

VLAD による画像特徴表現を用いたオフライン署名照合 Offline Signature Verification Using Image Feature Representation with VLAD

大川 学[†]
Manabu Okawa

1. はじめに

筆者照合は、筆者固有の筆跡の書き方に着目し、筆者の不明な筆跡（疑問筆跡）と筆者の明確な筆跡（対照筆跡）を比較し、それらが同一人の筆跡かどうかを照合する手法であり、特に署名照合はバイオメトリクス認証・犯罪捜査等に広く応用されている [1, 2]. 署名照合は、データ取得方法の観点から、動的情報を用いるオンライン署名照合と静的情報を用いるオフライン署名照合に分類される。本研究では、そのうち未だ性能面・運用面の課題の残るオフライン署名照合を対象とする。

これまでの署名照合では、署名全体を用いて照合する大局的手法が中心であった。一方、近年、法科学分野の研究において、人間は局所的な観点により署名を捉えていることが明らかとなった [3]. そこで前回の研究 [4] で、署名の顕著領域から局所特徴量を抽出し、Bag-of-Visual Words (BoVW) [5] を用いて、そこにコードワードの重要度を考慮することで、オフライン署名照合の性能改善を確認した。本手法は、署名全体を用いる必要がなく、実際の現場で生じ得る字画の欠損・汚損に頑健という運用面のメリットもある。しかし、BoVW は、局所特徴量のベクトル量子化過程で多くの情報が失われるため、量子化誤差低減には大きなサイズのコードブックが必要となり、それに伴い計算コスト・メモリコストが増大する。

そこで本研究では、エンコーディング手法である Vector of Locally Aggregated Descriptors (VLAD) [5] を適用し、BoVW の特徴表現力を高めることで、オフライン署名照合のさらなる性能改善を試みた。

2. 提案手法

2.1. 全体概要



図 1: 提案手法の概要

本手法では BoVW の特徴表現力を高めた VLAD によるオフライン署名照合を行う（図 1）。

まず、入力された署名画像に対し、画質改善の前処理（傾き・位置補正、自身の 2 値化画像をマスクとした字画切出し）を行う。次に、学習データから 64 次元ベクトルの局所特徴量 Speeded-Up Robust Features (SURF) [6] を抽出後、VLAD を適用して特徴ベクトルを取得し、Support Vector Machine (SVM) で分類器を構築して、テストデータを照合する。

[†]警視庁科学捜査研究所, Criminal Investigation Laboratory, Metropolitan Police Department

2.2. 特徴抽出

2.2.1. BoVW

BoVW は、自然言語処理の bag-of-words を応用したもので、画像を文書、画像中の局所特徴量を単語とみなし、局所特徴量のヒストグラムをその画像の特徴量として表現する手法であり、その手順は次のとおりである。

- 1) 局所特徴量抽出：署名における顕著領域から、局所特徴量 $\mathbf{x} = [x^1, \dots, x^D]$ を抽出。
- 2) コーディング：抽出した各局所特徴量を k-means でベクトル量子化後、コードワード $\mathbf{c}_i = [c_i^1, \dots, c_i^D]$ から成るサイズ K のコードブック $\{\mathbf{c}_i\}_{i=1}^K$ を生成。ここで、 x^d, c_i^d は、各 \mathbf{x}, \mathbf{c}_i の d 番目の要素を示す。
- 3) プーリング：局所特徴量を各コードワード \mathbf{c}_i に割り当て、 \mathbf{c}_i に属する局所特徴量の集合 \mathcal{X}_i をもとに算出したヒストグラムを K 次元特徴ベクトルとして取得。

2.2.2. VLAD

本研究では、BoVW の表現力向上として、エンコーディング手法の VLAD を適用する。VLAD は、各コードワードとそれに割り当てられた局所特徴量間の各次元の差をベクトルとして表現する手法である。具体的には、

$$\mathbf{v}_i = \left[\sum_{\mathbf{x} \in \mathcal{X}_i} (x^1 - c_i^1), \dots, \sum_{\mathbf{x} \in \mathcal{X}_i} (x^D - c_i^D) \right] \quad (1)$$

をコードワード毎に求め、これらから特徴ベクトル VLAD ($\mathbf{V} = [\mathbf{v}_1^T, \dots, \mathbf{v}_K^T] \in \mathbb{R}^{K \times D}$) を取得する。

さらに本研究では、特徴ベクトルの各次元での差を緩和するため、パワー正規化、L2 正規化を適用する。

パワー正規化は、特徴ベクトルの各要素に対して次の関数を用いて計算する。

$$f(z) = \text{sign}(z)|z|^\alpha. \quad (2)$$

ここで、パラメータ α ($0 \leq \alpha \leq 1$) には、一般的な $\alpha = 0.5$ を適用する。

また、L2 正規化は、 $\mathbf{V} := \mathbf{V} / \|\mathbf{V}\|_2$ で計算する。

2.3. 分類器構築

署名照合は真筆・偽筆の 2 クラス分類問題である。ここでは、署名照合で広く用いられている SVM, そのカーネル関数に Radial Basis Function (RBF) を用い、パラメータにはグリッドサーチによる最適値を適用した。

2.4. 評価

入力に対する SVM の出力（決定境界からの距離）が、しきい値 T 以上なら真筆、 T 未満なら偽筆として、しきい値 T を変化させながら、False Acceptance Rate (FAR), False Rejection Rate (FRR) を計算し、 $\text{FAR} = \text{FRR}$ となる Equal Error Rate (EER) により評価する。

3. 実験

3.1. 実験概要

本提案手法の有効性を評価するため、オフライン署名照合で広く用いられている CEDAR データセット [2] を適用する。CEDAR データセットは、55 人分の署名画像 (300dpi のグレースケール画像) から成り、各筆者は真筆、偽筆 (skilled forgeries) を各 24 個含む。本研究では、筆者毎に真筆・偽筆それぞれランダムに 8 個ずつの 3 セットに分割し、3-fold cross validation (真筆・偽筆それぞれ学習データとして 2 セット・テストデータとして 1 セット) の平均値により評価した。

続いて、本提案手法の有効性について確認するため、次の比較実験を行った。

- 1) BoVW をそのまま用いた手法 (“BoVW”),
- 2) 上記 1) の BoVW に tf-idf (term frequency-inverse document frequency) に基づいた Weighting Schemes (表 1) を適用した手法 [4] (“BoVW_WS”),
- 3) 上記 1) のエンコーディングとして VLAD を用い、L2 正規化のみを適用した手法 (“VLAD_L2N”),
- 4) 上記 1) のエンコーディングとして VLAD を用い、パワー正規化後、L2 正規化を適用した手法 (“VLAD_PN+L2N”).

表 1: Weighting Schemes

tf	df	Normalization
$1 + \log(tf_{t,d})$	$\log \frac{N}{df_t}$	$\frac{1}{\sqrt{w_1^2 + \dots + w_K^2}}$

ここで、 $tf_{t,d}$ は文書 d の単語 t の頻度、 df_t は全文書数 N 中に単語 t を含む文書頻度、 w_i は文書 d のサイズ K のコードブックにおける単語 i の重みを表す。

3.2. 実験結果

本手法をコードブック 8 サイズ (64, 128, 192, 256, 320, 384, 448, 512) に適用した実験結果を図 2 に示す。

本結果から、BoVW を用いた手法、その BoVW に Weighting Schemes を適用した前回の手法 [4] よりも、BoVW の手法にエンコーディング手法として VLAD を用いることで、より小さなサイズのコードブックで照合性能を一層改善できることがわかった。

なお、VLAD に対する正規化の効果については、今回のオフライン署名照合の実験では、パワー正規化後に L2 正規化を適用した場合 (“VLAD_PN+L2N”) よりも、L2 正規化のみを適用した場合 (“VLAD_L2N”) に高い照合性能の改善が見られた。

4. まとめ

本研究では、オフライン署名照合において、人間の視覚特性を考慮し、署名の顕著領域の局所的特徴に着目した BoVW の特徴表現力をさらに高めるため、新たに VLAD によるエンコーディング手法を適用することで、照合性能の一層の改善を確認した。

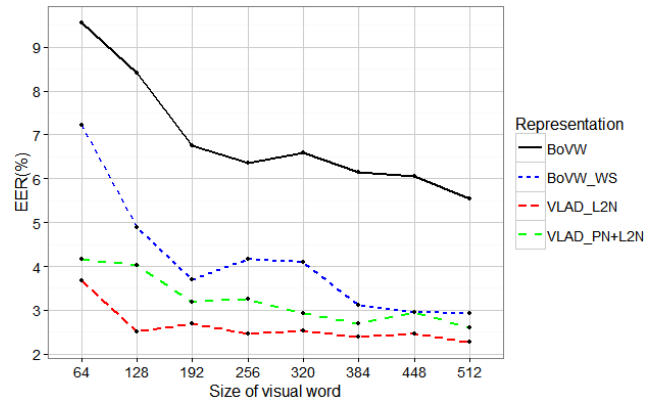


図 2: 本提案手法による実験結果

今後は、署名照合において、様々なキーポイント検出法、局所特徴量、エンコーディング手法に関する検討をさらに進め、一層の性能面・運用面の改善を図りたい。

謝辞

本研究の一部は、JSPS KAKENHI Grant Number JP 16H00377 の助成を受けたものである。

参考文献

- [1] M. Okawa and K. Yoshida, “Text and user generic model for writer verification using combined pen pressure information from ink intensity and indented writing on paper,” *IEEE Trans. Human-Mach. Syst.*, vol.45, no.3, pp.339–349, 2015.
- [2] M.K. Kalera, S. Srihari, and A. Xu, “Offline signature verification and identification using distance statistics,” *Int. J. Patt. Recogn. Artif. Intell.*, vol.18, no.7, pp.1339–1360, 2004.
- [3] A.G. Dyer, B. Found, and D. Rogers, “An insight into forensic document examiner expertise for discriminating between forged and disguised signatures,” *J. Forensic Sciences*, vol.53, no.5, pp.1154–1159, 2008.
- [4] 大川 学, “Weighting Schemes を用いた Bag-of-Visual Words によるオフライン署名照合,” *情報処理学会 第 78 回全国大会講演論文集*, pp.2–39–2–40, 2016.
- [5] H. Jégou, F. Perronnin, M. Douze, J. Sanchez, P. Perez, and C. Schmid, “Aggregating local image descriptors into compact codes,” *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol.34, no.9, pp.1704–1716, 2012.
- [6] H. Bay, A. Ess, T. Tuytelaars, and L. Van Gool, “Speeded-Up Robust Features (SURF),” *Comput. Vis. Image Und.*, vol.110, no.3, pp.346–359, 2008.