

自己増殖型ニューラルネットワークのパラメータ最適化

日大生産工 ○関 英美香 日大生産工 山内 ゆかり

1 まえがき

連想記憶は人間の知的な活動を支える重要な機能である。近年ニューラルネットワークを利用した連想記憶の研究がなされており、須藤らが提案した自己増殖型ニューラルネットワーク (SOINN) [1]がある。SOINN は自律的に学習が出来るシステムであり、既存の記憶を壊す事なく自律的に増殖・消滅するためのノード数等を事前に決めておく必要がなく、学習すべき連想対の総数が事前にわからない環境下に適している。しかし、パラメータにより結果が大きく左右され、手動で決定しているため、異なったデータごとに最適なパラメータを見つけるのが困難である。

本研究では、SOINN の各パラメータを異なったデータでも扱えるように、パラメータを最適化する方法を提案する。

2 SOINN概要

SOINNアルゴリズムの流れを図1に示し、以下にその手順を述べる。

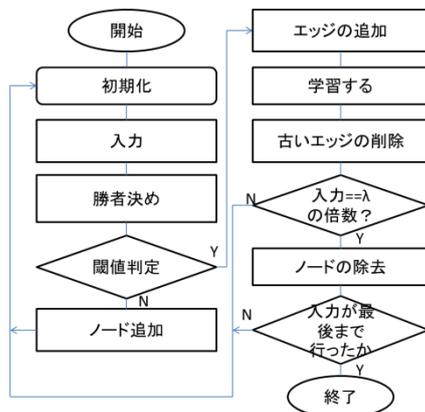


図1.Flowchart of the algorithm of SOINN

1. 入力データをランダムに2つ選択する。
2. ランダムに選択した入力データを入力ベクトルとし、ユークリッド距離、式(1)を求めて、2つの勝者ノードを見つける。

$$|x - m_c| = \min |x - m_i| \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (1)$$

尚、初期は2つのノードが存在しないので、2つデータをノードとして生成する

3. 2つの勝者ノードの閾値を式(2)で算出する。

$$\begin{aligned} \max_{k\text{-th node} \in N_i} \|W_i - W_k\| (N_i \neq \emptyset) \\ \min_{k\text{-th node} \in A} \|W_i - W_k\| (N_i \neq \emptyset) \end{aligned} \quad (2)$$

入力ノードが、それぞれのどちらかの閾値に入る場合、又はどちらの閾値にも入らない場合は入力ノードを新たな出力ノードとし、ノードが追加される。両方の閾値に入る場合は、ノードを追加せずに、エッジを引く。

4. 第1勝者が勝者に選ばれた回数 μ_r に基づき、第1勝者は式(1)、第1勝者に隣接するノードは式(4)を用い、参照ベクトルを更新していく。

$$\Delta W_j = \frac{1}{\mu_r} (I_c - W_j) \quad (3)$$

$$\Delta W_i = \frac{1}{100\mu_r} (I_c - W_i) \quad (4)$$

5. エッジの削除を行う。エッジには年齢という概念があり、年齢が一定数に達するとエッジが削除される。年齢の上限は、パラメータで設定する。
6. 更新作業。 λ の倍数毎にエッジが指定数以下のノードを、ノイズと判断して削除する。その際にノードに繋がれているエッジも削除される。

3 提案手法

2つのパラメータ (λ , AGEMAX) の自動生成を行う。下記に自動生成のアルゴリズムを示す。

1. 様々なデータの最適に近いパラメータの値を調べる。
 2. データごとのパラメータの特徴を分類する。
 3. パラメータを設定するルールを発見する
 4. ノイズの入ったデータも扱い自動生成
- 上記の事をパラメータの調整をして最適解へ近づける方法を考えて実験を行う。

4 実験環境

本実験では、図 4 に示すようなターゲットデータ[3]及び、日本大学生産工学部機械工学科網島研究室での脳信号解析実験のデータを用いた。ターゲットデータは 2 次元の属性値を持ち、データ数は 770 であり、脳信号データは 42ch (42 次元) でデータ数は 586 である。

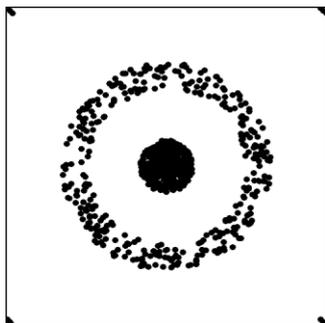


図 4. ターゲットデータ

本研究で用いるパラメータは、各データのデータ数 DATA を規準に決定する。表 1 に本研究でデータを解析する際に用いるパラメータ λ 及び AGEMAX の組み合わせを示す。

表 2. 実験条件

実験条件	λ	AGEMAX
1	DATA	DATA*0.01
2		DATA*0.1
3		DATA*0.5
4	DATA4/3	DATA*0.01
5		DATA*0.1
6		DATA*0.5
7	DATA1/2	DATA*0.01
8		DATA*0.1
9		DATA*0.5

5 実験結果及び検討

図 5 にターゲットデータのクラスタリング結果を示す。表 2 の実験条件 1 ~ 9 を用いてターゲットデータ及び脳信号データのクラスタリングを行った結果のクラスタ数及びノード数を示す。なお、各数値は 10 回の平均値である。

図 5 より、データの集中している中心部と周辺のリング部はそれぞれ別のクラスタに分類されている。表 3 より、 λ が DATA*3/4 の場合にノード数とクラスタ数が増える傾向がみられた。AGEMAX は小さいとクラスタ数が増える傾向となったが、ノード数との相関は見られない。

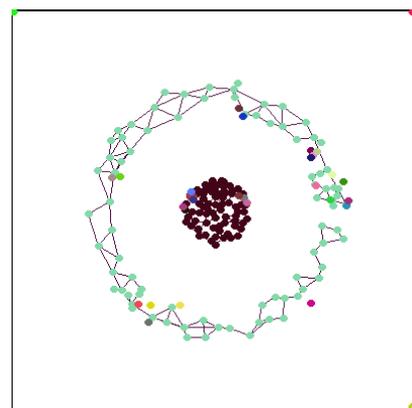


図 5. ターゲットデータ実験結果

表 3. クラスタ数とノード数

実験条件	ターゲット		脳信号	
	クラスタ数	ノード数	クラスタ数	ノード数
1	11.4	95.2	6.3	99.0
2	2.4	102.1	1.8	110.2
3	1.0	105.6	2.1	125.8
4	49.4	158.7	87.3	252.5
5	28.8	134.6	42.1	228.3
6	8.5	102.7	33.5	215.4
7	6.0	57.0	14.4	147.3
8	1.7	72.9	3.3	182.7
9	1.1	66.9	2.2	176.6

6 まとめ

本研究では、SOINN のパラメータ (λ 、AGEMAX) と入力データの関係性についてパラメータ最適化の為に条件毎に実験を行った。今後は、実験データを基にパラメータの最適化の解析を行う。

「参考文献」

- 1) 須藤, 佐藤, 長谷川, 自己増殖型ニューラルネットワークを用いたノイズのある環境下での追加学習が可能な連想記憶システム, 日本神経回路学会誌, Vol.15, No2(2008), 98-109
- 2) 山崎, 巻瀧, 申, 長谷川, 自己増殖型ニューラルネットワーク SOINN とその実践, 日本神経回路学会, Vol.17, No4(2010), 187-196
- 3) Data - Philipps-Universitat Marburg - Datenbionik (AG Ultsch): http://www.uni-marburg.de/fb12/datenbionik/data?language_sync=1, (最終アクセス日時:2014年10月30日9時0分)