

赤外線画像に二段階適応的しきい値と画像復元手法を適用した顔抽出

西野 聡 長峰 孝尚 大嶋 建次

Face Extraction Using Double Step Adaptive Threshold Method And Image Restoration Method to Thermography

Satoshi NISHINO, Takahisa NAGAMINE and Kenji OHSHIMA

あらまし 本論文では赤外線画像を用い、この画像に人物全体を抽出するためのしきい値と、顔抽出のためのしきい値とを二段階に適用しこれにより顔抽出を確実にした。さらに、抽出環境が変化しても、すなわち赤外線画像の場合は周囲温度変化が大きく影響するので、周囲温度が変化してもその状況に適応して人物抽出と顔抽出のためのしきい値が自動的に決定できるように、あらかじめ周囲温度変化に適応したしきい値をニューラルネットワークで学習させてシステムを構築した。また、赤外線画像中に人物と同じような発熱物体がある場合は、人物復元のためのニューラルネットワークにより人物のみを抽出する手法を取り入れてロバスト性を強化して、その有効性を確認した。

キーワード 顔抽出、赤外線画像、ニューラルネットワーク、画像復元、画像処理

1. まえがき

安定かつロバストな顔抽出手法は、セキュリティやロボットビジョンとしてその必要性が高まっている。

従来の顔抽出は、可視画像に対するテンプレートマッチングや、色情報を使用したりして行う手法[6]が検討されてきている。また、最近では皮膚と髪の色情報を用いて色彩画像から顔抽出を行う手法[4]や、多重構造ニューラルネットワークを用いた手法[5]が検討されている。前者の手法は、画像中に多人数の顔が存在していても抽出可能な点で優れているが、異った人種に適用するためには人種ごとに肌/髪の色モデルを用意する必要がある。また、同一人種でも髪を染めたり化粧の濃い顔や帽子をかぶっている場合は抽出できない。後者は入力の前処理としてエッジ処理が必要であり、また、顔サイズや位置の変動に対する許容範囲が約2割と、顔抽出に対する制約が大きい。

本論文ではこれらの手法とは全く異なる観点から、人物の持つ体温を利用して画像化することができる赤外線画像を、可視画像と併用することで人物の顔抽出を行った。このような赤外線画像から顔抽出を行う研究は見当たらない。

本手法では顔抽出をロバストに行うために、人物を抽出するためのしきい値と、顔抽出のためのしきい値を二段階に持ち、これにより顔抽出を確実にした。さらに、抽出環境が変化しても、すなわち赤外線画像の場合は周囲温度変化が大きく影響するので、温度変化に適応して人物抽出と顔抽出のためのしきい値が自動的に決定できるように、あらかじめ周囲温度変化に適応したしきい値をニューラルネットワークで学習させてシステムを構築した。また、人物の近くに人物と同じような発熱物体がある場合は、人物復元のためのニューラルネットワークにより人物のみを抽出する手法を取り入れて、よりロバスト性を強化した。また、本手法は人種や髪の色、および化粧の濃さに無関係に顔抽出が可能である。さらに対象人物が帽子をかぶっていた

り眼鏡をかけていても顔抽出が可能である。このように本手法は赤外線画像を利用しているために、被対象人物の種々の外見変化に対してもロバストに顔抽出可能である。

本論文の前半では、二段階のしきい値の構成と、人物復元法の内容について述べる。また、後半では本手法で用いた二つの手法を評価し、十分実用可能なことを示す。

2. 基本方針

赤外線画像は画素階調が温度値に対応するのでこのことを利用して、人物の体温付近のしきい値で画素を選択することで人物を抽出することが可能である。しかし、周囲温度は種々の条件により変動するので、この変化に適応してしきい値を自動的に決定できるようにする必要がある。したがってこのしきい値を適応的しきい値と呼び、その適応的しきい値（以下では単にしきい値と記す）はニューラルネットワークを使用して構築する。また、しきい値は二段階準備し、一段目は人物を抽出するためのしきい値で、二段目は顔抽出を目的とし、直接皮膚が露出している部分を抽出するためのしきい値である。この二段階のしきい値で、最初に人物を抽出して、この抽出された人物の重心を求める。次に、抽出された人物像に顔を抽出するためのしきい値を適用して人物の露出した部分を抽出し、抽出した人物像の重心から上の中で一番面積の大きい部分を抽出することで、顔を得る（以下この手法をしきい値法（: threshold method）と記す）。このようにしきい値を二段階にすることで、周囲温度の変化に対してロバストな顔抽出を実現する。

最初に、人物全体を抽出して、この抽出した人物全体のヒストグラムから二段目の顔抽出のためのしきい値をニューラルネットワークに学習させることを試行したが、良好な学習結果を得ることが出来なかった。これは人物を抽出した後のヒスト

グラムは狭い範囲の画素階調しか含んでいないので、ニューラルネットワークの学習データとしては不適当と考えられる。むしろ、学習データとしては適当にばらつき、さらに学習データに適合した乱数を含んでいるのが良いとされている。文献[3]によると、画像の学習データとしては画像全体のヒストグラムが良いとされている。そこで二つのしきい値のためのニューラルネットワーク入力として、共に同じ画像全体のヒストグラムを使用している。

また、しきい値法では人物と同程度の発熱物体（例えばパソコンやテレビのCRTなどがこれに相当する）が人物の近くにある場合はその物体も抽出してしまい結果として人物抽出が不可能になる。このような状況に対応するためにニューラルネットワークによる人物復元手法（以下復元法（: restoration method）と記す）を併用する。これにより、人物と同程度の発熱物体が人物の近くにある場合は人物の方を抽出することができ、ロバスト性を強化できる。

3. 二通りの人体抽出方法

3.1 適応的しきい値

本手法では、最初に人物と同じ温度値を持つ人物候補を抽出する。このために撮影した赤外線画像から人物候補を抽出するためのしきい値をニューラルネットワークで得る。人物抽出のためのニューラルネットワークによる適応的しきい値は図1に示すように、8ビットの0～255までの画像の階調の頻度、すなわち赤外線画像のヒストグラムを入力とした。この階調は、温度を表している。したがって、ニューラルネットワークに人物の周囲温度が変動したときに、どの温度範囲が人物かを学習させたのが、人物抽出の適応的しきい値である。人物抽出のためのニューラルネットワークは図1のニューラルネットワークで構成し、上限と下限のし

きい値の2つを出力する。

顔抽出のためのニューラルネットワークによる適応的しきい値は図2に示すように、人物抽出のためのニューラルネットワークと同じ赤外線画像のヒストグラムを入力とした。上限のしきい値出力を持つ図2のニューラルネットワーク一組と、下限のしきい値出力を持つ一組の計二組で顔抽出のための適応的しきい値を構成する。人物の露出部分は人物全体よりも温度が高いので、人物を抽出するためのしきい値よりは高い温度となる。このためのしきい値を学習させたのが顔を含む露出部分

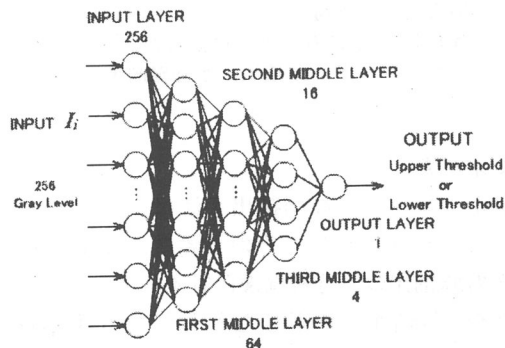


図2 顔抽出のための適応的しきい値ニューラルネットワーク

Fig.2 Neural network of adaptive threshold for face extraction.

を抽出するための適応的しきい値である。

図1及び図2の入力 I_i は全画素数76800（320×240画素）に占める各階調の画素数 L_i で式(1)に示すように正規化して入力し、出力は0～255の階調値で出

$$I_i = \frac{L_i}{76800} \quad (1)$$

$$0 \leq L_i \leq 76800$$

$$(i = 0, 1, 2 \cdots 255)$$

力される。人物を抽出するためのしきい値（以下、人物抽出しきい値と記す）を決めるニューラルネットワークと顔を抽出するためのしきい値（以下、顔抽出しきい値と記す）の学習パラメータを表1に示す。

表1. 学習パラメータ（しきい値法）

Table.1 Learning parameter of threshold method.

	Threshold for body extraction	Threshold for face extraction
Learning coefficient	1.0	1.0
Sigmoid function	$\epsilon = 0.4$	$\epsilon = 0.7$
Number of learning image	40[images]	77[images]
Number of learning times	20000[times]	200000[times]
Learning time	About 20hours	About 4 and a half hours (Upper) About 3 hours (Lower)
Average square error	0.03	0.015
Building method	BP method	BP method

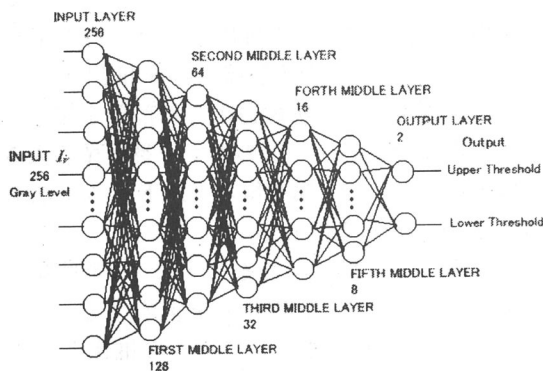


図1 人物抽出のための適応的しきい値ニューラルネットワーク

Fig.1 Neural network of adaptive threshold for person extraction.

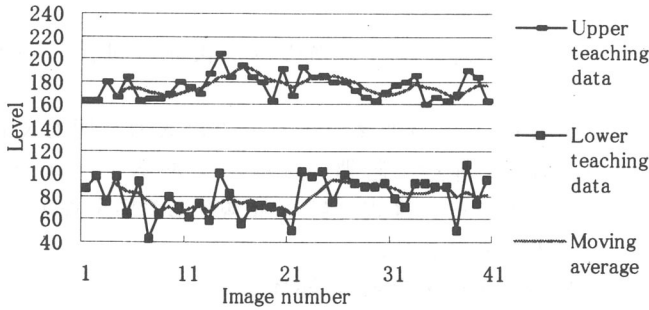
3.2 しきい値の学習能力

3.1で周囲温度に適応して適切にしきい値が決定されるように構築した適応的しきい値のためのニューラルネットワークが適切に構築されて機能するかを検証する。このために、各抽出しきい値のニューラルネットワーク構築後に、教師信号として与えたしきい値と構築後のニューラルネットワークか

$n = 41$: 人物抽出しきい値

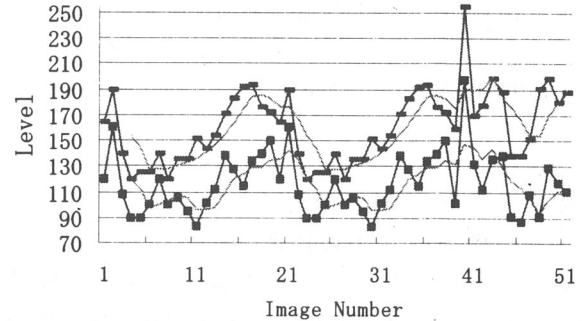
$n = 51$: 顔抽出しきい値

図3,4の結果から人物,顔抽出しきい値の2つとも構築後のニューラルネットワーク出力が教師信号の移動平均とほぼ同傾向になるように学習されていることがわかる。一般にニューラルネットワークに汎化能力を持たせるには、構築時に学習データ



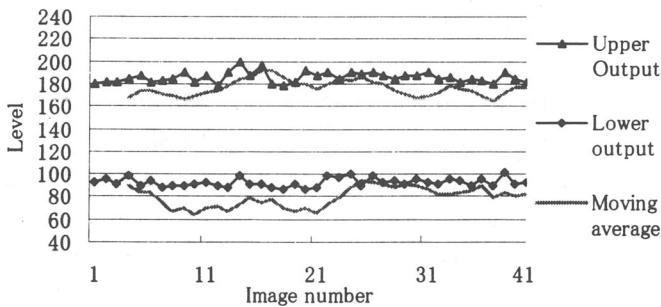
(a) 教師信号と教師信号の移動平均

(a) Teaching data with moving average of teaching data relationship



(a) 教師信号と教師信号の移動平均

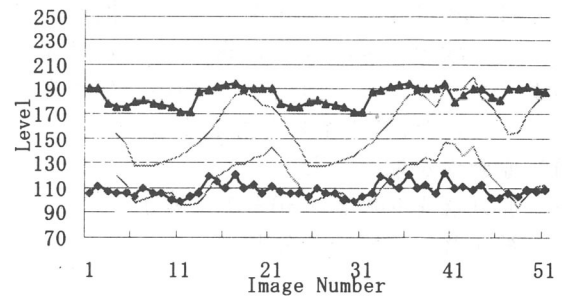
(a) Teaching data with moving average of teaching data relationship



(b) 出力値と教師信号の移動平均

(b) Output data with moving average of teaching data relationship

図3 人物抽出しきい値ニューラルネットワークの学習結果
Fig.3 Learning results of adaptive threshold for person extraction.



(b) 出力値と教師信号の移動平均

(b) Output data with moving average of teaching data relationship

図3 顔抽出しきい値ニューラルネットワークの学習結果
Fig.3 Learning results of adaptive threshold for face extraction.

ら出力されたしきい値とを対応してグラフ化した結果を図3,4(a)に示す。なお、各しきい値の教師信号は各画像で目視により適正に人物または顔が抽出できる階調値(0~255)を選択した。また、学習結果を教師信号と比較する目的で教師信号の移動平均を取ったものと構築後のしきい値出力を対応したものを図3,4(b)に示す。一般に移動平均の横軸は時間であるが、ここでは時間により周囲温度などの環境条件の変化を、周囲温度や人物が変化した画像に置き換えることで、模擬的に行った。したがって、図3,4では横軸に各画像を取っている。ここで、移動平均値 Ti は各画像の階調値を x_i とすると式(2)のようにして行った。

$$Ti = \frac{x_i + x_{i-1} + x_{i-2} + x_{i-3}}{4} \quad (2)$$

$$i = 4, 5, 6 \dots n$$

に適切な乱数を付加すると効果があるといわれている。図3,4(a)の教師信号は乱数的に上下して、図3,4(b)のニューラルネットワーク構築後の上下限しきい値の出力が教師信号の移動平均と同傾向に出力されている。このことで前述したことが実証されていると見ることができる。

図3から人物抽出しきい値幅は約90~100、図4から顔抽出しきい値幅は80~90であることがわかる。ここで人物抽出しきい値の下限値を P_L 、および顔抽出しきい値の下限値を F_L とすると式(3)が成立する。

$$P_L < F_L \quad (3)$$

人物は露出部分の顔よりも温度範囲が広く、顔は直接皮膚が露出しているため人物全体を抽出するためのしきい値の範囲よりも下限値は高い階調値(温度値)にあることが必要である。式(3)はこの条

件を満足している。このことから、適切にニューラルネットワークによりしきい値が決定されていることがわかる。

3.3 人物復元ニューラルネットワーク

しきい値法では、人物の周囲に人物と同程度の発熱物体が存在すると人物と発熱物体の両方を抽出してしまい、その結果顔抽出不可能となる場合がある。これに対処する目的で、ある位置範囲であれば人物と同程度の面積の発熱物体が存在しても人物のみを復元する考え方を採用し、この復元、すなわち、抽出はニューラルネットワークにより行った。

人物を復元するためのニューラルネットワークの構成と考え方を図5に示す。このニューラルネットワークの構築後、入力には被復元画像の各座標の画素階調となり、出力も同じく画像の各座標の階調である。しかし画像の座標は76800(320×240)画素存在するのでこれを一度にニューラルネットワークの入出力として使用するのとは不可能である。また、このニューラルネットワークは正確に細部を復元する必要はなく、人物を大まかに抽出、すなわち重心を検出できる程度に復元できればよい。このようなことから、図5に示す順序で処理を行う。以下(1)～(7)は図5の番号と対応する。

- (1) 原画像を取り込む。
- (2) 原画像を40画素×30画素に縮小。
- (3) 縮小後、画像を5分割。

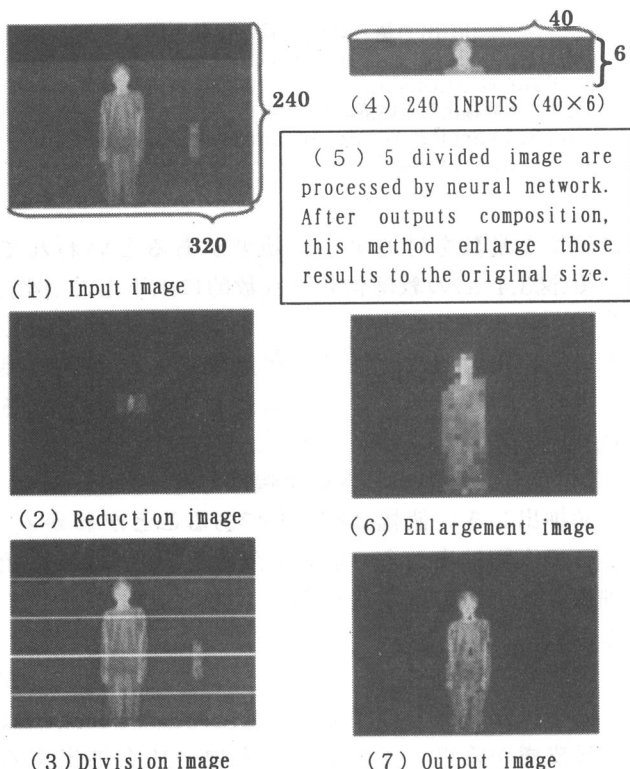


図5 人物復元処理の流れ

Fig. 5 Flow of person restofation processing.

(4) 1つの画像を240画素(40×6)としてニューラルネットワークの入出力として扱うことが可能な規模にする。このニューラルネットワークの構成を図6に示す。

(5) 5つのニューラルネットワークで処理。

(6) ニューラルネットワークの5出力を接合後もとの大きさに拡大。

(7) 復元画像を二値化し原画像とANDをとり修正する。

以上の処理により人物のみが復元（抽出）される。

図6のニューラルネットワークは入力と同じく出力は各々の座標の階調（温度）である。ニューラルネットワークは式(4)で正規化した値を各ユニットの入力 I_i とした。

学習パラメータを表2に示す。

表2. 学習パラメータ（復元法）

Table.2 Learning parameter of person restoration method.

	Person restoration
Learning coefficient	1.0
Sigmoid function	$\epsilon = 0.7$
Number of learning image	100[images]
Number of learning times	20000[times]
Learning time	About 1 and a half hours
Average square error	0.01
Building method	BP method

3.4 復元法の復元能力

復元法では、前述したように正確に人物像を復元できなくても、人物の重心が求まる程度に復元できればよい。したがって、図6のニューラルネットワーク5組で構成される復元法の処理が、人物の重心が求まる程度に復元能力があるか評価した。その結果の一部を図7に示す。

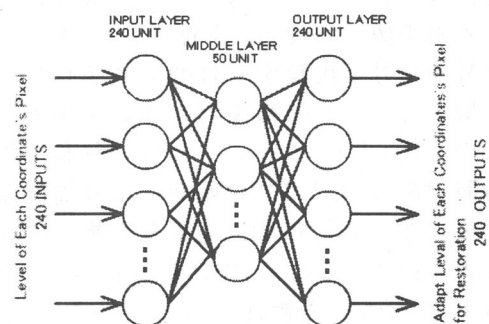


図6 人物復元のニューラルネットワークの構成

Fig. 6 Neural network for person restoration.

図7から復元された画像の階調は正確には復元されてはいないが、ヒストグラムを見ると入力画像

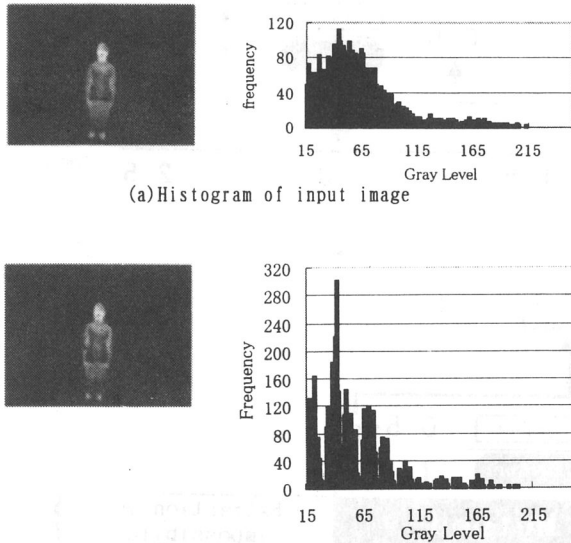


図7 人物復元能力
Fig.7 Person restoration ability.

の全階調に渡って復元されている。また、図7(b)の復元された出力画像を見ると、ほぼ人物の全体像が復元されていることから、要求に十分答えていることがわかる。本手法は画像の位置情報を得るのが目的であるので階調が正確に復元されていなくても差し支えない。

3.5 しきい値法と復元法の欠点と利点

図8にしきい値法が有効な場合と復元法が有効な場合を示す。図8(a)は(1)の入力画像内に人物よりも面積の大きい発熱物体があるので、(2)の復元法が有効で、(3)のしきい値法の適用結果画像では発熱物体を抽出してしまった例である。図8(b)は意図的に画像の中心から大きく外れたところに人物を入れた。その画像を復元のためのニューラルネットワークに入力した結果が(2)であり、出力画像は全く得ら

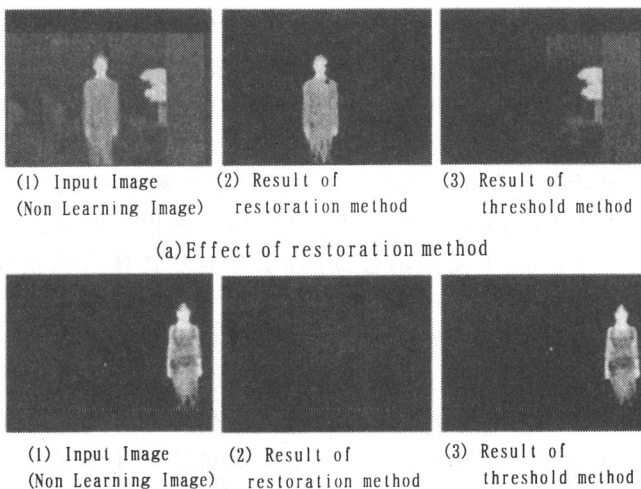


図8 しきい値法と復元法の特徴
Fig.8 Character of threshold method and restoration method.

れていない。この例からわかるように復元法では人物が学習させた位置から大きく外れると復元されないことがわかる。反対にこの場合はしきい値法で(3)のように人物が抽出されている。

しきい値法では人物が画像中のどの位置に居ても人物抽出、すなわち顔抽出が可能であるが、人物よりも面積の大きい発熱物体が存在する場合は発熱物体の方を抽出してしまう。一方復元法では発熱物体を除去できるが、その能力は人物の居る位置に依存する。これは復元法では、画像の中央部に人物が居る場合を学習データとしてニューラルネットワークを構築せざるをえなかったためである。その結果人物が画像の端に居る場合は復元できない。

3.6 復元法適用の判定

3.5で述べたしきい値法と復元法の欠点を補うために、この二つの方法を発熱物体の有無とその大きさにより選択して実行する。

しきい値法では一段目の人物抽出しきい値適用後、一番大きな発熱物体を人物とするので、基本的な方針として人物よりも大きな発熱物体がある場合には復元法でこの事態を回避できるようにする。そのために、一段目の人物抽出しきい値で発熱物体（この段階では人物か物体かは特定できない）を抽出後、一番面積の大きい発熱物体の面積を F 、二番目に大きな面積ものを S としてこの比 $S/F=r$ を取る。その結果 $r=0.5$ の場合は人物の2倍の発熱物体か、人物の半分の発熱物体が存在することを示す。また、 $r=1$ の場合は人物の大きさと同じ大きさの発熱物体が存在することを示す。これらから、 $0.5 \leq r \leq 1$ の場合は人物の大きさの半分から2倍の大きさの発熱物体が赤外線画像内に存在することがわかる。以上のことから、しきい値法と復元法の適用範囲をまとめると図9のようになる。

この図9から、 $r < 0.5$ の場合はしきい値法を、 $0.5 \leq r \leq 1$ の場合は復元法を選択すれば両者の利点を生かせることがわかる。

4. 顔抽出処理の流れ

4.1 可視画像の位置補正

本手法では赤外線画像から顔部分を抽出した後に、最終的に可視画像から顔抽出を以下の手順で行う。

- (1) 赤外線画像の顔抽出画像から、顔抽出画像の一番高い高さを求める。
- (2) 顔抽出画像の重心を求める。
- (3) 重心を中心に一辺が(1)で求めた高さを辺とする正方形を形成する。この時、正方形内は“1”、他は“0”の二値化処理を行う。

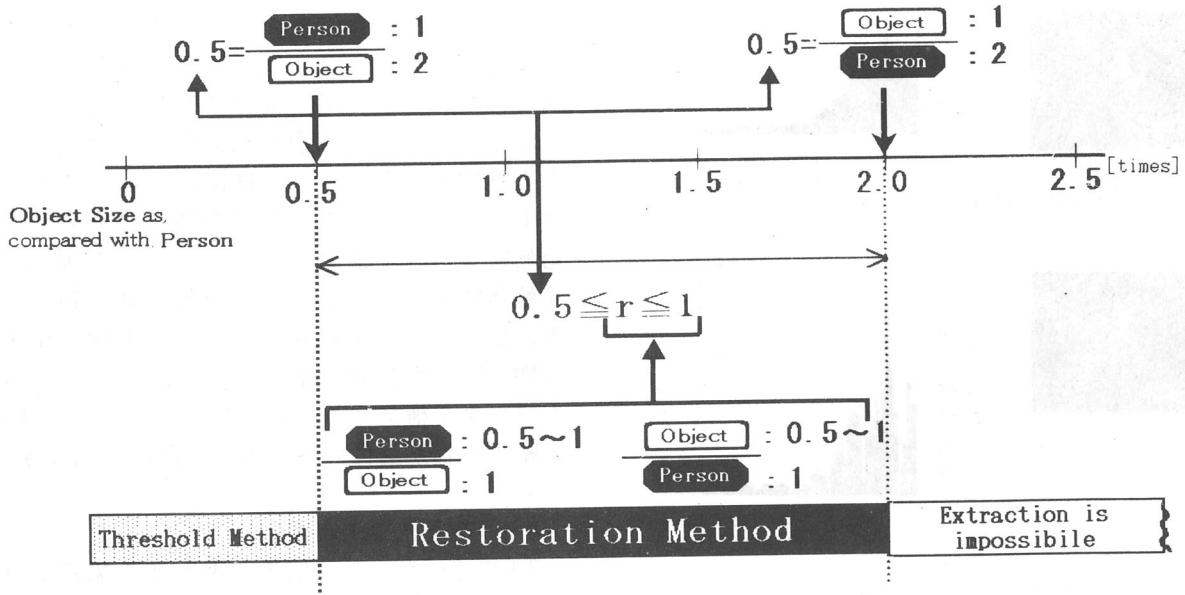


図9 復元法の適応範囲
Fig.9 Applicable range of restoration method.

(4) (3)の正方形と可視画像とのANDをとり、顔抽出画像を作成する。

しかし、本手法では図10のように赤外線カメラと可視画像カメラを水平方向に横へ並べて撮影して、最初に赤外線画像で顔部分を抽出し、この部

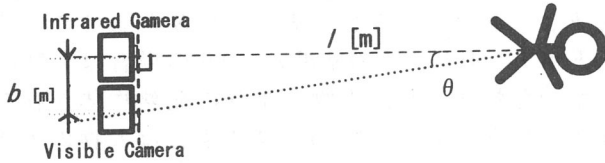
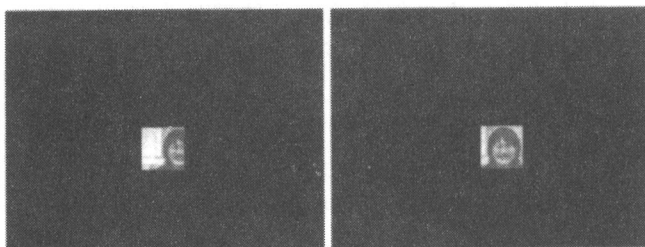


図10 人物とカメラの位置関係図

分を可視画像に当てはめ顔抽出画像を得るので、人物に対する赤外線カメラと可視画像カメラ間の角度 θ が図10に示すようになる。したがって、そのまま赤外線画像の抽出位置を可視画像に適用すると水平方向にずれが生じる。このずれを次の方法で補正する。

図10からカメラ間距離を $b[m]$ ($=0.3[m]$: 一定) とすると

$$b = l \tan^{-1} \theta \quad (5)$$



(a) Before correction process (b) After correction process

図11 顔抽出位置補正結果

Fig.11 Result of position correction.

の関係が求まる。ここで θ を求めることなく、カメラ人物間距離 $l[m]$ と画像上 (320×240 [画素]) との関係で水平補正距離 y [画素] を決定する。カメラ人物間距離が異なる15枚の画像に対して実験的に適正な補正を行って求めた y と l をプロットした値に対して回帰直線を求めた結果が式(6)である。

$$y = 0.115l - 83 \quad (6)$$

なお式(6)は赤外線画像で抽出した正方形の中心から右側へ y [画素] 移動して可視画像へ当てはめることを示す。この結果を適用して補正した画像を図11に示す。

4.2 顔抽出処理

図12に、顔抽出処理の全体の流れを示す。最初に画像に人物抽出しきい値を適用すると、人物、あるいは人物とその近くにある発熱物体が抽出される。この抽出画像にラベリング処理を適用して、抽出画像の面積を求める。その後、人物候補と発熱物体候補の面積比 r をとり、その比 r が $0.5 \sim 1$ の間にある場合は人物の $0.5 \sim 2$ 倍の大きさに当たる発熱物体が存在するので人物復元法を適用する。

r が 0.5 未満の場合はしきい値が選択される。この r が 0.5 未満の場合は図9より発熱物体の面積が人物の半分以上のときである。しきい値法では一番大きい面積の物体を人物として抽出するので、この値の場合はしきい値法が有効である。

また、図9より人物の面積の2倍を超える発熱物体が存在するとき本手法では顔抽出は不可能となるが、現実にはこのような状況はないと考えられる。

次の(1)~(5)および<1><2>は図12の同じ番号に対応する。

1. しきい値法が選択された場合

- (1) 抽出人物の重心を求める.
- (2) 人物抽出赤外線画像に顔抽出しきい値を適用ただし,この段階で手足も抽出する場合がある.
- (3) 人物の重心よりも上の人物抽出部の一番面積の大きな部分を顔として残す.その後顔部分を“1”,他は“0”とする二値化処理を行う.:顔抽出
- (4) 顔抽出部分の重心を求め,この部分を中心に正方形を生成して,可視画像とのANDをとる.この場合も二値化処理を行い,正方形内は“1”,他は“0”とする.
- (5) 赤外線カメラと可視カメラの位置ずれを考慮して顔全体が入るように正方形で可視画像から抽出する:位置補正

2. 復元法を選択した場合

しきい値法と異なるのは次の<1><2>で,対象となるのが人物復元画像であることである.

<1>人物復元画像の重心を求める.

<2>人物復元画像に顔抽出しきい値を適用.

<1><2>で人物復元画像を利用した後はしきい値法と同じく(3)~(5)を適用する.

4.3 顔抽出結果と考察

本手法は,二段階適応的しきい値と人物復元の二通りの手法を組み合わせシステムを構築している.しかし,これらの特性は個々に異なる.具体的にはしきい値法は画像中の人物の位置には関係なく人物抽出が可能であるのに対し,復元法では人物が画像中のどの位置に存在するか,また人物の大きさに依存して復元能力が発揮される.このようなことから,画像中の人物の位置,大きさ,発熱物体の有無により本システムの顔抽出能力を検証した結果を図13に示す.この図13から人物が帽子をかぶっていても,また顔が横を向いていても顔抽出可能なことがわかる.また,図13(c)から人物が眼鏡をかけ,かつ人物よりも大きな発熱物体がある場合でも本システムでは復元法が適用されて顔抽出可能であることがわかる.したがって,種々の環境変化にロバストなシステムが実現できたことが図13から確認できる.

本論文では,人物の外見や姿勢を変えた未学習の60人/60枚の画像に対して顔抽出を行い,100%の顔抽出率を得た.

5. しきい値法と復元法の評価及び顔抽出の限界

5.1 しきい値の汎化能力

3.2よりしきい値は,入力画像に適応して適正に決定されているのがわかった.また図13の結果面

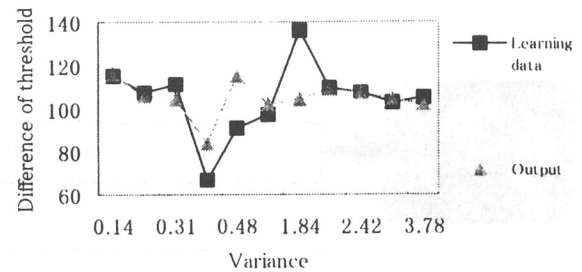


図14 人物抽出適応的しきい値の汎化能力

Fig.14 Adaptive ability of threshold for person extraction.

像からしきい値が有効に機能しているのが確認できた.

ここではしきい値の幅は,周囲環境(この場合は周囲温度)に対応してどのように変化するか,周囲温度の変化,すなわち被抽出対象の赤外線画像の分散に対して適切に対応できるのかを検討した.この目的で未学習の抽出対象画像で顔抽出が成功した画像と既学習画像のヒストグラムの分散と,しきい値幅の関係を図示したのが図14である.図14から分散が変化するとそれに対応して未学習画像のしきい値幅も既学習画像の場合と同傾向で変化しているのがわかる.これにより本手法のしきい値が画像階調,すなわち,温度分布に適応しながら,未学習の被抽出対象画像に対しても適正に適応してしきい値を設定していることがわかる.

5.2 復元法の限界

発熱物体が人物の半分から二倍の大きさまでの場合は復元法が適用されるが,この能力を検証する.この手法のためのニューラルネットワークは画像の位置の階調を学習して構築されるので,学習画像の人物の大きさと入力画像中の人物の大きさが異なると正しく復元されないことが予想される.このようなことから学習画像の人物から復元対象人物がどの程度まで異なることが許容されるか検証した.

具体的には,入力画像の人物の大きさが変わった場合にどの程度復元能力があるかを検証した結果をまとめたのが図15である.図15から人物の位置が基準範囲(Standard,学習時の人物位置)から大きく外れなければ人物の大小がかなり変化しても復元可能なことがわかる.また,図15の最小人物面積(Minimum)から最大人物面積(Maximum)までの20通りの画像に対して次式(7)により復元率を求めた.その結果は平均82.4%であり,十分な復元能力があることがわかった.

$$\text{復元率} = \frac{\text{復元画像画素数}}{\text{入力画像画素数}} \times 100 [\%] \quad (7)$$

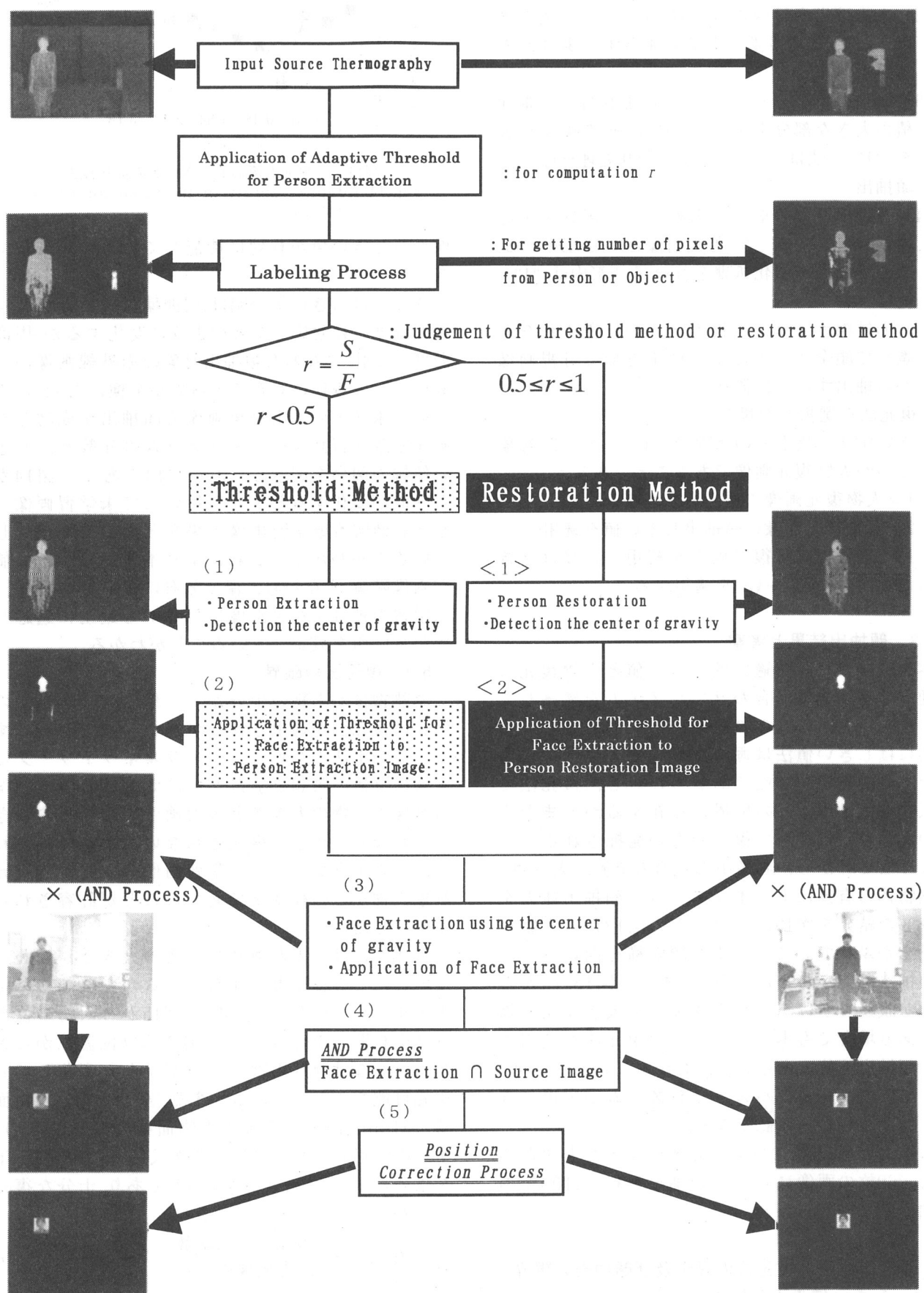


図12 顔抽出の流れ
Fig.12 Flow of face extraction.

赤外線画像に二段階適応的しきい値と画像復元手法を適用した顔抽出

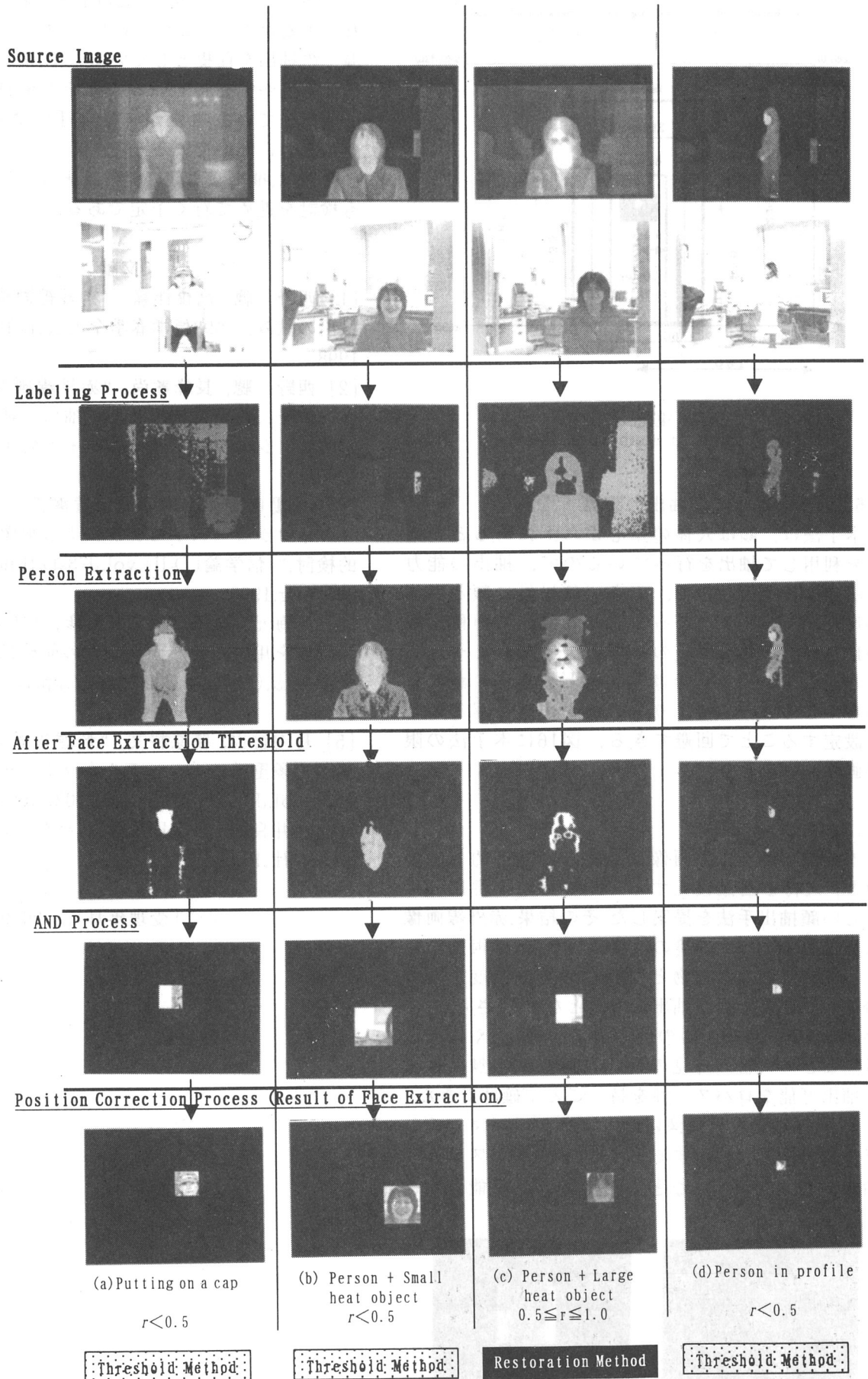


図13 種々の顔抽出結果
Fig.13 Results of face extraction.

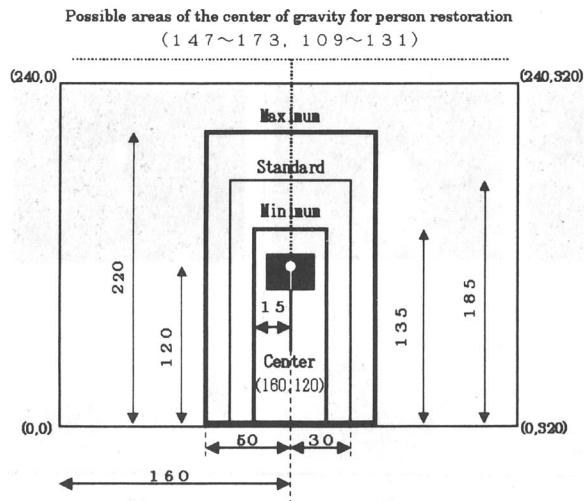


図15 復元法の限界
Fig.15 Limit of restoration method.

5.3 重心による顔抽出の限界

本手法は、顔は人体の重心から上にあるとの条件を利用して抽出を行っているので、抽出の能力を決定する要素として、しきい値以外に顔と人体の比率がある。したがって、顔と身体の面積比率が1:2以下の場合顔の下部が欠けてしまう。しかし、このような場合はカメラと被写体の距離をあらかじめこの条件よりも人物が小さく写るように設定することで回避できる。図16に本手法の限界画像の例を示す。

6. むすび

本論文では赤外線画像に二段階に適応的しきい値と、人物を画像復元する二つの手法を併用した新しい顔抽出手法を提案した。その結果、赤外線画像に影響をおよぼす環境の温度変化や、赤外線画像にとって障害となる人物と同程度の発熱温度をもつ物体が存在しても顔抽出が可能となった。さらに、本手法は人種、髪の色、顔の向き、化粧や眼鏡や帽子の有無などの人物の外見の変化に対しても無関係に顔抽出可能なロバスト性を持つことが確認できた。

また、従来の可視画像に対してパターンマッチングや肌色情報を利用する手法は、本人がシステムの前にいなくても写真などで代用できる可能性があ

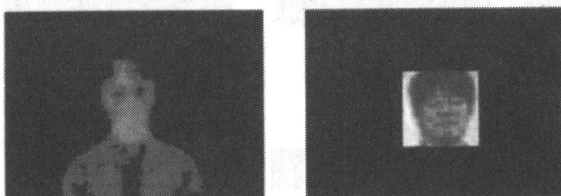
り、セキュリティの面で、他の手法を組み合わせなければ不安がある。これに対して、本手法は人物の体温での抽出を前提としているので、抽出システムの前に本人が実在していることをも顔抽出と合わせて検出している。したがって、本手法はセキュリティシステムに向いている。

今後は、抽出した顔の赤外線画像の応用についても検討を進めて行く予定である。

<文献>

- [1] 西野 聡, 高橋伴嘉, “赤外線画像による人物抽出の試み,” 1998信学春季全大会, D-12-145, March. 1998.
- [2] 西野 聡, 長峰孝尚, “赤外線画像に適応型しきい値を二段階に適用した顔抽出の試行,” 1999信学情報・システムソサイエティ大会, D-12-40, Sept. 1999.
- [3] 馬場口登, 山田耕児, 黄瀬浩一, 手塚慶一, “コネクションリストモデルによる画像2値化の実験的検討,” 信学論(D-II), vol.J73-D-II, no.8, pp.1281-1287, Aug.1990.
- [4] 呉海元, 陳謙, 谷内田正彦, “ファジイパターン照合を用いた色彩画像からの顔検出システム,” 信学会誌, (D-), vol.J80-D-, no7, pp.1774-1785, July.1997.
- [5] 丹内哲也, 荻原将文, “形態視系の情報処理に基づく多重構造ニューラルネットワーク,” 信学論, (D-), vol.J82-D-, no4, pp.694-702, April.1999.
- [6] 白井良明, 谷内田正彦, “パターン情報処理,” オーム社, 1998.

「受理年月日 2000年9月26日」



(a) Person extraction (b) Face extraction

図16 顔抽出可能な人物の大きさの限界

Fig.16 Limit person size for face extraction.