) 学習方法の工夫：BPによる学習性能向上のために、様々な工夫が提案されている。たとえば、収束性向上のための重み係数初期値の決め方⁴⁾やパラメータの調整方法（たとえば、学習のパラメータを学習が進むにつれて変化させる。）⁵⁾などである。BP改良に関する研究報告は非常に多い。

† The Present and Future of Neural Network Applications by Kazuo NISHIMURA (Toshiba Corporation, R&D Center, Systems & Software Engineering Laboratory).

†† (株)東芝研究開発センター、システム・ソフトウェア生産技術研究所

(4) ネットワーク構造の改良: 実用に耐える性能を追求すると, 単純な3層ネットワークではうまくいかない場合が多く, 小規模ネットワークを結びつけて大きなネットワークを構成することが多い。このようにあらかじめ構造を定義したネットワークを構造化ネットワークと呼ぶ。これは, 性能向上だけでなく, 学習規模を低減する目的にも使われる。現在の応用研究では構造化の行われていない例のほうが少ない。

3. 今後の研究課題

ニューラルネットワークの実用性向上のためにさらに次のような問題の解決が今後の研究課題として残されている。

(1) 追加学習性能の欠如: 学習データを追加した際に, 追加された分のみ学習すればよいか, 追加分を含む全学習データを最初から学習しなおさねばならないかは実用上の大きな問題であるが, 多くの学習アルゴリズムは後者に属する。これを解決する方法の一つは上述のニューラルネットワークの構造化である。

(2) 事例収集の困難さ: 応用によっては, 事例を求めるのが大変な場合もある。たとえば, 手書き文字認識用ニューラルネットワークを構築する場合には, 大量の手書き文字パターンを現場から収集しなくてはならず労力を要する。多数の事例収集が本質的に困難な例も多い。さらに, 事例が少ない場合には, 考慮すべきすべての場合をこれらの事例が包含していない可能性もあり, まったく新しいカテゴリの入力が観測された場合にはニューラルネットワークは無効になってしまう。これを解決するために予測機能を利用した学習方法などが提案されている。

(3) 膨大な学習時間: これはハードウェアを用いることによってかなりの程度まで解決される。しかしながら, 人間の場合にはきわめて効率の良い学習をする事実を考えれば, それを真似た従来とは異なるニューラルネットワーク構築方法の研究が必要であろう。

(4) 論理的知識の影響の欠如: 人間は実際にはパターン処理と論理処理とを統合して高度な認識や知識情報処理をする。現状のニューラルネットはほとんどパターン処理のみで, それに起因する認識性能の不足や, 説明機能の欠如が問題とな

る応用もある。これを解決するには人間の脳におけるパターン処理と論理処理の統合メカニズムの研究が必要になるが, これは単なるニューラルネット応用のための課題と言うよりも, 知識情報処理に関する非常に大きな研究課題と言える。

4. まとめ

ニューラルネットワークの応用対象領域は急速に拡大しているが, 以上に述べたように実用性の向上のためには解決すべき多くの課題が残っており, 応用研究と並行して, 新しいニューラルネットワーク構築手法や学習アルゴリズムの開発などの基礎的研究を行うことが重要である。

参考文献

- 1) Nishimura, K., Iida, H., Hayashi, H. and Asano, T.: Application of Neural Network to Operation of Power Generating Units, Proceedings of the Second International Forum on Applications of Neural Networks to Power Systems (ANNPS '93), pp. 104-107 (1993).
- 2) Ritter, H. and Schulten, K.: Kohonen's Self-Organizing Maps: Exploring their Computational Capabilities, Proceedings of ICNN, San Diego, pp. I-109-I-116 (1988).
- 3) Shimada, T., Nishimura, K. and Haruki, K.: A New Self-organization Method and Its Application to Handwritten Digit Recognition, Proceedings of IJCNN '91, Seattle, pp. I-275-I-281 (1991).
- 4) 五反田, 原谷: 逆伝搬学習法の初期設定に関する検討, 信学技報, NC 90-72 (1991).
- 5) Heermann, P.D. and Khazenie, N.: Analysis of Large Multi-Dimensional Data with A Back-Propagation Neural Network, Proceedings of IJCNN '90, San Diego, pp. I-525-I-530 (1990).



西村 和夫

昭和54年東京大学大学院電気工学博士課程修了。工学博士。同年,(株)東芝入社。重電技術研究所にて電力系統解析に関する研究に従事。

昭和58年より60年まで, マサチューセッツ工科大学(MIT) 客員研究員として, 主に電力系統の状態推定理論の研究に従事。昭和63年より(株)東芝, システム・ソフトウェア生産技術研究所にて分散制御, ニューラルネット応用, 論理処理とパターン処理の統合に関する研究に従事。電気学会, IEEE, INNS 各会員。