

自己増殖型ニューラルネットワークによる属性値学習

日大生産工 ○森川 雄太 日大生産工 山内 ゆかり

1. まえがき

昨今、ビッグデータの解析が注目されている。ビッグデータは、事業に役立つ知見を導出するためのデータとして、これ解析することで社会・経済の問題解決や、業務の付加価値向上を行うことを目標に研究が進められている。

そして、ビッグデータの解析手法には様々なものが提案されてきた。Google、DeepMind社によって開発されたコンピュータプログラムAlphaGoなどにより注目されている、深層学習(Deep Learning)をはじめとして、遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithm:GA)、ニューラルネットワーク(Neural Network:NN)などである。

その中のひとつに、自己増殖型ニューラルネットワーク(Self-Organizing Incremental Neural Network:SOINN)がある。この手法は、入力に対して動的にネットワークを構成し、既存の学習に対する新たなクラスからの入力にも対応する。さらに、一定の入力回数毎に発生したノイズを自動的にネットワークから削除する機能も備わっており、ノイズ耐性が高い。これらの特性により、SOINNは実世界に溢れる情報に即した逐次的な学習を可能としている。入力に対して動的にネットワーク構造を変化させるため、追加学習も可能である。

SOINNには応用手法として様々な拡張があるが、本研究では、そのうちのひとつSOINNを用いた属性値学習の改良を目指す。

2. 従来手法

2-1. SOINN

SOINNには複数の拡張が存在する。それらは最も基本的なSOINNを様々な観点から応用的に発展させたものになる。ここでは、最も基本的なSOINNについて説明する。

SOINNでは、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構成する。

SOINNのアルゴリズムではまず、入力に対して、既存のノードとの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 を越えるか否かで変化する。

if $N_i \neq \emptyset$

$$T_i \leftarrow \max_{c \in N_i} |W_i - W_c| \quad (1)$$

else

$$T_i \leftarrow \min_{c \in A \setminus \{i\}} |W_i - W_c| \quad (2)$$

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。

そして、以下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。

$$\Delta W_{s_i} \leftarrow \epsilon_1(t_{s_i})(\xi - W_{s_i}) \quad (3)$$

$$\Delta W_i \leftarrow \epsilon_2(t_i)(\xi - W_i) \quad (4)$$

$$\epsilon_1(t_{s_i}) = 1/t_i \quad \epsilon_2(t_i) = 1/100t_i$$

ただし、 t_i はノード i が勝者ノードに選択された回数。

これらの挙動を入力ごとに繰り返す。

状態更新によりエッジ年齢が事前定義閾値 age_{max} を越えたエッジと、削除されたエッジに連結されていたノードの内エッジを持たなくな

ったノードを削除。入力パターンが事前定義パラメータ λ 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。この挙動により、ノイズの削除が成され、前述のノイズ耐性が得られる。

2-2. KSOINN

木村らは、上述のSOINNを改良したKSOINNという手法を提案した。

KSOINNに見られる変更は以下の四つである。

1つ、ノードにも年齢の概念を導入したこと。

2つ、ノード削除条件を「 λ の倍数のとき、かつ隣接ノード数が1以下のとき」から「ノード年齢が λ の倍数のとき、かつ隣接ノード数がパラメータ η 以下のとき」に変更したこと。

3つ、式(4)の廃止。

4つ、ノードクラスの統計情報をクラスに関する教師信号をラベルとして追加すること。

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

2) 木村 大毅, PICHAI Kankuekul, 長谷川 修
属性知識の高速オンライン学習と転移による未知クラス推定, 知能と情報(日本知能情報フ
ァジィ学会誌) Vol.26, No.5 (2014), 830-843

3. 提案手法

4. 結果

未実装。

5. 考察

参考文献