

可視・赤外画像中の筆圧情報を用いた
オフライン筆者照合の研究

2014年 3月

大川 学

可視・赤外画像中の筆圧情報を用いた
オフライン筆者照合の研究

大川 学

システム情報工学研究科

筑波大学

2014年 3月

論文概要

近年、ICカード、電子パスポート、入退室管理などで、人間の身体的特徴や行動的特徴を利用した個人認証技術であるバイOMETRICS認証の導入が進んでいる。筆者照合は、そのうち行動的特徴によるバイOMETRICS認証のひとつとして位置づけられ、筆跡に存在する筆者固有の個性に着目することで、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、疑問筆跡が対照筆跡の筆者によって書かれたかどうかについて、コンピュータを応用して照合する。筆者照合と同様な分野としては、法科学における筆跡鑑定があり、筆跡の分析・観察に関する手法を中心として古くから盛んに研究が行われている。

筆者照合は、その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、タブレットや電子ペンなどのデバイスにより取得される筆跡（オンライン筆跡）を用いることで、ペン先の位置座標、ペン仰角、ペン方位角、筆圧、筆記時間などの多くの動的情報を取得して分析に活用する。一方、オフライン筆者照合は、ボールペンなどの筆記具によりあらかじめ記載された筆跡（オフライン筆跡）を用いるものであり、多くの動的情報が欠落しているため、オンライン筆者照合と比較して、照合は困難な傾向にある。しかし、オフライン筆者照合は、特別な専用機器を必要としないことから、コスト面で導入しやすいうえ、公的文書はいまだ書面でやり取りされていることから導入障壁が低いなど、多くのメリットがある。

そのため、オフライン筆者照合の研究は現在も広く行われており、主

に筆跡の字形情報の属性に着目しながら、性能改善に向けて様々な手法が提案されている。しかし、これまでの研究において、コンピュータによるオフライン筆者照合より、法科学分野の筆跡の専門家Forensic Document Examiners (FDEs) による照合の方がいまだ高い照合率であることが指摘されている。そのFDEsの検査では、紙面の凹みやインクの付着状態の観察により筆圧や筆順を検査していることから推察して、より一層のオフライン筆者照合の性能改善のためには、照合に利用可能な筆跡の属性について再検討する余地があると考えられる。

一方で、オフライン筆者照合を実際の利用現場で運用する際には、対照筆跡が十分には得られないという少数サンプル問題に直面することが多いことも指摘されている。そのため、この少数サンプル問題への対処に向けて、対照筆跡を変形させることでサンプル数を人工的に増加させる生成型学習による手法、筆者照合のモデルを筆者毎に構築するスタンダードな筆者依存型モデルを筆者共通のモデルを構築する筆者独立型モデルに発展させることで解決を図る手法などが提案されている。ただし、いずれも、状況によっては照合性能の悪化を招くことが指摘されており、少数サンプル問題という運用面での改善に向けてさらに検討が必要な状況である。

筆者を直接推定する筆者照合は、犯罪捜査など、僅かな照合率の違いが重大な結果をもたらすものであり、より一層の研究が必要である。そこで本研究では、オフライン筆者照合における現状の問題点を整理しながら、(1)性能面の課題解決に向けて筆跡の属性の観点から新たに筆圧情報を用いたオフライン筆者照合を提案するとともに、(2)運用面の課題解決に向けて少数サンプル問題対処の観点から筆者毎の筆跡個性

を盛り込んだ筆者独立型モデルを提案する。具体的には、次のとおりである。

(1) オフライン筆者照合に用いる新たな属性の検討

ここでは、性能面の課題解決に向けて従来の筆跡の属性を見直し、新たに筆圧情報を用いたオフライン筆者照合を提案する。

a) 提案手法1：赤外面像中の筆圧情報の利用

これまでのコンピュータによるオフライン筆者照合では、紙面などに記載された筆跡の画像から字形情報を抽出するアプローチが中心であった。一方、FDEsによる検査では、単に字形のみならず、記載された紙面の凹みやインクの付着状態から偽筆耐性の高い筆圧・筆順などの動的情報を推定して活用している。この動的情報の重要性は、これらの情報を直接利用しているオンライン筆者照合が、オフライン筆者照合より、一般に高い照合性能を得ていることから明らかである。これらのことから、オフライン筆者照合においても、もし、これらの動的情報を推定できれば、より一層の性能改善が期待できる。

そこで本提案手法では、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、可視画像・赤外面像を同時に取得することが可能なマルチバンドイメージスキャナを用いて、オフライン筆者照合においても動的情報を使うことを試みた。これにより得られる赤外面像は、インクの赤外線透過特性とマルチバンドイメージスキャナの斜光照明により、筆圧に応じた画線の紙面への凹みの陰影画像となる。ここでは、可視画像から字形情報、それと同時に取得される赤外面像から

動的情報のひとつである筆圧情報をそれぞれ抽出し、これらを組み合わせて利用することで、性能面の改善を図った。

その結果、実際に筆跡サンプルを用いて本提案手法の有効性を評価したところ、字形情報（ここでは代表的従来手法として加重方向指数ヒストグラムを利用）を単独で用いるより、字形情報に筆圧情報を付加して利用する本提案手法を用いることで、平均誤照合率を4.8%から3.7%に改善できることを明らかにした。

b) 提案手法2：可視・赤外画像併用による筆圧情報の拡張

提案手法1では、可視画像からは、従来手法と同様に、2値化画像の字形情報を抽出していた。しかし、実際のボールペンによる筆跡を観察すると、強く記載されるほどインクが濃くなり、それと同時に、紙面への凹みも強くなっていることがわかる。したがって、オフライン筆者照合においても、インク付着状態と紙面の凹みの両方から筆圧情報を推定し特徴として用いれば、互いに相補的な筆圧情報が得られ、一層の性能改善が期待できる。

そこで、本提案手法では、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し、提案手法1で有効性の確認された赤外画像からの筆圧情報に加え、新たに可視画像からも筆圧情報を抽出し、これらを組み合わせて利用することで、より一層の性能面の改善を試みた。

その結果、実際に筆跡サンプルを用いて本提案手法の有効性を評価したところ、字形情報を単独で用いるよりも、可視画像・赤外画像の両方の筆圧情報を併用することで、平均誤照合率を4.8%から2.0%に改善し、提案手法1よりも一層の性能改善が得られる

ことがわかった。

(2) 提案手法3：少数サンプル問題にロバストなモデル構築の検討

一般的な筆者照合は、筆者毎に識別器を構築する筆者依存型モデルであるため、筆者毎の対照筆跡が多数必要となる。しかし、実際の利用現場では、筆者の負担・利便性・心理的側面などにより、十分な数の対照筆跡を確保できないことが多く、その場合はモデル構築自体が困難となる。

そこで、本提案手法では、筆者依存型モデルである提案手法1, 2を既存のデータベースのみから構築できる筆者独立型モデルに適用することで、対照筆跡数が不足するという少数サンプル問題に対処するモデルへと発展させた。具体的には、学習フェーズでは、テストされる筆者とは関連のない複数の筆者の筆跡から成る既存のデータベースを利用し、筆者毎に2つの特徴ベクトル間で、各成分間のユークリッド距離から成る dissimilarity vector（以下、「非類似度ベクトル」と呼称）を個人内・個人間で求め筆者共通のモデルとして構築しておく。そしてテストフェーズでは、疑問筆跡と対象者の対照筆跡の間で非類似度ベクトルを計算し、その結果を構築済みのモデルに入力することで評価を行う。

さらに、筆者独立型モデルは、各筆者の個性を汎化した全筆者共通のモデルであるため、各筆者固有の特徴（筆跡個性）を表す情報が劣化し、それが照合の性能を低下させる原因となる可能性があることから、従来の筆者独立型モデルに筆者毎の筆跡個性を盛り込むため、新たに individuality representation（以下、「筆跡個性表現」と呼称）の導入を提案し本モデルに適用することで、筆者独立型モデル

における性能面の改善も試みた。

その結果、実際に筆跡サンプルを用いて本提案手法の有効性を評価したところ、従来の筆者独立型モデルよりも、筆跡個性表現により筆者毎の筆跡個性を盛り込んだ筆者独立型モデルの方が、字形情報、筆圧情報のいずれの場合でも誤照合率を改善することができた。さらに、筆圧情報は、字形情報と比較して、誤照合率を低く抑えることができ、平均誤照合率を10.0%から4.6%に改善し、提案手法の有効性を確認した。

以上のように、本研究では、可視画像・赤外画像を同時に取得することが可能なマルチバンドイメージスキャナを用いて、オフライン筆跡の赤外画像から新たな属性として筆圧情報を推定することで、字形情報のみを用いた従来手法と比較してオフライン筆者照合の性能改善が得られることがわかった。また、可視画像からも筆圧情報を抽出し、赤外画像からの筆圧情報と組み合わせて用いることで、一層のオフライン筆者照合の性能改善が得られることがわかった。さらに、筆者依存型モデルを少数サンプル問題にロバストな筆者独立型モデルに発展させるとともに、可視画像と赤外画像中の筆圧情報の併用、筆者毎の筆跡個性を盛り込んだ筆者独立型モデルの導入によって、従来の筆者独立型モデルより照合性能をさらに高めることができ、性能面・運用面ともに有効なオフライン筆者照合法を構築した。

本提案手法は、抽出される筆圧情報の偽筆耐性が高いうえ、照合結果を確率として出力することも可能なことから、複数の証拠をもとにした総合的な判断が重要となる法科学への応用も期待される。また、今回は文字単位で各種性能改善を図ったが、実際に書かれる筆跡は複数

の文字が用いられることが多いことから，文字を組み合わせることによる照合を行えば，より一層の性能向上が期待できる．ただし，これらの実践応用，識別器構築に必要な大規模データベース構築については今後の課題である．

目次

第1章	序論	1
1.1	研究背景	1
1.2	研究目的と概要	3
1.3	本論文構成	5
第2章	筆者照合の研究動向と課題	7
2.1	筆者照合の全体的動向	7
2.2	性能面の課題解決に向けたオフライン筆跡の特徴抽出の 研究動向と課題	11
2.2.1	Static アプローチに関する研究動向	11
2.2.2	Pseudo-Dynamic アプローチに関する研究動向	16
2.2.3	課題の整理	18
2.3	オフライン筆者照合の少数サンプル問題対処に関する研 究動向と課題	19
2.3.1	生成型学習に関する研究動向	19
2.3.2	少数サンプル問題にロバストなモデル構築に関 する研究動向	20
2.3.3	課題の整理	23
2.4	まとめ	24

第3章	赤外画像中の筆圧情報を用いたオフライン筆者照合	27
3.1	はじめに	27
3.2	提案手法	28
3.2.1	マルチバンドイメージスキャナ	30
3.2.2	前処理	31
3.2.3	可視画像の特徴量：加重方向指数ヒストグラム	34
3.2.4	赤外画像の特徴量：テクスチャ1, 2次統計量 .	36
3.2.5	識別器構築	39
3.2.6	評価方法	44
3.3	実験	46
3.3.1	予備実験	46
3.3.2	筆跡サンプル	50
3.3.3	実験結果	51
3.4	まとめ	53
第4章	可視・赤外画像併用による筆圧情報の拡張	57
4.1	はじめに	57
4.2	提案手法	58
4.2.1	前処理	58
4.2.2	可視画像の特徴量：LBP/LDP	60
4.2.3	識別器構築と評価方法	64
4.3	実験	65
4.3.1	筆跡サンプル	65
4.3.2	実験結果	65
4.4	まとめ	69

第5章	筆者独立型モデルへの展開	73
5.1	はじめに	73
5.2	提案手法	74
5.2.1	概要	74
5.2.2	Dissimilarity Representation : 非類似性表現 . . .	75
5.2.3	Individuality Representation : 筆跡個性表現 . . .	77
5.2.4	提案手法の構成	79
5.2.5	識別器構築	80
5.2.6	評価方法	80
5.3	実験	81
5.3.1	筆跡サンプル	81
5.3.2	実験結果	82
5.4	まとめ	86
第6章	結論	89
	謝辞	95
	参考文献	96
	業績リスト	118

目 次

2.1	オフライン筆跡からの特徴抽出法の分類	12
3.1	提案手法の全体的フロー	29
3.2	マルチバンドイメージスキャナ	30
3.3	前処理のフロー	31
3.4	赤外画像からの字画の切り出し処理	33
3.5	加重方向指数ヒストグラムの計算フロー	35
3.6	GLCMの位置関係	37
3.7	マージン最大化による識別境界	39
3.8	予備実験のサンプル画像	47
3.9	サンプルA, Bの濃度ヒストグラム	49
3.10	字画切り出し処理後の赤外画像の16 × 16 GLCM	50
3.11	筆跡サンプル	50
3.12	WDHと筆圧情報を付加したWDHの比較	52
3.13	字画の切り出しとテクスチャ2次統計量の効果	53
4.1	ボールペンによる字画の拡大	58
4.2	前処理のフロー	59
4.3	可視・赤外画像からの字画の切り出し処理	59
4.4	LBPの計算例	61

4.5	LDP の計算例	63
4.6	Kirsch マスク	63
4.7	LBP のブロック分割の比較結果 (文字「筑」)	66
4.8	LDP のブロック分割の比較結果 (文字「筑」)	67
4.9	可視画像の特徴LBP と LDP の比較	68
4.10	筆圧情報による改善効果	69
5.1	非類似性表現	76
5.2	筆跡個性表現	78
5.3	提案手法の全体的フロー	79
5.4	筆者独立型モデルでの従来法との比較	83
5.5	筆者独立型モデルでの少数サンプル耐性	85

表目次

2.1	筆者依存型モデルと筆者独立型モデルの比較	20
3.1	混同行列	45
5.1	非類似度ベクトルの組み合わせ (学習データ)	81
5.2	非類似度ベクトルの組み合わせ (テストデータ)	81

第1章 序論

1.1 研究背景

近年、ICカード、電子パスポート、入退室管理などで、人間の身体的特徴や行動的特徴を利用した個人認証技術であるバイOMETRICS認証の導入が進んでいる。筆者照合は、そのうち行動的特徴によるバイOMETRICS認証のひとつとして位置づけられ、筆跡に存在する筆者固有の個性に着目することで、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、疑問筆跡が対照筆跡の筆者によって書かれたかどうかについて、コンピュータを応用して照合する。筆者照合と同様な分野としては、法科学における筆跡鑑定があり、筆跡の分析・観察に関する手法を中心として古くから盛んに研究が行われている。

筆者照合は、その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、タブレットや電子ペンなどのデバイスにより取得される筆跡（オンライン筆跡）を用いることで、ペン先の位置座標、ペン仰角、ペン方位角、筆圧、筆記時間などの多くの動的情報を取得して分析に活用する。一方、オフライン筆者照合は、ボールペンなどの筆記具によりあらかじめ記載された筆跡（オフライン筆跡）を用いるものであり、多くの動的情報が欠落しているため、オンライン筆者照合と比較して、照合は困難な傾向にある。しかし、オフライン筆者照合は、特別な専用機器を必要とし

ないことから，コスト面で導入しやすいというえ，公的文書はいまだ書面でやり取りされていることから導入障壁が低いなど，多くのメリットがある。

そのため，オフライン筆者照合の研究は広く行われており，主に筆跡の字形情報の属性に着目しながら，性能改善に向けて様々な手法が提案されてきた。しかし，これまでの研究において，コンピュータによるオフライン筆者照合より，法科学分野の筆跡の専門家 Forensic Document Examiners (FDEs) による照合の方がいまだ高い照合率であることが指摘されている。その FDEs の検査では，紙面の凹みやインクの付着状態の観察によりから筆圧や筆順を検査していることから推察して，より一層のオフライン筆者照合の性能改善のためには，照合に利用可能な筆跡の属性について再検討する余地があると考えられる。

一方で，オフライン筆者照合を実際の現場で運用する際には，識別器構築に必要な対照筆跡が十分には得られないという少数サンプル問題に直面することが多いことも指摘されている。そのため，この少数サンプル問題への対処に向けて，対照筆跡を変形させることでサンプル数を人工的に増加させる手法，筆者照合のモデルを筆者毎に構築するスタンダードな筆者依存型モデルを筆者共通のモデルを構築する筆者独立型モデルに発展させることで解決を図る手法などが提案されている。ただし，いずれも，状況によっては照合性能の悪化を招くことが指摘されており，少数サンプル問題という運用面での改善に向けてさらに検討が必要な状況である。

筆者を直接推定する筆者照合は，犯罪捜査など，僅かな照合率の違いが重大な結果をもたらすものであり，より一層の研究が必要である。

1.2 研究目的と概要

上記の研究背景をもとに、本研究では、オフライン筆者照合における現状の問題点を整理しながら、(1)性能面の課題解決に向けて筆跡の属性の観点から新たに筆圧情報を用いたオフライン筆者照合を提案するとともに、(2)運用面の課題解決に向けて少数サンプル問題対処の観点から筆者毎の筆跡個性を盛り込んだ筆者独立型モデルを提案する。具体的には、次のとおりである。

(1) オフライン筆者照合に用いる新たな属性の検討

ここでは、性能面の課題解決に向けて従来の筆跡の属性を見直し、新たに筆圧情報を用いたオフライン筆者照合を提案する。

a) 提案手法1：赤外面像中の筆圧情報の利用

これまでのコンピュータによるオフライン筆者照合では、紙面などに記載された筆跡の画像から字形情報を抽出するアプローチが特徴抽出の中心的手法であった。一方、FDEsによる検査では、単に字形のみならず、記載された紙面の凹みやインクの付着状態から偽筆耐性の高い筆圧・筆順などの動的情報を観察して活用している。この動的情報の重要性は、これらの情報を直接利用しているオンライン筆者照合が、オフライン筆者照合よりも一般に低い誤照合率が得られていることから明らかである。これらのことから、オフライン筆者照合においても、これらの動的情報を推定し、利用できれば、照合性能の改善が期待できる。

そこで本提案手法では、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、オフライン筆者照合においても動的情報を推定して利用することを試みた。マルチバンドイメージスキャナにより得られる赤外画像は、インクの赤外線透過特性とマルチバンドイメージスキャナの斜光照明により、筆圧に応じた画線の紙面への凹みの陰影画像となる。ここでは、可視画像から字形情報、それと同時に取得される赤外画像から動的情報のひとつである筆圧情報をそれぞれ抽出し、これらを組み合わせて利用することで、性能面の改善を試みた。

b) 提案手法2：可視・赤外画像併用による筆圧情報の拡張

先の提案手法では、可視画像からは、従来手法と同様に、2値化画像の字形情報を抽出して、赤外画像からの筆圧情報と併用して照合を行った。しかし、実際のボールペンによる筆跡を観察すると、強く記載されるほどインクが濃くなり、それと同時に、紙面への凹みも強くなっていることがわかる。したがって、オフライン筆者照合においても、インク付着状態と紙面の凹みの両方から筆圧情報を推定し特徴として用いれば、互いに相補的な筆圧情報が得られ、一層の性能改善が期待できる。

そこで、本提案手法では、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し、赤外画像からの筆圧情報に加え、新たに可視画像からも筆圧情報を抽出し、これらを組み合わせて利用することで、より一層の性能面の改善を試みた。

(2) 提案手法3：少数サンプル問題にロバストなモデル構築の検討

一般的な筆者照合は、筆者毎に識別器を構築する筆者依存型モデルであるため、筆者毎の対照筆跡が複数必要となる。しかし、実際の

利用現場では、筆者の負担・利便性・心理的側面などにより、十分な数の対照筆跡を確保できないことが多く、その場合はモデル構築自体が困難となる。

そこで、本提案手法では、筆者依存型モデルである提案手法 1, 2 を既存のデータベースのみから構築できる筆者独立型モデルに適用することで、対照筆跡数が不足するという少数サンプル問題に対処するモデルへと発展させた。具体的には、学習フェーズでは、テストされる筆者とは関連のない複数の筆者の筆跡から成る既存のデータベースを利用し、筆者毎に2つの特徴ベクトル間で、各成分間のユークリッド距離から成る dissimilarity vector（以下、「非類似度ベクトル」と呼称）を個人内・個人間で求め筆者共通のモデルとして構築しておく。そしてテストフェーズでは、疑問筆跡と対象者の対照筆跡の間で非類似度ベクトルを計算し、その結果を構築済みのモデルに入力することで評価を行う。

さらに、筆者独立型モデルは、各筆者の個性を汎化した全筆者共通のモデルであるため、各筆者固有の特徴（筆跡個性）を表す情報が劣化し、それが照合の性能を低下させる原因となる可能性があることから、従来の筆者独立型モデルに筆者毎の筆跡個性を盛り込むため、新たに individuality representation（以下、「筆跡個性表現」と呼称）の導入を提案し本モデルに適用することで、筆者独立型モデルにおける性能面の改善も試みた。

1.3 本論文構成

本論文の構成は、次のとおりである。

第2章では、最初に、筆者照合の全体的動向を概観した後、性能面の観点からオフライン筆者照合の特徴抽出法、運用面の観点から少数サンプル問題対処に向けた手法について、これまでの主なオフライン筆者照合の研究動向を概観し、課題を明らかにする。

第3章と第4章では、性能面での課題に対処するため、オンライン筆者照合で有効な動的情報のひとつとされる筆圧情報をオフライン筆跡から抽出して照合に利用することを試みる。具体的には、第3章では、可視・赤外画像を同時取得可能なマルチバンドイメージスキャナを用いて、可視画像から抽出する従来のな字形情報に加え、赤外画像中の筆圧情報を用いたオフライン筆者照合について述べる。また、第4章では、第3章で用いた赤外画像中の筆圧情報に加え、さらに可視画像からも筆圧情報を抽出し、それらを併用したオフライン筆者照合について述べる。

第5章では、実際の利用現場における少数サンプルという運用面での課題に対処するため、第3、4章で用いた可視画像と赤外画像から抽出した筆圧情報を用いて、筆者依存型モデルから筆者独立型モデルへ展開させたオフライン筆者照合について述べる。

最後に、第6章で、本論文のまとめを述べる。

第2章 筆者照合の研究動向と課題

本章では、最初に、筆者照合の全体的動向を概観した後、性能面の観点からオフライン筆者照合の特徴抽出法、運用面の観点から少数サンプル問題対処に向けた手法について、これまでの主なオフライン筆者照合の研究動向を概観し、課題を明らかにする。

2.1 筆者照合の全体的動向

生体情報を用いた個人認証技術であるバイオメトリクス認証は、大きく、人間の身体的特徴（指紋、顔、虹彩など）を用いる方法と行動的特徴（歩容、音声、キーストロークなど）を用いる方法に分けられる [1]。筆者照合は、そのうち行動的特徴によるバイオメトリクス認証のひとつとして位置づけられ、筆跡に存在する筆者固有の個性に着目することで、筆者の不明な疑問筆跡と筆者の明確な対照筆跡を比較し、疑問筆跡が対照筆跡の筆者によって書かれたかどうかについて、コンピュータを応用して照合する。

筆者照合と同様な分野に、法科学における筆跡鑑定があり、FDEsが行う検査支援の観点から、筆跡の分析・観察に関する手法を中心として古くから盛んに研究が行われている [2-7]。同時に、研究開発されたFDEsの検査手法の有効性を確認するための研究も行われている。Kamら [8] は、FDEsと一般人の比較実験を行い、FDEsの誤照合率が一般人

よりもずっと低いことなどを示している。Sitaら [9]は、“Genuine”（真筆），“Simulated”（偽筆），“Inconclusive”（判定不能）から回答させる FDEs と一般人との比較実験を行い，FDEs の誤照合率が一般人よりも低いことを示しており，さらに，FDEs の “Inconclusive” が一般人よりも多いこと，FDEs は偽筆に対する正解数は多いものの真筆での判定不能回答数が多いこと，FDEs は複雑な署名筆跡ほど正解数が多いことなどについて分析結果をもとに述べている。Seki [10]は，4つの分類タスクをもとに FDE の検査プロセスについて実験し，FDE は字画の質的検査から筆者の筆記運動を確認し，状況に応じて検査プロセスを組み替えることを示している。近年では，コンピュータによる筆跡の計測に関する研究 [11,12] や，画像処理やパターン認識技術を駆使したコンピュータ支援型の研究もなされている [13-16]。

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 [17-21]。オンライン筆者照合は，タブレットや電子ペンなどの専用機器を用いることで，ペン先の位置座標，ペン仰角，ペン方位角，筆圧，筆記時間などの多くの動的情報を取得して分析に活用する [22]。一方，オフライン筆者照合は，ボールペンなどの筆記具によりあらかじめ記載された筆跡を用いるものであり，多くの動的情報が欠落しているため，オンライン筆者照合と比較して，照合は困難な傾向にあるものの，特別な専用機器を必要としないことから，コスト面で導入しやすいうえ，公的文書はいまだ書面でやり取りされていることから導入障壁が低いなどのメリットがある。これらの理由から，オフライン筆者照合の研究は，特徴抽出法，モデル構築法を中心に広く研究が行われている [17-21,23,24]。

しかし、オフライン筆者照合では、照合率という性能面においては、まだ改善が必要な状況である。これまでの研究によれば、コンピュータによるオフライン筆者照合より、法科学分野の筆跡の専門家FDEsによる照合の方がいまだ高い照合率であることが指摘されている。三崎と梅田 [25] は、日本語の筆跡データを用いた自動照合において、その照合率は一般の大学生より若干高いものの、FDEs よりも低いことを示している。Srihari ら [26] は、欧文筆跡データを用いた自動照合において、その照合率は、筆跡の専門家でない一般の人々より高いものの、FDEs よりも低いことを示している。Coetzer and Sabourin [27] は、人間単独またはコンピュータ・セントリックなシステムより、コンピュータ支援型のヒューマン・セントリックなシステムの方が性能改善されることを指摘している。Muhammad ら [28,29] は、FDEs と自動照合の比較について、一部の条件下では自動照合の照合率が高い場合もあることを示しているが、様々なケースに万能に対応できる自動照合の構築は課題として残されていることを示している。

この性能面における問題解決策として、紙面などに記載された筆跡の画像から字形情報を抽出する通常の static アプローチに対して、動的情報をオフライン筆跡から抽出して特徴量として用いる pseudo-dynamic アプローチが近年提案されている [30,31]。ただし、インクの濃淡画像をベースに動的情報を推定するなど、実際の FDEs が検査に用いている動的情報推定の検査手法と比較すると、紙面に残存する情報をいまだ十分には利用できていない。

また、オフライン筆者照合を実際の利用現場で運用する際には、少数サンプル問題に直面するという別の課題も指摘されている。Bertolini

ら [32] は、実際の利用現場では、モデル構築に必要なデータが十分には取得することができず、結果として従来モデルでは照合性能の悪化をもたらすことを指摘している。

この運用面における問題解決策として、対照筆跡を変形させることで、サンプル数を人工的に増加させる生成型学習による手法が提案されている [33,34]。しかし、この手法は、計算コストが高いうえ、通常の筆跡であればパフォーマンスは向上するものの、偽筆に対しては逆にパフォーマンスの低下が指摘されている [33]。別の問題解決策として、筆者照合のモデルを筆者毎に構築するスタンダードな筆者依存型モデルを筆者共通のモデルである筆者独立型モデルに発展させることで、少数サンプル問題の解決を図る手法が提案されている [32,35,36]。この筆者独立型モデルは、一度モデルを構築しておけば、新たな対象者を追加照合する場合でもモデルを再構築する必要がなく、モデル構築にかかる時間が削減されるため、スピードが求められる現場でのメリットもある [36]。ただし、筆者独立型モデルは、各筆者の個性を汎化した全筆者共通のモデルであるため、各筆者の個性汎化により個性が劣化しやすいため、各筆者固有の特徴（筆跡個性）を表す情報が劣化し、それが照合の性能を低下させる原因となる可能性がある。

筆者を直接推定する筆者照合は、犯罪捜査など、僅かな照合率の違いが重大な結果をもたらすものであるものであり、より一層の研究が必要である。そこで本章では、以下、オフライン筆者照合について、(1) 性能面の課題解決に向けて従来の筆跡の属性を見直すために特徴抽出法の研究動向と課題を探るとともに、(2) 運用面の課題解決に向けて少数サンプル問題対処に関する研究動向と課題を探ることとする。

2.2 性能面の課題解決に向けたオフライン筆跡の特徴抽出の研究動向と課題

ここでは、性能面の課題解決に向けて、筆跡の属性を見直すためにオフライン筆跡からの特徴抽出法に関する研究動向と課題を探る。オフライン筆者照合の特徴抽出法は、そのアプローチから、大きく、図 2.1 に示すように分類される。以下では、オフライン筆跡の属性として字形情報を用いる static アプローチ、推定した動的情報を用いる pseudo-dynamic アプローチを中心に、それぞれ詳しく見てみることにする。

2.2.1 Static アプローチに関する研究動向

これまでのコンピュータによるオフライン筆者照合では、紙面などに記載された筆跡の画像から字形情報を抽出するアプローチが中心であり、これらは static アプローチと呼ばれている。この特徴量は、大きく、グローバル特徴とローカル特徴に分類される [37]。

(1) グローバル特徴

グローバル特徴は、文字の全体的な情報から得られる特徴であり、基本的に、文字のサイズによらない固定長の特徴ベクトルとして抽出される。この特徴は、さらに、幾何学的特徴と濃度パターン特徴に分類される [38]。

a) 幾何学的特徴

グローバルな幾何学的特徴は、画像全体の形状の性質や特性を記述するものである。

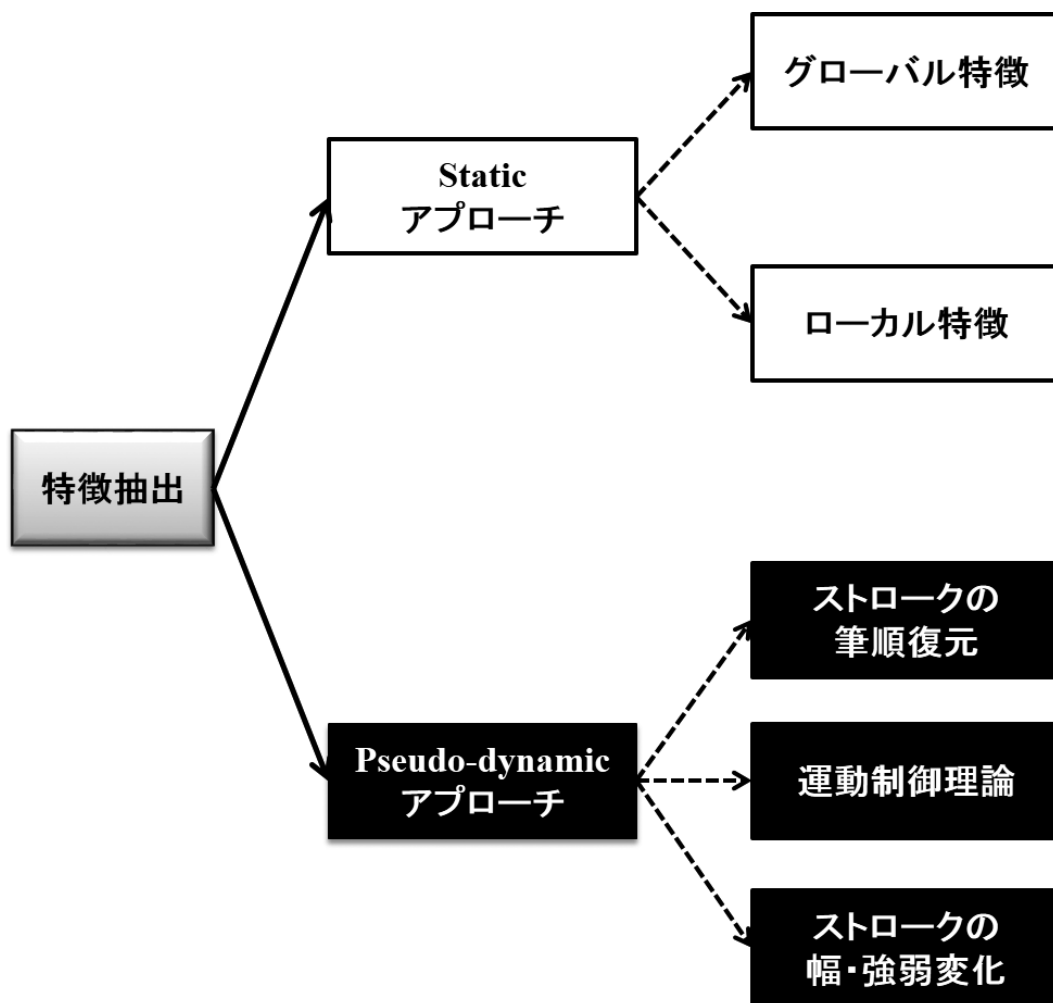


図 2.1: オフライン筆跡からの特徴抽出法の分類

代表的な研究として、常盤ら [39] は、始点部、転折部、終筆部の各点を人手でプロットしてから、一方の筆跡の点群を他方の筆跡の点群に平均的に併せこむ幾何変換を施し、それらの点群間の位置ずれ量を特徴量とする手法を提案している。一方、Akao ら [40] は、その各点のプロットをカーネル密度推定の適用により自動化し、個人内変動と個人間変動について Earth Mover's Distance (EMD) を用いながら評価している。

b) 濃度パターン特徴

グローバルな濃度パターン特徴は、全体的な文字の画素分布をパターンとして抽出するものである。

代表的な研究として、Yoshimura and Yoshimura [41,42] は、dynamic programming を用いて、各構成文字の逐次分割と照合の方法を提案している。尾崎ら [43] は、ファジィ理論を用いて文字を選択しながら文字を重ね合わせて辞書を作成する手法を提案している。Mizukami ら [44] は、正規化による対応点探索法を用いて、文字全体の対応付けを行う手法を提案している。Ueda [45] は、登録用署名を効率的に選択しながら、字画幅の変動の影響を回避する改良型パターンマッチングを用いることで、日本語のオフライン署名照合を行う手法を提案している。寺田と國矢田 [46] は、2個のハフ変換を用いて、字画を1本ずつ抽出することなく個人の筆跡の特徴を抽出する手法を提案している。Shanker and Rajagopalan [47] は、弾性マッチングの Dynamic Time Warping (DTW) を用いて、署名全体を比較する手法を提案している。Kim ら [48] は、その DTW を署名だけでなくテキストの比較にも

応用している。

(2) ローカル特徴

ローカル特徴は，文字の特定部分に着目し，その各部分から得られる特徴であり，文字のサイズにより特徴ベクトルのサイズは変化させる必要がある．この特徴は，さらに，幾何学的特徴と濃度パターン特徴に分類される [38]．

a) 幾何学的特徴

ローカルな幾何学的特徴は，文字の各部分における形状の性質や特性を記述するものである．

代表的な研究として，Qi and Hunt [49] は，文字のサイズや傾きなどのグローバルな幾何学的特徴とローカルなグリッド特徴を組み合わせた特徴について提案している．Baltzakis and Papatrakis [50] は，文字のサイズ，傾き，重心，字画の端点数・交差数・ループ数などのグローバルな幾何学的特徴，ローカルなグリッド特徴，テクスチャ特徴を組み合わせた特徴について提案している．一方，Pervouchine and Leedham [51] は，FDEs のアプローチをもとに，高さ・幅・傾きなどの31個の特徴を用いた手法について提案している．また，Kovari and Charaf [52] は，FDEs のアプローチをもとに，6個のベースラインに関する特徴，14個のループに関する特徴について提案している．

Sugiyama and Kurauchi [53] は，2値化文字画像を細線化後，複数の字画相互間のパターンを計測し，角度や字画長の比などの幾何学的特徴を用いた手法を提案している．吉田ら [12] は，その筆跡の測定方法について，検査者や測定の時期が異なる場合で

も統一的な測定が行えるよう，測定基準についてまとめている．一方，吉村ら [54,55] は，モーメントに関する量，縦横に関する量，ストロークの湾曲と長さに関する量，特徴点間の距離と傾きに関する量を用いた手法を提案している．また，吉村と吉村 [56] は，文字の個人性がストロークの直線や曲線のパターンの割合に現れることに着目した局所円弧パターン法を提案している．

Srihari らの研究グループ [13,57-59] は，3種類の特徴 Gradient, Structural, Concavity (GSC特徴) を用いて，グローバル特徴，ローカル特徴を組み合わせた手法を用いている．

b) 濃度パターン特徴

ローカルな濃度パターン特徴は，文字の各部分の画素分布をパターンとして抽出するものである．

代表的な研究として，安藤と中島 [60] は，FDEs の検査手法に着目して，安定的かつ複雑な部分領域を遺伝的アルゴリズムにより抽出し，各筆跡の部分領域どうしを比較して照合する手法を提案している．Bensefia ら [61] は，文字を graphemes と呼ばれるパーツに分解・グループ化し，文字の各構成要素をパターンマッチングする手法を提案している．

また，梅田らの研究グループ [25,62,63] は，日本語の文字認識の分野で開発された加重方向指数ヒストグラム (Weighted Direction code Histogram : WDH) [64] を自己想起型ニューラルネットワーク，シーケンシャルニューラルネットワークなどにより筆者照合に応用している．

一方，近年，人物検出，物体認識など別の分野で提案された特徴を

オフライン筆者照合の分野へ応用した研究もなされている。Yilmazら [65] は、エッジ点の方向と強度の勾配ベースの Histogram of Oriented Gradients (HOG) 特徴 [66] と Local Binary Pattern (LBP) [67] 特徴を用いた手法を提案している。Fiel and Sablatnig [68] は、Scale Invariant Feature Transform (SIFT) 特徴 [69] を応用した手法を提案している。Malikら [29] は、SIFT 特徴よりも高速な Speeded Up Robust Features (SURF) 特徴 [70] を用いた照合を行っている。Palら [71] は、SUFR と Gabor フィルタを組み合わせた G-SURF 特徴を用いた手法を提案している。Malikら [72] は、人間の網膜パターンベースのモデルである Fast Retina Keypoints (FREAK) 特徴 [73] を用いて、高速で高精度な手法を提案している。Impedovo and Pirlo [74] は、オプティカルフローを用いて部分領域の安定性を推定し、署名照合へ応用している。また、Impedovoら [75] は、部分領域の安定性の推定に Cosine Similarity (CosSim) を用いた手法を提案している。

2.2.2 Pseudo-Dynamic アプローチに関する研究動向

以上のように、オフライン筆者照合では、字形情報を属性として用いるアプローチが主であるのに対し、オンライン筆者照合は、タブレットや電子ペンなどの専用機器を用いることで、ペン先の位置座標、ペン仰角、ペン方位角、筆圧、筆記時間などの多くの動的情報を取得して分析に活用する [22]。そのため、多くの動的情報が欠落したオフライン筆跡を用いるオフライン筆者照合と比較して、オンライン筆者照合の方が照合性能は高いと言われている [19]。したがって、オフライン

筆者照合においても，オンライン筆者照合で用いられているような動的情報を推定することができれば，より一層の性能改善が期待できる。

これらのオフライン筆跡から動的情報を推定してオフライン筆者照合に用いることを目的とした手法は，pseudo-dynamicアプローチと呼ばれ，その偽筆耐性の高さから，最近様々な研究がなされている [31, 76, 77]。この pseudo-dynamic アプローチは，大きく，(1) ストロークの筆順復元による方法，(2) 運動制御理論による方法，(3) ストロークの幅や強弱変化の解析による方法，の3つの手法に分類される [78]。

(1) ストロークの筆順復元による方法

Qiao and Yasuhara [79] は，一筆書きの文字から，ローカル解析と global smoothness calculation を用いて動的情報の復元を試みている。Nguyen ら [76] は，近年開発されたオフライン筆跡からの筆順復元手法についてまとめている。

(2) 運動制御理論による方法

Plamondon ら [77, 80] は，運動制御理論を用いて，曲率などの字画構造に基づいた経時的特徴復元のための手法を提案している。

(3) ストロークの幅や強弱変化の解析による方法

Huang and Yan [81] は，static な画素レベルの特徴と，pseudo-dynamic な構造特徴である directional frontier を組み合わせた手法を提案している。Mitra ら [82] は，画素密度から筆圧の強弱ポイントを解析する手法を提案している。一方，Vargas ら [30] は，テクスチャ1，2次統計量とテクスチャ特徴 LBP を用いた手法を提案している。また，Ferrer ら [31] は，顔画像認識の分野で提案された特徴である Local Directional Pattern (LDP) [83] を用いて，グレースケール画像か

らストロークの強度変化を解析する手法を提案している。これらは、強く記載されたストロークは筆圧に応じて濃いインクが付着する [84] ことから、紙面に残存するインクの濃淡を通して筆圧情報を解析できるという点に着目している。

2.2.3 課題の整理

以上のように、オフライン筆者照合では、字形情報の属性を用いる static アプローチに対し、近年、オフライン筆跡から動的情報を推定してオフライン筆者照合に用いる pseudo-dynamic アプローチが提案されてきた。しかし、オフライン筆者照合における動的情報の推定手法としては、これまで文字の二次元的情報をベースとした手法が主であった。一方で、コンピュータによるオフライン筆者照合よりもいまだ高い照合性能をもつことが指摘されている法科学分野における FDEs の検査では、コノスコープやレーザー顕微鏡などを用いることにより、紙面の凹みを順次観察し、そこから筆圧や筆順を検査する方法が提案されている [85–87]。また、マルチバンドイメージスキャナにより取得される赤外面像から筆跡の紙面への凹み形状をモデル化する手法も提案されている [88–90]。ただし、そこでは直接筆者照合に適用した場合の性能評価は行われておらず、紙面への凹み形状のモデル化にとどまっている。

そこで、本論文の第3, 4章では、文字の二次元的情報からだけではなく、マルチバンドイメージスキャナを用いることで筆圧に応じた画線の紙面への凹みの陰影画像を取得し、そこから新たな属性として筆圧情報の抽出を試み、オフライン筆者照合の性能面の課題解決を図る。

2.3 オフライン筆者照合の少数サンプル問題対処に関する研究動向と課題

ここでは、運用面の課題解決に向けて、オフライン筆者照合における少数サンプル問題対処に関する研究動向と課題を探る。

2.3.1 生成型学習に関する研究動向

少数サンプル問題に対応するため、少数の学習データの入力パターンから人工的に新たなサンプルを生成することで、学習データのサンプルを増加させる手法が提案されている。村瀬 [91] によれば、この生成処理は認識の事前処理である学習段階に行うことが可能なことから、生成型学習と呼ばれており、次のような生成例を示している。

- (1) 学習パターンに微小変動を付加することによる生成
- (2) 生成フィルタなどの生成関数による生成
- (3) 学習パターンの特徴空間でのデータの補間による生成
- (4) 二次元パターンの補間やアフィン変換などによる生成
- (5) 入力時の各種情報から動的に生成

実際にオフライン筆者照合に生成型学習を適用した例としては、次のようなものがある。Huang and Yan [33] は、少数の学習データの署名に対して、幾何学的変換（傾き、回転、大きさなど）をベースに、各種パラメータを変化させながら人工的に学習データを増やし、ニューラルネットワークにより照合する手法を提案している。Fang ら [34, 92, 93]

は，少数の学習データの署名に対して，二次元の弾性マッチングを適用し，学習データを増やして信頼性のある識別器構築に関する手法を提案している．

しかし，この手法は，計算コストが高いうえ，オフライン筆者照合では，通常の筆跡であればパフォーマンスは向上するものの，偽筆に対しては逆にパフォーマンスが低下することが指摘されている [33]．

2.3.2 少数サンプル問題にロバストなモデル構築に関する研究動向

筆者照合のモデルは，大きく，筆者依存型モデル（writer-dependent model）と筆者独立型モデル（writer-independent model）に分けられ，その特徴は表 2.1 に示すとおりである．以下では，それぞれについて，詳しく見てみることにする．

表 2.1: 筆者依存型モデルと筆者独立型モデルの比較

	筆者依存型モデル	筆者独立型モデル
学習データ	対照筆跡 筆跡データベース	筆跡データベース
テストデータ	疑問筆跡	疑問筆跡 対照筆跡
長所	各筆者に特化したモデル	学習時に少数サンプル問題影響なし 新規筆者に再学習不要
短所	学習時に少数サンプル問題影響あり 新規筆者に再学習必要	各筆者の筆跡個性劣化

筆者依存型モデル

筆者依存型モデルは、筆跡から得られた特徴を直接利用する照合であり (feature-based classification), 筆者毎に構築するスタンダードなモデルである [57, 94–96]. 学習フェーズでは、対象となる筆者本人の対照筆跡と複数の他人筆跡を用いて 2 クラス識別器を構築する. テストフェーズでは、構築した識別器に疑問筆跡を入力し、その出力で評価する.

このモデルは、対象筆者毎に特化したモデルを構築することが可能である. ただし、信頼性のあるモデルを構築するためには十分な数の対照筆跡の確保が必要であり、また、対象となる筆者が登場するたびにモデルを構築しなければならず、犯罪捜査など、多数の対照筆跡の確保が困難な場面、即時性が求められる場面での応用には注意が必要となる [32, 36].

筆者独立型モデル

筆者独立型モデルは、筆者共通のモデルであり、筆者依存型モデルと比較して、主に次のような特徴がある [32].

- 第三者の筆跡サンプルから事前にモデルを構築しておくため、モデル構築時に対象者の対照筆跡は使われないことから、モデル精度に対照筆跡数は影響しない (対照筆跡は照合時にのみ用いられ、対照筆跡 1 個でも照合可能).
- 筆者共通のモデルであり、新たな対象者を追加照合する場合でもモデルを再構築が不要で学習にかかる時間が削減されるため、現

場スピードが求められる現場でのメリットがある。

筆者独立型モデルは、同じクラスに属するサンプルどうしなら類似し、違うクラスに属するサンプルどうしなら相違するという考えのもと、Pełkalska and Duin [97] により提案された dissimilarity representation (非類似性表現) をベースとしており、2つの特徴ベクトル間で、各成分間のユークリッド距離から成る非類似度ベクトルを用いて照合する (dissimilarity-based classification)。

この非類似性表現のコンセプトは、Srihari らの研究グループ [57–59, 98–100] によりオフライン筆者照合に導入され、個人内・個人間変動の解析を行いながら、距離・ニューラルネットワーク・ナイーブベイズなどを用いた様々な研究がなされている。他にも多くの研究がなされており、主なものとして次のような研究がある。Kumar ら [101] は、文字の形態学的な特徴 (signature morphology) を用いた筆者独立型モデルについて提案している。また、Kumar ら [36] は、文字の周囲の空間的な黒画素分布をもとにした特徴 (surroundedness feature) を用いた筆者独立型モデルを提案している。Yilmaz ら [65] は、HOG 特徴と LBP 特徴を組み合わせた特徴を用いて、筆者独立型モデルにより実験している。Swanepoe ら [102,103] は、照合率改善に向けて、非類似度ベクトルを正規化する手法を盛り込んだ筆者独立型モデルを提案している。Sabourin の研究グループ [32,35,104–107] では、筆者独立型モデルに有効な特徴をブースティングにより選択する手法など、筆者独立型モデルの精度向上に関する多くの研究を行っている。また、Eskander ら [95,96] は、筆者依存型モデルと筆者独立型モデルの両方のメリットを併せもった、ハイブリッド型の照合システムを提案している。

ただし、筆者独立型モデルは、少数サンプル問題やモデル構築にかかる計算コスト削減などの運用面でのメリットがあるものの、各筆者の個性を汎化した全筆者共通のモデルであるため、各筆者固有の特徴（筆跡個性）を表す情報が劣化し、それが照合の性能を低下させる原因となる可能性がある。それに関連して、筆者独立型モデルで対照筆跡を複数利用可能な場合、状況によってはかえって照合の性能悪化の側面があることも指摘されている [32].

2.3.3 課題の整理

以上のように、オフライン筆者照合では、少数サンプル問題に対応するため、少数の学習データから人工的生成によりサンプル数を増加させる生成型学習による方法、少数サンプルにロバストなモデル構築による方法が提案されている。

しかし、生成型学習による方法では、計算コストが高いうえ、オフライン筆者照合では、通常の筆跡であればパフォーマンスは向上するものの、偽筆に対しては逆にパフォーマンスが低下することが指摘されている [33].

また、筆者独立型モデルは、少数サンプル問題やモデル構築にかかる計算コスト削減などの運用面でのメリットがあるものの、各筆者の個性を汎化した全筆者共通のモデルであるため、各筆者固有の特徴（筆跡個性）を表す情報が劣化し、それが照合の性能を低下させる原因となる可能性がある。それに関連して、筆者独立型モデルで対照筆跡を複数利用可能な場合、状況によってはかえって照合の性能悪化の側面があることも指摘されている [32].

そこで、本論文の第5章では、少数サンプル問題対処の観点から、現場利用のスピード化のため高計算コストを避けつつ、偽筆耐性の高いシステム構築を目指して、モデル構築による手法に焦点を当て、筆者独立型モデルを導入するとともに、筆者毎の筆跡個性を盛り込むため、新たに筆跡個性表現の導入を提案し本モデルに適用することで照合性能の改善を図りながら、運用面の課題解決を試みる。

2.4 まとめ

本章では、従来のオフライン筆者照合について、全体的動向について概観し、性能面と運用面の観点から、オフライン筆者照合の特徴抽出法、モデル構築法に焦点を当てて、これまでの主なオフライン筆者照合の研究動向について概観し、課題を明らかにした。

1節では、オフライン筆者照合の全体的動向について、バイオメトリクス認証や法科学分野への応用、オンライン筆者照合とオフライン筆者照合の技術に着目しながら、高精度化を図る性能面の改善に関する研究、少数サンプル問題という運用面における改善に関する研究を概観し、課題を整理した。

2節では、性能面の課題解決に向けて、現在用いられている属性の状況を探るため、特徴抽出方法に着目し、特徴抽出法を分類しながら研究動向を探り、課題を整理した。そこでは、照合性能の改善のために様々な工夫を盛り込んだ研究が行われている一方で、従来の研究はいずれも文字の二次元的情報をベースとした手法であり、紙面の凹みなど、紙面に残存する情報をいまだ十分には利用しきれていない状況が明らかとなった。

3節では、少数サンプル問題という運用面の課題解決に向けて、少数の学習データから人工的生成によりサンプル数を増加させる方法、少数サンプル問題にロバストなモデル構築法に着目しながら、研究動向を探り、課題を整理した。そこでは、少数サンプル問題の解決のために、サンプル数を人工的に増加させる生成型学習や筆者独立型モデルをそのまま適用しても、性能面への影響が大きく、依然として改善の余地がある状況が明らかとなった。

そこで本論文では、オフライン筆者照合の改善のため、第3章と第4章では、照合率という性能面での課題解決に向けて、新たな属性として筆圧情報をオフライン筆跡から抽出して照合に利用する手法について述べ、第5章では、少数サンプル問題という運用面での課題解決に向けて、筆者依存型モデルを少数サンプル問題にロバストな筆者独立型モデルに発展させるとともに、可視画像と赤外画像中の筆圧情報の併用、筆者毎の筆跡個性を盛り込んだ筆者独立型モデルの導入によって、性能面・運用面ともに有効なオフライン筆者照合構築について述べる。

第3章 赤外画像中の筆圧情報を用いた オフライン筆者照合

本章では、オフライン筆者照合の性能面の課題に対処するため、オフライン筆跡から新たな属性として筆圧情報を抽出して照合に利用することを試みる。具体的には、可視・赤外画像を同時取得可能なマルチバンドイメージスキャナを用いて、可視画像から抽出する従来の字形情報に加え、新たに赤外画像中の筆圧情報を用いたオフライン筆者照合について述べる。

3.1 はじめに

これまでのコンピュータによるオフライン筆者照合では、紙面などに記載された筆跡の画像から字形情報を抽出するアプローチが特徴抽出の中心的手法であった。一方、FDEsによる検査では、単に字形のみならず、記載された紙面の凹みやインクの付着状態から偽筆耐性の高い筆圧・筆順などの動的情報を観察して活用している。この動的情報の重要性は、これらの情報を直接利用しているオンライン筆者照合が、オフライン筆者照合よりも一般に低い誤照合率が得られていることから明らかである。これらのことから、オフライン筆者照合においても、これらの動的情報を推定し、利用できれば、照合性能の改善が期待できる。

そこで本章では、オフライン筆者照合においても、紙面の凹みから筆圧情報を推定し特徴として用いることで、オフライン筆者照合の性能改善を試みる。ここでは、平成24年の筆記具の国内出荷数量がボールペン約14.3億本、マーキングペン約7.2億本、シャープペンシル約1.5億本となっており多くのボールペンが出荷されていること [108]、そのボールペンが我々の日常生活において高頻度で使われていること [109] から、ボールペンにより記載された筆跡に着目する。そして、ボールペンに使用されているインクの多くが赤外線透過すること [89,90] を考慮し、マルチバンドイメージスキャナを用いたオフライン筆者照合を検討した。このスキャナで得られる赤外画像は、インクの赤外線透過特性とマルチバンドイメージスキャナの斜光照明により、筆圧に応じた画線の紙面への凹みの陰影画像となる。そこで、可視画像からは従来の属性である字形情報、それと同時に取得される赤外画像から新たな属性として筆圧情報をそれぞれ抽出し、これらを組み合わせて利用する手法を提案する。

3.2 提案手法

提案手法の全体的フローを図 3.1 に示す。その具体的な処理は、次のとおりである。

まず、取得した可視画像と赤外画像に対して、前処理（画像全体の傾き・位置補正、文字の切り出し、画質改善、字画の切り出し）を行う。その後、可視画像と赤外画像から切り出した各字画部分に対して、それぞれ特徴量を抽出する。可視画像からの字形情報抽出には、日本語の文字認識や筆者照合で広く用いられている加重方向指数ヒストグラ

△ (Weighted Direction code Histogram : WDH) , 赤外画像中の筆圧情報抽出には, テクスチャ1, 2次統計量を特徴量として適用する.

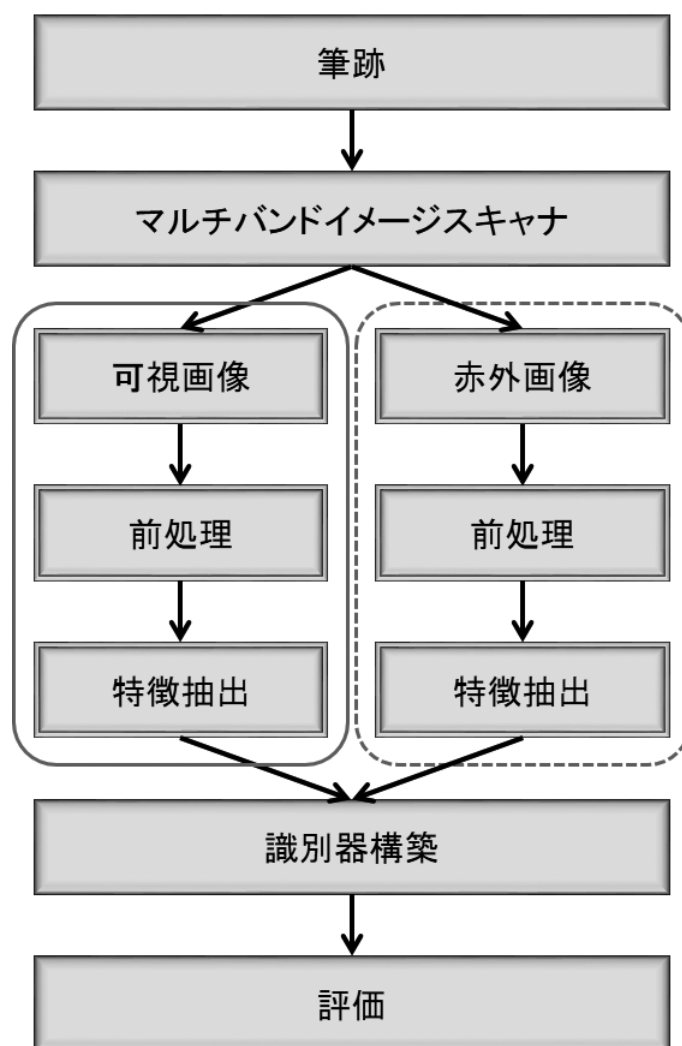


図 3.1: 提案手法の全体的フロー

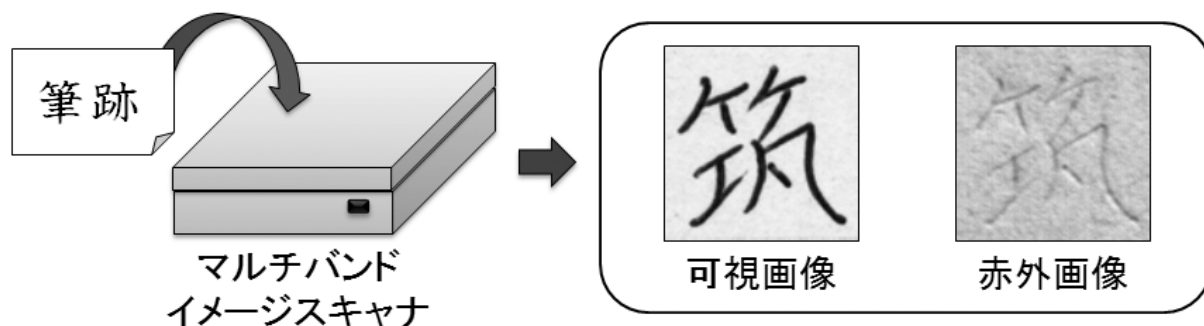


図 3.2: マルチバンドイメージスキャナ

3.2.1 マルチバンドイメージスキャナ

本提案手法では、筆跡にボールペンが広く用いられ、そのインクの多き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、オフライン筆者照合においても筆圧情報を使うことを試みた (図 3.2)。

マルチバンドイメージスキャナは様々な光源による画像が取得できるほか、このようなスキャナ型検査装置は、カメラ型検査装置と比較して、暗室などの特殊な撮影環境は不要で、検査資料はガラス面に密着・固定させるため倍率は常に等倍であり、検出器・光源との位置関係は一定で変わらないため撮影毎に同一条件を維持できるなどの利点もある [110]。

提案手法では、マルチバンドイメージスキャナから同時に取得される可視画像と赤外画像を用いる。このうち赤外画像は、インクの赤外線透過特性とマルチバンドイメージスキャナの斜光照明により、筆圧に応じた画線の紙面への凹みの陰影画像となる。

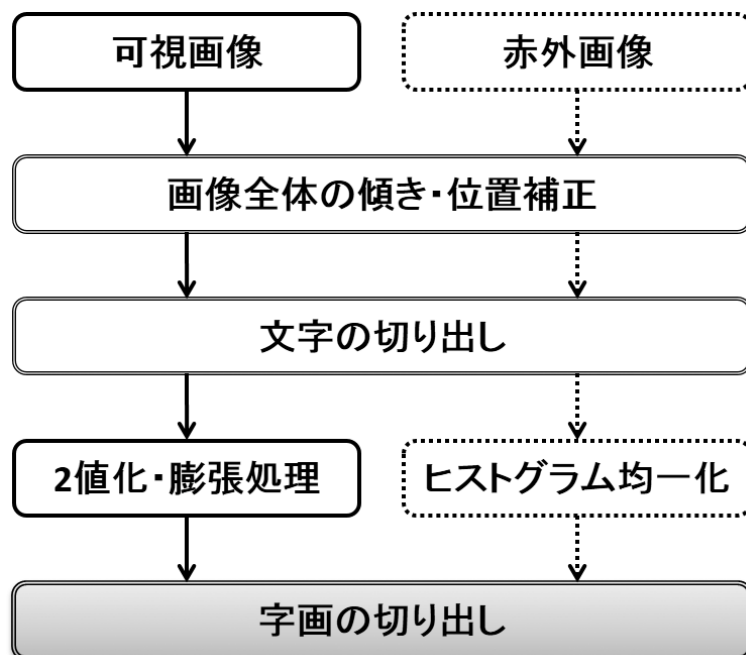


図 3.3: 前処理のフロー

3.2.2 前処理

前処理のフローは図 3.3 に示すとおりであり、大きく、次の4つの処理で構成される。

(1) 画像全体の傾き・位置補正

可視画像と赤外画像間の連携を図るため、取得された可視画像と赤外画像に対して、基準枠の傾き・位置を検出し [111–113]，両画像間でずれが生じないように補正する。

(2) 文字の切り出し

用紙から文字列，さらに各文字を切り出す際は，文字と文字が入り組んでいる場合でも適切な切り出しができるよう，画素を水平・垂直方向に投影して頻度分布を求める投影処理と，連結している画素

に同じ番号（ラベル）を付加することで領域を分類するラベリング処理を併用しながら行う [111–113].

(3) 画質改善

- 可視画像

取得された可視画像は，字形情報の抽出，字画の切り出しのためのマスク画像として用いるため，判別分析による2値化処理 [114]，字画の膨張処理を行う．その際，字画輪郭のジャギー（輪郭のギザギザ部分）改善のため単純平滑化，ノイズ除去のためメディアンフィルタを施しておく [111–113].

- 赤外画像

取得された赤外画像は，全体的にコントラストが低いうえに，記載条件（筆跡記載時の紙面下の硬さなど）の影響も考えられることから，これらの状況に対処するため，文字の濃淡画像の画質改善に対して有効性が示されているヒストグラム均一化の処理を施す [115].

(4) 字画の切り出し

スキャンされた赤外画像をそのまま用いると，背景に多くのノイズを含んだ情報が抽出されてしまうことから，これらを除去するため，画質改善後の可視画像をマスクとして赤外画像から字画の切り出しを行う（図 3.4）．その後，背景ノイズを含まない字画部分のみを対象として，可視画像から字形情報，赤外画像から筆圧情報に関する特徴量をそれぞれ抽出する．

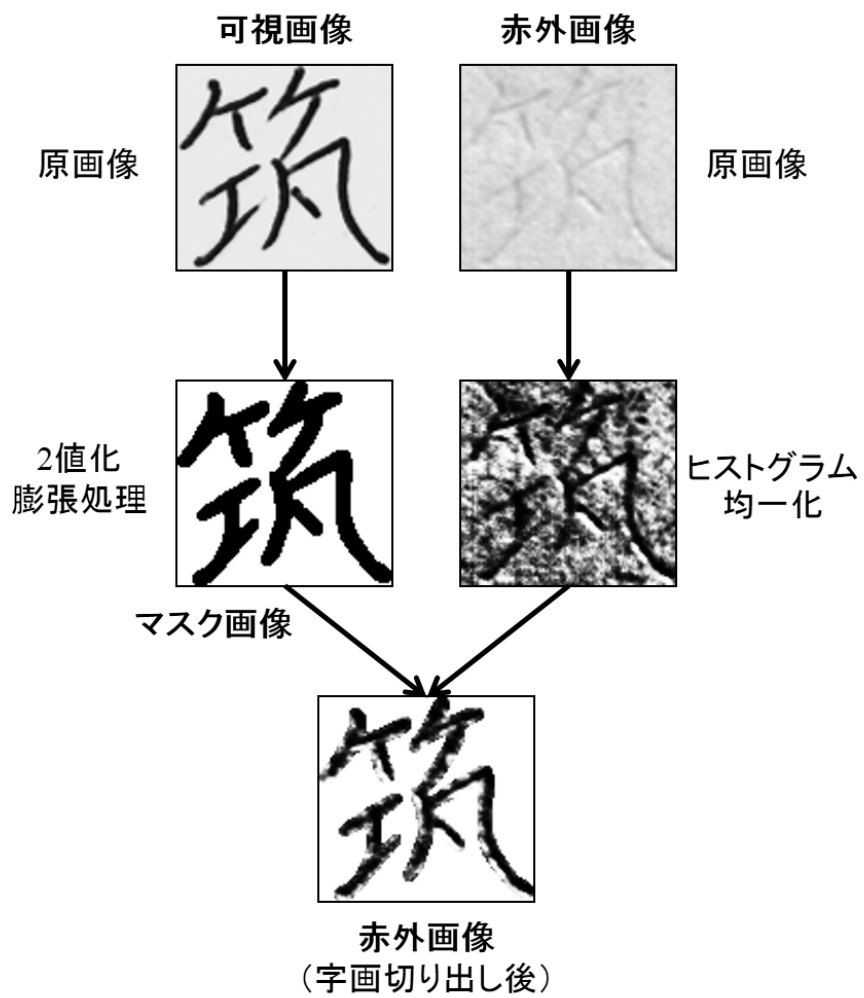


図 3.4: 赤外画像からの字画の切り出し処理

3.2.3 可視画像の特徴量：加重方向指数ヒストグラム

前節の前処理後，可視画像に含まれる字形情報を抽出するために，加重方向指数ヒストグラム（WDH）を特徴量として用いる．WDHは，人間の視覚特性からヒントを得たものであり，以下の情報処理系の特色をもった特徴量である [64]．

- 空間的・方向的ボケ変換を含むことにより文字線分の局所的な位置変動を吸収可能
- 文字線分の輪郭線を抽出することで線素構造を把握可能
- 人間の視覚情報処理系を数理的に模倣しており，情報変換・圧縮の並列処理により実装時に処理を高速化可能

このWDHは，日本語の文字認識 [116,117]，オフライン筆跡照合 [25, 62,63] に広く使われている代表的な字形情報の特徴量である．

この特徴抽出の具体的な手順は次のとおりである（図 3.5）．

- (1) 2値画像の字画に対して，8連結の輪郭線追跡を行い，各輪郭線の方法を45度おきの4方向に圧縮する．
- (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ることで，方向指数ヒストグラム196次元（縦7×横7×4方向）を生成する．
- (3) その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，64次元特徴ベクトル（縦4×横4×4方向）をWDHとして取得する．

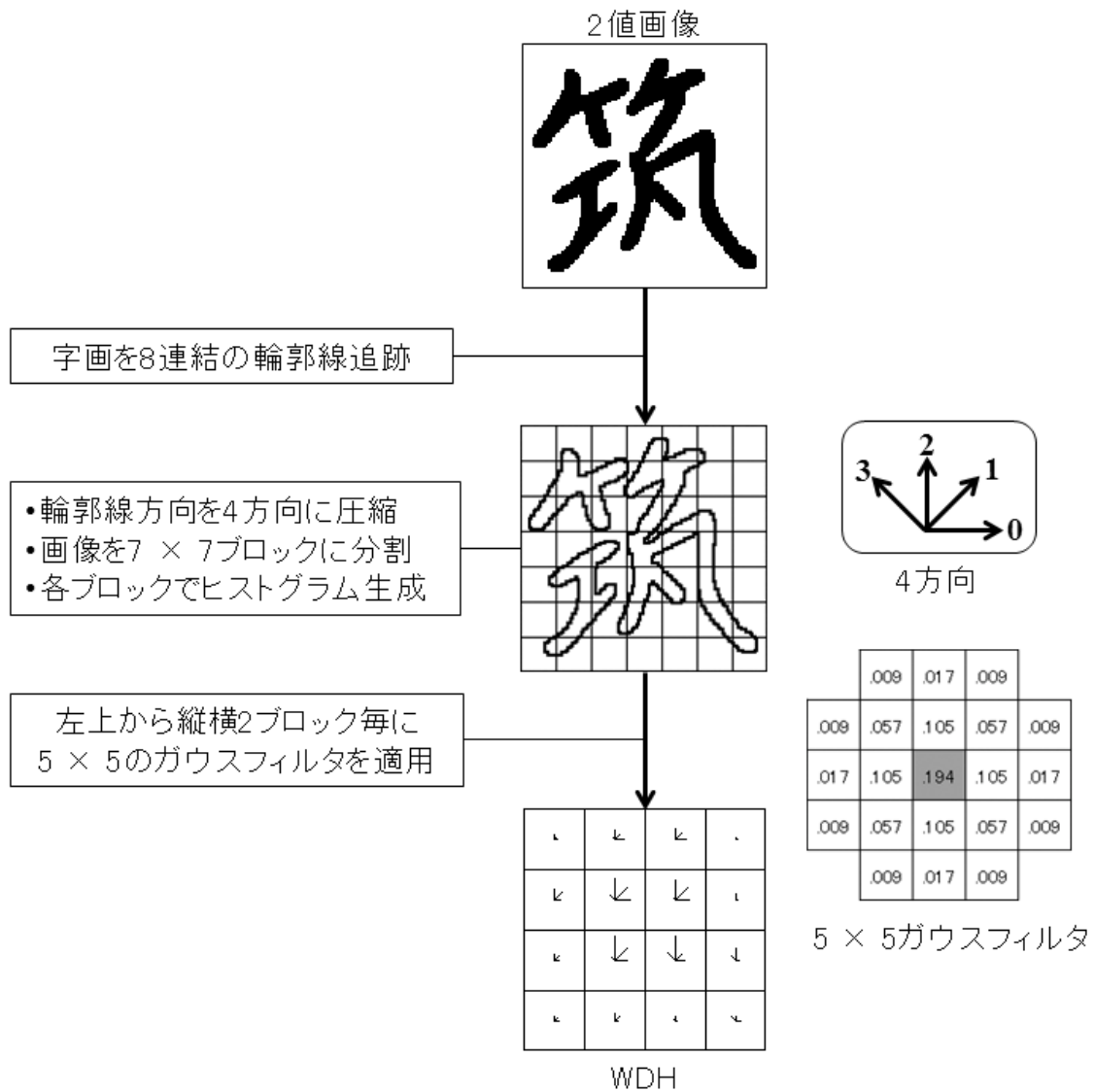


図 3.5: 加重方向指数ヒストグラムの計算フロー

3.2.4 赤外画像の特徴量：テクスチャ1, 2次統計量

赤外画像中の筆圧情報を抽出するため、ここでは、赤外画像の陰影の濃淡をテクスチャと捉えて、長い利用実績のあるテクスチャ1, 2次統計量を用いる [30].

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される。本提案手法では、次の6つの1次統計量 (Mean, Variance, Skewness, Kurtosis, Energy, Entropy) を計算する。

$$\text{Mean } \mu = \sum_{i=0}^{L-1} ip(i) \quad (3.1)$$

$$\text{Variance } \sigma^2 = \sum_{i=0}^{L-1} (i - \mu)^2 p(i) \quad (3.2)$$

$$\text{Skewness} = \frac{1}{\sigma^3} \sum_{i=0}^{L-1} (i - \mu)^3 p(i) \quad (3.3)$$

$$\text{Kurtosis} = \frac{1}{\sigma^4} \sum_{i=0}^{L-1} (i - \mu)^4 p(i) \quad (3.4)$$

$$\text{Energy} = \sum_{i=0}^{L-1} \{p(i)\}^2 \quad (3.5)$$

$$\text{Entropy} = - \sum_{i=0}^{L-1} p(i) \log_2 \{p(i)\} \quad (3.6)$$

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。

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）から計算される [118]。GLCM のコンセプトは、画像中の2画素間のある特定の相対的な位置関係（距離 d 、角度 θ ）における同時確率分布である（図 3.6）。量子化レベル数が G の画像であれば、その GLCM は、画像中の2画素間の距離 d 、角度 θ によって定まる2画素の各画素値（濃度）を GLCM の行列の要素に対応付け、その出現頻度を求めることで、 $G \times G$ 行列で表現される。

なお、通常画像をそのまま用いるとスパースな GLCM となってしまう、特徴量の計算に時間がかかる。そこで、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 に減少する。本提案手法では、1つの GLCM から、次の5つの統計量（Energy, Contrast, Correlation, Homogeneity, Entropy）を計算する。

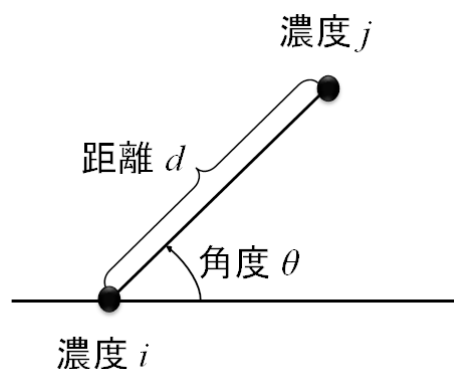


図 3.6: GLCM の位置関係

$$\text{Energy} = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} \{p(i, j)\}^2 \quad (3.7)$$

$$\text{Contrast} = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} (i - j)^2 p(i, j) \quad (3.8)$$

$$\text{Correlation} = \frac{\sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} i j p(i, j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \quad (3.9)$$

$$\text{Homogeneity} = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} \frac{p(i, j)}{1 + (i - j)^2} \quad (3.10)$$

$$\text{Entropy} = - \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} p(i, j) \log\{p(i, j)\} \quad (3.11)$$

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 θ 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. 本提案手法では, 距離 ($d = 1$),

角度 ($\theta = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$) とした. よって, 最終的に 20次元 (5 統計量 \times 4 方向) の特徴ベクトルが得られる.

3.2.5 識別器構築

SVM

サポートベクターマシン (Support Vector Machine : SVM) [119] は, オフライン筆者照合において広く使われている識別器のひとつであり, ここでは SVM を識別器として用いることとした. SVM の特徴としては, 主に次のような特徴があげられる.

- マージン最大化基準による識別境界を構築するため, 高い汎化能力が期待できる (図 3.7).
- パラメータの推定をラグランジュ未定乗数法により凸二次計画問題として定式化し, 高速に解く手法が実用化されている.
- カーネルトリックにより非線形に拡張できる.

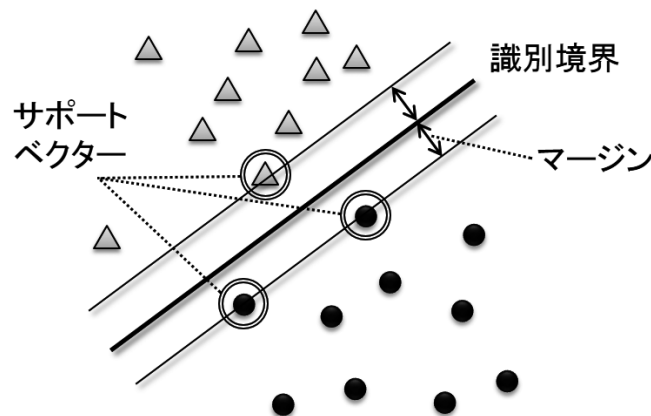


図 3.7: マージン最大化による識別境界

非線形に拡張したソフトマージン SVM の詳細については次のとおりである。

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 ξ_i , ラグランジュ乗数 $\alpha_i \geq 0$, $r_i \geq 0$, スラック変数を用いて表されるペナルティとマージン間のトレードオフを制御するパラメータ $C \geq 0$ としたとき, 次のラグランジュ関数が得られる.

$$L = \frac{\|\mathbf{w}\|^2}{2} + C \sum_{i=1}^n \xi_i - \sum_{i=1}^n \alpha_i [y_i(\mathbf{w} \cdot \phi(\mathbf{x}_i) + b) - 1 + \xi_i] - \sum_{i=1}^n r_i \xi_i \quad (3.12)$$

ただし, Karush-Kuhn-Tucker (KKT) 条件を満たすため, ラグランジュ乗数 α_i は, 次の制約条件下で与えられる.

$$0 \leq \alpha_i \leq C$$

$$\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0$$

以上により識別器を構築し, 新たなテストデータ \mathbf{x} に対しては, 次の計算を行うことでそのクラスラベルを得ることができる.

$$F(\mathbf{x}) = \begin{cases} +1 & f(\mathbf{x}) \geq 0 \\ -1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3.13)$$

ただし,

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n y_i \alpha_i K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) + b \quad (3.14)$$

不均衡データ問題

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 (imbalanced data) となるため、2クラス分類を行う際はこれらの不均衡データを考慮した識別構築の必要がある。例えば、パターン認識でよく使われる k-NN 法 (k-nearest neighbor algorithm) は、特徴空間において多数決により最も近い学習データのクラスに分類する手法であり、そのまま適用すると、このような不均衡データの影響を受けやすく、テストデータは他人筆跡に分類されやすくなってしまう。

そこで、このような不均衡データ問題に対処するため、これまでに多くの提案がなされている。その考え方から、アプローチは大きく、データレベルとアルゴリズムレベルの2つに分類される [120–122].

- データレベル

データレベルでは、多数派クラスのデータをアンダーサンプリングしたり、少数派クラスのデータをオーバーサンプリングしたりしながらクラス間のデータ数のバランスを調整するものである [123]. これまでに、少数派クラスのデータを人工的に作り出して増加させ、多数派クラスのデータをランダムにアンダーサンプリングする Synthetic Minority Over-sampling TEchnique (SMOTE) [124] やその発展型 [125] など、多くの手法が提案されている。ただし、デー

タのアンダーサンプリングは有用な学習データを除外してしまう危険性があり，また，データのオーバーサンプリングは学習データを大きくしてしまうと同時に過学習の危険性がある．

- アルゴリズムレベル

アルゴリズムレベルでは，多数派クラスのデータセットを少数派クラスのデータセットと同じくらいの複数のサブセットにランダム分割して行う学習法 [121]，多数派クラスと少数派クラスのエラーコストを更新するコスト考慮型学習法（cost-sensitive learning） [126–128] などが提案されている．

本提案手法では，識別器に SVM を用いることから，SVM のパラメータで異なるペナルティを用いることで応用できる，不均衡データ問題を考慮したコスト考慮型学習を行うこととした．

コスト考慮型 SVM

SVM は，汎用性の高い 2 クラス識別器であるが，2 クラス間でデータ数が不均衡であると，そのパフォーマンスは大きく低下することが報告されている [127]．

これは識別境界の歪みが影響しており，その原因として次のような点が指摘されている [127, 129]．

- “理想” の識別境界から離れた少数派クラスのデータ分布の影響
少数派クラスのデータは，多数派クラスのデータよりも，“理想” の識別境界から離れて分布しているため，SVM は少数派クラス側に歪んだ識別境界が形成されるように学習されてしまうことが考えられる．

- ソフトマージンの脆弱性

式 (3.12) を数学的に解釈すると、最初の項 $\frac{\|\mathbf{w}\|^2}{2}$ の最小化はマージン最大化と等価であり、2番目の項 $C \sum \xi$ の最小化はそれに伴うエラーを最小化する。このパラメータ C はマージン最大化とエラー最小化のトレードオフとなっており、もし C が小さければ、SVM は、多数派クラスの総エラーがゼロになるように、すなわち、全てのデータを多数派クラスに分類するように学習してしまう。この問題には少数派クラスの総エラーが小さくなるように対応することが必要であるが、この点についてはSVMでは十分に考慮されていないため、不均衡データ問題に十分に対応できない。

- 不均衡なサポートベクター比率

学習データが不均衡であると、少数派クラスと多数派クラス間でサポートベクターの数も不均衡となる。そのため、識別境界に近いテストデータの付近には多数派クラスのサポートベクターで占められることになり、決定関数は多数派クラスに分類されやすくなってしまう。

そこで本提案手法では、このような状況の下での不均衡データ問題に対応するため、Veropoulosらにより提案されたコスト考慮型SVM [126] 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では、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 ξ_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^- としたとき, 次のラグランジュ関数が得られる.

$$L = \frac{\|\mathbf{w}\|^2}{2} + C^+ \sum_{\{i|y_i=+1\}}^{n_+} \xi_i + C^- \sum_{\{i|y_i=-1\}}^{n_-} \xi_i - \sum_{i=1}^n \alpha_i [y_i(\mathbf{w} \cdot \phi(\mathbf{x}_i) + b) - 1 + \xi_i] - \sum_{i=1}^n r_i \xi_i \quad (3.15)$$

また, ラグランジュ乗数 α_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.

以上により識別器を構築し, 新たなテストデータ \mathbf{x} に対しては, 式 (3.13) を計算することで, そのクラスラベルを得ることができる.

本提案手法では, 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次の Radial Basis Function (RBF)

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = e^{-\gamma\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2} \quad (3.16)$$

を用い, パラメータ (エラーコストの C^+ と C^- , RBF の γ) は, グリッドサーチにより得られた最適値を用いることとした.

3.2.6 評価方法

筆者照合は2クラス分類であり, 一般に2クラス分類の評価は各クラスの正解・不正解を表した混同行列 (confusion matrix) から計算する (表 3.1).

表 3.1: 混同行列

	Real positives	Real negatives
Predicted positives	True positive (TP)	False positive (FP)
Predicted negatives	False negative (FN)	True negative (TN)

主な評価方法には，次のようなものがある [130].

$$\text{Accuracy} = (TP + TN)/(TP + FP + TN + FN) \quad (3.17)$$

$$\text{Precision} = TP/(TP + FP) \quad (3.18)$$

$$\text{Recall} = TP/(TP + FN) \quad (3.19)$$

$$\text{Sensitivity} = TP/(TP + FN) = \text{Recall} \quad (3.20)$$

$$\text{Specificity} = TN/(TN + FP) \quad (3.21)$$

$$\text{Balanced accuracy} = (\text{Sensitivity} + \text{Specificity})/2 \quad (3.22)$$

$$\text{F-measure} = 2 \times \text{Precision} \times \text{Recall}/(\text{Precision} + \text{Recall}) \quad (3.23)$$

$$\text{Mean F-measure} = (\text{F-measure}_+ + \text{F-measure}_-)/2 \quad (3.24)$$

$$\text{Geometric mean} = \sqrt{\text{Sensitivity} \times \text{Specificity}} \quad (3.25)$$

ここで， F-measure_+ は正例クラスから計算された一般的な F-measure， F-measure_- は負例クラスから計算された F-measure を示す。

以上の評価方法のうち，Accuracy 以外は，不均衡データに対する評価によく用いられる。また，他に，受信者動作特性曲線（Receiver Operating Characteristic curve : ROC 曲線），ROC 曲線下面積（Area Under the ROC Curve : AUC）を用いた方法もある。

本提案手法では，これらのうち，Kubat ら [131] により提案された Geo-

metric mean (g-mean) をベースに，次の誤照合率で評価することとした．

$$\text{g-mean based error rate} = (1 - \text{g-mean}) \times 100 \quad (3.26)$$

3.3 実験

3.3.1 予備実験

まず，本提案手法における，筆圧情報を抽出するテクスチャ2次統計量と字画の切り出しの有効性を検証するため，予備実験を行った．そこで，図3.8に示すように，筆順の異なる同様な字画構成の2つの筆跡サンプルを準備した．本実験の詳細は，次のとおりである．

- サンプルA，Bは，直線状の2つの字画で構成されている．
- サンプルAは，縦画の記載後に横画が記載されている．
- サンプルBは，横画の記載後に縦画が記載されている．
- サンプルA，Bは，赤外透過性インクを搭載した一般的なボールペンで記載されている．
- サンプルA，Bをマルチバンドイメージスキャナにより300dpiでスキャンし，その可視画像と赤外画像を同時に取得する．
- 赤外画像に対し，ヒストグラム均一化を適用する．
- さらに，赤外画像に対し，2値化処理・字画の膨張処理後の可視画像をマスクとして，字画の切り出しを行う．

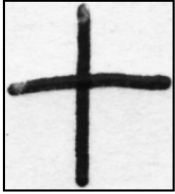
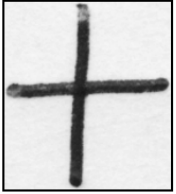
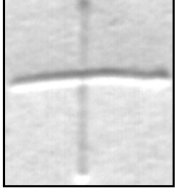
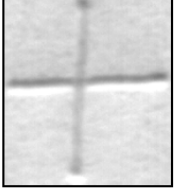
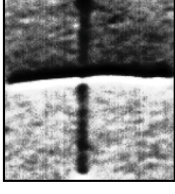
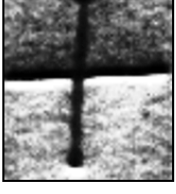
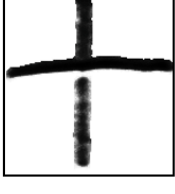
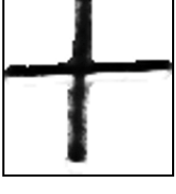
画像の種類	処理	サンプルA 筆順 → -	サンプルB 筆順 - →
可視画像	原画像		
赤外画像	原画像		
	↓ ヒストグラム 均一化		
	↓ 字画の 切り出し		

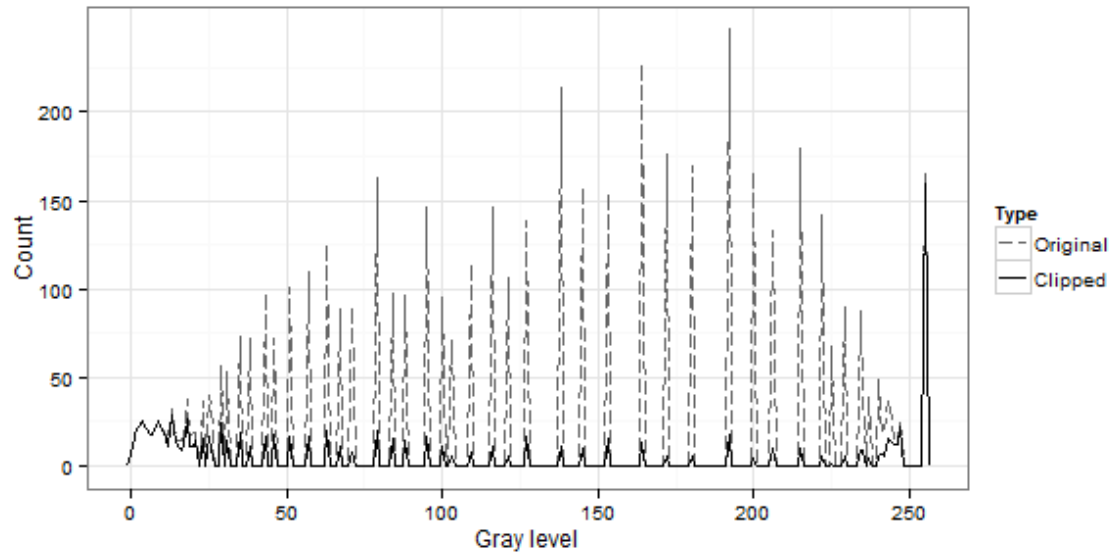
図 3.8: 予備実験のサンプル画像

図 3.9 は，サンプル A，B の赤外画像の濃度ヒストグラムを示している．この図から，字画の切り出し前後で濃度ヒストグラムが大きく異なっていることがわかる．また，字画の切り出しは濃度約 50～240 の間で行われていることから，この部分に主に紙面の背景ノイズが混在し，筆圧情報の抽出に影響を及ぼす可能性があることもわかる．

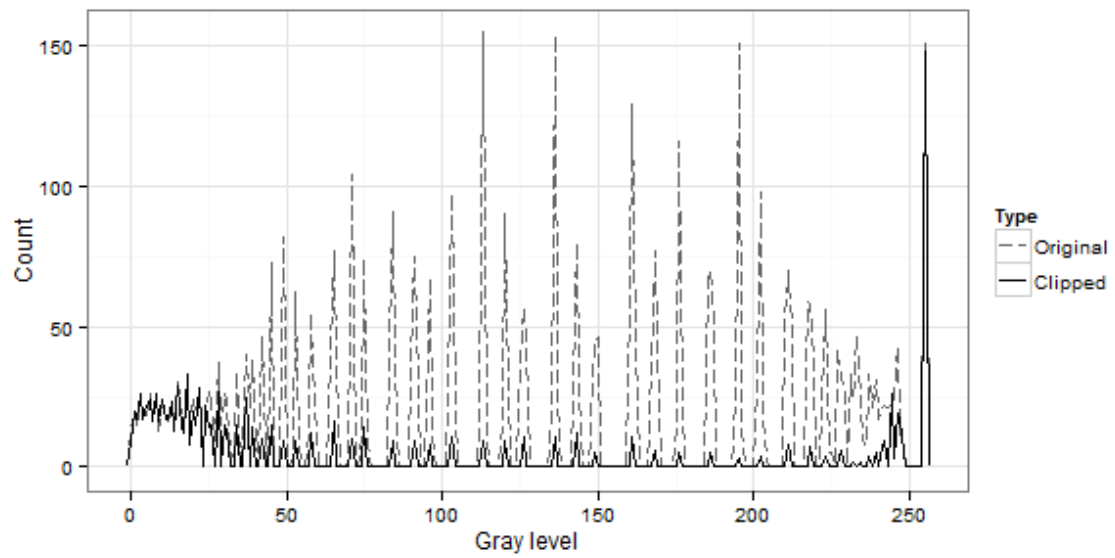
したがって，字画の切り出し処理は，背景ノイズの軽減に大きく貢献することが確認できた．しかし，同様な字画構成であるサンプル A，B は，筆順が異なっているものの，濃度ヒストグラムからはその差は明確でない．

一方，図 3.10 は，サンプル A，B の 16×16 GLCM ($d = 1, \theta = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$) の画像であり，GLCM の各要素は濃淡で表され，値が低いほど淡く，値が高いほど濃く示される．濃度ヒストグラムから計算されるテクスチャ1次統計量では，図 3.9 に示されているように，サンプル A，B 間で明確な違いは観察されないものの，テクスチャ2次統計量では，図 3.10 に示されているように，両者の違いがより明確になっていることがわかり，筆順に関する情報も含んだ筆圧情報が得られる可能性が示唆された．

以上の予備実験の結果から，オフライン筆跡から筆圧情報を抽出するための方法として，字画の切り出し処理とテクスチャ2次統計量を本提案手法の中に盛り込むこととした．



(a) サンプル A



(b) サンプル B

図 3.9: サンプル A, B の濃度ヒストグラム

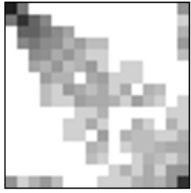
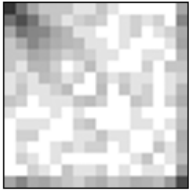
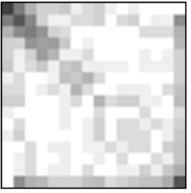
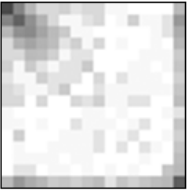
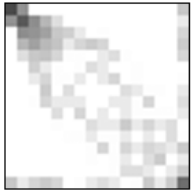

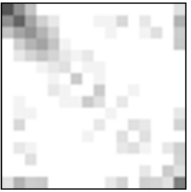

角度 画像	0°	45°	90°	135°
サンプルA				
サンプルB				

図 3.10: 字画切り出し処理後の赤外画像の 16 × 16 GLCM

3.3.2 筆跡サンプル

提案手法を評価するため、日常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（図 3.11）。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 文字毎にドロップアウトカラーの記載枠（縦横サイズ 1.1cm×1.1cm）のある用紙に、文字列を一人 20 回記載してもらった。なお、本サンプル収集の際は、事前にインフォームドコンセントを実施し、個人情報の取り扱いに留意した。

筑波研究学園都市

図 3.11: 筆跡サンプル

3.3.3 実験結果

54人の筆跡サンプルをマルチバンドイメーჯスキャナにより300dpiでスキャンし、各筆者20個の筆跡サンプルをそれぞれランダムに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。

従来法との比較

従来の字形情報を用いた手法と提案手法の実験結果を図3.12に示す。ここでは、

- “WDH” :
可視画像のみ（従来の字形情報としてWDHを適用）を用いた場合
- “WDH+IR” :
可視画像（字形情報）に赤外画像（筆圧情報）を付加した場合

の各文字の g-mean based error rate を比較している。

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、字形情報に新たな属性として筆圧情報を付加することで、誤照合率が改善され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3.7%に改善し、本提案手法の有効性を確認できた。

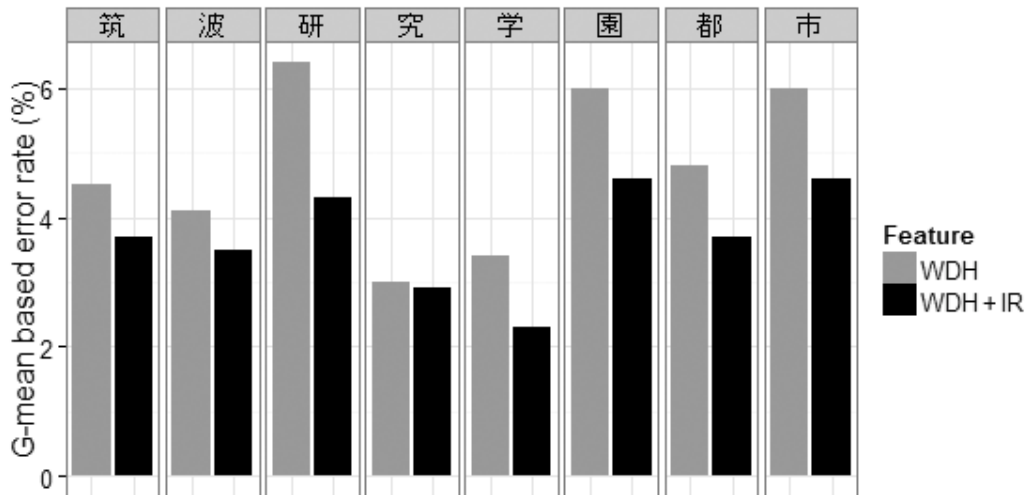


図 3.12: WDH と筆圧情報を付加した WDH の比較

字画の切り出しと 2 次統計量の効果

字画の切り出し処理とテクスチャ 2 次統計量の本提案手法への使用は、予備実験の結果によるものであり、図 3.13 は、これらを実際に筆跡サンプルに適用した際の効果を示している。ここでは、赤外画像に対する、

- “PP1 without clipping” :
字画の切り出し処理のないテクスチャ 1 次統計量
- “PP1 with clipping” :
字画の切り出し処理のあるテクスチャ 1 次統計量
- “PP2 with clipping” :
字画の切り出し処理のあるテクスチャ 2 次統計量

の各文字の g-mean based error rate を比較している。

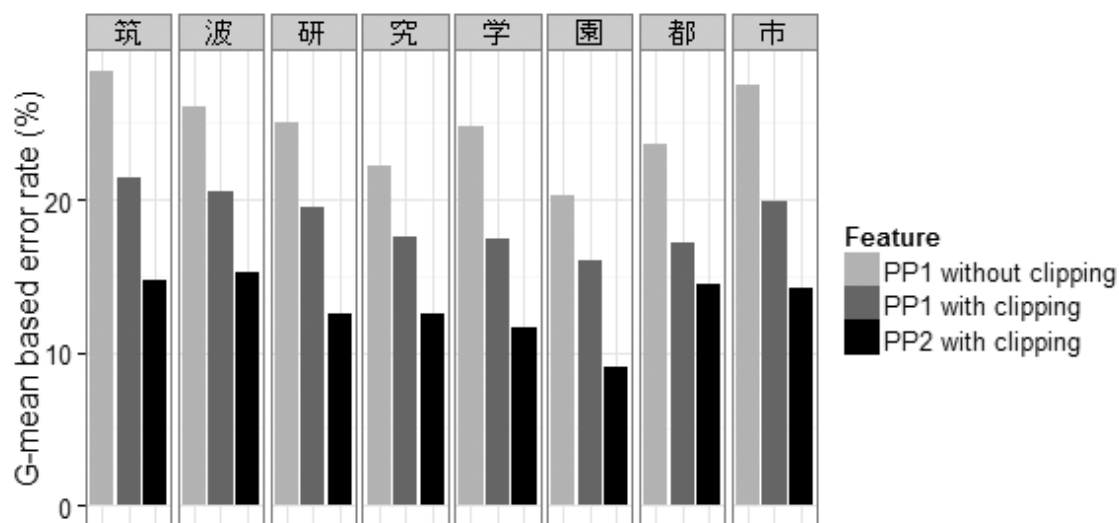


図 3.13: 字画の切り出しとテクスチャ2次統計量の効果

本結果から、背景字画ノイズを含む画像から字画切出しを行うことで、いずれの文字も誤照合率が改善していることがわかる。さらに、テクスチャ統計量では、1次統計量単独の誤照合率より2次統計量単独の方が低く、1次統計量単独で用いるのではなく2次統計量まで用いることの重要性を示している。

3.4 まとめ

本章では、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、オフライン筆者照合よりも照合性能の高いオンライン筆者照合やFDEsの検査でも用いられている筆圧情報を新たに抽出できれば、これまでよりも性能面での改善が期待できるとして、赤外画像中の筆圧情報を用いたオフライン筆者照合を提案した。

提案手法のポイントは、次のとおりである。

- 可視画像，赤外画像を同時取得可能なマルチバンドイメージスキャナの採用
- 日常の筆跡の記載にはボールペンが広く用いられており，そのインクの多くが赤外線透過することに着目
- 赤外画像（インクの赤外線透過特性とスキャン時の斜光照明により得られる紙面への凹みの陰影画像）から新たに筆圧情報を抽出し，可視画像から抽出した字形情報と組み合わせて利用
- 赤外画像の背景ノイズ除去のため，2値化した可視画像をマスクとした赤外画像からの字画の切り出し処理を適用
- 赤外画像から筆圧情報を抽出するため，テクスチャ1，2次統計量を採用

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，次の結果が得られた。

- 予備実験により，赤外画像からの筆圧情報抽出における字画の切り出し処理の効果，テクスチャ2次統計量の効果を確認
- 字形情報（ここでは代表的従来手法としてWDHを利用）を単独で用いるより，字形情報に新たに筆圧情報を付加することで，平均誤照合率を4.8%から3.7%に改善
- 字画の切り出し処理を行うことで，さらに誤照合率を改善
- 赤外画像から筆圧情報を抽出する際のテクスチャ統計量では，1次統計量単独の誤照合率より2次統計量単独の方が低く，1次統計量単独で用いるのではなく2次統計量まで用いることの重要性を確認

次の章では，さらに，インク付着状態をもとに可視画像からも筆圧情報を抽出し，赤外画像の筆圧情報と併用することで，オフライン筆者照合の一層の性能改善を目指す．

第4章 可視・赤外画像併用による筆圧情報の拡張

本章では、前章と同様に、性能面での課題に対処するため、オフライン筆跡から抽出した筆圧情報を照合に利用することを試みる。ここでは、第3章で用いた赤外画像中の筆圧情報に加えて、新たに可視画像からの筆圧情報抽出も試み、それらを併用したオフライン筆者照合について述べる。

4.1 はじめに

前章では、可視画像からは、従来手法と同様に、2値化画像として字形情報を抽出し、新たな属性として赤外画像の筆圧情報を抽出し、これらを組み合わせて利用することで、性能面の改善を図った。しかし、実際にボールペンによる筆跡を観察すると、強く記載されるほどインクが濃くなり、それと同時に紙面への凹みも強くなっていることがわかる(図4.1)。これについて、Leung and Leung [84]は、ストロークの筆圧の強弱に応じてインクの濃淡が変化することを実験的に示している。

したがって、オフライン筆者照合においても、紙面の凹みに加えてインク付着状態からも筆圧情報を推定し特徴として用いれば、オフライン筆者照合の性能改善が期待できる。

そこで、本章では、マルチバンドイメージスキャナを用いて可視画像

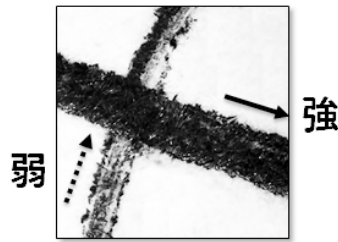


図 4.1: ボールペンによる字画の拡大

と赤外面像を同時に取得し，前章で有効性の確認された赤外面像中の筆圧情報に加え，新たに可視画像からも筆圧情報を抽出し，これらを組み合わせて利用することで，より一層の性能面の改善を試みる．

4.2 提案手法

本提案手法は，可視画像から筆圧情報を抽出すること以外は，第3章と同様であり，提案手法の全体的フローは前章で示した図 3.1 のとおりである．そこで，以下では，第3章の提案手法からの変更点を中心に述べる．

4.2.1 前処理

前処理では，新たに可視画像からも筆圧情報を抽出するため，第3章の前処理に対して，可視画像の画質改善の処理に，ヒストグラム均一化を加えて行うとともに（図 4.2），字画の切り出し処理を可視画像と赤外面像の両方に適用する（図 4.3）．

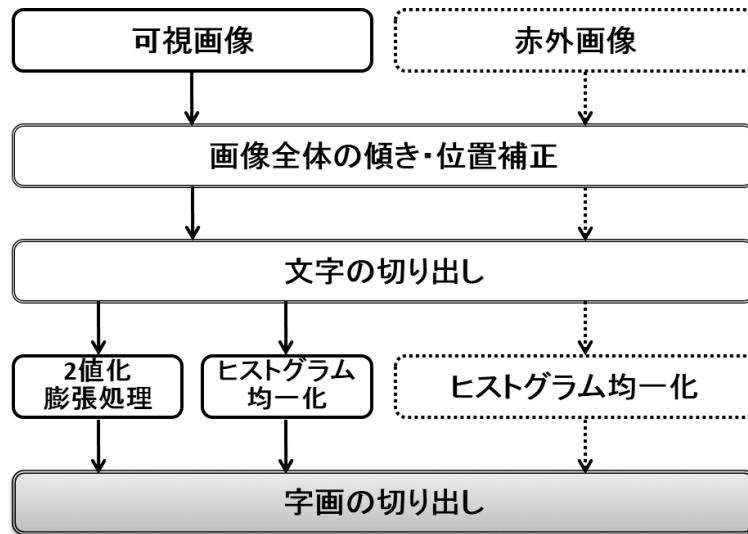


図 4.2: 前処理のフロー

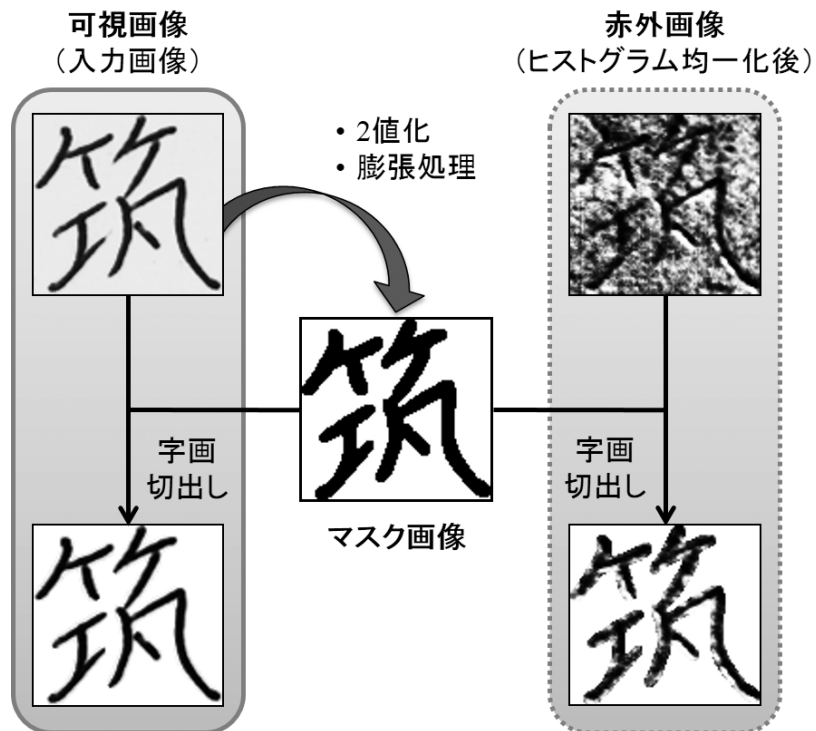


図 4.3: 可視・赤外画像からの字画の切り出し処理

4.2.2 可視画像の特徴量：LBP/LDP

赤外画像の特徴量には，前章で有効性が確かめられたテクスチャ1，2次統計量を用いる．一方，可視画像の特徴量には，新たな筆圧情報の取得のため，グレースケール画像からテクスチャ特徴を抽出する．ここでは，赤外画像中の筆圧情報と相補的な筆圧情報の取得に向けて，近年広く応用されている Local Binary Pattern (LBP) および Local Directional Pattern (LDP) の利用を検討した．これらは，濃度変化に対して不変で，計算コストが小さいなどのメリットがあることから，顔認識，表情認識などに応用されてきたが，近年はオフライン筆者照合においてもその有効性が確認されている [30,31,65,115].

LBP

LBPは，Ojalaら [67] により提案されたテクスチャ特徴であり，照明変動に対する頑健性や低い計算コストから，顔画像認識，表情認識の特徴量として応用されている [132,133].

具体的な手順は次のとおりである（図 4.4 に 8 近傍での計算例を示す）.

- (1) ある局所領域における注目画素値とその近傍の画素値（図 4.4 では 8 近傍）の大小関係を比較し，注目画素値以上であれば 1，それより小さければ 0 と置換（たとえば，図 4.4 で，左上画素 $99 \geq$ 注目画素 51 なので 1 に置換）
- (2) それらを 2 進コードとして順に結合（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 LBP 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LBPのヒストグラム（8近傍の図 4.4 では $2^8 = 256$ 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 $I(g_l)$ ($l = 0, 1, \dots, 7$) に着目する場合，LBP は次のように計算される．

$$\text{LBP} = \sum_{l=0}^7 s_l(I(g_l) - I(g_c)) \cdot 2^l \quad (4.1)$$

ただし，

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

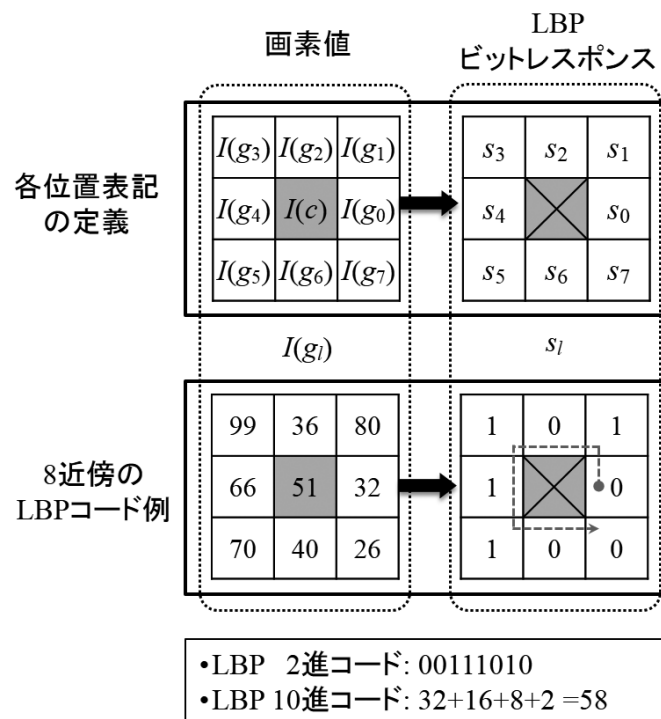


図 4.4: LBP の計算例

LDP

LDPは、Jabidら [83]により提案されたテクスチャ特徴であり、LBPと比較して、ノイズ耐性が高い、回転不変などのメリットがある。

具体的手順は次のとおりである（図 4.5 に $k = 3$ での計算例を示す）。

- (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 4.6）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 $I(g_l)$ ($l = 0, 1, \dots, 7$) で主要 k 成分 ($k \leq 8$) に着目する場合, LDP は次のように計算される。

$$\text{LDP} = \sum_{p=0}^7 s_p(m_p - m_k) \cdot 2^p \quad (4.2)$$

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 4.5 では 373）を示す。

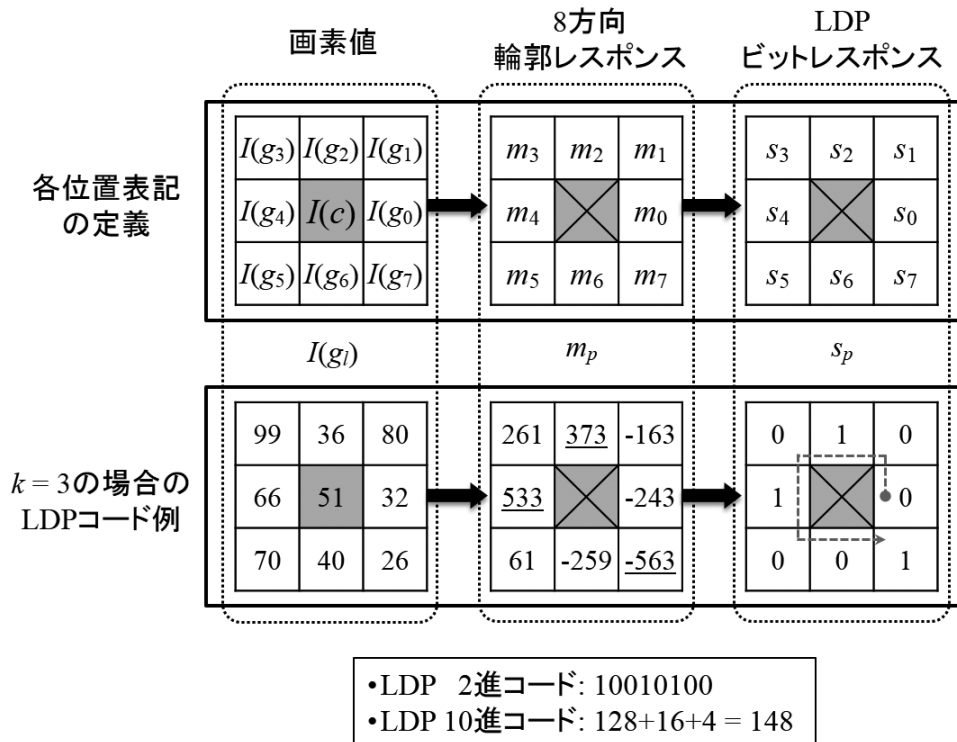


図 4.5: LDP の計算例

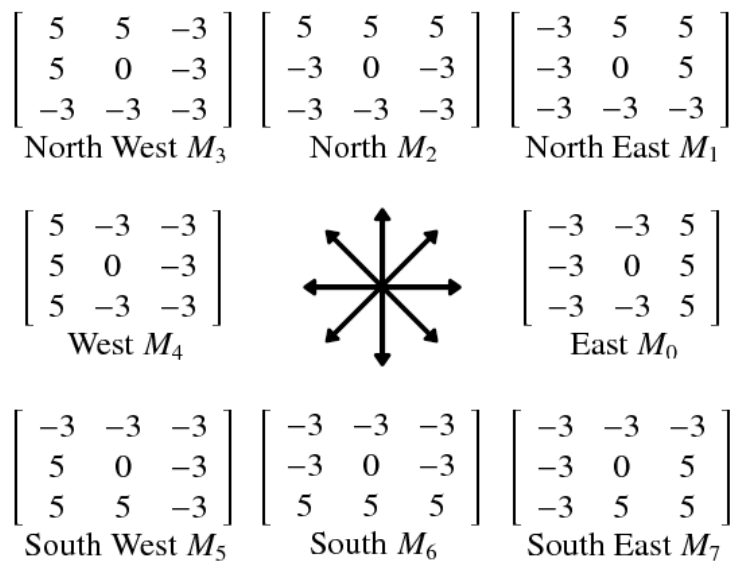


図 4.6: Kirsch マスク

ブロック分割の適用

LBPやLDPを文字画像に適用する場合、Ferrerら [31]によれば、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LBPまたはLDPを求めることで照合性能が向上されることを示している。そこで、本提案手法でもこの手法に従い、LBPやLDPを適用する際には、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LBPまたはLDPを求める。さらに、これらのヒストグラムを結合して一つのベクトルにまとめると高次元となることから、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。

最適ブロック数、DCTの次元数については、後述する予備実験に基づいて、最適値を設定した。ここでは、256ビンのヒストグラムで構成されるLBPについては、各ブロックを 4×4 に分割し、取得される4096次元ベクトル (= 256 values \times 4×4 blocks) にDCTを適用し、直流成分を除いた255次元ベクトルを用いた。また、 $k = 3$ で56ビン (= 8C_3)のヒストグラムで構成されるLDPについては、各ブロックを 4×4 に分割し、取得される896次元ベクトル (= 56 values \times 4×4 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。

4.2.3 識別器構築と評価方法

ここでは、第3章と同様に、識別器構築にはコスト考慮型SVM (カーネル関数にはRBF, 各種パラメータにはグリッドサーチによる最適値を使用) を用い、評価方法には式 (3.26) の g-mean based error rate を用いる。

4.3 実験

4.3.1 筆跡サンプル

本提案手法の有効性の評価として，実験には，第3章と同様に，協力者54人から収集した筆跡サンプル「筑波研究学園都市」を用いることとした．

4.3.2 実験結果

第3章と同様に，54人の筆跡サンプルをマルチバンドイメージスキャナにより300dpiでスキャンし，各筆者20個の筆跡サンプルをそれぞれランダムに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．

可視画像中の筆圧情報抽出のためのパラメータ・特徴量選定

LBPのブロック分割の比較結果（文字「筑」）は図4.7のとおりである（誤照合率が最小のものを本図中に矢印で示す）．ここでは，

- “3 × 3” :
文字画像を3 × 3 ブロックに分割した場合
- “4 × 4” :
文字画像を4 × 4 ブロックに分割した場合
- “5 × 5” :
文字画像を5 × 5 ブロックに分割した場合

における，DCT適用後の127次元（“127D”），255次元（“255D”），511次元（“511D”）でのg-mean based error rateを比較している．本結果から，LBPのパラメータとして，縦横のブロック分割数は 4×4 ，DCTの次元数は255次元が最適であることがわかる．

LBPのブロック分割の比較結果（文字「筑」）は図4.8のとおりである（誤照合率が最小のものを本図中に矢印で示す）．比較内容は，先のLBPの実験と同様である．本結果から，LBPのパラメータとして，縦横のブロック分割数は 4×4 ，DCTの次元数は127次元が最適であることがわかる．

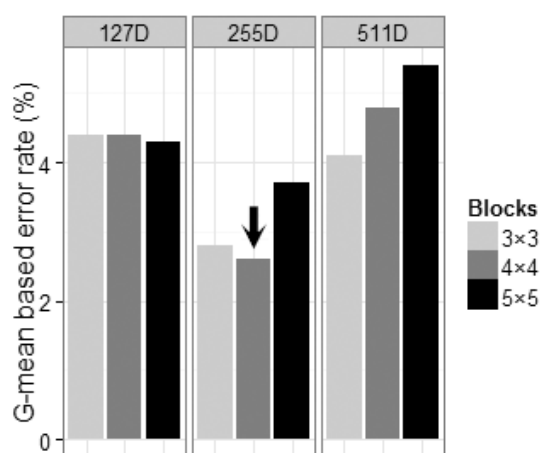


図 4.7: LBP のブロック分割の比較結果（文字「筑」）

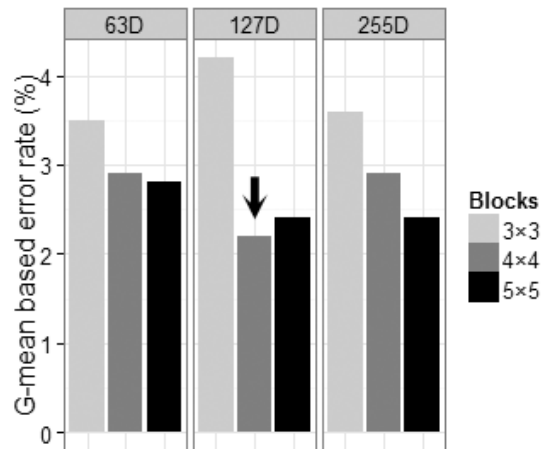


図 4.8: LDP のブロック分割の比較結果 (文字「筑」)

次に，この実験により得られた最適パラメータ条件下で，LBP と LDP の誤照合率を比較したところ，図 4.9 の結果が得られた．ここでは，

- “LBP” :
可視画像中の筆圧情報抽出に LBP を用いた場合
- “LDP” :
可視画像中の筆圧情報抽出に LDP を用いた場合

の各文字の g-mean based error rate を比較している．

本結果から，全体的に，LBP よりも LDP の方が低い誤照合率を得られることがわかった．したがって，本提案手法では，可視画像中の筆圧情報抽出に LDP を採用することとした．

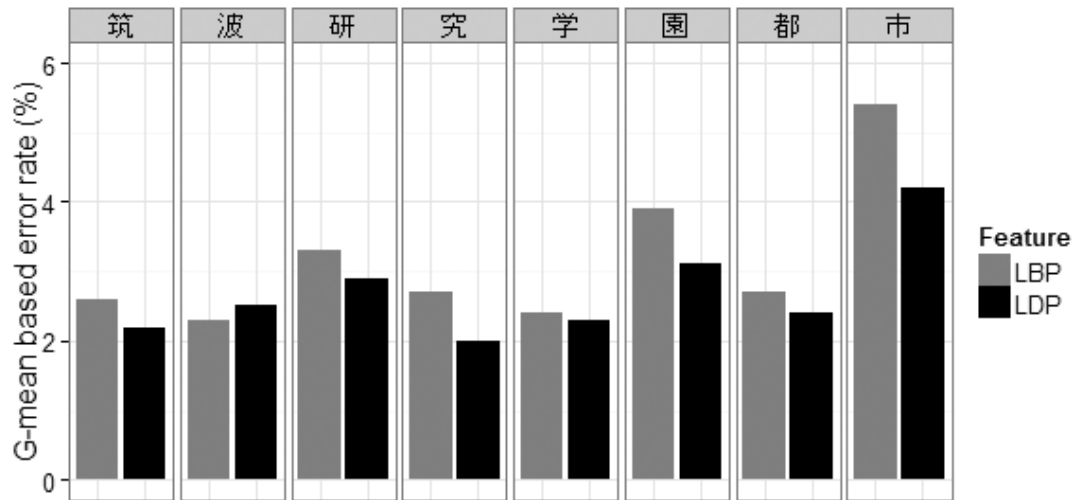


図 4.9: 可視画像の特徴LBP と LDP の比較

可視画像と赤外画像中の筆圧情報併用による改善効果

以上の実験結果から、可視画像の特徴量にLDPを用いることとし、その最適パラメータ（ブロック分割数 4×4 、DCTの次元数127次元）のもと、筆圧情報による改善効果について実験した。その実験結果を図 4.10 に示す。ここでは、

- “WDH” :
可視画像のみ（従来の字形情報としてWDHを適用）を用いた場合
- “WDH+IR Image” :
可視画像（字形情報）に赤外画像（筆圧情報）を付加した場合
- “LDP+IR Image” :
可視・赤外画像中の筆圧情報を併用（可視画像にはLDPを適用）した場合

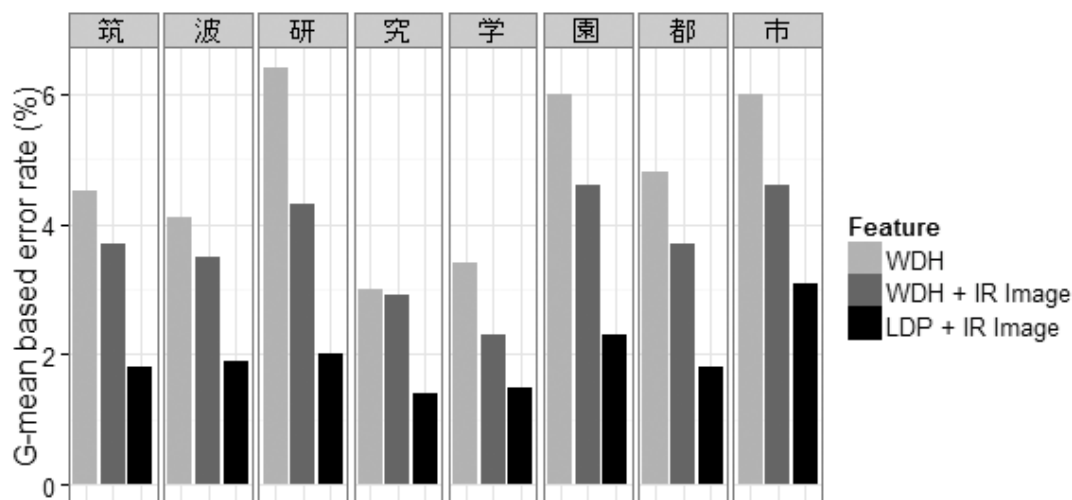


図 4.10: 筆圧情報による改善効果

の各文字の g-mean based error rate を比較している。

本結果から、可視画像の字形情報単独、または、可視画像の字形情報と赤外画像の筆圧情報を用いるよりも、可視画像と赤外画像の両方の筆圧情報を併用することで、誤照合率が改善していることがわかる。最終的に、可視画像の字形情報を単独で用いるよりも、可視画像と赤外画像の両方の筆圧情報を併用することで、全8文字平均で、誤照合率を4.8%から2.0%に改善し、第3章よりも一層の性能改善が得られ、本提案手法の有効性が確認された。

4.4 まとめ

本章では、ボールペンによる筆跡は強く記載されるほどインクが濃くなり、それと同時に、紙面への凹みも強くなっていることに着目し、オフライン筆者照合においても、インク付着状態と紙面の凹みの両方が

ら筆圧情報を抽出できれば，オフライン筆者照合の性能改善が期待できるとして，可視画像と赤外画像の両方から筆圧情報を抽出し，併用する手法を提案した．

提案手法のポイントは，次のとおりである．

- マルチバンドイメージスキャナを用いて可視画像・赤外画像の両方から筆圧情報を抽出
- 可視画像から筆圧情報を抽出するため，特徴量に LDP を適用
- LDP の特徴抽出の際は，字画像をブロック分割し，60% のオーバーラッピングする手法を適用

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，次の結果が得られた．

- 可視画像の字形情報を単独で用いるよりも，可視画像と赤外画像の両方の筆圧情報を併用することで，平均誤照合率を 4.8% から 2.0% に改善
- 可視画像・赤外画像の両方の筆圧情報を併用することで，可視画像の字形情報と赤外画像の筆圧情報を用いた前章の手法よりもさらに性能を改善
- 実験により得られた最適パラメータ条件下で，LBP と LDP の誤照合率を比較し，ここでは，全体的に LBP より LDP の誤照合率が低いことを確認

したがって，可視画像から字形情報，赤外画像から筆圧情報を抽出して用いていた第 3 章の提案手法よりも，可視画像からも筆圧情報を抽出

し，赤外画像の筆圧情報と併用することで，性能改善を図ることができた．

次の章では，今度は少数サンプル問題に対処することを考え，本モデルを筆者独立型モデルへと発展させることで，オフライン筆者照合の運用面での改善を目指す．

第5章 筆者独立型モデルへの展開

本章では、実際の利用現場においては、対照筆跡数が十分には得られにくいという運用面での課題に対処するため、第3, 4章で提案したマルチバンドイメージスキャナを用いた筆圧情報抽出法を、筆者依存型モデルから筆者独立型モデルへ展開させるとともに、さらに筆者独立型モデルにおける性能面の改善についても検討する。

5.1 はじめに

一般的な筆者照合は、筆者毎に識別器を構築する筆者依存型モデルであるため、学習に筆跡サンプル（特に筆者毎の対照筆跡）が複数必要となる。しかし、実際の利用現場では、筆者の負担・利便性・心理的側面などにより、十分な数の対照筆跡を確保できないことが多く、その場合はモデル構築自体が困難となる。この少数サンプル問題の課題解決に向けて、従来のオフライン筆者照合の研究では、少数の学習データから人工的生成によりサンプル数を増加させる生成型学習による方法 [33,34], 少数サンプルにロバストなモデル構築による方法 [32,35,36] が提案されている。しかし、生成型学習による方法では、計算コストが高いうえ、通常の筆跡であればパフォーマンスは向上するものの、偽筆に対しては逆にパフォーマンスが低下することが指摘されている。また、モデル構築による方法では、筆者独立型モデルに関する研究が行われてい

るが、筆者独立型モデルは、少数サンプル問題やモデル構築にかかる計算コスト削減などの運用面でのメリットがあるものの、各筆者の個性を汎化した全筆者共通のモデルであるため、各筆者固有の特徴（筆跡個性）を表す情報が劣化し、それが照合の性能を低下させる原因となる可能性がある。それに関連して、筆者独立型モデルで対照筆跡を複数利用可能な場合、状況によってはかえって照合の性能悪化の側面があることも指摘されている。

そこで本章では、少数サンプル問題に対処するため、モデル構築による手法に焦点を当てながら、(1)少数の対照筆跡からできる限りの情報抽出、(2)少数の対照筆跡でも信頼性のあるモデル構築、の2つの観点から、少数サンプル問題の課題解決を目指す。そのための具体策として、前者では、第3、4章で提案したマルチバンドイメージスキャナを用いた筆圧情報抽出法、後者では、筆者毎の筆跡個性を盛り込むために *individuality representation*（筆跡個性表現）を適用した筆者独立型モデルを導入することで、少数サンプル問題という運用面での改善を試みるとともに、さらに筆者独立型モデルにおける性能面の改善についても検討する。

5.2 提案手法

5.2.1 概要

本章では、少数サンプル問題に対処するため、(1)少数の対照筆跡からできる限りの情報抽出、(2)少数の対照筆跡でも信頼性のあるモデル構築、の2つの観点から解決を目指す。

そこで、新たに筆者独立型モデルを導入し、少数サンプル問題の改善

を試みる．従来の筆者依存型モデルは，十分な性能を発揮するには学習に多数の筆跡サンプル（特に筆者毎の対照筆跡）が必要なのに対し，筆者独立型モデルは少数サンプル問題にロバストなモデルとして提案され，少なくとも1つの対照筆跡があれば照合が可能なモデルとされる [32,96].

筆者独立型モデルでは，原特徴ベクトルをそのまま用いるのではなく，2つの特徴ベクトル間で，各成分間のユークリッド距離から成る dissimilarity vector（非類似度ベクトル）の計算が必要であり，そのために Pełalska and Duin [97]により提案された dissimilarity representation（非類似性表現）を適用する．

ただし，筆者独立型モデルは，各筆者の個性を汎化した全筆者共通のモデルであるため，各筆者の筆跡個性を表す情報が劣化し，それが照合の性能を低下させる原因となる可能性がある．そこで，従来の筆者独立型モデルに筆者毎の筆跡個性を盛り込むため，新たに提案する筆跡個性表現を本モデルに導入し，筆者独立型モデルにおける性能面の改善を図る．

以上のモデルをベースに，第4章のマルチバンドイメージスキャナを用いた可視画像と赤外画像からの筆圧情報抽出法を用いながら，新たなオフライン筆者照合法を検討する．

5.2.2 Dissimilarity Representation : 非類似性表現

筆者独立型モデルは，複数の第三者からなるデータベースを用いて2クラス識別器を構築するものであり，多クラス分類問題（複数の筆者のうち誰の筆跡か）を2クラス分類問題（本人の筆跡か他人の筆跡か）

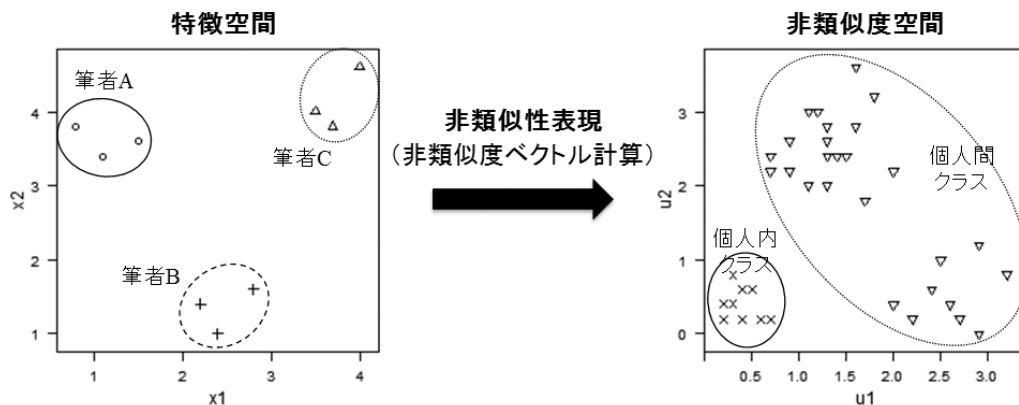


図 5.1: 非類似性表現

に変換する必要がある。

そこで、原特徴ベクトルをそのまま用いるのではなく、非類似性表現を適用することで、2つの特徴ベクトル間で、各成分間のユークリッド距離から成る非類似度ベクトルを計算する。

その具体例を図 5.1 に示す。ここでは、3人の筆者（筆者 A, B, C）から得た3個の筆跡があり、そこから特徴空間に2次元の特徴ベクトルが得られたとする。そこで各成分間のユークリッド距離から成る非類似度ベクトルを計算する非類似性表現を適用すると、これらは dissimilarity space（以下、「非類似度空間」と呼称）へ写像され、多クラス分類問題「どの筆者によって書かれたかどうか」は2クラス分類問題「個人内クラスと個人間クラスのどちらに属するか」へと変換される。

つまり、この非類似性表現を適用することにより、筆者照合の当初の問題設定である「疑問筆跡が対照筆跡の筆者によって書かれたかどうか」を「疑問筆跡と対照筆跡は、同じ筆者によって書かれたかどうか」、さらには、「疑問筆跡と対照筆跡間の非類似度ベクトルは、個人内クラスと個人間クラスのどちらに属するか」の問題設定へと変換する。

5.2.3 Individuality Representation : 筆跡個性表現

筆者独立型モデルは、少数サンプル問題にロバストであるものの、各筆者の個性を汎化した全筆者共通のモデルであるため、各筆者固有の特徴（筆跡個性）を表す情報が劣化し、それが照合の性能を低下させる原因となる可能性がある。

そこで、筆者独立型モデルに筆者毎の筆跡個性を盛り込むため、村松ら [134] によって提案された特徴量を本手法に応用し、新たに筆者独立型モデルの筆跡個性表現として利用することを考えた。

ここで、村松らは、筆者やオンライン署名の違いが距離に与える影響を考慮するため、各筆者の平均ベクトルの利用を提案している。しかし、そこでは、その手法が実際にどの程度照合性能の向上に有効かについては、定量的な評価を行っていないことから、本研究では、実際にその照合性能の改善効果について定量的に評価しながら、筆者独立型モデルの性能向上を図る。その具体的手順については次のとおりである（図 5.2）。

- (1) M 個の疑問筆跡 $\{\mathbf{x}_m^Q\}_{m=1}^M$ と N 個の対照筆跡 $\{\mathbf{x}_n^R\}_{n=1}^N$ があるとする。
- (2) 疑問筆跡と対照筆跡の間で、それぞれ成分毎にユークリッド距離を計算して、次の非類似度ベクトル \mathbf{dist}_{mn} を得る。

$$\mathbf{dist}_{mn} = |\mathbf{x}_m^Q - \mathbf{x}_n^R|$$

- (3) さらに、対照筆跡の全ペア間の非類似度ベクトル $|\mathbf{x}_{n_1}^R - \mathbf{x}_{n_2}^R|$ ($n_1 \neq n_2$) で、各成分間のユークリッド距離の平均値からなる平均ベクトル \mathbf{Mean}^R を計算する。

(4) 最後に, $dist_{mn}$ と $Mean^R$ を結合して一つのベクトルとし, 次の筆者毎の筆跡個性を盛り込んだ非類似度ベクトルを得る.

$$Dist_{mn} = (dist_{mn}, Mean^R)$$

そのため, 最終的な非類似度ベクトル $Dist_{mn}$ の次元数は, 原特徴ベクトルの2倍となる (今回は原特徴ベクトルが153次元のため, 非類似度ベクトルはその2倍の306次元となる).

この手順において, (1), (2)がオフライン筆者照合での一般的な非類似度ベクトルの作成手順であり [32], (3), (4)がユーザ共通Fusionモデル [134]の手法をベースに, 新たに筆者独立型モデルの筆跡個性表現として, 本手法に適用した手順である.

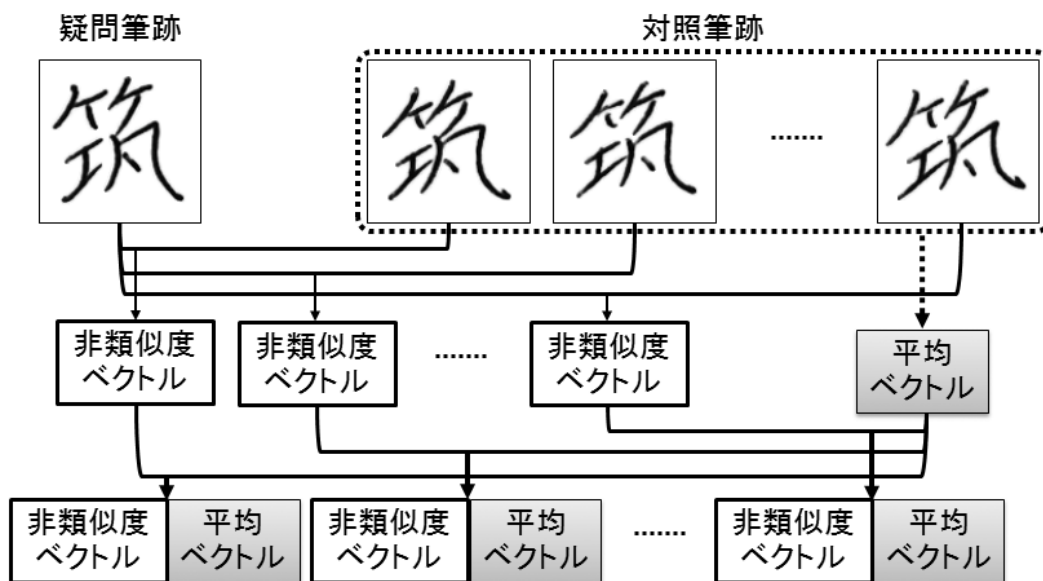


図 5.2: 筆跡個性表現

5.2.4 提案手法の構成

以上の手法のもと，提案手法の構成について検討する．その全体的フローを図 5.3 に示す．

学習フェーズでは，筆跡データベースを学習データとし，筆跡個性表現を適用するため筆者毎にランダムに2分割して2つのサブセットを作成する．次に，前処理，筆圧情報の特徴抽出を施し，サブセット2から平均ベクトル計算後，サブセット間で非類似度ベクトルを求める．最後に，この非類似度ベクトルを用いて，筆者共通の識別器である筆者独立型モデルを構築する．

テストフェーズでは，前処理，筆圧情報の特徴抽出を施し，対照筆跡から平均ベクトル計算後，疑問筆跡と対照筆跡の間で非類似度ベクトルを求める．次に，それらを構築済みの識別器に入力し，その照合結果を評価する．

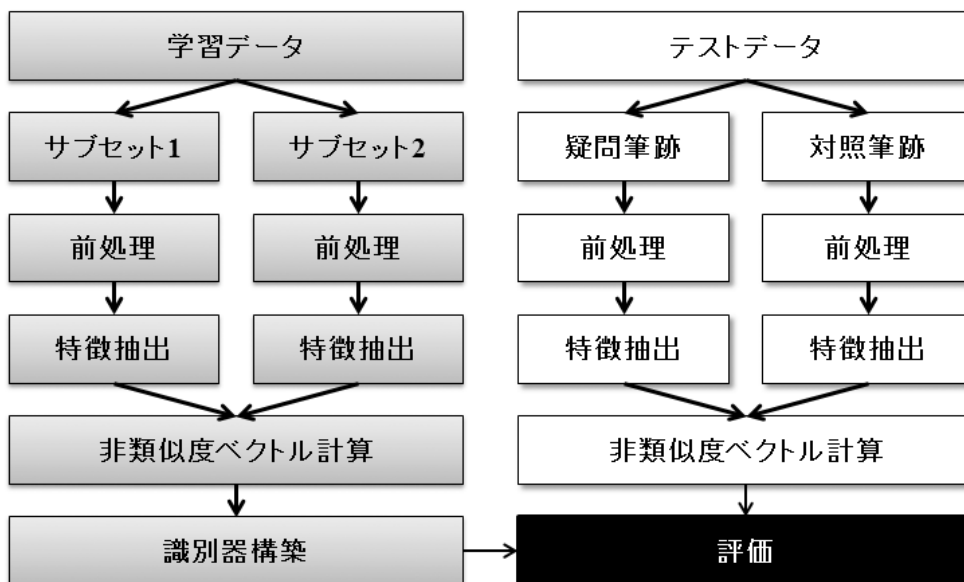


図 5.3: 提案手法の全体的フロー

5.2.5 識別器構築

筆者独立型モデルでは、非類似度ベクトルを個人内、個人間で計算するため、その特徴ベクトルの組み合わせ数の違いから、個人内クラスよりも個人間クラスの方が非類似度ベクトル数の多い不均衡データとなる。そのため、ここでも第3, 4章と同様に、コスト考慮型学習により SVM 識別器の構築を行う。

5.2.6 評価方法

新たなテストデータ \mathbf{x}_m が入力される時、 N 個の対照筆跡がある場合は、 N 個の非類似度ベクトル $\{\mathbf{Dist}_{mn}\}$ から N 個の SVM の出力結果を得る。その際、各 SVM の出力はクラス所属確率を用いた [94, 135]。最後に、 N 個の SVM の出力結果を統合する。出力結果の統合には、様々な fusion ルール（多数決投票、最大、最小、平均、積、和など） [32] があるが、ここでは予備実験に基づいて積の fusion ルールを採用し、次の計算を行うことでそのクラスラベルを得る。

$$F(\mathbf{x}_m) = \begin{cases} +1 & \prod_{n=1}^N f_n^+(\mathbf{Dist}_{mn}) \geq \prod_{n=1}^N f_n^-(\mathbf{Dist}_{mn}) \\ -1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5.1)$$

ただし、関数 $f_n^+(\cdot)$, $f_n^-(\cdot)$ は、それぞれ SVM に \mathbf{Dist}_{mn} を入力した際に出力される正例、負例のクラス所属確率である。

これらにより、各クラスの正解・不正解を表した混同行列が得られることから、第2, 3章と同様に、g-mean based error rate により評価する。

5.3 実験

5.3.1 筆跡サンプル

本提案手法の有効性の評価として、実験には、第3, 4章と同様に、協力者54人から収集した筆跡サンプル「筑波研究学園都市」を用いることとした。

まず、54人の筆跡サンプルをマルチバンドイメージスキャナにより300dpiでスキャンし、可視画像・赤外画像を同時取得した。筆跡サンプルについては、ランダムに4人分を抽出してテストデータとし、残りの50人を学習データとして割り当てた。次に、前処理、特徴抽出の後、特徴ベクトルのペアから非類似度ベクトルを計算した。さらに、筆者毎に、学習データをランダムに2つのサブセットに2分割、テストデータをランダムに疑問筆跡と対照筆跡に2分割し、個人内・個人間で筆跡個性表現を適用した非類似度ベクトルを求めた（表5.1, 5.2）。

なお、学習データの個人間の非類似度ベクトルを求める際は、それぞれ本人・他人10個ずつの特徴ベクトルをランダムに2個ずつ抽出し、極端な不均衡データとなることを避けた。

表 5.1: 非類似度ベクトルの組み合わせ（学習データ）

学習データ（筆者50人）	
個人内クラス	個人間クラス
$10 \times 10 \times 50 = 5000$	$2 \times 2 \times 49 \times 50 = 9800$

表 5.2: 非類似度ベクトルの組み合わせ（テストデータ）

テストデータ（筆者4人）	
個人内クラス	個人間クラス
$10 \times 10 \times 4 = 400$	$10 \times 10 \times 3 \times 4 = 1200$

学習フェーズでは，学習データから計算した非類似度ベクトルを用いてコスト考慮型 SVM を構築した．テストフェーズでは，テストデータを構築したモデルに入力し，式 (5.1) で得られる出力を g-mean based error rate により評価した．その際，学習データとテストデータの選択バイアスを回避するため，この実験を 10 回繰返し，その平均誤照合率を結果とした．

また，提案手法のひとつである筆圧情報の有効性を確認するため，従来の字形情報として WDH を用いた実験も行った．

5.3.2 実験結果

筆者独立型モデルによる従来法との比較

筆者独立型モデルにより，対照筆跡を一人当たり 10 個使用した場合の各文字の結果を図 5.4 に示す．ここでは，

- “WDH” :
従来の筆者独立型モデルで，可視画像のみ（従来の字形情報として WDH を適用）を用いた場合
- “WDH with Mean” :
提案の筆者独立型モデルで，可視画像のみ（従来の字形情報として WDH を適用）を用いた場合
- “LDP+IR” :
従来の筆者独立型モデルで，可視・赤外画像中の筆圧情報を併用（可視画像には LDP を適用）した場合

- “LDP+IR with Mean” :

提案の筆者独立型モデルで，可視・赤外画像中の筆圧情報を併用（可視画像にはLDPを適用）した場合

の各文字の g-mean based error rate を比較している。

本結果から，従来の筆者独立型モデルよりも，筆跡個性表現により筆者毎の筆跡個性を盛り込んだ筆者独立型モデルの方が，字形情報（WDH），筆圧情報のいずれの場合でも誤照合率を改善することができた。さらに，筆圧情報は，字形情報と比較して，誤照合率を低く抑えることができ，平均誤照合率を10.0%から4.6%に改善した。

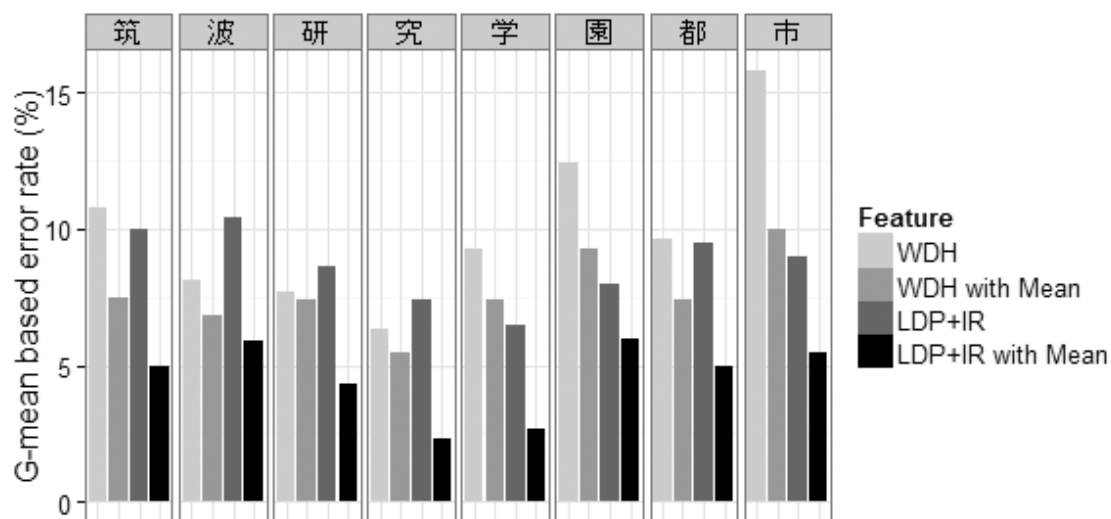


図 5.4: 筆者独立型モデルでの従来法との比較

対照筆跡数変化下における比較

一人当たりの対照筆跡数を変化させた場合の誤照合率変化を図 5.5 に示す。ここでは、左側の図 (a) は字形情報 (WDH) について、

- “WDH” :
従来の筆者独立型モデルで、可視画像のみ（従来の字形情報として WDH を適用）を用いた場合
- “WDH with Mean” :
提案の筆者独立型モデルで、可視画像のみ（従来の字形情報として WDH を適用）を用いた場合

また、右側の図 (b) は筆圧情報について、

- “LDP+IR” :
従来の筆者独立型モデルで、可視・赤外画像中の筆圧情報を併用（可視画像には LDP を適用）した場合
- “LDP+IR with Mean” :
提案の筆者独立型モデルで、可視・赤外画像中の筆圧情報を併用（可視画像には LDP を適用）した場合

の、一人当たりの対照筆跡数（4, 6, 8, 10 個）変化下での全 8 文字平均の g-mean based error rate を比較している。

本結果から、筆跡個性表現を盛り込んだ提案手法の筆者独立型モデルは、従来の筆者独立型モデルと比較して、対照筆跡の数が増加するほど誤照合率が改善されていくことがわかった。

なお、対照筆跡数が 4 個の場合の誤照合率については、提案手法の筆者独立型モデルは、従来の筆者独立型モデルと比較して、字形情報

(WDH) では改善効果が僅かであり，筆圧情報では逆に悪化している．この現象については，提案手法の筆者独立型モデルでは平均ベクトルの計算が必要であるが，対照筆跡数が少ない場合は，平均ベクトルの推定精度が悪化し，筆跡個性表現が有効に作用しないために生じたものとする．したがって，筆者独立型モデルは，入手した対照筆跡数の状況に応じて，従来モデルと提案モデルを使い分けていくことで，より効果的な照合が可能となるものとする．ただし，この検証については，今後の課題としたい．

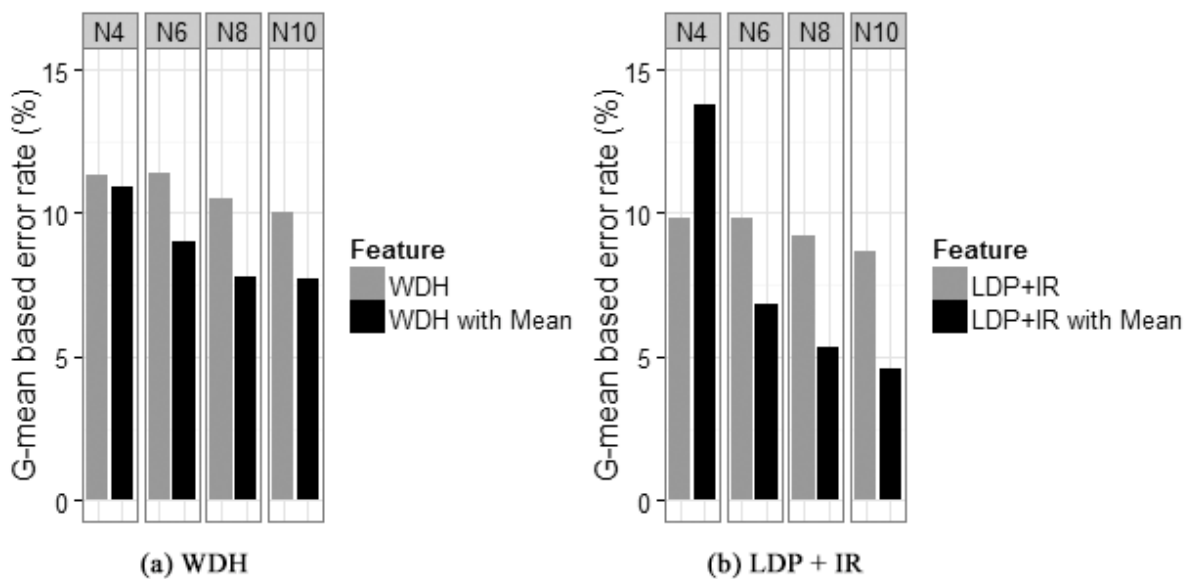


図 5.5: 筆者独立型モデルでの少数サンプル耐性

5.4 まとめ

本章では，一般的な筆者依存型モデルでは筆者毎の対照筆跡が複数必要となるが，実際の利用現場では十分な数の対照筆跡を確保できないことが多いことに着目し，少数の対照筆跡でも信頼性のあるシステム構築に向けて，(1)少数の対照筆跡からできる限りの情報抽出，(2)少数の対照筆跡でも信頼性のあるモデル構築，の2つの観点から解決を目指した。

提案手法のポイントは，次のとおりである。

- 少数の対照筆跡からできる限りの情報抽出をするために，第3，4章で提案したマルチバンドイメージスキャナによる可視画像，赤外画像中の筆圧情報を利用
- 少数の対照筆跡でも信頼性のあるモデル構築をするために，筆者独立型モデルを導入
- 従来の筆者独立型モデルの性能改善のため，筆者毎の筆跡個性を盛り込む筆跡個性表現を新たに本モデルに導入

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，次の結果が得られた。

- 従来の筆者独立型モデルより，筆跡個性表現により筆者毎の筆跡個性を盛り込んだ筆者独立型モデルの方が，字形情報，筆圧情報ともに誤照合率を改善
- 提案モデルにおいても，字形情報を単独で用いるより，可視画像と赤外画像中の筆圧情報を併用した方が誤照合率を低く抑制でき，平均誤照合率を10.0%から4.6%に改善

- 筆跡個性表現を盛り込んだ提案手法の筆者独立型モデルは，従来の筆者独立型モデルと比較して，対照筆跡の数が増加するほど誤照合率が改善されていくことを確認

したがって，筆者依存型モデルを少数サンプル問題にロバストな筆者独立型モデルに発展させ，対照筆跡が1つの場合でも照合を可能にするとともに，可視画像と赤外面像中の筆圧情報の併用，筆者毎の筆跡個性を盛り込んだ筆者独立型モデルの導入によって，従来の筆者独立型モデルより照合性能をさらに高めることができ，性能面・運用面ともに有効なオフライン筆者照合法を構築できた．

第6章 結論

本研究では，オフライン筆者照合における現状の問題点を整理しながら，(1)性能面の課題解決に向けて筆跡の属性の観点から新たに筆圧情報を用いたオフライン筆者照合を提案するとともに，(2)運用面の課題解決に向けて少数サンプル問題対処の観点から筆者毎の筆跡個性を盛り込んだ筆者独立型モデルを提案した．具体的には，次のとおりである．

(1) オフライン筆者照合に用いる新たな属性の検討

第3，4章では，性能面の課題解決に向けて筆跡の属性を見直し，新たに筆圧情報を用いたオフライン筆者照合を提案した．

a) 第3章では，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，オフライン筆者照合よりも照合性能の高いオンライン筆者照合やFDEsの検査でも用いられている筆圧情報を新たに抽出できれば，これまでよりも性能面の改善が期待できるとして，赤外画像中の筆圧情報を用いたオフライン筆者照合を提案した．

提案手法のポイントは，次のとおりである．

- 可視画像，赤外画像を同時取得可能なマルチバンドイメージスキャナの採用

- 日常の筆跡の記載にはボールペンが広く用いられており，そのインクの多くが赤外線透過することに着目
- 赤外面像（インクの赤外線透過特性とスキャン時の斜光照明により得られる紙面への凹みの陰影画像）から新たに筆圧情報を抽出し，可視画像から抽出した字形情報と組み合わせて利用
- 赤外面像の背景ノイズ除去のため，2値化した可視画像をマスクとした赤外面像からの字画の切り出し処理を適用
- 赤外面像から筆圧情報を抽出するため，テクスチャ1，2次統計量を採用

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，次の結果が得られた。

- 予備実験により，赤外面像からの筆圧情報抽出における字画の切り出し処理の効果，テクスチャ2次統計量の効果を確認
 - 字形情報（ここでは代表的従来手法としてWDHを利用）を単独で用いるより，字形情報に新たに筆圧情報を付加することで，平均誤照合率を4.8%から3.7%に改善
 - 字画の切り出し処理を行うことで，さらに誤照合率を改善
 - 赤外面像から筆圧情報を抽出する際は，テクスチャ1次統計量よりもテクスチャ2次統計量の誤照合率の改善効果が高く，テクスチャ統計量は1次だけではなく2次まで用いることの重要性を確認
- b) 第4章では，ボールペンによる筆跡は強く記載されるほどインクが濃くなり，それと同時に，紙面への凹みも強くなっていること

に着目し，オフライン筆者照合においても，インク付着状態と紙面の凹みの両方から筆圧情報を抽出できれば，オフライン筆者照合の性能改善が期待できるとして，可視画像・赤外画像の両方から筆圧情報を抽出し，併用する手法を提案した。

提案手法のポイントは，次のとおりである。

- マルチバンドイメージスキャナを用いて可視画像・赤外画像の両方から筆圧情報を抽出
- 可視画像から筆圧情報を抽出するため，特徴量にLDPを適用
- LDPの特徴抽出の際は，字画像をブロック分割し，60%のオーバーラッピングする手法を適用

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，次の結果が得られた。

- 可視画像の字形情報を単独で用いるよりも，可視画像・赤外画像の両方の筆圧情報を併用することで，平均誤照合率を4.8%から2.0%に改善
- 可視画像・赤外画像の両方の筆圧情報を併用することで，可視画像の字形情報と赤外画像の筆圧情報を用いた前章の手法よりもさらに性能を改善
- 実験により得られた最適パラメータ条件下で，LBPとLDPの誤照合率を比較し，ここでは，全体的にLBPよりLDPの誤照合率が低いことを確認

したがって，可視画像から字形情報，赤外画像から筆圧情報を抽出して用いていた第3章の提案手法よりも，可視画像からも筆圧

情報を抽出し、赤外画像の筆圧情報と併用することで、性能改善を図ることができた。

- (2) 第5章では、一般的な筆者依存型モデルでは筆者毎の対照筆跡が複数必要となるが、実際の利用現場では十分な数の対照筆跡を確保できないことが多いことに着目し、少数の対照筆跡でも信頼性のあるシステム構築に向けて、「少数の対照筆跡からできる限りの情報抽出」、「少数の対照筆跡でも信頼性のあるモデル構築」の2つの観点から解決を目指した。

提案手法のポイントは、次のとおりである。

- 少数の対照筆跡からできる限りの情報抽出をするために、第3, 4章で提案したマルチバンドイメージスキャナによる可視画像、赤外画像中の筆圧情報を利用
- 少数の対照筆跡でも信頼性のあるモデル構築をするために、筆者独立型モデルを導入
- 従来の筆者独立型モデルの性能改善のため、筆者毎の筆跡個性を盛り込む筆跡個性表現を新たに本モデルに導入

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、次の結果が得られた。

- 従来の筆者独立型モデルより、筆跡個性表現により筆者毎の筆跡個性を盛り込んだ筆者独立型モデルの方が、字形情報、筆圧情報ともに誤照合率を改善
- 提案モデルにおいても、字形情報を単独で用いるより、可視画

像と赤外画像中の筆圧情報を併用した方が誤照合率を低く抑制でき、平均誤照合率を10.0%から4.6%に改善

- 筆跡個性表現を盛り込んだ提案手法の筆者独立型モデルは、従来の筆者独立型モデルと比較して、対照筆跡の数が増加するほど誤照合率が改善されていくことを確認

したがって、筆者依存型モデルを少数サンプル問題にロバストな筆者独立型モデルに発展させ、対照筆跡が1つの場合でも照合を可能にするとともに、可視画像と赤外画像中の筆圧情報の併用、筆者毎の筆跡個性を盛り込んだ筆者独立型モデルの導入によって、従来の筆者独立型モデルより照合性能をさらに高めることができ、性能面・運用面ともに有効なオフライン筆者照合法を構築できた。

以上のように、本研究では、可視画像と赤外画像を同時に取得することが可能なマルチバンドイメージスキャナを用いて、オフライン筆跡の赤外画像から新たな属性として筆圧情報を推定することで、字形情報のみを用いた従来手法と比較してオフライン筆者照合の性能改善が得られることがわかった。また、可視画像からも筆圧情報を抽出し、赤外画像からの筆圧情報と組み合わせて用いることで、一層のオフライン筆者照合の性能改善が得られることがわかった。さらに、筆者依存型モデルを少数サンプル問題にロバストな筆者独立型モデルに発展させるとともに、可視画像と赤外画像中の筆圧情報の併用、筆者毎の筆跡個性を盛り込んだ筆者独立型モデルの導入によって、従来の筆者独立型モデルより照合性能をさらに高めることができ、性能面・運用面ともに有効なオフライン筆者照合法を構築した。したがって、オフライン筆者照合において、誤照合率削減という性能面の改善に加えて、少数

サンプル問題・モデル構築時間の削減などの運用面の改善も行うことができ、実際の現場への応用の観点からも、意義のあるものと考えられる。

本研究で提案した手法は、抽出される筆圧情報の偽筆耐性が高いうえ、照合結果を確率として出力することも可能なことから、複数の証拠をもとにした総合的な判断が重要となる法科学への応用も期待される。また、今回は文字単位で各種性能改善を図ったが、実際に書かれる筆跡は複数の文字が用いられることが多いことから、文字を組み合わせることによる照合を行えば、より一層の性能向上が期待できる。ただし、これらの実践応用、識別器構築に必要な大規模データベース構築については今後の課題である。

謝辞

本研究を進めるにあたり、多くの方々に大変御世話になりました。ここに深く感謝の意を表します。

指導教員の吉田健一教授からは、研究の進め方、考え方、まとめ方など、研究の基礎から応用に至るまで丁寧かつ親切なご指導を賜りました。ここに感謝の意を表します。

博士論文審査委員を快く引き受けてくださいました、宮本定明教授、津田和彦教授、遠藤靖典教授、倉橋節也准教授からは貴重なご意見をいただきました。厚く御礼申し上げます。

実験の筆跡サンプル収集に際しては、数多くの方からご協力いただきました。協力いただきました方々に感謝いたします。

同じ研究室の皆様には、研究を通じて活発な議論にお付き合い頂きました。心より感謝いたします。

本研究は、私が社会人学生のため、勤務と学業を両立しなければならなかったことから、職場のご支援がなければ、本研究の推進は困難であったかと思えます。ここに深く感謝いたします。

そして、私に社会人学生として大学院に進学する機会を与えてくれ、研究を温かく見守り支援してくれた家族に感謝いたします。

参考文献

- [1] 坂野 鋭, “生体認証技術の最近の動向,” 日本法科学技術学会誌, vol.12, no.1, pp.1–12, 2007.
- [2] A.S. Osborn, *Questioned Documents*, 2nd edition, Boyd Printing, 1929.
- [3] 高沢則美, “筆跡鑑定,” 科学警察研究所報告 法科学編, vol.51, no.2, pp.43–53, 1998.
- [4] 吉田公一, 筆跡・印章鑑定の実務, 東京法令出版, 2004.
- [5] R.A. Huber and A.M. Headrick, *Handwriting Identification: Facts and Fundamentals*, CRC Press, 1999.
- [6] D. Ellen, *Scientific examination of documents: Methods and techniques*, CRC Press, 2005.
- [7] J.S. Kelly and B.S. Lindblom, *Scientific Examination of Questioned Documents*, CRC Press, 2006.
- [8] M. Kam, K. Gummadidala, G. Fielding, and R. Conn, “Signature authentication by forensic document examiners.,” *Journal of Forensic Sciences*, vol.46, no.4, pp.884–888, 2001.

- [9] J. Sita, B. Found, and D.K. Rogers, “Forensic handwriting examiners’ expertise for signature comparison,” *Journal of Forensic Sciences*, vol.47, no.5, pp.1117–1124, 2002.
- [10] Y. Seki, “What kind of strategies does a document examiner take in handwriting identification?,” *Computational Forensics*, vol.6540, pp.193–199, *Lecture Notes in Computer Science*, Springer, 2011.
- [11] 吉田公一, 関 陽子, 小柴良介, “署名の配字測定法-コンピュータによる筆跡測定,” *計量国語学*, vol.17, no.6, pp.301–308, 1990.
- [12] 吉田公一, 小柴良介, 倉内秀文, “筆跡の測定と計算法-コンピュータによる筆跡測定-2-,” *計量国語学*, vol.18, no.4, pp.189–197, 1992.
- [13] S.N. Srihari, S.-H. Cha, H. Arora, and S. Lee, “Individuality of handwriting,” *Journal of Forensic Sciences*, vol.47, no.4, pp.856–872, 2002.
- [14] K. Franke, L. Schomaker, C. Veenhuis, C. Taubenheim, I. Guyon, L. Vuurpijl, M. vanErp, and G. Zwarts, “WANDA: A generic framework applied in forensic handwriting analysis and writer identification,” *Proceedings of the 3rd International Conference on Hybrid Intelligent Systems (HIS2003)*, pp.927–938, 2003.
- [15] S.N. Srihari and K. Singer, “Role of Automation in the Examination of Handwritten Items,” *Proceedings of the 13th International Conference on Frontiers in Handwriting Recognition (ICFHR 2012)*, pp.619–624, IEEE, 2012.

- [16] K. Das, S.N. Srihari, and H. Srinivasan, “Questioned document workflow for handwriting with automated tools,” *IS&T/SPIE Electronic Imaging*, p.82970K, SPIE, 2012.
- [17] R. Plamondon and G. Lorette, “Automatic signature verification and writer identification—the state of the art,” *Pattern recognition*, vol.22, no.2, pp.107–131, 1989.
- [18] F. Leclerc and R. Plamondon, “Automatic signature verification: the state of the art—1989–1993,” *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, vol.8, no.3, pp.643–660, 1994.
- [19] R. Plamondon and S.N. Srihari, “Online and off-line handwriting recognition: a comprehensive survey,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.22, no.1, pp.63–84, 2000.
- [20] S. Impedovo and G. Pirlo, “Verification of handwritten signatures: an overview,” *Proceedings of the 14th International Conference on Image Analysis and Processing (ICIAP 2007)*, pp.191–196, IEEE, 2007.
- [21] D. Impedovo and G. Pirlo, “Automatic signature verification: the state of the art,” *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews*, vol.38, no.5, pp.609–635, 2008.
- [22] Z. Zhang, K. Wang, and Y. Wang, “A survey of on-line signature verification,” *Biometric Recognition*, pp.141–149, Springer, 2011.

- [23] L. Schomaker, “Advances in writer identification and verification,” Proceedings of the 9th International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR 2007), vol.2, pp.1268–1273, IEEE, 2007.
- [24] S. Pal, M. Blumenstein, and U. Pal, “Off-line signature verification systems: a survey,” Proceedings of the International Conference & Workshop on Emerging Trends in Technology (ICWET 2011), pp.652–657, ACM, 2011.
- [25] 三崎揮市, 梅田三千雄, “文字パターンから抽出した量的特徴による筆者識別,” 日本鑑識科学技術学会誌, vol.2, no.2, pp.71–77, 1997.
- [26] S. Srihari, C. Huang, and H. Srinivasan, “On the discriminability of the handwriting of twins,” Journal of Forensic Sciences, vol.53, no.2, pp.430–446, 2008.
- [27] J. Coetzer, J. Swanepoel, and R. Sabourin, “Efficient cost-sensitive human-machine collaboration for off-line signature verification,” Proceedings of SPIE 8297, vol.8297, p.82970J, 2012.
- [28] M.I. Malik, M. Liwicki, A. Dengel, and B. Found, “Man vs. Machine: A Comparative Analysis for Forensic Signature Verification,” Proceedings of the 16th International Graphonomics Society Conference (IGS 2013), pp.9–13, 2013.
- [29] M.I. Malik, M. Liwicki, and A. Dengel, “Part-based automatic system in comparison to human experts for forensic signature verifica-

- tion,” Proceedings of the 12th International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR 2013), pp.872–876, IEEE, 2013.
- [30] J.F. Vargas, M.A. Ferrer, C.M. Travieso, and J.B. Alonso, “Off-line signature verification based on grey level information using texture features,” *Pattern Recognition*, vol.44, no.2, pp.375–385, 2011.
- [31] M.A. Ferrer, J.F. Vargas, A. Morales, and A. Ordonez, “Robustness of Offline Signature Verification Based on Gray Level Features,” *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, vol.7, no.3, pp.966–977, 2012.
- [32] D. Bertolini, L.S. Oliveira, E. Justino, and R. Sabourin, “Reducing forgeries in writer-independent off-line signature verification through ensemble of classifiers,” *Pattern Recognition*, vol.43, no.1, pp.387–396, 2010.
- [33] K. Huang and H. Yan, “Off-line signature verification based on geometric feature extraction and neural network classification,” *Pattern Recognition*, vol.30, no.1, pp.9–17, 1997.
- [34] B. Fang and Y.Y. Tang, “Improved class statistics estimation for sparse data problems in offline signature verification,” *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews*, vol.35, no.3, pp.276–286, 2005.
- [35] L.S. Oliveira, E.J. Justino, R. Sabourin, and F. Bortolozzi, “Combining Classifiers in the ROC-space for Off-line Signature Verification,”

Journal of Universal Computer Science, vol.14, no.2, pp.237–251, 2008.

- [36] R. Kumar, J. Sharma, and B. Chanda, “Writer-independent off-line signature verification using surroundedness feature,” *Pattern Recognition Letters*, vol.33, no.3, pp.301–308, 2012.
- [37] M.I. Malik, M. Liwicki, and A. Dengel, “Evaluation of local and global features for offline signature verification,” *Proceedings of the 1st International Workshop on Automated Forensic Handwriting Analysis (AFHA 2011)*, pp.26–30, 2011.
- [38] K. Tselios, E. Zois, E. Siores, A. Nassiopoulos, and G. Economou, “Grid-based feature distributions for off-line signature verification,” *IET Biometrics*, vol.1, no.1, pp.72–81, 2012.
- [39] 常盤公德, 福江潔也, 松前義昭, “個人内変動を抑制した字画の配置パターンのみに基づく筆者異同識別,” *画像電子学会誌*, vol.40, no.4, pp.660–670, 2011.
- [40] Y. Akao, A. Yamamoto, and Y. Higashikawa, “Evaluation of Intra-personal Variations and Interpersonal Differences of Japanese Hiragana Handwritings by Kernel Density Estimation and Earth Mover’s Distance,” *Proceedings of the 16th International Graphonomics Society Conference (IGS 2013)*, pp.155–158, 2013.
- [41] M. Yoshimura and I. Yoshimura, “An application of the sequential dynamic programming matching method to off-line signature verifica-

- tion,” *Advances in Document Image Analysis*, pp.299–310, Springer, 1997.
- [42] 吉村ミツ, 吉村 功, “DP マッチング法の逐次適用による日本字署名のオフライン照合法,” *電子情報通信学会論文誌*, vol.J81-D-II, no.10, pp.2259–2266, 1998.
- [43] 尾崎正弘, 足達義則, 石井直宏, “ファジィ理論を用いた筆者識別,” *電気学会論文誌 C*, vol.120, no.12, pp.1933–1939, 2000.
- [44] Y. Mizukami, M. Yoshimura, H. Miike, and I. Yoshimura, “An off-line signature verification system using an extracted displacement function,” *Pattern Recognition Letters*, vol.23, no.13, pp.1569–1577, 2002.
- [45] K. Ueda, “Investigation of off-line japanese signature verification using a pattern matching.,” *Proceedings of the 7th International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR 2003)*, pp.951–955, 2003.
- [46] 寺田賢治, 國矢田純, “2個のハフ変換を用いた手書き文字による筆者照合,” *電気学会論文誌 C*, vol.126, no.7, pp.926–927, 2006.
- [47] A. Piyush Shanker and A. Rajagopalan, “Off-line signature verification using dtw,” *Pattern Recognition Letters*, vol.28, no.12, pp.1407–1414, 2007.
- [48] S.-H. Kim, K.-S. Oh, and H.-I. Choi, “Off-line verification system of the handwrite signature or text, using a dynamic programming,”

Computational Science and Its Applications–ICCSA 2007, pp.1014–1023, Springer, 2007.

- [49] Y. Qi and B.R. Hunt, “Signature verification using global and grid features,” *Pattern Recognition*, vol.27, no.12, pp.1621–1629, 1994.
- [50] H. Baltzakis and N. Papamarkos, “A new signature verification technique based on a two-stage neural network classifier,” *Engineering applications of Artificial intelligence*, vol.14, no.1, pp.95–103, 2001.
- [51] V. Pervouchine and G. Leedham, “Extraction and analysis of forensic document examiner features used for writer identification,” *Pattern Recognition*, vol.40, no.3, pp.1004–1013, 2007.
- [52] B. Kovari and H. Charaf, “A study on the consistency and significance of local features in off-line signature verification,” *Pattern Recognition Letters*, pp.247–255, 2013.
- [53] T. Sugiyama and H. Kurauchi, “Identification of handwriting in chinese characters using discriminant analysis,” *Behaviormetrika*, vol.19, pp.55–71, 1986.
- [54] 吉村ミツ, 木村文隆, “手書き文字の個性が現れる特性の機械的計測化とその解析,” *電子通信学会論文誌*, vol.J63-D, no.9, pp.795–802, 1980.
- [55] 吉村ミツ, 木村文隆, 吉村 功, “わく内自由手書き片仮名の筆者識別法の比較,” *電子通信学会論文誌*, vol.J63-D, no.10, pp.819–826, 1980.

- [56] 吉村ミツ, 吉村 功, “局所円弧パターン法を用いた筆者識別,” 電子情報通信学会論文誌, vol.J74-DII, no.2, pp.230–238, 1991.
- [57] S.N. Srihari, A. Xu, and M.K. Kalera, “Learning strategies and classification methods for off-line signature verification,” Proceedings of the 9th International Workshop on Frontiers in Handwriting Recognition (IWFHR 2004), pp.161–166, 2004.
- [58] M.K. Kalera, S. Srihari, and A. Xu, “Offline signature verification and identification using distance statistics,” International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, vol.18, no.07, pp.1339–1360, 2004.
- [59] H. Srinivasan, S.N. Srihari, and M.J. Beal, “Machine learning for signature verification,” Computer Vision, Graphics and Image Processing, pp.761–775, Springer, 2006.
- [60] 安藤慎吾, 中島真人, “オフライン署名照合における局所的な個人性特徴のアクティブ探索法,” 電子情報通信学会論文誌, vol.J84-DII, no.7, pp.1339–1350, 2001.
- [61] A. Bensefia, A. Nosary, T. Paquet, and L. Heutte, “Writer identification by writer’s invariants,” Proceedings of the 8th International Workshop on Frontiers in Handwriting Recognition (IWFHR 2002), pp.274–279, IEEE, 2002.

- [62] 梅田三千雄, 三好健生, 三崎揮一, “自己想起型ニューラルネットワークによる筆者識別と照合,” 電気学会論文誌 C, vol.122, no.11, pp.1869–1875, 2002.
- [63] 松元秀昭, 梅田三千雄, “シーケンシャルニューラルネットワークを用いた手書き文字による個人認証,” 画像電子学会誌, vol.38, no.5, pp.614–622, 2009.
- [64] 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,” 電子情報通信学会論文誌, vol.J70-D, no.7, pp.1390–1397, 1987.
- [65] M.B. Yilmaz, B. Yanikoglu, C. Tirkaz, and A. Kholmatov, “Offline signature verification using classifier combination of HOG and LBP features,” Proceedings of the 2011 International Joint Conference on Biometrics (IJCB 2011), pp.1–7, IEEE, 2011.
- [66] N. Dalal and B. Triggs, “Histograms of oriented gradients for human detection,” Proceedings of the 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2005), vol.1, pp.886–893, IEEE, 2005.
- [67] T. Ojala, M. Pietikäinen, and D. Harwood, “A comparative study of texture measures with classification based on featured distributions,” Pattern recognition, vol.29, no.1, pp.51–59, 1996.
- [68] S. Fiel and R. Sablatnig, “Writer retrieval and writer identification using local features,” Proceedings of the 10th IAPR International

Workshop on Document Analysis Systems (DAS 2012), pp.145–149, IEEE, 2012.

- [69] D.G. Lowe, “Distinctive image features from scale-invariant keypoints,” *International journal of computer vision*, vol.60, no.2, pp.91–110, 2004.
- [70] H. Bay, A. Ess, T. Tuytelaars, and L. Van Gool, “Speeded-up robust features (SURF),” *Computer vision and image understanding*, vol.110, no.3, pp.346–359, 2008.
- [71] S. Pal, S. Chanda, U. Pal, K. Franke, and M. Blumenstein, “Off-line signature verification using G-SURF,” *Proceedings of the 12th International Conference on Intelligent Systems Design and Applications (ISDA 2012)*, pp.586–591, IEEE, 2012.
- [72] M.I. Malik, S. Ahmed, M. Liwicki, and A. Dengel, “FREAK for Real Time Forensic Signature Verification,” *Proceedings of the 12th International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR 2013)*, pp.971–975, IEEE, 2013.
- [73] A. Alahi, R. Ortiz, and P. Vandergheynst, “FREAK: Fast Retina Keypoint,” *Proceedings of the 2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2012)*, pp.510–517, IEEE, 2012.
- [74] D. Impedovo and G. Pirlo, “Static signature verification by optical flow analysis,” *Proceedings of the 1st International Workshop on*

Automated Forensic Handwriting Analysis (AFHA 2011), pp.31–35, 2011.

- [75] D. Impedovo, G. Pirlo, L. Sarcinella, E. Stasolla, and C.A. Trullo, “Analysis of stability in static signatures using cosine similarity,” Proceedings of the 13th International Conference on Frontiers in Handwriting Recognition (ICFHR 2012), pp.231–235, IEEE, 2012.
- [76] V. Nguyen and M. Blumenstein, “Techniques for static handwriting trajectory recovery: a survey,” Proceedings of the 9th IAPR International Workshop on Document Analysis Systems (DAS 2010), pp.463–470, ACM, 2010.
- [77] R. Plamondon and C.M. Privitera, “The segmentation of cursive handwriting: an approach based on off-line recovery of the motor-temporal information,” IEEE Transactions on Image Processing, vol.8, no.1, pp.80–91, 1999.
- [78] K. Franke, “Stroke-morphology analysis using super-imposed writing movements,” Computational Forensics: Proceedings of the 2nd International Workshop on Computational Forensics (IWCF 2008), pp.204–217, Springer, 2008.
- [79] Y. Qiao and M. Yasuhara, “Recovering dynamic information from static handwritten images,” Proceedings of the 9th International Workshop on Frontiers in Handwriting Recognition (IWFHR 2004), pp.118–123, IEEE, 2004.

- [80] R. Plamondon and W. Guerfali, "The 2/3 power law: When and why?," *Acta Psychologica*, vol.100, no.1-2, pp.85–96, 1998.
- [81] K. Huang and H. Yan, "Off-line signature verification using structural feature correspondence," *Pattern Recognition*, vol.35, no.11, pp.2467–2477, 2002.
- [82] A. Mitra, P. Banerjee, and C. Ardil, "Automatic authentication of handwritten documents via low density pixel measurements," *International Journal of Computational Intelligence*, vol.2, no.4, pp.219–223, 2005.
- [83] T. Jabid, M.H. Kabir, and O. Chae, "Robust facial expression recognition based on local directional pattern," *ETRI journal*, vol.32, no.5, pp.784–794, 2010.
- [84] S. Leung and Y. Leung, "A systematic study of the lifting technique for determining the writing sequence of intersecting ball pen strokes," *Science & Justice*, vol.37, no.3, pp.197–206, 1997.
- [85] K.-C. Cheng, C.-H. Chao, B.-S. Jeng, and S.-T. Lee, "A new method of identifying writing sequence with the laser scanning confocal microscope," *Journal of forensic sciences*, vol.43, pp.348–352, 1998.
- [86] G.S. Spagnolo, C. Simonetti, and L. Cozzella, "Superposed strokes analysis by conoscopic holography as an aid for a handwriting expert," *Journal of Optics A: Pure and Applied Optics*, vol.6, no.9, p.869, 2004.

- [87] G.S. Spagnolo, “Potentiality of 3D laser profilometry to determine the sequence of homogenous crossing lines on questioned documents,” *Forensic Science International*, vol.164, no.2, pp.102–109, 2006.
- [88] 古川 猛, “赤外線スキャナと陰影モデルを使用した手書き文字の筆圧痕の検出,” *情報科学技術レターズ*, vol.5, pp.179–182, 2006.
- [89] T. Furukawa, “Detection indentations pressed by pen tip force from writing paper using infrared ray scanner,” *Proceedings of the 64th American Society of Questioned Document Examiners (ASQDE 2006)*, pp.19–24, 2006.
- [90] T. Furukawa, “Detecting indentations on documents pressed by pen tip force using a near infrared light emitting diode (nir led) and shape from shading,” *Computational Forensics*, vol.6540, pp.114–125, *Lecture Notes in Computer Science*, Springer, 2011.
- [91] 村瀬 洋, “画像認識のための生成型学習,” *情報処理学会論文誌: コンピュータビジョンとイメージメディア*, vol.46, no.15, pp.35–42, 2005.
- [92] B. Fang, C.H. Leung, Y.Y. Tang, P.C.K. Kwok, K.W. Tse, and Y.K. Wong, “Offline signature verification with generated training samples,” *IEE Proceedings - Vision, Image and Signal Processing*, vol.149, no.2, pp.85–90, 2002.
- [93] B. Fang and Y.Y. Tang, “Reduction of feature statistics estimation error for small training sample size in off-line signature verification,” *Biometric Authentication*, pp.526–532, Springer, 2004.

- [94] D. Pavelec, E. Justino, L.V. Batista, and L.S. Oliveira, “Author identification using writer-dependent and writer-independent strategies,” Proceedings of the 2008 ACM symposium on Applied computing, pp.414–418, ACM, 2008.
- [95] G.S. Eskander, R. Sabourin, and E. Granger, “Adaptation of writer-independent systems for offline signature verification,” Proceedings of the 13th International Conference on Frontiers in Handwriting Recognition (ICFHR 2012), pp.434–439, IEEE, 2012.
- [96] G.S. Eskander, R. Sabourin, and E. Granger, “Hybrid writer-independent–writer-dependent offline signature verification system,” IET Biometrics, vol.2, no.4, pp.169–181, 2013.
- [97] Elżbieta Pełkalska and R.P. Duin, “Dissimilarity representations allow for building good classifiers,” Pattern Recognition Letters, vol.23, no.8, pp.943–956, 2002.
- [98] S.-H. Cha and S.N. Srihari, “Writer identification: statistical analysis and dichotomizer,” Advances in Pattern Recognition, pp.123–132, Springer, 2000.
- [99] S.-H. Cha and S.N. Srihari, “On measuring the distance between histograms,” Pattern Recognition, vol.35, no.6, pp.1355–1370, 2002.
- [100] S.N. Srihari, C. Huang, H. Srinivasan, and V. Shah, “Biometric and forensic aspects of digital document processing,” Digital Document Processing, pp.379–405, Springer, 2007.

- [101] R. Kumar, L. Kundu, B. Chanda, and J. Sharma, “A writer-independent off-line signature verification system based on signature morphology,” Proceedings of the 1st International Conference on Intelligent Interactive Technologies and Multimedia (IITM 2010), pp.261–265, ACM, 2010.
- [102] J.P. Swanepoel and J. Coetzer, “Writer-specific Dissimilarity Normalisation for Improved Writer-independent Off-line Signature Verification,” Proceedings of the 13th International Conference on Frontiers in Handwriting Recognition (ICFHR 2012), pp.393–398, IEEE, 2012.
- [103] J. Swanepoel and J. Coetzer, “A robust dissimilarity representation for writer-independent signature modelling,” IET Biometrics, vol.2, no.4, pp.159–168, 2013.
- [104] C. Santos, E.J. Justino, F. Bortolozzi, and R. Sabourin, “An off-line signature verification method based on the questioned document expert’s approach and a neural network classifier,” Proceedings of the 9th International Workshop on Frontiers in Handwriting Recognition (IWFHR 2004), pp.498–502, IEEE, 2004.
- [105] L.S. Oliveira, E. Justino, and R. Sabourin, “Off-line signature verification using writer-independent approach,” Proceedings of the 2007 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN 2007), pp.2539–2544, IEEE, 2007.

- [106] D. Rivard, E. Granger, and R. Sabourin, “Multi-feature extraction and selection in writer-independent off-line signature verification,” *International Journal on Document Analysis and Recognition (IJ DAR)*, pp.1–21, 2011.
- [107] D. Bertolini, L.S. Oliveira, E. Justino, and R. Sabourin, “Texture-based Descriptors for Writer Identification and Verification,” *Expert Systems with Applications*, vol.40, pp.2069–2080, 2013.
- [108] 経済産業省, “経済産業省生産動態統計”. http://www.meti.go.jp/statistics/tyo/seidou/result/ichiran/08_seidou.html.
- [109] インターワイヤード株式会社, “Dimsdrive : 『ボールペン』に関するアンケート”. <http://www.dims.ne.jp/timelyresearch/2009/091225/>.
- [110] 下山昌彦, 小林邦久, “偽変造文書鑑定用マルチバンドスキャナの開発,” *日本印刷学会誌*, vol.45, no.4, pp.270–274, 2008.
- [111] デジタル画像処理編集委員会 (編), *デジタル画像処理*, CG-ARTS 協会, 2004.
- [112] R.C. Gonzalez and R.E. Woods, *Digital Image Processing*, 3rd edition, Prentice Hall, 2007.
- [113] M. Cheriet, N. Kharram, C.-L. Liu, and C.Y. Suen, *Character Recognition Systems: A Guide for Students and Practitioners*, John Wiley & Sons, Inc., 2007.

- [114] N. Otsu, “A threshold selection method from gray-level histograms,” *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, vol.9, no.1, pp.62–66, 1979.
- [115] M.A. Ferrer, A. Morales, and J. Vargas, “Off-line signature verification using local patterns,” *Proceedings of the 2nd National Conference on Telecommunications (CONATEL 2011)*, pp.1–6, IEEE, 2011.
- [116] F. Kimura, T. Wakabayashi, S. Tsuruoka, and Y. Miyake, “Improvement of handwritten japanese character recognition using weighted direction code histogram,” *Pattern Recognition*, vol.30, no.8, pp.1329–1337, 1997.
- [117] R. Narita, W. Ohyama, T. Wakabayashi, and F. Kimura, “Three dimensional rotation-free recognition of characters,” *Proceedings of the 11th International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR 2011)*, pp.824–828, IEEE, 2011.
- [118] R.M. Haralick, K. Shanmugam, and I.H. Dinstein, “Textural features for image classification,” *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, vol.3, no.6, pp.610–621, 1973.
- [119] V.N. Vapnik, *Statistical Learning Theory*, Wiley, 1998.
- [120] N.V. Chawla, N. Japkowicz, and A. Kotcz, “Editorial: special issue on learning from imbalanced data sets,” *ACM SIGKDD Explorations Newsletter*, vol.6, no.1, pp.1–6, 2004.

- [121] X. Li, L. Wang, and E. Sung, “Adaboost with svm-based component classifiers,” *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol.21, no.5, pp.785–795, 2008.
- [122] S. Kotsiantis, D. Kanellopoulos, P. Pintelas, et al., “Handling imbalanced datasets: A review,” *GESTS International Transactions on Computer Science and Engineering*, vol.30, no.1, pp.25–36, 2006.
- [123] H. He and E.A. Garcia, “Learning from imbalanced data,” *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, vol.21, no.9, pp.1263–1284, 2009.
- [124] N.V. Chawla, K.W. Bowyer, L.O. Hall, and W.P. Kegelmeyer, “SMOTE: Synthetic Minority Over-Sampling Technique,” *Journal of Artificial Intelligence Research*, vol.16, pp.321–357, 2002.
- [125] C. Bunkhumpornpat, K. Sinapiromsaran, and C. Lursinsap, “DB-SMOTE: Density-based synthetic minority over-sampling technique,” *Applied Intelligence*, vol.36, no.3, pp.664–684, 2012.
- [126] K. Veropoulos, C. Campbell, and N. Cristianini, “Controlling the sensitivity of support vector machines,” *Proceedings of the International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI 1999)*, pp.55–60, 1999.
- [127] G. Wu and E.Y. Chang, “Class-boundary alignment for imbalanced dataset learning,” *Proceedings of the ICML 2003 workshop on learning from imbalanced data sets II*, pp.49–56, 2003.

- [128] Y. Sun, M.S. Kamel, A.K. Wong, and Y. Wang, “Cost-sensitive boosting for classification of imbalanced data,” *Pattern Recognition*, vol.40, no.12, pp.3358–3378, 2007.
- [129] R. Akbani, S. Kwek, and N. Japkowicz, “Applying support vector machines to imbalanced datasets,” *Machine Learning: ECML 2004*, pp.39–50, Springer, 2004.
- [130] Q. Yang, J. Liang, Z. Hu, Z. Xing, and H. Zhao, “Automatic recognition of poleward moving auroras from all-sky image sequences based on HMM and SVM,” *Planetary and Space Science*, vol.69, no.1, pp.40–48, 2012.
- [131] M. Kubat and S. Matwin, “Addressing the curse of imbalanced training sets: one-sided selection,” *Proceedings of the 14th International Conference on Machine Learning (ICML 1997)*, pp.179–186, Morgan Kaufmann, 1997.
- [132] T. Ahonen, A. Hadid, and M. Pietikäinen, “Face recognition with local binary patterns,” *Computer Vision-ECCV 2004*, pp.469–481, Springer, 2004.
- [133] G. Zhao and M. Pietikainen, “Dynamic texture recognition using local binary patterns with an application to facial expressions,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.29, no.6, pp.915–928, 2007.

- [134] 村松大吾, 本郷保範, 松本 隆, “ユーザ共通 fusion モデルを用いたオンライン署名認証,” 電子情報通信学会論文誌, vol.J90-D, no.2, pp.450–459, 2007.
- [135] J.C. Platt, “Probabilistic outputs for support vector machines and comparisons to regularized likelihood methods,” *Advances in large margin classifiers*, vol.10, no.3, pp.61–74, 1999.

業績リスト

– 学術論文（査読付き） –

- 1) 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.

– 国際会議論文（査読付き） –

- 1) M. Okawa and K. Yoshida, “Off-line Writer Verification Using Shape and Pen Pressure Information,” Proceedings of the 13th International Conference on Frontiers in Handwriting Recognition (ICFHR 2012), Bari, Italy, pp.621–626, IEEE, September 2012.
- 2) M. Okawa and K. Yoshida, “A Combined Pseudo-Dynamic Approach for Off-Line Writer Verification,” Proceedings of the 16th International Graphonomics Society Conference (IGS 2013), Nara, Japan, pp.14–17, June 2013.
- 3) M. Okawa and K. Yoshida, “User Generic Model for Writer Verification Using Multiband Image Scanner,” Proceedings of the 13th IEEE Con-

ference on Technologies for Homeland Security (HST '13), Waltham, USA, pp.375–380, IEEE, November 2013.