

博士論文

耳介による個人認証システムの撮影角度の差に対する  
ロバスト化

指導教員 渡部 大志 教授

埼玉工業大学大学院工学研究科

学籍番号：1421003

氏名 南谷 崇成

提出年月 2016年12月

# 目次

第1章 はじめに .....	1
1.1 背景 .....	1
1.2 概要 .....	2
第2章 1枚の画像を基にした耳介認証の平面外回転に対するロバスト化 .....	3
2.1 耳介特徴点の検出 .....	3
2.1.1 検出に関する先行研究 .....	3
2.1.2 耳介特徴点とガボール特徴量 .....	3
2.1.3 Jet 空間類似度に基づく耳介特徴点の検出 .....	4
2.1.4 回転方向の定義 .....	5
2.1.5 実験に使用するデータベース .....	6
2.1.6 正解座標の作成 .....	6
2.1.7 検出実験条件 .....	7
2.1.8 検出精度の評価方法（等誤差率） .....	8
2.1.9 検出実験結果 .....	8
2.1.10 耳介特徴点検出のまとめ .....	11
2.2 撮影角度の差に対するロバスト化(LJT) .....	11
2.2.1 耳介認証に関する先行研究 .....	11
2.2.2 Linear Jet Transform .....	11
2.2.3 推定したガボール特徴量を利用した学習 .....	13
2.2.4 提案手法の概要，新規性および期待される効果 .....	14
2.2.5 実験データベースおよび実験条件 .....	14
2.2.6 類似度，および認証精度の評価方法 .....	15
2.2.7 認証実験結果 .....	15
2.2.8 撮影角度の差に対するロバスト化(LJT)のまとめ .....	16
2.3 解像度および撮影角度による適用限界 .....	17
2.3.1 調査に関わる緒言 .....	17
2.3.2 調査内容 .....	17
2.3.3 撮影角度の差に関する実験結果 .....	19
2.3.4 解像度に関する実験結果 .....	23
2.3.5 解像度の変化に関する考察 .....	31
2.3.6 撮影角度の差に関する考察 .....	32
2.3.7 解像度および撮影角度による適用限界のまとめ .....	33
第3章 超解像処理，樽型歪曲収差およびイヤリングの影響 .....	34
3.1 調査に関わる緒言 .....	34

3.2 超解像処理の影響	35
3.2.1 超解像処理の影響への対策	35
3.2.2 実験データセットおよび評価方法	35
3.2.3 超解像処理の影響の実験結果	37
3.3 樽型歪曲収差の影響	38
3.3.1 樽型歪曲収差の影響への対策	38
3.3.2 実験データセットおよび評価方法	38
3.3.3 樽型歪曲収差の影響の実験結果	39
3.4 イヤリングの影響	40
3.4.1 実験データセットおよび評価方法	40
3.4.2 イヤリングの影響の実験結果	41
3.5 超解像処理, 樽型歪曲収差およびイヤリングの影響のまとめ	43
第4章 ガボールフィルタの変形によるさらなるロバスト化	43
4.1 ガボールフィルタの変形に関する緒言	43
4.2 手法	44
4.3 実験に使用するデータベース	44
4.4 実験条件および評価方法	44
4.5 実験結果	45
4.6 考察とまとめ	47
第5章 まとめと他の研究に及ぼす影響	49
謝辞	50
参考文献	50

# 第1章 はじめに

## 1.1 背景

現在、反響音で耳の形状を捉えて個人を識別するイヤホン[1]や、耳の形状から個人を識別し、その当て方で電話先を変更するスマートフォンの機能[2]がある。これらに見られる耳介形状による個人識別の可能性は、1896年フランスの Bertillon の著書[3]中で論じられている。また、アメリカの Iannarelli の研究[4]を基に、ドア等に残る耳紋が犯罪捜査に用いられてきた。日本の鑑識の現場でも、防犯カメラから得られた現場画像中の耳介形状だけで被疑者と現場画像の異同識別の鑑定を行うことがある[5][6]。

耳介形状の個人差は、軟骨の作る複雑なパターンに表れる。このパターンは指紋や虹彩のパターンと比較して大きいため、計測機器と接触しなくても識別に十分な精度のものが得られる可能性がある。この点から、捜査支援システムの開発に利用できるのではないかと考えた。ここでいう捜査支援システムは、防犯カメラから得られる画像から耳介の部分を切り出し、前科者データベースと照合を行い、似ている人数を指定した数（例えば 10 人）提示するものである。前科者の画像は、正面と真横（米国）、または正面と斜め  $45^\circ$ （日本）で、耳介が写っている画像は 1 枚しかないため、検索対象画像群の画像は 1 人につき 1 方向を仮定して機能するものが妥当であると考えた。一方、防犯カメラから得られる現場画像は 1 枚でも複数枚でもよく、複数枚ある場合はそれぞれに候補者のリストを作成し、共通の候補者を出すことができるシステムを想定することにする。

画像には奥行の情報を持つ 3D のものと、奥行の情報を持たない 2D のものがある。検索対象画像群は、前科者データベースの利用を想定すると 2D の場合の方が多くなる。一方で想定する現場画像は、防犯カメラが 3D カメラであれば 3D 画像が得られるが、センサーが有効に機能する有効レンジがあまり広くないので耳介の部分が高精度な画像が得られるとは限らない。また複数の 2D 画像から 3 次元構成する技術の利用は、防犯カメラのフレームレートおよび解像度から容易ではない。そこで、検索対象画像群と想定現場画像が共に 2D である状況を考えることにする。

## 1.2 概要

第2章1節では、耳介特徴点の検出について述べる。捜査支援システムの実用化にあたっては、運用コストの観点から検索対象画像群および現場画像に対して、自動的に耳介特徴点を検出できることが望まれる。特に現場画像の被写体の撮影角度の固定は不可能であることから、撮影角度にばらつきがあってもロバストに検出ができるかどうかということ論じる。

第2章2節では、Linear Jet Transform(LJT)による撮影角度の差に対するロバスト化について述べる。防犯カメラ画像と前科者データベース画像とは撮影角度が一致することはない。また、前科者データベースから耳介画像は1枚しか得られないので、1枚の登録画像を前提とした撮影角度の差に対するロバスト化を論じる。

第2章3節では、第2章2節で述べた手法の撮影角度と解像度から制限される適用限界について述べる。ここに防犯カメラ画像と前科者データベースの画像の撮影角度の違いと防犯カメラ画像の解像度の低さの問題がある。犯罪捜査支援システムとして撮影角度はどの程度違っても機能するか、解像度はどこまで低くても機能するか調査しておくことは有益だろう。

第3章1節では、超解像処理の影響について述べる。超解像処理された画像は容疑者を正確に表すとは限らず、証拠としての許容性は疑問が残る。したがって、超解像画像を用いた定量的な評価が必要になる。

第3章2節では、樽型歪曲収差の第2章2節の手法に対する影響およびその対策について述べる。広範囲を撮影するための広角レンズや魚眼レンズを採用する防犯カメラは、撮影する物体を、例えば直線を樽のように中央から外側に膨らむように歪ませる。したがって、防犯カメラ画像が測光的証拠として許容される前にこの樽型歪曲収差の影響を考慮する必要がある。

第3章3節では、イヤリングの影響について述べる。イヤリングを装着すると耳介の見え方が変わる可能性がある。そこで、イヤリングの装着が第2章2節の手法に影響を与えるかどうか検討する。

第4章では、ガボールフィルタの変形による撮影角度の差に対するロバスト化について述べる。第2章2節を含め先行研究では撮影角度に関わらずガボールフィルタは固定であった。4章では、撮影角度の違いによる見かけの形状の変化に応じてガボールフィルタの変形を行うことで、撮影角度の差に対しさらなるロバスト化が可能かどうか検討する。

最後に第5章では、これまでの内容をまとめるとともに、他の研究に及ぼす影響について述べる。

# 第2章 1 枚の画像を基にした耳介認証の平面 外回転に対するロバスト化

## 2.1 耳介特徴点の検出

### 2.1.1 検出に関する先行研究

耳介を検出する先行研究には, Prakash の距離変換とテンプレートに基づくもの [7], VJ 法を基礎とするもの [8][9] の他に, Yan らの深度画像と色画像を利用するもの [10] がある. しかし, 後述の認証では特徴点から得られる特徴量が必要となるため, 耳介を検出するこれらの手法はそのままで利用することはできない.

特徴点の位置合わせをする手法については, Wiskott らの弾性グラフマッチング法 [11] があるが, これは顔の特徴点について検討されたものである. 検討対象である耳介は顔よりも小さく個人差が大きいため耳介にも対応できる工夫が必要である.

### 2.1.2 耳介特徴点とガボール特徴量

$\mathbf{x} = (x, y)$  を画像平面内の点とする. 波数ベクトル  $\mathbf{k} = (k_x, k_y)$  で定義される 2 次元平面波をガウス関数で局所化したものをガボール関数という.

$$\Psi_{\mathbf{k}}(\mathbf{x}) = \frac{|\mathbf{k}|^2}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{|\mathbf{k}|^2 |\mathbf{x}|^2}{2\sigma^2}\right) \left[ \exp(i\mathbf{k} \cdot \mathbf{x}) - \exp\left(-\frac{\sigma^2}{2}\right) \right] \quad (2.1)$$

ここで,  $\sigma$  はガウス関数の裾の広がりである. また,  $\exp(-\sigma^2/2)$  はウェーブレット理論より導かれる直流成分を無視するための補正項であるが,  $\sigma$  が十分大きい場合は無視できる.

ガボール関数は様々な方向の平面波を局所化した波の形状を持つという特徴がある. そのためガボール関数を用いた畳み込み, ガボール変換によって画像の注目する点周辺の局所的な波形の波長と方向に対応する信号を捉えることができる.

耳介もまた様々な方向の波形をもつという特徴がある. そこで, 耳介の稜線の末端, 突起, そして稜線同士の交点を特徴点として選択し, 特徴点の周辺の形状をガボール変換で捉え符号化する(図 2.1).

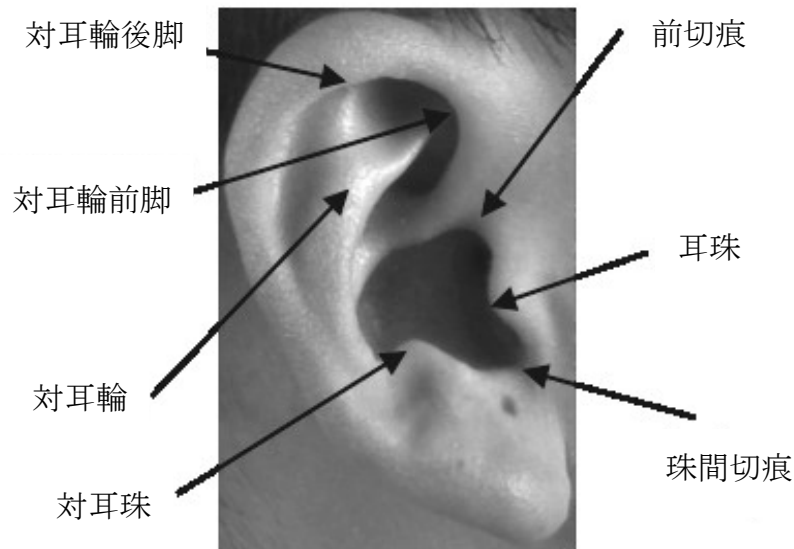


図 2.1 耳介の特徴点

実験データに現れる耳介の稜線の幅のバリエーションをカバーするために、 $4, 4\sqrt{2}, 8, 8\sqrt{2}, 16$ の5波長、また、すべての方向を均一にカバーするために対称性を考慮して $\pi/8$ ごとの8方向、計40種類のガボールフィルタを採用する。このガボールフィルタを $101 \times 101$ ピクセルのマスク、畳み込みの窓とする。そして高速フーリエ変換を用いて畳み込みを実行する。

### 2.1.3 Jet 空間類似度に基づく耳介特徴点の検出

特徴点の検出は、画像内から耳の形状を見つける粗いステップと、各々の耳の特徴点を見つけ出す細かいステップからなる。事前に7頂点からなる耳介グラフの基本モデルを、訓練データの座標の平均から重心を引いて作成しておく。さらに、主成分分析 (PCA) を、訓練データの座標とガボール特徴量に適用しておく。

計算コストを考慮して、前半の粗探索では7つの特徴点のうち上方に位置する対耳輪前脚、対耳輪後脚、対耳珠の3点に対応するガボール特徴量を利用する。これは、髪が上方から下方に向かって伸びることから、これら3点が確認できれば全体が確認できると判断したためである。一方で後半の密探索では、7つの特徴点すべてを利用する。

前半の粗探索では、事前に作成した耳介グラフの基本モデルを剛体として扱う。入力画像全体にわたって、4ピクセルごとの間隔でラスタスキャンを行う。7頂点の耳介グラフモデルの重心とスキャンの注目点が一致するよう耳介グラフを配置する。

各走査位置で、耳介グラフの3つの頂点からなるサブグリッドの頂点のガボール特徴量を計算し、訓練データのガボール特徴量の主成分部分空間へ投影する。入力画像から得られたガボール特徴量と主成分部分空間への投影との相関は、jet 空間類似度と呼ばれる[12]。

3つの特徴点の jet 空間類似度が、与えられた閾値より高い時点の耳介グラフの重心を、検出候補点として記録する。検出点の座標と類似度は、画像配列の縦横1/4の配列上に記録される。多重検出を避けるために、連結成分の領域を、ラベリングを用いて求め、小さい領域を破棄する。そして、検出領域の連結成分の重心を計算する。重心を計算する際に、類似度のスコアを重みづけの係数として利用する。ラベリングは元の顔画像ではなく、検出点が記録された小さな配列上で実行されるため、検出点の候補はわずかである。計算した重心と耳介グラフモデルの重心を重ねて配置することで、7特徴点からなるグリッドの初期配置が行われる。

密探索では、初期配置された耳介グラフモデルのグリッドを変形することで、特徴点座標を正確に求めることを試みる。この変形は各点に対して独立には行わず、訓練データの7頂点の座標主成分より与えられる方向に同時に変形させる。各々の耳に適する展開係数は、ループを用いたパラメータ探索によって推定する。

展開係数に対応するループ変数の値を第一主成分に掛けた値を平均耳介グラフの座標に足し、変形耳介グラフを作成する。そして、それぞれの頂点のガボール特徴量を計算して訓練データの主成分部分空間に投影し、jet 空間類似度を計算する。jet 空間類似度が最も高くなるループ変数の値を第一展開係数として推定する。次に、第一展開係数と第一主成分を掛け平均形状に足し変形した耳介グラフにて、ループ変数と第二主成分を掛けたものを足して変形を行い、jet 空間類似度を求めて最大となる時点のループ変数を第二展開係数として推定し、変形を行う。これを残りの主成分(最大 $7 \times 2 - 2$ )についても繰り返すことで、前半の粗探索で決定した耳介グラフの重心から、各個人に適して微調整された耳介特徴点の座標に対応する変形耳介グラフが得られる。

顔で利用される弾性グラフマッチング法[11]では、入力画像のガボール特徴量と訓練画像の平均あるいは代表ガボール特徴量との類似度が用いられる。提案する手法は、平均だけでなく主成分も用いることで、耳の形状の個人差に対応し誤検出が減少することが期待される。

## 2.1.4 回転方向の定義

振り向く方向の回転角度を yaw 角、首をかしげる方向の回転角度を roll 角、うな



ずく方向の回転角度を pitch 角という(図 2.2). pitch 角の回転については, 光源との位置関係から厳密なものではないが, アフィン変換によって回転させることができる. しかし, yaw 角, roll 角に関する回転については, 画像平面外への回転であり奥行を考慮しなければ正確にはならない.

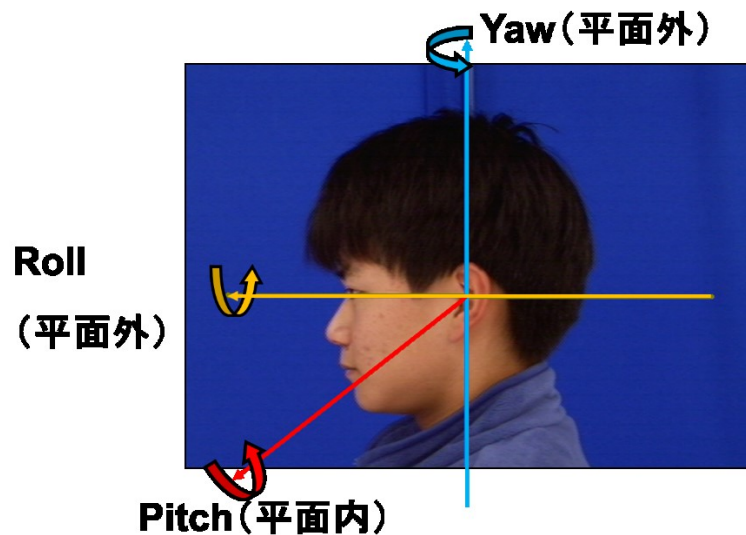


図 2.2 顔の姿勢による回転方向

## 2.1.5 実験に使用するデータベース

検出実験には HOIP データベース[13]を利用する. これは男女各 150 人を回転台に座らせて回転させ, roll 角  $15^\circ$  刻みに配置した計 7 台のカメラで動画を撮影し, yaw 角  $5^\circ$  ごとに切り出したソフトピアジャパン提供の顔画像データベースである. このデータベースにおける耳のサイズは  $70 \times 90$  ピクセルの窓に収まる.

## 2.1.6 正解座標の作成

実験を行うにあたり正解座標は正確である必要がある. HOIP データベースの撮影が正しく行われた場合, 正解座標は画像平面内で滑らかな楕円の軌跡を描くはずである. しかし, 半手動で作成した正解となる特徴点座標を観測した結果, 滑らかな軌跡ではないものが混在していた. そこで, まずは人的ミスを疑うこととして, 訂正することを考える.

yaw 角について  $\theta$ , roll 角について  $\varphi$  回転したカメラ平面の法線ベクトルは

$$\mathbf{n} = (\cos\theta\sin\varphi \quad \sin\theta \quad \cos\theta\cos\varphi) \quad (2.2)$$

となる. ここから, カメラ平面の基本ベクトルは

$$\mathbf{a} = \frac{\mathbf{y} \times \mathbf{n}}{|\mathbf{y} \times \mathbf{n}|} = (-\cos\varphi \quad 0 \quad \sin\varphi) \quad (2.3)$$

$$\mathbf{b} = \frac{\mathbf{n} \times \mathbf{a}}{|\mathbf{n} \times \mathbf{a}|} = (\sin\theta \sin\varphi \quad \cos\theta \quad \sin\theta \cos\varphi) \quad (2.4)$$

となる. (2.3), (2.4)式から 3 次元上の点 $(x, y, z)$ を, カメラ平面上の座標 $(u, v)$ に投影する投影式

$$\begin{pmatrix} u \\ v \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -\cos\varphi & \mathbf{0} & \sin\varphi \\ \sin\theta \sin\varphi & \cos\theta & \sin\theta \cos\varphi \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} \quad (2.5)$$

が導かれる.

$n$  個の正解座標と 3 次元座標上の点との対応関係は

$$\begin{pmatrix} u_1 \\ v_1 \\ u_2 \\ v_2 \\ \vdots \\ u_n \\ v_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -\cos\varphi_1 & 0 & \sin\varphi_1 \\ \sin\theta_1 \sin\varphi_1 & \cos\theta_1 & \sin\theta_1 \cos\varphi_1 \\ -\cos\varphi_2 & 0 & \sin\varphi_2 \\ \sin\theta_2 \sin\varphi_2 & \cos\theta_2 & \sin\theta_2 \cos\varphi_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ -\cos\varphi_n & 0 & \sin\varphi_n \\ \sin\theta_n \sin\varphi_n & \cos\theta_n & \sin\theta_n \cos\varphi_n \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} \quad (2.6)$$

となっている. これを

$$\mathbf{u} = \mathbf{P}\mathbf{x} \quad (2.6)'$$

とおく. 3 次元上の点  $\mathbf{x}$  を半手動で作成した正解座標から, 過剰決定系の連立方程式をたて, ムーアペンローズの擬似逆

$$\mathbf{x} = (\mathbf{P}^T \mathbf{P})^{-1} \mathbf{P}\mathbf{u} \quad (2.7)$$

を用いて求める. そして再投影し, 半手動で作成した正解座標の中で誤差の大きいものから補正を行っていった.

ここで, カメラの角度が不正確であると思われる事例と, 撮影中に被写体が動いってしまったと思われる事例に遭遇したため, 前者については数値計算的にカメラの角度を補正したうえで正解座標の補正を行った. 後者については撮影モデルの適用が不可能なため手動で補正を行った.

## 2.1.7 検出実験条件

yaw 角が  $50^\circ$  から  $80^\circ$  まで  $5^\circ$  刻み, roll 角が  $0^\circ$  から  $30^\circ$  まで  $15^\circ$  刻みの全 21 方向の撮影角度から撮影され, その中で 7 つの特徴点すべてが確認できる 140 人分の画像を利用する.

検出された点が正解座標から半径 4 ピクセル以内であれば正解とする. また, 5 重交差検証を行うために実験データセットを 5 分割し, 本人のデータを訓練データ

に含めない状態で5通りの実験を行い検出精度の平均を求め評価を行う。

### 2.1.8 検出精度の評価方法（等誤差率）

耳介検出の誤りには、耳介でない領域を耳介として検出してしまう誤り、False Accept Rate(FAR：偽陽性率)と、耳介である領域を耳介でないとして検出しない誤り、False Reject Rate(FRR：偽陰性率)の2種類がある。耳であるかどうかを判定する閾値を大きくすると、FARは低下するがFRRは上昇してしまう。逆に閾値を小さくすると、FRRは低下するがFARは上昇してしまう。したがって、閾値を操作するとFARとFRRが等しくなる点が存在することになる。そのFARとFRRが等しくなった点の割合を等誤差率という[14]。誤差率を示すため精度の評価においては、この等誤差率が低ければ低いほどよいということになる。

### 2.1.9 検出実験結果

耳介の検出実験結果を図2.3、図2.4、図2.5に示す。縦軸が等誤差率、横軸が検出システムに与えられる入力画像の撮影角度である。平均のみを利用する従来の手法より、主成分も用いる提案手法の方が低い誤差率を示している。また入力画像のyaw角が変わっても検出率は従来の手法ほどは変化しない。この傾向はroll角が変わっても同様である。

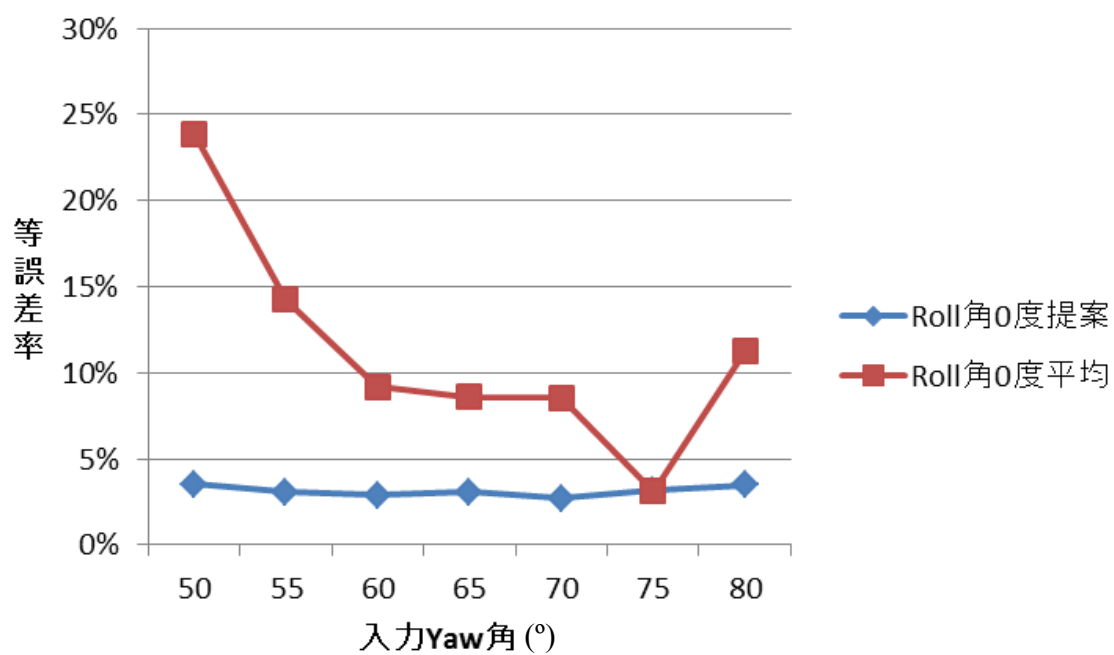


図 2.3 等誤差率(roll 角 0°)

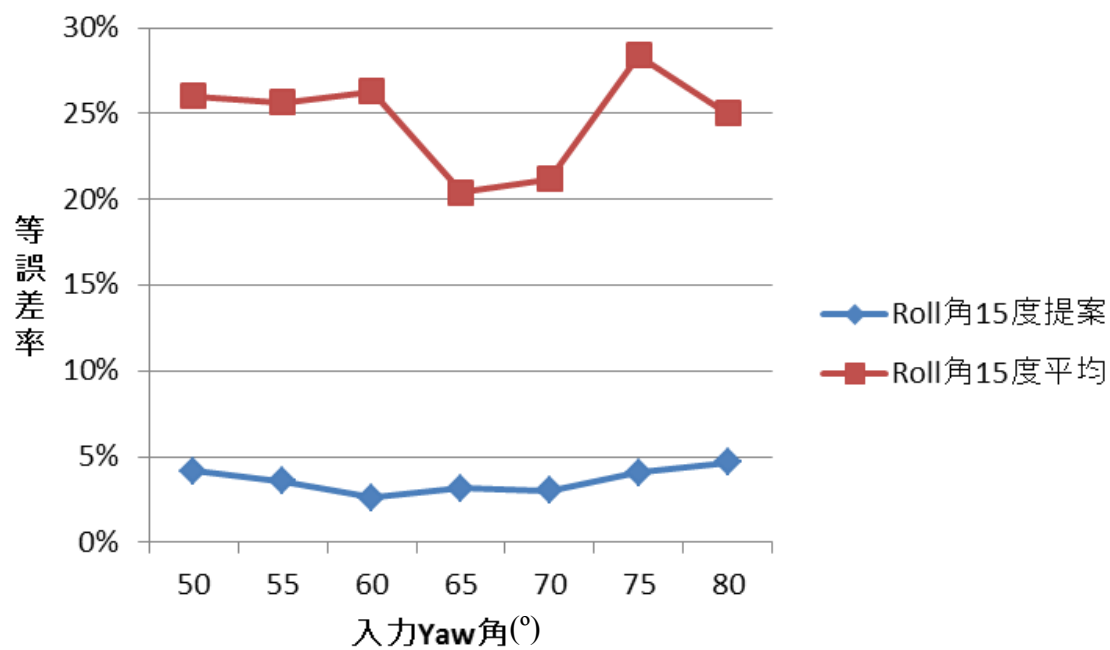


図 2.4 等誤差率(roll 角 15°)

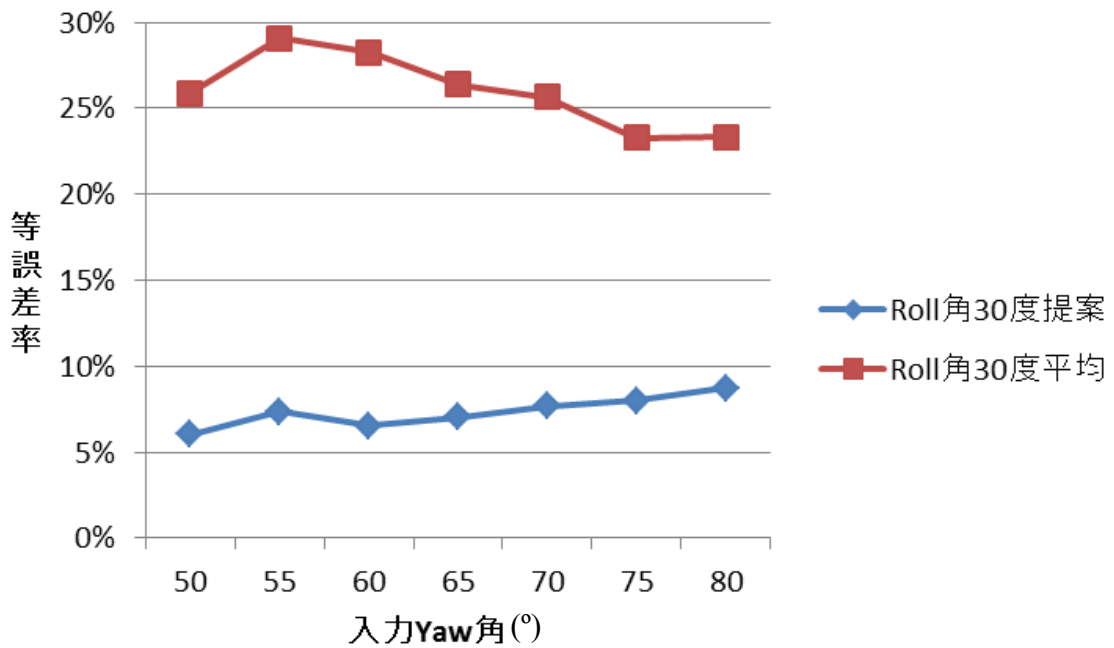


図 2.5 等誤差率(roll 角 30°)

特徴点の検出実験結果を図 2.6 に示す。

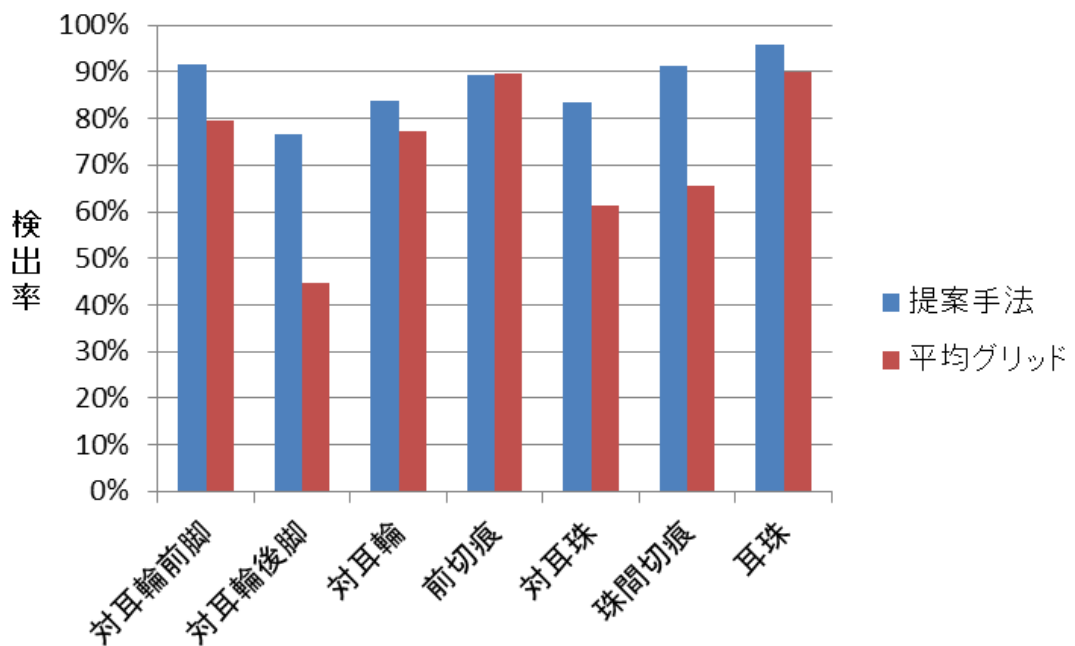


図 2.6 特徴点検出率

縦軸が検出率，横軸が各特徴点の系列である．平均グリッドを重ねた状態から主成分方向に変形した場合，正解座標から半径 4 ピクセル以内に収まる割合が前切痕には従来の手法でも高くほとんど変化しないものの，他 6 点については検出率が向

上しており，特に対耳輪後脚で約 40%の改善がみられる．

### 2.1.10 耳介特徴点検出のまとめ

耳介特徴点を検出するアルゴリズムの提案を行った．このアルゴリズムの特徴は，第一にガボール特徴量の主成分復元との相関である jet 空間類似度を用いて耳介形状の探索を試みたことである．これは，撮影角度の変化に対応するためである．第二に，平均耳グラフを変形する際に，主成分方向に変形を限定したことである．これは探索方向の限定により誤検出を減らすためである．

実験結果から yaw 角  $50^{\circ}$  から  $80^{\circ}$  まで，roll 角  $0^{\circ}$  から  $30^{\circ}$  までの実験範囲において耳介特徴点をロバストに検出できることを示した．

## 2.2 撮影角度の差に対するロバスト化(LJT)

### 2.2.1 耳介認証に関する先行研究

これまで，パターンスペクトル[15]，主成分分析[16]，force field[17]，GA[18]などを利用した手法をはじめ，多数の手法[19][20][21][22]が提案されているものの，撮影角度の違いの問題への対応を試みた研究は数少ない．高精度な 3 次元の入力データを利用したもの[23][24]，あるいは連続的なビデオ画像を利用したもの[25]があるのみである．ところが防犯カメラから得られる画像は，通常 3D ではなく 2D である．また認証に利用できる解像度を持つ防犯カメラは，フレームレートが高くなく連続的なビデオ画像とはいえない．

法医学分野においては，上方向への撮影角度の変化は，例えば耳たぶの分類を変化させると報告された[5]．また防犯カメラ画像の解像度の低さから，耳の分類に際し注意深い精査が推奨される．例えば珠間溝の出現は画質に強く依存し，舟状窩は途切れないものが連続するように写っているように見える[6]．このことから，低解像度の問題とともに撮影角度の違いの問題は，耳介を用いた捜査支援システムを法医学コミュニティに受け入れてもらうためには解決しなければならない．

### 2.2.2 Linear Jet Transform

カメラ平面内の回転は，厳密には光源との位置関係から正確ではないものの，画像の回転によって推定が可能である(図 2.7)．しかし，十分な照明を使用し陰影部が

比較的明るいならば、平面外へ回転した画像の推定の難しさと比較して些細な問題となる。

画像のカメラ平面外回転の難しさは、画像の被写体が持つ奥行によるものである(図 2.8)。それに対し、被写体が平面的で奥行がない物体であれば、カメラ平面外回転を行った像はアフィン変換で妥当に推定することができる(図 2.9)。



図 2.7 カメラ平面内回転



図 2.8 カメラ平面外回転

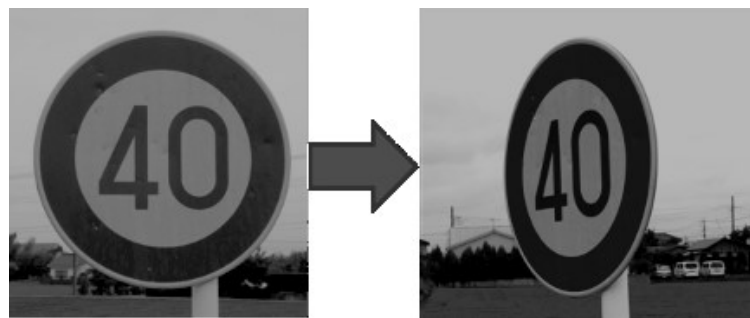


図 2.9 平面的な物体の平面外回転

そこで、耳介の特徴点周辺を接平面で近似し回転することによって、異なる撮影角度の画像から得られるガボール特徴量を推定し利用することを考える[26].

$x$ - $y$  座標をカメラ平面上のものとし  $z$  軸をカメラ平面に垂直な軸とする。カメラ平面の物体が  $y$  軸に関して  $\theta$  回転し、その後  $x'$  軸に関して  $\phi$  回転した場合、単位ベクトルの変換を観測すると回転前の座標  $\mathbf{u} = (x, y)$  が  $\mathbf{x}$  に移る変形は

$$\mathbf{x} = \mathbf{A}\mathbf{u}, \quad \mathbf{A} = \begin{pmatrix} \cos\varphi & \sin\theta\sin\varphi \\ 0 & \cos\theta \end{pmatrix} \quad (2.8)$$

によって与えられる．もし接平面が初めから $(\varphi_1, \theta_1)$ だけ回転していて，それを $(\varphi_2, \theta_2)$ に向ける場合，上記の変形は

$$\mathbf{x} = \mathbf{A}(\varphi_2, \theta_2)\mathbf{A}(\varphi_1, \theta_1)^{-1}\mathbf{u} \quad (2.9)$$

となる．これを改めて $\mathbf{A}$ とおく．変換後のガボール特徴量の成分は，ガボール関数と画像 $I(\mathbf{A}^{-1}\mathbf{x})$ との畳み込み積分によって得られる．これは

$$\begin{aligned} j'_k(\mathbf{x}) &= \int I(\mathbf{A}^{-1}\mathbf{x})\Psi_k(\mathbf{x} - \mathbf{x}')d\mathbf{x}' \\ &= \int I(\mathbf{u} - \mathbf{u}')\Psi_k(\mathbf{A}\mathbf{u}')|\mathbf{A}|d\mathbf{u}' \end{aligned} \quad (2.10)$$

となる．ここで

$$\Psi_k(\mathbf{A}\mathbf{u}')|\mathbf{A}| \approx \sum_{k'} c_{kk'}(\mathbf{A}) \Psi_{k'}(\mathbf{u}') \quad (2.11)$$

と線形結合で近似できると仮定すると，ガボール特徴量の変換は

$$j'_k(\mathbf{x}) \approx \sum_{k'} c_{kk'}(\mathbf{A}) j_{k'}(\mathbf{u}) \quad (2.12)$$

となる． $C^{(\mathbf{A})} = (c_{kk'}(\mathbf{A}))$ が求められれば，撮影角度の異なるガボール特徴量は

$$j'(\mathbf{x}) \approx C^{(\mathbf{A})}j(\mathbf{u}) \quad (2.13)$$

で推定できる．行列 $C$ は，両辺に $\overline{\Psi_{k'}(\mathbf{u}')}$ を掛け積分することで得られる．

この推定アルゴリズムは，接平面とカメラ平面の間の角度 $(\varphi_1, \theta_1)$ を決定できるように，接平面の法線ベクトルがあらかじめ与えられていると仮定している．実際には，個々の耳画像それぞれに，事前に $(\varphi_1, \theta_1)$ を決定することは困難である．したがって，特徴点ごとに良い認証率が得られる $(\varphi_1, \theta_1)$ を探索することで，各特徴点の法線ベクトルモデルを決定する．

### 2.2.3 推定したガボール特徴量を利用した学習

実際の登録データに加えて，他の撮影角度の推定されたガボール特徴量を学習データとして使用するため，各個人のクラス情報に結合する．このクラス情報を使用して，撮影角度の変化に対するロバスト性を改善することを試みる．

学習アルゴリズムには，重判別分析を用いる[27]．この学習によって，クラス分離が容易な座標への変換を行う．この座標変換を実行する行列 $\mathbf{W}$ は，以下の関数を最大化することによって得られる．

$$J(\mathbf{W}) = \frac{|\mathbf{W}^T \mathbf{S}_b \mathbf{W}|}{|\mathbf{W}^T \mathbf{S}_w \mathbf{W}|} \quad (2.14)$$

ここで， $\mathbf{S}_b$ はクラス間分散で， $\mathbf{S}_w$ はクラス内分散である．行列 $\mathbf{W}$ の列ベクトル $\omega_i$



は、以下の一般化固有値問題を解くことによって得られる。

$$S_b \omega_i = \lambda_i S_w \omega_i \quad (2.15)$$

ここで、サンプルの数がデータの次元に比べて十分に大きくない場合、クラス内分散  $S_b$  が退化し、ベクトル  $\omega_i$  が得られない可能性がある。この問題を解決するために、クラス内分散  $S_b$  を全分散  $S_T$  に置き換え[27]、判別分析の前に主成分分析による次元圧縮[28]を使用する。

## 2.2.4 提案手法の概要、新規性および期待される効果

提案手法は2つのアルゴリズムからなる。まず、撮影角度が変化した時のガボール特徴量を推定する。次に、判別分析を行い、クラス間の分離がしやすい座標に変換する。

提案手法の新規性は、単一の画像から推定したガボール特徴量を判別分析の学習データとして使用することにある。判別分析は1クラスにつき1データでは機能しない。したがって、データの不足を補う必要がある。これを単一の画像から得られた推定データの利用によって解決する。撮影角度の異なる推定ガボール特徴量を、それぞれの単一の登録データと共に学習する。

提案手法の期待される効果は、推定データの利用により判別分析が可能になることである。そして、判別分析によりクラスの分離が容易となった座標を使用することで、各クラス間の撮影角度の変化に対するロバスト性が向上することである。

## 2.2.5 実験データベースおよび実験条件

実験に使用するデータベースはHOIPデータベースである。登録データは日本のマグショットの撮影角度である roll 角  $0^\circ$  yaw 角  $85^\circ$  とする。入力データの撮影角度を求めるのは困難であることを考慮し、学習用に  $(\text{yaw}, \text{roll}) = (85^\circ \pm 5, 0^\circ)$ ,  $(85^\circ \pm 15, 0^\circ)$ ,  $(85^\circ \pm 5, 15^\circ)$ ,  $(85^\circ \pm 15, 15^\circ)$  の撮影角度のデータを推定する。入力データは roll 角  $0^\circ$ , yaw 角  $10^\circ$  から  $120^\circ$  まで  $10^\circ$  刻みのものを利用する。以上の撮影角度の範囲で特徴点が4点以上確認できるデータを利用する。条件に適合する人数を表2.1に示す。

表 2.1 入力 yaw 角毎の人数

角度( $^\circ$ )	10	20	30	40	50	60	70	80	90	100	110	120
人数	83	135	153	151	156	156	157	157	157	157	154	129

## 2.2.6 類似度， および認証精度の評価方法

検索対象画像群のガボール特徴量を  $G$ ， 想定現場画像のガボール特徴量を  $P$  とする． この 2 つのベクトルの正規化相関を求め， さらに 0 から 1 の値となるよう正規化する． すなわち

$$\left(\frac{G \cdot P}{|G||P|} + 1\right)/2 \quad (2.16)$$

を求める．

評価には， 1 対 1 認証のための等誤差率と， 1 対  $N$  認証のための Rank1 認証率がある．

等誤差率とは， 本人を誤って拒否してしまう割合（本人拒否率：FRR）と， 他人を誤って本人と受け入れてしまう割合（他人受入率：FAR）が， 本人かどうかを判定するための閾値を操作した際に交わる時点の割合のことである．

1 対  $N$  認証の場合では， まず類似度に順位をつける． この順位が 1 位ならば Rank1， 2 位ならば Rank2 となっていく． そして Rank1 となった人数の割合， すなわち

$$\frac{\text{Rank1 となった人数}}{\text{入力データの総数}} \times 100[\%] \quad (2.17)$$

が Rank1 認証率である． これは  $N$  択問題の正答率と言い換えることができ， 高ければよい．

## 2.2.7 認証実験結果

実験結果の等誤差率を図 2.10， Rank1 認証率を図 2.11 に示す． 図 2.10， 図 2.11 より登録角度付近は学習を行わなくても精度がよいが， 推定データを学習した提案手法でも広い範囲で精度が向上していることが確認できる． 実際のデータを学習した場合と比較すると提案手法の精度は及ばないものの， 等誤差率と Rank1 認証率の改善の傾向は類似していることが確認できる．

以上の結果から， 推定データを学習する提案手法は実際のデータを学習する場合には及ばないものの， 学習を行わない場合よりも広い範囲で精度がよく， ロバスト性が向上したといえる．

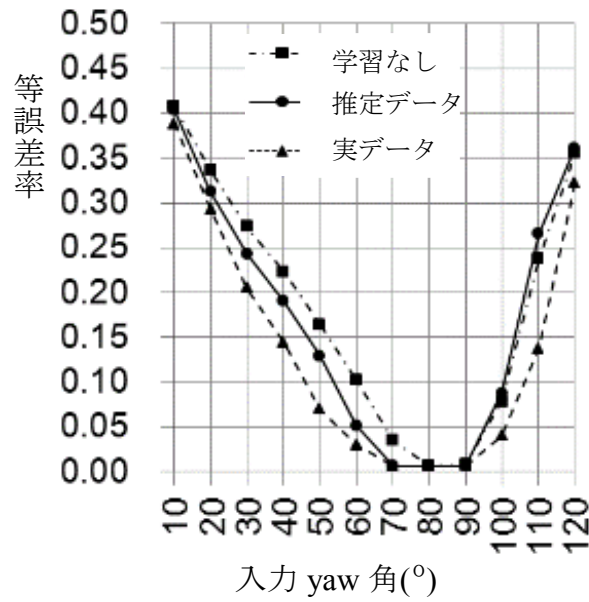


図 2.10 等誤差率

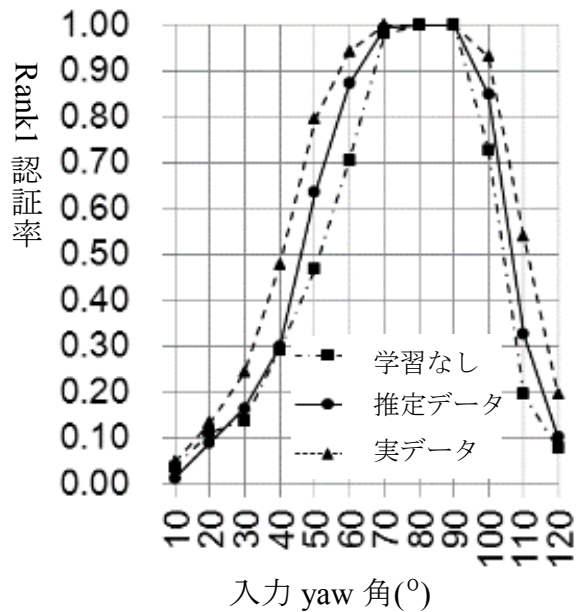


図 2.11 Rank1 認証率

## 2.2.8 撮影角度の差に対するロバスト化(LJT)のまとめ

耳介認証システムを撮影角度の差に対してロバストにするため、Linear Jet Transform による異なる撮影角度のガボール特徴量の推定とその推定データを判別分析で学習する手法の提案を行い、その効果を確認した。実験結果から撮影角度の差に対するロバスト化の効果が確認できた。

## 2.3 解像度および撮影角度による適用限界

### 2.3.1 調査に関わる緒言

2章2節にて，1枚の画像を基にした耳介認証システムの平面外回転に対するロバスト化が可能であることを示した．先の手法は有望に見えるが，研究室の設定と実際の応用とのギャップを埋めるため，様々な現実的なシナリオを想定しなければならない．

法医学分野では，例えば撮影角度が上方向に変化すれば耳たぶの形状の分類が変わりうること[5]．また，解像度が変わると舟状窩が途切れるように見えること[6]を考慮にいれながら専門家が鑑定を行う．そこで，2章2節の手法の適用限界を調査し，実用可能性を検討することとした．

### 2.3.2 調査内容

犯罪者のマグショットを想定し，yaw角 $85^\circ$ とyaw角 $45^\circ$ の2種類を登録画像とする．

入力画像は，yaw角 $30^\circ$ から $120^\circ$ の範囲で $10^\circ$ 間隔とする．天井に取り付けられた監視カメラの撮影角度を模倣するために，roll角 $0^\circ$ に加えて $15^\circ$ ， $30^\circ$ ，および $45^\circ$ の画像を使用する．また遠距離から撮影する防犯カメラから得られる解像度の低さを模倣するため，線形補間を使用して画像を10%から90%にリサイズし100%にリサイズしなおす(図2.12)．

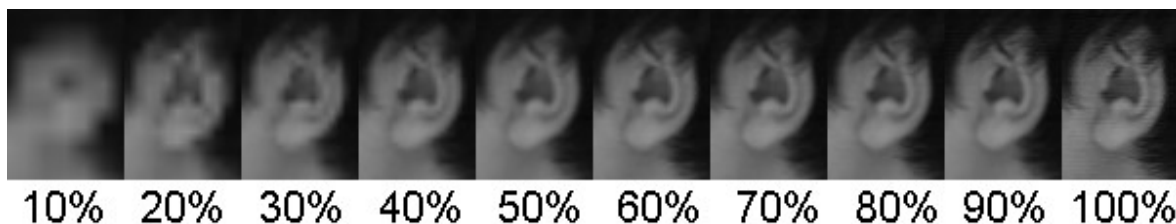


図 2.12 様々な解像度の耳介画像例

判別分析の学習データとして，推定した異なる姿勢のデータを使用する提案手法を評価するために，以下の3つのケースにおけるロバスト性を検討し比較する．

1. 異なる撮影角度のデータ，および判別分析を使用しない（学習なし）
2. 異なる撮影角度の推定データを判別分析に使用する（推定データ）

3. 異なる撮影角度の実際のデータを判別分析に使用する（実データ）

判別分析を用いる場合（ケース 2, 3）,  $(\text{yaw}, \text{roll}) = (85^\circ, 0^\circ)$  または  $(45^\circ, 0^\circ)$  から撮影された登録データ以外の学習データを,  $(85^\circ \pm 5^\circ, 0^\circ)$ ,  $(85^\circ \pm 15^\circ, 0^\circ)$ ,  $(85^\circ \pm 5^\circ, 15^\circ)$ ,  $(85^\circ \pm 15^\circ, 15^\circ)$ , または  $(45^\circ \pm 5^\circ, 0^\circ)$ ,  $(45^\circ \pm 15^\circ, 0^\circ)$ ,  $(45^\circ \pm 5^\circ, 15^\circ)$ ,  $(45^\circ \pm 15^\circ, 15^\circ)$  の角度の推定データまたは実データを, 判別分析のための学習データとして使用した.

入力, 登録および推定データのすべての角度で, 7 つの特徴点のうち 4 つ以上が確認できるものを利用した. このため, データの数は入力および登録データの yaw 角および roll 角に依存する(表 2.2).

表 2.2 実験ごとの使用するデータ数

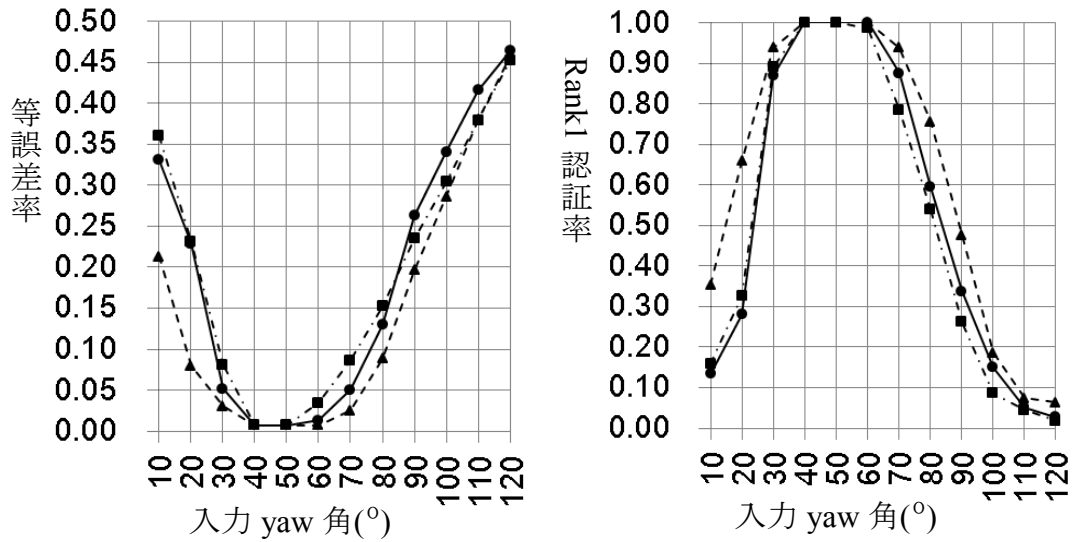
		入力画像の撮影角度											
		Yaw \ Roll	10°	20°	30°	40°	50°	60°	70°	80°	90°	100°	110°
登録画像 Yaw=45°	45°	N/A	N/A	76	84	101	116	98	93	72	91	N/A	N/A
	30°	50	55	128	120	140	144	142	138	136	133	123	99
	15°	41	129	145	145	145	145	145	144	140	140	134	107
	0°	82	132	145	145	145	145	144	143	145	140	136	111
登録画像 Yaw=85°	45°	N/A	N/A	77	85	101	115	100	94	73	92	N/A	N/A
	30°	50	56	127	121	143	153	143	148	148	144	137	107
	15°	41	124	141	146	153	154	157	157	157	157	151	122
	0°	83	135	153	151	156	156	157	157	157	157	154	129

N/A はデータの数が 20 未満であったために行われなかった実験を示す. この表は, 指定の撮影角度における耳の特徴点の可視性を示している. 被写体の数が多いほど, 耳の特徴点を見つけやすくなるということである.

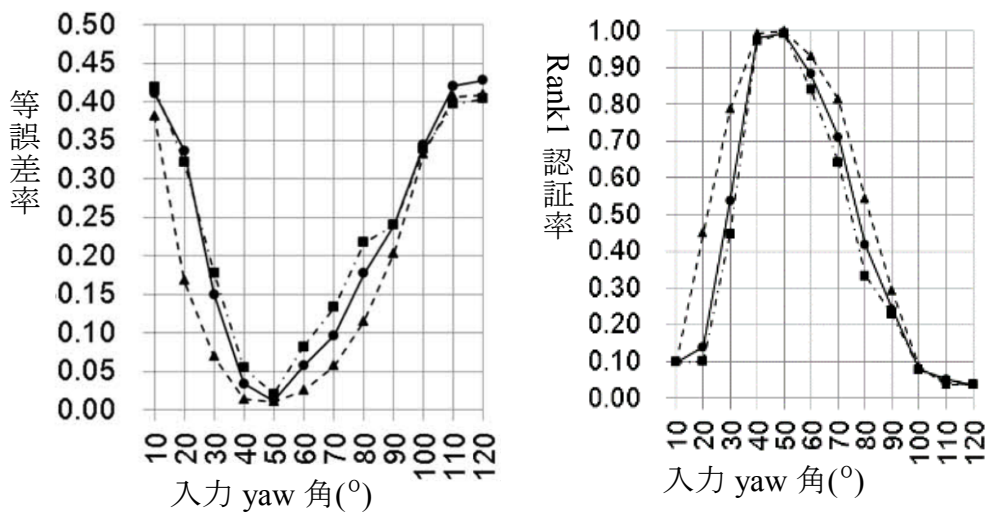
精度を 1 対 N 認証のための Rank1 認証率, または 1 対 1 認証のための等誤差率を用いて評価する. 厳密には, Rank1 認証率と EER は登録データの数に依存する. したがって, 異なる角度の結果の比較は正確ではない可能性がある. しかし, 3 つの方法の比較については合理的である.

### 2.3.3 撮影角度の差に関する実験結果

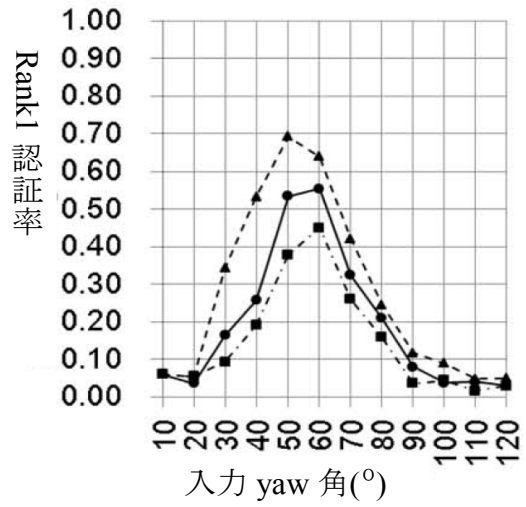
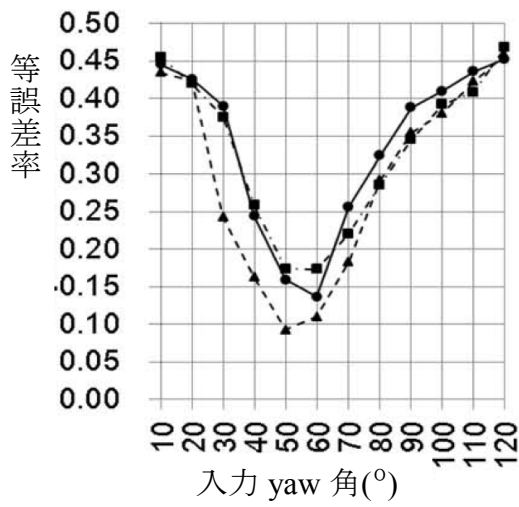
それぞれの roll 角ごとに、3つの手法の EER および Rank1 認証率と yaw 角の関係を示す。まず、登録画像の撮影角度が yaw 角  $45^\circ$  の実験結果を図 2.13 に示す。



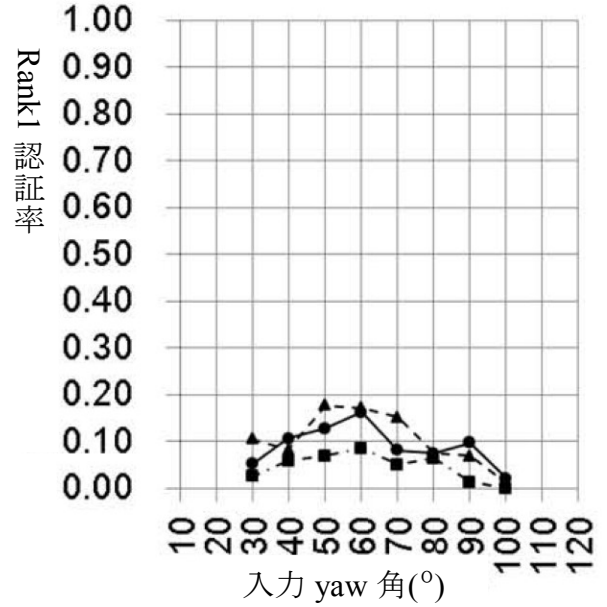
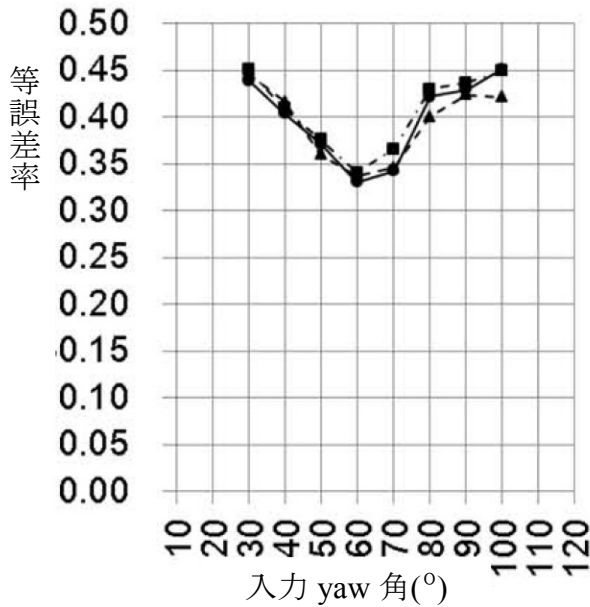
(a) Roll =  $0^\circ$



(b) Roll =  $15^\circ$



(c) Roll = 30°



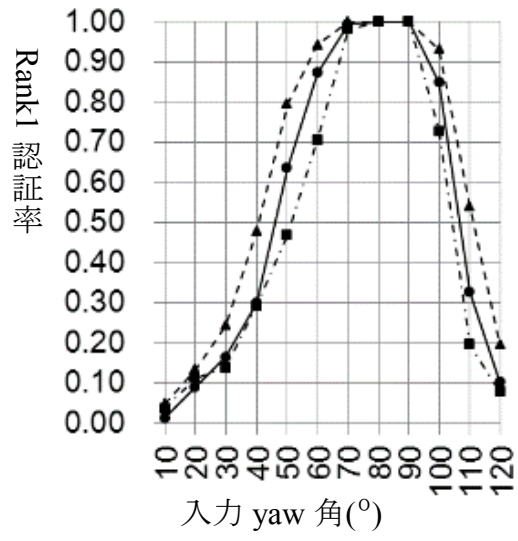
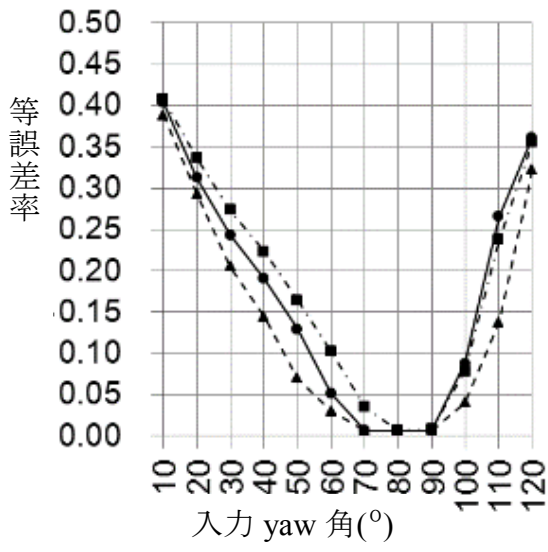
(d) Roll = 45° (Yaw=10°, 20°, 110°, 120° は含まれない)

また、図 2.13(a)-(d)におけるシンボルの意味を以下に示す。

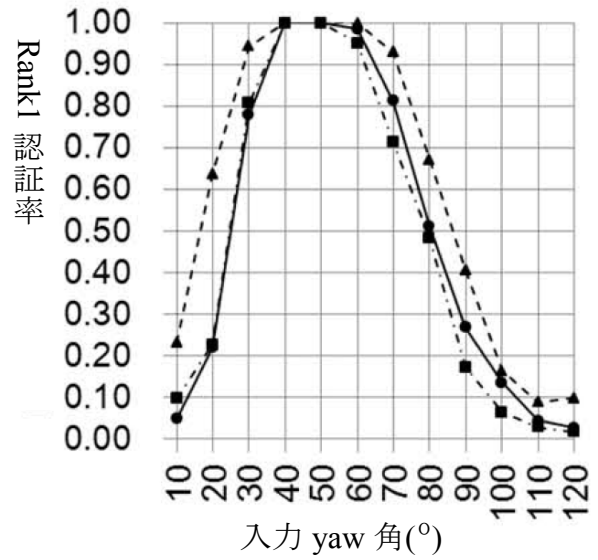
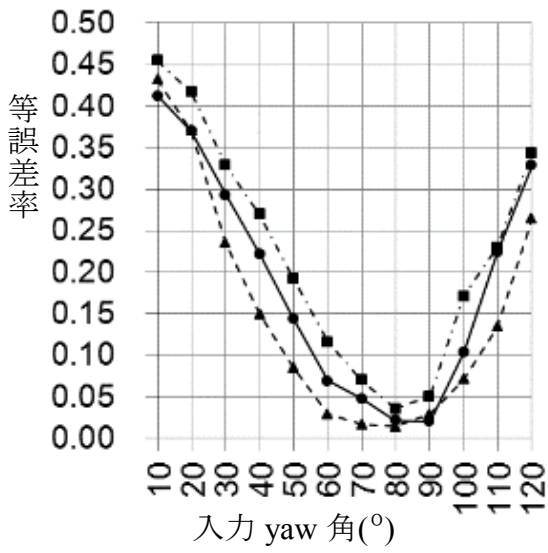
- 学習なし
- 推定データ
- ▲--- 実データ

図 2.13 登録画像が(yaw, roll) = (45°, 0°)の時の等誤差率および Rank1 認証率

次に登録画像の撮影角度が yaw 角 85°の実験結果を図 2.14 に示す。

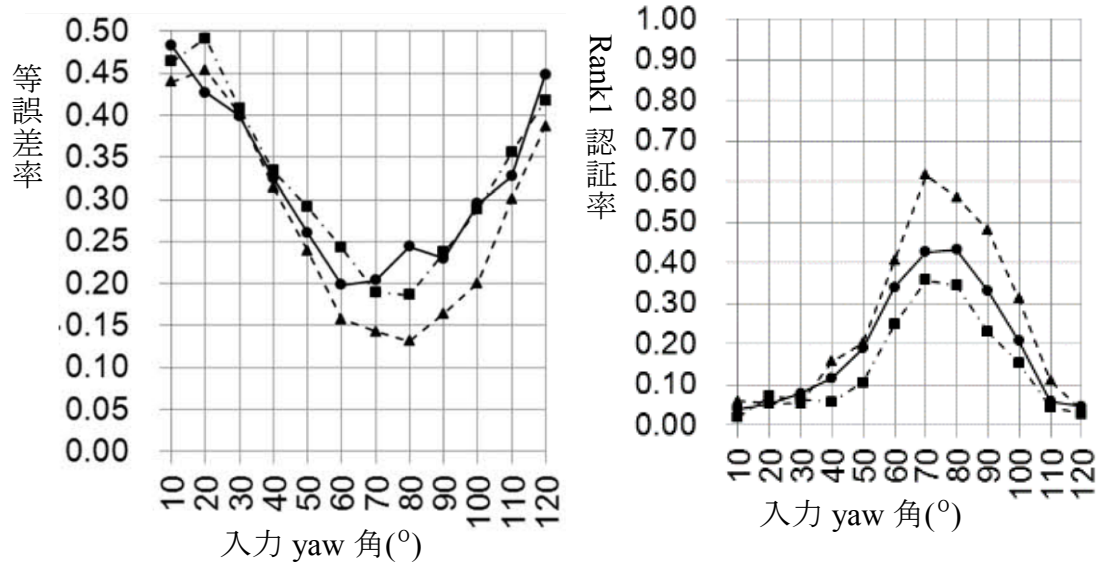


(a) Roll = 0°

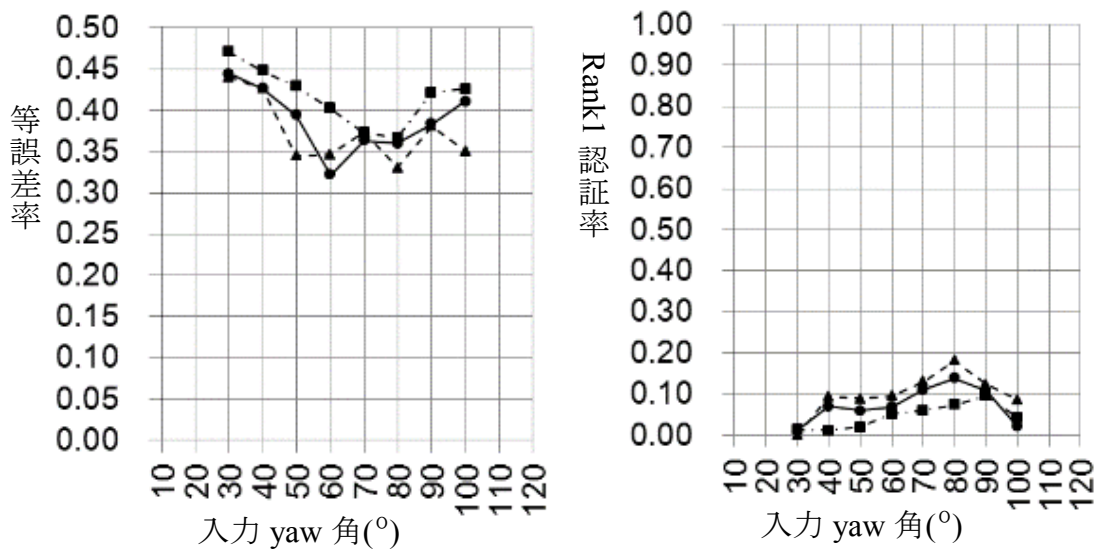


(b) Roll = 15°





(c) Roll = 30°



(d) Roll = 45° (Yaw=10°, 20°, 110°, 120° は含まれない )

また図 2.14(a)-(d)におけるシンボルの意味を以下に示す

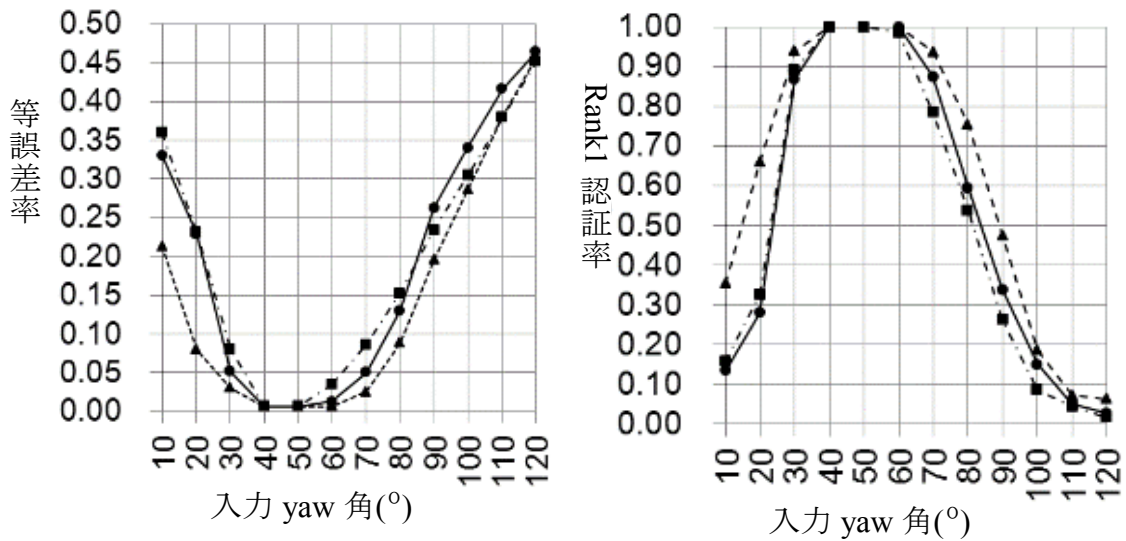
- 学習なし
- 推定データ
- ▲--- 実データ

図 2.14 登録画像が(yaw, roll)=(45°, 0°)の時の等誤差率および Rank1 認証率

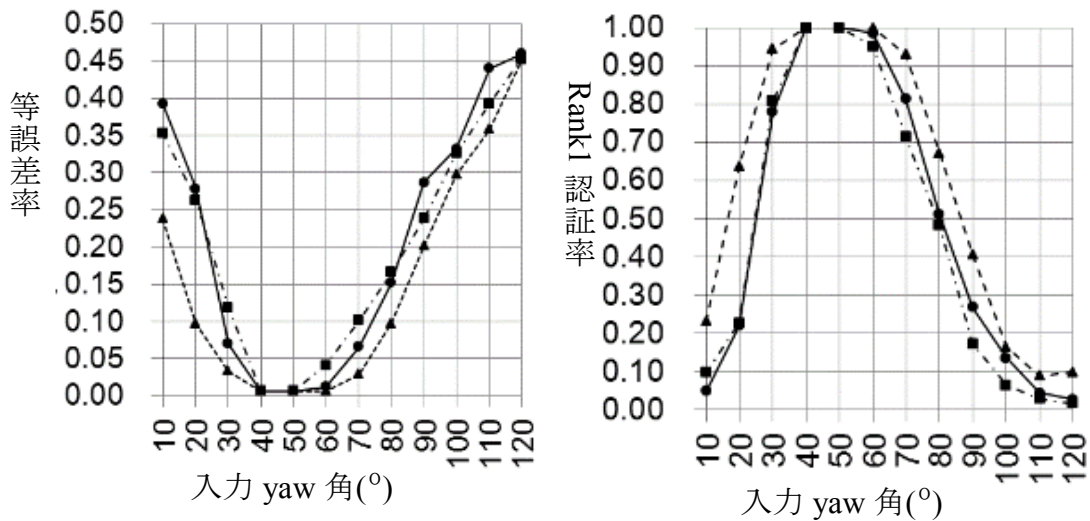
実験結果より、推定データを用いた提案手法は実データを用いた場合の精度を上回っていないものの、ロバスト性の向上傾向は類似していることがわかる。

### 2.3.4 解像度に関する実験結果

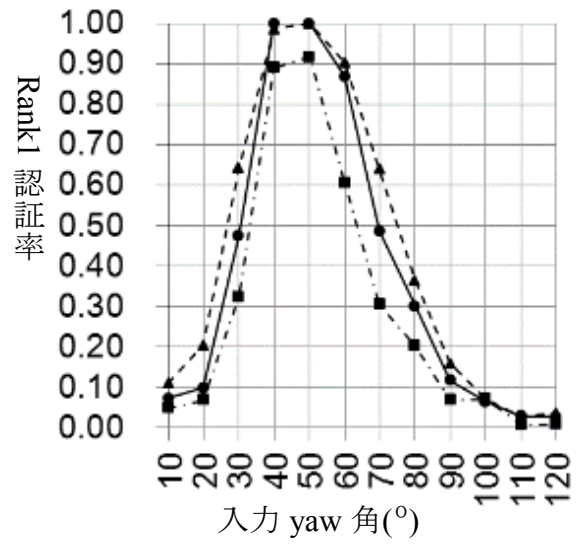
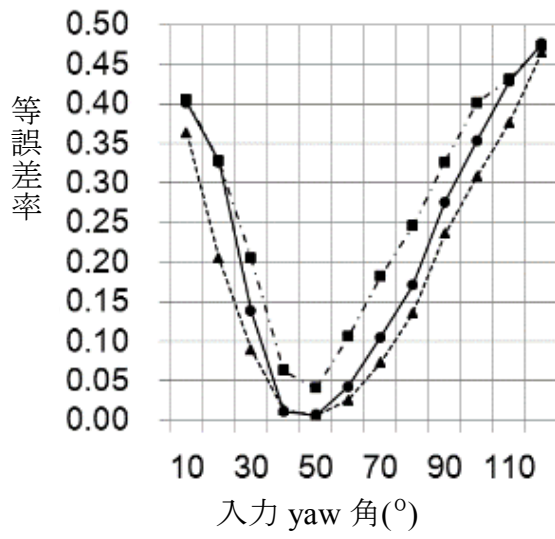
様々な解像度における, 3つの手法の EER および Rank1 認証率と入力画像の yaw 角の関係を示す. まず登録画像の撮影角度が yaw 角  $45^\circ$  の実験結果を図 2.15 に示す.



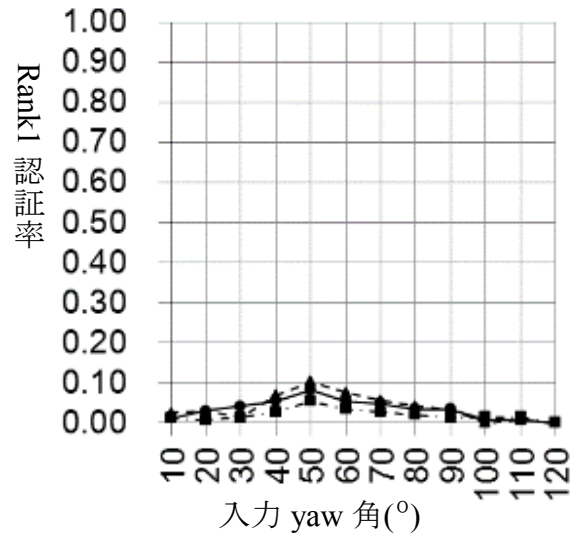
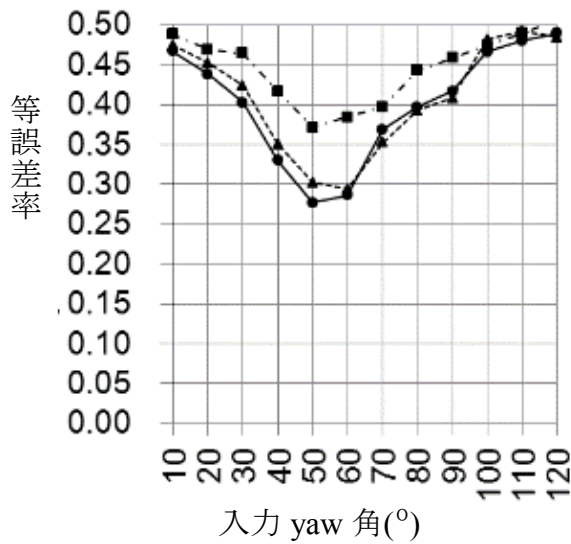
(a) 解像度 100%, Roll =  $0^\circ$



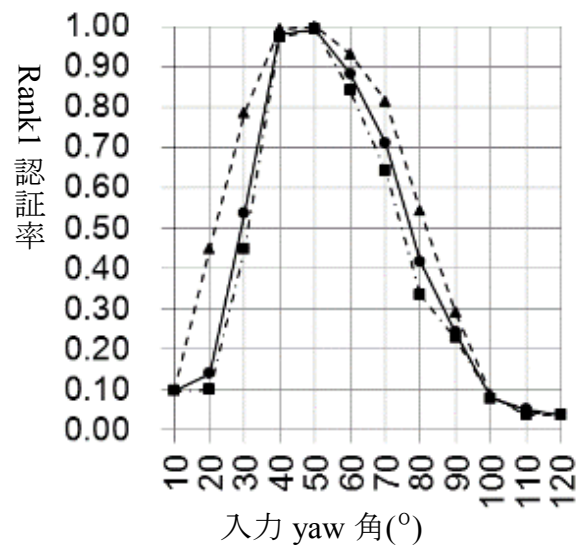
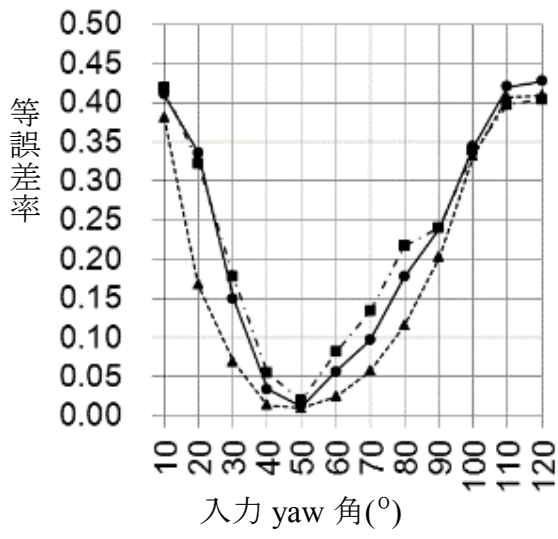
(b) 解像度 50%, Roll =  $0^\circ$



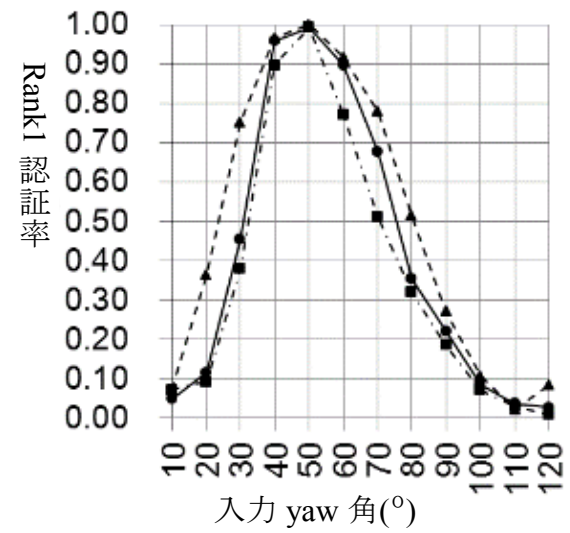
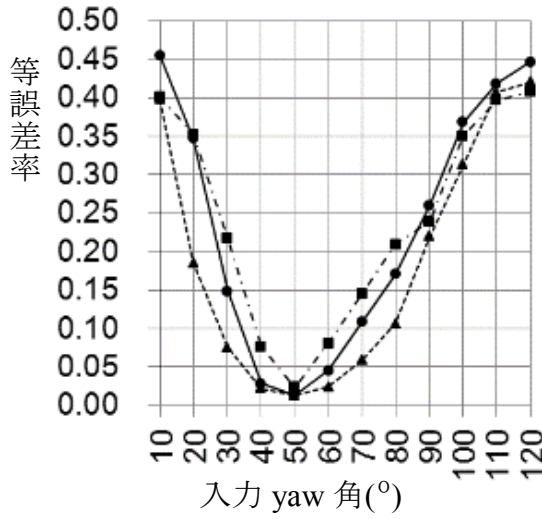
(c) 解像度 20%, Roll = 0°



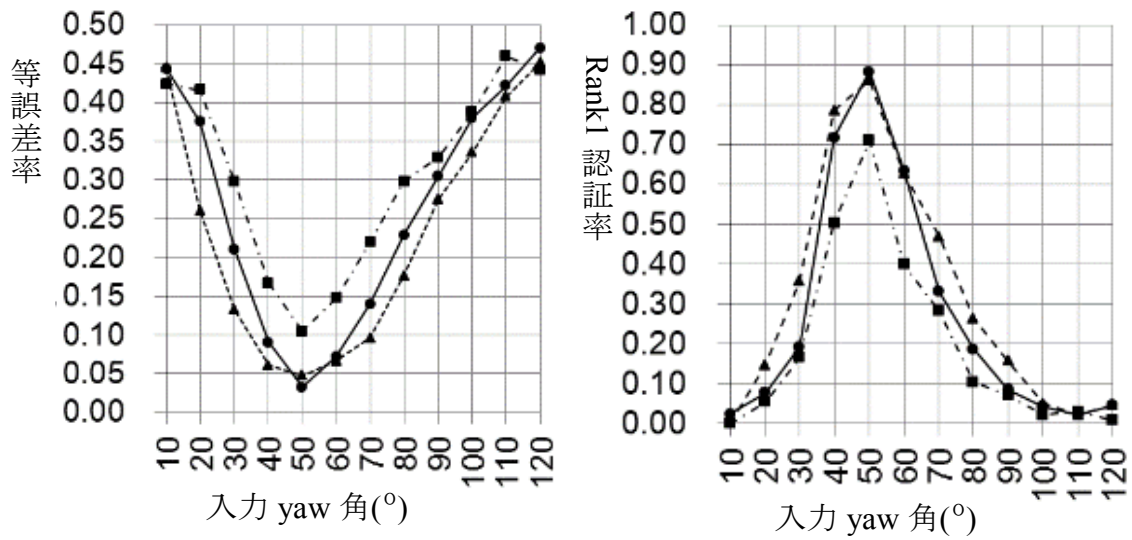
(d) 解像度 10%, Roll = 0°



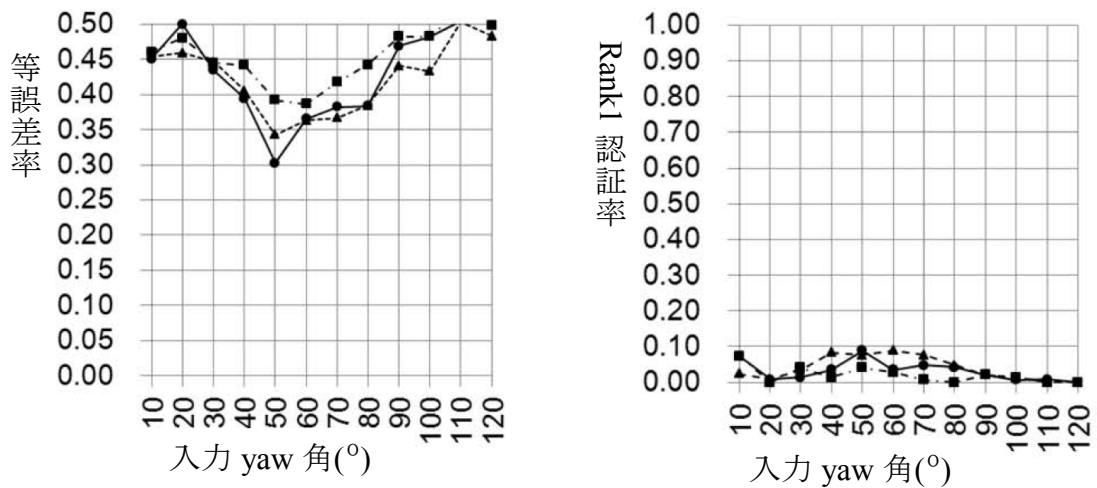
(e) 解像度 100%, Roll=15°



(f) 解像度 50%, Roll=15°



(g) 解像度 20%, Roll=15°



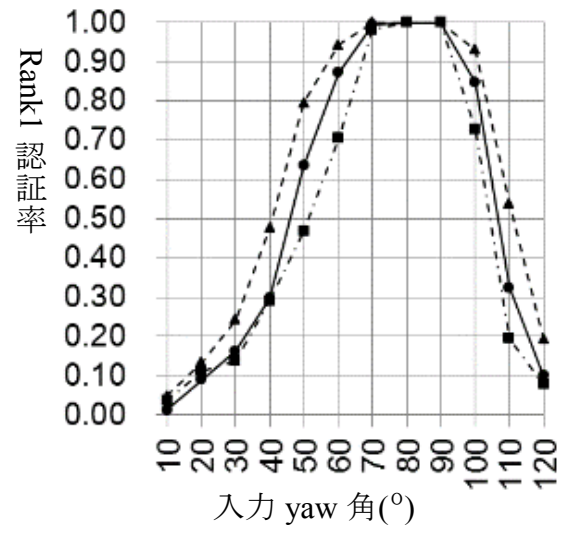
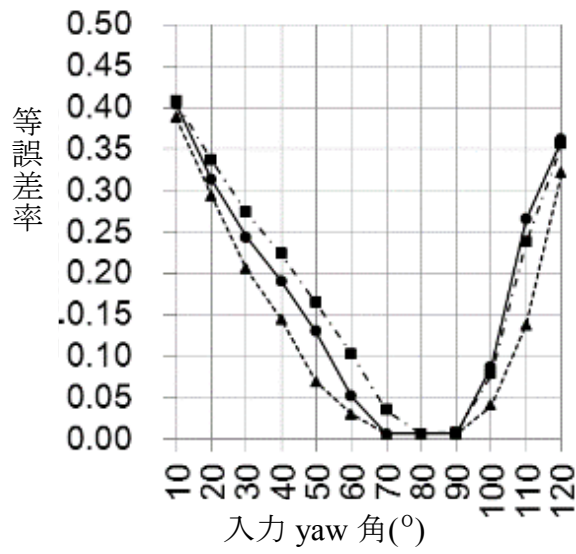
(h) 解像度 10%, Roll=15°

また、図 2.15(a)-(h)におけるシンボルの意味を以下に示す。

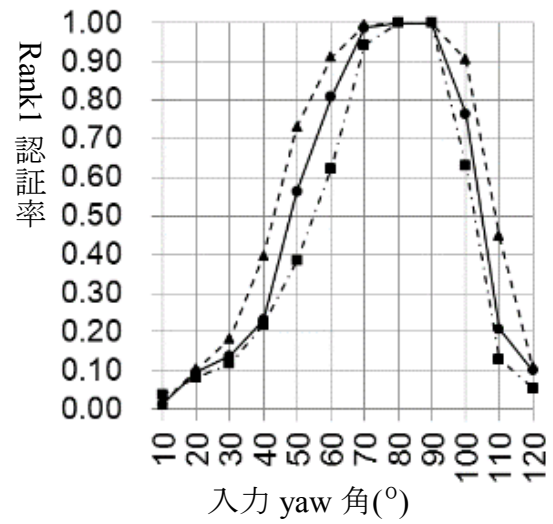
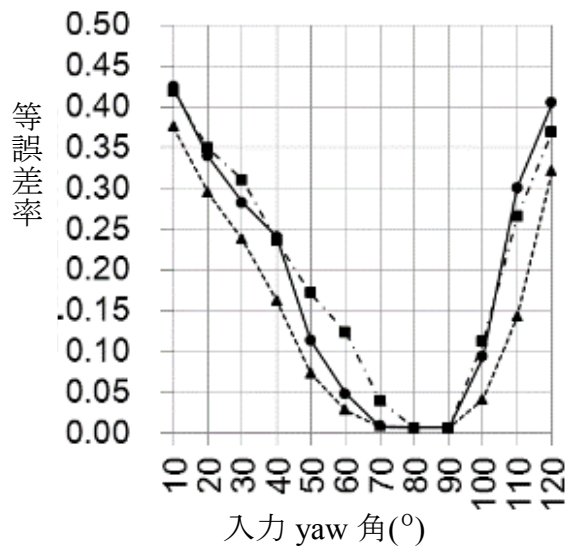
- 学習なし
- 推定データ
- ▲--- 実データ

図 2.15 登録画像の撮影角度が(yaw, roll)=(45°, 0°)の時の、それぞれの解像度における等誤差率および Rank1 認証率

さらに登録画像の撮影角度が yaw 角 85°の実験結果を図 2.16 に示す。

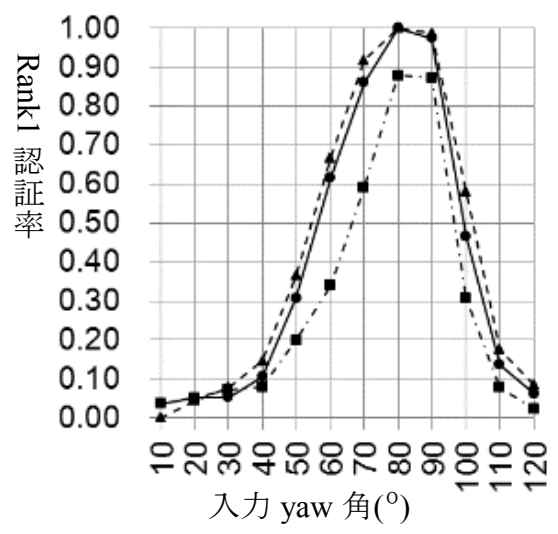
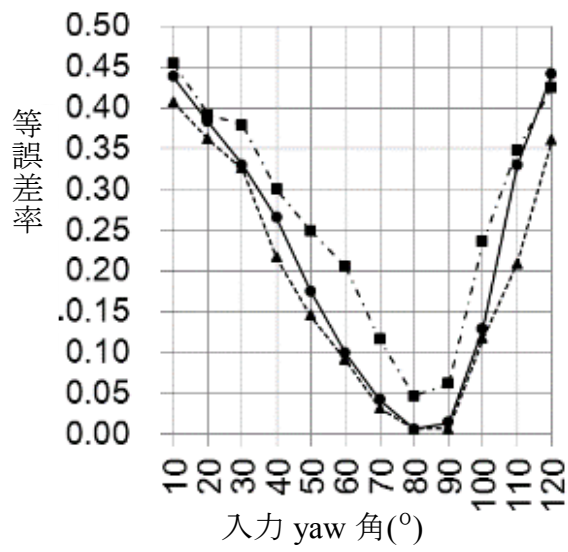


(a) 解像度 100%, Roll = 0°

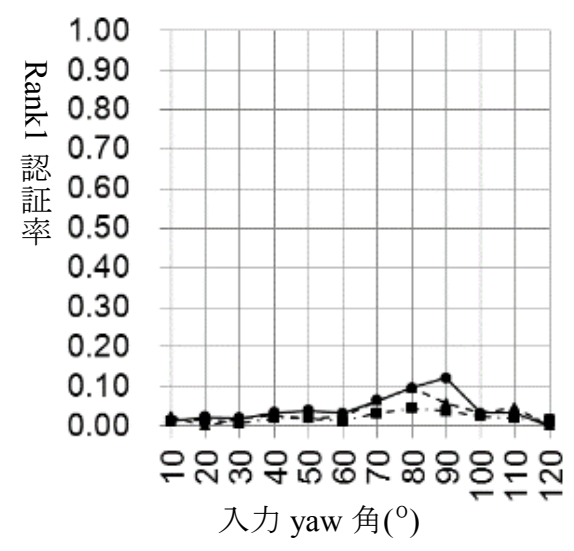
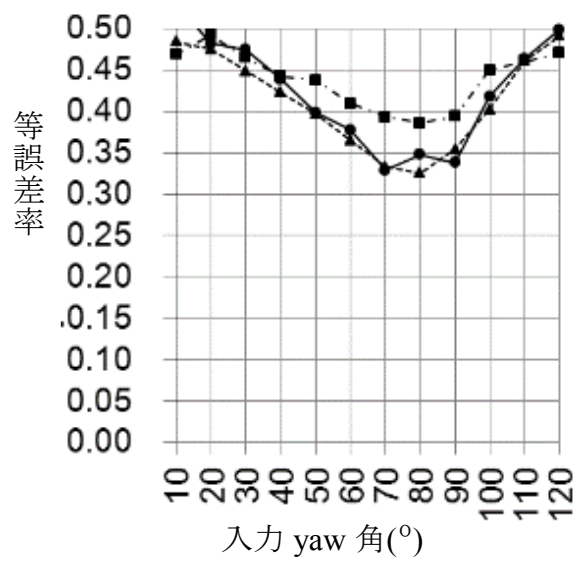


(b) 解像度 50%, Roll = 0°

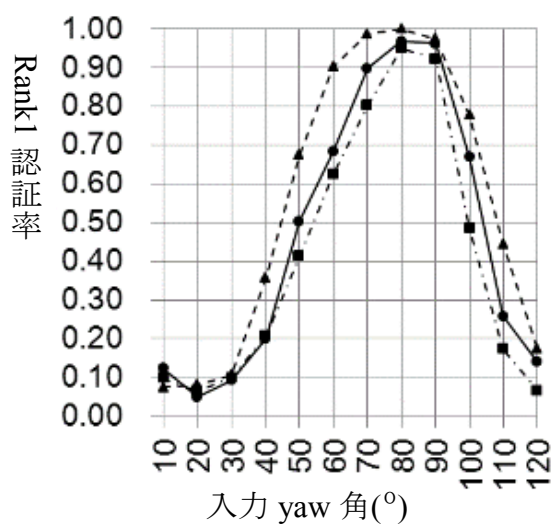
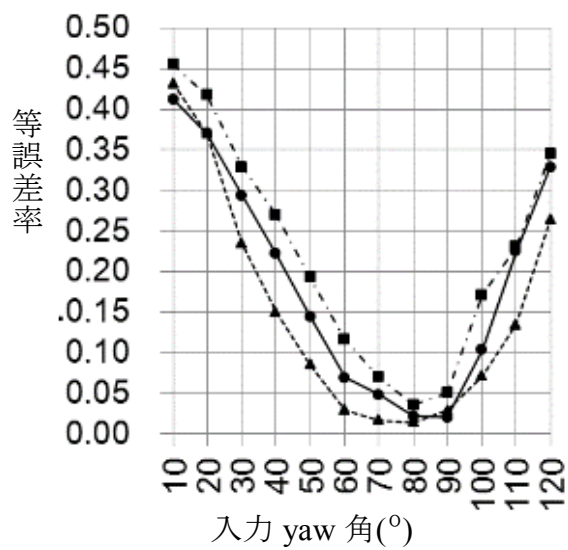




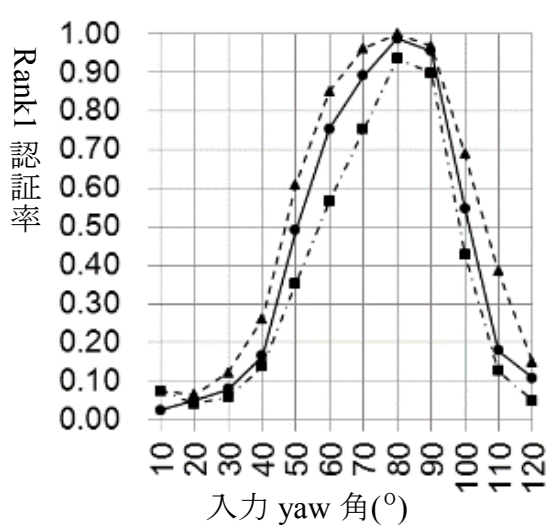
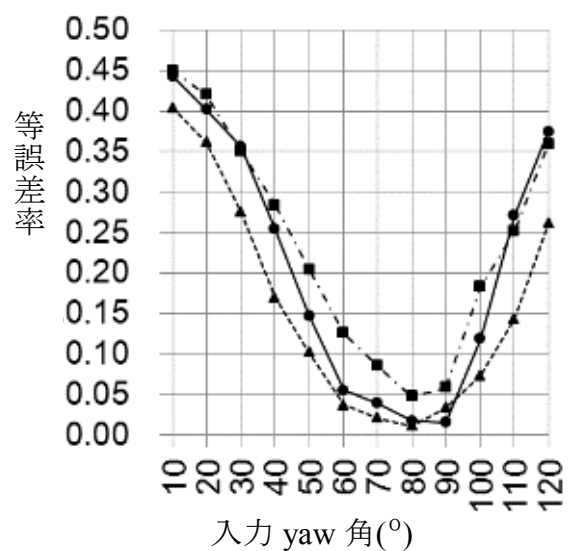
(c) 解像度 20%, Roll = 0°



(d) 解像度 10%, Roll = 0°

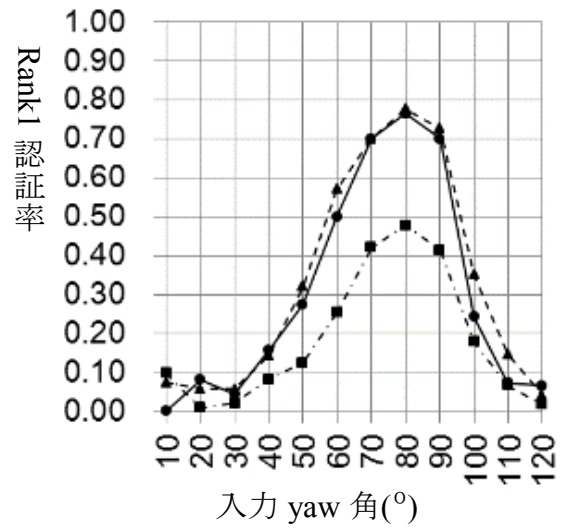
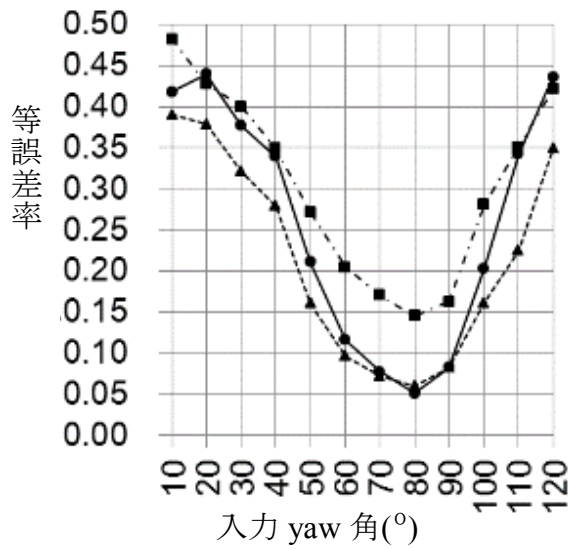


(e) 解像度 100%, Roll=15°

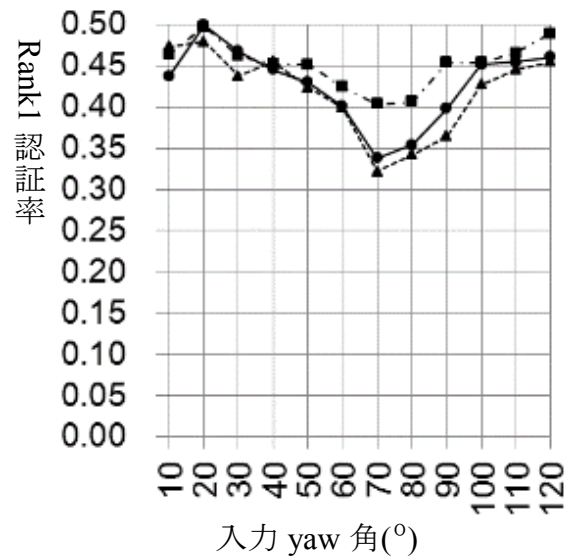
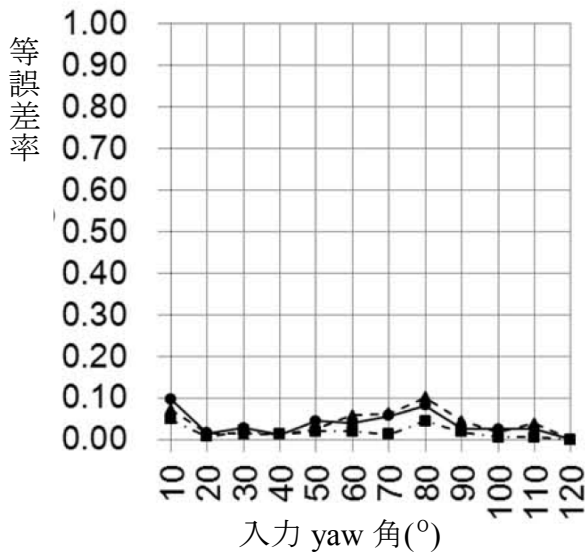


(f) 解像度 50%, Roll=15°





(g) 解像度 20%, Roll=15°



(h) 解像度 10%, Roll=15°

また、図 2.16(a)-(h)におけるシンボルの意味を以下に示す。

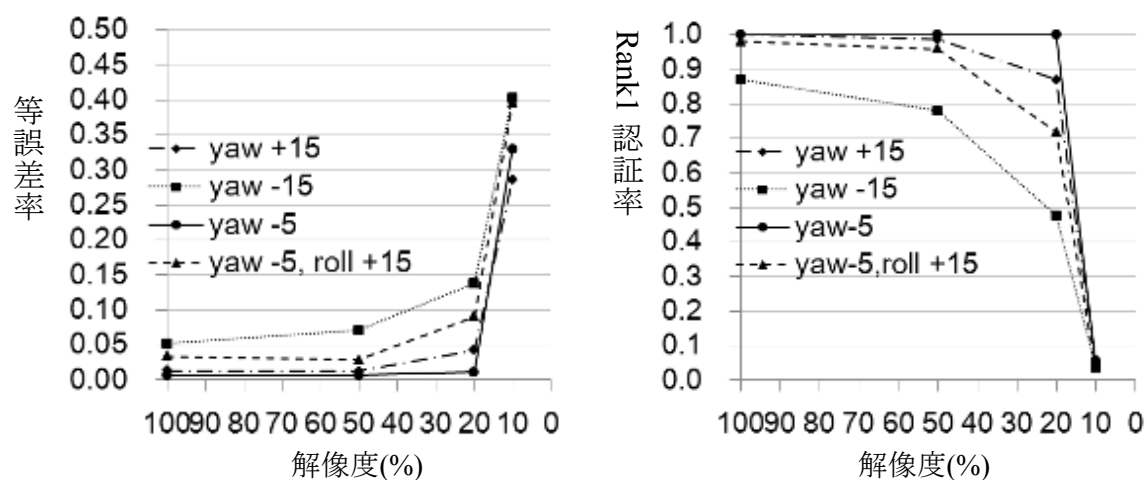
- 学習なし
- 推定データ
- ▲--- 実データ

図 2.16 登録画像の撮影角度が(yaw, roll)=(85°, 0°)の時の、それぞれの解像度における等誤差率および Rank1 認証率

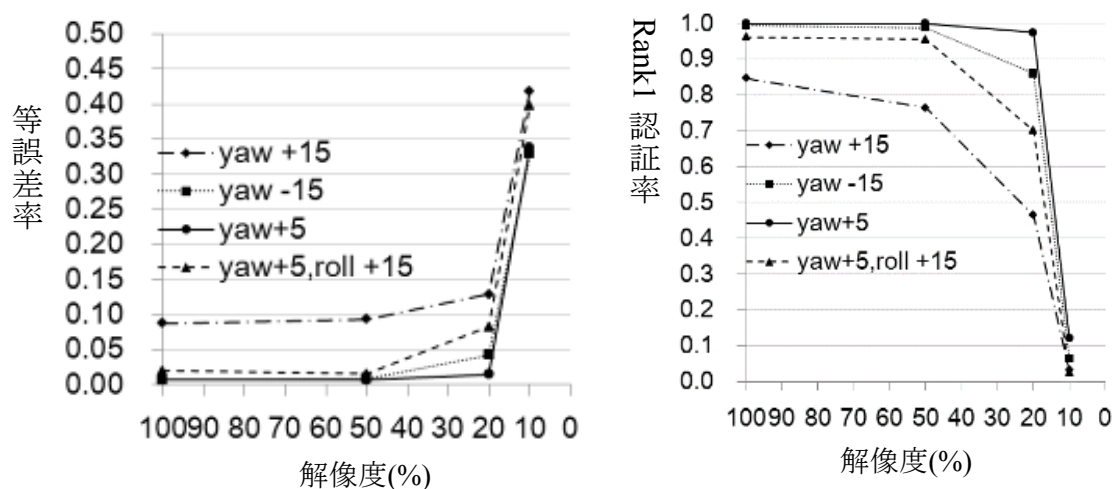
解像度がそれほど高くない場合は撮影角度の差と同様、実データと同程度の改善が確認できる。

### 2.3.5 解像度の変化に関する考察

解像度に関しては、最大 20%まで認証精度はそれほど悪化しなかったが、10%で急激に悪化した(図 2.17). この時で耳介画像は 7×9 ピクセルである. 図 2.12 より、舟状窩の識別が困難である. 対耳輪の屈曲の様相もまた明瞭ではない. このことから森好らの提案[5]と同様に、提案手法の適用可能な 1 つの基準は、対耳輪の屈曲の様相または舟状窩の視認性であるといえる.



(a) 登録画像の撮影角度 (yaw, roll) = (45°, 0°).



(b) 登録画像の撮影角度 (yaw, roll) = (85°, 0°)

図 2.17 推定データを判別分析に学習させる手法の様々な解像度における等誤差率および Rank1 認証率

### 2.3.6 撮影角度の差に関する考察

異なる撮影角度の2つの耳介画像の異同識別ができる基準は、舟状窩が明確に観察できることと、外耳道が確認できないことの2つの条件であるとの提案がされた[5](図 2.18).

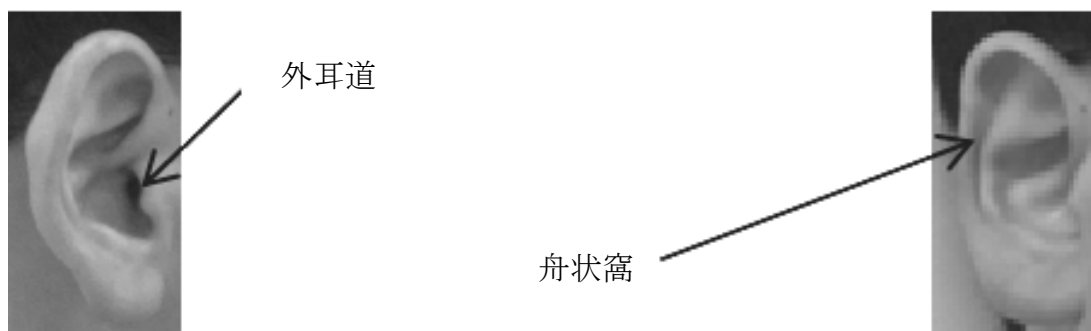
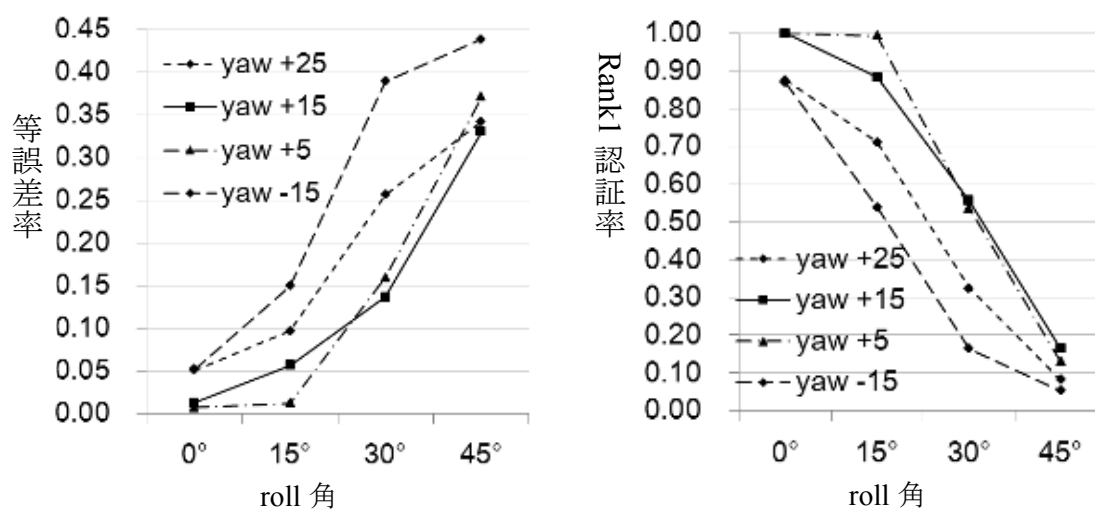


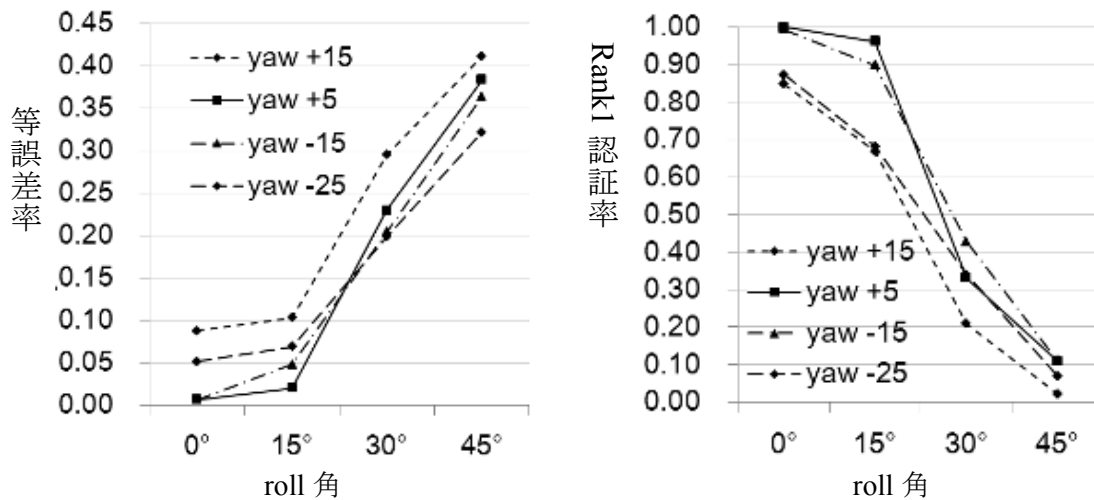
図 2.18 外耳道および舟状窩

Yaw 角が  $90^\circ$  で 8.9%,  $105^\circ$  で 17.9%, そして  $120^\circ$  で 53.6% の対象において、対耳輪の一部または全てが耳輪に覆われるために明確な舟状窩が確認できないことが報告されている。  $0^\circ$  と  $15^\circ$  では耳輪が対耳輪によって隠されるため、舟状窩は明確に観察されない。舟状窩は yaw 角が  $30^\circ$  と  $75^\circ$  の間のみはっきり確認される。  $75^\circ$  で 42.9% そして  $90^\circ$  ですべての被験者から外耳道が観察される。

その所見と一致して、図 2.19 をみると、登録データの yaw 角が  $45^\circ$  の場合  $+25^\circ$  ( $70^\circ$ ) の方向の認証精度は  $-15^\circ$  ( $30^\circ$ ) の方向のものより良好である ( $30^\circ$  では舟状窩がやや確認しにくい)。登録データの yaw 角が  $85^\circ$  の場合  $-25^\circ$  ( $60^\circ$ ) の方向の認証精度の方が  $+15^\circ$  ( $100^\circ$ ) の方向の認証精度より優れている。(  $100^\circ$  では大部分の舟状窩は確認できず外耳道が確認できる。)



(a) 登録画像の撮影角度 (yaw, roll) = (45°, 0°)



(b) 登録画像の撮影角度 (yaw, roll) = (85°, 0°)

図 2.19 推定データを判別分析に学習させる手法の様々な roll 角における等誤差率および Rank1 認証率

Roll 角 15°は 0°と同等の精度であるが、Roll 角が 30°を越えると精度が悪化する(図 2.19)。厳密には、EER と Rank1 認証率は被験者の数に依存するため異なる角度の比較はできない可能性がある。N 択問題の選択肢を増やせば、正解率がさがるのと同じ理屈で、被験者の数を増やすと EER と Rank1 認証率がさがる可能性があるからである。被験者の数が多い角度 (Roll 角 0°, 15°) で逆に精度が良くなっていること (表 2.2) を考えると、Roll 角 30°を越えると精度がさがるという結論はあまり変わらないと考えられる。本件の厳密な検討は今後の課題とする。

### 2.3.7 解像度および撮影角度による適用限界のまとめ

2 章 2 節の手法の実用可能性を実証するため、容疑者が上から撮影され画像の解像度が低い監視的なシナリオで実験評価を行い、適用限界の調査を行った。その結果舟状窩の視認性や外耳道の非視認性が、提案手法の適用限界を規定していることを示した。

# 第3章 超解像処理, 樽型歪曲収差およびイヤリングの影響

## 3.1 調査に関わる緒言

防犯カメラ画像から得られた耳介形状は, 刑事裁判で法的証拠の一部に利用されている. しかし, 広角レンズを使用する監視カメラ画像の画質は必ずしも良好ではなく, 画像は樽型に歪み, 解像度は低いという問題がある. さらに, 容疑者と防犯カメラに写る犯罪者の間の撮影角度が異なると, 耳介形状が異なって見えるという問題もある[5][6]. そのため, 現場画像と被疑者画像との異同識別では, これらの問題に精通した専門家が鑑定を行う. コンピュータによる耳介認証システムを実用化し法医学コミュニティに受け入れてもらうためには, これらの問題にシステムが対応できる必要がある. また, イヤリングが与える影響を調査しておくことも, 法医学コミュニティにより良く受け入れられるために必要である.

はじめに, 解像度に関してであるが,  $70 \times 90$  ピクセルの耳介画像を使用して, 20% ( $14 \times 18$  ピクセル)の劣化まで認証精度はそれほど悪化しなかったが, 舟状窩が不鮮明になった 10% ( $7 \times 9$  ピクセル)で, 精度が急激に悪化したことをすでに示した. 実際のシナリオでは, 超解像技術が画像の鮮明化に使用されることが多い. ただし超解像処理は, 画像を鮮明にするが容疑者を正確に捕捉しない可能性があり, 超解像画像の証拠の許容性には疑問が残る. したがって超解像画像を用いた定量的な評価が必要である.

次に, 魚眼レンズや広角レンズを採用する防犯カメラ画像は, 直線を樽のように中央から外側に膨らませる歪みを持つ. これら樽型歪曲収差画像では, 光軸からの距離に応じて倍率が減少し, 被写体の大きさは光軸からの距離に依存する. したがって, 測光的証拠が許容される前に, この影響を考慮する必要がある. 琵琶坂 [4]は監視画像の樽型歪曲収差に関して, 顔画像への影響を報告している. したがって, 耳画像への影響もまた報告する必要がある. イヤリングの影響もまた同様である.

第3章においては, 超解像画像と樽型歪曲収差画像を用いた場合の影響を, 数値シミュレーションで検証する. そして, これらの画像を使用した場合の精度の劣化を改善するための対策を提案する. また, 実験的評価に対するイヤリングの影響を

調査する.

## 3.2 超解像処理の影響

### 3.2.1 超解像処理の影響への対策

2章2節では, 法線ベクトルモデルを作成するとき, 劣化やゆがみのない画像を用いた. 次に超解像処理による影響への対策として, 高精度な登録画像から低解像度およびノイズのある劣化画像を作成し, その劣化画像から超解像画像を作成し, 法線ベクトルモデルを構築する. この法線ベクトルモデルを用いて, 異なる撮影角度のガボール特徴量を推定し判別分析で学習する.

### 3.2.2 実験データセットおよび評価方法

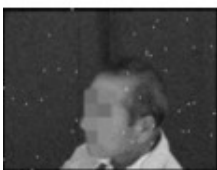
HOIP データベースの yaw 角  $65^\circ$  を登録画像の撮影角度, yaw 角  $40^\circ$  から  $80^\circ$  まで  $10^\circ$  間隔の画像を想定する入力画像の撮影角度とする. この範囲で特徴点が 4 点以上見える 164 人の画像を使用する. 1 枚の原画像から, 縦横 25% にスケーリングし, ランダムノイズを加えた 16 枚の劣化画像を作成する. その劣化画像に Open CV の Farsiu の超解像手法[30]を適用して, 超解像画像を作成する(図 3.1). また, 評価には等誤差率を利用する.



原画像



超解像画像



劣化画像  
(25% サイズ)

図 3.1 劣化画像と超解像処理で解像度をあげた画像の例

### 3.2.3 超解像処理の影響の実験結果

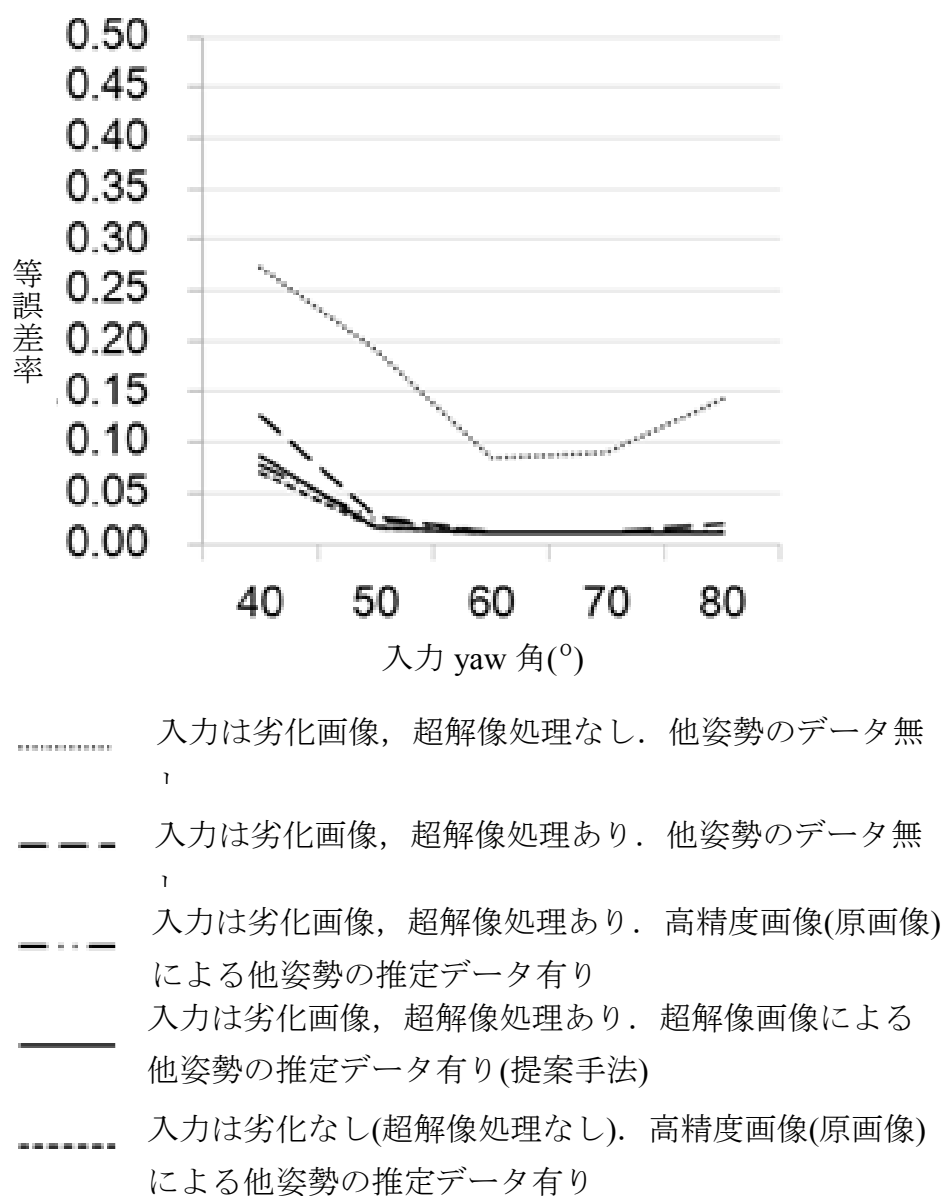


図 3.2 等誤差率（超解像画像を使用）

図 3.2 から，登録画像の撮影角度の近くでは超解像画像が高い認証精度を示し，高精度画像（原画像）による実験結果との精度の差はないことが読み取れる．しかし，登録画像との撮影角度の差が大きいところでは（yaw 角 40°），高精度画像（原画像）を利用した理想的な状況における実験の精度とは差がでる．この精度の差は，超解像画像や原画像から作成した法線ベクトルモデルを利用し，他姿勢データ作成



するという2章2節の方針で小さくできることも読み取れる。また、法線モデルの作成に超解像画像を利用しても高解像度画像を利用しても大差はない。

## 3.3 樽型歪曲収差の影響

### 3.3.1 樽型歪曲収差の影響への対策

3章2節1項と同様に、高精度な登録画像から樽型歪曲収差を持つ劣化画像を作成し、その劣化画像から法線ベクトルモデルを構築する。この法線ベクトルモデルを用いて、異なる撮影角度のガボール特徴量を推定し判別分析で学習する。

### 3.3.2 実験データセットおよび評価方法

3章2節2項と同様、HOIPデータベースのうち yaw 角  $65^\circ$  のものを登録画像の撮影角度、yaw 角  $40^\circ$  から  $80^\circ$  まで  $10^\circ$  間隔の画像を想定する入力画像の撮影角度とする。この範囲で、特徴点が4点以上見える164人の画像を使用する。また、評価には等誤差率を利用する。

半球状の視野をとる魚眼レンズは、無限に広がる平面オブジェクトを有限の画像領域に写像する樽型歪曲収差を持つ。ここでは、収差のない画像上の点の座標  $\mathbf{X}$  と樽型収差のある魚眼画像上の点の座標  $\mathbf{x}$  に対応する点を以下の式で対応付ける。

$$\mathbf{x} = \frac{r}{\sqrt{(rR)^2 + |\mathbf{X}|^2}} \mathbf{X} \quad (3.1)$$

ここで、 $R$  は歪みの中心付近の倍率、 $r$  は半球の半径である。耳の大きさが正規化されるように、倍率  $R=1$  とした上で、この式を使用してさまざまな歪みを持つ樽型歪曲収差画像を作成した(図 3.3)。



原画像



$r = 142$



$r = 200$



$r = 333$  (pixels)

図3.3 樽型歪曲収差画像例

### 3.3.3 樽型歪曲収差の影響の実験結果

樽型歪曲収差画像を用いた実験結果を図3.4に示す。入力画像と登録画像との間の角度の差が大きくなるにつれて、精度が低下することが確認できる。各入力角度で様々な手法を用いた場合の等誤差率を比較すると、樽型歪曲収差は精度を低下させるが法線ベクトルモデルの作成に樽型歪曲収差画像を用いた提案手法は、精度の低下を抑えることが確認できる。

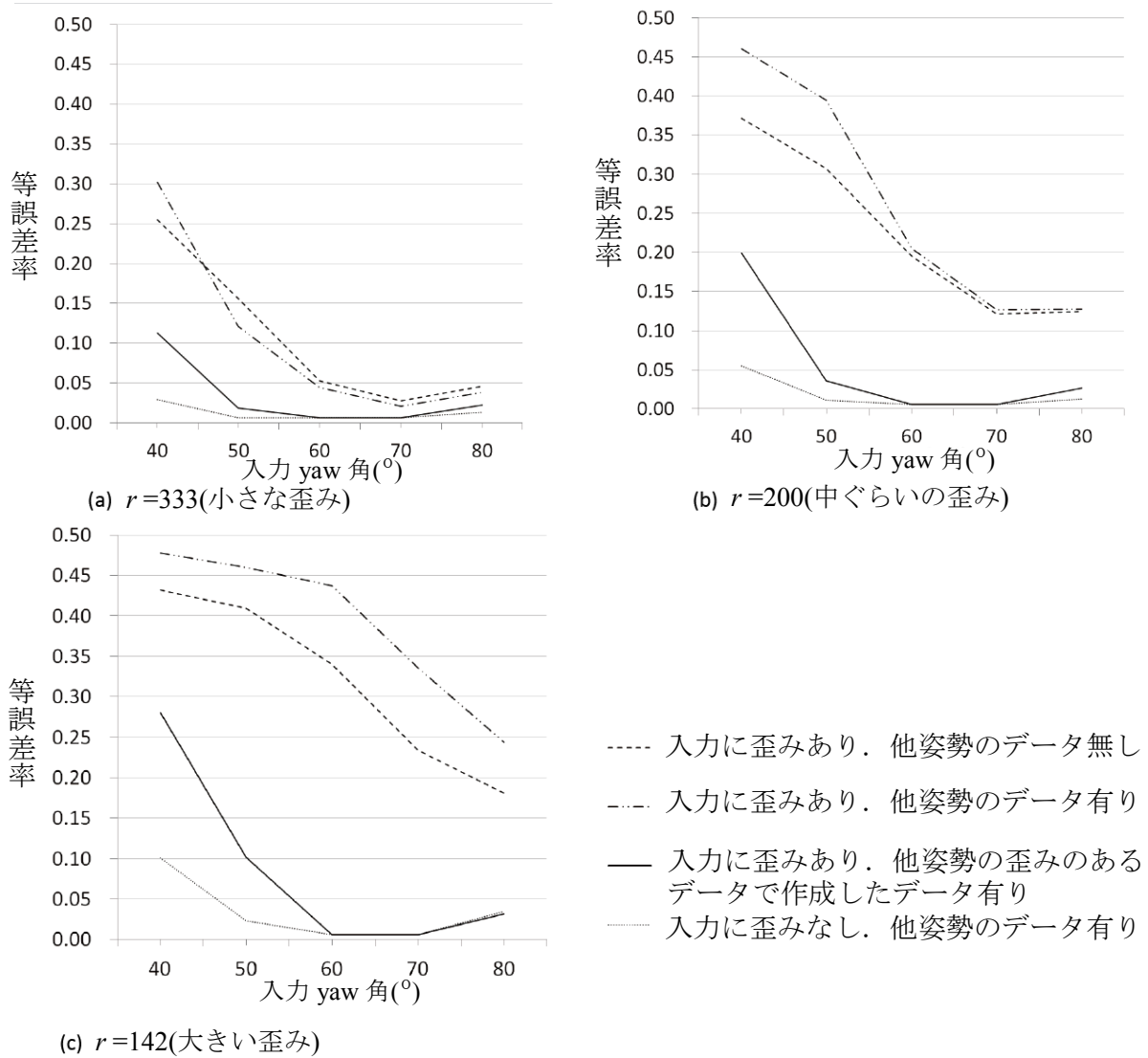


図 3.4 等誤差率 (樽型歪曲収差画像を使用)

## 3.4 イヤリングの影響

### 3.4.1 実験データセットおよび評価方法

イヤリングのある画像の数を確保するために HOIP データベースの右耳画像を左右反転させ、擬似的な左耳画像を作成する。この処理を行うと HOIP データベースの人数は擬似的に 600 人となる。yaw 角  $65^\circ$  を登録画像の撮影角度、yaw 角  $40^\circ$  から  $80^\circ$  まで  $10^\circ$  間隔の画像を想定する入力画像の撮影角度とする。この範囲で確認できる特徴点が 4 点である 329 人のうち、9 人の耳にイヤリングがある(図 3.5)。

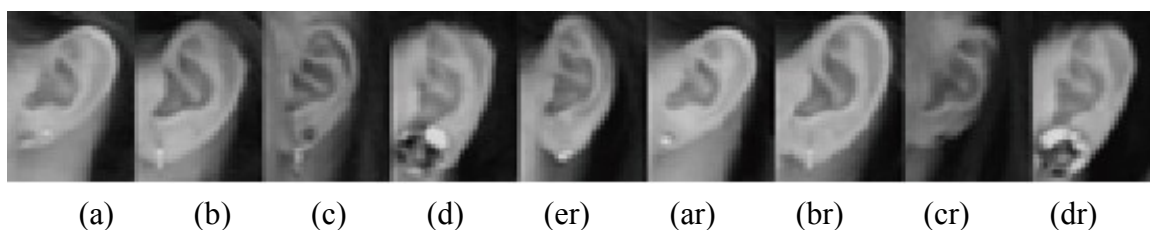


図 3.5 イヤリングをつけた人の耳介画像(\*r は反転画像)

影響の評価のために、まず類似度を求め、そこから rank を求める。そしてイヤリングをつけた人を含むグループとイヤリングをつけた人を含まないグループに分け、それぞれの rank[14]の平均を求め検定を行って評価する。

### 3.4.2 イヤリングの影響の実験結果

まず表 3.1 に、イヤリングを含む集団における rank を示す。見出し行に入力画像の撮影角度を示し、見出し列には耳介画像名を示している。最後の 2 行は rank の各角度における平均と標準偏差を示している。登録画像の撮影角度  $65^\circ$  から離れるにつれて認証精度が低下する傾向があることがわかる。

表 3.1 イヤリングを含む集団の各角度における rank

耳介画像名 \ 角度(°)	30°	40°	50°	70°	80°	90°
a	1	1	1	1	1	1
b	80	3	1	1	1	1
c	1	1	1	1	1	1
d	1	1	1	1	1	1
er	2	2	1	1	1	49
ar	1	1	1	1	1	1
br	20	5	1	1	1	55
cr	1	1	1	1	1	2
dr	1	1	1	1	1	1
平均	12.0	1.8	1.0	1.0	1.0	12.4
標準偏差	26.3	1.4	0.0	0.0	0.0	22.5

続いて表 3.2 に、イヤリングを含まない集団の rank の平均と標準偏差を示す。イヤリングを含む集団の結果と同様に、登録画像の撮影角度から離れるにつれて精度が低下する傾向があることが確認できる。

表 3.2 イヤリングを含まない集団の各角度における rank の平均と標準偏差

角度	30°	40°	50°	70°	80°	90°
平均	13.2	2.3	1.0	1.0	1.9	3.1
標準偏差	35.0	10.1	0.1	0.1	10.9	7.5

イヤリングを含む集団と含まない集団の、それぞれの入力角度における平均 rank について検定を行ったところ、有意差は確認できなかった( $p < .05$ )。この結果は、2章 2 節の手法が耳垂の形状ではなく、特徴点周辺の局所的な形状から得られる特徴量を利用することを考慮すると妥当であるといえる。

## 3.5 超解像処理, 樽型歪曲収差およびイヤリングの影響

### のまとめ

超解像画像と樽型歪曲収差画像を用いた場合の影響を数値シミュレーションで検証した。その結果, 超解像処理でロバスト性が向上し, 樽型歪曲収差で低下することが確認できた。そしてこれらの画像を, 法線ベクトルモデルを作成する際に利用することで, 撮影角度の差に対するロバスト性が向上することが確認できた。またイヤリングの影響を調査した結果, 精度に有意差はないことが確認できた。

## 第4章 ガボールフィルタの変形によるさらなるロバスト化

### 4.1 ガボールフィルタの変形に関する緒言

顔認証において撮影角度の差を埋め合わせる手法には

- (1) 3Dモデル(平均石膏像)にテクスチャを貼り付けて回転させる
- (2) 統計的手法で特徴量を対応付ける

以上の2種類の方法がある[31][32][33]。2章2節の手法は(2)に相当するが, 耳の全体的な形状を平面と仮定し, 撮影角度の異なる画像を台形変形することで, どの程度推定出来るか検討することとした。また, 推定精度が高くない場合も考えられるので, (1)と(2)を合わせた手法も検討することとした。なお(2)の手法では, 耳介の

向きの撮影角度を推定する手法が必要となるが、顔とは異なり、画像中の耳介の角度を実用的な精度で推定する手法は確立されていない。そこで、入力画像中の耳介角度を推定し登録画像の角度に正規化する手法を取らず、2章2節と同様に登録画像の特徴量を様々な角度に変換して機械学習し、現場画像の撮影角度が分からなくてもよい手法を検討することとした。

## 4.2 手法

畳み込み演算は可換なので、耳介画像への台形変形に対応する Gabor フィルタの台形変形を行って推定を試みることにした。まず座標平面上の点  $\mathbf{x}$  を 3 次元空間上の  $z=0$  である  $x$ - $y$  平面の点とみなす。すなわち

$$\mathbf{x} = (x, y, 0) \quad (4.1)$$

とする。次に、3次元空間上で回転を行う。

$$\mathbf{x}' = R(\alpha, \beta, \gamma) \quad (4.2)$$

$R$  は回転行列であり、パラメータ  $(\alpha, \beta, \gamma)$  はそれぞれ回転角に対応する。最後に 3次元座標を 2次元座標に投影し、Gabor 関数に与える。

$$\mathbf{x}_R = (x', y') \quad (4.3)$$

これは平行投影であり、奥行きに関係なく見かけの大きさが変わらない非現実的なものである。しかし、奥行きの差が小さい場合、問題にはならない。

## 4.3 実験に使用するデータベース

実験には、HOIP データベースと CAS-PEAL-R1 データベース[34]を利用する。CAS-PEAL-R1 データベースは、1040 名を顔の正面から撮影したもので yaw 角が 22.5 度刻み(22.5, 45, 67.5)のものと、15°刻み(0, 15, 30, 45, -15, -30, -45)の 2 種類がある。そのうち 22.5°刻みで撮影したものが 101 名、15°刻みで撮影したものが 939 名である。これらの左右反転画像を作成し、擬似的に 2080 名のデータベースとする。HOIP データベースもまた左右反転画像を作成し、擬似的に 600 名のデータベースとする。

## 4.4 実験条件および評価方法

実験では、検索対象画像群の撮影角度を右側 45°、想定現場画像の撮影角度を 15°と 30°とする。7 点の特徴点の中で前切痕、対耳珠、珠間切痕、耳珠の 4 点がおよ

び3つ全ての角度で確認できる CAS-PEAL-R1 の 735 名と HOIP の 106 名を登録画像および入力画像として利用する。ガボール特徴量はこれら4点における特徴量を利用するため、合計複素 160 次元となる。まず、ガボールフィルタの変形による効果を見る実験として、

(A) ガボールフィルタを変形させるもの(3D モデルにテクスチャを張り付け回転させる手法。以下、「変形あり」と表記)

(B) ガボールフィルタは変形させないもの(「変形なし」と表記)

を比較することとした。この実験では、耳介の入力画像(想定現場画像)の撮影角度はあらかじめ与えてあるものとし、登録画像(検索対象画像群)を想定現場画像の撮影角度に変更したガボール特徴量を相関計算に加えることとした。

また、(2)の統計的手法で特徴量を対応付ける手法と、(1)の3Dモデル(平均石膏像)にテクスチャを貼り付けて回転させる手法の2つを合わせた手法に対応して、

(ア) ガボールフィルタの変形と重回帰による対応付けも追加した手法  
(変形あり+機械学習と表記)

(イ) ガボールフィルタの変形は行わず、重回帰による対応付けを追加した手法  
(変形なし+機械学習と表記)

を比較する実験も行うこととした。この実験では、入力画像(現場画像)の耳介の撮影角度が分からないことを前提として、登録画像(検索対象画像群の画像)の特徴量を様々な角度に変換させ、機械学習(重判別分析)に学習させておくことで、入力画像(現場画像)の耳介の撮影角度が分からなくてよい手法をとった。

## 4.5 実験結果

ガボールフィルタの変形のみを行った場合の実験結果を図 4.1, 図 4.2 に示す。



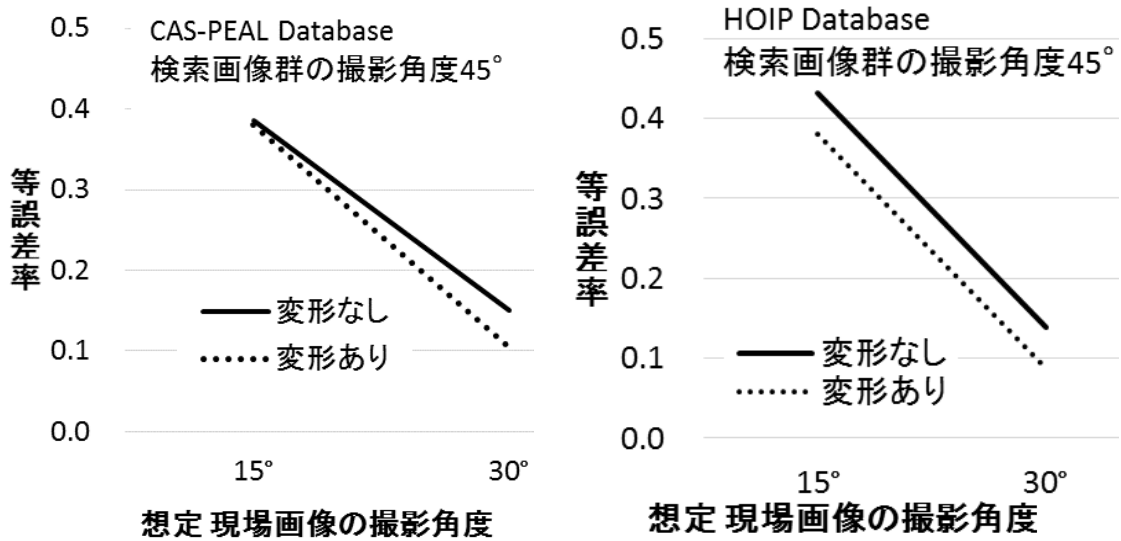


図 4.1 等誤差率 (ガボールフィルタの変形のための効果)

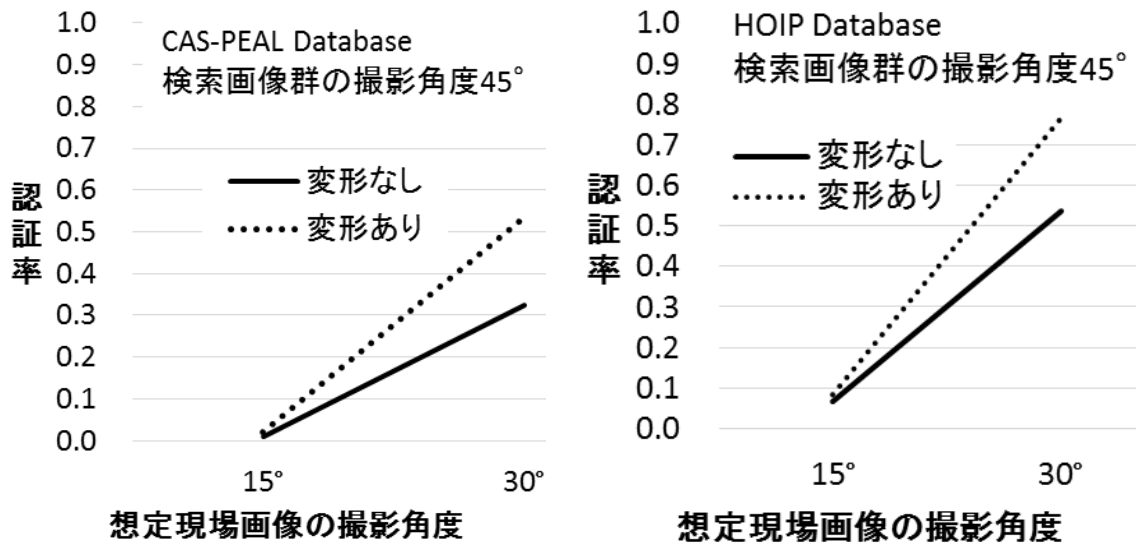


図 4.2 Rank1 認証率 (ガボールフィルタの変形のための効果)

多くの角度において、ガボールフィルタの変形には効果があることがうかがえる。

次に、特徴量を様々な角度に変換させ機械学習に学習させておき、入力画像（想定現場画像）の耳介の撮影角度が分からなくてよい手法と、ガボールフィルタの変形との併用の効果を調査した実験結果を図 4.3 と図 4.4 に示す。

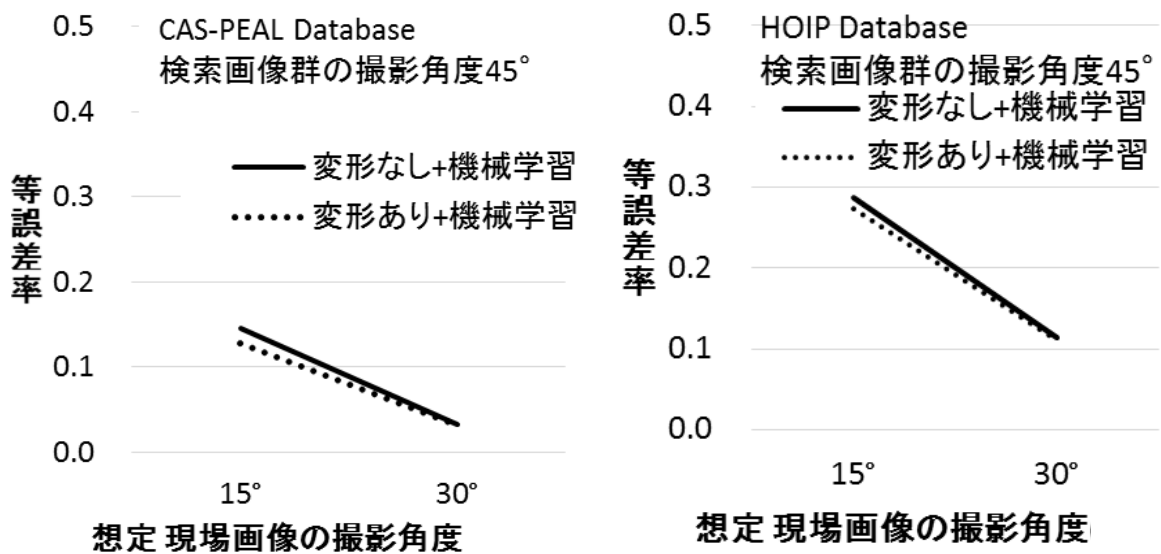


図 4.3 等誤差率 (ガボールフィルタの変形と機械学習の効果)

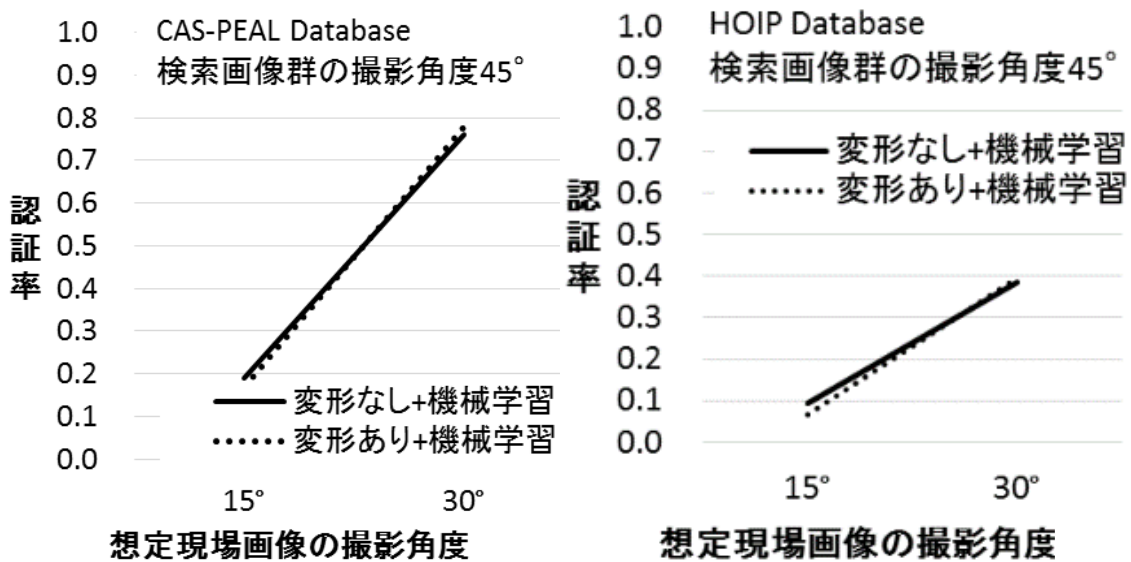


図 4.4 Rank1 認証率 (ガボールフィルタの変形と機械学習の効果)

最大約 0.02 の識別精度の向上が確認できるが、全体として効果は必ずしも大きくないことが確認できる。また、機械学習の有無で比較すると機械学習を入れた手法のほうが、圧倒的に精度が高いことも読み取れる。

## 4.6 考察とまとめ

耳介画像を大まかに平面ととらえ、撮影角度の異なる耳介の形状を台形近似で推定する手法は、現場画像の耳介に対する撮影角度が何らかの手法である程度わかる場合、有効な可能性がある。また、機械学習を利用することで入力画像の角度が不

明でも対応できれば簡便かつ精度が向上するため、機械学習を利用したほうがよい。耳介形状を平面で近似するというのは大胆すぎる近似であったため、よりよい近似が存在することが予想される。

撮影角度の差違に対するロバスト性改善をめざし、大まかな耳の形にテクスチャを張り付けて3次元的に回転させ、撮影角度を正規化する手法を利用することの効果について検討を行った。実験は、等価な処理となる Gabor フィルタの変形により行った。機械学習による特徴量の対応付けと併用することで、若干ではあるが精度の向上が望めることが分かった。

## 第5章 まとめと他の研究に及ぼす影響

本稿では、捜査支援システムの実用化に有用であると考えられる7つの事柄、すなわち特徴点の検出方法、LJTと判別分析による平面外回転へのロバスト化の手法、その手法の解像度と撮影角度に対する適用限界、超解像処理の影響、樽型歪曲収差の影響、イヤリングの影響、そしてガボールフィルタの変形による撮影角度の差に対するさらなるロバスト化の手法について検討を行った。

この研究は、顔の側面にある耳を対象としている。法医学分野で利用される顔による容疑者の絞り込みシステムは横顔に弱いとされるため、顔によるシステムと耳によるシステムは相補的に利用でき、絞り込みの精度の改善に役立つと考えられる。

また、この研究は耳の形状を「はかる」ことで個人をロバストに認証することを目指したものである。「はかる」学問の感性人間工学において、人の耳の形状を「はかる」手法の発展は、イヤホンの使いやすさの追求や、耳介形状によるアンロック機能をもつスマートフォンの認証時に、スマートフォンの撮影角度を固定しなくてもよいといった使いやすさの改善などに「いかさ」れていくものと考えている。

## 謝辞

この研究テーマを指導してくださった渡部大志教授, 協力してくださった崔英泰氏, 相馬貢士氏をはじめとした渡部研究室のOB諸氏に深く感謝します. 本研究はJSPS 科研費 JP15K00191, JP24500260, JP22700219 の助成を受けたものです. HOIP データベースを利用許諾くださったソフトピアジャパンに感謝します.

## 参考文献

- [1] “[http://jpn.nec.com/press/201603/20160307\\_01.html](http://jpn.nec.com/press/201603/20160307_01.html)(最終閲覧日2016/10/18).”  
[Online]. Available: [http://jpn.nec.com/press/201603/20160307\\_01.html](http://jpn.nec.com/press/201603/20160307_01.html).
- [2] “<https://www.nttdocomo.co.jp/service/suguden/about/>(最終閲覧日2016/10/18).”  
[Online]. Available: <https://www.nttdocomo.co.jp/service/suguden/about/>.
- [3] A. Bertillon, *Signaletic Instructions: Including the Theory and Practice of Anthropometrical Identification (1896)*. Kessenger Legacy Reprints, 1896.
- [4] A. V. Iannarelli, *Iannarelli system of ear identification*. Foundation Press, Brooklyn, NY, 1989.
- [5] 森好 浩行, 三好 美紀, 日野 大樹, 中山 英樹, 森川 俊雄, 中木 真一 糸原 幸次, “撮影角度の異なる画像間における耳介の個人識別,” 日本法科学技術学会誌, vol. 12, no. 1, pp. 27–34, 2007.
- [6] 森好 浩行, 三好 美紀, 日野 大樹, 中山 英樹, 森川 俊雄, 中木 真一 糸原 幸次, “耳介各部の形態分類と各部における形態特徴間の関連性に関する研究,” 日本法科学技術学会誌, vol. 14, no. 2, pp. 61–70, 2009.
- [7] S. Prakash, U. Jayaraman, and P. Gupta, “Ear Localization from Side Face Images using Distance Transform and Template Matching,” in *Proc. of the First Workshops on Image Processing Theory, Tools and Applications*, 2008, vol. 1, pp. 1–8.
- [8] L. Yuan and F. Zhang, “Ear detection based on improved adaboost algorithm,” in *Proc. of the 2nd International Conference on Biometrics ICB. nternational Conference on Machine Learning and Cybernetics, 2009*, 2009, vol. 4, no. July, pp. 2414–2417.
- [9] A. Abaza, C. Hebert, and M. A. F. Harrison, “Fast learning ear detection for

- real-time surveillance,” in *Proc. of the Fourth IEEE International Conference on Biometrics: Theory Applications and Systems (BTAS), 2010*, 2010, pp. 1–6.
- [10] P. Yan and K. W. Bowyer, “Biometric recognition using 3D ear shape. ” *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* vol. 29, no. 8, pp. 1297–1308, Aug. 2007.
- [11] L. Wiskott, J.-M. Fellous, N. Kuiger, and C. von der Malsburg, “Face recognition by elastic bunch graph matching,” *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* vol. 19, no. 7, pp. 775–779, Jul. 1997.
- [12] D. Watabe, H. Sai, K. Sakai, and O. Nakamura, “Improving the Robustness of Single-View Ear-Based Recognition under a Rotated in Depth Perspective,” *2011 Int. Conf. Biometrics Kansei Eng.* pp. 179–184, Sep. 2011.
- [13] K. Yamamoto and Y. Niwa, “Human and Object Interaction Processing (HOIP) project. ” in *Joho Shori Gakkai Shinpojiumu Ronbunshu (in Japanese)*, 2002, p. 379–384.
- [14] ISO/IEC, “Information technology — Biometric performance testing and reporting — Part 1: Principles and framework,” in *ISO/IEC 19795-1*, 2006.
- [15] 篠原克幸, 南敏, and 結城義徳, “モルフオロジー演算を用いた耳介画像による個人識別,” *画像電子学会誌*, vol. 21, no. 5, pp. 528–534, 1992.
- [16] K. Chang, K. W. Bowyer, S. Sarkar, and B. Victor, “Comparison and combination of ear and face images in appearance-based biometrics,” *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* vol. 25, no. 9, pp. 1160–1165, 2003.
- [17] D. J. Hurley and M. S. Nixon, “Force field energy functionals for image feature extraction,” *Image Vis. Comput.* vol. 20, no. 5–6, pp. 311–317, 2002.
- [18] Y. Wang, H. Tsurusawa, T. Yuizono, K. Sato, and S. Nakayama, “Study on Human Recognition by Ear Image Based on Genetic Local Search,” *IEEJ Trans. Electron. Inf. Syst.* vol. 124, no. 6, pp. 1267–1273, 2004.
- [19] S. Barra, M. D. Marsico, N. M. and D. Riccio, “Unconstrained Ear Processing: What is Possible and What Must Be Done,” in *Signal and Image Processing for Biometrics*, 2014, pp. 129–190.
- [20] A. Abaza, A. Ross, C. Hebert, M. A. F. Harrison, and M. Nixon, “A Survey on Ear Biometrics,” *ACM Trans. Embed. Comput. Syst.* vol. 9, no. 4, p. 39:1-39:31, 2010.
- [21] A. Pflug and C. Busch, “Ear biometrics: a survey of detection, feature extraction and recognition methods,” *IET Biometrics*, vol. 1, no. 2, p. 114, 2012.

- [22] L. Yuan, Z. C. Mu, and F. Yang, "A Review of Recent Advances in Ear Recognition," *Proc. 6th Chinese Conf. Biometric Recognit. CCB*, pp. 252–259, 2011.
- [23] H. Chen and B. Bhanu, "Human ear recognition in 3D," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* vol. 29, no. 4, pp. 718–737, 2007.
- [24] P. Yan and K. Bowyer, "An automatic 3D ear recognition system," in *Proc of the Third Int'l Symp. 3D Data Processing, Visualization, and Transmission*, 2006, pp. 213–218.
- [25] S. Cadavid and M. Abdel-mottaleb, "3D Ear Modeling and Recognition from Video Sequences using Shape from Shading," in *Proc. of the 19th International Conference on Pattern Recognition, 2008. ICPR 2008.* 2008, pp. 1–4.
- [26] D. Watabe, Z. Huang, K. Souma, H. Sai, K. Sakai, and O. Nakamura, "Improving Robustness of Single-view-based Recognition of Ears Rotated in Depth," *J. Inst. Image Inf. Telev. Eng. (japanese)*, vol. 65, no. 7, pp. 1016–1023, 2011.
- [27] K. Fukunaga, *Introduction to Statistical Pattern Recognition.* Academic Press, San Diego, CA, 1990.
- [28] D. Watabe, H. Sai, K. Sakai, and O. Nakamura, "Ear biometrics using jet space similarity," in *Proc. of the IEEE Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering, 2008. CCECE 2008.* 2008, no. 1, pp. 1259–1264.
- [29] H. Biwasaka *et al.* "Assessment of Computerized Method for Correction of Optical Distortion of Facial Images," *Japanese J. Forensic Sci. Technol.* vol. 13, no. 1, pp. 7–16, 2008.
- [30] S. Farsiu, M. D. Robinson, M. Elad, and P. Milanfar, "Fast and robust multiframe super resolution. " *IEEE Trans. Image Process.* vol. 13, no. 10, pp. 1327–44, Oct. 2004.
- [31] S. Z. Li and A. K. Jain, Eds. *Handbook of Face Recognition.* London: Springer London, 2011.
- [32] W. Zhao, R. Chellappa, P. J. Phillips, and A. Rosenfeld, "Face Recognition : A Literature Survey," *ACM Comput. Surv.* vol. 35, no. 4, pp. 399–458, 2003.
- [33] S. Prince, "Computer Vision (Models, Learning, and Inference) Algorithms," pp. 1–75, 2013.
- [34] W. Gao *et al.* "The CAS-PEAL large-scale Chinese face database and baseline evaluations," *IEEE Trans. Syst. Man Cybern. Part A Syst. Humans*, vol. 38,

no. 1, pp. 149–161, 2008.



## 南谷崇成 研究業績一覧 2017.2.6

### 学術論文

- [1] 南谷崇成, 崔英泰, 渡部大志, “Gabor フィルタの変形による耳介認証の撮影角度差への対策,” 日本感性工学会論文誌, vol. 15, no. 6, pp. 659–669, 2016.
- [2] D. Watabe, T. Minamidani, W. Zhao, H. Sai, and J. Cao, “Examining Barrel Distortion , Super-resolution on Single-view-based Ear Biometrics Rotated in Depth,” *Int. J. Affect. Eng.*, vol. 14, no. 2, pp. 103–110, 2015.
- [3] D. Watabe, Y. Wang, T. Minamidani, H. Sai, K. Sakai, and O. Nakamura, “Empirical Evaluations of a Single-view-based Ear Recognition when Rotated in Depth,” *Kansei Eng. Int. J.*, vol. 11, no. 4, pp. 247–257, 2012.

### 国際会議

- [4] D. Watabe, T. Minamidani, and H. Sai, “Another attempt at estimating the shooting angle in ear recognition,” in *International Symposium on Affective Science and Engineering 2017*, 2017, p. Accepted for presentation.
- [5] D. Watabe, T. Minamidani, H. Sai, T. Maeda, T. Yamazaki, and J. Cao, “Estimating a Shooting Angle in Ear Recognition,” in *Lecture Notes in Computer Science*, K. Saeed and W. Homenda, Eds. Warsaw, Poland: Springer International Publishing, 2015, pp. 559–568.
- [6] D. Watabe, T. Minamidani, H. Sai, and J. Cao, “Comparison of Ear Recognition Robustness of Single-View-Based Images Rotated in Depth,” in *2014 Fifth International Conference on Emerging Security Technologies (EST)*, 2014, pp. 19–23.
- [7] D. Watabe, T. Minamidani, and H. Sai, “Single-view-based ear biometrics rotated in depth: effects of variations in angle of ear overhang,” in *2013 International Workshop on Smart Info-Media Systems in Asia (SISA2013) SS-BioX-1*, pp.87-92, 2013.
- [8] D. Watabe, T. Minamidani, W. Zhao, H. Sai, and J. Cao, “Effect of barrel distortion and super-resolution for single-view-based ear biometrics rotated in depth,” in *2013 International Conference on Biometrics and Kansei Engineering*, 2013, pp. 183–188.
- [9] D. Watabe, T. Minamidani, H. Sai, K. Sakai, and O. Nakamura, “Improving the Robustness of Single-View-Based Ear Recognition When Rotated in Depth,” in *International Conference on Neural Information Processing, Lecture Notes in Computer Science*, 2012, vol. 7667, no. V, pp. 177–187.
- [10] K. Sakai, D. Watabe, T. Minamidani, and G. S. Zhang, “A third-order computational method for numerical fluxes to guarantee nonnegative difference coefficients for advection-diffusion equations in a semi-conservative form,” in *AIP Conference*

*Proceedings*, 2012, vol. 1487, pp. 336–342.

## 学術講演

- [11] 南谷崇成, 渡部大志, 崔英泰, “耳介認証における撮影角度の変化への頑健性を向上させる ガボール特徴のパラメータの決定の試み,” in 電子情報通信学会技術研究報告, 2016, vol. 116, no. 107, pp. 25–28.
- [12] 南谷崇成 渡部大志, “撮影角度の差を考慮したガボールフィルタの変形と識別精度への影響,” in 第44回あいまいと感性研究部会ワークショップー感性フォーラム新宿 2016, 2016, no. 1, pp. 1–4.
- [13] 南谷崇成, 渡部大志, 崔英泰, “撮影角度の変化に頑健なガボール特徴のパラメータの決定,” in *MIRU2016 第19回画像の認識・理解シンポジウム*, 2016, p. PS2-69.
- [14] 崔英泰, 南谷崇成, 渡部大志, “耳介認証における撮影角度の推定,” in 平成27年 電気学会 電子・情報・システム部門大会講演論文集, 932 - 935 (2015-09-10), OS2-2, 2015, pp. 2–4.
- [15] 南谷崇成, 崔英泰, 渡部大志, “耳介撮影角度の推定の試み,” in 電子情報通信学会技術研究報告, 2015, vol. 115, no. 117, pp. 1–3.
- [16] 渡部大志, 崔英泰, 南谷崇成, “耳介撮影角度の推定の試み (その2),” in 電子情報通信学会 2016年ソサイエティ大会講演論文集, 2016-9-22, A-18-4, 2015.
- [17] 崔英泰, 南谷崇成, 渡部大志, 小林俊稀, “耳介認証のモバイル化 : Android 端末への実装の試み,” in 電子情報通信学会 2015年ソサイエティ大会講演論文集, 2015-9-10, A23-1, 2015.
- [18] 青葉奨太, 小林俊稀, 崔英泰, 南谷崇成, 渡部大志, “耳介認証のモバイル化: Android端末への実装の取り組み,” in 第5回バイオメトリクスと認識・認証シンポジウム (SBRA2015), 2015.
- [19] 南谷崇成, 崔英泰, 渡部大志, “耳介認証システムの非線形化の精度向上の試み,” in 電子情報通信学会技術研究報告, 2014, vol. 114, no. 83, pp. 39–41.
- [20] 矢崎雅和, 南谷崇成, 崔英泰, 渡部大志, “耳介認証におけるイヤリングの影響,” in 電子情報通信学会技術研究報告, 2014, vol. 114, no. 83, pp. 43–44.
- [21] 渡部大志, 崔英泰, 南谷崇成, “耳介認証における別姿勢の推定手法の比較,” in 電子情報通信学会ソ2014年サイエティ大会講演論文集, 2014-9-25, A-23-1, 2014.
- [22] 南谷崇成, 趙文波, 崔英泰, 渡部大志, “一枚の登録画像でも撮影角度差にロバストな耳介認証-歪曲収差、解像度変化へのロバスト化-,” in 平成25年 電気学会 電子・情報・システム部門大会講演論文集 888-890 (2011-09-07), OS8-4, 2013.
- [23] 趙文波, 南谷崇成, 崔英泰, 渡部大志, “超解像処理が耳介認証に与える影響の検討,” in 電子情報通信学会バイオメトリクス研究会 バイオメトリクス研究会資料 *BioX2013-P15*, 2013, pp. 30–31.
- [24] 趙文波, 渡部大志, 崔英泰, 南谷崇成, “一枚の登録画像による耳介認証における登録画像

- からの別姿勢の推定と入力画像正規化との比較の試み,” in 電子情報通信学会バイオメトリクス研究会 バイオメトリクス研究会資料 *BioX2013-5*, 2013, pp. 7–10.
- [25] 王妍, 鈴木彰博, 趙文波, 南谷崇成, 崔英泰, 渡部大志, “樽型歪曲収差が耳介認証に与える影響の検討,” in 電子情報通信学会 2013年総合大会講演論文集, 2013-03-05, AS-4-7, 2013.
- [26] 趙文波, 渡部大志, 南谷崇成, 崔英泰, “耳介正面方向を正規化した耳介データベース,” in 電子情報通信学会 2013年ソサイエティ大会講演論文集, 2013-09-03, AS-6-2, 2013.
- [27] 南谷崇成 and 渡部大志, “耳介特徴点の検出方法の姿勢変化に対する改善手法,” in 第11回若手研究フォーラム研究発表論文集, 2013, p. B09, pp.78–79.
- [28] 酒井勝弘, 王妍, 岩上雄貴, 南谷崇成, 渡部大志, 崔英泰, “1枚の登録画像による耳介認証の形態分類法による得手不得手の検討.,” in 第2回バイオメトリクスと認識・認証シンポジウム (*SBRA2012*), 2012, pp. 8–11.
- [29] 南谷崇成, 渡部大志, 崔英泰, 酒井勝弘, “耳介特徴点の検出方法の姿勢変化に対する改善手法(バイオメトリクス,セキュリティ,メディア処理,及び一般),” in 映像情報メディア学会技術報告, 2012, vol. 36, no. 54, pp. 9–12.
- [30] 王妍, 渡部大志, 趙文波, 南谷崇成, 崔英泰, 酒井勝弘, “1枚の登録画像による耳介認証システムの法線モデルの検討(バイオメトリクス,セキュリティ,メディア処理,及び一般),” in 映像情報メディア学会技術報告, 2012, vol. 36, no. 54, pp. 5–8.
- [31] 岩上雄貴, 渡部大志, 崔英泰, 南谷崇成, 酒井勝弘, “耳介各部の形態分類法を利用した耳介認証システムの改善の検討(バイオメトリクス,セキュリティ,メディア処理,及び一般),” in 映像情報メディア学会技術報告, 2012, vol. 36, no. 54, pp. 1–4.