

Canny エッジ情報に基づく人物画像における髪型の定量化

須藤 優介^{†1} 福田 崇^{†2} 山名 早人^{†3, †4}

^{†1} 早稲田大学基幹理工学部 〒169-8555 東京都新宿区大久保 3-4-1

^{†2} 早稲田大学大学院基幹理工学研究科 〒169-8555 東京都新宿区大久保 3-4-1

^{†3} 早稲田大学理工学術院 〒169-8555 東京都新宿区大久保 3-4-1

^{†4} 国立情報学研究所 〒101-8430 東京都千代田区一ツ橋 2-1-2

E-mail: ^{†1, †2, †3, †4} {sutou, t_fukuda, yamana}@yama.info.waseda.ac.jp

あらまし 髪型は人物の外観を特徴づける重要な要素の一つであり、個人識別への利用が期待されている。近年、人物画像から髪領域を抽出する研究が広く行われているが、多種多様な髪型を識別するには、髪領域内部の特徴を定量化し、比較する技術が必要である。本研究では、Canny エッジ検出器により毛流を検出し、人物画像における髪型の定量化を行う。さらに、毛流と顔器官の相対的位置関係に着目した類似度評価手法を提案する。実験の結果、提案手法を用いることで、既存手法より高精度かつ高速な髪型の類似度評価が可能であることが確認できた。

キーワード 人物画像, 髪型

Analysis of Hair in Human Images based on Canny Edge Information

Yusuke SUTO^{†1} Takashi FUKUDA^{†2} and Hayato YAMANA^{†3, †4}

^{†1} School of Fundamental Science and Engineering, Waseda University 3-4-1 Okubo, Shinjuku-ku, Tokyo, 169-8555, Japan

^{†2} Graduate School of Fundamental Science and Engineering, Waseda University 3-4-1 Okubo, Shinjuku-ku, Tokyo, 169-8555, Japan

^{†3} Science and Engineering, Waseda University 3-4-1 Okubo, Shinjuku-ku, Tokyo, 169-8555, Japan

^{†4} National Institute of Informatics 2-1-2 Hitotsubashi, Chiyoda-ku, Tokyo, 101-8430, Japan

E-mail: ^{†1, †2, †3, †4} { sutou, t_fukuda, yamana }@yama.info.waseda.ac.jp

1. はじめに

近年、人物画像から髪領域を自動抽出するような研究が広く行われている[1]-[5]。髪型は人物の外観を特徴づける重要な要素の一つであり、人物認証や男女の識別に有用な要素である。人物認証や男女識別の精度向上のためには、人物画像から自動的に髪型特徴を抽出し、定量的に扱う技術が必要である。しかし、目や鼻、口などの顔器官と比べて、髪型は個人間の差異が大きく、色や形状が定まっていないため、定量化することが困難である。このため、顔に関する研究と比べ、髪型に関する研究は十分に行われていない。

髪領域の形状を特徴量として髪型を定量化し、男女の識別に利用した研究がある[6]。[6]では、人物画像から髪領域を自動的に抽出し、髪領域の画像を主成分分析にかけて定量化を行っている。髪領域の形状には男女間で異なる傾向があるため、髪領域の形状は男女識別において有用な特徴である。しかし、髪領域の形状のみでは細かな差異を見出すことが難しい。髪領域の形状が類似していても、髪領域内の特徴が異なれば、髪型全体として類似しているとは言えない。これに対

して、髪型を様々な視点から定量化し、髪型の類似度を評価する手法が存在する[7]。[7]では、髪型を、髪の長さ、色、ボリューム、テクスチャなどの特徴量により表現している。また、抽出した特徴の中から類似度の高いものを選択することにより、髪型の小さな変化に対して頑健な人物認証を実現している。人物認証に髪型を用いて行った実験では、テクスチャ情報、すなわち髪領域内の毛流に個人間の差異が最も表れやすいという結果が出ている。[7]における毛流の類似度評価は、入力画像と比較画像の各部分画像同士の類似度スコアの和をとるというものであった。そのため、テクスチャと顔器官との位置関係は考慮されていない。しかし、多種多様な髪型を識別するには、毛流の位置情報にも着目する必要がある。

そこで本論文では、より細かく毛流の類似度を評価することを目的とし、髪領域内の毛流の位置情報を考慮して髪型特徴を比較評価する手法を提案する。本手法では、まず、顔器官との位置関係と色情報に基づき、人物画像から髪領域を自動的に切り出す。さらに、切り出した髪領域において Canny エッジ検出を行い、検

出したエッジに基づいて毛流の定量化を行う。類似度評価では、毛流の情報と顔器官との相対位置関係を考慮して評価を行う。実験では、自動抽出した毛流の特徴を基に類似検索を行い、検索上位に含まれる正解画像を調べ、精度、再現率を算出する。

本稿は以下の構成をとる。まず 2 節で 関連研究をまとめ、3 節で提案手法について述べる。さらに 4 節で実験と評価を行い、最後に 5 節でまとめを述べる。

2. 関連研究

本節では、髪型の定量化を行った研究について説明する。

2.1. 主成分分析を用いた髪型の定量化

Ueki ら [6] は、主成分分析を用いて定量化した髪型情報によって、性別推定の精度向上を実現した。Ueki らの手法では、まず人物画像に対し顔検出を行い、次に顔周辺領域から色情報に基づき髪領域を抽出する。抽出した髪領域以外の領域を黒に塗りつぶし、 32×32 ピクセルにリサイズすることで髪領域画像を生成する。さらに、生成した髪領域画像を 5 階調のグレースケール画像に変換した後、主成分分析を行う。主成分分析の結果、髪領域画像は 31 次元の特徴ベクトルで表現される。この特徴ベクトルを基に男女の識別が行われる。

Ueki らは、顔領域画像と髪領域画像のそれぞれに対し主成分分析を行い、ガウス混合モデルを用いて、それぞれの男性尤度、女性尤度を算出した。実験により、髪型を性別推定に使用することで性別推定の精度が向上することが示された。

Ueki らの主成分分析を用いた手法では、髪領域の形状を特徴量とし、性別推定の精度向上に成功した。しかし、髪型には色、毛流といった、髪領域形状に現れない要素が存在するため、髪領域の形状のみによる分類では不十分である。より細かな識別や類似度の評価には、髪型領域の形状以外の特徴量も合わせて用いる必要がある。

2.2. 複数特徴量による髪型の定量化

単一の特徴量で表現できる髪型の種類には限界があり、多種多様な髪型を識別することは難しい。Yacoob ら [7] は、様々な特徴量で髪型を表現することにより、多種多様な髪型を識別する手法を提案した。

Yacoob らは、髪型から以下の特徴量を抽出した。

- ・色
- ・顔を覆う面積
- ・分け目
- ・左右対称性
- ・ボリューム
- ・髪領域の形状
- ・長さ
- ・テクスチャ (毛流)

Yacoob らは、抽出した髪型特徴を用いて人物認証の実験を行った。髪型の類似度評価では、抽出した特徴

量のうち類似度が高い 3 つの特徴量のみを採用した。これにより、髪型の変化に頑健な認証を実現した。実験の結果から、髪型特徴を用いることにより、人物認証の精度が向上することが示された。また、認証に最も有用な特徴量はテクスチャ、すなわち髪領域内に現れる毛流の形状であることが明らかになった。

しかし、Yacoob らのテクスチャ類似度評価には、テクスチャの位置情報を考慮していないという問題点がある。髪型の形状は様々であり、部分的に類似するテクスチャを持った髪型でも、全体として見たときに全く異なる髪型である場合がある。例えば図 1 の (a) と (b) は、全体としては異なる特徴を持つ髪型であるが、どちらも (c) に示した部分画像から構成されている。Yacoob らの手法を用いた場合、(a) と (b) は異なる髪型であるにも関わらず、全く同じ髪型として扱われてしまう。

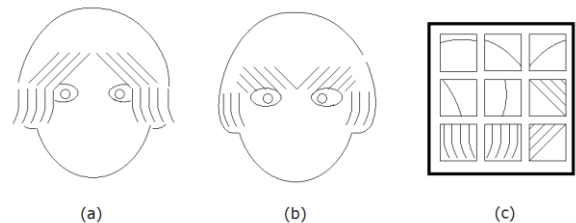


図 1 誤認識を引き起こすような髪型の例

3. 提案手法

本節では提案手法について述べる。まず 3.1 で提案手法の概要を述べ、3.2 で髪型特徴量の抽出手法について述べる。最後に、3.3 で、抽出した特徴量を用いた類似度評価手法について説明する。

3.1. 提案手法の概要

Yacoob らは、髪型を様々な特徴量で表すことにより人物認証に有効な類似度評価を実現した。しかし、Yacoob らの手法には、テクスチャ、すなわち毛流の位置情報を考慮せずに類似度を評価しているという問題点があった。本研究では、より高い精度のテクスチャ特徴の類似度評価を目的とし、位置情報を考慮した毛流特徴の抽出・比較手法を提案する。

3.2. 特徴量抽出手法

本項では、提案手法における髪型特徴量の抽出手法について説明する。抽出する特徴量は、位置情報を考慮した毛流の特徴である。提案手法における特徴量抽出の流れを図 2 に示す。

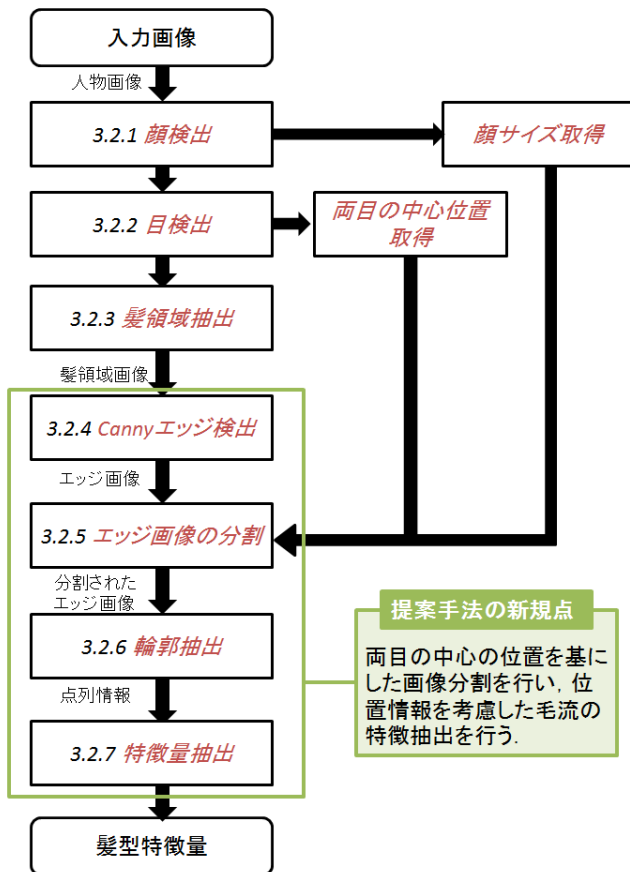


図 2 特徴量抽出の流れ

以下、各手順における処理について説明する。

3.2.1. 顔検出

顔検出は、ブーストされた弱分類器のカスケード[8]を用いて行う。学習に用いた画像は正面方向を向いた顔画像であるため、本手法で扱う人物画像は正面方向を向いた画像に限定する。顔領域は正方形のサイズで検出される。画像によって顔画像のサイズは様々であるため、検出された顔領域サイズに基づき正規化を行う。

3.2.2. 目検出

目の検出においても、顔検出と同様に、ブーストされた弱分類器のカスケード[8]を用いる。顔検出に成功したら、顔領域を縦方向、横方向にそれぞれ2等分し、分割された中の右上領域で左目の、左上領域で右目の検出を行う。検出を行う領域を限定することで、実行時間の削減と誤検出率の低減を実現できる。毛流の位置情報は、両目の中心の位置との位置関係に基づき定量化される。

3.2.3. 髪領域抽出

髪領域の抽出は Yacoob ら[7]の手法と同様のものを用いる。Yacoob らが提案した髪領域抽出手法は色情報に基づいており、以下の手順に従う。

- step1. 顔領域から、右目の下、左目の下、額の3領域を選択する。
- step2. 領域毎に画素の RGB 値を取得し、平均をとる。
- step3. 3領域の RGB 値の平均の差が一定値より小さければそれらの平均をとり、そうでなければ額の領域の値を肌色とする。
- step4. 顔領域の右上部、左上部、額の上部の3領域を選択する。
- step5. 各領域内で、各画素の RGB 値を取得し、平均をとる。このとき、取得した RGB 値と肌色の RGB 値の差が一定値より小さければ、その RGB 値は使用しない。
- step6. 3領域の RGB 値差が小さければそれらの値の平均をとり、そうでなければ額上部の値をとる。得られた値をシードカラーとする。
- step7. step4 で使用したそれぞれの領域の上部の領域で色情報を得る。
- step8. 得られた値とシードカラーとの差が一定値より小さければ、得られた値を使用してシードカラーを再計算する。得られた値とシードカラーとの差が一定値より大きいときには反復処理を終了する。
- step9. 反復処理が終了したら、得られた色情報に基づき髪領域を抽出する。

3.2.4. Canny エッジ検出

提案手法では、毛流の抽出に Canny エッジ検出器[9]を用いる。Canny エッジ検出器は、未検出・誤検出が少なく、曲線形状エッジの検出に強いという特徴を持つ。髪の毛は光を反射しやすく、画像から毛流を安定して抽出するには、弱いエッジも検出できるようなエッジ検出器である必要がある。また、毛流の方向・形状は様々であり、より詳細な髪型特徴を得るためには、方向や形状に依存しないエッジ検出器を使用する必要がある。これらの理由から、Canny エッジ検出器は毛流の検出に適している。

以下に Canny エッジの検出手順を示す。

- step1. ガウシアンフィルタによる平滑化
- step2. Sobelフィルタによるエッジ強度の計算と勾配方向の計算
- step3. エッジの細線化
- step4. ヒステリシス閾値処理

3.2.5. エッジ画像の分割

提案手法では、以下の2つの目的から、生成したエッジ画像を複数の部分画像に分割する。

- ・ 毛流と顔器官の位置関係に基づいた定量化を行う。
- ・ エッジが多く検出できている領域に、髪型全体の特徴が支配されるのを防ぐ。

髪の毛は光を反射しやすいため、画像によってはエッジが多く検出できている領域と少ししか検出できない領域が存在する。画像を小さなブロックに分割し、各領域で得られた結果を正規化して扱うことで、エッジ検出の結果に左右されにくい定量化を実現する。エッジ画像の分割は以下の手順に従う。

step1. 図 3(a)に示すように、目の中心の座標を $CE(CE.x, CE.y)$ 、顔領域の一辺の長さを FL とする。図 3(a)において、破線で示した領域は顔領域を表す。

step2. $(CE.x - FL, CE.y - FL)$ を左上の頂点、 $(CE.x + FL, CE.y + 2 * FL)$ を右下の頂点とするような矩形 T を処理対象領域とする。図 3(a)において、実線で示した領域が処理対象領域 T を表す。

step3. 図 3(b)に示すように、 T を、一辺の長さが $FL/8$ の正方形領域 384 個 $(a_{1,1}, a_{1,2}, \dots, a_{2,1}, a_{2,2}, \dots, a_{16,24})$ に分割する。分割された各領域内で毛流の特徴量が抽出され、それらを統合したものが髪型全体の特徴量となる。

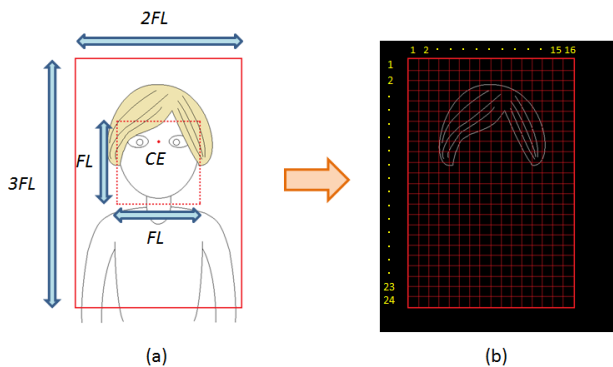


図 3 対象領域の分割

3.2.6. 輪郭抽出

エッジから輪郭を抽出することにより、各エッジを定量的に扱うことができる。エッジから抽出した輪郭は、エッジを囲む点列のデータとしてリスト構造に格納される。リスト構造で後に続く点は、現在の点から上、下、右、左、右上、右下、左上、左下の8方向のいずれかに移動した点である。隣接する点との位置関係を調べていくことにより、エッジ、すなわち毛流の

方向を定量化する。本稿では、上下への位置遷移を“縦”，左右への位置遷移を“横”，右上・左下への位置遷移を“左下”，右下・左上への位置遷移を“右下”と定義する。

輪郭が抽出できなかった場合、その領域には毛流によるエッジが存在しないと判断される。

3.2.7. 特徴量抽出

輪郭抽出後の特徴量抽出は、以下の手順により行う。

step1. 輪郭が抽出された各領域 $a_{x,y}$ で、“縦，横，左下，右下”それぞれの位置遷移の回数を調べ、 $s_{x,y}$ とする。例えば、縦，横，左下，右下の位置遷移それぞれの観測回数が 12 回，4 回，32 回，8 回るとき、

$$s_{x,y} = \{12, 4, 32, 8\}$$

となる。

step2. $s_{x,y}$ の各要素を、観測数が最大の位置遷移方向の数で割り、正規化を行う。正規化を行うことにより、エッジが多く取れている領域の結果に全体の結果が依存することを避ける。

$$\text{e.g. } s_{x,y} = \{12, 4, 32, 8\}$$

$$\Rightarrow \{0.375, 0.125, 1.000, 0.250\}$$

step3. 処理対象領域 T を一辺が $FL/2$ の正方形で分割した新たな部分領域 A ($A = \{A_{1,1}, A_{1,2}, \dots, A_{4,6}\}$) を作成する。

step4. 領域 $A_{X,Y}$ に含まれる小領域 $a_{x,y}$ の毛流特徴 $s_{x,y}$ を統合し、 $S_{X,Y}$ とする。 $S_{X,Y}$ は、以下の手順で算出される。

- ① $S_{X,Y} = \{0, 0, 0, 0\}$ で初期化する。
- ② $s_{x,y}$ の各値のうち、0.7 を超えるものがある場合、 $S_{X,Y}$ における同方向の値を 1 だけインクリメントする。
例えば、 $s_{x,y} = \{0.775, 0.125, 1.000, 0.250\}$ のとき、縦の遷移と左下の遷移の値が 0.7 を超えているので、 $S_{X,Y}$ の 2 番目の要素と 4 番目の要素がインクリメントされる。
- ③ $S_{X,Y}$ の各値を、 $S_{X,Y}$ 内の最大値で割り、正規化する。この正規化により、 $A_{X,Y}$ 内に存在する毛流方向の相対的な数が求まる。

$$\text{e.g. } S_{X,Y} = \{6, 1, 12, 4\}$$

$$\Rightarrow \{0.500, 0.083, 1.000, 0.333\}$$

以上の手順により、分割された 24 個の領域で、相対的な毛流方向の数 $S_{X,Y}$ が求められる。本手法では、 $S_{X,Y}$ を毛流の特徴量とする。

3.3. 類似度評価手法

類似度を評価する 2 つの画像をそれぞれ I^1, I^2 とし、その特徴量を S^1, S^2 とする。ただし、 $S^K = \{S_{1,1}^K, S_{1,2}^K, \dots, S_{4,6}^K\}$

である。このとき、類似度評価は以下の手順により行う。

step1. 各 X, Y に対し、 $S_{X,Y}^1$ と $S_{X,Y}^2$ の類似度距離 $d_{X,Y}^{12}$ を計算する。

$S_{X,Y}^k = \{S_{X,Y}^k[1], S_{X,Y}^k[2], S_{X,Y}^k[3], S_{X,Y}^k[4]\}$ とすると、 $d_{X,Y}^{12}$ は以下の式により算出する。

$$d_{X,Y}^{12} = \sum_{i=1}^4 |S_{X,Y}^1[i] - S_{X,Y}^2[i]| \quad (1)$$

ただし、 $S_{X,Y}^1 = \{0, 0, 0, 0\}$ 、または $S_{X,Y}^2 = \{0, 0, 0, 0\}$ の場合、 $d_{X,Y}^{12} = 0$ とする。

step2. $S_{X,Y}^1$ と $S_{X,Y}^2$ がいずれも $\{0, 0, 0, 0\}$ でない領域の数を N とすると、 I^1, I^2 の画像全体としての類似度距離 D^{12} は以下の式で算出する。

$$D^{12} = \sum_{X=1}^4 \sum_{Y=1}^6 d_{X,Y}^{12} / N \quad (2)$$

式(2)により算出された D_{12} が画像 I^1, I^2 の最終的な距離となり、小さい値をとるほど画像が類似していることを意味する。

髪の毛のボリュームや長さなどの、テクスチャ以外の特徴の影響を受けないよう、両画像からエッジ情報が得られている領域のみで類似度の評価を行っている。

4. 評価実験

本節では、評価実験について説明する。まず 4.1 で実験において使用するデータ・実験環境について述べ、4.2 で評価方法を説明する。最後に 4.3 で実験結果を述べる。

4.1. 実験データ・実験環境

実験には、Web 上で収集した人物画像の中で、髪領域の抽出に成功したもの 126 枚を用いる。本実験では特徴量抽出の前段階、すなわち髪領域抽出までの処理は Yacoob ら [7] の手法と同様のものとする。また、対抗手法として、Yacoob らの手法と比較を行う。実験に用いた PC の仕様を示す。

表 1 実験に用いた PC の仕様

CPU	Intel(R) Core™ i7 CPU 940 2.93GHz
メモリ	12.0GB
OS	Windows7 64bit

4.2. 評価方法

本実験では、髪型特徴の類似度に基づく類似検索を行った時の精度 (Precision)、再現率 (Recall) により提案手法の評価を行う。個人識別への利用を考えたとき、誤認識を避けるには、類似した髪型を高い精度で網羅的に検索できる手法であることが重要である。ゆ

えに、Precision と Recall の値が高いほど優れた手法であると考えられる。

具体的な実験方法を以下に示す。

step1. データベース内の画像を、髪型の類似度に基づき著者自身の手でクラスタリングする。

step2. クエリ画像をデータベースから選択する。

step3. 提案手法と Yacoob らの手法の両方で、データベース内の全画像に対し、クエリ画像との類似度スコアを算出し、ランキングする。

step4. クエリと同じクラスタに含まれる画像を正解画像とし、提案手法と Yacoob らの手法それぞれで、ランキング上位 k 件を評価して Precision と Recall を算出する。

step5. データベース中の全画像 126 枚をクエリとして step3, step4 を実行する。

step6. 提案手法と Yacoob らの手法それぞれにおいて、全画像をクエリとしたときの Precision と Recall の平均を求める。

step7. k の値を 10, 20, ..., 120 と変化させて、各 k における Precision と Recall を求める。

4.3. 実験結果

4.3.1. 類似度評価精度

実験の結果を、図 4、図 5 に示す。各図に示した最大値の曲線は、各クエリに対する全正解画像が最上位から連続してランキングされる、理想状態での Precision, Recall の値である。結果から、Precision と Recall の両方において提案手法が Yacoob らの手法を上回っていることが分かる。以上の結果から、提案手法が Yacoob らの手法に対して優位性を持つことが確認できた。

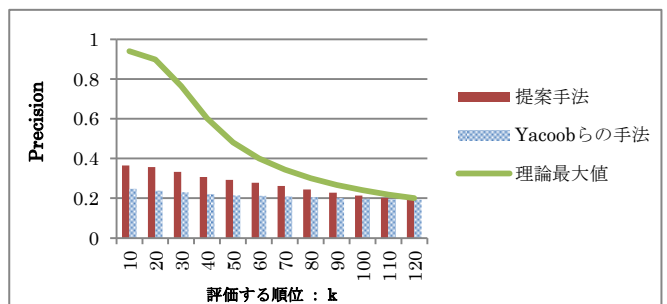


図 4 Precision の計算結果

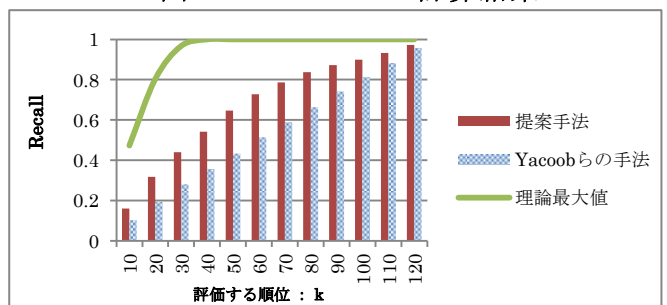


図 5 Recall の計算結果

4.3.2. 実行速度

類似度評価の精度を比較すると同時に、各手法における実行時間を計測した。Yacoob らの手法では Gabor フィルタを使用しており、スケールや方向を変えながら画像をフィルタにかける。スケールや方向の変化が多いほど、精度は上がるが実行時間は長くなる。本実験では、フィルタ数を 24 にした場合と、フィルタ数を 4 にした場合について実行時間の計測を行った。結果を表 2 に示す。

実行時間計測の結果から、提案手法が実行速度において Yacoob らの手法を上回っていることが分かる。Yacoob らの手法では Gabor フィルタのスケール、方向の変化のため、膨大な計算量を必要とする。提案手法では、Canny エッジ検出を使用し、最終的な特徴量を小さく抑えることで処理の高速化を実現した。

表 2 実行時間の計測結果

手法	入力画像からの特徴量抽出 (sec)	データベース画像との類似度評価 (sec)	合計(sec)
提案手法	2.38×10^{-2}	1.15×10^{-3}	2.49×10^{-2}
Yacoob らの手法 (フィルタ数:24)	13.6	1.67×10^{-2}	13.6
Yacoob らの手法 (フィルタ数:4)	2.54	4.23×10^{-3}	2.54

5. おわりに

本稿では、位置情報を考慮した毛流特徴の定量化・類似度評価の提案手法について説明し、実験を行った。結果として、精度、再現率ともに Yacoob らの手法を上回る類似度評価を実現した。また、実行速度の面でも Yacoob らの手法を上回った。

今後の課題としては、正面以外の方向を向いた顔画像への適用が挙げられる。人物認証の精度は正面画像以外になると著しく低下するが、髪領域は顔の側面にも多く存在するため、髪型特徴を用いることにより認証精度の向上が実現できるのではないかと考えている。

その他、顔器官の特徴が十分に得られない状況における精度の向上などにも取り組んでいきたい。

参考文献

[1] C. Rousset, P. Y. Coulon and M.Rombaut, "Transferable Belief Model for Hair Mask Segmentation", Proceeding of IEEE 17th International Conference on Image Processing, pp.237-240, 2010.

[2] U. Lipowezky, O. Mamo, and A. Cohen, "Using integrated color and texture features for automatic hair detection", Proceeding of IEEE 26th Convention of Electrical and Electronics Engineers, pp.51-55, 2008.

[3] 趙 延軍, 長谷山 美紀, 北島 秀夫, "エッジ特徴

を用いた Watershed アルゴリズムの改善とその髪型抽出への応用", ITE Technical Report 27(8), pp.155-160, 2003.

[4] K.-C. Lee, D. Anguelov, B. Sumengen and S. B. Gokturk, "Markov Random Field Models for Hair and Face Segmentation", Proceeding of IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, pp.1-6, 2008.

[5] D. Wang, S. Shan, W. Zeng, H. Zhang, X. Chen, "A novel two-tier Bayesian based method for hair segmentation", Proceeding of IEEE 16th International Conference on Image Processing, pp.2401-2404, 2009.

[6] K. Ueki, H. Komatsu, S. Imaizumi, K. Kaneko, N. Sekine, J. Katto, T. Kobayashi, "A Method of Gender Classification by Integrating Facial, Hairstyle, and Clothing Images", Proceeding of IEEE 17th International Conference on Pattern Recognition, vol. 4, pp.446-449, 2004.

[7] Y. Yacoob and L. Davis, "Detection and analysis of hair", Proceeding of IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.28, No.7, pp.1164-1169, 2006.

[8] P. Voila and M. Jones, "Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features", Proceeding of IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.511-518, 2001.

[9] J. Canny, "A Computational Approach to Edge Detection", Proceeding of IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.8, No.6, pp.679-698, 1986.