

平成28年度卒業論文

人物情報提示システムのための
顔認識精度の半自動向上手法

宮崎大学工学部 情報システム工学部

田村 誠基

指導教員 椋木 雅之

目次

1.はじめに	1
2.人物情報提示における顔認識	2
2.1 人物情報提示	2
2.2 顔認識	2
2.3 誤認識に対するアプローチ	3
3.半自動顔認識精度向上手法	4
3.1 人物情報提示システム	4
3.2 顔検出	5
3.3 局所特徴量による顔認識	6
3.3.1 局所特徴量とは	6
3.3.2AKAZE とは	7
3.4 未登録の判定	7
4.実験	8
4.1 実験目的	8
4.2 対象画像	8
4.3 ギャラリー画像	9
4.4 領域縮小実験	10
4.4.1 領域縮小実験手順	10
4.4.2 領域縮小実験結果	10
4.5 閾値決定実験	12
4.5.1 閾値決定実験手順	12
4.5.2 閾値決定実験結果	12

4.6 精度向上実験.....	15
4.6.1 精度向上実験手順.....	15
4.6.2 精度向上実験結果.....	15
4.6.3 考察.....	16
5.人物情報提示システムの試作.....	17
6.おわりに.....	20

1. はじめに

近年、時刻や場所に紐付いた情報を提示するリマインダーという機能が広く利用されている。例えば、iPhoneの標準アプリのリマインダーでは、時間が来たり、指定した場所に近づくと、予め入力しておいた情報を提示することができる。そのため、すべきことを忘れていたとしても思い出すことができる。本研究では、人物と紐付いた情報を提示するシステムを想定する。

人物に紐付いた情報を提示する場合、対象の人物が誰であるかをシステムが判断しなければならない。そのために顔認識が重要になってくる。しかし、一般に顔認識では、誤認識が生じる可能性がある。本研究では、誤認識をシステムにフィードバックして、認識の精度を向上させる手法を提案する。利用者にできるだけ負担をかけないように半自動的に顔認識の精度を向上させることを目指す。

2. 人物情報提示における顔認識

2.1 人物情報提示

本研究では、人物に紐付けたい情報を、利用者が入力する。例えば、登録された人物の名前や趣味、伝えるべき内容などを登録する。登録していれば、めったに会わずに名前を忘れていた人物でも思い出すことができる。よく会う人物においても、連絡事項を伝え忘れることがなくなる。図1に、人物の情報が提示された場合の画面を示す。

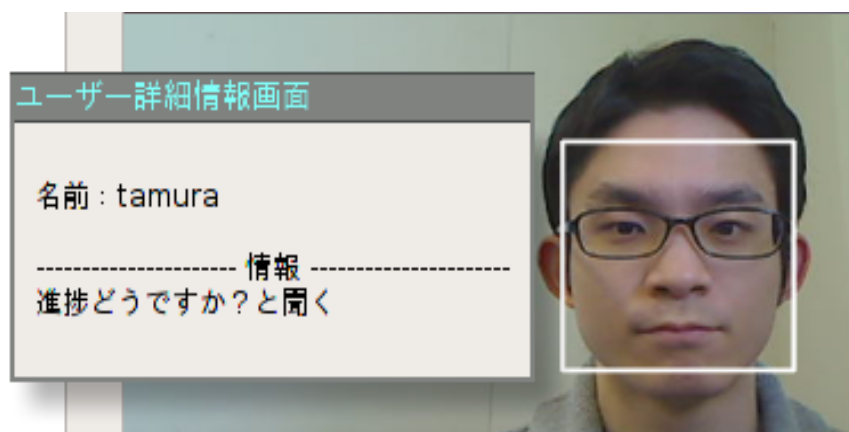


図 1: 人物情報提示画面

2.2 顔認識

人物の情報を提示するにあたって、対象の人物が誰であることを特定するために顔認識が重要となる。顔認識手法は様々なものが存在するが、本研究では、局所特徴量による顔認識を行う。局所特徴量は、主に特定物体検出に用いられており、顔認識においても良い結果が出ている。顔認識は、あらかじめ登録さ

れているギャラリー画像とテスト画像を比較することで、ギャラリー画像と対になって登録されている識別番号を認識結果とする。

従来から局所特徴量を利用した顔認識の研究が行われてきている。例えば、特定部位に着目した顔認識[1]の研究がある。これは、目、鼻、口の特徴量に着目し、顔の一部が欠けていても認識できることを目指した研究である。しかし、目、鼻、口を手動で指定する必要があり、利用者に負担をかけていた。

2.3 誤認識に対するアプローチ

顔認識では、誤認識が生じてしまう。これは顔認識に限らず、すべての認識において言える。誤認識に対して何も対処しなければ、次回認識を行っても誤認識が生じてしまう。

本研究では、誤認識に対するアプローチとして、誤認識の結果をフィードバックして顔認識を改善することを目指す。誤認識は、計算機が正しいと判定した結果が間違っていたものであり、人間にしか判断することができない。そこで、利用者に認識結果を確認してもらい、間違った結果の修正を行うことにより、顔認識の精度を半自動的に向上させる。一方で、全ての認識結果を利用者に確認してもらうのでは、利用者の負担が大きい。この問題に対処するために、動画像の情報を利用する。人物情報提示システムでは、対象の人物が利用者の前にしばらく留まった場面を想定する。そのため、対象人物の画像が複数枚得られる。これらの画像に顔認識を行うと人物の識別番号が複数得られる。識別番号が多い順に並べた際の1位と2位の割合に注目して、利用者に確認が必要かシステムが判断することで、フィードバック回数を減らす。

3. 半自動顔認識精度向上手法

3.1 人物情報提示システム

人物情報提示システムは、認識精度を半自動で向上させ、人物の情報を提示することを目指したシステムである。図2に、人物情報提示システムの流れを示す。まず、顔検出を行い、検出された範囲で顔認識を行う。その認識結果が20個集まったら、未登録判定が実行される。20個の識別番号を確認して、1番目に多い識別番号と2番目に多い識別番号との割合が、ある一定の閾値を超えていたら未登録の人物と判定する。このように、認識結果を割合で判定する理由は、1番目に多い識別番号を認識結果とすると、誤認識が生じる確率が上がってしまう危険性があると考えられるからである。この結果が、未登録の人物ならば、利用者に確認してギャラリーに追加する。そうでなければ、対応する人物の情報を提示する。

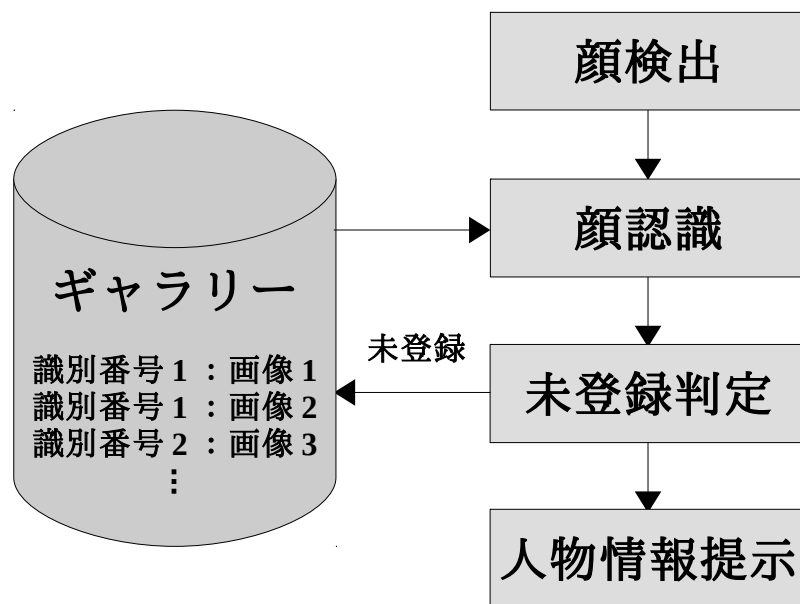


図 2: 人物情報提示システムの流れ

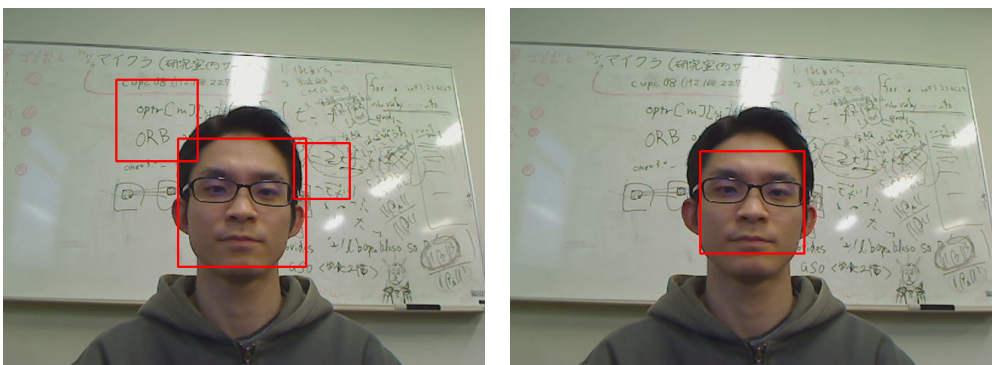
3.2 顔検出

Haar-like 特徴と adaboost[2]を組み合わせた手法により顔検出を行う。実装には、OpenCV を利用し、あらかじめ用意されている正面顔の Haar-like 特徴ファイルを用いて、分類器を作成した。検出した顔領域は矩形で表現される。

顔検出を行った際、背景部分が誤って顔として認識される場合がある。その際、背景の一部を顔として認識した検出範囲は、実際の顔の大きさより、小さい矩形で検出されることが多い。従って、検出された領域の面積が一番大きい領域を顔領域として選択する。

顔検出によって検出された領域は、実際の顔よりも少し大きいため、背景が映り込む場合がある。従来研究により目、鼻、口付近の特徴量は顔認識に有効とされているので、できるだけその部位を囲む領域を検出することが良い。そのため、検出された領域を小さくすることで、より正確な特徴量を取得する。

図 3 に、通常の顔検出と本手法による顔検出の結果の画像を示す。



a) 通常の顔検出

b) 本手法の顔検出

図 3: 顔検出の結果

3.3 局所特徴量による顔認識

顔認識では、局所特徴量のひとつである AKAZE 特徴量[3]を利用する。

AKAZE とは、KAZE[4]を高速化した局所特徴量で、SIFT や SURF よりも高速で高精度な特徴量である。

まず、検出された顔領域内の AKAZE 特徴量を取得する。次に、取得した特徴量とギャラリーにある特徴量をマッチングすることにより対応点を見つける。それぞれの対応点のハミング距離が求まるので、ハミング距離の平均を求める。これを全てのギャラリーで繰り返す。最後に、平均ハミング距離が最小になったギャラリーの人物を認識結果とする。

3.3.1 局所特徴量とは

局所特徴量とは、画像からキーポイント（特徴点）と特徴ベクトルを抽出したものであり、照明変化や回転、拡大縮小にも対応した種々の特徴量が提案されている。その主な用途は、特定物体検出であり、広く用いられている。従来研究では、局所特徴量の一つである SIFT や SURF を利用して顔認識を行っていた。本研究では、SIFT や SURF よりも高速で高精度であると言われている AKAZE 特徴量を利用する。

3.3.2 AKAZE とは

局所特徴量の一つである KAZE[4]を高速化したものが AKAZE である。SIFT や SURF では、利用している Gaussian filter が等方的であるため、オブジェクトのエッジもぼやかしてしまい、局所的な特徴をうまくとれないという問題点がある。その問題点を解決するために、非線形で非等方的なスケールスペースを使う手法が KAZE である。KAZE を高速化する独自の方法を取り入れて、ロバスト性向上と速度向上を図った手法が AKAZE である。SIFT や SURF よりも高速であり、認識精度も高い結果が出ている。

3.4 未登録の判定

顔認識の際に、検出した顔領域に最も類似したギャラリーの人物との平均ハミング距離が求まるが、この値が、ある一定の閾値（距離閾値）よりも大きい場合は、誰にも当てはまらない識別番号とする。さらに、20 個の認識結果を多い順に並べた際の、1 位と 2 位の割合を求める。この値が、ある一定の閾値（割合閾値）よりも大きい場合は、未登録の人物と判定する。閾値を設定することで、より類似したものだけを認識結果に利用して、それ以外は、未登録の人物と判定することで、フィードバック回数を減らす。

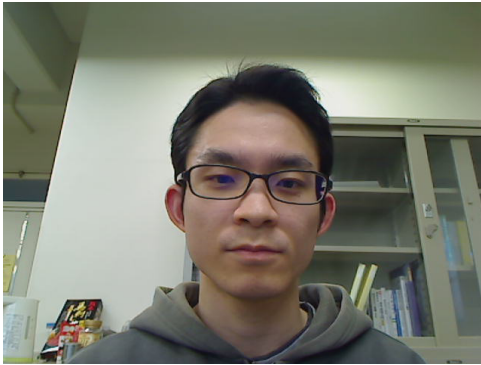
4. 実験

4.1 実験目的

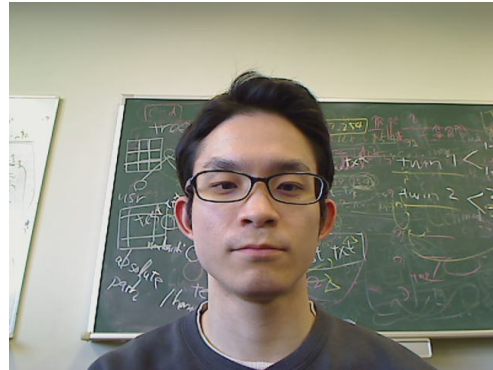
提案手法を評価するために、3つの実験を行う。1つ目は、顔検出された顔領域を縮小する割合を変更して、最も良い値を測る、領域縮小実験を行う。2つ目は、閾値を設定して、利用者に負担をかけずに、顔認識が向上できる値を測る、閾値決定実験を行う。3つ目は、領域縮小実験と閾値決定実験で決まった値で、半自動顔認識精度向上手法を利用した精度向上実験を行う。この実験では、利用者に少しの負担をかけることにより、半自動的に顔認識精度を向上させることができるかを評価する。

4.2 対象画像

対象画像の撮影は、シンプルな棚の背景（撮影環境1）、文字がたくさん書かれているボードの背景（撮影環境2）、2パターンの環境で行う。各撮影環境での一回の撮影で、20フレームの動画像を取得する。撮影している間、被験者は数秒間正面を向いたままの状態である。被験者6名を対象とした。また、同じ撮影環境でそれぞれ異なる日時に2日分撮影を行った。つまり、一人当たり4セットのテスト画像がある。図4に、対象画像の例を示す。



a) 撮影環境 1



b) 撮影環境 2

図 4: 対象画像の例

4.3 ギャラリー画像

被験者 1 人に対して、テスト画像のある 1 セットから一枚をギャラリー画像として登録する。登録した 1 セットはテスト画像から省く。登録されているギャラリーとテスト画像を比較することで、人物を特定する。

4.4 領域縮小実験

4.4.1 領域縮小実験手順

この実験では、顔検出の領域を小さくする割合として、10%ずつ小さくして、0%~50%まで6段階に縮小した顔領域に対して顔認識を行い、適切な縮小率を求める。

第1実験は、ギャラリー画像を、同じ撮影環境で1日目に撮影した画像とする。テスト画像として、2日目に撮影した画像に対して認識を行い結果を調べる。

第2実験は、ギャラリー画像の撮影環境を入れ替えた2パターンの実験を行う。1日目の撮影環境1をギャラリー画像とした実験をG1,1日目の撮影環境2をギャラリー画像とした実験をG2とする。テスト画像は、ギャラリー画像に追加していない撮影環境を用いて、認識を行い結果を調べる。

4.4.2 領域縮小実験結果

図5に、顔領域を縮小した際における、撮影環境別の認識率を示す。撮影環境1では20%領域を小さくした時が、最も認識率が高かった。撮影環境2は、初めから認識率100%であった。この結果から、ギャラリーに追加される画像によって、認識結果が変わることがわかる。

図6に、顔領域を縮小した際における、ギャラリー一別の認識率を示す。G1では20%の場合、G2では30%の場合に認識率が最も高かった。図5、図6の結果より、20%縮小すれば精度が最大になると考えられる。G1とG2を比較する

と認識率の差が激しい。その理由としては、撮影環境1では、あまり光が当たっていない場所での撮影であったため、顔の特徴がはっきりと取れていなかったと考えられる。それに比べて、撮影環境2では、光が当たり鮮明であり、はっきりとした特徴量が取れたため、良い精度になったと考えられる。

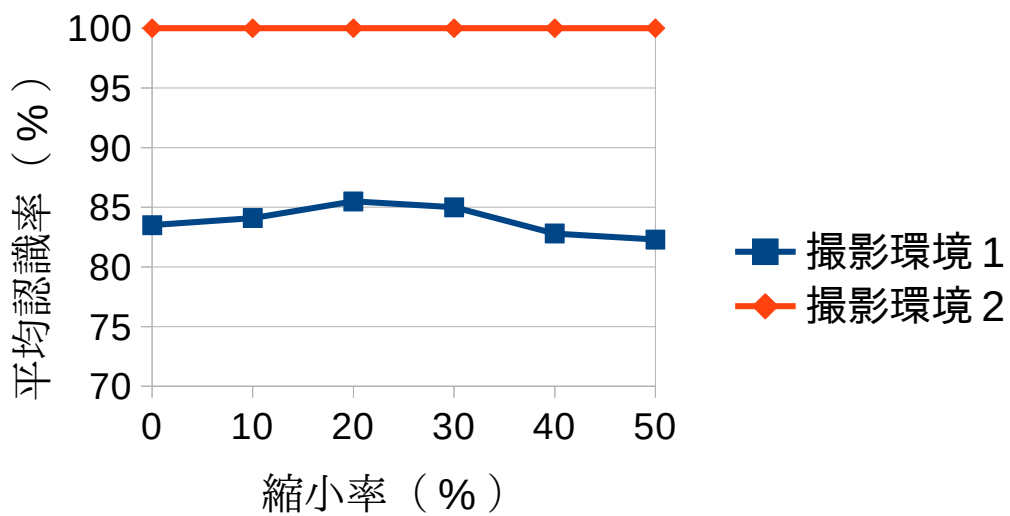


図 5: 撮影環境別の顔領域縮小実験での平均認識率の推移

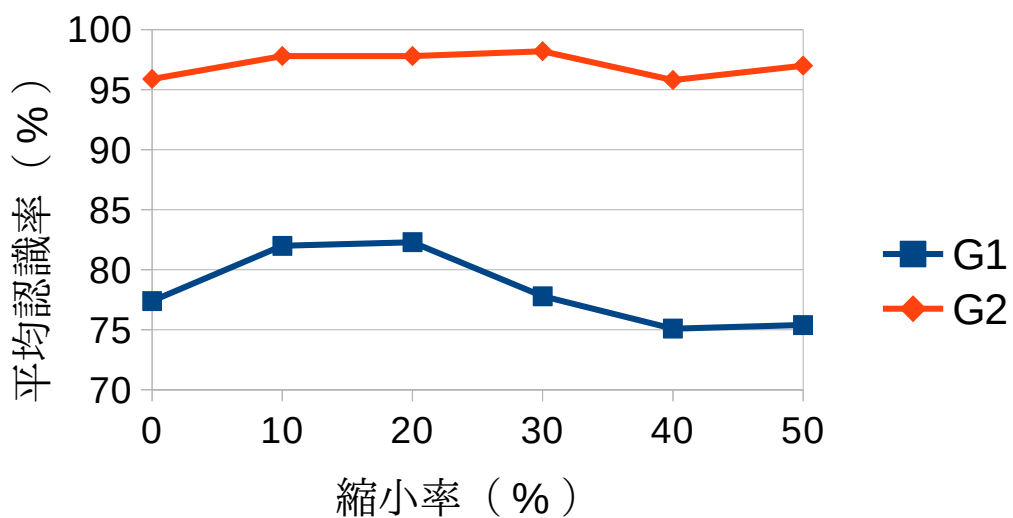


図 6: ギャラリー別の顔領域縮小実験での平均認識率の推移

4.5 閾値決定実験

4.5.1 閾値決定実験手順

閾値を評価する2つの実験を行う。1つ目は、距離閾値を変更して実験を行う。2つ目は、割合閾値を変更して実験を行う。それぞれの実験では、他方の閾値を利用していない状態で実験を行う。

この実験で、テスト画像は同じ順番で与えられる。認識した結果が、未登録の人物と判断された場合に誤認識を訂正する操作を求める。誤認識訂正の操作が求められなくなるまで、テスト画像を次々と与える処理を繰り返し、誤認識訂正の操作回数を記録する（訂正回数）。

4.5.2 閾値決定実験結果

表1と表2に、閾値を変更した際の実験結果を示す。訂正回数とは、未登録判定により未登録の人物と判定され、利用者によって訂正された回数である。

表1に、距離閾値を変更した際の結果を示す。大まかな傾向として、閾値を小さくするほど、訂正回数が増加するが、認識率が向上することがわかる。

表2に、割合閾値を変更した際の結果を示す。表1の距離閾値110と割合閾値10を比較すると、割合閾値での訂正回数の方が多く、平均認識率が低いことがわかる。つまり、割合閾値を小さくするほど、認識結果に影響のない画像をギャラリー画像に登録していることが考えられる。よって、割合閾値は設定しないほうが良い結果になった。

表1と表2の結果より、閾値を下げることで、認識率が向上した。しかし、その場合は、訂正回数が増加してしまうデメリットが存在する。本研究では、利用者に負担をかけずに認識率を向上させることが重要である。そのため、設定する閾値は、距離閾値110で、割合閾値は利用しない。

図7に、被験者別の認識率の推移を示す。追加された被験者の認識率は向上しているが、他の被験者の認識率が下がっていることがわかる。ギャラリーに画像が増えることで、他の認識結果が悪くなる可能性があることがわかった。この傾向は、表1の距離閾値120や表2の割合閾値20と40でも見られた。

図8に、平均認識率の推移を示す。1回の追加では、認識率の低下が見られたが、その後はギャラリーに追加される度に認識率が向上していることがわかる。

表 1: 閾値決定実験での距離閾値推移

距離閾値	訂正回数(回)	平均認識率(%)
100	11	98.6
110	5	91.3
120	1	72.5
130	0	82.7

表 2: 閾値決定実験での割合閾値推移

割合閾値(%)	訂正回数(回)	平均認識率(%)
10	9	88.6
20	2	75.0
40	3	77.8
60	0	82.7

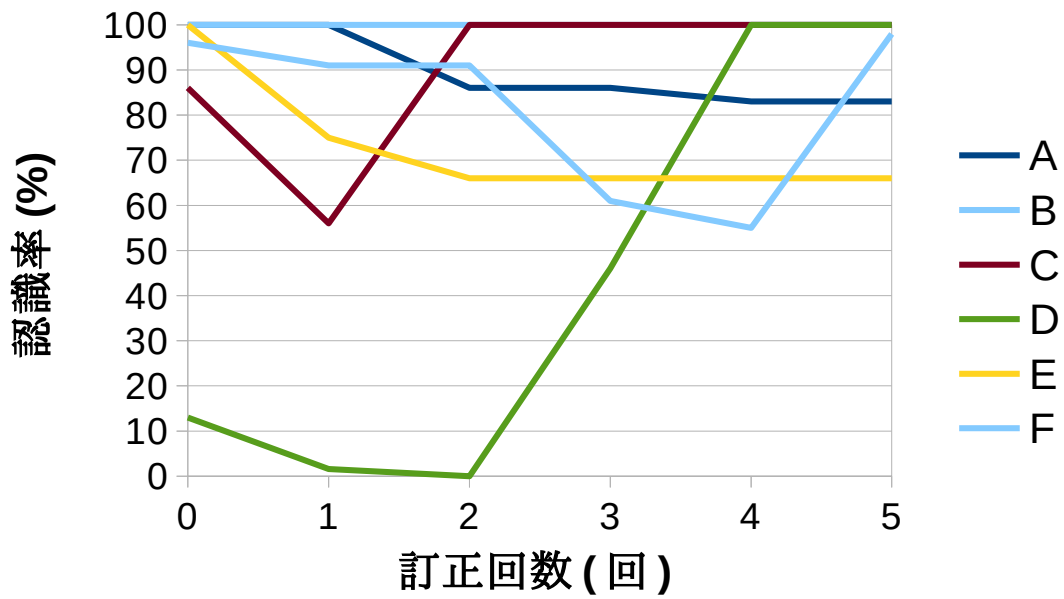


図 7: 閾値決定実験での被験者別の認識率の推移

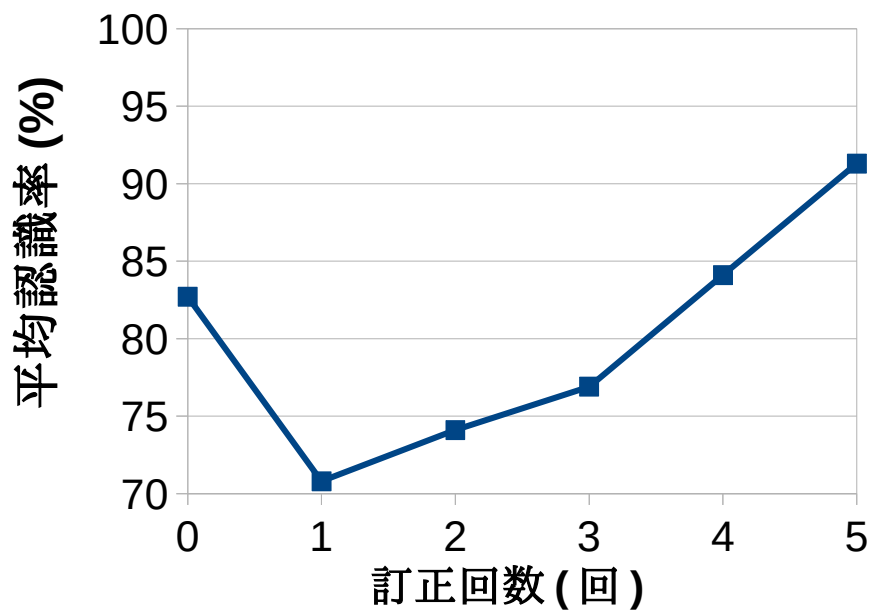


図 8: 閾値決定実験での平均認識率の推移

4.6 精度向上実験

4.6.1 精度向上実験手順

半自動顔認識精度向上手法を利用した場合の実験を行う。ギャラリー画像は、被験者ごとにランダムで1枚登録されている状態で開始する。テスト画像は、ランダムな順番で与える。認識した結果が、未登録の人物と判断された場合に誤認識を訂正する操作を求める。誤認識訂正の操作が求められなくなるまで、テスト画像をランダムに次々と与える処理を繰り返す。順序が結果に影響するので、同じ手順で合計4回試行する。この実験により、誤認識の訂正が、認識精度向上にどれだけの貢献ができているかを確認する。

4.6.2 精度向上実験結果

図9に、精度向上実験の結果を示す。初めの6人分のギャラリーの追加分を合わせると、平均10.7回の誤認識訂正処理を行う結果となった。つまり、被験者一人あたり1.79回の誤認識訂正が行われた。初期の認識率から最終認識率の向上量は、平均で13.3ポイントとなった。

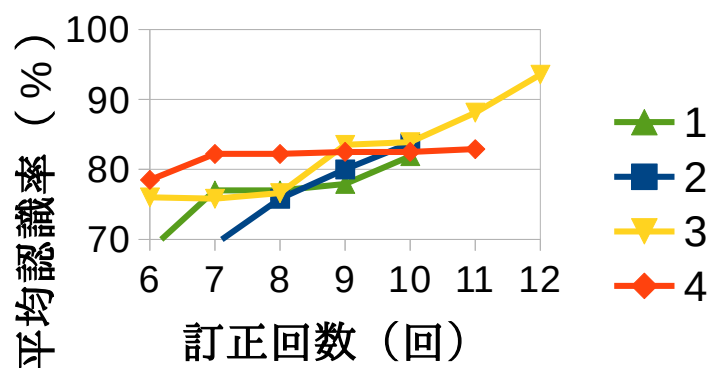


図 9: 精度向上実験での平均認識率の推移

4.6.3 考察

精度向上の実験結果より、ギャラリーに画像を追加することで、認識精度が向上する傾向が確認できたが、画像によっては、認識精度が向上しない場合があった。精度向上に貢献しない画像を省くことができれば、訂正回数を減らすことができると考えられる。

5. 人物情報提示システムの試作

実際に人物情報提示システムを試作した。このシステムを利用する際の流れを説明する。図 10 に、顔認識画面を示す。登録者がいない状態である。図 11 に、顔認識を開始した画面を示す。顔認識中は、赤い枠が表示される。認識が終了したら、白い枠に戻る。図 12 に、顔認識の結果のログ画面を示す。この画面で、誤認識訂正の対象を選ぶ。図 13 に、新規登録する際の画面を示す。名前を入力してから、顔画像を選択すると登録される。図 14 に、登録者の情報を編集する画面を示す。この画面で、提示したい情報を記入する。図 15 に、新規登録後の顔認識画面を表示する。登録者一覧に、追加した人物が表示されていることがわかる。顔認識の結果、登録者と判定されたため、情報が提示された。

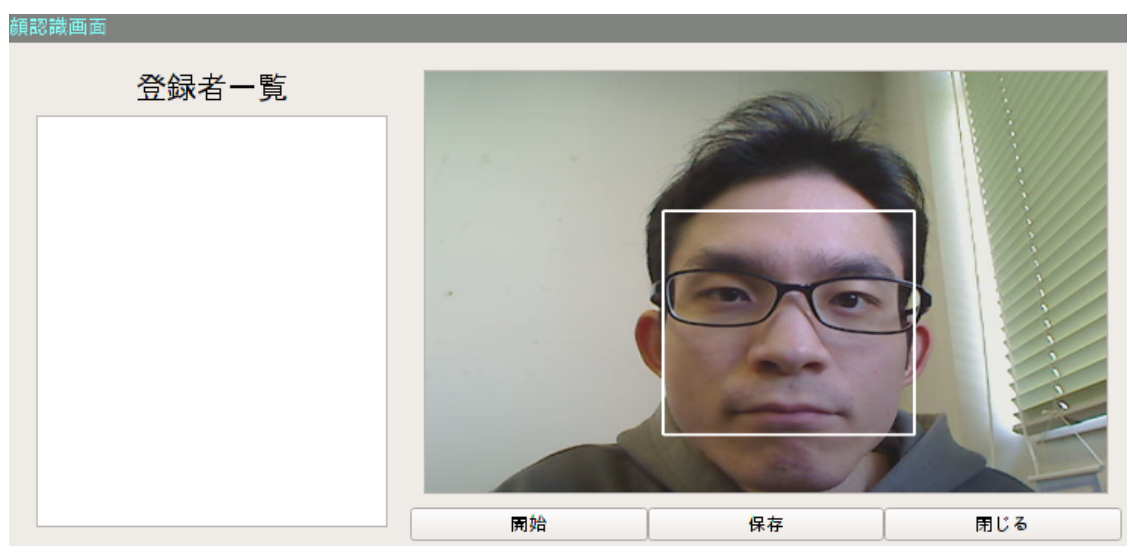


図 10: 顔認識の画面

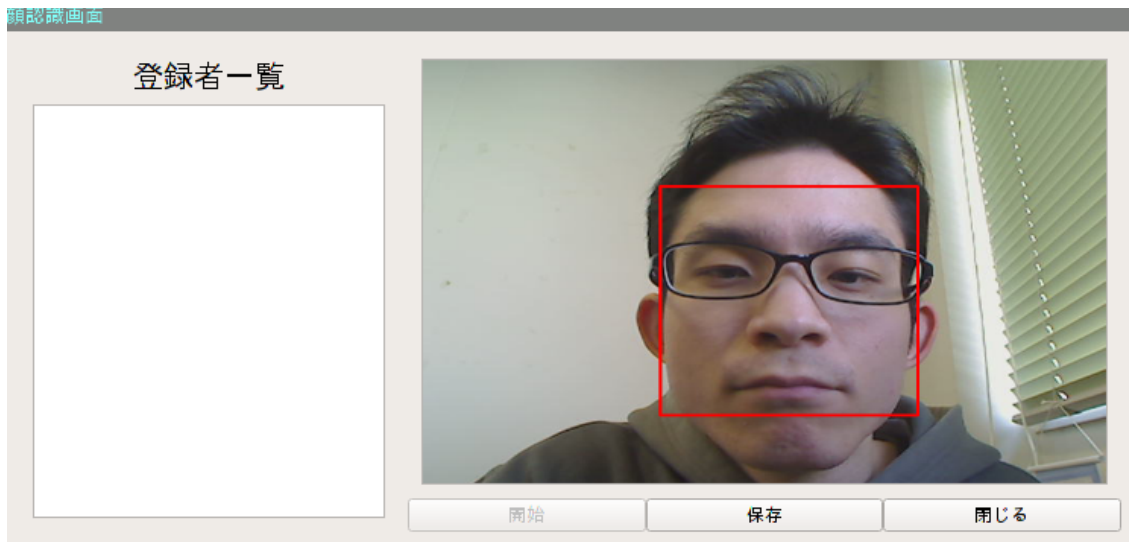


図 11: 顔認識中の画面



図 12: 顔認識結果一覧の画面

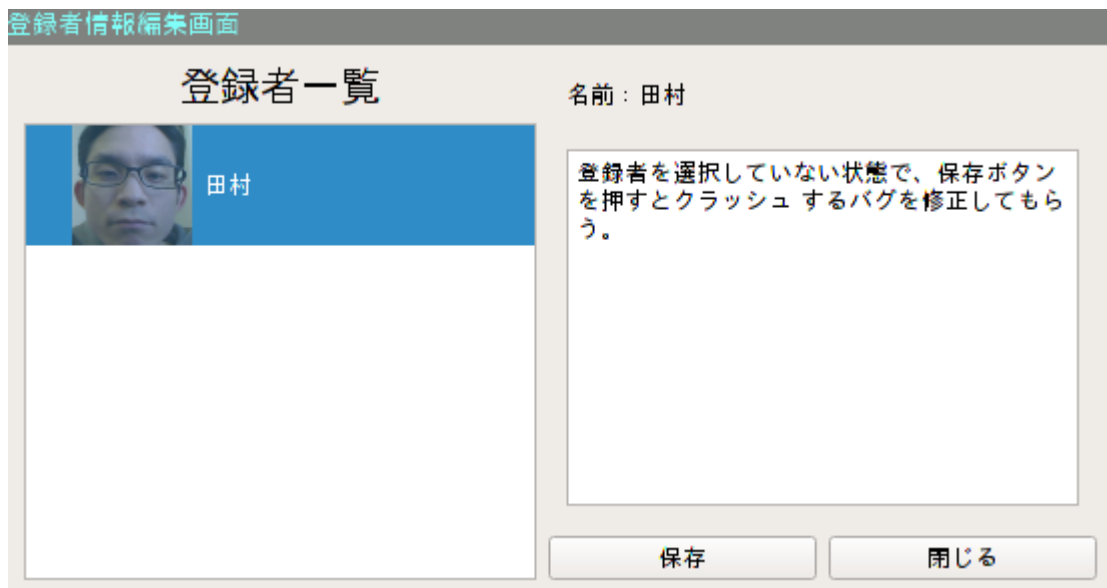
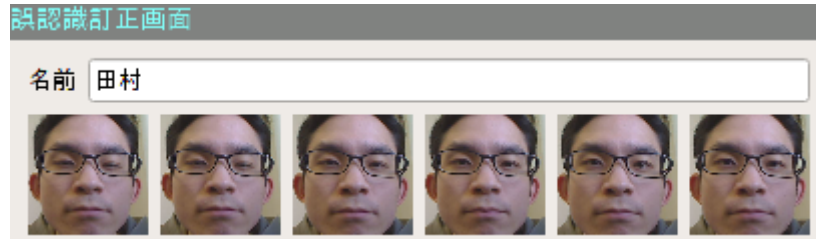


図 14: 登録者情報編集の画面



図 15: 新規登録後の顔認識の画面

6. おわりに

本研究では、人物情報提示システムのために誤認識の結果を利用者に訂正してもらうことで、顔認識精度を向上することができた。1人当たり1.79回という訂正の手間で顔認識の精度が向上しており、良い結果が得られることがわかった。

今後の課題としては、適切な画像をギャラリーに追加することで、訂正回数を減らし、さらに利用者に負担をかけない方法を考えていきたい。

謝辞

最後に、本研究を行うにあたり、指導教員である椋木雅之教授には、お忙しい中適切なご指導とアドバイスをして頂き大変感謝しております。また、椋木研究室の皆様には数々の助言やアドバイスをしていただき、ありがとうございました。

参考文献

- [1] 稲葉俊輔, 村上仁己, 小池淳, “SIFT 特徴量を用いた顔認識に関する一考察”, pp.325-326, FIT2012.
- [2] Yoav Freund, Robert E. Schapire, “A Short Introduction to Boosting”, Journal of Japanese Society for Artificial Intelligence, pp.771-780, 1999.
- [3] Pablo F.Alcantarilla, Jesus Nuevo and Adrien Bartoli, “Fast Explicit Diffusion for Accelerated Features in Nonlinear Scale Spaces”, BMVC, pp.1-13, 2013.
- [4] Pablo F.Alcantarilla, Jesus Nuevo and Adrien Bartoli, “KAZE Features”, ECCV, pp.214-227, 2012.