

動画画像圧縮技術を用いた時系列分類手法の改良

情報・ネットワーク工学専攻 学籍番号：1731154 古賀研究室 村井 建応

1 はじめに

近年，IoT の隆盛に伴い，時系列データを扱う事業が増加している．時系列データの分類を手動で行うには人手や時間などコストがかかる．そのため，時系列データの自動分類は重要な研究テーマである．圧縮ベースの分類手法は，少ないパラメータで様々な分類問題に利用できるなどの点から注目されている．圧縮ベース時系列分類手法の 1 つに，Recurrence Plots Compression Distance (RPCD) という手法がある [?]．本研究では，RPCD 手法に対して，分類精度の向上を目的とし，次の 2 点を達成した．

- MPEG-1 の q 値というパラメータが RPCD 手法の分類精度に影響を与えることを発見した．
- 最適な q 値を設定することにより従来手法に対し分類精度を平均 3% 強向上した．

2 RPCD

本章では，Recurrence Plots Compression Distance (RPCD) 手法について述べる．RPCD 手法は，汎用の圧縮アルゴリズムに手を加えることなく実装が可能であるため，その実装のしやすさという点で注目されている．

RPCD 手法の類似度計算の流れを図 1 に示す．まず，2 つの時系列データからそれぞれ Recurrence Plots (RP) と呼ばれる画像を生成する．次に，得られた画像を組み合わせ，2 枚のフレームからなる動画画像を作成する．得られた動画画像を MPEG-1 で圧縮し得られたファイルサイズから類似度を計算する．

2.1 Recurrence Plots

Recurrence Plots (RP) は，時系列データの自己相関を表す図である．RP は式 (??) で表される．

$$RP(i, j) = \|\vec{x}(i) - \vec{x}(j)\|, \vec{x}(\cdot) \in \mathbb{R} \quad (1)$$

ここで， $\vec{x}(i)$ は時系列データ x の i 番目のサブシーケンスを表す．得られた RP を正規化し， $RP(i, j)$ の値を画素位置 (i, j) の画素値とみなすことでグレースケール画像として表現できる．

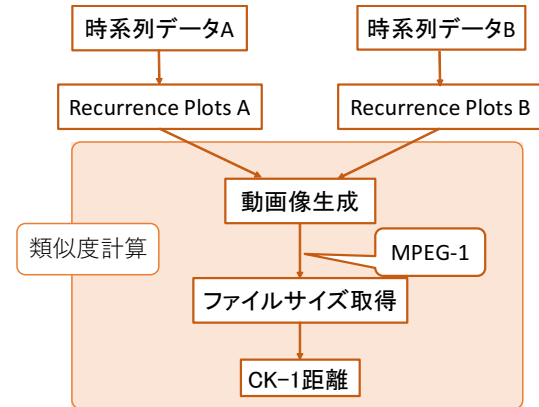


図 1: RPCD 手法の流れ

2.2 MPEG-1

MPEG-1 は動画画像圧縮規格の 1 つであり，1993 年に ISO/IEC 11172 として標準化された．MPEG-1 では動き補償フレーム間予測を採用している．動き補償フレーム間予測とは，圧縮対象のフレームの画素情報を直前のフレームの画素情報から予測して圧縮する方法である．2 枚のフレームが似ている場合，フレーム間の差分が小さくなるため，圧縮動画画像のファイルサイズは小さくなる．

2.3 CK-1 距離

CK-1 距離は Campana らによって定義された 2 つの画像間の距離を動画画像圧縮技術を用いて測る方法である [?]．2 つの画像 x と y が与えられたとき，CK-1 距離 $D(x, y)$ は式 (??) で定義される．

$$D(x, y) = \frac{C(x|y) + C(y|x)}{C(x|x) + C(y|y)} - 1 \quad (2)$$

ここで， $C(x|y)$ は 1 枚目に画像 y ，2 枚目に画像 x の 2 フレームで構成される圧縮動画画像のファイルサイズである．画像 x と画像 y が同じ画像であった場合， $C(x|y), C(y|x), C(y|y)$ は $C(x|x)$ に等しくなり CK-1 距離 $D(x, y) = 0$ となる．

3 q 値の RPCD 手法への影響

本研究では，MPEG-1 の q 値というパラメータが RPCD 手法を用いた時の分類精度に影響を与えることを発見した． q 値とは圧縮動画画像の品質を決めるパラメータであり，量子化などに影響を与える． q 値が

設定されていない場合，デフォルトで設定されている目標ビットレートに沿うよう，圧縮ソフト側でフレームごとに適応的に決定される．この時，決定された品質によってファイルサイズが左右される．RPCD手法は「2枚のフレームが似ているほどファイルサイズが小さくなる」MPEG-1 圧縮の特性を活用した手法であるため，フレームごとに品質が異なると正しい分類が困難になる．このことから，分類には q 値の固定が必要であると考えられる．いくつかの q 値で固定して RPCD 手法を試したところ， q 値によって分類精度が変わることが確認できた．結果の一部を表??に示す．表??より，データセットごとに最適な q 値が異なることがわかる．

4 qRPCD

本研究では，教師データから最適 q 値をあらかじめ予測する qRPCD 手法を提案する．qRPCD では，leave-one-out cross-validation により教師データを RPCD 手法で分類した精度から最適 q 値を予測する．分類には 1-NN を用いる．最適 q 値の予測方法を示す．

- 1 代表 q 値を 1 から 100 までの中から等間隔に選び，最も分類精度の高い代表 q 値を 1 つ選ぶ

- 2 1 で選択した代表 q 値の前後 10 個の q 値において，最も分類精度の高い q 値を最適 q 値とする

代表 q 値の間隔は 10 と定めた．なお，選択する代表 q 値，最適 q 値に複数候補が見つかった場合，より小さい q 値を選択する．予測した最適 q 値を用いて，RPCD 手法により類似度を計算する．

5 実験および結果

5.1 実験方法

UCR Time Series archive から 27 個のデータセットを使用して，qRPCD 手法と 2 つの従来手法 (RPCD, CRPCD) との分類精度を比較する．CRPCD 手法とは，2 つの時系列データを組み合わせて RP を作成する Cross Recurrence Plots を用いて分類を行う手法である [?]．圧縮ソフトは FFmpeg を用いて MPEG-1 圧縮を行う．分類には 1-NN を用いる．

5.2 結果

qRPCD 手法と 2 つの従来手法との分類精度の比較を行った．結果を表??に示す．表??より，qRPCD 手法は 27 個のデータセット中，18 個で最も良い分

表 1: q 値による分類精度の変化

dataset	$q=1$	$q=10$	$q=30$
50wrods	76.67	80.67	78.89
Cricket X	8.97	57.18	77.18
ECGFiveDays	91.30	73.91	73.91

表 2: 分類精度

dataset	RPCD	CRPCD	qRPCD
50words	77.36	78.46	78.68
Adiac	61.64	61.38	71.10
Beef	63.33	46.67	63.33
CinC ECG torso	97.90	93.19	97.97
Coffee	100	85.71	100
Cricket X	70.77	75.64	72.56
Cricket Y	73.85	82.56	73.85
Cricket Z	70.77	77.69	74.62
DiatomSizeReduction	96.41	96.08	94.12
ECG200	86.00	88.00	85.00
ECGFiveDays	86.41	80.48	94.08
FISH	87.43	76.00	93.71
FaceFour	94.32	95.45	94.32
Gun Point	100	98.67	100
Haptics	38.64	41.23	39.94
InlinseSkate	32.00	35.45	43.45
ItalyPoserDemand	84.26	83.77	94.27
Lighting2	75.41	81.97	73.77
Lighting7	64.38	69.86	60.27
MedicalImages	71.05	71.97	72.11
OSULeaf	64.46	65.29	85.12
OliveOil	83.33	73.33	86.67
SonyAIBORobot	79.70	79.70	87.35
SonyAIBORobotII	84.26	84.47	86.49
SwedishLeaf	90.24	88.80	91.20
Symbols	90.45	90.05	97.19
WordsSynonyms	72.41	73.35	77.59
Best	4/27	8/27	18/27
Average	77.66	76.86	81.07

類精度であった．また，平均分類精度は，RPCD 手法に対し 3% 強，CRPCD 手法に対し 4% 強の向上が見られた．精度が向上した要因として，適切な q 値を設定することで量子化の際，ノイズとなる部分がうまく除去できたのではないかと考えられる．また，9 つのデータセットで分類精度の向上が見られなかった原因として，教師データの数が少ないデータセットにおいて，最適 q 値を十分に予測ができなかったことが考えられる．

6 まとめと今後の課題

本研究では，圧縮ベースの時系列分類の精度向上を目的として， q 値が RPCD 手法において分類精度に影響することを発見し，最適 q 値を予測する qRPCD 手法を提案した．qRPCD 手法は，従来手法に対し平均して 3% 強の分類精度向上を達成した．今後の課題として， q 値によって分類精度が変化する原因の調査および，最適 q 値の予測方法の改善がある．

参考文献

- [1] G. D. B. Silva and V. de Souza, “Time Series Classification using compression distance of recurrence plots,” in Proc. IEEE 13th Int. Conf. Data mining, pp. 687-696, 2013.
- [2] B. J. L. Campana and E. J. Keogh, “A Compression Based Distance Measure for Texture,” in Proc. the 10th SIAM International Conference on Data Mining, pp. 850-861, 2010.
- [3] T. Michael, S. Spiegel, and S. Albayrak, “Time Series Classification using Compressed Recurrence Plots,” in Proc. ECML-PKDD, pp. 178-187, 2015.