

神経回路網を用いたエキスパートシステム構築の試み

6G-8

折居 茂夫
(富士通株式会社)

神経回路網モデルによって、重回帰分析ができることを示す。神経回路網モデルによって実現されるこの重回帰分析と連想記憶が、ある種の診断型エキスパートシステムの推論エンジンとして、利用できることを示す。本論文は、最初に診断型エキスパートシステムを構築する方法について、3つのプロトタイプ・エキスパートシステムに共通して存在する問題点を解決する形で、述べる。次にこの方法に神経回路網モデルを適用することについて述べる。

1. 診断型エキスパートシステム構築

1.1 背景と問題点

「ベクトル計算機向けプログラミング支援」エキスパートシステム¹⁾²⁾³⁾は、既存のFORTRAN プログラムをスーパーコンピュータVPシリーズ向けに書き変えることを支援する目的で作られてきた。この書き変えの問題は、ベクトル計算が行われているかいないか、ベクトル計算性能が高いか低いかの2つの質問が頂点にある、ルールのツリーで表される。技術の蓄積によって、ツリーの上段の部分は知識の整理ができるようになり、プロトタイプシステムにも反映されている²⁾³⁾。しかしツリーのある階層までくると、ケースバイケースとなり、知識を整理してルールにすることが突然難しくなり、個々のFORTRAN プログラムに対応した数の枝が出現する。従って今までのシステムでは、この手前までのルールを用いてシステムを構築した。その結果、教育的効果は認められたものの、実用的なシステムになるまでには致らなかった。

この根本的原因は、知識を整理することにある。整理の結果、少ないルールで表現が可能になり、メンテナンスが容易になる。またなによりもシステムが正しく動作しているかどうかを、検証することが容易になる。しかし整理するということは「次に起動するルールをシステムティックに予め決める」ということであるから、ルールの追加・訂正をする際システムを意識する必要が生ずる。このため、経験と共に増える整理ができない知識を取り込むことが容易でない。

1.2 解決方法

この問題を解決するためには、次に起動するルールを予め決める必要の無いシステムを作る必要がある。そのための2つの方法を提案する。

まず、ルールに番号づけをしておき、プログラムの書き替え作業毎に使ったルールを記録し、データベースを作る(図-1)。記録どうしは互いに干渉しないため、知識を不干渉なものとして定義できる。またルールは自由に追加できるものとする。

作業番号 s	時 刻						
	t ₁	t ₂	t ₃	t ₄	t ₅	t ₆	t ₇ ··· ∞
1	③	④	①	⑤	⑦	②	⑩
2	③	②	①	⑤	⑦	④	⑨
3	③	②	①	⑤	⑦	④	⑩

書き替え作業毎に使ったルール番号(①②等々)の記録(作業s=1,2,3は7回ルールを使い、t₇で解答を得た)
(図-1)

①連想記憶によるルールの起動

次に使用するルールを、利用者が使用したルールの順番を参考にして、データベースのルールの中から選択する。例えば、③④と言う時系列からは、①⑤⑦②⑩を連想する。

②統計処理に基づいたルールの起動

次に使用するルールを、重回帰分析の回帰係数を求めることによって、データベースのルールの中から選択する。

重回帰式Yを次のように定義する。

$$Y = b_{11} \cdot X_{11} + b_{12} \cdot X_{12} + \dots + b_{1n} \cdot X_{1n} + b_{21} \cdot X_{21} + b_{22} \cdot X_{22} + \dots + b_{2n} \cdot X_{2n} + \dots + b_{m1} \cdot X_{m1} + b_{m2} \cdot X_{m2} + \dots + b_{mn} \cdot X_{mn} \quad (1)$$

ここで X_{mn} : n 番目のルールを時系列の m 番目に使用した時 1 又は 0 となる説明変数, b: 回帰係数, s: プログラムの書き替え作業番号

回帰係数式bを求め、一回目のルールをb₁₁ ~ b_{1n}の中から選び、二回目のルールをb₂₁ ~ b_{2n} ···の中から選ぶ。こうして、専門家の知識の活用が可能になる。この方法を用いれば、蓄積した知識の中に経験が無い場合でも、システムは答を用意することができる利点がある。

また、重回分析をする時にサンプルとする時系列の中に制限を加えれば、殆どのケースに対応できると考える。

2. 神経回路網モデルの適用

神経回路網モデルの状態方程式(2), (3)を解くことによって、連想記憶と重回分析を行う。Hopfieldが提案したエネルギー関数⁴⁾(4)式の最大又は最小を求める問題として、解くことができる。

$$dz_i / dt = \sum_j T_{ij} V_j - U_i \quad (2)$$

$$V_i = g(\lambda Z_i) \quad (3)$$

$$E = -\frac{1}{2} \sum_i \sum_j T_{ij} V_i V_j + \sum_i U_i V_i \quad (4)$$

ここに Z : 入力, V : 出力, U : しきい値, g : シグモイド関数, T : シナプス荷重, s : 状態数 (書き替え作業番号)

2.1 連想記憶

Hopfieldに従ってシナプス荷重を(5)式のように決定する。

$$T_{ij} = (2 * X_i - 1) (2 * X_j - 1) \quad (5)$$

ここに、 X_i は(1)式の説明変数である。

(5)式を(2), (3)式に代入し、利用者が使用したルールの順番をViの初期値として、データベースに記録してある後続するルールを呼び出すことができる。

2.2 重回分析

重回式 $y = \sum_i V_i X_i$ とし、作業 s の重みを目的

変数 y とした時、残差平方和Q は(6)式になる。

$$Q = \sum_s (y_s - \sum_i V_i X_{is})^2 \quad (6)$$

(6)式を(4)式と比較すると、次式を得る。

$$U_i = 2 * y * X_i, \quad T_{ij} = 2 * X_i * X_j \quad (7)$$

1.2 で作成したデータベースを用いて(7)式を計算し、(2), (3)式を解くことによって、重回分析を行うことができる。

所で、 $\sum_i X_i X_j$ はHebbの学習と同じである。このことより、Hebbの学習によって定義されたシナプス荷重を適当な敷居値を仮定して解いた時のニューロンの状態は重回分析の結果に近い、と言える。

2.3 離散化状態方程式の収束性

重回分析に対して状態方程式(2), (3)式を竹田ら⁵⁾の方法に従って離散化した時の収束性を、表-1に示す。この表は、エネルギー関数の相対変動率が0.001になった時の繰り返し回数を示す。ニューロン数が10, 100, 1000の場合、シグモイド関数のλが1以外は、ほとんど数回の繰り返し計算で収束する。従ってλを調節すれば、常に速い収束が期待できる。

なを、 X_i は一様乱数によって決定し、 V_i の初期値は零とした。また、シグモイド関数にはハイパボリックタンジェントを用いた。

ニューロン数	λ				
	0.01	0.1	1.	10.	100.
10	4	5	21	5	3
100	3	5	29	5	3
1000	4	4	35	7	4

表-1 離散化状態方程式の収束までの計算回数

3. おわりに

Hopfieldが提案した「神経回路網のエネルギー最小化の原理」を用いれば、残差平方和をゼロにする問題は神経回路網モデルの状態方程式を解く問題となることを示した。この重回分析に対する離散化状態方程式は、λを調節することによって、常に速い収束が期待できる。今後は、連想記憶と重回計算を効率良く、一元的に扱える方法を調査していきたい。また、実際に知識を蓄積し、提案したエキスパートシステムの評価を行う予定である。

この研究を進めるに当たって、幅広く神経回路モデルについてディスカッションして下さった、科学システム部、中島俊哉氏に感謝します。

[文献]

- 1) 石谷, 折居; 私信
- 2) 折居, 瀧山; 私信
- 3) 藤崎, 石黒, 牧野; 情報処理学会第35回(昭和62年度)全国大会4L-6 PP.1501
- 4) Hopfield, Proc. Natl. Acad. Sci., Vol. 81. pp. 3088 (1984)
- 5) Takeda, Goodman, Applied Optics, Vol. 25 pp. 3033 (1986)