

物体表面の見え属性分類に基づく Self Quotient Image を用いた顔認識

西山 正志[†] 山口 修[†]

[†] (株) 東芝 研究開発センター, 川崎市

E-mail: †{masashi.nishiyama,osamu1.yamaguchi}@toshiba.co.jp

あらまし 顔認識のために、照明変動による顔の見えの違いを4つの属性に分類し、照明変動の影響を抑えた画像を生成する手法を提案する。見えを大きく変える属性として影や鏡面反射が挙げられる。これらの属性は顔の3次元形状と光源に依存するため、1枚の元画像のみから属性を分類することは難しい。そこで、少数枚の基底画像で表される簡便なモデルを導入し元画像を線形化することで各画素の見え属性を分類する。照明不変である拡散反射率の比からなる Self Quotient Image を生成するためのフィルタを、推定された属性に応じて画素毎に設計し元画像へ適用する。様々な光源方向で撮影された公開データベースと一般環境の光源配置で撮影された実環境データベースにおいて識別実験を行い、本人の辞書が一枚の画像のみでも従来法と比べて高い性能が得られることを確認した。

キーワード 顔認識, 照明不変, Self Quotient Image, 線形化

Face Recognition Using Self Quotient Images based on Classification of Surface Appearance

Masashi NISHIYAMA[†] and Osamu YAMAGUCHI[†]

[†] Corporate Research and Development Center, TOSHIBA Corporation, 1, Komukai-toshiba-cho, Saiwai-ku, Kawasaki, 212-8582, JAPAN

E-mail: †{masashi.nishiyama,osamu1.yamaguchi}@toshiba.co.jp

Abstract In this paper we present a new method for synthesizing illumination invariant images for face recognition. The method classifies the appearance caused by illumination according to four properties: diffuse reflection, specular reflection, attached shadow and cast shadow. Among these properties, the shadow and the specular reflection dynamically change the appearance. Classification from a single image is difficult because shadows and specular reflection depend on the facial shape and the light source. Therefore, we use a simple model defined by a few basis images for classification. For each pixel in the original image, we design a filter based on the classification result, which is used to compute the Self Quotient Image (SQI). At each location the SQI contains the ratio of the albedo at that pixel and a locally smoothed value of the albedo. Through experimental results we show the effectiveness of this method for face identification on a public database and on a database used in practice, using only a single image for each individual reference.

Key words Face recognition, Illumination invariance, Self Quotient Image, Linearization

1. ま え が き

顔画像認識において見えの変動は識別性能に影響を与える大きな問題である。見えの変動の主な要因に、照明条件、姿勢、表情、経年変化などが挙げられる。本稿では、姿勢などの要因は正規化されたものとし、照明条件のみが変動する場合について考える。照明変動による見えは主に、拡散反射、鏡面反射、attached shadow, cast shadow の属性に分類される [1]。

照明変動が生じる環境でも高い識別性能を得るには、識別器

を学習させるための画像を、元画像からどのように生成するかが重要である。識別器を学習させるための画像生成の方法は大きく二つに分けることができる。(a) 識別時に想定される照明変動による見えを仮想的に大量に生成する方法と、(b) 照明変動の影響を除去し照明不変な画像を生成する方法である。(a) を実現するために、照明変動による見えをモデル化し、モデルに与えるパラメータを変更することで様々な見えを生成する方法 [2]~[5] が提案されている。[2], [3] では、見えを拡散反射の項とそれ以外からなる誤差項の二つに分けて MAP 推定によりモ

デル化する [4] では、ある照明条件から別の照明条件への変換行列を最小自乗法によりモデル化する [5] では、元画像から 3 次元形状とテクスチャを推定し、見えを Phong モデルで生成する。しかし、実環境の照明変動は多様であり、いずれのモデルを用いた場合 [2] ~ [5] でも識別時に想定される見えを網羅して生成することは難しい。

一方 (b) を実現するために、照明変動による見えを陽にモデル化しない方法 [6] ~ [9] が提案されている [6] ~ [8] では、特徴空間への線形変換を用いて元画像から照明変動の影響を抑えた画像を生成する。特徴空間は、照明変動を抑え人物間の差異を強調するように大量の画像から学習される。しかし、学習された照明条件と異なる見えの場合、照明変動の影響を抑えることはできない [9] では、離散フーリエ変換を用いて元画像から位相画像を生成する。位相は振幅と比べて照明変動の影響が少ないが、振幅にも個人性を表す特徴が含まれると考えられる。このため、位相のみでは識別に適しているとはいえない。

照明変動による見えをモデル化し (b) を実現するために、基底画像を用いる方法 [10], [11] が提案されている。これらの方法では、拡散反射の見えを基底画像でモデル化する [10] では、元画像と基底画像の拡散反射率の比を表す Quotient Image (QI) を生成する。拡散反射率の比は照明不変である。ただし QI では、拡散反射のみが観測されるという仮定を設ける [11] では、元画像から鏡面反射, cast shadow を取り除き、拡散反射と attached shadow からなる画像を生成する。拡散反射と attached shadow は、基底画像を用いた画像の線形化 [14] により推定される。基底画像は、少数枚の画像を保持するだけでよく [5] などの 3 次元形状を用いる場合と比べてモデル当てはめが簡単という利点がある。基底画像は、単一光源下で、顔向きを固定し光源方向を変えて撮影した 3 枚の画像 [1], または、光源方向を固定し顔向きを変えて撮影した 4 枚の画像 [13] から生成される。このため [10], [11] では辞書の人物毎に基底画像を獲得する必要があり、登録する際に照明条件を単一光源に限定し複数枚の画像を撮影しなければならない。

拡散反射の見えは考慮するが、事前に本人の画像を複数枚獲得することなく、与えられた一枚の画像のみから (b) を実現するために Self Quotient Image (SQI) [12] が提案されている。SQI は、局所領域における中心画素と周辺画素との間の拡散反射率の比からなる。しかし、SQI は、元画像に鏡面反射, attached shadow, cast shadow が含まれる場合、正しく拡散反射率の比を求めることができない。この理由として、一枚の画像のみでは、鏡面反射が生じている画素から拡散反射のみを抽出することは難しいこと、attached shadow, cast shadow は顔の 3 次元形状と光源位置に依存するため領域を判定することが難しいことが挙げられる。

そこで、本稿では、少数枚の基底画像からなるモデルを SQI へ導入し、鏡面反射, attached shadow, cast shadow が生じている元画像からでも照明変動の影響を抑えた画像を生成できる方法を提案する。提案手法を Classified Appearance-based Quotient Image (CAQI) と名付ける。QI では辞書の人物毎に基底画像を学習していたが、CAQI では辞書に含まれない人物

から基底画像を学習する。元画像において、各画素の見え属性を基底画像を用いて分類する。分類された属性に応じて、局所領域における拡散反射率の比を求めるためのフィルタを画素毎に設計する。

以下、2. で従来の SQI について述べその問題点を明らかにする。次に、3. で提案手法の CAQI について述べる。4. で様々な光源方向で撮影された公開データベース Yale Face Database B [19] と一般の光源環境で撮影された 100 人のデータベースにおいて、本人の辞書を一枚の画像のみとした識別実験を行い、提案手法の有効性を示す。

2. 拡散反射からの不変量の抽出

2.1 Self Quotient Image

与えられた一枚の入力画像のみから照明変動の影響を抑えた画像を生成するために、SQI が提案されている。SQI は、元画像 $I(x, y)$ と、平滑化画像 $S(x, y)$ により式 (1) の $Q(x, y)$ で定義される。

$$Q(x, y) = \frac{I(x, y)}{S(x, y)} = \frac{I(x, y)}{F(x, y) * I(x, y)} \quad (1)$$

ここで、 $F(x, y)$ は平滑化フィルタ、 $*$ はたたみ込みを表す。平滑化フィルタに等方性の Gaussian フィルタを用いた場合は、Center/Surround Retinex [15] と同じ定義になる。SQI では非等方性の重み付き Gaussian フィルタを用いる。重み付き Gaussian フィルタは、等方性の Gaussian 関数と非等方性の重み関数の積で定義される。

平滑化フィルタの係数が有効となる局所領域内において拡散反射のみが観測されると仮定すれば [12] で述べられているように、不変量である拡散反射率の比を得ることができる。拡散反射は Lambert モデルにより式 (2) で定義される。

$$i = \max(alns, 0) \quad (2)$$

ここで、 i は元画像の画素値、 a は拡散反射率、 l は光源照度、 n は法線方向ベクトル、 s は光源方向ベクトルを表す。法線方向ベクトルと光源方向ベクトルの内積が負の場合は attached shadow となる。局所領域内の法線方向、光源方向、光源照度が一定で、鏡面反射, attached shadow, cast shadow が生じないとすれば、式 (3) より局所領域内における拡散反射率の比を得ることができる。

$$Q(x, y) = \frac{a(x, y)lns}{F(x, y) * a(x, y)lns} = \frac{a(x, y)}{F(x, y) * a(x, y)} \quad (3)$$

光源が複数になった場合でも、attached shadow と cast shadow が発生しないと仮定すれば、加法性 $s = s_1 + s_2 + \dots + s_n$ により拡散反射率の比を得ることができる。

2.2 拡散反射以外の見えが観測される際の問題点

局所領域内の画素毎に見えが異なる場合、SQI では拡散反射率の比を得ることができない。例えば図 1(i) のように、局所領域内の全ての画素が拡散反射であり法線方向が一定とみなせることができるならば式 (3) は成立する。しかし、(ii) のように局所領域内において部分的に鏡面反射が存在すれば式 (3) は成立しない。一枚の画像のみから鏡面反射と拡散反射を分離する

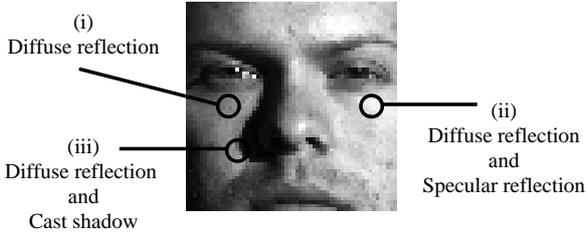


図 1 局所領域内で見え属性が異なる例 .

Fig.1 Examples of difference appearance properties in local regions.

ことは困難である . 他にも , 局所領域内の画素毎に光源方向ベクトルと光源照度が異なる場合 , 拡散反射率の比を得ることができない . 例えば , 図 1 (iii) のように cast shadow が部分的に存在すれば式 (3) は成立しない . cast shadow は , 光源が他の物体により遮られることで生じ , 遮られた光源以外の光源 (例えば環境光) からは照らされている . このため cast shadow と拡散反射では光源方向ベクトルと光源照度が異なる . 同様に , 局所領域において attached shadow が部分的に生じる場合も光源方向ベクトルと光源照度が異なる .

この問題に対応するために [12] では平滑化画像を生成するための重み付き Gaussian フィルタを画素毎に設計する . 局所領域内の部分領域において見え属性が同じになるように領域分割を行う . 重み関数 $W(x, y)$ は , 二つの部分領域 M_1, M_2 から式 (4) で定義される .

$$W(x, y) = \begin{cases} 0 & I(x, y) \in M_2 \\ 1 & I(x, y) \in M_1 \end{cases} \quad (4)$$

局所領域内の画素値の平均値 τ を用いて各画素を二つの領域に分類する . 画素数の多い部分領域を M_1 とし , 他方を M_2 とする . しかし , しきい値処理では , 例えば瞳や眉毛のように拡散反射率の低い領域が cast shadow や attached shadow と区別することができない . このため , 顔の個性を表す重要な特徴までもが除去される可能性が存在する . また , cast shadow の輪郭部分に発生するソフトシャドウのように , くだらかに画素値が変化する場合に 2 領域に分割できない .

他の方法として [18] では , 色度空間を利用して影領域の境界を検出する . 影領域は , 物体境界と元画像のエッジの不一致により決定される . 物体境界は , 様々な光源下でも均一な物体表面の色度は色度空間内の直線上に存在することを利用して検出される . しかし , 色を正確に獲得できるカメラが必要であり実用的とは言えない .

3. 物体表面の見え属性の分類に基づくフィルタ設計

鏡面反射 , attached shadow , cast shadow が生じている元画像からでも拡散反射率の比を獲得するために , 事前に学習された基底画像を用いて見えの属性を分類し , それぞれの属性に基づきフィルタを設計する提案手法について述べる .

3.1 画像の線形化による見え属性の分類

見えを拡散反射 , 鏡面反射 , attached shadow , cast shadow

に分類するために , 画像の線形化 [14] を用いる . 画像の線形化は , 元画像を拡散反射のみで表される線形化画像に変換する . 線形化画像 $\tilde{I}(x, y)$ は , 拡散反射が 3 枚の基底画像 $I_i(x, y)$ の線形和で表現されるモデル [1] により定義される .

$$\tilde{I}(x, y) = c_1 I_1(x, y) + c_2 I_2(x, y) + c_3 I_3(x, y) \quad (5)$$

係数 c_i は , 元画像に attached shadow , cast shadow , 鏡面反射が生じている場合 , 全ての画素を用いた最小自乗法では正しく求まらない . そこで , 画素をランダムに選択し係数の候補を複数求める . 候補の分布から重心を求め , はずれ値除去を繰り返すことで係数を推定する .

一枚の画像のみから拡散反射率の比を抽出するために , 提案手法では基底画像を辞書には含まれない人物から事前に生成する . この基底画像の生成には , カメラと顔の位置関係を固定して , 鏡面反射 , attached shadow , cast shadow がなるべく生じないように単一光源の方向を変えて撮影された画像を用いる . 光源方向には線形独立を満たす 3 方向以上を用いる . 撮影された複数人の画像に対して特異値分解を適用し , 特異値の大きい順にベクトルを選択することで基底画像を生成する . この基底画像は平均顔の拡散反射を表すと考えられる . しかし , 3 枚の基底画像のみでは式 (5) の係数を推定する際に個人間の差があるため誤差が大きくなる . 特異値の大きい方のベクトルは , 様々な人物の拡散反射による見えの変動の主成分を表すと考えられる . そこで , 本稿では , 特異値の大きい順に 4 本以上のベクトルを選択することで基底画像を生成する .

見えを分類するために , 線形化画像と , 式 (6) の差分画像 $I'(x, y)$ を用いる .

$$I'(x, y) = I(x, y) - \tilde{I}(x, y) \quad (6)$$

差分画像において負の値をもつ画素は cast shadow , しきい値以上の値をもつ画素は鏡面反射に分類される . 線形化画像が負の値をもつ画素は attached shadow に分類される .

提案手法では , 見え属性が鏡面反射と分類された画素において , 元画像の画素値を線形化画像の画素値で置き換える . これにより , 従来の SQI ではできなかった拡散反射の値を推定することが可能となる .

3.2 見え属性を考慮した重み関数の算出

見え属性を表す差分画像を用いて , 重み付き Gaussian フィルタに与える重み関数を算出する . attached shadow または cast shadow が生じている画素では , 線形化画像の係数に相当する光源方向からは照らされていないが , 環境光などには照らされている . このため , 拡散反射による見えも観測されていると考えられる . そこで , attached shadow または cast shadow が生じている画素では周辺の同じ見え属性をもつ画素から拡散反射率の比を求めることを狙う . 重み関数 $W(x, y)$ は , Gaussian フィルタの中心画素と , Gaussian フィルタの周辺画素に対応する差分画像の画素値を比較することで , (7) により決定される .

$$W(x, y) = \frac{1}{1 + \alpha |I'(x, y) - I'(x_0, y_0)|} \quad (7)$$

ここで , (x_0, y_0) は Gaussian フィルタの中心座標 , α は任意

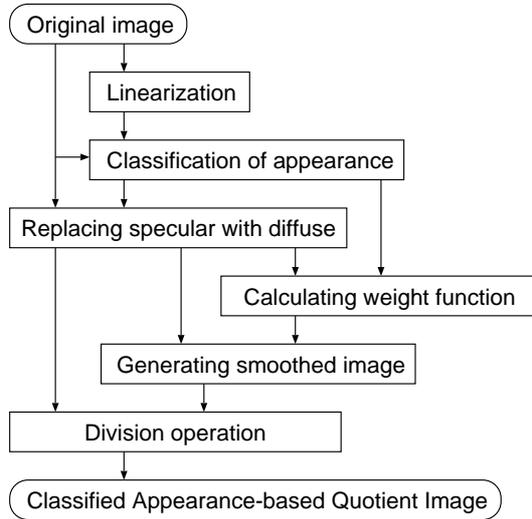


図 2 提案手法の流れ .

Fig. 2 Flow of our proposed method.

の係数, $|\cdot|$ は絶対値を表す . Gaussian フィルタの中心座標に対応する $I'(x_0, y_0)$ と周辺画素 $I'(x, y)$ の差分値が大きければ, 中心画素とは異なる見えをもつ画素であり, 小さな重みが与えられる . これにより, 同じ見え属性をもつ画素から拡散反射率の比を求めることができる .

3.3 処理の流れ

提案手法 CAQI の処理の流れについて述べる . 図 2 に CAQI の流れを示す . まず, 元画像が与えられると線形化画像を生成し見えの分類を行う . 鏡面反射と分類された元画像の画素は, 線形化画像の画素と置き換える . 置き換えた画素に対応する差分画像の画素値は 0 とする . 正しく拡散反射率の比を求めるためには, 局所領域内で法線方向が一定となるように, 局所領域の大きさを決定しなければならない . 局所領域の大きさは, Gaussian フィルタに与える σ で設定される . 基底画像を用いて法線方向の変動が少なくなるように σ を設定する方法が考えられる . しかし, 光源方向を未知として学習された基底画像には任意性があり法線方向を正しく抽出できない [16] . このため, 本稿では [12], [17] で述べられているように複数の $\sigma_j (j = 1, \dots, N)$ を用いる . σ_j の Gaussian フィルタ $G_j(x, y)$ へ与える重み関数 $W_j(x, y)$ を, 差分画像を用いて算出する . 平滑化画像 $S_j(x, y)$ は式 (8) により定義される .

$$S_j(x, y) = (W_j(x, y)G_j(x, y)) * I(x, y) \quad (8)$$

なお, 式 (9) を満たすものとする .

$$\int \int W_j(x, y)G_j(x, y)dx dy = 1 \quad (9)$$

平滑化画像と, 鏡面反射が除去された元画像を用いて式 (10) により, 照明変動の影響を抑えた画像 $Q(x, y)$ を生成する .

$$Q(x, y) = \sum_{j=1}^N f\left(\frac{I(x, y)}{S_j(x, y)}\right) \quad (10)$$

式 (10) において [12], [17] と同様に関数 f を用いる . この関数



図 3 Yale face database B のサンプル画像 .

Fig. 3 Examples of the Yale face database B.

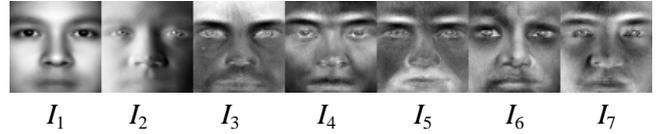


図 4 CMU-PIE 68 人の 7 照明条件から生成した基底画像 .

Fig. 4 Basis images generated from the CMU-PIE 68 people under 7 lighting conditions.

は, attached shadow または cast shadow で $S_j(x, y)$ が 0 へ近くなり割算で非常に大きな値となることを防ぐ . 本稿では f に log 関数を用いる .

4. 評価結果

4.1 基礎実験

提案手法の有効性を確認するために, 顔画像データベース Yale face database B [19] を用いて識別実験を行った . このデータベースに含まれる顔向きが正面である 10 人の画像を用いた . 手で与えた瞳と鼻孔の 4 点を基準として 64×64 画素の顔画像を抽出した . 単一光源の方向を変えることで撮影された 64 照明条件の画像を用いた . 各照明条件は光源方向により 5 つのサブセットに分類されており, サブセットの番号が増えるにつれ光源方向の仰角と方位角が大きくなり顔に生じる影領域の面積が大きくなる . 図 3 に各サブセットのサンプルを示す . 本実験では本人の辞書には一枚の画像しか登録できない状況を想定した . 各サブセットに含まれる一枚の画像を辞書とし残りの画像を入力とした .

事前に本人の画像は複数枚獲得できない状況を想定しているため, 基底画像の生成には辞書に含まれない人物によるデータベース CMU PIE [20] を用いた . CMU PIE において, 姿勢が正面向き (c27) で, 単一の光源の下で attached shadow や cast shadow があるべく生じていない 7 つの照明条件 (f06, f07, f08, f09, f11, f12, f20, f21) を選択した . 68 人全ての顔画像を用いて特異値分解により基底画像を生成した . 本稿では, 特異値の大きい方から順に選択した図 4 の 7 枚の基底画像を用いた .

提案手法 (CAQI) と, 濃淡画像 (Org), ヒストグラム平坦化画像 (HE), 位相画像 (Phs), Center/Surround Retinex 画像 (Multiscale Retinex : MSR), SQI について識別性能の比較を行った . Org では, グレースケールの元画像に対して処理を加えずに用いた . HE では, 元画像に対してヒストグラム平坦化を適用した . Phs では, 元画像に対して離散フーリエ変換を適用し, 振幅の大きさを正規化することで位相のみ画像へ変換した . ただし, [9] のように固有空間への射影は行っていない . MSR では, 等方性の Gaussian フィルタの σ を 1.0, 2.0, 3.0 の多重で

表 1 Yale face database B における CMR(%) . 各サブセットの 1 つの照明条件を辞書とし残りの照明条件を入力とした.

Table 1 CMR (%) on the Yale face database B. We assigned a single lighting condition to a reference and other lighting conditions to inputs.

Subset (Reference)	Method						
	Org	HE	Phs	MSR	SQI	SQI'	CAQI
1	68	71	71	93	87	90	96
2	64	68	69	91	82	87	95
3	54	58	61	82	71	80	88
4	39	43	41	79	68	78	84
5	25	42	28	79	75	86	91

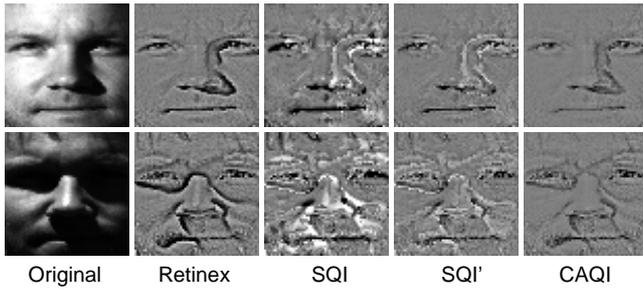


図 5 生成された画像の比較 .

Fig. 5 Comparison of synthesized images.

用いた . SQI と CAQI でも同様に σ を多重に用いた . CAQI において , 線形化画像の係数を推定するためのサンプリングは 20000 回 , α は 0.1 とした . 各手法により生成された画像をラスタースキャンすることでベクトルを生成し , ベクトル長を正規化した後 , 正規化相関を用いて類似度を算出した . 識別性能の評価には Correct Match Rate (CMR) を用いた . CMR は辞書に登録された人物の中で本人との類似度が最も高くなる割合を表す . 各手法の識別性能を表 1 に示す . 表中の値は , 各サブセットのそれぞれの照明条件を辞書とした時の CMR の平均を表す . SQI の識別性能が MSR より低下する結果が生じた . Yale face database B とは異なるデータベースによる評価 [21] でも同様の結果が報告されている . 従来の SQI の重み関数の定義では , 局所領域の中心画素が式 (4) の部分領域 M_1 に含まれない場合が発生する . この場合 , 中心画素と部分領域の光源方向と光源照度が異なるため , 式 (3) が成り立たず拡散反射率の比を得ることができない . そこで , 中心画素が M_1 に含まれない場合には重み関数と Gaussian フィルタの積をとらず等方性の Gaussian フィルタを用いる定義へ変更した . この手法を SQI' と呼ぶ . 表 1 の結果より , SQI' は SQI と比べて識別に有効であるといえる . 提案手法の CAQI は , これらの従来法と比べて , 識別性能が高いことが確認できる . 特に , 影領域が大部分を占めるサブセット 5 において大きく性能が向上した .

元画像から Center/Surround Retinex 画像 , SQI , SQI' , CAQI を生成した結果を図 5 に示す . 上段はサブセット 3 , 下段はサブセット 4 の元画像から画像を生成した . ここでは Gaussian フィルタの σ を単一の 1.0 とした . サブセット 4 の元画像では cast shadow によって隠れていた目領域周辺の特

表 2 本人の基底画像と他人の基底画像を用いた場合の識別性能の比較 . 辞書にはサブセット 1 の 1 つの照明条件を用いた .

Table 2 Comparison of identification performance using same basis images versus other basis images. The reference is one of the lighting conditions in the subset 1.

Method	Subset (Input)				
	1	2	3	4	5
SQI	100	97	91	76	70
CAQI-other	100	97	97	93	93
CAQI-same	100	99	99	95	94

徴が , Center/Surround Retinex 画像 , SQI , SQI' , CAQI では表れていることが確認できる . Center/Surround Retinex 画像 , SQI , SQI' , では鼻や目の下の影領域の影響が存在することに対して , CAQI では影響を抑えることができているといえる . また , Center/Surround Retinex 画像では鼻に生じている鏡面反射により白く影響が生じているが , CAQI では影響を抑えることができているといえる . しかし , CAQI において , 影領域や鏡面反射の影響を完全に除去することはできていない . これは , 本人とは異なる人物から基底画像を生成したため線形化画像が正しく推定できていないことが原因の一つと考えられる .

次に , 基底画像を生成するための画像と識別性能の関係について調べた . 辞書の本人から生成した基底画像と , CMU-PIE から生成した図 4 の基底画像を用いた場合を比較した . 本人の基底画像を生成するために , 人物毎にサブセット 1 に属する 7 枚の画像を用いた . 基底画像の枚数は特異値の大きいほうから 3 枚とした . サブセット 1 のそれぞれの照明条件を辞書として CMR を算出し , それぞれのサブセットにおける CMR の平均値を表 2 に示す . CAQI-other は CMU-PIE の基底画像 , CAQI-same は辞書の人物毎の基底画像を用いた . 従来の SQI と比較して , 基底画像を用いる方法はともに識別性能が向上している . しかし , CAQI-same が CAQI-other よりも識別性能が高い . これは , CMU-PIE の人物と辞書の各人物との間で 3 次元形状や反射特性が異なることが原因と考えられる . さらなる識別性能の向上を目指すためには , 他人の画像から生成した基底画像より本人の基底画像を推定する方法が必要であると考えられる .

4.2 実環境データベースでの実験

実環境において照明条件を変えて撮影した 100 人のデータベースを用いて評価を行った . ここでは , 実用的なアプリケーションの一つと考えられる証明写真による照合を想定した . カメラに取り付けたフラッシュを使用することで顔に影が生じていない場合 (I) と , 天井に取り付けた単一のスポットライトにより顔に影が生じている場合 (II) を設定した . 人物毎に , それぞれの照明条件において一枚の画像を撮影した . 撮影した画像の例を図 6 に示す . 室内の蛍光灯を点灯し , 被写体はカメラに対して正面向きとした . 評価画像以外の実験条件は基礎実験と同じ設定とした . 表 3 に , (I) を辞書とし (II) を入力とした場合と , その逆の場合の CMR(%) を示す . 表より , 単一光源の仮定が成り立たない実環境においても提案手法が従来法と比べ

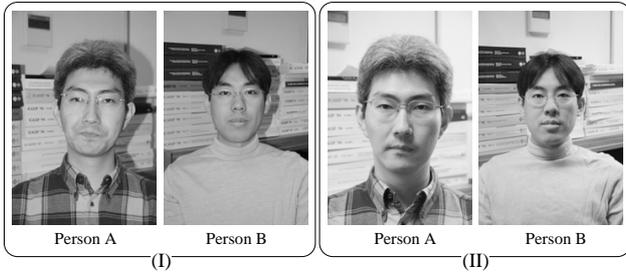


図 6 実環境データベースのサンプル画像 .

Fig. 6 Examples of a database used in practice.

表 3 実環境データベースにおける CMR (%) (人数 : 100 人) .

Table 3 CMR (%) on a database used in practice (100 people).

Reference image	Method						
	Org	HE	Phs	MSR	SQI	SQI'	CAQI
(I)	30	16	54	78	65	59	82
(II)	33	25	62	73	29	44	80

て識別性能が改善されていることが確認できる。特に (II) のように影が生じている画像を辞書とした場合に提案手法が有効であるといえる。しかし、実環境では光源は多様に分布しているため、線形化画像を生成する際に単一の係数のみでは分類誤差が大きくなると考えられる。さらに識別性能を向上させるためには、[22] のように画像を部分領域に分け係数をそれぞれ推定する方法が考えられる。複雑光源下での係数の推定方法については今後の課題とする。

5. む す び

本稿では、辞書には含まれない人物から学習された少数枚の基底画像からなるモデルを SQI の枠組に導入し、鏡面反射、attached shadow, cast shadow が発生する場合でも照明変動の影響を抑えた画像を生成する手法を提案した。提案手法により、Yale Face Database B と実環境で撮影された 100 人のデータベースにおいて、辞書が本人の画像一枚の場合でも従来法と比べて高い識別性能が得られることを確認した。

今後の課題として、辞書に含まれない他人の画像から生成した基底画像より本人の基底画像を推定する方法、実環境において線形化画像を生成するために複数の係数を推定する方法、顔の形状に合わせて局所領域の大きさを設定する方法、本稿では取り扱わなかった相互反射の影響の考察などが必要である。

文 献

- [1] A. Shashua, "Geometry and photometry in 3D visual recognition," Ph. D. Thesis, MIT, 1992.
- [2] T. Sim, S. Baker, and M. Bsat, "Combining Models and Exemplars for Face Recognition: An Illuminating Example," Proc. of Workshop on Models versus Exemplars in Computer Vision, 2001.
- [3] 島野 美保子, 長尾 健司, 岡部 考弘, 佐藤 いまり, 佐藤 洋一, "顔表面の位置相関を考慮した MAP 推定に基づく任意照明下における顔認識," 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2005), pp. 205 - 211, 2005.
- [4] T. Shakunaga, and K. Shigenari, "Decomposed Eigenface for Face Recognition under Various Lighting Conditions,"

- IEEE Proc. Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, vol. 1, pp. 864 - 871, 2001.
- [5] V. Blanz, and T. Vetter, "Face Recognition Based on Fitting a 3D Morphable Model," IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.25, no.9, pp.1063-1074, 2003.
- [6] P. N. Belhumeur, J. P. Hespanha, and D. J. Kriegman, "Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition Using Class Specific Linear Projection," IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 19, no. 7, pp. 711 - 720, 1997.
- [7] K. Nagao, and M. Sohma, "Weak Orthogonalization of Face and Perturbation for Recognition," IEEE Proc. Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 845 - 852, 1998.
- [8] 西山 正志, 山口 修, 福井 和広, "多重制約相互部分空間法を用いた顔画像認識," 信学論 D-II Vol. J88-D-II, No. 8, pp. 1339 - 1348, 2005.
- [9] M. Savvides, B. V. K. V. Kumar, and P. K. Khosla, "Eigenphases vs. Eigenfaces," Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition, Vol. 3, pp. 810 - 813, 2004.
- [10] A. Shashua, and T. Riklin-Raviv, "The Quotient Image: Class-Based Re-Rendering and Recognition with Varying Illuminations," IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 23, no. 2, pp. 129 - 139, 2001.
- [11] T. Okabe, and Y. Sato, "Object Recognition Based on Photometric Alignment Using RANSAC," IEEE Proc. Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, vol.1, pp. 221 - 228, 2003.
- [12] H. Wang, S. Z. Li, and Y. Wang, "Generalized Quotient Image," IEEE Proc. Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, vol. 2, pp. 498 - 505, 2004.
- [13] A. Nakashima, A. Maki, and K. Fukui, "Constructing illumination image basis from object motion," Proc. of the 7th European Conference on Computer Vision-Part III, pp. 195 - 209, 2002.
- [14] 石井 育規, 福井 孝太郎, 向川 康博, 尺長 健, "光学現象の分類に基づく画像の線形化," 情報処理学会論文誌: コンピュータビジョンとイメージメディア, Vol. 44, No. SIG 5(CVIM6), pp. 11 - 21, 2003.
- [15] D. J. Jobson, and Z. Rahman, "Properties and Performance of a Center/Surround Retinex," IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 6, No. 3, pp. 451 - 462, 1997.
- [16] H. Hayakawa, "Photometric stereo under a light source with arbitrary motion," The Journal of the Optical Society of America A, Vol. 11, No. 11, pp. 3079 - 3089, 1994.
- [17] D. J. Jobson, Z. Rahman, and G. A. Woodell, "A Multi-Scale Retinex For Bridging the Gap Between Color Images and the Human Observation of Scenes," IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 6, No. 7, pp. 965 - 976, 1997.
- [18] G. D. Finlayson, S. D. Hordley, and M. S. Drew, "Removing Shadows From Images using Retinex," Tenth Color Imaging Conference, pp. 73 - 79, 2002.
- [19] A. S. Georghiades, P. N. Belhumeur, and D. J. Kriegman, "From Few to Many: Illumination Cone Models for Face Recognition under Variable Lighting and Pose," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 23, No. 6, pp. 643 - 660, 2001.
- [20] T. Sim, S. Baker, and M. Bsat, "The CMU Pose, Illumination, and Expression Database," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 25, No. 12, pp. 1615 - 1618, 2003.
- [21] G. Heusch, F. Cardinaux, and S. Marcel, "Lighting Normalization Algorithms for Face Verification," IDIAP-Com 05-03, 2005.
- [22] A. U. Batur, and M. H. Hayes, III, "Segmented Linear Subspaces for Illumination-Robust Face Recognition," International Journal of Computer Vision, Vol. 57, pp. 49 - 66, 2004.