Ⅳ-229　都市・交通計画モデルへのニューラルネット理論の応用について

東京大学工学部　学生会員　○ 赤松　隆
東京大学工学部　学生会員　　土屋雄二
東京大学工学部　正会員　　　島崎敏一

1．はじめに

都市・交通計画の分野における数理問題（モデル）は，その計算に膨大な時間を要するものが少なくない．このことは，計画ツールとして考案されたそれらの数理モデルを実際に適用する際の大きな支障要因の一つとなっている．従来，計算時間を短縮するため多くの研究がなされてきたが，直列的計算原理にもとづいた方法は限界に近い状態である．しかし，もし，何等かの原理に基づく並列計算が可能となれば劇的な時間短縮が望めるであろう．そこで，本稿では，並列計算原理として実現可能性の高いニューラルネットワーク（脳神経回路網）理論に注目し，この理論の概観をおこない，その応用が効果的と思われる都市・交通計画問題への応用の重要性・可能性を簡単に検討する．

2．ホップフィールドモデル

脳は，シナプスによって相互に結合した多くのニューロン（脳神経細胞）の活性度状態の変化によって情報の処理をおこなっている．個々のニューロンにおいては，他の多くのニューロンの出力が入力となり，これが内部変換されてその出力となる．FIG.1 は，このニューロンをモデル化したもので，u_i，V_i，I_iは各々 i 番目ニューロンの内部状態・出力状態・固有状態，T_{ij}はニューロン間の結合強度を示す行列である．

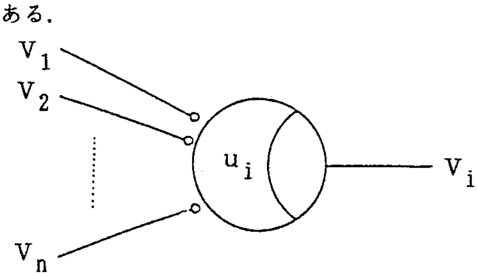

FIG.1　ニューロンのモデル

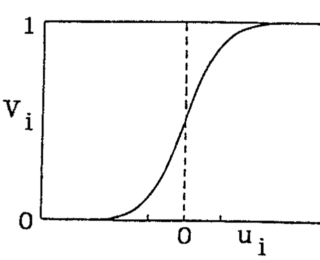

FIG.2　シグモイド関数

ニューロンの状態変化を表現するモデルとしては種々のものがあるが，物理学者のHopfieldは，以下のような微分方程式：

$$du_i/dt = -u_i + \sum_j T_{ij}V_j + I_i\ ,\qquad V_i = g(u_i(t)),$$

ここで $g(u)$はFIG.2の様なシグモイド関数，

を提案し，これらを非同期・並列に運動させた結果の定常状態は，以下のようなリャプノフ関数（Hopfieldは物性物理学におけるIsing モデルとの類推からエネルギー関数と呼んでいる）の最小化状態に対応することを示した．

$$E = -\frac{1}{2}\sum_i\sum_j T_{ij}V_iV_j - \sum_i I_iV_i + \sum \int_0^{V_i} g^{-1}(\omega)\,d\omega$$

さらに，Hopfieldは，このリャプノフ関数を最適化問題の目的関数とみなし，それに対応したニューロンの状態方程式によって個々のニューロンを並列的に動作させることによって最適化問題が効率的に解けることを巡回セールスマン（ＴＳＰ）問題の例によって示した．

3．都市・交通計画モデル

ニューラルネット理論を用いた解法は，組合せ最適化問題(特にＮＰ完全問題)のように厳密解を論理的方法で求めることが困難な問題や収束計算に膨大な計算量を要するような非線形最適化問題への応用が効果的であろう．都市・交通計画モデルにおいてその応用が重要と考えられる（個別的な問題を除いて）代表的なものとして，以下のような問題があげられる：

①交通ネットワーク均衡配分モデル，②最適交通ネットワーク形成問題，③動的交通ネットワーク配分モデル，④信号制御パターン組合せ問題，⑤空間相互作用モデル，⑥最適施設配置問題．

ニューラルネットワークを用いて最適化問題を解くための手順は，(ｲ)ニューラルネットワーク上でのデータ表現法の設定，(ﾛ)解きたい問題の目的関数のニューラルネットワーク上での表現設定，(ﾊ)ニューロンのエネルギー関数と目的関数の対応による結合行列の導出，(ﾆ)導いた結合行列に対応した運動方程式の導出，となる（もちろん，ニューロンモデルおよびそれに対応したリャプノフ関数自体を全く別の形式に設定することも可能であるがハードウエア面の実現性から，ここではHopfield型を考えた）．この手順(ﾛ)の目的関数設定においては，もとの問題の制約条件をどの様にとりこむかが問題となる．HopfieldはＴＳＰ問題を解く際にニューラルネット上で表現された目的関数と制約条件を重みづけパラメータで足し合わせる（パラメータ値は経験的に適当に決める）というad hocな方法を用いたが，これでは適当なパラメータ値の設定が一般には難しい．そこで，我々は，制約有り最適化問題を制約無し問題に変換するために用いられる拡張ラグランジュ関数をニューロンのリャプノフ関数とみなす方法によって問題①（決定論的利用者均衡問題）を解いた結果，良好な結果を得た．(ｲ)のデータ表現法としては，目的地別リンクフローの１単位ををニューロンの状態によって表現するという方法を用いた．この方法では，多重ＯＤペアの場合，必要なニューロンの個数が多くなるという点が問題となるが，将来的に非常に多数のニューロンを使用可能なハードウエアが実現する可能性が高いことから，致命的な問題とはならないであろう．②には，離散変数型問題と連続変数型問題があるが，組合せ問題となって従来解法では解くことが難しい前者はニューラルネットワーク解法に適した問題と言えるだろう．ただし，この問題は通常，複数の局所解を持つため大域的解（厳密解）を求めることはニューラルネット法を用いても難しいが，このモデル自体が現実をかなり簡略化したものであり，膨大な手間をかけて厳密解を求めることに実用上それほどの意味はないことを考えれば，厳密解に近い解が簡単に求められるという点でニューラルネット法は有効であろう．後者の連続変数型は（利用者均衡仮定を用いる場合）二段階最適化問題となるため，応用は簡単ではないが，多層化されたニューラルネットワークを用いるなどの方法により効率的に解ける可能性がある．③は，モデル自体の研究が未だ十分でないため，現状ではニューラルネット法の応用を議論できないが，将来的には，リアルタイム処理による交通管理の必要性からも，この種の問題への応用は重要であろう．④は，組合せ問題であるが，考慮する制約条件が単純であれば，適用可能性は高い．リアルタイム処理をおこないたい場合が多いという信号制御問題の特徴からも，ニューラルネット法の実用化はメリットが大きいと思われる．⑤⑥は，各々組合せ最適化問題および，多数回の収束計算を要する問題であり，多数のニューロンが使用可能となれば，ニューラルネット法は，大規模地域分析において威力を発揮することになるであろう．

4．おわりに

ニューラルネット理論の最適化問題への応用は，シグモイド関数の勾配を決めるパラメータ値をどのように決めればよいか，解が唯一でない問題に於て局所的最適解にとどまらずに大域的最適解へ到達するためにはどうするか等，理論的に未解決の問題はあるものの，従来の解法では限界の見える都市・交通計画モデルに対して有望な方法である．今後，都市・交通計画モデルおよびニューラルネットモデルの理論的背景の対応と関連させることによって，都市・交通計画モデル固有の特徴を最も有効に生かしたニューラルネットワーク上でのデータ・目的関数表現法を見いだし，研究を発展させてゆきたい．