

# 可視・赤外画像中の字形・筆圧情報を用いたオフライン筆者照合 Off-Line Writer Verification Using Shape and Pen Pressure Information from Visible and Infrared Images

大川 学<sup>†</sup>  
Manabu Okawa

吉田 健一<sup>‡</sup>  
Kenichi Yoshida

## 1. はじめに

筆者照合は、筆者不明の筆跡と筆者明確の筆跡を比較し、筆者不明の筆跡が筆者明確の筆跡の筆者によって書かれたかどうか、筆跡に存在する筆者固有の個性に着目しながら照合するものであり、バイオメトリクス認証や法科学分野などにおいて重要な役割を果たしている [1-5].

筆者照合は、データの取得方法の観点から、オンライン筆者照合とオフライン筆者照合に分けられる。オンライン筆者照合は、タブレットなどの専用入力機器により取得された筆跡の動的情報を用いる [2, 3] のに対し、オフライン筆者照合は、紙面に記載された筆跡を用いるものであり [4, 5], 多くの動的情報が欠落していることから照合は困難な傾向にある。

一方、これまでの字形情報を用いた手法 (static アプローチ) が中心であったオフライン筆者照合では、近年、オフライン筆跡から動的情報を推定して照合性能改善を図る手法 (pseudo-dynamic アプローチ) が提案されている [4]. 筆者らは、前回の研究で、動的情報の中でも偽筆耐性、照合への有効性の高い筆圧情報 [3] に着目して、画線の凹みの陰影画像から筆圧情報を抽出し [5], さらに画線の濃淡画像からも筆圧情報を抽出して両方を組み合わせる手法により性能改善を図った [6]. しかし、筆者照合において、字形情報と動的情報は相補的な役割があるうえ、両者を組み合わせることで偽筆耐性を一層高めることが指摘されている [2].

そこで本研究では、可視画像・赤外画像から得られる筆圧情報に、さらに字形情報を組み合わせて併用する工夫を盛り込むことで、照合性能を改善した結果を示す。

## 2. 提案手法

### 2.1. 全体概要

本研究では、日常の筆跡にボールペンが広く用いられ、そのインクの多くが赤外線透過することに着目し、マルチバンドイメージスキャナを用いて可視画像・赤外画像を同時に取得する。可視画像 (インクの付着状態) からは字形情報と筆圧情報を抽出、赤外画像 (インクの赤外線透過特性とスキャナの斜光照明による筆圧に応じた画線の紙面への凹みの陰影) からは筆圧情報を抽出して照合に利用する。

提案手法の全体的フローを図 1 に示す。まず、取得した可視画像・赤外画像に対して、一般的な前処理 (傾き・位置補正, 画質改善, 文字切出し) を行う。また、筆記時の筆記具のインクの種類, 紙の下敷きの硬さの影響などを考慮し、これらの画像にヒストグラム均一化

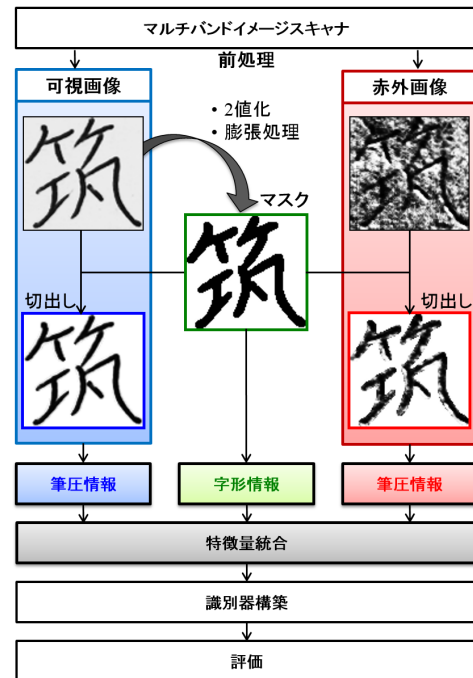


図 1: 提案手法の全体的フロー

(Histogram Equalization) ベースの処理を適用する。さらに、筆圧情報抽出に用いるグレースケールの可視画像と赤外画像に対して、背景ノイズ除去のため、判別分析による 2 値化・字形の膨張処理後の可視画像をマスクとし、可視画像と赤外画像から字画の切出しを行う。その後、マスクとして使用した 2 値の可視画像から字形情報、字画切出し後のグレースケールの可視画像と赤外画像から筆圧情報をそれぞれ抽出する。

次に、その他の処理の詳細について順に説明する。

### 2.2. 可視画像からの字形情報抽出

可視画像からの字形情報抽出には、日本語の文字認識、オフライン筆者照合に広く使われている加重方向指数ヒストグラム (Weighted Direction code Histogram : WDH) を適用する。WDH は、人間の視覚特性からヒントを得たもので、その具体的手順は次のとおりである [7].

- (1) 2 値画像の字画に対し、8 連結の輪郭線追跡を行い、各輪郭線の方向を 45 度おきの 4 方向に圧縮
- (2) 2 値画像を 49 ブロック (縦 7×横 7) に分割し、各ブロックで方向毎にヒストグラムを求め、方向指数ヒストグラム 196 次元 (縦 7×横 7×4 方向) を生成

<sup>†</sup>警視庁科学捜査研究所, Criminal Investigation Laboratory, Metropolitan Police Department

<sup>‡</sup>筑波大学, University of Tsukuba

(3) 方向指数ヒストグラムに対し、縦横 2 ブロック毎に 5 × 5 の 2 次元ガウスフィルタを施し、最終的に 64 次元特徴ベクトル (縦 4 × 横 4 × 4 方向) を取得

### 2.3. 可視画像からの筆圧情報抽出

可視画像からの筆圧情報抽出には、グレースケールの画像からテクスチャ特徴を抽出するため、これまでの研究で有効性の確認されている Local Directional Pattern (LDP) を適用する [4, 6]. LDP は、高ノイズ耐性、回転不変などのメリットのあるテクスチャ特徴であり、その具体的手順は次のとおりである (図 2 に  $k = 3$  の計算例を示す) [8].

- (1) 各画素でその注目画素  $I(g_c)$  と 8 近傍の画素値  $I(g_l)$  から 8 方向の輪郭情報  $\{m_p\}_{p=0}^7$  を Kirsch マスク  $\{M_p\}_{p=0}^7$  (図 3) を用いて計算
- (2) その 8 方向成分のうち主要  $k$  成分 ( $k \leq 8$ ) を 1, それ以外の成分を 0 として 2 値化した  $\{s_p\}_{p=0}^7$  を 2 進コードとして結合 (ここでは反時計回りに最下位ビットから順に結合) 後, 10 進コードの LDP を計算
- (3) 以上を画像全体に適用し, その頻度をカウントした LDP のヒストグラム ( $k = 3$  の場合,  ${}_8C_3 = 56$  ビン) を特徴量として取得

したがって, 注目画素  $I(g_c)$  の 8 近傍の画素  $\{I(g_l)\}_{l=0}^7$  で主要  $k$  成分 ( $k \leq 8$ ) に着目する場合, 次のように LDP を計算する.

$$LDP = \sum_{p=0}^7 s_p (|m_p| - |m_k|) \cdot 2^p \quad (1)$$

ただし,

$$m_p = \sum_{l=0}^7 I(g_l) \cdot M_p(g_l)$$

$$s_p(x) = \begin{cases} 1 & (x \geq 0) \\ 0 & (x < 0) \end{cases}$$

ここで,  $m_k$  は  $\{|m_p|\}_{p=0}^7$  のうち主要  $k$  番目の成分 (図 2 では 373) を示す.

LDP を文字画像に適用する場合, 各文字を複数のブロックに分割後, 60%オーバーラッピングしながらブロック毎に LDP を求めることで照合性能の向上が示されている [4]. そこで, 本手法でもこの手法に従い, 各文字を縦横  $A \times B$  のブロックに分割し, 60%オーバーラッピングしながら各ブロックで LDP を求める. さらに, 次元圧縮のために離散コサイン変換 (Discrete Cosine Transform : DCT) を適用する.

ここでは, 予備実験に基づき,  $k = 3$  で 56 ビン (=  ${}_8C_3$ ) のヒストグラムで構成される LDP の各ブロックを  $4 \times 4$  に分割し, 取得される 896 次元ベクトル (= 56 values ×  $4 \times 4$  blocks) に DCT を適用し, 直流成分を除いた 127 次元ベクトルを用いた.

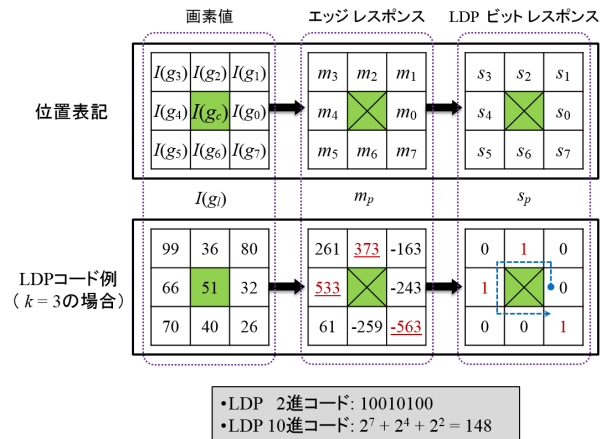


図 2: LDP の計算例

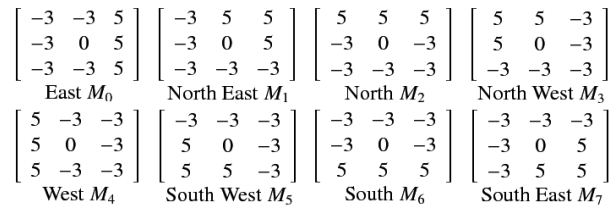


図 3: Kirsch マスク

### 2.4. 赤外面像からの筆圧情報抽出

赤外面像からの筆圧情報抽出には, 赤外面像の陰影の濃淡をテクスチャと捉え, 前回の研究で有効性の確認されているテクスチャ 1, 2 次統計量を適用する [5, 6].

#### 2.4.1. テクスチャ 1 次統計量

テクスチャ 1 次統計量は, 1 つの画素の濃淡値に基づく統計量であり, 字画の濃度ヒストグラムから計算する. ここでは, 次の 6 つの 1 次統計量を計算する.

$$\text{Mean } \mu = \sum_{i=0}^{L-1} ip(i) \quad (2)$$

$$\text{Variance } \sigma^2 = \sum_{i=0}^{L-1} (i - \mu)^2 p(i) \quad (3)$$

$$\text{Skewness} = \frac{1}{\sigma^3} \sum_{i=0}^{L-1} (i - \mu)^3 p(i) \quad (4)$$

$$\text{Kurtosis} = \frac{1}{\sigma^4} \sum_{i=0}^{L-1} (i - \mu)^4 p(i) \quad (5)$$

$$\text{Energy} = \sum_{i=0}^{L-1} \{p(i)\}^2 \quad (6)$$

$$\text{Entropy} = - \sum_{i=0}^{L-1} p(i) \log_2 \{p(i)\} \quad (7)$$

ただし,  $p(i)$  は, 画像の濃度  $i$  ( $0 \leq i \leq L - 1$ ) の生起確率であり, 本実験では  $L = 256$  とした.

### 2.4.2. テクスチャ2次統計量

テクスチャ2次統計量は、濃度共起行列 (Gray Level Co-occurrence Matrix : GLCM) から計算する [9].

ここでは、計算コスト削減のため、画像の量子化レベル数  $G$  を 256 から 8 に減少し、1 つの GLCM から、次の 5 つの統計量を計算する。

$$\text{Energy} = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} \{p(i, j)\}^2 \quad (8)$$

$$\text{Contrast} = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} (i - j)^2 p(i, j) \quad (9)$$

$$\text{Correlation} = \frac{\sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} ij p(i, j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \quad (10)$$

$$\text{Homogeneity} = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} \frac{p(i, j)}{1 + (i - j)^2} \quad (11)$$

$$\text{Entropy} = - \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} p(i, j) \log\{p(i, j)\} \quad (12)$$

ただし、

$$\mu_x = \sum_{i=0}^{G-1} i \sum_{j=0}^{G-1} p(i, j)$$

$$\mu_y = \sum_{j=0}^{G-1} j \sum_{i=0}^{G-1} p(i, j)$$

$$\sigma_x = \sqrt{\sum_{i=0}^{G-1} (i - \mu_x)^2 \sum_{j=0}^{G-1} p(i, j)}$$

$$\sigma_y = \sqrt{\sum_{j=0}^{G-1} (j - \mu_y)^2 \sum_{i=0}^{G-1} p(i, j)}$$

ここで、 $p(i, j)$  は、距離  $d$ 、角度  $\theta$  における濃度  $i$  ( $0 \leq i \leq G-1$ ) と  $j$  ( $0 \leq j \leq G-1$ ) の同時確率である。本手法では、距離 ( $d=1$ )、角度 ( $\theta=0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ ) とした。最終的に、20次元 (5統計量  $\times$  4方向) の特徴ベクトルを得る。

### 2.5. 識別器構築

一般的に、オフライン筆者照合での学習データ数は、本人筆跡よりも他人筆跡の方が多くなる不均衡データとなり、その場合、パフォーマンスが大きく低下することが知られている。そこで、この状況に対応するため、本手法ではコスト考慮型 Support Vector Machine (SVM) [10] を用いることとした。これは、SVM のパラメータで異なるペナルティを用いるものであり、非線形に拡張したソフトマージン SVM の詳細は次のようになる。

まず、ラベル付きの学習データ  $\{\mathbf{x}_i, y_i\}_{i=1}^n$  (ただし、 $\mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^d$ ,  $y_i \in \{-1, +1\}$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ )) があり、 $\mathbf{x}_i$  が関数  $\phi(\mathbf{x}_i)$  により高次元空間へ非線形に写像される場合を想定する。ここで、カーネル関数  $K$ 、重みベクトル

$\mathbf{w}$ 、バイアス  $b$ 、スラック変数  $\xi_i$ 、ラグランジュ乗数  $\alpha_i \geq 0$ ,  $r_i \geq 0$ 、正例のエラーコスト  $C^+$ 、負例のエラーコスト  $C^-$  とすると、次のラグランジュ関数を得る。

$$L = \frac{\|\mathbf{w}\|^2}{2} + C^+ \sum_{\{i|y_i=+1\}}^{n_+} \xi_i + C^- \sum_{\{i|y_i=-1\}}^{n_-} \xi_i - \sum_{i=1}^n \alpha_i [y_i(\mathbf{w} \cdot \phi(\mathbf{x}_i) + b) - 1 + \xi_i] - \sum_{i=1}^n r_i \xi_i \quad (13)$$

また、 $\alpha_i$  は、次の制約条件を満たすとする。

$$\begin{cases} 0 \leq \alpha_i \leq C^+ & (y_i = +1) \\ 0 \leq \alpha_i \leq C^- & (y_i = -1) \end{cases}$$

ここで、 $C^+$  と  $C^-$  は、 $C^+ n_+ = C^- n_-$  の条件を満たすエラーコストである。

SVM のカーネル関数  $K$  には、筆者照合の分野で広く用いられている Radial Basis Function (RBF)

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = e^{-\gamma \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2} \quad (14)$$

を用い、パラメータ (エラーコストの  $C^+$  と  $C^-$ 、RBF の  $\gamma$ ) には、グリッドサーチによる最適値を用いた。

### 2.6. 評価方法

本手法では、不均衡データの評価に対して有効性が示されている geometric mean (g-mean) [11] を用いる。

$$\text{g-mean} = \sqrt{\text{sensitivity} \times \text{specificity}} \quad (15)$$

ただし、

$$\text{sensitivity} = \frac{\text{True Positive}}{\text{True Positive} + \text{False Negative}} \quad (16)$$

$$\text{specificity} = \frac{\text{True Negative}}{\text{True Negative} + \text{False Positive}} \quad (17)$$

最終的に、次の誤照合率 g-mean based error rate (%) で評価する。

$$\text{g-mean based error rate} = (1 - \text{g-mean}) \times 100 \quad (18)$$

## 3. 実験

### 3.1. 筆跡サンプル

提案手法を評価するため、日常で漢字を用いている協力者 54 人から筆跡サンプルとして文字列「筑波研究学園都市」を収集した。筆記具にはボールペン (一般的な赤外線透過インク搭載のもの) を使用し、1 文字毎に記載枠 (縦横サイズ 1.1cm  $\times$  1.1cm) のある用紙に、文字列を一人 20 回記載してもらった。

### 3.2. 実験結果

54 人の筆跡サンプルについて、マルチバンドイメージスキャナにより 300dpi で可視画像・赤外面像を同時取得後、各筆者 20 個の筆跡サンプルをそれぞれランダム

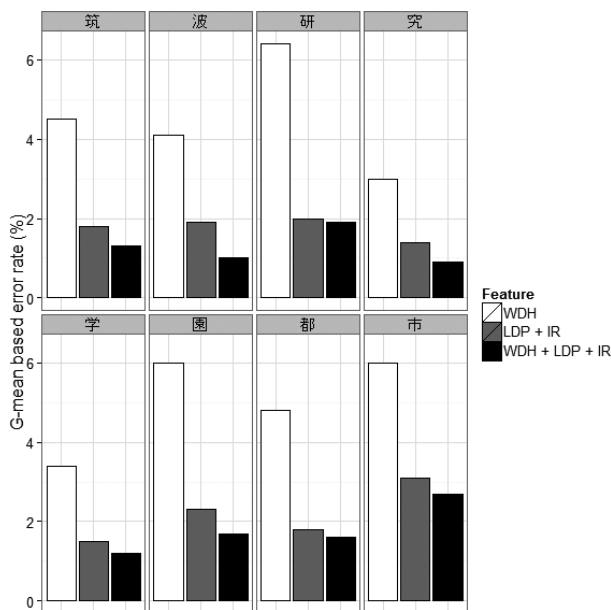


図4: 実験結果

に2分割し、学習データとして10個、テストデータとして10個を用いて評価した。

実験結果を図4に示す。ここでは、以下についての、各文字の g-mean based error rate を比較している。

- “WDH”：従来の可視画像の字形情報を使用の場合
- “LDP + IR”：可視画像中の筆圧情報と赤外画像中の筆圧情報を併用の場合 [6]
- “WDH + LDP + IR”：可視画像の字形情報と筆圧情報、赤外画像の筆圧情報を併用の場合（提案手法）

本結果から、いずれの文字も、特徴量として字形情報を単独で用いるよりも、2つの筆圧情報の併用により誤照合率を改善し、さらに、字形情報と2つの筆圧情報を併用した本手法を用いることで、誤照合率が一層改善していることがわかる。最終的に、全8文字平均で、誤照合率は4.8%から1.5%に改善し、本提案手法の有効性を確認できた。

#### 4. まとめ

本研究では、字形情報を抽出するアプローチが中心であった従来のオフライン筆者照合において、可視画像と赤外画像を同時取得可能なマルチバンドドイメーシスキャナを用いて、可視画像・赤外画像中の筆圧情報を抽出し、さらに可視画像中の字形情報と併用する手法を提案した。

実際に筆跡サンプルを用いて提案手法の有効性を評価したところ、平均誤照合率を4.8%（可視画像の字形情報を単独で使用）から1.5%（可視画像・赤外画像の字形情報・筆圧情報を併用）に改善した。

今後は、テキスト独立型オフライン筆者照合、筆者独立型オフライン筆者照合など、運用面での改善に向けた検討を進めていく予定である。

#### 謝辞

本研究の一部は、JSPS 科研費 26919004, 25280114 の助成を受けたものです。また、筆跡サンプル収集にご協力いただきました方々に心より感謝いたします。

#### 参考文献

- [1] T. Furukawa, “Detection Indentations Pressed by Pen Tip Force from Writing Paper Using Infrared Ray Scanner,” ASQDE 2006, pp.19–24, 2006.
- [2] M.T. Ibrahim, M. Aurangzeb Khan, K. Saleem Al-imgeer, M. Khalid Khan, I.A. Taj, and L. Guan, “Velocity and pressure-based partitions of horizontal and vertical trajectories for on-line signature verification,” Pattern Recognition, vol.43, no.8, pp.2817–2832, 2010.
- [3] M. Parodi and J.C. Gómez, “Legendre polynomials based feature extraction for online signature verification. Consistency analysis of feature combinations,” Pattern Recognition, vol.47, no.1, pp.128–140, 2014.
- [4] M.A. Ferrer, J.F. Vargas, A. Morales, and A. Ordóñez, “Robustness of Offline Signature Verification Based on Gray Level Features,” IEEE Trans. Inf. Forensics Security, vol.7, no.3, pp.966–977, 2012.
- [5] M. Okawa and K. Yoshida, “Offline writer verification using pen pressure information from infrared image,” IET Biometrics, vol.2, no.4, pp.199–207, 2013.
- [6] M. Okawa and K. Yoshida, “A Combined Pseudo-Dynamic Approach for Off-Line Writer Verification,” IGS 2013, pp.14–17, 2013.
- [7] 鶴岡信治, 栗田昌徳, 原田智夫, 木村文隆, 三宅康二, “加重方向指数ヒストグラム法による手書き漢字・ひらがな認識,” 信学論 (D), vol.J70-D, no.7, pp.1390–1397, 1987.
- [8] T. Jabid, M.H. Kabir, and O. Chae, “Robust facial expression recognition based on local directional pattern,” ETRI J., vol.32, no.5, pp.784–794, 2010.
- [9] R.M. Haralick, K. Shanmugam, and I.H. Dinstein, “Textural features for image classification,” IEEE Trans. Syst., Man, Cybern., vol.3, no.6, pp.610–621, 1973.
- [10] K. Veropoulos, C. Campbell, and N. Cristianini, “Controlling the sensitivity of support vector machines,” IJCAI 1999, pp.55–60, 1999.
- [11] M. Kubat and S. Matwin, “Addressing the curse of imbalanced training sets: one-sided selection,” ICML 1997, pp.179–186, 1997.