記憶容量制限下で頻出系列を逐次学習するニューラルネットワーク

○ 郷古学　菅谷至寛　阿曽弘具

東北大学大学院工学研究科

1. はじめに

ある問題の達成手順を表す系列をニューラルネットワークに学習させる場合，系列を表現する従来のニューラルネットワークモデルは，学習させたい系列を一度に学習させ，その後の追加学習が困難であった．しかし，入力として与えられる情報からモデルが逐次的に系列を獲得する方が，より適応的な知的システムの構築が期待できる．

逐次学習を考える上で，(1) ネットワークの記憶容量の制限　(2) 同じ問題解決に用いられる系列パターンが必ずしも 1 つとは限らない　という 2 点について考える必要がある．そこで，ある問題の達成手順として与えられる複数の系列に，高頻度で含まれる部分的な系列パターン (頻出系列) を，その問題解決における重要な手順を表す系列であると考え，記憶容量の制限下においてはそのような頻出系列を優先的に学習すべきであると考える．

本稿では，我々が提案した，入力情報を基に逐次的に系列を学習することが可能なニューラルネットワークモデル (系列逐次学習モデル)[1] が，入力される複数の系列の中から，頻出系列を獲得することが可能であることをシミュレーションにより示す．

2. 系列逐次学習モデルについて

シミュレーションに用いるニューラルネットワークモデル [1] について簡単に説明する．このモデルは，連続的に入力されるパターンの順序，入力間隔及び頻度に応じて，それらパターンの入力される順番 (系列) を学習することが可能である．

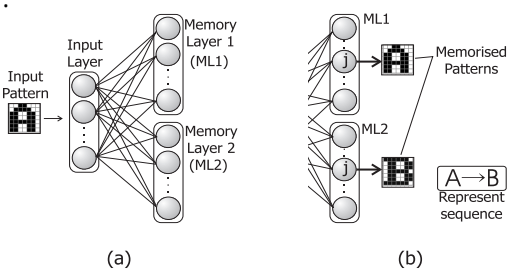

図 1: (a)Sutructure of the network model.(b)Represent sequence($A \rightarrow B$).

モデルは 1 つの入力層と，2 つの記憶層からなる 2 層構造である (図 1(a))．各記憶層は同数のニューロンから成り，入力層の各ニューロンは各記憶層の全てのニューロンと全結合している．各記憶層の全てのニューロンは結合重みを持ち，一つのニューロンは自らの持つ結合重みにより，一つのパターンを記憶する (記憶パターン)．各記憶層のニューロンはパターンが入力されると，そのパターンの入力頻度が高い場合は，Oja 則を用いて重みの更新を行い記憶パターンを形成し (記憶処理)，入力頻度が低い場合は重みの更新を行わない．そのため，記憶層のニューロン数に比べて入力されるパターン数の方が多い場合には，モデルはそれらパターンの中から入力頻度の高いものを優先的に記憶する．

また，記憶層 1 と記憶層 2 の同じ j 番目のニューロンの記憶パターンを P_{1j} ,P_{2j} とすると，それらの間には「モデルに対しパターン P_{1j} が入力された場合，次に入力される可能性の高いパターンは P_{2j} である」という関係が獲得される仕組みを持つ．つまりモデルに対してあるパターンが入力されると，そのパターンの次に入力されるであろうパターンをモデルは想起することが可能である．例えば，モデルに対してパターン A ,B からなる，$A \rightarrow B$ という系列を，繰り返し入力した場合，各記憶層のある j 番目のニューロンは P_{1j} としてパターン A，P_{2j} としてパターン B を記憶する (図 1(b))．このような記憶が形成された場合，$A \rightarrow B$ という系列を獲得したと考える．

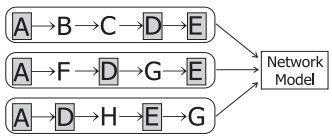

図 2: Input sequential patterns.

3. 実験結果及び考察

モデルに対して，図 2 に示す 3 種類の系列パターンを入力し，どのような系列を記憶するかを確認した．入力パターンの総数は 8 であるが，シミュレーションで用いたネットワークの各記憶層のニューロン数は 3 とした．モデルに対して $A \rightarrow B \rightarrow C \rightarrow D \rightarrow E$(系列 1) と，$A \rightarrow F \rightarrow D \rightarrow G \rightarrow E$(系列 2)，$A \rightarrow D \rightarrow H \rightarrow E \rightarrow G$(系列 3) を入力してシミュレーションを行った．系列 1 の場合，モデルに A を 1 回入力した後，B，C，D，E を順番に 1 回ずつ入力する．つまり 5 ステップで 1 つの系列の入力を終了する．これに続く系列は 3 つの系列の中から等確率でランダムに選択する．シミュレーションは $t = 0$ から 10000 まで行った．

実験結果を図 3 に示す．この図は各記憶層のニューロンの結合重みを正規化して得られた記憶パターンである．各時刻の結果において，左側が記憶層 1，右側が記憶層 2 のニューロンが持つ記憶パターンである．左右の各パターンは同じ番号のニューロンを表しており，図中の括弧内の数字がニューロンの番号である．モデルは左側のパターンが入力として与えられた場合，右側の記憶パターンは次に入力されるはずのパターンを記憶するようになることが期待されている．

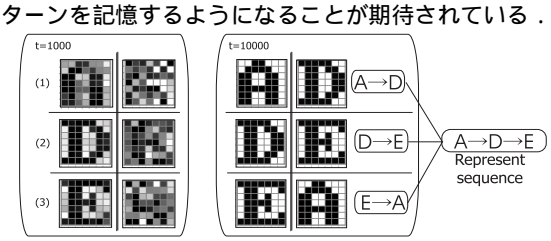

図 3: Memorised patterns.

$t = 1000$ を見ると，記憶層 1 のニューロンが，A ,D ,E の 3 つのパターンに関して記憶の形成を行っている様子が分かる．パターン A ,D ,E は全ての系列に含まれる要素パターンであり，入力頻度が高いため，モデルは他のパターンよりも優先的に，これらのパターンに関する記憶を形成する．

$t = 10000$ を見ると，モデルは $A \rightarrow D \rightarrow E$ という系列を学習している．これは，入力する全ての系列に共通する系列である (図 2，網掛けのパターン)．このことから，モデルは入力される系列から重要な手順とみなされる頻出系列の獲得が可能であることが確認された．

4. まとめ

本稿では，我々が提案した系列逐次学習モデルが，入力される複数の系列の中から，頻出系列を獲得することが可能であることをシミュレーションにより示した．

参考文献

[1] 郷古学，菅谷至寛，阿曽弘具，”手続き的知識を獲得する連想記憶モデル，”信学技報　NC，2004.6．