

位相情報に基づく生体認証に関する研究

著者	青山 章一郎
学位授与機関	Tohoku University
学位授与番号	11301甲第16490号
URL	http://hdl.handle.net/10097/60696

博士論文

位相情報に基づく
生体認証に関する研究

情報基礎科学専攻

青山 章一郎

Biometric Authentication Using Phase Information

by

Shoichiro AOYAMA

Graduate School of Information Sciences, Tohoku University, 2015

Copyright © 2015 Shoichiro AOYAMA,

All Rights Reserved.

目次

第 1 章	緒言	1
第 2 章	画像を用いた生体認証に関する基礎的考察	7
2.1	まえがき	7
2.2	生体認証システムで用いられる特徴	8
2.2.1	掌紋認証	9
2.2.2	指関節紋認証	12
2.2.3	虹彩認証	13
2.2.4	顔認証	17
2.3	従来の照合アルゴリズム	20
2.3.1	Gabor フィルタを用いた手法	21
2.3.2	Local Binary Patterns (LBP) を用いた手法	25
2.3.3	Scale Invariant Feature Transform (SIFT) を用いた手法	26
2.4	生体認証システムの性能評価方法	27
2.4.1	1 対 1 認証	28
2.4.2	1 対 N 認証	30
2.5	むすび	31
第 3 章	位相情報に基づく生体認証のための画像マッチング	33
3.1	まえがき	33

3.2	位相限定相関法	34
3.2.1	位相限定相関関数の定義と基本的な性質	34
3.2.2	位相限定相関法に基づく画像マッチングの高精度化	39
3.3	帯域制限位相限定相関法	44
3.4	位相限定相関法に基づくサブピクセル対応点探索	49
3.5	位相情報に基づく照合アルゴリズム	52
3.6	局所位相配列を用いた生体認証の基本概念	54
3.6.1	局所位相配列	55
3.6.2	量子化した位相を用いた画像マッチングの性能評価	58
3.6.3	局所位相配列に基づく照合アルゴリズム	65
3.7	むすび	69
第 4 章	公開画像データベースを用いた性能評価	70
4.1	まえがき	70
4.2	掌紋認証における性能評価	70
4.3	指関節紋認証における性能評価	77
4.4	その他の特徴を用いた認証における性能評価	81
4.4.1	虹彩認証における性能評価	81
4.4.2	顔認証における性能評価	88
4.5	登録データサイズと処理時間に関する考察	93
4.6	むすび	95
第 5 章	生体認証システムへの応用	98
5.1	まえがき	98
5.2	携帯電話を用いた掌紋認証システム	99
5.2.1	前処理アルゴリズム	99
5.2.2	照合アルゴリズム	110
5.2.3	性能評価	113

5.3	ドアレバーを用いた指関節紋認証システム	115
5.3.1	前処理アルゴリズム	119
5.3.2	性能評価	122
5.4	むすび	127
第6章	結言	130
付録 A	サブピクセル対応点探索を用いた照合アルゴリズム	133
A.1	まえがき	133
A.2	対応点探索を用いた指関節紋照合アルゴリズム	134
A.2.1	照合アルゴリズム	134
A.2.2	実験と考察	136
A.3	対応点探索を用いた掌紋照合アルゴリズム	139
A.3.1	照合アルゴリズム	139
A.3.2	実験と考察	140
A.4	むすび	142
付録 B	歯科情報を用いた個人識別	143
B.1	まえがき	143
B.2	歯科 X 線画像を用いた個人識別	144
B.2.1	照合アルゴリズム	144
B.2.2	人物間のスコア算出	147
B.2.3	性能評価	147
B.3	デジタル歯科情報を用いた個人識別	149
B.3.1	照合の基礎的な定式化	151
B.3.2	一致度関数	152
B.4	むすび	154
	参考文献	155

第 1 章

緒言

電子機器の急速な普及，ネットワーク技術の進歩に伴って，電子商取引などのオンラインサービスが場所，時間を選ばず広く利用されるようになった．これによって，サービスの利用者を高い信頼性で特定するための技術は，必要不可欠なものとなっている．この他にも，信頼性が高く利便性に優れた個人認証技術は，例えば入退室管理や出入国審査など，現代社会の非常に多くの場面で必要とされている．従来の個人認証技術として，鍵・IC カード・パスワード・Personal Identification Number (PIN) などを利用するものが一般的であるが，本人の記憶や所持を必要とするため，なくす・忘れる・盗まれるといった危険が常に伴う．そのため，従来の技術と併用することで信頼性を高めたり，あるいは従来の技術の代替として利用されたりする個人認証技術として，生体認証（バイオメトリクス (Biometrics) 認証）が大きな注目を集めている [1]–[6]．文献 [2] において，Jain らは，“Biometrics deals with identification of individuals based on their biological or behavioral characteristics” と定義している．すなわち，生体認証は，身体的あるいは行動的特徴を利用して個人を認証する技術であり，記憶や所持を必要としないという特長を持つ．個人認証に利用される身体的・行動的特徴（本論文では，これらを合わせて生体特徴と呼ぶ）には，例えば指紋・顔・虹彩・静脈・音声・筆跡などさまざまな種類が存在する．生体特徴によって，認証性能が高いが収集性や受容性が低かったり，逆に，収集性や受容性が高い一方で高い認証性能が得られなかったりするため，個人認証システムが用いられる場面によって適切な生体特徴は異なる．また，生体特徴に応じて，シ

システムが情報を取得するためのセンサが異なるが、指紋認証、顔認証、虹彩認証などで利用される、画像は、生体特徴のデータ形式の中で、最も一般的なものの 1 つである。

画像に基づく生体認証では、一般的に、センサが取得した画像信号に対して前処理と照合の 2 つの処理が適用される [6]。前処理は、システムが取得した画像から、顔認証であれば顔、虹彩認証であれば虹彩のように、システムが想定する生体特徴が写る領域（関心領域）を抽出する。また、低画質な画像に対して、コントラスト強調などを適用することがある。この処理の中で、多くの生体特徴では、それぞれの生体特徴に固有の器官を検出することで、関心領域画像の変形をある程度正規化することが可能である。照合は、関心領域画像から抽出した特徴とシステムに登録されている特徴とを比較して、その特徴によって定義された類似度を照合スコアとして算出する。本論文では、関心領域画像から特徴を抽出し、スコア算出を行う一連の処理を照合アルゴリズムと呼ぶ。これまでに、様々な生体特徴に関する研究が行われているが、それらの多くでは、それぞれの生体特徴に対して固有の照合アルゴリズムが適用されるため、同じ原理を他の生体特徴に適用することが困難であった。一方で、近年では、それぞれの生体特徴に特化した手法ではなく、汎用性の高い手法も数多く提案されている。これらの手法は、生体画像のテクスチャパターンのマッチングに基づいているものがほとんどである。このような手法では、高い認証性能を得るために、前処理での正規化が困難な生体画像の非線形なひずみを考慮した画像マッチングが不可欠である。

生体画像のテクスチャパターンのマッチングに基づく汎用的な照合アルゴリズムには、Gabor フィルタを用いた手法 [7], [8], Local Binary Patterns (LBP) [9] を用いた手法, Scale Invariant Feature Transform (SIFT) [10] を用いた手法がある。Gabor フィルタを用いた手法は、虹彩認証における Iris Code が代表として挙げられる。この手法は、生体特徴に応じて最適化した Gabor フィルタを用いて関心領域画像の符号化を行う手法である。関心領域画像から抽出する特徴のデータ容量が小さく、照合スコアの計算が高速に行えるという利点を持つ。一方で、関心領域画像間での変形を微小な平行移動のみしか考慮していないことから、前処理による画像変形の正規化が不完全な場合、認証性能が著しく低下してしまう問題がある。LBP を用いた手法は、注目画素とその近傍画素との大小関係に基づいて関心領域画像を符号化する手法である。生体特徴に応じて処理手順やパラメータを大きく変える必要がなく、ま

た，照合スコアの計算が高速に行えるという利点を持つ．一方で，ある生体特徴に対して処理手順やパラメータを最適化することが困難であり，他の手法と比較して高い認証性能が得られない場合が多いという問題がある．SIFT を用いた手法は，前処理で画像変形を完全に正規化していなくても，高精度な認証が可能である．しかし，SIFT 特徴を抽出する際には，まず，特徴点を検出する必要があり，関心領域画像の画質によっては，ほとんど特徴点を検出できないことがある．

筆者の所属する研究グループでは，高性能な画像マッチング手法の 1 つとして位相限定相関法 (Phase-Only Correlation: POC) に着目し，その実用的な応用を想定した高精度化手法に関する組織的な研究を行っている [11]–[13]．位相限定相関法は，画像のフーリエ変換により得られる振幅と位相のうち，振幅を正規化することで位相のみを利用して 2 つの画像間の相関関数を計算し，画像マッチングを行う手法である．これまでに，多くの生体特徴について，公開画像データベースを用いた性能評価実験の結果を比較すると，位相限定相関法を用いた照合アルゴリズムは，他の照合アルゴリズムよりも高い性能を有することが報告されている [14]–[17]．また，歯科 X 線画像のように他の画像マッチング手法では高精度な照合が困難である低画質な画像に対しても，位相限定相関法が有効である [18]．しかし，従来の位相限定相関法に基づく照合アルゴリズムでは，位相限定相関法の適用方法が生体特徴によって異なる．高い汎用性を有した照合アルゴリズムを実現するためには，生体特徴によらず高精度に画像マッチングを行うための共通の枠組みが必要である．また，位相限定相関法に基づく従来の照合アルゴリズムは，関心領域画像を登録データとしているため，登録データが漏洩すると，元の生体情報が容易に盗まれる問題がある．

そこで，生体画像のテクスチャのマッチングに位相情報が有効であるという点に着目し，本論文では，位相情報に基づく生体画像の照合アルゴリズムを提案する [19]–[22]．提案手法は，階層画像を作成し，それぞれの階層で位相限定相関法に基づく画像マッチングを行うことで，低解像度画像間では位置合わせを，高解像度画像間では類似度評価を行う．これにより，生体画像の非線形な変形に対してロバストな画像照合が可能である．公開画像データベースを用いた性能評価実験を通して，まず，提案手法が，掌紋認証および指関節紋認証について，世界最高水準の性能を有することを実証する．また，虹彩認証，および顔認証についても公開画像

データベースを用いた性能評価実験を行うことで、提案手法が、生体特徴の違いに依存することなく、高精度な認証ができることを実証する。

また、本論文では、局所画像ブロックの低周波数成分の位相を、画像マッチングに用いる局所特徴として新たに定義する。この局所特徴を局所位相配列と呼び、本論文では、局所位相配列に基づく生体認証の基本概念について述べる。あらかじめ登録画像から局所位相配列を抽出し登録データとすることで、従来の位相限定相関法に基づく照合アルゴリズムとは異なり、登録データが漏洩しても元の生体情報を完全に復元することが困難となる。同時に、位相限定相関関数の計算を行うために必要なフーリエ変換が1回削減されるため、照合時の処理時間が短縮される。一方で、各周波数成分の位相は、一般に実数であることから、登録データのデータ容量が元の画像と比較して大きくなる問題がある。そこで、位相を量子化することにより、データ容量の増大を抑制する。性能評価実験により、位相を量子化しても、高精度な認証が可能であることを実証する。

さらに、提案手法の応用として、2つの生体認証システムを提案する [23]–[28]。1つ目は、「携帯電話を用いた掌紋認証システム」である。携帯電話は、現代社会において広範に普及している電子機器の1つであり、重要な個人情報や、携帯電話を介してオンラインでやり取りされたり、携帯端末内に保管されたりすることが増えている。そのため、携帯電話の不正利用を防ぐためのセキュリティ機能は、必要不可欠なものである。本論文では、ほぼ全ての携帯端末にカメラが付属されていることに着目し、可視光カメラで非接触・非拘束で簡単に撮影ができ、かつ高い認証性能を有する掌紋認証を用いた個人認証システムを開発する。2つ目は、「ドアレバーを用いた指関節紋認証システム」である。ドアレバーを握るという動作は、入退室を行う際に自然に行われる行為である。指の第2関節の外側のパターンである指関節紋は、ドアレバーを握った際にドアに正対することから、ユーザが意識することなく情報を取得できると考えられる。この特長に基づき、指関節紋を用いた入退室管理のための利便性の高い個人認証システムを開発する。これらの個人認証システムを実現するためには、前処理アルゴリズムと照合アルゴリズムが必要である。本論文では、それぞれのシステムについて、まず、システムが取得した画像から関心領域を抽出するための前処理アルゴリズムを提案する。次に、照合アルゴリズムを提案する。ドアレバーを用いた指関節紋認証システムでは、既に述べた照合アルゴ

リズムをそのまま適用するが、携帯電話を用いた掌紋認証システムでは、携帯端末の限られた計算資源を考慮し、処理を改変して適用する。最後に、提案システムを用いて画像データベースを作成し、前処理アルゴリズムと照合アルゴリズムの性能評価を行う。これらの実験を通して、本論文で提案した照合アルゴリズムが、認証システムに応じた前処理アルゴリズムと組み合わせることで、実用的な環境下で生体特徴に依存することなく有効であることを実証する。

本論文は、以上の内容を取りまとめたものであり、以下に示す 6 章で構成されている。

第 1 章は緒言であり、研究の背景と目的およびその概要をまとめたものである。

第 2 章では、生体認証と現在までに提案されている照合アルゴリズムについて述べる。まず、生体認証システムで用いられる生体特徴について述べる。特に、掌紋、指関節紋、虹彩、顔の 4 つの生体特徴の性質について述べる。次に、現在までに提案されている生体画像のテクスチャ情報を利用した照合アルゴリズムについて述べる。そして、生体認証における一般的な性能評価方法について述べる。

第 3 章では、位相情報に基づく生体認証のための画像マッチングについて述べる。まず、位相限定相関法の基本的な性質について概説し、位相限定相関法の高精度化手法について述べる。次に、生体認証においてよく利用される帯域制限位相限定相関法について述べる。そして、位相限定相関法と画像ピラミッドとを組み合わせたサブピクセル画像対応付けについて述べる。その後、本論文で提案する位相情報に基づく照合アルゴリズムについて述べる。最後に、本論文で新たに定義する局所特徴である局所位相配列について述べ、これを用いた生体認証の基本概念について述べる。また、位相の量子化について、画像マッチングへの影響を実験的に評価する。

第 4 章では、公開画像データベースを用いた性能評価について述べる。まず、掌紋および指関節紋の公開画像データベースを用いた性能評価を通して、第 3 章で提案した照合アルゴリズムが、これら 2 つの生体特徴について世界最高水準の性能を有することを実証する。次に、虹彩および顔の公開画像データベースを用いた性能評価実験を行うことで、提案手法が高い汎用性を有していることを示す。最後に、量子化ビット数などのパラメータの変化による、提案手法の登録データ容量および計算時間の削減と認証性能の関係について評価する。

第 5 章では、生体認証システムへの応用について述べる。本章では、「携帯電話を用いた掌

紋認証システム」と「ドアレバーを用いた指関節紋認証システム」の 2 つを提案する．それぞれのシステムについて，アルゴリズムと性能評価を述べる．携帯電話を用いたシステムでは，まず，取得した画像から関心領域を抽出するアルゴリズムを提案する．次に，第 3 章で提案した照合アルゴリズムを携帯端末の計算資源に合わせて改変した照合アルゴリズムを提案する．その後，実際に提案システムで撮影した画像を用いて，前処理アルゴリズムと照合アルゴリズムの性能を評価する．ドアレバーを用いた指関節紋システムでは，まず，取得した画像から関心領域を抽出するアルゴリズムを提案する．次に，実際に提案システムで撮影した画像を用いて，前処理アルゴリズムと照合アルゴリズムの性能を評価する．それぞれのシステムについて，性能評価実験を行うことで，本論文で提案する照合アルゴリズムが，実用的な環境下でも有効であることを実証する．

第 6 章は結言である．

以上，本論文の企図するところを概説した．

第 2 章

画像を用いた生体認証に関する基礎 的考察

2.1 まえがき

本章では、生体認証に関する基礎的考察を行う。生体認証は、1 つ以上の身体的、もしくは、行動的特徴を用いて個人を認証する技術である。現代社会では、オンラインサービスを利用する際や入退室を行う際など、多くの場面において個人認証技術が必要不可欠なものである。生体認証は、記憶や所持を必要としないため、従来のパスワードや鍵などと比較して、利便性・信頼性の高い個人認証システムの実現が可能であると期待される。

一般に、生体認証システムを設計する際には、(I) システムに求められる条件の分析、(II) 生体特徴の選択、(III) データ収集、(IV) 照合アルゴリズムの開発、(V) システムの性能評価の 5 つのステップを行う [6]。(I) では、利用者が協力的であるかどうかや、環境の変化が大きいかどうかなどのシステムが利用される場面、および、システムに要求される性能について分析する。この結果に基づいて、(II) では、システムに適した 1 つ以上の身体的・行動的特徴（生体特徴）を選択する。そして、(III) でデータを収集し、(IV) で照合アルゴリズムの開発を行う。最後に、(V) で性能評価を行う。得られた性能が不十分な場合には、(II) ~ (IV) のいずれかに戻り、(V) までの手順を繰り返す。以上の手順の中で、本章では、まず、(II) について、これまでに研究されている生体特徴の性質について述べる。多くの生体特徴の中で、人体の表面の

テクスチャの照合により認証を行うものとして、本論文では、特に、手のひらのパターンである掌紋と、指関節の外側のパターンである指関節紋とに着目し、これら 2 つの生体特徴について概説する。また、現在までに、特に盛んな研究が行われている、虹彩および顔の 2 つについて概説する。次に、(IV) について、現在までに、複数の生体特徴に対して適用されている生体画像のテクスチャ情報を利用した従来の照合アルゴリズムについて述べ、その特長や問題点について考察する。最後に、(V) について、生体認証システムの性能評価方法について述べる。

2.2 生体認証システムで用いられる特徴

表 2.1 は、代表的な生体特徴とそれらの性質を比較したものである [5]。表の各項目の詳細は、以下の通りである [6]。

- 普遍性：誰しもがその特徴を持つこと。
- 唯一性：システムの利用者のそれぞれが、固有のパターンを有すること。
- 永続性：時間の経過とともに変化しないこと。
- 収集性：ユーザに過度の不便さを感じさせることなく、生体特徴の情報を取得できること。
- 性能：システムの計算資源で、認証精度と計算速度を両立すること。
- 受容性：システムのユーザが、抵抗なくシステムを利用できること。
- 脅威耐性：第三者によるなりすましなどにロバストであること。

表 2.1 に示す通り、生体特徴によって上記の各項目が高いものと低いものとが存在する。ある 1 つの生体特徴が、あらゆる生体認証システムの応用について上記全ての項目を満たすことはなく、システムに要求される条件（環境や性能など）によって、適切な生体特徴が変わる。以下では、まず、利便性および認証性能に優れた生体特徴として、人の手に存在する掌紋および指関節紋に着目し、それぞれの特徴について述べる。その後、現在、最も盛んな研究がなされている生体特徴である顔および虹彩の特徴について述べる。

表 2.1 バイオメトリクス認証技術の比較 [5] (:高, :中, :低)

生体特徴	普遍性	唯一性	永続性	収集性	性能	受容性	脅威耐性
指紋							
顔							
顔の赤外画像							
DNA							
歩容							
虹彩							
キーストロック							
声紋							
手の静脈							
掌形							
掌紋							
匂い							
筆跡							
耳介							
網膜							

2.2.1 掌紋認証

掌紋とは、手のひらの内側の手首から指の付け根までの領域のパターンである。1996年に、David D. Zhang らによって世界で初めて手のひらを用いた認証の分野が確立され [29]，それ以降，さまざまな照合アルゴリズムが提案されている [8], [30]–[42]。図 2.1 に掌紋画像の例を示す。このように，広い領域に主線，しわ，皮膚小稜（隆線）など多くの特徴を有していることから，高い認証性能が期待されている。手のひらの組織構造は，表皮，真皮，皮下組織から

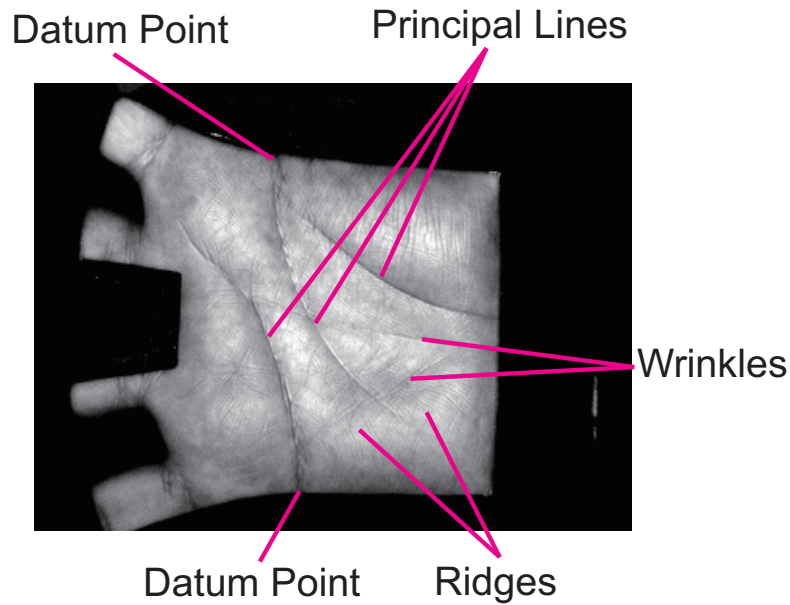


図 2.1 掌紋の特徴

構成される。表皮は、外部環境の影響から守る障壁の役割を果たす。表皮細胞は、角化細胞と呼ばれる。角化細胞は、表皮の下層から上層にまで広がり、多量のケラチンを含み、堅い外殻を形成している。手のひらの表皮の厚さは、およそ 0.8 mm であると言われている。表皮は、生まれた後で、継続的に圧力や摩擦が加わることで厚くなる。手のひらには、屈曲線、割線、皮膚小稜の三種類の線が存在する。これら線の構造は、指の動き、組織構造などに関係している。例えば、手のひらの屈曲線は、手のひらで最も濃く、物を掴む動作などに伴う皮膚の動きに影響される。このような皮膚の動きによって形成される永続的なしわは、主線と呼ばれ、手相占いでは、生命線、頭脳線、感情線と呼ばれるものである。割線は、手のひらの皮膚にしわを形成する基礎を与える。このしわは、歳をとり、肌が弾力を失ったときに永続的な物として形成される。しわのいくつかは、生まれつきのものであるが、特に手のひらに存在するしわは物を掴むときの筋肉の動きによって一生を通して形成される。皮膚小稜（隆線）は、表皮の永久的肥厚化である。これは、手の内側、および足の裏にのみ現れる。隆線は、物を掴んだりする領域の大部分を占めており、タイヤの溝のような機能を果たす。隆線の粗さは、手の部分によって異なる。指先の部分が最も細かく、指の残りの領域が最も荒い。手のひらに存在する隆線は、それらの中間の粗さである。

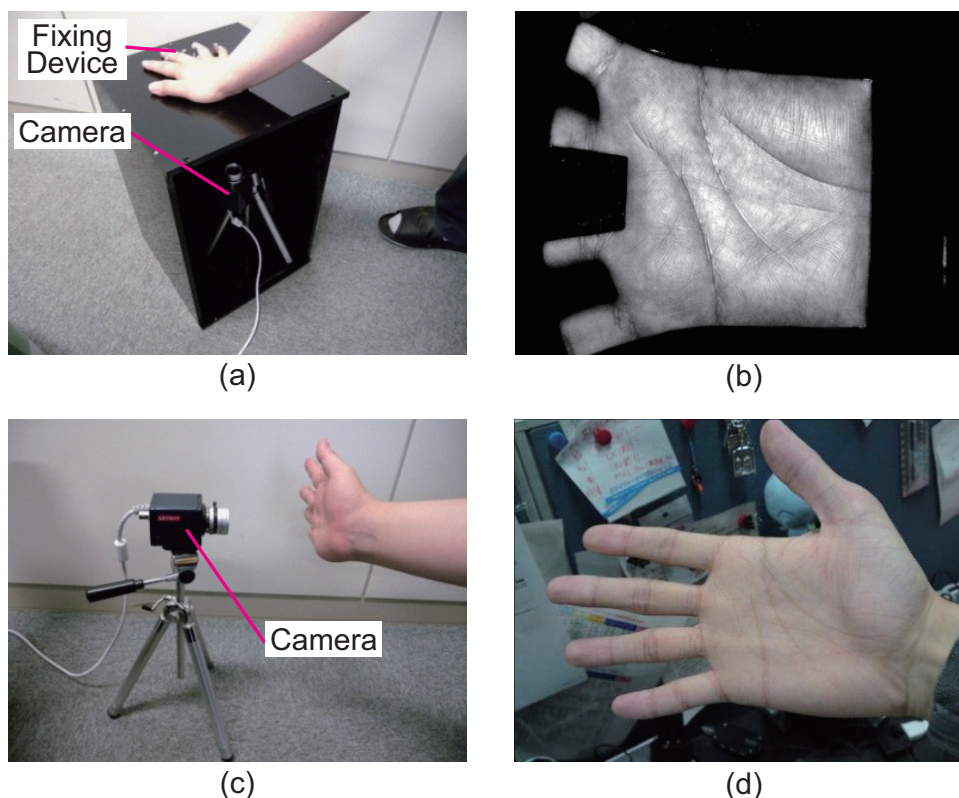


図 2.2 掌紋認証の形式：(a) 接触型認証システムの例，(b) 接触型認証における掌紋画像の例，(c) 非接触型認証システムの例，(d) 非接触型認証における掌紋画像の例

以下では，掌紋認証システムについて述べる．掌紋認証は，既に入退室管理などへの応用が実用化されている．掌紋認証システムにおいて，画像をいかにきれいに，かつ簡単に取得するかは，システムの認証性能と利便性に大きな影響を与える重要な課題である．取得の方式には，大きく分けて接触型と非接触型の 2 つがある．以下で，それぞれについて述べる．

- 接触型：図 2.2 (a) に認証システムの例を示す．接触型掌紋認証システムは，カメラ，手を固定するための装置などから構成される．手を固定するための装置を用いることで，同一人物の手のひらを異なるタイミングで撮影した場合でも，指の動きに起因する手のひらの非線型なひずみや，手を置く位置に起因する回転，拡大・縮小，平行移動

の影響を抑制することが可能である．このため，安定して画像を取得することができ，高い認証性能が期待できる．しかし，手を固定する装置を用いるため，コストが高くなり，簡便なシステムの構築が難しくなる．図 2.2 (b) に，実際に撮影された手のひら画像の例を示す．

- 非接触型：図 2.2 (c) に認証システムの例を示す．非接触型掌紋認証システムは，カメラのみを用いて掌紋画像の取得を行う．接触型と比較して，照明や背景などの環境の変化が大きいため，安定した掌紋領域抽出が困難であり，また，カメラと手の位置関係に起因して射影的な画像変形が加わることがあるため，接触方式と同様の照合アルゴリズムでは認証性能が大幅に低下する可能性がある．一方で，カメラのみで手のひらを撮影することができるため，低コストかつ利便性の高いシステムの構築が可能である．図 2.2 (d) に，実際に撮影された手のひら画像の例を示す．

2.2.2 指関節紋認証

指関節の外側のパターンである指関節紋は，2000 年代後半になって研究されるようになった，比較的新しい生体特徴の 1 つである．指紋や掌紋と異なり，指関節紋は手の外側のパターンであることから，物を握った状態でも認証が可能である．そのため，手に存在する生体特徴の中でも，指紋や掌紋など比較して収集性が高く，これらの生体特徴とは異なった場面に対して応用できると考えられている．

指関節の外側を用いた個人認証は，手に存在する生体特徴を用いた利便性の高い個人認証の実現を目的として，Woodard らによって提案された [43]．Woodard らは，3 次元センサを使用するシステムと，指の 3 次元的な曲率に基づく照合アルゴリズムを提案した．しかし，3 次元センサのコストや認証アルゴリズムの計算量など，実用化に関して多くの課題が存在した．一方で，Woodard らの研究により，指関節の外側に存在するひだやしわなどが，唯一性を有していることが実証された．その後，Kumar らによって，2 次元画像による指関節のパターンを用いた個人認証を提案された [44]．Kumar らは，手の背面を撮影した画像から，指関節の領域を抽出し，主成分分析などを用いて領域の解析を行う照合手法を提案した．この手法によ

り、指関節を用いた実時間認証への可能性が示されたが、手の背面のほぼ全体を撮影するため、比較的大きなシステムが必要となることが問題となった。そこで、指のみを撮影する、よりコンパクトかつ実践的な個人認証システムとして、Zhang らによって Finger-Knuckle-Print (FKP) を用いたシステムが提案され [45]、PolyU FKP Database [46] が公開された。これにより、指関節紋認証に関する研究が盛んに行われるようになり、現在までに様々な照合アルゴリズムが提案されている [45], [47]–[52]。PolyU FKP Database の画像は、専用の装置を用いて、カメラから一定の距離に 1 本の指を固定する接触方式で撮影された指関節紋画像である。これに対し、Cheng らは、指関節紋が、可視光カメラを用いて非接触・非拘束で撮影できるという特長を利用し、携帯電話を用いた指関節紋認証システムを提案している [53]。このシステムのように非接触・非拘束で撮影された指関節紋画像は、掌紋と同様、カメラと手の位置関係などによって、接触型の場合と比較して画像変形が大きくなる。また、物を握った状態で指関節を撮影した場合、指の曲げ方が変わると指関節紋に非線形な変形が生じるため、これによって認証性能が低下してしまう可能性がある。

図 2.3 に、指関節紋画像の例を示す。これまでの指関節紋認証に関する検討の多くは、最も顕著なパターンが見られる指の第 2 関節（近位指節間関節，Proximal Interphalangeal Joint）を用いるものである。これに対し、Kumar らによって、第 1 関節（遠位指節間関節，Distal Interphalangeal Joint）や第 3 関節（中手指節間関節，Metacarpophalangeal Joint）を用いることでも、個人認証が可能であることが報告されている [54], [55]。しかし、第 1 関節や第 3 関節を用いた認証は、第 2 関節を用いた認証と比較して認証性能が低い。そのため、これまでの研究では、第 1 関節や第 3 関節を用いた認証は、第 2 関節を用いた認証との組み合わせにより認証性能を向上させるために用いられたり、手とカメラとの位置関係などに起因して第 2 関節が写っていないような状況において利用されたりするなど、第 2 関節を用いた認証の補助的な役割を担う場合が多い。

2.2.3 虹彩認証

虹彩は、角膜と水晶体との間に存在する瞳孔の周囲の環状の部分であり、一般に「黒目」とも呼ばれる領域である。図 2.4 に眼球の構造を示す。外界の光は、角膜を通過し、その後ろ側

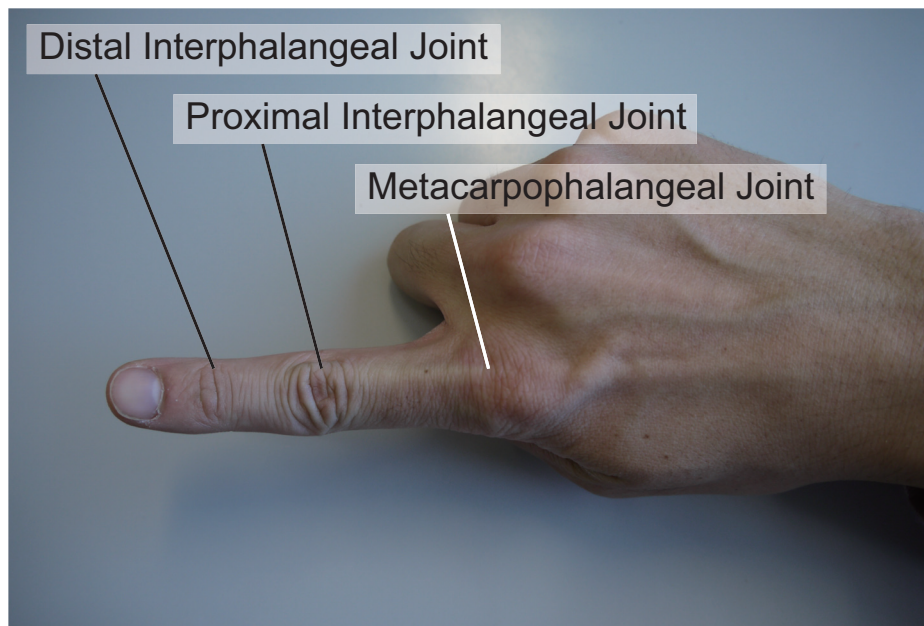


図 2.3 指関節紋画像の例

にある瞳孔を通る．そして，レンズの役割を持つ水晶体が，眼球内部の網膜に像を結ぶ．虹彩の働きは，瞳孔径を変えることで網膜に届く光の量を調節することである．虹彩は，瞳孔散大筋と瞳孔括約筋という 2 種類の筋肉から構成される．外界が暗くなると，虹彩を放射状に走る瞳孔散大筋が収縮し，瞳孔径を大きくすることで網膜に届く光量を増やす．一方，外界が明るくなると，瞳孔の縁周辺に環状に存在する瞳孔括約筋が収縮し，瞳孔径を小さくすることで網膜に届く光量を減らす．虹彩の模様（虹彩パターン）は，これら瞳孔散大筋と瞳孔括約筋といった筋肉の模様であるといえる．虹彩は，妊娠 6 ヶ月頃に形成されてから 2 歳頃までの間に，遺伝的要素よりも外部環境に影響されながら成長する．そして，成長が止まる 2 歳頃を過ぎると，そのパターンが変化することはないといわれている．虹彩は，同一人物でも左右の目で異なり，一卵性双生児でも異なる．そして，角膜の下に存在することから眼球内部の疾病の影響を受けないという長所を有している．また，目の不自由な方の多くは視神経の障害であり，ほとんどの場合において認証精度に影響がない．虹彩の自動認証に関する研究は，虹彩パターンを用いて個人を特定可能であるという概念が，1987 年に Flom と Safir によって特許化されたことに始まり [56]，この特許以降，虹彩認証に関してさまざまな研究が行われ，多く

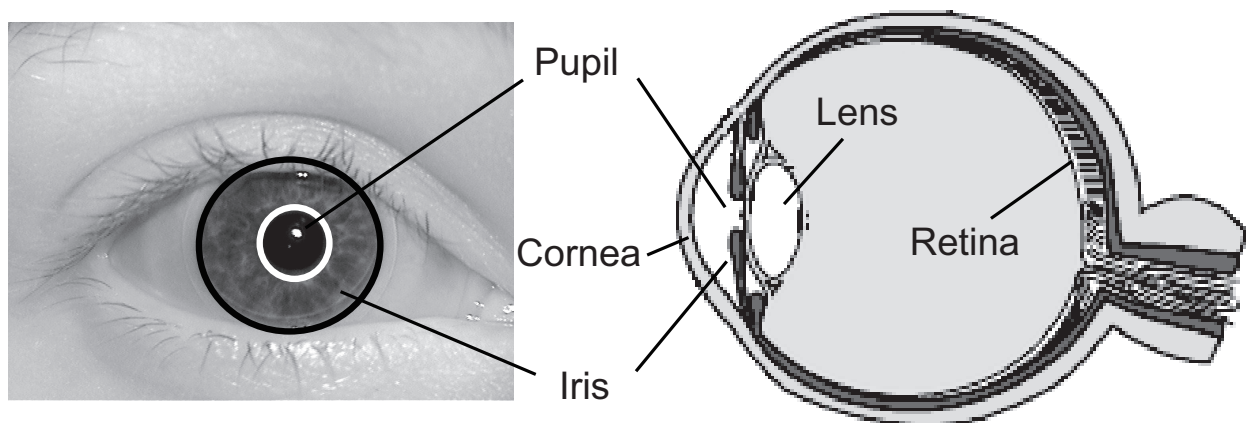


図 2.4 人の眼球の正面画像（白い線で示した円は虹彩と瞳孔の境界，黒い線で示した円は虹彩と白目の境界である）および断面図

の照合アルゴリズムが提案されてきた [7], [57]–[63] .

虹彩は、普遍性、唯一性、永続性に優れた生体特徴である。また、透明な角膜を通して外部から見えるため、カメラを用いてそのパターンを取得することができる。さらに、虹彩を構成する筋肉の複雑な相互作用により瞳孔径が常に微小に変動していることから、認証システムにおいて瞳孔径を連続的に観測することによって、認証システム（カメラ）の前にあるのが実際の人間の虹彩なのか、紙などに印刷された擬似的な虹彩なのかを容易に見分けることができる。そして、虹彩は明るさの変化に非常に素早く反応するため（瞳孔の収縮においては数百ミリ秒で反応する）、周囲の明るさを認証システム側で意図的に変化させることによって、虹彩が本物なのかどうかを短時間で見分けることが可能である。

虹彩認証システムにおいて、虹彩画像をいかに高画質に、かつ簡単に取得するかは、システムの利便性と認証性能に大きな影響を与える重要な課題である。取得の方式には、大きく分けて全自動方式、半自動方式、手動方式がある。各方式について、以下で概説する。

- 全自動方式：広角レンズカメラと望遠レンズカメラを組み合わせ、ユーザの操作を必要とせずに、自動的に虹彩画像を取得する方式である。まず、広角レンズカメラでユーザの顔画像を取得し、目の位置する座標を求める。次に、得られた座標に基づいて虹彩画

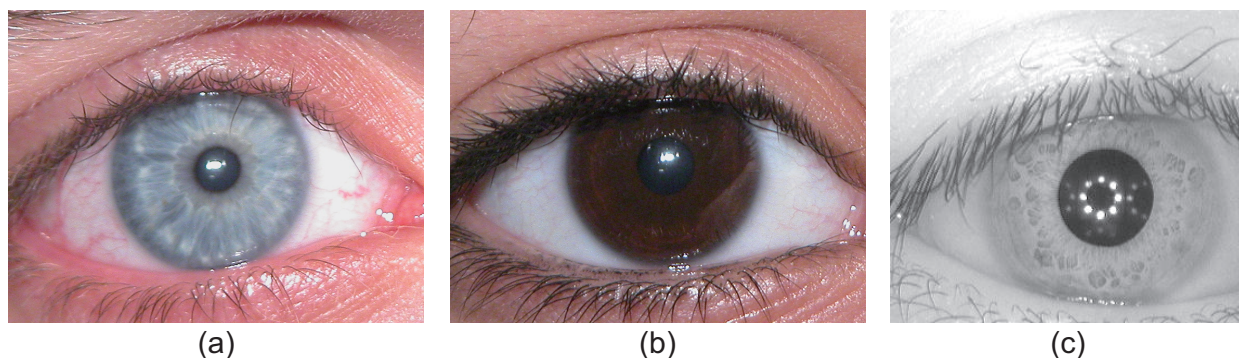


図 2.5 虹彩画像の例：(a) 可視光による撮影（青色の虹彩の場合）、(b) 可視光による撮影（褐色の虹彩の場合）、(c) 近赤外光による撮影

像を取得する．全ての操作は自動化されており，ユーザがシステムの前に立つだけで認証が行われる．ユーザへの負担が非常に小さいが，システムが大規模・高コストになりやすい．

- 半自動方式：良好な虹彩画像が得られるような位置・視線にユーザを誘導し，望遠レンズカメラで虹彩画像を取得する方式である．一般的には，まず，ユーザが身長などに応じてカメラの位置や角度を合わせ，誘導表示や音声ガイドなどにしたがってカメラと虹彩の位置関係を調整する．その間，システムは連続的に虹彩画像を取得し続け，最適な虹彩画像が得られた時点で自動的に次の処理へ移行する．ユーザにカメラとの位置関係の調整を要求するが，全自動方式に比べて小型化や低コスト化が可能である．
- 手動方式：ユーザ自身が画像取得端末を直接手にとって，目の位置を定めて虹彩画像を取得する方式である（端末は固定して，ユーザが動く場合もある）．自動化に必要な機能が省略できるため，小型化や低コスト化が可能である．また，装置を壁などに固定する必要がなく任意の場所で利用可能であるという特長を有する．一方で，自動撮影機能が省略されているため，ユーザが端末に表示される誘導シンボルなどを確認しながら手動で端末の角度などを調整し，撮影を行う必要がある．

いずれの方式でも，カメラを用いて虹彩画像を取得する．しかし，虹彩の色は個人によって

異なり，褐色の人がいれば，灰色や青色の人もある．可視光で撮影を行うと，虹彩が青色の場合はそのパターンが取得できるが（図 2.5 (a)），褐色の場合はパターンを明瞭に取得することができない（図 2.5 (b)）．そこで，一般的な虹彩認証システムでは，近赤外光を用いて虹彩を撮影する．近赤外光を用いることで，虹彩の色によらず常に安定して虹彩パターンを撮影することができる（図 2.5 (c)）．

2.2.4 顔認証

“顔”とは，口・鼻・頬・目など多くの感覚器官を含む，人の頭部正面の額から顎までに広がる領域を指す．人間は，相手の顔を見てその人が誰であるかを判別したり，自己の身分を証明する際に顔を利用したりすることから，顔は，最も一般的な生体特徴であると考えられる．また，人間は，相手の顔から，その人の性別・年齢・人種・感情などを推測する．このように，人間は，他者とのコミュニケーションを行う際に，相手の顔から得られるいろいろな情報を，特に意識することなく利用している．

顔で相手を識別する顔認証は，人間が日常生活の中で特に意識することなく常に行っている処理である．そのため，ユーザの心理的抵抗が少なく，また，可視光カメラで非接触・非拘束で簡単に情報取得ができるという利点を持つ．顔認証技術の自動化に関する研究は，1960年代から行われている [64]．しかし，制約がほとんどない環境下で撮影された顔画像を用いて高精度かつロバストな認証を行うためには様々な課題が残されており，顔は，コンピュータビジョンやパターン認識の分野で，現在も最も盛んな研究が行われている生体特徴である．顔認証技術の開発および性能把握を目的に，各国で顔認証技術に関するプログラムが実施されている．米国では，国防総省の主導のもとで FERET (Face Recognition Technology) [65] が，米国商務省標準技術局 (National Institute of Standards and Technology: NIST) の主導のもとで FRVT (Facial Recognition Vendor Test) [66] が実施されている．これらのプログラムにより，大規模な評価用顔画像データベースが作成され，顔の情報を利用したさまざまな認証手法の性能評価が行われてきた [67], [68]．

一般的に，顔認証では，ユーザが装置に接触する必要がなく，カメラで顔画像が撮影できれば認証を行うことができる．そのため，ユーザがカメラとの距離がある程度離れていたり，歩

きながらであったりしても、特に意識させることなく認証を行うことができる。一方で、顔は、人が成長するにつれて変化していきだけでなく、認証システムが用いられる環境、ユーザーの状態によって顔画像が大きく変化することがある。図 2.6 に、撮影条件が異なる顔画像の例を示す。これらの画像からわかるように、同一人物の顔画像であっても、写り方が大きく異なり、これによって高い認証性能が得にくいという問題がある。それぞれの問題点について、以下で概説する。

(i) 照明変化

天候や場所、時間帯などによって、照明条件は変化する。この照明変化による顔の見え方の変化は、異なる人物間における顔の変化よりも大きいとも言われている [69]。図 2.6 (a) に照明変化を伴う顔画像の変化を示す。照明変化に対処するための手法として、画像の輝度値の情報を利用して物体の 3 次元形状を抽出するモデルベースの手法 [70]、Gabor フィルタ画像など、明るさの変化にロバストな手法 [71]、部分空間法を利用する手法 [72], [73] などが報告されている。

(ii) 表情変化

顔の幾何学的な形状はその人の内面的な心理状態や意思、社会的コミュニケーションによって変化する。このような表情変化は顔認証の性能に影響を与える重大な要因の 1 つとなっている。表情変化を伴う顔画像の例を図 2.6 (b) に示す。この表情変化に対応して認証を行うために、これまでに Appearance Model を利用して顔画像の表情変化を正規化し認証するアルゴリズム [74], [75]、表情変化により変形する 3 次元構造を、TPS (Thin-Plate Spline) に基づく変形モデルを利用して補正する認証アルゴリズム [76]、表情変化にロバストな鼻周辺の 3 次元構造を利用する認証アルゴリズムが報告されている [77], [78]。

(iii) 姿勢変化

図 2.6 (c) は、姿勢変化を伴った顔画像を示したものである。同一人物であっても、姿勢変化によって大きく変化する。顔認証において、ユーザーが必ずしもカメラに正対しているとは限らないため、顔の姿勢変化が認証精度を低下させる要因となる。姿勢変化

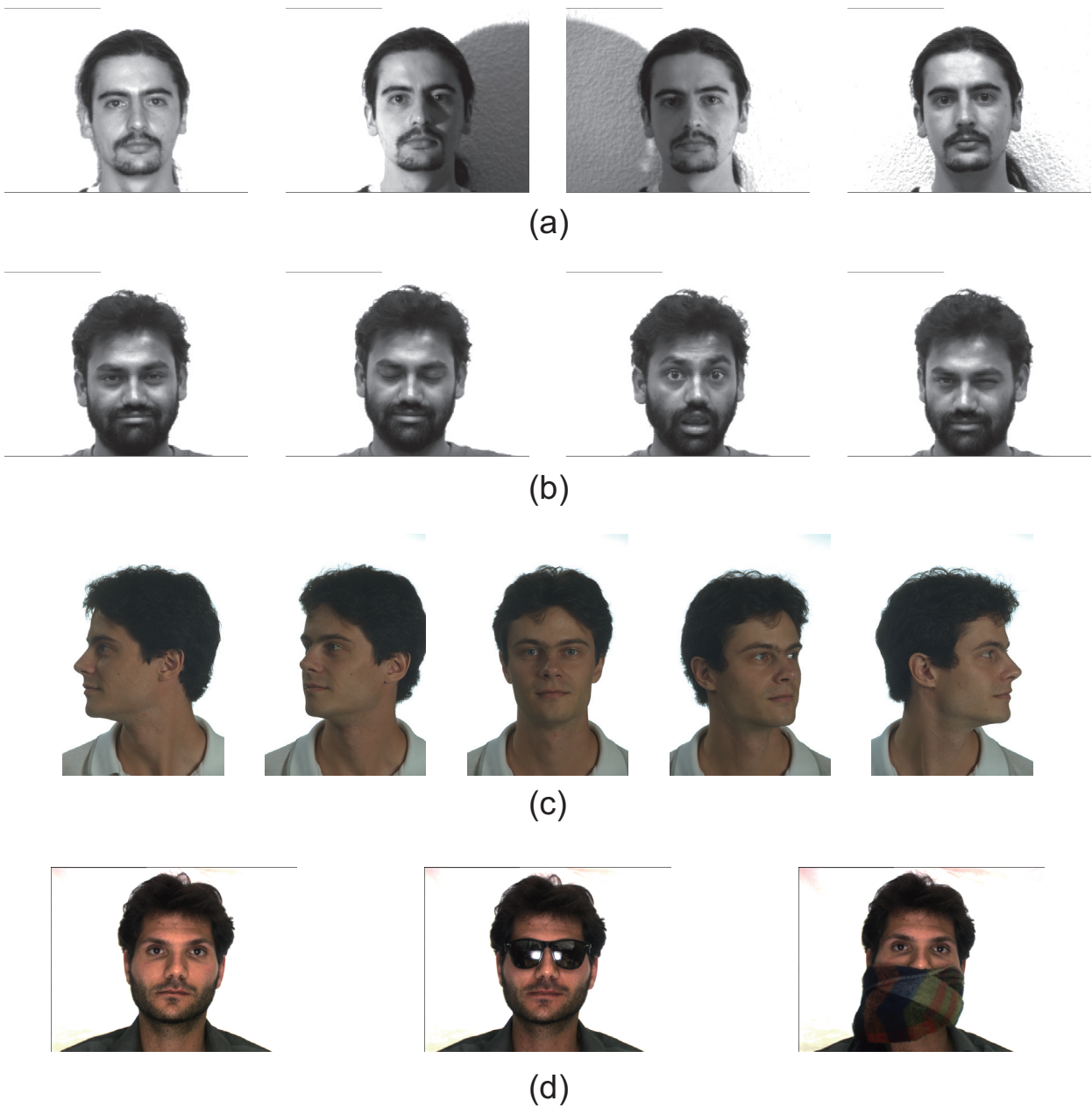


図 2.6 撮影条件が異なる顔画像の例：(a) 照明変化（左から「正面からの照明あり」, 「左からの照明あり」, 「右からの照明あり」, 「左右からの照明あり」を示す.）, (b) 表情変化（左から「悲しさ」, 「眠気」, 「驚き」, 「ウィンク」を示す.）, (c) 姿勢変化（左から「左向き」, 「やや左向き」, 「正面」, 「やや右向き」, 「右向き」を示す.）(d) 遮蔽領域（左から「通常」, 「サングラス着用」, 「マフラー着用」を示す.）

の問題を扱う手法には，多視点画像に基づく手法 [79]–[82]，単一視点画像に基づく手法 [83] がある．また，学習には多視点画像を利用し，認証の際は登録人物 1 人につき 1 枚のデータベース画像を利用する手法は，高速かつ精度の高い認証が可能であるため広く用いられている．このタイプの手法として，固有顔に基づく手法 [84]，グラフマッチングに基づく手法 [75]，線形分類器に基づく手法 [85], [86]，画像のベクトル表現化に基づく手法 [87], [88]，アピアランスモデルに基づく手法 [89] がある．

(iv) 遮蔽領域

遮蔽領域を伴う顔画像の例を図 2.6 (d) に示す．眼鏡やマスク，毛髪や髭といった遮蔽物の存在が，認証精度を低下させる要因となる．遮蔽領域を検出する手法は，モデルベースとアピアランスベースの二つに大別される．モデルベースの手法は，Active Appearance Model (AAM) などを用いて特徴点を抽出し，その特徴点の位置に基づいて遮蔽領域を検出する [90]．アピアランスベースの手法は，顔画像のテクスチャ情報を直接利用する手法であり，多くが主成分分析を用いた画像修復に基づいている [91], [92]．

2.3 従来の照合アルゴリズム

前節で述べたように，認証に用いられる生体特徴には，さまざまなものが存在する．しかし，システムが生体特徴の情報を取得したあとの一般的な処理の流れは，生体特徴によらず，図 2.7 に示す通りである．生体認証システムには，大きく (i) 登録と (ii) 照合という 2 つのステージが存在する．登録ステージでは，まず，システムが取得した画像（登録画像）から，前処理により，関心領域を抽出する．前処理は，生体特徴ごとに大きく異なるが，その多くは，画像中に特徴点を検出し，その相対的な位置関係に基づいて画像変形を補正する．そして，関心領域画像から特徴抽出を行い，データベースに格納する．照合ステージでは，システムが取得した画像（入力画像）から，登録ステージと同様，関心領域画像を抽出する．次に，関心領域画像から特徴抽出を行い，データベースに登録されている登録画像の特徴との間で，照合スコアを算出する．本論文では，関心領域画像からの特徴抽出と，その特徴を用いて照合スコア

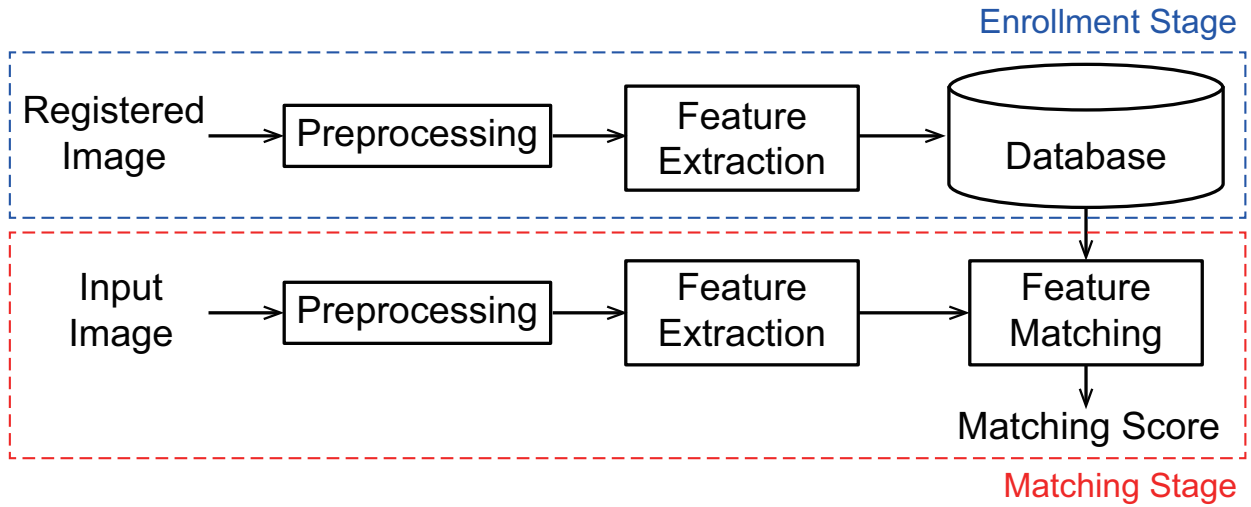


図 2.7 一般的な生体認証システムの処理フロー

を算出する処理を合わせて照合アルゴリズムと呼ぶ。以下では、2.2 節で述べた生体特徴について、これまでに提案されている代表的な照合アルゴリズムについて述べる。

2.3.1 Gabor フィルタを用いた手法

まず、Gabor フィルタを用いた手法の中で最も有名な手法の 1 つとして、Iris Code を用いた照合アルゴリズム [7] について述べる。この手法は、現在までに実用化されている虹彩認証システムのほとんどで採用されている。Iris Code を用いた照合アルゴリズムでは、まず、取得した虹彩画像において虹彩領域を特定し、その虹彩領域に対して極座標系を設定することで虹彩領域を同心円状に分割する。次に、それぞれの領域に対して 2 次元 Gabor フィルタを適用することで特徴的なパターンの抽出を行う。Gabor フィルタは、ガウス関数を正弦波で変調したものであり (図 2.8 (a), (b)), 極座標系 (ρ, ϕ) における Gabor フィルタ $\mathcal{G}_I(\rho, \phi)$ は、次式で表される。

$$\mathcal{G}_I(\rho, \phi) = e^{-j\omega_I(\phi-\phi_0)} e^{-(\rho-\rho_0)^2/\sigma_\rho^2} e^{-(\phi-\phi_0)^2/\sigma_\phi^2} \quad (2.1)$$

ここで、 ρ_0, ϕ_0 はフィルタの位置、 σ_ρ, σ_ϕ は 2 次元ガウス関数の分散、 ω_I は正弦波の周波数に相当するパラメータである。この Gabor フィルタを虹彩画像に適用して得られる出力は、複素数となる。このフィルタ出力を図 2.8 (c) に示すように量子化することで、分割した

虹彩領域のそれぞれから，Iris Code と呼ばれる 1 次元信号を生成する．Iris Code の各ビットの値は，次式で決定される [7]．

$$C_{I,\text{Re}} = \begin{cases} 1 & \text{if } \iint \text{Re} \left[e^{-j\omega_I(\phi_0-\psi)} e^{-(\rho_0-\gamma)^2/\sigma_\rho^2} e^{-(\phi_0-\psi)^2/\sigma_\phi^2} \right] I(\gamma, \psi) \gamma d\gamma d\psi \geq 0 \\ 0 & \text{if } \iint \text{Re} \left[e^{-j\omega_I(\phi_0-\psi)} e^{-(\rho_0-\gamma)^2/\sigma_\rho^2} e^{-(\phi_0-\psi)^2/\sigma_\phi^2} \right] I(\gamma, \psi) \gamma d\gamma d\psi < 0 \end{cases} \quad (2.2)$$

$$C_{I,\text{Im}} = \begin{cases} 1 & \text{if } \iint \text{Im} \left[e^{-j\omega_I(\phi_0-\psi)} e^{-(\rho_0-\gamma)^2/\sigma_\rho^2} e^{-(\phi_0-\psi)^2/\sigma_\phi^2} \right] I(\gamma, \psi) \gamma d\gamma d\psi \geq 0 \\ 0 & \text{if } \iint \text{Im} \left[e^{-j\omega_I(\phi_0-\psi)} e^{-(\rho_0-\gamma)^2/\sigma_\rho^2} e^{-(\phi_0-\psi)^2/\sigma_\phi^2} \right] I(\gamma, \psi) \gamma d\gamma d\psi < 0 \end{cases} \quad (2.3)$$

ただし， $C_{I,\text{Re}}$ ， $C_{I,\text{Im}}$ は Iris Code の各ビットであり， $I(\gamma, \psi)$ は極座標系における虹彩画像である．式 (2.2)，(2.3) にしたがって，注目する座標 (ρ_0, ϕ_0) において，2 bit の符号 $[C_{I,\text{Re}}, C_{I,\text{Im}}]$ が得られる．フィルタを適用する位置を変化させながら上記手順を行うことで，2,048 bit の Iris Code が生成される．2 つの Iris Code を用いたスコア算出は，コード間の正規化ハミング距離を求めることで行われる．比較する 2 つの Iris Code を C_1, C_2 とすると，それらの正規化ハミング距離 D_{Ham} は，次式で与えられる．

$$D_{\text{Ham}} = \frac{1}{2,048} \sum_{i=1}^{2,048} C_1(i) \oplus C_2(i) \quad (2.4)$$

ここで， \oplus は排他的論理和 (Exclusive-OR, XOR) を表し， $C_1(i), C_2(i)$ は，それぞれ C_1, C_2 の i ビット目を表す．式 (2.4) で計算される D_{Ham} は，完全に一致する Iris Code 同士の場合 0 となり，全く相関のない Iris Code 同士の場合 0.5 となる [7]．つまり， D_{Ham} が 0 に近いほど 2 つの Iris Code は同一の虹彩から得られた可能性が高く，0.5 に近いほど異なる虹彩から得られた可能性が高い．Iris Code とほぼ同じ原理で符号生成およびスコア算出を行う手法として，掌紋認証では，PalmCode [8] や FusionCode [93] などが提案されている．

次に，Gabor フィルタのもう 1 つの代表的な適用方法である Competitive Code (CompCode) について述べる．CompCode は，掌紋認証で提案された手法であり，Gabor フィルタを利用して，掌紋の局所的な方向情報を抽出する手法である [94]．CompCode で用いられる Gabor フィルタは，次式で表される [94]．

$$G_C(n_1, n_2, \phi, \omega_C, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{n_1^2+n_2^2}{2\sigma^2}} e^{2\pi j(\omega_C n_1 \cos \phi + \omega_C n_2 \sin \phi)} \quad (2.5)$$

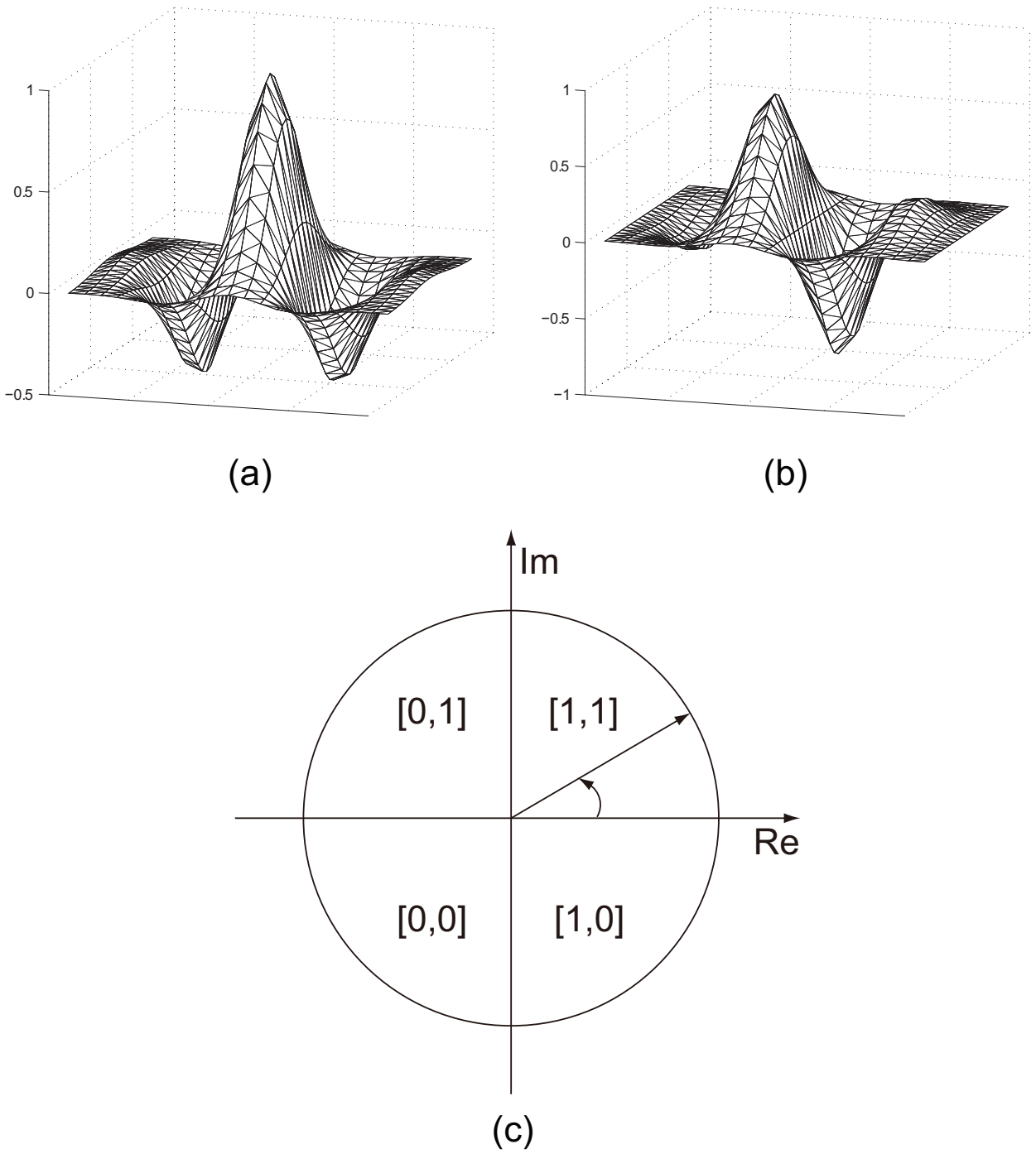


図 2.8 Gabor フィルタを用いた符号化：(a) 実部，(b) 虚部，(c) フィルタ出力の量子化

表 2.2 Competitive Code のビット割り当て

\mathcal{C}_C	Bit 0	Bit 1	Bit 2
0	0	0	0
1	0	0	1
2	0	1	1
3	1	1	1
4	1	1	0
5	1	0	0

式 (2.1) と式 (2.5) の大きな違いは, Gabor フィルタに方向 ϕ の要素が加わった点である. CompCode を生成する際は, 方向を $\phi_i = i\pi/6$ ($i = 0, \dots, 5$) の 6 方向とする. 掌紋画像 $I(n_1, n_2)$ から生成する CompCode \mathcal{C}_C は, 次式で与えられる.

$$\mathcal{C}_C(n_1, n_2) = \underset{i}{\operatorname{argmin}} [I(n_1, n_2) * \operatorname{Re} \{ \mathcal{G}_C(n_1, n_2, \phi_i, \omega_C, \sigma) \}] \quad (2.6)$$

ここで, “*” は畳み込みを表す. 照合の際には, 表 2.2 に示すように, 0 ~ 5 の値を 3 ビットの符号に変換する. CompCode を用いたスコア算出は, Iris Code と同様, 符号間の正規化ハミング距離である.

Gabor フィルタを用いた手法と原理が近い手法として, 2 つ, あるいは 3 つのガウスフィルタを組み合わせたフィルタ (Ordinal フィルタ) を画像に適用し, その応答を 2 値に量子化することで生成される Ordinal Code が, 虹彩認証や掌紋認証について提案されている [95], [96]. この手法でも, 照合スコアは, 生成した符号化間の正規化ハミング距離で与えられる.

Gabor フィルタを用いた手法は, ガウス関数の分散, 正弦波の周波数などのパラメータを適切な値に調整することで, 掌紋画像や極座標展開後の虹彩画像など, 縞模様に近い生体特徴に対して非常に有効である. また, 照合スコア算出がハミング距離計算のみであるため, 非常に高速な処理が可能である. しかし, 認証システムが対象とする画像によって, 最適なパラメータを求める必要があり, その最適化は非常に煩雑となる. また, 関心領域画像間での変形は, 微小な平行移動のみを考慮している場合が多く, 前処理による画像変形の正規化が不十分であ

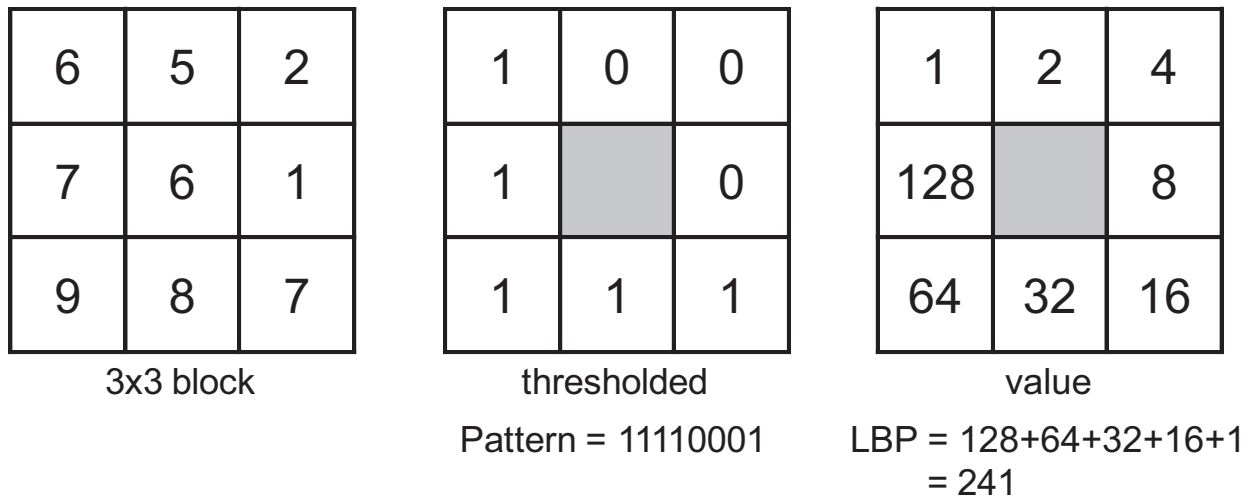


図 2.9 LBP の計算例：中央の注目画素に対して，画素値の大小により 2 値化する．基準画素を中心に反時計周りに 1 周して得られる符号に対して 2 のべき乗の値を割り振り，それを足し合わせることで注目画素に対する LBP の値を求める．

る場合には，性能が大きく低下する．

2.3.2 Local Binary Patterns (LBP) を用いた手法

LBP は，顔認証 [97] において，その有効性が実証されて以降，生体認証で広く使われている局所特徴である．まず，図 2.9 に示すように，注目画素とその近傍画素との大小関係を求め，注目画素を中心に反時計回りに 1 周することで符号を得る．図 2.9 は，最も単純な場合であるが，差を求める画素を正方形ではなく，円状に配置してもよい．次に，得られた符号を 2 進数として考え，これを 10 進数に変換したものを，注目画素の LBP の値とする．各画素について上記の処理を適用したものを，LBP 画像と呼ぶ．そして，LBP 画像を小領域に分割し，ブロック単位でヒストグラムを計算する．入力画像および登録画像のそれぞれについて，計算された LBP 画像のヒストグラムを連結し，これを $H_R = [H_{R,1}, \dots, H_{R,N_{\text{block}}}]$ および $H_I = [H_{I,1}, \dots, H_{I,N_{\text{block}}}]$ とする．ここで， N_{block} は，分割したブロックの総数である．こ

のとき照合スコア D_L は, H_R と H_I のカイ二乗距離として, 次式で得られる.

$$D_L = \sum_{i_1=1}^{N_{\text{block}}} \sum_{i_2=1}^{N_{\text{bin}}} y_{i_1} \frac{(H_{R,i_1,i_2} - H_{I,i_1,i_2})^2}{H_{R,i_1,i_2} + H_{I,i_1,i_2}} \quad (2.7)$$

ここで, i_2 はヒストグラムのピンを表し, H_{R,i_1,i_2} および H_{I,i_1,i_2} は, H_{R,i_1} および H_{I,i_1} の i_2 番目のピンの値を表す. また, y_{i_1} は i_1 番目のブロックの重み, N_{bin} はピンの総数である.

これまでに, 上で述べた手法やそれを拡張した手法が提案されており, 例えば文献 [98]–[100] などがある. LBP を用いた手法は, 生体特徴に応じて特別な最適化を必要としないため, 汎用性が高い. 一方で, 画像間の大きな変形までは考慮されていない. また, 汎用性の高さより, 生体特徴に応じて最適化することが困難であるため, 生体特徴に特化した手法よりも高い認証性能が得られることが少ない.

2.3.3 Scale Invariant Feature Transform (SIFT) を用いた手法

SIFT 特徴は, コンピュータビジョンの分野における画像対応付け, あるいは, 物体認識の特徴量として用いられてる局所特徴である. 生体認証においても, SIFT をベースとしたアルゴリズムが数多く提案されている.

SIFT は, まず, Difference of Gaussians (DoG) を画像に適用し, その結果の極値を求めることで, 拡大縮小に不変な特徴点を検出する. 次に, 輝度勾配のヒストグラムを用いることで特徴点近傍の方向を求める. そして, 特徴点の周辺を 4×4 のブロックに分割し, ブロックごとに 8 方向の勾配ヒストグラムを求め, 128 次元の特徴ベクトルとする. 一般的な SIFT を用いた照合アルゴリズムでは, 入力画像と登録画像それぞれから抽出した特徴ベクトルの比較を行い, 対応点ペアを求める. 得られた対応点ペアには, 誤対応ペアが含まれることもあるため, それを除去する必要がある. 誤対応除去には, 一般的な誤対応除去手法である Random Sample Consensus (RANSAC) [101] が用いられる場合がある [102]. 一方で, 生体認証では, 前処理により画像変形がほぼ正規化されることを利用し, 各対応点ペアについて, 登録画像上の特徴点と入力画像上の特徴点の座標が大きく異なる場合や, 方向が大きく異なる場合に, それを誤対応であると判定する手法が提案されている [103]. 最終的に, 画像間で得られた対応点ペアの総数を照合スコアとする.

SIFT に基づく照合アルゴリズムは、様々な生体特徴において提案されており、例えば文献 [49], [102], [104]–[107] などがある。SIFT は、画像変形にロバストな局所特徴であることから、前処理での画像変形の正規化が不十分な場合でも、認証を行うことが可能である。しかし、SIFT で対応付けを行う場合には、登録画像と入力画像で同じ点を特徴点と検出する必要があったり、対応点のペア数がスコアとなることから特徴点を多く検出する必要があったりする。一方で、基準点の数が増えると、計算量が増大したり、誤対応ペアが増加する問題がある。また、低画質な関心領域画像の場合に、一部分だけでしか特徴点が検出できなかつたり、そもそも特徴点が検出できないという問題があったりする。これに対し、コントラスト強調により検出する特徴点の数を増やしたり [49]、フィルタリングを用いて特徴点検出の安定化が図られていたりする [42]。

2.4 生体認証システムの性能評価方法

本節では、生体認証アルゴリズムの性能評価方法について述べる [3], [4], [6], [108], [109]。登録データと入力データの間で認証を行う場合、この 2 つのデータがどのくらい似ているかを照合スコアとして数値で表す。この数値は、例えば 0 から 1 の範囲であり、1 に近ければ本人である可能性が高く、0 に近ければ他人である可能性が高いことを意味する（逆の場合もある）。そこで、ある閾値を設定し、照合スコアがその閾値より大きければ（小さければ）本人、小さければ（大きければ）他人と判断する。一般的に、生体情報を利用した個人認証アルゴリズムの性能は、1 対 1 認証 (Verification)、または 1 対 N 認証 (Identification) の観点から評価される。1 対 1 認証では、個人の識別番号とともに、個人の生体情報を入力する。そして、入力された個人の識別番号をもとに、登録されている生体情報を探索し、その登録データと入力された生体情報との間で照合を算出し、本人か他人かを判定する。1 対 1 認証では、本人か他人かの判定の誤り率が性能評価の指標となる。これに対し、個人識別番号がわからない場合、入力データに対応する個人識別番号をデータベース中の登録データから探す処理が必要となる。この処理が 1 対 N 認証である。入力データとデータベース中の全ての登録データとを照合し、入力データが誰のものであるかを識別する。そのため、1 対 N 認証の性能評価では、

入力データとデータベース中の全ての登録データとを照合した際の照合スコアを降順（もしくは昇順）にソートしたとき，上位何番目までを考慮すると本人ペアの照合スコアが含まれているかで性能を評価する．すなわち，入力データと対応する個人識別番号を持つ登録データの候補リストを出力することになり，本人の照合スコアの順位が高い程，その 1 対 N 認証のアルゴリズムの性能が高い．その場合，本人ペアが第 1 位となる割合や候補リストの長さが性能評価の指標となる．以下では，それぞれの評価方法の詳細について述べる．

2.4.1 1 対 1 認証

ここでは，1 対 1 認証の性能評価について述べる．典型的な 1 対 1 認証システムにおけるエラーは 2 種類存在する．1 つは，本人であるのに誤って他人であると判断される場合，もう 1 つは，他人であるのに誤って本人であると判断される場合である．一般に，ある閾値において，誤って本人を拒否する割合である本人拒否率（False Reject Rate: FRR または False Non-Match Rate: FNMR）と，誤って他人を受け入れる割合である他人受入率（False Accept Rate: FAR または False Match Rate: FMR）が性能評価に用いられる．照合スコアが高いほど本人である可能性が高い場合，FRR および FAR は，以下の式で計算される．

$$FRR = \frac{\text{閾値より低い本人ペア数}}{\text{本人ペアの総数}} \times 100 [\%] \quad (2.8)$$

$$FAR = \frac{\text{閾値より高い他人ペア数}}{\text{他人ペアの総数}} \times 100 [\%] \quad (2.9)$$

なお，閾値は照合スコアの範囲に応じて設定する．一般的な本人ペアおよび他人ペアの照合スコア分布の模式図を図 2.10 に示す．図 2.10 では，本人ペアのスコアと他人ペアのスコアが重なる部分が存在する．このスコアが重なる部分がなければ，認証の成功率が 100 % であることを意味する．しかし，現実にはこのようなことはほぼないため，システムの実用化を考える場合，閾値の設定が重要となる．

照合スコアの範囲内で閾値を変化させた場合の FRR および FAR のグラフの模式図を図 2.11 (a) に示す．これを見ると，FAR と FRR はトレードオフの関係にあることがわかる．図 2.11 (a) に示した ZeroFRR, ZeroFAR, EER (Equal Error Rate) は，生体認証アルゴリズムの性能を評価する際の指標としてよく利用されている．ZeroFRR は，FRR が 0 と

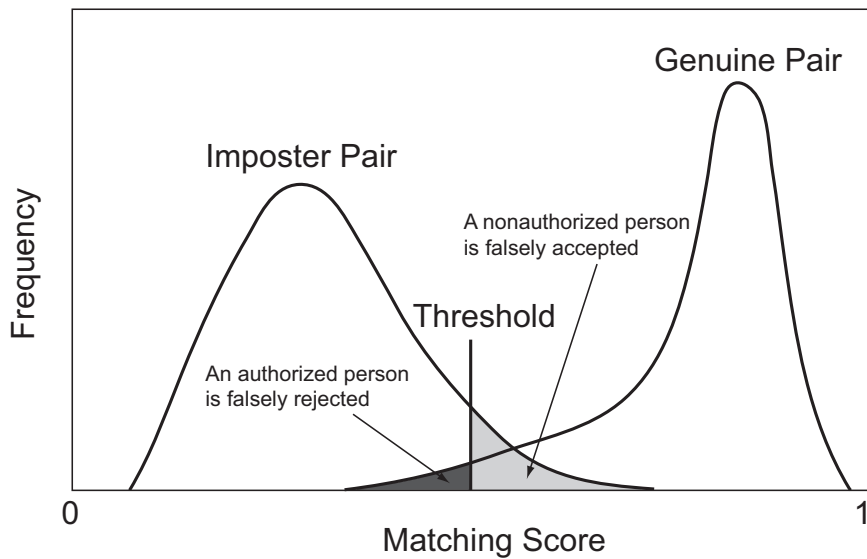


図 2.10 本人同士および他人同士の照合を行ったときの照合スコア分布（スコアの範囲を 0 ~ 1 とし、スコアが高いほど本人である可能性が高い場合）

なる閾値の中で最も低い FAR のことであり、ZeroFAR は、FAR が 0 となる閾値の中で最も低い FRR のことである。ZeroFRR が低ければ他人を間違って受け入れる確率が低く、逆に ZeroFAR が低ければ本人を間違って拒否する確率が低い。EER は、 $FRR = FAR$ となるときのエラー率で、EER が小さいほど認証性能が高い。一般に、1 対 1 認証の性能評価には Receiver Operating Characteristic (ROC) 曲線が用いられる。ROC 曲線とは、照合スコアに対する閾値をパラメータとして、横軸に FRR、縦軸に FAR をとることによって描かれる曲線である。この曲線が軸に近いほど、その認証アルゴリズムの性能が高い。また、横軸に FAR、縦軸に本人を正しく認証する割合である本人受入率 (Genuine Accept Rate: GAR) をとる場合もある。この場合、曲線が横軸から遠いほど性能がよい。なお、ROC 曲線を描く場合、対数グラフが用いられることもある。

本論文では、ROC 曲線および EER を用いて提案アルゴリズムの性能を評価する。しかし、FRR および FAR を求める際の閾値は離散的な値であるため、FRR と FAR が等しくなるときの EER を正確に求めることは難しい。そこで、本論文では、Fingerprint Verification Competition (FVC) 2002 [110] で採用されている計算方法を用いて EER を求める。まず、

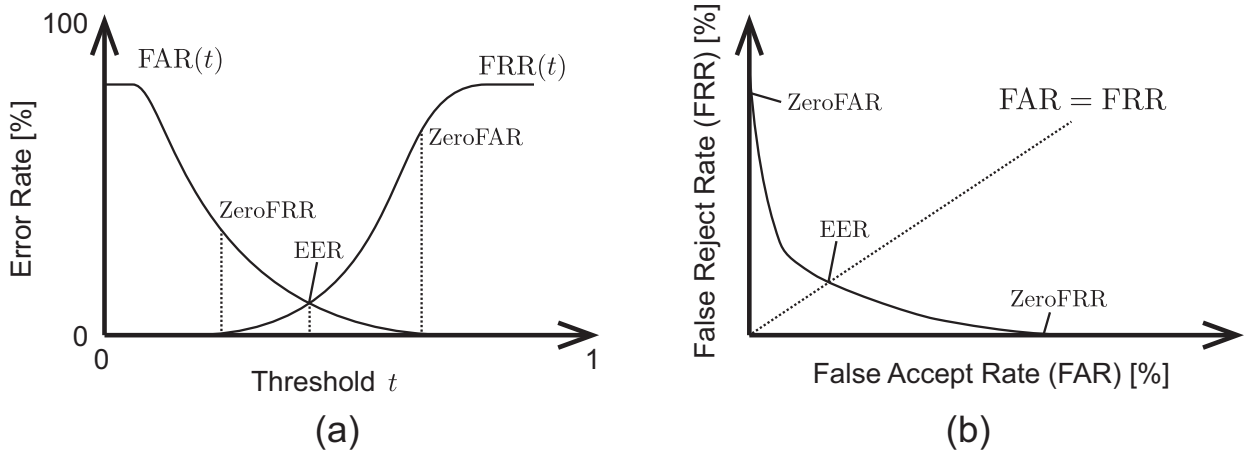


図 2.11 1 対 1 認証における性能評価：(a) 閾値に対する FAR および FRR のグラフ，(b) ROC 曲線

FRR が FAR 以下となる閾値のうち，最大値を t_1 とし，逆に FRR が FAR 以上となる閾値のうち，最小値を t_2 とする．次に，閾値が t_1 および t_2 のときの FRR と FAR の和をそれぞれ求める．そして，この和が小さい方の閾値に対する FRR および FAR を用いて EER_{low} および EER_{high} を求める．

$$\begin{aligned}
 & [EER_{low}, EER_{high}] \\
 &= \begin{cases} [FRR(t_1), FAR(t_1)] & (\text{if } FRR(t_1) + FAR(t_1) \leq FRR(t_2) + FAR(t_2)) \\ [FRR(t_2), FAR(t_2)] & (\text{otherwise}) \end{cases} \quad (2.10)
 \end{aligned}$$

得られた EER_{low} および EER_{high} から，次式によって EER を求める．

$$EER = \frac{EER_{low} + EER_{high}}{2} \quad (2.11)$$

2.4.2 1 対 N 認証

ここでは，1 対 N 認証の性能評価方法について述べる [109]．登録データの集合および入力データの集合をそれぞれ $R = \{X_1, X_2, \dots, X_{N_R}\}$ および $I = \{Y_1, Y_2, \dots, Y_{N_I}\}$ とする．入力データ Y_{n_R} が与えられたとき，登録データ X_{n_I} との照合スコアを $S(Y_{n_R}, X_{n_I})$ とする．ここで， $n_R = 1, 2, \dots, N_R$ および $n_I = 1, 2, \dots, N_I$ とする．

一般に、1 対 N 認証のアルゴリズムの性能を評価するために、Cumulative Match Characteristic (CMC) 曲線を用いる。CMC 曲線による性能評価を行うためには、それぞれを入力データをすべての登録データと照合を行い、合計で $N_I \times N_R$ 個の照合スコア $S_{n_I} = \{S(Y_{n_I}, X_1), S(Y_{n_I}, X_2), \dots, S(Y_{n_I}, X_{N_R})\}$ ($n_I = 1, 2, \dots, N_I$) を算出する。ここで、 N_I 個の集合 S_{n_I} は、それぞれ N_R 個の照合スコアを持つ。そして、入力データのそれぞれの照合スコア $S(Y_{n_I}, X_{n_R})$ を以下のように並べ替える。

$$S(Y_{n_I}, X_{(1)}) \geq S(Y_{n_I}, X_{(2)}) \geq \dots \geq S(Y_{n_I}, X_{(N_R)}) \quad (2.12)$$

ここで、 $X_{(\eta)}$ は、入力データ Y_{n_I} と登録データ X_{n_I} との照合スコアのうち、 i 番目の高さの照合スコアを持つ登録データであるとする。したがって、入力データ Y_{n_I} に対応する登録データ、すなわち、本人ペアが η 番目に順位付けされている場合、入力データの順位は η となる。式 (2.12) のようにして、すべての入力データ ($n_I = 1, 2, \dots, N_I$) に対して、順位 η_{n_I} を算出することができる。そして、入力データの順位が η である頻度を $P(\eta)$ とすると、 $P(\eta)$ は以下の式で表される。

$$P(\eta) = \frac{\#(\eta_{n_I} = \eta)}{N_I} \quad (\eta = 1, 2, \dots, N_R) \quad (2.13)$$

ここで、 $\#(\eta_{n_I} = \eta)$ は、順位 η_{n_I} のうち、 η に一致するものの個数である。式 (2.13) を用いて、CMC 曲線を定義することができる。順位 η における CMC 曲線の値 $\text{CMC}(\eta)$ は、 $P(\eta)$ を累積することで、以下のように表す。

$$\text{CMC}(\eta) = \sum_{i=1}^{\eta} P(i) \times 100 [\%] \quad (2.14)$$

1 対 N 認証の性能評価では、本人ペアが第 1 位となる割合、すなわち、 $\text{CMC}(1)$ や、式 (2.14) が 100 % となる最小の順位 η が、よく用いられる指標である。

2.5 むすび

本章では、生体認証に関する基礎的考察を行った。まず、生体認証に用いられる特徴について、システムを構築する上で要求される性質などについて述べた。そして、掌紋、指関節紋、

虹彩，顔の 4 つの生体特徴について，それぞれの性質を述べた．その後，画像のテクスチャ情報を利用したいくつかの照合アルゴリズムについて述べ，それぞれの手法について特長および問題点を考察した．最後に，生体認証システムの性能評価方法について述べた．

第3章

位相情報に基づく生体認証のための 画像マッチング

3.1 まえがき

本章では、位相情報に基づく生体認証のための画像マッチングについて述べる。位相情報を用いた画像マッチング手法は、Kuglin らによって 1975 年に提案され [111]，その後、振幅スペクトルの対数極座標変換（Fourier-Mellin 変換）を用いた拡大縮小・回転の生じた画像間での画像マッチング [112]，映像の動き推定 [113] などに応用されている。筆者の所属する研究グループでは、これまでに位相限定相関法を用いた画像マッチングに関する組織的な研究開発を行っており、マシンビジョン、3次元計測などにも応用可能な汎用性の高い画像マッチング技術として、その高精度化に関する検討がなされている [11], [114]–[116]。生体認証においては、位相限定相関関数を計算する際のフーリエ逆変換のサイズを、生体画像の周波数特性に合わせて制限する帯域制限位相限定相関法 (Band-Limited Phase-Only Correlation: BLPOC) が提案されており [14]，さまざまな生体特徴の認証アルゴリズムに適用されている [14]–[16], [18], [47], [117], [118]。

従来までに提案されている位相限定相関法に基づく照合アルゴリズムは、生体特徴ごとに位相限定相関法の適用方法が異なる。また、コンピュータビジョン分野での応用が想定された、高精度な画像位置合わせのためのマッチング手法がそのまま適用されていることがあり、画像

照合を目的とする生体認証では、処理時間に見合う性能が必ずしも得られない。そこで、本論文では、より生体認証に適した位相情報に基づく画像マッチングを考え、これに基づいた照合アルゴリズムを提案する。さらに、画像の局所ブロック画像の低周波数成分の位相を、局所画像間で位置合わせと類似度評価を行うための特徴“局所位相配列”として定義し、これに基づく生体認証の基本概念を提案する。

以下では、まず、位相限定相関関数の定義と各種高精度化手法について述べる。次に、帯域制限位相限定相関法を用いた画像マッチングについて述べる。そして、位相限定相関法を用いたサブピクセル対応点探索について述べる。その後、本論文で提案する照合アルゴリズムについて述べ、最後に、局所位相配列の定義と、これを用いた生体認証の基本概念について述べる。

3.2 位相限定相関法

本節では、まず、位相限定相関関数 (POC 関数) の定義と基本的な性質について述べる。そして、位相限定相関法により高精度に画像マッチングを行うための各種手法について述べる。

3.2.1 位相限定相関関数の定義と基本的な性質

大きさ $N_1 \times N_2$ の 2 つの 2 次元画像信号を $f(n_1, n_2)$ および $g(n_1, n_2)$ とする。ここで、定式化の便宜上、離散空間のインデックスを $n_1 = -M_1, \dots, M_1$ および $n_2 = -M_2, \dots, M_2$ とする。ただし、 M_1 および M_2 は正の整数であり、画像信号の大きさを $N_1 = 2M_1 + 1$ および $N_2 = 2M_2 + 1$ とする。これらの画像信号の 2 次元離散フーリエ変換 (Discrete Fourier Transform: DFT) をそれぞれ $F(k_1, k_2)$ および $G(k_1, k_2)$ として次式で与える。

$$\begin{aligned} F(k_1, k_2) &= \sum_{n_1=-M_1}^{M_1} \sum_{n_2=-M_2}^{M_2} f(n_1, n_2) W_{N_1}^{k_1 n_1} W_{N_2}^{k_2 n_2} \\ &= A_F(k_1, k_2) e^{j\theta_F(k_1, k_2)} \end{aligned} \quad (3.1)$$

$$\begin{aligned} G(k_1, k_2) &= \sum_{n_1=-M_1}^{M_1} \sum_{n_2=-M_2}^{M_2} g(n_1, n_2) W_{N_1}^{k_1 n_1} W_{N_2}^{k_2 n_2} \\ &= A_G(k_1, k_2) e^{j\theta_G(k_1, k_2)} \end{aligned} \quad (3.2)$$

ただし, $k_1 = -M_1, \dots, M_1$ および $k_2 = -M_2, \dots, M_2$ は離散周波数インデックス (整数) であり, 回転因子を $W_{N_1} = e^{-j\frac{2\pi}{N_1}}$ および $W_{N_2} = e^{-j\frac{2\pi}{N_2}}$ と定義する. ここで, $A_F(k_1, k_2)$ および $A_G(k_1, k_2)$ は, それぞれ画像信号 $f(n_1, n_2)$ および $g(n_1, n_2)$ の振幅スペクトル, $\theta_F(k_1, k_2)$ および $\theta_G(k_1, k_2)$ は位相スペクトルである. このとき, $F(k_1, k_2)$ と $G(k_1, k_2)$ の正規化相互パワースペクトル $R(k_1, k_2)$ は次のように定義される.

$$\begin{aligned} R(k_1, k_2) &= \frac{F(k_1, k_2)\overline{G(k_1, k_2)}}{|F(k_1, k_2)\overline{G(k_1, k_2)}|} \\ &= e^{j\{\theta_F(k_1, k_2) - \theta_G(k_1, k_2)\}} \end{aligned} \quad (3.3)$$

ここで, $\overline{G(k_1, k_2)}$ は $G(k_1, k_2)$ の複素共役である. POC 関数 $r(n_1, n_2)$ は, 正規化相互パワースペクトル $R(k_1, k_2)$ の 2 次元逆離散フーリエ変換 (Inverse Discrete Fourier Transform: IDFT) として, 次のように表される.

$$\begin{aligned} r(n_1, n_2) &= \frac{1}{N_1 N_2} \sum_{k_1=-M_1}^{M_1} \sum_{k_2=-M_2}^{M_2} R(k_1, k_2) W_{N_1}^{-k_1 n_1} W_{N_2}^{-k_2 n_2} \\ &= \frac{1}{N_1 N_2} \sum_{k_1=-M_1}^{M_1} \sum_{k_2=-M_2}^{M_2} e^{j\{\theta_F(k_1, k_2) - \theta_G(k_1, k_2)\}} W_{N_1}^{-k_1 n_1} W_{N_2}^{-k_2 n_2} \end{aligned} \quad (3.4)$$

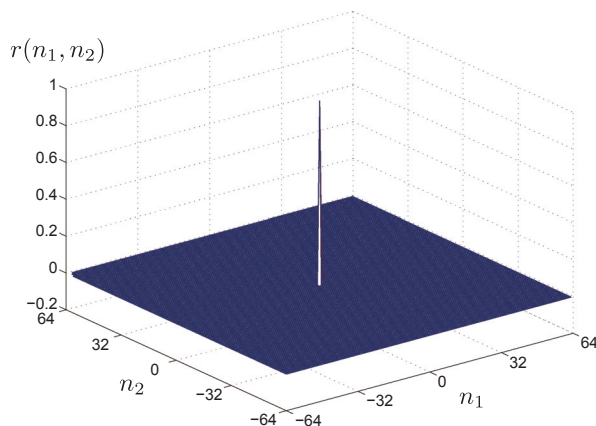
類似した 2 つの画像間の POC 関数は, デルタ関数に似た鋭いピークを示す. この相関ピークの高さは, 2 つの画像間の位相差スペクトルの線形性を表しており, 位相差スペクトルが周波数に対して完全に線形であれば, 相関ピークの高さは 1 となる. 生体認証においては, この相関ピークの高さを, 画像間の照合スコア算出に用いる. 図 3.1 (c), (e) に, 2 つの画像 (図 3.1 (a), (b)) から計算した POC 関数を示す. 同一の画像から計算された POC 関数 (図 3.1 (c)) は, 鋭い相関ピークを示している. 一方で, 全く異なる 2 つの画像間で計算された POC 関数 (図 3.1 (e)) は, 全くピークを示していない. 比較のために, 図 3.1 (d), (f) に, ゼロ平均正規化相互相関 (Zero-mean Normalized Cross-Correlation: ZNCC) 関数を示す. POC 関数と ZNCC 関数は近い形状を示しているが, ZNCC 関数と比較して, POC 関数の相関ピークの形状が非常に急峻であることがわかる. この特性以外にも, POC 関数は, (i) 画像間の位置ずれ (平行移動) や (ii) 画像間の明るさの変化に対してロバストであり, これらの特性は生体認証において有効である [14]. 以下では, それぞれの特性について述べる.



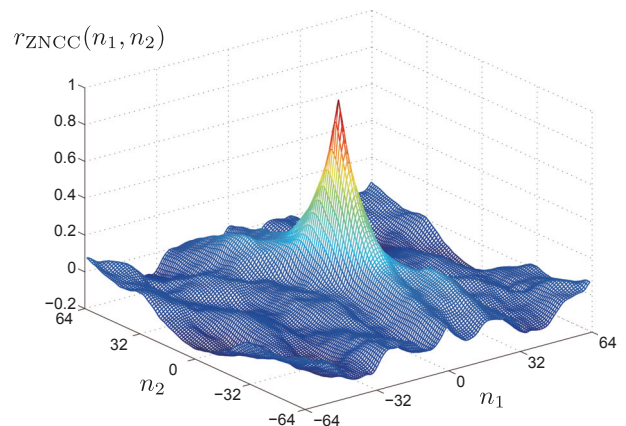
(a)



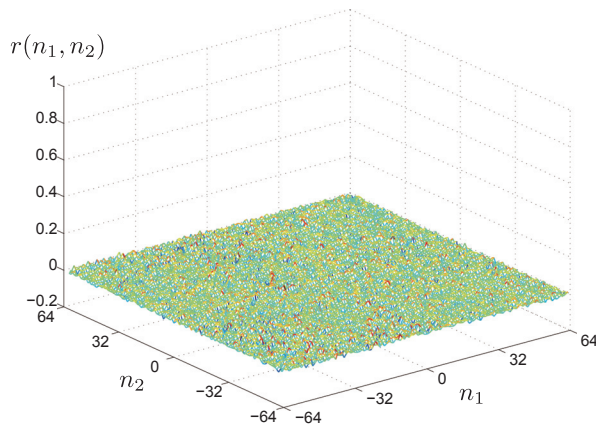
(b)



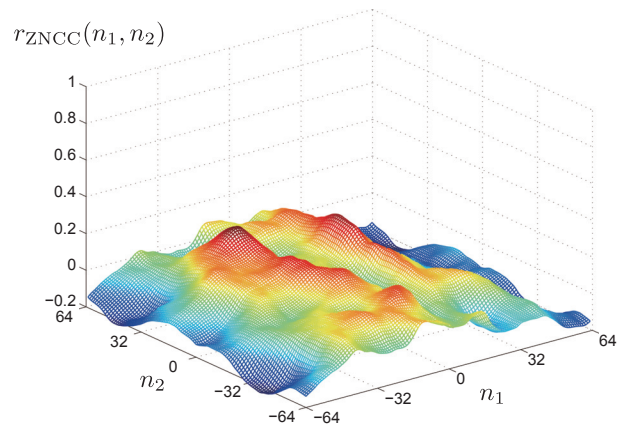
(c)



(d)



(e)



(f)

図 3.1 POC 関数 $r(n_1, n_2)$ と ZNCC 関数 $r_{ZNCC}(n_1, n_2)$ を用いた画像マッチングの比較例: (a) 2次元画像信号 $f(n_1, n_2)$, (b) 2次元画像信号 $g(n_1, n_2)$, (c) $f(n_1, n_2)$ と $f(n_1, n_2)$ の POC 関数 $r(n_1, n_2)$, (d) $f(n_1, n_2)$ と $f(n_1, n_2)$ の ZNCC 関数 $r_{ZNCC}(n_1, n_2)$, (e) $f(n_1, n_2)$ と $g(n_1, n_2)$ の POC 関数 $r(n_1, n_2)$, (f) $f(n_1, n_2)$ と $g(n_1, n_2)$ の ZNCC 関数 $r_{ZNCC}(n_1, n_2)$

(i) 画像間の位置ずれ

連続空間で定義された画像信号 $f_c(x_1, x_2)$ を考える．ここで， x_1 および x_2 は実数とする．また， δ_1 および δ_2 をそれぞれ x_1 および x_2 方向に関する移動量とすると，連続空間で δ_1 および δ_2 だけ微小に移動させた画像信号は $f_c(x_1 - \delta_1, x_2 - \delta_2)$ と表せる．これらの画像信号 $f_c(x_1, x_2)$ および $f_c(x_1 - \delta_1, x_2 - \delta_2)$ を連続空間で標本化間隔 T_1 および T_2 で標本化した画像信号をそれぞれ $f(n_1, n_2)$ および $g(n_1, n_2)$ とし，次式で定義する．

$$f(n_1, n_2) = f_c(x_1, x_2)|_{x_1=n_1T_1, x_2=n_2T_2} \quad (3.5)$$

$$g(n_1, n_2) = f_c(x_1 - \delta_1, x_2 - \delta_2)|_{x_1=n_1T_1, x_2=n_2T_2} \quad (3.6)$$

ただし， $n_1 = -M_1, \dots, M_1$ および $n_2 = -M_2, \dots, M_2$ とする．以下では，簡単のために $T_1 = T_2 = 1$ とする．このとき，離散空間で定義される 2 つの画像信号 $f(n_1, n_2)$ および $g(n_1, n_2)$ から，POC 関数を用いて連続空間での平行移動量 δ_1 および δ_2 を推定する問題を考える．ただし， δ_1 および δ_2 は，離散空間において 1 ピクセル以下の分解能（サブピクセルレベル）の移動量に対応するものとする．画像信号 $f(n_1, n_2)$ および $g(n_1, n_2)$ の 2 次元 DFT $F(k_1, k_2)$ および $G(k_1, k_2)$ の間には次式の近似が成り立つ．

$$G(k_1, k_2) \simeq F(k_1, k_2) e^{-j \frac{2\pi}{N_1} k_1 \delta_1} e^{-j \frac{2\pi}{N_2} k_2 \delta_2} \quad (3.7)$$

上式が近似であるのは，連続空間画像と離散空間画像に対するフーリエ変換の性質の違いに起因しており，連続空間のフーリエ変換においては等式が正確に成立する．具体的には，2 次元 DFT が離散空間画像に関する周期性を仮定しているため，離散空間画像は実際の連続空間画像の正確な表現となっていない．ただし，後述する窓関数などを用いて離散空間における周期性の影響をある程度排除することが可能であり，実用上十分な精度で上記の近似が成立することを実験的に確認している．式 (3.3) より， $F(k_1, k_2)$ および $G(k_1, k_2)$ の正規化相互パワースペクトル $R(k_1, k_2)$ は次式で与えられる．

$$R(k_1, k_2) \simeq e^{j \frac{2\pi}{N_1} k_1 \delta_1} e^{j \frac{2\pi}{N_2} k_2 \delta_2} \quad (3.8)$$

POC 関数 $r(n_1, n_2)$ は, $R(k_1, k_2)$ の 2 次元 IDFT として, 次のように表される.

$$\begin{aligned}
 r(n_1, n_2) &= \frac{1}{N_1 N_2} \sum_{k_1=-M_1}^{M_1} \sum_{k_2=-M_2}^{M_2} R(k_1, k_2) W_{N_1}^{-k_1 n_1} W_{N_2}^{-k_2 n_2} \\
 &\simeq \frac{1}{N_1 N_2} \sum_{k_1=-M_1}^{M_1} \sum_{k_2=-M_2}^{M_2} e^{j \frac{2\pi}{N_1} k_1 \delta_1} e^{j \frac{2\pi}{N_2} k_2 \delta_2} W_{N_1}^{-k_1 n_1} W_{N_2}^{-k_2 n_2} \\
 &= \frac{1}{N_1 N_2} \sum_{k_1=-M_1}^{M_1} e^{j \frac{2\pi}{N_1} k_1 (n_1 + \delta_1)} \sum_{k_2=-M_2}^{M_2} e^{j \frac{2\pi}{N_2} k_2 (n_2 + \delta_2)} \\
 &= \frac{1}{N_1 N_2} \frac{\sin\{\pi(n_1 + \delta_1)\}}{\sin\{\frac{\pi}{N_1}(n_1 + \delta_1)\}} \frac{\sin\{\pi(n_2 + \delta_2)\}}{\sin\{\frac{\pi}{N_2}(n_2 + \delta_2)\}} \quad (3.9)
 \end{aligned}$$

上式は, 2 次元画像信号間に位置ずれ δ_1 および δ_2 がある場合の POC 関数の一般形を示している. 実際の応用では, $f(n_1, n_2)$ および $g(n_1, n_2)$ に加わっているノイズや, 画像の位置ずれとともに現れる非共通領域の影響などによって, 相関ピークの値が 1 以下に減少することが実験で確かめられている. このピークの高さを表現するために, パラメータ α を導入し, 式 (3.9) を以下のように書き換える.

$$r(n_1, n_2) \simeq \frac{\alpha}{N_1 N_2} \frac{\sin\{\pi(n_1 + \delta_1)\}}{\sin\{\frac{\pi}{N_1}(n_1 + \delta_1)\}} \frac{\sin\{\pi(n_2 + \delta_2)\}}{\sin\{\frac{\pi}{N_2}(n_2 + \delta_2)\}} \quad (3.10)$$

上式より, 2 つの入力信号間の平行移動量が (δ_1, δ_2) であるとき, POC 関数は, その移動量に対応した座標に相関ピークを持つ. 以上より, POC 関数の相関ピークの座標から, 2 つの信号間の相対的な平行移動量を推定することが可能である.

(ii) 画像間の明るさの変化

画像信号 $g(n_1, n_2)$ の明るさを一様に変化させた画像信号を $g'(n_1, n_2) = \lambda g(n_1, n_2)$ とする. ただし, $\lambda > 0$ とする. このとき, $g'(n_1, n_2)$ の 2 次元 DFT $G'(k_1, k_2)$ は次式で表される.

$$\begin{aligned}
 G'(k_1, k_2) &= \sum_{n_1=-M_1}^{M_1} \sum_{n_2=-M_2}^{M_2} \lambda g(n_1, n_2) W_{N_1}^{k_1 n_1} W_{N_2}^{k_2 n_2} \\
 &= \lambda A_G(k_1, k_2) e^{j\theta_G(k_1, k_2)} \quad (3.11)
 \end{aligned}$$

これより, $f(n_1, n_2)$ と $g'(n_1, n_2)$ の正規化相互パワースペクトル $R'(k_1, k_2)$ は次式で与えら

れる .

$$\begin{aligned}
 R'(k_1, k_2) &= \frac{F(k_1, k_2)\overline{G'(k_1, k_2)}}{\left|F(k_1, k_2)\overline{G'(k_1, k_2)}\right|} \\
 &= e^{j\{\theta_F(k_1, k_2) - \theta_G(k_1, k_2)\}} \\
 &= R(k_1, k_2)
 \end{aligned}
 \tag{3.12}$$

式 (3.12) より , $f(n_1, n_2)$ と $g'(n_1, n_2)$ の POC 関数は , $f(n_1, n_2)$ と $g(n_1, n_2)$ の POC 関数と一致する . 即ち , POC 関数が画像の明るさの様な変化に影響されないことを示している .

3.2.2 位相限定相関法に基づく画像マッチングの高精度化

POC を応用する場合 , 3.2.1 節で述べた基礎的な相関関数をそのまま適用することは少なく , 入力される画像の性質に応じて様々な高精度化手法が適用される . 本小節では , 生体認証アルゴリズムで用いられている POC の各種高精度手法について述べる .

(i) 窓関数による画像端の影響の低減

DFT では , 取り扱う信号が周期的に循環することを仮定しているため , 画像端に本来は存在しないはずの信号の不連続性が現れる . この不連続性の影響を軽減するために , 入力画像 $f(n_1, n_2)$ および $g(n_1, n_2)$ に何らかの窓関数を適用する . 本論文では , 次式で定義されるハニング窓を用いる^{*1} .

$$\mathcal{W}(n_1, n_2) = \frac{1 + \cos\left(\frac{\pi n_1}{M_1}\right)}{2} \frac{1 + \cos\left(\frac{\pi n_2}{M_2}\right)}{2}
 \tag{3.13}$$

図 3.2 (a), (b) は垂直方向および水平方向にそれぞれ 2 ピクセルずつ位置をずらして切り出した標準画像 Lenna の一部分である . ハニング窓を適用していない場合 , その位相差スペクトル (図 3.2 (c)) には , 画像端と直交する周波数成分 ($k_1 = 0$ や $k_2 = 0$ となる周波数成分) の付近で大きなノイズが加わっている . 一方で , ハニング窓を適用することで , ほぼ全ての周波数成分で位相差スペクトルが線形性を示すことがわかる .

^{*1} 本論文ではハニング窓を用いるが , 他の窓関数 , 例えばハミング窓 , ガウシアン窓 , カイザー窓などを代わりに使用してもよい .

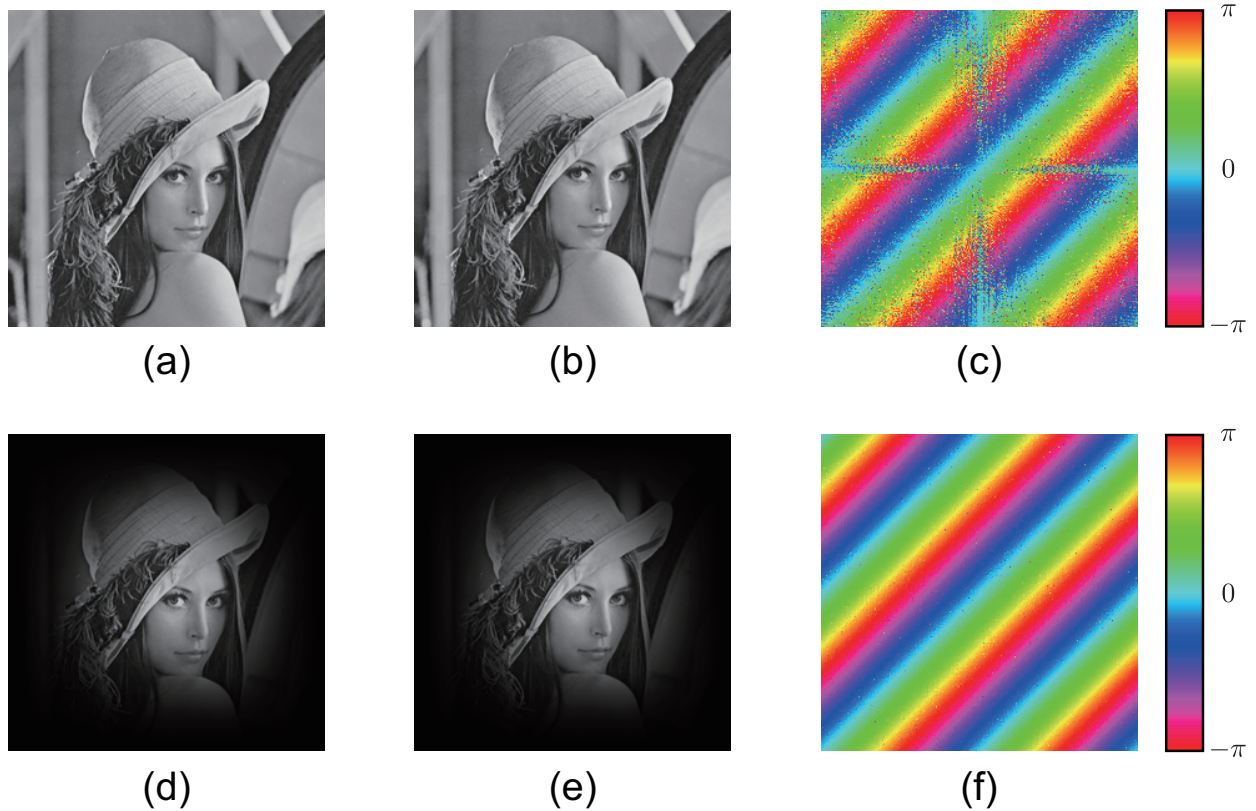


図 3.2 ハニング窓による位相差スペクトルの影響 : (a) 2 次元画像信号 $f(n_1, n_2)$, (b) 2 次元画像信号 $g(n_1, n_2)$, (c) (a) と (b) の位相差スペクトル , (d) $f(n_1, n_2)$ にハニング窓を適用した画像 , (e) $g(n_1, n_2)$ にハニング窓を適用した画像 , (f) (d) と (e) の位相差スペクトル

(ii) スペクトルの重み付け

一般に、自然画像のエネルギーは低周波数領域に集中し、高周波数領域のエネルギーは相対的に小さいことが知られている。このため、エイリアシング、ぼけ、雑音、ひずみなどの外乱が加わると、高周波数領域の S/N 比が大幅に劣化する。生体認証においては、加算ノイズや非線形なひずみが生体画像に加わることが多いことから、これらの外乱が POC 関数に与える影響を示す。図 3.3 は、図 3.2 (a) と、図 3.2 (b) に白色雑音を加えた画像との間で計算した POC 関数である。また、図 3.4 は、図 3.2 (a) と、図 3.2 (b) を非線形変換によって変形した画像との間で計算した POC 関数である。ここで、変換には、Thin-Plate Spline (TPS) [119]

を使用し，図 3.2 (b) 上に 8 ピクセル間隔で配置した基準点を水平方向，および垂直方向に $[-d, d]$ の範囲でランダムで動かして変換パラメータを求めた．いずれの場合も，ノイズが強くなるほど，POC 関数の相関ピーク値が低くなっており，また，高周波成分の位相差スペクトルほど，外乱の影響が強いことがわかる．式 (3.3) に示す通り，正規化相互パワースペクトル $R(k_1, k_2)$ を計算する際に， $F(k_1, k_2)$ および $G(k_1, k_2)$ の各周波数領域の信号を振幅の大小によらず常に振幅 1 の信号に正規化してから相関を計算するため，相対的に信頼性の低い高周波数領域を強調することが問題となる．

信頼性の低い高周波数領域の影響を抑制するために， $R(k_1, k_2)$ に対して，低域通過型のスペクトル重み付け関数 $\mathcal{H}(k_1, k_2)$ を適用することにより，信頼性の低い高周波領域を除去し，大幅な精度向上を実現できる．最も簡単な重み付け関数 $\mathcal{H}(k_1, k_2)$ として，方形の低域通過型関数を次式で定義する．

$$\mathcal{H}(k_1, k_2) = \begin{cases} 1 & (\text{if } |k_1| \leq M'_1, |k_2| \leq M'_2) \\ 0 & (\text{otherwise}) \end{cases} \quad (3.14)$$

ここで， M'_1 および M'_2 はそれぞれ $0 < M'_1 \leq M_1$ および $0 < M'_2 \leq M_2$ を満たす整数である．この場合，POC 関数は， $\mathcal{H}(k_1, k_2)R(k_1, k_2)$ の 2 次元 IDFT であり，次のように表される．

$$r(n_1, n_2) \simeq \frac{\alpha}{N_1 N_2} \frac{\sin \left\{ \frac{N'_1}{N_1} \pi (n_1 + \delta_1) \right\} \sin \left\{ \frac{N'_2}{N_2} \pi (n_2 + \delta_2) \right\}}{\sin \left\{ \frac{\pi}{N_1} (n_1 + \delta_1) \right\} \sin \left\{ \frac{\pi}{N_2} (n_2 + \delta_2) \right\}} \quad (3.15)$$

ここで， $N'_1 = 2M'_1 + 1$ および $N'_2 = 2M'_2 + 1$ であり， $\alpha \leq 1$ である．

この他に，3 次元計測などの応用では， $\mathcal{H}(k_1, k_2)$ として次式で与えられるガウス関数がよく用いられる．

$$\mathcal{H}(k_1, k_2) = e^{-2\pi^2 \sigma^2 \left(\frac{k_1^2}{N_1^2} + \frac{k_2^2}{N_2^2} \right)} \quad (3.16)$$

$$(3.17)$$

ここで， σ はガウス関数の幅を表す定数である．ガウス型のスペクトル重み付け関数を用いる場合，相関ピークモデルもガウス型になり，次式のように表される．

$$r(n_1, n_2) \simeq \frac{\alpha}{2\pi\sigma^2} e^{-\left\{ \frac{(n_1 + \delta_1)^2}{2\sigma^2} + \frac{(n_2 + \delta_2)^2}{2\sigma^2} \right\}} \quad (3.18)$$

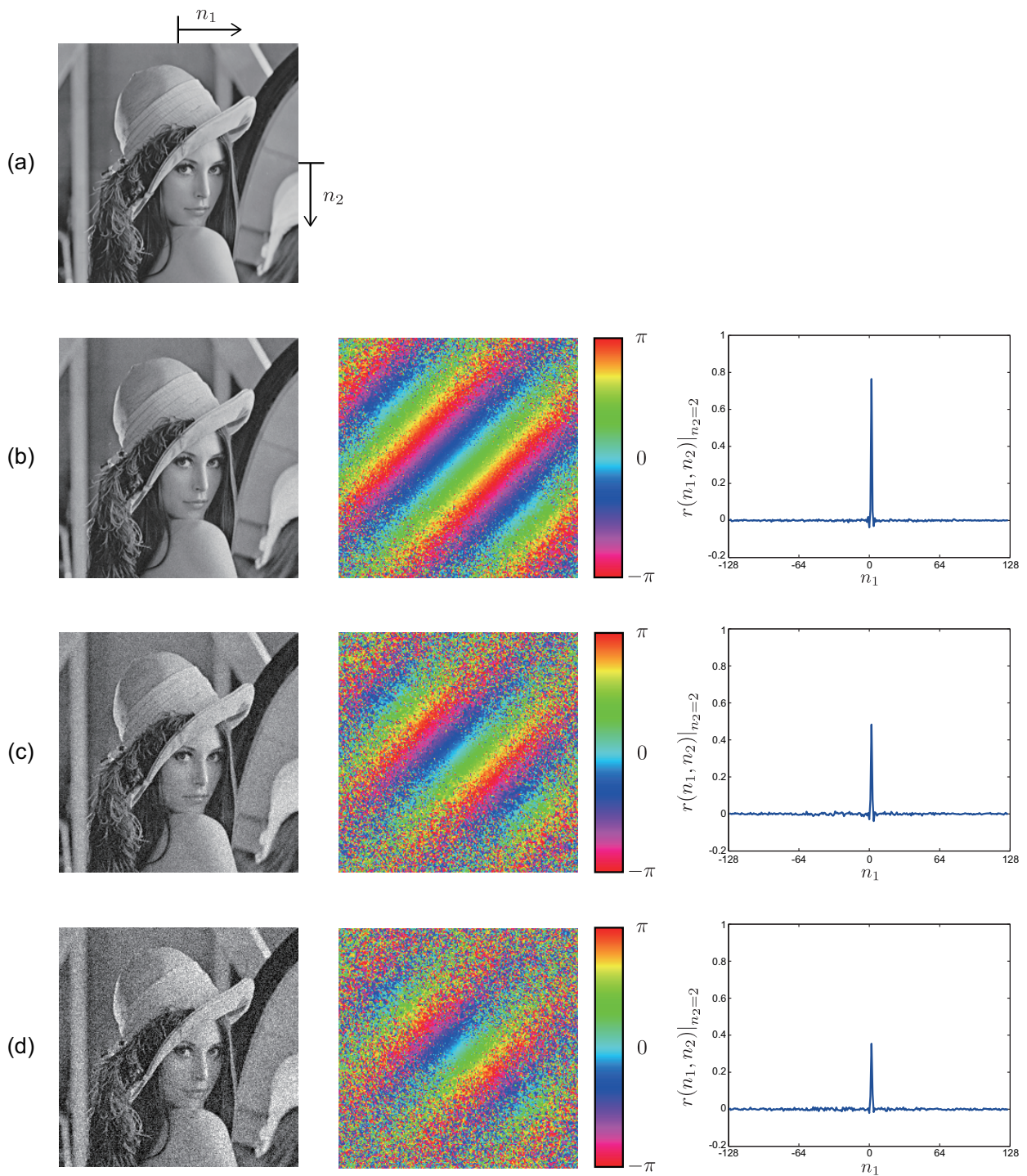


図 3.3 白色雑音を加えたときの POC 関数の変化：(a) 2 次元画像信号 $f(n_1, n_2)$,
 (b) 2 次元画像信号 $g(n_1, n_2)$ に S/N = 20 dB の白色雑音を加えた画像 , (c)
 2 次元画像信号 $g(n_1, n_2)$ に S/N = 10 dB の白色雑音を加えた画像 , (d) 2
 次元画像信号 $g(n_1, n_2)$ に S/N = 5 dB の白色雑音を加えた画像 ((b)–(d)
 の左：雑音を加えた画像 , 中央：(a) との位相差スペクトル , 右： $n_2 = 2$ に
 おける POC 関数)

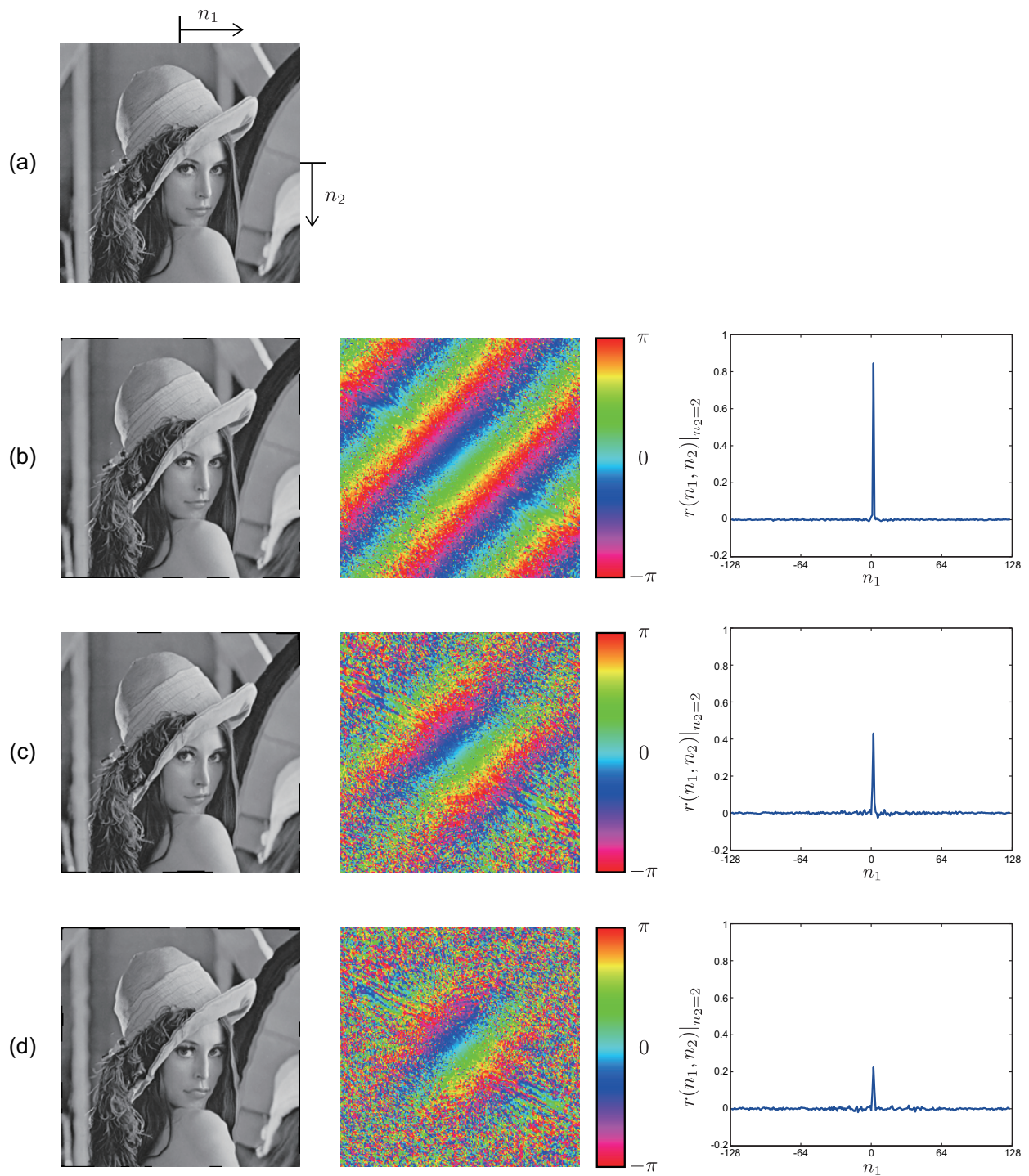


図 3.4 非線形なひずみを加えたときの POC 関数の変化：(a) 2 次元画像信号 $f(n_1, n_2)$, (b) $d = 0.5$ として変形を加えた 2 次元画像信号 $g(n_1, n_2)$, (c) $d = 1$ として変形を加えた 2 次元画像信号 $g(n_1, n_2)$, (d) $d = 1.5$ として変形を加えた 2 次元画像信号 $g(n_1, n_2)$ ((b)–(d) の左：TPS モデルで変形を行った画像，中央：(a) との位相差スペクトル，右： $n_2 = 2$ における POC 関数)

ここで, $\alpha \leq 1$ である. 式 (3.15) および式 (3.18) が近似であるのは, 3.2.1 節で述べたように, 連続空間画像と離散空間画像に対するフーリエ変換の性質の違いに起因する. 以上の通り, スペクトル重み付け関数 $\mathcal{H}(k_1, k_2)$ を適用する場合には, $\mathcal{H}(k_1, k_2)$ の形に応じて, POC 関数の相関ピークモデルが変化する. これらの相関ピークモデルを, 実際に計算された POC 関数の離散的な数値データに対してフィッティングすることで, パラメータ $\alpha, \delta_1, \delta_2$ を推定することが可能である.

3.3 帯域制限位相限定相関法

3.2.2 節では, 外乱による影響を受けやすい高周波数成分の位相差スペクトルを, 重み付け関数の利用により抑制した. この他に, 高周波数成分の影響を抑制する手段として, POC 関数の計算に使用する周波数帯域を低周波数成分のみに限定することが効果的である. このように帯域を制限して計算される POC 関数を帯域制限位相限定相関 (Band-Limited Phase-Only Correlation: BLPOC) 関数と呼ぶ. 正規化相互パワースペクトルの 2 次元 IDFT を計算する際の有効帯域を $k_1 = -K_1, \dots, K_1$ ($0 < K_1 \leq M_1$), および $k_2 = -K_2, \dots, K_2$ ($0 < K_2 \leq M_2$) とする. また, $L_1 = 2K_1 + 1$, および $L_2 = 2K_2 + 1$ とする. このとき, BLPOC 関数 $r_{K_1 K_2}(n_1, n_2)$ は, 次式で与えられる.

$$\begin{aligned}
 r_{K_1 K_2}(n_1, n_2) &= \frac{1}{L_1 L_2} \sum_{k_1=-K_1}^{K_1} \sum_{k_2=-K_2}^{K_2} R(k_1, k_2) W_{L_1}^{-k_1 n_1} W_{L_2}^{-k_2 n_2} \\
 &\simeq \frac{1}{L_1 L_2} \sum_{k_1=-K_1}^{K_1} \sum_{k_2=-K_2}^{K_2} e^{j \frac{2\pi}{N_1} k_1 \delta_1} e^{j \frac{2\pi}{N_2} k_2 \delta_2} W_{L_1}^{-k_1 n_1} W_{L_2}^{-k_2 n_2} \\
 &= \frac{1}{L_1 L_2} \sum_{k_1=-K_1}^{K_1} e^{j \frac{2\pi}{L_1} k_1 \left(n_1 + \frac{L_1}{N_1} \delta_1 \right)} \sum_{k_2=-K_2}^{K_2} e^{j \frac{2\pi}{L_2} k_2 \left(n_2 + \frac{L_2}{N_2} \delta_2 \right)} \\
 &= \frac{1}{L_1 L_2} \frac{\sin \left\{ \pi \left(n_1 + \frac{L_1}{N_1} \delta_1 \right) \right\}}{\sin \left\{ \frac{\pi}{L_1} \left(n_1 + \frac{L_1}{N_1} \delta_1 \right) \right\}} \frac{\sin \left\{ \pi \left(n_2 + \frac{L_2}{N_2} \delta_2 \right) \right\}}{\sin \left\{ \frac{\pi}{L_2} \left(n_2 + \frac{L_2}{N_2} \delta_2 \right) \right\}} \quad (3.19)
 \end{aligned}$$

上式に対して、さらに、ピークの高さを表すパラメータ α を導入すると、式 (3.10) に対応する BLPOC 関数の相関ピークのモデルは、次式のようになる。

$$r_{K_1 K_2}(n_1, n_2) \simeq \frac{\alpha}{L_1 L_2} \frac{\sin \left\{ \pi \left(n_1 + \frac{L_1}{N_1} \delta_1 \right) \right\}}{\sin \left\{ \frac{\pi}{L_1} \left(n_1 + \frac{L_1}{N_1} \delta_1 \right) \right\}} \frac{\sin \left\{ \pi \left(n_2 + \frac{L_2}{N_2} \delta_2 \right) \right\}}{\sin \left\{ \frac{\pi}{L_2} \left(n_2 + \frac{L_2}{N_2} \delta_2 \right) \right\}} \quad (3.20)$$

BLPOC 関数は、2 次元 IDFT の大きさが POC 関数よりも小さくなるため計算量が少なくなるにもかかわらず、平行移動量の推定精度がほとんど変わらないことが実験的に確認されている。そのため、サブピクセルレベルでの高精度な平行移動量推定よりも計算量の削減が重要となる生体認証では、スペクトル重み付けを適用した POC 関数よりも、BLPOC 関数の方が適している。図 3.5 および図 3.6 に、それぞれ図 3.3 および図 3.4 と同じ外乱を加えた画像から計算した BLPOC 関数を示す。ただし、 $L_1/N_1 = L_2/N_2 = 0.5$ である。図 3.3 と図 3.5、図 3.4 と図 3.6 を比較すると、いずれの外乱に対しても、POC 関数より BLPOC 関数の方が、その影響が小さいことがわかる。

式 (3.20) に示すように、垂直方向および水平方向の平行移動量が δ_1 および δ_2 の 2 つの信号間で計算した BLPOC 関数の相関ピークは、 $(-\frac{L_1}{N_1} \delta_1, -\frac{L_2}{N_2} \delta_2)$ に現れる。即ち、 δ_1 および δ_2 が整数であっても、相関ピークがサンプリング格子点の間に存在することがある。そのため、1 ピクセルの分解能で位置合わせを行う場合でも、サブピクセルレベルで相関ピーク座標を推定する必要がある。POC 関数と同様、実際に計算された BLPOC 関数の数値データを相関ピークモデルに対してフィッティングすることでサブピクセルレベルのピークを求めることが可能である。このフィッティングのための手法として、Levenberg-Marquardt 法 [120] などの非線形最小二乗法などの利用が考えられるが、繰り返し計算を必要とするため計算時間が増大する。これを回避するために、式 (3.10), (3.15), (3.18) などの各相関ピークモデルに対して、POC 関数の数値データから直接的に相関ピークの座標 $(-\delta_1, -\delta_2)$ および高さ α を求めることができるピーク評価式 (Peak Evaluation Formula: PEF) が提案されている [121]。PEF は、繰り返し計算を必要としないため、高速にパラメータ推定を行うことが可能である。以下では、式 (3.20) で表された BLPOC 関数の相関ピークモデルに対する PEF を導出する。

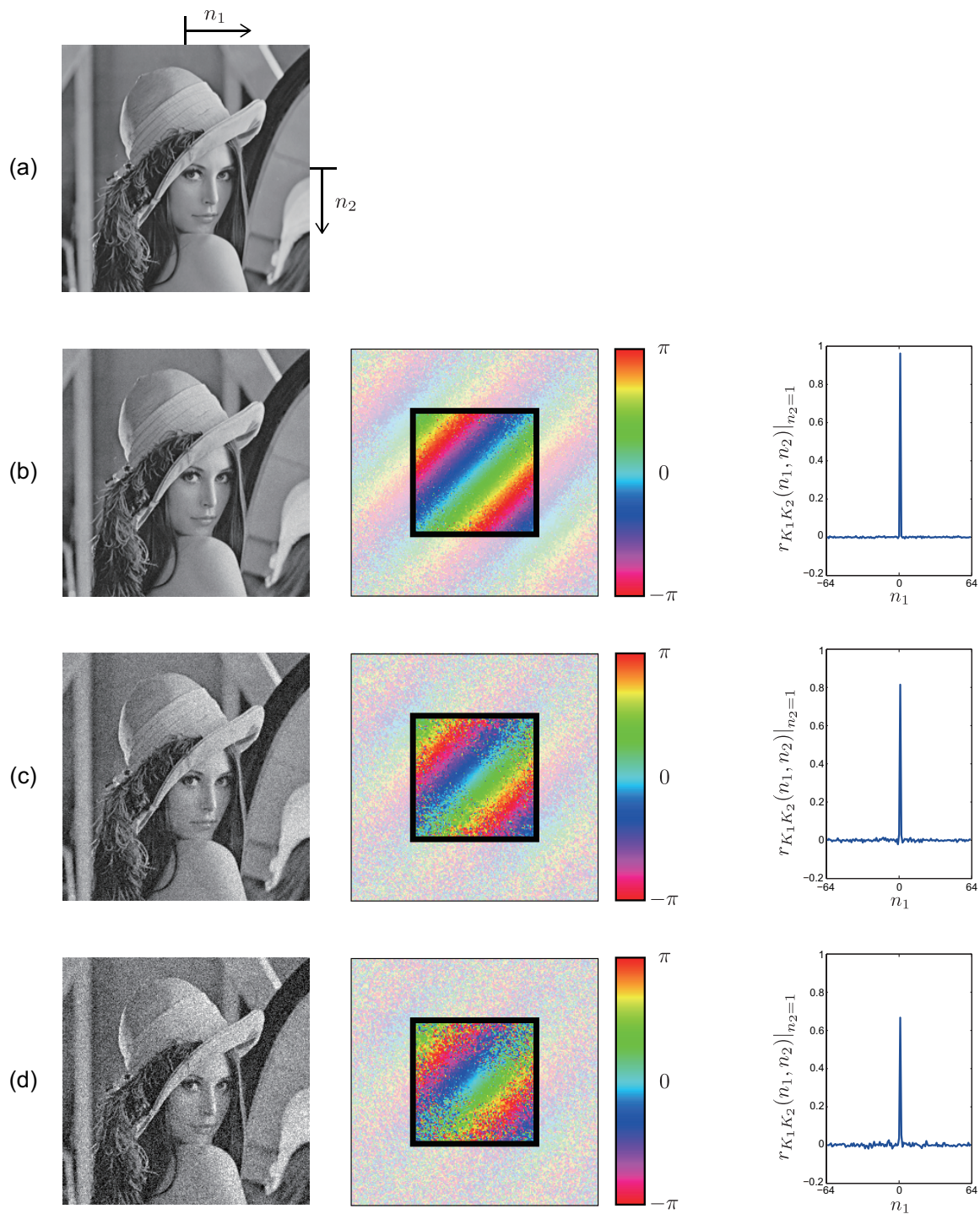


図 3.5 白色雑音を加えたときの BLPOC 関数の変化: (a) 2 次元画像信号 $f(n_1, n_2)$, (b) 2 次元画像信号 $g(n_1, n_2)$ に $S/N = 20$ dB の白色雑音を加えた画像, (c) 2 次元画像信号 $g(n_1, n_2)$ に $S/N = 10$ dB の白色雑音を加えた画像, (d) 2 次元画像信号 $g(n_1, n_2)$ に $S/N = 5$ dB の白色雑音を加えた画像 ((b)–(d) の左: 雑音を加えた画像, 中央: (a) との位相差スペクトル, 右: $n_2 = 1$ における BLPOC 関数)

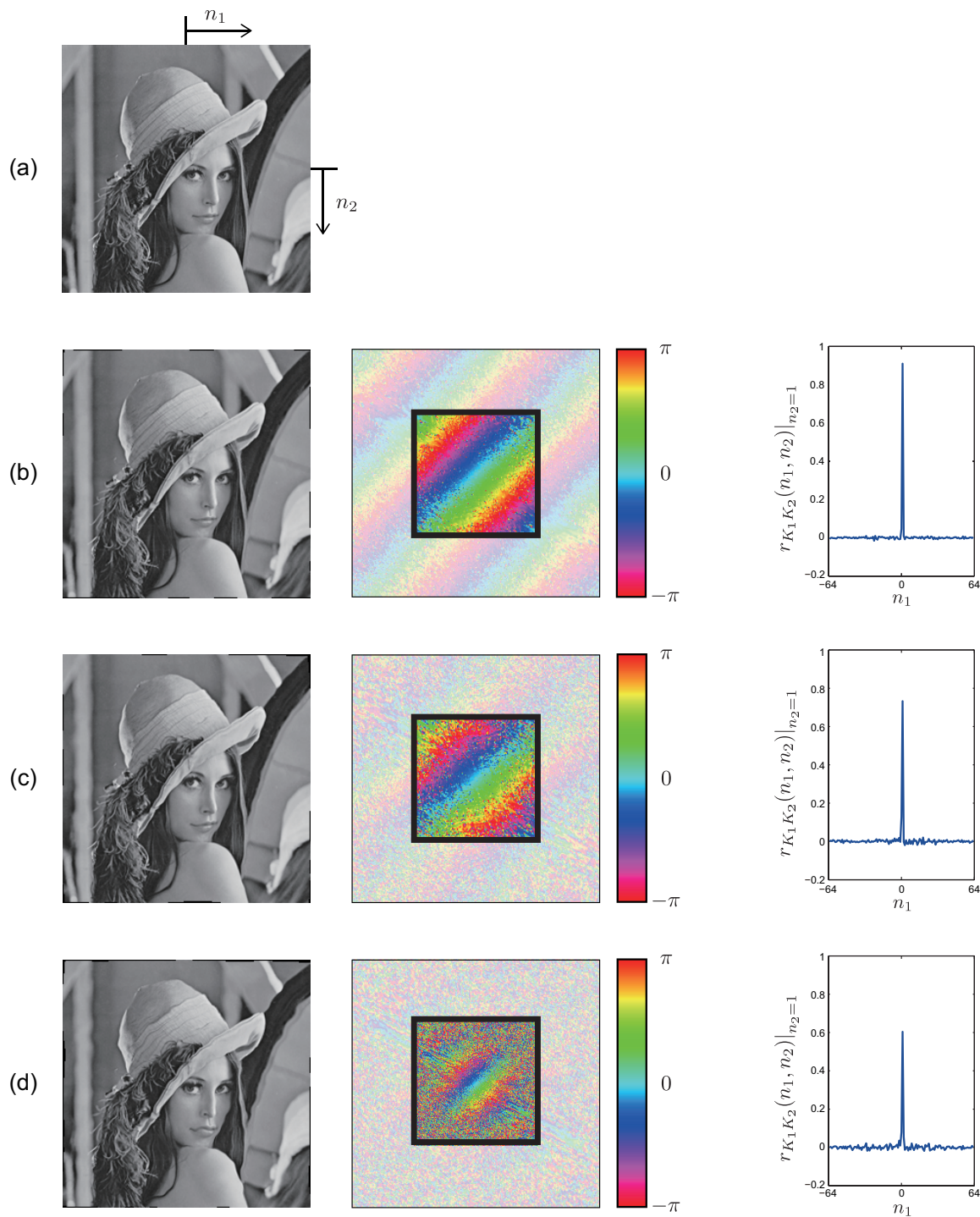


図 3.6 非線形なひずみを加えたときの BLPOC 関数の変化 : (a) 2 次元画像信号 $f(n_1, n_2)$, (b) $d = 0.5$ として変形を加えた 2 次元画像信号 $g(n_1, n_2)$, (c) $d = 1$ として変形を加えた 2 次元画像信号 $g(n_1, n_2)$, (d) $d = 1.5$ として変形を加えた 2 次元画像信号 $g(n_1, n_2)$ ((b)-(d) の左 : TPS モデルに基いて変形を行った画像 , 中央 : (a) との位相差スペクトル , 右 : $n_2 = 1$ における BLPOC 関数)

まず，簡単のため，式 (3.20) を次式のように近似する．

$$r_{K_1 K_2}(n_1, n_2) \simeq \alpha \frac{\sin \left\{ \pi \left(n_1 + \frac{L_1}{N_1} \delta_1 \right) \right\}}{\pi \left(n_1 + \frac{L_1}{N_1} \delta_1 \right)} \frac{\sin \left\{ \pi \left(n_2 + \frac{L_2}{N_2} \delta_1 \right) \right\}}{\pi \left(n_2 + \frac{L_2}{N_2} \delta_2 \right)} \quad (3.21)$$

上式は，相関ピークの近傍で成り立つ式 (3.20) の近似表現である．ここで，BLPOC 関数 $r_{K_1 K_2}(n_1, n_2)$ が最大値となる座標を (ν_1, ν_2) であるとする．ただし， ν_1 および ν_2 は整数である．求める相関ピーク座標 $(-\frac{L_1}{N_1} \delta_1, -\frac{L_2}{N_2} \delta_2)$ は， n_1 または n_2 を固定することで， $\frac{L_1}{N_1} \delta_1$ および $\frac{L_2}{N_2} \delta_2$ を独立に推定することができる．即ち， n_2 を $n_2 = \nu_2$ に固定することで，BLPOC 関数 $r_{K_1 K_2}(n_1, n_2)$ を 1 次元の信号と見なし $\frac{L_1}{N_1} \delta_1$ を推定する．同様に， n_1 を $n_1 = \nu_1$ に固定することで $\frac{L_2}{N_2} \delta_2$ を推定する．ここでは， $\frac{L_1}{N_1} \delta_1$ の推定方法について述べる． n_2 を $n_2 = \nu_2$ に固定した場合の BLPOC 関数は，式 (3.21) より次のようになる．

$$\begin{aligned} r_{K_1 K_2}(n_1, n_2) \Big|_{n_2=\nu_2} &= r_{K_1 K_2}(n_1) \\ &\simeq \beta \frac{\sin \left\{ \pi \left(n_1 + \frac{L_1}{N_1} \delta_1 \right) \right\}}{\pi \left(n_1 + \frac{L_1}{N_1} \delta_1 \right)} \end{aligned} \quad (3.22)$$

ただし， β は次式で表される．

$$\beta = \alpha \frac{\sin \left\{ \pi \left(n_2 + \frac{L_2}{N_2} \delta_1 \right) \right\}}{\pi \left(n_2 + \frac{L_2}{N_2} \delta_2 \right)} \quad (3.23)$$

このとき，式 (3.22) において， δ_1 を $r_{K_1 K_2}(\nu_1 - 1)$ ， $r_{K_1 K_2}(\nu_1)$ ， $r_{K_1 K_2}(\nu_1 + 1)$ の 3 つの値から直接的に推定することが可能である^{*2}．この 3 つの値は，次の通りである．

$$r_{K_1 K_2}(\nu_1 - 1) = \beta \frac{\sin \left\{ \pi \left(\nu_1 - 1 + \frac{L_1}{N_1} \delta_1 \right) \right\}}{\pi \left(\nu_1 - 1 + \frac{L_1}{N_1} \delta_1 \right)} \quad (3.24)$$

$$r_{K_1 K_2}(\nu_1) = \beta \frac{\sin \left\{ \pi \left(\nu_1 + \frac{L_1}{N_1} \delta_1 \right) \right\}}{\pi \left(\nu_1 + \frac{L_1}{N_1} \delta_1 \right)} \quad (3.25)$$

$$r_{K_1 K_2}(\nu_1 + 1) = \beta \frac{\sin \left\{ \pi \left(\nu_1 + 1 + \frac{L_1}{N_1} \delta_1 \right) \right\}}{\pi \left(\nu_1 + 1 + \frac{L_1}{N_1} \delta_1 \right)} \quad (3.26)$$

^{*2} 一般には， $-K_1 \leq \nu_1 - c_1 < \nu_1 + b_1 \leq K_1$ を満たす正の整数 c_1 について $r_{K_1 K_2}(\nu_1 - c_1)$ ， $r_{K_1 K_2}(\nu_1)$ ， $r_{K_1 K_2}(\nu_1 + c_1)$ の 3 点の値を用いてパラメータを求めることができる．しかし， c_1 が大きい場合， $r_{K_1 K_2}(\nu_1 \pm c_1)$ の S/N 比が低下することから，実用上は $c_1 = 1$ とすることが多い．

式 (3.24) と式 (3.26) の分母を払って足しあわせると、次式が得られる。

$$\begin{aligned}
 & \pi \left(\nu_1 - 1 + \frac{L_1}{N_1} \delta_1 \right) r_{K_1 K_2}(\nu_1 - 1) + \pi \left(\nu_1 + 1 + \frac{L_1}{N_1} \delta_1 \right) r_{K_1 K_2}(\nu_1 + 1) \\
 &= \beta \sin \left\{ \pi \left(\nu_1 - 1 + \frac{L_1}{N_1} \delta_1 \right) \right\} + \beta \sin \left\{ \pi \left(\nu_1 + 1 + \frac{L_1}{N_1} \delta_1 \right) \right\} \\
 &= 2\beta \sin \left\{ \pi \left(\nu_1 + \frac{L_1}{N_1} \delta_1 \right) \right\} \cos(\pi) \\
 &= -2\beta \sin \left\{ \pi \left(\nu_1 + \frac{L_1}{N_1} \delta_1 \right) \right\}
 \end{aligned} \tag{3.27}$$

式 (3.25) の分母を払い、整理することで次式を得る。

$$\beta \sin \left\{ \pi \left(\nu_1 + \frac{L_1}{N_1} \delta_1 \right) \right\} = \pi \left(\nu_1 + \frac{L_1}{N_1} \delta_1 \right) r_{K_1 K_2}(\nu_1) \tag{3.28}$$

式 (3.27) に式 (3.28) を代入して整理することにより、相関ピーク座標 $\frac{L_1}{N_1} \delta_1$ を求める PEF が次式として得られる。

$$\frac{L_1}{N_1} \delta_1 = \frac{r_{K_1 K_2}(\nu_1 - 1) - r_{K_1 K_2}(\nu_1 + 1)}{r_{K_1 K_2}(\nu_1 - 1) + 2r_{K_1 K_2}(\nu_1) + r_{K_1 K_2}(\nu_1 + 1)} - \nu_1 \tag{3.29}$$

同様に、 n_1 を $n_1 = \nu_1$ に固定し、相関ピークの近傍 3 点の値を用いることで、 $\frac{L_2}{N_2} \delta_2$ を求めることができる。最終的に、2 つの入力信号間の相対的な平行移動量 (δ_1, δ_2) および、相関ピークの高さ α は、次式で求めることができる。

$$\delta_1 = \frac{N_1}{L_1} \left\{ \frac{r_{K_1 K_2}(\nu_1 - 1) - r_{K_1 K_2}(\nu_1 + 1)}{r_{K_1 K_2}(\nu_1 - 1) + 2r_{K_1 K_2}(\nu_1) + r_{K_1 K_2}(\nu_1 + 1)} - \nu_1 \right\} \tag{3.30}$$

$$\delta_2 = \frac{N_2}{L_2} \left\{ \frac{r_{K_1 K_2}(\nu_2 - 1) - r_{K_1 K_2}(\nu_2 + 1)}{r_{K_1 K_2}(\nu_2 - 1) + 2r_{K_1 K_2}(\nu_2) + r_{K_1 K_2}(\nu_2 + 1)} - \nu_2 \right\} \tag{3.31}$$

$$\alpha = \frac{\pi^2 \left(\nu_1 + \frac{L_1}{N_1} \delta_1 \right) \left(\nu_2 + \frac{L_2}{N_2} \delta_2 \right) r_{K_1 K_2}(\nu_1, \nu_2)}{\sin \left\{ \pi \left(\nu_1 + \frac{L_1}{N_1} \delta_1 \right) \right\} \sin \left\{ \pi \left(\nu_2 + \frac{L_2}{N_2} \delta_2 \right) \right\}} \tag{3.32}$$

3.4 位相限定相関法に基づくサブピクセル対応点探索

本節では、位相限定相関法に基づくサブピクセル対応点探索 [115] について述べる。位相限定相関法を用いた対応点探索アルゴリズムでは、ピクセルレベルの対応付けを行った後、サブピクセルレベルの対応付けを行う。ピクセルレベルの対応点探索では、基準点 p のピクセルレベルでの対応候補点 q' を推定する。したがって、ピクセルレベルで対応付けを行った後の

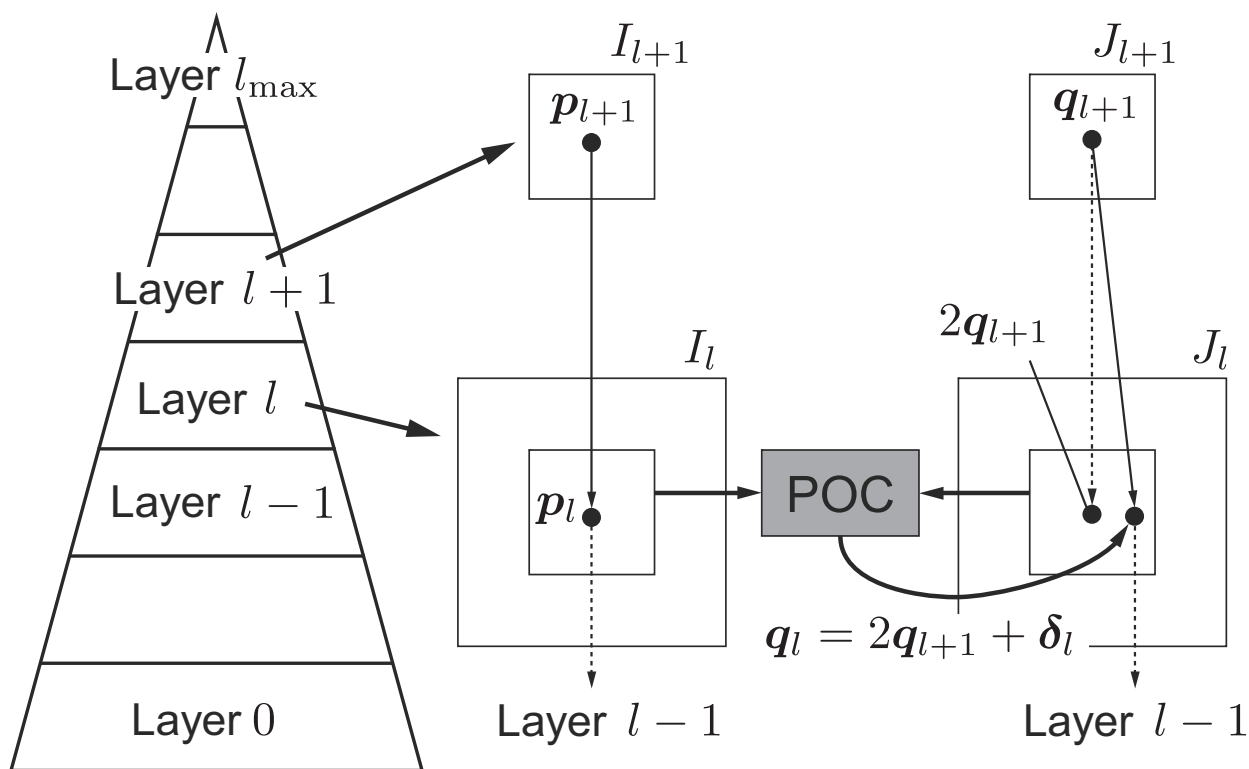


図 3.7 サブピクセル対応点探索

対応点推定誤差は 1 ピクセル以下となる．サブピクセルレベルの対応点探索は， p および q' 近傍の画像ブロックに対して，位相限定相関法を用いてサブピクセル平行移動量を推定することで行われる．この手法では，探索ブロック内に真の対応点 q が存在することを仮定している．この仮定を成立させるために，多重解像度画像による画像ピラミッドを用いた階層的探索を利用する．解像度の低い画像で大まかな対応点を求め，その値をもとに解像度の高い画像で微小な位置合わせを行う．このように，探索を画像ピラミッドの低解像度画像から順に行うことにより，探索ブロック内に常に対応点 q を捉えつつ，その座標推定が可能である．図 3.7 に階層的探索の概要を示す． p_l および q_l を，第 l 階層における対応点ペアを表す座標ベクトルとする．ただし， $p_0 = p$ ， $q_0 = q'$ である．また，対応付けを行う 2 つの画像をそれぞれ画像 $I_0(n_1, n_2)$ および画像 $J_0(n_1, n_2)$ とする．

サブピクセル対応点探索

入力： 画像 $I_0(n_1, n_2)$ および画像 $J_0(n_1, n_2)$

画像 $I_0(n_1, n_2)$ 上の点 p

出力： 画像 $J_0(n_1, n_2)$ 上の対応点 q

Step 1: $l = 1, 2, \dots, l_{\max}$ に対して, 第 l 階層の画像 $I_l(n_1, n_2)$ および $J_l(n_1, n_2)$ (原画像 $I_0(n_1, n_2)$ および $J_0(n_1, n_2)$ の低解像度画像) をそれぞれ以下の式により作成する .

$$I_l(n_1, n_2) = \frac{1}{4} \sum_{i_1=0}^1 \sum_{i_2=0}^1 I_{l-1}(2n_1 + i_1, 2n_2 + i_2) \quad (3.33)$$

$$J_l(n_1, n_2) = \frac{1}{4} \sum_{i_1=0}^1 \sum_{i_2=0}^1 J_{l-1}(2n_1 + i_1, 2n_2 + i_2) \quad (3.34)$$

Step 2: 全ての階層 $l = 1, 2, \dots, l_{\max}$ に対して, 原画像上の基準点 $p_0 (= p)$ に対応する各階層での基準点の座標 $p_l = (p_{l,1}, p_{l,2})$ を以下の式で計算する .

$$p_l = (p_{l,1}, p_{l,2}) = \left(\left\lfloor \frac{1}{2} p_{l-1,1} \right\rfloor, \left\lfloor \frac{1}{2} p_{l-1,2} \right\rfloor \right) \quad (3.35)$$

Step 3: 最上位階層 $l = l_{\max}$ では位置ずれが無いことを仮定して, $q_{l_{\max}} = p_{l_{\max}}$ とする . そして, $l \leftarrow l_{\max} - 1$ とする .

Step 4: 第 l 階層の画像 $I_l(n_1, n_2)$ および $J_l(n_1, n_2)$ から, 画像中心がそれぞれ p_l および $2q_{l+1}$ となるように, 2 つの部分画像 (画像ブロック) $f_l(n_1, n_2)$ および $g_l(n_1, n_2)$ を切り出す .

Step 5: 画像ブロック $f_l(n_1, n_2)$ と $g_l(n_1, n_2)$ の間の位置ずれ量を POC 関数を用いてピクセルレベルで推定する . ただし, POC 関数を計算する際に, 3.2.2 節で述べた窓関数の適用とスペクトルの重み付けを行う . 推定された位置ずれ量を δ_l とすると, 第 l 階層における対応点 q_l は次式で得られる .

$$q_l = 2q_{l+1} + \delta_l \quad (3.36)$$

Step 6: $l \leftarrow l - 1$ として, $l > 0$ ならば Step 4 から Step 6 までを繰り返す . 最終的に, ピクセルレベルの対応付けの結果として $q' = q_0$ が得られる .

Step 7: 原画像 $I_0(n_1, n_2)$ および $J_0(n_1, n_2)$ から，画像中心がそれぞれ p_0 および q' に一致するように，2 つの画像ブロック $f_0(n_1, n_2)$ および $g'_0(n_1, n_2)$ をそれぞれ切り出す．そして，非線形最適化や PEF などを用いてサブピクセルレベルの位置ずれ量 $\delta_{\text{subpixel}} = (\delta_1, \delta_2)$ および相関ピークの高さを表すパラメータ α を求める．ただし， $|\delta_1|, |\delta_2| < 1$ である．サブピクセルレベルの対応点 q は次式で算出される．

$$q = q' + \delta_{\text{subpixel}} \quad (3.37)$$

このとき，求めたパラメータ α は，得られた対応点ペアの信頼度の指標として用いられることがある．基準点を複数配置した場合，全ての基準点に対して，Step 2 から Step 7 の処理を行うことで，全ての対応点ペアを求めることができる．

原画像上 ($l = 0$) における最大の位置ずれ量 D_{max} は，最上位階層 l_{max} の画像上で $D_{\text{max}}/2^{l_{\text{max}}}$ の位置ずれ量となる．階層画像の階層数は，原画像中での位置ずれ量が大きくなればなる程，多く必要となる．画像ブロックの大きさを $N_1 \times N_2$ とした場合，POC 関数を用いて検出可能な位置ずれ量は最大で $(\pm N_1/2, \pm N_2/2)$ である*³．そのことを考慮すると，最大の位置ずれ量が D_{max} であるような画像に対して階層マッチングを行う場合， $N/2 \geq D_{\text{max}}/2^{l_{\text{max}}}$ の関係を満たす必要がある．ただし，安定に対応点を求めるためには，最上位階層において $q_{l_{\text{max}}} \simeq p_{l_{\text{max}}}$ (位置ずれ量がほぼ 0) となるように階層数を設定することが望ましい．

3.5 位相情報に基づく照合アルゴリズム

多くの生体特徴について，前処理を適用することで，関心領域画像間での画像変形が正規化される．しかし，生体画像のテクスチャには非線形なひずみが存在するため，関心領域画像間で POC 関数を計算すると，スペクトル重み付けや帯域制限を適用しても，3.2.2 節や 3.3 節で示したように相関ピーク値が低減する．これに対し，生体画像の非線形なひずみは，局所画

*³ 窓関数を適用するため，実際には $(\pm N_1/2, \pm N_2/2)$ よりも小さくなる．例えば，ハニング窓では半値幅が画像サイズの半分となることから， $(\pm N_1/4, \pm N_2/4)$ が検出可能な位置ずれ量の最大となる．

像ブロック間での微小な平行移動で近似することができる．そのため，前節で述べたサブピクセル対応点探索のように階層画像間で位相限定相関法に基づくブロックマッチングを行うことにより，関心領域画像間で高精度な画像マッチングが可能である．一方で，サブピクセル対応点探索は，画像間の位置合わせを高精度に行うための手法であり，画像照合（画像の類似度を数値化）を目的とする照合アルゴリズムにそのまま適用すると，処理時間に見合うだけの認証性能が得られない場合がある．以下では，帯域制限位相限定相関法による画像マッチングと階層画像とを組み合わせた，生体認証のための階層マッチングについて述べる．そして，この階層マッチングを用いた照合アルゴリズムについて述べる．

本論文で提案する生体認証のための階層マッチングでは，図 3.8 に示すように，3 階層の画像ピラミッドを生成し，各階層で帯域制限位相限定相関法に基づくマッチングを行う．ここで，登録画像 $I_0(n_1, n_2)$ および入力画像 $J_0(n_1, n_2)$ は，それぞれ前処理による正規化が行われている画像である．以下で，処理の詳細について述べる．

Step 1: $l = 1, 2$ に対して，第 l 階層の画像 $I_l(n_1, n_2)$ および $J_l(n_1, n_2)$ （原画像 $I_0(n_1, n_2)$ および $J_0(n_1, n_2)$ の低解像度画像）をそれぞれ以下の式により作成する．

$$I_l(n_1, n_2) = \frac{1}{4} \sum_{i_1=0}^1 \sum_{i_2=0}^1 I_{l-1}(2n_1 + i_1, 2n_2 + i_2) \quad (3.38)$$

$$J_l(n_1, n_2) = \frac{1}{4} \sum_{i_1=0}^1 \sum_{i_2=0}^1 J_{l-1}(2n_1 + i_1, 2n_2 + i_2) \quad (3.39)$$

Step 2: 原画像上に基準点 $\mathbf{p}_0 = (p_{0,1}, p_{0,2})$ を配置し，中間層 ($l = 1$) でこの基準点に対応する点の座標 $\mathbf{p}_1 = (p_{1,1}, p_{1,2})$ を以下の式で計算する．

$$\mathbf{p}_1 = (p_{1,1}, p_{1,2}) = \left(\left\lfloor \frac{1}{2} p_{0,1} \right\rfloor, \left\lfloor \frac{1}{2} p_{0,2} \right\rfloor \right) \quad (3.40)$$

Step 3: 最上位階層 ($l = 2$) では， $I_2(n_1, n_2)$ および $J_2(n_1, n_2)$ との間で，帯域制限位相限定相関法による画像マッチングを行い，画像全体の平行移動量 $\delta_{\text{global}} = (\delta_{\text{global},1}, \delta_{\text{global},2})$ を推定する．

Step 4: 中間階層において， $I_1(n_1, n_2)$ および $J_1(n_1, n_2)$ から，それぞれ \mathbf{p}_1 および $\mathbf{q}_1 = \mathbf{p}_1 + 2\delta_{\text{global}}$ を中心座標として，2 つの画像ブロック $f_1(n_1, n_2)$ および $g_1(n_1, n_2)$

を切り出す。

Step 5: 画像ブロック $f_1(n_1, n_2)$ と $g_1(n_1, n_2)$ の間の位置ずれ量を帯域制限位相限定相関法を用いて推定する。ただし, $f_1(n_1, n_2)$ および $g_1(n_1, n_2)$ には, 窓関数を適用する。推定された位置ずれ量を δ_{local} とする。

Step 6: 最下位階層において, $I_0(n_1, n_2)$ および $J_0(n_1, n_2)$ から, それぞれ p_0 および $q_0 = 2(q_1 + \delta_{\text{local}})$ を中心座標として, 2 つの画像ブロック $f_0(n_1, n_2)$ および $g_0(n_1, n_2)$ を切り出す。

Step 7: 画像ブロック $f_0(n_1, n_2)$ と $g_0(n_1, n_2)$ の間で帯域制限位相限定相関関数を計算し, 相関ピーク値 α を求める。

登録画像と入力画像との間で照合スコアを算出するために, まず, 登録画像上に N_{ref} 個の基準点を配置し, それぞれの基準点について, 以上で述べた階層マッチングを適用する。 i 番目 ($i = 1, 2, \dots, N_{\text{ref}}$) の基準点に対して得られた帯域制限位相限定相関関数の相関ピーク値を α_i としたとき, 本論文では, 以下の 2 つを照合スコアとする。

- S_{num} : 帯域制限位相限定相関関数の相関ピーク値 α_i が閾値以上となった基準点の個数
- S_{ave} : 帯域制限位相限定相関関数の相関ピーク値 α_i の平均

3.6 局所位相配列を用いた生体認証の基本概念

従来までに指紋, 虹彩, 掌紋などそれぞれの生体特徴に対して提案されている位相限定相関法を用いた照合アルゴリズムでは, 登録画像をそのまま登録データとする。そのため, 登録データが漏洩すると, 元の生体情報が盗まれる問題がある。前節で述べた照合アルゴリズムは, 帯域制限位相限定相関法を用いて局所画像間での位置合わせ, および類似度評価を行う。このアルゴリズムでは, 図 3.8 に示すように, 登録画像を基準として, 入力画像の位置合わせを行う。すなわち, 登録画像からは, 常に同じ画像ブロックを切り出してマッチングを行う。この点に着目し, 登録画像から抽出する局所画像ブロックについてあらかじめフーリエ変換を行い, 位相情報を認証システムにおける登録データとすることを考える。登録データが位

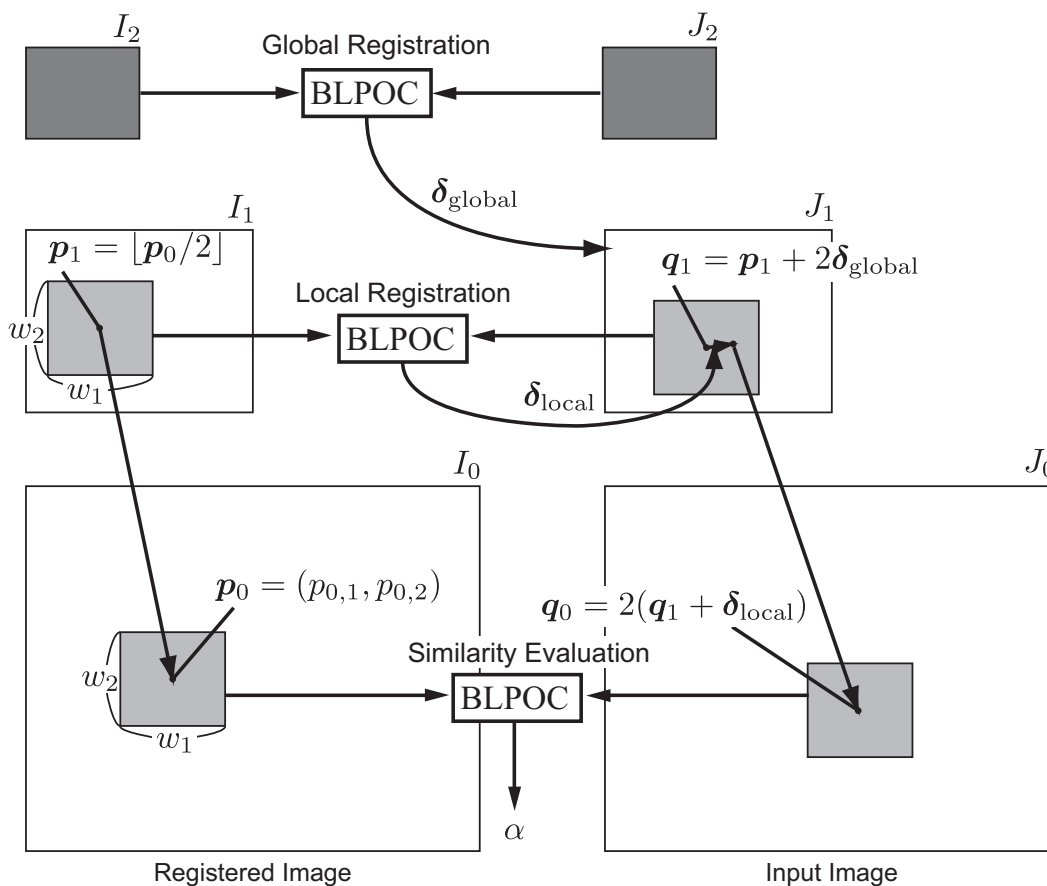


図 3.8 生体認証のための階層マッチング

相情報であれば，元の生体情報が完全に復元されることがなく，また，帯域制限位相限定相関関数を計算するためのフーリエ変換を 1 回減らすことが可能である．この局所画像ブロック間で帯域制限位相限定相関関数を計算するための位相情報を，局所特徴として新しく定義し，“局所位相配列”と呼ぶ．以下では，まず，局所位相配列の定義と，これを用いた画像マッチングについて述べる．そして，前節で述べた照合アルゴリズムについて，局所位相配列を用いたときの処理の詳細を述べる．

3.6.1 局所位相配列

図 3.9 に掌紋画像からの局所位相配列の抽出について示す．局所画像ブロック間で帯域制限位相限定相関関数を計算するために必要なのは，低周波数成分（有効帯域）の位相情報であ

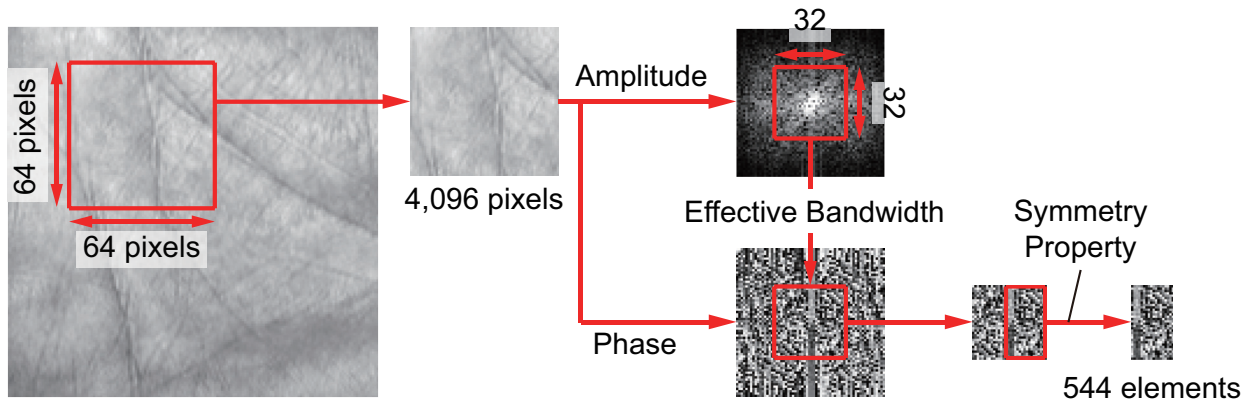


図 3.9 局所位相配列

る．また，画像のような実数信号に対する位相 $\theta(k_1, k_2)$ は，次式で表される対称性を有する．

$$\theta(k_1, k_2) = -\theta(-k_1, -k_2) \quad (3.41)$$

そのため，有効帯域の，さらに約半分の位相情報があれば，帯域制限位相限定相関関数が計算できる．これにより，画像の局所特徴として抽出する配列の要素数を大幅に削減することができる．一方で，各周波数成分の位相は，一般に $[-\pi, \pi]$ の実数値であることから，局所画像ブロックのフーリエ変換により得られる位相情報は，データ容量が元の画像信号と比較して大きくなってしまいう可能性があるため，生体認証システムにおける登録データとして適当でない．このデータ容量増大の問題を低減するために，各周波数成分の位相情報に対し，量子化を適用する．以上の手順により得られる，局所画像ブロックの量子化された低周波数成分の位相を，本論文では局所位相配列と定義する．本論文では，図 3.10 に示す通りに各周波数成分を 4-1 bit で量子化する．掌紋画像について，原画像の振幅情報を保持し，各量子化ビット数で位相情報を量子化したときの画像（位相量子化画像），および量子化した位相を離散フーリエ逆変換した画像は，図 3.10 に示す通りである．この図に示すように，位相量子化画像は，量子化ビット数が小さくなるほど，ノイズが大きくなり，1 bit では，原画像とそれが倒立した画像とが重なっているように見える．一方，位相のみから復元した画像では，量子化ビット数が小さくなるほど，人の目には原画像の情報の識別が困難となる．

本論文では，位相情報の量子化は，生体認証システムにおける登録データ容量の削減のため

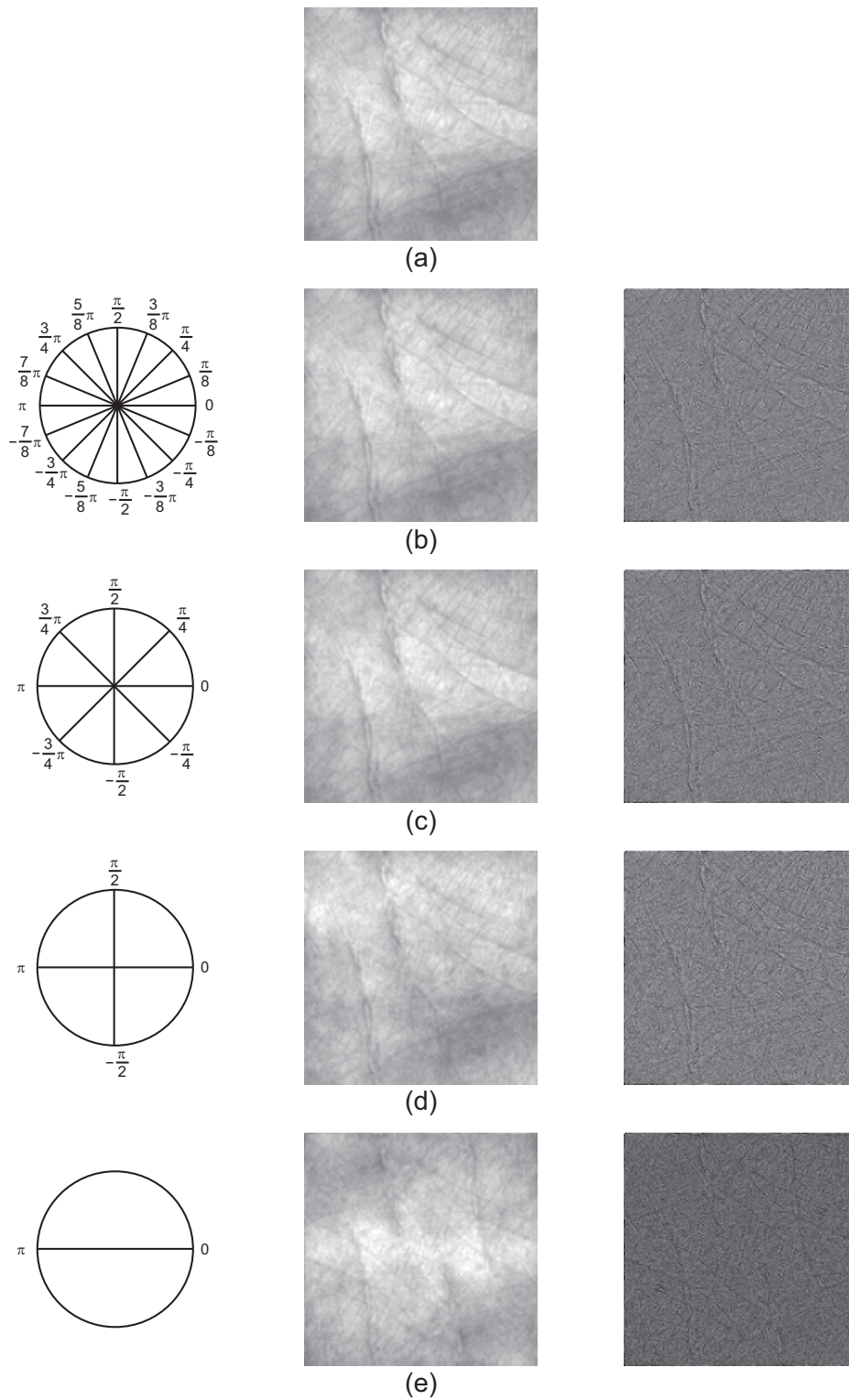


図 3.10 画像に対する位相の量子化の例：(a) 原画像，(b) 4 bit 量子化，(c) 3 bit 量子化，(d) 2 bit 量子化，(e) 1 bit 量子化 ((b)–(e) の左：量子化後の位相，中央：位相量子化画像，右：量子化した位相を離散フーリエ逆変換した画像)

に適用する．そのため，帯域制限位相限定相関関数の計算は，登録画像の量子化された位相情報と，入力画像の実数値で表される位相情報との間で行う．

3.6.2 量子化した位相を用いた画像マッチングの性能評価

本小節では，量子化した位相情報から帯域制限位相限定相関関数を用いた画像マッチングの性能評価を行う．具体的には，量子化ビット数が小さくなったときの，帯域制限位相限定相関法の平行移動量推定精度と相関ピーク値への影響を調査する．なお，本実験の手順は，文献 [11] と同様である．

本実験では，工業用 CCD ビデオカメラ（JAI CVM10， 640×480 ピクセル，モノクロ 256 階調，レンズ VCL-16WM）を用いて撮影された画像を用いる．図 3.11 (a) に実験システムを示す．撮像対象は一辺が 10 cm の木製の立方体であり，立方体の一面をカメラから 70 cm の距離に CCD 面に平行に設置し，マイクロステージを用いて画像の水平方向にこの立方体を微小移動させた．0.05 mm 間隔の微小移動を合計で 50 段階行い，各段階で 30 フレーム（1 秒）の画像を取得した．使用する画像の画質を向上させるために，それぞれの段階で 30 フレームの平均を取っている．取得した画像から，木製の立方体の表面のみが写る領域を切り出して利用する．ただし，本実験では，切り出す画像のサイズを 32×32 ピクセル， 64×64 ピクセル， 128×128 ピクセルとする（図 3.11 (b)）．各画像サイズについて，量子化レベルを変えたときの (i) 帯域制限位相限定相関関数を用いた平行移動量推定精度の変化と (ii) 帯域制限位相限定相関関数の相関ピーク値の変化を調査する．(i) では，立方体を動かす前に撮影した画像と立方体を動かした後の画像との水平方向の移動量 δ_1 [ピクセル] を帯域制限位相限定相関法で推定する．50 回の微小水平移動によって，マイクロステージの実際の移動量 Δ [mm] と画像上で検出された移動量 δ_1 [ピクセル] の 50 組のデータが得られる．10 段階の微小移動を行ったときに，画像上で物体が約 1 ピクセル移動するが，この値は正確なものではない．そこで， Δ と δ_1 の関係を近似する直線 $\delta_1 = \kappa \times \Delta$ を最小二乗法によって求める．ここで， κ は定数（単位は [ピクセル/mm]）である．いま， i 回目の微小移動後のマイクロステージの移動量を Δ_i [mm] とし，得られた画像から推定された移動量を $\delta_{1,i}$ [ピクセル] とする．このと

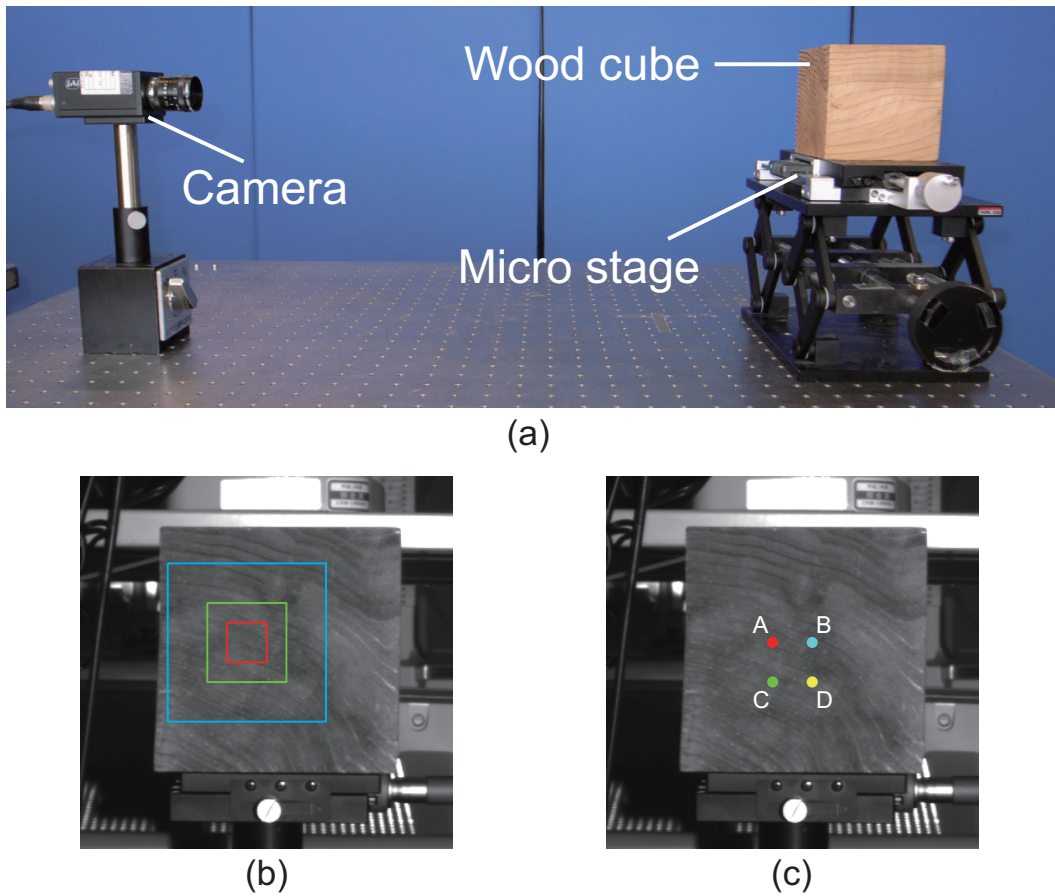


図 3.11 平行移動量推定の精度評価実験：(a) 実験装置 [11]，(b) 実験で使用する画像の例(赤枠：32×32 ピクセル，緑枠：64×64 ピクセル，水色枠：128×128 ピクセル)，(c) 画像を切り出す際の中心座標

き，次式で与えられる計測誤差 ε_i [ピクセル] で評価する．

$$\varepsilon_i = \delta_{1,i} - \kappa \times \Delta_i \quad (3.42)$$

また，50 個の計測点全体での誤差の RMS (Root Mean Square) を次式で求める．

$$\varepsilon_{\text{RMS}} = \sqrt{\frac{1}{50} \sum_{i=1}^{50} \varepsilon_i^2} \quad (3.43)$$

(ii) では，立方体を動かす前に撮影した画像と立方体を i 回の微小移動した後に撮影した画像との間の BLPOC 関数の相関ピーク値 α_i を求める．量子化を行っていない場合の BLPOC

関数の相関ピーク値を $\hat{\alpha}_i$ とし, α_i との比の平均 α_{ratio} を次式で求める.

$$\alpha_{\text{ratio}} = \frac{1}{50} \sum_{i=1}^{50} \frac{\alpha_i}{\hat{\alpha}_i} \quad (3.44)$$

画像を切り出す位置による影響を低減するために, 切り出す画像の中心座標を変えながら, 以上の評価を行う (図 3.11 (c)). ここで, 本実験では, BLPOC 関数計算のためのパラメータを $L_1/N_1 = L_2/N_2 = 0.5$ とした.

平行移動量推定の誤差 ε_i を図 3.12 に, 平行移動量推定の誤差の RMS を表 3.12 に示す. これらの結果から, 2 bit 以上の量子化ビット数であれば, 平行移動量の推定精度がほとんど低下しない. そのため, 生体認証のようにサブピクセルレベルでの高精度な平行移動量推定が必須でない応用であれば量子化を行っても画像位置合わせについて十分な性能を有している. これに対し, 1 bit 量子化を行った場合は, 画像ブロックを切り出す位置によって平行移動量推定精度が大きく異なる. このことから, 1 bit 量子化では, 画像によって照合結果が大きく変わる可能性がある.

相関ピーク値を図 3.13 に, 量子化を行っていない場合との相関ピーク値の比の平均を表 3.2 にそれぞれ示す. これらの結果から, 4 bit 量子化では, 相関ピーク値についても量子化を行わない場合とほとんど変わらない. これに対し, 3 bit 以下, 特に 2 bit や 1 bit での量子化では, 相関ピーク値が大幅に低下している. 表 3.2 より, 相関ピーク値の変化は, 画像ブロックを切り出す位置よりも, 量子化ビット数に大きく依存することがわかる. 照合アルゴリズムにおいて, 相関ピーク値に関する何らかのパラメータを設定する場合, 量子化ビット数に応じてこのパラメータを調整する必要があることに注意が必要である.

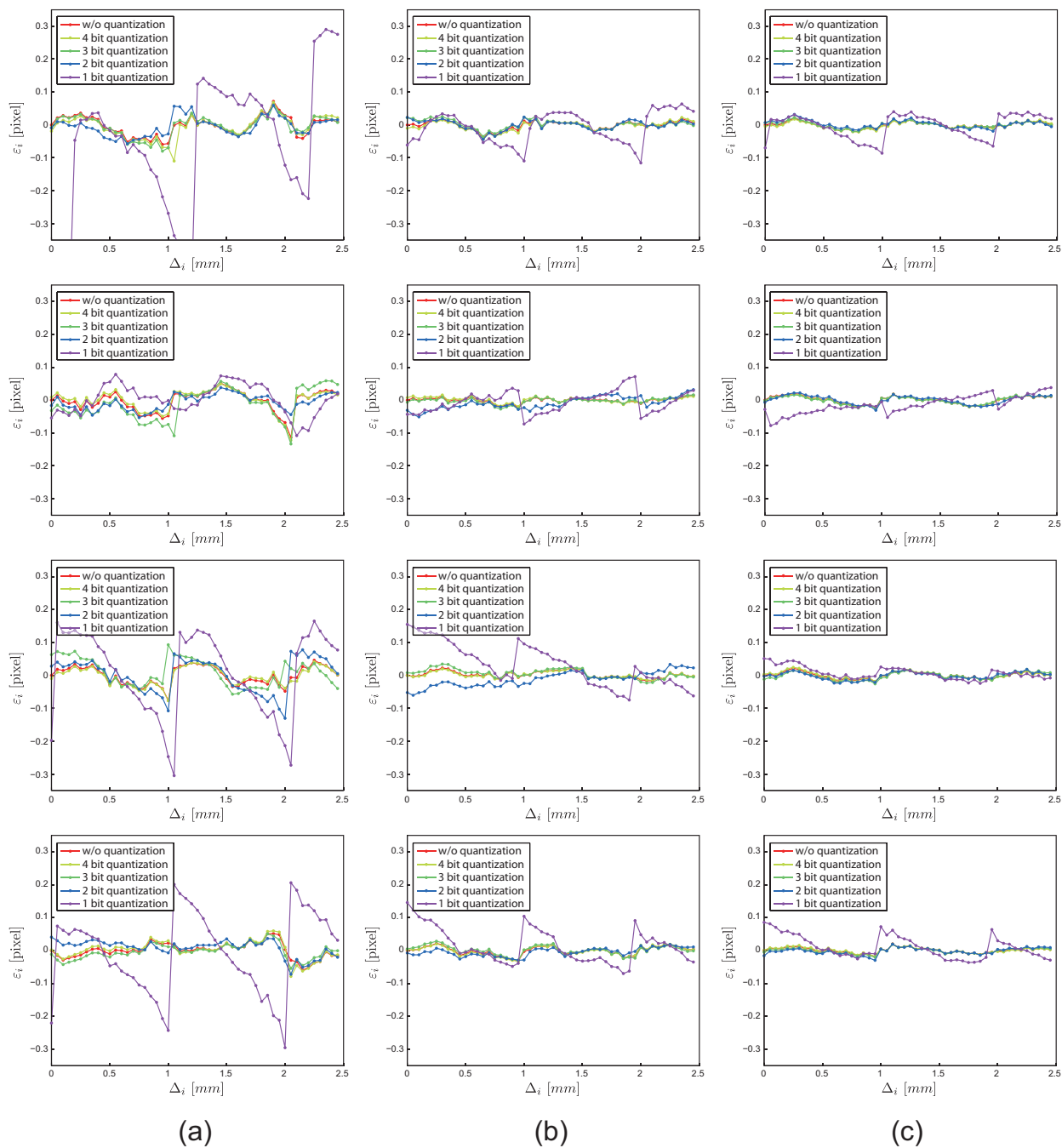


図 3.12 平行移動量推定の誤差 ε_i (上段から順に中心座標 A, 中心座標 B, 中心座標 C, 中心座標 D の結果): (a) 画像サイズ 32×32 ピクセル, (b) 画像サイズ 64×64 ピクセル, (c) 画像サイズ 128×128 ピクセル

表 3.1 平行移動量推定の誤差の RMS [ピクセル]

Center	Quantization Level	32 × 32 pixels	64 × 64 pixels	128 × 128 pixels
A	w/o	0.030	0.013	0.010
	4 bit	0.034	0.015	0.010
	3 bit	0.032	0.014	0.010
	2 bit	0.030	0.015	0.012
	1 bit	0.225	0.049	0.033
B	w/o	0.033	0.008	0.012
	4 bit	0.033	0.008	0.012
	3 bit	0.049	0.010	0.012
	2 bit	0.024	0.021	0.013
	1 bit	0.045	0.033	0.030
C	w/o	0.028	0.011	0.010
	4 bit	0.027	0.010	0.011
	3 bit	0.042	0.015	0.011
	2 bit	0.052	0.025	0.011
	1 bit	0.127	0.070	0.020
D	w/o	0.023	0.013	0.008
	4 bit	0.028	0.014	0.008
	3 bit	0.023	0.014	0.008
	2 bit	0.025	0.013	0.010
	1 bit	0.126	0.055	0.036

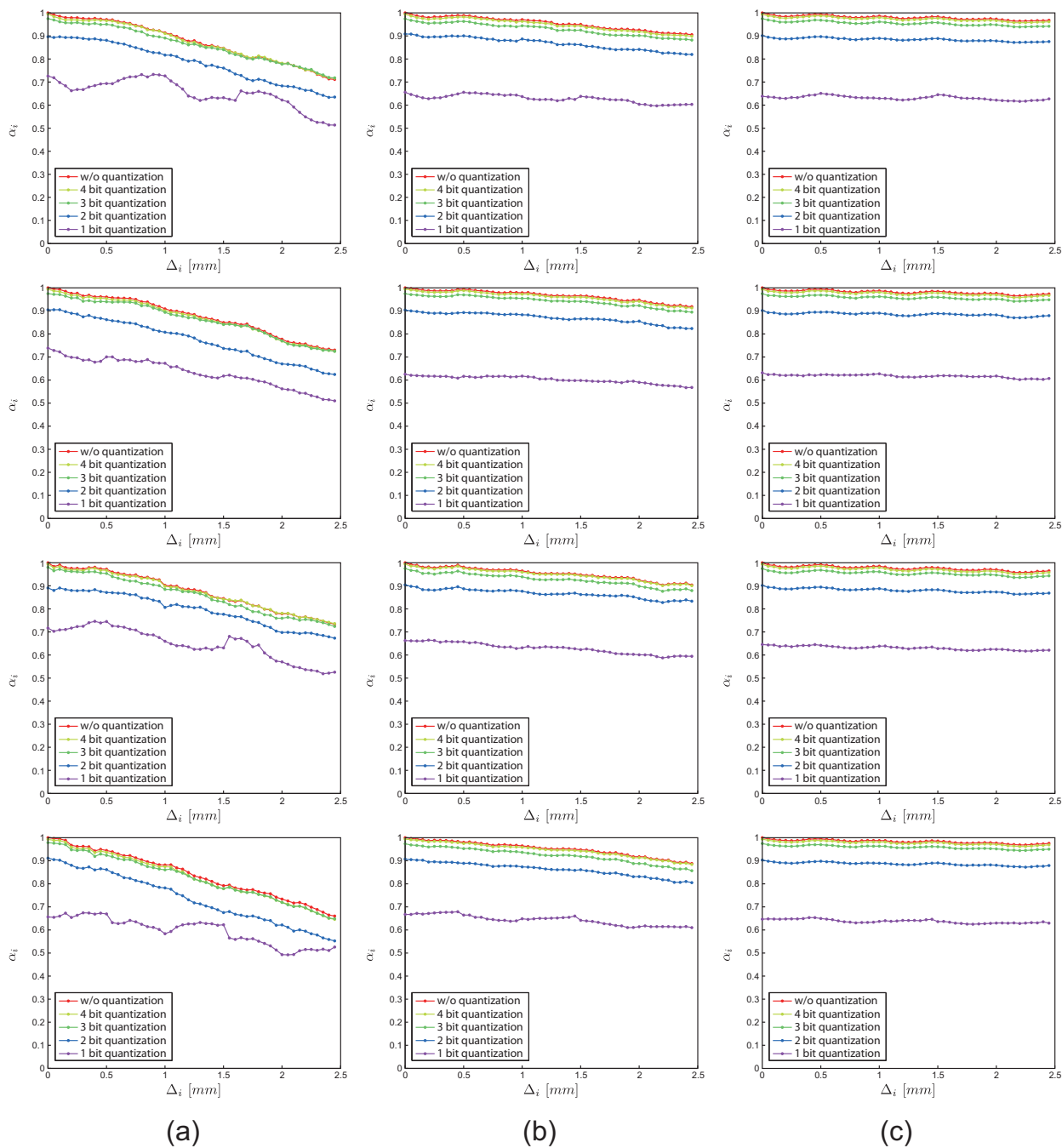


図 3.13 相関ピーク値 α_i (上段から順に中心座標 A, 中心座標 B, 中心座標 C, 中心座標 D の結果): (a) 画像サイズ 32×32 ピクセル, (b) 画像サイズ 64×64 ピクセル, (c) 画像サイズ 128×128 ピクセル

表 3.2 相関ピーク値の比の平均 α_{ratio}

Center	Quantization Level	32 × 32 pixels	64 × 64 pixels	128 × 128 pixels
A	4 bit	0.997	0.993	0.993
	3 bit	0.986	0.973	0.974
	2 bit	0.895	0.909	0.903
	1 bit	0.748	0.658	0.645
B	4 bit	0.992	0.994	0.993
	3 bit	0.985	0.975	0.975
	2 bit	0.881	0.900	0.908
	1 bit	0.721	0.623	0.629
C	4 bit	0.997	0.996	0.993
	3 bit	0.980	0.973	0.973
	2 bit	0.908	0.909	0.909
	1 bit	0.739	0.660	0.646
D	4 bit	0.986	0.995	0.993
	3 bit	0.981	0.970	0.975
	2 bit	0.872	0.906	0.902
	1 bit	0.711	0.676	0.649

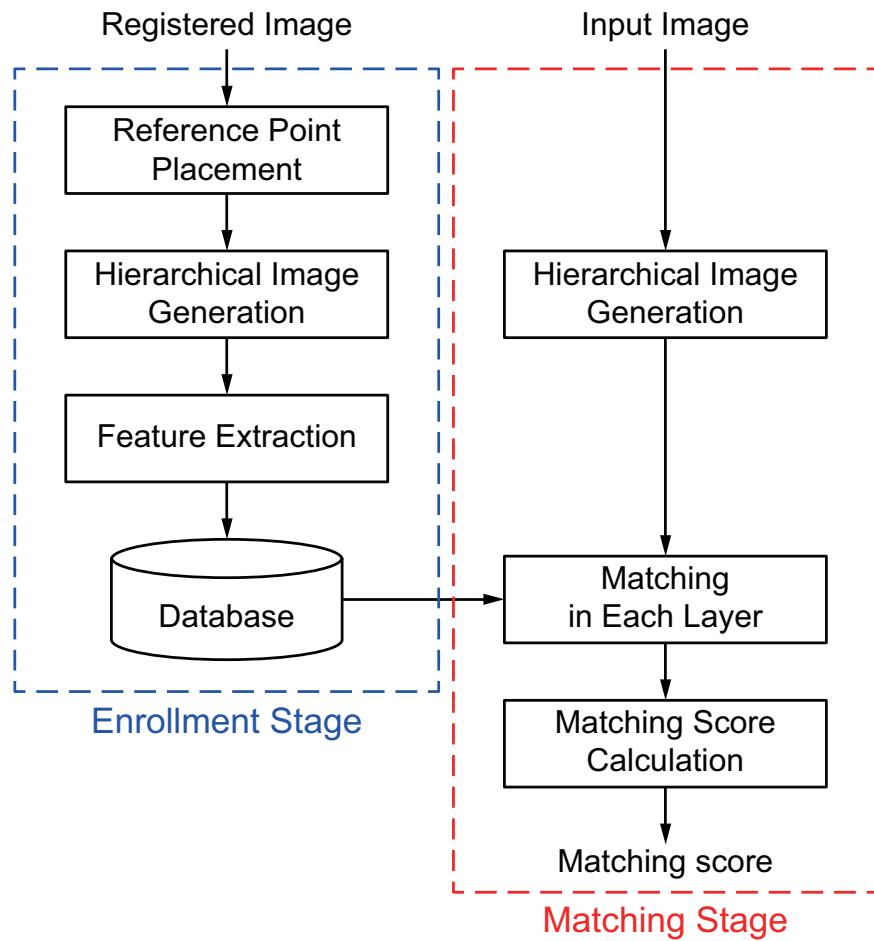


図 3.14 提案する認証アルゴリズムの処理フロー

3.6.3 局所位相配列に基づく照合アルゴリズム

本小節では、局所位相配列を用いた場合について、3.5 節で述べた照合アルゴリズムの処理手順を述べる。局所位相配列を用いたときの照合アルゴリズムの処理フローを図 3.14 に示す。ここで、登録画像および入力画像は、前処理が適用された後の画像である。本アルゴリズムは、登録データを生成する (I) 登録ステージと、照合スコア算出を行う (II) 照合ステージの 2 つに分けることができる。以下では、各ステージについて詳細を述べる。

登録ステージ

登録ステージでは、画像ピラミッドの各階層から局所位相配列を生成する。図 3.15 は、指

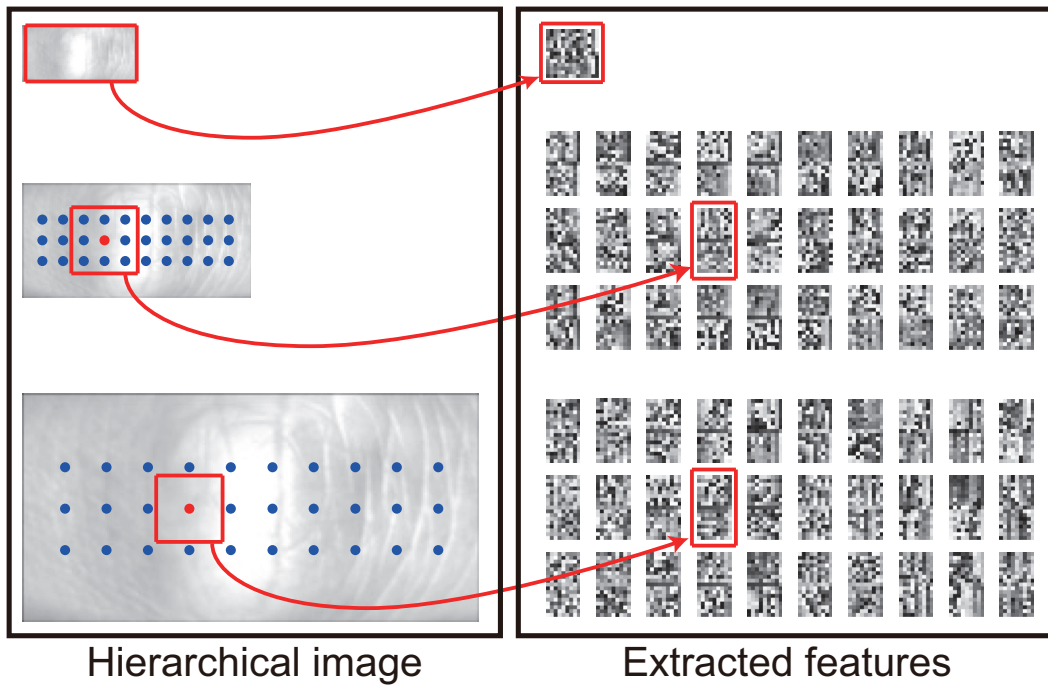


図 3.15 指関節紋画像からの特徴抽出の例 (“●” は基準点を表す)

関節紋画像に対する特徴抽出の例である．図 3.15 に示すように，最上層では画像全体の，中間層および最下層では配置した基準点近傍の画像ブロックの局所位相配列を生成する．特徴抽出は，(i) 基準点の配置，(ii) 登録画像の画像ピラミッドの生成，(iii) 局所位相配列の抽出の 3 つのステップで構成される．以下では，各ステップの詳細な処理について述べる．

(i) 基準点の配置

基準点は，局所位相配列を抽出する際に切り出す画像ブロックの中心座標である．本論文では，図 3.15 に示すように，登録画像上に等間隔で基準点を配置する．以下では，登録画像上に配置した N_{ref} 個の基準点のうちの 1 つに注目し，これを $\mathbf{p} = (p_1, p_2) (= \mathbf{p}_0)$ とする．

(ii) 登録画像の画像ピラミッドの生成

$l = 1, 2$ について，第 l 階層の登録画像 $I_l(n_1, n_2)$ を次式で生成する．

$$I_l(n_1, n_2) = \frac{1}{4} \sum_{i_1=0}^1 \sum_{i_2=0}^1 I_{l-1}(2n_1 + i_1, 2n_2 + i_2) \quad (3.45)$$

また，第 1 階層で，原画像上の基準点 p_0 に対応する点 $p_1 = (p_{1,1}, p_{1,2})$ を次式により計算する．

$$p_1 = \left(\left[\frac{1}{2}p_{0,1} \right], \left[\frac{1}{2}p_{0,2} \right] \right) \quad (3.46)$$

(iii) 局所位相配列の生成

最上層で，画像全体から局所位相配列を生成する．この最上層の局所位相配列は，全ての基準点について共通であることから，一度だけ生成する．中間層および最下層では，それぞれ p_1 および p_0 を中心として I_1 および I_0 から $w_1 \times w_2$ ピクセルの画像ブロックを抽出し，局所位相配列を生成する．ここで，局所位相特徴を生成する際の有効帯域幅（帯域制限位相限定相関関数の制限帯域幅）は，画像ブロックの振幅スペクトルに応じて調整する．

照合ステージ

照合ステージは，(i) 入力画像の画像ピラミッド生成，(ii) 最上層での画像全体の位置合わせ，(iii) 中間層での局所的な位置合わせ，(iv) 最下層での類似度評価，(v) 照合スコア算出の 5 つのステップで構成される．図 3.16 は，図 3.16 で抽出した登録データと入力顔画像との照合の例である．以下では，各ステップの詳細について述べる．

(i) 入力画像の画像ピラミッド生成

$l = 1, 2$ について，第 l 階層の入力画像 $J_l(n_1, n_2)$ を次式で生成する．

$$J_l(n_1, n_2) = \frac{1}{4} \sum_{i_1=0}^1 \sum_{i_2=0}^1 J_{l-1}(2n_1 + i_1, 2n_2 + i_2) \quad (3.47)$$

(ii) 最上層での画像全体の位置合わせ

最上層で，帯域制限位相限定相関関数を用いて， I_2 と J_2 の平行移動量を推定する．推定した平行移動量を， $\delta_{\text{global}} = (\delta_{\text{global},1}, \delta_{\text{global},2})$ とする．

(iii) 中間層での局所的な位置合わせ

中間層では， I_1 および J_1 から抽出した局所画像ブロックの平行移動を推定する．まず， $q_1 = p_1 + 2\delta_{\text{global}}$ を中心として， J_1 から $w_1 \times w_2$ ピクセルの画像ブロックを抽

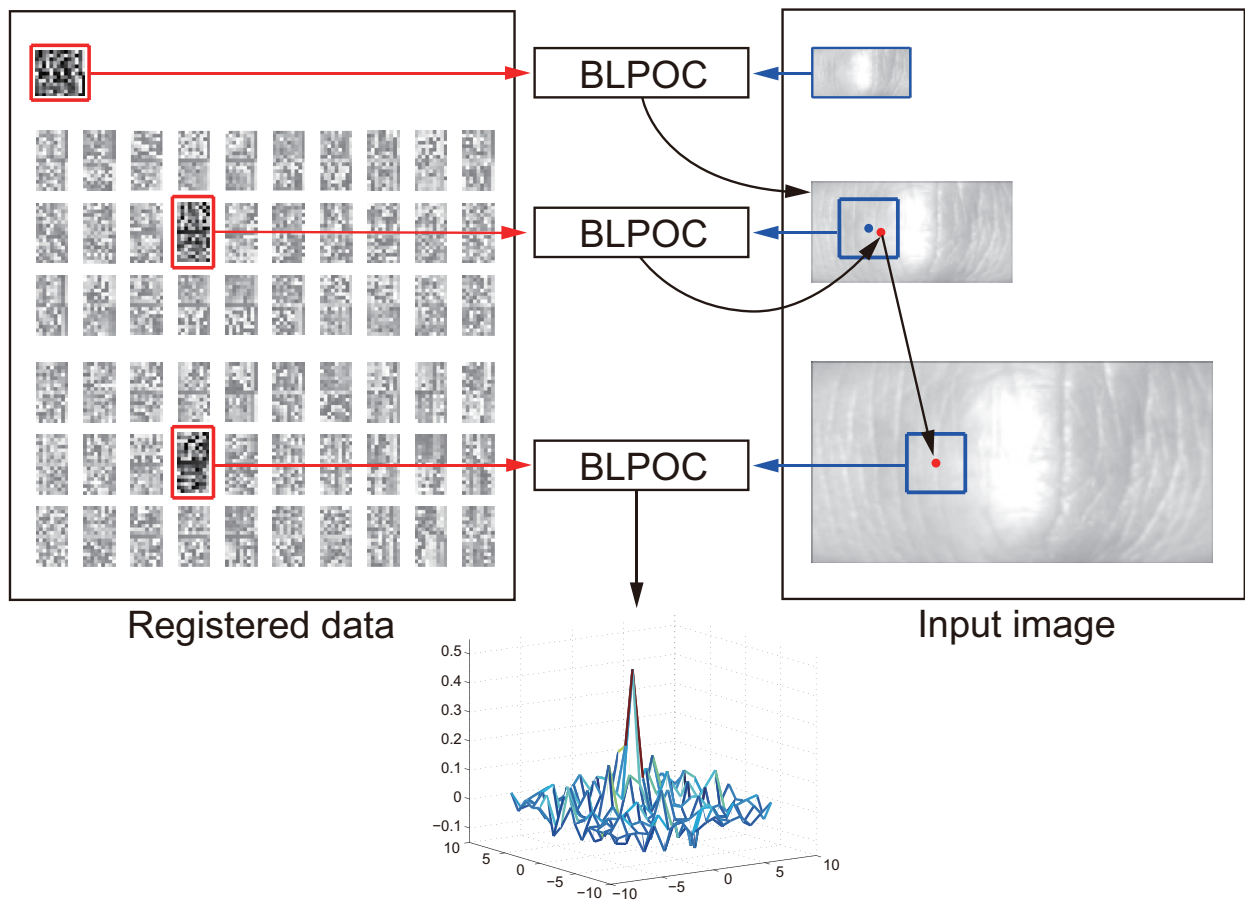


図 3.16 図 3.15 で作成した登録データと入力画像との照合の例

出する．そして，登録データとの間で帯域制限位相限定相関関数を計算し，局所的な平行移動量 δ_{local} を推定する．

(iv) 最下層での類似度評価

最下層では，局所画像間の類似度を算出する．まず， $q_0 = 2(q_1 + \delta_{\text{local}})$ を中心として， J_0 から $w_1 \times w_2$ ピクセルの画像ブロックを抽出する．そして，登録データとの間で帯域制限位相限定相関関数を計算し，その相関ピーク値 α を求める．

(v) 照合スコア算出

I_0 に配置した全ての基準点について，以上の処理を行い， N_{ref} 個の相関ピーク値を求めた後，登録画像 I と入力画像 J との間の照合スコアを算出する．本論文では，以下で述べる二つの方法で照合スコアを求める．以下では， i 番目の基準点について得られ

た相関ピーク値を α_i ($i = 1, 2, \dots, N_{\text{ref}}$) と表記する .

1 つ目の方法は , α_i に対する閾値 th を設定し , それ以上の点の数 N_{th} を求める方法である . 即ち , 照合スコア S_{num} を次式で求める .

$$S_{\text{num}} = \frac{N_{\text{th}}}{N_{\text{ref}}} \quad (3.48)$$

2 つ目の方法は , α_i の平均を求める方法である . 即ち , 照合スコア S_{ave} を次式で求める .

$$S_{\text{ave}} = \frac{\sum_{i=1}^{N_{\text{ref}}} \alpha_i}{N_{\text{ref}}} \quad (3.49)$$

3.7 むすび

本章では , 位相情報に基づく生体認証のための画像マッチングについて述べた . まず , 本論文の基盤技術となる位相限定相関法と , それを用いた高精度画像マッチング手法について述べた . 次に , 生体認証への応用で有効である帯域制限位相限定相関法について述べた . また , サブピクセル対応点探索について述べた . そして , 帯域制限位相限定相関法と階層マッチングを組み合わせた照合アルゴリズムについて述べた . 最後に , 画像マッチングのための局所特徴として局所位相配列を定義し , これに基づく生体認証の基本概念について述べた .

第 4 章

公開画像データベースを用いた性能 評価

4.1 まえがき

本章では、公開画像データベースを用いて、第 3 章で提案した照合アルゴリズムの性能評価を行う。まず、掌紋認証および指関節紋認証について性能評価実験を行い、提案アルゴリズムが、高い認証性能を有することを実証する。次に、虹彩認証および顔認証について性能評価実験を行い、提案手法が高い汎用性を有することを示す。最後に、提案手法の登録データ容量や処理時間について考察を行う。

4.2 掌紋認証における性能評価

掌紋認証における性能評価実験では、PolyU Palmprint Database [122] と CASIA Palmprint Image Database [123] を用いる。PolyU Palmprint Database には、386 の手のひらから撮影された 7,752 枚の画像が格納されている。このデータベースに格納されている画像は、装置に手を固定して撮影した接触型の手のひら画像である。そのため、撮影された掌紋画像間で変形がほとんどない。図 4.1 に PolyU Palmprint Database に格納されている画像と、その正規化画像の例を示す。正規化画像の抽出には、Zhang らの手法 [8] を用いる。本実験で

は、可能な全ての組み合わせで照合を行い、ROC 曲線および EER で性能を評価する。照合ペア数は、本人が 74,068、他人が 29,968,808 である。CASIA Palmprint Image Database には、301 人の左右の手のひらから撮影された 5,239 枚の画像が格納されている。このデータベースの画像は、手を非接触・非拘束で撮影していることから、手のひらが傾いていたり、指の広げ方が異なっていたりする。そのため、PolyU Palmprint Database と比べて、手のひら画像間の変形が大きい。図 4.2 に、CASIA Palmprint Image Database に格納されている画像と、抽出した正規化画像を示す。正規化画像の抽出には、Zhang らの手法 [8] を用いる。ここで、本実験では、同一人物の左右の手のひらを異なる人物のものとする。そして、右手から抽出した正規化画像を、見かけ上は左手から抽出した画像となるように上下反転して用いる。本実験でも、PolyU Palmprint Database における性能評価実験と同様、可能な全ての組み合わせで照合を行い、ROC 曲線および EER で性能を評価する。照合ペア数は、本人が 20,584、他人が 13,700,357 である。掌紋認証の性能評価実験では、2 つのデータベースのいずれでも、パラメータを $w_1 = w_2 = 48$ 、 $(K_1/M_1, K_2/M_2) = (0.5, 0.5)$ 、 $N_{\text{ref}} = 100$ (図 4.3) とした。

それぞれのデータベースを用いた実験について、Competitive Code (CompCode) [94]、Ordinal Code (OrdiCode) [95]、Sparse Multiscale Competitive Code (SMCC) [41] と提案手法との性能を比較する。表 4.1 は、各認証アルゴリズムの EER である。ここで、従来手法の数値は、同様の実験を行った結果を文献 [41] から引用した。提案手法は、接触型掌紋認証についてほとんど誤りなく認証が行える。非接触型掌紋認証でも、従来手法と比較して、EER が約 1/10 となっており、提案手法が掌紋認証において、接触型・非接触型のいずれでも従来手法より有効であることがわかる。次に、提案手法の量子化の影響について考える。図 4.4 および図 4.6 に S_{num} について量子化ビット数を変えた場合の、図 4.5 および図 4.7 に S_{ave} について量子化ビット数を変えた場合の ROC 曲線を示す。表 4.1 および図 4.4–4.7 より、掌紋認証では、1 bit の場合を除いて、量子化の影響がほとんどない。1 bit 量子化は、他の量子化ビット数と比較すると性能が大幅に低下するが、従来手法と比較すると同程度以上の認証が可能である。

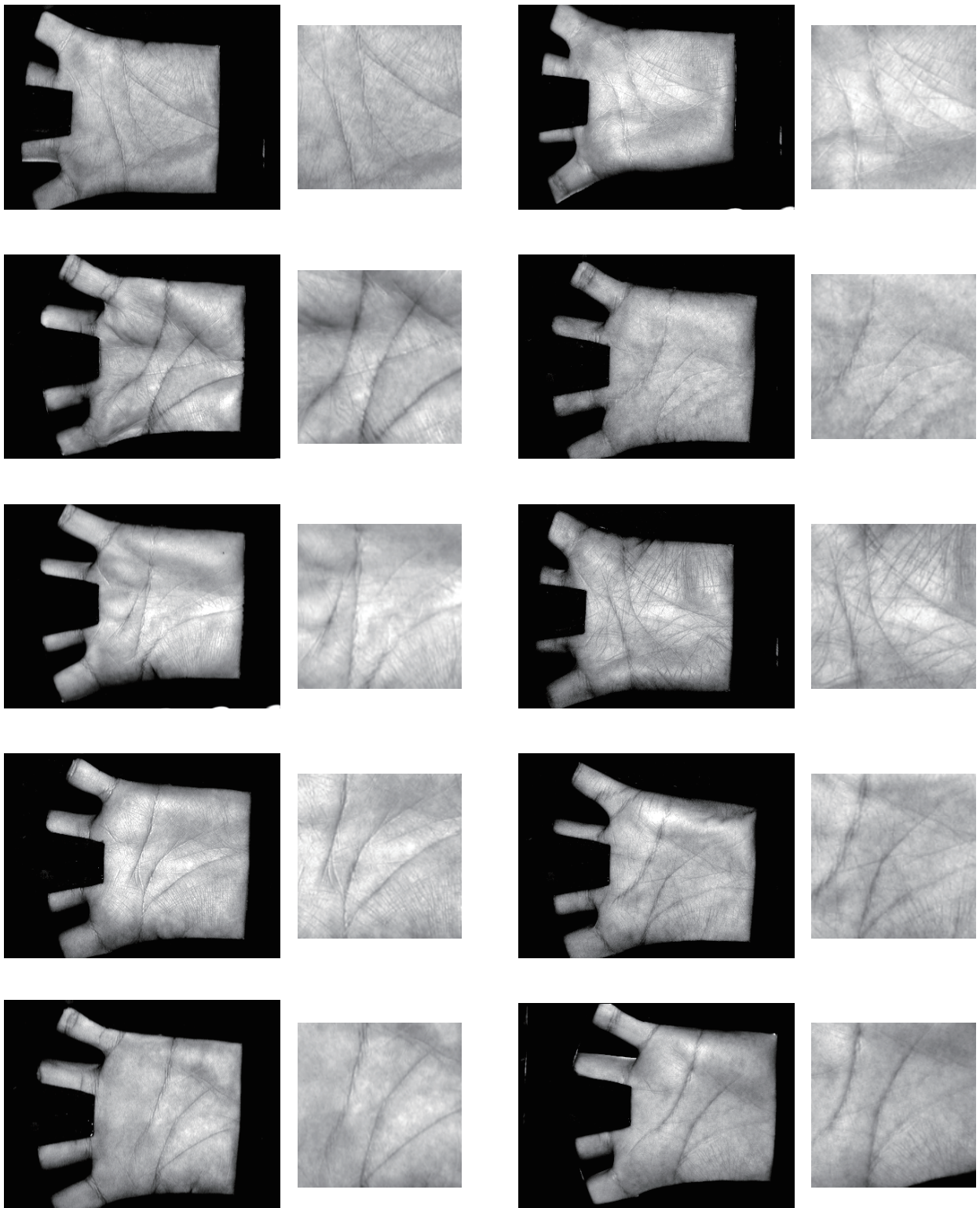


図 4.1 PolyU Palmprint Database に格納されている画像の例 (左 : 原画像 , 右 : 正規化画像)

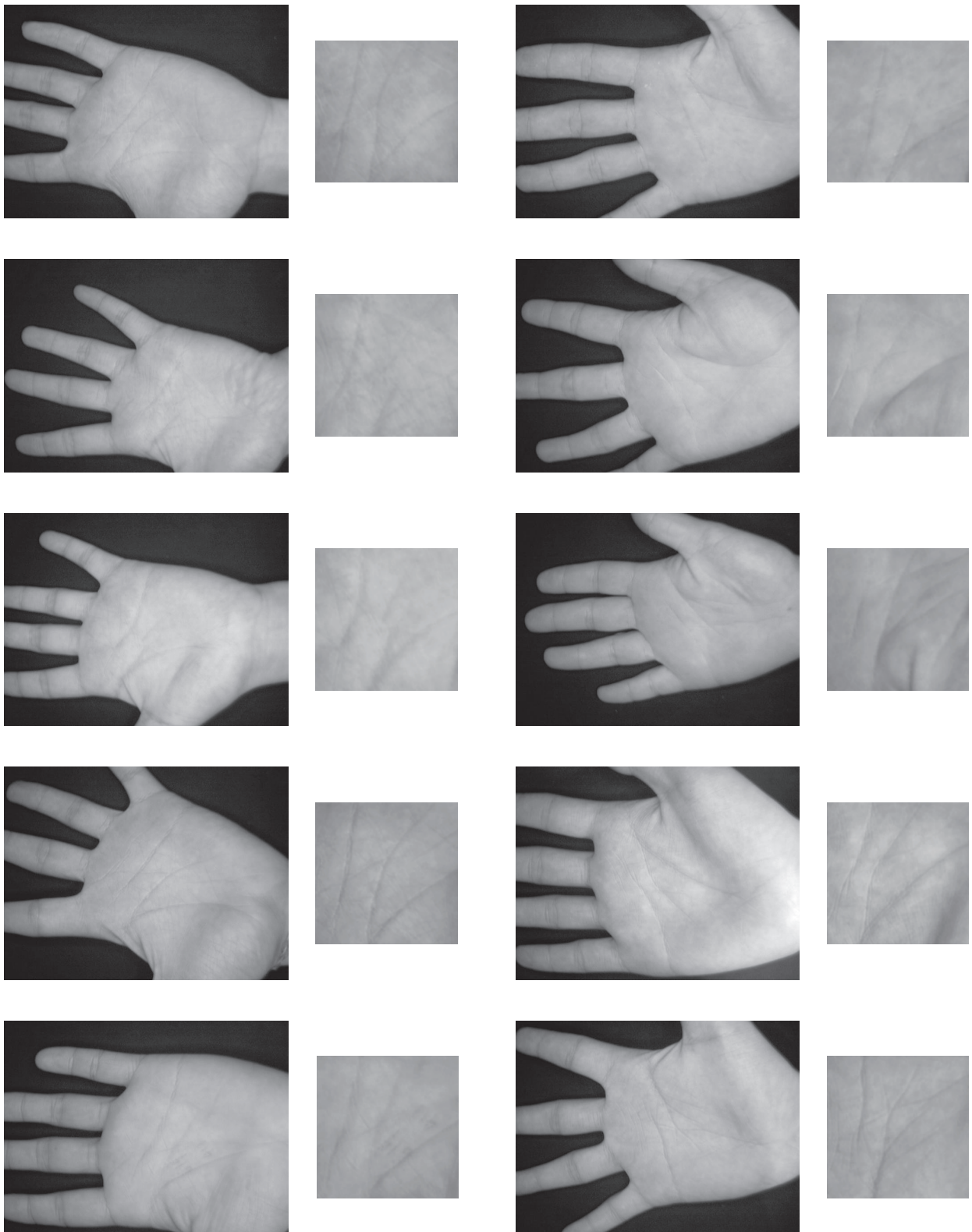


図 4.2 CASIA Palmprint Image Database に格納されている画像の例 (左 : 原画像, 右 : 正規化画像)

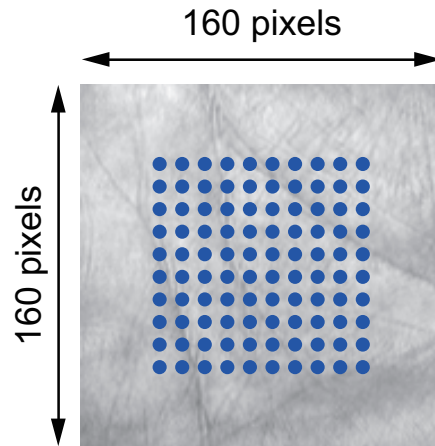


図 4.3 掌紋認証における基準点配置

表 4.1 掌紋認証における各アルゴリズムの EER [%]

Algorithm			PolyU	CASIA
CompCode [41]			0.038	0.55
Ordinal Code [41]			0.104	0.84
SMCC [41]			0.014	0.48
Proposed	S_{num}	w/o quantization	0	0.061
		4 bit quantization	0.000	0.055
		3 bit quantization	0.000	0.051
		2 bit quantization	0.001	0.069
		1 bit quantization	0.050	0.231
	S_{ave}	w/o quantization	0.000	0.072
		4 bit quantization	0.000	0.071
		3 bit quantization	0.000	0.069
		2 bit quantization	0.001	0.076
		1 bit quantization	0.067	0.279

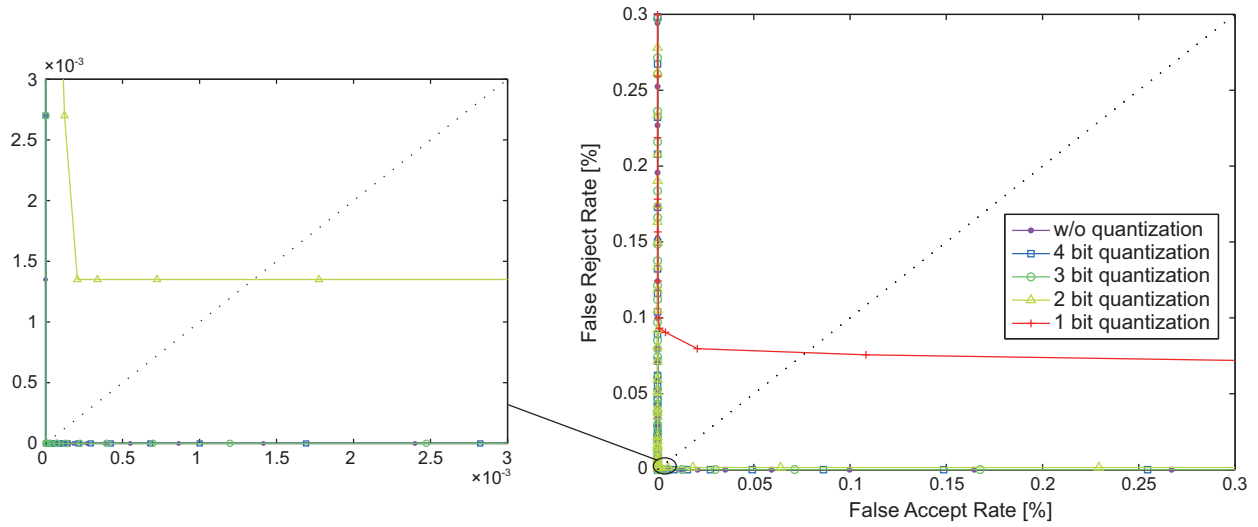


図 4.4 PolyU Palmprint Database を利用した実験での ROC 曲線 (S_{num})

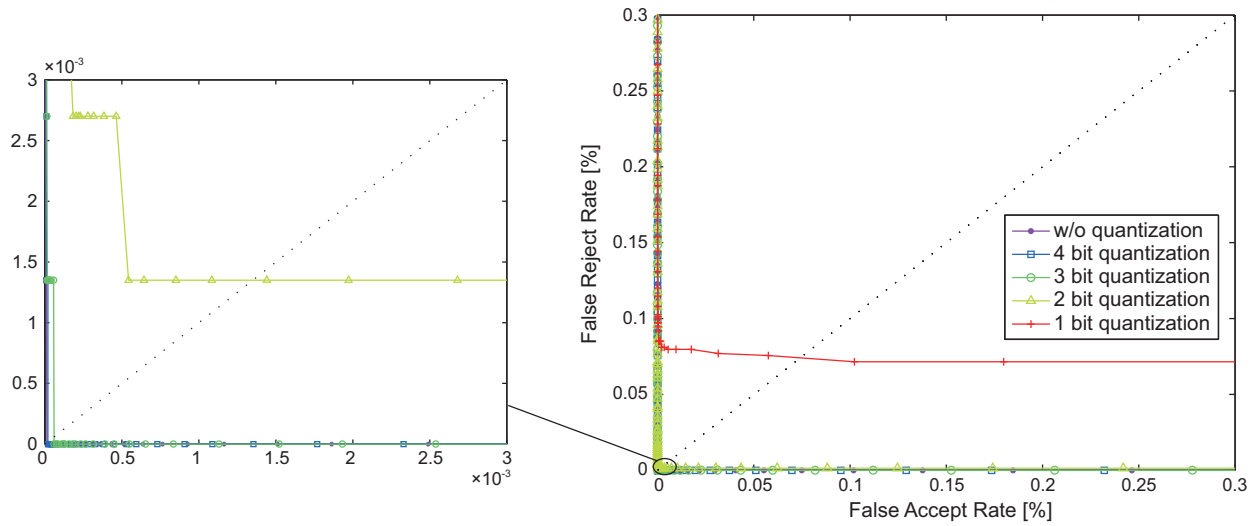


図 4.5 PolyU Palmprint Database を利用した実験での ROC 曲線 (S_{ave})

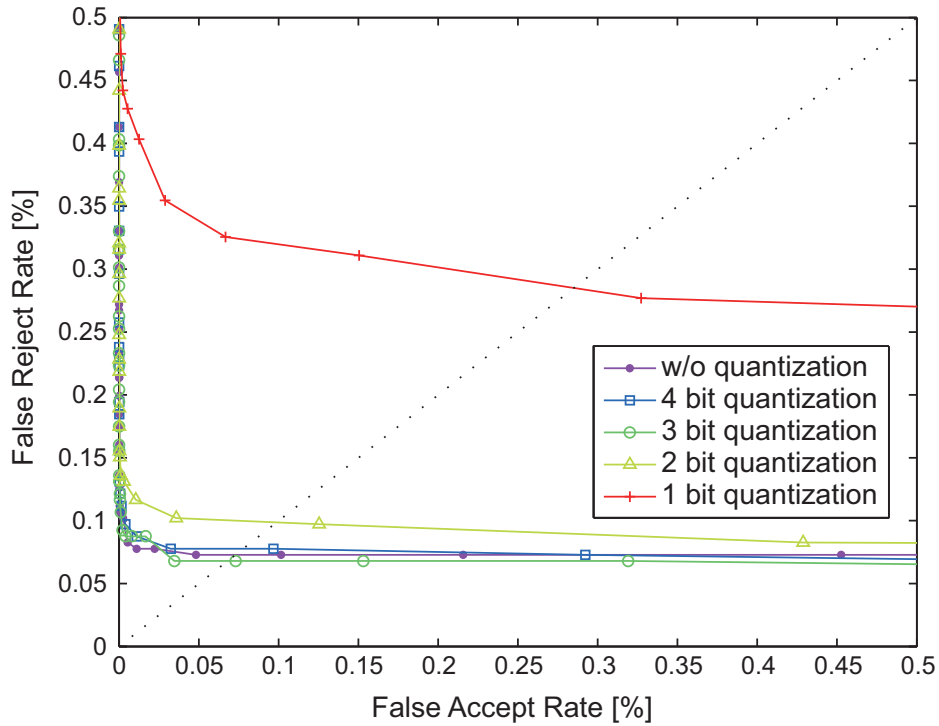


図 4.6 CASIA Palmprint Database を利用した実験での ROC 曲線 (S_{num})

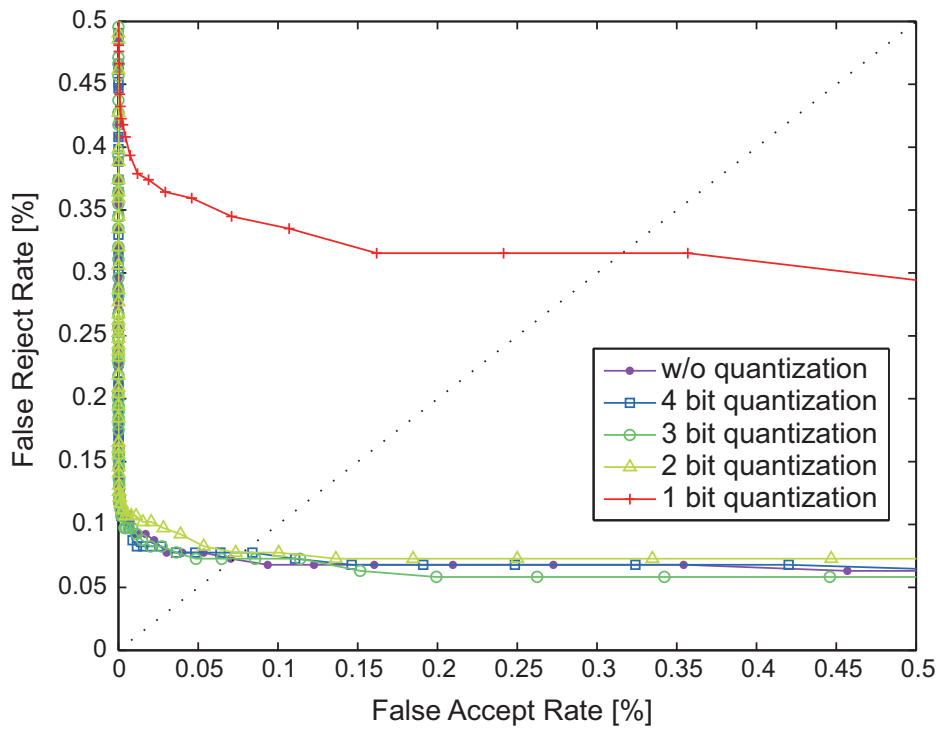


図 4.7 CASIA Palmprint Database を利用した実験での ROC 曲線 (S_{ave})

4.3 指関節紋認証における性能評価

指関節紋認証における性能評価実験では, PolyU FKP Database [46] を用いる. PolyU FKP Database には, 165 人の左右の手の人差指と中指から撮影された 7,920 枚の画像が格納されている. このデータベースの画像は, $165 \times 4 = 660$ 本の指を, 期間を開けて 2 回, それぞれ 6 枚ずつ撮影したものである. 本論文では, 1 回目に撮影された 6 枚を登録画像, 2 回目に撮影された 6 枚を入力画像とする. 全ての指を異なる人物のものであるとし, 本人ペアが $660 \times 6 \times 6 = 23,760$, 他人ペアが $660 \times 659 \times 6 \times 6 = 15,657,840$ の照合を行う. そして, EER および ROC 曲線により, 1 対 1 認証の性能を比較する. PolyU FKP Database には, 文献 [45] で提案された前処理アルゴリズムにより抽出された正規化画像が, 原画像とともにあらかじめ格納されている. 照合アルゴリズムのみの評価を行うために, 本論文では, この正規化画像を用いる. 図 4.8 は, PolyU FKP Database に格納されている原画像と正規化画像である. 本実験におけるパラメータは, $w_1 = w_2 = 48$, 最上位階層で $(K_1/M_1, K_2/M_2) = (1, 1)$, 中間階層および最下位層で $(K_1/M_1, K_2/M_2) = (0.5, 0.5)$, $N_{\text{ref}} = 90$ (図 4.9), である.

本実験では, Competitive Code (CompCode) [45], Local-Global Information Combination (LGIC) [50], LGIC₂ [52], Speeded Up Robust Features (SURF) [49], SIFT + SURF [49] と提案手法との性能を比較する. 表 4.2 は, 各認証アルゴリズムの EER である. ここで, 従来手法の数値は, 同様の実験を行った結果を, 表 4.2 に記載した文献より引用した. 従来手法と比較して, 提案手法は, 高い性能を有している. 特に S_{num} は, 2 つ以上の局所特徴を利用する LGIC, LGIC₂, および SIFT + SURF よりも性能が高く, 局所位相配列が, 指関節紋認証に適した局所特徴であるといえる. 次に, 提案手法の量子化の影響について考える. 図 4.10 に S_{num} について量子化ビット数を変えた場合の, 図 4.11 に S_{ave} について量子化ビット数を変えた場合の ROC 曲線を示す. 表 4.2 および図 4.10, 4.11 から, 1 bit 量子化を除いて, 量子化を行っても高い認証性能が得られる.

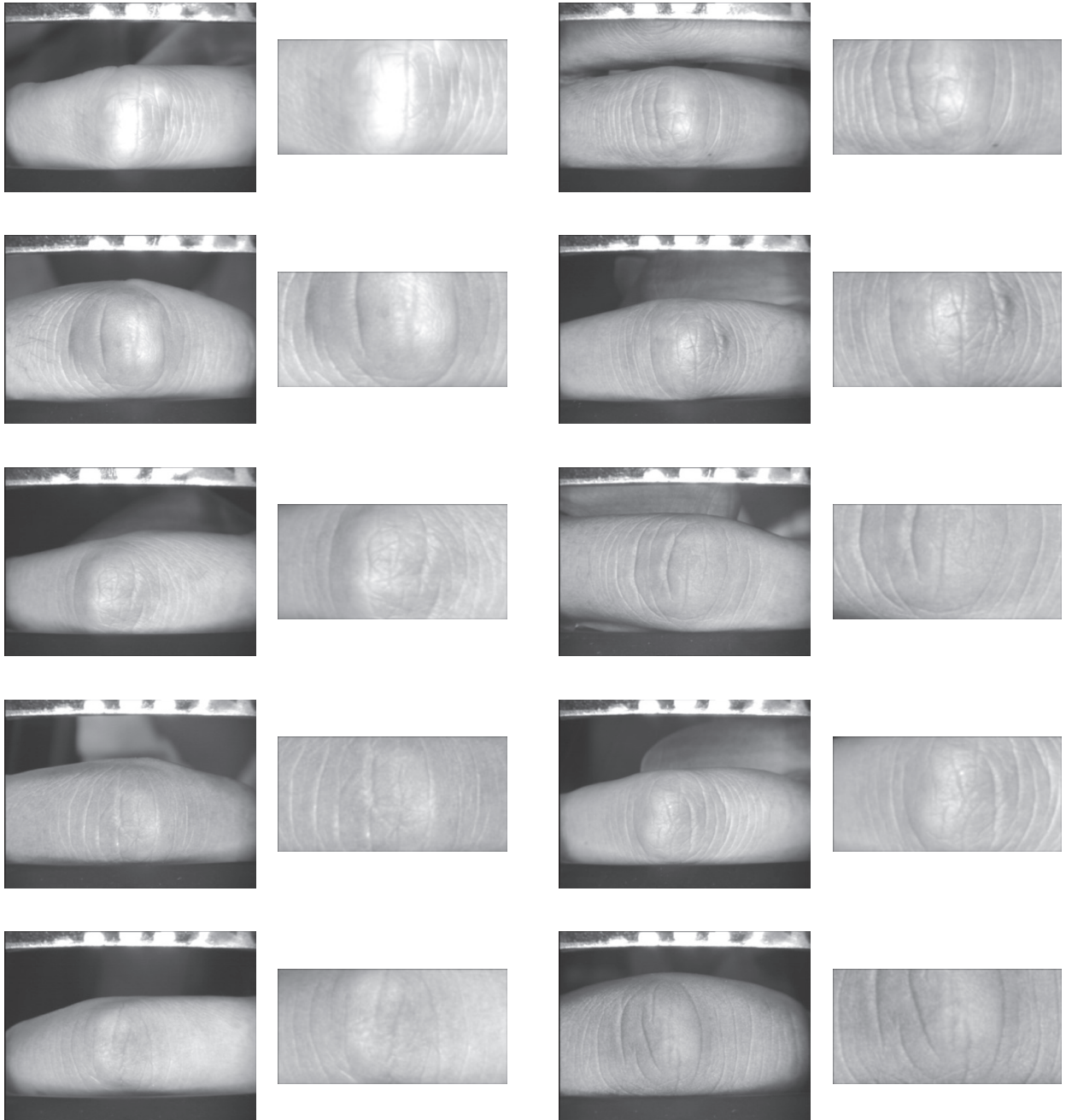


図 4.8 PolyU FKP Database に格納されている画像の例 (左: 原画像, 右: 正規化画像)

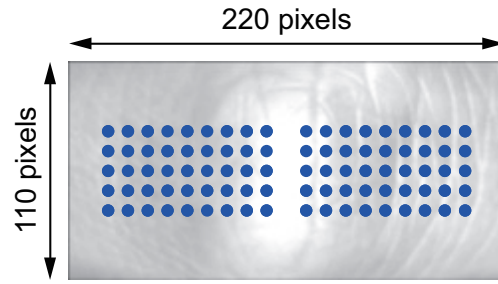


図 4.9 指関節紋認証における基準点配置

表 4.2 指関節紋認証における各アルゴリズムの EER [%]

Algorithm			PolyU
CompCode [50]			1.676
LGIC [50]			0.402
LGIC ₂ [52]			0.358
SURF [49]			0.317
SIFT + SURF [49]			0.215
Proposed	S_{num}	w/o quantization	0.152
		4 bit quantization	0.146
		3 bit quantization	0.170
		2 bit quantization	0.211
		1 bit quantization	0.901
	S_{ave}	w/o quantization	0.247
		4 bit quantization	0.238
		3 bit quantization	0.241
		2 bit quantization	0.297
		1 bit quantization	1.161

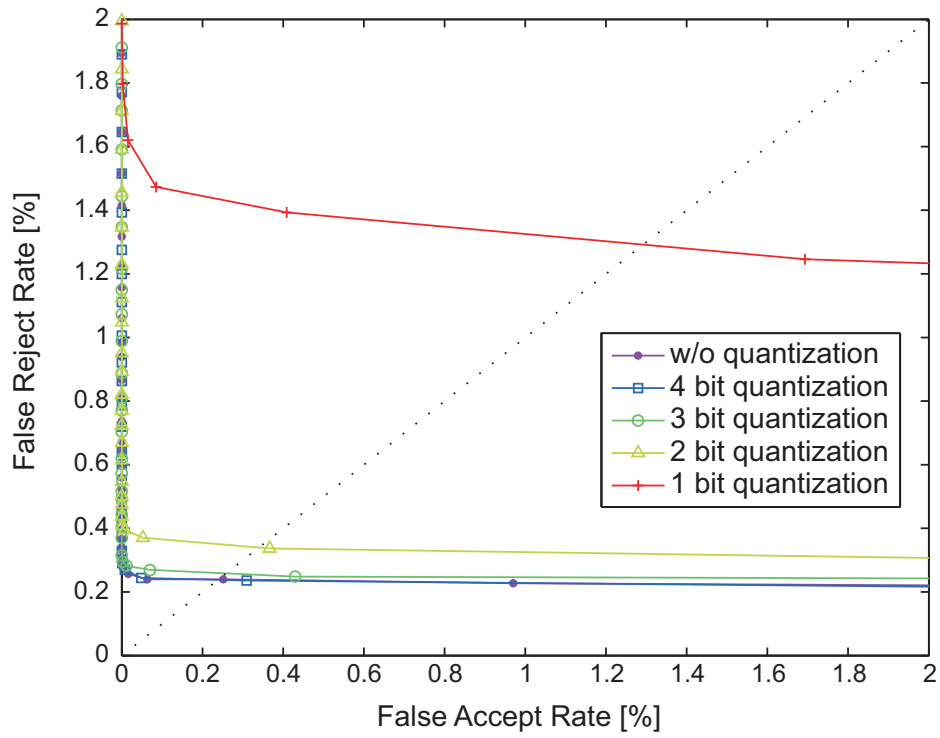


図 4.10 PolyU FKP Database を利用した実験での ROC 曲線 (S_{num})

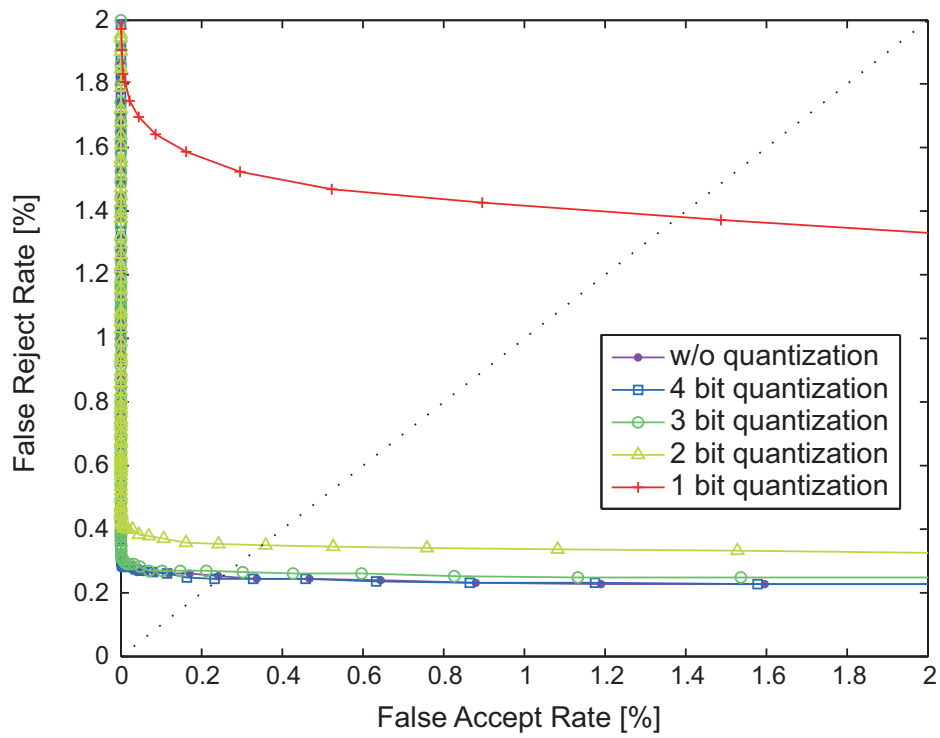


図 4.11 PolyU FKP Database を利用した実験での ROC 曲線 (S_{ave})

4.4 その他の特徴を用いた認証における性能評価

4.2, 4.3 節では, 掌紋認証および指関節紋認証について, 提案手法が非常に高い認証性能を有していることを実証した. 本節では, 虹彩認証および顔認証における性能評価を行い, これら 2 つの生体認証についても提案手法が有効であることを示す.

4.4.1 虹彩認証における性能評価

虹彩認証の実験では, CASIA Iris Database ver 1.0 [124] および Iris Challenge Evaluation (ICE) 2005 Database [125] の 2 つのデータベースを用いる. CASIA Iris Database ver 1.0 には, 108 個の虹彩から 7 枚ずつ撮影した画像, 合計 756 枚が格納されている. 全ての画像から, Miyazawa らの手法 [15] によって正規化画像を抽出し, 可能な全ての組み合わせの照合を行う. 本実験では, 本人ペアが $108 \times 7 C_2 = 2,268$, 他人ペアが $108 C_2 \times 7 \times 7 = 283,122$ である. 撮影された虹彩画像によっては, 抽出した正規化画像に, まぶた領域が存在する可能性がある. このまぶた領域がノイズとなり, 各階層でのマッチングの性能が低下してしまう可能性がある. そこで, 虹彩認証では, (I) 最上層でのマッチングの省略, (II) まぶた領域のマスク画像を作成し, p または q_l ($l = 0, 1$) がまぶた領域の上に配置された場合にマッチングから除外, という 2 つの処理を適用する. 図 4.12 は, CASIA Iris Database ver. 1.0 に格納されている画像と, その正規化画像およびマスク画像である. 本データベースを用いた実験における提案手法のパラメータは, $w_1 = 64$, $w_2 = 32$, 中間階層で $(K_1/M_1, K_2/M_2) = (0.5, 0.5)$, 最下位階層で $(K_1/M_1, K_2/M_2) = (0.5, 0.25)$, $N_{\text{ref}} = 112$ (図 4.14) である. ICE 2005 Database には, 124 人の右目から撮影した 1,425 枚の虹彩画像と, 120 人の左目から撮影した 1,528 枚の虹彩画像が格納されている. ICE 2005 は, アメリカ合衆国の国立標準技術研究所 (National Institute of Standards and Technology: NIST) により主催された世界規模の虹彩認証アルゴリズム性能評価プロジェクトであり, 次の 2 種類の実験を行うことが定められている. 1 つは, 右目画像のみを用いた実験である Experiment 1, もう 1 つは左目画像のみを用いた実験である Experiment 2 である. CASIA Iris Database ver. 1.0 と同様, Miyazawa らの手法に

より，正規化画像を抽出し，それぞれの実験について可能な全ての組み合わせで照合を行う．照合ペア数は，Experiment 1 では本人ペアが 12,214，他人ペアが 1,002,386，Experiment 2 では本人ペアが 14,653，他人ペアが 1,151,975 である．図 4.13 に ICE 2005 Database に格納されている画像の例を示す．このデータベースに格納されている画像は，CASIA Iris Database ver. 1.0 と比較して画質が低いものが多い．そのため，BLPOC 関数計算のための制限幅を，CASIA Iris Database ver. 1.0 よりも狭くする．本実験における提案手法のパラメータは， $w_1 = 64$ ， $w_2 = 32$ ，中間階層で $(K_1/M_1, K_2/M_2) = (0.5, 0.5)$ ，最下位階層で $(K_1/M_1, K_2/M_2) = (0.4, 0.2)$ ， $N_{\text{ref}} = 112$ (図 4.14) である．

虹彩認証の実験では，Ordinal Code [96]，および帯域制限位相限定相関法に基づく手法 (BLPOC) [15] と比較を行う．表 4.3 は，各アルゴリズムの EER である．ここで，文献 [96] では，本実験で用いている画像データベースについての実験結果も報告されている．しかし，本実験と文献 [96] では，使用する正規化画像が大きく異なる．認証アルゴリズムのみの性能を評価するために，本実験では，Ordinal Code を実装し評価を行った．一方，BLPOC の数値は，表 4.3 に記載している文献より引用した．結果から，提案手法は，CASIA ver. 1.0 において EER が最も低い．特に， S_{num} は，虹彩認証のために提案された手法である BLPOC と比較して，高精度な認証が可能である．これに対し，ICE 2005 では，BLPOC (with averaging) と比較して EER が約 2 倍となっている．これは，BLPOC (with averaging) が，ICE 2005 のような低画質な虹彩画像の照合特化した手法であるのに対し，提案手法が汎用性を有した手法であるためである．図 4.15 および図 4.17 に，各量子化レベルについて S_{num} をスコアとした場合の，図 4.16 および図 4.18 に，各量子化レベルについて S_{ave} をスコアとした場合の ROC 曲線を示す．提案手法におけるスコア算出方法および量子化ビット数の違いによる性能の違いを比較すると，虹彩認証においては，いずれのスコア算出手法でも，量子化ビット数が小さくなるほど，性能が低下している．

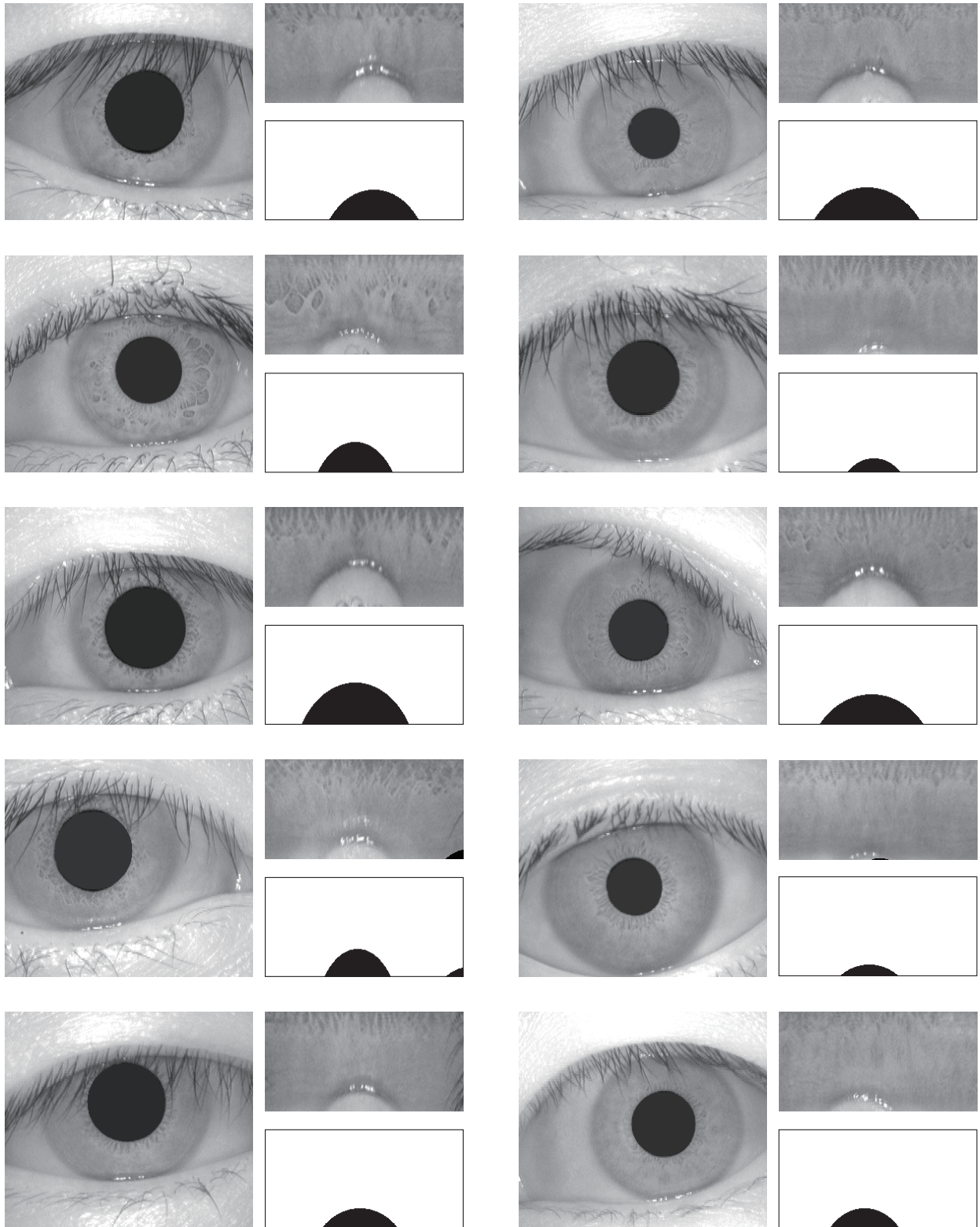


図 4.12 CASIA Iris Database ver. 1.0 に格納されている画像の例 (左 : 原画像 , 右上 : 正規化画像 , 右下 : マスク画像)

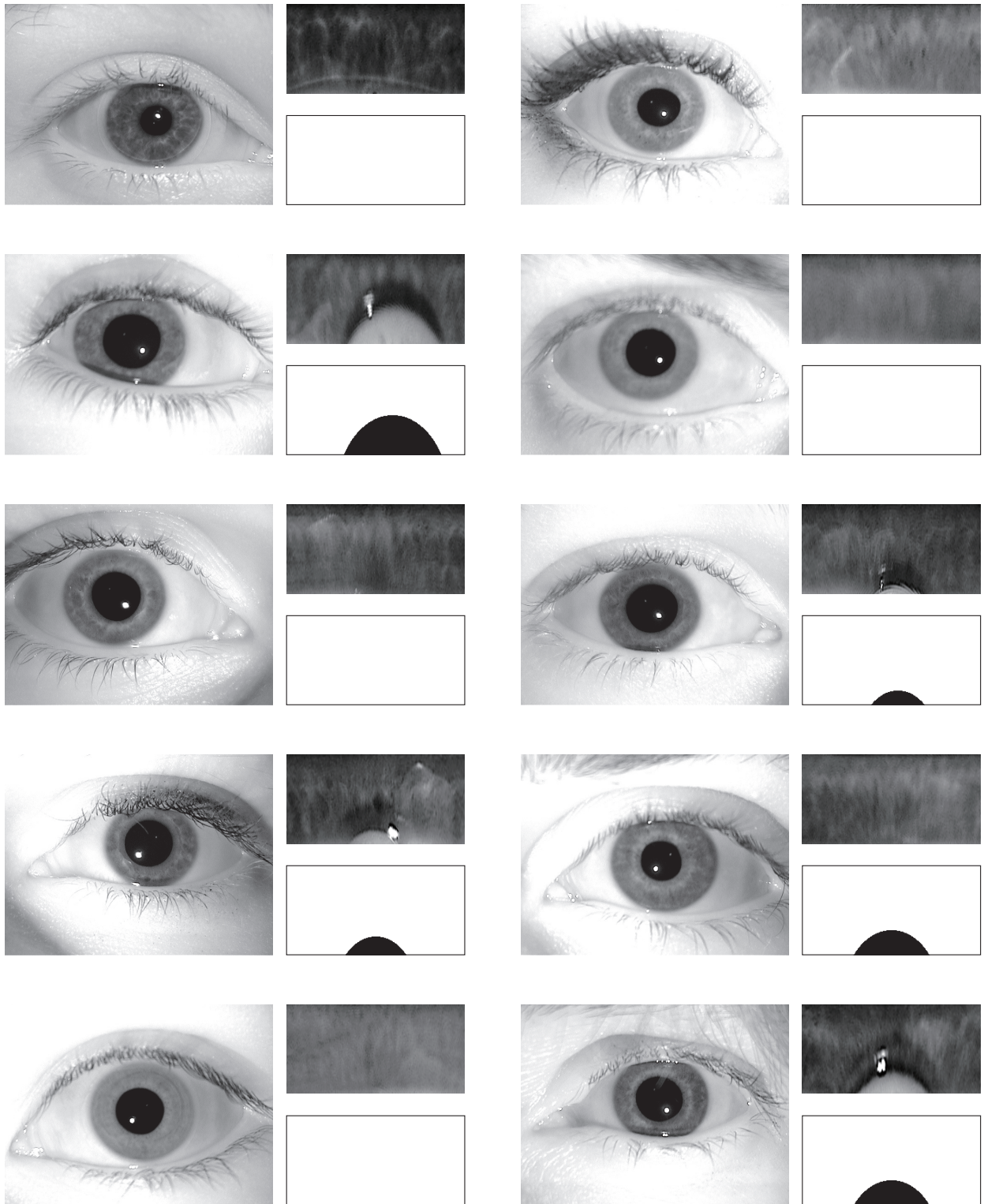


図 4.13 ICE 2005 Database に格納されている画像の例（左：原画像，右上：正規化画像，右下：マスク画像）

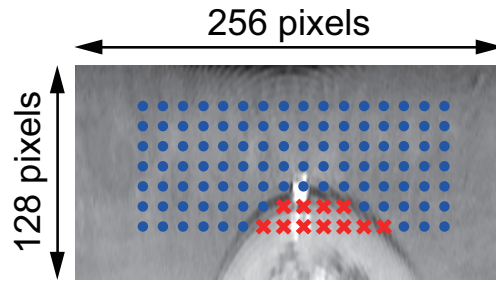


図 4.14 虹彩認証における基準点配置 (“×” は、まぶた領域の上に配置されたため除外される点を表す)

表 4.3 虹彩認証における各アルゴリズムの EER [%]

Algorithm			ICE		
			CASIA	Experiment 1	Experiment 2
Ordinal Code			1.096	0.764	1.272
BLPOC (baseline) [15]			0.0032	2.08	5.07
BLPOC (with averaging) [15]			0.0099	0.33	1.21
Proposed	S_{num}	w/o quantization	0.0009	0.685	2.251
		4 bit quantization	0.0009	0.677	2.241
		3 bit quantization	0.0012	0.720	2.243
		2 bit quantization	0.0097	0.767	2.578
		1 bit quantization	0.1087	4.051	7.036
	S_{ave}	w/o quantization	0.0223	0.713	2.192
		4 bit quantization	0.0092	0.729	2.275
		3 bit quantization	0.0145	0.765	2.309
		2 bit quantization	0.0427	0.871	2.715
		1 bit quantization	0.1588	4.460	7.249

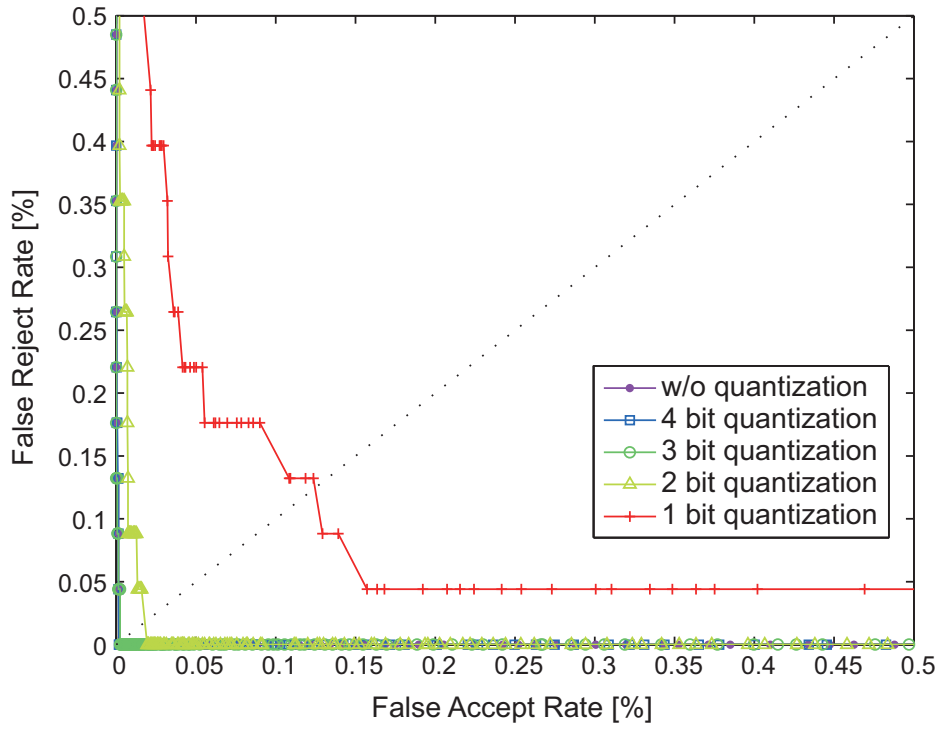


図 4.15 CASIA Iris Database ver. 1.0 を利用した実験での ROC 曲線 (S_{num})

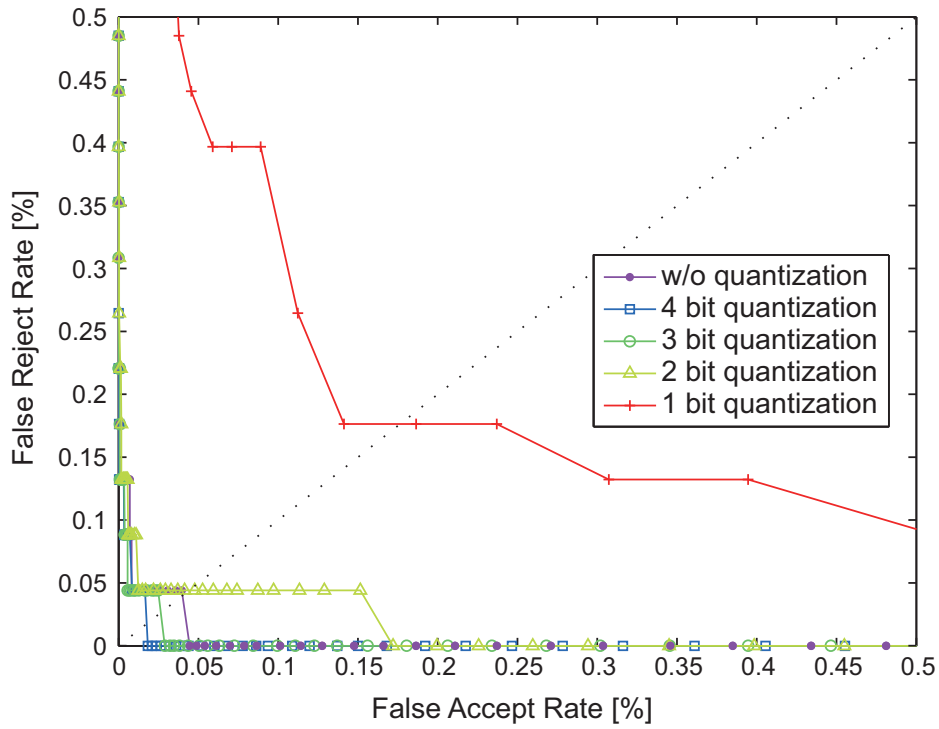


図 4.16 CASIA Iris Database ver. 1.0 を利用した実験での ROC 曲線 (S_{ave})

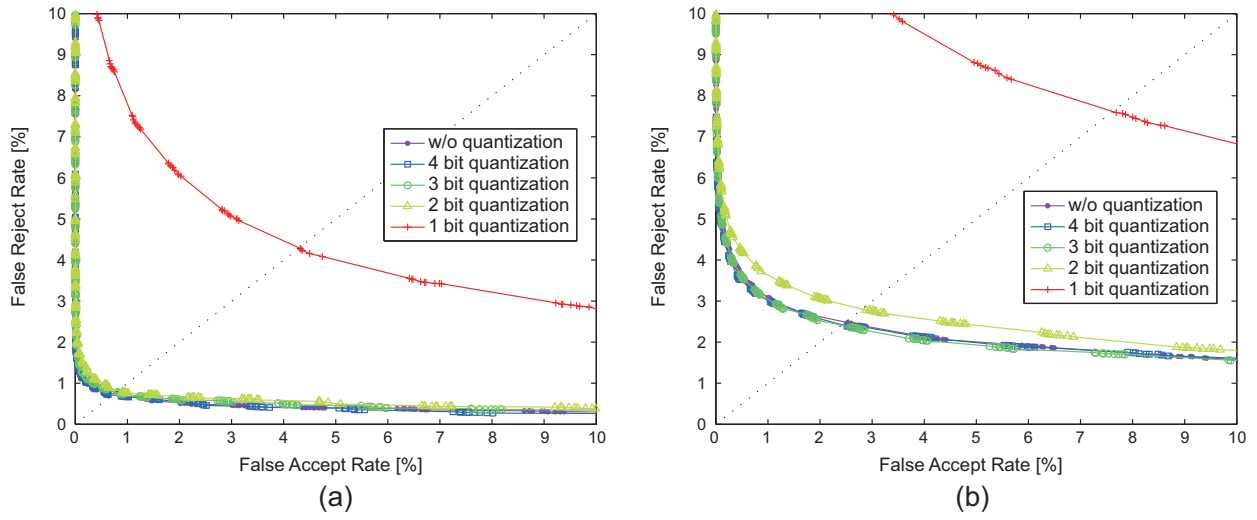


図 4.17 ICE 2005 Database を利用した実験での ROC 曲線 (S_{num}): (a) Experiment 1, (b) Experiment 2

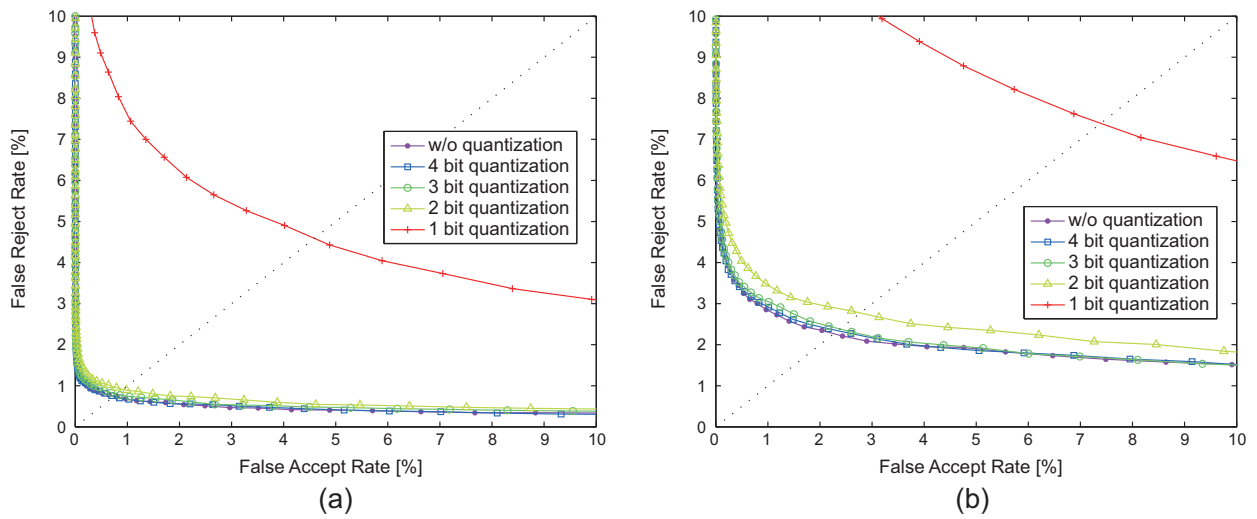


図 4.18 ICE 2005 Database を利用した実験での ROC 曲線 (S_{ave}): (a) Experiment 1, (b) Experiment 2

4.4.2 顔認証における性能評価

顔認証における実験では，CSU Face Identification Evaluation System [126] を用いて，公開顔画像データベース Facial Recognition Technology (FERET) [68] に対する性能を評価する．FERET には，1,196 人から撮影した 3,541 枚の顔画像が格納されている．図 4.19 に，FERET に格納されている顔画像と，その正規化画像を示す．ここで，正規化画像は，CSU Face Identification Evaluation System を用いて作成した．FERET は，撮影条件によって fa (1,196 枚)， fb (1,195 枚)， fc (194 枚)， $dup1$ (722 枚)， $dup2$ (234 枚) に分類されている．本実験では， $fa-fb$ ($fafb$)， $fa-fc$ ($fafc$)， $fa-dup1$ ($dup1$)， $fa-dup2$ ($dup2$) の 4 種類の実験を行い，Cumulative Match Characteristic (CMC) 曲線を用いて 1 対 N 認証の性能を評価する．本実験における提案手法のパラメータは， $w_1 = w_2 = 32$ ， $(K_1/M_1, K_2/M_2) = (0.5, 0.5)$ ， $N_{ref} = 127$ (図 4.20) である．

本実験では，SIFT [104] および LBP [97] (重み付けなし・重み付けあり) と提案手法との比較を行った．表 4.4 は，各アルゴリズムの Rank 1 における識別率である．従来手法の数値は，表 4.4 に記載している文献より引用した．この結果から，提案手法は，スコア算出方法および量子化ビット数について，どの組み合わせであっても，従来手法より高い性能を有している．図 4.21 に，各量子化ビット数について S_{num} をスコアとした場合の，図 4.22 に，各量子化ビット数について S_{ave} をスコアとした場合の CMC 曲線を示す．提案手法におけるスコア算出方法および量子化ビット数の違いによる性能の違いを比較すると，いずれのスコア算出手法でも，2 bit 以上の量子化であれば，量子化なしの場合と同程度以上の性能が得られている．

以上で示したように，本論文で提案した照合アルゴリズムは，前処理アルゴリズムを生体特徴ごとに変えるだけで複数の生体特徴に適用可能であり，高い認証性能と汎用性とを両立することが可能である．一方で，ICE 2005 のように低画質な画像間での照合では，それぞれの生体特徴に対して特化した従来手法ほどの性能が得られない場合があった．このような低画質の画像・変形の大きい画像の高精度な照合を行うための改良は，提案手法の今後の課題である．

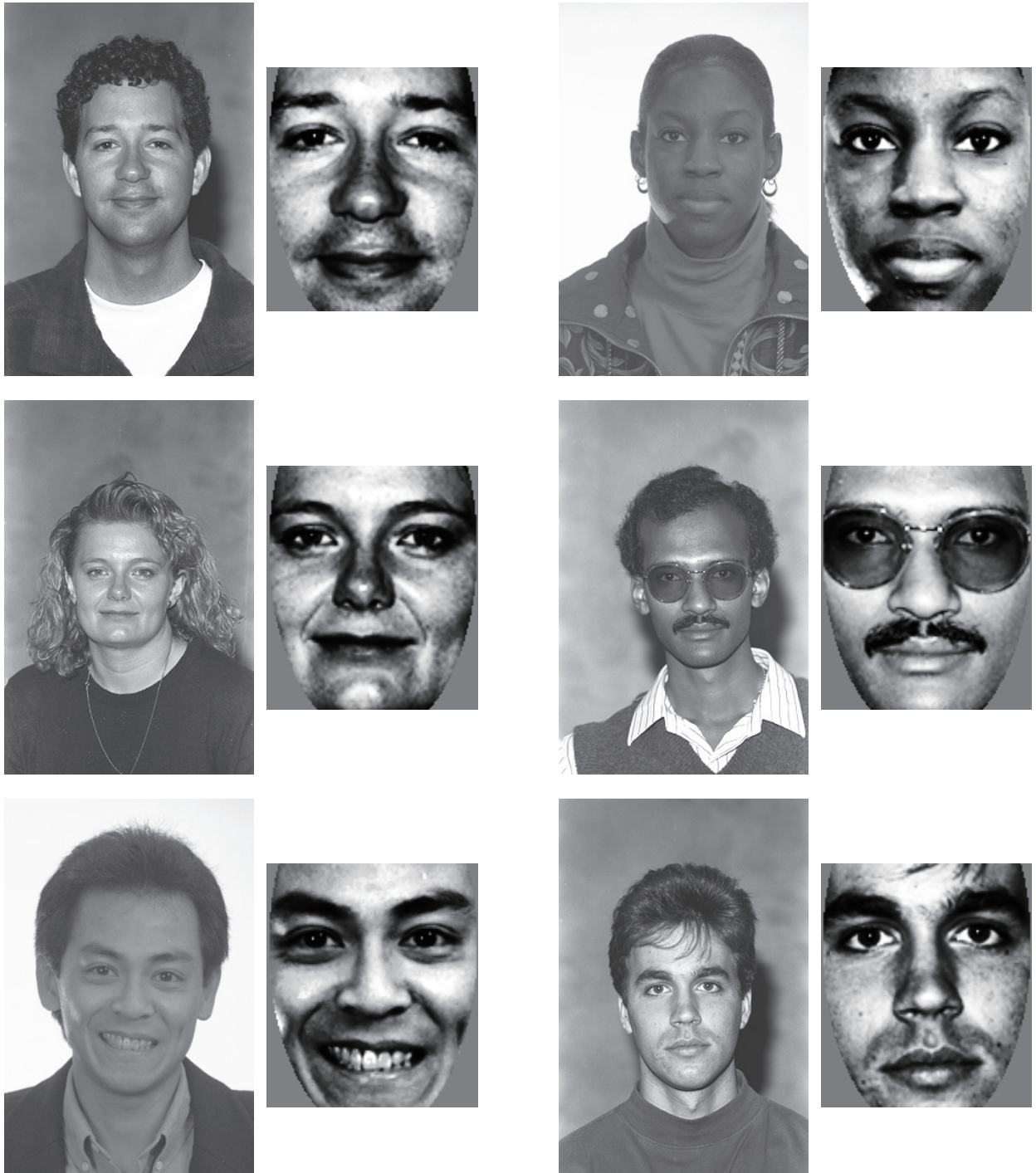


図 4.19 FERET に格納されている画像の例（左：原画像，右：正規化画像）

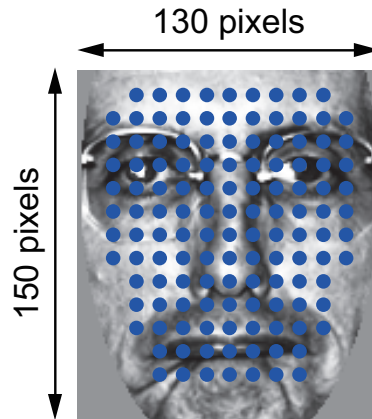


図 4.20 顔認証における基準点配置

表 4.4 FERET における Rank 1 の識別率 [%]

Algorithm			<i>fab</i>	<i>fac</i>	<i>dup1</i>	<i>dup2</i>
SIFT [104]			97	47	61	53
LBP (nonweighted) [97]			93	51	61	50
LBP (weighted) [97]			97	79	66	64
Proposed	S_{num}	w/o quantization	99.6	99.5	91.4	93.2
		4 bit quantization	98.6	99.0	91.1	92.3
		3 bit quantization	99.6	100	91.3	93.2
		2 bit quantization	99.5	98.5	90.6	91.5
		1 bit quantization	99.2	89.7	83.7	83.8
	S_{ave}	w/o quantization	99.5	99.5	90.6	92.3
		4 bit quantization	99.5	98.5	90.9	92.3
		3 bit quantization	99.6	99.5	90.9	91.5
		2 bit quantization	99.5	98.5	90.2	90.6
		1 bit quantization	99.0	89.2	82.8	83.8

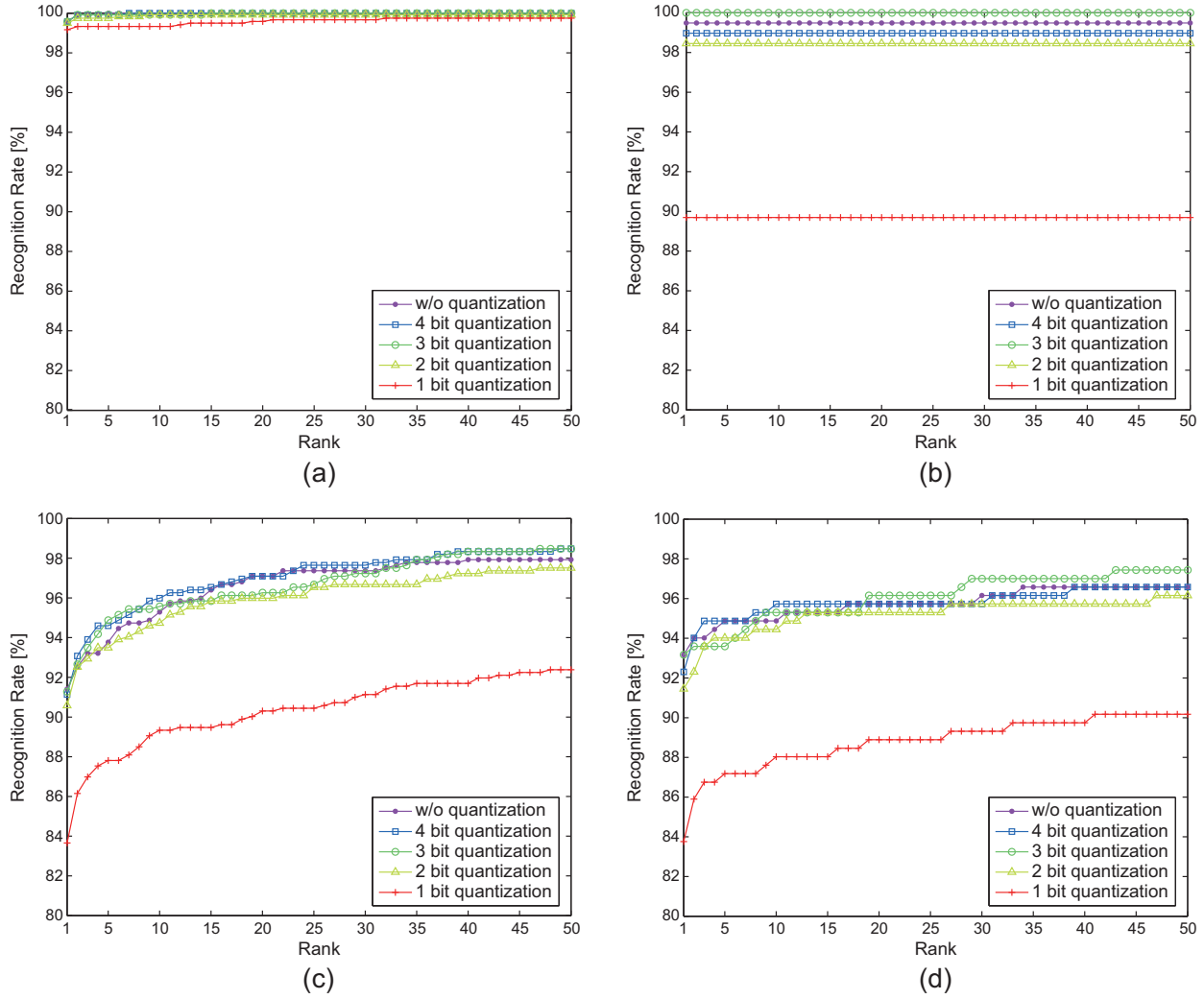


図 4.21 FERET を利用した実験での CMC 曲線 (S_{num}): (a) *fafb*, (b) *fafc*,
 (c) *dup1*, (d) *dup2*

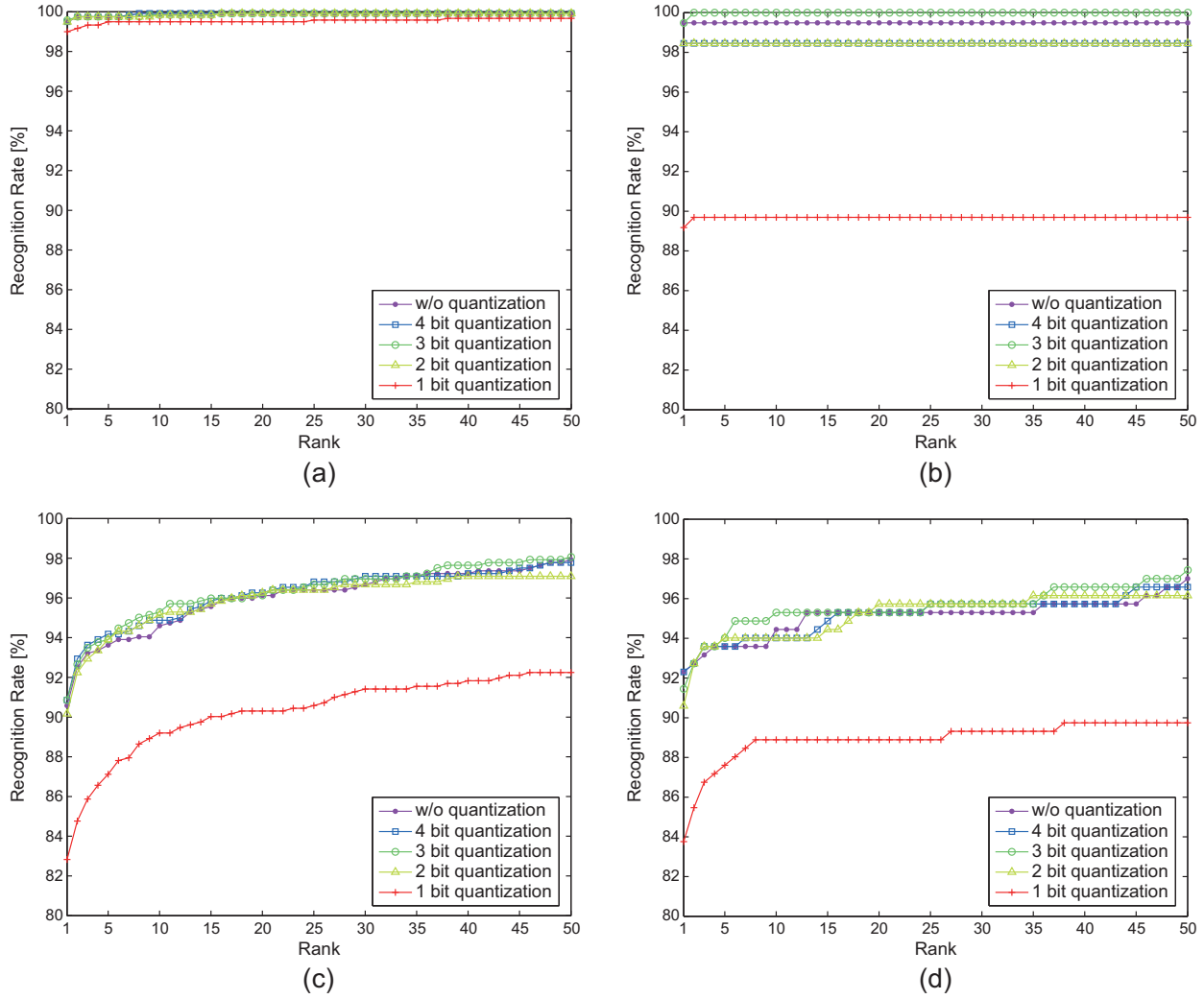


図 4.22 FERET を利用した実験での CMC 曲線 (S_{ave}): (a) *fafb*, (b) *fafc*, (c) *dup1*, (d) *dup2*

4.5 登録データサイズと処理時間に関する考察

前節までの実験により，提案手法が高い認証性能を有していることを示した．本節では，提案手法の登録データ容量や処理時間について述べる．

表 4.5 は，量子化ビット数を変えたときの，各データベースに対する提案手法の登録データサイズと処理時間である．ここで，処理時間は，提案手法を Intel Xeon X5690 (3.46 GHz) 上の MATLAB 8.3.0 で実行したときのものである．表 4.5 における“Image”は，原画像を指し，8 bit グレyscale画像であるものとする．ただし，虹彩については，まぶた領域のマスク画像も 1 bit の情報として保持しているものとし，各ピクセルが合計 9 bit であるとする．また，“Image”の処理時間は，量子化なしの場合の登録と照合の合計である．表 4.5 より，照合全体の約 1/3 が登録データを生成する処理である．したがって，照合を行う回数の多い 1 対 N 認証を行う場合には，局所位相配列を登録データとすることが特に有効である．登録画像の位相情報のみを量子化を適用するため，処理時間の増加は，登録ステージのみに見られる．そのため，照合ステージには，量子化による処理時間への影響はない．全ての生体特徴について，本論文で用いたパラメータでは，登録データ容量は，3 bit 量子化で原画像と同程度，2 bit 以下での量子化により原画像よりも大幅にデータ容量を削減できる．

提案手法の処理時間や，登録データ容量のほとんどは，原画像の大きさではなく，基準点数や局所画像ブロックの大きさなどのパラメータによって決まる．認証性能と，処理時間および登録データ容量とのトレードオフについて調査するために，以下では，CASIA Palmprint Image Database を用いて，基準点数を変えながら性能評価実験を行う．ここでは，図 4.23 に示すように基準点数を変えながら，EER と処理時間を求める．実験条件，および基準点数以外のパラメータは，4.2 節と同じである．ただし，1 bit 量子化では，他の量子化ビット数と比較して認証性能が大きく低下することを考慮し，量子化ビット数を 1 および 2 とした場合について実験を行う．

各量子化ビット数について，基準点数を変化させたときのデータ容量，EER，処理時間の変化を表 4.6, 4.7 に示す． S_{num} で S_{ave} で照合ステージの処理時間が厳密には異なるが，その

表 4.5 提案手法の登録データ容量と処理時間

			Phase Quantization Level					
			Image	w/o	4 bit	3 bit	2 bit	1 bit
PolyU Palmprint	Data Size [KB]		25.0	489.2	30.6	22.9	15.3	7.6
	Time [ms]	Enrollment	0	87.7	122.5	121.7	119.7	118.7
		Matching	254.3	166.6	166.7	166.9	167.2	167.8
CASIA Palmprint	Data Size [KB]		25.0	489.2	30.6	22.9	15.3	7.6
	Time [ms]	Enrollment	0	86.8	121.0	121.9	119.8	118.9
		Matching	252.3	165.5	166.3	166.7	167.0	167.3
PolyU FKP	Data Size [KB]		23.6	444.7	27.8	20.8	13.9	6.9
	Time [ms]	Enrollment	0	81.0	109.1	110.1	108.6	107.5
		Matching	230.1	149.1	149.7	150.7	150.9	151.4
CASIA Iris	Data Size [KB]		36.0	357.0	22.3	16.7	11.2	5.6
	Time [ms]	Enrollment	0	101.2	126.5	125.2	125.2	123.9
		Matching	276.0	174.8	174.3	172.5	172.8	173.4
ICE 2005	Data Size [KB]		36.0	306.2	19.1	14.4	9.6	4.8
	Time [ms]	Enrollment	0	93.4	116.9	115.6	114.8	113.7
		Matching	259.5	166.1	166.8	166.4	168.5	167.0
FERET	Data Size [KB]		19.0	287.0	17.9	13.5	9.0	4.5
	Time [ms]	Enrollment	0	86.8	105.6	105.2	104.4	103.9
		Matching	258.7	171.9	173.5	174.2	174.6	174.8

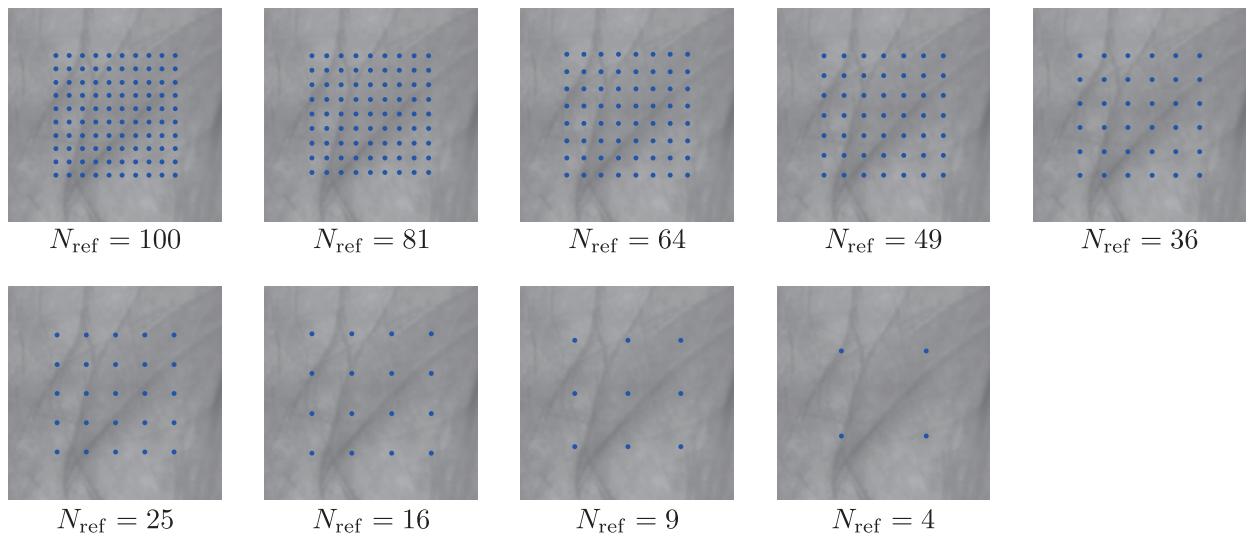


図 4.23 数を変えたときの基準点の配置方法

差は非常に小さいことから，ここでは， S_{num} の処理時間を照合ステージの処理時間のみを記載する．表 4.5 でも示したように，処理時間は，量子化ビット数が変わってもほとんど変化しない．表 4.6, 4.7 より，各量子化ビット数について，基準点数を 36 程度まで減らしても，認証性能がほとんど変わらない． S_{num} と S_{ave} を比較すると，基準点数が多い場合は S_{num} の方が認証性能が高いが，4 点や 9 点など極端に基準点数が少ない場合には S_{ave} が有効である．1 bit 量子化と 2 bit 量子化を比較すると，登録データ容量がほぼ同じとなる 1 bit で $N_{\text{ref}} = 100$ の場合と，2 bit で $N_{\text{ref}} = 49$ の場合では，後者の方が認証性能および処理時間の観点から有効である．掌紋認証では，2 bit で量子化を行っても提案手法の認証性能がほとんど低下しないため，2 bit 量子化を基本として基準点数を変化させることで，認証性能と処理時間・登録データ容量のトレードオフを柔軟に調整することが可能である．

4.6 むすび

本章では，一般に公開されている画像データベースを用いて，第 3 章で提案した照合アルゴリズムの性能評価を行った．そして，提案手法が，掌紋認証および指関節紋認証について，非常に高い認証性能を有することを示した．また，虹彩認証および顔認証についても性能評価

表 4.6 基準点数を変化させたときの EER および処理時間 (1 bit 量子化)

# of points	Data Size [KB]	EER [%]		Computation Time [ms]	
		S_{num}	S_{ave}	Enrollment	Matching
100	7.6	0.231	0.279	118.9	167.3
81	6.2	0.294	0.336	96.6	134.9
64	4.9	0.287	0.337	77.5	107.8
49	3.8	0.331	0.341	59.9	83.3
36	2.8	0.337	0.369	44.9	62.0
25	1.9	0.661	0.571	32.2	44.0
16	1.2	0.664	0.609	21.6	29.2
9	0.7	2.161	1.654	13.9	17.7
4	0.3	5.109	4.084	8.3	9.5

表 4.7 基準点数を変化させたときの EER および処理時間 (2 bit 量子化)

# of points	Data Size [KB]	EER [%]		Computation Time [ms]	
		S_{num}	S_{ave}	Enrollment	Matching
100	15.3	0.069	0.076	119.8	167.0
81	12.4	0.063	0.073	97.9	135.7
64	9.8	0.068	0.088	77.5	108.4
49	7.5	0.067	0.084	60.5	83.3
36	5.5	0.070	0.081	45.0	62.1
25	3.9	0.092	0.122	32.5	44.3
16	2.5	0.107	0.121	22.0	29.3
9	1.4	0.302	0.278	14.1	17.9
4	0.7	0.770	0.554	8.2	9.7

実験を行い、提案手法が高い汎用性を有していることを示した。また、局所位相配列を利用することの有効性や、認証性能と登録データ容量・処理時間とのトレードオフについて検討を行った。

第 5 章

生体認証システムへの応用

5.1 まえがき

前章では、公開画像データベースを用いた性能評価により、第 3 章で提案した照合アルゴリズムの有効性を実証した。本章では、以下の 2 つの生体認証システムの開発を行い、提案アルゴリズムの実利用を想定した環境における有効性を示す。

1 つ目は、「携帯電話を用いた掌紋認証システム」である。携帯電話は、現代社会において広範に普及している電子デバイスの 1 つであり、重要な個人情報、携帯電話を介してオンラインでやり取りされたり、携帯端末内に保管されたりすることが増えている。そのため、携帯電話の不正利用を防ぐためのセキュリティ機能は、必要不可欠なものである。本論文では、ほぼ全ての携帯端末にカメラが付属されていることに着目し、可視光カメラで非接触・非拘束で簡単に撮影ができ、かつ高い認証性能を有する掌紋認証を用いた個人認証システムを開発する。

2 つ目は、「ドアレバーを用いた指関節紋認証システム」である。ドアレバーを握るという動作は、入退室を行う際に自然に行われる行為である。指の第 2 関節の外側のパターンである指関節紋は、ドアレバーを握った際にドアに正対することから、ドアにカメラを設置することでユーザが意識することなく情報を取得できると考えられる。この特長に基づき、指関節紋を用いた入退室管理のための利便性の高い認証システムを開発する。以下では、それぞれのシステムの詳細について述べる。

5.2 携帯電話を用いた掌紋認証システム

携帯電話は、近年で最も普及した電子デバイスの 1 つであり、特にスマートフォンの普及、サービスの多様化に伴って重要な個人情報保管されることが増えている。ユーザは、常に携帯電話を持ち運ぶことから、携帯電話を失くしたり盗まれたりする可能性がある。そのため、携帯電話の不正利用を防止するために、個人認証技術は必要不可欠なものである。この個人認証機能として、利用者の記憶や所持品に依存しない生体認証は、有効な手段の 1 つである。さらに、ほぼ全ての携帯端末には、カメラが付属されていることから、これを用いて情報取得ができ、かつ、高い認証性能が得られる掌紋は、携帯電話に適した生体特徴であると考えられる。携帯電話を用いた掌紋認証システムについては、文献 [127] において、サーバ-端末間の通信などを含めた認証の枠組みが検討されている。本論文では、文献 [127] の枠組みにおいて、携帯端末の限られた計算資源でも実時間で認証を行うことができるアルゴリズムを提案する [26]。以下では、撮影した画像から関心領域を抽出する前処理アルゴリズムと、第 3 章で提案した照合アルゴリズムを、携帯電話向けに改良した照合アルゴリズムについて述べる。そして、実際に携帯電話で撮影した手のひら画像を用いて提案手法の性能を評価する。

5.2.1 前処理アルゴリズム

本小節では、携帯端末に付属のカメラで撮影した手のひら画像から関心領域 (Region Of Interest: ROI) を抽出する前処理について述べる。提案アルゴリズムは、(i) 画像の切り出し・縮小、(ii) 2 値化処理によるセグメンテーション、(iii) キーポイントの検出、(iv) ROI 抽出の 4 つのステップで構成される。図 5.1 に提案手法による関心領域抽出の様子を示す。以下では、各ステップについて述べる。ただし、提案アルゴリズムは、図 5.1 (a) に示すような、

- 左手を横向きに撮影する
- 画像中心に手のひらが存在する

という 2 つの条件を満たした画像から関心領域を抽出する手法である．なお，本論文では，原画像のサイズを 640×480 ピクセルとする．

(i) 画像の切り出しと縮小

関心領域を抽出するためには，人差指-中指のくぼみと，薬指-小指のくぼみを正確に検出することが必要である．そのため，領域抽出に必要な情報は，画像の右半分のみが存在している．そこで，原画像（図 5.1 (a)）の右半部分を次式で切り出す．

$$f_{r_1}(n_1, n_2) = f_r(n_1 + 320, n_2) \quad (5.1)$$

$$f_{g_1}(n_1, n_2) = f_g(n_1 + 320, n_2) \quad (5.2)$$

$$f_{b_1}(n_1, n_2) = f_b(n_1 + 320, n_2) \quad (5.3)$$

ここで， f_r, f_g, f_b は，入力画像の R, G, B チャンネルの情報を表し， $f_{r_1}, f_{g_1}, f_{b_1}$ は，切り出し後の画像の R, G, B チャンネルの情報を表す．

さらに，以下の式により，2 分の 1 に縮小した画像を作成する．

$$f_{r_2}(n_1, n_2) = \frac{1}{4} \sum_{i_1=0}^1 \sum_{i_2=0}^1 f_{r_1}(2n_1 + i_1, 2n_2 + i_2) \quad (5.4)$$

$$f_{g_2}(n_1, n_2) = \frac{1}{4} \sum_{i_1=0}^1 \sum_{i_2=0}^1 f_{g_1}(2n_1 + i_1, 2n_2 + i_2) \quad (5.5)$$

$$f_{b_2}(n_1, n_2) = \frac{1}{4} \sum_{i_1=0}^1 \sum_{i_2=0}^1 f_{b_1}(2n_1 + i_1, 2n_2 + i_2) \quad (5.6)$$

画像を縮小することで，処理時間のさらなる短縮が可能である．縮小された画像（図 5.1 (b)）のサイズは， 160×240 ピクセルである．

(ii) 2 値化処理によるセグメンテーション

切り出しおよび縮小処理を行った画像において，手の領域を 1，背景領域を 0 とする 2 値化処理を行い，手と背景のセグメンテーションを行う（図 5.1 (c)）．ここでは，肌色領域の検出と，領域成長法を組み合わせたセグメンテーションについて述べる．

一般的なカラー画像は，RGB 表色系で表されている．しかし，RGB 表色系では，人の感覚に合った色彩処理を行うことが難しい．そこで，顔や手などの肌色領域の検出を行う場合は，HSV 表色系を利用することが多い．HSV 表色系は，色相 (Hue: H)，彩度 (Saturation: S)，

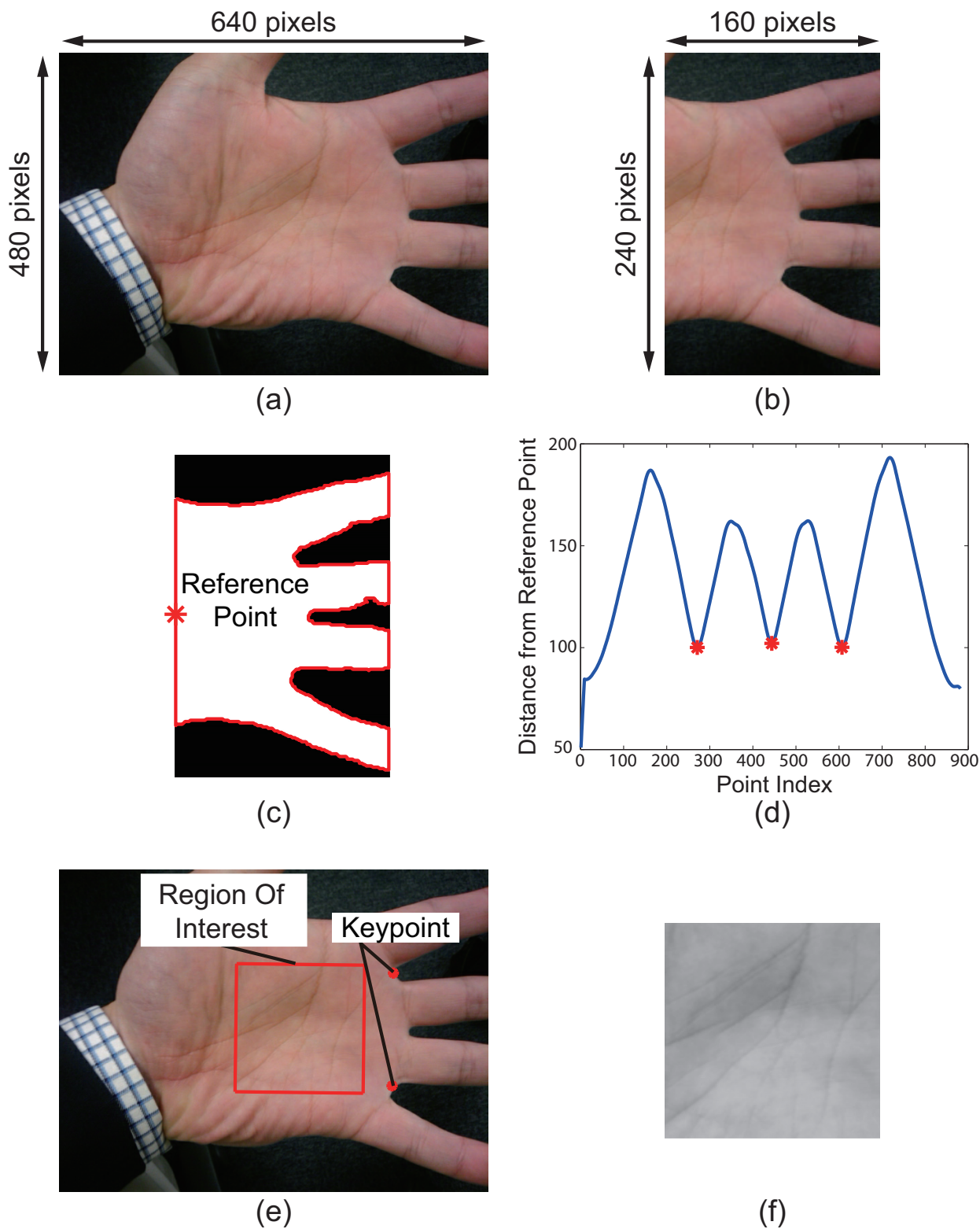


図 5.1 掌紋領域抽出の例：(a) 原画像，(b) 切り出し・縮小後の画像，(c) 2 値化および境界追跡，(d) 参照点からの距離を表すグラフ，(e) キーポイントと関心領域，(f) 関心領域画像

明度 (Value: V) の 3 属性で構成される。HSV 表色系では、色相や彩度をそれぞれ 1 次元で表現できることから、人の直感に近い色情報の処理が行える。以下に、RGB 表色系から HSV 表色系に変換する式を示す。

$$f_h(n_1, n_2) = \begin{cases} \frac{1}{3} (f'_{b_2}(n_1, n_2) - f'_{g_2}(n_1, n_2)) & (\text{if } V_{\max}(n_1, n_2) = f_{r_2}(n_1, n_2)) \\ \frac{1}{3} (1 + f'_{r_2}(n_1, n_2) - f'_{b_2}(n_1, n_2)) & (\text{if } V_{\max}(n_1, n_2) = f_{g_2}(n_1, n_2)) \\ \frac{1}{3} (2 + f'_{g_2}(n_1, n_2) - f'_{r_2}(n_1, n_2)) & (\text{if } V_{\max}(n_1, n_2) = f_{b_2}(n_1, n_2)) \end{cases} \quad (5.7)$$

$$f_s(n_1, n_2) = \frac{V_{\max}(n_1, n_2) - V_{\min}(n_1, n_2)}{V_{\max}(n_1, n_2)} \quad (5.8)$$

$$f_v(n_1, n_2) = V_{\max}(n_1, n_2) \quad (5.9)$$

ただし、

$$V_{\max}(n_1, n_2) = \max \{f_{r_2}(n_1, n_2), f_{g_2}(n_1, n_2), f_{b_2}(n_1, n_2)\}$$

$$V_{\min}(n_1, n_2) = \min \{f_{r_2}(n_1, n_2), f_{g_2}(n_1, n_2), f_{b_2}(n_1, n_2)\}$$

$$f'_{r_2}(n_1, n_2) = \frac{V_{\max}(n_1, n_2) - f_{r_2}(n_1, n_2)}{V_{\max}(n_1, n_2) - V_{\min}(n_1, n_2)}$$

$$f'_{g_2}(n_1, n_2) = \frac{V_{\max}(n_1, n_2) - f_{g_2}(n_1, n_2)}{V_{\max}(n_1, n_2) - V_{\min}(n_1, n_2)}$$

$$f'_{b_2}(n_1, n_2) = \frac{V_{\max}(n_1, n_2) - f_{b_2}(n_1, n_2)}{V_{\max}(n_1, n_2) - V_{\min}(n_1, n_2)}$$

である。ここで、 f_h 、 f_s 、 f_v は、縮小後の画像の H、S、V チャネルの情報を表す。また、 $f_h(n_1, n_2) < 0$ のときは、 $f_h(n_1, n_2)$ に 1 を加える。以下では、HSV 表色系に基づいて、肌色領域を検出する。

まず、H チャネルに対して閾値を設定し、2 値化することを考える。H チャネルは、色の様相の違いを表しているので、明るさの変化にあまり依存しない特長がある。撮影環境がよければ、H チャネルのみで十分に肌色領域を検出することが可能である。しかし、画像中に、手のひら以外にも色相が赤に近い領域がある場合は、それらも手のひらとして検出する。特に、人の手にはほとんど存在しないような彩度の高い領域まで肌色領域として認識することが問題となる。

そこで、H チャネルだけでなく S チャネルの情報も利用し、あらかじめ肌色情報を学習させる方法を用いる。この方法では、まず、手のひら画像 (図 5.2 (a)) に対して、手動で肌色領域

のみのマスク画像 (図 5.2 (b)) を作成する。これらから、肌色領域のみの H チャネルおよび S チャネルの 2 次元ヒストグラムを得る (図 5.3 (a))。ここで、ヒストグラムの各点に対応する色は図 5.3 (b) で示されるものである。その後、得られたヒストグラムに対して閾値処理を行うことで、図 5.3 (c) に示すような 2 次元マップ B を作成する。そして、原画像上のあるピクセル (n_1, n_2) の H チャネルおよび S チャネルの値 $h = f_h(n_1, n_2)$ および $s = f_s(n_1, n_2)$ が、マップ B 上で 1 となる、すなわち

$$B(s, h) = 1 \quad (5.10)$$

となる場合に、そのピクセルが肌色であると見なす。図 5.3 (d) は、学習の結果、実際に肌色と見なされる色を示したものである。なお、本論文では、肌色情報の学習に、さまざまな環境下で撮影した 373 枚の手のひら画像を用いた。

作成したマップ B を用いて、画像全体で肌色検出を行うと、学習結果や入力画像によっては、背景部分も肌色領域として検出されてしまったり、手のひら領域を肌色領域として検出できなかつたりする場合がある。そこで、本論文では、領域成長法 [128] に基づくセグメンテーションを用いて手のひら領域を抽出することで、2 値化を行う。領域成長法は、基準となるピクセルを初期点として領域を成長させていく手法である。具体的には、ある注目ピクセルに対して、その近傍ピクセルが注目ピクセルと同じ特徴を持つと判別した場合にそれらを統合する。さらに、統合されたピクセルに対して同様の処理を行う。注目領域の成長が終了したら、その領域に属していない 1 つのピクセルから再び領域成長処理を行う。この処理を、全てのピクセルがいずれかの領域に属するまで繰り返す。一般的な領域成長法では、画像を多数の領域に分割するが、本処理では「手のひら」と「背景」の 2 つの領域に分割できればよい。そのため、まず、手のひらが写っていることを仮定した画像の左端中央部の小領域に対してマップ B を用いた肌色検出を行う。そして、肌色検出された点を初期点として領域の成長を行う。ここで、統合判断には、注目ピクセルと近傍 4 ピクセルとの、H チャネルおよび S チャネルの差分の絶対値がともに閾値以下であるかを用いる。本論文では、各ピクセルの値がそれぞれ 0 から 1 の間に正規化されているとした場合に、H チャネルおよび S チャネルの閾値をそれぞれ 0.02 および 0.06 とした。図 5.4 に領域成長の様子を示す。

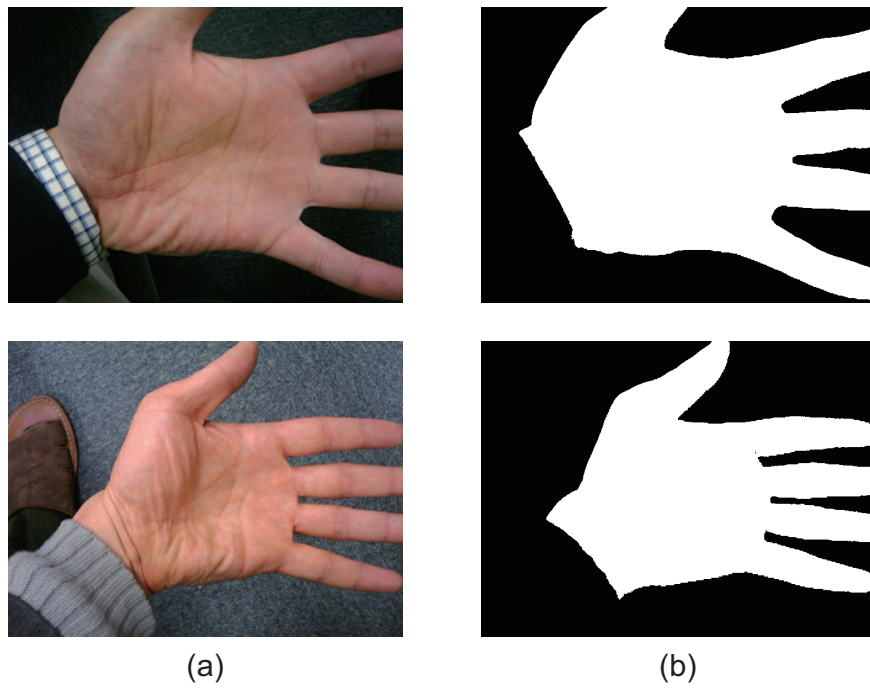


図 5.2 学習に用いた画像の例：(a) 原画像，(b) マスク画像

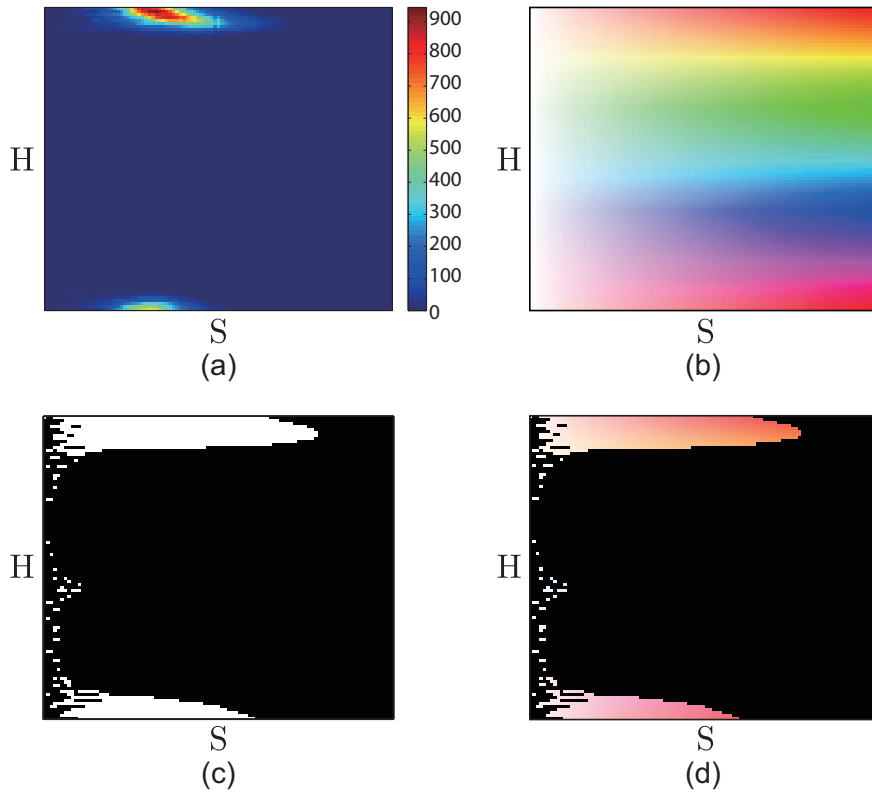


図 5.3 2 値化マップの作成：(a) 2 次元ヒストグラム，(b) 各点に対応する色，(c) マップ B，(d) 実際に肌色と見なす色

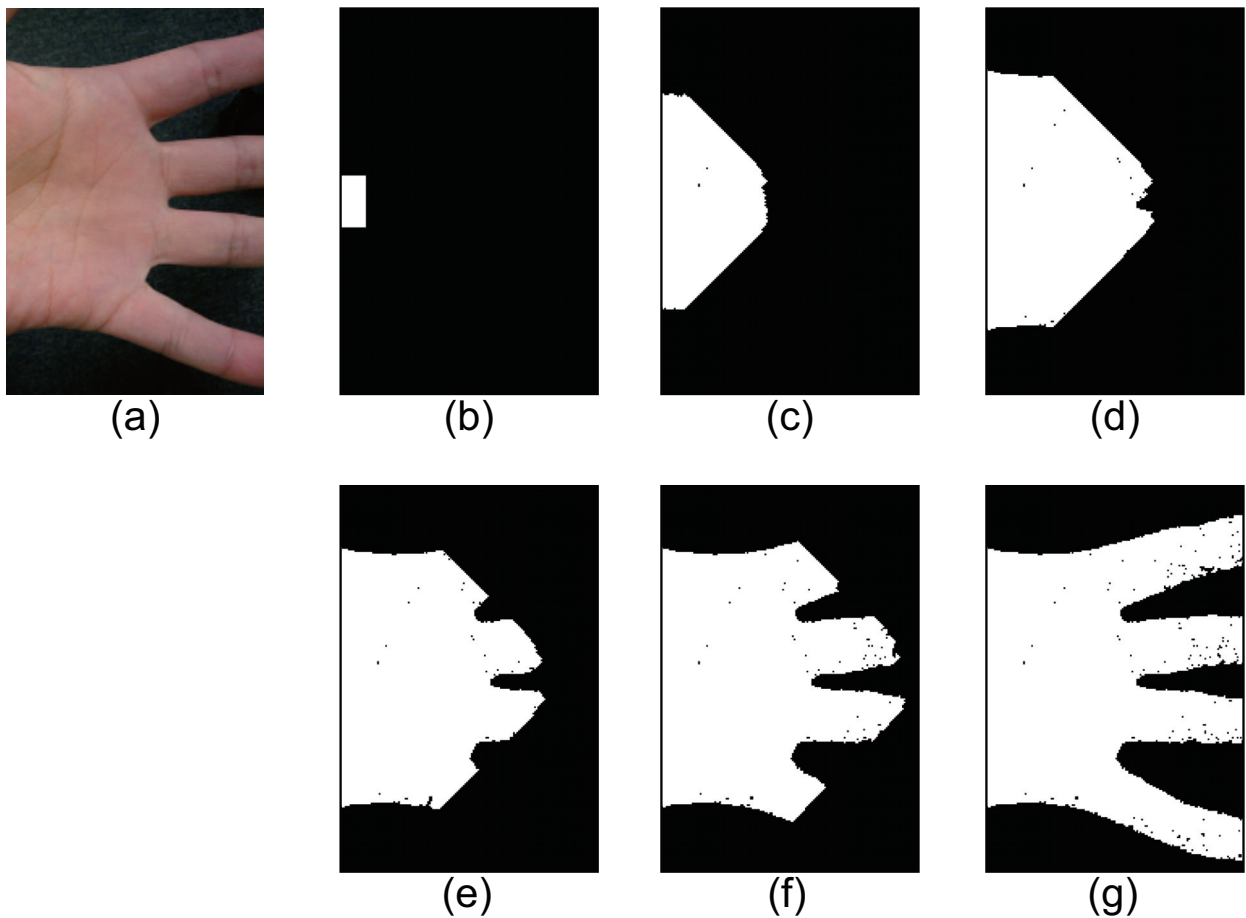


図 5.4 領域成長の様子：(a) 原画像，(b) 肌色検出結果，(c)–(g) 成長の様子

図 5.5 に、H チャンネルのみを用いた場合、マップ B を用いて画像全体で肌色検出を行った場合、マップ B による肌色検出と領域成長法とを組み合わせた場合について、手のひら画像の 2 値化結果の例を示す。このように、領域成長法を用いることで、マップ B を用いた肌色検出を画像全体に対して適用した場合に失敗していた画像に対しても、ロバストな 2 値化を行うことができる。また、領域成長法は、画像全体を肌色情報の学習結果に基いて 2 値化する手法と異なり、画像の左端中央部分で肌色を検出できれば、肌色領域と見なす色を動的に決定することができるため、照明などの環境変化に対してロバストであるという利点がある。

(iii) キーポイントの検出

2 値化画像について、チェーンコード生成を行うことで、手のひらの輪郭の座標を得る。そして、図 5.1 (c) に示すように画像の左端中央に参照点を配置し、参照点と輪郭上の各点との

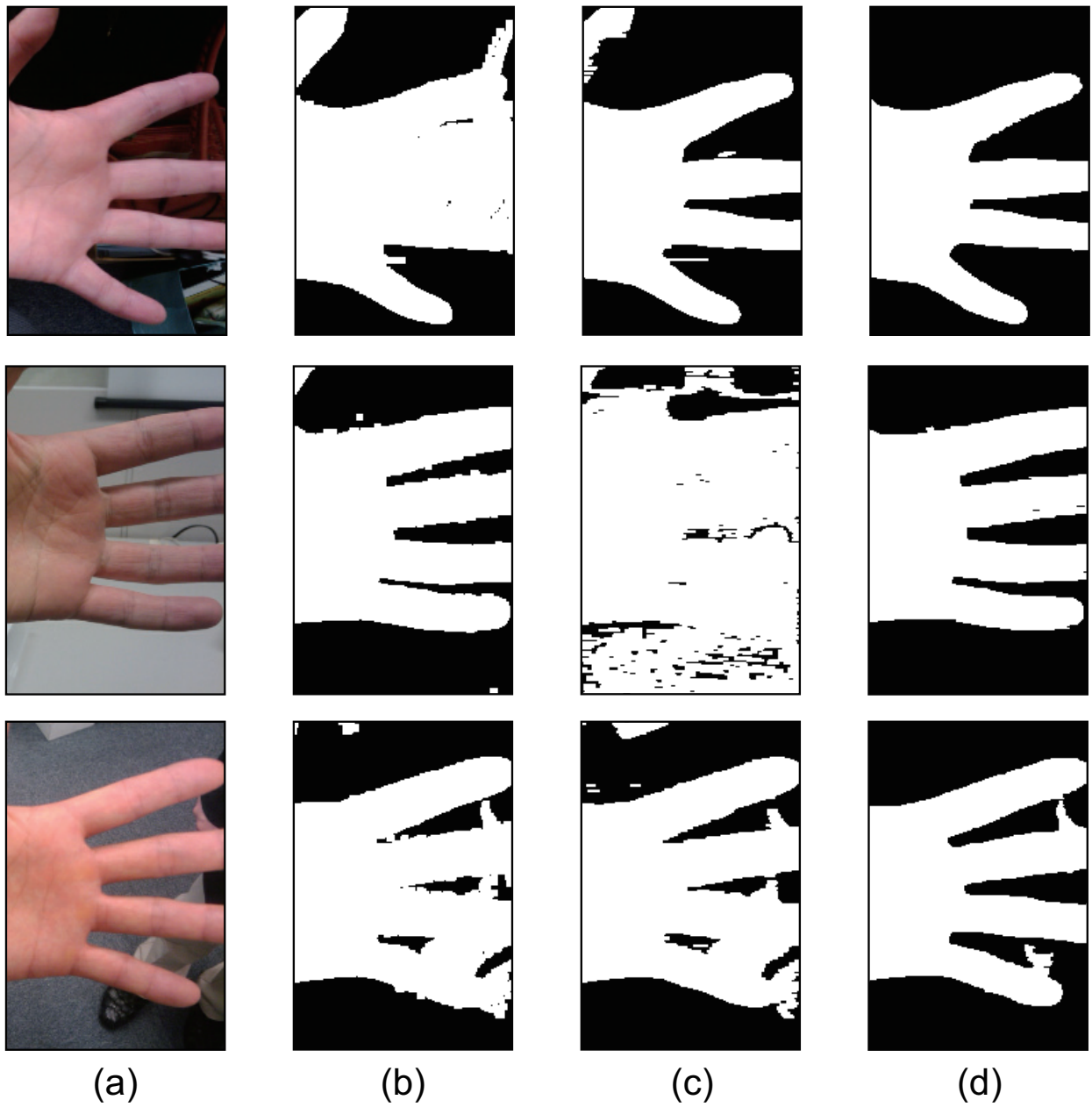


図 5.5 各手法による 2 値化の比較：(a) 原画像，(b) H チャンネルのみを用いた場合，
 (c) マップ B による肌色検出を画像全体に適用した場合，(d) マップ B に
 よる肌色検出と領域成長法を組み合わせた場合

距離を計算することで、図 5.1 (d) に示すような距離グラフを作成する [38] .

作成した距離グラフの谷の点は、指と指の間のくぼみに相当する。グラフ上の谷を検出することで、関心領域を抽出するために必要なキーポイント（人差指-中指および薬指-小指のくぼみ）を検出することができる。領域成長法は、あるピクセルと隣接ピクセルとの色の変化に敏感である。そのため、指先の色変化の大きい部分や血管、あるいは指輪などによって成長が止まってしまうことがある（図 5.6 (b)）。このときに、距離グラフから谷となる点を探索すると、指の間のくぼみ以外の部分に相当する点が候補となることもある。また、領域成長に失敗したり、指を閉じているなどの要因で指の間が埋まっている場合には、グラフから検出した谷の中に、全て（人差指-中指、中指-薬指、薬指-小指）の指の間のくぼみが含まれていないこともある。このような問題に対応し、全てのくぼみが候補に含まれている場合には安定してキーポイントを検出し、いずれかのくぼみが候補に入っていない場合には抽出失敗と判定する方法について述べる。実際に関心領域を抽出する際に必要な点は、人差指-中指および薬指-小指のくぼみのみであるが、本手法においては、検出精度を向上させるために、中指-薬指のくぼみも候補になることを前提条件とする。そして、3 つのくぼみの一般的な位置関係を利用して、候補から正しいくぼみを推定する。

まず、距離グラフにおける極小点を、全てグラフの谷とする（図 5.6 (c)）。このとき、谷となった点の数 N_{valley} が $N_{\text{valley}} < 3$ の場合、抽出失敗として終了する。実際のシステムでは、再撮影を促すメッセージを表示するか、入力を動画像として成功するまで繰り返す。一方、 $N_{\text{valley}} \geq 3$ の場合、任意の 3 点を選び、原画像上の座標（図 5.6 (d)）で三角形を作る。この三角形は、全部で $N_{\text{valley}} C_3$ 個作ることができる。

次に、全ての三角形において、3 点の位置関係を調べる。図 5.7 に示すように、点 1 を人差指-中指、点 2 を中指-薬指、点 3 を薬指-小指のくぼみになると仮定する。そして、点 1 と点 2 を結ぶベクトルを v_{12} 、点 1 と点 3 を結ぶベクトルを v_{13} 、点 2 と点 3 を結ぶベクトルを v_{23} 、 v_{12} が垂直方向から成す角を ϕ_1 、 v_{13} が垂直方向から成す角を ϕ_2 とおく。このとき、どの三角形を形成する 3 点が正しいくぼみであるかを決定するために、以下の 2 段階の判定を行う。

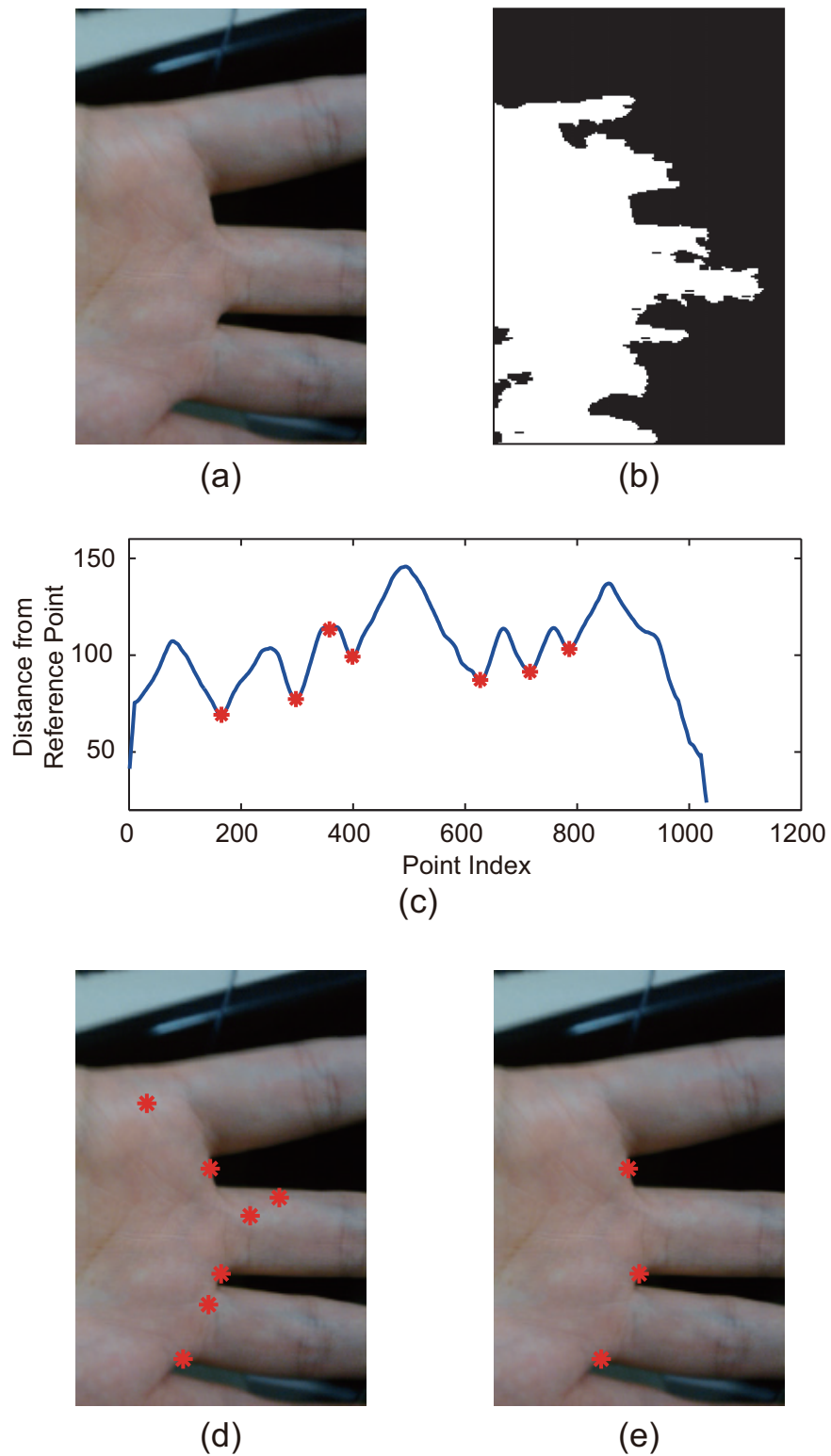


図 5.6 指のくぼみの検出：(a) 原画像，(b) 2 値化の結果，(c) 距離グラフと谷，
(d) 原画像上で距離グラフの谷に対応する点，(e) 検出したくぼみの点

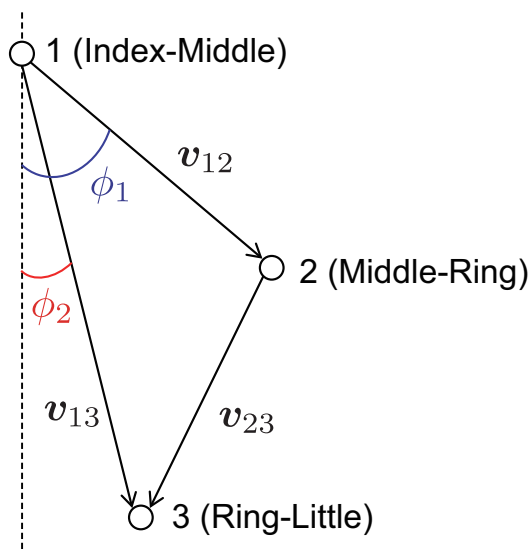


図 5.7 谷ポイントを頂点とする三角形

(1) 3 点が正しい位置関係にあるか

人の手の形状から， v_{12} と v_{13} が成す角はかなり小さい値となる．また，手を横向きに撮影した場合， v_{13} はほぼ垂直となる．よって，以下の条件を満たさない三角形は候補から除外する．

$$-\frac{\pi}{36} \leq (\phi_1 - \phi_2) \leq \frac{\pi}{6} \tag{5.11}$$

$$|\phi_2| \leq \frac{\pi}{4} \tag{5.12}$$

もし，この条件を満たす 3 点が存在しなければ，抽出失敗と判定する．

(2) 二等辺三角形に近い三角形であるか

人の手は，一般的に中指と薬指の太さが大きく変わらない．このため，正しい 3 点から成る三角形は，二等辺三角形に近いと考えられる．そこで，相対的な辺の長さの比が最小となる，すなわち

$$\left| 1 - \frac{\|v_{23}\|}{\|v_{12}\|} \right| \tag{5.13}$$

が最小となる三角形の各頂点を，指の間のくぼみとする．そして，人差指-中指および薬指-小指のくぼみをキーポイントとする．

(iv) 関心領域の抽出

キーポイント同士を結ぶ線分の垂直二等分線を求め、ある一定の距離に存在する点を手のひらの重心とする。そして、重心を中心として矩形領域を抽出する(図 5.1 (e))。抽出した領域を 160×160 ピクセルに正規化し、グレースケール化した画像を関心領域画像とする(図 5.1 (f))。キーポイントを基準として関心領域の重心を決定することにより、照合に必要な関心領域画像間の回転、拡大・縮小、平行移動をある程度正規化することができる [8]。

5.2.2 照合アルゴリズム

携帯電話は、計算資源が限られていることから、第 3 章で提案した照合アルゴリズムをそのまま利用すると、実時間での認証が困難となる可能性がある。本小節では、局所位相配列を利用し、携帯電話で実時間の認証を行うための掌紋認証アルゴリズムについて述べる。

5.2.1 節で述べた前処理アルゴリズムを用いることで、掌紋領域間の拡大縮小率や回転角度はほぼ正規化される。一方で、非接触で画像を撮影した場合、指の開き方やカメラと手のひらの相対的な位置関係によって、この正規化のみでは不十分なことがある。図 5.8 (a), (b) は、指を閉じて撮影した場合と、開いて撮影した場合の例である。この図に示すように、ほぼ正確にキーポイント検出ができていても、抽出した掌紋領域画像間には、平行移動・回転角度・拡大縮小の違いが見られる(図 5.8 (c), (d))。そこで、提案手法では、(i) アフィン変形による画像全体の幾何補正と、(ii) 照合スコアの算出という 2 つのステップで認証を行う。以下で、それぞれの処理の詳細について説明する。

(i) アフィン変形による画像全体の幾何補正

まず、図 5.9 (a) に示すように、登録画像上に 16 個の基準点を配置し、3.4 節で述べた対応点探索を行う(図 5.9 (b))。ただし、処理時間を可能な限り削減するために、画像ブロックごとのマッチングに、位相限定相関関数ではなく帯域制限位相限定相関関数を用いる。得られた対応点ペアの中で、帯域制限位相限定相関関数のピーク値が閾値以上のペアを用いて画像間のアフィン変形のパラメータを推定し、入力画像を補正する(図 5.9 (d))。

(ii) 照合スコアの算出

前ステップにより、画像間の大域的な変形は補正されるが、微小なひずみまでは補正されな

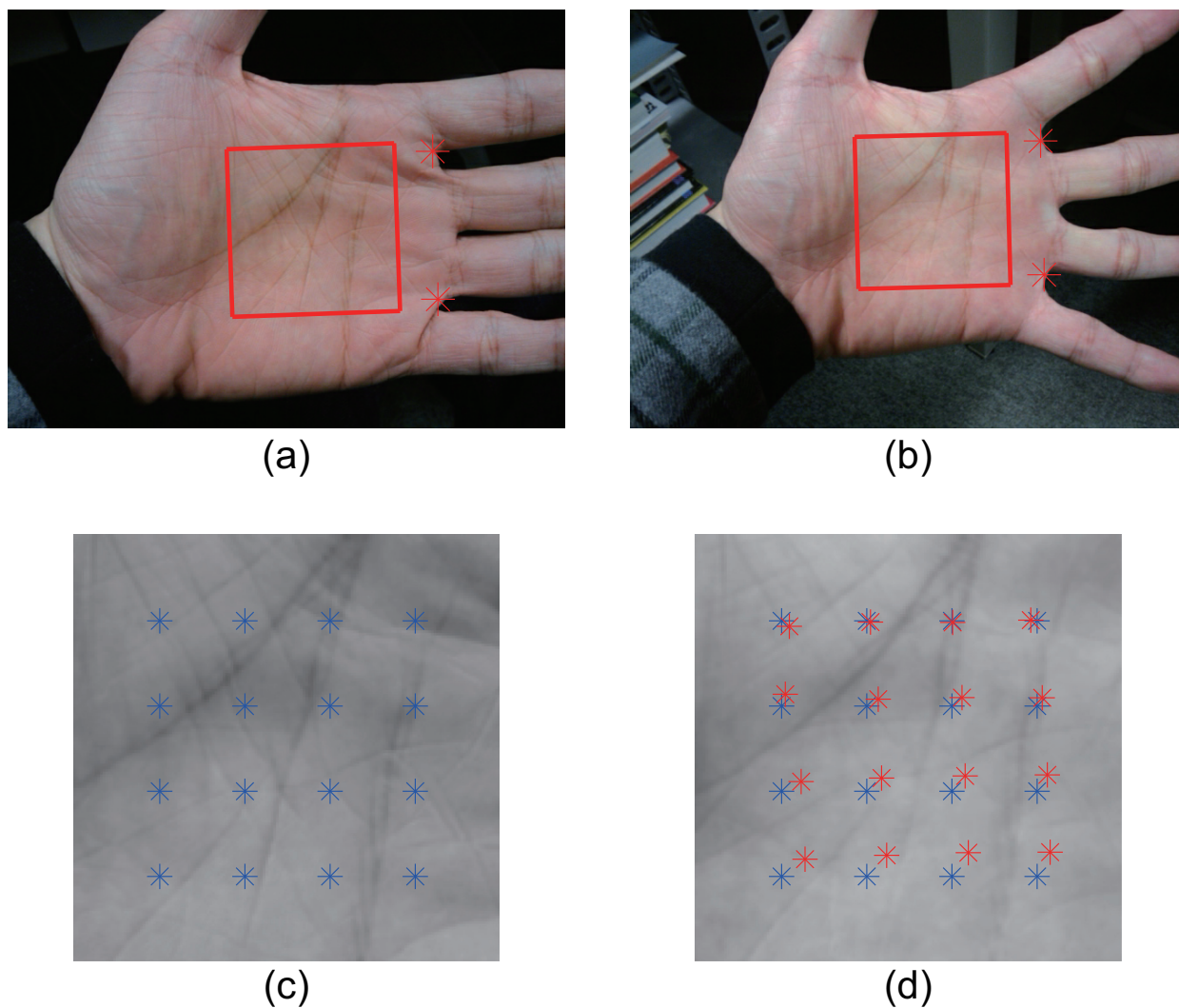


図 5.8 画像間にひずみが生じている例：(a) 指を閉じて撮影した画像と抽出結果，(b) 指を開いて撮影した画像と抽出結果，(c) (a) から抽出した関心領域画像と基準点，(d) (b) から抽出した関心領域画像と対応点探索の結果（青が基準点の座標，赤が対応点の座標）

い．例えば，指の広げ方の違いなどによって手のひらがひずみ，関心領域画像間に局所的なひずみが生じるため，微小な変形を考慮して照合スコアを算出する必要がある．そこで，提案手法では，以下の処理により照合スコアを算出する．

まず，登録画像および補正後の入力画像の中心にある 96×96 ピクセルの領域を， 32×32

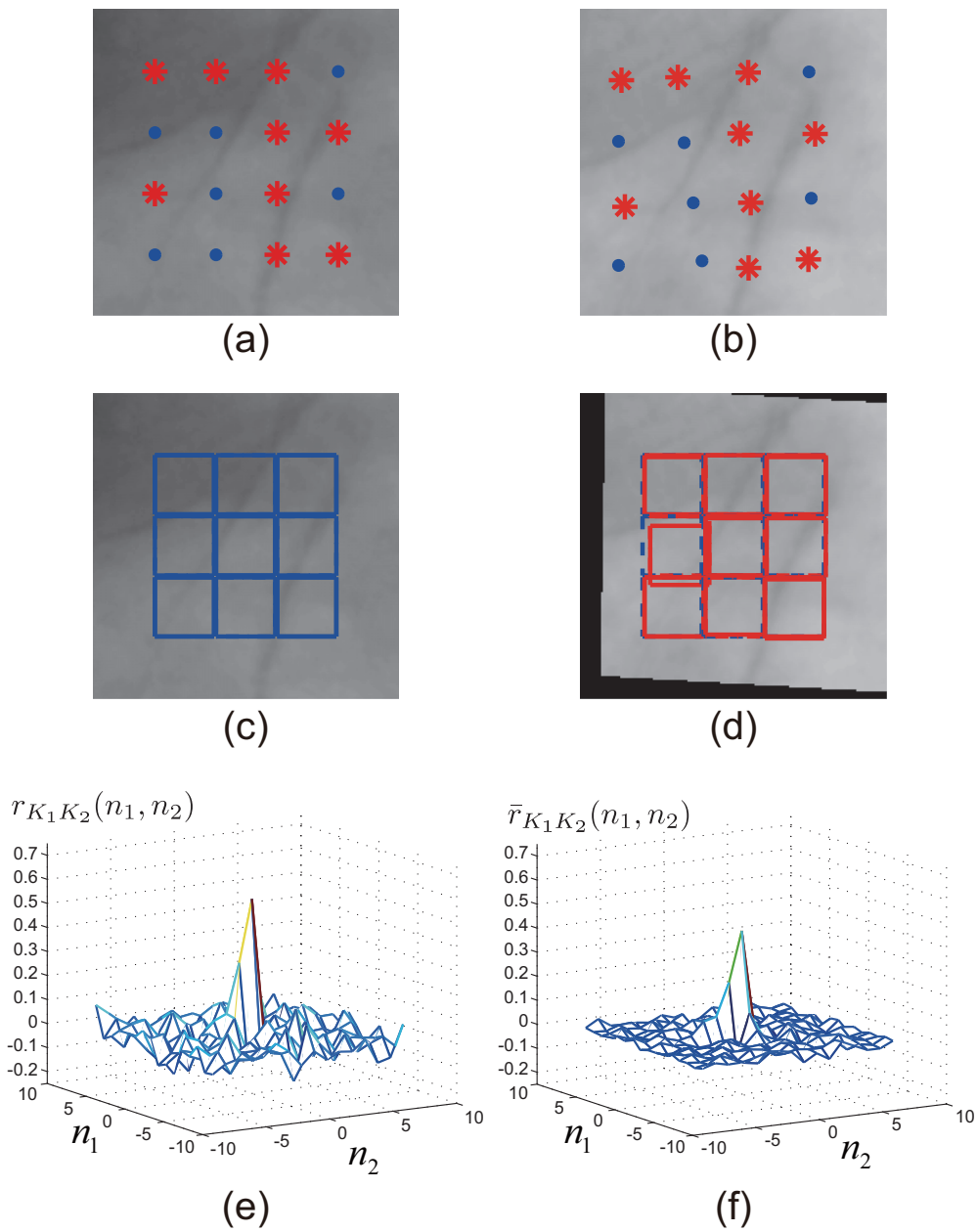


図 5.9 照合処理の例：(a) 登録画像と変形パラメータ推定のための基準点，(b) 入力画像と対応点（(a)，(b)において“*”は信頼度の高い対応点ペアを表す），(c) 登録画像と照合スコア計算時に切り出す画像ブロックの中心座標，(d) 入力画像と照合スコア計算時の位置ずれ補正の結果（(c)，(d)において青が位置ずれ補正前，赤が位置ずれ補正後の画像ブロックを表す），(e) 1 画像ブロックペアに対する帯域制限位相限定相関関数，(f) 平均帯域制限位相限定相関関数

ピクセルの 9 つの画像ブロックに分割する (図 5.9 (c), (d) に青枠で囲まれた領域). 各局所画像ブロック間で帯域制限位相限定相関関数を用いてその平行移動量を推定する. 入力画像において, 推定した平行移動量だけずらした位置から画像ブロックを再度切り出し (図 5.9 (d) の赤枠で囲まれた領域), 帯域制限位相限定相関関数 $r_{K_1 K_2}(n_1, n_2)$ を求める. 9 つ全ての局所画像ブロックペアで得られた帯域制限位相限定相関関数群を平均し, 平均帯域制限位相限定相関関数 $\bar{r}_{K_1 K_2}(n_1, n_2)$ を求め, その最大ピークの値を照合スコアとする.

以上の手順 (i), (ii) において, 登録画像側は, 常に同じ位置から画像ブロックを切り出してマッチングを行う. そのため, 対応点探索に用いる階層画像から抽出した画像ブロックの局所位相配列, および照合で用いる 9 つの画像ブロックの局所位相配列を, あらかじめ抽出し登録データとすることが可能である.

5.2.3 性能評価

本節では, 提案アルゴリズムの性能を評価するための性能評価実験について述べる. 以下では, まず, 前処理の性能評価実験について述べ, その後, 認証性能の評価実験について述べる. 最後に, 提案アルゴリズムを, 携帯端末で実行したときの処理時間について述べる.

性能評価実験のために, 本論文では, 携帯電話に付属しているカメラで撮影した手のひら画像データベースを作成した. 図 5.10 に, 評価用画像の撮影の様子を示す. 被験者は, 右手に携帯電話を持ち, 左手を撮影する. 30 人の被験者について, 10 枚ずつ 2 回撮影することにより, 計 600 枚 (30 人 \times 20 枚) の画像が格納されたデータベースを作成した. 撮影に使用した携帯端末は, HTC 社製 Android Dev Phone 2 である. 提案アルゴリズムの有効性を評価するために, 2 値化の処理を

- (a) 肌色情報の学習結果を画像全体に適用
- (b) 領域成長法

の 2 つの手法で行い, 比較した. 性能評価基準として, 本論文では, 以下の 3 つを用いる.

- 掌紋領域が抽出された画像の枚数 (抽出枚数)



図 5.10 前処理アルゴリズム性能評価用画像の撮影の様子

- 正しく掌紋領域が抽出できていると目視で判断した画像の枚数（成功枚数）
- 抽出枚数に対する成功枚数の割合（安定性）

図 5.11 に、実験に用いた画像と掌紋領域の抽出結果の例を示す．表 5.1 は、抽出枚数、成功枚数および安定性である．ここで、抽出枚数および成功枚数における括弧内の数字は、実験に用いた画像の枚数（600 枚）に対する割合である．図 5.11 より、いずれの手法を用いても 2 値化を行っても、抽出に成功している画像は、ほぼ同じ領域が抽出できていることがわかる．また、(a) の手法と比較して (b) の手法は、抽出成功率および安定性が高いことから、提案手法の方が正確に掌紋領域を抽出することが可能である．提案手法における失敗の要因として、次の 2 つが挙げられる．1 つは、手のひらとほぼ同じ色をした物体が写っていることである．特に、指の間の領域に、肌色に近い色の物体（他人の肌や段ボールなど、図 5.11 下から 2 段目中央）があると、指と指がくっついたように 2 値化されてしまい、正確に掌紋領域を抽出することができない．このような画像に対しては、掌紋領域の抽出に色以外の情報を用いる必要があると考えられる．もう 1 つの要因は、カメラ独自の色補正機能である．本実験で撮影

表 5.1 抽出処理の実行結果

Method	# of Extracted ROIs	# of Correct ROIs	Stability
(a)	556 (92.7%)	483 (80.5%)	86.9%
(b)	559 (93.2%)	520 (86.7%)	93.0%

に用いたカメラは、常にホワイトバランスが自動で調整されてしまう。そのため、画像によっては、学習した肌色と入力画像における手のひら領域とが全く異なる色になってしまう場合があった（図 5.11 下段中央）。このような画像に対しては、前処理において色補正をし直すことや、領域成長の初期点の探索方法を変更するなどの対策を施す必要があると考えられる。

次に、抽出成功と判定した 520 枚の掌紋領域画像について、可能な全ての組で照合を行い、EER および ROC 曲線を用いて認証性能を評価する。本実験では、本人ペア数が 4,346、他人ペア数が 130,594 である。5.2.2 節で提案したアルゴリズムの有効性を確認するために、Competitive Code [94] および Ordinal Code [95] を実装し、同様の実験を行った。図 5.12 に、本実験における ROC 曲線と EER を示す。この結果から、他の手法で考慮していない大域的な変形を考慮する提案手法は、従来手法と比較して高い認証性能を有している。

提案アルゴリズムを C++ で Android アプリとして実装し、携帯端末上での計算時間の評価を行った。本論文では、携帯端末として HTC 社製 Nexus One (CPU: Qualcomm Snapdragon QSD8250 (1 GHz), RAM: 512 MB, OS: Android 2.3.4) を使用した。計算時間は、前処理が約 0.6 秒であり、認証が約 0.4 秒であった。このことから、提案アルゴリズムは、携帯端末のように計算資源の限られた環境でも、ほとんど待つことなく認証が可能である。

5.3 ドアレバーを用いた指関節紋認証システム

指の第 2 関節の外側のパターンである指関節紋は、手に存在する代表的な生体特徴である指紋や掌紋とは異なり、手を握った状態で情報の取得が可能である。この特長に着目し、本節では、ドアレバーを用いた指関節紋認証システムを提案する。扉にカメラが付いていれば、ドアレバーを握った際に、ユーザが意識することなく指関節紋画像を撮影することが可能である。

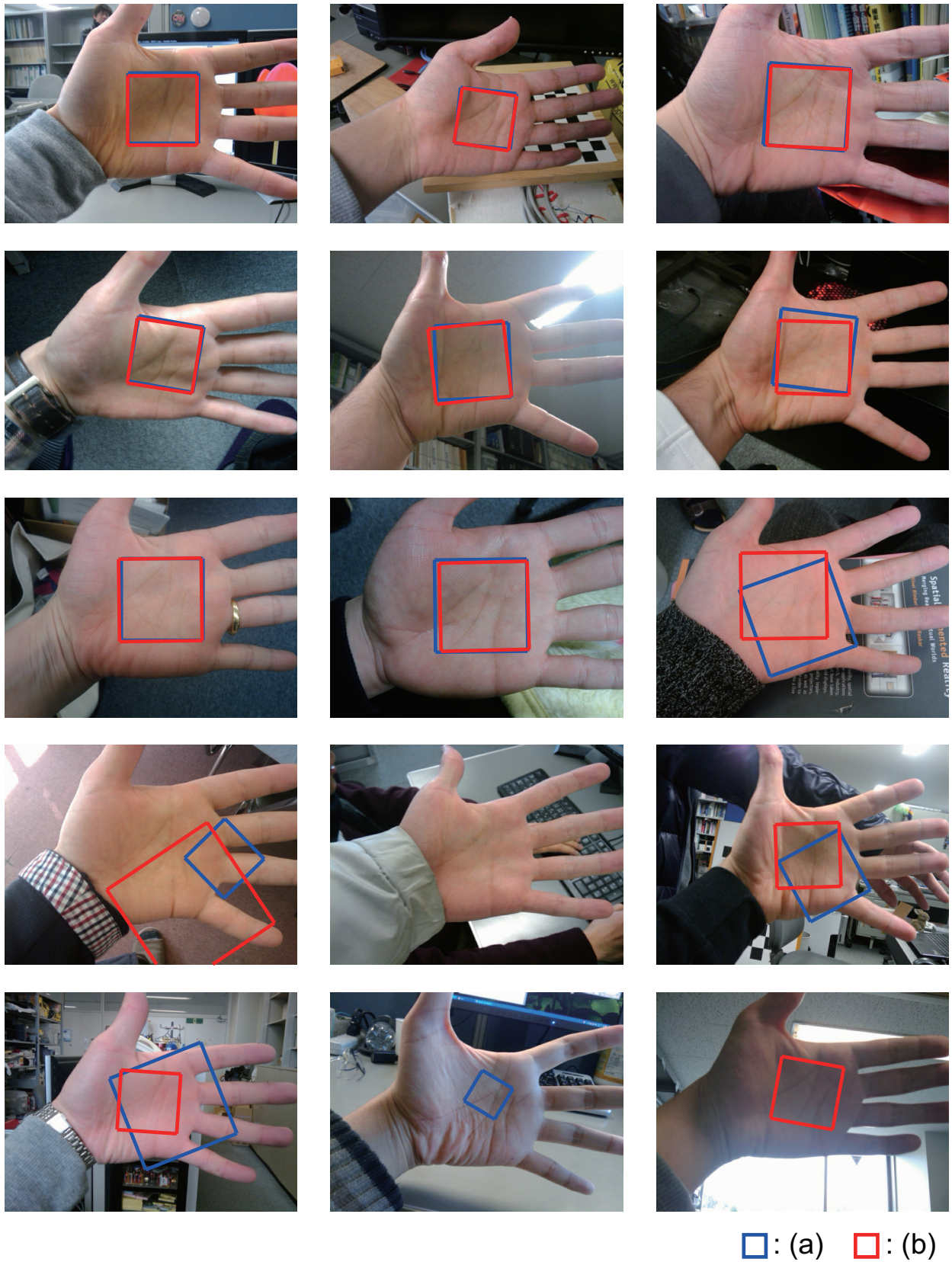


図 5.11 前処理の性能評価実験に用いた画像と抽出結果の例：(a) 肌色情報で抽出した結果，(b) 領域成長法を用いて抽出した結果（提案手法）

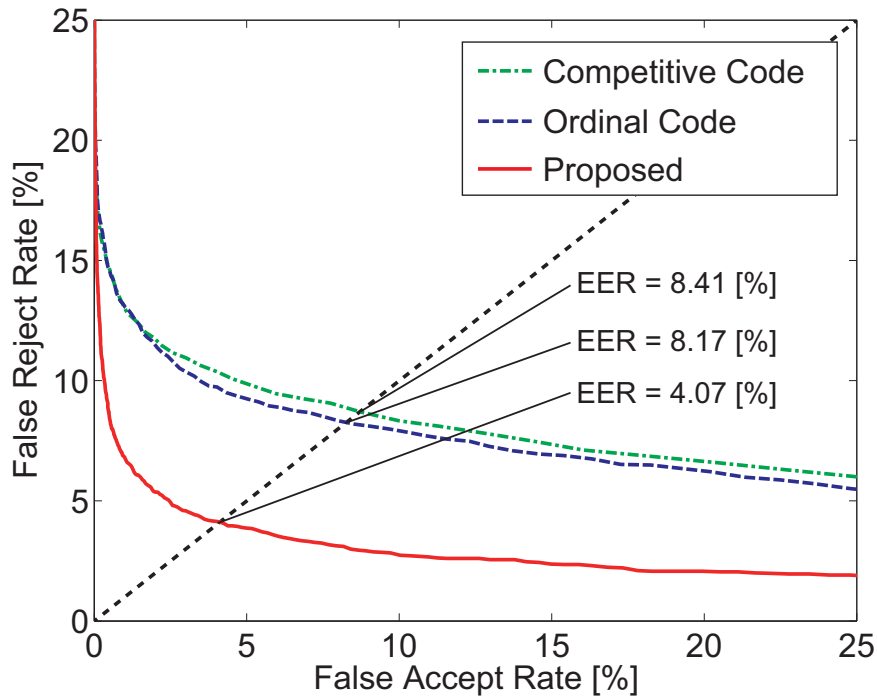


図 5.12 携帯電話で撮影した画像を利用した実験に対する ROC 曲線

さらに、1つの手から、人差指・中指・薬指・小指のそれぞれの指関節紋のパターンを取得することができ、複数の指関節紋の照合結果を組み合わせることで、識別性能を高めることが可能であると考えられる。

図 5.13 に、提案システムの構造を示す。提案システムには、画像取得 (Image acquisition) 部と画像処理 (Image processing) 部が存在する。画像取得部は、カメラと近赤外 (Near-InfraRed: NIR) 光源で構成され、ユーザがドアレバーを握った際に指関節紋画像を撮影する。画像処理部では、画像取得部で撮影された画像から関心領域 (Region Of Interest: ROI) を抽出し、データベースに登録されている関心領域画像との間で照合スコアを算出する。図 5.14 に提案システムのプロトタイプとその仕様を示す。

提案システムでは、ロバストかつ高精度な認証を行うために、NIR 光源を用いる。NIR 光源を用いると、可視光源を用いた場合よりも背景領域が暗くなるため、手と背景領域の分離が容易となる。撮影した画像から、手領域のみを検出することで、関心領域抽出の精度を向上させることが可能となる。本システムでは、NIR 光を照射していない状態で指関節の表面のパ

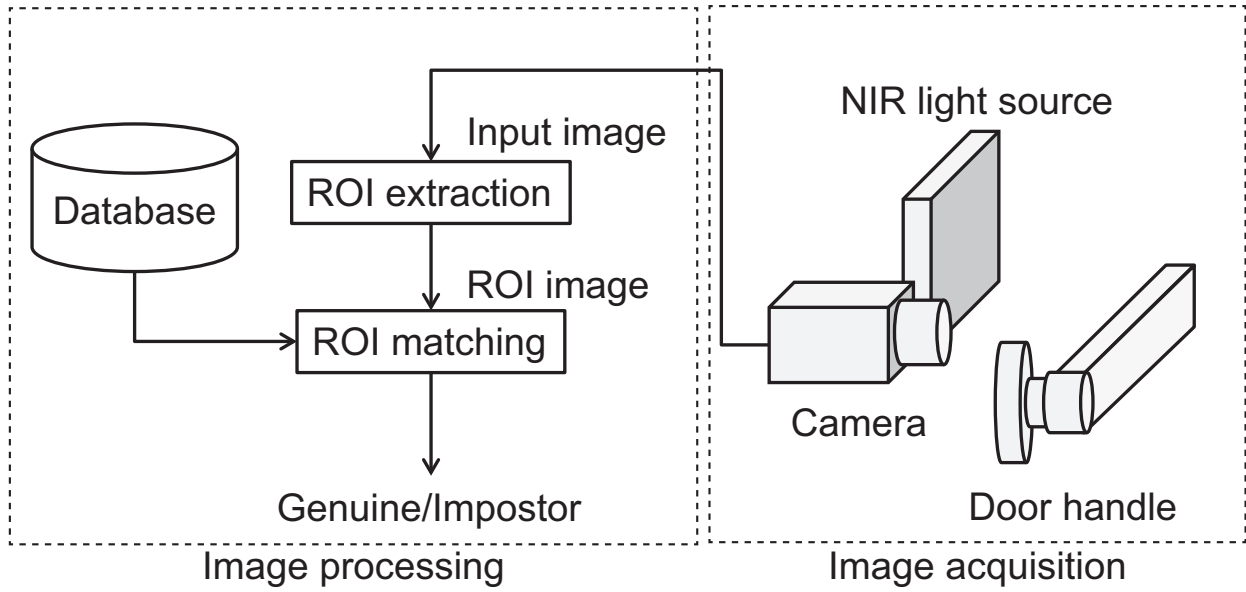


図 5.13 ドアレバーを用いた指関節紋認証システムの構造

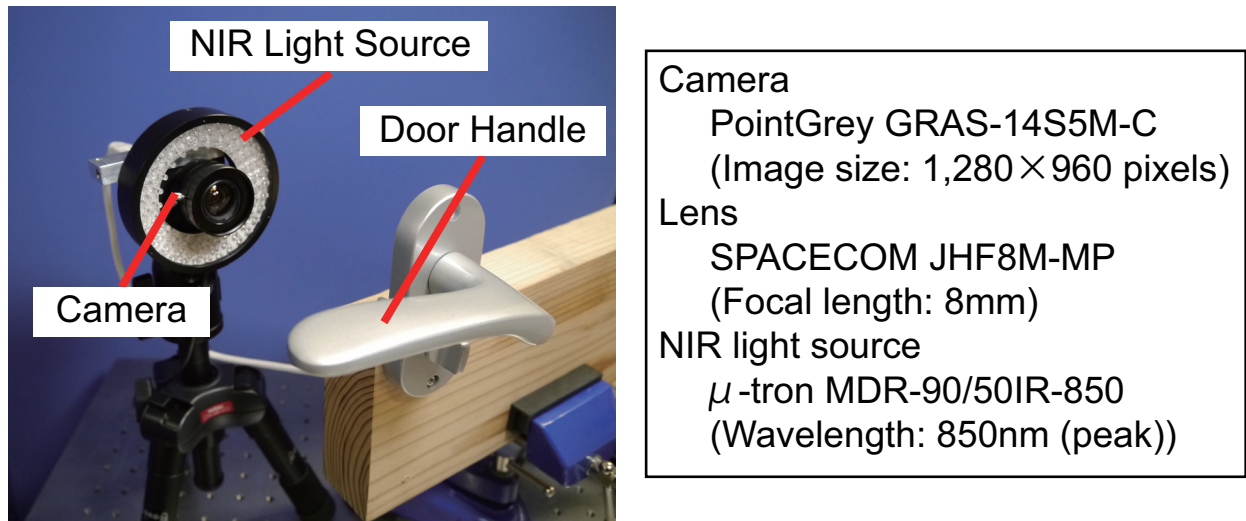


図 5.14 提案システムのプロトタイプ

ターンが取得できる程度にカメラの絞りを調節する．これにより，可視光で見られる指の表面と，NIR 光で見られる指の静脈のパターンを同時に取得する．表面（外側）のパターンと静脈（内側）のパターンを同時に取得し，それを用いた画像マッチングを行うことで，システムの識別性能を向上させることが可能である．

ユーザは，ドアレバーを握る動作のみで提案システムを用いた認証が可能である．しかし，

ドアレバーを軸として手が縦方向に回転し、取得した画像の中で指関節の位置が大きく変わったり、関節の上側または下側のみしか写らなかつたりする場合がある。そのため、正しい指関節の位置を検出することが困難であったり、そもそも検出できなかつたりすることがある。この問題に対して、本システムでは、それぞれの指で指関節が検出された場合のみ照合を行うこととする。また、複数の指から関心領域が抽出できた場合には、それぞれの指での照合結果を組み合わせることで、認証性能を向上させる。

本システムでは、3.5 節で述べた照合アルゴリズムをそのまま ROI 画像間の照合に用いる。以下では、まず、提案システムで撮影した画像から関心領域を抽出する前処理アルゴリズムについて述べる。その後、提案システムで撮影した画像データベースを用いて性能評価を行う。

5.3.1 前処理アルゴリズム

本小節では、関心領域 (Region Of Interest: ROI) 抽出処理について述べる。提案する関心領域抽出処理は、(i) 指領域の抽出、(ii) 関節位置の検出で構成される。本論文では、手を撮影する際に装置を動かしたため、画像中で手の写っている位置 (ドアレバーの位置) が若干異なる。しかし、実際にはドアレバーとカメラの位置関係は常に一定であると考え、提案システムで撮影した画像 $1,280 \times 980$ ピクセルから、ドアレバーの位置を基準として 880×660 ピクセルの領域を切り出す。さらに、計算時間短縮のために、切り出した画像を 640×480 ピクセルに縮小してから処理を行う。以下では、各処理の詳細について述べる。

(i) 指領域の抽出

ここでは、撮影した画像からそれぞれの指の領域を抽出する。図 5.15 (a) に示す原画像を $f(n_1, n_2)$ とする。ここで、 $1 \leq n_1 \leq 640, 1 \leq n_2 \leq 480$ である。まず、 $f(n_1, n_2)$ に対して平滑化処理を行った画像 $f_s(n_1, n_2)$ を生成する (図 5.15 (b))。そして、 $f_s(n_1, n_2)$ のドアレバー近傍の位置から、次式に従い $f'_s(n_1, n_2)$ を抽出する。

$$f'_s(n_1, n_2) = f_s(n_1 + 5, n_2 + (b - 16))|_{1 \leq n_1 \leq 630, 1 \leq n_2 \leq 30} \quad (5.14)$$

ここで、 b は、ドアレバーの垂直方向の中心座標である。この値は、ドアレバーとカメラの位置関係から事前に決定する。本論文では、撮影した画像からドアレバーの位置を基準に部分画

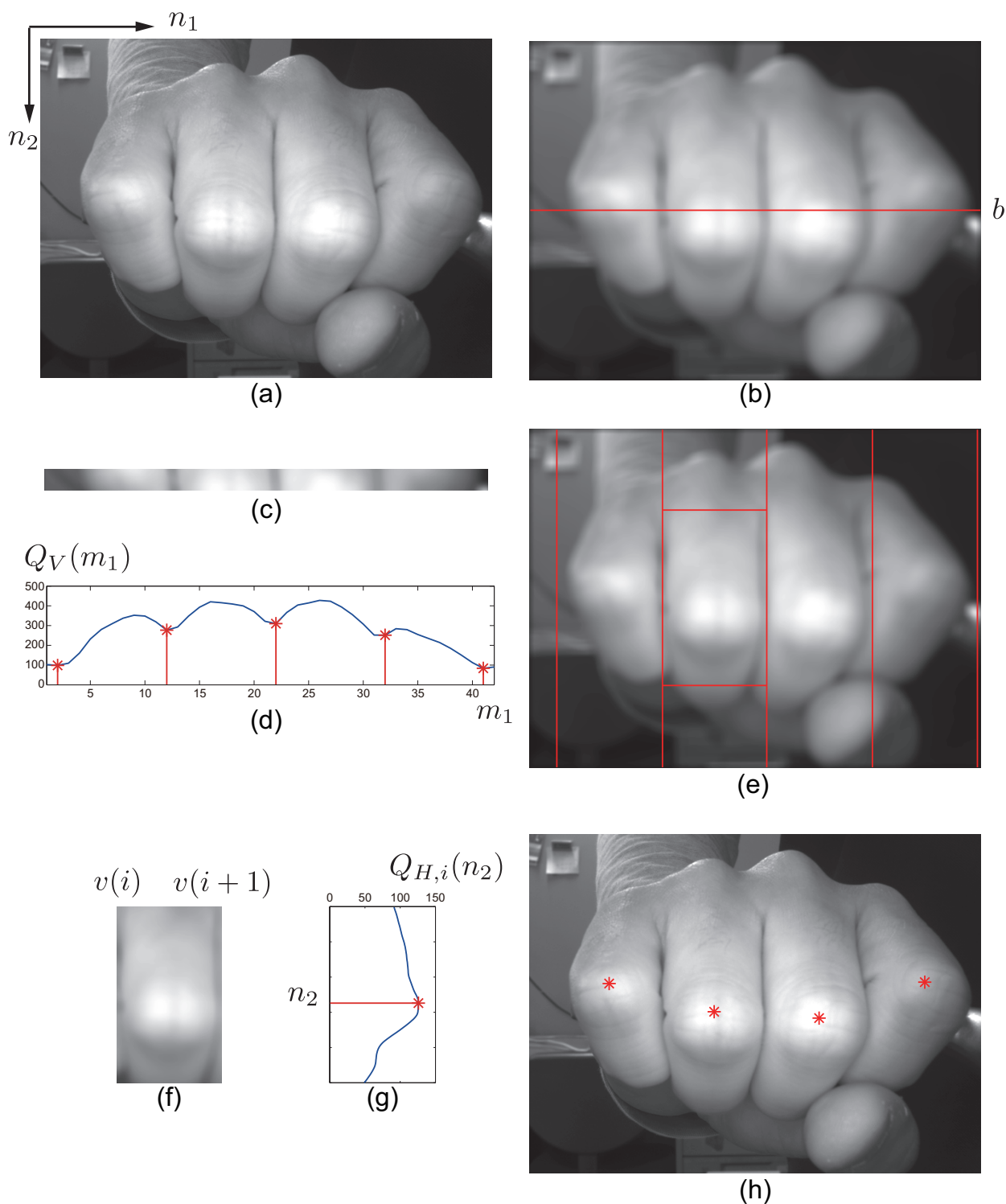


図 5.15 関心領域抽出：(a) 原画像 $f(n_1, n_2)$, (b) 平滑化を行った画像 $f_s(n_1, n_2)$, (c) ドアレバー近傍の領域 $f'_s(n_1, n_2)$, (d) 垂直方向の輝度値の総和 $C(m_1)$, (e) 検出した指の境界 , (f) 切り出した指領域 $f_i(n_1, n_2)$, (g) 水平方向の輝度値の総和 $P_i(n_2)$, (h) 検出した指関節

像を切り出して使用しているため、 b は垂直方向中央、すなわち $b = 241$ である。抽出した画像 $f'_s(n_1, n_2)$ (図 5.15 (c)) のサイズは、 630×30 ピクセルである。

次に、 $f'_s(n_1, n_2)$ から、指の境界を検出する。指の境界付近は、他の部分と比較して輝度値が低い。提案システムで撮影した画像では、指がほぼ垂直になるため、 $f'_s(n_1, n_2)$ の輝度値を垂直方向に加算することで指の境界を検出することができる。しかし、指の境界は、完全に垂直な直線ではなく、指の微小な傾きや形状などの影響が存在する。そこで、本論文では、 $f'_s(n_1, n_2)$ を幅 15 ピクセルごとに 42 個の領域に分割し、各領域の輝度値の総和 $Q_V(m_1)$ を次式で求める。

$$Q_V(m_1) = \sum_{i_1=1}^{15} \sum_{i_2=1}^{30} f'_s(15(m_1 - 1) + i_1, i_2) \quad (5.15)$$

ここで、 $1 \leq m_1 \leq 42$ である。図 5.15 (d) に図 5.15 (c) から求めた $Q_V(m_1)$ を示す。 $Q_V(m_1)$ が極小点 (図 5.15 (d) において “*” で示した点) となる m_1 を、小さい方から順番に $\hat{m}_1, \hat{m}_2, \dots, \hat{m}_{N_C}$ とする。ただし、 N_C は検出した極小点の個数である。このとき、平滑化後の画像 $f_s(n_1, n_2)$ における指の境界の水平方向の座標を、次式により得る。

$$v(i') = 15(\hat{m}_{i'} - 1) + 13 \quad (5.16)$$

ここで、 $i' = 1, 2, \dots, N_C$ である。最後に、検出した指の境界とドアレバーの位置を基準として、それぞれの指領域 $f_i(n_1, n_2)$ を、次式に従って抽出する。

$$f_i(n_1, n_2) = f_s(n_1 + v(i) - 1, n_2 - b + 126) |_{1 \leq n_1 \leq v(i+1) - v(i) + 1, 1 \leq n_2 \leq 250} \quad (5.17)$$

ここで、 i は、指の番号である。図 5.15 (e) は、抽出した指領域画像 $f_i(n_1, n_2)$ である。

(ii) 関節位置の検出

ここでは、 $f_i(n_1, n_2)$ から関節の中心の位置を検出するために、水平方向の輝度値の総和 $Q_{H,i}(n_2)$ を次式で計算する。

$$Q_{H,i}(n_2) = \sum_{i_1=1}^{v(i+1) - v(i) + 1} f_i(i_1, n_2) \quad (5.18)$$

図 5.15 (f) は、図 5.15 (e) から計算した $Q_{H,i}(n_2)$ である。図 5.15 (a) のようにドアレバーを握ると、関節の周辺が照明に最も近くなるため、その領域の輝度値が高くなる。そのため、

表 5.2 照合で用いる関心領域画像の数

	Index	Middle	Ring	Little
# of ROIs	414	774	758	250

$Q_{H,i}(n_2)$ の値が大きい位置を検出することで関節の垂直方向の位置を推定することが可能である．最終的な関節の中心座標 $\mathbf{u}_i = (u_{i,1}, u_{i,2})$ は，次式で求めることができる．

$$u_{i,1} = \frac{v(i) + v(i+1)}{2} \quad (5.19)$$

$$u_{i,2} = \operatorname{argmax}_{n_2} Q_{H,i}(n_2) + (b - 125) \quad (5.20)$$

図 5.15 (g) に，検出した全ての指関節の座標を示す．検出した指関節の座標 \mathbf{u}_i を中心とした 128×128 ピクセルの領域を，関心領域として抽出する．

5.3.2 性能評価

本節では，提案システムで撮影した画像データベースを用いて，提案アルゴリズムの性能および処理時間を評価する．その後，システムの実用化に向けた課題について検討する．

本論文で使用するデータベースには，90 人の左右の手から，それぞれ 5 枚ずつ撮影した画像 900 枚が格納されている．ここで，同一人物の左右の手を異なる人物の手とする．また，左手の画像を左右反転することで，全ての画像を仮想的に右手から撮影した画像として扱う．図 5.16 は，データベースに格納されている画像と，関心領域抽出結果の例である．この図からわかるように，画像によっては，人差指や小指の関節部分が写っていないため，関心領域画像を抽出できない場合がある．また，ドアレバーからの照明の反射が強くなりやすいため，下段中央に示すように，ドアレバーが指関節として検出される場合がある．以降の実験では，抽出結果を目視で確認し，正確に抽出した関心領域画像のみを用いる．表 5.2 に，照合の実験で用いる関心領域画像の数を示す．

抽出した関心領域画像を用いて，本稿では 2 つの実験を行う．1 つは，それぞれの指の認証性能の評価（実験 1），もう 1 つは，複数の指の照合結果を組み合わせたときの認証性能の評



図 5.16 撮影した画像と前処理適用結果の例 (“*” は、検出した指関節の位置を、赤枠は関心領域を示す.)

表 5.3 実験 1 における照合ペア数

	Index	Middle	Ring	Little
Genuine	594	1,400	1,358	319
Imposter	84,484	296,978	284,788	30,386

表 5.4 実験 2 における照合ペア数

Algorithm	Index+Middle	Index+Ring	Middle+Ring
Genuine	470	476	1,166
Imposter	64,150	63,785	237,229

価（実験 2）である。ただし，実験 2 では小指の関心領域画像を使用せず，人差指・中指・薬指の中から 2 本の指を組み合わせた場合を考える。2 本の指の組み合わせは，それぞれの指について照合スコアを算出した後に行い，組み合わせた後の照合スコアは，それぞれの指で得られた照合スコアの平均とする。実験 1, 2 における照合ペア数を，それぞれ表 5.3, 5.4 に示す。照合スコアは，3.5 節で提案した手法のうち， S_{num} を用いる。ここで，本実験におけるパラメータは， $w_1 = w_2 = 48$ ， $(K_1/M_1, K_2/M_2) = (0.5, 0.5)$ ， $N_{\text{ref}} = 100$ ，であり，登録画像について，位相の量子化は適用しない。また，性能比較のために，これまでに提案されている指関節紋照合アルゴリズムである BLPOC [47]，CompCode [129]，LGIC [50] を実装し，同様の照合実験を行う。

図 5.17 に実験 1 における ROC 曲線を，表 5.5 に EER を示す。全ての指について，本論文で提案したアルゴリズムが高い認証性能を示していることがわかる。指ごとの認証性能を比較すると，全ての照合アルゴリズムについて，中指が高い認証性能を有している。これは，ドアレバーを握った際に中指がカメラにほぼ正対するため，画像変形が比較的小さく，安定して関心領域が抽出できるためだと考えられる。

図 5.18 に実験 2 に対する ROC 曲線を，表 5.6 に EER を示す。全てのアルゴリズムについて，実験 1 と比較して低い EER が得られており，認証性能が向上していることがわかる。

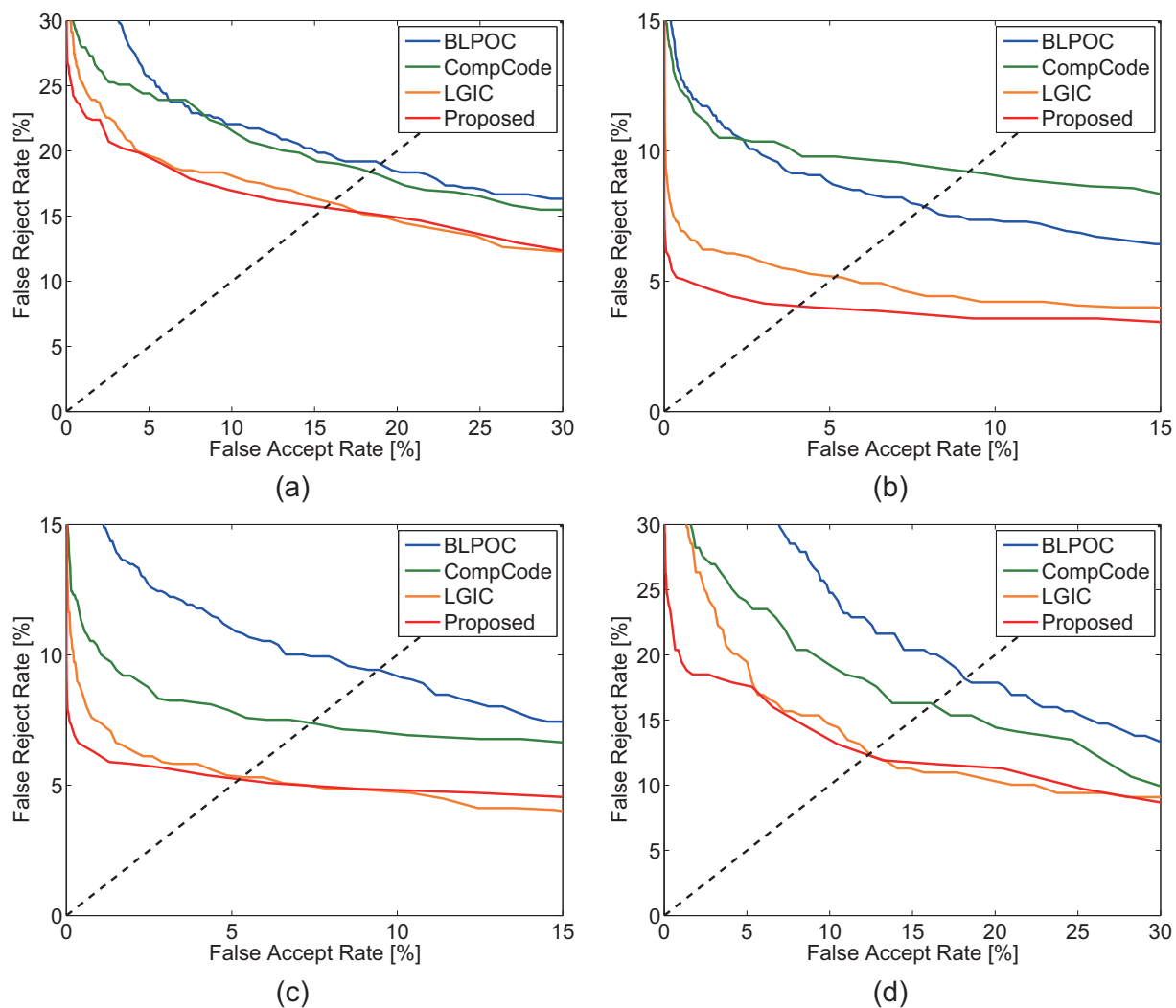


図 5.17 実験 1 における ROC 曲線：(a) 人差指，(b) 中指，(c) 薬指，(d) 小指

指の組み合わせについて比較すると，全てのアルゴリズムについて中指と薬指の組み合わせが最も有効である．これは，中指に次いで，薬指が画像の中央付近に写ることが多く，人差指と比較して画像変形が小さいことによると考えられる．

本論文で提案したアルゴリズムを MATLAB R2013a で実装し，Intel Core i5-2540M (2.60 GHz) で実行したとき，処理時間は，前処理が 33 ms，1 画像ペアあたりの照合が 81 ms であった．C や C++ などを実装することにより，処理時間の短縮が可能であると考えている．

提案アルゴリズムによる照合の失敗には，本人ペアで照合スコアが低くなった場合と，他人ペアで照合スコアが高くなった場合がある．本人ペアで照合スコアが低くなった例を図 5.19

表 5.5 実験 1 における各アルゴリズムの EER [%]

Algorithm	Index	Middle	Ring	Little
BLPOC	18.95	7.83	9.27	18.17
CompCode	18.13	8.96	7.12	16.21
LGIC	15.88	5.03	5.11	12.39
Proposed	14.46	3.69	4.82	11.81

表 5.6 実験 2 における各指関節紋照合アルゴリズムの EER [%]

Algorithm	Index + Middle	Index + Ring	Middle + Ring
BLPOC	6.12	6.90	4.84
CompCode	5.94	5.11	3.59
LGIC	3.81	3.69	2.42
Proposed	1.82	2.27	1.54

に示す。この図からわかるように、同一人物で、指関節の位置をほぼ正確に検出できているも、ドアレバーの握り方によって、抽出した関心領域間で共通領域がほとんど見られない場合がある。この問題については、検出した指関節がドアレバーとどのような位置関係にあるかなどを判断指標として、関心領域画像が適切であるかの判定を行うことや、ドアレバーの形状を工夫することで、握り方の変動を小さくすることなどが解決策として挙げられる。また、関心領域抽出は、照合と比較して処理時間が短いことから、動画像を撮影することで複数の画像を取得し、各フレームから抽出した関心領域画像の中から最適なものを選択することなどが有効であると考えられる。他人ペアで照合スコアが高くなった例を図 5.20 に示す。この図に示すように、提案アルゴリズムでは、テクスチャの薄い領域や指の輪郭部分で、閾値による誤対応除去が正確にできない場合がある。これについては、閾値処理以外による誤対応点除去を行ったり、関心領域画像中のテクスチャの薄い領域や背景に基準点を配置しないようにするなど、

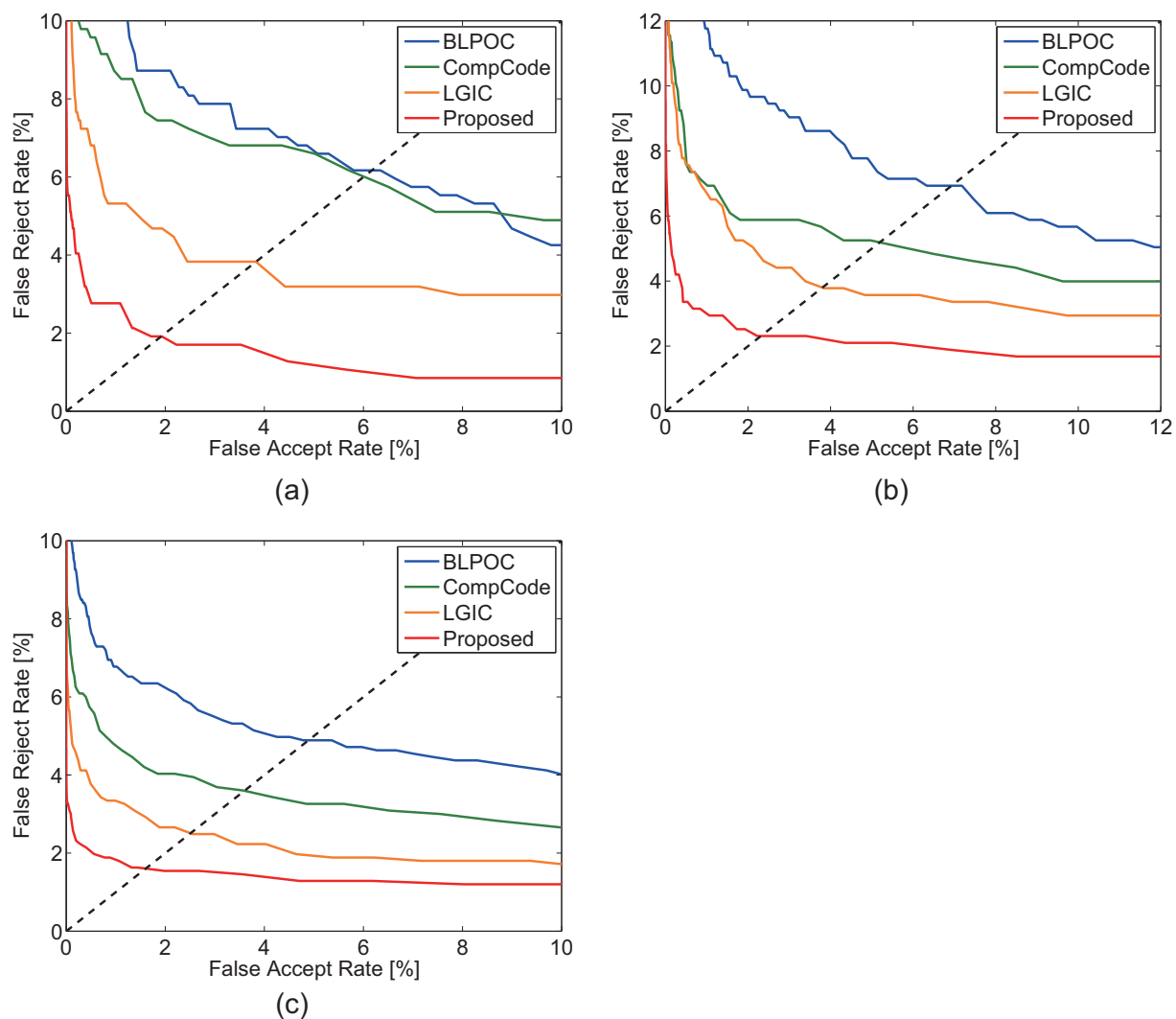


図 5.18 実験 2 における ROC 曲線 : (a) 人差指 + 中指 , (b) 人差指 + 薬指 , (c) 中指 + 薬指

適切な基準点の配置方法を考案することで解決できる可能性がある .

5.4 むすび

本章では , 第 3 章で提案した照合アルゴリズムの応用として , 携帯電話を用いた掌紋認証システムとドアレバーを用いた指関節紋認証システムを提案した . それぞれのシステムについて , 撮影した画像から関心領域を抽出する前処理アルゴリズム , および照合アルゴリズムを提

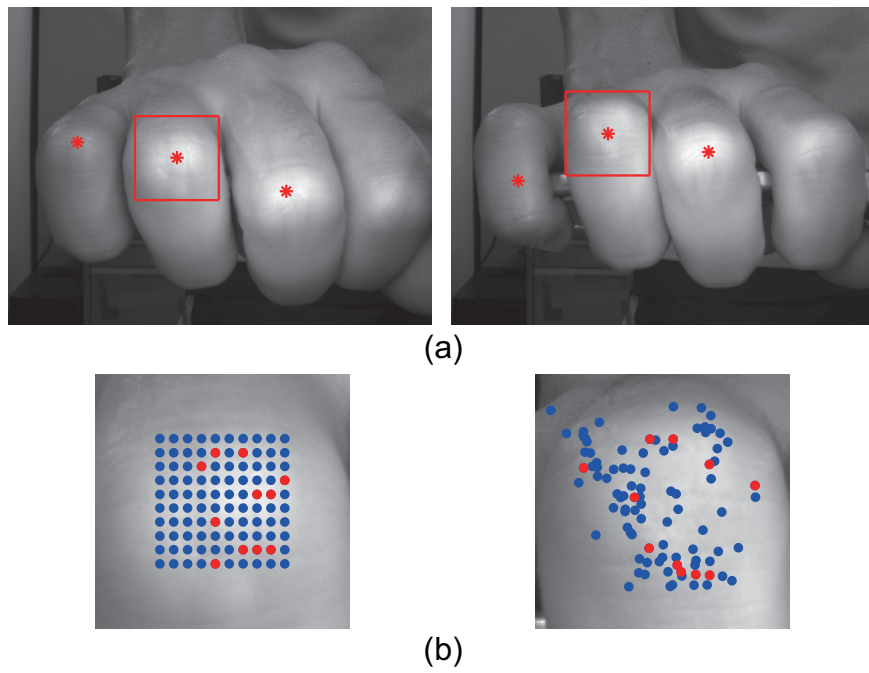


図 5.19 本人ペアで照合スコアが低くなった例 : (a) 原画像と抽出した関心領域 , (b) 照合の結果 (赤点が閾値以上となった点を表す .)

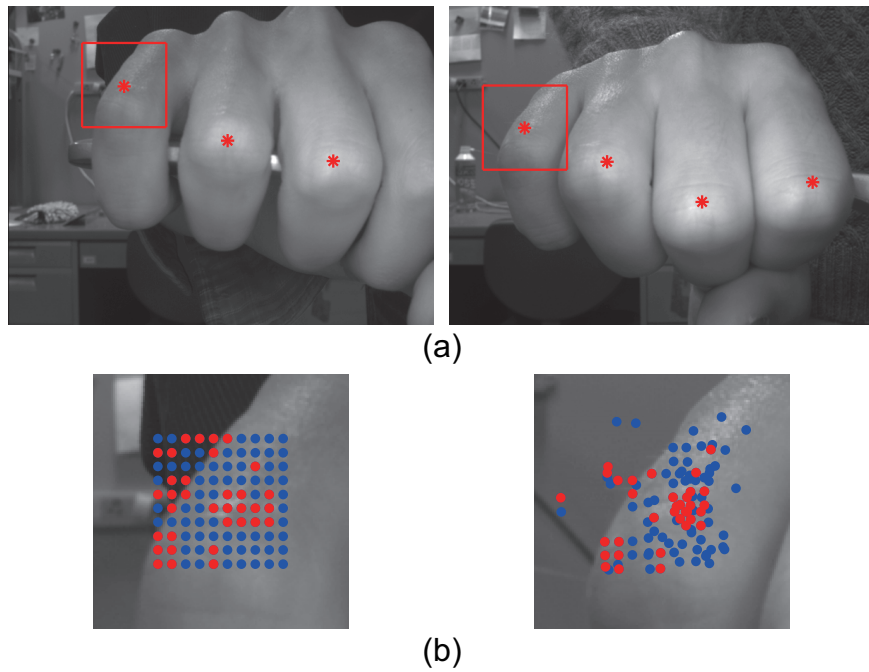


図 5.20 他人ペアで照合スコアが高くなった例 : (a) 原画像と抽出した関心領域 , (b) 照合の結果 (赤点が閾値以上となった点を表す .)

案した．そして，提案システムで撮影した画像データベースを用いて性能を評価し，実用的な環境下でも，本論文で提案したアルゴリズムが有効であることを示した．

第 6 章

結言

以上，第 2 章から第 5 章まで，位相情報に基づく生体認証について述べた。

第 2 章では，画像に基づく生体認証に関する基礎的考察を行った。まず，個人認証に用いられる生体特徴の性質について議論した。ここでは，個人認証システムを構築するために生体特徴に求められる性質について述べ，特に，掌紋，指関節紋，虹彩，顔の 4 つの生体特徴について，それぞれの詳細を述べた。また，これまでに提案されている照合アルゴリズムの中で，特に，複数の生体特徴に対して適用されている汎用性の高い手法について述べた。そして，生体認証システムの一般的な性能評価方法について述べた。

第 3 章では，位相情報に基づく生体認証のための画像マッチングについて述べた。まず，位相限定相関関数の定義について述べ，2 つの画像間で計算される位相限定相関関数を用いて画像間の平行移動を推定できることを示した。また，位相限定相関関数を用いて高精度にマッチングを行うための手法として，窓関数の適用，およびスペクトル重み付けについて述べた。次に，位相限定相関法に基づく画像マッチング手法の中で，生体認証において有効性が実証されている帯域制限位相限定相関法，およびサブピクセル対応点探索について述べた。その後，帯域制限位相限定相関法に基づく階層マッチングを基本とした照合アルゴリズムを提案した。最後に，画像マッチングのための局所特徴である局所位相配列を定義し，位相の量子化，および局所位相配列を用いた生体認証の基本概念について述べた。そして，局所位相配列に基づく枠組みでの，照合アルゴリズムの処理手順について述べた。

第 4 章では、公開画像データベースを用いて第 3 章で提案した照合アルゴリズムの性能評価を行った。提案手法は、掌紋認証および指関節紋認証において非常に高い認証性能を有するだけでなく、前処理アルゴリズムを生体特徴ごとに変えるだけで虹彩認証や顔認証にも適用できる高い汎用性を有することを実証した。そして、局所位相配列の概念が、処理時間や認証システムにおける登録データ削減の観点から有効であることを実証した。さらに、パラメータを変えながら提案アルゴリズムの性能評価を行うことで、登録データ容量・処理時間と認証性能のトレードオフについて議論した。

第 5 章では、第 3 章で提案した照合アルゴリズムの生体認証システムへの応用について述べた。本章では、「携帯電話を用いた掌紋認証システム」と「ドアレバーを用いた指関節紋認証システム」の 2 つのシステムを提案した。携帯電話を用いた掌紋認証システムでは、カメラにより取得した画像から、認証に用いる関心領域を抽出する前処理アルゴリズムと、携帯電話のように計算資源の限られる環境で利用可能な照合アルゴリズムを提案した。実際に提案システムで撮影した画像を用いて、まず、前処理アルゴリズムの性能評価を行い、その有効性を示した。そして、前処理アルゴリズムで抽出した画像を用いた性能評価を行い、従来の掌紋照合アルゴリズムと認証性能を比較することで、本論文で提案した照合アルゴリズムが、提案システムにおいて有効であることを示した。これにより、実用的な環境においても、提案手法が有効であることを実証した。また、提案アルゴリズムを Android アプリとして実装し処理時間を計測することで、携帯端末のように計算資源が限られている環境でも、提案手法が適用可能であることを示した。ドアレバーを用いた指関節紋認証システムでは、カメラにより取得した画像から、認証に用いる関心領域を抽出する前処理アルゴリズムを提案した。実際に提案システムで撮影した画像を用いて、まず、前処理アルゴリズムの性能評価を行い、その有効性を示した。そして、前処理アルゴリズムで抽出した画像を用いた性能評価を行い、従来の指関節紋照合アルゴリズムと認証性能を比較することで、本論文で提案した照合アルゴリズムが、提案システムにおいて有効であることを示した。これにより、実用的な環境においても、提案手法が有効であることを実証した。

今後、本論文における位相情報に基づく生体認証技術を発展させるためにさらに取り組むべき課題として、より多くの生体特徴への適用と、処理の高速化が挙げられる。本論文では、特

に掌紋，指関節紋，虹彩，顔に着目したが，これ以外にも提案手法が有効である生体特徴は多くあると考えられる．提案アルゴリズムを基本として，多くの生体特徴について照合アルゴリズムを開発することができれば，新しい 1 つの生体特徴を用いた認証システムを開発するだけでなく，複数の生体特徴を組み合わせる認証を行うマルチモーダル認証システムについても，開発が容易となる可能性がある．また，現状，提案手法における位相の量子化は，登録データ容量の削減に主眼をおいている．これに対し，量子化した位相を用いても認証性能がほとんど低下しないという結果が得られていることから，位相限定相関関数の計算において何らかの近似計算が含まれていても，認証性能の著しい低下に繋がらない可能性がある．量子化位相を用いて離散フーリエ変換よりも低コストな何らかの計算を行うことで，位相限定相関関数の計算を行うことと近い結果が得られるようになれば，1 ペアごとの認証にかかる処理時間の大幅な削減に繋がる．これにより，計算資源の限られた機器を用いた生体認証システムや，1 対 N 認証システムにおいても，局所位相配列を用いた照合アルゴリズムが大いに利用されるようになると思われる．以上 2 つを実現することにより，局所位相配列に基づく生体認証システムが，場所や規模にかかわらず，社会のさまざまな場面で利用されるようになることが期待される．

付録 A

サブピクセル対応点探索を用いた照合アルゴリズム

A.1 まえがき

本章では、3.4 節で述べた位相限定相関法に基づくサブピクセル対応点探索 [115] を用いた、指関節紋照合アルゴリズム [118]、および、掌紋照合アルゴリズム [130] について述べる。これまでに、サブピクセル対応点探索は、掌紋認証において画像ブロック間で計算される帯域制限位相限定相関関数を平均することでピーク対ノイズ比を向上させるために用いられたり [16]、歯科 X 線画像照合において画像間の幾何補正を行うためのパラメータ推定に用いられたりしている [18]。本章で述べる指関節紋照合アルゴリズムでは、歯科 X 線画像照合と同様、サブピクセル対応点探索により得られた登録画像と入力画像との対応関係から画像間の幾何変換のパラメータを推定し、入力画像を補正することで高精度な指関節紋画像の照合を行う。一方、掌紋照合アルゴリズムでは、従来の照合アルゴリズムのように位相限定相関関数や帯域制限位相限定相関関数の相関ピーク値に基いて照合スコアを算出するのではなく、対応点の座標情報を利用して照合スコアを計算する。以下では、それぞれのアルゴリズムの詳細について述べる。

A.2 対応点探索を用いた指関節紋照合アルゴリズム

本節では，対応点探索を用いた指関節紋照合アルゴリズムについて述べる．まず，アルゴリズムの詳細について述べる．その後，公開画像データベース PolyU FKP Database [46] を用いた実験を通して，性能評価と考察を行う．

A.2.1 照合アルゴリズム

本小節では，アルゴリズムの詳細について述べる．

まず，登録画像上に 90 個の基準点を配置し，入力画像上の対応点を探索する（図 A.1 (a), (b)）．得られた対応関係からわかるように，指関節紋の大域的な変形は，指関節の左側と右側で大きく異なる．そこで，得られた対応ペアの中で位相限定相関関数のピーク値が閾値 th_{peak} 以上のペアだけを用いて，指関節紋画像の左半分と右半分のそれぞれに対してアフィン変換のパラメータを推定し，登録画像と入力画像の間の幾何補正を行う．登録画像の左半分に配置された基準点とその対応点をそれぞれ p_L および q_L とし，右半分に配置された基準点とその対応点をそれぞれ p_R および q_R とする．左半分および右半分の変換行列を A_L および A_R としたとき，それぞれの対応ペアの関係は，次式で与えられる．

$$\bar{p}_L = A_L \bar{q}_L \quad (\text{A.1})$$

$$\bar{p}_R = A_R \bar{q}_R \quad (\text{A.2})$$

ここで， \bar{z} は， z の同次座標系を表しており，また，

$$A_L = \begin{bmatrix} a_{11}^L & a_{12}^L & a_{13}^L \\ a_{21}^L & a_{22}^L & a_{23}^L \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (\text{A.3})$$

$$A_R = \begin{bmatrix} a_{11}^R & a_{12}^R & a_{13}^R \\ a_{21}^R & a_{22}^R & a_{23}^R \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (\text{A.4})$$

である．式 (A.1), (A.2) を最小二乗法で解くことにより，変換パラメータ A_L および A_R を推定する．図 A.1 (d), (e) が，それぞれの変換パラメータを用いて幾何補正を行った入力画像

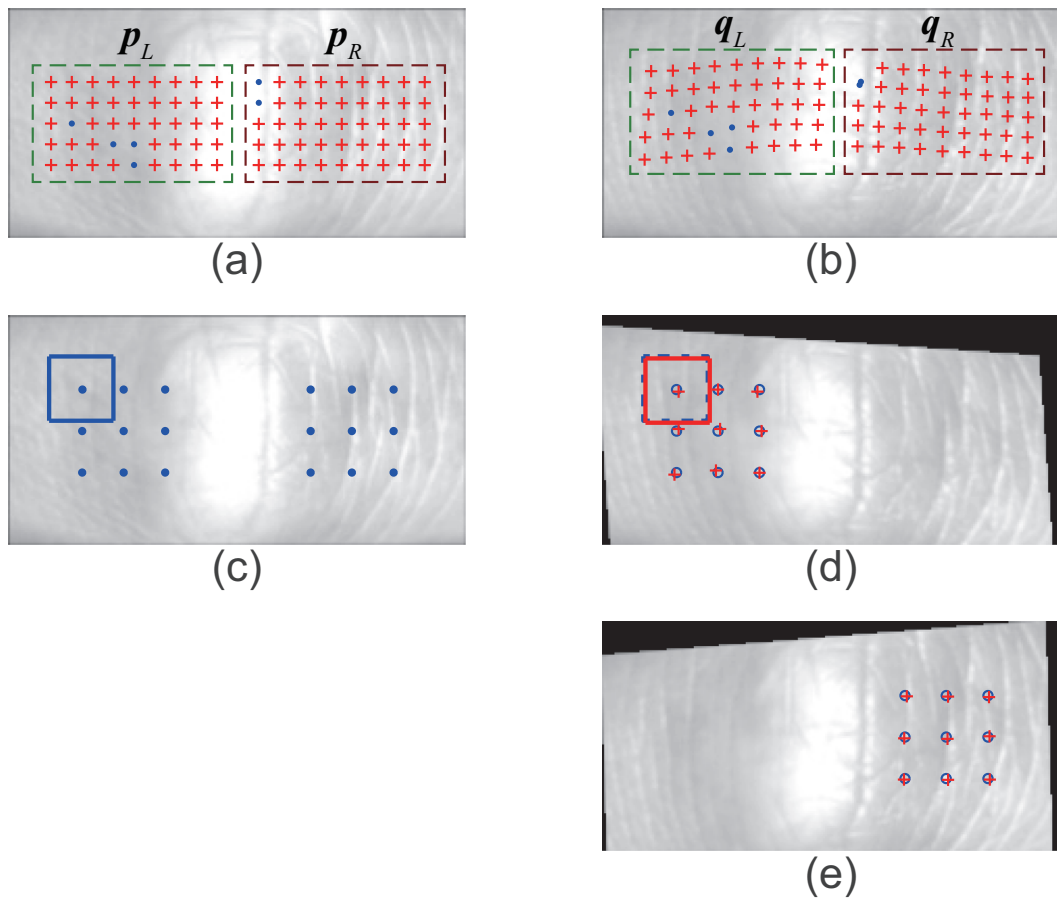


図 A.1 指関節紋照合の例：(a) 登録画像と幾何補正用に配置した基準点，(b) 入力画像と対応点（(a), (b) において “+” で示された点が，相関ピークが閾値 th_{peak} 以上の対応ペアである），(c) 照合スコア算出時に登録画像から切り出す画像ブロックの中心と切り出した画像ブロックの例，(d) A_L を用いて幾何補正を行った入力画像と照合スコア算出時に切り出す画像ブロックの中心座標，(e) A_R を用いて幾何補正を行った入力画像と照合スコア算出時に切り出す画像ブロックの中心座標（(d), (e) において “o” および “+” で示された点が，それぞれ局所的な位置合わせ前および後の画像ブロックの中心座標を示す）

である。

次に、非線形なひずみを考慮して照合スコアを算出する。ここでは、非線形なひずみを局所的な平行移動で近似できると仮定し、BLPOC に基づく局所ブロックマッチングを行う。まず、図 A.1 (c) に示すように、登録画像から 18 個の画像ブロックを切り出す。この中で、左半分から切り出した 9 個の画像ブロックは図 A.1 (d) との、右半分から切り出した 9 個の画像ブロックは図 A.1 (e) との照合に用いる。次に、図 A.1 (d) の登録画像と同じ位置から 9 個の画像ブロックを切り出し、登録画像から切り出した各画像ブロックとの間の BLPOC 関数を計算し、平行移動量を推定する。そして、推定した平行移動量を考慮して図 A.1 (d) から画像ブロックを再度切り出し、登録画像の画像ブロックとの間の BLPOC 関数を計算する。図 A.1 (e) についても同様に、各画像ブロックペアから BLPOC 関数を計算する。最後に、得られた 18 個の BLPOC 関数を平均し、そのピーク値を照合スコアとする。BLPOC 関数を平均することで、ピーク対ノイズ比を向上させることが可能である。

A.2.2 実験と考察

本小節では、一般に公開されている指関節紋画像データベースである PolyU FKP Database [46] を用いた性能評価実験について述べる。PolyU FKP Database には、165 人の左右の人差指と中指からそれぞれ 6 枚ずつ 2 回撮影された原画像 (384×288 ピクセル) と、文献 [45] で提案されたアルゴリズムにより抽出された関心領域 (Region Of Interest: ROI) 画像 (220×110 ピクセル) がそれぞれ 7,920 枚ずつ格納されている。本データベースには、照明条件の異なっていたり、非線形なひずみが生じていたりする指関節紋画像が格納されている。本実験では、それぞれの指を異なる人物のものとし ($165 \times 4 = 660$ 人)、各指について 1 回目に撮影された 6 枚を登録画像、2 回目に撮影された 6 枚を入力画像とすることで、本人同士が 23,760 ペア、他人同士が 15,657,840 ペアの照合を行う。以下では、(A) Ito らの照合アルゴリズム [16] と、(B) A.2.1 節で述べた照合アルゴリズムについて実験を行う。それぞれのアルゴリズムについて、サブピクセル対応点探索の階層数 $l_{\max} = 3$ 、画像ブロックのサイズを 48×48 ピクセルとし、平均 BLPOC 関数を計算する際の画像ブロックのサイズを 32×32 ピクセル、 $(K_1/M_1, K_2/M_2) = (0.5, 0.5)$ である。また、アルゴリズム (B) で

表 A.1 各アルゴリズムの EER [%] および d'

Algorithm	EER [%]	d'
OE-SIFT [51]	0.850	—
CompCode [50]	1.658	4.2989
ImCompCode & MagCode [50]	1.475	4.3224
BLPOC [50]	1.676	2.4745
LGIC [50]	0.402	4.5356
LGIC ₂ [52]	0.358	4.7001
Algorithm (A)	0.547	4.3905
Algorithm (B)	0.321	6.9424

は, $th_{\text{peak}} = 0.29$ とした .

表 A.1 に, 現在までに報告されている指関節紋認証アルゴリズム OE-SIFT [51], CompCode [129], ImCompCode & MagCode [45], BLPOC [47], Local Global Information Combination (LGIC) [50], LGIC₂ [52] と, アルゴリズム (A), (B) の EER および d' の値を示す . d' は, 本人ペアに対する照合スコアの分布と他人ペアに対する照合スコアの分布がどれだけ分離されているかを表す指標であり, 次式で定義されている .

$$d' = \frac{\sqrt{2} |\mu_{\text{genuine}} - \mu_{\text{imposter}}|}{\sqrt{\sigma_{\text{genuine}}^2 + \sigma_{\text{imposter}}^2}} \quad (\text{A.5})$$

ここで, μ_{genuine} および μ_{imposter} は, それぞれ本人ペアおよび他人ペアの照合スコアの平均値であり, σ_{genuine} および σ_{imposter} は, 本人ペアおよび他人ペアの照合スコアの標準偏差である . 現在までに提案されているアルゴリズムの EER と d' は, 同様の実験を行ったときの結果を, 表 A.1 に記載した文献より引用した . 表 A.1 より, アルゴリズム (B) は, 現在までに提案されているアルゴリズムと比較して, 非常に高い認証性能を有していることがわかる . また, アルゴリズム (A) は, 掌紋認証に対して提案された手法であるが, 指関節紋認証においても有効である .

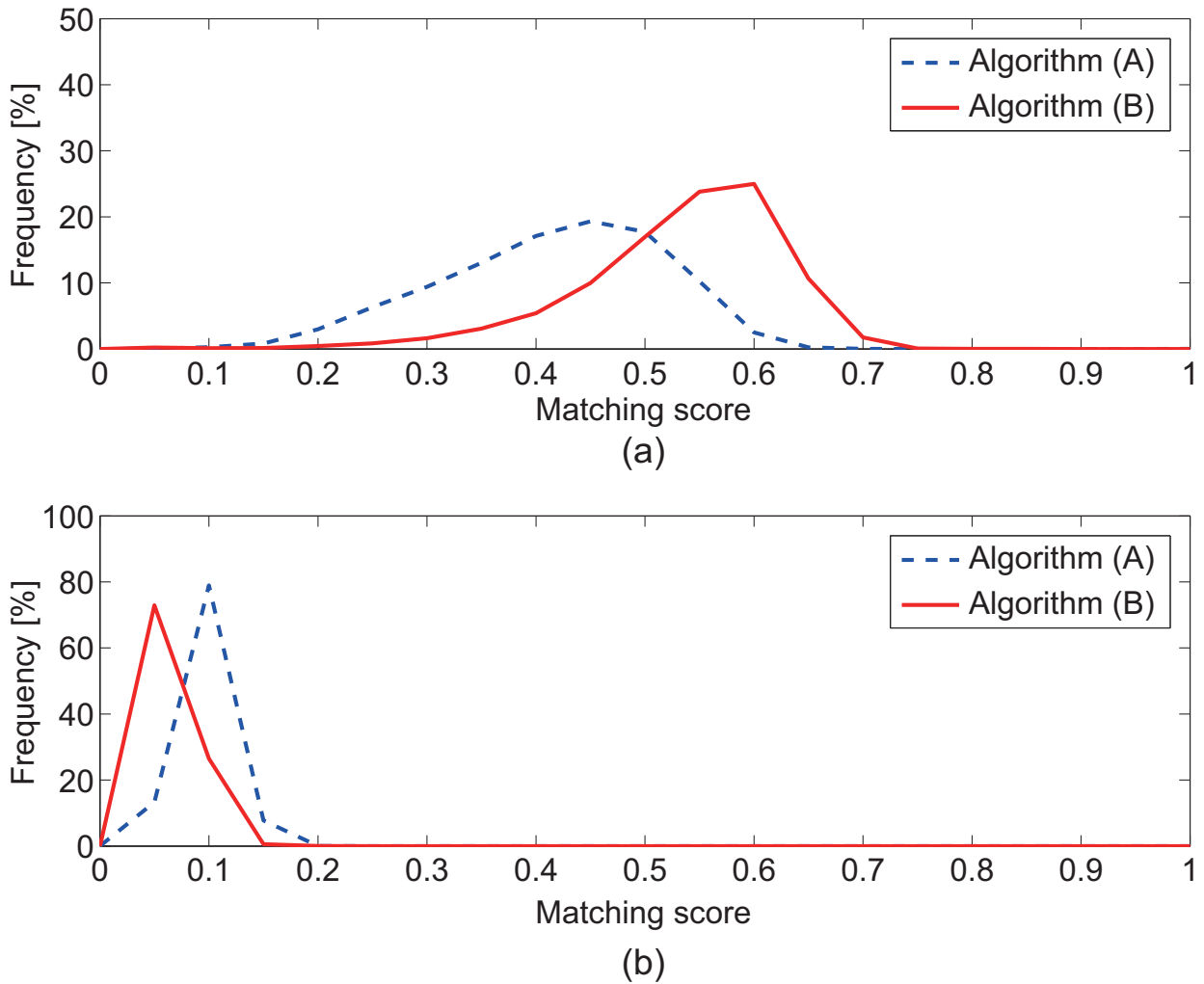


図 A.2 アルゴリズム (A), (B) の照合スコアの分布 : (a) 本人ペア , (b) 他人ペア

次に、アルゴリズム (A) とアルゴリズム (B) について比較を行う。図 A.2 は、アルゴリズム (A) および (B) の、本人ペアおよび他人ペアの照合スコアの分布である。アルゴリズム (A) と比較して、アルゴリズム (B) は、本人ペアの照合スコアが高く、他人ペアの照合スコアが低い。アルゴリズム (A) が、画像の局所的な変形を考慮して照合を行っているのに対し、アルゴリズム (B) は、画像の大域的・局所的な変形を考慮して照合を行っていることが大きな要因として考えられる。

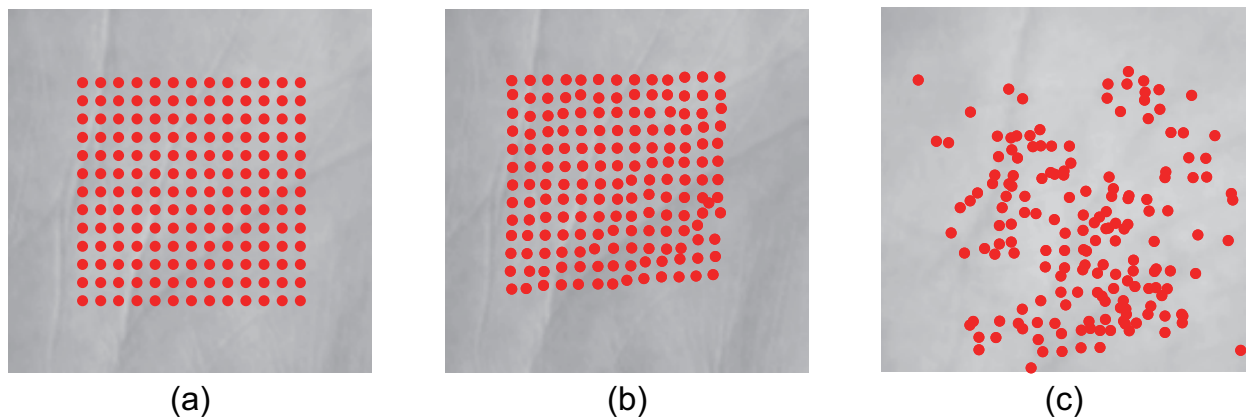


図 A.3 掌紋領域画像間の画像対応付け結果の例：(a) 登録画像と基準点，(b) 本人ペアの入力画像と対応点，(c) 他人ペアの入力画像と対応点

A.3 対応点探索を用いた掌紋照合アルゴリズム

本節では，対応点探索を用いた掌紋照合アルゴリズムについて述べる．まず，アルゴリズムの詳細について述べる．その後，一般に公開されている掌紋画像データベースである CASIA Palmprint Image Database [123] を用いた実験を通して，性能評価と考察を行う．

A.3.1 照合アルゴリズム

図 A.3 は，本人ペアおよび他人ペアについて，掌紋領域画像間で位相限定相関法に基づく対応点探索を適用した例である．この図のように，本人ペアでは，対応点が全ての基準点を一様に動かしたように配置されるのに対し，他人ペアでは，それぞれの基準点に対応する点が，全く異なった方向に動いている．以下では，対応点座標の整列度を利用した照合スコア算出のアルゴリズムの詳細について述べる．

まず，登録画像に 13×13 個の基準点を配置する(図 A.4 (a))．ここで，隣り合う基準点の間隔は 8 ピクセルとする．次に，各基準点について，入力画像上の対応点を求める(図 A.4 (b))．その後，図 A.4 (a) のように，登録画像上で隣接する基準点同士を結ぶ辺を考え，入力画像上

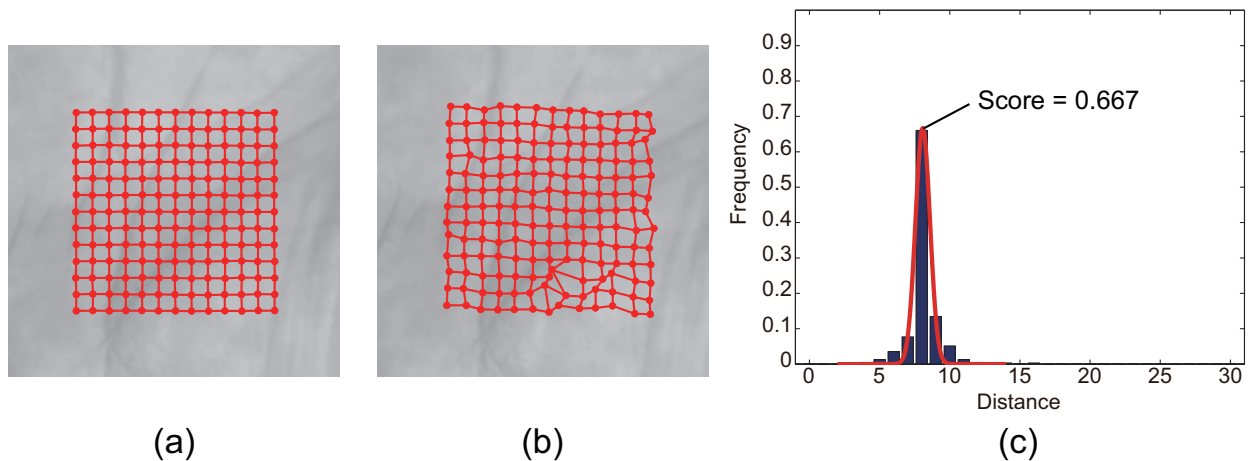


図 A.4 対応点の座標を利用した照合スコア算出：(a) 登録画像と基準点，(b) 入力画像と対応点，(c) (b) における辺の長さのヒストグラムと当てはめたガウス関数

でそれに対応する辺（図 A.4 (b)）を求める．そして，入力画像上で求めた辺の長さ d のヒストグラム $H(d)$ を求め，これに対して，次式で表されるガウス関数 $Z(d)$ を当てはめる．

$$Z(d) = \frac{\alpha}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(d-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (\text{A.6})$$

ここで，平均 μ ，分散 σ ，高さ α がフィッティングパラメータである．そして，ガウス関数の最大値 $\alpha/(\sqrt{2\pi}\sigma)$ を照合スコアとする．ただし，登録画像における辺の長さが 8 であり，前処理で掌紋領域画像間の変形がある程度補正されているため，8 よりも極端に長い，もしくは短い辺の端点は，アウトライアの可能性がある．そこで，本論文では，ガウス関数の当てはめを， $2 \leq d \leq 14$ について行う．

A.3.2 実験と考察

本小節では，一般に公開されている非接触型掌紋画像データベースである CASIA Palmprint Image Database [123] を用いた性能評価実験について述べる．このデータベースには，301 人の左右の手を撮影した 5,239 枚の画像が格納されている．同一人物の左右の手を別人であ

表 A.2 各照合アルゴリズムの Equal Error Rate

Algorithm	EER [%]
CompCode [41]	0.55
Ordinal Code [41]	0.84
SMCC [41]	0.48
Algorithm (A)	0.128
Algorithm (B)	0.147
Algorithm (A) + Algorithm (B)	0.115

ると考え、602 人分の画像として 1 対 1 認証の実験を行う。本実験における本人ペア数は 20,584、他人ペア数は 13,700,357 である。以下では、(A) Ito らの照合アルゴリズム [16] と、(B) A.3.1 節で述べた照合アルゴリズムについて比較を行う。

表 A.2 に、アルゴリズム (A)、(B) および、3 つの照合アルゴリズムについて、Equal Error Rate (EER) を示す。ここで、アルゴリズム (A)、(B) 以外の値は、文献 [41] より、本論文と同様の実験を行った結果を引用した。アルゴリズム (B) は、アルゴリズム (A) と比較して性能が若干低いですが、他の従来手法と比較すると高精度な認証が可能である。また、アルゴリズム (A) とアルゴリズム (B) のスコアを組み合わせたとき、認証性能が向上していることから、アルゴリズム (B) は、アルゴリズム (A) の補助的な役割を担うことが可能である。ここで、アルゴリズム (A) とアルゴリズム (B) は、対応点探索を行うまでは全く同じ処理を適用する。アルゴリズム (A) は、その後、各対応点ペアの近傍の画像ブロック間で帯域制限位相限定相関関数を計算するため、処理コストが大きいが、アルゴリズム (B) のヒストグラム計算およびガウス関数の当てはめは比較的高速に行うことが可能である。そのため、アルゴリズム (A) とアルゴリズム (B) の組み合わせは、アルゴリズム (A) から処理時間をほとんど増やすことなく適用可能である。

A.4 むすび

本章では，サブピクセル対応点探索を用いた指関節紋照合アルゴリズムおよび掌紋照合アルゴリズムについて述べた．指関節紋照合アルゴリズムでは，対応点探索の結果を利用して登録画像と入力画像間の大域的な画像変形を補正してから照合を行うことで，これまでのように画像の局所的なひずみのみを考慮して照合する場合よりも高い性能が得られることを示した．掌紋照合アルゴリズムでは，対応点の座標の情報を利用した照合スコア算出を行い，従来の帯域制限位相限定相関関数の相関ピーク値を照合スコアとする手法と同程度の性能が得られること，および従来手法の補助的な手段として利用することで認証性能を向上させることが可能であることを示した．

付録 B

歯科情報を用いた個人識別

B.1 まえがき

航空機墜落事故や津波，広域火災の発生時における犠牲者の身元確認では，指紋や顔，虹彩などの普段有用とされる身体的特徴を用いることができない場合が多い．そのため，このような場合でも特徴を失いにくい歯科情報（歯科所見や歯科 X 線画像，歯科レセプトなど）や DNA が，身元確認の手段として用いられる．歯科情報を用いた身元確認は，歯科医院に保管されている歯科情報（生前情報）と，ご遺体から得られた歯科情報（死後情報）とを，専門家が手作業で照合することで行われる．大規模災害のように多くの生前情報および死後情報を収集し照合する場合には，多大な時間を要するとともに，疲労などにより専門家の判断の誤りが起こる可能性が大きくなる．そのため，大災害において身元確認作業を正確かつ迅速に行うためには，情報技術による専門家の支援が不可欠なものである．筆者の所属する研究グループでは，情報技術を活用した歯科的個人識別に取り組んでいる [131], [132]．この取り組みについて，本章では，まず，歯科 X 線画像を用いた個人識別について述べる [133], [134]．その後，東日本大震災における身元確認作業を通して浮き彫りとなった課題を克服するために，現在厚生労働省で検討が進んでいる歯科診療情報の標準化について，新潟県歯科医師会が実施している実証事業で策定されたデジタル歯科情報の標準形式に基づいた個人識別について述べる [135]．

B.2 歯科 X 線画像を用いた個人識別

本節では、歯科 X 線画像を用いた個人識別について述べる。図 B.1 に、歯科 X 線画像を用いた個人識別の処理の流れを示す。この図では、1 件の入力データ（1 人の人物から撮影された歯科 X 線画像）を入力し、データベースに格納されている人物の中から同一人物の候補を抽出する。この図において、登録データは、歯科医院に保管されている歯科 X 線画像を想定している。そのため、それぞれの人物について、治療箇所が増えるほど登録画像が蓄積されることとなる。一方で、入力画像は、ご遺体から撮影される歯科 X 線画像を想定している。入力画像についても、1 人の人物について複数の画像が撮影されるのが一般的である。この条件下でデータベースから同一人物の候補を検索するためには、まず、入力歯科 X 線画像 1 枚と登録歯科 X 線画像 1 枚との間で照合スコアを算出し（図 B.1 の青枠で囲まれた部分）、その後で、人物間の照合スコアを算出する（図 B.1 の赤枠で囲まれた部分）。そして、人物間のスコアをソートし、上位数名を同一人物の候補として抽出する。以下では、まず、位相限定相関法に基づく歯科 X 線画像照合アルゴリズムについて述べる。次に、人物間のスコア算出について述べ、最後に、性能評価実験について述べる。

B.2.1 照合アルゴリズム

一般に、歯科 X 線画像の撮影では、歯科医が手動で X 線照射器と X 線感光器を配置するため、同一人物の同じ口腔内領域から撮影された歯科 X 線画像の間であっても、回転・平行移動などの幾何学的変形が生じる。また、感光器にかかる不均一な圧力や照射される X 線の角度によって、画像に歪みが生じる場合がある。領域ベースの照合アルゴリズムにおいては、これらの幾何学的な変形や局所的な歪みによって照合スコアが著しく低下してしまう。そこで、本稿で用いる歯科 X 線画像照合アルゴリズムでは、まず、登録 - 入力画像間の位置合わせを行い、その後、照合を行う。

図 B.2 に、歯科 X 線画像の照合の流れを示す。このアルゴリズムは、(i) コントラスト強調、(ii) 回転・平行移動補正、(iii) ひずみ補正、(iv) 照合スコア算出の 4 つのステップから構

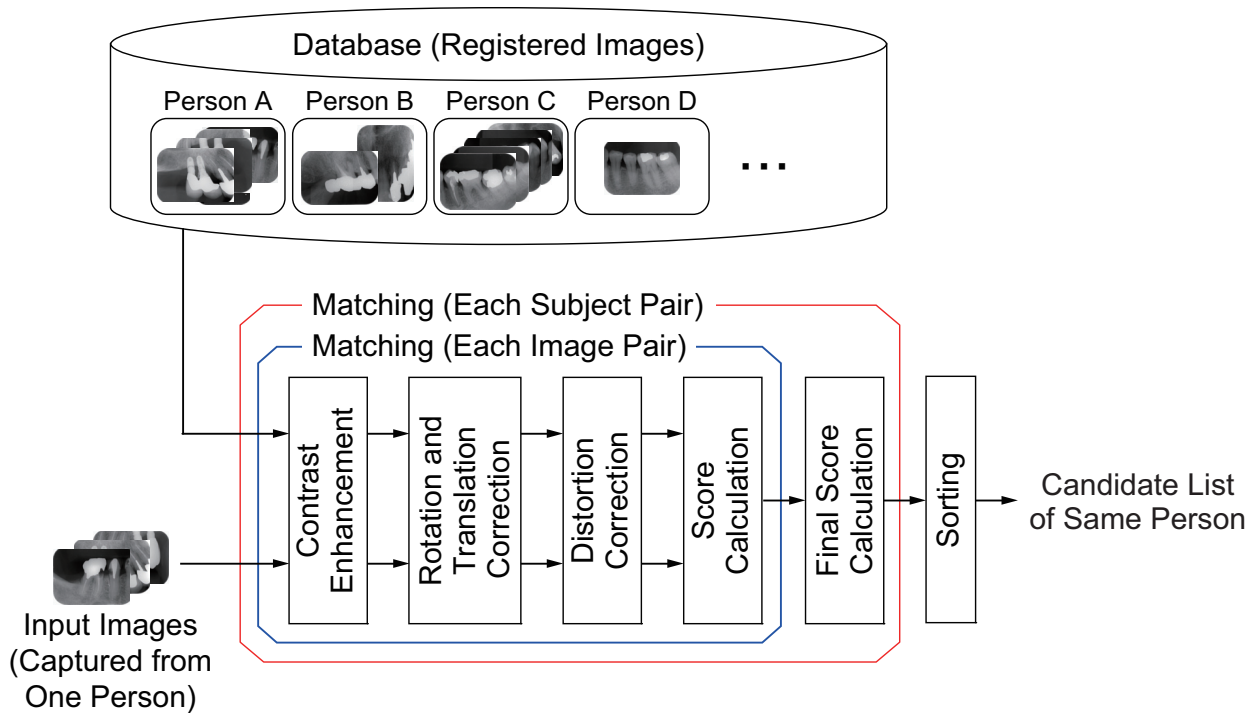


図 B.1 歯科 X 線画像を用いた個人識別の処理の流れ

成される．以下で，それぞれの処理について説明する．

(i) コントラスト強調

歯科 X 線画像は，被写体を通過する際に生じる散乱光の影響で多量のノイズが入り込む場合が多く，画像全体がぼやける．また，X 線の照射量が撮影のタイミングにより異なるため，それぞれの X 線画像でコントラストが異なる場合も多い．そこで，位置合わせの精度を向上させるために，まず，画像のコントラストを強調する．本論文では，画像のコントラスト強調に Local Area Contrast Enhancement (LACE) [1] とモルフォロジカルフィルタ [136] を利用する．図 B.2 (b) は，図 B.2 (a) に対してコントラスト強調を適用した結果である．

(ii) 回転・平行移動補正

まず，計算時間削減のために，コントラスト強調された登録画像および入力画像を，横方向が 64 ピクセルになるように縮小する．そして，入力画像を $-90^\circ \leq \phi \leq 90^\circ$ の範囲で 1° 刻みに回転させ，登録画像と間で計算した帯域制限位相限定相関関数のピーク値が最も高くなった ϕ を，2 つの画像間の回転角度とし，入力画像の補正を行う．次に，登録画像と回転補正後

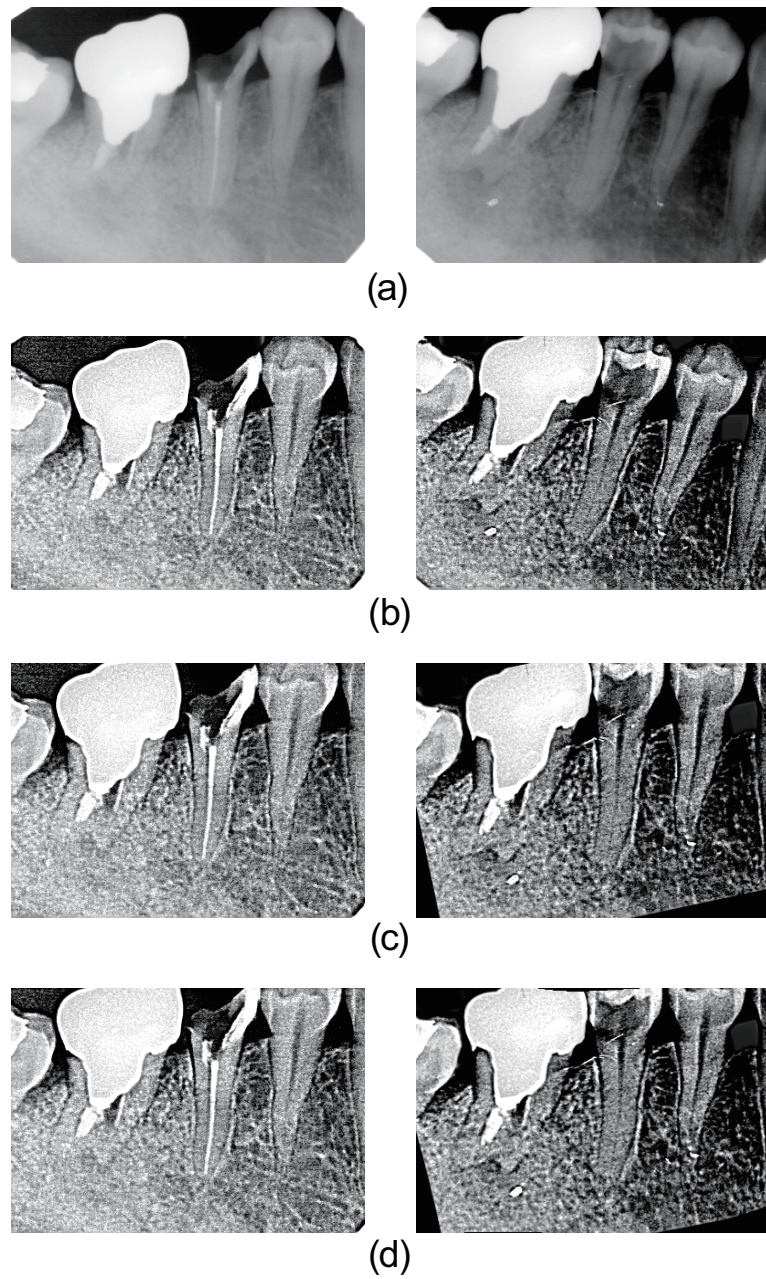


図 B.2 歯科 X 線画像照合の流れ：(a) 登録画像（左）および入力画像（右），(b) コントラスト強調後の画像，(c) 回転・平行移動補正後の画像，(d) 歪み補正後の画像

の入力画像との間で、帯域制限位相限定相関法を用いて平行移動を補正する。図 B.2 (c) に、回転補正後の画像を示す。

(iii) ひずみ補正

ひずみ補正は、まず、ハリスのコーナー検出により登録画像上で基準点を検出し、その後、サブピクセル対応点探索を用いて、入力画像上で各基準点に対応する点を探索する。そして、得られた対応関係から歪みを補正するための変形パラメータを求め、画像変形を行う。本稿では、歪み補正のための画像変形として、非線形な画像変換手法である Thin-Plate Spline (TPS) [119] を用いた。図 B.2 (d) に、ひずみ補正後の画像を示す。

(iv) 照合スコア算出

ひずみ補正後の画像間で BLPOC 関数のピーク値を計算し、照合スコアとする。本論文では、BLPOC のパラメータを $(K_1/M_1, K_2/M_2) = (0.1, 0.1)$ とした。

B.2.2 人物間のスコア算出

1 人の入力について M_R 枚、1 人の登録について M_I 枚の画像があるとき、システムでは、1 人对 1 人に対して $M_R \times M_I$ 回の照合を行う。得られた $M_R \times M_I$ 個のスコアには、本人ペアであったとしても、同一部位のペアと異なる部位のペアのスコアが混ざっているため、この影響を低減して人物間のスコアを算出する必要がある。本論文では、以下の 2 通りで最終的なスコアを算出する。

- (A) $M_R \times M_I$ 個のスコアの中から最大値を選ぶ
- (B) それぞれの入力に対して得られる M_R 個のスコアの中から最大値を選び、それら M_I 個の平均をとる

B.2.3 性能評価

2005 年から 2009 年に歯科医院で治療時に撮影された歯科 X 線画像データベース (2,145 人分・9,281 枚) を用いて、個人を識別する実験を行う。仮想的な生前 (Antemortem: AM) ・

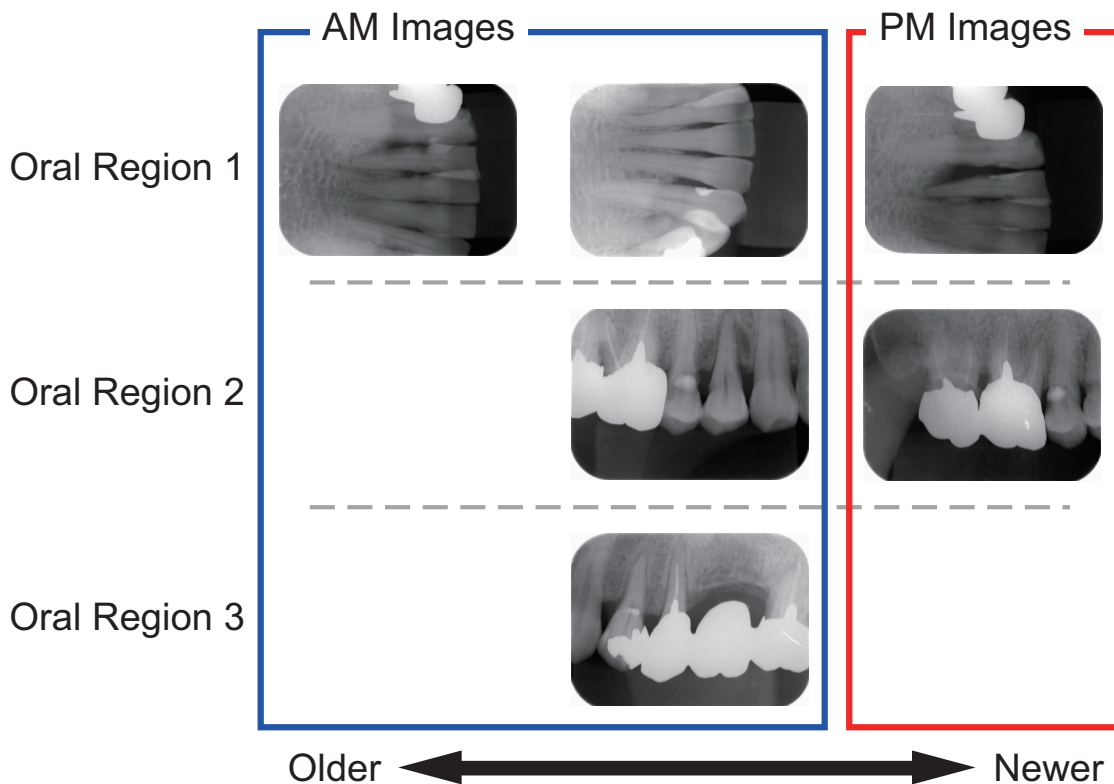


図 B.3 歯科 X 線画像の分類

死後 (Postmortem: PM) データベースを作成するために、まず、同一人物の同一部位を 2 回以上撮影した画像群を手動で検索し、撮影部位ごとに最後に撮影された画像を仮想的な死後画像と見なして抽出した (1,354 人分・2,098 枚)。図 B.3 は、実験に用いた画像の例である。次に、その中から死後画像が 3 枚以上存在する患者を探し、該当した 173 人 (519 枚) を、本実験における入力画像 (死後画像データベース) とした。そして、元となったデータベースから、死後画像と判断された 2,098 枚を取り除いた残りの 7,183 枚 (2,145 人分) を生前データベースとし、登録画像とした。実際の実験では、入力画像を 1 枚および 3 枚として登録画像と照合を行い、本人ペアの照合スコアの順位を用いて評価する Cumulative Match Characteristic (CMC) 曲線を用いて性能を評価する。入力画像として 1 人あたりに 1 部位を用いた場合には、B.2.2 節で述べた方法 (A) で $M_I = 1$ として算出した値を、3 部位を用いた場合には B.2.2 節で述べた方法 (A) および (B) のそれぞれで算出したものを、その人物ペアの照合スコアとした。

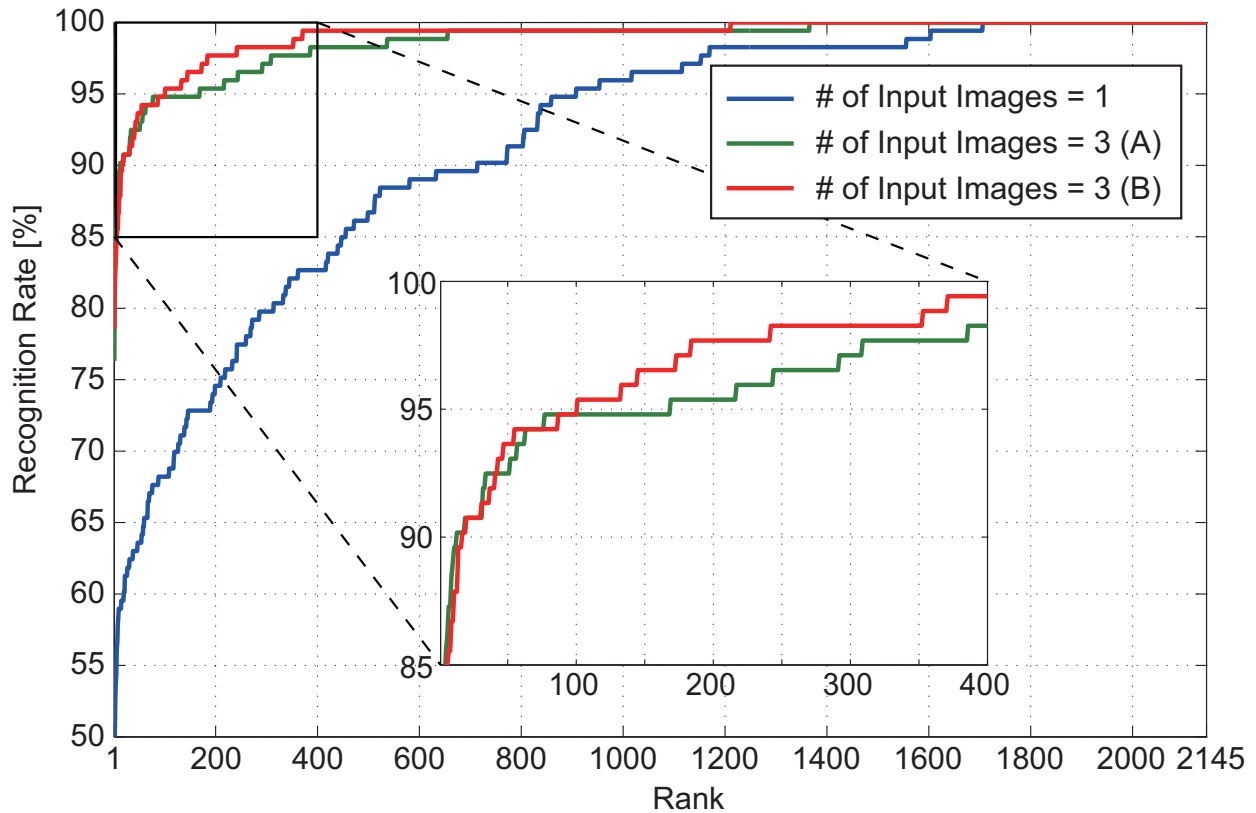


図 B.4 Cumulative Match Characteristic (CMC) 曲線

図 B.4 は、本実験で得られた CMC 曲線である。この結果より、入力として 1 部位のみを用いた場合には、9 割の識別率を達成するために全体の上位約 35% を調べる必要がある。これに対して、3 部位を用いた場合は、いずれの方法でも 1~2% 以内に収まっていることがわかる。表 B.1 にも示すように、入力-登録間に複数部位のペアが存在すれば、1 部位のみの場合と比べて遥かに高い識別率が期待できる。以上のことから、複数の部位から撮影した歯科 X 線画像の照合により、同一人物の候補を大幅に絞り込むことが可能である。

B.3 デジタル歯科情報を用いた個人識別

東日本大震災における犠牲者の身元確認では、歯科情報の中で、口腔内の状態を表すデンタルチャートなどの歯科所見が主に利用された。歯科情報を用いた身元確認作業の迅速化のために情報技術が導入され、数千人規模の大規模な歯科情報を突合し、専門家による手作業での身

表 B.1 識別率ごとの順位

Recognition rate [%]	80	90	100
# of input images = 1	314	714	1,706
# of input images = 3 (A)	2	13	1,366
# of input images = 3 (B)	2	17	1,211

元確認の対象者を割り出す作業が行われた。東日本大震災の経験を通して、歯科情報を用いて大規模災害における身元確認作業を迅速かつ正確に行うためには、歯科情報のデジタル化と情報技術の適用が不可欠であることが明らかになった。一方で、以下のような課題が浮き彫りとなった。1 つ目は、歯科医院から入手する生前情報が、主に紙媒体の診療録であったことである。そのため、歯科医師が診療録に記載された情報に基づいて推測した口腔内の状態を、手作業でデジタル化する必要があった。2 つ目は、岩手県、宮城県、福島県など、地域によって全く異なる検索システムが利用されたことである。それぞれの地域ごとに独自のデジタル歯科情報に基づいたソフトウェアが利用されていたため、複数の地域で収集したデータを統合して広域の検索を実現するために、時間を要する結果となった。3 つ目は、津波による歯科医院の流失などで、歯科情報が失われたことである。自然災害のみならず、平時でも、情報機器の故障や医院の廃業などによって歯科情報が失われる可能性がある。以上の課題を克服するためには、歯科情報を、ある標準的な形式で、デジタルデータとして歯科医院で蓄積・保管し、緊急時には、そのデータ形式に基づいた検索システムが運用されることが有効であると考えられる。このような観点から、新潟県歯科医師会では、身元確認を正確かつ迅速に行うための歯科情報としてどのような標準形式が適切か、そして、その標準化された歯科情報が、現実的な災害想定で、どの程度の個人識別性能を発揮するのかを明らかにするための実証事業を行っている [135]。筆者の所属する研究グループは、この事業において策定された 26 項目の標準プロファイルを用いた個人識別の有効性を実証するために、照合の基礎的な定式化、および具体的な照合アルゴリズムを用いた実験に協力している。以上について、本節では、26 項目の標準プロファイルを用いた照合の基礎的な定式化、および実験で検討を行った照合アルゴリズム

表 B.2 新潟県歯科医師会らが策定した標準プロファイル [135]

No.	項目	添字	No.	項目	添字
1	乳歯	Dcd	14	全部金属冠	FMC
2	健全歯	Sou	15	前装冠	HR
3	C1 - C3	C123	16	HJC, セラミックほか	HJC
4	半埋伏・埋伏	RT	17	支台歯	Abu
5	CR 充填, セメント充填ほか	CR	18	ポンティック	Pon
6	インレー, アンレー 3/4, 4/5 冠	歯冠色	19	残根, 根面板ほか	C4
7		金属色	20	欠損	MAM
8	アマルガム充填	AF	21	死後脱落の疑い	MPM
9	窩洞の形態 (金属色の 場合のみ)	切端・咬合面	22	義歯	Den
10		唇側面・頬側面	23	インプラント	Impl
11		口蓋側面・舌側面	24	仮歯あり	TeC
12		近心面	25	歯牙あり (状態は不明)	Pre
13		遠心面	26	情報なし	Non

について述べる [135]. なお, 性能評価実験の具体的な方法および結果については, 文献 [135] を参照されたい.

B.3.1 照合の基礎的な定式化

人体には, 上顎および下顎の左右にそれぞれ 8 本ずつの歯が存在する. 本節では, 右上 8 番, 左上 8 番, …, 左上 8 番, 左下 8 番, …, 右下 8 番の順番で, 1 ~ 32 の数値を歯牙に割り当てる. また, 2 値の論理値の集合 $\{0, 1\}$ を \mathbb{B} で表し, 整数および実数全体の集合をそれぞれ \mathbb{Z} および \mathbb{R} で表す.

まず, ある照合を行う対象者 (生前と死後のペア) について, 生前の i_a 番目の歯牙の状態を 2 値ベクトル

$$\mathbf{a}^{i_a} = (a_{Dcd}^{i_a}, a_{Sou}^{i_a}, \dots, a_{Non}^{i_a}) \in \mathbb{B}^{26} \quad (i_a \in \{1, 2, \dots, 32\}) \quad (\text{B.1})$$

で表す．さらに，生前の 32 本の歯列の情報を

$$\mathbf{a} = (\mathbf{a}^1, \mathbf{a}^2, \dots, \mathbf{a}^{32}) \quad (\text{B.2})$$

で表す．同様に，ある人物の死後の i_p 番目の歯牙の状態を 2 値ベクトル

$$\mathbf{p}^{i_p} = (p_{\text{Dcd}}^{i_p}, p_{\text{Sou}}^{i_p}, \dots, p_{\text{Non}}^{i_p}) \in \mathbb{B}^{26} \quad (i_p \in \{1, 2, \dots, 32\}) \quad (\text{B.3})$$

で表す．さらに，生前の 32 本の歯列の情報を

$$\mathbf{p} = (\mathbf{p}^1, \mathbf{p}^2, \dots, \mathbf{p}^{32}) \quad (\text{B.4})$$

で表す．

このとき，歯牙 \mathbf{a}^{i_a} と歯牙 \mathbf{p}^{i_p} の特徴の一致度関数を

$$Z(\mathbf{a}^{i_a}, \mathbf{p}^{i_p}) \quad \text{ただし } Z: \mathbb{B}^{52} \rightarrow \mathbb{Z} \text{ なる整数値関数} \quad (\text{B.5})$$

とする．ここで，この一致度関数は，必要に応じて実数値関数に拡張しても良い．さらに，この歯牙の一致度関数を用いて，歯列 \mathbf{a} と歯列 \mathbf{p} の類似度を定義し，これを

$$S(\mathbf{a}, \mathbf{p}) \quad \text{ただし } Z: \mathbb{B}^{1664} \rightarrow \mathbb{R} \text{ なる実数値関数} \quad (\text{B.6})$$

とおく．以下では，歯の位置がずれた場合を考慮せず，同一番号の歯牙 \mathbf{a}^i および \mathbf{p}^i を比較する単純な場合を考え，歯列 \mathbf{a} と歯列 \mathbf{p} の類似度 $S(\mathbf{a}, \mathbf{p})$ を， i 番目の歯牙の特徴の一致度関数 $Z(\mathbf{a}^i, \mathbf{p}^i)$ と重み y^i を用いて，次のように表す．

$$S(\mathbf{a}, \mathbf{p}) = \frac{\sum_{i \in \{1, 2, \dots, 32\}} y^i \cdot Z(\mathbf{a}^i, \mathbf{p}^i)}{\text{有効歯数}} \quad (\text{B.7})$$

B.3.2 一致度関数

前小節で定式化したデジタル歯科情報の照合について，本小節では，文献 [135] で検討を行った 6 つの一致度関数について述べる．なお，前小節で述べた枠組みに基いて，これ以外にも様々な一致度関数を利用することが可能である．

- **Binary_match_or**

分類を行わず、「窩洞・被覆面」、「歯牙あり」、「情報なし」以外のいずれかが一致したら $Z(a^i, p^i) = 1$ とする。

- **Binary_match_sum1**

「窩洞・被覆面」、「歯牙あり」、「情報なし」以外で一致した情報の数を $Z(a^i, p^i)$ とする
加算方式。

- **Binary_match_sum2**

Binary_match_sum1 を基本に、「歯牙あり」が一致した場合も加算。

- **Dental_finder_5classes**

歯牙の状態を「健全・齲蝕・歯冠色の部分修復」、「金属色の部分修復」、「全部修復」、「欠損」、「情報なし」の 5 分類に変換し、「情報なし」を除くいずれかの分類が一致したときに $Z(a^i, p^i) = 1$ とする。これは、東日本大震災の身元確認作業において、筆者の所属する研究グループが開発した歯科情報照合ツール“Dental Finder”で用いられた方式である。

- **Dental_finder_6classes**

Dental_finder_6classes の第 1 区分を、「健全・齲蝕」と「歯冠色の部分修復」に分離して、26 項目を 6 分類に変換し、「情報なし」を除くいずれかの分類が一致したときに $Z(a^i, p^i) = 1$ とする。

- **Dental_finder_7classes**

Dental_finder_7classes の「全部修復」を、「金属を使用した全部修復」と「金属を使用しない全部修復」とに分離して、26 項目を 7 分類に変換し、「情報なし」を除くいずれかの分類が一致したときに $Z(a^i, p^i) = 1$ とする。ただし、仮歯 (TeC) は、特例として「金属を使用した全部修復」と「金属を使用しない全部修復」のいずれにも該当するものとして変換を行う。

新潟県では、26 項目の標準プロファイルの形式で 10,000 人以上の方の歯科情報を収集し、上記 6 つの一致度関数を用いた照合実験を行っており、その方法、および結果が文献 [135]

で詳細に述べられている．実験を通して得られた知見は，次の通りである．まず，標準プロフィールのような詳細な情報を用いることで，一部の歯牙に対してのみしか情報が得られなかったり，情報を収集する際に記載ミスなどの外乱が加わったりする場合でも，本人候補の高精度な絞り込みを行うことが可能である．次に，東日本大震災の際に宮城県における身元確認作業で採用された 5 分類方式 (Dental_finder_5classes) と比較して，標準プロフィールのような詳細な情報を用いた照合 (Binary_match_or, Binary_match_sum1, および Binary_match_sum2) の方が，同一人物候補を絞り込む性能が高いことである．また，標準プロフィールの各項目について適切な重みを設定し，生前と死後で一致した場合に加点する一致度関数 (Binary_match_sum1 および Binary_match_sum2) が，同一人物候補の絞り込みの性能の観点から，他の一致度関数と比較して有利であるということである．以上のことから，26 項目の標準プロフィールのような詳細な情報を歯科医院で平時の診療の際に収集しておくことが，東日本大震災のような大規模災害において，犠牲者の迅速かつ正確な身元確認を行うための 1 つの手段として非常に有効であると考えられる．

B.4 むすび

本章では，大規模災害の身元確認作業における専門家の支援を目的とした歯科的個人識別について述べた．まず，歯科 X 線画像を用いた個人識別について述べた．性能評価実験を通して，同一の口腔内の異なる位置から撮影された複数の歯科 X 線画像を用いることで，高精度な個人識別が行えることを示した．次に，新潟県歯科医師会が実施しているデジタル歯科情報の標準化に関する実証事業で策定された，歯科情報の標準形式に基づく個人識別について述べた．新潟県歯科医師会が策定した標準プロフィールに基いた個人識別についての定式化を行い，歯牙の一致度の計算方法の例について述べた．

参考文献

- [1] J. Wayman, A. Jain, D. Maltoni, and D. Maio, *Biometric Systems*. Springer, 2005.
- [2] A. Jain, R. Bolle, and S. Pankanti, *Biometrics: Personal Identification in a Networked Society*. Norwell, MA: Kluwer, 1999.
- [3] 瀬戸洋一, バイオメトリックセキュリティ入門. ソフト・リサーチ・センター, 2004.
- [4] 社団法人日本自動認識システム協会, よくわかるバイオメトリクスの基礎. オーム社, 2005.
- [5] A. Jain, A. Ross, and S. Prabhakar, “An introduction to biometric recognition,” *IEEE Trans. Circuits and Systems for Video Technology*, Vol. 14, No. 1, pp. 4–20, Jan. 2004.
- [6] A.K. Jain, A.A. Ross, and K. Nandakumar, *Introduction to Biometrics*. Springer, 2011.
- [7] J. Daugman, “High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence,” *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 15, No. 11, pp. 1148–1161, Nov. 1993.
- [8] D. Zhang, W.-K. Kong, J. You, and M. Wong, “Online palmprint identification,” *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 25, No. 9, pp. 1041–1050, Sept. 2003.
- [9] T. Ojala, M. Pietikäinen, and Mäenpää, “Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture with local binary patterns,” *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 24, No. 7, pp. 971–987, July 2002.

- [10] D. Lowe, “Distinctive image features from scale-invariant keypoints,” *Int’l J. Computer Vision*, Vol. 60, No. 2, pp. 91–110, Jan. 2004.
- [11] 青木孝文, 伊藤康一, 柴原琢磨, 長嶋聖, “位相限定相関法に基づく高精度マシビジョン—ピクセル分解能の壁を越える画像センシング技術を目指して—,” *IEICE Fundamentals Review*, Vol. 1, No. 1, pp. 30–40, Jan. 2007.
- [12] 青木孝文, 伊藤康一, 本間尚文, “位相情報に基づく画像マッチング技術とその応用展開 —3D ビジョンからバイオメトリクスまで—,” *電子情報通信学会誌*, Vol. 90, No. 8, pp. 680–685, Aug. 2007.
- [13] M. Miura, S. Sakai, S. Aoyama, K. Ito, and T. Aoki, “High-accuracy image matching using phase-only correlation and its application,” *Proc SICE Annual Conf.*, No. TuA11-04, pp. 307–312, Aug. 2012.
- [14] K. Ito, H. Nakajima, K. Kobayashi, T. Aoki, and T. Higuchi, “A fingerprint matching algorithm using phase-only correlation,” *IEICE Trans. Fundamentals*, Vol. E87-A, No. 3, pp. 682–691, Mar. 2004.
- [15] K. Miyazawa, K. Ito, T. Aoki, K. Kobayashi, and H. Nakajima, “An effective approach for iris recognition using phase-based image matching,” *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 30, No. 10, pp. 1741–1756, Oct. 2008.
- [16] K. Ito, S. Iitsuka, and T. Aoki, “A palmprint recognition algorithm using phase-based correspondence matching,” *Proc. Int’l Conf. Image Processing*, pp. 1977–1980, Nov. 2009.
- [17] K. Ito, T. Aoki, T. Hosoi, and K. Kobayashi, “Face recognition using phase-based correspondence matching,” *Proc. Int’l Conf. Automatic Face and Gesture Recognition*, pp. 173–178, Mar. 2011.
- [18] K. Ito, A. Nikaido, T. Aoki, E. Kosuge, R. Kawamata, and I. Kashima, “A dental radiograph recognition system using phase-only correlation for human identification,” *IEICE Trans. Fundamentals*, Vol. E91-A, No. 1, pp. 298–305, Jan. 2008.
- [19] 青山章一郎, 伊藤康一, 青木孝文, “階層位相特徴を用いた画像マッチングとバイオメト

- リクス認証への応用,” 画像の認識・理解シンポジウム, No. IS2-37, pp. 1–8, Aug. 2012.
- [20] 青山章一郎, 伊藤康一, 青木孝文, “局所位相特徴に基づくバイオメトリクス認証アルゴリズムの検討,” バイオメトリクス研究会, No. BioX2012-16, pp. 92–98, Aug. 2012.
- [21] 青山章一郎, 伊藤康一, 青木孝文, “バイオメトリクス認証のための量子化局所位相特徴に関する検討,” バイオメトリクスと認識・認証シンポジウム, No. A5-3, pp. 33–39, Nov. 2012.
- [22] S. Aoyama, K. Ito, and T. Aoki, “Similarity measure using local phase feature and its application to biometric recognition,” *Proc. IEEE Computer Society Conf. Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*, pp. 180–187, June 2013.
- [23] 青山章一郎, 伊藤康一, 青木孝文, 太田陽基, “携帯電話のための非接触型掌紋認証システムの開発,” DSPTS 教育者会議, pp. 35–36, Sept. 2011.
- [24] 青山章一郎, 伊藤康一, 青木孝文, 太田陽基, “携帯電話のための掌紋認証アルゴリズムの検討,” 回路とシステムワークショップ, No. Bd1-3-3, pp. 128–133, Aug. 2011.
- [25] S. Aoyama, K. Ito, T. Aoki, and H. Ota, “A contactless palmprint recognition algorithm for mobile phones,” *Proc. Int’l Workshop on Advanced Image Technology*, No. 6A-5, pp. 409–413, Jan. 2013.
- [26] 青山章一郎, 伊藤康一, 青木孝文, 太田陽基, “携帯電話向け非接触掌紋認証アルゴリズム,” 電子情報通信学会論文誌 A, Vol. J96-A, No. 5, pp. 250–263, May 2013.
- [27] 青山章一郎, 伊藤康一, 青木孝文, “ドアレバーのための指関節紋認証システムの検討,” バイオメトリクス研究会, No. BioX2013-6, pp. 11–16, Aug. 2013.
- [28] S. Aoyama, K. Ito, and T. Aoki, “A multi-finger knuckle recognition system for door handle,” *Proc. Int’l Conf. Biometrics: Theory, Applications and Systems*, No. O-18, Sept. 2013.
- [29] D. Zhang, *Palmprint Authentication*. Kluwer Academic Publication, 2004.
- [30] W. Shu and D. Zhang, “Automated personal identification by palmprint,” *Optical Engineering*, Vol. 37, No. 8, pp. 2359–2362, Aug. 1998.
- [31] J. You, W. Li, and D. Zhang, “Hierarchical palmprint identification via multiple

- feature extraction,” *Pattern Recognition*, Vol. 35, No. 4, pp. 847–859, Apr. 2002.
- [32] W. Li, J. You, and D. Zhang, “Texture-based palmprint retrieval using a layered search scheme for personal identification,” *IEEE Trans. Multimedia*, Vol. 7, No. 5, pp. 891–898, Oct. 2005.
- [33] A. Kong, D. Zhang, and M. Kamel, “Palmprint identification using feature-level fusion,” *Pattern Recognition*, Vol. 39, No. 3, pp. 478–487, Mar. 2006.
- [34] N. Duta, A.K. Jain, and K.V. Mardia, “Matching of palmprints,” *Pattern Recognition Letters*, Vol. 23, No. 4, pp. 477–485, 2002.
- [35] C.-C. Han, H.-L. Cheng, C.-L. Lin, and K.-C. Fan, “Personal authentication using palm-print features,” *Pattern Recognition*, Vol. 36, No. 2, pp. 371–381, Feb. 2003.
- [36] C.-C. Han, “A hand-based personal authentication using a coarse-to-fine strategy,” *Image and Vision Computing*, Vol. 22, No. 11, pp. 909–918, Sept. 2004.
- [37] K. Ito, T. Aoki, H. Nakajima, K. Kobayashi, and T. Higuchi, “A palmprint recognition algorithm using phase-only correlation,” *IEICE Trans. Fundamentals*, Vol. E91-A, No. 4, pp. 1023–1030, Apr. 2008.
- [38] Erdem Yörük, Ender Konukoğlu, Bülent Sankur, and Jérôme Darbon, “Shape-based hand recognition,” *IEEE Trans. Image Processing*, Vol. 15, No. 7, pp. 1803–1815, July 2006.
- [39] A. K. Jain and J. Feng, “Latent palmprint matching,” *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 31, No. 6, pp. 1032–1047, June 2009.
- [40] A. Kumar and D. Zhang, “Personal recognition using hand shape and texture,” *IEEE Trans. Image Processing*, Vol. 15, No. 8, pp. 2454–2461, Aug. 2006.
- [41] W. Zuo, Z. Lin, Z. Guo, and D. Zhang, “The multiscale competitive code via sparse representation for palmprint verification,” *Proc. IEEE Computer Society Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 2265–2272, June 2010.
- [42] Qiushi Zhao, Wei Bu, and Xiangqian Wu, “SIFT-based image alignment for contactless palmprint verification,” *Proc. Int’l Conf. Biometrics*, pp. 1–6, June 2013.

- [43] D.L. Woodard and P.J. Flynn, “Finger surface as a biometric identifier,” *Computer Vision and Image Understanding*, Vol. 100, pp. 357–384, Dec. 2005.
- [44] A. Kumar and Y. Zhou, “Human identification using knucklecodes,” *Proc. Int’l Conf. Biometrics: Theory, Applications and Systems*, pp. 1–6, Sept. 2009.
- [45] L. Zhang, L. Zhang, D. Zhang, and H. Zhu, “Online finger-knuckle-print verification for personal authentication,” *Pattern Recognition*, Vol. 43, pp. 2560–2571, July 2010.
- [46] “PolyU FKP database.” <http://www4.comp.polyu.edu.hk/~biometrics/FKP.htm>.
- [47] L. Zhang, L. Zhang, and D. Zhang, “Finger-knuckle-print verification based on band-limited phase-only correlation,” *Lecture Notes in Computer Science (CAIP2009)*, Vol. 5702, pp. 141–148, Sept. 2009.
- [48] M. Xiong, W. Yang, and C. Sun, “Finger-knuckle-print recognition using LGBP,” *Proc. Int’l Conf. Advances in Neural Networks*, Vol. Part II, pp. 270–277, 2011.
- [49] G. S. Badrinath, A. Nigam, and P. Gupta, “An efficient finger-knuckle-print based recognition system fusing SIFT and SURF matching scores,” *Proc. Intl’ Conf. Information and Communications Security*, pp. 374–387, Nov. 2011.
- [50] L. Zhang, L. Zhang, D. Zhang, and H. Zhu, “Ensemble of local and global information for finger-knuckle-print recognition,” *Pattern Recognition*, Vol. 44, pp. 1990–1998, Sept. 2011.
- [51] A. Morales, C.M. Travieso, M.A. Ferrer, and J.B. Alonso, “Improved finger-knuckle-print authentication based on orientation enhancement,” *IEEE Electronics Letters*, Vol. 47, No. 6, pp. 380–381, Mar. 2011.
- [52] L. Zhang, L. Zhang, D. Zhang, and Z. Guo, “Phase congruency induced local features for finger-knuckle-print recognition,” *Pattern Recognition*, Vol. 45, pp. 2522–2531, July 2012.
- [53] K. Y. Cheng and A. Kumar, “Contactless finger knuckle identification using smartphones,” *Proc. Int’l Conf. Biometrics Special Interest Group*, pp. 1–6, Sept. 2012.

- [54] A. Kumar, “Can we use minor finger knuckle images to identify humans?,” *Proc. Int’l Conf. Biometrics: Theory, Applications and Systems*, pp. 55–60, Sept. 2012.
- [55] A. Kumar and Z. Xu, “Can we use second minor finger knuckle patterns to identify humans?,” *Proc. IEEE Computer Society Conf. Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*, pp. 106–112, June 2014.
- [56] L. Flom and A. Safir, “Iris recognition system.” U.S. Patent 4641349, Feb. 1987.
- [57] W. Boles and B. Boashash, “A human identification technique using images of the iris and wavelet transform,” *IEEE Trans. Signal Processing*, Vol. 46, No. 4, pp. 1185–1188, Apr. 1998.
- [58] C. Sanchez-Avila, R. Sanchez-Reillo, and D. de Martin-Roche, “Iris-based biometric recognition using dyadic wavelet transform,” *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, Vol. 17, No. 10, pp. 3–6, Oct. 2002.
- [59] S. Lim, K. Lee, O. Byeon, and T. Kim, “Efficient iris recognition through improvement of feature vector and classifier,” *ETRI Journal*, Vol. 23, No. 2, pp. 61–70, June 2001.
- [60] L. Ma, T. Tan, Y. Wang, and D. Zhang, “Efficient iris recognition by characterizing key local variations,” *IEEE Trans. on Image Processing*, Vol. 13, No. 6, pp. 739–750, June 2004.
- [61] R. Wildes, “Iris recognition: An emerging biometric technology,” *Proc. IEEE*, Vol. 85, No. 9, pp. 1348–1363, Sept. 1997.
- [62] B. V. K. Vijaya Kumar, C. Xie, and J. Thornton, “Iris verification using correlation filters,” *Lecture Notes in Computer Science (AVBPA2003)*, Vol. 2688, pp. 697–705, June 2003.
- [63] Z. Sun, T. Tan, and X. Qiu, “Graph matching iris image blocks with local binary pattern,” *Lecture Notes in Computer Science (ICB2006)*, Vol. 3832, pp. 366–372, Jan. 2006.
- [64] S. Z. Li and A. K. Jain, *Handbook of Face Recognition*. Springer, 2011.

- [65] “FERET face database.” http://www.itl.nist.gov/iad/humanid/feret/feret_master.html.
- [66] “Face recognition vendor test (FRVT).” <http://www.nist.gov/itl/iad/ig/frvt-home.cfm>.
- [67] P. J. Phillips, H. Wechsler, J. Huang, and P. Rauss, “The FERET database and evaluation procedure for face recognition,” *Image and Vision Computing*, Vol. 16, No. 5, pp. 295–306, 1993.
- [68] P. J. Phillips, H. J. Moon, S. A. Rizvi, and P. J. Rauss, “The FERET evaluation methodology for face recognition algorithms,” *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 22, No. 10, pp. 1090–1104, Oct. 2000.
- [69] Y. Adini, Y. Moses, and S. Ullman, “Face recognition: The problem of compensating for changes in illumination direction,” *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 19, No. 7, pp. 721–732, 1997.
- [70] J. J. Atick, P. A. Griffin, and A. N. Redlich, “Statistical approach to shape from shading: Reconstruction of three-dimensional face surfaces from single two-dimensional images,” *Neural Computation*, Vol. 8, No. 6, pp. 1321–1340, 1996.
- [71] R. Brunelli and T. Poggio, “HyperBF networks for real object recognition,” *Proc. Int’l Joint Conf. Artificial Intelligence*, pp. 1278–1285, 1991.
- [72] P. N. Belhumeur and D. J. Kriegman, “What is the set of images of an object under all possible illumination conditions?,” *Int’l J. Computer Vision*, Vol. 28, No. 3, pp. 245–260, 1998.
- [73] A. Shashua and T. Riklin-Raviv, “The quotient image: Class-based re-rendering and recognition with varying illuminations,” *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 23, No. 2, pp. 129–139, Feb. 2001.
- [74] T. F. Cootes, G. J. Edwards, and C. J. Taylor, “Active appearance models,” *Lecture Notes in Computer Science (ECCV1998)*, Vol. 2, pp. 484–498, 1998.
- [75] L. Wiskott, J.-M. Fellous, N. Krüger, and C. von der Malsburg, “Face recognition

- by elastic bunch graph matching,” *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 19, No. 7, pp. 775–779, July 1997.
- [76] X. Lu and A. K. Jain, “Deformation modeling for robust 3D face matching,” *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 30, No. 8, pp. 1346–1357, Aug. 2008.
- [77] K. I. Chang, K. W. Bowyer, and P. J. Flynn, “Multiple nose region matching for 3D face recognition under varying facial expression,” *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 28, No. 10, pp. 1695–1700, Oct. 2006.
- [78] T. C. Faltemier, K. W. Bowyer, and P. J. Flynn, “A region ensemble for 3-D face recognition,” *IEEE Trans. Information Forensics and Security*, Vol. 3, No. 1, pp. 62–73, Mar. 2008.
- [79] S. Ullman and R. Basri, “Recognition by linear combinations of models,” *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 13, No. 10, pp. 992–1006, Oct. 1991.
- [80] S. Akamatsu, T. Sasaki, H. Fukamachi, N. Masui, and Y. Suenaga, “An accurate and robust face identification scheme,” *Proc. Int’l Conf. Pattern Recognition*, Vol. II, pp. 217–220, 1992.
- [81] D. J. Beymer, “Face recognition under varying pose,” *Proc. IEEE Computer Society Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 756–761, June 1994.
- [82] A. S. Georghiades, P. N. Bellhumeur, and D. J. Kriegman, “From few to many: Illumination cone models for face recognition under variable lighting and pose,” *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 23, No. 6, pp. 643–660, June 2001.
- [83] W. Zhao, R. Chellappa, J. Phillips, and A. Rosenfeld, “Face recognition: A literature survey,” *ACM Computing Survey*, Vol. 35, No. 4, pp. 399–458, Aug. 2003.
- [84] A. Pentland, B. Moghaddam, and T. Starner, “View-based and modular eigenspaces for face recognition,” *IEEE Computer Society Conf. Computer Vision and Pattern*

- Recognition*, pp. 84–91, 1994.
- [85] V. Blanz and T. Vetter, “A morphable model for the synthesis of 3D faces,” *Proc. Annual Conf. Computer Graphics and Interactive Techniques*, pp. 187–194, 1999.
- [86] T. Vetter and T. Poggio, “Linear object classes and image synthesis from a single example image,” *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 19, No. 7, pp. 733–742, July 1997.
- [87] D. Beymer, “Vectorizing face images by interleaving shape and texture computations,” tech. rep., DTIC Document, 1995.
- [88] D. Beymer and T. Poggio, “Face recognition from one example view,” *Int’l Conf. Computer Vision*, pp. 500–507, 1995.
- [89] T. F. Cootes, G. V. Wheeler, K. N. Walker, and C. J. Taylor, “View-based active appearance models,” *Image and Vision Computing*, Vol. 20, No. 9, pp. 657–664, 2002.
- [90] C. Tu and J. J. Lien, “Facial occlusion reconstruction: Recovering both the global structure and the local detailed texture components,” *Lecture Notes in Computer Science (PSIVT2007)*, Vol. 4872, pp. 141–151, 2007.
- [91] A. M. Martínez, “Recognizing imprecisely localized, partially occluded, and expression variant faces from a single sample per class,” *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 24, No. 6, pp. 748–763, June 2002.
- [92] Y. Tajima, K. Ito, T. Aoki, T. Hosoi, S. Nagashima, and K. Kobayashi, “Performance improvement of face recognition algorithms using occluded-region detection,” *Proc. Int’l Conf. Biometrics*, pp. 1–8, June 2013.
- [93] A.W.-K. Kong, D. Zhang, and M. Kamel, “Feature-level fusion for effective palmprint authentication,” *Lecture Notes in Computer Science (ICBA2004)*, Vol. 3072, No. 3, pp. 761–767, July 2004.
- [94] A.W.-K. Kong and D. Zhang, “Competitive coding scheme for palmprint verification,” *Proc. Int’l Conf. Pattern Recognition*, Vol. 1, pp. 520–523, Dec. 2004.

- [95] Z. Sun, T. Tan, Y. Wang, and S.Z Li, “Ordinal palmprint representation for personal identification,” *Proc. IEEE Computer Society Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol. 1, pp. 279–284, June 2005.
- [96] Z. Sun and T. Tan, “Ordinal measures for iris recognition,” *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 31, No. 12, pp. 2211–2226, Dec. 2009.
- [97] T. Ahonen, A. Hadid, and M. Pietikäinen, “Face description with local binary patterns: Application to face recognition,” *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 28, No. 12, pp. 2037–2041, Dec. 2006.
- [98] C.-H. Chan, J. Kittler, and K. Messer, “Multi-scale local binary pattern histograms for face recognition,” *Lecture Notes in Computer Science (ICB2007)*, Vol. 4642, pp. 809–818, Aug. 2007.
- [99] L. Nanni and A. Lumini, “Local binary patterns for a hybrid fingerprint matcher,” *Pattern Recognition*, Vol. 41, pp. 3461–3466, Nov. 2008.
- [100] G. K. O. Michael, T. Connie, and B. J. T. Andrew, “Touch-less palm print biometrics: Novel design and implementation,” *Image and Vision Computing*, Vol. 26, pp. 1551–1560, July 2008.
- [101] M. A. Fischler and R. C. Bolles, “Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography,” *Comm. ACM*, Vol. 24, No. 6, pp. 381–395, June 1981.
- [102] X. Wu, Q. Zhao, and W. Bu, “A SIFT-based contactless palmprint verification approach using iterative RANSAC and local palmprint descriptors,” *Pattern Recognition*, 2014.
- [103] A. Ross, R. Jillela, J.M. Smereka, V.N. Boddeti, B.V.K.V. Kumar, R. Barnard, Xiaofei Hu, P. Pauca, and R. Plemmons, “Matching highly non-ideal ocular images: An information fusion approach,” *Proc. Int’l Conf. Biometrics*, pp. 446–453, 2012.
- [104] J. Luo, Y. Ma, E. Takikawa, S. Lao, and M. Kawade, “Person-specific SIFT features for face recognition,” *Proc. Int’l Conf. Acoustics, Speech and Signal Processing*,

- Vol. 2, pp. II-593-II-596, Apr. 2007.
- [105] B. Arbab-Zavar, M.S. Nixon, and D.J. Hurley, "On model-based analysis of ear biometrics," *Proc. Int'l Conf. Biometrics: Theory, Applications and Systems*, pp. 1-5, Sept. 2007.
- [106] A. Rattani, D. R. Kisku, M. Bicego, and M. Tistarelli, "Feature level fusion of face and fingerprint biometrics," *Proc. Int'l Conf. Biometrics: Theory, Applications and Systems*, pp. 1-6, Sept. 2007.
- [107] U. Park, S. Pankanti, and A.K. Jain, "Fingerprint verification using SIFT features," *Proc. SPIE Defence and Security Symposium*, Vol. 6944, Mar. 2008.
- [108] D. Maltoni, D. Maio, A. K. Jain, and S. Prabhakar, *Handbook of Fingerprint Recognition*. Springer, 2003.
- [109] R. M. Bolle, J. H. Connell, S. Pankanti, N. K. Ratha, and A. W. Senior, "The relation between the ROC curve and the CMC," *Proc. IEEE Workshop Automatic Identification Advanced Technologies*, pp. 15-20, 2005.
- [110] "Fingerprint verification competition (FVC) 2002." <http://bias.csr.unibo.it/fvc2002/>.
- [111] C. D. Kuglin and D. C. Hines, "The phase correlation image alignment method," *Proc. Int'l Conf. Cybernetics and Society*, pp. 163-165, 1975.
- [112] Q. Chen, M. Defrise, and F. Deconinck, "Symmetric phase-only matched filtering of Fourier-Mellin transforms for image registration and recognition," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 16, No. 12, pp. 1156-1168, Dec. 1994.
- [113] G. A. Thomas, "Television motion measurement for DATV and other applications," *BBC Research Department Report*, Sept. 1987.
- [114] K. Takita, T. Aoki, Y. Sasaki, T. Higuchi, and K. Kobayashi, "High-accuracy sub-pixel image registration based on phase-only correlation," *IEICE Trans. Fundamentals*, Vol. E86-A, No. 8, pp. 1925-1934, Aug. 2003.

- [115] K. Takita, M. A. Muquit, T. Aoki, and T. Higuchi, “A sub-pixel correspondence search technique for computer vision applications,” *IEICE Trans. Fundamentals*, Vol. E87-A, No. 8, pp. 1913–1923, Aug. 2004.
- [116] M. A. Muquit, T. Shibahara, and T. Aoki, “A high-accuracy passive 3D measurement system using phase-based image matching,” *IEICE Trans. Fundamentals*, Vol. E89-A, No. 3, pp. 686–697, Mar. 2006.
- [117] S. Iitsuka, K. Ito, and T. Aoki, “A practical palmprint recognition algorithm using phase information,” *Proc. Int’l Conf. Pattern Recognition*, No. WeBCT9.18, pp. 1–4, Dec. 2008.
- [118] S. Aoyama, K. Ito, and T. Aoki, “A finger-knuckle-print recognition algorithm using phase-based local block matching,” *Information Sciences*, Vol. 268, pp. 53–64, June 2014.
- [119] F. L. Bookstein, “Principal warps: Thin-plate splines and the decomposition of deformations,” *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 11, No. 6, pp. 567–585, June 1989.
- [120] 金谷健一, *これなら分かる最適化数学*. 共立出版, 2005.
- [121] S. Nagashima, T. Aoki, T. Higuchi, and K. Kobayashi, “A subpixel image matching technique using phase-only correlation,” *Proc. Int’l Symp. Intelligent Signal Processing and Communication Systems*, pp. 375–378, Dec. 2006.
- [122] “PolyU palmprint database.” <http://www4.comp.polyu.edu.hk/~biometrics/>.
- [123] “CASIA palmprint image database.” <http://www.cbsr.ia.ac.cn/english/PalmprintDatabases.asp>.
- [124] “CASIA iris image database.” <http://www.cbsr.ia.ac.cn/english/IrisDatabase.asp>.
- [125] “Iris Challenge Evaluation (ICE).” <http://www.nist.gov/itl/iad/ig/ice.cfm>.
- [126] J.R. Beveridge, D. Bolme, B.A. Draper, and M. Teixeira, “The CSU face identification evaluation system,” *Machine Vision and Applications*, Vol. 16, pp. 128–138,

- 2005.
- [127] H. Ota, S. Aoyama, R. Watanabe, K. Ito, Y. Miyake, and T. Aoki, “Implementation and evaluation of a remote authentication system using touchless palmprint recognition,” *Multimedia Systems*, No. 2, pp. 117–129, Mar. 2013.
- [128] Rafael C. Gonzalez and Richard E. Woods, *Digital Image Processing*. Pearson Education, 1992.
- [129] L. Zhang, L. Zhang, and D. Zhang, “Finger-knuckle-print: A new biometric identifier,” *Proc. Int’l Conf. Image Processing*, pp. 1981–1984, Nov. 2009.
- [130] V. Roux, S. Aoyama, K. Ito, and T. Aoki, “Performance improvement of phase-based correspondence matching for palmprint recognition,” *Proc. IEEE Computer Society Conf. Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*, pp. 70–77, June 2014.
- [131] 青木孝文, 伊藤康一, 青山章一郎, 小菅栄子, “第 2 編・第 1 章・第 4 節 災害による犠牲者の身元確認のためのシステム開発—東日本大震災で活用された歯科的個人識別の実際—,” エヌ・ティー・エス 高精度化する個人認証技術～身体的、行動的認証からシステム開発、事例、国際標準化まで～, Nov. 2014.
- [132] “身元確認と情報技術.” <http://www.aoki.ecei.tohoku.ac.jp/dvi/>.
- [133] 青山章一郎, 伊藤康一, 青木孝文, 小菅栄子, 篠原瑞男, “歯科 X 線画像を用いた身元確認システムの大規模評価実験,” 電気関係学会東北支部連合大会, No. 2D06, p. 122, Aug. 2010.
- [134] 青山章一郎, 伊藤康一, 青木孝文, 小菅栄子, 篠原瑞男, “大規模災害のための歯科 X 線画像認識システムと性能評価,” 映像情報メディア学会技術報告, Vol. 34, No. 34, pp. 27–30, Aug. 2010.
- [135] 一般社団法人新潟県歯科医師会 (研究代表者 五十嵐治), “厚生労働省委託事業歯科診療情報の標準化に関する実証事業報告書,” Mar. 2014.
- [136] P. Soille, *Morphological Image Analysis*. Springer, 1999.

謝辞

本論文は、著者が東北大学 大学院情報科学研究科 情報基礎科学専攻 計算機構論分野（青木・本間研究室）において行った研究を取りまとめたものであります。本研究を推し進めるにあたり、多くの方々からご協力とご助言をいただきました。

恩師 青木孝文教授には、研究に対する懇切なるご指導と終始変わらぬ励ましをいただきました。研究だけでなく、何事に対しても情熱的に取り組む先生のご姿勢から、非常に多くのことを学ばせていただきました。学部 4 年次から博士後期課程修了まで、6 年間に渡り先生のもとで研究を行えたことは、私にとって大変な幸運であり、今後の人生の大きな糧になると確信しております。ここに改めて深く感謝の意を表します。

本論文をまとめるにあたり、田中和之教授ならびに大町真一郎教授より、それぞれのご専門の立場から有意義なご意見を賜りました。ここに深く感謝致します。

本間尚文准教授には、学部 4 年次から本論文をまとめるに至るまで、研究全般に関する有意義なご意見を多数賜りました。ここに改めて深く感謝致します。

株式会社 KDDI 研究所の太田陽基氏には、非接触型掌紋認証に関して熱心なご討論をいただくと同時に、有益なご助言をいただきました。ここに改めて深く感謝の意を表します。

トライポッドワークス株式会社の渋谷義博氏ならびに梶原道人氏には、非接触型掌紋認証のデモおよび携帯電話を用いた認証アプリの開発においてご協力いただきました。ここに改めて深く感謝の意を表します。

篠原歯科医院開業・群馬県検視警察医の小菅栄子先生ならびに新潟県歯科医師会の五十嵐治先生、松崎正樹先生、瀬賀吉樹氏には、歯科的個人識別について、有意義なご意見をいただきました。ここに深く感謝致します。

元宮城県警察本部刑事部鑑識課鑑識官・機動鑑識隊長伊東哲男氏，元宮城県歯科医師会大規模災害対策本部身元確認班班長江澤庸博先生ならびに宮城県歯科医師会大規模災害対策本部身元確認班班長柏崎潤先生には，東日本大震災における身元確認作業を通して，歯科的個人識別について大変多くのことをご教示いただきました．実際に現場に携われたことは，研究を進める上で重要な指針となりました．ここに改めて深く感謝致します．

アズビル株式会社の中島寛氏，長嶋聖博士には，共同研究を通して位相限定相関法に基づく画像処理について有益なご討論をいただきました．ここに改めて深く感謝致します．

携帯電話を用いた掌紋認証システムの性能評価用画像データベース作成の際には，トライポッドワークス株式会社および研究室有志より画像を提供していただきました．ドアレバーを用いた指関節紋認証システムの性能評価用画像データベース作成の際には，東北インフォメーション・システムズ株式会社，東杜シーテック株式会社，トライポッドワークス株式会社，および研究室有志より画像を提供していただきました．ここに深くお礼申し上げます．

伊藤康一助教には，学部 4 年次から研究全般に関する懇切なるご指導と終始変わらぬ励ましをいただくとともに，本論文の執筆においても様々なご助言を賜りました．ここに改めて深く感謝の意を表します．

青木・本間研究室の酒井修二氏，三浦衛氏ならびに Luis Rafael Marval Pérez 氏には，学部 4 年次より本研究に関する活発なご討論をいただくとともに，本論文執筆においても有益なご助言をいただきました．ここに深くお礼申し上げます．

Institut Supérieur d'Électronique de Paris の Vincent Roux 氏，青木・本間研究室の佐藤拓杜氏，草薙大地氏には，本研究に関する様々なご意見やご協力をいただきました．ここに改めて深くお礼申し上げます．

日頃の研究室生活において様々な面でご協力頂いた研究室諸氏に心よりお礼申し上げます．

このように，本研究を行うにあたり，多くの方々からご協力とご助言を頂きました．私一人の力では，到底このような形で研究を取りまとめ，論文として著すことはできませんでした．諸氏に重ねて厚くお礼申し上げます．

最後に，博士後期課程に進み研究を行うことに理解を示し，最後まで研究生生活を応援してくれた家族に心から感謝の意を表して本論文を結びます．

2015年1月20日