

アルゴリズム改良による高階 SOM の計算量削減

日大生産工 ○我妻 夏海 日大生産工 山内 ゆかり

1. まえがき

近年、視覚画像中の物体の分類や、手書き文字認識の際に、形状表現法を用いることが多い。形状表現法とは、形状そのものをベクトルや関数を用いて表現するアプローチである。このアプローチでは、このベクトルや関数から元の形状を復元することが容易である。また、単一の物体形状を数値表現化するという研究が行われ、その中で自己組織化写像(Self-organizing Map: SOM)やその派生アルゴリズムを利用した手法も提案されている。また、成長型SOMを用いて文字をグラフ表現化する研究もある。したがって形状の集合は、SOMの集合として取り扱うことができる。そのようなアルゴリズムとして「SOMのSOM」すなわち「SOM²」と呼ばれる階層化された高階SOMが提案されている1)。SOM²はSOMの集合が生成した写像の集合をデータとして上位のSOMがそれらを上位の写像として自己組織化する。すなわち写像集合の写像を自己組織化するアルゴリズムがSOM²である。SOM²には計算に多くの時間を要する問題点がある。そこで本研究では、SOM²に分割自己組織化マップのアルゴリズムを導入し、計算時間を削減できるかを検証する。

2. 従来手法

2-1 高階SOM: SOM²

高階SOMはSOMの集合を学習するためのSOM、すなわち「SOM of SOMs(SOM²)」と呼ばれるアルゴリズムである。SOM²ではI個の集合が与えられた場合、それらをまずI個のSOM(1st SOM)でそれぞれ学習する。そして得られたI個の1st SOMを入力として、上位のSOM(2nd SOM)がさらに学習を行う。従って2nd SOMの各ユニットは参照ベクトルではなく「参照SOM」を表現する。学習の過程で上位のSOMは下位のSOM集合の間に対応関係を見つけ、1st SOM間のマッチングと連続変形を表現するようにマップを形成する。また2nd SOMの学習結果は1st SOMへフィードバックされ、最初はそれぞれ独立にデータ集合を表現していた下位のSOMは次第に対応関係の取れた表現となっていく。学習完了後には、個々のデータ集合の構造を1st SOMのそれぞれが表現しつつ、

同時に2nd SOMがデータ集合間の関係性を表現する。

E-step (1st SOM)

$$E_{ij}^n = \frac{1}{2} \|x_{ij} - y_i^n\|^2 \quad (1)$$

$$n_{ij}^* = \operatorname{argmin} E_{ij}^n \quad (2)$$

$$\beta_{ij}^n = \exp \left[-\frac{1}{2\lambda^2} d^2(n_{ij}^*, n) \right] \quad (3)$$

M-step (1st SOM)

$$B_i^n = \sum_j \beta_{ij}^n \quad (4)$$

$$y_i^n := (1 - \varepsilon)y_i^n + \varepsilon \frac{1}{B_i^n} \sum_{j=1}^J \beta_{ij}^n x_{ij} \quad (5)$$

$$r_i = \prod_{n=1}^N y_i^n \quad (6)$$

E-step (2nd SOM)

$$E_i^m = \frac{1}{2} \|r_i - u^m\|^2 \quad (7)$$

$$m_i^* = \operatorname{argmin} E_i^m \quad (8)$$

$$\alpha_i^m = \exp \left[-\frac{1}{2\lambda^2} d^2(m_i^*, m) \right] \quad (9)$$

M-step (2nd SOM)

$$A^m = \sum_i \alpha_i^m \quad (10)$$

$$u^m := (1 - \varepsilon)u^m + \varepsilon \frac{1}{A^m} \sum_{i=1}^I \alpha_i^m r_i \quad (11)$$

Copy Back (2nd to 1st SOM)

$$r_i := u^{m_i^*} \quad (12)$$

2-2 ファイバー

SOM²にとって重要な概念にファイバーがある。ファイバーとは1st SOMの同一のインデックスを持つユニットを結ぶラインのことである。SOM²のアルゴリズムではファイバーによって1st SOM間の距離測度が定義される。SOM²の目的は多様体間にファイバーを発見し、そのファイバーに沿って多様体の連続的な変形を表現することである。このファイバーの発見は2nd SOMから1st SOMへのフィードバックによって行われる。

2.3 分割自己組織化マップ

従来の2SOM²アルゴリズムに、分割自己組織化マップのアルゴリズムを導入する2)。分割自己組織化マップ（以下分割SOMと略す）とは、入力データをいくつか分割し、それぞれのパーツの特徴を複合的に学習するアルゴリズムのことである。

3. 提案手法

従来のSOM²アルゴリズムに、分割自己組織化マップのアルゴリズムを導入する2)。分割自己組織化マップ（以下分割SOMと略す）とは、入力データをいくつか分割し、それぞれのパーツの特徴を複合的に学習するアルゴリズムのことである。分割することによりSOM²で学習する箇所が増えるが、1ヶ所ごとの学習する領域が小さくなるので相対的に計算効率が良くなると考えた。本研究では、1st SOMに分割SOMのアルゴリズムを導入し、性能の向上を試みる。従来のSOM²の1st SOMの領域を4分割し、各領域内で個別に1st SOMの処理を行う。

4. 実験方法及び測定方法

従来のSOM²と分割SOMのアルゴリズムを導入したSOM²で、学習にかかる時間と、テスト時の文字認識率を計測する。データセットは手書き文字描画時にXY座標を記録したランドマーク点を生成し、半分を学習データに、残りをテストデータとして使用する。従来手法と提案手法をそれぞれ100回試行し、学習にかかる時間とテストデータにおける文字認識率により、分割SOMの効果を検証する。

5. 実験結果及び検討

従来手法のSOM²で学習した場合の、上位のSOM(2nd SOM)の参照ベクトルを可視化したもの図1.に示す。

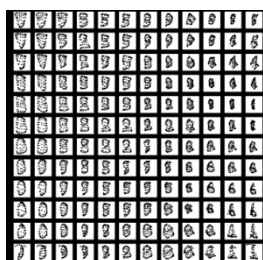


図1.従来手法の処理実行結果

手書き文字から抽出された点で構成されたランドマーク点により、数字が形成され、似たものが近くなるよう形状の類似関係が学習されている様子がわかる。

現時点では提案手法を実装できておらず、まだ学習時間および文字認識率が計測できていない。

6. まとめ

本研究ではSOM²に分割自己組織化マップのアルゴリズムを導入することを提案したが、提案手法が実装できていない。

参考文献

- 1) 薬師寺翔、古川徹生、高階 SOM による形状表現マップ-知能と情報(日本知能情報ファジィ学会誌) Vol.24, No.2, pp.648-659 (2012)
- 2) 佐藤武尊、山内ゆかり、分割自己組織化マップと自己増殖型 NN による対抗伝搬学習、第 51 回日本大学生産工学部学術講演会 P-7 (2018)