

ラベルを用いた

教師あり自己組織化マップによる手書き文字認識

日大生産工(学部) ○土田 和磨 日大生産工 山内 ゆかり

1. まえがき

昨今,スマートフォンや電子辞書などの端末が老若男女問わず普及する中,文字の検索やアナログ媒体のデジタル化,セキュリティーの手段として手書き文字の認識に需要が高まっている.手書き文字認識の手法には様々な手法がある.その中でもクラスタリング能力や連続的な変化に対応できる自己組織化マップ(Self-Organizing Map: SOM) 1)が注目されている.

SOMは1982年にKohonenによって提案された教師なしニューラルネットワークである.SOMのアルゴリズムは簡易でありながら文字全体をとらえることができ,形の変化にも柔軟に対応できる.故に他の手法に対し,認識率の向上や計算時間の削減につながる.しかし学習時において同じクラスに属する情報でも類似度の関係により分散してしまう問題が生じることがある.

そこで本研究では教師ありSOMを提案しクラスの分散の抑制及び学習率の向上を検討する.

2. 研究背景および従来手法

自己組織化マップ(SOM)はKohonenにより提案されたニューラルネットワークの一種である.入力層と出力層の二層から構成されており,高次元のデータを2次元平面状に非線形写像するデータ解析法である.SOMの解析法を以下に示す.

- A) すべての出力層のノード n の参照ベクトル m_i をランダムな値で初期化する.
- B) I 個の入力データからランダムに選んだものを入力ベクトル x とする.
- C) 式(1)より入力ベクトル x_i と出力層のノード n とのユークリッド距離を求め,距離が最も小さくなる勝者ノード c を見つける.

$$c = \operatorname{argmin}_i \|x - m_i\| \quad (1)$$

- D) 式(2)を用いて出力層の各ノードの参照ベクトル m_i を更新する.

$$m_i = m_i + h_{ci} * (x - m_i) \quad (2)$$

$$h_{ci} = \alpha_t * e^{\left(\frac{\|x - m_i\|}{2\sigma_t^2}\right)} \quad (3)$$

$$\alpha_t = \alpha_0 * \left(1 - \frac{t}{T}\right) \quad (4)$$

$$\sigma_t = \sigma_0 * \left(1 - \frac{t}{T}\right) \quad (5)$$

α は学習率, σ は学習範囲, h_{ci} は近傍関数, t は学習回数, T は最大学習回数を表す.

3. 提案手法

本研究では文字認識手法として教師ありSOMを提案する.

SOMは入力層と出力層のデータの類似度より学習を行い,自動的に分類する能力に優れているのが特徴である.しかし同クラスの情報であっても離れた位置で学習を行ってしまい,結果,同じ文字の集団でも離れた位置に複数存在してしまうことがある.また,入力層と出力層との類似度が高いノードを中心に学習するため,クラスが分散すると学習精度に影響が生じると考えられる.

そこでSOMの学習に入力データのラベルを教師データとして与えることでクラスの分散を防ぎ学習の精度を高め,手書き文字の認識率の向上を目指す.

手法としては勝者ノードとその周囲のノードに選ばれたラベルをカウントし,各ノードのラベルの総カウント数で割ったものを式(4)に補正值としてかける.そうすることにより,ラベルのカウント数の多いノードを中心に学習を行うことができ,分散を抑制することができる.また分散を抑制することで同クラスにおける勝者ノードのばらつきがなくなり,より精度の高い学習が期待できる.

4. 実験結果および検討

今回の実験で検討すべきことは二つである.一つはクラス分類の分散度合いを調べること,もう一つは文字の認識精度である.実験の入力データにはOptidigits 2)を用いる.Optidigitsには0~9の数字を表現したデータが入っている.またこれには学習時に用いるoptdigits_traと認識時に使うoptdigits_testがある.

まずはクラス分類の分散度合いについて検討した.分散度合いは各クラスの領域をマップのサイズで割り測定した.

表1に各クラス分類の評価比較を示す.

表1 各クラス分類の評価比較

	教師なし	教師あり
0	0.065	0.083
1	0.202	0.239
2	0.111	0.083
3	0.104	0.103
4	0.163	0.129
5	0.183	0.239
6	0.066	0.083
7	0.088	0.100
8	0.193	0.192
9	0.271	0.225

従来のSOMである教師なしSOMの方が分散の度合いが小さく,クラス分布がまとまっていることがわかる.このことから周りのノードへの影響力が小さいと分散が大きくなってしまふことがわかる.

次に文字の認識率の測定を行った.測定方法はoptdigits_testからランダムに入力し勝者ノードを調べる.そのノードの最もカウント数の高いラベルと入力データのラベルを比較し,一致率を出した.

表2に文字認識率を示す.

表2 文字認識率

	教師なし	教師あり
正答率	88.5	91.6
MAX	92.5	93.8
MIN	83.5	88.6

教師ありSOMの方が認識率にブレが小さく,認識精度も高かった.これは学習率に補正をかけたことによりそれぞれのクラスの境界が鮮明になったからであると考えられる.それによりクラスの分散結果が従来のSOMに比べると劣るものの認識率の向上が見られた.

5. まとめ

ラベルを用いた教師ありSOMを提案し通常のSOMとのクラス分類の分散と文字認識精度を比較した.結果,クラスの分散に関しては提案手法である教師ありSOMの方が分散していた.これはラベルのカウントが少ない周りのノードへの影響力が低く,学習初期にクラスの領域が大方決まってしまうことが問題であると考えられる.

もう一つの実験である認識率の測定に関しては精度が向上した.これはラベルのカウントが多いところを重点に学習したため,各ノードの情報が鮮明になったからだと考えられる.

本研究においての目標であったクラスの分散に関しては問題が残る結果となった.また認識率の向上に関しては結果としてはよくなったもののクラス分散の抑制による結果ではなかった.今後の課題としてはクラスの分散を如何にして抑えていくかを検討していく必要がある.

【参考文献】

- 1) T.Kohonen,Self-Organizing Maps,Springer Series in Information Sciences,1995
- 2) Optical recognition of handwritten digits
<https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/optical+recognition+of+handwritten+digits>
最終アクセス日時: 2018/10/16 6時59分