

適合性フィードバックを用いた顔の経年変化を含む人物画像検索

臼井 篤志[†] 新田 直子[†] 馬場口 登[†]

[†] 大阪大学 大学院工学研究科 〒565-0871 大阪府吹田市山田丘 2-1

E-mail: †{usui,naoko,babaguchi}@nanase.comm.eng.osaka-u.ac.jp

あらまし 子供の成長記録のように、長期間に渡り蓄積された人物画像コレクションにおいては、同一の被写体であっても顔の外見に大きな経年変化が生じるため、一枚の顔画像をクエリとして特定人物を撮影した画像を検索することは非常に困難となる。本研究では適合性フィードバックの適用により、このような経年変化を含む人物画像コレクションからの特定人物画像検索の精度向上を目指す。我々が収集した人物画像コレクションに対する実験により、5回フィードバックを繰り返すことにより再現率が40.8%から72.5%に上昇することを確認した。

キーワード 人物画像検索, 適合性フィードバック, 経年変化

Face-Based Image Retrieval under Age Variation Using Relevance Feedback

Atsushi USUI[†], Naoko NITTA[†], and Noboru BABAGUCHI[†]

[†] Graduate School of Engineering, Osaka University, Yamada-oka 2-1, Suita, Osaka, 565-0871 Japan

E-mail: †{usui,naoko,babaguchi}@nanase.comm.eng.osaka-u.ac.jp

Abstract Given a single face image as a query, it is very difficult to retrieve images of a specific person from a human image collection stored for long term due to age-related changes in facial appearances. This paper proposes to apply relevance feedback to enhance the performance of image retrieval from the image collections under age variation. For our human image collection, the proposed approach improved the recall rate from 40.8% to 72.5% after five feedback iterations.

Key words face-based image retrieval, relevance feedback, aging

1. はじめに

近年のデジタルカメラの普及に伴い、個人が手軽に写真撮影を行えるようになって久しい。さらに、記憶装置の大容量化、情報通信技術の発展により、コンピュータやネットワーク上には長期間に渡って撮影された画像が大量に蓄積されている。そのため内容に基づく画像検索に対する要求が高まっており、特定人物を撮影した画像の検索もその一つである。

特定人物画像は顔に基づいて検索されることが多く、顔認識との関連が深い。現在まで、撮影時の照明[1]、顔の向き[2]、表情[3]などの条件の変動に対応する多くの顔認識手法が提案されているが、撮影時の年齢による顔の変化、すなわち経年変化に対応する手法は少ない。しかし、長期間に渡って蓄積された人物画像から特定人物の画像を検索するためには経年変化を考慮することが重要となる。

経年変化を考慮した顔認識は、顔や特徴量の経年変化を

予測する手法と、経年変化の影響を受けにくい特徴量を用いる手法に大別できる。前者は比較的多くの手法が提案されており、骨格やテクスチャなどのパラメタを用いて見かけの年齢を操作できることが分かっている[4][5][6]。しかし、顔の年齢操作の結果は一見尤もらしいが、実際の経年変化を受けた顔との間には誤差があり、高精度な認識を困難にしている。後者は、経年変化の影響を受けにくいとされる耳の形状から抽出した特徴量[7]や、老化とともに現れる皺の影響を受けにくい特徴量[8]などが提案されているが、横向き顔画像に限定されたり、経年変化の影響を最も大きく受ける子供の顔を考慮していないなど、実用的でない部分も多い。そこで本研究では、子供から老人までの正面の顔画像を対象とし、経年変化の影響を受けにくい特徴量による特定人物画像検索の実現を目指す。

一方、内容に基づく画像検索においては適合性フィードバック[9][10]がしばしば用いられる。適合性フィードバックはユーザからのフィードバックを用いることにより、画

像の持つ意味と画像から抽出した特徴量とのギャップを埋める手法である。特定人物画像の検索においても、人物の同一性という意味と顔画像から抽出した特徴量とのギャップを埋めることが重要であり、適合性フィードバックは非常に有効であると考えられる。

以上の背景をふまえて本研究では、顔の経年変化を含む人物画像コレクションからのクエリの顔画像と同一人物画像の検索に対し、適合性フィードバックを適用する。個人が撮影した画像コレクションでは正面顔が多いため、まず正面顔を想定した特徴量を抽出する。ユーザは、特徴量に基づく検索結果に対しその適合性をフィードバックし、システムはこれをもとにクエリを追加すると共に、特徴量を重み付けすることにより、検索結果を更新する。このとき、年齢の異なる同一人物画像が検索されるように特徴量の重みを大きくすることにより、経年変化に強い特徴量を構成することができる。このようにユーザとシステムの対話を通じて検索精度の向上を目指す。

2. 手法概要

提案手法の全体的な流れを図1に示す。本研究では、1枚の顔画像をクエリとし、顔の経年変化を含む人物画像コレクションからクエリと同一人物の画像を検索することを目的とする。システムは、ユーザが提示したクエリ Q_0 と人物画像から取り出した顔画像 $I_n (n = 1, \dots, N; N$ は画像の総数) のそれぞれから抽出した特徴量の類似度に基づき検索結果を提示する。ユーザは検索結果に対して適合・非適合の判定をフィードバックし、システムはこれに基づいてクエリ顔画像の追加と特徴量の再重み付けを行い、更新した検索結果を提示する。ここで、 Q_0 を初期クエリと呼ぶ。また、フィードバックに基づいて順次追加されるクエリ顔画像を追加クエリと呼び、 $Q_q (q = 1, 2, \dots)$ で表す。さらに、クエリ顔画像集合 Q を $Q = \{Q_q | q = 0, 1, \dots\}$ と定義する。

以下では、提案手法の流れを説明する。

Step1) 特徴量抽出 Q_0 および $I_n (n = 1, \dots, N)$ から特徴量を抽出する。特徴量は顔の経年変化に対応するため、ガボールウェーブレット特徴量と幾何学的特徴量を併用する。

Step2) 類似度算出 Q と I_n の類似度を、抽出した特徴量を用いて算出し、類似度が大きい順に I_n を並べ替え、上位 M 枚をユーザに提示する。

Step3) フィードバックによる更新 ユーザは提示された検索結果画像の中から、 Q と同一人物の顔画像を指定する。以降ではこれを適合画像と呼ぶ。システムはユーザに提示した顔画像のうち適合画像以外を非適合画像とし、以下の順に2通りの操作を行い、**Step2)**へ戻る。

(1) 適合画像を新たなクエリ $Q_q (q = 1, 2, \dots)$ として Q に追加する。

(2) $Q_q (q = 0, 1, \dots)$ と適合画像との類似度を大きく、非適合画像との類似度を小さくするように特徴量の重み付けを行う。

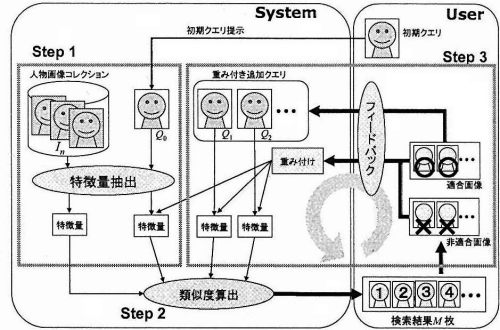


図1 検索手法の概要

3. 適合性フィードバックを用いた顔画像検索

本章では、前章で述べたアルゴリズムの各ステップの詳細を述べる。

3.1 特徴量抽出

本研究では個人が撮影したスナップショットを検索対象としており、被写体は笑顔でほぼ正面を向いていることが多い。顔の向きや表情の変化の影響は比較的小さい一方、さまざまな場所や時間に撮影されるため、照明条件の変化による影響は大きいと考えられる。また、経年変化に対応するためには、眼鏡などで顔の一部が隠れたり、髭や髪型による見え方の変化に対して頑健である必要がある。そこで本研究では、ガボールウェーブレット特徴量[1]を用いる。ガボールウェーブレット特徴量は生物の視覚特性に近い性質を持ち、照明変動に強い[12]。さらに、顔全体に配置した特徴点毎に特徴を抽出するため、顔の一部分の見え方の変化や隠れの影響を受けにくいという長所も併せ持っている。また、人が経年変化を受けた顔画像を認識する際には、目・鼻・口などの各顔部品の特徴以外に、それらの位置関係を考慮していると言われている。そこで、顔部品の位置関係を表す幾何学的特徴量[1]をガボールウェーブレット特徴量と併用する。よって顔画像特徴量 F は式(1)に示すようにガボールウェーブレット特徴量ベクトル F^g と幾何学的特徴量ベクトル F^d から構成される。

$$F = (F^g, F^d) \quad (1)$$

以下に、各特徴量の抽出方法を述べる。

[ガボールウェーブレット特徴量]

図2に示すように顔部品上に配置した J 個の特徴点から、以下のように定義される F^g を抽出する。

$$F^g = (F_1^g, \dots, F_j^g, \dots, F_J^g) \quad (2)$$

$$F_j^g = (f_{j,1}^g, \dots, f_{j,k}^g, \dots, f_{j,40}^g) \quad (3)$$

ここで F_j^g は j 番目の特徴点 (x_j, y_j) から抽出した40次元のウェーブレット係数ベクトルであり、その第 k 成分 $f_{j,k}^g$ は式(4)のように求められる。

$$f_{j,k}^g = \left| \int Y(x_j - x, y_j - y) \psi_k(x, y) dx dy \right| \quad (4)$$

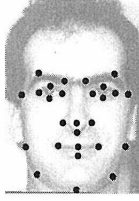


図2 特徴点配置の例



図3 顔グラフの例

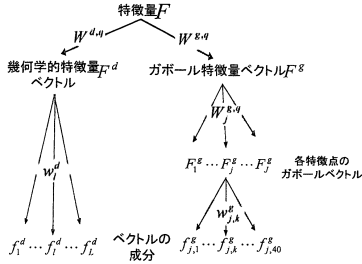


図4 特徴量ベクトルの階層構造

ここで、 $\psi_k(x, y)$ は式 (5) で表されるガボールフィルタである。

$$\psi_k(x, y) = \frac{\alpha_r^2}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{\alpha_r^2(x^2 + y^2)}{2\sigma^2}\right) \cdot \left[\exp\{i\alpha_r(x \cos \theta + y \sin \theta)\} - \exp\left(-\frac{\sigma^2}{2}\right) \right] \quad (5)$$

$$k = 8r + m, \quad \alpha_r = 2^{-\frac{6-r}{2}}, \quad \theta = \frac{2m\pi}{8}$$

$$r = 0, 1, 2, 3, 4, \quad m = 0, 1, 2, \dots, 8$$

ここで、 r と m はそれぞれ解像度と方位を表し、これらを変化させることにより、特徴点周辺の周期性と方向性を 40 次元 (解像度: 5, 方位: 8) のベクトルで表すことができる。また、 i は虚数単位、 σ はガボールフィルタのスケールである。

[幾何学的特徴量]

図 3 に示すような顔特徴点を L 本の直線 (エッジ) で結び、顔グラフを作成する。顔グラフの l 番目のエッジの長さを f_l^d とすると、 F^d は式 (6) のように表される。

$$F^d = (f_1^d, \dots, f_l^d, \dots, f_L^d) \quad (6)$$

以上より、顔特徴量 F は図 4 に示すように、上位層は F^g と F^d の 2 種類の特徴量ベクトル、中間層はベクトル F_j^g 、下位層は成分 f_l^d 及び $f_{j,k}^g$ から成る 3 層の階層構造を持つ。

3.2 類似度算出

Q_q の特徴量を構成している各層のベクトルと成分に図 4 に示すように重みを割り当て、クエリ Q_q と顔画像 I_n の類似度 $S(Q_q, I_n)$ を式 (7)~(10) のように求める。

$$S(Q_q, I_n) = W^{g,q} S^g(Q_q, I_n) + W^{d,q} S^d(Q_q, I_n) \quad (7)$$

$$S^g(Q_q, I_n) = \sum_j W_j^{g,q} S_j^g(Q_q, I_n) \quad (8)$$

$$S^d(Q_q, I_n) = \frac{\sum_k w_l^d f_l^d Q_q f_l^d I_n}{\sqrt{\sum_k (w_l^d f_l^d Q_q)^2 \sum_k (f_l^d I_n)^2}} \quad (9)$$

$$S_j^g(Q_q, I_n) = \frac{\sum_k w_{j,k}^g f_{j,k}^g Q_q f_{j,k}^g I_n}{\sqrt{\sum_k (w_{j,k}^g f_{j,k}^g Q_q)^2 \sum_k (f_{j,k}^g I_n)^2}} \quad (10)$$

ここで、 $S^g(Q_q, I_n)$ 、 $S^d(Q_q, I_n)$ 、 $S_j^g(Q_q, I_n)$ はそれぞれ F^g 、 F^d 、 F_j^g によって算出された類似度であり、 $W^{g,q}$ 、 $W^{d,q}$ 、 $W_j^{g,q}$ はそれぞれクエリ Q_q 毎に算出される F^g 、 F^d 、 F_j^g の重み、 w_l^d 、 $w_{j,k}^g$ はそれぞれ各クエリに共通な f_l^d 、 $f_{j,k}^g$ の重みである。さらに特徴量の成分の添え字 Q_q 、 I_n は、画像 Q_q 、 I_n から抽出された特徴量の成分であることを意味する。また、 Q_0 の各重みの初期値は式 (11)~(13) のように均等に設定する。

$$W^{g,0} = W^{d,0} = \frac{1}{2} \quad (11)$$

$$W_j^{g,0} = \frac{1}{J} \quad (12)$$

$$w_{j,k}^g = w_l^d = 1 \quad (13)$$

3.3 フィードバックによる更新

適合性フィードバック [9] は一般的に、人間の扱う高レベルな意味と画像処理により得られる低レベルな特徴量のセマンティックギャップを埋めるために用いられる。本研究においても、経年変化を含む顔画像の同一性という高レベルな意味と、3.1 節で述べた特徴量とのギャップを埋めるために、ユーザが判定した適合・非適合画像をシステムにフィードバックする。より多くの同一人物画像を検索するためには、検索できる範囲の拡大と、適合・非適合画像の識別能力の向上が必要であると考えられる。そこでシステムは適合・非適合画像を用いて、クエリの追加によって検索範囲の拡大を、年齢の異なる同一人物画像が検索されるように特徴量を再重み付けすることにより各クエリの識別能力向上を図る。以下ではこの 2 種類の更新方法について説明する。

3.3.1 クエリの追加

顔の経年変化は、テクスチャ情報や骨格の形状などのパラメタを用いて表すことができる [5] [6]。これらによると、顔画像の経年変化は、撮影時の年齢差が大きくなるにつれて大きくなると考えられる。したがって 1 枚の初期クエリを用いて検索した場合、年齢差が大きく経年変化が大きい顔画像を検索することは困難であるが、ユーザのフィードバックから得られた適合画像を追加クエリとして用いることによりクエリの年齢幅が広がり、より経年変化の大きい顔画像が検索されることが考えられる。

ここで、クエリ Q_q の重みについて考える。人の顔は、乳幼児期には個人差が小さいが、成長するにつれて明確に違いが現れるなど、年齢によって個人特徴の現れ方が変化すると思われる。そのため、特徴空間における顔画像の分布も年齢によって異なると推測され、複数のクエリとの類似度を正しく比較するためにクエリ毎に類似度を重み付けする必要がある。このような例として、クエリ Q_A とクエリ Q_B 、これらのクエリと同一人物画像 I_C 、及びクエリと

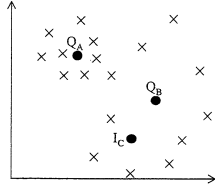


図5 特徴空間上の画像の分布例

異なる人物画像(×で表す)が図5のように分布しているとする。\$Q_A\$、\$Q_B\$の周りには、それぞれ年齢の近い顔画像が分布していると考えられ、もし\$Q_A\$の年齢では個人差が現れにくいとすると、\$Q_A\$の周りには顔画像が密集し、それに比べて\$Q_B\$の周りにはまばらになる。このような場合、\$Q_A\$と\$Q_B\$に対する類似度を同じ重みで扱うと\$Q_A\$の周辺の画像ばかりが検索されてしまい、\$Q_B\$に近い\$I_C\$が検索されない。そこで\$Q_B\$の重みを\$Q_A\$の重みよりも大きくする必要がある。この考え方に基づき、\$Q_q\$に対する重み\$W_q\$を式(14)のように定義する。

$$W_q = \frac{1}{\mu_q} \quad (14)$$

ここで\$\mu_q\$は、クエリ\$Q_q\$との類似度が大きい順に画像を並べたときの、上位\$M\$枚の画像の類似度の平均である。これにより、クエリの重みを特徴空間上での周辺の画像の密度に応じて決めることができる。この\$W_q\$を用いて、クエリが複数存在する場合、クエリ集合\$Q\$と顔画像\$I_n\$の類似度\$S(Q, I_n)\$を式(15)のように定義する。

$$S(Q, I_n) = \max_q W_q S(Q_q, I_n) \quad (q = 0, 1, 2, \dots) \quad (15)$$

3.3.2 特徴量の再重み付け

ユーザからフィードバックされた段階では、適合・非適合画像ともにクエリとの類似度が大きい。ここで、適合画像の類似度を大きく保つたまま、非適合画像の類似度を小さくし、適合・非適合画像を識別しやすくなることが特徴量の再重み付けの目的である。以下ではRuiら[9]の手法を改良した特徴量の再重み付け手法について述べる。再重み付けは、下位層の重みと上位層・中間層の重みとでそれぞれ異なる操作により行う。

第1に、図4の下位層の成分の重み\$w_{j,k}^q\$および\$w_l^d\$の再重み付けについて述べる。適合・非適合画像を明確に識別しやすい成分は重みを大きく、識別しにくい成分は重みを小さくする。簡潔に表現するため、特徴量ベクトルの第\$k\$成分を\$f_k\$、その重みを\$w_k\$とし、図6に\$f_k\$の分布例を示す。図中の\$Q, P, N\$はそれぞれ、クエリ、適合画像、非適合画像の\$f_k\$の値を表す。図6(a)のように\$P\$が\$Q\$の近傍に密集し、かつ\$N\$が\$Q\$から離れている場合には、適合・非適合画像の識別が容易なので\$w_k\$を大きくし、図6(b)のように\$P\$と\$N\$が混在しているような場合には適合・非適合画像の識別が困難なので\$w_k\$を小さくする。

そこで、成分の重み\$w_k\$は式(16)のように定める。

$$w_k = \frac{\sigma_k^{PN}}{\sigma_k^P} \quad (16)$$

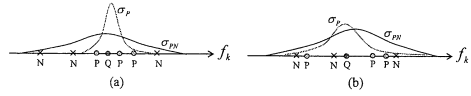


図6 成分の再重み付け

ここで、\$\sigma_k^P\$は適合画像とクエリ画像の\$f_k\$の集合の標準偏差、\$\sigma_k^{PN}\$は適合・非適合画像とクエリ画像の\$f_k\$の集合の標準偏差を表す。

第2に、図4の上位層・中間層に位置するベクトルの重み\$W_j^{q,q}, W^{d,q}, W^{g,q}\$の更新について述べる。ベクトルは標準偏差を計算できないため、第1の操作とは異なる操作により再重み付けを行うが、適合・非適合画像の識別能力の高いベクトルの重みを大きくするという考え方は同じである。以下では簡単のため、特徴量の上位層または中間層のあるベクトル\$F\$の重みを\$W^q\$とする。ユーザから適合・非適合画像が提示された後、図7に示すように、\$F\$を構成する下位のベクトルまたは成分により\$F\$毎に\$Q_q\$と\$I_n\$の類似度を算出し、その類似度が大きい順に\$I_n\$を並べ替える。このとき、適合画像がより上位に集中し非適合画像がより下位に分布するベクトルほど適合・非適合画像の識別能力が高いと考え、重みを大きくする。

そこで、\$W^q\$の再重み付け後の値\$W^{q'}\$を式(17)のように定める。

$$W^{q'} = \begin{cases} W^q + \frac{\mu^N \nu^P}{\mu^P \nu^N} & (\mu^P < \mu^N) \\ W^q - \frac{\mu^P}{\mu^N} & (\mu^P > \mu^N) \end{cases} \quad (17)$$

ただし、\$\mu^P, \mu^N\$はそれぞれ適合・非適合画像の平均順位、\$\nu^P, \nu^N\$はそれぞれ適合・非適合画像の平均精度である。ここで、平均精度は適合(非適合)画像がどれだけ上位に集中しているかを表す値であり、式(18)のように求める。

$$\nu = \frac{1}{\sum_{i=1}^N u_i} \sum_{i=1}^N \left(\frac{u_i}{i} \sum_{j=1}^i u_j \right) \quad (18)$$

ここで、\$u_i\$は第\$i\$位の画像が適合(非適合)のときに1、それ以外は0となる変数である。式(17)では、まず適合画像の平均順位が非適合画像より上位である場合は、その比を用いて重みを増加し、逆の場合は重みを減少する。ただし重みを大きくする際には、適合画像が上位に集中し、非適合画像が下位に集中している場合に重みをより大きくするため、さらに平均精度の比を用いている。最後に\$W^{q'}\$を合計が1と成るように正規化し、\$W_j^q\$と置きかえる。

4. 実 験

オンラインで入手可能なFG-NET Aging Database[13](以降ではFG-NETと呼ぶ)と、実際に日常生活の中で撮影した人物画像を収集したスナップショットコレクション(以降では単にスナップショットと呼ぶ)の2種類の人物画像コレクションを用いて実験を行った。コレクション中の画像は、撮影時の被写体の年齢がわかっている。また、特徴点の位置は、FG-NETでは予め与えられている顔部品位

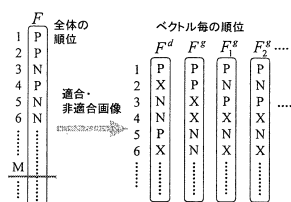


図7 ベクトルの再重み付け

表1 人物画像コレクションの仕様

	枚数	人数	年齢	特徴点数 J
FG-NET	1002	82	0 ~ 69	53
スナップショット	120	11	0 ~ 54	27



(a) FG-NET Aging Database の例



(b) スナップショットの例

図8 人物画像の例

置のデータを利用し、スナップショットでは手動で図2のように求めた。さらに両コレクションとも図2に示す27個の特徴点を直線で結び、エッジ数 $L = 78$ とした。表1にコレクションの仕様を、図8にコレクションに含まれる人物画像の例を示す。図8はそれぞれ年齢の異なる同一人物の画像であり、経年変化の様子が確認できる。また、スナップショットの場合は、画像中から顔領域を切り出した上で実験に用いる。

以下に実験方法をまとめる。

(1) 画像コレクションから1枚の画像を取り出して初期クエリとし、コレクション内の残りの画像を検索対象とする。これをコレクション内の全ての画像について繰り返す。

(2) a) 特徴量再重み付け, b) クエリ追加, c) 特徴量再重み付け+クエリ追加の3通りの更新方法の効果を比較する。

(3) フィードバック回数は5回とする。

(4) 検索結果として提示する画像の枚数は、ユーザの適合・非適合の判断の負担を考慮して $M = 15$ とする。

ここで、コレクション中の人物画像のうちクエリと同一人物画像を正解画像と定義する。また、上位 M 位以内の画像を検索された画像と呼ぶ。検索精度及び適合性フィードバックの効果は以下の3種類の値を全クエリ数 N で平均した値を用いて評価し、フィードバック回数に応じてどのように変化するかを調べる。

Mean Average Precision (MAP): 正解画像がどれだけ上位に集中しているかを評価する。式(18)を用いて全正解画像について平均精度を求める。

平均年齢差 G_{ave} : 年齢差の大きい画像を検索する能力を評価する。

$$G_{ave} = \frac{\sum_b |a^{I_b} - a^{Q_0}|}{N_b} \quad (19)$$

ここで $I_b (b = 1, \dots, N_b)$ は直前のフィードバックで初めて検索された正解画像であり、 N_b はその個数である。

最大年齢差 G_{max} : 適合性フィードバックを重ねることにより検索される画像の年齢幅が広がるかを評価する。

$$G_{max} = \max_c |a^{I_c} - a^{Q_0}| \quad (20)$$

ここで $I_c (c = 1, 2, \dots)$ は検索された正解画像、 a^{I_c} 、 a^{Q_0} はそれぞれ I_c 、 Q_0 の撮影時の年齢である。

図9に実験結果を示す。(a)~(c)はFG-NETを用いた実験結果を、(d)~(f)はスナップショットを用いた結果を表す。

はじめに、検索精度に対するフィードバックの効果について考察する。図9(a)及び(d)は、各更新方法を用いた場合のフィードバック回数とMAPの関係を示す。両方のコレクションについて、また全ての更新方法を用いた場合において、フィードバックを重ねるほど精度がよくなっていることが分かる。また、特徴量再重み付けおよびクエリ追加をそれぞれ用いた場合よりも、それらを併用したほうが精度が良いことが分かる。

次に、経年変化に対するフィードバックの効果について考察する。図9(b)及び(e)は、各更新方法を用いた場合のフィードバック回数と G_{ave} の関係を折れ線グラフで、 $N_b > 0$ となった回数を棒グラフで表したものである。これによると、クエリを追加した場合は新しく検索される正解画像は少ないものの、検索された正解画像は初期クエリとの年齢差が大きい傾向にある。逆に特徴量再重み付け手法を用いた場合は、年齢差は小さいものの、多くの正解画像が新しく検索されていることが分かる。したがって、クエリ追加には年齢差の大きい画像を検索する効果が、再重み付けには多くの画像を検索する効果があると推測できる。

図9(c)及び(f)は、各更新方法を用いた場合のフィードバック回数と G_{max} の関係を示す。まず、両方のコレクションについて、また全ての更新方法を用いた場合において、フィードバックを重ねるほど検索される正解画像の年齢幅が広がっていることが分かる。また、両手法を組み合わせた場合に検索された画像のクエリとの年齢差が最も大きくなっており、両手法の良い面を活かすことができていると考えられる。個別の更新方法について見ると、(f)のスナップショットの結果ではクエリを追加した場合のほうが特徴量を再重み付けした場合よりも幅広い年齢の画像が検索されており、上記の推測通りの効果が見られる。しかし(c)のFG-NETの結果ではこれらが逆になっている。これは、図9(b)から分かるように、クエリ追加により検索された画像数が特徴量再重み付けに比べて大幅に少なく、全体として

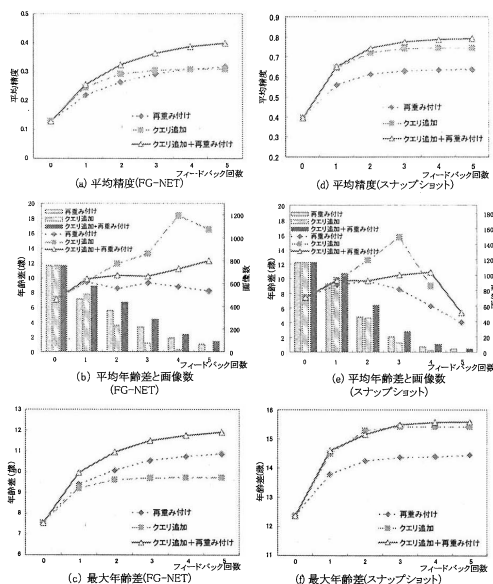


図9 実験結果

特徴量再重み付けのほうが年齢差が大きくなったためと考えられる。

最後に、適合性フィードバックを用いて2つのコレクションから検索した場合の再現率について述べる。再現率は、全正解画像数に対する検索された正解画像数の割合で計算される。クエリ追加と特徴量再重み付けを組み合わせ、フィードバックを5回繰り返した結果、再現率はFG-NETでは15.7%から38.0%に、スナップショットでは40.8%から72.5%に上昇し、経年変化を含む人物画像コレクションを対象とした顔検索に適合性フィードバックが有効であることが確認できた。このときのFG-NETの検索結果の例を画像撮影時の年齢とともに図10に示す。この例では、(a)のクエリが21歳、(b)の1回目で検索された正解画像は16~20歳、(c)の5回のフィードバックで検索された正解画像は5~36歳であり、フィードバックによりクエリとの年齢差が大きい画像も検索できていることが分かる。また、検索されなかった正解画像は、より年齢差の大きい画像や、顔の向きや表情がクエリと大きく異なる画像であった。

5. おわりに

本研究では、経年変化を含む人物画像コレクションからのクエリと同一人物画像の検索に対して適合性フィードバックを適用し、クエリの追加と特徴量の再重み付け、及びそれらを組み合わせた更新方法の効果を検証した。実際に経年変化を含む人物画像コレクションを用いて実験を行った結果、フィードバックを5回繰り返すことにより、スナップショットコレクションでは再現率を40.8%から72.5%に上昇させることができた。今後の課題として、より大規模なスナップショットコレクションを用いて実験を行うこと



図10 検索結果の例

と、顔特徴点の抽出を自動化し、より実用的なシステムを作成することが挙げられる。

文献

- [1] L. Wiskott, J.M. Fellous, N. Kruger, and C. von der Malsburg, "Face Recognition by Elastic Bunch Graph Matching," IEEE Trans. on PAMI, Vol.19, No.7, pp.775-779, 1997
- [2] 山田晶彦, 金出武雄, "複数の部分領域に確率モデルを適用した顔向きの変化に頑健な顔画像認識手法", 信学論, D-II, Vol.J88, No.1, pp.8-16, 2005
- [3] 早坂昭裕, 伊藤康一, 青木孝文, 中島寛, 小林孝次, "表情変化にロバストな2次元顔認証アルゴリズムの検討", MIRU, pp.382-387, 2008
- [4] A. Bastanfard, M.A. Akbari, and M. Nakajima, "An Enhanced Facial Recognition Considering Aging Based on Computational Neural Network," IEICE Technical Report, Vol.104, No.544, pp.101-106, 2005
- [5] 中川雅通, 角義恭, 千原国宏, "骨格モデルを用いた顔画像の年齢変化シミュレーション", 信学論, Vol.J80-A, No.8, pp.1312-1315, 1997
- [6] 向田茂, 安藤広志, "しみ, しわ情報を用いた顔画像の年齢操作", 信学技報, Vol.103, No. 455, pp.85-90, 2003
- [7] K. Sato, N. He, and Y. Takahashi, "Human Face Extraction and Recognition Using Radial Basis Function Network," IEICE Trans., Vol.E86-D, No.5, pp.956-963, 2003
- [8] H. Ling, S. Soatto, N. Ramanathan, and D.W. Jacobs, "A Study of Face Recognition as People Age," ICCV, p.1-8, 2007
- [9] Y. Rui, T.S. Huang, M. Ortega, and S. Mehrotra, "Relevance Feedback: A Power Tool for Interactive Content-Based Image Retrieval," IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology, Vol.8, No.5, pp.644-655, 1998
- [10] P.C. Yuen and C.H. Man, "Human Face Image Searching System Using Sketches," IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, Part A, Vol.37, No.4, pp.493-504, 2007
- [11] M. Turk and A. Pentland, "Eigenfaces for Recognition," Journal of Cognitive Neuroscience, Vol.3, No.1, pp.71-86, 1991
- [12] 内海ゆづ子, 岩井儀雄, 谷内田正彦, "顔認識のためのウェーブレット特徴量の評価", PRMU, pp.141-146, 2005
- [13] FG-Net Aging Database. [Online]. Available: <http://www.fgnet.rsunit.com/>