

クラスタサイズ調整変数を導入した クラスタリング手法の特性比較及び精度評価

Characteristic Comparison and Accuracy Evaluation of Clustering Method
with Cluster Size Adjustment Variable

AF16009 池辺 颯一
Soichi Ikebe

指導教員 神澤 雄智
Yuchi Kanzawa

1 はじめに

近年、情報通信社会の発展に伴いデータ量が増大し、日々多様なデータがコンピュータに蓄積されている。この大量のデータから有益な情報を抽出する手法として、データを類似度に基づきグループ化するクラスタリングに注目が集まっている。既存の手法における課題として、各クラスタのサイズに差がある場合、クラスタリングから有意な結果が得られないというものがある。そこで、各クラスタのサイズを考慮してクラスタリングを行う手法が複数提案されており、本研究はそれらの手法について各手法の特性を把握するとともに、最も有用な手法を発見することを目的とする。

2 実験内容

各クラスタのサイズを考慮するために、既存の手法にクラスタサイズ調整変数を導入した sFCMA [1], eFCMA [2], qFCMA [3] の3手法について実験を行う。

まず、これらの手法についてそれぞれの特性を把握するため、人工データを用いて実験を行う。複数のパラメータで実験を行い、それぞれで算出された分類関数 [4] から比較及び評価を行う。分類関数は、各クラスタに対する帰属度を座標空間上に可視化したもので、分類関数を見ることにより、データがどのクラスタに属するかということが調べることができるとともに、各手法がファジィであるかクリスプであるかを判別することができる。

次に、これらの手法から最も有用なものを発見するために、実データを用いて Adjusted Rand Index(ARI) [5] を算出し、その値が最も高いものを有用な手法と評価する。

3 人工データの実験結果

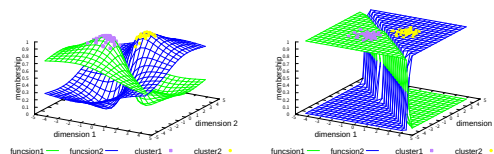
人工データとして、クラス数2、各クラスのデータ数50、合計データ数100のデータを平均値 $(-1, -1)$ 、標準偏差 $(0.5, 0.5)$ 及び平均値 $(1, 1)$ 、標準偏差 $(0.5, 0.5)$ のガウスサンプリングで生成したデータを用いた。また、初期値として、クラスタ中心にランダムな座標を与え、クラスタサイズ調整変数にクラスタ数の逆数を与えた。

sFCMAの実験結果を図1a, 1bに示す。パラメータ m を2.00から1.01に変化させたところ、分類関数は m の値が大きいほどファジィになり、小さいほどクリスプになることが分かった。

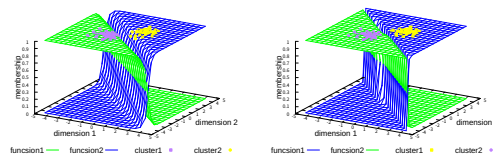
次に、eFCMAの実験結果を図2a, 2bに示す。垂直軸は分類関数値を、底面はデータ空間を表す。網掛けで示されるのが分類関数であり、各点がデータを表している。パラメータ λ を1から10に変化させたところ、分

類関数は λ の値が小さいほどファジィになり、大きいほどクリスプになることが分かった。

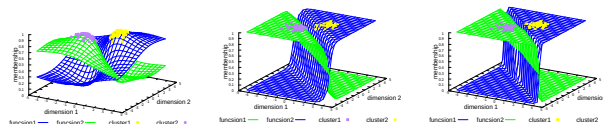
qFCMAの実験結果を図3a, 3b, 3cに示す。こちらは、パラメータ (m, λ) の組み合わせとして、 $(2.00, 1)$, $(1.01, 1)$, $(1.01, 10)$ の3通りでクラスタリングを行った。図3a及び図3bの分類関数より、 m の値が大きいほどファジィになり、小さいほどクリスプになることが分かった。また、図3b及び図3cの分類関数より、 λ の値が小さいほどファジィになり、大きいほどクリスプになることが分かった。そして、図1及び図3a, 3bの分類関数よりqFCMAにおいて $m \rightarrow +0$ とするとsFCMAと同じ特性が得られ、図2及び図3b, 3cより、 $\lambda \rightarrow \infty$ とするとeFCMAと同様の特性を示すことがわかった。これらの実験結果よりqFCMAはsFCMAとeFCMAの特性を併せ持つと言える。



(a) $m=2.00$ (b) $m=1.01$
図1: sFCMAの人工データの実験結果



(a) $\lambda=1$ (b) $\lambda=10$
図2: eFCMAの人工データの実験結果



(a) $m=2.00, \lambda=1$ (b) $m=1.01, \lambda=1$ (c) $m=1.01, \lambda=10$
図3: qFCMAの人工データの実験結果

4 実データの実験結果

実データとしては、個体数403、クラス数4の、被験者の勉強時間や試験結果などの5属性を収録した“User Knowledge Modeling Dasta Set”を用いた。また、初期

値として、それぞれのデータの帰属度に正解の帰属度を与え、クラスタサイズ調整変数にクラスタ数の逆数を与えた。

sFCMA, eFCMA, qFCMA の実データ実験の結果について、それぞれ図 4, 5, 6 に示す。sFCMA では m の値を 1.1 から 3.0 まで 0.1 刻み、eFCMA では λ の値を 1 から 100 まで 1 刻み、qFCMA では m の値を 1.1 から 3.0 まで 0.1 刻み、 λ の値を 1 から 100 まで 1 刻みで変化させた。

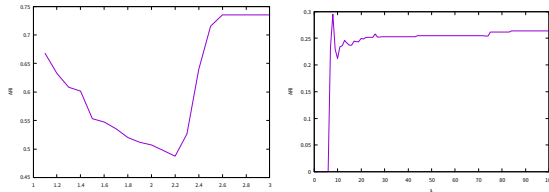


図 4: sFCMA の実データの
実験結果

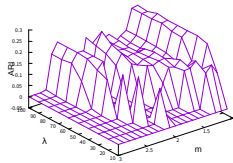


図 6: qFCMA の実データの
実験結果

それぞれの手法の最高 ARI を表 1 に示す。最も高い ARI を示した手法は sFCMA であり、他の 2 手法と比較して ARI に 0.4 以上の差が見られた。

表 1: 各手法の ARI の最高値とパラメータ

手法名	ARI の最高値	パラメータ値
sFCMA	0.73515	$m = 3$
eFCMA	0.29500	$\lambda = 8$
qFCMA	0.26286	$\lambda = 80, m = 1.1$

5 まとめと今後の課題

既に提案されていた 3 種のクラスタリング手法の特性と精度について現在に至るまで明らかになっていなかったため、本研究では、人工データを用いた特性比較及び実データを用いた精度比較を行った。その結果として、sFCMA は m が大きくなるとファジィになり、eFCMA は λ が大きくなるほどクリスプになることが分かった。また、qFCMA は sFCMA と eFCMA の両方の特性を併せ持つということが分かった。精度は sFCMA が最も高評価となった。要因として、この手法の最適化問題にエントロピー項が含まれないということが考えられる。sFCMA の精度には、エントロピー項が含まれる eFCMA, qFCMA の 2 手法と比較して大きな差が見られた。今後の課題は、今回用いなかった他の実データで 3 手法の比較を行い、精度についての裏付けを行うことである。

参考文献

- [1] Miyamoto, S., Kurosawa, N.: “Controlling Cluster Volume Sizes in Fuzzy c-means Clustering”, Proc. SCIS&ISIS2004, pp. 1–4, (2004).
- [2] Ichihashi, H., Honda, K., Tani, N.: “Gaussian Mixture PDF Approximation and Fuzzy c-means Clustering with Entropy Regularization”, Proc. 4th Asian Fuzzy System Symposium, pp. 217–221, (2000).
- [3] Miyamoto, S., Ichihashi, H., and Honda, K.: Algorithms for Fuzzy Clustering, Springer (2008).
- [4] 宮本 定明, 馬屋原 一孝, 向殿 政男: “ファジィ c -平均法とエントロピー正則化法におけるファジィ分類関数”, 日本ファジィ学会誌 Vol. 10, No. 3 pp. 548–557, (1998).
- [5] Hubert, L., and Arabie, P.: “Comparing Partitions”, Journal of Classification, Vol. 2, No. 1, pp. 193–218, (1985).