
バイオメトリクス認証のための 特徴点の対応関係に基づく スコア計算手法の検討

伊藤 康一, 青山 章一郎, 青木 孝文
東北大学 大学院情報科学研究科

画像対応付け

- 画像間で一致する画素を見つける処理である
- 主な手法
 - 2000年前: **SAD**や**SSD**などの差分に基づくブロックマッチングによる全探索あるいは階層探索を用いて画像対応付けが行われていた
 - 2000年以降: **SIFT**の発明により, それぞれの画像上に検出された特徴点の周囲で定義された記述子に基づいて対応付けが行われるようになった
- 用途
 - ステレオビジョン(3次元復元), 物体認識, 幾何補正, トラッキングなど

画像処理において基本となる重要な技術に位置づけられ, 画像対応付けに基づいた多くの応用が検討されている

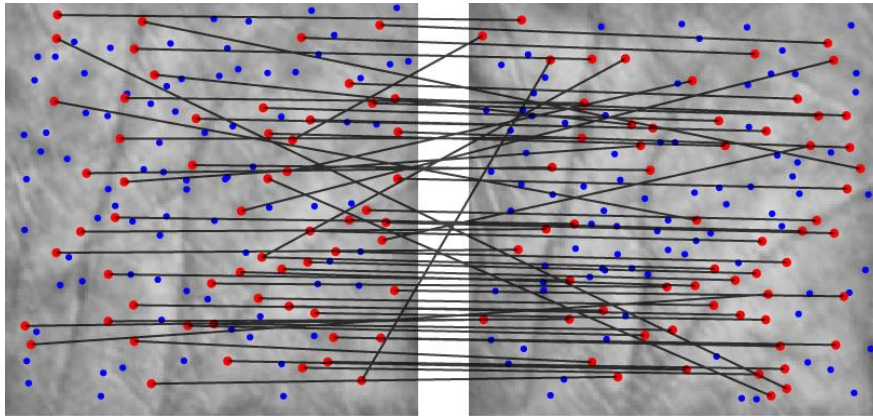
バイオメトリクスにおける画像対応付け

SIFTに基づく対応付けを用いた照合アルゴリズムの例

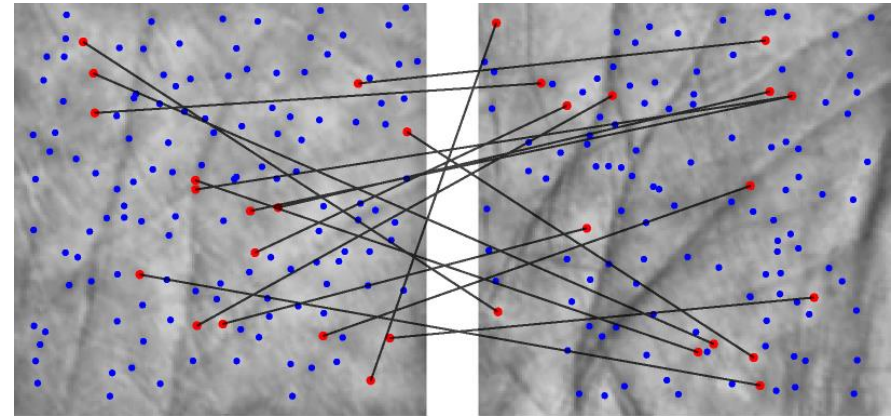
Modality	Authors	Title (Conference)	Year
Fingerprint	U. Park et al.	Fingerprint verification using SIFT features (SPIE DSS)	2008
Face	M. Bicego et al.	On the use of SIFT features for face authentication (CVPRW)	2006
Face	J. Luo et al.	Person-specific SIFT features for face recognition (ICASSP)	2007
Palmprint	J. Chen et al.	Using SIFT features in palmprint authentication (ICPR)	2008
Finger knuckle	G.S. Badrinath et al.	An efficient finger-knuckle-print based recognition system fusing SIFT and SURF matching scores (ICICS)	2011

Google Scholar で “biometrics SIFT matching” というキーワードを検索すると、5,680件の論文がヒットする (2014.10.14)

スコア算出について



本人ペア



他人ペア

※ 点は検出された特徴点を, 赤点是对応付けられた点を示す

- それぞれの画像で特徴点を検出し, 特徴点の周囲の情報から記述子を定義する
- 記述子間の距離に従って対応点を求める
- バイオメトリクスでは, 特徴点の数に対する対応点の数の割合を照合スコアとする場合が多い
- 対応点ペアの座標情報を使わずに照合スコアを算出している

提案手法

■ これまでのスコア算出手法

- 対応点の数に応じた照合スコアになっている
- 対応付けられた点の位置情報を無視している

■ 提案するスコア算出手法

- 対応点の位置情報を考慮してスコアを定義する
- 対応点の数に基づいたスコアと組み合わせることができる

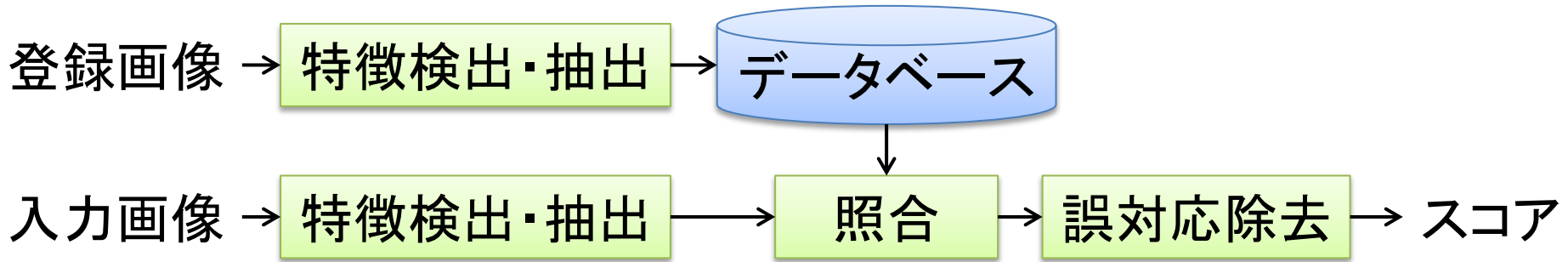
- ◆ 基本的なアイディアは、下記論文で報告済みである
- ◆ 本発表では、下記論文の手法を一般化した手法である
- ◆ 掌紋を例とする

Vincent Roux, Shoichiro Aoyama, Koichi Ito and Takafumi Aoki, "Performance improvement of phase-based correspondence matching for palmprint recognition," Proc. CVPRW, pp. 70--77, June 2014.

発表手順

- 背景・目的
- 対応付けを用いた照合アルゴリズム
- 対応点の位置情報を用いた照合スコア
- 性能評価実験
- まとめ・今後の課題

画像対応付けに基づく照合アルゴリズム



画像対応付けに基づく照合アルゴリズムの一般的な処理フロー

- 登録・入力画像から特徴点を検出し，特徴点の周囲の情報から記述子を定義する
- 記述子間の距離に基づいて照合する
- 画像間の(近似)変形モデルに基づいて誤対応点を除去する
- 対応点の数に応じてスコアを算出する

$$\text{和の場合: } S = \frac{C \times 2}{N_{reg} + N_{in}} \quad \text{積の場合: } S = \frac{C^2}{N_{reg} N_{in}}$$

C : 対応点数
 N_{reg} : 特徴点数(登録)
 N_{in} : 特徴点数(入力)

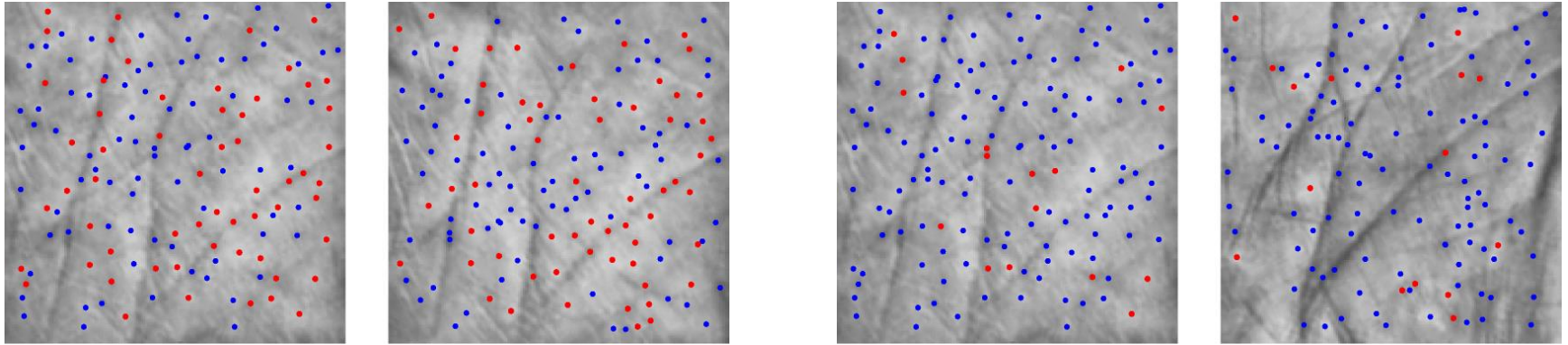
対応付け手法

- Scale-Invariant Feature Transform (SIFT) [1]
 - 幅広い分野で用いられている特徴ベースのマッチング手法
 - 画像間の幾何変形(拡大縮小・回転・平行移動)などにロバスト
 - 疎な対応関係しか求められない
- Phase-Only Correlation (POC) [2]
 - 画像を離散フーリエ変換して得られる位相情報を用いた画像マッチング手法
 - 画像の平行移動にロバストだが, 大きな変形に弱い
 - 密な対応関係を求めることができる

[1] D. Lowe, "Distinctive image features from scale-invariant keypoints," Int'l J. Computer Vision, vol.60, no.2, pp.91--110, Jan. 2004.

[2] K. Takita et al., "A sub-pixel correspondence search technique for computer vision applications," IEICE Trans. Fundamentals, vol.E87-A, no.8, pp.1913--1923, Aug. 2004.

対応付けの結果 (SIFT)



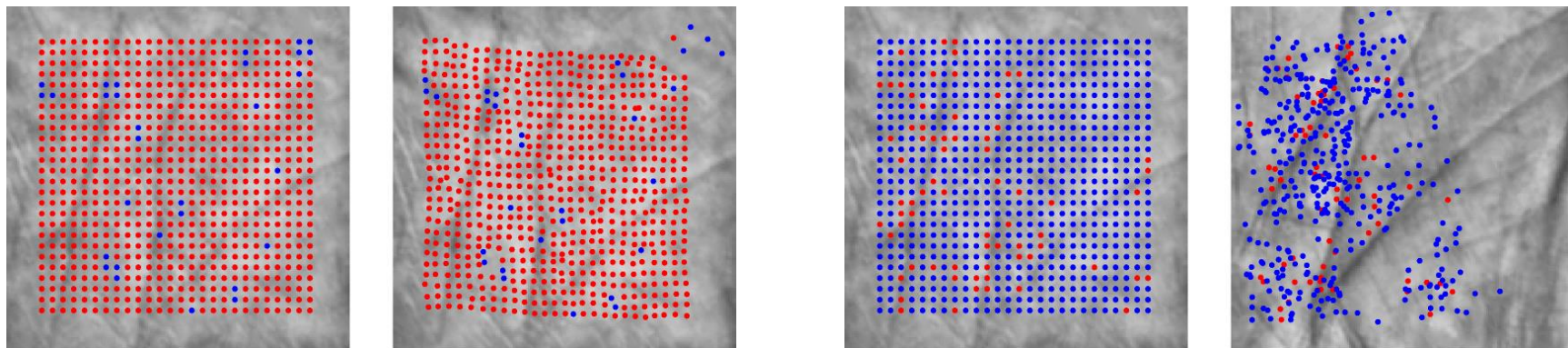
本人ペア

他人ペア

※ 点は検出された特徴点を, 赤点は対応付けられた点を示す
※ RANSAC等で誤対応点を除去していない

- 本人ペアでも他人ペアでも同程度の数の特徴点が検出されている
- 本人ペアの方が対応点の数が多く, 対応点数を使うことで照合を行うことができる
- 他人ペアは, 対応点の数が少ないだけでなく, 位置もバラバラである

対応付けの結果 (POC)



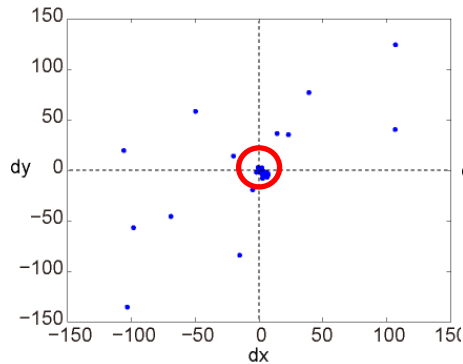
本人ペア

他人ペア

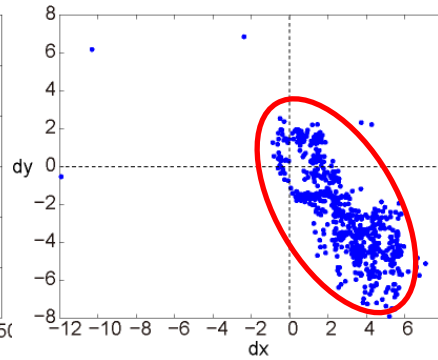
※ 点は検出された特徴点を, 赤点是对应付けられた点を示す
※ RANSAC等で誤対応点を除去していない

- 任意の位置に基準点を配置できるので, 格子状に密に基準点を配置した
- 本人ペアは, 対応点の位置が画像間のひずみを表しており, 対応点の数も多い
- 他人ペアは, 対応点の位置がバラバラで, 対応点の数も少ない

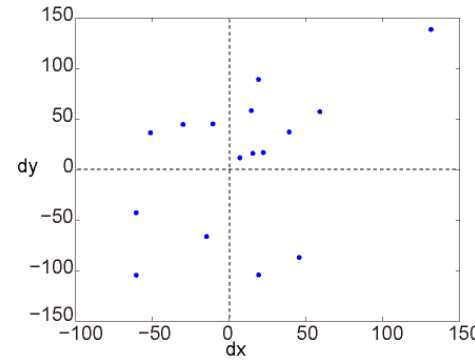
対応点の関係について



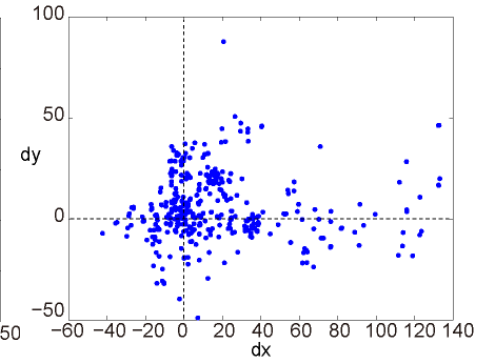
SIFT(本人)



POC(本人)



SIFT(他人)

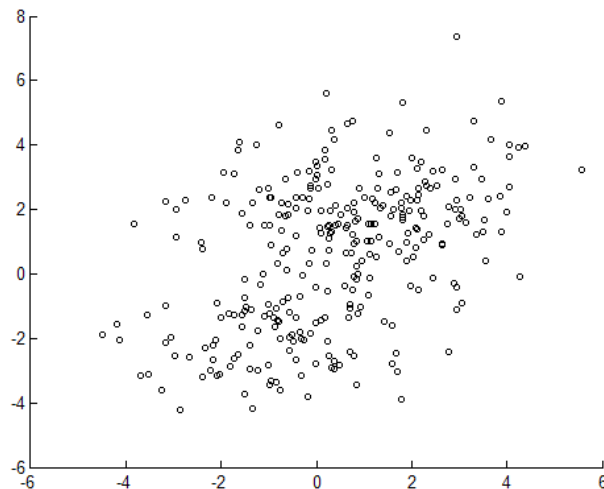


POC(他人)

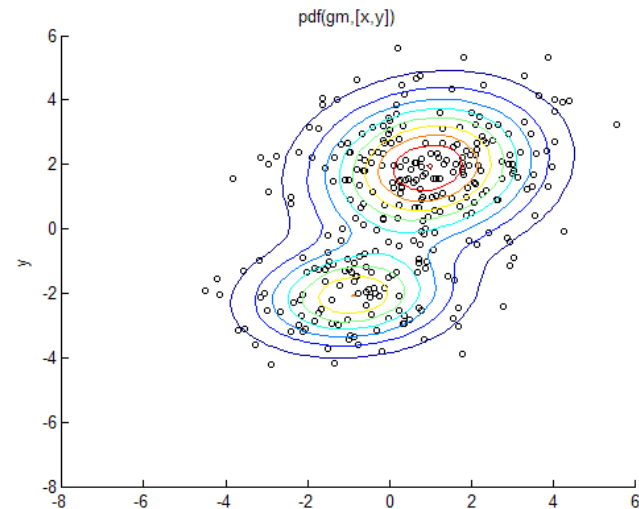
- 対応点ペアの x 座標と y 座標の差を求める
- 本人ペアの場合は, 局所領域に集中している
- 他人ペアの場合は, 広く分散している

分布の集中度を調べることにより, 対応点の位置に基づいた照合スコアを定義することができるのではないか?

Gaussian Mixture Model (GMM)



特徴分布



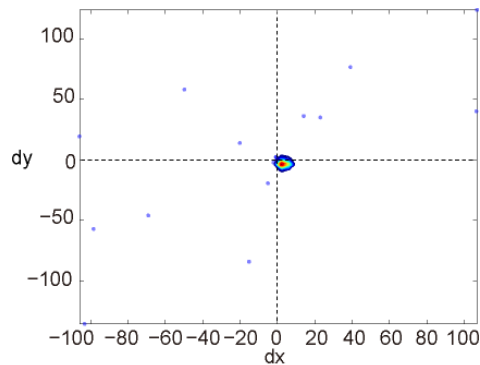
推定されたGMM

参照元: <http://www.mathworks.co.jp/help/stats/gmdistribution.fit.html?refresh=true>

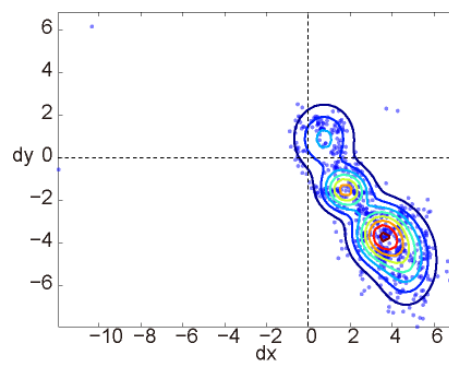
- 複数のガウス分布の重ね合わせで表現されるモデルである
- たとえば、多次元の特徴量を持つデータ点の集合を分類するために使われる
- EMアルゴリズムに基づく最尤推定により、ガウス分布のパラメータ(平均と分散)と混合係数を求める

G.J. McLachlan and D. Peel, Finite Mixture Models, Wiley, 2000.

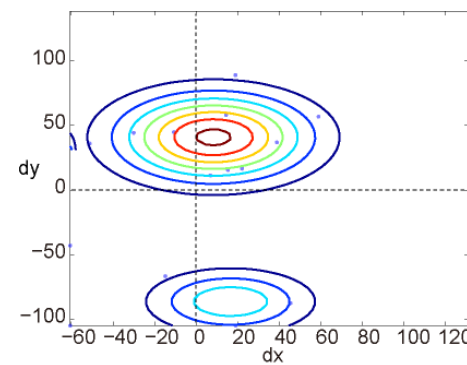
GMMのフィッティング



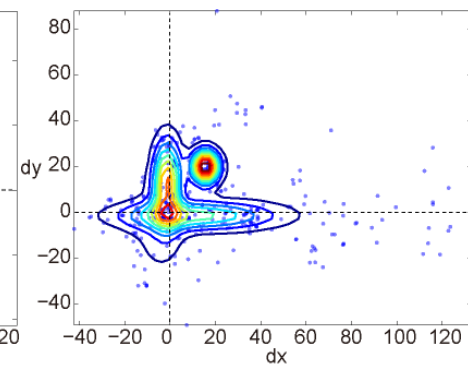
SIFT(本人)



POC(本人)



SIFT(他人)



POC(他人)

- 本人ペアの場合は、集中しているところに混合係数が大きなガウス分布が当てはめられる
- 他人ペアの場合は、分散が大きいガウス分布が当てはめられる

ガウス分布のパラメータに基づいてスコアを定義できるのではないか

スコア算出

- 多次元のガウス分布は、次式で定義される
(今回は2次元とする)

$$G_i = \frac{1}{2\pi\sqrt{|\Sigma_i|}} \exp\left(-\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_i)^T \Sigma_i^{-1}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_i)\right)$$

i 番目の混合係数 m_i を持つガウス分布であり、平均 $\boldsymbol{\mu}$ 、分散共分散行列 Σ で表される

- 混合係数が最大のガウス分布がもっともよく分布を表しているので、そのときの集中度(ガウス分布の高さ)を次式で求め、照合スコアとする

$$S = \frac{1}{2\pi\sqrt{|\Sigma_M|}} \quad M = \arg \max_i m_i$$

MATLABスクリプト (SIFT版)

```
run('./vlfeat-0.9.18/toolbox/vl_setup');
```

ライブラリの読み込み

```
[f1 d1] = vl_sift(single(im1),'PeakThresh',1,'edgethresh',10);  
[f2 d2] = vl_sift(single(im2),'PeakThresh',1,'edgethresh',10);
```

SIFT特徴の
抽出

```
[matches scores] = vl_ubcmatch(d1,d2,1.3);
```

SIFT特徴の照合

```
dx = f1(1,matches(1,:))-f2(1,matches(2,:));  
dy = f1(2,matches(1,:))-f2(2,matches(2,:));
```

対応点の距離計算

```
[means covariances priors] = vl_gmm([dx; dy],5);
```

GMMフィッティング

```
[dummy ii] = max(priors);  
score(1) = 1/(2*pi*sqrt(covariances(1,ii))*sqrt(covariances(2,ii)));  
score(2) = size(matches,2)^2/size(f1,2)/size(f2,2);
```

スコア
算出

VLFeat: <http://www.vlfeat.org/>

実験条件

- データベース: CASIA Palmprint Image Database [1]
 - 非接触(非拘束)で撮影された手のひら画像
 - 301人の被験者の左右の手のひら(合計:5,239枚)
- 性能評価実験
 - 左右を別人として, 602人分の手のひらとする
 - 1対1の照合を行い, Equal Error Rate (EER) で性能を評価する
本人ペア:20,584 ペア, 他人ペア:13,700,357 ペア
 - Zhangらの手法 [2] を用いて手のひら画像から掌紋領域を抽出する
 - 掌紋領域画像は, 160x160画素とする

[1] CASIA palmprint database: <http://www.cbsr.ia.ac.cn/english/PalmprintDatabases.asp>

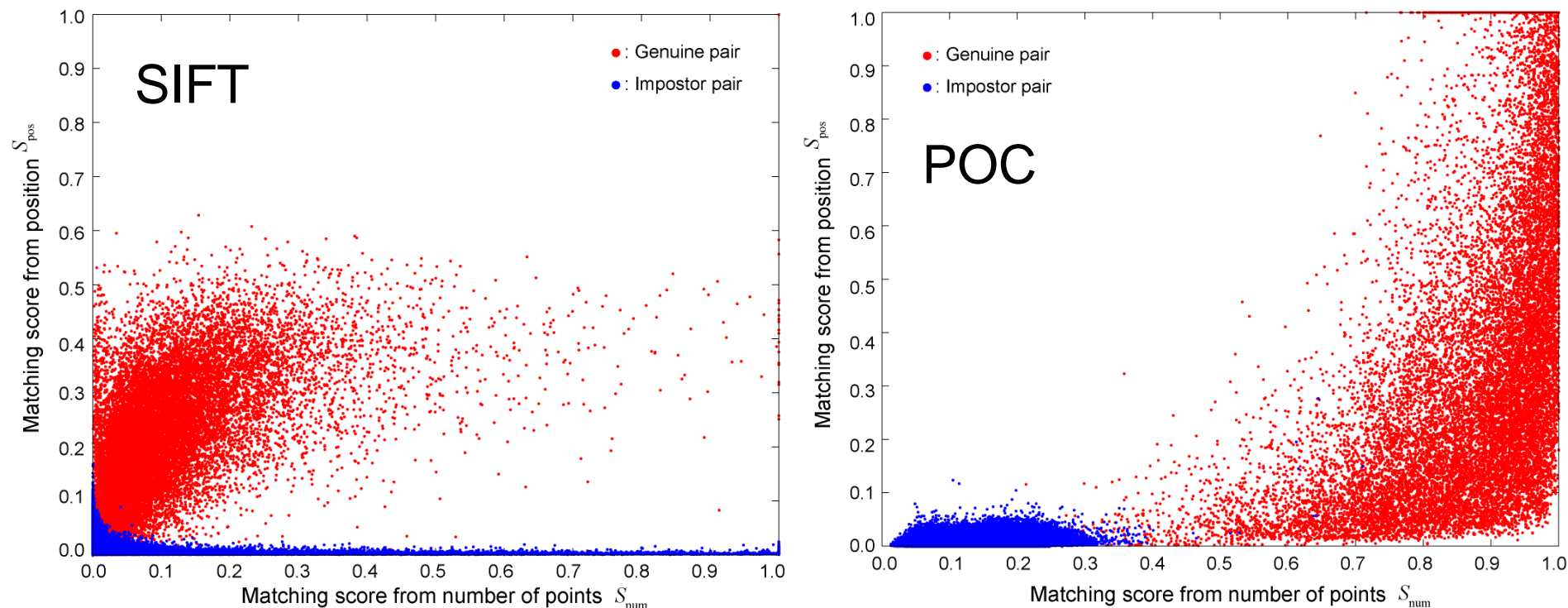
[2] D. Zhang et al., "Online palmprint identification," IEEE Trans. PAMI, 2003.

実験結果 (EER)

	SIFT	POC
Conventional (# of points)	2.1500%	0.1917%
Proposed	2.7499%	0.9088%

- 対応点の数に基づくスコアの方がEERが低くなった
- 対応点の位置に基づくスコアを用いるとEERは高くなるが、対応点の数に基づくスコアとそこまで大きく違いがない
- 互いに異なる指標に基づいたスコアであるため、相補的な役割を果たしている可能性がある

実験結果(スコア分布)



- 横軸が対応点数に基づくスコアで、縦軸が対応点の位置に基づくスコアである
- 本人ペアのスコアにあまり相関が見られないため、両スコアを組み合わせることで性能が向上することが期待される

実験結果 (EER)

	SIFT	POC
Conventional (# of points)	2.1500%	0.1917%
Proposed	2.7499%	0.9088%
Combined	1.0914% (w=0.78)	0.1772% (w=0.25)

- 重み付き平均でスコアを組み合わせる
- 重みを0.01刻みで変化させ、もっともEERが小さくなる重みを採用する
- 両スコアを組み合わせることでEERが小さくなる(性能が向上する)

まとめ・今後の課題

- 画像の対応付けに基づく照合アルゴリズムについて、対応点の位置関係を利用した照合スコアの算出手法を提案した
 - 対応点の数に基づくスコアと同程度の性能を有している
 - 対応点の数に基づくスコアと相補的な役割を果たしているため、組み合わせることで性能を向上させることができる

- 対応点の座標に対して、いろいろな距離尺度で評価することを検討する
- GMM以外を用いて分布をモデル化する
- 掌紋以外の生体特徴について有効性を実証する
- SIFTやPOC以外の手法を用いて有効性を実証する