

モジュールの追加に適した マルチモジュール連想ネットワークの提案*

1P-8

望月 正幸 大隅 智春 安西 祐一郎†

慶應義塾大学 †

1 はじめに

複雑な組み合わせパターンを記憶、連想するためのネットワークとして、大隅らによってマルチモジュール連想ネットワーク μ -net が提案された [1]。しかし、 μ -net のモジュール間結合はモジュールの追加に対して適した構造ではなく、モジュール追加の際には全てのモジュール間結合においてモジュール間の関係を再学習する必要があった。

本論文では、モジュール追加の際に追加されるモジュールと既にネットワーク上に存在しているモジュールとの結合に関わる部分の学習だけで正確な連想が可能になるよう、 μ -net のモジュール間結合の構造を改良したマルチモジュール連想ネットワークを提案し、主に、モジュール間結合について議論する。

2 μ -net

μ -net は、従来記憶／想起することが困難とされてきた多対多の想起等を可能にしたマルチモジュール連想ネットワークである。

μ -net を構成する一つのモジュールは、リカレントネットワークとフィードフォワードネットワークの二つの部分から構成されるハイブリッドなアーキテクチャを持つ (図1)。フィードフォワード部は、他のモジュールからの出力を受け取り、自らが想起すべき全パターンの重ね合わせを出力する。一方リカレント部は、フィードフォワード部から受け取った重ね合わせパターンを各出力候補パターンに分離し、シーケンシャルに出力することができる。また、モジュール間の結合は各モジュールの入力層とそれに結合する全てのモジュールの出力層との完全結合によって形成されている。この時、フィードフォワードネットワークとそれに結合するモジュールの出力層とによって、三層のバックプロパゲーションネットワークが形成される (図2)。

モジュール間の関係を記憶しているのは上で述べた三層のネットワークであり、この部分の構造がモジュールの追加の際の学習を難しくしている。モジュールが追加される際、追加されたモジュールの出力層と他のモジュールの入力層の間の結合荷重を学習するだけでは、モジュールの追加の際の影響をカバーすることができない。本論文ではこの点に注目し、モジュール間結合の改良を行なった。

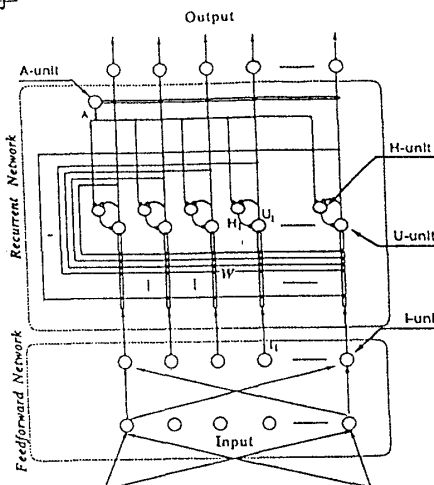


図1: μ -net のモジュールの構成

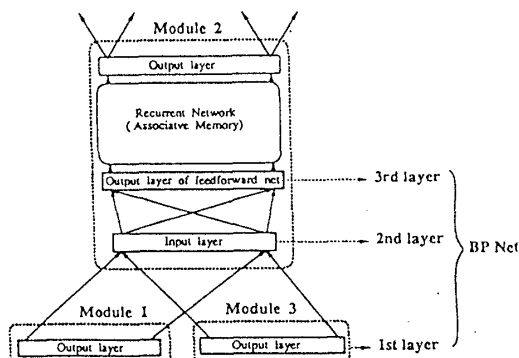


図2: μ -net のモジュールの結合

3 モジュール間結合の改良

3.1 モジュール追加と想起パターンの変更

表1は、 μ -net の連想シミュレーションに用いたパターンの例である。もし、モジュール1、2だけでネットワークが形成されている場合には、モジュール1の出力がAであるとモジュール2のフィードフォワード部の出力は $P+Q+R$ の3つの出力候補の重ね合わせパターンとなる。一方、モジュール1、2、3でネットワークが形成されている場合には、モジュール1の出力がAであってもモジュール3の出力がMであるかFであるかによって、モジュール2のフィードフォワード部の出力は $Q+R$ か P のどちらかになる。つまり、モジュール3が追加されることによってモジュール2の出力候補が変化し、それに伴いモジュール2のフィー

*Multimodule Associative Network for Module Addition
†Masayuki Mochizuki, Tomiharu Ohsumi, Yuichirou Anzai
‡Keio University

表 1: 連想パターンの例

モジュール1	モジュール2	モジュール3
A	Q	F
	R	
	P	M
B	S	

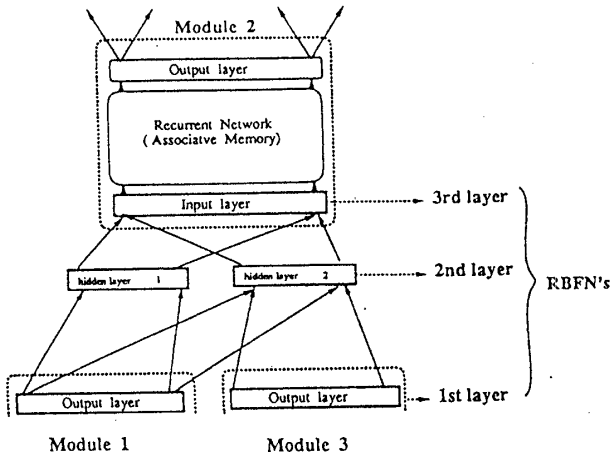


図 3: モジュール間結合の改良

ドフォワード部の出力も変更されなければならない。
 このように、モジュールの増加によってフィードフォワード部の出力は変化するので、モジュールを追加時には、その振舞いを適切に制御する必要がある。そのために、モジュール間結合の構造として図3を提案する。

3.2 モジュール追加に適したネットワーク

図3は、モジュール1、2だけで形成されていたネットワークにモジュール3を追加した時の図である。このネットワークでは、 μ -netのモジュールの入力層をモジュールの外に出し、フィードフォワード部の出力層であった層がモジュールの入力層となっている。ここで、モジュールの外側にある層をモジュール間構造体と呼ぶことにする。この時既に存在していたモジュール間結合には何ら手を加えることなく、新しく追加したモジュール間結合だけで、連想パターンの変化を吸収する。これは、新しく追加したモジュールと既存のネットワークとの関係を学習するのに、それ以前に学習したものを、再学習することなく、効果的に利用したものである。これにより学習速度も向上している。また、このようにして追加されたモジュールを取り外すことも容易である。このモジュール間構造体は数個のRBFネットワークの隠れ層ユニットから構成されており、モジュール間構造体とモジュールの入力層、それに結合するモジュールの出力層とでRBFネットワーク[2]を構成している。モジュール間構造体のユニットの関数にはガウス関数を用いた。RBFネットワークの隠れ層ユニットは、入力パターンと同次元の内部ベクトルを持っており、入力とこのベクトルとがユークリッド距離的に近いほど1.0に近い値を出力する性質を持っている。改良したネットワークでは、この性質

を利用してモジュールの入出力の制御を行なっている。

4 シミュレーション

図3示したようなモジュール間結合についてシミュレーションを行なった。まず、モジュール1、2だけで形成されていたネットワークに、表1で2モジュールの場合に相当する想起パターンを全てのパターンを正しく想起できるまで学習させた。次に、モジュール3とモジュール間構造体を追加し、表1の想起パターンを学習させた。

シミュレーションの結果、全ての想起パターンが正しく想起された。しかし、ノイズがのっている入力パターンに対しては想起率が低いという結果が得られた。

5 考察

学習時に、モジュール間構造体の各ユニットは、正しい想起が行なわれる限り、発火を起こす入力ベクトルの範囲を広げようとする。誤った想起が行われた場合には、誤差の原因となるユニットはその範囲を狭めようとする。このため、範囲が特に狭いユニットや特に広いユニットができる可能性がある。そのため、いくらノイズがのっていても正しい想起が行なわれるパターンや少しでもノイズがのっていると想起できないパターンが存在し、全体としてノイズがのっている入力パターンに対する想起率が低くなっているものと考えられる。

ノイズがのっている入力パターンに対する低想起率を改善するために、初期値を適当な値に設定することが必要である。しかし、適当な初期値を見つけることは想起パターンを見ただけでは難しい。そこで、発火を起こす入力ベクトルの範囲の大きさに対して範囲を設定することにより、想起パターン間のこの想起率のばらつきを抑えることができると考えられる。

6 まとめ

モジュール追加の際に、追加されるモジュールと他のモジュールとの結合に関わる部分の学習だけで正確な連想を行えるように、 μ -netのモジュール間結合の構造を改良したマルチモジュール連想ネットワークを提案した。

参考文献

- [1] 大隅 智春, 梶浦 正浩, 安西祐一郎: “連想記憶のためのマルチモジュールニューラルネットワーク”, 電子情報通信学会論文誌, vol. J75-D-II, no. 11, pp. 1948-1958 (1992)
- [2] T. Poggio and F. Girosi: “Networks for Approximation and Learning”, Proceedings of the IEEE, vol. 78, no. 9, pp. 1481-1497 (1990)