

SIFT 特徴量を用いた顔認証に関する一考察

稲葉 俊輔^{*1}, 村上 仁己^{*2}, 小池 淳^{*3}

Studies on the Face Authentication Using SIFT Features

Shunsuke INABA^{*1}, Hitomi MURAKAMI^{*2}, Atsushi KOIKE^{*3}

ABSTRACT : There is ID card as the method of personal authentication. This is not necessarily a surefire way in terms of safety, forgery and loss. This is why, biometric authentication using physical features is gathering attention. Face authentication is a part of it. But there are some problems when face image are hidden by masks and sunglasses. In such case, face would not be necessarily succeeded with conventional authentication methods. SIFT(Scale Invariant Feature Transform) is one of the algorithms that describes features of brightness, orientation and size invariant features. We think SIFT features would be able to solve the problem in face authentication as above conditions. Goal of our study is personally identifiable using face image in that some parts, such as eye or nose, are invisible. The purpose of this paper is to examine the possibility of using SIFT features in face authentication.

Keywords : Face authentication , SIFT(Scale Invariant Feature Transform) features , Matching

(Received September 21,2012)

1. はじめに

生体認証には、指紋認証、静脈認証や顔認証などがある。他の生体認証技術と比較すると顔認証は、非接触での認証のため、利用者の抵抗感が低い利点がある。顔認証はビルの入退室管理などセキュリティシステムへ広く使われている。顔認証の利点の応用例として、空港でテロリストや犯罪者を識別する事にも利用されている例がある。しかし、まだ完全に実用の段階に到達したとは言えない。なぜなら現在の顔認証はマスクやサングラスなど顔の一部が隠れてしまうと誤った識別を行う等、必ずしも十分とはいえない。

顔認証の研究は 70 年代から先駆的な研究が行われていた。1991 年、MITのTurkらが固有顔による論文を発表した。この論文により照明、姿勢の条件を固定すれば顔画像の認識は大きな技術的な工夫なしに実現できる事が分かった。これを機に顔認証の研究は活発になった。現

在主に用いられている顔認証アルゴリズムは主成分分析を用いたものである。それには固有顔、線形判別分析、弾性パンチグラフマッチング、隠れマルコフモデル、ニューロン動機づけによるダイナミック照合などがある。主成分分析は画像全体から特徴をとるため障害物も認証の計算にいれてしまう。ここで障害物を除いた局所的な特徴を記述するアルゴリズムを採用する事で上記の問題の解決を考える。本論文は十分に検討がなされていない、一部分が欠けてしまった顔画像においても識別ができる顔認証を目指す。

Lowe氏が提案したSIFTは、回転、スケール、照明に不変な局所特徴量を記述するアルゴリズムである。その主な用途は特定物体認識であり、広く用いられている。しかし顔認証に対する検討は十分にされていない[1][2]。SIFT特徴は障害物のある画像に対しロバストな認証を行う事から、顔認識における、一部分が欠けた画像に対する認証率の低さの課題も解決できるものとする。

本論文の目的は顔認証におけるSIFT特徴利用の可能性を検討する。実験はSIFT特徴を利用する位置を手動で設定し、独自に作成した顔データベースにてマッチングを行う。本論文の構成は以下の通りである。2章ではSIFT

*1 : 理工学研究科理工学専攻

*2 : 理工学部情報科学科

*3 : 理工学部情報科学科 (koike@st.seikei.ac.jp)

アルゴリズムについて説明する。3章では提案手法と評価方法について説明する。4章では実験結果とその考察を行う。5節では本論文のまとめと今後の課題について述べる。

2. SIFT

SIFTはキーポイントの検出、特徴記述と大きく二つの段階に分けられる。

2.1 キーポイント検出

画像における特徴のある点が特徴点(キーポイント)と呼ばれる。SIFTの一段階目は入力画像におけるキーポイントの検出である。SIFT独自の手法を用いて特徴点が抽出される。

2.1.1 スケールとキーポイントの候補点検出

SIFTはDoG(Difference of Gaussian)を用いてキーポイントの候補点を検出する。DoGはガウス関数②、を用いたスケールスペース①、の差分③が与えられる。数式で表したものを以下に、処理の流れを図1に示す。

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y) \quad \text{①}$$

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right) \quad \text{②}$$

$$D(x, y, \sigma) = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma) \quad \text{③}$$

$$2\sigma_1 = \sigma_2 \quad \text{④}$$

- $L(x, y, \sigma)$: 平滑化画像
- $I(x, y)$: 入力画像
- $G(x, y, \sigma)$: ガウス関数
- $D(x, y, \sigma)$: DoG画像
- k: 増加率

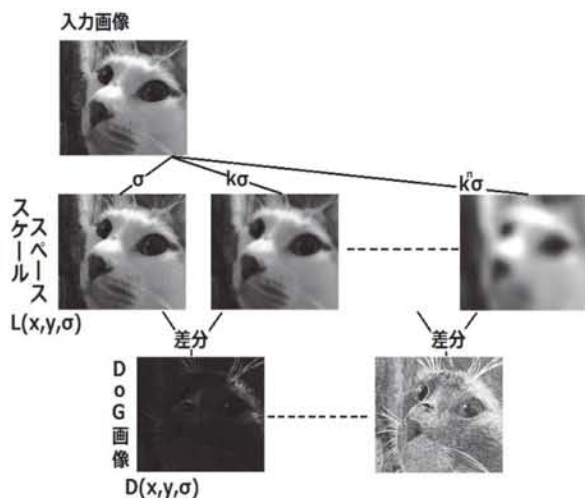


図1 DoG画像算出の流れ

平滑化画像の差分のため、DoGの値が大きくなるσで

は、スケールの変化領域にエッジ等の情報量を多く含んでいると言える。ここで与えられたDoG画像から極致が検出され、スケールとキーポイントが決定される。極致検出は図2のように隣り合うDoG画像をセットに行われる。DoG画像の注目画素と、その周りの26近傍を比較し、極致であった場合その画素をキーポイント候補点として検出される。このような極致検出はσの値の小さいDoG画像から行われる。

またSIFTは図3にあるように、大きさが異なる画像においても④式の特性をもっているため大きさに不変な特徴量が記述される。

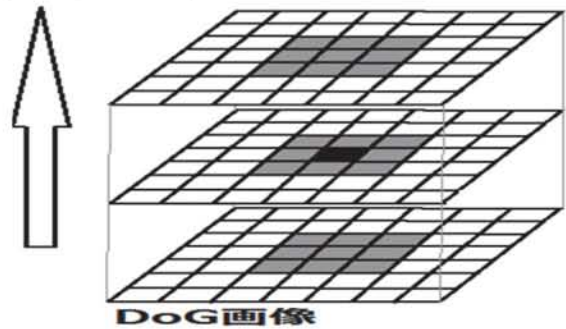


図2 DoG画像による極致検出

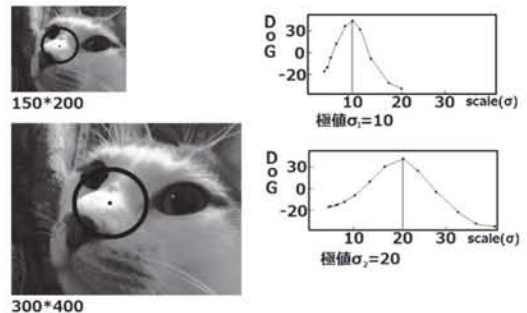


図3 SIFTの特徴

2.1.2 キーポイントの削減

低コントラストやエッジ上のキーポイントはノイズや開口問題の影響を受けるためキーポイントとして不向きである。そのためコントラストの閾値処理と主曲率を用いて削減が行われる。その様子を図4に示す。このようにSIFTはキーポイント検出を自動で行い、座標やスケール値など各キーポイント情報が得られる。

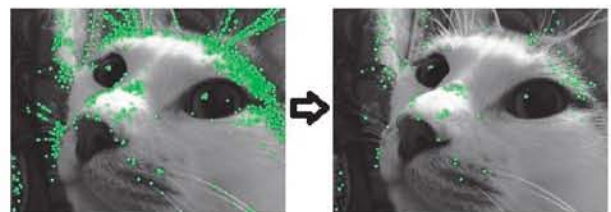


図4 キーポイント候補点の削減

2. 2 特徴記述

この段階では 2.1 節で求めた各キーポイントごとの特徴量が記述される。特徴量とは入力画像の勾配情報を元にした 128 次元の特徴ベクトルとされる。また特徴量は各キーポイントごとに不変な代表輝度方向(オリエンテーション)に正規化し特徴量が記述される。そのため SIFT は向きに不変な特徴量となる。

2. 2. 1 オリエンテーション算出

キーポイントが検出された平滑化画像 $L(u,v)$ から勾配強度 $m(u,v)$ と勾配方向を $\theta(u,v)$ を以下の式⑤, ⑥, ⑦, ⑧から求められる。次に全方向を 36 方向に離散化し, それぞれの方向の勾配強度にガウス窓による重み付けを行い重み付き勾配情報ヒストグラムが作成される。ヒストグラムのピーク 80%以上の勾配がオリエンテーションと決定される。オリエンテーション算出の流れを図 5 に示す。

$$f_u(u,v) = L(u+1,v) - L(u-1,v) \quad \text{⑤}$$

$$f_v(u,v) = L(u,v+1) - L(u,v-1) \quad \text{⑥}$$

$$m(u,v) = \sqrt{f_u(u,v)^2 + f_v(u,v)^2} \quad \text{⑦}$$

$$\theta(x,y) = \tan^{-1} \frac{f_v(u,v)}{f_u(u,v)} \quad \text{⑧}$$

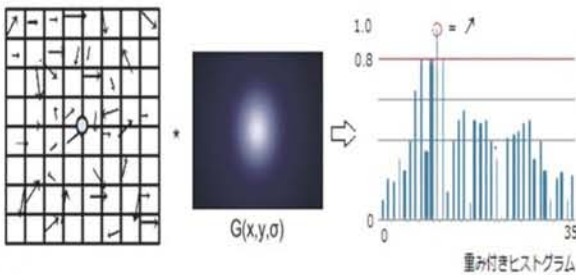


図 5 オリエンテーション算出

2. 2. 2 特徴量記述

各キーポイントにおいて, 算出したオリエンテーションの向きに正規化され, オリエンテーション算出と同様の方法で勾配情報が得られる。この領域を 4x4 のブロックに分割され, それぞれのブロックで 8 方向の方向ヒストグラムが作成される。これが 4x4x8=128 次元の特徴量記述となる。図 6 に特徴量記述の流れを示す。

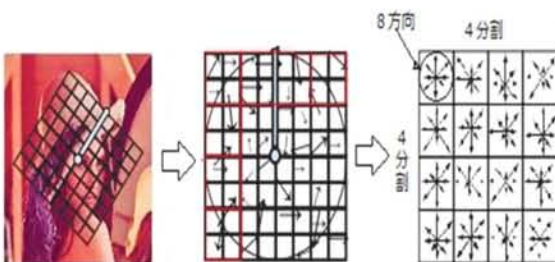


図 6 特徴量記述

3. 実験方法

SIFT特徴が顔認証において使用可能か検討するための実験を行う。実験の顔認証は, 10 人分の顔画像を取得し, 1 人ずつ SIFT マッチングを行った。本章では本論文の提案手法と評価方法を説明する。

3. 1 提案手法

2.1 節によると, SIFT のキーポイント検出は DoG に依存され, キーポイントが自動で検出されていく。しかし, 研究の目標はサングラスやマスクのような一部分の欠けたものに対してもロバストに認証する顔認証であり, このままでは不必要な特徴量をマッチングに用いる事になる。またこれでは一部分が欠けた顔を対象とした顔認証において, 必要な特徴量を十分に獲得したとは言えない。そこで本来自動であるキーポイント検出を, 入力画像から手動で選択する。そうすることで有効な特徴量を抽出し, どの点が重要であるかを検討する。

3. 1. 1 実装方法

実装には画像処理ライブラリである OpenCV を用いた。SIFT 特徴記述のクラスにおけるメンバ関数の引数にキーポイントの座標, スケール, オリエンテーションを手動で入力する事によって, 選択した位置の特徴量を記述する。この時, 実験は大きさと向きを揃えた画像で行うためスケールとオリエンテーションは決め打ちとした。尚スケール値は自動でやった時の値を参考にして近い値を採用し, オリエンテーションはデフォルト値を採用した。

3. 1. 2 基礎実験

キーポイントを手動で選択するに当たり, どの位置が顔認証に適しているか分からない。そのためキーポイントの位置とマッチング精度の関係性を図る基礎実験を行う。ここで, 研究ではマスクやサングラスのようなオクルージョンがある画像を想定している。そのため, オクルージョンの影響を受けない, 目, 鼻, 口, 頬の四領域にて基礎実験を行う。この結果が図 7 である。



図 7 各領域における基礎実験結果

結果からは、目、鼻、口の領域において正しいマッチングをしているのが分かる。しかし、頬の領域においてはマッチングなしの部分や、誤マッチングが目立ち、精度は低いと言える。以上の事から、目鼻口の領域がマッチングに適していると判断し、実験を行う。

3. 1. 3 グリッド作成

目、鼻、口の領域で実験を行うと決定した。しかしそれぞれの領域において、目頭や目尻など特徴点を抽出するポイントはいくつもある。ここで実験を定量的に行うため、各領域においてグリッドを作成した。それを図 8 に示す。このグリッド上にキーポイントを設定し、数を増やしていく実験を行う事で識別率がどう変化するか検証する。

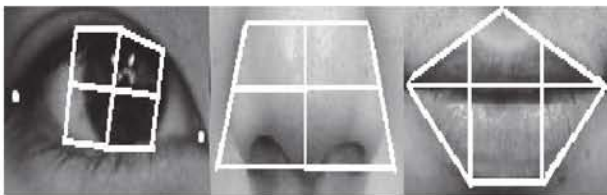


図 8 目鼻口におけるグリッド

3. 1. 4 グリッド作成方法

グリッドは目頭や目尻など抽出しやすい点を用いて作成した。目鼻口それぞれの作成方法は以下のとおりである。目のグリッドを図 9 に、鼻のグリッドを図 10 に、口のグリッドを図 11 に示す。

(1) 目におけるグリッド

1. 目頭と目尻に a_1 と a_2 を設置する。
2. a_1 と a_2 まで直線をひく。これを A とする。
3. 直線 A を四分割する点から直線 A と垂直に直線を引く。これを直線 B, C, D とする。
4. 直線 B, C, D と目の輪郭が交わるポイントをそれぞれ $b_1, b_3, c_1, c_3, d_1, d_3$ とする。
5. b_1 と b_3, c_1 と c_3, d_1 と d_3 , それぞれの中点を b_2, c_2, d_2 とする。

(2) 鼻におけるグリッド

1. 尾翼上部の切れ目に a_1 と a_3 をとる
2. 尾翼の端部に b_1 と b_3 をとる。
3. a_1 と a_3, b_1 と b_3 を直線で結ぶ。これを直線 A, B とする。
4. 直線 A における a_1 と a_3 の中点, また直線 B における b_1 と b_3 の中点をそれぞれ a_2, b_2 とする。
5. a_2 から b_2 に向けて直線を引く。これを直線 E とする。
6. 直線 E と鼻柱が交わる点を c_3 とする。
7. c_3 において, 直線 B と平行な直線を引く。これを直線 C とする。

8. a_1 から b_1, c_3 から b_3 に向けて直線を引く。これをそれぞれ直線 D, F とする。
9. 直線 D, F と直線 C が交わる点を c_1, c_5 とする。
10. c_1 と c_3, c_3 と c_5 の中点をそれぞれ c_2, c_4 とする。

(3) 口におけるグリッド

1. 左右の口角に a_1 と a_2 を設置する。
2. 人中によりへこんだ上唇の上部 2 点をそれぞれ b_1, c_1 とする。
3. a_1 と a_2 を直線で結ぶ。これを直線 A とする。
4. b_1 と c_1 をそれぞれ直線 A と垂直になるように直線を引く。これを直線 B, C とする。
5. 直線 B, C と下唇最下部が交わる点をそれぞれ b_3, c_3 とする。
6. a_1 から b_1 へ, a_2 から c_1 へ直線を引く。これを直線 D, E とする。
7. 直線 D, E が交わる点を d とする。

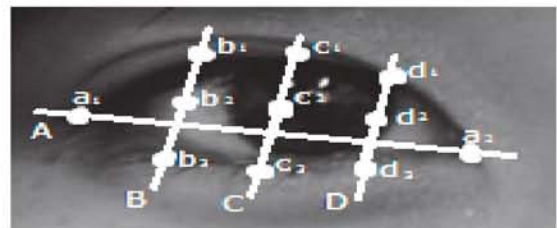


図 9 目グリッド

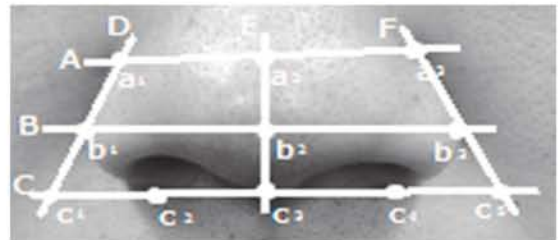


図 10 鼻グリッド

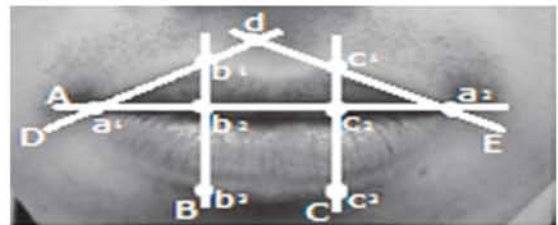


図 11 口グリッド

3. 1. 5 提案手法のまとめ

上記で作成したグリッドを用いて検証を行う。実験方法は、グリッド上にキーポイントを設定し、数を増やしながら顔認証を行っていく。これはキーポイント数を増やす事によって、顔認証に必要な特徴量を獲得するため

である。キーポイント数は1個から11個まで増加させ、10人分の識別率を検証する。顔認証の方法は、取得した10人分の顔写真をSIFTマッチングを用いて一人ずつ比較していく。その様子を図12に示す。実験に用いる顔画像は研究室のメンバー10名に協力してもらい取得した。一人当たり二枚をセットにし、当日と後日、撮影を分けて行った。撮影条件は顔の大きさと向きを揃えた。また顔認証が用いる事が想定される防犯カメラの解像度は年々高くなっている事から、解像度は960x640とした。

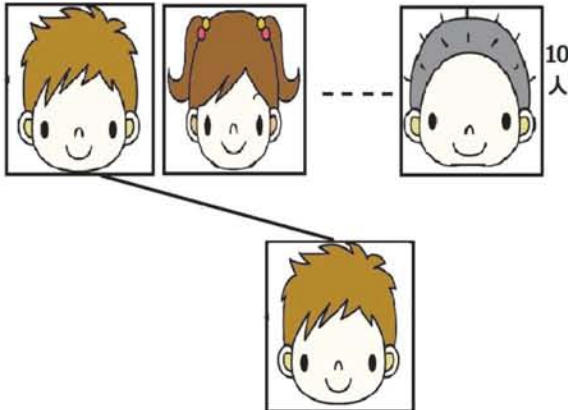


図12 顔認証の方法

3.2 評価方法

SIFTマッチングにおいて正しい対応点の割合が一番高いものを本人と識別する。その様子を図13に示す。これを目視にて行う。キーポイント数を増やす実験で、10人中何人が識別できたかを割合で示す。この結果を元に、SIFT特徴が顔認証においても使用可能か評価する。

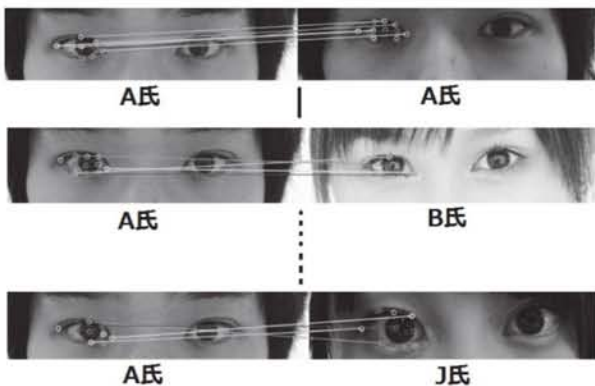


図13 目の領域におけるSIFTマッチング

4. 実験

4.1 実験結果

実験を行いデータを取得した。その結果を表1に示す。表は特徴点を設置したキーポイント数における割合を示

しており、この割合は10人中何人を識別したかを表している。この表から、各領域においてキーポイント数がそれぞれ4,5,6個から識別率が上がっている事が分かる。

キーポイント数	目	鼻	口
1個	0%	0%	0%
2個	0%	0%	0%
3個	0%	0%	20%
4個	0%	0%	20%
5個	10%	0%	70%
6個	20%	10%	90%
7個	20%	60%	100%
8個	50%	30%	100%
9個	50%	80%	
10個	70%	80%	
11個	80%	100%	

表1 実験結果

4.2 考察

目鼻口、各領域における考察を行う。各領域の結果をグラフにまとめたものを図14,15,16に示す。これらはキーポイント数の変化にたいする識別率の割合である。

(1) 目

目の領域における結果をグラフにまとめたものを図14に示す。これを見るとキーポイントの数を増やすごとに識別率が上がっている事が分かる。また他の領域に比べ識別率が100%に達していない事も分かる。これは目のグリッドが他と比べ、開口問題の影響を受けやすかったからと考察する。そのため、誤マッチングが増え識別率が劣ったものとする。

(2) 鼻

鼻の領域においても同様に、キーポイント数を増やすごとに識別率が上がっている事が分かる。この結果を図15に示す。キーポイント数8個の時に於いて、識別率が下がっている。これは手動でキーポイントを取得する際、実験を手動で行ったため、意図した位置と大幅にずれてしまった事が原因と考えられる。取得すべき特徴量が異なったものとなり、マッチングにも影響が出たと思われる。

(3) 口

口の領域においても同様の事が分かる。結果を図16に示す。この結果から、他の領域と比べ少ないキーポイント数から識別率が向上している。これは口の領域におけるSIFT特徴量は、目鼻に比べ顔認証に適しているという事が分かる。

4.3 まとめ

どの領域においてもキーポイント数を増やすごとに識別率が上がっている。実験をしていて二つの傾向があると分かった。一つ目は、本人同士でのマッチングでは正しい対応点が多い傾向がある事。二つ目は、本人以外のマッチングでは比較するキーポイント数が多いほど誤った対応点が増える傾向がある事。以上の傾向が実験結果に影響したものと考えられる。この結果より、SIFT特徴は本人と他人を識別する事ができ、顔認証に有効である事を示している。

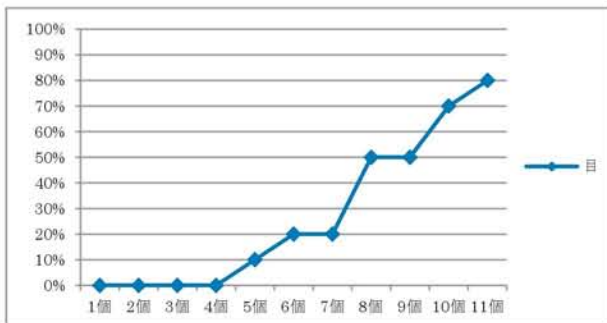


図 14 目における識別率の変化

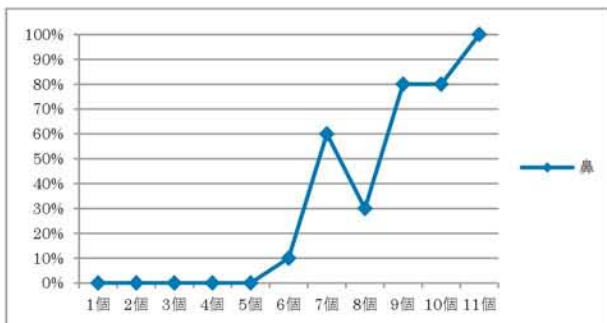


図 15 鼻における識別率の変化

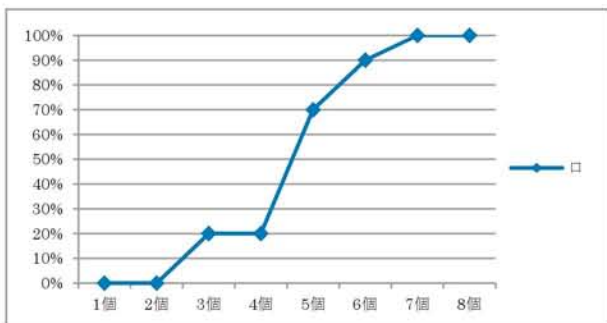


図 16 口における識別率の変化

おわりに

本論文では、SIFT特徴を用いた顔認証において、手動でキーポイントの位置を選び、顔認証に有効な特徴量を得る手法を提案した。その結果、従来研究がなされていなかった、顔認証におけるSIFT特徴量の利用が可能であ

る事を示した。しかし目の領域においては 100%の識別率に達していない。さらに改良するため、開口問題による誤マッチングを減らす事が重要である。そのためには開口問題の影響を受けにくいグリッドを適用する必要がある。また鼻の領域においては、手動で実験を行った事が原因で外れ値が出てしまっている。そのためには現在手動であるキーポイント設定を自動化する事により、顔認証システムを構築する事が必要である。今後の課題として、上記の改善点を含めた顔認証アルゴリズムを完成する事が挙げられる。

参考文献

- [1] Jun Luo, Yong Ma, Erina Takikawa, Shihong Lao, Masato Kawade, Bao-Liang Lu, "PERSON-SPECIFIC SIFT FEATURES FOR FACE RECOGNITION", Acoustics, Speech and Signal Processing, 2007, ICASSP 2007, 15-20 April 2007
- [2] 牧岡毅, 里中孝美, 山口智美, 小田亮介, 上瀧剛, 内村圭一, "顔画像の SIFT 特徴による耐環境性評価", 社団法人映像情報メディア学会技術報告, ME2012-66, HI2012-28, AIT2012-28(Feb. 2012)
- [3] 中田裕紀, 里中孝美, 内村圭一, 胡振程, "顔認証への SIFT 特徴の利用", 第 61 回電気関係学会九州支部連合大会講演論文集(2008)
- [4] 中田裕紀, 里中孝美, 内村圭一, 胡振程, "SIFT 特徴を用いた顔認証の検証", 情報処理学会第 71 回全国大会講演論文集, No.2, pp.441-442(2009)
- [5] 藤吉弘亘, "Gradient ベースの特徴抽出 -SIFT と HOG-", 情報処理学会研究報告 CVM160, pp.211-224(2007)
- [6] 八木康史, 齊藤英雄, 藤吉弘亘, 山下隆義, 岡田和典, 前田英作, ノジクヴァンソン, 石川尋代, ドゥソルビエフランソワ, 2010/6/9, "コンピュータビジョン最先端ガイド 2", アドコム・メディア株式会社, 168pp
- [7] 赤松茂, "顔認証システム", 映像情報メディア学会誌, Vol.58, No.6, pp.753-755(2004)
- [8] 赤松茂, "コンピュータにおける顔の認識の研究動向", 電子情報通信学会誌, Vol.80, No.3, pp.257-2566(1997)
- [9] D.G.Lowe: Distinctive image features from scale-invariant keypoints, Int' l J.Computer Vision, Vol.60, No.2, pp.91-110(2004)