

7F-2

ニューロコンピューティングによる 最適道路経路の探索方式

嶋田茂 岩村一昭
(株)日立製作所 中央研究所

1. はじめに

デジタル化地図の整備が進み、各種の地図情報システムが提案されているが^{1) 2)}、その中でも最近、道路経路を使ったナビゲーションシステムの実用化が本格的に立ち上がろうとしている。このナビゲーションシステムでは、道路経路を2地点間の距離や交通渋滞度のようなコストを最小にする最適経路の探索問題が重要となる。既にこの問題に対して、動的計画法やDijkstra法などを用いた検討が進んでいるが^{3) 4)}、道路のノード数が大きくコストが時々刻々変化する場合には、計算量が膨大となる問題があった。そこで今回、ニューラルネットワークによる並列的な計算手法を、この最適経路の探索問題に適用し良好なシミュレーション結果が得られたので報告する。

2. ニューラルネットワークモデルによる定式化

道路経路の探索問題に類似した巡回セールズマンの問題に対しては、既にJ.J.Hopfieldが相互結合型のニューラルネットワークを用いた並列計算手法により、最適な解が求まることを示している⁵⁾ (以下これをHopfieldモデルと略称する)。しかし、このモデルをそのまま経路探索問題に適用しようとする、ノード数の2乗に比例した計算量が必要となるため、大規模な問題には対処しきれない課題が依然残される。

そこで、本方式では道路網を表す双方向グラフが与えられると、その各ノードにニューロンを対応させ、ノード間に経路がある場合にだけニューロン間にシナプス結合があるような、新しいネットワークモデルを考える。即ち図1(a)の経路グラフにおいて、ノードA, Bについては、ノード点を結ぶ経路があるため、図1(b)のニューロモデルにおけるニューロン間(NU_A・NU_B)にはシナプス結合が存在するのに対して、ノードA・C間やノードB・C間にはノードを直接結ぶ経路がないため、対応するニューロン間(NU_A・NU_C間及びNU_B・NU_C間)にはシナプス結合は存在しない。

このようなニューラルネットワークにおいて、各ニューロンに着目したダイナミクスは、次式のような微分方程式で定義された特性を示す。

$$\frac{du_i}{dt} = -\frac{u_i}{\tau} - \frac{\partial E(V)}{\partial V_i} \quad (1)$$

$$V_i = g(u_i) \quad (2)$$

但し u_i : i 番目のニューロンへの入力値
 V_i : i 番目のニューロンの出力値
 E : エネルギー関数、 g : 単調増加関数
 τ : 時定数パラメータ

ここでニューロンの出力値 V_i の値は、 $[0.0, 1.0]$ の値をとり、この値を最適経路をなすノードの確信度に対応させる。即ち、1.0に近い値を有するノードが最適経路をなす可能性が高いものと判断する。

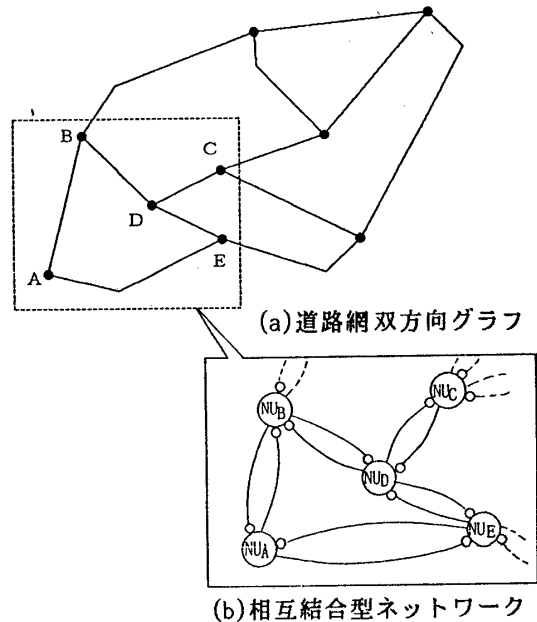


図1. ニューラルネットワークモデル

3. 最適化

最適化に関する定式化は、上記微分方程式のエネルギー関数を具体化することにある。経路探索のための定式化では、エネルギー関数を次のような3つの項目で構成されると考える。

(1) 通過コストの評価 $E_1(V)$

$$E_1(V) = \sum_{i,j} d_{ij} V_i V_j$$

上記評価の d_{ij} はノード i, j を結ぶ道路の通過コストであり、最適経路の確信度 V_i の値に応じて通過コストが加算され、極小値を目標とする。

(2) 拘束条件 $E_2(V)$

$$E_2(V) = \sum_k V_k (2 - \sum_l V_l)^2$$

最適経路が分岐なく連続して存在するための拘束条件を示す。図2に示すような最適経路が求めた状態を考えると、最適経路をなすノード N_k に接続する経路は2本であり、ノード N_k に連結したノードのうち2個だけが出力値1となり、このとき E_2 は最小値となる。

(3) 境界条件 $E_3(V)$

$$E_3(V) = (1 - \sum_s V_s)^2 + (1 - \sum_o V_o)^2 + \sum_m (2 - \sum_n V_n)^2$$

上記 V_s は探索始点に接続する各ノードの値、 V_o は探索終点に接続する各ノードの値、 V_m は最適経路をなす中間の各ノードの値をそれぞれ示す。この条件では、各始終点での最適経路をなすノードは1つ接続し、最適経路をなす途中のノードでは2つ接続している事を示す。

最適化のためのエネルギー関数としては、以上の3つのエネルギー関数を、 W_1, W_2, W_3 の3つの荷重パラメータで積和した次の形式のものを考える。

$$E(V) = W_1 E_1(V) + W_2 E_2(V) + W_3 E_3(V)$$

そしてこのエネルギー関数をニューロンのダイナミクスを示す微分方程式に適用すると(1)式は

$$\frac{du_i}{dt} = -\frac{u_i}{\tau} - W_1 \sum_{j} d_{ij} V_j - W_2 (2 - \sum_j V_j)^2 + 2W_2 \sum_k V_k (2 - \sum_j V_j) + 2W_3 (1 - \sum_l V_l) + 2W_3 (1 - \sum_m V_m) + 2W_3 (2 - \sum_n V_n)$$

となる。この微分方程式の収束性を判定するため、

$$P(V) = \sum 1/\tau \int_0^1 g^{-1}(V_i) dV_i + E(V)$$

で定義される関数 $P(V)$ を新たに導入して考えると、 $g(x)$ はシグモイド状の単調増加関数であり、しかも $E(V) \geq 0$ であるので、

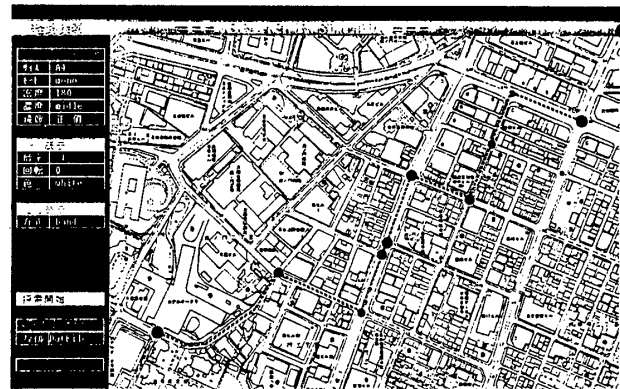
$$P(V) \geq \min(P(V)) \geq 0, \quad \frac{dP(V)}{dV} \leq 0$$

を満足する。

従って、(1)式の微分方程式は Lyapunov関数の意味で漸近的安定となり、安定解に収束する。



(a) 探索対象地図とノード位置 (黒点)



(b) 最適経路の探索結果 (破線)

図2. 最適経路の探索例

4. 道路経路の探索例と考察

今回行った実験では、ノード数24個の小規模のものであるが、実際の住宅地図に基づいた道路経路を汎用計算機を用いてシミュレーションを行った。

図2(a)の黒丸は探索の対象とした道路経路のノード位置を示し、(b)は2地点間の最短経路の探索結果を破線で示す。この最適解を求めるのに1MIPS程度のワークステーションで30秒要した。

更に得られた最適経路の一部が通行不可能となった場合を想定した再探索も、アルゴリズムを全く変化させることなく計算可能である。

5. おわりに

本方式による計算速度では実用上まだ無理があると考えられるが、評価コストが変化する場合にも適合できる点と、今後出現する並列計算機に適合した計算方式であるため、実用的なナビゲーションシステムのための1つの有望な方式になると考えられる。

(1) 嶋田、他：日本語インタフェースを有する知識処理型マルチメディア地図情報システムGENTLE 情報論 Vol.27, No12 1986
 (2) 岩村、他：適応型複合円弧方式に基づく図形補完と地形図入力への適用 第3回AUTOCARTO-JAPAN 1987
 (3) 丹羽、他：市街地図情報の蓄積と検索、信学技報 AI86-27 1986
 (4) 加藤、他：階層化されたネットワークデータを用いた道路網における最適経路案内システムに関する基礎検討、情報第37回全大 4R-2 1988
 (5) J.J.Hopfield and D.W.Tank: "Neural Computation of Decisions in Optimization Problems", Biol. Cybern., 52, pp.141-152 1985