

IV-7

第4世代の交通マネジメントシステムに関する基礎的研究 (ニューラルネットワークモデルの交通配分問題への適用)

北海道大学工学部 学生員 伊 藤 華奈子
同 上 正 員 中 辻 隆
同 上 正 員 加 来 照 俊

1. はじめに

ここ数年、脳のもつ優れた情報処理能力を人工的に実現しようとするニューラルコンピュータが注目されている。このコンピュータが、ハード的に実用化されるのはまだ先のことであるが、その基本的概念であるニューラルネットワークモデルに関しては、いろいろな分野において研究・実用化が進んでいる。

本研究は、ニューラルネットワークモデルの交通工学への適用性を検討するため、交通配分問題に対しその適用を試みたものである。

2. ニューラルネットワークモデル^{2),3)}

脳の神経細胞(ニューロン)は、多入力-1出力の非線形素子である。(Fig. 1) ニューロンの各入力および出力は1または0の値をとり、0はニューロンが興奮しない状態(静止状態)、1はニューロンが興奮・発火した状態に対応する。出力信号 V_j が i 番目のニューロンに与える影響を、シナプス荷重 T_{ij} という。時間的に離散なシステムにおいて i 番目ニューロンへの入力信号 X_i と、その出力信号 V_i は

$$X_i = \sum_j T_{ij} V_j + I_i \quad (1)$$

$$V_i = F(X_i / \mu) \quad (2)$$

と与えられる。 I_i は外部から i 番目のニューロンに作用する刺激の総和である。関数 F は、正接関数や指数関数で表されるシグモイド型の単調増加関数である。(Fig. 2) この関数は、刺激(入力)に対するニューロンの興奮(出力)状態を規定するものである。

ニューラルネットワークのモデルは、Fig. 3 に示されるように、ニューロンの結合方法によって相互結合ネットワーク(Hopfield型)と、階層的ネットワーク(Perceptron型)にわけられる。ここでは相互結合ネットワークを利用して、交通配分問題を解くことを試みる。

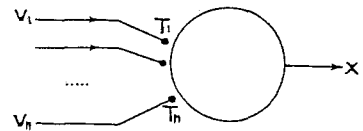


Fig.1 神経細胞のモデル

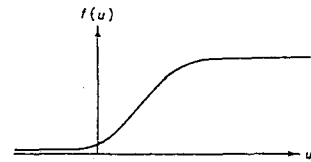


Fig.2 神経細胞の入力-出力モデル

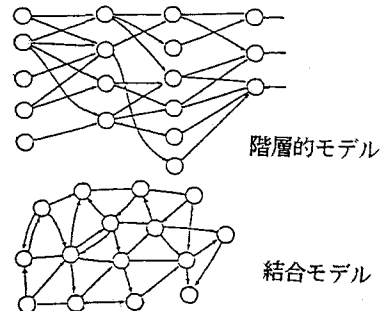


Fig.3 ニューラルネットワークモデル²⁾

3. 相互結合ネットワーク

3-1 ホップフィールドモデル²⁾⁻⁵⁾

相互結合ネットワークについて、Hopfieldらは、シナプス荷重が対称性をもち ($T_{ij} = T_{ji}$)、かつ各ニューロンが非同期的に状態を変えるならば、次式で定義されるエネルギー関数

$$E = - (1/2) \sum_i \sum_j T_{ij} V_j - \sum_i I_i V_i \quad (3)$$

が、常に減少するように、各ニューロンが自発的に変化していくことを示した。これを「エネルギー最小化原理」という。

ホップフィールドモデルにおいては、ニューロン i の出力値 V_i は、

$$V_i = 1 / (1 + \exp(-X_i)) \quad (4)$$

で定義される。

エネルギー最小化原理を、ある種の最適化問題に適用することによって、比較的短時間で近似解を求めることができる。^{6), 14)} しかしながら、ホップフィールドモデルでは、シナプス荷重が決定されると、ネットワークのニューロンの発火状態の時間的変化は決定されてしまう。また、多数のシナプス結合によって定義されるエネルギー状態は、安定な平衡状態に到達したり、周期的な状態変化に落ち込むなど、いわゆるローカルミニマムに収束する可能性は高くなる。(Fig. 4) すなわち、重み係数と、状態変数の初期値の設定によって、得られる近似解が影響を受けてしまう。特に、試行錯誤的に求められる重み係数の決定は、ニューラルネットワークモデルにおける解決すべき問題点である。

ローカルミニマムに落ち込むのを避けて、真の最適解を得るために、ボルツマンマシン^{4), 7)} や、ガウシアンマシン⁹⁾ が提案されている。以下にその概要を紹介する。

3-2 ボルツマンマシン

ボルツマンマシンは、C.E.Hintonによって提案された。これはホップフィールドのシグモイド型の関数の縦軸を、出力値そのものではなく、ニューロンの発火確率に置き換えたものである。この場合、ニューラルネットワーク全体の定常分布が、ボルツマン分布によって表されるところからこの名がついた。

ボルツマンマシンにおいては、 i 番目のニューロンの次の時刻での出力値 $V_i(t+1)$ は、 $V_i(t)$ の値から次式によって求められる確率 P に従って1に設定される。(Fig. 5)

$$P[V_i(t+1) = 1] = 1 / \exp(-X_i / T) \quad (5)$$

ここで T は、「ネットワークの温度」と呼ばれるもので、 T が大きい(温度が高い)と、 P の値は X_i の値の違いに鈍感で、 T が小さい(温度が低い)と X_i の値の違いに敏感になる。

ボルツマンマシンは $T = 0$ の極限において、ホップフィールドモデルに一致する。

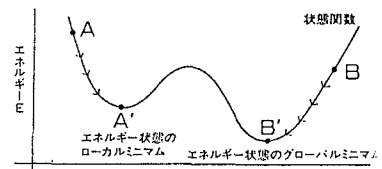


Fig.4 ローカルミニマム⁹⁾

3-3 ガウシアンマシン

ガウシアンマシンは、秋山によって提案されたモデルである。このモデルは、基本的にはホップフィールドモデルと同様のシグモイド型の関数を基本とし、入力加重和の決定にガウス分布（正規分布）を加えたものである。

ガウシアンマシンにおけるニューロン i の入力信号は

$$X_i = \sum_j T_{ij} V_j + I_i + \varepsilon \quad (6)$$

で与えられる。（Fig. 5）ここで ε はノイズ項と呼ばれるもので、ガウス分布に従うものと定義されている。

ε を 0 に近づけると、ホップフィールドモデルに近づく。

4. 最小費用流問題

ここでは、最も簡単な交通配分問題である最小費用流へのニューラルネットワークの適用を試みることにする。

一般的に、交通配分問題は、O-Dルートが与えられている場合が多いが、運転者の経路選択は、道路の交通状況に応じて変わるものである。そこで実際の交通流に対応する、入口ノード・出口ノードにおける流入・流出量、リンクの容量とコスト（距離）が与えられた場合、いわゆる最小費用流問題を扱うこととする。

始端ノード i 、終端ノード j から成るリンクにおける流量を X_{ij} 、単位流量当たりのコストを L_{ij} とし、発生ノード i における流入量を S_i 、吸収ノード i における流出量を D_i とする。

ネットワーク全体の総コストは次式で表される。

$$J = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \zeta_{ij} t_{ij} X_{ij} \quad (7)$$

これを制約条件のもとで最小にするのが最小費用流問題である。ここに t_{ij} はリンク走行時間である。リンク走行時間はリンク交通量の関数であるので、（7）式は一般的には非線形であるが、佐々木¹¹⁾ によって X_{ij} との積を線形で表す次式が示された。

$$t_{ij} X_{ij} = L_{ij} / V_{ij} = L_{ij} (\alpha_{ij} X_{ij} + \beta_{ij}) \quad (8)$$

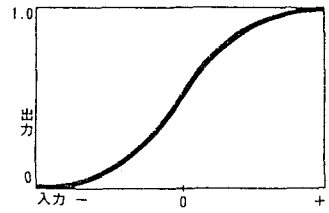
ここに α_{ij} と β_{ij} は、道路と交通状況によって決まる定数である。

制約条件は、各ノードにおいて

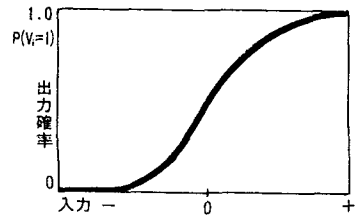
$$S_i + \sum_{j=1}^N \zeta_{ji} X_{ji} = D_i + \sum_{j=1}^N \zeta_{ij} X_{ij} \quad (9)$$

が成立しなければならない。ここで ζ_{ij} は、ノード i からノード j へのリンクが存在するとき 1、存在しないとき 0 の値をとるものとする。また、各リンクにおいては、流量がリンク容量 C_{ij} 以下であるので、

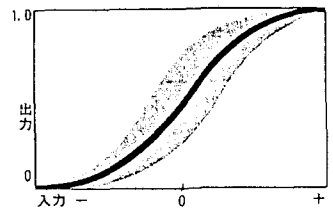
$$0 \leq X_{ij} \leq C_{ij} \quad (10)$$



ホップフィールドモデル



ボルツマンマシン



ガウシアンマシン

Fig.5 各モデルの入出力関係⁹⁾

を満たさなければならない。

この問題は、Hopfield¹⁰⁾らによる巡回セールスマン問題、あるいは武田⁶⁾・⁸⁾らによる Hitchcock問題同様に、目的関数が、状態変数 V_i の2次式で表現される組み合わせ最適化問題の1つであるので、上記の問題同様にニューラルネットワークモデルによる定式化が可能である。

各リンクにおける(流量/容量)比 ρ_{ij} をニューロンによって表すことを考える。この値は当然のことながら0から1までの実数であるので、ニューロンを組み合わせさせて実数表現する必要がある。ここでは Group-and-Weight Scheme⁸⁾ によってその実現を計った。

Fig. 6 に示すように、1つの実数を表現するのに M 桁をもっておこない、さらに各ニューロンは R 個のニューロンによって構成されているものと仮定する。先に述べたように表現の対象となる実数は、1以下の正数であるので、 m 番目の桁は $(R+1)^{-m}$ の位を表すものとする、対容量比 ρ_{ij} は以下のように表現される。

$$\rho_{ij} = \sum_{m=1}^M (R+1)^{-m} \sum_{r=1}^R V_{ijmr} = \sum_{m=1}^M \sum_{r=1}^R p_m V_{ijmr} \quad (11)$$

すなわち、ノード i とノード j は、 $R \times M$ 個のニューロンで結合されていることになる。 R を大きくするとニューロンの総数が増加するので、解を得るまでの演算時間が長くなるが、 R を小さくしすぎると、高次の位に対応するニューロンの変化に対して敏感すぎる欠点がある。 $R=1$ のときは、2のべき乗表現(Binary Scheme)⁸⁾ となるが、 2^{-1} あるいは 2^{-2} に対応するニューロンの状態によって ρ_{ij} の値も大きく変動することになる。

容量比が求められると流量は次式で与えられる。

$$X_{ij} = C_{ij} \rho_{ij} = \sum_{m=1}^M \sum_{r=1}^R C_{ij} p_m V_{ijmr} \quad (12)$$

また、ノード i における流入量、流出量はそれぞれ

$$S_i + \sum_{j=1}^N \sum_{m=1}^M \sum_{r=1}^R \zeta_{ji} C_{ji} p_m V_{ijmr}$$

$$D_i + \sum_{j=1}^N \sum_{m=1}^M \sum_{r=1}^R \zeta_{ij} C_{ij} p_m V_{ijmr} \quad (13)$$

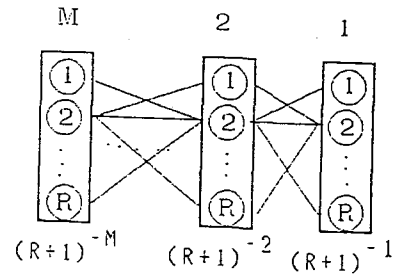


Fig.6 ニューロンによる実数値の表現モデル

となる。また総費用は次式で表される。

$$J = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \sum_{m=1}^M \sum_{r=1}^R \zeta_{ij} L_{ij} \alpha_{ij} C_{ij} p_m V_{ijmr} + \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \zeta_{ij} \beta_{ij} \quad (14)$$

目的関数は、

$$\begin{aligned} \phi = & -(A/2) \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \sum_{m=1}^M \sum_{r=1}^R (1 - 2\zeta_{ij} V_{ijmr})^2 \\ & + (B/2) \sum_{i=1}^N [S_i + \sum_{j=1}^N \sum_{m=1}^M \sum_{r=1}^R \zeta_{ji} C_{ji} p_m V_{ijmr} - D_i - \sum_{j=1}^N \sum_{m=1}^M \sum_{r=1}^R \zeta_{ij} C_{ij} p_m V_{ijmr}]^2 \\ & + (E/2) [\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \sum_{m=1}^M \sum_{r=1}^R \zeta_{ij} L_{ij} \alpha_{ij} C_{ij} p_m V_{ijmr} + \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \zeta_{ij} \beta_{ij}]^2 \end{aligned} \quad (15)$$

ここで、第1項は、ニューロンが0か1のいずれか一方をとるときエネルギーが最小になるようにするための項、第2項は各ノードにおける制約条件を満たすための項であり、第3項はコストを最小にするための項である。また、 A 、 B 、 E は各条件の重みを表す正の定数である。エネルギー関数との対応から

$$\begin{aligned}
 T_{ijmri'j'm'r'} &= 4A \delta_{i i'} \delta_{j j'} \delta_{mm'} \delta_{rr'} \\
 &\quad - B C_{ij} C_{i'j'} b_m b_{m'} (\delta_{i i'} - \delta_{i j'} - \delta_{i' j} - \delta_{j j'}) \\
 &\quad - E L_{ij} L_{i'j'} \alpha_{ij} \alpha_{i'j'} C_{ij} C_{i'j'} b_m b_{m'} \\
 I_{ijmr} &= -2A + B (S_i - D_i - S_j + D_j) C_{ij} b_m + E \alpha_{ij} C_{ij} b_m
 \end{aligned}$$

$$t_o = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \zeta_{ij} \beta_{ij} \quad (16)$$

ここで、 δ_{ij} はデルタ関数である。

5. 適用例

例として、Fig. 7 に示す古林¹³⁾による最小費用流への適用を試みる。例題と同様に、リンク走行時間が、リンク交通量に依存しないと仮定する。従って、式(16)において $\beta_{ij} = 0$ となる。

Fig. 8 は、解析解とホップフィールドモデル、ボルツマンマシン、ガウシアンマシンによる解を比較したものである。ここで実数表現のために4桁(M=4)の4進数(R=3)のニューロンを構成した。また、目的関数の重み係数は、 $A=30$, $B=1000$, $E=0.1$ とし、ニューロンの初期値としては一様に0.5を与えた。なお、解析解はプライマル・デュアル法¹³⁾を用いて求めた。

ここでは、ほぼ収束したと考えられる値をグラフ化した。ホップフィールドモデルにおいては、繰り返し回数77回、ボルツマンマシンについては、繰り返し回数20回、ガウシアンマシンについては、繰り返し回数43回において得られたものである。

ここでの結果はそれぞれ近似値としては十分であると評価される。3つのモデルの比較では、ホップフィールドモデルに比べボルツマンマシン、ガウシアンマシンは、若干であるが精度が向上していると判断できる。

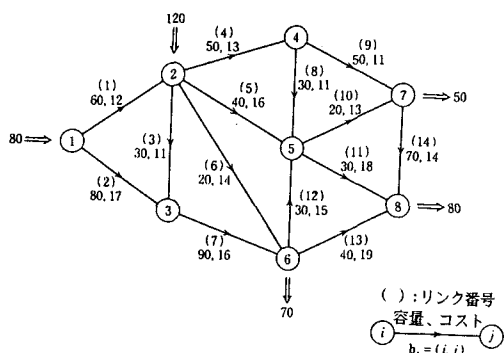


Fig.7 最小費用流問題¹³⁾

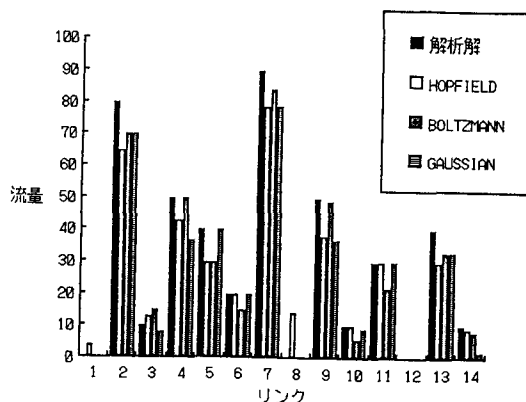


Fig.8 最小費用流問題の解析解との比較

6. 結論と今後の課題

本研究として以下のことが得られた。

- 1) 基本的な交通配分問題である最小費用流問題にニューラルネットワークを適用し、その定式化を行なった。
- 2) ホップフィールドモデル、ガウシアンマシン、ボルツマンマシンの3モデルについて、その近似解の比較をおこなった。しかしながら、この3つのモデルのうちどのモデルが最も優れているかということについては、まだ決定するに至っていない。

ニューラルネットワークモデルの交通工学への適用を目的として、最も簡単な交通配分問題である最小費用流問題を取り扱った。現在のところディジタルコンピュータによる計算を行なっているが、ニューラルコンピュータが実用化されると、並列処理が可能であるので演算時間が大幅に短縮されるであろう。また、従来の解析法ではリンクやノードの数が増えると、それに伴って演算時間が膨大になるが、ニューラルネットワークを適用すると、エネルギー関数が自発的に減少していくので、より大きなネットワークに対して有利である。

ここでは、静的な交通配分問題を取り扱ったが、動的な交通配分問題にもニューラルネットワークを適用することが今後の目標である。その場合、目的関数が非線形となるので、その表現が今後の課題として残されている。さらに、重み係数の決定についても改善の余地がある。

参考文献

- 1) OECD: "Dynamic Traffic Management in Urban and Suburban Road Systems", Road Transportation Research, 1987
- 2) 麻生: 「ニューラルネットワーク情報処理」、産業図書、1988
- 3) 合原: 「ニューラルコンピュータ」、東京電機大出版、1988
- 4) 中野・飯沼: 「ニューロコンピュータ」、技術評論社、1989
- 5) P. D. Wasserman: "Neural Computing", Van Nostrand Reinhold, 1989
- 6) 武田: 神経回路網と組合わせ最適化問題、数理科学、No. 289、pp14-22、1987. 7
- 7) 倉田: ボルツマンマシン、数理科学、No. 289、pp23-28、1987. 7
- 8) M. Takeda et al.: "Neural networks for computation: number representations and programming complexity", Applied Optics, Vol. 25 No. 18, pp3033-3046, 1986
- 9) 宮沢: 実践! ニューラルネット、ASCII, Vol. 12, #10 - Vol. 13, #4, 1988. 10 - 1989. 4
- 10) J. J. Hopfield et al.: "Neural Computation of Decisions in Optimization Problems", Biol Cybern, 52, pp141-152, 1985
- 11) 佐々木: 等時間原則による交通量配分計算の実用化、交通工学、Vol. 6、No. 6、pp10-18、1971
- 12) 伊理・古林: 「ネットワーク理論」、日科技連、1976
- 13) 古林: 「ネットワーク計画法」、培風館、1984