

# バッチ学習を取り入れた自己増殖型ニューラルネットワーク

日大生産工 ○佐久間 修平 日大生産工 山内 ゆかり

## 1. まえがき

実世界のデータは分布の形状が変化するなど非定常的な場合があり、それらに対処するためには追加学習の機能が必要となる。長谷川修らは自己増殖型ニューラルネットワーク (Self-Organizing Incremental Neural Network: SOINN)<sup>1)</sup>を提案した。この手法では動的にネットワークの構造を変化させることで追加学習が可能であり、ノイズへの耐性も実現している。SOINNではニューラルネットワークを自己増殖させ学習していくので、大量のデータがない場合でも学習が可能である。動的にネットワークの構造を変化させるのがこの手法の特徴であるが、同じデータから学習してもデータの入力順などが変化すると別のネットワークが構築されるため、同じデータから学習しても同じ結果が求められるとは限らないという問題がある。

バッチ学習は、学習データから損失関数の平均を計算し、パラメータを学習する手法である。これにより学習させるデータの順列による影響や外れ値によるノイズの影響を受けにくいという利点がある。

SOINNではデータの入力順によって異なる結果が出力される点が問題点であると考え、SOINNにバッチ学習を取り入れることで、データの入力順に左右されず安定した出力結果が得られると考えた。本研究では、SOINNにバッチ学習を取り入れることでSOINNの特性を活かしつつ、安定した学習ができることを目指す。

## 2. 従来研究

自己増殖型ニューラルネットワーク (Self-Organizing Incremental Neural Network: SOINN)は長谷川修らによって開発されたOriginal SOINNから用途などによって複数の派生が存在するが、最も基本的なSOINNとされているAdjusted SOINNについて説明する。Figure 1にAdjusted SOINNのアルゴリズムのフローチャートを示し、概要を説明する。

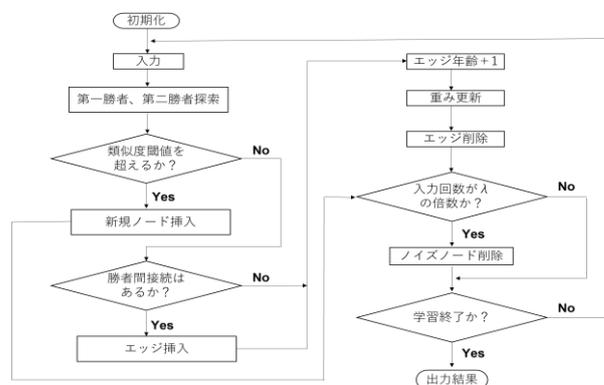


Figure 1 Adjusted SOINN のフローチャート

入力に対して、既存のノードとユークリッド距離から勝者ノードを探索する。勝者ノードは、最近傍と次点近傍の二者を探索し、これらにより各ノードの重み、状態を更新する。入力に対する挙動は第一、第二勝者ノードいずれかとのユークリッド距離が以下に示す閾値 $T_i$ を超えるか否かで変化する。ただし、 $i$ はノード番号、 $N_i$ はノード $i$ の連結ノード集合、 $A$ は全ノードの集合、 $W_i$ はノード $i$ の位置ベクトル、 $T_i$ はノード $i$ の類似度閾値である。

$$\text{if } N_i \neq \emptyset \text{ then} \\ T_i \leftarrow \max_{c \in N_i} |W_i - W_c| \quad (1)$$

$$\text{else} \\ T_i \leftarrow \max_{c \in A \setminus \{i\}} |W_i - W_c| \quad (2) \\ \text{end if}$$

入力と第一、第二勝者いずれかとのユークリッド距離が類似度閾値を超える場合、ノードの分布が不十分である。即ち、入力に新規性ありとし、入力パターンを新たなノードとして挿入する。両者ともに閾値を越えなかった場合は、勝者ノード間の重み、状態を更新する。エッジ年齢を0にリセットし、第一勝者に繋がる全エッジの年齢を1加齢する。このとき、第一、第二勝者間にエッジが存在しない場合はエッジを挿入してからエッジ年齢を更新する。(3), (4)に示す重み更新式に従い、勝者ノードとその近傍ノードの重みベクトルを更新する。ただし、 $T_i$ はノード $i$ が勝者ノードに選択された回数である。

$$\Delta W_{s_1} \leftarrow \frac{1}{T_{s_1}} (\xi - W_{s_1}) \quad (3)$$

$$\Delta W_i \leftarrow \frac{1}{1000t_i} (\xi - W_i) \quad (4)$$

$$(\Delta_i \in N_{s_1})$$

また、状態更新によりエッジ年齢が事前定義閾値  $age_{max}$  を越えたエッジを削除し、削除されたエッジに連結されていたノードのうちエッジを持たなくなったノードを削除する。入力パターンがノード削除周期  $\lambda$  の倍数ごとに連結ノードが1つ以下のノードを全て削除する。入力からノード削除までの挙動を繰り返すことで、入力に対する近似分布となるノードとノード間の接続関係を示すエッジからなるネットワークを動的に構成することができる。

### 3. 提案手法

本研究ではSOINNでの学習にバッチ学習を取り入れ、データの入力順に左右されない安定したネットワークを提案する。

SOINNでは初回の学習の際に学習データからランダムに選択した位置ベクトルをもつ2つのノードで全ノードの集合を初期化するが、本研究では全ての学習データを用いて学習を進めていく必要があるため、学習データの全データの位置ベクトルを全ノードの集合として初期化して学習を行う。また、エッジの追加・削除やノードの追加・削除、各パラメータの更新などは随時更新ではなく各手順を全データ分行った後に、段階毎に一括で更新する。各パラメータの更新はSOINNの更新式に従って計算する。提案手法の手順を以下に示す。

まず、初回の学習では、全データに対する勝者ノード  $s_1, s_2$  をデータに対応する位置ベクトルを持つノード以外から探索し、ノード  $i$  が勝者ノードに選ばれた回数をカウントする。  $s_1$  と  $s_2$  の間にエッジがなければエッジを追加する。  $\Delta w_{s_1}$  と  $\Delta w_i$  の更新は式(3),式(4)に従って重みの修正量を計算し、全データの修正量の累積値を計算し、一括で更新を行う。連結ノードが1以下のノードを全て削除する。

二回目以降の学習では、全データに対する勝者ノード  $s_1, s_2$  を探索し、それぞれの勝者ノードに対する類似度閾値  $T_{s_1}, T_{s_2}$  を計算し、結果をそれぞれ格納しておく。その際にノード  $i$  が勝者ノードに選ばれた回数をカウントする。  $\|w_i - w_{s_1}\| > T_{s_1}$  または  $\|w_i - w_{s_2}\| > T_{s_2}$  を満たす場合、新規ノードの追加フラグを格納する。新規ノードの追加は随時ではなく全データに対して一括で行う。  $\|w_i - w_{s_1}\| > T_{s_1}$  または  $\|w_i - w_{s_2}\| > T_{s_2}$  を満たさない場合、  $s_1$  と  $s_2$  の間にエッジがなければエッジを追加し、エッジ  $(s_1, s_2)$  の年齢を0にリセットする。  $s_1$  につながる全エッジは年齢をインクリメントするフラグを付加し、全データ判定後一括でインクリメントする。  $\Delta w_{s_1}$  と

$\Delta w_i$  の更新は式(3),式(4)に従って重みの修正量を計算し、全ノードの修正量を計算した後に一括で更新を行う。

状態更新によりエッジ年齢が事前定義閾値  $age_{max}$  を越えた場合はエッジ削除フラグを格納し、全ノード分エッジ削除フラグの判断が終わった後に、エッジ削除フラグあるエッジを一括で削除する。連結ノードが1以下のノードを全て削除する。勝者ノードの探索からノード削除までの手順を繰り返すことでSOINNより安定した学習結果を出力することが可能になる。

### 4. 実験および検討

本実験ではMNISTを用いて実験を行う。MNISTはFigure 2の「0」～「9」の手書き数字のデータセットである。6万枚の訓練データと1万枚のテストデータの合計7万枚のデータからなり、それぞれのデータは画像とラベルをもつ。このデータセットを用いて訓練データから学習し、テストデータで精度を求める。



Figure 2 MNIST 手書き文字例

本研究ではSOINNの学習がデータの入力順に左右されずに安定した結果が出力されることを目的としているので、同様のデータセットを用い従来手法での実験を10回行い、その精度の平均及び精度の最大値と最小値をとり、提案手法との精度を比較することで、従来手法と提案手法の学習精度の安定性を比較する。また、バッチ学習を取り入れることで処理にかかるコストが増加するので、処理にかかった時間についても提案手法と比較する。

### 5. まとめ

本研究ではSOINNのアルゴリズムにバッチ学習の考え方を取り入れることでデータの入力順に左右されずに安定した学習結果を出力するネットワークを提案した。安定した学習が可能になる反面、初期のSOINN空間に全データを登録するため、勝者探索時や、位置ベクトルの学習の計算量が増加するという問題点がある。この問題点は初期ノード作成の際に学習データの平均値を用いるなどで改善することが可能と考えられる。

### 参考文献

- 1) 山崎和博, 巻渕有哉, 申富饒, 長谷川修, SOINN とその実践, 日本神経回路学会誌 Vol.17, No.4(2010), 187-196