SGLD 行列を用いたカラー自然背景からの低画質顔画像の抽出

学生員 戴瑩 (信州大学) 正員 中野康明 (信州大学)

Extraction of Facial Images from the Complex Background Using Color Information and SGLD Matrices

Ying Dai, Student Member and Yasuaki Nakano, Member (Shinshu University)

It is the key step for face recognition systems to extract the facial parts from the complex backgrounds. In this paper, we propose a new method for the face extraction in the color complex backgrounds. By transforming color images from RGB color representation to YIQ color one, the orange-like parts including the face areas are enhanced in the original images, if the I-component of YIQ color system is only used. The facial texture model based on the space gray level dependence (SGLD) matrices is applied to these images. Using this model, facial parts are detected as those regions which satisfy a set of inequalities. The weight coefficients in the inequalities are decided by the conventional method of learning. Using this textural model, we design a kind of scanning scheme for face detection in the complex backgrounds. The experiments show that this method could locate the face position in the complex backgrounds effectively.

キーワード：顔画像抽出、共起行列

1. まえがき

出入室管理、身分証明書の確認、犯人の捜査その他で個人同定に対する要望が高まっており、顔画像識別に関する研究、実用化の推進が期待されている。

顔画像認識に関する多くの研究では顔画像が既に抽出されたと仮定している⁽¹⁾⁻⁽³⁾。しかしながら、顔画像認識の前段処理として、複雑背景画面内からの顔の自動抽出が不可欠である。さらに、低画質画像からの顔画像を抽出する方法が必要である。

顔画像抽出の研究は数少ない。Yang ら⁽⁵⁾は階層的知識ベースを使った自然画像からの顔抽出法を提案した。小杉⁽⁴⁾は多重ピラミッドを用いた顔の抽出手法を提案した。Govindaraju⁽⁶⁾は顔形状をモデル化し、これを画像中から探索した。Turk⁽⁷⁾は顔画像の固有ベクトル展開を用いた抽出法を提案した。これらの方法では複雑な自然背景から大きさ未知の顔部分が抽出できるが、顔画像の分解能が十分高いこと、顔部分と背景部分のコントラストが十分大きいことなどの条件が満たされなければならない。すなわち、高解像度の画像からの顔検出にある程度有効な手法は開発されているが、これらが、低解像度画像に適用可能かどうかは明らかなでない。

筆者ら⁽¹⁰⁾は自然画面の任意の位置にある複数の低画質正面顔を探し出す“顔探索”を目標として、共起行列を用い、白黒顔画像のテクスチャ特徴モデルと、それを用いた顔検出手法を提案した。この手法は、 16×20

画素程度の窓を用いて画像を走査し、モデルに適合する部分を顔として抽出するものである。本手法を用いた実験結果は高い検出率を示したが、多少の虚報 (false alarm) も含まれるという問題があった。

本論文は上記の問題点に対して、虚報を除去するとともに、処理速度を向上させるため、カラー情報を利用する方法を検討した。まず、入力されたカラー画像について、RGB 表色系を YIQ 表色系に変換する。YIQ 表色系の I 信号を利用して、オレンジからシアンまでの色だけを含んでいる画像を作成し、顔部分を強調した単色画像を作る。この単色画像に、前論文⁽¹⁰⁾の手法を改良した手法を適用する。

本手法の有効性を確認するために、行なった実験の結果を述べる。

2. 白黒顔画像のテクスチャ特徴モデル

この節では前論文⁽¹⁰⁾で提案した白黒画像からの顔抽出方法を簡単に述べる。

2.1 共起行列

Haralick⁽⁸⁾は共起行列を使ったテクスチャ解析の手法を提案した。この手法を簡単に説明する。画像中の任意点 (i, j) とそれから (m, n) だけ離れた点 $(i + m, j + n)$ をとり、その 2 点の濃度が a, b であったとする。いま (a, b) を固定し、 (i, j) を全画面にわたって変化させ

て、濃度 (a, b) の組合せが生じる度数 $N_{ab}(m, n)$ を計数する。

$N_{ab}(m, n)$ は、濃度 (a, b) の組合せが空間的に (m, n) だけ離れた 2 点間に生じる事象であるが、このような事象の生じる確率は近似的に

$$P_{ab}(m, n) = \text{prob}\{f(i, j) = a, f(i + m, j + n) = b\} = \frac{N_{ab}(m, n)}{T} \quad (1)$$

と見なせる。ここで、 T は画像の総画素数である。

この共起行列を用いて、2 点の空間的相互関係を表すパラメータとして、次のようなものが考えられる。

$$B_I(m, n) = \sum_{a=0}^{L-1} \sum_{b=0}^{L-1} (a - b)^2 P_{ab}(m, n) \quad (2)$$

$$B_D(m, n) = \sum_{a=0}^{L-1} \sum_{b=0}^{L-1} \frac{P_{ab}(m, n)}{1 + (a - b)^2} \quad (3)$$

$$B_C(m, n) = \frac{1}{\sigma^2} \sum_{a=0}^{L-1} \sum_{b=0}^{L-1} (a - \mu)(b - \mu) N_{ab}(m, n) \quad (4)$$

ここで、 $B_I(m, n)$ 、 $B_D(m, n)$ 、 $B_C(m, n)$ はそれぞれ慣性、inverse difference、共分散特徴パラメータと呼ばれる。 L は濃度の段階数 $(0, 1, \dots, L-1)$ を示す。 μ と σ は画像の濃度の平均値と標準偏差である。ある範囲で m 、 n を変化させ、 $B_I(m, n)$ 、 $B_D(m, n)$ 、 $B_C(m, n)$ を要素とする行列 B_I 、 B_D 、 B_C を作る。

$$B_I = \begin{pmatrix} B_I(0, 0) & \dots & B_I(M, 0) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ B_I(0, N) & \dots & B_I(M, N) \end{pmatrix} \quad (5)$$

ここで、 M と N は m と n の最大値を表す。 B_D 、 B_C は上式の添字をそれぞれ D 、 C に変えたものである。

B_C は、前論文⁽¹⁰⁾ では使用しなかったが、カラー画像の検討の便宜上、同時に示す。

2.2 共起行列による白黒顔画像テクスチャモデル

顔画像は特別なテクスチャ特徴をもつと考えられる。顔画像の特徴として、次の点が挙げられる。

- 1) 顔画像は方向性や周期性をもたず、均一性をもつ。
- 2) 中心軸に対して、ほぼ左右対称である。
- 3) 顔画像の濃度値の分布は、一般的に、目と並行する方向の変化が目と垂直方向の変化より小さい。これは眼や口の存在と頬の形の影響である。
- 4) 顔の内部では画像の濃淡変化は局所的に一樣、すなわち、ごく小さい範囲で一樣と考えられる。

上の考察によって、共起行列 B_I や B_D を用いた白黒顔画像のテクスチャ特徴モデルは次のように表される。

ある画素 (i, j) の近傍画素領域を

$D_p = \{(k, l) : 0 \leq k - i \leq M, \text{ and } 0 \leq l - j \leq N\}$, で表す。ここで、 m 、 n の最大値 M 、 N は顔部分の画像の解像度に応じて定める。 D_p は $(M+1) \times (N+1)$ の行列で表される。前論文⁽¹⁰⁾ では低品質画像の抽出を研究の対象として、大きさがほぼ 16×20 画素の顔画像を扱ったが、そのとき $M = 2$ と $N = 2$ で実験した。

M 、 N の値が 2 のとき、モデルの記法を簡単にするために、 B_I 、 B_D 、 B_C の要素を次の行列に示すように番号付けする。

$$D = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 5 \\ 3 & 4 & 7 \\ 6 & 8 & 9 \end{pmatrix} \quad (6)$$

ここで、数字はその要素に対応する番号である。

白黒顔画像では B_I と B_D について多数のサンプルを観察し、次式が成立することを見出した⁽¹⁰⁾。

$$B_I(j_1) < (1 + w)B_I(j_2) \quad (j_1 < j_2) \quad (7)$$

ここで、 w は正定数で、 j_1 、 j_2 は B_I の要素の番号である。同様に B_D について、

$$B_D(j) < c \quad (1 < j \leq 9) \quad (8)$$

ここで、 $0 < c < 1$ は定数である。

この関係を利用して、ある領域のなかで、行列 B_I や B_D を計算し、これらの行列の要素が不等式 (7) と (8) を満たすとき、その領域は顔領域と判定する。

パラメータ w と c はできるだけ小さな方が非顔画像を排除できるが、一方では、顔画像を見落す危険がある。高い判別率の下で、できるだけパラメータを小さくするため、実験サンプルによって、 $w = 0.3$ 、 $c = 0.6$ を最適値にする⁽¹⁰⁾。

2.3 実験結果

150 個の垂直正面顔を含む白黒複雑自然背景画像 60 枚を使って、顔抽出の実験を行った。これらの実験用の画像背景は自然界の情景である。顔は画像中の任意の位置にあり、顔の大きさは 16×20 から 20×26 まで変化していた。実験の結果として、60 枚画像中の全部の顔が正確に抽出され、見落とし率は 0 % であった。しかしながら、5 枚の画像で、一つまたは二つの非顔部分が顔として抽出された⁽¹⁰⁾。

3. カラー信号の利用

3.1 カラー自然情景画像からの色差信号の分離

日本においては、少数を除き人間の肌色の差は小さい。この肌色のみをカラー自然背景から分離したら、顔抽出における妨害要因が減少できる可能性がある。YIQ 表色系では I がオレンジからシアンまでの色を含んでいるので、YIQ 表色系の I 信号を利用すれば、肌色を含んでいるオレンジからシアンまでの色の部分を残して、他の部分を取り除くことができると考えられる。

RGB から YIQ への変換式を以下に示す。

$$\begin{pmatrix} Y \\ I \\ Q \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ 0.596 & -0.274 & -0.322 \\ 0.211 & -0.522 & 0.311 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} R \\ G \\ B \end{pmatrix} \quad (9)$$

I 成分の値が 0 のときは無彩色 (灰色) を示す。上記の RGB から YIQ への変換式において、R、G、B 各成分が 0 ～ 255 で表されるとき、I 成分の最大値は約 150 である。I 成分画像は白黒画面上で、0 が黒色で、値が大きいほど白くなるように表示した。

I 成分の値が 1 から 150 まで変化するとき、色の成分はオレンジからシアンまで変化している。このうち、肌色を含むオレンジ色成分は 1 から 50 までの範囲である。I の値は大きいほどオレンジの成分が少なく、シアンの成分が大きくなる。上の観察によって、画像のなかに肌色を含むオレンジ色成分だけ残すためには、I 成分で 1 から 50 までの数値を残せばよいことが分かる。

図 1 は顔をもつ原画像と 1 から 50 までの間の I 成分だけを残し、上下をカットして、値 0 にした画像を示したものである (原画像はカラーであるが、印刷の都合で白黒画像で表示した)。簡単のため、このように振幅フィルタをかけた I 成分画像を、以後は I 成分画像と呼ぶ。

図 1(a) で分かるように、この I 成分画像は、顔の部分にほぼ該当する部分が明るくなっている。目と眉は黒いので、I 成分画像のなかでも目と眉はそのままの形で黒く残っている。通常唇に対応する I の値は肌に対応する I の値より大きいから、唇は I 成分画像で白い色をしていて、その形は変わらない。ただし、唇に対応する I の値が 50 より大きくなることもあり、その場合はカットされてしまう。すなわち I 成分画像で黒い色になる。これらの部分を除けば、I 成分顔画像の濃淡の分布は白黒顔画像と似ている。

図 1(b) で分かるように、処理後の画像のなかでは顔を含むオレンジ系の色の部分が高い濃度で強調され、他の色の部分はほとんど除去される。すなわち、原画像におけるオレンジ系の色以外の部分は除去され、顔抽出に具合の良い形となっている。

次節では、この I 信号のみを含んでいる画像に基づいた顔部分の抽出方法を検討する。

3.2 カラー顔画像のテクスチャ特徴モデル

第 2 章で簡単に述べた方法では、自然情景濃淡画像から、共起行列 B_I と B_D を利用して顔画像を抽出したが、本論文ではカラー自然背景画像の中の顔画像の抽出手法を検討する。前節の考察により、I 成分画像では顔部分が強調され、白黒顔画像とだいたい同じ濃淡分布傾向をもつことが分かる。

I 成分画像について共起行列を求めると、顔画像の共起行列によるテクスチャモデルは次のように表される。

(a)

(b)

図 1: カラー画像と I 成分画像
(原画像はカラーであるが、印刷の都合で白黒で表示)
Color image and I-component image
(The original is a color image,
but printed in monochrome)

$$B_I = \begin{pmatrix} 0.00 & 1.01 & 2.71 \\ 1.44 & 2.05 & 3.55 \\ 4.53 & 4.85 & 5.98 \end{pmatrix}$$

 図 2: 顔画像の例とその B_I

 An example of facial image and its B_I

$$B_C = \begin{pmatrix} 1.00 & 0.83 & 0.66 \\ 0.82 & 0.69 & 0.54 \\ 0.62 & 0.52 & 0.41 \end{pmatrix}$$

$$B_D = \begin{pmatrix} 1.00 & 0.58 & 0.39 \\ 0.53 & 0.46 & 0.37 \\ 0.32 & 0.29 & 0.28 \end{pmatrix}$$

 図 3: 顔画像から計算した B_C と B_D の例

 B_C と B_D calculated from the face in Fig.2

B_I については (7) と同じく、次式が成立する：

$$B_I(j_1) < (1+w)B_I(j_2) \quad (j_1 < j_2) \quad (10)$$

ここで、 w は正定数、 j_i は B_I の要素の番号である。

図 2 の具体例で、 $B_I(2, 1)$ と $B_I(1, 2)$ を例にとれば、 $j_1 = 7$ 、 $j_2 = 8$ であり、 $B_I(7) = 3.55$ は $B_I(8) = 4.85$ より小さく、式 (10) が確かに満たされる。

白黒画像では、式 (8) のように、 B_D に顔の特徴が現れていた。しかし、I 成分画像について、多数の画像を視察した結果、 B_D より B_C に顔の特徴が現れることが分かった。図 2 の I 成分顔画像を使って B_C と B_D を計算した結果を図 3 に示す。

I 成分画像において、顔の特徴として、 B_D と B_C のいずれが優れているかを理論的に考察するのは困難である。そのため、本研究では実験的に優劣を判定することとした。多数の I 成分顔画像について、 $B_D(j)$ 及び $B_C(j)$ の変動係数 (= 標準偏差 / 平均) を求めた。具体例をあげれば、 $B_D(2)$ の変動係数は 0.09、 $B_C(2)$ のそれは 0.06 であった。全般的に、 $B_C(j)$ の変動係数は $B_D(j)$ よりも小さく、顔の特徴として優れていると判定した。

この結果、本論文では、 B_I と B_C を顔画像の特徴として採用した。

さらに、図 3 で分かるように、 B_C の要素は要素番号が増加すると減少の傾向を示す。この理由は I 成分顔画像の濃淡変化が局所的には一様であるが、全体的には非一様であることに基くものと考えられる。さらに、I 成分画像の中の顔はだいたい同じ様子をしているので、濃度の空間的分布の分散はほぼ同一の範囲にあると考えられる。従って、 $B_C(j)$ はある範囲内に存在している

と期待される。 $B_C(1)$ は 1 であるから、 $j > 1$ ならば、1 より小さい正パラメータ $c_1(j)$ 、 $c_2(j)$ が存在し、式 (11) が成立すると考えられる。

$$c_1(j) < B_C(j) < c_2(j) \quad (1 < j \leq 9) \quad (11)$$

ここで、 $c_1(j)$ と $c_2(j)$ は正パラメータである。

式 (11) も、顔画像と非顔画像を判別する基準として使用できる。

パラメータ w 、 c_1 、 c_2 は前論文⁽¹⁰⁾ に述べたのと同様な学習法により決定される。

3.3 画像の雑音除去

カラー信号から I 成分画像に変換する際、ある程度のごま塩状の雑音が発生するので、雑音除去が必要となる。本論文ではこのごま塩状の雑音に効果的な平滑化、すなわち、ある条件を満足する点だけを対象に平滑化する方法を適用した。この方法は 3×3 の窓をマスクとして、対象とする画像の各画素に順次このマスクを当て、画素の値の線形結合を用いてフィルタを施す手法である。このフィルタは次のように表される。

$$g(i, j) = \begin{cases} 0; & \sum_{(k,l) \in R} a(k, l) > 6 \\ f(i, j); & \text{上記以外} \end{cases}$$

$$a(k, l) = \begin{cases} 1; & f(k, l) = 0 \\ 0; & \text{上記以外} \end{cases}$$

ここで、 $f(i, j)$ と $g(i, j)$ はそれぞれ平滑化前後の I 成分画像画素、 R は 3×3 のマスク領域である。

3.4 顔抽出手法

本節では、前節の顔テクスチャモデルを用い、カラー情報を利用した顔部分の抽出法を提案する。

ここでは主に複雑自然背景画像からの低画質顔画像の抽出について検討する。対象とする低画質とはコンピュータにより顔画像を識別できる限界の粗い分解能を考える。予備実験の結果⁽⁹⁾ では、識別できる顔の最低解像度は 16×20 画素であった。そこで、窓の最小サイズを 16×20 にとった。

顔の大きさが異なれば、窓の大きさの調整が必要である。本論文では、顔の大きさの変動範囲はあまり大きくなく、1～2 倍の範囲とした。このような制限をおいても、意味のある用途は広いと考えられる。

顔の大きさの変化が大きくないとき、 B_I の位置に対する変化の模様を用いて、窓サイズが顔の大きさに適合しているかどうか判定できる。実験によれば、窓を顔の近傍で水平方向に移動するにつれて、 $(B_I(0, n) - B_I(m, 0))$ は放物線のように変化する。窓の大きさが顔とほぼ等しい場合、窓が顔とほぼ重なったときに、 $(B_I(0, n) - B_I(m, 0))$ は最大値をとる。

窓の大きさが顔と一致していないとき、 $(B_I(0, n) - B_I(m, 0))$ の値は上の特徴を表さない。その特性を利用

して、顔の大きさに応じて、窓の大きさを修正し、顔の正しい位置を検出する可能性があるが、詳細は紙面の都合で省略し、文献⁽¹⁰⁾に譲る。

I成分画像からの顔の検出では、白黒画像の場合と異なり、窓の中で常に顔テクスチャモデルを計算する必要はない。まず、窓によりI成分画像の全体を走査して、窓内の濃淡平均値を計算する。この平均値がしきい値(実験では4とした)よりも小さければ、窓内の画素の大半は黒い画素と判定できる。このとき、窓領域は顔でないとして判定し、この領域をスキップする。

窓内の濃淡平均値がしきい値より大きい場合には、顔が存在する可能性がある。そのときのみ、 B_I と B_C を計算し、その要素が不等式(10)と(11)を満たす場合、この窓の位置を顔領域の位置の候補とする。この過程を全画面の走査が終わるまで続ける。

窓の水平および垂直方向の移動ピッチはそれぞれ窓の幅と高さの1/3とした。したがって、ある顔領域は複数の窓で重複して抽出されるかもしれない。重複した抽出領域から一意的に顔部分領域を定めるため、前論文⁽¹⁰⁾に用いた手法で処理する。

4. 実験結果

4.1 顔テクスチャ特徴モデルの考察

図 4: 表 1 の実験で用いた画像の例
Variety of test samples
used in the experiments of table 1

不等式(10)と(11)におけるパラメータ w , $c_1(j)$, $c_2(j)$ を求めるために、20枚の顔画像のサンプルを用いて、実験を行った。これらの実験用のサンプルは10人の顔に対する顔画像である。顔の解像度は 16×20 画素程度であるから、 $M = 2$ と $N = 2$ とした。実験によって、前論文⁽¹⁰⁾による学習アルゴリズムは良好な収束性を示した。得られたパラメータは $w = 0.3$, $c_1(2) = 0.75$, $c_2(2) = 0.85$ であった。

顔テクスチャ特徴モデルの有効性を確認するため、人

表 1: 小さい領域に対する顔判定の実験結果
Experimental results for face identification
in small regions

test samples		rate determined as faces
case	number	
full facial img.	20	100%
2/3 facial img.	10	80%
1/2 facial img.	10	40%
1/3 facial img.	10	6%
nonfacial img.	50	4%

工的に作成した部分顔画像で顔の識別実験を行なった。サンプルは全顔、部分顔、顔なしの3種類の画像をI成分画像に変換したものである。部分顔は、顔部分の含有率によって2/3, 1/2, 1/3の3種類に分れる。このうち、4種類の例を図4に示す。

表1は、サンプル種類別の識別実験の結果を示している。表1には同時にサンプル数も示す。

表1に見られるように全顔のサンプルでは、見落とし率は0%であった。一方、非顔画像を顔として識別した割合(虚報率)は4%であった。また、部分顔を含むサンプルに対して、その識別率は画像中に含まれる顔の含有率の単調増加関数となった。

以上の実験結果から、顔の判断基準として、不等式(10)と(11)で構成した顔のテクスチャモデルが妥当であることが確認された。

4.2 顔抽出実験と結果の解析

以上に提案した手法の有効性を確認するために、合わせて20個の顔を含む複雑自然背景画像10枚を使い、顔抽出の実験を行った。この10枚の画像はパラメータの学習に用いた画像と別であり、未知サンプルセットである。

これらの実験用画像は日中の写真である。建物と樹などの屋外環境及び机と本棚などの室内環境のような情景を背景とする。また、これらの画像サンプルには、正面を向いた人物が画像中のいろいろな位置にあって、顔の大きさが 16×20 から 20×26 まで変化している。

実験の結果、10枚の画像中の18個の直立顔画像が正確に抽出された。しかし、傾斜顔2個のうち、見落としが1個ある。さらに、1枚の画像では、虚報が1個生じた。

図5にこの実験で用いた原画像と抽出結果の例を示す。図5で、白い枠は抽出した顔の領域を示す。図5(a)は、図1(b)に示したカラー室外自然情景のなかに、一つの顔がある場合の抽出結果で、顔の部分が正確に抽出されている。図5(b)の原画像では、カラー室内自然風景のなかに、3個の顔が含まれる。(c)に示すようにこのうち2個の直立顔の部分が正確に抽出された。しかし、傾斜顔を見落としした。さらに、1個の虚報が抽出された。細かく言うと、虚報部分は見落としした顔の一部を

(a resolution of image is 1142×738 pixels)

(a)

a original image

(a resolution is 213×113 pixels)

(b)

a detection result

(c)

図 5: 顔画像の抽出領域

Detected facial regions

(a) corresponds to the original image in Fig.1 (b)

含んでいるので完全な失敗とは言えないが、本論文では見落とし 1 個、虚報 1 個と数えた。

傾斜顔が見落とされた理由は、顔の傾きが大き過ぎて、本法の適用範囲から出たためと考えられる。

虚報は、少いことが望ましい。しかし、検出部においては、見落された顔画像は絶対に認識できないため、見落としが少いことが重要である。一方、虚報があったとしても、認識部で reject できる可能性があるため、多少の虚報は許されると考えて良い。その意味で、本実験結果は満足し得る。

カラー画像は白黒画像より顔抽出に対して有効であることを検証するために、顔抽出実験に使ったカラー画像を白黒画像に変換し、前の顔抽出手法により、これらの白黒画像における顔抽出を実行した。変換方法は R, G, B の単純平均である。図 6 は図 5(a) に使ったカラー画像から変換した白黒画像とこの白黒画像における顔抽出結果を示した。図 6 で分かるように、真の顔は正しく抽出されたが、虚報が 14 個生じた。

本手法の副次的な効果として、処理速度も向上される。I 成分画像に対して、窓内の平均濃度がある値より小さいとき、すぐスキップするので、SGLD 行列を計算する負荷は減り、処理速度が速くなる。図 6 に示した白黒画像に対する前手法の処理時間はカラー画像に対する本手法の時間の 5.5 倍になった。

この結果により、画像のカラー情報を正しく利用すれば、複雑自然情景からの顔の抽出の精度や速度の向上に有効であることが分かった。

図 6: 前手法による白黒画像からの顔抽出領域
Detected facial regions in monochrome image by the previous method

5. むすび

共起行列に基づく顔のテクスチャモデルを用いたカラー複雑自然背景画像からの低画質顔画像の抽出法を提案した。この方法では、カラー画像中の肌色の部分を強調する I 成分画像を構成し、この I 成分画像から SGLD 行列を計算し、その要素に対する二つの特徴パラメータ不等式を得た。これらの不等式を使って、顔の

テクスチャモデルを構成した。顔のテクスチャモデルに含まれるパラメータは訓練サンプルに対して実験で定めた。

本手法では、自然背景画像からの低画質顔の検出を目的としたため、 16×20 画素の大きさの窓で画像を走査し、上記不等式を満たす部分を顔候補として検出した。本実験で使用したサンプルでは顔の大きさは 16×20 画素～ 20×26 画素であった。

本手法を 20 個の未学習正面顔画像を含む 10 枚の自然情景画像からの顔検出に適用した。顔部分の大きさは 16×20 画素から 20×26 程度である。実験の結果、18 個の直立顔画像は全て正しく検出されたが、1 個の虚報と 1 個傾いた顔の見落としを生じた。ただし、この見落としは傾いた顔画像であり、虚報 1 個はこの見落された顔の一部を含んでいる。

このように、カラー情報を利用したことにより、直立顔については見落としがなく、虚報も少なくなることが分かった。さらに、非顔部分を早い段階で排除できたため、白黒画像の場合に比べて、顔の検出速度が 5.5 倍向上した。

今後の課題として、顔が回転したり傾いたりした場合に本法を拡張することが必要である。また、本手法は 16×20 画素程度の極めて粗い画像を対象としているが、逆に高分解能の画像には適用できないのではないかとこの疑問も残る。ただし、高分解能画像の場合には、低分解能に変換することは容易であり、本手法は適用可能であるが、大きさの変換比をいかに選ぶかは今後の課題である。本手法は、東アジア系人種には有効であり、当面日本国内で使用するには有効であろうが、その他の人種に対する検討は今後の課題である。

(平成 6 年 12 月 27 日受付、同 7 年 8 月 4 日再受付)

文 献

- (1) L.D.Harmon et al. "Automatic Recognition of Human Face Profiles", Computer Graphics and Image Precessing 6, pp. 135-156 (1977).
- (2) T.Kurita, et al. "A Face Recognition Method Using Higher Order Local Autocorrelation and Multivariate Analysis", The Proceedings of 11th International Conference on Pattern Recognition, pp.213-216, (1992).
- (3) S. Akamatsu, et al. "An Accurate Robust Face Identification Scheme", The Proceedings of 11th International Conference on Pattern Recognition, pp.217-220, (1992).
- (4) 小杉: "個人識別のための多重ピラミッドを用いたシーン中の顔の探索、位置決め、信学論 D-II, Vol. J77-D-II, No.4, pp.672-681(1994)
- (5) G. Yang, et al. "Human face detection in a complex background", Pattern Recognition, Vol. 27, No. 1, pp. 53-63 (1994).
- (6) V. Govindaraju et al. "A Computational Model for Face Location", Proceedings of ICCV'90, pp.718-721(1990).
- (7) M.Turk et al. "Face Recognition Using Eigenface", Proceedings of CVPR, pp.586-591, (1991).
- (8) R. M. Haralick, "Textural Features for Image Classification", IEEE Trans. on SMC, Vol. SMC-3, No.6, pp. 610-621 (1973)
- (9) Y. Dai, et al. "A Study of Face Recognition with Low Quality Images", The Proceedings of ICARCV'94, pp.1442-1446(1994), Singapore.
- (10) Y. Dai, et al. "Extraction of Facial Images from a Complex Background Using SGLD Matrices", The Proceedings of 12th International Conference on Pattern Recognition, I, pp.137-141(1994).

戴瑩

(学生員) 1988 年西安交通大学修士課程了。1988-1990 年西安交通大学助手、1991-1992 年華南理工大学講師。1993 年 4 月信州大学大学院工学系研究科博士後期課程入学、現在に至る。画像処理、パターン認識、特に顔画像認識、ニューラルネットワークなどに興味を持っている。

中野康明

(正員) 1961 年東京大学工学部卒。1963 年同大学院数物系研究科修士課程了。1963 年(株)日立製作所入社、中央研究所勤務。1989 年信州大学工学部情報工学科教授。日立製作所在職時には、音声合成・認識、ソナー信号処理、文字認識、文書理解などの研究開発に従事。現在は、パターン認識、特に手書きならびに印刷文字認識、顔画像認識、および意味ネットワークなど人工知能応用、ニューラルネットワークなどの研究に興味を持っている。IEEE Senior Member, 電子情報通信学会、情報処理学会各正員。工学博士。