

クラスタリングアルゴリズムとしてのRolling Guidance Filter

服部, 貴之
九州大学大学院芸術工学府

井上, 光平
九州大学大学院芸術工学研究院 : 准教授

原, 健二
九州大学大学院芸術工学研究院 : 教授

<https://hdl.handle.net/2324/4150682>

出版情報 : PCSJ/IMPS2020予稿集, 2020-11-17. PCSJ/IMPS 事務局
バージョン :
権利関係 : (C) the Authors.



クラスタリングアルゴリズムとしての Rolling Guidance Filter

Rolling Guidance Filter as a Clustering Algorithm

服部貴之 井上光平 原 健二
Takayuki Hattori Kohei Inoue Kenji Hara

九州大学 大学院芸術工学研究院

Faculty of Design, Kyushu University

Abstract: エッジ保存平滑化フィルタの1つである Rolling guidance filter (RGF) を一般的なデータのクラスタリングにも利用できることを示す。RGF は2枚の画像を入力として、ジョイントバイラテラルフィルタを反復する処理であるが、そのなかで画素間の類似度が最小値0または最大値1に近づく傾向がある。そこで、データ間の類似度を RGF によって更新し、得られた類似度に基づいてデータをクラスタリングする方法を提案する。2次元データを用いた実験で RGF による類似度更新の効果を確認する。

1 はじめに

Zhang ら [1] はエッジ保存平滑化フィルタの1つである Rolling guidance filter (RGF) を提案した。RGF は入力画像とガイダンス画像をジョイントバイラテラルフィルタ (JBF) [2] に入力し、その出力画像を新たなガイダンス画像として JBF を反復するアルゴリズムである。JBF では画素間の類似度をガイダンス画像に基づいて計算する。したがって、JBF を反復計算する RGF では、反復のたびに画素間の類似度が更新される。

本論文では、RGF が類似度を0または1に近づける傾向があることに着目し、一般のベクトルデータ間の類似度を RGF によって計算し、類似度に基づいてデータをクラスタリングするアルゴリズムを提案する。

2 Rolling Guidance Filter (RGF)

入力画像を I とし、 I と同じ大きさのガイダンス画像を J とすると、RGF の反復式は

$$J^{t+1}(p) = \frac{\sum_{q \in N(p)} \exp\left(-\frac{\|p - q\|^2}{2\sigma_s^2} - \frac{\|J^t(p) - J^t(q)\|^2}{2\sigma_r^2}\right) I(q)}{\sum_{q \in N(p)} \exp\left(-\frac{\|p - q\|^2}{2\sigma_s^2} - \frac{\|J^t(p) - J^t(q)\|^2}{2\sigma_r^2}\right)} \quad (1)$$

と表される。ここで p, q は画素の位置ベクトルであり、 $N(p)$ は画素 p の近傍画素の集合である。 σ_s, σ_r はそれぞれ空間方向の重みと画素値方向の重みを調節するためのパラメータである。 $J^{t+1}(p)$ は、画素 p における $(t+1)$ 回目の反復の出力値である。 J の初期値をすべての画素 p について一定 ($J^0(p) = c$) とすると、式 (1) の1回目の反復はガウシアンフィルタになる。

入力画像 I はそのまま、ガイダンス画像 J を更新していくのが RGF の特徴である。この RGF は、アルゴリズムとしてはジョイントバイラテラルフィルタにおいてガイダンス画像を反復更新するという形で表せるが、1つの

最適化問題として表すのは困難であり、収束性についても詳しく調べられていない。

3 RGF によるクラスタリング

上記の RGF は2枚の画像 I, J^0 を入力データとし、 t 回反復後のガイダンス画像 J^t を出力する処理であるが、これを一般化し、2つのベクトルデータ $D = \{d_1, d_2, \dots, d_n\}$, $F^0 = \{f_1^0, f_2^0, \dots, f_n^0\}$ を入力し、 t 回反復後のベクトルデータ $F^t = \{f_1^t, f_2^t, \dots, f_n^t\}$ を出力する処理とすると、式 (1) は

$$f_i^{t+1} = \sum_{j=1}^n w_{ij} s(f_i^t, f_j^t) d_j / \sum_{j=1}^n w_{ij} s(f_i^t, f_j^t) \quad (2)$$

と表せる。ここで w_{ij} はデータ i, j 間の重みであり、式 (1) では $w_{i=p, j=q} = \exp(-\|p - q\|^2 / 2\sigma_s^2)$ である。以下では議論をわかりやすくするために $w_{ij} = 1$ とする。また $s(f_i^t, f_j^t) = \exp(-\|f_i^t - f_j^t\|^2 / 2\sigma_r^2)$ は f_i^t, f_j^t 間の類似度である。以下では F^t の初期値を $F^0 = D$ とする。

式 (1) で各 f_i^t を更新した後、類似度 $s(f_i^t, f_j^t)$ を更新することから、RGF はデータ間の類似度を更新するアルゴリズムと捉えることができる。類似度データのクラスタリングには文献 [3] などがあるが、ここでは Algorithm 1 に示す計算量の少ない方法を考える。これは、データを順にみていき、類似度がしきい値 θ より大きいデータに同じラベルを付けていく処理である。

4 実験例

クラスタリング用のデータセットを公開するウェブサイト “Clustering basic benchmark” [4] から入手した2次元データ S1 [5] を用いて実験した。図1に S1 からサンプリングした500個のデータを青点で示す。このデータは15個のクラスタからなる。上記のウェブサイトで公開されている各クラスタの中心を黄点で示す。青点のデータから求めた類似度を画像表示したのが図2(左)である(白いほど類似度が高い)。 $\sigma_r = 50000$ とした。

Algorithm 1 Similarity-based clustering

Require: similarity s_{ij} between data i and j **Ensure:** a set of labels $\{l_1, l_2, \dots, l_n\}$

```
1:  $l_i \leftarrow -1$  for  $i = 1, 2, \dots, n$ 
2:  $c \leftarrow 1$ 
3: for  $i = 1, 2, \dots, n$  do
4:   if  $l_i < 0$  then
5:      $l_i \leftarrow c$ 
6:     for  $j = i, i + 1, \dots, n$  do
7:       if  $s_{ij} > \theta$  then
8:          $l_j \leftarrow c$ 
9:       end if
10:    end for
11:     $c \leftarrow c + 1$ 
12:  end if
13: end for
14: return  $\{l_1, l_2, \dots, l_n\}$ 
```

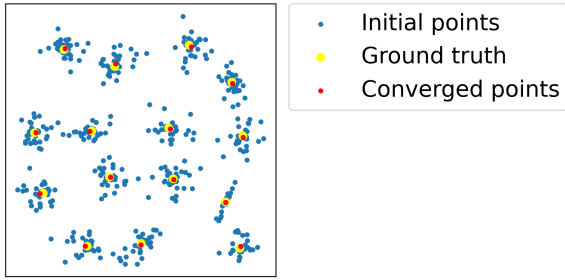


図 1: 2次元データ S1 [5] からサンプリングした 500 点

RGF で 10 回反復すると、図 1 の青点は赤点に移動し、類似度の画像は図 2(右) のようになった。Algorithm 1 によるクラスタリングの結果を図 3 に示す。同一ラベルのデータを同色で示している。図 3(左) は RGF をおこなわずに図 2(左) の類似度を直接 Algorithm 1 に入力した結果であり、誤って分類されている点がある。しきい値 θ はクラスタ数が 15 になるように 0.01 に調節した。一方、同図(右) は RGF を 10 回反復して求めた図 2(右) の類似度を用いた結果であり、15 個のクラスタが正しく色分けされている。 $\theta = 0.5$ とした。

5 おわりに

Zhang らが提案した Rolling guidance filter (RGF) をクラスタリングに利用する方法を提案した。RGF により、データ間の類似度がクリスピー化され、簡単なアルゴリズムで良好なクラスタリング結果が得られることを 2 次元データを用いた実験で確認した。

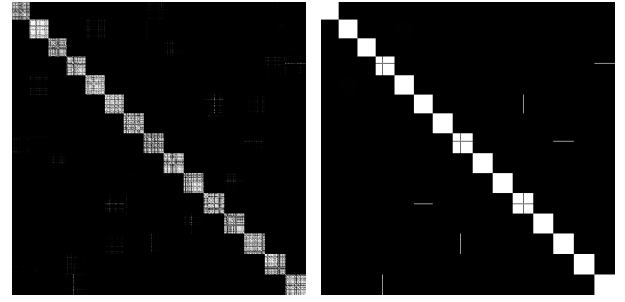


図 2: 類似度画像: (左) 反復 0 回、(右) 反復 10 回

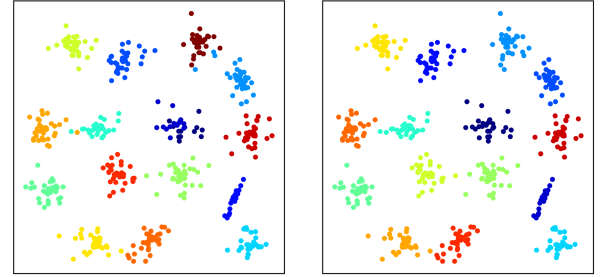


図 3: 得られたクラスタ: (左) RGF なし、(右) RGF あり

RGF は球状のクラスタを見つけるのに適した方法であるが、帯状のクラスタにも対応した方法を開発することが今後の課題である。

参考文献

- [1] Q. Zhang *et al.*: “Rolling Guidance Filter,” Computer Vision – ECCV 2014. LNCS, Springer, vol 8691, pp. 815–830, 2014
- [2] G. Petschnigg *et al.*: “Digital photography with flash and no-flash image pairs,” ACM Transaction on Graphics, vol. 23, no. 3, pp. 664–672, 2004
- [3] 津田宏治, 仙田修司, 美濃導彦, 池田克夫: “逐次的ファジークラスタ抽出法とそのノイズに対するロバスト性”, 信学論, vol. J80-D-II, no. 1, pp. 190–197, Jan. 1997
- [4] P. Fränti and S. Sieranoja: “K-means properties on six clustering benchmark datasets”, Applied Intelligence, vol. 48, no. 12 pp. 4743–4759, Dec. 2018 <http://cs.joensuu.fi/sipu/datasets/>
- [5] P. Fränti and O. Virtajoki: “Iterative shrinking method for clustering problems”, Pattern Recognition, vol. 39, no. 5, pp. 761–765, 2006