

神経回路網に基づく超並列連想システム WAVE

7E-2

角田 達彦、田中 英彦
 東京大学 工学部

1 はじめに

現在の汎用な計算機や多くの並列計算機に実装される論理記号処理は、推論や行動決定の一つの処理方法を実現してきた。また計算機の能力の向上により、多くの複雑な問題をも実時間で解決可能になってきている。

近年の神経回路網のモデルではそれとはかなり異なる処理が行なわれ、その能力は相補的な部分が多い。分散表現による競合協調性、数値表現性、パターン認識能力、学習性、自己組織化能力、超並列性、準最適解探索能力などが特長としてあげられる。

だがこれらの個々の能力は更に相補的であることがわかる。例えば学習にしても、神経回路網の多くのモデルではデータを予めすべて提示しながら繰り返し学習させることを前提としているものが多く、複雑な事例を任意に記録できる従来の計算機の枠組にはまだ及ばない。

そこで人間の連想能力をモデル化し、神経回路網による表現および能力を論理記号処理に導入可能なシステムを実装・考察中である。神経回路網内では概念間の関係の強さを実数値として学習し、入力キーの概念の優先度を反映した最適連想解を競合系にて選択する。連想機能は解探索空間を本質的に絞り込み、また各種推論で必要とされる抽象的概念の類似性の抽出、自然言語理解などにおける共起による多義性の解消および状況依存性を反映する手段となりうる。本稿ではそのような連想システム WAVE の神経回路網及び超並列計算機上での具体的な実現方法についての考察を述べる。

2 連想と概念の分散表現

連想は基本的には学習された概念の1対1関係の想起に基づく。神経回路網に於いても、様々な連想記憶モデルが提案されてきた [1]。各概念は分散表現をとり、相関行列や安定解の学習によって自己想起や相互想起が実現される。ノイズ耐性、部分的入力から全体を再生可能、内容番地法により直接想起可能などの特長をもつ。

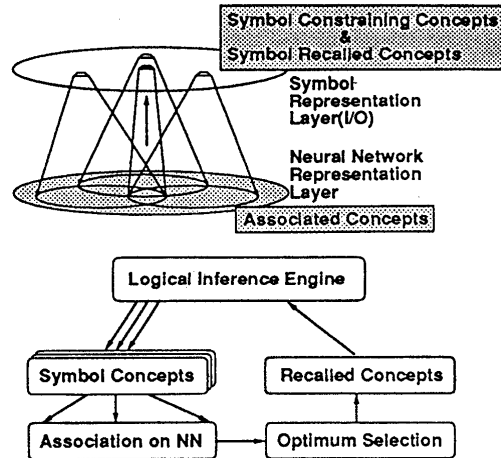


図 1: 1対多の概念連想と最適連想概念の選択

しかし想起時では、概念の各要素は複数が同時に想起される場合も多く、それは1対多の関係に拡張されるべきである。さらに、エピソード記憶時にはより複雑な記憶学習が行なわれる。この1対多の連想と積集合演算による研究例はいくつか過去に見られる [2]。

ここでは新しく、単語で表された概念を複数入力して神経回路網内で想起し、それに対応する概念を再び単語にて出力することを目的とし、概念間の距離の学習、入力の優先度による重みづけ、状況依存性、確信度順自動選択、1対多連想を可能とする連想推論機構の実現に向けて1対多の連想処理を拡張する (図1)。

キーワードが入力され、対応するノードはその優先度に応じてアナログの活性値を出力する。これらのノードは全ての概念的に関係のあるノードに自分の活性値を同時に転送する。各ノードは他のノードからの相関距離に応じた重み値をかけて集計する。つまり各ノードの活性値は相関距離と前の状態の活性値に依存する。状態は主に入力された概念の活性値によって決まるが、その前の状態にも大きく依存し、これを文脈として利用する。

概念間の距離は相互結合網の重みに対応している。各ノードは対応する概念を表すので、最初は局所表現の形態から始まる。しかし上の様な連想機構によりそれに関係する多くの概念が同時に想起され、結合の重みとして定義される相関距離と入力のあったノードの優先度を反

映した活性値を出力する。この様なグループを複数想起し、次の最適連想による推論を行なう。各ノードは概念の直交化基底を表現し、特定の表現の基底を予め設定することは仮定しないので、部分による知識学習から全体判断への枠組を構成することが可能な抽象的概念のネットワークの、最も簡単な表現の一つであると位置づけることができる。この均質的ネットワークでは、複雑な構造は規定していないので、通常の神経回路網や超並列計算機に容易に実装可能である。この脳内表現の正当性を裏付ける生物学的証拠もあり、言葉の様な抽象的概念の自己組織化についての研究 [3] も行なわれている。

3 最適連想の選択

優先度付きの入力された複数の単語の組から制約を受けて連想される単語を、想起された複数の概念の混合状態から確信度順に自動的に選択するのが目的である。競合する概念を恣意的に選び出して抑制性結合を明示的に張らず、想起時に意識の集中を行なって最適概念を選び出す設計のため、随時付加的学習が可能となる。(図 1)。活性値は同時に制約に対する確信度も表す。

この様にして想起された概念の候補は論理システム側で条件を調べ、フィードバックをかけて再試行できる。具体的実装方法として、神経回路網を使用する場合と、超並列計算機を使用する場合の二通りを考える。

神経回路網による最適連想概念の選択

神経回路網上では基本競合系 [4] が最適システムの一つと思われる。アナログの入力セットをネットワークの入力部に提示し、伝搬を開始すると、最大値をとるノードが相互結合により自動的に選択される。その自動性、そして簡便さの為、システムは拡張性及び信頼性を保つことができる。ネットワークを全体的に統制するものがなく、全てのノードがポテンシャル場と競合・協調して解を見つけ出せる。

超並列計算機による最適連想概念の選択

神経回路網同様、ニューロンはポテンシャルと閾値を持つものとし、ポテンシャルが閾値を越えているニューロンは共通の tuple space にその旨報告する。その tuple space への報告状況を見ながら、自分の閾値を一定の法則により更新していく。このアルゴリズムはノードの数 n に対して最悪でも $O(\log n)$ の試行回数に収まる。更に試行回数は最大値と 2 番目の値の差によって決定される為、大抵の場合にはノードの数には依存しない。

超並列計算機上の探索についてはさまざまな高速なアルゴリズムが論じられているが、大規模知識データベース内での連想に於ける最適解を探し出す様な問題では、関係ない概念を表すほとんどのノードは最適解探索には関与しないので、それらも含めた全空間を一つ一つ比較

して廻らなければならないという事態を防ぎ、ごく一部のみに注目すれば良いという点でこの方法は優れていると言える。また精度を限定すれば、不必要に試行回数を増やさずに済み、選択に非決定性を含ませることができる。制約が増加した際に、最大値と他の値との違いを大きくし、選択速度の向上に結び付く可能性があるのも興味深い。この方法は簡潔さ、全体的コントローラ不要性(協調動作)、ニューロン数非依存性を特長としており、前節の基本競合系神経回路網と同様に付加的超並列処理に大変適するものである。

4 学習方法

実装した連想の学習方法は大変簡便である。重みはそれぞれのノードが伝搬する場合の重みの和が 1 になる様に設定し、発散を防いでいる。全ての関係が同等に学習された場合、その重み値は全て等しくなる。特定の概念の学習が多くなされた場合、その回数に比例した相対的重みに計算し直される。このため重み値は非対称になっている。概念間の関係を動的に付加することができ、外世界からの新しい概念にも柔軟に適用可能である。

5 おわりに

WAVE のシステムは現在シミュレーション段階で、特に学習方法は考察を要すると思われる。ノード間の関係は一応自動的に学習されるものの、ノードと概念の対応は恣意的である。大規模化したときの超並列計算機の通信量を軽減する為にも、抽象的概念と神経回路網のノードとの対応の自己組織化をする [3] 機構が望まれるところである。また具体的応用例として自然言語理解や発想支援、各種推論における状況依存性、新規概念への対処、距離空間の定義への適用を行なう予定である。

参考文献

- [1] 麻生英樹. ニューラルネットワーク情報処理. 産業図書, 1988.
- [2] 平井有三. 記憶と認知のニューロコンピューティング. ニューロコンピュータの現状と将来. 共立出版株式会社, 1990.
- [3] H.Ritter and T.Kohonen. Self-organizing semantic maps. *Biol. Cybern.*, Vol. 61, pp. 241-254, 1989.
- [4] S.Amari and M.A.Arbib. Competition and cooperation in neural nets. In J.Metzler, editor, *Systems Neuroscience*, pp. 119-165. Academic Press, 1977.